
LISTE DES SYMBOLES	1
INTRODUCTION GENERALE	5
CHAPITRE I : MICRORESEaux INTELLIGENTS AVEC MOYEN DE STOCKAGE	9
1 Introduction	10
2 Contexte énergétique.....	10
2.1 Consommation et mix énergétique	10
2.2 Ressources fossiles limitées et transition énergétique	13
2.3 Gestion du réseau électrique	16
2.3.1 Intégration limitée des Enr	16
2.3.2 Emergence des Smart Grids	18
2.4 Stockage d'énergie	20
2.4.1 Verrous économiques.....	20
2.4.2 Verrous réglementaires	22
3 Position du problème étudié	23
3.1 Microréseaux intelligents multi-sources avec stockage raccordés au réseau centralisé ...	23
3.1.1 Champs d'application des Smart Grids.....	23
3.1.2 Différents types de microréseaux	24
3.1.3 Projet Smart ZAE	25
3.2 Gestion du microréseau	26
3.2.1 Contexte tarifaire	26
3.2.2 Stratégie de gestion choisie	28
4 Gestion des flux d'énergie.....	29
4.1 Modélisation des systèmes.....	29
4.2 Planification et contrôle hiérarchique	30
4.3 Algorithmes de planification pour système multi-sources.....	31
4.3.1 Résolution pas à pas de la mission	32
4.3.2 Résolution globale de la mission.....	33
5 Dimensionnement d'installations	35
5.1 Conception Optimale	35
5.2 Faire face à la complexité	36
5.3 Aperçu de l'approche développée dans la thèse	38
6 Conclusions	39
CHAPITRE II :MODELISATION DU MICRORESEAU.....	41
1 Introduction	42
2 Modélisation du microréseau	42
2.1 Représentation sous forme de graphe	42
2.2 Equations de fonctionnement.....	44

2.2.1	Matrice d'adjacence et mise en équation générique.....	44
2.2.2	Degrés de liberté et résolution des équations.....	46
3	Modélisation des entrées du problème	47
3.1	Profils de consommation	47
3.1.1	Données de consommation sur site	47
3.1.2	Construction des prévisions et des réalisés	48
3.2	Profils de production.....	49
3.2.1	Modèle de panneaux photovoltaïques et données solaires	49
3.2.2	Constructions des prévisions et des réalisés	52
3.3	Politique tarifaire	53
4	Modélisation du stockage inertiel.....	55
4.1	Volants d'inertie	55
4.2	Exploitation des données constructeurs	56
4.3	Implémentation du modèle	58
4.3.1	Mise en œuvre pour un stockage inertiel de puissance quelconque	58
4.3.2	Simulation de performances.....	59
5	Modélisation du stockage électrochimique	60
5.1	Accumulateurs Li-Ion	60
5.2	Modélisation de l'accumulateur.....	62
5.2.1	Modèle de Shepherd.....	62
5.2.2	Identification des paramètres du modèle.....	64
5.2.3	De la cellule à la batterie	67
5.3	Modèles de vieillissement des accumulateurs	68
5.3.1	Vieillessement des accumulateurs Li-ion- phénomènes et modélisation	68
5.3.2	Modèle avec de comptage de cycles	69
5.3.3	Modèle à énergie échangeable	71
5.3.4	Comparaison des modèles	72
6	Conclusions.....	74
CHAPITRE III : ALGORITHMES POUR LA GESTION DU MICRORESEAU		77
1	Introduction	78
2	Planification off-line	79
2.1	Mise en forme du problème	79
2.1.1	Optimisation en flux d'énergie	79
2.1.2	Expression du coût et des contraintes	80
2.1.3	Journée test de base	83
2.2	Algorithmes de planification globale des trajectoires de consignes	84
2.2.1	Programmation quadratique Séquentielle (SQP)	84
2.2.2	Algorithme Génétique avec nichage – Clearing (CL).....	85
2.2.3	Algorithme Clearing hybride (CLh)	86
2.2.4	Optimisation par Essaims Particulaires (PSO)	87
2.3	Algorithmes de résolution « pas à pas » des trajectoires de consignes globales.....	89

2.3.1	Programmation Dynamique (DP).....	89
2.3.2	Programmation Dynamique auto-adaptative (DPa).....	92
3	Résultats de planification off-line : comparaison d’algorithmes	94
3.1	Optimisation avec volant d'inertie et prise en compte des contraintes réseau	94
3.1.1	Comparaisons des algorithmes	94
3.1.2	Etudes des coût et profils optimaux retenus	98
3.2	Optimisation avec volant d'inertie et prise en compte de la puissance souscrite	101
3.2.1	Journée test considérée	101
3.2.2	Résultats obtenus	101
3.3	Optimisation avec une batterie Li-ion et prise en compte des contraintes réseau.....	103
3.3.1	Modification de la fonction coût	103
3.3.2	Résultats avec contraintes réseau pour le modèle de vieillissement batterie à comptage de cycles.....	105
3.3.3	Résultats avec contraintes pour le modèle de vieillissement batterie à énergie échangée.....	106
4	Correction on-line des consignes	109
4.1	Position du problème	109
4.1.1	Prise en compte des erreurs entre prévisions et réalisés.....	109
4.1.2	Mise en place d'une bande de tolérance autour de l’engagement prévu	109
4.2	Procédure de correction on-line	111
4.2.1	Algorithmes on-line.....	111
4.2.2	Prise en compte des délestages	113
4.2.3	Procédure globale et critères de qualité.....	114
4.3	Résultats de simulation	115
5	Conclusions	118

CHAPITRE IV : REDUCTION DU TEMPS DE CALCUL POUR LA BOUCLE DE GESTION OFF-LINE.....121

1	Introduction	122
2	Résolution de la planification par programmation linéaire	123
2.1	Programmation Linéaire et problème de gestion des microréseaux	123
2.2	Mise sous forme linéaire du problème de gestion off-line.....	123
2.2.1	Hypothèses simplificatrices pour le modèle du microréseau	123
2.2.2	Construction de la fonction coût.....	125
2.2.3	Construction des contraintes	125
2.3	Réparation des consignes issues de la LP	127
2.3.1	Dépassements des contraintes.....	127
2.3.2	Adaptation des références.....	128
2.4	Essais sur une journée test avec stockage inertiel et contraintes réseau	131
3	Modification du problème linéaire.....	133
3.1	Robustesse de la procédure LPr	133
3.2	Rendement non linéaire pour le stockage	133

3.2.1	Introduction de variables supplémentaires.....	133
3.2.2	Mise en forme du problème linéaire	134
3.2.3	Essais sur la journée test.....	136
3.3	Prise en compte des dépassements de puissance souscrite	137
3.3.1	Mise en forme du problème	137
3.3.2	Résolution sur une journée test.....	138
4	Redéfinition du problème pour un stockage électrochimique.....	140
4.1	Prise en compte du vieillissement batterie.....	140
4.1.1	Expression linéaire de l'usure.....	140
4.1.2	Modification de la fonction coût pour la LP.....	141
4.2	Résultat obtenus pour une journée test avec contraintes réseau	141
5	Simulation de profils longs et études de cas	143
5.1	Horizons de planification élargis et complexité de résolution par LP	143
5.2	Résolution de mission à l'année	144
5.2.1	Comparaison entre une optimisation par LPr et DPa	144
5.2.2	Etudes de différents dimensionnements pour un cas avec volant.....	146
5.2.3	Etude avec batterie et contrainte de sollicitation.....	147
5.3	Impact des différents coûts d'investissement.....	149
5.4	Respect du rang avant et après réparation des consignes (PL et PLr)	152
6	Conclusions	153
CHAPITRE V : DIMENSIONNEMENT OPTIMAL DU MICRORESEAU		155
1	Introduction	156
2	Problème de dimensionnement	157
2.1	Fonction objectif et données d'entrée	157
2.2	Ajout de variables et domaine de recherche global	158
2.3	Etude de sensibilité par plans d'expériences.....	159
3	Algorithme de dimensionnement optimal	160
3.1	Optimisation par surface de réponse (RSM).....	160
3.2	Interpolation par Krigeage	162
3.2.1	Notion de variogramme	162
3.2.2	Equations de Krigeage	165
3.2.3	Exemples 1D et 2D.....	167
3.3	Algorithme Efficient Global Optimization (EGO)	169
3.3.1	Maximisation de l'« amélioration espérée ».....	169
3.3.2	Exemples 1D et 2D.....	170
3.3.3	Dimensionnement à trois variables du microréseau	173
3.3.4	Dimensionnement du microréseau à cinq variables.....	174
3.3.5	Fonction objectif plate	175
4	Dimensionnements pour un cas avec volants d'inertie	176
4.1	Contexte d'achat actuel.....	176
4.1.1	Optimisation à un seul paramètre E_{nom}	176

4.1.2	Optimisation à deux paramètres E_{nom} et P_{PVnom} (P_s fixé à 156 kVA).....	178
4.1.3	Optimisation à deux paramètres E_{nom} et P_s (P_{PVnom} fixé à une valeur nulle).....	179
4.1.4	Optimisation à deux paramètres P_{PVnom} et P_s (E_{nom} fixé à une valeur nulle).....	180
4.1.5	Optimisations à trois et cinq paramètres	181
4.2	Augmentation des tarifs d'achat	182
4.2.1	Optimisation à un seul paramètre E_{nom}	182
4.2.2	Optimisation à deux paramètres E_{nom} et P_{PVnom}	183
5	Redéfinition du problème de dimensionnement	185
5.1	Valorisation par l'effacement	185
5.1.1	Modélisation et rétribution des effacements.....	185
5.1.2	Dimensionnement sous contraintes.....	186
5.1.3	Optimisation à un seul paramètre E_{nom}	187
5.1.4	Optimisation à deux paramètres P_{PVnom} et E_{nom}	188
5.2	Optimisation du contexte tarifaire	190
5.2.1	Etude à configuration fixe	190
5.2.2	Résultats obtenus	191
5.3	Optimisation pour un cas avec batterie Li-ion.....	192
5.3.1	Intégration du coût batterie	192
5.3.2	Résultats obtenus	193
6	Conclusions	196
	CONCLUSION GENERALE	199
	ANNEXES	205
	Annexe A : Données constructeurs pour les modules solaires	206
	Annexe B : Données constructeurs pour les éléments Li-ion.....	208
	Annexe C : Modèle de vieillissement par énergie échangeable pondéré pour les accumulateurs Li-ion	212
	Annexe D : Performances des algorithmes d'optimisation off-line sur les journées tests.....	216
	Annexe E : Influence des erreurs d'estimations prévisions/réalisés sur les performances du suivi de profil on-line	224
	Annexe F : Mise en forme du problème MILP pour un cas avec volant d'inertie	228
	Annexe G : Profils supplémentaires de production/consommation	230
	Annexe H : Etude de sensibilité par plans d'expériences	232
	Annexe I : Tirage aléatoire de points par hypercubes latins	237
	Annexe J : Paramètres de contrôle de l'interpolation par Krigage.....	239
	Annexe K : Performance discutable de l'EGO sur des fonctions test.....	241
	REFERENCES.....	253

LISTE DES SYMBOLES

P_{conso}	: Profil de consommation	en kW
P_{prod}	: Profil de production	en kW
P_a	: Flux au niveau du compteur achat	en kW
P_v	: Flux d'énergie au niveau du compteur vente	en kW
P_s	: Puissance souscrite	en kVA
C_a	: Profil pour les tarifs d'achat	en €/kWh
C_v	: Profil pour les tarifs de vente	en €/kWh
C_{dep}	: Pénalités de dépassements de puissance souscrite	en €/h
P_{res}	: Puissance soutirée (ou injectée) au réseau	en kW
P_{res_min}	: Profil pour la limite inférieure de P_{res}	en kW
P_{res_max}	: Profil pour la limite supérieure de P_{res}	en kW
P_{st}	: Flux au niveau du stockage	en kW
P_{st_min}	: Puissance maximale en charge du stockage	en kW
P_{st_max}	: Puissance maximale en décharge du stockage	en kW
SOC	: Etat de charge du stockage – <i>State Of Charge</i>	en %
SOC_{min}	: Limite inférieure en état de charge	en %
SOC_{max}	: Limite supérieure en état de charge	en %
SOC_{start}	: Valeur initiale d'état de charge (optimisation off-line)	en %
SOC_{end}	: Valeur finale d'état de charge (optimisation off-line)	en %
E_{nom}	: Energie nominale des éléments de stockage	en kWh
SOH	: Etat de charge du stockage pour les batteries – <i>State Of Health</i>	en %
E_{ech_max}	: Energie maximum échangeable avant usure totale de l'élément Li-ion	en kWh
DOD	: Profondeur de décharge (accumulateur Li-ion) – <i>Depth Of Discharge</i>	en %
$P_{prod-ch}$	: Part de production autoconsommée ou utilisée pour charger le stockage	en kW
ΔP_{PV}	: Part de production dégradée	en kW
$\eta_{CVS,k}$	: Rendement du convertisseur (CVS) associé au $k^{ème}$ sommet du graphe	%
p_i	: Flux - sur-numérotation pour la mise en équations du chapitre II	en kW
G_{inc}	: Ensoleillement incident sur les panneaux photovoltaïques	en W/m ²
T	: Température ambiante pour le calcul de la production solaire	en °C
α_a	: Azimut du soleil	en °
α_h	: Hauteur du soleil	en °
α_i	: Inclinaison des panneaux	en °
α_o	: Orientation des panneaux	en °
$\mathbf{P}_{ref}$	: Vecteur (ou matrice) contenant les variables d'optimisation (flux d'énergie)	en kW
$\mathbf{l}_b$	: Vecteur (ou matrice) contenant les bornes inférieures pour les variables	en kW
$\mathbf{u}_b$	: Vecteur (ou matrice) contenant les bornes supérieures pour les variables	en kW
$C(\mathbf{P}_{ref})$	: Fonction « coût journalier » optimisé en off-line	en €
$\mathbf{C}_{nl}(\mathbf{P}_{ref})$	: Vecteur contrainte pour l'optimisation off-line	en kW et %

p_l	: Probabilité de mutation par recherche locale dans le CLh	en %
ΔSOC	: Discrétisation du SOC dans la DP	en %
C_{bat}	: Coût batterie sur une mission donné	en € ou k€
C_{bat_inti}	: Coût d'investissement initial pour une batterie	en € ou k€
ε_P	: Bande de tolérance autour du profil optimal P_{res} à suivre en on-line	en kW
ε_{SOC}	: Bande de tolérance autour du profil optimal SOC à suivre en on-line	en %
$\mathbf{C}_L$	: Vecteur de calcul du coût en Programmation Linéaire	-
$\mathbf{A}$	: Matrice des contraintes pour le problème en Programmation Linéaire	-
$\mathbf{A}$	: Vecteur des contraintes pour le problème en Programmation Linéaire	-
n	: Nombre d'échantillon temporels dans le problème linéaire	-
$\mathbf{J}_n$	: Vecteur contenant n coefficients unitaires	-
$\mathbf{I}_n$	: Matrice identité $n \times n$	-
$\mathbf{0}_n$	: Matrice nulle $n \times n$	-
$\mathbf{T}_n$	: Matrice triangulaire inférieure $n \times n$ avec coefficients unitaires	-
ε_{LP}	: Marge prise sur les contraintes du problème linéaire	en %
ε_{st}	: Coefficient de pertes dans le stockage du problème linéaire	en %
C_{fct}	: Coût de fonctionnement (annuel) du microréseau	en k€
C_{inst}	: Coût (annuel) des installations	en k€
C_{LP}	: Coût (annuel) total - sans réparation des consignes	en k€
σ_0	: Effet de pépite du variogramme (Krigage)	-
σ	: Effet de seuil du variogramme (Krigage)	-
a	: Portée de seuil du variogramme (Krigage)	-
TRI	: Temps de Retour sur Investissement	en an
K_{eff}	: Profondeur d'effacement	en %
C_{eff_f}	: Prime fixe pour les effacements (capacité de stockage)	en k€/MW/an
C_{eff_v}	: Prime variable pour les effacements (énergie effacée)	en €/MWh

ABREVIATIONS

GES	: Gaz à Effet de Serre
EnR	: Energie d'origine Renouvelable
IEA	: Agence Internationale de l'Energie - <i>International Energy Agency</i>
WEO	: World Energy Outlook
Mtep	: Million de tonnes équivalent pétrole
GIEC	: Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat
ADEME	: Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Energie
TURPE :	: Tarifs d'Utilisation des Réseaux Public d'Electricité
EJP	: Effacements Jour de Pointe
CRE	: Commission de Régulation de l'Energie
PV	: Photovoltaïque
NOME	: Nouvelle Organisation du Marché de l'Électricité
ARENH	: Accès Régulé à l'Electricité Nucléaire Historique
SEI	: Couche de passivation à l'électrode négative (Li-ion) - <i>Solid-Electrolyte Interphase</i>
RFC	: Vieillissement batterie par comptages de cycles - <i>Rain Flow Counting</i>
EN _{ech}	: Vieillissement batterie par énergie échangeable
SQP	: Programmation Quadratique Séquentielle - <i>Sequential Quadratic Programming</i>
DP	: Programmation Dynamique - <i>Dynamic Programming</i>
DPa	: Programmation Dynamique auto-adaptative
LP	: Programmation Linéaire - <i>Linear Programming</i>
MILP	: Programmation Linéaire avec Entier - <i>Mixt Integer Linear Programming</i>
LPr	: Procédure LP (ou MILP) suivi d'une réparation des variables
PSO	: Optimisation par Essaims Particulaires – <i>Particle Swarm Optimisation</i>
AG	: Algorithme Génétique
CL	: Clearing – Algorithme génétique avec nichage
CLh	: Clearing hybridé avec un opérateur de recherche locale
HP/HC	: Tarifs d'achat Heures Pleines / Heures Creuses
MPPT	: Maximum Power Point Tracking
RFC	: Vieillissement par comptage de cycles pour les éléments Li-ion - <i>Rainflow Counting</i>
EN _{ehc}	: Modèle de vieillissement à énergie échangeable pour les éléments Li-ion
LPr	: Programmation Linéaire et réparation des consignes
RSM	: Méthodes par Surface de Réponse - <i>Response Surface Methods</i>
EI	: Amélioration Espérée (EGO) - <i>Expected Improvement</i>
TRE	: Temps de Retour sur Investissement

INTRODUCTION GENERALE

Les chocs pétroliers successifs de 1973 et 1979 ont révélé l'importance de la donnée énergétique pour soutenir la croissance et répondre aux besoins de consommation toujours plus importants avec l'augmentation de la population et l'évolution des modes de vie. La limite des stocks de pétrole, de gaz ou de charbon ne fait plus de doute aujourd'hui, bien que les dates des pics de production pour les différentes ressources fassent toujours débat. Au problème d'approvisionnement énergétique viennent s'ajouter les questions environnementales avec les *Sommets de la Terre* de Rio (1992) et Kyoto (1997). Le réchauffement climatique déjà observable est attribué à l'activité humaine et entraîne une série de recommandations pour réduire des émissions de gaz à effets de serre (GES). Comment concilier alors ces responsabilités environnementales avec la production énergétique mondiale reposant aujourd'hui encore à plus de 80 % sur les énergies fossiles (IAE 13), émettrices de CO₂ et dont le déclin est par nature inévitable ? C'est tout l'enjeu des discussions sur la nécessité d'une transition énergétique. Sans remettre profondément en cause les modèles de consommation, les différentes hypothèses de transition reposent notamment sur une utilisation accrue du vecteur électricité (Gouv 13). L'avènement attendu du véhicule particulier électrique donne un exemple dans le domaine du transport. Cependant, le problème est davantage déplacé que résolu dans le contexte d'une production électrique encore dominée par l'utilisation des combustibles fossiles (40 % de l'électricité mondiale issue du charbon). Un des principaux leviers de la transition énergétique (ou électrique) se trouve donc dans l'augmentation des moyens de génération d'origine renouvelable.

Déjà présente à travers l'hydroélectricité et dans une moindre mesure avec l'utilisation de biogaz, la production électrique à base d'énergie renouvelable (EnR) a connu un essor particulier depuis une vingtaine d'années dans les domaines de l'éolien et du photovoltaïque (PV). Grâce aux progrès technologiques, mais également avec l'évolution des réglementations et des politiques de subventions, une multitude de producteurs ont pu se raccorder, leur objectif principal étant de vendre l'électricité issue de parcs éoliens ou PV avec des capacités allant de quelques kW à la dizaine MW selon les sites. Historiquement, l'architecture du réseau électrique repose sur le triptyque « production-transport-distribution » avec des centrales de production de forte puissance depuis l'centaine de MW pour les centrales au gaz jusqu'au GW des tranches nucléaires. Dans ce contexte, la gestion du réseau électrique consiste à ajuster en permanence cette production centralisée pour garantir un équilibre constant avec la consommation. L'implantation de générateurs décentralisés et non contrôlables, car reposant sur des sources intermittentes, a modifié en profondeur la structure du réseau électrique en passant d'un modèle vertical à une situation davantage clustérisée. La gestion devient également moins évidente avec de nouveaux acteurs pouvant être à la fois consommateurs et producteurs : c'est le concept nouveau de « consommacteurs ». Outre les limites physiques de capacité des lignes dans certaines régions, c'est avant tout l'intermittence qui a tendance à freiner l'installation de nouveaux parcs EnR. Dans les sites insulaires, une limite de production à 30 % d'origine renouvelable est par exemple fixée afin de garantir la stabilité du réseau électrique.

Pour continuer à favoriser l'implantation de générateurs EnR et amorcer ainsi l'ébauche d'une transition énergétique, une gestion plus « intelligente » des sources de production et des consommations doit être envisagée. Ceci est un des aspects du concept de *Smart Grid* souvent cité et qui sera développé au chapitre I. L'idée est à terme de considérer le réseau électrique comme une multitude de

microréseaux de plus petite taille gérés indépendamment mais devant participer à l'équilibre global entre production et consommation. Un des moyens de rendre plus flexible la gestion des microréseaux peut consister à mettre en place des moyens de stockage ajoutant un degré de liberté pour contrôler les flux d'énergie consommée ou produite. Si le stockage centralisé à grande échelle n'est rentable sur le plan technico-économique, les progrès réalisés dans les différentes technologies permettent aujourd'hui d'envisager un stockage distribué sous réserve d'avoir une évolution des réglementations, au plan tarifaire notamment. En effet, tout comme il y a une quinzaine d'années pour le solaire ou éolien, l'opportunité de raccordement de moyens de stockage est actuellement en discussion afin d'en fixer les règles d'usage et de rétribution en fonction des services apportés : écrêtage de consommation, effacement, lissage de l'intermittence des EnR, etc.

L'étude menée dans cette thèse a pour objet un microréseau composé d'un générateur solaire et d'un consommateur tertiaire associé à un moyen de stockage. Deux technologies sont envisagées avec des volants d'inertie dans un premier temps et une batterie électrochimique (Li-ion) par la suite. Le travail s'inscrit dans le projet Smart ZAE. Implanté à Toulouse, ce projet soutenu par l'ADEME et suivi par la CRE réunit le laboratoire LAPLACE, l'entreprise CIRTEM spécialisée dans la conversion de puissance et le constructeur de volants d'inertie haute vitesse LEVISYS. La SCLE SFE (groupe INEO GDF Suez) est le leader de Smart ZAE et assure la mise en œuvre de la Gestion Technique Centralisée du microréseau. Le site de démonstration est basé à Toulouse dans les locaux de SCLE SFE. Le système a la particularité d'être raccordé au réseau principal et la stratégie de gestion doit donc prendre en compte les composantes d'achat et de vente en fonction des tarifs en vigueur. Cette stratégie qui sera présentée au Chapitre I et développée au Chapitre III repose sur le suivi en temps réel d'un profil de puissance optimal établi la « veille pour le lendemain ». La valorisation du microréseau est donc envisagée en améliorant la prédictibilité des puissances soutirées ou injectées sur le réseau. Cette approche est intéressante en se plaçant du point de vue du fournisseur d'énergie qui peut alors estimer plus finement en amont la quantité d'énergie dont ses clients ont besoin et réduire ainsi ses achats d'énergie en temps réel sur le marché de gros à des tarifs plus élevés.

Outre la mise en place des méthodes de gestion, les travaux de cette thèse visent à élaborer une procédure de conception optimale pour le type de systèmes étudié. L'objectif est de définir un optimum technico-économique en fonction des données de consommation et production mais aussi du contexte tarifaire, ceci en intégrant les coûts d'installation des différents composants. L'évaluation de ce coût final est fortement liée à la manière dont est piloté le microréseau à travers la facture énergétique et les bénéfices tirés d'une gestion adaptée. L'idée est donc de considérer la boucle de gestion dès la phase de dimensionnement en l'intégrant dans la procédure de conception. Dans ce contexte, des simulations du fonctionnement du microréseau sur de longues périodes (i.e. mois, années) sont nécessaires pour appréhender correctement son environnement (gisement de production et missions de consommation). Elles peuvent cependant vite s'avérer prohibitives en temps de calcul en fonction des modèles développés et des algorithmes de gestion envisagés. La démarche entreprise dans cette thèse consiste alors à trouver une adéquation entre la méthode de résolution et la granularité des modèles de manière à pouvoir dimensionner facilement le système et étudier l'impact de différents paramètres d'entrée (contexte tarifaire notamment).

En fonction des aspects abordés, ce mémoire de thèse se décompose en cinq chapitres pour aboutir à la procédure de dimensionnement finale :

- Chapitre I : Microréseaux intelligents avec moyen de stockage
- Chapitre II : Modélisation du système
- Chapitre III : Algorithmes pour la gestion du microréseau
- Chapitre IV : Réduction du temps de calcul pour la boucle de gestion
- Chapitre V : Dimensionnement optimal du microréseau

Le chapitre I se veut introductif en reprenant l'ensemble des points abordés jusqu'à présent en rappelant le contexte énergétique ainsi que l'organisation du réseau électrique dans son ensemble. Certaines évolutions du marché de l'électricité sont également mentionnées. Cet élément économique devient prépondérant avec une électricité devenue aujourd'hui un produit boursier dématérialisé bien que devant toujours répondre à des contraintes physiques réelles (peu de stocks, équilibre nécessaire entre production et consommation). Une attention particulière est portée sur les moyens de stockage sans pour autant répertorier l'ensemble des technologies, ce qui est très bien fait par ailleurs dans d'autres travaux ([Ferreira 13](#)). Nous nous intéressons ici davantage à la place que peuvent prendre ces outils dans la gestion du réseau électrique malgré le vide réglementaire actuel - si cela reste vrai en France, il faut noter qu'en Allemagne le marché du stockage résidentiel est déjà ouvert avec une politique incitative et des subventions sur les installations. Le chapitre se poursuit par la présentation des problématiques de conception et de gestion des microréseaux avec un état de l'art sur les types de modèles employés et les différentes méthodes de résolution utilisées. Nous nous situons notamment par rapport à d'autres travaux sur des systèmes similaires avec imbrication de la boucle de gestion dans la procédure de dimensionnement.

Le microréseau étudié est décrit en détail dans le chapitre II qui traite des modèles développés pour représenter les différents composants du système. Nous abordons en particulier le problème du vieillissement des moyens de stockage à travers l'usure des éléments électrochimiques. Cet aspect est important du point de vue du dimensionnement dans la mesure où la durée de vie des éléments, et donc le coût final est dans ce cas lié à la manière dont ils sont utilisés.

Les modèles mis place sont intégrés au chapitre III dans les algorithmes de gestion du microréseau. Dans un premier temps, cette gestion procède d'une optimisation « off-line », établie la veille pour le lendemain. L'objectif est de diminuer la facture énergétique en tenant compte des données prédites de consommation et production mais également des politiques tarifaires en vigueur et d'éventuelles contraintes de fonctionnement imposées par le fournisseur d'énergie. Différentes méthodes d'optimisation sont développées et comparées en termes de performance et temps de calcul. Ce type de comparaison pour des optimisations sur base de profils déterministes existe déjà pour des systèmes similaires ([Anvari 11](#)) ([Kanchev 14](#)). Ici, différentes classes de méthodes sont envisagées : procédure déterministes, algorithmes stochastique ou optimisation « pas à pas » des trajectoires.. La stratégie de suivi en temps réel du profil optimal prévu est également abordée. Cette seconde optimisation « on-line » consiste à tenir compte des inévitables écarts entre les prévisions et les valeurs réelles pour la production et la consommation. Cet aspect n'est pas fortement développé dans ce mémoire de thèse consacré davantage au dimensionnement d'installations. Il reste cependant un point crucial car pour de telles stratégies, la taille du stockage notamment est intimement liée à la justesse des prévisions qui détermine directement les corrections à apporter pour respecter un engagement sur un profil de puissance : ([Haessig 13](#)) se focalise spécifiquement sur cet aspect en basant le dimensionnement du stockeur sur un modèle statistique des erreurs de prédiction de production.

Le chapitre IV redéfinit le problème de gestion off-line en se basant sur un modèle simplifié permettant d'utiliser des méthodes de résolution rapides (Rigo 13). Le but est d'accélérer suffisamment la boucle gestion pour permettre de simuler une année entière et de commencer à faire varier les dimensions des composants afin d'étudier leur impact sur l'évolution de la facture énergétique.

Le chapitre V détaille finalement la mise en œuvre de la procédure de conception optimale intégrant l'algorithme gestion rapide du microréseau. Le dimensionnement se base sur la procédure *Efficient Global Optimization* (EGO) qui a l'avantage de nécessiter peu d'évaluations de la fonction objectif à minimiser tout en effectuant une interpolation sur l'ensemble de l'espace de recherche (Jones 98). Cette interpolation repose sur une distribution probabiliste de la fonction dans le domaine d'étude et utilise la méthode du Krigeage (Matheron 63) qui permet de construire une surface de réponse avec un nombre limité de données. Le chapitre s'achève sur différents essais de dimensionnement pour des cas avec volants d'inertie et batterie. L'influence du contexte tarifaire est notamment étudiée et les bénéfices du moyen de stockage analysés en fonction des différents services (arbitrage, dépassements de puissance souscrite, effacement de consommation). Le but est de définir des domaines de tarifs permettant de justifier l'installation d'un stockage et se diriger vers une politique incitative de manière à soutenir le développement des EnR et amorcer la transition énergétique.

Il apparaît finalement nécessaire de rappeler que les travaux de cette thèse sont avant tout méthodologiques et reposent sur des résultats de simulation. Certains de ces résultats, ceux permettant notamment de comparer les performances des méthodes d'optimisation, sont renseignés dans les différentes annexes afin de ne pas alourdir le corps de texte principal. Aucune expérience n'a donc pu être menée en parallèle de cette thèse pour valider entre autres la stratégie de gestion. Ceci fera l'objet de prochains travaux au sein du groupe GENESYS avec notamment l'installation en 2015 au laboratoire LAPLACE d'une plateforme de production solaire modulable. De même, dans le contexte du projet Smart ZAE, les lois de gestion optimisées seront implantées en temps réel sur le site de SCLE SFE, ces dernières ayant fait l'objet d'un transfert industriel au cours de la thèse.

CHAPITRE I

Microréseaux intelligents avec moyen de stockage

RESUME:

Ce chapitre présente le contexte énergétique ayant motivé l'émergence du concept de Smart Grid. Le système étudié dans la thèse se positionne dans le domaine des microréseaux avec stockage raccordés au réseau principal. Les enjeux de tels systèmes concernant leur gestion et leur dimensionnement sont abordés ici avec un état de l'art de l'ensemble des méthodes utilisées.

1 INTRODUCTION

L'augmentation de la population, la course à la croissance et le développement de l'économie mondialisée se sont accompagnés d'une explosion de la consommation énergétique depuis les années 60, et plus particulièrement de l'énergie électrique. Mis en avant avec les chocs pétroliers de 1973 et 1980, les enjeux énergétiques prennent une forme nouvelle avec les deux premiers *Sommets de la Terre* de Rio (1992) et Kyoto (1997) qui ont pointé la raréfaction des ressources terrestres et la nécessité de réduire les émissions de gaz à effet de serre (GES) ([Kyoto 97](#)). Ainsi depuis une quinzaine d'années la production d'énergie électrique d'origine renouvelable (EnR) progresse avec l'implantation de parcs éoliens et solaires venant s'ajouter aux groupes hydrauliques déjà présents. Une transition énergétique apparaît aujourd'hui inévitable dans l'organisation de la production et de la commercialisation de l'électricité en raison des profondes évolutions de nature physique (caractère intermittent des sources d'électricité renouvelables), comme de nature économique (l'électricité devenant aussi un produit de marché) ([Web EPEX](#)).

A partir de ce contexte énergétique, ce chapitre présente les développements rencontrés ces dernières années dans le réseau électrique et sa gestion à travers l'émergence du concept de « Smart Grid ». Cette appellation couvre un grand nombre de domaines en particulier l'utilisation de moyens de stockage pour faire face à l'intermittence des sources renouvelables mais ces technologies se heurtent encore aujourd'hui à des verrous économiques et réglementaires. Le sujet de cette thèse se positionne ainsi dans l'optique d'utiliser un ou des moyen(s) de stockage au sein d'un microréseau comportant des sources de production et consommation intermittentes, le tout étant connecté au réseau principal.

Après avoir situé la classe de problème visée et le projet particulier qui constitue notre cas d'étude, la seconde moitié du chapitre se veut davantage méthodologique en traitant de notre principal axe de recherche dans les microréseaux. Il concerne l'optimisation du processus de conception systémique intégrant les problématiques de gestion et de dimensionnement pour les éléments du microréseau. Les solutions choisies dans cette thèse sont présentées par rapport aux méthodes rencontrées dans la littérature. Comme dans de nombreuses études le fonctionnement du microréseau est envisagé en optimisant les flux d'énergie de manière à minimiser le coût financier à partir des données environnementales et tarifaires ([Colson 09a](#)). En vue d'une conception optimale du système une approche imbriquant boucle de gestion et boucle de dimensionnement ([Whitefoot 11](#)) est envisagée mais nécessite une réduction intelligente de la complexité du problème.

2 CONTEXTE ENERGETIQUE

2.1 Consommation et mix énergétique

De nombreuses institutions contribuent à dresser des bilans qui permettent d'apprécier le contexte et les tendances du secteur de l'énergie à différentes échelles géographiques (nationales, régionales ou planétaire) et pour différents niveaux d'exploitation ou d'usage (primaire, final, utile). Ainsi, chaque année l'agence internationale de l'énergie (*International Energy Agency*, IEA) édite un rapport annuel sur les tendances de consommation énergétique de la planète. Le *World Energy Outlook* (WEO) dresse un bilan de l'ensemble des secteurs de l'énergie depuis la production jusqu'à l'utilisation finale avec des

comparaisons entre les différents états ainsi que des projections d'évolutions. La [Figure I.1](#) extraite du WEO 2013 montre le mix énergétique en millions de tonnes équivalent pétrole (Mtep). La part des combustibles fossiles dans le bouquet énergétique mondial reste encore élevée à 82%. Cette tendance maintenue durant le quart de siècle passé avec une forte croissance du gaz et du charbon devrait s'infléchir durant le quart de siècle à venir avec un développement du renouvelable supérieur aux autres sources et ramenant ainsi cette proportion à 75% en 2035

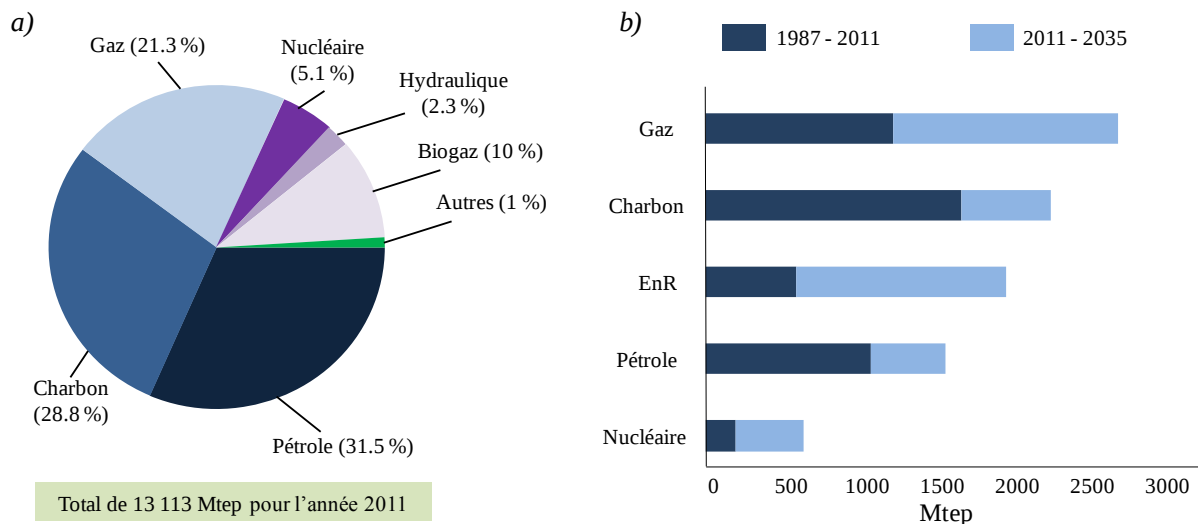


Figure I.1 : Mix énergétique mondial – a) mix en 2011 – b) Croissance dans chaque secteur de 1987 à 2011 et projections à 2035 ([IEA 13](#))

D'autres sources de données font apparaître dans le mix énergétique la notion d'« électricité primaire » qui nécessite un effort de compréhension au risque de fausser l'interprétation des chiffres. Dans cette optique la [Figure I.2](#) illustre un digramme des flux d'énergie mondiaux pour l'année 2007 édité par la *Lawrence Livermore National Laboratory* ([Smith 11](#)). Cette représentation permet particulièrement d'apprécier comment sont transformées et exploitées les ressources énergétiques depuis leurs diverses formes primaires d'extraction dans la nature jusqu'aux formes finales pour les grands secteurs d'usage. Nous y observons par exemple que le charbon participe fortement à la génération d'électricité et à la production de chaleur pour l'industrie. Le pétrole est exploité dans les transports, son usage principal, et comme précurseur dans l'industrie chimique. Le gaz connaît des usages plus diversifiés tandis que certaines ressources sont quasi-exclusivement mobilisées pour générer de l'électricité (nucléaire et renouvelable hors biomasse et géothermie) avec des taux de conversion différents en fonction des sources.

Ainsi, bien que l'électricité soit normalement une énergie finale ou un vecteur énergétique obtenu par transformation d'une source primaire la notion d'« électricité primaire » est considérée comme la somme des électricités d'origines nucléaire, hydraulique, éolienne, solaire, photovoltaïque et géothermique, c'est-à-dire provenant de sources non carbonées quasi-exclusivement transformées en électricité. L'évaluation de cette énergie primaire équivalente prend en compte les différents taux de conversion pour chaque type de source (33% pour le nucléaire, 90% pour l'hydraulique de stock, 100% pour les autres renouvelables), une précision importante pour la lecture des données qui suivent et exploitent cette notion.

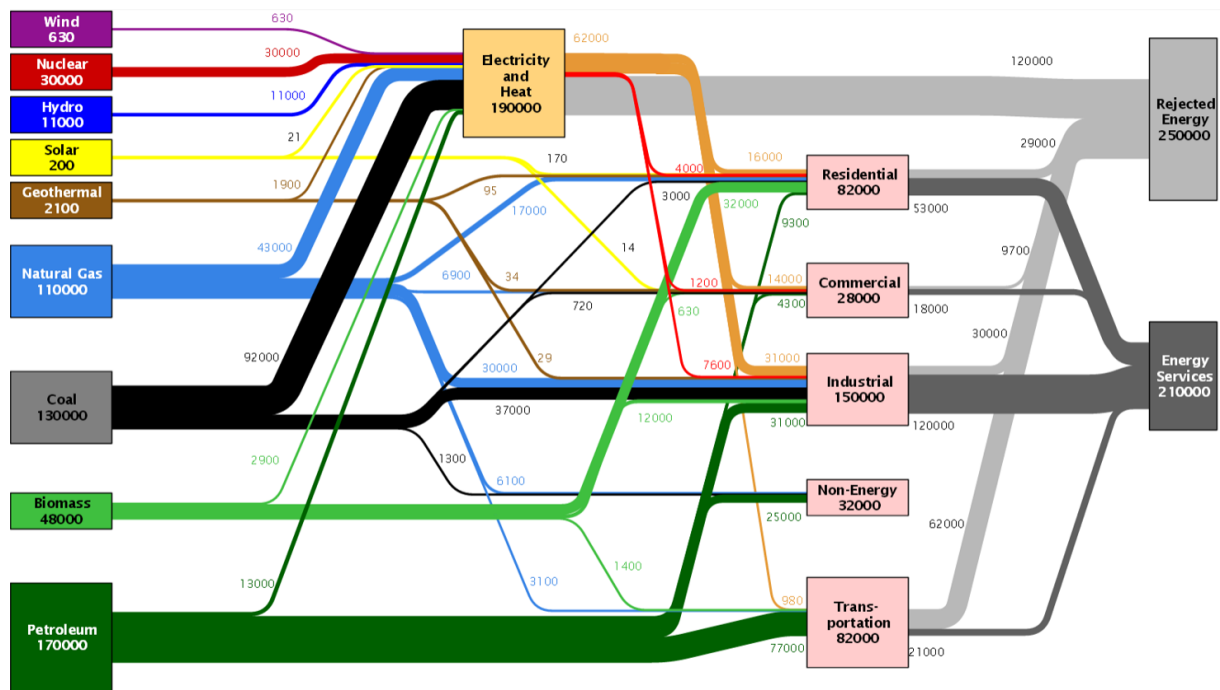


Figure I.2 : Diagramme des flux d'énergie mondiaux en 2007 (Smith 11)

Le tracé du mix énergétique primaire (incluant l'électricité primaire) en million de tonnes équivalent pétrole (Mtep) fait apparaître une forte progression depuis les années 70 (Figure I.3a) avec une augmentation de 250 % pour une croissance de la population de 90 % (IAE 12) (Web BP). Comme déjà évoqué, le pétrole reste au premier rang d'un mix énergétique dominé à 80 % par les combustibles fossiles à l'échelle mondiale. Le gaz et le charbon (abondant et peut coûteux) se sont fortement développés notamment avec les besoins accrus en électricité dont ils représentent aujourd'hui 60 % de la génération. A noter cependant une forte progression des sources d'énergies renouvelables dont la contribution a été multipliée par 10 depuis 1990 même si elles ne représentent encore aujourd'hui que 2 % de la production mondiale – sans compter l'hydraulique (80 % de la production EnR).

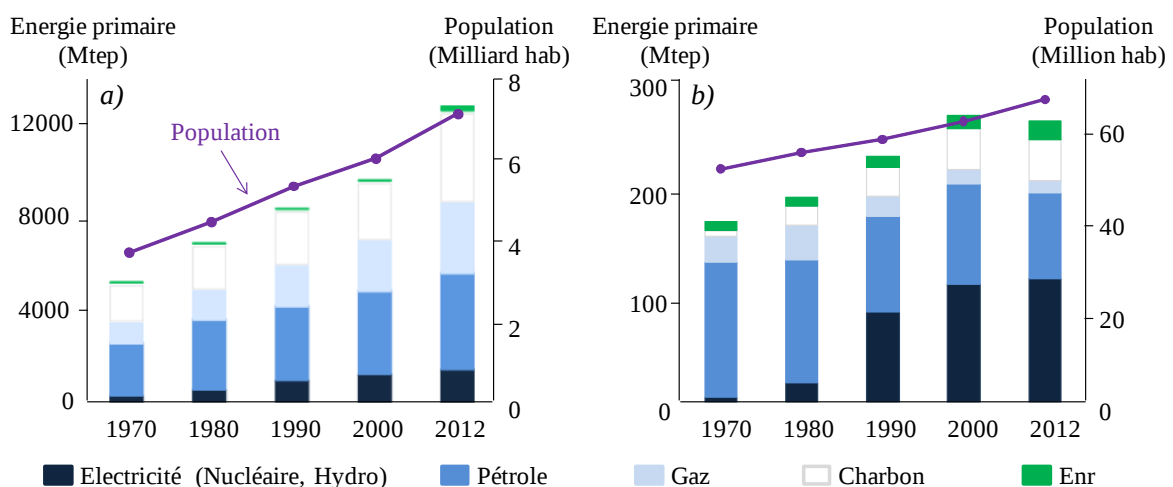


Figure I.3: Consommation d'énergie primaire - a) dans le monde - b) en France

Le cas français (Figure I.3b) montre de la même manière que la consommation d'énergie augmente davantage que la population avec 15 % d'augmentation contre 8 % d'habitants en plus

depuis 1990. Le léger recul de l'énergie consommée observé depuis les années 2000 s'explique par la crise de 2008. Les courbes font également apparaître l'importance particulière du vecteur électricité dans le mix français avec le programme nucléaire initié à la fin des années 70 et destiné à réduire la dépendance au pétrole, l'électricité primaire représente aujourd'hui 45 % du mix énergétique primaire français alors que les contributions des énergies fossiles ont progressivement baissé au fil des décennies ([Web INSEE](#)). En prenant cependant en compte le rendement de conversion de 33 % pour la génération nucléaire notamment, l'électricité ne représente qu'en réalité 22% du mix énergétique final français.

Si les Etats-Unis restent le principal consommateur d'uranium, la France présente une génération d'électricité singulière avec la plus grande part d'énergie atomique dans son mix. En 2013, le nucléaire a participé à 73 % des 550 TWh électriques produits en France. Avec une contribution encore très faible des EnR d'origine solaire et éolienne, l'hydraulique y reste la première source renouvelable (14%) ([Figure I.4](#)). A noter que pour la même année la consommation électrique en France s'est élevée à 476 TWh avec une exportation de 14 % de l'énergie produite vers le réseau européen au niveau des connexions avec les états frontaliers ([RTE 14](#)).

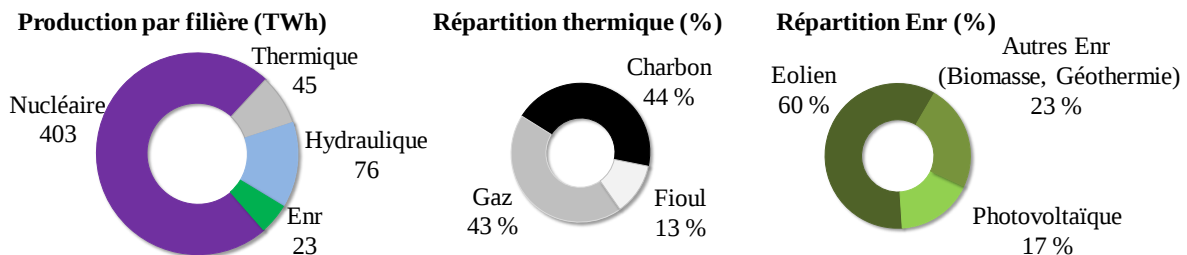


Figure I.4: Bilan de production électrique 2013 en France ([RTE 14](#))

2.2 Ressources fossiles limitées et transition énergétique

Le modèle énergétique du XX^{ème} siècle basé quasi-exclusivement sur des ressources fossiles a entraîné une exploration et une exploitation plus coûteuses de gisements toujours plus difficiles d'accès et de moins bonne qualité. Le surcoût induit, aussi bien financier qu'humain, se traduit par une augmentation des moyens énergétiques mis en jeu dans la filière. Ainsi le taux de retour énergétique c'est à dire le ratio entre l'énergie extraite et l'énergie nécessaire à l'extraction est passé de 100 à moins de 10 pour le pétrole depuis les années 50 ([Cleveland 84](#)). Les pétroles et gaz non conventionnels illustrent bien cette problématique où d'importants moyens sont mis en jeu pour extraire des ressources dont la qualité est moindre que les ressources fossiles « classiques » d'où des taux estimés de retour énergétique assez faibles - environ 5 pour les sables bitumineux ([Murphy 11](#)) et moins de 2 pour le pétrole de schiste ([Cleveland 11](#)). Sujets à de nombreux débats, les pics de production des ressources ne font à présents plus aucun doute si la dépense énergétique doit demeurer pour soutenir la croissance économique ([Murphy 14](#)) ([Montenon 13](#)).

A la prise de conscience de la limitation des ressources fossiles disponibles s'est ajoutée la nécessité de réduire les émissions des GES à l'échelle de la planète afin de limiter le réchauffement climatique ([Kyoto 97](#)), cette préoccupation nouvelle devenant même prioritaire à la suite des travaux du GIEC. La production d'électricité à partir de ressources renouvelables est apparue comme une solution logique à ce double enjeu énergétique et environnemental avec une réglementation forçant les

Etats à intégrer le développement des sources EnR dans leur politique énergétique (*Directive européenne 2001/77/CE du 27 septembre 2001*). Ainsi depuis les années 2000, poussée par des tarifs d'achat incitatifs et des subventions sur les installations ([Campoccia 07](#)) la part d'électricité d'origine éolienne ou photovoltaïque (PV) a considérablement augmenté en venant s'ajouter à l'hydraulique déjà présent. Intervenant dans le contexte d'ouverture à la concurrence du marché européen de l'électricité (*Directive 96/92 de 1996 transposée en France en février 2000*) de nouveaux acteurs ont pu raccorder des parcs éoliens ([Figure I.5a](#)) et photovoltaïques ([Figure I.5b](#)) au réseau français. Les puissances installées correspondantes ont continué à augmenter malgré l'inquiétude des investisseurs suscitée par le *Moratoire sur les tarifs d'achat* en décembre 2010. Ainsi, aujourd'hui, par exemple, l'objectif fixé par le *Grenelle de l'environnement* en 2007 de 5400 MW photovoltaïques en 2020 apparaît facilement atteignable.

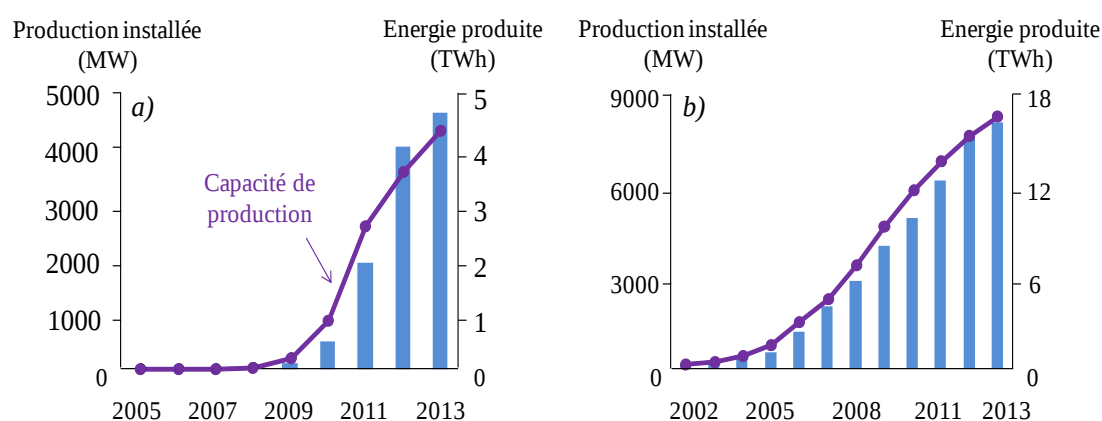


Figure I.5: Evolution du parc renouvelable en France - a) Solaire - b) Eolien ([RTE 14](#))

Malgré cette forte progression l'ensemble des sources d'énergie renouvelables reste faible représentant par exemple en 2010 13 % du mix énergétique final pour l'Union Européenne avec une importante contribution de la biomasse et de l'hydraulique. Les efforts doivent donc être entretenus pour respecter l'objectif des "3×20" (20 % de réductions des émissions de CO₂d'ici 2020, 20 % d'efficacité énergétique en plus et 20 % de renouvelables dans le mix énergétique) fixé par le *Plan Energie-Climat* de 2008.

Nul ne sait comment vont évoluer les habitudes de consommation et de production qui doivent changer afin de répondre aux problématiques posées et amorcer une véritable transition énergétique. Plusieurs scénarios sont envisagés avec des hypothèses différentes sur la mutation du mix énergétique ou la baisse de la consommation. A l'échelle internationale le *Current Policies Scenario* envisage par exemple une continuité dans les tendances observées aujourd'hui sans changements majeurs (Business As Usual), et le *450 Scenario* vise une borne maximum à 450 ppm pour la concentration de CO₂ dans l'atmosphère recommandée par le GIEC afin de limiter le réchauffement climatique à 2 C ([IEA 12](#)). Ce scénario s'appuie en particulier sur un développement significatif des EnR s'accompagnant d'une forte amélioration de l'efficacité énergétique pour les usages finaux et permettant ainsi une diminution progressive de l'utilisation des ressources fossiles. En France le gouvernement a lancé début 2013 un *Débat National sur la Transition Energétique* dont les premières conclusions ont été publiées en Juillet. Ce rapport s'appuie sur plusieurs scénarios nationaux et internationaux à l'horizon de 2030–2050 regroupés en quatre trajectoires principales ([Figure I.6](#)) ([Gouv 13](#)):

- **DEC**: Demande forte et décarbonisation par l'électricité dans les transports en commun notamment avec un doublement du parc nucléaire (tout en maintenant 70 % dans la production d'électricité), croissance limitée du renouvelable et stabilité des fossiles.
- **DIV**: Demande moyenne et diversité des vecteurs avec un développement du renouvelable et une rénovation partielle du parc nucléaire.
- **EFF**: Efficacité énergétique renforcée et diversification des vecteurs avec une croissance importante du renouvelable ainsi qu'une diminution partielle du nucléaire et de l'ensemble des fossiles.
- **SOB**: Sobriété énergétique avec une baisse importante de la consommation accompagnée une sortie du nucléaire et des fossiles en général.

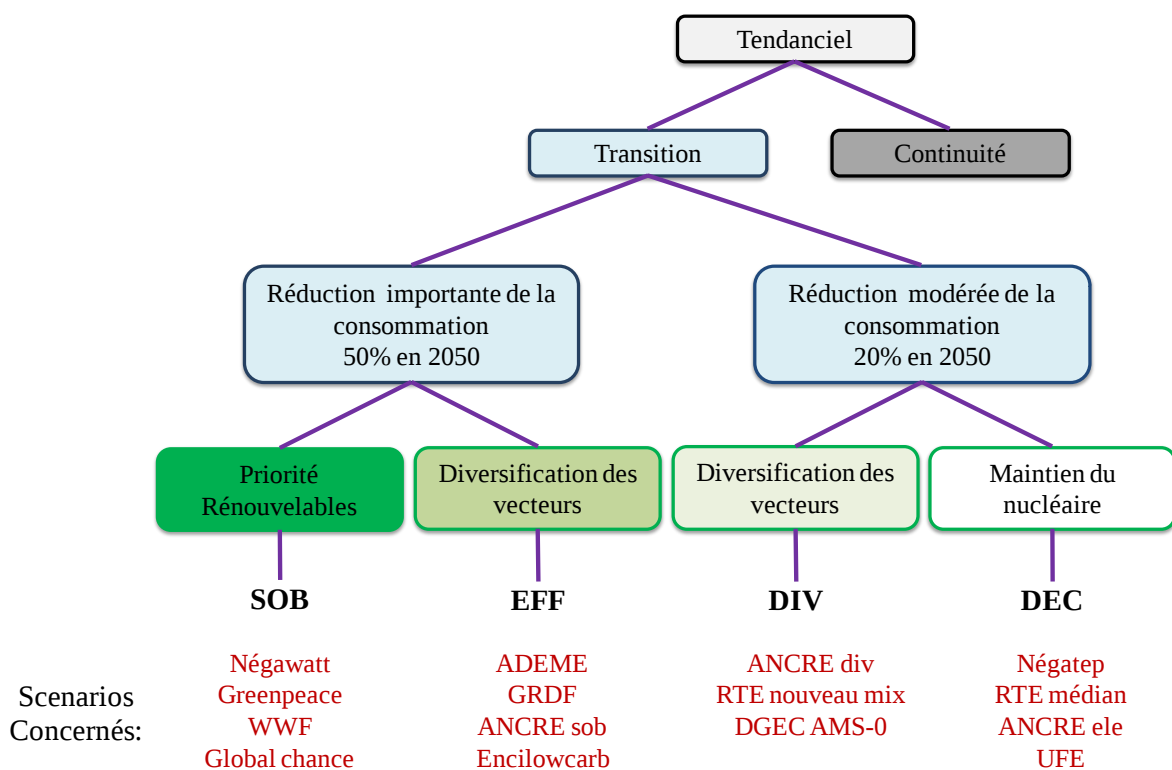


Figure I.6: Classement des différents scénarios de transition énergétique (Gouv 13)

L'ensemble des trajectoires envisagées mise donc sur un développement plus ou moins important des sources d'énergie renouvelables particulièrement dans le domaine de la génération électrique. Le réseau électrique déjà existant devra donc lui aussi opérer une mutation indispensable afin d'intégrer au mieux ces nouvelles installations, c'est pourquoi le gestionnaire de réseau français RTE participe activement à ces réflexions et travaux.

2.3 Gestion du réseau électrique

2.3.1 Intégration limitée des Enr

L'ensemble des sources d'énergie renouvelables se sont intégrées à un réseau électrique déjà en place depuis longtemps (électrification massive jusque dans les années 60) avec des règles de gestion précises. La [Figure I.7a](#) illustre l'architecture « traditionnelle » d'un réseau électrique avec une structure arborescente des hautes tensions vers les basses tensions depuis la production jusqu'à la distribution en passant par les lignes de transport. Le réseau ainsi conçu permet d'alimenter une consommation répartie sur l'ensemble du territoire à partir d'une production dite « centralisée » avec des générateurs de forte puissance et contrôlables dans une assez large plage de réglage. La gestion « en temps réel » du réseau, assurée aujourd'hui en France par le gestionnaire de réseau, repose ainsi sur la capacité à garantir en permanence l'équilibre entre production et consommation avec un plan de tension correct ([RTE 04](#)). Historiquement en France EDF avait le monopole sur l'ensemble de la chaîne. Suite aux directives européennes ([UE 96](#)), l'ouverture à la concurrence du marché européen de l'électricité a permis la création de nouveaux acteurs de production et de commercialisation de l'énergie. Contrairement à d'autres pays, la gestion des réseaux de transport en haute tension avec RTE et de distribution (réseaux moyenne et basse tension) avec ERDF reste aujourd'hui sous monopole mais doit composer avec ces nouveaux exploitants pour garantir l'équilibre constant entre l'offre et la demande tout en respectant les contrats d'achat/vente au niveau des interconnexions entre états ([RTE 04](#)).

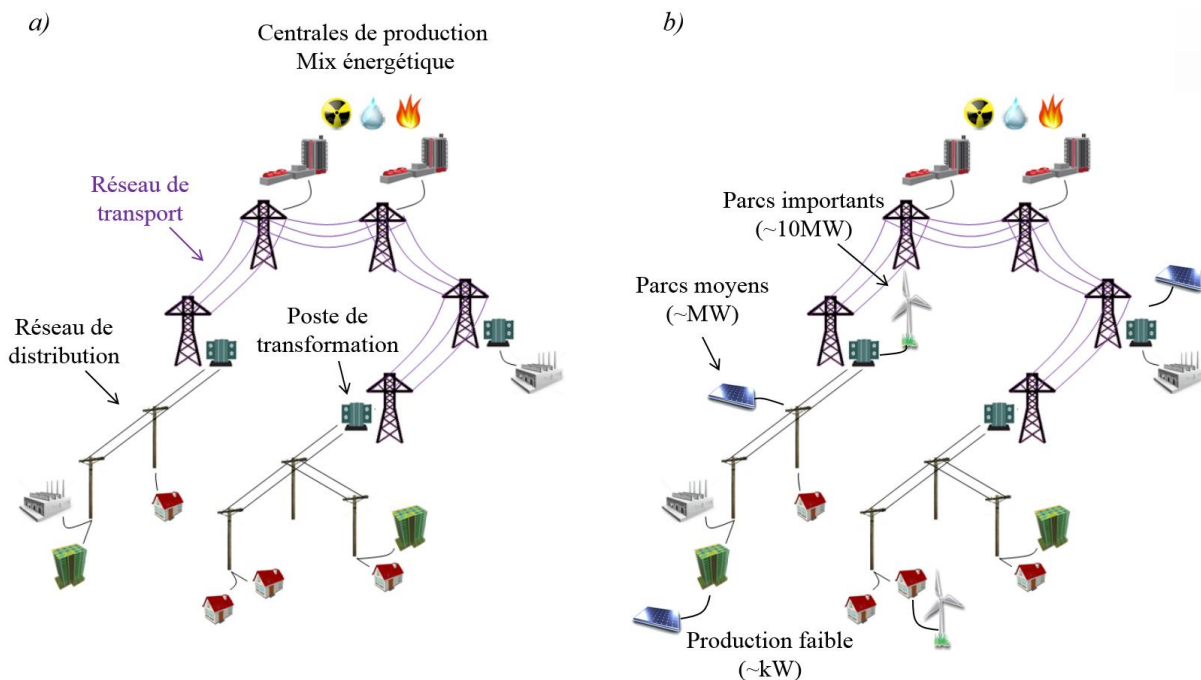


Figure I.7: Schématisation du réseau électrique - a) jusqu'en 2000 - b) aujourd'hui

L'architecture du système électrique a donc commencé à évoluer ([Figure I.7b](#)) avec un nombre croissant d'installations photovoltaïques ou éoliennes raccordées directement au réseau de distribution pour les productions de faibles capacités, ou directement au réseau de haute tension pour des parcs plus puissants jusqu'à la dizaine de MW ([RTE 14](#)). L'essentiel de la production renouvelable raccordée au niveau de la distribution est constitué de centrales de faible capacité chez les particuliers ([ERDF 13](#)). Cette production distribuée diminue les pertes dans le réseau en étant davantage proche des

charges (Caire 04). En outre une production en phase avec la pointe de consommation permet de soulager le réseau en terme de surcharge de lignes. Cette évolution structurelle devrait se poursuivre avec davantage de sources EnR décentralisées mais probablement aussi de stockages d'énergie électrique réversibles. Cette fonction sur laquelle nous reviendrons s'ajoutant au triptyque traditionnel « production-transport-distribution » devenu insuffisant pour permettre une forte pénétration d'électricité intermittente.

Avec les contrats d'obligation d'achat, le développement des infrastructures se fait principalement dans une logique d'opportunité de production pour optimiser le retour sur investissement sans forcément rechercher la meilleure localisation des parcs vis-à-vis du réseau ou le dimensionnement le mieux adapté selon la demande locale. (Web CRE). Cette situation conduit à des cas de congestion sur les lignes du réseau électrique, à l'exemple de l'Allemagne qui « peine à écouler vers le sud la production éolienne plutôt située au Nord du pays » conduisant ainsi à un gaspillage estimé à 15% en 2010 pour ces raisons de congestion. L'ensemble de cette génération décentralisée et sa localisation n'est donc pas contrôlable par les gestionnaires de réseau qui deviennent ainsi tributaires des aléas météorologiques et des choix des investisseurs. En outre, si la production et la consommation sont décorrélées, le réseau dans sa globalité devra assurer les éventuels déséquilibres, évacuer une production soudainement trop importante ou compenser au contraire une perte brutale de puissance.

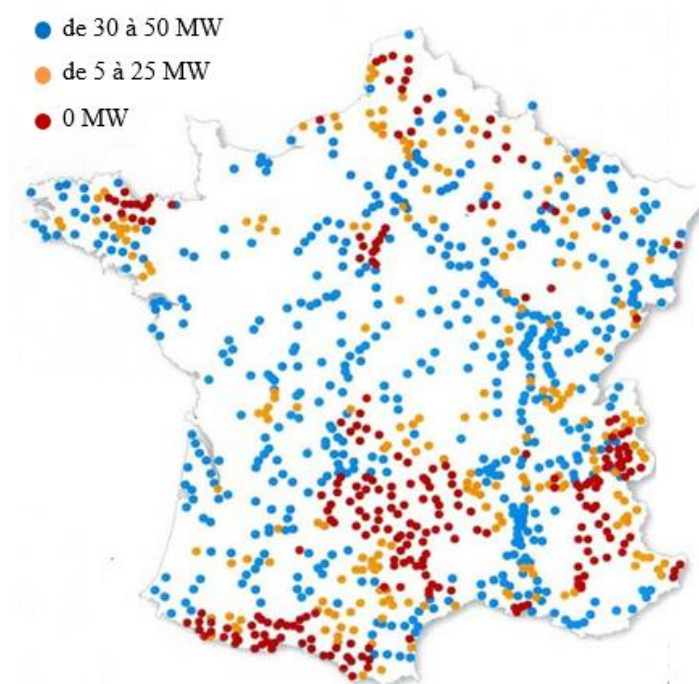


Figure I.8 : Potentiel de raccordement au réseau de transport

Si pour des faibles taux de pénétration de renouvelables l'impact de l'intermittence reste négligeable, des défauts plus importants seraient susceptibles de subvenir si leur proportion augmente (Web CRE). Le chiffre de 30 % de taux de pénétration (rapport de la production EnR sur la consommation totale) est souvent avancé pour les réseaux électriques insulaires non interconnectés (Oberti 11) (EDF 13). L'augmentation de ce taux de pénétration est un enjeu majeur actuel pour ces sites insulaires. En particulier, RTE indique les potentiels de raccordement en fonction du lieu sur le réseau de transport français (Figure I.8) avec des valeurs nulles dans certaines régions.

2.3.2 Emergence des Smart Grids

Afin de continuer à favoriser l'intégration du renouvelable les réseaux doivent être gérés de manière plus réactive et respectueuse des contraintes d'équilibre. Ceci est à la base du concept de Smart Grid. Derrière ce terme un peu « fourre tout » et davantage marketing que technique se cache une redéfinition profonde du système électrique (El-hawary 14). L'Electrical Power Research Institute donne la définition suivante: « A Smart Grid is one that incorporates information and communications technology into every aspect of electricity generation, delivery and consumption in order to minimize environmental impact, enhance markets, improve reliability and service, and reduce costs and improve efficiency » (El-hawary 14). Il faut souligner que les outils de marché constituent aujourd'hui une part immatérielle du réseau de transport d'électricité mais complémentaire de ses installations techniques. Ils prennent en effet une part croissante et essentielle dans la gestion, ainsi qu'en témoignent par exemple en France l'apparition des agrégateurs. Pour autant, de nouveaux composants physiques devront aussi contribuer à améliorer la réactivité du réseau en complément des sources de flux intermittentes. Des systèmes de stockage peuvent par exemple s'envisager avec une valorisation possible par les outils de marché précédemment cités.

Pour résumer l'idée de Smart Grid s'attache à décrire l'évolution du système électrique en regroupant des outils de comptage, de stockage de l'énergie, de conversion de puissance, des modèles de marché, le tout associé à des technologies de communication et d'échange de données. Une couche informationnelle se superpose donc au réseau et il ne faut pas seulement envisager le vecteur électricité mais considérer une gestion globale de l'ensemble des réseaux comme pour le gaz ou l'eau par exemple (Crisostomi 13).

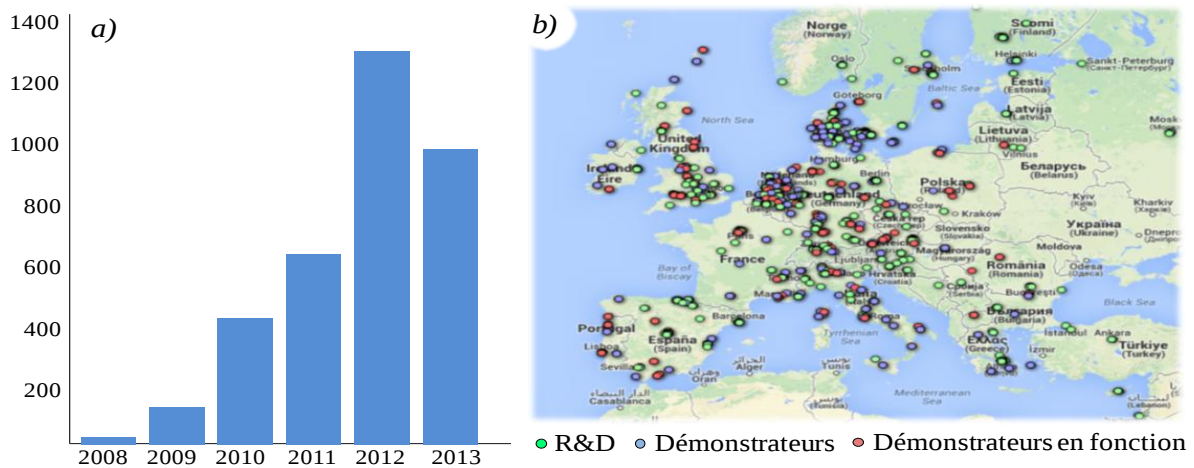


Figure I.9: Emergence des smart grids - a) publications d'après Web of Science- b) projets en Europe

Un nombre croissant de publications font référence à cette notion de Smart Grid depuis les années 2000 comme en témoigne les données extraites de *Web of Science* (Figure I.9a) et des projets se réclamant du label « Smart Grid » se développent dans de nombreux pays. L'*Institute for Energy and Transport* tient à jour l'ensemble des projets en cours de développement ou des démonstrateurs déjà en fonctionnement sur le territoire européen et couvrant l'ensemble des problématiques Smart Grid (Figure I.9b) (Web JRC).

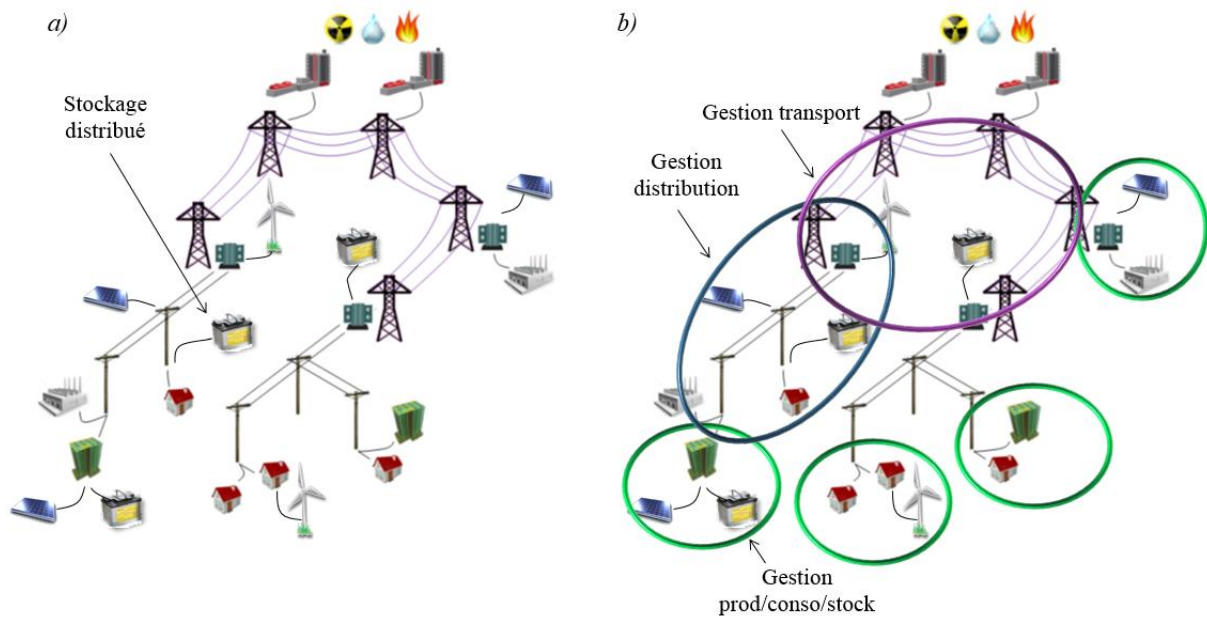


Figure I.10: Evolution du système électrique - a) Stockage distribué - b) Gestion intelligente

Le contrôle des flux d'énergie est au cœur de la gestion des smart grids. Une gestion des consommations aux moyens de charges programmables ou délestables apparaît comme une solution efficace à la maîtrise des flux au travers du *Demand Side Management* (Harper 13) (Missaoui 06). Le contrôle de la consommation n'est pas récent avec des mécanismes tels que l'enclenchement tarifaire pour les ballons d'eau chaude ou bien les possibilités d'*Effacements Jours de Pointe*. Cette disposition permet en particulier à des « gros » consommateurs (typiquement industriels) de réduire ponctuellement leur consommation afin de soulager le réseau en période critique. L'effacement prend aujourd'hui une nouvelle dimension en permettant d'intégrer de nouveaux consommateurs via des agrégateurs et avec la mise en place du « mécanisme d'effacement » depuis 2014 puis celle du « marché de capacités » opérationnel à partir de 2016. En janvier 2014 un agrégateur du Sud-Ouest de la France a ainsi permis à un papetier norvégien d'effacer 63 MWh en 2 h. Ces approches immatérielles de marché visent à répondre aux contraintes nouvelles citées tout en optimisant le système, notamment en minimisant les surcoûts induits par de nouvelles technologies matérielles de l'énergie dont l'installation apparaît également nécessaire.

Le stockage de l'énergie est un autre moyen bien connu d'ajustement de la consommation en ajoutant un degré de liberté supplémentaire pour contrôler les profils de puissance en fonction du bilan consommation/production. C'est ce qui se fait déjà avec les STEP hydrauliques (Stations de Transfert d'Énergie par Pompage) où de l'eau transite entre un bassin amont et un bassin aval afin d'absorber/fournir de l'énergie par conversion hydroélectrique. Ces stations représentent environ 3% de la capacité mondiale en puissance installée. Si ce niveau de pénétration suffisait dans un système basé sur de grandes centrales à production réglable, il devra probablement être accru en impliquant de nouvelles technologies pour accompagner la pénétration croissante d'électricité renouvelable en contribuant à la compensation des intermittences. Un stockage distribué sur l'ensemble du réseau peut à terme s'envisager avec des localisations, des tailles et des technologies adaptées (Nick 13) (Mohd 08) (Figure I.10a). Les véhicules électriques ou hybrides « plug-in » s'il viennent à se démocratiser pourront également faire office de tampons d'énergie décentralisée lors des connexions au réseau suivant le concept de *Vehicle To Grid – Grid To Vehicle* qui propose une convergence inédite des

systèmes de transport avec la gestion des réseaux. Dans ces nouvelles visions, l'ensemble des acteurs (producteurs, consommateurs, stockeurs, transporteurs) devront donc communiquer afin de garantir l'équilibre offre/demande et contribuer collectivement à gérer efficacement les flux énergétiques à différentes échelles du réseau, ce dernier se retrouvant alors clustérisé en divers microréseaux (Figure I.10b).

2.4 Stockage d'énergie

2.4.1 Verrous économiques

Le stockage d'énergie apparaît donc comme une nouvelle technologie centrale dans le développement des réseaux du futur. L'intérêt de ce paragraphe n'est pas d'insister sur les technologies employées ce qui est très bien fait dans d'autres références (DGCIS 13) (Feirrer 13) mais davantage de pointer leur place dans le développement des smart grids. Le Département de l'Energie américain recense déjà dans le monde plus de 3300 projets ou démonstrateurs avec des moyens de stockage raccordés au réseau (Web DOE). L'énergie électrique ne se stocke pas actuellement à grande échelle mis à part sous forme hydraulique avec les STEP. Pour 144 GW installés ou en projets, cette forme de stockage gravitaire est loin devant les autres (Figure I.11). Le stockage par air comprimé (CAES) est encore peu répandu, avec seulement avec deux installations actuellement en service aux Etats-Unis et en Allemagne mais offre un bon potentiel. Le stockage électrochimique occupe une part plus importante avec en tête les batteries au sodium-soufre (Na-S) et les accumulateurs lithium ion (Li-ion).

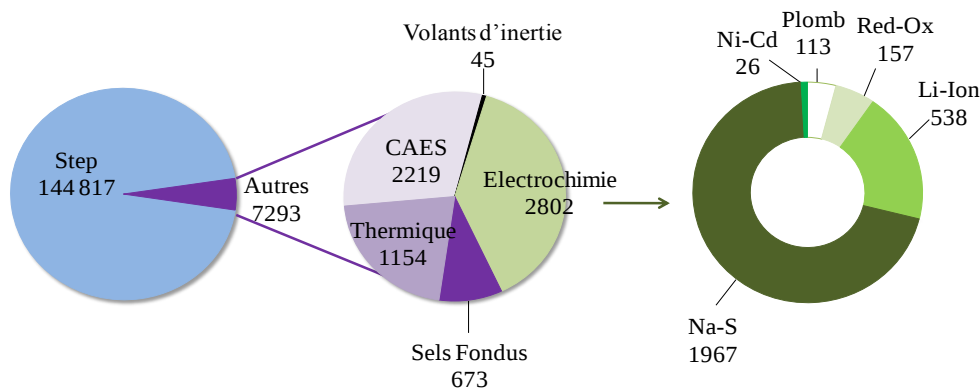


Figure I.11: Capacité annoncée mondiale des moyens de stockage en MW (Pike 11)

Le stockage par hydrogène, avec mise en place d'un système bidirectionnel associant électrolyseurs et pile à combustible, n'apparaît pas sur la Figure I.11. Des installations expérimentales de ce type existent cependant comme par exemple le démonstrateur Myrte en Corse destiné à du lissage de production solaire (Darras 10). Le vecteur « hydrogène-énergie » a toute sa place dans le concept de Smart Grid, notamment avec la possibilité d'insertion dans les réseaux de gaz existants sans forcément recourir à une fonction stockage électrique à proprement parler. A ce titre, la plateforme Enertrag en Allemagne donne un bon exemple sur la faisabilité et l'intérêt de mixer judicieusement des vecteurs énergétiques complémentaires (Web Enertrag).

Les progrès réalisés dans les diverses technologies rendent déjà possible le concept de stockage distribué avec des installations expérimentales conséquentes déjà en service (CESA 11). La Figure I.12a illustre une installation américaine avec 20 MW / 5 MWh de volants d'inertie directement reliés au réseau de transport pour le réglage de fréquence. Une autre application davantage « orientée énergie » permet de lisser la production intermittente sur le site Japonais de NGK avec 34 MW / 245 MWh de batteries sodium soufre associées à 51 MW de production éolienne (Figure I.12b). L'incendie survenu en 2011 sur cette installation montre cependant la nécessité de continuer la recherche sur ces nouvelles technologies afin d'en garantir la fiabilité et l'efficacité.

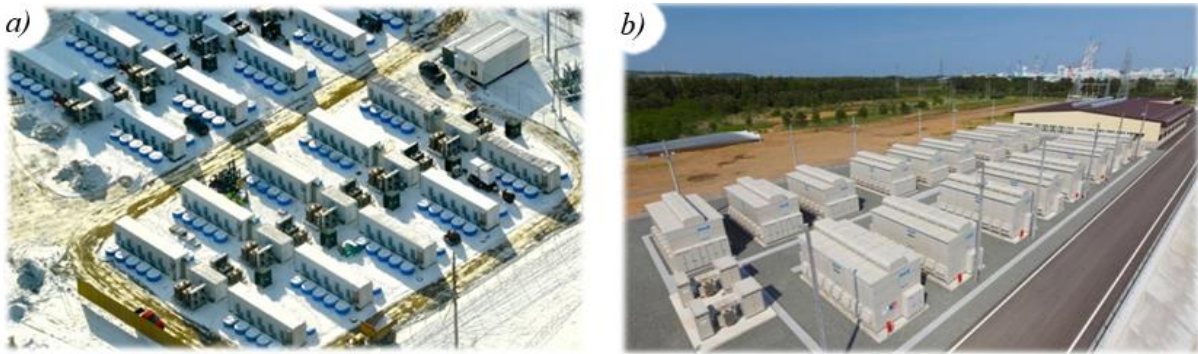


Figure I.12: Installations - a) Beacon Power 20 MW / 5 MWh volants d'inertie - b) NGK 34 MW / 245 MWh batterie Na-S

La poursuite de la recherche devra également mener à une réduction des coûts souvent jugés prohibitifs quand l'opportunité d'intégrer du stockage au réseau est étudiée (DGCIS13). En prenant en compte l'investissement et le vieillissement, les coûts au kWh échangé sont bien supérieurs au prix de revient actuel de l'énergie électrique avec des valeurs de l'ordre de 100–600 €/MWh contre 70 €/MWh environ estimés pour la production nucléaire des centrales déjà en place (Figure I.13a). La Figure I.13b superpose au diagramme de Ragone habituel énergie Vs puissance (Feirrer 13) le degré de maturité technologique considéré pour les différents types de stockage d'après un récent rapport sur le potentiel du stockage commandé par l'ADEME et la Direction Générale de la compétitivité de l'Industrie et des Services (DGCIS 13).

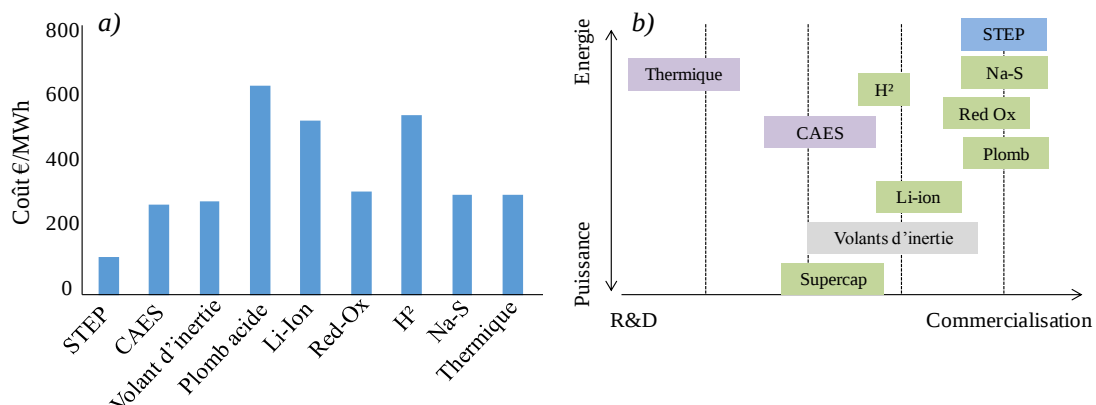


Figure I.13: Caractéristiques des technologies de stockage électrique- a) coût - b) énergie/puissance vs maturité

2.4.2 Verrous réglementaires

Tout comme pour les installations solaires et renouvelables il y a une dizaine d'années le raccordement de moyens de stockage au réseau pourrait être favorisé par des subventions à l'installation et une rétribution à l'utilisation. L'usage non réglementé du stockage au sein du réseau constitue justement un second frein à son développement (DGCIS 13). En France les stockeurs ne sont pas prévus par les textes fixant les conditions d'utilisation des réseaux et notamment la TURPE (*Tarifs d'Utilisation des Réseaux Public d'Electricité*). Cependant, le mécanisme de capacité français qui deviendra opérationnel à partir de 2016 est conçu précisément comme réponse à cette problématique nouvelle pour susciter les investissements adéquats en installations de production et en capacités d'effacement. Le but est d'offrir un cadre permettant de valoriser des systèmes de stockage en rétribuant notamment la puissance plutôt que l'énergie.

Tableau I.1: Services apportées par le stockage (CRE 13)

Production	Transport	Distribution	Consommation
Reprise de production	Réglage primaire	Améliorations des capacités de transit	Ecrêtage des pointes
Arbitrage marché	Réglage secondaire	Contrôle de la tension	Arbitrage
Suivi de charge	Réglage tertiaire	Ilottage voulu	Qualité du courant
Production Enr	Stabilité de la fréquence (systèmes insulaires)	Limitation des perturbations	Continuité de la fourniture
Capacité de pointe	Report d'investissement	Sécurisation	Gestion du réactif
Risque de déconnexion	Stabilité du synchronisme		Limitation des perturbations

En outre, la *Commission de Régulation de l'Energie* (CRE) créée suite à l'ouverture du marché et chargée de veiller à son bon fonctionnement a lancé en Novembre 2013 une consultation publique sur le développement des smart grids et la place du stockage d'électricité afin d'envisager une évolution des réglementations (CRE 13). La CRE met en avant divers services que des moyens de stockage répartis seraient susceptibles de rendre en fonction des niveaux de tension de raccordement (Tableau I.1). La majorité de ces services tend à améliorer la fiabilité du réseau avec notamment les réglages de fréquence/tension et la limitation des perturbations.

La notion d'arbitrage sous-entend la possibilité de décaler dans le temps une consommation, ou une production en fonction des tarifs d'achat ou de vente du marché afin d'optimiser le rendement financier de l'installation. Associé à de la production, le stockage permettrait également de participer à la capacité de pointe en monnayant des MW injectés sur le réseau en période de forte demande. De la même manière, au niveau de la consommation, l'ajout d'un composante stockage favoriserait la possibilité d'effacement. Il s'agit dans ce cas de répondre à une sollicitation du gestionnaire de réseau pour baisser sa consommation (vue du réseau) afin de soulager le système en période de pointe. Actuellement réglementés par la TURPE en France, ces effacements sont rétribués par le gestionnaire mais leur prise en compte devra évoluer pour intégrer des dispositifs de stockage afin d'éviter des comportements abusifs – par exemple acheter et stocker de l'énergie à bas prix pour la remettre ensuite

à disposition à des tarifs élevés. Le mécanisme de capacité vise en particulier à encadrer l'usage de stockage en rétribuant davantage la capacité de stockage installée que l'énergie effectivement déplacée.

La modification de la réglementation devrait donc rendre plus lisibles à terme les leviers envisageables pour la valorisation des moyens de stockage. Pour permettre un amortissement des installations, les services systèmes rendus devront être définis en fonction des caractéristiques et du coût du stockeur (Figure I.14). Le temps de décharge notamment est déterminant. Au final, le stockage distribué envisagé sur l'ensemble du réseau serait constitué d'une multitude d'unités plus ou moins énergétiques et rendant chacune un ou plusieurs services prédéterminés. Il faut remarquer que le stockage « saisonnier » n'est pas abordée ici avec des capacités dépassant largement les valeurs envisagées dans cette thèse pour lisser de la production solaire sur une année par exemple.

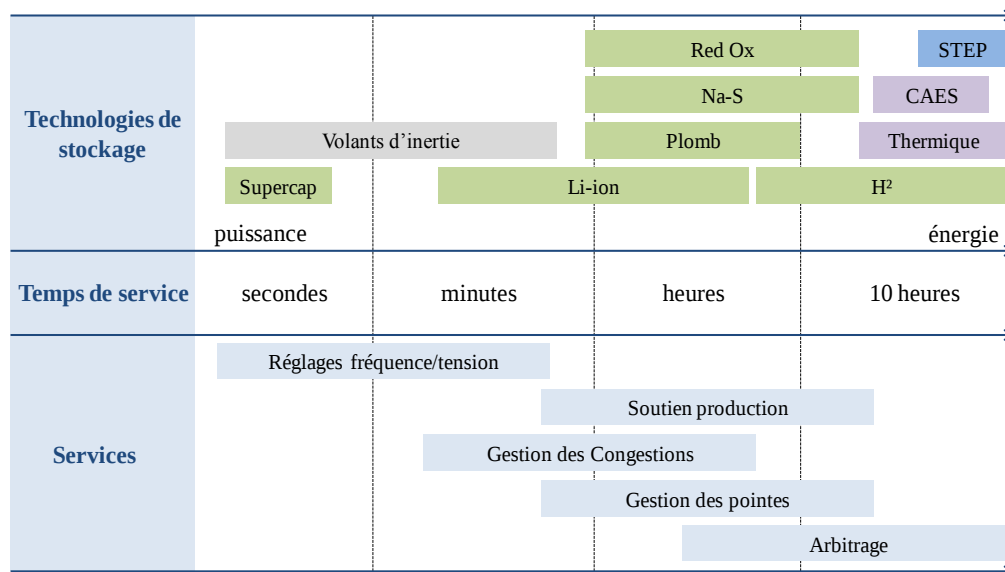


Figure I.14: Services système et technologies de stockage en fonction du temps de service (Bart 13)

3 POSITION DU PROBLEME ETUDIE

3.1 Microréseaux intelligents multi-sources avec stockage raccordés au réseau centralisé

3.1.1 Champs d'application des Smart Grids

La notion de Smart Grid introduite dans la partie précédente couvre donc une grande variété de domaines, depuis les composants proprement énergétiques, y compris de stockage, jusqu'à la communication et l'informatique, sans oublier les aspects réglementaires. A noter que le stockage d'eau chaude dans les cumulus mis en place dans les années 60 et piloté désormais par enclenchement tarifaire constitue déjà une application de type smart grid déployée largement en France en déplaçant 20 TWh de consommation par an de la pointe vers les creux de consommation (Bart 13). La CRE suit aujourd'hui 100 projets nationaux dont 17 démonstrateurs de smart grids avec plusieurs champs d'application identifiés (Figure I.15a). Le Joint Research Centre de la Commission européenne classe

l'ensemble des projets européens de Smart Grid (Figure I.9b) en fonction d'autres domaines d'application (JRC 11) (Figure I.15b).

Les différents domaines d'étude identifiés pour les travaux européens et français se recoupent sans se correspondre parfaitement. Il faut surtout remarquer qu'un grand nombre d'études concerne l'implication plus importante du consommateur au travers du *Demand Side Management*. L'intégration des EnR est également visée par certains projets ainsi que l'amélioration des performances et de la sûreté réseau.

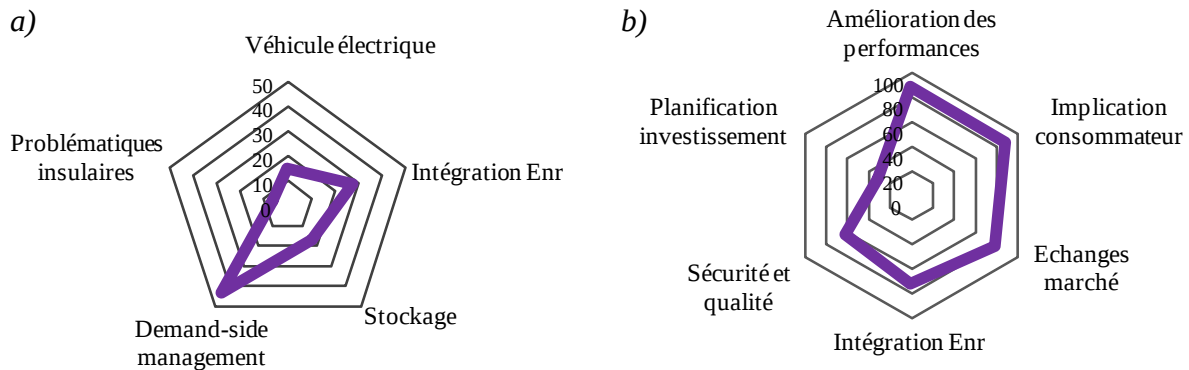


Figure I.15: Domaines d'application des projets smart grid - a) en France - b) en Europe

Certains projets d'envergure visent à être déployés sur des parties plus ou moins étendues du réseau. C'est le cas notamment de NiceGrid de la région PACA avec 3 MW crête de puissance solaire photovoltaïque installée et 2 MW de capacité de stockage électrochimique réparties sur le réseau de distribution et plus d'un millier de clients résidentiels, tertiaires et collectifs. Le but du projet est de faciliter l'intégration des EnR et de moyens de stockage en impliquant davantage les consommateurs, notamment en ce qui concerne les possibilités d'effacement. Le projet international PEGASE permet lui aussi de gérer une importante production avec un moyen de stockage massif (1 MW de batterie Na-S) afin de garantir la bonne marche du réseau sur l'île de la Réunion au moyen d'algorithmes adaptés. Le démonstrateur Tchèque du programme international Grid4EU est lui aussi étendu à l'échelle d'un réseau de distribution avec près de 5000 clients raccordés et 28 stations pour la connexion de véhicules électriques programmés en charge/décharge avec le concept de stockage mobile du *plug-in hybrid electric vehicle*, le tout étant associé à une centrale de cogénération pour l'électricité et la chaleur.

3.1.2 Différents types de microréseaux

L'ensemble des projets et démonstrateurs visent à s'implanter dans des parties localisées du réseau principal, à l'échelle d'une ville, d'un quartier ou même d'un bâtiment. Ces briques élémentaires constituent autant de microréseaux intelligents qui, dans une vision « Smart Grid » sont gérés localement tout en garantissant l'équilibre global entre production et consommation (Figure I.10b). La distinction est habituellement faite entre les microréseaux dit isolés (typiquement en sites insulaires ou ruraux) et ceux raccordés au réseau principal. L'IEA fait la différence entre quatre types de microréseaux en ce qui concerne l'intégration de la production solaire:

- **Microréseaux domestiques isolés:** il s'agit de villages non raccordés à un réseau principal. La production étant dans ces cas-là associée à un système de stockage, la stratégie de gestion

consiste à être capable d'alimenter à tout moment l'ensemble des charges. La difficulté de ce genre de système à l'échelle du kW est de bien dimensionner en amont le couple production/stockage en fonction de la consommation et en prenant en compte le coût possession intégrant la durée de vie des différents éléments. Une gestion intelligente des consommations permet d'ajouter un degré supplémentaire afin d'assouplir la gestion d'ensemble et améliorer la durée de vie des stockeurs (Thiaux 09) (Vasquez 13).

- **Microréseaux non domestiques isolés:** ces systèmes sont similaires aux précédents mais sont dédiés à l'alimentation de charges isolées comme une station météo par exemple (Daras 10). Les problématiques de gestion et dimensionnement restent les mêmes que précédemment.
- **Sources EnR raccordées au réseau:** il s'agit de centrales de production à grande échelle de l'ordre de la dizaine de MW sans composante consommation. Actuellement, sans gestion particulière avec une vente systématique de l'ensemble de l'énergie produite elles pourraient à l'avenir être soumises à des gabarits de production à respecter en masquant l'intermittence du renouvelable avec des moyens de stockage ou de réduction de la production. Pour les systèmes insulaires notamment la limitation des pentes de production est envisagée afin de limiter les variations brutales d'injection sur le réseau (Hill 13).
- **Microréseaux domestiques raccordés au réseau:** il s'agit de systèmes multi-sources comportant des composantes consommation et production raccordées au réseau principal, et associées ou non à des moyens de stockage, et pouvant fonctionner parfois de manière autonome ou îlotée. Le système intégrant des sources EnR considéré dans cette thèse relève plus particulièrement de cette dernière catégorie et c'est principalement le raccordement au réseau et les réglementations envisagées qui apparaissent déterminants.

3.1.3 Projet Smart ZAE

Le projet servant de base à l'étude de cette thèse correspond en effet au dernier type de microréseaux. Le démonstrateur Smart ZAE a pour objectif de démontrer la faisabilité d'un smart grid à l'échelle d'une zone d'activité économique (ZAE) avec des éléments de consommation et des sources de production renouvelable intermittentes associés à un moyen de stockage mutualisé. Implanté à Toulouse, le projet soutenu par l'ADEME et suivi par la CRE réunit le laboratoire LAPLACE, l'entreprise CIRTEM spécialisée dans la conversion de puissance et le constructeur de volants d'inertie haute vitesse LEVISYS. La SCLE SFE (groupe INEO GDF Suez) est le leader de Smart ZAE et assure la mise en œuvre de la gestion technique centralisée du microréseau. Le site de démonstration basé à Toulouse dans les locaux de SCLE SFE (Figure I.16) est caractérisé par:

- **Une consommation** type locaux tertiaires avec une puissance souscrite de 156 kVA
- **Une production** EnR intermittente 175 kWc (kW crête) de panneaux PV et trois éoliennes de 5 kW
- **Un stockage:** Dix volants d'inertie haute vitesse 10 kW / 10 kWh et shelter de batteries Li-ion 100 kW/100 kWh

L'existence de deux technologies de stockage distinctes ne signifie pas que volants d'inertie et lithium-ion seront utilisés à l'échelle du projet de façon concomitante, malgré l'intérêt que pourrait

susciter l'étude de la double hybridation par stockage. Le second stockage a notamment été mis en place pour sécuriser la mise en route de la smart ZAE dans le temps imparti au projet.

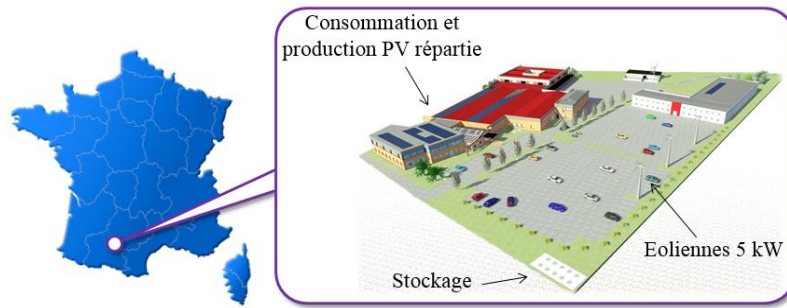


Figure I.16: Site d'implantation du démonstrateur SMART ZAE

Le but du démonstrateur est d'optimiser les flux d'énergie dans la Smart ZAE en tenant compte des tarifs en vigueur mais également des éventuels services système que les stockeurs pourront apporter. Ainsi le projet se positionne à la fois dans un contexte d'intégration des EnR, d'utilisation du stockage et d'échanges avec le marché (Figure I.15). L'implication des consommateurs est également envisagée avec la possibilité de déléster des charges qui sera prise en compte dans la gestion.

3.2 Gestion du microréseau

3.2.1 Contexte tarifaire

Pour des systèmes similaires au microréseau étudié, mais sans moyen de stockage, l'ensemble de la production peut être consommée localement et l'éventuel surplus réinjecté sur le réseau. La valorisation de la production issue de l'installation dépend donc de la politique tarifaire en vigueur. En France, par exemple, l'implantation de générateurs photovoltaïques domestiques a été favorisée par des tarifs incitatifs de vente de l'énergie et des subventions accordées à l'implantation. Deux solutions de câblage sont actuellement proposées. La première correspond à une vente totale de la production avec un compteur de non consommation afin d'éviter les comportements frauduleux en pénalisant les puissances transitant du réseau vers le système (Figure I.17a). La totalité de la consommation est alors achetée au fournisseur avec des puissances transitant à travers le compteur habituel dédié à la mesure de consommation.

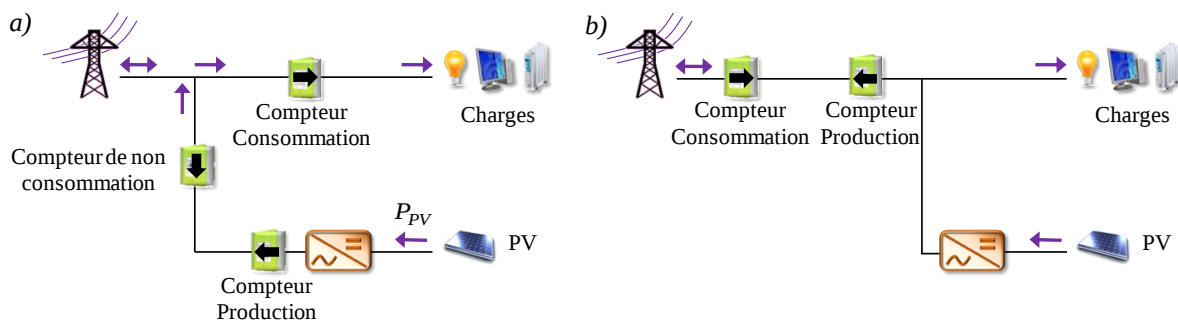


Figure I.17: Câblages en France - a) vente totale de la production - b) autoconsommation et vente du surplus

Dans le second cas, la production est en priorité autoconsommée. Avec la réglementation actuelle en France cela permet de réduire la facture d'énergie achetée en même temps que le surplus de production est vendu (Figure I.17b).

La rentabilité est donc évidemment liée au coût d'installation mais aussi et surtout à la différence entre les tarifs d'achat/vente et aux quantités d'énergie mises en jeu. Actuellement, pour les particuliers, sans prise en compte des frais d'abonnement et des différentes taxes, le coût de l'énergie achetée en tarification heures pleines / heures creuses est respectivement de 13 c€/kWh de 6 h à 22 h et 8 c€/kWh sinon. Les tarifs de vente de l'électricité photovoltaïque dépendent quant à eux du type et de la taille de l'installation. Ils ont baissé de manière importante depuis le moratoire du 10 Décembre 2010 (Figure I.18) en même temps que le coût de revient des modules proposés sur le marché. Pour les installations de puissances importantes (>100 kW) la parité avec les tarifs d'achat est aujourd'hui atteinte.

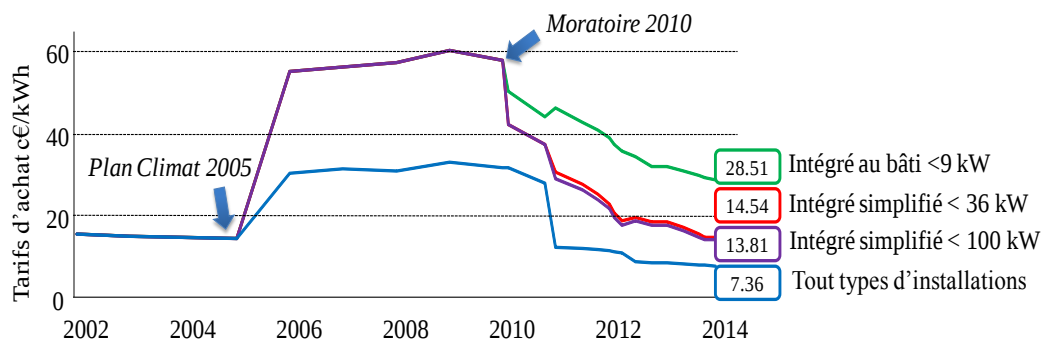


Figure I.18: Evolution des tarifs d'achat de l'électricité photovoltaïque en France

En France, l'autoconsommation n'est pas encore rétribuée mais elle pourrait encourager le développement des EnR localement avec des niveaux de puissance homogènes aux consommations. De même, il n'existe pas encore de réglementation sur le raccordement de systèmes de stockage. Cependant la plupart des études portant sur les microréseaux avec stockage prévoit un schéma de câblage avec l'ensemble des sources raccordées au réseau principal par un unique compteur bi-directionnel. La Figure I.19 donne un exemple pour un bus alternatif commun (Longenthiran 11) (Saber 13) mais des schémas de raccordement en continu sont aussi présents dans la littérature (Wang 13) (Paris 10). Dans ces configurations l'achat et la vente dépendent du sens de transit de la puissance dans le compteur liant le système au réseau principal.

Le système étudié dans cette thèse comprend un bus continu commun sur lequel est connecté l'ensemble des sources et en particulier la production solaire qui peut être aiguillée soit vers de la vente soit vers de l'autoconsommation pour alimenter les charges ou le stockage (Figure I.19b). La « consommation fictive » représente la possibilité de dégrader la production solaire afin de limiter une réinjection trop importante sur le réseau dans un cas de faible consommation et avec un stockage « rempli ». La mise en place de limites d'injection/soutirage permet implicitement de lisser le profil de puissance appelée sur le réseau et donc de participer à une meilleure prévisibilité vue du gestionnaire (Pazouki 13).

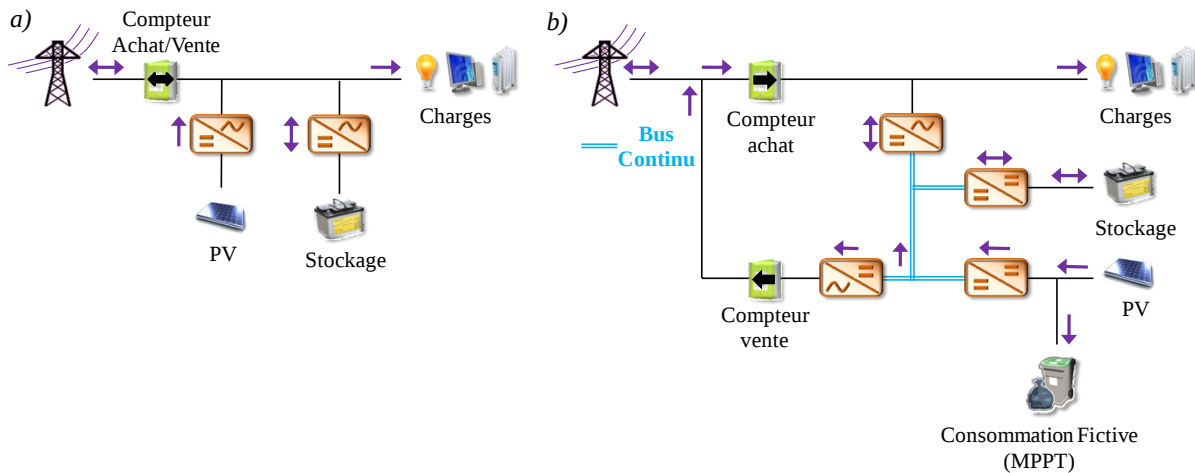


Figure I.19: Raccordement d'un moyen de stockage - a) compteur bidirectionnel - b) distinction achat/vente

Le degré de liberté supplémentaire apporté par le moyen de stockage doit servir à gérer l'ensemble des flux d'énergie du système de manière à assurer une valorisation optimale en fonction du contexte tarifaire. L'arbitrage entre vente et achat d'énergie en fonction de l'évolution des tarifs reste aujourd'hui le principal levier économique pour valoriser de tels systèmes avec une optimisation des profils à l'horizon de la journée (Korpaas 03) (Pazouki 13) (De Santis 13) (Wang 13). À noter que sur la Figure I.19 si les tarifs d'achat et de vente sont identiques, alors au niveau du bilan achat/vente les deux schémas sont équivalents aux pertes dans les convertisseurs près. Certaines études ajoutent dans la gestion la possibilité d'écarter ou de lisser le profil de puissance appelée sur le réseau principal (Malysz 13) (Ru 13). Le coût de fonctionnement des composants peut également être inclus dans la stratégie de gestion des systèmes: coût du fioul pour des groupes Diesel raccordés (Moradi 14) ou coût de cyclage pour les moyens de stockage (Hoke 13) (Chang 13). Bien souvent, ces coûts sont estimés de manière linéaire en fonction de la puissance délivrée par les sources concernées. Les émissions de CO_2 peuvent également être un critère à minimiser avec une gestion intelligente du microréseau (Anvari 11).

3.2.2 Stratégie de gestion choisie

Avec la promulgation de la loi NOME (*Nouvelle Organisation du Marché de l'Électricité*), qui constitue en France la nouvelle étape dans l'ouverture du marché de l'électricité, les fournisseurs d'énergie ne seront plus tenus d'appliquer les tarifs de vente réglementés. Chaque année, EDF est désormais obligé de céder aux autres fournisseurs jusqu'à 100 TWh d'électricité d'origine nucléaire au tarif de revient (ARENH), les faisant ainsi bénéficier d'un investissement public historique au même titre qu'EDF pour une concurrence non faussée. En contrepartie chacun de ces fournisseurs doit être capable d'assurer une capacité garantie afin de fournir la puissance de pointe demandée par l'ensemble de ses consommateurs. Il convient donc de bien prévoir en amont la quantité de nucléaire à se procurer au risque de devoir acheter de l'énergie sur le marché de gros (ou marché spot) à des tarifs plus élevés et volatiles qui représentent les coûts d'utilisation actuellement en vigueur pour assurer le fonctionnement des moyens de production à la pointe (centrales au gaz ou au charbon par exemple).

Dans ce contexte, la stratégie de gestion choisie par les partenaires de Smart ZAE et telle qu'appliquée dans cette thèse permet de rendre plus prédictible le profil de puissance soutirée au réseau. Elle permet de s'engager sur le gabarit de consommation d'un client, ce qui pourrait

éventuellement être rétribué par le fournisseur d'électricité qui aurait alors moins besoin de s'approvisionner sur le marché spot. Cette stratégie repose sur le suivi en temps réel d'un profil optimisé la veille pour le lendemain (optimisation off-line) avec prise en compte des tarifs d'achat et de vente mais aussi et surtout d'éventuelles contraintes sur les puissances injectée ou soutirée au réseau (Figure I.20). Les contraintes portent sur le gabarit de puissance vu du réseau qui doit être compris entre des bornes données en fonction des ordres de lissage, d'écrêtage ou bien d'effacement.

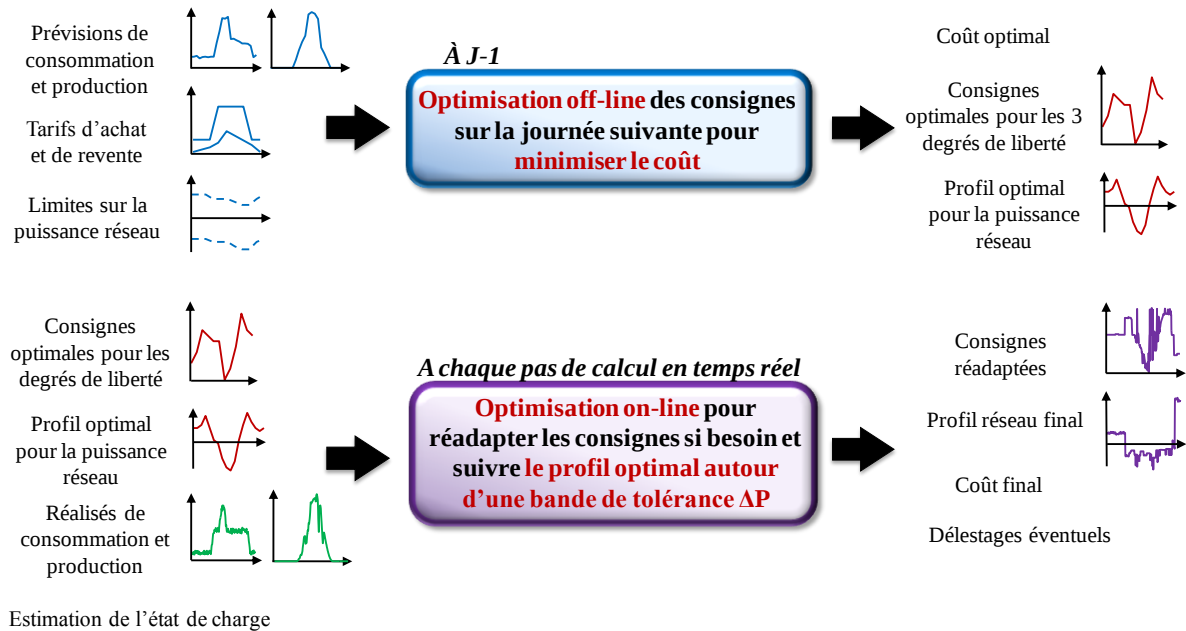


Figure I.20: Stratégie de gestion en deux étapes

En temps réel les consignes élaborées la veille doivent être corrigées pour tenir compte des écarts inévitables entre prévisions et réalisés dus aux aléas météorologiques et aux limites des modèles prédictifs. Le but est à chaque pas de calcul (optimisation on-line) de respecter dans une bande de tolérance le profil réseau optimal prévu afin de tenir les engagements fixés vis à vis du fournisseur d'énergie (Korpaas 03). La mise en œuvre de cette stratégie de gestion fait l'objet du troisième chapitre de la thèse.

4 GESTION DES FLUX D'ENERGIE

4.1 Modélisation des systèmes

Avant de pouvoir mettre en œuvre une stratégie de gestion pour planifier les flux d'énergie du microréseau de manière optimale, il convient de modéliser les différents composants du système. Cette représentation doit être adaptée, en terme de granularité, par rapport aux algorithmes de gestion élaborés et aux temps de simulation associés. A l'échelle de la planification à long ou moyen terme la littérature fait en grande majorité état de modèles en flux d'énergie que cela soit en présence de bus DC (Chang 13) ou AC (Laera 13). Dans le cas de stockages électrochimiques pour lesquels la tension varie avec l'état de charge, une représentation en courant/tension du système peut s'avérer pertinente (Wang 13).

Une modélisation originale, sous forme de réseau de Pétri, est proposée dans (Sechilariu 13) pour représenter le fonctionnement d'un microréseau en une succession d'états discrets en fonction de seuils mis sur les puissances ou les tarifs. La Figure I.21a donne une présentation des différents modes de fonctionnement d'un moyen de stockage en réseau de Petri. Des architectures en système multi-agent sont également proposées pour des problèmes étendus associant un nombre important de consommateurs (Voice 11) ou de microréseaux (Kumar 13) devant chacun se gérer localement tout en garantissant la stabilité du réseau global (Figure I.21b). La modélisation par graphes est également intéressante dans des problèmes de configuration à pertes ou coût minimaux (Figure I.21c) (Ustun 11).

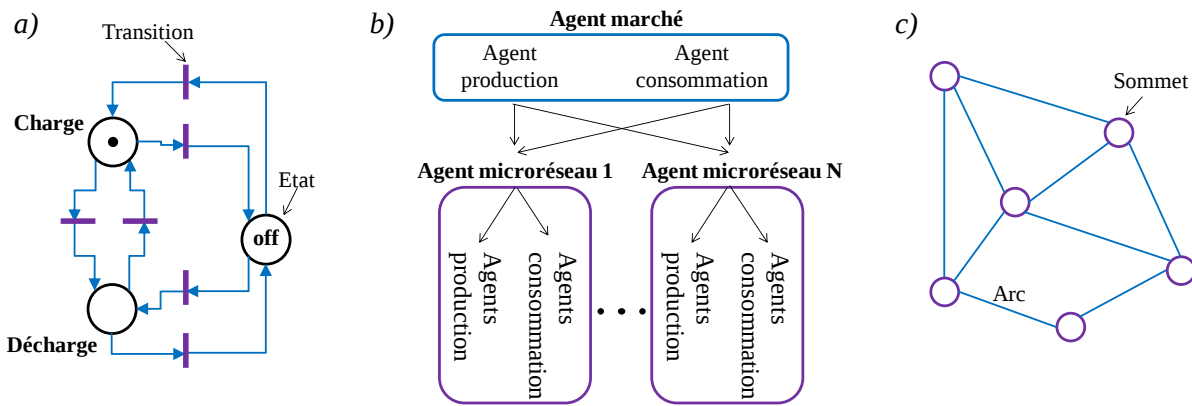


Figure I.21: Divers formalismes de modélisations - a) stockage en réseau de Petri - b) architecture multi-agent - c) graphes

Derrière l'ensemble de ces modélisations, se cachent des bilans de puissances échangées entre les différents éléments des microréseaux étudiés. Pour la planification, nous choisissons donc dans cette thèse une représentation en flux d'énergie, les questions de contrôle dynamique (tension en AC/DC, fréquence en AC) n'y étant pas spécifiquement étudiées. Nous descendrons cependant au niveau courant/tension pour la modélisation de la batterie afin de prendre en compte son rendement de manière plus fine.

4.2 Planification et contrôle hiérarchique

La modélisation en flux d'énergie est appropriée pour l'optimisation à long ou moyen terme du microréseau (horizon de planification à 24 h ici). Comme déjà évoqué cette planification optimale a pour but d'estimer les meilleures consignes pour les degrés de liberté servant à commander le système étudié à partir de l'ensemble des prévisions de production/consommation. Dans la stratégie que nous avons choisie, ces consignes en puissance élaborées la veille pour le lendemain sont corrigées par une seconde boucle d'optimisation on-line en tenant compte des mesures de puissance consommée et produite et d'une estimation de l'état de charge du stockage (*SOC* pour *State of charge*). Pour appliquer en temps réel ces consignes aux organes de commande (i.e les convertisseurs) il faut ajouter un système de contrôle adapté capable en outre de maîtriser la stabilité du microréseau. De la même manière que sur le réseau principal, les déviations en tension et/ou fréquence (RTE 04) sont corrigées au moyen d'un réglage primaire qui ajuste les puissances/courants délivrés par les composants en fonction des écarts observés (Kanchev 11).

La Figure I.22 illustre un contrôle hiérarchique de la planification à long terme jusqu'à la commande d'un microréseau où seul le flux d'énergie au niveau du stockage permet de contrôler l'ensemble du système à consommation et production imposées. Dans la stratégie choisie l'optimisation à long terme est faite sur 24 h quotidiennement la veille pour le lendemain. Pour profiter d'une meilleure justesse des prévisions à moyen ou court terme, la planification peut se répéter plusieurs fois dans la journée sur une fenêtre temporelle glissante (Malsyz 13). Tout comme l'aspect commande temps réel ceci ne sera pas abordé dans cette thèse où nous nous concentrons sur les méthodes de planification des flux d'énergie et les problématiques de dimensionnement et de valorisation du microréseau.

Contrôle hiérarchique

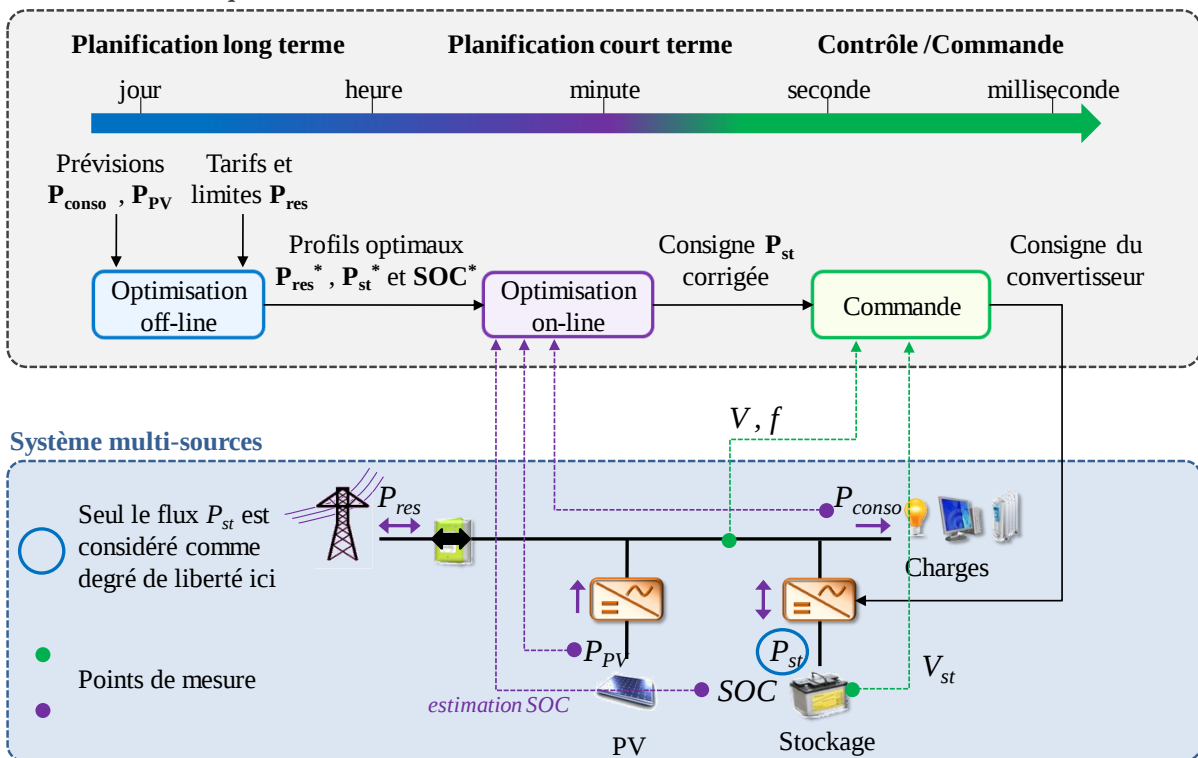


Figure I.22: Contrôle hiérarchique du microréseau

4.3 Algorithmes de planification pour système multi-sources

Une fois le modèle du microréseau établi, la planification des degrés de liberté en fonction des prévisions et des tarifs revient à un problème d'optimisation. Les algorithmes d'optimisation sont ainsi au centre des stratégies de gestion envisagées et visent dans une grande partie des études à valoriser le système multi-sources en minimisant la facture énergétique. Un certain nombre de méthodes se trouvent dans la littérature pour effectuer une gestion optimale des flux d'énergie. Deux grandes classes se dégagent entre les procédures d'optimisation pas à pas des références pour les degrés de liberté ou bien une optimisation globale des flux sur une fenêtre de planification donnée (typiquement 24 h).

4.3.1 Résolution pas à pas de la mission

Il ne faut pas confondre optimisation pas à pas et commande en temps réel. La résolution pas à pas indique que la prise de décision s'effectue de manière discrète à chaque pas de calcul et ne nécessite pas une connaissance « a priori » l'ensemble des profils en entrée (i.e. prévisions et tarifs) sur toute la trajectoire à planifier.

- **Méthodes à base de règle:** ces méthodes couramment utilisées reposent sur l'élaboration de règles à partir de l'expertise et de la connaissance du système. Pour la gestion d'un microréseau avec stockage et production PV, un exemple de gestion déterministe est donné Figure I. 23. Dans ce cas, le stockage est utilisé dans ses butées en énergie SOC_{max} et SOC_{min} pour palier aux surplus/déficits de production. Le réseau n'est là que pour alimenter la consommation en dernier recours en complétant le bilan en puissance (Mulder 10). Une telle stratégie a le mérite de sa simplicité et limite les contraintes vues du réseau, mais tend à solliciter fortement les organes de stockage.

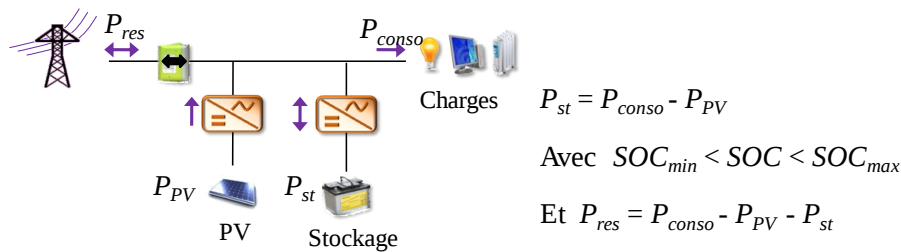


Figure I. 23: Partage déterministe des puissances

- **Machine à état:** La méthode de résolution est similaire au cas précédent mais le fonctionnement du système est vu ici comme une succession d'états prédéfinis où les transitions se font en fonction de seuils fixés dans les règles d'utilisation. Ainsi dans un système multi-sources un stockage peut se retrouver par exemple en mode « charge » ou « décharge » et le réseau de raccordement en « absorption du surplus solaire ». (Sechilariu 13).
- **Logique floue:** La logique floue (*Fuzzy logic* en anglais) introduit des degrés de satisfaction quantitatifs pour les différentes règles de transition entre états. Ainsi, les productions et consommations auront des niveaux de charge « haut », « moyen » ou « bas » (Manjili 13). Une table de règles floues est établie pour générer l'état des sorties en fonction des niveaux des variables d'entrée du problème (Figure I.24). Les paramètres de cette table de vérité peuvent être ajustés pour améliorer les performances. (De Santis 11) propose notamment un calage optimal des valeurs par algorithme génétique pour la gestion d'un microréseau avec stockage d'énergie.

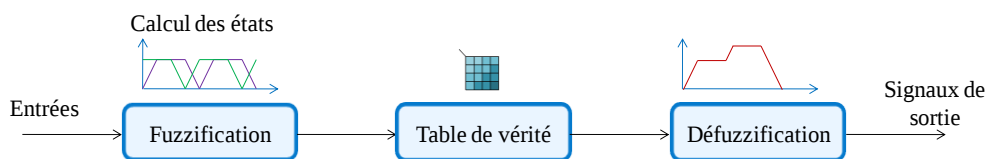


Figure I.24: Contrôleur à logique floue

- **Optimisation d'un critère :** une dernière méthode de résolution pas à pas consiste à optimiser un critère donné au moyen d'algorithme adapté pour chaque problème. Ainsi (Moradi 14) minimise par Programmation Quadratique à chaque heure le coût de fonctionnement d'un microréseau en considérant les tarifs d'achat d'électricité et de fioul ainsi que les émissions de CO₂.

4.3.2 Résolution globale de la mission

Si les méthodes précédentes peuvent constituer des moyens de gestion à court terme des systèmes elles ne garantissent pas d'optimum global en considérant une mission sur un horizon temporel long. Ainsi, à l'échelle de la planification long terme, des optimisations sur la durée totale des profils d'entrée sont souvent préférées. Il s'agit dans ces procédures de minimiser un ou plusieurs critères représentatifs des performances du microréseau sur une fenêtre de prévision - typiquement 24 h avec un échantillonnage à l'heure (Liao 13) (Moradi 14). Souvent, il s'agit d'optimiser la facture énergétique mais la pollution et les coûts de carburant peuvent être inclus dans le problème pour des microréseaux avec des groupes électrogènes comme moyens d'appoint pour la production (Moradi 14). Les variables d'optimisation sont les consignes sur les degrés de liberté du système pour la durée totale de la mission. Ces consignes sont stockées dans un vecteur $\mathbf{P}_{ref}$. En prenant l'exemple de la Figure I.22 avec un seul flux P_{st} à commander il y aurait donc sur une journée avec un pas horaire 24 paramètres à optimiser pour minimiser la fonction objectif $F_{obj}(\mathbf{P}_{ref})$. Les bornes supérieures $\mathbf{u}_b$ et inférieures $\mathbf{l}_b$ définissent l'espace de recherche dans lequel les algorithmes vont évoluer afin de trouver la meilleure solution $\mathbf{P}_{ref}^*$. Souvent des contraintes sont ajoutées à la formulation finale du problème au travers d'une fonction $F_{cont}(\mathbf{P}_{ref})$ afin de contrôler l'état de charge du stockage, de respecter des valeurs limites d'appel de puissance sur le réseau (Ru 13) (Pazouki 13) ou bien de vérifier des bilans de puissance (Malakar 14).

$$\mathbf{P}_{ref}^* = \underset{\mathbf{P}_{ref}}{\operatorname{argmin}}(F_{obj}(\mathbf{P}_{ref})) \text{ avec } \mathbf{l}_b \leq \mathbf{P}_{ref}^* \leq \mathbf{u}_b \text{ et } F_{cont}(\mathbf{P}_{ref}^*) \leq 0 \quad \text{Eq I. 1}$$

Plusieurs types de méthodes sont utilisées dans la littérature pour résoudre le problème final de dispatching optimal des flux d'énergie, et il n'existe pas a priori de méthode meilleure qu'une autre. Tout dépend dans chaque cas du problème posé et de la manière dont il est représenté à travers la modélisation.

- **Méthodes déterministes:** la première classe de méthodes correspond aux procédures déterministes. Pour un même point de départ et une même paramétrisation de l'algorithme ces méthodes aboutissent à un résultat unique. Il s'agit en général de méthodes de descente sur base de gradient (Brisset 07) qui procèdent à une amélioration progressive d'une solution initiale. La Programmation Non Linéaire (PNL) est couramment utilisée (programmation quadratique séquentielle SQP par exemple) dans les problèmes de dispatching de puissance avec des fonctions non linéaires notamment à cause des rendements des composants (Laera 13) (Chang 13) (Moradi 14). Ce type de procédures ne se concentre que sur une partie donnée de l'espace de recherche. Elles favorisent donc avant tout l'exploitation des solutions connues (intensification) au détriment de l'exploration du domaine d'étude (diversification) et ont tendance à converger vers des minima locaux. Ces méthodes offrent une bonne rapidité de convergence mais pâtissent de leur robustesse, notamment selon le point initial défini.

- **Méthodes stochastiques:** ces méthodes de recherche globales reposent sur des mécanismes de transition probabilistes et aléatoires souvent hérités de processus naturels. Elles conduisent ainsi à des résultats différents pour des points de départ et des paramètres de code identiques (Brisset 07). A citer parmi les algorithmes utilisés dans la résolution de problème de dispatching de puissance l'algorithme génétique (AG) (Anvari 11) (Liao 13), la programmation en essaim particulière (Anvari 11), l'algorithme des lucioles (Mohamadi 12) ou les colonies de fourmis (Colson 09b). La convergence de ces procédures est fortement liée à la paramétrisation initiale de l'algorithme. (Baziar 13) développe ainsi un code auto adaptatif pour améliorer les performances d'un essaim particulière dans le cas d'un microréseau avec production éolienne incertaine. Les méthodes stochastiques visent donc la recherche de l'optimum global du problème mais cette exploration du domaine se paie par un nombre d'évaluations élevé de la fonction objectif et donc un temps de résolution assez long selon les problèmes.
- **Mises en forme adaptées :** d'autres méthodes d'optimisation nécessitent une modification de la mise en forme du problème. La Programmation Dynamique (*Dynamic Programming*, DP) trouve un optimum global pour un problème discrétisé en états successifs (Korpass 03) (Wang 13). Ainsi pour le dispatching des puissances dans un microréseau avec stockage notamment, à chaque pas de calcul l'algorithme considère différents états de charge possibles (10 %, 20 %....100 %) et calcule les transitions les moins coûteuses en fonction du critère à optimiser (Riffonneau 11). La Programmation Linéaire (*Linear Programming*, PL) nécessite quant à elle une mise en forme adaptée du problème étudié avec des fonctions coût et des contraintes exprimées linéairement avec les variables d'optimisation (Eq I. 2) (Rao 07).

$$\mathbf{P}_{\text{ref}}^* = \arg \min_{\text{Pref}} (\mathbf{C} \cdot \mathbf{P}_{\text{ref}}) \text{ avec } \mathbf{I}_b \leq \mathbf{P}_{\text{ref}}^* \leq \mathbf{u}_b \text{ et } \mathbf{A} \cdot \mathbf{P}_{\text{ref}}^* \leq \mathbf{B} \quad \text{Eq I. 2}$$

La méthode de résolution linéaire au moyen de l'algorithme du Simplexe est très efficace pour trouver l'optimum global du problème donné. Ces méthodes peuvent prendre en compte un très grand nombre de variables permettant ainsi de simuler des période longues. (Bradbury 14) effectue notamment la planification du fonctionnement d'un microréseau sur une année avec deux degrés de liberté et un pas horaire, problème équivalent donc à 17520 variables. Souvent dans la littérature des variables discrètes sont ajoutées pour rendre compte de changements de configurations d'un microréseau (Maylys 13) ou de l'allumage/extinction des sources (Parisio 11). Dans ces cas là le terme de Programmation Linéaire Mixte est employé (*Mixt Integer Linear Programming*, MILP) et le problème résolu au moyen de méthodes d'énumération telles que l'algorithme *Branch and Bound*.

- **Hybridation d'algorithmes :** comme déjà évoqué aucune méthode n'est à priori meilleure qu'une autre dans l'absolu et il ne faut pas attendre une progression continue des algorithmes. Depuis une dizaine d'années, les auteurs proposent d'hybrider différentes méthodes d'optimisation pour profiter de leur complémentarité (Brisset 07). Croiser une méthode globale avec une procédure locale apparaîtrait ainsi comme un moyen de favoriser une exploration du domaine d'étude en limitant le temps de calcul. (Logenthiran 11) propose notamment de croiser un algorithme génétique avec de la programmation linéaire dans la planification d'un système à plusieurs moyens de stockage raccordés au réseau principal.

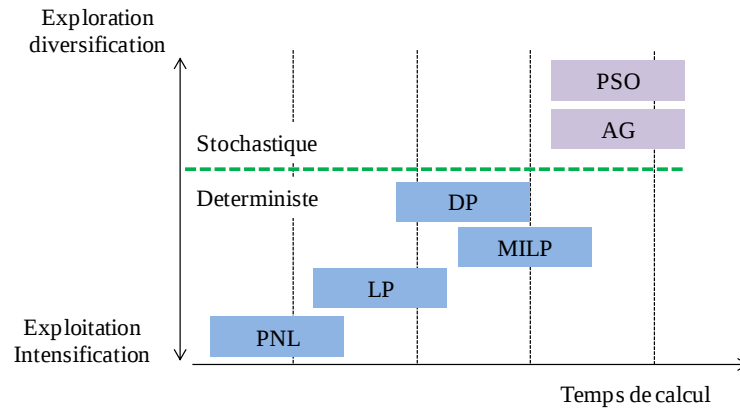


Figure I.25: Classement des méthodes d'optimisation

Un classement des méthodes est donné Figure I.25 en fonction du temps de calcul et de leur caractère plus ou moins dédié à l'exploration ou l'exploitation. Ce type de représentation est à considérer avec précaution, le temps CPU notamment étant fortement dépendant de la classe de problèmes rencontrés. Dans cette thèse, nous avons testé différents algorithmes locaux et globaux pour le problème de gestion optimale posé dont les caractéristiques et performances sur le cas d'étude sont présentées au chapitre III de ce mémoire.

- Programmation Quadratique Séquentielle - SQP
- Programmation Dynamique - DP
- Essaim Particulaire - PSO
- Algorithme génétique avec nichage (« Clearing »)– CL
- Algorithme génétique hybridé avec de la programmation quadratique - CLh

5 DIMENSIONNEMENT D'INSTALLATIONS

5.1 Conception Optimale

La partie précédente était consacrée à la gestion par planification optimale d'un microréseau intelligent avec moyen de stockage. Tout comme pour les autres systèmes, l'aspect dimensionnement est aussi très important pour ces installations. En effet, sous réserve de réglementation et tarifs adaptés, la mise en place d'un moyen de stockage permet d'alléger les coûts de fonctionnement d'un microréseau en fonction des services apportés. Intuitivement, plus le stockage est important, plus le coût final serait faible. Cependant, tout comme pour les installations solaires classiques, une taille optimale doit être trouvée afin de ne pas avoir des coûts d'installation et de maintenance prohibitifs par rapport aux gains générés (Figure I.26a) (Bahramirad 12).

L'approche habituelle de conception dite « séquentielle » consiste à optimiser la gestion d'un système dimensionné en amont (Figure I.26b). Or, la manière avec laquelle un système intelligent incluant du stockage est destiné à être conduit doit s'intégrer dès la phase de dimensionnement en visant à terme une conception optimale (Roboam 12). (Fathy 01) distingue plusieurs approches de conception optimale en fonction de la manière dont sont liées les boucles de dimensionnement et de gestion (Figure I.26b).

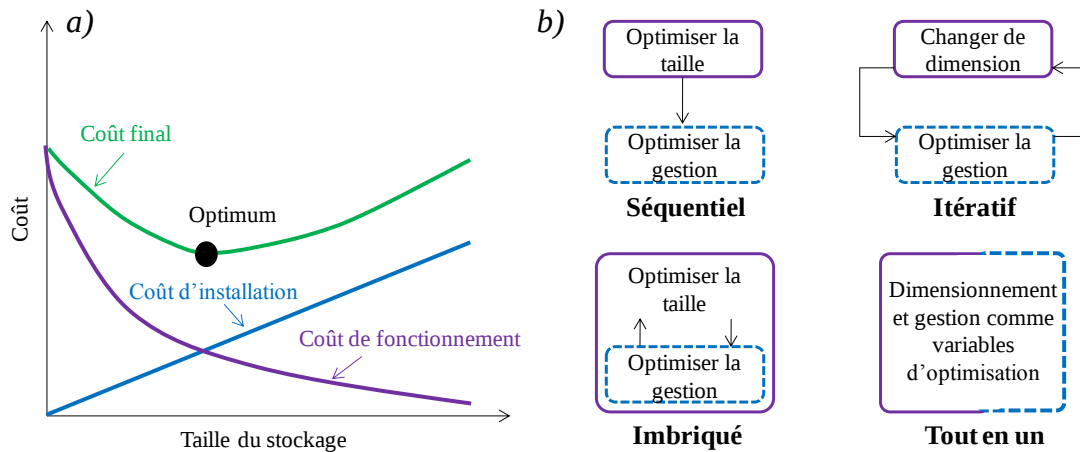


Figure I.26: Conception optimale - a) compromis installation/gestion - b) stratégies de conception optimale

Même si le dimensionnement des microréseaux est moins abordé que leur gestion dans la littérature, des études ont été effectuées en ce sens. La [Figure I.27](#) donne des exemples trouvés dans les diverses références en indiquant les algorithmes utilisés dans chacune des boucles. Les procédures utilisées pour les boucles de dimensionnement sont analogues à celle présentées dans la partie précédente mais ici les variables d'optimisation sont les paramètres de taille du système et non plus les consignes pour la gestion. Les problèmes traités dans ces références ne sont évidemment pas les mêmes, mais à chaque fois, le but est d'étudier l'impact de la taille du stockage et/ou des moyens de production (EnR ou groupes électrogènes) sur le coût de fonctionnement final du système obtenu en faisant tourner les boucles de gestion. Plusieurs scénarios de prix ou de contraintes sont parfois pris en compte ainsi que le vieillissement des accumulateurs ramené à un coût d'usure ([Nottrott 12](#)) ([Moradi 14](#)).

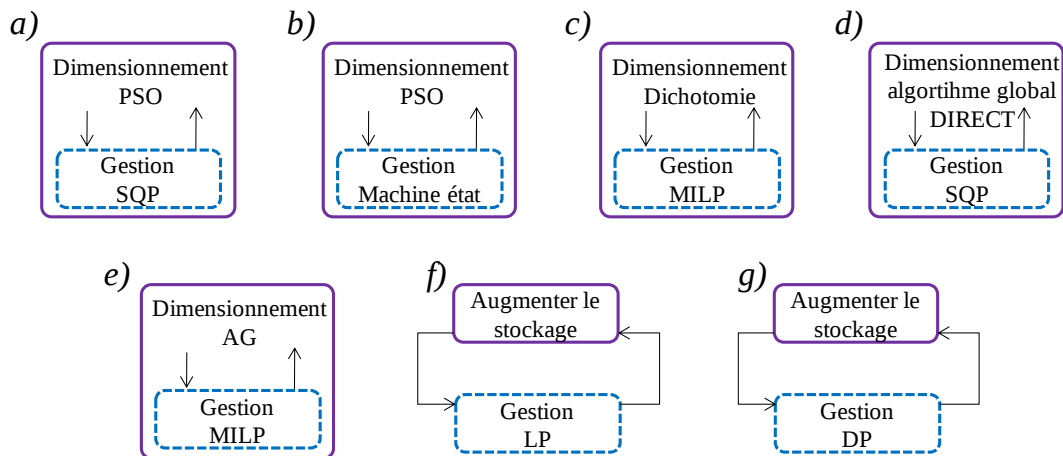


Figure I.27: Exemples de conception optimale - a) ([Moradi 14](#)) - b) ([Saber 13](#)) - c) ([Ru 13](#)) - d) ([Whitefoot 11](#)) - e) ([Guo 13](#)) - f) ([Nottrott 12](#)) - g) ([Koprass 03](#))

5.2 Faire face à la complexité

Au-delà de la maîtrise des boucles d'optimisation et de leur mise en œuvre, le principal verrou dans les problèmes de conception systémique optimale est lié à l'explosion de la complexité du problème en fonction de sa taille, de ses modes caractéristiques et de sa résolution par des boucles

d'optimisation. En effet, dans le cas d'une conception imbriquée, il faut estimer le coût de fonctionnement d'un système pour chacun des jeux de dimensionnement. Mais l'évaluation de cette fonction objectif n'est pas triviale en fonction du problème étudié et elle définit la complexité du problème qui peut se décomposer selon trois axes:

- **Complexité statique:** elle est liée à la taille donc à l'architecture des systèmes mais aussi à l'hétérogénéité des composants intégrant différentes technologies aux propriétés et champs physiques souvent multiples. Typiquement, pour un problème de planification optimale, la complexité statique dépend du nombre de degrés de liberté et des contraintes à traiter par la boucle de gestion.
- **Complexité dynamique:** elle découle de la dispersion des modes dont il faut tenir compte dans le problème étudié, avec des régimes rapides (quelques secondes à quelques minutes) pour des boucles de régulation et des constantes de temps longues notamment lorsque la saisonnalité des profils de consommation et production sur une année intervient : c'est le cas dans smart ZAE compte tenu de la production solaire PV, voire de composantes saisonnières liées à la consommation.
- **Complexité de résolution:** elle dépend directement de la méthode d'optimisation utilisée pour résoudre le problème de planification ou de dimensionnement. Comme déjà évoqué, certains algorithmes nécessitent un nombre important d'exécutions pour explorer et exploiter l'ensemble du domaine d'étude.

La priorité, en abordant un problème de conception optimale, est de trouver les moyens de faire face à la complexité et d'éviter d'avoir des temps de calcul prohibitifs pour les évaluations du problème : on peut ainsi parler de « verrou informationnel » dans la mesure où la quantité d'informations à traiter pour atteindre l'optimum global du dimensionnement d'un système complexe à planification intégrée dépasse largement les capacités de calcul offertes aujourd'hui, même en faisant appel à des moyens de calculs parallèles intensifs.

Pour faire face à cette situation, il faut donc simplifier le problème de conception en se positionnant sur différents axes : une première piste consiste à réduire les informations en entrée des modèles en compactant les profils de consommation et d'environnement (gisement solaire & éolien, politiques tarifaires). A dimensionnement donné, simuler la gestion d'un système tel que Smart ZAE pour estimer sa rentabilité imposerait en toute rigueur de générer des profils sur toute sa période de fonctionnement. Il est cependant inenvisageable, avec les moyens informatiques et algorithmiques actuels, de simuler des durées de vie longues – 15-20 ans annoncés pour les composants (PV et stockage). Pour prendre en compte les caractéristiques statistiques, énergétiques et la cyclabilité des composants de stockage, l'idée serait donc de synthétiser des profils compacts représentant les mêmes caractéristiques que les missions globales (Jaafar 11), tout en rendant compte des dynamiques propres à chaque source: à l'année, des profils de consommation et de production solaire n'ont par exemple pas les mêmes fréquences caractéristiques. Dans le contexte d'un réseau multi-sources incluant du stockage, la question de la concomitance des producteurs et des consommateurs constitue une problématique en soi très complexe, mais essentielle car définissant le contenu énergétique de la mission des stockeurs.

Dans la plupart des cas, pour les problèmes de conception optimale de microréseaux, les systèmes sont représentés sur une unique année elle-même simulée avec un nombre limité de jours caractéristiques. (Guo 13) effectue par exemple une boucle de gestion pour un jour représentatif de chaque mois et (Moradi 14) sur une journée représentative de chaque saison, ce qui est a priori loin d'assurer le respect du contenu statistique de l'environnement système. Ces travaux prennent également en compte le taux d'intérêt ou l'augmentation de la consommation au fil des années pour extrapoler les résultats sur la durée de vie totale du système. A noter que plusieurs travaux du LAPLACE/GENESYS sont spécifiquement dédiés à la question du compactage de l'information environnementale des systèmes énergétiques : ce n'est donc pas sur ce point précis que portera l'effort méthodologique dans cette thèse.

Le deuxième axe pour faire face à la complexité du problème vise à en simplifier la résolution algorithmique. Avec une boucle de gestion simplifiée, des profils plus longs et donc davantage représentatifs peuvent en effet être joués. En considérant un dispatching déterministe des puissances à chaque pas de calcul (Saber 13) simule ainsi le fonctionnement de son microréseau sur une année entière par pas horaire avant d'exploiter les résultats dans une boucle de dimensionnement basé sur un algorithme PSO (Figure I.27b). Simplifier la résolution impose parfois d'avoir une modélisation adaptée afin de pouvoir profiter d'algorithmes de gestion rapide. La représentation linéaire du problème de dispatching permet ainsi à (Nottrot 12) de simuler une année entière échantillonnée à 15 mn en effectuant des optimisations successives pour chaque journée.

5.3 Aperçu de l'approche développée dans la thèse

L'approche développée dans cette thèse correspond à une imbrication des boucles de gestion et de dimensionnement. Pour la gestion, une simplification du problème qui sera discutée au Chapitre IV nous amène à considérer une résolution de la gestion optimale au moyen de méthodes PL et MILP. Le gain de temps apporté par l'utilisation de ces algorithmes nous permet de simuler une année entière avec 365 optimisations journalières successives.

La boucle de gestion repose quant à elle sur un algorithme de dimensionnement global, *l'Efficient Global Optimization* ou EGO (Jones 98). Cette méthode est souvent utilisée pour des fonctions de type boîte noire coûteuses en temps de calcul comme des simulations en éléments finis par exemple. Elle se rapproche de l'optimisation par surface de réponse où le comportement de la fonction objectif est interpolé à partir des données connues (Viver 02). L'EGO repose sur une interpolation probabiliste à base de Krigeage héritée du domaine de la prospection minière. Cette approche abordée au Chapitre V a notamment l'avantage de passer par tous les points évalués et de renvoyer un estimateur d'erreur sur l'interpolation (Ginsbourger 09).

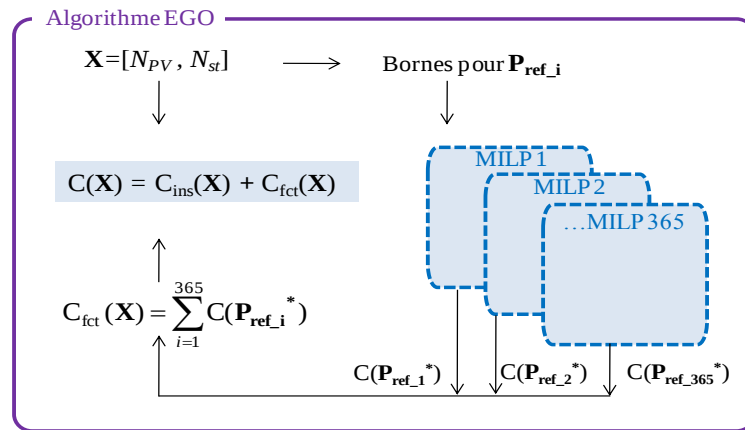


Figure I.28: Conception imbriquée considérée dans la thèse

Pour chaque point de dimensionnement $\mathbf{X}$ caractérisé par exemple par une taille de panneaux N_{PV} et de stockage N_{st} il faut ajouter au coût d'installation C_{ins} le coût de fonctionnement C_{fct} . Ce dernier s'obtient en sommant les coûts journaliers retournés par la MILP effectuée de manière quotidienne en fonction des profils de production, de consommation et des tarifs en vigueur. A chaque itération l'EGO arbitre entre exploration du domaine et exploitation des solutions déjà connues et génère une nouvelle solution $\mathbf{X}$ à évaluer avec des bornes mises à jour en fonction des dimensions (Figure I.28). Cette conception optimale renvoie des résultats en des temps de calcul raisonnables permettant ainsi de tester plusieurs contextes tarifaires, et d'effectuer des analyses de sensibilité en fonction des différents coûts intervenant dans le problème.

6 CONCLUSIONS

L'évolution du contexte énergétique rappelée Figure I.29a placé le concept de Smart Grid au centre des problématiques de gestion pour le réseau électrique du futur. Malgré des cadres réglementaires encore inexistant, des applications de ces nouveaux systèmes sont déjà envisagées pour assouplir la conduite du réseau et favoriser l'intégration des énergies renouvelables. Ainsi le microréseau étudié dans cette thèse utilise un moyen de stockage pour maîtriser le profil de puissance appelée sur le réseau. Le but est de répondre à d'éventuelles contraintes en terme d'injection/soutirage mais aussi de gérer le microréseau de manière à minimiser son coût financier.

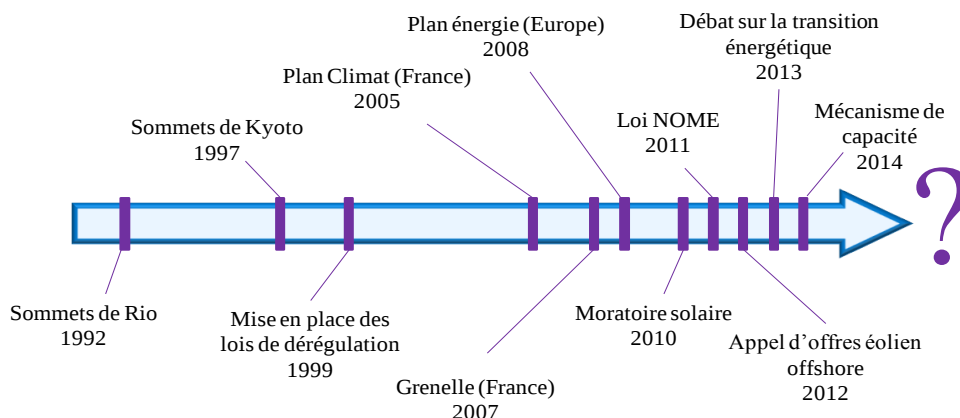


Figure I.29: Contexte énergétique

Dans le contexte tarifaire actuel une telle optimisation considère les coûts d'achat et de vente de l'énergie pouvant être fluctuants si les prix spot sont par exemple pris en compte. De nombreuses méthodes se trouvent dans la littérature pour effectuer une planification optimale des flux d'énergie dans de tels systèmes. Les exemples cités dans ce chapitre introductif ne sont pas complètement identiques au microréseau de cette thèse mais les problématiques sont les mêmes. L'échantillon de travaux étudiés a mis en avant les multiples choix possibles pour modéliser et gérer le système. Dans cette thèse une optimisation des flux d'énergie « la veille pour le lendemain » est envisagée. Cette minimisation du coût concerne la mission globale à la journée avec des prévisions de consommation et production sur 24 h.

L'étude bibliographique a également permis de pointer la problématique de dimensionnement d'un microréseau avec notamment l'explosion de la complexité de conception pour considérer le fonctionnement du système dans son environnement tout au long de sa mission. L'imbrication des boucles de dimensionnement et de gestion est ici envisagée en considérant des profils annuels de consommation, production et tarifs pour tenir compte notamment de la saisonnalité des données.

Ce chapitre a établi le contexte d'étude et notamment sa complexité de conception, mettant en exergue le verrou informationnel sous-jacent et introduisant diverses pistes pour faire face à ce caractère de complexité. Dans le prochain chapitre, il s'agit d'établir les bases modèle servant à la mise en œuvre des boucles de conception du micro réseau considéré.

CHAPITRE II

Modélisation du microréseau

RESUME:

Ce chapitre établit les modèles pour les composants du microréseau. Des profils prévisionnels et réalisés sont créés pour la consommation et la production. La politique tarifaire avec les composantes achat et vente est également importante. Les modèles simples, en flux d'énergie, pour les moyens de stockage (volants d'inertie et batterie Li-ion) permettent d'estimer les pertes d'énergie en fonction de profils de longue durée. Les problématiques de vieillissement des accumulateurs Li-ion sont également abordées

1 INTRODUCTION

Le chapitre I était consacré à la présentation de la problématique considérée dans cette thèse dans le contexte des « smart microgrids ». Les travaux entrepris visent à mettre en place des méthodes de planification (long et moyen terme) et de conception pour un microréseau avec moyen de stockage. Avant d'élaborer les algorithmes d'optimisation nécessaires pour la gestion et le dimensionnement, il convient de modéliser le système étudié. Comme déjà évoqué, une représentation en flux d'énergie est envisagée. Chacun des composants du système multi-sources doit donc être représenté de manière adaptée avec un niveau de précision compatible avec les procédures d'optimisation qui seront mises en place par la suite.

Ce second chapitre détaille donc les modèles développés dans cette thèse. La première partie aborde la mise en équation du microréseau qui est établie à partir d'une représentation par graphes du problème. La section suivante est consacrée à la définition des données d'entrée avec les profils de consommation et production ainsi que les politiques tarifaires envisagées. Ces données seront essentielles pour tester les algorithmes mis en place dans les prochains chapitres.

Les deux dernières parties du chapitre traitent des modèles simples développés pour les moyens de stockage. Le volant d'inertie est d'abord considéré avec un modèle simplifié déterminé à partir de relevés expérimentaux fournis par le constructeur. Il a pour but principal d'estimer les pertes en énergie en fonction de l'état de charge et du régime de puissance (en charge ou décharge). Dans un second temps, l'accumulateur électrochimique est représenté via le Modèle de Shepherd avec prise en compte des rendements faradique et voltaïque. Pour ce type de stockage, une attention particulière est apportée à la modélisation du vieillissement en fonction de l'utilisation.

2 MODELISATION DU MICRORESEAU

2.1 Représentation sous forme de graphe

Pour être compatible en termes de complexité avec les procédures d'optimisation qui seront développées, le réseau est modélisé à un assez haut niveau en flux d'énergie sans considération des tensions/courants et des boucles de régulation. Cette représentation simplifiée et très compacte est utilisée dans un grand nombre d'études de planification à long ou moyen terme qui ont déjà été évoquées dans le chapitre I ([Anvari 11](#)) ([Baziar 13](#)) ([Pazouki 14](#)).

Rappelons que le microréseau étudié est constitué d'une consommation liée à un bâtiment de bureau pour une puissance souscrite de 156 kVA, et d'une capacité de production solaire de 175 kWc (nous ne prenons pas en compte la production éolienne négligeable sur le site). Cette consommation et cette production sont respectivement associées à des profils notés P_{conso} et P_{prod} . Pour le stockage d'une capacité voisine de 100 kW / 100 kWh, deux situations sont distinguées avec des volants d'inertie et une batterie Li-Ion. En l'absence de tels moyens de stockage, l'ensemble de la consommation est achetée et la totalité de la production est vendue avec un raccordement classique pour la vente de l'électricité solaire. Le fait d'introduire un stockage, ici via un bus continu (DC), vient ajouter des flux d'énergie, donc des degrés de liberté, au système représentés sur le schéma de la [Figure II.1](#). Les différentes flèches donnent les contraintes pour les sens de transit. Notons particulièrement les flux

strictement monodirectionnels au niveau des compteurs. Le flux d'autoconsommation du solaire au niveau du bus DC doit lui aussi demeurer monodirectionnel afin d'éviter un fonctionnement frauduleux qui consisterait à revendre l'énergie achetée au niveau du compteur consommation. Nous envisageons également la possibilité de jouer sur la MPPT (*Maximum Power Point Tracking*) des convertisseurs pour dégrader la production PV afin de faire face à d'éventuelles contraintes sur la puissance réinjectée au niveau du réseau, ce qui se traduit par l'ajout d'une consommation fictive ΔP_{PV} (Hill 13).

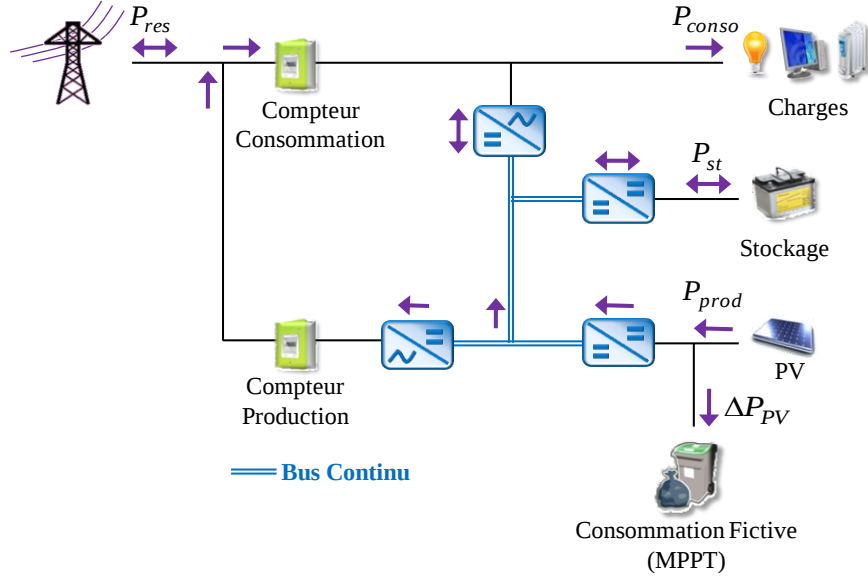


Figure II.1: Microréseau étudié et transit de puissances

Tout comme le flux au niveau du stockage P_{st} , le flux pour le réseau principal P_{res} est bidirectionnel avec un sens de transit dépendant du bilan production/consommation au niveau du système global. Les points de consommation sont en convention récepteur et les panneaux PV ainsi que le stockage et le point de soutirage réseau en convention générateur. De cette façon, le bilan de puissance de l'Eq II.1 avec prise en compte des pertes doit être respecté à chaque instant.

$$P_{conso} + \Delta P_{PV} + \sum \text{pertes} = P_{res} + P_{prod} + P_{st} \quad \text{Eq II.1}$$

En tenant compte des rendements au niveau des convertisseurs, 11 flux d'énergie notés $p_i (i=1..11)$ sont identifiés pour représenter complètement le système (Figure II.2a). Afin d'établir facilement les relations entre ces flux et être capable de prendre en compte d'autres topologies nous choisissons une représentation par graphe du système. Il faut bien noter que les graphes ne sont pas utilisés ici pour résoudre un problème d'optimisation mais seulement pour le représenter et poser facilement les relations entre les flux d'énergie en s'adaptant efficacement à d'éventuelles évolution de la structure du microréseau. Il n'y a ainsi pas de calcul de plus court chemin effectué ou de recherche de flow maximum à cout minimal (problèmes de flow). Les sommets du graphe représentent les différents composants du réseau (sommets consommation, production, convertisseur ou nœud fictif) et les arcs les connexions électriques physiques. Le poids des arcs correspond quant à lui à la valeur de la puissance transitant sur la connexion associée. Nous aboutissons à la représentation de la Figure II.2b en distinguant quatre types de sommets. Les flèches pleines donnent les conventions pour les flux d'énergie et les flèches en pointillés les sens de transit possible.

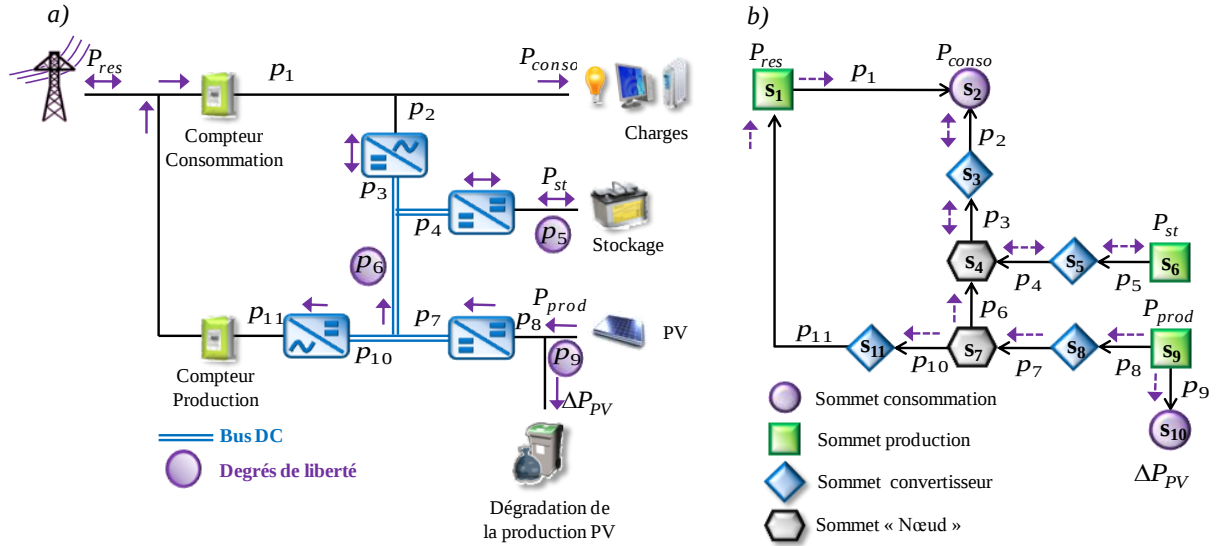


Figure II.2: Représentation du réseau - a) flux d'énergie - b) graphes

2.2 Equations de fonctionnement

2.2.1 Matrice d'adjacence et mise en équation générique

Le système est donc représenté par un graphe $G(\mathbf{P}, \mathbf{S})$ avec $\mathbf{P}=[p_1, \dots, p_{11}]$ le vecteur des arcs et $\mathbf{S}=[s_1, \dots, s_{11}]$ le vecteur des sommets. L'objectif est à présent de déterminer les relations entre les différents flux en fonction des valeurs connues pour la consommation (P_{conso}) et la production (P_{prod}). La mise en équation du problème passe par l'écriture de la matrice d'adjacence $\mathbf{M}$ du graphe (Baumann 09). Il s'agit de la matrice d'incidence arcs/sommets de dimension $N_{arcs} \times N_{sommets}$ (avec N_{arcs} le nombre d'arcs et $N_{sommets}$ le nombre de sommets) et dont les coefficients m_{ij} sont calculés selon l'Eq II.2.

$$\begin{cases} m_{ij} = 1 & \text{si } p_i \text{ arrive au sommet } s_j \\ m_{ij} = -1 & \text{si } p_i \text{ part du sommet } s_j \\ m_{ij} = 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{Eq II.2}$$

Le problème est alors décrit par la relation $\mathbf{M} \times \mathbf{P} = \mathbf{S}$ de l'Eq II.3:

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 1 & 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ p_3 \\ p_4 \\ p_5 \\ p_6 \\ p_7 \\ p_8 \\ p_9 \\ p_{10} \\ p_{11} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \\ s_3 \\ s_4 \\ s_5 \\ s_6 \\ s_7 \\ s_8 \\ s_9 \\ s_{10} \\ s_{11} \end{bmatrix} \quad \text{Eq II.3}$$

L'objectif est donc d'exprimer les différents flux p_i en fonction des valeurs s_i déterminées d'après les données de consommation et production et du type de sommet considéré. Comme déjà évoqué,

quatre types de sommets sont identifiés, chacun associé à un bilan particulier sur ses arcs incidents. Pour les sommets générateurs, la somme des arcs modulo les coefficients de la matrice $\mathbf{M}$ est égale à l'opposé de la puissance produite P_{gen} . *A contrario*, pour les sommets récepteurs cette somme est égale à la puissance consommée ou reçue P_{rec} . Les sommets dits « nœuds fictifs » correspondent quant à eux à un bilan nul. Le bilan au niveau d'un sommet s_j est rapporté dans le vecteur $\mathbf{S}$ selon la nature du sommet:

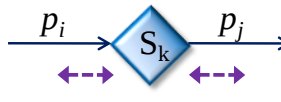
$$s_j = \sum_i m_{ij} \times p_i = \begin{cases} -P_{gen} \leftrightarrow \text{Sommet production en générateur} \\ P_{rec} \leftrightarrow \text{Sommet consommation en récepteur} \\ 0 \leftrightarrow \text{Sommet "Nœud"} \end{cases} \quad \text{Eq II.4}$$

Une attention particulière est apportée aux sommets convertisseurs. Ils sont en première approximation comparables à des sommets récepteurs où la puissance consommée est égale aux pertes dans le convertisseur correspondant. Ces pertes sont estimées en tenant compte des rendements pour les convertisseurs notés $\eta_{CVS,k}$ (pour le $k^{\text{ème}}$ sommet) considérés comme constants et égaux à 98 %. Pour les convertisseurs monodirectionnels nous avons une simple relation linéaire entre les flux entrant et sortant qui est l'image des pertes en puissance:



$$\text{avec } p_i - p_j = (1 - \eta_{CVS,k}) \times p_i \quad \text{Eq II.5}$$

Pour les convertisseurs bidirectionnels, la relation entre entrée et sortie est moins évidente car elle dépend du sens de transit des puissances:



$$\text{avec } \begin{cases} p_i - p_j = (1 - \eta_{CVS,k}) \times p_i \text{ si } p_i \geq 0 \\ p_i - p_j = (1 - \eta_{CVS,k}) \times (-p_j) \text{ sinon} \end{cases} \quad \text{Eq II.6}$$

Dans ce cas, la deuxième relation de l'Eq II.6 est modifiée pour exprimer le bilan des pertes en fonction d'un unique flux p_i (Eq II.7). Pour calculer le bilan au sommet pour un convertisseur bidirectionnel en fonction d'un seul flux incident p_i , nous implémentons finalement la fonction g_k avec k l'indice du sommet considéré. La fonction « max » est utilisée pour distinguer les cas selon la direction du flux incident p_i (Eq II.8).

$$p_i - p_j = \left(1 - \frac{1}{\eta_{CVS,k}}\right) \times p_i \quad \text{Eq II.7}$$

$$g_k(p_i) = (1 - \eta_{CVS,k}) \times p_i \times \max(p_i, 0) - \left(1 - \frac{1}{\eta_{CVS,k}}\right) \times p_i \times \max(-p_i, 0) \quad \text{Eq II.8}$$

L'ensemble des valeurs aux sommets s_i est donc déterminé analytiquement en fonction de la nature des nœuds. Le système final d'équations Eq II.9 est donné ci-après:

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 1 & 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ p_3 \\ p_4 \\ p_5 \\ p_6 \\ p_7 \\ p_8 \\ p_9 \\ p_{10} \\ p_{11} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -P_{res} \\ P_{conso} \\ g_3(p_3) \\ 0 \\ g_5(p_5) \\ -P_{st} \\ 0 \\ (1-\eta_{CVS,8}) \times p_8 \\ -P_{prod} \\ \Delta P_{PV}^- \\ (1-\eta_{CVS,11}) \times p_{10} \end{bmatrix} \begin{matrix} s_1 \\ s_2 \\ s_3 \\ s_4 \\ s_5 \\ s_6 \\ s_7 \\ s_8 \\ s_9 \\ s_{10} \\ s_{11} \end{matrix} \quad \text{Eq II.9}$$

2.2.2 Degrés de liberté et résolution des équations

Avec P_{conso} et P_{prod} imposés et connaissant les rendements des convertisseurs, nous avons 11 équations à 14 inconnues. Pour résoudre le système, il faut donc fixer en plus 3 variables qui deviennent alors les degrés de liberté (variables de décision) du microréseau. Les commandes pour ces trois degrés de liberté permettent donc de fixer les valeurs pour l'ensemble des flux d'énergie à chaque instant pour une production et une consommation connues. Arbitrairement, nous choisissons comme degrés de liberté les flux p_i suivants qui sont mis en avant sur la [Figure II.1a](#):

- **p_5 noté P_{st}** le flux au niveau du stockage. En convention générateur, le flux est positif pour une décharge et négatif pour la recharge.
- **p_6 noté $P_{prod-ch}$** la part de production solaire qui est autoconsommée dans les charges ou bien utilisée pour charger le stockage.
- **p_9 noté ΔP_{PV}** la part de production solaire dégradée. Dans le contexte tarifaire actuel privilégiant une vente de l'électricité solaire, il n'y aurait aucun intérêt à limiter de la sorte l'énergie produite. Comme déjà évoqué, nous imaginons une évolution des réglementations imposant aux acteurs de contrôler davantage le profil de puissance appelée ou injectée sur le réseau. Dans un tel contexte, dégrader la production solaire en contrôlant la MPPT des convertisseurs permettrait de limiter une réinjection trop importante dans un cas à faible consommation et avec un stockage pleinement chargé.

Ainsi, avec P_{conso} et P_{prod} fixés, le contrôle du microréseau se fait en imposant les valeurs pour p_5 , p_6 et p_9 . Ces flux d'énergie inconnus se calculent avec les équations suivantes obtenues en résolvant par calcul symbolique le système d'équations [Eq II.9](#):

$$p_4 = p_5 - \left(\frac{1}{\eta_{CVS,5}} - \frac{1}{p_5} \right) \times \max(0, -p_5) + (\eta_{CVS,5} - 1) \times \max(0, p_5) \quad \text{Eq II.10}$$

$$p_3 = p_4 + p_6 \quad \text{Eq II.11}$$

$$p_2 = p_3 - \left(\frac{1}{\eta_{CVS,3}} - \frac{1}{p_3} \right) \times \max(0, -p_3) + (\eta_{CVS,3} - 1) \times \max(p_3, 0) \quad \text{Eq II.12}$$

$$p_1 = P_{conso} - p_2 \quad \text{Eq II.13}$$

$$p_8 = P_{prod} - p_9 \quad \text{Eq II.14}$$

$$p_7 = \eta_{CVS,8} \times p_8 \quad \text{Eq II.15}$$

$$p_{10} = p_7 - p_6 \quad \text{Eq II.16}$$

$$p_{11} = \eta_{CVS,11} \times p_{10} \quad \text{Eq II.17}$$

Les seuls flux p_i , intéressants au sens de la gestion du microréseau (en plus des degrés de liberté), sont les flux au niveau des compteurs production et consommation. Par la suite, pour plus de clarté, le flux p_1 transitant à travers la « branche achat » est noté P_a et la puissance vendue p_{11} devient P_v . Avec l'ensemble des p_i connu, il est également possible de calculer les bilans aux sommets s_i . Sommer les bilans au niveau des nœuds convertisseurs renvoie par exemple la totalité des pertes dans le composant. Parmi ces bilans, nous nous intéressons plus particulièrement à la puissance P_{res} (Eq II.18). C'est en effet sur le profil de puissance appelée ou soutirée au réseau que vont porter certaines contraintes de fonctionnement représentant d'éventuelles limites imposées par le gestionnaire du réseau ou le fournisseur d'énergie.

$$P_{res} = p_1 - p_{11} = P_a - P_v \quad \text{Eq II.18}$$

Il faut noter que les équations de fonctionnement auraient pu s'obtenir par un raisonnement analytique en exprimant directement les flux intéressants (i.e. P_a , P_v et P_{res}) en fonction des degrés de liberté P_{st} , $P_{prod-ch}$ et ΔP_{PV} . L'approche par graphe choisie ici avec distinction de plusieurs types de sommets permet avant tout de rendre la mise en équation générique en fonction des topologies de microréseau considérées.

3 MODELISATION DES ENTREES DU PROBLEME

3.1 Profils de consommation

3.1.1 Données de consommation sur site

Des données de consommation sont fournies à partir de relevés sur site pour l'année 2012 avec un pas d'une heure. Notons que le bâtiment de bureau considéré a une surface de 3000 m² pour une centaine d'employés. De tels profils de consommation étant difficilement accessibles (aussi bien pour le secteur résidentiel qu'industriel), il apparaît intéressant d'avoir un aperçu des mesures. Des courbes journalières sont présentées en hiver et en été avec un effondrement de la consommation sur site le week-end par rapport aux jourstravaillés en semaine où la consommation est significative pendant les heures d'ouverture de 8 h à 19 h (Figure II.3a et Figure II.3b). On remarquera une puissance consommée de base même pendant la nuit autour de 50 kW devant correspondre au système d'air conditionné ou chauffage et aux veilles des appareils. Les courbes à la semaine de la Figure II.3c montrent également cette consommation minimale et les faibles profils pour les week-end. Il est intéressant de voir que d'un jour à l'autre, les profils ont la même allure globale avec un pic pendant l'après-midi et un léger recul en milieu de journée.

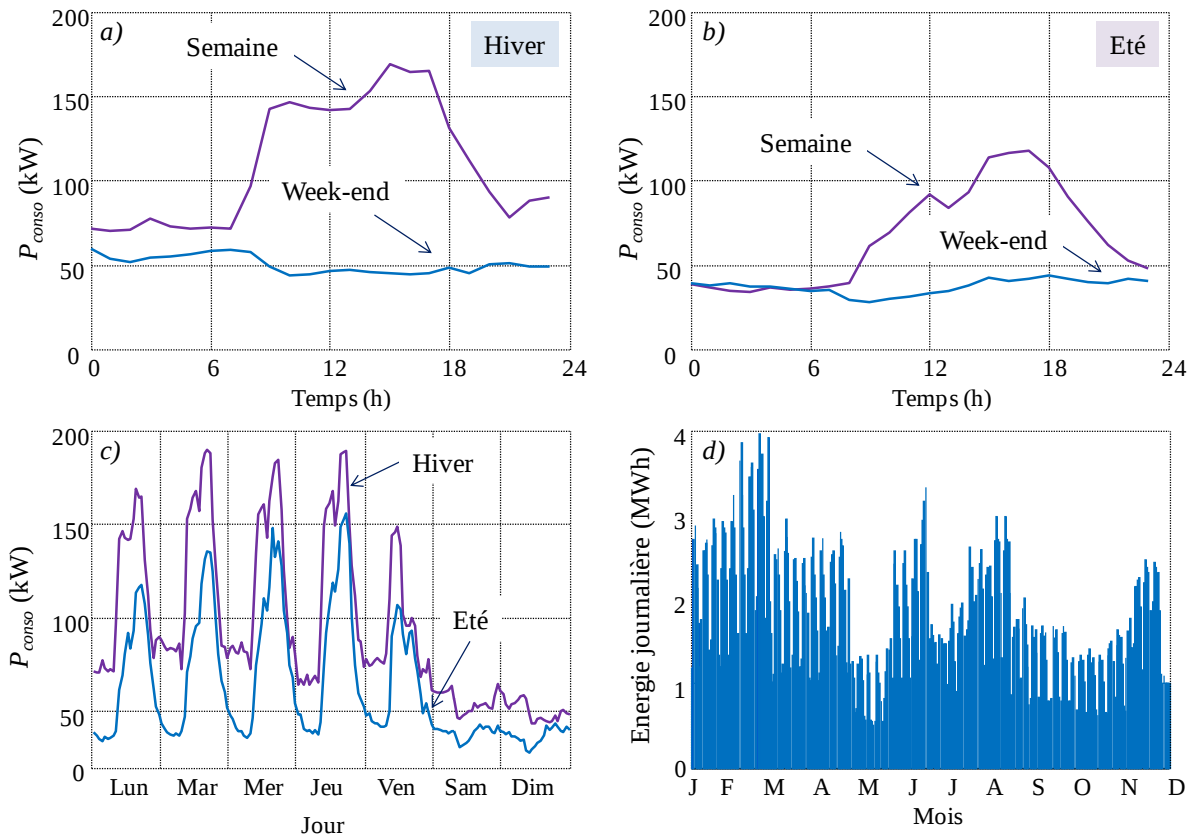


Figure II.3: Données de consommation - a) Jours hiver- b) Jours été -c) Semaines hiver/été - d) Energie journalière consommée

Tracer l'énergie consommée chaque jour sur l'année entière met en avant les niveaux importants l'hiver de Janvier à Mars mais également en été aux mois de Juin et Aout (Figure II.3d). Les périodes à plus faible consommation correspondent aux intersaisons en Mai ou Octobre avec également un creux pour la période de vacances du mois de Juillet. Notons que l'effondrement de la consommation le week-end se retrouve également dans les creux sur ce tracé de l'énergie journalière consommée sur une année.

3.1.2 Construction des prévisions et des réalisés

La stratégie de gestion du microréseau repose sur le suivi d'un profil optimisé la veille pour le lendemain. La planification long terme à J-1 (« optimisation off-line ») est établie en fonction des prévisions. Le suivi du profil le jour même procède quant à lui d'une replanification à court-terme de l'ordre de quelques minutes (« optimisation on-line ») corrigeant les écarts entre prévisions et réalisés. Les problématiques de contrôle/commande avec les boucles de régulation en temps réel des convertisseurs ne sont pas abordées dans cette thèse.

Afin de mettre en place et d'éprouver les algorithmes pour les optimisations long et moyen termes, il convient donc d'avoir des profils de consommation prévisionnels auxquels seront confrontés des valeurs de réalisés. Pour chaque jour de l'année, ces profils réalisés sont obtenus à partir des données de consommation. Pour rendre les trajectoires davantage dynamiques un bruit aléatoire (loi uniforme) de $\pm 5\%$ est ajouté autour des valeurs de départ avec un pas de 10 min. Le choix de cette loi n'est pas réaliste mais nous n'avons pas entrepris de travail statistique sur les courbes fournies. Les

prévisions au jour J sont construites à partir des profils réalisés en J-1 (sans bruit aléatoire) en faisant la distinction entre semaine et week-end (Figure II.4a). Il devient finalement possible de tracer sur l'année les prévisions et réalisés dont un exemple est donné sur la Figure II.4b pour trois jours en semaine d'hiver avec les prévisions du jour héritées des réalisés de la veille (sans bruit).

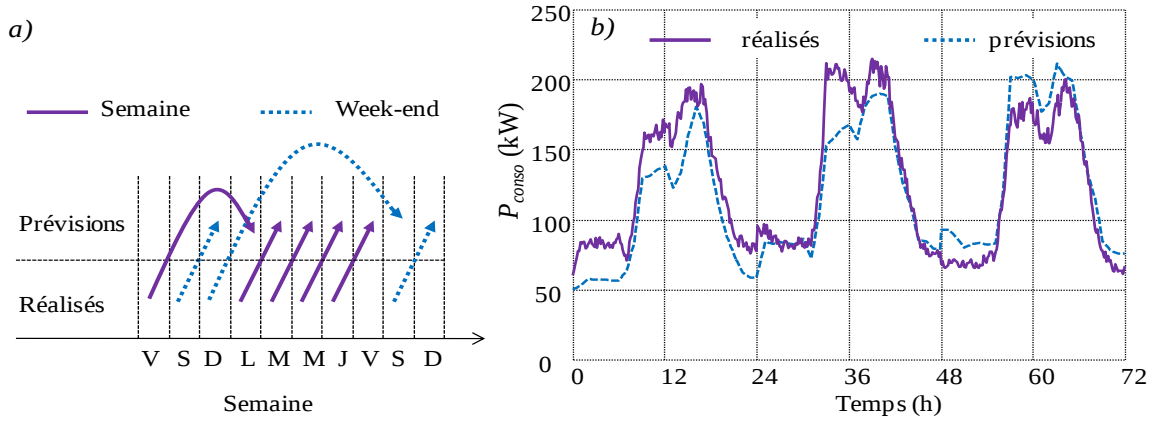


Figure II.4: Prévisions et réalisés de consommation -a) construction -b) profils

Cette manière de construire le couple prévisions/réalisés a pour but de simuler des erreurs d'estimation de consommation qui seraient faites la veille pour le lendemain. L'optimisation on-line pour le suivi de profil tend à corriger ces écarts entre prévisions et réalisés. Intuitivement, les résultats renvoyés par cet algorithme seront intimement liés à la justesse des prévisions. Des écarts trop faibles (respectivement trop importants) masqueraient l'inefficacité (respectivement l'efficacité) de la méthode. Ainsi, pour plus de rigueur, il faudrait étudier l'erreur de prédiction sur la consommation et la production (Haessig 13), mais ceci n'est pas abordé dans les travaux de thèse.

3.2 Profils de production

3.2.1 Modèle de panneaux photovoltaïques et données solaires

Pour générer les profils de production, nous utilisons un modèle simple de panneaux solaires hérité d'une représentation à une diode des cellules. Le calcul de la puissance produite tient compte de l'ensoleillement incident G_{inc} (en W/m^2) et de la température ambiante T (en $^{\circ}C$) en fonction des caractéristiques des panneaux considérés (Darras 10):

$$P_{PV}(G_{inc}, T) = N_{PV} \frac{G_{inc}}{G^R} \left(P_{PV_max} + \mu_{P_{max}} (T_j - T_j^R) \right) \text{ avec } T_j = T + G \frac{NOCT - 20}{800} \quad \text{Eq II.19}$$

Avec: P_{PV} la puissance fournie par le champ PV (en W)

N_{PV} le nombre de modules composant le champ PV

G^R l'irradiation solaire globale dans les conditions de référence (= 1000 W/m^2)

P_{PV_max} la puissance crête d'un module PV dans les conditions de référence (en Wc)

$\mu_{P_{max}}$ la variation (négative) de la puissance PV en fonction de la température (en $\%/^{\circ}C$)

T_j la température de jonction du module PV (en $^{\circ}C$)

T_j^R la température de jonction dans les conditions de référence du module PV (= 25 $^{\circ}C$)

$NOCT$ la température de référence de fonctionnement des cellules PV (en $^{\circ}C$)

Obtenir les profils de production impose donc d'avoir en amont des valeurs de température et d'ensoleillement. En ce qui concerne la température, les valeurs mensuelles pendant les heures d'ensoleillement sont extraites de l'outils CalSol mis en place par l'Institut Nationale de l'Energie Solaire (INES) pour évaluer la production d'installations solaires en France ([Web Calsol](#)) ([Tableau II.1](#)). Ainsi, pour chaque jour de l'année, la température sera considérée constante, égale à la valeur du mois correspondant.

Tableau II.1: Températures mensuelles dans la région toulousaine

Mois	jan	fev	mar	avr	mai	jui	jul	aou	sep	oct	nov	dec
T(°C)	9.0	10.8	13.4	16.1	20.0	23.9	27.4	26.7	24.3	19.2	12.9	9.4

Pour l'ensoleillement, nous disposons de relevés à l'année dans la région toulousaine. Ces mesures sont effectuées sur une surface horizontale par pas de 10 min. La [Figure II.5a](#) montre des journées en été et hiver plus ou moins ensoleillées et permet de se rendre compte de la dynamique lors de passages nuageux. Les niveaux d'ensoleillement différents en été et hiver sont également visibles en traçant l'énergie rayonnée sur chacun des jours de l'année en Wh/m² ([Figure II.5b](#)).

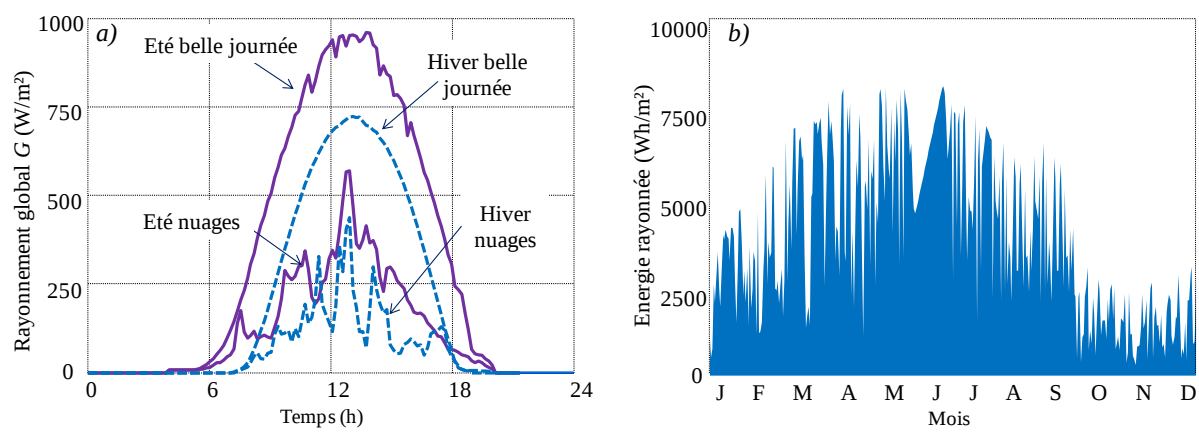


Figure II.5: Données solaires - a) jours été/hiver -b) énergie journalière rayonnée

Il faut noter que ces mesures renvoient l'ensoleillement G global sur la surface qui est la contribution de trois ensoleillements différents à partir de la radiation de référence au niveau de l'atmosphère $G_{atm} = 1367 \text{ W/m}^2$ ([Figure II.6a](#)):

- l'ensoleillement direct G_{dir} provenant du soleil qui se calcule en tenant simplement compte de la position des panneaux et est influencé par la quantité d'atmosphère (AM) traversée et la nébulosité.
- l'ensoleillement diffus G_{diff} composé de l'ensemble de l'énergie rayonnée qui est diffusée par l'atmosphère et renvoyée sur la Terre. De nombreux modèles sont employés pour estimer cette composante de diffusion à partir de l'état de l'air et de la nébulosité. Cette contribution peut être importante, représentant par exemple 100 % de l'ensoleillement global en cas de ciel complètement couvert ([De Miguel 01](#)) ([Jazcovides 06](#)).
- l'ensoleillement réfléchi G_{ref} correspondant au rayonnement réfléchi en particulier sur le sol avec un coefficient « d'albédo ».

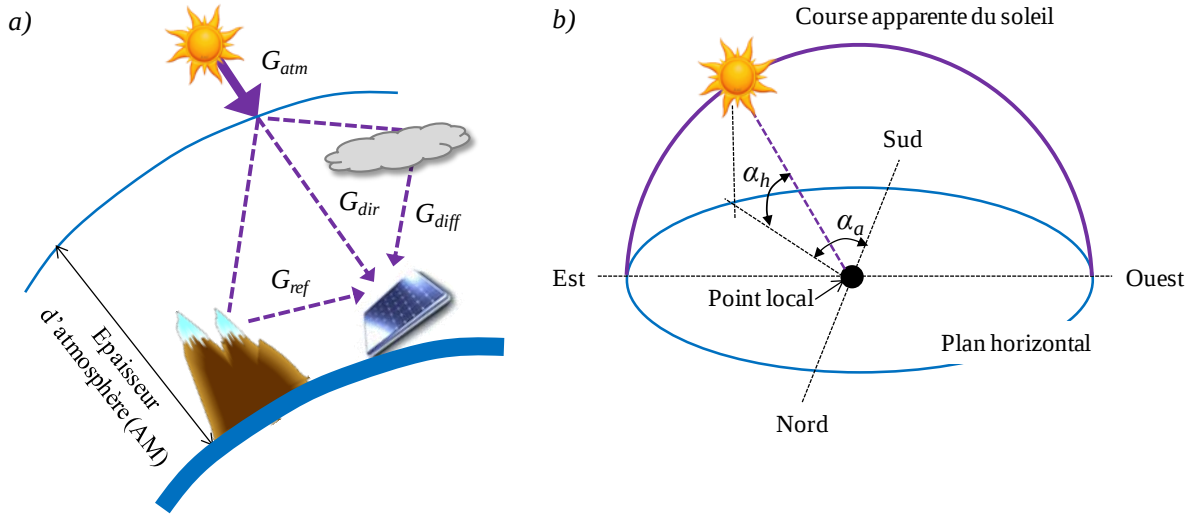


Figure II.6: Ensoleillement - a) décomposition de l'énergie rayonnée - b) angles solaires

En plus de l'aspect déterministe de la position du soleil, l'ensoleillement incident final G_{sur} une surface dépend donc de la qualité de l'air, de l'épaisseur d'atmosphère traversée, de la nébulosité et de la topologie des lieux. L'ensemble de ces éléments n'est pas considéré dans cette thèse. En effet, les profils de production sont générés à partir des données à disposition et en tenant simplement compte de la position du soleil par rapport à celle des panneaux solaires. L'objectif est donc de ramener l'ensoleillement global sur une surface horizontale à un rayonnement incident sur un récepteur avec une orientation α_o et une inclinaison α_i données. Ceci implique tout d'abord de calculer la course solaire c'est à dire les positions successives du soleil sur une année repérées par les angles solaires (en°) avec l'azimut α_a et la hauteur α_h (Figure II.6b).

Nous établissons une fonction qui renvoie la position du soleil à partir du jour j et de l'heure h et en considérant les coordonnées géographiques (en °) du lieu de l'installation avec la latitude l et la longitude L . La fonction prend également en compte les changements horaire été/hiver du 27/03 et 27/10 (jours 86 et 303) en se référant à l'heure moyenne de Greenwich h_{GMT} . L'estimation de α_a et α_h passe par le calcul de l'heure et de l'angle solaires (h_{sol} et α_{sol}) ainsi que de la déclinaison δ (en °) avec les étapes décrites de l'Eq II.20 à l'Eq II.23 (Piedallu 07).

$$\alpha_{sol} = 15h_{sol} = 15(h_{GMT} - 12) = 15\left(h - 1 - L \frac{4}{60} - 12\right) \quad \text{Eq II.20}$$

$$\delta = 23.45 \sin\left(\frac{360}{365}(j - 81)\right) \quad \text{Eq II.21}$$

$$\alpha_h = \sin^{-1}(\sin L \sin \delta + \cos L \cos \delta \cos h_{sol}) \quad \text{Eq II.22}$$

$$\begin{cases} \alpha_a = \cos^{-1}\left(\frac{\sin \delta - \sin L \sin \alpha_h}{\cos L \cos \alpha_h}\right) \text{ si } h_{sol} < 0 \\ \alpha_a = 2\pi - \cos^{-1}\left(\frac{\sin \delta - \sin L \sin \alpha_h}{\cos L \cos \alpha_h}\right) \text{ si } h_{sol} > 0 \end{cases} \quad \text{Eq II.23}$$

Le calcul est validé en comparant le tracé de courses solaires pour des jours donnés avec les abaques trouvés dans la littérature. La Figure II.7 montre les résultats obtenus pour la ville de Toulon

avec des courses plus étendues aussi bien en hauteur qu'en azimut vers les périodes estivales et correspondant à des temps d'ensoleillement plus longs.

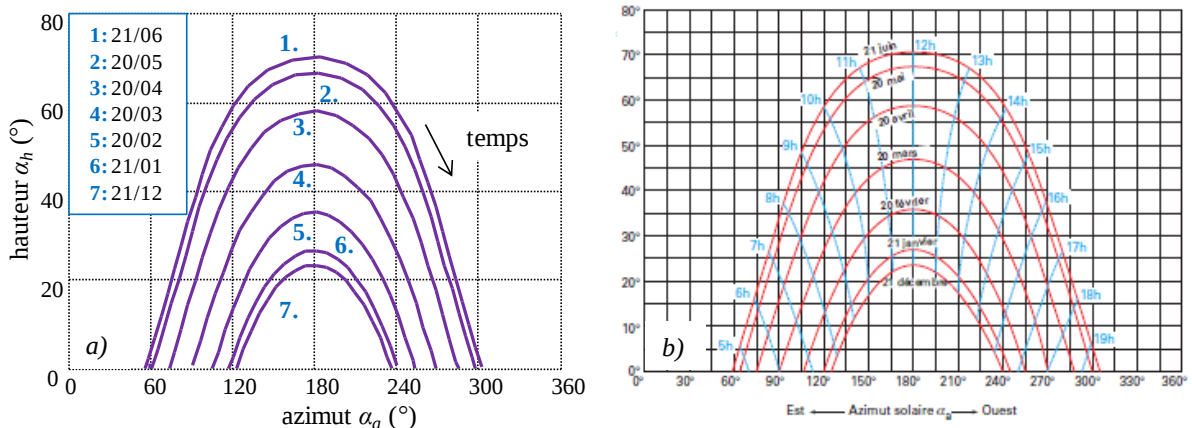


Figure II.7: Comparaison de la fonction établie avec les abaques

Enfin, l'ensoleillement incident G_{inc} sur un panneau se déduit de l'ensoleillement global G et en tenant compte de la position du panneau (inclinaison α_i et orientation α_o) par rapport aux angles solaires:

$$G_{inc} = G(\sin \alpha_h \cos \alpha_i + \cos \alpha_h \cos(\alpha_o - \alpha_a - 90) \sin \alpha_i) \quad \text{Eq II.24}$$

A noter que, sur le site, le champ photovoltaïque est réparti en six surfaces d'exposition pour une puissance crête totale de 175kWc. L'orientation et l'inclinaison des modules ainsi que l'électronique de puissance utilisée diffèrent pour chacune des zones d'implantation. Dans un souci de simplicité, nous considérons une seule technologie et nous multiplions par un nombre de modules approprié pour atteindre la puissance crête totale de l'installation. La capacité de production sur le site est finalement représentée par 730 modules Siliken de 240Wc inclinés de 15° et orientés à 0° par rapport au Sud. Les données constructeur des sont renseignées dans l'annexe A.

3.2.2 Constructions des prévisions et des réalisés

Comme pour la consommation, les données disponibles servent de point de départ pour établir les profils prévisionnels et réalisés de production solaire. Pour les réalisés, l'Eq II.24 est directement utilisée avec l'ensoleillement mesuré G pour établir le rayonnement incident sur les panneaux avec les valeurs appropriées pour les températures. Pour les prévisions, une hypothèse simple consisterait à faire abstraction des phénomènes de diffusion/réflexion et à confondre l'ensoleillement global G avec la valeur à l'atmosphère G_{atm} tout au long de la journée. Implicitement l'épaisseur d'atmosphère n'est également pas considérée dans ce cas et les courbes prévisionnelles représentent des valeurs idéales d'ensoleillement inatteignable même pour une journée parfaitement claire (Figure II.8a).

Afin de rendre les prévisions davantage réalistes par rapport aux réalisés, les courbes d'ensoleillement idéales sont adaptées pour prendre en compte l'ensoleillement réel pour le jour correspondant. Chaque jour est ainsi décomposé en six tranches de 4h pour lesquelles l'énergie rayonnée dans les tranches réalisées est calculée. Pour chacune de ces périodes, la courbe prévisionnelle de départ (courbe idéale avec température correspondante) est affectée d'un coefficient

calculé pour faire correspondre les énergies reçues dans les prévisions et dans les réalisés (Figure II.8b).

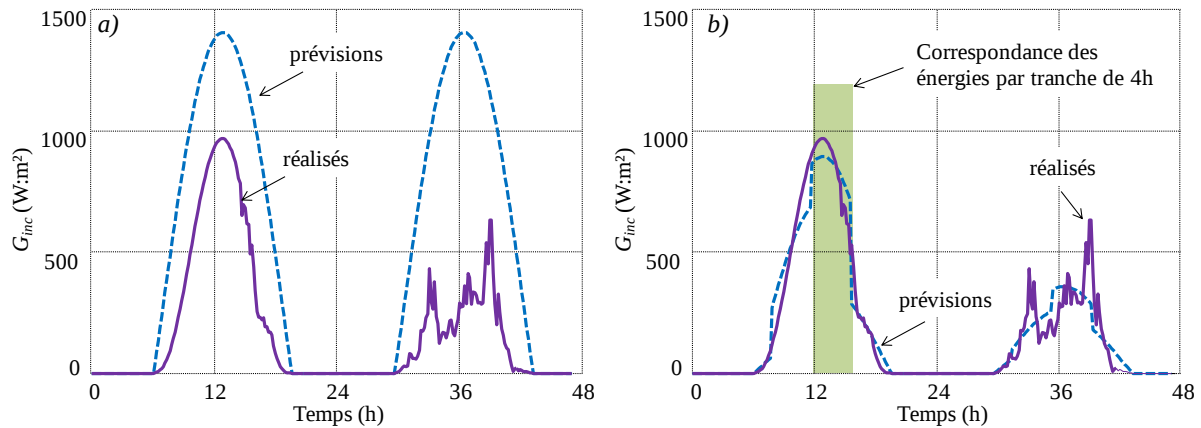


Figure II.8: Couples prévisions/réalisé -a) prévisions idéales -b) adaptation de l'énergie

L'objectif est ici d'établir un couple réaliste (mais discutable) de données prévisionnelles et réelles en supposant que nous sommes capables de prévoir la veille pour le lendemain l'énergie rayonnée toutes les quatre heures en un point donné. De la même manière que pour la consommation, les écarts entre prévisions et réalisés auront un impact direct sur les performances des méthodes de correction en temps réel pour la gestion du microréseau. En toute rigueur une étude statistique de l'erreur de prédiction devrait être là encore effectuée mais ce point n'est pas abordé dans cette thèse.

3.3 Politique tarifaire

Le contexte tarifaire fait partie intégrante de l'environnement du système en représentant les engagements contractuels liant le microréseau et les fournisseurs d'énergie ainsi que le gestionnaire de réseau. La politique tarifaire nous permettra entre autre d'estimer les performances du système et de sa gestion en termes de coût. Il sera par exemple possible de comparer les résultats obtenus avec des situations sans stockage ou sans moyen de production pour lesquelles l'ensemble de l'énergie consommée est achetée au réseau. La facture électrique se calcule à partir des flux à l'interface entre le réseau principal et le système avec la puissance achetée P_a et vendue P_v et se base sur plusieurs composantes:

- **Coût de l'énergie vendue:** l'énergie réinjectée sur le réseau, vendue avec un tarif C_v (en c€/kWh) correspondant à la politique de rétribution (Campoccia 07). C_v sera pris constant pendant toute la durée des scénarios simulés avec différentes valeurs testées entre 0 c€/kWh et 10 c€/kWh.
- **Coût de l'énergie achetée:** il s'agit du tarif d'achat de l'énergie C_a (en c€/kWh). Différentes valeurs seront envisagées selon les études effectuées dans cette thèse. Typiquement, ce tarif est variable et la gestion du moyen de stockage permettra d'arbitrer entre les périodes à forts tarifs et celles à prix bas. Au chapitre III par exemple, nous considérons une tarification heures pleines/heures creuses (HP/HC) avec les coûts TTC des *Tarifs Bleus* réglementés de l'électricité légèrement augmentés (Web EDF). $C_a = 18$ c€/kWh de 6 h à 22 h et 10 c€/kWh de 22 h à 6 h. Une tarification dynamique basée sur les *Tarifs SPOT* du marché européen de

l'électricité est également abordée au chapitre V avec des coûts plus volatiles ([Figure II.9](#)) ([Web EPEX](#)). Il s'agit dans ce cas des prix de vente de l'énergie en gros entre acteurs du marché (i.e. producteurs, fournisseurs et agrégateurs).

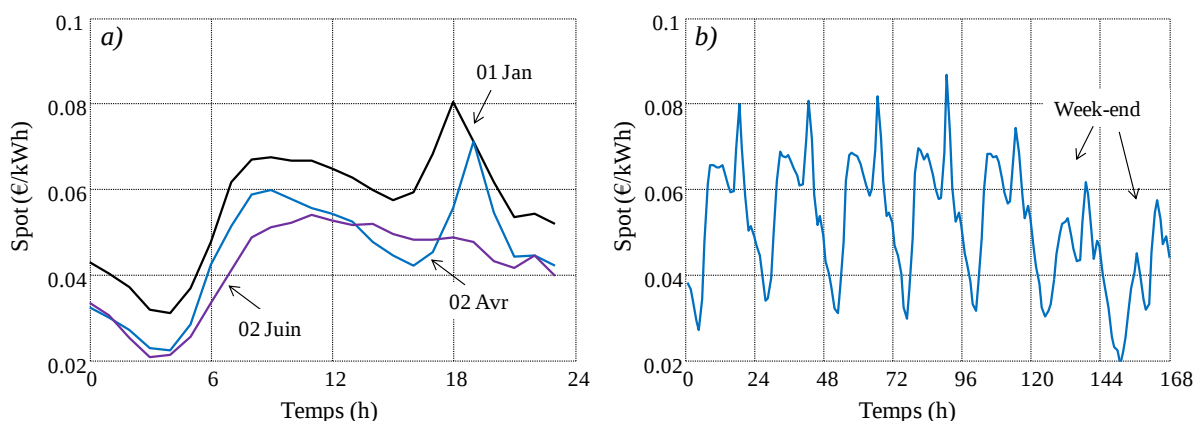


Figure II.9: Tarifs spot -a) journées -b) semaine d'hiver

- **Dépassements de puissance souscrite:** contractuellement, un consommateur s'engage par abonnement envers le fournisseur à respecter une puissance maximale donnée appelée puissance souscrite P_s (en kVA). En cas de dépassement, le client est redevable de pénalités avec un coût C_{dep} (en €/h) en fonction de la durée de violation de la contrainte. Les procédures de gestion mises en place devront donc être capables de limiter les soutirages de puissance pour des journées où la consommation risque de dépasser la valeur souscrite.
- **Taxes et frais d'abonnement:** l'arbitrage sur le coût de l'énergie achetée et la gestion des dépassements de puissance suffisent à tester les performances des algorithmes de gestion sur une courte période (typiquement une journée). En considérant un problème de conception optimale nécessitant de simuler des périodes longues (typiquement un an), il faut envisager une politique tarifaire plus réaliste avec des taxes et des frais d'abonnement. Ainsi, un nouveau type de facturation basé sur les *Tarifs Jaunes* à destination des industriels ([Web Vialis](#)) sera pris en compte quand différents dimensionnements du microréseau seront comparés avec notamment C_a qui prendra des valeurs HP/HC différentes en hiver (H) et en été (E) ([Tableau II.2](#))

Tableau II.2: Tarif Jaunes Vialis 2013

Part fixe en fonction de P_s	30.72 €/kVA
Tarif d'achat	HPH = 10.62 c€/kWh et HCH = 7.43 c€/kWh HPE = 4.29 c€/kWh et HCE = 3.06 c€/kWh
Pénalité de dépassement	13.47 €/h
Taxes	CSPE (1.35c€/kWh) - CTA (27.04% de la part fixe) Département et commune 0.03c€/kWh - TVA à 19.6%)

- **Effacement de consommation:** l'effacement de consommation est un service système visant à réduire ponctuellement la charge d'un site de manière à soulager le réseau en période de pointe. L'effacement permet ainsi de s'affranchir de moyens de génération de pointe souvent

pollueurs tels que les centrales au gaz ou au fioul. Historiquement, en France, l'effacement est rétribué par la gestionnaire de réseau à un client industriel via un contrat *Effacements Jours de Pointe* (EJP). En contrepartie de tarifs d'achat très faibles, le client s'engage 22 jours par an à réduire voire annuler sa consommation en période de pointe sous peine d'acheter de l'énergie à des tarifs prohibitifs. La *loi NOME* de 2010 prévoit la mise en place d'un marché de capacité d'effacement qui s'intégrerait au mécanisme d'ajustement basé sur l'achat/vente d'énergie pour assurer l'équilibre consommation/production en temps réel (Ademe 12). Assurer un tel service, notamment grâce au moyen de stockage, constitue un levier supplémentaire non négligeable pour valoriser le système.

Au fil des chapitres de cette thèse, différentes politiques tarifaires seront donc envisagées avec différentes composantes du coût prises en compte et des valeurs données. Pour plus de clarté et une meilleure compréhension, les hypothèses considérées seront rappelées avant chaque partie d'analyse de performances selon les méthodes de gestion et de dimensionnement.

4 MODELISATION DU STOCKAGE INERTIEL

4.1 Volants d'inertie

Le volant d'inertie n'est pas la technologie la plus connue du grand public en termes de stockage de l'énergie. Reposant sur un stockage cinétique de l'énergie, les volants d'inertie sont pourtant utilisés depuis longtemps pour compenser les irrégularités de couple des moteurs thermiques (voitures, machine industrielles, etc...) (Figure II.10a). Avec les développements des technologies pour les matériaux et la conversion de puissance, les volants d'inertie s'ouvrent depuis une quinzaine d'années vers de nouvelles applications pour le stockage et la restitution d'énergie.

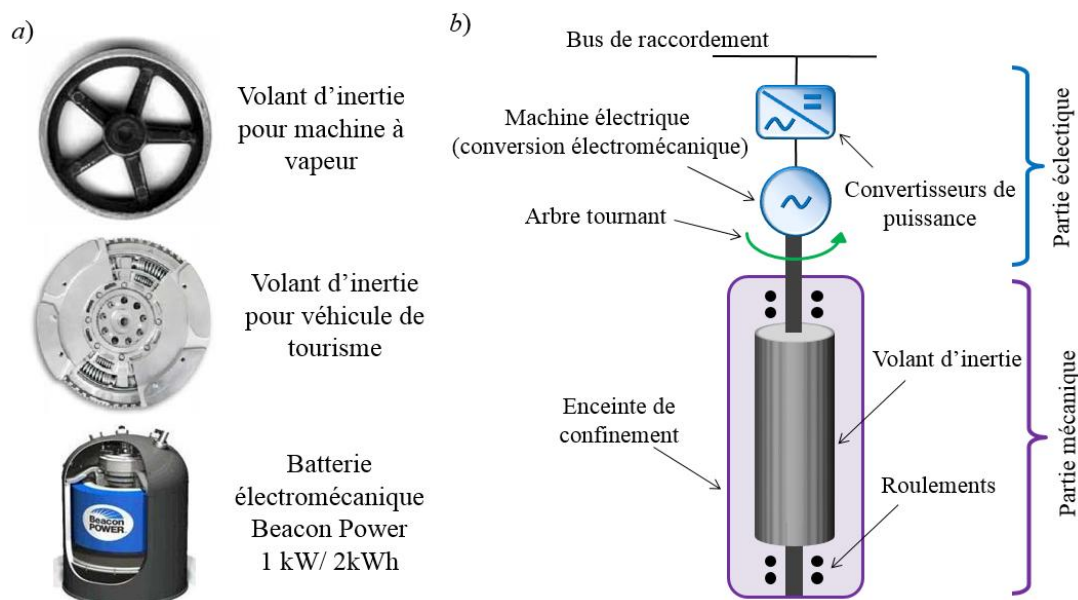


Figure II.10: Volants d'inertie -a) évolution des technologies -b) batterie électromécanique

Par abus de langage le terme « volant d'inertie » est utilisé pour désigner la batterie électromécanique. Ce système basé sur un échange réversible entre énergie électrique et mécanique est

composé d'un volant d'inertie, d'une machine électrique et d'un convertisseur de puissance pour la commande (Figure II.10b). L'énergie est donc stockée sous forme cinétique (E_c) et dépend de la vitesse de rotation N du volant ainsi que de son moment d'inertie J :

$$E_c = \frac{1}{2} \times J \times N^2 \quad \text{Eq II.25}$$

Deux classes de systèmes sont identifiées en fonction des plages de vitesses et des matériaux utilisés. Ainsi, les volants « basse vitesse » ($N < 6000$ tr/min) sont métalliques et plongés dans une enceinte remplie d'hélium (ou en vide partiel) afin de limiter les frottements qui sont la principale source de pertes de ces systèmes. Les volants « haute vitesse » (10^4 tr/min $< N < 10^5$ tr/min) sont quant eux en matériaux composites et montés sur des paliers magnétiques dans une enceinte en vide total. Ce confinement doit en outre être capable d'absorber l'énergie libérée en cas d'accident dû à une survitesse de l'ensemble et se traduit par un surcoût important par rapport aux technologies basse vitesse (Sebastian 12). Le principal avantage des volants est leur cyclabilité importante (10^6 cycles) et leur durée de vie significative en faisant abstraction du changement des roulements. Ainsi, malgré un investissement initial important, cette technologie pourrait s'avérer sur le long terme plus intéressante qu'un stockage électrochimique (Ben Ahmed 07). Les volants d'inertie ont des constantes de temps rapides (de la seconde à la minute) pour la charge et la décharge, ce qui fait d'eux un moyen de stockage davantage orienté puissance même si des modèles haute vitesse ont une énergie spécifique comparable aux technologies électrochimiques à 100 Wh/kg (Hadjipaschalis 09).

Dans le domaine des transports, les volants sont utilisés pour récupérer l'énergie au freinage et la fournir en phase d'accélération. Citons aussi leur application en Formule 1 ou dans les transports en commun. Le tramway de Rotterdam mis en service en 2004 peut notamment parcourir 2 km de manière autonome grâce à un volant d'inertie 300 kW / 4 kWh. (Thoolen 13). Avec une durée de vie importante, les volants d'inertie sont également pressentis dans le domaine spatial pour remplacer les batteries électrochimiques (Hebner 02) (Sebastian 12). En stationnaire, les volants sont avant tout utilisés pour améliorer la qualité de l'énergie pour des alimentations sans interruption par exemple. Nous mentionnons le site de Stephenson aux Etats-Unis où la société Beacon Power a déployé 20 MW / 5 MWh pour de la régulation de fréquence (CESA 11). Sur l'île d'Utsira en Norvège, une unité de 1 MW / 5.5 kWh permet d'absorber les fluctuations rapides de production éolienne dans un système hybridé avec de l'hydrogène. En France, une application davantage énergétique est présente dans le métro de Rennes et permet de récupérer au freinage plus de 300 MWh chaque année avant de redistribuer cette énergie sur ses lignes.

4.2 Exploitation des données constructeurs

Le stockage inertiel considéré dans cette thèse s'appuie sur une technologie de volants haute vitesse et haut rendement développée par la société Levisys (Web Levisys). Le stockage de base est un volant de 10 kW / 10 kWh dans une enceinte à vide. Le microréseau étant représenté en flux d'énergie, l'objectif du modèle pour les volants est de rendre compte des pertes énergétiques à la charge et à la décharge sans nécessairement descendre à un niveau de description très précis (vitesse, tension, courant). Ce modèle est élaboré à partir de données expérimentales fournies par le constructeur.

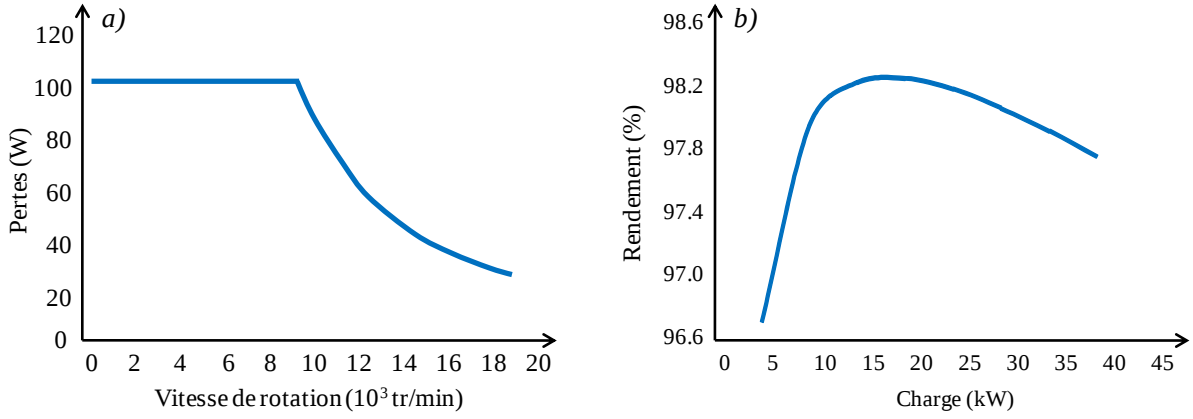


Figure II.11: Pertes -a) en fonction de la vitesse à charge nominale -b) en fonction de la charge

Les mesures de pertes de la Figure II.11 permettent d'établir le rendement en fonction de la puissance et de la vitesse de rotation. Le volant peut stocker jusqu'à 13 kWh à sa vitesse nominale $N_0 = 19000$ tr/min. Sa plage de fonctionnement de 10 kWh est en réalité donnée entre 9500 tr/min et 19000 tr/min. Pour ces valeurs, la Figure II.11a décrit les pertes P_{loss} en fonction de la vitesse de rotation N (Eq II.26). Une interpolation de la courbe Figure II.11b donne accès au rendement en puissance η_P en fonction de la puissance délivrée par le volant P_{vi} et l'hypothèse est faite d'un comportement symétrique en charge et décharge.

$$P_{loss}(N) = \min\left(100, 100 \times \frac{N_0/2}{N}\right) \quad \text{Eq II.26}$$

$$\eta_P(P_{vi}) = -7.59 \times 10^{-8} \times P_{vi}^4 + 8.55 \times 10^{-6} \times P_{vi}^3 - 3.55 \times 10^{-4} \times P_{vi}^2 + 6.24 \times 10^{-3} \times P_{vi} + 0.94 \quad \text{Eq II.27}$$

Le constructeur fournit également des courbes d'autodécharge donnant la perte de vitesse en fonction de la durée (Figure II.12a). Cette autodécharge est due à un couple de freinage constant identifié à 0.1 N.m et décrit donc une perte d'énergie en cas de non sollicitation du volant. Un coefficient d'autodécharge $K_{auto} = 0.17$ kWh/h est extrait des données fournies avec une perte complète de l'énergie disponible en environ 60 heures (niveau bas à 3 kWh)

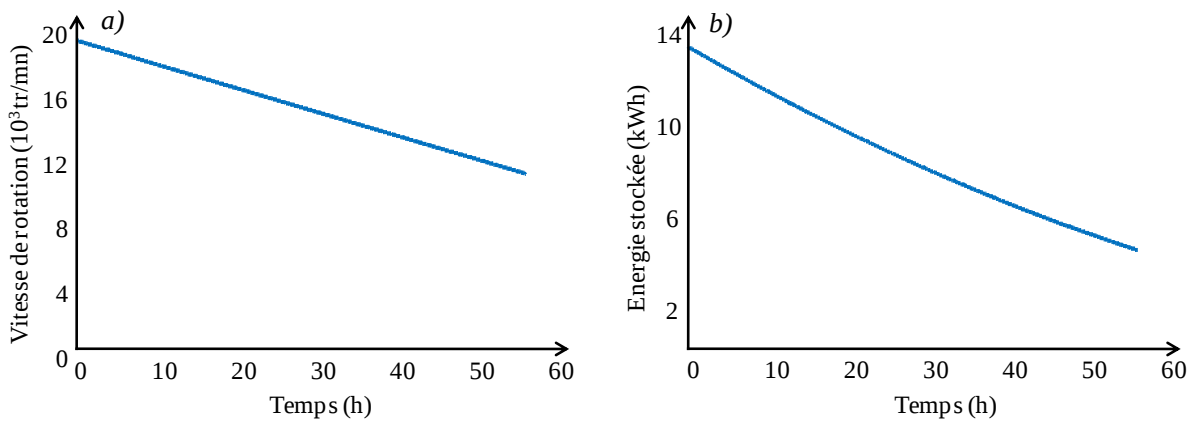


Figure II.12: Autodécharge -a) pertes de vitesse -b) pertes d'énergie

Comme pour tout autre stockage, l'état de charge du volant d'inertie (*State Of Charge* noté SOC, en %) se déduit en fonction de l'énergie stockée E_{par} rapport à l'énergie nominale E_{nom} (ici 10 kWh) et

varie de 0 % à 100 % en pleine charge. Du fait du décalage entre l'énergie nominale et l'énergie maximale à vitesse nominale (13 kWh), l'état de charge en fonction de l'énergie stockée s'exprime selon l'équation Eq II.28. Au premier ordre et en s'appuyant sur les courbes Figure II.12, nous faisons l'hypothèse que la vitesse de rotation est directement l'image de l'énergie stockée et donc du SOC. Ainsi, le calcul des pertes en fonction de la vitesse de rotation est repris avec $E_{nom} = 10\text{kWh}$ et $N_0/2$ correspondant à 3 kWh stockés (Eq II.29).

$$SOC = 100 \times \frac{E - 3}{E_{nom}} \quad \text{Eq II.28}$$

$$P_{loss}(SOC) = \min\left(100, 100 \times \frac{3}{0.1 \times SOC + 3}\right) \quad \text{Eq II.29}$$

4.3 Implémentation du modèle

4.3.1 Mise en œuvre pour un stockage inertiel de puissance quelconque

Dans le modèle mis en place, nous considérons que le rendement global η se détermine par rapport au régime de charge/décharge (Eq II.27) et en prenant en compte les pertes en fonction du SOC. Ainsi, à partir de la puissance demandée au volant P_{vi} (>0 en charge et <0 en décharge), l'évolution de l'énergie est calculée en passant par la puissance réellement délivrée (sans pertes) P_{vi_net} , qui sert donc à mettre à jour l'état de charge en cas de sollicitation du stockage. En cas de non sollicitation du volant, le SOC tient compte de l'énergie perdue sur le pas temporel Δt à cause de l'autodécharge.

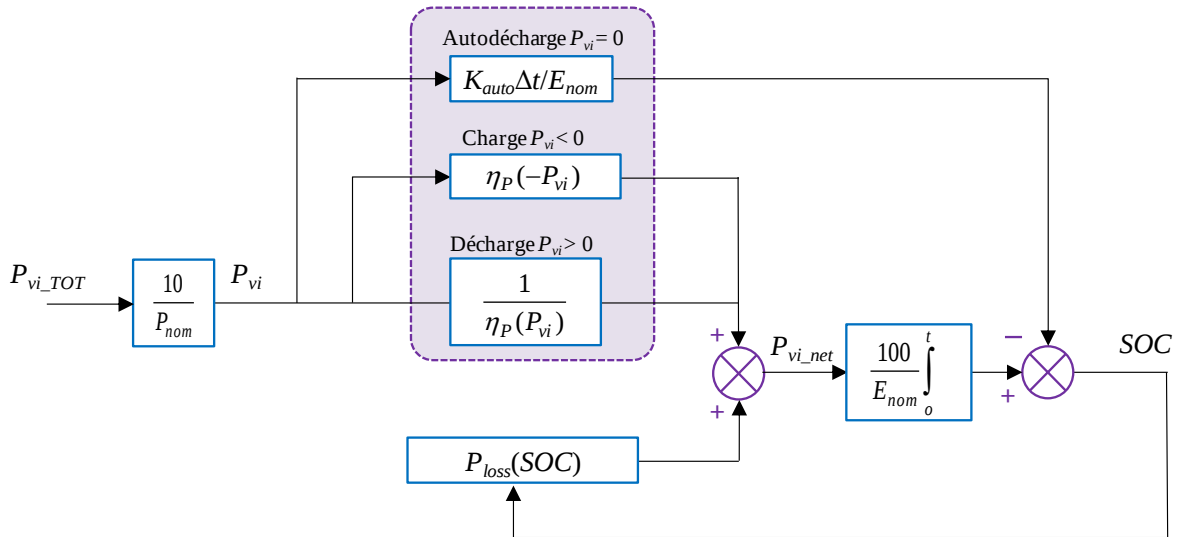


Figure II.13: Mise en œuvre du modèle pour un volant 10 kW / 10 kWh

Le modèle est établi pour un volant 10 kW / 10 kWh. Le stockage sur le site du microréseau est composé de dix unités de cette taille pour une capacité de stockage totale de 100 kWh. Nous faisons l'hypothèse que la gestion des volants effectue un partage équitable des puissances. Finalement, pour une consigne P_{vi_TOT} donnée à l'ensemble du stockage de puissance nominale P_{nom} (ici 100 kW), il faut retomber sur la puissance demandée à un volant équivalent 10 kW / 10 kWh. Ainsi, l'évolution de

l'état de charge global se déduit directement de l'état de charge d'un volant de 10 kWh sollicité à un dixième de la puissance P_{vi_TOT} demandés au stockage « global » (Figure II.13).

4.3.2 Simulation de performances

A partir du modèle établi, il est possible de tracer le rendement global η en fonction du régime de charge/décharge et du SOC.

$$\begin{cases} P_{vi} > 0 \Leftrightarrow \eta = P_{vi} / P_{vi_net} \\ P_{vi} < 0 \Leftrightarrow \eta = P_{vi_net} / P_{vi} \end{cases} \quad \text{Eq II.30}$$

La Figure II.14 illustre le rendement sur la plage de fonctionnement en puissance et SOC pour un volant de 10 kW / 10 kWh avec des valeurs supérieures à 97 % pour des puissances au dessus de 20 kW. Selon l'axe P_{vi} , nous retrouvons l'allure de la courbe de rendement fournie par le constructeur avec une symétrie entre la charge et la décharge. A puissance délivrée fixe, le rendement évolue à l'inverse du SOC et correspond au calcul des pertes en fonction de l'état de charge depuis la vitesse minimum jusqu'à la vitesse nominale du volant.

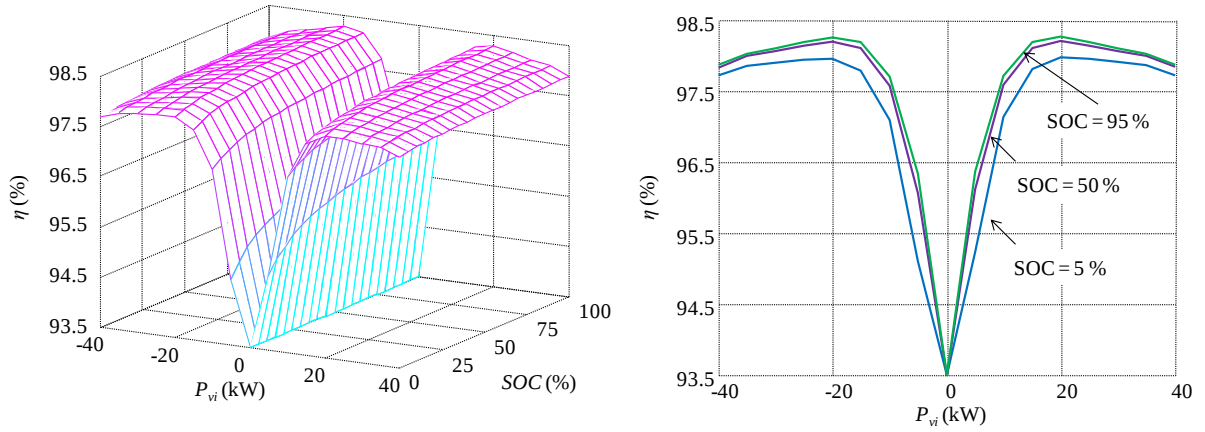


Figure II.14: Rendement en fonction de la puissance et du SOC

Il peut être intéressant de calculer le rendement énergétique qui définit les pertes entre l'énergie absorbée et celle restituée sur un cycle de fonctionnement. Ainsi, le modèle est simulé pour un cycle de charge/décharge de 0 % à 100 % et à puissance nominale (i.e. 10 kW). Sans pertes, nous aurions une phase de charge d'une heure suivie d'une décharge totale de même durée. En tenant compte du rendement, la charge dure un peu plus d'une heure (3692 s) et la descente de 100 % de SOC à 0 % est accélérée (3512 s) (Figure II.15a).

Le ratio final entre énergie délivrée et absorbée correspond à un rendement énergétique de 95.2 % pour un cycle charge/décharge de 0 % à 100 %. En se plaçant à une puissance de 20 kW correspondant à des pertes plus faibles, le rendement énergétique est meilleur à 96.4 %. Les pertes exprimées comme la différence entre P_{vi_net} et P_{vi} sont de l'ordre de la centaine de Watts tout au long du cycle de fonctionnement (Figure II.15b). On notera une discontinuité en passant de la charge à la décharge due à la composante P_{loss} toujours de même signe contrairement à la puissance calculée avec l'équation de rendement (Figure II.13). A noter que le calcul de ce rendement ne tient pas compte des différents auxiliaires occasionnant des pertes supplémentaires (pompes à vide notamment).

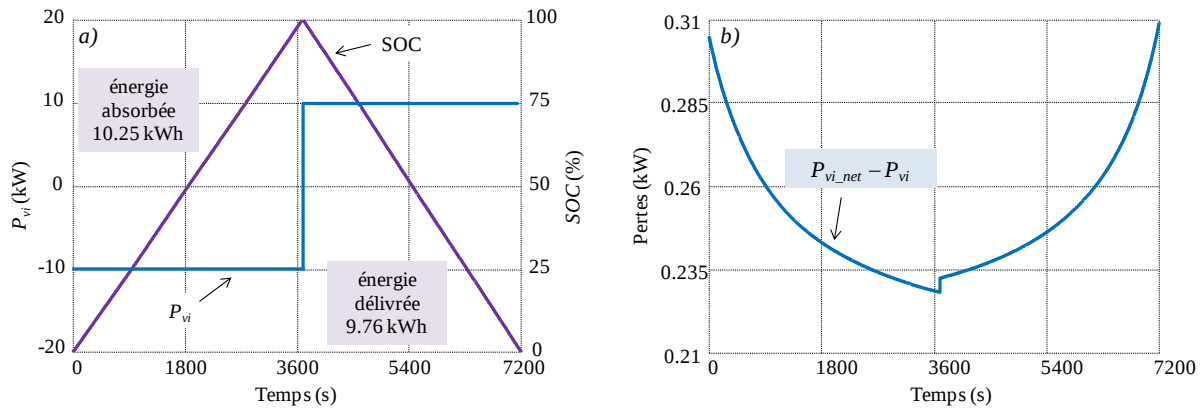


Figure II.15: Cycle charge/décharge à puissance nominale - a) profil de SOC et P_{vi} - b) évolution des pertes

5 MODELISATION DU STOCKAGE ELECTROCHIMIQUE

5.1 Accumulateurs Li-Ion

Commercialisés depuis le début des années 90, les accumulateurs lithium-ion (Li-ion) sont des éléments électrochimiques au même titre que les accumulateurs au plomb ou au nickel. Aujourd'hui largement répandus dans les appareils portatifs et plébiscités pour la voiture électrique, l'accumulateur lithium-ion se distingue des accumulateurs à base de plomb et de nickel. En effet, il possède un couple puissance et énergie spécifique plus important et une tension plus élevée (Tableau II.3).

Tableau II.3: Performances des différentes technologies électrochimiques (Bazin 09)

Technologie	Tension de cellule (V)	Energie spécifique (Wh/kg)
Plomb/acide	2	20 - 40
Nickel cadmium (Ni/Cd)	1.3	20 - 55
Nickel-hydrure métallique (Ni/MH)	1.3	50 - 80
Li-ion	3.6	100 -200

Dans le cas d'un accumulateur avec une électrode en lithium métal, le dépôt de lithium pendant la réduction ne se fait pas uniformément mais de manière compacte. Cela se traduit par la formation de dendrites qui viennent court-circuiter les électrodes au fil des cycles de charge/décharge. Ainsi dans un accumulateur Li-ion le lithium demeure sous forme ionique. Le fonctionnement d'un tel accumulateur électrochimique repose sur les réactions d'oxydation/réduction au sein des électrodes qui donnent naissance au courant de charge ou de décharge. Lors de la décharge, la réaction d'oxydation a lieu au niveau de l'électrode négative (anode) tandis que l'électrode positive (cathode) est soumise à la réaction de réduction. L'électrode négative cède donc des électrons captés ensuite par l'électrode positive. En charge, le courant s'inverse et les réactions changent donc d'électrode (l'électrode négative et positive deviennent respectivement la cathode et l'anode). Cette circulation d'électrons dans le circuit extérieur de l'accumulateur est intimement liée à la circulation d'ions lithium (Li^+) au sein de l'électrolyte. Ces ions viennent s'insérer ou se désinsérer (selon l'électrode) dans les structures des matières actives. La matière active de l'électrode négative d'un accumulateur Li-ion est généralement composée de carbone (C) permettant l'intercalation réversible des ions Li^+ alors que la matière active de l'électrode positive est composée d'un matériau d'insertion du lithium comme les oxydes de

métaux de transitions lithiés. La [Figure II.16](#) présente le fonctionnement d'un accumulateur Li-ion avec une électrode positive en oxyde de cobalt (LCO).

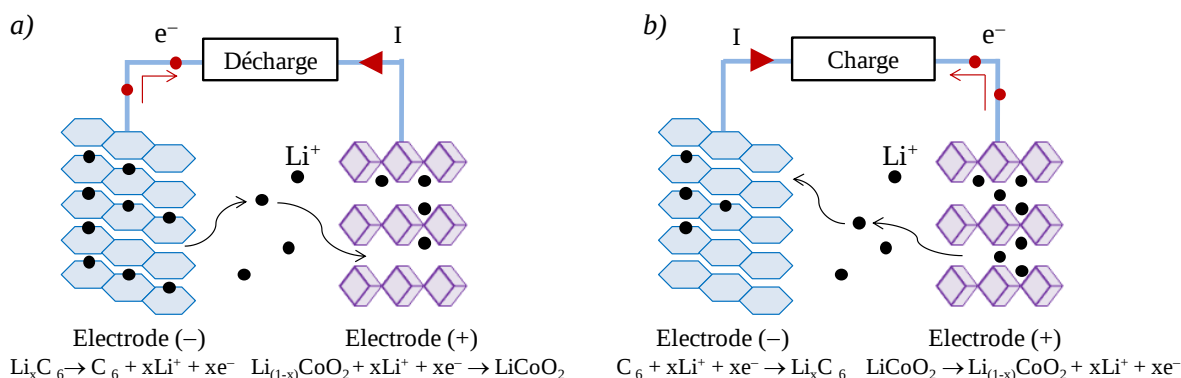


Figure II.16: Fonctionnement d'un élément Li-ion - a) décharge - b) charge ([Badey 12](#))

Les performances de l'accumulateur Li-ion dépendent du couple de matériaux considéré pour les électrodes. Avec une électrode négative en graphite (C), c'est avant tout l'électrode positive qui fait l'objet de recherche. Ainsi, à l'oxyde de cobalt (LCO) présentant des risques d'emballement thermique, se sont substitués des matériaux offrant plus de capacité comme le nickel aluminium cobalt (NCA) ou une meilleure stabilité comme le nickel manganèse cobalt (NMC). Les technologies lithium fer phosphate (LFP) et les électrodes négatives à base de titanate (LTO) offrent une meilleure résistance au vieillissement mais au détriment d'une densité énergétique plus faible ([Badey 12](#)). Il n'y a finalement aucun matériau meilleur que tous les autres et le choix de la technologie doit se faire en considérant l'application finale de l'accumulateur (système embarqué ou stationnaire, contraintes de sécurité fortes, etc.). La [Figure II.17](#) illustre les tendances des caractéristiques en fonction des matériaux choisis aux électrodes.

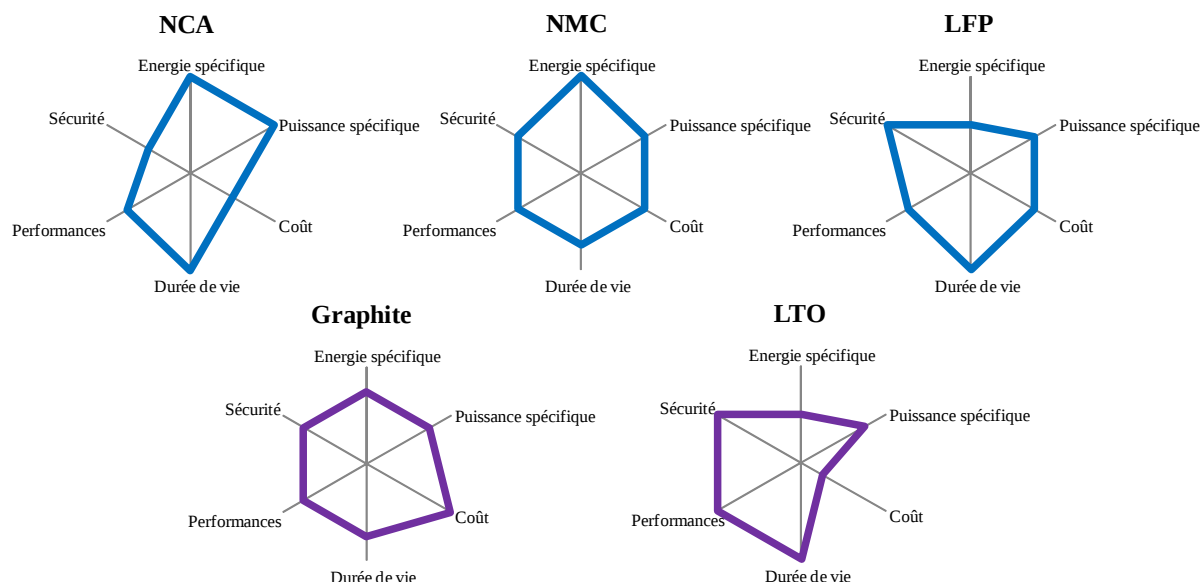


Figure II.17: Caractéristiques des différentes technologies pour les matériaux ([Dinger 10](#))

Citons également la technologie lithium polymère avec une électrode en lithium métallique. La formation de dendrites est empêchée par la mise en place d'un électrolyte polymère solide perméable aux ions lithium mais nécessitant une température élevée de fonctionnement pour assurer une

conductivité optimale de l'électrolyte (typiquement 80°C). Dans l'étude, le modèle de batterie Li-ion est élaboré à partir d'un élément VL45E de Saft ([Web Saft](#)) avec une technologie NCA. Cette cellule correspond à la solution *Intensium3* proposée par le constructeur pour le stockage stationnaire avec les caractéristiques données dans l'annexe B.

5.2 Modélisation de l'accumulateur

5.2.1 Modèle de Shepherd

La représentation de l'élément Li-ion se base sur le modèle de Shepherd qui décrit le fonctionnement de la cellule à partir de la courbe de décharge à courant constant. Ce modèle permet de prendre en compte l'évolution de la tension aux bornes de l'accumulateur, notée V , en fonction des ampères heures échangés, notés Q (Ah). La [Figure II.18a](#) présente l'évolution de la tension en fonction de Q . Cette courbe est composée d'une première zone de décroissance exponentielle (accumulateur chargé ayant un potentiel de 4 V pour une cellule Li-ion NCA) avant d'évoluer linéairement dans une zone dont l'état de charge se situe entre 80% et 20% de la capacité nominale. Dans cette zone, le potentiel moyen vaut 3.6 V. En fin de décharge, en dessous d'un état de charge de 20%, la tension décroît alors rapidement ([Shepherd 65](#)).

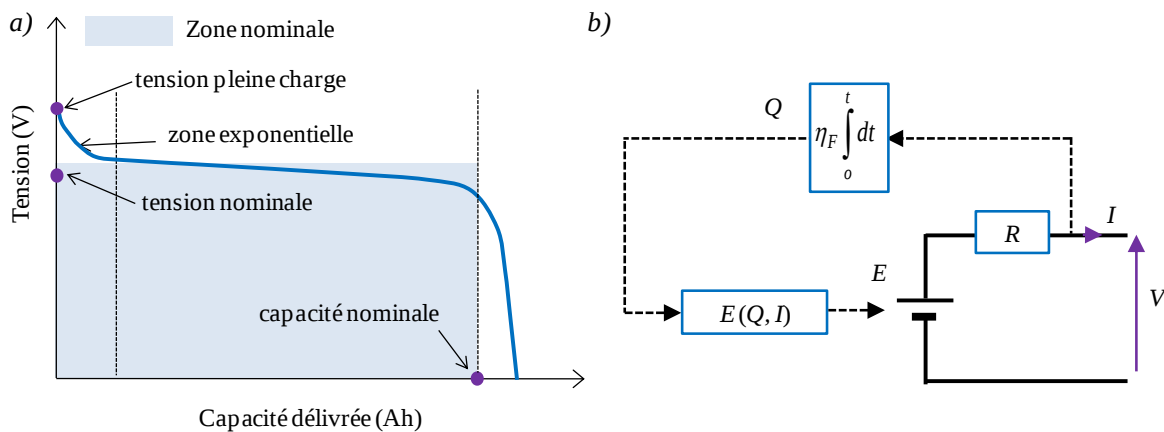


Figure II.18: Modèle de l'accumulateur - a) courbe de décharge - b) représentation de Shepherd

Le modèle de Shepherd décrit simplement l'accumulateur comme une source de tension E (potentiel d'équilibre de l'accumulateur) en série avec une résistance R supposée constante (qui représente les pertes irréversibles au sein de l'accumulateur). La loi d'évolution de la tension E est en fonction de la capacité Q et du régime de charge/décharge à travers le courant débité I . En convention générateur ce courant est positif alors qu'il est considéré négatif lors de la charge ([Figure II.18b](#)). Le rendement voltaïque de l'élément est donc pris en compte à travers le calcul de la chute de tension et la présence de la résistance.

Dans notre modèle, une composante faradique du rendement (notée η_F) est ajoutée et rend compte des fuites dans la cellule avec une quantité d'ions Li^+ qui ne réagissent pas. Si, pour le plomb, ce rendement est assez faible (85-90%) ([Montaru 09](#)), des études menées pour le lithium-ion font état de valeurs proches de l'unité au bout d'un certains nombres de cycles ([Martha 12](#)) ([Xu 08](#)). Une valeur de 99.7 % est choisie ici et le rendement est adapté selon le sens de transit du courant:

$$\begin{cases} I > 0 \Leftrightarrow \eta_F = 1/99.7\% \\ I < 0 \Leftrightarrow \eta_F = 99.7\% \end{cases} \quad \text{Eq II.31}$$

L'Eq II.32 rappelle les équations du modèle de Shepherd pour un accumulateur Li-ion dans un cas de charge ($I < 0$) et décharge ($I > 0$) établi dans (Tremblay 09) pour le modèle de batterie présent dans *SimPowerSystems* de Simulink.

$$\begin{cases} I > 0 \rightarrow V = E_0 - R.I - K.it \frac{Q_{nom}}{Q_{nom} - it} - KI^* \frac{Q_{nom}}{Q_{nom} - it} + Ae^{-Bit} \\ I < 0 \rightarrow V = E_0 - R.I - K.it \frac{Q_{nom}}{Q_{nom} - it} - KI^* \frac{Q_{nom}}{it - 0.1Q_{nom}} + Ae^{-Bit} \end{cases} \quad \text{Eq II.32}$$

Avec: E_0 la constante de tension à vide de l'élément (en V)

R la résistance interne (en Ω)

Q_{nom} la capacité nominale de la cellule (en Ah)

it la capacité délivrée par la batterie – bilan en ampères heures(en Ah)

A l'amplitude pour la zone exponentielle (en V)

B la constante de temps inverse pour la zone exponentielle (en Ah^{-1})

La mise en forme de l'équation précédente est trompeuse avec un coefficient K à première vue source d'inhomogénéité – une multiplication par un courant et une multiplication par une capacité – mais qui a deux unités différentes. Dans le modèle de base de Schepherd, les termes en exponentiel et en KI^* n'existent pas et le coefficient K représente une résistance de polarisation en Ω (Eq II.33) (Li 11). L'équation reste la même en charge et décharge.

$$V = E_0 - R.I - KI \frac{Q_{nom}}{Q_{nom} - it} \Leftrightarrow V = E_0 - R.I - \frac{KI}{SOC} \quad \text{Eq II.33}$$

Les modifications apportées dans (Tremblay 09) visent notamment à dissocier les cas en charge et décharge avec des résistances de polarisation différentes dans les deux situations. Un filtre est ajouté sur le terme KI pour considérer la lente dynamique de la tension sur des pulses de courant. Un terme en $K.it$ est ajouté avec K une constante de polarisation (en V/Ah) afin de représenter une relation entre le SOC et la tension à vide de la cellule. Le terme en exponentiel permet de tenir compte des effets d'hystérésis entre la charge et la décharge (Li 11). En toute rigueur les équations du modèle de Schepherd ainsi modifié devraient s'écrire selon l'Eq II.34 avec des résistances et des constantes de polarisation différentes en charge et décharge. L'hypothèse est que l'ensemble des quatre résistances et constantes sont égales « aux unités près » (Tremblay 09).

$$\begin{cases} I > 0 \rightarrow V = E_0 - R.I - K_{dr}.it \frac{Q_{nom}}{Q_{nom} - it} - K_{dv}I^* \frac{Q_{nom}}{Q_{nom} - it} + Ae^{-Bit} \\ I < 0 \rightarrow V = E_0 - R.I - K_{cr}.it \frac{Q_{nom}}{Q_{nom} - it} - K_{cv}.I^* \frac{Q_{nom}}{it - 0.1Q_{nom}} + Ae^{-Bit} \end{cases} \quad \text{Eq II.34}$$

Avec: K_{cr}, K_{dr} résistances de polarisation en charge et décharge (en Ω)

K_{cv}, K_{dv} constante de polarisation en charge et décharge (en V/Ah)

5.2.2 Identification des paramètres du modèle

Le but est ici de paramétrer le modèle pour l'accumulateur choisi dans notre étude. Il s'agit de l'élément VL45E de Saft dont l'association en série sert de base à la batterie *Intensium3* proposée par le constructeur (14 modules en série) (Figure II.19a). Les caractéristiques des deux produits sont données dans le Tableau II.4 avec une énergie spécifique qui baisse en passant de l'élément individuel au packaging batterie.

Tableau II.4: Caractéristiques des produits (Web Saft)

	Cellule VL45E	Batterie Intensium 3
Tension nominale	3.6 V	48 V
Capacité nominale	45 Ah	45 Ah
Energie spécifique	149 Wh/kg	96 Wh/kg
Puissance spécifique	664 W/kg	-

Le constructeur ne fait pas apparaître la résistance interne des éléments. Il est ainsi impossible de décrire complètement le modèle à partir des courbes de décharge en utilisant uniquement la méthode donnée dans (Tremblay 09). Nous entreprenons donc d'identifier les courbes de décharge pour l'élément VL45E en faisant varier les valeurs pour les cinq paramètres (A , B , K , E_0 et R) stockés dans le vecteur $\mathbf{X}$ dont les limites inférieures ($\mathbf{X}_{\min}$) et supérieures ($\mathbf{X}_{\max}$) sont fixées dans l'Eq II.35.

$$\mathbf{X} = [E_0 \quad A \quad B \quad K \quad R]$$

$$\mathbf{X}_{\min} = [2\text{V} \quad 0\text{V} \quad 0 \text{ Ah}^{-1} \quad 0\text{V/Ah} \quad 1.10^{-4}\Omega]$$

Eq II.35

$$\mathbf{X}_{\max} = [4.4\text{V} \quad 3\text{V} \quad 100 \text{ Ah}^{-1} \quad 1\text{V/Ah} \quad 1.10^{-1}\Omega]$$

En utilisant l'Eq II.32, l'objectif est donc de trouver le jeu de paramètres qui minimise l'erreur quadratique entre les mesures de tension constructeur V_{mes} (Figure II.19b) et les estimations du modèle (V) en faisant varier les ampères-heures délivrés Q et le courant de décharge I .

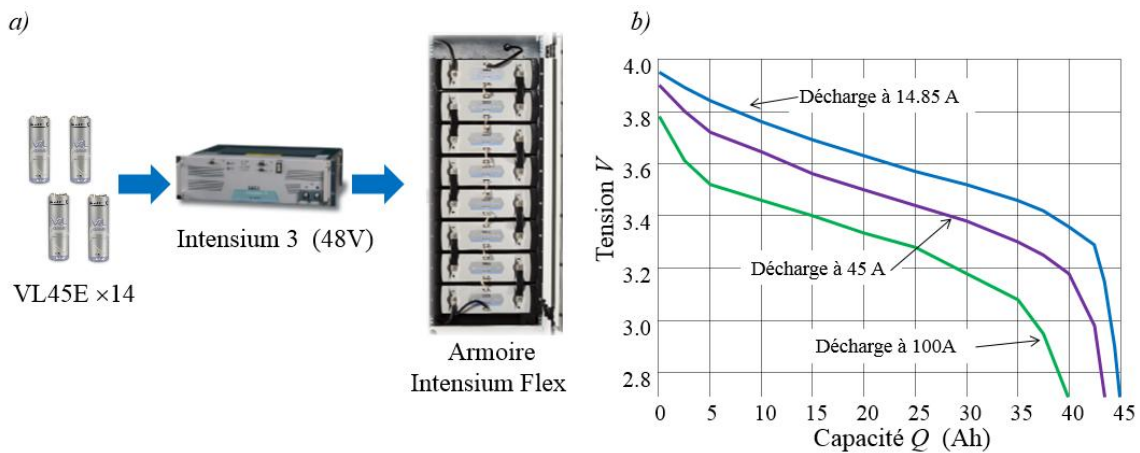


Figure II.19: Elements Saft - a) assemblage -b) courbes de décharge pour une cellule VL45E

Une première méthode d'identification consiste à minimiser l'erreur $f_{\text{obj}}^1(\mathbf{X})$ en considérant uniquement la courbe de décharge pour un courant de 45 A correspondant à un régime de décharge (C-rate) unitaire par rapport à la capacité nominale de la cellule (Eq II.36). Une seconde approche est développée pour identifier simultanément les trois courbes de décharge données par le constructeurs

avec $f_{obj}^2(\mathbf{X})$ pour $I_1 = 14.85$ A, $I_2 = 45$ A et $I_3 = 100$ A (Eq II.37). Ces optimisations sont effectuées via la fonction *fmincon* de Matlab© qui repose sur des algorithmes de programmation quadratique.

$$f_{obj}^1(\mathbf{X}) = \sqrt{\sum_{Q=0}^{Q=45} (V_{mes}(Q, I) - V(Q, I))^2} \text{ pour } I = 45\text{A} \quad \text{Eq II.36}$$

$$f_{obj}^2(\mathbf{X}) = \sqrt{\sum_{i=1}^{i=3} \sum_{Q=0}^{Q=45} (V_{mes}(Q, I_i) - V(Q, I_i))^2} \quad \text{Eq II.37}$$

Sur la Figure II.20a, le jeu de paramètres optimal minimisant l'erreur pour $I = 45$ A est injecté dans le modèle pour obtenir une estimation de tension avec les deux autres décharges à 14.85 A et 100 A. Dans ce cas, les trois courbes estimées avec le modèle se retrouvent proches de la courbe prise comme référence à 45 A. Si, pour ce régime de décharge, le modèle apparaît pertinent, il le devient beaucoup moins pour les courants non considérés lors de l'identification.

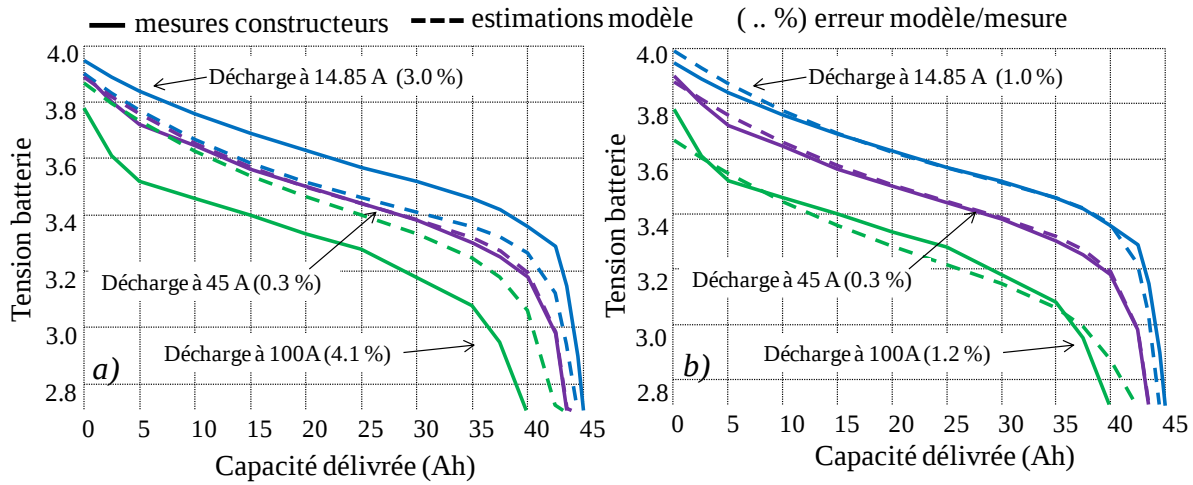


Figure II.20: Résultat des identifications -a) minimisation de f_{obj}^1 -b) minimisation de f_{obj}^2

Les paramètres optimisant f_{obj}^2 apparaissent quant à eux davantage appropriés pour décrire le fonctionnement de l'élément pour plusieurs régimes de décharge avec des estimations proches des données constructeur (Figure II.20b). Les résultats pour les deux simulations sont donnés dans le Tableau II.5 sachant que le second jeu de paramètres est retenu pour modéliser l'élément électrochimique lors de l'étude. Nous soulignons aussi la valeur de la résistance interne associée de 3.5 mΩ.

Tableau II.5: Paramètres obtenus par identification des courbes de décharge

	f_{obj}^1	f_{obj}^2
E_0 (en V)	3.30	3.41
A (en V)	0.60	0.63
B (en Ah ⁻¹)	$4.73 \cdot 10^{-2}$	$4.13 \cdot 10^{-2}$
K (en V/Ah ou Ω)	$2.47 \cdot 10^{-4}$	$2.44 \cdot 10^{-4}$
R (en Ω)	$5.4 \cdot 10^{-4}$	$3.53 \cdot 10^{-3}$

Avec le modèle mis en place, il est donc possible pour chacun des points de fonctionnement d'estimer les pertes en confrontant l'énergie échangée avec la variation effective de capacité au sein de l'accumulateur. L'évolution de cette capacité $Q_{délivrée}$ par l'élément permet d'accéder directement au

SOC exprimé en fonction de la capacité nominale Q_{nom} (Eq II.38). Notons que toute simulation effectuée exige de fixer un état initial caractérisé par un état de charge SOC_{init} et une tension V_{init} . Cette dernière est la tension à d'équilibre de l'élément, considérée comme linéaire en fonction l'état de charge avec des valeurs 3.3 V pour une cellule déchargée et 4.0 V en pleine charge (Eq II.39) (alors que la loi qui régit l'évolution de cette tension est la loi de Nernst).

$$SOC = 100 \times \frac{Q_{nom} - Q}{Q_{nom}} \quad \text{Eq II.38}$$

$$V_{init} = \left(\frac{SOC_{init}}{100} \right) \times 0.7 + 3.3 \quad \text{Eq II.39}$$

Le fonctionnement de la cellule modélisée est simulé pour un cycle de charge/décharge de 0 % à 100 % et pour un C-rate unitaire (i.e. ± 45 A) et les résultats obtenus sont tracés sur la Figure II.21. Comme pour le volant sans pertes, la charge et la décharge dureraient toutes deux une heure dans les conditions de simulations. Avec la prise en compte du rendement faradique, la charge effective de l'élément dure un peu plus d'une heure (3611 s) alors que la décharge est légèrement accélérée (3589) pour une période simulée d'exactement 7200 s. Le tracé de la tension pendant la décharge renvoie les allures des courbes correspondantes qui ont été identifiées pour paramétrer le modèle (Figure II.21b). Avec un fonctionnement symétrique pour la recharge, nous observons en début de simulation une chute de tension significative similaire à une fin de décharge.

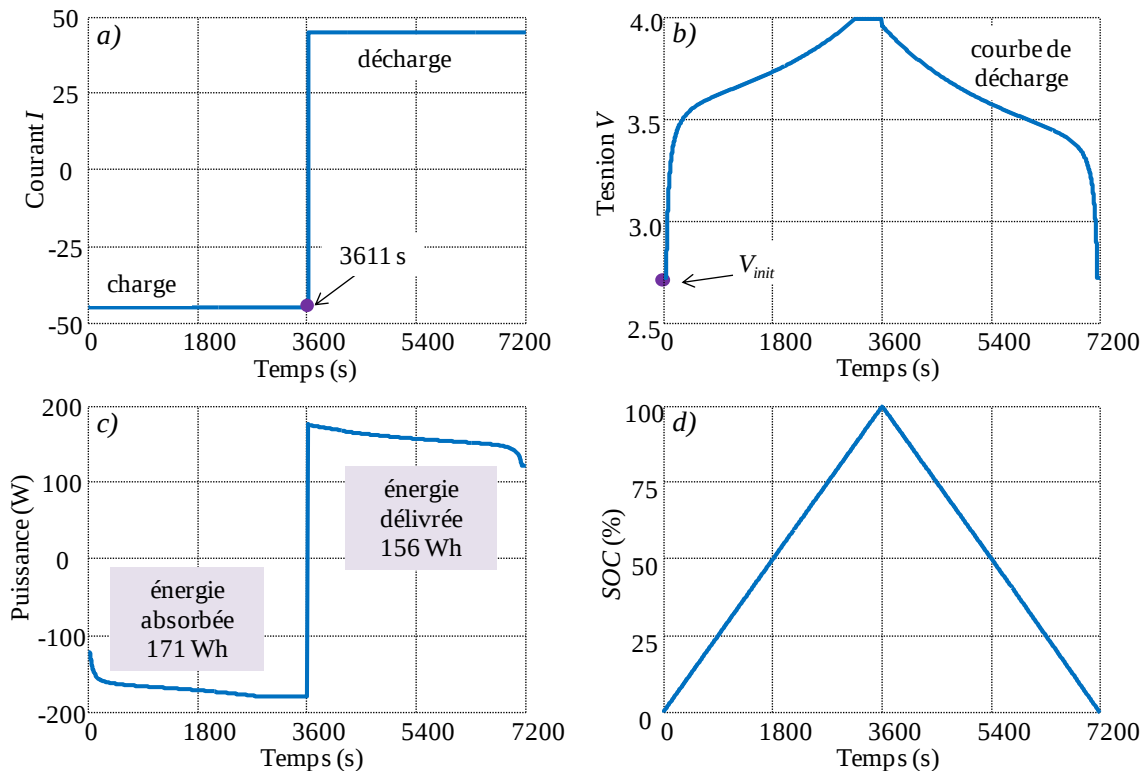


Figure II.21: Cycle charge/décharge de l'élément - a) courant - b) tension - c) puissance - d) SOC

La tension et le courant permettent d'accéder à l'énergie absorbée par l'élément pendant la charge et délivrée pendant la décharge (Figure II.21c). Le rendement énergétique de la cellule pour un tel cycle (C-rate = 1) se calcule comme le ratio entre ces deux énergies et nous obtenons, en simulation,

une valeur de 91.2 %. Cette valeur assez faible pour l'essai effectué remonte à 95.2 % si le même cycle est effectué à C-rate = 1/2.

5.2.3 De la cellule à la batterie.

Le but est enfin de représenter une batterie dans la même gamme que le stockage inertiel (i.e. 100 kW / 100 kWh) à partir des éléments *Intensium3*. Nous choisissons une batterie avec une tension nominale de 528V avec 11 packs en série sur 4 branches pour une énergie nominale cumulée de 99.8 kWh (Figure II.22). Les problèmes d'équilibrage de tension et courant ne sont pas considérés et le comportement de la batterie est considéré comme équivalent à celui d'une unique cellule VL45E. Nous nous servons donc des caractéristiques individuelles pour remonter à la mission globale de la batterie.

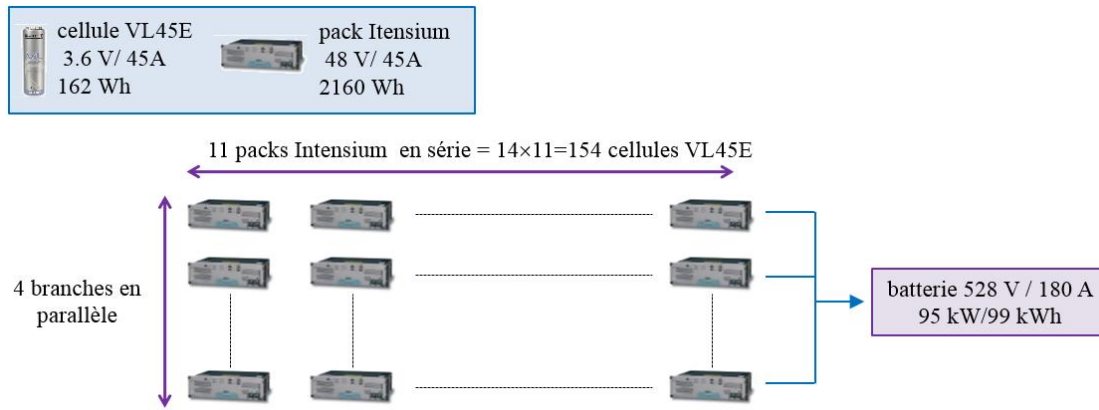


Figure II.22: Batterie 100 kW/ 100 kWh

Le courant au niveau d'une cellule est établi en fonction de sa tension V et de la puissance P_{bat} demandée à l'ensemble de la batterie. En convention générateur, P_{bat} est positive pour une décharge et négative pour une recharge. Comme pour l'essai précédent, le modèle de Shepherd met à jour la tension de la cellule ainsi que le bilan coulométrique permettant d'accéder au SOC final en fonction de la capacité nominale de la cellule Q_{nom} . L'état de charge de la batterie est ainsi confondu avec celui de la cellule. Notons qu'il est possible de remonter à la tension batterie V_{bat} et au courant total I_{bat} en tenant compte du nombre de cellules en série (N_{serie}) et du nombre de branches en parallèle (N_{para}) (Figure II.23).

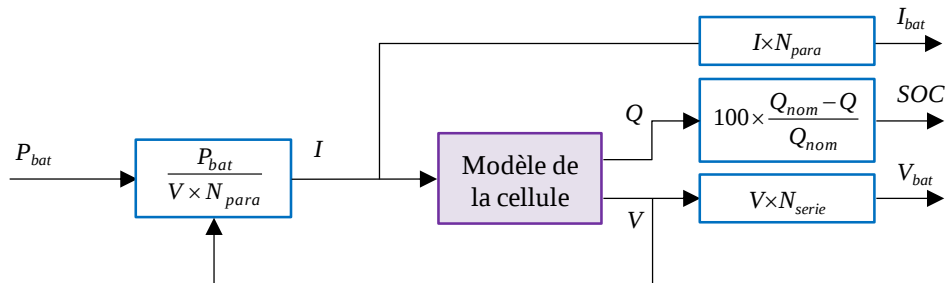


Figure II.23: Modèle de la batterie Li-ion

5.3 Modèles de vieillissement des accumulateurs

5.3.1 Vieillissement des accumulateurs Li-ion- phénomènes et modélisation

Pour le volant d'inertie, nous avons considéré un vieillissement uniforme tout au long de sa durée de vie et indépendamment de la manière dont le stockeur est utilisé. Au contraire, pour les accumulateurs électrochimiques, une usure en fonction des profils de cyclage est envisagée. Cela modifie significativement les problèmes de planification que nous aurons à traiter dans le sens où le vieillissement (et donc le coût) est dans ce cas intimement lié à la façon dont le stockage est sollicité, et plus spécifiquement à l'intégrale de l'usage.

Les mécanismes de vieillissement des éléments Li-ion sont complexes de part le fort couplage de phénomènes de dégradation. Comme pour tout autre système, le vieillissement est diagnostiqué par une évolution des propriétés de l'accumulateur. Dans le domaine du véhicule électrique, par exemple, une batterie est considérée comme "usée" si son impédance interne double ou bien si l'accumulateur a perdu 20% de sa capacité nominale (Badey 12). Dans le cadre du stationnaire, la perte de capacité pourrait être repoussée entre 50 et 60%. Cette perte est principalement due à une diminution du nombre d'ions lithium qui réagissent à cause de la présence d'une couche de passivation à l'électrode négative (SEI pour *Solid-Electrolyte Interphase*). Cette SEI s'établit dès la première utilisation de l'accumulateur et permet de protéger l'électrode négative de la corrosion. Pour se former, la SEI a besoin, entre autre, d'ions Li^+ de l'électrolyte. Cette consommation d'ion Li^+ entraîne une diminution des ions Li^+ disponibles pour les réactions oxydation/réduction, ce qui provoque une baisse de la capacité de l'accumulateur.

La SEI subit une fatigue mécanique au fil des cycles à cause notamment des changements de volume des électrodes par insertion et désinsertion des ions Li^+ . Ces sollicitations vont progressivement craqueler la SEI mettant à nu l'électrode et entraînant l'apparition d'une nouvelle couche de passivation consommatrice d'ions Li^+ et occasionnant donc une baisse de la capacité et une augmentation de la résistance interne. (Pinson 13) (Barré 13).

Le vieillissement dépend des conditions d'utilisation de l'accumulateur (les régimes de fonctionnement, les profondeurs de charge/décharge, les variations de SOC, la température. Ceci définit un vieillissement « en cyclage » auquel il convient d'ajouter une composante "calendaire". Le vieillissement calendaire décrit la baisse des performances de l'accumulateur lorsqu'il n'est pas utilisé. Cette usure calendaire est très sensible aux hautes températures et haut SOC. (Barré 13).

Etablir un modèle de vieillissement revient à prévoir l'évolution des propriétés de l'accumulateur au fil du temps en fonction de ses conditions d'utilisation. Le but est de pouvoir faire un diagnostic de l'état de santé de la batterie (SOH pour *State Of Health*) afin de pronostiquer le plus précisément possible sa fin de vie. Plusieurs types de modélisation peuvent être employés et sont regroupés en plusieurs classes (Badey 12):

- **Modèles physiques:** il peut s'agir de modèles électrochimiques (Safari 09) qui représentent fidèlement le comportement de l'accumulateur mais nécessitent une connaissance avancée de la technologie employée. Les représentations en circuit équivalent et la paramétrisation des éléments à partir de campagnes d'essais font également partie des modèles physiques. Si le

vieillissement est alors facilement pris en compte en faisant varier les paramètres du modèle, un grand nombre d'essais est requis pour établir les lois d'évolution empiriques.

- **Modèles mathématiques:** s'appuyant sur des méthodes de résolution numérique de type réseau de neurones artificiels (Eddahech 12) ou logique floue (Zenati 10), ces modèles ont pour but de relier directement des paramètres de sorties (capacité, résistance,...) en fonction des informations en entrée. Aucune représentation poussée du système n'est nécessaire mais une collecte importante de données est impérative. Le lien avec les phénomènes physiques est de plus rompu.
- **Modèles de fatigue:** ces représentations estiment le vieillissement par une méthode de dommages cumulés en fonction de l'évolution d'un ou plusieurs paramètres. Parmi ces modèles, nous pouvons citer les méthodes de comptage de cycles héritées du domaine de la fatigue mécanique (Lazzarin 03) avec la méthode de Wohler pour un unique paramètre de stress. Dans ce cas, il s'agit de prédire la fin de vie en fonction de l'amplitude de la sollicitation du système et du nombre de cycles effectués. Les méthodes à durée de vie pondérée sont quant à elles basées sur la pénalisation de la sollicitation et sont applicables à plusieurs paramètres. C'est la somme pondérée des sollicitations qui renvoie une estimation de l'état d'usure. Ces modèles moins précis ont cependant l'avantage d'être généralisables et faciles à mettre en œuvre.

Le modèle de vieillissement doit être établi en fonction de l'usage qui va en être fait. En phase de conception, comme c'est le cas dans cette thèse, un modèle trop compliqué ne saurait trouver sa place dans les procédures déjà lourdes de gestion ou de dimensionnement par optimisation. Par exemple, bien que très importante dans la cinétique des réactions de dégradation (à la fois en cyclage et en calendaire), la température ne sera pas considérée ici avec un modèle thermique de l'accumulateur.. Pour s'en affranchir, la température de l'accumulateur sera considérée comme régulée à l'aide d'une enceinte climatique dans une gamme de température qui permet d'atténuer l'influence sur le vieillissement vis-à-vis des autres contraintes (des travaux montrent par exemple qu'une température moyenne de 25°C permet de limiter la dégradation en cyclage (Omar 14)). Ainsi, les modèles de fatigue semblent davantage adaptés dans une vision systémique du problème. Avec la faible quantité de données fournies par les constructeurs sur les durées de vie de leurs produits, la mise en place de modèle empiriques ou mathématiques nécessiterait un grand nombre d'essais expérimentaux inenvisageables ici. Deux méthodes de fatigue sont considérées dans nos travaux et sont décrites puis comparées dans les parties suivantes.

5.3.2 Modèle avec de comptage de cycles

Ce modèle repose sur la méthode de Wöhler d'usure mécanique et implique le comptage de cycles en fonction d'une variable unique afin de déterminer son impact sur la durée de vie du système. Typiquement, pour les accumulateurs électrochimiques, la courbe *cycle to failure* est utilisée. Elle donne le nombre de cycles N_{cycles_max} en fonction de la profondeur de décharge ou *DOD* (*Depth Of Discharge*).

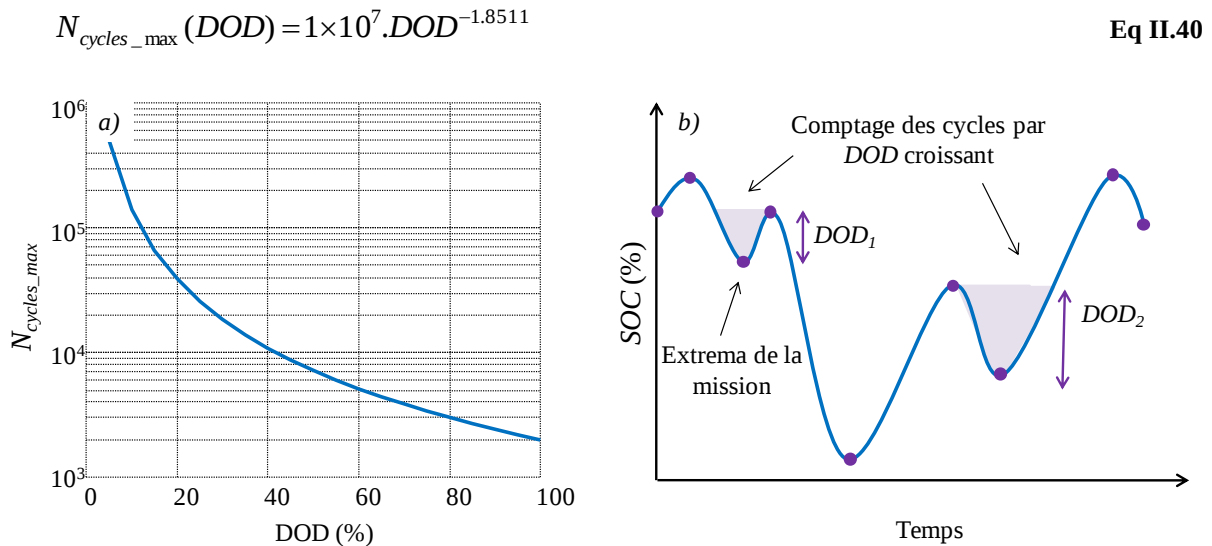


Figure II.24: Fatigue par comptage de cycle - a) courbe cycle to failure - b) algorithme RFC

La Figure II.24a donne l'allure de la courbe constructeur pour une cellule VL45E avec 2000 cycles maximum à 100 % de décharge et plus de 1.10^5 cycles à 10 %. En considérant uniquement le DOD , nous voyons comment l'utilisation du moyen de stockage influe grandement sur la durée de vie. L'interpolation de la courbe $N_{cycles_max}(DOD)$ nous renvoie la relation Eq II.40.

L'usure se détermine à partir de la mission temporelle du stockeur et plus particulièrement en analysant le SOC . L'idée est de décomposer le profil en différentes classes de cycles selon leur profondeur. L'algorithme *Rainflow Counting*(RFC) est alors utilisé pour calculer le nombre de cycles N_{cycles} dans chacune des classes avec une extraction successive des cycles par classe de DOD croissant (Downing 82). Un coefficient de pondération W_{DOD} est établi pour chacune des classes en fonction des profondeurs de décharge (Eq II.41). Les cycles pour chaque DOD sont ensuite affectés par ces coefficients afin d'obtenir un nombre de cycles N_{cycles_eq100} équivalent à un cycle profond à 100 % pour une mission SOC donnée (Beltran 12) (Jaafar 09) (Eq II.42).

$$W_{DOD} = \frac{N_{cycles_max}(100\%)}{N_{cycles_max}(DOD)} \quad \text{Eq II.41}$$

$$N_{cycles_eq100} = \sum_{DOD=0\%}^{DOD=100\%} W_{DOD} \times N_{cycles}(DOD) \quad \text{Eq II.42}$$

L'état de santé SOH (en %) de la batterie pour une mission donnée peut être calculé par rapport au nombre de cycles maximum à 100 % de DOD . En admettant que nous partons d'une batterie neuve (i.e $SOH = 100\%$), à l'issue de la mission l'usure est estimée avec l'Eq II.43 .

$$SOH = 100 - 100 \times \frac{N_{cycles_eq100}}{N_{cycles_max}(100\%)} \quad \text{Eq II.43}$$

Avec l'utilisation de l'algorithme RFC, le modèle de vieillissement mis en place nécessite d'avoir une représentation globale de la mission temporelle en SOC de la batterie. Ainsi, prendre en compte le vieillissement dès la planification impose d'avoir des procédures d'optimisation qui considèrent la

mission sur l'ensemble de l'horizon temporel (i.e. 24 h pour une planification la veille pour le lendemain). Or, parmi les méthodes de résolution développées au Chapitre III, la Programmation Dynamique (DP) effectue une discrétisation temporelle de la mission. Bien que l'optimisation porte sur la globalité de l'horizon, la méthode de résolution est locale à chaque pas de calcul. Il convient donc d'envisager un second modèle d'usure qui peut s'adapter à une procédure pas à pas.

5.3.3 Modèle à énergie échangeable

Ce type de modèle de fatigue à durée de vie pondérée exprime le vieillissement de l'accumulateur comme la somme des usures à chaque pas de calcul. Le principe du modèle est que la batterie peut échanger (charge et décharge) une énergie fixe avec le système tout au long de sa durée de vie. La courbe *cycle to failure* peut être ainsi utilisée pour déterminer cette énergie notée E_{ech_max} en fonction de la profondeur de décharge et du nombre de cycles maximum correspondant. L'équation ci-après donne l'expression de l'énergie échangeable pour une batterie normalisée à 1 kWh.

$$E_{ech_max}(DOD) = 2 \times N_{cycles_max}(DOD) \times DOD \times 1 \text{ kWh} \quad \text{Eq II.44}$$

Si, pour le plomb, l'énergie échangeable durant la vie de la batterie est en première approximation constante (Figure II.25a) elle varie d'un rapport 10 en fonction de la profondeur de décharge pour le Li-ion pour les cellules considérées ici (Figure II.25b). A noter que l'énergie échangeable $E_{ech_max}(DOD)$ serait strictement constante si le nombre de cycles maximum avant usure totale évoluait de façon hyperbolique avec le DOD

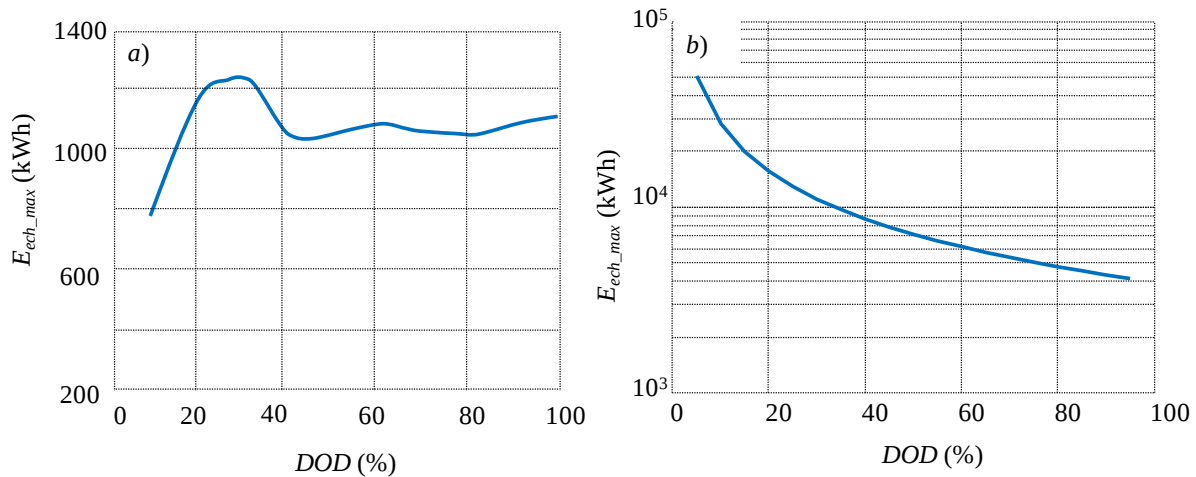


Figure II.25: Énergie échangée - a) accumulateur au plomb - b) accumulateur Li-Ion (Abbes 12)

Ainsi, en fixant des conditions d'utilisation (typiquement une plage donnée pour les variations de SOC), une énergie échangeable constante peut être utilisée pour exprimer simplement le *SOH* en fonction des ampères-heures ou de la puissance P_{bat} échangée entre la batterie et le microréseau (Murgovski 13). Le *SOH* est alors estimé avec la somme de l'énergie échangée au fil du temps. Cette expression simple du vieillissement de manière linéaire avec la puissance (Rifonneau 09) est homogène à la notion de *Levelized Cost* qui définit le coût du kWh échangé (Albright 12) (DGCIS 13).

$$SOH(t + \Delta t) = SOH(t) - 100 \cdot \frac{1}{E_{ech_max}} \int_t^{t+\Delta t} |P_{bat}(t)| dt \quad \text{Eq II.45}$$

Avec une batterie normalisée (1 kWh), l'énergie maximum échangeable pour les cellules varie de 4000 kWh à 100 % de *DOD* jusqu'à 50000 kWh pour 5 % de *DOD*. Arbitrairement, nous choisissons la valeur la plus pénalisante pour des décharge profondes. Il est évident que les résultats renvoyés par ce modèle de vieillissement sont moins précis qu'avec la méthode précédente et dépendent fortement de la valeur E_{ech_max} choisie. Ainsi, pour une batterie avec une énergie nominale E_{nom} (en kWh), l'énergie maximum échangeable avec le système jusqu'à l'usure totale de la batterie serait de $4000 \times E_{nom}$.

5.3.4 Comparaison des modèles

Rien n'indique (au contraire) que les modèles mis en place sont justes au vu des simplifications faites par rapport à l'ensemble des facteurs qui impactent le vieillissement des accumulateurs Li-ion (environnement, température, taux de charge/décharge, dispersion technologique,...). De plus, comme indiqué en introduction, la notion de « fin de vie » d'un accumulateur est imprécise et dépend du secteur d'application : « il est ainsi envisagé d'utiliser des batteries véhicules électriques ou hybrides « usagées » dans le domaine stationnaire connecté aux ENR » ([Ademe 11](#)).

Cependant, notre objectif n'est pas tant d'avoir des modèles quantitatifs précis, ce qui paraît en l'état de l'art utopique dans un contexte « système », mais il s'agit d'estimer des tendances qualitatives permettant de savoir quels profils seraient plus impactants que d'autres sur la durée de vie de la batterie. Ainsi, c'est avant tout l'aspect qualitatif qui est privilégié avant de pronostiquer exactement l'usure totale du stockeur. Les deux modèles sont donc éprouvés en fonction des mêmes profils de sollicitation. Dans cette partie, nous faisons l'hypothèse d'une batterie sans pertes en nous intéressant uniquement aux missions en *SOC* se déduisant simplement par intégration de la puissance ([Eq II.46](#)). Nous nous plaçons là encore dans une situation avec une batterie normalisée à 1 kWh.

$$SOC(t) = SOC(0) - \frac{100}{1\text{kWh}} \int_0^t P_{bat}(t) dt \quad \text{Eq II.46}$$

Dans un premier temps, les modèles sont testés pour des profils de mission *SOC* simples, le but étant de comprendre quels paramètres chacune des méthodes prend en compte (état de charge, régime de puissance, ...). Les *SOH* sont estimés pour les deux modèles en partant d'une batterie neuve à 100 %. Le [Tableau II.6](#) donne les résultats obtenus en jouant les cinq scénarios suivants avec des pas horaire entre les extrema :

- **Essai 1** : 2000 cycles de 100 % à 0 %
- **Essai 2** : 2000 cycles de 100 % à 50 %
- **Essai 3** : 2000 cycles de 100 % à 90 %
- **Essai 4** : 2000 cycles de 50 % à 0 %
- **Essai 5** : 2000 cycles de 50 % à 0 % - C-rate divisé par 2 par rapport à l'essai 4

Tableau II.6: Estimation du *SOH* pour les modèles selon les essais

Essai	1.	2.	3.	4.	5.
<i>SOH</i> par comptage de cycles	2.0 %	72.6 %	98.7 %	72.6 %	72.6 %
<i>SOH</i> par énergie échangée	0.0 %	49.9 %	90.0 %	49.9 %	49.9 %

Dans les trois premiers essais, nous changeons uniquement la profondeur de décharge des cycles à partir d'un *SOC* de 100 %. Pour les deux modèles, le *SOH* diminue quand ce *DOD* augmente mais les variations sont moins importantes pour le modèle à RFC. Pour 2000 cycles à 100 %, correspondant au critère de fin de vie d'après la courbe *cycle to failure* (Essai 1), les deux modèles renvoient un *SOH* final nulle (avec une énergie maximum échangeable arbitrairement choisie pour correspondre au pire cas). Les décharges des Essais 2 et 4 sont de même profondeur, mais effectuées à des états de charge différents. Les deux modèles ne tiennent pas compte de ces niveaux de *SOC* différents (pertes négligées) en renvoyant les mêmes valeurs pour l'état de santé de la batterie. En comparant les essais 4 et 5, on vérifie que la dynamique de charge/décharge (régime de courant) n'est également pas prise en compte avec des *SOH* identiques pour chacun de ces deux essais.

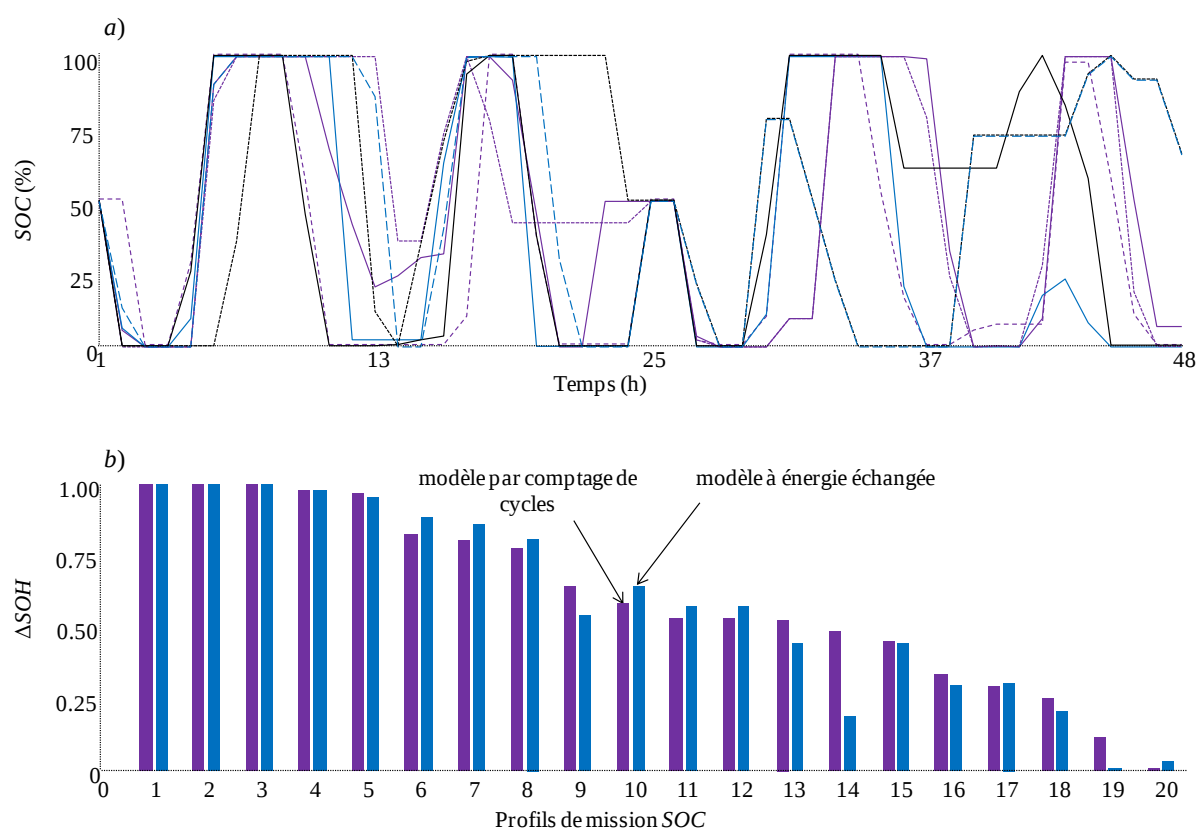


Figure II.26: Comparaison des modèles de vieillissement sur des trajectoires - a) sept profils de missions - b) Pertes de *SOH* normalisées en fonction de la mission

Raisonnement en termes d'énergie échangeable ou de comptage de cycles ne prend donc pas en compte l'ensemble des facteurs. Seule la profondeur de décharge est vraiment influente sur le *SOH* calculé avec ces méthodes. Les deux modèles sont une nouvelle fois étudiés qualitativement pour un jeu de missions quelconques. Vingt profils de *SOC* (sept trajectoire données en exemple sur la [Figure II.26a](#)) sont générés à partir des optimisations off-line du problème étudié qui seront développées au chapitre III. Pour chacun des deux modèles, les chutes de *SOH* minimales et maximales sur les vingt missions sont calculées afin de ramener en grandeurs normalisés l'ensemble des pertes d'état de santé notées ΔSOH . Une fois normalisé, ΔSOH vaut 0 pour l'usure la plus faible (i.e. la mission la moins impactante) et 1 pour la plus forte (i.e. le profil le plus contraignant). Les chutes d'état de santé ainsi normalisées pour les deux modèles et les résultats sont classés par ordre décroissant selon le rang des missions pour le modèle à comptage de cycles ([Figure II.26b](#)).

Dans l'ensemble, le classement des pertes de *SOH* est respecté pour les missions les plus sévères et les profils les moins sévères. Notons des usures maximales pour les deux modèles correspondant aux quatre premières trajectoires. Pour les points intermédiaires, en termes de sévérité de cyclage, - les missions 9 à 14 sur la [Figure II.26b](#), le respect du rang est moins évident. Cependant, l'allure globale des courbes de ΔSOH indiquent que les deux modèles réagissent qualitativement de manière très proche en fonction des sollicitations. Intuitivement, cela peut avoir du sens car des décharges profondes qui seront impactantes pour le vieillissement par comptage de cycles correspondent en même temps à des quantités d'énergie échangées plus importantes. Nous avons vu précédemment que les modèles ne tiennent pas compte du C-rate. Pourtant, en raisonnant sur un seul pas temporel, un régime de courant plus important se traduit par une énergie échangée plus élevée et des variations de *DOD* significatives qui entraîneront une dégradation plus importante de l'accumulateur.

Rappelons que l'objectif n'est pas d'avoir des modèles de vieillissement d'accumulateur précis. Il semblerait d'ailleurs que cela ne soit toujours pas possible dans l'état actuel de la recherche sur le sujet. De plus, la précision d'éventuel modèles ne serait pas compatible avec des procédures de planification optimale pour le microréseau, de tels modèles étant trop complexes à implanter. Dans cette thèse, nous considérerons les deux modèles simples précédents pour estimer qualitativement des solutions en termes de profil de *SOC*.

6 CONCLUSIONS

Il est essentiel de s'attarder sur la modélisation pour comprendre les éléments pris en compte dans les procédures d'optimisation. La stratégie de gestion reposant sur le suivi d'un profil optimisé la veille pour le lendemain, une attention particulière a été apportée dans ce chapitre aux profils de consommation et production. En effet, avec des procédures de correction d'erreur, nous avons besoin d'avoir à disposition des données prévisionnelles et réalisées. Ce travail a été rendu possible grâce à des mesures sur le site de consommation et des relevés d'ensoleillement même si aucune étude sur la caractérisation de l'erreur de prédiction n'a été effectuée.

Des modèles compacts en flux d'énergie ont été établis pour les moyens de stockage à partir des données constructeurs à disposition (mesures pour le volant et datasheet pour la batterie). Ces modèles ont été mis en place dans un souci de simplicité afin d'avoir un niveau de précision compatible avec la

démarche systémique mise en œuvre. Le principal objectif est de décrire globalement leur état de charge ainsi que les pertes d'énergie en phase de charge et recharge en fonction du profil en puissance demandé au stockeur.

Nous nous sommes finalement attardés sur les phénomènes de vieillissement pour les accumulateurs Li-ion. Ces effets étant encore peu connus et sujets à de nombreuses études de la part des électrochimistes, nous n'avons pas la prétention de représenter fidèlement l'usure des batteries. Les deux modèles mis en place permettent de discriminer des profils plus impactant que d'autres. De plus, ils pourront facilement s'intégrer aux procédures de planification afin d'arbitrer entre utilisation du stockage et durée de vie en intégrant le coût de possession en fonction du cyclage des accumulateurs.

CHAPITRE III

Algorithmes pour la gestion du microréseau

RESUME:

Ce chapitre est consacré aux méthodes de gestion du microréseau. Après avoir introduit le problème de planification off-line, la veille pour le lendemain, plusieurs algorithmes de résolution sont implantés et comparés en termes de précision et temps de calcul. Une attention particulière est portée à l'intégration du coût dû à l'usure batterie dans les fonctions objectif à minimiser. La dernière partie aborde une stratégie de correction on-line qui permet de suivre le profil prévisionnel optimal en gérant les écarts de prédiction pour la consommation et la production.

1 INTRODUCTION

Dans le chapitre II, les différents composants du microréseau ainsi que leur représentation ont été présentés. Ces modèles ont été adaptés pour simuler le fonctionnement du système en s'intégrant aux méthodes de gestion et de dimensionnement développées dans cette thèse. Comme évoqué au chapitre I, la gestion d'un tel microréseau repose sur un contrôle hiérarchique procédant d'une planification long terme (typiquement sur un horizon de 24 h) jusqu'à l'optimisation on-line considérant les écarts entre prévisions et réalisés pour la production et la consommation.

Ce troisième chapitre est consacré aux méthodes de gestion du microréseau sur lesquelles s'appuie la stratégie de contrôle en deux étapes présentée au chapitre I et rappelée sur la [Figure III.1](#). Dans un premier temps, nous présentons la procédure de planification long terme (dite « off-line ») qui minimise la facture énergétique la veille pour le lendemain en fonction des prévisions de consommation/production et des tarifs d'électricité. Plusieurs algorithmes d'optimisation seront examinés, qu'ils soient déterministes comme la Programmation Quadratique Séquentielle (SQP) ou bien stochastiques comme la technique des essaims particulaires (PSO) ou l'algorithme Clearing (CL). Une méthode reposant sur la discrétisation de la trajectoire en états successifs est également abordée avec la Programmation Dynamique (DP). Les différents algorithmes seront comparés en termes de précision et de temps de calcul. Une attention particulière sera portée au cas avec stockage électrochimique pour lequel le vieillissement dû au cyclage du composant est intégré dans la boucle de gestion à travers les modèles développés au chapitre II.

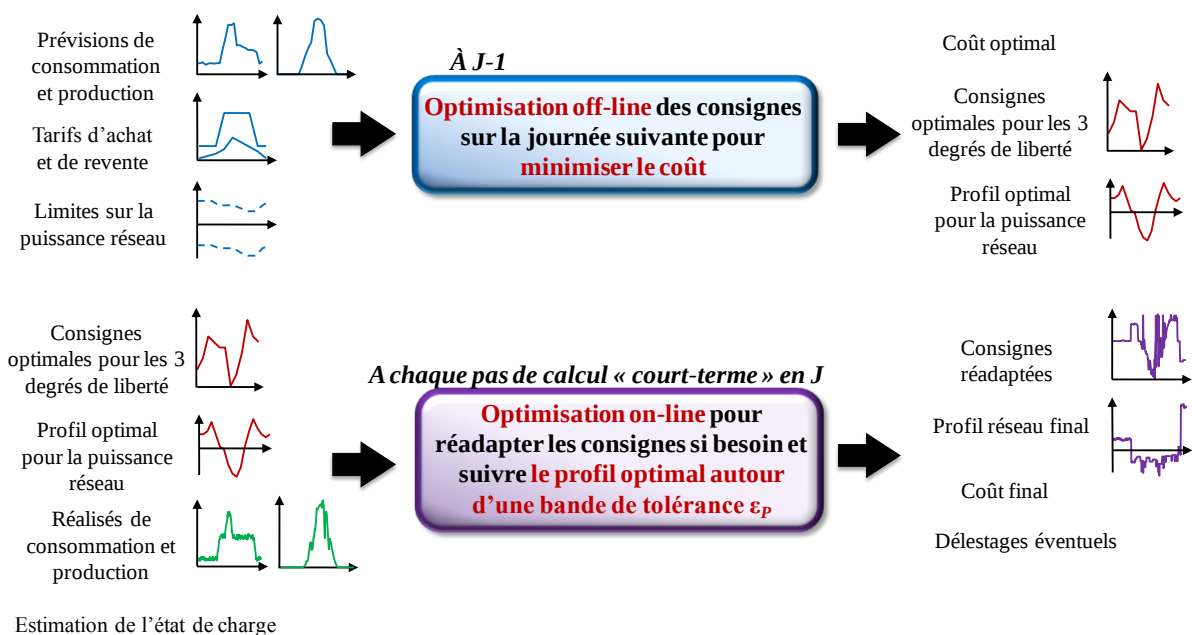


Figure III.1: Stratégie de gestion en deux étapes

La dernière partie aborde la problématique de la gestion court terme (dite « on-line »). Cette boucle a pour objectif d'adapter sur un temps court (typiquement quelques minutes) les consignes des degrés de liberté afin de s'ajuster au profil optimal prévu par les procédures off-line, et ce malgré les erreurs de prédiction commises la veille sur la production et la consommation. Cette fonctionnalité vise donc à : « tenir un engagement de production/consommation vu du microréseau ». Il convient de rappeler que cette optimisation « court-terme » ne doit pas être confondue avec une méthode de

commande en temps réel (contrôle de tension par exemple) qui n'est pas abordée dans les travaux de cette thèse.

2 PLANIFICATION OFF-LINE

2.1 Mise en forme du problème

2.1.1 Optimisation en flux d'énergie

Le problème de planification off-line vise à minimiser la facture énergétique la veille pour le lendemain en fonction des prévisions de production/consommation. Cette approche est récurrente dans les études de gestion optimale des microréseaux (Korpass 03) (Parisio 11) (Baziar 13). Les principales entrées du problème sont les profils de consommation ($\mathbf{P}_{\text{conso}}$) et de production ($\mathbf{P}_{\text{prod}}$), ainsi que les tarifs d'achat (C_a) et de vente (C_v) pour la production solaire. L'ensemble de ces vecteurs est échantillonné à l'heure (i.e 24 points pour une journée complète) comme dans la plupart des études rencontrées dans la littérature. La qualité des procédures off-line dépend de leur capacité à générer des profils correspondant à des bilans de puissance favorables en fonction des dynamiques pour les différents tarifs. Les tarifs HP/HC considérés dans un premier temps ont des constantes de temps longues (de l'ordre de quelques heures). L'échantillonnage à l'heure est donc largement suffisant pour tenir compte de la dynamique des coûts, mais est également compatible avec la précision attendue sur les prévisions de production et consommation. En effet à J-1 il ne serait pas pertinent d'échantillonner à la minute des profils prédictifs. De plus un sur-échantillonnage multiplierait les pas de calcul et augmenterait ainsi la complexité du problème de planification optimale à traiter.

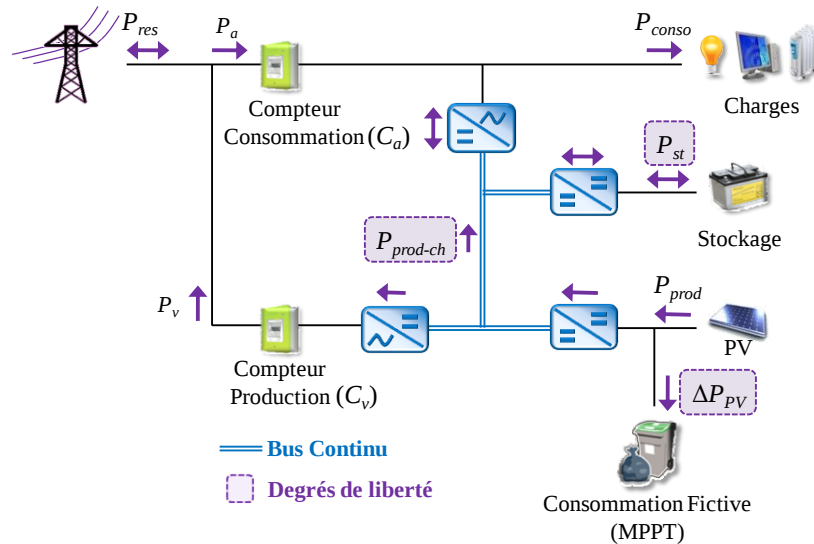


Figure III.2: Microréseau considéré

A consommation et production connues, trois degrés de liberté ont été identifiés au chapitre II pour contrôler l'ensemble du système avec des contraintes imposées sur la direction des différents flux d'énergie (Figure III.2).

- P_{st} est le flux au niveau du stockage. En convention générateur, le flux est positif pour une décharge et négatif pour la recharge. Ce flux doit demeurer dans les limites inférieure et supérieure du stockage (P_{st_min} et P_{st_max}), respectivement -100 kW et 100 kW pour les deux situations avec volant et avec batterie Li-ion.
- $P_{prod-ch}$ est la part de production solaire qui est autoconsommée dans les charges ou bien utilisée pour charger le stockage. Sans tenir compte du rendement des convertisseurs, ce flux prend au maximum la valeur de la production au pas temporel t correspondant et doit demeurer positif pour éviter tout comportement frauduleux qui consisterait à revendre de l'énergie achetée à faible tarif.
- ΔP_{PV} est la part de production solaire dégradée en jouant sur la MPPT des convertisseurs afin de respecter d'éventuelles contraintes sur la puissance injectée sur le réseau P_{res} . Là encore, la limite supérieure correspond à la valeur instantanée de la production $P_{prod}(t)$ et le flux est strictement monodirectionnel.

Pour une journée donnée, avec un échantillonnage à l'heure, les consignes pour les degrés de liberté sont stockées dans une matrice $\mathbf{P}_{ref} = [\mathbf{P}_{st} \ \mathbf{P}_{prod-ch} \ \Delta \mathbf{P}_{PV}]$ contenant donc $3 \times 24 = 72$ éléments. Ces paramètres sont les variables de décision pour la planification off-line et doivent être adaptés afin de réduire le coût à la journée tout en respectant des contraintes de fonctionnement. Les bornes inférieures et supérieures sont stockées respectivement dans les vecteurs $\mathbf{l}_b$ et $\mathbf{u}_b$ et sont exprimées au moyen du vecteur unité $\mathbf{J}_{24}$ (24 coefficients unitaires) (Eq III.1).

$$\begin{cases} \mathbf{l}_b = [P_{st_min} \times \mathbf{J}_{24} & 0 \times \mathbf{J}_{24} & 0 \times \mathbf{J}_{24}] \\ \mathbf{u}_b = [P_{st_max} \times \mathbf{J}_{24} & \mathbf{P}_{prod} & \mathbf{P}_{prod}] \end{cases} \quad \text{Eq III.1}$$

Comme déjà évoqué au chapitre I, le problème de planification off-line se ramène à un problème d'optimisation pour trouver le jeu de consignes $\mathbf{P}_{ref}^*$ qui minimise la fonction objectif F_{obj} (i.e. le coût ici) en respectant des d'inégalités ($F_{cont}(\mathbf{P}_{ref})$) (Eq III.2).

$$\mathbf{P}_{ref}^* = [\mathbf{P}_{st}^* \ \mathbf{P}_{prod-ch}^* \ \Delta \mathbf{P}_{PV}^*] = \underset{\mathbf{l}_b \leq \mathbf{P}_{ref} \leq \mathbf{u}_b}{\text{argmin}} (F_{obj}(\mathbf{P}_{ref})) \text{ avec } F_{cont}(\mathbf{P}_{ref}^*) \leq 0 \quad \text{Eq III.2}$$

2.1.2 Expression du coût et des contraintes

▪ Fonction coût

A partir d'un jeu de consignes $\mathbf{P}_{ref}$, les équations du chapitre II permettent de décrire l'ensemble du microréseau sur l'horizon temporel donné (i.e. 24 h) et notamment les trajectoires des flux au niveau du compteur achat ($\mathbf{P}_a$) et du compteur de vente ($\mathbf{P}_v$). Ces flux interviennent dans le premier levier utilisé pour minimiser la facture énergétique. Il s'agit de l'arbitrage entre les périodes à tarifs élevés et celles à prix plus bas (en €/kWh) où l'objectif est de déplacer dans le temps de l'énergie consommée ou vendue. La deuxième composante envisagée ici pour valoriser le moyen de stockage est de prendre en compte les dépassements de puissance souscrite P_s (fixée à 156 kVA). Une pénalité $C_{dep} = 14$ €/h de dépassement est considérée et la fonction coût $C(\mathbf{P}_{ref})$ est finalement calculée sur une

journée entière selon l'Eq II.1. Avec un échantillonnage $\Delta t = 1$ h, l'énergie (en kWh) est confondue avec la valeur de la puissance (en kW) sur un intervalle (Baziar 13) (Anvari 11).

$$C(\mathbf{P}_{\text{ref}}) = \sum_{t=0h}^{t=24h} P_a(t) \times C_a(t) - P_v(t) \times C_v(t) + \delta(t) \times C_{dep} \quad \text{avec} \quad \begin{cases} \delta(t) = 1 & \text{si } P_a(t) > P_s \\ \delta(t) = 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{Eq III.3}$$

▪ Contraintes d'unidirectionnalité

L'optimisation off-line doit tenir compte des contraintes de fonctionnement du microréseau, notamment concernant les flux monodirectionnels. Pour les flux $P_{prod-ch}$ et ΔP_{pv} qui sont des variables d'optimisation du problème, la non réversibilité est implicitement décrite par les bornes inférieures fixées à des valeurs nulles. En revanche, assurer des flux strictement monodirectionnels au niveau des compteurs impose d'ajouter des contraintes supplémentaires au problème d'optimisation. Ces contraintes s'expriment comme la somme des carrés des violations au long de la trajectoire planifiée. Elles sont ainsi écrites de façon à ce qu'elles n'interviennent que lorsqu'elles sont violées et qu'elles soient compatibles avec l'ensemble des méthodes d'optimisation utilisées. Il s'agit ici d'une formulation sous forme de pénalité extérieure linéaire. Nous notons CP_a la contrainte pour le flux d'énergie à travers la branche achat (Eq III.4) et CP_v pour la vente (Eq III.5).

$$CP_a = \sum_{t=0h}^{t=24h} \max(-P_a(t), 0)^2 \quad \text{Eq III.4}$$

$$CP_v = \sum_{t=0h}^{t=24h} \max(-P_v(t), 0)^2 \quad \text{Eq III.5}$$

▪ Contraintes réseau

La stratégie de gestion choisie pour le microréseau tient compte la veille pour le lendemain d'éventuelles contraintes concernant le gabarit de puissance transmise ou appelée sur le réseau P_{res} . Des limites en soutirage ou injection sont donc envisagées pour avoir P_{res} entre des bornes inférieures P_{res_min} et supérieures P_{res_max} envoyées par le gestionnaire de réseau ou le fournisseur d'énergie. Dans l'optimisation, les contraintes de dépassements négatifs CP_{res}^- et positifs CP_{res}^+ sont exprimées au moyen des équations Eq III.6 et Eq III.7

$$CP_{res}^- = \sum_{t=0h}^{t=24h} \max(0, P_{res_min}(t) - P_{res}(t))^2 \quad \text{Eq III.6}$$

$$CP_{res}^+ = \sum_{t=0h}^{t=24h} \max(0, P_{res}(t) - P_{res_max}(t))^2 \quad \text{Eq III.7}$$

▪ Contraintes d'utilisation du stockage

Un autre type de contraintes devant être pris en compte par les méthodes de résolution off-line concerne l'utilisation du moyen de stockage avec notamment des butées d'état de charge SOC_{min} et SOC_{max} . Ces valeurs définissent la plage de fonctionnement du stockeur afin de ne pas trop dégrader la durée de vie selon les technologies (Riffoneau 11). Dans le cas de batteries Li-ion par exemple, (Hoke 13) définit un fonctionnement entre 20 % et 90 % de SOC pour un microréseau avec différentes sources de productions associées au stockage. Dans notre étude, le vieillissement des éléments

électrochimiques est estimé *a posteriori* à partir des profils en SOC; l'état de charge ne sera donc pas limité dans un premier temps, si ce n'est aux butées « ultimes » (0 – 100%). L'usure du stockage inertiel est supposée indépendante de la profondeur des cycles (avec un très grand nombre de cycles) et donc aucune limite n'est fixée dans la plage de variation de 0 % à 100 %. Les contraintes de dépassements des limites inférieure $CSOC^-$ et supérieure $CSOC^+$ s'expriment avec les équations Eq III.8 et Eq III.9.

$$CSOC^- = \sum_{t=0h}^{t=24h} \max(0, SOC_{min} - SOC(t))^2 \quad \text{Eq III.8}$$

$$CSOC^+ = \sum_{t=0h}^{t=24h} \max(0, SOC(t) - SOC_{max})^2 \quad \text{Eq III.9}$$

■ Contrainte sur la valeur finale d'état de charge

La dernière contrainte est relative à l'état de charge final du stockage SOC_{end} à la fin de la trajectoire de planification. Intuitivement, si aucune limite n'est fixée pour ce paramètre, la situation optimale correspondrait à un stockage en butée inférieure pour le SOC en fin de journée. En effet, toute énergie résiduelle dans l'accumulateur correspondrait alors à une énergie « gaspillée » qui aurait pu être vendue ou bien autoconsommée et se traduirait donc par un manque à gagner sur la facture énergétique. Cependant, avoir un stockage vide en fin de trajectoire journalière pourrait empêcher de tenir d'éventuelles contraintes sur les premiers pas de la journée suivante. Il convient donc de fixer une valeur finale pour le SOC dans ce type d'optimisation (Malysz 13). Arbitrairement, nous choisissons une valeur égale à l'état de charge initial SOC_{start} fixé ici à 50 % et la contrainte en fin de mission est calculée avec l'Eq III.10.

$$CSOC_{end} = SOC_{end} - SOC(24h) \text{ avec } SOC_{end} = SOC_{start} \quad \text{Eq III.10}$$

■ Mise en forme du problème

A cause des pertes dans les convertisseurs et dans les moyens de stockage, toutes ces contraintes sont non-linéaires. Le problème d'optimisation est finalement formulé comme dans l'Eq III.11. Comme déjà évoqué, le but est de trouver le jeu de consignes optimales $\mathbf{P}_{ref}^*$ qui minimise la fonction coût tout en s'assurant que l'ensemble des contraintes écrites dans un vecteur $\mathbf{C}_{nl}$ restent nulles.

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{ref}^* = [\mathbf{P}_{st}^* & \mathbf{P}_{prod-ch}^* & \Delta \mathbf{P}_{pv}^*] = \underset{I_b < \mathbf{P}_{ref} < U_b}{\text{argmin}}(C(\mathbf{P}_{ref})) \text{ avec } \mathbf{C}_{nl} \leq 0 \\ \mathbf{C}_{nl}(\mathbf{P}_{ref}) = [CP_a & CP_v & CP_{res}^- & CP_{res}^+ & CSOC^- & CSOC^+ & CSOC_{end}] \end{cases} \quad \text{Eq III.11}$$

Notons que les contraintes (à l'exception de la valeur finale de SOC), formulées comme un cumul de violations au fil de la trajectoire planifiée, renvoient une valeur globale pour chacune des six limites de fonctionnement considérées : valeur nulle si les limites sont respectées ou bien positive en cas de violation. Une autre méthode pourrait constituer à établir localement six contraintes à chaque pas de calcul. Cependant, cela reviendrait à augmenter inutilement la complexité du problème avec 145 contraintes au total contre seulement 7 avec la formulation développée dans cette partie.

2.1.3 Journée test de base

Pour tester les algorithmes que nous avons implantés, nous nous plaçons dans la situation d'une journée test correspondant à un jour ouvré du mois de Mars. Les profils prévisionnels de consommation (P_{conso}) et de production (P_{prod}) sont donnés pour un échantillonnage à l'heure sur la Figure III.3a avec un niveau de production bien supérieur en énergie à la consommation au cours de la journée.

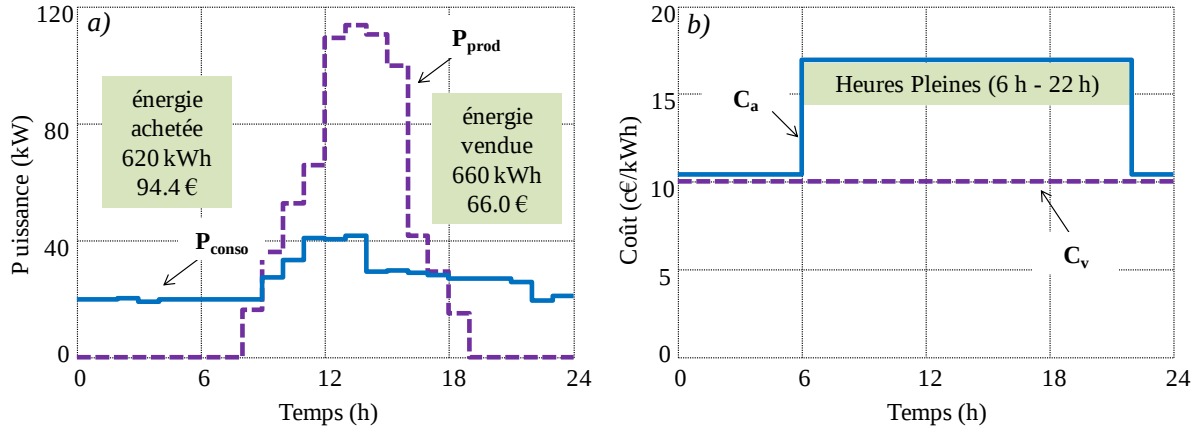


Figure III.3: Journée test - a) profils de consommation/production - b) tarifs d'achat/vente

Les tarifs d'achat (C_a) sont calqués sur une tarification Heures Pleines (HP) / Heures Creuses (HC) avec 16.9 c€/kWh de 6 h à 22 h et 10.4 c€/kWh sinon (tarifs bleu TTC d'EDF augmentés de 30 %). Le tarif de vente du solaire est considéré constant à une valeur de 10.0 c€/kWh qui est plus élevée que la subvention actuelle en vigueur pour les installations de plus de 100 kW à 7.3 c€/kWh (Figure III.3b).

Sans stockage et avec une politique de vente automatique, toute l'énergie consommée est achetée (94.5 €) et la totalité de la production est vendue pour 66.0 € ce qui représente un coût total sur la journée de 28.4 €. Il faut bien remarquer que cette valeur ne tient pas compte du coût des installations : panneaux PV, convertisseurs, etc. En se plaçant dans un contexte d'autoconsommation (toujours sans stockage), l'ensemble de la production est en priorité consommée par les charges et le surplus est revendu. Dans ce cas, avec un ensoleillement important en heures pleines et concomitant avec les niveaux importants de consommation, la facture énergétique s'abaisse à seulement 5.8 € (avec prise en compte des pertes dans les convertisseurs). Ces coûts sans stockage s'avéreront importants pour estimer les gains apportés ou non par un stockage et une planification optimale. Il faut également remarquer que les niveaux de consommation sont nettement inférieurs à la puissance souscrite de 156 kVA. Une autre journée sera donc considérée pour étudier des procédures avec prise en compte des dépassements de P_s .

En ce qui concerne les contraintes réseau, nous nous plaçons arbitrairement dans un cas où aucune puissance ne doit être soutirée au réseau pendant la période de pointe de consommation nationale de 19 h à 21 h (Web RTE). Le reste du temps, aucune borne n'est fixée pour P_{res} et les limites inférieures et supérieures sont exprimées selon l'équation Eq III.12 avec des valeurs importantes (10^3 kW) pour les pas temporels sans contraintes. Notons que sans stockage, il est

impossible de satisfaire les contraintes de non soutirage avec des niveaux de consommation supérieurs à la production à partir de 18 h pour la journée test (Figure III.3a).

$$\begin{cases} P_{res_min}(t) = -10^3 \text{ kW} \forall t \in 0h...24h \\ P_{res_max}(t) = 0 \text{ kW pour } t = 19h \text{ et } t = 20h \text{ et } P_{res_max}(t) = 10^3 \text{ kW sinon} \end{cases} \quad \text{Eq III.12}$$

Comme évoqué dans la partie précédente, les valeurs initiale (SOC_{start}) et finale (SOC_{end}) pour l'état de charge du stockage seront prises toutes deux égales à 50 %. Il n'y a pas de limites dans la plage de fonctionnement des moyens de stockage (volant d'inertie ou batterie Li-ion) hormis $SOC_{min} = 0 \%$ et $SOC_{max} = 100 \%$.

2.2 Algorithmes de planification globale des trajectoires de consignes

2.2.1 Programmation quadratique Séquentielle (SQP)

Dans les études ayant servi de base à l'état de l'art de cette thèse, la plupart des algorithmes utilisés pour résoudre des problèmes de planification long terme pour des microréseaux considèrent le problème global (trajectoire complète ici sur 24h) donné par l'Eq III.11 ; ces algorithmes se distinguent des méthodes pas à pas évoqués au chapitre I. Tout comme la démarche menée dans ce chapitre, certains travaux comparent les performances des méthodes utilisées en termes de résultats et/ou temps de calcul (Anvari 11) (Baziar 13). Le premier algorithme envisagé ici pour effectuer la planification off-line est basé sur de la Programmation Quadratique Séquentielle (SQP) qui permet de minimiser une fonction mono-objectif (i.e. un seul critère qui est ici le coût) en tenant compte de contraintes non-linéaires. Un exemple similaire à notre étude est donné dans (Laera 13) avec la minimisation du coût de fonctionnement d'un microréseau en tenant compte des coûts d'utilisation pour des sources de génération comme le Diesel et des prix spot d'achat de l'énergie. Les contraintes portent sur l'équilibre production/consommation, sur les limites de fonctionnement des générateurs ainsi que sur l'état de charge d'un stockage par hydrogène. La méthode à l'avantage d'être facile à mettre en œuvre à travers la *Toolbox Optimization* de Matlab© et la fonction *fmincon* (Whitefoot 11).

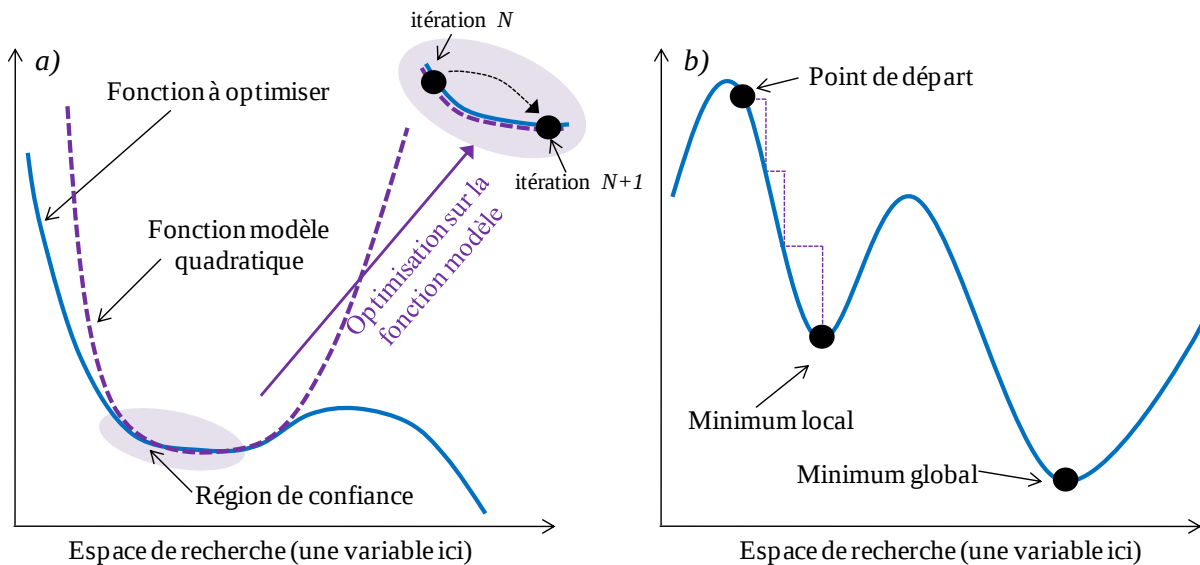


Figure III.4: Algorithme de région de confiance - a) fonction quadratique modèle - b) algorithme de descente

L'algorithme repose sur une procédure de Région de Confiance (*Trust Region Algorithm*) où la fonction à optimiser est approximée par une fonction quadratique plus simple dans un intervalle de confiance donné (Coleman 96) (Figure III.4a). La minimisation porte alors sur cette fonction modèle avec une méthode de descente de type gradient. L'algorithme est déterministe avec un résultat identique à chaque lancer pour une même nombre d'itérations et à partir d'un point de départ donné. Ce point de départ à une influence importante sur les performances de la procédure qui peut aboutir selon les cas à des minima locaux (Figure III.4b). En pratique, nous effectuerons plusieurs lancers successifs de la méthode en tirant aléatoirement le point de départ dans les bornes avec une loi uniforme de répartition entre 0 et 1 notée $U(0,1)$. Le point de départ $\mathbf{P}_{ref0}$ est ainsi généré avec l'Eq III.13 en effectuant une boucle sur les 72 paramètres en fonction des bornes inférieures $\mathbf{l}_b$ et supérieures $\mathbf{u}_b$.

$$\forall i \in [1..72] \quad P_{ref0}(i) = l_b(i) + U(0,1) \times (u_b(i) - l_b(i)) \quad \text{Eq III.13}$$

Les critères d'arrêt de l'algorithme peuvent être un nombre maximal d'itérations, une condition de non-amélioration de la fonction objectif ou bien un écart limite atteint entre deux évaluations successives de la fonction. Ce dernier critère correspond à une stagnation de l'algorithme dans un endroit restreint de l'espace de recherche. Ici, la condition d'arrêt sera un nombre de 150 itérations maximum.

2.2.2 Algorithme Génétique avec nichage – Clearing (CL)

La seconde méthode utilisée pour résoudre le problème de planification est une approche évolutionnaire basée sur un Algorithme Génétique avec nichage. Des algorithmes génétiques « classiques » ont déjà été utilisés dans la planification optimale pour des microréseaux. (Anvari 11) et (Liao 13) les ont notamment développés pour minimiser la facture énergétique des systèmes en tenant compte des pénalités dues aux émissions de gaz à effet de serre. Les AG reposent sur une analogie avec la théorie de l'évolution naturelle des espèces. La structure d'un AG (ou plus généralement d'un algorithme évolutionnaire) est rappelée sur la Figure III.5 (Keijzer 02) avec une recherche qui a comme point de départ une population composée d'un ensemble de solutions (ou individus) distribuées de manière aléatoire dans l'espace de recherche.

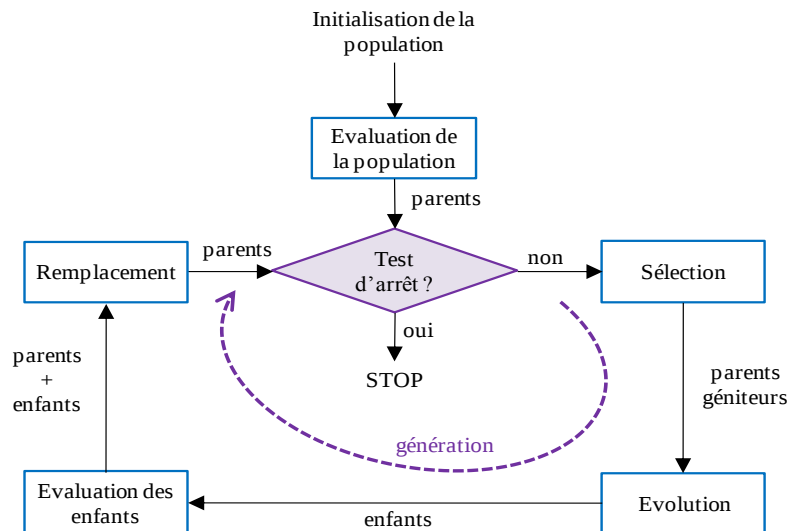


Figure III.5: Structure générale des méthodes évolutionnaires

Une fois la fonction objectif évaluée pour l'ensemble de leurs « parents », des « individus » sont sélectionnés afin de générer de nouvelles « générations » au moyen d'opérateurs d'évolution (croisements, mutations,...). Les « enfants » résultants sont à leur tour évalués et la génération est complétée avec une nouvelle population (« archive ») créée en remplaçant les individus initiaux. Ce remplacement peut-être générationnel si l'ensemble des enfants remplace automatiquement les parents ou bien élitiste si certains parents sont conservés par rapport aux enfants créés.

L'Algorithme Génétique est la méthode évolutionnaire la plus répandue. Elle utilise pour l'exploration de l'espace de recherche des opérateurs de croisement et de mutation de probabilité respectives p_c (proche de 1) et p_m (de faible valeur, typiquement quelques pourcents). Ces mécanismes d'évolution déterminent la capacité de l'algorithme à explorer le domaine de recherche en faisant varier les paramètres (ou « gènes ») des individus entre les bornes. L'exploitation des solutions est quant à elle assurée par les phases de remplacement et de sélection. Au cours des générations, les individus les plus adaptés (i.e. avec la meilleure fonction objectif) ont tendance à être davantage dupliqués. Ainsi, très rapidement (typiquement au bout de quelques générations), un phénomène de dérive génétique apparaît avec l'ensemble des individus concentrés en un point unique de l'espace, ce qui limite les capacités d'exploration de l'algorithme, nuisant ainsi à l'obtention de l'optimum global.

Pour limiter ce phénomène et maintenir constamment les capacités d'évolution notamment à l'aide du croisement, des opérateurs de nichage peuvent être introduits dans les algorithmes génétiques. Le lecteur pourra se reporter à (Sareni 98) pour plus de détails. L'utilisation du nichage améliore significativement l'efficacité de l'algorithme génétique par rapport à l'implémentation standard. Dans cette thèse, nous avons implanté notre algorithme génétique avec la technique d'éclaircissement (Petrovski 96), en anglais « Clearing » (CL), considérée comme l'une des plus efficace pour résoudre des problèmes difficiles et multimodaux. Les contraintes (C_{nl}) sont intégrées à la fonction objectif $F_{obj}(\mathbf{P}_{ref})$ avec un facteur de pénalité λ élevé (typiquement 10^6) pour assurer la convergence (Eq III.14)

$$\mathbf{P}_{ref}^* = [\mathbf{P}_{st}^* \quad \mathbf{P}_{prod-ch}^* \quad \Delta \mathbf{P}_{pv}^*] = \arg \min(F_{obj}(\mathbf{P}_{ref})) \quad \text{Eq III.14}$$

Avec $F_{obj}(\mathbf{P}_{ref}) = C(\mathbf{P}_{ref}) + \lambda \times \sum C_{nl}$

La méthode est par nature stochastique et, contrairement au SQP, deux runs successifs ne mèneront pas nécessairement au même résultat en fournissant des populations finales différentes. Par conséquent, une dizaine de lancers du CL seront donc effectués et les résultats obtenus seront caractérisés en termes de moyenne et d'intervalle de confiance sur l'ensemble des runs. Le seul critère d'arrêt considéré ici est le nombre limite de générations que nous fixons à 50 000 avec une taille de population de 100 individus. L'algorithme génétique est implanté avec une procédure de croisement auto-adaptative (Nguyen-Huu 08) intégrant 3 opérateurs différents (BLX-0.5, vSBX et PNX). Les probabilités de croisement et de mutation sont respectivement $p_c = 1$ et $p_m = 0.05$.

2.2.3 Algorithme Clearing hybride (CLh)

De par leur structure, les méthodes évolutionnaires et en particulier les algorithmes génétiques nécessitent généralement un nombre conséquent d'évaluations de la fonction objectif pour atteindre l'optimum, ce qui se traduit par des temps de calcul importants. D'un autre côté, la Programmation

Quadratique Séquentielle est rapide avec peu d'évaluations de la fonction objectif mais la recherche est locale et la convergence vers l'optimum global dépend fortement du point de départ. L'idée est à présent de profiter de la complémentarité des deux méthodes en conciliant une exploration exhaustive du domaine et une exploitation efficace (rapide) des zones intéressantes. L'Algorithme Génétique avec nichage est ainsi hybridé (CLh) avec la procédure de SQP. Dans cette thèse, nous avons testé deux stratégies d'hybridation entre l'algorithme d'éclaircissement CL et la Programmation Quadratique Séquentielle:

- la première, qualifiée de « séquentielle » consiste à exécuter le SQP à un individu pris au hasard dans la population à la fin de chaque génération, avec une probabilité p_l (l'indice l caractérisant le taux d'application de l'algorithme de recherche locale).
- la seconde qualifiée de « parallèle » consiste à appliquer la programmation quadratique à l'ensemble des individus (créés par croisement et mutation) avec une probabilité p_l .

En pratique plusieurs lancers du CLh avec chacune des deux stratégies seront effectués car la nature de la méthode reste fondamentalement stochastique. Avec 1000 générations et un nombre d'individus identique par rapport au cas précédent, nous étudierons notamment l'influence de p_l sur les résultats obtenus et les temps de calcul associés. Les performances seront également analysées par rapport à celles du CL présenté précédemment.

2.2.4 Optimisation par Essaims Particulaires (PSO)

La dernière méthode utilisée pour résoudre le problème global de planification long-terme dérive elle aussi des méthodes d'évolution artificielle. Il s'agit de l'optimisation par Essaim Particulaire (*Particle Swarm Optimization* - PSO) davantage inspirée du mouvement des animaux à l'instar des algorithmes de lucioles, des abeilles ou des colonies de fourmis. Le PSO se base sur le comportement social des espèces évoluant en groupe (comme les banc de poissons ou les colonies d'oiseaux par exemple) et a lui aussi déjà été utilisé dans les problématiques de gestion des flux dans les microréseaux (Anvari 11) (Baziar 13).

La structure de l'algorithme est illustrée sur la Figure III.6a avec un ensemble (« essaim ») de solutions (ou « particules ») qui évoluent dans l'espace de recherche à partir de leur position initiale. A chaque itération N , l'essaim est évalué au regard de la fonction objectif et la vitesse de chaque particule notée V est mise à jour afin de calculer les positions à l'itération suivante. Comme pour l'algorithme génétique, les principaux critères d'arrêt sont un nombre maximal d'itérations ou bien des conditions de non amélioration. L'élément central de l'algorithme est la fonction de calcul de la vitesse des particules qui définit la manière dont l'espace de recherche est exploré. Ainsi, le déplacement de chaque particule p est régi par trois composantes (Cooren 08) (Figure III.6b).

- **Une composante physique:** la particule tend à suivre sa propre direction de déplacement en fonction d'un facteur d'inertie ω
- **Une composante cognitive:** la particule tend à retourner vers la meilleure position (notée p_{best}) qu'elle a explorée au cours de ses précédents mouvements. Ceci suppose que la particule soit dotée d'une *mémoire*.

- **Une composante sociale:** la particule tend à être attirée vers la meilleure position de l'ensemble de l'essaim notée G_{best} (mémoire globale de l'essaim).

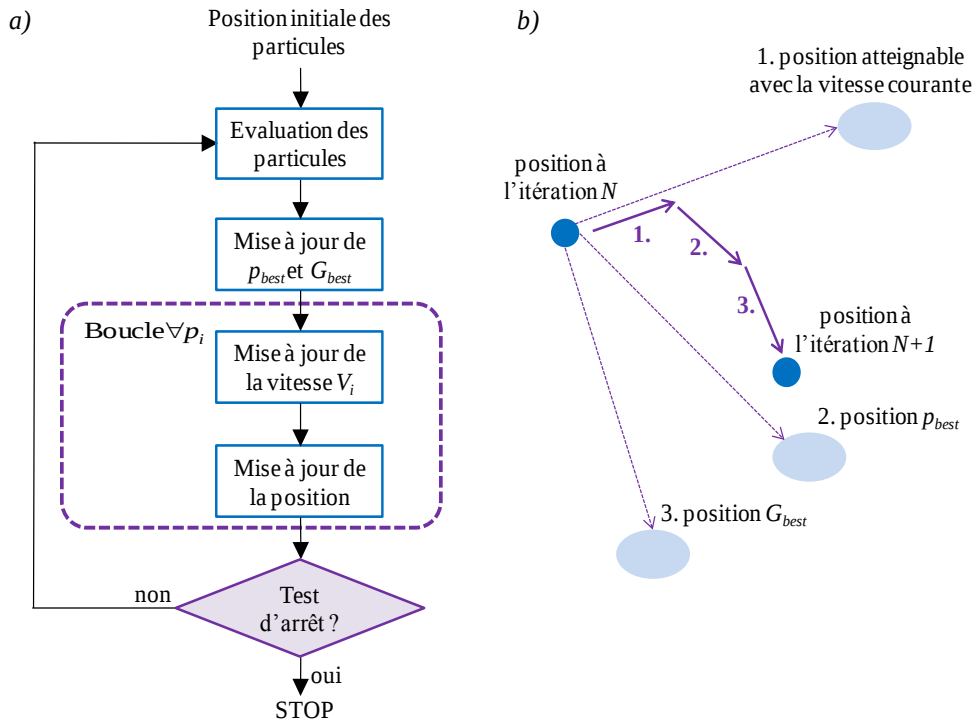


Figure III.6: PSO - a) architecture - b) mise à jour de la position des particules

Deux coefficients d'accélération c_1 et c_2 sont associés aux composantes cognitives et sociales. Ces deux coefficients doivent être judicieusement choisis pour garantir la stabilité de l'essaim de particules (Trelea 03). La mise à jour de la vitesse d'une particule p est donc régie par l'Eq III.15 qui définit le poids de chaque composante en fonction de coefficients aléatoires r_1 et r_2 distribués selon une loi uniforme $U(0,1)$ (Kennedy 95).

$$V_i(N) = \omega \times V_i(N-1) + c_1 \times r_1 \times (p_i - p_{best,i}) + c_2 \times r_2 \times (p_i - G_{best,i}) \quad \text{Eq III.15}$$

où l'indice i représente ici le i ème paramètre de la particule p . Cette formulation signifie que les nombres aléatoires r_1 et r_2 sont « réinitialisés » pour chaque paramètre de la particule.

Bien qu'il existe des versions auto-adaptatives de l'algorithme (Cooren 08), nous considérons dans cette thèse un facteur d'inertie ω et des coefficients d'accélération c_1 et c_2 constants. En se basant sur (Trelea 03), nous prenons comme valeurs $\omega = 0.72$ et $c_1 = c_2 = 1.49$. Comme pour l'Algorithme Génétique, le confinement des solutions dans une zone restreinte de l'espace de recherche est limité en réinitialisant les particules lorsque les vitesses de déplacement deviennent faibles. De même, il peut arriver qu'une vitesse donnée entraîne une particule en dehors du domaine de définition (i.e. au-delà des bornes pour certains paramètres). Dans ce cas, nous fixons la particule en limite de domaine mais d'autres solutions peuvent être envisagées comme le rebond sur la frontière par exemple (Cooren 08). Les performances de l'algorithme sont intimement liées au nombre de particules considérées ainsi qu'à la limite d'itérations fixée. Pour être compatibles avec les conditions d'exécution du CL, nous nous plaçons dans un cas à 100 particules avec 50 000 itérations maximum et les contraintes sont intégrées à la fonction objectif selon l'Eq III.14. La méthode d'optimisation étant là encore stochastique, une

dizaine d'exécutions est effectuée pour chaque problème de planification afin d'étudier les performances moyennes et les intervalles de confiance.

2.3 Algorithmes de résolution « pas à pas » des trajectoires de consignes globales

2.3.1 Programmation Dynamique (DP)

Les méthodes d'optimisation précédentes considèrent le problème de l'Eq III.11 avec l'ensemble des 72 variables pour la planification globale sur une journée entière. L'approche développée à présent se base sur des optimisations « pas à pas » de la mission avec des domaines de recherche restreints par rapport au problème global. La méthode employée est la Programmation Dynamique (DP) déjà utilisée pour planifier l'utilisation d'une batterie dans un microréseau avec panneaux solaires dans (Riffoneau 11).

■ Représentation par graphe et méthode de Bellmann

La Programmation Dynamique nécessite une mise en forme adaptée du problème qui est vu comme une succession dans le temps d'états discrets du système. Chacun de ces états est ici caractérisé par un pas temporel Δt sur l'horizon de planification, ainsi qu'une valeur d'état de charge SOC entre les bornes établies (SOC_{max} et SOC_{min}). L'état de charge est discrétisé selon ΔSOC (en %) et, avec les SOC initial et final fixés et stationnaires, un seul état est atteignable en début et fin de planification (Figure III.7a). La combinaison d'états individuels pris à chaque pas renvoie une trajectoire pour le SOC du stockage qui correspond à un jeu de consignes $\mathbf{P}_{ref}$ sur l'horizon de planification. Ainsi, la recherche de la meilleure solution $\mathbf{P}_{ref}^*$ revient à déterminer la trajectoire la mieux adaptée au problème discrétisé.

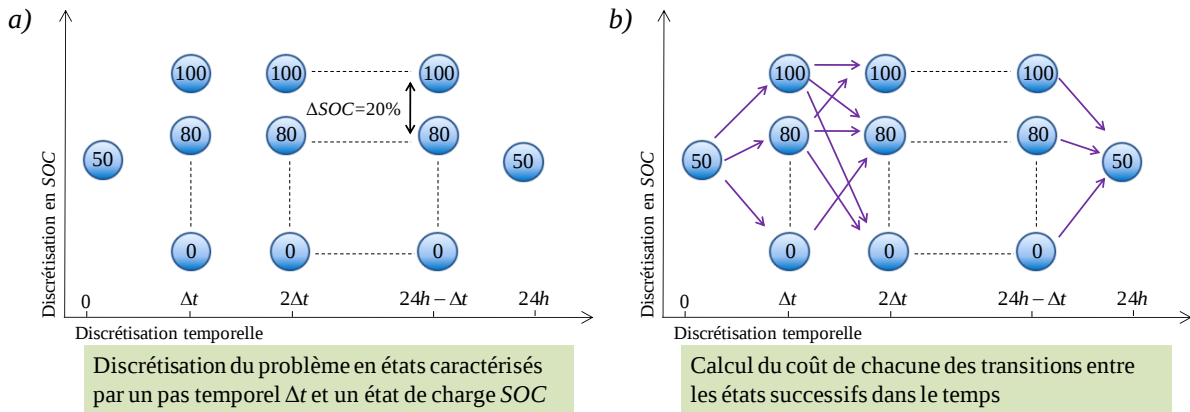


Figure III.7: Programmation Dynamique - a) discrétisation du problème - b) étude des transitions

Le coût d'une solution $\mathbf{P}_{ref}$ donnée est considéré comme la somme des coûts individuels assurant les transitions entre les états. Ainsi, la Programmation Dynamique nécessite de calculer l'ensemble des coûts des transitions entre chaque état situés à deux pas temporels successifs (Figure III.7b). Ces coûts instantanés dépendent des prévisions de consommation et de production ainsi que des consignes considérées au pas temporel correspondant et sont déterminés par optimisation comme expliqué par la suite. Si une transition entre deux états est impossible - à cause du non respect des contraintes réseau

par exemple - le coût correspondant est pénalisé en étant associé à une valeur importante (typiquement 10^3 €).

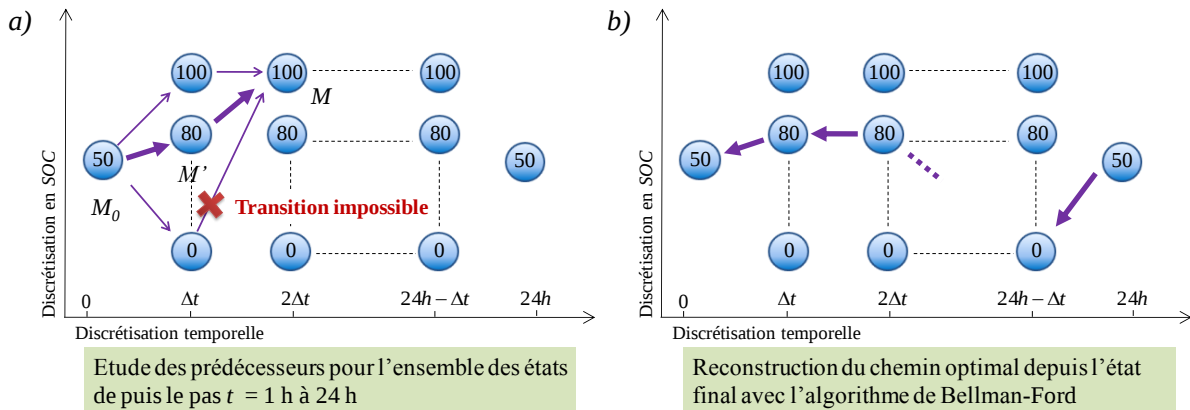


Figure III.8: Bellmann-Ford - a) étude des prédécesseurs - b) reconstruction du chemin optimal

Une fois l'ensemble des transitions étudiées, il devient possible de déterminer le plus court chemin (i.e. avec le coût le plus faible) qui permet d'atteindre un état M à l'instant t à partir de l'état initial M_0 . L'état par lequel ce chemin optimal passe à l'instant $t-\Delta t$ est nommé le prédécesseur de M (noté M') (Figure III.8a). L'ensemble des prédécesseurs est déterminé depuis l'instant Δt jusqu'à 24 h. L'algorithme de Bellman (Bellman 54) est ensuite utilisé pour reconstruire le chemin optimal sur la période de planification en remontant l'ensemble des prédécesseurs de l'état final à l'état initial (Figure III.8b). La solution $\mathbf{P}_{\text{ref}}^*$ s'obtient en concaténant les consignes instantanées qui permettent de parcourir la trajectoire optimale de SOC trouvée.

■ Niveaux de SOC relâchés

Assurer la transition entre deux états successifs nécessite de trouver le jeu des consignes instantanées $P_{st}(t)$, $P_{\text{prod-ch}}(t)$, $\Delta P_{PV}(t)$ qui minimise le coût tout en respectant l'ensemble des contraintes sur le pas temporel considéré. Notons que passer d'un SOC donné à un autre impose implicitement la valeur de $P_{st}(t)$. Dans certaines situations, cela peut rendre impossible le respect des contraintes réseau et donc pénaliser le coût associé à cette transition interdite. La Figure III.9 illustre un cas fictif sans considération des pertes dans les composants. Dans cet exemple, il n'y a pas de production et le gestionnaire réseau impose un soutirage issu du réseau $P_{\text{res_max}}(t)$ inférieur à la puissance $P_{\text{conso}}(t)$. Ainsi, $\Delta P_{PV}(t) = P_{\text{prod-ch}}(t) = 0$ kW et $P_{st}(t)$ doit assurer la différence $P_{\text{res_max}}(t) - P_{\text{conso}}(t)$.

Dans nos travaux, l'algorithme précédent est ainsi modifié afin de relâcher les contraintes sur le SOC en étudiant la transition d'un état à un autre. L'idée est de ne pas fixer *a priori* les niveaux de charge mais de les relâcher avec une tolérance $\pm \delta$ autour de la valeur de SOC ciblée définie par la discrétisation. En pratique, $\delta = \Delta \text{SOC} / 2$ et peut être réduit en cas de non convergence. Dans l'exemple de la Figure III.9, relâcher le niveau de SOC permet d'assurer le passage de la transition de l'instant t à $t + \Delta t$ en tenant compte des contraintes réseau. Cette nouvelle valeur de SOC qui ne correspond pas à la discrétisation ($\Delta \text{SOC} = 20\%$) servira de point de départ pour l'étude des transitions à l'instant $t + \Delta t$.

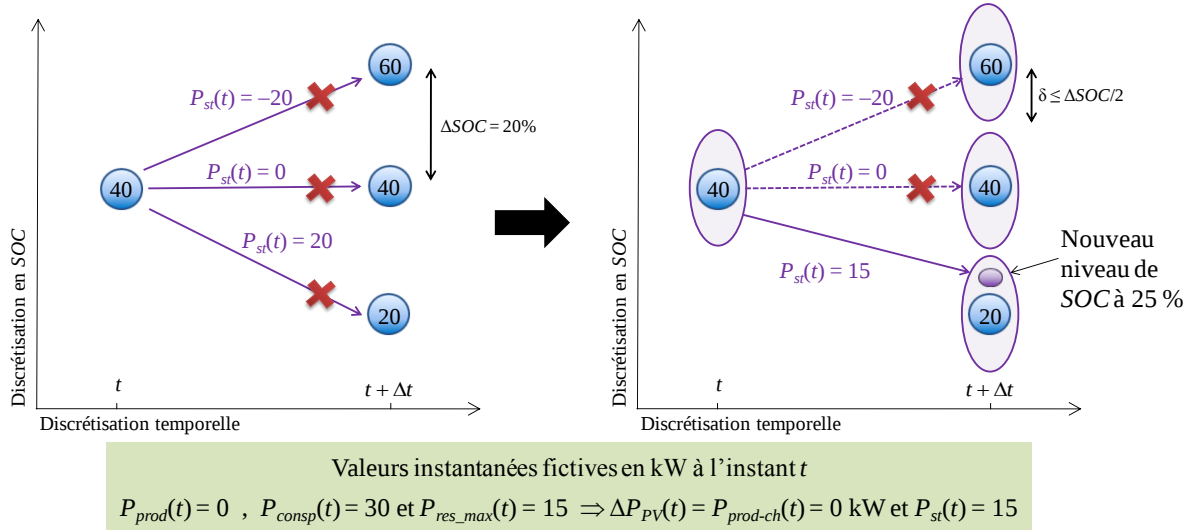


Figure III.9: Passage à des niveaux de SOC relâchés

■ Etude des transitions par optimisation

Comme déjà évoqué, l'étude des transitions se base sur une minimisation du coût correspondant en considérant les valeurs prédites instantanées de consommation et production ainsi que les contraintes réseau éventuelles. Les paramètres d'ajustement sont les consignes instantanées pour les trois degrés de liberté $P_{st}(t)$, $P_{prod-ch}(t)$ et $\Delta P_{PV}(t)$ stockés dans un vecteur $P_{ref}(t)$ dont les bornes inférieures et supérieures sont exprimées avec l'Eq III.16. L'expression coût est similaire à celle du problème global de l'Eq III.11 mais seul un unique pas temporel (local) est considéré ici (Eq III.17).

$$\begin{cases} \mathbf{l}_b = [P_{st_min} & 0 & 0] \\ \mathbf{u}_b = [P_{st_max} & P_{prod}(t) & P_{prod}(t)] \end{cases} \quad \text{Eq III.16}$$

$$C(\mathbf{P}_{ref}(t)) = P_a(t) \times C_a(t) - P_v(t) \times C_v(t) + \delta(t) \times C_{dep} \text{ avec } \begin{cases} \delta(t) = 1 & \text{si } P_a(t) > P_s \\ \delta(t) = 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{Eq III.17}$$

Les bornes, ainsi que les contraintes de fonctionnement et les limites réseau, sont également identiques à celles du problème de planification globale. Comme pour la fonction objectif, l'expression de ces contraintes reprend les équations Eq III.4 à Eq III.7 mais sans somme sur l'horizon de planification. Le seul pas temporel considéré est celui correspondant à la transition étudiée. Les contraintes pour le stockage portent sur l'état de charge après la transition à l'instant $t + \Delta t$. Les limites en SOC sont établies en fonction de l'état de charge SOC' correspondant à l'état ciblé en fin de transition (i.e. pour $\Delta SOC = 20\%$, $SOC' = 0, 20, \dots, 100$). Ces contraintes tiennent compte des limites de fonctionnement SOC_{min} et SOC_{max} et définissent une zone de tolérance exprimée en fonction de δ (Eq III.18 et Eq III.19).

$$CSOC^- = \max(0, \max(SOC - \delta, SOC_{min}) - SOC(t + \Delta t))^2 \quad \text{Eq III.18}$$

$$CSOC^+ = \max(0, SOC(t + \Delta t) - \min(SOC + \delta, SOC_{max}))^2 \quad \text{Eq III.19}$$

Enfin, l'étude d'une transition est formulée localement de la même manière que le problème de planification globale avec les grandeurs instantanées (Eq III.20). Notons qu'ici, il n'y a pas de limite sur la valeur finale de l'état de charge. En effet, en fin de journée, la contrainte de retour à SOC_{end} sera implicitement introduite dans l'étude des transitions menant à l'état final. Dans ce cas : $CSOC^- = CSOC^+ = SOC_{end}$.

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{ref}^*(t) = [P_{st}^*(t) & P_{prod-ch}^*(t) & \Delta P_{PV}^*(t)] = \arg \min_{\mathbf{l}_b < \mathbf{P}_{ref}(t) < \mathbf{u}_b} (C(\mathbf{P}_{ref}(t))) \text{ avec } \mathbf{C}_{nl} \leq 0 \\ \mathbf{C}_{nl}(\mathbf{P}_{ref}(t)) = [CP_a & CP_v & CP_{res}^- & CP_{res}^+ & CSOC^- & CSOC^+] \end{cases} \quad \text{Eq III.20}$$

La résolution locale du problème d'optimisation est effectuée au moyen l'algorithme de SQP, avec une complexité fortement réduite (i.e. 3 variables au lieu de 72). La procédure est lancée avec 30 itérations maximum et à partir d'un point de départ correspondant à la moyenne des bornes $\mathbf{l}_b$ et $\mathbf{u}_b$. Avec une unique exécution pour le SQP, la procédure globale de Programmation Dynamique est déterministe et renverra toujours le même résultat pour des valeurs de ΔSOC et δ données. Les performances de l'algorithme sont intimement liées à la finesse de la discrétisation en SOC . Intuitivement, plus ΔSOC est petit, plus il y aura d'états pour décrire le système et donc plus nous nous rapprochons de la solution exacte du problème. Cependant, augmenter ainsi le nombre d'états s'accompagne d'un accroissement de la complexité avec davantage de transitions à calculer et donc un temps CPU final plus important.

2.3.2 Programmation Dynamique auto-adaptative (DPa)

Des résultats préliminaires pour un stockage inertiel sur la journée test confirment l'influence de ΔSOC sur les performances de la DP et le temps de calcul. Les solutions renvoyées sont meilleures au fur et à mesure que la discrétisation devient plus fine avec une amélioration significative à partir de $\Delta SOC = 2\%$ (Figure III.10a). Le coût devient même négatif avec un bénéfice généré par l'énergie vendue. Cependant, ce gain de performance se paie par un temps de calcul conséquent avec plus de 2 h par jour planifié par exemple pour $\Delta SOC = 1\%$. Le tracé des trajectoires en SOC obtenues pour différentes discrétisations montre des bilans énergétiques (charge/décharge) semblables entre les passages HP/HC à 6 h et 22 h. Le cyclage correspond à une décharge en début de matinée suivi d'une charge durant la journée. En fin d'après-midi, le volant est sollicité pour tenir les contraintes réseau de non consommation avant de retourner au SOC de 50 % à l'issue de la journée (Figure III.10b). Pour des discrétisations larges (i.e. jusqu'à 10 %), la Programmation Dynamique optimise les bilans énergétiques en « dispatchant » de manière adaptée les flux d'énergie entre les composants. Passer à une discrétisation plus fine (i.e. 1 - 2 %) permet en outre d'utiliser plus intelligemment le stockage en diminuant les pertes dans le système. Cela se traduit par une amélioration notable de la fonction objectif visible sur la Figure III.10a mais avec un temps CPU plus important.

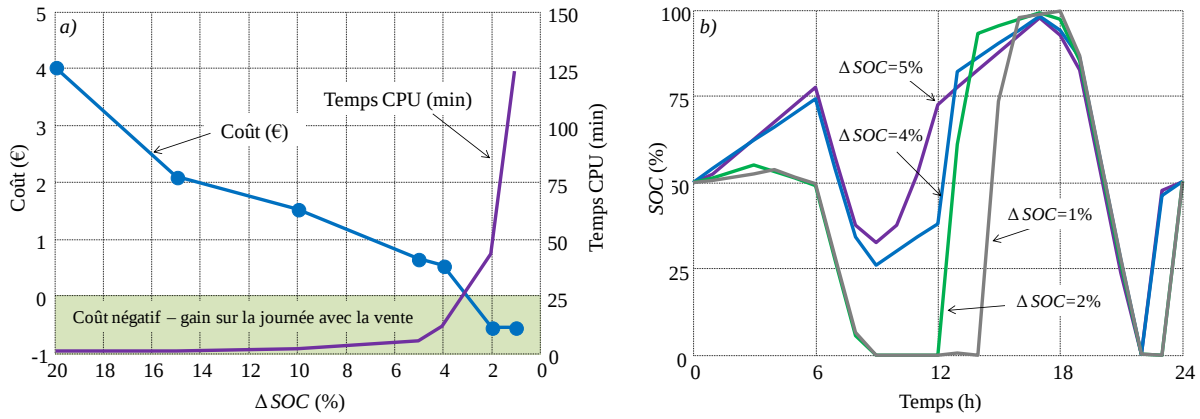


Figure III.10: Résultats préliminaires de la DP - a) coût et temps CPU -b) profils de SOC

Une procédure originale de Programmation Dynamique auto-adaptative (DPa) a été implantée afin de profiter des performances de ces solutions à discrétisations fines tout en conservant des temps de calcul réduits (i.e. de l'ordre de la dizaine de minutes pour 24h planifiées). La démarche repose sur une diminution progressive de ΔSOC avec un espace de recherche resserré autour des solutions préalablement obtenues pour des discrétisations importantes (Figure III.11a). Une première DP « rapide » est lancée pour un ΔSOC_1 large (typiquement 5 %). Une zone d'étude est ensuite définie autour de la trajectoire en SOC optimale obtenue. Cette zone est délimitée par un nombre d'états voisins N_{vois} autour des états par lesquels passe la trajectoire et tient compte des limites d'utilisation du stockage. L'exemple de la Figure III.11b est donné pour $N_{vois} = 1$. Le domaine de recherche ainsi défini est à nouveau discrétisé avec un ΔSOC_2 plus faible (typiquement $\Delta SOC_1 = \Delta SOC_2/2$) avant d'effectuer une nouvelle exécution de la DP (Figure III.11c).

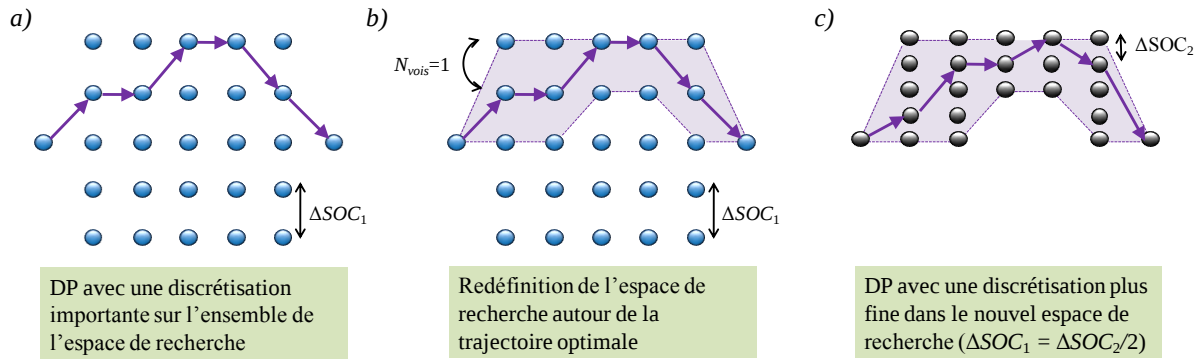


Figure III.11: Programmation Dynamique adaptative - a) Première DP - b) redéfinition de l'espace de recherche - c) Seconde DP

Typiquement la procédure DPa sera lancée en faisant décroître ΔSOC de 5 % à 1 % et avec $N_{vois} = 4$ de manière à ne pas avoir des domaines de recherche trop restreints. Rien ne garantit cependant de retomber sur la meilleure solution obtenue avec une PD classique et $\Delta SOC = 1$ % si la trajectoire de SOC avec une discrétisation de 5 % est très éloignée du résultat optimal à 1 %. Le but est d'arriver à un compromis « optimal » en termes de temps de calcul et précision qui conserve globalement le bilan énergétique de la solution optimale et réduit les pertes dans le stockage.

3 RESULTATS DE PLANIFICATION OFF-LINE : COMPARAISON D'ALGORITHMES

3.1 Optimisation avec volant d'inertie et prise en compte des contraintes réseau

3.1.1 Comparaisons des algorithmes

Les procédures de planification sont dans un premier temps lancées avec la journée test de la partie 2.1.3 (28.4 € sans stockage) pour un stockage inertiel et avec les contraintes réseau incluant une non consommation de 19 h à 21 h. Les algorithmes sont notamment comparés en termes de coût final $C(\mathbf{P}_{\text{ref}}^*)$ (i.e. valeur de la fonction objectif) et de temps de calcul (PC avec Duo Core 2 GHz et 4 Go de RAM).

■ Programmation Quadratique Séquentielle (SPQ)

Le SPQ est d'abord testé avec des points de départ $\mathbf{P}_{\text{ref0}}^i$ choisis arbitrairement dans les bornes $\mathbf{l}_b$ et $\mathbf{u}_b$. Sur les quatre cas étudiés du [Tableau III.1](#), seuls deux lancers du SPQ convergent en quelques dizaines de secondes avec des résultats différents pour le coût final retourné.

Tableau III.1: Résultats pour le SPQ pour quatre points de départ prédéterminés

	$\mathbf{P}_{\text{ref0}}^1$	$\mathbf{P}_{\text{ref0}}^2$	$\mathbf{P}_{\text{ref0}}^3$	$\mathbf{P}_{\text{ref0}}^4$
Point de départ	$[\mathbf{P}_{\text{conso}} \ \mathbf{P}_{\text{prod}} \ \mathbf{P}_{\text{prod}}]$	$[\mathbf{P}_{\text{conso}} \ 0 \times \mathbf{J}_{24} \ 0 \times \mathbf{J}_{24}]$	$[0 \times \mathbf{J}_{24} \ 0 \times \mathbf{J}_{24} \ 0 \times \mathbf{J}_{24}]$	$[0 \times \mathbf{J}_{24} \ \mathbf{P}_{\text{prod}} \ 0 \times \mathbf{J}_{24}]$
Convergence	Non	Oui	Non	Oui
$C(\mathbf{P}_{\text{ref}}^*)$ (en €)	x	4.09	x	6.63
Temps CPU	33 s	24 s	1 s	16 s

Avec un temps CPU réduit pour un unique lancer, 100 points de départ pris au hasard dans les bornes sont ensuite testés. Le SPQ converge dans 60 % des cas avec une durée totale de calcul d'une heure environ. La [Figure III.12](#) montre la fonction de répartition des coûts $C(\mathbf{P}_{\text{ref}}^*)$ obtenus pour les lancers convergents. Une grande partie des solutions correspond à des coûts inférieurs à 5 € avec un meilleur point à 0.4 €. Notons que certaines solutions retournées par la procédure sont moins bonnes qu'une journée sans stockage (i.e. 28.4 €) ou à une situation d'autoconsommation (5.8 €) Dans ce cas, il y a bien respect des contraintes réseau mais la planification ne conduit pas à un dispatching « optimal » des flux énergétiques.

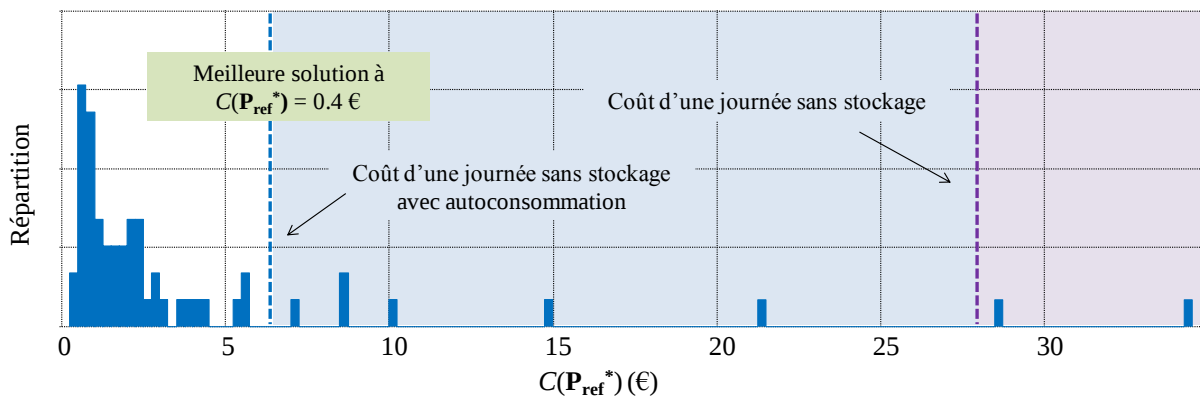


Figure III.12: Répartition des résultats après 100 lancers du SPQ

■ Algorithmes stochastiques (CL, CLh et PSO)

Le [Tableau III.2](#) résume les résultats obtenus pour 10 lancers du Clearing en renseignant notamment les meilleures valeurs obtenues pour la fonction objectif en fonction du nombre de générations. L'intervalle de confiance est également donné ainsi qu'un ordre de grandeur du temps de calcul pour un unique lancer. La qualité des solutions obtenues augmente avec le nombre de générations mais il y a convergence dès 1000 itérations avec un temps de calcul faible (environ 6 min). La meilleure solution au bout de 50 000 générations et plus de 5 h de calcul est moins bonne que le coût le plus faible obtenu au bout de 100 lancers de la PQ et 1 h de calcul.

Tableau III.2: Résultats pour 10 lancers de le CL en fonction du nombre de générations

Nombre de générations	1000	5000	10000	25000	50000
Valeurs moyennes (en €)	3.8 ± 1.0	1.6 ± 0.9	1.2 ± 0.8	0.9 ± 0.5	0.8 ± 0.3
Meilleures valeurs(en €)	2.5	1.1	0.8	0.7	0.6
Temps CPU (moyen)	6 min	35 min	1 h 10 min	2 h 45 min	5 h 30 min

Le CLh avec hybridation « séquentielle » est ensuite lancé pour différentes probabilités p_l d'application de la recherche locale par SQP. Là encore, 10 runs sont effectués pour chaque configuration et les résultats moyens en fonction du nombre de générations sont reportés sur la [Figure III.13](#). Sur les 300 premières itérations, il est nettement visible que la vitesse et la qualité de la convergence sont améliorées au fur et à mesure que p_l augmente. Ainsi, au bout de 1000 itérations et pour $p_l = 10\%$, la fonction objectif a des valeurs comparables à celles du CL après 50 000 générations. Notons que le cas $p_l = 0\%$ correspond aux lancers de l'Algorithme Génétique avec nichage précédent. Sur les autres courbes, des paliers de progression brutales de la fonction objectif sont observables et indiquent une amélioration du coût suite à l'application du SQP

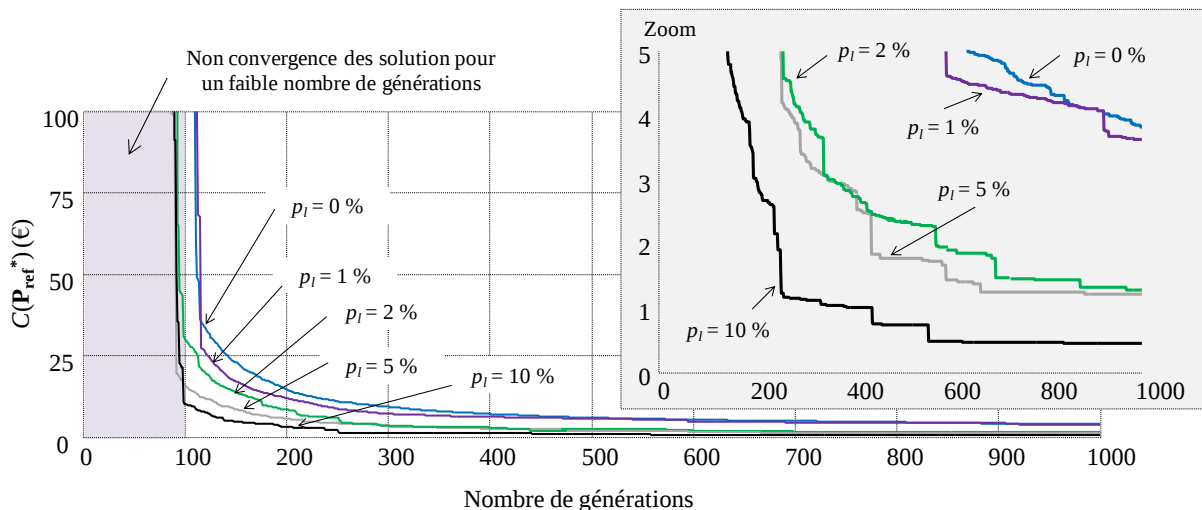


Figure III.13: Résultats obtenus avec le CLh pour l'hybridation « séquentielle » et plusieurs valeurs de p_l

Avec un nombre fixe de générations (ici 1000), le nombre de lancers du SQP au cours de la procédure CLh augmente avec la valeur de p_l . Cela se traduit également par un temps CPU davantage important en passant de 10 min pour $p_l = 1\%$ à 1 h 20 min pour $p_l = 10\%$ à cause d'un plus grand nombre d'appels de la recherche locale. Les valeurs moyennes et minimales de la fonction objectif deviennent également plus intéressantes avec des taux d'application du SQP plus élevés. Dans ce cas,

les résultats au bout de 1000 générations sont meilleurs que ceux du CL « classique » ou du SQP sur une centaine de runs ([Tableau III.3](#)). La meilleure valeur $C(\mathbf{P}_{\text{ref}}^*) = 0.2$ € pour le CLh est obtenue avec $p_l = 10\%$. L'intervalle de confiance des solutions est selon les cas très important devant la valeur moyenne. Dans l'idéal plusieurs lancers du CLh doivent donc être envisagés pour espérer tomber sur la meilleure solution. En laissant un nombre de générations fixe, un compromis doit être trouvé entre valeur de p_l (i.e. temps de calcul) et du nombre de lancers.

Tableau III.3: Résultats du CL et CLh « séquentiel » au bout de 1000 générations en fonction de p_l

Probabilité p_l	0 %	1 %	2 %	5 %	10 %
Valeurs moyennes (en €)	3.8 ± 1.0	3.6 ± 2.7	1.2 ± 2.7	1.2 ± 3.1	0.4 ± 0.3
Meilleures valeurs(en €)	2.5	0.7	0.2	0.3	0.2
Lancers PQ	0	10	22	52	100
Temps CPU (moyen)	6 min	10 min	20 min	45 min	1 h 20 min

Le second algorithme génétique hybridé dans sa version « parallèle » est lancé une dizaine de fois avec une taille réduite de la population (30 individus) et un nombre de générations limité à 300. Dans ce cas, le SQP est appliqué avec une probabilité p_l à tous les individus générés par croisement et mutation. Le nombre d'appels à l'opérateur de recherche locale est davantage significatif par rapport à l'hybridation « séquentielle ». Cela a pour premier effet d'accélérer la convergence qui arrive ici dès la cinquantième génération pour $p_l = 5\%$. Comme précédemment, cet effet est d'autant plus important que la probabilité p_l augmente et, là encore, l'amélioration de la fonction objectif se fait par paliers successifs. Notons que dans ces conditions où la taille de la population et le nombre de générations sont réduits, le CL sans hybridation (i.e. pour $p_l = 0\%$) ne converge pas ([Figure III. 14](#)).

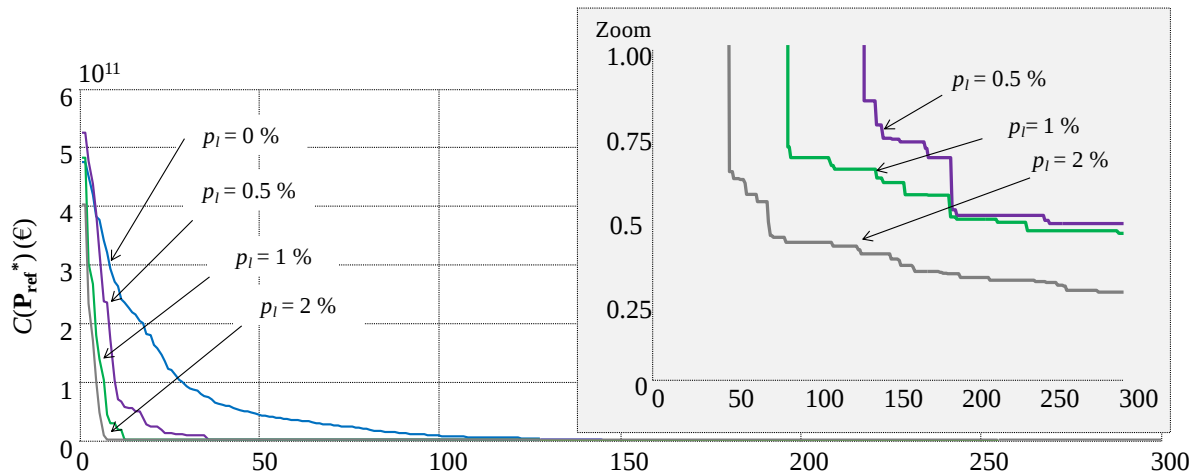


Figure III. 14: Résultats obtenus avec le CLh pour l'hybridation « parallèle » et plusieurs valeurs de p_l

L'absence de convergence du CL sans recherche locale se traduit par une valeur moyenne élevée de la fonction objectif au bout des 10 lancers très rapides sans appel du SQP. Ce temps de calcul augmente significativement avec la valeur de p_l . Dans un même temps, les performances moyennes deviennent meilleures et les intervalles de confiance sont plus faibles que pour la précédente méthode d'hybridation ([Tableau III.4](#)). Là encore, un compromis doit être trouvé sur la probabilité de mutation afin de concilier un temps CPU raisonnable avec des solutions retournées satisfaisantes. Une autre grandeur importante est également la taille de population qui a ici un impact direct sur le nombre de

recherches locales effectuées et donc sur les résultats finaux de la méthode hybridée. Ici, nous avons arbitrairement réduit la population à 30 individus mais rien ne garantit que cette valeur corresponde à une configuration optimale de la procédure pour le problème posé. S'il est difficile de conclure quant au réglage « optimal » des paramètres de l'algorithme génétique hybridé, ces résultats montrent très clairement l'avantage du couplage entre une méthode stochastique exploratoire et un opérateur de recherche local. Ce type d'approche pourra être étudié plus largement dans des travaux futurs avec la mise en œuvre d'algorithmes auto-adaptatifs permettant de gérer plus judicieusement les appels au SQP.

Tableau III.4: Résultats de le CL et le CLh "parallèle" au bout de 300 générations en fonction de p_l

Probabilité p_l	0 %	0.5 %	1 %	2 %
Valeurs moyennes (en €)	$1.2 \cdot 10^7$	0.4 ± 0.4	0.4 ± 0.6	0.3 ± 0.1
Meilleures valeurs(en €)	18.1	0.3	0.2	0.1
Lancers PQ	0	40	90	185
Temps CPU (moyen)	30 s	25 min	1 h	2 h

Le PSO quant à lui converge bien mais les solutions retournées sont nettement moins bonnes que celles obtenues avec les algorithmes précédents. Tout comme pour le CL, la fonction objectif devient meilleure au fur et à mesure des itérations ce qui se paye par un temps de calcul plus important. Les valeurs trouvées après 10 lancers restent cependant bien supérieures aux solutions trouvées jusqu'à présent (Tableau III.5).

Tableau III.5: Résultats pour 10 lancers du PSO en fonction du nombre d'itérations

Nombre d'itérations	1000	5000	10000	25000	50000
Valeurs moyennes (en €)	23.6 ± 23.9	19.0 ± 19.5	18.7 ± 19.8	17.9 ± 19.7	17.8 ± 19.8
Meilleures valeurs(en €)	9.3	6.4	5.0	4.9	4.9
Temps CPU (moyen)	3 min	15 min	30 min	1 h 15 min	2h 30 min

Les intervalles de confiance sont également importants et comparables quelque soit le nombre de générations considéré. Cela traduit le fait que la qualité des solutions obtenues dépend fortement de la position initiale des particules. Une fois la convergence assurée, l'amélioration de la fonction objectif n'est pas significative. Ainsi, les valeurs minimales du Tableau III.5 correspondent toutes au même lancer du PSO.

■ Algorithmes de résolution « pas à pas » (DP et DPa)

Le Tableau III.6 reprend les résultats de la Programmation Dynamique qui ont déjà été illustrés par la Figure III.10a. Comme déjà évoqué, la qualité de ces résultats progresse quand la discrétisation de l'état de charge s'affine. La meilleure solution correspond au ΔSOC le plus faible mais le temps de calcul associé est important, au-delà de 2 h. Dans ce cas, le coût $C(\mathbf{P}_{ref}^*)$ est négatif avec un gain généré par la vente d'une partie de la production solaire qui n'est pas autoconsommée ou destinée à la charge du stockage.

A partir de $\Delta SOC = 2 \%$, les valeurs de la fonction objectif deviennent meilleures que pour l'ensemble des autres algorithmes avec des temps de calculs comparables de l'ordre de l'heure. Même si la meilleure solution obtenue n'est pas atteinte, la Programmation Dynamique auto-adaptative de

$\Delta SOC = 5\%$ à $\Delta SOC = 1\%$ permet de conserver la qualité des résultats en baissant radicalement le temps CPU à environ 10 min. Dans ce cas, le coût correspondant demeure négatif et meilleur que les points atteints avec les méthodes précédentes.

Tableau III.6: Résultats pour la DP et la DPa

ΔSOC	20 %	15 %	10 %	5 %	2 %	1 %	DPa
$C(\mathbf{P}_{ref*})$ (en €)	4.0	2.0	1.5	0.6	-0.5	-0.6	-0.2
Temps CPU	30 s	50 s	1 min 30 s	5 min	45 min	2 h 15 min	10 min

Afin de ne pas compliquer la lecture des résultats pour les situations testées dans la suite de ce chapitre, seuls les algorithmes DP et DPa ainsi que le CL ou le CLh séquentiel au bout de 1000 générations seront considérés. Ces méthodes sont celles qui assurent le meilleur compromis précision / temps CPU. Pour compléter, l'Annexe D regroupe les résultats obtenus par l'ensemble des procédures lancées dans chacune des situations considérées.

3.1.2 Etudes des coût et profils optimaux retenus

Les paragraphes précédents comparent les performances des méthodes en fonction du coût optimal $C(\mathbf{P}_{ref*})$ retourné. L'intérêt est à présent porté sur l'analyse de ces coûts par rapport à une situation sans stockage et sur l'allure des profils de puissance. Sur ce dernier point, la Figure III.15 illustre les trajectoires P_{st} et SOC pour le stockage inertiel en considérant la solution obtenue par la DPa notée $\mathbf{P}_{refDPa}$ et par le meilleur individu du CLh (avec $p_l = 2\%$) notée $\mathbf{P}_{refCLh}$. Les bilans énergétiques (en termes d'énergie achetée et vendue) sont semblables pour les deux solutions même si les trajectoires en SOC sont très différentes et davantage « hachées » notamment pour la solution du CLh (Figure III.15b). La dynamique des profils est ainsi intimement liée à la méthode d'exploration de l'espace de recherche qui dépend du type d'algorithme utilisé. Comme déjà évoqué pour les résultats préliminaires de la DP, le faible écart de coût (0.2 € pour $\mathbf{P}_{refCLh}$ contre -0.2 € pour $\mathbf{P}_{refDPa}$) est ici dû à une meilleure utilisation du moyen de stockage avec une réduction des pertes par la DPa.

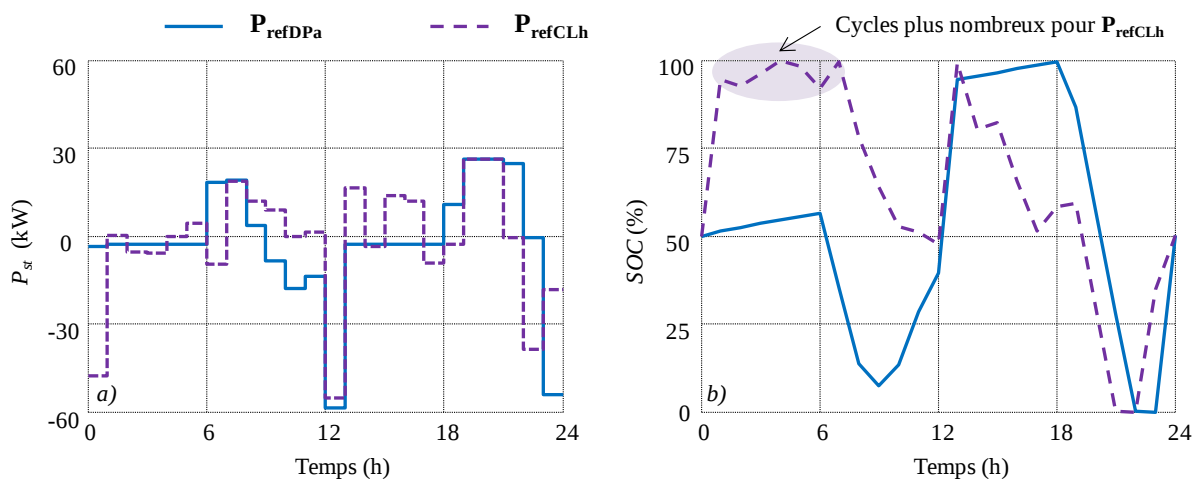


Figure III.15: Comparaison des profils pour $\mathbf{P}_{refDPa}$ et $\mathbf{P}_{refCLh}$ - a) P_{st} - b) SOC

Nous choisissons arbitrairement la solution $\mathbf{P}_{refDPa}$ retournée par la DPa afin de mettre en évidence les avantages apportés par un stockage et une planification optimale par rapport à la situation de départ. Dans ce cas noté « vente », l'ensemble de l'énergie consommée est achetée et l'ensemble de

l'énergie produite est vendue (l'autoconsommation du solaire n'est pas envisagée dans ce cas). La gestion du volant d'inertie permet ici de déplacer l'énergie soutirée au réseau depuis les périodes à tarifs élevés vers celles à prix plus faible. Ainsi, avec le fort niveau de production et le stockage, le profil de puissance P_a au niveau du compteur d'achat au réseau est presque nul en période HP de 6 h à 22 h (Figure III.16a). Au contraire, en fin de journée, l'énergie soutirée est plus importante que dans le cas « vente » avec une recharge du stockage par le réseau.

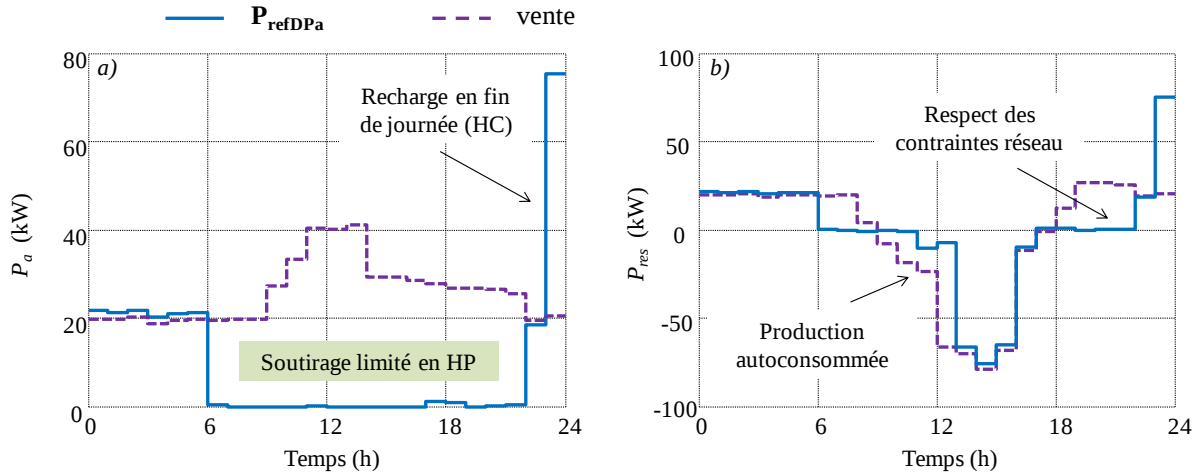


Figure III.16: Profils de puissances pour P_{refDPa} et INIT - a) P_a - b) P_{res}

La majorité de la production solaire est donc autoconsommée mais également utilisée pour recharger le stockage pendant les heures d'ensoleillement (Figure III.15b). Cette recharge permet notamment de respecter des contraintes réseau (effacement entre 19 et 21h), ce qui est impossible dans la situation de départ (Figure III.16b).

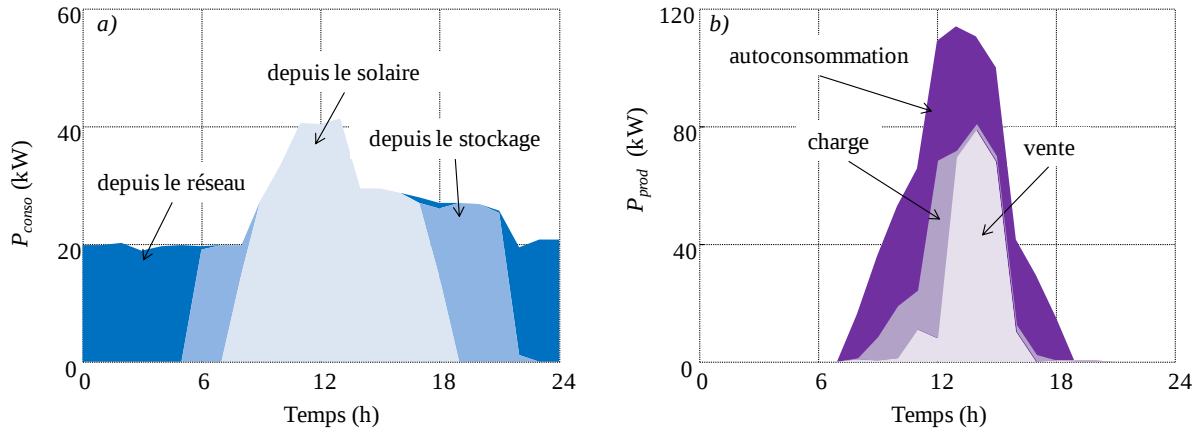


Figure III.17: Partage des puissances en fonction du temps pour la solution P_{refDPa} - a) origine de la puissance consommée -b) destination de la puissance produite

Ce sont donc les valeurs des tarifs d'achat et de vente qui fixent implicitement les règles de partage des puissances. Sans production et avec un stockage insuffisant, le système est obligé de soutirer de l'énergie au réseau en début et fin de journée. Dès que C_a devient élevé en heures pleines, le volant d'inertie se décharge pour limiter la facture énergétique (Figure III.17a). En milieu de journée, l'essentiel de l'alimentation est assurée par le générateur photovoltaïque. Avec un gain pour la vente C_v inférieur au coût d'achat en HP, l'essentiel de la production est donc autoconsommé ou destiné à la

charge du volant d'inertie. L'éventuel surplus est vendu pour générer un gain additionnel (Figure III.17b).

Il faut remarquer que sur l'ensemble de la journée, la dégradation de la MPPT n'est pas sollicitée. En effet, en l'absence de contraintes sur les niveaux de réinjection vers le réseau, abaisser la production reviendrait à gaspiller de l'énergie qui ne serait pas valorisée (par la vente ou l'autoconsommation). Ce résultat est normal avec des algorithmes qui visent à minimiser la facture énergétique sur la journée. Le Tableau III.7 compare les coûts pour le cas de départ « vente » avec ceux la solution P_{refDPA} et d'une situation « autoconsommation » sans stockage (consommation en priorité de l'énergie produite et vente du surplus). Dans ce dernier cas, la différence notable entre C_v et C_a en heures pleines (10.0 c€/kWh contre 16.7 €/kWh) et une production importante font fortement diminuer le coût. Il faut rappeler qu'ici les tarifs d'achat ont été significativement augmentés par rapport à leurs valeurs actuelles. Ainsi, pour des installations solaires de faibles dimensions (< 36 kWc) avec des prix de vente encore élevées, la politique de vente systématique reste plus avantageuse et ne justifie pas l'autoconsommation.

Tableau III.7: Comparaison des coûts avec et sans stockage

	Vente sans stockage	Autoconsommation sans stockage	P_{refDPA} avec stockage
Coût de l'énergie achetée (€)	95.4	39.1	23.4
Gain pour l'énergie vendue (€)	66.0	33.3	23.6
Pénalités de dépassements (€)	0.0	0.0	0.0
Respect des contraintes réseau	Non	Non	Oui
TOTAL (€)	28.4	5.8	- 0.2

Les contraintes réseau de non consommation entre 19 h et 21 h ne sont pas respectées dans les cas « vente » et « autoconsommation », ce qui pourrait se traduire par d'éventuelles pénalités financières dans un contexte d'engagement envers le fournisseur sur les profils de puissance appelée. L'installation d'un moyen de stockage permet de satisfaire ces conditions de fonctionnement et la gestion du volant d'inertie par arbitrage entre périodes HP/HC permet de générer un gain supplémentaire par rapport à la situation d'autoconsommation. Comme déjà souligné dans les résultats précédents, le coût final sur la journée devient même négatif avec la vente d'une part de la production. A l'inverse des pénalités évoquées, le respect des contraintes de non consommation pourrait être valorisé financièrement par l'opérateur réseau afin d'inciter l'installation d'un moyen de stockage dont le coût n'a pas été considéré jusqu'à présent. Notons que le coût des dépassements reste nul dans tous les cas avec des niveaux de puissance appelées sur le réseau nettement inférieurs à la puissance souscrite $P_s = 156$ kVA (équivalence en kW sans prise en compte du réactif). Avec ces conditions tarifaires et en imaginant que la journée test se reproduise sur une année entière, la facture énergétique serait diminuée de 10000€ environ en présence de stockage et de planification, ceci sans compter pour l'instant l'amortissement des investissements supplémentaires sur les équipements de stockage/gestion.

3.2 Optimisation avec volant d'inertie et prise en compte de la puissance souscrite

3.2.1 Journée test considérée

La journée test de la partie précédente a permis d'éprouver les différents algorithmes d'optimisation avec prise en compte des contraintes de non consommation au réseau de 19 h à 21 h. En plus de satisfaire ces limites, l'utilisation d'un moyen de stockage permet de réaliser un arbitrage sur le partage des puissances en fonction des valeurs horaires pour les tarifs d'achat et vente. Pour étudier la prise en compte des dépassements de puissance souscrite, un nouveau couple de profils consommation/production est à présent envisagé et correspond à une journée hivernale. Les niveaux de charges sont bien plus importants que ceux de la journée précédente avec des dépassements de puissance souscrite de 15 h à 18 h (Figure III.1a). De plus, la production est bien plus faible que précédemment avec cinq fois moins d'énergie générée en période de faible ensoleillement (Figure III.18b).

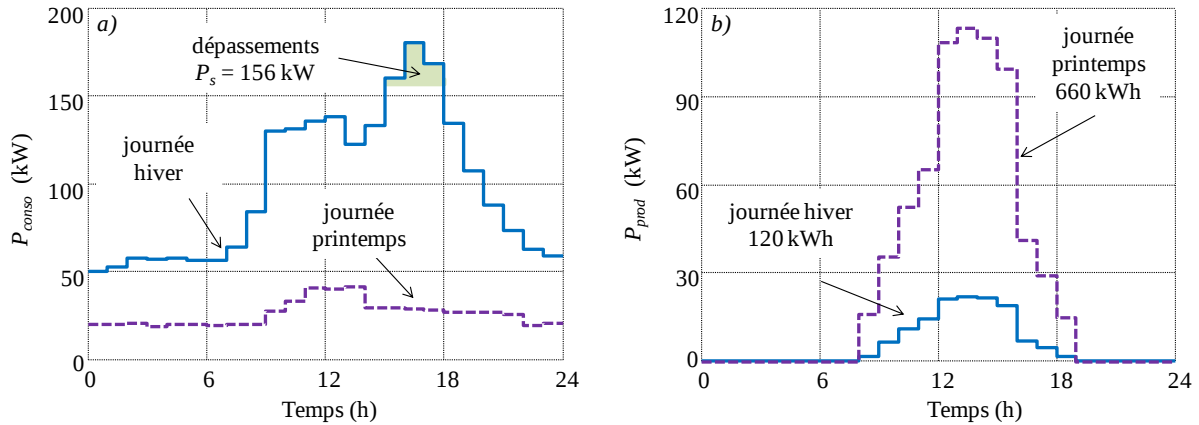


Figure III.18: Comparaison des deux journées test - a) consommation - b) production

Dans cette nouvelle situation, l'achat de toute l'énergie consommée s'élèverait à 369.0 € contre seulement 12.2 € pour l'énergie réinjectée sur le réseau. En considérant les pénalités de dépassement, le coût total journalier, dans un cas sans stockage et sans gestion avec vente du solaire («vente»), est de 398.7 € (avec $C_{dep} = 14$ €/h). Ce coût final est quinze fois supérieur au coût de la journée précédente (sans stockage) qui correspondait au mois de Mars mettant ainsi en évidence les dissymétries entre les différentes périodes de l'année. Dans une situation d'autoconsommation, il y a consommation de la totalité de l'énergie produite et une réduction du nombre de dépassements (concomitance production, pic de consommation à 15 h) et la facture énergétique finale s'abaisserait à 376.2 €.

3.2.2 Résultats obtenus

L'attention est dans un premier temps portée sur l'analyse des résultats de planification en termes de coût $C(\mathbf{P}_{ref}^*)$ et de temps CPU pour le CLh séquentiel et les méthodes de résolution locales. Les données pour le CLh à l'issue de 10 lancers avec 1000 générations sont renseignées dans le Tableau III.8. Comme précédemment, les résultats moyens de l'algorithme ont tendance à devenir meilleurs avec l'augmentation de la probabilité de mutation p_l (le cas $p_l = 0$ % correspondant au CL sans hybridation). On notera un intervalle de confiance autour des solutions obtenues plus faible que pour la journée précédente par rapport à la valeur moyenne de la fonction objectif.

Tableau III.8: Résultats pour le CL et le CLh

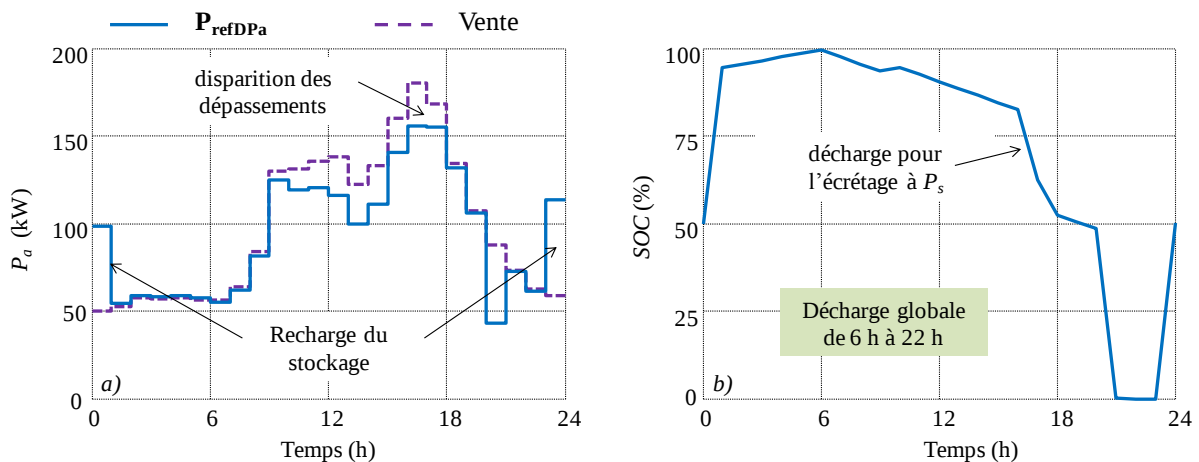
Probabilité p_l	0 %	1 %	5 %	10 %
Valeurs moyennes (en €)	351.6 ± 12.1	352.8 ± 13.4	350.6 ± 18.1	348.7 ± 11.6
Meilleures valeurs(en €)	345.1	345.7	345.8	345.4
Lancers SPQ	0	12	52	101
Temps CPU (moyen)	6 min	10 min	45 min	1 h 20 min

Là encore, la Programmation Dynamique est meilleure avec des discrétisations plus fines. Passer à des valeurs $\Delta SOC = 1\%$ ou 2% permet toujours d'améliorer la fonction coût. Cependant, avec une facture énergétique bien plus élevée que précédemment (350 € contre un coût de la journée hivernale presque nul), la progression est bien moins significative. Ici, l'avantage apporté par la gestion optimale des pertes dans le stockage est négligeable devant le coût final de la journée (Tableau III.9). La DPa permet toujours d'obtenir un résultat intermédiaire entre $\Delta SOC = 5\%$ et $\Delta SOC = 1\%$ avec seulement 10 min de temps de calcul.

Tableau III.9: Résultats pour la DP et la DPa

ΔSOC	20 %	15 %	10 %	5 %	2 %	1 %	DPa
$C(P_{ref*})$ (en €)	348.5	347.0	346.5	345.6	343.6	343.5	344.6
Temps CPU	30 s	50 s	1 min 30 s	5 min	45 min	2 h 15 min	10 min

Si la gestion des pertes n'apporte pas de gain significatif, le bénéfice par rapport à une situation de « vente » vient principalement de l'annulation des dépassements de puissance souscrite. En étudiant la solution P_{refDPa} retournée par la Programmation Dynamique auto-adaptative, nous remarquons en effet que le profil de puissance au niveau du compteur consommation reste strictement inférieur ou égal à la puissance souscrite de 156 kVA (confondue à 156 kW sans prise en compte du réactif) (Figure III.19a). Comme pour la journée précédente, davantage de puissance est soutirée au réseau en début et fin de journée avec la mise en place du stockage. Ceci permet de minimiser un peu plus la facture en arbitrant comme précédemment entre les périodes à tarifs élevés et faibles avec une charge du stockage les heures de nuit et une décharge globale en journée jusqu'à 22 h (Figure III.19b).

**Figure III.19:** Profils de pour la solution retenue P_{refDPa} - a) P_a - b) SOC

Tout comme dans une situation d'autoconsommation, la totalité de la production est absorbée par les charges afin de diminuer la facture énergétique et il n'y a aucun surplus vendu. L'analyse des coûts du **Tableau III. 10** met en évidence le gain apporté par l'écrêtage de puissance et l'annulation de tous les dépassements de 15 h à 18 h. Le cas « autoconsommation » permet d'annuler un dépassement à 15 h. Il faut remarquer qu'en passant à la solution P_{refDPa} , le gain est supérieur à l'annulation des deux autres dépassements (i.e. 28 €). Ce bénéfice supplémentaire est similaire à celui de la journée précédente et correspond à la composante d'arbitrage. Situé autour de 5-6 €, ce gain est équivalent aux pertes près à l'énergie maximum stockée (ici 100 kWh) multipliée par l'écart entre le coût de l'énergie achetée entre le jour (16.04 c€/kWh) et la nuit (10.00 c€/kWh).

Tableau III. 10: Analyse des coûts

	Vente sans stockage	Autoconsommation sans stockage	P_{refDPa} avec stockage
Coût de l'énergie achetée (€)	368.9	348.2	344.6
Gain pour l'énergie vendue (€)	12.2	0.0	0.0
Pénalités de dépassements (€)	42.0	28.0	0.0
TOTAL (€)	398.7	376.2	344.6

Les paragraphes précédents ont donc montré que les procédures mises en place sont adaptées pour planifier la gestion d'un moyen de stockage afin de minimiser la facture énergétique. La valorisation passe par une composante d'arbitrage directement liée à la dynamique des tarifs considérés et à la taille du stockage. Cependant, le principal avantage reste le contrôle des profils de puissance soutirée ou injectée au réseau qui permet de limiter les dépassements de puissance souscrite et de satisfaire d'éventuelles contraintes imposées par le fournisseur d'énergie.

3.3 Optimisation avec une batterie Li-ion et prise en compte des contraintes réseau

3.3.1 Modification de la fonction coût

Jusqu'à présent, le coût du stockage n'a pas été intégré dans la facture énergétique. Pour le volant d'inertie, nous avons fait l'hypothèse que l'usure était indépendante de la manière dont il est sollicité. Le coût de possession sur une journée se déduirait ainsi du prix d'installation par rapport à la durée de vie annoncée mais nous avons fait le choix de ne pas l'inclure dans les analyses de coût précédentes. Une autre classe de problème est à présent étudiée avec les éléments Li-ion pour lesquels la durée de vie est intimement liée au mode d'utilisation. Les modèles de vieillissement mis en place au chapitre II pour la batterie électrochimique permettent d'estimer l'état de santé *SOH* à l'issue des journées simulées. Le coût d'une mission batterie C_{bat} se déduit en rapportant cette perte de *SOH* au coût d'installation initial C_{bat_init} fixé à 1000 €/kWh – la batterie considérée est donnée pour 100 kWh ici. Finalement, pour chacun des modèles, la chute d'état de santé est calculée à partir d'une batterie neuve (i.e. *SOH* = 100 %) et le coût correspondant C_{bat} ajouté à la fonction objectif à minimiser (Eq III.21):

$$C_{bat} = C_{bat_init} \frac{100 - SOH}{100} \quad \text{Eq III.21}$$

On notera que cette expression du coût batterie ne tient compte que de l'usure (OPEX) et non des coûts d'investissement et d'installation (CAPEX) ni du vieillissement calendaire. Concrètement, si la batterie n'est pas utilisée C_{bat} est nul. Pourtant, avec une durée de vie limitée des éléments, le coût d'achat initial devrait être intégré à la facture énergétique. Considérer ainsi les CAPEX permettrait notamment de prendre en compte le coût de remplacement des batteries sur la durée de vie du système en simulant des périodes plus longues (typiquement un an). Cette approche sera privilégiée dans la démarche de dimensionnement mise en place au chapitre V. Pour les simulations à la journée effectuées dans cette partie, nous considérons uniquement les coûts dus à l'utilisation des éléments.

Les procédures de planification off-line doivent ainsi trouver un compromis entre la sollicitation du moyen de stockage et les bénéfices retirés par son utilisation sur la facture électrique. Des résultats préliminaires sont donnés pour la journée test de base, correspondante au mois de Mars, mais sans contraintes réseau avec 10 lancers du CL effectués pour les modèles à comptage de cycles (RFC) et à énergie échangé (EN_{ech}). Pour le deuxième modèle (EN_{ech}), la solution obtenue correspond à une situation d'autoconsommation sans aucune sollicitation du moyen de stockage, comme l'atteste le SOC nul de la Figure III. 20b. Pour le vieillissement estimé par modèle RFC, la batterie est utilisée afin de réaliser de l'arbitrage avec recharge en heures creuses (Figure III. 20a). Cependant, contrairement au cas avec volant d'inertie (sans coût de cyclage supplémentaire), le cyclage de l'accumulateur reste très limité par l'algorithme avec des oscillations de moins de 8 % de SOC et l'achat en heures pleines est simplement limité par les hauts niveaux de production directement autoconsommés dans la journée (Figure III.17a).

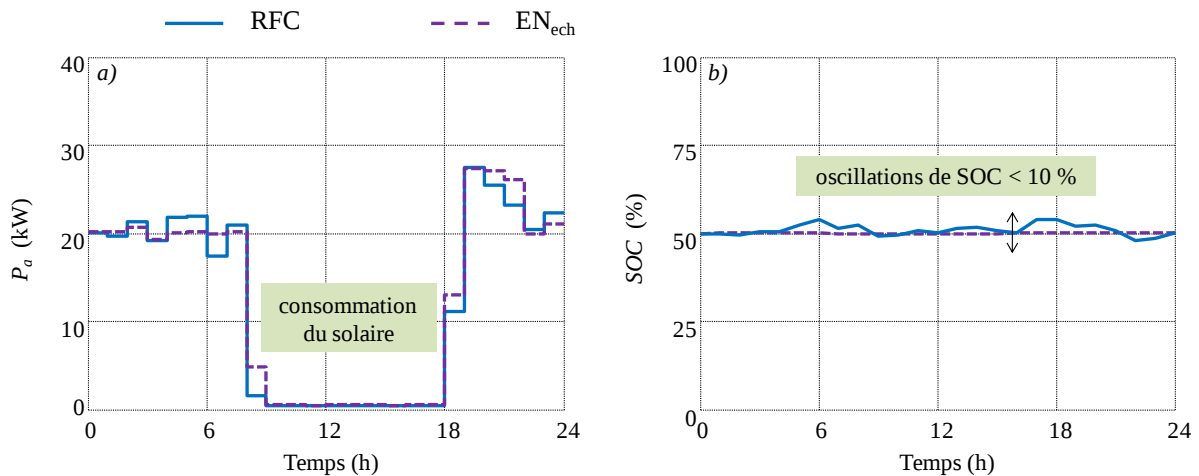


Figure III. 20: Résultats d'optimisation par AG sans contraintes réseau - a) P_a - b) SOC

Considérer l'usure de la batterie dans la phase de gestion revient implicitement à étudier l'amortissement de l'installation. Avec des coûts d'achat encore faibles, arbitrer sur les heures HP/HC ne justifie pas aujourd'hui l'utilisation d'un moyen de stockage. Ainsi, en l'absence de contraintes réseau, le résultat optimal correspond à une sollicitation très faible, voire inexistante, de la batterie et le gain apporté par l'arbitrage ne compense donc pas le coût de vieillissement des éléments. Dans de telles conditions, une procédure de dimensionnement renverrait une taille optimal de stockeur nulle !

3.3.2 Résultats avec contraintes réseau pour le modèle de vieillissement batterie à comptage de cycles

Dans un second temps, la gestion optimale intégrant les coûts d'usure batterie est effectuée en tenant compte des contraintes réseau de non-consommation de 19 h à 21 h. Le [Tableau III.11](#) renseigne les résultats obtenus pour le modèle à comptage de cycles (RFC) avec le CL non hybridé au bout de 10 lancers avec 50 000 générations. Il convient de remarquer que le temps de résolution est sensiblement supérieure à celui observé pour un cas avec volant d'inertie à cause du sur-échantillonnage du modèle pour les éléments Li-ion. Comme pour les volants d'inertie, les performances augmentent sensiblement au fil des générations et l'intervalle de confiance reste faible. L'annexe D présente les résultats obtenus avec l'ensemble des méthodes de planification off-line. On notera que la Programmation Dynamique telle qu'elle a été décrite ne peut s'appliquer pour prendre en compte l'algorithme de comptage de cycles. En effet, estimer la perte de *SOH* par comptage de cycles impose d'avoir une vision globale de la mission du stockage. Hors, en progressant de manière itérative depuis l'état initial jusqu'à l'état final, la DP a pour chaque pas temporel une vision des instants passés mais ignore totalement la fin la mission. Une méthode « adaptée » est ainsi développée en annexe D mais les résultats retournés montrent que la DP ne peut s'appliquer correctement au problème posé.

Tableau III.11: Résultat du CL pour usure batterie avec le modèle RFC

Nombre de générations	1000	5000	10000	25000	50000
Valeurs moyennes (en €)	19.3 ± 0.6	18.3 ± 0.2	18.1 ± 0.1	18.0 ± 0.1	18.0 ± 0.1
Meilleures valeurs(en €)	18.8	18.0	17.9	17.8	17.8
Temps CPU (moyen)	9 min	45 min	1 h 30 min	3 h 15 min	6 h 30 min

Dans cette situation, le stockage électrochimique est sollicité à minima pour respecter les limites de fonctionnement sur P_{res} comme illustré sur la [Figure III.21a](#) avec la meilleure solution retournée par le CL et notée P_{refCL} . Il faut également remarquer que par rapport à une solution obtenue avec volant d'inertie (P_{refDPa} par exemple), il n'y a pas d'arbitrage au niveau du compteur consommation ([Figure III.21b](#)). En début de journée par exemple, la batterie ne se décharge pas pour limiter le soutirage au réseau. Il n'y a pas non plus de recharge par le réseau en fin de journée, toujours pour minimiser le cyclage.

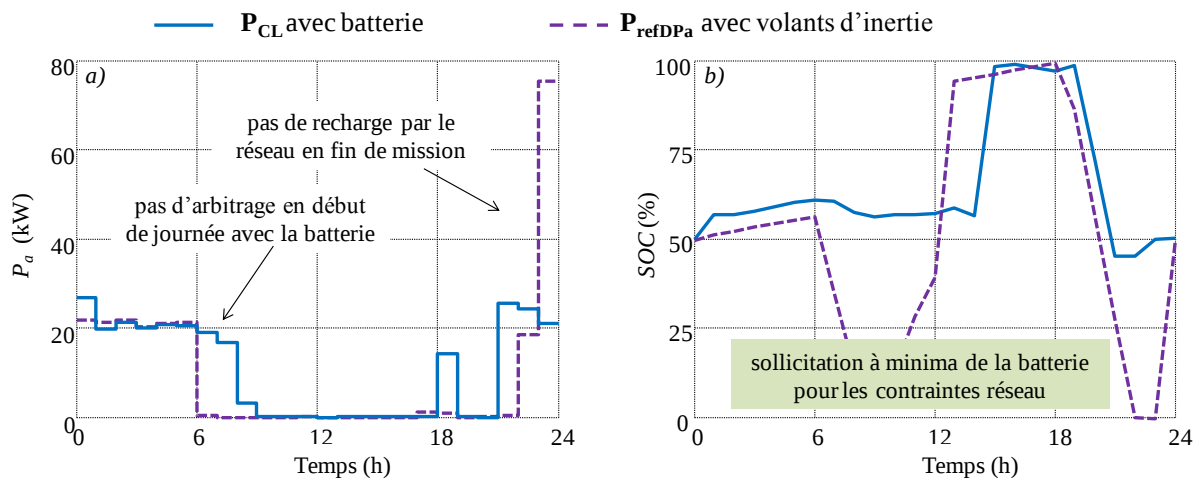


Figure III.21: Comparaison entre les solutions P_{refCL} avec batterie et RFC et P_{refDPa} avec volant - a) P_a - b) SOC

Globalement, les batteries sont progressivement chargées dans la journée avec le solaire avant de redescendre à une valeur proche de SOC_{end} pour respecter les contraintes de 19 h à 21 h. Nous sommes bien dans un cas assez classique (Toyota Prius, tramway Alstom,...) où la gestion d'un système hybride avec batterie limite fortement le DOD exploité.

En intégrant les coûts de vieillissement du stockage dans la facture énergétique, les coûts optimaux renvoyés par le CL sont nettement supérieurs aux solutions renvoyées pour un cas avec volant d'inertie. Les solutions sont même moins bonnes qu'une situation d'autoconsommation pour laquelle les contraintes ne sont par contre pas respectées. La comparaison des coûts avec la solution P_{refDPa} pour les volants d'inertie confirme que l'arbitrage entre les énergies achetée et vendue n'est pas ici la priorité avec une différence achat-vente bien moins intéressante (Tableau III.12).

Tableau III.12: Comparaison des solutions avec stockage inertiel et électrochimique (avec prise en compte de l'état de santé à l'aide du modèle RFC)

	Autoconsommation sans stockage	P_{refDPa} avec volant d'inertie	P_{refCL} avec batterie
Coût de l'énergie achetée (€)	39.1	23.4	31.4
Gain pour l'énergie vendue (€)	33.3	23.6	29.0
Pénalités de dépassements (€)	0.0	0.0	0.0
SOH (%)	-	-	99.98
Coût batterie (€)	-	-	15.4
Respect des contraintes réseau	Non	Oui	Oui
TOTAL (€)	5.8	- 0.2	17.8

Pour cette journée test (Mars), la majeure partie de la facture est due au coût d'usage de la batterie avec une usure pourtant faible. En considérant une perte identique de SOH de seulement 0.02 % de manière quotidienne, l'accumulateur serait totalement usé (i.e. $SOH = 0$ %) au bout de 13 années. Ainsi, sur la durée de vie du système prise à 20 ans, au moins un remplacement de batterie serait nécessaire et il faudrait doubler le coût de possession. Cette approche n'est pas pertinente pour discriminer des missions différentes de stockage pour une unique journée simulée. Elle sera cependant envisagée quand des périodes plus longues seront représentées dans un souci de dimensionnement optimal des éléments du microréseau.

3.3.3 Résultats avec contraintes pour le modèle de vieillissement batterie à énergie échangée

Le modèle à énergie échangée (EN_{ech}) est à présent intégré dans la gestion off-line avec un stockage batterie. Le Tableau III.13 résume les résultats pour le CL « classique » au bout de 10 lancers, avec une amélioration des performances au fil des générations. Par nature, le modèle EN_{ech} peut s'exprimer comme un cumul des dommages au fil du temps. Cette expression itérative du vieillissement permet d'utiliser la Programmation Dynamique en intégrant le coût batterie « instantané » dans l'étude des transitions.

Tableau III.13: Résultats du CL pour usure batterie avec le modèle EN_{ech}

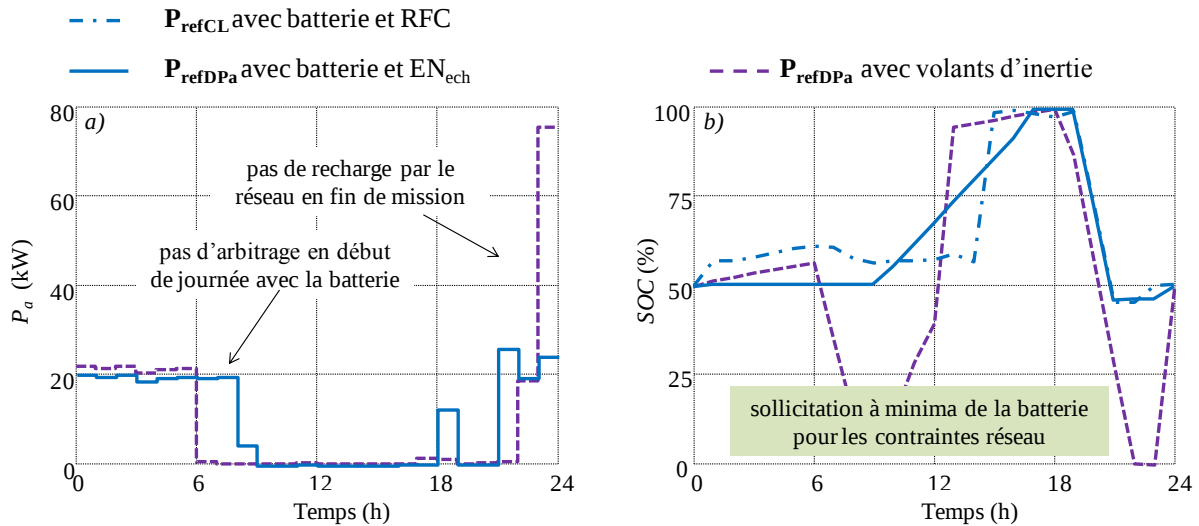
Nombre de générations	1000	5000	10000	25000	50000
Valeurs moyennes (en €)	31.6 ± 0.3	31.1 ± 0.1	31.0 ± 0.1	30.9 ± 0.1	30.8 ± 0.1
Meilleures valeurs(en €)	31.4	31.0	30.9	30.8	30.7
Temps CPU (moyen)	9 min	45 min	1 h 30 min	3 h 15 min	6 h 30 min

Même pour des valeurs de ΔSOC importantes, la DP se révèle meilleure en termes de coût que le Clearing. Là encore, les coûts diminuent en même temps que la discrétisation de l'état de charge (Tableau III.14) et la DPa permet de trouver une solution intermédiaire avec un temps de calcul réduit. Les résultats obtenus avec les autres méthodes d'optimisation sont renseignés dans l'annexe D.

Tableau III.14: Résultats DP et DPa pour usure batterie avec le modèle EN_{ech}

ΔSOC	20 %	15 %	10 %	5 %	2 %	1 %	DPa
$C(P_{ref*})$ (en €)	30.6	30.6	30.5	30.2	30.21	30.3	30.5
Temps CPU	50 s	1 min 30 s	3 min	20 min	1 h 30 min	4 h 30 min	20 min

Tout comme pour le modèle RFC, le résultat optimal correspond à un minimum de sollicitation de la batterie pour respecter les contraintes réseau. Le modèle est basé sur une usure en fonction des kWh échangés. Ainsi, la DPa renvoie une mission en SOC régulière sans microcycles avec une charge de la batterie par le solaire pour ne pas avoir de comportement consommateur de 19 h à 21 h (Figure III.22b). Comme précédemment, il n'y a pas véritablement d'arbitrage effectué pour minimiser la facture énergétique avec un soutirage au réseau en début d'heures pleines (Figure III.22a).


Figure III.22: Solutions P_{refDPa} avec batterie et EN_{ech} (et P_{refCL} précédente pour le vieillissement RFC) et P_{refDPa} avec volant d'inertie - a) P_a - b) SOC

L'analyse des coûts montre bien qu'avec ce second modèle, l'usure de la batterie a un impact important sur le résultat final. La solution retournée avec le modèle EN_{ech} correspond à une perte de SOH davantage importante et donc un coût batterie estimé nettement supérieure au cas précédent avec l'usure par comptage de cycles (Tableau III.15). On peut donc en déduire que les conséquences qualitatives de la prise en compte du cyclage accumulateur sont cohérentes pour les deux modèles, notamment sur la trajectoire de SOC. Par contre, les résultats sont quantitativement différents (coût

entre ~15 et ~28€ selon le modèle de cyclage). Dans les deux cas, les contraintes réseau sont respectées et il n'y a pas de gain particulier tiré de l'arbitrage entre les périodes à tarifs différents.

Tableau III.15: Comparaison des solutions avec stockage inertiel et électrochimique (cas des deux modèles de vieillissement)

	P_{refDPa} avec volant d'inertie	P_{refAG} avec batterie et RFC	P_{refDPa} avec batterie et EN_{ech}
Coût de l'énergie achetée (€)	23.4	31.4	30.6
Gain pour l'énergie vendue (€)	23.6	29.0	28.1
Pénalités de dépassements (€)	0.0	0.0	0.0
<i>SOH</i> (%)	-	99.98	99.97
Coût batterie (€)	-	15.4	28.0
Respect des contraintes réseau	oui	oui	oui
TOTAL (€)	- 0.2	17.8	30.5

Un exercice intéressant consiste à injecter le profil obtenu avec un modèle dans l'autre et vice-versa afin d'étudier la correspondance des solutions. Ainsi, si la solution P_{refDPa} pour le modèle à énergie échangée est estimée avec le modèle RFC, le coût batterie de 15.2 € est proche de celui obtenu avec la solution P_{refCL} du modèle à comptage de cycles (15.4 €) (Tableau III.17). L'équivalence des coûts est moins évidente en utilisant la solution P_{refCL} du modèle RFC avec le vieillissement en énergie échangée mais les coûts restent homogènes (32.8 € contre 28.0€). Ces observations tendent à confirmer l'équivalence « qualitative » des solutions obtenues avec les deux modèles. Cette similarité est d'ailleurs bien visible en comparant les missions en SOC correspondant aux deux solutions (Figure III.21b et Figure III.22b). Il faut cependant rester prudent avant d'affirmer que les deux modèles renvoient des missions optimales qualitativement identiques. En effet, l'étude n'a été menée que pour une unique journée test pour laquelle la trajectoire du stockage est avant tout orientée par le respect des contraintes réseau à sollicitation minimum de l'accumulateur.

Tableau III.16: Equivalence des solutions renvoyées par les modèles de coût d'usage batterie

	P_{refAG} avec batterie et RFC	P_{refDPa} avec batterie et EN_{ech}
Injection dans le modèle RFC	15.4 €	15.2 €
Injection dans le modèle EN_{ech}	32.8 €	28.0 €

Les planifications menées dans les parties précédentes ont ainsi permis d'étudier la prise en compte du vieillissement du stockage de manière intégrée à la boucle de gestion. Comme déjà évoqué, cela se traduit par une pénalisation nette de l'usage la batterie dès la phase de planification et il faut mettre en place des contraintes de fonctionnement pour imposer une utilisation du stockage. Les deux modèles renvoient dans le cas testé des solutions très proches. Dans la suite des travaux, le modèle à énergie échangée, bien que moins précis, sera privilégié avec sa mise en forme simplifiée le rendant compatible avec des méthodes de résolution du problème plus spécifiques et plus compactes donc en bonne adéquation avec le contexte du processus de conception systémique.

4 CORRECTION ON-LINE DES CONSIGNES

4.1 Position du problème

4.1.1 Prise en compte des erreurs entre prévisions et réalisés

La stratégie de gestion du microréseau repose sur le suivi d'un profil optimal prévu la veille pour le lendemain. Dans ce contexte, l'opérateur du système s'engage à J-1 sur un gabarit de puissance échangée avec le réseau principal. Des pénalités peuvent être envisagées pour des écarts significatifs par rapport au profil prévu. Ces dispositions font déjà partie du cahier des charges pour les installations éoliennes en zones insulaires où des déconnexions de parcs sont opérées si plus de 30 % de l'énergie produite est d'origine renouvelable. Les opérateurs doivent notamment respecter un profil de production prévu en J-1 avec une tolérance de $\pm 15\%$ sous peine de voir leur tarifs de vente chuter (CRE 11). Pour le microréseau étudié ici, l'engagement porte sur la puissance P_{res} qui peut être positive en cas de soutirage ou négative pour une injection. Un nouveau contrôle court-terme dit "on-line" doit donc être introduit pour contrôler la variable P_{res} en tenant compte des inévitables erreurs entre prévisions et réalisés pour la consommation et la production. Comme évoqué au chapitre I, cette nouvelle échelle de temps plus courte que pour la boucle off-line s'inscrit dans le cadre d'un contrôle hiérarchique du microréseau mais ne doit pas être confondue avec une stratégie de commande en temps réel où les boucles de régulation tension et fréquence interviennent.

Le couple prévisions / réalisés a une très grande importance dans ce contexte de correction on-line car les écarts à combler sont directement liés à la justesse des prédictions. Si, par exemple, ces écarts sont corrigés par un moyen de stockage, la taille de l'accumulateur nécessaire à la correction on-line dépend intimement de la finesse des prévisions. Ainsi (Haessig 13) détermine par une méthode stochastique des tailles de stockage en fonction des écarts de prévisions dans le cas d'un parc éolien insulaire associé à une stockage par batterie Na-S : notons dans ce cas que le dimensionnement de l'accumulateur ne résulte que des erreurs de prédiction et non de la stratégie de planification de trajectoire off line : « ces deux parts de réserves de stockage se superposent donc selon un processus complexe ». Une autre méthode de gestion des aléas météorologiques peut consister à ré-effectuer le partage de puissance off-line en rafraichissant les prévisions sur une fenêtre de planification « glissante » au long de la journée (Parvizimosaeed 14). Dans cette thèse, nous avons choisi une gestion en deux étapes avec une correction on-line des profils prévus et optimisés en off-line. Pour un microréseau similaire (Korpaas 03) simule de la même manière le suivi d'un profil optimal prévu la veille par Programmation Dynamique. Les degrés de liberté permettant d'assurer le contrôle du profil sont, dans ce cas, la présence d'un stockage ainsi que d'une charge « ballast » permettant d'absorber si besoin un surplus de production. Là encore, un compromis doit être trouvé entre la taille des stockeurs (i.e. le coût d'installation) et les pénalités dues au non-respect des engagements.

4.1.2 Mise en place d'une bande de tolérance autour de l'engagement prévu

Les algorithmes de planification off-line renvoient le profil optimal de puissance réseau à suivre (noté $\mathbf{P}_{res}^*$) ainsi que la mission correspondante pour le stockage (notée $\mathbf{SOC}^*$). Ces trajectoires sont associées à un jeu donné de consignes pour les degrés de liberté avec la solution optimale $\mathbf{P}_{ref}^* = [\mathbf{P}_{st}^* \ \mathbf{P}_{prod-ch}^* \ \Delta \mathbf{P}_{pv}^*]$. Tout comme pour le partage off-line, ces degrés de liberté sont les

variables d'ajustement qui contrôlent les flux et réalisent le suivi on-line. L'approche choisie ici ne consiste pas à suivre strictement la puissance réseau optimale. En effet, vouloir corriger systématiquement tous les écarts est inenvisageable. De plus, cela pourrait mener en début de journée à une dérive importante sur l'état de charge du stockage qui ne réaliserait alors plus la mission prévue en off-line sur l'arbitrage, la gestion des dépassements ou le respect de contraintes réseau.

Afin de ne pas trop contraindre le fonctionnement du système, une bande de tolérance $\pm \varepsilon_P$ (en kW) est donc établie autour du profil à suivre. De la même manière, une dérive en état de charge de $\pm \varepsilon_{SOC}$ (en %) par rapport à la mission optimale est acceptée. La correction on-line est alors effectuée avec un pas temporel $\delta t = 5$ min 12 fois inférieur à l'échantillonnage horaire précédent. A chaque pas de calcul, nous tenons compte des mesures « réalisées » de consommation $P_{conso}^R(t)$ et production $P_{prod}^R(t)$. A partir des consignes instantanées optimales $P_{ref}^*(t)$ correspondantes, la puissance théorique au niveau du réseau $P_{res}^R(t)$ ainsi que l'état de charge au pas suivant $SOC^R(t+\delta t)$ sont déterminés. Deux situations sont alors distinguées:

- **Cas n°1** - $P_{res}^R(t)$ se situe au-delà de la bande de tolérance $P_{res}^*(t) \pm \varepsilon_P$: Dans ce cas, le suivi de profil n'est pas assuré et la procédure on-line doit ramener la puissance $P_{res}^R(t)$ dans les limites acceptables (i.e. dans la bande). Cependant, cela doit se faire sans causer une dérive trop importante sur l'état de charge au pas suivant qui doit demeurer dans une limite de $\pm \varepsilon_{SOC}$ (Figure III.23a). Les contraintes de fonctionnement du système ($P_a > 0$ et $P_v > 0$) ainsi que les limites d'utilisation du stockage doivent également être considérées.
- **Cas n°2** - $P_{res}^R(t)$ se situe dans la bande de tolérance $P_{res}^*(t) \pm \varepsilon_P$: Dans cette situation, $P_{res}^R(t)$ est correct sans changer les consignes pour les degrés de liberté. La largeur de la bande $\pm \varepsilon_P$ est alors utilisée pour corriger d'éventuelles dérives avec l'état de charge optimal. Ainsi, $SOC^R(t+\delta t)$ est rapproché de la mission prévue tout en s'assurant de laisser dans la bande $P_{res}^R(t)$ (Figure III.23b). Là, encore l'ensemble des autres limites de fonctionnement sont prises en compte. S'il est impossible de respecter les bornes pour l'état de charge, la correction est effectuée en relâchant la contrainte sur la valeur de $P_{res}^R(t)$ qui est alors autorisée à sortir de la bande de convergence.

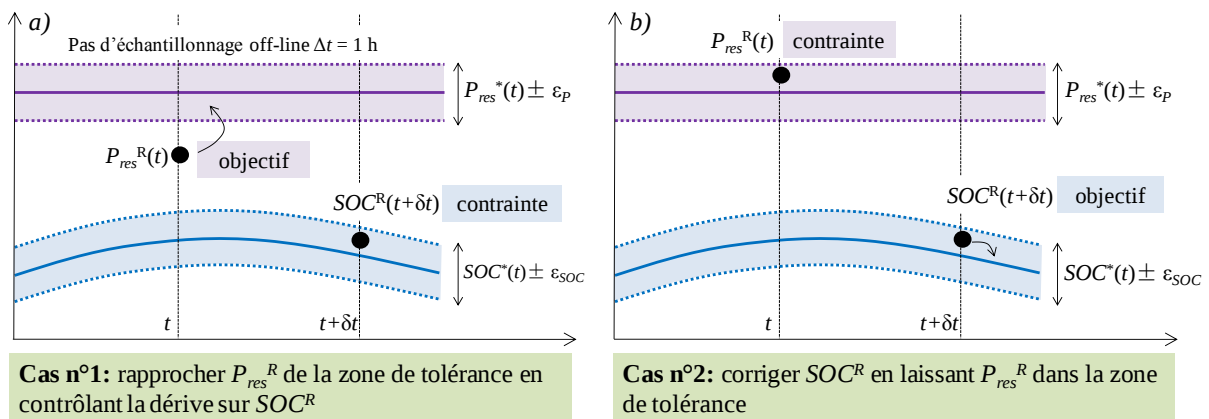


Figure III.23: Approche on-line - a) correction de P_{res} avec contrôle du SOC - b) correction du SOC avec contrôle de P_{res}

Il faut remarquer qu'il n'y a plus ici de notion de coût pour les énergies achetée ou vendue ou bien les dépassements de puissance souscrite. Dans un cas avec batterie, le vieillissement n'est pas

considéré. Des méthodes de dispatching optimal en temps réel ont été évoquées au chapitre I avec des optimisations pas à pas en vue de minimiser le coût. Le but est ici de mettre en place une approche simple qui pourra être exploitée rapidement dans le contexte Smart ZAE. Le principal objectif est de respecter au mieux le profil $\mathbf{P}_{res}^*$ quitte à dégrader la facture électrique finale qui sera inévitablement différente de la prévision off-line avec les écarts sur les profils de consommation et production. Ce profil à suivre $\mathbf{P}_{res}^*$ contient implicitement les bilans énergétiques (soutirage/injection) les mieux adaptés issus de la planification off-line. Ainsi, le stockage a pour double objectif d'assurer des bilans énergétiques favorables tout en corrigeant les écarts entre prévisions et réalisés afin de coller au gabarit de puissance optimal. C'est cette double fonction du stockage qui impose de surveiller son SOC tout au long de la journée avec la mise en place de tolérances. Une autre méthode, non considérée ici, aurait pu consister à assurer en off-line une réserve de stockage (par exemple 5 kWh sur 100 kWh au total) qui serait consacrée en on-line à la correction de profils.

4.2 Procédure de correction on-line

4.2.1 Algorithmes on-line

La correction on-line « pas à pas » décrite dans la partie précédente est implantée sous forme de problèmes d'optimisation « locaux » résolus par Programmation Quadratique Séquentielle. Tout comme pour l'étude des transitions de la DP, les variables d'optimisation sont les valeurs instantanées $P_{st}(t)$, $P_{prod-ch}(t)$ et $\Delta P_{PV}(t)$ pour les degrés de liberté (écrits dans un vecteur $\mathbf{P}_{ref}^R(t)$) et dont les bornes tiennent compte des valeurs mesurées pour la consommation et la production (Eq III.22).

$$\begin{cases} \mathbf{l}_b = [P_{st_min} & 0 & 0] \\ \mathbf{u}_b = [P_{st_max} & P_{prod}^R(t) & P_{prod}^R(t)] \end{cases} \quad \text{Eq III.22}$$

L'expression de la fonction objectif et des contraintes dépendent des cas considérés dans la procédure selon qu'il s'agit de se rapprocher du profil optimal en maîtrisant le SOC ou bien de corriger l'écart en état de charge en restant dans la bande de puissance tolérée de $\pm \varepsilon_P$.

■ Cas n°1:

La fonction à minimiser $F_{obj}^I(\mathbf{P}_{ref}^R(t))$ dont l'expression est donnée Eq III.23 est ici la distance du point $P_{res}^R(t)$ par rapport à $P_{res}^*(t)$ avec une tolérance de $\pm \varepsilon_P$. Les contraintes de fonctionnement pour les flux monodirectionnels et les limites de P_{res} sont toujours notées CP_a , CP_v , CP_{res}^- et CP_{res}^+ et sont formulées avec les dépassements instantanés en reprenant l'Eq III.4 à l'Eq III.7. Les contraintes liées à l'état de charge inférieur $CSOC^-$ et supérieur $CSOC^+$ permettent quant à elles de définir une tolérance autour de la valeur du profil optimal au pas suivant $SOC^*(t+\delta t)$ (Eq III.24 et Eq III.25).

$$F_{obj}^1(\mathbf{P}_{ref}^R(t)) = |P_{res}^R(t) - P_{res}^*(t)| \quad \text{Eq III.23}$$

$$CSOC^- = \max(SOC^*(t + \delta t) - \varepsilon_{SOC}, SOC_{min}) - SOC^R(t + \delta t) \quad \text{Eq III.24}$$

$$CSOC^+ = SOC^R(t + \delta t) - \min(SOC^*(t + \delta t) + \varepsilon_{SOC}, SOC_{max}) \quad \text{Eq III.25}$$

■ **Cas n°2:**

Dans cette situation, l'objectif est de corriger d'éventuelles dérives de l'état de charge en rapprochant $SOC^R(t + \delta t)$ de sa valeur prévue en off-line et la fonction à optimiser $F_{obj}^2(\mathbf{P}_{ref}^R(t))$ est une « distance » en SOC qui tient compte de la tolérance de $\pm \varepsilon_{SOC}$ (Eq III.26). Les contraintes relatives aux flux monodirectionnels et aux dépassements de SOC s'expriment là encore comme les valeurs instantanées des limites pour le problème de planification. Afin de réduire les déviations de $P_{res}^R(t)$ par rapport au profil optimal, les contraintes CP_{res}^- et CP_{res}^+ arbitrent entre la largeur de bande ε_P et les bornes P_{res_min} et P_{res_max} fixées par le fournisseur qui doivent être respectées en priorité (Eq III.27 et Eq III.28)

$$F_{obj}^2(\mathbf{P}_{ref}^R(t)) = |SOC^R(t + \delta t) - SOC^*(t + \delta t)| \quad \text{Eq III.26}$$

$$CP_{res}^- = \max(P_{res}^*(t) - \varepsilon_P, P_{res_min}) - P_{res}^R(t) \quad \text{Eq III.27}$$

$$CP_{res}^+ = P_{res}^R(t) - \min(P_{res}^*(t) + \varepsilon_P, P_{res_max}) \quad \text{Eq III.28}$$

■ **Cas n°2bis:**

Avec l'optimisation de la situation précédente, il peut s'avérer que le respect des contraintes soit impossible avec un stockage surchargé (ou sur déchargé) qui nécessiterait de solliciter le réseau avec $P_{res}^R(t)$ au-delà des bornes et de la tolérance $\pm \varepsilon_P$. Dans ce cas, une nouvelle optimisation est lancée sans contraintes sur la puissance réseau. L'essentiel est de garantir un SOC correct en minimisant un compromis entre le respect de l'état de charge et la distance entre $P_{res}^R(t)$ et sa valeur optimale. Ces deux critères sont normalisés et réunis avec la formulation monoobjectif $F_{obj}^{2bis}(\mathbf{P}_{ref}^R(t))$ de l'Eq III.29, la fonction max étant utilisée pour ne pas pénaliser le critère « puissance réseau » pour les faibles valeurs de $P_{res}^*(t)$. Notons que dans le cas n°1, la convergence est toujours possible avec une puissance réseau pouvant rester loin de la valeur optimale pour garantir le respect des limites de fonctionnement.

$$F_{obj}^{2bis}(\mathbf{P}_{ref}^R(t)) = \frac{|P_{res}^R(t) - P_{res}^*(t)|}{\max(1, P_{res}^*(t))} + \frac{|SOC^R(t + \delta t) - SOC^*(t + \delta t)|}{SOC_{max}} \quad \text{Eq III.29}$$

Comme déjà évoqué, les optimisations de la procédure on-line avec trois variables sont effectuées en utilisant la méthode de Programmation Quadratique Séquentielle. L'algorithme est lancé avec 300 itérations maximum et permet de fixer les consignes associées aux degrés de liberté sur un pas temporel $\delta t = 5$ min.

4.2.2 Prise en compte des délestages

Malgré la gestion on-line du moyen de stockage, rien ne garantit de pouvoir rester dans la largeur de bande $\pm \varepsilon_P$ tout au long de la journée. En effet, en cas d'écart trop important sur l'amplitude et/ou la durée entre prévisions et valeurs réelles, le stockage arrivera inévitablement en butée de charge ou décharge. Sans ce degré de liberté, le système est alors tributaire des aléas météorologiques et le suivi du profil optimal ne peut plus être assuré. Si, à l'issue de l'optimisation on-line, le profil $P_{res}^R(t)$ reste au-delà de la bande $\pm \varepsilon_P$, la possibilité de délester (i.e. couper) des charges est envisagée afin de diminuer la consommation du site et de faire baisser la puissance soutirée au réseau.

Le concept de *Demand Side Management* est tout comme le stockage un moyen de contrôler les profils de puissance appelée. Avec des charges programmables, déplaçables dans le temps ou interruptibles, l'opérateur d'un microréseau peut décaler ou abaisser le niveau des pics de consommation afin d'arbitrer entre les périodes à tarifs différents où bien de satisfaire des contraintes imposées par le fournisseur d'énergie (Missaoui 06). Dans cette thèse, la programmation des charges n'est pas prise en compte en phase de gestion où seul le stockage permet de contrôler les flux. Le délestage est utilisé « en dernier recours » en phase on-line pour abaisser la consommation et rapprocher $P_{res}^R(t)$ du profil optimal à suivre. On remarquera que la dégradation de la MPPT peut être considérée quant à elle comme une capacité de délestage négative. En cas de consommation plus faible que les prévisions ou de production plus importante, jouer en on-line sur la commande des convertisseurs interfaçant les panneaux solaires permet ainsi de corriger une puissance réseau par rapport au profil prévisionnel.

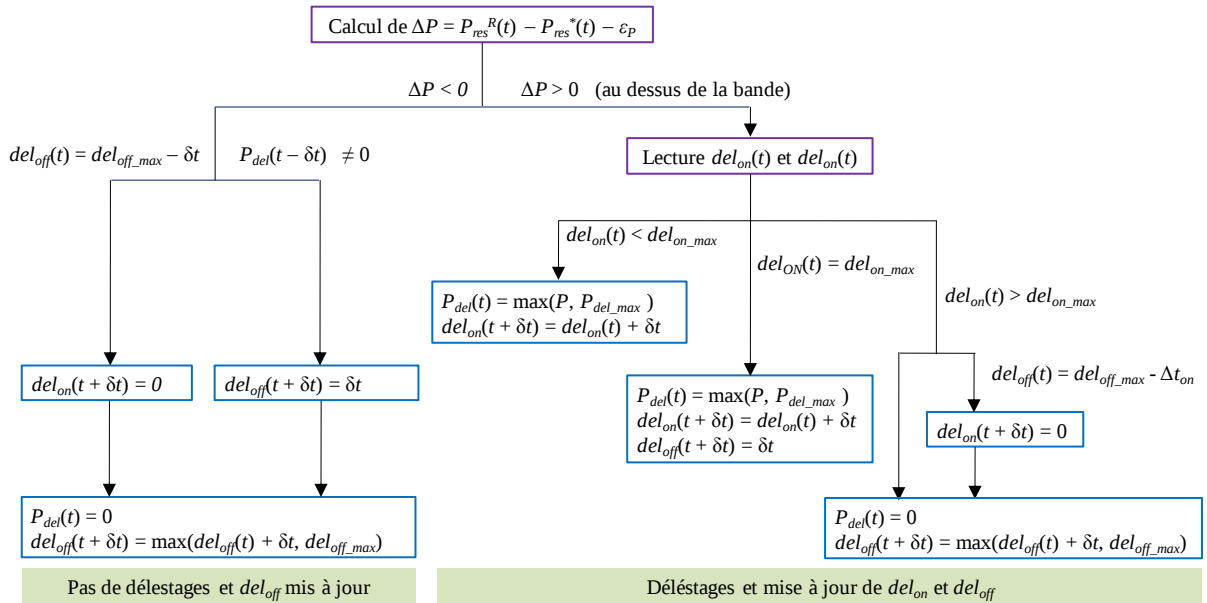


Figure III.24: Gestion des délestages de puissance

Nous faisons ainsi l'hypothèse d'une puissance maximum effaçable P_{del_max} correspondant au système d'air conditionné sur le site avec une base évaluée à 15 kW soutirés en permanence. Une durée maximum de délestage $del_{on_max} = 60$ min est introduite ainsi qu'une période minimum à respecter entre deux effacements successifs $del_{min_off} = 30$ min. Le calcul de la puissance délestée à chaque pas de calcul t se fait selon l'algorithme de la Figure III.24. Si $P_{res}^R(t)$ reste en dehors de la bande de tolérance à l'issue de l'optimisation on-line, il est alors nécessaire d'envisager un délestage

pour limiter/annuler le dépassement. La consigne de la puissance délestée $P_{del}(t)$ doit tenir compte de l'état des compteurs de délestage ON ($del_{on}(t)$) et OFF ($del_{off}(t)$) mis à jour en fonction de la mission.

4.2.3 Procédure globale et critères de qualité

L'ensemble de la procédure de correction on-line est finalement synthétisé sur le diagramme Figure III.25. En partant des consignes optimales off-line $\mathbf{P}_{ref}^*(t)$ et des mesures de production/consommation ainsi que du SOC pour un pas temporel donné, les optimisations sont lancées selon la valeur de $P_{res}^R(t)$ par rapport au profil optimal. Une fois ces procédures effectuées, la nouvelle puissance réseau est calculée à partir du jeu de consignes $\mathbf{P}_{ref}^R(t)$ obtenu. La possibilité de délester une partie de la consommation est ensuite étudiée. En fonction du résultat retourné pour $P_{del}(t)$, la puissance consommée est mise à jour avant de recalculer la valeur finale pour $P_{res}^R(t)$.

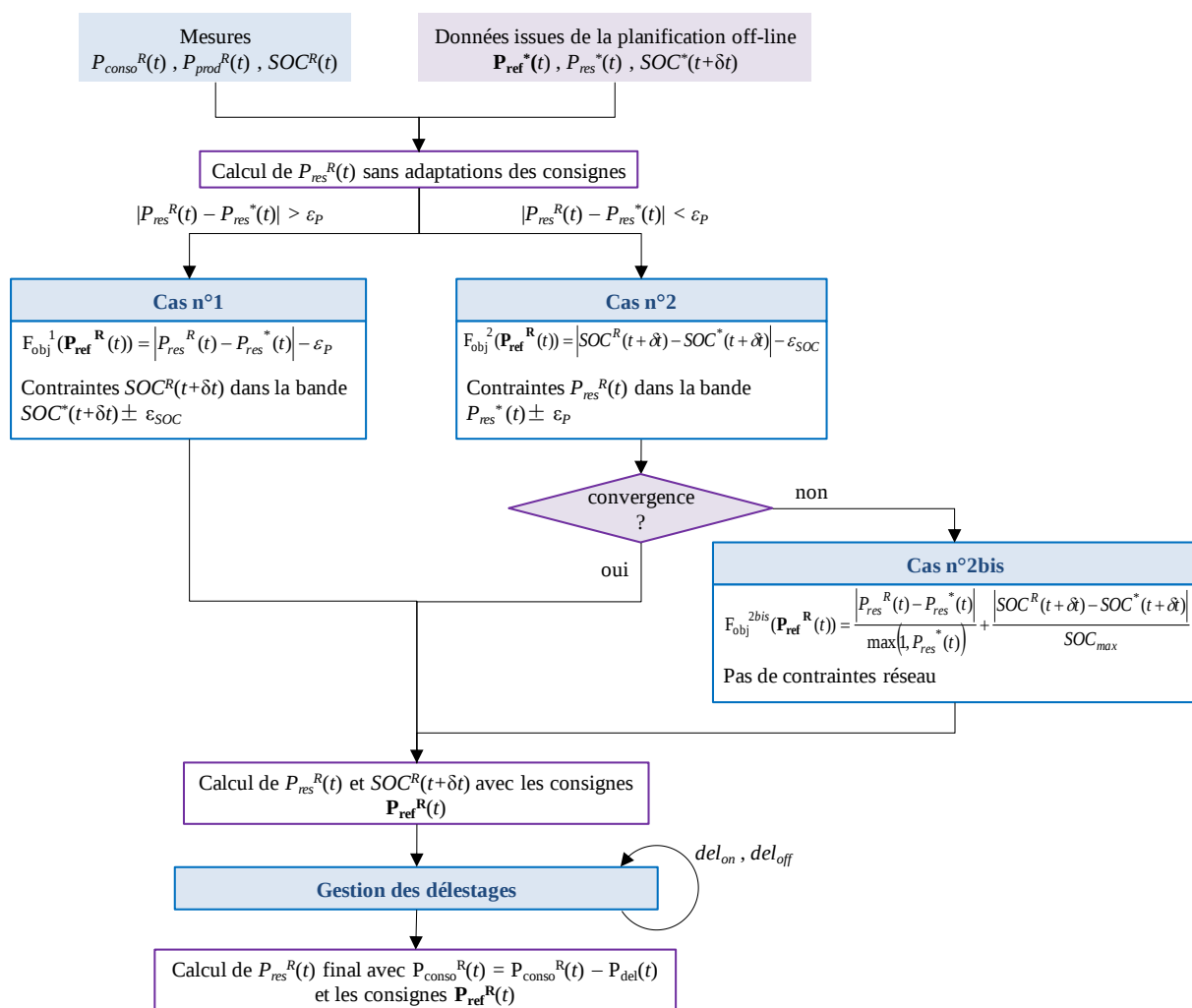


Figure III.25: Diagramme de fonctionnement de la correction on-line

Avec les couples de données prévisionnelles et réalisées pour la consommation et la production, nous sommes en mesure de simuler le fonctionnement de l'opération on-line suite à la gestion off-line. Les performances de la procédure sont jugées à partir des écarts entre le profil de puissance final $P_{res}^R(t)$ et la trajectoire optimale $P_{res}^*(t) \pm \epsilon_P$. Il n'existe pas à ce jour de valorisation tarifaire pour le respect d'un suivi de profil. Ainsi, il serait hasardeux dans notre étude de pénaliser financièrement tout

écart avec la trajectoire prévisionnelle pour réévaluer la qualité de la correction. Des critères de distance par rapport à l'optimum sont donc mis en place et calculés sur l'ensemble de la mission (i.e. une journée ici):

- Ecart-type entre $P_{res}^R(t)$ et $P_{res}^*(t) \pm \varepsilon_P$
- Ecart maximum entre $P_{res}^R(t)$ et $P_{res}^*(t) \pm \varepsilon_P$
- Nombre de dépassements au-delà de $P_{res}^*(t) \pm \varepsilon_P$
- Durée cumulée des dépassements
- Energie cumulée dans les dépassements

4.3 Résultats de simulation

La simulation du déroulement de la procédure on-line est menée sur la journée test de base (journée de Mars) ayant servi de base à la comparaison des algorithmes de planification avec prise en compte des contraintes réseau. Les profils de consommation et production correspondant sont donnés Figure III.26 avec des prévisions échantillonnées à $\Delta t = 1h$ et des valeurs réelles avec un pas $\delta t = 5 \text{ min}$.

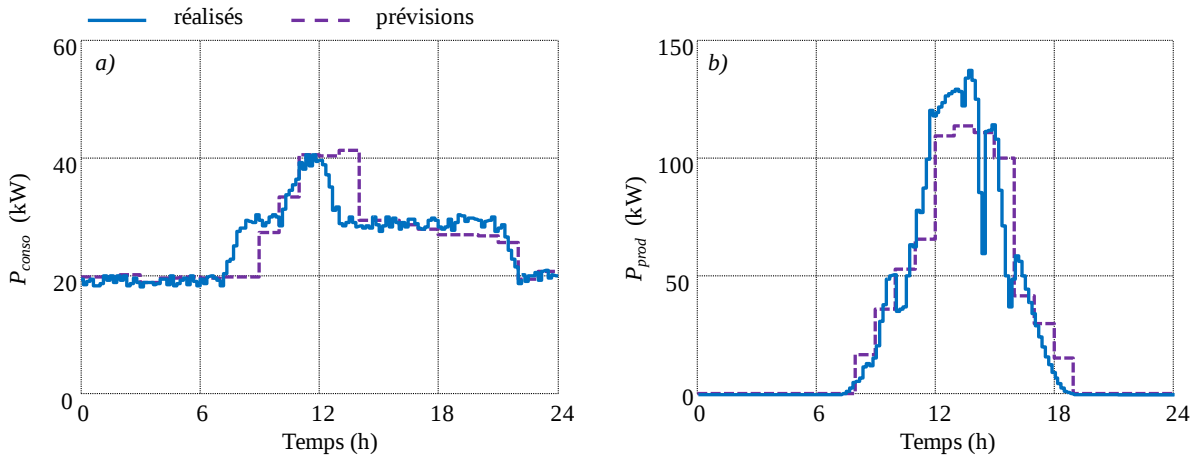


Figure III.26: Prévisions et réalisés - a) consommation - b) production

La solution $\mathbf{P}_{refPDa}$ pour le stockage inertiel est retenue et correspond au profil optimal $\mathbf{P}_{res}^*$ à suivre de la Figure III.27 et les simulations de la procédure on-line ont été effectuées avec des valeurs arbitraires $\varepsilon_P = 5 \text{ kW}$ et $\varepsilon_{SOC} = 15 \%$. En début de journée, il n'y a pas de production sans ensoleillement pendant la nuit et il n'y a donc aucun écart entre les prévisions et les réalisés. Pour la consommation, les faibles déviations des mesures par rapport aux prévisions restent dans la bande de tolérance de $\pm \varepsilon_P$. Sans correction des consignes, la puissance $\mathbf{P}_{res}^R$ sort de cette bande dès que les écarts avec les valeurs prévues deviennent importants (Figure III.27a). Notons que les forts niveaux de production en première partie de journée (prévisions d'ensoleillement pessimistes de 10 h à 14 h) correspondent à des valeurs de $\mathbf{P}_{res}^R$ nettement inférieures au profil à suivre. A l'inverse, des dépassements positifs interviennent pour des prédictions trop optimistes de production (16 h) ou des estimations trop faibles de consommation (8 h -9 h). Il faut rappeler que considérer les consignes $\mathbf{P}_{ref}^*$ prévues par la planification en simulant la journée on-line ne garantit pas de respecter les contraintes de fonctionnement du système (notamment les flux monodirectionnels P_o et P_v) selon les aléas de production et/ou consommation.

L'adaptation on-line des consignes associées aux degrés de liberté du système permet de réduire significativement les écarts de puissance par rapport au profil à suivre. Ainsi, les dépassements négatifs de 10 h à 14 h disparaissent totalement en dégradant la production solaire (Figure III.27b). Notons que cela se traduit par un manque à gagner au niveau de la facture énergétique, mais c'est le « prix à payer » pour tenir ses engagements. Les dépassements positifs sont quant à eux réduits en sollicitant notamment le moyen de stockage. Cependant, à cause des limites de fonctionnement des volants d'inertie et afin de ne pas trop faire dévier la trajectoire du profil prévu, certains écarts ne peuvent être pris en charge (9 h et 18 h). Il faut remarquer que sans correction des consignes, les contraintes réseau de non consommation de 19 h à 21 h ne sont pas respectées même si le profil P_{res}^R reste dans la bande de tolérance. L'optimisation on-line permet quant à elle de respecter scrupuleusement les contraintes pour la journée considérée en s'ajustant parfaitement autour de la trajectoire P_{res}^* . Nous remarquons cependant un dépassement positif après 21 h de la puissance réseau qui n'apparaissait pas dans un cas sans adaptation on-line. Ceci est dû à une décharge prématurée du moyen de stockage nécessaire pour respecter les contraintes réseau.

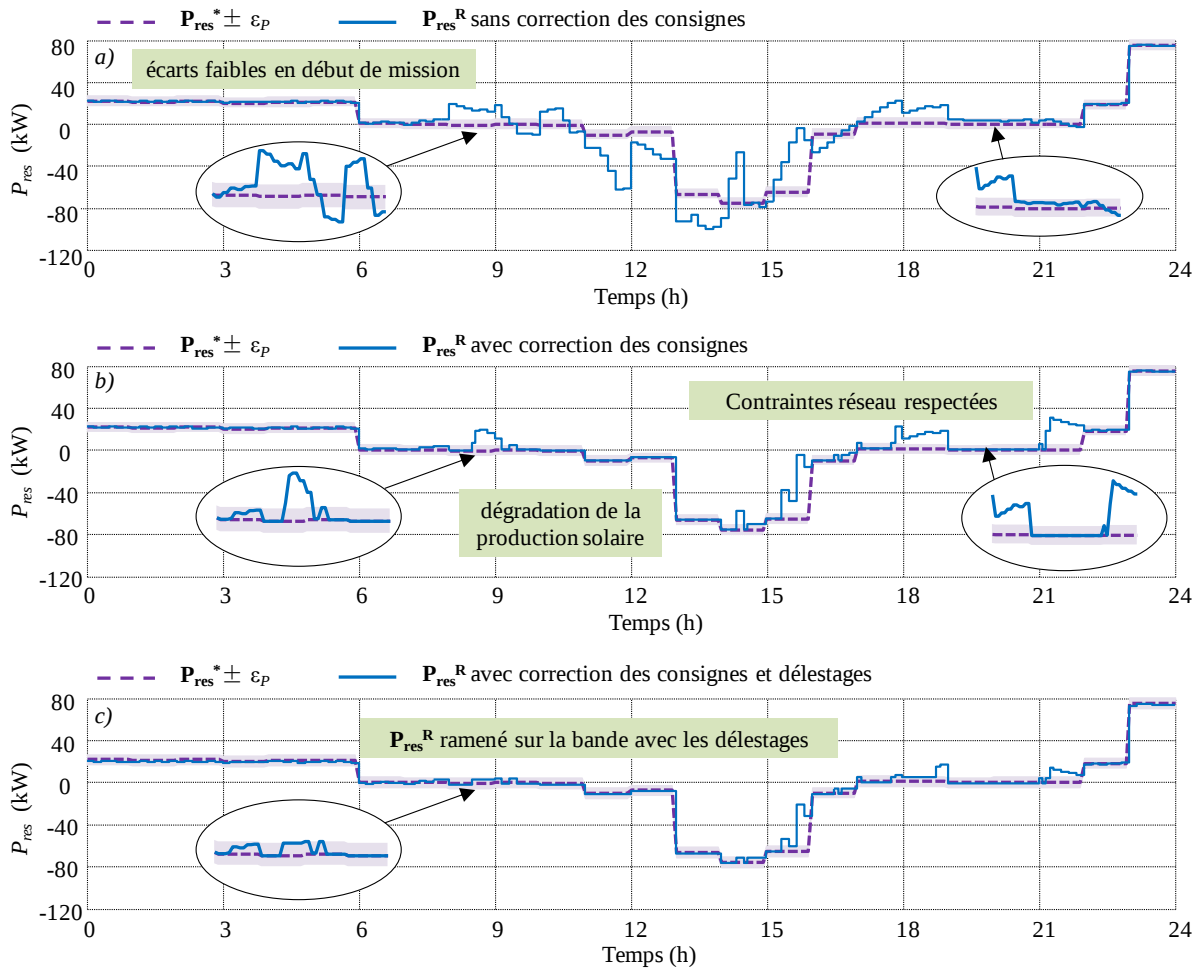


Figure III.27: Comparaison entre P_{res}^R et le profil optimal à suivre - a) sans correction des consignes - b) avec correction on-line - c) avec correction on-line et délestages

Le fait d'ajouter la capacité de délester une part des charges permet d'améliorer encore la qualité de la puissance P_{ref}^R en termes de dépassements positifs. En effet, dans les cas où la gestion du moyen de stockage n'arrive pas à ramener la puissance réseau dans la bande de tolérance, la réduction de la

consommation permet de revenir dans des niveaux acceptables (9 h et 14 h) ou bien de limiter l'amplitude des dépassements (21 h - 22 h par exemple) (Figure III.27c).

Le tracé du profil final SOC^R met en évidence la décharge prématurée du volant d'inertie en fin de journée pour respecter les contraintes réseau (Figure III.28a). Cela explique le dépassement positif de 21 h à 22 h avec un stockage qui ne peut plus assurer sa mission. La Figure III.28b permet de constater la part non négligeable de production solaire (72 kWh sur 688 kWh soit 10 %) qui est dégradée pour annuler les dépassements négatifs de 9 h à 14 h. Nous observons également la concomitance des phases où le stockage est déchargé au-delà de la bande de tolérance avec les périodes où la consommation est délestée pour améliorer les performances de la correction on-line.

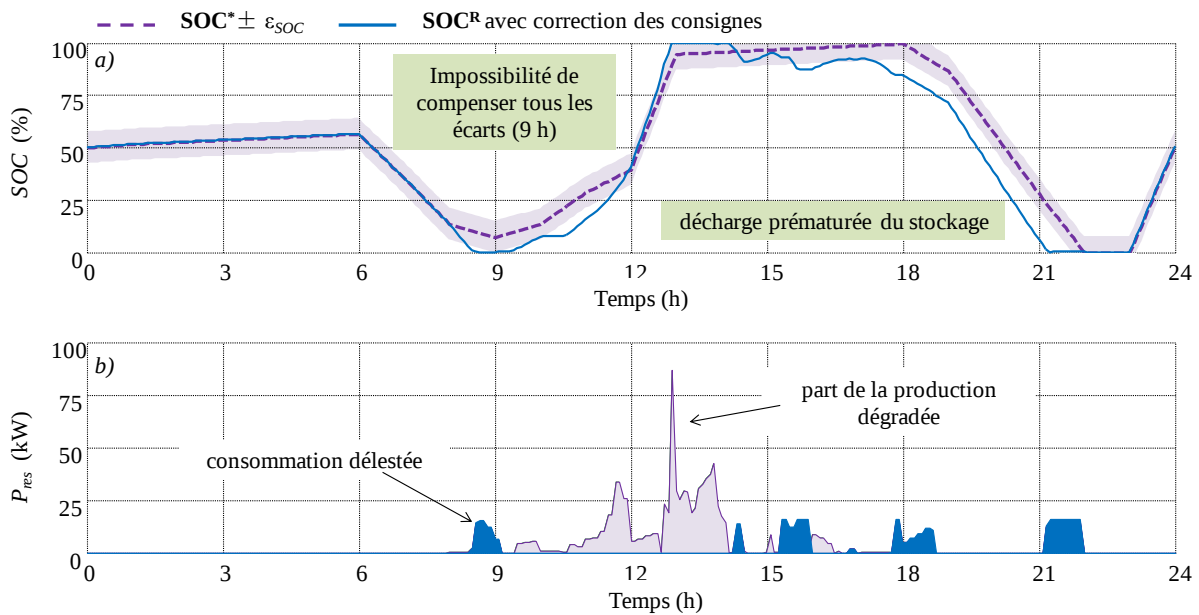


Figure III.28: Etude des profil - a) SOC^R et SOC^* - b) consommation délestée et production dégradée

L'amélioration des performances en passant d'un cas sans adaptation à la journée simulée avec la procédure on-line est également visible en calculant les indicateurs de qualité pour les deux situations (Tableau III.17).

Tableau III.17: Critères de qualité pour les différentes situations

	Sans adaptation des consignes	Avec adaptation des consignes	Adaptation et délestages
Ecart type (kW)	12.5	7.9	4.4
Ecart maximum (kW)	56.2	55.3	40.3
Nombre de dépassements (-)	10	6	5
Durée des dépassements (h)	9.5	3.6	1.6
Energie des dépassements (kWh)	145.5	59.5	20.0

La correction des références pour les degrés de liberté réduit de manière significative la durée et l'énergie cumulées des dépassements. L'écart type est également meilleur mais l'écart maximum reste inchangé. Il coïncide avec un creux de production vers 16 h (Figure III.26b) et une non sollicitation du stockage qui est déjà en dehors de la bande de tolérance de $\pm \epsilon_{SOC}$ (Figure III.28b). Avec délestage, cet

écart maximum est naturellement réduit d'une valeur égale à P_{del_max} (15 kW) en même temps que le nombre de dépassements et leur énergie sont encore plus limités.

Les performances de la procédure on-line sont bien évidemment limitées par la fiabilité des prévisions pour la production et la consommation. En effet, l'amplitude des déviations ainsi que les séquences d'écarts positifs et négatifs déterminent les niveaux d'énergie à combler (en plus ou en moins) pour suivre le profil $\mathbf{P}_{res}^*$. Dans la journée considérée ici, le trop fort niveau de production par rapport aux prédictions de 9 h à 14 h permet de corriger la déviation de l'état de charge du stockage sollicité en début de mission pour corriger les dépassements positifs. Pour une journée sans production en revanche, les volants d'inertie devraient compenser seuls l'ensemble des dépassements. Si, dans ce cas, les déviations sont positives sur l'ensemble de la mission, une importante capacité de stockage pourrait vite s'avérer nécessaire pour tenir les engagements (nous pourrions également augmenter la puissance délestable). Par exemple, pour la journée test, il y a 73 kWh de dépassements positifs à corriger, valeur de l'ordre de la capacité du stockage mis en place. Les autres éléments déterminants pour la qualité de l'adaptation on-line sont les valeurs des paramètres de tolérance ε_P et ε_{SOC} (qui pourraient être fixés par des organismes publics tels que la CRE). La largeur de bande autour de $\mathbf{P}_{res}^*$ fixe le compromis entre l'éloignement moyen avec le profil prévisionnel et la valeur de l'écart maximum. Un ε_P élevé par exemple correspondrait à un écart-type important entre $\mathbf{P}_{res}^*$ et $\mathbf{P}_{res}^R$ mais préserverait le stockage pour prendre en compte uniquement les dépassements importants au-delà de la bande.

5 CONCLUSIONS

Ce chapitre III est consacré aux méthodes de gestion du microréseau couplant planification off-line (la veille) et correction on-line (le lendemain) des consignes. Après avoir mis en forme le problème de gestion optimale à J-1, plusieurs méthodes de résolution ont été présentées pour obtenir un jeu de référence optimal des degrés de liberté, la veille pour le lendemain. À partir d'une journée test, les algorithmes ont été comparés en termes de précision et de temps de calcul.

Le [Tableau III.18](#) reprend qualitativement l'ensemble des caractéristiques des procédures off-line utilisées. Avec des méthodes de recherche stochastiques, le PSO et le CL nécessitent un grand nombre d'itérations, ce qui se traduit par un temps CPU significatif. L'hybridation du CL permet d'accélérer la convergence en conservant la précision sur l'optimum retourné. Le SQP est très rapide mais la non convergence récurrente impose d'effectuer un grand nombre de lancers pour obtenir un optimum satisfaisant. La Programmation Dynamique converge systématiquement avec des temps de calcul raisonnables sauf pour des discrétisations fines du SOC. La DPa permet de réduire le temps de calcul sans dégradation importante des solutions retournées. En revanche, ces deux méthodes procèdent par optimisations successives au fil de la mission et ne permettent pas d'utiliser des modèles nécessitant une vision globale de la mission (vieillesse de la batterie avec modèle RFC par exemple).

Tableau III.18: Comparaison des algorithmes pour la planification off-line

	Convergence	Optimum obtenu	Temps CPU	Vision globale de la mission
SQP				
CL				
CLh				
PSO				
DP				
DPa				

De façon générale, les résultats certes sur des journées tests particulières, montrent une assez forte sensibilité du coût selon les méthodes employées et les réglages des algorithmes : la planification optimale est donc un enjeu sensible, tout au moins sur ce cas d'étude. Notons également la dispersion des résultats obtenus pour les différentes simulations et en particulier les test avec volant d'inertie pour la journée test de Mars. Des cas de non convergence notamment posent le problème de la robustesse des méthodes, comme avec le SQP. Le choix et le réglage des algorithmes est donc essentiel pour garantir des solutions robustes et de bonne qualité.

L'intégration des modèles de vieillissement dans le cas d'une gestion avec un stockage électrochimique a mis en évidence le coût élevé du stockage par rapport aux tarifs d'achat de l'énergie notamment. Dans cette situation, le stockage serait utilisé uniquement pour satisfaire à des contraintes réseau dans un contexte tarifaire d'engagement à tenir avec le fournisseur d'énergie. Cet engagement est d'ailleurs au cœur de la procédure de correction on-line qui a pour but de suivre au mieux le profil réseau prévisionnel. La méthode arbitre entre l'éloignement par rapport au profil à suivre et les divergences d'état de charge. Les performances de cette stratégie sont intimement liées au couple prévisions/réalisés (annexe E). Dans cette thèse, nous avons construit nos propres profils prévisionnels à partir de mesures sur site, mais rien n'indique que l'approche représente fidèlement des écarts possible entre prédiction et réalité. Ceci serait l'objet d'un travail spécifique avec une approche stochastique pour caractériser ces écarts à partir d'un jeu de données étendu. De plus, le dimensionnement de l'organe de stockage influe ici sur deux facteurs : les capacités d'optimisation de la trajectoire planifiée off-line et les capacités de rattrapage des erreurs de prédiction on line. La « superposition » de ces deux facteurs pose une question complexe pour ce qui est du dimensionnement du stockeur.

Dans la suite des travaux, nous nous consacrons uniquement à la problématique de gestion off-line en faisant l'hypothèse simplificatrice que la boucle on-line serait capable de pallier les erreurs de prédiction. Le but sera de simuler des périodes plus longues pour se diriger vers une phase de dimensionnement. Un des principaux verrous sera ainsi de réduire significativement les temps de calcul nous contraignant à simplifier et compacter le problème. Pour indication, la procédure de Programmation Dynamique adaptative met environ 10 min pour effectuer une planification d'une journée. Dans ce cas, la simulation d'une année nécessiterait près de trois jours de calcul. Mettre en place un algorithme de dimensionnement se limitant, par exemple, à l'évaluation de 400 configurations différentes sur une année durerait 3 ans - autant qu'une thèse!....

CHAPITRE IV

Réduction du temps de calcul pour la boucle de gestion off-line

RESUME:

Dans ce chapitre, une réduction significative du temps de calcul pour la boucle de gestion off-line est entreprise. Elle passe notamment par la mise en forme linéaire du problème de gestion posé. Des transformations adaptées sont également utilisées pour rendre compte des rendements et de l'usure de la batterie. Avec une précision comparable à celle des algorithmes testés dans le chapitre précédent, cette nouvelle procédure permet de simuler le fonctionnement du microréseau sur une année. Différents cas sont alors étudiés en fonction des dimensions des éléments du microréseau ou du contexte tarifaire.

1 INTRODUCTION

Dans le chapitre III, des procédures de planification ont été proposées pour gérer le microréseau étudié. La planification off-line permet ainsi de définir un profil réseau optimal la veille pour le lendemain à partir de données tarifaires et des profils de consommation et production. La prise en compte des écarts inévitables entre prévisions et réalisés est effectuée par une boucle de gestion on-line davantage court terme avec un pas de quelques minutes. L'objectif des travaux de cette thèse est de se diriger vers une conception optimale intégrant la boucle de gestion dès la phase de dimensionnement. Cette boucle de gestion reprend le problème d'optimisation off-line avec des profils d'entrées déterministes. L'aspect stochastique des sources et des charges sur une année est cependant pris en compte avec des profils contenant les alternances saisonnières et l'hétérogénéité des trajectoires pour une même saison. Etudier le coût du système sur sa durée de fonctionnement en tenant compte notamment de ces variabilités saisonnières pour la consommation et la production nécessite de simuler des périodes longues. Si les procédures off-line mises en place sont performantes pour planifier la gestion du système sur une journée avec un modèle « complet non linéaire » (tel que défini au chapitre II) des éléments, les temps de calcul peuvent augmenter significativement pour représenter le fonctionnement du microréseau sur une année entière par exemple, voire plus. Il est donc impossible d'envisager d'utiliser en l'état une telle gestion pour un problème de conception optimale nécessitant plusieurs essais avec des dimensions différentes pour les éléments du microréseau.

Avant d'aborder le problème du dimensionnement, une réduction de la complexité de la gestion s'impose alors. Comme évoqué au chapitre I, une première simplification peut être faite en ajustant la complexité informationnelle. En effet, la question peut se poser sur le nombre de points nécessaires pour représenter les entrées (i.e. la consommation et la production photovoltaïque) sur la durée de vie du système. Nous pouvons envisager de sous échantillonner les trajectoires durant la nuit par exemple où il y a peu de variations. Le nombre de journées utilisées pour représenter une année peut également être ajusté avec un compactage des missions par des méthodes de classification. En plus de nécessiter une grande quantité d'informations, un problème se pose alors sur la synchronisation (production / consommation) entre les différentes entrées du problème. Dans cette thèse, nous représentons le fonctionnement du système sur une année entière échantillonnée à l'heure avec les données de production et consommation à disposition. Ainsi, la réduction de la complexité de la gestion passera par une simplification des modèles et l'utilisation d'algorithmes adaptés avec des temps de résolution réduits.

Ce chapitre IV est donc consacré à la mise en place d'une gestion rapide sur base de Programmation Linéaire (LP). La première partie décrit l'effort de mise en forme du problème nécessaire avec des hypothèses simplificatrices sur les modèles dans le cas d'un volant d'inertie sans prise en compte du vieillissement. L'algorithme est ensuite testé pour une journée donnée. Dans un second temps, la procédure est modifiée pour devenir plus robuste et tenir compte d'une politique tarifaire avec dépassements de puissance souscrite. Une situation avec batterie, prenant cette fois-ci le vieillissement en compte, est par la suite envisagée avec des simulations sur une journée. La dernière partie donne des résultats sur la gestion à l'année avec différentes tailles de stockage et panneaux notamment.

2 RESOLUTION DE LA PLANIFICATION PAR PROGRAMMATION LINEAIRE

2.1 Programmation Linéaire et problème de gestion des microréseaux

Comme évoqué au chapitre I, la résolution du problème de planification par Programmation Linéaire (PL) est utilisée dans de nombreux travaux de la littérature pour des microréseaux avec ou sans stockage. Les temps rapides d'exécution observés pour la résolution de problèmes linéaires permettent de simuler de longues périodes et d'itérer la procédure afin de tester différentes configurations pour les systèmes étudiés (Nottrot 12). Des simulations à l'année sont ainsi rendues possibles en optimisant l'usage d'un stockage de manière à minimiser la facture énergétique par arbitrage entre les périodes à tarifs différents (Bradbury 14). Les algorithmes d'optimisation utilisés tels que le *Simplexe* ou le *Point Intérieur* renvoient un minimum global en un temps de calcul raisonnable pour des variables continues (Hoke 13). La mise en forme du problème nécessite cependant d'avoir des dépendances linéaires du coût et des contraintes en fonction des paramètres d'optimisation. Avec un pas temporel fixe, les problèmes d'arbitrage sont ainsi faciles à représenter pour des coûts en €/kWh directement proportionnels aux flux d'énergie. Pour un pas temporel d'une heure, la facture énergétique est donc strictement exprimée comme le produit scalaire (i.e. produit terme à terme) entre le vecteur $\mathbf{P}_{\text{ref}}$ contenant les variables d'optimisation et un vecteur $\mathbf{C}_L$ adapté contenant des coefficients de coût. Les contraintes linéaires sont écrites au moyen d'une matrice $\mathbf{A}$ avec un nombre de colonnes égal au nombre de paramètres d'optimisation et un nombre de lignes équivalents au nombre de contraintes. Enfin, le problème linéaire s'exprime selon l'Eq IV.1 avec un vecteur $\mathbf{B}$ contenant les coefficients limites pour chacune des contraintes.

$$\mathbf{P}_{\text{ref}}^* = \underset{I_b < \mathbf{P}_{\text{ref}} < I_b}{\text{argmin}}(\mathbf{C}_L \cdot \mathbf{P}_{\text{ref}}) \text{ avec } \mathbf{A} \times \mathbf{P}_{\text{ref}}^* < \mathbf{B} \quad \text{Eq IV.1}$$

Cette mise en forme du problème impose donc d'avoir un modèle linéaire simplifié du système. Cependant l'ajout de variables entières et l'utilisation de transformations adaptées (Bisschop 00) peut permettre de prendre en compte des non linéarités comme par exemple le rendement d'un convertisseur bidirectionnel (Ru 13). Des paramètres binaires peuvent rendre également compte des disponibilités ou non de certains composants comme des groupes diesel ou bien du changement de mode charge/décharge d'un stockage par exemple (Parisio 11). Pour ces problèmes à variables mixtes (i.e. continues et entières), les algorithmes utilisés dérivent de la Programmation Linéaire en nombres entiers (*Mixed Integer Linear Programming*, MILP) avec l'utilisation de solveurs appropriés tels que CPLEX (IBM) ou GLPK capables de traiter un grand nombre de variables (1 million annoncé pour CPLEX) (Han 10).

2.2 Mise sous forme linéaire du problème de gestion off-line

2.2.1 Hypothèses simplificatrices pour le modèle du microréseau

Avec la bidirectionnalité des convertisseurs ainsi que la prise en compte du rendement des stockeurs en fonction des états de SOC et des consignes en puissance, le problème de planification off-line résolu au chapitre III est strictement non linéaire. Une autre non linéarité forte est introduite avec le vieillissement batterie et plus particulièrement avec le comptage de cycles du modèle RFC. Les

algorithmes utilisés jusqu'à présent pour effectuer le dispatching optimal des puissances opèrent sur une fonction « boîte noire ». Cette fonction renvoie les valeurs pour l'ensemble des flux d'énergie du microréseau en fonction des variables pour les degrés de liberté et des valeurs de production et consommation. L'état de charge du stockage est également mis à jour et les flux d'énergie sont utilisés pour déterminer la facture énergétique (flux dans les compteurs d'achat et de vente) puis calculer les coefficients relatifs aux différentes contraintes de fonctionnement. Pour les méthodes de résolution globale de la mission (i.e. Programmation Quadratique Séquentielle et algorithmes stochastiques) la fonction d'évaluation du système retourne des profils sur l'ensemble de la journée planifiée alors que la Programmation Dynamique raisonne sur des valeurs instantanées.

La redéfinition du problème sous forme linéaire empêche de faire appel à cette fonction d'évaluation du microréseau et nécessite d'entreprendre des simplifications significatives sur les modèles employés. Ainsi, nous négligerons les rendements des convertisseurs et du moyen de stockage dont l'état de charge dépend alors directement de la consigne en puissance P_{st} et de la capacité nominale E_{nom} (en kWh). Là encore, le pas temporel Δt est égal à une heure et le SOC instantané est donné en fonction de la valeur de départ SOC_{start} (Eq IV.2).

$$SOC(t) = SOC_{start} - \frac{100 \times \Delta t}{E_{nom}} \times \sum_{i=0}^t P_{st}(i) \quad \text{Eq IV.2}$$

Les simplifications ont pour effet immédiat de réduire le nombre de flux d'énergie nécessaire pour décrire l'ensemble du système en passant d'un modèle à onze flux d'énergie p_i (Figure IV.1a) à un modèle linéaire à sept flux (Figure IV.1b). De plus, dans cette représentation, l'ensemble des puissances peut s'exprimer comme une combinaison linéaire des autres. Comme précédemment, les grandeurs intéressantes pour la formulation de l'optimisation sont les flux au niveau des compteurs P_a et P_v , la puissance P_{res} échangée avec le réseau et les degrés de liberté P_{st} , $P_{prod-ch}$ et ΔP_{PV} . A noter que ces simplifications ont bien sûr un effet non négligeable sur la validité physique et énergétique du modèle ; nous verrons dans la section suivante (2.3) comment tenir compte de ces simplifications, par une procédure dite de « réparation » sur les choix de dispatching.

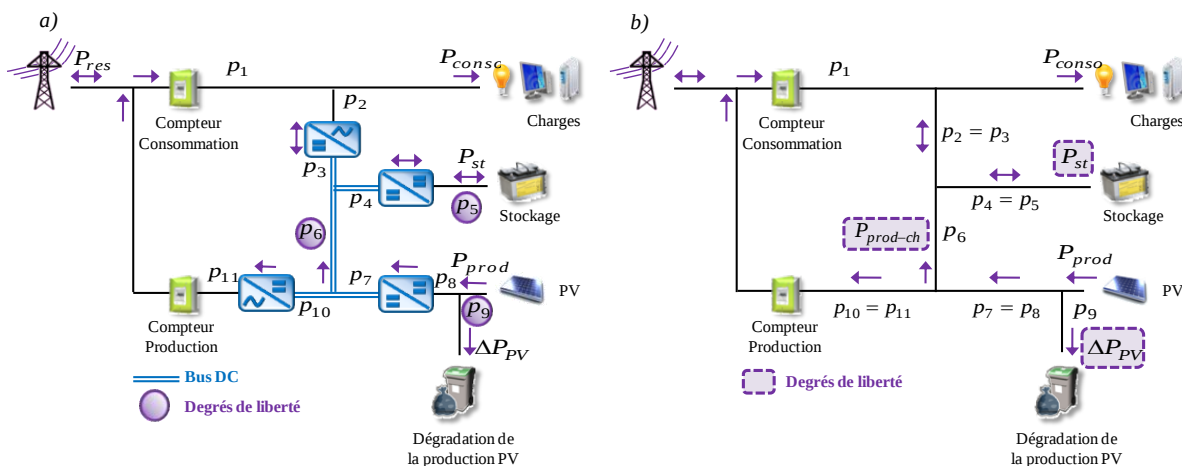


Figure IV.1: Simplification du modèle - a) modèle initial 11 flux - b) modèle linéaire 7 flux

2.2.2 Construction de la fonction coût

La résolution du problème de Programmation Linéaire (Eq IV.1) nécessite d'exprimer la fonction objectif (i.e. le coût ici) de manière linéaire en fonction des variables d'optimisation. Comme le problème off-line traité au chapitre III, ces variables sont les consignes relatives aux degrés de liberté sur l'ensemble de la journée avec 72 paramètres écrits dans un vecteur $\mathbf{P}_{\text{ref}} = [\mathbf{P}_{\text{st}} \mathbf{P}_{\text{prod-ch}} \Delta \mathbf{P}_{\text{pv}}]$. Les bornes sont là encore exprimées en fonction des limites d'utilisation du stockage et du profil de puissance produite au niveau des panneaux solaires $\mathbf{P}_{\text{prod}}$ au moyen du vecteur unitaire $\mathbf{J}_n$ (n coefficients unitaires avec $n = 24$ pour une journée échantillonnée à l'heure) (Eq IV.3).

$$\begin{cases} \mathbf{l}_b = [P_{st_min} \times \mathbf{J}_n & 0 \times \mathbf{J}_n & 0 \times \mathbf{J}_n] \\ \mathbf{u}_b = [P_{st_max} \times \mathbf{J}_n & \mathbf{P}_{\text{prod}} & \mathbf{P}_{\text{prod}}] \end{cases} \quad \text{Eq IV.3}$$

Dans un premier temps, seule la composante d'arbitrage sur le coût des énergies achetée et vendue est considérée pour estimer la facture énergétique à la journée sans prise en compte des dépassements de puissance souscrite. Avec les profils sur 24 h de production et de consommation, le calcul de la fonction objectif nécessite d'exprimer $\mathbf{P}_a$ (puissance achetée) et $\mathbf{P}_v$ (puissance vendue) linéairement avec les degrés de liberté (Eq IV.4 et Eq IV.5)

$$P_a(t) = P_{\text{conso}}(t) - P_{\text{st}}(t) - P_{\text{prod-ch}}(t) \quad \forall t \in [0..24] \quad \text{Eq IV.4}$$

$$P_v(t) = P_{\text{prod}}(t) - \Delta P_{\text{pv}}(t) - P_{\text{prod-ch}}(t) \quad \forall t \in [0..24] \quad \text{Eq IV.5}$$

En développant l'expression du coût $C(\mathbf{P}_{\text{ref}})$, un terme constant apparaît et dépend des entrées tarifaires (C_a et C_v) ainsi que des profils de consommation et production. Les autres termes sont dépendent linéairement avec degrés de liberté (Eq IV.6). Ainsi l'optimisation linéaire porte uniquement sur ces termes regroupés en une partie variable $\mathbf{C}_L^T \cdot \mathbf{P}_{\text{ref}}$ exprimée avec un vecteur $\mathbf{C}_L$ à 72 paramètres incluant les variations tarifaires correspondants aux coûts d'achat $\mathbf{C}_a$ et vente $\mathbf{C}_v$ en cours de journée (Eq IV.7).

$$\begin{cases} C(\mathbf{P}_{\text{ref}}) = \sum_{0h}^{24h} P_a(t) \times C_a(t) - P_v(t) \times C_v(t) \\ C(\mathbf{P}_{\text{ref}}) = \mathbf{C}_a^T \cdot \mathbf{P}_{\text{conso}} - \mathbf{C}_v^T \cdot \mathbf{P}_{\text{prod}} - \mathbf{C}_a^T \cdot \mathbf{P}_{\text{st}} + (\mathbf{C}_v - \mathbf{C}_a)^T \cdot \mathbf{P}_{\text{prod-ch}} + \mathbf{C}_v^T \cdot \Delta \mathbf{P}_{\text{pv}} \end{cases} \quad \text{Eq IV.6}$$

$$C(\mathbf{P}_{\text{ref}}) = \mathbf{C}_a^T \cdot \mathbf{P}_{\text{conso}} - \mathbf{C}_v^T \cdot \mathbf{P}_{\text{prod}} + \mathbf{C}_L^T \cdot \mathbf{P}_{\text{ref}} \quad \text{avec} \quad \mathbf{C}_L = [-\mathbf{C}_a \quad \mathbf{C}_v - \mathbf{C}_a \quad \mathbf{C}_v] \quad \text{Eq IV.7}$$

Pour être homogène avec les résultats à la journée étudiés jusqu'à présent, les performances de la Programmation Linéaire seront analysés en considérant le coût global $C(\mathbf{P}_{\text{ref}})$ et pas uniquement la partie linéaire $\mathbf{C}_L^T \cdot \mathbf{P}_{\text{ref}}$ par rapport aux variables optimisées par les procédures.

2.2.3 Construction des contraintes

La seconde étape de mise en forme linéaire consiste à écrire l'ensemble des contraintes du problème sous la forme $\mathbf{A} \cdot \mathbf{P}_{\text{ref}} < \mathbf{B}$. Dans le problème de planification globale du chapitre III, chacune des contraintes de fonctionnement était établie au moyen d'un coefficient exprimé comme une somme de violations tout au long de la journée mais cette formulation n'étant pas compatible avec la

Programmation Linéaire. Nous envisageons de construire la matrice $\mathbf{A}$ et le vecteur $\mathbf{B}$ avec autant de contraintes que de pas de calcul pour chacune des limites de fonctionnement. Les expressions font donc intervenir les matrices identité et nulle de dimension $n \times n$ notées $\mathbf{I}_n$ et $\mathbf{0}_n$. Comme pour le vecteur unitaire $\mathbf{J}_n$, n dépend de l'intervalle de planification et de l'échantillonnage : $n = 24$ ici pour une planification à la journée avec un pas horaire. La matrice $\mathbf{A}$ et le vecteur $\mathbf{B}$ sont décomposés en sous matrices $\mathbf{A}_i$ et sous vecteurs $\mathbf{B}_i$, chaque couple correspondant à une des limites de fonctionnement. L'unidirectionnalité des puissances à travers les compteurs est d'abord considérée avec les équations Eq IV.8 et Eq IV.9.

$$\begin{cases} \mathbf{P}_a \geq 0 \leftrightarrow \mathbf{P}_{st} + \mathbf{P}_{\text{prod-ch}} \leq \mathbf{P}_{\text{conso}} \\ \mathbf{A}_1 \times \mathbf{P}_{\text{ref}} \leq \mathbf{B}_1 \text{ avec } \mathbf{A}_1 = [\mathbf{I}_n \quad \mathbf{I}_n \quad \mathbf{0}_n] \text{ et } \mathbf{B}_1 = \mathbf{P}_{\text{conso}} \end{cases} \quad \text{Eq IV.8}$$

$$\begin{cases} \mathbf{P}_v \geq 0 \leftrightarrow \mathbf{P}_{\text{prod-ch}} + \Delta \mathbf{P}_{\text{PV}} \leq \mathbf{P}_{\text{prod}} \\ \mathbf{A}_2 \times \mathbf{P}_{\text{ref}} \leq \mathbf{B}_2 \text{ avec } \mathbf{A}_2 = [\mathbf{0}_n \quad \mathbf{I}_n \quad \mathbf{I}_n] \text{ et } \mathbf{B}_2 = \mathbf{P}_{\text{prod}} \end{cases} \quad \text{Eq IV.9}$$

Les équations Eq IV.4 et Eq IV.5 permettent d'accéder à la puissance $\mathbf{P}_{\text{res}}$ vue comme la différence entre le flux au niveau du compteur consommation et celui à travers le compteur production. Ainsi, le respect des bornes inférieures $\mathbf{P}_{\text{res_min}}$ et supérieures $\mathbf{P}_{\text{res_max}}$ peut s'exprimer lui aussi de manière linéaire avec les variables d'optimisation (Eq IV.10 et Eq IV.11).

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{\text{res}} \geq \mathbf{P}_{\text{res_min}} \leftrightarrow \mathbf{P}_{st} + \Delta \mathbf{P}_{\text{PV}} \leq \mathbf{P}_{\text{conso}} - \mathbf{P}_{\text{prod}} - \mathbf{P}_{\text{res_min}} \\ \mathbf{A}_3 \times \mathbf{P}_{\text{ref}} \leq \mathbf{B}_3 \\ \text{avec } \mathbf{A}_3 = [\mathbf{I}_n \quad \mathbf{0}_n \quad \mathbf{I}_n] \text{ et } \mathbf{B}_3 = \mathbf{P}_{\text{conso}} - \mathbf{P}_{\text{prod}} - \mathbf{P}_{\text{res_min}} \end{cases} \quad \text{Eq IV.10}$$

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{\text{res}} \leq \mathbf{P}_{\text{res_max}} \leftrightarrow -\mathbf{P}_{st} - \Delta \mathbf{P}_{\text{PV}} \leq \mathbf{P}_{\text{res_max}} - \mathbf{P}_{\text{conso}} + \mathbf{P}_{\text{prod}} \\ \mathbf{A}_4 \times \mathbf{P}_{\text{ref}} \leq \mathbf{B}_4 \\ \text{avec } \mathbf{A}_4 = [-\mathbf{I}_n \quad \mathbf{0}_n \quad -\mathbf{I}_n] \text{ et } \mathbf{B}_4 = \mathbf{P}_{\text{res_max}} - \mathbf{P}_{\text{conso}} + \mathbf{P}_{\text{prod}} \end{cases} \quad \text{Eq IV.11}$$

Les contraintes sur les butées du SOC pour le stockage sont elles aussi présentes à chaque pas de calcul en tenant compte de l'intégration de la puissance P_{st} depuis l'instant initial. La matrice triangulaire inférieure notée $\mathbf{T}_n$ avec des coefficients unitaires est alors utilisée pour contrôler le respect des limites à chaque pas temporel (Eq IV.12 et Eq IV.13).

$$\begin{cases} \text{SOC} \geq \text{SOC}_{\min} \times \mathbf{J}_n \leftrightarrow \sum_{i=0}^t P_{st}(i) \leq \frac{E_{\text{nom}}}{100 \times \Delta t} \times (\text{SOC}_{\text{start}} - \text{SOC}_{\min}) \forall t \in [0..24] \\ \mathbf{A}_5 \times \mathbf{P}_{\text{ref}} \leq \mathbf{B}_5 \\ \text{avec } \mathbf{A}_5 = [\mathbf{T}_n \quad \mathbf{0}_n \quad \mathbf{0}_n] \text{ et } \mathbf{B}_5 = \frac{E_{\text{nom}}}{100 \times \Delta t} \times (\text{SOC}_{\text{start}} - \text{SOC}_{\min}) \times \mathbf{J}_n \end{cases} \quad \text{Eq IV.12}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{SOC} \leq \text{SOC}_{\max} \times \mathbf{J}_{24} \leftrightarrow -\sum_{i=0h}^t P_{st}(i) \leq \frac{E_{nom}}{100 \times \Delta t} \times (\text{SOC}_{\max} - \text{SOC}_{start}) \forall t \in [0..24] \\ \mathbf{A}_6 \times \mathbf{P}_{ref} \leq \mathbf{B}_6 \\ \text{avec } \mathbf{A}_6 = \begin{bmatrix} -\mathbf{T}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n \end{bmatrix} \text{ et } \mathbf{B}_6 = \frac{E_{nom}}{100 \times \Delta t} \times (\text{SOC}_{\max} - \text{SOC}_{start}) \times \mathbf{J}_n \end{array} \right. \quad \text{Eq IV.13}$$

Les précédentes contraintes définissent des conditions de fonctionnement à respecter à chaque pas de calcul avec des matrices $\mathbf{A}_i$ comportant autant de lignes que d'échantillons dans l'intervalle de planification (i.e. 24 ici). La vérification que l'état de charge retourne en fin de mission à sa valeur initiale $\text{SOC}_{end} = \text{SOC}_{start}$ ne considère par définition que le dernier échantillon de la trajectoire. La matrice $\mathbf{A}_7$ associée à cette contrainte n'a donc qu'une seule ligne. Le produit $\mathbf{A}_7 \cdot \mathbf{P}_{ref}$ exprime l'intégration de la puissance P_{st} tout au long de la journée devant être nulle sans prise en compte des pertes. Comme expliqué au chapitre III, il n'est pas nécessaire de mettre en place une contrainte d'égalité pour assurer le retour au SOC initial. Une limite inférieure suffit car le résultat optimal de la planification tend à limiter énergie résiduelle en fin de journée dans le stockage afin de ne pas engendrer de « gaspillage » (Eq IV.14).

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{SOC}(t = 24h) \geq \text{SOC}_{end} \leftrightarrow \sum_{t=0h}^{t=24h} P_{st}(t) \leq 0 \\ \mathbf{A}_7 \times \mathbf{P}_{ref} \leq \mathbf{B}_7 \text{ avec } \mathbf{A}_7 = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_n & \mathbf{0} \times \mathbf{J}_n & \mathbf{0} \times \mathbf{J}_n \end{bmatrix} \text{ et } \mathbf{B}_7 = 0 \end{array} \right. \quad \text{Eq IV.14}$$

La matrice de contrainte finale s'obtient en concaténant l'ensemble de sous matrices $\mathbf{A}_i$. Elle comporte autant de colonnes que de variables d'optimisation et le nombre de lignes est équivalent au nombre de contraintes considérées dans le problème linéaire ici $24 \times 6 + 1 = 145$: six limites de fonctionnement à chaque échantillon plus la contrainte sur le SOC final. Le problème à 72 paramètres d'optimisation est donc sur-contraint mais cela n'a pas d'impact sur les méthodes de résolution linéaires qui sont utilisées via les solveur de Matlab ou GLPK. Pour réduire encore les temps de calcul, le problème est codé en Matrices Creuses (*Sparse Matrix*) (Gilbert 92). En effet, la matrice $\mathbf{A}$ comportant un grand nombre de zéros, nous choisissons le la codée via Matlab en représentation creuse. Dans ce cas seuls les coefficients non nuls de la matrice sont identifiés au moyen de trois paramètres : leur valeur, leur rang de ligne et leur rang de colonne. Ceci permet de limiter l'encombrement de la mémoire pour le programme de résolution et l'approche est pertinente à partir du moment ou moins d'un tiers des coefficients de la matrice considérée sont non nuls. Ici, $\mathbf{A}$ contient 816 éléments non nuls sur 10440 coefficients au total.

2.3 Réparation des consignes issues de la LP

2.3.1 Dépassements des contraintes

Dans un premier temps, la fonction *linprog* de Matlab avec l'algorithme du Simplexe (Bixby 92) est utilisée pour résoudre le problème linéaire mis en forme dans la partie précédente. Des résultats préliminaires sont donnés pour la journée test du chapitre III dans un cas avec volant d'inertie et contraintes réseau de non consommation de 19 h à 20 h. L'intérêt n'est pas ici porté sur les

performances ou l'optimum retourné mais sur les conséquences apportées par les simplifications faites en passant du modèle initial à 11 flux du système à la représentation linéaire à 7 flux.

Ainsi, l'injection de la solution P_{ref}^* déterminée par la LP dans le modèle non linéaire du microréseau montre des dépassements plus ou moins importants des limites de fonctionnement, ceci en raison des imprécisions du modèle linéarisé. Le flux P_v au niveau du compteur production notamment, devient négatif pour quelques échantillons temporels (Figure IV.2a). Si ces dépassements restent faibles, la courbe de SOC obtenue en passant du modèle linéaire au modèle initial fait quant à elle apparaître des violations significatives des limites de fonctionnement. En effet, tenir compte des pertes dans le stockage (modèle initial) accélère les décharges et freine les recharges ce qui se traduit finalement par des SOC inférieurs à ceux retournés par la LP (établie à pertes négligées) avec des valeurs non autorisées (minimum théorique à -15% !!!) (Figure IV.2b).

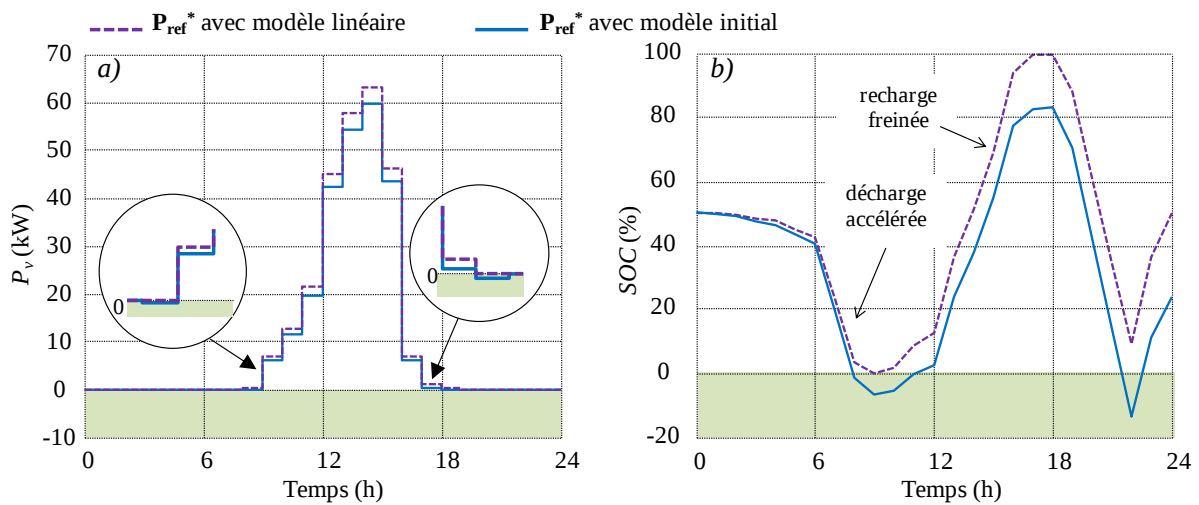


Figure IV.2: Limites du modèle linéaire - a) P_v - b) SOC

La stratégie de gestion du microréseau consiste à corriger en temps réel les consignes afin de satisfaire le profil de puissance réseau optimal tout en respectant les différentes contraintes. Sans la possibilité de combler parfaitement l'ensemble des écarts entre prévisions et réalisés, le coût optimal prévu en off-line n'est pas garanti. En phase de gestion, nous pouvons donc nous interroger sur la nécessité de mettre en place un modèle complet (avec pertes) car les résultats en temps réel seront inévitablement différents des prévisions effectuées la veille pour le lendemain. Dans ce contexte, nous pourrions nous satisfaire d'une boucle de gestion off-line de type LP, même avec des simplifications discutables du modèle. Cependant, dans un souci d'estimer la facture énergétique du système sur des profils longs (i.e. un an), la prise en compte des pertes peut s'avérer intéressante notamment si une grande capacité de stockage est mise en place. Il convient donc de corriger les résultats issus de la LP pour respecter les contraintes de fonctionnement sans pour autant dégrader le coût optimal obtenu. Le but est d'avoir la représentation la plus réaliste possible de la « facture annuelle optimale » que nous pouvons espérer pour une taille donnée des éléments du microréseau.

2.3.2 Adaptation des références

Bien que ne respectant pas les contraintes du modèle initial avec pertes, les profils de référence issus de la LP renvoient des bilans énergétiques achat/vente similaires pour la journée simulée. L'idée

est donc de réparer pas à pas les consignes associées aux degrés de liberté afin de satisfaire les contraintes tout en considérant la trajectoire optimale de SOC prévue et par la Programmation Linéaire, noté $\mathbf{SOC}^{LP}$. A chaque pas de calcul de la planification off-line, les consignes instantanées $\mathbf{P}_{ref}(t) = [P_{st}(t) \ P_{prod-ch}(t) \ \Delta P_{pv}(t)]$ sont donc localement ajustées dans leur bornes (Eq IV.15) de manière à minimiser le coût $C(\mathbf{P}_{ref}(t))$. L'expression de ce coût instantané dépend des flux à travers les compteurs consommation et production calculés avec le modèle non linéaire du microréseau et des valeurs $P_{conso}(t)$ et $P_{prod}(t)$. Rappelons que seule la composante d'arbitrage sur les énergies achetée et vendue apparaît dans l'Eq IV.16 car les autres composantes (dépassements de puissance souscrite notamment) n'ont pas été jusqu'à présent prises en compte dans la LP.

$$\begin{cases} \mathbf{l}_b = [P_{st_min} & 0 & 0] \\ \mathbf{u}_b = [P_{st_max} & P_{prod}(t) & P_{prod}(t)] \end{cases} \quad \text{Eq IV.15}$$

$$C(\mathbf{P}_{ref}(t)) = P_a(t) \times C_a(t) - P_v(t) \times C_v(t) \quad \text{Eq IV.16}$$

Pour ce problème de minimisation locale, les contraintes considérées sont exprimées comme les valeurs instantanées des contraintes du problème de planification globale du chapitre III. Ainsi, les Eq IV.17 à Eq IV.20 rappellent les formules relatives aux limites des flux à travers les compteurs (CP_a et CP_v) ainsi que les bornes de la puissance réseau P_{res} (CP_{res}^- et CP_{res}^+):

$$CP_a = \max(0, -P_a(t))^2 \quad \text{Eq IV.17}$$

$$CP_v = \max(0, -P_v(t))^2 \quad \text{Eq IV.18}$$

$$CP_{res}^- = \max(0, P_{res_min}(t) - P_{res}(t))^2 \quad \text{Eq IV.19}$$

$$CP_{res}^+ = \max(0, P_{res}(t) - P_{res_max}(t))^2 \quad \text{Eq IV.20}$$

Le but de la démarche de réparation des consignes est donc de suivre le profil en SOC correspondant au dispatching d'énergie optimal renvoyé par la LP en respectant les contraintes, même avec prise en compte des pertes dans le modèle. Cette formulation du problème « pas à pas » permet de minimiser le coût à chaque instant sans perdre de vue la trajectoire globale à suivre. Sans contrainte sur l'état de charge par exemple, une minimisation de la facture « pas à pas » conduirait à vider le stockage en début de journée afin de réduire le coût lors des premiers pas de calcul. Il ne serait alors plus possible d'effectuer d'arbitrage ou de respecter les contraintes réseau jusqu'à la fin de la journée. Ainsi, nous souhaitons ici imposer à chaque pas de calcul $SOC(t) = SOC^{LP}(t)$. Afin d'éviter une non convergence de la procédure de minimisation, cette contrainte d'égalité est exprimée au moyen de deux inégalités $CSOC^-$ (Eq IV.21) et $CSOC^+$ (Eq IV.22) et d'une valeur d'erreur ε petite (typiquement $\varepsilon = 10^{-6}$). Les limites portent donc sur la valeur du SOC au pas suivant $t + \Delta t$ calculée là encore avec le modèle initial et les valeurs à l'instant t pour les degrés de liberté, la consommation et la production. Ces contraintes suffisent à retrouver la valeur finale de SOC désirée retournée par la solution de la LP.

$$CSOC^- = \max(0, SOC^{LP}(t + \Delta t) - \varepsilon - SOC(t + \Delta t))^2 \quad \text{Eq IV.21}$$

$$CSOC^+ = \max(0, SOC(t + \Delta t) - SOC^{LP}(t + \Delta t) + \varepsilon)^2 \quad \text{Eq IV.22}$$

Tout comme pour l'étude des transitions instantanées de la Programmation Dynamique ou la correction « pas à pas » on-line, la minimisation du coût sous contraintes est effectué avec la procédure de Programmation Quadratique Séquentielle. L'algorithme est lancé avec 10 points de départs tirés au hasard dans les bornes et 50 itérations au maximum. La convergence n'est cependant pas garantie systématiquement. En effet, fixer l'état de charge impose implicitement la valeur du flux d'énergie $P_{st}(t)$. Comme évoqué dans le chapitre II au sujet de la Programmation Dynamique, cela peut conduire à un non-respect des contraintes en fonction des limites imposées sur la puissance réseau et des valeurs $P_{conso}(t)$ et $P_{prod}(t)$.

En cas de non convergence, la procédure de réparation (ou correction) des consignes est donc relancée sans tenir compte du profil de SOC à suivre. Pour les pas de calcul concernés, l'objectif principal est de respecter les limites de P_{res} en conservant l'état de charge entre ses bornes inférieure et supérieure au pas suivant $t + \Delta t$ (Eq IV.23 et Eq IV.24):

$$CSOC^- = \max(0, SOC_{min} - SOC(t + \Delta t))^2 \quad \text{Eq IV.23}$$

$$CSOC^+ = \max(0, SOC(t + \Delta t) - SOC_{max})^2 \quad \text{Eq IV.24}$$

Cette mise à jour des consignes « pas à pas » (avec $\Delta t = 1$ h pour la gestion off-line) est synthétisée sur la Figure IV.3 avec le profil SOC^{LP} qui constitue la seule information issue de la planification par LP. En étudiant les résultats de cette nouvelle méthode de gestion off-line pour des journées test, nous ferons la différence entre le coût retourné par la LP qui n'est pas représentatif de l'ensemble des pertes et celui à l'issue de la réparation des consignes (noté LPr). On notera que la méthode de résolution linéaire est déterministe et, même à l'issue de la réparation des consignes, deux lancers identiques renverront les mêmes résultats.

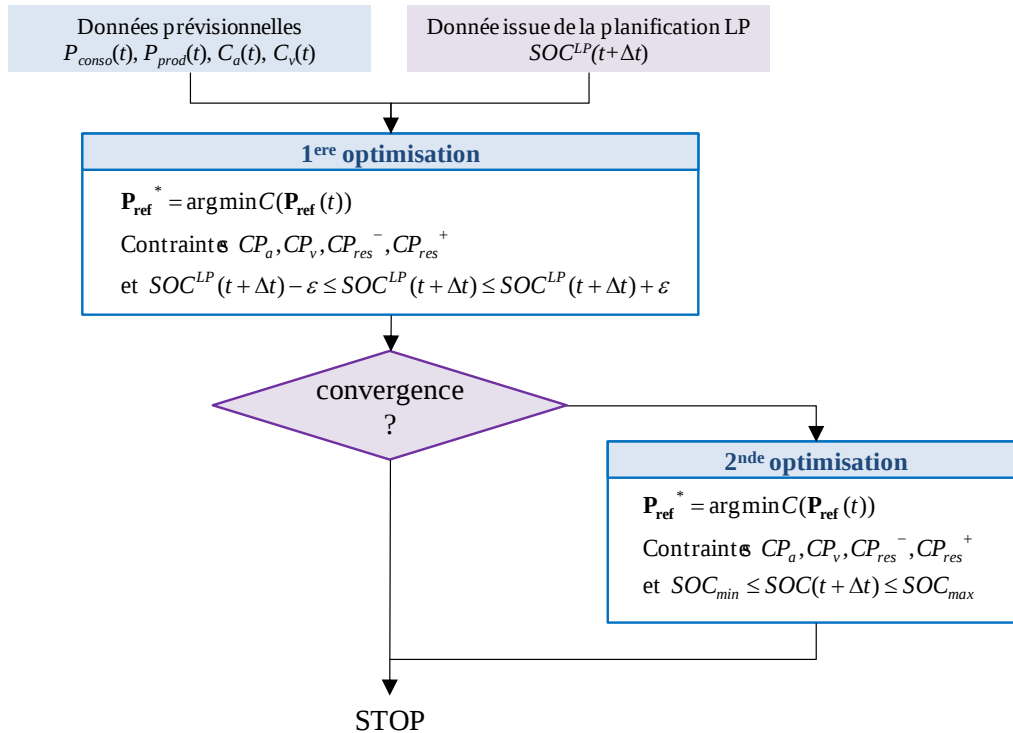


Figure IV.3: Procédure de réparation « pas à pas » des consignes issues de la LP

2.4 Essais sur une journée test avec stockage inertiel et contraintes réseau

La procédure de planification par Programmation Linéaire et réparation des consignes est testée pour la journée du chapitre III avec prise en compte des contraintes réseau de non consommation de 19 h à 21 h. Il faut rappeler que pour cette journée de printemps les niveaux de production sont nettement supérieurs à la consommation sur site. Les tarifs d'achat ont une variabilité Heures Pleines / Heures Creuses avec $C_a = 16.9$ c€/kWh de 6 h à 22 h et $C_a = 10.4$ c€/kWh sinon. Le tarif de vente C_v est quant à lui constant et fixé à 10 c€/kWh. Pour cette journée, la situation de départ (notée (vente), correspondant à une solution sans gestion ni stockage avec l'ensemble de la consommation achetée et la production totalement revendue, correspond à une facture énergétique finale de 28.4 €. En tenant compte de la possibilité « d'autoconsommer » une part de l'énergie photovoltaïque générée sans capacité de stockage, le coût s'abaisse à 5.8 € (situation d'autoconsommation, sans stockage).

Le [Tableau IV.1](#) positionne les résultats issus de la LPr par rapport aux solutions retournées par les algorithmes utilisés dans le chapitre III. Les méthodes sont comparées en termes de coût final $C(\mathbf{P}_{ref})$ et de temps de calcul. Pour les méthodes stochastiques, telles que le Clearing (CL) ou les Essaims Particulaires (PSO), les résultats moyens au bout de 10 runs à 50 000 générations sont considérés. Le meilleur « point » de la Programmation Quadratique Séquentielle (SQP) sur 100 lancers est donné, ainsi que le résultat moyen après 10 runs du Clearing hybridé séquentiellement (CLh) pour une probabilité d'application de l'opérateur local $p_l = 10\%$ et 1000 générations. Pour la Programmation Dynamique (DP), nous renseignons le meilleur résultat obtenu avec une discrétisation fine $\Delta SOC = 1\%$. La solution de la DP auto-adaptative (DPa) correspond au point étudié en détail dans le chapitre précédent, obtenu en affinant la discrétisation en SOC de 5 % à 1 %.

Tableau IV.1: Comparaison des différents algorithmes sur la journée test

Méthode	SQP	CL	CLh	PSO	DP	DPa	LPr
$C(\mathbf{P}_{ref}^*)$ (€)	0.4	0.9	0.4	17.8	- 0.6	- 0.2	0.9
Temps CPU	1 h	5 h	1 h	2 h	2 h	10 min	3 s

Jusqu'à présent, la DPa offrait le meilleur compromis entre le temps CPU et la qualité l'optimum trouvé. La Programmation Linéaire suivi de la réparation des consignes permet d'obtenir une solution satisfaisant les contraintes en 3 s. Même si le coût associé de 0.9 € est plus important que les valeurs retournées par les autres méthodes, la méthode améliore considérablement le compromis précision / temps de calcul. La solution obtenue en quelques secondes seulement est même équivalente aux solutions renvoyées par le CL au bout de 5 h. Notons que l'exécution de la LP simple (sans réparation) est quant à elle quasi instantanée. Le résultat retourné correspond à un coût de -6.1 € (sans pertes) mais la solution obtenue ne respecte pas les limites de fonctionnement et ne figure donc pas dans le [Tableau IV.1](#) récapitulatif.

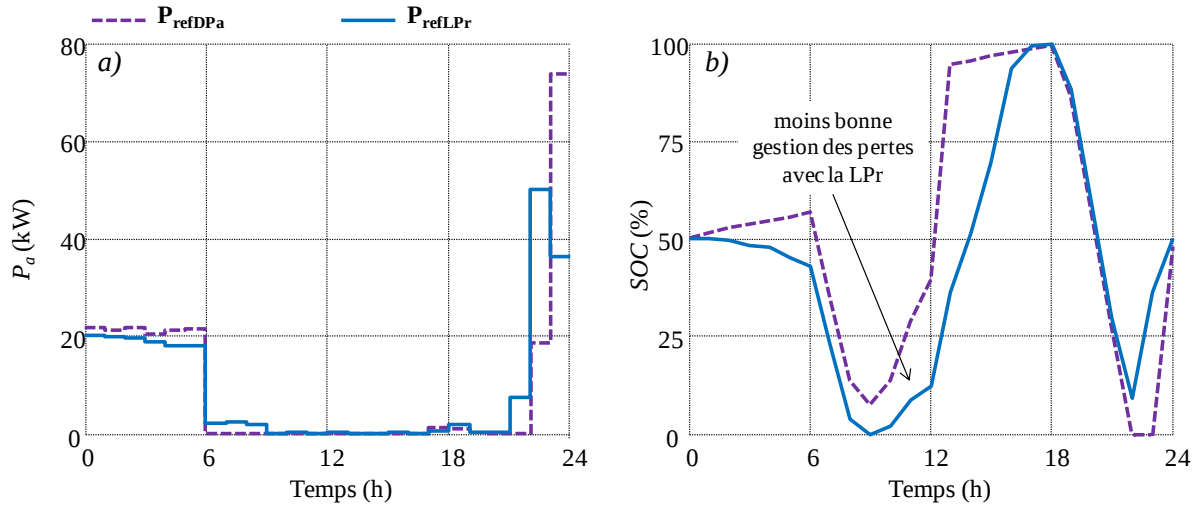


Figure IV.4: Comparaison entre les profils P_{refDPa} et P_{refLPr} - a) P_a - b) SOC

Les quelques dizaines de centimes d'écart avec les meilleures solutions correspondent à une gestion des pertes moins efficace. En comparant les profils issus de la DPa (P_{refDPa}) avec ceux de la LPr (P_{refLPr}), nous observons des tendances identiques avec un soutirage (P_a) réduit le plus possible pendant les périodes à tarifs élevés (Figure IV.4a). La trajectoire en SOC est la même que précédemment avec une décharge en début de journée quand les tarifs augmentent. Durant la journée, l'ensemble de la production est autoconsommée et utilisée pour charger le stockage qui est sollicité pour tenir les contraintes réseau de 19 h à 21 h. Cependant, avec un SOC globalement plus faible sur l'ensemble de la journée, la solution P_{refLPr} correspond à une gestion moins efficace des pertes dans le stockage qui explique le coût final plus élevé (Figure IV.4b).

Tableau IV.2: Analyse des coûts selon les situations

	Vente sans stockage	Autoconsommation sans stockage	P_{refDPa} avec stockage	P_{refLPr} avec stockage
Coût de l'énergie achetée (€)	94.5	39.2	23.4	23.3
Gain relatif à l'énergie vendue (€)	66.1	33.4	23.6	22.4
Respect des contraintes réseau	Non	Non	Oui	Oui
TOTAL (€)	28.4	5.8	- 0.2	0.9

Cette gestion non optimale entraine donc un arbitrage entre l'achat et la vente légèrement moins favorable que pour la solution P_{refDPa} . Cependant, l'erreur reste négligeable devant l'avantage apportée par la réduction importante du temps de calcul, ceci d'autant plus que nous nous situons dans l'optique d'une conception systémique du microréseau pour laquelle la loi de gestion est intégrée au processus de conception, « au service » du dimensionnement des éléments. Comme pour les autres méthodes, l'intérêt de la planification est également de pouvoir respecter les contraintes réseau pouvant se traduire par une rétribution supplémentaire de la part du fournisseur d'énergie (Tableau IV.2).

3 MODIFICATION DU PROBLEME LINEAIRE

3.1 Robustesse de la procédure LPr

Le modèle réduit du microréseau, établi pour utiliser la Programmation Linéaire rapide, ne tient compte d'aucune des pertes au niveau des convertisseurs et du moyen de stockage. La procédure de réparation des consignes vise à corriger ces défauts avec comme principale contrainte de suivre la mission en SOC optimale retournée par la LP. En cas de limite sur la puissance soutirée au réseau, cette méthode de correction peut ne pas converger ou donner un résultat non optimal. En effet, si la solution du problème linéaire prévoit par exemple d'atteindre des butées en SOC pour le stockage afin de respecter des conditions de fonctionnement, il se peut que la procédure de correction ne puisse converger pour le pas de calcul correspondant. Il est alors impossible de respecter l'ensemble des limites en ajoutant les pertes à un modèle linéaire déjà en butée sur les limites autorisées.

Afin de garantir une convergence systématique de la procédure de réparation, les contraintes du problème de Programmation Linéaire sont renforcées par rapport au problème de planification initial. Une marge ε_{LP} (en %) est ainsi introduite pour durcir les limites de fonctionnement sur P_{res} (Eq IV.25 et Eq IV.26). La même erreur est assignée au profil de production solaire pour représenter les pertes au niveau des convertisseurs pour une situation d'autoconsommation (Eq IV.27).

$$P_{res_min}(t) = P_{res_min}(t) + \varepsilon_{LP} \times |P_{res_min}(t)| \quad \forall t \in [0..24] \quad \text{Eq IV.25}$$

$$P_{res_max}(t) = P_{res_max}(t) - \varepsilon_{LP} \times |P_{res_max}(t)| \quad \forall t \in [0..24] \quad \text{Eq IV.26}$$

$$P_{prod}(t) = (1 - \varepsilon_{LP}) \times P_{prod}(t) \quad \forall t \in [0..24] \quad \text{Eq IV.27}$$

La mise en place de ces limites de fonctionnement plus strictes visent donc à « rapprocher » le modèle linéaire de la représentation initiale du microréseau avec prise en compte des pertes. L'objectif attendu est de donner plus de souplesse à la méthode de réparation des consignes afin d'en garantir la convergence dans les cas où le stockage est fortement sollicité. Arbitrairement, nous fixons $\varepsilon_{LP} = 5\%$.

3.2 Rendement non linéaire pour le stockage

3.2.1 Introduction de variables supplémentaires

La stratégie de planification off-line des flux d'énergie repose sur une gestion optimale du moyen de stockage afin de tirer profit de la possibilité d'arbitrage notamment tout en respectant les contraintes d'utilisation. Considérer les pertes de puissance dans l'élément de stockage en phase de charge ou décharge peut donc s'avérer important dans un souci d'améliorer le modèle linéaire du système pour favoriser là encore le déroulement de la procédure de réparation des consignes. Dans la représentation initiale non linéaire du microréseau, le rendement du moyen de stockage dépend à tout instant de la puissance délivrée et de l'état de charge. Le but des modèles qui ont été présentés au chapitre II est de déterminer l'évolution de SOC en fonction des conditions d'utilisation. Aussi bien pour le volant d'inertie que pour la batterie, le rendement est donc non linéaire avec les expressions mathématiques utilisées: polynôme du 4ème degrés pour le volant d'inertie ou forme exponentielle pour la batterie.

Une première simplification peut consister à faire l'hypothèse d'un coefficient de pertes ε_{st} (en %) constant et identique en charge ($P_{st}(t) \leq 0$) et en décharge ($P_{st}(t) > 0$) (Eq IV.28). Ces pertes ajoutées ou retranchées selon les cas vont accélérer la décharge et freiner la charge par rapport à l'intégrateur simple utilisé jusqu'à maintenant dans la résolution linéaire du problème (Eq IV.2).

$$\begin{cases} P_{st}(t) \leq 0 \rightarrow SOC(t + \Delta t) = SOC(t) - 100 \times \frac{(1 - \varepsilon_{st}) \times P_{st}(t) \times \Delta t}{E_{nom}} \\ P_{st}(t) > 0 \rightarrow SOC(t + \Delta t) = SOC(t) - 100 \times \frac{(1 + \varepsilon_{st}) \times P_{st}(t) \times \Delta t}{E_{nom}} \end{cases} \quad \text{Eq IV.28}$$

Cette nouvelle expression très simplifiée permet donc de rendre compte des pertes dans le stockage mais reste non linéaire avec la distinction de deux situations en fonction des valeurs de P_{st} . Des règles de transformation propres à la Programmation Linéaire permettent cependant de tenir compte de ce type de conditions (Bisschop 00). L'idée est d'ajouter deux variables au problème linéaire avec les composantes de charge (P_{st}^-) et de décharge (P_{st}^+) du stockage en convention générateur qui doivent respecter la contrainte d'égalité de l'Eq IV.29. L'introduction de ces deux variables permet de réécrire l'expression du SOC en fonction des puissances soutirée ou injectée au moyen de stockage en considérant les pertes (Eq IV.30 et Eq IV.31).

$$P_{st}(t) = P_{st}^+(t) - P_{st}^-(t) \quad \forall t \in [0..24] \quad \text{Eq IV.29}$$

$$SOC(t + \Delta t) = SOC(t) - 100 \times \frac{(1 + \varepsilon_{st}) \times P_{st}^+(t) \times \Delta t}{E_{nom}} + 100 \times \frac{(1 - \varepsilon_{st}) \times P_{st}^-(t) \times \Delta t}{E_{nom}} \quad \text{Eq IV.30}$$

$$SOC(t) = SOC_{start} - \frac{100 \times \Delta t}{E_{nom}} \times \sum_{i=0h}^{i=t} (1 + \varepsilon_{st}) \times P_{st}^+(i) - (1 - \varepsilon_{st}) \times P_{st}^-(i) \quad \text{Eq IV.31}$$

3.2.2 Mise en forme du problème linéaire

Le problème linéaire précédent doit donc être remis en forme pour considérer les nouvelles variables et contraintes. Avec des valeurs pour P_{st}^- et P_{st}^+ pour chaque pas horaire, le vecteur contenant les variables d'optimisation compte en tout 120 paramètres pour une simulation à la journée avec $\mathbf{P}_{ref} = [\mathbf{P}_{st} \ \mathbf{P}_{prod-ch} \ \Delta \mathbf{P}_{pv} \ \mathbf{P}_{st}^- \ \mathbf{P}_{st}^+]$. Les bornes du problème linéaire sont réadaptées pour tenir compte des limites sur les composantes de charge et décharge du moyen de stockage (Eq IV.32).

$$\begin{cases} \mathbf{l}_b = [P_{st_min} \times \mathbf{J}_n \quad 0 \times \mathbf{J}_n \quad 0 \times \mathbf{J}_n \quad 0 \times \mathbf{J}_n \quad 0 \times \mathbf{J}_n] \\ \mathbf{u}_b = [P_{st_max} \times \mathbf{J}_n \quad \mathbf{P}_{prod} \quad \mathbf{P}_{prod} \quad P_{st_max} \times \mathbf{J}_n \quad |P_{st_min}| \times \mathbf{J}_n] \end{cases} \quad \text{Eq IV.32}$$

Le vecteur $\mathbf{C}_L$ permettant d'obtenir la partie linéaire de la facture énergétique est également modifié en fonction des nouvelles dimensions du vecteur $\mathbf{P}_{ref}$ bien que les variables rajoutées n'interviennent pas directement dans l'expression du coût (Eq IV.33). Notons là encore que seule la composante d'arbitrage est considérée dans le problème de minimisation (dépassement de puissance négligés). Les dimensions pour les matrices des sous contraintes sont elles aussi augmentées pour avoir un nombre de colonnes équivalent au nouveau nombre de variables d'optimisation. Les sous

matrices de contraintes précédentes (celles ne concernant pas le SOC) sont donc concaténées avec la matrice nulle $\mathbf{0}_n$ (Eq IV.34).

$$\begin{cases} C(\mathbf{P}_{\text{ref}}) = \mathbf{C}_a^T \cdot \mathbf{P}_{\text{conso}} - \mathbf{C}_v^T \cdot \mathbf{P}_{\text{prod}} + \mathbf{C}_L^T \cdot \mathbf{P}_{\text{ref}} \\ \text{avec } \mathbf{C}_L = \begin{bmatrix} -\mathbf{C}_a & \mathbf{C}_v - \mathbf{C}_a & \mathbf{C}_v & 0 \times \mathbf{J}_n & 0 \times \mathbf{J}_n \end{bmatrix} \end{cases} \quad \text{Eq IV.33}$$

$$\mathbf{A}_i \rightarrow [\mathbf{A}_i ; \mathbf{0}_n \quad \mathbf{0}_n], \text{ pour } i \in [1..4] \quad \text{Eq IV.34}$$

Les contraintes concernant les limites en état de charge sont quant à elles modifiées pour introduire les variables P_{st}^- et P_{st}^+ avec la prise en compte des pertes par un coefficient unique ε_{st} . Les sous matrices $\mathbf{A}_5$ et $\mathbf{A}_6$ sont réécrites en considérant l'expression du SOC en fonction des nouvelles variables d'optimisation (Eq IV.31). Les nouvelles expressions font intervenir la matrice triangulaire inférieure $\mathbf{T}_n$ avec les coefficients de pertes pour les composantes de charge et décharge (Eq IV.35 et Eq IV.36). Les vecteurs de contraintes $\mathbf{B}_5$ et $\mathbf{B}_6$ correspondant restent inchangés par rapport au problème linéaire précédent. L'inégalité permettant de respecter la valeur finale de d'état de charge avec $SOC_{end} = SOC_{start}$ est elle aussi reprise avec P_{st}^- et P_{st}^+ pondérées par le coefficient de pertes et en conservant le vecteur $\mathbf{B}_7$ précédent (Eq IV.37).

$$\begin{cases} SOC \geq SOC_{min} \times \mathbf{J}_n \leftrightarrow \mathbf{A}_5 \times \mathbf{P}_{\text{ref}} \leq \mathbf{B}_5 \\ \text{avec } \mathbf{A}_5 = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & -(1 - \varepsilon_{st}) \times \mathbf{T}_n & (1 + \varepsilon_{st}) \times \mathbf{T}_n \end{bmatrix} \end{cases} \quad \text{Eq IV.35}$$

$$\begin{cases} SOC \leq SOC_{max} \times \mathbf{J}_n \leftrightarrow \mathbf{A}_6 \times \mathbf{P}_{\text{ref}} \leq \mathbf{B}_6 \\ \text{avec } \mathbf{A}_6 = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & (1 - \varepsilon_{st}) \times \mathbf{T}_n & -(1 + \varepsilon_{st}) \times \mathbf{T}_n \end{bmatrix} \end{cases} \quad \text{Eq IV.36}$$

$$\begin{cases} SOC(t = 24h) \geq SOC_{end} \leftrightarrow \mathbf{A}_7 \times \mathbf{P}_{\text{ref}} \leq \mathbf{B}_7 \\ \text{avec } \mathbf{A}_7 = \begin{bmatrix} 0 \times \mathbf{J}_n & 0 \times \mathbf{J}_n & 0 \times \mathbf{J}_n & -(1 - \varepsilon_{st}) \times \mathbf{J}_n & (1 + \varepsilon_{st}) \times \mathbf{J}_n \end{bmatrix} \end{cases} \quad \text{Eq IV.37}$$

La dernière modification consiste à assurer le respect de la contrainte d'égalité de l'Eq IV.29 liant les composantes de charge et décharge à la consigne de puissance P_{st} demandée au moyen de stockage. Comme pour la condition d'égalité sur le $SOC = SOC_{PL}$ lors de l'adaptation des consignes, cette contrainte est représentée par deux inégalités avec une tolérance ε faible (typiquement $\varepsilon = 10^{-6}$).

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{st}^+ - \mathbf{P}_{st}^- \leq \mathbf{P}_{st} + \varepsilon \times \mathbf{J}_n \\ \mathbf{A}_8 \times \mathbf{P}_{\text{ref}} \leq \mathbf{B}_8 \text{ avec } \mathbf{A}_8 = \begin{bmatrix} -\mathbf{I}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & -\mathbf{I}_n & \mathbf{I}_n \end{bmatrix} \text{ et } \mathbf{B}_8 = \varepsilon \times \mathbf{J}_n \end{cases} \quad \text{Eq IV.38}$$

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{st}^+ - \mathbf{P}_{st}^- \geq \mathbf{P}_{st} - \varepsilon \times \mathbf{J}_n \\ \mathbf{A}_9 \times \mathbf{P}_{\text{ref}} \leq \mathbf{B}_9 \text{ avec } \mathbf{A}_9 = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{I}_n & -\mathbf{I}_n \end{bmatrix} \text{ et } \mathbf{B}_9 = \varepsilon \times \mathbf{J}_n \end{cases} \quad \text{Eq IV.39}$$

En concaténant l'ensemble des sous matrices de contraintes nous obtenons à présent une matrice globale $\mathbf{A}$ avec 120 colonnes et 193 lignes ($24 \times 8 + 1 = 193$: huit limites de fonctionnement à chaque échantillon plus la contrainte sur le SOC final). Comme précédemment la programmation en matrices creuses est privilégiée et le problème est résolu avec la fonction *linprog* de Matlab.

3.2.3 Essais sur la journée test

Le problème linéaire modifié est résolu pour $\varepsilon_{LP} = \varepsilon_{st} = 5\%$ avant de réparer les consignes en utilisant la méthode de la partie précédente. Les résultats sont comparés avec un cas où la LP est lancée avec le problème (correspondant à $\varepsilon_{PL} = \varepsilon_{st} = 0\%$). La Figure IV.5 illustre les profils en puissance et SOC pour le stockage à l'issue de la LP (i.e. sans réparation des consignes) dans les deux configurations. Les profils de puissance semblent assez proches avec quelques points où les valeurs de P_{st} sont identiques pour les deux solutions (Figure IV.5a). Cependant, l'intégration des différences en puissance ainsi que la prise en compte de pertes (constante à 5 %) aboutit à des écarts significatifs sur les trajectoires de SOC (Figure IV.5b). En fin de journée notamment, lorsque le stockage est utilisé pour respecter les contraintes réseau, la LP sans prise en compte des pertes renvoie une valeur minimum du SOC à 9.5 %. Avec $\varepsilon_{LP} = \varepsilon_{st} = 5\%$, cette valeur tombe à 3.5 %. Ainsi, le modèle linéaire avec rendement pour le stockage et renforcement des contraintes prévoit une décharge plus profonde de 6 %.

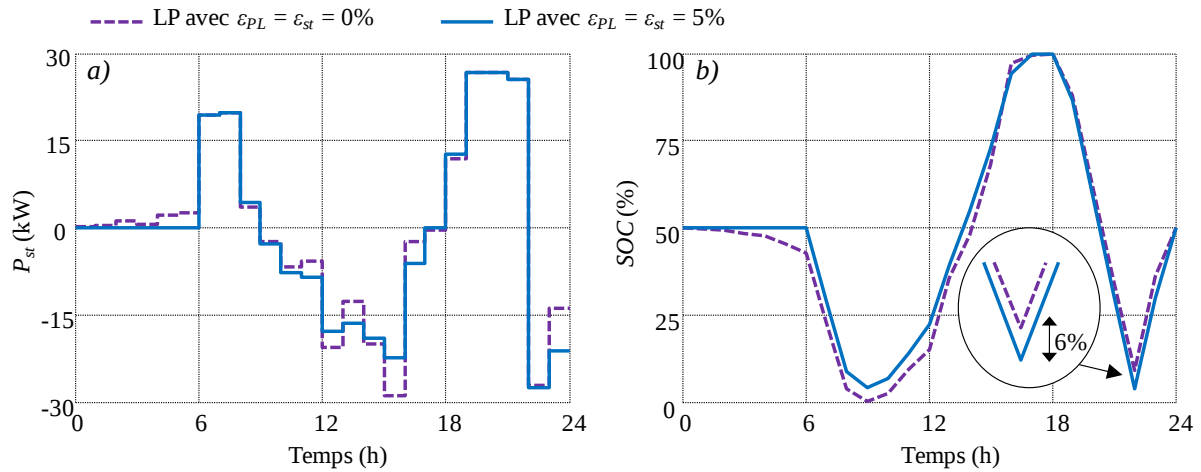


Figure IV.5: Comparaison entre les solutions retournées par la LP avec $\varepsilon_{LP} = \varepsilon_{st} = 0\%$ et $\varepsilon_{LP} = \varepsilon_{st} = 5\%$ - a) P_{st} . b) SOC

Avant réparation, le fait de considérer, même de manière simple, les pertes dans le modèle linéaire aboutit à un coût $C(\mathbf{P}_{ref}^*)$ moins intéressant que pour la résolution par LP précédente sans pertes (Tableau IV.3). En appliquant la procédure de réparation des consignes, le coût final est, par contre, plus intéressant que dans le cas précédent avec une LPr basée sur le modèle linéaire sans considération des pertes. La facture obtenue à 0.37 € avec 3 s de calcul est même plus faible que les meilleures solutions retournées par le Clearing ou le PSO en quelques heures de calcul. Nous renseignons dans Tableau IV.3 les coûts à l'issue de la LP (sans réparations) mais il ne faut pas perdre de vue que ces solutions ne sont pas correctes au regard du modèle initial avec pertes dans les composants.

Tableau IV.3: Comparaison des solutions LP et LPr avec et sans pertes dans le modèle linéaire

	$\varepsilon_{PL} = \varepsilon_{st} = 0\%$		$\varepsilon_{PL} = \varepsilon_{st} = 5\%$	
	LP	LPr	LP	LPr
$C(\mathbf{P}_{ref}^*)$ (€)	-6.1	0.9	-4.6	0.4
Temps CPU	< 1 s	5 s	< 1 s	3 s

3.3 Prise en compte des dépassements de puissance souscrite

3.3.1 Mise en forme du problème

Jusqu'à présent, seule la composante d'arbitrage a été considérée dans la modélisation du problème de programmation linéaire. Cette composante est la plus facile à linéariser car elle est directement proportionnelle aux flux d'énergie à travers les compteurs eux-mêmes exprimés comme des combinaisons linéaires des paramètres d'optimisation (i.e. les flux associés aux degrés de liberté). Cependant comme cela a été vu au chapitre III, lorsque le coût du stockage est considéré (avec les batteries) cette composante seule liée à l'achat et la vente au réseau, ne suffit pas à justifier l'installation d'accumulateurs. Un autre intérêt important du moyen de stockage est de permettre une limitation des dépassements de puissance souscrite, ce qui pourrait être assimilé à un écrêtage de consommation.

Avec des pénalités de dépassements C_{dep} en euros par heure de dépassement, cette autre composante de la facture énergétique est par nature non linéaire avec des conditions sur la puissance P_a au niveau du compteur consommation en fonction de la valeur de puissance souscrite P_s . L'Eq IV.40 rappelle l'expression globale du coût sur une journée en considérant les pénalités de dépassements.

$$C(\mathbf{P}_{ref}) = \sum_{t=0h}^{t=24h} P_a(t) \times C_a(t) - P_v(t) \times C_v(t) + \delta(t) \times C_{dep} \quad \text{avec} \quad \begin{cases} \delta(t) = 1 & \text{si } P_a(t) > P_s \\ \delta(t) = 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{Eq IV.40}$$

Pour continuer de profiter des temps de calcul intéressants de la LP, en ajoutant la prise en compte des dépassements de puissance souscrite, il convient d'utiliser une transformation adaptée du problème linéaire. Ceci passe par l'ajout d'une variable entière δ au vecteur contenant les variables d'optimisation du problème précédent (avec l'introduction de ε_{st}). Avec une valeur de δ pour chaque pas de calcul, nous avons au total $6 \times 24 = 144$ paramètres stockés dans le vecteur $\mathbf{P}_{ref} = [\mathbf{P}_{st} \mathbf{P}_{prod-ch} \Delta \mathbf{P}_{pv} \mathbf{P}_{st}^- \mathbf{P}_{st}^+ \delta]$. Les bornes doivent également être réadaptées avec $0 \leq \delta(t) \leq 1$ à chaque pas de calcul. L'expression du coût sous forme d'un produit scalaire fait intervenir un vecteur $\mathbf{C}_L$ à 144 paramètres en ajoutant le coût des dépassements aux expressions de l'Eq IV.6. La fonction à minimiser par Programmation Linéaire est finalement la partie linéaire de l'Eq IV.41.

$$\begin{cases} C(\mathbf{P}_{ref}) = \mathbf{C}_a^T \cdot \mathbf{P}_{conso} - \mathbf{C}_v^T \cdot \mathbf{P}_{prod} + \mathbf{C}_L^T \cdot \mathbf{P}_{ref} \\ \text{avec } \mathbf{C}_L = \begin{bmatrix} -\mathbf{C}_a & \mathbf{C}_v - \mathbf{C}_a & \mathbf{C}_v & 0 \times \mathbf{J}_{24} & 0 \times \mathbf{J}_{24} & C_{dep} \times \mathbf{J}_{24} \end{bmatrix} \end{cases} \quad \text{Eq IV.41}$$

L'ensemble des sous matrices $\mathbf{A}_i$ précédentes doit également prendre en compte la nouvelle dimension de $\mathbf{P}_{ref}$. Toujours avec une programmation en matrice creuse, il y a concaténation en colonne avec la matrice nulle $\mathbf{0}_n$ pour les contraintes concernant chaque échantillon et avec le vecteur $\mathbf{J}_n$ pour la limite sur la valeur finale de SOC (Eq IV.42).

$$\mathbf{A}_i \rightarrow [\mathbf{A}_i; \mathbf{0}_n], \text{ pour } i \neq 7 \text{ et } \mathbf{A}_7 \rightarrow [\mathbf{A}_7 \ 0 \times \mathbf{J}_n] \quad \text{Eq IV.42}$$

Déterminer la valeur de $\delta(t)$ en fonction de P_s et $P_a(t)$ au cours de la journée impose de suivre les règles de transformation des variables booléennes en Programmation Linéaire (Bisschop 00). Une contrainte supplémentaire est ainsi ajoutée au problème avec un coefficient M considéré comme la

valeur maximale attendue pour la différence $P_a(t) - P_s$ (arbitrairement nous fixons $M = 250$ kW). L'Eq IV.43 impose alors un $\delta(t)$ unitaire pour satisfaire la contrainte si $P_a(t) > P_s$. Si, au contraire, la puissance à travers le compteur consommation reste inférieure à P_s , la contrainte est satisfaite quelle que soit la valeur de $\delta(t)$ (0 ou 1). Dans ce cas, une valeur nulle est privilégiée par la résolution linéaire afin de trouver un minimum au problème de planification sans pénaliser « inutilement » le coût avec une composante de dépassement. L'expression de la contrainte comme une combinaison linéaire des variables d'entrée à chaque pas de calcul permet de définir une sous matrice $\mathbf{A}_{10}$ et un vecteur $\mathbf{B}_{10}$ qui seront intégrés au problème linéaire à résoudre (Eq IV.44).

$$(P_a(t) - P_s) - M \times \delta(t) \leq 0 \leftrightarrow -P_{st}(t) - P_{prod-ch}(t) - M \times \delta(t) \leq P_s - P_{conso}(t) \quad \text{Eq IV.43}$$

$$\begin{cases} -\mathbf{P}_{st} - \mathbf{P}_{prod-ch} - M \times \boldsymbol{\delta} \leq P_s \times \mathbf{J}_n - \mathbf{P}_{conso} \\ \mathbf{A}_{10} \times \mathbf{P}_{ref} \leq \mathbf{B}_{10} \\ \text{avec } \mathbf{A}_{10} = \begin{bmatrix} -\mathbf{I}_n & -\mathbf{I}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & -M \times \mathbf{I}_n \end{bmatrix} \text{ et } \mathbf{B}_{10} = P_s \times \mathbf{J}_n - \mathbf{P}_{conso} \end{cases} \quad \text{Eq IV.44}$$

Afin de garantir la convergence de la procédure de réparation des consignes et de ne pas aboutir à des dépassements de puissance souscrite non prévus par la LP, la valeur de P_s est diminuée avec la marge ε_{PL} (en %) pour « sur contraindre » le problème linéaire. Une formulation généralisée du problème linéaire est donnée dans l'annexe F.

3.3.2 Résolution sur une journée test

Rappelons que, comme ce fut le cas pour le chapitre III pour étudier la prise en compte des dépassements de puissance souscrite, un nouveau couple de profils consommation/production a été envisagé correspondant à une journée hivernale. Pour cette journée test, les niveaux de charges sont bien plus importants que ceux de la journée précédente avec des dépassements de puissance souscrite de 15 h à 18 h. Ainsi, en considérant les pénalités de dépassement, on rappelle qu'un coût total journalier sans stockage et sans gestion avec vente du solaire serait de 399 €.

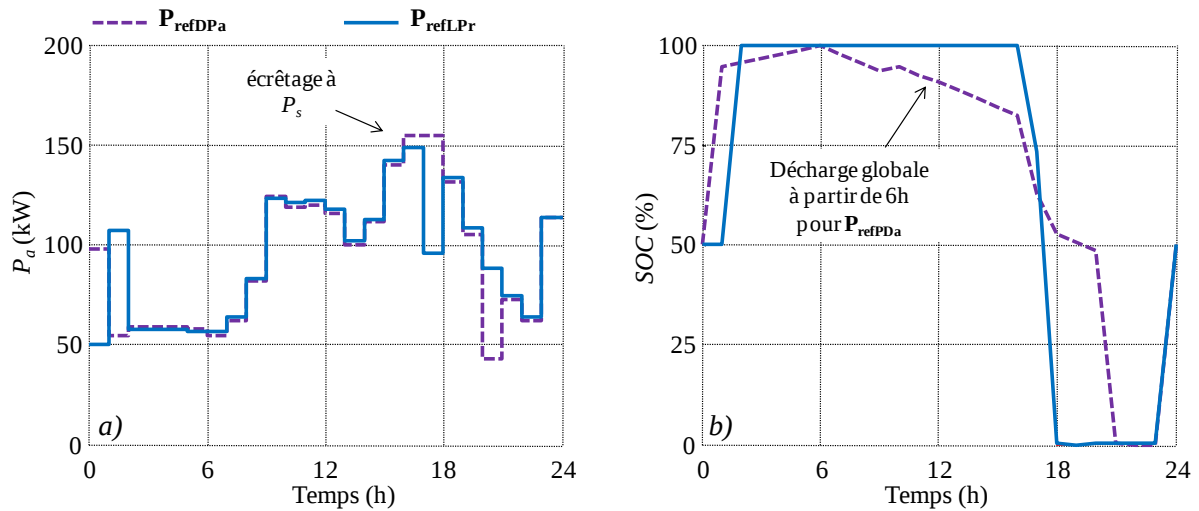
L'introduction d'une variable entière impose d'utiliser des méthodes de Programmation Linéaire à variables mixtes (*Mixte Integer Linear Programming*, MILP). Par abus de langage, nous utiliserons dans la suite de ce manuscrit la dénomination LP pour le problème de MILP posé tout en conservant l'abréviation LPr pour la procédure de gestion avec réparation des consignes. L'outil de résolution du problème MILP est le solveur GLPK. Moins performant en termes de temps de calcul et de nombre de variables gérables que d'autres logiciels disponibles (CPLEX, Gurobi), il a cependant l'avantage d'être gratuit et de permettre une interface avec Matlab qui est utilisé ici pour la modélisation du système (Meindl 12). La Programmation Linéaire (MILP en fait) suivie de la réparation des consignes est donc lancée pour la journée test hivernale du chapitre III sans contraintes réseau mais avec des dépassements de puissance souscrite considérés.

Le Tableau IV.4 résume les performances observées pour l'ensemble des algorithmes de gestion off-line mis en œuvre. Comme pour la journée test précédente, le meilleur résultat est obtenu avec la Programmation Dynamique et une discrétisation faible $\Delta SOC = 1\%$. La LPr aboutit à une solution meilleure que celle obtenue au bout de 10 runs de la CLh « séquentiel » avec 1000 générations et $p_l = 1\%$. De même, le meilleur point au bout de 100 lancers du SQP est moins intéressant que la solution de la LPr obtenue en quelques seconde seulement.

Tableau IV.4 : Comparaison des différents algorithmes sur une journée test (avec prise en compte des dépassements de P_s)

Méthode	SQP	CL	CLh	PSO	DP	DPa	LPr
$C(\mathbf{P}_{ref}^*)$ (€)	346.4	344.5	345.4	346.1	343.5	344.6	345.3
Temps CPU	1 h	5 h	1 h	2 h	2 h	10 min	3 s

Avec la marge ε_{LP} utilisée sur la puissance souscrite lors de la résolution du problème linéaire, la puissance P_a à travers le compteur consommation n'est pas écrêtée à la juste valeur de P_s (156 kW) une fois les consignes réparées ($\mathbf{P}_{refLP}$). Au contraire, pour la solution $\mathbf{P}_{refDPa}$ renvoyée par la Programmation Dynamique auto-adaptative, le flux d'énergie acheté demeure à la valeur P_s pendant deux pas successifs afin de limiter les dépassements (Figure IV.6a). Pour cette solution, nous observons une décharge globale du stockage de 6 h à 22 h afin d'effectuer un arbitrage entre les périodes à tarifs faibles et celles à prix élevés (Figure IV.6b).

**Figure IV.6** : Solutions $\mathbf{P}_{refDPa}$ et $\mathbf{P}_{refLP}$ avec la prise en compte des dépassements– a) P_a – b) SOC

L'analyse des coûts du Tableau IV.5 confirme que la composante d'arbitrage est légèrement plus intéressante pour la solution $\mathbf{P}_{refDPa}$ que pour le jeu de consignes renvoyés par la LPr. Pour ces deux cas, il n'y a ni vente de la production solaire, ni pénalités pour cause de dépassements de puissance souscrite. Ce dernier point suffit à rendre les coûts finaux bien meilleurs qu'une situation de départ sans stockage dans un cas de vente ou d'autoconsommation de l'énergie produite.

Tableau IV.5 : Analyse des coûts pour une journée avec dépassements de puissance souscrite

	Vente sans stockage	Autoconsommation sans stockage	$\mathbf{P}_{refDPa}$ avec stockage	$\mathbf{P}_{refLP}$ avec stockage
Coût de l'énergie achetée (€)	369.9	348.2	344.6	345.3
Gain relatif à l'énergie vendue (€)	12.2	0.00	0.00	0.00
Pénalités de dépassements (€)	42.00	28.00	0.00	0.00
TOTAL (€)	398.7	376.2	344.6	345.3

4 REDEFINITION DU PROBLEME POUR UN STOCKAGE ELECTROCHIMIQUE

4.1 Prise en compte du vieillissement batterie

4.1.1 Expression linéaire de l'usure

Le cas d'un microréseau avec stockage électrochimique constitue une autre classe de problème dans la mesure où, contrairement au volant d'inertie, le coût d'usure des accumulateurs est inclus dans l'expression du coût dès la phase de gestion. Deux modèles de vieillissement ont été introduits dans le chapitre II. Si le modèle à énergie échangée (EN_{ech}) peut s'intégrer facilement à l'ensemble des méthodes de gestion envisagées, l'algorithme de comptage de cycles (RFC) nécessite quant à lui d'avoir une représentation globale de la mission du stockage. Nous avons vu au chapitre III que ce modèle est incompatible avec la procédure de Programmation Dynamique qui requiert d'avoir une expression instantanée de la fonction objectif à minimiser tout au long de la journée. L'objectif est à présent d'intégrer le vieillissement batterie à la procédure de gestion rapide sur base de Programmation Linéaire. Dans ce contexte, nous privilégions le modèle à énergie échangée devant celui avec comptage de cycles qui est par nature fortement non linéaire et basé sur la mission en *SOC*. Le modèle EN_{ech} fait quant à lui directement intervenir l'intégrale du flux d'énergie P_{st} au niveau du moyen de stockage avec l'expression rappelée par l'Eq IV.45. Pour une mission donnée et en partant d'un état de santé $SOH = 100\%$, l'expression dépend de l'énergie maximale E_{ech_max} (en kWh) que peut échanger la batterie avec le système tout au long de sa durée de fonctionnement. A partir de la chute de SOH , le coût de la mission batterie correspondant C_{bat} est calculé comme une part du coût de possession initial noté C_{bat_init} (Eq IV.46).

$$SOH = 100 - 100 \times \frac{1}{E_{ech_max}} \int |P_{st}(t)| dt \quad \text{Eq IV.45}$$

$$C_{bat} = C_{bat_init} \times \frac{100 - SOH}{100} \quad \text{Eq IV.46}$$

Dans la situation de l'étude, avec les éléments électrochimiques considérés, nous avons déterminé la valeur de E_{ech_max} comme étant 4000 fois plus importante que l'énergie nominale E_{nom} de la batterie ici fixée à 100 kWh. Avec un cout d'installation fixé à 1000 €/kWh, nous sommes en mesure d'exprimer directement le coût C_{bat} comme une intégrale de la valeur absolue du flux au niveau du stockage pour une mission à la journée échantillonnée avec $\Delta t = 1$ h (Eq IV.47).

$$C_{bat} = \frac{C_{bat_init}}{E_{ech_max}} \times \sum_{t=0}^{24h} |P_{st}(t)| = 0.25 \times \sum_{t=0}^{24h} |P_{st}(t)| \quad \text{Eq IV.47}$$

L'usure de la batterie est ainsi exprimée de manière très simplifiée avec 25.0 c€ pour chaque kWh échangé avec le système que cela soit en charge ou en décharge. Notons que cette valeur est légèrement inférieure au coût estimé pour les batteries Li-Ion (35-60 c€/kWh) d'après un rapport récent sur l'opportunité du stockage d'énergie en France et l'exploration des leviers économiques pour une éventuelle valorisation (DGCIS 13). L'étude en question tient en plus compte de la fiscalité, des coûts de raccordement et de la maintenance. Cependant, 5000 cycles par an sont envisagés contre un cycle par jour *a priori* dans notre situation afin effectuer l'arbitrage entre la nuit et la journée. Il est

clair que l'estimation du coût batterie est plutôt qualitative, mais sa prise en compte dès la phase de gestion apparait pertinente pour éviter une utilisation trop intensive de l'élément de stockage.

4.1.2 Modification de la fonction coût pour la LP

Intégrer l'usure de la batterie à la facture modifie donc la fonction coût sur la fenêtre de planification (i.e. la journée ici) avec l'ajout d'un terme non linéaire faisant intervenir la valeur absolue du flux P_{st} (Eq IV.48).

$$C(\mathbf{P}_{\text{ref}}) = \sum_{t=0h}^{t=24h} P_a(t) \times C_a(t) - P_v(t) \times C_v(t) + \delta(t) \times C_{dep} + 0.25 \times |P_{st}(t)| \quad \text{Eq IV.48}$$

Bien que très simple, la formulation du coût en fonction de l'usage nécessite une transformation adaptée du problème linéaire pour tenir compte de la valeur absolue d'une des variables d'optimisation. Nous utilisons ainsi une relation liant les composantes négative (P_{st}^-) et positive (P_{st}^+) introduites dans les parties précédentes (Bisschop 00) (Eq IV.49). Contrairement aux modifications déjà apportées à la LP, la taille du problème ne change pas ici avec les 144 variables d'optimisation considérées et stockées dans le vecteur $\mathbf{P}_{\text{ref}} = [\mathbf{P}_{st} \ \mathbf{P}_{\text{prod-ch}} \ \Delta \mathbf{P}_{PV} \ \mathbf{P}_{st}^- \ \mathbf{P}_{st}^+ \ \delta]$. Le vecteur $\mathbf{C}_L$ permettant de calculer la partie variable du coût par produit scalaire est cependant réécrit avec le coefficient (en €/kWh) d'usure de la batterie (Eq IV.50).

$$|P_{st}(t)| = P_{st}^+(t) + P_{st}^-(t) \quad \forall t \in [0..24] \quad \text{Eq IV.49}$$

$$\begin{cases} C(\mathbf{P}_{\text{ref}}) = \mathbf{C}_a^T \cdot \mathbf{P}_{\text{conso}} - \mathbf{C}_v^T \cdot \mathbf{P}_{\text{prod}} + \mathbf{C}_L^T \cdot \mathbf{P}_{\text{ref}} \\ \text{avec } \mathbf{C}_L = \begin{bmatrix} -\mathbf{C}_a & \mathbf{C}_v - \mathbf{C}_a & \mathbf{C}_v & 0.25 \times \mathbf{J}_{24} & 0.25 \times \mathbf{J}_{24} & C_{dep} \times \mathbf{J}_{24} \end{bmatrix} \end{cases} \quad \text{Eq IV.50}$$

4.2 Résultat obtenus pour une journée test avec contraintes réseau

La procédure LP suivie de la réparation des consignes est à présent lancée sur la première journée test avec contraintes réseau de non consommation de 19 h à 21 h. Rappelons que, sans ces contraintes, les méthodes de gestion optimale aboutissent à une non sollicitation du stockage tout au long de la mission. En effet, le gain apporté par l'arbitrage ne suffit pas à amortir le coût associé à la possession et l'utilisation de la batterie. Ce résultat sur la gestion à la journée peut s'interpréter comme un résultat de dimensionnement renvoyant une taille nulle pour les accumulateurs.

Tableau IV.6 : Comparaison des différentes méthode de résolution pour un cas avec batterie

Méthode	SQP	CL	CLh	PSO	DP	DPa	LPr
$C(\mathbf{P}_{\text{ref}}^*)$ (€)	30.6	30.8	30.8	34.	30.2	30.6	31.9
Temps CPU	1 h	6 h 30	1 h	3 h	4 h	20 min	3 s

La solution obtenue avec la PLr correspond à un coût sensiblement supérieur aux résultats renvoyés par les autres procédures (mis à part le PSO) (Tableau IV.6). Là encore, les quelques dizaines de centimes d'écarts correspondent à une gestion moins favorable des pertes dans le système.

La solution P_{refPLr} est comparée à celle renvoyée par la Programmation Dynamique adaptative pour la même journée. Les bilans énergétiques au niveau du stockage sont très proches avec une sollicitation à minima des batteries pour respecter les contraintes réseau de 19 h à 21 h (Figure IV.7a). Comme cela a déjà été observé au chapitre III par rapport à un cas avec volant d'inertie où le vieillissement n'est pas considéré, il n'y a pas d'arbitrage entre les périodes à haut et bas tarifs. En début de journée notamment, le stockage ne se décharge pas pour limiter l'achat d'énergie au réseau quand les tarifs augmentent à 6 h. (Figure IV.7b).

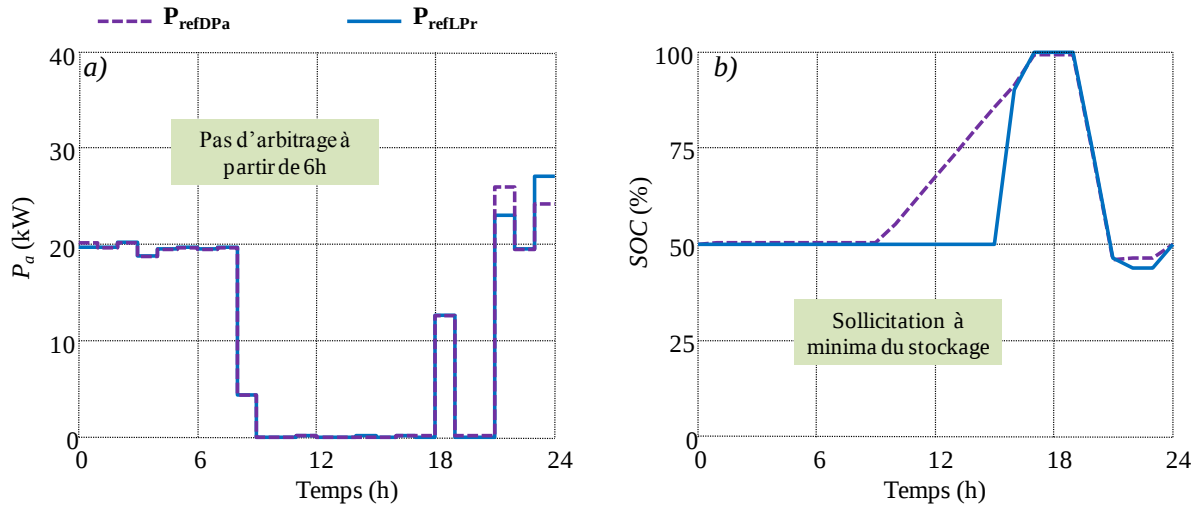


Figure IV.7 : Solutions P_{refDPa} et P_{refPLr} avec la prise en compte des dépassements– a) P_a – b) SOC

Pour la journée considérée, le coût dans un cas avec batterie et gestion optimale est supérieur à celui d'une situation sans stockage et avec possibilité « d'autoconsommer » l'énergie produite au niveau des panneaux PV (Tableau IV.7). Cependant, les contraintes réseau ne sont pas respectées et aucun engagement de production n'est possible sans stockage. Comme dans le cas avec volant d'inertie, le respect des contraintes et l'engagement peut être rétribué par le fournisseur d'énergie permettant ainsi de justifier la mise en place du moyen de stockage. Notons que les coûts d'usure batterie similaires pour les solutions P_{refDPa} et P_{refPLr} reflètent des bilans énergétiques identiques de charge/décharge du stockage pour respecter les limites de fonctionnement.

Tableau IV.7 : Analyse des coûts dans différentes situations pour un cas avec batterie

	Vente sans stockage	Autoconsommation sans stockage	P_{refDPa} avec stockage	P_{refPLr} avec stockage
Coût de l'énergie achetée (€)	94.5	39.2	30.6	30.4
Gain relatif à l'énergie vendue (€)	66.1	33.4	28.1	28.0
Coût batterie (€)	–	–	28.1	29.6
Respect des contraintes réseau	Non	Non	Oui	Oui
TOTAL (€)	28.4	5.8	30.6	32

5 SIMULATION DE PROFILS LONGS ET ETUDES DE CAS

Dans cette section, nous distinguons l'horizon ou intervalle de planification et la durée de mission simulée. Ainsi, un profil de mission d'un an avec intervalle de planification de 24h fera l'objet de 365 processus successifs de planification.

5.1 Horizons de planification élargis et complexité de résolution par LP

L'ensemble des essais effectués jusqu'à présent dans les chapitres III et IV simulent la gestion du microréseau sur des profils journaliers. En particulier, les méthodes d'optimisation off-line planifient le dispatching sur une horizon de 24 h. Pour des profils échantillonnés à l'heure, l'exécution de la Programmation Linéaire (sans réparation des consignes) est quasi instantanée quel que soit l'essai mené et l'algorithme utilisé. Avec des temps de résolution si réduits, il est impossible de faire la différence entre les performances de la méthode *linprog* de Matlab et du solveur GLPK. Plusieurs formulations du problème linéaire avec des tailles de matrices et des nombres de variables plus ou moins élevés ont été implantées. Sur une unique journée, nous ne pouvons pas nous rendre compte de l'impact de ces « différentes complexités » sur le temps de résolution en fonction de la méthode utilisée.

Dans le cas d'un volant d'inertie et sans contraintes réseau, la résolution linéaire est à présent lancée pour des intervalles de planification de durée différentes avec les mêmes hypothèses sur les tarifs que pour l'ensemble des optimisations précédentes. La complexité du problème augmente alors significativement avec l'augmentation de cet intervalle. Si le nombre de variables est « simplement » multiplié par le nombre de jours considérés avec un échantillonnage à l'heure, la matrice de contraintes voit ses dimensions fortement modifiées. Ainsi, pour un intervalle de planification avec n échantillons ($n = 24$ pour une unique journée) nous avons $n \times 6$ variables de décision pour le problème linéaire « complet » avec prise en compte du rendement du stockage et des dépassements de puissance souscrite. La matrice de contraintes A compte $n \times 6$ colonnes et $n \times 9 + 1$ lignes soit $n^2 \times 54 + n \times 6$ éléments. Pour le problème linéaire « restreint » initial de la partie 2.2, la matrice A comporte quant à elle $n^2 \times 18 + n \times 3$.

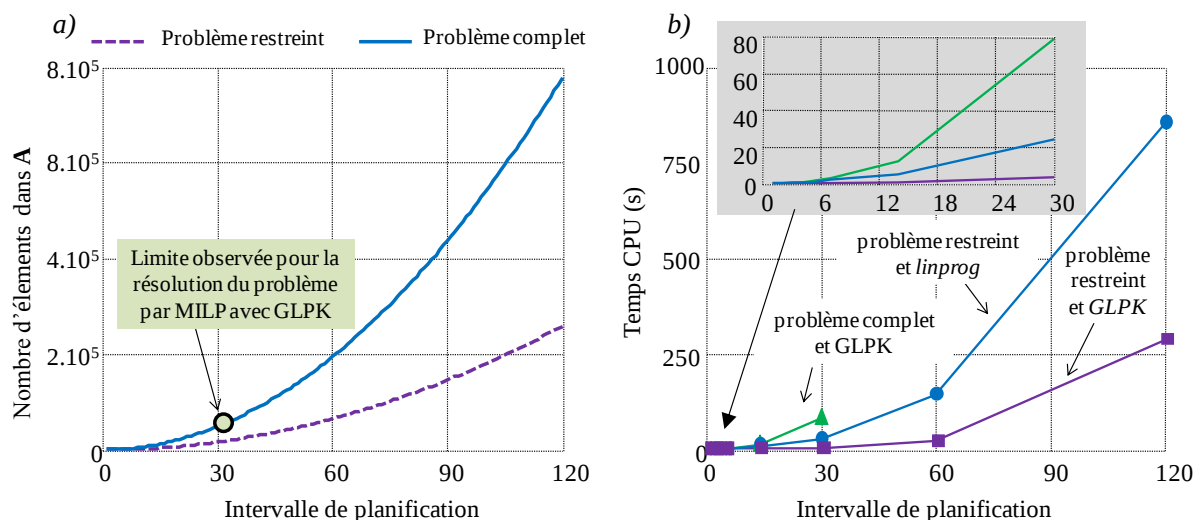


Figure IV.8 : Influence du nombre de jours simulés – a) sur la complexité du problème – b) sur le temps CPU

A partir d'une certaine taille de problème, la méthode de résolution génère des tableaux avec des éléments codés en double (8 octets), dont la taille maximale dépasse la mémoire maximale admissible par Matlab (ici 5028 MB) et provoque un arrêt du logiciel. En pratique, avec la résolution du problème « complet » avec GLPK, la limite observée correspond à un intervalle de planification de 31 jours. Pour le problème restreint, nous avons pu réaliser une planification sur des profils de 120 jours car cette formulation ne contient pas de variable entière et ne nécessite pas de résolution plus complexe par MILP (Figure IV.8a).

La Figure IV.8b montre l'évolution du temps de calcul pour résoudre le problème restreint en fonction de l'intervalle de planification et de la méthode utilisée. Le solveur GLPK apparaît nettement plus rapide que la fonction *linprog* de Matlab avec des temps CPU de deux à quatre fois plus faibles au-delà d'intervalles de planification de trente jours. Pour une horizon de planification inférieure à la semaine, les temps de calcul restent réduits en deçà de la dizaine de secondes. Notons que le temps nécessaire à résoudre le problème complet par MILP augmente rapidement dès la quinzaine de jours d'horizon planifié avant de buter sur la limite observée de 31 jours.

Il n'apparaît donc pas possible en l'état de planifier par Programmation Linéaire en une seule fois sur une année entière échantillonnée à l'heure. Une tentative a été effectuée pour résoudre le problème restreint en planifiant à l'année ($n = 8760$), en utilisant le solveur GLPK sans passer par l'interface Matlab et en utilisant un langage de programmation dédié (GLPL). Aucune solution n'a été retournée après une journée de calcul ce qui rend la résolution de planification à l'année incompatible avec plusieurs lancers de la boucle de gestion imbriquée dans un éventuel algorithme de dimensionnement. De tels horizons très élargis de planification pourrait prendre leur sens dans le cas d'un stockage saisonnier correspondant à des capacités importante bien supérieures aux tailles de volants ou batterie considérées dans nos travaux.

Ainsi, dans un premier temps, pour juger de l'efficacité de la boucle de gestion par LP (MILP en fait) simulée à l'année, nous effectuerons 365 planifications successives à la journée, ce qui correspond d'ailleurs à la stratégie choisie pour gérer le microréseau considéré dans cette thèse.

5.2 Résolution de mission à l'année

5.2.1 Comparaison entre une optimisation par LPr et DPa

Les précédentes analyses de coût menées pour juger des performances des différents algorithmes ne considéraient qu'une unique journée. Le travail est à présent effectué sur une année entière pour un cas avec volant d'inertie et générateur solaire de dimensions identiques aux essais précédents. Nous nous plaçons dans un cas d'étude sans contraintes réseau et en considérant la même politique tarifaire (i.e. $C_a = 16.9 \text{ c€/kWh}$ de 6 h à 22 h et $C_a = 10.4 \text{ c€/kWh}$ sinon puis $C_v = 10.0 \text{ c€/kWh}$). Les coûts du stockage inertiel et des panneaux PV ne sont toujours pas considérés et la facture énergétique correspond à la composante d'arbitrage ainsi qu'aux pénalités de dépassements de puissance souscrite P_s . Pour les 365 journées successives, la LP du problème « complet » suivie de la réparation des consignes est comparée à la Programmation Dynamique auto-adaptative. Le tracé des coûts journaliers obtenu avec la DPa est donné sur la Figure IV.9a. De fortes dissymétries sont observables en fonction de la période de l'année avec une variabilité notable entre les week-ends et le reste de la semaine ainsi

que des factures négatives correspondant à un gain global sur les journées concernées. L'annexe G donne en complément d'illustration des profils et des résultats pour différentes journées de l'année.

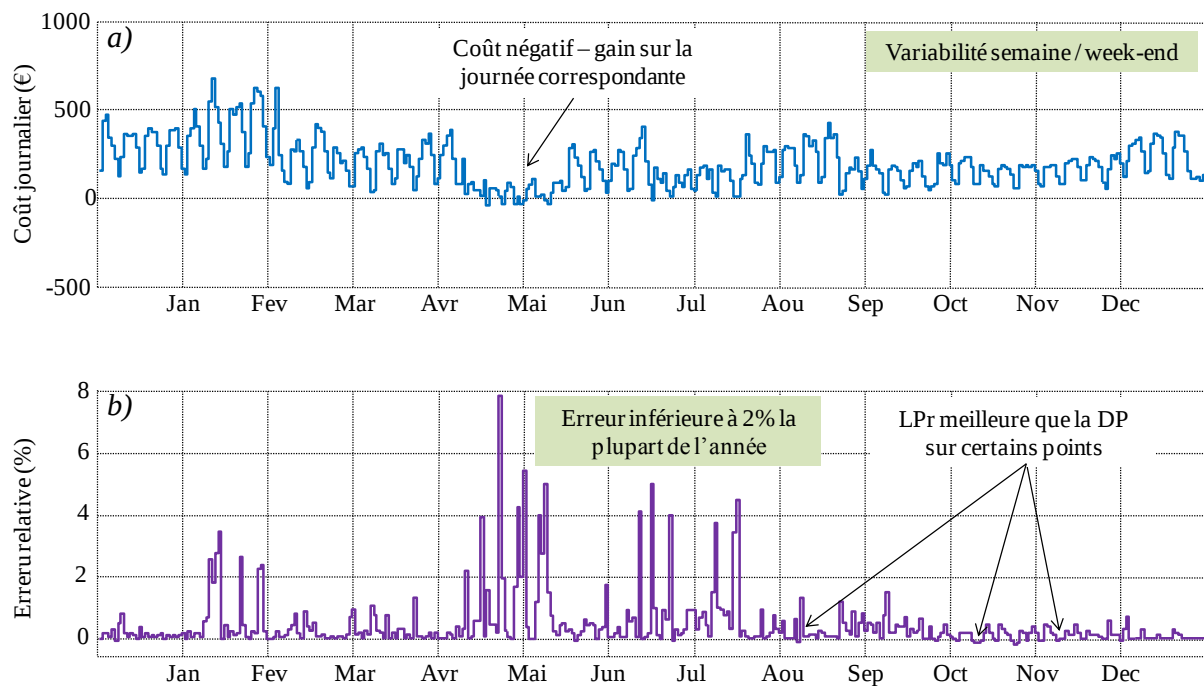


Figure IV.9 : Résultats à l'année – a) coût journalier DPa – b) erreur relative entre DPa et LPr

Les résultats renvoyés par les deux algorithmes de gestion sont très proches pour des courbes confondues avec l'échelle considérée sur la Figure IV.9a. Les valeurs d'erreur relative restent faibles autour de 2 % une grande partie de l'année avec un maximum autour de 8 % mais correspondant à des journées à coûts faibles (Figure IV.9b). Certains jours, l'erreur est même négative avec une gestion par LPr plus performante que la Programmation Dynamique auto-adaptative.

Tableau IV.8 : Résultats à l'année avec PDa et LPr

	Gestion DPa	Gestion LPr
Coût de l'énergie achetée (k€)	71.1	71.3
Gain relatif à l'énergie vendue (k€)	1.5	1.5
Pénalités de dépassements (k€)	0.6	0.7
TOTAL (k€)	70.2	70.5

Les résultats globaux à l'année donnés sur le Tableau IV.8. montrent également la correspondance entre les deux solutions étudiées. Sur l'ensemble des journées testées, la gestion par Programmation Linéaire réparée conserve donc des performances comparables en termes de coût à la Programmation Dynamique adaptative avec une erreur de moins de 0.5 % sur la facture totale. Cependant, la résolution LPr des 365 jours successifs nécessite seulement 15 min de calcul contre plus de deux jours avec la DPa !

5.2.2 Etudes de différents dimensionnements pour un cas avec volant

La Programmation Linéaire suivie de la réparation des consignes permet donc de simuler la boucle de gestion du microréseau sur une année entière en un temps de calcul raisonnable avec une bonne précision. Sans pour autant considérer directement une problématique de dimensionnement optimal qui fera l'objet du dernier chapitre, l'idée est à présent de profiter de ces temps CPU réduits afin de simuler plusieurs configurations du microréseau. Différentes tailles de panneaux solaires (P_{PVnom} en kWc) et de stockage (E_{nom} en kWh) seront considérées, sans prendre en compte les coûts d'investissement (ni d'usure) correspondant. L'approche est donc davantage itérative. Là encore, le cas avec volant d'inertie sans prise en compte de contraintes réseau est étudié.

Dans un premier temps, la taille des panneaux reste inchangée (i.e. $P_{PVnom} = 175$ kWc) et l'énergie maximum que stockent les volants d'inertie varie de 0 kWh à 500 kWh. Les résultats de la Figure IV.10a montrent une diminution progressive de la facture énergétique annuelle dont la principale composante est le coût de l'énergie achetée. Augmenter ainsi la taille du stockage permet aussi de réduire les pénalités de dépassement de puissance souscrite sans pour autant les annuler. Nous remarquons dans le même temps une réduction du gain issu de la vente de la production alors que la taille du générateur solaire reste inchangée. Les capacités importantes sont alors utilisées pour stocker davantage d'énergie solaire pour diminuer le soutirage d'énergie au réseau et moins d'énergie en surplus est alors vendue avec un tarif de vente inférieur aux prix d'achat.

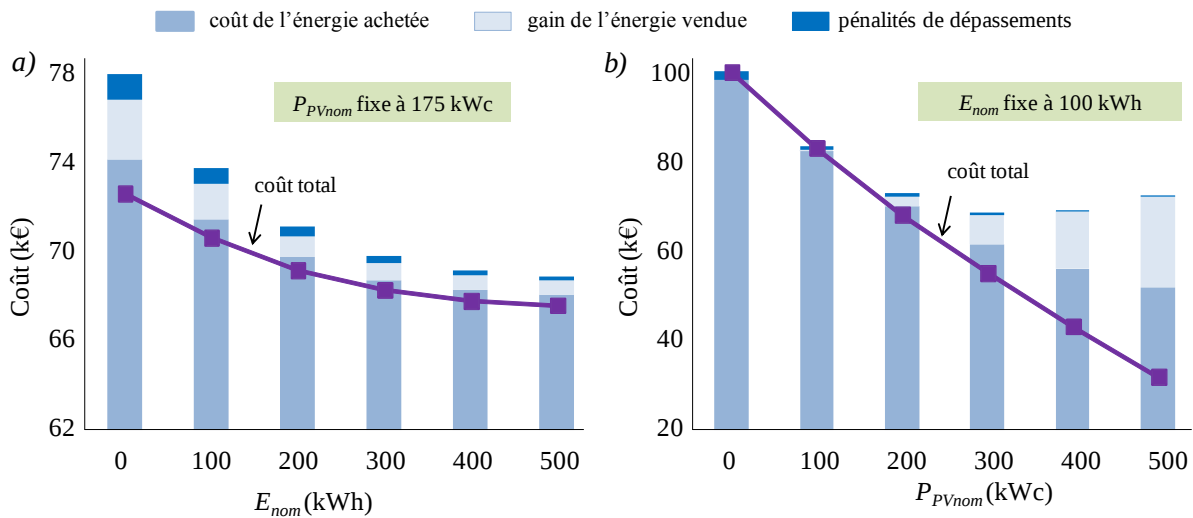


Figure IV.10 : Analyse des coûts pour différents dimensionnements – a) P_{PVnom} fixe – b) E_{nom} fixe

La Figure IV.10b illustre les résultats obtenus avec des essais complémentaires pour lesquels le stockage reste constant à 100 kWh alors que la puissance crête de l'installation PV varie de 0 kWc à 500 kWc. Sans considérer le coût du générateur, nous observons de grandes variations sur la facture énergétique à l'année allant de 20 k€ à 100 k€, donc des variations plus significatives que celles observées dans le cas précédent à capacité de stockage variable. Pour de grandes capacités de production, davantage d'énergie est autoconsommée avec un coût de soutirage au réseau réduit en même temps que la quantité d'énergie vendue en surplus augmente. On remarquera une diminution sensible des pénalités de dépassements avec une probabilité croissante d'avoir un pic de production important concomitant avec les périodes à forte consommation.

Le tracé du réseau de courbes pour plusieurs essais en faisant varier tailles de panneaux et capacité du stockage fait également apparaître un impact plus important de la puissance crête du générateur sur la facture énergétique finale (Figure IV.11). Le gain obtenu s'explique par la quantité d'énergie autoconsommée et revendue alors que le stockage ne joue que sur l'arbitrage en effectuant des déplacements d'énergie, sans pour autant diminuer le bilan de consommation du système vue du réseau. Notons que l'amélioration du coût total devient faible à partir d'une certaine taille de stockage qui ne peut minimiser davantage la composante d'arbitrage.

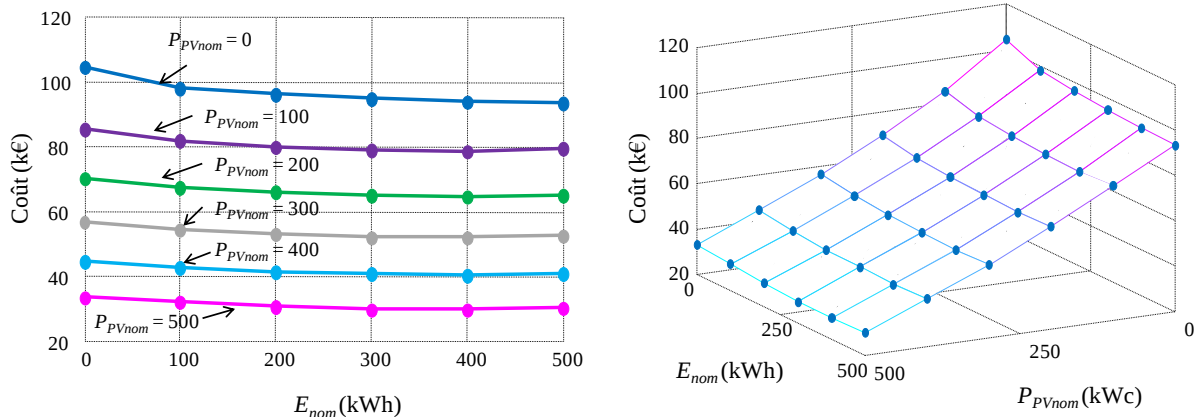


Figure IV.11 : Coût annuel en fonction de la taille du stockage et des panneaux

5.2.3 Etude avec batterie et contrainte de sollicitation

Un premier essai de gestion à l'année avec la batterie au moyen de la PLr est mené avec $E_{nom} = 100$ kWh et $P_{PVnom} = 175$ sans contraintes réseau et pour les mêmes hypothèses tarifaires. Les résultats obtenus sont juxtaposés à ceux d'une gestion avec un stockage inertiel de même capacité (Tableau IV.9). L'intérêt n'est pas ici de comparer les deux situations qui ne représentent pas la même classe de problème dans la mesure où le coût d'usure du stockage n'est pas considéré pour le volant d'inertie. Nous pouvons cependant remarquer que la batterie est sollicitée pour réduire le nombre de dépassements et les pénalités associées. En revanche, par rapport à un stockage inertiel, la composante d'arbitrage n'est pas exploitée avec un coût d'achat de l'énergie même plus élevé que celui d'une situation d'autoconsommation avec un générateur PV sans moyen de stockage.

Un autre élément remarquable est la faible usure de la batterie qui est ici utilisée au minimum. La chute d'état de santé notée ΔSOH est alors très faible à moins de 1%. En extrapolant le résultat sur plusieurs années, il faudrait près de quatre-vingt ans pour totalement user la batterie ($SOH = 0$) soit quatre fois la durée de vie considérée pour l'ensemble du microréseau. Nous nous rendons compte en même temps que l'expression du coût est erronée car elle ne considère pas le coût de possession. En effet, même non utilisée, la batterie a un coût non nul.

Tableau IV.9 : Comparaison des factures annuelles selon les situations

	Autoconsommation sans stockage	Gestion avec volant d'inertie	gestion avec batterie et usure batterie avec EN_{ech}
Coût de l'énergie achetée (k€)	73.1	71.3	73.6
Gain relatif à l'énergie vendue (k€)	2.8	1.5	2.6
Pénalités de dépassements (k€)	3.2	0.7	1.6
SOH	–	–	98.72 %
Coût stockage (k€)	–	–	1.2
TOTAL(k€)	73.5	70.5	74.0

Dans une approche de dimensionnement, sous solliciter la batterie reviendrait à gaspiller le nombre de cycles (ou la capacité) disponibles avec l'achat de la batterie et à la laisser vieillir selon l'effet calendaire. Une utilisation optimale de l'élément de stockage pourrait par exemple aboutir à un SOH nul à la fin de la durée de vie afin de trouver un compromis entre utilisation et vieillissement calendaire. Pour forcer cette sollicitation de la batterie, une contrainte est mise en place sur la valeur de ΔSOH . Cette contrainte dépend de l'intervalle de planification T_{planif} (en jours) et s'établit par rapport à la durée d'utilisation totale de la batterie de 20×365 jours imposée par le cahier des charges pour l'ensemble des composants du microréseau (Eq IV.51).

$$\Delta SOH = \frac{100}{E_{ech_max}} \int |P_{st}| dt \geq \frac{100 \times T_{planif}}{20 \times 365} \quad \text{Eq IV.51}$$

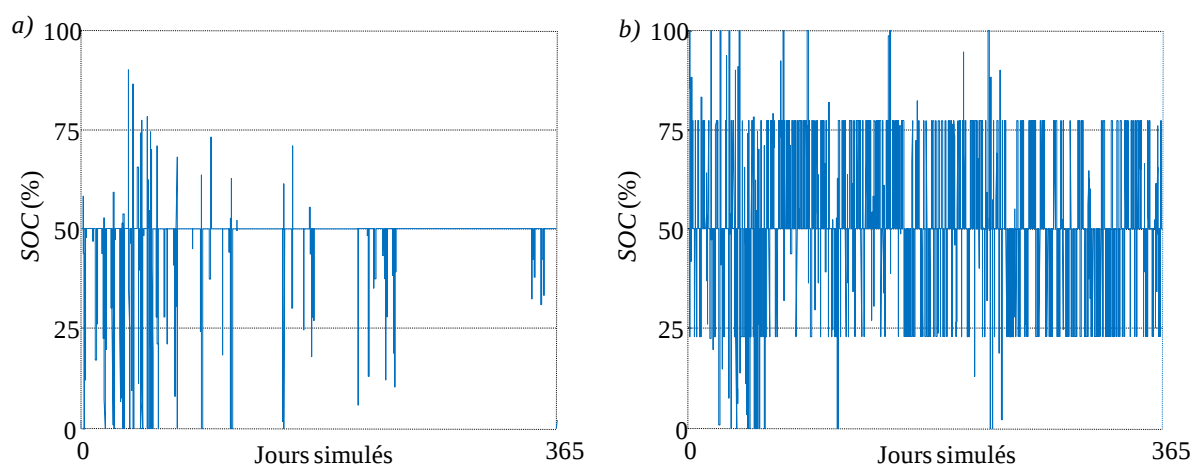
La formulation linéaire du problème est ainsi modifiée en ajoutant une contrainte supplémentaire exprimée par la matrice A_{11} et le vecteur de contrainte B_{11} . L'expression de la contrainte fait intervenir comme dans la partie les composantes négative (P_{st}^-) et positive (P_{st}^+) du flux d'énergie au niveau du moyen de stockage (Eq IV.52).

$$\begin{cases} - \sum_{t=0h}^{t=24h} P_{st}^-(t) + P_{st}^+(t) \leq - \frac{E_{ech_max} \times T_{planif}}{20 \times 365} \\ A_{11} \times P_{ref} \leq B_{11} \text{ avec } A_{11} = [0 \times J_n \quad 0 \times J_n \quad 0 \times J_n \quad J_n \quad J_n \quad 0 \times J_n] \\ \text{et } B_{11} = - \frac{E_{ech_max} \times T_{planif}}{20 \times 365} \end{cases} \quad \text{Eq IV.52}$$

La simulation à l'année est ainsi relancée dans les mêmes conditions avec la contrainte de sollicitation sur le stockage électrochimique. Les résultats résumés dans le Tableau IV.10 montrent que forcer l'utilisation de la batterie tend à améliorer la composante d'arbitrage (achat – vente) alors que les pénalités de dépassements sont similaires par rapport au cas précédent. Comme attendu, la chute de SOH correspond à environ à un vingtième de l'usure totale de la batterie pour l'année simulée. Le coût associé (ne tenant pas compte du coût de possession) est également proche d'un vingtième du prix total du moyen de stockage fixé à 1000 €/kWh pour 100 kWh installés. La facture pour une gestion avec batterie et contrainte de sollicitation est ainsi légèrement pénalisée par rapport à la gestion sans contrainte de sollicitation avec un coût total moins intéressant qu'une situation sans stockage et possibilité d'autoconsommation.

Tableau IV.10 : Résultats de gestion avec et sans contrainte de sollicitation

	Gestion avec batterie sans contrainte de sollicitation	Gestion avec batterie avec contrainte de sollicitation
Coût de l'énergie achetée (k€)	73.6	72.8
Gain relatif à l'énergie vendue (k€)	2.6	2.2
Pénalités de dépassements (k€)	1.6	1.5
SOH	98.7 %	94.3 %
Coût stockage (k€)	1.2	5.6
TOTAL(k€)	74.0	77.8

**Figure IV.12** : Mission en SOC à l'année – a) sans contraintes de sollicitation – b) avec contrainte

L'impact de la contrainte de sollicitation sur la mission en SOC correspondant à l'année simulée est significatif. Sans cette contrainte, la limitation des dépassements de puissance souscrite nécessite une utilisation de la batterie pour les journées concernées mais le stockage reste inutilisé, à l'état de charge moyen, le reste de l'année (Figure IV.12a). Avec la contrainte de sollicitation, la batterie est en plus sollicitée autour de cette valeur de SOC à 50 % afin d'avoir une usure minimale des cellules tout au long de l'année (Figure IV.12b).

5.3 Impact des différents coûts d'investissement

Les essais menés dans le cas d'un stockage inertiel pour différentes tailles de volants et de panneaux solaires ont montré une diminution progressive de la facture énergétique globale avec l'augmentation de la capacité (en kWh et kWc) des composants, cette tendance étant plus marquée pour les panneaux solaires que pour le stockage. Cependant, comme évoqué au chapitre I, à ces coûts de fonctionnement doivent s'ajouter les coûts d'investissement et d'installation des infrastructures afin d'estimer le coût de possession à l'année et trouver la configuration optimale. Dans l'étude, le coût du kilowattheure de stockage inertiel est fixé à 1500 €/kWh et le watt crête solaire à 2 €/Wc pour une durée de vie des installations que nous considérons égale à vingt ans. Les résultats obtenus avec la simulation d'une année (Figure IV.10) sont alors repris en intégrant les coûts d'installation ramenés à l'année et comparés notamment avec une situation sans stockage ni panneaux solaires. Dans ce dernier cas, l'ensemble de l'énergie consommée est achetée et il n'y a pas de possibilité de gérer les dépassements de puissance souscrite.

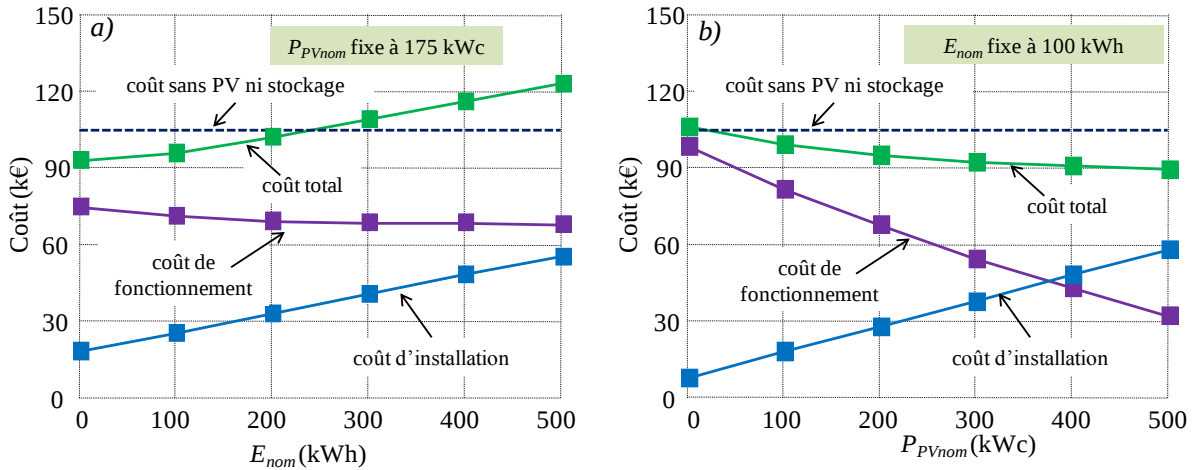


Figure IV.13 : Coût de possession annuel global pour différents dimensionnements – a) P_{PVnom} fixe – b) E_{nom} fixe

La Figure IV.13a montre ainsi qu'augmenter la taille du volant d'inertie (E_{nom}) pénalise sensiblement le coût total et le gain apporté sur le coût de fonctionnement ne suffit pas à amortir l'installation. A partir de 200 kWh, pour 175kWc de solaire PV, le coût final est même moins intéressant que celui de la situation de départ. En revanche, le gain devient significatif avec des tailles de panneaux plus importantes dans le contexte d'une vente de l'énergie à 10 c€/kWh avec un faible prix d'installation (Figure IV.13b).

La durée de vie du volant est considérée comme constante (20 ans) quelle que soit la manière dont il est utilisé. Pour la batterie, le calcul de l'usure (SOH) sur une année permet d'accéder au nombre de remplacements N_{bat} des éléments (en comptant l'achat du premier pack) tout au long de la durée de fonctionnement du microréseau, en extrapolant sur 20 ans la mission d'une année (Eq IV.53). Nous définissons le coût annuel C_{bat} pour l'accumulateur à partir du coût initial du moyen de stockage C_{bat_init} avec E la fonction valeur entière.

$$N_{bat} = E \left\lceil \frac{20 \times \Delta SOH}{100} \right\rceil + 1 \quad \text{et} \quad C_{bat} = \frac{N_{bat} \times C_{bat_init}}{20} \quad \text{Eq IV.53}$$

Comme pour le volant d'inertie, intégrer ainsi le coût d'installation du stockage électrochimique remet en question la pertinence de l'installation dans le contexte tarifaire considéré. Même si la gestion est efficace, elle ne permet pas encore de garantir l'amortissement du système dans les conditions tarifaires testées. Avec une batterie, le coût à l'année devient voisin de celui d'une situation de départ sans accumulateurs ni panneaux solaires (Tableau IV.11). Dans ces conditions, la situation la plus intéressante correspond à un cas d'autoconsommation sans stockage avec vente du surplus de production.

Tableau IV.11 : Comparaison des factures annuelles selon les situations

	Sans PV ni stockage	Autoconsommation sans stockage	Gestion avec volant d'inertie	Gestion avec batterie
Coût de l'énergie achetée (k€)	97.0	73.1	71.3	72.8
Gain relatif à l'énergie vendue (k€)	–	2.8	1.5	2.2
Pénalités de dépassements (k€)	7.2	3.2	0.7	1.5
Coût PV (k€)	–	17.5	17.5	17.5
Coût stockage (k€)	–	–	7.5	10.0
TOTAL (k€)	104.2	91.0	95.4	101.5

Les coûts d'installation des différents composants sont donc déterminants pour juger les performances d'une configuration donnée. Un autre paramètre important du problème est le contexte tarifaire considéré qui définit la part de chaque levier économique utilisé pour rentabiliser le système au moyen de la stratégie de gestion optimale. Avec un coût de 25 c€/kWh échangé pour la batterie par exemple, déplacer un kilowattheure depuis les périodes pleines (HP) vers les heures creuses (HC) coûte 50c€. Ainsi, la différence de prix entre la nuit et le jour suffit à justifier ou non l'arbitrage et définit le gain (ou l'absence de gain) résultant.

Tableau IV.12 : Influence du contexte tarifaire sur l'intérêt du système

	Tarif jaune		Tarif bleu + 30 %	
	Sans PV ni stockage	Gestion avec volant d'inertie	Sans PV ni stockage	Gestion avec volant d'inertie
Coût de l'énergie achetée (k€)	42.6	38.4	97.0	71.3
Gain relatif à l'énergie vendue (k€)	–	12.4	–	1.5
Pénalités de dépassements (k€)	7.2	1.3	7.2	0.7
Coût PV (k€)	–	17.5	–	17.5
Coût stockage (k€)	–	7.5	–	7.5
TOTAL (k€)	49.8	52.3	104.2	95.4

Le [Tableau IV.12](#) résume les résultats obtenus avec deux tarifs d'achat pour une situation avec volants d'inertie (100 kWh) et panneaux solaires (175 kWc). Un scénario correspond aux prix considérés jusqu'ici comparables au tarif bleu d'EDF augmenté de 30 %. Un autre cas correspond au tarif jaune en vigueur pour des gros consommateurs avec $C_a = 3.0$ c€/kWh de 22h à 6h et 4.3 c€/kWh sinon de Novembre à Mars puis $C_a = 7.4$ c€/kWh de 22h à 6h et 10.6 c€/kWh sinon d'Avril à Octobre. $C_v = 0.10$ €/kWh. Dans ce contexte, la mise en place de panneaux solaires et du stockage inertiel avec les dimensions considérées ne s'avère pas plus intéressante qu'une situation de départ pour laquelle l'ensemble de la consommation est achetée sans possibilité de gérer les dépassements de P_s .

Cet aspect lié à la balance entre l'impact des coûts d'investissement sur les équipements et la politique tarifaire est repris plus en détail dans le prochain chapitre dédié au dimensionnement, cette section et la précédente n'étant présenté ici que pour illustrer le couplage fort entre les questions de dimensionnement, de politique tarifaire et de gestion de l'énergie.

5.4 Respect du rang avant et après réparation des consignes (PL et PLr)

Dans la suite des travaux de cette thèse, la gestion rapide par LPr va s'imbriquer dans une procédure d'optimisation des dimensions du système. Afin de diminuer davantage les temps de calcul de cette boucle, nous pouvons nous interroger sur la nécessité d'effectuer la réparation des consignes. L'idée est de contrôler le respect du rang des missions (en termes de coût) avant et après la procédure d'adaptation. La simulation de la partie 5.2.1 avec $E_{nom} = 100$ kWh et $P_{PVnom} = 175$ kWh renvoie les coûts journaliers sur une année à l'issue de la LP et une fois les références réparées (LPr). Quarante journées sont alors tirées au hasard par hypercubes latins (voir Annexe G) dans les résultats obtenus. Les coûts correspondants sont ensuite classés du plus important au plus faible en fonction des résultats après réparation et font apparaître un respect parfait du rang entre la LP et la LPr (Figure IV.14).

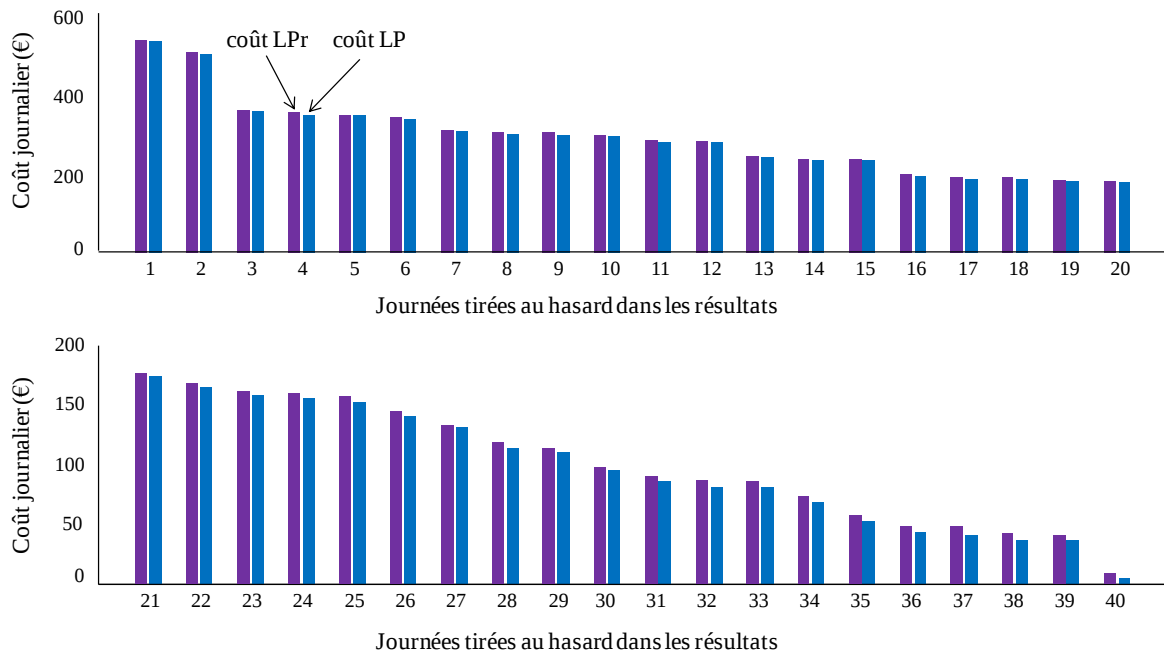


Figure IV.14 : Coûts journaliers LP et PLr

Dans le contexte de conception « système » que nous nous fixons, la boucle de gestion a pour objectif d'estimer les performances du microréseau pour différentes configurations. Ainsi, le respect du rang, en termes de coût des solutions avec la LP et la LPr est étudié pour différents dimensionnements avec E_{nom} compris entre 0 et 500 kWh et P_{PVnom} entre 0 et 500 kWc. Là encore, le tirage par hypercubes latins est utilisé pour sélectionner dix points à étudier dans l'ensemble du domaine et l'opération est ensuite répétée pour des domaines restreints (Figure IV.15a). Sur l'ensemble de l'espace de recherche (domaine 1), les coûts à l'issue de la gestion sans prise en compte du prix d'installation varient de 40 k€ à 0 k€. Les journées sont classées par coûts décroissants en fonction des résultats retournées par la LPr. Le rang est parfaitement respecté entre la LP et la LPr. On notera un coût négatif pour une configuration avec de fortes capacités de stockage et de production (Figure IV.15b). Pour les domaines restreints, les variations sont plus faibles mais le rang entre journées distinctes est conservé avant et après l'adaptation des consignes (Figure IV.15c et Figure IV.15d).

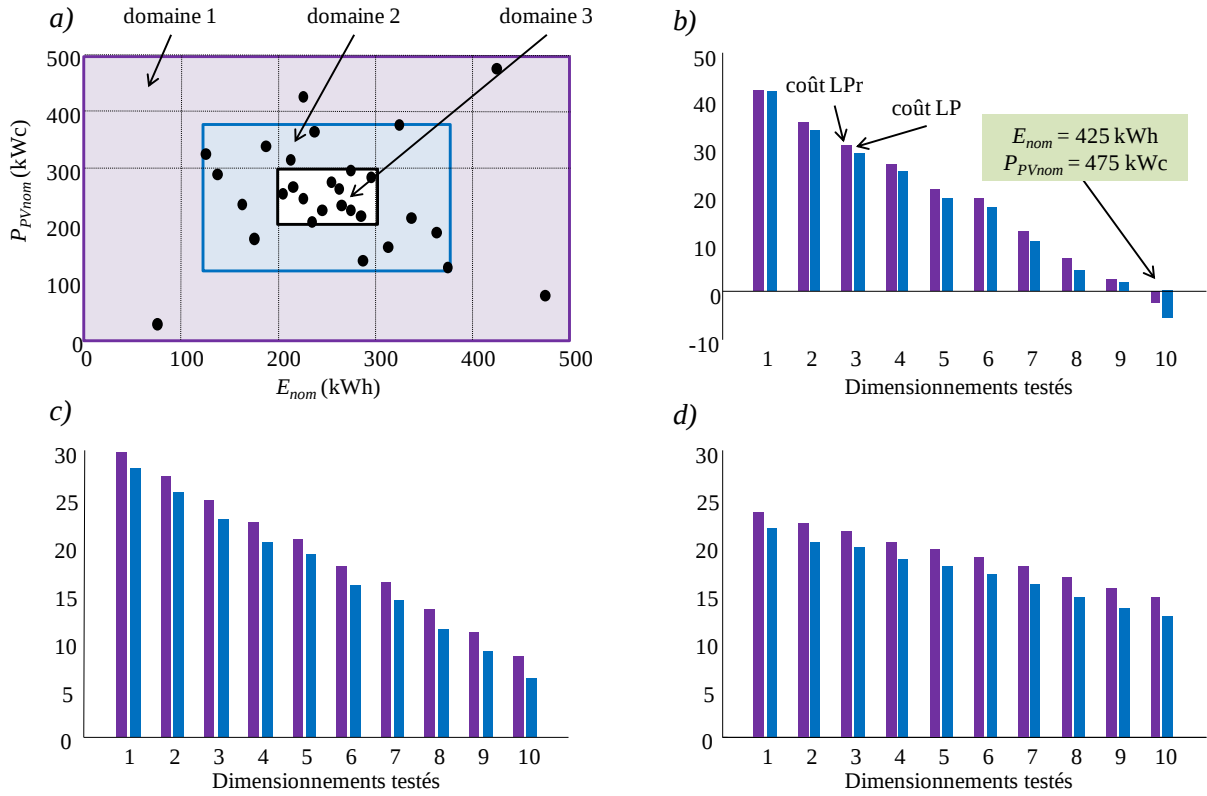


Figure IV.15 : Respect du rang entre LP et LPr – a) domaines d'études – b) classement des coûts sur le domaine 1 – c) sur le domaine 2 – d) sur le domaine 3

Le respect du classement entre LP et LPr peut modifier la manière dont nous envisageons l'imbrication de la boucle de gestion dans une procédure de dimensionnement par optimisation. Pour réduire davantage le temps de calcul, la conception optimale considèrera uniquement la gestion LP dans l'évaluation de la fonction objectif (i.e. la facture annuelle). Seule la solution optimale retenue sera corrigée en adaptant les consignes via la méthode de réparation mise en place (Figure IV.16).

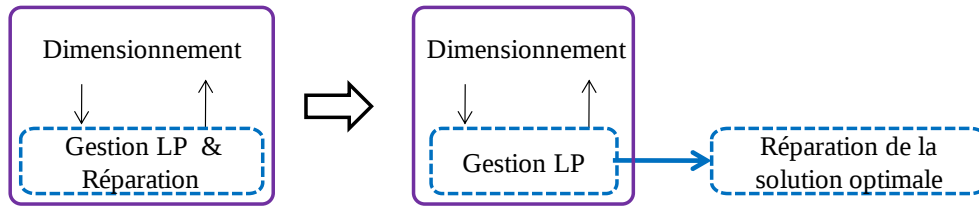


Figure IV.16 : Evolution de la procédure de co-optimisation dimensionnement/gestion (suppression de la réparation des solutions lors du dimensionnement)

6 CONCLUSIONS

Le principal objectif de ce chapitre IV était de réduire les temps de calcul de la boucle de gestion du système avec des profils de consommation et production déterministes. Aussi bien pour un stockage inertiel qu'électrochimique, la procédure de gestion rapide basée sur la Programmation Linéaire s'avère donc très efficace pour les différents cas considérés, malgré la simplification (linéarisation) du modèle du microréseau qui se ramène à négliger les pertes de conversion et de stockage. Pour pallier en grande partie les erreurs dues à cette simplification du modèle initial avec

pertes, nous avons proposé une procédure locale rapide de « réparation » des consignes. Les résultats renvoyés à l'issue de cette étape de réparation (PLr) sont alors proches de ceux obtenus avec les méthodes développées au chapitre III pour planifier les flux du modèle initial avec pertes du microréseau. Les règles de transformation adaptées à la LP nous ont permis de prendre en compte l'ensemble des composantes de la fonction objectif, même avec certaines non linéarité liées aux dépassements de puissance souscrite et à l'usure de la batterie notamment.

La rapidité de la résolution LP (MILP en fait) au moyen du solveur GLPK permet de simuler une année entière avec 365 planifications journalières successives en un temps de calcul réduit. La simulation de la boucle de gestion (LPr) sur une année dure une dizaine de minutes, ce qui nous a permis d'évaluer les performances du microréseau sur de longues périodes de temps, pour différentes configurations du système en extrapolant ces analyses sur une durée de vie de 20 ans, estimée pour l'ensemble du microréseau. Ces performances dépendent fortement de la taille des composants et de leur coût mais également du contexte tarifaire considéré : en fin de chapitre, quelques exemples de dimensionnements et tarifs variables ont permis de mettre en exergue ce couplage fort.

Dans la suite du travail, la boucle de gestion rapide mise en place sera donc intégrée dans un algorithme de conception optimale afin de déterminer les dimensions les plus adaptées du système en fonction des données d'entrée. Le but de l'algorithme est de parcourir l'espace de recherche défini par les bornes pour les dimensions des composants afin de trouver la meilleure solution en termes de coût en fonction du prix d'installation et de la facture énergétique.

CHAPITRE V

Dimensionnement optimal du microréseau

RESUME:

Ce chapitre V est consacré à la mise en place de l'algorithme de dimensionnement optimal qui intègre la gestion rapide du microréseau développée au chapitre IV. La procédure EGO employée fait partie des méthodes d'optimisation par surface de réponse. Elle nécessite peu d'évaluations de la fonction objectif et retourne une interpolation de cette fonction sur l'espace de recherche. L'outil mis en place permet d'obtenir rapidement des solutions optimales en fonction du contexte tarifaire considéré. Ainsi, la fin du chapitre se consacre surtout à des études de cas avec notamment la prise en compte de contraintes d'effacements et du temps de retour sur investissement des installations.

1 INTRODUCTION

Les travaux du chapitre IV ont permis de mettre en place une procédure de gestion rapide du microréseau à partir de profils déterministes pour la consommation et la production. Pour un horizon de planification court (à 24 h par exemple), cette procédure basée sur la Programmation Linéaire avec réparation (LPr) donne des résultats comparables en performance à ceux obtenus avec les méthodes de gestion (programmation dynamique,...) présentées au chapitre III. Cependant, même avec cette approche linéaire rapide, l'horizon de planification reste limité et la solution consiste à lancer successivement plusieurs planifications (exemple : 365 lancers de 24 h) pour simuler le comportement du microréseau sur une année entière. En utilisant la LP sans réparation des consignes, le temps CPU nécessaire pour représenter une année avec planification sur 24 h passe d'une dizaine de minutes à seulement quelques secondes, comme exposé au chapitre IV. Ces temps de calcul réduits permettent d'envisager l'imbrication de la boucle de gestion dans une procédure de dimensionnement optimal. Quel que soit l'algorithme de dimensionnement utilisé, une telle approche à deux niveaux nécessite plusieurs appels de la boucle de gestion.

Ce chapitre V se consacre essentiellement à la construction de l'algorithme de dimensionnement intégrant la boucle de gestion. La première partie s'attache à formuler le problème de dimensionnement en spécifiant les variables d'optimisation et les données d'entrée considérées. Une étude de sensibilité est notamment menée afin d'identifier les paramètres les plus influents sur les résultats, les paramètres sensibles pouvant ainsi constituer les variables de décision du problème d'optimisation. La méthode de conception est ensuite décrite. L'algorithme *Efficient Global Optimization* (EGO) utilisé fait partie des procédures d'optimisation par surfaces de réponse, spécialement adapté pour des fonctions coûteuses sur la base de métamodèle. La fonction à minimiser (i.e. le coût du microréseau ici) est interpolée de manière probabiliste par la méthode du Krigeage dérivée de l'ingénierie minière. La procédure EGO parcourt l'espace de recherche et tente d'améliorer l'objectif à chaque itération en s'appuyant sur l'interpolation.

L'avantage de la méthode est de pouvoir optimiser une fonction « boîte noire » avec un minimum d'évaluations. Cela permet d'effectuer rapidement des essais avec différentes hypothèses ou bien d'envisager des fonctions objectif plus compliquées avec des temps de résolution plus longs. La procédure renvoie également une interpolation de la fonction sur l'ensemble de l'espace de recherche avec un estimateur de confiance sur les valeurs trouvées. Des exemples 1D et 2D sont donnés pour illustrer le fonctionnement des algorithmes utilisés avant de présenter des résultats de dimensionnement du microréseau. La seconde moitié du chapitre résume des études de cas effectuées en jouant notamment sur les politiques tarifaires avec pour objectif de dégager des domaines de rentabilité pour les installations.

2 PROBLEME DE DIMENSIONNEMENT

2.1 Fonction objectif et données d'entrée

Le problème de conception vise à optimiser le dimensionnement du microréseau en fonction des coûts pour les différents composants et du contexte tarifaire considéré. Les performances de chaque point de dimensionnement testé sont établies en lançant la boucle de gestion rapide par LP avec des profils déterministes de consommation et production établis à l'année. Ainsi, la fonction objectif de la procédure de conception est définie par le coût de fonctionnement C_{fct} renvoyé par la boucle de gestion qui s'ajoute au coût d'installation C_{inst} calculé en fonction des dimensions des composants. Dans l'exemple illustratif de la [Figure V.1](#), nous considérons 365 lancers successifs de la procédure LP planifiant des journées de 24 h. On ne considère dans cet exemple que 2 paramètres de dimensionnement : la puissance solaire installée (P_{PVnom}) ainsi que l'énergie installée dans le stockage (E_{nom}).

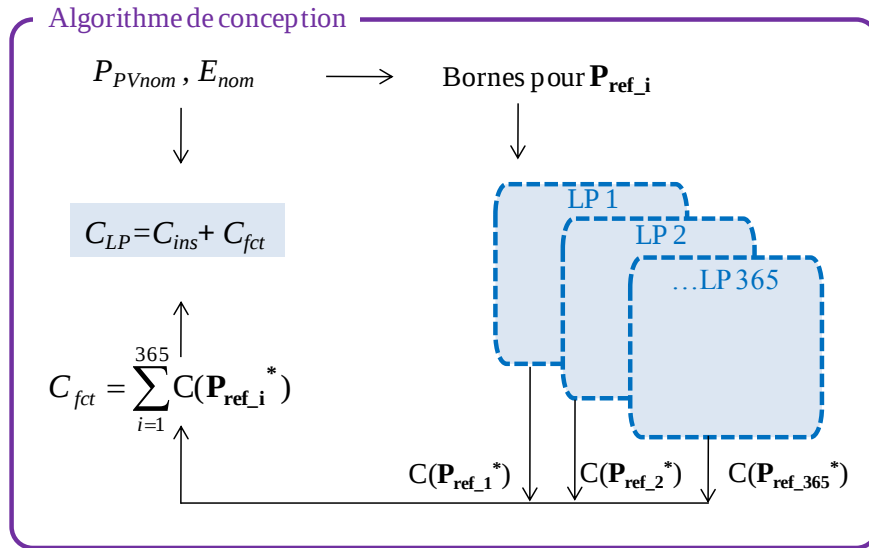


Figure V.1 : Imbrication de la boucle de gestion dans l'algorithme de dimensionnement (exemple de dimensionnement à 2 variables de décision P_{PVnom} , E_{nom})

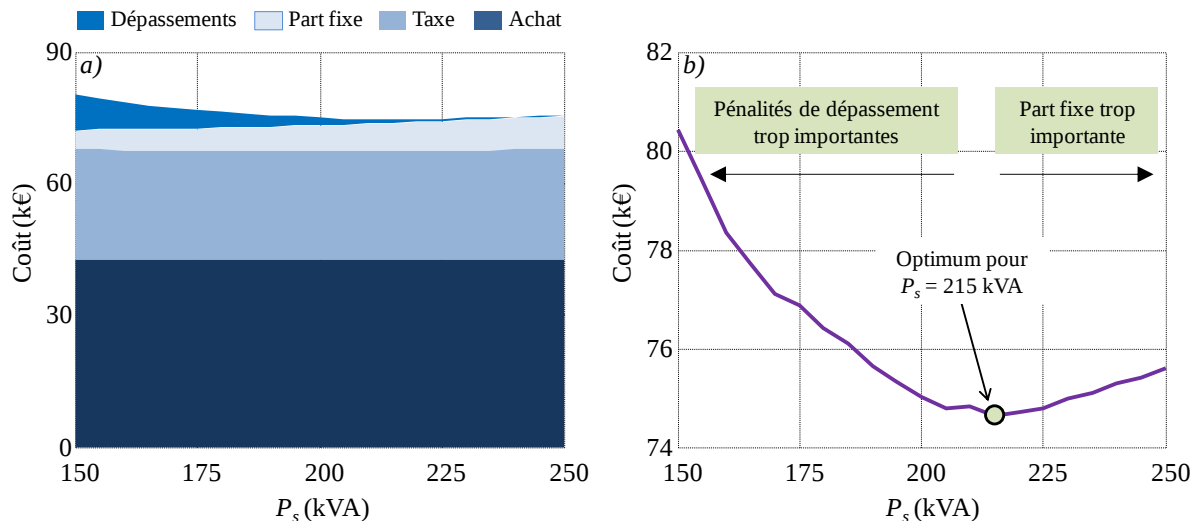
Outre les profils de consommation et production, ainsi que les modèles pour les différents composants, les principales entrées du problème sont les coûts pour le générateur PV et les moyens de stockage. Nous considérons les mêmes hypothèses que pour les essais proposés en fin de Chapitre IV avec 1500 €/kWh pour les volants d'inertie et 1000 €/kWh pour les éléments Li-ion (coût de possession sans vieillissement) pour des durées de vie de vingt ans identiques à celle des panneaux solaire avec un coût de 2 €/Wc. Le contexte tarifaire fixant notamment les prix d'achat ou de vente est lui aussi très important. Dans ce chapitre, nous prenons des prix calqués sur le tarif 'Jaune' de Vialis à destination des professionnels et dont les détails sont donnés dans le [Tableau V.1](#). Dans un premier temps, le tarif de vente C_v reste fixe à 10 c€/kWh.

Tableau V.1 : Tarif 'Jaune' Vialis

Part fixe en fonction de P_s	30.72 €/kVA
Tarif d'achat	HPH = 10.62 c€/kWh et HCH = 7.43 c€/kWh HPE = 4.29 c€/kWh et HCE = 3.06 c€/kWh
Pénalité de dépassement	13.47 €/h
Taxes	CSPE (1.35c€/kWh) - CTA (27.04% de la part fixe) Département et commune 0.03c€/kWh - TVA à 19.6%)

2.2 Ajout de variables et domaine de recherche global

Jusqu'à présent, les seules variables de dimensionnement considérées (notamment dans les essais de la fin du chapitre IV) sont la capacité du moyen de stockage (E_{nom}), ainsi que la puissance crête du générateur solaire (P_{PVnom}). Nous envisageons désormais d'autres variables à prendre en compte dans la conception, certaines étant liées à la gestion, d'autres au dimensionnement. La puissance souscrite apparaît intéressante à considérer dans un premier temps. La Figure V.2 illustre ainsi l'influence de P_s sur la facture énergétique dans une situation sans production ni stockage où seule la composante de consommation est considérée. L'achat d'énergie (au tarif C_a) et les taxes constituent la majeure partie du coût annuel observé (Figure V.2a). Cependant, un optimum doit être trouvé sur la puissance souscrite afin d'obtenir un compromis entre part fixe et pénalités de dépassements (Figure V.2b). En fonction des valeurs de P_s , la facture varie d'environ 5 % avec un surcoût possible de 7 k€ du même ordre que le prix annuel d'installation d'un stockage inertiel de 100 kWh (7.5 k€ dans les essais du chapitre IV) : ce paramètre lié à la puissance souscrite peut donc être considéré comme sensible sur la fonction objectif.

Figure V.2 : Influence de P_s – a) composition du coût – b) coût global

Les autres variables rajoutées au problème de conception concernent directement la gestion du système. L'horizon de planification T_{planif} est d'abord considéré. Dans les travaux précédents, l'année était simulée avec 365 planifications successives de 24 h. L'idée est à présent de considérer des approches de gestion par planification des flux d'énergie basées sur des horizons plus longs (semaine, mois), en considérant toujours une durée totale d'investigation sur une année. Intuitivement, pour des

stockages de grande capacité (voir des moyens de lissage saisonniers), cet horizon de planification peut avoir un impact significatif, avec par exemple la possibilité de stocker des surplus de production le week-end, surplus pouvant être exploités durant la semaine. De la même manière, nous envisageons la possibilité de faire varier les valeurs initiales et finales d'état de charge jusqu'à présent fixées à 50 %. Ainsi, nous notons SOC_{reset} la valeur du SOC en début et fin de mission et l'espace de recherche étendu du problème de conception est décrit par les bornes de l'Eq V.1.

$$\begin{cases} 0 \text{ kWh} \leq E_{nom} \leq 500 \text{ kWh} \\ 0 \text{ kWc} \leq P_{PVnom} \leq 500 \text{ kWc} \\ 150 \text{ kVA} \leq P_s \leq 250 \text{ kVA} \\ 1 \text{ jour} \leq T_{planif} \leq 30 \text{ jours} \\ 0 \% \leq SOC_{reset} \leq 100 \% \end{cases} \quad \text{Eq V.1}$$

2.3 Etude de sensibilité par plans d'expériences

L'annexe H réalise une étude de sensibilité des différentes variables sur la fonction objectif (i.e. ici le coût annuel) pour une situation avec volants d'inertie. Le but est de tirer un maximum d'informations à partir d'un nombre prédéterminés d'essais dans l'espace de recherche (plan d'expériences). La démarche aboutit à la représentation de la Figure V.3 où les effets des variables sont représentés en histogramme. Les amplitudes sont d'autant plus grandes que l'impact de la variable correspondante sur la fonction est significatif. L'étude de sensibilité renseigne également l'importance des différentes interactions au second ordre, c'est-à-dire faisant intervenir les différentes variables deux à deux (Gillon 97) (Vivier 02).

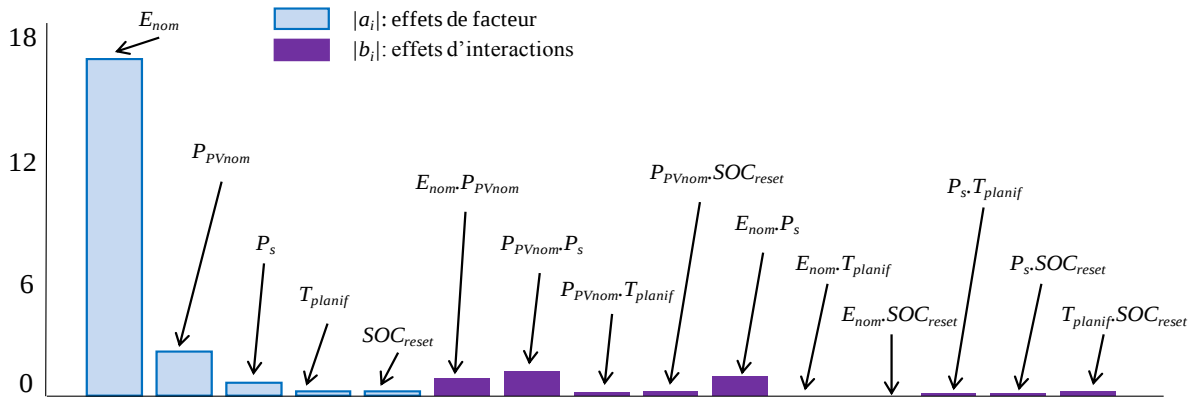


Figure V.3 : Effets de facteurs et d'interactions pour le plan factoriel à deux niveaux

La variable apparaissant comme la plus influente sur le coût du système à l'année (investissement + fonctionnement) est la taille du stockage E_{nom} . Viennent ensuite la puissance du générateur solaire P_{PVnom} ainsi que la puissance souscrite P_s . L'ensemble de ces trois facteurs a un impact non négligeable sur le coût compte tenu du prix d'installation pour les panneaux et l'investissement sur le stockage, ainsi que l'influence sur les pénalités de dépassements avec P_s . Les interactions entre ces trois premières variables prises deux à deux sont également les plus déterminantes pour la réponse du système avec des effets bien plus importants que pour les autres.

Par définition ce type d'étude, avec un nombre limité de points « expérimentaux » (32 ici), ne couvre qu'une infime partie du domaine de définition. Cependant, l'analyse de sensibilité permet de mieux appréhender le système étudié et de hiérarchiser les différents facteurs. Ainsi, dans un premier temps, seuls les trois premières variables (P_{PVnom} , E_{nom} , P_s) seront considérées comme variables de décision dans le problème de conception optimale. A contrario, comme dans les études précédentes SOC_{reset} sera fixé à 50 % tandis que T_{planif} sera arbitrairement conservé à une journée.

3 ALGORITHME DE DIMENSIONNEMENT OPTIMAL

3.1 Optimisation par surface de réponse (RSM)

Dans la section précédente, une analyse qualitative du problème sur le domaine d'étude a été entreprise. Considérer le problème d'optimisation va à présent orienter les travaux vers une analyse davantage quantitative à partir de points « expérimentaux » pour lesquels la valeur de la réponse a été évaluée. Pour des systèmes à fonction coûteuse, la méthode des surfaces de réponse (RSM – *Response Surface Methodology*) est souvent employée à la suite du screening en ne tenant compte que des facteurs jugés les plus influents. L'idée principale de la méthode est d'établir une représentation simplifiée du système basée sur un méta-modèle prédéfini. Cette nouvelle représentation, plus facilement exploitable, permet d'affiner la connaissance de systèmes complexes en vue par exemple de rechercher des conditions optimales.

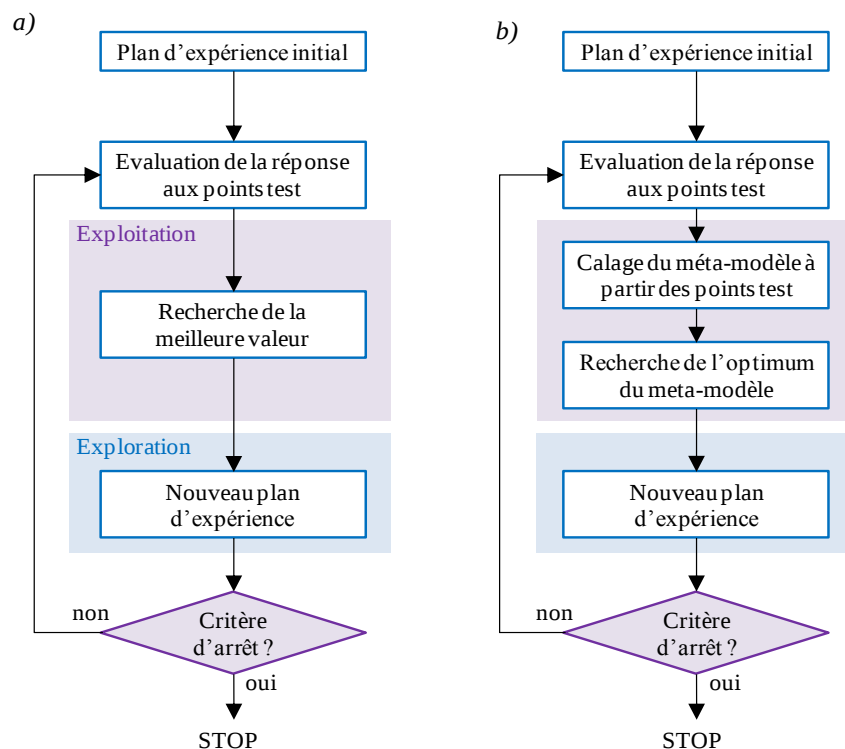


Figure V.4 : Optimisation RSM – a) Plans d'expériences successifs – b) Utilisation d'un méta-modèle

Les erreurs de modélisation sont au centre de ces approches par surfaces de réponse et, comme pour l'ensemble des méthodes d'optimisation, les meilleures performances s'obtiennent pour des temps de calcul importants. En effet, pour ces approches RSM, la justesse du modèle et donc la fiabilité des

résultats augmente avec le nombre de points « expérimentaux » testés. Les méthodes exhaustives garantissant notamment des optimaux globaux nécessitent un grand nombre d'expériences, ce qui peut s'avérer gourmand en temps pour des lancements de simulations coûteuses, en éléments finis par exemple (Vivier 02).

La Figure V.4 présente les architectures simplifiées d'algorithmes RSM. Pour l'ensemble des méthodes, l'exploration du domaine d'étude se fait en enrichissant le modèle par l'ajout de nouveaux points tests en multipliant ainsi les « expériences ». La recherche de l'optimum se fait en exploitant les modèles interpolés (Figure V.4b) ou directement les valeurs de la réponse obtenues sur les différents points tests sans calcul annexes (Figure V.4a). Notons que si l'algorithme d'optimisation fait ainsi l'économie de l'utilisation d'un modèle, seuls les points testés seront exploités. Dans ce cas, il n'y a pas d'exploration au-delà des points fixés par les plans d'expériences et ce type de méthodes renvoie des résultats moins intéressants mais avec un temps de calcul réduit.

Les critères d'arrêt de ce type de boucles peuvent être liés à une non amélioration de la fonction objectif au bout d'un nombre d'itérations ou de points expérimentaux testés donnés, ce critère étant homogène à une limitation du temps de résolution. Une autre condition d'arrêt peut être l'impossibilité de construire un nouveau plan d'expériences car des limites en résolution où bien les bornes du domaine ont été atteintes.

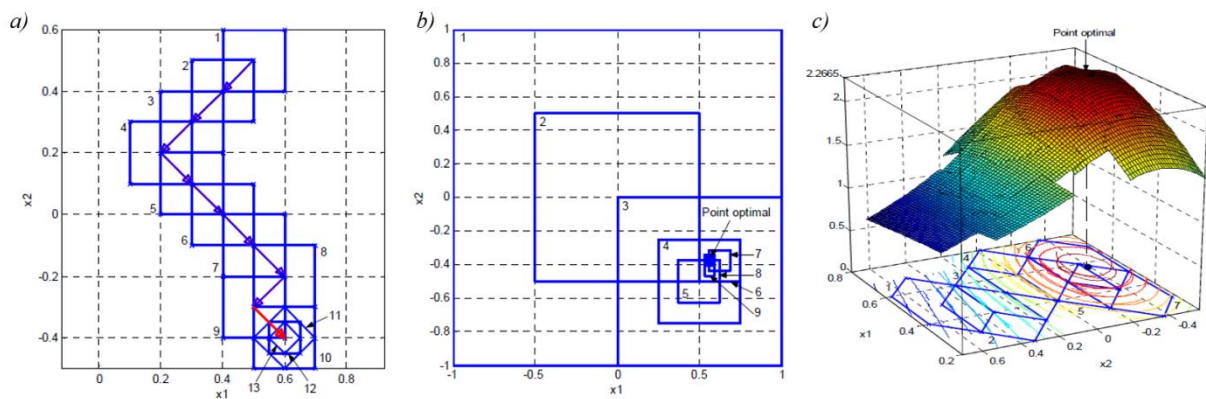


Figure V.5 : Méthodes RSM (Vivier 02) a) glissement de plans b) zoom de plans c) utilisation de méta-modèles

Les performances des méthodes RSM sont fortement dépendantes de la manière dont les plans d'expériences sont établis et comment l'exploration du domaine d'étude est entreprise. Citons d'abord les méthodes de glissement de plans dans lesquelles des plans réduits évoluent dans le domaine d'étude à la manière d'un algorithme glouton (Figure V.5a). Les méthodes de zoom consistent à diminuer progressivement le domaine couvert par les plans d'expériences successifs autour des meilleurs points retenus (Figure V.5b). Comme évoqué plus haut, les méthodes les plus précises sont celles faisant intervenir un méta-modèle de la réponse à chaque itération avec une interpolation à partir du plan d'expériences précédent. Pour ces algorithmes, le parcours de l'ensemble du domaine d'étude dans le cas d'un glissement de plans aboutit à une représentation du système dont la Figure V.5c donne un exemple avec le tracé des modèles polynomiaux successifs pour une fonction à deux variables.

Dans le cas des méthodes à base de méta-modèles, les performances et la fiabilité des résultats sont étroitement liés à la qualité de l'interpolation. Pour des modèles polynomiaux par exemple, les erreurs deviennent importantes pour des points situés à l'extérieur du domaine délimité par le plan

d'expériences (Gillon 97). La nature même de l'interpolation polynomiale peut en plus masquer des variations importantes entre les points tests et, même si le nombre d'expériences (i.e le temps de calcul) est multiplié, la fiabilité du modèle n'est pas garantie (Figure V.6) (Ginsbourger 09).

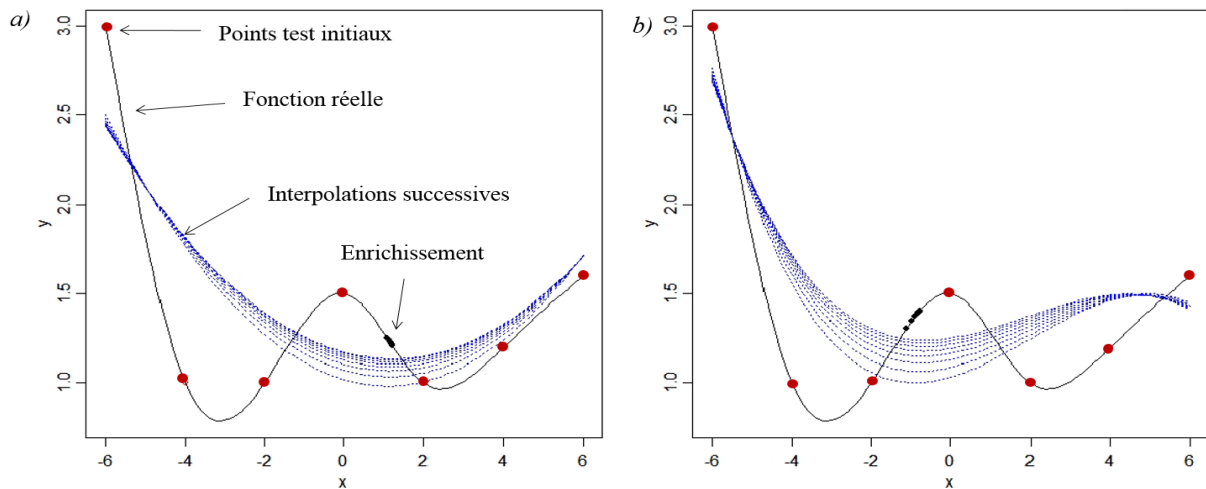


Figure V.6 : Optimisation séquentielle d'une fonction 1D basée sur une alternance entre estimation de surfaces de réponses polynômiales (en bleu, de degrés 2 a) et 3 b)) avec intégration dans le plan d'expériences des minima obtenus à chaque itération (enrichissement) (Ginsbourger 09)

Comme nous l'avons vu au chapitre IV, il y a respect du rang sur le coût de fonctionnement final du microréseau avant et après réparation des consignes issues de la LP. En considérant uniquement cette boucle LP, les temps de calcul pour la boucle de gestion à l'année sont faibles autour de quelques seconde pour $T_{planif} = 1$ jour à quelques minutes pour $T_{planif} = 28$ jours. Nous faisons pourtant le choix d'un algorithme de conception sur base de RSM pour avoir des temps de résolution réduit et être capable d'obtenir rapidement les résultats pour différents scénario (de prix ou de contraintes notamment) qui seront abordés en fin de chapitre. De plus, les méthodes RSM retournent une estimation de la fonction objectif sur tout le domaine d'étude à partir d'un nombre limité de points testés. Ainsi, en plus de renvoyer un point optimal unique, ces procédures permettent de définir des domaines de confiance sur lesquels la fonction objectif varie peu autour des meilleures solutions obtenues.

De telles méthodes rendent possible l'utilisation de procédures de gestion plus complexes et gourmandes en temps de calcul qui pourraient être développées pour des microréseaux plus étendus ou avec des composantes de coûts différentes. Pour le problème de conception optimale considéré, il est peu envisageable de passer par une interpolation avec une fonction dont la forme serait fixée à l'avance (exponentiel, sinus...) et dont les coefficients pourraient par la suite être déterminés par « fitting ». Dans nos travaux, l'obtention de la surface de réponse se fait avec une interpolation probabiliste basée sur la technique du Krigeage et s'intégrant dans l'algorithme Efficient Global Optimization ».

3.2 Interpolation par Krigeage

3.2.1 Notion de variogramme

Inventée dans les années 50 par l'ingénieur minier sud-africain Dane Krige et mise en forme par le français Matheron (Matheron 63), l'interpolation par Krigeage est utilisée en géostatistique afin

d'établir par exemple des taux de minerai dans les sols à partir d'un nombre limité de forages (Borga 96) (Groenigen 99). Cette méthode d'interpolation détermine les valeurs de la fonction réponse en un point inconnu, de manière probabiliste, en fonction des valeurs aux points voisins connus.

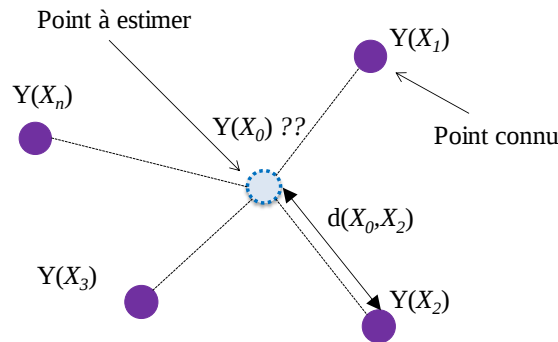


Figure V.7 : Estimation de la valeur au point X_0 en fonction des valeurs voisines connues

Comme illustré sur la Figure V.7, l'idée de base de l'interpolation par Krigage est d'exprimer la valeur de la réponse en un point à estimer X_0 comme une somme pondérée des valeurs aux n points voisins X_i connus et distants de $d(X_0, X_i)$. L'objectif est donc de calculer les poids λ_i de l'Eq V.2 afin d'obtenir une estimation (Y_{interp}) de la fonction à interpoler sur l'ensemble du domaine de définition (Gratton 02). Un premier aspect important de la méthode est de définir la corrélation entre les valeurs de la réponse en deux points séparés d'une distance d dans l'espace. Ce modèle probabiliste se traduit par un variogramme, élément central de l'interpolation par Krigage. A partir d'une série d'expériences, le variogramme peut se construire en calculant la variance γ de la réponse Y en fonction de la distance d , avec $n(d)$ le nombre de couples de points X_i et X_i' distants de d (dans la pratique différentes « classes » de distances sont établies) (Eq V.3). Il s'agit en réalité d'un semi-variogramme car seules des valeurs positives (de distance) sont envisagées (Gratton 02).

$$Y_{\text{interp}}(X_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \times Y(X_i) \quad \text{Eq V.2}$$

$$\gamma(d) = \frac{1}{2n(d)} \sum_{i=1}^{n(d)} (Y(X_i) - Y(X_i')) \quad \text{Eq V.3}$$

La Figure V.8a montre un exemple de tracé d'un semi-variogramme expérimental obtenu en appliquant le calcul de la variance à un plan d'expériences donné avec une distance euclidienne normalisée. La corrélation entre deux points espacés d'une distance importante devient moins évidente. Dans la démarche d'interpolation, un modèle de semi-variogramme est établi sur base de l'expérience afin de représenter à travers une loi probabiliste les corrélations entre points de l'espace de recherche. Trois caractéristiques sont identifiées pour décrire le variogramme théorique mis en place (Figure V.8b) (Gabriel 10) :

- **Le palier ou seuil** désigne la valeur limite pour de grandes distances.
- **La portée** représente la valeur de la distance pour laquelle le seuil est atteint. Au-delà de cette distance, les dépendances entre mesures sont jugées nulles.

- **L'effet de pépité** représente une discontinuité à l'origine traduisant des irrégularités locales dues à des erreurs de mesures éventuelles de la fonction réponse.

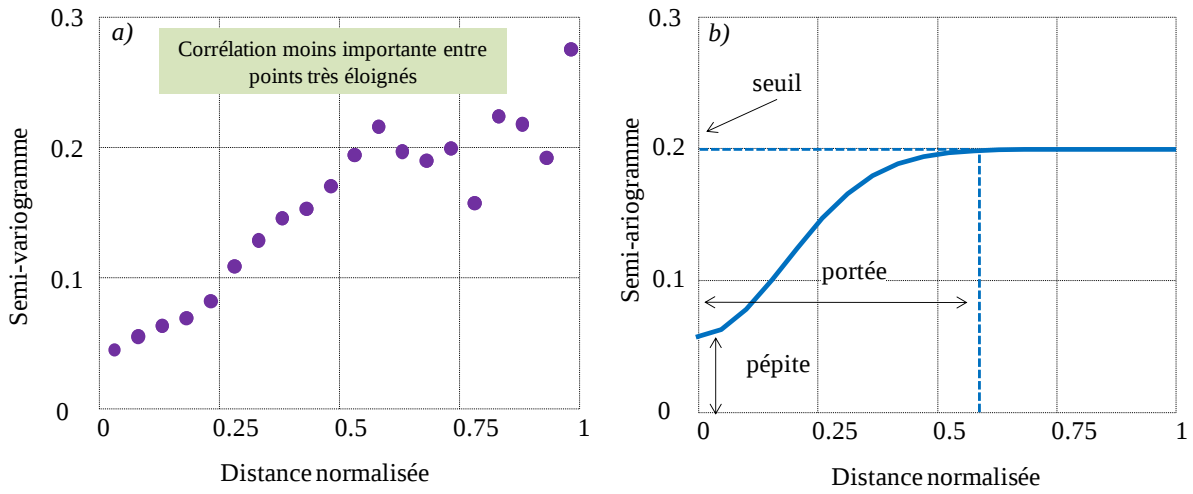


Figure V.8: Semi-variogramme - a) expérimental - b) modèle

Plusieurs modèles de semi-variogrammes existent avec paramétrisation des effets de pépité σ_0 , du seuil $\sigma_0 + \sigma$ et de la portée a . Parmi les plus utilisés, nous trouvons les modèles gaussien (Eq V.4), exponentiel (Eq V.5), sphérique (Eq V.6) et linéaire (Eq V.7) (Gabriel 10).

$$\gamma(d) = \begin{cases} 0 & \text{si } d = 0 \\ \sigma_0^2 + \sigma^2 \left(1 - e^{-(d/a)^2}\right) & \text{si } d > 0 \end{cases} \quad \text{Eq V.4}$$

$$\gamma(d) = \begin{cases} 0 & \text{si } d = 0 \\ \sigma_0^2 + \sigma^2 \left(1 - e^{-d/a}\right) & \text{si } d > 0 \end{cases} \quad \text{Eq V.5}$$

$$\gamma(d) = \begin{cases} 0 & \text{si } d = 0 \\ \sigma_0^2 + \sigma^2 \left(\frac{3d}{2a} - \frac{1}{2} \left(\frac{d}{a} \right)^3 \right) & \text{si } 0 < d < a \\ \sigma_0^2 + \sigma^2 & \text{si } d > a \end{cases} \quad \text{Eq V.6}$$

$$\gamma(d) = \begin{cases} 0 & \text{si } d = 0 \\ \sigma_0^2 + \sigma^2 \frac{d}{a} & \text{si } 0 < d < a \\ \sigma_0^2 + \sigma & \text{si } d > a \end{cases} \quad \text{Eq V.7}$$

La Figure V.9 donne l'allure des variogrammes pour chacun des modèles avec des effets de pépites nuls. Pour les fonctions à plusieurs variables (plusieurs dimensions), le variogramme peut éventuellement dépendre de la direction dans laquelle est calculée la distance, le terme de variogramme anisotrope est alors employé. Dans le code développé ici, un variogramme isotrope est envisagé dans un objectif de simplification. L'anisotropie sera introduite implicitement par la normalisation de l'ensemble des variables.

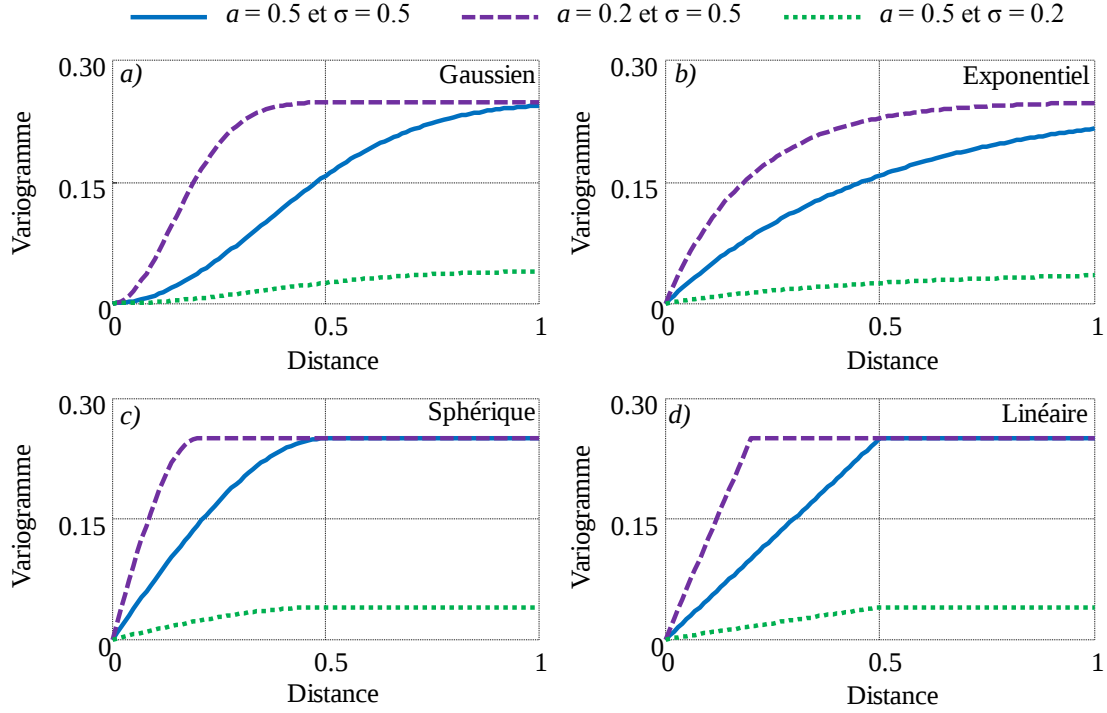


Figure V.9 : Modèles de semi-variogramme - a) gaussien - b) exponentiel - c) sphérique - d) linéaire

3.2.2 Equations de Krigeage

L'objectif principal de l'interpolation par Krigeage est d'obtenir les valeurs des coefficients λ_i de l'équation [Eq V.2](#) afin d'estimer la valeur de la réponse en un point inconnu en fonction des valeurs aux points « expérimentaux ». Plusieurs types de Krigeage existent en fonction de la connaissance statistique de la variable à interpoler ([Gratton 02](#)). Ici, l'intérêt est portée au Krigeage dit "ordinaire" pour des variables stationnaires de moyenne inconnue *a priori*. Plusieurs outils, notamment des outils Matlab© existent déjà pour réaliser l'interpolation. Le code DACE semble être fréquemment utilisé pour des problèmes multidimensionnels ([Kleijnen 07](#)) ([Berbeca 12](#)). Ici, le choix a été fait de développer notre propre code de Krigeage afin d'en comprendre les mécanismes et de s'adapter au mieux aux besoins de l'étude.

La point de départ de l'interpolation est le plan d'expériences initial réalisé aux n points X_i . Une Matrice des distances $\mathbf{D}$ de dimension $n \times n$ est par la suite construite avant la génération d'une matrice des variances notée $\mathbf{V}$. Les coefficients de $\mathbf{V}$ sont directement déduits de $\mathbf{D}$ par calcul de la variance en fonction de la distance ([Eq V.8](#) et [Eq V.9](#)).

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} d(X_1, X_1) & \cdot & \cdot & d(X_1, X_n) \\ \cdot & & & \cdot \\ \cdot & & & \cdot \\ d(X_n, X_1) & \cdot & \cdot & d(X_n, X_n) \end{bmatrix} \quad \text{Eq V.8}$$

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} \gamma(d(X_1, X_1)) & \cdot & \cdot & \gamma(d(X_1, X_n)) \\ \cdot & & & \cdot \\ \cdot & & & \cdot \\ \gamma(d(X_n, X_1)) & \cdot & \cdot & \gamma(d(X_n, X_n)) \end{bmatrix} \quad \text{Eq V.9}$$

Notons que le choix de ce modèle et surtout les valeurs des paramètres de seuil, pépite et portée ont une importance déterminante dans les performances de l'interpolation effectuée. Le calage du modèle de variogramme retenu doit se faire à partir d'un variogramme « expérimental » construit à partir des valeurs sur les points testés [Figure V.8](#) par la méthode des moindres carrés par exemple ([Ginsbourger 09](#)). Dans le programme que nous avons développé, l'ensemble des variables X_i est au préalable normalisé (indice *norm*) afin de mettre en place des valeurs par défaut pour les modèles utilisés qui garantissent de bons résultats pour des fonctions tests. Pour la réponse Y et les points X_i testés, la normalisation fait intervenir les valeurs minimum et maximum ([Eq V.10](#)).

$$X_{i-norm} = \frac{X_i - \min(X_i)}{\max(X_i) - \min(X_i)} \quad \text{et} \quad Y_{norm}(X_i) = \frac{Y(X_i) - \min(Y(X_i))}{\max(Y(X_i)) - \min(Y(X_i))} \quad \text{Eq V.10}$$

Une fois la matrice des variances obtenue, les différents λ_i , ainsi que le multiplicateur de Lagrange μ s'obtiennent pour tout point inconnu X_0 de l'espace de recherche avec l'équation du krigeage ordinaire ([Eq V.11](#)) et le calcul des distances $d(X_0, X_i)$. L'[Eq V.2](#) est ensuite utilisée pour estimer $Y(X_0)$. L'avantage du Krigage est également de renvoyer un estimateur d'erreur sur les valeurs renvoyées par l'interpolation sur les points estimés. L'intervalle de confiance se déduit de la variance $\sigma(X_0)$ calculée avec l'[Eq V.12](#).

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{V}^+ \cdot \boldsymbol{\lambda} = \mathbf{B} \quad \text{Avec} \quad \mathbf{V}^+ = \begin{bmatrix} \gamma(d(X_1, X_1)) & \cdot & \cdot & \gamma(d(X_1, X_n)) & 1 \\ \cdot & & & \cdot & \cdot \\ \cdot & & & \cdot & \cdot \\ \gamma(d(X_n, X_1)) & & & \gamma(d(X_n, X_n)) & 1 \\ 1 & \cdot & \cdot & 1 & 0 \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{\lambda} = \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \lambda_n \\ \mu \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} \gamma(d(X_0, X_1)) \\ \cdot \\ \cdot \\ \gamma(d(X_0, X_n)) \\ 1 \end{bmatrix} \end{array} \right. \quad \text{Eq V.11}$$

$$\sigma^2(X_0) = \boldsymbol{\lambda}^T \cdot \mathbf{B} \quad \text{Eq V.12}$$

Les valeurs estimées de la fonction objectif sont ensuite dénormalisées. Pour effectuer l'interpolation sur l'espace de recherche, l'opération doit être effectuée en tout point de discrétisation du domaine. La [Figure V.10](#) résume ainsi les différentes étapes pour approximer une fonction donnée à partir d'un plan d'expériences initial et en utilisant l'ensemble des étapes précédentes.

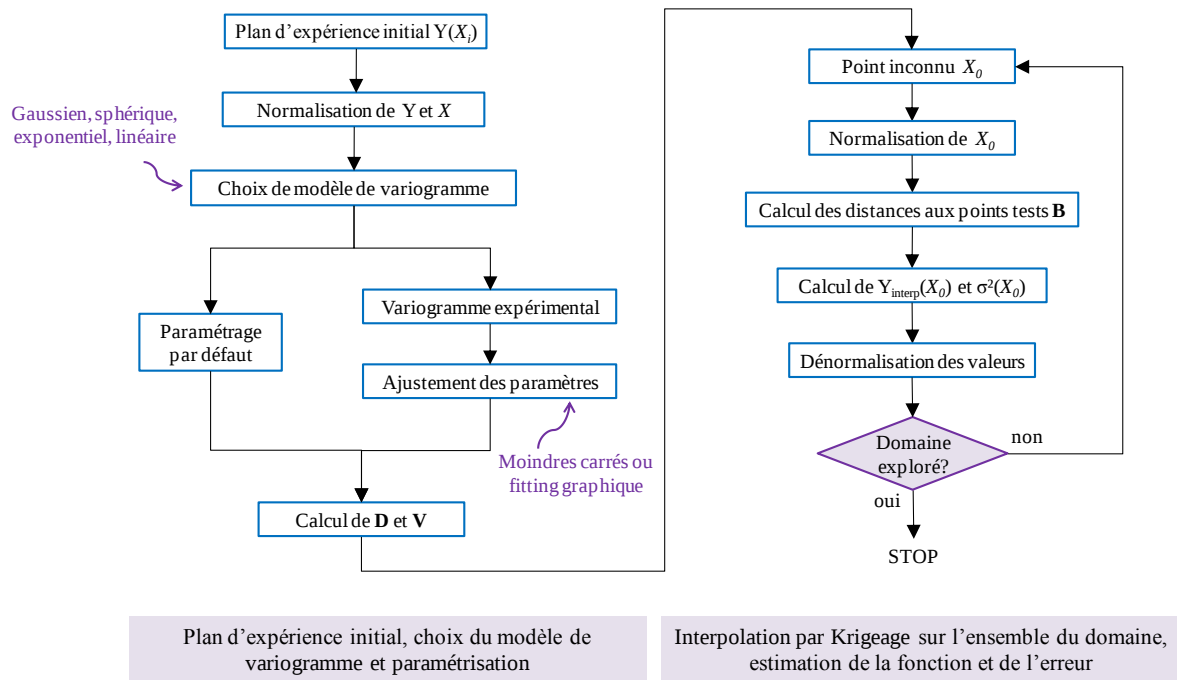


Figure V.10 : Interpolation par Krigeage

3.2.3 Exemples 1D et 2D

L'algorithme de Krigeage mis en place est d'abord testé pour une fonction quelconque 1D. Le modèle de variogramme choisie est gaussien avec $a = 0.10$, $\sigma_0 = 0$ et $\sigma = 0.20$. La Figure V.11 montre le résultat de l'interpolation effectuée avec des points « expérimentaux » répartis uniformément dans le domaine de définition. L'erreur d'estimation calculée avec la variance figure sur la courbe avec des valeurs nulles aux points du plan d'expériences. Pour des éloignements importants par rapport aux valeurs testées, l'interpolation n'est pas parfaite mais la valeur de la fonction réelle est toujours contenue dans l'intervalle de confiance à 95 %.

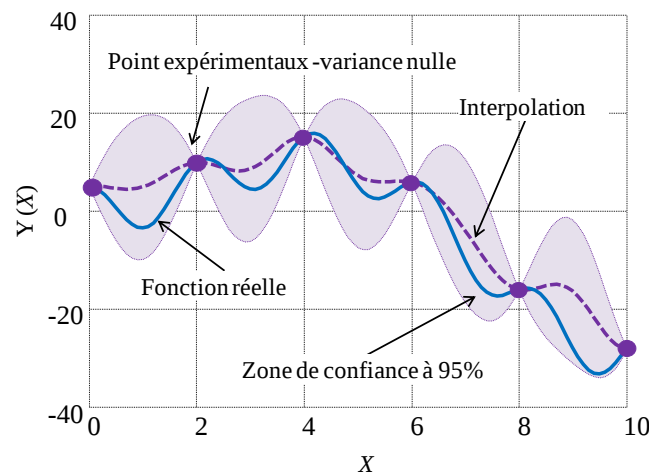


Figure V.11 : Interpolation par Krigeage d'une fonction 1D quelconque

Comme pour toute autre méthode d'interpolation, les performances du Krigeage sont fortement liées au nombre de points expérimentaux n_{exp} et à la manière dont ceux-ci sont distribués sur le

domaine de définition. Les paramètres du variogramme sont également une donnée importante à considérer (annexe J).

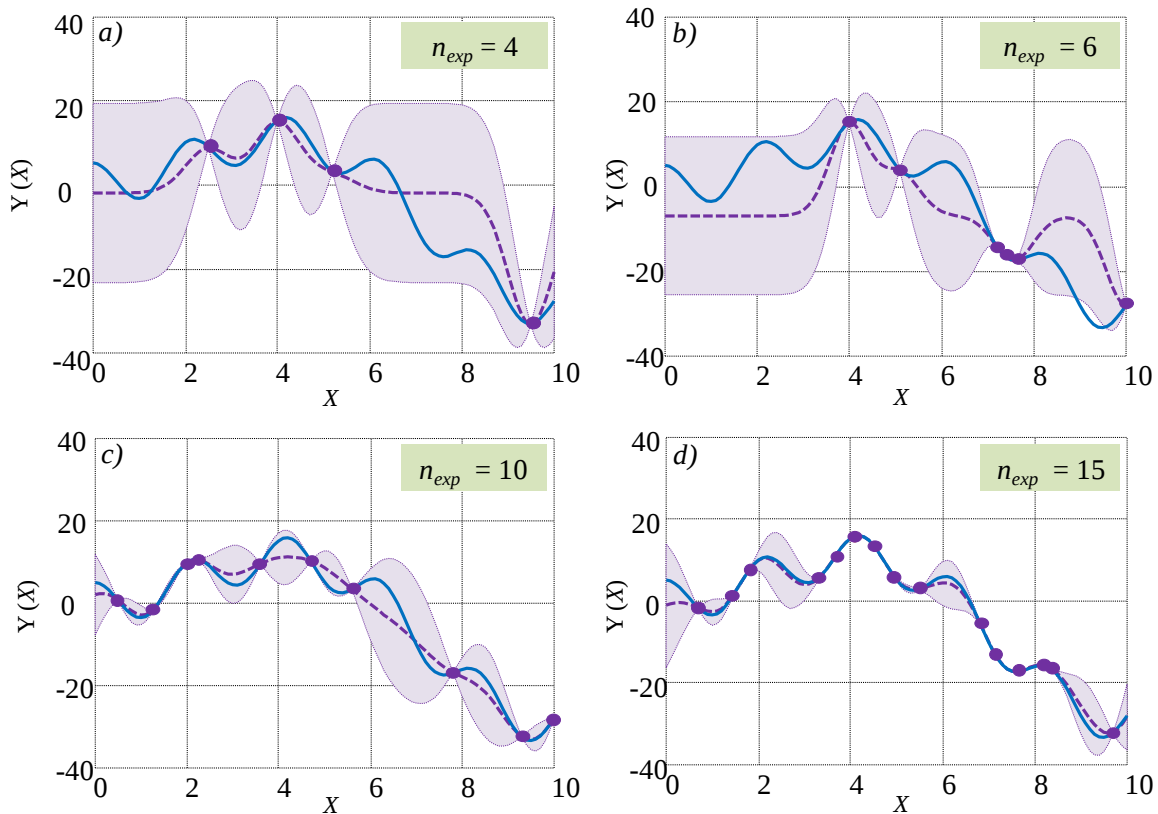


Figure V.12 : Influence du plan – a) $n_{exp} = 4$ – b) $n_{exp} = 6$ – c) $n_{exp} = 10$ – d) $n_{exp} = 15$

Avec seulement quatre points expérimentaux, l'estimation est assez loin de la fonction réelle surtout entre des tests très éloignés les uns des autres (Figure V.12a). Pour le cas à $n_{exp} = 6$, le plan d'expériences n'est pas efficace dans la mesure où trois de ces points tests sont très proches. L'interpolation est très bonne dans leur voisinage mais beaucoup moins bien performante dans le reste du domaine avec la fonction réelle passant au-delà de l'intervalle de confiance par endroits (Figure V.12b). Notons que pour un nombre de points identiques, l'interpolation de la Figure V.11 montre de meilleures performances avec un tirage uniformément répartis sur le domaine d'étude. En augmentant le nombre de points, l'estimation tend de plus en plus à se rapprocher de la fonction réelle (Figure V.12c-d). Ceci n'est pas forcément le cas pour des interpolations polynomiales par exemple qui ne passent généralement pas par les points testés avec des modèles prédéfinis. Dans le cas du Krigeage, augmenter le nombre d'expériences améliorera toujours la qualité de l'interpolation.

Pour les domaines de définition à plusieurs variables, le tirage des points expérimentaux aura une influence encore plus déterminante. Un plan d'expériences factoriel à plusieurs niveaux (voir annexe H) peut s'avérer efficace car il garantit une certaine uniformité sur le domaine. La Figure V.13 montre les résultats d'une interpolation avec un plan factoriel à cinq niveaux pour la fonction *peaks* intégrée dans Matlab. La représentation en trois dimensions limite l'interprétation des performances mais la forme globale de la fonction est assez bien respectée. Cependant, de tels plans d'expériences peuvent nécessiter un nombre conséquent de tests et beaucoup de points se trouvent en limite de domaine ce qui crée une redondance de l'information au détriment du centre. Pour ces problèmes multivariés, nous privilégions des plans d'expérience générés de manière aléatoire mais respectant

une répartition uniforme dans l'espace de recherche comme les plans orthogonaux ou les hypercubes latins (voir annexe I).

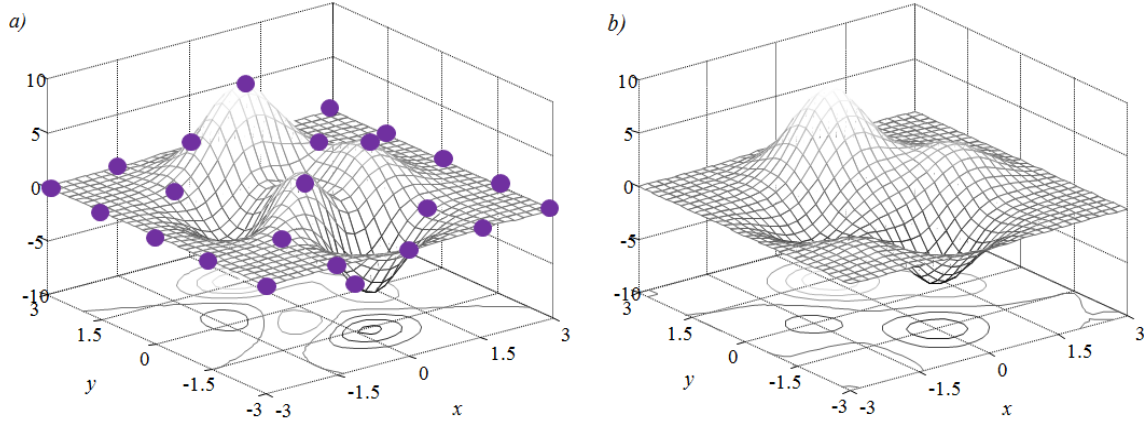


Figure V.13 : Krigeage 2D – a) plan fractionnaire sur la fonction réelle – b) fonction interpolée

3.3 Algorithme Efficient Global Optimization (EGO)

3.3.1 Maximisation de l'« amélioration espérée »

Si l'interpolation par Krigeage renvoie une bonne approximation de la fonction à étudier au voisinage des points « expérimentaux », elle a surtout l'avantage d'estimer l'erreur commise sur les zones moins connues. Cartographier cette erreur peut permettre de définir les zones dans lesquelles des points expérimentaux supplémentaires pourraient permettre d'affiner l'interpolation. Dans une optique d'optimisation, la recherche de la valeur minimale ou maximale de la fonction ne nécessite pas forcément que tout le domaine de définition soit exploré. Dans ce cas, l'interpolation par Krigeage peut être utilisée afin d'*exploiter* les zones les plus intéressantes (au sens de la fonction objectif) en enrichissant les points connus par des expériences supplémentaires. Il est aussi intéressant d'*explorer* des zones *a priori* moins favorables, en particulier en ajoutant des tests dans des zones où l'interpolation présente un faible niveau de confiance.

Cette dualité entre *exploration* et *exploitation*, à la base de tout algorithme d'optimisation, est utilisée dans l'algorithme Efficient Global Optimization développé par Jones en 1998 (Jones 98). L'arbitrage entre exploration du domaine et exploitation des zones connues intéressantes se fait à travers un coefficient d'« amélioration espérée » (*Expected Improvement*) (Ginsbourger 09). L'expression de cette grandeur est donnée dans l'Eq V.13 où $Y_{\min}$ désigne (pour une minimisation) la meilleure valeur connue de la fonction à interpoler, Φ la fonction de répartition de la loi normale centrée (0,1) et φ sa densité de probabilité.

$$EI(X_0) = (Y_{\min} - Y_{\text{est}}(X_0)) \times \Phi\left(\frac{Y_{\min} - Y_{\text{est}}(X_0)}{\sigma(X_0)}\right) + \sigma(X_0) \times \varphi\left(\frac{Y_{\min} - Y_{\text{est}}(X_0)}{\sigma(X_0)}\right) \quad \text{Eq V.13}$$

Le coefficient d'amélioration espérée est en principe compris entre 0 et 1 où le terme de gauche est l'image de l'exploitation et où le terme de droite représente le poids de l'exploration du domaine

(Berbecea 12). Notons qu'il peut être envisagé de pondérer ces deux composantes afin d'en privilégier une au détriment de l'autre.

Concrètement, la mise en place de l'EGO revient à enrichir le plan d'expériences à chaque itération avec le point qui maximise l'amélioration espérée. Le critère d'arrêt peut-être une valeur minimale pour EI (typiquement 1%), un nombre maximal de points expérimentaux (limitation du temps CPU), ou une non amélioration de la fonction objectif (Roux 11) (Berbecea 12). La Figure V.14 illustre le déroulement de l'algorithme EGO avec l'enrichissement progressif du plan d'expériences et un Krigeage mené sur un domaine de plus en plus connu au fil des itérations.

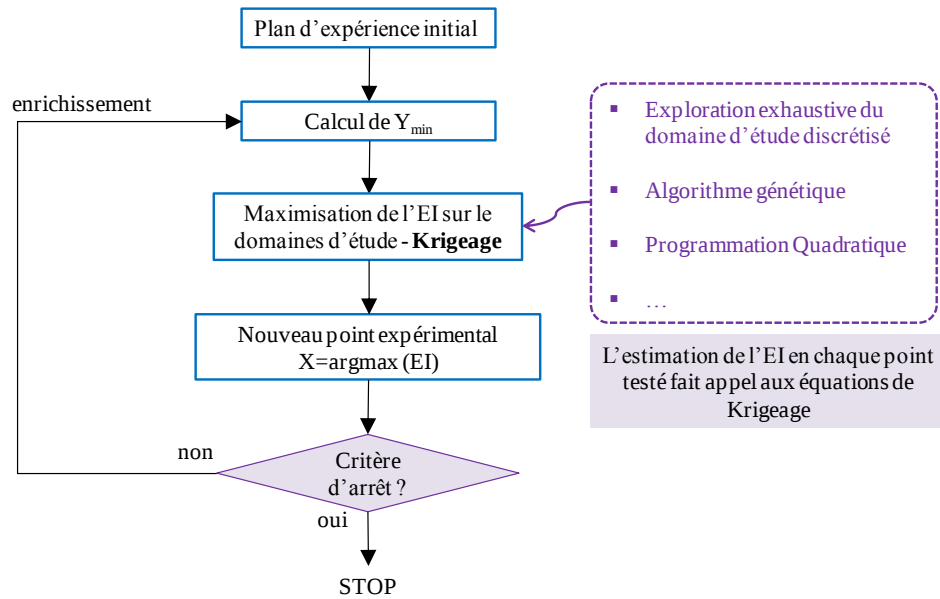


Figure V.14 : Déroulement de l'EGO

Une étape importante de l'algorithme concerne la maximisation de l'indicateur EI. En effet, pour des domaines d'études importants ou continus, il n'est pas envisageable d'estimer l'EI sur l'ensemble de l'espace en utilisant les équations du Krigeage au risque d'augmenter considérablement les temps de calcul. Il ne serait pas pertinent d'avoir un temps de résolution pour la maximisation de l'EI plus important que le temps CPU nécessaire pour évaluer la fonction objectif à minimiser.

La maximisation de l'EI est donc à elle seule un problème d'optimisation intégré dans la boucle de l'EGO. Une méthode de énumération ou un algorithme génétique peuvent être envisagés (Berbecea 12). Dans la procédure développée dans cette thèse, la recherche de l'EI maximal se fait aléatoirement avec deux méthodes. La première consiste à utiliser la Programmation Quadratique Séquentielle avec plusieurs points de départ choisis par hypercubes latins. La seconde procède d'une estimation exhaustive de l'EI sur l'ensemble de l'espace de recherche discrétisé avec un maillage adapté de manière à ne pas augmenter significativement les temps de calcul. La meilleure solution est retenue pour choisir le point « expérimental » à tester à l'itération suivante de l'EGO.

3.3.2 Exemples 1D et 2D

La Figure V.15 illustre le déroulement de l'EGO pour la fonction test 1D de la partie précédente. A partir du plan d'expériences initial à sept points seulement, trois itérations sont nécessaires pour

trouver l'optimum avec une condition d'arrêt sur la valeur de l'EI ($< 10^{-3}$). Le Krigeage est effectué avec un variogramme gaussien, un effet de pépite nul, un seuil égal à 0.25 et une portée à 0.10. Les deux premiers points qui enrichissent la connaissance de la fonction participent à l'exploitation de la zone « intéressante » et l'optimum $X=9.5$ est trouvé à la seconde itération. La dernière itération quant à elle tend à explorer un domaine moins connu et à faible niveau de confiance où une meilleure solution est susceptible de se trouver en raison de cette indétermination. Une fois la fonction évaluée dans cette zone, la condition d'arrêt sur l'EI est atteinte avec un espace de recherche « suffisamment » exploité et exploré. Afin de rendre plus explicite le fonctionnement de l'algorithme, la maximisation de l'EI dans l'exemple de la Figure V.15 se fait en explorant l'ensemble de l'espace de recherche (discrétisé avec $\Delta X = 0.1$). L'interpolation par Krigeage est effectuée sur l'ensemble des points du domaine pour finalement tracer le critère d'amélioration EI sur toute la plage de variation de X .

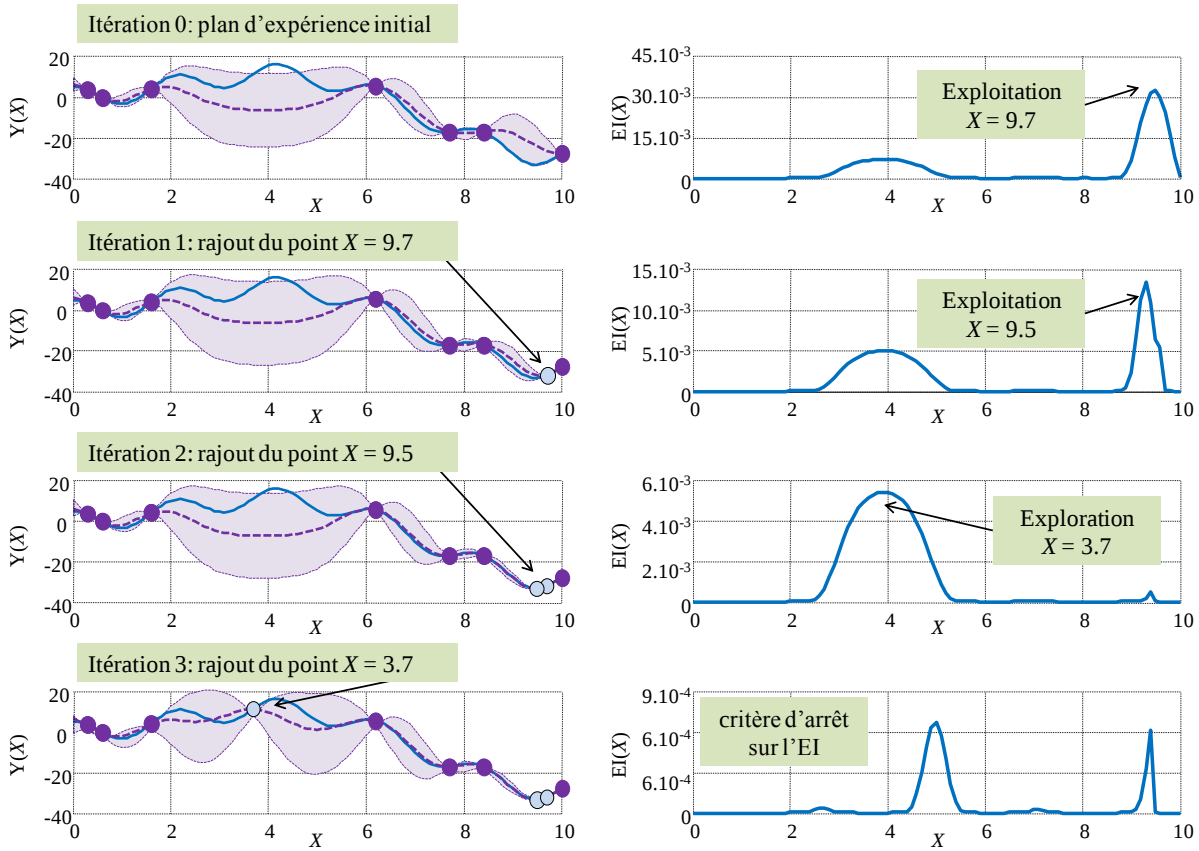


Figure V.15 : Déroulement de l'EGO à partir du plan d'expériences initial pour une fonction 1D quelconque

Pour les fonctions 2D, avec des espaces de recherche par nature plus étendus, davantage de points initiaux sont nécessaires pour obtenir des résultats satisfaisants. L'optimisation est ainsi lancée pour la fonction test *peaks* avec dix points expérimentaux tirés entre les bornes par hypercubes latins. A noter que la fonction définie pour $(x_1, x_2) = [-3, 3]$ présente deux minima locaux $peaks(-1.35, 0.21) = -3.04$ et $peaks(0.29, 0.32) = -0.06$, ainsi qu'un minimum global $peaks(0.23, -1.63) = -6.55$. Le Krigeage est effectué avec un variogramme gaussien, une portée et un seuil tous deux égaux à 0.15. Outre une valeur limite pour l'EI fixé à 10^{-4} , le principal critère d'arrêt de l'EGO est un nombre limite de dix itérations sans amélioration (avec cent itérations maximum). La maximisation de l'amélioration espérée se fait de manière aléatoire soit par une exploration exhaustive

du domaine (maillage à 0.1), soit par Programmation Quadratique Séquentielle (100 points de départ aléatoires avec 30 itérations maximum).

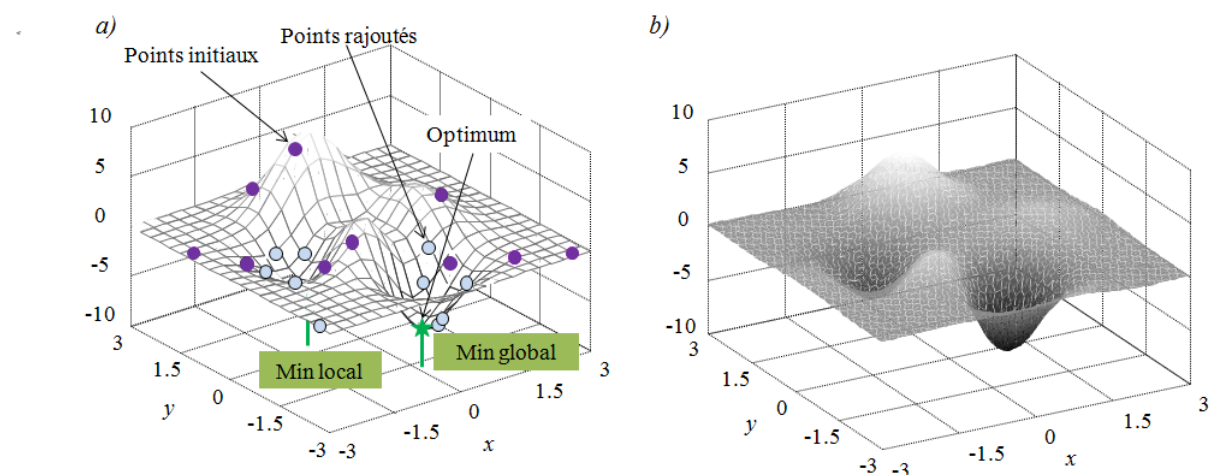


Figure V.16 : Optimisation par EGO de la fonction 2D *peaks* – a) distribution des points expérimentaux et optimum retournée – b) interpolation finale sur l'espace de recherche

La Figure V.16a illustre un lancer de l'optimisation par EGO dans les conditions données avec l'optimum global trouvé exactement et un arrêt de la procédure au bout de 11 itérations pour un nombre total de 21 évaluations de la fonction objectif (en comptant le plan d'expériences initial). Dans ce cas, l'algorithme s'arrête avec la valeur minimale de l'EI atteinte. En plus de nécessiter peu d'appels de la fonction objectif, l'avantage de la méthode réside dans la possibilité de renvoyer à l'issue de l'optimisation une interpolation de cette fonction sur l'ensemble de l'espace de recherche (Figure V.16b). Ceci peut s'avérer intéressant, selon les problèmes, pour identifier la forme des domaines intéressants présentant des valeurs proches de l'optimum trouvé.

Tableau V.2 : Résultat d'optimisation en fonction des méthodes utilisées au bout de 100 lancers pour la fonction *peaks* - minimum global $f(0.23, -1.63) = -6.55$

Méthode d'optimisation	EGO	SQP (Matlab)	GA (Matlab)
Solutions moyennes	$f = -6.23 \pm 1.76$ $x = 0.10 \pm 0.87$ $y = -1.47 \pm 0.95$	$f = -2.67 \pm 5.65$ $x = 0.08 \pm 4.34$ $y = -0.12 \pm 4.20$	$f = -2.99 \pm 4.09$ $x = -0.39 \pm 1.54$ $y = -0.32 \pm 1.68$
Meilleure solution	$f = -6.55$ $x = 0.23$ $y = -1.63$	$f = -6.55$ $x = 0.23$ $y = -1.63$	$f = -6.54$ $x = 0.21$ $y = -1.65$
Nombre moyen d'évaluations de la fonction	21	27	110
Précision à 1 %	77 %	32 %	2 %

Avec la maximisation de l'EI par SQP et tirage aléatoire des points de départ, l'algorithme EGO mis en place dans cette thèse n'est pas déterministe et ne renvoie pas systématiquement le même résultat pour deux lancers successifs (même avec des points de départs identiques). Ainsi, les performances de la méthode pour la minimisation de la fonction *peaks* sont ensuite jugées au bout d'une centaine de lancers avec des plans d'expériences initiaux différents. Les valeurs moyennes ainsi

que la déviation standard des résultats sont notamment étudiées. Les résultats sont comparés avec ceux retournés avec des optimisation de la fonction (connue) au moyen de la Programmation Quadratique Séquentielle. Nous étudions également les résultats avec une optimisation par Algorithme Génétique (GA fonction Matlab 2012) effectuée avec une taille de population à dix individus, un taux de croisement de 80 %. Dans ce cas, la procédure s'arrête au bout de 10 générations ou bien si l'optimum global (connu ici) est atteint (Tableau V.1).

Les résultats moyens de l'EGO restent proches de l'optimum global avec des déviations faibles et une précision à 1 % dans 77 % des cas. La meilleure solution est atteinte tout comme pour les essais avec le SQP. Cependant, avec cette seconde méthode, les résultats moyens sont moins bons, bien que le SQP effectue plus d'évaluations de la fonction objectif. En fonction des points de départ, la procédure s'arrête sur les minima locaux pour une convergence vers la meilleure solution seulement dans 32 % des cas. Cette précision à 1 % est encore plus faible pour l'algorithme génétique qui n'atteint jamais l'optimum avec un nombre important d'appels de la fonction. Des résultats pour un doublement de la taille de la population et 220 évaluations n'ont montré aucune amélioration pour la minimisation de la fonction testée. Sans considérer l'avantage apporté par l'interpolation sur le domaine de recherche, l'EGO apparaît plus intéressant que les deux autres procédures étudiées ici avec de bons résultats et peu d'appels de la fonction objectif.

L'annexe K effectue des comparaisons entre les performances de l'EGO et celles de la Programmation Quadratique Séquentielle puis de l'Algorithme Génétique pour des fonctions test usuelles. Plusieurs lancers des méthodes sont effectués avec des cas à deux, trois et cinq dimensions. L'objectif n'est pas de déterminer une procédure meilleure que toutes les autres. En effet, les performances des algorithmes dépendent fortement du problème traité et aucune méthode n'est systématiquement la plus adaptée. Si le SQP est très efficace pour les fonctions avec un unique minimum, son utilisation est plus discutable pour les problèmes à plusieurs optima locaux. Le GA parvient dans ces cas à obtenir des solutions moyennes proches de l'optimum global mais cela se paie par un nombre élevé d'évaluations de la fonction objectif. L'EGO présente pour tous les essais un nombre réduit d'évaluations et des résultats très intéressants en ce qui concerne la précision des solutions moyennes par rapport à l'optimum réel. Il faut cependant rester prudent car la méthode n'apparaît pas adaptée pour des fonctions avec des facteurs d'échelle importants sur l'espace de recherche considéré, par exemple avec la fonction *Rosenbrock* pour un optimum situé sur un « plateau » avec des valeurs proches de l'unité par rapport à des valeurs de plus de 50 000 en d'autres points.

3.3.3 Dimensionnement à trois variables du microréseau

L'essentiel est de déterminer si l'EGO mis en place est performant pour le problème de dimensionnement optimal du microréseau traité dans ce chapitre. Dans un premier temps, une optimisation à trois variables pour un cas avec volant d'inertie est effectuée. Nous considérons les trois paramètres les plus influents sur la facture énergétique, E_{nom} (en kWh), P_{PV} (en kWc) et P_s (en kVA) avec les bornes renseignées dans l'Eq V.1. La fonction objectif est le coût annuel du microréseau en considérant l'installation des composants et le fonctionnement (planification) déterminé par lancers successifs de la MIPL. Avec un horizon de planification d'une journée et sans réparation des consignes, une évaluation de la fonction (365 planification successives de 24h) dure seulement cinq secondes en utilisant le solveur GLPK (voir Chapitre IV). Ce temps de résolution réduit pour la

fonction à minimiser permet d'envisager l'utilisation du SQP et du GA afin de pouvoir juger comparativement les performances de l'EGO.

Une vingtaine de lancers est alors effectuée pour chacune des trois méthodes d'optimisation. Un plan d'expériences à 20 points est utilisé comme point de départ de l'EGO avec une portée et un seuil égaux à 0.15 dans les équations du Krigage. Comme précédemment, les critères d'arrêt sont une valeur minimum de l'EI à 10^{-4} et une non amélioration de la fonction objectif après 10 itérations (avec un maximum de 100 itérations). Les points de départ du SQP sont tirés au hasard dans le domaine par hypercubes latins avec un nombre maximum de 150 évaluations de la fonction objectif. L'Algorithme Génétique s'arrête quant à lui au bout de 10 générations avec une population à 20 individus.

Tableau V.3 : Résultat d'optimisation à 3 paramètres en fonction des méthodes utilisées au bout de 20 lancers pour le dimensionnement optimal du microréseau ; minimisation du coût annuel f en k€

Méthode d'optimisation	EGO	SQP (Matlab)	GA (Matlab)
Solutions moyennes	$f = 71.22 \pm 1.41$ $E_{nom} = 1.19 \pm 10.20$ $P_{PVnom} = 404.0 \pm 131.5$ $P_s = 186.5 \pm 36.7$	$f = 71.09 \pm 0.05$ $E_{nom} = 0.02 \pm 0.14$ $P_{PVnom} = 457.5 \pm 20.2$ $P_s = 150.0 \pm 0.0$	$f = 74.44 \pm 0.08$ $E_{nom} = 0.10 \pm 0.30$ $P_{PVnom} = 2.0 \pm 1.6$ $P_s = 213.9 \pm 6.9$
Meilleure solution	$f = 70.69$ $E_{nom} = 0.00$ $P_{PVnom} = 450.00$ $P_s = 175.00$	$f = 71.05$ $E_{nom} = 0.00$ $P_{PVnom} = 457.8$ $P_s = 150.00$	$f = 74.41$ $E_{nom} = 0.02$ $P_{PVnom} = 2.15$ $P_s = 214.70$
Nombre moyen d'évaluations (Temps CPU correspondant)	46 (5 min)	150 (15 min)	220 (30 min)

Les résultats obtenus pour les trois méthodes sont rassemblés dans le [Tableau V.3](#). Avant d'analyser les performances des algorithmes, nous remarquons les temps de calcul excessivement faibles pour effectuer les optimisations. Avec les temps réduits de gestion par MIPL, pour 365 planifications successives de $T_{planif} = 1$ jour, le dimensionnement à planification intégrée dure moins d'une heure pour chacune des trois méthodes. L'EGO converge en quelques minutes avec un peu moins de 50 évaluations de la fonction objectif. La meilleure solution correspond à un point du maillage pour la recherche par énumération de l'EI maximum : discrétisation de 50 kWh pour le stockage, de 50 kWc pour P_{PVnom} et 10 kVA pour P_s . Le SQP renvoie des solutions en moyenne légèrement plus intéressantes que pour l'EGO, avec un écart-type plus faible mais un nombre d'évaluations plus élevé. Avec cinq fois plus d'évaluations de la fonction qu'avec l'EGO, l'Algorithme Génétique (Matlab) retourne des solutions sensiblement moins bonnes, resserrées dans une partie non optimale du domaine de recherche.

3.3.4 Dimensionnement du microréseau à cinq variables

Les essais de dimensionnement sont à présent repris pour le problème à cinq variables en tenant compte l'horizon de planification (entre 1 et 30 jours) et les valeurs initiales et finales de SOC pour la gestion (entre 0 et 100 %). Les temps de calcul pour la boucle de gestion peuvent être important dans ce cas en fonction des valeurs pour T_{planif} . L'EGO est initialisé avec un plan d'expériences à 50 points. L'AG et le SQP sont lancés dans les mêmes conditions que précédemment et les résultats de différentes procédures sont analysés au bout de 10 runs ([Tableau V.4](#)).

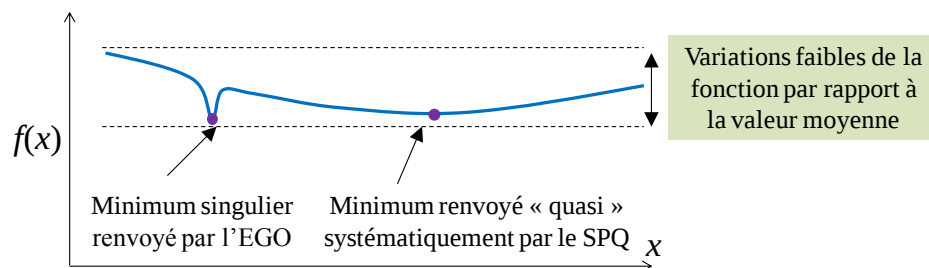
Tableau V.4 : Résultat d'optimisation à 5 paramètres en fonction des méthodes utilisées au bout de 20 lancers pour le dimensionnement optimal du microréseau ; minimisation du coût annuel f en k€

Méthode d'optimisation	EGO	SQP (Matlab)	GA (Matlab)
Solutions moyennes	$f = 72.05 \pm 1.47$ $E_{nom} = 13.49 \pm 24.12$ $P_{PVnom} = 351.65 \pm 145.25$ $P_s = 174.11 \pm 38.20$ $T_{planif} = 12 \pm 14$ $SOC_{reset} = 54.52 \pm 47.91$	$f = 71.03 \pm 1.14$ $E_{nom} = 0.08 \pm 0.26$ $P_{PVnom} = 452.05 \pm 14.29$ $P_s = 166.01 \pm 53.84$ $T_{planif} = 14 \pm 15$ $SOC_{reset} = 51.85 \pm 52.03$	$f = 74.4 \pm 0.13$ $E_{nom} = 0.05 \pm 0.08$ $P_{PVnom} = 2.11 \pm 1.54$ $P_s = 213.71 \pm 8.10$ $T_{planif} = 16 \pm 13$ $SOC_{reset} = 0.82 \pm 1.26$
Meilleure solution	$f = 70.9$ $E_{nom} = 0.00$ $P_{PVnom} = 400.00$ $P_s = 160.00$ $T_{planif} = 19$ $SOC_{reset} = 60.00$	$f = 70.7$ $E_{nom} = 0.07$ $P_{PVnom} = 447.98$ $P_s = 177.38$ $T_{planif} = 2$ $SOC_{reset} = 72.27$	$f = 74.4$ $E_{nom} = 0.00$ $P_{PVnom} = 3.21$ $P_s = 214.87$ $T_{planif} = 21$ $SOC_{reset} = 1.18$
Nombre moyen d'évaluations (Temps CPU correspondant)	65 (1 h 45 min)	154 (50 min)	220 (1 h 30 min)

Les solutions renvoyées par l'EGO sont distribuées sur l'espace de recherche avec des écarts-types importants. Le SQP apparaît légèrement plus performant dans ce cas à cinq variables avec un meilleur point retourné et des intervalles des confiance plus réduits. Bien que le nombre d'évaluations de la fonction soit nettement plus élevé dans ce cas, le temps CPU correspondant est plus faible avec davantage de points à faibles valeurs de T_{planif} testés. Comme pour l'optimisation du système à trois variables, l'Algorithme Génétique utilisé n'est pas du tout adapté en plongeant systématiquement vers les mêmes solutions non optimales malgré un nombre important de lancers de la boucle de gestion.

3.3.5 Fonction objectif plate

Au-delà des discussions qui seront menées par la suite sur les optima trouvés, les essais précédents (notamment le cas à trois variables du [Tableau V.3](#)) nous donnent indirectement des informations sur « l'allure » de la fonction considérée et pour laquelle nous n'avons aucune connaissance *a priori*. Avec des écarts-types très faibles et une solution moyenne proche du meilleur point trouvé, la convergence du SQP semblerait indiquer la présence d'un unique minimum (donc global). Cependant, l'EGO trouve une solution sensiblement meilleure (0.5 % d'amélioration seulement) et le coût optimal moyen reste proche de celui du SQP. L'écart-type de la fonction objectif est très faible malgré des déviations importantes sur les valeurs des paramètres, ± 131.5 kWc pour P_{PVnom} par exemple. Ces observations nous amènent à supposer que la fonction objectif est assez plate avec des variations très faibles (moins de 2 %) sur tout ou partie du domaine de définition et avec un minimum global singulier dont une représentation 1D serait similaire à la courbe de la [Figure V.17](#).

**Figure V.17** : Représentation 1D de « l'allure » de fonction coût à partir de l'analyse des essais d'optimisation

Un problème à deux dimensions est considéré (avec P_s fixé à 156 kVA) et une interpolation par Krigeage est effectuée sur le domaine de définition de E_{nom} et P_{PVnom} avec une centaine de points expérimentaux. La fonction testée est ici le coût à l'année du microréseau C_{LP} sans tenir compte de la réparation des consignes à l'issue de la gestion LP. Les résultats montrent que l'allure générale de la fonction présente une unique zone où la fonction objectif prend les plus faibles valeurs (Figure V.18a). Les variations du coût dans cette zone optimale sont très faibles. Sans stockage (i.e. $E_{nom} = 0$ kWh), nous observons des différences de seulement 0.2 % de la fonction objectif en faisant varier la taille des panneaux de 400 kWc à 500 kWc (équivalant à 20 % du domaine de définition de P_{PVnom}) (Figure V.18b).

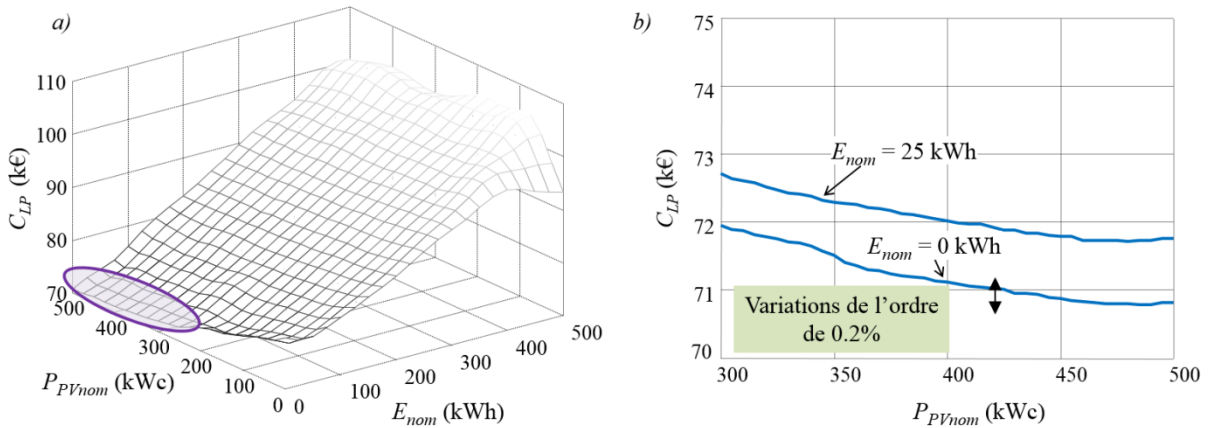


Figure V.18 : Interpolation du coût annuel (C_{LP}) pour un problème à deux variables E_{nom} et P_{PVnom} – a) interpolation sur l'ensemble du domaine – b) zoom sur la zone optimale (faible stockage)

Comme observé dès la phase d'étude de sensibilité, la taille du stockage a un impact très important sur le coût annuel final. A stockage fixe, les écarts de fonction objectif sont très faibles sur la plage de variations de la taille des panneaux. L'écart-type important pour P_s dans les résultats de l'EGO du Tableau V.3 tend à confirmer que des écarts sur ce paramètre entraînent également des différences minimales sur le coût final. Avec une fonction objectif assez « plate » dans la zone optimale, les résultats de la partie suivante renseigneront, en plus de l'optimum trouvé, des intervalles de confiance dans lesquels la fonction varie peu (typiquement moins de 1 %). L'EGO est alors intéressant car c'est sur la base de l'interpolation par Krigeage, à l'issue de la procédure, que sera défini cet intervalle de confiance.

4 DIMENSIONNEMENTS POUR UN CAS AVEC VOLANTS D'INERTIE

4.1 Contexte d'achat actuel

4.1.1 Optimisation à un seul paramètre E_{nom}

Dans la partie précédente, des essais de dimensionnement ont été déjà effectués avec pour but principal de proposer une méthode d'optimisation performante à coût de calcul modeste. Ainsi, l'intérêt était davantage porté sur l'analyse des performances de la procédure que sur les résultats eux-mêmes. Nous nous intéressons désormais à l'étude quantitative des solutions renvoyées selon les optimisations effectuées en comparant notamment les coûts finaux obtenus à ceux de situations de

départ sans stockage ni production. La conception optimale est envisagée avec la même politique d'achat que précédemment. Nous envisageons également le calcul du temps de retour sur investissement TRI pour des installations rentables et défini comme le ratio entre le surcoût d'installation (sur 20 ans) et les économies réalisées par an). L'Eq V.14 donne la formule utilisée avec les coûts annuels d'installation C_{inst} et de fonctionnement C_{fct} et en faisant intervenir le coût annuel de fonctionnement d'une situation de départ (typiquement sans stockage ni PV) noté C_0 .

$$TRI = \frac{C_{inst} \times 20}{C_0 - C_{fct}} \quad \text{Eq V.14}$$

Dans un premier temps, nous effectuons une optimisation à une seule variable qui est la taille de stockage. La capacité de production est nulle et le prix de vente n'intervient donc pas. La puissance souscrite est quant à elle fixée à 156 kVA. L'EGO est lancé dix fois dans les mêmes conditions que dans la partie précédente (critères d'arrêt et maximisation de l'EI) et avec un plan d'expériences initial à cinq points.

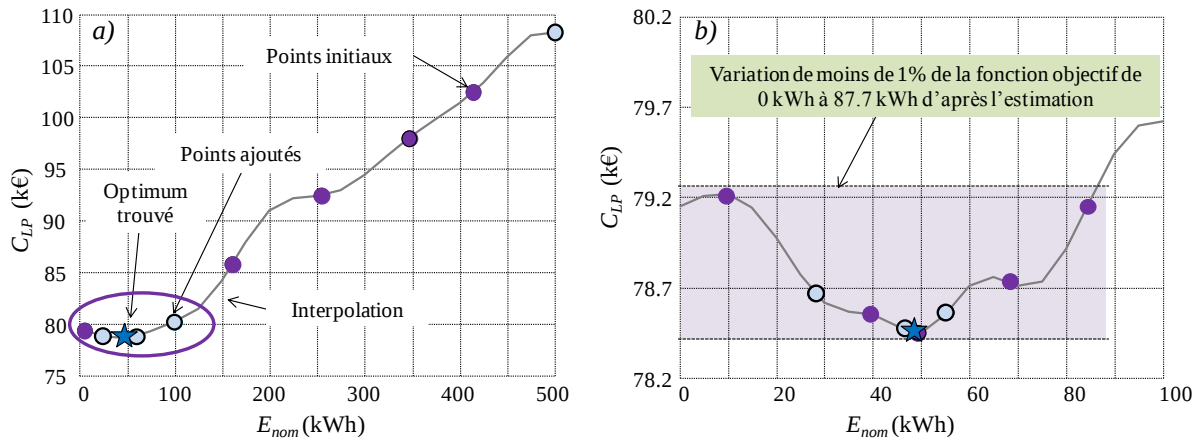


Figure V.19 : Optimisation du coût annuel selon la taille du volant – a) sur le domaine entier – b) sur le domaine réduit

La Figure V.19 illustre le résultat d'un lancer de l'EGO sur tout l'espace de recherche. Au-delà de 100 kWh, le coût à l'année (coût C_{LP} sans réparation) augmente considérablement avec une installation trop onéreuse par rapport aux bénéfices retirés. Dans la zone où se situe l'optimum trouvé, la fonction objectif est assez plate avec un coût à l'année variant de moins d'un k€. Un second lancer de l'algorithme sur cette partie du domaine de recherche (Figure V.19b) met en évidence les faibles variations de la fonction objectif entre 0 kWh et 87.7 kWh.

Il convient de rappeler que l'optimisation porte sur le coût annuel renvoyé par la LP sans réparation. Pour analyser les solutions obtenues, nous corrigeons (LPr) les profils issus de la gestion PL afin de satisfaire les contraintes de fonctionnement pour le modèle plus fin du microréseau. Le Tableau V.5 compare ainsi le coût final (investissement + fonctionnement) pour la solution optimale correspondant à $E_{nom} = 47.9$ kWh au coût d'une situation sans stockage ni production. Nous remarquons tout d'abord que, dans un cas avec stockage « optimal », il n'y a pas d'arbitrage entre les tarifs HP et HC avec un coût pour l'énergie achetée identique à celui d'une situation de départ. Les volants d'inertie sont davantage utilisés pour réduire les pénalités dues aux dépassements de P_s .

Tableau V.5 : Analyse des coûts annuels avec la taille de stockage optimale obtenue

	$E_{nom} = 0$ kWh	$E_{nom} = 47.9$ kWh
Coût VI (k€)	0.0	3.6
Coût P_s (k€)	4.8	4.8
Coût achat (k€)	42.7	42.7
Coût dépassements (k€) :	6.7	3.5
Coût taxe (k€)	24.6	24.3
TOTAL (k€):	78.941	78.946

Avec un domaine très plat de la fonction objectif de 0 à 100 kWh, le coût total à l'année issu de la PLr est finalement très proche du coût initial avec seulement 5 € de différence ! L'amortissement de l'installation d'un stockage n'est pas évident avec des volants qui rapportent ici leur propre coût d'installation. Avec les incertitudes des modèles techniques et économiques, la mise en place d'un moyen de stockage n'apparaît pas pertinente ici avec un temps de retour sur investissement qui serait égal à la durée de vie supposée de l'installation.

4.1.2 Optimisation à deux paramètres E_{nom} et P_{PVnom} (P_s fixé à 156 kVA)

La taille des panneaux est désormais introduite dans l'optimisation. L'EGO est lancé avec 10 points expérimentaux initiaux. Dans un premier temps, le tarif de vente C_v reste inchangé et égal à 10 c€/kWh. Le problème est équivalent à l'interpolation de la fonction à deux variables avec 100 points test à la fin de la partie précédente (Figure V.18). L'exécution de l'EGO nécessite en tout une trentaine d'évaluations de la fonction objectif et aboutit finalement à l'interpolation de la Figure V.20a sur laquelle sont renseignés les points expérimentaux de départ et ceux rajoutés au cours de la procédure.

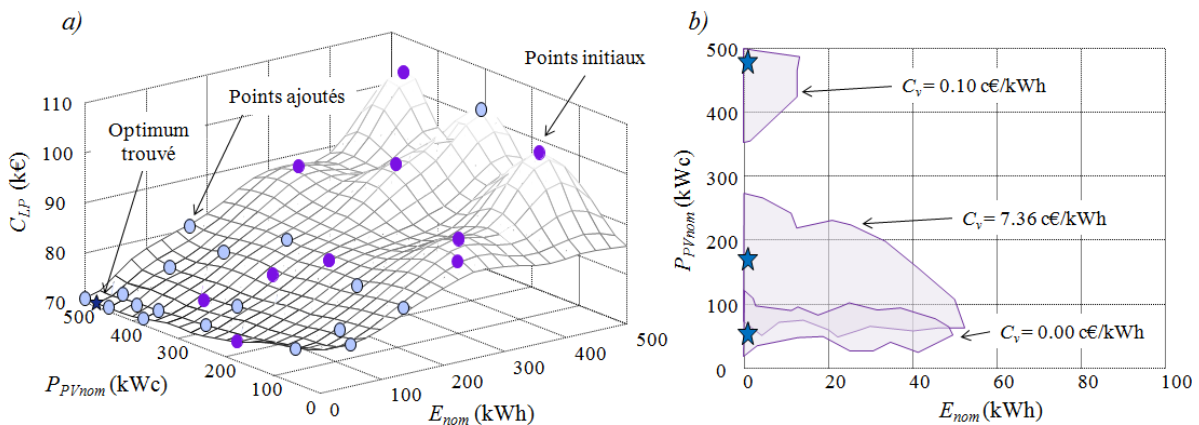


Figure V.20 : Optimisation à deux variables E_{nom} et P_{PVnom} – a) résultats de l'EGO pour $C_v = 10$ c€/kWh – b) positions des optima et intervalle de confiance à 1 % selon le prix de vente

L'optimisation est ensuite lancée pour un tarif de vente $C_v = 7.36$ c€/kWh correspondant au prix actuel pour des installations de plus de 100 kWc, puis pour un cas sans rétribution de l'énergie injectée sur le réseau (i.e. $C_v = 0$ c€/kWh). Les solutions optimales trouvées pour chacune des trois hypothèses sur C_v correspondent à des tailles de stockage nulles avec des intervalles de confiance assez étendus (une centaine de kWc pour la capacité de production) (Figure V.20b).

Tableau V.6 : Analyse des coûts pour les optimisations à deux paramètres E_{nom} et P_{PVnom} selon le tarif de vente

	INIT	Optimisation $C_v = 0$ c€/kWh	Optimisation $C_v = 7.36$ c€/kWh	Optimisation $C_v = 10$ c€/kWh
Point testé E_{VI}, P_{PVC}	0 , 0	0 , 64.2	0 , 175.0	0 , 483.9
Coût VI (k€)	0.0	0.0	0.0	0.0
Coût PV (k€)	0.0	6.4	17.5	48.4
Coût P_s (k€)	4.8	4.8	4.8	4.8
Coût achat (k€)	42.7	39.2	38.5	33.9
Coût dépassements (k€)	6.7	4.5	3.4	1.5
Coût taxe (k€)	24.6	22.5	22.4	20.3
Gain vente	0.0	0.0	9.4	38.2
TOTAL (k€):	78.9	77.5	77.2	70.8

Le [Tableau V.6](#) compare les solutions obtenues selon les prix de vente du solaire PV, avec une puissance souscrite fixée à 156 kVA. Quelle que soit la valeur de C_v , une part de la production est autoconsommée réduisant ainsi le coût de l'énergie achetée. Selon les journées, le synchronisme entre les pointes de consommation et de production permet d'éviter des dépassements de puissance souscrite en réduisant de près d'un tiers les pénalités associées pour un coût final réduit de 5 % par rapport à la situation de départ. Quand la vente de la production solaire est rétribuée, le gain correspondant vient s'ajouter au gain sur la facture de l'énergie achetée et donc l'optimum trouvé correspond à une puissance crête plus importante et un coût final à l'année plus intéressant.

Paradoxalement, le cas sans vente rétribuée correspond au dimensionnement avec le meilleur retour sur investissement (*TRI*) de 16.4 ans. Pour les autres points, les *TRI* sont de 17 ans ($C_v = 7.36$ c€/kWh) et 18 ans ($C_v = 10$ c€/kWh). Avec des installations plus importantes, une grande partie de la production est autoconsommée pour limiter les dépassements de puissance souscrite notamment.

4.1.3 Optimisation à deux paramètres E_{nom} et P_s (P_{PVnom} fixé à une valeur nulle)

Tout comme l'optimisation à un paramètre, l'optimisation avec les deux variables précédentes tend à confirmer que l'installation d'un moyen de stockage n'est pas justifiée dans le contexte actuel. Même en envisageant la possibilité de stocker de la production solaire « gratuite », les bilans énergétiques et les tarifs ne permettent pas de dégager de bénéfices compensant l'investissement. Dans cette partie, une nouvelle optimisation à deux variables est lancée en remplaçant la capacité de production PV par la puissance souscrite P_s .

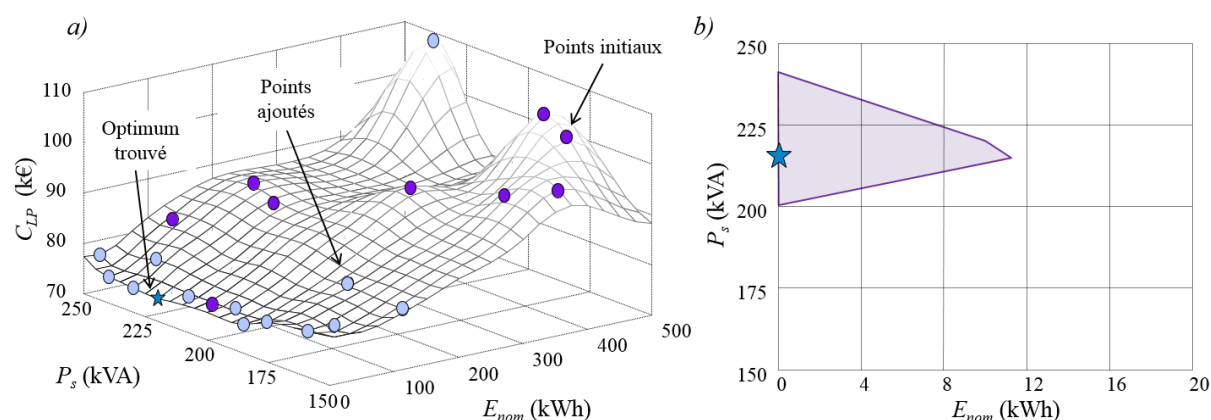


Figure V.21 : Optimisation à deux variables E_{nom} et P_s – a) résultats de l'EGO – b) position de l'optimum et intervalle de confiance à 1 %

Là encore, la solution est obtenue en une trentaine d'évaluations de la fonction objectif. La zone optimale correspond à des stockages faibles mais avec une plage de variations importante pour P_s de 200 kVA à 230 kVA (Figure V.21). Comme déjà évoqué, il est donc très important pour un consommateur industriel d'estimer au mieux sa consommation et d'être capable de limiter les dépassements en ajustant la puissance souscrite. L'analyse du coût du Tableau V.7 montre un gain significatif du même ordre que celui observé pour l'optimisation à deux paramètres E_{nom} et P_{PVnom} .

Tableau V.7 : Analyse des coûts annuels avec la taille de stockage optimale obtenue

	Situation initiale	Optimisation
Point testé E_{VI} , P_s	0, 156	0, 220
Coût VI (k€)	0.0	0.0
Coût P_s (k€)	4.8	6.6
Coût achat (k€)	42.7	42.7
Coût dépassements (k€) :	6.7	0.8
Coût taxe (k€)	24.6	24.5
TOTAL (k€):	78.9	74.6

4.1.4 Optimisation à deux paramètres P_{PVnom} et P_s (E_{nom} fixé à une valeur nulle)

Pour profiter des gains simultanés d'une puissance souscrite et d'une centrale photovoltaïque adaptée en conséquence, une nouvelle série de lancers de l'EGO est effectuée avec comme variables P_{PVnom} et P_s dans les mêmes bornes et pour différents tarifs de vente. Aucune capacité de stockage n'est ici considérée. C'est avec le coût de vente maximum à 10 c€/kWh que la solution « la moins coûteuse » est obtenue correspondant à une capacité de production de 458.2 kWc pour une puissance souscrite de 172.6 kVA (Figure V.22a). La Figure V.22b donne la forme des intervalles de confiance pour des optimisations menées en fonction de trois valeurs de C_v . Aussi bien pour la puissance souscrite que pour la capacité de production, ces zones sont très étendues sur l'espace de recherche établi.

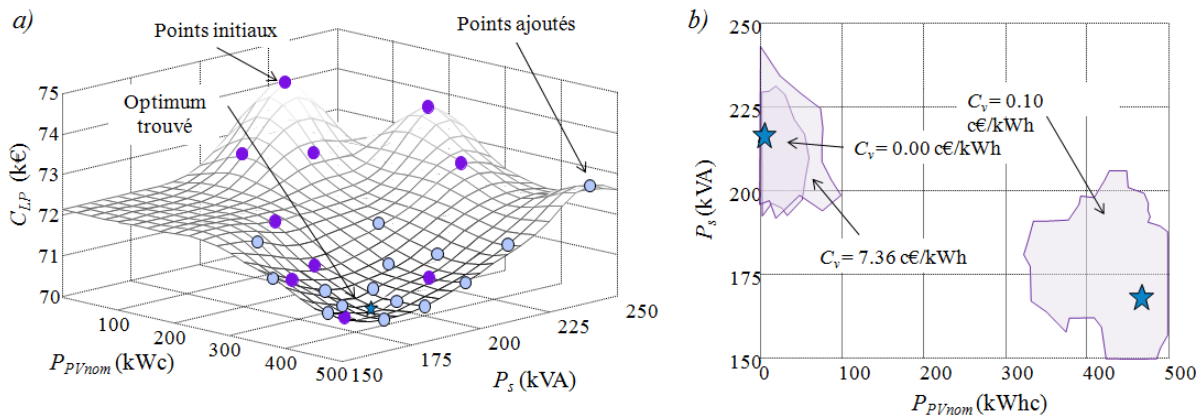


Figure V.22 : Optimisation à deux variables P_{PVnom} et P_s – a) résultats de l'EGO – b) positions des optima et intervalle de confiance à 1 % selon le prix de vente

Il faut remarquer qu'avec une rétribution modérée (7.36 c€/kWh) ou nulle de la vente d'énergie solaire, les solutions optimales correspondent à des capacités de production nulles. Dans les cas précédents, l'arbitrage entre des périodes à des tarifs d'achat différents de quelques centimes ne suffisait pas à amortir l'installation d'un moyen de stockage. Ici, sans subvention importante à la vente de l'énergie injectée sur le réseau et sans stockage, l'autoconsommation et la réduction des dépassements de puissance souscrite ne permettent pas de justifier la mise en place d'un générateur solaire (Tableau V.8).

Tableau V.8 : Analyse des coûts pour les optimisations à deux paramètres P_{PVnom} et P_s selon le tarif de vente

	INIT	Optimisation $C_v = 0$ c€/kWh	Optimisation $C_v = 7.36$ c€/kWh	Optimisation $C_v = 10$ c€/kWh
Point testé P_{PVnom} , P_s	0, 0	0, 220	0, 220	483.9, 168.7
Coût VI (k€)	0.0	0.0	0.0	0.0
Coût PV (k€)	0.0	0.0	0.0	45.6
Coût P_s (k€)	4.8	6.6	6.6	5.2
Coût achat (k€)	42.7	42.6	42.6	34.4
Coût dépassements (k€)	6.7	0.7	0.7	1.1
Coût taxe (k€)	24.6	24.5	24.5	20.6
Gain vente (k€)	0.0	0.0	0.0	36.1
TOTAL (k€):	78.9	74.6	74.6	70.8

4.1.5 Optimisations à trois et cinq paramètres

L'optimisation simultanée des trois variables influentes (E_{nom} , P_{PVnom} et P_s) a déjà été effectuée dans la partie précédente lors de l'étude des performances de l'EGO. Elle est à présent reprise pour les différentes hypothèses sur le prix de vente du solaire. Nous retombons sans surprise sur les solutions optimales des essais précédents pour lesquels le stockage était fixé à une valeur nulle qui correspond à la meilleure configuration dans le contexte tarifaire d'achat considéré (Tableau V.9). La puissance du générateur solaire est même nulle sans rétribution importante pour la vente du surplus de production. Elle augmente en même temps que le tarifs C_v pour atteindre une valeur optimale proche de la borne supérieure pour une vente à 10 c€/kWh.

Tableau V.9 : Analyse des coûts pour les optimisations à trois paramètres E_{nom} , P_{PVnom} et P_s selon le tarif de vente

	INIT	Optimisation $C_v = 0$ c€/kWh	Optimisation $C_v = 7.36$ c€/kWh	Optimisation $C_v = 10$ c€/kWh
Point testé E_{nom} , P_{PVnom} , P_s	0, 0, 156	0, 25.0, 210	0, 25.0, 220.0	0, 458.2, 172.6
Coût VI (k€)	0.0	0.0	0.0	0.0
Coût PV (k€)	0.0	2.5	2.5	45.8
Coût P_s (k€)	4.8	6.4	6.7	34.3
Coût achat (k€)	42.7	42.1	42.1	34.4
Coût dépassements (k€)	6.7	0.8	0.5	0.9
Coût taxe (k€)	24.6	23.7	24.3	20.7
Gain vente (k€)	0.0	0.0	1.3	36.3
TOTAL (k€):	78.9	74.9	74.8	70.8

Le dimensionnement à cinq variables a été lui aussi effectué dans la partie précédente pour un tarif de vente C_v égal à 10 c€/kWh. Une fois la PL réparée, la meilleure solution obtenue correspond à un coût total de 72.3 k€, sensiblement supérieur au point obtenu avec le dimensionnement à trois variables.

4.2 Augmentation des tarifs d'achat

L'ensemble des optimisations précédentes a mis en avant le faible intérêt d'implanter un stockage en considérant la politique tarifaire actuelle. Le principal levier économique pouvant amortir l'installation serait de limiter les pénalités de dépassements de puissance souscrite. Cependant, adapter cette puissance souscrite permet de réduire le coût à l'année en se passant de stockeurs et même d'installation solaire. En effet, au vu des coûts de l'énergie achetée faibles et sans vente largement rétribuée du solaire PV, avec des tarifs de vente qui ont fortement baissé récemment, la mise en place de panneaux est elle aussi discutable, tout du moins sur un plan purement économique. L'autre moyen envisagé pour amortir les installations est l'arbitrage entre les périodes à tarifs d'achat élevés et celles à tarifs réduits.

4.2.1 Optimisation à un seul paramètre E_{nom}

Dans cette partie, les tarifs d'achat 'Jaune' (100%) sont progressivement augmentés ($k \cdot 100\%$) pour estimer à partir de quelles valeurs installer des volants d'inertie ou des panneaux solaires deviendrait pertinent en apportant un gain significatif. Dans un premier temps, seule la taille du stockage est optimisée sans panneaux et avec une puissance souscrite ajustée à 200 kVA : dans une telle configuration, l'optimisation de la planification journalière consisterait, en plus d'éviter les pénalités de dépassement de P_s , à stocker de l'énergie en heures creuses pour minimiser l'achat au réseau en heures pleines en déchargeant alors le volant d'inertie. La Figure V.23a montre une augmentation de la taille optimale du stockage avec la croissance des prix. La fonction objectif restant encore très plate, les domaines de faibles variations sont très étendus autour des meilleurs points obtenus, avec des variations importantes de capacité de 80 à 500 kWh pour des tarifs multipliés par 10!! Les TRI sont réduits quand les tarifs augmentent même si, comme pour la partie précédente, les gains à l'année par rapport à une situation de départ (sans stockage ni PV) ne sont pas significatifs : ce

dernier point est visualisé (Figure V.23b) avec le facteur d'« amélioration apportée par la solution optimale ».

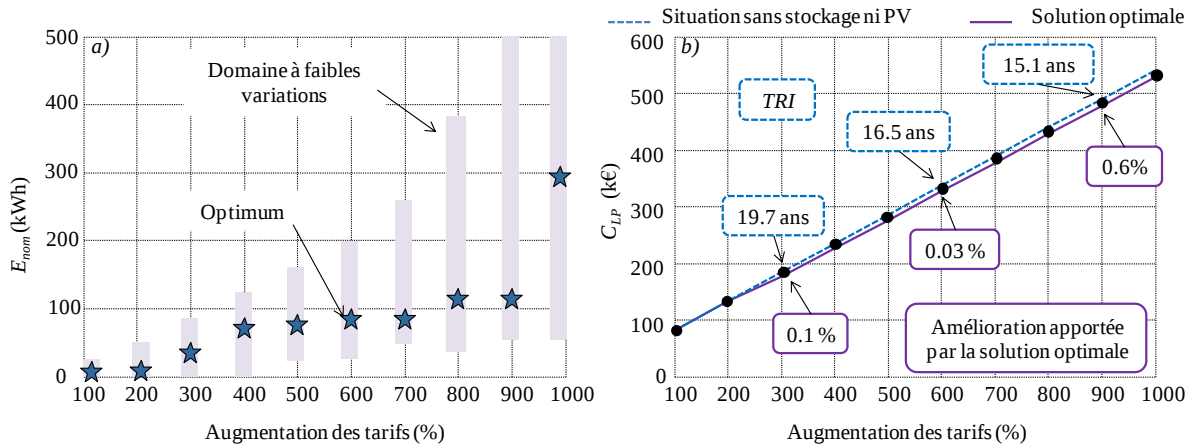


Figure V.23: Résultats obtenus avec l'augmentation des tarifs d'achat - a) E_{nom} optimal - b) coût PL, TRI et facteur d'amélioration

Des tarifs d'achat basés sur les prix spot sont à présent considérés avec des variations à l'heure (Figure V.24a). Dans ce cas, les optima obtenus correspondent à des tailles de stockage moins importantes que pour une augmentation des tarifs 'Jaunes' de l'essai précédent. Notons également que les zones de faibles variations de la fonction objectif sont davantage resserrées autour des solutions obtenues (Figure V.24b). Cela semble indiquer que l'utilisation d'un moyen de stockage est plus appropriée dans une situation avec des dynamiques de prix rapides afin de limiter la consommation pendant les périodes les plus défavorables.

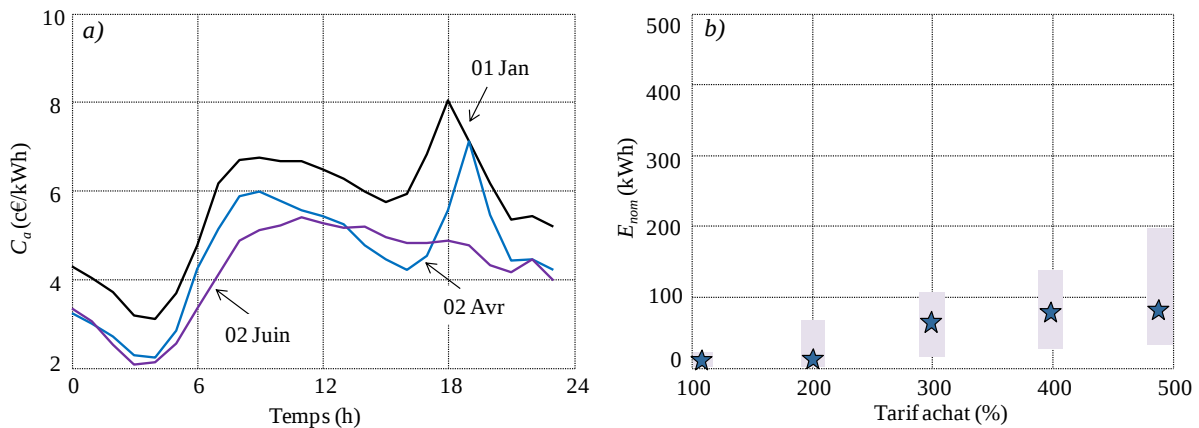


Figure V.24: Optimisation sur base de tarifs spot - a) profils de coût d'achat - b) E_{nom} optimaux

4.2.2 Optimisation à deux paramètres E_{nom} et P_{PVnom}

En considérant le premier scénario pour les tarifs d'achat (augmentation du tarif 'Jaune'), différentes optimisations sont lancées en considérant la taille des panneaux et du stockage pour plusieurs prix d'achat (100 %, 200 %, 400 % et 600 % du tarif 'Jaune'), mais sans rétribution de la vente solaire. Au fur et à mesure que les prix augmentent, les zones optimales se déplacent vers des stockages et des capacités de production importantes (Figure V.25a). Pour 100 % et 200 %, c'est d'abord la taille des panneaux qui augmente avec des coûts d'installation moindre que pour les volants

d'inertie. Pour des tarifs multipliés par six, il devient intéressant de stocker le surplus d'énergie solaire afin d'alléger encore plus la facture énergétique.

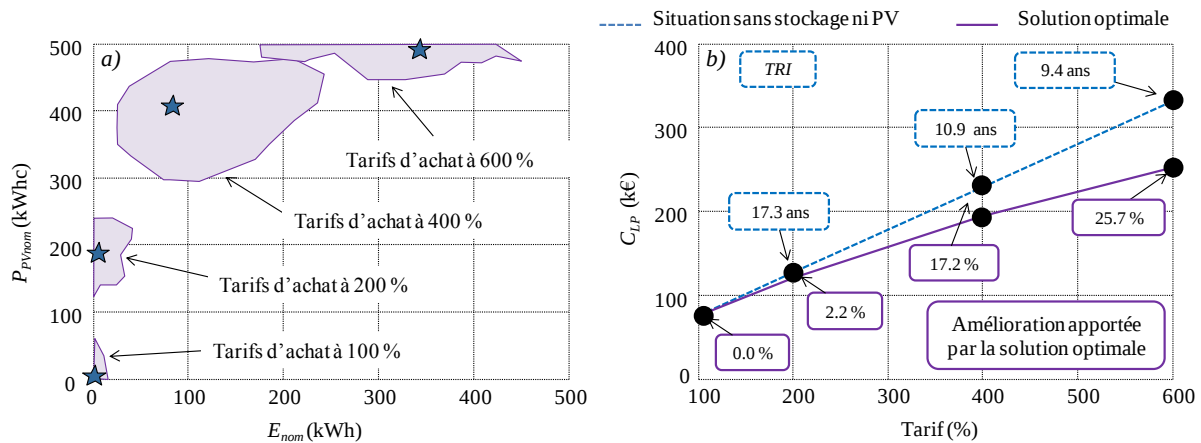


Figure V.25: Optimisation sans vente du PV en fonction de l'augmentation des tarifs d'achat
a) zones de dimensionnement optimales – b) gains et retours sur investissement

Ainsi, par rapport à l'optimisation du stockage seul, les gains apportés sont davantage significatifs. Dans la section précédente, avec des tarifs d'achat élevés, le stockage faisait gagner ce qu'il coûtait. Ici, il permet de stocker l'énergie solaire peu chère surtout quand les coûts d'achat deviennent importants. Ainsi, les gains par rapport à une situation de départ augmentent avec les tarifs en même temps que les temps de retour sur investissement diminuent fortement (Figure V.25b).

Les mêmes optimisations sont lancées désormais avec un tarif de vente du solaire modéré à 7.36 c€/kWh. Par rapport aux solutions précédentes, les zones optimales correspondent ici à des niveaux de production plus élevés et des stockeurs plus réduits (Figure V.26a). Les gains par rapport à la situation de départ augmentent encore avec les tarifs d'achat et les temps de retour sur investissement sont plus faibles que précédemment avec un amortissement favorisé par la vente du solaire (Figure V.26b).

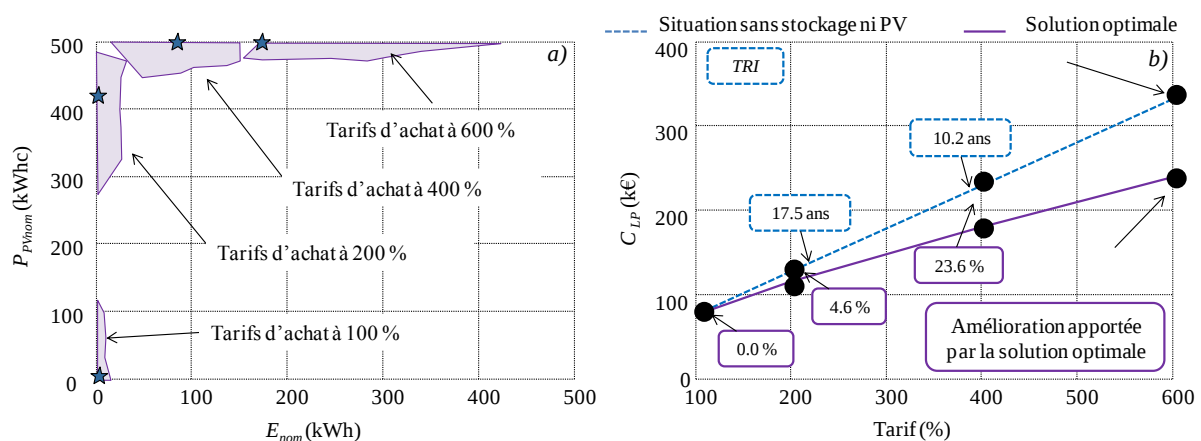


Figure V.26: Optimisation avec vente du PV en fonction de l'augmentation des tarifs d'achat
a) zones de dimensionnement optimales – b) gains et retours sur investissement

5 REDEFINITION DU PROBLEME DE DIMENSIONNEMENT

5.1 Valorisation par l'effacement

5.1.1 Modélisation et rétribution des effacements

L'effacement de consommation est un service système visant à réduire ponctuellement la charge d'un site de manière à soulager le réseau en période de pointe. L'effacement permet ainsi de s'affranchir de moyens de génération de pointe souvent pollués tels que les centrales au gaz ou au fioul. Historiquement, en France, l'effacement est rétribué par le gestionnaire de réseau à un client industriel via un contrat *Effacements jour de pointe* (EJP). En contrepartie de tarif d'achat très faible, le client s'engage 22 jours par an à réduire voir annuler sa consommation en période de pointe sous peine d'acheter de l'énergie à des tarifs prohibitifs. La loi NOME de 2010 prévoit la mise en place d'un *marché de capacité* d'effacement qui s'intégrerait au mécanisme d'ajustement basé sur l'achat/vente d'énergie pour assurer l'équilibre consommation/production en temps réel ([Ademe 12](#)).

La loi prévoit notamment une capacité minimum importante de 10 MW pour pouvoir participer au marché. Mais dans le contexte des Smart Grids, un effacement diffus réparti sur un grand nombre de consommateurs est aujourd'hui envisagé avec des agrégateurs d'effacement (société Voltalis par exemple) qui mettent en vente sur le marché de gros des MWh effacés. Un récent document de la CRE présente les évolutions envisageables pour la prise en compte et la valorisation des effacements de puissance ([CRE 13](#)) avec notamment une prime fixe (€/MW) liée à la capacité d'effacements et une prime variable (€/MWh) en fonction de l'énergie effectivement effacée suite à un ordre opéré par le gestionnaire.

Une autre problématique liée aux effacements de consommation est la manière dont ils sont comptés avant rétribution. La puissance effacée peut être calculée à partir des puissances avant et après effacement ou par rapport à un programme prédéfini de consommation ([Rious 13](#)). Dans notre étude, l'énergie effacée sera comptée comme la différence entre l'énergie réellement soutirée au réseau et le profil de consommation prévisionnel.

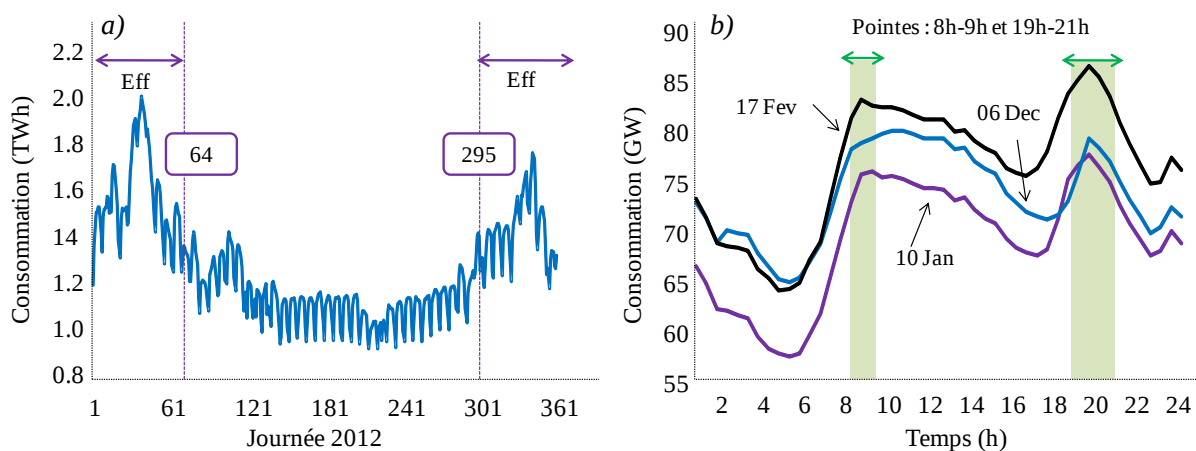


Figure V.27: Consommation nationale 2012 - a) Energie journalière - b) Profils hiver ([Web RTE](#))

A partir de relevés de consommation nationale de l'année 2012, pour chacune des journées de l'année (Figure V.27a), une période propice aux effacements est arbitrairement établie entre le 25 Octobre et le 06 Mars (hors week-end et vacances scolaires). D'après des profils de consommation d'hiver (en semaine), deux plages d'effacement sont établies aux pointes de 8 h à 9h et de 19 h à 22 h (Figure V.27b). Ainsi, pour simuler des ordres d'effacement, des contraintes réseau sont établies sur ces plages horaires. Les limites P_{res_max} servent à simuler un ordre d'effacement modulé en profondeur (K_{eff} en %) par rapport à la consommation prévisionnelle. Le reste du temps les contraintes réseau sont égales au maximum de la consommation prévue sur la journée correspondante (Eq V.15).

$$\begin{cases} P_{res_max} = (100 - K_{eff}) \times P_{conso}(t) & \text{si } t \in [8, 19, 20] \\ P_{res_max} = \max_{t \in [0, 24]} (P_{conso}(t)) & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{Eq V.15}$$

Comme évoqué, la CRE envisage une rétribution des effacements à travers deux composantes. Tout d'abord, une prime fixe C_{eff_f} (en €/MW/an) représente la valorisation de la capacité d'effacement mise à disposition. En considérant uniquement un moyen de stockage sans possibilité d'arrêt ou de contrôle des charges, cette capacité serait directement liée au couple énergie/puissance du stockage. La CRE évoque une rétribution de l'ordre de 0 à 50 k€/MW/an. Une deuxième composante variable est également envisagée C_{eff_v} (en €/MWh) et tend à rétribuer l'énergie effacée avec des valeurs de 0 à 60 €/MWh. Notons que cette rétribution valorise les économies d'énergie réalisées par les effacements de consommation. Là encore, en ne considérant qu'un moyen de stockage sans contrôle des charges, nous ne faisons que déplacer de l'énergie consommée dans le temps. Dans le jargon des effacements, cela s'appelle l'effet « report »: suite à un effacement, l'utilisateur a tendance à augmenter sa consommation et aucune économie d'énergie n'est finalement réalisée. La CRE envisage notamment de moduler la prime variable en fonction du pourcentage de report de charge ce qui ne sera pas abordé ici.

5.1.2 Dimensionnement sous contraintes

Avec la prise en compte d'ordres d'effacement à des profondeurs K_{eff} données, le problème de dimensionnement devient alors un problème d'optimisation sous contraintes, le but étant de trouver la configuration du microréseau qui respecte les contraintes d'effacement à coût annuel $C_{LP}(\mathbf{X})$ minimum. Pour résoudre ce nouveau problème, le non respect des contraintes est pénalisé puis intégré à la fonction coût de la même manière que les optimisations de la gestion du réseau au moyen des algorithmes évolutionnaires (chapitre III). La contrainte du nouveau problème notée $g(\mathbf{X})$ est définie ici comme le nombre de jours où l'effacement ne peut-être réalisé. Notons que si, pour une journée donnée, le respect des effacements est impossible, la boucle de gestion est relancée sans contraintes. Avec un coefficient de pénalité r , la nouvelle fonction $f(\mathbf{X})$ à minimiser dans le problème de dimensionnement s'exprime avec l'Eq V.16.

$$f(\mathbf{X}) = C_{LP}(\mathbf{X}) + r \times g(\mathbf{X}) \quad \text{Eq V.16}$$

Ayant choisi la manière d'exprimer les contraintes (i.e. en nombre de jours), la problématique de cette nouvelle formulation est de bien définir la valeur du coefficient de pénalité qui doit être adapté au problème de dimensionnement considéré et à l'algorithme choisi. Avec une valeur trop faible, le respect des contraintes ne serait pas garanti. A l'inverse, pour une valeur trop élevée, l'optimisation de

la fonction coût serait moins évidente avec un terme de pénalisation prépondérant dans la fonction globale. Pour solutionner ce problème, nous choisissons d'intégrer l'algorithme de dimensionnement par EGO dans une procédure de *sequential unconstrained minimization technique* (SUMT) (Rao 07). Le but de la démarche est d'augmenter progressivement le coefficient de pénalité à partir d'une valeur de départ. A chaque itération, l'optimisation par EGO est lancée et nous vérifions si la solution finale retournée respecte les contraintes (Venter 10) (Figure V.28). Connaissant les valeurs du problème de dimensionnement sans contrainte ($\approx 70-100$ k€), grâce aux essais précédents, la valeur initiale de r s'exprime comme le ratio entre le coût maximal pour les points « expérimentaux » initiaux $\mathbf{X}_{\text{exp}}$ sur le nombre de jours total avec ordre d'effacement (82 jours ici).

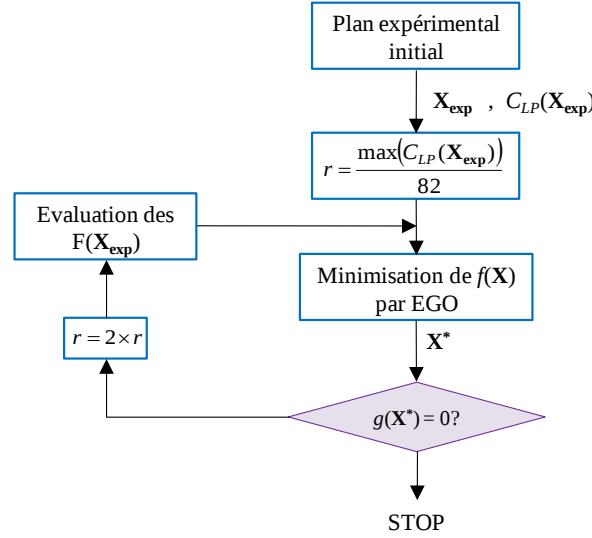


Figure V.28: Procédure SUMT

5.1.3 Optimisation à un seul paramètre E_{nom}

Comme pour les précédents essais, l'optimisation sous contraintes est dans un premier temps lancée pour un cas sans panneaux, avec une puissance souscrite fixe à 200 kVA et les tarifs d'achat de départ (tarif 'Jaune'). La taille du stockage est donc optimisée pour différentes profondeurs d'effacement avec des tailles requises croissantes. Les zones à faibles variations de la fonction objectif sont dans ce cas très réduites autour des optima trouvés qui correspondent aux valeurs minimales du stockage pour lesquelles les contraintes d'effacement sont respectées (Figure V.29a). En effet, dans cette configuration avec une puissance souscrite ajustée, les essais précédents ont montré qu'il n'y avait pas d'intérêt à installer un moyen de stockage. Ainsi, le coût à l'année est pénalisé pour tout stockage supérieur à la valeur nécessaire pour tenir les engagements d'effacement (Figure V.29b).

Dans une politique de service système, rétribuer le surcoût occasionné par l'installation d'un moyen de stockage devrait être compensé par les subventions versées. Nous faisons ici l'hypothèse que les rétributions de la part fixe C_{eff_f} et variable C_{eff_v} sont à leurs valeurs maximales évoquées dans la partie 5.1.1 (respectivement 50 k€/MW/an et 60 €/MWh). Dans ce contexte, l'amortissement du moyen de stockage est impossible quelle que soit la profondeur d'effacement considérée avec une rétribution inférieure au surcoût de l'installation (Tableau V.10). Notons que le calcul du gain total tient également compte de la réduction du coût de fonctionnement (arbitrage, taxes et dépassements de puissance souscrite).

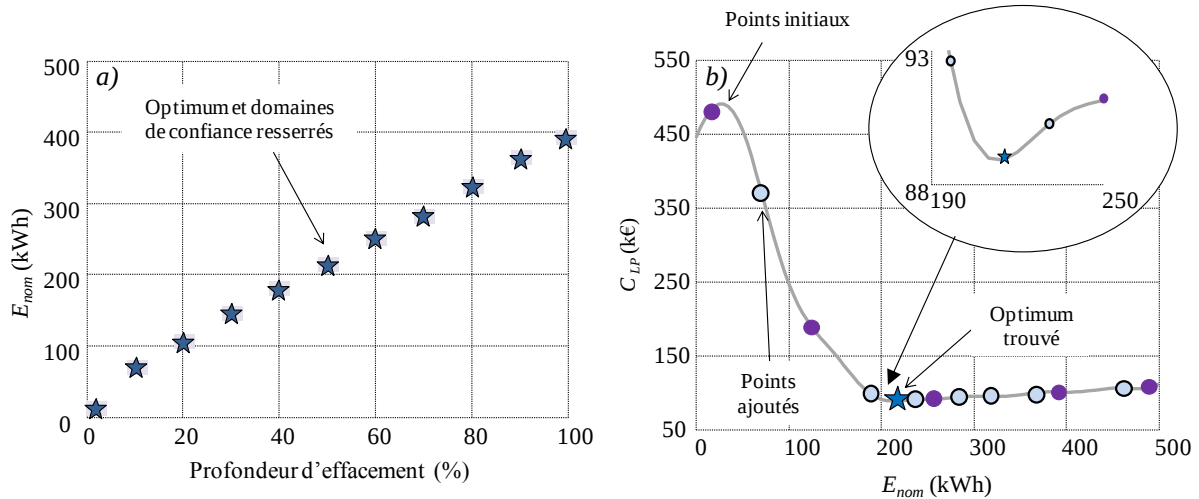


Figure V.29: Optimisation à une variable en fonction de la profondeur d'effacement - a) E_{nom} optimal en fonction de la profondeur d'effacement - b) exemple de résultat pour une profondeur d'effacement à 50 %

Remarquons que la grande partie de cette rétribution (qui prend en compte la réduction des taxes) est liée à la part fixe avec une énergie effacée finalement peu significative. L'augmentation de la part variable pourrait passer par l'augmentation de la fréquence et de la durée des effacements. Il faut cependant rester raisonnable et ne pas envisager des situations où le système devrait s'effacer durant une grande partie de sa durée de fonctionnement. Avec les hypothèses formulées, la contrainte d'effacement concerne déjà 3 h pour près d'un quart des jours de l'année. Pour que la part variable devienne comparable à la subvention fixe (capacitaire), il faudrait multiplier l'énergie effacée par 10 avec C_{eff_v} inchangé!

Tableau V.10 : Analyse des coûts annuels selon la profondeur d'effacement

Profondeur d'effacement	0 %	25 %	50 %	75 %	100 %
E_{nom} optimal(kWh)	0.0	119.7	208.7	296.5	385.4
Surcoût (k€)	0.0	8.9	15.6	22.2	28.9
MWh effacés	0.0	6.7	11.8	16.9	21.9
Rétribution à C_{eff_f} max (k€)	0.0	6.0	10.4	14.8	19.3
Rétribution à C_{eff_v} max (k€)	0.0	0.4	0.6	0.8	1.1
Gain total (k€)	0.0	7.8	13.05	18.1	23.2

5.1.4 Optimisation à deux paramètres P_{PVnom} et E_{nom}

L'optimisation à deux variables P_{PVnom} et E_{nom} est effectuée pour différentes valeurs de K_{eff} et sans rétribution pour la production PV ($C_v = 0$ c€/kWh). Les solutions optimales obtenues dans chacun des cas correspondent à des zones de confiance assez resserrées (Figure V.30a). Les tailles des stockages associées restent voisines des points retournés pour l'optimisation à une seule variable. Prendre en compte la production ne permet pas de réduire ici la capacité de stockage nécessaire pour respecter les contraintes d'effacement sans synchronisme entre les pics de génération et les heures à consommation réduite. Comme précédemment, avec la pénalisation des contraintes, les coûts sont importants pour des tailles de stockage ne permettant pas de tenir les engagements (Figure V.30b).

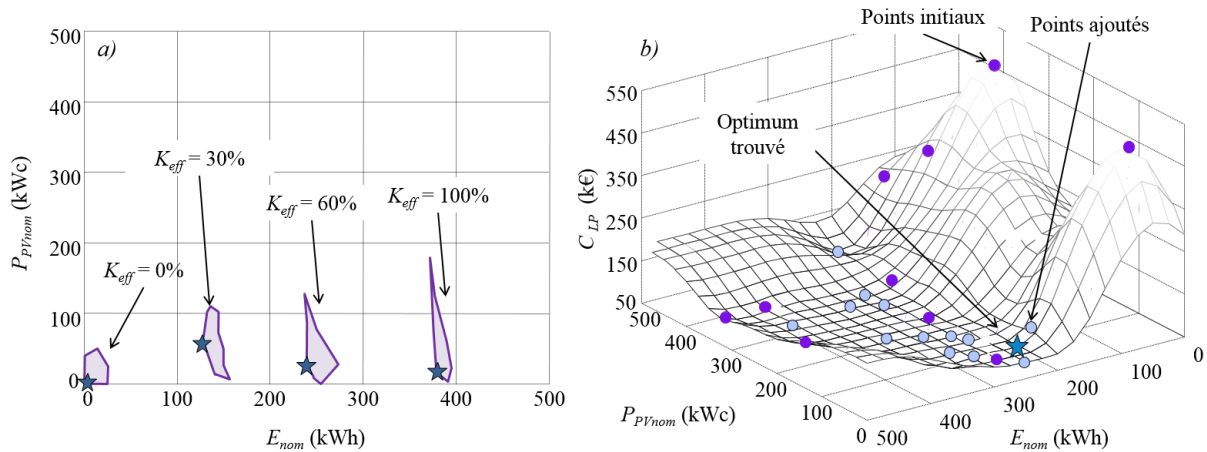


Figure V.30: Optimisation à deux variables en fonction de la profondeur d'effacement - a) Optimum en fonction de la profondeur d'effacement - b) exemple de résultat pour une profondeur d'effacement à 50 %

En considérant là encore les coefficients maximum pour les rétributions fixe et variable d'effacements, il n'est pas possible de compenser les coûts d'investissement quelle que soit la valeur de K_{eff} considérée. Ici, la rétribution totale considère également les bénéfices apportés par la part de production autoconsommée. Cette part reste faible avec les valeurs réduites de P_{PVnom} obtenues (Tableau V.11).

Tableau V.11 : Analyse des coûts annuels selon la profondeur d'effacement (sans vente)

Profondeur d'effacement	0 %	30 %	60 %	100 %
Optimum E_{nom} , P_{PVnom}	0.0 , 0.0	128.3 , 55.16	243.9 , 24.4	382.1 , 14.6
Surcoût (k€)	0.0	15.1	20.7	30.1
MWh effacés	0.0	7.6	14.1	21.9
Gain total (k€)	0.0	13.2	17.4	24.4

Dans un second temps, la même optimisation est effectuée en considérant un tarif de vente du solaire C_v égal à 10 c€/kWh. Dans ce cas, les solutions optimales retenues correspondent à des tailles de stockage similaires mais la capacité de production augmente afin de générer un gain supplémentaire avec la vente du surplus solaire. Dans cette situation, l'amortissement de l'installation est possible pour $K_{eff} = 0\%$ et $K_{eff} = 30\%$ avec un gain total à l'année supérieur au coût d'investissement. En revanche, pour des capacités d'effacement importantes, l'installation de stockages de grande taille n'est pas intéressante même en augmentant la taille des panneaux solaires (Tableau V.12).

Tableau V.12 : Analyse des coûts annuels selon la profondeur d'effacements (avec vente)

Profondeur d'effacement	0 %	30 %	60 %	100 %
Optimum E_{nom} , P_{PVnom}	18.6 , 472.0	125.0 , 425.0	232.0 , 385.8	372.0 , 400.8
Surcoût (k€)	48.6	51.9	55.9	67.9
MWh effacés	0.0	7.6	13.9	21.9
Gain total (k€)	51.8	53.7	56.0	65.7

5.2 Optimisation du contexte tarifaire

5.2.1 Etude à configuration fixe

Les notions d'amortissement et de rentabilité de l'installation ont été abordées dans les paragraphes précédents. Nous avons notamment montré qu'avec le contexte d'achat actuel, il est inenvisageable d'amortir l'installation d'un moyen de stockage en considérant uniquement l'arbitrage et la limitation des dépassements de puissance souscrite. A moins d'une augmentation importante des tarifs d'achat (multiplié par quatre ou six), il semble impossible d'envisager une installation rentable sans considérer d'autres services systèmes. Les effacements introduits dans la partie précédente permettent d'apporter une composante supplémentaire avec des rétributions fixe et variable en fonction de la capacité de stockage installée et de l'énergie effacée. Cependant, nous avons vu que les gains retirés du respect des contraintes ne garantissent pas nécessairement l'amortissement des équipements.

A présent, l'idée est d'utiliser les méthodes d'optimisation développées pour résoudre un problème de dimensionnement reformulé, pour lequel les variables d'optimisation deviennent les données tarifaires et non plus la taille des différents composants. L'objectif est alors de déterminer, pour une configuration fixée, un jeu de tarifs garantissant un temps de retour sur investissement donné. Les variables d'optimisation sont les différents prix pour l'énergie achetée ou vendue mais également les coefficients de rétribution dans un contexte où l'effacement est subventionné. Les coûts d'achat de référence correspondent au tarif 'Jaune' considéré jusqu'à présent. Un coefficient d'augmentation de ces tarifs $C_{\%}$ entre 0 et 500 % est mis en place. Le tarif de vente C_v varie quant à lui de 0 à 20 c€/kWh et les coefficients C_{eff_f} et C_{eff_v} sont considérés avec des valeurs maximales doublées par rapport aux essais précédents (Eq V.17). Finalement, le problème a quatre variables d'optimisation et le fonctionnement du microréseau est lancé avec une taille fixe pour le stockage et les panneaux solaires. L'objectif est de trouver une « configuration tarifaire » permettant d'obtenir un temps de retour sur investissement égal à une valeur désirée noté TRI_{cible} . La fonction objectif est alors calculée selon l'Eq V.18 et la contrainte sur le temps de retour est respectée pour $f(X) = 0$.

$$\begin{cases} 100\% \leq C_{\%} \leq 300\% \\ 0 \text{ c€/kWh} \leq C_v \leq 20 \text{ c€/kWh} \\ 0 \text{ k€/MW/an} \leq C_{eff_f} \leq 100 \text{ k€/MW/an} \\ 0 \text{ €/MWh} \leq C_{eff_v} \leq 120 \text{ €/MWh} \end{cases} \quad \text{Eq V.17}$$

$$f(X) = (TRI(X) - TRI_{cible})^2 \quad \text{Eq V.18}$$

Le déroulement de la procédure de conception optimale est illustré par la Figure V.31. Le fonctionnement du microréseau est simulé pour chacun des jeux de tarifs testés et le coût de fonctionnement est utilisé pour calculer le TRI (Eq V.14) par rapport à une situation sans stockage ni capacité de production (dans les mêmes conditions d'achat).

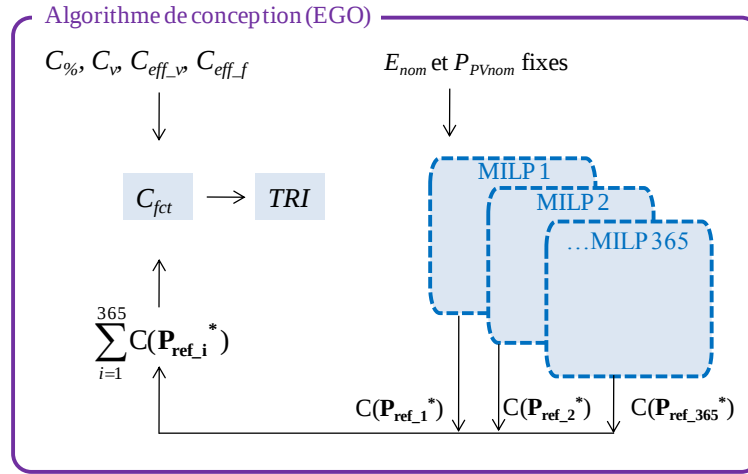


Figure V.31: Optimisation du contexte tarifaire à configuration fixée

5.2.2 Résultats obtenus

L'optimisation du contexte tarifaire est lancée avec 100 kWh de stockage inertiel et 100 kWc de capacité de production solaire. La puissance souscrite est fixée à 200 kVA et la simulation du système est effectuée avec $T_{planif} = 1$ jour et $SOC_{reset} = 50\%$. La profondeur d'effacement K_{eff} est fixée à 30 % mais l'objectif n'est pas ici de respecter les contraintes d'effacement. Une fois le fonctionnement du système simulé, l'énergie effacée au long de l'année est rétribuée au tarif C_{eff_v} afin d'estimer le TRI final dans les conditions tarifaires testées. Le [Tableau V.13](#) présente plusieurs solutions obtenues avec des TRI très proches de la valeur cible (précisions à 1 %). Dans l'ensemble, l'installation devient rentable si les tarifs d'achat presque triplés. Notons que le tarif 'Jaune' de base considéré correspond à des coûts d'énergie très faibles, notamment en été avec un prix au kWh de seulement 3 ou 4 c€. Multiplier ces coûts par deux ou trois amènerait à considérer des prix proches du tarif Bleu en vigueur pour les particuliers.

Si l'augmentation des coûts est donc à relativiser, les valeurs retournées pour les tarifs de rétribution des effacements restent supérieures aux valeurs maximales admises actuellement. En revanche, le tarif pour la vente de la production solaire reste compatible avec les subventions actuelles pour des capacités supérieures à 100 kWc. Nous remarquons un compromis à trouver entre l'augmentation $C_{\%}$ et le tarif C_v . En effet, dans un contexte de très forte augmentation des tarifs d'achat, la vente n'a pas besoin d'être largement rétribuée pour garantir le TRI cible. Au contraire, dans le cas d'une augmentation modérée (250 %) du tarif achat, l'amortissement en 10 ans est garanti pour un tarif de vente à sa valeur maximale.

Tableau V.13 : solutions assurant un TRI de 10 ans

	$C_{\%}(\%)$	$C_v(\text{c€/kWh})$	$C_{eff_f}(\text{k€/MW/an})$	$C_{eff_v}(\text{€/MWh})$
Solution 1	279.9	8.3	87.0	94.0
Solution 2	298.1	2.4	77.3	67.1
Solution 3	250.0	20.0	70.0	50.0
Solution 4	300.0	1.8	60.0	80.0

L'analyse des coûts correspondant à la solution 1 est effectuée pour une situation de départ sans stockage ni production et pour une installation 100 kWh/100 kWc (Tableau V.14). La plus grande partie des économies est réalisée sur l'énergie achetée et les dépassements de puissance souscrite (et par continuités à travers les taxes finales). Ces économies suffisent à compenser le coût d'investissement et la rétribution supplémentaire pour le service d'effacement est nécessaire pour assurer un *TRI* de 10 ans. Le gain relatif à la vente d'énergie reste quant à lui négligeable. Ici, la production est intéressante en termes d'autoconsommation pour réduire la facture de l'énergie achetée.

Tableau V.14 : Analyse des coûts annuels pour la solution 1

	$E_{nom} = 00 \text{ kWh}$ $P_{PVnom} = 00 \text{ kWc}$	$E_{nom} = 100 \text{ kWh}$ $P_{PVnom} = 100 \text{ kWc}$
Surcoût d'installation (k€)	0.0	17.5
Coût de l'énergie achetée (k€)	119.2	102.8
Gain de l'énergie vendue (k€)	0.0	0.5
Pénalités de dépassement (k€)	4.5	1.2
Part fixe d'abonnement (k€)	6.1	6.1
Taxes (k€)	40.0	34.4
Rétribution fixe et variable pour l'effacement (k€)	0.0	9.3
Coût de fonctionnement (k€):	169.8	134.8

En considérant donc la rétribution des effacements ainsi que la possibilité d'autoconsommer de la production solaire, des temps de retour sur investissement acceptables peuvent être attendus sans considérer des augmentations très importantes des tarifs d'achat. En considérant uniquement l'installation d'un moyen de stockage et les leviers économiques de base (arbitrage et dépassements de puissance souscrite), il faudrait en effet attendre d'après les résultats de la partie 4.2 une croissance de plus de 500 %.

5.3 Optimisation pour un cas avec batterie Li-ion

5.3.1 Intégration du coût batterie

Le problème de dimensionnement est à présent envisagé avec un stockage électrochimique. Dans ce cas, le vieillissement (et par extension le coût) des accumulateurs est inclus dans la boucle de gestion. Nous avons vu au chapitre III que les résultats de la gestion renvoient implicitement un résultat de dimensionnement. En effet, dans un contexte tarifaire non favorable à l'utilisation de la batterie, la mission renvoyée par la boucle de gestion correspond à une non sollicitation du stockeur avec un coût C_{bat} sur la durée de planification proportionnel à la chute de *SOH* et au coût d'installation C_{bat_init} des éléments (Eq V.19). Le coût du stockage inertiel dont le vieillissement est indépendant de l'usage est confondu avec le coût de possession à l'année obtenu en divisant le coût d'installation par la durée de vie (20 ans ici). Pour prendre en compte le coût batterie de manière homogène, nous avons modifié l'expression de C_{bat} en fin de chapitre IV en multipliant la chute de *SOH* pour une année par la durée de vie totale. Ainsi, avec le nombre de remplacements, l'Eq V.20 donne le coût de possession total ramené à un an.

$$C_{bat} = \Delta SOH \times C_{bat_init} \quad \text{Eq V.19}$$

$$N_{bat} = E \left\lfloor \frac{20 \times \Delta SOH}{100} \right\rfloor + 1 \quad \text{et} \quad C_{bat} = \frac{N_{bat} \times C_{bat_init}}{20} \quad \text{Eq V.20}$$

Nous retenons cette seconde expression du coût malgré la présence de la fonction valeur entière. Dans l'optique d'un dimensionnement, c'est avant tout le terme C_{bat_init} directement dépendant de la taille des stockeurs qui permettra de discriminer les solutions obtenues. Comme précédemment avec le coût des volants d'inertie, C_{bat} s'ajoute aux différentes composantes de la facture énergétique à l'année calculé pour chaque configuration du microréseau une fois la boucle de gestion simulée sur une année.

5.3.2 Résultats obtenus

Dans les hypothèses considérées, le prix au kWh des batteries se situe dans les mêmes gammes que les volants d'inertie (1000 €/kWh contre 1500 €/kWh). Intuitivement, les résultats sur la rentabilité de l'installation en fonction des tarifs doivent donc être similaires aux cas étudiés dans les parties précédentes. Nous ne reprenons donc pas l'ensemble des essais réalisés pour un cas avec volant. Ici, un nombre restreint d'optimisations est effectué et les résultats sont comparés avec ceux d'un stockage inertiel dans les mêmes conditions. Dans un premier temps, l'optimisation à trois variables E_{nom} , P_{PVnom} et P_s est effectuée. L'horizon de planification est fixé à une journée et $SOC_{reset} = 50\%$. Comme pour les essais de la partie 4.1, différentes valeurs de C_v sont considérées (0, 7.36 et 10 c€/kWh) avec le tarif Jaune de base et les résultats optimaux sont données dans le [Tableau V.15](#). Notons que l'EGO est lancé une dizaine de fois dans des conditions similaires, notamment un critère d'arrêt sur l'EI à 10^{-4} ou pour une non amélioration de la fonction objectif au bout de 10 itérations.

■ Contexte d'achat actuel

Comme dans le cas avec volant d'inertie, un gain significatif est apporté par l'adaptation de la puissance souscrite. Sans rétribution de la vente du solaire, la solution optimale correspond à un stockage nul et une très faible capacité de production. Cette dernière tend à augmenter en même temps que C_v en se rapprochant de la borne maximale pour une vente à 10 c€/kWh. La taille de stockage optimale reste quant à elle nulle dans chacune des trois situations envisagées.

Tableau V.15 : Analyse des coûts pour les optimisations à trois paramètres et un cas avec batterie

	INIT	Optimisation $C_v = 0$ c€/kWh	Optimisation $C_v = 7.36$ c€/kWh	Optimisation $C_v = 10$ c€/kWh
Point testé E_{nom} , P_{PVnom} , P_s	0, 0, 156	0, 0, 215	0, 0, 215	0, 469.9, 172.6
Coût Bat (k€)	0.0	0.0	0.0	0.0
Coût PV (k€)	0.0	0.0	0.0	46.9
Coût P_s (k€)	4.8	6.6	6.6	5.3
Coût achat (k€)	42.7	42.7	42.7	34.2
Coût dépassements (k€)	6.7	0.7	0.7	0.9
Coût taxe (k€)	24.6	24.5	24.5	20.6
Gain vente (k€)	0.0	0.0	0.0	37.3
TOTAL (k€):	78.9	74.6	74.6	70.7

■ Augmentation des coûts d'achat

Une augmentation des coûts d'achat est à présent envisagée. Des optimisations sont effectuées pour un cas à une variable E_{nom} (sans panneaux solaire) et à deux variables en ajoutant P_{PVnom} (sans vente de la production $C_v = 0$ c€/kWh). La puissance souscrite reste fixe à 200 kVA et les résultats sont donnés en fonction de l'augmentation des tarifs. Comme pour les essais avec volants d'inertie, la taille optimale du stockage a tendance à augmenter avec les tarifs d'achat dans le cas d'une optimisation à une seule variable (Figure V.32a). Cependant, les zones à faibles variations de la fonction objectif sont dans ce cas plus resserrées que pour les résultats avec volants (Figure V.23a). L'utilisation de la batterie pour arbitrer entre HP et HC et limiter les dépassements de puissance souscrite aboutit à une usure prématurée et un remplacement des éléments avant la fin de durée de vie. Pour des stockages autour de 100 kWh et une forte augmentation des tarifs, le surcoût occasionné par le changement des accumulateurs ne pénalise pas le coût total annuel par rapport à une situation de départ (sans panneaux ni stockage). Il devient en revanche prohibitif pour des grandes capacités.

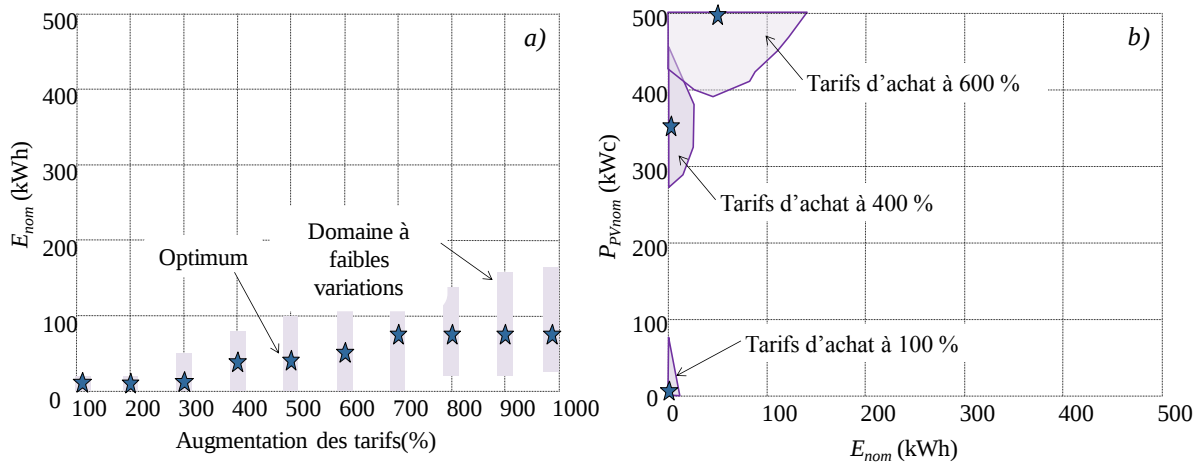


Figure V.32 : Résultats optimaux en fonction de l'augmentation des tarifs d'achat - a) optoptimisation E_{nom} - b) optimisation E_{nom} et P_{PVnom}

Dans le cas de l'optimisation à deux variables, la taille des panneaux augmente avec les tarifs jusqu'à atteindre la valeur maximale. Même sans vente rétribuée de la production PV, l'installation d'un générateur de forte capacité devient intéressante avec les économies réalisées par autoconsommation (Figure V.32b). Le stockage reste à des valeurs inférieures à la centaine de kWh plus faibles là encore que pour les essais avec volants d'inertie.

■ Prise en compte des effacements

La possibilité de répondre à des sollicitations d'effacements est à présent considérée avec l'introduction de contraintes dans le problème de dimensionnement et l'optimisation à une variable est effectuée pour différentes profondeurs d'effacement K_{eff} . L'objectif est ici de minimiser le coût en respectant les contraintes et la taille optimale de stockage correspond à la capacité minimale permettant de tenir les engagements d'effacements. La puissance souscrite est fixée à 200 kVA et $P_{PVnom} = 0$ kWc. Nous retombons ainsi sur les mêmes valeurs optimales E_{nom} que pour le cas avec volants d'inertie (Figure V.33a). Cependant, le surcoût occasionné par le moyen de stockage (à taille identique) est supérieur avec un remplacement des éléments dans chaque cas (Figure V.33b). Pour

$K_{eff} = 100 \%$, par exemple, le calcul du nombre de batteries nécessaires pour assurer la mission sur vingt ans est égal à 1.4 (sans prise en compte de la fonction valeur entière).

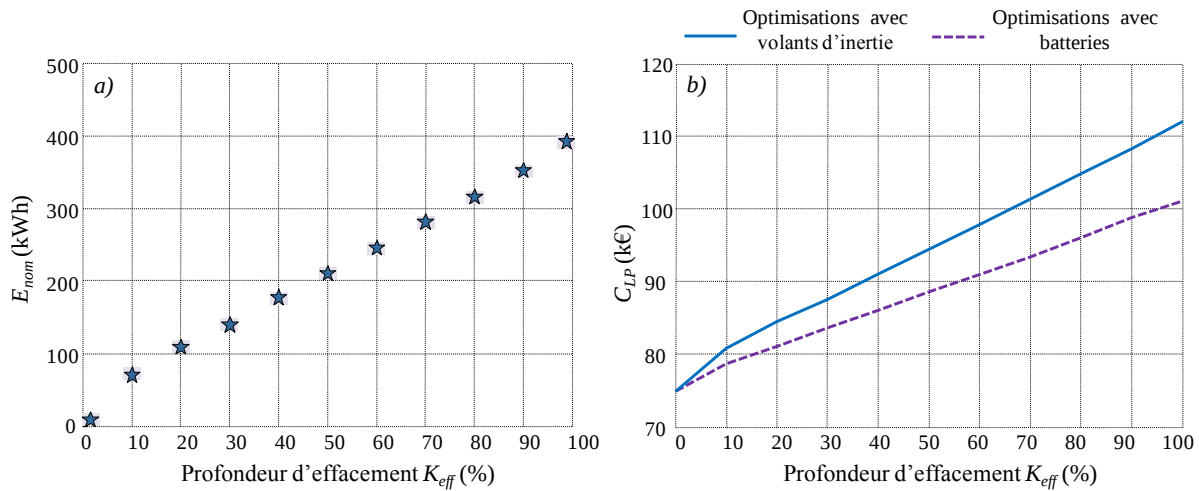


Figure V.33 : Optimisations en fonction de K_{eff} - a) E_{nom} optimaux dans un cas avec batterie- b) comparaison des coûts avec une situation à stockage inertiel

■ Temps de retour sur investissement et rentabilité des installations

Pour répondre aux mêmes contraintes, dans un contexte tarifaire identique, l'utilisation des batteries apparaît plus coûteuse que des volants d'inertie, tout au moins avec les hypothèses prises ici, notamment sur la durée de vie des stockeurs. Ainsi, des domaines de coûts intéressants pour une solution technologique donnée ne le seront pas forcément pour une autre. L'optimisation du contexte tarifaire de la partie 5.2.2 est alors reprise pour un microréseau avec batteries. Le but est là encore de trouver un jeu de tarifs permettant de rentabiliser l'installation d'un stockage (100 kWh) et d'un générateur solaire (100 kWc) en une dizaine d'années. La profondeur d'effacement reste fixée à 30 % et les bornes pour l'augmentation des tarifs d'achat $C_{\%}$ et pour le prix de vente C_v sont augmentées – respectivement 400 % et 30 c€/kWh par rapport à l'optimisation de l'Eq V.17.

Tableau V.16 : solutions assurant un TRI de 10 ans avec volants et batteries

	$C_{\%}(\%)$	$C_v(\text{c€/kWh})$	$C_{eff_f}(\text{k€/MW/an})$	$C_{eff_v}(\text{€/MWh})$
Solution 1 (volant)	279.9	8.3	87.0	94.0
Solution 2 (volant)	250.0	20.0	70.0	50.0
Solution 1 (batterie)	380.1	7.1	67	46
Solution 2 (batterie)	318.4	26.1	50.0	95.0

Le Tableau V.16 présente deux solutions obtenues pour les cas avec volants et batteries. A énergie identique et pour un même TRI_{cible} , une augmentation plus importante des coûts d'achat est requise avec les batteries. Nous passons de 250% – 300 % pour un cas avec volant à des valeurs de $C_{\%}$ supérieures à 300 %. Comme pour les volants, plus l'augmentation des tarifs d'achat est importante moins le coût de vente du solaire doit être élevé pour garantir le même TRI. Les rétributions fixes et variables pour l'effacements sont quant à elles plus faibles que pour l'optimisation avec volants d'inertie.

6 CONCLUSIONS

Les premières parties de ce chapitre V se sont attachées à décrire le problème de dimensionnement posé ainsi que l'algorithme d'optimisation utilisé. Une analyse de sensibilité a notamment montré qu'avec les hypothèses tarifaires considérées (tarifs d'achat vente et coûts des installations), la variable la plus influente est la taille du stockage. A l'inverse, les variables de gestion T_{planif} et SOC_{reset} ont très peu d'impact sur la fonction objectif. Elles pourraient s'avérer davantage influentes dans les cas de stockages saisonniers de très fortes capacités. Avec les bornes en kWh considérées dans l'étude, les moyens de stockage mis en place peuvent se charger ou se décharger sur des temps courts de quelques heures maximum en respectant les contraintes d'utilisation du système.

L'algorithme de dimensionnement mis en place s'avère efficace pour résoudre le problème posé. Les temps courts observés pour la gestion/planification par PL sans réparation des consignes ont permis de confronter la méthode à d'autres procédures pour le même problème (algorithme de la Toolbox Optimisation de Matlab). Le principal atout de l'EGO est le faible nombre d'itérations nécessaires pour se rapprocher de l'optimum. Ceci laisse envisager la possibilité de prendre en compte des procédures de gestion plus complexes, plus coûteuses en temps de calcul. L'autre avantage de la méthode est de renvoyer une interpolation de la fonction objectif sur le domaine de définition. Cette caractéristique est notamment utilisée pour les dimensionnements avec volants d'inertie afin de définir des intervalles de confiance autour des optima trouvés.

L'étude de ces zones à faibles variations du coût annuel montre dans les différents essais avec les volants d'inertie que la fonction objectif a une allure très plate près des zones optimales. Il est ainsi impossible de trancher sur la pertinence de l'installation d'un moyen de stockage dans le cas d'une optimisation à une variable. Les différents essais de la quatrième partie ont confirmé que, dans le contexte tarifaire actuel, la mise en place de moyens de stockage n'est pas justifiée. Sans rétribution importante de la vente de production solaire, les tailles optimales de panneaux retournées sont très faibles voir nulles. Sur une année test, avec des profils déterministes de consommation et production, l'adaptation de la puissance souscrite seule apporte le gain le plus significatif pour trouver un compromis entre part fixe et pénalités de dépassements. En considérant les tarifs Jaunes d'achat d'énergie (très faibles l'été notamment) il faudrait envisager des coûts multipliés par quatre à six pour avoir des stockages rentables en arbitrant entre HP et HC.

La rétribution des effacements de puissance souscrite représente un levier économique supplémentaire pour valoriser l'installation d'un moyen de stockage. La prise en compte de cette sollicitation d'effacement passe par l'ajout de contraintes au problème et une modification de la méthode de résolution. Les résultats obtenus aussi bien pour le volant d'inertie que pour la batterie ont montré que la rétribution pour cette capacité d'effacement permet d'avoir des systèmes rentables avec l'ajout d'un générateur solaire. Les optimisations de la politique tarifaire à configuration donnée du microréseau renvoient des domaines de coûts pour lesquels des temps de retour sur investissement acceptables (~10 ans) sont rendus possibles. Les résultats obtenus confirment les observations déjà faites au chapitre IV et seule une augmentation significative des coûts d'achat (multiplication par trois du tarif Jaune) ainsi que des subventions assez élevées peuvent permettre de justifier l'installation de moyens de stockage.

CONCLUSION GENERALE

Le système sur lequel se basent les travaux de cette thèse est un microréseau « intelligent » avec un moyen de stockage raccordé au réseau principal. S'inscrivant dans le contexte des Smart grids, de telles installations permettent de répondre au double enjeu énergétique (ressources fossiles limitées et réduction des GES) en favorisant entre autre l'intégration des sources d'énergie renouvelables intermittentes. L'implantation de ces systèmes redéfinit entièrement l'architecture du réseau électrique en passant notamment d'un système vertical avec des groupes de production centralisée à une situation « clustérisée », intégrant de nouveaux acteurs (à la fois producteurs et consommateurs) soumis à des réglementations en évolution. Le microréseau étudié associe consommation d'un site tertiaire et production intermittente d'origine solaire. Le contrôle des flux d'énergie, en particulier la puissance injectée ou soutirée au réseau principal, est au centre des stratégies de gestion pour ces systèmes. Dans notre étude, la gestion « intelligente » des flux est principalement permise par un degré de liberté introduit avec l'installation d'un moyen de stockage ; nous avons considéré ici le cas d'un stockage inertielle ou électrochimique (accumulateurs au Lithium Ion).

Outre la stratégie de gestion, le dimensionnement des composants est une problématique essentielle pour de tels microréseaux. Dans une optique de conception optimale, l'objectif est ainsi de déterminer les tailles les plus adaptées des éléments de production et de stockage en trouvant un compromis entre avantages apportés (rétributions de services système) et coûts d'investissement : dimensionnement et gestion sont donc deux questions essentielles intimement couplées. Ceci impose aussi d'avoir une vision claire de l'environnement du microréseau : celui-ci est d'une part lié aux gisements (irradiation solaire, vitesse de vent) dont on dispose sur le site ainsi qu'aux profils de consommation auxquels il faut faire face. D'autre part, il faut tenir compte de façon précise du contexte tarifaire en vigueur, ce qui n'est pas trivial aujourd'hui en ce qui concerne la valorisation des moyens de stockage et en particulier leur apport dans le mécanisme d'ajustement via le capacité d'effacement.

La « complexité de conception » de tels systèmes est donc un véritable enjeu et constitue à notre sens un verrou à caractère méthodologique vis-à-vis duquel notre contribution apporte certains éléments. La démarche de conception optimale est ainsi confrontée à une complexité sur le plan informationnel : il s'agit en effet d'être capable de simuler le fonctionnement du microréseau sur une période assez longue, représentative des cycles d'évolution de l'environnement système (cycles climatiques et évolution tarifaire sur l'année), afin d'estimer le plus justement son coût. De plus, dans ce contexte de conception optimale, il est nécessaire de reboucler ces simulations un nombre de fois suffisant pour permettre la convergence des algorithmes d'optimisation conjointe dimensionnement – gestion. Il convient donc de mettre en place des représentations (modèles) et des procédures de résolution adaptées sous peine de faire face à des temps de calcul prohibitifs. L'apport principal de cette thèse se situe ainsi dans l'implantation d'une boucle de gestion rapide intégrée à un algorithme de dimensionnement nécessitant un nombre limité d'évaluations de la fonction objectif (i.e. le coût annuel du microréseau ici) ([Rigo14a](#)). Le temps de résolution réduit de cet outil de conception permet d'effectuer plusieurs études de cas en fonction des politiques tarifaires considérées afin de trouver dans chaque situation la meilleure configuration du système.

Avant de mettre en place l'ensemble des méthodes de gestion et de dimensionnement pour le microréseau, un effort de modélisation a été consenti au chapitre II. Les échanges entre les différents composants sont représentés par des flux d'énergie et une méthode de mise en équations automatique, adaptable à d'autres architectures a été utilisée en se fondant sur la théorie des graphes. Ce premier modèle du système est non linéaire et prend en compte les pertes dans les convertisseurs ainsi que dans les organes de stockage. Pour ces derniers, le rendement est estimé en fonction du régime de puissance en charge/décharge ainsi que de l'état de charge (SOC). Des données expérimentales nous ont permis de décrire une évolution empirique de ce rendement pour les volants d'inertie. En revanche, pour le modèle des accumulateurs Li-ion nous descendons au niveau tension/courant avec l'utilisation du modèle de Shepherd. Cette représentation n'apparaît cependant pas totalement adaptée à des calculs en flux d'énergie avec un échantillonnage à l'heure des profils, compatible avec la boucle de gestion telle que nous la proposons. Le modèle de Shepherd est en effet sur-échantillonné (pas de calcul d'une centaine de secondes) afin d'estimer l'évolution de la tension sur un pas d'une heure correspondant à une consigne à puissance constante (établie avec les méthodes de gestion). Ceci se traduit *in fine* par une augmentation du temps de résolution par rapport au cas avec volants.

Une autre problématique importante concernant les éléments électrochimiques est la prise en compte de leur mécanisme de vieillissement auquel le chapitre II se consacre aussi. Contrairement aux hypothèses faites pour le stockage inertiel, la durée de vie des accumulateurs Li-ion dépend de la manière dont ils sont utilisés. Là encore, il est inenvisageable dans un contexte « système » de considérer des modèles électrochimiques complexes. L'objectif est davantage de pouvoir discriminer qualitativement différentes « missions batterie » que de prévoir précisément la fin de vie des éléments. Nous nous sommes donc orientés vers des modèles de fatigue avec une usure exprimée comme un cumul de dommages. Une pénalisation par comptage de cycles ainsi qu'un modèle en énergie maximum échangeable avant usure totale ont été envisagés. Un troisième modèle est développé en annexe C et l'ensemble des trois méthodes présente le même comportement qualitatif vis à vis des profils de missions simulés. Il semblerait en perspective intéressant de considérer une représentation thermique du pack batterie. La température est en effet un facteur de vieillissement important et nous avons fait ici l'hypothèse d'une valeur régulée. Or, tenir compte d'un système de contrôle de cette température en fonction de l'utilisation du stockage influe directement sur le rendement global de l'installation.

La stratégie de gestion du système repose sur une optimisation « la veille pour le lendemain » du profil de puissance appelée (achetée) ou injecté (vendue) sur le réseau principal ([Rigo 12](#)). Un problème d'optimisation des flux d'énergie est ainsi mis en place pour effectuer à J-1 une minimisation de la facture énergétique avec le respect de contraintes non-linéaires (limites d'état de charge, monodirectionnalité des flux, etc). Déjà abondamment traité dans la littérature, ce dispatching optimal « off-line » sur une horizon de 24h tient compte de profils de prévisions déterministes pour la consommation et la production, ainsi que du contexte tarifaire (coût d'achat et vente) pour arbitrer entre les périodes à tarifs élevés et celles à prix d'achat bas. Dans notre étude, la facture peut être aussi réduite par la réduction des dépassements de puissance souscrite, sources de pénalités financières. D'éventuelles contraintes dynamiques imposées par le fournisseur d'énergie sont également prises en compte pour le profil de puissance appelé sur le réseau. Le respect de ces contraintes peut constituer un levier supplémentaire pour amortir l'installation avec des rétributions envisageables si les engagements sont tenus.

Différents algorithmes de gestion « off-line » ont été développés au chapitre III afin de résoudre ce problème de dispatching optimal ; ces stratégies s'appuient sur le premier modèle non linéaire du système incluant ses pertes. Les méthodes stochastiques, telles que l'optimisation par essais particuliers (PSO) ou l'algorithme évolutionnaire avec nichage (Clearing), nécessitent un grand nombre d'évaluations de la fonction objectif, ce qui se traduit par un temps de calcul conséquent (plus de 5 h) pour une planification sur une unique journée. La Programmation Dynamique (DP) et sa version auto-adaptative (DPa) qui ont été développées aboutissent à de bonnes solutions en un temps CPU réduit à une dizaine de minutes (Rigo 14b). Raisonnant sur une discrétisation du problème, la principale limite de ces méthodes est de nécessiter une expression instantanée (i.e. pas à pas) de la grandeur à optimiser. Aucune vision globale des trajectoires n'est possible et cela peut empêcher la résolution de certains problèmes typiques ; c'est par exemple le cas si l'on associe un stockage batterie en intégrant le vieillissement par comptage de cycles, dans la mesure où ce comptage s'effectue sur l'ensemble du profil en SOC. L'hybridation du Clearing par un algorithme de recherche locale (type SQP) offre également de bonnes performances avec un temps de calcul raisonnable inférieur à l'heure en conciliant exploration du domaine de recherche et exploitation efficace des zones intéressantes.

Les résultats de l'optimisation « off-line » sur des journées test soulèvent quelques questions pour une situation avec batterie et prise en compte du vieillissement dans le critère à minimiser. Nous avons en effet ramené l'usure des éléments à un coût, en tenant compte de la perte d'état de santé ΔSOH au cours des cycles et du prix d'installation initial de la batterie. Sans contraintes réseau à respecter, le résultat des optimisations aboutit dans ces conditions à une *non sollicitation du stockage* afin d'avoir un coût d'usure nul. Dans le contexte tarifaire considéré, avec un faible coût d'achat d'électricité, les gains retirés par l'arbitrage entre Heures Pleines et Heures Creuses ne suffisent donc pas à justifier l'utilisation du stockage. Le résultat de la gestion « off-line » à vieillissement intégré correspond donc à une utilisation nulle d'une batterie, ce qui ne peut s'entendre, pour la politique tarifaire considérée, que si le dimensionnement du stockeur est aussi nul ; dit autrement, « il est totalement inutile d'investir sur un accumulateur que la planification optimale interdirait d'utiliser ». Ainsi, dans la démarche de conception systémique que nous avons présentée au chapitre IV et V dans laquelle la boucle d'optimisation des dimensions intègre la gestion, il est clair que c'est au processus d'optimisation du dimensionnement de décider si l'ajout d'un stockage est économiquement pertinent au vu de la politique tarifaire considérée. La boucle de planification se doit alors d'utiliser la capacité de stockage sur laquelle le choix est fait d'investir. Nous pourrions aussi, à titre de perspectives, envisager une optimisation bi-objectifs avec un compromis à trouver *a posteriori* entre réduction de la facture énergétique et utilisation du stockage.

La seconde étape de la stratégie de gestion consiste en une correction « on-line » des consignes. L'objectif est de respecter au mieux les engagements sur le profil de puissance appelée sur le réseau en tenant compte des écarts entre les prévisions et les réalisés pour la production et la consommation. Cette optimisation à l'horizon de quelques minutes ne doit pas être confondue avec une procédure de commande en temps réel du système qui agit à plus court terme. Cet aspect important dans la gestion des microréseaux n'est pas abordée dans les travaux de la thèse. Les performances du « suivi de profil prévisionnel » sont intimement liées à la justesse des prédictions. En effet, en cas d'erreurs trop importantes, le stockage est susceptible de se trouver en butée de SOC et rend ainsi impossible le respect des engagements sauf à agir sur le délestage de charges ou la dégradation des MPPT en cas de surproduction. Dans cette thèse, les couples de profils prévisions/réalisés pour la consommation et la

production ont été établis à partir de relevés à l'année. Rien n'indique cependant que la méthodologie employée rende fidèlement compte des erreurs de prévisions que nous pouvons attendre car aucune étude statistique sur un nombre conséquent de données n'a été effectué. Ce travail apparaît être une perspective indispensable au regard la stratégie de gestion choisie pour le microréseau. Certains travaux complémentaires de cette thèse se sont justement consacrés au dimensionnement de réserves de stockage spécifiques à la compensation des erreurs de prédiction à la tenue des engagements de production. Une anticipation des erreurs de prédiction permettrait de rendre plus robuste l'optimisation « off-line ». Il est en effet discutable de mettre en place une modélisation précise du système et des algorithmes de gestion efficaces si des erreurs de prédiction trop importantes éloignent significativement le profil réel du gabarit optimal prévu la veille. En cela, nous ne pouvons garantir qu'une solution supposée optimale (en termes de coût) en « off-line » corresponde à la facture énergétique minimum une fois la journée écoulée avec les profils réalisés. Notons que le travail de caractérisation de l'erreur de prévision doit être entrepris aussi bien pour les sources de production que pour les profils de consommation.

Les erreurs de prévisions n'interviennent donc pas lors de la construction de la procédure de conception optimale des chapitres IV et V, celle-ci étant basée sur des profils déterministes. Cependant, bien que déterministes, les données de gisement et de consommation n'en restent pas moins fortement variables au cours du temps et des saisons. L'aspect variabilité des profils est implicitement pris en compte avec des trajectoires simulées sur une année complète, ce qui permet un foisonnement suffisant des « classes de journées » offrant une estimation correcte de la facture énergétique. Or, c'est justement cette durée de simulation, imposée par la variabilité de l'environnement système, qui impose d'utiliser une représentation simplifiée du microréseau avec une procédure de gestion compacte. Avec la DPa, par exemple, la simulation d'une année complète nécessiterait environ trois jours de calcul et rendrait impossible d'envisager l'imbrication de la boucle de gestion dans une procédure de dimensionnement optimal. L'utilisation de la Programmation Linéaire (LP) nous a donc permis de réduire significativement le temps de calcul en passant d'une dizaine de minutes à quelques secondes pour effectuer l'optimisation « off-line » sur une unique journée (Rigo 13). Une procédure de réparation des consignes obtenues est cependant indispensable pour respecter les contraintes de fonctionnement du modèle non linéaire du réseau et obtenir une facture énergétique plus réaliste. L'introduction de variables entières supplémentaires permet de tenir compte de certaines non-linéarités comme les dépassements de puissance souscrite (Rigo 14c) ou l'enderement au niveau d'un composant de stockage bidirectionnel en puissance. Malgré cela, l'utilisation de la LP (ou de la MILP) empêche la prise en compte de fonctions complexes telles que le vieillissement batterie par comptage de cycles et impose de faire de nombreuses hypothèses simplificatrices.

Une année entière est finalement simulée en une dizaine minutes (quelques secondes sans réparation des consignes) par optimisations successives pour les 365 journées de l'année. La planification impose également la stationnarité de l'état de charge d'un jour sur l'autre à une valeur donnée SOC_{reset} . Ces temps de calcul rendent possible l'intégration de la boucle de gestion dans un algorithme de dimensionnement en estimant le coût annuel final de l'installation en fonction de la taille des composants et de leur mode d'utilisation. Outre la capacité de stockage et la puissance crête du générateur PV, la puissance souscrite apparaît être une variable de dimensionnement ayant un effet non négligeable sur la facture finale. En effet, un compromis doit être trouvé entre les frais

d'abonnement (part fixe croissante avec P_s) et les pénalités pour dépassements de puissance souscrite. L'algorithme de dimensionnement intégrant l'ensemble des paramètres de conception est une méthode dérivée de l'optimisation par surfaces de réponse ; la procédure EGO (Efficient Global Optimization) couplée à une interpolation par Krigeage a l'avantage de nécessiter un faible nombre d'évaluations de la fonction à minimiser et renvoie également une interpolation de cette fonction sur l'ensemble du domaine de définition. Cet élément nous a notamment permis de constater sur des essais préliminaires que l'allure de la fonction à optimiser est assez plate dans les zones intéressantes. Des variations de moins de 1 % sur la facture annuelle finale sont ainsi observées avec des capacités de stockage variant d'une cinquantaine de kWh. De nombreux résultats sont ainsi donnés au chapitre V avec un domaine de confiance sur lequel l'objectif évolue peu.

En ne réparant, à l'issue de la Programmation Linéaire, que les consignes pour la solution optimale obtenue, la résolution du problème de conception par l'EGO dure en moyenne une vingtaine de minutes. Ce temps de calcul très réduit nous a permis d'effectuer de nombreux essais en considérant plusieurs politiques tarifaires. Notons que pour le coût d'achat, le tarif Jaune à destination des professionnels est considéré avec des prix très bas notamment l'été (3-4 c€/kWh hors taxe). Dans ce contexte, l'installation d'un stockage aussi bien inertiel qu'électrochimique n'est pas justifiée. En effet, l'arbitrage ne peut permettre d'amortir l'investissement avec un gain de quelques centimes par kilowattheure directement lié aux différences de tarifs entre Heures Pleines et Heures Creuses. En comptant les coûts de possession et d'utilisation, déplacer dans le temps un kilowattheure grâce à un moyen de stockage coûte quelques dizaines de centimes (DGCIS 13). Le gain apporté par la limitation des dépassements de puissance souscrite est lui aussi négligeable et peut être obtenu en adaptant simplement la valeur de P_s . Sans rétribution de la vente du solaire, la mise en place d'un générateur PV est elle aussi discutable dans ces conditions tarifaires avec des gains pour l'autoconsommation et la vente ne compensant pas l'investissement. Un levier économique supplémentaire est considéré, pour justifier l'installation d'un moyen de production renouvelable associé à une capacité de stockage, avec la prise en compte des effacements de consommation. Des rétributions fixes en fonction de la taille du stockage et variables en fonction de l'énergie effacée sont en particulier envisagées et permettent d'aboutir à des installations rentables. Le temps de retour sur investissement est naturellement réduit en considérant des tarifs d'achat d'électricité doublés ou triplés par rapport à leur valeurs actuelles en se rapprochant ainsi des prix pour les particuliers. Une autre composante permettant de valoriser l'installation mais non considérée ici serait la rétribution pour l'engagement sur un profil donné de puissance appelée ou soutirée au réseau, engagement pris ici de la veille pour le lendemain. L'outil mis en place permettrait à moindre coût de déterminer la valeur de cette subvention afin d'obtenir un temps de retour sur investissement donné.

En synthèse, les apports méthodologiques de cette thèse ont contribué à faire face à la complexité de la conception systémique, dans le contexte des microréseaux intelligents et de leur environnement. Plus spécifiquement, l'adaptabilité et la mise en œuvre compacte de la procédure de conception optimale font l'apport majeur des travaux de cette thèse dont les perspectives restent nombreuses.

Du point de vue de l'optimisation technico économique :

- Envisager de nouvelles politiques tarifaires pour la conception optimale (rétribution du suivi de profil optimal, compteur dédié au flux d'énergie au niveau du stockage, valorisation de l'autoconsommation, etc).

- Les travaux de postdoc de D. Hernandez poursuivent quant à eux les efforts de modélisation en vue d'optimisations technico-économiques.

Du point de vue des modèles et des méthodologies :

- Trouver et exploiter un modèle d'accumulateur électrochimique adapté aux procédures de gestion en flux d'énergie (cartographie de rendement en fonction du SOC et la puissance sur des temps longs au moyens de modèles fins) - intégrer un modèle thermique pour le vieillissement des éléments ;
- Etudier la possibilité d'un stockage hybride énergie/puissance (exemple : batteries Redox ou Hydrogène / volants d'inertie) avec des dynamiques différentes des composants ;
- Améliorer la robustesse de l'optimisation « off-line » en intégrant les erreurs de prédiction sur la consommation et la production. Dimensionner des équipements de stockage dans un double objectif : optimiser la planification des trajectoires du flux d'énergie vu du réseau, incluant la participation aux services systèmes ET répondre aux engagements de production/prélèvement sur le réseau en dépit des erreurs de prédiction de production/consommation.

Du point de vue l'expérimentation :

- Intégrer les algorithmes de gestion sur une plateforme expérimentale ;
- Mettre en place d'une stratégie de commande en temps réel avec des générateurs PV et des éléments de stockage réels ou bien émulsés ;
- Caractériser l'erreur de prédiction à partir d'un jeu de données suffisant pour la consommation et la production.

L'installation au laboratoire LAPLACE site ENSEEIHT d'une plateforme microréseau intelligent incluant une production solaire modulable permet d'entrevoir de possibles études sur ces derniers points. Ce système à échelle réduite permettra de tester les procédures de gestion proposées dans cette thèse, de caractériser l'efficacité et la précision d'émulateurs physiques de stockage et de production renouvelable ainsi que de réaliser des essais en « temps compactés ». En parallèle, des essais sur accumulateurs Li-ion au sein du groupe GENESYS permettront d'affiner les modèles de batterie pour la simulation et l'émulation physique en fonction des besoins de la conception systémique. Le couplage à la plateforme technologique « Vecteur Hydrogène » du LAPLACE permettra aussi d'intégrer un stockage type « énergie » au sein du microréseau intelligent. Rappelons finalement que les travaux de cette thèse s'inscrivent dans le cadre du projet Smart ZAE, soutenu par l'ADEME et ayant abouti à la mise en place d'une la plateforme SCLE-CIRTEM-LAPLACE destinée à couvrir les problématiques de gestion d'énergie dans les Smart Grids

ANNEXES

Annexe A : Données constructeurs pour les modules solaires

Annexe B : Données constructeurs pour les éléments Li-ion

Annexe C : Modèle de vieillissement par énergie échangeable pondéré pour les accumulateurs Li-ion

Annexe D : Performances des algorithmes d'optimisation off-line sur les journées tests

Annexe E : Influence des erreurs d'estimations prévisions/réalisés sur les performances du suivi de profil on-line

Annexe F : Mise en forme du problème MILP pour un cas avec volant d'inertie

Annexe G : Profils supplémentaires de production/consommation

Annexe H : Etude de sensibilité par plans d'expériences

Annexe I : Tirage aléatoire de points par hypercubes latins

Annexe J : Paramètres de contrôle de l'interpolation par Krigage

Annexe K : Performance discutable de l'EGO sur des fonctions test

ANNEXE A : DONNEES CONSTRUCTEURS POUR LES MODULES SOLAIRES

SLK60P6L BLK/WHT 220 W - 255 W

Poly-Crystalline Solar Modules
Real World Tested • Globally Trusted

siliken



25 year
Linear
Power
Guarantee

- **Positive Power Tolerance +3/0%**
- **10 Year Workmanship Warranty**
- **25 Year Linear Power Guarantee**
- **Outstanding Low-Light Performance**
- **UL and TÜV Certified**
- **High Performance Modules with Efficiency up to 15.7%**
- **MC4 or compatible connectors**



The Siliken module is rated first by Photon Laboratory for long term energy production. It generates 5.9% more power than the average value of all the modules studied and 12.4% more than the minimum value recorded.

Why Siliken?

- Our North America operation is built on a 10 year track record in the European markets.
- Our global success has established a solid foundation to service the long-term needs of the solar industry.
- With over 300 MW installed worldwide, we have built a respected brand by consistently providing a quality product with proven performance.
- Our investment in R&D illustrates our commitment to reduce costs and improve efficiencies.



Siliken Reliability

Siliken modules are certified according to UL and IEC standards. The high quality and reliability ensure the prompt return of investment for any PV installation, including residential, commercial or utility scale.

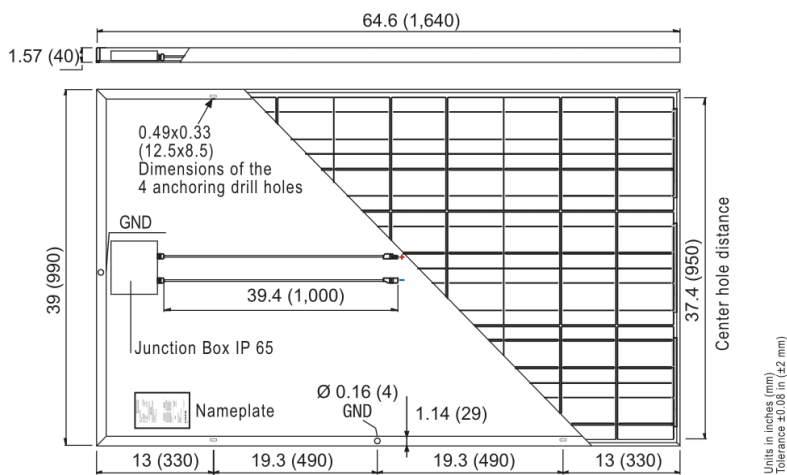
Each module goes through testing phases, including strict power production verification and resistance tests in radiation simulators. With innovative products and solutions successfully implemented around the world, Siliken is a recognized global leader in solar power.



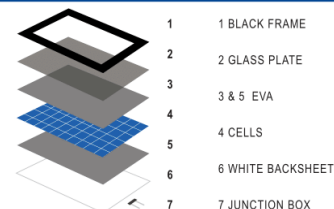
SLK60P6L BLK/WHT 220 W - 255 W

Poly-Crystalline Solar Modules

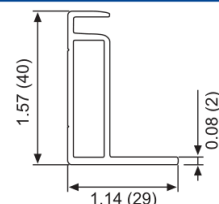
siliken



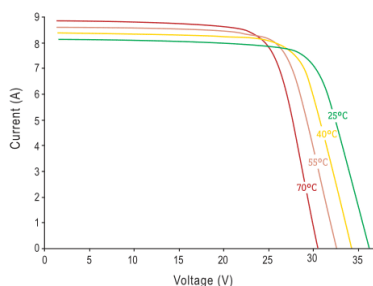
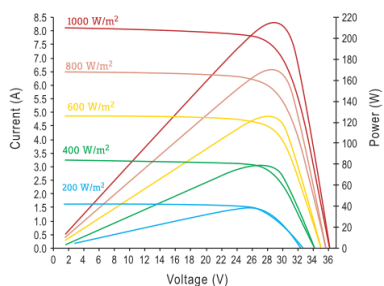
Construction Characteristics



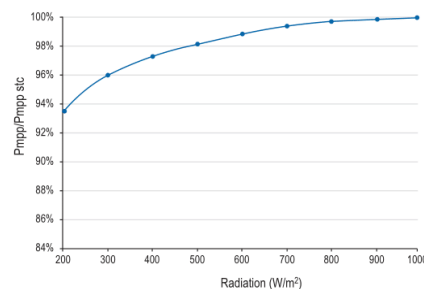
Frame Cross Section



SLK60P6L - 225W I-V and Pmax characteristics with a variety of radiation levels at 77°F (25°C) SLK60P6L - 225W I-V characteristics with a variety of cell temperatures at 92.94W/ft² (1,000 W/m²)



Weak light performance at Pmp 77°F (25°C) Siliken module's average



Mechanical Data

Dimensions (LxWxD)	64.6 x 39 x 1.57 in (1640 x 990 x 40 mm)
Weight	41.9 lbs (19 kg)
Output Cables	Symmetrical length cable 39.4 in (1 m) Multi-Contact connectors (MC4)
Junction Box	IP-65 rated with bypass diodes
Frame	15 microns black anodized aluminum alloy type 6063 T5.
Front Glass	0.125 in (3.2 mm) low iron tempered glass with high transmissivity
Solar Cells	60 Poly-crystalline cells 6 x 6 in (156 x 156 mm)

Electrical Data

Maximum power at STC (+3/0%)	P _{mp} (W)	220*	225*	230	235	240	245	250*	255*
Efficiency at STC	η (%)	13.6	13.9	14.2	14.5	14.8	15.1	15.4	15.7
Power per Unit Area	P _{SqFt} (Wp/SqFt)	12.6	12.9	13.2	13.4	13.7	14.0	14.3	14.6
Voltage at Maximum Power	V _{mp} (V)	29.2	29.3	29.5	29.5	29.6	29.6	29.8	29.8
Current at Maximum Power	I _{mp} (A)	7.54	7.68	7.79	7.97	8.12	8.27	8.39	8.56
Open Circuit Voltage	V _{oc} (V)	36.7	36.8	36.9	36.9	37.0	37.0	37.1	37.1
Short Circuit Current	I _{sc} (A)	8.10	8.20	8.32	8.47	8.61	8.75	8.91	9.02
Maximum Voltage UL	V _{max} (V) UL	600							
Temperature Coefficient of Pmp	T _k P _{mp} (%/°C)	-0.43							
Temperature Coefficient of Voc/Vmp	T _k V _{oc} /T _k V _{mp} (%/°C)	-0.356 / -0.500							
Temperature Coefficient of Isc/Imp	T _k I _{sc} /T _k I _{mp} (%/°C)	+0.062 / +0.030							
Normal Operating Cell Temperature	NOCT (°F)/(°C)	114.8±3.2 (46±2)							
Series Fuse Rating	A	15							
Bypass Diodes	A / V	15 / 40							
Reverse current test	A	15							

Values at Standard Test Conditions STC: Irradiance 92.94 W/ft² (1,000 W/m²), Air Mass AM 1.5 and cell temperature 77°F (25°C)

* Subject to availability.

WARNING: Read the instruction manual carefully before using this product. NOTE: Siliken California Corp. reserves the right to modify this product without prior notice.

Siliken USA · 1525 Faraday Avenue, Suite 180 · Carlsbad CA 92008 USA · Tel.: (760) 448-2080 · Fax: (760) 930-0374 · siliken.usa@siliken.com · www.silikenusa.com

Certifications

UL Listed and Intertek	UL ORD-C1703-01 / UL1703
Fire Rating	Class C
TUV Certified	IEC 61215 / IEC 61730 / 61701 Salt Mist Corrosion
EC Declaration of conformity (CE Mark)	
CEC (California Energy Commission) Program Registered	
FSEC (Florida Solar Energy Center) PV Module Certification	
MCS Mark (Microgeneration Certification Scheme)	

Test Operating Conditions

Temperature	-40 °F to +185 °F (-40 °C to +85 °C)
Static Load	50 psf (2400 Pa)
Max Load	112.8 psf (5400 Pa)
Impact Resistance	Hailstone impact Ø1 in at 52 mph (Ø25 mm at 23 m/s)

Product Warranty

10 year limited warranty on materials and workmanship

25 Year Linear Power Guarantee

Year 1: 97% of rated output
Years 2-25: 0.7% p.a. reduction

ANNEXE B : DONNEES CONSTRUCTEURS POUR LES ELEMENTS LI-ION

High energy lithium-ion cell VL 45 E cell

Saft VL E cell is highly suited to any charge/discharge cycling application that demands a battery with drastically reduced weight and volume. This cell is proposed in Saft modules or customized battery system constructions.

Saft's Battery system :

Individual lithium-ion cells need to be mechanically and electrically integrated into battery systems to operate properly. The battery system include electronic devices for performance, thermal and safety management specific to each application.

Features

- Very high specific energy
- Maintenance free
- Excellent cycle and calendar life

Applications

- Electric and hybrid vehicles
- Telecommunication networks
- Stationary
- Space and Defence
- Any application requiring high energy storage capability

Technology

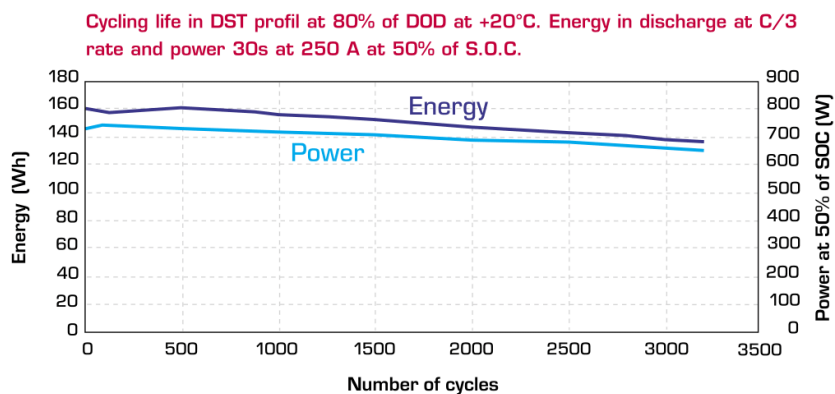
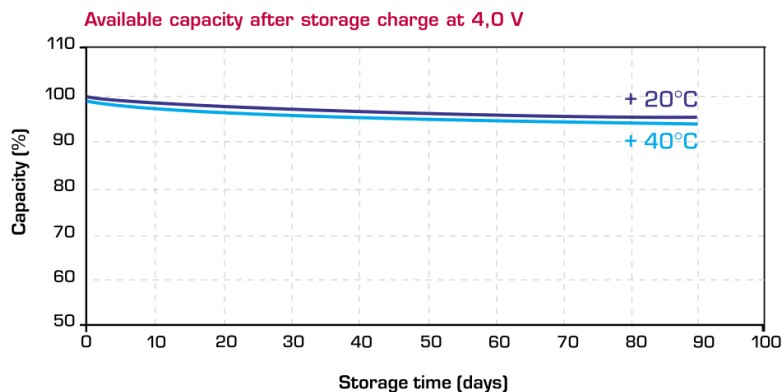
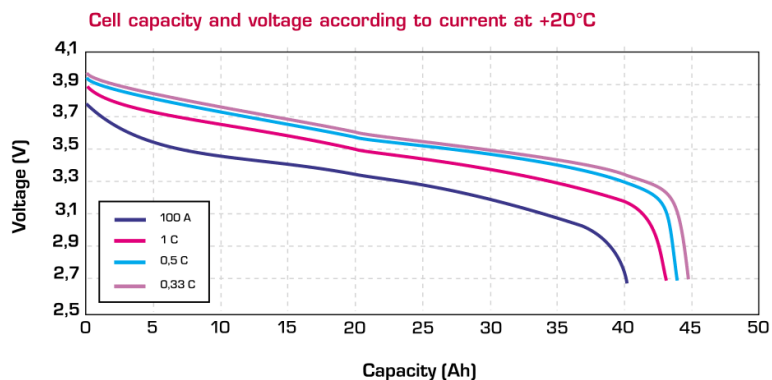
- Graphite-based anode
- Nickel oxide-based cathode
- Electrolyte: blend of carbonate solvents + LiPF₆



VL 45 E	
Electrical characteristics	
Nominal voltage (V)	3.6
Average capacity C/3 after charge to 4.0 V/cell (Ah)	45
Minimum capacity C/3 after charge to 4.0 V/cell (Ah)	42
Specific energy after charge to 4.0 V/cell (Wh/kg)	149
Energy density after charge to 4.0 V/cell (Wh/dm ³)	313
Specific power (30s peak/50% DOD) (W/kg)	664
Power density (30s peak/50% DOD) (W/dm ³)	1392
Mechanical characteristics	
Diameter (mm)	54.3
Height (mm)	222
Typical weight (kg)	1.07
Volume (dm ³)	0.51
Voltage limits	
Charge (V)	4.0 (4.1 for peak)
Discharge (V)	2.7 (2.3 for peak)
Current limits	
Max continuous current (A)	100
Max peak current during 30 s (A)	250



High energy Li-ion VL 45 E cell



Saft
Communication Department
12, rue Sadi Carnot
93170 Bagnolet - France
Phone: +33 (0)1 49 93 19 18
Fax: +33 (0)1 49 93 19 68

www.saftbatteries.com

DOC N° 54041-2-0305
Edition: March 2005

Data in this document are subject to change without notice and become contractual only after written confirmation by Saft.

Photo credit: Studioland

Société anonyme au capital de 31 944 000 €
RCS Bobigny B 383 703 873

Prepared by PACIFIC & co.



Intensium 3

High energy, 3U rack-mount lithium-ion battery system

Intensium 3 has been designed to provide power backup for remote or outside telecom plants like Access Terminals, Base Transceiver Stations, Base Station Controllers. They are also suitable to provide bulk power in Central Offices.

This "all included" stand-alone battery system now provides the benefits of Saft Li-ion technology in a qualified industrial design: Intensium 3 provides maintenance-free energy storage in a reduced volume, combining high operational reliability with outstanding life time under the most difficult environmental conditions.

Features

- Hot-swappable, rack-mount ETSI format
- Integrated 48 V system containing 2.3 kWh of energy
- Parallel operation, for scalability
- Energy density of 128 Wh/dm³, surpassing most advanced VRLA designs
- State of charge and state of health indication
- Built-in battery control for efficient operation
- Redundant safety
- Comprehensive communication
- Compatible with standard telecom rectifiers
- RoHs compliant

Benefits

- Increased energy in given space
- Easy installation and upscaling
- High operational reliability
- Optimized supervision strategy through remote control/diagnostic
- Very long life time
- Preventive but not premature replacement at end of life
- Zero maintenance throughout lifetime



Intensium 3 Energy

Nominal characteristics	
Nominal Voltage (V)	48
Typical capacity* (C/8) (Ah)	45
Typical energy* (C/8) (Wh)	2 300
Volumetric energy density*** (Wh/dm ³)	128
Gravimetric energy density (Wh/kg)	96
Mechanical characteristics	
Width (mm)	424 (19")
Height (mm)	130 (3 U)
Depth (mm)	325
Weight (kg)	24
Electrical characteristics	
Voltage window (V)	42 to 56
Charge voltage range (V)	54.6 to 56.0**
Max. permanent discharge current (A)	95
Recharge time (h)***	24
Faradic charge efficiency (+20°C/+68°F)	99%
Energy charge efficiency (+20°C/+68°F)	96%
Backup time at various loads*	
30 min (W)	3 600
1 hour (W)	1 980
3 hours (W)	690
5 hours (W)	425
8 hours (W)	287
Operating conditions	
Lifetime at +20°C perm (+68°F)	20 years
Lifetime at +40°C (+104°F)	>10 years
Cycle life (80% dod; +20°C/+68°F)	> 3 000 cycles
Operating temperature	-25°C/+60°C (-13°F/+140°F)
Storage temperature	-40°C/+65°C (-40°F/+149°F)
Transportation regulation compliance	UN 3480
EMC standard compliance	ETSI 300 386/ EN 61 000 chapter 6-2 and 6-3
Environment standard compliance	ETSI 300 019
Safety standard compliance at battery level	designed to meet IEC 60 950
Certification designed to meet	CE, GR 1089 and GR 63
Protection class	IP 20

* Ufloat 56 V Ucutoff 42 V, +20°C/+68°F

** Available capacity is reduced at charge voltages below 56 V

*** Charge in 4 h is possible with limited charging current. Please consult SAFT

April 2010



Functional characteristics

Safe Li-ion technology

Intensium3 contains VLE cells with advanced nickel-based lithium-ion technology:

- Outstanding calendar and cycle life and reliability at high temperature
- Industrial production for high tech-applications such as space & defense, electric vehicles, robots, etc.
- Stable internal resistance over entire life
- High reliability by using high capacity cells: avoids massive cell paralleling within a 48 V module

Control for efficient operation

- On/Off switch
- Active/Sleep (storage, prolonged outage)/Alarm modes
- Charge/Discharge management
- Cell balancing

Mechanical & electrical interface

- ETSI 19 inches, 3U rack-mount design
- M6 terminals on front panel

Communication

The battery system informs the user and the application, via visual communication by LEDs on front panel and alarms (dry contacts).

In option, the supervision can be done through CANbus or RS 232.

The data available are :

- State of charge, state of health
- Alarm level (minor, major); alarm reason
- Operating conditions (voltage, temperature, identification number)

Safety

Redundant safety design to cope with component failure or abusive conditions:

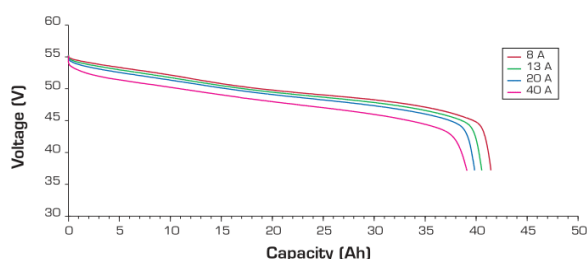
- At battery system level: electronic board, reversible protection, separate power switches in charge and discharge circuit
- At cell pack level: electronic board, individual cell voltage monitoring
- At cell level: shutdown-effect separator, mechanical vent & current breaker

Sustainable design

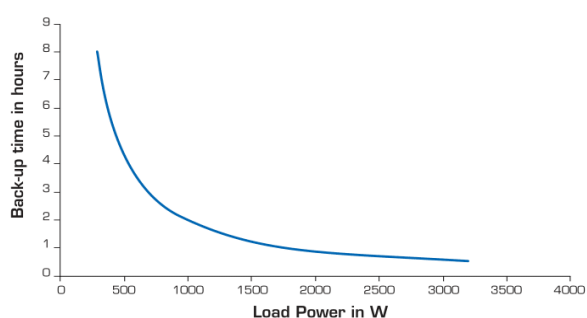
The whole life cycle of Intensium 3 is considered closely during all phases of development, from manufacturing to industrial operations and recycling. Intensium 3 manufacture consumes significantly less upstream energy and its advanced design reduces still further the

Intensium 3 - Energy:

Typical discharge at +20°C/+68°F after charge to 56.0 V*

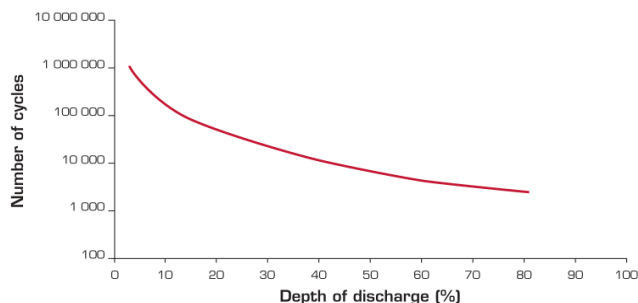


Back-up time in hours at different loads*



* (Ufloat 56 V, Ucutoff 42 V, +20°C/+68°F)

Cycle life at +25°C/+77°F



environment impact of waste processing. In operation, Intensium 3 contributes to significantly less energy consumption during its useful life.

Industrial vision

Intensium has been developed and qualified to suit the demanding requirements of performance and operational reliability telecom OEM's and operators, who are manufacturing or

operating high-value, industrial equipment. Intensium 3 is made of proven components (cells, electronics) which are also employed in demanding space, automotive and other civil applications. Cell manufacturing is carried out on established industrial production lines. Manufacturing plants comply with the legislation in force in each country and with international quality standards (ISO 9001 and 14001).

Saft Industrial Battery Group

12, rue Sadi Carnot
93170 Bagnolet - France
Tel: +33 1 49 93 19 18
Fax: +33 1 49 93 19 64

www.saftbatteries.com

Doc N° 21534-2-0410

Data in this document is subject to change without notice and becomes contractual only after written confirmation.

Société anonyme au capital de 31 944 000 €
RCS Bobigny B 383 703 873

Pragma - Printed in France - 1k



ANNEXE C : MODELE DE VIEILLISSEMENT PAR ENERGIE ECHANGEABLE PONDERE POUR LES ACCUMULATEURS LI-ION

Le chapitre II consacré à la mise en place des modèles pour les différents composants du système présente deux manières de calculer l'usure d'un accumulateur électrochimique (exprimée avec le *SOH*) à partir de la sollicitation. Les deux approches développées relèvent des méthodes de fatigue et estiment le vieillissement en fonction de l'évolution d'un seul paramètre :

- L'algorithme *Rainflow Counting* (RFC) compte le nombre de cycles pour différentes profondeurs de décharge (*Depth Of Discharge, DOD*) ; il est établi en utilisant les données constructeurs (courbe *number of cycles to failure*). Avec des coefficients de pondération dépendant du nombre maximal de cycles pour chaque *DOD*, le premier modèle établi à partir d'une mission en *SOC* un nombre équivalent de cycles à 100 %. Nous accédons finalement à la chute de *SOH* avec le nombre maximal de cycles à 100 %.
- La seconde méthode pour estimer le vieillissement fait l'hypothèse d'une énergie maximum (E_{ech_max}) constante que peut échanger la batterie avec le reste du système avant l'usure totale des éléments. Dans ce cas, le calcul de l'énergie échangée se fait par simple intégration d'une mission en puissance (en valeur absolue). Cette annexe est consacrée à la mise en place d'un troisième modèle (évolution du second modèle) pour lequel le calcul de l'énergie échangée est pondérée en fonction des conditions d'utilisation (en particulier l'état de charge).

C.1 Pondération de l'énergie échangée

L'idée est ici de développer un modèle de vieillissement en pondérant l'énergie maximale échangeable E_{ech_max} en fonction des conditions d'utilisation de l'accumulateur. Le raisonnement s'appuie sur l'Eq C.1, donnée pour un accumulateur normalisé à 1 kWh, avec E_{ech_max} qui dépend du régime de charge/décharge pour une cellule Li-ion (Johannesson 13) (Ebessen 12). A chaque pas de calcul, l'énergie échangeable est mise à jour avec le nombre de cycles maximum à 100% et noté $N(P_{st}(t))$ en fonction de la puissance transitée $P_{st}(t)$. Typiquement pour un accumulateur Li-ion la courbe du nombre de cycles en fonction de la puissance transitée peut prendre l'allure de la Figure C.1.

$$SOH(t + \Delta t) = SOH(t) - 100 \times \frac{1}{2 \times N(P_{st}(t)) \times 1 \text{ kWh}} \int_t^{t+\Delta t} |P(t)| dt \quad \text{Eq C.1}$$

Le nombre réduit de cycles possibles pour les faibles régimes de charge/décharge rend notamment compte du vieillissement calendaire avec une batterie « sous sollicitée » dans ces conditions. Au contraire, si l'accumulateur est utilisé à fort régime de charge/décharge (fort *c-rate*), l'énergie maximum échangeable (avant usure totale) est plus faible qu'à petites puissances et donc la perte de *SOH* sera davantage significative. Le calcul du nombre de cycles maximal en fonction de la puissance se base sur une estimation des ampères-heures disponibles en fonction du *c-rate* avant d'atteindre une diminution de 20 % de la capacité initiale de la batterie. Le calcul fait notamment intervenir des résultats d'essais expérimentaux sur les cellules considérées dans (Wang 11).

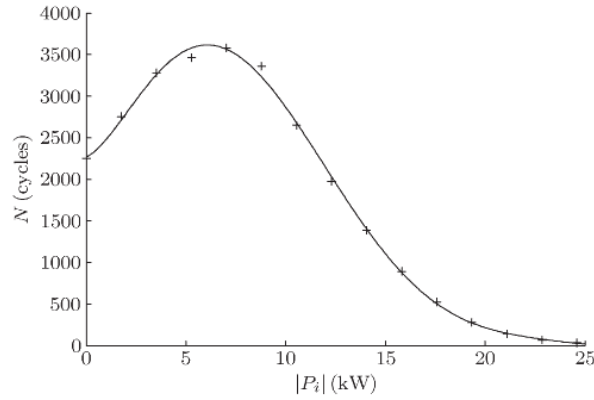


Figure C.1 : Nombre de cycles en fonction de la puissance (Ebessen 12)

Dans nos travaux, la seule donnée de vieillissement disponible pour les éléments considérés est la courbe *number of cycles to failure* de la Figure C.2a donnant le nombre de cycles maximum admissible en fonction de la profondeur de décharge (DOD). Nous envisageons donc de réécrire l'Eq C.1 en faisant varier l'énergie maximum échangeable en fonction de la profondeur de décharge (Eq C.2). Le DOD s'interprétant comme une variation entre deux états de SOC, la courbe *number of cycles to failure* est remise en forme en traçant l'évolution $N(\text{SOC})$ du nombre de cycles en fonction de l'état de charge avec $\text{SOC} = 100 - \text{DOD}$ (Figure C.2b)

$$\text{SOH}(t + \Delta t) = \text{SOH}(t) - 100 \times \frac{1}{2 \times N(\text{SOC}) \times \text{kWh}} \int_t^{t+\Delta t} |P(t)| dt \quad \text{Eq C.2}$$

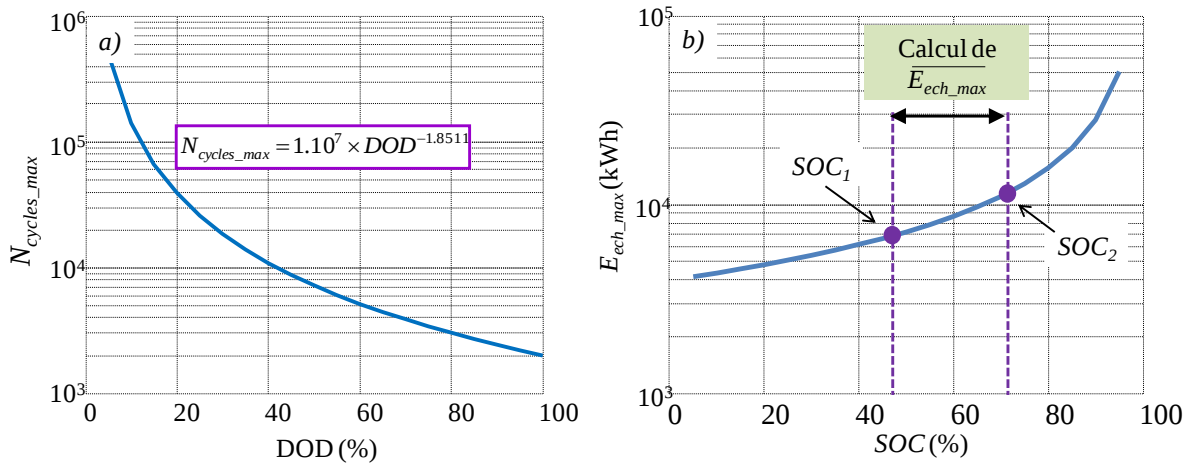


Figure C.2 : Construction du modèle - a) courbe *number of cycles to failure* - b) calcul de l'énergie maximum échangeable à partir des variations de SOC

Le nouveau modèle mis en place calcule finalement la perte de SOH en estimant l'énergie maximale échangeable dans les conditions de SOC considérées. Notons que, pour une consigne en puissance donnée sur un pas temporel, les conditions de SOC vont évoluer d'une valeur SOC_1 à SOC_2 . Ainsi, l'énergie maximale échangeable sur cette plage de fonctionnement est calculée comme la moyenne de la courbe $E_{ech_max}(\text{SOC})$ et notée $\overline{E_{ech_max}}$ (Figure C.2b) (Eq C.3 et Eq C.4).

$$\begin{aligned}
E_{ech_max}(SOC) &= 2 \times N(100 - SOC) \times (100 - SOC) \times 1\text{kWh} \\
&= 2.10^7 \times (100 - SOC)^{-1.8511} \times (100 - SOC) \times 1\text{kWh}
\end{aligned}
\tag{Eq C.3}$$

$$\begin{aligned}
\overline{E_{ech_max}} &= \frac{1\text{kWh}}{SOC_2 - SOC_1} \int_{SOC_2}^{SOC_1} E_{ech_max}(SOC).dSOC \\
&= \frac{2.10^7 \times 1\text{kWh}}{SOC_2 - SOC_1} \cdot \frac{1}{0.1489} \cdot \left((100 - SOC_2)^{0.1489} - (100 - SOC_1)^{0.1489} \right)
\end{aligned}
\tag{Eq C.4}$$

Pour une consigne en puissance $P_{st}(t)$ assurant le passage d'un état SOC_1 à SOC_2 la perte de SOH se calcule en pénalisant les ampères-heures soutirés en fonction de l'énergie moyenne calculée précédemment (Eq C.5).

$$SOH(t + \Delta t) = SOH(t) - 100 \times \frac{1}{E_{ech_max}} \int_t^{t+\Delta t} |P_{st}(t)| dt
\tag{Eq C.5}$$

C.2 Comparaison des différents modèles

Le modèle de vieillissement mis en place est à présent comparé aux méthodes développées au chapitre II en considérant là encore un accumulateur idéal (sans perte) normalisé à 1 kWh. Dans ces conditions, la mission en SOC se détermine par simple intégration du profil en puissance avec l'Eq C.6.

$$SOH(t) = SOC(0) - \frac{100}{1\text{kWh}} \int_t^{t+\Delta t} P_{st}(t).dt
\tag{Eq C.6}$$

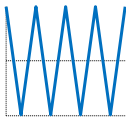
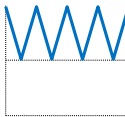
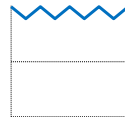
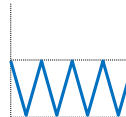
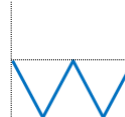
Dans un premier temps, les trois modèles sont comparés pour les essais du chapitre II en avec différents états de charge et profondeurs de décharge :

- **Essai 1** : 2000 cycles de 100 % à 0 %
- **Essai 2** : 2000 cycles de 100 % à 50 %
- **Essai 3** : 2000 cycles de 100 % à 90 %
- **Essai 4** : 2000 cycles de 50 % à 0 %
- **Essai 5** : 2000 cycles de 50 % à 0 % - C-rate divisé par 2 par rapport à l'essai 4

Dans chaque cas, nous considérons une batterie neuve en début de mission (i.e. $SOH = 100\%$) et l'ensemble des résultats est renseigné dans le [Tableau C.1](#). Pour les trois premiers essais, nous changeons uniquement la profondeur de décharge des cycles à partir d'un SOC de 100 %. Avec chacun des modèles, le SOH diminue quand le DOD augmente mais les variations sont plus importantes pour le modèle à énergie échangée. Au contraire, elles deviennent plus faibles lorsque cette énergie est pondérée avec une valeur de $\overline{E_{ech_max}}$ élevée correspondant aux points à haut niveaux de SOC . Ceci explique également que contrairement aux deux autres modèles, la pondération de l'énergie ne correspond pas à un SOH nul pour 2000 cycles à 100 %. Les profils des essais 2 et 4 sont

de même profondeur mais effectués à des états de charge différents. Dans ce cas, le modèle à énergie pondérée pénalise davantage les faibles niveaux de *SOC* alors que les deux autres représentations retournent les mêmes résultats pour les deux situations. En ralentissant la dynamique dans l’essai 5 (par rapport à l’essai 4), nous augmentons le nombre de points à *SOC* faibles ce qui pénalise légèrement le *SOH* pour le modèle à énergie échangée pondérée.

Tableau C.1 : Estimation des *SOH* en fonction des essais pour chaque modèle

	1.	2.	3.	4.	5.
Essai					
<i>SOH</i> par comptage de cycles	2.0 %	72.6 %	98.7 %	72.6 %	72.6 %
<i>SOH</i> par énergie échangée	0.0 %	49.9 %	90.0 %	49.9 %	49.9 %
<i>SOH</i> par énergie échangée pondérée	70.8 %	90.6 %	99.4 %	62.6 %s	61.9 %

Comme au chapitre II, les différents modèles sont à présent comparés pour des trajectoires quelconques, mais dont les allures générales correspondent à des profils de *SOC* issus des méthodes de gestion optimales mise en place au chapitre III. Pour chacun des modèles, les usures sont ramenées en grandeurs normalisées pour la dizaine de trajectoires considérée. Le classement s’effectue ensuite par vieillissements décroissants par rapport aux valeurs estimées par comptage de cycles (Figure C.3). L’ordonnancement des missions est sensiblement le même pour les trois calculs de *SOH* avec un point singulier à la trajectoire n°6 pour laquelle le modèle à énergie pondérée pénalise fortement le vieillissement.

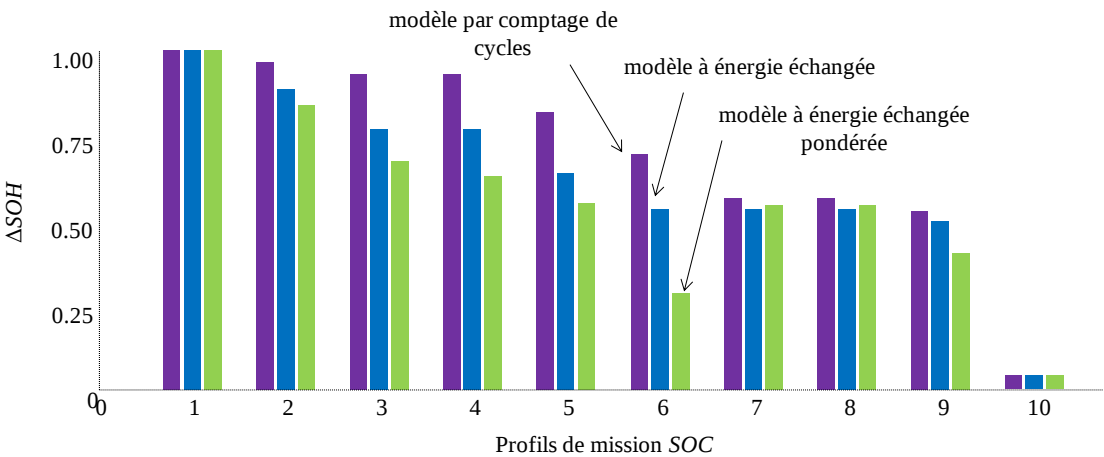


Figure C.3 : Comparaisons des usures normalisées pour les différents modèles de vieillissement

ANNEXE D : PERFORMANCES DES ALGORITHMES D'OPTIMISATION OFF-LINE SUR LES JOURNEES TESTS

Le chapitre III est consacré à la mise en place des algorithmes de gestion du microréseau. Les performances des méthodes pour effectuer l'optimisation off-line sont étudiées au regard de la précision et des temps de calcul. Pour la première journée test et un cas avec volant d'inertie, les résultats de l'ensemble des procédures ont été exposés. Afin de ne pas alourdir le corps de texte principal, seules les performances du Clearing et de la Programmation Dynamique ont été renseignées pour les autres situations testées (dépassements de puissance souscrite et optimisations avec un stockage électrochimique). Cette annexe donne l'ensemble des résultats obtenus dans ces cas avec les autres procédures. Tout d'abord, il est nécessaire de rappeler les hypothèses tarifaire avec un prix de vente $C_v = 10.0$ c€/kWh, un coût d'achat HP/HC ($C_a = 16.9$ c€/kWh de 6h à 22h et $C_a = 10.4$ c€/kWh en heures creuses) et des pénalités de dépassements $C_{dep} = 14$ €/h. La Figure D.1 donne également les profils déterministes de consommation et production pour la journée test de base (journée printemps) et celle servant à étudier la prise en compte des dépassements de puissance souscrite (journée hiver).

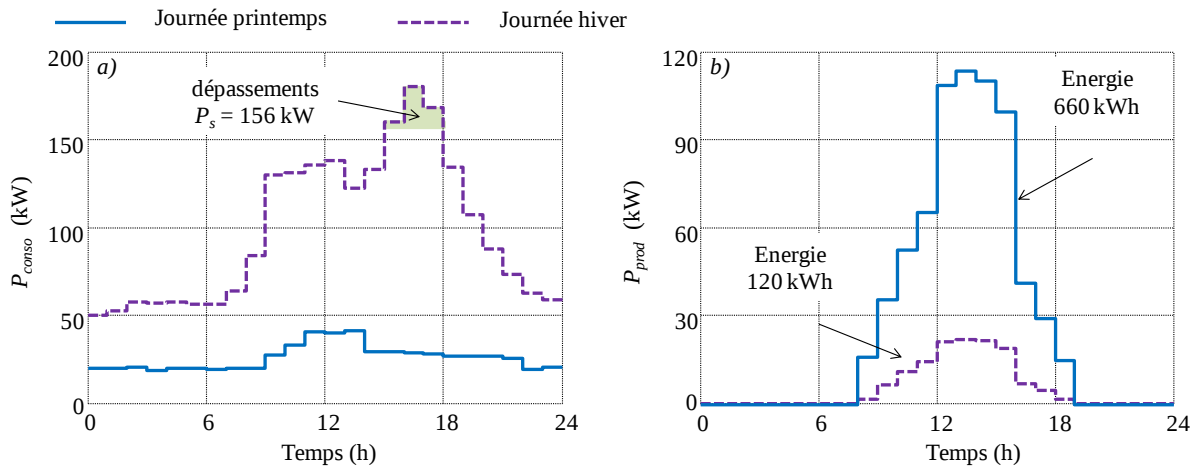


Figure D.1 : Profils prévisionnels déterministes pour les deux journées test du chapitre III – a) consommation – b) production

D.1 Résultats avec prise en compte des dépassements de puissance souscrite pour un cas avec volant d'inertie

Dans un premier temps, nous considérons les résultats obtenus pour un cas avec volant d'inertie et des dépassements de puissance souscrite à gérer sans contraintes réseau. Avec les données prévisionnelles et les hypothèses de coût, la facture énergétique sans stockage s'élève à 398.7 € dans un contexte de vente. Dans ce cas, l'ensemble de la production est vendue et toute la consommation est achetée au tarif C_a . Il faut en outre ajouter les pénalités pour les trois échantillons temporels avec dépassement de puissance souscrite de 15 h à 18 h. Dans une situation d'autoconsommation, il y a consommation de la totalité de l'énergie produite et une réduction du nombre de dépassements (concomitance production, pic de consommation à 15 h) et la facture énergétique finale s'abaisse à 376.2 €.

■ Programmation Quadratique Séquentielle (SQP)

Nous avons vu pour la journée test de base et un cas avec volant d'inertie que la convergence du SQP dépend fortement du point de départ considéré. La Figure D.2 montre la répartition des résultats à l'issue de 100 lancers de la procédure pour un taux de convergence égal à 51 % et une durée totale de 45 min environ. La majorité des solutions est moins bonne qu'une situation d'autoconsommation avec un meilleur coût de 360.7 €.

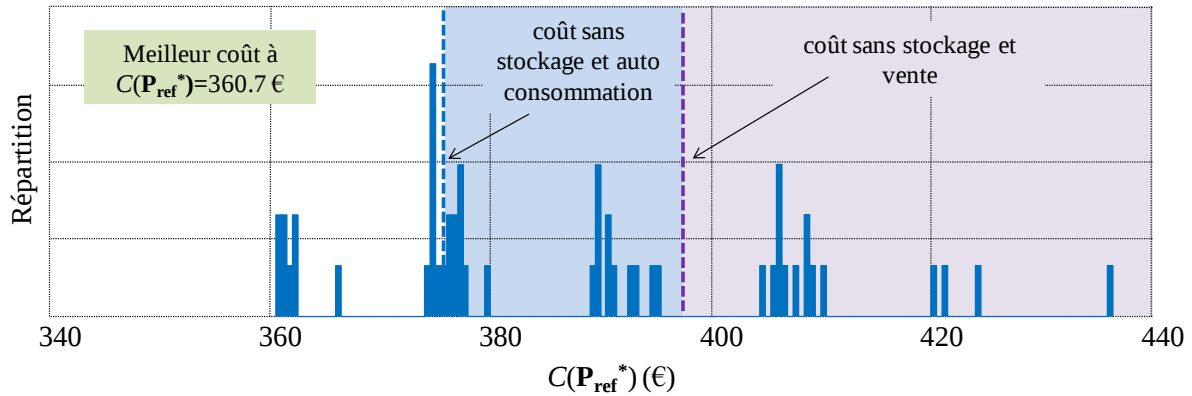


Figure D.2 : Répartition des solutions après 100 lancers du SQP

■ Algorithmes stochastiques (CL, CLh et PSO)

Le Tableau D.1 donne les résultats obtenus à l'issue d'une dizaine de lancers pour l'Algorithme Génétique de type « Clearing ». Comme pour la journée test de base avec contraintes réseau, les résultats trouvés sont meilleurs au fur et à mesure que le nombre d'itérations augmente avec une réduction sensible de l'intervalle de confiance. Cependant, la procédure reposant sur un grand nombre d'évaluations de la fonction objectif, le temps de calcul moyen pour un lancer devient prohibitif à plus de 5h pour obtenir les meilleurs points au bout de 50 000 générations.

Tableau D.1 : Résultats pour 10 lancers du CL en fonction du nombre de générations

Nombre de générations	1000	5000	10000	25000	50000
Valeurs moyennes (en €)	351.6 ± 12.4	346.6 ± 0.9	346.2 ± 0.7	345.5 ± 0.8	345.1 ± 1.0
Meilleures valeurs (en €)	347.4	345.9	345.7	344.8	344.5
Temps CPU (moyen)	6 min	35 min	1 h 10 min	2 h 45 min	5 h 30 min

Hybrider séquentiellement le Clearing accélère significativement la convergence et les solutions ont tendance à être meilleures avec une probabilité de recherche locale p_l importante (Figure D.3) ($p_l = 0$ équivaut au CL sans hybridation). L'avantage de l'hybridation est la réduction notable du temps de calcul tout en améliorant les performances malgré un intervalle de confiance important au bout de 1000 générations (Tableau D.2). Nous n'avons pas testé ici l'hybridation parallèle du CL avec la Programmation Quadratique Séquentielle. Rappelons que pour la journée test de base (journée printemps) du chapitre III, l'hybridation parallèle améliorerait elle aussi la qualité des solutions mais sans réduction significative du temps CPU (notamment pour des probabilités de mutation importantes).

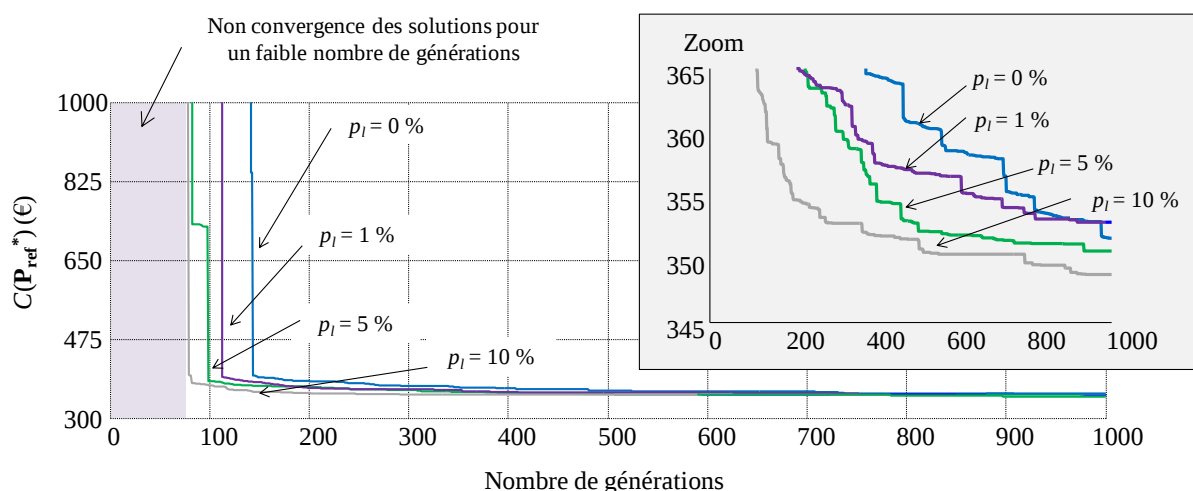


Figure D.3 : Résultat du CL et CLh pour plusieurs valeurs de p_l

Tableau D.2 : Résultats pour l'AG et l'AGh

Probabilité p_l	0 %	1 %	5 %	10 %
Valeurs moyennes (en €)	351.6 ± 12.1	352.8 ± 13.5	350.6 ± 18.2	348.7 ± 11.6
Meilleures valeurs (en €)	345.1	345.8	345.8	345.4
Lancers SQP	0	12	52	101
Temps CPU (moyen)	6 min	10 min	45 min	1 h 20 min

Pour le PSO aussi, la valeur des solutions ainsi que la déviation standard diminuent au fil des itérations avec un temps CPU plus faible que pour le CL sans hybridation. Les meilleurs points obtenus restent cependant moins intéressants que les solutions retournées par les procédures précédentes (Tableau D.3).

Tableau D.3 : Résultats pour 10 lancers du PSO en fonction du nombre d'itérations

Nombre d'itérations	1000	5000	10000	25000	50000
Valeurs moyennes (en €)	376.72 ± 39.9	357.31 ± 26.6	355.27 ± 21.2	354.63 ± 21.3	353.19 ± 16.3
Meilleures valeurs (en €)	348.65	346.35	346.19	346.09	346.08
Temps CPU (moyen)	5 min	20 min	45 min	1 h 50 min	3 h 45 min

▪ Algorithmes de résolution « pas à pas » (DP et DPa)

Les performances des procédures de résolution « pas à pas » sont évoquées au chapitre III avec des résultats meilleurs pour des discrétisations plus fines de l'état de charge ($\Delta SOC = 2 \%$ et $\Delta SOC = 1 \%$). Les points retournés sont meilleurs que l'ensemble des solutions renvoyées par les autres méthodes. Utiliser la Programmation Dynamique auto-adaptative permet de préserver la qualité des résultats (valeurs voisines des meilleurs point du CL) mais avec un temps de calcul de seulement dix minutes (Tableau D.4).

Tableau D.4 :Résultats pour la DP et DPa

ΔSOC	20 %	15 %	10 %	5 %	2 %	1 %	DPa
Coût (en €)	348.5	347.0	346.5	345.6	343.6	343.5	344.6
Temps CPU	30 s	50 s	1 min 30 s	5 min	45 min	2 h 15 min	10 min

D.2 Résultats sur la journée test de base pour un cas avec batterie et vieillissement par comptage de cycles (RFC)

Nous reprenons désormais la journée test de base mais pour une situation avec batterie et un modèle de vieillissement par comptage de cycles. Dans ce cas, les résultats du chapitre III montrent que, sans contraintes réseau, la solution optimale correspond à une non sollicitation du moyen de stockage pour n'avoir aucun surcoût sur la facture énergétique (usure nulle). Les contraintes réseau de non consommation de 19h à 21h sont donc introduites et, sans moyen de stockage, il est impossible de respecter ces limites de fonctionnement. Dans une situation de vente de la totalité de la production sans stockage le coût final à la journée est de 28.4 € contre 5.82 € pour une situation d'autoconsommation.

▪ Programmation Quadratique Séquentielle (SQP)

Comme pour le cas précédent le SQP converge dans la moitié des cas mais avec un temps de calcul plus important d'environ 1 h 15 min dû à l'utilisation du modèle pour la batterie qui nécessite une boucle interne supplémentaire pour mettre à jour la capacité (état de charge). L'ensemble des solutions obtenues correspond à des coûts nettement supérieurs à ceux d'une situation sans stockage avec l'usure des accumulateurs prise en compte (Figure D.4).

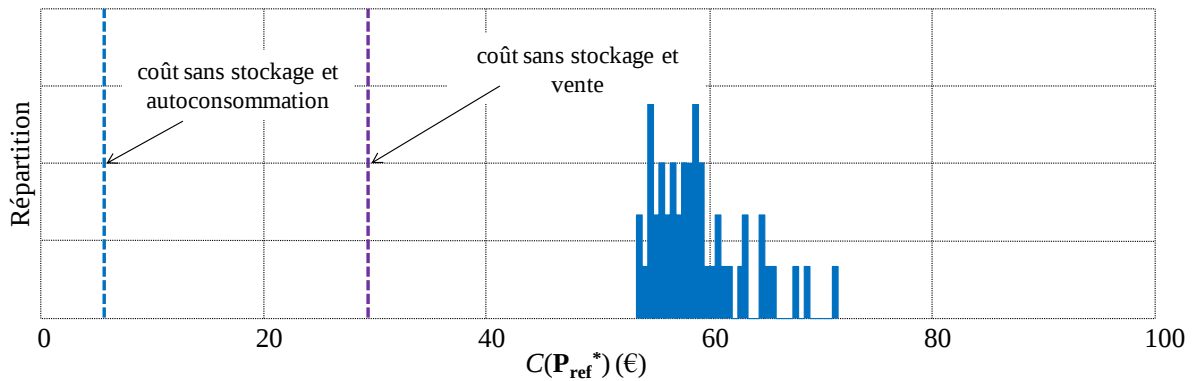


Figure D.4: Répartition des solutions après 100 lancers de la SQP pour un cas avec batterie et modèle d'usure RFC

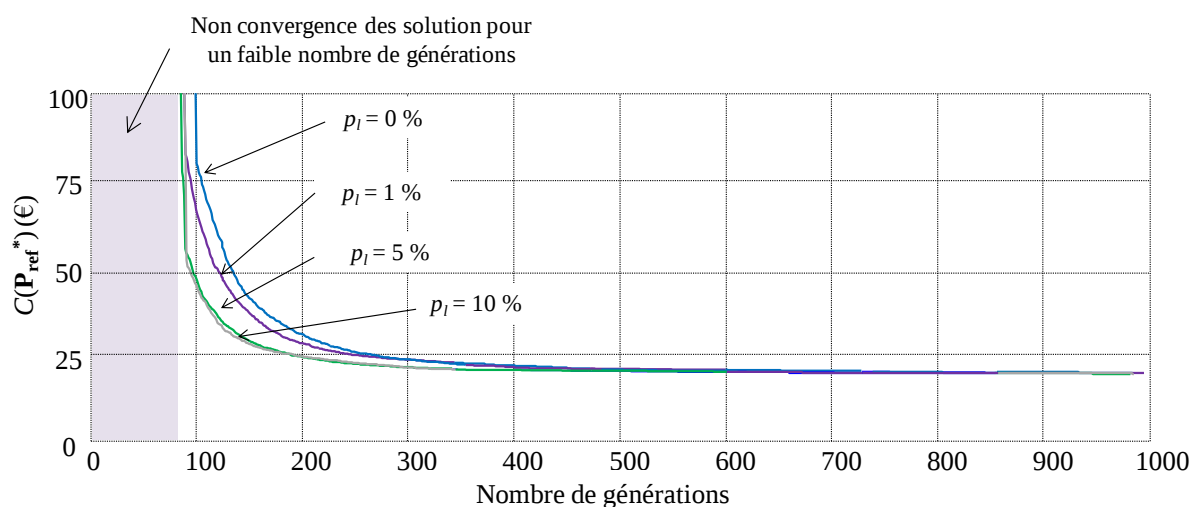
▪ Algorithmes stochastiques (CL, CLh et PSO)

Le Clearing présente dès le premier millier de générations de meilleurs résultats que ceux du SQP qui respecte les contraintes mais avec une utilisation non adaptée du moyen de stockage. Comme précédemment, les performances du CL sont améliorées au fil des itérations au détriment du temps CPU (Tableau D.5)

Tableau D.5 :Résultat du CL pour une usure batterie avec le modèle RFC

Nombre de générations	1000	5000	10000	25000	50000
Valeurs moyennes (en €)	19.3 ± 0.7	18.4 ± 0.3	18.1 ± 0.2	18.0 ± 0.1	18.0 ± 0.1
Meilleures valeurs (en €)	18.9	18.0	17.9	17.8	17.8
Temps CPU (moyen)	9 min	45 min	1 h 30 min	3 h 15 min	6 h 30 min

Comme précédemment, l'hybridation séquentielle du CL accélère la convergence ([Figure D.5](#)) avec un temps de calcul réduit permettant d'atteindre des résultats satisfaisants dès le millier de générations. Les solutions restent cependant moins intéressantes que les meilleurs points renvoyés par le CL non hybridé après 25 000 générations ([Tableau D.6](#)).

**Figure D.5** :Comparaison entre le CL et le CLh après 10 lancers**Tableau D.6** :Résultat du CLh pour une usure batterie avec le modèle RFC

Probabilité p_l	0 %	1 %	5 %	10 %
Valeurs moyennes (en €)	19.33 ± 0.67	19.41 ± 0.93	19.12 ± 0.99	19.13 ± 0.95
Meilleures valeurs (en €)	18.87	18.85	18.60	18.58
Lancers SQP	0	11	49	98p
Temps CPU (moyen)	9 min	10 min	45 min	1 h 20 min

Les résultats de l'optimisation par essais particuliers avec des valeurs voisines d'une situation d'autoconsommation restent nettement moins intéressants que ceux retournés par le CL. Comme pour le SQP, les contraintes réseau sont respectées en sollicitant à minima les éléments électrochimiques ([Tableau D.7](#)).

Tableau D.7 :Résultat du PSO pour une usure batterie avec le modèle RFC

Nombre d'itérations	1000	5000	10000	25000	50000
Valeurs moyennes (en €)	56.10 ± 67.18	48.49 ± 65.91	47.85 ± 66.02	47.41 ± 65.77	47.18 ± 64.84
Meilleures valeurs (en €)	28.72	26.64	25.39	25.38	25.32
Temps CPU (moyen)	5 min	20 min	45 min	1 h 50 min	3 h 45 min

■ Algorithmes de résolution « pas à pas » modifié (DP)

Au chapitre III, nous avons indiqué que la Programmation Dynamique n'était pas adaptée pour résoudre le problème de planification off-line avec prise en compte du vieillissement batterie par comptage de cycles. En effet, ce modèle d'usure nécessite d'avoir une représentation de la trajectoire en SOC sur l'ensemble de la planification afin de calculer l'usure batterie. Hors, la DP qui calcule le coût des transitions depuis l'état initial jusqu'à l'état final a , pour chaque instant t , une vision des trajectoires sur les échantillons antérieurs mais ignore totalement l'allure des profils pour les pas temporels suivants. Dans cette annexe, nous modifions la DP pour prendre en compte l'usure avec le modèle RFC. La [Figure D.6](#) illustre la modification de la DP pour le calcul d'une transition entre un état M à l'instant t et un état M' à l'instant $t+\Delta t$. L'idée est de reconstruire la trajectoire **SOC** connue avec les prédécesseurs de M depuis l'état initial en rajoutant la transition de M à M' . Le coût d'usure batterie correspondant est alors ajouté au coût « énergétique » instantané $C(\mathbf{P}_{\text{ref}})$ dans l'optimisation pour le calcul de la transition.

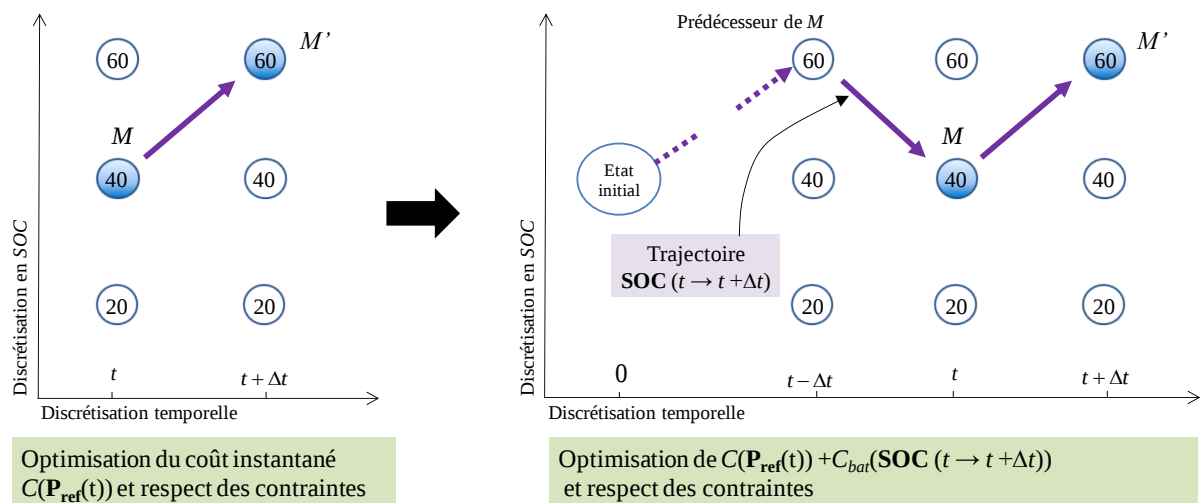


Figure D.6 :Modification de la DP pour le calcul d'une transition entre un état M à l'instant t et un état M' à l'instant $t+\Delta t$

Contrairement aux essais précédents, réduire la discrétisation en SOC n'améliore pas les performances avec une difficulté supplémentaire pour arbitrer entre utilisation du moyen de stockage et coût d'usure. La PD ainsi modifiée converge mais les résultats obtenus sont nettement moins intéressants que les solutions renvoyées par le Clearing (hybridé ou non) ([Tableau D.8](#)).

Tableau D.8 : Résultats pour la DP

ΔSOC	20 %	15 %	10 %	5 %	2 %	1 %
Coût (€)	23.26	22.93	29.95	22.72	20.53	20.67
Temps CPU	1 min	2 min	5 min	35 min	2 h	6 h 30

D.3 Résultats sur la journée test de base pour un cas avec batterie et vieillissement par énergie échangée

Le second modèle de vieillissement est à présent testé pour la même journée avec une énergie maximum échangeable $E_{ech_max} = 4000 \times E_{nom}$ ($E_{nom} = 100$ kWh ici). Avec une expression de l'usure comme un cumul des dommages instantanés la Programmation Dynamique redevient dans ce cas utilisable pour une situation avec batterie.

■ Programmation Quadratique Séquentielle (SQP)

Dans ce cas, le SQP converge dans 94 % des lancers. Malgré la centaine de points de départ tirés aléatoirement dans les bornes, une grande partie des solutions correspond à un coût voisin de 31 € avec une valeur minimum à 30.6 € (Figure D.7).

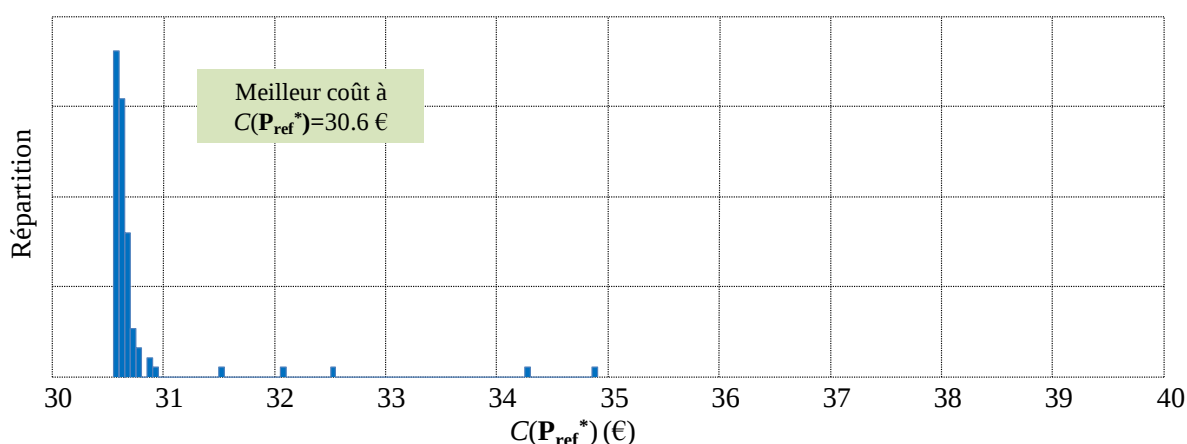


Figure D.7 : Répartition des solutions après 100 lancers de la SQP pour une usure avec énergie échangée

■ Algorithmes stochastiques (CL, CLh et PSO)

Avec des temps de calcul comparables aux essais avec le modèles RFC, le Clearing renvoie encore des solutions meilleures pour un nombre élevé de générations (Tableau D.9). Cependant, les meilleurs coûts obtenus sont dans ce cas moins bons que le meilleur point renvoyé par le SQP. Pour la première fois, le SQP apparaît alors adapté à la résolution de ce type de problème avec vieillissement du stockage. Ce n'était pourtant pas le cas dans une situation avec volant d'inertie pour la même journée, sans prise en compte de l'usure.

Tableau D.9 :Résultat du CL pour usure batterie avec le modèle EN_{ech} après 10 lancers

Nombre de générations	1000	5000	10000	25000	50000
Valeurs moyennes (en €)	31.7± 0.4	31.2 ± 0.2	31.0 ± 0.1	30.9 ± 0.1	30.8 ± 0.1
Meilleures valeurs (en €)	31.4	31.0	31.0	30.8	30.8
Temps CPU (moyen)	9 min	45 min	1 h 30 min	3 h 15 min	6 h 30 min

Le CL hybridé séquentiellement permet d'améliorer légèrement les performances du CL en réduisant les temps de calcul. Même au bout de 1000 générations et pour une probabilité $p_l = 10\%$, les coûts retournés restent légèrement supérieurs à la meilleure solution obtenue par la Programmation Quadratique Séquentielle (Tableau D.10).

Tableau D.10 :Résultats pour le CL et le CLh après 10 lancers

Probabilité p_l	0 %	1 %	5 %	10 %
Valeurs moyennes (en €)	31.7± 0.4	31.6 ± 0.8	31.5 ± 0.9	31.4 ± 0.6
Meilleures valeurs (en €)	31.4	30.9	30.8	30.8
Lancers SQP	0	8	45	97
Temps CPU (moyen)	9 min	10 min	45 min	1 h 20 min

Comme pour l'ensemble des essais précédents, le PSO converge vers des solutions de moins bonne qualité (et un écart-type plus important) bien que décroissante au fil des itérations. L'amélioration de la fonction objectif est moins évidente qu'avec le Clearing. Sur les résultats du Tableau D.11, les meilleures solutions correspondent à un unique lancer pour lequel il n'y a pas de progression des solutions dès le millier d'itérations.

Tableau D.11 :Résultats pour le PSO 10 lancers pour une usure batterie avec le modèle EN_{ech}

Nombre d'itérations	1000	5000	10000	25000	50000
Valeurs moyennes (en €)	56.52 ± 24.42	47.43 ± 20.62	47.41 ± 20.63	47.39 ± 20.63	43.74 ± 15.88
Meilleures valeurs (en €)	39.84	34.04	34.04	34.04	34.04
Temps CPU (moyen)	5 min	20 min	45 min	1 h 50 min	3 h 45 min

■ Algorithmes de résolution « pas à pas » (DP et DPa)

La Programmation Dynamique permet d'obtenir des solutions meilleures que le point optimal retourné par le SQP avec des discrétisations faibles pour l'état de charge. Dans ce cas, la Programmation Dynamique auto-adaptative permet de réduire le temps de calcul par rapport aux cas $\Delta SOC = 2\%$ et $\Delta SOC = 1\%$. Ici, la solution retournée correspond davantage aux valeurs obtenues avec $\Delta SOC = 10\%$. (Tableau D.12).

Tableau D.12 :Résultats pour la PD et la PDa

ΔSOC	20 %	15 %	10 %	5 %	2 %	1 %	PDa
Coût (en €)	30.60	30.63	30.51	30.26	30.21	30.30	30.57
Temps CPU	50 s	1 min 30 s	3 min	20 min	1 h 30 min	4 h 30 min	20 min

ANNEXE E : INFLUENCE DES ERREURS D'ESTIMATIONS PREVISIONS/REALISEES SUR LES PERFORMANCES DU SUIVI DE PROFIL ON-LINE

D'un point de vue de la gestion du microréseau, le manuscrit de cette thèse se consacre davantage à l'optimisation des flux d'énergie de la veille pour le lendemain à partir des profils déterministes prédits pour la production et la consommation. Rappelons ici que la ressource de stockage est exploitée off line pour optimiser la planification, satisfaire les contraintes du réseau voire certains services systèmes tels que l'effacement. Mais cette capacité de stockage n'est pas ici mobilisée pour pallier les erreurs de prévisions. Nous avons souligné la nécessité de corriger les références sur des pas temporels plus courts afin de respecter les engagements en tenant compte des inévitables erreurs de prévisions. Les performances de la procédure on-line mise en place sont fortement liées à la pertinence des prévisions. En cas d'erreurs importantes, nous pouvons nous éloigner significativement de la trajectoire optimale définie en J-1. Dans ces travaux, nous définissons donc la taille optimale du stockage en fonction des services système rendus (arbitrage, dépassement de P_s). Cependant, la capacité du stockage pourrait également tenir compte des erreurs de prévisions qui seraient caractérisées sur de longues périodes. Dans cette annexe, nous étudions l'impact du couple prévisions/réalisés sur les résultats retournés par l'optimisation on-line.

E.1 Données prévisionnelles et réalisées

Les essais en fin du chapitre III sont les seuls consacrés à l'optimisation on-line pour une journée test et un couple de prévisions/réalisées est construit selon la méthode décrite au chapitre II. Les prévisions de consommation sont établies avec l'idée d'une persistance d'une journée sur l'autre en faisant la distinction entre les jours en semaine et en week-end (p_1 sur la Figure E.1a). Nous considérons également dans cette annexe une prévision « améliorée » établie directement à partir des données réelles échantillonnées à l'heure (p_2 sur la Figure E.1a).

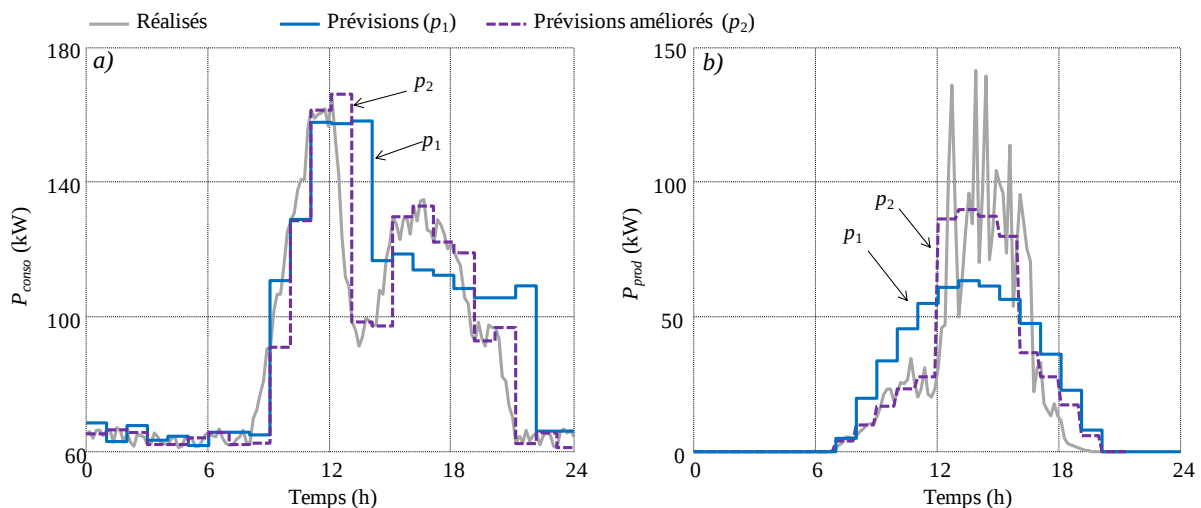


Figure E.1 : Comparaison des deux couples prévisions/réalisés - a) consommation - b) production

Pour la production, la méthode de construction de la prévision développée au chapitre II adapte l'énergie d'une courbe idéale par tranche de quatre heures afin de la faire correspondre à l'énergie

réelle rayonnée (p_2 sur la Figure E.1b). Nous envisageons à présent une prévision moins performante pour laquelle cette énergie serait adaptée sur la journée entière (p_1 sur la Figure E.1b).

Il est nécessaire de rappeler que l'idée n'est pas ici de déterminer quelle type de prévision serait la plus réaliste et correspondrait le mieux à ce qui est envisageable pour une mise en service du système. Si, pour le solaire, nous sommes en mesure de juger les profils par rapport à des méthodes de prévisions connues (persistance, géophysiques, images satellites, etc), une connaissance plus fine de la consommation nécessite des études statistiques pertinentes à partir des données à disposition (Basu 14).

E.2 Optimisation on-line

L'optimisation off-line est dans un premier temps effectuée par Programmation Dynamique auto-adaptative pour les deux jeux de prévisions (p_1 et p_2) sans contraintes réseau afin de définir dans chaque cas le profil à suivre en temps réel. La procédure on-line est ensuite simulée avec une bande de tolérance $\varepsilon_p = 5$ kW et une divergence acceptée pour l'état de charge $\varepsilon_{SOC} = 15$ %. La Figure E.2 illustre les résultats obtenus avec et sans correction on-line des consignes pour le premier jeu de prévisions (moins pertinentes, p_1). Sans adaptation des références, les écarts avec la trajectoire à suivre sont importants. Les dépassements positifs durant la matinée et en fin d'après midi sont notamment dus à une production réelle inférieure aux données prévisionnelles. L'optimisation on-line permet d'améliorer significativement le profil P_{res} final avec une grande partie des écarts négatifs annulés par dégradation de la production en milieu de journée.

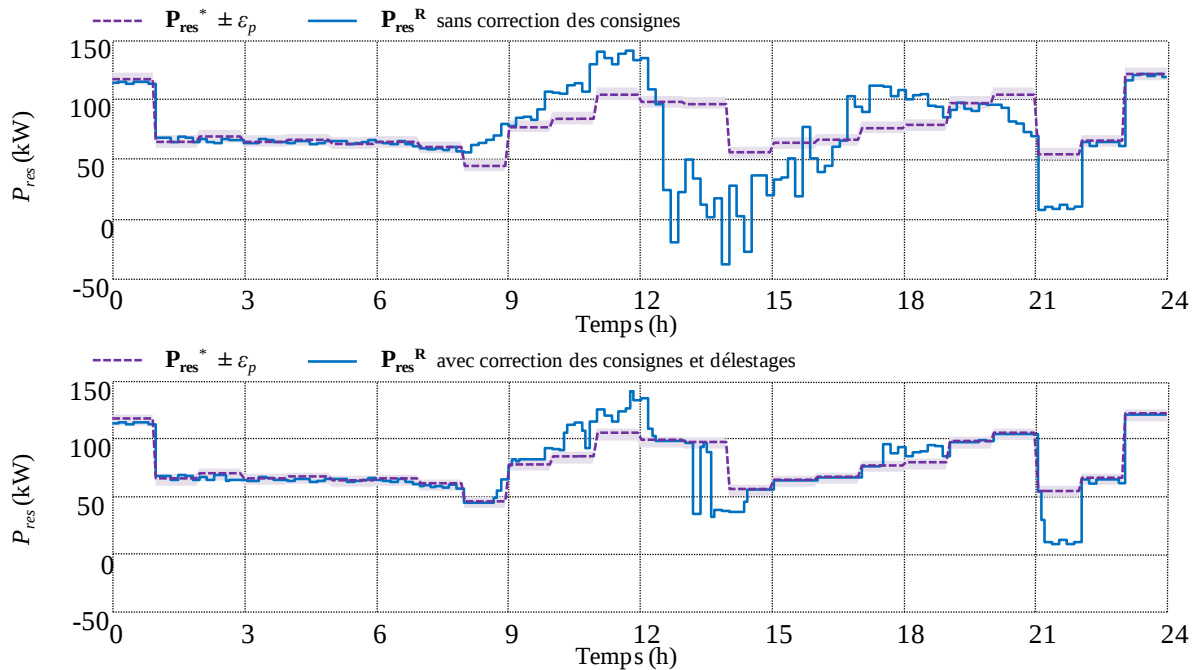


Figure E.2 : Tracé de P_{res}^R avec et sans correction on-line des consignes

En considérant le jeu de prévisions « améliorées » (p_2), les écarts sans adaptation des consignes sont naturellement plus faibles que ceux du cas précédent. Dans cette situation, l'optimisation on-line

permet de respecter les engagements sur la quasi-totalité de la journée avec une grande partie de la trajectoire finale P_{res}^R contenue dans la bande de tolérance (Figure E.3).

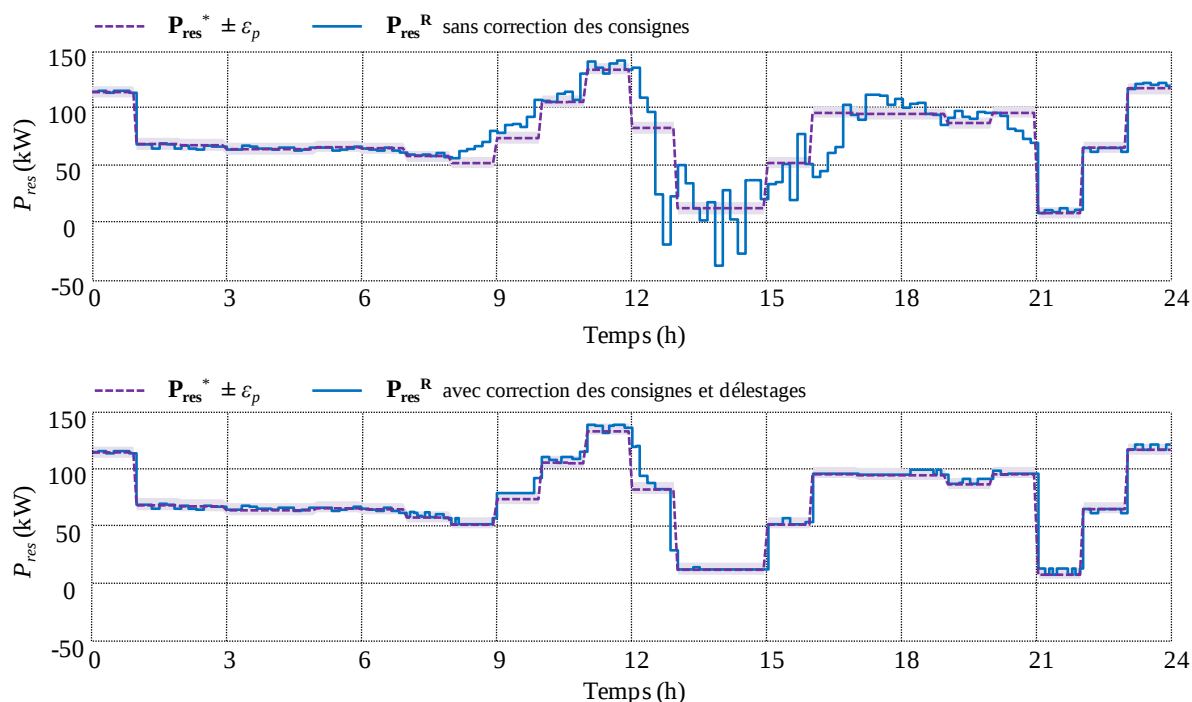


Figure E.3 : Tracé de P_{res}^R avec et sans correction on-line des consignes (prévisions améliorées)

Les résultats du [Tableau E.1](#), avec le calcul des critères de qualité pour chacun des cas précédents, confirment les observations précédentes. Les déviations par rapport au profil à suivre pour le premier jeu de prévisions sont très importantes. Dans le second cas, en revanche, la correction des consignes associée à des prévisions fiables permet de rester très proche de l'engagement avec moins d'une heure de dépassements cumulés. Notons que pour le jeu de prévision p_2 le nombre de dépassements sans correction des consignes est élevé. Le profil sans correction est proche du profil optimal à suivre mais présente (en nombre) plus de déviations positive ou négative autour de celui ci par rapport aux prévisions p_1 .

Tableau E.1 : Critères de qualité pour les différentes situations

	Prévisions p_1		Prévisions p_2	
	sans correction	avec correction	sans correction	avec correction
Ecart type (kW)	27.5	13.2	15.7	5.0
Ecart maximum (kW)	129.6	59.7	97.3	49.0
Nombre de dépassements (-)	9	6	24	4
Durée des dépassements (h)	366.4	126.4	165.5	17.6
Energie des dépassements (kWh)	12.6	6.1	9.3	0.8

L'optimisation on-line vise à respecter au mieux la trajectoire prévue sans aucune considération de coût. Les inévitables écarts avec le profil final font inmanquablement diverger la facture énergétique du point optimal établi la veille pour le lendemain. Ainsi, pour le premier jeu de prévisions, le coût journalier final est légèrement supérieur à la valeur attendue ([Tableau E.2](#)). La

différence est davantage importante dans le second cas, bien que les prévisions soient très fiables. A noter également que les coûts calculés à partir de profils prévisionnels « améliorés » sont dans cette situation plus intéressants. De la même manière, les résultats seraient intuitivement différents pour des mêmes données prévisionnelles mais avec des réalisés différents. Ainsi, un profil à suivre non optimal en off-line pourrait s'avérer plus intéressant qu'une autre solution, une fois la journée écoulée avec la correction on-line des consignes.

Tableau E.2 : Analyse des coûts off-line et on-line selon les situations

	Prévisions p_1		Prévisions p_2	
	off-line	on-line	off-line	on-line
Coût de l'énergie achetée (€)	270.8	276.0	251.9	268.8
Gain relatif à l'énergie vendue (€)	0.0	4.0	0.00	7.3
Pénalités de dépassement (€)	0.0	0.0	0.00	0.00
TOTAL (€)	270.8	272.0	251.9	261.5

Dans une gestion basée sur le respect d'un engagement sur une trajectoire à suivre, la notion de prévision est donc essentielle. En effet, rien ne sert de mettre en place des procédures d'optimisation off-line performantes si le manque de fiabilité des données d'entrée rend impossible le suivi du profil prévu. Ces méthodes doivent être rendues plus robustes en intégrant l'aspect stochastique des vecteurs de production/consommation. L'idée serait de déterminer une trajectoire qui garantirait les meilleures performances finales quels que soient les écarts entre prévisions et réalisés. Comme déjà évoqué, cela implique de caractériser en amont la qualité des prévisions à partir de données statistiques. Ceci n'est pas abordé mais fera l'objet de travaux effectués suite à cette thèse au laboratoire LAPLACE.

ANNEXE F : MISE EN FORME DU PROBLEME MILP POUR UN CAS AVEC VOLANT D'INERTIE

Au chapitre IV, nous avons modifié le problème de gestion afin de le mettre sous forme linéaire pour utiliser des méthodes de résolution rapides. Les matrices pour les différentes contraintes, ainsi que les variables ajoutées pour tenir compte des non linéarités (rendement dans le stockage notamment) ont été expliquées au fil des paragraphes. Dans cette annexe, nous représentons le problème dans sa globalité avec des tailles de matrices qui dépendent directement de la durée de mission planifiée. Avec la prise en compte des dépassements de puissance souscrite et d'un rendement fixe pour le stockage, nous avons $6 \times n$ variables rassemblées dans le vecteur $\mathbf{P}_{\text{ref}}$ (Eq F.1).

$$\mathbf{P}_{\text{ref}} = [\mathbf{P}_{\text{st}} \quad \mathbf{P}_{\text{prod-ch}} \quad \Delta \mathbf{P}_{\text{PV}} \quad \mathbf{P}_{\text{st}}^- \quad \mathbf{P}_{\text{st}}^+ \quad \boldsymbol{\delta}] \quad \text{Eq F.1}$$

Les formules pour la matrice $\mathbf{A}$ et le vecteur $\mathbf{B}$ des contraintes font intervenir les matrices identité $\mathbf{I}_n$, nulle $\mathbf{0}_n$, et triangulaire inférieure $\mathbf{T}_n$ avec des coefficients unitaires ainsi que le vecteur unité $\mathbf{J}_n$. Typiquement, pour une planification à la journée $n = 24$. Les pertes au niveau du stockage sont exprimées avec le coefficient ε_{st} et la marge sur les contraintes avec ε_{PL} . L'erreur $\varepsilon(10^{-6})$ par défaut permet d'écrire la contrainte d'égalité liant les composantes P_{st}^- et P_{st}^+ au flux global P_{st} au niveau du stockage.

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1 \\ \mathbf{A}_2 \\ \mathbf{A}_3 \\ \mathbf{A}_4 \\ \mathbf{A}_5 \\ \mathbf{A}_6 \\ \mathbf{A}_7 \\ \mathbf{A}_8 \\ \mathbf{A}_9 \\ \mathbf{A}_{10} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_n & \mathbf{I}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n \\ \mathbf{0}_n & \mathbf{I}_n & \mathbf{I}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n \\ \mathbf{I}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{I}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n \\ -\mathbf{I}_n & \mathbf{0}_n & -\mathbf{I}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n \\ \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & -(1-\varepsilon_{\text{st}})\mathbf{T}_n & (1+\varepsilon_{\text{st}})\mathbf{T}_n & \mathbf{0}_n \\ \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & (1-\varepsilon_{\text{st}})\mathbf{T}_n & -(1+\varepsilon_{\text{st}})\mathbf{T}_n & \mathbf{0}_n \\ 0 \times \mathbf{J}_n & 0 \times \mathbf{J}_n & 0 \times \mathbf{J}_n & -(1-\varepsilon_{\text{st}})\mathbf{J}_n & (1+\varepsilon_{\text{st}})\mathbf{J}_n & 0 \times \mathbf{J}_n \\ -\mathbf{I}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & -\mathbf{I}_n & \mathbf{I}_n & \mathbf{0}_n \\ \mathbf{I}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{I}_n & -\mathbf{I}_n & \mathbf{0}_n \\ -\mathbf{I}_n & -\mathbf{I}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & \mathbf{0}_n & -M \times \mathbf{J}_n \end{bmatrix} \quad \text{Eq F.2}$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{B}_1 \\ \mathbf{B}_2 \\ \mathbf{B}_3 \\ \mathbf{B}_4 \\ \mathbf{B}_5 \\ \mathbf{B}_6 \\ \mathbf{B}_7 \\ \mathbf{B}_8 \\ \mathbf{B}_9 \\ \mathbf{B}_{10} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{\text{conso}} \\ (1-\varepsilon_{\text{PL}})\mathbf{P}_{\text{prod}} \\ \mathbf{P}_{\text{conso}} - (1-\varepsilon_{\text{PL}})\mathbf{P}_{\text{prod}} - \mathbf{P}_{\text{res_min}} - \varepsilon_{\text{PL}}|\mathbf{P}_{\text{res_min}}| \\ \mathbf{P}_{\text{res_max}} - \varepsilon_{\text{PL}}|\mathbf{P}_{\text{res_max}}| - \mathbf{P}_{\text{conso}} + (1-\varepsilon_{\text{PL}})\mathbf{P}_{\text{prod}} \\ \frac{E_{\text{nom}}}{100 \times \Delta t} \times (\text{SOC}_{\text{start}} - \text{SOC}_{\text{min}}) \times \mathbf{J}_{24} \\ \frac{E_{\text{nom}}}{100 \times \Delta t} \times (\text{SOC}_{\text{max}} - \text{SOC}_{\text{start}}) \times \mathbf{J}_{24} \\ 0 \\ \varepsilon \times \mathbf{J}_n \\ \varepsilon \times \mathbf{J}_n \\ \mathbf{P}_s \times \mathbf{J}_n - \mathbf{P} \end{bmatrix} \quad \text{Eq F.3}$$

Le vecteur permettant de calculer le coût de la période planifiée fait appel aux profils de prix d'énergie achetée (C_a) et vendue (C_v). La composante des dépassements de puissance souscrite est également présente avec la pénalité C_{dep} (Eq F.4).

$$\mathbf{C}_L = \begin{bmatrix} -C_a & C_v - C_a & C_v & 0 \times \mathbf{J}_n & 0 \times \mathbf{J}_n & C_{dep} \times \mathbf{J}_n \end{bmatrix} \quad \text{Eq F.4}$$

Seul, le cas avec volant d'inertie est étudié dans cette annexe pour rendre compte de la formulation globale du problème linéaire. Dans un cas avec stockage électrochimique, une contrainte de sollicitation est ajoutée. Le vieillissement des éléments est rendu homogène à un coût en fonction des consignes pour P_{st} et un coefficient supplémentaire intervient donc dans le vecteur $\mathbf{C}_L$. Donner ainsi l'expression globale de la matrice contrainte (Eq F.2) permet de mieux visualiser le grand nombre de coefficients nuls, ce qui a justifié dans les travaux de cette thèse l'utilisation de la programmation en matrices creuses.

ANNEXE G : PROFILS SUPPLEMENTAIRES DE PRODUCTION/CONSUMMATION

Le chapitre III donne des résultats de simulation en considérant des prévisions pour deux journées test. Une première journée de printemps avec des forts niveaux de production et une consommation faible est considérée pour éprouver les algorithmes mis en place avec le respect de contraintes réseau notamment. Le second jeu de profils présenté correspond à un jour d'hiver avec une production réduite mais des puissances importantes appelées par les charges, entraînant ainsi des dépassements de puissance souscrite. Au chapitre IV, des simulations à l'année sont effectuées avec 365 lancers successifs de la gestion off-line. Les coûts journaliers sont notamment illustrés mettant en évidence de fortes dissymétries en fonction des jours de l'année considérés (variation de -30 € à près de 700 €). Cette annexe a pour objectif d'illustrer ces dissymétries par différents profils journaliers prévisionnels (échantillonnés à l'heure) de production et consommation extraits des trajectoires utilisées pour simuler une année entière. Le dimensionnement des panneaux solaires correspondent à l'installation smart ZAE retenue dans le chapitre III avec 175 kWc. La seconde partie de l'annexe donne les coûts correspondant à chacune de ces journées sans stockage (cas vente et autoconsommation) puis avec stockage inertiel (100 kW / 100 kWh) et gestion off-line.

G.1 Profils considérés

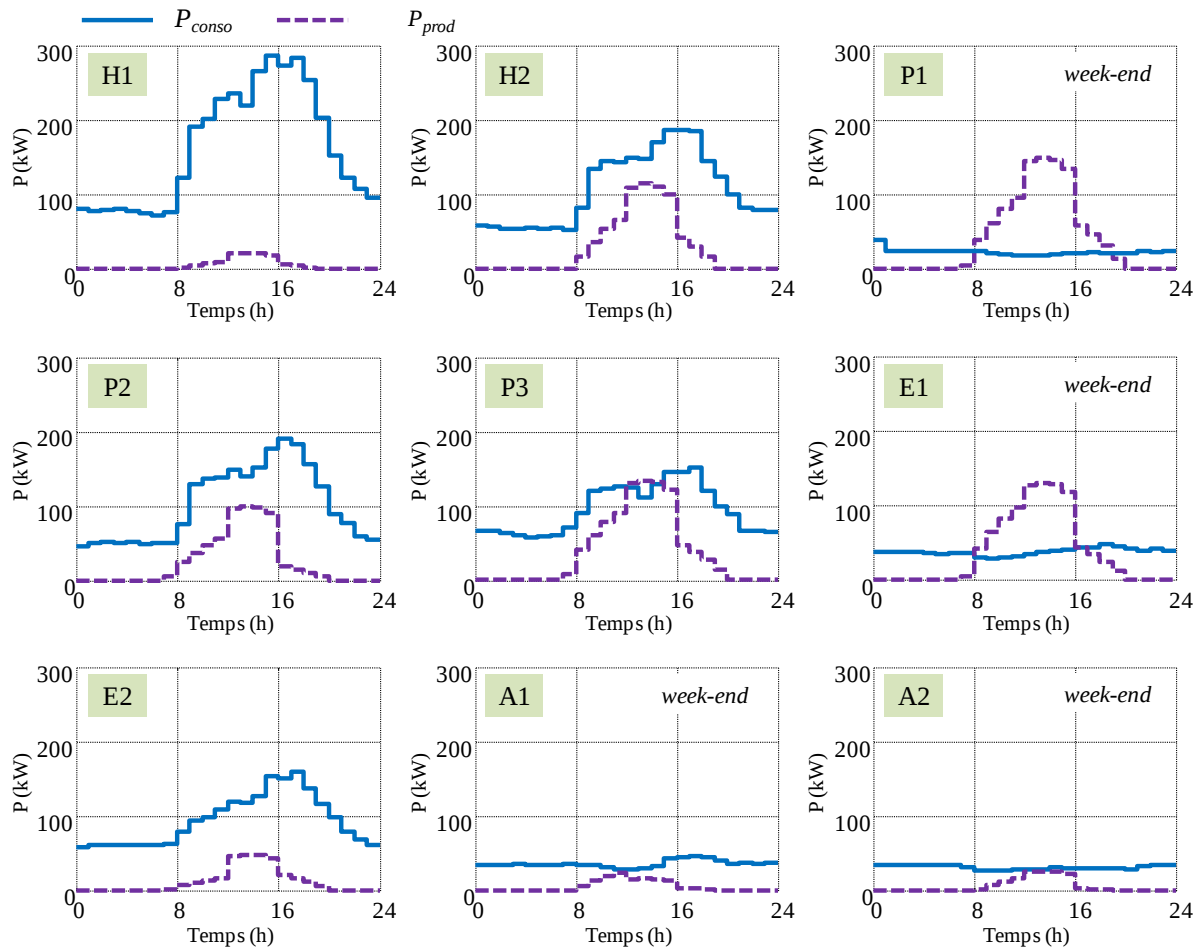


Figure G.1 :Ensemble des profils considérés - trajectoires prévisionnelles de consommation et production

La **Figure G.1** illustre l'ensemble des neuf journées considérées dans cette annexe avec différents niveaux de production et consommation selon les saisons : hiver (H), printemps (P), été (E) et automne (A). Les profils permettent également de faire la distinction entre la consommation la semaine et le week-end et font apparaître des niveaux de production très hétérogènes pour une même saison (rapport d'énergie du simple au double sur les deux journées d'hiver).

G.2 Analyse des coûts avant et après optimisation

L'optimisation off-line pour chacune des journées est effectuée avec la Programmation Linéaire suivie de la procédure de réparation des consignes (PLr) pour un stockage inertiel de 100 kW / 100 kWh et une capacité de production de 175 kWc. Les hypothèses tarifaires correspondent aux coûts du chapitre III avec un prix de vente $C_v = 10.0$ c€/kWh, un coût d'achat HP/HC ($C_a = 16.9$ c€/kWh de 6h à 22h, sinon $C_a = 10.4$ c€/kWh) et des pénalités de dépassements $C_{dep} = 14$ €/h. Notons qu'aucune contrainte réseau n'est considérée.

Tableau G.1 : Analyse des coûts off-line et on-line selon les situations

	Vente	Autoconsommation	Stockage et gestion off-line
H1	749.8	742.6	713.5
H2	391.4	303.8	287.8
P1	-20.4	-35.2	-39.9
P2	368.1	316.6	284.0
E1	259.7	206.6	196.9
E2	44.4	18.7	12.0
A1	333.8	301.2	297.8
A2	112.5	104.5	101.3
A3	93.1	84.3	81.1

Le **Tableau G.1** révèle des écarts de coûts significatifs pour les journées considérées. Un élément remarquable pour chacune des situations est le fait que considérer une politique d'autoconsommation simple permet d'améliorer significativement la facture énergétique. L'optimisation pour un stockage de 100 kWh aboutit dans tous les cas à des coûts légèrement meilleurs avec un gain directement lié à l'arbitrage entre les périodes HP et HC. Comme évoqué au chapitre V, les bénéfices tirés de l'arbitrage sont directement liés à la différence entre les tarifs durant la nuit et le jour. Cette différence permet de justifier (ou non) l'installation d'un moyen de stockage si seul l'arbitrage est considéré dans l'amortissement.

ANNEXE H : ETUDE DE SENSIBILITE PAR PLANS D'EXPERIENCES

Dans cette, nous entreprenons une analyse de sensibilité pour déterminer l'influence de chaque variable sur la fonction objectif du problème de conception optimale du microréseau (à cinq variables E_{nom} , P_{PVnom} , P_s , T_{planif} et SOC_{reset}). Nous utilisons pour cela la méthode des plans d'expériences (*Experimental Design Method*) qui consiste à tirer un maximum d'informations sur un système avec un minimum de points dits « expérimentaux » pour des fonctions objectif couteuses en temps de calcul (modélisation en éléments finis) ou en moyens (réalisation de prototypes).

H.1 Choix des points expérimentaux

Un des aspects fondamentaux réside dans le choix de son plan d'expériences, c'est à dire la manière dont les points « expérimentaux » étudiés sont distribués sur le domaine d'étude. Ces points peuvent être tirés au hasard avec possibilité ou non de respecter une certaine uniformité en utilisant des méthodes adaptées tels que les plans orthogonaux (Owen 92) ou les hypercubes latins (McKay 12) (voir annexe I).

Ici, l'attention est d'abord portée sur des plans réguliers, pour lesquels le placement des points expérimentaux se fait de manière déterministe et dont la Figure H.1 donne deux exemples pour un domaine de définition à deux dimensions (deux variables normalisées X_1 et X_2). Le premier plan, dit « factoriel complet à deux niveaux » (Figure H.1a), ne tient compte que des bornes inférieures et supérieures de chaque variable. Ainsi, pour un domaine défini selon n variables bornées un tel plan se construit avec l'ensemble des combinaisons des bornes soit 2^n points expérimentaux. Plusieurs valeurs (ou niveaux) peuvent être prises entre les bornes des variables pour construire un plan factoriel à plusieurs niveaux. Dans ce cas, le nombre de combinaisons augmente avec le nombre de niveaux p et le nombre de variables n pour un total de p^n points expérimentaux. Il n'est pas nécessaire d'avoir le même nombre de niveaux pour l'ensemble des variables et ces niveaux ne doivent pas forcément être répartis de manière uniforme entre les bornes comme c'est le cas sur la Figure H.1b.

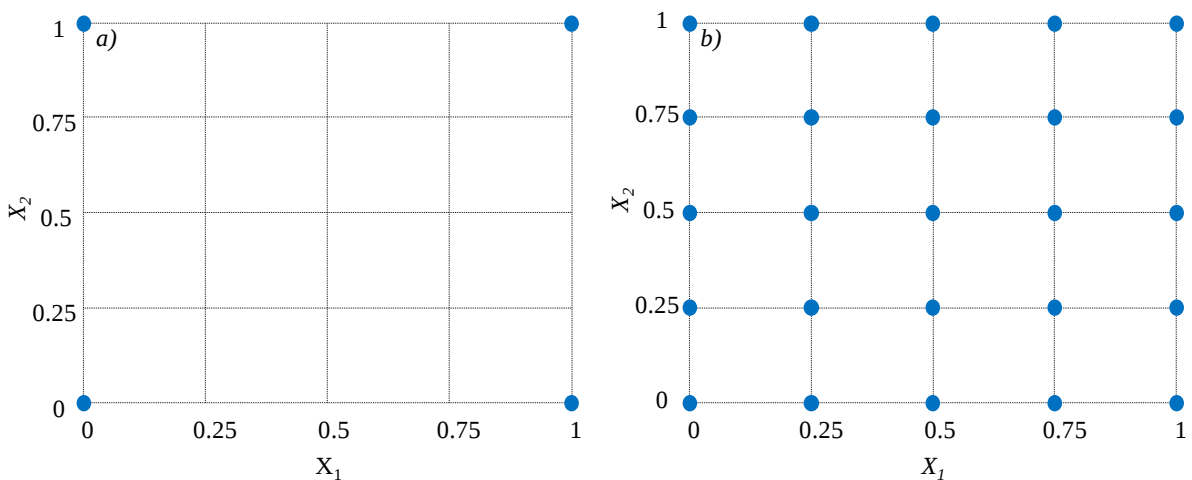


Figure H.1 : Plan factoriels complet pour deux variables - a) à deux niveaux - b) à cinq niveaux

Un plan factoriel à quatre niveaux non uniformes est utilisé pour le problème de conception optimale du microréseau avec la discrétisation définie dans l'Eq H.1 dans un cas avec volant d'inertie. A chacun des points correspond une optimisation du système à l'année au moyen de la MILP avec réparation des consignes pour respecter les contraintes de fonctionnement du modèle initial avec pertes.

$$\begin{cases} E_{nom} = 0 & 150 & 300 & 500 \\ P_{PVnom} = 0 & 150 & 300 & 500 \\ P_s = 150 & 180 & 220 & 250 \\ T_{planif} = 1 & 7 & 14 & 28 \\ SOC_{reset} = 0 & 30 & 60 & 100 \end{cases} \quad \text{Eq H.1}$$

L'ensemble des 1024 (i.e. 4^5) essais sur une année prend un peu plus de 10 h de calcul. A noter que chaque solution de paramétrage ne mène pas forcément au même temps de calcul : les exécutions les plus longues correspondent aux horizons de planification longs (28 jours ici). Comme il a été montré précédemment, le temps CPU de la programmation linéaire (avec ou sans entier) augmente exponentiellement avec T_{planif} , qui influe directement sur les tailles des matrices et vecteurs mis en jeu. Ainsi, si la planification se fait sur 28 jours, seulement 13 lancers de la programmation linéaire sont nécessaires pour représenter les résultats sur une année mais le temps de simulation est bien supérieur à 365 exécutions de la MILP sur une seule journée planifiée (rapport de 1 à 80).

H.2 Technique du « screening »

Bien que les essais précédents ne couvrent pas l'ensemble du domaine d'étude avec une discrétisation très précise, une analyse de sensibilité de la réponse en fonction des 5 variables peut être entreprise. Dans un premier temps, l'intérêt est porté sur une étude qualitative du système pour mettre en évidence l'importance de certains facteurs ainsi que les interactions les plus influentes. La technique du "screening" est utilisée pour représenter l'effet de chacune des variables et leurs interactions sur la réponse en fonction des niveaux testés. Notons que les plans d'expériences peuvent être utilisés comme point de départ pour des études quantitatives du système, en vue de mettre en place des stratégies d'optimisation basées sur des surfaces de réponse (RSM "Response Surface Method") : ces approches (Gillon 97) seront abordées dans les parties suivantes.

La technique du screening permet de hiérarchiser les différentes variables ainsi que l'ensemble des interactions entre elles en fonction de leur influence sur la réponse du système. Pour le système étudié, il y a donc cinq effets de variables à définir et 10 effets d'interactions en considérant uniquement les interactions dites du second ordre, c'est à dire ne faisant intervenir que deux facteurs différents. Dans le plan d'expériences effectué précédemment, chacune des cinq variables comporte quatre niveaux différents. L'effet de la variable A au niveau i est noté E_{Ai} , avec $\hat{Y}(A_i)$ la moyenne des réponses du système quand la variable A prend le niveau i et $\hat{Y}$ la moyenne des réponses sur l'ensemble des essais (Eq H.2). L'effet de l'interaction $I_{Ai,Bj}$ entre une variable A au niveau i et une variable B au niveau j fait intervenir les effets E_{Ai} et E_{Bj} ainsi que la moyenne $\hat{Y}(A_i, B_j)$ des réponses quand A prend le niveau i et B le niveau j (Eq H.3) (Gillon 97).

$$E_{Ai} = \hat{Y}(Ai) - \hat{Y} \quad \text{Eq H.2}$$

$$I_{Ai, Bj} = \hat{Y}(Ai, Bj) - E_{Ai} - E_{Bj} - \hat{Y} \quad \text{Eq H.3}$$

La Figure H.2 illustre l'évolution des effets pour les 5 variables. Pour chacune de ces variables, la différence de l'effet entre deux niveaux illustre la tendance de l'évolution du système. L'augmentation de la puissance crête dans la gamme considérée entraîne une diminution du coût à l'année, notamment grâce à l'hypothèse favorable de vente à 10 c€/kWh. Augmenter la capacité des volants d'inertie provoque au contraire une augmentation importante du coût annuel. Du point de vue des échelles, l'effet de la taille du stockage sur le coût est dix fois plus significatif que celui associé à la puissance du générateur solaire. Comme on l'avait vu précédemment, la puissance souscrite a également un impact non négligeable sur la facture à l'année, du même ordre que la puissance des panneaux, avec un gain optimal autour d'une valeur de 180 kVA mais un surcoût notable pour les valeurs importantes de P_s . En revanche, les effets associés à l'horizon de planification T_{planif} et à la valeur de SOC_{reset} sont très faibles, avec des variations de l'ordre de la centaine d'euros seulement par rapports aux écarts en k€ ou en dizaine de k€ pour les précédents facteurs.

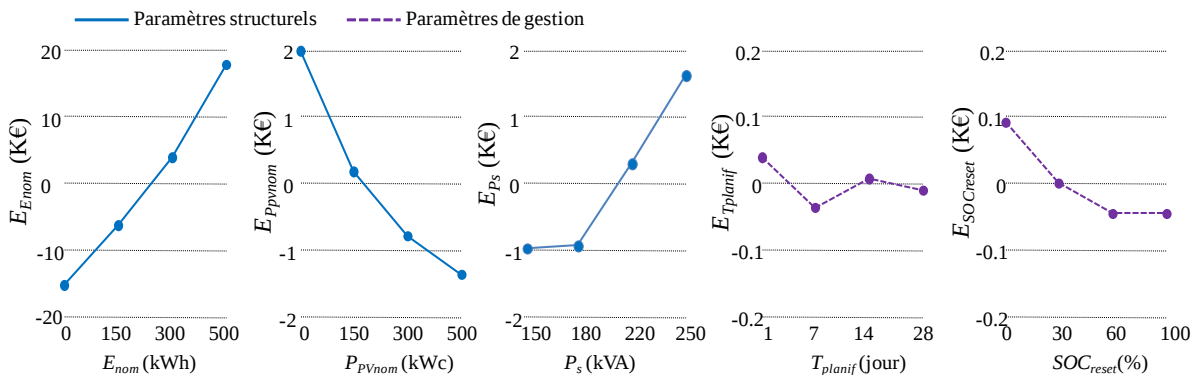


Figure H.2 : Allure des différents effets de chaque facteur (E_{Ai}) en fonction de leur niveau

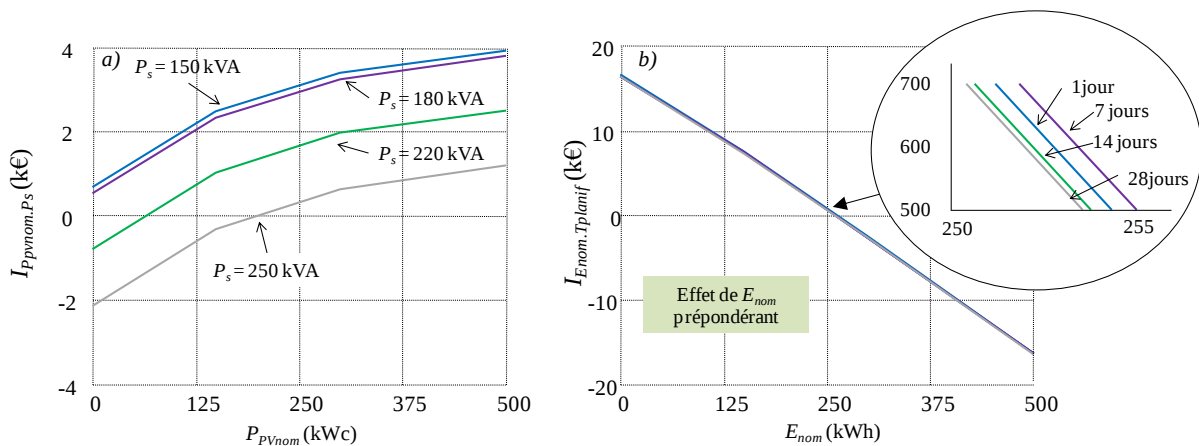


Figure H.3 : Allure des effets d'interactions : a) entre P_{pvnom} et P_s ; b) entre E_{nom} et T_{planif}

Les interactions entre variables étant calculées pour chaque niveau, leur représentation graphique ne permet pas d'interprétation facile, même avec une bonne compréhension du système. Le tracé de l'interaction entre la puissance souscrite et la taille des panneaux fait apparaître un décalage progressif

de la courbe d'effet de P_{PVnom} en fonction des valeurs de P_s (Figure H.3a). Avec un impact de E_{nom} cent fois supérieur à celui de la période de planification, l'effet d'interaction entre ces deux variables est directement lié à la capacité du stockage (Figure H.3b).

H.3 Etude à partir d'un modèle simplifié

L'ordonnancement des effets de chaque variable a été effectué dans le paragraphe précédent. Cependant, la méthode employée aboutit à une certaine difficulté d'analyse, en particulier pour les interactions au second ordre. L'intérêt est à présent porté sur une représentation davantage générique établie à partir d'un modèle simplifié du système au moyen d'un polynôme du second degré Y_{mod} dont la forme générale pour un problème à trois variables x_1, x_2 et x_3 est donnée dans l'Eq H.4 (Goupy 06).

$$Y_{mod}(x_1, x_2, x_3) = \bar{Y} + a_1 \cdot x_1 + a_2 \cdot x_2 + a_3 \cdot x_3 + b_1 \cdot x_1 \cdot x_2 + b_2 \cdot x_1 \cdot x_3 + b_3 \cdot x_2 \cdot x_3 \quad \text{Eq H.4}$$

Les coefficients a_i sont l'image des effets propres à chaque variables et les coefficients b_i reflètent le poids des interactions. Les valeurs de chacun des coefficients se déterminent à partir d'un plan d'expériences donné. Ici, un plan factoriel complet à deux niveaux est envisagé pour le problème étudié. Ce plan factoriel est directement extrait du plan d'expériences précédent sur plusieurs niveaux. Seuls les niveaux hauts et bas sont donc considérés pour un total $N=32$ points expérimentaux (2^5 combinaisons). Une fois ce plan extrait, une matrice d'expérience dite « matrice d'Hadamard » est construite. Chaque variable x_i prenant la valeur -1 (noté $-$) à son niveau bas et $+1$ (noté $+$) à son niveau haut. Le Tableau H.1 donne un exemple de représentation en matrice d'expérience pour une fonction à trois variables avec les colonnes des interactions $\mathbf{X}_i \cdot \mathbf{X}_j$ directement déduites par la règle des signes du produit entre les variables considérées.

Tableau H.1 : Matrice d'expériences pour un problème à trois variables

Essai	$A_1=X_1$	$A_2=X_2$	$A_3=X_3$	$B_1=X_1 \cdot X_2$	$B_2=X_1 \cdot X_3$	$B_3=X_2 \cdot X_3$	Y (Réponse)
1	-	-	-	+	+	+	Y_1
2	+	-	-	-	-	+	Y_2
3	-	+	-	-	+	-	Y_3
4	+	+	-	+	-	-	Y_4
5	-	-	+	+	-	-	Y_5
6	+	-	+	-	+	-	Y_6
7	-	+	+	-	-	+	Y_7
8	+	+	+	+	+	+	Y_8

Une fois la matrice d'expérience établie, la valeur des différents coefficients s'obtient en effectuant le produit scalaire de chaque colonne avec la colonne contenant les valeurs de la réponse en divisant le tout par le nombre d'essais N (Eq H.5) (Vivier 02).

$$\begin{cases} a_i = \mathbf{A}_i^T \cdot \mathbf{Y} / N \\ b_i = \mathbf{B}_i^T \cdot \mathbf{Y} / N \end{cases} \quad \text{Eq H.5}$$

La Figure H.4 représente le tracé des valeurs absolues pour les cinq effets de variables et les dix effets d'interaction. Les résultats confirment les observations faites dans la partie précédente, la variable apparaissant comme la plus influente sur le coût du système à l'année étant la taille du stockage E_{nom} . Viennent ensuite la puissance du générateur solaire P_{PVnom} ainsi que la puissance souscrite P_s . L'ensemble de ces trois facteurs à un impact non négligeable sur le coût compte tenu du prix d'installation pour les panneaux et l'investissement sur les volants, ainsi que l'influence sur les pénalités de dépassements avec P_s . Les interactions entre ces trois premières variables pris deux à deux sont également les plus déterminantes pour la réponse du système avec des effets bien plus importants que pour les autres.

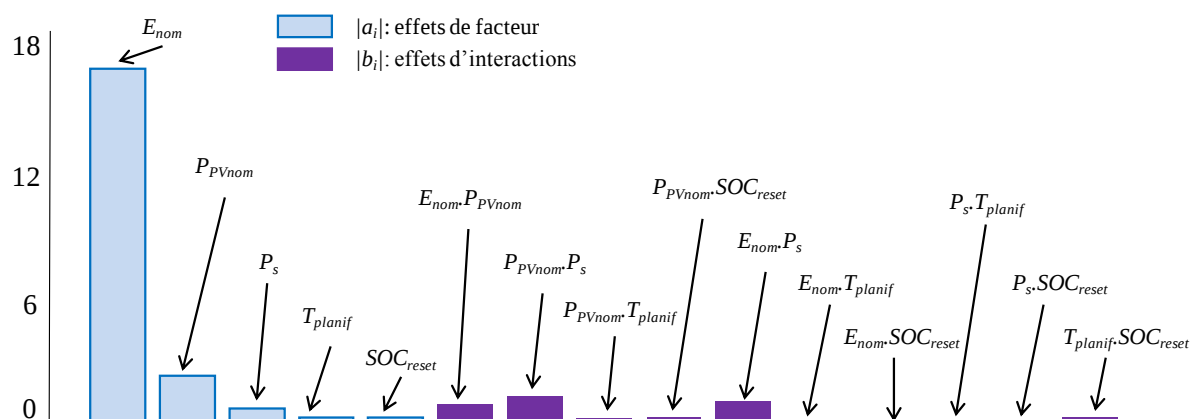


Figure H.4 : Effets de facteurs et d'interactions pour le plan factoriel à deux niveaux

Le plan d'expériences servant au calcul des coefficients est un plan factoriel complet à deux niveau. En ne tenant compte que des combinaisons entre les niveaux haut et bas de chaque variable, les points testés ne couvrent qu'une infime partie du domaine de définition. Cependant, ce type d'étude de sensibilité permet de mieux appréhender le système étudié et de hiérarchiser la sensibilité des différents facteurs.

ANNEXE I : TIRAGE ALEATOIRE DE POINTS PAR HYPERCUBES LATINS

Lors du lancement des différentes méthodes d'optimisation utilisées dans cette thèse, nous faisons parfois référence à des tirages aléatoires de points dans l'espace de recherche. Au chapitre III notamment, les points de départ pour la Programmation Quadratique Séquentielle sont pris au hasard dans les bornes de chacun des 72 paramètres avec une loi normale. Au chapitre V, les plans d'expériences servant de point de départ pour l'algorithme EGO sont effectués en évaluant la fonction objectif sur des points tirés aléatoirement par hypercubes latins. Pour des problèmes multivariables, cette méthode permet de choisir au hasard des points dans l'espace de définition mais en respectant une certaine uniformité. Ceci peut s'avérer intéressant pour entreprendre une interpolation avec une connaissance relative sur l'ensemble du domaine.

La méthode des hypercubes latins revient à découper l'espace de définition en un même nombre p de niveaux (ou strates) pour chaque variable. Si les variables sont normalisées, nous passons donc d'un segment $[0,1]$ à p segments de largeur $1/p$. Pour chaque variable, la coordonnée d'un point est définie par son « numéro de strate », et l'ensemble des points choisis se définit par permutation des coefficients dans les colonnes. L'Eq I.3 donne une représentation matricielle pour un cas à deux variables x_1 et x_2 (exemple à 5 strates). La formule généralisée à n dimensions pour calculer les coordonnées notées x_i^j de chacun des p points est présentée Eq I.4 avec $\pi_i(j)$ une permutation de $1, \dots, p$ et $U(0,1)$ la loi de distribution uniforme entre 0 et 1.

$$\begin{aligned} x_1 &= [1 \quad 2 \quad 3 \quad 4 \quad 5] \\ x_2 &= [3 \quad 2 \quad 5 \quad 1 \quad 4] \end{aligned} \quad \text{Eq I.3}$$

$$x_i^j = \frac{\pi_i(j) + U(0,1)}{p}, \quad 1 \leq i \leq n, \quad 1 \leq j \leq p \quad \text{Eq I.4}$$

La Figure I.30a donne la représentation graphique du tirage de l'Eq I.3. Dans ce cas, les points sélectionnés sont tirés au centre des segments définis par la permutation mais un tirage aléatoire peut être effectué avec la loi uniforme de l'Eq I.4 (Figure I.30b).

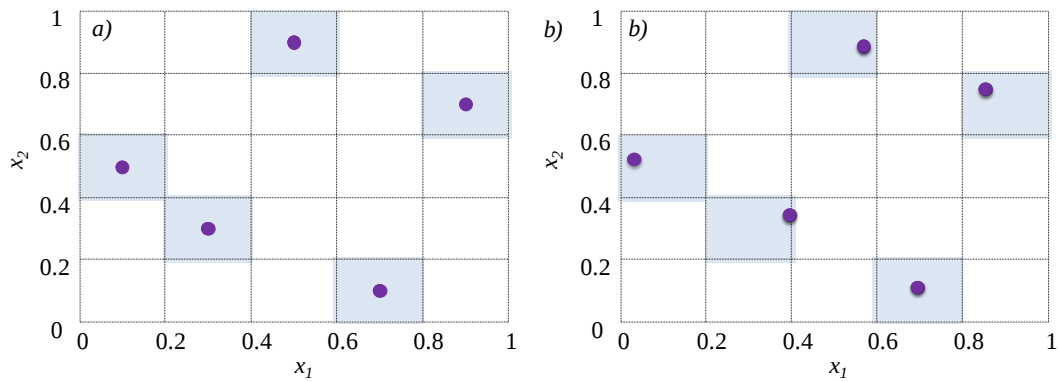


Figure I.30 : Tirage par hypercubes latins à 5 strates pour un espace à deux dimensions – a) tirage centré – b) tirage avec loi à densité uniforme

Dans un tirage par hypercubes latins, chaque segment $1/p$ n'est utilisé qu'une seule fois par variable. Une autre manière d'effectuer un tirage aléatoire est l'utilisation des tableaux orthogonaux. Dans ce cas, le tirage fait intervenir l'ensemble des combinaisons entre segments $1/p$ pour chacune des variables. Lorsque les points sont pris au centre des cases, le tirage s'apparente à un plan factoriel à plusieurs niveaux décalés (Figure I.31a) mais le tirage peut là encore faire intervenir une loi uniforme dans les « cases sélectionnées » comme pour les hypercubes latins (Figure I.31b).

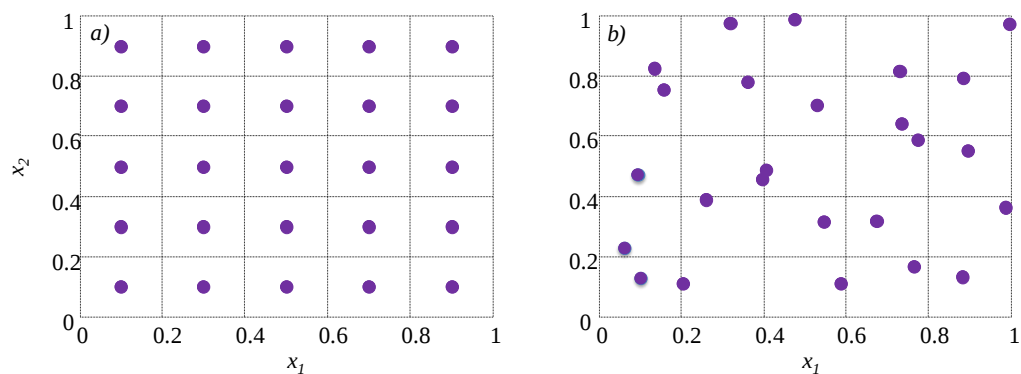


Figure I.31 : Tableau orthogonal à 2 dimensions et 5 strates - a) tirage au centre des segments - b) tirage aléatoire

ANNEXE J : PARAMETRES DE CONTROLE DE L'INTERPOLATION PAR KRIGEAGE

Lors de la mise en place des équations de Krigage au Chapitre V, l'influence du plan d'expériences sur la qualité de l'interpolation a été abordée pour une fonction simple 1D afin d'avoir une représentation claire des résultats. Les performances de la méthode sont également liées aux paramètres de contrôle du variogramme. Pour le même exemple 1D, cette annexe présente l'influence du type de variogramme et de ces paramètres sur les résultats obtenus.

J.1 Influence des paramètres du variogramme

Il est tout d'abord essentiel de rappeler les paramètres de contrôle du Krigage, avec la portée a qui définit la distance à partir de laquelle deux points ne sont plus corrélés, l'effet de pépite σ_0 représentant des erreurs de mesure, et le seuil $\sigma + \sigma_0$ qui définit la corrélation limite entre les points. Dans le problème de dimensionnement posé dans cette thèse, la fonction à interpoler est la facture énergétique d'un microréseau à l'issue d'une boucle de gestion déterministe retournant des résultats identiques pour plusieurs lancers dans les mêmes conditions (dimensionnement des composants et tarifs). L'effet de pépite est donc nul et le seuil directement défini par la valeur de σ . La Figure J.1a rappelle les résultats du chapitre V pour une interpolation effectuée à partir de six points expérimentaux répartis uniformément dans l'espace d'étude pour une portée égale à 0.10 et un seuil de 0.20.

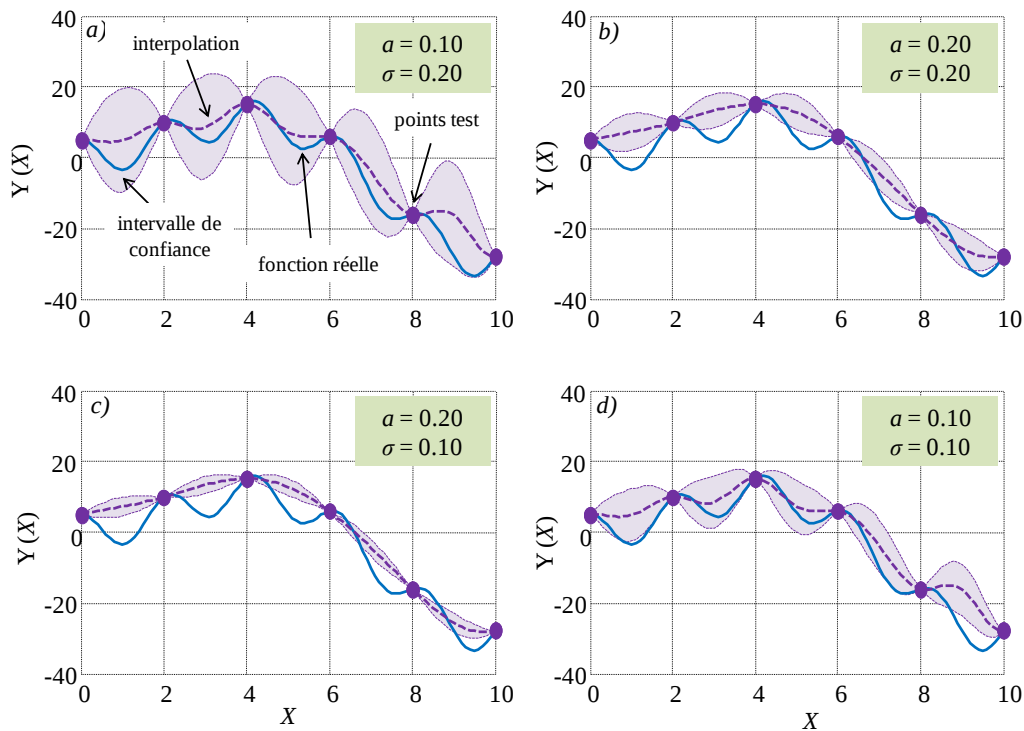


Figure J.1 : Influence des paramètres du variogramme – a) $a = 0.10$ $\sigma = 0.20$ - b) $a = 0.20$ $\sigma = 0.20$ - c) $a = 0.10$ $\sigma = 0.10$ - d) $a = 0.10$ $\sigma = 0.20$

Augmenter la portée entraîne des variations plus faibles de l'interpolation entre deux points situés à une même distance et l'effet de seuil (variance maximum) intervient pour des points davantage

éloignés (Figure J.1b). Réduire cet effet de seuil diminue également l'amplitude des variations de l'estimation de la fonction avec un coefficient de corrélation plus important entre les points. Dans ce cas, l'intervalle de confiance à 95 % se retrouve lui aussi diminué avec la fonction réelle située au-delà des limites attendues (Figure J.1d). Ainsi, avec une portée importante et un seuil faible, l'interpolation pour l'exemple étudié aboutit à relier « simplement » les points du plan d'expériences sans aucune variation de la fonction entre deux positions connues (Figure J.1c).

Les performances de l'interpolation sont donc intimement liées à la paramétrisation du variogramme, d'où l'importance du calage du modèle en fonction de relevés expérimentaux. L'idée est d'avoir une connaissance « suffisante » de la grandeur à interpoler pour estimer la variation maximale attendue en fonction de la distance entre les points.

J.2 Influence du type de variogramme

Dans un second temps, le type de variogramme est modifié pour effectuer l'interpolation de la fonction 1D avec le même plan expérimental et $\alpha = 0.10$ puis $\sigma = 0.20$. Au-delà d'un impact significatif sur l'enveloppe de l'intervalle de confiance, c'est avant tout la forme de l'interpolation qui est influencée avec un profil dépendant directement de la loi de probabilité choisie pour représenter la fonction réelle entre deux points connus (Figure J.2). Pour le variogramme linéaire en particulier, l'effet est très visible avec une trajectoire de l'interpolation en « dents de scie » entre les points expérimentaux successifs (Figure J.2d).

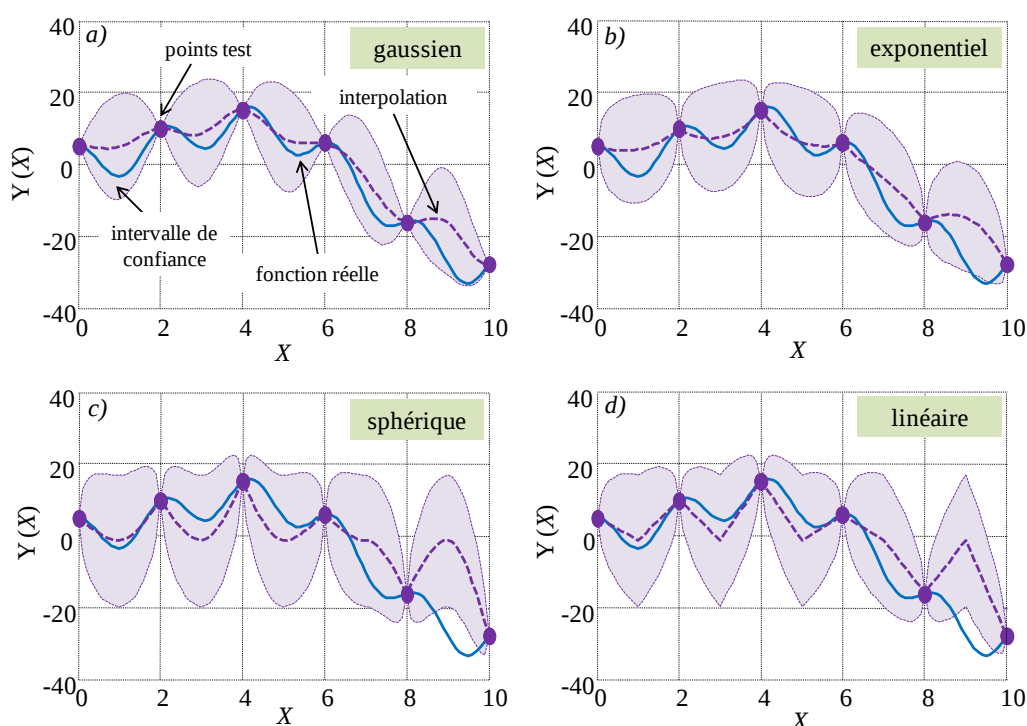


Figure J.2 : Influence du type de variogramme – a) gaussien – b) exponentiel – c) sphérique – d) linéaire

Là encore, c'est la connaissance *a priori* et l'expertise sur la fonction à interpoler qui permet de privilégier un modèle de variogramme plutôt qu'un autre afin d'avoir une meilleure confiance sur les résultats de l'interpolation.

ANNEXE K : PERFORMANCES DE L'EGO SUR DES FONCTIONS TEST

Suite à sa mise en forme au chapitre V, l'EGO a été testé sur la fonction test 2D *peaks* (Matlab) avec des plans d'expériences de départ à dix points et des paramètres par défaut pour le Krigage fixes (portée $a = 0.15$ et seuil $\sigma = 0.15$). Les critères d'arrêt de l'algorithme sont une valeur minimum de l'EI à 10^{-4} ou bien une non amélioration de la fonction objectif au bout de dix itérations (avec un nombre maximum de 100 itérations au total). Dans cette annexe, nous nous intéressons tout d'abord à l'influence des paramètres de contrôle du Krigage sur les résultats obtenus avant de comparer les performances de la méthode avec d'autres procédures sur des fonctions tests.

K.1 Influence des paramètres de l'EGO

K.1.1 Paramètres de contrôle du Krigage

Les [Tableau K.1](#) et [Tableau K.2](#) résument les résultats obtenus pour différents jeux de paramètres du Krigage (l'effet de pépite reste nul - voir chapitre V) après une vingtaine de lancers en considérant à chaque fois le même plan d'expériences initial (même points expérimentaux). Nous considérons là encore la fonction *peaks* de Matlab avec deux minima locaux ($peaks(-1.35, 0.21) = -3.04$ et $peaks(0.29, 0.32) = -0.06$) ainsi qu'un minimum global ($peaks(0.23, -1.63) = -6.55$). En diminuant la portée par rapport au cas de départ ($a = 0.15$ et $\sigma = 0.15$), le plan d'expériences pris en compte fait converger systématiquement l'algorithme vers le minimum local -3.04 avec une précision à 1 % par rapport à l'optimum global ([Tableau K.1](#)). A l'inverse, augmenter l'effet de seuil encourage l'exploration de l'espace de recherche avec un nombre d'évaluations de la fonction légèrement plus élevé et une précision finale de 100 % ([Tableau K.2](#)).

Tableau K.1 : Influence de la valeur de la portée sur les résultats de l'EGO pour la fonction *peaks* avec un même plan expérimental (résultats au bout de 20 lancers)

Paramètres	$a = 0.10$ $\sigma = 0.15$	$a = 0.15$ $\sigma = 0.15$	$a = 0.20$ $\sigma = 0.15$
Solutions moyennes	$f = -3.03 \pm 0.02$ $x = -1.35 \pm 0.07$ $y = 0.21 \pm 0.05$	$f = -6.51 \pm 0.07$ $x = 0.20 \pm 0.08$ $y = -1.62 \pm 0.08$	$f = -6.47 \pm 0.15$ $x = 0.23 \pm 0.07$ $y = -01.2 \pm 0.04$
Meilleure solution	$f = -3.04$ $x = -1.35$ $y = 0.20$	$f = -6.54$ $x = 0.26$ $y = -1.62$	$f = -6.54$ $x = 0.21$ $y = -1.65$
Nombre d'évaluations	23	22	21
Précision à 1 %	0 %	80 %	35 %

Nous ne pouvons pas tirer de règle générale de ces observations mais l'idée est de retenir l'intérêt d'avoir des paramètres de contrôle adaptés afin de garantir les bonnes performances de l'algorithme. Les valeurs les mieux adaptées dépendent dans chaque cas de la fonction à minimiser mais également du plan d'expériences initial servant de point de départ à l'exploration du domaine.

Tableau K.2 : Influence de la valeur du seuil sur les résultats de l'EGO pour la fonction *peaks* avec un même plan expérimental (résultats au bout de 20 lancers)

Paramètres	$a = 0.15$ $\sigma = 0.10$	$a = 0.15$ $\sigma = 0.15$	$a = 0.15$ $\sigma = 0.20$
Solutions moyennes	$f = -4.92 \pm 3.82$ $x = -0.49 \pm 1.12$ $y = -0.78 \pm 1.37$	$f = -6.51 \pm 0.07$ $x = 0.20 \pm 0.08$ $y = -1.62 \pm 0.08$	$f = -6.53 \pm 0.01$ $x = 0.20 \pm 0.04$ $y = -1.60 \pm 0.02$
Meilleure solution	$f = -6.53$ $x = 0.20$ $y = -1.60$	$f = -6.54$ $x = 0.26$ $y = -1.62$	$f = -6.55$ $x = 0.23$ $y = -1.62$
Nombre d'évaluations	23	22	27
Précision à 1 %	40 %	80 %	100 %

K.1.2 Taille du plan d'expériences initial

Pour compléter les essais précédents, nous effectuons à présent une centaine de lancers de l'EGO ($a = 0.15$ et $\sigma = 0.15$) pour la fonction *peaks* en faisant cette fois varier le nombre de points dans le plan d'expériences initial. La solution optimale est obtenue dans tous les cas pour au moins la moitié des lancers. Cependant, avec des plans d'expériences importants, la précision est meilleure avec des intervalles de confiance plus faibles autour du minimum local. L'exploration du domaine de recherche est finalement plus exhaustive, ce qui se paie par un nombre d'évaluations de la fonction sensiblement plus élevé (Tableau K.3)

Tableau K.3 : Influence de la taille du plan d'expériences initial sur les résultats de l'EGO pour la fonction *peaks* avec des solutions initiales distinctes (résultats au bout de 100 lancers)

Taille du plan d'expériences	5 points	10 points	20 points
Solutions moyennes	$f = -5.96 \pm 3.07$ $x = -0.11 \pm 1.43$ $y = -1.15 \pm 1.70$	$f = -6.23 \pm 1.76$ $x = 0.10 \pm 0.87$ $y = -1.47 \pm 0.95$	$f = -6.47 \pm 0.69$ $x = -0.20 \pm 0.32$ $y = -1.62 \pm 0.36$
Meilleure solution	$f = -6.55$ $x = 0.23$ $y = -1.63$	$f = -6.55$ $x = 0.23$ $y = -1.63$	$f = -6.55$ $x = 0.23$ $y = -1.63$
Nombre d'évaluations	17	21	28
Précision à 1 %	50 %	71 %	72 %

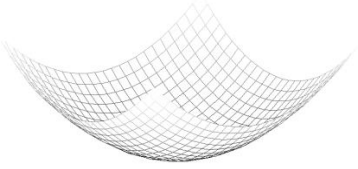
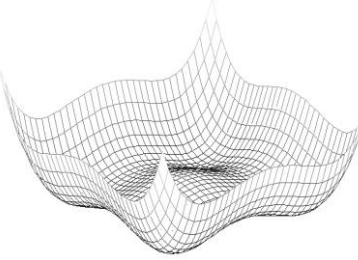
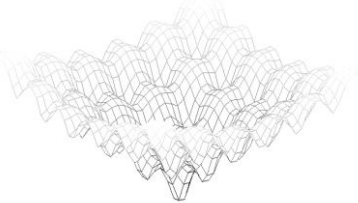
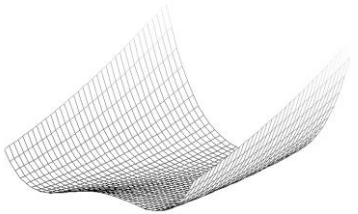
K.2 Comparaison de performances avec d'autres méthodes sur des fonctions test

K.2.1 Fonctions test

Au chapitre V, l'EGO a été éprouvé sur la fonction *peaks* et les résultats au bout de 100 lancers ont été comparés aux performances de la Programmation Quadratique Séquentielle (SQP) et d'un Algorithme Génétique (GA) (Toolbox Optimization Matlab). Le même travail est à présent repris

pour différentes fonctions tests (de dimensions n) couramment utilisées dans la littérature Le [Tableau K.4](#) donne les définitions associées à ces fonctions ainsi que les représentations en deux dimensions.

Tableau K.4 : Fonction test à n dimensions (représentations pour $n = 2$)

Fonction	Formule	Minimum global
<i>Sphère</i> 	$f(x) = \sum_{i=1}^{i=n} x_i^2$	$f(0,...,0) = 0$
<i>Styblinski-Tang</i> 	$f(x) = \frac{\sum_{i=1}^{i=n} x_i^4 - 16x_i^2 + 5x_i}{2}$	$f(-2.90,...,-2.90) = -n \times 39.16$
<i>Akley</i> 	$f(x) = -20 \exp \left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} x_i^2} \right) - \exp \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} \cos(2\pi x_i) \right) + 20 - e$	$f(0,...,0) = 0$
<i>Rosenbrock</i> 	$f(x) = \sum_{i=1}^{i=n-1} 100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2$	$f(1,...,1) = 0$

K.2.2 Etude à deux dimensions ($n = 2$)

Dans un premier temps, les algorithmes sont testés pour des fonctions à deux dimensions avec des variables continues dans l'intervalle $[-3,3]$ (excepté pour la fonction *Styblinsky-Tang* définie sur $[-5,5] \times [-5,5]$). Rappelons que l'EGO est lancé avec 10 points expérimentaux et que le Krigeage est effectué avec un variogramme gaussien, ainsi qu'une portée et un seuil tous deux égaux à 0.15. Outre une valeur limite pour l'EI fixée à 10^{-4} , le principal critère d'arrêt de l'EGO est un nombre limite de dix itérations sans amélioration (avec cent itérations maximum). Le SQP est exécuté pour plusieurs points de départ tirés aléatoirement dans les bornes. L'optimisation par le GA (fonction Matlab 2012) est effectuée avec une taille de population de dix individus. Dans ce cas, la procédure s'arrête au bout de 10 générations ou bien si l'optimum global (connu ici) est atteint.

Le **Tableau K.5** rappelle les résultats obtenus pour la fonction *peaks* de Matlab : deux minima locaux $peaks(-1.35, 0.21) = -3.04$ et $peaks(0.29, 0.32) = -0.06$ ainsi qu'un minimum global $peaks(0.23, -1.63) = -6.55$. Les résultats moyens de l'EGO restent proches de l'optimum global avec des déviations faibles et une précision à 1 % dans 71 % des cas. La meilleure solution est atteinte pour certains lancers de l'EGO tout comme pour les essais avec la Programmation Quadratique Séquentielle. Cependant, avec le SQP, les résultats moyens sont moins bons malgré un nombre plus important d'évaluations de la fonction objectif. En fonction des points de départ, la procédure SQP s'arrête dans les minima locaux pour une convergence vers la meilleure solution dans 32 % des cas. Cette précision à 1 % est encore plus faible pour l'algorithme génétique qui n'atteint jamais l'optimum avec un nombre très important d'appels de la fonction.

Tableau K.5 : Résultat d'optimisation en fonction des méthodes utilisées au bout de 100 lancers pour la fonction *peaks* - minimum global $f(0.23, -1.63) = -6.55$

Méthode d'optimisation	EGO	SQP (Matlab)	GA (Matlab)
Solutions moyennes	$f = -6.23 \pm 1.76$ $x_1 = 0.10 \pm 0.87$ $x_2 = -1.47 \pm 0.95$	$f = -2.67 \pm 5.65$ $x_1 = 0.08 \pm 4.34$ $x_2 = -0.12 \pm 4.20$	$f = -2.99 \pm 4.09$ $x_1 = -0.39 \pm 1.54$ $x_2 = -0.32 \pm 1.68$
Meilleure solution	$f = -6.55$ $x_1 = 0.23$ $x_2 = -1.63$	$f = -6.55$ $x_1 = 0.23$ $x_2 = -1.63$	$f = -6.54$ $x_1 = 0.21$ $x_2 = -1.65$
Nombre d'évaluations	21	27	110
Précision à 1 %	71 %	34 %	2 %

Tableau K.6 : Résultat d'optimisation en fonction des méthodes utilisées au bout de 100 lancers pour la fonction *Sphère* - minimum global $f(0.00, 0.00) = 0.00$

Méthode d'optimisation	EGO	SQP (Matlab)	GA (Matlab)
Solutions moyennes	$f = 0.03 \pm 0.06$ $x_1 = 0.01 \pm 0.23$ $x_2 = 0.01 \pm 0.25$	$f = 0.00 \pm 0.00$ $x_1 = 0.00 \pm 0.00$ $x_2 = 0.00 \pm 0.00$	$f = 0.02 \pm 0.05$ $x_1 = 0.04 \pm 0.17$ $x_2 = 0.03 \pm 0.18$
Meilleures solution	$f = 0.00$ $x_1 = 0.00$ $x_2 = 0.00$	$f = 0.00$ $x_1 = 0.00$ $x_2 = 0.00$	$f = 0.00$ $x_1 = 0.00$ $x_2 = 0.00$
Nombre d'évaluations	25	7	83
Précision à 1 %	19 %	100 %	25 %

La fonction *Sphère* présente un unique minimum (global par définition) et sa forme quadratique rend la fonction *fmincon* de Matlab particulièrement adaptée à la résolution du problème de minimisation. L'optimum est obtenu systématiquement en un nombre très réduit d'évaluations de la fonction objectif (

Tableau K.6). La précision de l'EGO est de l'ordre de 20 % ici avec des solutions moyennes proche de l'optimum et des intervalles de confiance réduits. L'Algorithme Génétique a des

performances équivalentes à l'EGO avec une meilleure précision mais trois fois plus d'appels de la fonction à minimiser.

A l'instar de la fonction *peaks*, la fonction *Styblinski-Tang* présente plusieurs optima locaux (au nombre de trois en deux dimensions) et un optimum global *Styblinski-Tang* $(-2.90, -2.90) = -78.33$. Dans ce cas, le SQP présente d'assez bonnes performances avec une bonne précision. L'EGO est sensiblement meilleur en termes d'intervalle de confiance avec un nombre légèrement inférieur d'appels de la fonction objectif. En revanche, le GA n'apparaît pas adapté à la minimisation de cette fonction dans les conditions de lancers choisies ici (Tableau K.7).

Tableau K.7 : Résultat d'optimisation en fonction des méthodes utilisées au bout de 100 lancers pour la fonction *Styblinski-Tang* - minimum global $f(-2.90, -2.90) = -78.33$

Méthode d'optimisation	EGO	SQP (Matlab)	GA (Matlab)
Solutions moyennes	$f = -75.84 \pm 9.58$ $x_1 = -2.42 \pm 2.95$ $x_2 = -2.49 \pm 2.82$	$f = -68.01 \pm 18.73$ $x_1 = -0.69 \pm 5.43$ $x_2 = -0.98 \pm 5.27$	$f = -48.63 \pm 17.97$ $x_1 = 1.15 \pm 4.30$ $y_2 = 1.08 \pm 4.12$
Meilleure solution	$f = -78.33$ $x_1 = -2.90$ $x_2 = -2.90$	$f = -78.33$ $x_1 = -2.90$ $x_2 = -2.90$	$f = -75.51$ $x_1 = -3.06$ $x_2 = -2.50$
Nombre d'évaluations	30	33	110
Précision à 1 %	35 %	40 %	0 %

Avec la présence d'une multitude d'optima locaux, la minimisation de la fonction *Ackley* par le SQP n'est pas triviale, avec des solutions moyennes éloignées de l'optimum malgré un nombre élevé d'itérations. L'EGO et le GA sont nettement meilleurs au niveau de la précision avec un avantage pour l'EGO en termes d'évaluations de la fonction objectif et d'intervalles de confiance (Tableau K.8). Notons que la solution optimale n'est jamais obtenue pour 100 lancers du GA.

Tableau K.8 : Résultat d'optimisation en fonction des méthodes utilisées au bout de 100 lancers pour la fonction *Ackley* - minimum global $f(0.00, 0.00) = 0.00$

Méthode d'optimisation	EGO	SQP (Matlab)	GA (Matlab)
Solutions moyennes	$f = 1.01 \pm 2.41$ $x_1 = -0.02 \pm 0.66$ $x_2 = 0.00 \pm 0.71$	$f = 3.36 \pm 5.54$ $x_1 = -0.13 \pm 2.67$ $x_2 = 0.05 \pm 2.57$	$f = 0.57 \pm 1.23$ $x_1 = 0.06 \pm 0.33$ $x_2 = 0.03 \pm 0.18$
Meilleure solution	$f = 0.00$ $x_1 = 0.00$ $x_2 = 0.00$	$f = 0.00$ $x_1 = 0.00$ $x_2 = 0.00$	$f = 0.01$ $x_1 = 0.00$ $x_2 = 0.06$
Nombre d'évaluations	22	54	110
Précision à 1 %	33 %	27 %	35 %

La fonction *Rosenbrock* possède un unique minimum global situé dans une vallée avec des valeurs faibles par rapport à celles observées dans le reste du domaine. En effet, cette fonction test se caractérise par des effets d'échelle importants entre les différentes zones de l'espace de recherche avec

des valeurs variant de 0 à 5 dans un plateau central jusqu'à 14 000 sur les bords. Le SQP converge systématiquement vers la solution optimale avec un nombre d'évaluations de la fonction objectif relativement élevé. En revanche, d'après les résultats du [Tableau K.9](#) aussi bien l'EGO que le GA semblent inadaptés à la résolution du problème. Même si la solution optimale est atteinte dans les deux cas, les solutions moyennes obtenues en sont éloignées avec une faible précision à 1 %.

Tableau K.9 : Résultat d'optimisation en fonction des méthodes utilisées au bout de 100 lancers pour la fonction *Rosenbrock* - minimum global $f(1.00, 1.00) = 0.00$

Méthode d'optimisation	EGO	SQP (Matlab)	GA (Matlab)
Solutions moyennes	$f = 0.83 \pm 2.47$ $x_1 = 0.53 \pm 1.28$ $x_2 = 0.71 \pm 1.39$	$f = 0.00 \pm 0.00$ $x_1 = 1.00 \pm 0.00$ $x_2 = 1.00 \pm 0.00$	$f = 0.14 \pm 0.32$ $x_1 = 0.72 \pm 0.52$ $x_2 = 0.94 \pm 0.46$
Meilleure solution	$f = 0.00$ $x_1 = 1.00$ $x_2 = 1.00$	$f = 0.00$ $x_1 = 1.00$ $x_2 = 1.00$	$f = 0.00$ $x_1 = 1.00$ $x_2 = 1.00$
Nombre d'évaluations	34	87	105
Précision à 1 %	5 %	100 %	4 %

Pour l'ensemble des fonctions test en deux dimensions et dans les conditions testées, l'algorithme EGO semble avoir des performances meilleures que l'AG et comparable à la SQP, même si cette conclusion est discutable pour les fonctions *Sphère* et *Rosenbrock*. Dans tous les cas, le nombre d'évaluations moyen de la fonction est plus réduit ce qui est le principal avantage de la procédure outre le fait de renvoyer une interpolation de la fonction objectif sur l'ensemble de l'espace de recherche.

K.2.3 Etude à trois dimensions ($n = 3$)

Les fonctions tests sont à présents considérées sur un domaine de définitions à trois dimensions dans les mêmes bornes que précédemment ($[-3, 3]$). L'EGO est ici lancé avec un plan d'expériences initial à 30 points (discrétisation à 0.3 pour la maximisation de l'EI par énumération). La taille de la population de l'Algorithme Génétique (Matlab) est quant à elle augmentée avec 20 individus.

Tableau K.10 : Résultat d'optimisation en fonction des méthodes utilisées au bout de 100 lancers pour la fonction *Sphère* - minimum global $f(0.00, 0.00, 0.00) = 0.00$

Méthode d'optimisation	EGO	SQP (Matlab)	GA (Matlab)
Solutions moyennes	$f = 0.08 \pm 0.15$ $x_1 = 0.01 \pm 0.39$ $x_2 = 0.00 \pm 0.38$ $x_3 = 0.02 \pm 0.40$	$f = 0.00 \pm 0.00$ $x_1 = 0.00 \pm 0.00$ $x_2 = 0.00 \pm 0.00$ $x_3 = 0.00 \pm 0.00$	$f = 0.02 \pm 0.07$ $x_1 = 0.04 \pm 0.17$ $x_2 = 0.05 \pm 0.17$ $x_3 = 0.04 \pm 0.16$
Meilleure solution	$f = 0.00$ $x_1 = 0.00$ $x_2 = 0.00$ $x_3 = 0.00$	$f = 0.00$ $x_1 = 0.00$ $x_2 = 0.00$ $x_3 = 0.00$	$f = 0.00$ $x_1 = 0.00$ $x_2 = 0.00$ $x_3 = 0.00$
Nombre d'évaluations	47	10	204

Précision à 1 %	11 %	100 %	19 %
Comme pour le cas à deux dimensions, le SQP est particulièrement adapté à la minimisation de la fonction <i>Sphère</i> avec une convergence systématique vers l'optimum en un nombre réduit d'itérations (Tableau K.10). L'EGO et le GA (avec quatre fois plus d'évaluations que l'EGO) sont nettement moins performants en termes de précision à 1 % mais les valeurs moyennes restent cependant très proches de la zone optimale avec des intervalles de confiance réduits. Pour la fonction <i>Styblinski-Tang</i>, le SQP est là encore la méthode la plus précise, mais en moyenne, les meilleures solutions sont retournées par l'EGO avec un nombre d'évaluations de la fonction similaires (Tableau K.11).			
Tableau K.11 : Résultat d'optimisation en fonction des méthodes utilisées au bout de 100 lancers pour la fonction <i>Styblinski-Tang</i>- minimum global $f(-2.90, -2.90, -2.90) = -117.49$			
Méthode d'optimisation	EGO	SQP (Matlab)	GA (Matlab)
Solutions moyennes	$f = -110.28 \pm 16.29$	$f = -100.39 \pm 2.29$	$f = -48.63 \pm 17.97$
	$x_1 = -2.41 \pm 3.03$	$x_1 = -0.64 \pm 5.43$	$x_1 = 0.93 \pm 4.71$
	$x_2 = -2.07 \pm 3.90$	$x_2 = -0.64 \pm 5.27$	$x_2 = 0.89 \pm 4.69$
	$x_3 = -2.06 \pm 3.96$	$x_3 = -0.58 \pm 5.42$	$x_3 = 1.53 \pm 4.12$
Meilleure solution	$f = -117.37$	$f = -117.49$	$f = -116.65$
	$x_1 = -2.90$	$x_1 = -2.90$	$x_1 = -2.96$
	$x_2 = -2.84$	$x_2 = -2.90$	$x_2 = -2.72$
	$x_3 = -2.96$	$x_3 = -2.90$	$x_3 = -3.01$
Nombre d'évaluations	48	55	210
Précision à 1 %	1 %	20 %	0 %

Contrairement aux fonctions précédentes, la minimisation de la fonction d'Ackley par l'EGO correspond à une très bonne précision à 1 % (Tableau K.12). Il faut cependant considérer ce résultat avec précaution. En effet, l'optimum global se situe ici en un point du maillage avec une discrétisation plus importante que pour le cas 2D. Ainsi, la maximisation de l'EI par exploration exhaustive du maillage a dans ce cas plus de probabilité de tomber sur la solution optimale. Les performances de l'EGO sont tout de même très bonnes avec des solutions moyennes très proches de l'optimum. Le GA renvoie également de bons résultats moyens avec un nombre bien plus important d'évaluations de la fonction (dix fois plus). Avec de nombreux minima locaux le SQP souffre d'un manque de précision et les solutions moyennes sont davantage réparties sur l'espace de recherche.

Tableau K.12 : Résultat d'optimisation en fonction des méthodes utilisées au bout de 100 lancers pour la fonction *Ackley* - minimum global $f(0.00, 0.00, 0.00) = 0.00$

Méthode d'optimisation	EGO	SQP (Matlab)	GA (Matlab)
Solutions moyennes	$f = 0.77 \pm 2.66$ $x_1 = -0.02 \pm 0.80$ $x_2 = 0.00 \pm 0.77$ $x_3 = -0.07 \pm 0.54$	$f = 3.75 \pm 4.7$ $x_1 = -0.03 \pm 2.67$ $x_2 = -0.16 \pm 2.37$ $x_3 = -0.06 \pm 2.64$	$f = 0.71 \pm 1.48$ $x_1 = 0.07 \pm 0.36$ $x_2 = 0.09 \pm 0.44$ $x_3 = 0.04 \pm 0.23$
Meilleure solution	$f = 0.00$ $x_1 = 0.00$ $x_2 = 0.00$ $x_3 = 0.00$	$f = 0.00$ $x_1 = 0.00$ $x_2 = 0.00$ $x_3 = 0.00$	$f = 0.00$ $x_1 = 0.00$ $x_2 = 0.00$ $x_3 = 0.00$
Nombre d'évaluations	22	54	210
Précision à 1 %	70 %	18 %	25 %

Comme pour le cas 2D, le SQP renvoie l'optimum global (minimum unique) de la fonction de *Rosenbrock* pour chacun des lancers. Même si l'EGO retourne cette solution sur 4 % des simulations, ses performances restent moins bonnes que le SQP ou le GA avec une valeur moyenne moins intéressante des solutions obtenues. La méthode n'arrive pas à trouver l'optimum dans les zones « plates » autour de l'unité par rapport aux valeurs maximum de la fonction à plus de 28 000 (Tableau K.13).

Tableau K.13 : Résultat d'optimisation en fonction des méthodes utilisées au bout de 100 lancers pour la fonction *Rosenbrock* - minimum global $f(1.00, 1.00, 1.00) = 0.00$

Méthode d'optimisation	EGO	SQP (Matlab)	GA (Matlab)
Solutions moyennes	$f = 7.71 \pm 16.26$ $x_1 = 0.09 \pm 1.33$ $x_2 = 0.50 \pm 0.95$ $x_3 = 0.50 \pm 1.28$	$f = 0.00 \pm 0.00$ $x_1 = 1.00 \pm 0.00$ $x_2 = 1.00 \pm 0.00$ $x_3 = 1.00 \pm 0.00$	$f = 0.53 \pm 1.06$ $x_1 = 0.68 \pm 0.95$ $x_2 = 0.54 \pm 0.91$ $x_3 = 0.33 \pm 0.82$
Meilleure solution	$f = 0.00$ $x_1 = 1.00$ $x_2 = 1.00$ $x_3 = 1.00$	$f = 0.00$ $x_1 = 1.00$ $x_2 = 1.00$ $x_3 = 1.00$	$f = 0.01$ $x_1 = 0.93$ $x_2 = 0.96$ $x_3 = 0.87$
Nombre d'évaluations	78	151	220
Précision à 1 %	4 %	100 %	6 %

K.2.4 Etude à cinq dimensions ($n = 5$)

Les simulations sont enfin reprises pour un cas à cinq dimensions. L'EGO est lancé avec 50 points de départ et la taille de la population du GA est augmentée à 40 individus pour encourager la convergence vers des solutions satisfaisantes. Dans ce cas, la minimisation de la fonction *Sphère* par le SQP reste de loin la plus efficace et les performances de l'EGO sont mêmes meilleures que pour le cas à trois dimensions en termes de précision à 1 % (Tableau K.14).

Tableau K.14 : Résultat d'optimisation en fonction des méthodes utilisées au bout de 100 lancers pour la fonction *Sphère*-minimum global $f(0.00, 0.00, 0.00, 0.00, 0.00) = 0.00$

Méthode d'optimisation	EGO	SQP (Matlab)	GA (Matlab)
Solutions moyennes	$f = 1.79 \pm 2.59$ $x_1 = -0.02 \pm 1.12$ $x_2 = 0.02 \pm 1.02$ $x_3 = -0.13 \pm 1.28$ $x_4 = 0.02 \pm 0.97$ $x_5 = 0.04 \pm 1.26$	$f = 0.00 \pm 0.00$ $x_1 = 0.00 \pm 0.00$ $x_2 = 0.00 \pm 0.00$ $x_3 = 0.00 \pm 0.00$ $x_4 = 0.00 \pm 0.00$ $x_5 = 0.00 \pm 0.00$	$f = 0.06 \pm 0.08$ $x_1 = 0.08 \pm 0.15$ $x_2 = 0.07 \pm 0.16$ $x_3 = 0.07 \pm 0.16$ $x_4 = 0.08 \pm 0.17$ $x_5 = 0.05 \pm 0.13$
Meilleure solution	$f = 0.00$ $x_1 = 0.00$ $x_2 = 0.00$ $x_3 = 0.00$ $x_4 = 0.00$ $x_5 = 0.00$	$f = 0.00$ $x_1 = 0.00$ $x_2 = 0.00$ $x_3 = 0.00$ $x_4 = 0.00$ $x_5 = 0.00$	$f = 0.00$ $x_1 = 0.03$ $x_2 = 0.02$ $x_3 = 0.00$ $x_4 = 0.03$ $x_5 = 0.06$
Nombre d'évaluations	68	14	440
Précision à 1 %	17 %	100 %	0 %

Aucune solution ne satisfait la condition de précisions à 1 % pour une optimisation de la fonction *Styblinski-Tang* avec l'EGO. Cependant, les solutions moyennes restent plus intéressantes que celles retournées par les deux autres méthodes avec un nombre restreint d'évaluations de la fonction (Tableau K.15). Le GA est la procédure présentant les moins bonnes performances dans ce cas malgré 440 lancers de la fonction objectif.

Tableau K.15 : Résultat d'optimisation en fonction des méthodes utilisées au bout de 100 lancers pour la fonction *Styblinski-Tang* - minimum global $f(-2.90, -2.90, -2.90, -2.90, -2.90) = -195.80$

Méthode d'optimisation	EGO	SQP (Matlab)	GA (Matlab)
Solutions moyennes	$f = -170.00 \pm 18.88$ $x_1 = -1.73 \pm 3.69$ $x_2 = -1.20 \pm 4.32$ $x_3 = -1.43 \pm 4.16$ $x_4 = -1.49 \pm 4.04$ $x_5 = -1.42 \pm 4.12$	$f = -167.27 \pm 33.02$ $x_1 = -0.64 \pm 5.42$ $x_2 = -0.47 \pm 5.48$ $x_3 = -0.69 \pm 5.40$ $x_4 = -0.53 \pm 5.46$ $x_5 = -0.75 \pm 5.37$	$f = -126.33 \pm 17.10$ $x_1 = 2.04 \pm 3.39$ $x_2 = 1.58 \pm 3.97$ $x_3 = 1.57 \pm 4.05$ $x_4 = 1.84 \pm 3.71$ $x_5 = 1.76 \pm 3.66$
Meilleure solution	$f = -188.62$ $x_1 = -2.38$ $x_2 = -2.80$ $x_3 = -2.58$ $x_4 = -2.69$ $x_5 = -3.11$	$f = -195.80$ $x_1 = -2.90$ $x_2 = -2.90$ $x_3 = -2.90$ $x_4 = -2.90$ $x_5 = -2.90$	$f = -151.18$ $x_1 = 2.48$ $x_2 = 3.51$ $x_3 = -2.43$ $x_4 = -3.12$ $x_5 = -2.90$
Nombre d'évaluations	82	104	440
Précision à 1 %	0 %	10 %	0 %

Le SQP perd son intérêt dans le cas de la fonction *Ackley* avec un très grand nombre d'optima locaux (Tableau K.16). Le GA est en revanche assez précis et l'EGO reste le plus performant avec un nombre d'évaluations quatre fois plus faibles. Il faut cependant relativiser le résultat sur la précision à 1 %. Comme pour la situation à trois dimensions, l'optimum global est situé sur un point du maillage effectué ici avec une discrétisation importante (1.5) et a donc davantage de chance d'être exploité.

Tableau K.16 : Résultat d'optimisation en fonction des méthodes utilisées au bout de 100 lancers pour la fonction *Ackley* - minimum global $f(0.00,0.00, 0.00, 0.00, 0.00) = 0.00$

Méthode d'optimisation	EGO	SQP (Matlab)	GA (Matlab)
Solutions moyennes	$f = 0.28 \pm 1.88$ $x_1 = -0.01 \pm 0.36$ $x_2 = 0.02 \pm 0.74$ $x_3 = 0.01 \pm 0.29$ $x_4 = -0.00 \pm 0.04$ $x_5 = 0.00 \pm 0.17$	$f = 4.01 \pm 4.00$ $x_1 = -0.05 \pm 2.6$ $x_2 = -0.12 \pm 2.5$ $x_3 = -0.09 \pm 2.69$ $x_4 = -0.07 \pm 2.34$ $x_5 = -0.14 \pm 2.62$	$f = 0.58 \pm 1.06$ $x_1 = 0.05 \pm 0.10$ $x_2 = 0.05 \pm 0.12$ $x_3 = 0.05 \pm 0.10$ $x_4 = 0.05 \pm 0.11$ $x_5 = 0.05 \pm 0.11$
Meilleure solution	$f = 0.00$ $x_1 = 0.00$ $x_2 = 0.00$ $x_3 = 0.00$ $x_4 = 0.00$ $x_5 = 0.00$	$f = 0.00$ $x_1 = 0.00$ $x_2 = 0.00$ $x_3 = 0.00$ $x_4 = 0.00$ $x_5 = 0.00$	$f = 0.14$ $x_1 = 0.02$ $x_2 = 0.00$ $x_3 = 0.01$ $x_4 = 0.05$ $x_5 = 0.00$
Nombre d'évaluations	88	132	440
Précision à 1 %	92 %	10 %	0 %

Avec des facteurs d'échelle importants de la fonction *Rosenbrock* (valeurs minimum à 0 et maximum à plus de 58 000) sur le domaine de recherche, l'EGO n'est pas efficace comparé aux autres méthodes (Tableau K.17). Le SQP reste le plus performant et avec un nombre d'évaluations très important, les résultats moyens renvoyés par le GA sont également intéressants.

Tableau K.17 : Résultat d'optimisation en fonction des méthodes utilisées au bout de 100 lancers pour la fonction *Rosenbrock* - minimum global $f(1.00,1.00, 1.00, 1.00, 1.00) = 0.00$

Méthode d'optimisation	EGO	SQP (Matlab)	GA (Matlab)
Solutions moyennes	$f = 113.67 \pm 199.36$ $x_1 = 0.01 \pm 1.17$ $x_2 = 0.23 \pm 1.12$ $x_3 = 0.24 \pm 1.16$ $x_4 = 0.44 \pm 1.37$ $x_5 = 0.76 \pm 1.93$	$f = 0.58 \pm 2.75$ $x_1 = 0.70 \pm 1.37$ $x_2 = 0.99 \pm 0.04$ $x_3 = 0.98 \pm 0.08$ $x_4 = 0.96 \pm 0.15$ $x_5 = 0.94 \pm 0.27$	$f = 2.94 \pm 1.06$ $x_1 = 0.76 \pm 0.34$ $x_2 = 0.63 \pm 0.44$ $x_3 = 0.47 \pm 0.49$ $x_4 = 0.31 \pm 0.45$ $x_5 = 0.18 \pm 0.35$
Meilleure solution	$f = 4.00$ $x_1 = 0.00$ $x_2 = 0.00$ $x_3 = 0.00$ $x_4 = 0.00$ $x_5 = 0.00$	$f = 0.00$ $x_1 = 1.00$ $x_2 = 1.00$ $x_3 = 1.00$ $x_4 = 1.00$ $x_5 = 1.00$	$f = 0.49$ $x_1 = 0.95$ $x_2 = 0.91$ $x_3 = 0.86$ $x_4 = 0.73$ $x_5 = 0.49$
Nombre d'évaluations	95	276	440
Précision à 1 %	0 %	85 %	0 %

L'ensemble des essais précédents compare les différentes méthodes d'optimisation pour plusieurs fonctions tests. Il est impossible de déterminer de manière absolue une procédure meilleure que toutes les autres. En effet, les performances des algorithmes dépendent fortement du problème traité et aucune méthode n'est systématiquement la plus adaptée. Si le SQP est très performante pour les fonctions avec un unique minimum, son utilisation est plus discutable pour les problèmes à plusieurs optima locaux (type fonction *Ackley*). Le GA parvient dans ces cas là à obtenir des solutions

moyennes proches de l'optimum global mais cela se paie par un nombre élevé d'évaluations de la fonction objectif. L'EGO présente dans tous les essais un nombre de lancers réduit de la fonction et les résultats moyens renvoyés au bout d'une centaine de lancers sont très satisfaisants, et même meilleurs que ceux du SQP et du GA pour les fonctions *Ackley* et *Syblinski-Tang*. Il faut cependant rester prudent car la méthode n'apparaît pas adaptée pour des fonctions avec des facteurs d'échelle importants sur l'espace de recherche considéré (fonction *Rosenbrock*).

REFERENCES

- Abbes 12 D. Abbes, "Contribution au dimensionnement et à l'optimisation des systèmes hybrides éoliens-photovoltaïques avec batteries pour l'habitat résidentiel autonome", Thèse, Université de Poitiers, 2012.
- Ademe 11 Ademe, « Etude de la seconde vie des batteries des véhicules électriques et hybrides », 2011
- Ademe 12 Ademe, "L'effacement des consommations électriques résidentielles", Les avis de l'Ademe, 2012.
- Albright 12 G. Albright, J. Edie, S. Al-Hallaj, "A Comparison of Lead Acid to Lithium-ion in Stationary Storage Applications", AllCell Technologies LLC, 2012.
- Anvari 11 A. Anvari Moghaddam, A. Seifi, T. Niknam, M. Reza et A. Pahlavani, "Multi-objective operation management of a renewable MG (micro-grid) with back-up micro-turbine/fuel cell/battery hybrid power source", Energy, vol 36, pp 6490-6507, 2011.
- Badey 12 Q. Badey, "Étude des mécanismes et modélisation du vieillissement des batteries lithium-ion dans le cadre d'un usage automobile", Thèse université Paris Sud, 2012.
- Bahramirad 12 S. Bahramirad, W. Reder, et A. Khodaei, "Reliability-Constrained Optimal Sizing of Energy Storage System in a Microgrid", IEEE Transactions on Smart Grid, Vol 3, 2012.
- Barré 13 A. Barré, B. Deguilhem, S. Grolleau, M. Gérard, F. Suard, D. Riu, "A review on lithium-ion battery ageing mechanism and estimations for automotive applications", Elsevier, Journal of Power Sources, pp 680–689, 2013.
- Bart 13 J.B. Bart, "Grands enjeux du stockage", ERDF, Journée MPI stockage de l'énergie, Toulouse, 2013.
- Basu 14 K. Basu, V. Debusshere and S. Bacha, Appliance usage prediction using a time series based classification approach, SGE Conference, Paris, 8-9 Juillet 2014.
- Baumann 09 C. Baumann, "Architecture et gestion d'un réseau continu maillé haute-tension pour l'aéronautique", Thèse INP Toulouse, 2009.
- Baziar 13 A. Baziar*, A. Kavousi-Fard, "Considering uncertainty in the optimal energy management of renewable micro-grids including storage devices", Renewable Energy Vol 59, 158-166, 2013.
- Bazin 09 L. Bazin, "Anodes nanostructurées pour microbatteries 3D Li-ion", Thèse université de Toulouse, 2009.
- Bellman 54 R. Bellman, "The theory of dynamic programming", RAND Corporation, Proc. National Academy of Sciences, pp. 503–715, 1952.
- Beltran 12 H. Beltran, M. Swierczynski, N. Aparicio, E. Belenguer, R. Teodorescu, P. Rodriguez, "Lithium Ion Batteries Ageing Analysis when used in a PV Power Plant", International

- Symposium Industrials Electronics (ISIE), pp 1604–1609, 2012.
- Ben Ahmed 07, H. Ben Ahmed, B. Multon, N. Bernard, C. Kerzreho, "Le stockage inertiel électromécanique", *Revue 3EI*, Vol 48, pp 18–29, 2007.
- Berbecea 12 A.C. Berbecea, "Multi-level approaches for optimal system design in railway applications", *Ecole Centrale de Lille*, 2012.
- Bisschop 12 J. Bisschop, "AIMMS Optimization modeling", *Paragon Decision Technology*, 2012.
- Borga 97 M. Borga, A. Vizzaccaro, "On the interpolation of hydrologic variables: formal equivalence of multi-quadratic surface fitting and kriging", *Elsevier, Journal of Hydrology* 195, 160-171, 1997.
- Bradbury 14 K. Bradbury, L. Pratson et D. Patiño-Echeverri, "Economic viability of energy storage systems based on price arbitrage potential in real-time U.S. electricity markets", *Applied Energy*, Vol 114, pp 512-519, 2014.
- Brisset 07 S. Brisset, "Démarches et Outils pour la Conception Optimale des Machines Electriques", *Rapport de synthèse pour l'habilitation à diriger des recherches*, 2007.
- Caire 04 R. Caire, "Gestion de la production décentralisée dans les réseaux de distribution", *Thèse Institut Nationale Polytechnique Grenoble*, 2004
- Campoccia 07 A. Campoccia, L. Dusanquet, E. Telaretti, et G. Zizzo, "Feed-in Tariffs for Gridconnected PV Systems: The Situation in the European Community", *IEEE PowerTech*, pp.1981-1986, 2007.
- Celi 04 G. Celli, F. Pilo, G. Pisa, V. Allegranza, R. Cicoria et A. Iaria, "Meshed vs. radial MV distribution network in presence of large amount of DG", *Power Systems Conference and Exposition, IEEE PES*, 2004.
- CESA 11 California energy storage alliance, "Energy Storage: a Cheaper, Faster, & Cleaner Alternative to Conventional Frequency Regulation", 2011.
- Chang 13 G.W. Chang, H.J. Lu, et H.J. Su, "Short-term Distributed Energy Resource Scheduling for a DC Microgrid", *Energy and Power Engineering*, Vol 5, pp 15-21, 2013
- Cleveland 11 C.J. Cleveland et P.A. O'Connor, "Energy Return on Investment (EROI) of Oil Shale", *Sustainability*, 2011.
- Cleveland 84 C.J. Cleveland, R. Costanza, C.A.S. Hall et R. Kaufmann, "Energy and the US economy, a biophysical perspective", *Science, New Series*, Vol. 225, N°4665, 1984
- Coleman 96 T. F. Coleman, Y. Li "An interior trust region approach for nonlinear minimization subject to bounds", *Journal of optimization SIAM*, Vol 6, pp 418–445, 1996.
- Colson 09a C.M. Colson, "A Review of Challenges to Real-Time Power Management of Microgrids", *IEEE Power & Energy Society General Meeting*, pp. 1–8, 2009.
- Colson 09b C.M. Colson, M.H. Nehrir et C. Wang, "Ant Colony Optimization for Microgrid Multi-Objective Power Management", *IEEE Power Systems Conference and Exposition, Seattle*, 2009.

-
- Cooren 08 Y. Cooren, "Perfectionnement d'un algorithme adaptatif d'optimisation par essaim particulière. Applications en génie médical et en électronique", Thèse Université Paris 12, 2008.
- CRE 11 Commission de régulation de l'énergie, "Cahier des charges de l'appel d'offres n° 332689-2010-FR portant sur des installations éoliennes terrestres de production d'électricité en Corse, Guadeloupe, Guyane, Martinique, à La Réunion, à Saint-Barthélemy et à Saint-Martin", 2011.
- CRE 13 Commission de régulation de l'énergie, "Consultation publique de la Commission de régulation de l'énergie sur le développement des réseaux électriques intelligents en basse tension.", 2013.
- CRE 13-2 CRE, "Eléments de méthodologie pour la valorisation des effacements de consommation d'électricité sur les marché de l'énergie et sur le mécanisme d'ajustement", document d'analyse, 2013.
- Crisostomi 13 E. Crisostomi, A. Franco, M. Raugi, "The Smart Gas Grid: state of the art and perspectives", IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe (ISGT Europe), Copenhagen, 2013.
- Darras 10 C. Darras, S. Sailler, C. Thibault, M. Muselli, P. Poggi, J.C Hoguet, S. Melsco, E. Pinton, S. Grehant, F. Gailly, C. Turpin, S. Astier and G. Fontès, "Sizing of photovoltaic system coupled with hydrogen/oxygen storage based on the ORIENTE model", International Journal of Hydrogen Energy, Vol. 35, N°8, pp. 3322-3332, 2010.
- De Miguel 01 A. De Miguel, J. Bilbao, R. Aguiar, H. Kambezidis and E. Negro, " Diffuse solar radiation model evaluation in the north mediterranean belt area", Solar Energy, Elsevier, Solar Energy, Vol 3, pp 143–153, 2001.
- De Santis 13 E. De Santis, A. Rizzi, A. Sadeghian, F. Massimo et F. Mascioli, "Genetic Optimization of a Fuzzy Control System for Energy Flow Management in Micro-Grids", IFSA World Congress and NAFIPS Annual Meeting, pp 418-423, Edmonton, 2013.
- DGCIS 13 Direction Générale de la compétitivité de l'Industrie et des Services, "Etude sur le potentiel du stockage d'énergies", 2013.
- Dinger 10 A. Dinger, "Battery for electrics cars", The Boston Consulting Group, 2010.
- Downing 82 S.D Downing, D.F. Socie, "Simple rainflow counting algorithms", Butterworth & Co, Journal Fatigue, 1982.
- Eddahech 12 A.Eddahech, O.Briat, N.Bertrand, J.-Y. Déléage, J.-M. Vinnassa, « Behavior and state-of-health monitoring of Li-ion batteries using impedance spectroscopy and recurrent neural networks », Electrical Power and Energy Systems, 2012, Vol.42, pp.487-494
- EDF 13 EDF, "Les systèmes électriques insulaires", IEEE Power and Energy Society, 2013
- El-Hawary M.E. El-hawary, " The Smart Grid—State-of-the-art and Future Trends", Electric Power Components and Systems, 42:3-4, 239-250, 2014.
-

- ERDF 13 ERDF, "Installations de production raccordées au réseau géré par ERDF à fin décembre 2013", 2013
- Fathy 01 H.K. Fathy, J.A. Reyer, P.Y. papalambos et A.G Ulsoy, "On the coupling between the plant and controller optimization problems", Proceedings of the american control conference, Arlington, 2001.
- Ferreira 13 H. L. Ferreira, R. Gard, G. Fulli, W. Kling, J.P. Lopes, " Characterisation of electrical energy storage technologies", *Energies*, Vol 53, pp 288-298, 2013
- Gabriel 10 E. Gabriel, "Introduction `a la statistique spatiale", 42^{ème} journées des statistiques, 2010.
- Gilbert 92 J.R. Gilbert, C. Moler, R. Schreiber, « Sparse Matrices in Matlab : Design and implementation », *Journal on Matrix Analysis and Applications*, Vol 13, pp 333-356, 1992
- Gillon 97 F.Gillon, "Modélisation et optimisation par plan d'expériences d'un moteur à commutations électroniques", Thèse université des sciences et technologies de Lille, 1997.
- Ginsbourger 09 D.Ginsbourger, «Multiple métamodèles pour l'approximation et l'optimisation de fonctions numériques multivariées», Thèse Ecole des Mines de Saint-Etienne, 2009.
- Ginsbourger 09 D.Ginsbourger, "Multiple métamodèles pour l'approximation et l'optimisation de fonctions numériques multivariées", Thèse Ecole des Mines de Saint-Etienne, 2009.
- Goupy 06 J. Goupy, "Les plans d'expériences", *Revue Modulad*, 34, 2006.
- Gouv 13 Débat national sur la transition énergétique, groupe2, "Quelle trajectoire pour atteindre le mix énergétique en 2025? Quels types de scénarios possibles à l'horizon 2030 et 2050, dans le respect des engagements climatiques de la France
- Gratton 02 Y. Gratton, "Le Kriegeage: la méthode optimale d'interpolation spatiale", les articles de l'Institut d'Analyse Géographique, Juin 2002.
- Guo 13 L. Guo, W.Liu, J. Cai, B. Hong et C.Wang, " A two-stage optimal planning and design method for combined cooling,heat and power microgrid system", *Energy Covnersion and Management*, Vol 74, pp 433-445, 2013.
- Hadjipaschalis 09 I. Hadjipaschalis, A. Poullikkas, V. Efthimiou, " Overview of current and future energy storage technologies for electric power applications", *Elsevier, Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol 13, pp 1513–1522, 2009.
- Haessig 13 P. Haessig, B. Multon, H Ben Ahmed, S. Lascaud, P. Bondon, "Energy storage sizing for wind power: impact of the autocorrelation of day-ahead forecast errors", *Wind Energy*, 2013.
- Han 10 B. Han, J. Lebleta, G. Simonb "Hard multidimensional multiple choice knapsack problems, an empirical study ", *Computers and operation research*, Vol 37, pp 172–181, 2010.
- Harper 13 M. Harper, " Review of Strategies And Technologies for Demand-Side Management on Isolated Mini-Grids", Lawrence Berkeley National Laboratory
- Hebner 02 R. Hebner, J. Beno, A. Walls, "Flywheel batteries come around again", *IEEE Spectrum*,

- 2002.
- Hill 13 C.A. Hill, M.C. Such, D. Chen, J. Gonzalez *et* W.M. Grady, "Battery Energy Storage for Enabling Integration of Distributed Solar Power Generation", IEEE Transactions on Smart Grid, Vol 3, 2012.
- Hoke 13 A. Hoke, A. Brissette, S. Chandler, A. Pratt *et* Dragan Maksimovi, "Look-ahead Economic Dispatch of Microgrids with Energy Storage, Using Linear Programming", IEEE Conference on Technologies for Sustainability (SusTech), pp 154-161, Portland, 2013.
- IEA 12 International energy agency, "World Energy Outlook 2012", 2012.
- Jacovides 06 C.P. Jacovides, F.S. Tymvios, V.D. Assimakopoulos, N.A. Kaltsounides, "Comparative study of various correlations in estimating hourly diffuse fraction of global solar radiation", Elsevier, Renewable Energy, Vol 31, pp 2492–2504, 2006.
- Jaafar 11 A. Jaafar, « Traitement de la mission et des variables environnementales et intégration au processus de conception systémique », Thèse INP Toulouse, 2011.
- Jaafar 09 A. Jaafar, C.R. Akli, B. Sareni, X. Roboam, A. Jeunesse, "Sizing and Energy Management of a Hybrid Locomotive Based on Flywheel and Accumulators"; IEEE Transactions on Vehicular technology, Vol 58, 3947–3958, 2009.
- Jones 98 D.R. Jones, M. Schonlau, W.J. Welch, «Efficient Global Optimization of Expensive Black-Box Functions», Journal of Global Optimization 13: 455–492, 1998.
- Jones 98 D.R. Jones, M. Schonlau, W.J. Welch, "Efficient Global Optimization of Expensive Black-Box Functions", Journal of Global Optimization 13: 455–492, 1998.
- JRC 11 Joint Research Centre, "Smart Grid projects in Europe: lessons learned and current developments", 2011.
- Kanchev 11 H. Kanchev, D. Lu, F. Colas, V. Lazarov *et* B. François, "Energy Management and Operational Planning of a Microgrid With a PV-Based Active Generator for Smart Grid Applications", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol 58, 2011.
- Kanchev 14 H. Kanchev, F. Colas, V. Lazarov and B. François, "Emission reduction and economical optimization of an urban microgrid including dispatched PV-based active generators", IEEE Transactions on Sustainable Energy, Vol 5, pp. 1397–1405, 2014.
- Keijzer 02 M. Keijzer, J. J. Merelo, G. Romero, M. Schoenauer, "Evolving objects: a general purpose evolutionary computation library", Evolution Artificielle (EA-01), LCNS 2310, pp 231–242, 2002.
- Kennedy 95 J. Kennedy, R. Eberhart, "Particle swarm optimization", Proceedings of IEEE neural networks, Vol 4, pp 1942–1948, 1995.
- Kleijnen 07 J.P.C. Kleijnen, "Kriging métamodeling in simulation: a review", Discussion paper, Tilburg University, 2007.

- Korpaas 03 M. Korpaas, A.T. Holen et R.Hildrum, "Operation and sizing of energy storage for wind power plants in a market system", *Electrical Power and Energy Systems*, Vol 25, pp 599-606, 2003.
- Kumar 13 H.S.V.S. Kumar Nunna et S Doolla, " Multiagent-Based Distributed-Energy-Resource Management for Intelligent Microgrids", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol 60, pp 1678-1687, 2013
- Kyoto 97 Protocole de Kyoto, 1997
- Lazzarin 03 P. Lazzarin et L. Susmel, "A stress-based method to predict lifetime under multiaxial fatigue loadings", *Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures*, Volume 26, Issue 12, pages 1171–1187, December 2003
- Laera 13 M. Laera, S. Roggia, M. Dicorato, G. Forte et M. Trovato, "A procedure for day-ahead optimal operation planning of a MicroGrid", *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe*, Copenhagen, 2013.
- Liao 13 G.C. Liao, "The Optimal Economic Dispatch of Smart Microgrid Including Distributed Generation", *IEEE International Symposium on Next-Generation Electronics (ISNE)*, Kaohsiung , Taiwan, 2013
- Logenthiran 11 T. Logenthiran et D. Srinivasan, " Intelligent Management of Distributed Storage Elements in a Smart Grid", *IEEE PEDS 2011*, Singapore, 5 - 8 December 2011.
- Malakar 14 T. Malakar, S.K. Goswami et A.K. Sinha, "Optimum scheduling of micro grid connected wind-pumped storage hydro plant in a frequency based pricing environment", *Electrical Power and Energy Systems*, Vol 54, pp 341–351, 2014.
- Malsyz 13 P. Malsyz, S. Sirouspour et A. Emadi, " MILP-based Rolling Horizon Control for Microgridswith Battery Storage", *Industrial Electronics Society, IECON*, 2013.
- Manjili 13 Y.S. Manjili, R. Vega et M. Jamshidi, " Cost-Efficient Environmentally-Friendly Control of Micro-Grids Using Intelligent Decision-Making for Storage Energy Management", *Intelligent Automation & Soft Computing*, pp 649–670, 2013.
- Martha 12 S.K. Martha, J. Nanda, G.M. Veith, N.J. Dudney, " Electrochemical and rate performance study of high-voltage lithium-rich composition: $\text{Li}_{1.2}\text{Mn}_{0.525}\text{Ni}_{0.175}\text{Co}_{0.1}\text{O}_2$ ", *Elsevier, Journal of Power Sources*, Vol 199, pp 220–226, 2012.
- Matheron 63 G. Matheron, "Principles of geostatistics", *Economic Geology* Vol. 58, pp. 1246-1266, 1963.
- McKay 12 M.D. McKay , R. J. Beckman, W.J. Conover, "A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output From a Computer Code", *Technometrics*, 42:1, 55-61, 2012.
- Mehdizadeh 13 E. Mehdizadeh, "A fuzzy clustering PSO algortihm for supplier base management", *International journal of managmeent science and engineering management*, 4:4, pp 311–320, 2013

-
- Meindl 12 B. Meindl, M. Templ, "Analysis of commercial and free and open source solvers for linear optimization problems", Vienna University of Technology, 2012.
- Missaoui 06 R. Missoui Badreddine, " Gestion Énergétique optimisée pour un bâtiment intelligent multi-sources multi-charges : différents principes de validations", Thèse Institut Nationale Polytechnique Grenoble, 2006
- Mohamadi 12 S. Mohammadi, B. Mozafari et S. Soleimani, " An Adaptive Modified Firefly Optimization Algorithm for Operation and Energy Management of a RenewableMicrogrid", Energy Education Science and Technology, 2012.
- Mohd 08 A. Mohd, E. Ortjohann, A. Schmelter, N. Hamsic1, D. Morton, "Challenges in Integrating Distributed Energy Storage Systems into Future Smart Grid", IEEE International Symposium on Industrial Electronics, Cambridge, 2008
- Montaru 09 M. Montaru, " Contribution à l'évaluation du vieillissement des batteries de puissance utilis_ees dans les véhicules hybrides selon leurs usages", Thèse INP Grenoble, 2009.
- Montenon 13 A. Montenon, Analyse, « mutualisation et optimisation par la commande de la consommation énergétique des héliostats autonomes des centrales à concentration solaire », Thèse Institut Nationale Polytechnique Toulouse, 2013
- Moradi 14 M.H. Moradi, M. Eskandari et H. Showkati, " A hybrid method for simultaneous optimization of DG capacity and operational strategy in microgrids utilizing renewable energy resources", Electrical Power and Energy Systems, Vol 56, pp 241-258, 2014
- Murgovski 13 N. Murgovski, L. Johannesson, "Optimal battery dimensioning and control of a CVT PHEV powertrain", IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013.
- Murphy 11 D.J. Murphy et C.A. S. Hall, "Energy return on investment, peak oil, and the end of economic growth", Annals of the New York Academy of Sciences , Vol. 1219, Ecological Economics Reviews, 2011.
- Murphy 14 D.J. Murphy , "The implications of the declining of energy return on investment on oil production", Philosophical Transaction of the Royal Society, Mathematical Physical and Engineering Sciences, 2014
- Nguyen-Huu 08 H. Nguyen-Huu, B. Sareni, F. Wurtz, N. Retière, X. Roboam, "Comparison of self-adaptive evolutionary algorithms for multimodal optimization", 10th International Workshop on Optimization and Inverse Problems in Electromagnetism (OIPE'08), Ilmenau, Germany, 15-17 September 2008.
- Nick 13 M. Nick, M. Hohmann, R. Cherkaoui, " Optimal Location and Sizing of Distributed Storage Systems in Active Distribution Networks", IEEE PowerTech Conference, Grenoble, France, 2013
- Notrott 12 A. Nottrott, J. Kleissl et B. Washom, " Storage dispatch optimization for grid-connected combined photovoltaic-battery storage systems", Power and Energy Society General Meeting, IEEE, pp 1-7, 2012.
-

- Oberti 11 P. Oberti, M. Muselli, " Durabilités du développement, énergies renouvelables et intégration insulaire: l'évaluation multicritère de surclassement appliquée aux secteurs éoliens et photovoltaïques en région Corse", Séminaire FRES, développement durable et société, Corte, 2011
- Omar 14 N. Omar and al.«Lithium iron phosphate based battery – Assessment of the aging parameters and development of cycle life model», Journal of Power Sources, Vol 248, pp 839 – 851, 2014
- Owen 92 B. Owen, "Orthogonal arrays for computer experiments, integration and visualization", Statistica Sinica, 439-452, 1992.
- Paris 10 B. Paris, E. Blanco et I. Hazyuk, "Programmation linéaire pour la gestion de l'énergie électrique d'un habitat", IBPSA, 2010.
- Pariso 11 A. Parisio et L. Glielmo, " A Mixed Integer Linear Formulation for Microgrid Economic Scheduling", IEEE International Conference on Smart Grid Communications, pp 505-510, Brussels, 2011
- Parvizimosaed 14 M. Parvizimosaed, F. Farmani, A. Rahimi-Kian, H. Monsef, "A multi-objective optimization for energy management in a renewable microgrid system: a data approach", Journal of renewable and sustainable energy, Vol 6, 2014.
- Pazouki 13 S. Pazouki, S. Member et M. Reza Haghighi, " Market Based Operation of a Hybrid System Including Wind Turbine, Solar Cells, Storage Device and Interruptable Load", IEEE EPDC, 2Kermanshah, 2013.
- Pétrowski 96 A. Petrowski, "A clearing procedure as a niching method for genetic algorithms", Proceedings of IEEE evolutionary computation , pp798–803, 1996.
- Piedallu 07 C. Piedallu, J.C. Gégout, " Multiscale computation of solar radiation for predictive vegetation modelling", INRA, EDP Sciences, 2007.
- Pike 11 Pike Research, "Energy Storage Tracker: Executive Summary", 2011
- Rao 07 S.S. Rao, "Engineering Optimization", 4th ed., Wiley, Hoboken, NJ, 2007.
- Riffonneau 11 Y. Riffonneau, S. Bacha, F. Barruel et Stéphane Ploix, "Optimal Power Flow Management for Grid Connected PV Systems With Batteries", IEEE Transactions on Sustainable Energy, Vol 2, pp 309–320, 2011.
- Rigo 12 R. Rigo-Mariani, B. Sareni, X. Roboam, S. Astier, J.G. Steinmetz and E. Cahuet, "Off-line and on-line power dispatching strategies for a grid connected commercial building with storage unit", 8th Power plant and power system control PPPSC, Toulouse, France, September 2012
- Rigo 13 R. Rigo-Mariani, B. Sareni and X. Roboam, "A fast optimization strategy for power dispatching in a microgrid with storage", 39th annual conference on industrial electronics IECON, pp 7902-7907, Vienne, Autriche, Novembre 2013

-
- Rigo 14a R. Rigo-Mariani, B. Sareni and X. Roboam, "Optimal sizing coupled with management loop for a microgrid with storage", *13th Workshop on Optimization and Inverse Problems in Electromagnetism OIPE*, Delft, Netherlands, September 2014
- Rigo 14b R. Rigo-Mariani, B. Sareni, X. Roboam and C. Turpin, Optimal power dispatching in smart microgrids with storage, *Renewable and sustainable energy review*, Vol 40, pp. 649–658, 2014
- Rious 13 V. Rious, "Effacements de consommation", cours SUPELEC, 2013.
- Roboam 12 X. Roboam, "Conception systémique pour la conversion d'énergie électrique: Tome 2, approche intégrée par optimisation", Hermes, 2012.
- Roux 11 E. Roux, "Assemblage Mécanique: Stratégies d'optimisation des procédés et d'identification des comportements mécaniques des matériaux », Thèse École nationale supérieure des mines de Paris, 2011.
- RTE 04 Réseau de transport électrique, "Memento de la sûreté électrique", 2004.
- RTE 14 Réseau de transport électrique, "Bilan électrique français 2013"
- Ru 13 Y. Ru, J. Kleissl et S. Martinez, "Storage Size Determination for Grid-Connected Photovoltaic Systems", *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, Vol 4, pp 67–81, 2013.
- Saber 13 A.Y. Saber et G.K. Venayagamoorthy, "Smart Micro-grid Optimization with Controllable Loads Using Particle Swarm Optimization", *IEEE PES*, pp 1-5, Vancouver, 2013.
- Safari 09 M. Safari, M. Morcrette, A. Teyssot, C. Delacourt, "Multimodal Physics-Based Aging Model for Life Prediction of Li-Ion Batteries", *Journal of the Electrochemical Society*, Vol 156, pp A145–A153, 2009.
- Sareni 98 B. Sareni, L. Krähenbühl, "Fitness sharing and niching methods revisited", *IEEE transactions on evolutionary computation*, Vol 2, pp 97–106, 1998.
- Sebastian 12 R. Sebastian, R. Pena Alzola, "Flywheel energy storage systems: Review and simulation for an isolated wind power system", *Elsevier, Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol 16, pp 6803–6813, 2012.
- Sechilariu 13 M. Sechilariu, B. Wang et F. Locment, "Building Integrated Photovoltaic System With Energy Storage and Smart Grid Communication", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol 60, pp 1607–1678, 2013.
- Shepherd 65 C.M Shepherd, "Design of primary and secondary cells", *Journal of the Electrochemical Society*, 1965.
- Smith 11 C. A. Smith, R. D. Belles, A. J. Simon, "2007 estimated international energy flows", Lawrence Livermore national laboratory, 2011.
- Thiaux 09 Y. Thiaux, J. Seigneurbieux, B. Multon et H. Ben Ahmed, « Load Profile Impact on the Gross Energy Requirement of Stand-Alone Photovoltaic System », *Renewable Energy*, Vol 35, pp 602–613, 2009
-

- Thoolen 13 F. Thoolen (CMM), "Flywheel energy storage", Venco Campus, Eersel, 2013.
- Trelea 03 I.C. Trelea, "The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection", *Information Processing Letters*, Vol. 85, n°6, pp. 317-325, 2003.
- Tremblay 09 O. Tremblay, L.A. Dessaint, "Experimental Validation of a Battery Dynamic Model for EV Applications", *World Electric Vehicle Journal*, Vol 3, 2009.
- UE 96 Parlement européen, "Directive 96/92/CE du parlement européen et du conseil du 19 décembre 1996 concernant des règles communes pour le marché intérieur de l'électricité", 1996.
- Ustun 11 T.S. Ustun, C. Ozansoy et A. Zayegh, "Implementation of Dijkstra's Algorithm in a Dynamic Microgrid for Relay Hierarchy Detection", *IEEE International Conference on Smart Grid Communications*, pp 481-486, Brussels, 2011.
- Vasquez 13 F.I. Vazquez, P. Palensky, S. Cantos, et F. Kupzog, "Demand Side Management for Stand-Alone Hybrid Power Systems Based on Load Identification", *Energies*, Vol 5, pp 4517-4532, 2012.
- Vivier 02 S. Vivier, « Stratégie d'optimisation par la méthode des plans d'expériences et application aux dispositifs électroniques modélisés par éléments finis », Thèse université des sciences et technologies de Lille, 2002.
- Voice 11 T.D. Voice, P. Vytelingum et S.D. Ramchurn, "Decentralised Control of Micro-Storage in the Smart Grid", *Proceedings of the Twenty-Fifth AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2011.
- Wang 13 Y. Wang, X. Lin, M. Pedram, S. Park et N. Chang, "Optimal Control of a Grid-Connected Hybrid Electrical Energy Storage System for Homes", *IEEE Design, automation & test in europe conference & exhibition*, pp 881-886, Grenoble, 2013.
- Whitefoot 11 J.W. Whitefoot, A.R. Mechtenberg, D.L. Peters et P.Y. Papalambros, "Optimal Component Sizing and Forward-Looking Dispatch of an Electrical Microgrid for Energy Storage Planning", *ASME 2011 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference*, Washington, 2011.
- Xu 08 J. Xu, Y. Wang, Z. Li, W.F. Zhang, "Preparation and electrochemical properties of carbon-doped TiO₂ nanotubes as an anode material for lithium-ion batteries", *Elsevier, Journal of Power Sources*, Vol 175, pp 903-908, 2008.
- Zenati 10 A. Zenati, Ph. Desprez, and H. Razik, "Estimation of the SOC and the SOH of Li-ion Batteries, by combining Impedance Measurements with the Fuzzy Logic Inference", *36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society IECON*, 7-10 Nov. 2010

SITES INTERNET

- Web BP <http://www.bp.com/en/global/corporate/about-bp/energy-economics/statistical-review-of->

	world-energy-2013/energy-charting-tool.html
Web Calsol	http://ines.solaire.free.fr/
Web CRE	http://www.smartgrids-cre.fr/index.php?p=integrationenr
Web DOE	http://www.energystorageexchange.org
Web EDF	http://france.edf.com/
Web Enertrag	https://www.enertrag.com/fr/developpement-de-projet/la-centrale-hybride.html
Web EPEX	www.epexspot.com
Web INSEE	http://www.insee.fr/fr/themes/tableau.asp?reg_id=0&ref_id=natfef11347
Web JRC	http://ses.jrc.ec.europa.eu/project-maps
Web Levisys	http://www.sevil.fr/francais/pages/PageF01.html
Web RTE	http://rte-france.com
Web Saft	http://www.saftbatteries.com/fr
Web Vialis	http://www.vialis.tm.fr/

