

## TABLE DE MATIÈRES

RÉSUMÉ.....	i
REMERCIEMENTS.....	iii
LISTE DES FIGURES.....	viii
LISTE DES TABLEAUX.....	x
<b>Chapitre 1. INTRODUCTION .....</b>	<b>1</b>
1.1 Véhicules électriques et hybridation.....	4
1.1.1 Véhicules électriques.....	4
1.1.2 Véhicules hybrides .....	5
1.2 Problématique .....	6
1.3 Objectif .....	8
1.4 Méthodologie .....	8
1.6 Structure du mémoire.....	9
<b>Chapitre 2. Revue de littérature .....</b>	<b>11</b>
2.1 Revue de littérature sur les méthodes de gestion d'énergie des véhicules électriques hybrides.....	12
2.2 Revue de littérature sur les méthodes de gestion d'énergie des véhicules électriques à batteries .....	15
2.3 Revue de littérature sur les méthodes d'estimation de la masse.....	17
Conclusion .....	24
<b>Chapitre 3. Méthodes de gestion d'énergie.....</b>	<b>26</b>
3.1 Méthode de gestion d'énergie et de répartition de puissance pour un véhicule électrique hybride.....	26
3.1.1 Problématique de gestion d'énergie .....	27
3.1.2 Description de l'architecture du véhicule électrique hybride à pile à combustible .....	28
3.1.3 Modèles longitudinal et électrique d'un véhicule électrique hybride à pile à combustible .....	30

3.1.4	Système de gestion d'énergie .....	33
3.1.4.1	Couche supérieure : Planification énergétique globale.....	34
3.1.4.2	Cycle de conduite énergétiquement économe.....	37
3.1.4.3	Planification économe de la consommation de puissance .....	39
3.1.4.4	Couche inférieure : répartition économique de la puissance .....	40
	Récapitulatif .....	42
3.2	Méthode de gestion d'énergie d'un véhicule électrique rechargeable.....	43
3.2.1	Vitesse du vent .....	45
3.2.1.1	Modélisation de la vitesse du vent.....	45
3.2.1.2	Influence de la vitesse du vent sur la puissance consommée.....	47
3.2.2	Description de la méthode de gestion d'énergie.....	49
3.2.3	Formulation du problème .....	50
3.2.3.1	Estimation de l'énergie consommée .....	51
3.2.3.2	Estimation de la dégradation des batteries.....	52
3.2.4	Description de la fonction de coût.....	53
	Récapitulatif .....	55
	<b>Chapitre 4. Estimation en ligne de la masse et de la pente.....</b>	<b>57</b>
4.1	Influence de la vitesse du vent sur l'estimation de la masse et de la pente .....	58
4.1.1	Influence de la vitesse du vent sur l'estimation de la masse :.....	58
4.1.2	Influence de la vitesse du vent sur l'estimation de la pente de la route :...	60
4.2	Formulation du problème d'estimation de la masse et de la pente .....	61
4.3	Estimation avec la méthode des moindres carrés récursifs avec plusieurs facteurs d'oubli.....	65
4.4	Approche d'optimisation non linéaire .....	66
4.4.1	Étude de sensibilité.....	68
4.4.2	Couche de supervision.....	70
4.4.3	Couche d'optimisation .....	71
	Conclusion .....	72
	<b>Chapitre 5. Expériences et simulations .....</b>	<b>74</b>
5.1	Validation de la méthode d'estimation de la masse et de la pente.....	76

5.1.1	Masse du véhicule constante .....	76
5.1.1.1	Méthode d'optimisation avec le modèle ARX.....	77
5.1.1.2	Méthode d'optimisation avec le réseau de neurones .....	79
5.1.2	Méthode des moindres carrés récurrents.....	81
5.1.3	Validation pour une masse variable .....	82
5.1.3.1	Masse variable en utilisant le modèle ARX.....	83
5.1.3.2	Masse variable en utilisant le réseau de neurones.....	84
5.1.4	Validation pour une pente variable.....	86
5.1.4.1	Pente variable en utilisant le modèle ARX .....	86
5.1.4.2	Pente variable en utilisant le réseau de neurones .....	87
5.1.4.3	Estimation avec l'algorithme des moindres carrés récurrent .....	89
	Récapitulatif .....	90
5.2	Validation de la méthode de gestion d'énergie pour un véhicule électrique hybride.....	90
5.2.1	Validation du cycle de conduite optimal.....	91
5.2.2	Influence du changement de la masse sur les profils de puissance et d'énergie.....	92
5.2.3	Validation de la méthode de partage de puissance.....	94
5.2.3.1	Influence de la masse sur la méthode de partage de puissance.....	94
5.2.3.2	Influence du coût d'énergie sur la méthode de partage de puissance... ..	97
	Récapitulatif .....	98
5.3	Validation de la méthode de gestion d'énergie pour un véhicule électrique rechargeable .....	99
5.3.1	Influence de la vitesse et la direction du vent sur le scénario optimal .....	100
5.3.2	Influence de la dégradation initiale des batteries sur le scénario optimal.....	102
5.3.3	Influence de la contrainte de la durée du voyage sur le scénario optimal.....	103
5.3.4	Influence d'un changement de masse au cours du voyage sur le scénario optimal.....	105
5.3.5	Étude comparative avec un véhicule électrique commercial .....	107

Récapitulatif : .....	108
<b>Chapitre 6. Conclusion, discussions et perspectives .....</b>	<b>109</b>
Discussions .....	111
Perspectives .....	112
LISTE DES RÉFÉRENCES .....	113
ANNEXE.....	118

## LISTE DES FIGURES

Figure 1-1 Répartition des émissions de gaz à effet de serre par secteur économique, Canada, 2011 [4].....	1
Figure 3-1 Architecture du véhicule électrique hybride .....	28
Figure 3-2 Algorithme de la couche supérieure du système de gestion.....	36
Figure 3-3 Fonction d'hystérésis de la puissance de la pile .....	42
Figure 3-4 Influence de la variation de la vitesse du vent sur la puissance consommée ..	48
Figure 4-1 Influence de la variation de la vitesse du vent sur l'estimation de la masse....	59
Figure 4-2 Influence de la variation de la vitesse du vent sur l'estimation de la pente.....	60
Figure 4-3 Architecture de haut niveau d'un véhicule électrique .....	61
Figure 4-4 Diagramme de la machine à états.....	71
Figure 5-1 Le véhicule NÉMO de l'Institut de Recherche sur l'Hydrogène .....	75
Figure 5-2 Profil de vitesse du test (graphe a) et profil de la puissance mécanique calculée avec le modèle ARX (graphe b).....	78
Figure 5-3 Estimation avec la méthode d'optimisation en utilisant le modèle ARX: (a) masse réelle et estimée; (b) pente réelle et estimée.....	79
Figure 5-4 Profil de vitesse du test (graphe (a)) et profil de la puissance mécanique calculée avec le réseau de neurones (graphe (b)).....	80
Figure 5-5 Estimation avec la méthode d'optimisation en utilisant le réseau de neurones: (a) masse réelle et estimée; (b) pente réelle et estimée .....	81

Figure 5-6	Estimation avec la méthode des MCR: (a) masse réelle et estimée; (b) pente réelle et estimée.....	82
Figure 5-7	Estimation (cas d'une masse variable) avec le modèle ARX: masse réelle et estimée (graphe (a)); pente réelle et estimée (graphe (b)).....	84
Figure 5-8	Estimation (cas d'une masse variable) avec le réseau de neurones: masse réelle et estimée (graphe (a)); pente réelle et estimée (graphe (b)).....	85
Figure 5-9	Estimation (cas d'une pente variable) avec le modèle ARX: masse réelle et estimée (graphe (a)); pente réelle et estimée (graphe (b)).....	87
Figure 5-10	Estimation (cas d'une pente variable) avec le réseau de neurones: masse réelle et estimée (graphe (a)); pente réelle et estimée (graphe (b)).....	88
Figure 5-11	Estimation (cas d'une pente variable) avec l'algorithme des MCR.....	89
Figure 5-12	Validation du cycle de conduite.....	92
Figure 5-13	Puissance et énergie consommées: (a) profil de puissance; (b) profil d'énergie.....	93
Figure 5-14	Partage de puissance avec la masse par défaut.....	95
Figure 5-15	Partage de puissance avec la masse adaptative.....	96
Figure 5-16	Profondeur de décharge en fonction du coût.....	97
Figure 5-17	Résultats pour différentes vitesses et directions du vent.....	101
Figure 5-18	Résultats avec différentes usures initiales.....	103
Figure 5-19	Influence de la contrainte de la durée du voyage.....	104
Figure 5-20	Les différents évènements du test.....	105
Figure 5-21	Résultats avec changement de masse.....	106

## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3-1 Données de l'étude d'influence du vent sur la consommation de puissance ..	48
Tableau 4-1 Comparaison entre des approches d'optimisation non linéaires .....	66
Tableau 5-1 Paramètres de validation des algorithmes.....	75
Tableau 5-2 Paramètres supplémentaires pour la validation de l'algorithme d'estimation de la masse et de la pente.....	76
Tableau 5-3: Paramètres utilisés lors de la validation de la méthode de gestion pour les véhicules hybrides.....	94
Tableau 5-4 Résultats des planifications avec les deux méthodes.....	107

## CHAPITRE 1. INTRODUCTION

L'épuisement proche des sources d'énergie fossiles [1] et plus d'un milliard de véhicules terrestre en circulation dans le monde [2], sont deux facteurs qui ont rendu la recherche d'une source d'énergie alternative nécessaire. D'autre part, le secteur des transports est l'une des principales sources d'émission de gaz à effet de serre [3]. Selon les statistiques d'environnement Canada pour l'année 2011 (figure 1-1), le secteur de transport a dégagé 24% du total d'émission des gaz à effet de serre (GES) au Canada.

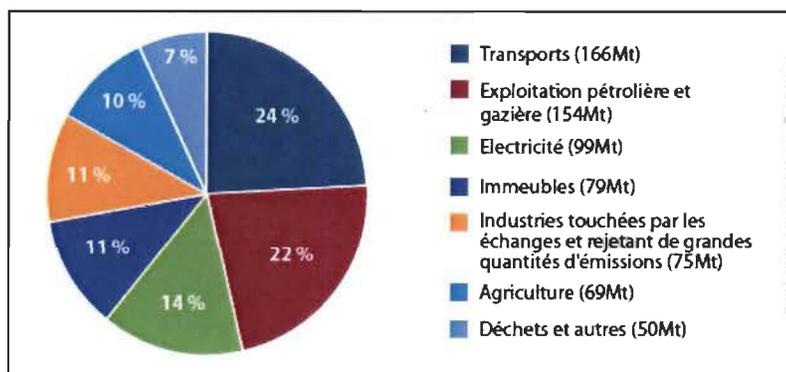


Figure 1-1 Répartition des émissions de gaz à effet de serre par secteur économique, Canada, 2011 [4]

Ainsi, la réduction de la consommation et de la dépendance aux énergies fossiles s'avèrent nécessaires.

L'électrification du groupe motopropulseur est une étape clé pour la réduction de ces émissions de gaz à effet de serre [5]. Ce type de véhicule est en totalité électrique et utilise des batteries rechargeables pour propulser un moteur électrique donc pas d'émission locale de gaz toxique dans l'air d'où l'appellation de véhicules électriques rechargeables « VER » ou aussi véhicules verts.

Toutefois, l'utilisation de batteries comme unique source d'énergie sur un véhicule soulève plusieurs défis qui doivent être abordés pour le rendre compétitif par rapport aux véhicules conventionnels à moteur à combustion interne. Parmi ces défauts: une plage de fonctionnement limitée, un long temps de recharge, une durée de vie limitée... [6].

Ainsi, deux approches essentielles d'extension de l'autonomie des véhicules électriques sont apparues : les bornes de recharges et l'hybridation.

L'hybridation consiste à combiner deux sources d'énergie et un seul type de propulsion ou deux types différents de propulsion (électrique et thermique) on parle dans ce cas de véhicule électrique hybride « VEH ». D'une part, combiner une deuxième source d'énergie est un moyen pratique d'étendre la plage de fonctionnement d'un véhicule électrique. Ainsi, l'efficacité globale du véhicule devient complètement liée au contrôle des flux de puissance entre chaque source d'énergie et le groupe motopropulseur [7, 8]. D'autre part, l'ajout d'un deuxième type de propulsion (thermique) permet soit de recharger les batteries, soit de fournir la puissance nécessaire pour propulser le véhicule afin d'obtenir plus d'autonomie tout en prévenant la décharge profonde des batteries.

La deuxième approche pour augmenter l'ergonomie et la plage de fonctionnement des VERs pendant de longs trajets est le déploiement à grande échelle de points de charge des batteries [9]. Cette approche permet d'augmenter l'autonomie des VERs sans avoir recours à l'installation d'une seconde source sur le véhicule, mais ses résultats restent limités à la disposition des bornes de recharge.

Ainsi, l'emploi de l'une ou de l'autre des deux approches d'extension d'autonomie au cours d'un long trajet ne peut pas réussir sans l'utilisation d'une méthode efficace et robuste de gestion d'énergie. Cette méthode permettra au système de propulsion du VER

d'avoir l'énergie des batteries manquante par l'intermédiaire des bornes de recharge et pour le VEH de cascader les deux sources d'énergie ou bien de partager la propulsion sur les différents systèmes de propulsion disponibles. Cependant, il est vrai que les véhicules électriques dans le marché sont équipés de telles méthodes, mais il y a encore des lacunes à résoudre et qui limitent leurs performances.

En effet, il est bien connu que la planification de la consommation d'énergie pour un long voyage est liée à des facteurs affectant la décharge des batteries : dynamique longitudinale du véhicule, paramètre d'inertie, principalement la masse, et les conditions de roulement telle que la vitesse du véhicule, la vitesse du vent, frottement des roues avec la route et la pente de la route. En plus, ces paramètres varient considérablement lors des voyages. Principalement, la masse qui est non seulement importante pour l'amélioration des performances des méthodes de gestion d'énergie, mais aussi pour des systèmes de freinage « ABS » et de correction de trajectoire « ESP », change selon la charge embarquée ce qui impose sa détermination en temps réel à chaque utilisation du véhicule. Par conséquent, l'estimation de la masse est une étape importante pour développer un système efficace de gestion d'énergie et son estimation en ligne est un défi vu qu'elle peut varier lorsque le véhicule s'arrête.

Dans ce mémoire, afin de proposer des améliorations pour les extensions d'énergie des VER et des VEH, deux méthodes de gestion d'énergie sont proposées. Les deux systèmes de gestions utilisent la dynamique longitudinale du véhicule électrique et un estimateur en ligne de la masse.

Dans la suite, une revue sur les véhicules électriques et l'hybridation sera présentée pour introduire le contexte de cette étude.

## **1.1 Véhicules électriques et hybridation**

De nouveaux types de carburant et sources d'énergie ont vu le jour et d'autres ont réapparu comme initiative pour donner des solutions aux dégâts que les véhicules thermiques causent et continuent à causer :

- Véhicules au gaz naturel ;
- Véhicules au biocarburant ;
- Véhicules hybrides (électrique-thermique) ;
- Véhicule à l'hydrogène ;
- Véhicules hybrides (totalement électrique).

Les véhicules au gaz naturel, au biocarburant et hybrides (électrique-thermique) utilisent des moteurs à combustion interne soit pour la propulsion du véhicule dans les deux premiers cas soit pour soutenir une source primaire électrique dans le troisième cas. Toutefois, le problème d'émission de GES et de dépendance au pétrole n'est pas totalement résolu, mais le pourcentage d'émission de gaz toxiques est inférieur à celui des véhicules thermiques conventionnels. Pour les véhicules à hydrogène, électriques et hybrides (totalement électrique), ils sont totalement électriques et donc « zéro émission locale » de GES.

### **1.1.1 Véhicules électriques**

Les véhicules électriques sont un ancien concept qui a vu le jour pour la première fois en 1834. À cette époque, le moteur électrique était un concurrent direct pour les moteurs à essence et à vapeur. À la moitié du 20<sup>ème</sup> siècle les véhicules à essence ont fini par exclure les véhicules électriques de la course. Il a fallu attendre le début du siècle

suivant pour repenser à l'idée d'utiliser ce type de véhicules dans le but de diminuer les effets négatifs du grand nombre de véhicules conventionnels.

### **1.1.2 Véhicules hybrides**

Il existe trois principales topologies d'hybridation : hybridation série, hybridation parallèle et hybridation série-parallèle:

- Hybridation série :

Le véhicule est propulsé uniquement par un moteur électrique. Ce moteur est alimenté par des batteries qui sont rechargées par une deuxième source d'énergie et un freinage régénératif. La seconde source peut être thermique ou électrique.

- Hybridation parallèle:

Si l'hybridation est électrique-thermique, les deux moteurs s'additionnent mécaniquement pour propulser le véhicule. Si l'hybridation est électrique-électrique, la puissance nécessaire pour propulser le véhicule est divisée entre les deux sources d'énergie selon leurs dimensions à l'aide d'un système de commande électrique.

- Hybridation série-parallèle:

Cette topologie combine les deux principales topologies citées précédemment.

En effet, si l'hybridation est électrique-thermique, un train épicycloïdale permet aux deux moteurs de tourner à différentes vitesses afin d'améliorer les performances du véhicule. Si l'hybridation est électrique-électrique, selon la méthode de gestion de l'énergie, le système de commande électrique sélectionne la topologie adéquate.

En partant de ces trois topologies, on peut concevoir d'autres plus complexes et plus spécifiques aux objectifs des constructeurs.

## 1.2 Problématique

De nos jours, on remarque de plus en plus de constructeurs automobiles qui s'intéressent aux véhicules verts. Leur but est de développer de nouvelles technologies pour rendre l'expérience des automobilistes plus facile. Plus les recherches avancent et plus les nouvelles générations de bornes de recharge ainsi que les nouvelles méthodes d'hybridation apparaissent pour proposer un remède à la restriction d'autonomie. Ces deux approches ont leurs avantages, mais en même temps ils ont leurs inconvénients.

Dans le cas des véhicules électriques rechargeables, le fait d'avoir qu'une seule source d'énergie embarquée rend les bornes de recharge la seule source d'extension d'énergie lors d'un long trajet. L'inconvénient de cette approche est le manque d'infrastructure et ainsi le conducteur peut manquer d'énergie au milieu du trajet sans trouver des bornes de recharge à proximité en plus du temps de recharge qui peut aller jusqu'à une heure.

D'autre part, il est vrai que l'hybridation permet d'étendre l'autonomie avec une seconde source embarquée sur le véhicule, mais le fait que l'une ou l'autre de ces sources ne soit pas encore dans son optimum ressort les défauts de cette approche. Le problème le plus marquant est le prix élevé de ce type de véhicule ce qui justifie leur faible pourcentage sur les routes. Un autre défaut majeur est lié à la gestion de l'énergie des différentes sources qui nécessite la prise en compte de l'influence des paramètres physiques du véhicule et de l'environnement. En effet, la masse qui est généralement utilisée dans des technologies de

conforts et de sécurité est absente dans les méthodes de gestion ou de partage de l'énergie. Ce point de faiblesse peut réduire les performances de la méthode de gestion ce qui entraîne une mauvaise planification du besoin énergétique et surtout endommager les batteries et ainsi réduire leurs durées de vie. En plus, la masse peut changer selon l'utilisation du véhicule et les divers capteurs installés sur un véhicule commercial permettent de mesurer différents paramètres tels que la vitesse de déplacement, le courant consommé, la tension des batteries, mais pas la masse de ce dernier. L'estimation en ligne de la masse est donc primordiale. En effet, le modèle longitudinal du véhicule traduit très bien la dynamique de ce dernier, mais le fait qu'il soit non linéaire réduit ses champs d'application pour déterminer la masse si l'approche d'estimation est linéaire. D'autre part, le couple moteur est une variable clé dans le modèle et considérer qu'il est toujours accessible et facile à déterminer manque de crédibilité vu que cela nécessite l'installation d'un capteur sur l'arbre moteur.

D'autres paramètres peuvent aussi intervenir dans les performances des méthodes de gestion de l'énergie telle que la pente de la route et la vitesse du vent. Ces paramètres influencent fortement la consommation de l'énergie et ils ne sont presque jamais pris en compte dans un tel contexte. Ainsi, la détermination de tous ces paramètres est nécessaire pour bien planifier la gestion de l'énergie.

De ce fait, il est clair que pour pouvoir améliorer les méthodes de gestion d'énergie, il faut tout d'abord connaître les paramètres qui y influencent. Ensuite, il faut que la méthode de gestion de l'énergie intègre les paramètres mesurés et non mesurés en limitant le nombre de capteurs et tout en prévenant la dégradation rapide des batteries.

### 1.3 Objectif

Ce projet de recherche propose une approche de gestion de l'énergie pour la grande famille des véhicules électriques. Cette approche doit assurer un bon rendement du véhicule tout en minimisant les coûts relatifs à l'énergie et l'usure des batteries. D'autre part, un algorithme d'estimation en ligne de la masse du véhicule doit être élaboré et intégré dans la gestion de l'énergie.

Ainsi, en référence à la problématique et le but du projet, les sous-objectifs de ce travail peuvent être définis comme suit :

- Utiliser une architecture d'hybridation peu chère pour le véhicule électrique hybride ;
- Élaborer un système économe de gestion d'énergie pour chaque type de véhicule capable de prévenir la décharge trop profonde des batteries et d'assurer une bonne autonomie ;
- Développer un algorithme d'estimation en ligne de la masse d'un véhicule électrique.

### 1.4 Méthodologie

Au cours de ce travail de maîtrise, on commencera tout d'abord par déterminer les différents facteurs qui influencent la consommation de l'énergie et qui sont nécessaires dans une méthode de gestion. Cette tâche nous permettra de mieux comprendre la dynamique des véhicules et d'extraire les bases des méthodes de gestion à développer.

Ensuite, une première recherche bibliographique nous permettra de relever les manques dans les anciens travaux de deux volets. Le premier étant destiné aux méthodes de

gestion d'énergie des véhicules hybrides. Le second pour la gestion d'énergie des véhicules électriques rechargeables. Une deuxième recherche bibliographique sera faite pour déterminer les différentes méthodes et approches d'estimation en ligne de la masse et déterminer les manques dans les études antérieures.

Compte tenu des résultats de l'analyse bibliographique, on développera un algorithme d'estimation de la masse d'un véhicule électrique utilisant le minimum de capteurs possible.

En utilisant la méthode d'estimation élaborée, on développera, en premier temps, une méthode de gestion d'énergie pour les véhicules hybrides et on la validera par des simulations en utilisant des données expérimentales.

Ultérieurement, on étudiera l'influence d'autres paramètres sur la consommation de l'énergie pour les prendre en considération dans le système de gestion d'énergie des véhicules électriques rechargeables dans un deuxième temps.

Comme suite à l'étape précédente, on développera une méthode de gestion d'énergie d'un véhicule électrique rechargeable utilisant un estimateur en ligne de la masse et qui prend en considération la vitesse du vent.

Finalement, on validera la deuxième méthode de gestion par simulation en utilisant des données réelles et on analysera les résultats.

## **1.6 Structure du mémoire**

La structure de ce mémoire est comme suit : le premier chapitre a été consacré à l'introduction générale du contexte du sujet de recherche, la présentation de la problématique, l'objectif du travail de recherche, la méthodologie et un aperçu sur les

véhicules électriques rechargeables et hybrides. La revue bibliographique sera présentée dans le deuxième chapitre. Le chapitre 3 présentera les méthodes de gestion d'énergie élaborées. Une méthode d'estimation de la masse et de la pente d'un véhicule électrique sera énoncée dans le quatrième chapitre. Dans le cinquième chapitre, nous présenterons les résultats de validation des différents algorithmes développés dans ce travail. On finira ce document par la conclusion générale, discussions et les perspectives dans le chapitre 6.

Rapport-Gratuit.com

## **CHAPITRE 2. REVUE DE LITTÉRATURE**

Afin de bien maîtriser le sujet de ce travail, une recherche bibliographique est indispensable. En effet, cette tâche qui présente la case de départ de tout travail de recherche permet d'analyser des travaux déjà réalisés dans le domaine considéré et chercher les manques dans ces études. Lors de cette phase, différents types de travaux ont été analysés : des articles de revue, des articles de conférence, des mémoires, des thèses et des brevets.

Une première revue de littérature nous a permis de diviser le sujet de ce travail de maîtrise en trois parties essentielles. En effet, la différence au niveau de l'architecture du véhicule et le type des sources embarqué nous a permis de déterminer les deux premières branches de la revue bibliographique tel que montré dans [10] à savoir véhicules électriques hybrides et véhicules électriques rechargeables. Cette classification nous a permis de mieux entourer la problématique de gestion d'énergie tout en mettant l'accent sur les paramètres qui influencent le plus chacune des méthodes de gestion d'énergie.

En analysant de plus en plus d'études, l'absence de l'estimation en ligne de la masse et son importance dans l'amélioration des méthodes de gestion d'énergie s'est mise en évidence. Pour cela, une troisième partie de la revue de littérature a été dédiée au problème d'estimation en ligne de la masse sur un véhicule électrique.

Ainsi, pour faciliter la compréhension de cette partie, ce chapitre sera divisé selon les parties citées précédemment :

- Revue de littérature sur les méthodes de gestion d'énergie des véhicules électriques hybrides

- Revue de littérature sur les méthodes de gestion d'énergie des véhicules électriques à batteries
- Revue de littérature sur les méthodes d'estimation de la masse

## **2.1 Revue de littérature sur les méthodes de gestion d'énergie des véhicules électriques hybrides**

Les améliorations dans l'économie de carburant pour les véhicules hybrides et les émissions de gaz dépendent essentiellement de la stratégie de gestion d'énergie [11]. En effet, l'hybridation est apparue comme une approche d'extension de l'autonomie des véhicules électriques et de la durée de vie des batteries [6]. Cette approche consiste à ajouter, selon le type d'hybridation adopté, une source secondaire pour fournir l'énergie nécessaire pour recharger les batteries ou pour propulser le véhicule.

Ainsi dans le cas d'un véhicule à propulsion électrique, on trouve différentes combinaisons : source principale électrique (principalement un pack de batteries) et une source secondaire qui peut être soit thermique (moteur à combustion interne...) soit électrique (pack de batteries, pile à combustible, supercondensateurs...) [12, 13].

L'étude [1] a présenté un état de l'art des systèmes de stockage d'énergie des véhicules électriques, hybrides électriques, à pile à combustible et hybrides électriques rechargeables. Pile à combustible, groupe électrogène, supercondensateur et batteries sont les systèmes énergétiques les plus fréquemment rapportés. En effet, les batteries présentent une source d'énergie pas chère ayant une grande densité énergétique, une fiabilité élevée et une taille compacte qui facilite leur installation sur les véhicules. Cependant, les majeurs désavantages de cette technologie sont la restriction de la durée de vie et la dégradation du

rendement quand elles sont trop déchargées. Elles sont généralement utilisées comme source principale d'énergie vu la possibilité d'avoir un pack de batteries. Les supercondensateurs sont utilisés comme source secondaire. Ils stockent l'énergie en séparant physiquement les charges positives et les charges négatives. Contrairement aux batteries, ils ont une longue durée de vie, mais leur densité énergétique est très faible. Cependant, ils sont capables de bien récupérer l'électricité à partir de la régénération et aussi fournir rapidement la puissance lors des phases d'accélération. Les piles à combustible (PAC) génèrent l'électricité à partir d'un carburant qui est généralement l'hydrogène. Elles sont utilisées comme source principale ou secondaire grâce à leurs multiples avantages tels que l'importante efficacité de conversion de l'hydrogène en énergie électrique, aucune émission de gaz toxique, fiabilité et durabilité élevées. Les désavantages de cette technologie sont essentiellement son prix très élevé et la nécessité d'un réservoir adapté pour stocker l'hydrogène.

Comme on peut le constater, il existe différentes sources d'énergie, mais aucune d'entre elles n'est capable de fournir toute l'énergie de propulsion pour de longs trajets. Ainsi, dans la littérature, on trouve plusieurs méthodes de gestion et de partage de l'énergie électrique utilisant différentes approches qui ont pour but la bonne utilisation des sources afin d'étendre l'autonomie des véhicules électriques hybrides.

- Approche basée sur la logique floue :

Une méthode de gestion d'énergie basée sur la logique floue et combinant une pile à combustible comme source et des batteries et des supercondensateurs comme dispositifs de stockage d'énergie a été proposée dans [14]. La méthode consiste à améliorer le rendement de la pile et elle a permis de gérer différentes sources d'énergie. Néanmoins, les

modèles utilisés pour déterminer et prédire les états de charge des batteries et l'énergie des supercondensateurs ne sont pas précises et ne prennent pas en considération les conditions de fonctionnement futures. D'autre part, la validation de la méthode de gestion a été faite sur un banc d'essai qui ne traduit pas le cas réel d'un véhicule et donc toutes les sources de perturbations ont été éliminées.

Une autre méthode de gestion d'énergie basée sur la logique floue pour un contrôle de la puissance de régénération dans un véhicule hybride équipé par une pile à combustible et un pack de batteries nickel-métal-hydrure (Ni-MH) a été présenté dans [15]. La validation de cette méthode a été faite par simulation et en utilisant Matlab/Simulink. Les résultats ont montré que l'utilisation de cette stratégie augmente l'énergie régénérée dans les batteries, mais l'utilisation d'un modèle du véhicule présenté dans Matlab/Simulink réduit la validité externe des résultats (ne traduit pas le cas réel).

- Approche d'optimisation :

Une hybridation à trois composants a été proposée dans l'étude [16] : une pile à combustible, batteries et des supercondensateurs. Une stratégie de contrôle actif du flux de puissance de chaque source d'énergie basée sur la théorie de la commande optimale a été proposée. Dans le même contexte, la référence [17] traite le problème de gestion d'énergie dans les véhicules électriques hybrides à pile à combustible rechargeable en utilisant une méthode de partage de puissance et en utilisant le modèle longitudinal d'un petit véhicule. Cependant, dans ces deux études, les auteurs considèrent que la demande de puissance future est connue à l'avance et que la charge du véhicule, qui est connue au départ, ne va pas changer lors du voyage. Une autre méthode de gestion d'énergie pour les véhicules électriques à hybridation parallèle utilisant les informations sur les trajets à effectuer a été

proposée dans [18]. Cette méthode consiste à contrôler en temps réel une approche d'optimisation de la consommation d'énergie en assurant un maintien de l'état de charge des batteries à un niveau désiré. Les résultats de cette méthode sont intéressants. Cependant, le couple moteur est considéré comme connu dans cette étude; or la détermination de ce paramètre nécessite l'installation d'un capteur de couple. Dans le cas de cette étude, la validation a été faite sur un banc d'essai ce qui facilite l'installation de ce genre de capteur, mais ce n'est pas le cas sur un véhicule réel.

D'autres approches sont présentées par [11] et [19].

La plupart de ces travaux supposent que la demande de puissance du conducteur du véhicule est connue. Toutefois, le pilote dispose d'un signal de commande à l'aide de la pédale d'accélération du véhicule. Une façon de déterminer la demande de puissance correspondante est d'utiliser la dynamique longitudinale du véhicule qui considère que la masse et d'autres paramètres physiques (le coefficient de résistance au roulement, la pente de la route, la densité de l'air, la surface frontale du véhicule et coefficient de traînée aérodynamique) comme étant connu au préalable. Alors que certains de ces paramètres peuvent être supposés comme des valeurs constantes, la masse du véhicule ainsi que la pente de la route peuvent changer pendant le voyage.

## **2.2 Revue de littérature sur les méthodes de gestion d'énergie des véhicules électriques à batteries**

Le thème de la gestion d'énergie des véhicules électriques à batteries est rarement présent dans la littérature. La plupart des études sont faites sur l'amélioration des performances des batteries ou l'optimisation du temps de recharge, mais sur un véhicule

électrique où plusieurs composants électriques avec différentes dynamiques sont installés, les résultats de ces améliorations sont limités et n'affectent pas profondément le problème de l'extension de l'autonomie.

Une hypothèse presque générale dans la majorité de ces études est de supposer que les batteries sont complètement chargées au début du voyage et elles sont déchargées jusqu'à la fin du voyage. En effet, l'étude [20] a présenté une stratégie de gestion de l'énergie afin d'améliorer la durée de vie de la batterie en lissant le courant de décharge de la batterie. Les résultats obtenus par simulation ont montré que l'algorithme permet de réduire les pertes au niveau de la résistance interne des cellules de la batterie, mais il n'est pas suffisant pour accroître l'autonomie des véhicules électriques. D'autre part, un modèle de batterie RC de second ordre pour inspecter l'état interne de la batterie afin d'améliorer l'efficacité du système de gestion de cette dernière a été défini dans [21]. L'erreur entre les valeurs obtenues en utilisant le modèle mis au point et les valeurs de mesure est faible et le modèle peut donner une idée suffisante de l'état interne de la batterie, mais cette étude se limite à ce point et n'étudie pas l'influence de l'utilisation de ce modèle sur l'autonomie des véhicules électriques. De plus, l'article [22] a proposé un système de gestion de la batterie basé sur trois modules « module de protection de la batterie, module d'égalisation de batterie et module de gestion de données de la batterie » en utilisant différents paramètres physiques comme l'état de charge, la température, le courant de décharge, la tension des batteries et la vitesse de rotation du moteur. La validation de la méthode a présenté de bons résultats et elle est capable d'étendre la durée de vie des batteries, mais l'application de cette étude ne permet pas d'étendre l'autonomie du véhicule.

Un autre type de systèmes de gestion de l'énergie qui peut être trouvé dans la littérature est la gestion de la recharge des batteries lorsque le véhicule est déjà arrêté dans la station de charge. En effet, dans la référence [23], les auteurs ont étudié l'utilisation de micros réseau intelligents et des sources d'énergie renouvelables dans la recharge des batteries de véhicules électriques avec différentes politiques pour servir de nombreux véhicules avec différentes sources d'énergie dans le même temps et accélérer le processus de charge. Cette étude peut être un point de départ pour un système de gestion d'énergie des véhicules électriques à batterie en planifiant les arrêts à plusieurs bornes.

Les études rapportées peuvent aider à améliorer les performances des batteries et à réduire le temps d'attente pour le chargement, mais ils ne donnent pas une solution efficace pour résoudre le problème de l'autonomie des VEB. En fait, pour un long trajet, le conducteur doit s'arrêter et recharger les batteries afin d'avoir l'énergie suffisante pour arriver à sa destination. Il est donc indispensable de déterminer quand et où le véhicule doit s'arrêter, compte tenu de la longue durée de recharge (environ 1 heure) et d'un certain nombre de contraintes opérationnelles telles que la durée totale du voyage, le coût de l'énergie et de la dégradation des batteries qui est liée à la profondeur de décharge. Ces points seront traités dans la méthode de planification d'énergie qui sera développée dans la suite de ce travail.

### **2.3 Revue de littérature sur les méthodes d'estimation de la masse**

L'estimation de la masse dans le cadre de la gestion de l'énergie des véhicules électrique n'a pas été pleinement prise en compte dans la littérature. Elle devient une étape clé vers un système robuste de planification d'énergie. Dans les études, on trouve

généralement un couplage entre l'estimation de la masse et de la pente. En effet, plusieurs méthodes d'estimation de la masse et de la pente de la route ont été rapportées dans la littérature et peuvent être classées en deux catégories [24]: recherche d'évènements « Event-seeking » et calcul de la moyenne « Averaging ». Chacune de ces catégories peut être subdivisée en deux sous-catégories : estimation simultanée de la masse et de la pente et estimation uniquement de la masse en utilisant des mesures de la pente.

Pour ces estimations, différents modèles dynamiques de véhicules ont été utilisés : la dynamique d'un groupe motopropulseur, la dynamique longitudinale, la dynamique de suspension [25]...

- Recherche d'évènements :

Les méthodes basées sur les événements cherchent les conditions de conduite qui assurent une excitation suffisante pour l'estimation de la masse ou de la pente de la route : le travail [24] a étudié différents algorithmes d'estimation de masse et les classifie selon la dynamique qu'ils utilisent et le type de l'algorithme. Un système composé par un algorithme de supervision qui recherche les manœuvres où les dynamiques d'inertie dominant le mouvement du véhicule et fournit les données résultantes a été proposé. Cependant, les conclusions qu'on peut tirer de cette étude sont que premièrement, la dynamique d'inertie domine le comportement longitudinal du véhicule à des fréquences croissantes. Deuxièmement, la convergence de la valeur estimée dépend de la persistance de l'excitation qui à son tour dépend généralement de l'agressivité du conducteur. Troisièmement, l'estimation de la masse n'est pas influencée par le changement de la pente et finalement, la valeur estimée converge vers la valeur réelle avec du retard et de l'erreur.

Dans le même contexte, [26] a estimé simultanément et en ligne la masse du véhicule et la pente du terrain avec un contrôle actif du couple moteur par l'intermédiaire d'un modèle prédictif de contrôle. Dans cette étude, le couple moteur est supposé connu. Cependant, la détermination de ce paramètre nécessite l'intégration d'un capteur de couple qui nécessite l'intervention sur l'arbre moteur et qui fournit des données bruitées lesquels vont influencer la précision des résultats.

Dans le même contexte, deux méthodes pour déterminer la pente du terrain en utilisant un GPS, utiliser une seule antenne et utiliser deux antennes, ont été élaborées dans [27]. Ces deux algorithmes sont ensuite implémentés pour les utiliser avec les informations du couple moteur qui est supposé connu afin d'estimer la masse, le coefficient de résistance au roulement et le coefficient aérodynamique de la pente. On peut dégager trois conclusions de cette étude. D'abord, l'estimation de la masse avec une erreur de 5% est possible avec ce type d'algorithme, mais avoir une erreur d'estimation de 2% est possible si une certaine estimation de l'efficacité globale est disponible. Ensuite, sans informations sur la pente de la route, l'estimation des paramètres du véhicule à l'aide de cette méthode contient un niveau inacceptable d'erreur de commande. Finalement, les valeurs estimées des coefficients de résistance au roulement et aérodynamique de la pente ne convergent pas vers la vraie valeur, car il est difficile de séparer les deux paramètres pendant que le véhicule fonctionne dans une plage de vitesse restreinte.

Le brevet [28] présente un système pour estimer la masse d'un véhicule à moteur à combustion interne et incluant un circuit de contrôle pour déterminer un signal instantané d'accélération et une force motrice instantanée du véhicule. La méthode d'estimation proposée repose sur la dynamique longitudinale du véhicule et utilise un circuit de contrôle

et un capteur de vitesse pour estimer la masse selon le rapport de vitesse. En effet, cette méthode détermine la force motrice délivrée par le moteur et par la suite estime la masse du véhicule relativement à cette force. Ainsi cette méthode peut être un point de départ pour l'estimateur de la masse et de la pente qui va être développé dans ce travail.

Finalement, l'étude [29] a suggéré un algorithme d'estimation de la masse d'un véhicule pour des situations de conduite variables. L'algorithme intégré comprend deux sous-estimations basées sur la dynamique longitudinale et la dynamique de roulement. Le premier algorithme est conçu en utilisant la dynamique longitudinale et un système récursif des moindres carrés et le second algorithme est conçu en utilisant la dynamique de roulement avec le schéma d'adaptation et la méthode récursive des moindres carrés. Le point faible de ces deux algorithmes est l'utilisation du couple moteur comme donnée pour l'estimation qui a été validée par simulation sans prendre en considération les sources de perturbation dans le cas d'un véhicule réel.

- Calcul de la moyenne :

Contrairement à l'approche de recherche d'événements, la méthode de calcul de la moyenne surveille en permanence la dynamique du véhicule afin d'estimer directement la masse et la pente de la route utilisant la méthode récursive des moindres carrés ou le filtre de KALMAN ou des estimateurs non linéaires ou autres outils.

En effet, les études [30-32] ont présenté une estimation simultanée, directe et en ligne de la masse d'un véhicule et de la pente de la route en utilisant la méthode des moindres carrée avec plusieurs facteurs d'oubli pour éliminer le problème de différence de taux de variation des paramètres. Les résultats de cette méthode sont proches des vraies valeurs vu que ces études traitent aussi le problème de perturbation au niveau du

changement de rapport de vitesse. Cependant, pour estimer la masse et la pente, le modèle longitudinal du véhicule a été linéarisé vu que l'algorithme utilisé est linéaire ce qui augmente la sensibilité de ce dernier au bruit et ne permet pas de suivre parfaitement les variations de la dynamique du véhicule. D'autre part, le couple moteur est supposé connu et est utilisé comme donnée pour l'estimation.

Une comparaison entre l'algorithme des MCR à multiples facteurs d'oubli et un système à deux étages qui cascade un estimateur non linéaire « Lyapunov-based nonlinear estimator » et un schéma récursif des moindres carrés a été fait dans [33]. Puis ces algorithmes ont été modifiés pour améliorer leurs performances afin d'obtenir deux algorithmes capables de bien estimer la masse du véhicule et la pente du terrain. D'après les résultats de cette étude, on peut dégager trois principaux points pour améliorer la première partie qui estime la masse. Le premier point est d'utiliser un filtre pour éliminer l'effet du bruit. Le deuxième point est de stopper l'estimation pendant le freinage et le changement du rapport de vitesse. Le troisième point est de réinitialiser la matrice de covariance à chaque parcours. Dans une autre étude [34], un algorithme des MCR a été utilisé pour l'estimation de la masse du véhicule, basé sur un modèle dynamique du véhicule longitudinal en considérant que le bruit est non seulement examiné au niveau des modèles de sortie, mais aussi au niveau des modèles d'entrée et donc ils utilisent une formulation de l'erreur sur les variables d'entrée avec un modèle des moindres carrés total (Total Least Squares). La validation de l'algorithme a montré que la masse estimée est proche de la vraie valeur mais, semblablement aux études présentées avant, cette étude utilise la force de traction (déduite du couple moteur) qui est supposée connue comme donnée pour la simulation. Dans le même contexte, les auteurs de l'étude [35] ont estimé simultanément la

masse du véhicule et la pente du terrain par l'utilisation d'un filtre de KALMAN. Puis utilisent cet algorithme pour comparer les résultats de l'estimation des deux paramètres ensemble et l'estimation de la masse seulement. Comme résultats, lors de la simulation, pour un changement de la pente par « step » la masse estimée converge vers la valeur actuelle avec une erreur de 8% et la pente estimée converge vers la valeur actuelle avec une erreur quadratique moyenne de 0.1 degré. Pour l'estimation de la masse seule, l'erreur d'estimation est inférieure, mais la durée que la valeur estimée prend pour converger est plus longue. Finalement, une méthode d'estimation en ligne la masse d'un véhicule hors circuit en utilisant les mesures de l'accélération de la masse suspendue et non suspendue a été présentée dans [36]. Cependant, cette méthode nécessite des excitations pour rendre l'accélération de la masse non suspendue mesurée pour qu'elle devienne une entrée connue de l'estimateur.

- Estimateur non linéaire et combinaison de différents types d'estimation :

On trouve aussi le cas de l'estimation à l'aide d'un estimateur non linéaire. Dans l'étude [37], un algorithme basé sur un observateur a été développé. Cet algorithme permet d'identifier des paramètres dans le système de suspension actif des véhicules. Ensuite, une version adaptative de cet observateur a été proposée pour déterminer la masse suspendue d'un véhicule. La validation de cette étude a été faite sur un banc d'essai de suspension de voiture et la masse estimée est proche de la vraie valeur. Cependant, cet algorithme qui est sensible à la variation de la masse suspendue peut ne pas donner de bons résultats si la profil de la route change brusquement (bosse de ralentissement) ou à cause des défauts et des fissures dans l'asphalte.

Dans une autre étude [38], une nouvelle conception adaptative d'un observateur non linéaire pour estimer la masse du véhicule, la pente de la route et le coefficient de friction en utilisant uniquement la vitesse du véhicule et le couple moteur a été proposée. L'algorithme présenté dispose d'un terme mode de glissement pour assurer la convergence rapide et robuste de l'estimation en présence d'excitation persistante, un observateur adaptatif et puis l'analyse se fait à l'aide de la théorie de Lyapunov. Mais la méthode qui est présentée dans cette étude n'est pas assez performante. En effet, en la comparant avec un ancien algorithme proposé dans une étude antérieure, on remarque une différence remarquable au niveau de l'erreur absolue. En plus, les valeurs estimées sont loin des vraies valeurs.

Il existe aussi des algorithmes qui combinent deux types d'estimation qui est le cas de [39] qui utilise un système à deux étages pour estimer la masse du véhicule et la pente de la route. Le premier étage est un algorithme des MCR standard qui estime la masse et une valeur constante de la pente et le deuxième étage est constitué par un estimateur non linéaire pour donner avec plus de précision l'estimation de la pente de la route. En fait, les résultats de la simulation de cette méthode ont montré que les valeurs estimées convergent vers les vraies valeurs avec un retard et une erreur. D'autre part, les auteurs ont supposé que la vitesse angulaire et le couple moteur sont mesurables. Cette hypothèse est la même qu'on trouve dans la majorité des études décrites précédemment.

L'analyse qui a été faite dans cette partie nous a permis de ressortir les manques dans la littérature. En effet, considérer une vitesse du vent nulle est une hypothèse considérée dans toutes les études. Cette hypothèse exclut un paramètre stochastique qui influence remarquablement la dynamique du véhicule. Un autre point commun entre la

majorité des études reportées avant est l'utilisation du couple moteur comme une donnée pour l'estimation des paramètres. Cette utilisation présente un problème qui est lié à la complexité de l'installation d'un capteur de couple sur l'arbre moteur. Utiliser un « look up table » est une solution qui est appliquée de nos jours pour éviter l'utilisation d'un capteur. Cependant, la précision de cette approche reste limitée vu l'incertitude au niveau de l'interpolation des valeurs du couple. De plus, le modèle longitudinal du véhicule est non linéaire et donc il est plus judicieux d'utiliser une approche d'optimisation non linéaire pour déterminer les paramètres au lieu de linéariser le modèle surtout en présence de perturbation sur les données d'estimation. Dans le contexte de cette étude, l'estimation de la masse est dédiée aux véhicules électriques. Ainsi, l'utilisation de la puissance électrique qui est facile à lire permet d'avoir les informations nécessaires sans aucune intervention au niveau du moteur.

Finalement, les points qu'on vient de citer seront les bases de départ pour le développement d'une méthode d'estimation en ligne de la masse et de la pente dans la suite de ce travail.

### **Conclusion :**

L'étude bibliographique des différents composants du problème à traiter nous a permis de délimiter les différents axes du sujet de recherche ainsi que les lacunes dans les études qui sont déjà faites.

En effet, la recherche bibliographique sur les méthodes de gestion d'énergie pour les véhicules électriques hybrides a démontré différentes façons de gestions avec différentes topologies d'hybridation. On a aussi déterminé les manques à traiter dans la

méthode à proposer surtout au niveau de la détermination de la consommation énergétique future.

Concernant les véhicules électriques rechargeables, la planification de l'énergie n'est pas traitée dans la littérature et les études existantes se sont focalisées sur l'extension de la durée de vie des batteries. Ainsi, cette partie du travail va être focalisée sur l'élaboration d'une méthode d'extension de l'autonomie d'un véhicule rechargeable par la planification des arrêts.

Contrairement à cette dernière, l'estimation en ligne de la masse et de la pente de la route a été beaucoup traitée auparavant. Éviter d'utiliser le couple moteur comme une donnée de l'estimation et utiliser une approche d'optimisation non linéaire seront les principaux piliers de la méthode à développer.

## **CHAPITRE 3. MÉTHODES DE GESTION D'ÉNERGIE**

Pour atteindre l'objectif spécifique de cette étude, deux méthodes de gestion d'énergie qui ont la même base de fonctionnement mais qui diffèrent selon l'architecture du véhicule et les sources d'énergie ont été élaborées. La première est destinée pour les véhicules électriques hybrides et la seconde pour les véhicules électriques rechargeables.

### **3.1 Méthode de gestion d'énergie et de répartition de puissance pour un véhicule électrique hybride**

Les concepteurs des véhicules électriques hybrides sont entre le marteau et l'enclume dans leur course d'amélioration des performances de cette technologie. En effet, il est vrai qu'un véhicule électrique à batteries n'est pas très efficace et surtout pour de longs trajets. Ainsi, afin de garder l'atout de ce type de véhicules en éliminant complètement l'utilisation de source fossile sur le véhicule, un vecteur énergétique tel que l'hydrogène a préoccupé la communauté de la recherche [40]. L'hydrogène a l'une des densités d'énergie les plus élevées par poids et peut être utilisé dans la pile à combustible pour produire de l'électricité ou brûlé dans un moteur à combustion interne pour générer directement le couple de propulsion [41]. Certains véhicules hybrides rechargeables avec de l'hydrogène comme vecteur d'énergie ont été proposés dans la littérature [14, 15, 42]. Le VEH à pile à combustible (FCHEV) a reçu plus d'attention que celle reçue par les véhicules à moteur à hydrogène. Dans cette étude, on a choisi d'utiliser la pile à combustible comme source secondaire. Cependant, utiliser une deuxième source électrique indépendante aux ressources pétrolières et n'émettant pas de gaz à effet de serre permet de fournir un plus

d'autonomie aux utilisateurs, mais en contrepartie le prix du véhicule augmente considérablement. Ainsi, il y a un conflit à surpasser entre l'amélioration des performances et le prix de revient du véhicule.

Afin de trouver une solution qui satisfait les deux critères (performances et prix), une des solutions qu'on a trouvées consiste à utiliser un pack de batteries comme source principale qui fournit l'énergie nécessaire pour la propulsion du véhicule et une pile à combustible de moyenne puissance qui permet de recharger les batteries selon une méthode de gestion adéquate. Cette méthode sera présentée dans la suite de ce chapitre.

### **3.1.1 Problématique de gestion d'énergie**

L'utilisation d'une source secondaire d'appoint nécessite une méthode de gestion d'énergie robuste pour ne pas trop décharger les batteries. En effet, dans la littérature, plusieurs études supposent que les deux sources d'énergie ont la même puissance. Dans ce cas, la gestion de l'énergie est plus facile vu que la méthode « charge-depleting charge-sustaining » est facile à utiliser. En fait, cette méthode consiste à utiliser la source primaire seule pour propulser le véhicule et quand l'énergie de cette dernière atteint une valeur minimale de son état de charge, la deuxième source prend la relève. Pour une source secondaire de moyenne puissance, cette méthode ne peut pas être appliquée, car la seconde source n'est pas capable de fournir la puissance nécessaire à la propulsion du véhicule. La meilleure façon d'utiliser cette topologie consiste à les faire fonctionner ensemble pendant une période de temps bien précise. Ainsi, il revient à prédire la date de démarrage, qui est directement liée à la demande de puissance, de la source d'appoint (secondaire) afin de soutenir les batteries et éviter de les décharger profondément. Cependant, dans la littérature,

la plupart des études qui traitent le sujet de gestion d'énergie des véhicules hybrides supposent que la demande de puissance est connue au paravant. Réellement, c'est le conducteur qui donne le signal de commande à l'aide de la pédale d'accélération du véhicule. Une façon de bien estimer la demande de puissance correspondante est d'utiliser la dynamique longitudinale du véhicule.

### 3.1.2 Description de l'architecture du véhicule électrique hybride à pile à combustible

L'architecture du véhicule électrique hybride utilisée dans cette étude peut être présentée par la figure 3-1.

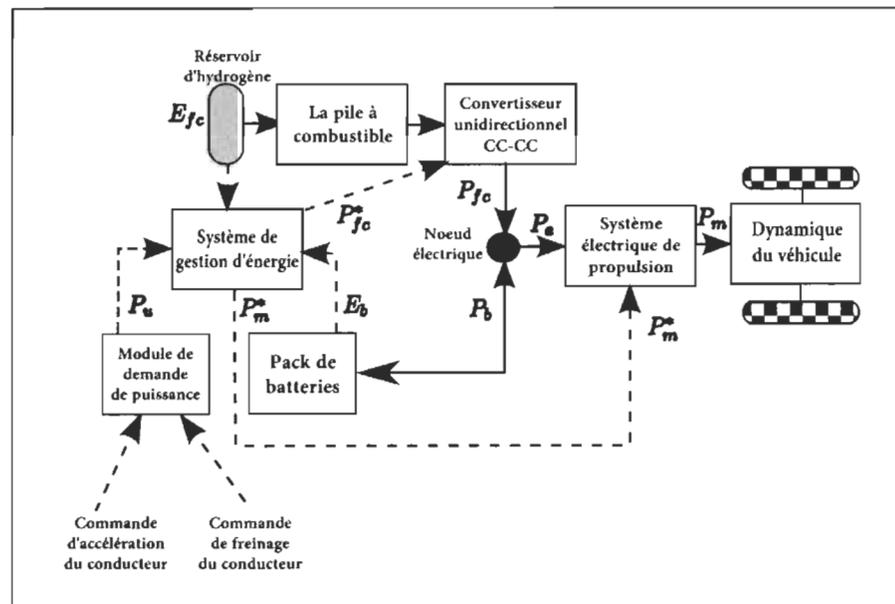


Figure 3-1 Architecture du véhicule électrique hybride

La topologie série est utilisée et donc, si les batteries sont bien dimensionnées, la pile à combustible ne suit pas précisément la dynamique de la demande de puissance du

conducteur. En outre, avec cette topologie, la pile à combustible peut être réglée de manière optimale pour fournir la puissance en cas de demande.

On considère que le sous-système comprenant le convertisseur unidirectionnel courant continu-courant continu (CC-CC) et la pile à combustible représente la source d'énergie à pile à combustible. Le conducteur dispose de deux différents signaux : les commandes de freinage et d'accélération. En tenant ces signaux en compte, le module de demande de puissance génère la demande de puissance mécanique correspondante  $P_u$  qui est interprétée comme la puissance mécanique souhaitée lors d'un voyage et l'envoi au système de gestion d'énergie (SGE). En plus, le SGE reçoit l'énergie de l'hydrogène stocké  $E_{fc}$ , l'énergie disponible dans le pack de batteries  $E_b$ , les différentes cartes d'efficacité de la source de puissance (non représenté sur la figure 3-1) et le ratio des coûts hydrogène/électricité (le coût de 1 kWh d'hydrogène divisé par le coût de 1 kWh d'électricité). En tenant compte de toutes ces informations et étant donné que la masse du véhicule  $M$  peut varier au cours du voyage, le rôle du SGE est de trouver la répartition la plus appropriée de puissance  $P_u$  en fournissant la commande optimale de la puissance de référence de pile à combustible  $P_{fc}^*$  et la commande de puissance de référence du système de propulsion  $P_m^*$ . Le convertisseur CC-CC est chargé de fournir la puissance  $P_{fc}$  qui correspond à  $P_{fc}^*$ . D'autre part, le contrôleur du système de propulsion (non représenté sur la figure 3-1) génère la puissance mécanique  $P_m$  du véhicule en utilisant la commande de référence  $P_m^*$ .  $P_m$  représente la puissance des batteries : une valeur positive indique que les batteries fournissent du courant électrique tandis qu'une valeur négative indique qu'elles se rechargent.

Dans la suite de ce chapitre, on va considérer l'architecture à deux couches proposée dans [43] et dans laquelle la couche supérieure est responsable du profil d'énergie globalement optimale pendant le trajet, tandis que le rôle de la couche inférieure consiste à répartir la demande de puissance de telle sorte que la consommation d'énergie du véhicule suive ce profil globalement optimal.

### 3.1.3 Modèles longitudinal et électrique d'un véhicule électrique hybride à pile à combustible

La dynamique longitudinale d'un véhicule est sujette à plusieurs facteurs physiques que la vitesse et le couple moteur sont les plus dominants. En effet, le couple moteur fournit la force motrice qui propulse le véhicule pour vaincre les forces résistantes dues au frottement des roues avec la route, l'aérodynamisme du véhicule et la pente du terrain.

On suppose que, pour cette partie, la vitesse du vent est négligée dans la dynamique du véhicule.

Ainsi, admettant que le couple moteur est totalement transmis aux roues, le modèle longitudinal du véhicule est défini par l'équation (3.1) et la puissance mécanique correspondante par l'équation (3.2) à l'instant  $k$  :

$$F_m(k) - F_{fb}(k) = M\dot{V}_c(k) + F_{aero}(k) + F_{grade}(k) \quad (3.1)$$

$$P_m(k) = (F_m(k) - F_{fb}(k))V_c(k) \quad (3.2)$$

Avec :

$$F_m(k) = \frac{T_m(k)}{r_g} \quad (3.3)$$

- $F_m$  : La force motrice
- $T_m$  : Le couple moteur
- $r_g$  : Le rayon de la roue ( $r_w$ ) divisé par le rapport de transmission total ( $G_d$ )
- $F_{fb}$  : La force de freinage
- $0 \leq k \leq N$  où  $N$  présente le nombre d'échantillons dans un cycle de conduite donné.
- $F_{aero}(k) = \frac{1}{2} C_d \rho A V_c^2(k)$  Avec :

$C_d$  : Coefficient de traîné

$\rho$  : Densité de l'air

$A$  : Aire frontale du véhicule

$V_c$  : Vitesse d'avancement du véhicule

- $F_{grade}(k) = Mg(\mu \cos \beta(k) + \sin \beta(k))$  Avec :

$\mu$  : Coefficient de résistance au roulement

$\beta$  : Angle de la pente

Généralement, le système de contrôle du véhicule nous permet d'avoir les valeurs du couple moteur et de freinage et non pas les forces  $F_{fb}$  et  $F_m$ .

D'où l'équation (3.1) peut s'écrire :

$$\frac{T_m(k) - T_{fb}(k)}{r_g} = M \dot{V}_c(k) + \frac{1}{2} C_d \rho A V_c^2(k) + Mg(\mu \cos(\beta(k)) + \sin(\beta(k))) \quad (3.4)$$

Le bilan de puissance au niveau du nœud électrique (voir figure 3-1) est donné par l'équation (3.5).

$$P_b(k) = P_e(k) - P_{fc}(k) \quad (3.5)$$

Avec  $P_e$  est la puissance électrique fournie au groupe motopropulseur qui peut être obtenu directement sur le véhicule.

La variation de l'énergie du pack de batteries  $E_b$  est représentée par l'équation suivante :

$$E_b(k + 1) = E_b(k) - \eta_b^{-1}(k)P_b(k)\Delta T \quad (3.6)$$

Avec  $\Delta T$  et  $\eta_b$  représentent respectivement la période de temps d'échantillonnage et l'efficacité du pack de batteries.

Connaissant la puissance électrique  $P_e$ , la puissance mécanique associée peut être obtenue à l'aide d'un modèle autorégressif de premier ordre avec entrée externe (ARX) quand le véhicule est en mouvement. L'expression de la puissance  $P_m$  à l'instant  $k$  est donnée par :

$$P_m(k) = \eta_m(P_e(k), P_m(k - 1)) \quad (3.7)$$

Le développement et les limites de cette équation seront traités dans le chapitre suivant.

D'autre part, supposons que les paramètres de la pile à combustible sont bien contrôlés, la balance d'énergie dans le réservoir d'hydrogène [44-46] est donnée par :

$$E_{fc}(k + 1) = E_{fc}(k) - K_{H_2}\dot{m}_{H_2}(k)\Delta T \quad (3.8)$$

Avec :

- $E_{fc}$  : l'énergie de l'hydrogène dans le stockage
- $K_{H_2}$  : le pouvoir calorifique haut de l'hydrogène
- $\dot{m}_{H_2}$  : le débit d'hydrogène

L'efficacité du système d'énergie à pile à combustible  $\eta_{fc}$  est définie comme suit :

$$\eta_{fc} = \frac{P_{fc}(k)}{K_{H_2} \dot{m}_{H_2}(k)} \quad (3.9)$$

Pour prendre en considération la dynamique de la pile à combustible, l'équation suivante qui a été proposée dans [43, 44, 47] est utilisée :

$$P_{fc}(k+1) = A(k)P_{fc}(k) + B(k)P_{fc}^*(k) \quad (3.10)$$

Où  $0 \leq A(k) \leq 1$  et  $B(k)$  et  $P_{fc}^*(k)$  représentent respectivement la constante dynamique de la pile à combustible, le coefficient d'entrée et la commande de puissance d'entrée.

Les séquences de A et B peuvent être déterminées en utilisant n'importe quel système d'identification classique.

### 3.1.4 Système de gestion d'énergie

Le véhicule électrique hybride dispose de deux sources d'énergie : les batteries agissent comme source principale et la pile à combustible (la source secondaire) qui ne peut pas soutenir seule la demande de puissance. Pour un fonctionnement à longue portée, le pack de batteries qui est initialement complètement chargé est incapable de fournir l'énergie totale requise. À la place, la pile à combustible complète la puissance fournie par la source primaire. Cependant, le coût de l'hydrogène est généralement supérieur à celui de l'électricité du réseau et ce rapport de coût doit être pris en compte lors de la conception du système de gestion de l'énergie.

Pour permettre aux batteries de ne pas être déchargée en dessous d'un seuil d'énergie minimum donné, le SGE doit déterminer le moment approprié pour démarrer la pile à combustible. En effet, si la pile à combustible est démarrée en retard pendant le voyage, l'énergie de la batterie peut descendre sous ce seuil minimum à la fin du voyage.

D'autre part, comme les batteries sont supposées être initialement complètement chargées, le départ trop tôt de la pile à combustible peut réduire sa capacité à traiter de manière adéquate l'énergie de régénération au cours du voyage. En plus, le SGE doit tenir compte du fait que la masse du véhicule peut varier au cours du voyage.

La couche supérieure qui fait partie de l'architecture du SGE fournit le profil global et optimal de la consommation d'énergie. Le profil d'énergie va donc être utilisé pour estimer la profondeur de décharge anticipée des batteries. Dans la section suivante, la formulation du problème et la conception de la couche seront proposées.

#### **3.1.4.1 Couche supérieure : Planification énergétique globale**

La première tâche de la couche supérieure du SGE est d'estimer la consommation globale d'énergie pour un trajet donné en ne considérant que la limite de vitesse prescrite et les positions des lumières de circulation et des panneaux d'arrêt. En plus, il faut tenir compte de la variation de la masse.

La limitation de vitesse et les positions des lumières de circulation et des panneaux d'arrêt sont généralement disponibles pour chaque segment de route, et sont indépendantes du comportement du conducteur du véhicule. Ces deux informations en plus de la pente de la route peuvent également être récupérées à partir de n'importe quel système d'information géographique « Geographic information system » (GIS) ou tout autre système de base de données des flux de circulation.

Cependant, les profils de limite de vitesse pour tous les segments de route tout le long du trajet du voyage peuvent avoir de brusques changements dans les valeurs de vitesse qui peut produire des accélérations élevées si ces profils sont utilisés comme cycle de

conduite du véhicule. Ces fortes accélérations influencent énormément la consommation et elles sont donc non énergétiquement efficaces. Par conséquent, le procédé proposé dans [43], qui est basée sur le modèle longitudinal du véhicule (voir l'équation (3.1)), sera utilisé pour calculer le profil de vitesse le plus énergétiquement économe pour un véhicule tout en respectant la durée du voyage. Cependant, ce procédé dépend de  $M$ . Ainsi, la planification globale de l'énergie est formulée comme suit :

Compte tenu de la destination du voyage, les profils de limitation de vitesse des segments de routes correspondantes, les positions des lumières de circulation et la pente de la route, proposer une planification efficace de l'énergie en considérant que la masse du véhicule peut varier au cours du voyage. Pour résoudre ce problème, nous utilisons la couche supérieure (couche de planification globale de l'énergie) de l'algorithme représenté par la figure 3-2.

Au début du trajet, la couche de planification récupère la destination fournie directement par le conducteur, la masse du véhicule par défaut qui est considéré comme étant la masse initiale et les autres paramètres physiques du véhicule. Avec le choix de la destination du voyage, les limites de vitesse et les positions des lumières de la circulation (ou panneaux d'arrêt) sont également extraites d'un GIS. En plus, le profil de pente de la route est aussi obtenu à partir de ce système et à partir de ces informations, un cycle de conduite énergétiquement économe est calculé sur la totalité de l'itinéraire du voyage. En utilisant le profil de conduite calculé, l'énergie électrique, les consommations d'énergie et la profondeur de décharge des batteries (Depth of Discharge : DoD) prévue à la fin du voyage sont déduites et fournies à la couche inférieure dont le rôle est de diviser la demande de puissance du conducteur entre les batteries et la pile à combustible.

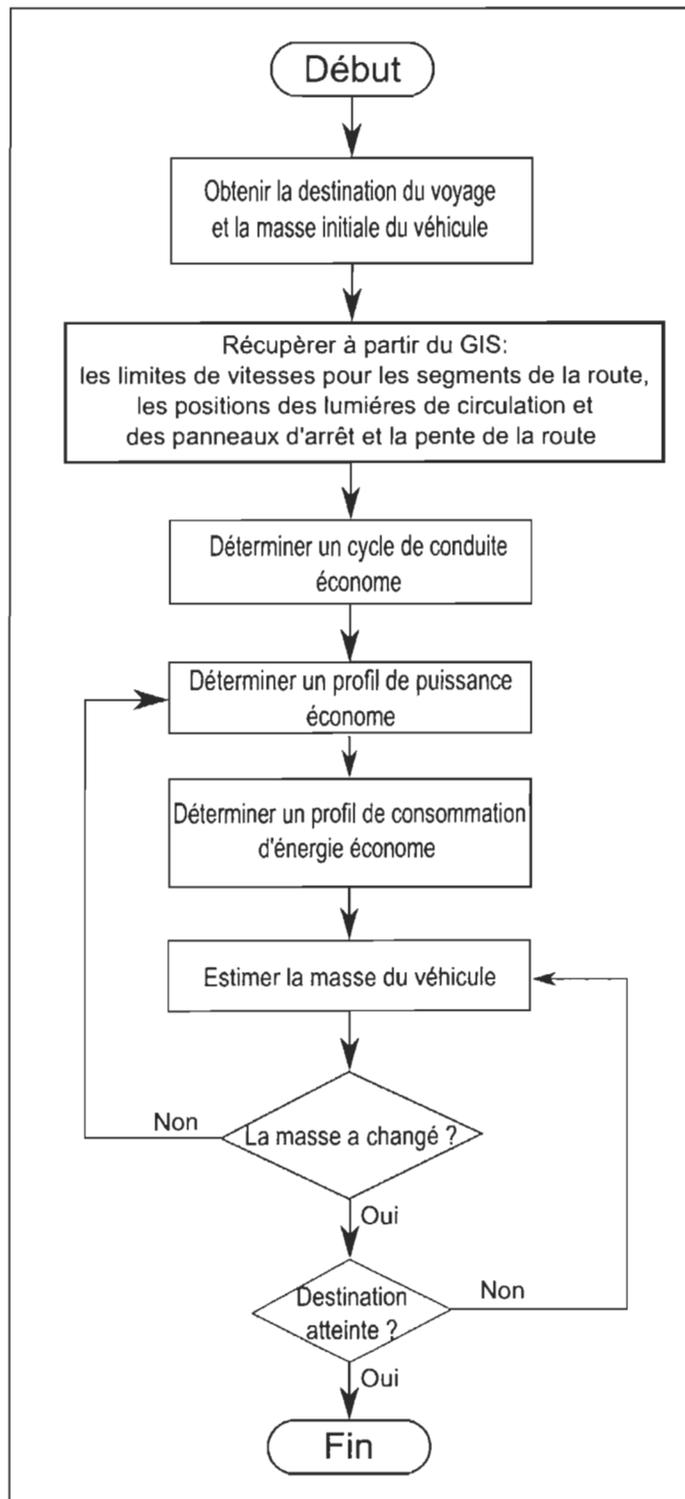


Figure 3-2 Algorithme de la couche supérieure du système de gestion

### 3.1.4.2 Cycle de conduite énergétiquement économe

Comme présenté dans [43], pour trouver un cycle de conduite énergétiquement efficace, nous supposons que les accélérations/décélérations bornées du véhicule (véhicule réel) suivent un véhicule sans limitation (un véhicule virtuel). Comme le véhicule virtuel n'a pas de limite, il peut suivre avec précision le profil de limite de vitesse  $\{v_l(k), k = 1, 2, 3, \dots, N\}$  extraite du GIS.  $N$  est le nombre d'échantillons pour tout le trajet. Les états des véhicules réel et virtuel sont désignés par  $X(k) = [x(k), V_c(k)]^T$  et  $X_v(k) = [x_v(k), V_{cv}(k)]^T$  respectivement. Les équations d'état dynamique des deux véhicules sont représentées par les équations (3.11) et (3.12) respectivement.

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ V_c(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(k) + V_c(k)\Delta T \\ V_c(k) + \dot{V}_c(k)\Delta T - \alpha(k)\Delta T \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

Avec :

$$\alpha(k) = \frac{1}{2\widehat{M}(k)} \rho_a A C_d V_c^2(k) + g \sin(\beta) + \mu g \cos(\beta) \quad (3.12)$$

Et

$$\dot{V}_c(k) = \frac{F_m(k)}{\widehat{M}(k)} \quad (3.13)$$

$\Delta T$  est la période d'échantillonnage.  $\widehat{M}(k)$  est la valeur à l'instant  $k$  de la masse estimée par l'algorithme d'estimation de la masse qui sera présenté dans le chapitre suivant.

Et

$$\begin{bmatrix} x_v(k+1) \\ V_{cv}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_v(k) + V_{cv}(k)\Delta T \\ v_1(k) \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

En fait,  $\{v_l(k), k = 1, 2, 3, \dots, N\}$  est le profil de vitesse le plus critique de point de vue énergétique, car elle implique de grandes accélérations et décélérations aux limites de vitesse.

Le problème de déterminer un cycle de conduite à faible consommation d'énergie revient à trouver une solution pour le problème de poursuite de trajectoire optimale entre le véhicule réel avec des limitations physiques et le véhicule virtuel en minimisant la fonction de coût suivante :

$$J_{HL}(0) = J_{HL}(N) + \sum_{k=0}^{N-1} \{J_{HL}(k)\} \quad (3.15)$$

Avec :

$$J_{HL}(N) = \frac{1}{2} [X(N) - X_v(N)]^T Q(N) [X(N) - X_v(N)] \quad (3.16)$$

$$J_{HL}(k) = \frac{1}{2} [X(k) - X_v(k)]^T Q(k) [X(k) - X_v(k)] + \frac{1}{2} \dot{V}_c^2(k) \quad (3.17)$$

$x_v(k+1) = x_v(k) + V_{cv}(k)\Delta T$  est la trajectoire obtenue lorsque le véhicule virtuel se déplace le long de l'itinéraire de voyage aux limites de vitesse  $v_l$ .  $Q > 0$  représente la matrice de pénalité associée à l'écart entre  $x_v$  et  $x$ .

En fait, le premier terme de la fonction de coût (3.17) assure que la trajectoire réelle du véhicule soit proche de celle du virtuel tout le long du voyage, alors que le second terme est introduit pour tenir compte de l'exigence des faibles accélérations/décélérations du véhicule réel lors de la poursuite du véhicule virtuel à travers les limites de vitesse. Ces accélérations/décélérations faibles sont l'une des caractéristiques clés d'un cycle de conduite énergétiquement économe.

La séquence de commande optimale  $\{\dot{V}_c^*(k), k = 0, \dots, N-1\}$  comme définie en [43] est déterminée comme suit :

$$\dot{V}_c^* = \operatorname{arg\,u\,min} J_{HL}(0) \quad (3.18)$$

En respectant la contrainte dynamique représentée par l'équation (3.11) et les contraintes linéaires supplémentaires suivantes:

$$\begin{aligned} \dot{V}_{c_{min}} &\leq \dot{V}_c(k) \leq \dot{V}_{c_{max}} \\ v_{min} &\leq V_c(k) \leq v_{max} \end{aligned}$$

Où  $\dot{V}_{c_{min}}$ ,  $\dot{V}_{c_{max}}$ ,  $v_{min}$  et  $v_{max}$  représentent respectivement les commandes minimales et maximales autorisées du véhicule réel, les valeurs minimales et maximales de vitesse.

Pour déterminer la commande optimale  $\dot{V}_c^*(k)$ , la programmation dynamique a été utilisée. Ainsi, la séquence d'état optimale  $\{X^*(k) = [x^*(k), V_c^*(k)]^T, k = 0, \dots, N\}$  est donnée par :

$$\begin{bmatrix} x^*(k+1) \\ V_c^*(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x^*(k) + V_c^*(k)\Delta T \\ V_c^*(k) + \dot{V}_c^*(k)\Delta T - \alpha^*(k)\Delta T \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

Avec :

$$\alpha^*(k) = \frac{1}{2M(k)} \rho_a AC_d (V_c^*(k))^2 + g \sin(\beta) + \mu g \cos(\beta) \quad (3.20)$$

Finalement, le cycle de conduite économe  $\{V_c^*(k), k = 0, \dots, N\}$  peut être déduit de l'équation (3.19).

### 3.1.4.3 Planification économe de la consommation de puissance

En utilisant le cycle de conduite économe  $V_c^*$  et la commande optimale  $\dot{V}_c^*$ , la puissance correspondante consommée est donnée par l'équation suivante :

$$P_m^* = \widehat{M}(k)\dot{V}_c^*(k)V_c^*(k) \quad (3.21)$$

Dans la réalité, le pilote peut ne pas suivre exactement le cycle de conduite optimale. Par conséquent, on doit tenir compte de la puissance mécanique réelle  $P_m$  et la contribution de la puissance de la pile à combustible. Connaissant l'énergie initiale  $E_b(0)$ , le profil d'énergie optimal du pack de batteries est donné par:

$$E_b^*(k+1) = E_b(0) - \sum_{i=1}^k ([\eta_b \eta_m]^{-1} P_m(i) - \eta_b^{-1} P_{fc}) \Delta T - [\eta_b \eta_m]^{-1} P_m^*(k+1) \Delta T \quad (3.22)$$

Pour un instant  $k$  donné, l'énergie théorique du pack de batteries à la fin du voyage est déterminée en utilisant l'équation suivante :

$$E_b^*(N) = E_b(0) - \sum_{i=1}^N ([\eta_b \eta_m]^{-1} P_m(i) - \eta_b^{-1} P_{fc}) \Delta T - \sum_{j=k+1}^N ([\eta_b \eta_m]^{-1} P_m^*(j) \Delta T) \quad (3.23)$$

Il est à noter que  $E_b^*(N)$  est directement liée à la profondeur de décharge prévue des batteries car elle présente l'état des batteries à la fin du trajet. Comme il est souhaitable de ne pas décharger excessivement la batterie, un minimum d'énergie  $E_{bmin}$  devrait être maintenu. La pile à combustible doit être utilisée pour éviter de violer cette condition. L'un des buts de la couche inférieure est le fonctionnement optimal de la pile à combustible afin de satisfaire à l'exigence minimale d'énergie du pack de batteries.

#### 3.1.4.4 Couche inférieure : répartition économique de la puissance

La puissance mécanique demandée par le conducteur pour tout le trajet ne peut pas être fournie par les batteries seulement. La couche inférieure a ainsi le rôle de répartir la puissance électrique correspondante entre le pack de batteries et la pile à combustible. Tout le long du trajet, la couche supérieure fournit une approximation de l'énergie finale des

batteries  $E_b(N)$ . En utilisant cette valeur, la profondeur de décharge des batteries (DoD) est calculée. À partir de ces informations, la couche inférieure doit maintenir l'énergie des batteries supérieure au seuil minimal  $E_{bmin}$  tout en prenant en considération les critères suivants :

- Toujours opérer la pile à son maximum d'efficacité afin de minimiser la consommation de l'hydrogène
- La méthode de partage doit réduire le coût total de l'énergie utilisée en notant qu'il y a une différence de prix entre l'électricité et l'hydrogène.
- La méthode de partage doit fournir une puissance mécanique proche de celle demandée pour que le conducteur ait la sensation de contrôler son véhicule.

La façon la plus adéquate pour intégrer ces critères dans la conception de cette couche est la formulation et la résolution d'un problème de contrôle optimal. Ainsi, pour chaque instant d'échantillonnage ( $k$ ), la fonction de coût peut-être définie comme suit :

$$J_{LL}(k) = \frac{1}{2} \left\{ \left( P_{fc}(k) - P_{fc}^r(k) \right)^2 + CP_{fc}^2(k) + \left( P_m(k) - P_u(k) \right)^2 \right\} \quad (3.24)$$

Avec  $P_{fc}^r(k)$ , basé sur l'hystérésis de la figure (3-3), présente le profil de référence de la pile à combustible à chaque instant «  $k$  » :

- $P_{fc}^r(k) = P_{fc}^{max}$  si  $E_b^*(N) \leq E_b^{min}$
- $P_{fc}^r(k) = 0$  si  $E_b^*(N) \geq E_b^{max}$
- $P_{fc}^r(k) = P_{fc}^r(k-1)$  si  $E_b^{min} \leq E_b^*(N) \leq E_b^{max}$

$P_{fc}^{max}$  présente la puissance maximale produite par la pile à combustible à son maximum d'efficacité.

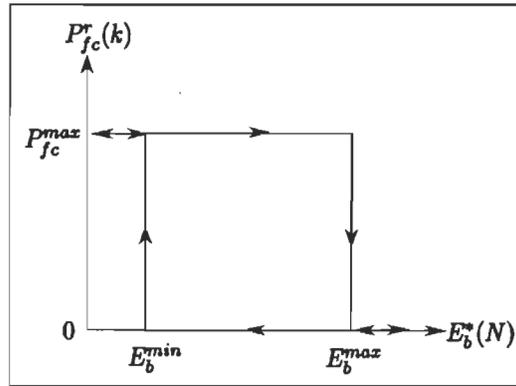


Figure 3-3 Fonction d'hystérésis de la puissance de la pile

Le premier terme de la fonction de coût (3.24) permet de prendre en considération l'énergie minimale requise pour les batteries. En effet, si la couche supérieure prédit que l'énergie finale des batteries sera inférieure au seuil minimal,  $P_{fc}^r$  sera égal à  $P_{fc}^{max}$  et ainsi la seule façon de minimiser le terme  $(P_{fc}(k) - P_{fc}^r(k))^2$  est d'opérer la pile à une puissance proche de sa puissance maximale. Le second terme prend en considération le rapport de prix entre l'électricité et l'hydrogène et il sera minimiser si  $P_{fc}^r = 0$ . Finalement, le troisième terme est utilisé pour le respect de la puissance demandée par le chauffeur. Ainsi, si la puissance mécanique dans la propulsion  $P_m$  est proche de la puissance demandée par le chauffeur  $P_u$ , ce terme est minimisé.

Ainsi la solution de la fonction de coût à chaque instant  $k$  consiste à trouver  $P_{fc}^*$  tel que :

$$P_{fc}^*(k) = \arg_{P_{fc}} \min J_{LL}(N)$$

### Récapitulatif :

Dans cette partie du chapitre, une méthode de gestion de l'énergie et de répartition de la puissance adaptative pour les véhicules électriques hybrides à pile à combustible a été

présentée. Cette méthode est basée sur une architecture à deux couches dans laquelle la supérieure est chargée par l'estimation de la profondeur de décharge des batteries en utilisant l'évaluation de la masse en ligne. Compte tenu de la profondeur de décharge estimée, la couche inférieure utilise un algorithme optimal de division de puissance pour partager la puissance entre la pile à combustible et les batteries. Le but de cet algorithme de fractionnement est d'éviter la décharge profonde des batteries en tenant compte du rapport de coût hydrogène/électricité. De plus, la pile à combustible est sous la contrainte de toujours travailler à son maximum d'efficacité.

Les résultats de validation de cette méthode seront présentés dans le chapitre 5.

### **3.2 Méthode de gestion d'énergie d'un véhicule électrique rechargeable**

L'évolution du nombre de véhicules électriques rechargeables sur les routes dépend essentiellement de l'infrastructure appropriée à ce type de technologie. N'étant pas capable de faire de longs trajets par manque d'autonomie, l'installation de plusieurs bornes de recharges est devenue nécessaire. Mais la solution ne s'arrête pas ici étant donné que le temps de recharge correspondant aux instructions des fournisseurs (charger quand les batteries sont à 20% jusqu'à au moins 80%) est assez long (environ une heure) si le conducteur veut conserver la durée de vie des batteries en minimisant l'usure. Une façon pour diminuer ce temps d'arrêt consiste à planifier des arrêts dans différentes stations pendant de courtes durées (relativement à la durée standard) puisque le temps de recharge des batteries dépend du DoD.

D'autre part, la consommation d'énergie du véhicule dépend de plusieurs facteurs. Principalement: le cycle de conduite, la vitesse du vent, la pente de la route et les

paramètres du véhicule tels que la masse et la vitesse du véhicule. La majorité de ces paramètres est facile à déterminer tel que la pente et les détails du trajet qui peuvent être obtenus par un GIS et la vitesse du vent qui peut être déterminé à partir de l'ordinateur de bord du véhicule qui est connecté à internet mais la masse est un paramètre qui varie en fonction de l'utilisation d'où l'intérêt de l'estimer en ligne. Ainsi, il est important de prendre en considération ces paramètres dans l'élaboration d'une méthode de gestion qui permet au conducteur d'économiser du temps et de l'argent.

La méthode de gestion d'énergie élaborée dans cette partie est basée sur la prédiction comme la première méthode présentée au début de ce chapitre vu que c'est la même problématique dans les deux cas. En effet, elle consiste à prédire le scénario optimal et fournir au conducteur la position des stations où il doit s'arrêter et la durée d'arrêt tout en minimisant le temps de recharge, le coût de l'énergie et le coût d'usure des batteries à l'aide d'une estimation en ligne de la masse.

Dans cette partie, le modèle longitudinal du véhicule est considéré au complet où la vitesse du vent a été intégrée contrairement à la partie précédente où on a négligé ce terme. En effet, d'après l'étude faite sur l'influence du vent sur la consommation d'énergie (présentée à la suite), on remarque que la puissance consommée varie considérablement en fonction de la vitesse du vent. Ce point n'a pas été traité dans d'autres études et les chercheurs se sont contentés d'éliminer l'influence de ce terme sur la dynamique du véhicule en le négligeant.

### 3.2.1 Vitesse du vent

#### 3.2.1.1 Modélisation de la vitesse du vent

Un bon système de gestion de l'énergie basé sur la planification ou la prévision de la consommation d'énergie d'un véhicule nécessite la connaissance de paramètres très influençant tel que la masse et la vitesse du vent. Cependant, en faisant une revue bibliographique sur les méthodes de gestion d'énergie, on remarque que le terme de vitesse du vent est négligé dans le modèle longitudinal du véhicule. Le manque de ce terme peut influencer les décisions du système de gestion d'énergie. Ainsi, afin d'améliorer la précision de la méthode de gestion élaborée, la vitesse du vent a été introduite dans le modèle longitudinal du véhicule.

En effet, le vent est un phénomène stochastique causé par le déplacement de l'air des zones de haute pression aux zones de faible pression et la variation de sa vitesse est liée à la différence de pression entre les deux zones. On distingue deux types de vent : le vent géostrophique et le vent au sol. Pour notre cas, on s'intéresse à la deuxième catégorie.

Dans la littérature, on trouve la même formulation de la force aérodynamique, mais avec différentes modélisations de la vitesse utilisée (la relation entre la vitesse du véhicule et celle du vent). Une relation simple entre les deux vitesses avec et sans prise en compte de l'angle d'incidence du vent sur le véhicule a été présente dans [48] et [49] respectivement :

$$V_R = V_c + V_v \quad (3.25)$$

Et

$$V_R = V_{vX} \cos(\theta) + V_{vY} \sin(\theta) - V_c \quad (3.26)$$

Dans le même contexte, [50], [51] et [52] présentent une autre modélisation :

$$V_R = \sqrt{V_v^2 + V_c^2 + 2V_v V_c \cos(\theta)} \quad (3.26)$$

Où :

$V_v$  : Vitesse du vent par rapport au sol avec  $V_v$  positif correspond à un vent de face et  $V_v$  négatif correspond à un vent de dos.

$V_c$  : Vitesse du véhicule par rapport au sol

$\theta$  : Angle d'incidence du vent par rapport à la vitesse du véhicule

D'autre part, on trouve des études qui utilisent encore une autre composante de la vitesse du vent qui est la vitesse du vent turbulent. Ce qui est le cas de [53], [54] et [55]:

$$V_R^2(x, t) = [V_c + (V_v + u(x, t)) \cos(\theta)]^2 + [(V_v + u(x, t)) \sin(\theta)]^2 \quad (3.27)$$

Où :

$u(x, t)$  : La composante de la vitesse turbulente du vent sur le véhicule

D'après ce qui précède, on peut conclure, que selon l'objectif de l'étude, la modélisation de la vitesse relative du vent utilisée dans la force aérodynamique varie.

Pour notre cas, on suppose que les valeurs de la vitesse du vent données par l'ordinateur de bord incluent déjà l'angle d'incidence.

Ainsi, l'expression de la force aérodynamique du modèle longitudinale utilisée dans la suite de cette partie est :

$$F_{aero} = \frac{1}{2} C_d \rho A (V_c + V_v)^2 \quad (3.27)$$

Où :

$V_c$  : Vitesse du véhicule

$V_v$  : Vitesse du vent longitudinale au véhicule avec  $V_v$  positif correspond à un vent de face et  $V_v$  négatif correspond à un vent de dos.

### 3.2.1.2 Influence de la vitesse du vent sur la puissance consommée

La vitesse du vent influence fortement la dynamique des véhicules et spécialement la consommation d'énergie et la stabilité. Ainsi, après avoir défini l'expression de la force aérodynamique, une étude de sensibilité a été faite sur le modèle longitudinal du véhicule dans le but de déterminer l'influence de la vitesse du vent sur la puissance mécanique consommée.

L'étude consiste à fixer tous les paramètres du modèle longitudinal du véhicule et faire varier la vitesse du vent entre -6m/s et 6m/s avec un pas de 0.1 m/s. Ensuite, pour chaque valeur de la vitesse du vent, on détermine la puissance mécanique consommée.

On calcule ensuite l'erreur quadratique moyenne RMSE (root-mean-square error) entre la puissance consommée relative à une valeur de la vitesse de vent et celle en absence de vent et on trace l'évolution de l'erreur en fonction de la vitesse du vent.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (\hat{y}(k) - y(k))^2}{n}} \quad (3.28)$$

Avec  $\hat{y}(k)$ ,  $y(k)$  sont respectivement la valeur estimée et la valeur observée à l'instant  $k$  et  $n$  présente le nombre d'échantillons.

Le tableau 3-1 résume les données de cette étude.

Tableau 3-1 Données de l'étude d'influence du vent sur la consommation de puissance

Paramètre	Valeur
Vitesse du véhicule	40 Km/h $\approx$ 11.11 m/s
Accélération	0.0974 m/s <sup>2</sup>
Masse réelle	1381 kg
Pente réelle	0°
Vitesse maximale du vent de face	-6 m/s
Vitesse maximale du vent de dos	6 m/s

La figure (3-4) montre le résultat de l'étude de sensibilité.

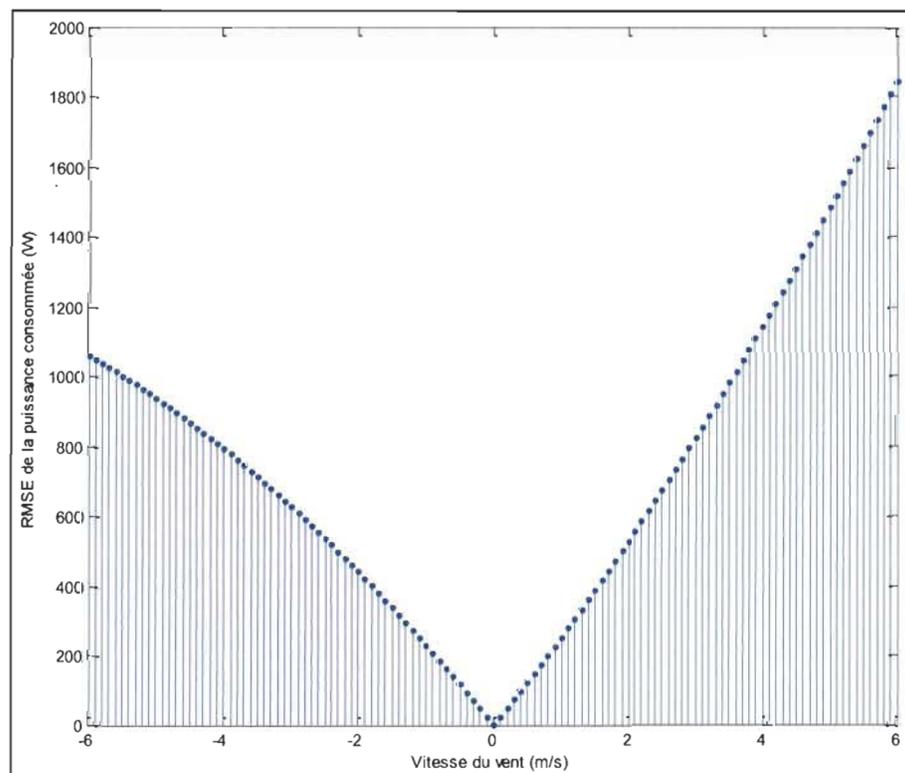


Figure 3-4 Influence de la variation de la vitesse du vent sur la puissance consommée

D'après figure (3-4), on remarque que l'erreur quadratique moyenne varie entre 1800 W pour une vitesse de vent de 6 m/s et 1060 W pour une vitesse de vent -6m/s. Ainsi, pour une puissance consommée égale à 5543 W et correspondante à une vitesse de vent nulle, on constate une variation maximale de presque 33% ce qui met en évidence la grande influence du vent sur la puissance mécanique consommée et donc sur l'énergie consommée. D'autre part, on remarque aussi que l'évolution du RMSE n'est pas symétrique autour de zéro. Cette non symétrie est due au fait que le modèle de la force aérodynamique est présenté par une équation de deuxième ordre par rapport à la vitesse du vent car dans cette étude la vitesse du véhicule est considérée constante ( $F_{aero} = \frac{1}{2} C_d \rho A (V_c + V_v)^2$ ).

### 3.2.2 Description de la méthode de gestion d'énergie

Le conducteur choisit sa destination et la durée totale qu'il prévoit pour le voyage et les intègre dans le système de planification d'énergie (SPE). Ayant accès aux cartes des routes et à la météo, le GIS et l'ordinateur de bord fournissent tous les détails sur le trajet à effectuer au SPE. Aussitôt que le véhicule commence à rouler, le SPE récupère la puissance électrique consommée et la vitesse du véhicule et du vent pour estimer la masse du véhicule. En utilisant la valeur estimée de la masse, la vitesse du vent, la distance restante à parcourir, les valeurs de la pente et des vitesses maximales des segments de la route et l'énergie réelle restante dans les batteries, un premier scénario optimal est prédit. Au fur et à mesure que le véhicule avance, le SGE met à jour la prédiction en se basant sur la vitesse réelle du véhicule déterminée dans le passé au lieu de la vitesse maximale fournit par le GIS si cette dernière est toujours constante. Ces mises à jour visent à diminuer l'erreur au

niveau de la prédiction si le conducteur ne respecte pas la limitation de vitesse. D'autre part, si le véhicule s'arrête dans une borne ou ailleurs, la masse est de nouveau estimée. Cette nouvelle valeur sera utilisée dans les prédictions à venir avec la vitesse maximale fournie par le GIS si elle a changé sinon la vitesse réelle mesurée sur le véhicule et la vitesse du vent.

### 3.2.3 Formulation du problème

Considérant un véhicule électrique rechargeable qui est utilisé pour un long trajet. La durée choisie par le conducteur pour effectuer ce trajet est  $T_t$ . L'énergie des batteries est insuffisante pour faire tout le trajet. L'énergie maximale des batteries est  $E_b^{max}$ . Vu que l'énergie du véhicule est inférieure à l'énergie nécessaire pour arriver à sa destination, le conducteur doit s'arrêter une ou plusieurs fois afin de protéger les batteries et éviter leur décharge vers une valeur minimale  $E_b^{min}$ . Le nombre des stations de recharges repérées par le GIS sur le trajet est  $N_c$  et leurs positions sont  $\{X_c(i), i = 1, 2, \dots, N_c - 1, N_c\}$ . Le prix de l'électricité est aussi connu pour chaque borne de recharge  $\{P_c(i), i = 1, 2, \dots, N_c - 1, N_c\}$ . Considérant aussi qu'il a un nombre fini de durées de recharge possibles à chaque arrêt qui est  $N_R \geq 1$ .

Compte tenu des hypothèses précédentes, la tâche du SPE consiste à trouver une séquence d'arrêts  $\{A_c(i, h), i = 1, 2, \dots, N_c - 1, N_c, h = 1, 2, \dots, N_R - 1, N_R\}$ . Cette séquence englobe les bornes et les durées de recharge à considérer tout en minimisant les critères suivants :

- La dégradation des batteries due aux valeurs élevées du DoD;
- Le coût de l'énergie de recharge;

- Le rapport entre la durée mentionnée par le conducteur et la durée réelle du voyage avec les temps de recharge.

Ces critères peuvent être parfois contradictoires, de sorte que la recherche d'une solution optimale est difficile. En effet, s'arrêter souvent pour recharger peut réduire la dégradation des batteries, mais augmenter la durée globale du voyage. D'autre part, laisser les batteries se décharger profondément peut augmenter leurs dégradations en raison des grandes valeurs du DoD et réduire la durée globale du voyage.

### 3.2.3.1 Estimation de l'énergie consommée

À sa position de départ, le conducteur indique sa destination et la durée totale prévue pour le trajet. Le GIS ensuite fournit les informations sur le trajet comme a été mentionné au début de cette section. Par conséquent, le SPE peut estimer à l'avance les conditions futures du voyage et la consommation potentielle d'énergie pendant le voyage à l'aide du modèle longitudinal représenté par l'équation (3.1) et la puissance mécanique correspondante représentée par l'équation (3.2).

Ainsi, l'équation discrète de l'énergie des batteries nécessaire  $E_b$  à chaque temps d'échantillonnage  $k$  est obtenue en combinant les équations (3.6) et (3.7):

$$E_b(k + 1) = E_b(k) + (\eta_b \eta_m)^{-1} P_m(k) \Delta T \quad (3.29)$$

Où  $\Delta T$  est la période d'échantillonnage.

D'où l'énergie à consommer jusqu'à la fin du voyage peut être estimée comme suit :

$$E_b(N) = \sum_{j=1}^k E_b(j) + \sum_{j=k+1}^N (\eta_b \eta_m)^{-1} \hat{P}_m(j) \Delta T \quad (3.30)$$

Avec  $N$  est le nombre total d'échantillons.

Le premier terme de l'équation (3.30) présente l'énergie réelle des batteries consommée jusqu'à l'instant  $j$  et le deuxième terme présente la prédiction de l'énergie à consommer de l'instant  $k$  jusqu'à la fin du trajet.

### 3.2.3.2 Estimation de la dégradation des batteries

Plusieurs travaux rapportés dans la littérature indiquent que la durée de vie prévue des batteries est complètement liée au DoD et le nombre de cycles de charge/décharge.

La profondeur de décharge à chaque instant «  $i$  » peut être exprimée comme suit :

$$DoD(i) = \frac{E_b(0) - E_b(i)}{E_b(0)} \quad (3.31)$$

En plus, dans cette partie on a utilisé le modèle présenté dans [56]. L'usure des batteries en arrivant à la borne  $i$  est donnée par l'équation suivante :

$$U(i) = \frac{C(i)}{C_{totale}} \quad (3.32)$$

Avec  $C(i)$  est l'énergie dépensée pour arriver à la borne  $i$  et  $C_{totale}$  est la capacité totale disponible dans la durée de vie des batteries tel que :

- La capacité dépensée  $C(i)$  est directement liée au courant de décharge des batteries et aussi au DoD. Ainsi, si on considère des batteries entièrement chargées à la date  $T_c$  qui se déchargent pendant que le véhicule est en mouvement et rechargées à nouveau à une station de recharge  $i$  à l'instant  $T_r(i)$ , cette capacité est exprimée comme suit :

$$C(i) = \int_{T_c}^{T_r(i)} I_d(t) \times A_{DoD} dt \quad (3.33)$$

Avec  $I_d(t)$  est le courant de décharge à l'instant  $t$  et  $A_{DoD}$  présente l'influence du DoD sur la décharge des batteries tel que :

$$A_{DoD} = 1 + DoD(i) \quad (3.34)$$

- La capacité totale est obtenue par la formule suivante :

$$C_{totale} = C_{nom} \times DoD \times Nb_{cycles}(DoD) \quad (3.35)$$

Avec :  $C_{nom}$  présente la capacité nominale des batteries,  $Nb_{cycles}(DoD)$  présente le nombre de cycles avant la fin de vie des batteries correspondant au DoD. Ce dernier est généralement fourni par le fournisseur. Un exemple industriel du nombre de cycles en fonction du DoD est donné par la figure à l'annexe A [57].

### 3.2.4 Description de la fonction de coût

La décision du SPE est basée sur la minimisation de la fonction de coût qui englobe les trois critères déjà cités. Les durées de recharge  $\{T_C(i), i = 1, 2, \dots, N_R\}$  sont fixées par le système de planification dans le but de minimiser le temps de recharge.

On considère  $N_c$  bornes de recharge sur la route du voyage et que le scénario d'arrêts est estimé à chaque instant  $K$  et sa valeur est supérieure au temps d'échantillonnage de la dynamique du véhicule  $k$  tel que:

$$K = nk \quad (3.36)$$

Avec  $n > 1$  est un facteur de multiplication.

La fonction de coût  $J(K)$  doit être minimisée afin d'obtenir une planification optimale de recharge à chaque instant  $K$ :

$$J(K) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_c} J(i) \quad (3.37)$$

Avec :

$$J(i) = \sum_{h=1}^{N_R} J(i, h) \quad (3.38)$$

Avec :

$$J(i, h) = C_U(i)^2 + C_R(i, h)^2 + C_A(i, h)^2 \quad (3.39)$$

La fonction  $J(i)$  présente la fonction de coût calculée au niveau de chaque borne  $i$  à l'instant  $K$ .

$J(i, h)$  présente les trois critères liés à la durée de recharge  $h$  pour la borne  $i$  avec :

$$C_U(i) = \sqrt{A} * [U(i) - U(i - 1)] * C_B \quad (3.40)$$

$C_U(i)$  présente le critère du coût d'usure relatif à la dégradation des batteries  $U(i)$  à l'arrivée à la borne  $i$ ,  $U(i - 1)$  est l'usure des batteries à la borne précédente,  $A$  est le coefficient de pénalité relatif au critère et  $C_B$  est le coût des batteries.

$$C_R(i, h) = \sqrt{B} * [E_b(T_r(i) + T_c(h)) - E_b(T_r(i))] * P_c(i) \quad (3.41)$$

$C_R(i, h)$  présente le critère du coût de recharge à la borne  $i$  et lié à la durée de recharge  $h$ .  $E_b(T_r(i))$  représente l'énergie des batteries à l'arrivée à la borne  $i$ ,  $E_b(T_r(i) + T_c(h))$  représente l'énergie des batteries après la recharge,  $P_c(i)$  le coût de l'électricité à la borne  $i$  et  $B$  le coefficient de pénalité relatif au critère.

Avec :

$$E_b(T_r(i) + T_c(h)) = f(U(i), DOD(T_r(i)), T_c(i, h)) \quad (3.42)$$

$h$  : Correspond au nombre de durées de recharge,  $\{h = 1, 2, \dots, N_R - 1, N_R\}$

Le troisième critère est présenté comme suit :

$$C_A(i, h) = \sqrt{C} * \frac{\sum_{k=1}^i T_C^*(k)}{T_t} \quad (3.43)$$

$C_A(i, h)$  présente le critère du temps de recharge à la borne  $i$  et lié à la durée de recharge  $h$  avec  $\sum_{k=1}^i T_C^*(k)$  correspond à la durée totale de recharge aux bornes précédentes et la borne actuelle,  $T_t$  est la durée choisie par le conducteur pour effectuer le trajet et  $C$  est le coefficient de pénalité relatif au critère. Une grande valeur de  $C$  par rapport aux autres coefficients de pénalité ( $A$  et  $B$ ) signifie que la durée de recharge devrait être sanctionnée plus lourdement que les deux autres critères.

En combinant les différentes expressions des critères dans la fonction de coût  $J(K)$ , le scénario optimal est déterminé en compilant toutes les combinaisons d'arrêt possibles avec les différents temps d'arrêt en prenant en considération les contraintes suivantes :

- $E_b(T_r(i)) \geq E_b^{min}$  : L'énergie à l'arrivée à la borne «  $i$  » doit être supérieure à l'énergie minimale;
- $E_b(N) \geq E_b^{min}$  : L'énergie finale des batteries doit être supérieure à l'énergie minimale.
- $\sum_{i=1}^{N_c} T_C^*(i) \leq T_t$  : Il faut que la durée totale du voyage en considérant les temps de recharge soit inférieure ou égale à la durée choisie par le conducteur.

Finalement, le résultat de la minimisation de la fonction de coût en respectant les contraintes précédentes est donné par :

$$A_C(i^*, h^*) = \arg_{T_C} \min J(K) \quad (3.44)$$

### Récapitulatif :

Dans cette partie du chapitre, un système de planification de l'énergie pour les véhicules électriques rechargeables a été présenté. Ce système est basé sur le fait que

l'énergie des batteries n'est pas suffisante pour faire un long trajet et que leur temps de recharge mentionné par le fournisseur est assez long. Le but de cet algorithme est donc de minimiser trois critères essentiels qui sont : le temps de recharge des batteries et par conséquent la durée totale du voyage, le coût relatif à la dégradation des batteries et le coût de recharge des batteries. Ainsi, le résultat consiste à trouver le scénario de recharge optimal qui minimise les critères déjà cités.

Les résultats de ce système de gestion d'énergie seront présentés dans le chapitre 5.

## **CHAPITRE 4. ESTIMATION EN LIGNE DE LA MASSE** **ET DE LA PENTE**

Les méthodes de gestion élaborées dans ce travail reposent sur l'estimation de la demande de puissance du véhicule afin de gérer les flux d'énergie entre les composants de traction et les sources d'énergie pour le véhicule électrique hybride et la planification des arrêts dans le cas du véhicule électrique rechargeable. La dynamique longitudinale des véhicules utilisée pour cette estimation est affectée par le paramètre d'inertie du véhicule, principalement la masse, et les conditions de roulage telles que la vitesse du vent, le coefficient de frottement des roues et la pente de la route. La masse et la pente font partie des paramètres les plus influents de la gestion de l'énergie, et leur bonne estimation peut aider à augmenter la robustesse et l'efficacité de l'algorithme de gestion d'énergie.

Toutefois, dans la littérature, on trouve souvent l'estimation de la masse associée à celle de la pente des segments de la route. Dans le cas de cette étude, on utilise un GIS pour positionner le véhicule sur le trajet du voyage afin de déterminer la distance restante et la vitesse limite. Ce système fournit aussi la pente de la route pour chaque segment de la route. Ainsi, pour notre cas, il est plus judicieux de lire directement les valeurs de la pente à partir du GIS que de les estimer en ligne.

Cependant, pour que la méthode d'estimation élaborée puisse être utilisée dans une autre application hors la gestion d'énergie prédictive, on a développé une méthode capable d'estimer la masse du véhicule et la pente de la route en ligne avec une bonne précision.

D'autre part, les méthodes d'estimation rapportées dans la littérature fournissent des résultats satisfaisants, mais la plupart d'entre eux utilisaient le couple du système de

propulsion et la vitesse en entrée pour l'estimation de la masse et de la pente. Par conséquent, une intégration étroite d'un système de lecture de données du moteur est nécessaire.

Pour diminuer le nombre de capteurs sur le véhicule et donc le coût et le bruit sur les données, la méthode d'estimation de la masse et de la pente élaborée requiert seulement la connaissance de la vitesse du véhicule et la consommation réelle d'énergie. Ces deux données sont faciles à obtenir et n'interfèrent pas avec le système de suivi des données sur les véhicules.

#### **4.1 Influence de la vitesse du vent sur l'estimation de la masse et de la pente**

Dans le chapitre précédent, on a étudié l'influence de la vitesse du vent sur la consommation de l'énergie. Dans cette partie, une étude de sensibilité sur l'estimation de la masse et de la pente en fonction de la variation de la vitesse du vent sera présentée pour investiguer l'influence du vent sur la précision de l'estimation des deux paramètres. En effet, l'étude consiste à faire varier la vitesse du vent d'une valeur minimale à une valeur maximale pour une même puissance mécanique consommée et déterminer séparément l'un des paramètres en connaissant l'autre.

##### **4.1.1 Influence de la vitesse du vent sur l'estimation de la masse :**

En imposant une pente nulle, la variation de la vitesse du vent a beaucoup influencé la valeur estimée de la masse.

On impose une puissance mécanique consommée de 5543 W et on conserve les mêmes données présentées dans le tableau (3-1).

La figure (4-1) présente la variation de l'erreur quadratique moyenne de la masse en fonction de la vitesse du vent.

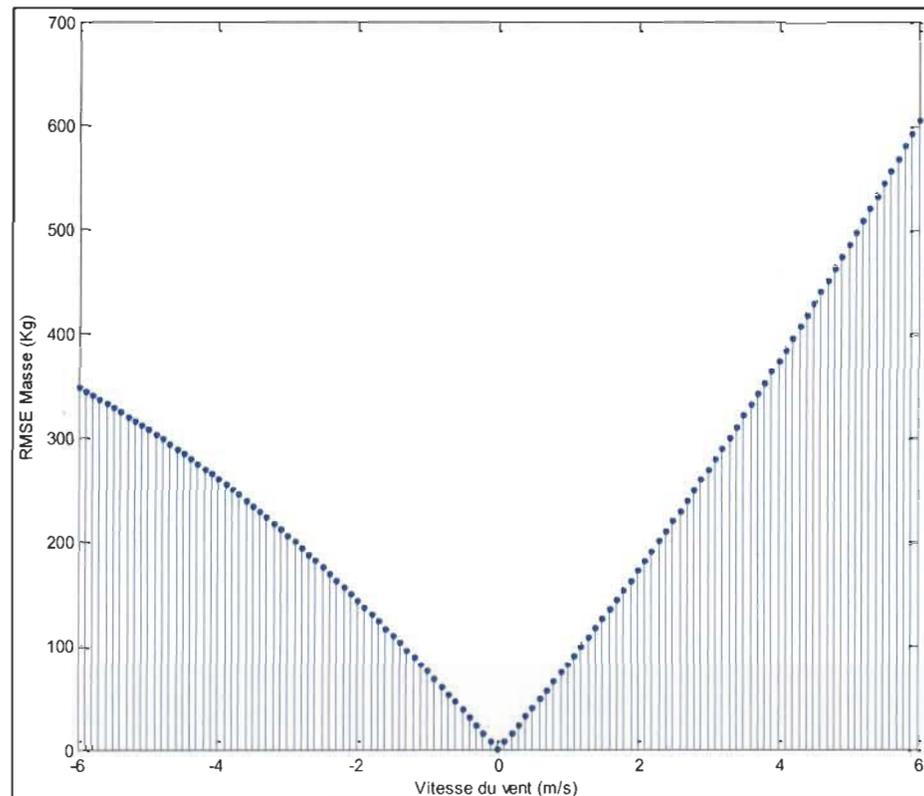


Figure 4-1 Influence de la variation de la vitesse du vent sur l'estimation de la masse

D'après la figure précédente, on constate que l'erreur quadratique moyenne varie entre 607 kg pour une vitesse de vent de 6 m/s et 348 kg pour une vitesse de vent -6m/s. Ainsi, il est clair que l'impact du vent sur l'estimation de la masse ne peut pas être négligé vu que l'erreur dépasse largement 10% de la valeur réelle. On remarque aussi la non symétrie de l'évolution de l'erreur en fonction de la vitesse du vent et c'est, comme il a été expliqué avant, due à la nature du modèle de la force aérodynamique.

#### 4.1.2 Influence de la vitesse du vent sur l'estimation de la pente de la route :

La même étude a été faite sur l'estimation de la pente de la route. Cette fois, on impose une masse égale à la masse réelle et on fait varier la vitesse du vent. La figure (4-2) montre la variation de l'erreur quadratique moyenne en fonction de la vitesse du vent.

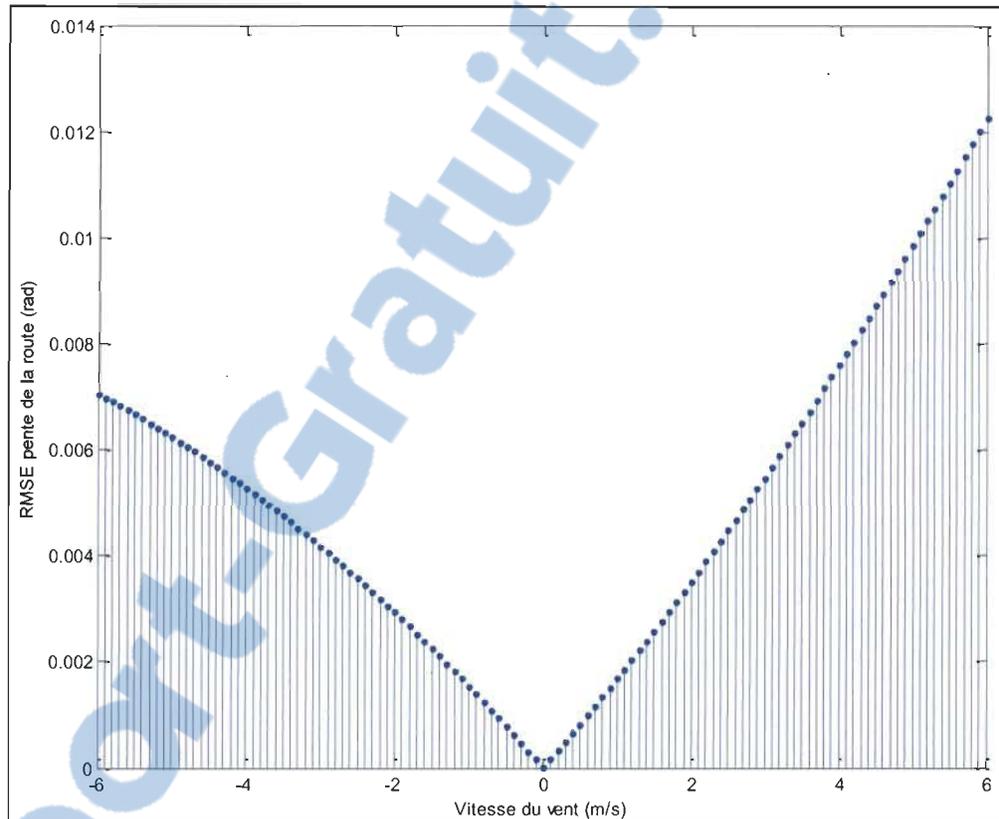


Figure 4-2 Influence de la variation de la vitesse du vent sur l'estimation de la pente

D'après la figure précédente, on constate que l'erreur quadratique moyenne varie entre  $0.7^\circ$  pour une vitesse de vent de 6 m/s et  $0.404^\circ$  pour une vitesse de vent -6m/s. Ainsi, on peut conclure qu'aussi la pente est influencée par la variation de la vitesse du vent.

En se référant aux deux résultats précédents, l'intégration de la vitesse du vent devient obligatoire dans la méthode d'estimation pour avoir une bonne précision.

#### 4.2 Formulation du problème d'estimation de la masse et de la pente

Considérons un véhicule électrique (VE) qui comprend un pack de batteries qui fournit la puissance électrique nécessaire  $P_e$  pour le système de propulsion à travers une interface de puissance bidirectionnelle comme le montre la figure (4-3). Ce système de propulsion est principalement un moteur électrique et un réducteur avec un rapport de réduction de vitesse fixe qui produit la puissance mécanique  $P_m$  pour la traction du véhicule. L'énergie des batteries  $E_b$  est surveillée en permanence.

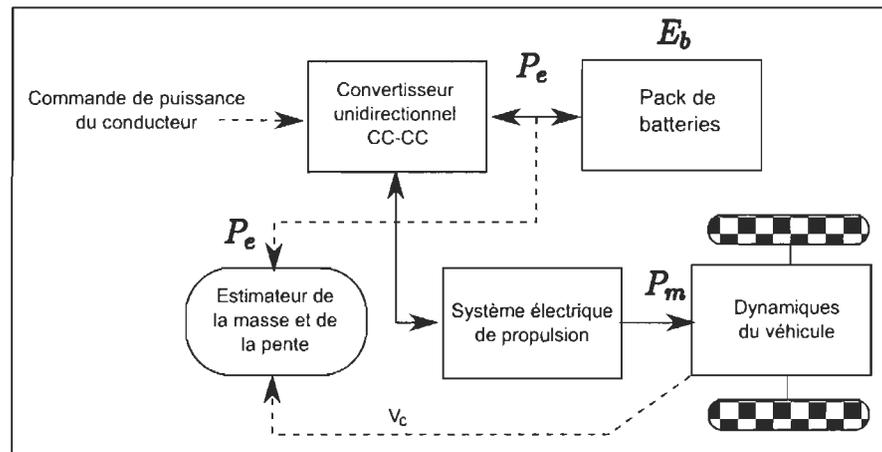


Figure 4-3 Architecture de haut niveau d'un véhicule électrique

Si on suppose que les valeurs du couple sont disponibles, alors l'équation dynamique (3.4) peut être utilisée pour formuler le problème d'estimation de masse. Comme proposé dans [32], cette équation peut être réécrite comme suit:

$$\dot{V}_c(k) = \frac{1}{M} \left[ \frac{T_m(k) - T_{fb}(k)}{r_g} - \frac{1}{2} C_d \rho (V_c + V_v)^2(k) \right] - \frac{g}{\cos(\gamma)} \sin(\beta(k) + \gamma) \quad (4.1)$$

Avec  $\gamma = \tan^{-1}(\mu)$  et  $V_v$  présente la vitesse du vent qui est donnée par le GIS.

On considère  $\theta_1 = \frac{1}{M}$  et  $\theta_2 = \sin(\beta(k) + \gamma)$ . Le problème d'estimation est formulé comme suit: Trouver  $\theta_1$  et  $\theta_2$  pour lesquels l'équation (4.2) est minimisée :

$$J_1(N) = 0.5 \left[ \sum_{k=1}^N (\dot{V}_c(k) - \phi^T(k) \hat{\theta}(k))^2 \right] \quad (4.2)$$

Avec  $\hat{\theta} = [\theta_1, \theta_2]^T$ ,  $\phi(k) = \left[ \frac{T_m(k) - T_{fb}(k)}{r_g} - \frac{1}{2} C_d \rho (V_c(k) + V_v(k))^2, -\frac{g}{\cos(\gamma)} \right]^T$  et N est le nombre d'échantillons pour un trajet donné.

Comme l'équation (4.1) est linéaire par rapport à  $\theta_1$  et  $\theta_2$ , un algorithme des moindres carrés récursifs peut être utilisé pour trouver M. Cet algorithme sera présenté dans la suite de cette section.

Cependant, il est pratique de trouver un procédé qui ne nécessite pas la connaissance du couple moteur, et qui repose uniquement sur des données externes au moteur pour dériver les valeurs de la masse et des pentes. Sur la plupart des VEs, la consommation de puissance électrique  $P_e$  et la vitesse du véhicule  $V_c$  peuvent être facilement surveillés (parce qu'elles sont accessibles sans interférer avec le système de propulsion). L'idée est d'utiliser uniquement ces deux données combinées avec les paramètres physiques du véhicule pour estimer la masse et la pente. Ainsi, en utilisant  $P_e$  et  $V_c$  en tant que données d'entrée de l'estimation, la formulation du problème est de trouver M et  $\beta$  de sorte que la fonction de coût représenté par l'équation (4.3) est minimisée.

$$J_2(k) = 0.5 \left[ \sum_{k=1}^N (P_m(k) - \hat{P}_m(k))^2 \right] \quad (4.3)$$

En respectant la contrainte suivante :

$$M_{min} \leq \hat{M} \leq M_{max}$$

$$\beta_{min} \leq \hat{\beta} \leq \beta_{max}$$

Avec  $P_m$  est la puissance mécanique réelle au niveau des roues,  $\hat{P}_m$  est la puissance mécanique correspondante à la masse estimée  $\hat{M}$ ,  $M_{min}$  et  $M_{max}$  sont respectivement les masses minimale et maximale admissibles du véhicule. Ces valeurs sont généralement fournies par le constructeur.  $\beta_{min}$  et  $\beta_{max}$  sont respectivement la pente maximale et la pente minimale.

$$\hat{P}_m = (\hat{M}\dot{V}_c + \frac{1}{2}C_d\rho A(V_c + V_v)^2)V_c + \hat{M}g(\mu \cos(\hat{\beta}) + \sin(\hat{\beta}))V_c \quad (4.4)$$

On remarque que cette formulation ( $J_2$ ) est un problème d'optimisation non linéaire en comparaison avec la première formulation ( $J_1$ ).

D'autre part, vu que le véhicule est équipé par un convertisseur CC-CC et d'autres composants de commande de puissance, la relation entre la puissance électrique  $P_e$  et la puissance mécanique  $P_m$  est non linéaire. Au départ, on a utilisé un modèle autorégressif de premier ordre avec une entrée externe pour déterminer la puissance mécanique à partir de l'électrique :

$$P_m(k+1) = \alpha_1 P_m(k) + \alpha_2 P_e(k) + \varepsilon(k) \quad (4.5)$$

Avec  $k$  est l'instant d'échantillonnage et  $\varepsilon$  est un bruit blanc avec une moyenne nulle.  $\alpha_1$  et  $\alpha_2$  sont les paramètres du modèle propres au véhicule qui peuvent être déterminés hors ligne en utilisant une méthode des moindres carrés récurrents. L'inconvénient de ce modèle c'est qu'il donne une relation linéaire entre l'entrée ( $P_e$ ) et la sortie ( $P_m$ ). Cette linéarisation diminue la précision des résultats de conversion et par conséquent la précision de l'estimation des paramètres et de la gestion de l'énergie vue qu'elle ne traduit pas la vraie relation.

En cherchant une deuxième façon pour obtenir la puissance mécanique, le réseau de neurones artificiels (RNA) s'est démarqué vu qu'il est un modèle de calcul universel et qu'il est capable de fournir un modèle robuste qui relie l'entrée à la sortie sans linéarisation quel que soit la nature de la relation entre les deux. Ainsi, on a choisi le Toolbox « newff » de MATLAB pour assurer cette tâche. Après quelques essais de simulation, on a adopté un RNA d'une seule couche cachée contenant dix neurones avec cinq valeurs de la puissance électrique en entrée tel que présenté dans l'équation (4.6). Ce choix été essentiellement basé sur la précision des résultats et surtout le temps de calcul vu que le RNA sera utilisé en ligne.

$$P_m(k + 1) = f(P_e(k), P_e(k - 1) \dots P_e(k - 4)) \quad (4.6)$$

Avec k est l'instant d'échantillonnage.

D'autre part, pour entrainer le RNA, un algorithme d'entraînement « Levenberg-Marquardt » qui procède une forte capacité de convergence a été utilisé avec une grande base de données qui englobe différents scenarios avec différentes masses possibles du véhicule. La fonction de transfert sigmoïde tangente hyperbolique « tansig » qui est souvent utilisée dans les réseaux de neurones et qui réduit le temps d'entraînement du réseau grâce au fait qu'elle n'est pas un polynôme et qu'elle est toujours continue et dérivable d'où la simplicité de sa dérivation a été choisie pour activer les neurones. La fonction est présentée comme suit :

$$f_{sig}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

### 4.3 Estimation avec la méthode des moindres carrés récurrents avec plusieurs facteurs d'oubli

La méthode des moindres carrés récurrents est couramment utilisée dans le contexte de l'estimation de la masse et de la pente. En effet, [32] a présenté une méthode d'estimation des deux paramètres utilisant cette méthode. Les résultats de cette étude ont montré une bonne précision. Ainsi, elle sera utilisée pour comparer les résultats obtenus avec la méthode qu'on a développée.

En effet, dans cette étude, une méthode d'estimation des MCR avec deux facteurs d'oubli a été proposée en se basant sur la formulation linéaire du problème (équation (4.2)). Cette méthode utilise le couple moteur et la vitesse du véhicule comme données d'entrée et la fonction de coût a été divisée en deux parties avec un facteur d'oubli pour chacune :

$$J_1(\hat{\theta}_1(N), \hat{\theta}_2(N), N) = 0.5 \left[ \sum_{k=1}^N \lambda_1^{N-k} \left( \dot{V}_c(k) - \phi_1(k)\hat{\theta}_1(N) - \phi_2(k)\theta_2(k) \right)^2 \right] + 0.5 \left[ \sum_{k=1}^N \lambda_2^{N-k} \left( \dot{V}_c(k) - \phi_1(k)\theta_1(k) - \phi_2(k)\hat{\theta}_2(N) \right)^2 \right] \quad (4.7)$$

Où  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$  sont les facteurs d'oubli pour les deux paramètres respectivement. Par conséquent, la solution de l'équation récurrente (4.7) est donnée par :

$$\begin{bmatrix} \hat{\theta}_1(k) \\ \hat{\theta}_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & L_1(k)\phi_2(k) \\ L_2(k)\phi_1(k) & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \hat{\theta}_1(k-1) + L_1(k) \left( \dot{V}_c(k) - \phi_1(k)\hat{\theta}_1(k-1) \right) \\ \hat{\theta}_2(k-1) + L_2(k) \left( \dot{V}_c(k) - \phi_2(k)\hat{\theta}_2(k-1) \right) \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

Avec :

$$L_i(k) = C_i(k-1)\phi_i(k) \times \left( \lambda_i + \phi_i^T(k)C_i(k-1)\phi_i(k) \right)^{-1} \quad (4.9)$$

$$C_i(k) = \frac{1}{\lambda_i} \left( I - L_i(k) \Phi_i^T(k) \right) C_i(k-1) \quad (4.10)$$

Où  $i = 1, 2$  et  $I$  présente la matrice identité.

#### 4.4 Approche d'optimisation non linéaire

Dans la littérature, il existe plusieurs modèles d'optimisation non linéaires qui peuvent être utilisés dans la méthode d'estimation. Le tableau (4-1) présente une comparaison entre quelques-uns.

Tableau 4-1 Comparaison entre des approches d'optimisation non linéaires

Méthode	Avantages	Inconvénients
La méthode de dichotomie (The Bisection method)	<p>Cette méthode est l'un des meilleurs algorithmes utilisés pour les fonctions qui changent de signe dans l'intervalle d'étude.</p> <p>La fonction à optimiser peut ne pas être continue dans l'intervalle d'étude.</p> <p>La convergence linéaire est garantie.</p>	<p>Il faut avoir deux hypothèses initiales sur <math>f(a)</math> et <math>f(b)</math> en plus qu'il faut avoir <math>f(a) f(b) &gt; 0</math>. <math>a</math> et <math>b</math> sont les bornes de l'intervalle d'étude.</p> <p>La convergence linéaire de cette méthode est plus lente que d'autres méthodes.</p>
The golden section search method	<p>Cette méthode est capable de déterminer le minimum, le maximum et les zéros de n'importe quelle fonction.</p> <p>La fonction à optimiser peut ne pas être continue dans l'intervalle d'étude.</p> <p>La convergence linéaire est garantie.</p>	<p>Convergence linéaire.</p> <p>Plus lente que la méthode de Bisection.</p> <p>Nécessite deux hypothèses initiales.</p> <p>Lorsque plusieurs zéros ou valeurs optimales existent, aucune indication pour la</p>

	La méthode peut gérer les problèmes mal conditionnés.	valeur qui sera choisie.
La méthode de point fixe (The fixed point method)	Facile à implémenter. Faible coût par itération. Préserve la structure souhaitée.	Convergence linéaire et généralement lente. Diverge si la valeur absolue de la dérivée de la fonction « g » à résoudre est supérieure à « 1 » pour tout x de l'intervalle contenant la racine.
La méthode Newton-Raphson (The Newton-Raphson method)	L'ordre de convergence de cette méthode est quadratique. La méthode doit converger uniquement près de la solution. Le taux de convergence de cette méthode est l'un des plus rapides.	La méthode est très coûteuse de point de vue temps d'évaluation. Si la tangente qui passe par le zéro de la fonction est parallèle ou presque parallèle à l'axe des abscisses alors la méthode diverge.
Programmation dynamique (Dynamic programming)	Plus robuste que la méthode diviser et régner. Cette méthode évite une énumération complète en éliminant dès le début les solutions qui ne peuvent pas être optimales. Résout chaque sous-problème une seule fois puis enregistre la solution pour une utilisation ultérieure.	La convergence de cette méthode est un peu lente.

Dans le tableau précédent, une comparaison entre quelques méthodes d'optimisation non linéaire a été faite en énonçant leurs avantages et leurs inconvénients et finalement on a choisi la programmation dynamique qui est la meilleure approche pour notre cas, car la convergence non linéaire de cet algorithme est assurée et en plus cette méthode ne nécessite pas des hypothèses initiales, mais juste les valeurs limites des paramètres à déterminer.

D'autre part, comme mentionnée dans l'étude citée précédemment, la masse est un paramètre invariable dans le temps alors que la pente de la route est variable dans le temps.

Nous considérons le déplacement du véhicule comme une séquence d'événements de mouvement tels que: accélération, décélération, le mouvement à vitesse constante et position de repos. L'idée est de déterminer, au cours de quel événement de mouvement, l'influence spécifique sur la consommation d'énergie d'un paramètre est la plus importante. Pour cela on a fait une étude de sensibilité sur le modèle dynamique du véhicule (équation (3.3)).

#### 4.4.1 Étude de sensibilité

Supposons que le véhicule se déplace sur un plan horizontal ( $\beta = 0$ ), à partir d'une position de repos sans freiner ( $F_{fb} = 0$ ).

Supposons également que la vitesse du vent est négligeable par rapport à  $V_c$ .

Pour analyser l'influence de la masse et la pente de la route sur la consommation d'énergie, on calcule la dérivée de l'équation (3.3) :

$$\frac{dP_m}{dt} = \frac{dF_m}{dt} V_c + F_m \frac{dV_c}{dt} \quad (4.11)$$

Avec :

$$\frac{dF_m}{dt} = M \frac{d\dot{V}_c}{dt} + \rho_a C_d A V_c \frac{dV_c}{dt} + Mg \frac{d\beta}{dt} (\cos(\beta) - \mu \sin(\beta)) \quad (4.12)$$

#### Phase d'accélération :

Au démarrage, la force de freinage est nulle et le véhicule accélère pour atteindre la vitesse de croisière. En considérant que la période d'accélération et la distance parcourue sont courtes, on peut supposer que  $\frac{d\beta}{dt} \cong 0$ . Ainsi, l'équation (4.11) devient :

$$\frac{dP_m}{dt} \approx \left( M \frac{d\dot{V}_c}{dt} + \rho_a C_d A V_c \frac{dV_c}{dt} \right) V_c + \left( M \frac{dV_c}{dt} + \frac{1}{2} \rho_a C_d A (V_c)^2 + Mg\mu \right) \frac{dV_c}{dt} \quad (4.13)$$

D'après l'équation (4.13), on remarque que si le véhicule démarre d'un plan horizontal et si la période d'accélération est courte, la variation de la puissance mécanique est dominée par l'inertie du véhicule.

#### Phase de maintien de vitesse :

Durant cette phase, l'accélération nette du véhicule et sa dérivée sont négligeables ( $\frac{dV_c}{dt} = 0$  et  $\frac{d\dot{V}_c}{dt} = 0$ ). Ainsi l'équation (4.11) devient :

$$\frac{dP_m}{dt} \approx \left( Mg \frac{d\beta}{dt} (\cos(\beta) - \mu \sin(\beta)) \right) V_c \quad (4.14)$$

L'équation (4.14) montre que la variation de la puissance mécanique en fonction du temps est liée à la masse du véhicule et la pente. Or il est évident qu'avant la phase de maintien de vitesse le véhicule doit accélérer. De ce fait, on peut estimer la masse du véhicule (qui est constante) pendant la phase d'accélération et utiliser la masse estimée pour déterminer la pente de la route pendant la seconde phase.

D'après ce qui précède, le problème d'estimation de la masse et de la pente peut être reformulé comme suit :

- Trouver la phase d'accélération ;
- Identifier la masse du véhicule durant cette période en minimisant la fonction de coût (4.3) ;
- Trouver la phase de maintien de vitesse ;
- Utiliser la valeur de la masse identifiée et trouver la séquence des pentes de la route qui minimisent la fonction de coût (4.15) :

$$J_3(k) = 0.5(P_m(k) - \hat{P}_m(k))^2 \quad (4.15)$$

Pour résoudre ce problème d'optimisation, nous avons utilisé une architecture à deux couches d'identification dans laquelle la couche supérieure est chargée de fournir l'accélération et les périodes de mouvement de croisière. Cette couche est appelée la couche de supervision. La seconde, dite couche d'optimisation, exécute l'algorithme d'optimisation pour dériver les valeurs de  $M$  et  $\beta$ .

#### 4.4.2 Couche de supervision

La couche de contrôle est basée sur une machine à états finis couramment utilisée dans laquelle les quatre états de mouvements concernés sont l'état d'arrêt, l'état d'accélération, l'état de maintien de vitesse et l'état de décélération.

La figure (4-4) présente les différents états et leurs relations. Les deux paramètres les plus importants impliqués dans ce diagramme d'état sont:

- la vitesse minimale du véhicule qui représente la plus basse vitesse mesurable au moyen d'un capteur de vitesse;

- l'accélération du véhicule la plus basse, qui représente l'accélération minimale dérivée des mesures du capteur de vitesse.

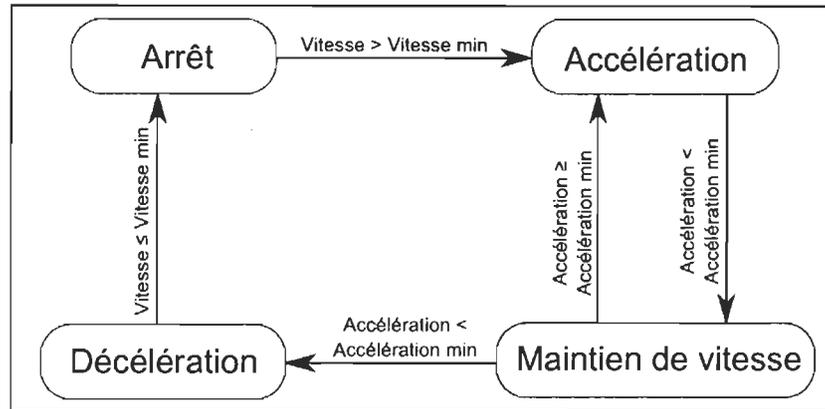


Figure 4-4 Diagramme de la machine à états

Dès que le véhicule commence à se déplacer de sa position d'arrêt (état Arrêt), la couche de supervision indique que le véhicule est en état d'accélération. Dans cet état, aucune nouvelle estimation n'est effectuée. Lorsque la dérivée première de la vitesse est inférieure à la plus basse accélération, la couche de supervision indique que le véhicule a terminé l'accélération et commence son mouvement de croisière (état de maintien de vitesse). À ce stade, seule l'estimation de la masse est faite en utilisant les données stockées au cours de la période d'accélération. La nouvelle masse estimée est utilisée au cours de la période de maintien de vitesse pour les estimations de la pente de la route. Lorsque le véhicule est en état de maintien de vitesse, seule la pente de la route est estimée. Aucune estimation n'est réalisée en décélération et en état d'arrêt.

#### 4.4.3 Couche d'optimisation

La couche d'optimisation comporte deux volets. Le premier est lié à la minimisation de la fonction coût (4.3) lorsque le véhicule est dans l'état d'accélération alors

que le second est conçu pour minimiser la fonction de coût (4.14) pendant l'état de maintien de vitesse.

En effet, la programmation dynamique à induction rétroactive est utilisée pour l'estimation de la masse lorsque le véhicule est en état d'accélération. Comme son nom l'indique, l'algorithme d'optimisation est effectué en reculant dans le temps. Les séquences de  $V_c(k), k = 1, 2, \dots, N_a$  et  $P_e(k), k = 1, 2, \dots, N_a$  sont collectés tout le long de la période d'accélération.  $N_a$  représente le nombre de données discrètes recueillies au cours de la période d'accélération. Ensuite pour chaque valeur, la fonction de coût (4.3) est minimisée.

Ainsi, à partir de la fin de la fenêtre d'accélération, la même procédure est refaite et une séquence de  $M^*(k), k = 1, 2, \dots, N_a$  qui minimise, en reculant dans le temps, la fonction de coût (4.3) est calculée.

Sachant que la masse du véhicule ne doit pas varier au cours de la période de maintien de vitesse, nous proposons d'utiliser la valeur moyenne de  $M^*(k)$  comme étant la masse estimée  $\hat{M}$ .

$$\hat{M} = \frac{1}{N_a} \sum_{k=1}^{N_a} M^*(k) \quad (4.16)$$

Connaissant la valeur de la masse estimée  $\hat{M}$ , un algorithme d'optimisation locale cherche la valeur de la pente qui minimise la fonction de coût locale (4.15) à chaque instant  $k$ .

### **Conclusion :**

Dans ce chapitre, une estimation non linéaire de la masse d'un véhicule électrique et de la pente de la route basée sur les événements a été présentée. Une architecture d'identification à deux couches comprenant une couche de contrôle et une couche

d'optimisation est utilisée. La couche de contrôle analyse le mouvement du véhicule afin de fournir les périodes d'accélération et de maintien de vitesse. Au cours de la période d'accélération, la couche d'optimisation estime la masse du véhicule alors que la pente de la route est estimée pendant la période de maintien de vitesse.

Les résultats des simulations de la méthode d'estimation élaborée dans ce chapitre seront présentés dans le chapitre suivant.

## **CHAPITRE 5. EXPÉRIENCES ET SIMULATIONS**

L'Institut de Recherche sur l'Hydrogène (IRH) de Trois-Rivières s'est pourvu d'un véhicule électrique commercial, le NÉMO, et il a été modifié en véhicule électrique hybride. Le nouveau NÉMO est totalement électrique et il fonctionne avec une topologie d'hybridation série où la source principale d'énergie est un pack de batteries et la source secondaire est soit une pile à combustible soit un groupe électrogène qui fonctionne à l'hydrogène après modification.

Ce véhicule est équipé par un système d'acquisition de données « National Instrument » et le logiciel LabVIEW qui ont été utilisés pour surveiller la vitesse longitudinale du véhicule, le courant et la tension des batteries. La puissance électrique est calculée en utilisant le produit de la tension et du courant mesurés.

Ainsi, la validation des différentes parties présentées dans les chapitres précédents a été réalisée par des données obtenues lors de différentes expériences faites à bord du véhicule NÉMO.



Figure 5-1 Le véhicule NÉMO de l'Institut de Recherche sur l'Hydrogène

Les paramètres utilisés dans les validations sont résumés dans le tableau (5-1).

Tableau 5-1 Paramètres de validation des algorithmes

Paramètre	Valeur
Masse par défaut (minimale)	1016 kg
Masse maximale permise	1466 kg
Densité de l'air ( $\rho_a$ )	1.22 kg m <sup>-3</sup>
Le coefficient de traînée ( $C_d$ )	0.7
Air frontal du véhicule (A)	2.3 m <sup>2</sup>
Coefficient de résistance au roulement ( $\mu$ )	0.018
Vitesse maximale du véhicule ( $V_{max}$ )	40 Km/h

### 5.1 Validation de la méthode d'estimation de la masse et de la pente

Pour valider cette partie, la source secondaire est arrêtée. Seul le pack de batteries fournit l'énergie nécessaire à la propulsion du véhicule. Pour cette partie plus de paramètres sont utilisés. Le tableau suivant présente les paramètres supplémentaires.

Tableau 5-2 Paramètres supplémentaires pour la validation de l'algorithme d'estimation de la masse et de la pente

Paramètre	Valeur
Accélération minimale ( $A_{min}$ )	0.5 m/s <sup>2</sup>
Vitesse minimale ( $V_{c_{min}}$ )	0.5 m/s
Pente minimale ( $\beta_{min}$ )	-0.1 rad
Pente maximale ( $\beta_{max}$ )	0.1 rad

Comme il a été mentionné dans le chapitre précédent, un modèle autorégressif d'ordre un avec une entrée externe (ARX) et un réseau de neurones artificiel ont été utilisés pour déterminer la relation entre les puissances mécanique et électrique. Ainsi la validation de l'estimateur de la masse et de la pente va être divisée en deux parties.

#### 5.1.1 Masse du véhicule constante

Le véhicule est chargé et une masse totale de 1250 kg est mesurée. Le but de cette expérience est d'évaluer si l'algorithme d'identification de la masse et de la pente proposé peut donner des résultats satisfaisants. En outre, en utilisant les données de cette expérience, nous allons comparer les résultats de notre méthode avec le modèle ARX et le réseau de neurones et ceux de la méthode des MCR proposé dans [32].

Pour tester la méthode d'estimation de la masse et de la pente, seuls le profil de vitesse  $V_c$  et les puissances électriques  $P_e$  sont connus. En utilisant  $P_e$ , la puissance mécanique simulée est calculée comme expliqué avant. Ensuite, la couche de contrôle fournit les différentes périodes d'accélération et de maintien de vitesse pour l'identification.

#### 5.1.1.1 Méthode d'optimisation avec le modèle ARX

Dans cette partie, la relation puissance électrique/puissance mécanique est assurée par le modèle ARX.

Une expérience a été réalisée sur une route plate ( $\beta = 0rad$ ) avec une masse du véhicule connue de 1400 kg. Les résultats de cette expérience sont utilisés pour déterminer les deux paramètres  $\alpha_1$  et  $\alpha_2$  représentés par l'équation (4.5). Les paramètres dynamiques identifiés sont  $\alpha_1 = 0.5491$  et  $\alpha_2 = 0.29$ .

La figure (5-2) montre la vitesse du véhicule (graphe (a)) et les puissances mécaniques correspondantes (graphe (b)). Connaissant la vitesse du véhicule  $V_c$ , la masse ( $M = 1250$  kg) et de la pente de la route ( $\beta = 0rad$ ), on calcule la puissance mécanique réelle en utilisant les équations (3.1) et (3.2). La comparaison de cette puissance mécanique réelle (courbe rouge du graphique (b)) et celle obtenue en utilisant l'équation (4.5) et les paramètres identifiés  $\alpha_1$  et  $\alpha_2$  de la première expérience, montre qu'ils sont assez semblables.

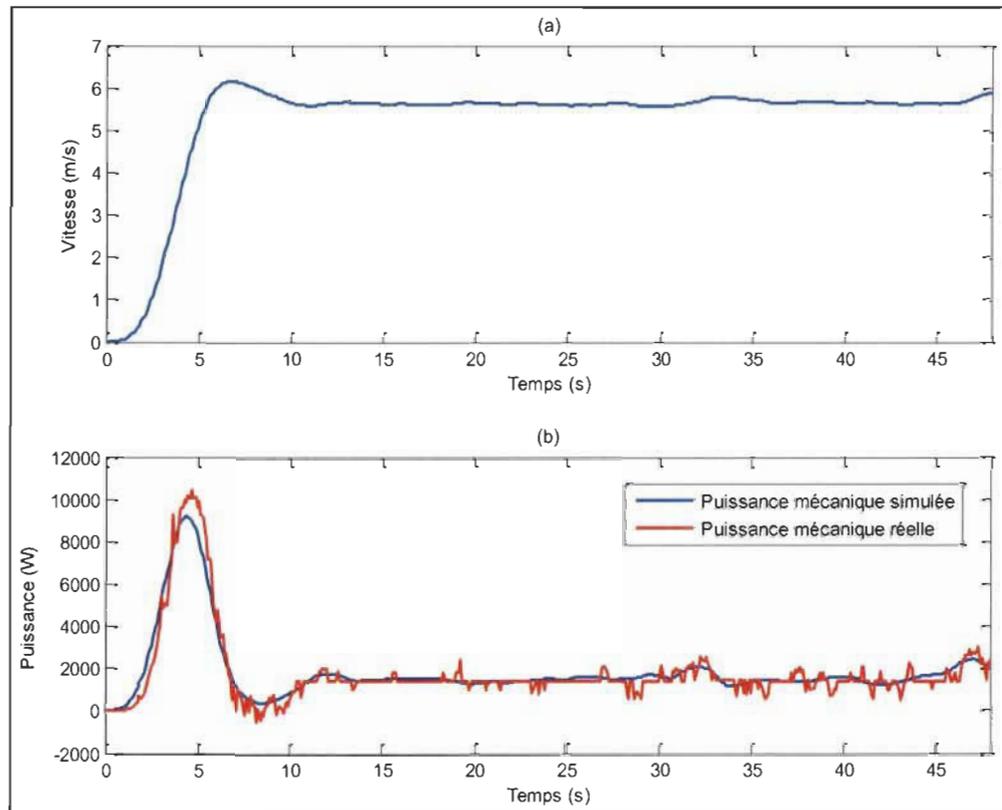


Figure 5-2 Profil de vitesse du test (graphe a) et profil de la puissance mécanique calculée avec le modèle ARX (graphe b)

Les résultats obtenus avec la méthode d'optimisation sont présentés sur la figure (5-3).

Dans cette figure (courbe bleue du graphe (a)) montre que dès le début, à  $k = 2.2$  s, la masse estimée est loin de la vraie masse parce que la couche de supervision a indiqué que le véhicule se trouvait à l'état d'ARRÊT. En fait, à partir de  $k = 0$  pour  $k = 2.2$  s, la figure (5-2) montre que la valeur de la vitesse est inférieure à 0.5 m/s qui est la valeur de la vitesse minimale prévue à la couche de supervision. Puisqu'aucune identification n'est réalisée au cours de la période d'arrêt, la masse est réglée sur celle par défaut (1100 kg). Dès que la vitesse du véhicule augmente, la masse identifiée est 1240 kg qui est proche de

la masse réelle (1250 kg). La pente de la route identifiée est très proche de 0 rad qui est la valeur réelle.

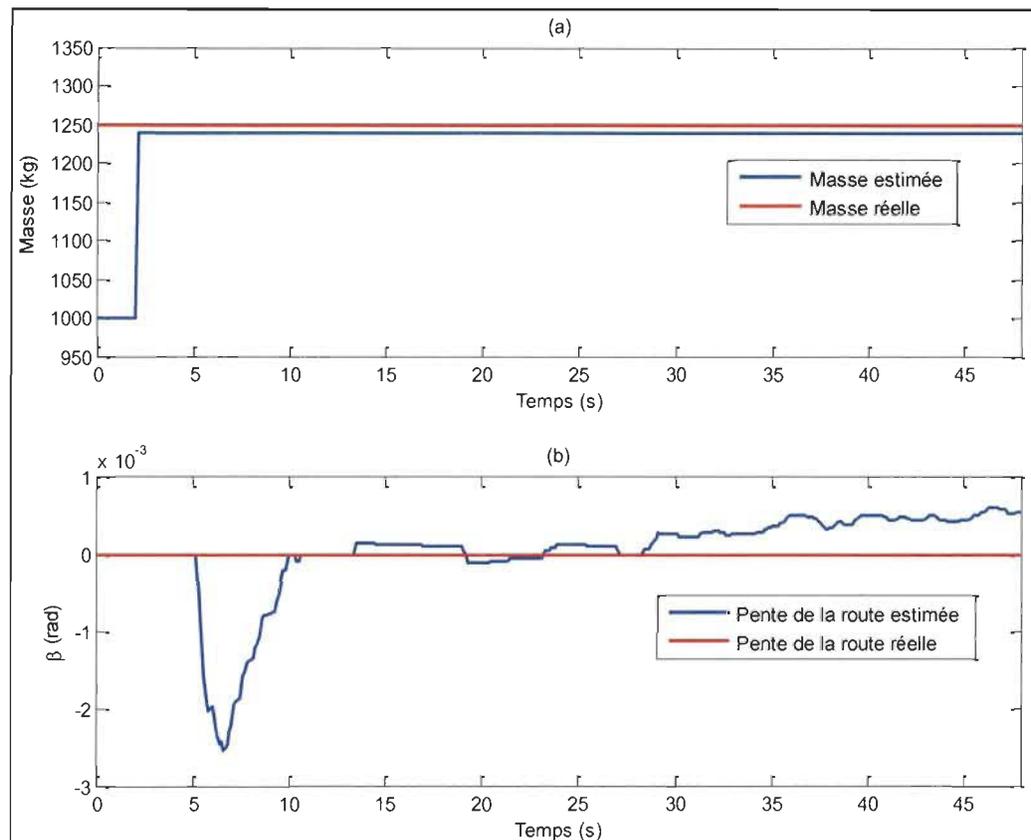


Figure 5-3 Estimation avec la méthode d'optimisation en utilisant le modèle ARX: (a) masse réelle et estimée; (b) pente réelle et estimée

#### 5.1.1.2 Méthode d'optimisation avec le réseau de neurones

Afin de plus améliorer les résultats de la méthode d'optimisation élaborée, un réseau de neurones artificiel a été utilisé à la place du modèle ARX. La figure suivante montre le profil de vitesse ainsi que la puissance mécanique déterminée à partir de la

puissance électrique en utilisant le réseau de neurones (courbe en bleu) et la puissance mécanique réelle (courbe en rouge).

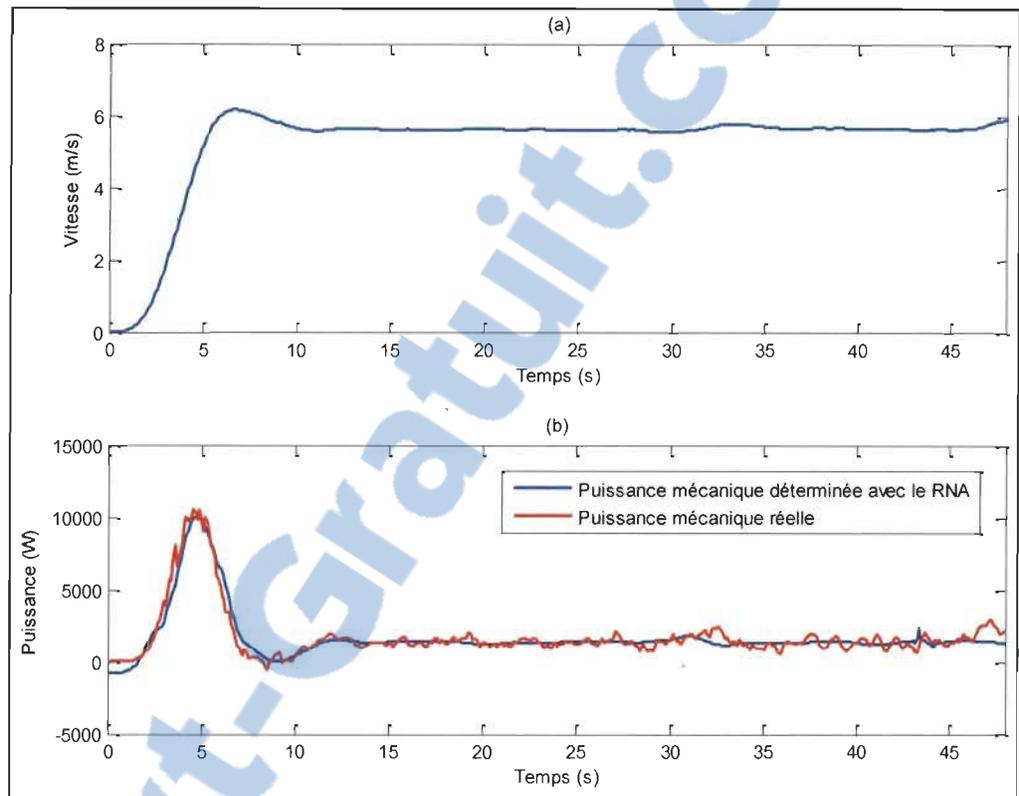


Figure 5-4 Profil de vitesse du test (graphe (a)) et profil de la puissance mécanique calculée avec le réseau de neurones (graphe (b))

On constate que le réseau de neurones est capable de donner des résultats plus précis que le modèle ARX surtout pendant la phase d'accélération où la masse est estimée.

La figure (5-5) présente les résultats de simulation. La méthode d'optimisation utilisant le réseau de neurones est capable de converger vers une valeur de la masse de 1252 kg qui est presque égale à la valeur réelle et la pente varie entre 0.0025 rad et 0.0015 rad. L'estimation de la masse dans ce cas est meilleure que celle avec le modèle ARX contrairement à la pente qui est moins précise. En effet, il est possible que le manque de

précision soit à cause de l'insuffisance d'informations d'excitation pendant la phase de maintien de vitesse, mais l'erreur reste tout de même très petite.

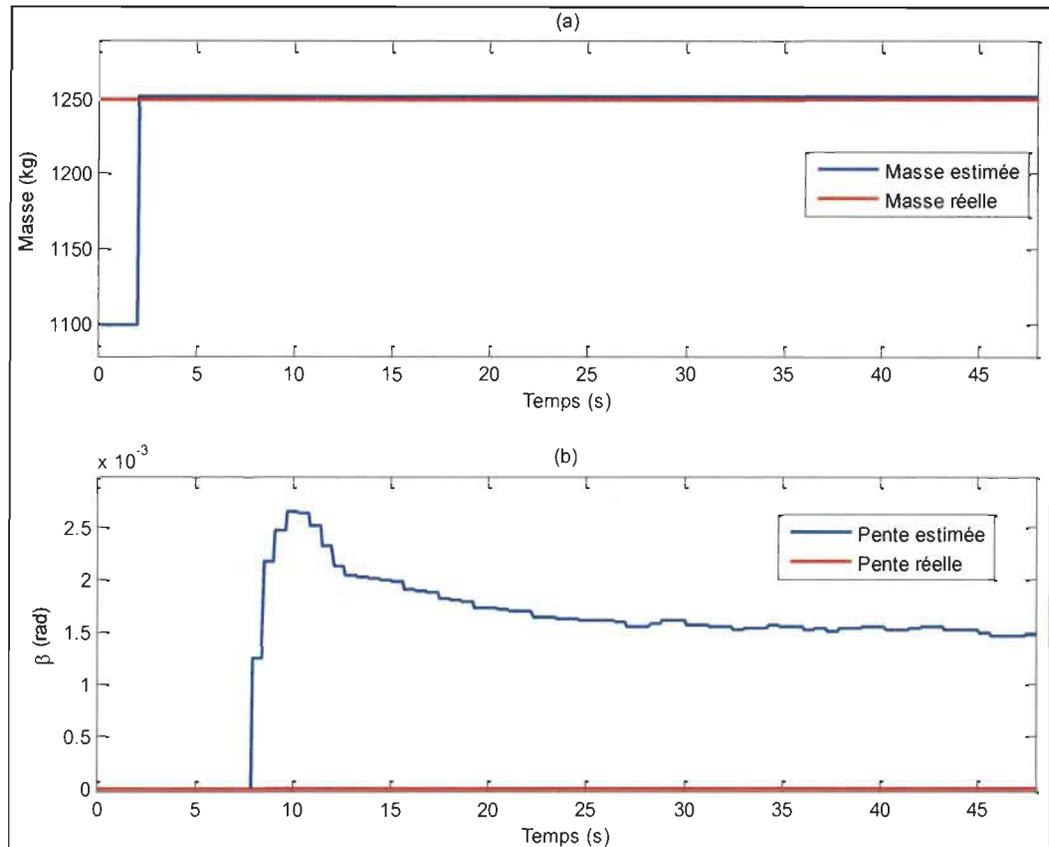


Figure 5-5 Estimation avec la méthode d'optimisation en utilisant le réseau de neurones: (a) masse réelle et estimée; (b) pente réelle et estimée

### 5.1.2 Méthode des moindres carrés récursifs

La meilleure façon pour vérifier la précision d'un algorithme c'est de le comparer avec une méthode très présente dans la littérature.

La méthode des MCR proposée dans [32] est ainsi implémentée dans cette partie et elle sera la méthode type. Le même scénario a été utilisé pour simuler cet algorithme. Les données de ce test sont le couple moteur qui est calculé à partir de la puissance mécanique

et la vitesse du véhicule. On remarque que cette méthode n'a pas pu converger vers la masse réelle de 1250 kg (courbe bleue du graphe (a) de la figure (5-6)), tandis que la pente de la route identifiée (0.025 pour  $k > 10.0$  s) tend à être proche à la vraie valeur.

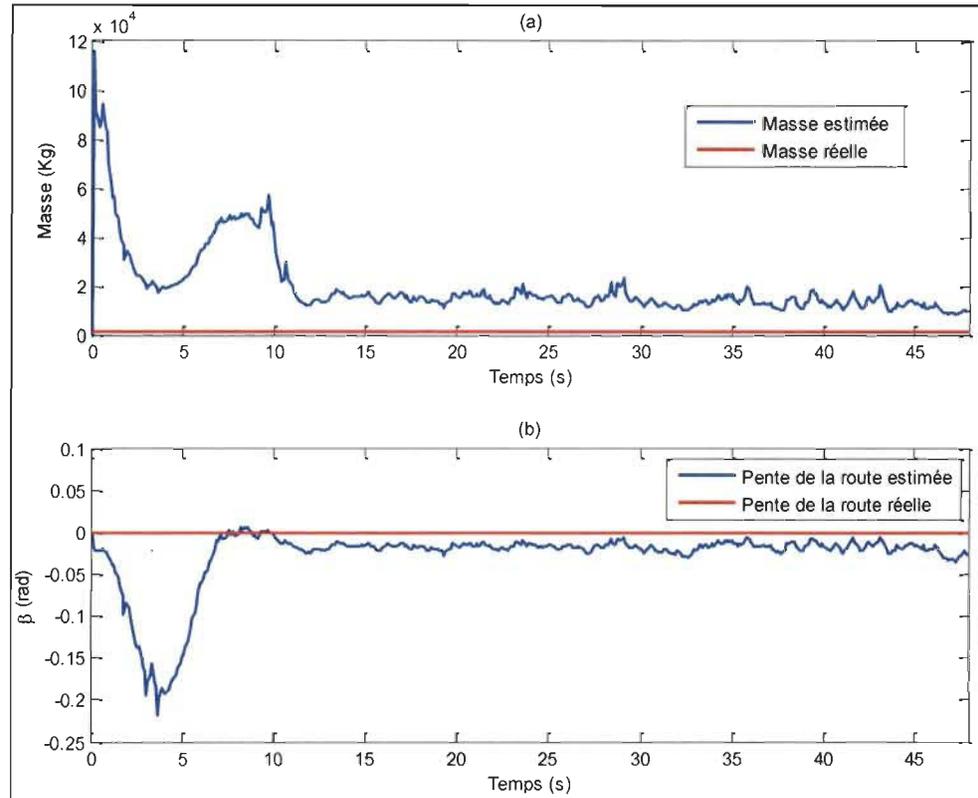


Figure 5-6 Estimation avec la méthode des MCR: (a) masse réelle et estimée; (b) pente réelle et estimée

Ces résultats indiquent que notre approche d'optimisation peut fournir des valeurs de la masse et de la pente satisfaisantes alors que la méthode des MCR diverge et les valeurs données sont loin des valeurs réelles.

### 5.1.3 Validation pour une masse variable

Dans cette partie un scénario avec un changement de la masse est utilisé pour déterminer l'aptitude de la méthode d'optimisation à bien estimer la masse et la pente. Le

scénario est le suivant : le conducteur commence son voyage avec un véhicule qui pèse 1250 kg ensuite au cours de la route il s'arrête et il charge 150Kg dans le véhicule ( $M=1400Kg$ ). Une des caractéristiques de la méthode d'estimation élaborée consiste à estimer la masse du véhicule après chaque arrêt donc pour ce scénario l'algorithme doit estimer la masse deux fois.

Dans la suite de cette partie, les simulations sont faites avec le modèle ARX et le réseau de neurones.

#### 5.1.3.1 Masse variable en utilisant le modèle ARX

Les paramètres du modèle qui ont été déterminés avant peuvent être utilisés pour n'importe quelle valeur de la masse vu qu'ils présentent la dynamique du groupe motopropulseur qui ne dépend pas de la charge sur le véhicule. Ainsi, pour ce scénario, on a utilisé les mêmes paramètres  $\alpha_1$  et  $\alpha_2$ .

D'après le graphe (a) de la figure (5-7), on remarque que pour la première portion du scénario, la masse estimée est proche de la vraie masse, ( $M_{estimée} = 1240Kg$ ) mais pour la deuxième portion la masse estimée est loin de la vraie valeur ( $M_{estimée} = 1296Kg$ ). L'erreur d'estimation lors de la deuxième tranche de ce scénario est peut-être due à la présence de bruit sur les données utilisées dans cette partie.

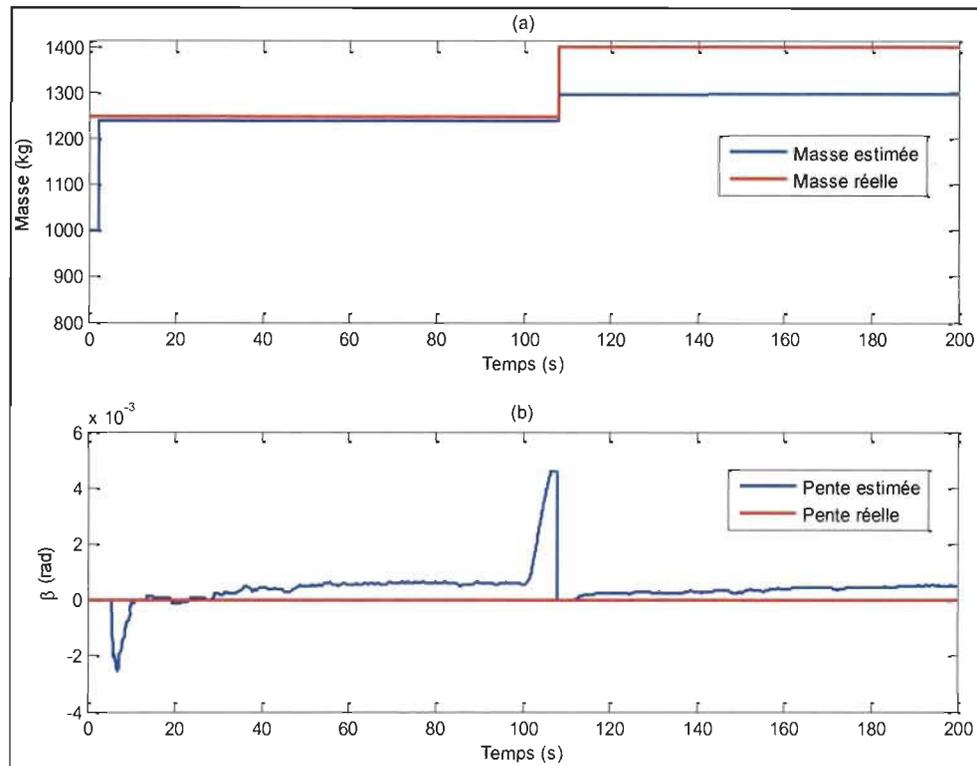


Figure 5-7 Estimation (cas d'une masse variable) avec le modèle ARX: masse réelle et estimée (graphe (a)); pente réelle et estimée (graphe (b))

### 5.1.3.2 Masse variable en utilisant le réseau de neurones

La figure (5-8) présente les résultats de la simulation obtenus avec une relation puissance électrique/puissance mécanique donnée par le réseau de neurones.

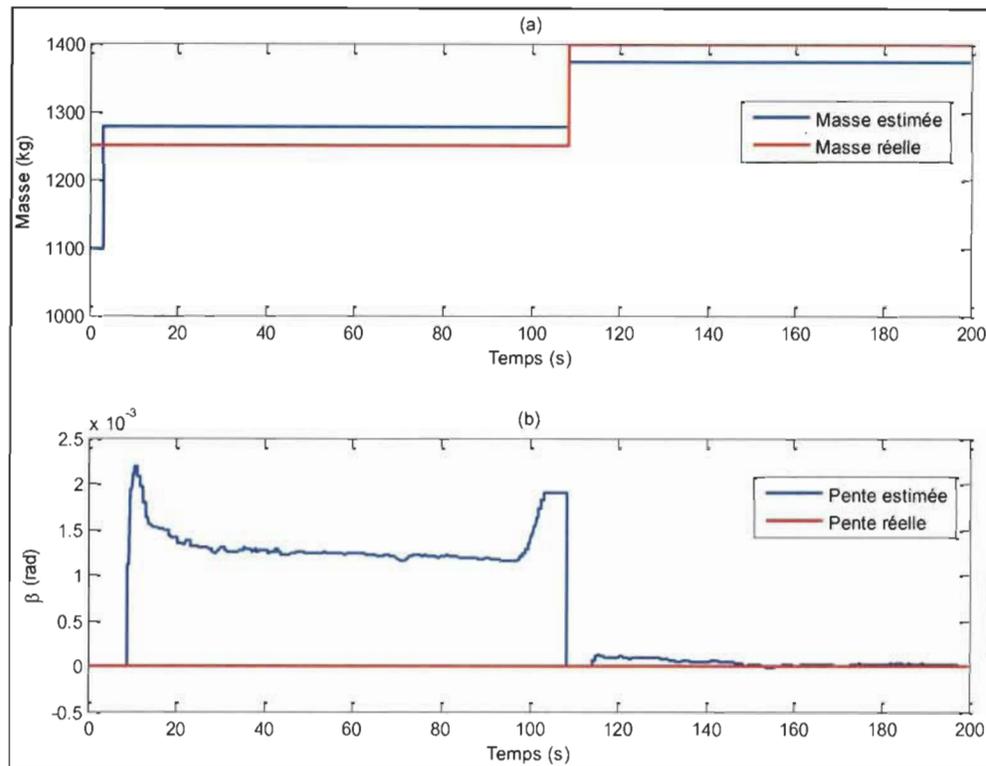


Figure 5-8 Estimation (cas d'une masse variable) avec le réseau de neurones: masse réelle et estimée (graphe (a)); pente réelle et estimée (graphe (b))

D'après les graphes de la figure (5-8), on peut remarquer que la précision de l'estimation a diminué (masse estimée de 1276Kg pour une masse réelle de 1250 kg ensuite une valeur de 1373Kg pour une vraie valeur de 1400Kg). On remarque aussi, dans la deuxième partie du voyage, que la pente a convergé vers la vraie valeur alors que pendant la première elle été un peu loin. Normalement, comme il a été mentionné avant, ce manque de précision est due aux données utilisées dans la validation de l'algorithme ou bien un mauvais entraînement du réseau de neurones qui a fourni des puissances mécaniques erronées. En comparaison avec les résultats obtenus avec le modèle ARX, on remarque qu'en général l'utilisation du réseau de neurones donne des résultats plus précis.

#### **5.1.4 Validation pour une pente variable**

Dans cette partie, la capacité de l'algorithme à estimer la masse et une pente variable a été testée. On a créé un scénario où la pente varie d'une façon sinusoïdale (voir figure 5-9) avec une masse du véhicule constante et égale à 1250Kg. On a ensuite comparé les résultats obtenus avec la programmation dynamique et l'algorithme des MCR. Pour cela, on a calculé la puissance mécanique à partir du même profil de vitesse utilisé dans les validations précédentes (voir graphe (a), figure 5-2), la pente variable et le modèle longitudinal du véhicule. Ensuite, on a déterminé la puissance électrique à partir de la puissance mécanique calculée par l'intermédiaire d'un réseau de neurones.

Ainsi, dans la suite de cette partie, les résultats des simulations faites avec la programmation dynamique en utilisant le modèle ARX et le réseau de neurones et avec l'algorithme MCR seront présentés.

##### **5.1.4.1 Pente variable en utilisant le modèle ARX**

Dans cette validation, on a utilisé les mêmes paramètres  $\alpha_1$  et  $\alpha_2$  du modèle ARX. D'après le graphe (a) de la figure (5-9), on remarque que la masse estimée (1422 kg) est loin de la vraie valeur (1250 kg). Pour la pente, il y a aussi une erreur entre les valeurs estimées et les valeurs réelles, mais on constate que la pente estimée suit la variation de la vraie valeur.

Cette erreur au niveau des deux valeurs est due normalement à la perte d'information sur les données lors de la conversion de la puissance mécanique en puissance électrique et inversement.

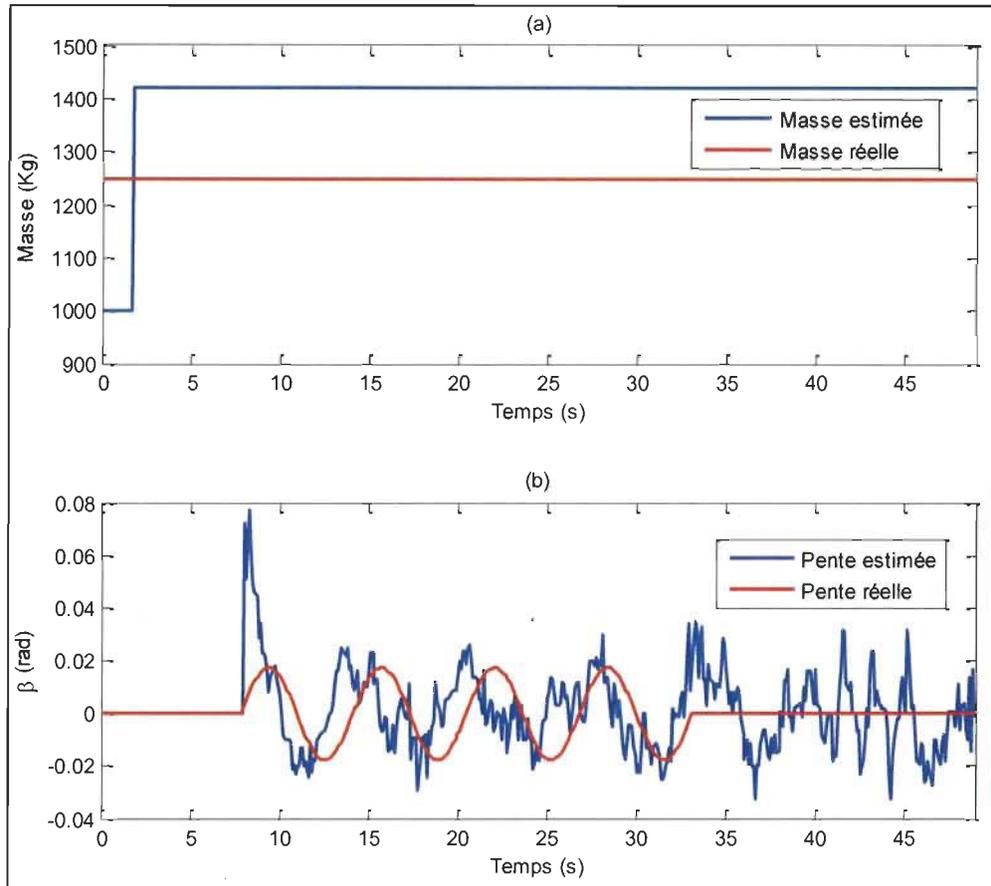


Figure 5-9 Estimation (cas d'une pente variable) avec le modèle ARX: masse réelle et estimée (graphe (a)); pente réelle et estimée (graphe (b))

#### 5.1.4.2 Pente variable en utilisant le réseau de neurones

La figure (5-10) présente les résultats de la simulation obtenus avec une relation puissance électrique/puissance mécanique donnée par le réseau de neurones.

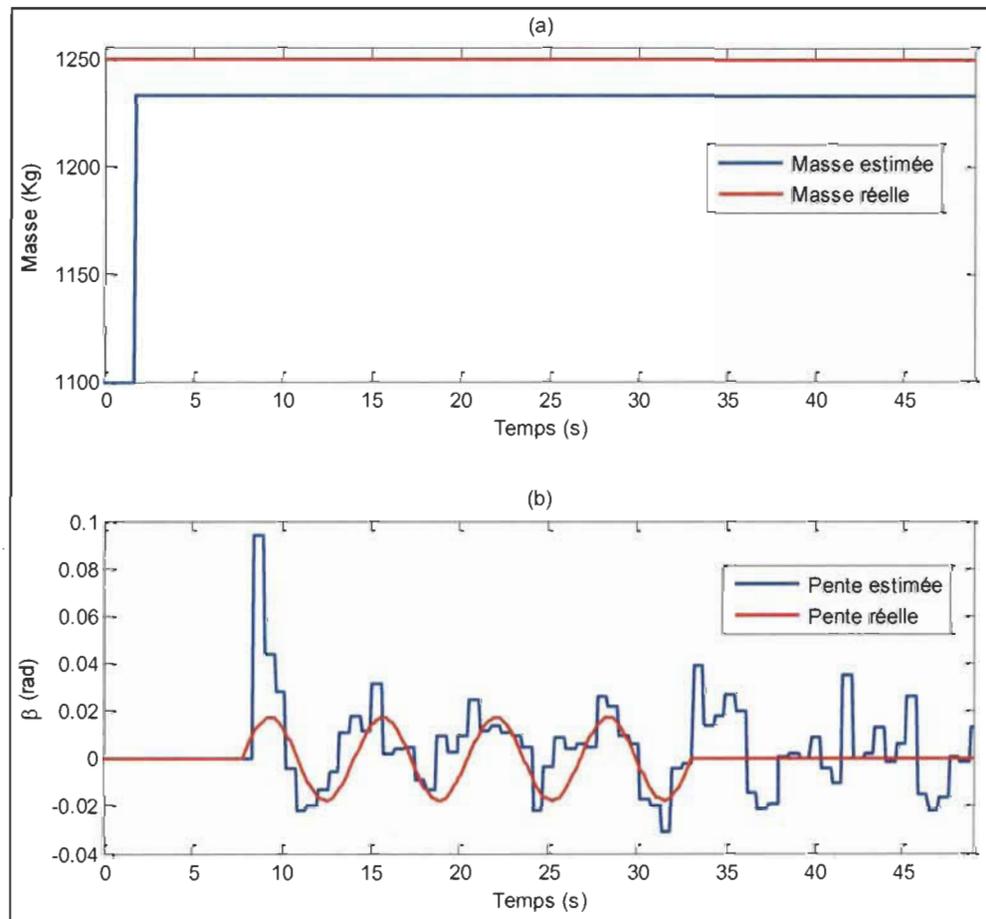


Figure 5-10 Estimation (cas d'une pente variable) avec le réseau de neurones: masse réelle et estimée (graphe (a)); pente réelle et estimée (graphe (b))

D'après les graphes de la figure, on peut remarquer que l'algorithme est capable d'estimer une masse très proche de la vraie valeur (1233 kg). Cependant, les valeurs de la pente présentent une erreur par rapport à la vraie valeur, mais ils suivent la variation de cette dernière. L'incertitude au niveau des valeurs de la pente peut être due à la fréquence de variation de cette dernière et aussi à la génération de bruit dans les données lors du passage de la puissance mécanique à la puissance électrique en premier temps et l'inverse en second temps. En plus, on remarque des paliers dans le profil de variation de la pente qui

sont dus au fait que la puissance mécanique qui est utilisée pour estimer la pente est déterminée par le réseau de neurones. Ce dernier collecte d'abord les données de la puissance électrique et ensuite les traite pour déterminer la puissance mécanique correspondante ce qui justifie l'invariabilité de la pente pendant ce temps.

#### 5.1.4.3 Estimation avec l'algorithme des moindres carrés récursif

En utilisant les données du couple moteur et la vitesse du véhicule, on a essayé d'estimer la masse et la pente. La figure (5-11) présente les résultats de la simulation.

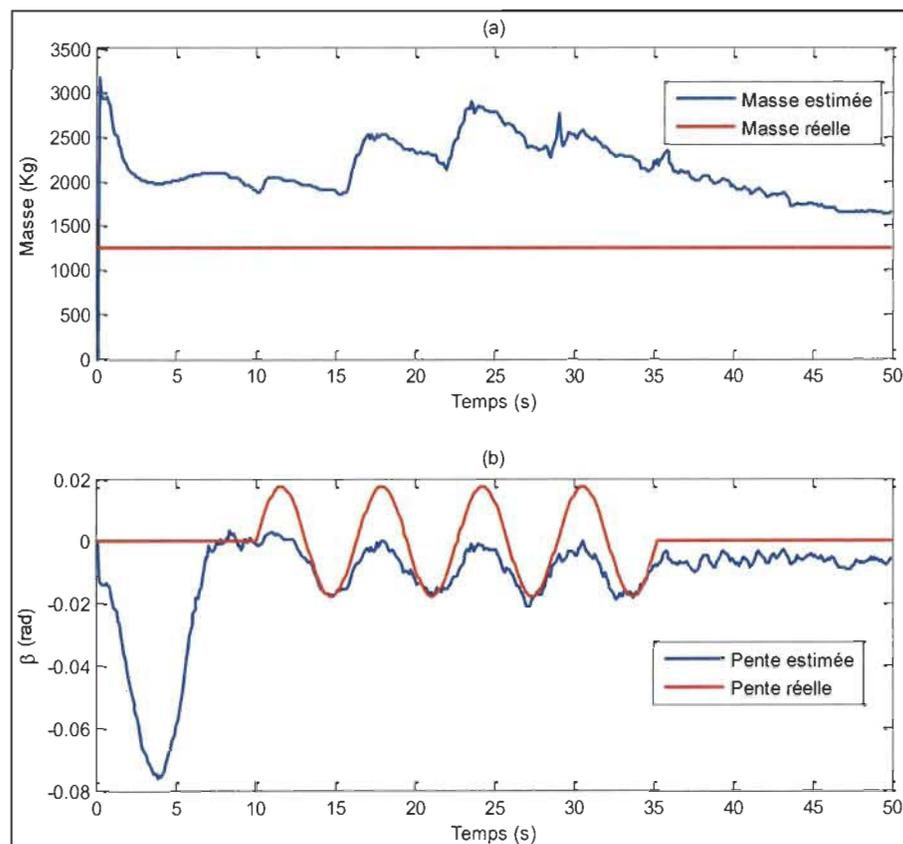


Figure 5-11 Estimation (cas d'une pente variable) avec l'algorithme des MCR

D'après le graphe (a) de la figure (5-11), on remarque que l'algorithme n'est pas capable de bien estimer la masse et la valeur converge après 50 secondes vers la valeur de

1653 kg donc avec erreur de 32%. Pour la pente, le profil estimé suit l'évolution du réel mais toujours avec une erreur.

Ainsi, on peut conclure que l'algorithme d'estimation élaboré est plus performant que l'algorithme des moindres carrés récursif.

### **Récapitulatif :**

La méthode d'optimisation élaborée est capable de bien estimer la masse et la pente avec une petite erreur. La comparaison des résultats de cette méthode et ceux de la méthode des moindres carrés récursive a montré que, si on veut utiliser la puissance électrique et la vitesse du véhicule comme données d'entrée, la méthode des MCR n'est pas capable de converger vers les bonnes valeurs de la masse et de la pente contrairement à la méthode d'optimisation qui donne de bons résultats. D'autre part, pour la méthode d'optimisation, on a utilisé deux approches pour déterminer la puissance mécanique à partir de l'électrique qui sont un modèle ARX et un réseau de neurones. Les simulations avec ces deux derniers ont donné des résultats escomptés avec plus de précision en utilisant le réseau de neurones qu'en utilisant le modèle ARX.

## **5.2 Validation de la méthode de gestion d'énergie pour un véhicule électrique hybride**

La méthode de gestion d'énergie pour les véhicules électriques hybrides est basée sur différents paramètres qui sont le cycle de conduite, la masse actuelle du véhicule et le rapport de prix électricité/hydrogène. D'autre part, étant donné que la couche de planification de l'énergie est indépendante de la manière dont la puissance est partagée par la couche inférieure, le calcul hors ligne du cycle de conduite optimal en utilisant la

programmation dynamique et les données du GIS sera validé en premier. Ensuite, la validation va comporter l'impact du changement de la masse et le coût d'énergie sur la méthode de partage de la puissance.

Les données utilisées dans cette partie sont collectées sur le NÉMO. En effet, pendant l'expérience, le NÉMO est déplacé sur une route plate et le pilote a été demandé de ne pas dépasser la limite de vitesse de 20 km/h (5,56 m/s). Entre  $k = 51$ s et  $k = 56$ s, le véhicule est arrêté et une charge de 150 kg est ajoutée. Puis, il commence à se déplacer de nouveau sur cette route plate jusqu'à  $k = 117$ s. En utilisant la méthode d'optimisation élaborée, la masse est estimée dans les deux tranches du voyage.

### **5.2.1 Validation du cycle de conduite optimal**

Le cycle de conduite donné par [43] est validé avec les données expérimentales de l'essai présenté précédemment en étudiant l'influence du changement de la masse sur ce dernier. En effet, la figure (5-12) montre le profil de vitesse et deux cycles de conduite correspondants respectivement à la masse par défaut (1100 kg) et 1400Kg. On remarque d'après cette figure que les deux cycles de conduites sont similaires et le RMSE est égal à 0.0015. À partir de ce résultat, il est clair que le cycle de conduite pour les basses vitesses n'est pas influencé par la masse ce qui nous permet de l'estimer hors ligne une seule fois pour chaque véhicule en utilisant la masse par défaut. Pour les véhicules à grande vitesse, ce résultat n'est plus vrai et dans ce cas la détermination du cycle de conduite se fait avec la masse totale permise pour le véhicule.

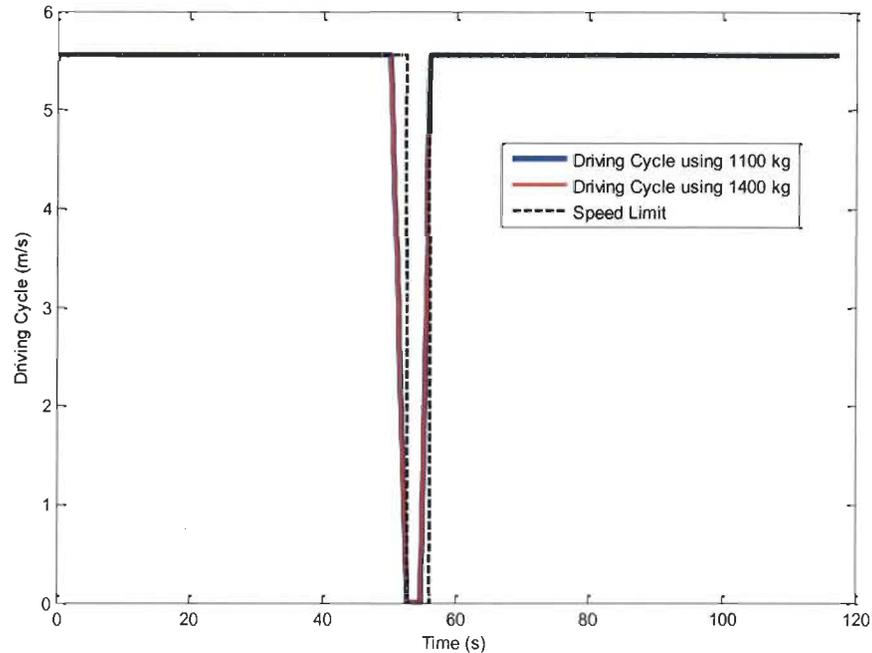


Figure 5-12 Validation du cycle de conduite

### 5.2.2 Influence du changement de la masse sur les profils de puissance et d'énergie

La dynamique d'un véhicule est très dépendante de la masse de ce dernier. En effet, comme il a été mentionné dans l'algorithme de cette méthode, pour mettre à jour le profil de puissance, le profil de consommation d'énergie correspondante et la profondeur de décharge des batteries, la masse estimée est utilisée. La figure (5-13) présente ces deux profils où nous avons comparé les profils de puissance et d'énergie en tenant compte de la valeur par défaut du véhicule et de la masse estimée. Le graphe (a) montre qu'il existe une différence significative entre la puissance obtenue en utilisant la valeur de la masse par défaut (courbe bleue) et celui avec les estimations de masse (courbe rouge). Cette différence est la principale raison de la sous-consommation d'énergie estimée avec la valeur de la masse par défaut (courbe bleue du graphe (b)). En outre, sur le graphique (b) il est

montré que l'estimation de la masse une seule fois au début du voyage n'est pas suffisante pour prévoir la consommation d'énergie du véhicule. En effet, dans notre scénario de test, la masse initiale est de 1250 kg et la ligne en vert sur le graphique (b) indique le profil de l'énergie en tenant compte de cette masse pour tout le voyage. De toute évidence, une différence significative existe entre ce profil d'énergie et le profil avec la masse estimée. Ce résultat indique qu'une bonne estimation de la masse est nécessaire pour bien planifier la consommation d'énergie du véhicule pour un trajet donné.

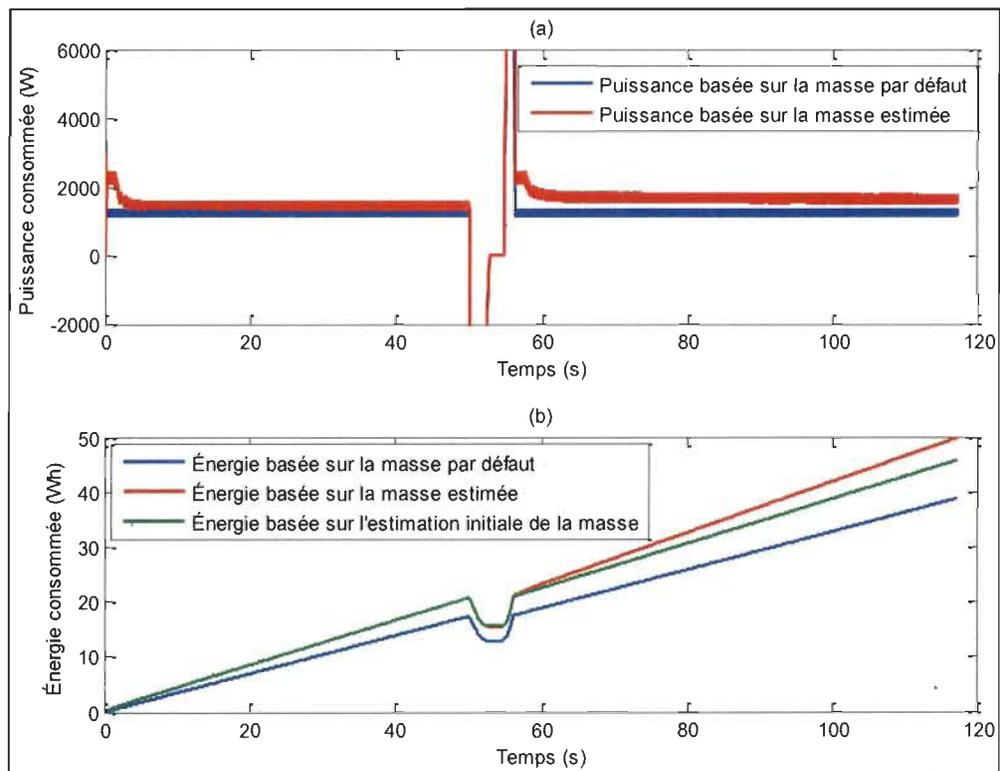


Figure 5-13 Puissance et énergie consommées: (a) profil de puissance; (b) profil d'énergie

### 5.2.3 Validation de la méthode de partage de puissance

La méthode de partage de puissance est basée sur l'estimation de la masse et le critère du coût de carburant. Ainsi, cette section sera divisée en deux parties. La première vise à valider que l'utilisation de la masse estimée améliore le système de gestion de l'énergie des véhicules hybrides et la méthode de partage de puissance associée. La validation est faite par la comparaison des profondeurs de décharge des batteries quand la méthode de partage de puissance utilise la masse estimée et la masse par défaut. La deuxième partie est consacrée pour valider l'impact du coût d'énergie sur cette méthode. Pour les deux parties, nous avons utilisé le même scénario décrit au début de cette section. Le tableau (5-3) présente les paramètres qui ont été utilisés lors de ces validations.

Tableau 5-3: Paramètres utilisés lors de la validation de la méthode de gestion pour les véhicules hybrides

Paramètre	Valeur
Puissance maximale de la pile ( $P_{fc}^{max}$ )	1500 W
Énergie initiale des batteries ( $E_b(0)$ )	100 Wh
Énergie minimale des batteries ( $E_b^{min}$ )	40 Wh
Énergie maximale des batteries ( $E_b^{max}$ )	50 Wh

#### 5.2.3.1 Influence de la masse sur la méthode de partage de puissance

Le ratio entre le prix de l'électricité et le prix de l'hydrogène « C » est mis à 1, ce qui signifie que les coûts de l'hydrogène et l'électricité du réseau sont similaires. De plus, la

pile à combustible est censée être arrêtée au début du voyage. La figure (5-14) montre le résultat lorsque la masse par défaut (1100 kg) est utilisée avec la méthode de partage de puissance.

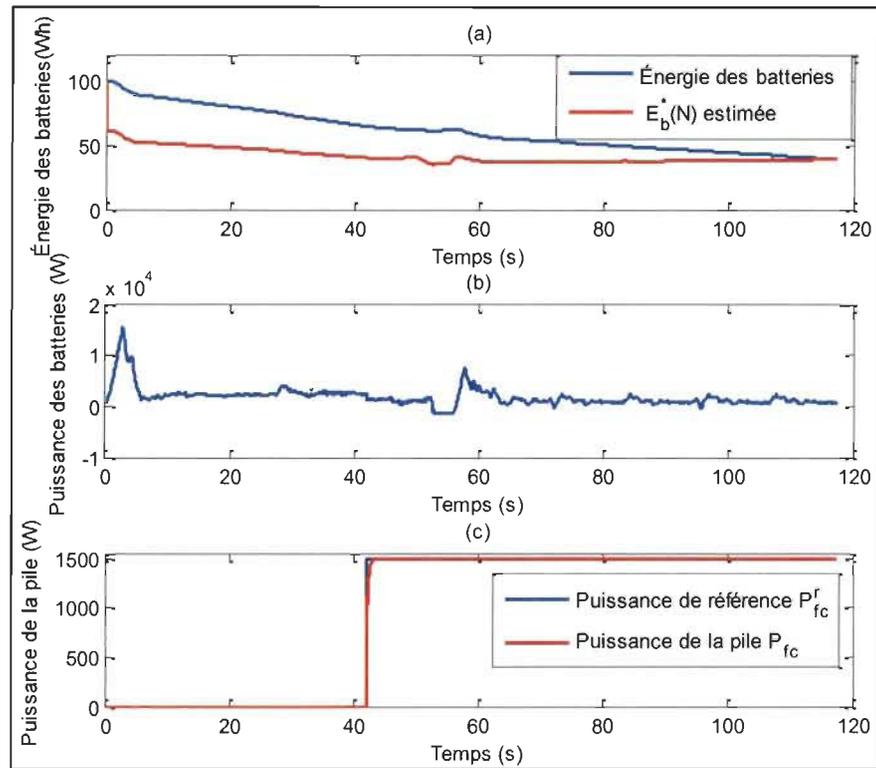


Figure 5-14 Partage de puissance avec la masse par défaut

À partir du graphique (a), l'énergie des batteries estimée à la fin du voyage à l'aide de la masse par défaut (courbe rouge) devient inférieure à  $E_b^{min} = 40 Wh$  à  $k > 42,1s$ . Ainsi, le profil de référence de puissance  $P_{fc}^r$  a changé de 0 à  $P_{fc}^{max}$  et la pile à combustible a été lancée jusqu'à la fin du voyage (voir le graphique (c)). Cependant, bien que la pile à combustible contribue à fournir de l'énergie jusqu'à la fin du voyage, l'énergie du pack de

batteries estimée à la fin du voyage  $E_b^*(N) = 39,21 Wh$  est inférieure à  $E_b^{min} = 40 Wh$ . La profondeur de décharge (DoD) est estimée à 60,79%.

Le même test est refait avec la masse estimée. La figure (5-15) montre les résultats de ce test.

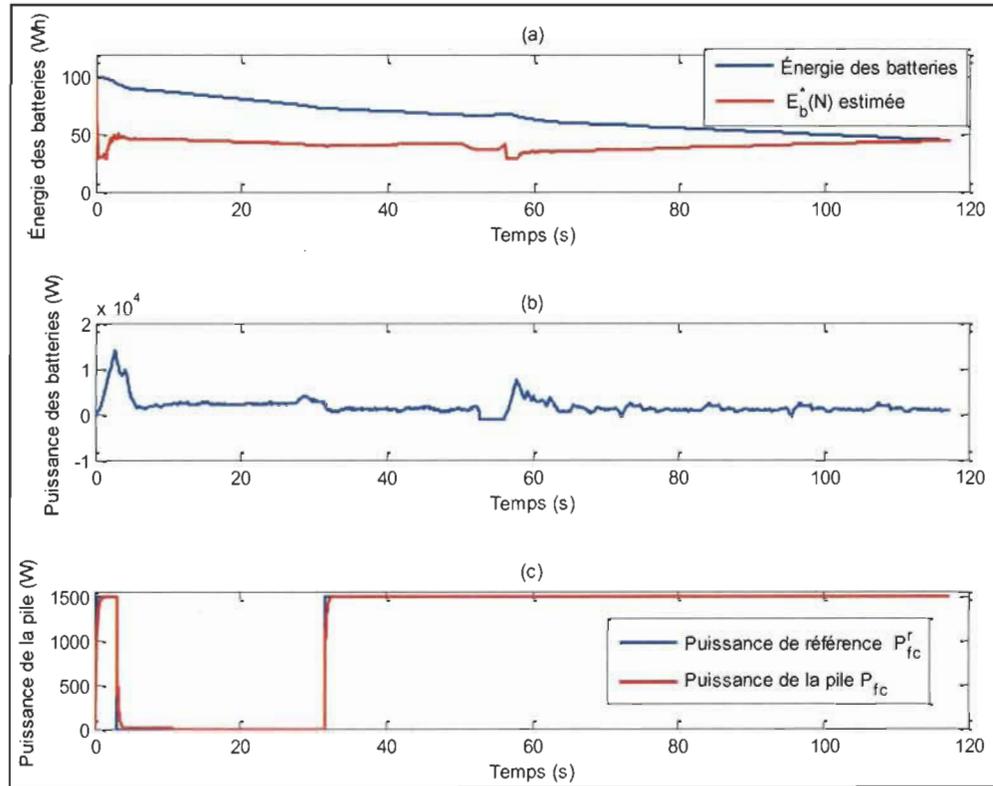


Figure 5-15 Partage de puissance avec la masse adaptative

En utilisant l'estimation de la masse au cours du voyage (1250 kg et 1400 kg), la figure montre que l'énergie des batteries estimée à la fin du voyage  $E_b^*(N)$  a atteint la valeur minimum  $E_b^{min}$  en deux temps et ainsi la pile à combustible a été lancée à deux reprises: à partir de  $k = 1s$  à  $k = 3,1s$  et de  $k = 31,6s$  jusqu'à la fin du trajet. L'énergie des batteries estimée à fin du voyage est 44,78Wh qui est supérieure à  $E_b^{min}$ . D'où l'énergie minimale des

batteries n'a pas été violée avec la prise en considération de la masse estimée. En outre, la valeur du DoD correspondante est 55,22% qui est inférieure à la valeur obtenue pour la masse par défaut. Cette amélioration du DoD a un impact positif sur la dégradation et l'efficacité des batteries.

### 5.2.3.2 Influence du coût d'énergie sur la méthode de partage de puissance

Tout le long de cette validation, on considère que la masse du véhicule est estimée en permanence. Pour analyser l'impact du ratio de coût de l'énergie sur le DoD, plusieurs essais dans lesquels la valeur de  $C$  varie de 0,1 (l'hydrogène est beaucoup moins cher que l'électricité) à 4 (hydrogène est beaucoup plus cher que l'électricité) ont été faites. La figure (5-16) montre le DoD en fonction de  $C$ .

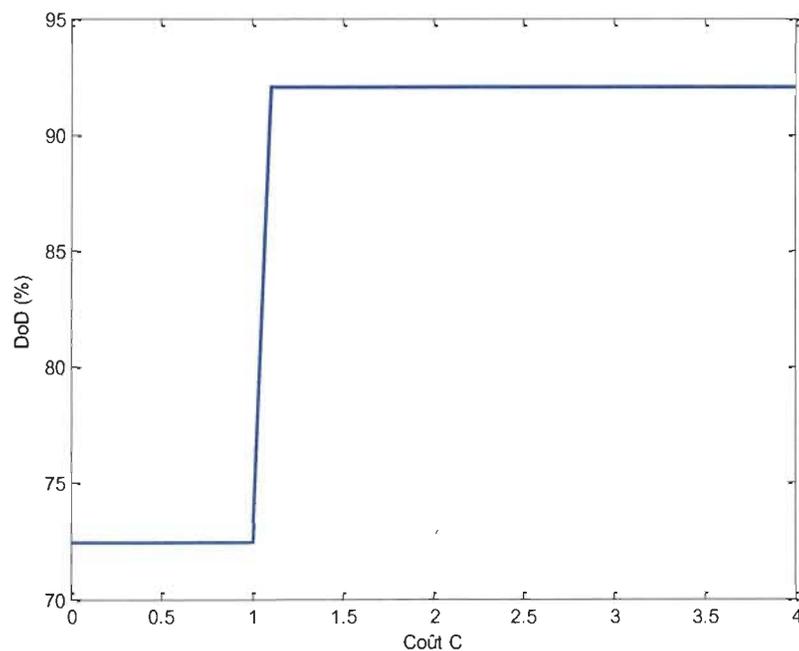


Figure 5-16 Profondeur de décharge en fonction du coût

D'après la figure précédente, lorsque le rapport de coût est inférieur ou égal à 1 (le prix de l'hydrogène est inférieur ou égal à celui de l'électricité) la méthode de partage de puissance, en minimisant la fonction de coût (3.24), a démarré la pile à combustible afin de contribuer à la puissance de traction du véhicule et ainsi le DoD est égal à 72%. Dans le cas où  $C$  est supérieur à 1 (le prix de l'hydrogène est supérieur à celui de l'électricité), la méthode de partage a interdit le démarrage de la pile à combustible vu que pour cet état de la pile, la fonction (3.24) est minimisée et dans ce cas le DoD est égal à 92%.

### **Récapitulatif :**

Pour un véhicule électrique hybride équipé par un pack de batteries comme source primaire et une pile à combustible comme source secondaire, une méthode de gestion d'énergie et de partage de puissance est nécessaire vu l'incapacité de la seconde source à propulser seule le véhicule quand la première est épuisée. Cette méthode partage donc la demande de puissance sur les batteries et la pile qui doit fonctionner à sa puissance maximale. Les résultats présentés précédemment montrent que la méthode élaborée est capable de bien gérer la demande de puissance lors du voyage. En effet, en étudiant l'impact de la masse du véhicule en prenant en considération le ratio du coût de l'énergie sur la prise de décision au niveau de la pile, on peut conclure que l'estimation en ligne de la masse améliore beaucoup les résultats de la stratégie de partage de puissance et par conséquent diminue le DoD et donc protège plus les batteries.

Les résultats obtenus avec cette méthode nous ont permis de publier un article de revue dans la revue « Journal of Power Sources » sous le titre : « Enhanced fuel cell hybrid electric vehicle power sharing method based on fuel cost and mass estimation ».

### 5.3 Validation de la méthode de gestion d'énergie pour un véhicule électrique rechargeable

Pour valider le système de planification de l'énergie, on utilise le même véhicule électrique à faible vitesse NÉMO avec une masse totale de 1250 kg et seules les batteries assurent sa propulsion. Ce dernier se déplace de sa position de départ vers une destination finale sur une route plate avec une vitesse maximale de 20 Km/h. La distance totale est de 100 km et l'énergie des batteries à pleine charge ( $E_b^{max}$ ) n'est pas suffisante pour atteindre cette destination sans recharge. Quatre stations de recharge ( $N_c = 4$ ) sont situées le long de la route de voyage comme suit:  $X_c(1) = 20 \text{ km}$ ,  $X_c(2) = 35 \text{ km}$ ,  $X_c(3) = 55 \text{ km}$  et  $X_c(4) = 75 \text{ km}$ .

Selon le constructeur du véhicule, le DoD maximum autorisé est de 80% et les batteries pourraient être en charge jusqu'à un DoD de 20% afin que le véhicule fonctionne correctement. En outre, l'énergie totale d'un pack de batteries complètement chargées est  $E_b^{max} = 10 \text{ kWh}$ . Par conséquent, l'énergie disponible pour le voyage est  $E_b^a = 8 \text{ kWh}$ . En outre, les rendements prévus pour le pack de batteries et le système de traction sont  $\eta_b = 0,88$  et  $\eta_m = 0,9$ , respectivement.

Dans des conditions de conduite parfaite (pas de vent, cycle de conduite exactement le même que la limite de vitesse de 20 Km/h sans arrêt), l'énergie nécessaire pour arriver à la destination du voyage est  $E(N) = 11 \text{ 834 kWh}$ , ce qui est supérieur à  $E_b^a$ . Ainsi, une stratégie de planification de recharge doit être trouvée pour permettre au véhicule d'atteindre sa destination.

Afin d'étudier profondément l'efficacité de l'approche de planification proposée, nous avons analysé l'influence de la vitesse du vent, de la dégradation des batteries, de la contrainte de la durée du voyage et du changement de la masse du véhicule au cours du voyage sur le scénario optimal de recharge.

Trois valeurs différentes de temps de charge sont utilisées ( $N_R = 3$ ): 0s (pas de chargement), 600 secondes et 1200 secondes.

### **5.3.1 Influence de la vitesse et la direction du vent sur le scénario optimal**

Pour analyser l'influence de la vitesse et la direction du vent sur le scénario de recharge, on a réalisé trois différentes simulations. La première est faite en absence de vent et sert de référence pour comparer les deux autres cas. Dans le second cas, on a utilisé une vitesse de vent favorable de 6 m/s dans la direction du mouvement. Dans le troisième cas, le vent agit dans le sens inverse au déplacement.

Dans cette étude, les conditions des tests sont simplifiées et le conducteur respecte bien le profil de vitesse fourni par le GIS. Ainsi les résultats de minimisation de la fonction de coût (3.43) sont les mêmes à chaque instant  $K$ . Par conséquent, la figure (5-17) montre les résultats d'une minimisation de la fonction de coût (3.43) obtenus pour les trois cas déjà cités.

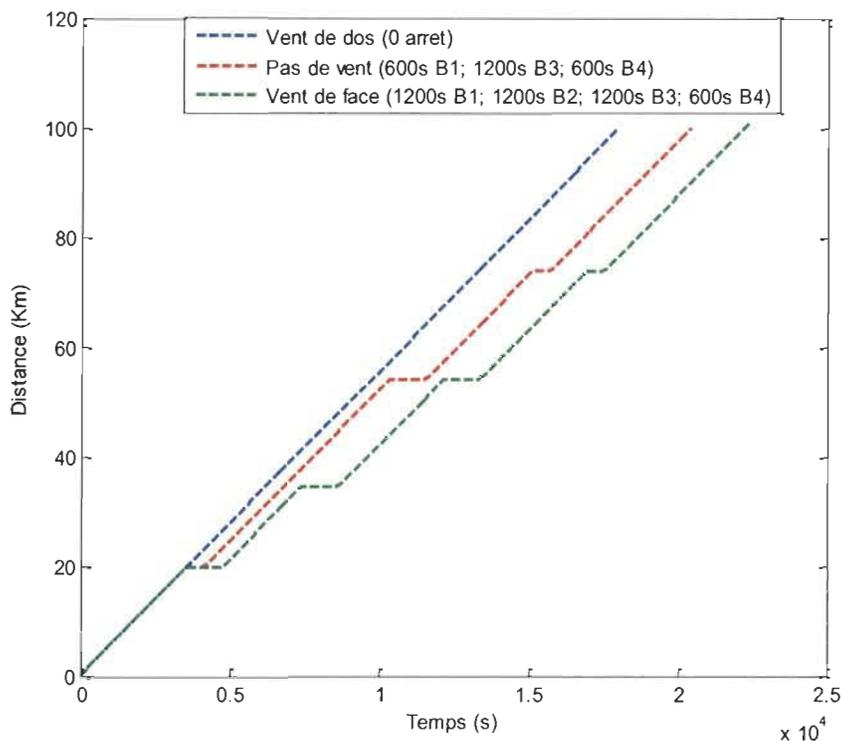


Figure 5-17 Résultats pour différentes vitesses et directions du vent

La courbe rouge de la figure (5-17) présente le scénario optimal donné par le système de planification de l'énergie en absence du vent. Selon ce résultat, le conducteur n'a pas l'énergie suffisante dans les batteries et il doit s'arrêter 3 fois : la première fois est pendant 600 secondes à la borne 1, la deuxième fois est pendant 1200 secondes dans la borne 2 et la dernière pendant 600 secondes à la borne 4. La courbe bleue présente le cas avec un vent de dos. Dans ce cas, le vent aide le mouvement du véhicule et ainsi l'énergie consommée est inférieure à l'énergie utile des batteries d'où le conducteur n'a pas besoin de s'arrêter dans une borne de recharge. La courbe verte présente le cas contraire avec un vent de face. Le conducteur doit s'arrêter plus de temps et à plus de bornes que les deux autres cas. En effet, le vent ralentit le mouvement du véhicule donc pour maintenir la vitesse, le conducteur doit accélérer plus et ainsi il consomme plus d'énergie. Le SPE

fournit un scénario optimal de quatre arrêts : 1200 secondes à la borne 1, 1200 secondes à la borne 2, 1200 secondes à la borne 3 et 600 secondes à la borne 4.

Après avoir analysé les résultats présentés ci-dessus, on distingue clairement l'effet du vent sur la consommation d'énergie et l'importance de prendre en compte ce paramètre dans le choix du scénario optimal.

### **5.3.2 Influence de la dégradation initiale des batteries sur le scénario optimal**

Pour analyser l'influence de l'usure initiale des batteries sur le scénario de recharge, on a réalisé trois différentes simulations. La première est faite avec une dégradation initiale de 10%, la deuxième est faite avec 50% d'usure et la troisième avec 90% d'usure.

De la même façon que l'étude précédente, cette étude est simplifiée et la figure (5-18) décrit les résultats fournis par le SPE. On remarque que plus l'usure initiale des batteries augmente, plus le nombre d'arrêts augmente. Ce résultat est attendu vu que l'usure des batteries influence leur capacité de stockage d'énergie. En effet, la courbe bleue présente le cas de batteries avec 10% d'usure initiale. Pour ce cas, le conducteur doit s'arrêter une seule fois pendant 600 secondes à la borne 1. Avec une usure initiale de 50%, la courbe rouge montre que le conducteur doit s'arrêter encore une fois à la borne 2 pendant 600 secondes. Finalement, pour une usure de 90% (courbe verte), la capacité de stockage des batteries est très faible et dans ce cas le conducteur doit s'arrêter 600 secondes de plus à la borne 3 et 1200 secondes à la borne 4.

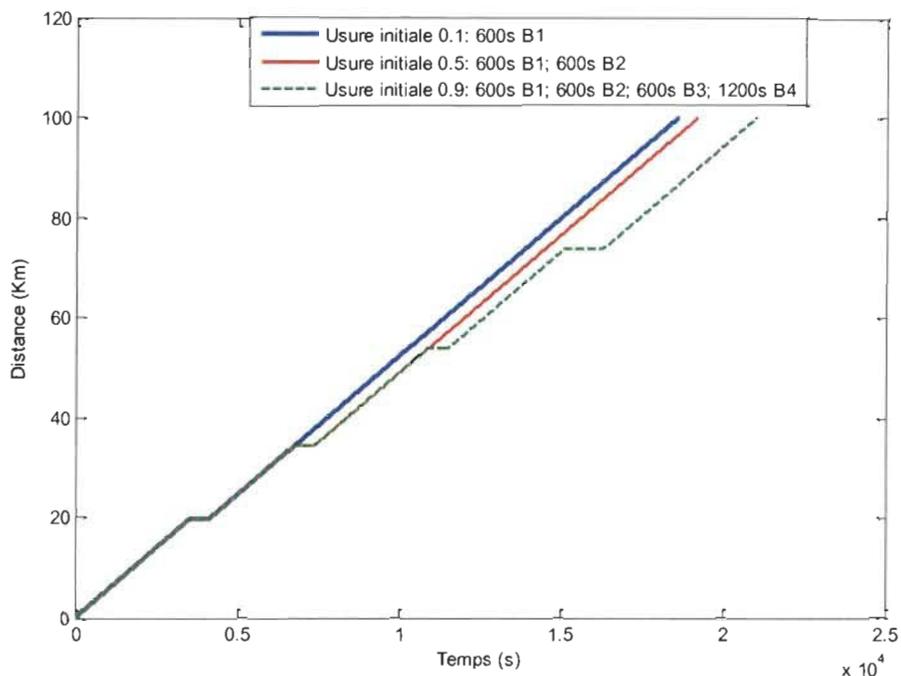


Figure 5-18 Résultats avec différentes usures initiales

### 5.3.3 Influence de la contrainte de la durée du voyage sur le scénario optimal

Le conducteur choisit sa destination qui se trouve à 100Km donc avec une vitesse moyenne de 20 Km/h, il peut arriver à sa destination après 5 heures de route. Il choisit aussi le temps total de voyage qui est égal à 5.5 heures et implicitement la durée de recharge choisie est de 30 minutes. La première décision est prise après 600 secondes du début du voyage, car il faut prendre en considération le temps d'estimation de la masse du véhicule. À partir de cette date, sachant que le temps d'échantillonnage est  $k = 1s$ , les décisions sont prises chaque  $K = 2400k = 2400s$ . Lors de cette étude, le conducteur n'a pas respecté exactement le profil de vitesse. Ainsi, à chaque mise à jour de la décision, le SPE détermine l'énergie électrique réelle consommée jusqu'à cette date et utilise la vitesse réelle du véhicule pour avoir plus de précision lors de la prochaine recherche du scénario optimale.

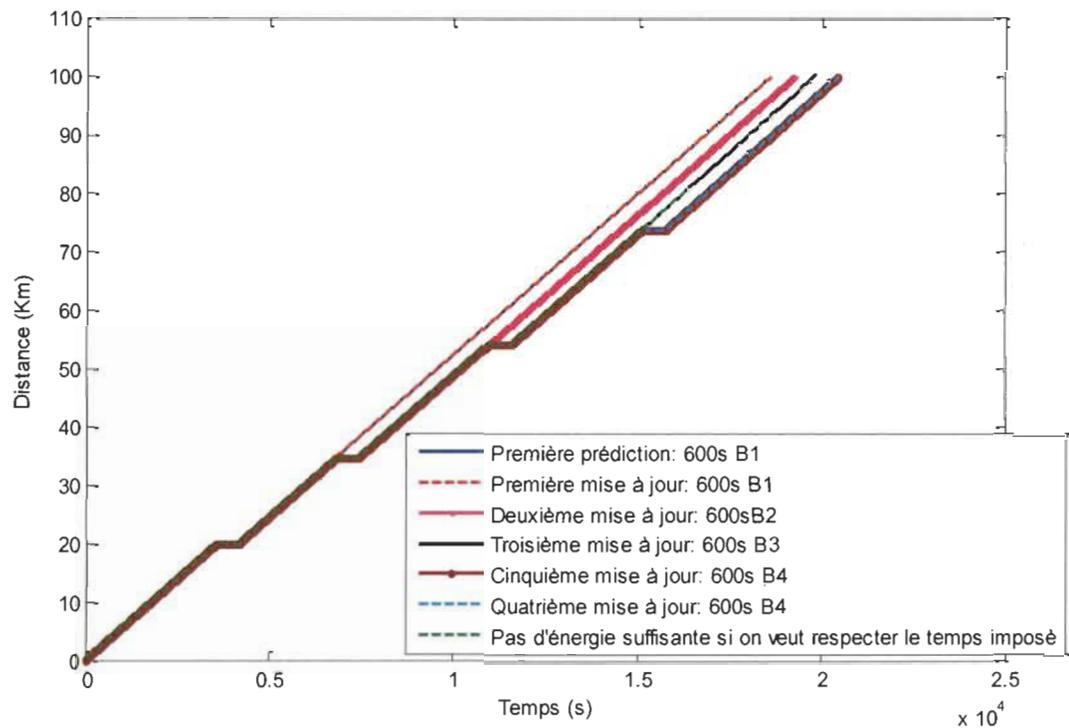


Figure 5-19 Influence de la contrainte de la durée du voyage

La figure (5-19) montre les résultats des différentes décisions. La première prédiction (courbe bleue) montre que le conducteur doit s'arrêter 600 secondes à la borne 1. Le même résultat est donné par la première mise (courbe rouge) à jour qui confirme la première prédiction et le conducteur doit s'arrêter 600 secondes à la borne 1. La deuxième mise à jour (courbe rose) est faite après que le conducteur s'est arrêté à la borne 1, mais l'énergie des batteries n'est pas suffisante pour finir le voyage et il doit s'arrêter aussi à la borne 2 pendant 600 secondes. Le conducteur s'est arrêté à la borne 1 et à la borne 2, mais d'après la troisième mise à jour (courbe noire) il doit s'arrêter aussi à la borne 3 pendant 600 secondes. Avec ces 3 arrêts, le conducteur a atteint la durée de recharge maximale qu'il a choisie (1800s=30 minutes). Deux cas sont possibles: (i) les quatrième et cinquième mises à jour (courbes cyan et marron) montrent que si le conducteur s'arrête encore une fois à la

borne 4 pendant 600 secondes, il peut arriver à sa destination avec une énergie supérieure ou égale à l'énergie minimale. (ii) la courbe en vert montre que si le conducteur ne veut pas s'arrêter encore 600 secondes et il ne veut pas dépasser l'énergie minimale, il ne peut pas atteindre sa destination.

On remarque que pour tous les scénarios, la durée de recharge est de 600 secondes, car le rapport entre cette valeur et la valeur mentionnée par le conducteur est minimum. D'autre part, la variation des décisions lors de cette étude met en évidence l'importance des mises à jour pour avoir une planification énergétique plus efficace.

#### 5.3.4 Influence d'un changement de masse au cours du voyage sur le scénario optimal

Le but de cette étude est d'investiguer l'influence d'un changement de la masse. Le graphe (5-20) présente les différents évènements du test.

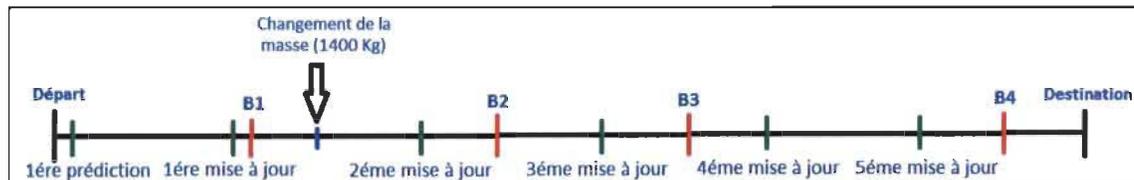


Figure 5-20 Les différents évènements du test

On utilise les mêmes données de l'étude précédente, mais pour ce cas, le conducteur s'est arrêté de l'instant 4105 secondes jusqu'à l'instant 4225 secondes pour charger 150Kg (masse finale  $M=1400$ ).

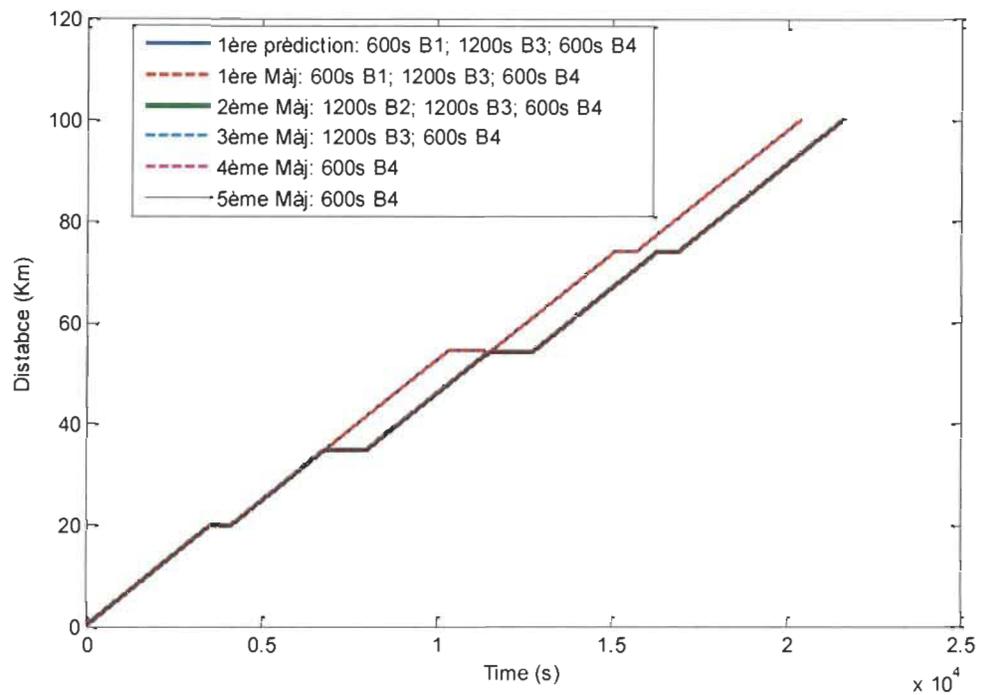


Figure 5-21 Résultats avec changement de masse

La figure (5-21) présente les résultats de cette étude. La première prédiction (courbe bleue) montre que le conducteur doit s'arrêter 600 secondes à la borne 1, 1200 secondes à la borne 3 et 600 secondes à la borne 4. Le même résultat est donné par la première mise à jour (courbe rouge). Après la première mise à jour, le conducteur s'est arrêté à la borne 1 puis il s'est arrêté une autre fois pour charger une masse supplémentaire dans le véhicule. La masse est réestimée dès que le véhicule commence à se déplacer et ensuite cette valeur sera utilisée dans le choix du scénario optimal. En effet, la deuxième mise à jour (courbe verte) montre qu'avec la nouvelle masse, le véhicule a besoin de plus d'énergie pour arriver à sa destination et donc le conducteur doit s'arrêter encore 1200 secondes à la borne 2, 1200 secondes à la borne 3 et 600 secondes à la borne 4. Les

troisième, quatrième et cinquième mises à jour (courbes cyan, rose et noire respectivement) viennent confirmer la deuxième mise à jour.

### 5.3.5 Étude comparative avec un véhicule électrique commercial

Le but de cette partie est de comparer la planification optimale proposée dans ce mémoire et une planification standard de recharge couramment trouvée sur le VER et que la plupart des fabricants fournissent. La stratégie de recharge des fabricants est vraiment simple : si les batteries sont déchargées à 80%, elles doivent être rechargées jusqu'à atteindre une profondeur de décharge minimale de 20%. On utilise les mêmes données de l'étude précédente mais avec une masse fixe de 1250 Kg. Dans les deux cas, le profil de puissance de charge est le même.

Deux critères ont été utilisés pour comparer les deux stratégies de recharge :

- La dégradation des batteries à la fin du voyage: on considère que les batteries sont neuves au début du voyage. Par conséquent, le rapport de la durée de vie restante est 1;
- La durée totale de recharge.

Le tableau 5-4 présente les résultats des planifications.

Tableau 5-4 Résultats des planifications avec les deux méthodes

Méthode de planification	Borne 1	Borne 2	Borne 3	Borne 4
Méthode standard	0s	0s	0s	3720s
Méthode élaborée	600s	0s	1200s	600s

D'après le tableau 5-4, on remarque que pour le cas de la méthode de planification standard, le véhicule s'est arrêté une seule fois à la borne 4 pendant 3720 secondes car le

DoD a dépassé les 80% pour atteindre 81%. D'autre part, avec la méthode de planification élaborée dans ce travail, le véhicule s'est arrêté 3 fois : 600 secondes à la borne 1, 1200 secondes à la borne 3 et 600 secondes à la dernière borne. Le total des arrêts avec cette méthode est de 2400 secondes qui est largement inférieur à celui de la première. En plus, la durée de vie restante des batteries avec la deuxième méthode (0.9998) est meilleure que la première (0.9914).

Ainsi, on peut conclure que la méthode de planification d'énergie proposée dans ce mémoire permet d'augmenter la durée de vie des batteries tout en réduisant la durée de recharge comparativement à la méthode standard.

#### **Récapitulatif :**

Les études d'influences faites sur le système de planification d'énergie nous ont permis de bien valider cette approche d'extension de l'énergie d'un véhicule électrique rechargeables ce qui justifie l'importance des différents critères introduits dans le choix du scénario de recharge optimal. Dans l'avant dernière étude faite sur le SPE, les différents critères ont été pris en considération et on remarque bien que ce dernier fourni des résultats cohérents et escomptés. Cependant, il faut mentionner que l'énergie finale des batteries n'est pas la même dans tous les cas. Cette différence est due à la contrainte  $E_b(N) \geq E_b^{min}$  qui doit être toujours vraie.

Suite à ce travail, les résultats furent soumis pour une publication dans une revue de IEEE.

## **CHAPITRE 6. CONCLUSION, DISCUSSIONS ET**

### **PERSPECTIVES**

L'objectif de cette étude été de développer une approche de gestion d'énergie pour la grande famille des véhicules électriques utilisant un estimateur en ligne de la masse. Pour répondre à cet objectif, un système de planification de l'énergie pour les véhicules électriques rechargeables et une méthode de gestion de l'énergie pour les véhicules électriques hybrides ont été proposés. Une méthode d'estimation en ligne de la masse a été aussi proposée.

En effet, afin d'améliorer l'autonomie et éviter la décharge profonde des batteries tout en tenant compte du rapport de coût hydrogène/électricité, la méthode de gestion d'énergie développée pour les véhicules électriques hybrides consiste à partager la puissance demandée par le conducteur entre la source principale de grande puissance (pack de batteries) et la source secondaire de moyenne puissance (pile à combustible). Cette méthode comporte deux couches où la supérieure est chargée de l'estimation de la profondeur de décharge des batteries. La deuxième couche utilise un algorithme d'optimisation pour partager la demande de puissance entre les deux sources en considérant la profondeur de décharge estimée dans la première couche et que la pile à combustible doit toujours fonctionner à son maximum d'efficacité.

D'autre part, pour permettre aux conducteurs de faire de longs trajets, le système de planification d'énergie destiné aux véhicules électriques rechargeables permet de planifier les arrêts du conducteur aux bornes de recharge. Ce système est basé sur un

modèle d'optimisation. La fonction de coût est minimisée par rapport au temps total du voyage (incluant les durées de recharge), le coût d'usure des batteries et le coût de l'énergie. Comme résultat de la minimisation de la fonction de coût, le conducteur reçoit les informations de s'arrêter ou pas dans la station de recharge et pour combien de temps, s'il s'arrête.

En revanche, les deux méthodes de gestion de l'énergie proposées utilisent la dynamique et les paramètres du véhicule tel que la masse ainsi que les détails de la route tels que la pente qui sont des paramètres importants dans la prise de la décision. Ainsi, on a proposé une estimation non linéaire de la masse d'un véhicule électrique et de la pente de la route basée sur les événements. Cette méthode sollicite juste la connaissance des valeurs de la puissance électrique consommée et la vitesse du véhicule qui sont simple à déterminer. Ensuite la puissance mécanique est déterminée en utilisant un modèle ARX ou un réseau de neurones. L'estimation est assurée à l'aide d'une architecture d'identification à deux couches comprenant une couche de contrôle et une couche d'optimisation. Au cours de la période d'accélération qui est déterminée par la couche de contrôle, la couche d'optimisation estime la masse du véhicule alors que la pente de la route est estimée pendant la période de maintien de vitesse.

Les algorithmes élaborés dans cette étude ont été simulés en utilisant des données réelles obtenues sur le véhicule NÉMO de l'IRH. Ce véhicule qui est équipé d'un système d'acquisition de National Instruments permet de déterminer la puissance électrique consommée et la vitesse du véhicule. Les résultats obtenus pour la méthode d'estimation de la masse et de la pente ainsi que les deux méthodes de gestion de l'énergie présentent de faibles erreurs.

## **Discussions :**

Les simulations des algorithmes élaborés dans ce travail ont montré des résultats satisfaisants. Cependant, une discussion sur les hypothèses et les résultats obtenus est nécessaire.

Le modèle longitudinal du véhicule utilisé dans cette étude a été simplifié et on n'a pas tenu compte de l'inertie du véhicule. Ce choix a été fait suite à une étude sur l'impact de la négligence de ce terme au niveau de l'estimation de la masse et aussi au niveau des méthodes de gestion d'énergie. Cette étude a montré que l'erreur relative à l'absence de ce terme est faible et n'influence pas beaucoup les résultats. Il ne faut pas oublier qu'aussi ce modèle utilise les valeurs des coefficients de trainé et de résistance au roulement qui changent d'un cas à un autre et qui doivent être déterminés à chaque utilisation du véhicule.

La méthode de gestion d'énergie destinée aux véhicules hybrides utilise une pile comme source secondaire. Cependant, il est connu que pour des basses températures, les performances des batteries diminuent et la pile à combustible a besoin de se chauffer pour pouvoir fonctionner à son meilleur rendement. Dans cette étude, on s'est limité à une température ambiante de 25° qui élimine tous ces problèmes.

L'utilisation de la puissance électrique et de la vitesse du véhicule dans l'algorithme d'estimation a permis de déterminer la masse du véhicule et la pente de la route sans ajouter d'autres capteurs sur le véhicule. Cependant, cette méthode utilise la programmation dynamique et le réseau de neurones qui sont lourds (de point de vue du temps de calcul) ce qui nécessite un ordinateur de bord assez performant. D'autre part, les résultats du réseau de neurones sont parfois erronés donc il faut trouver les bonnes données

d'entraînement. Finalement, en faisant les simulations on a remarqué que la précision de l'estimation dépendait de la façon d'accélération du conducteur, car la dynamique du véhicule peut changer selon le type de conduite. Ainsi, il faut avoir un contrôle sur l'accélération pour bien déterminer les informations nécessaires pour l'algorithme d'estimation.

### **Perspectives :**

Les algorithmes développés dans cette étude ont été simulés à l'aide de données réelles prises sur le véhicule NÉMO. Il sera donc intéressant d'implémenter tous ces algorithmes pour s'assurer de la précision de la méthode d'estimation de la masse et de la pente et pour vérifier l'efficacité des méthodes de gestion élaborées en présence de perturbations sur les paramètres mesurés et de conditions externes incontrôlables telles que l'état des routes et le vent.

D'autre part, il sera aussi intéressant d'élaborer des algorithmes pour estimer les coefficients de traînée et de résistance au roulement pour améliorer la capacité du modèle longitudinal à bien traduire la dynamique réelle du véhicule et étudier le cas de basse température peut aussi améliorer le domaine d'application des méthodes de gestion d'énergie.

## LISTE DES RÉFÉRENCES

- [1] A. Khaligh and Z. Li, "Battery, ultracapacitor, fuel cell, and hybrid energy storage systems for electric, hybrid electric, fuel cell, and plug-in hybrid electric vehicles: State of the art," *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, vol. 59, pp. 2806-2814, 2010.
- [2] [www.wardsauto.com](http://www.wardsauto.com).
- [3] T. H. Ortmeier and P. Pillay, "Trends in transportation sector technology energy use and greenhouse gas emissions," *Proceedings of the IEEE*, vol. 89, pp. 1837-1847, 2001.
- [4] [www.ec.gc.ca/indicateurs-indicators](http://www.ec.gc.ca/indicateurs-indicators).
- [5] P. Poudenx, "The effect of transportation policies on energy consumption and greenhouse gas emission from urban passenger transportation," *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, vol. 42, pp. 901-909, 2008.
- [6] S. G. Wirasingha and A. Emadi, "Classification and review of control strategies for plug-in hybrid electric vehicles," *vehicular Technology, IEEE Transactions on*, vol. 60, pp. 111-122, 2011.
- [7] A. Sciarretta and L. Guzzella, "Control of hybrid electric vehicles," *Control systems, IEEE*, vol. 27, pp. 60-70, 2007.
- [8] G. Wang, P. Yang, and J. Zhang, "Fuzzy optimal control and simulation of battery-ultracapacitor dual-energy source storage system for pure electric vehicle," in *Intelligent Control and Information Processing (ICICIP), 2010 International Conference on*, 2010, pp. 555-560.
- [9] S. Rezaee, E. Farjah, and B. Khorramdel, "Probabilistic Analysis of Plug-In Electric Vehicles Impact on Electrical Grid Through Homes and Parking Lots," 2013.
- [10] C. C. Chan, A. Bouscayrol, and K. Chen, "Electric, Hybrid, and Fuel-Cell Vehicles: Architectures and Modeling," *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, vol. 59, pp. 589-598, 2010.
- [11] P. Pisu and G. Rizzoni, "A comparative study of supervisory control strategies for hybrid electric vehicles," *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, vol. 15, pp. 506-518, 2007.
- [12] Z. Amjadi and S. S. Williamson, "Review of alternate energy storage systems for hybrid electric vehicles," in *Electrical Power & Energy Conference (EPEC), 2009 IEEE*, 2009, pp. 1-7.

- [13] C.-S. N. Shiau, N. Kaushal, C. T. Hendrickson, S. B. Peterson, J. F. Whitacre, and J. J. Michalek, "Optimal plug-in hybrid electric vehicle design and allocation for minimum life cycle cost, petroleum consumption, and greenhouse gas emissions," *Journal of Mechanical Design*, vol. 132, p. 091013, 2010.
- [14] A. A. Ferreira, J. A. Pomilio, G. Spiazzi, and L. de Araujo Silva, "Energy management fuzzy logic supervisory for electric vehicle power supplies system," *Power Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 23, pp. 107-115, 2008.
- [15] X. Li, J. Li, L. Xu, and M. Ouyang, "Power management and economic estimation of fuel cell hybrid vehicle using fuzzy logic," in *Vehicle Power and Propulsion Conference, 2009. VPPC'09. IEEE*, 2009, pp. 1749-1754.
- [16] Z. Yu, D. Zinger, and A. Bose, "An innovative optimal power allocation strategy for fuel cell, battery and supercapacitor hybrid electric vehicle," *Journal of Power Sources*, vol. 196, pp. 2351-2359, 2011.
- [17] S. Kelouwani, K. Agbossou, Y. Dubé, and L. Boulon, "Fuel Cell PHEV Anticipatory and Real-time Blended-Mode Energy Management for Battery Life Preservation," *Journal of Power Sources*, 2012.
- [18] S. Kermani, R. Trigui, S. Delprat, B. Jeanneret, and T. M. Guerra, "PHIL implementation of energy management optimization for a parallel HEV on a predefined route," *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, vol. 60, pp. 782-792, 2011.
- [19] K. Ettahir, L. Boulon, K. Agbossou, S. Kelouwani, and M. Hammoudi, "Design of an energy management strategy for PEM Fuel Cell Vehicles," in *Industrial Electronics (ISIE), 2012 IEEE International Symposium on*, 2012, pp. 1714-1719.
- [20] C. Masjosthusmann, U. Kohler, N. Decius, and U. Buker, "A vehicle energy management system for a Battery Electric Vehicle," in *Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2012 IEEE*, 2012, pp. 339-344.
- [21] G. Qiang and C. Xiusheng, "Research on Battery Identification of Electric Vehicle Battery Management System," in *Computational and Information Sciences (ICCIS), 2010 International Conference on*, 2010, pp. 928-931.
- [22] F. Nenglian, Y. Jiawang, B. Yang, P. Jiankun, and T. Yanrong, "Research on battery management system for light electric vehicle," in *Transportation, Mechanical, and Electrical Engineering (TMEE), 2011 International Conference on*, 2011, pp. 817-820.

- [23] L. Zhu, F. Yu, B. Ning, and T. Tang, "Stochastic charging management for plug-in electric vehicles in smart microgrids fueled by renewable energy sources," in *Online Conference on Green Communications (GreenCom), 2011 IEEE*, 2011, pp. 7-12.
- [24] H. K. Fathy, D. Kang, and J. L. Stein, "Online Vehicle Mass Estimation Using Recursive Least Squares and Supervisory Data Extraction," in *American Control Conference, 2008*, Washington, USA, 2008.
- [25] C. Kim and P. Ro, "Reduced-order modelling and parameter estimation for a quarter-car suspension system," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, vol. 214, pp. 851-864, 2000.
- [26] V. Winstead and I. V. Kolmanovskiy, "Estimation of Road Grade and Vehicle Mass via Model Predictive Control," in *Control Applications, 2005. CCA 2005. Proceedings of 2005 IEEE Conference on*, Toronto, Canada, 2005, pp. 1588-1593.
- [27] H. S. Bae, J. Ryu, and J. C. Gerdes, "Road Grade and Vehicle Parameter Estimation for Longitudinal Control Using GPS," in *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Proceedings, ITSC*, 2001, pp. 166-171.
- [28] S. M. Bellinger, J. F. Kalill, and B. C. Tyler, "System and method for estimating vehicle mass," ed: Google Patents, 2003.
- [29] D. Kim, S. B. Choi, and J. Oh, "Integrated vehicle mass estimation using longitudinal and roll dynamics," in *Control, Automation and Systems (ICCAS), 2012 12th International Conference on*, 2012, pp. 862-867.
- [30] A. Vahidi, M. Druzhinina, A. Stefanopoulou, and H. Peng, "Simultaneous Mass and Time-Varying Grade Estimation for Heavy-Duty Vehicles," in *The American Control Conference*, Denver. Colorado, 2003, pp. 4951-4956.
- [31] A. Vahidi, A. Stefanopoulou, and H. Peng, "Experiments for Online Estimation of Heavy Vehicle's Mass and Time-Varying Road Grade," in *Proceedings of the ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition*, 2003, pp. 4951-4956.
- [32] A. Vahidi, A. Stefanopoulou, and H. Peng, "Recursive Least Squares with Forgetting for Online Estimation of Vehicle Mass and Road Grade: Theory and Experiments," *Vehicle System Dynamics*, vol. 43, pp. 31-55, 2005 2005.
- [33] T. Ghotikar, "Estimation of vehicle mass and road grade", Clemson University.
- [34] S. Rhode and F. Gauterin, "Vehicle mass estimation using a total least-squares approach," in *Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2012 15th International IEEE Conference on*, 2012, pp. 1584-1589.

- [35] E. J. Holm, "Vehicle Mass and Road Grade Estimation using Kalman Filter."
- [36] B. L. Pence, H. K. Fathy, and J. L. Stein, "Sprung mass estimation for off-road vehicles via base-excitation suspension dynamics and recursive least squares," in *American Control Conference, 2009. ACC'09.*, 2009, pp. 5043-5048.
- [37] R. Rajamani and J. K. Hedrick, "Adaptive observers for active automotive suspensions: theory and experiment," *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, vol. 3, pp. 86-93, 1995.
- [38] M. N. Mahyuddin, J. Na, G. Herrmann, X. Ren, and P. Barber, "An Adaptive Observer-based parameter estimation algorithm with application to Road Gradient and Vehicle's Mass Estimation," in *Control (CONTROL), 2012 UKACC International Conference on*, 2012, pp. 102-107.
- [39] M. L. McIntyre, T. J. Ghotikar, A. Vahidi, S. Xubin, and D. M. Dawson, "A Two-Stage Lyapunov-Based Estimator for Estimation of Vehicle Mass and Road Grade," *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, vol. 58, pp. 3177-3185, 2009.
- [40] D. Feroldi, M. Serra, and J. Riera, "Design and analysis of fuel-cell hybrid systems oriented to automotive applications," *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, vol. 58, pp. 4720-4729, 2009.
- [41] R. Moore, K. Hauer, D. Friedman, J. Cunningham, P. Badrinarayanan, S. Ramaswamy, *et al.*, "A dynamic simulation tool for hydrogen fuel cell vehicles," *Journal of Power Sources*, vol. 141, pp. 272-285, 2005.
- [42] M. Kazmierkowski, "Electric power systems (review of" Modern Electric, Hybrid Electric, and Fuel Cell Vehicles: Fundamentals, Theory, and Design, ; Ehsani, YG and Emadi, A.; 2010)[Book News]," *Industrial Electronics Magazine, IEEE*, vol. 4, pp. 75-75, 2010.
- [43] S. Kelouwani, N. Henao, K. Agbossou, Y. Dube, and L. Boulon, "Two-Layer Energy-Management Architecture for a Fuel Cell HEV Using Road Trip Information," *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, vol. 61, pp. 3851-3864, 2012.
- [44] A. Arce, A. J. del Real, C. Bordons, and D. R. Ramirez, "Real-time implementation of a constrained MPC for efficient airflow control in a PEM fuel cell," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 57, pp. 1892-1905, 2010.
- [45] R. N. Methekar, S. C. Patwardhan, R. D. Gudi, and V. Prasad, "Adaptive peak seeking control of a proton exchange membrane fuel cell," *Journal of Process Control*, vol. 20, pp. 73-82, 2010.

- [46] N. Bizon, "On tracking robustness in adaptive extremum seeking control of the fuel cell power plants," *Applied Energy*, vol. 87, pp. 3115-3130, 2010.
- [47] S. Kelouwani, K. Adegnon, K. Agbossou, and Y. Dube, "Online system identification and adaptive control for pem fuel cell maximum efficiency tracking," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 27, pp. 580-592, 2012.
- [48] R. Rajamani, "Longitudinal Vehicle Dynamics," in *Vehicle Dynamics and Control*, ed: Springer, 2012, pp. 87-111.
- [49] H. Imine, L. Fridman, H. Shraim, and M. Djemai, "Vehicle Modeling," in *Sliding Mode Based Analysis and Identification of Vehicle Dynamics*, ed: Springer, 2011, pp. 25-59.
- [50] S. Charuvisit, K. Kimura, and Y. Fujino, "Experimental and semi-analytical studies on the aerodynamic forces acting on a vehicle passing through the wake of a bridge tower in cross wind," *Journal of wind engineering and industrial aerodynamics*, vol. 92, pp. 749-780, 2004.
- [51] M. Sterling, A. Quinn, D. Hargreaves, F. Cheli, E. Sabbioni, G. Tomasini, *et al.*, "A comparison of different methods to evaluate the wind induced forces on a high sided lorry," *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, vol. 98, pp. 10-20, 2010.
- [52] R. Andersson, "Online Estimation of Rolling Resistance and Air Drag for Heavy Duty Vehicles," KTH, 2012.
- [53] S. Chen and C. Cai, "Accident assessment of vehicles on long-span bridges in windy environments," *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, vol. 92, pp. 991-1024, 2004.
- [54] F. Cheli, R. Corradi, and G. Tomasini, "Crosswind action on rail vehicles: A methodology for the estimation of the characteristic wind curves," *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 2012.
- [55] Y. Xu and W. Guo, "Dynamic analysis of coupled road vehicle and cable-stayed bridge systems under turbulent wind," *Engineering structures*, vol. 25, pp. 473-486, 2003.
- [56] F. Martel, "Modélisation d'un véhicule électrique hybride et de la dégradation de ses batteries incluant sa validation expérimentale," L'université du Québec à Trois-Rivières, 2011.
- [57] [http://www.usbattery.com/usb\\_index.html](http://www.usbattery.com/usb_index.html).

## ANNEXE

Annexe A : Nombre de cycle de charge-décharge en fonction de la profondeur de décharge des batteries

