

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 PROBLÉMATIQUE ET REVUE DE LITTÉRATURE.....	5
1.1 Problématique industrielle – défi scientifique	5
1.2 Modélisation des signaux stationnaires	7
1.2.1 Domaine temporel.....	8
1.2.2 Domaine <i>Rainflow</i> et Markov	9
1.2.3 Domaine fréquentiel.....	11
1.2.4 Domaine temps-fréquence	13
1.2.5 Autres domaines.....	14
1.3 Choix des modèles proposés.....	15
CHAPITRE 2 MÉTHODOLOGIE PROPOSÉE.....	17
2.1 Introduction.....	17
2.2 Collecte de données expérimentales	17
2.3 Prétraitement des signaux	19
2.3.1 Consolidation des signaux	19
2.3.2 Analyse des moments statistiques et test d’ergodicité.....	21
2.3.3 Analyse du spectre fréquentiel.....	25
2.3.4 Séparation de la partie déterministe et de la partie aléatoire	28
2.3.5 Analyse spécialisée	29
2.4 Les techniques de validation des modèles	31
2.4.1 La comparaison du spectre de chargement	31
2.4.2 Distribution des extrêmes sur une période choisie	34
2.4.3 Tests statistiques (graphiques et analytiques).....	35
CHAPITRE 3 MODÈLE BASÉ SUR LA THÉORIE DES VALEURS EXTRÊMES.....	37
3.1 Description générale	37
3.2 Extraction des <i>Turning Points</i> et filtre <i>Rainflow</i>	38
3.3 Distribution des excès selon la théorie des valeurs extrêmes	40
3.3.1 Distribution de Pareto généralisée (GPD).....	41
3.3.2 Relation entre les GPD et les GEV	43
3.4 Choix du seuil U	44
3.4.1 Méthodes graphiques	45
3.4.1.1 Graphique de la moyenne des excès (« <i>Mean Excess Plot</i> »).....	45
3.4.1.2 Variation des paramètres en fonction du seuil.....	47
3.4.2 Méthodes analytiques.....	49
3.4.2.1 Test Kolmogorov-Smirnov (D_n)	49
3.4.2.2 Test <i>Cramer-Von Mises</i> (W_n^2) et test <i>Anderson-Darling</i> (A_n^2)..	50
3.4.3 Application du GOF avec les méthodes graphiques	51
3.5 Vérification de la distribution selon le seuil choisi.....	52

3.6	Extrapolation.....	54
3.7	Conclusion	55
CHAPITRE 4 MODÉLISATION À PARTIR DES OUTILS CYCLOSTATIONNAIRES JUMELÉS À UN MODÈLE STOCHASTIQUE		
		57
4.1	Description générale	57
4.2	Rééchantillonnage dans le domaine angulaire.....	58
4.2.1	Estimation de la position avec un codeur « top tour ».....	60
4.2.2	Fréquence d'échantillonnage dans le domaine angulaire (f_{ech_ang}).....	62
4.2.3	Interpolation de l'amplitude pour chaque révolution.....	63
4.3	Les outils cyclostationnaires d'ordre 1	65
4.3.1	Moyenne synchrone	66
4.3.2	Moyenne synchrone revisitée	68
4.3.3	Méthode « <i>Discrete/Random Separation</i> » (DRS)	70
4.4	Les outils cyclostationnaires d'ordre 2	75
4.4.1	Utilisation de la phase pour extraire les fluctuations d'une fréquence et ses harmoniques	78
4.5	Modélisation et simulation de la partie résiduelle	82
4.5.1	Modèle stochastique basé sur le spectre fréquentiel	82
4.5.2	Test de normalité.....	85
4.6	Extrapolation.....	86
4.7	Conclusion	89
CHAPITRE 5 APPLICATION ET ANALYSE DES MODÈLES.....		
		91
5.1	Introduction.....	91
5.2	Étude de cas – Condition de marche à vide (MAV).....	92
5.2.1	Groupe turbine-alternateur 1	93
5.2.2	Groupe turbine-alternateur 2.....	97
5.3	Étude de cas – Condition de charge partielle et pleine charge	100
5.4	Discussion et analyse des résultats	102
5.5	Influence du temps d'acquisition	110
5.6	Conclusion	115
CONCLUSION.....		
		117
RECOMMANDATIONS		
		119
ANNEXE I PRÉTRAITEMENT DES DONNÉES		
		123
ANNEXE II RÉSULTATS DES TESTS POUR CHOIX DU SEUIL U		
		141
ANNEXE III RÉSULTATS DE LA MODÉLISATION BASÉE SUR LES OUTILS CYCLOSTATIONNAIRES		
		159
ANNEXE IV RÉSULTATS DES CRITÈRES 1 ET 2 UTILISÉS POUR LA VALIDATION DES MODÈLES		
		169

ANNEXE V LIBRAIRIE PYTAS185
BIBLIOGRAPHIE187

LISTE DES TABLEAUX

		Page
Tableau 2.1	Description des configurations et ouverture des directrices de l'essai	18
Tableau 5.1	Paramètres du modèle stochastique (MAV, GTA1).....	96
Tableau 5.2	Paramètres et probabilité <i>FORM</i> du modèle de fiabilité (MAV, GTA1)	105
Tableau 5.3	Paramètres et probabilité <i>FORM</i> du modèle de fiabilité (MAV, GTA2)	110
Tableau A.1	Caractéristiques des signaux GTA1	123
Tableau A.2	Caractéristiques des signaux GTA 2.....	130
Tableau A.3	Résultats des simulations avec l'aide de la théorie des valeurs extrêmes pour la condition de charge partielle du GTA1	170
Tableau A.4	Paramètres du modèle stochastique (charge partielle 55% d'ouverture, GTA1)	172
Tableau A.5	Résultats des simulations avec l'aide des outils cyclostationnaires pour la condition de charge partielle du GTA1	172
Tableau A.6	Résultats des simulations avec l'aide de la théorie des valeurs extrêmes pour la condition de pleine charge du GTA1	174
Tableau A.7	Paramètres du modèle stochastique (PC, GTA1)	175
Tableau A.8	Résultats des simulations avec l'aide des outils cyclostationnaires pour la condition de pleine charge du GTA1	176
Tableau A.9	Résultats des simulations avec l'aide de la théorie des valeurs extrêmes pour les conditions à charge partielle du GTA2.....	178
Tableau A.10	Paramètres du modèle stochastique (charge partielle 50.1% d'ouverture, GTA2)	180
Tableau A.11	Résultats des simulations avec l'aide des outils cyclostationnaires pour la condition de charge partielle du GTA2	180
Tableau A.12	Résultats des simulations avec l'aide de la théorie des valeurs extrêmes pour la condition de pleine charge du GTA2	182

Tableau A.13	Paramètres du modèle stochastique (PC, GTA2)	183
Tableau A.14	Résultats des simulations avec l'aide des outils cyclostationnaires pour la condition de pleine charge du GTA2.....	184
Tableau A.15	Listes des fonctions et outils de la librairie PYTAS	186

LISTE DES FIGURES

		Page
Figure 0.1	Diagramme de Kitagawa (Gagnon <i>et al.</i> , 2013)	2
Figure 1.1	Exemple d'un signal de référence mesuré par rapport au signal simulé.....	6
Figure 1.2	Catégories des modèles pour la simulation de signaux stationnaires	7
Figure 1.3	Zone définie par l'estimateur <i>Kernel</i> dans le domaine du <i>Rainflow</i> (Socie, 2001)	10
Figure 2.1	Schématisation de l'ouverture des directrices (tirée des documents de formation d'Andritz Hydro Ltée).....	17
Figure 2.2	Exemple d'essai à différentes conditions d'opération	18
Figure 2.3	Procédure pour le prétraitement des signaux	20
Figure 2.4	Distribution PDF a) signal se rapprochant d'une loi normale; b) signal ayant des composantes périodiques importantes	21
Figure 2.5	Comparaison des moments statistiques d'ordre 1 à 4 d'une jauge de déformation à diverses conditions d'opération	23
Figure 2.6	Exemple d'un test d'ergodicité	24
Figure 2.7	Analyse fréquentielle d'une jauge de déformation	26
Figure 2.8	Analyse fréquentielle d'une jauge de déformation à différentes conditions d'opération	27
Figure 2.9	Représentation de la partie déterministe et de la partie aléatoire d'un signal.....	28
Figure 2.10	Représentation d'un spectrogramme.....	30
Figure 2.11	Principe du comptage des cycles de fatigue à l'aide de l'algorithme <i>Rainflow</i> a) chargement aléatoire; b) application du chargement au montage avec une encoche; c) comptage des cycles <i>Rainflow</i> ; d) boucle d'hystérésis des cycles (Hertzberg, 1996)	32
Figure 2.12	Représentation des cycles de fatigue a) Min-Max; b) spectre de chargement.....	33

Figure 2.13	Comparaison du spectre de chargement de plusieurs simulations par rapport au signal de référence	33
Figure 2.14	Comparaison du spectre de chargement de la simulation par rapport au signal d'origine.....	34
Figure 2.15	Distribution des extrêmes sur une période de 10 révolutions	35
Figure 3.1	Schématisation de la méthode des valeurs extrêmes	38
Figure 3.2	Illustration des <i>Turning Points</i>	39
Figure 3.3	Application des TP et d'un filtre <i>Rainflow</i> (5% de l'étendue) sur un signal	40
Figure 3.4	Définition des excès au-dessus d'un seuil U (Johannesson, 2006)	41
Figure 3.5	Distribution des données au-dessus de U_{max} ainsi que la distribution exponentielle s'y rattachant	42
Figure 3.6	Représentation du « <i>Mean Excess Plot</i> »	46
Figure 3.7	Paramètres de forme et d'échelle modifié en fonction du seuil U	48
Figure 3.8	Choix du seuil U par la méthode graphique et les tests GOF	52
Figure 3.9	Vérification de la distribution choisie a) PDF et CDF d'une bonne représentation des extrêmes; b) PDF et CDF d'une mauvaise représentation des extrêmes	53
Figure 3.10	Extrapolation d'un signal répété 3 fois avec la théorie des valeurs extrêmes (Johannesson, 2006)	54
Figure 3.11	a) Variation des cycles de hautes amplitudes parmi 5 simulations de 10 fois; b) Exemple des amplitudes de cycles statistiquement négligées pour une extrapolation de 1000 fois (signal de référence de 100 secondes répété 10 fois)	55
Figure 4.1	Distribution de la partie résiduelle désirée.....	58
Figure 4.2	Étapes proposées pour le rééchantillonnage dans le domaine angulaire ...	60
Figure 4.3	Exemple de signal tachymétrique et ses fronts montants	61
Figure 4.4	Interpolation au passage du seuil	62

Figure 4.5 Comparaison entre l'interpolation linéaire et cubique monotone sur une jauge de déformation.....64

Figure 4.6 Représentation de la moyenne synchrone (exemple sur un signal ayant 100 révolutions).....67

Figure 4.7 Exemple de la soustraction de la moyenne synchrone : a) dans le domaine temporel; b) dans le domaine fréquentiel.....68

Figure 4.8 Exemple de la soustraction de la moyenne synchrone revisitée dans le domaine fréquentiel.....69

Figure 4.9 Représentation des signaux utilisés pour l'estimation de la fonction de transfert du filtre DRS (Antoni et Randall, 2004b).....71

Figure 4.10 Exemple du filtre $H(f)$ créé par la fonction de transfert sur le signal l'exemple de la figure 4.11 (représentation en valeur absolue).....72

Figure 4.11 Exemple de la méthode DRS dans le domaine fréquentiel et angulaire73

Figure 4.12 Exemple identifiant 5 sauts intermittents d'un signal à l'aide de la méthode DRS74

Figure 4.13 Exemple de l'estimation CS276

Figure 4.14 Comparaison de la partie résiduelle obtenue par trois différentes approches dans le domaine fréquentiel77

Figure 4.15 Procédure pour extraire avec la fluctuation d'une fréquence à l'aide de la phase.....79

Figure 4.16 Contenu fréquentiel du signal $x(\theta_1)$ avec le choix de la bande de fréquence $[f_1, f_2]$ 80

Figure 4.17 Contenu fréquentiel du signal rééchantillonné $x(\theta_2)$81

Figure 4.18 Comparaison du contenu fréquentiel entre $x(\theta_1)$ et la partie CSI et CS2 de la fréquence d'intérêt (gauche) et contenu fréquentiel de la partie résiduelle (droite).....81

Figure 4.19 Exemple du contenu fréquentiel du résidu.....83

Figure 4.20 Distribution PDF de la partie résiduelle suivant une loi normale.....85

Figure 4.21 Test de normalité a) distribution de données divergeant d'une loi normale; b) distribution de données se rapprochant d'une loi normale....86

Figure 4.22	Exemple d'un signal extrapolé avec l'aide des outils cyclostationnaires jumelés à un modèle stochastique.....	88
Figure 5.1	Emplacement de la jauge de déformation 8fonver sur l'aube de la turbine hydroélectrique du GTA1	91
Figure 5.2	Emplacement de la jauge de déformation ASG1 sur l'aube de la turbine hydroélectrique du GTA2.....	92
Figure 5.3	Modélisation avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d'opération MAV (GTA1).....	93
Figure 5.4	Résultats du 'critère 1' et du 'critère 2' avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d'opération MAV (GTA1).....	94
Figure 5.5	Comparaison du signal de référence par rapport au signal résiduel pour la modélisation avec l'aide des outils cyclostationnaires à la condition d'opération MAV (GTA1).....	95
Figure 5.6	Résultats du 'critère 1' et du 'critère 2' avec l'aide des outils cyclostationnaires à la condition d'opération MAV (GTA1)	96
Figure 5.7	Modélisation avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d'opération MAV (GTA2).....	97
Figure 5.8	Résultats du 'critère 1' et du 'critère 2' avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d'opération MAV (GTA2).....	98
Figure 5.9	Comparaison du signal de référence par rapport au signal résiduel pour la modélisation avec l'aide des outils cyclostationnaires à la condition d'opération MAV (GTA2).....	99
Figure 5.10	Résultats du 'critère 1' et du 'critère 2' avec l'aide des outils cyclostationnaires à la condition d'opération MAV (GTA2)	100
Figure 5.11	Résultats du 'critère 1' et du 'critère 2' avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d'opération de charge partielle (GTA1)	101
Figure 5.12	Résultats du 'critère 1' et du 'critère 2' avec l'aide des outils cyclostationnaires à la condition d'opération de charge partielle (GTA1).....	101
Figure 5.13	Résultats 'critère 1' et du 'critère 2' avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d'opération de pleine charge (GTA1).....	102

Figure 5.14	Résultats du ‘critère 1’ et du ‘critère 2’ avec l’aide des outils cyclostationnaires à la condition d’opération de pleine charge (GTA1).....	102
Figure 5.15	Modèle de fiabilité avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d’opération MAV (GTA1).....	104
Figure 5.16	Modèle de fiabilité avec l’aide des outils cyclostationnaires à la condition d’opération MAV (GTA1).....	105
Figure 5.17	Comparaison des composantes du signal pour la condition d’opération MAV (GTA1).....	106
Figure 5.18	Impulsions présentes dans la partie résiduelle du signal à la condition d’opération MAV (GTA2).....	108
Figure 5.19	Modèle de fiabilité avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d’opération MAV (GTA2).....	109
Figure 5.20	Modèle de fiabilité avec l’aide des outils cyclostationnaires à la condition d’opération MAV (GTA2).....	109
Figure 5.21	Exemple d’un signal de référence pour l’évaluation de la moyenne synchrone	112
Figure 5.22	Illustration de l’étendue maximum du seuil de la moyenne synchrone ...	113
Figure 5.23	Détermination du nombre de simulations	114
Figure 5.24	Étendue relative du seuil en fonction de la grandeur de fenêtre (MAV, GTA1)	114
Figure A.1	Consolidation des données du GTA1 à la condition d’opération MAV ..	123
Figure A.2	Contenu fréquentiel des données du GTA1 à la condition d’opération MAV	124
Figure A.3	Test d’ergodicité appliqué aux données du GTA1 à la condition d’opération MAV	124
Figure A.4	Séparation de la partie déterministe et aléatoire des données du GTA1 à la condition d’opération MAV	125
Figure A.5	Consolidation des données du GTA1 à la condition d’opération de charge partielle (55% d’ouverture).....	125

Figure A.6	Contenu fréquentiel des données du GTA1 à la condition d'opération de charge partielle (55% d'ouverture).....	126
Figure A.7	Test d'ergodicité appliqué aux données du GTA1 à la condition d'opération de charge partielle (55% d'ouverture).....	126
Figure A.8	Séparation de la partie déterministe et aléatoire des données du GTA1 à la condition de charge partielle (55% d'ouverture)	127
Figure A.9	Consolidation des données du GTA1 à la condition d'opération PC	127
Figure A.10	Test d'ergodicité appliqué aux données du GTA1 à la condition d'opération PC	128
Figure A.11	Contenu fréquentiel des données du GTA1 à la condition d'opération PC	128
Figure A.12	Séparation de la partie déterministe et aléatoire des données du GTA1 à la condition d'opération PC	129
Figure A.13	Correction de la partie aléatoire des données du GTA1 à la condition d'opération PC	129
Figure A.14	Consolidation des données du GTA2 à la condition d'opération MAV ..	130
Figure A.15	Test d'ergodicité appliqué aux données du GTA2 à la condition d'opération MAV	131
Figure A.16	Contenu fréquentiel des données du GTA2 à la condition d'opération MAV	132
Figure A.17	Séparation de la partie déterministe et aléatoire des données du GTA2 à la condition d'opération MAV	133
Figure A.18	Consolidation des données du GTA2 à la condition d'opération de charge partielle (50.1% d'ouverture)	133
Figure A.19	Test d'ergodicité appliqué aux données du GTA2 à la condition d'opération de charge partielle (50.1% d'ouverture)	134
Figure A.20	Contenu fréquentiel des données du GTA2 à la condition d'opération de charge partielle (50.1% d'ouverture).....	135
Figure A.21	Séparation de la partie déterministe et aléatoire des données du GTA2 à la condition de charge partielle (50.1% d'ouverture)	136
Figure A.22	Consolidation des données du GTA2 à la condition d'opération PC	136

Figure A.23	Test d'ergodicité appliqué aux données du GTA2 à la condition d'opération PC	137
Figure A.24	Contenu fréquentiel des données du GTA2 à la condition d'opération PC	138
Figure A.25	Séparation de la partie déterministe et aléatoire des données du GTA2 à la condition d'opération PC	139
Figure A.26	Résultats des méthodes graphiques du GTA1 à la condition d'opération MAV	141
Figure A.27	Résultats des méthodes analytiques du GTA1 à la condition d'opération MAV	142
Figure A.28	Distributions PDF et CDF des excès du GTA1 à la condition d'opération MAV	143
Figure A.29	Résultats des méthodes graphiques du GTA1 à la condition d'opération de charge partielle (55% d'ouverture).....	144
Figure A.30	Résultats des méthodes analytiques du GTA1 à la condition d'opération de charge partielle (55% d'ouverture).....	145
Figure A.31	Distributions PDF et CDF des excès du GTA1 à la condition d'opération de charge partielle (55% d'ouverture).....	146
Figure A.32	Résultats des méthodes graphiques du GTA1 à la condition d'opération PC	147
Figure A.33	Résultats des méthodes analytiques du GTA1 à la condition d'opération PC	148
Figure A.34	Distributions PDF et CDF des excès du GTA1 à la condition d'opération PC	149
Figure A.35	Résultats des méthodes graphiques du GTA2 à la condition d'opération MAV	150
Figure A.36	Résultats des méthodes analytiques du GTA2 à la condition d'opération MAV	151
Figure A.37	Distributions PDF et CDF des excès du GTA2 à la condition d'opération MAV	152
Figure A.38	Résultats des méthodes graphiques du GTA2 à la condition d'opération de charge partielle (50.1% d'ouverture).....	153

Figure A.39	Résultats des méthodes analytiques du GTA2 à la condition d'opération de charge partielle (50.1% d'ouverture).....	154
Figure A.40	Distributions PDF et CDF des excès du GTA2 à la condition d'opération de charge partielle (50.1% d'ouverture).....	155
Figure A.41	Résultats des méthodes graphiques du GTA2 à la condition d'opération PC	156
Figure A.42	Résultats des méthodes analytiques du GTA2 à la condition d'opération PC	157
Figure A.43	Distributions PDF et CDF des excès du GTA2 à la condition d'opération PC	158
Figure A.44	Domaine angulaire et fréquentiel du a) signal de référence; b) partie cyclostationnaire; c) partie résiduelle (condition d'opération MAV du GTA1).....	160
Figure A.45	Test de normalité sur la partie résiduelle (condition d'opération MAV du GTA1).....	160
Figure A.46	Domaine angulaire et fréquentiel du a) signal de référence; b) partie cyclostationnaire; c) partie résiduelle (condition d'opération à charge partielle du GTA1).....	161
Figure A.47	Test de normalité sur la partie résiduelle (condition d'opération à charge partielle du GTA1)	162
Figure A.48	Domaine angulaire et fréquentiel du a) signal de référence; b) partie cyclostationnaire; c) partie résiduelle (condition d'opération PC du GTA1).....	163
Figure A.49	Test de normalité sur la partie résiduelle (condition d'opération PC du GTA1).....	163
Figure A.50	Domaine angulaire et fréquentiel du a) signal de référence; b) partie cyclostationnaire; c) partie résiduelle (condition d'opération MAV du GTA2).....	164
Figure A.51	Test de normalité sur la partie résiduelle (condition d'opération MAV du GTA2).....	165
Figure A.52	Domaine angulaire et fréquentiel du a) signal de référence; b) partie cyclostationnaire; c) partie résiduelle (condition d'opération à charge partielle du GTA2).....	166

Figure A.53	Test de normalité sur la partie résiduelle (condition d’opération à charge partielle du GTA2)	166
Figure A.54	Domaine angulaire et fréquentiel du a) signal de référence; b) partie cyclostationnaire; c) partie résiduelle (condition d’opération PC du GTA2)	167
Figure A.55	Test de normalité sur la partie résiduelle (condition d’opération PC du GTA2)	168
Figure A.56	Modélisation avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d’opération de charge partielle (GTA1)	169
Figure A.57	Résultats du ‘critère 1’ et du ‘critère 2’ avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d’opération de charge partielle (GTA1)	170
Figure A.58	Comparaison du signal de référence par rapport au signal résiduel pour la modélisation avec l’aide des outils cyclostationnaires à la condition d’opération de charge partielle (GTA1)	171
Figure A.59	Résultats du ‘critère 1’ et du ‘critère 2’ avec l’aide des outils cyclostationnaires à la condition d’opération de charge partielle (GTA1)	172
Figure A.60	Modélisation avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d’opération de pleine charge (GTA1)	173
Figure A.61	Résultats du ‘critère 1’ et du ‘critère 2’ avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d’opération de pleine charge (GTA1)	173
Figure A.62	Comparaison du signal de référence par rapport au signal résiduel pour la modélisation avec l’aide des outils cyclostationnaires à la condition d’opération de pleine charge (GTA1)	175
Figure A.63	Résultats du ‘critère 1’ et du ‘critère 2’ avec l’aide des outils cyclostationnaires à la condition d’opération de pleine charge (GTA1)	176
Figure A.64	Modélisation avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d’opération de charge partielle (GTA2)	177
Figure A.65	Résultats du ‘critère 1’ et du ‘critère 2’ avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d’opération de charge partielle (GTA2)	177
Figure A.66	Comparaison du signal de référence par rapport au signal résiduel pour la modélisation avec l’aide des outils cyclostationnaires à la condition d’opération de charge partielle (GTA2)	179

Figure A.67	Résultats du ‘critère 1’ et du ‘critère 2’ avec l’aide des outils cyclostationnaires à la condition d’opération de charge partielle (GTA2).....	180
Figure A.68	Modélisation avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d’opération de pleine charge (GTA2).....	181
Figure A.69	Résultats du ‘critère 1’ et du ‘critère 2’ avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d’opération de pleine charge (GTA2).....	181
Figure A.70	Comparaison du signal de référence par rapport au signal résiduel pour la modélisation avec l’aide des outils cyclostationnaires à la condition d’opération de pleine charge (GTA2).....	183
Figure A.71	Résultats du ‘critère 1’ et du ‘critère 2’ avec l’aide des outils cyclostationnaires à la condition d’opération de pleine charge (GTA2).....	184

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

CDF	Fonction de densité cumulée
CS1	Cyclostationnarité à l'ordre 1
CS2	Cyclostationnarité à l'ordre 2
CSn	Cyclostationnarité à l'ordre n
DRS	<i>Discrete/random seperation</i>
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i>
GEV	Distribution des extrêmes généralisée
GOF	<i>Goodness-of-fits</i>
GPD	Distribution de Pareto généralisée
GTA	Groupe turbine-alternateur
H	Fonction de transfert
MAV	Marche à vide
MCR	Régression multi-cyclique
ML	Maximum de vraisemblance
MOM	Méthode des moments
NENBW	Bande passante équivalente de bruit normalisée
OBRE	<i>Optimal Bias Robust Estimator</i>
PC	Pleine charge
PDF	Fonction de probabilité
POT	<i>Peak over threshold</i>
PWM	Moments de probabilité pondérée
PSD	Spectre de la densité de puissance

XXVIII

RRCR Régression cyclique à rang réduit

TP *Turning point*

TSA Moyenne synchrone

z Excès

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

A_n^2	Statistique du test Anderson-Darling
$\widehat{CS1}$	Estimation de cyclostationnarité de premier ordre
$\widehat{CS2}$	Estimation de cyclostationnarité de deuxième ordre
D_n	Statistique du test Kolmogorov-Smirnov
f_{ech_ang}	Fréquence d'échantillonnage dans le domaine angulaire
f_{ech_temp}	Fréquence d'échantillonnage dans le domaine temporel
$F(x)$	Fonction de densité cumulée
\widehat{H}	Estimation de la fonction de transfert
K	Nombre de cycles
L, n	Longueur du signal (nombre d'échantillons)
N_c	Nombre d'échantillons par cycle
N_o	Nombre de cycles de fatigue
$S(\omega_i)$	Spectre de la densité de puissance
$R(\theta)$	Signal résiduel dans le domaine angulaire
R_i	Facteur aléatoire indépendant ayant une distribution de Rayleigh
$t_{1-\alpha_c}$	Loi de Student inverse
$MEP_{th,GPD}(U)$	Moyenne théorique des excès pour une distribution GPD
W_n^2	Statistique du test Cramer-Von-Mises
$x(t), x(\theta)$	Signal temporel ou angulaire

Symboles grecs

α	Fréquence cyclique
α_c	Niveau de signification
σ	Paramètre d'échelle
σ^*	Paramètre d'échelle modifié
σ_r	Écart-type de la partie résiduelle
$\widehat{\sigma}_r$	Estimation de l'écart-type de la partie résiduelle
φ	Phase
φ_i	Phase aléatoire
Δt	Intervalle temporel
μs	Microdéformation (10^{-6}) (<i>micro strain</i>)
v	Paramètre de position
$\Delta\omega$	Intervalle fréquentiel
ξ	Paramètre de forme

INTRODUCTION

Les producteurs et les exploitants de systèmes hydroélectriques optimisent sans cesse leurs équipements et leurs opérations pour des raisons concurrentielles. C'est le cas des turbines hydroélectriques qui sont poussées à la limite de leurs spécifications pour répondre aux besoins changeants du marché. À titre d'exemple, nous pouvons citer l'augmentation significative du nombre de démarrages d'un groupe, l'extension de la durée de vie utile d'une turbine, les difficultés pratiques et sécuritaires pour des inspections périodiques *in situ*. Cette réalité augmente donc considérablement les risques de défaillance des composants de la turbine. Estimer le niveau de dommage, l'usure et l'espérance de vie résiduelle des turbines devient alors des aspects essentiels afin de minimiser les coûts de réparation et les temps d'arrêt. Il est donc important de bien comprendre les divers phénomènes mécaniques survenant lors du fonctionnement des turbines et cela pour les différentes conditions d'opération. Depuis plusieurs années, de nombreuses études ont été réalisées à cet effet dans le but de mieux prédire les phénomènes qui contribuent à la dégradation des aubes de turbines hydroélectriques. Par exemple, un cas classique de cavitation génère de l'érosion sur l'extrados des aubes sur les turbines de type Francis et la réalisation de modèles numériques cohérents ou de tests expérimentaux permettent de limiter l'apparition de ce phénomène dès la phase de conception (Guennoun, 2006; Stein *et al.*, 2006). D'autres parts, des problèmes de vibrations (e.g. déséquilibre de la roue, phénomènes hydrauliques, interactions des aubes avec son environnement) et de corrosion sont également d'autres facteurs qui influencent la durée de vie des aubes de turbines (Dörfler, 2013).

Dans la plupart des cas, les bris mécaniques sur une longue période sont principalement causés par la fatigue. Ainsi, les fluctuations de contraintes contribuent à la propagation de fissures. Dans cette optique, M. Gagnon *et al.* (Gagnon *et al.*, 2013) ont introduit un modèle de fatigue applicable à la fiabilité des turbines hydroélectriques afin de prédire de manière probabiliste l'état des fissures. Le modèle est basé sur la probabilité qu'une zone paramétrisée excède un certain seuil de fiabilité défini par les propriétés du matériau. Les limites de cette zone sont déterminées par l'étendue des contraintes mécaniques (incluant

l'incertitude sur sa valeur) et par la grosseur d'un défaut à un instant t_0 (incluant les incertitudes associées à la taille). La représentation graphique des différents paramètres utilisés pour la mise en œuvre du modèle probabiliste de fatigue peut être effectuée à l'aide du diagramme de Kitagawa, comme il est illustré à la figure 0.1. On constate aisément que cette approche implique une étude approfondie de plusieurs domaines de recherche : science des matériaux, essais non destructifs (NDT) et étude dynamique des contraintes obtenues par la prise de mesure sur des turbines en opération ou simulations numériques (éléments finis). Ces traces temporelles, mesurées ou simulées, feront ensuite l'objet du traitement de signal.

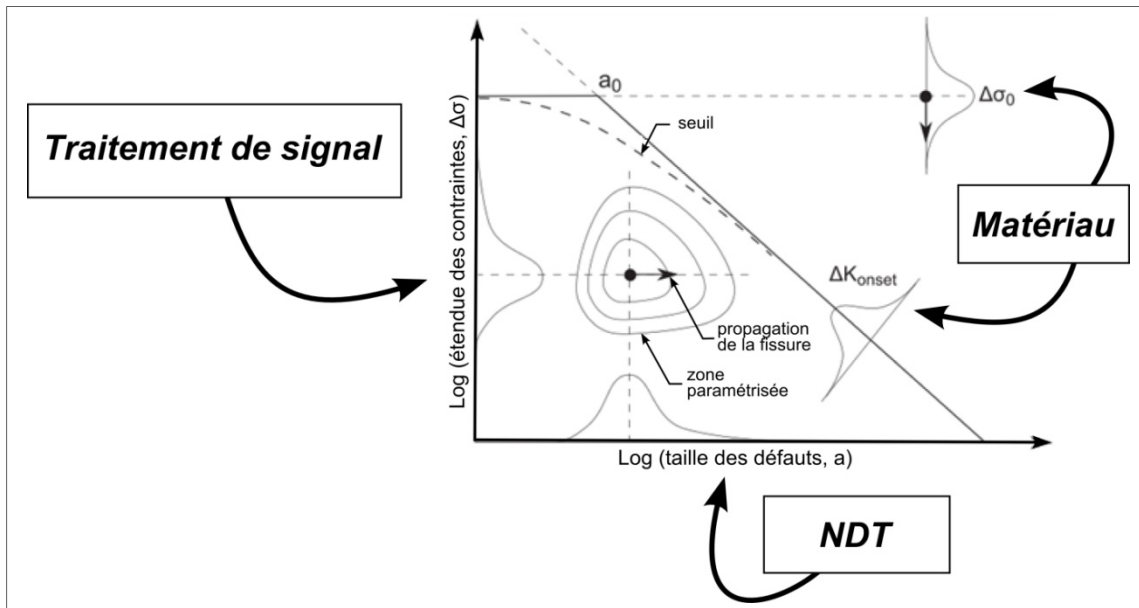


Figure 0.1 Diagramme de Kitagawa (Gagnon *et al.*, 2013)

Dans le cadre de ce mémoire, seules les variations des contraintes pour des conditions d'opération en régime permanent sont étudiées. Celles-ci provoquent des cycles de fatigue appelés « *High Cycles Fatigue* » (HCF). Ces cycles engendrent un effet considérable sur l'allongement des fissures. Par conséquent, l'évaluation des HCF en régime permanent est un critère important à analyser, car ce sont les plus importants pour la propagation de fissures des aubes de turbine (Gagnon *et al.*, 2013). Leur impact est encore plus considérable lorsque les défauts sont de grandes dimensions. Par ailleurs, il est important de mentionner que les cycles de fortes amplitudes (« *Low Cycles Fatigues* », LCF) qui se produisent au cours des

changements de régimes contribuent également à la propagation des fissures, mais que l'impact principal de ces cycles est davantage attribuable à l'initiation de fissures. À cet effet, certaines études sur la prédiction de l'historique de chargement d'un groupe turbine-alternateur (Szczoła, 2012) et de l'application d'une procédure de démarrage minimisant les LCF (Gagnon *et al.*, 2010) ont été étudiés. Peu importe le modèle retenu, l'exploitant a toujours besoin d'un profil plausible de chargement et dont l'utilisation pour alimenter le modèle permet de simuler le comportement en fatigue à long terme (typiquement 10^1 - 10^2 années).

Dans le but de simuler des déformations mécaniques en régime permanent, le présent mémoire propose deux outils de simulation basés sur l'acquisition de signaux stationnaires enregistrés *in situ* sur une courte période de temps. Ces signaux servent de base pour extrapoler un profil d'utilisation hypothétique de chargement d'une aube de turbine Francis. Le défi scientifique est que sur de courtes échelles temporelles (de l'ordre de quelques 10^2 secondes), les données enregistrées ne représentent pas nécessairement l'étendue complète des valeurs extrêmes que la turbine rencontrera durant sa vie utile. Et c'est précisément ces valeurs extrêmes qui génèrent le plus de dommage en fatigue. Si l'on se réfère au diagramme de Kitagawa de la figure 0.1, les variations extrêmes représentent les limites de la zone paramétrisée dans l'axe des contraintes.

En premier lieu, ce mémoire présente une revue succincte de la littérature sur plusieurs méthodes utilisées pour l'extrapolation de signaux. On représente aussi une méthodologie générale pour étudier des signaux avant leur emploi dans les modèles retenus. Ensuite, deux modèles mathématiques sont présentés. Ces modèles sont basés respectivement sur la théorie des valeurs extrêmes et sur la cyclostationnarité. Une comparaison des performances de ces deux méthodes est présentée en utilisant les données mesurées avec des jauges de déformation installées sur une aube de turbine Francis opérant à vide, à charge partielle et à pleine charge. L'efficacité de chacune des méthodes pour l'extrapolation du chargement observé est également étudiée. Finalement, ce mémoire conclut par des recommandations et des perspectives pour de futurs travaux de recherche.

CHAPITRE 1

PROBLÉMATIQUE ET REVUE DE LITTÉRATURE

Ce chapitre a pour objectif de présenter les problématiques industrielles et scientifiques du projet ainsi que les différents modèles numériques recensés dans la littérature et qui ont été utilisés pour la génération de signaux. Dans la plupart des cas, les modèles présentés ont été employés pour l'extrapolation du spectre de chargement¹.

1.1 Problématique industrielle – défi scientifique

Pour l'étude de la fatigue, l'historique de chargement est une information incontournable. Précisément, en utilisant cet historique, des essais peuvent être effectués pour estimer la vie en service d'un composant ou d'un système. Toutefois, ce genre de test peut devenir très coûteux pour des pièces complexes et de grandes dimensions. Dans le cas spécifique des turbines hydrauliques, ce n'est pas envisageable d'où la nécessité d'avoir des modèles numériques pour estimer le comportement des matériaux en fatigue. Il devient donc avantageux pour les producteurs d'hydroélectricité de compiler des données sur le profil d'utilisation et les comportements dynamiques et statiques des turbines. Ces données procurent une source d'informations utile pour améliorer notre compréhension de l'état de chargement sur différentes plages d'opérations et pour valider les modèles numériques utilisés par les concepteurs. Pour ce qui est du cas précis des aubes de turbine, la principale problématique est que les prises de mesures sont coûteuses et forcément enregistrées sur des périodes très courtes à cause des conditions hydrauliques extrêmes auxquelles les instruments de mesure sont soumis. Les données sont ainsi recueillies sur quelques secondes ou minutes, ce qui ne représente qu'une infime partie de l'utilisation réelle. L'historique de chargement mesuré n'offre ainsi qu'une représentation fort limitée du comportement à long terme.

¹ Les spectres de chargement sont décrits à la section 2.4.1

Pour remédier à cette situation, des outils de simulation basés sur l'acquisition de signaux stationnaires sur une courte période de temps sont exploités et mis en œuvre pour générer des signaux cohérents et probables pour de longues périodes de temps. L'idée est donc de construire un modèle à l'aide d'un signal de référence et d'effectuer une simulation sur une période de temps représentative de l'utilisation réelle. Ainsi, il sera possible d'évaluer les cycles de fatigue sur une période équivalente à une utilisation hypothétique en jours ou en semaines (jusqu'à 3×10^4 jours). Cette notion est schématisée à la figure 1.1.

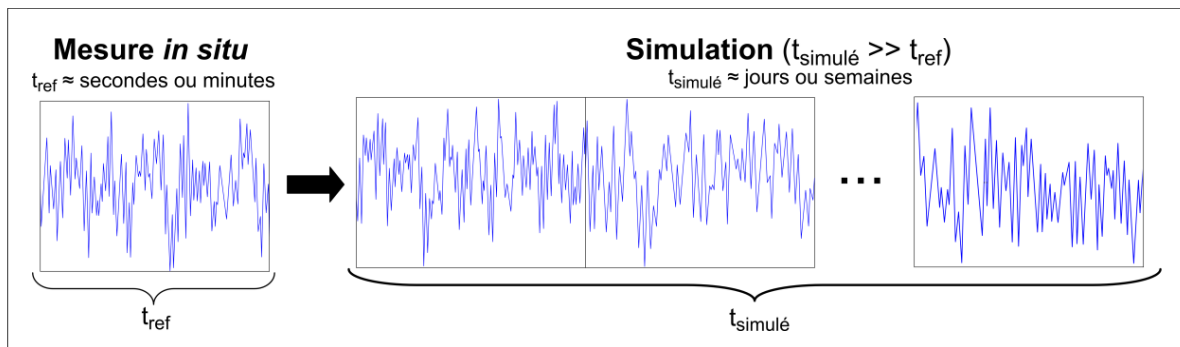


Figure 1.1 Exemple d'un signal de référence mesuré par rapport au signal simulé

La simulation obtenue devrait prédire « *correctement* » les composantes déterministes² et aléatoires du signal qui influencent les cycles de fatigue. Par conséquent, l'historique de chargement sera modélisé et affecté par cette variabilité. Signalons que la composante stochastique peut avoir un impact significatif sur les cycles extrêmes à long terme et, par conséquent, elle aura une influence non négligeable sur la durée de vie en fatigue. Dans cette optique, la prochaine section introduit le lecteur à différents modèles recensés dans la littérature pour simuler des signaux à partir d'essais *in situ*.

² Le terme déterministe signifie que la composante est prédictible au cours du temps (i.e. comportement périodique).

1.2 Modélisation des signaux stationnaires

La modélisation des signaux stationnaires est un sujet qui a été grandement étudié dans la littérature scientifique. À titre d'exemple, la simulation du vent, du niveau des océans, du climat et des tremblements de terre représentent des domaines où de nombreux modèles ont déjà été appliqués. Pour présenter quelques modèles applicables à notre cas³, la figure 1.2 regroupe différentes approches issues de la littérature. Chaque approche sera détaillée dans une section correspondante. Cette liste, nécessairement non-exhaustive, est regroupée en fonction des théories employées et des approches retenues pour la construction des modèles. Cinq sections sont ainsi présentées. Respectivement, les domaines élaborés sont : le domaine temporel, le domaine du *Rainflow* et de Markov, le domaine fréquentiel, le domaine temps-fréquence et, finalement, les autres domaines. Cette dernière est une appellation arbitraire qui regroupe les approches que nous ne pouvons pas catégoriser dans les quatre premières sections.

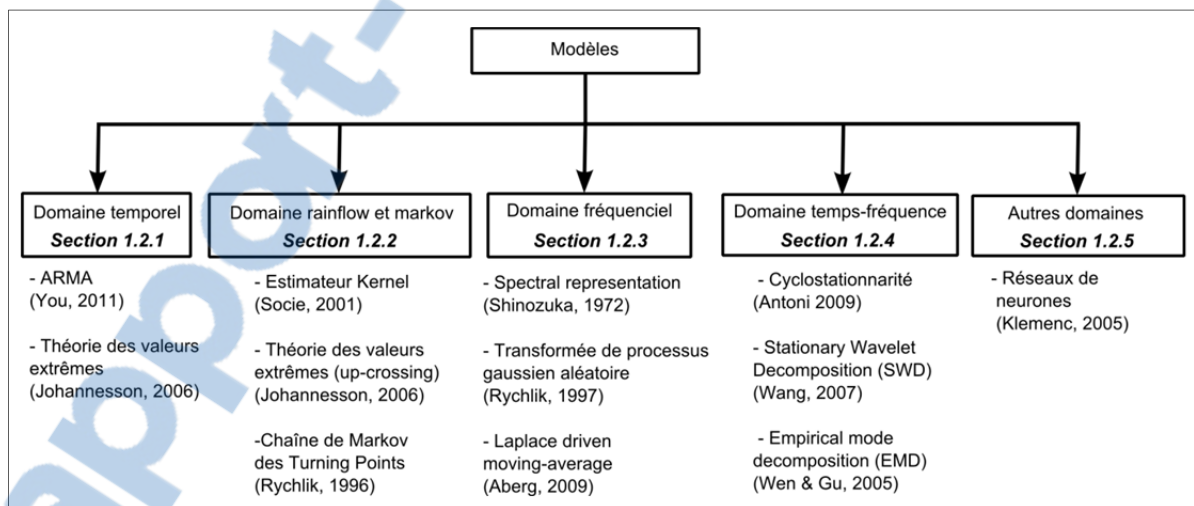


Figure 1.2 Catégories des modèles pour la simulation de signaux stationnaires

³ Dans notre contexte, les modèles visent la simulation des cycles de fatigue à partir d'un signal stationnaire

1.2.1 Domaine temporel

L'acquisition des données lors d'essais *in situ* est normalement enregistrée et sauvegardée dans le domaine temporel⁴. Par conséquent, la présence de modèles dans le domaine temporel est incontournable. Parmi les plus utilisés, les méthodes de séries temporelles du type ARMA permettent de construire un modèle à partir d'un processus autorégressif (AR) et d'un processus à moyenne mobile (« *Moving Average* », MA). La combinaison de ces deux processus fait en sorte que l'autocorrélation entre les séries temporelles ainsi que l'évolution de la moyenne dans le signal sont maintenues. La forme canonique du modèle ARMA est définie par l'équation 1.1.

$$X_t = \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^q \omega_i \varepsilon_{t-i} \quad (1.1)$$

Où :

X_t processus temporel à l'instant t

ε_t bruit aléatoire à l'instant t

Les entiers $[p, q] \in \mathbb{Z}$ correspondent respectivement aux ordres de la partie AR et MA. Les termes $[\varphi_i, \omega_i] \in \mathbb{R}$ désignent des coefficients pour les deux parties. Il est à noter qu'il existe plusieurs variantes du modèle ARMA telles que ARIMA, DARMA, DNARMA (Box, Jenkins et Reinsel, 2008; Jacobs et Lewis, 1983). En ce qui concerne l'extrapolation des cycles de fatigue, l'étude de L. You applique la méthode ARMA avec l'aide de coefficients générés aléatoirement et un poids probabiliste pour obtenir les cycles de fatigue d'un signal non-stationnaire extrapolé (You *et al.*, 2011). Dans le cas de signaux ayant des composantes périodiques, la méthode ARMA en combinaison avec les séries Fourier (Leser, 1994) peut être également appliquée. Selon cette approche, la série temporelle tient compte des variations stationnaires à l'aide du modèle ARMA et des composantes non-stationnaires avec

⁴ Dans certains cas spécifiques, l'enregistrement peut également se faire dans le domaine angulaire (voir chapitre 4).

l'aide des séries de Fournier. En résumé, les modèles du type ARMA semblent montrer de bons résultats pour la simulation de signaux complexes, mais ils possèdent toujours l'inconvénient d'utiliser des variables qui peuvent être difficiles à interpréter; leurs significations peuvent être difficilement attribuées à des phénomènes physiques.

Une autre approche dans le domaine temporel est basée sur la théorie des valeurs extrêmes (*Extreme Value Theory* ou *Extreme Value Analysis*). Ce modèle consiste à utiliser une modélisation issue de la théorie statistique des valeurs extrêmes et qui a été introduite par P. Johannesson (Carboni *et al.*, 2008; Johannesson, 2006). Avec cette approche, on peut extrapoler l'historique de chargement d'un signal à l'aide d'une distribution statistique permettant de modéliser les valeurs extrêmes. Ainsi, le signal est répété k fois avec de nouvelles valeurs. L'application de ce modèle implique l'utilisation des *turning points* et que seules les valeurs au-dessus d'un seuil prédéterminé *a priori* sont générées à l'aide de ladite distribution statistique.

1.2.2 Domaine *Rainflow* et Markov

Plusieurs méthodes permettent d'estimer les cycles de fatigue d'un signal aléatoire. Celle qui est la plus couramment utilisée est l'algorithme de comptage du *Rainflow*. Ce dernier est nécessaire pour évaluer le spectre de chargement d'un signal. Par conséquent, différentes approches ont été étudiées pour modéliser un signal directement dans le domaine *Rainflow*, c'est-à-dire dans la matrice qui contient l'information des cycles de fatigue (e.g. minimum-maximum, *from-to*⁵). K. Dressler (Dressler *et al.*, 1996) suggère d'extrapoler le *Rainflow* avec l'aide d'un estimateur de *Kernel* qui fait partie de la famille des distributions non paramétriques. Cette approche permet de définir des zones probabilistes dans le domaine du *Rainflow* en fonction du nombre de valeurs avoisinantes. Ainsi, de nouvelles valeurs sont

⁵ La représentation *from-to* est une reproduction asymétrique de la matrice *Rainflow*. Celle-ci regroupe les cycles *Rainflow* obtenus à l'aide de l'algorithme en fonction de la première valeur observée (minimum ou maximum) et la seconde valeur observée (minimum ou maximum).

généérées de manière aléatoire à l'intérieur des zones définies. La figure 1.3 illustre cette notion.

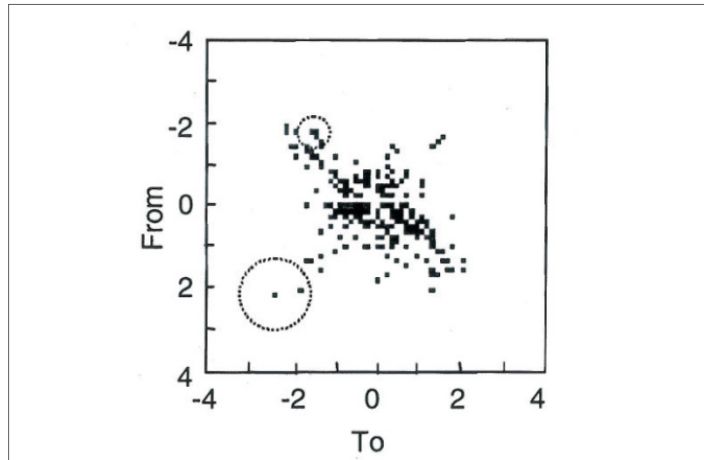


Figure 1.3 Zone définie par l'estimateur *Kernel* dans le domaine du *Rainflow* (Socie, 2001)

Une fois l'extrapolation terminée, il est toujours possible de revenir dans le domaine temporel en appliquant une technique de reconstruction du *Rainflow* (Dressler, Hack et Krüger, 1997; Socie, 2001). L'inconvénient majeur avec l'estimateur de *Kernel* est que celui-ci peut engendrer une trop grande variabilité des extrêmes, car ce type d'estimateur est peu performant lorsqu'il est construit avec peu de données (Johannesson et Thomas, 2001; Socie et Pompetzki, 2004). Socie et al. ont démontré qu'on peut atténuer l'effet de cette situation par une modélisation des zones extrêmes à l'aide d'une distribution de Weibull (Socie et Pompetzki, 2004).

Une autre approche pour extrapoler dans le domaine du *Rainflow* est d'utiliser la théorie des valeurs extrêmes (Johannesson et Thomas, 2001). Comparativement à la méthode dans le domaine temporel qui génère des excès, cette méthode extrapole le niveau d'intensité

«*upcrossing*»⁶ de la matrice *Rainflow*. Des distributions statistiques sont utilisées pour modéliser et extrapoler le niveau d'intensité «*upcrossing*» à partir d'un certain seuil. Le résultat obtenu ainsi permettra d'estimer de nouveaux cycles extrêmes dans le domaine du *Rainflow*. Pour les cycles modérés et/ou petits, l'auteur suggère d'utiliser l'estimateur de Kernel qui a été présenté précédemment. Finalement, il est à noter que peu importe la méthode utilisée dans le domaine du *Rainflow*, la séquence des cycles est perdue ainsi qu'une partie de l'information sur les cycles puisque le modèle est basé sur un histogramme (des blocs (*bins*) de chargements sont employés).

Une autre variante au domaine *Rainflow* est le domaine de Markov. Cette approche possède la particularité de maintenir l'intensité des transitions entre les min-max et max-min du signal. Dans cette optique, I. Rychlik propose l'utilisation des *turning points* de la chaîne de Markov pour la simulation du signal (Rychlik, 1996). Cette méthode consiste donc à développer deux matrices de transition Markovienne à l'aide d'un nombre de niveaux prédéterminés. En d'autres termes, ces deux matrices proviennent des probabilités de transition entre les valeurs min-max et max-min du signal. Lorsque les matrices de transition sont déterminées, il est possible ainsi de simuler de niveau chargement en générant de manière aléatoire des points de départ pour la matrice de Markov. Cette technique a été régulièrement appliquée dans la littérature afin d'utiliser des blocs de chargement équivalents (Carboni *et al.*, 2008; Ling *et al.*, 2011).

1.2.3 Domaine fréquentiel

Les modèles stochastiques gaussiens et non gaussiens basés sur le contenu fréquentiel du signal sont un domaine qui a été largement étudié au cours des 30 dernières années. L'une des approches fondamentales est la technique basée sur la représentation spectrale qui a été introduite par Shinozuka (Shinozuka et Jan, 1972). À partir du contenu fréquentiel du signal,

⁶ Les «*upcrossings*» correspondent aux nombres de valeurs qui dépassent un niveau choisi (The Wafo Group, 2011; Johannesson, 2001).

une simulation peut s'effectuer en appliquant une phase aléatoire suivant une loi uniforme entre 0 et 2π au modèle. Sa formulation⁷ est présentée à l'équation 1.2.

$$x(t) = \sqrt{2} \sum_{i=1}^N \sqrt{2S(\omega_i)\Delta\omega} \cos(\omega_i t + \varphi_i) \quad (1.2)$$

Où :

$\Delta\omega$	l'intervalle dans le domaine fréquentiel, i.e. $\omega_i = i \times \Delta\omega$
$S(\omega_i)$	densité spectrale de la puissance dans le domaine fréquentiel (PSD)
$x(t)$	signal dans le domaine temporel
φ_i	phase aléatoire entre 0 et 2π

Il est à noter que l'estimation de la densité spectrale $S(\omega_i)$ s'effectue ici en utilisant la transformée de Fourier (FFT). Ce type de modèle a malheureusement le désavantage de ne pas considérer une amplitude qui devrait également être aléatoire. Pour répondre à cette contrainte, une distribution Rayleigh peut s'appliquer aux amplitudes du modèle (The WAFO Group, 2011; Tucker, Carter et Challenor, 1984). Par ailleurs, l'une des hypothèses lourdes avec cette approche est que le signal doit être impérativement gaussien. Pour remédier à cette problématique, plusieurs techniques de transformation ont été étudiées et proposées afin de tenir compte (ou de corriger) la carence de la normalité du signal (Gurley et Kareem, 1998; Kareem, 2008; Shields et Deodatis, 2013).

La transformation des variables permet de modifier la distribution des amplitudes du signal de manière à se rapprocher d'une distribution gaussienne. Une transformation inverse est appliquée pour retrouver les signaux d'origine. Pour la simulation des océans, plusieurs types de transformées ont été étudiés et appliqués (Ochi et Ahn, 1994; Rychlik, Johannesson et Leadbetter, 1997; Winterstein, 1988). À l'aide de la transformée choisie et des valeurs du

⁷ Cette formulation tient compte que la moyenne a été enlevée. Par contre, celle-ci pourrait être rajoutée après la simulation.

signal, une fonction g est estimée. Par conséquent, l'équation 1.3 doit être appliquée pour obtenir de nouvelles valeurs $x_{tr}(t)$.

$$x_{tr}(t) = g(x(t)) \quad (1.3)$$

Il est à noter que l'application de la transformée peut altérer l'information du contenu fréquentiel. Ainsi, dans certains cas, il pourrait être intéressant d'utiliser un modèle tel que le *Laplace Driven Moving Average*. Toujours basé sur le contenu fréquentiel du signal, cette approche permet d'inclure le troisième et quatrième moment statistique de la distribution du signal tout en préservant le spectre fréquentiel. Cette technique pourrait s'avérer comme une alternative intéressante à la transformée. Le lecteur peut se référer à l'article d'Alerg *et al.* (Aberg, Podgorski et Rychlik, 2009) pour plus de détails à ce sujet.

Finalement, il est important de comprendre que dans le cas des machines tournantes, celles-ci génèrent des fréquences discrètes qui sont liées en phase entre elles (e.g. harmoniques de la vitesse de rotation, modulation d'amplitudes). Par conséquent, les modèles mentionnés sont recommandés pour la simulation de signaux idéalement aléatoires sans composantes périodiques importantes liées en phase. Tel que présenté à la section 1.2.4, les modèles basés sur le contenu fréquentiel peuvent quand même être utiles lorsque que les parties périodiques sont extraites du signal.

1.2.4 Domaine temps-fréquence

La cyclostationnarité est une approche qui est issue des techniques de diagnostic des défauts sur les machines tournantes. Elle permet également la décomposition et la modélisation des signaux vibratoires (Antoni *et al.*, 2004). De nombreuses études ont permis de développer plusieurs outils dans des domaines tels que la communication, le diagnostic de machines tournantes et la surveillance prédictive (Antoni, 2009; Napolitano, Gardner et Paura, 2006). L'un des avantages de l'analyse cyclostationnaire, c'est qu'il est possible d'étudier les phénomènes périodiques d'un signal avec des outils qui s'appliquent autant dans le domaine

temporel que fréquentiel. Ainsi, les outils cyclostationnaires, jumelés à un modèle stochastique approprié, constituent une avenue intéressante pour la simulation des signaux, car ils combinent une partie cyclostationnaire (inhérente à une machine tournante) et une partie aléatoire.

Une autre approche dans le domaine temps-fréquence est d'utiliser des modèles tels que le « *Stationnary Wavelet Decomposition* » (SWD) ou « *l'Empirical Mode Decomposition* » (EMD). Le but de ces techniques est de décomposer le signal en somme de sous-composantes déterministes et d'un résidu avec l'aide de la théorie des ondelettes (Wang, 2008) pour la méthode SWD et par l'entremise d'un procédé itératif utilisant comme condition la fonction de mode intrinsèque (« *Intrinsic Mode Function* » IMF) pour le EMD (Wen et Gu, 2004). Les simulations s'effectuent en attribuant un décalage de phase entre les composantes décomposées. Il est à noter que ces types de modèles sont davantage recommandés pour prédire des événements transitoires. En effet, M. Gagnon *et al.* (Gagnon *et al.*, 2012) a comparé les deux méthodes pour la simulation des démarrages de turbines hydroélectriques. En utilisant le cycle de fatigue le plus élevé comme l'un des critères dominants, les conclusions de cette étude ont démontré que la méthode EMD semble être davantage adaptée pour la simulation des démarrages dans le cas présenté.

1.2.5 Autres domaines

La simulation de l'historique de chargement avec les réseaux de neurones a été introduite par J. Klemenc (Klemenc et Fajdiga, 2002). Celle-ci consiste à créer une distribution statistique conditionnelle aux cycles de fatigues avec l'aide d'un réseau de neurones. Ce type de modèle utilise l'algorithme du comptage *Rainflow* pour évaluer les cycles et par l'entremise de propriétés statistiques, cette approche met en relation la séquence des cycles du *Rainflow* avec la distribution du signal. Par conséquent, le modèle obtenu permet de générer aléatoirement l'historique de chargement pour le nombre de fois désiré. Cette caractéristique de créer des relations complexes entre plusieurs variables a également été appliquée pour générer l'historique de chargement à des conditions d'opération non observables (Klemenc et

Fajdiga, 2005). Par contre, le principal inconvénient de cette méthode est le temps de calcul pour la création du modèle qui peut s'avérer très long. De plus, comme les modèles ARMA, l'une des difficultés est que les paramètres choisis peuvent devenir très suggestifs et difficilement interprétables.

1.3 Choix des modèles proposés

Parmi les quelques modèles présentés, seules la **théorie des valeurs extrêmes** et la **cyclostationnarité jumelée aux modèles stochastiques basés sur le contenu fréquentiel** sont étudiées et analysées en détail dans le cadre de ce mémoire. Ce choix est basé sur plusieurs critères. Tout d'abord, la théorie des valeurs extrêmes a été retenue pour sa simplicité et sa rapidité d'exécution, car elle se concentre uniquement sur les extrêmes d'un signal. Cette caractéristique est importante puisqu'elle représente le fondement même de notre problématique. De plus, cette approche préserve la séquence des cycles de fatigue et son application semble bien adaptée aux signaux en régime stationnaire. Le fondement théorique de cette méthode est développé au Chapitre 3.

Pour sa part, la cyclostationnarité permet de décomposer un signal avec la possibilité de donner un sens (interprétation) physique aux composantes périodiques qui sont extraites. Par conséquent, il peut être possible de discerner l'importance de certains phénomènes périodiques (ou quasi-périodiques) qui constituent la signature du signal. De plus, la séparation des composantes aléatoires et des composantes cycliques permet d'employer un modèle stochastique simple. À cet effet, un modèle basé sur le contenu fréquentiel du signal avec une amplitude et une phase aléatoires est privilégié dans ce mémoire. D'ailleurs, ce modèle stochastique ne sera pas ou peu affecté par des composantes périodiques qui normalement devraient être considérées comme (quasi-)invariantes dans le temps. La modélisation à partir des outils cyclostationnaires est présentée au Chapitre 4.

CHAPITRE 2

MÉTHODOLOGIE PROPOSÉE

2.1 Introduction

Le Chapitre 2 propose une méthodologie générale pour la mise en œuvre des modèles retenus. Dans un premier temps, la collecte de données expérimentales utilisées pour l'étude de ce mémoire est présentée. Ensuite, une procédure est proposée pour effectuer un prétraitement des données. Pour conclure, une procédure détaillée pour la validation des modèles est développée et proposée.

2.2 Collecte de données expérimentales

Les données expérimentales dans ce mémoire sont issues d'enregistrements obtenus par des jauges de déformation installées sur des turbines hydrauliques de type Francis. Les différentes conditions d'opération de ce type de turbine se situent normalement entre la marche à vide (MAV) et la pleine charge (PC). Par conséquent, selon l'ouverture des directrices qui gèrent le débit, le groupe turbine-alternateur (GTA) contrôle son niveau de puissance produite. Un schéma d'une turbine Francis et des directrices est illustré à la figure 2.1.

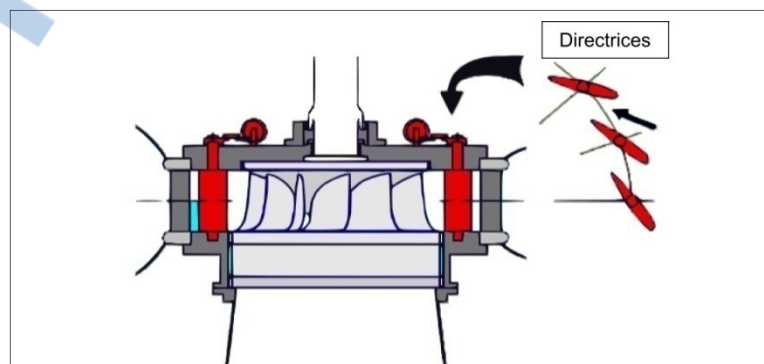


Figure 2.1 Schématisation de l'ouverture des directrices (tirée des documents de formation d'Andritz Hydro Ltée)

Il est à noter que la condition d'opération 'marche à vide' signifie que la vitesse de rotation de la turbine demeure synchronisée au réseau, mais qu'elle ne génère aucune puissance. Pour sa part, la condition de 'pleine charge' est le régime maximum pour laquelle la turbine a été conçue et qui fournit, en principe, un bon rendement. Toutes les autres conditions situées entre ses deux conditions sont définies ici comme étant les conditions à 'charge partielle'. À titre d'exemple, la figure 2.2 illustre un essai *in situ* d'une machine tournante à différentes conditions d'opération. Quelques informations supplémentaires sur les différentes conditions d'opération sont également présentées au tableau 2.1.

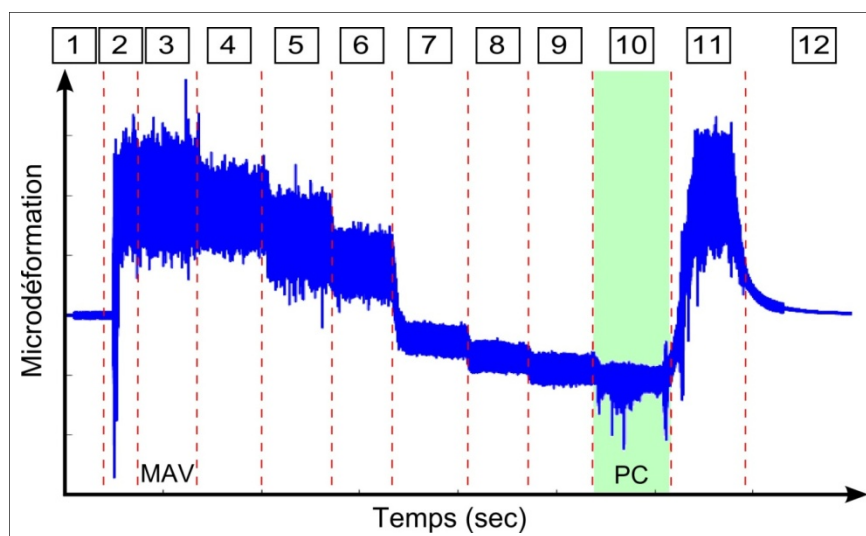


Figure 2.2 Exemple d'essai à différentes conditions d'opération

Tableau 2.1 Description des configurations et ouverture des directrices de l'essai

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Description	Arrêt	Démarrage	MAV	Charge Partielle	Charge Partielle	Charge Partielle	Charge Partielle	Charge Partielle	Charge Partielle	Pleine Charge	MAV	Arrêt
Ouverture des directrices (%)	0	0 à 11,8	11,8	20,1	30,2	40	64,4	74,8	85	100	13	0

Il est possible de remarquer que des événements transitoires sont nettement visibles entre les différents régimes. Ainsi, pour l'étude en régime permanent, l'intervalle de temps choisi devrait se situer dans une zone stable pour assurer de la stationnarité du signal⁸.

2.3 Prétraitement des signaux

Une étape importante et incontournable avant d'appliquer un modèle issu de données mesurées *in situ* est de vérifier les propriétés statistiques de celles-ci et de s'assurer de la cohérence du signal et de l'absence de données aberrantes. Également, lorsqu'il est question de données de nature aléatoire, une procédure adéquate doit donc être émise afin d'analyser correctement les données utilisées. La méthode qui est proposée dans cette section est définie à la figure 2.3. Les techniques d'analyse présentés sont inspirées de nombreuses études issues de la littérature (Bendat et Piersol, 2011; Randall, 2011). Cette procédure consiste à traiter les signaux individuellement en plusieurs étapes. Chacune des étapes est présentée en détail dans cette section.

2.3.1 Consolidation des signaux

La consolidation des signaux consiste à effectuer une analyse visuelle dans le domaine temporel pour vérifier l'allure générale du signal. Cette étape simple permet de déceler facilement des anomalies évidentes qui peuvent survenir lors de l'acquisition. L'inspection visuelle se résume ainsi à étudier globalement le signal afin d'obtenir un aperçu de la stationnarité du signal et de son comportement dynamique. Ensuite, la densité de probabilité (PDF) permet de visualiser la distribution des données (Bendat et Piersol, 2011). Sa représentation est sous la forme d'histogramme avec un nombre de colonnes (« *bins* ») prédéterminées. Par ailleurs, les différents moments statistiques présentés à la section 2.3.2 procurent une source d'information quantitative sur la forme et la position de

⁸ Si des jauges neutres sont disponibles lors des essais, il peut être intéressant de les consulter. Il arrive parfois que des composantes parasites soient visibles sur la jauge neutre et que celles-ci viennent polluer le signal. Par ailleurs, un signal non pollué ne devrait rien afficher sur la jauge neutre.

cette distribution. Par exemple, la moyenne représente l'endroit où est située la distribution et la variance est attribuable à la dispersion des données.

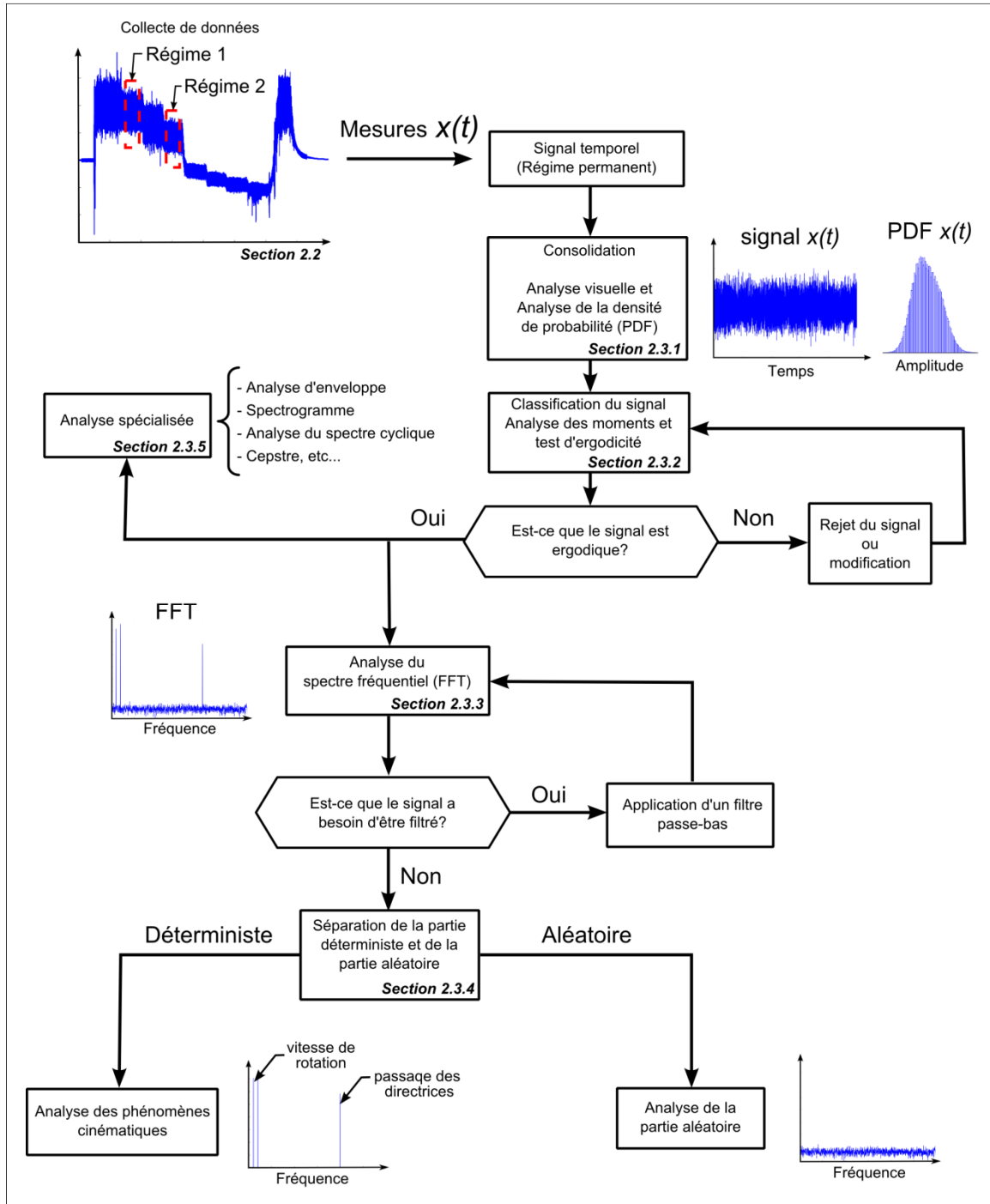


Figure 2.3 Procédure pour le prétraitement des signaux

Dans le cas des turbines hydroélectriques, le PDF peut également indiquer la présence de composantes périodiques importantes dans le signal par rapport aux composantes stochastiques (aléatoires). À cet effet, la figure 2.4 présente deux séries de données issues de différents GTA et qui sont comparées à une loi normale $N(\mu, \sigma^2)$. La figure 2.4a illustre une distribution PDF symétrique se rapprochant d'une loi normale tandis que la figure 2.4b présente une distribution PDF d'un signal constitué de composantes périodiques importantes.

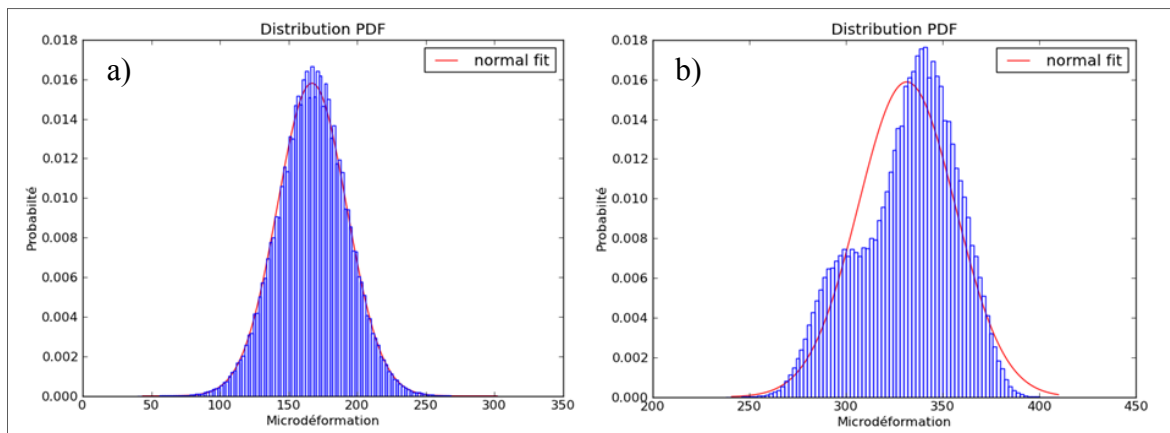


Figure 2.4 Distribution PDF a) signal se rapprochant d'une loi normale; b) signal ayant des composantes périodiques importantes

2.3.2 Analyse des moments statistiques et test d'ergodicité

L'une des étapes quasi universelles dans la classification de données est l'évaluation de la moyenne et de la variance. Ceux-ci peuvent être estimés à l'aide de l'équation 2.1 pour la moyenne et l'équation 2.2 pour l'écart-type.

$$\bar{x} = \hat{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (2.1)$$

$$s = \hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.2)$$

La moyenne est le moment de premier ordre et elle est souvent utilisée pour estimer les contraintes statiques réelles mesurées par une jauge de déformation. Pour sa part, l'écart-type (la variance est le moment centré d'ordre deux) informe sur la dispersion des données. Pour chaque estimateur, il est possible d'établir un intervalle de confiance (IC) pour lequel l'estimateur est valable selon le niveau d'erreur jugée comme acceptable. Ainsi, l'équation 2.3 illustre cette notion avec n échantillons et une loi normale $Z_{\alpha_c/2}$ incluant un niveau de signification α_c de 5%.

$$IC = \bar{x} \pm Z_{0.5/2} \frac{s}{\sqrt{n}} = \bar{x} \pm 1.96 \frac{s}{\sqrt{n}} \quad (2.3)$$

Outre les deux premiers moments, d'autres moments statistiques, tels que l'ordre 3 et 4, peuvent être analysés⁹. Le moment centré d'ordre 3 est le coefficient d'asymétrie (« *Skewness* ») de la distribution. Il indique si la distribution tend vers la gauche ou vers la droite par rapport de l'axe central d'une distribution parfaitement symétrique ($skew_{normal} = 0$). Finalement, le moment centré et réduit d'ordre 4 est le coefficient d'aplatissement de la distribution (« *Kurtosis* »). Comme son nom l'indique, ce moment donne l'information sur la forme distribution (pointue ou plate). Dans le cas d'une loi normale, le kurtosis est égal à 3 ($kurt_{normal}$). La relation $kurt_{obs} = kurt_{normal} - 3$ est parfois utilisée pour comparer des données observées à une loi normale¹⁰. Par ailleurs, le kurtosis peut être utilisé pour analyser des impulsions et des sauts intermittents (Randall, 2011), car ces phénomènes peuvent affecter la queue de la distribution.

⁹ Pour l'étude de ce mémoire, seuls les 2 premiers moments sont utilisés.

¹⁰ Cette relation n'est pas utilisée à la figure 2.5.

En résumé, l'analyse des moments statistiques permet d'effectuer une qualification des données. Ainsi, il peut être intéressant de les utiliser pour comparer plusieurs séries de données issues d'une même jauge. À cet effet, la figure 2.5 illustre un exemple d'une analyse des 4 moments d'une jauge de déformation à diverses conditions d'opération.

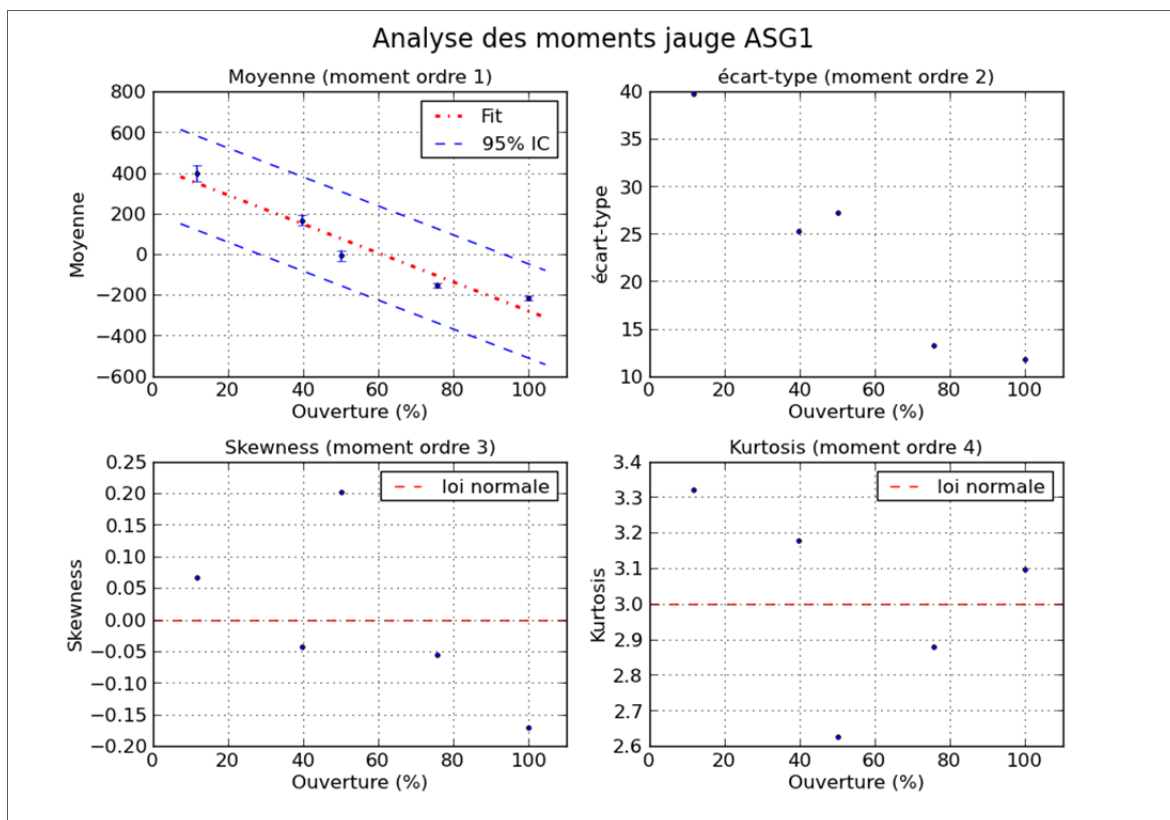


Figure 2.5 Comparaison des moments statistiques d'ordre 1 à 4 d'une jauge de déformation à diverses conditions d'opération

Également, il est possible d'évaluer la stationnarité du signal avec l'aide d'un test d'ergodicité. Par définition, un signal est considéré comme stationnaire si les moments statistiques sont constants dans le temps. Un signal est défini comme étant ergodique si les moments statistiques sont constants pour une certaine période. Ceci implique qu'un signal ergodique est également stationnaire¹¹. Lorsque l'ergodicité est considérée au sens large,

¹¹ Il est à noter que dans le cas contraire, un signal stationnaire n'est pas nécessairement ergodique.

les comportements de la moyenne, de l'écart-type et de l'autocorrélation (section 2.3.3) doivent être statistiquement stables pour période choisie. Pour un test d'ergodicité, le signal est divisé en plusieurs sous-groupes pour estimer l'évolution de la moyenne et l'écart-type. À l'aide de cet outil, il est plus facile de détecter les tendances du signal au cours du temps. Un exemple typique d'un test d'ergodicité est illustré à la figure 2.6. Dans ce cas, le signal étudié peut être considéré comme ergodique, car aucune tendance ne semble être présente.

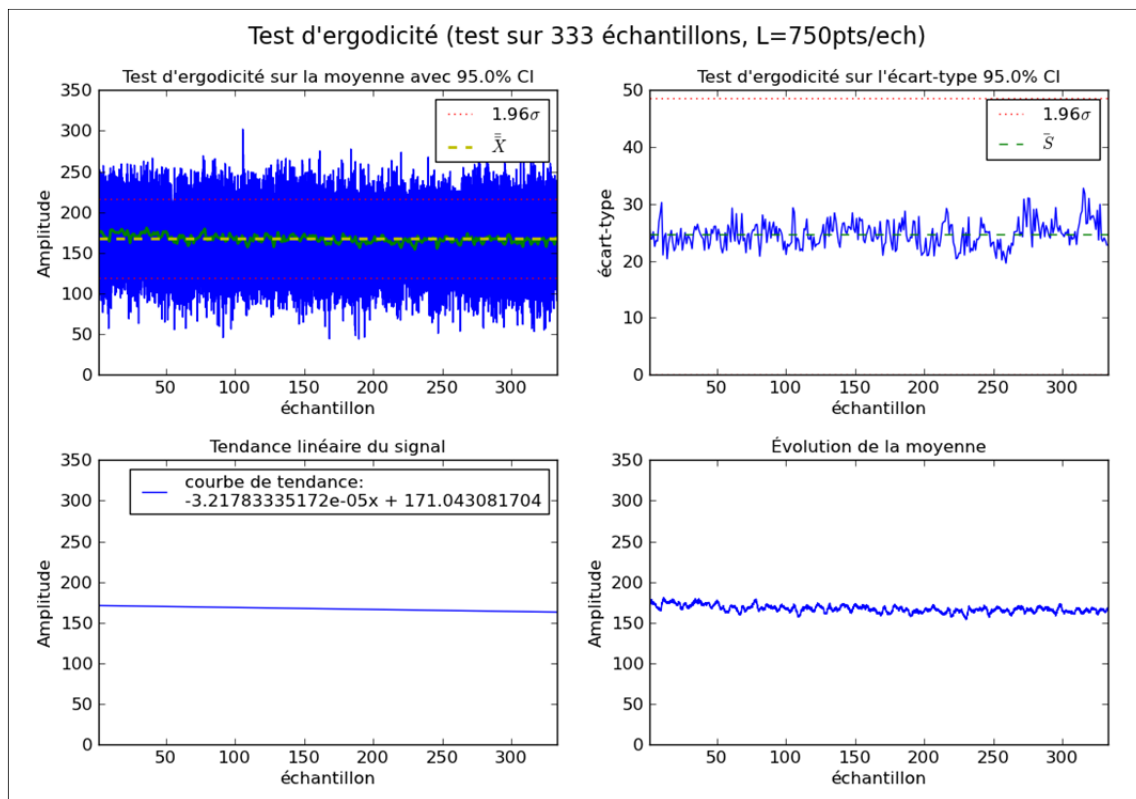


Figure 2.6 Exemple d'un test d'ergodicité

À l'aide de ce type de test, il est possible de vérifier si l'hypothèse de l'ergodicité est atteinte ou pas. Dans le cas où l'hypothèse n'est pas atteinte, il est toujours possible de modifier le signal afin d'accepter l'hypothèse d'ergodicité (e.g. soustraire la tendance linéaire ou mobile). Par contre, les modifications peuvent parfois devenir complexes et

peuvent être difficilement applicables. Cette situation peut donc engendrer le rejet du signal.

2.3.3 Analyse du spectre fréquentiel

Les spectres fréquents servent à analyser le contenu harmonique d'un signal en décomposant celui-ci en une somme discrète de composantes sinusoïdales. Souvent appelée analyse FFT (*Fast Fourier Transform*), elle permet d'introduire des informations qui sont difficiles à voir dans le domaine temporel. Pour un signal ergodique, il est également possible de mettre en relation la puissance du spectre fréquentiel et l'autocorrélation selon le théorème de Wiener-Khinchine (Randall, 2011). Ceci implique que le contenu fréquentiel du signal devrait être stable au cours du processus. Pour ce qui est de la représentation comme telle du spectre fréquentiel, elle peut s'effectuer de plusieurs de manière. Une liste des différentes représentations régulièrement utilisées, ainsi que la théorie qui s'y rattache, est disponible dans l'ouvrage de G. Heinzel *et al.* (Heinzel, Rüdiger et Schilling, 2002). Celle qui est la plus couramment répandue est le **spectre de la densité de puissance (PSD)** en utilisant une échelle logarithmique pour l'axe des puissances (Bendat et Piersol, 2011). Le ratio signal/bruit est mis en évidence avec cette échelle. De plus, cette représentation permet de déterminer une fréquence de coupure au-delà de laquelle le niveau d'énergie peut être considéré comme négligeable. Dans ce cas, un filtre passe-bas ou un rééchantillonnage vers le bas (« *downsampling* ») peut s'appliquer.

Une autre représentation intéressante pour l'analyse de nos signaux est le **spectre d'amplitude RMS**. Ce type de spectre peut s'avérer utile pour étudier et visualiser facilement le niveau d'importance des fréquences contenues dans un signal. À cet effet, un exemple est présenté à figure 2.7. Dans cette figure, la fréquence de rotation de turbine et quelques-unes de ses harmoniques sont mises en évidence. De plus, il est recommandé de

soustraire la moyenne du signal (composante à fréquence nulle) pour éviter l'ajout d'énergie autour de la fréquence zéro¹².

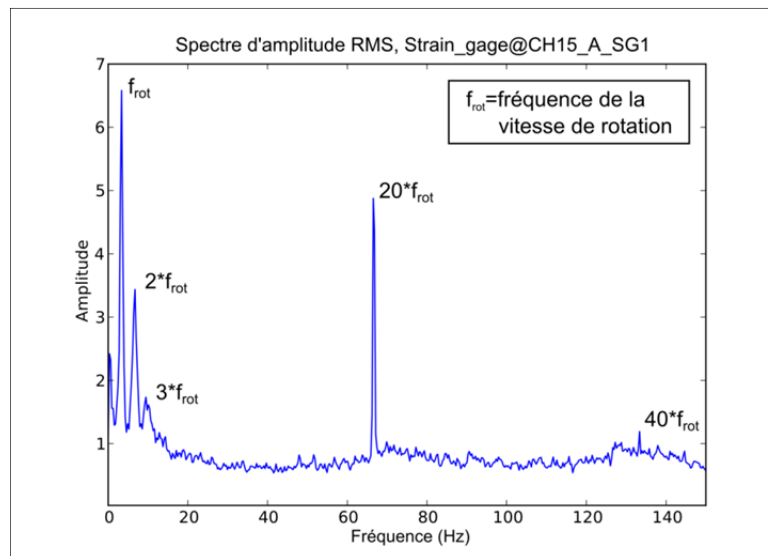


Figure 2.7 Analyse fréquentielle d'une jauge de déformation

Il est également important de mentionner que l'utilisation d'un périodogramme de Welch peut être retenue pour moyenner le contenu fréquentiel d'un signal. L'objectif de cette technique est d'améliorer l'estimation du spectre fréquentiel en divisant le signal en plusieurs parties pour, par la suite, moyenner son contenu. Puisque la résolution fréquentielle du spectre est affectée par le temps d'acquisition ou par la grandeur de fenêtre utilisée pour l'estimation, il faut donc trouver un bon rapport entre le nombre de parties moyennées et la grandeur de fenêtre pour obtenir une estimation valable du spectre fréquentiel¹³.

Dans le cas de signaux vibratoires, le choix du fenêtrage demeure un autre paramètre important à déterminer. Son rôle est d'atténuer l'effet de troncage du début et de fin de la

¹² La fréquence zéro d'une transformée de Fourier discrète correspond à la moyenne de signal.

¹³ Selon la procédure des FFT, la grandeur de fenêtre choisie devrait contenir un nombre d'échantillons de puissance 2.

fenêtre (Bendat et Piersol, 2011). Un recouvrement entre les longueurs de fenêtre utilisées est nécessaire pour tenir compte des atténuations causées par le type de fenêtrage. De manière générale, le fenêtrage *Hanning* avec 67% de recouvrement peut être suggéré comme le choix par défaut. Pour une représentation plus détaillée du fenêtrage, le lecteur est référé, encore une fois, à l'ouvrage de G. Heinzl *et al.* (Heinzl, Rüdiger et Schilling, 2002). En résumé, on constate que plusieurs paramètres affectent la qualité de l'estimation. Ainsi, un choix judicieux des paramètres demeure une étape importante avant de procéder à des analyses.

Une autre application intéressante du spectre fréquentiel est sa comparaison sur plusieurs conditions d'opération. En effet, l'évolution du contenu fréquentiel est utile pour mettre en évidence le comportement dynamique des différents régimes étudiés. Dans cette optique, la figure 2.8 illustre une représentation de type cascade (« *waterfall* ») d'une jauge de déformation avec 5 niveaux d'ouvertures des directrices. On y constate rapidement un changement de la « morphologie » du comportement dynamique de l'aube en fonction de l'ouverture (débit).

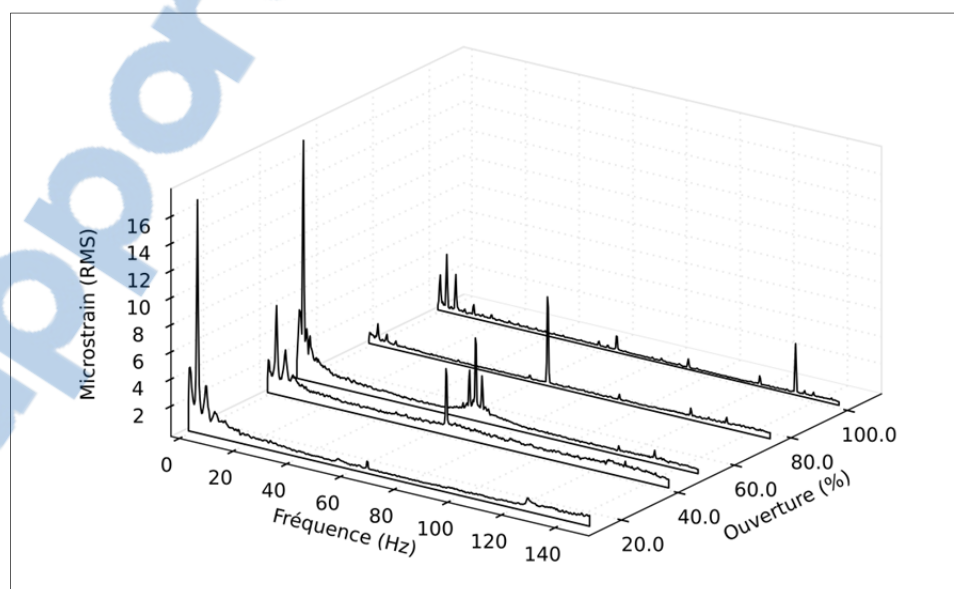


Figure 2.8 Analyse fréquentielle d'une jauge de déformation à différentes conditions d'opération

2.3.4 Séparation de la partie déterministe et de la partie aléatoire

Plusieurs études ont démontré l'avantage de séparer les composantes prévisibles (déterministe) des composantes aléatoires (Antoni, 2009; Randall, 2011). Une représentation schématique de cette notion est illustrée à la figure 2.9.

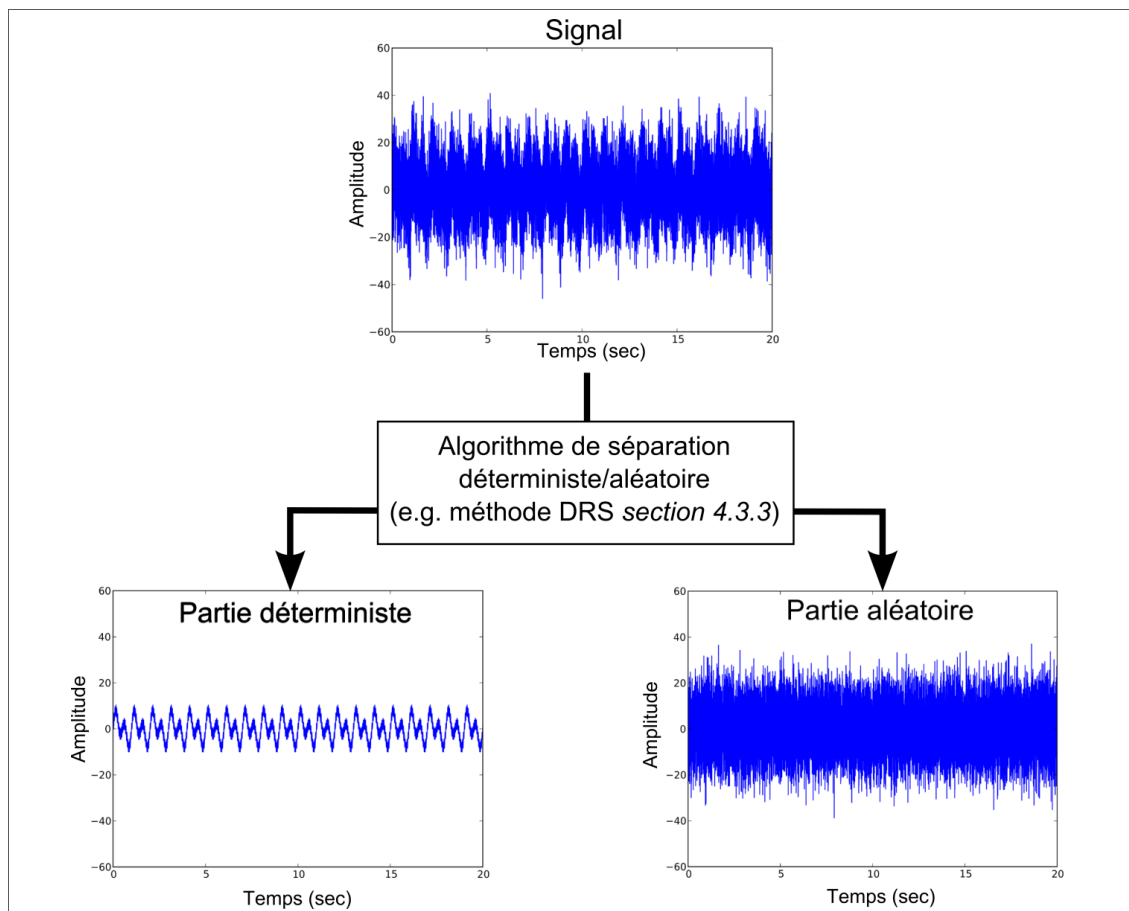


Figure 2.9 Représentation de la partie déterministe et de la partie aléatoire d'un signal

L'objectif de cette étape est de mettre en évidence les phénomènes qui n'ont pas pu être identifiés avec les outils classiques. Ainsi, s'il y a des anomalies dans le signal, celles-ci devraient être visibles à l'intérieur de la partie aléatoire. Par exemple, la présence de sauts intermittents de faibles amplitudes pourrait ainsi être identifiée. Un test de normalité peut

également apporter de l'information sur le comportement de la partie aléatoire¹⁴. D'autre part, l'analyse des phénomènes cinématiques (partie déterministe) devient également plus facile à effectuer. Dans le cas des jauges de déformations qui sont étudiées, la vitesse de rotation de la turbine est souvent une partie importante de la signature du signal. Une fois extraite, le signal résiduel peut être mieux analysé. Si le signal est « pollué » par du bruit électrique, cette approche permet également de cibler les fréquences qui devraient être retirées du signal. Il est à noter que dans le prétraitement, la séparation de la partie aléatoire et de la partie déterministe doit rester simple¹⁵. C'est pourquoi, il peut être utile d'appliquer un filtre 'aveugle', tel que la méthode « *Discrete/Random Separation* » (DRS), pour séparer facilement et rapidement les deux parties du signal. La théorie et l'application de cette méthode sont présentées à la section 4.3.3.

2.3.5 Analyse spécialisée

La procédure suggérée dans ce chapitre propose une avenue générale aux jauges de déformations employées sur des aubes de turbines hydroélectriques. Par conséquent et si nécessaire, l'emploi d'autres techniques peut également s'appliquer pour ajouter des informations supplémentaires. À titre d'exemple, le cepstre, l'analyse d'enveloppe, le spectre cyclique et le spectrogramme sont tous d'autres options envisageables.

Tout d'abord, le **cepstre** est une technique de traitement des signaux qui permet de mettre en évidence les harmoniques et les bandes latérales du signal (Randall, 2011). Elle est définie comme étant la transformée de Fourier inverse du logarithme du spectre de puissance (équation 2.4).

$$\mathcal{F}^{-1}\{\log(|\mathcal{F}(f(t))|^2)\} \quad (2.4)$$

¹⁴ Différents tests de normalité sont présentés à la section 4.5.2

¹⁵ La modélisation à l'aide des outils cyclostationnaires du Chapitre 4 présente différentes techniques pour extraire les phénomènes périodiques du signal et pour évaluer la normalité de la partie aléatoire. Par contre, il n'est pas nécessaire d'appliquer une procédure aussi élaborée à l'étape de prétraitement.

Ensuite, l'**analyse d'enveloppe** est une fonction qui détecte les modulations d'amplitude dans un signal temporel. Elle permet également de mettre en évidence les fréquences cycliques (e.g. phénomènes cyclostationnaires) sur une bande de fréquences choisie. Avec l'aide des transformées d'Hilbert, elle permet d'afficher des pics aux fréquences cycliques dues aux liens entre les harmoniques et aux liens entre les bandes latérales d'un phénomène (Bonnardot, 2004).

Pour l'étude du comportement cyclique, le **spectre cyclique** est un autre outil qui permet d'identifier les corrélations et les cohérences cycliques dans un signal. En rajoutant un axe supplémentaire par rapport aux fréquences cycliques du signal, elle met en évidence les fréquences d'un phénomène périodique (Antoni, 2007). Finalement, le **spectrogramme** permet la construction du spectre fréquentiel, mais avec un axe additionnel qui est le temps. Il permet ainsi de suivre l'évolution du spectre fréquentiel dans le temps. Si le signal est stationnaire, les contenus fréquentiels seront représentés par des lignes droites et continues comme il est démontré à la figure 2.10. Le cas échéant, une amplitude dominante est présente tout au long de l'axe temporel.

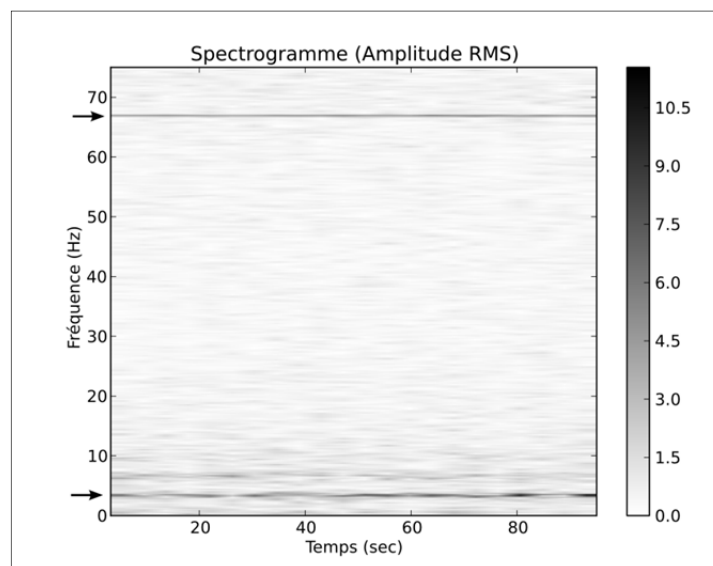


Figure 2.10 Représentation d'un spectrogramme

2.4 Les techniques de validation des modèles

Dans le cadre de ce mémoire, la construction des modèles retenus ainsi que la procédure de simulation sont présentées en détail aux Chapitres 3 et 4. Une fois le résultat de la simulation obtenu, **il est important de vérifier la validité des modèles par l'entremise de différents critères de performance**. Pour cela, trois indicateurs ont été retenus pour assurer que la simulation soit représentative du comportement hypothétique à long terme. Ceux-ci sont respectivement : ① la comparaison du spectre de chargement; ② la distribution des extrêmes sur une période choisie; ③ les tests statistiques (graphiques et analytiques).

2.4.1 La comparaison du spectre de chargement

Selon la norme ASTM E1049-85 (2005), les méthodes *Level crossing*, *Peak counting*, *simple-range*, *range-pair* et le *Rainflow* sont utilisées pour évaluer les cycles de fatigue. La méthode *Rainflow*¹⁶ est la plus utilisée dans l'industrie. Ainsi, pour bien comprendre le principe de l'algorithme *Rainflow*, la figure 2.11 illustre son application dans le cas d'un chargement aléatoire. Dans cette figure, il est possible de constater que le chargement crée une boucle d'hystérésis par rapport à la déformation. Par conséquent, l'algorithme *Rainflow* permet de décomposer les amplitudes d'un signal en attribuant des valeurs maximums et minimums correspondant au cycle de la boucle d'hystérésis. Le résultat obtenu se nomme la matrice *Rainflow*.

¹⁶ Seulement la méthode *Rainflow* est employée dans le cadre de ce projet. De plus, l'algorithme utilisé par le comptage *Rainflow* inclut les demi-cycles dans son résultat. Celle-ci correspond à la section 5.4.4 de la norme ASME E1049-85.

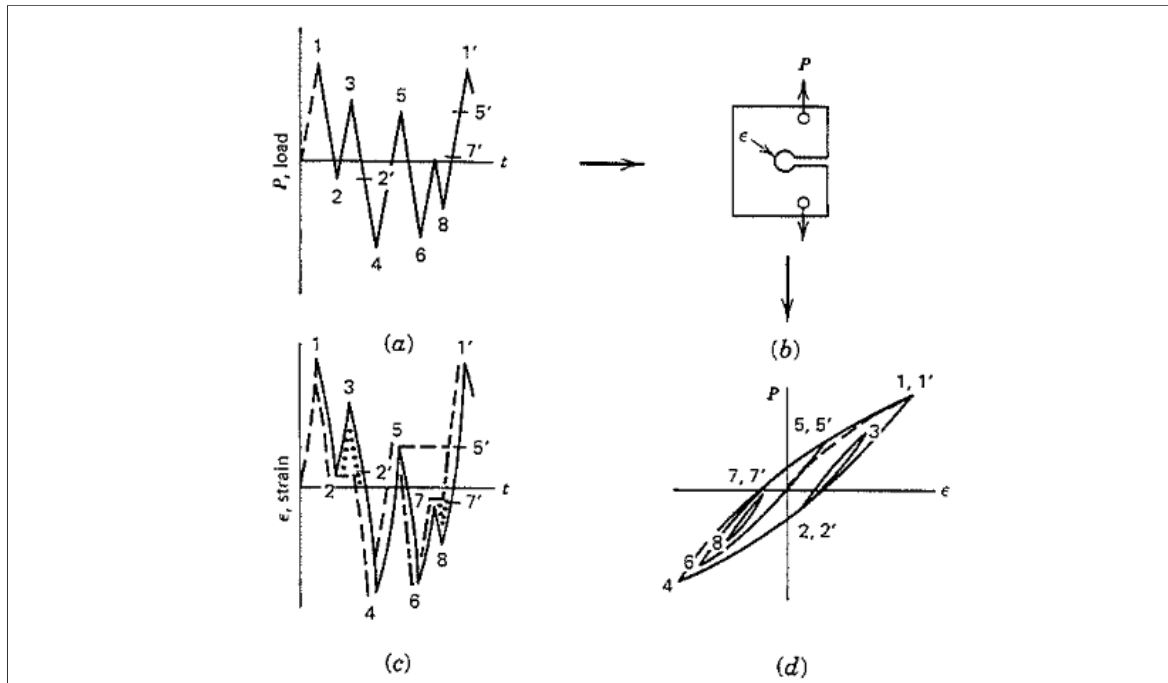


Figure 2.11 Principe du comptage des cycles de fatigue à l'aide de l'algorithme *Rainflow*
 a) chargement aléatoire; b) application du chargement au montage avec une encoche;
 c) comptage des cycles *Rainflow*; d) boucle d'hystérésis des cycles (Hertzberg, 1996)

Lorsque le comptage *Rainflow* est terminé, la représentation des cycles s'effectue de plusieurs manières. En effet, les cycles du comptage *Rainflow* peuvent être illustrés en fonction des minimum-maximum, de l'amplitude-moyenne, de l'étendue-moyenne ou encore en fonction du «*from-to*». Un exemple d'un histogramme *Rainflow* minimum-maximum est illustré à la figure 2.12a. Par ailleurs, il est possible de remarquer à la figure 2.12b que le comptage *Rainflow* peut également être présenté par un spectre de chargement («*load spectrum*»). Celui-ci est une autre manière commode de représenter le comptage *Rainflow*, mais cette fois-ci en affichant les amplitudes (ou étendues) des cycles en fonctions des cycles cumulés (échelle logarithmique). Ce type de graphique affiche les amplitudes (ou étendues) des cycles les plus élevés à gauche jusqu'aux cycles les moins élevés à droite. Cette notion est similaire à celle utilisée pour les courbes S-N des matériaux.

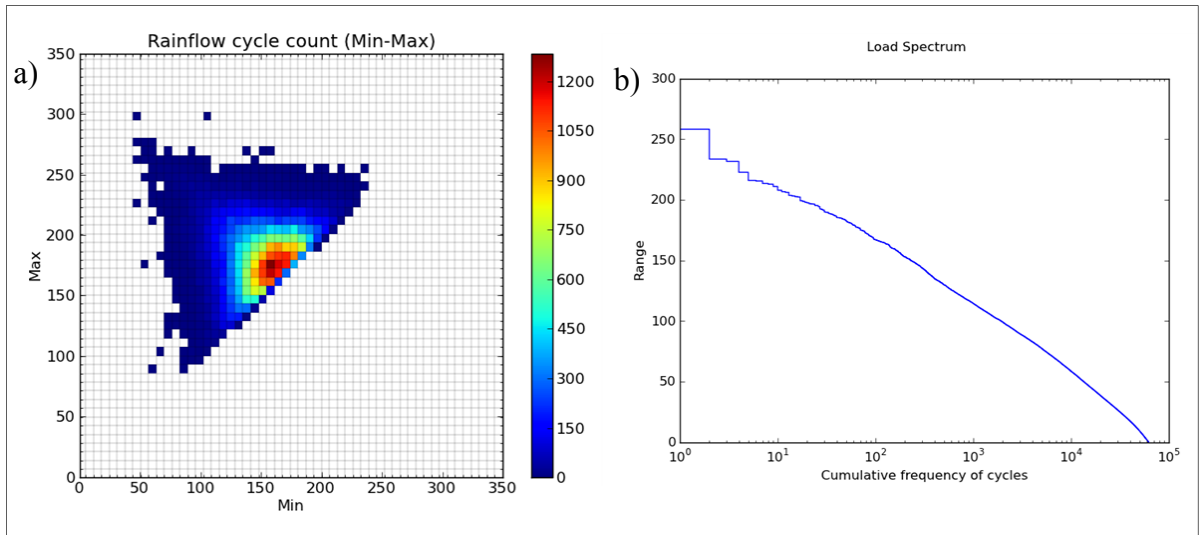


Figure 2.12 Représentation des cycles de fatigue a) Min-Max; b) spectre de chargement

Pour évaluer l'efficacité des modèles proposés, le graphique des spectres de chargement est utilisé de ce rapport. Les spectres de chargement des simulations peuvent être comparés au spectre du signal utilisé à la création du modèle. Ainsi, une zone commune entre les deux spectres de chargement devrait être observée comme il est illustré à la figure 2.13. Dans ce cas, il est possible d'évaluer si le modèle représente adéquatement les cycles extrêmes du signal étudié.

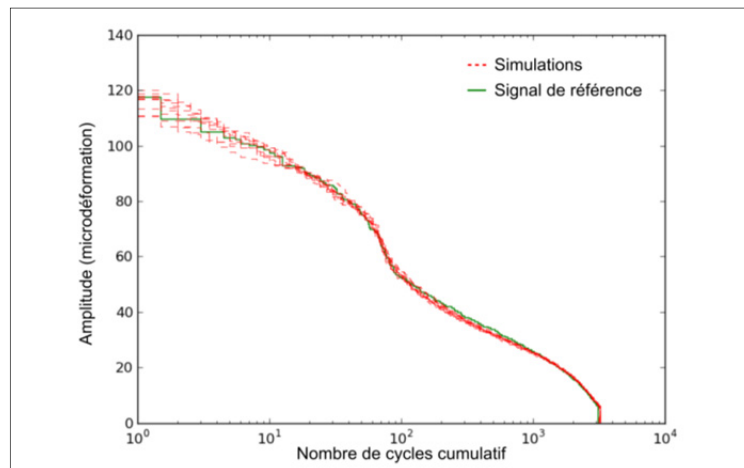


Figure 2.13 Comparaison du spectre de chargement de plusieurs simulations par rapport au signal de référence

Lorsque l'acquisition des données nous permet d'avoir des enregistrements sur une grande période temps, une partie du signal peut être utilisée pour simuler une période équivalente au signal d'origine. Une comparaison entre la simulation et le signal d'origine peut être ainsi effectuée. Par exemple, une fenêtre arbitraire de 100 sec dans un signal de 1000 sec (signal d'origine) peut être utilisée pour la création des modèles. Suite à l'estimation des paramètres, chaque modèle est ensuite exploité pour simuler une période de 1000 sec. Finalement, les résultats sont comparés aux 1000 secs d'origine. Cette notion est présentée schématiquement à la figure 2.14.

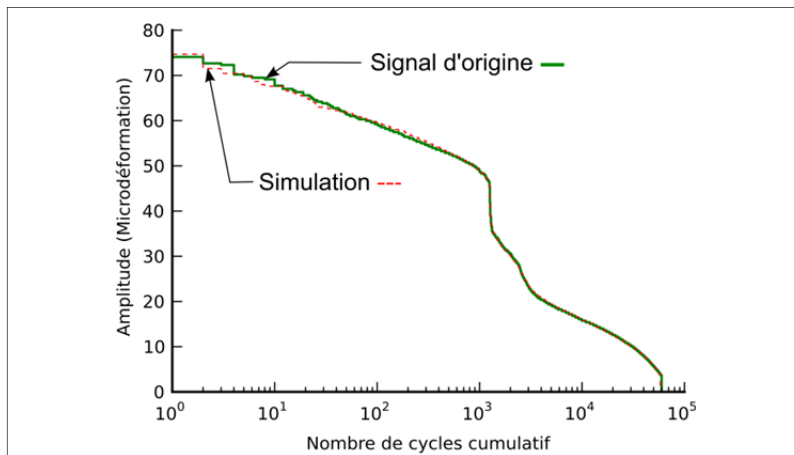


Figure 2.14 Comparaison du spectre de chargement de la simulation par rapport au signal d'origine

2.4.2 Distribution des extrêmes sur une période choisie

Le deuxième critère est basé sur l'étendue des extrêmes sur une période choisie. L'idée derrière cette approche est d'évaluer la distribution de l'étendue maximum (Valeur_{max}-Valeur_{min}) sur un intervalle de temps qui compte K révolution¹⁷. Afin de moyennner l'étendue maximum, la période choisie pour le projet est de 10 révolutions¹⁸. Par conséquent, la distribution des étendues extrêmes du signal de référence devrait faire partie

¹⁷ Il est à noter que ce sont précisément ces extrêmes qui sont les plus importants en fatigue.

¹⁸ 1 révolution $\approx 1/(\text{vitesse de rotation en RPM}/60) * f_{ech_temp}$.

de l'ensemble des étendues extrêmes des simulations. De plus, le premier et le dernier quartile des distributions ($Q_{25\%}$ et $Q_{75\%}$) devraient être également dans les mêmes ordres de grandeur. Le graphique de figure 2.15 résume le concept de ce critère¹⁹.

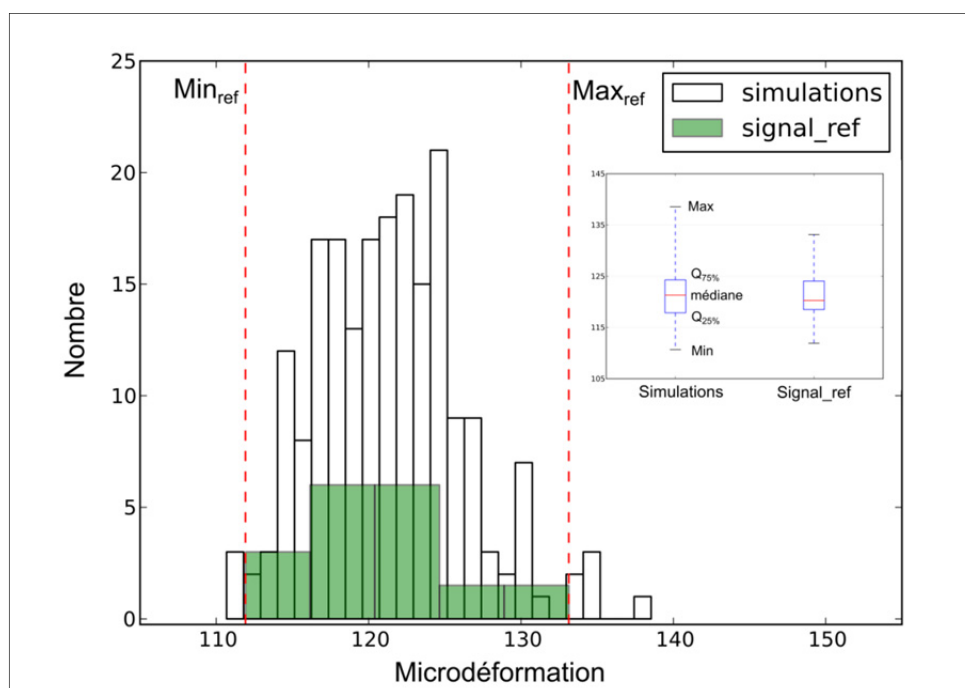


Figure 2.15 Distribution des extrêmes sur une période de 10 révolutions

2.4.3 Tests statistiques (graphiques et analytiques)

L'utilisation de distributions statistiques pour la création de modèles implique que celles-ci doivent bien représenter les données. Ainsi, les tests graphiques sont une approche intéressante pour vérifier la précision des distributions par rapport aux données expérimentales²⁰. Dans le cas de la théorie des valeurs extrêmes, la fonction de densité cumulée (CDF) sur une échelle logarithmique est étudiée à la section 3.5. D'autres parts, le

¹⁹ Le nombre d'événements (axe des y) du signal de référence est sur échelle relative pour être comparé aux simulations.

²⁰ Le troisième critère évalue les distributions statistiques qui sont propres à chaque méthode. Par conséquent, ce critère n'est pas utilisé pour comparer les méthodes, mais plutôt pour valider la distribution utilisée pour la théorie des valeurs extrêmes et la normalité pour le modèle des outils cyclostationnaires.

modèle basé sur l'utilisation des outils cyclostationnaires nécessite une approche un peu différente pour les analyses graphiques. En effet, comme il est présenté au Chapitre 4, lorsque les composantes périodiques sont extraites du signal, la partie résiduelle devrait se rapprocher d'une distribution normale. Par conséquent, cette notion favorise les tests de normalités pour l'évaluation de la partie résiduelle. À cet effet, le graphique de probabilité pour une loi normale utilisant la droite d'Henry est présenté à la section 4.5.2. Cette approche est similaire au graphique quantile-quantile.

Jusqu'à présent, les approches suggérées sont plutôt d'ordre subjectif. C'est pourquoi, une approche objective utilisant les tests analytiques est également recommandable. Selon Sargent (Sargent, 2009), ces deux types d'approches sont complémentaires dans le cadre d'une validation opérationnelle. Dans cette optique, trois tests analytiques sont déployés pour les deux modèles choisis. Pour la théorie des valeurs extrêmes, les tests de *Cramer-Von Mises* et *Anderson-Darling* sont étudiés à la section 3.4.2. D'un autre côté, l'étude de la normalité de la partie résiduelle de la méthode basée sur les outils cyclostationnaires est effectuée à l'aide du test *Kolmogorov-Smirnov*. Les bases théoriques de ce test sont présentées à la section 3.4.2 et son application à la section 4.5.2.

CHAPITRE 3

MODÈLE BASÉ SUR LA THÉORIE DES VALEURS EXTRÊMES

3.1 Description générale

Nos premiers travaux proposent la construction d'un simulateur inspiré des travaux effectués pour simuler les niveaux hydriques ainsi que l'amplitude des tremblements de terre. Plus spécifiquement, la première méthode présentée dans ce chapitre est basée sur les modèles asymptotiques et la théorie des valeurs extrêmes (Coles, 2001). Tel que mentionné dans l'Introduction, lors de l'acquisition de signaux sur une échelle relativement courte, l'enregistrement n'englobe pas nécessairement (et probablement pas) tous les cycles de chargement statistiquement possibles sur une longue période. Plusieurs cycles de fortes amplitudes pourraient ainsi être négligés. Dans cette optique, la théorie de valeurs extrêmes présente une avenue intéressante, car elle permet de modéliser et, par conséquent, de simuler les amplitudes maximums et minimums d'une section arbitraire de signal. Répétez k fois cette opération et l'ensemble de sections permet alors d'obtenir un signal complet. On souligne que selon cette méthode, uniquement les valeurs au-dessus d'un certain seuil U sont régénérées. Si les valeurs au-dessus de ce seuil suivent une distribution statistique donnée, par exemple une distribution exponentielle ou Pareto Généralisé (GPD) (section 3.3), il est donc possible de produire aléatoirement de nouvelles valeurs à l'aide de la distribution appropriée.

Plusieurs étapes doivent être effectuées correctement afin d'avoir une juste estimation des cycles extrêmes d'un signal. Dans ce chapitre, les différentes étapes sont approfondies et une solution est également proposée. Celle-ci est basée en grande partie sur les travaux de P. Johannesson (Johannesson 2006) et elle est schématisée à la figure 3.1.

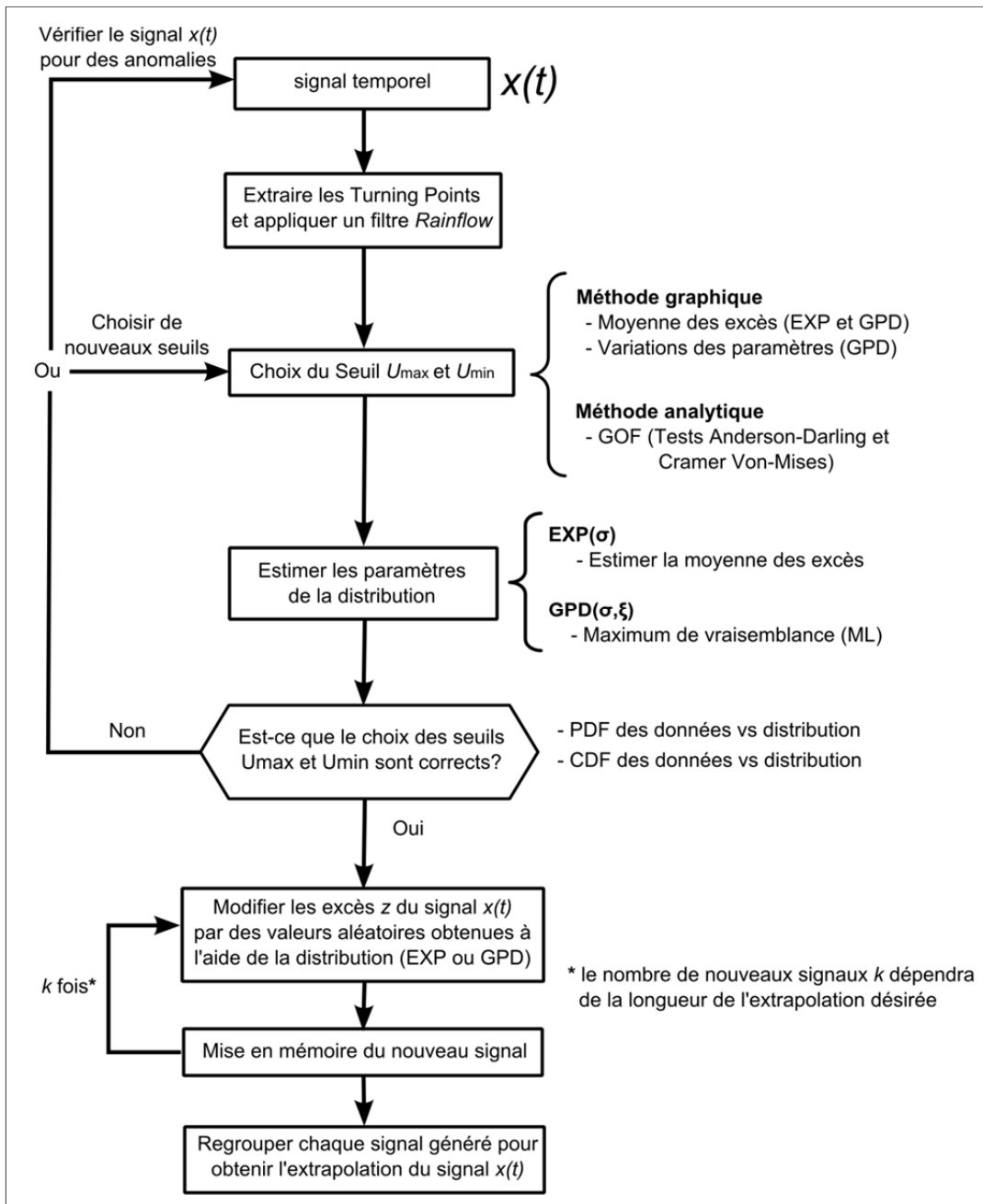


Figure 3.1 Schématisation de la méthode des valeurs extrêmes

3.2 Extraction des *Turning Points* et filtre *Rainflow*

Les «*Turning Points*» (TP) représentent les sommets et les creux d'un signal (maxima et minima). Lorsqu'on traite un signal, il suffit d'analyser chaque échantillon recueilli afin

déterminer si celui-ci représente un maximum ou un minimum. La figure 3.2 illustre cette notion sur un signal arbitraire.

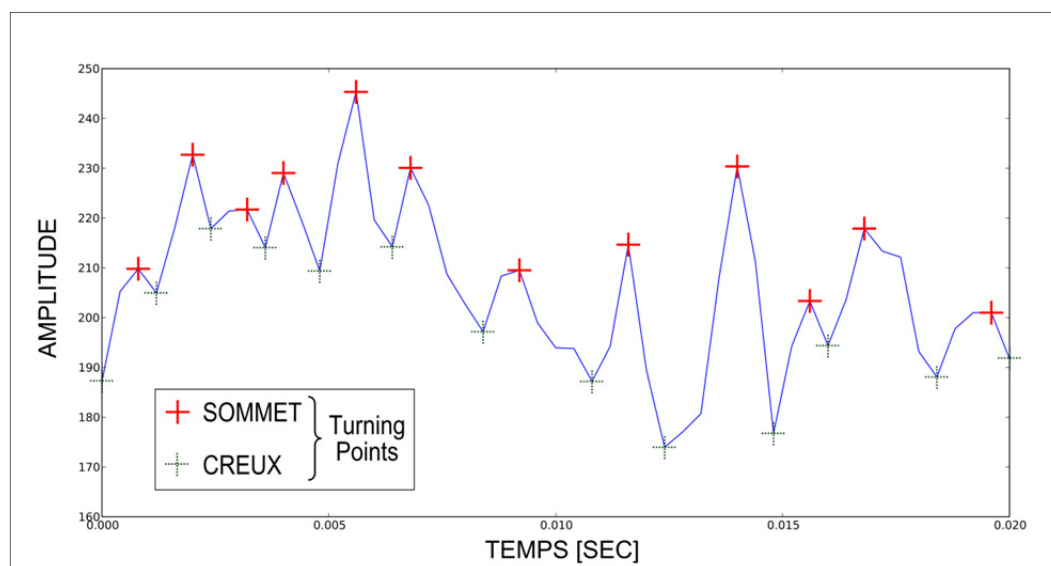


Figure 3.2 Illustration des *Turning Points*

Les petites variations qui ne sont ni un creux ou un sommet représentent par défaut les petits cycles. Ces derniers peuvent être négligeables lors de l'analyse des cycles de fatigue. Cela permet d'éviter des regroupements indésirables lors de l'analyse des valeurs extrêmes et d'alléger considérablement le temps de calcul. Cette approche est également utilisée pour le comptage du *Rainflow* (voir section 1.2.2 et 2.4.1).

Pour sa part, le filtre *Rainflow* est un outil qui permet de soustraire les cycles de faible amplitude. Selon P.Johannesson (Johannesson, 2006), l'étendue négligeable d'un signal représenterait environ 5% de l'étendue totale (différence entre le maximum et le minimum). Par exemple, si l'étendue totale d'un signal est de 300 μs (dans le cas d'une déformation), tous les cycles inférieurs à 15 μs seraient enlevés. Encore une fois, cela présente un avantage pour le temps de calcul. La figure 3.3 illustre l'application du filtre *Rainflow* et des TP sur un signal arbitraire.



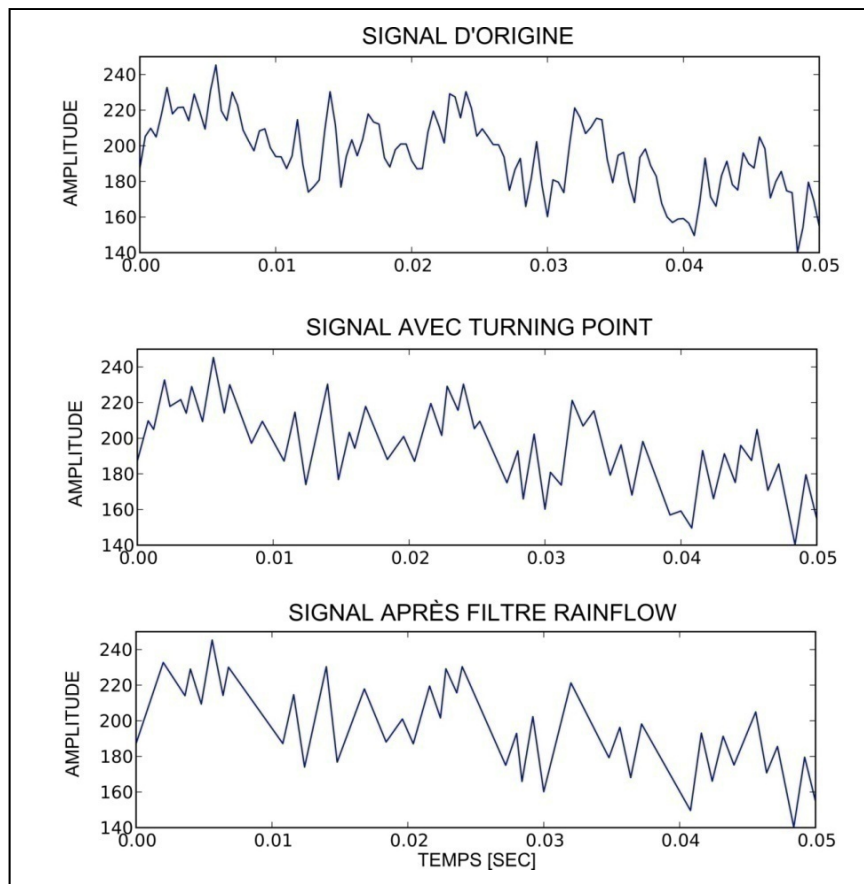


Figure 3.3 Application des TP et d'un filtre *Rainflow* (5% de l'étendue) sur un signal

3.3 Distribution des excès selon la théorie des valeurs extrêmes

Dans le cas précis où la modélisation des valeurs extrêmes est représentée par les excès z au-dessus d'un seuil U («*High Threshold*»), la famille des distributions possibles est définie comme étant une distribution de Pareto généralisée (GPD) (Pickland 1975). Ce type de distribution est présenté en détail à la section 3.3.1 et la définition des excès z au-dessus d'un seuil U est définie à la figure 3.4. Il s'agit d'une mesure quantitative qui exprime le dépassement (en valeur algébrique) du maxima (ou du minima) du signal par rapport au seuil U .

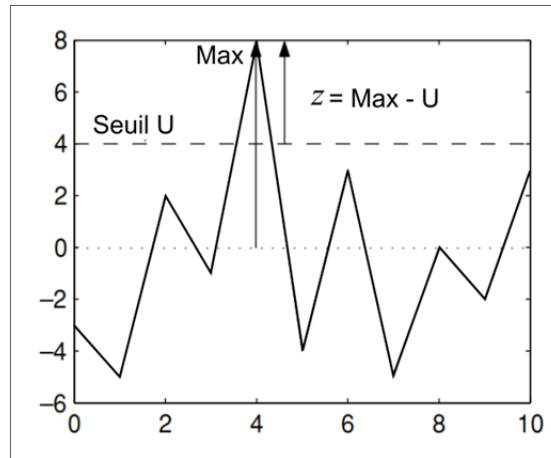


Figure 3.4 Définition des excès au-dessus d'un seuil U (Johannesson, 2006)

3.3.1 Distribution de Pareto généralisée (GPD)

La distribution de Pareto généralisée (GPD) est une famille de distributions définie par 3 paramètres (σ, ξ, ν) . Lorsque la distribution est définie par rapport à un seuil U , les excès z peuvent être représentés par une distribution GPD à 2 paramètres (σ, ξ) puisque le paramètre de position ν devient nul²¹. Ainsi, la définition de la fonction de densité cumulée (CDF) de cette distribution par rapport aux excès z est :

$$F(z) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \frac{\xi * z}{\sigma}\right)^{-\frac{1}{\xi}} & \xi \neq 0 \\ 1 - e^{-\frac{z}{\sigma}} & \xi = 0 \end{cases} \quad (3.1)$$

Avec, le paramètre de forme²² $\xi \in [-\infty, +\infty]$ et le paramètre d'échelle $\sigma \in]0, +\infty]$. Cette distribution est illustrée à figure 3.5.

²¹ Le paramètre de position ν est nul parce que la distribution est définie à partir du seuil U (voir figure 3.5).

²² Le cas spécial où le facteur de forme $\xi = 0$ est la distribution exponentielle.

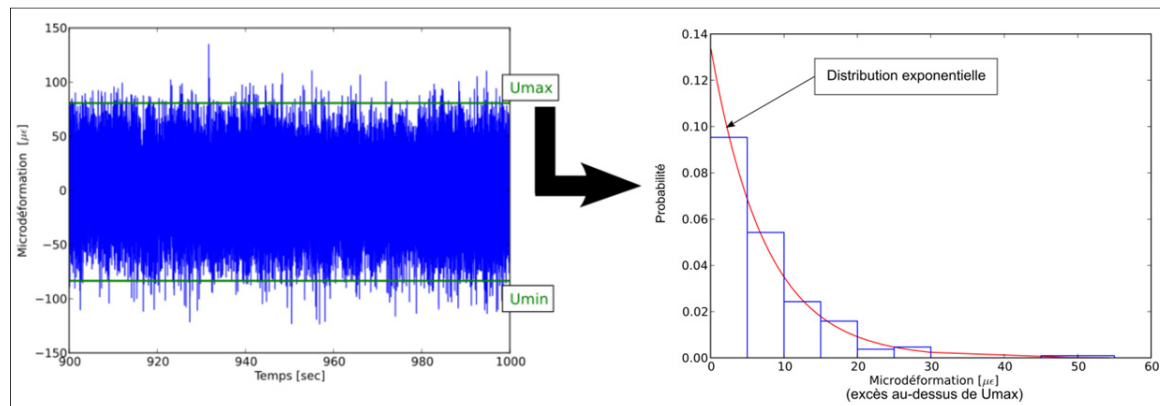


Figure 3.5 Distribution des données au-dessus de U_{max} ainsi que la distribution exponentielle s'y rattachant

De manière générale, et en variant les deux paramètres (σ, ξ) , on peut 'adapter' la distribution GPD à la majorité des cas. Par conséquent, une bonne estimation de ces paramètres devient un critère important à considérer, car un défaut dans l'estimation peut créer une erreur systématique lors de l'extrapolation. Dans la littérature scientifique, plusieurs méthodes sont proposées pour estimer ces paramètres. En fonction de l'application, une méthode peut s'avérer meilleure qu'une autre. Les méthodes qui sont employées le plus couramment sont : le maximum de vraisemblance (ML), la méthode des moments (MOM) et la méthode des moments de probabilité pondérés (PWM). Parmi ceux-ci, la méthode ML est la plus couramment utilisée (Coles, 2001) et elle est également employée dans ce projet. Cet estimateur consiste à maximiser la fonction de logvraisemblance en fonction des paramètres de la distribution GPD. Le lecteur peut se référer aux travaux de Bermudez (de Zea Bermudez et Kotz, 2010a; de Zea Bermudez et Kotz, 2010b) pour une revue complète des différentes méthodes utilisées à ce jour pour estimer les paramètres d'une distribution GPD. Plusieurs applications pratiques y sont aussi présentées.

Il est également important de mentionner que les paramètres vont également varier selon le niveau de seuil U choisi (position de la distribution). Ce critère est primordial à l'exactitude des valeurs extrêmes du signal et elle fera l'objet de la section 3.4.

3.3.2 Relation entre les GPD et les GEV

Lorsqu'il est question de modélisation des valeurs extrêmes, les distributions de *Gumbel* et de *Weibull* sont d'autres types de distributions qui sont fréquemment utilisés (Beirlant 2005; Coles 2001). Elles font également partie d'une grande famille des distributions des valeurs extrêmes qui est appelée « distribution des valeurs extrêmes généralisées » (GEV). Ce type de distribution est défini par 3 paramètres et son équation est déterminé par

$$F(x) = \begin{cases} \exp \left[- \left(1 + \xi \frac{x - \mu}{\sigma} \right)^{-\frac{1}{\xi}} \right] & \xi \neq 0 \\ \exp \left[\exp \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right) \right] & \xi = 0 \end{cases} \quad (3.2)$$

En fonction des paramètres de cette distribution, il est possible d'obtenir une distribution *Gumbell* ou une *Weibull*. Par exemple, lorsque $\xi = 0$, on obtient une distribution *Gumbel* et lorsque $\xi < 0$, on obtient une *Weibull*. De plus, une troisième distribution peut être obtenue avec $\xi > 0$, celle-ci s'appelle la distribution de *Fréchet*.

Si l'on effectue une liaison avec la distribution GPD qui a été étudiée précédemment, la distribution GEV permet de définir les extrêmes dans une certaine période²³ choisie tandis que les distributions GPD définissent les extrêmes par rapport à un seuil U . Par conséquent, la distribution GEV caractérise son incertitude autour de la période de l'événement le plus grand (e.g. « *bloc maxima* »), ce qui peut limiter considérablement la taille des données utilisées pour estimer des paramètres par rapport à la distribution GPD (Martin 2013). En effet, la distribution GPD utilise les excès pour évaluer ces paramètres, ce qui peut engendrer un plus grand nombre de valeurs lors de son estimation. Par contre, il est toujours possible de faire le lien entre les deux types de distributions si le seuil U de la distribution GPD est suffisamment grand. Pour ce faire, il faut que la modélisation

²³ Le terme période est relatif à une échelle temporelle pour être conforme aux signaux enregistrés sur les aubes de turbines hydroélectriques. Le terme général est plutôt la prise d'un échantillon dans une population.

effectuée avec une GPD suivie approximativement un processus ponctuel de Poisson (Beirlant, 2005; Coles 2001). Il faut donc que le nombre d'extrêmes au-dessus du seuil U soit relativement stable pour une période prédéterminée. Un outil comme l'**index de dispersion des extrêmes** peut s'avérer utile pour définir cette période optimale (Beirlant 2005).

En pratique, il peut être difficile de trouver un processus de Poisson compatible avec les excès au-dessus d'un seuil U . C'est le cas s'il y a présence d'un regroupement des valeurs extrêmes sur une même période. La tendance de regroupement signifie que plusieurs valeurs extrêmes surviennent sur un intervalle de temps très court. Pour remédier à cette situation, un algorithme de dé-regroupement doit être utilisé. Dans notre cas, il est à noter que l'extraction des TP et l'application d'un filtre *Rainflow* (voir section 3.2) permettent de diminuer considérablement ces phénomènes de regroupements et ainsi faciliter le passage de la distribution GPD à la distribution GEV.

L'un des avantages d'une telle approche est qu'il serait possible de prédire une distribution hypothétique des valeurs extrêmes pour un nombre de révolutions choisi en utilisant une distribution GPD. De cette manière, il serait possible d'obtenir une information supplémentaire sur l'évaluation des valeurs extrêmes. Il est cependant important que les critères statistiques du processus ponctuel de Poisson soient respectés.

3.4 Choix du seuil U

Comme mentionné précédemment, le choix du seuil U est un paramètre très important pour l'extrapolation, et il peut parfois être ardu à déterminer. Son choix demande un bon jugement. Si on sous-estime sa valeur, le choix des paramètres du modèle qui représente la distribution des excès (distribution exponentielle et GPD) sera erroné et une erreur systématique se produira lors de l'extrapolation. D'un autre côté, si on le surestime, il y aura peu de données disponibles pour estimer les paramètres et le choix des paramètres de la distribution des excès peut s'avérer inadéquat. De manière simpliste, P. Johannesson

propose d'estimer le seuil U lorsque le nombre d'excès z est égal à $\sqrt{N_o}$ (N_o représente le nombre de cycles du signal) (Johannesson, 2006). Cette approximation semble bien fonctionner sur les différents cas qu'il a étudiés²⁴. Par contre, si l'on veut avoir une meilleure approximation du seuil U , deux méthodes seront étudiées dans les sections suivantes.

3.4.1 Méthodes graphiques

Le *Peak Over Threshold* (POT) est une technique qui a été développée par des chercheurs du milieu de l'hydrologie (étude du comportement de l'eau), et elle est fréquemment utilisée dans la structure des valeurs extrêmes. L'approche POT consiste à ajuster un modèle paramétrique pour que ses excès au-dessus d'un seuil (U) soient assez élevés (de Zea Bermudez et Kotz, 2010b). En d'autres termes, cette technique permet d'évaluer si le choix du seuil U est adéquat pour être représenté par un modèle asymptotique (e.g. exponentiel ou GPD). Afin de comprendre cette notion, la section suivante fera une brève introduction de quelques méthodes utilisant la technique POT.

3.4.1.1 Graphique de la moyenne des excès («*Mean Excess Plot*»)

L'une des représentations graphiques de l'analyse POT est le «*Mean Excess Plot*» (MEP). Il est également connu sous le nom «*Mean Residual Life Plot*» et il représente la variation de la moyenne des excès par rapport à un seuil U . Pour chaque seuil U , on calcule la moyenne et la variance des excès au-dessus de ce seuil. Par exemple, si on utilise un intervalle de confiance de 95%, la moyenne des excès variera de $\pm 1.96\sigma$ (selon une loi normale). Selon ce graphique, un choix approprié du seuil U doit se situer dans une zone

²⁴ Aucune notion mathématique n'est spécifiée par l'auteur pour expliquer la relation entre le nombre d'excès et le nombre de cycles du signal. Par conséquent, il faut donc être prudent lorsqu'on utilise cette relation et de considérer celle-ci comme une règle du pouce.

relativement stable où la moyenne est quasi constante. Cette notion est présentée à la figure 3.6.

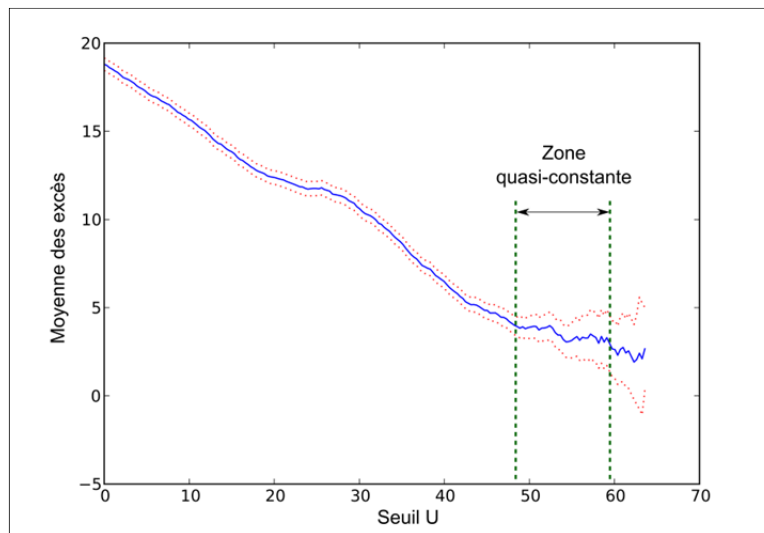


Figure 3.6 Représentation du «*Mean Excess Plot*»

Lorsqu'on estime le paramètre σ d'une distribution exponentielle, il faut choisir un seuil pour lequel cette condition est atteinte. D'ailleurs, il est à noter que dans le cas d'une distribution exponentielle, l'estimation du paramètre d'échelle σ est obtenue par la moyenne arithmétique des excès au seuil choisi ($\sigma =$ moyenne des excès). Avec cette méthode, il est également possible de vérifier si le seuil déterminé par le nombre de cycles est plausible (nombre d'excès = $\sqrt{N_\sigma}$) selon les recommandations de Johannesson.

Dans le cas où le modèle des excès est une distribution GPD, la manière théorique de trouver le seuil U est déterminé lorsque la moyenne est linéaire par rapport au seuil U . Effectivement, pour que l'hypothèse d'une distribution GPD soit satisfaite, il faut que la moyenne des excès soit représentée par une ligne droite avec une pente et une ordonnée à l'origine égale à $-\xi/(1 + \xi)$ et $\sigma/(1 + \xi)$ respectivement (de Zea Bermudez et Kotz, 2010a). Ainsi, la moyenne théorique des excès pour une distribution GPD est définie comme étant :

$$\text{MEP}_{\text{th,GPD}}(U) = \frac{\sigma}{1 + \xi} - U \frac{\xi}{1 + \xi}, \quad \xi > -1, U > 0 \text{ et } \sigma - U\xi > 0 \quad (3.3)$$

Où :

$\text{MEP}_{\text{th,GPD}}(U)$ est la moyenne théorique des excès d'une GPD en fonction d'un seuil U

Selon cette dernière équation, la valeur adéquate pour un seuil U se fera au début de la pente. En pratique, l'interprétation de la moyenne des excès n'est pas toujours facile et les propriétés mathématiques d'une distribution GPD peuvent être difficiles à obtenir. C'est pourquoi, il est toujours possible d'analyser graphiquement la variation des paramètres ξ et σ en fonction du seuil U pour déterminer le seuil.

3.4.1.2 Variation des paramètres en fonction du seuil

Une autre méthode dans la sélection du seuil est de tracer les graphiques de la variation des paramètres ξ et σ en fonction du seuil U (Coles, 2001). Cela permettra également de déterminer une étendue de seuil plausible. Pour que la distribution GPD soit valide, il faut qu'à un certain niveau de seuil élevé, le paramètre de forme ξ et le paramètre d'échelle σ soient approximativement constants (Coles, 2001). La figure 3.7 illustre un exemple de cette méthode. En se basant sur le même signal que la figure 3.6, cet exemple représente une zone quasi constante entre 48 à 55 pour la valeur du seuil U .

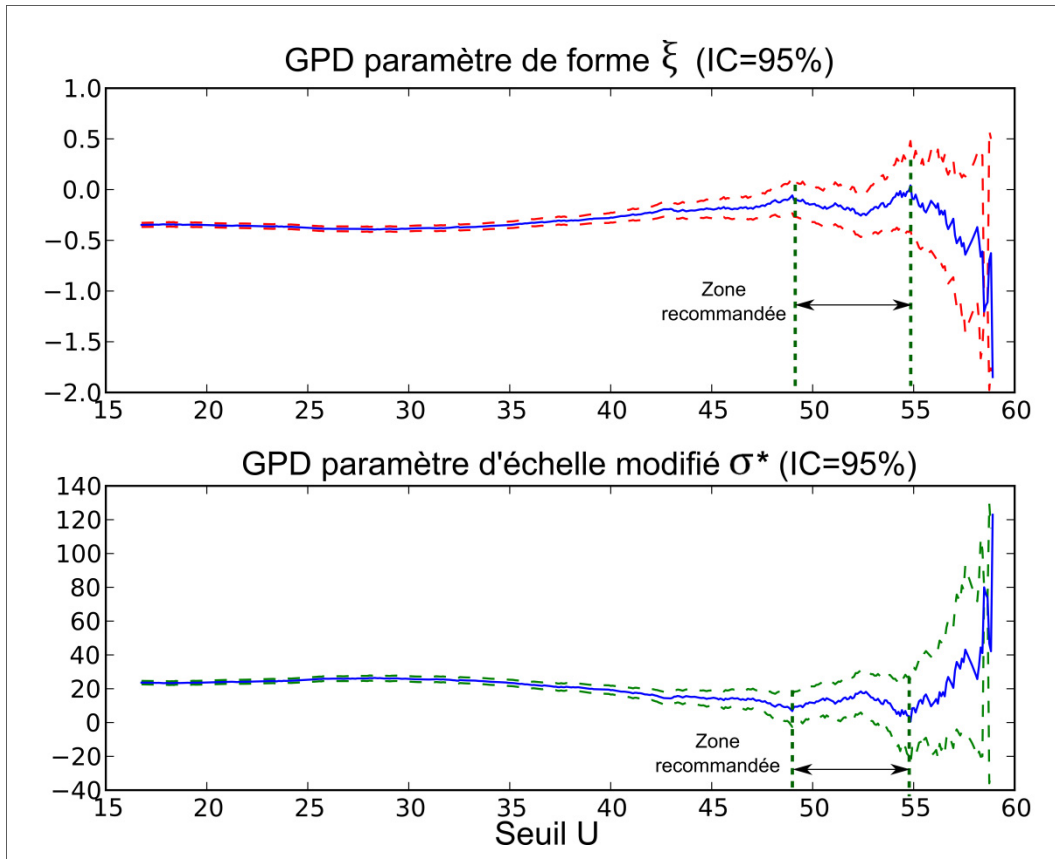


Figure 3.7 Paramètres de forme et d'échelle modifié en fonction du seuil U

L'algorithme derrière cette méthode se base sur la répétition de l'estimation des paramètres de forme et d'échelle (ξ et σ) de la distribution GPD pour différents seuils U . Les méthodes ML, MOM ou PWE peuvent être utilisées afin d'estimer ces paramètres. Il est à noter que pour analyser la variation du paramètre d'échelle σ en fonction du seuil U , celui-ci devrait être modifié puisque ce paramètre change en fonction de ce seuil (Coles, 2001). La relation mathématique permettant de modifier le paramètre d'échelle est présentée à l'équation 3.4.

$$\sigma^* = \sigma - \xi U \quad (3.4)$$

Contrairement au graphique de la moyenne des excès, l'écart type des paramètres se trouve en calculant la variance de la matrice de covariance (Castillo, 1988; Coles, 2001). Cette dernière permettra de vérifier avec un intervalle de confiance si les paramètres ne varient

pas trop pour un seuil donné. En résumé, cette méthode est un bon complément au graphique de la moyenne des excès pour la distribution GPD.

3.4.2 Méthodes analytiques

Suite aux différentes méthodes explorées, l'interprétation du meilleur seuil reste encore suggestive et l'implémentation des méthodes graphiques à un langage de programmation peut s'avérer difficile. D'autres outils pourraient donc être utilisés afin de résoudre cette complication et d'automatiser le choix du seuil U . Pour ce faire, plusieurs méthodes ont déjà été explorées dans la littérature. À titre d'exemple, A. Tancredi (Tancredi, Anderson et O'Hagan, 2006) propose un modèle bayésien mixte tandis que D.J Dupuis (Dupuis, 1999) introduit l'algorithme OBRE («*Optimal Bias Robust Estimator*»). Ces deux méthodes pourraient s'avérer des solutions envisageables, mais la méthode qui sera ici présentée et employée est basée sur les tests «*Goodness-of-fits*» (GOF) des distributions de *Pareto* généralisées (Choulakian et Stephens, 2001).

3.4.2.1 Test Kolmogorov-Smirnov (D_n)

Les tests GOF sont grandement employés pour vérifier l'adéquation entre une distribution et un ensemble des données mesurées²⁵. L'un des tests les plus utilisés par les scientifiques et les statisticiens est le test *Kolmogorov-Smirnov*. Ce test calcule la plus grande différence verticale entre la distribution cumulative empirique $F_n(z)$ et la distribution cumulative retenue comme modèle *a priori* $F(z)$. La représentation mathématique de la statistique de ce test est la suivante :

$$D_n = \sup |F_n(z) - F(z)| \quad (3.5)$$

²⁵ Le même test peut être employé pour valider/invalidier l'adéquation entre deux séries de données.

Si la valeur calculée D_n est supérieure à un certain niveau calculé selon un niveau de confiance $(1-\alpha_c)$ préalablement choisi, l'hypothèse nulle (qui est que la distribution retenue *a priori* représente bien les données) est alors rejetée, si non, cette hypothèse ne peut être rejetée. Le test de *Kolmogorov-Smirnov* est quand même sensible à l'existence de points aberrants dans un échantillon (Mériaux, 2007). C'est pourquoi il est également utile d'employer d'autres types de tests analytiques comme les tests *Cramer-Von Mises* et *Anderson-Darling* pour appuyer notre décision.

3.4.2.2 Test *Cramer-Von Mises* (W_n^2) et test *Anderson-Darling* (A_n^2)

Selon V. Choulakian (Choulakian et Stephens, 2001), les critères statistiques de *Cramer-Von mises* et *Anderson Darling* sont des tests qui s'appliquent mieux aux distributions GPD. Tout d'abord, le critère *Cramer-Von Mises* prend en compte l'ensemble des données en calculant la somme des écarts des données empiriques par rapport à la distribution choisie. Le critère de *Cramer-Von Mises* est évalué par cette équation :

$$W_n^2 = \frac{1}{12n} + \sum_{i=1}^n \left(F(z_i) + \frac{i - 1/2}{n} \right)^2 \quad (3.6)$$

Où :

n représente le nombre d'échantillons et $F(z_i)$ représente la fonction cumulée de la distribution GPD qui représente les excès

De son côté, le test d'*Anderson-Darling* compare toujours la distribution cumulative observée, mais en ajoutant plus de poids à la queue (extrémités) de la distribution. Cette caractéristique est un critère important dans l'analyse des valeurs extrêmes. La statistique de ce test se calcule de la manière suivante :

$$A_n^2 = -n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (2i - 1) \{ \ln[F(z_i)] + \ln[1 - F(z_{n+1-i})] \} \quad (3.7)$$

Suite à la revue de ces différents tests, le choix de l'hypothèse nulle de départ est encore suggestif. Cette hypothèse est définie comme étant : l'échantillon aléatoire (z_1, \dots, z_n) fait parti de la distribution GPD. C'est pourquoi, la section 3.4.3 présentera une méthode qui utilisera les méthodes graphiques incorporées aux tests analytiques afin d'optimiser et de valider le choix du seuil.

3.4.3 Application du GOF avec les méthodes graphiques

La méthode graphique a l'avantage de visualiser plus facilement la plage plausible du seuil U . Cette caractéristique pourrait être utilisée comme paramètre d'entrée à un programme. Par exemple, si on se réfère à la figure 3.7, l'utilisateur pourrait choisir une étendue de seuil entre 48 et 55. Avec cette méthode, l'utilisateur pourrait également voir s'il y a des anomalies dans le choix du seuil.

Lorsque l'étendue des seuils est choisie, différents *p-value*²⁶ sont calculés pour les tests de Cramer Von mises et Anderson-Darling. Ceux-ci sont présentés et étudiés dans les travaux de V. Choulakian (Choulakian et Stephens, 2001). Selon l'auteur, un choix respectable du *p-value* se produit lorsque les 2 tests ont une valeur supérieure à 10%. Le choix d'un *p-value* maximum peut également être utilisé (e.g. *p-value* = 25%). Dans le cas où aucune solution n'est compatible avec les deux tests, le *p-value* du test d'*Anderson-Darling* devrait être privilégié, car ce test donne plus d'importance aux valeurs extrêmes. Un résumé de la méthode proposée est illustré à la figure 3.8.

²⁶ Le *p-value* est la probabilité p d'obtenir une valeur plus extrême que celle observée. Les valeurs communes du *p-value* sont de 5%, 10%, 15% et 25%.

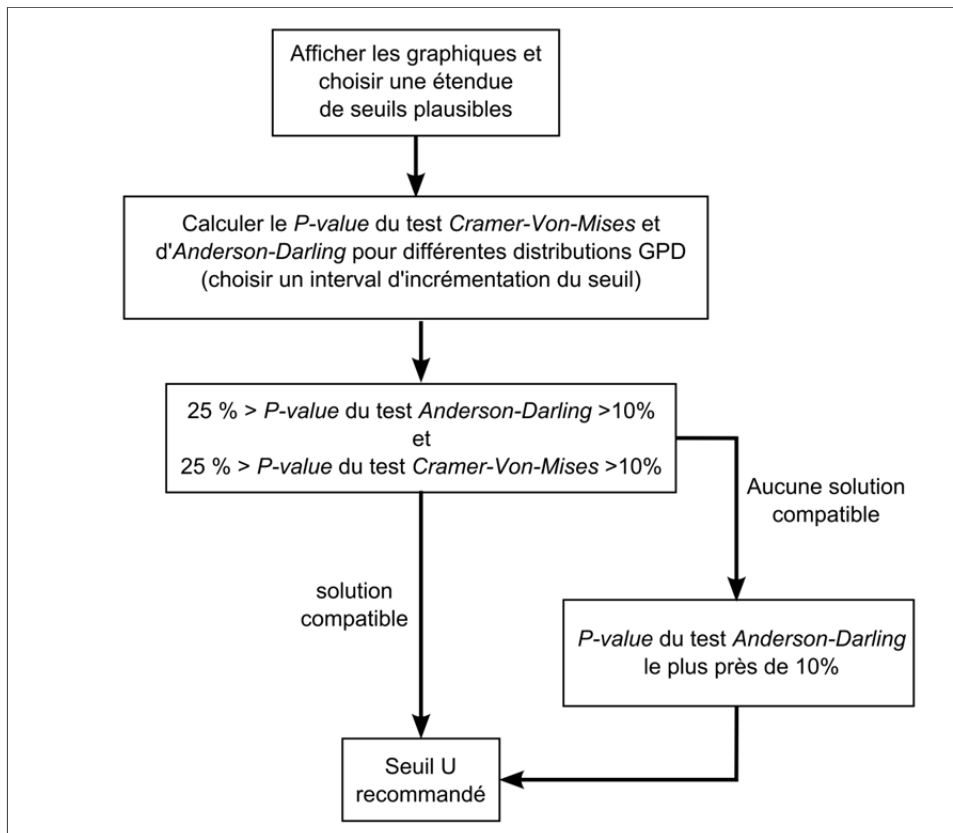


Figure 3.8 Choix du seuil U par la méthode graphique et les tests GOF

3.5 Vérification de la distribution selon le seuil choisi

Lorsque le choix du seuil U est déterminé et que les paramètres de la distribution sont estimés, une autre étape importante est de vérifier si la distribution choisie représente bien les excès au-dessus du seuil. Pour réaliser cette validation, il suffit de tracer un graphique de la probabilité de la distribution en fonction des excès (Castillo, 1988; Coles, 2001). La densité de probabilité (PDF) et la fonction de densité cumulée (CDF) sont régulièrement utilisées à titre de comparaison. Dans le cas de la fonction CDF, il est à noter qu'une échelle logarithmique définie par $-\log[1 - F(z)]$ est suggéré (Castillo, 1988). Avec ces deux types de représentations, il sera alors plus facile de visualiser et de confirmer le choix de la distribution des extrêmes. À cet effet, un exemple d'une mauvaise et d'une bonne application est présenté à la figure 3.9. Il est pertinent de mentionner que les graphiques quantile-quantile (« $Q-Q$ plot ») sont également d'autres types de diagrammes qui sont

grandement utilisés pour comparer un modèle empirique à un modèle théorique. Elles ne sont pas étudiées dans ce projet, mais le lecteur peut se référer aux travaux (Beirlant *et al.*, 2005; Coles, 2001) pour plus d'informations à ce sujet.

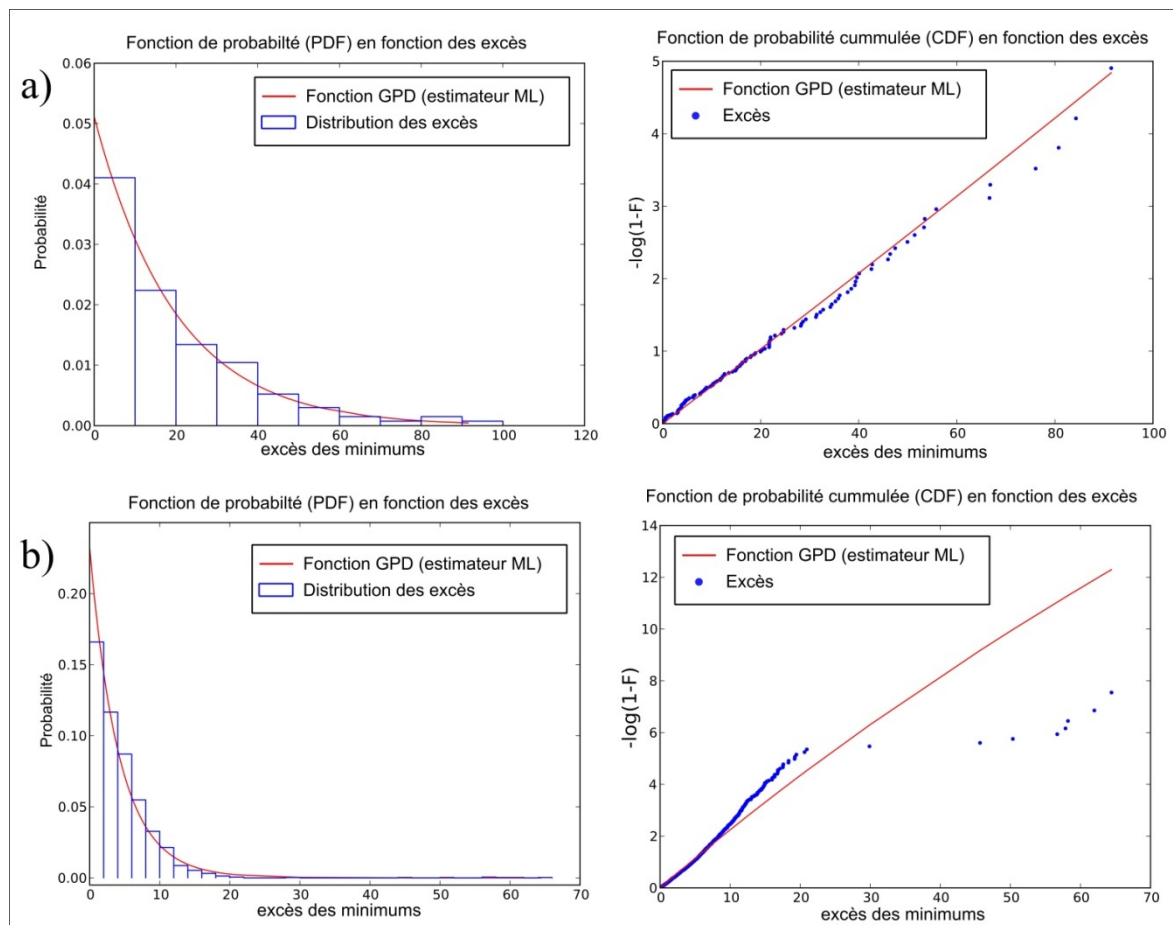


Figure 3.9 Vérification de la distribution choisie a) PDF et CDF d'une bonne représentation des extrêmes; b) PDF et CDF d'une mauvaise représentation des extrêmes

Plusieurs raisons peuvent expliquer le résultat de la figure 3.9b, mais les causes les plus probables sont souvent liées à des points aberrants ou à l'absence d'une stationnarité dans le signal. Pour éviter la situation des points aberrants, il est primordial d'effectuer correctement l'étape de prétraitement (section 2.3) avant d'appliquer la méthode basée sur la théorie des valeurs extrêmes. Finalement, lorsque la distribution choisie semble être représentative, il ne reste qu'à extrapoler le signal.

3.6 Extrapolation

L'extrapolation d'un signal temporel se fait simplement en répétant k fois un signal dans le temps. Dans le cas de la théorie des valeurs extrêmes, seulement les excès au-dessus d'un seuil U sont régénérés aléatoirement suivant la distribution choisie. Lorsque le signal a été répété k fois, il suffit de regrouper tous les nouveaux signaux les uns à la suite des autres pour obtenir un signal extrapolé. Un exemple d'un signal répété 3 fois est illustré à la figure 3.10.

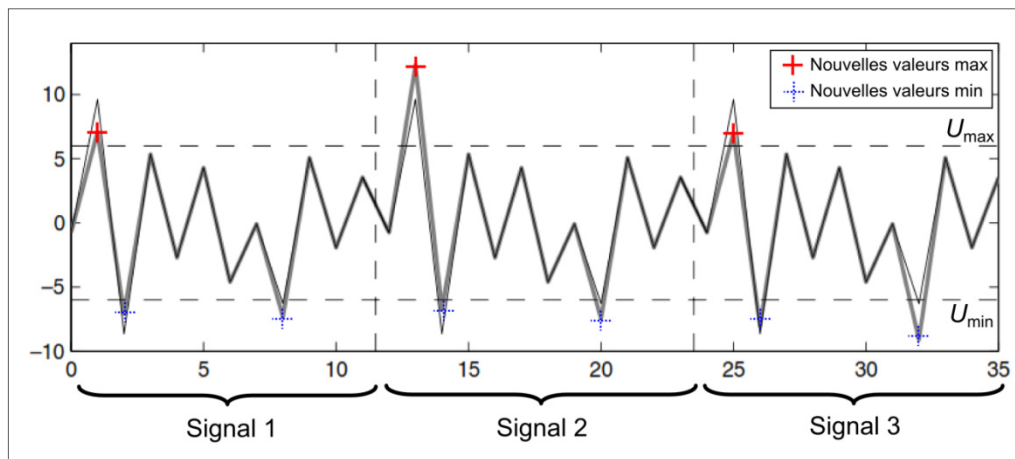


Figure 3.10 Extrapolation d'un signal répété 3 fois avec la théorie des valeurs extrêmes (Johannesson, 2006)

Chaque extrapolation possède une variation différente de ses excès et, par le fait même, une variation de ses cycles de hautes amplitudes (figure 3.11a). De plus, il est possible de remarquer que les amplitudes sont statistiquement plus élevées que l'extrapolation du signal mesuré répété k fois. Ceci devient encore plus important lorsque l'extrapolation est plus longue. Un exemple typique est présenté à la figure 3.11b. Dans cette figure, les amplitudes simulées sont comparées au signal observé.

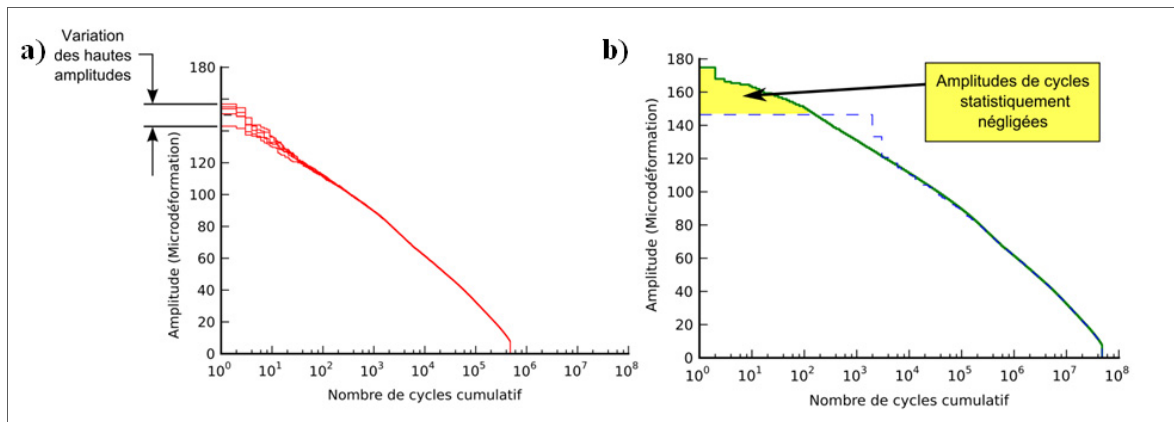


Figure 3.11 a) Variation des cycles de hautes amplitudes parmi 5 simulations de 10 fois; b) Exemple des amplitudes de cycles statistiquement négligées pour une extrapolation de 1000 fois (signal de référence de 100 secondes répété 10 fois)

3.7 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre une méthode qui permet de modéliser et simuler les valeurs extrêmes d'un signal. Le but est de créer un modèle qui représente ces extrêmes sous sa forme asymptotique et qui estime adéquatement le comportement à long terme des cycles de fatigue. Par ailleurs, pour que l'utilisation de ce modèle soit satisfaite, il faut admettre deux hypothèses :

- Le signal est stationnaire;
- Les extrêmes au-dessus d'un certain seuil U sont définis par une distribution GPD (ou EXP).

Une fois les hypothèses considérées, plusieurs étapes ont été proposées. Après avoir extrait les *turning points* et appliquer un filtre *Rainflow*, **l'étape principale et le point central de cette méthode sont le choix des seuils U_{max} et U_{min}** . Puisque la sélection de ces seuils doit satisfaire plusieurs notions statistiques, des méthodes graphiques (i.e. MEP et variation des paramètres) et analytiques (i.e. GOF) ont été proposées. Il est à noter que plusieurs solutions peuvent être possibles, mais que cette approche vise une solution optimale. Une fois les paramètres des distributions GPD estimés (i.e. ML) à partir des seuils U_{max} et U_{min} ,

une vérification des distributions obtenues est recommandée à l'aide des distributions PDF et CDF. Finalement, une validation du modèle est également possible à partir des critères de performance introduits à la section 2.4. Par exemple, la comparaison du spectre de chargement entre le signal de référence et les simulations du modèle (figure 2.13) s'avère un outil de validation simple à appliquer.

CHAPITRE 4

MODÉLISATION À PARTIR DES OUTILS CYCLOSTATIONNAIRES JUMELÉS À UN MODÈLE STOCHASTIQUE

4.1 Description générale

La deuxième méthode d'extrapolation développée tient compte du caractère cyclostationnaire inhérent aux machines tournantes. Selon cette approche, un signal mesuré sur une machine tournante contient deux parties : une partie cyclostationnaire et une partie résiduelle qui est, par définition, aléatoire. La partie cyclostationnaire regroupe les différents moments de la cyclostationnarité et elle est extraite par une analyse des comportements périodiques et quasi-périodiques du signal. La partie aléatoire est modélisée à l'aide d'un modèle stochastique.

La cyclostationnarité des signaux issus des machines tournantes est constituée essentiellement de modulations provenant des cycles de la machine et de diverses composantes périodiques (e.g. mécaniques, hydrauliques). Cette notion implique une approche qui se base sur l'étude d'une variable de position plutôt qu'une variable temporelle (Antoni, 2010). En ce sens, on échantillonne les signaux dans le domaine angulaire et on fixe le nombre d'échantillons par révolution. Lorsque le signal est rééchantillonné par rapport à la position angulaire de la turbine, cette opération permet de tenir compte des fluctuations de la vitesse et, par le fait même, d'éliminer les fluctuations des fréquences liées à la vitesse de rotation de la machine. Les principes du rééchantillonnage dans le domaine angulaire sont exposés à la section 4.2.

L'équation 4.1 représente le modèle générique de composition d'un signal dans le domaine angulaire (Antoni *et al.*, 2004).

$$x(\theta) = \underbrace{[CS1(\theta) + CS2(\theta) + \dots]}_{\text{Partie cyclostationnaire}} + \underbrace{R(\theta)}_{\text{Partie résiduelle et aléatoire}} \quad (4.1)$$

Signal
Partie cyclostationnaire
Partie résiduelle et aléatoire

L'objectif d'utiliser ce modèle est donc de décomposer le signal $x(\theta)$ en soustrayant toutes les composantes périodiques et quasi-périodiques d'un signal, et d'obtenir ainsi un résidu purement aléatoire qui modélise l'ensemble des phénomènes résiduels et non corrélés (i.e. bruit de mesure, bruit environnemental, etc.). Selon le théorème de la limite centrale, cette partie doit converger vers une loi normale. Par conséquent, la partie résiduelle devrait se rapprocher d'un processus gaussien d'une moyenne nulle²⁷ ($R(\theta) \sim N(0, \sigma)$). Cette notion est illustrée à la figure 4.1.

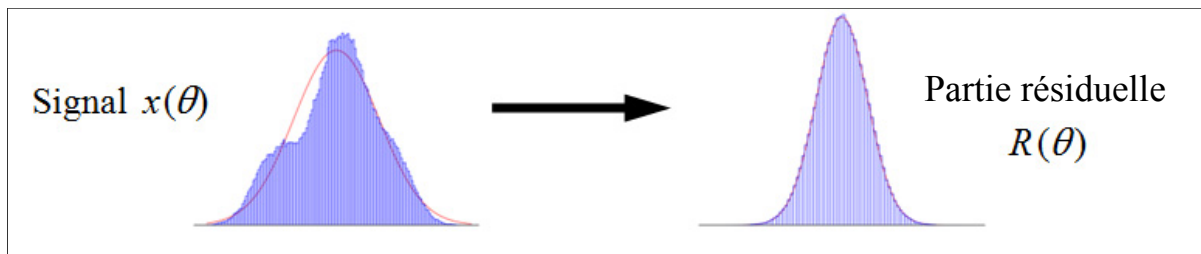


Figure 4.1 Distribution de la partie résiduelle désirée

Lorsque la partie résiduelle est obtenue, une modélisation et une simulation de celle-ci sont effectuées à l'aide d'un modèle stochastique (section 4.5). Il est ainsi possible d'extrapoler le signal en effectuant une recombinaison : le résultat de la simulation du modèle stochastique est jumelé à la partie cyclostationnaire (section 4.6).

4.2 Rééchantillonnage dans le domaine angulaire

Le rééchantillonnage angulaire suscite beaucoup d'intérêt depuis les dernières années, car il procure une observation (variable) incontournable pour l'analyse et le traitement de

²⁷ La moyenne devrait être soustraite avant de décomposer le signal

signaux cyclostationnaires. Plusieurs méthodes ont été développées et proposées dans la littérature (Braun, 2011; Combet et Gelman, 2007; McFadden, 1989). En fonction du domaine d'application, une méthode peut s'avérer plus utile qu'une autre. Néanmoins, le rééchantillonnage peut être divisé en trois catégories : échantillonnage direct, le rééchantillonnage *a posteriori* sans capteur et celui avec capteur.

Tout d'abord, l'**échantillonnage direct** consiste à effectuer l'acquisition des données directement dans le domaine angulaire avec l'aide d'un codeur angulaire fixé directement sur l'arbre de la machine (Bonnardot, 2004). Cette méthode peut toutefois être difficile à appliquer sur des turbines hydroélectriques puisque des contraintes d'emplacement du capteur sont à considérer. Par conséquent, le **rééchantillonnage *a posteriori*** ou « *Order Tracker* » devient une alternative intéressante et qui peut s'effectuer avec un capteur de position, ou dans certains cas, sans capteur. Le cas spécial où aucun capteur n'est nécessaire a été récemment étudié pour l'analyse des signaux accélérométriques (e.g. capteur de type accéléromètre) (Bonnardot *et al.*, 2005; Combet et Zimroz, 2009). Cette approche peut s'avérer un excellent outil pour l'étude des phénomènes quasi-périodiques (e.g. torche de charge partielle) qui sont souvent présents dans les signaux issus des turbines hydroélectriques. C'est pourquoi, la méthode introduite par F. Bonnardot (Bonnardot *et al.*, 2005) est présentée à la section 4.4.2. Le principe de la technique consiste à exploiter l'information sur la phase contenue le signal pour ensuite rééchantillonner le signal temporel dans le domaine angulaire. Dans le contexte où une référence de phase est disponible (e.g. codeur optique), le rééchantillonnage *a posteriori* avec capteur peut s'avérer une meilleure option, car elle est basée sur une référence physique. Plusieurs solutions peuvent être mises de l'avant pour utiliser cette technique avec grande précision. La démarche qui sera présentée dans cette section a pour objectif de diminuer l'impact du rééchantillonnage sur le spectre de chargement du signal utilisé. Le fondement théorique de l'approche présentée est basé en grande partie sur les travaux de K.R Fyfe et de F. Bonnardot (Bonnardot, 2004; Fyfe et Munck, 1997). La figure 4.2 illustre les étapes proposées pour effectuer ce rééchantillonnage d'un signal temporel dans le domaine angulaire dans le cadre de signaux issus de turbines hydroélectriques.

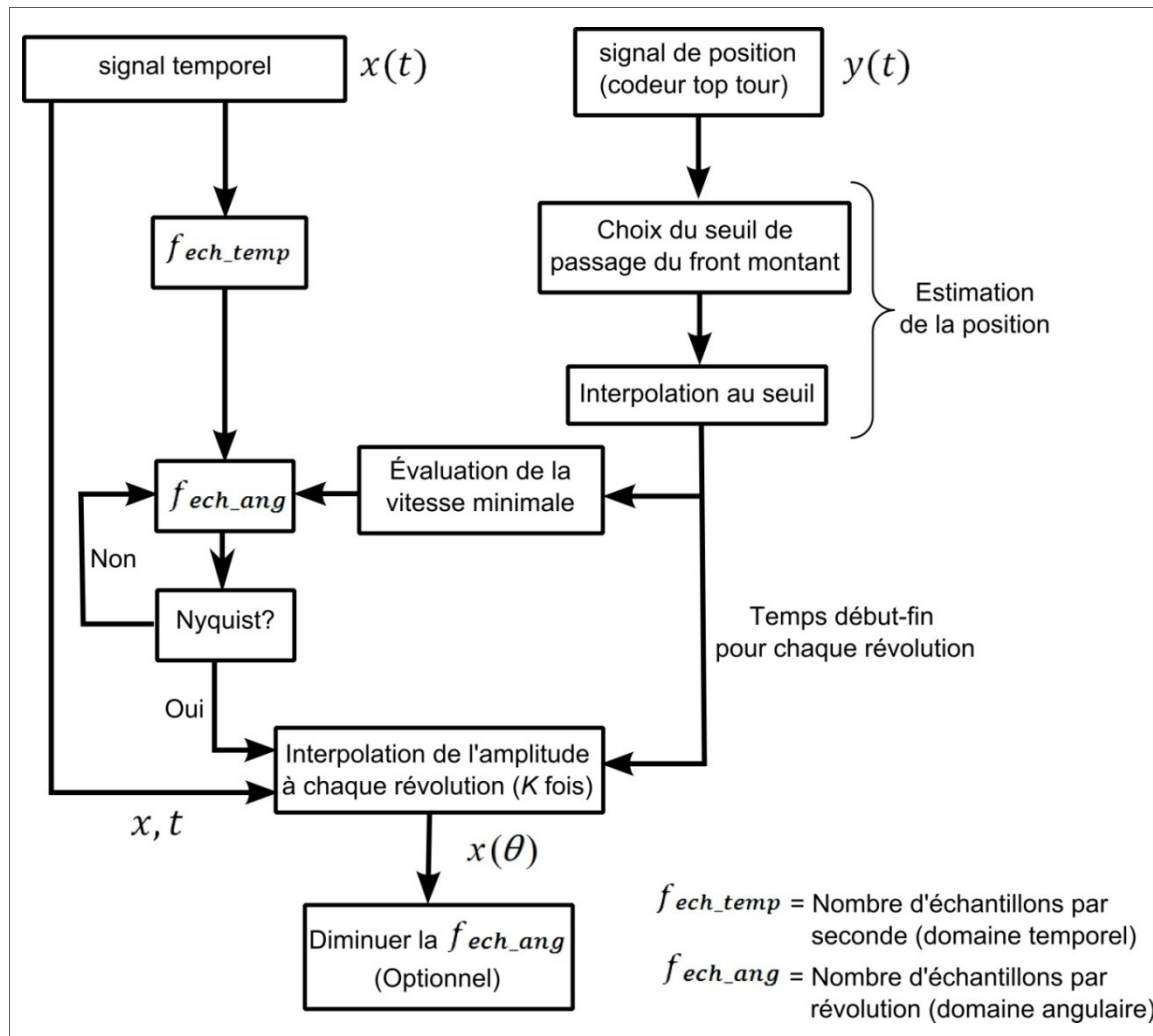


Figure 4.2 Étapes proposées pour le rééchantillonnage dans le domaine angulaire

4.2.1 Estimation de la position avec un codeur « top tour »

Plusieurs montages permettent de procurer l'information sur la position $y(t)$ de la machine tournante. Le but est toujours d'obtenir une référence de phase sur la machine étudiée. L'utilisation d'impulsions issue d'un codeur est couramment employée car elle détecte les fronts montants (ou descendants) une fois par révolution à partir d'une référence physique. Un montage relativement simple permet donc d'identifier ses fronts montants (e.g. sonde optique et un ruban indicatif sur l'arbre). Dans le cas des turbines hydroélectriques, l'utilisation d'une sonde de proximité qui est jumelée à l'installation d'une pastille

magnétique sur l'arbre est couramment employée et présente une alternative robuste aux méthodes optiques. Un exemple de ce type de signal tachymétrique est présenté à la figure 4.3.

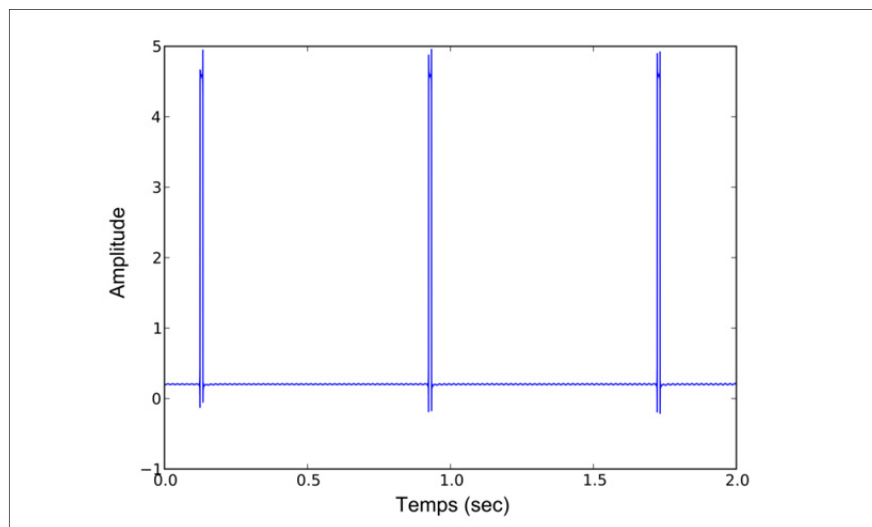


Figure 4.3 Exemple de signal tachymétrique et ses fronts montants

À l'aide de l'information de ce type de signal, il est possible d'estimer le temps du début et de la fin de chaque révolution. Une méthode envisageable est de définir un seuil de référence du passage des fronts montants. Pour cette étape, il est suggéré d'utiliser un seuil qui est situé au centre du front montant. En utilisant les données temporelles du signal $y(t)$ avant et après le passage du seuil, il sera donc possible d'estimer le temps du début et de la fin de chaque révolution en interpolant au seuil²⁸. Ainsi, il y aura un niveau commun entre chaque révolution. Un exemple de cette méthode est illustré à la figure 4.4. Lorsque les moments du début et de la fin de chaque révolution sont identifiés, l'étape suivante consiste à déterminer la nouvelle fréquence d'échantillonnage dans le domaine angulaire.

²⁸ Une interpolation linéaire peut s'avérer suffisante pour estimer le temps au seuil.

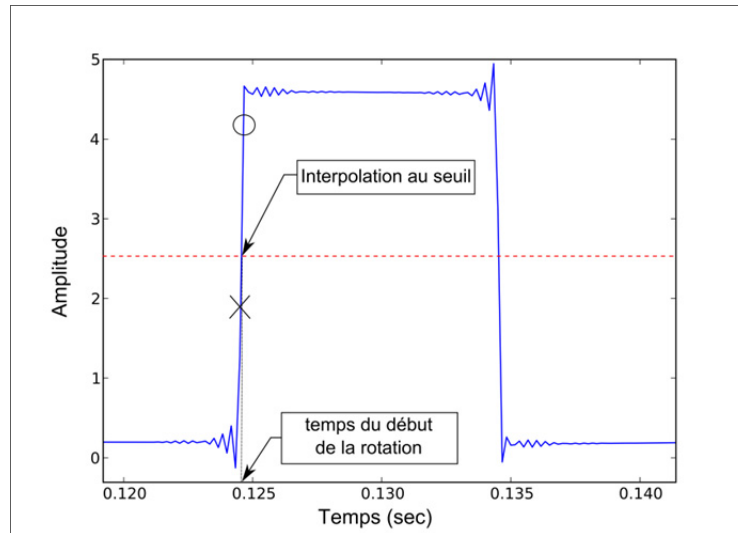


Figure 4.4 Interpolation au passage du seuil

Dans le cas présenté, seulement une information par tour est utilisée. Pour une meilleure estimation de la position, d'autres types de capteurs ou de montages permettant d'enregistrer plus d'une information par tour sont privilégiés. Ainsi, il sera possible de tenir compte des fluctuations de vitesse à l'intérieur d'une révolution.

4.2.2 Fréquence d'échantillonnage dans le domaine angulaire (f_{ech_ang})

Pour diminuer la perte d'information entre le passage du domaine temporel au domaine angulaire, le rééchantillonnage doit respecter les conditions de la fréquence de *Nyquist* (ou de Shannon) (Bonnardot, 2004). En effet, il faudra utiliser une nouvelle fréquence d'acquisition qui tiendra compte du tour ayant eu la vitesse la plus faible, c'est-à-dire la révolution ayant le plus d'échantillons. En d'autres termes, l'information fréquentielle du signal temporel $x(t)$ ne devrait pas être altérée par le rééchantillonnage dans le domaine angulaire. Dans le cas des turbines hydroélectriques, la vitesse de rotation subit une faible

variation puisque celle-ci est gérée par le réseau²⁹. Pour être conforme à la fréquence de Nyquist, la nouvelle fréquence d'échantillonnage f_{ech_ang} doit alors, au minimum, se situer dans les ordres de grandeur de la fréquence f_{ech_temp} . Pour être fidèle aux amplitudes du spectre de chargement issu du domaine temporel, le double de l'exposant 2 le plus élevé de f_{ech_temp} est également suggéré. Cette relation est présentée à l'équation 4.2.

$$f_{ech_ang} = 2 \left(2^{\lceil \log_2(f_{ech_temp}) \rceil} \right) \quad (4.2)$$

$\lceil \cdot \rceil$ signifie de choisir l'entier supérieur le plus près (e. g. $\lceil \log_2(2500) \rceil = 12$).

4.2.3 Interpolation de l'amplitude pour chaque révolution

À cette étape, les trois intrants sont le signal temporel $x(t)$, la nouvelle fréquence d'échantillonnage f_{ech_ang} et le temps du début et de la fin de chaque révolution. Par conséquent, chaque révolution comporte un intervalle Δt ($1/f_{ech_ang}$) qui représente les valeurs à interpoler dans le signal $x(t)$ pour obtenir les nouvelles amplitudes dans le domaine angulaire. Dans la littérature, il existe une multitude de méthodes d'interpolation (Antoni et Eltabach, 2013; Fyfe et Munck, 1997; McFadden, 1989) et plusieurs d'entre elles pourraient s'appliquer à notre cas. Au degré d'ordre 1, il sera question d'une interpolation linéaire, pour l'ordre 2 d'interpolation quadratique et pour l'ordre 3 d'interpolation cubique. De manière générale, l'interpolation linéaire peut être suffisante avec un temps de calcul relativement faible si la nouvelle fréquence f_{ech_ang} est assez élevée. D'autre part, l'interpolation cubique monotone qui utilise les matrices hermitiennes peut s'avérer une autre option (Fritsch et Carlson, 1980). Cette approche possède la particularité de maintenir l'information sur la linéarité entre les points avant d'interpoler.

²⁹ Seule la condition d'opération à vide non synchronisée (« *Speed no Load* ») varie légèrement plus, car ce sont les directrices qui gèrent la vitesse. Par contre, les variations de vitesse sont encore faibles (≤ 1 RPM dans la majorité des cas).

Pour illustrer les différences sur les cycles de fatigue de ces méthodes d'interpolation, la figure 4.5 représente des exemples d'interpolations linéaires et cubiques monotones appliquées à une jauge de déformation installée sur une aube de turbine hydroélectrique.

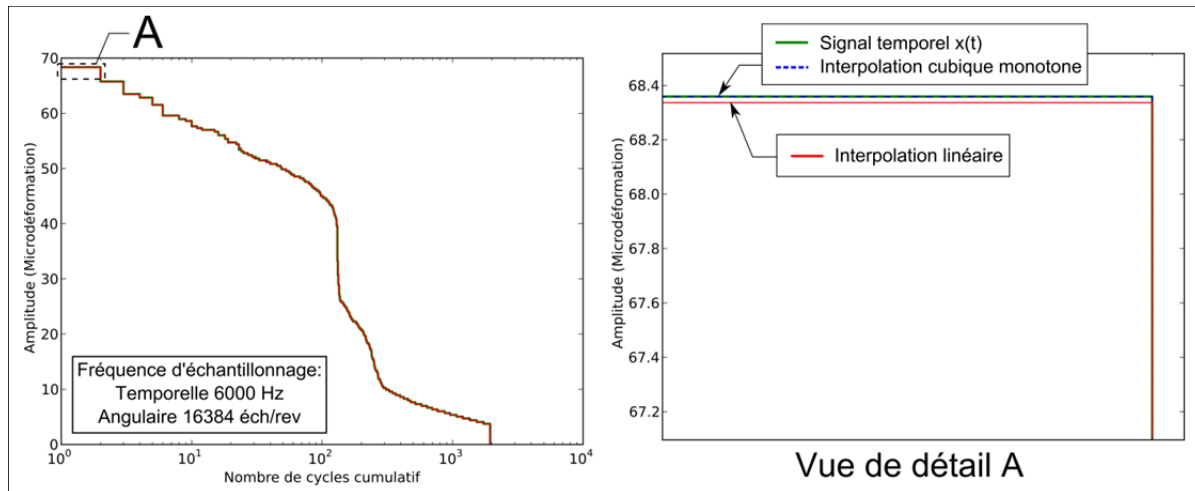


Figure 4.5 Comparaison entre l'interpolation linéaire et cubique monotone sur une jauge de déformation

Dans cet exemple, il est possible de remarquer que le choix de la méthode d'interpolation a peu d'influence sur les cycles de fatigue et que dans le cas de l'interpolation cubique monotone, la différence des cycles de fatigue par rapport au signal temporel $x(t)$ est quasi nulle (différence inférieure à $0.0001 \mu\text{s}$). Comparativement à l'interpolation linéaire qui a une différence d'environ $.025 \mu\text{s}$, nous suggérons, dans le cadre de ce mémoire, d'utiliser l'interpolation cubique monotone.

Lorsque l'interpolation est terminée et que le signal $x(t)$ est rééchantillonné dans le domaine angulaire ($x(\theta)$), une étape optionnelle peut être effectuée afin de diminuer le temps de calcul des outils cyclostationnaires. Celle-ci consiste à échantillonner vers le bas (« *Downsampling* ») la fréquence du nouveau signal $x(\theta)$. Des langages de programmation tels que Matlab® et Python® permettent d'effectuer cette tâche avec l'aide d'un filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF). Par conséquent, il est important que la fréquence

d'échantillonnage ne soit pas trop faible pour éviter d'enlever une bande de fréquences discrètes importantes constituant le signal.

En conclusion, le rééchantillonnage proposé dans cette section permet d'extraire plus facilement les composantes liées à la vitesse de rotation puisqu'il tient compte des non-stationnarités temporelles causées par les fluctuations de la vitesse (i.e. variations de la période pour effectuer une révolution). Cette particularité est encore plus significative lorsque la vitesse de rotation de la machine constitue une part importante de la signature du signal. De plus, le rééchantillonnage peut limiter la modélisation de certains signaux à la cyclostationnarité de première ordre, ce qui vient faciliter de manière significative la complexité de l'extrapolation (voir section 4.6).

4.3 Les outils cyclostationnaires d'ordre 1

Dans son expression la plus simple, les outils cyclostationnaires d'ordre 1 (CS1) permettent d'extraire le comportement cyclique moyen dissimulé dans le signal. Avec l'aide d'un opérateur de moyennage cyclique (e.g. moyenne synchrone) ou d'un opérateur séparant la partie déterminisme de la partie aléatoire (e.g. méthode DRS) (Antoni *et al.*, 2004), il sera possible d'effectuer cette opération. Ainsi, les fréquences discrètes ou les fréquences cycliques qui sont périodiques et déterministes seront soustraites du signal. Dans le domaine fréquentiel, il est possible d'identifier ces composantes périodiques par l'entremise d'outils classiques basés sur les transformés de Fourier (e.g. spectre fréquentiel) ou encore par l'analyse d'enveloppe. Par ailleurs, pour une utilisation adéquate des différents outils, il est également important que les signaux étudiés soient cycloergodiques. Cette condition implique que la moyenne de l'ensemble des cycles étudiés soit statistiquement stable. Par définition, la cycloergodicité peut être vue comme étant l'équivalent pour la cyclostationnarité de ce qu'est l'ergodicité à la stationnarité.

4.3.1 Moyenne synchrone

La moyenne synchrone ou « *Time Synchronous Average* » (TSA) a été introduite par S. Braun (Braun, 1975). Cette méthode permet d'extraire une fréquence cyclique α et ses harmoniques d'un signal. Par exemple, l'estimation de la moyenne synchrone liée à la fréquence cyclique due à la vitesse de rotation dans le domaine angulaire s'effectue en sommant tous les échantillons (amplitudes) pour chaque révolution et en divisant cette somme par le nombre de révolutions dans le signal (K). On obtient alors une estimation de la moyenne de l'amplitude pour chaque position angulaire de la révolution. La formule mathématique de la moyenne synchrone est définie à l'équation 4.3 (Bonnardot *et al.*, 2003) et une schématisation est présentée à la figure 4.6.

$$\widehat{CS1}(\theta) = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} x[\text{mod}(\theta + kN_c, KN_c)] \quad \text{avec } \theta \in \mathbb{Z} \quad (4.3)$$

$\text{mod}(a, b)$ désigne le modulo, soit le reste de la division entière de a par b .

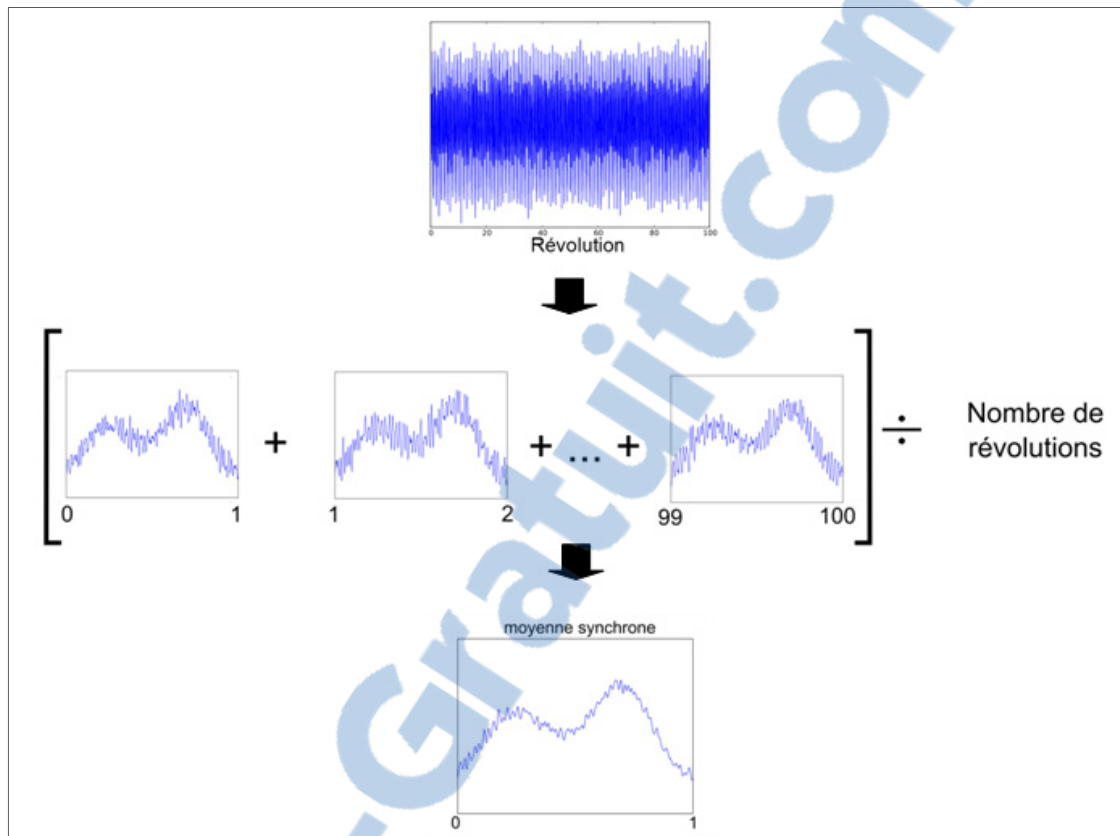


Figure 4.6 Représentation de la moyenne synchrone (exemple sur un signal ayant 100 révolutions)

Structuralement, lorsque la moyenne synchrone est extraite pour chaque cycle du signal³⁰, celui-ci agit comme un filtre optimal qui permet d'extraire tous les multiples d'une fréquence cyclique α . Cette particularité est démontrée schématiquement à la figure 4.7. Dans ce cas, un signal a été généré avec l'aide trois signaux purement harmoniques ayant respectivement comme fréquences 2 rev^{-1} , 4 rev^{-1} et 20 rev^{-1} ($\alpha=2 \text{ rev}^{-1}$ en plus de 2 harmoniques)³¹. L'ajout d'un bruit gaussien a également été effectué ($\sigma_{NOISE}^2 = 5.0$).

³⁰ Cette opération s'effectue en répétant la moyenne synchrone selon le nombre de cycles K comme il est illustré à la figure 4.7.

³¹ L'unité rev^{-1} provient du fait que le signal est sur une échelle en révolution plutôt que d'une échelle temporelle en seconde (fréquence dans le domaine temporel = Hz). D'ailleurs, on utilise souvent le terme « order » pour désigner l'échelle du domaine fréquentiel d'un signal issu du domaine angulaire.

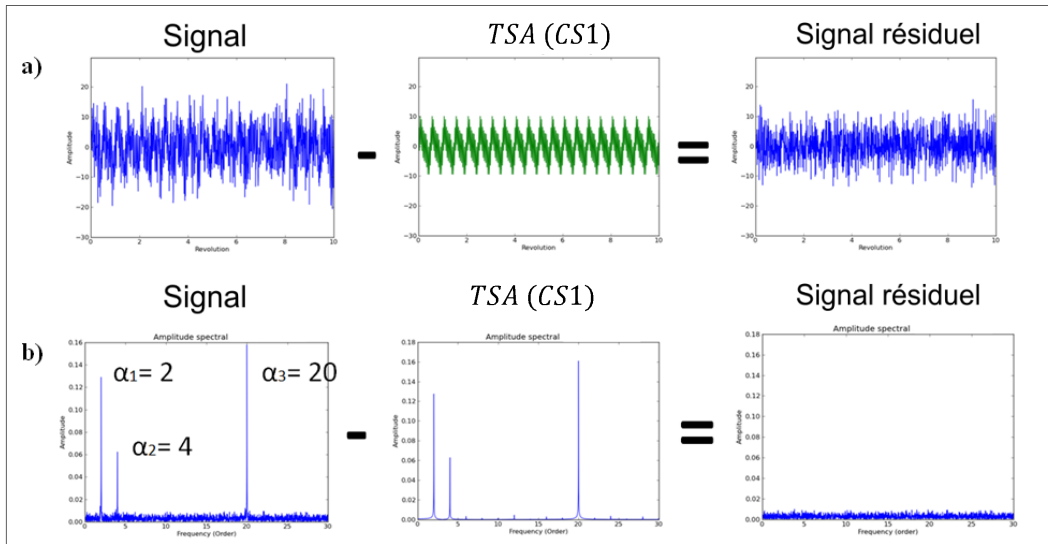


Figure 4.7 Exemple de la soustraction de la moyenne synchrone : a) dans le domaine temporel; b) dans le domaine fréquentiel

Malgré sa simplicité, l'équation 4.3 doit cependant répondre à une condition importante. Le nombre d'échantillons par révolution (N_c) doit être un entier³². En pratique, cette condition peut être problématique si d'autres spectral composantes périodiques ne sont pas des multiples de la vitesse de rotation. Pour remédier à cette situation, J. Antoni a introduit une nouvelle version de la moyenne synchrone qui n'implique pas le fait que N_c soit absolument un entier (Antoni *et al.*, 2004).

4.3.2 Moyenne synchrone revisitée

D'une manière équivalente à l'équation 4.4, l'estimation la moyenne synchrone peut également s'effectuer selon la relation suivante (Antoni *et al.*, 2004) :

³² N_c est obtenu par la relation $N_c=L/K$. L est la longueur du signal et K est le nombre de cycles. Il est à noter que L et K doivent également être des entiers.

$$\widehat{CS1}(\theta) = \sum_{k=0}^{[N_c-1]} e^{j2\pi k\theta K/L} \left\{ \frac{1}{L} \sum_{m=0}^{L-1} x[m] e^{-j2\pi kmK/L} \right\} \quad (4.4)$$

La particularité de cette équation implique que seulement K (nombre de cycles) et L (nombre d'échantillons) soient des entiers. Cela signifie que la valeur de N_c n'a pas besoin d'être un entier. Pour mieux comprendre la similitude avec la moyenne synchrone abordée précédemment, un autre exemple du contenu fréquentiel est présenté à la figure 4.8. Cette fois-ci, une fréquence cyclique α de $.292 \text{ rev}^{-1}$ (~ 438.35 éch/rev) a été utilisée.

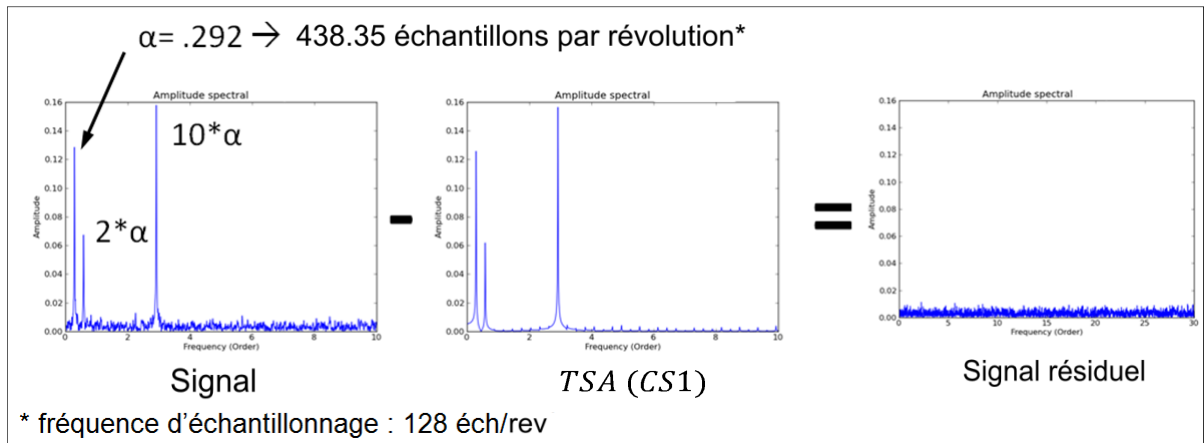


Figure 4.8 Exemple de la soustraction de la moyenne synchrone revisitée dans le domaine fréquentiel

Même si le résultat présenté est équivalent à l'équation 4.3, cette nouvelle formulation engendre un temps calcul beaucoup plus long. En effet, l'implémentation de l'équation 4.4 engendre un temps de calcul qui dépend du nombre d'échantillons L dans le signal comparativement au nombre de cycles K pour l'équation 4.3. Le nombre d'échantillons par cycle N_c affecte également le temps des calculs dans les 2 cas.

Par ailleurs, il est à noter que les équations 4.3 et 4.4 n'incluent pas les fluctuations de la fréquence cyclique, mais que le résultat obtenu est relatif à des composantes périodiques et déterministes. Cela implique que si on utilise cette technique dans le domaine temporel, les fluctuations de vitesses (on parle alors de cyclostationnarité d'ordre 2) ne seront pas

considérées et que seule la vitesse moyenne sera extraite. Pour traiter le cas des fluctuations de fréquences, une méthode est proposée à la section 4.4.1.

4.3.3 Méthode « *Discrete/Random Separation* » (DRS)

Comme il a été démontré précédemment, la moyenne synchrone est employée pour extraire une seule fréquence cyclique ainsi que ses harmoniques à chaque opération. Dans le cas où plusieurs composantes cycliques sont présentes dans la composition du signal, on parle alors d'un processus poly-cyclostationnaire (Antoni *et al.*, 2004), il peut être difficile d'identifier et d'extraire toutes les composantes périodiques et déterministes. Cette situation peut survenir lorsque diverses composantes mécaniques ou hydrauliques interagissent de manière significative avec la machine tournante. Dans cette situation, l'utilisation d'un filtre 'aveugle'³³ pour séparer la partie déterministe de la partie aléatoire peut s'avérer utile. En ce sens, deux méthodes de cette catégorie ont été étudiées et analysées par J. Antoni et R.B Randall (Antoni et Randall, 2004a; 2004b). Celles-ci sont respectivement le « *Self-Adaptive Noise-Cancellation* » (SANC) et le « *Discrete/Random Separation* » (DRS). Dans bien des cas, ces deux méthodes peuvent présenter des résultats similaires, mais la méthode DRS a l'avantage d'être plus efficace, car elle est basée sur les transformées de Fourier (FFT). Pour cette raison, seule la méthode DRS est présentée dans ce projet.

Le fondement théorique de la méthode DRS est basé sur la fonction de transfert entre une section de signal ($x_i(t)$) et une version décalée de celle-ci ($x_i^d(t)$). La figure 4.9 illustre cette notion sur un signal $x(t)$.

³³ La notion de filtre aveugle signifie que le filtre extrait toutes composantes déterministes de la partie aléatoire sans le besoin de définir une fréquence cyclique *a priori*.

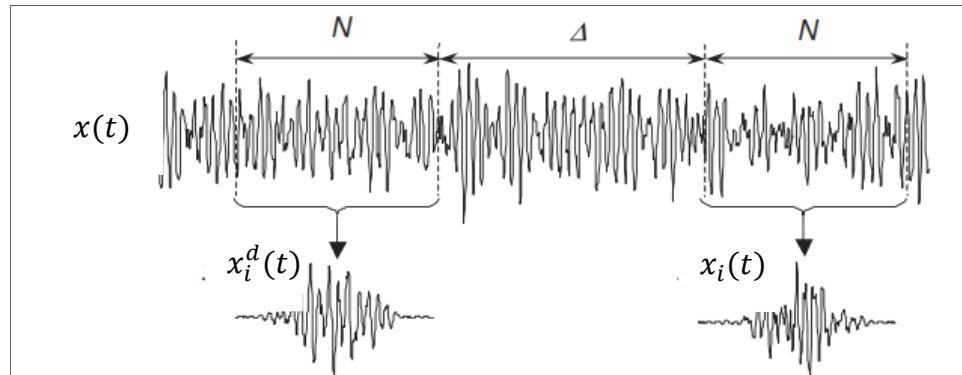


Figure 4.9 Représentation des signaux utilisés pour l'estimation de la fonction de transfert du filtre DRS (Antoni et Randall, 2004b)

Pour obtenir cette fonction de transfert, il suffit de diviser la sortie, qui correspond à la corrélation entre les signaux, par l'entrée qui correspond à l'autocorrélation de la version décalée. Celle-ci est effectuée plusieurs fois (k fois) dans le signal comme il est utilisé dans un périodogramme de *Welch* pour moyenniser le contenu fréquentiel d'un signal³⁴. Cette relation permet d'obtenir un filtre $\hat{H}(f)$ et elle est définie à l'équation 4.5.

$$\hat{H}(f) = \frac{\sum_{i=1}^k \tilde{X}_{i,M}^d(f) \tilde{X}_{i,M}(f)^*}{\sum_{i=1}^k \tilde{X}_{i,M}(f) \tilde{X}_{i,M}(f)^*} \quad (4.5)$$

Où :

$\tilde{X}_{i,M}^d(f)$ *Fast Fourier Transform* de longueur M ($M \geq N$) du signal décalé $x_i^d(t)$ ³⁵

$\tilde{X}_{i,M}(f)$ *Fast Fourier Transform* de longueur M ($M \geq N$) du signal $x_k(t)$

L'objectif de cette fonction de transfert est de créer un filtre qui donnera une forte corrélation entre les composantes déterministes et une corrélation quasi-nulle entre les composantes aléatoires du signal. Dans cette optique, plusieurs facteurs affecteront

³⁴ Par exemple, l'estimation de la fonction de transfert peut utiliser un fenêtrage *Hanning* avec 67% de recouvrement. Ainsi, la fonction de transfert obtenue est une moyenne de plusieurs fonctions de transfert (k fois) qui ont été calculées dans le signal.

³⁵ Le symbole * signifie le conjugué de la valeur

également la qualité et la précision de ce type de filtre. Le niveau de bruit dans le signal, le choix du décalage Δ entre les signaux, le type de fenêtrage ainsi que le pourcentage de recouvrement utilisé ne sont que quelques exemples. Ceux-ci sont étudiés et analysés en détail dans l'article de J. Antoni et R.B Randall (Antoni et Randall, 2004b). Par conséquent, l'un des facteurs les plus importants lié à notre problématique est la longueur du signal étudié. Rappelons au lecteur que dans notre cas, la période d'enregistrement des signaux est relativement courte dans la plupart des cas (l'ordre de quelques secondes). Pour la réalisation d'un filtre adéquat, il faut donc que la grandeur de fenêtre N soit la plus petite possible, par rapport à la longueur totale du signal, pour une meilleure corrélation entre les composantes déterministes. Par conséquent, le nombre de blocs k devra être élevé. En contrepartie, il est également important que N soit assez grand pour obtenir une bonne résolution fréquentielle du filtre. Ainsi, pour une bonne relation entre ses deux critères, il faut privilégier un signal avec une longue période d'acquisition. Un exemple d'un filtre H utilisant les bons paramètres est présenté à la figure 4.10. Il est à noter que la valeur absolue du filtre est utilisée.

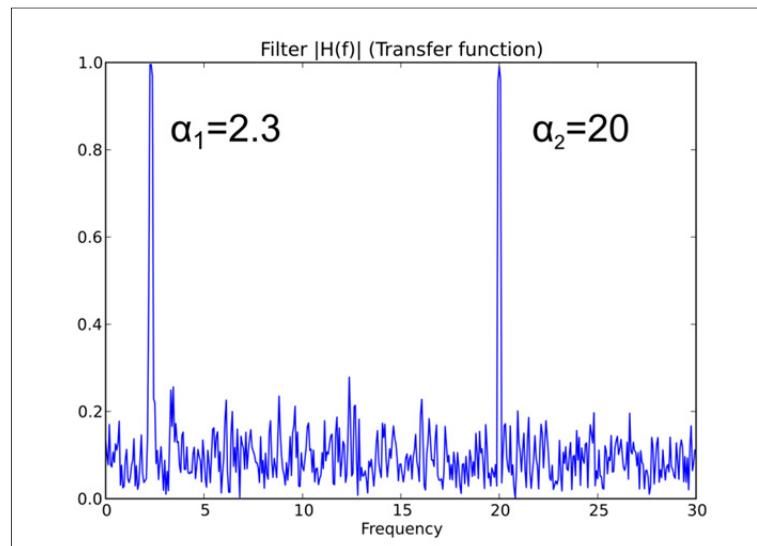


Figure 4.10 Exemple du filtre $\hat{H}(f)$ créé par la fonction de transfert sur le signal l'exemple de la figure 4.11 (représentation en valeur absolue)

Lorsque le filtre est déterminé, il peut être appliqué au signal³⁶. Les étapes de cette procédure sont élaborées dans [Randall 2004b et Randall 2011]. L'application du filtre $\hat{H}(f)$ aura pour effet d'isoler chaque bande de fréquences déterministes dans le signal. Un exemple typique de cette propriété est présenté à la figure 4.11. Le signal utilisé est composé de deux sinus qui ont respectivement des fréquences de 2.3 rev^{-1} et de 20 rev^{-1} . Ces deux fréquences n'ont pas d'harmoniques et elles ne sont pas des multiples une par rapport à l'autre. Du bruit gaussien a également été rajouté ($\sigma_{NOISE}^2 = 5.0$).

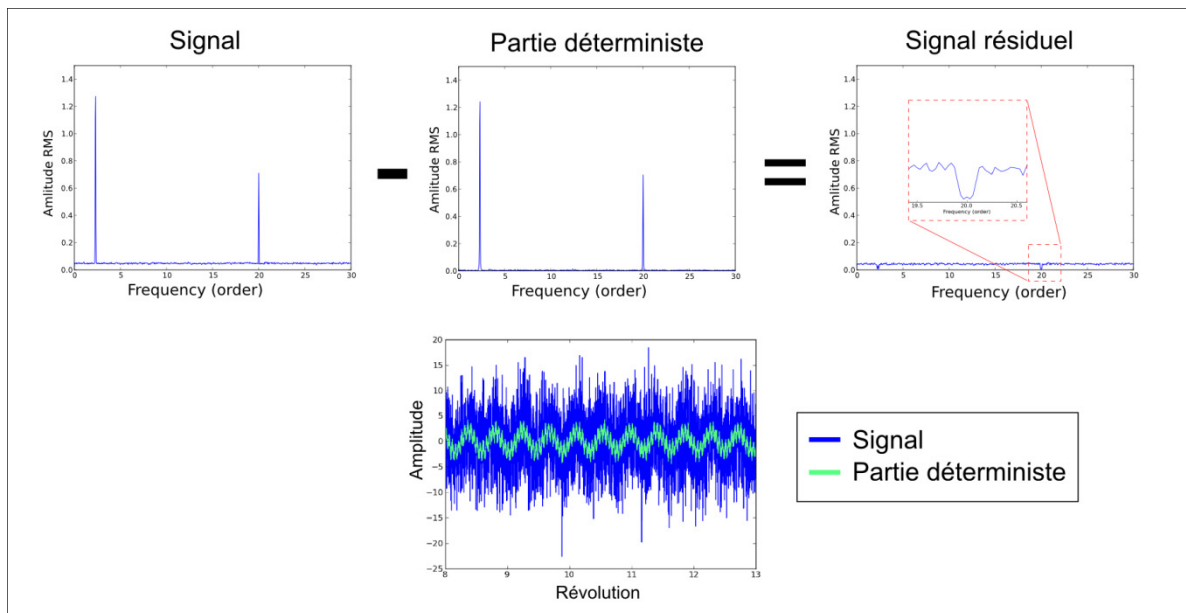


Figure 4.11 Exemple de la méthode DRS dans le domaine fréquentiel et angulaire

Il est à noter que l'estimation de la partie *CS1* avec la méthode DRS n'est pas purement périodique puisque le filtre $\hat{H}(f)$ ne contient pas une corrélation totalement nulle entre les fréquences aléatoires (~ 0.2 à la figure 4.10). Ceci implique que le résultat va varier au cours de temps (ou révolution). De plus, le niveau de bruit ou les fluctuations de fréquences pourront également modifier le résultat. Malgré ces inconvénients, la précision

³⁶ L'application du filtre $\hat{H}(f)$ crée une atténuation de $M/2$ au début et à la fin de la partie déterministe. Cette caractéristique pourrait être à considérer dans l'estimation de la partie résiduelle.

de la partie *CS1* peut quand même être satisfaite avec le choix des bons paramètres et un signal suffisamment long.

En résumé, la méthode DRS est une approche qui comporte plusieurs avantages. Le principal, c'est qu'elle permet d'identifier facilement et rapidement des anomalies dans la partie résiduelle. Cette caractéristique peut s'avérer un atout majeur pour le prétraitement des données³⁷. Un exemple identifiant 5 sauts intermittents d'un signal est illustré à la figure 4.12.

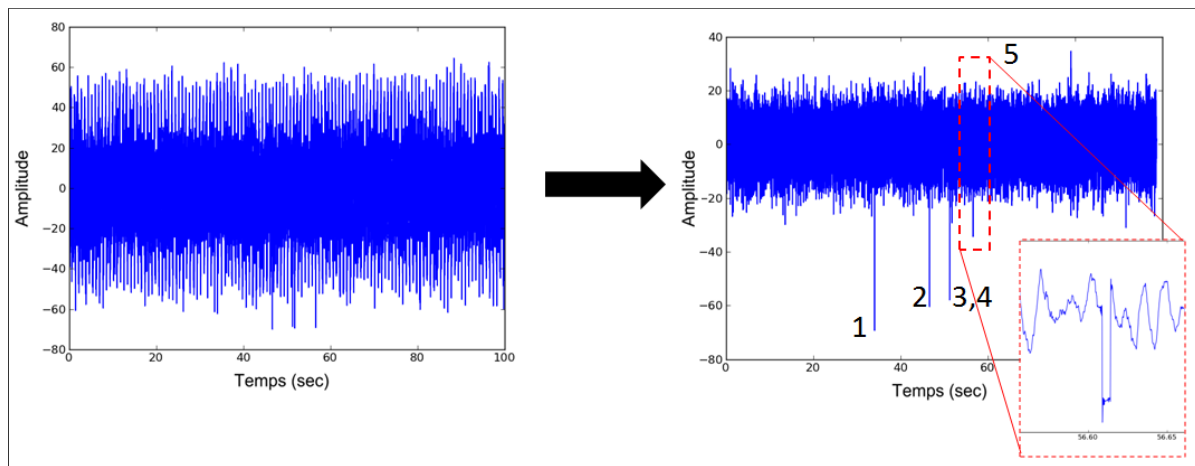


Figure 4.12 Exemple identifiant 5 sauts intermittents d'un signal à l'aide de la méthode DRS

Un autre avantage de la méthode DRS est qu'elle peut extraire et identifier toutes les composantes déterministes en une seule opération³⁸. Ceci est très utile pour éviter l'admission des composantes déterministes dans la partie résiduelle qui doit être, par définition, purement aléatoire. À noter que cette caractéristique peut également devenir un inconvénient au moment d'extrapoler la partie *CS1*. En effet, le signal extrait peut être

³⁷ Cette approche peut s'appliquer directement dans le domaine temporel pour l'étape de prétraitement puisque la séparation entre la partie déterministe et de la partie aléatoire n'a pas besoin d'être optimale. Par contre, le rééchantillonnage angulaire permet une meilleure corrélation entre les fréquences liées à la vitesse de rotation de la machine. Ce résultat implique que la séparation de ces fréquences devrait être plus efficace.

³⁸ Il faut tenir compte que la performance de la méthode DRS décroît en fonction du ratio signal/bruit.

constitué de plusieurs cycles ayant chacune des périodes différentes. Ainsi, il peut s'avérer difficile d'extrapoler la partie *CS1* avec exactitude (voir section 4.6). Afin d'éviter cette problématique, une solution envisageable serait de modifier le filtre obtenu en appliquant une corrélation nulle aux composantes indésirables pour l'extrapolation et de faire cette étape pour toutes les fréquences périodiques et déterministes qui ont été identifiées. De cette manière, chacune des parties *CS1* aura une période unique pouvant être employée pour l'extrapolation des données³⁹.

4.4 Les outils cyclostationnaires d'ordre 2

Dans certains cas, il pourrait également être intéressant d'inclure des ordres supérieurs dans la partie cyclostationnaire. Au sens large, lorsqu'on inclut la cyclostationnarité d'ordre 2, il est possible d'extraire les fluctuations de l'énergie périodique du signal. Cette approche permettrait d'inclure des phénomènes aléatoires ayant des statistiques quasi-périodiques qui seraient dissimulés dans le signal (Antoni *et al.*, 2004). Dans la littérature, l'estimation de la partie *CS2* est plus souvent utilisée pour le diagnostic de machine, car elle permet d'extraire des impulsions périodiques qui sont liées à des perturbations (Bonnardot, Randall et Guillet, 2005). Un exemple typique est présenté à la figure 4.13.

³⁹ Cette démarche n'est pas employée dans ce mémoire.

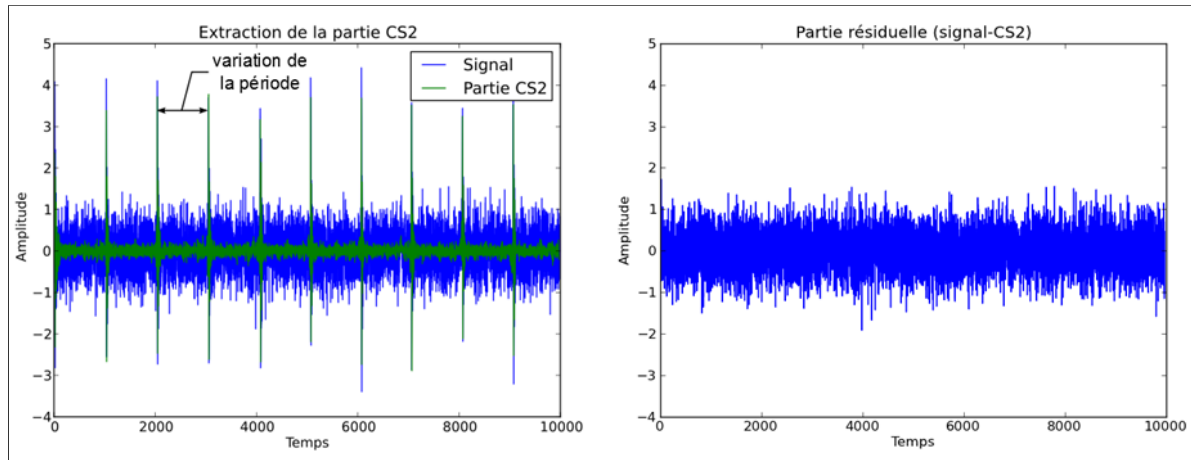


Figure 4.13 Exemple de l'estimation CS2

Les outils cyclostationnaires d'ordre 2 sont particulièrement basés sur la densité spectrale cyclique. Parmi les méthodes utilisées, la séparation spécifique telle que la régression cyclique à rang réduit (RRCR) permet d'extraire la partie CS2 d'un signal à partir d'une seule fréquence cyclique (Boustany et Antoni, 2008). Celle-ci est généralement utilisée pour extraire la partie cyclostationnaire pure à l'ordre 2 dans le cas d'impulsions périodiques⁴⁰. Dans le cas où la fréquence cyclique de la vitesse de rotation est modulée par les variations de la vitesse, l'algorithme RRCR pourrait également extraire les fluctuations de fréquences. Dans cette optique, l'article de Delvecchio (Delvecchio et Antoni, 2012) utilise cette technique pour extraire la partie CS1 et CS2 de la fréquence cyclique de rotation directement dans le domaine temporel. Un exemple sur une jauge de déformations d'une turbine opérant à 75% utilisant cette approche est présenté à la figure 4.14. Pour l'utilisation de cet algorithme, 2 jauges supplémentaires ont également été employées. Le résultat obtenu est comparé à la moyenne synchrone effectuée dans le domaine angulaire. De plus, la moyenne synchrone est également appliquée dans le

⁴⁰ La cyclostationnarité pure à l'ordre 2 signifie que la composante CS2 désigne un phénomène différent de la composante déterministe CS1 pour une même fréquence cyclique. Ceci implique que la composante CS1 doit être extraite avant d'extraire la composante CS2. De plus, la signification physique des phénomènes CS2 pure est plutôt de l'ordre microscopique (e.g. impact, frottement, roulement) et les phénomènes CS1 d'ordre macroscopiques (balourds, désalignements, ondes modales) (Antoni, 2010).

domaine temporel pour démontrer que la fréquence cyclique liée à la vitesse de rotation n'est pas complètement déterministe.

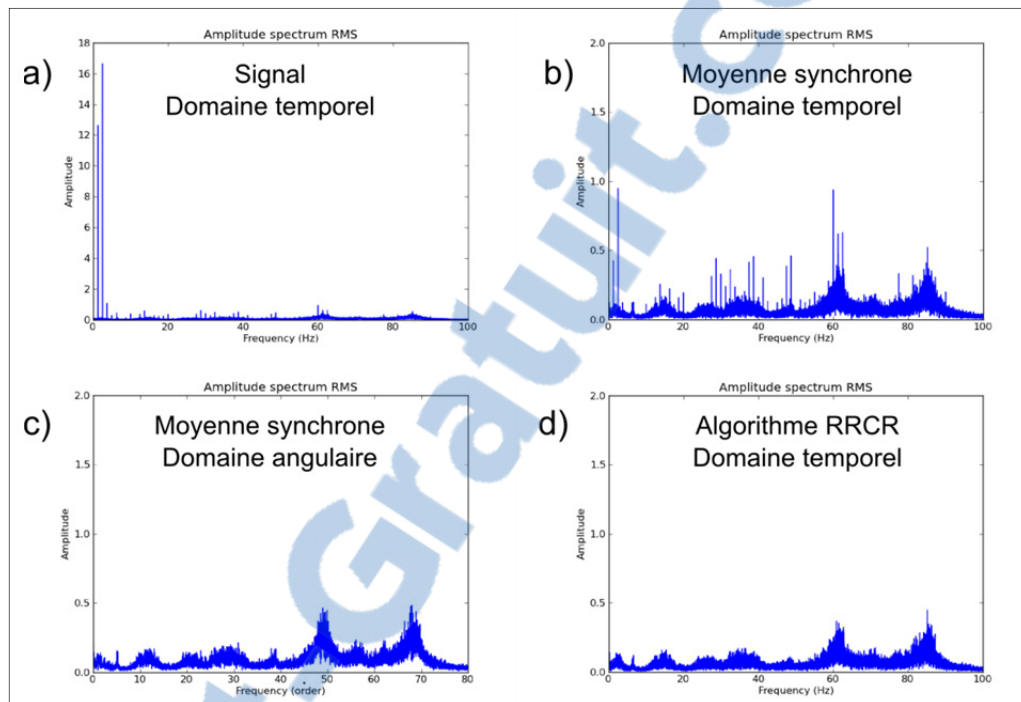


Figure 4.14 Comparaison de la partie résiduelle obtenue par trois différentes approches dans le domaine fréquentiel

Comme il a été mentionné pour cet exemple, l'algorithme RRCR peut nécessiter l'utilisation de plusieurs capteurs pour obtenir de meilleurs résultats. Le nombre d'harmoniques peut également affecter le résultat et les calculs peuvent s'avérer complexes si la fréquence d'échantillonnage est élevée et que le temps d'enregistrement est long. Pour éviter ses inconvénients, une autre alternative est présentée à la section 4.4.1 pour obtenir des résultats similaires à l'exemple de la figure 4.14.

Signalons que les moments cyclostationnaires d'ordres supérieurs (>2) ont actuellement peu d'applications dans le domaine mécanique. En effet, quelques applications pour le diagnostic ont été réalisées dans la littérature (Raad, Antoni et Sidahmed, 2008; Zhu, Feng et Kong, 2005), mais pour l'instant, aucun d'outil ne semble être appliqué pour extraire les

moments cyclostationnaires d'ordre supérieurs. L'une des complications est que pour obtenir une estimation cyclostationnaire pure à l'ordre 3, il faut estimer et extraire avec précision les moments cyclostationnaires du 1^{er} ordre et du 2^{ième} ordre. Cette même démarche serait utilisée pour les ordres supérieurs. Par contre, dans le cadre de ce travail, nous posons l'hypothèse que la modélisation des signaux peut se limiter aux 2 premiers moments. D'ailleurs, pour les applications aux systèmes mécaniques, il a été mentionné par J. Antoni (Antoni 2009) qu'une limitation aux 2 premiers ordres cyclostationnaires peut s'avérer suffisante, car ces moments caractérisent complètement un signal en terme de positionnement moyen et de dispersion moyenne. Pour le fondement théorique des ordres supérieurs cyclostationnaires, il peut toutefois être intéressant pour le lecteur de consulter les travaux de Dandawate et Gardner (Dandawate et Giannakis, 1994; Gardner et Spooner, 1994).

4.4.1 Utilisation de la phase pour extraire les fluctuations d'une fréquence et ses harmoniques

Comme il a été présenté avec le rééchantillonnage angulaire, les fluctuations de la vitesse de rotation sont éliminées lorsque le signal est rééchantillonné dans le domaine angulaire de la turbine. Cette notion implique que la référence de phase permet de stabiliser les fréquences liées à la vitesse de rotation. En ce sens, lorsqu'une composante périodique est visible dans le spectre fréquentiel et que ses fluctuations sont faibles⁴¹, il est possible de l'extraire si l'on connaît les fluctuations de phases de celles-ci⁴². Pour réaliser cette affirmation, le rééchantillonnage *a posteriori* sans capteur, introduit par F. Bonnardot et al. (Bonnardot *et al.*, 2005), est utilisé dans cette section. Suite au rééchantillonnage, une procédure est proposée à la figure 4.15 pour extraire les fluctuations d'une fréquence et ses harmoniques. Le but est de soustraire la partie *CS1* et la partie *CS2* pour une même

⁴¹ Il sera parfois nécessaire d'avoir une longue période d'acquisition pour visualiser les fluctuations (augmenter la résolution fréquentielle).

⁴² Cette notion implique également que l'amplitude de la composante sinusoïdale est stable dans le temps. Un spectrogramme pourrait être utilisé pour vérifier cette condition.

fréquence cyclique directement dans le domaine angulaire de la turbine. Avec l'aide de cette approche, il pourrait être possible d'extraire des phénomènes hydrauliques qui sont présents dans le signal (e.g. phénomène de torche) ou encore, enlever du bruit électrique lors de l'étape de prétraitement.

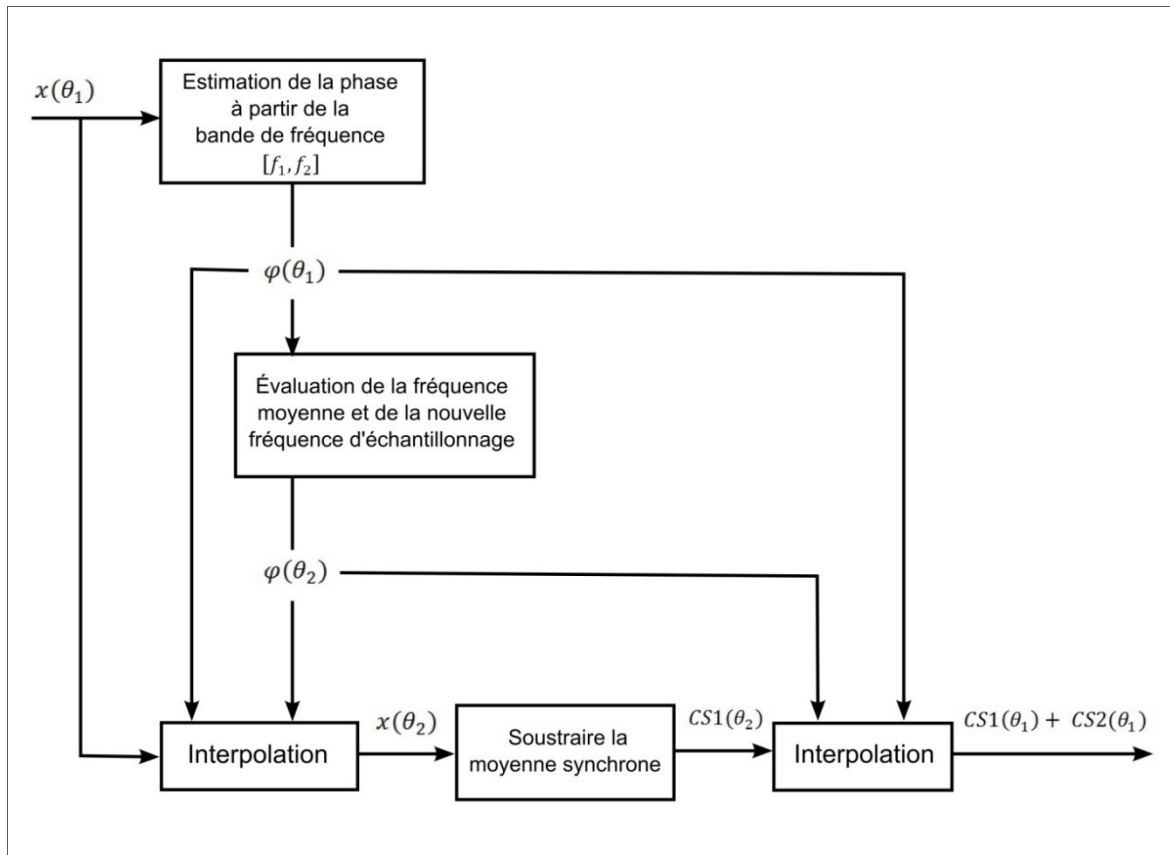


Figure 4.15 Procédure pour extraire avec la fluctuation d'une fréquence à l'aide de la phase

La première étape consiste à choisir une bande de fréquences $[f_1, f_2]$ d'une fréquence d'intérêt dans le contenu fréquentiel du signal $x(\theta_1)$. Celle-ci doit être choisie de telle sorte qu'elle englobe les fluctuations observées. Un exemple de cette étape est illustré à figure 4.16. Par la suite, on estime la phase $\varphi(\theta_1)$ de chaque valeur située dans l'intervalle $[f_1, f_2]$ avec l'aide des transformées de Fourier⁴³. Cette phase permet d'évaluer la fréquence

⁴³ La phase $\varphi(\theta_1)$ est un vecteur de même longueur que le signal $x(\theta_1)$

moyenne observée à partir de sa fréquence instantanée et de choisir une nouvelle fréquence d'échantillonnage dans le domaine angulaire θ_2 . Avec cette nouvelle fréquence d'échantillonnage, il est possible de créer une phase $\varphi(\theta_2)$ et d'estimer de nouvelles amplitudes $x(\theta_2)$ en interpolant. À cette étape, il est également recommandé de supprimer le premier et le dernier cycles dans le nouveau domaine θ_2 . Pour plus de détails sur le passage de la variable $x(\theta_1)$ à la variable $x(\theta_2)$, le lecteur est invité à consulter les travaux de F. Bonnardot et al. (Bonnardot *et al.*, 2005).

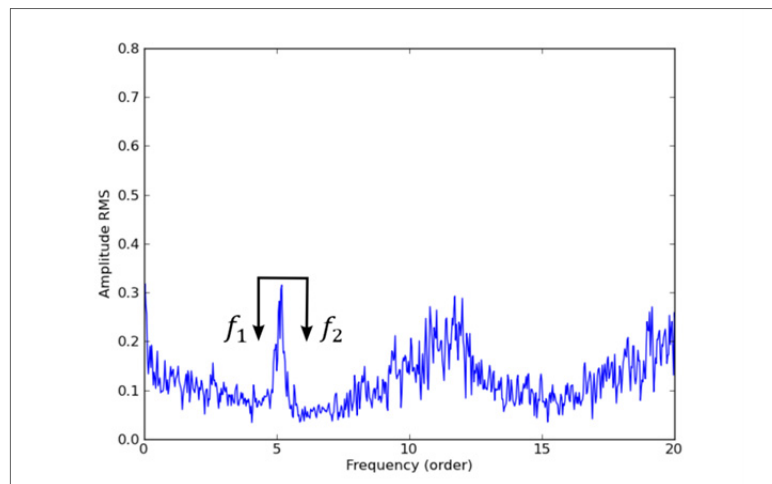


Figure 4.16 Contenu fréquentiel du signal $x(\theta_1)$ avec le choix de la bande de fréquence $[f_1, f_2]$

Lorsque le rééchantillonnage dans le domaine angulaire θ_2 est effectué, il est possible de vérifier si les fluctuations de la fréquence d'intérêt sont éliminées en visualisant le contenu fréquentiel du signal $x(\theta_2)$. Le résultat voulu est illustré à figure 4.17.

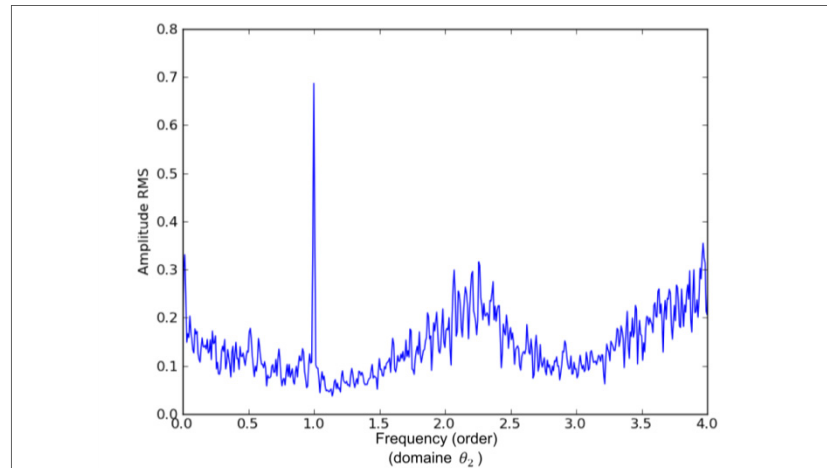


Figure 4.17 Contenu fréquentiel du signal rééchantillonné $x(\theta_2)$

Avec les outils de la moyenne synchrone présentés à la section 4.3.1, la fréquence d'intérêt et ses harmoniques peuvent être extraites dans le nouveau domaine θ_2 . La moyenne synchrone $CS1(\theta_2)$ est donc obtenue. Finalement, en effectuant une interpolation avec les phases $\varphi(\theta_1)$ et $\varphi(\theta_2)$ et la partie $CS1(\theta_2)$, il est possible d'estimer la partie cyclostationnaire $[CS1(\theta_1) + CS2(\theta_1)]$ de la fréquence d'intérêt dans le domaine initial θ_1 . Une fois soustraite du signal $x(\theta_1)$, la partie résiduelle obtenue ne devrait plus contenir de composantes sinusoïdales de la fréquence étudiée. Le contenu fréquentiel souhaité est présenté à la figure 4.18.

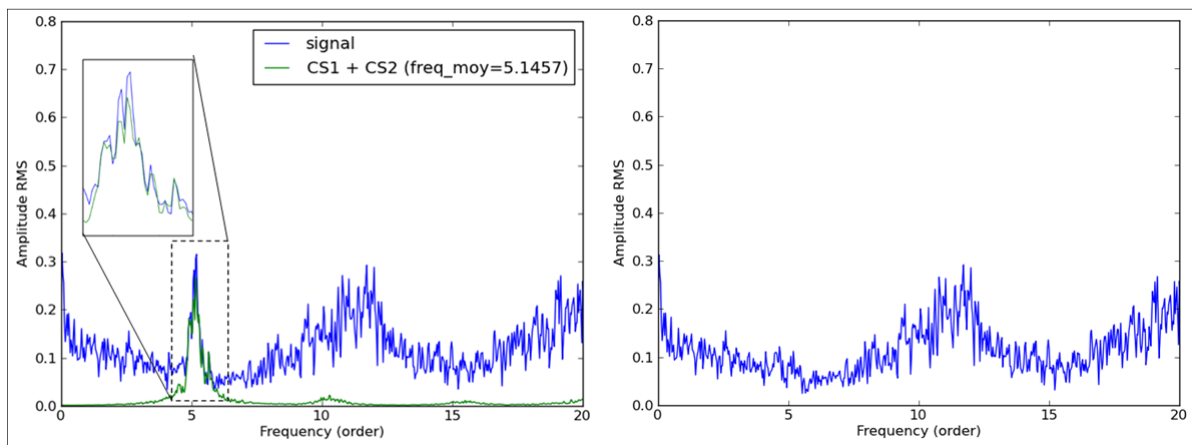


Figure 4.18 Comparaison du contenu fréquentiel entre $x(\theta_1)$ et la partie $CS1$ et $CS2$ de la fréquence d'intérêt (gauche) et contenu fréquentiel de la partie résiduelle (droite)

Tel que présenté, cette procédure peut devenir très utile lorsque nous sommes en présence de processus poly-cyclostationnaires. Cette approche pourrait même permettre de travailler uniquement dans le domaine temporel pour extraire toutes les composantes cyclostationnaires. Par contre, le fait d'avoir une période aléatoire dans la partie cyclostationnaire $[CS1(\theta_1) + CS2(\theta_1)]$ peut engendrer des difficultés lors de l'extrapolation. En effet, pour être totalement réaliste, une composante aléatoire devrait être incluse pour la composante $CS2$ puisqu'elle n'est pas considérée comme étant parfaitement déterministe (fluctuation stochastique de la fréquence). Pour l'étude de ce projet, nous considérons l'hypothèse que cette variation a peu d'impact sur l'amplitude des hauts cycles de fatigue lors de la simulation. Ceci implique que les fluctuations extraites peuvent être considérées identiques pendant l'extrapolation (voir exemple figure 4.22 à la section 4.6). Cette notion suppose que les variations observées peuvent être représentatives du comportement à long terme. Ainsi, la composante extraite $[CS1(\theta_1) + CS2(\theta_1)]$ est répétée durant l'extrapolation. Néanmoins, il est toujours préférable d'extrapoler dans le domaine angulaire pour obtenir une simulation plus fidèle des composantes liées à la vitesse de rotation et simplifier à l'ordre 1 la partie cyclostationnaire de cette dernière ($CS1_{\alpha=1}$).

4.5 Modélisation et simulation de la partie résiduelle

Lorsque la partie cyclostationnaire a été extraite et que la partie résiduelle ne présente plus de composantes périodiques significatives, il est possible de simuler de nouveaux signaux hypothétiques à l'aide d'un modèle stochastique. La théorie des valeurs extrêmes pourrait être une option envisageable, mais celle qui est présentée à la section 4.5.1 est une approche basée sur le spectre fréquentiel de la partie résiduelle.

4.5.1 Modèle stochastique basé sur le spectre fréquentiel

La technique basée sur le spectre fréquentiel de la partie résiduelle a pour but de générer de nouveaux signaux temporels (ou angulaire) en attribuant une amplitude aléatoire qui suit

une distribution de Rayleigh et une phase aléatoire qui suit une loi uniforme⁴⁴ (Tucker, Carter et Challenor, 1984). Cette approche a été fréquemment utilisée dans la simulation des niveaux des océans (The WAFO Group, 2011; Tucker, Carter et Challenor, 1984). Par exemple, la figure 4.19 présente le spectre fréquentiel du résidu d'une jauge de déformation sur une aube de turbine opérant à 75% d'ouverture. Seule la cyclostationnarité d'ordre 1 liée à la vitesse de rotation de la turbine est traitée dans cet exemple.

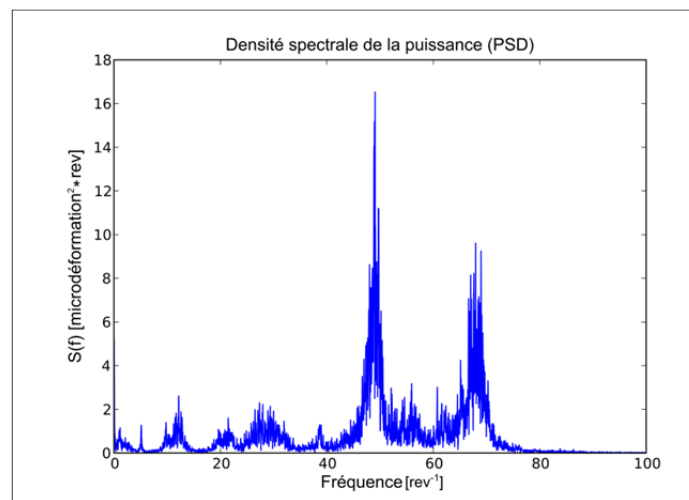


Figure 4.19 Exemple du contenu fréquentiel du résidu

À partir du spectre fréquentiel estimé, il est possible de simuler la partie résiduelle avec le modèle mathématique présenté à l'équation 4.6⁴⁵.

$$R(t) = \sum_{i=1}^N \sqrt{S(\omega_i)\Delta\omega} R_i \cos(\omega_i t + \varphi_i) \quad (4.6)$$

⁴⁴ Si $x \sim N(0, \sigma)$ et $y \sim N(0, \sigma)$ représente respectivement la partie réelle et imaginaire de la transformée de Fourier (FFT) d'un signal gaussien, alors l'amplitude ($\sqrt{x^2 + y^2}$) devrait tendre vers une distribution de Rayleigh et la phase ($\tan^{-1}(y/x)$) devrait tendre vers une distribution uniforme.

⁴⁵ Notons que l'équation 4.6 est représentée dans le domaine temporel. Par contre, rien n'empêche de substituer la variable t par θ pour ainsi travailler dans le domaine angulaire.

Où :

$\Delta\omega$	l'intervalle dans le domaine fréquentiel, i.e. $\omega_i = i\Delta\omega$
$S(\omega_i)$	densité spectrale de la puissance dans le domaine fréquentiel (PSD)
$R(t)$	signal dans le domaine temporel
φ_i	phase aléatoire entre 0 et 2π
R_i	facteur aléatoire indépendant ayant une distribution de Rayleigh $f_R(r) = re^{-r^2/2}, r > 0$ (moyenne de $R_i^2 = 2$)

En fonction des caractéristiques de la partie résiduelle, les paramètres de ce modèle peuvent demander un certain ajustement. En effet, dans le cas d'un processus non-gaussien, une transformée pourrait être utilisée et la distribution aléatoire (*Rayleigh*) des amplitudes pourrait être modifiée pour mieux représenter les données (Ochi et Ahn, 1994; Rychlik, Johannesson et Leadbetter, 1997; Winterstein, 1988). Dans notre contexte, il est suggéré d'utiliser une transformée linéaire (Rychlik, Johannesson et Leadbetter, 1997), car notre partie résiduelle recherchée vise un processus gaussien⁴⁶. D'autre part, on doit également tenir compte de la résolution fréquentielle ainsi que du type de fenêtrage. À titre d'exemple, un fenêtrage de type *Hanning* affecte la précision fréquentielle $\Delta\omega$ par un facteur de 1.5. Applicable à tous les types de fenêtrage, cette correction doit être appliquée pour obtenir une juste estimation de la puissance RMS ($S(\omega_i)\Delta\omega$). Dans la littérature, ce facteur est défini comme étant la bande passante équivalente de bruit normalisée (NENBW) de la fenêtre utilisée (Heinzel, Rüdiger et Schilling, 2002). Pour ce qui est de la résolution fréquentielle, il est également important de choisir une grandeur de fenêtre qui permet une juste estimation du contenu fréquentiel et de ses amplitudes. Une mauvaise estimation créera une erreur systématique sur les amplitudes de la simulation.

⁴⁶ Le lecteur est invité à consulter l'article de I. Rychlik (Rychlik, Johannesson et Leadbetter, 1997) pour les notions théoriques de la transformée linéaire. Pour son application et sa programmation, les travaux du groupe WAFO de l'université de Lund sont également un bon complément (The WAFO Group, 2011).

4.5.2 Test de normalité

Avant d'appliquer le modèle stochastique, il peut être judicieux de vérifier avec un test de normalité si la partie résiduelle peut être considérée comme étant gaussienne. Une première étape serait de vérifier la distribution PDF de la partie résiduelle et de la comparer avec une loi normale comme il est présenté à la figure 4.20. Cette schématisation permet de visualiser approximativement si l'ensemble des données de la partie résiduelle suivent une distribution normale ($N(\mu, \sigma)$).

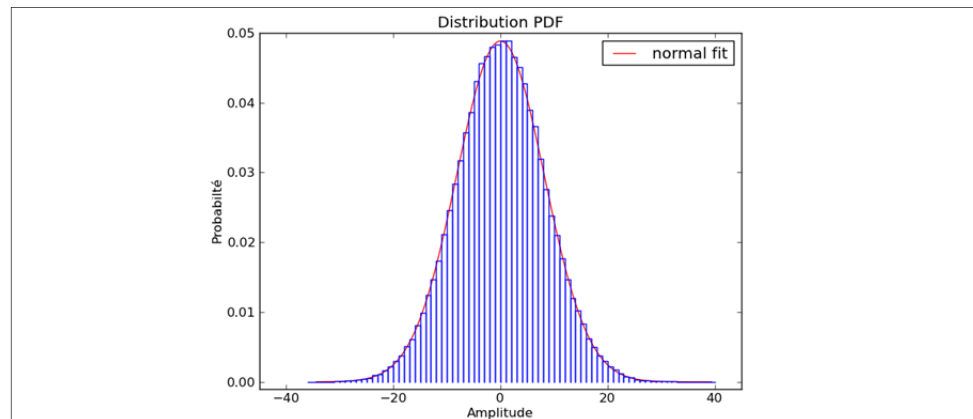


Figure 4.20 Distribution PDF de la partie résiduelle suivant une loi normale

Malgré la simplicité de cette méthode, la distribution PDF ne permet pas de comparer facilement les queues des distributions (extrémités). C'est cette partie qui influence les valeurs extrêmes du signal et qui nous intéresse. Par conséquent, une autre approche qui permet de vérifier la corrélation et la dispersion entre la distribution des données et une distribution normale est d'utiliser le graphique de probabilité normale utilisant la droite d'Henry (Chambers, 1983). Avec cette méthode, il est possible de vérifier si les extrémités de la distribution des données divergent de la distribution normale (droite d'Henry). À cet effet, une illustration typique entre une distribution divergente et une distribution se rapprochant d'une loi normale est présentée à la figure 4.21.

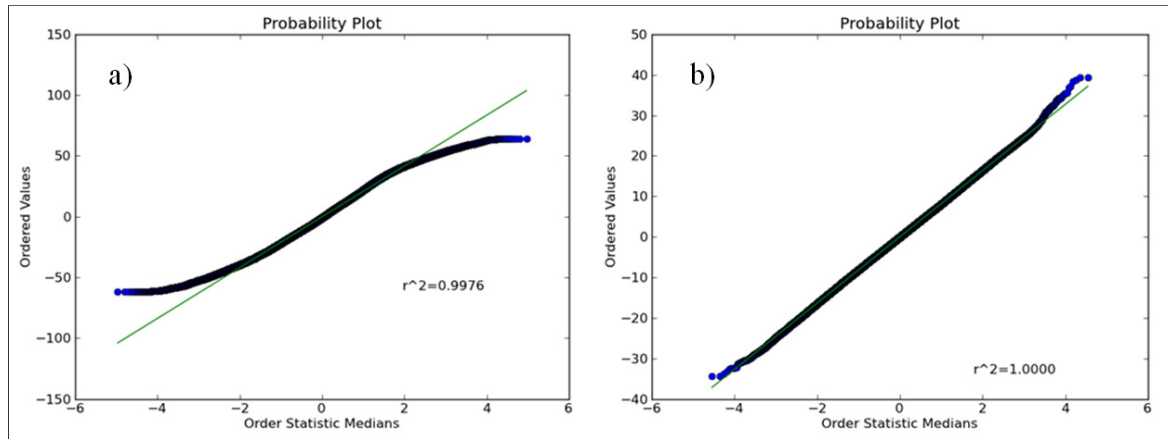


Figure 4.21 Test de normalité a) distribution de données divergeant d'une loi normale; b) distribution de données se rapprochant d'une loi normale

À la figure 4.21b, il est noté qu'une légère divergence est observable aux extrémités des valeurs maximales, par contre, celle-ci peut être considérée comme acceptable pour la modélisation. Pour confirmer davantage cette hypothèse, les tests d'adéquation avec un seuil de confiance peuvent s'avérer un outil complémentaire aux méthodes graphiques.

Pour les distributions normales, des tests d'adéquation tels que les tests *Shapiro-Wilk* et *Khi-carré* (χ^2) sont souvent employés. Dans le cadre de ce projet, le test de *Kolmogorov-Smirnov* (KS), qui a été présenté à la section 3.4.2.1, est employé. Ce test permet de quantifier le maximum de divergence entre les distributions cumulées (CDF) en calculant la statistique D_n du test KS. À partir d'une valeur critique définie par un niveau de signification choisi *a priori*, il sera possible d'accepter l'hypothèse que la distribution suit une distribution normale si la valeur D_n est inférieure à cette valeur critique (Marsalek et Povalac, 2012). Dans notre cas, un niveau de confiance de 5% est choisi.

4.6 Extrapolation

Dans le cas la modélisation à l'aide des outils cyclostationnaire, l'extrapolation du signal s'effectue en jumelant la simulation du modèle stochastique à la partie cyclostationnaire. Cette notion élémentaire peut parfois devenir complexe lorsque plusieurs composantes cyclostationnaires sont présentes dans le signal. Dans cette optique, la figure 4.22 illustre

les étapes à suivre dans le cas d'un signal de 100 secondes constitué de deux composantes cyclostationnaires.

La première étape consiste à rééchantillonner un signal $x(t)$ avec l'aide d'un signal de position $y(t)$ pour obtenir un signal angulaire $x(\theta)$. Il est à noter qu'une plage temporelle (de l'ordre de quelques secondes) est perdue pour la modélisation puisque le rééchantillonnage angulaire commence au premier front montant visible et se termine au dernier front montant. Ensuite, la moyenne synchrone liée à la vitesse de rotation peut être extraite avec l'aide de l'équation 4.3. On obtient alors la composante $CS1_{\alpha=1.0}(\theta)$. Son extrapolation s'effectue en répétant la moyenne synchrone le nombre de fois voulu. Dans l'exemple de la figure 4.22, une autre composante périodique semble encore visible lors de l'analyse du spectre fréquentiel. Celle-ci montre une fluctuation de la fréquence (fréquence moyenne $\cong 5.15 \text{ rev}^{-1}$), ainsi la partie cyclostationnaire de cette fréquence est extraite avec l'aide de la méthode décrite à la section 4.4.1. La composante $[CS1(\theta) + CS2(\theta)]_{\alpha=5.15}$ est alors obtenue. Encore une fois, quelques secondes sont perdues, car il est recommandé avec cette approche de supprimer les premier et dernier cycles durant le rééchantillonnage⁴⁷. Finalement, on effectue une simulation du signal résiduel $R(\theta)$ avec l'aide d'un modèle stochastique. Celle-ci doit être de la même longueur que la partie cyclostationnaire. Le modèle représentant la simulation de la figure 4.22 est donc présenté par l'équation 4.7.

$$x_{sim}(\theta) = \{CS1_{\alpha=1.0}(\theta) + [CS1(\theta) + CS2(\theta)]_{\alpha=5.15}\} + R_{sim}(\theta) \quad (4.7)$$

⁴⁷ Cette notion est à considérer lorsqu'on additionne toutes les composantes cyclostationnaires lors de la simulation.

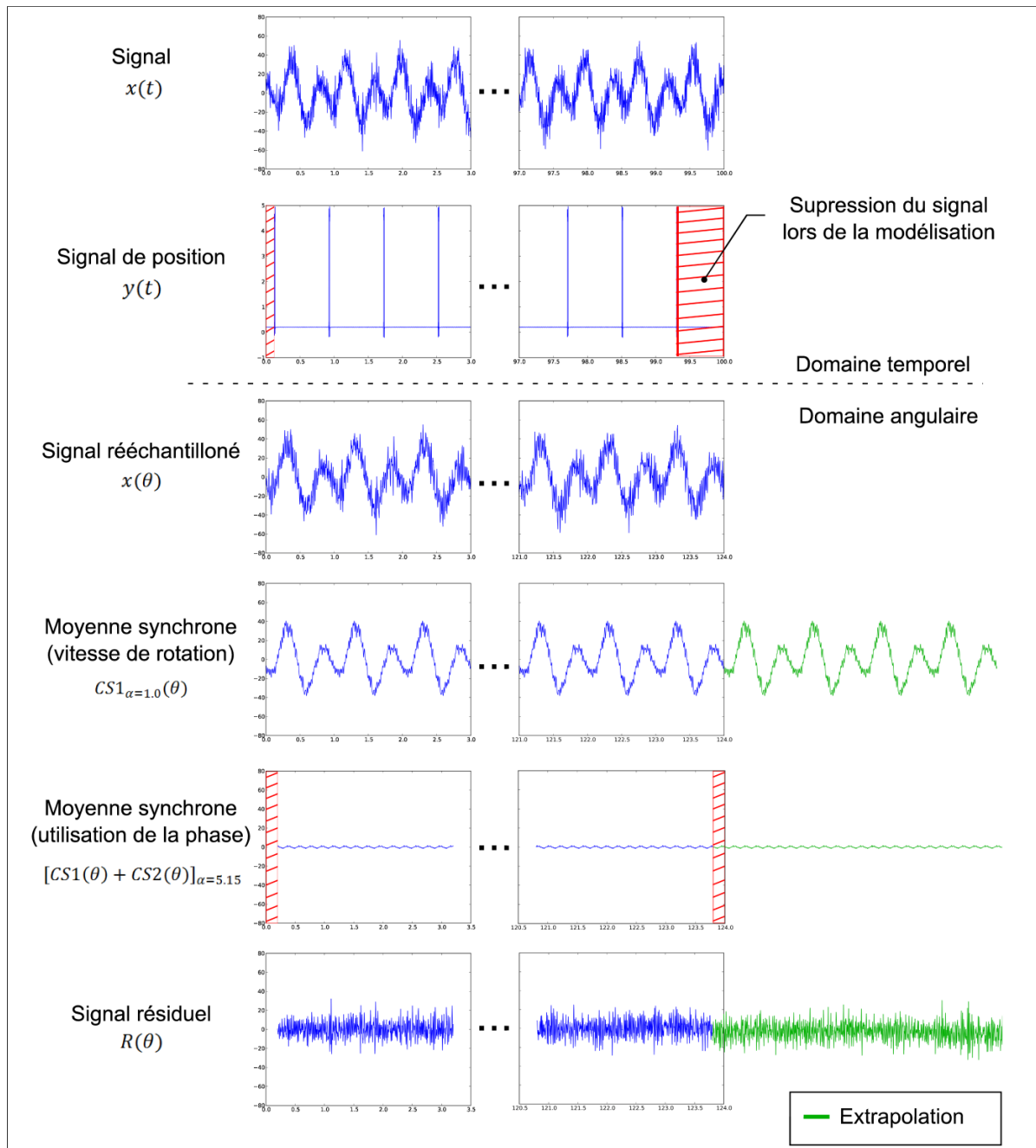


Figure 4.22 Exemple d'un signal extrapolé avec l'aide des outils cyclostationnaires jumelés à un modèle stochastique

L'exemple illustré à la figure 4.22 présente l'idée générale pour extrapoler un signal ayant plusieurs parties cyclostationnaires. On remarque que la composante $[CS1(\theta) + CS2(\theta)]_{\alpha=5.15}$ est très faible par rapport à la partie résiduelle $R(\theta)$ et la partie

$CS1_{\alpha=1.0}(\theta)$. Ceci porte à croire qu'elle pourrait être également négligeable. Ainsi, dans certains cas, il est possible de limiter la modélisation à la cyclostationnarité d'ordre 1 et de tenir compte uniquement des composantes cycliques liées à la vitesse de rotation de la turbine ($CS1_{\alpha=1.0}(\theta)$). Un test de normalité peut s'avérer une excellente approche pour confirmer, ou infirmer, cette hypothèse.

4.7 Conclusion

Au cours de ce chapitre, plusieurs étapes ont été proposées pour effectuer une modélisation avec l'aide des outils cyclostationnaires. La première est de rééchantillonner le signal dans le domaine angulaire en fonction des fluctuations de vitesse de la turbine (échelle en révolution). À cet effet, **un rééchantillonnage angulaire *a posteriori* avec capteur est suggéré**. Par la suite, plusieurs outils issus de la littérature ont été présentés pour extraire les composantes périodiques (ou quasi-périodique) d'un signal. Dans le contexte des jauges de déformations utilisées sur turbines hydroélectriques, **la moyenne synchrone et l'utilisation de la phase du signal sont les deux approches à privilégier pour estimer la partie cyclostationnaire**. D'autre part, **la méthode DRS s'est avérée un excellent outil pour l'étape de prétraitement des données**. Une fois la partie résiduelle estimée, un modèle stochastique basé sur le contenu fréquentiel est employé pour la simulation de cette dernière. Nous soulignons que **la sélection des bons paramètres du modèle stochastique est essentielle à une simulation représentative de la partie résiduelle et aléatoire**. Par ailleurs, il est important de mentionner que quelques hypothèses doivent toutefois être posées lors de l'application de ce modèle. Celles-ci sont :

- Le signal est cycloergodique;
- La partie cyclostationnaire se limite aux deux premiers moments (ordre $CS1$ et $CS2$);
- Lorsqu'une période aléatoire est incluse dans la partie cyclostationnaire [$CS1(\theta_1) + CS2(\theta_1)$], les fluctuations extraites sont considérées identiques pendant l'extrapolation.

- La partie résiduelle est considérée gaussienne lorsque toutes les composantes périodiques importantes sont extraites.

Finalement, il a été démontré dans ce chapitre que la modélisation à partir des outils cyclostationnaires et d'un modèle stochastique est une nouvelle approche qui comporte plusieurs avantages. À titre d'exemple, **cette méthode permet d'isoler et de caractériser les phénomènes périodiques présents dans le signal**. Elle permet également une analyse spécifique des composantes aléatoires du signal.

CHAPITRE 5

APPLICATION ET ANALYSE DES MODÈLES

5.1 Introduction

Pour comparer les deux méthodes d'extrapolation que nous avons développées, des données recueillies sur 2 turbines hydrauliques de type Francis provenant de différents groupes turbine-alternateur (nommés respectivement GTA1 et GTA2) sont utilisées⁴⁸. Ces données proviennent de deux jauges de déformation installées sur une aube de la turbine (8fonver et ASG1) et les signaux mesurés sont effectués pour différentes conditions d'utilisation : **marche à vide (MAV)**, **charge partielle** et **pleine charge**. Les emplacements de ces capteurs, ainsi qu'une représentation des turbines du GTA1 et du GTA2, sont exposés aux figures 5.1 et 5.2.

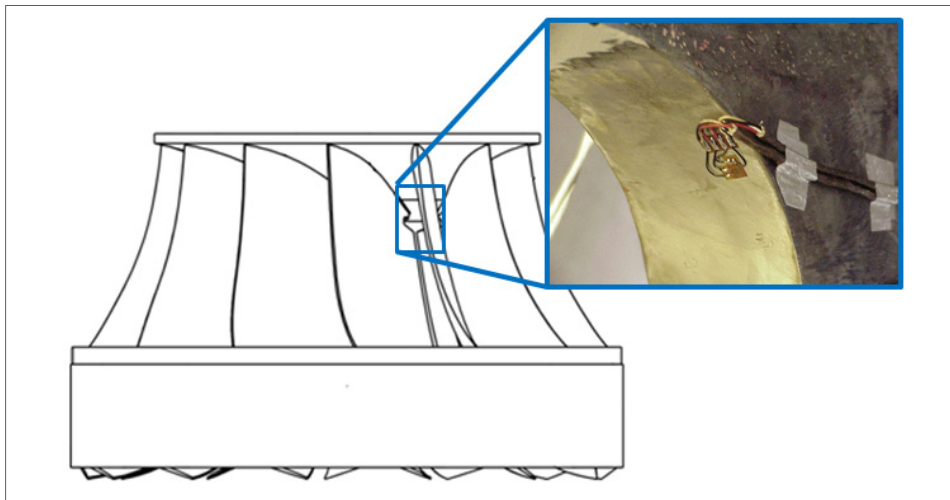


Figure 5.1 Emplacement de la jauge de déformation 8fonver sur l'aube de la turbine hydroélectrique du GTA1

⁴⁸ Pour des raisons de confidentialité, le nom et les caractéristiques détaillées du GTA1 et du GTA2 ne sont pas mentionnés dans ce mémoire.

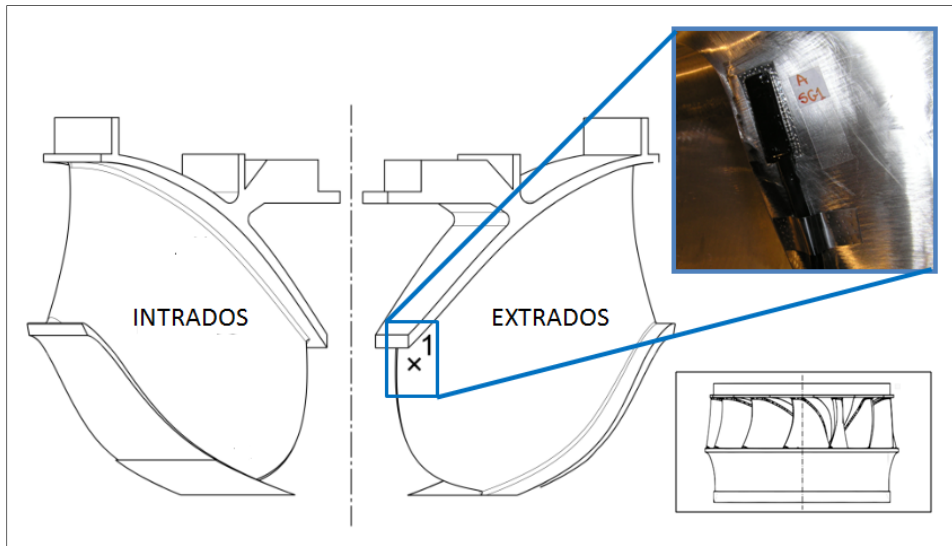


Figure 5.2 Emplacement de la jauge de déformation ASG1 sur l'aube de la turbine hydroélectrique du GTA2

Tel que défini au Chapitre 2, une étape de prétraitement des données est suggérée avant l'application des modèles. Par conséquent, tous les signaux utilisés pour les études de cas ont été conformés à la procédure introduite à la section 2.3 (prétraitement des signaux). Les résultats de cette étape sont présentés à l'Annexe I. Par ailleurs, tous les calculs ont été développés et programmés avec Python® 2.7.3.1. Les nombreuses fonctions utilisées pour l'analyse et l'application des modèles ont également été effectuées avec l'aide de la librairie PYTAS⁴⁹. Celle-ci est brièvement présentée à l'Annexe V.

5.2 Étude de cas – Condition de marche à vide (MAV)

Pour l'étude de la condition MAV, une période de 2800 secondes du GTA1 et une période de 100 secondes du GTA2 sont utilisées. D'ailleurs, puisqu'une longue période est disponible pour le GTA1, une fenêtre de 100 sec a également été extraite dans le signal d'origine de 2800 sec pour évaluer l'efficacité des deux méthodes. Cette fenêtre est employée pour

⁴⁹ La librairie PYTAS a été développée par l'auteur durant son stage chez Andritz Hydro Ltée et l'institut de recherche d'Hydro-Québec (IREQ) durant la session d'hiver 2013. Cet outil regroupe différentes fonctions permettant d'analyser et de traiter des signaux enregistrés lors d'essai *in situ*.

estimer les paramètres des modèles. Il est important de souligner que tous les résultats pour le choix du seuil U sont disponibles à l'Annexe II et que les résultats de la partie cyclostationnaire et de la partie résiduelle sont présentés à l'Annexe III.

5.2.1 Groupe turbine-alternateur 1

Selon le modèle basé sur la théorie de valeurs extrêmes, les seuils U_{max} et U_{min} sont respectivement de 41.16 et -59.25 microdéformation (μs) à la condition MAV du GTA1. Le choix de ces seuils a été déterminé à l'aide méthodes graphiques et analytiques. Par conséquent, la figure 5.3 illustre les seuils U_{max} et U_{min} retenus ainsi que les fonctions de densité (PDF) des distributions GPD utilisées pour représenter respectivement les valeurs extrêmes des maximums et minimums. Les paramètres des distributions GPD(σ, ξ) choisies sont également présentés.

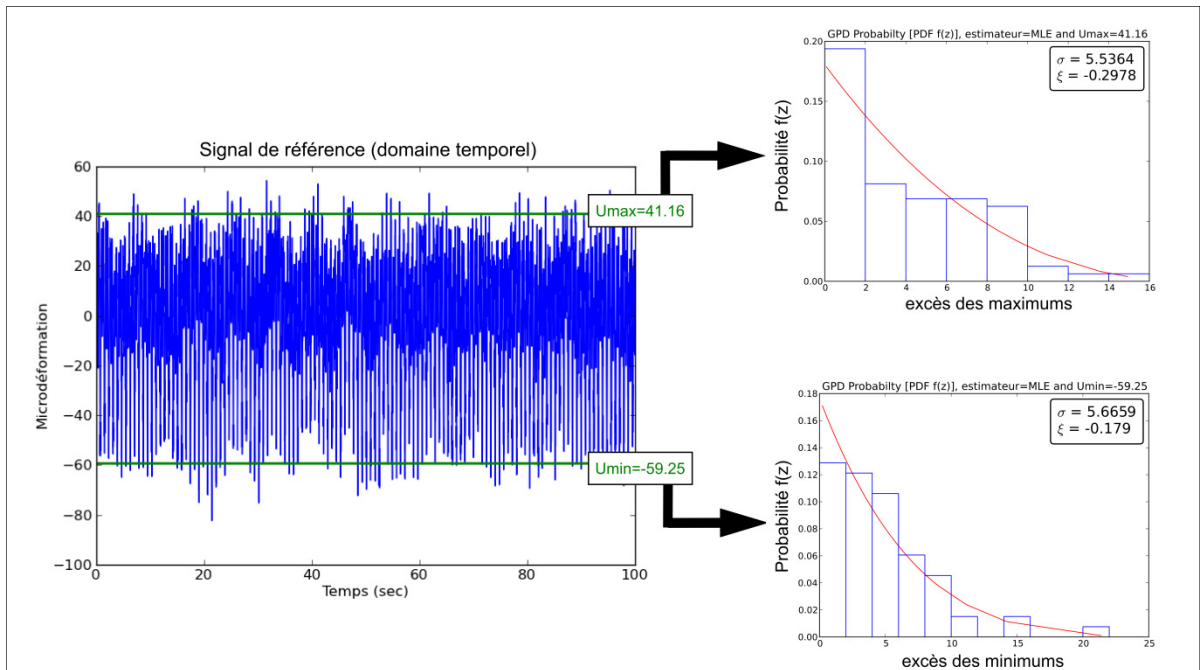


Figure 5.3 Modélisation avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d'opération MAV (GTA1)

Pour chaque simulation, vingt-huit (28) signaux sont générés à l'aide de la distribution GPD et sont assemblés un à la suite de l'autre pour produire une extrapolation totale de 2800 sec (environ 0.75 hr). Ainsi, le 'critère 1' (comparaison des spectres de chargement, section 2.4.1) et le 'critère 2' (distribution des extrêmes sur une période choisie, section 2.4.2) sont analysés à la figure 5.4. Pour le 'critère 1', on observe une variation de 137.03 à 145.38 μs au niveau de l'étendue des signaux générés sur 200 simulations comparativement à 143.68 μs pour le signal original (2800 sec). D'autre part, la médiane obtenue à l'aide du 'critère 2' est de 121.12 μs pour les simulations et de 115.04 μs pour le signal original. Il est à noter que les résultats des tests statistiques (graphiques et analytiques, section 2.4.3) du 'critère 3' sont disponibles à l'Annexe II.

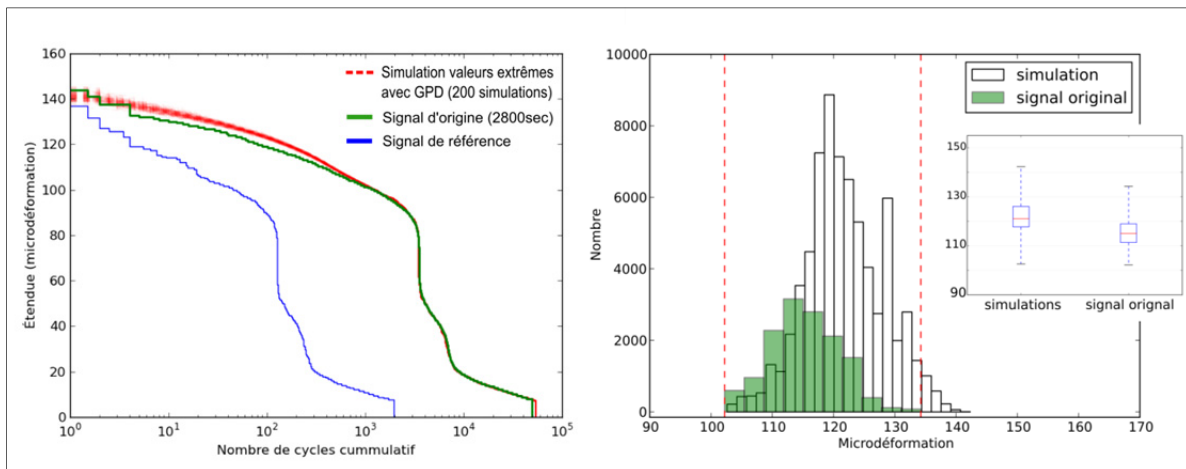


Figure 5.4 Résultats du 'critère 1' et du 'critère 2' avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d'opération MAV (GTA1)

Dans le cas de la cyclostationnarité et comme mentionnée précédemment au Chapitre 4, la première étape consiste à rééchantillonner le signal de référence en position angulaire avec l'aide d'un signal tachymétrique. Le signal de référence obtenu compte environ 123 révolutions à cause des pertes de signaux durant la modélisation. Une fois le

rééchantillonnage terminé, la partie cyclostationnaire et le modèle utilisé pour la simulation sont définis par l'équation 5.1⁵⁰.

$$x_{sim}(\theta) = \{CS1_{\alpha=1.0}(\theta) + [CS1(\theta) + CS2(\theta)]_{\alpha=5.53} + [CS1(\theta) + CS2(\theta)]_{\alpha=0.10}\} + R_{sim}(\theta) \quad (5.1)$$

La comparaison du signal de référence et la partie résiduelle obtenue est représentée à la figure 5.5. Cette figure illustre également l'histogramme ainsi qu'une fonction de densité PDF d'une loi normale.

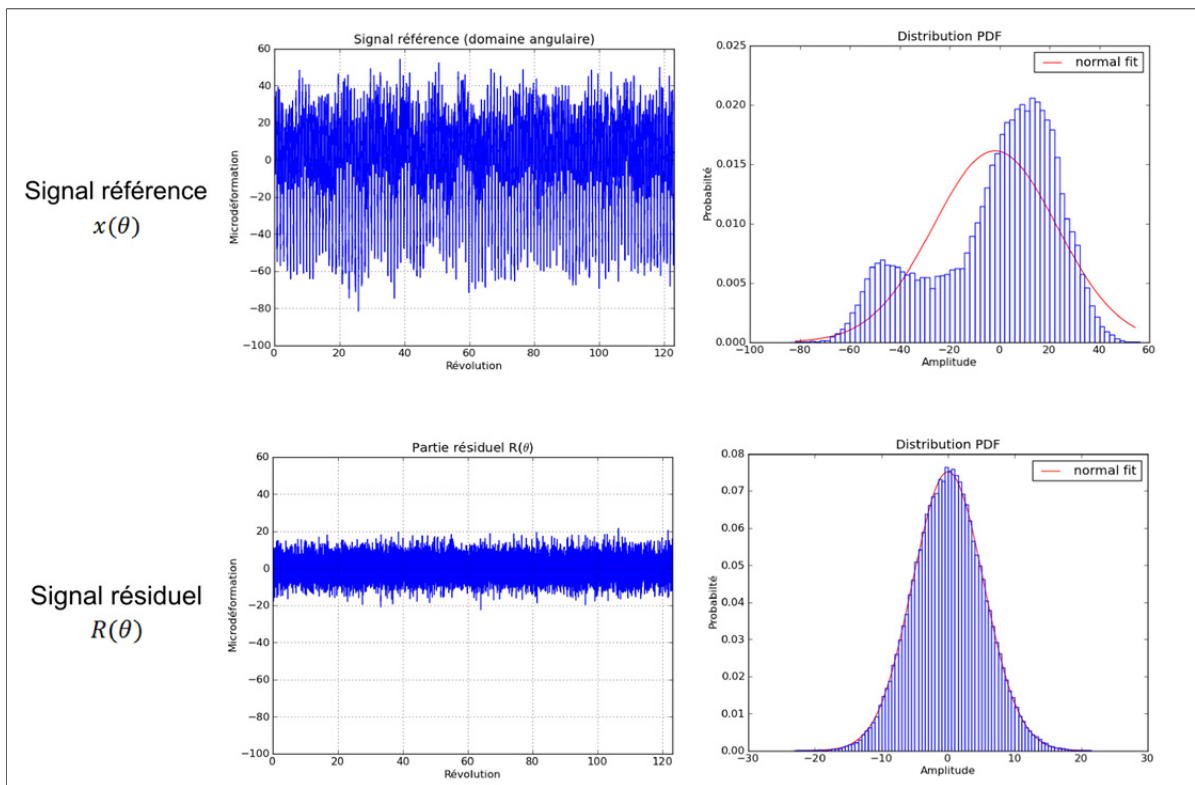


Figure 5.5 Comparaison du signal de référence par rapport au signal résiduel pour la modélisation avec l'aide des outils cyclostationnaires à la condition d'opération MAV (GTA1)

⁵⁰ La période de la fréquence cyclique $\alpha = 0.10 \text{ rev}^{-1}$ est très longue (environ 10 révolutions). Ainsi pour extraire cette partie périodique, la moyenne mobile (*Moving Average*) a été utilisée avec une grandeur de fenêtre de $f_{ech_ang}/8$. Cette approche agit comme filtre passe-haut.

La génération du signal résiduel est ensuite effectuée à l'aide d'un modèle stochastique basé sur son contenu fréquentiel. Les paramètres sont présentés au tableau 5.1.

Tableau 5.1 Paramètres du modèle stochastique (MAV, GTA1)

Fréquence d'échantillonnage (domaine angulaire)	2048 pts/rev
Grandeur de fenêtre	2^{14} pts
Type de fenêtre	<i>Hanning</i>
Taux de recouvrement	67%
Transformée pour modèle gaussien	Linéaire

Ce résultat est, par la suite, additionné à la partie périodique préalablement calculée pour obtenir le signal extrapolé. Tout comme la méthode des valeurs extrêmes, 200 simulations ont été effectuées⁵¹. Dans ce cas, on observe une variation de 136.72 à 152.22 μs sur le cycle le plus élevé au 'critère 1' et une médiane de 115.99 μs pour les simulations du 'critère 2'. Ces résultats^{52,53} sont illustrés à la figure 5.6.

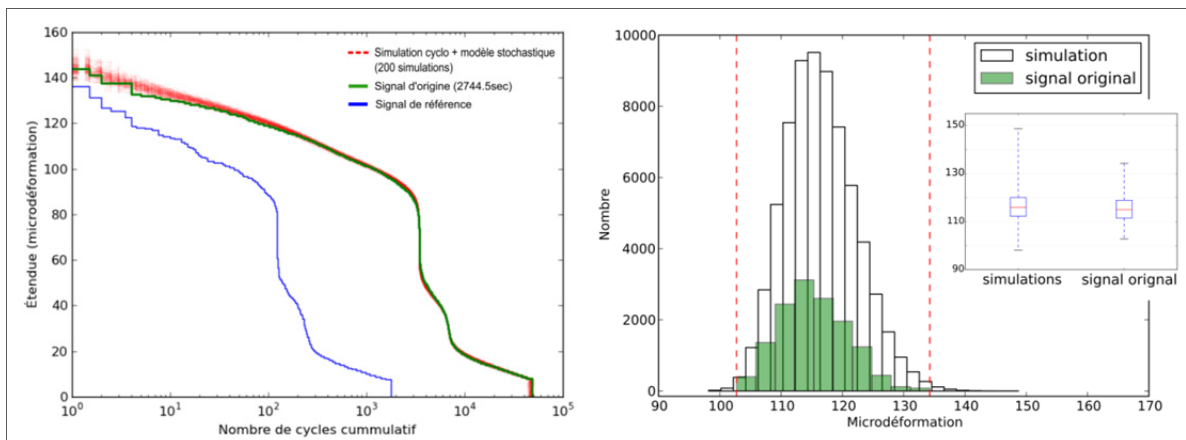


Figure 5.6 Résultats du 'critère 1' et du 'critère 2' avec l'aide des outils cyclostationnaires à la condition d'opération MAV (GTA1)

⁵¹ Les simulations s'effectuent en extrapolant 28 fois le signal de référence ($\cong 2744.5$ sec)

⁵² Le cycle le plus élevé du signal d'origine est toujours de 143.68 μs pour le 'critère 1' et la médiane de 115.01 μs pour le 'critère 2'.

⁵³ Les tests de normalité du 'critère 3' sont disponibles à l'Annexe III.

5.2.2 Groupe turbine-alternateur 2

Dans le contexte du GTA2, les mêmes étapes que pour le GTA1 sont appliquées. Cependant, seule une période de 100 sec est disponible dans ce cas. Ceci implique que pour les critères de validation, la longueur des simulations est la même que le signal de référence. Une extrapolation de 10 fois le signal de référence est également appliquée pour évaluer les résultats à long terme du modèle (20 simulations).

Tout d'abord, les seuils U_{max} et U_{min} ont été déterminés aux valeurs de 151.70 et -134.45 μs respectivement. La schématisation des résultats du modèle basée sur la théorie des valeurs extrêmes est présentée à la figure 5.7.

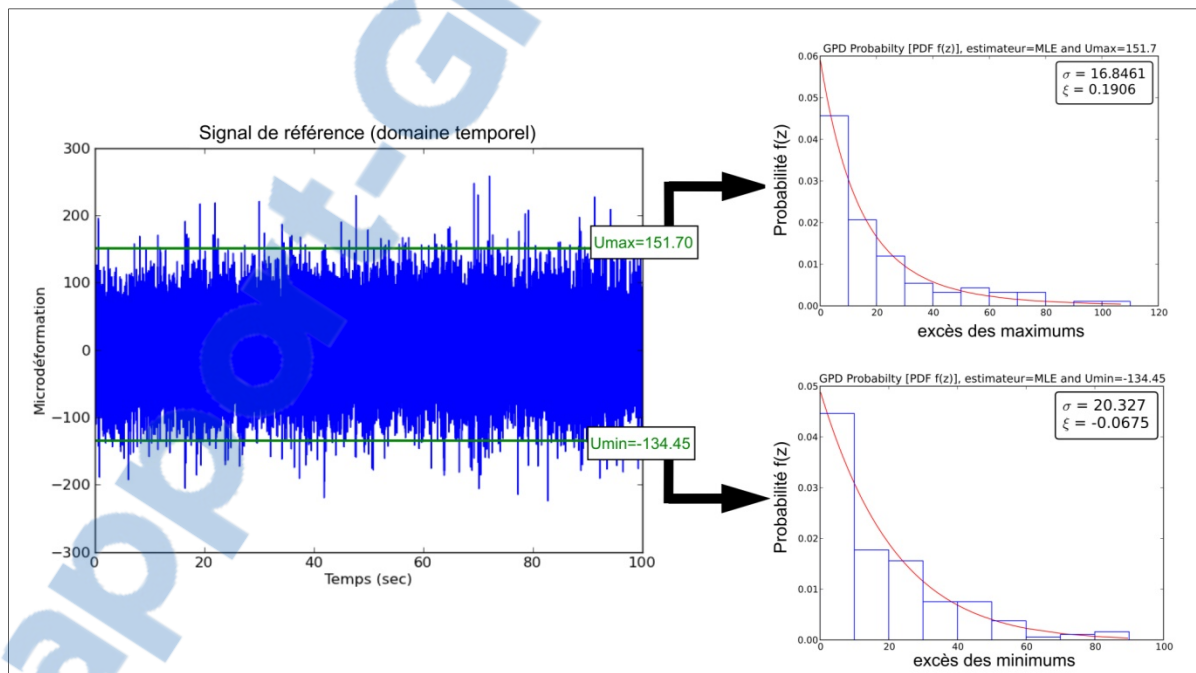


Figure 5.7 Modélisation avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d'opération MAV (GTA2)

En tout, 200 simulations (longueur 100 sec) ont été générées avec l'aide d'une distribution GPD. Selon le 'critère 1', une variation de 426.31 à 614.61 μs est observée pour l'étendue des 200 simulations par rapport à 482.33 μs pour le signal de référence. Par ailleurs, une

médiane de 358.18 μs est obtenue des simulations du ‘critère 2’ comparativement à 361.51 μs pour le signal de référence. Les résultats des deux critères sont présentés à la figure 5.8.

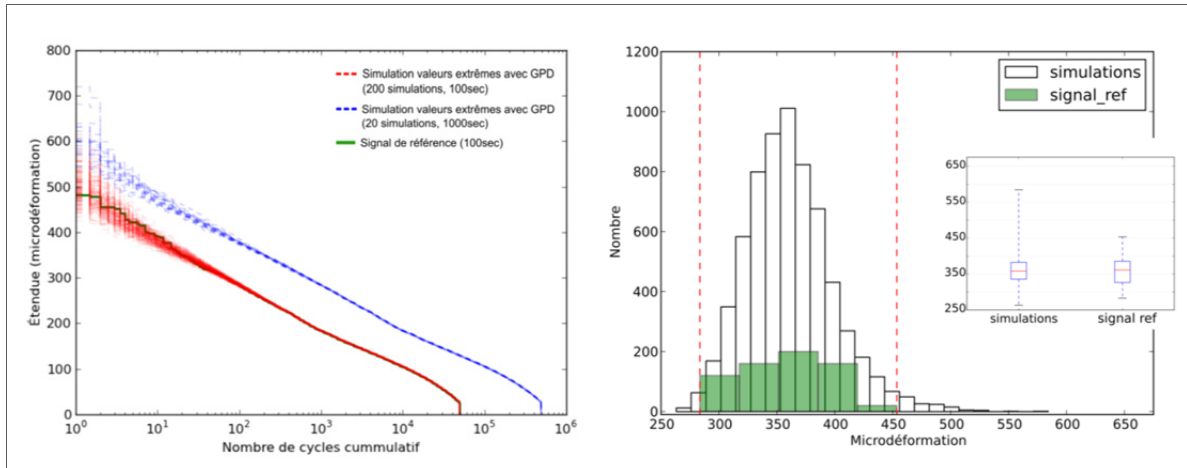


Figure 5.8 Résultats du ‘critère 1’ et du ‘critère 2’ avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d’opération MAV (GTA2)

Pour sa part, le modèle de la seconde méthode est défini par l’équation 5.2. À partir de ce modèle, une schématisation du signal de référence utilisé (330 révolutions \cong 99 sec) ainsi que le signal résiduel $R(\theta)$ est présenté à la figure 5.9.

$$x_{sim}(\theta) = \left\{ CS1_{\alpha=1.0}(\theta) + \sum_{i=1}^3 [CS1(\theta) + CS2(\theta)]_{\alpha_i} \right\} + R_{sim}(\theta) \quad (5.2)$$

Où :

$$\alpha_1 = 101.18; \alpha_2 = 38.08; \alpha_3 = 16.87 \text{ (unité : rev}^{-1}\text{)}$$

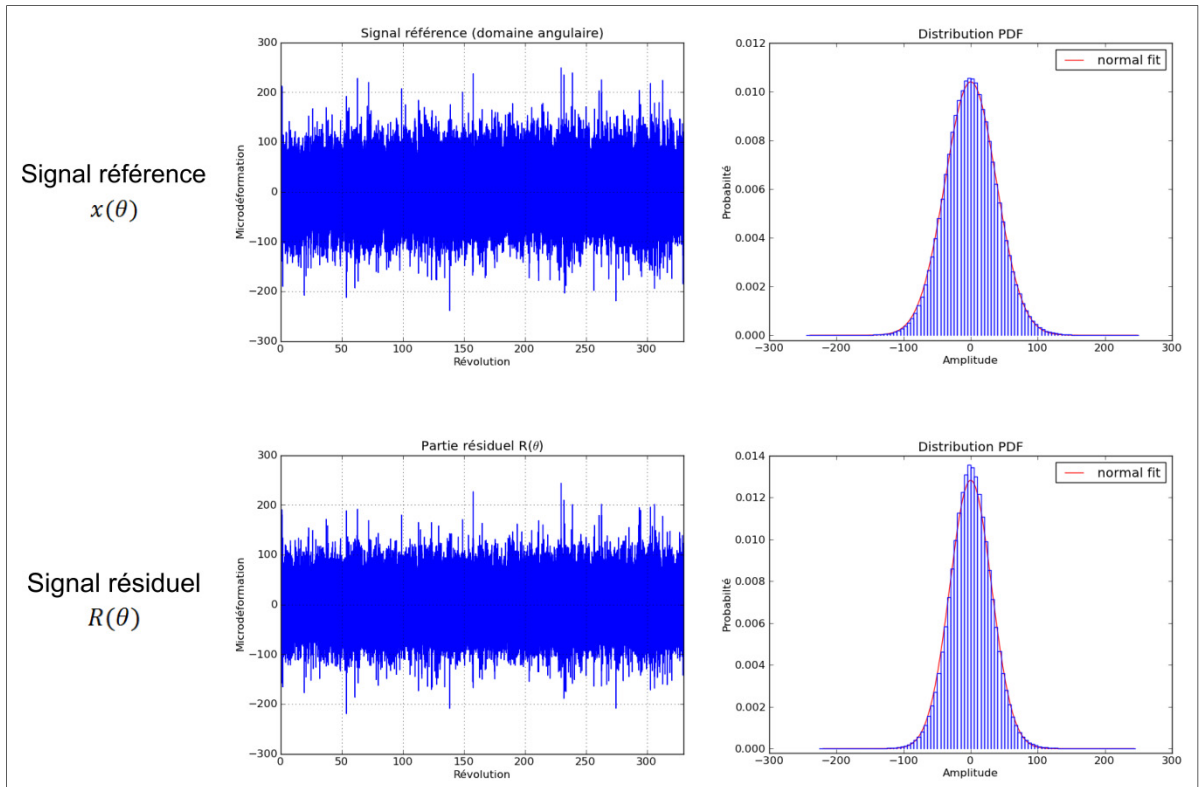


Figure 5.9 Comparaison du signal de référence par rapport au signal résiduel pour la modélisation avec l'aide des outils cyclostationnaires à la condition d'opération MAV (GTA2)

Suite aux 200 simulations effectuées (longueur 330 révolutions)⁵⁴, le spectre de chargement du 'critère 1' a démontré une variation de 310.23 à 395.94 μs (signal de référence : 477.61 μs). La distribution du 'critère 2' a une médiane 286.04 μs (signal de référence : 361.5 μs)⁵⁵. Ces résultats sont présentés à la figure 5.10.

⁵⁴ Les paramètres pour la simulation de la partie résiduelle sont les mêmes que ceux présentés au tableau 5.1.

⁵⁵ Les écarts importants entre les simulations et le signal de référence sont élaborés à la section 5.4.

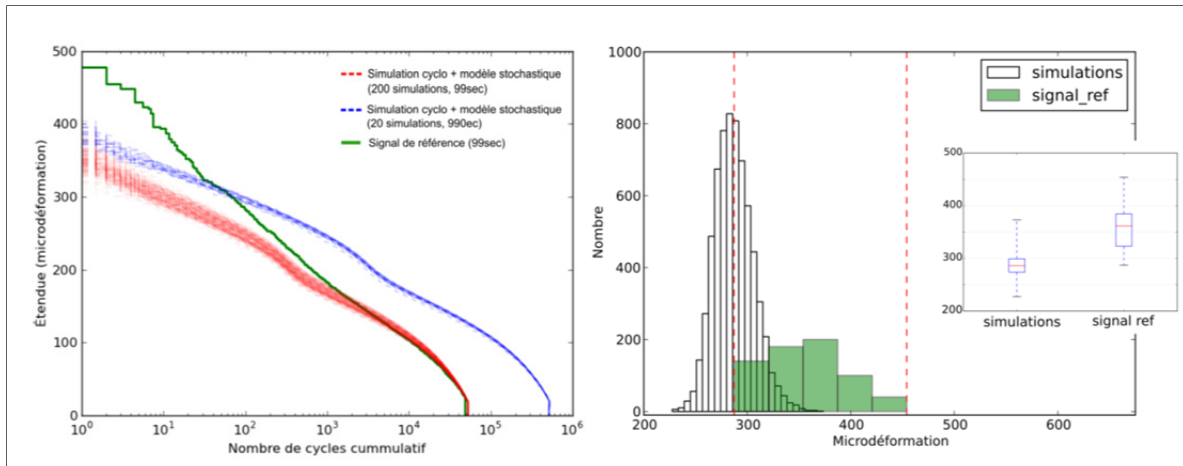


Figure 5.10 Résultats du ‘critère 1’ et du ‘critère 2’ avec l’aide des outils cyclostationnaires à la condition d’opération MAV (GTA2)

5.3 Étude de cas – Condition de charge partielle et pleine charge

Le comportement dynamique de la turbine à charge partielle est fondamentalement différent. Rappelons au lecteur que la turbine n’est pas optimisée pour ces conditions. En fonction du pourcentage de l’ouverture (débit), le comportement peut parfois être semblable à celui obtenu avec les conditions de pleine charge ou de marche à vide. Dans certains cas, un nouveau comportement, avec des nouveaux phénomènes, peut apparaître (voir figure 2.8). En effet, certaines conditions peuvent être confrontées à des phénomènes hydrauliques importants (e.g. torche de charge partielle), ce qui change considérablement le contenu du signal. Dans cette optique, des signaux présentant des phénomènes de torches sont étudiés pour les deux (2) différents groupes. Les signaux utilisés ont une période de 160 secondes pour le GTA1 et une période de 100 secondes pour le GTA2. Selon la même procédure qu’à la condition d’opération MAV, tous les résultats obtenus sont résumés à l’Annexe IV⁵⁶. Un exemple du ‘critère 1’ et du ‘critère 2’ pour le GTA1 est illustré aux figures 5.11 et 5.12.

⁵⁶ Notons que les tests pour le choix du seuil U et que les résultats de la partie cyclostationnaire et de la partie résiduelle sont toujours disponibles à l’annexe II et III respectivement. Ceci est également applicable pour la condition de pleine charge.

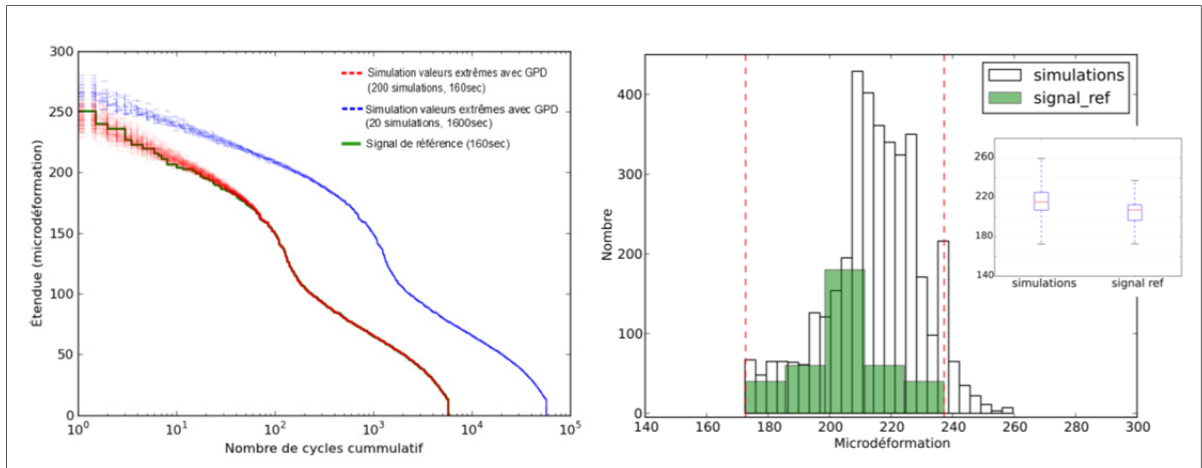


Figure 5.11 Résultats du ‘critère 1’ et du ‘critère 2’ avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d’opération de charge partielle (GTA1)

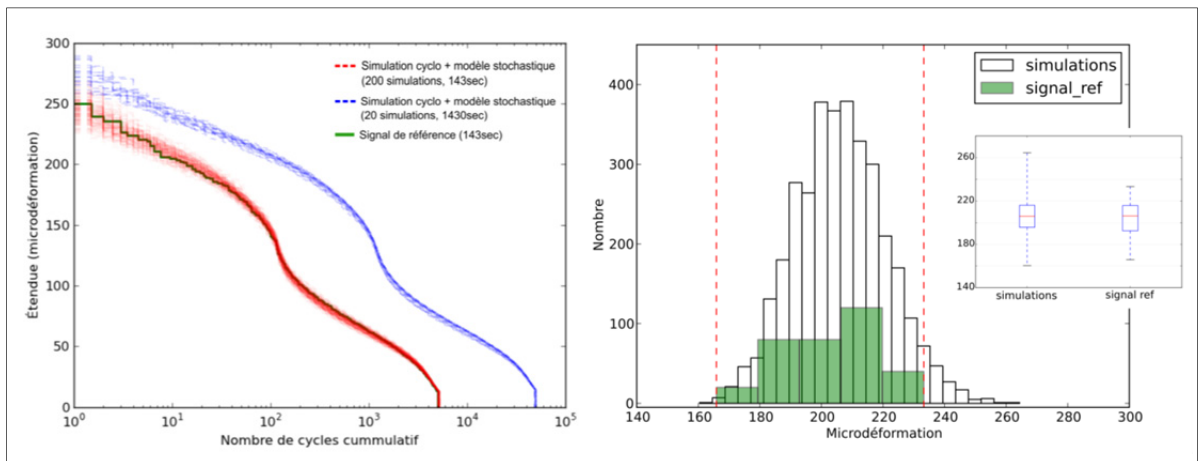


Figure 5.12 Résultats du ‘critère 1’ et du ‘critère 2’ avec l’aide des outils cyclostationnaires à la condition d’opération de charge partielle (GTA1)

Tel que mentionné au Chapitre 2, la condition de pleine charge est le régime pour lequel la turbine a été normalement conçue. Par conséquent, cette condition a également été étudiée pour les deux groupes turbine-alternateur. Parmi les données disponibles, une période 1600 sec pour le GTA1 et une période de 100 sec pour le GTA2 sont utilisées. Encore une fois, les résultats sont présentés à l’Annexe IV. Les figures 5.13 et 5.14 illustrent les résultats obtenus pour les deux critères (1 et 2) du GTA1.

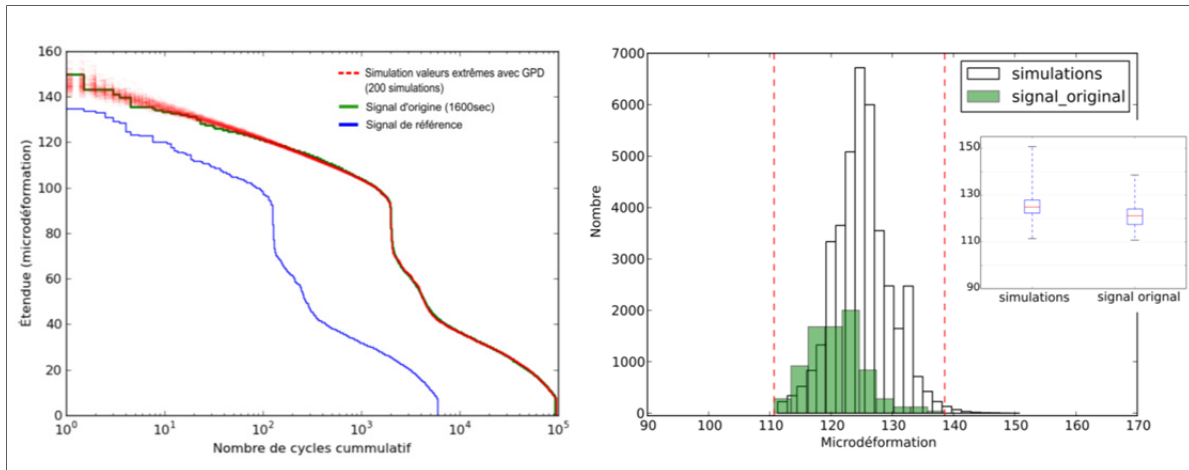


Figure 5.13 Résultats 'critère 1' et du 'critère 2' avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d'opération de pleine charge (GTA1)

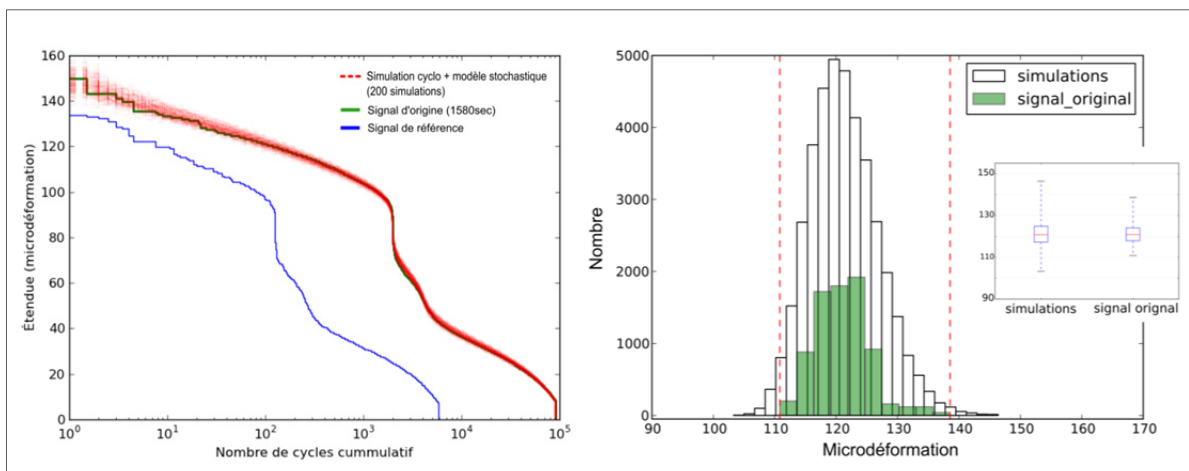


Figure 5.14 Résultats du 'critère 1' et du 'critère 2' avec l'aide des outils cyclostationnaires à la condition d'opération de pleine charge (GTA1)

5.4 Discussion et analyse des résultats

Parmi les signaux utilisés du **GTA1**, les deux méthodes semblent représenter convenablement, dans la majorité des cas, l'historique de chargement du signal d'origine ou de référence. Le niveau de dispersion entre les cycles de grandes amplitudes semble également raisonnable pour les simulations effectuées.

Toutefois, il est possible de constater que pour la méthode basée sur les **valeurs extrêmes** (figure 5.4, figure 5.11 et figure 5.13), la distribution des extrêmes sur une période de 10 révolutions (critère 2) est légèrement supérieure au signal d'origine ou de référence (médiane et quartiles plus élevés). Cette observation est encore davantage visible à la condition MAV (figure 5.4), car les cycles de hautes amplitudes du spectre de chargement (critère 1) sont légèrement surévalués.

D'autre part, en se basant sur les simulations effectuées, la méthode issue de la **cyclostationnarité** (figure 5.6, figure 5.12 et figure 5.14) démontre une plus grande dispersion des cycles de hautes amplitudes que la méthode basée sur la théorie des valeurs extrêmes. Elle semble également plus représentative du signal d'origine ou de référence.

Suite à ces résultats, il est envisageable de se poser la question suivante : ***est-ce que cette différence entre les deux méthodes peut avoir une influence significative lors de l'analyse en fatigue?*** Dans cette optique, une comparaison des résultats à la condition MAV est effectuée à l'aide du modèle de fiabilité (diagramme de Kitagawa) introduit par M. Gagnon (Gagnon *et al.*, 2013). Ce modèle a été présenté en 'Introduction'. Il permet de calculer la probabilité qu'une zone paramétrisée excède un certain seuil de fiabilité. Cette zone est définie par le niveau et les variations des contraintes et la grosseur du défaut à un instant t_0 . Ainsi, à partir d'une grosseur de défaut choisie *a priori* (e.g. 1.5 mm \pm une distribution de *Gumbel*), il sera possible de comparer les variations de contraintes des deux méthodes. Il est à noter ces variations de contraintes sont définies par la distribution des extrêmes du 'critère 2' et une distribution $GEV(\xi, \mu, \sigma)$ s'y rattachant⁵⁷. Les résultats obtenus pour les deux méthodes sont illustrés aux figures 5.15 et 5.16. Les paramètres utilisés ainsi que la probabilité *FORM* («*First Order Reliability Methods*») du modèle de fiabilité sont

⁵⁷ Les paramètres de la distribution GEV sont calculés avec l'aide du maximum de vraisemblance (ML). De plus, les contraintes σ sont obtenues à partir d'un module de Young E de 200 GPa et des déformations ϵ de la distribution GEV ($\sigma = E\epsilon$).

également présentés au tableau 5.2⁵⁸. La probabilité *FORM* est une méthode qui permet d'estimer la probabilité que la zone paramétrisée dépasse le seuil fiabilité établi par les états limites du matériel (K_{th} , σ_0).

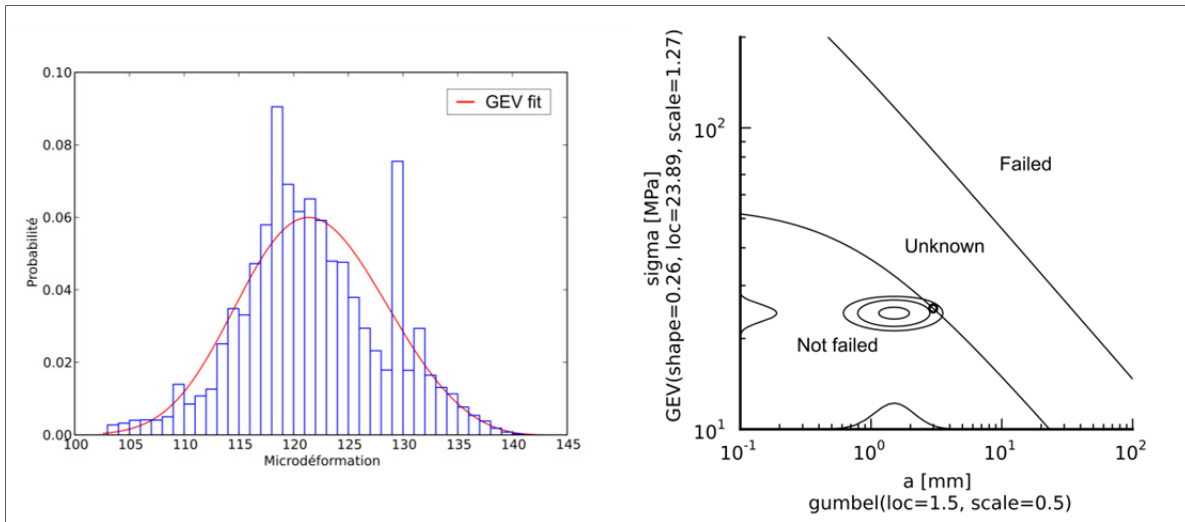
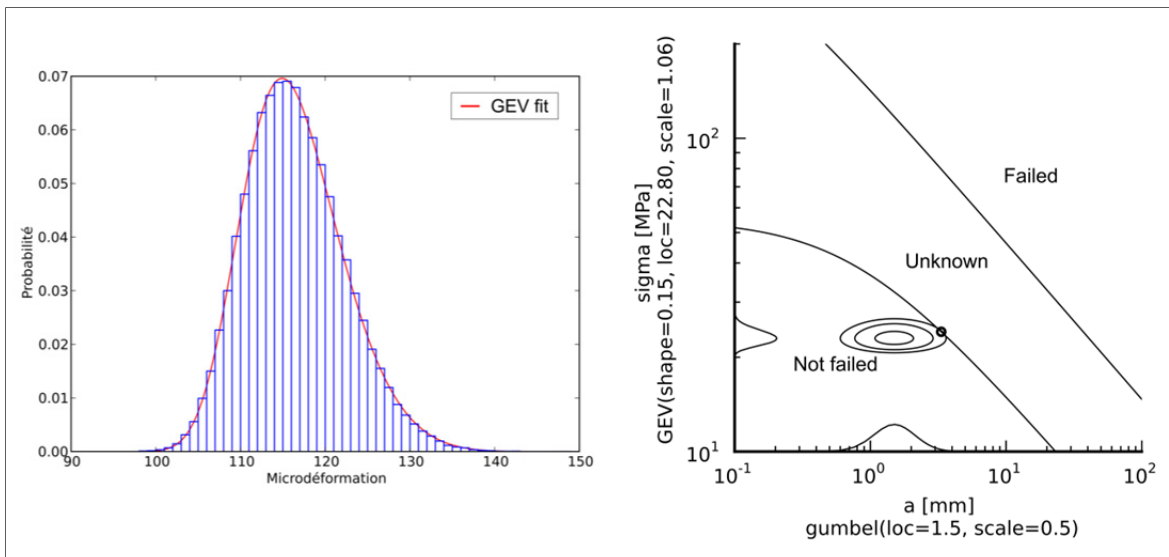


Figure 5.15 Modèle de fiabilité avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d'opération MAV (GTA1)



⁵⁸ Le lecteur est invité à consulter l'article de M. Gagnon (Gagnon et al., 2013) pour la signification et l'utilisation de tous les paramètres du modèle de fiabilité.

Figure 5.16 Modèle de fiabilité avec l'aide des outils cyclostationnaires à la condition d'opération MAV (GTA1)

Tableau 5.2 Paramètres et probabilité *FORM* du modèle de fiabilité (MAV, GTA1)

	Méthode 1 (valeur extrême) MAV	Méthode 2 (cyclo.+stoc.) MAV
États limites	$K_{th} = [2.0, 6.0] \text{ MPa} \cdot \sqrt{m}$ $\sigma_0 = [55, 550] \text{ MPa}$	$K_{th} = [2.0, 6.0] \text{ MPa} \cdot \sqrt{m}$ $\sigma_0 = [55, 550] \text{ MPa}$
Variation des contraintes $\Delta\sigma$ [Mpa]	GEV (forme=0.26,position=23.89,échelle=1.27)	GEV (forme=0.15,position=22.80,échelle=1.06)
Grosseur du défaut a [mm]	Gumbel (position=1.5,échelle=0.5)	Gumbel (position=1.5,échelle=0.5)
Probabilité <i>FORM</i> [%]	3.901	1.832

Selon les paramètres choisis, on constate aisément que la probabilité *FORM* est **environ 2 fois plus élevée pour la méthode basée sur les valeurs extrêmes par rapport à la méthode utilisant la cyclostationnarité**. D'ailleurs, il est important de souligner que cette probabilité est en fonction de la région « *unknown* » et que celle-ci désigne une possibilité que la fissure (i.e. défaut) s'allonge⁵⁹ pour une période de 10 révolutions. Suite à ces résultats, il est envisageable de considérer cette différence comme significative entre les deux méthodes, surtout si l'on considère que cette probabilité peut s'appliquer sur les autres aubes de la turbine et un grand nombre de révolutions.

Pour le cas MAV du GTA1, **la méthode des outils cyclostationnaires semble davantage réaliste que la méthode des valeurs extrêmes**. Néanmoins, cette dernière peut s'avérer acceptable et **davantage conservatrice** pour les autres conditions d'opération étudiées (i.e. charge partielle ou pleine charge). De plus, la méthode basée sur les valeurs extrêmes

⁵⁹ La région « *not failed* » correspond à une probabilité nulle que la fissure s'allonge et la région « *failed* » correspond à une probabilité certaine que la fissure s'allonge.

possède l'avantage d'effectuer une modélisation qui nécessite beaucoup moins de manipulations mathématiques. En effet, un signal n'a pas besoin d'être rééchantillonné dans le domaine angulaire, ce qui simplifie considérablement les calculs. La seule étape qui demande une analyse approfondie est le choix des seuils U_{max} et U_{min} . D'un autre côté, les outils cyclostationnaires possèdent l'avantage d'extraire des caractéristiques propres au comportement de la turbine. Elle permet donc de mieux caractériser un signal avec sa partie cyclostationnaire et de diminuer son impact sur la partie aléatoire. Il est également possible d'évaluer l'importance des composantes cycliques par rapport aux composantes aléatoires comme il est illustré sur le spectre de chargement de la figure 5.19. Elle devient donc l'outil à privilégier pour comprendre, diagnostiquer et expliquer la nature des phénomènes cinématiques observés sur la turbine.

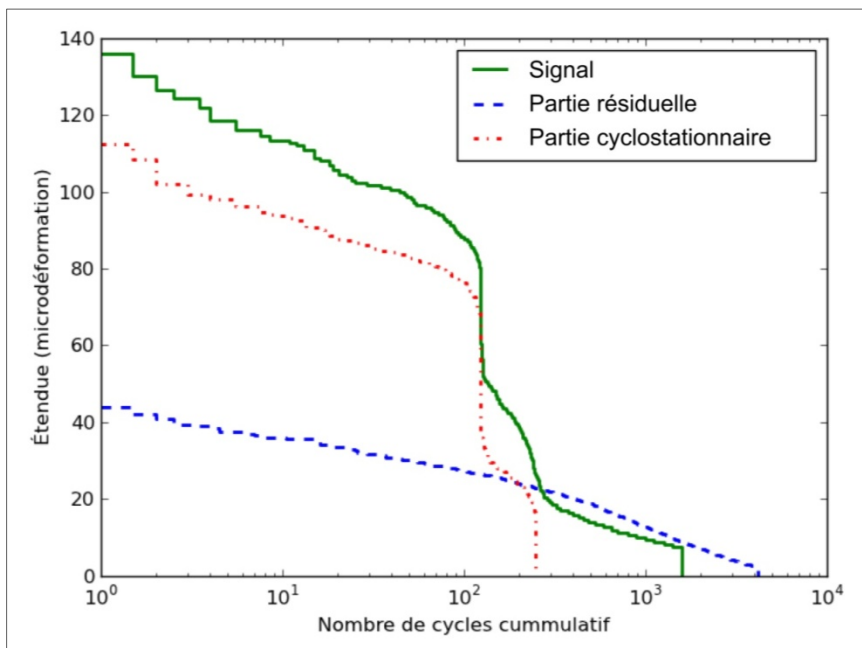


Figure 5.17 Comparaison des composantes du signal pour la condition d'opération MAV (GTA1)

D'ailleurs, cette analyse peut se limiter à une seule composante périodique (e.g. composante liée à la vitesse de rotation). Par conséquent, une analyse individuelle de chaque phénomène périodique identifié dans la partie cyclostationnaire peut être effectuée.

En ce qui a trait à l'étude de cas du **GTA2**, les signaux utilisés présentent des simulations nettement différentes entre les deux méthodes. En effet, **les cycles de hautes amplitudes ainsi que la distribution des extrêmes sont définitivement supérieurs pour la méthode basée sur les valeurs extrêmes**. Les simulations de cette méthode sont également plus représentatives du signal de référence. Pour bien comprendre la raison principale de cette différence, la partie résiduelle obtenue à l'aide des outils cyclostationnaires est analysée. En examinant de plus près les extrêmes du signal et les extrémités de la distribution PDF, on peut constater que ces signaux contiennent des impulsions aléatoires. Par conséquent, ce phénomène non-stationnaire et non-périodique n'est pas considéré dans le modèle stochastique basé sur le contenu fréquentiel. Ceci explique la relative différence entre les simulations du modèle basé sur les outils cyclostationnaire et le signal de référence pour la condition MAV du GTA2 (figure 5.10). D'ailleurs, ces impulsions aléatoires sont visiblement dominantes à cette condition. Une fois cette observation soulignée, il est important de décider si on doit (ou non) considérer ces impulsions lors de la modélisation. Effectivement, les variations importantes et rapides des impulsions portent à croire qu'elles ne représentent pas les déformations réelles qui sont imposées à l'aube. Comme il est illustré dans la partie résiduelle de la figure 5.18 (condition MAV), il est très peu probable que l'aube se déforme de $400\ \mu\text{s}$ en moins de $0.0005\ \text{rev}$ ($\cong 0.0004\ \text{sec}$). L'énergie nécessaire pour effectuer une telle déformation est difficile à atteindre.

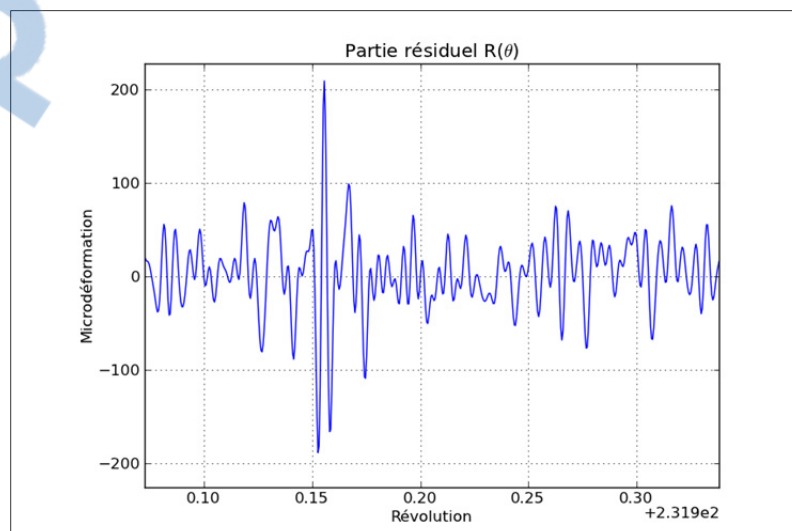


Figure 5.18 Impulsions présentes dans la partie résiduelle du signal à la condition d'opération MAV (GTA2)

Plusieurs hypothèses peuvent expliquer ce phénomène qui semble être propre au montage du groupe turbine-alternateur. Des interférences lors de l'acquisition sont sûrement la cause la plus plausible. L'apport de bruit causé par le câblage a également été considérablement étudié dans la littérature (Dale, 1999; Jaffar Shah, 1992; *Low Level Measurements Handbook*, 2004). Par exemple, l'effet triboélectrique se produit par la friction entre l'insolation du câblage et sa partie conductrice. Ainsi, lorsque les vibrations sont élevées et que les câblages sont confrontés à des mouvements excessifs, des impulsions similaires à celles observées peuvent survenir. Il faut considérer que même si ce type de phénomène est identifié, il n'en reste pas moins qu'il est difficile à extraire du signal. Néanmoins, la méthode des outils cyclostationnaires semble offrir une alternative intéressante puisque les impulsions ne sont pas considérées par le modèle stochastique. Par conséquent, les simulations obtenues peuvent s'avérer une solution plus réaliste.

Pour évaluer les résultats entre les deux méthodes, un modèle de fiabilité est également appliqué pour évaluer la condition d'opération MAV⁶⁰. Avec cette approche, il sera possible d'observer l'impact des impulsions sur les variations de contraintes. En résumé, les mêmes étapes que pour le GTA1 sont employées et les résultats sont affichés aux figures 5.19 et 5.20. Les paramètres du modèle de fiabilité et la probabilité *FORM* obtenue sont également présentés au tableau 5.3.

⁶⁰ Pour la condition MAV du GTA2, il est à noter que les contraintes sont plus élevées que les états limites du matériel. La zone paramétrisée se retrouve déjà dans la région « *unknown* », ce qui signifie qu'il est probable que la fissure s'allonge en fonction des contraintes appliquées. Toutefois, la condition MAV est opérée durant une période de temps très courte lors de l'utilisation réelle, ce qui limite l'allongement de la fissure dans le cas échéant. D'ailleurs, un fonctionnement à long terme n'est pas recommandable pour cette condition d'opération.

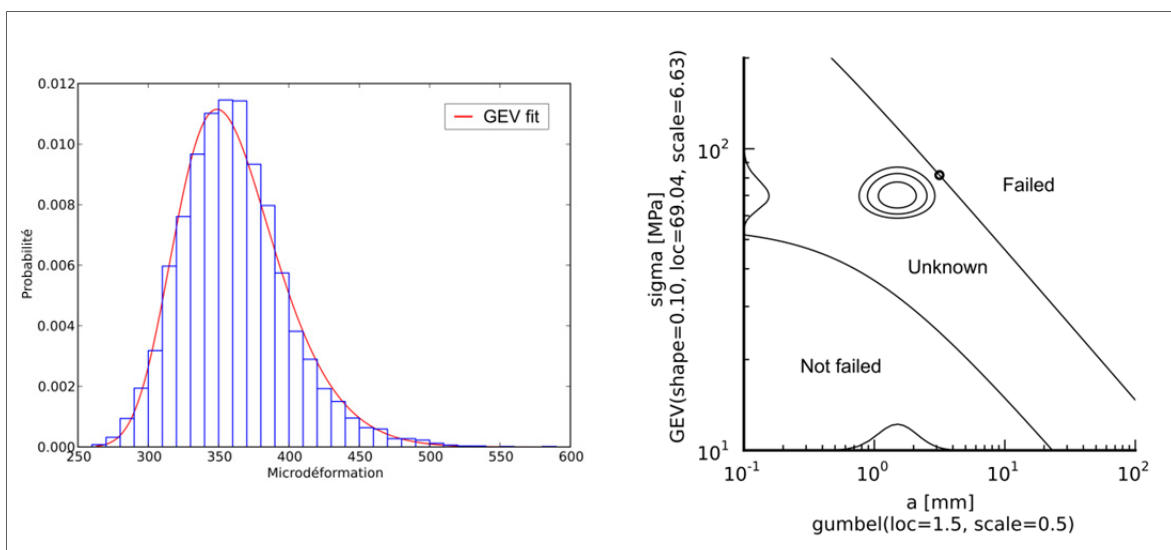


Figure 5.19 Modèle de fiabilité avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d'opération MAV (GTA2)

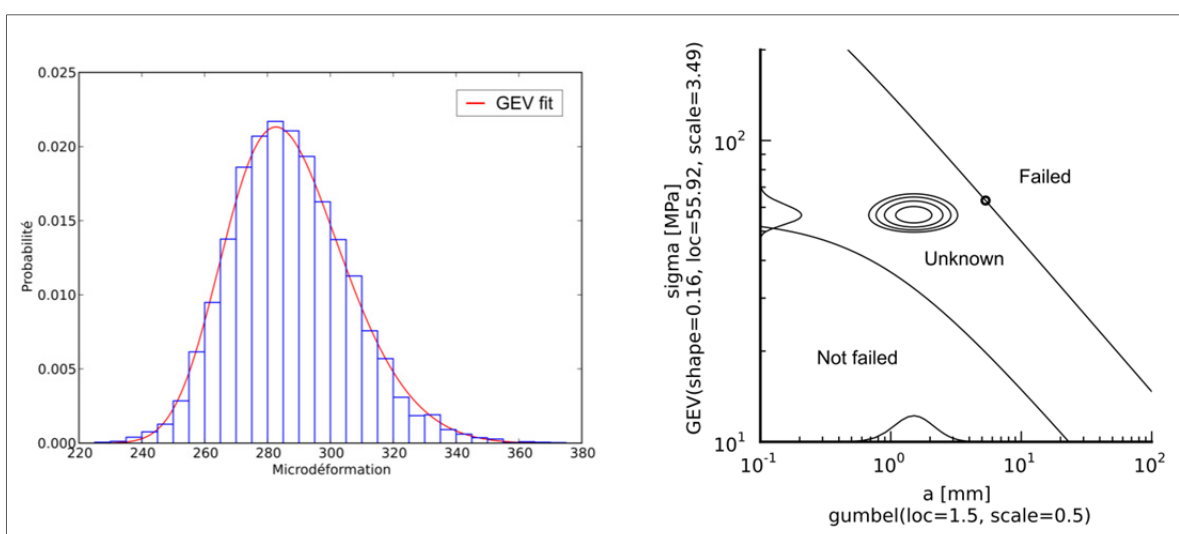


Figure 5.20 Modèle de fiabilité avec l'aide des outils cyclostationnaires à la condition d'opération MAV (GTA2)



Tableau 5.3 Paramètres et probabilité *FORM* du modèle de fiabilité (MAV, GTA2)

	Méthode 1 (valeur extrême) MAV	Méthode 2 (cyclo.+stoc.) MAV
États limites	$K_{th} = [2.0, 6.0] \text{ MPa} \cdot \sqrt{\text{m}}$ $\sigma_0 = [55, 550] \text{ MPa}$	$K_{th} = [2.0, 6.0] \text{ MPa} \cdot \sqrt{\text{m}}$ $\sigma_0 = [55, 550] \text{ MPa}$
Variation des contraintes $\Delta\sigma$ [Mpa]	GEV (forme=0.10,position=69.04,échelle=6.63)	GEV (forme=0.16,position=55.92,échelle=3.49)
Grosseur du défaut a [mm]	Gumbel (position=1.5,échelle=0.5)	Gumbel (position=1.5,échelle=0.5)
Probabilité <i>FORM</i> [%]	1.478	0.016

Suite aux résultats obtenus, on observe une différence importante de la probabilité *FORM* entre les deux méthodes. Avec une probabilité de 1.478% que la fissure s'allonge avec certitude⁶¹, **la première méthode estime une défaillance beaucoup plus probable à long terme que la deuxième méthode.** Selon cette dernière, la probabilité estimée est seulement de 0.016%. Finalement, pour cette condition d'opération et ce type de turbine-alternateur, on peut conclure que l'effet des impulsions lors de la modélisation a également un impact considérable sur l'analyse de fiabilité.

5.5 Influence du temps d'acquisition

Parmi les études de cas présentées, la modélisation a été effectuée à l'aide d'une période de 100 secondes, à l'exception de la condition à charge partielle du GTA1 où elle est de 160 secondes. Ces périodes ont démontré qu'elles étaient suffisamment longues pour effectuer une modélisation adéquate. Malgré cela, une question sur l'influence du temps d'acquisition peut se poser : ***quelle période doit-on utiliser pour que la modélisation soit jugée optimale ou acceptable?*** Dans cette section, deux approches sont proposées afin de répondre à cette question.

⁶¹ Puisque la zone paramétrisée est complètement dans la région « *unknown* », la probabilité *FORM* est calculée par rapport à la région « *failed* ».

Tout d'abord, la **méthode basée sur les valeurs extrêmes** utilise le maximum de vraisemblance ML pour estimer les paramètres de la distribution GPD. Des études effectuées par J. Hosking et Wallis ont démontré que l'estimateur ML affichait **des résultats optimaux**⁶² **lorsque le nombre d'excès z est supérieur ou égal à 500** (Hosking et Wallis, 1987). De plus, **un niveau acceptable est également suggéré à 50 excès**. Si l'on se réfère à nos données utilisées pour les études de cas du GTA1, le nombre d'excès se situe entre 60 à 140, ce qui est considéré comme étant un niveau acceptable. Ainsi, pour une estimation plus efficiente, une longueur 4 à 8 fois plus longue serait envisageable pour d'autres études⁶³. Il est important de souligner que le spectre de chargement obtenu à partir des simulations des valeurs extrêmes représente la forme des cycles extrêmes et ses variations. En ce sens, la section utilisée doit être assez longue et stationnaire pour bien représenter la forme asymptotique des extrêmes et, par le fait même, obtenir un nombre suffisamment d'excès z .

Dans le contexte des **outils cyclostationnaires**, la fréquence cyclique liée à la vitesse de rotation est, sans aucun doute, la composante périodique la plus dominante du signal. Tel que présenté dans ce mémoire, la moyenne synchrone permet d'estimer cette fréquence cyclique ainsi que ses harmoniques. Néanmoins, son estimation dépend inévitablement du nombre de révolutions utilisées. Par conséquent, l'approche proposée permet d'établir un seuil à cette moyenne synchrone afin d'évaluer s'il y a suffisamment de révolutions dans son estimation. En fonction de la partie résiduelle du signal ($R(\theta) = x(\theta) - CS1_{\alpha=1.0}(\theta)$), ce seuil est régi par son écart-type σ_r qui dépend du nombre de révolution K et d'une loi de Student $t_{1-\alpha_c}$ à $K - 1$ degrés de liberté⁶⁴. Les détails de l'estimation $\widehat{\sigma}_r$ sont disponibles dans les travaux de F. Bonnardot (Bonnardot *et al.*, 2003). Finalement, la relation qui en résulte est présentée à l'équation 5.3.

⁶² L'étude compare l'estimateur ML aux estimateurs PWN et MOM.

⁶³ Pour diminuer l'écart entre les 2 méthodes pour la condition MAV du GTA1, une longueur 6 à 8 fois plus longue pour signal de référence est envisageable (nombre d'excès entre 60 et 80 à cette condition).

⁶⁴ Pour cette approche, la partie résiduelle utilisée doit être conforme à un processus gaussien.

$$seuil = \pm t_{1-\alpha_c}(\widehat{\sigma}_r/\sqrt{K}) \quad (5.3)$$

Normalement, cette technique s'applique peu importe le nombre de révolutions disponibles dans le signal, mais puisque nous disposons de signaux ayant un nombre de révolutions élevées (>3000 révolutions, MAV GTA1), une étude sur le nombre nécessaire de révolutions pour obtenir une moyenne synchrone stable est effectuée. Pour ce faire, plusieurs fenêtres de même longueur sont extraites d'un signal de référence à des positions arbitraires telles que présentées à la figure 5.21.

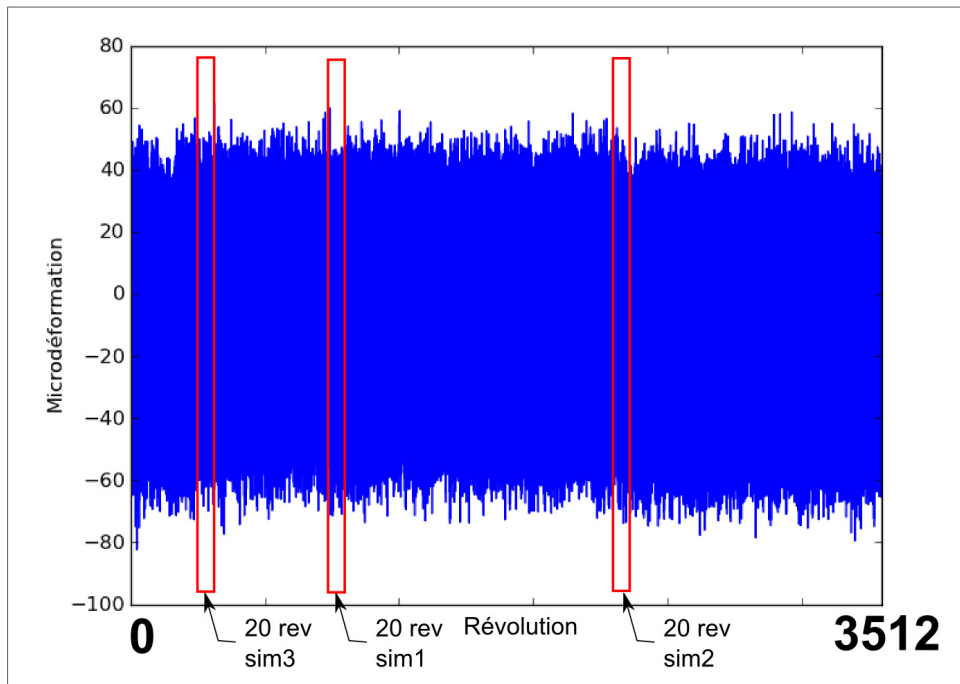


Figure 5.21 Exemple d'un signal de référence pour l'évaluation de la moyenne synchrone

Chaque signal échantillonné est ensuite analysé pour estimer le seuil maximum durant un nombre prédéfini de simulations. Un exemple du seuil maximum avec un niveau de signification α_c de 5% est illustré à la figure 5.22.

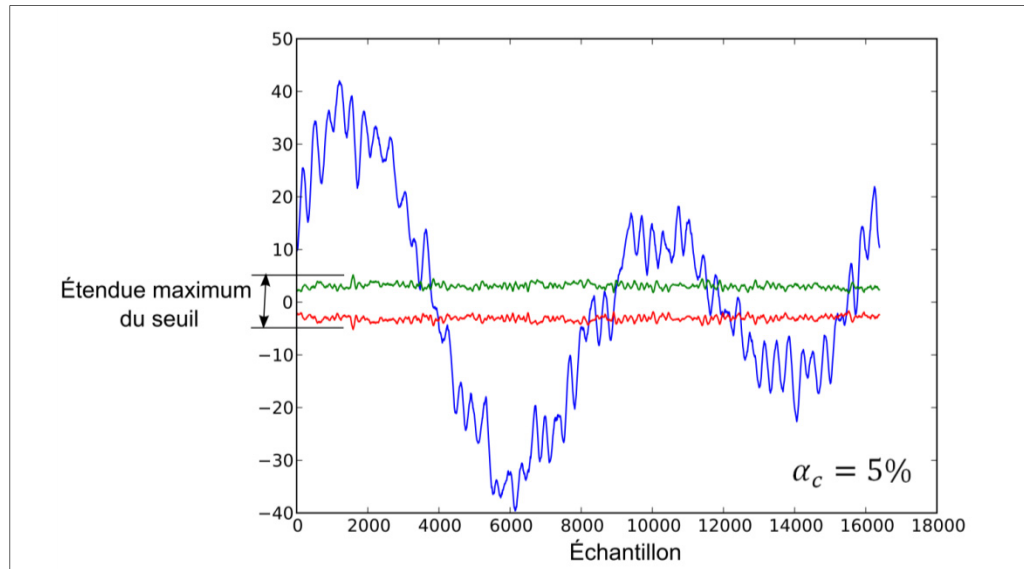


Figure 5.22 Illustration de l'étendue maximum du seuil de la moyenne synchrone

Lorsque ces simulations sont terminées, les mêmes étapes sont appliquées pour de nouvelles grandeurs de fenêtre jusqu'à ce que la moyenne synchrone soit considérée stable. Pour notre étude, la condition MAV du GTA1 est utilisée. Les longueurs de fenêtres allant de 20 révolutions à 500 révolutions sont choisies *a priori* et le nombre de simulations est fixé à 500. À cet effet, une analyse de sensibilité est effectuée sur les données. À partir d'une fenêtre de 20 révolutions, les résultats de la figure 5.23 ont démontré une dispersion 'relativement stable' à partir de 500 simulations. Pour évaluer le seuil sur une base commune, un seuil relatif à l'étendue de la moyenne synchrone est utilisé. Ainsi, les résultats obtenus sont affichés à la figure 5.24. Par rapport à cette approche et de manière arbitraire, un seuil relatif inférieur à 10% est considéré acceptable et un seuil relatif inférieur à 2% est jugé comme étant optimal. **Dans notre cas, ces valeurs correspondent à 50 rev et 400 rev respectivement.** Ces résultats doivent être retenus comme 'des ordres de grandeurs'. Toute extrapolation à d'autres GTA n'est pas automatique. Nous ne prétendons pas que ces derniers chiffres sont 'universels'. Par contre, nous sommes confiants dans la procédure que nous avons proposée.

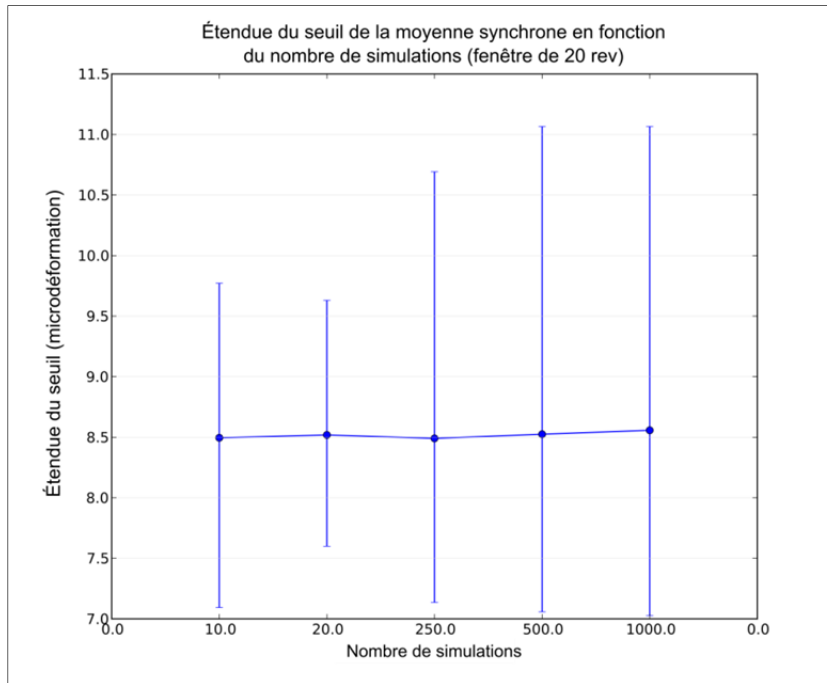


Figure 5.23 Détermination du nombre de simulations

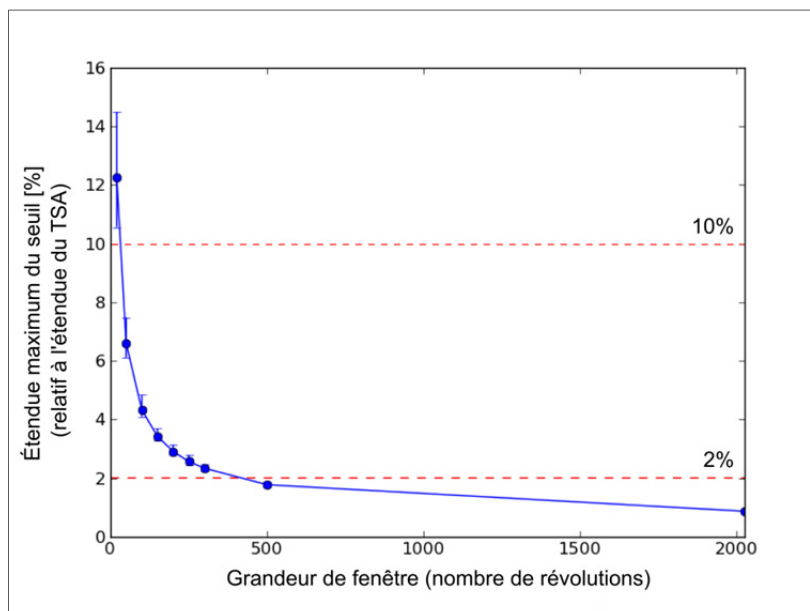


Figure 5.24 Étendue relative du seuil en fonction de la grandeur de fenêtre (MAV, GTA1)

5.6 Conclusion

Plusieurs conditions d'opération ont permis de mettre en pratique les modèles présentés aux Chapitres 3 et 4. Avec l'aide de deux critères de performance, les simulations effectuées ont été étudiées et comparées. Voici un résumé des points importants mentionnés dans ce chapitre et qui sont basés sur les résultats obtenues :

- Pour les signaux aux conditions de charge partielle et pleine charge du GTA1, la première méthode (valeurs extrêmes) a démontré des résultats conservateurs et acceptables par rapport aux critères appliqués et aux paramètres utilisés. L'utilisation de cette méthode à la condition MAV a démontré une légère surévaluation des hauts cycles extrêmes pour le critère 1 et une distribution des extrêmes plus élevée pour le critère 2. Cette observation a eu un impact significatif lors d'une analyse de fatigue. Quant à la deuxième méthode (cyclostationnarité et modèle stochastique), elle a démontré des résultats davantage réalistes pour toutes les conditions d'opération. Par conséquent, elle semble mieux adapter pour représenter le comportement à long terme réel du GTA1. Par contre, il faut souligner que cette approche nécessite un plus grand nombre de manipulations que la première méthode.
- Pour les signaux du GTA2, une différence notable entre les deux méthodes est observée pour les cycles de hautes amplitudes. Cette observation est encore plus importante pour la condition MAV. Une analyse sur la partie aléatoire du signal a identifié que la présence d'impulsions aléatoires est la cause de cette différence. Du bruit causé par le câblage semble être une hypothèse plausible pour expliquer ces phénomènes et, par conséquent, elles ne devraient pas être considérées dans les modèles. Pour corriger cette observation, la méthode issue de la cyclostationnarité s'est montrée comme étant une alternative intéressante et plus réaliste du comportement dynamique réel. Au final, l'étude du GTA2 a démontré qu'il est important de bien analyser la partie aléatoire du signal avant la modélisation.

- L'étude sur l'influence du temps d'acquisition a permis de mettre en évidence deux approches. Pour la première méthode, le nombre d'excès z est un élément à considérer lors de sa modélisation. Il doit être minimalement de 50 et idéalement de 500. Pour ce qui est de la seconde méthode, un seuil relatif à la moyenne synchrone est suggéré pour évaluer si le nombre de révolutions disponibles dans le signal est suffisant pour estimer avec précision la partie cyclostationnaire. De manière arbitraire, il est proposé d'utiliser un seuil relatif de 10% pour un niveau acceptable et un seuil relatif inférieur à 2% pour un niveau idéal. Finalement, à partir des résultats obtenus, il est possible de constater que la deuxième méthode nécessite un temps d'acquisition beaucoup plus court pour sa modélisation optimale.

CONCLUSION

Les travaux présentés dans ce mémoire ont mené à la modélisation de signaux stationnaires permettant de simuler le chargement dynamique appliqué sur une aube de turbine hydroélectrique à partir d'un signal mesuré sur une courte période de temps. Le but initial était de générer un signal représentatif sur une plus longue période pour les analyses de fatigue. Une revue de littérature a permis de mettre en évidence le potentiel de deux approches pour effectuer l'extrapolation des données. L'approche basée sur la théorie des valeurs extrêmes, et qui a abouti à la première méthode (Chapitre 3), se distingue par sa simplicité et sa facilité d'application. Une seconde approche jumelant les outils cyclostationnaires et un modèle stochastique basé sur le contenu fréquentiel et qui a abouti à la deuxième méthode (Chapitre 4), a été choisie puisqu'elle permet de décomposer et de caractériser les composantes périodiques du signal lors de sa modélisation. Pour effectuer des simulations non biaisées, une étape de prétraitement des données est également suggérée afin d'identifier et corriger les éléments parasites qui pourraient être présents dans le signal.

Suite à la description détaillée des deux méthodes, nous avons identifié plusieurs éléments importants pour la modélisation. Respectivement, ce sont la détermination d'un seuil U adéquat pour les valeurs extrêmes et la sélection des paramètres du modèle stochastique de la partie résiduelle intrinsèque à la cyclostationnarité. En lien avec cette dernière méthode, plusieurs outils ont été présentés afin de soustraire avec précision les composantes périodiques (ou quasi-périodiques) du signal.

L'étude de signaux provenant de deux groupes turbine-alternateur a permis de comparer les deux méthodes et de vérifier leurs efficacités selon deux critères de validation (i.e. comparaison du spectre de chargement et distribution des extrêmes sur une période de 10 révolutions). Les conditions d'opération de marche à vide, de charge partielle et de pleine charge ont été étudiées pour tester les limites de ces méthodes. Selon les critères choisis et les intervalles de temps employés à la création des modèles, la méthode des valeurs extrêmes a donné des résultats davantage conservateurs tandis que la méthode utilisant les outils

cyclostationnaires a abouti à des résultats plus réalistes. Cependant, et c'est un point fondamental, ces observations s'appliquent si le signal de référence contient une section représentative de l'ensemble des valeurs à extrapoler et qu'il ne présente aucune anomalie importante. Dans ce sens, les conclusions de cette étude ont démontré que les caractéristiques de la partie aléatoire du signal affectent considérablement les simulations des méthodes et qu'une analyse approfondie de celle-ci est nécessaire. À cet effet, le GTA2 a été marqué par la présence d'impulsions aléatoires dans la composition de ses signaux. Ces phénomènes sont jugés non représentatifs des déformations réelles et pour éviter l'ajout de ces impulsions lors de la modélisation, la méthode issue de la cyclostationnarité s'est avérée comme étant une alternative intéressante. Finalement, une étude sur l'influence du temps d'acquisition a été effectuée. Selon la théorie des valeurs extrêmes, le nombre d'excès z optimal a été recommandé à 500, ce qui représente environ 800 secondes pour le cas du GTA1. Pour la cyclostationnarité, une étendue relative du seuil de la moyenne synchrone inférieur à 2% est idéalement suggérée, ce qui correspond à 400 révolutions (ou $\cong 320$ sec) pour le GTA1.

Ce mémoire se veut un commencement et une aide à l'analyse de signaux stationnaires lors de projets futurs. Nous espérons que la philosophie proposée dans ce document servira à mieux comprendre l'information présente dans les signaux vibratoires et ainsi permettre une meilleure utilisation de ceux-ci. L'utilisation des outils cyclostationnaires a d'ailleurs démontré un grand potentiel pour l'étude des signaux issus des turbines hydroélectriques.

RECOMMANDATIONS

À la suite des résultats obtenus, certaines recommandations peuvent être suggérées. Les approches présentées dans ce mémoire sont d'ordre général et elles ont été décrites en vue d'être utilisées sur de nouvelles séries de mesures. Dans cette optique, trois types de recommandations sont proposés dans cette section. Le premier s'appuie sur l'application adéquate des modèles sur des données ultérieures. La seconde se concentre sur l'acquisition des signaux. En dernier lieu, quelques recommandations sur des perspectives futures sont suggérées.

Comme il a été démontré tout au long de ce document, plusieurs précautions doivent être considérées pour effectuer des simulations appropriées. Ainsi, un résumé des points importants à la modélisation est présenté. Dans un premier temps, nous suggérons pour la méthode des valeurs extrêmes, les recommandations suivantes :

- Une analyse exhaustive de la partie aléatoire devrait s'appliquer à l'étape de prétraitement des signaux (Chapitre 2). De même, il est nécessaire de bien comprendre l'information contenue dans le signal pour éviter une modélisation biaisée des extrêmes.
- Pour le choix des seuils U_{max} et U_{min} , une attention particulière aux méthodes graphiques et au test d'Anderson-Darling doit être apportée. Une zone stable est recherchée pour les méthodes graphiques et un p-value entre 10% et 25% est visé.
- Privilégier des périodes d'acquisition les plus longues possible pour ainsi améliorer l'estimation des paramètres de la distribution GPD. Suite à la modélisation des extrêmes, un nombre d'excès z minimum de 50 est acceptable, mais un nombre d'excès z de 500 est ciblé.

La modélisation à partir des outils cyclostationnaires est, dans un deuxième temps, une approche qui demande un plus grand nombre de manipulations que la méthode précédente.

Néanmoins, la création d'un modèle peut se résumer aux étapes suivantes: rééchantillonner le signal temporel dans le domaine angulaire, estimer la partie cyclostationnaire, modéliser et simuler la partie résiduelle à l'aide d'un modèle stochastique. De cette manière, les recommandations suggérées se définissent comme suit⁶⁵ :

- Si une référence de phase de la turbine est disponible parmi les signaux, celle-ci devrait être utilisée pour le rééchantillonnage angulaire. Dans le cas contraire, la méthode utilisant l'information sur la phase du signal peut s'appliquer pour effectuer cette opération (section 4.4.1).
- Si possible, extraire toutes les composantes périodiques et quasi-périodiques du signal visibles dans le spectre fréquentiel pour estimer la partie cyclostationnaire. Il se peut toutefois que certaines de ces composantes soient négligeables. D'ailleurs, un test de normalité s'avère un excellent outil pour vérifier la gaussianité de la partie résiduelle recherchée.
- Dans le cas où un modèle stochastique basé sur le contenu fréquentiel est utilisé pour simuler la partie résiduelle, il faut opter pour une grandeur de fenêtre qui produit une bonne résolution et une bonne estimation de l'amplitude. Un compromis entre ces deux paramètres est envisageable. De plus, une transformée linéaire et un fenêtrage *Hanning* avec 67% de recouvrement sont également suggérés.
- Privilégier des longues périodes d'acquisition pour utiliser un maximum de révolutions lors de la modélisation. Par conséquent, un test sur le seuil peut aider à déterminer si le nombre de révolutions disponibles est suffisant pour estimer avec précision la moyenne synchrone de la vitesse de rotation de la turbine (section 5.5).

⁶⁵ Notons que tout comme la méthode des valeurs extrêmes, l'étape de prétraitement des données reste une approche suggérée avant la modélisation de cette méthode.

L'installation d'instruments de mesure sur les turbines hydroélectriques est une pratique coûteuse qui est très complexe et qui demande beaucoup d'années d'expérience dans le domaine. Dans le contexte de l'étude du comportement dynamique en régime permanent, plusieurs recommandations applicables à notre cas et à l'amélioration des modèles présentés sont proposées :

- Pour améliorer l'estimation du rééchantillonnage angulaire *a posteriori* avec capteur, un montage offrant plusieurs fronts montants par révolution est souhaitable. Si ce type de montage est impossible à réaliser, une sonde de proximité jumelée à une pastille magnétique installée sur l'arbre demeure une solution possible.
- Il est nécessaire de considérer un montage qui limite les bruits parasites durant l'acquisition des données. Pour minimiser ces bruits, utiliser des câbles « *low noise* », réduire la longueur des fils et sécuriser les câbles de manière à résister aux vibrations rencontrées sont des solutions à privilégier⁶⁶ (Dale, 1999; *Low Level Measurements Handbook*, 2004). De plus, l'installation d'une ou plusieurs jauges neutres est également utile pour identifier des anomalies durant l'acquisition des données. Advenant le cas où les signaux sont enregistrés avec du bruit indésirable, plusieurs opérations correctives peuvent encore s'appliquer. Par exemple, l'utilisation de la phase du signal, telle que présentée à la section 4.4.1, est recommandée pour soustraire le bruit électrique (fréquence cyclique $\cong 60$ Hz). D'ailleurs, l'application d'un filtre passe-bas peut également s'appliquer. Si le signal est altéré par des impulsions aléatoires dominantes et indésirables, la méthode jumelant la partie cyclostationnaire avec un modèle stochastique basé sur le contenu fréquentiel est une avenue envisageable pour éliminer ces phénomènes.

⁶⁶ Ces précautions sont sûrement déjà mises en vigueur sur les GTA lors des installations, mais elles sont quand même mentionnées à titre indicatif.

Les cas étudiés dans ce mémoire ont permis de mieux comprendre certains comportements dynamiques mesurés. Suite aux résultats présentés, des recherches connexes auraient avantages à bénéficier des notions théoriques et pratiques proposées dans ce rapport. Par exemple, l'interpolation entre les conditions d'opération est une approche qui permettrait d'estimer et de générer des chargements pour des conditions d'opération qui ne sont pas mesurées. À cet effet, l'utilisation des valeurs extrêmes conditionnelles est une approche qui a déjà été étudiée dans le domaine des extrêmes (Beirlant *et al.*, 2005). D'un autre côté, une analyse de l'évolution de la partie cyclostationnaire et aléatoire est également une avenue prometteuse. En lien avec cette dernière, de récentes recherches ont permis d'étudier l'évolution du comportement périodique d'une machine tournante lors d'un changement de régime (Antoni *et al.*, 2013).

La cyclostationnarité est un domaine qui semble offrir de nombreuses possibilités pour l'étude des turbines hydroélectriques. À titre d'exemple, des études sur le comportement du sillage (« *wake* ») à la sortie d'un rotor ont déjà été effectuées (Jurdic, Joseph et Antoni, 2009). Ainsi, l'étude des phénomènes hydrauliques présents à la sortie de la roue hydraulique (e.g. torche de charge partielle) bénéficierait de l'usage des outils cyclostationnaires. La validation des modèles numériques (e.g. analyse par éléments finis, CFD) est autre domaine d'expertise qui pourrait utiliser cette approche. En effet, plusieurs modèles numériques sont développés par les industriels afin de prédire avec précision les conditions réelles des turbines. Malgré l'évolution constante de ces modèles, il n'en reste pas moins qu'il peut être difficile de valider et de comparer avec précision les modèles à l'aide de mesures expérimentales. Les moments statistiques classiques (e.g. moyenne, écart-type) sont régulièrement utilisés à titre de comparaison, mais il y aurait avantage à utiliser l'information périodique des signaux (e.g. moyenne cyclique, variance cyclique) qu'il est possible d'extraire avec les outils cyclostationnaires. D'ailleurs, les modèles numériques qui sont présentement utilisés ne tiennent pas compte de l'information stochastique obtenue dans les conditions réelles (données expérimentales). Par conséquent, en utilisant les caractéristiques cycliques du signal, la validation des modèles bénéficierait d'un outil supplémentaire pour l'analyse et la validation du comportement dynamique des turbines.

ANNEXE I

PRÉTRAITEMENT DES DONNÉES

Avant l'application des modèles, une étape de prétraitement des données a été effectuée sur tous les signaux étudiés. Cette annexe résume les phénomènes observés durant cette étape ainsi que les actions effectuées pour corriger certaines anomalies dans le cas échéant.

Groupe turbine-alternateur 1 :

Le tableau A.1 résume les caractéristiques des signaux du GTA1

Tableau A.1 Caractéristiques des signaux GTA1

Fréquence d'échantillonnage	6000 Hz
Temps d'acquisition MAV	2800 sec
Temps d'acquisition Directrice 55%	160 sec

Note : les moyennes ont été extraites des signaux

Condition d'opération de marche à vide (MAV)

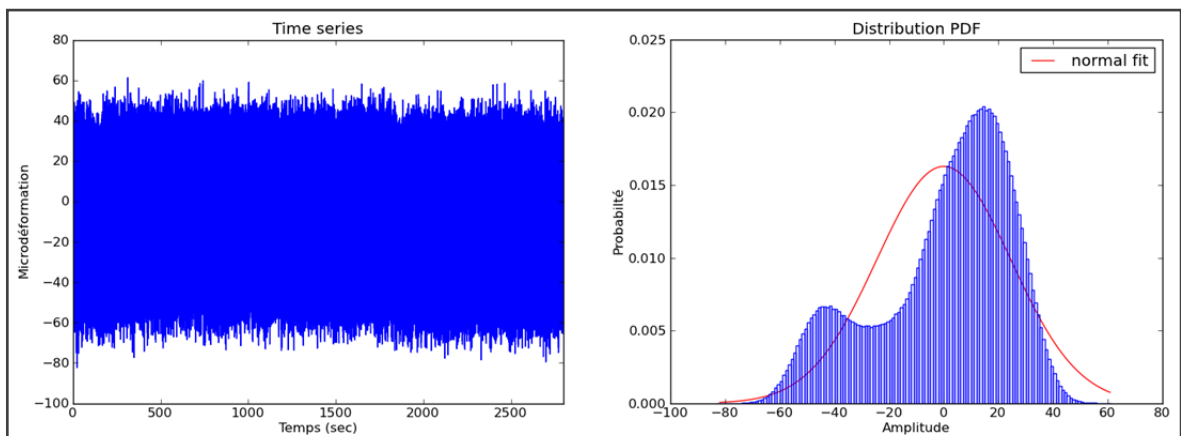


Figure A.1 Consolidation des données du GTA1 à la condition d'opération MAV

Commentaires : Présence d'une forte périodicité dans le signal

Actions : Aucune

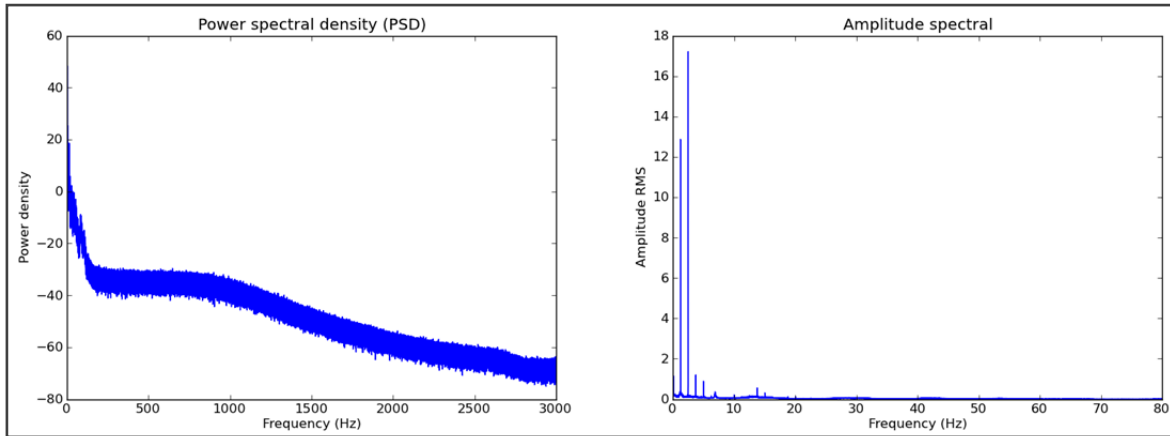


Figure A.2 Contenu fréquentiel des données du GTA1 à la condition d'opération MAV

Commentaires : Les fréquences principales sont 1 fois et 2 fois la vitesse de rotation.

Actions : Aucune

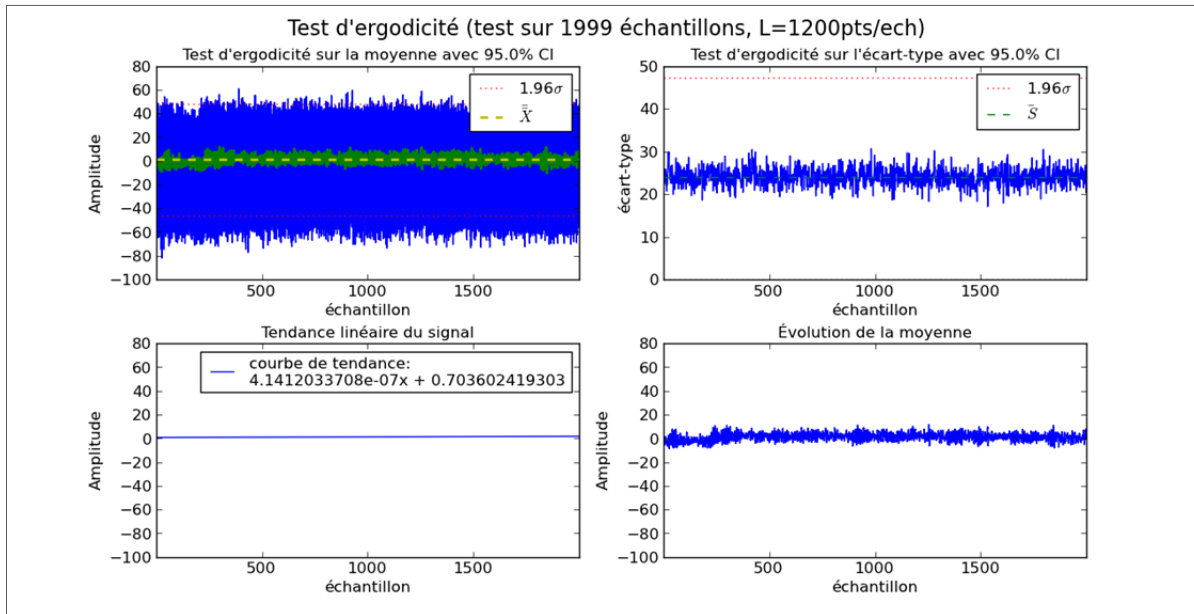


Figure A.3 Test d'ergodicité appliqué aux données du GTA1 à la condition d'opération MAV

Commentaires : Selon la période choisie, la moyenne et l'écart-type semblent varier de $\pm 5 \mu\text{s}$. Par contre, cette variation semble être stable au cours du temps.

Actions : aucune

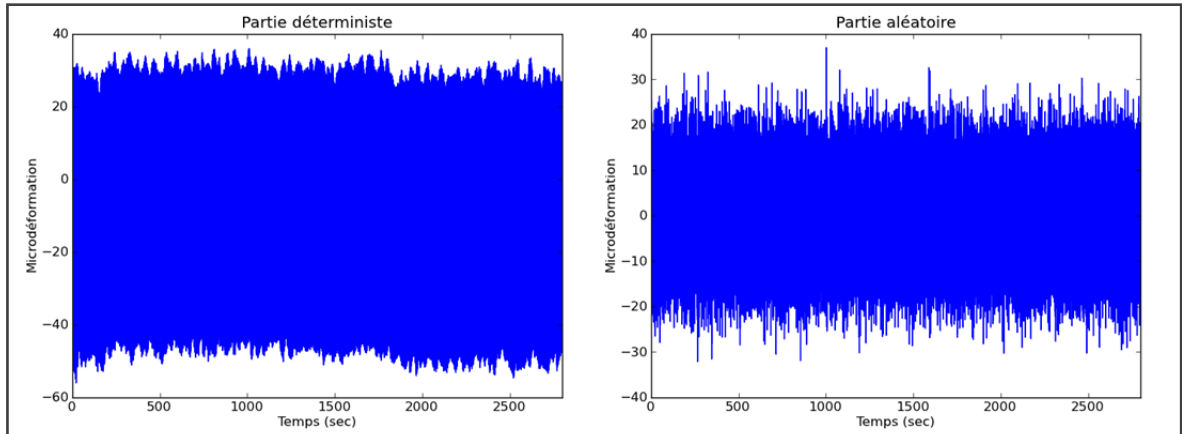


Figure A.4 Séparation de la partie déterministe et aléatoire des données du GTA1 à la condition d'opération MAV

Commentaires : La partie déterministe est légèrement plus importante que la partie aléatoire.

Actions : aucune

Condition d'opération de charge partielle (55% d'ouverture)

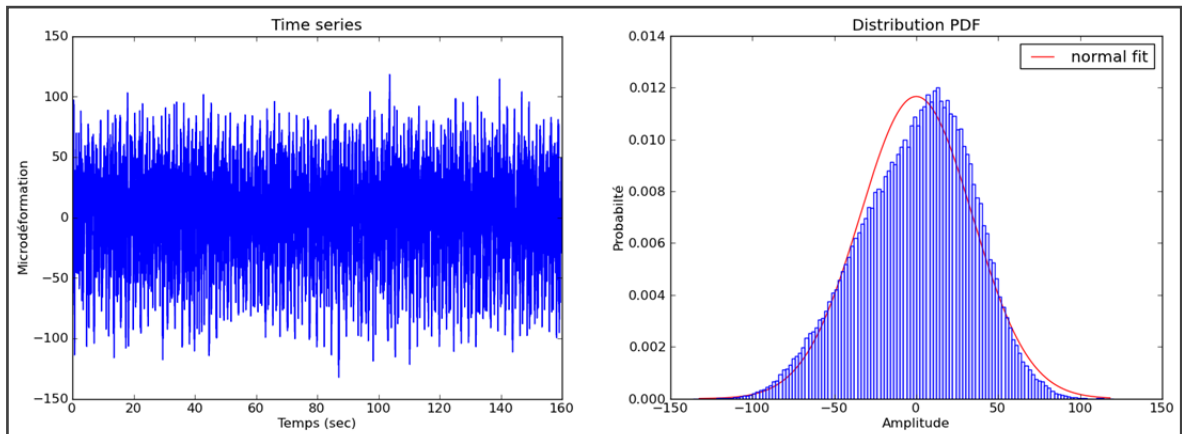


Figure A.5 Consolidation des données du GTA1 à la condition d'opération de charge partielle (55% d'ouverture)

Commentaires : Beaucoup de composantes périodiques semblent être présentes dans le signal. De plus, la distribution est asymétrique vers la droite.

Actions : aucune

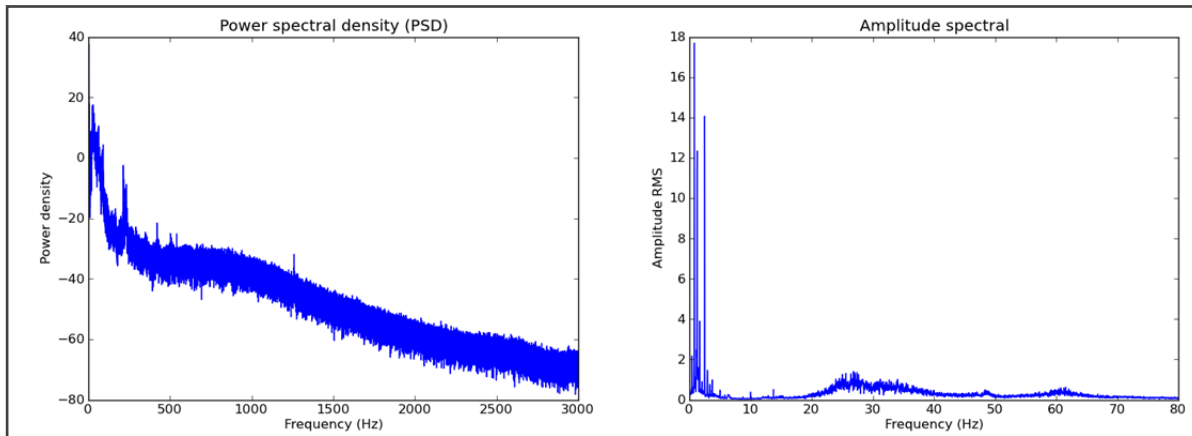


Figure A.6 Contenu fréquentiel des données du GTA1 à la condition d'opération de charge partielle (55% d'ouverture)

Commentaires : Quelques fréquences sont visibles au-dessus de 300 Hz, mais celles-ci seront considérées négligeables. Une baisse de fréquence à partir de 900 Hz est également observable.

Actions : aucune

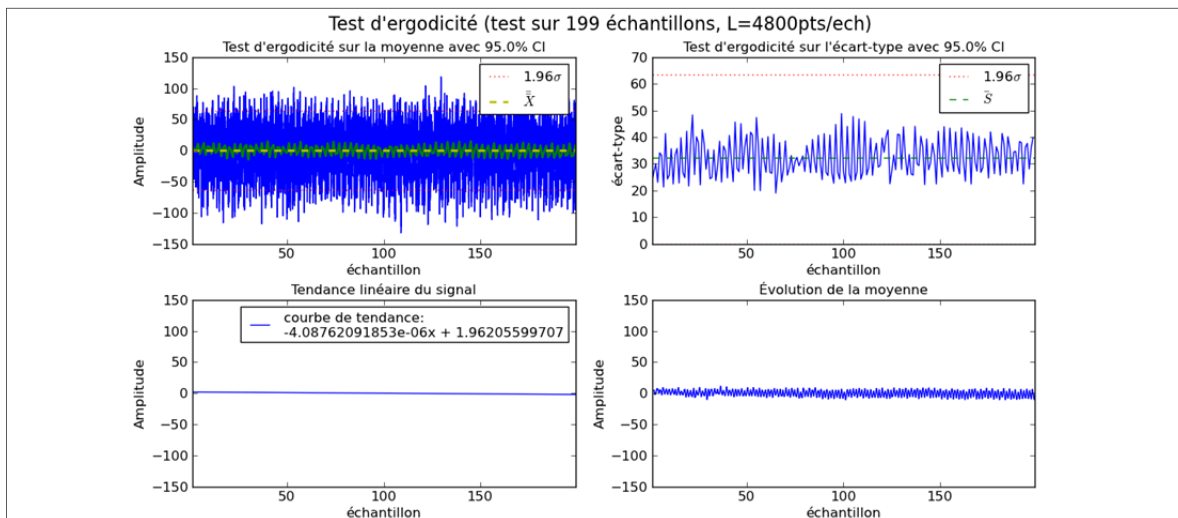


Figure A.7 Test d'ergodicité appliqué aux données du GTA1 à la condition d'opération de charge partielle (55% d'ouverture)

Commentaires : Selon la période choisie, la moyenne semble stable. En contrepartie, une forte variation de l'écart-type est observable. Celle-ci est sûrement causée par les nombreuses composantes périodiques du signal.

Actions : aucune

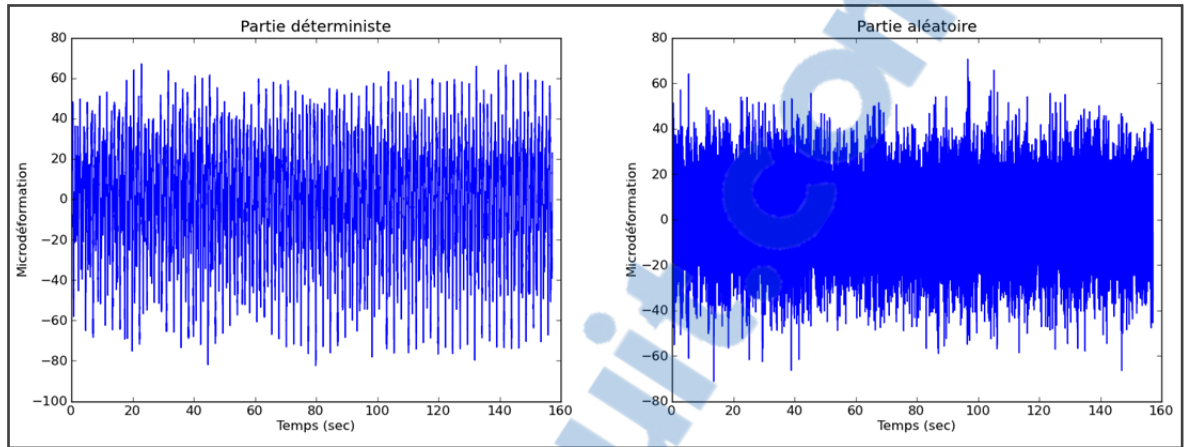


Figure A.8 Séparation de la partie déterministe et aléatoire des données du GTA1 à la condition de charge partielle (55% d'ouverture)

Commentaires : La partie déterministe est légèrement plus importante que la partie aléatoire.

Actions : aucune

Condition d'opération de Pleine Charge (PC)

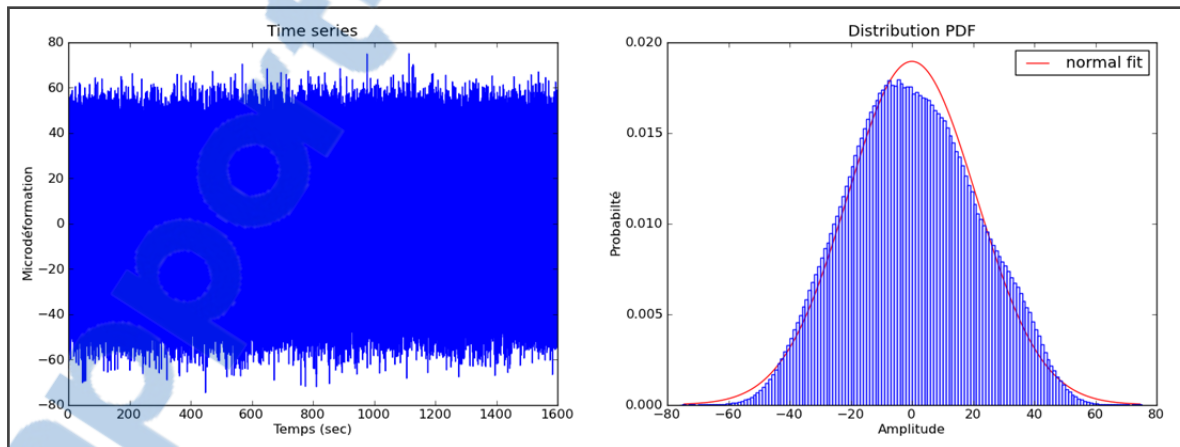


Figure A.9 Consolidation des données du GTA1 à la condition d'opération PC

Commentaires : Présence de composantes périodiques à droite de la distribution.

Actions : Aucune

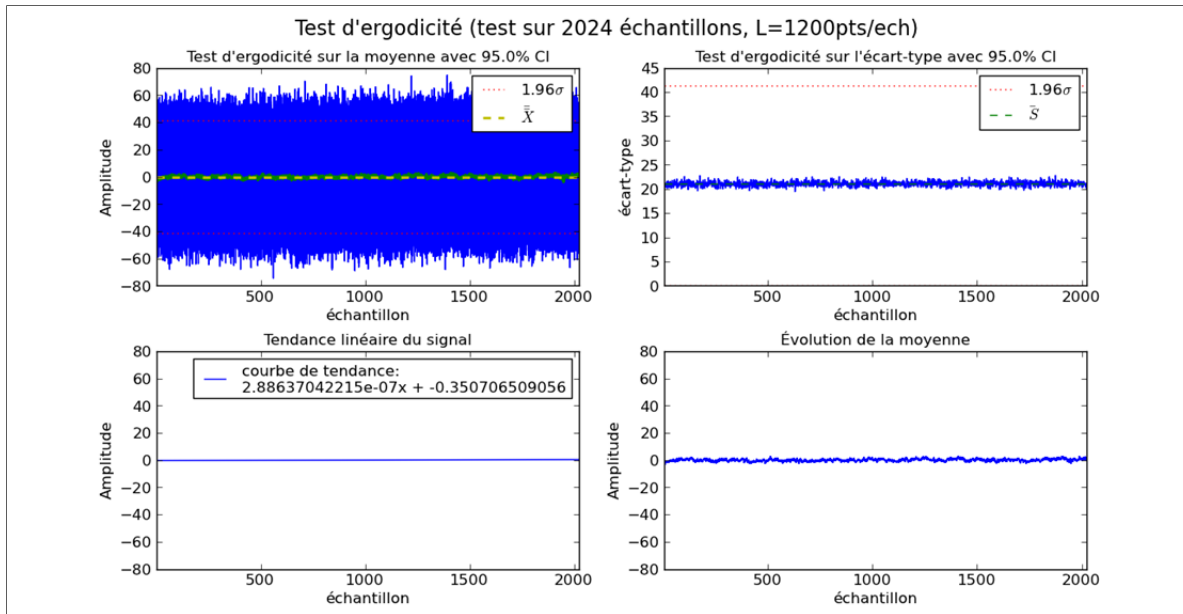


Figure A.10 Test d'ergodicité appliqué aux données du GTA1 à la condition d'opération PC

Commentaires : Selon la période choisie, la moyenne et l'écart-type semblent être stables au cours du temps.

Actions : aucune

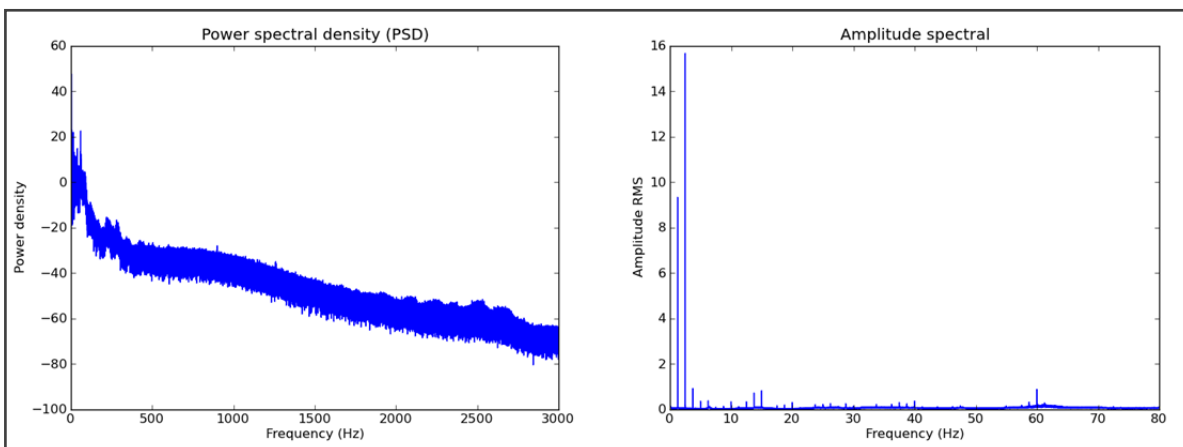


Figure A.11 Contenu fréquentiel des données du GTA1 à la condition d'opération PC

Commentaires : Les fréquences principales sont 1 fois et 2 fois la vitesse de rotation.

Actions : Aucune

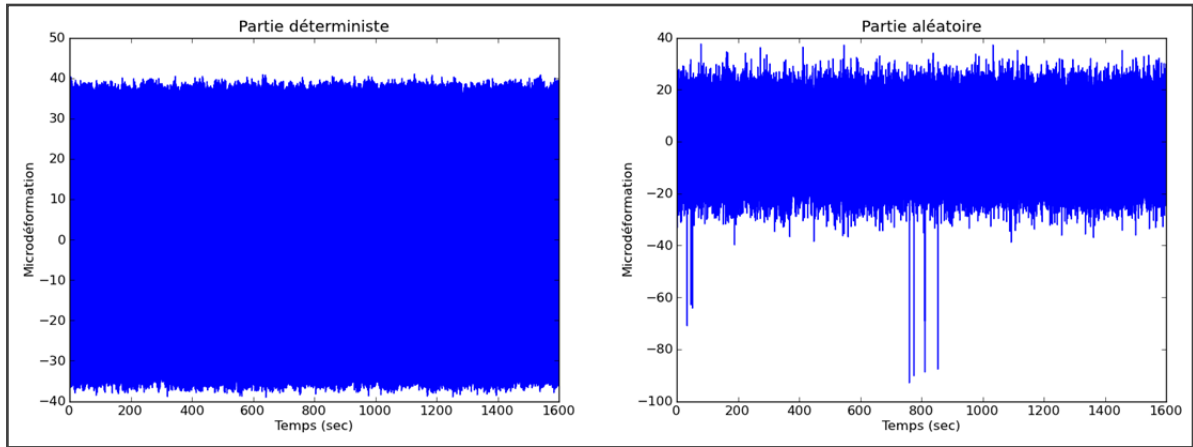


Figure A.12 Séparation de la partie déterministe et aléatoire des données du GTA1 à la condition d'opération PC

Commentaires : Plusieurs sauts intermittents sont clairement visibles dans la partie aléatoire. En tout, 11 sauts intermittents ont été identifiés.

Actions : Chaque intervalle de temps en présence d'un saut intermittent est corrigé par une rampe linéaire comme il est illustré à la figure A.13. Il est à noter que le même nombre d'échantillons a été conservé.

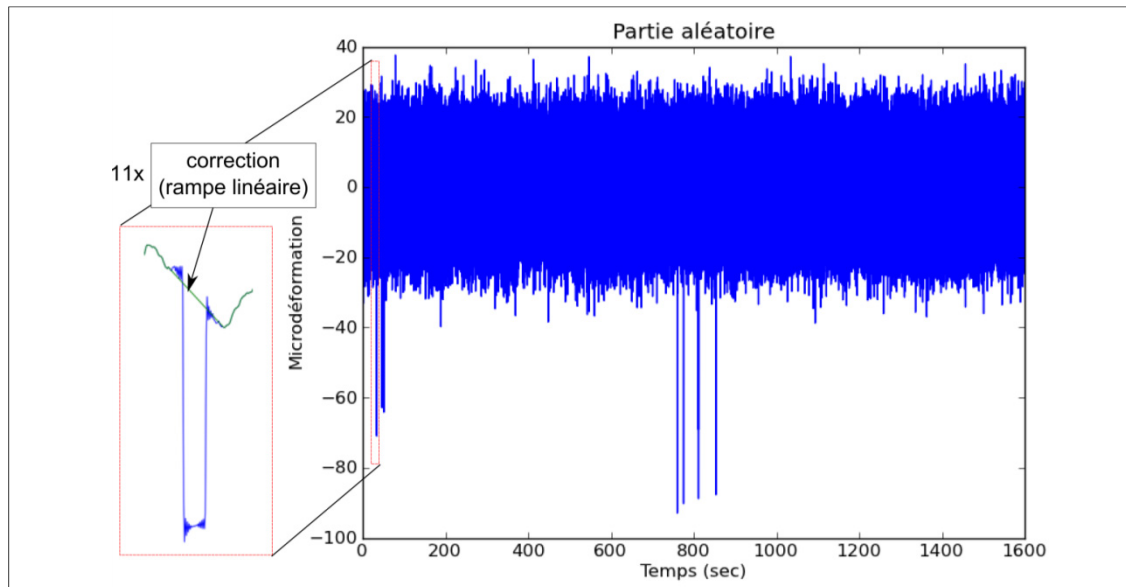


Figure A.13 Correction de la partie aléatoire des données du GTA1 à la condition d'opération PC



Groupe turbine-alternateur 2 :

Le tableau A.2 résume les caractéristiques des signaux du GTA2

Tableau A.2 Caractéristiques des signaux GTA 2

Fréquence d'échantillonnage	2500 Hz
Temps d'acquisition MAV	100 sec
Temps d'acquisition Directrice 50.1%	100 sec

Note : les moyennes ont été extraites des signaux

Condition d'opération de marche à vide (MAV)

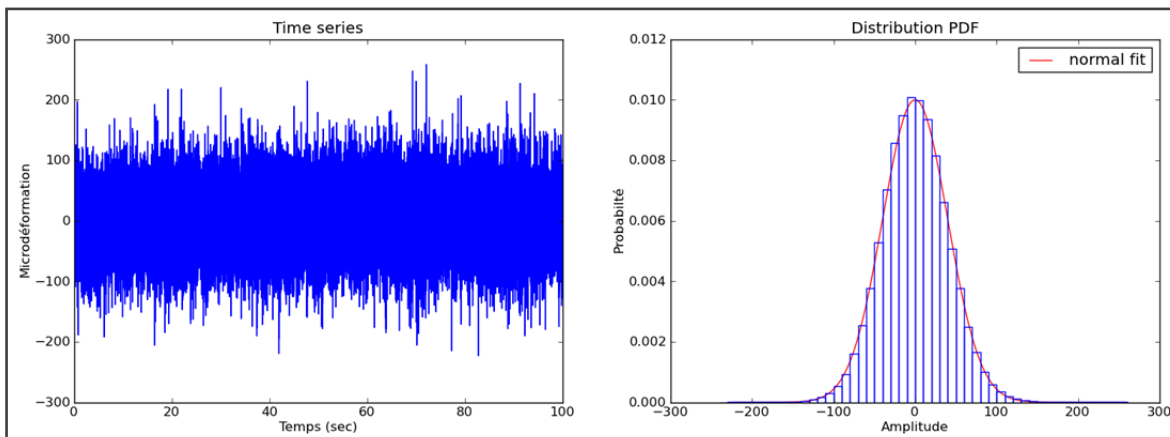


Figure A.14 Consolidation des données du GTA2 à la condition d'opération MAV

Commentaires : La queue de la distribution est très longue. Ceci semble être causé par des impulsions dans le signal.

Actions : aucune

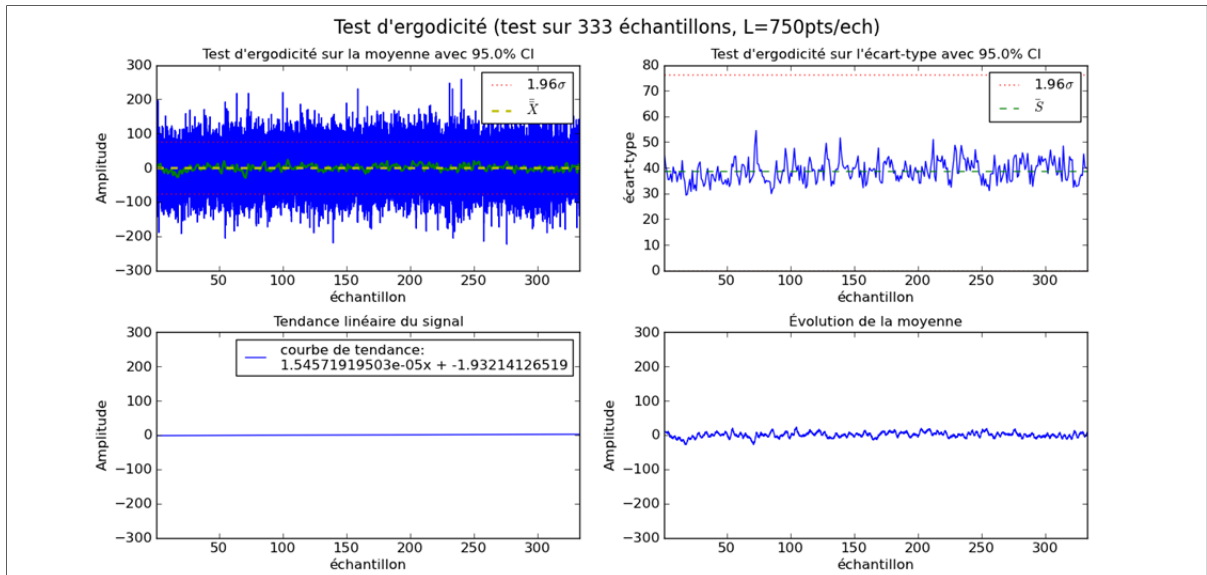


Figure A.15 Test d'ergodicité appliqué aux données du GTA2 à la condition d'opération MAV

Commentaires : Selon la période choisie, la moyenne semble stable et l'écart-type varie de $\pm 10 \mu s$, mais elle est également stable.

Actions : aucune

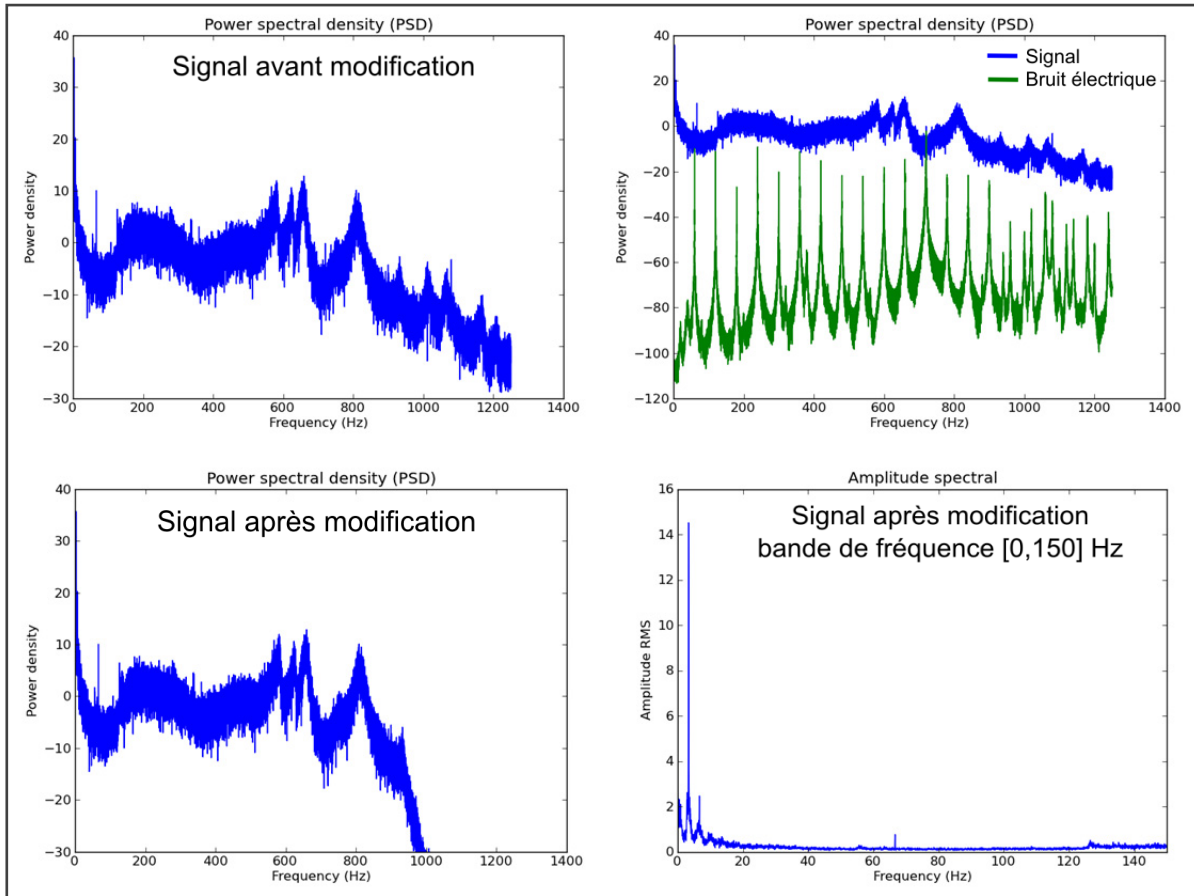


Figure A.16 Contenu fréquentiel des données du GTA2 à la condition d'opération MAV

Commentaires : Une présence de bruits électriques est visible dans le contenu fréquentiel du signal (fréquence cyclique de 60 Hz).

Actions : Moyenne synchrone en utilisant la phase du signal et application d'un filtre passe-bas à 950 Hz.

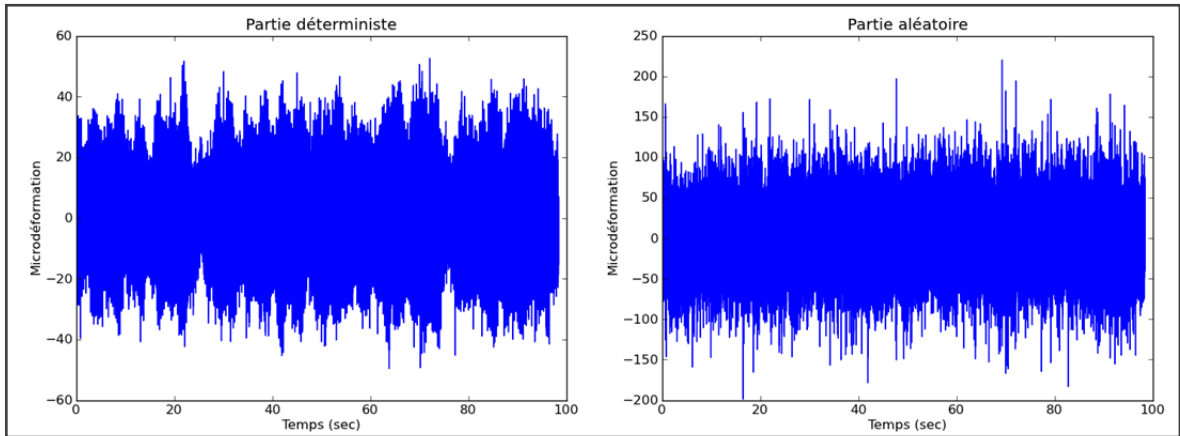


Figure A.17 Séparation de la partie déterministe et aléatoire des données du GTA2 à la condition d'opération MAV

Commentaires : La partie aléatoire est nettement plus importante que la partie déterministe. La présence d'impulsions dans la partie aléatoire est également visible. De plus, ces impulsions ne semblent pas périodiques (ou quasi-périodiques).

Actions : aucune

Condition d'opération de charge partielle (50.1% d'ouverture)

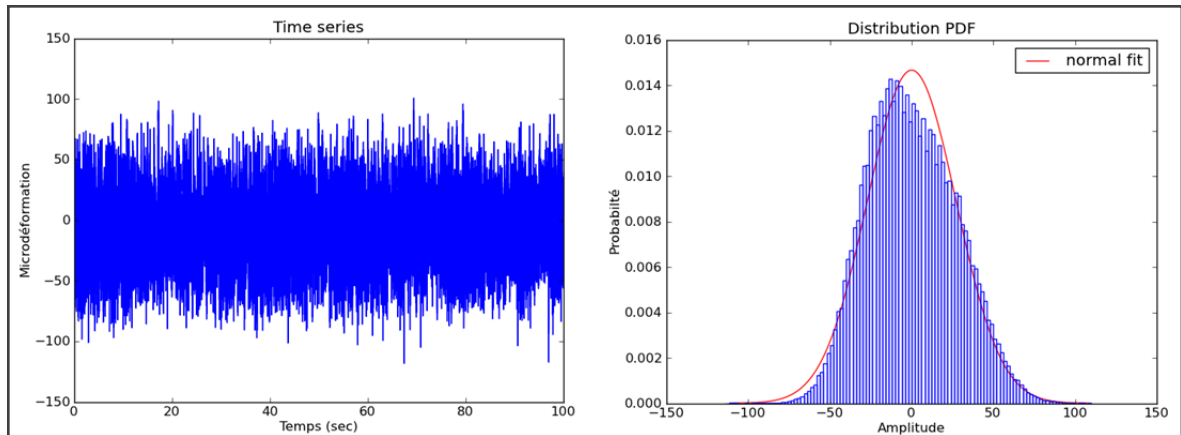


Figure A.18 Consolidation des données du GTA2 à la condition d'opération de charge partielle (50.1% d'ouverture)

Commentaires : Beaucoup de composantes périodiques semblent être présentes dans le signal. De plus, la distribution est asymétrique vers la gauche.

Actions : aucune

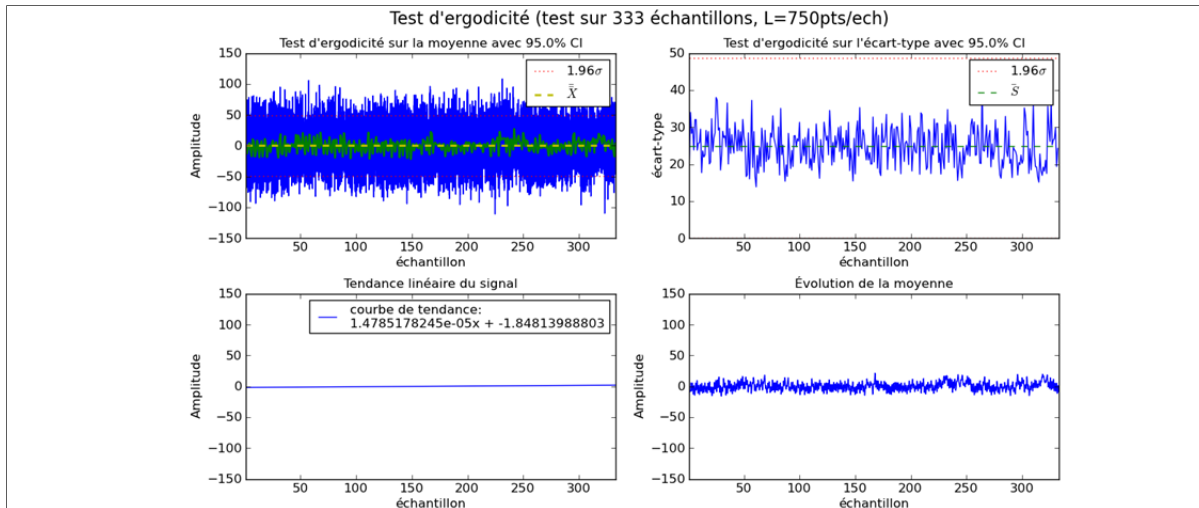


Figure A.19 Test d'ergodicité appliqué aux données du GTA2 à la condition d'opération de charge partielle (50.1% d'ouverture)

Commentaires : Selon la période choisie, la moyenne semble stable. En contrepartie, une forte variation de l'écart-type est observable. Celle-ci est sûrement causée par les nombreuses composantes périodiques du signal.

Actions : aucune

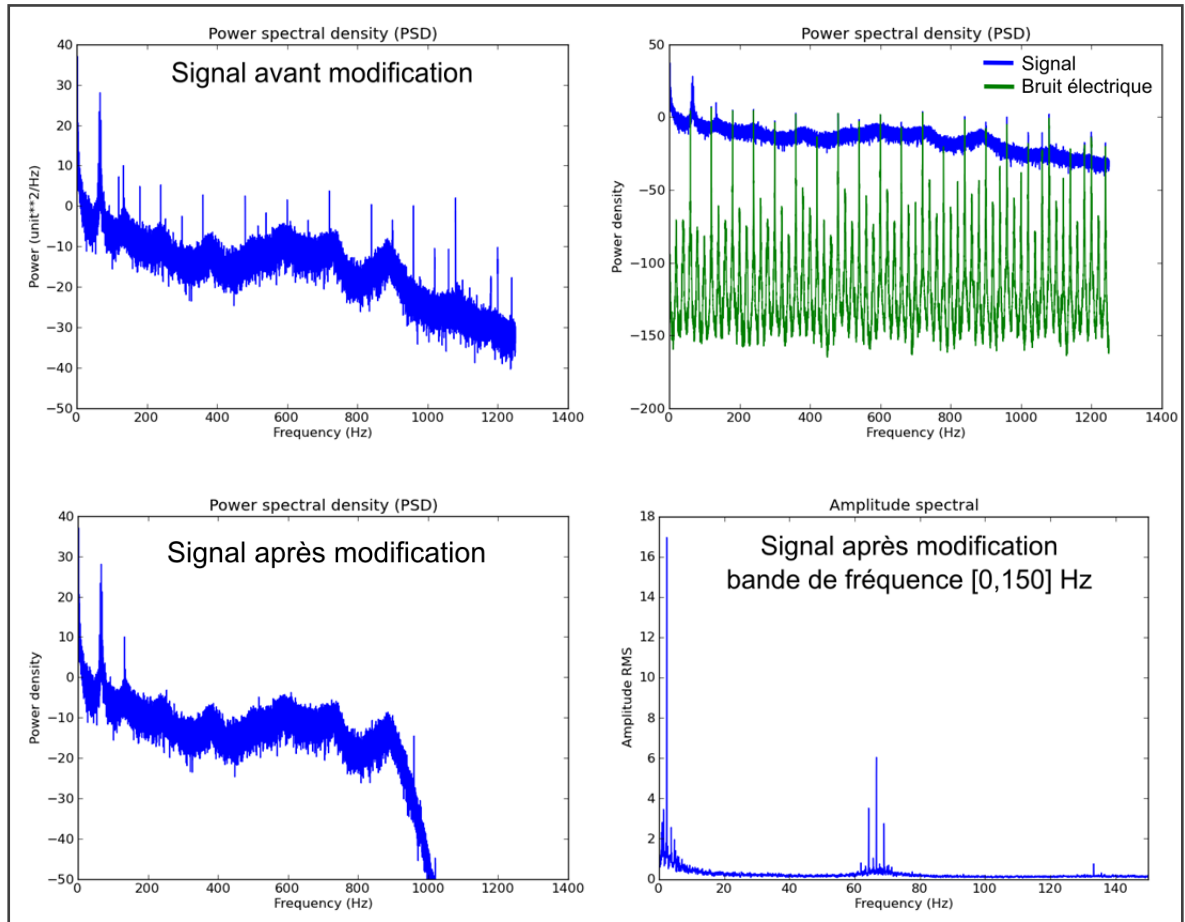


Figure A.20 Contenu fréquentiel des données du GTA2 à la condition d'opération de charge partielle (50.1% d'ouverture)

Commentaires : Une présence de bruits électriques est notable dans le contenu fréquentiel du signal (fréquence cyclique de 60 Hz). Forte fréquence à 0.7 fois la vitesse de rotation et une modulation d'amplitude est visible aux harmoniques de la vitesse de rotation.

Actions : Moyenne synchrone en utilisant la phase du signal et application d'un filtre passe-bas à 950 Hz.

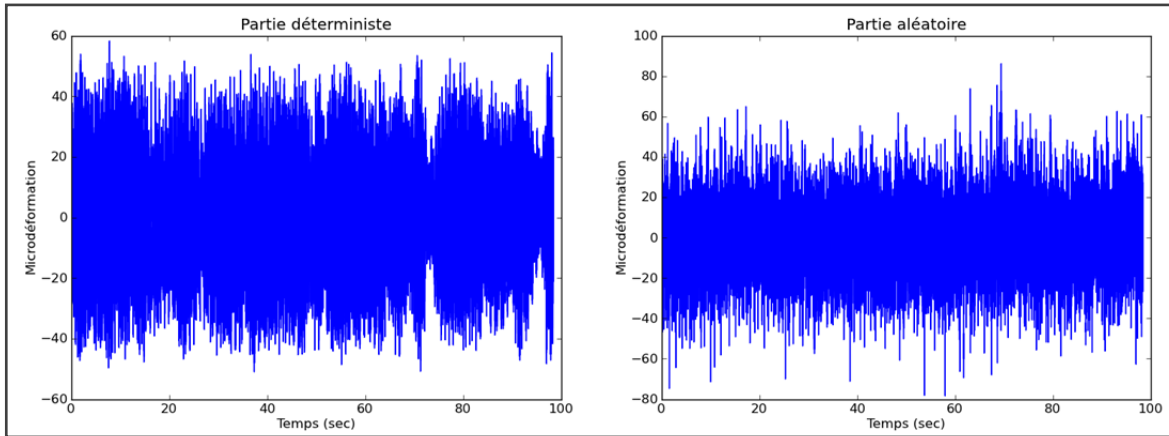


Figure A.21 Séparation de la partie déterministe et aléatoire des données du GTA2 à la condition de charge partielle (50.1% d'ouverture)

Commentaires : La partie déterministe est environ du même ordre de grandeur que la partie aléatoire. Présence d'impulsion dans la partie aléatoire.

Actions : aucune

Condition d'opération de Pleine Charge (PC)

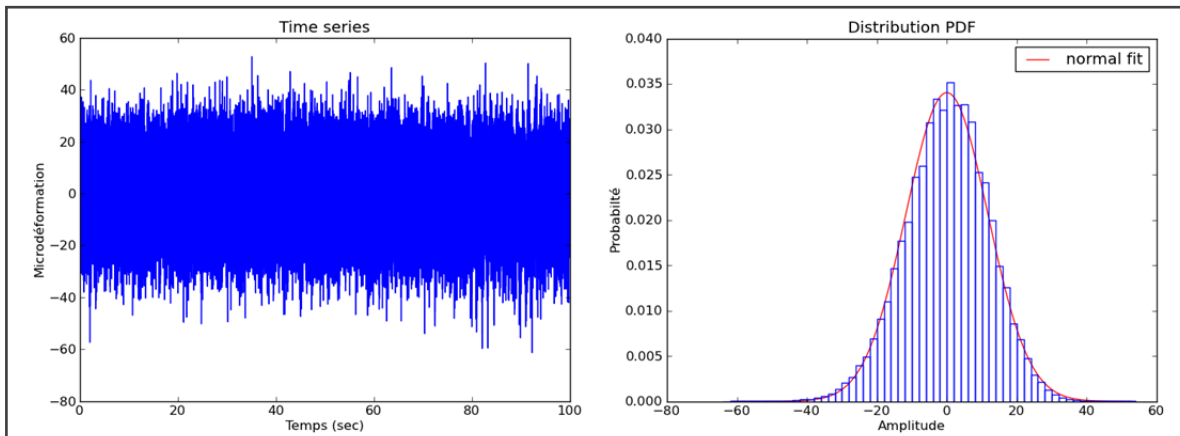


Figure A.22 Consolidation des données du GTA2 à la condition d'opération PC

Commentaires : La queue de la distribution est plus longue à gauche (négatif).

Actions : aucune

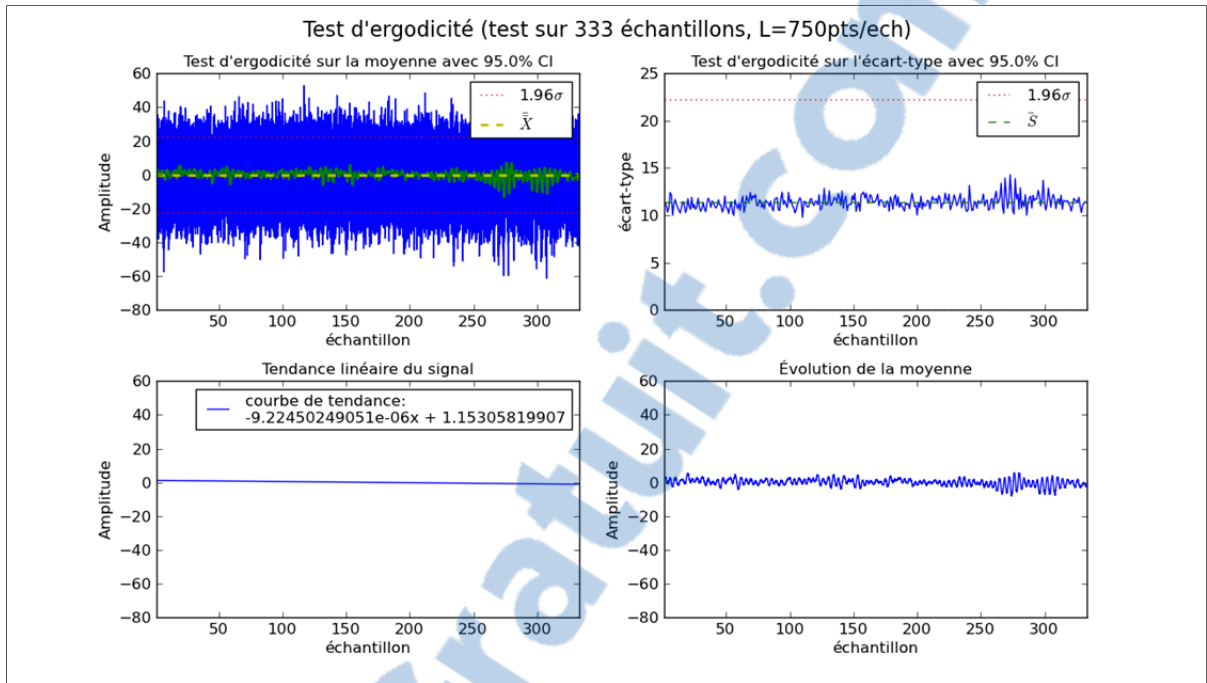


Figure A.23 Test d'ergodicité appliqué aux données du GTA2 à la condition d'opération PC

Commentaires : Selon la période choisie, la moyenne et l'écart-type varient un peu plus vers la fin de l'acquisition. Cette variation est considérée lors de la modélisation du signal.

Actions : aucune

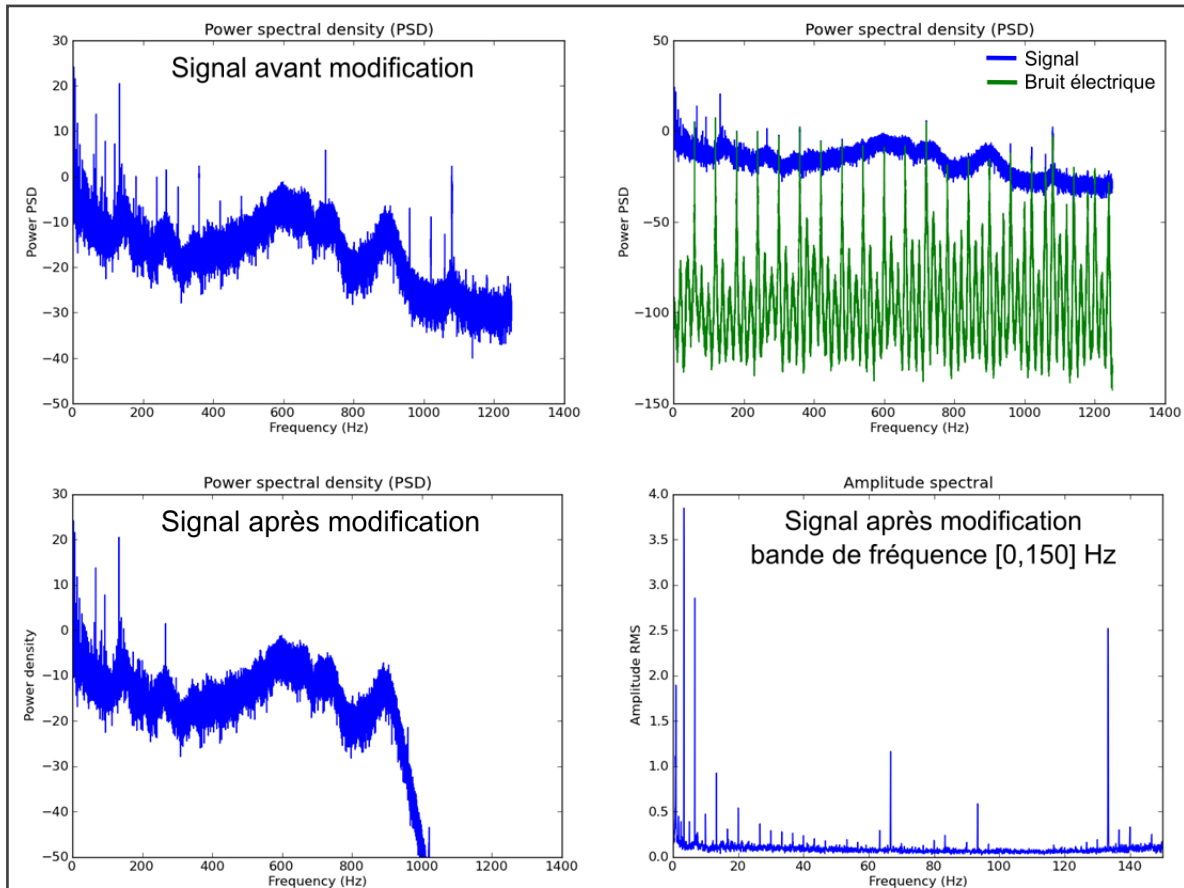


Figure A.24 Contenu fréquentiel des données du GTA2 à la condition d'opération PC

Commentaires : Une présence de bruits électriques est visible dans le contenu fréquentiel du signal (fréquence cyclique de 60 Hz).

Actions : Moyenne synchrone en utilisant la phase du signal et application d'un filtre passe-bas à 950 Hz.

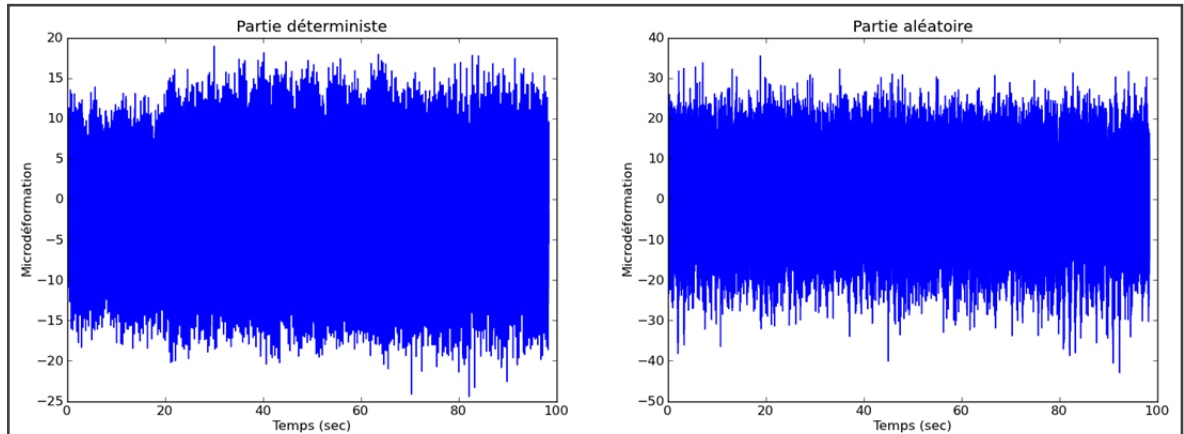


Figure A.25 Séparation de la partie déterministe et aléatoire des données du GTA2 à la condition d'opération PC

Commentaires : La dispersion de la partie aléatoire est un peu plus importante que la partie déterministe.

Actions : aucune

ANNEXE II

RÉSULTATS DES TESTS POUR CHOIX DU SEUIL U

Cette annexe présente tous les tests effectués pour déterminer les seuils U_{max} et U_{min} des études de cas présentés (modélisations basées sur la théorie des valeurs extrêmes). Ces tests sont divisés en trois catégories : les méthodes graphiques, les méthodes analytiques et les distributions PDF et CDF.

Groupe turbine-alternateur 1 :

Condition d'opération de marche à vide (MAV)

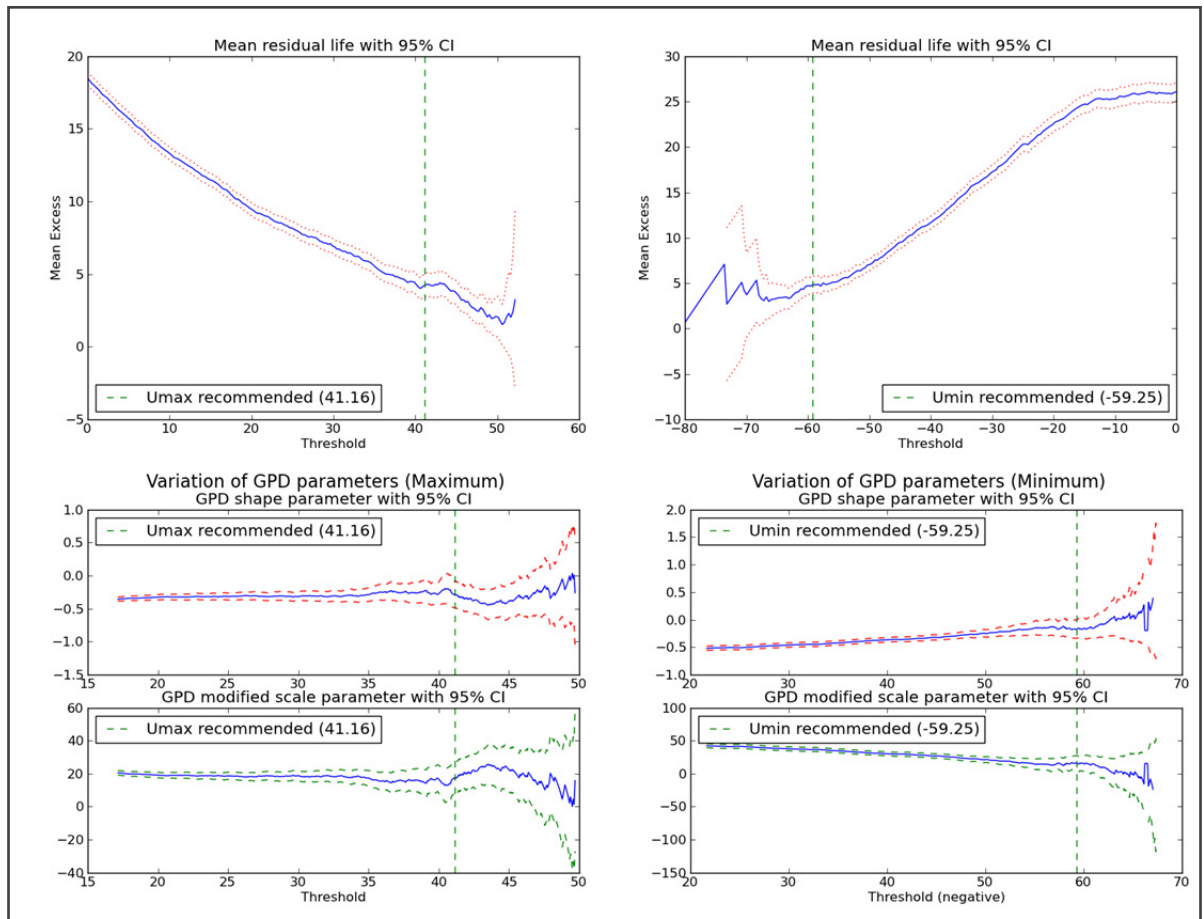


Figure A.26 Résultats des méthodes graphiques du GTA1 à la condition d'opération MAV

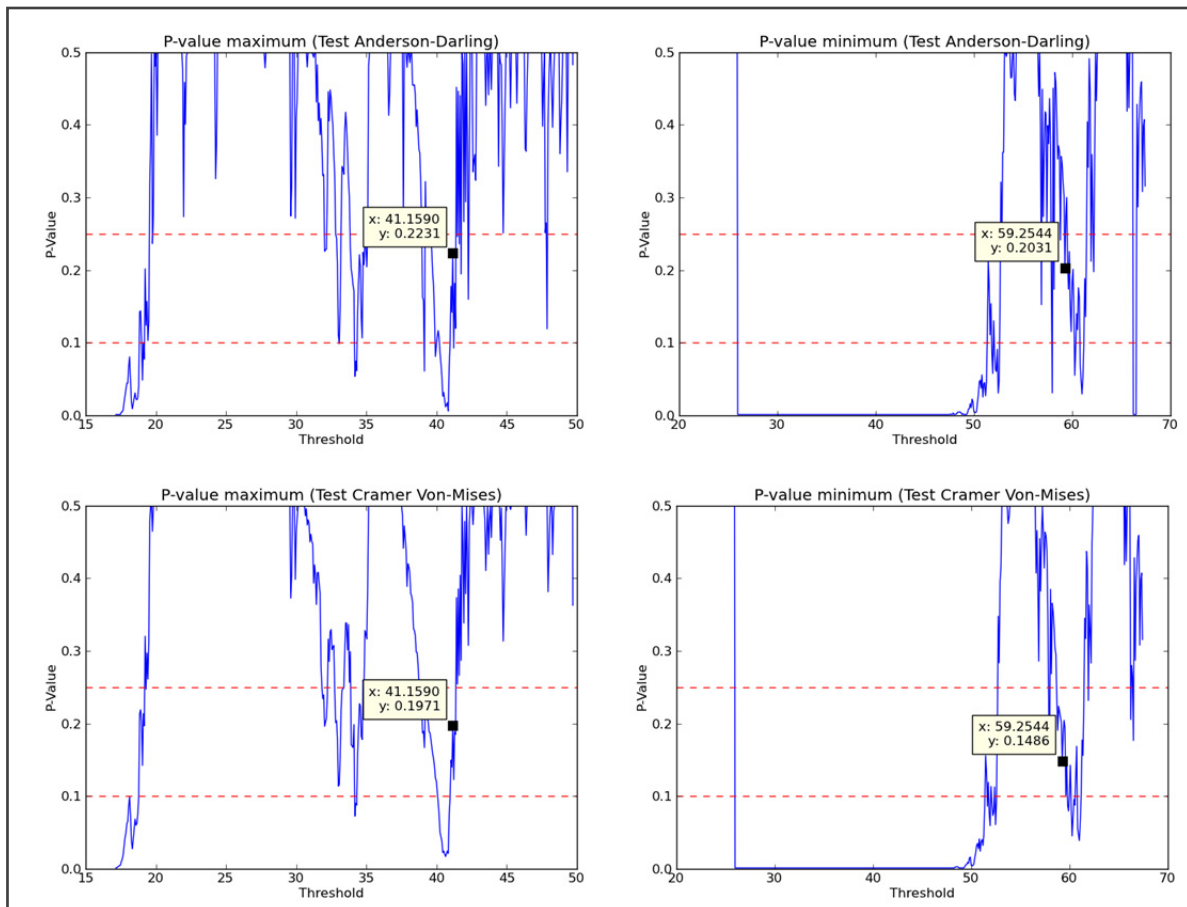


Figure A.27 Résultats des méthodes analytiques du GTA1 à la condition d'opération MAV

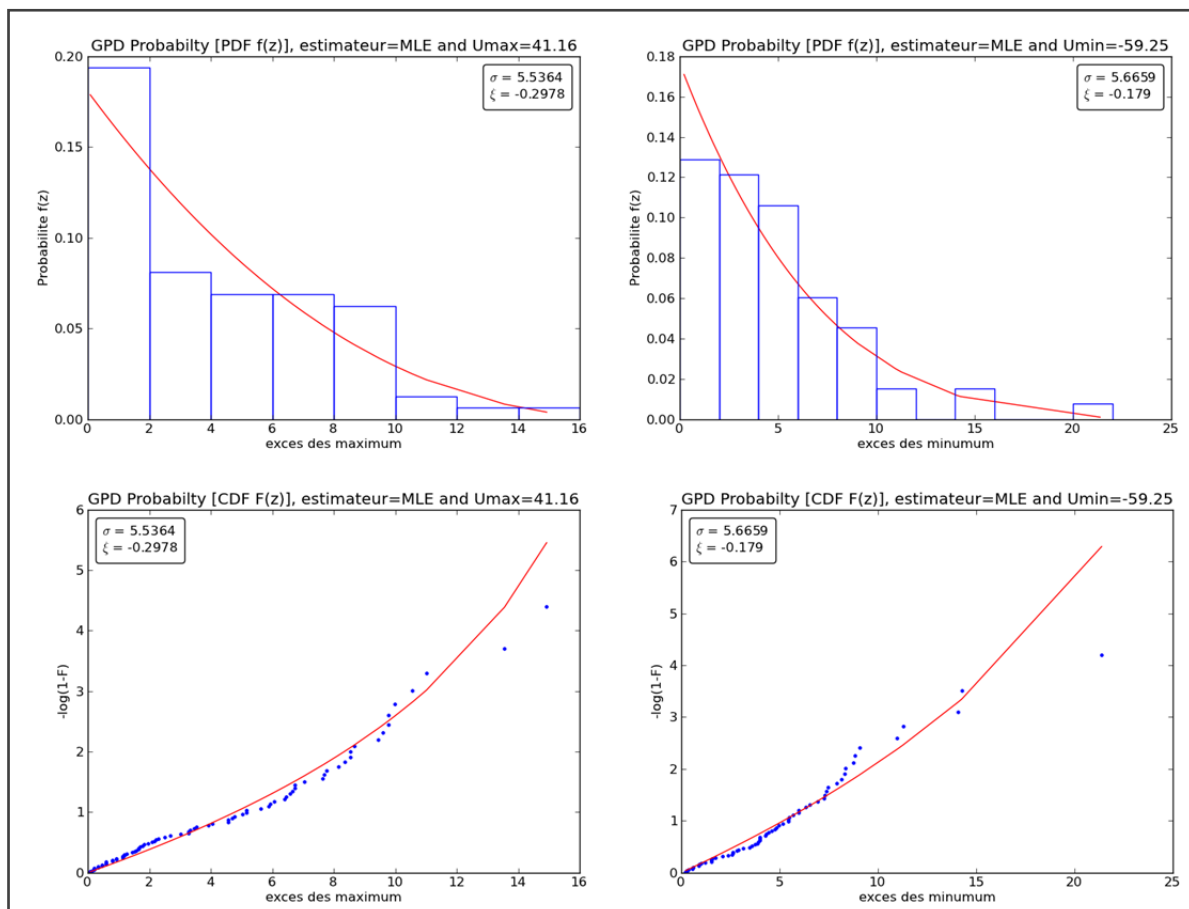


Figure A.28 Distributions PDF et CDF des excès du GTA1 à la condition d'opération MAV

Condition d'opération de charge partielle (55% d'ouverture)

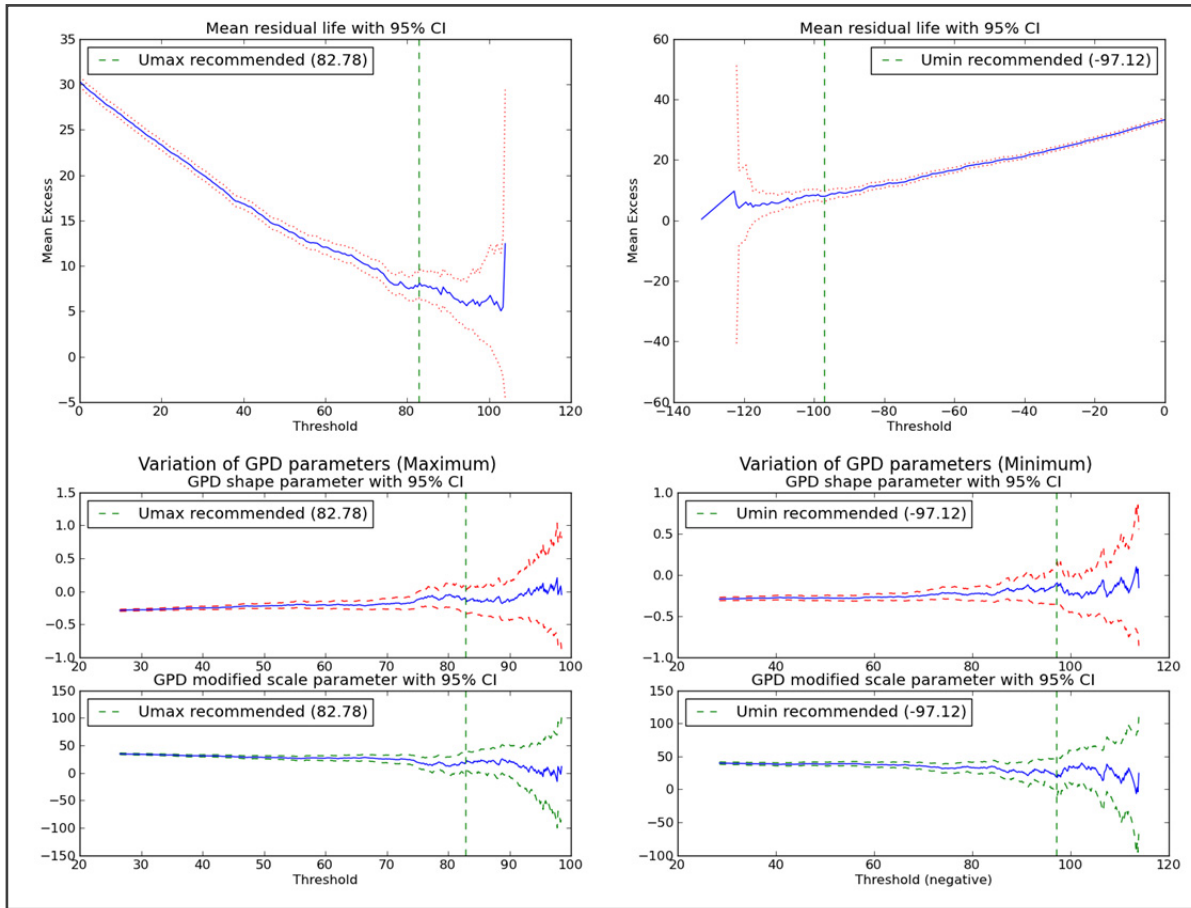


Figure A.29 Résultats des méthodes graphiques du GTA1 à la condition d'opération de charge partielle (55% d'ouverture)

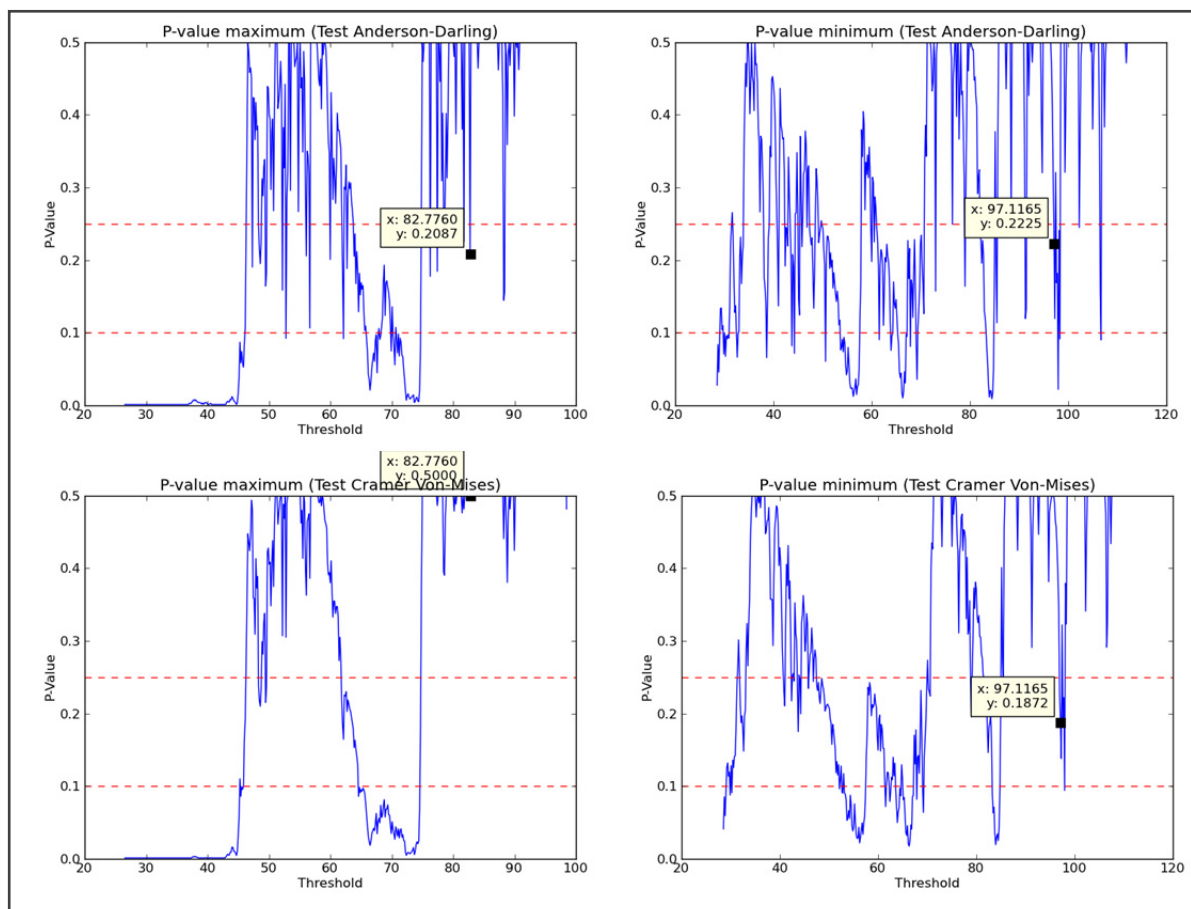


Figure A.30 Résultats des méthodes analytiques du GTA1 à la condition d'opération de charge partielle (55% d'ouverture)

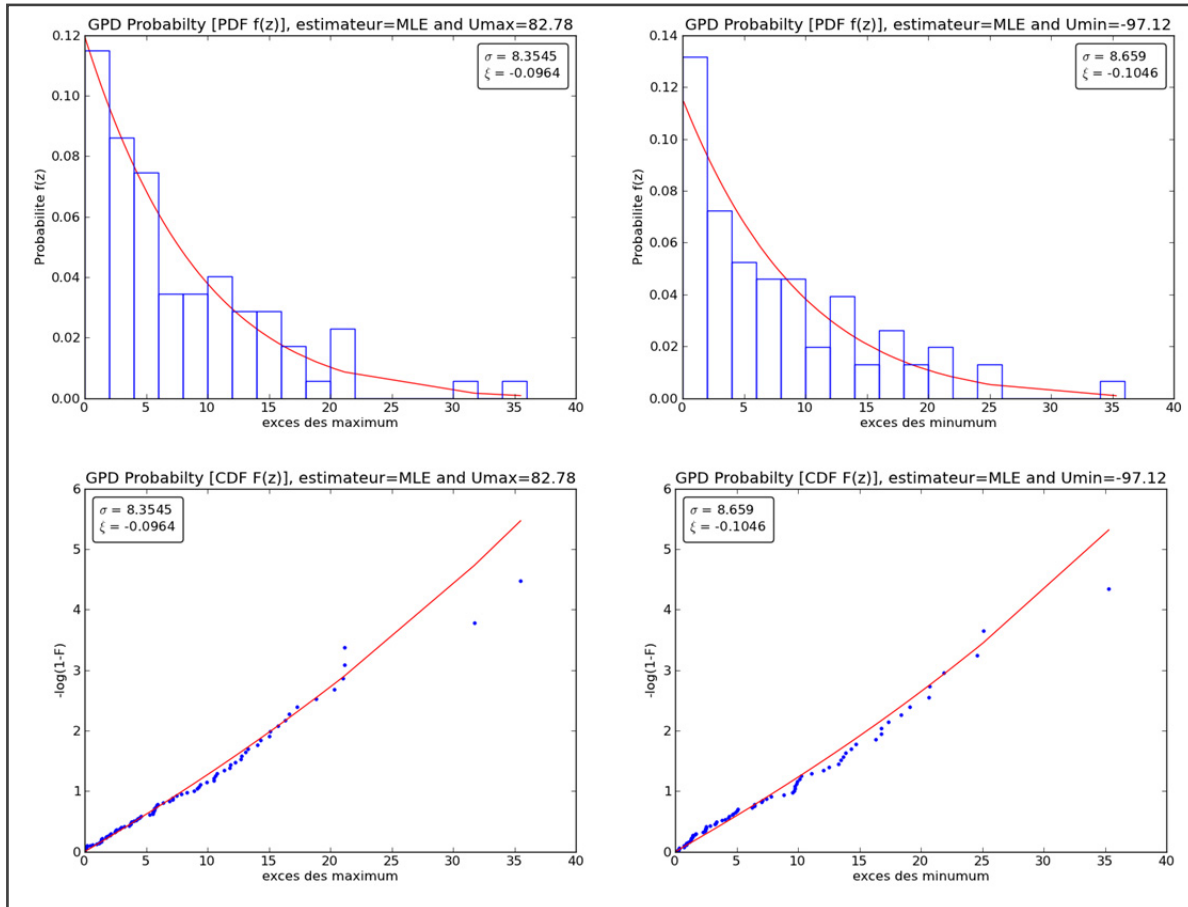


Figure A.31 Distributions PDF et CDF des excès du GTA1 à la condition d'opération de charge partielle (55% d'ouverture)

Condition d'opération de Pleine Charge (PC)

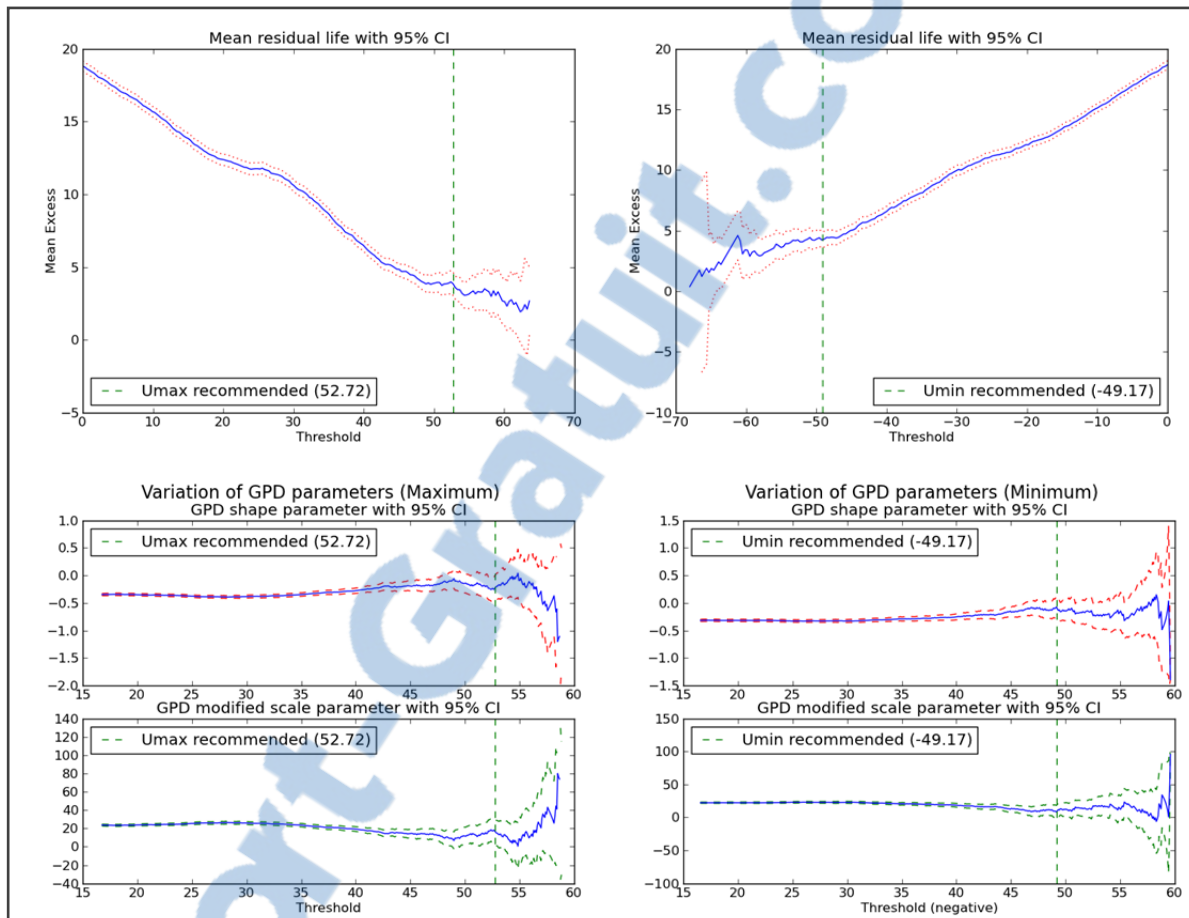


Figure A.32 Résultats des méthodes graphiques du GTA1 à la condition d'opération PC

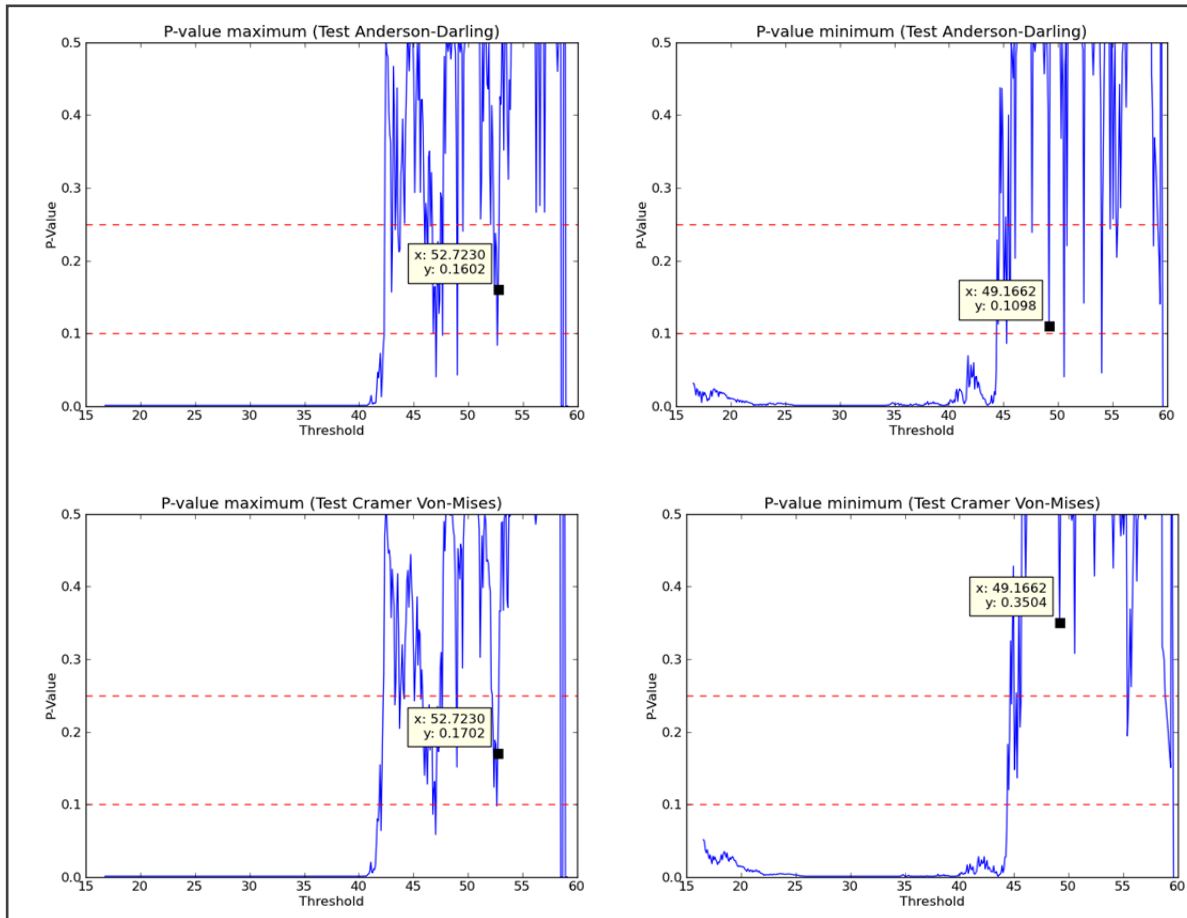


Figure A.33 Résultats des méthodes analytiques du GTA1 à la condition d'opération PC

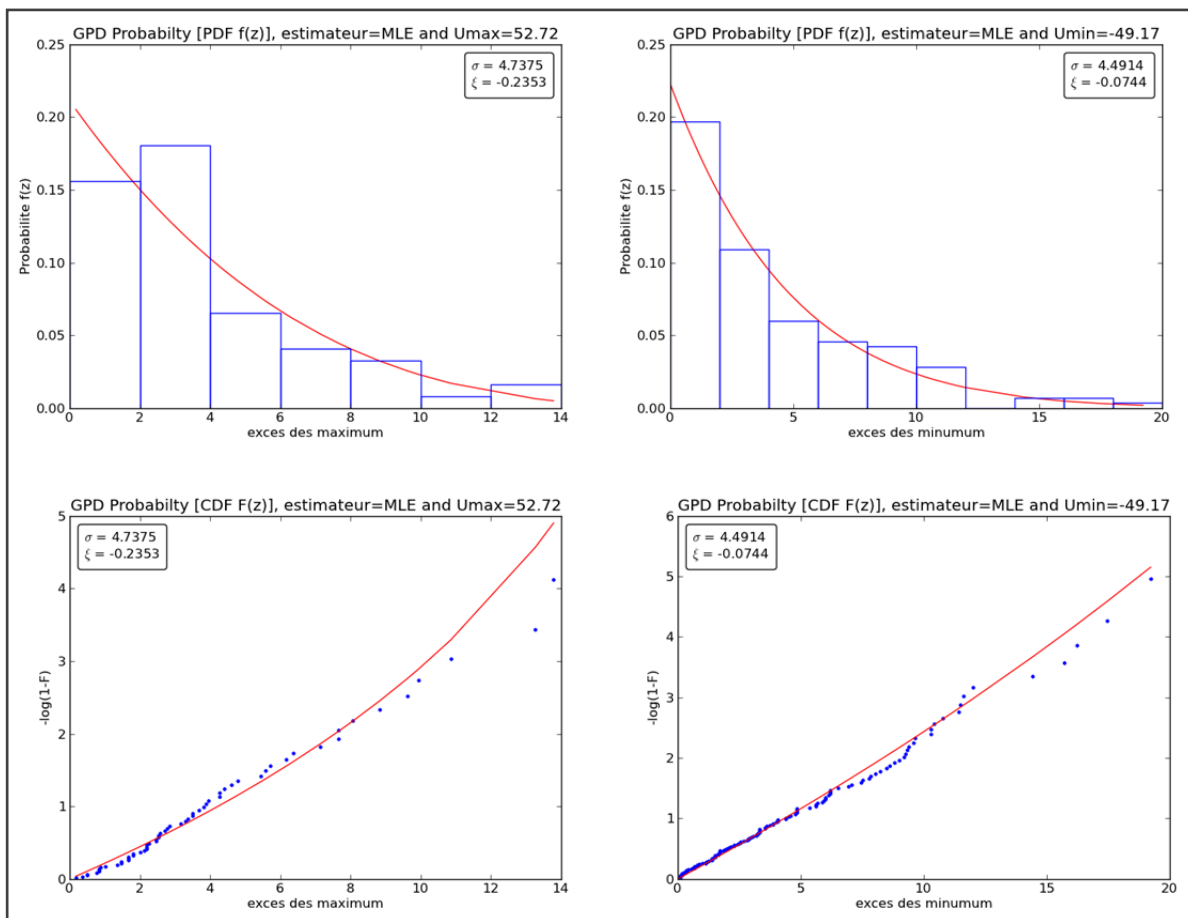


Figure A.34 Distributions PDF et CDF des excès du GTA1 à la condition d'opération PC

Groupe turbine-alternateur 2 :

Condition d'opération de marche à vide (MAV)

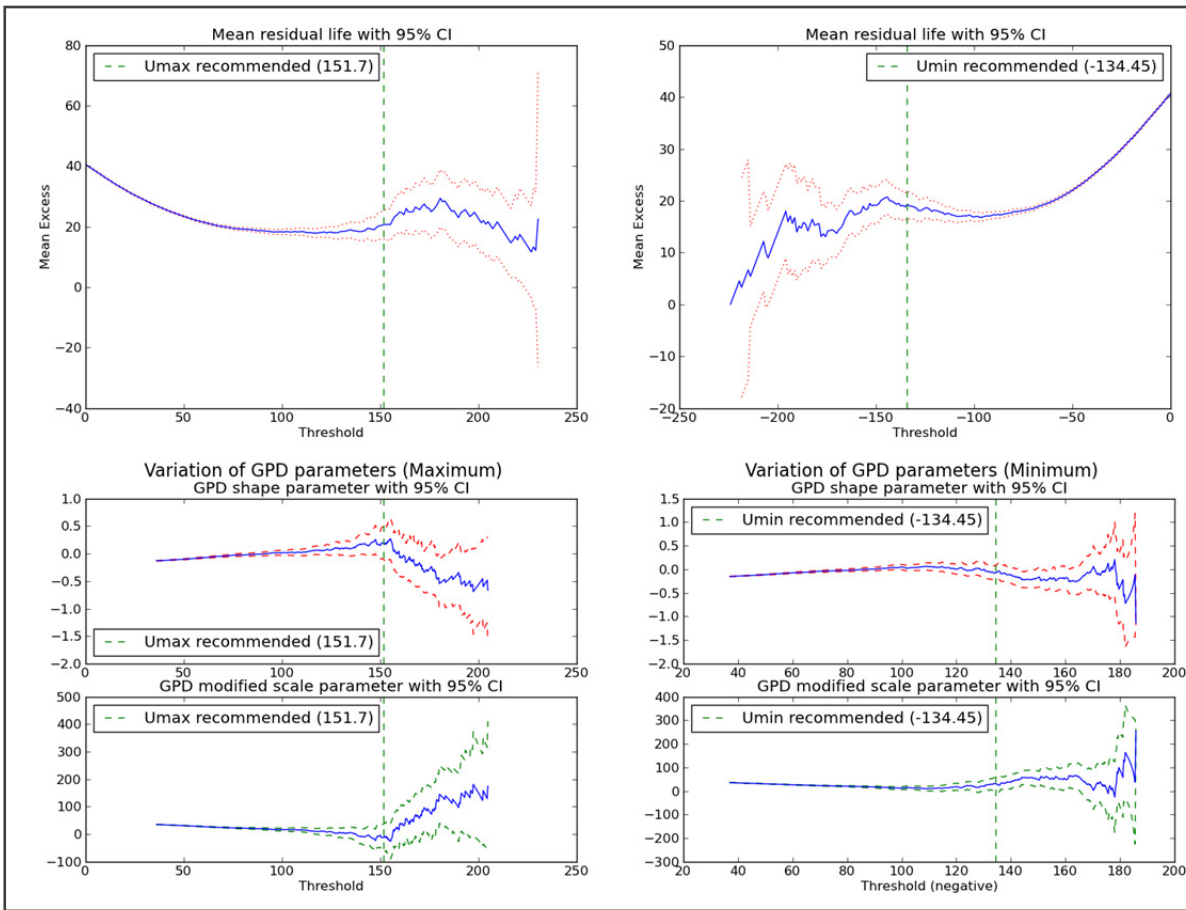


Figure A.35 Résultats des méthodes graphiques du GTA2 à la condition d'opération MAV

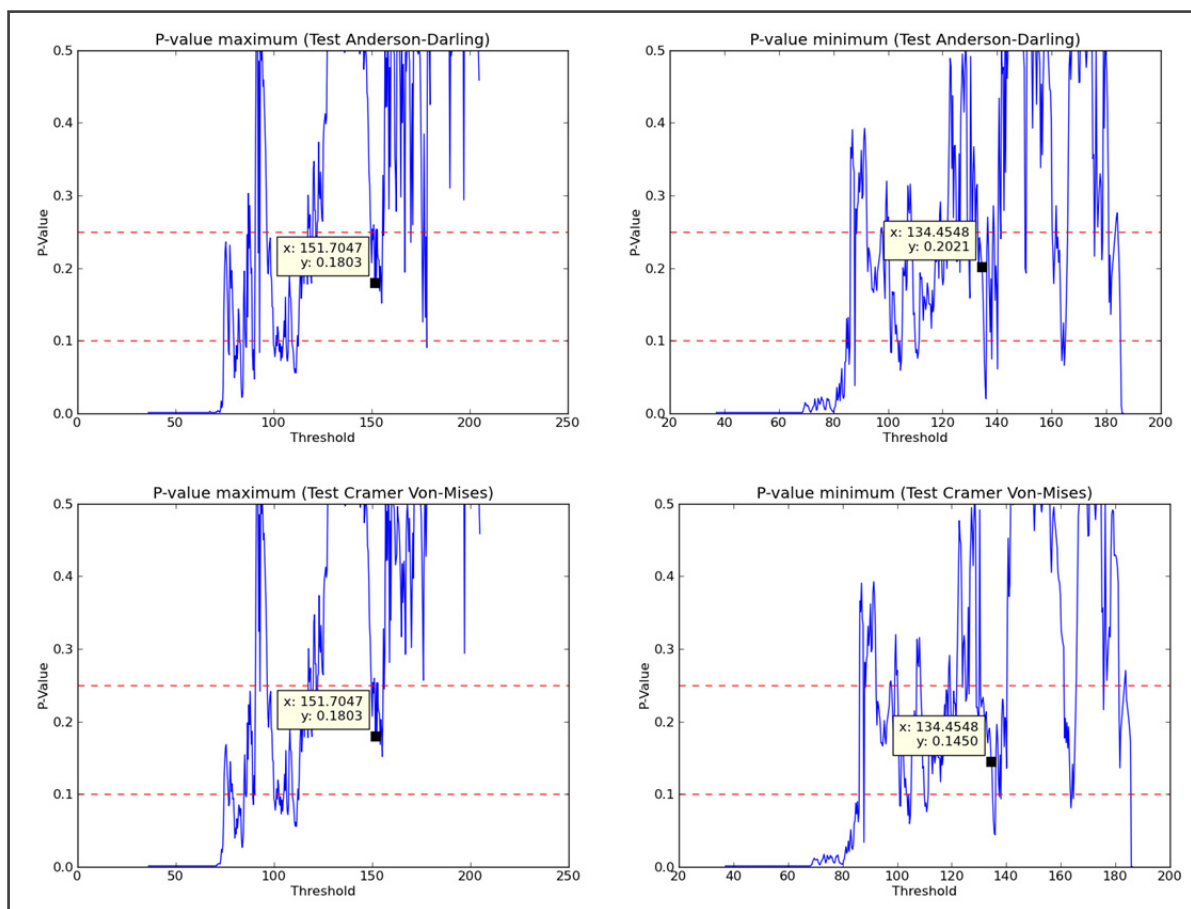


Figure A.36 Résultats des méthodes analytiques du GTA2 à la condition d'opération MAV

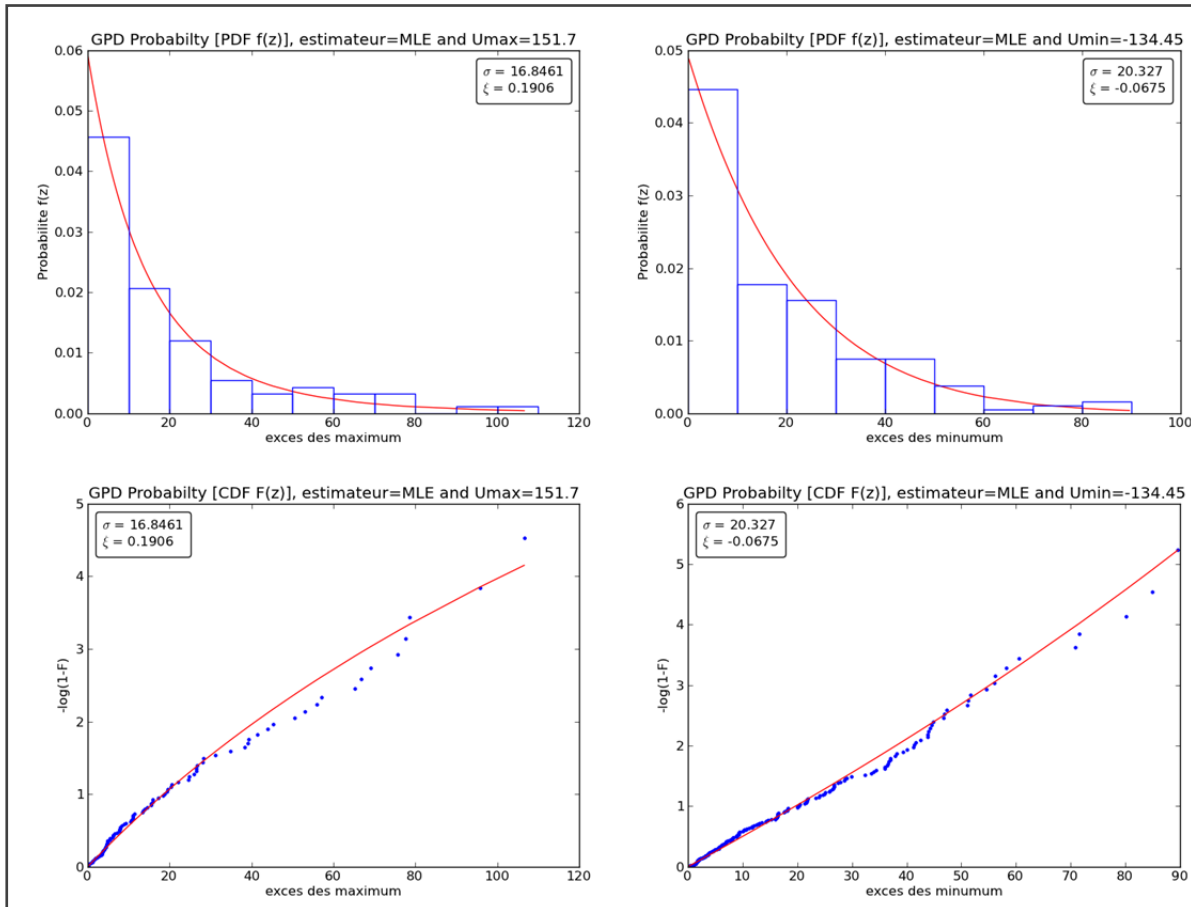


Figure A.37 Distributions PDF et CDF des excès du GTA2 à la condition d'opération MAV

Condition d'opération de charge partielle (50.1% d'ouverture)

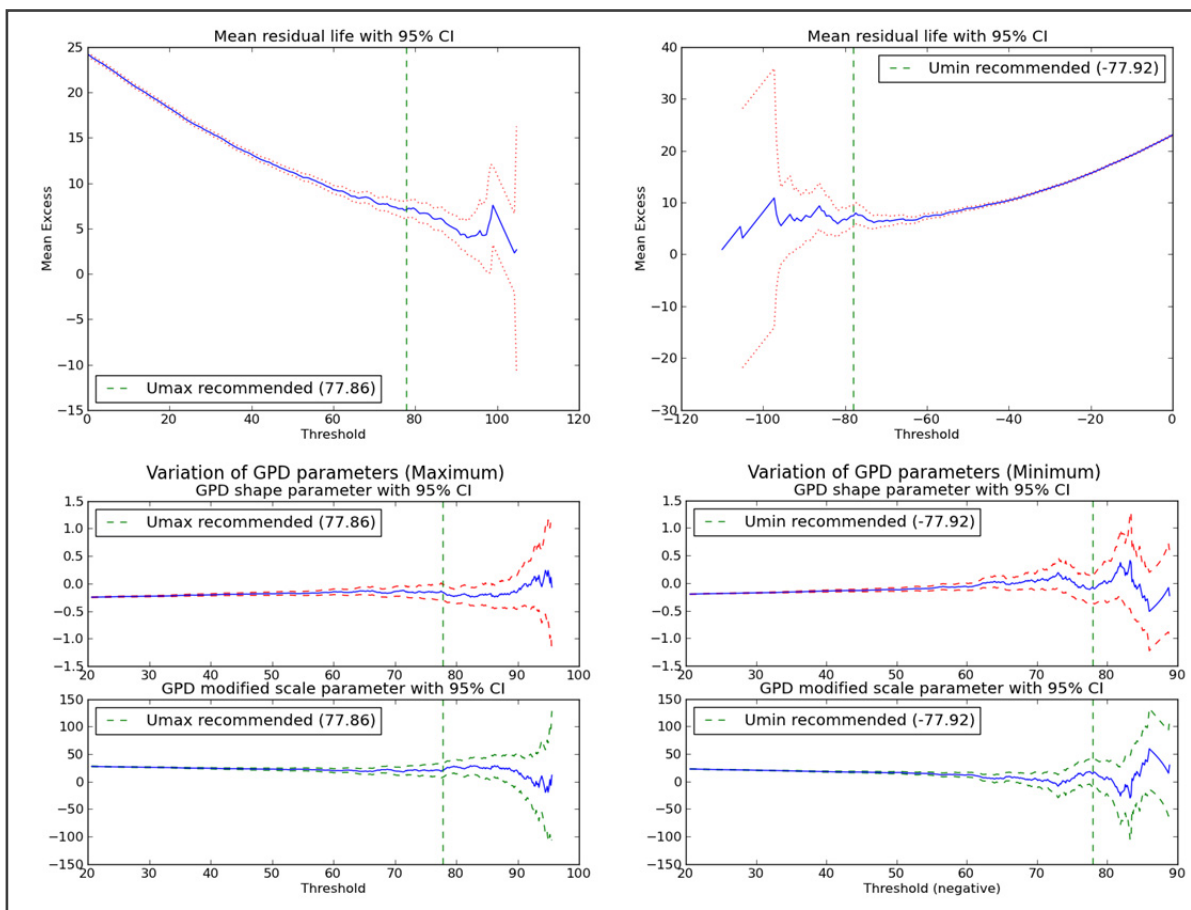


Figure A.38 Résultats des méthodes graphiques du GTA2 à la condition d'opération de charge partielle (50.1% d'ouverture)

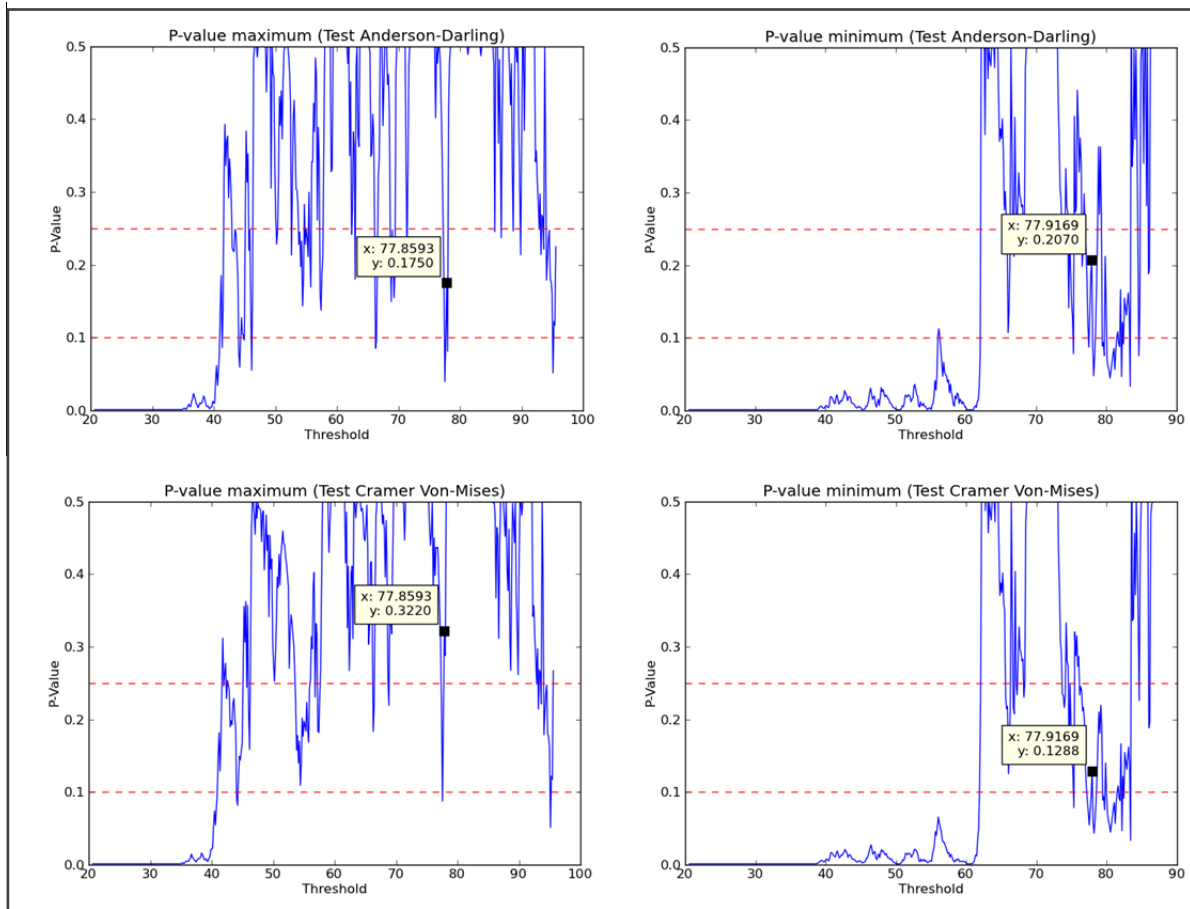


Figure A.39 Résultats des méthodes analytiques du GTA2 à la condition d'opération de charge partielle (50.1% d'ouverture)

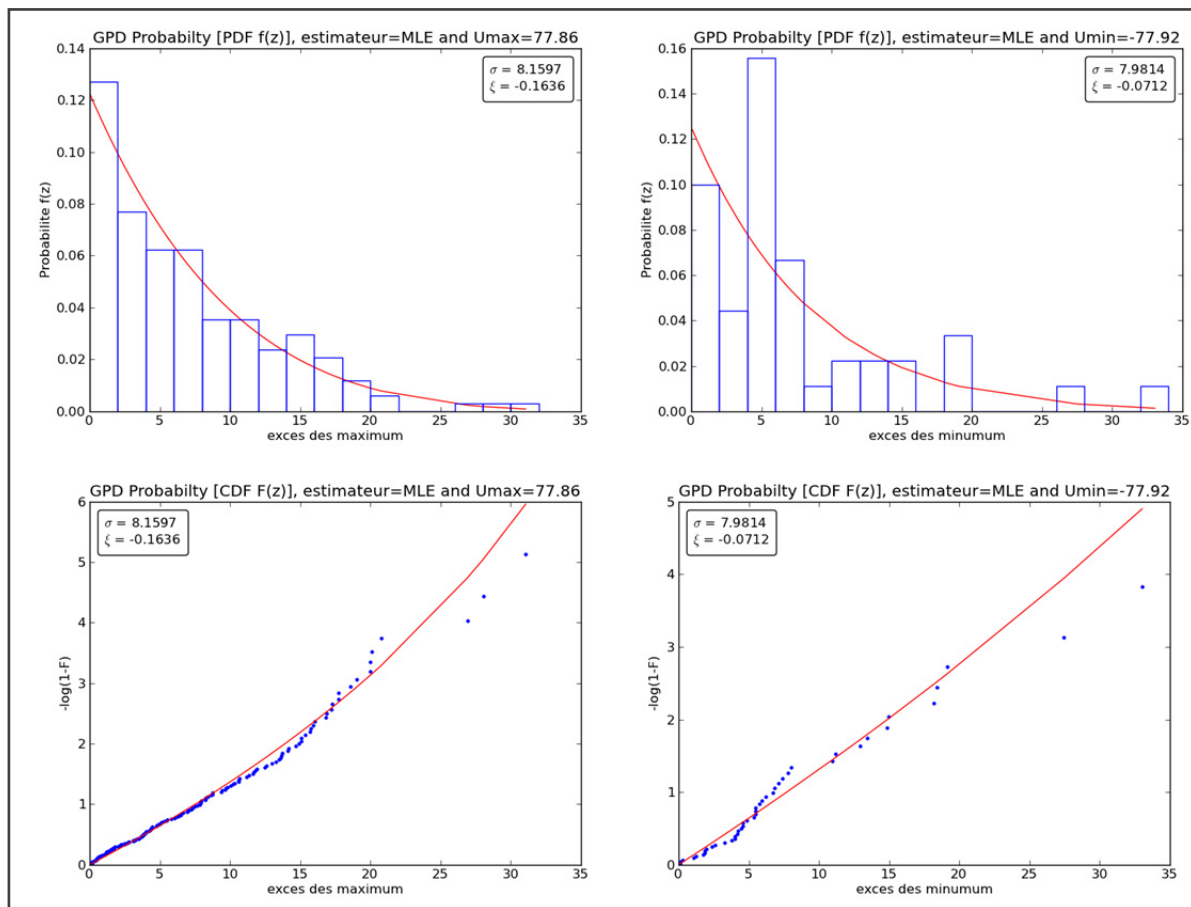


Figure A.40 Distributions PDF et CDF des excès du GTA2 à la condition d'opération de charge partielle (50.1% d'ouverture)

Condition d'opération de Pleine Charge (PC)

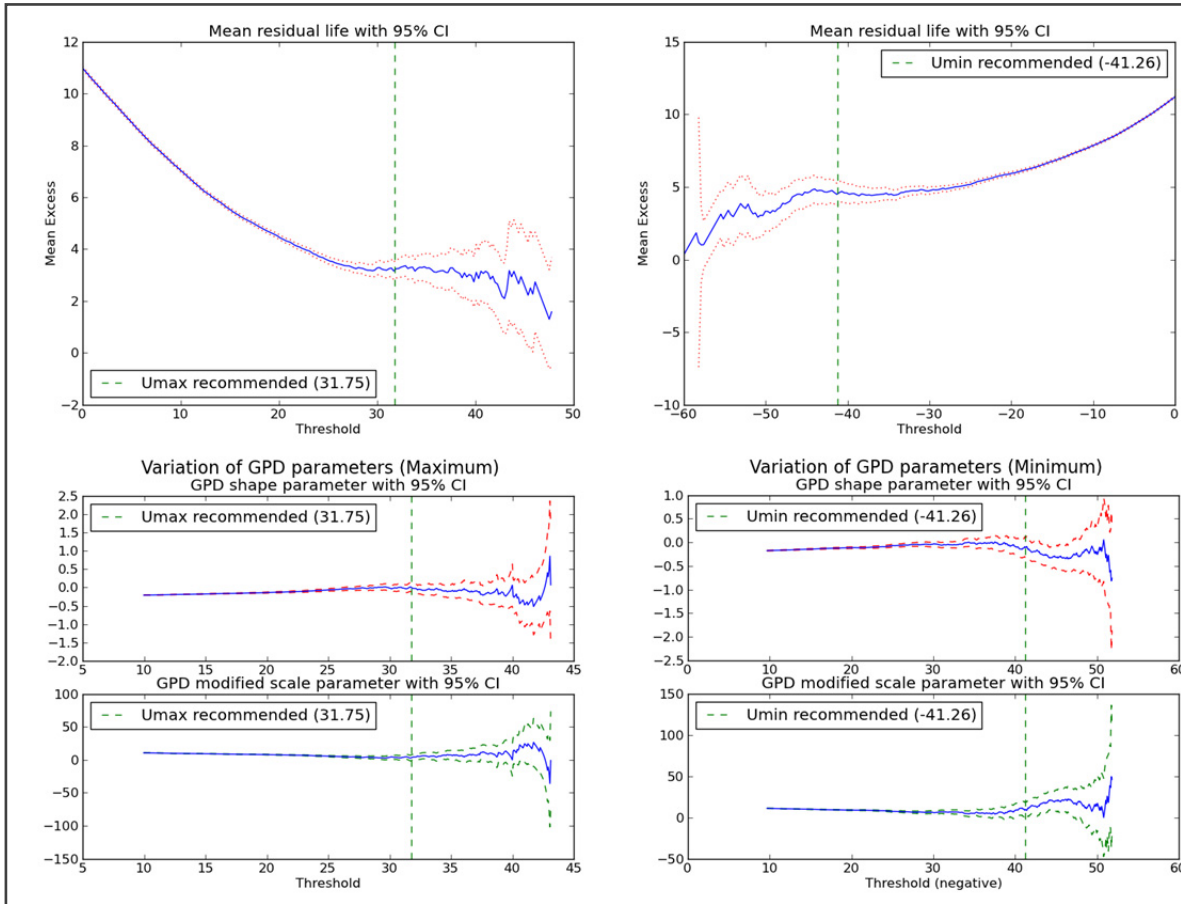


Figure A.41 Résultats des méthodes graphiques du GTA2 à la condition d'opération PC

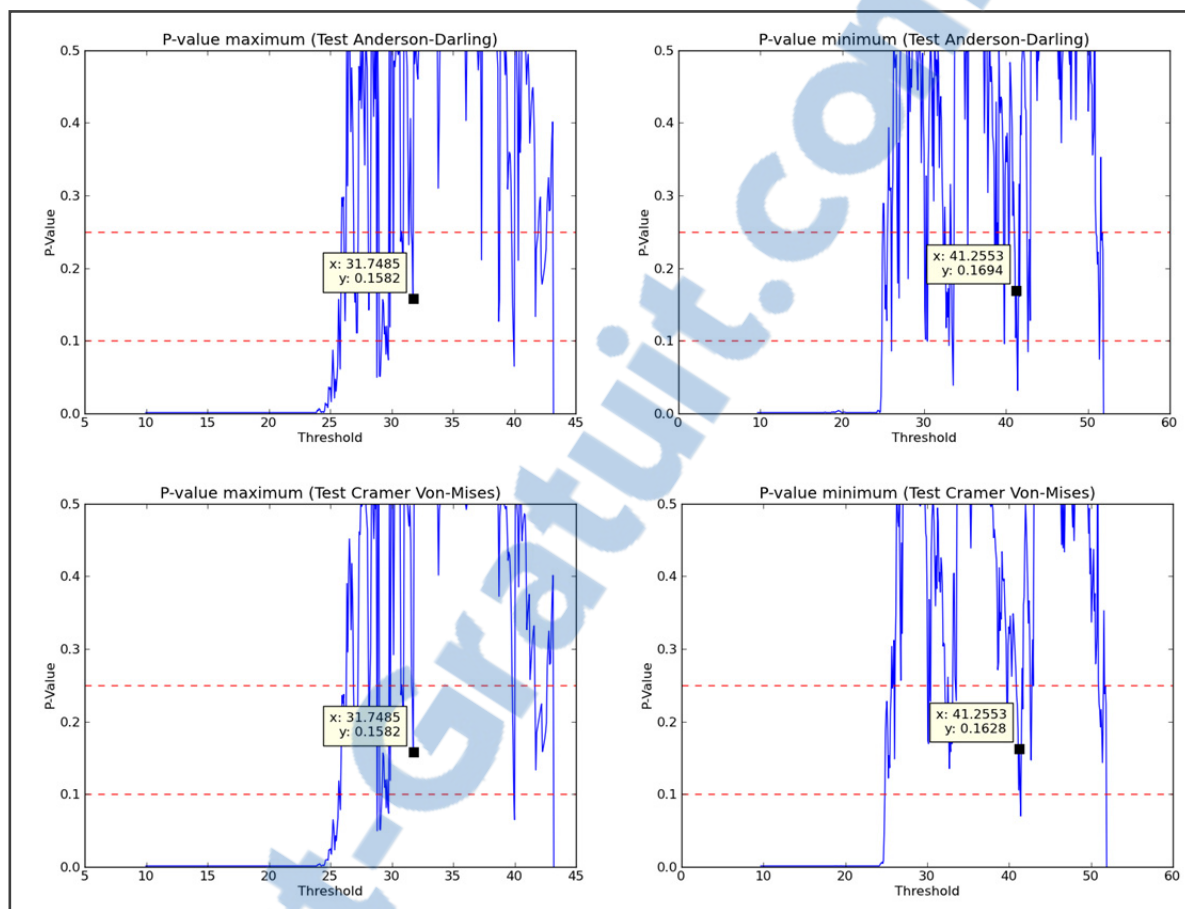


Figure A.42 Résultats des méthodes analytiques du GTA2 à la condition d'opération PC

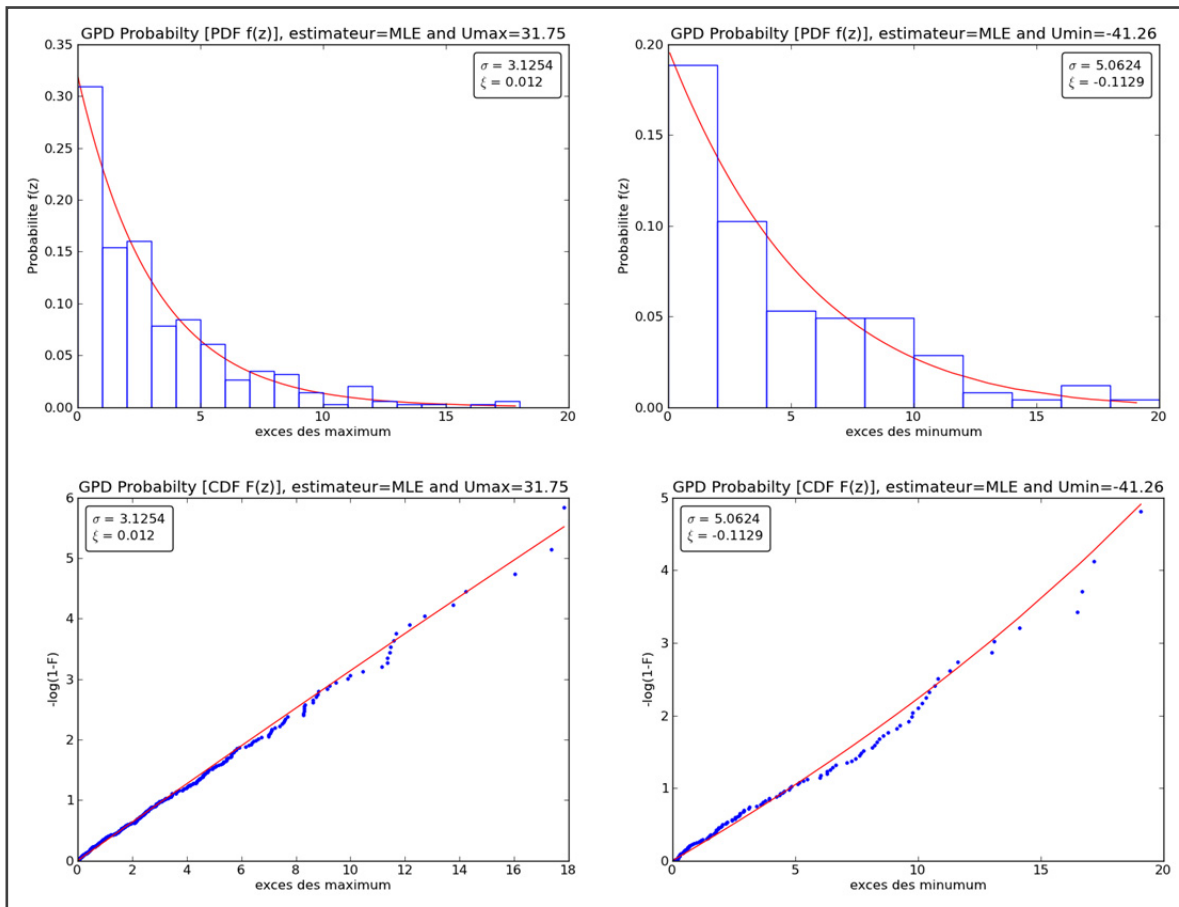


Figure A.43 Distributions PDF et CDF des excès du GTA2 à la condition d'opération PC

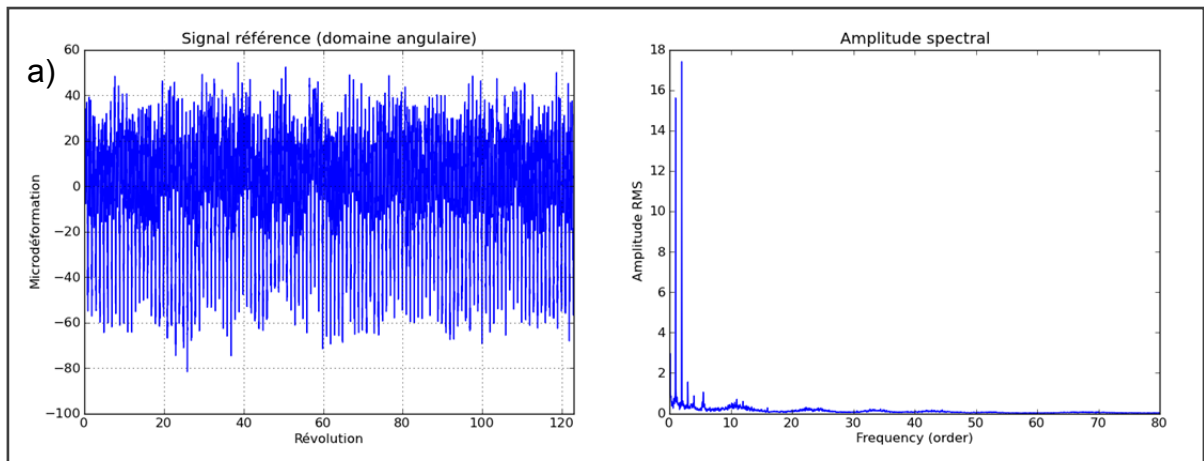
ANNEXE III

RÉSULTATS DE LA MODÉLISATION BASÉE SUR LES OUTILS CYCLOSTATIONNAIRES

Selon le modèle basé sur les outils cyclostationnaires, un signal mesuré sur une machine tournante contient deux parties : une partie cyclostationnaire et une partie résiduelle. Ainsi, cette annexe présente les résultats pour cette méthode. Le signal de référence, la partie cyclostationnaire et la partie résiduelle sont comparés dans le domaine angulaire et le spectre fréquentiel. De plus, les résultats du test de normalité de la partie résiduelle (méthode graphique) sont également présentés.

Groupe turbine-alternateur 1 :

Condition d'opération de marche à vide (MAV)



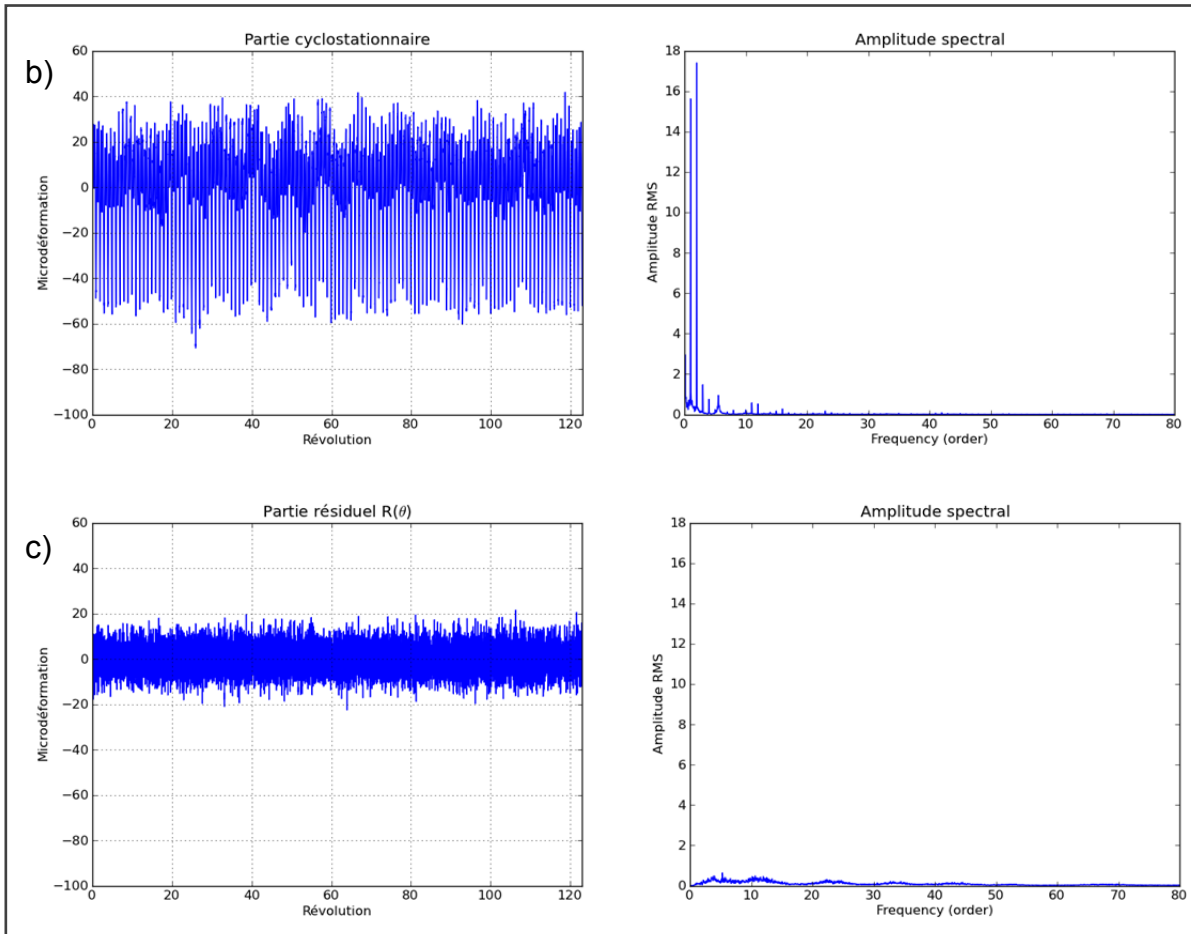


Figure A.44 Domaine angulaire et fréquentiel du a) signal de référence; b) partie cyclostationnaire; c) partie résiduelle (condition d'opération MAV du GTA1)

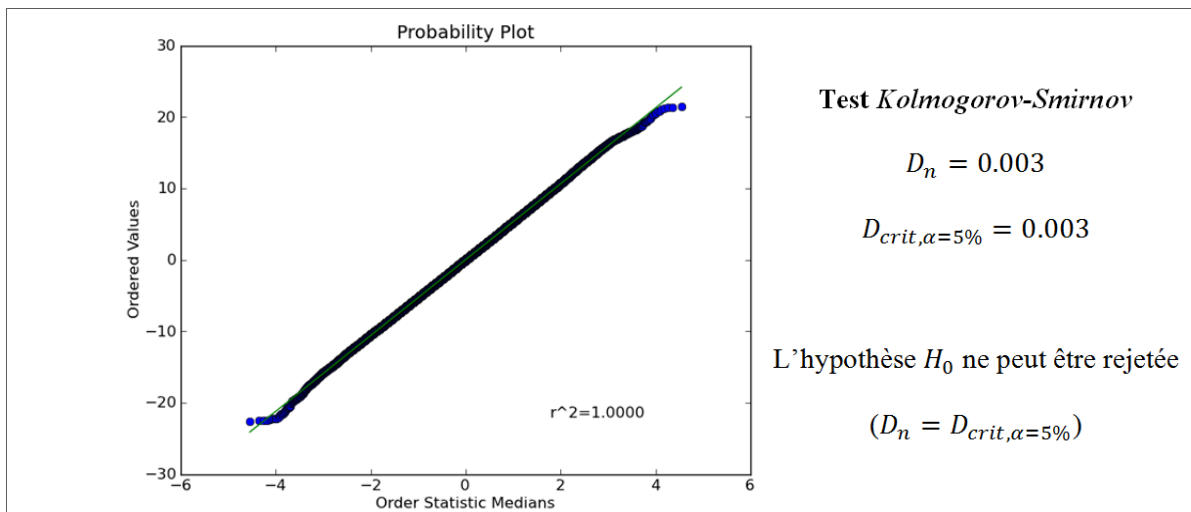


Figure A.45 Test de normalité sur la partie résiduelle (condition d'opération MAV du GTA1)

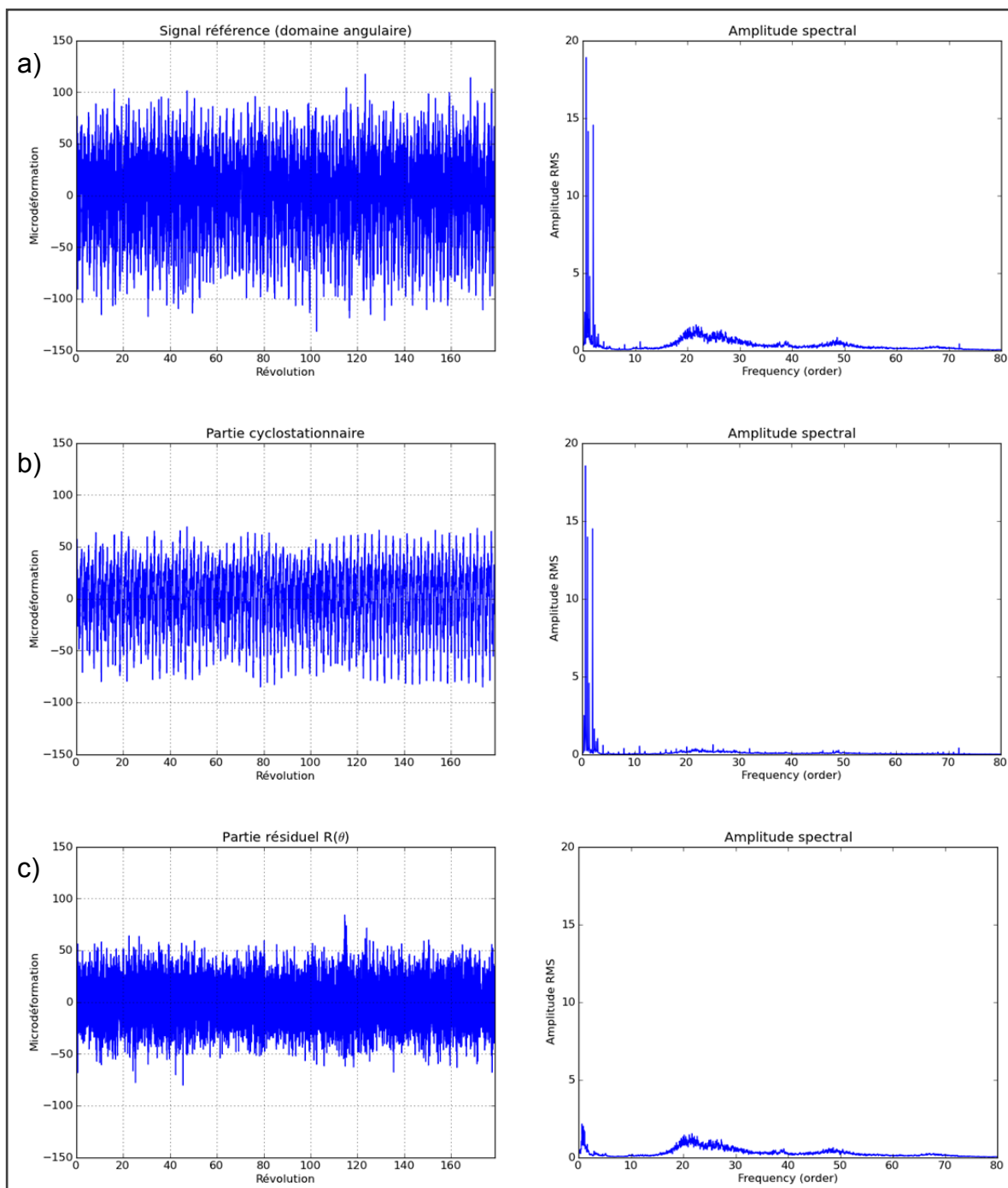
Condition d'opération de charge partielle (55% d'ouverture)

Figure A.46 Domaine angulaire et fréquentiel du a) signal de référence; b) partie cyclostationnaire; c) partie résiduelle (condition d'opération à charge partielle du GTA1)

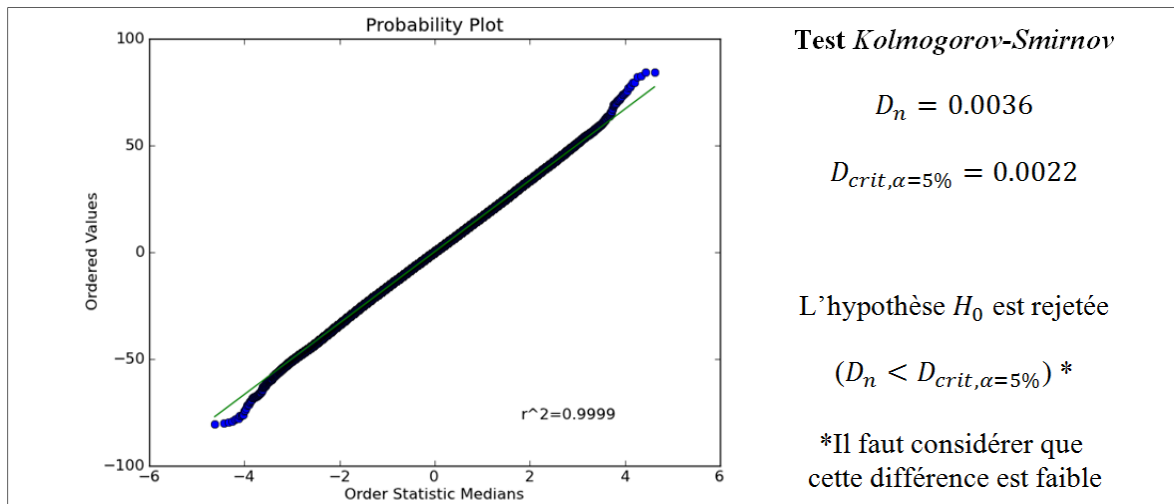
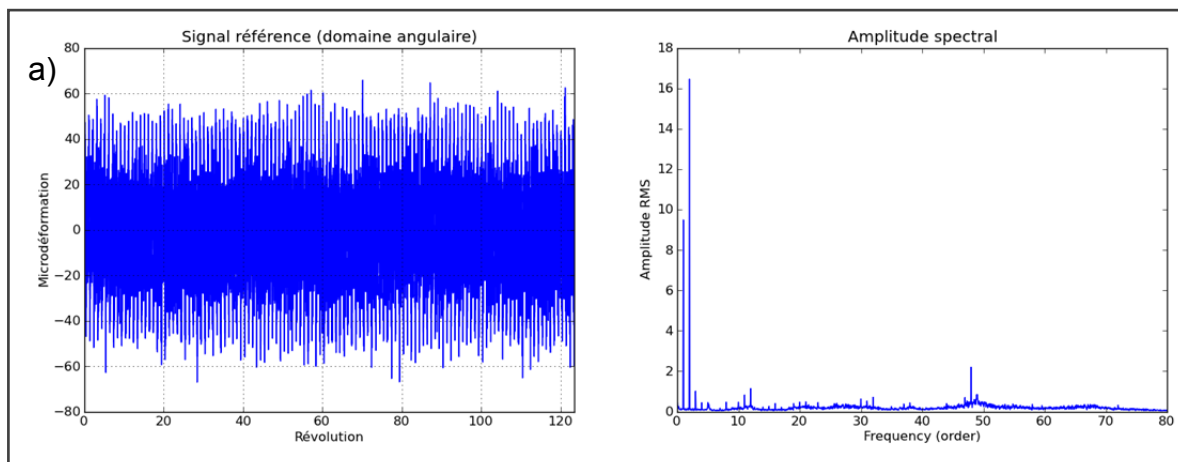


Figure A.47 Test de normalité sur la partie résiduelle (condition d'opération à charge partielle du GTA1)

Condition d'opération de Pleine Charge (PC)



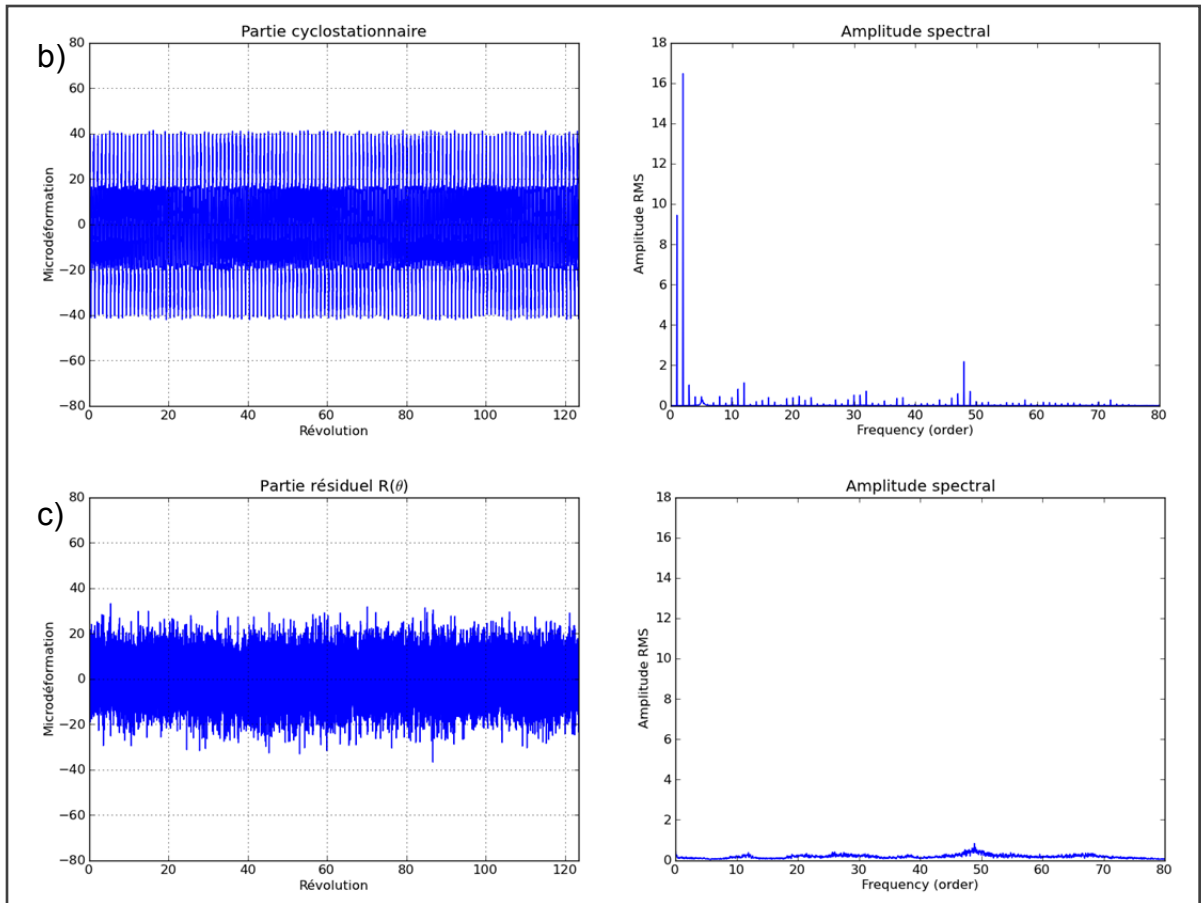


Figure A.48 Domaine angulaire et fréquentiel du a) signal de référence; b) partie cyclostationnaire; c) partie résiduelle (condition d'opération PC du GTA1)

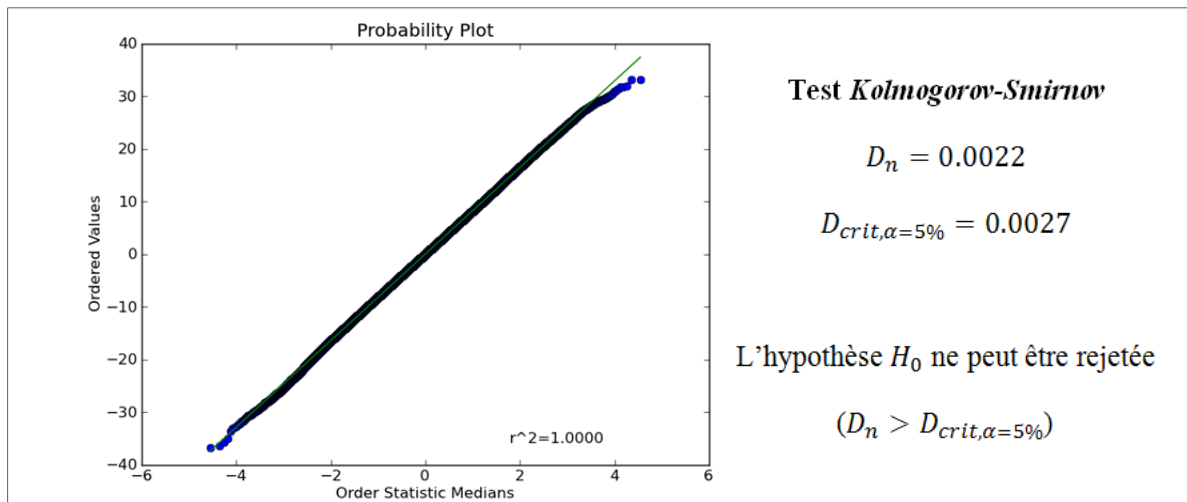


Figure A.49 Test de normalité sur la partie résiduelle (condition d'opération PC du GTA1)

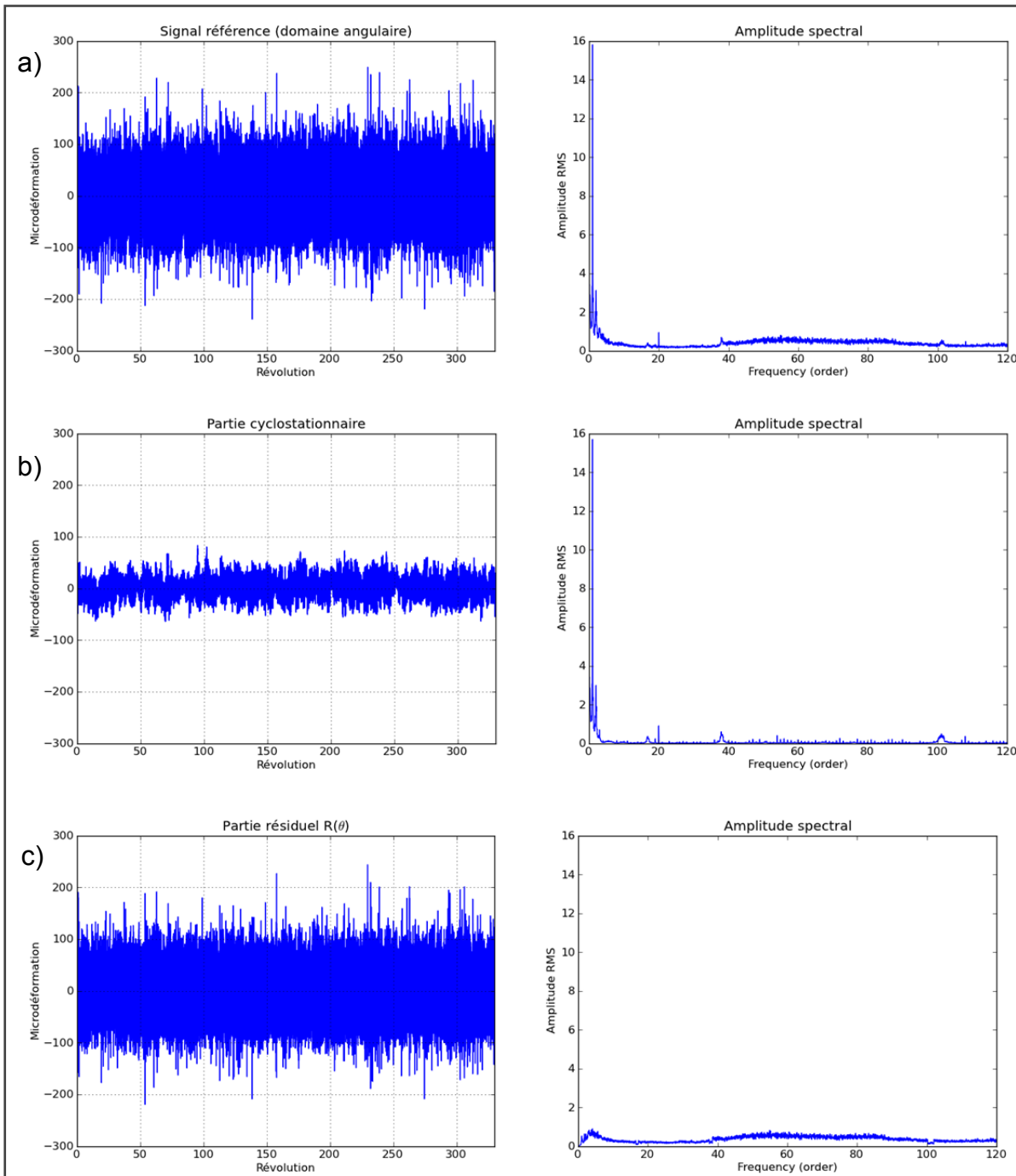
Groupe turbine-alternateur 2 :**Condition d'opération de marche à vide (MAV)**

Figure A.50 Domaine angulaire et fréquentiel du a) signal de référence; b) partie cyclostationnaire; c) partie résiduelle (condition d'opération MAV du GTA2)

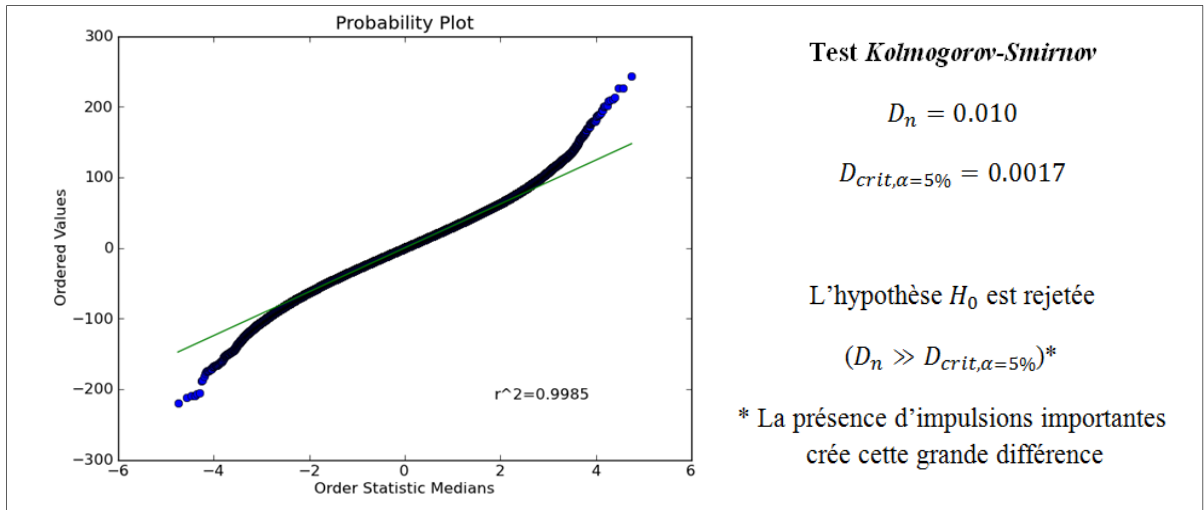
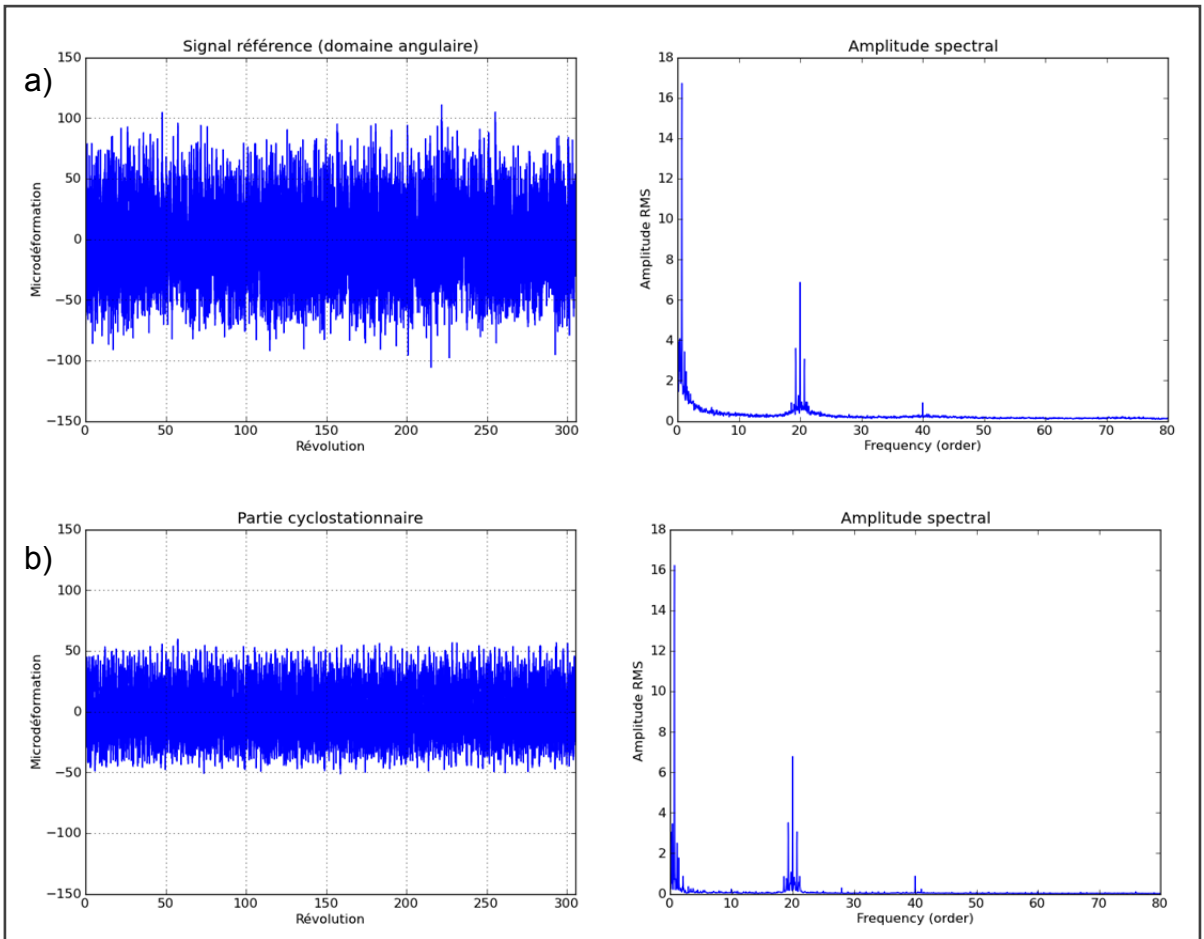


Figure A.51 Test de normalité sur la partie résiduelle (condition d'opération MAV du GTA2)

Condition d'opération de charge partielle (50.1% d'ouverture)



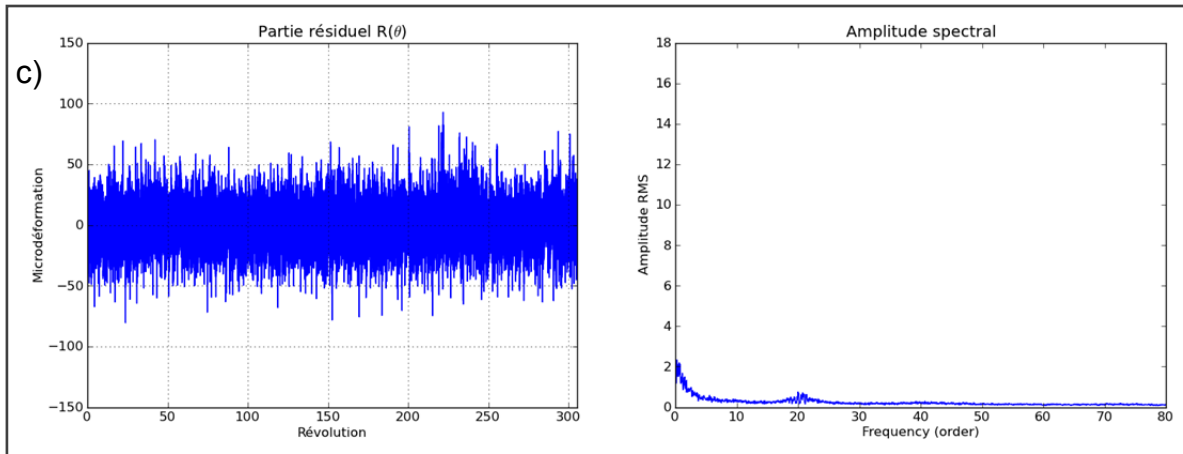


Figure A.52 Domaine angulaire et fréquentiel du a) signal de référence; b) partie cyclostationnaire; c) partie résiduelle (condition d'opération à charge partielle du GTA2)

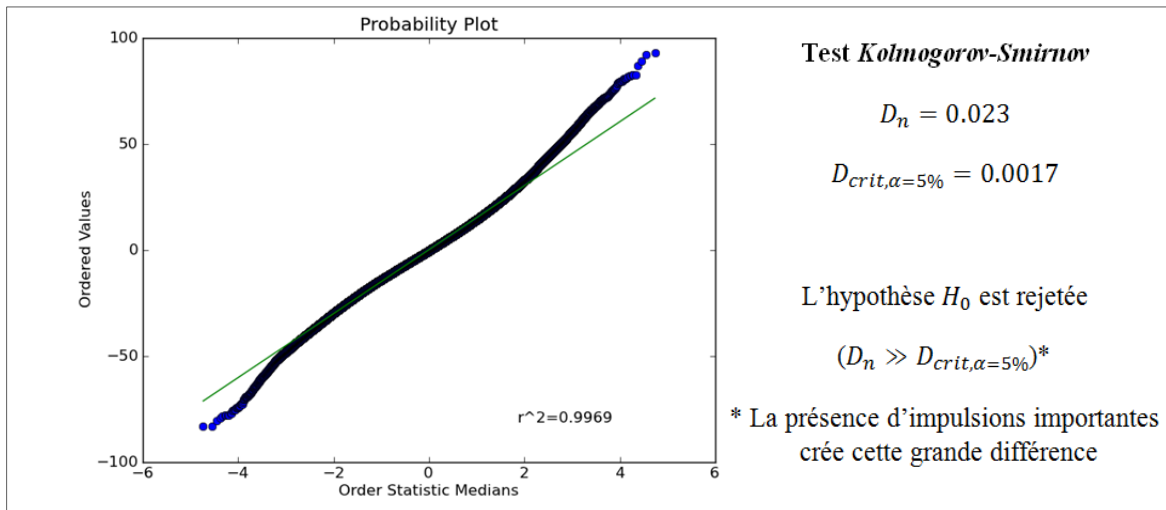


Figure A.53 Test de normalité sur la partie résiduelle (condition d'opération à charge partielle du GTA2)

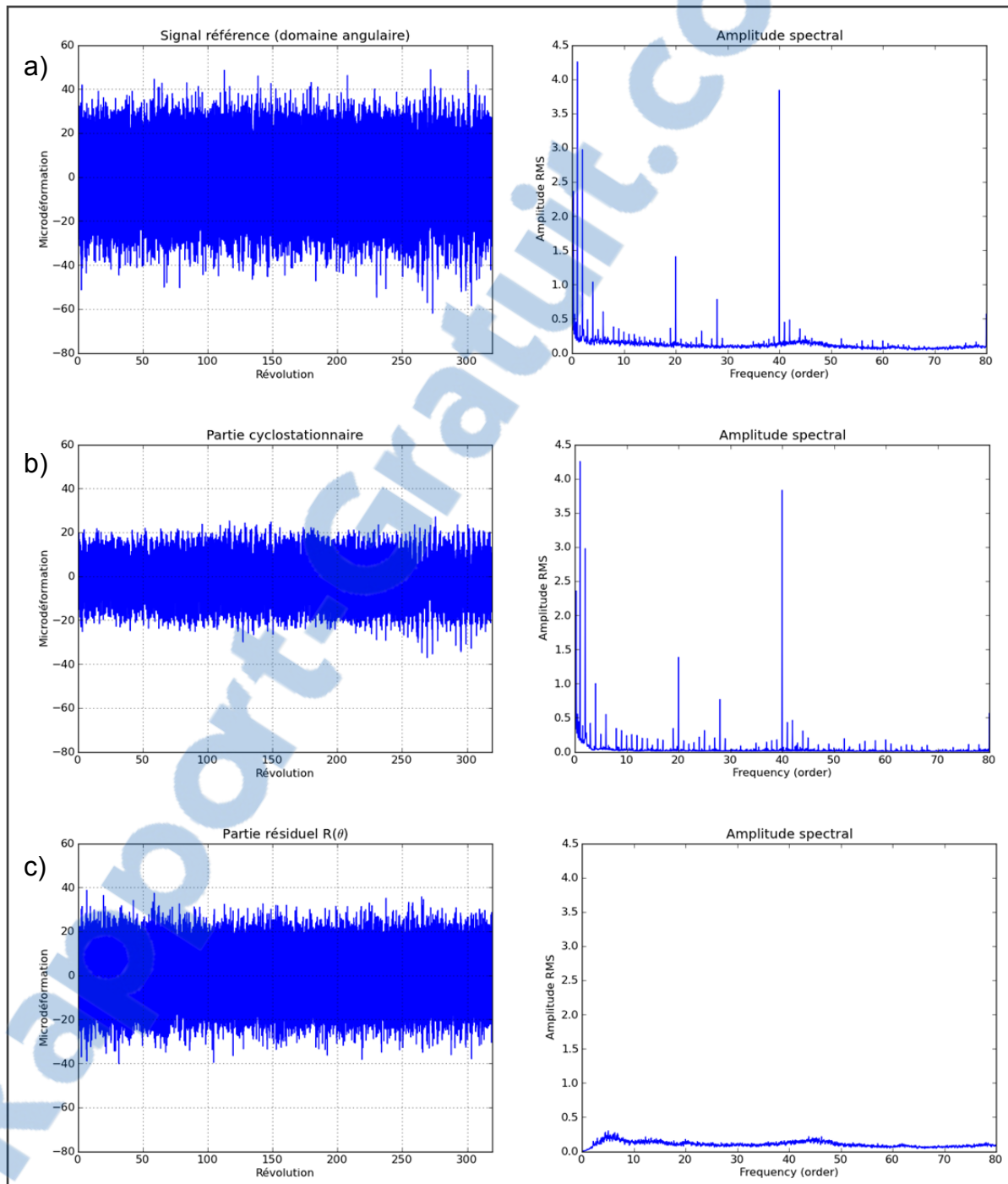
Condition d'opération de Pleine Charge (PC)

Figure A.54 Domaine angulaire et fréquentiel du a) signal de référence; b) partie cyclostationnaire; c) partie résiduelle (condition d'opération PC du GTA2)

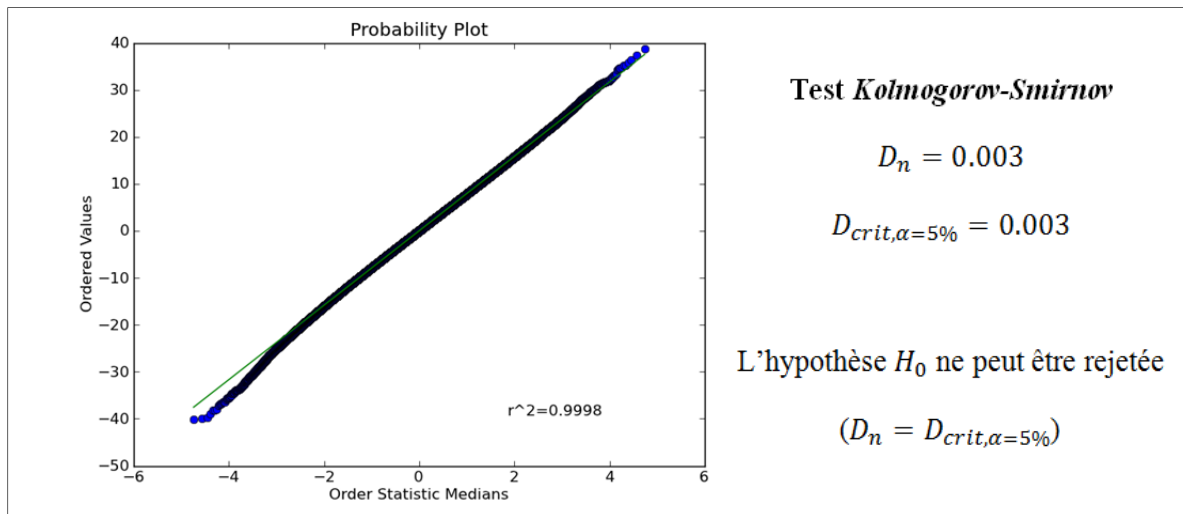


Figure A.55 Test de normalité sur la partie résiduelle (condition d'opération PC du GTA2)

ANNEXE IV

RÉSULTATS DES CRITÈRES 1 ET 2 UTILISÉS POUR LA VALIDATION DES MODÈLES

Cette annexe présente les résultats des deux critères (1 et 2) utilisés pour la validation des modèles. Les critères sont respectivement la comparaison du spectre de chargement et la distribution des extrêmes sur une période de 10 révolutions. Les modèles sont, pour leur part, basés sur la théorie des valeurs extrêmes (méthode 1) et la modélisation à l'aide des outils cyclostationnaires (méthode 2). Par ailleurs, chaque méthode est introduite par les paramètres employés pour effectuer toutes les simulations. Finalement, les conditions de charge partielle et pleine charge sont présentées pour les groupes turbine-alternateur 1 et 2.

Groupe turbine-alternateur 1 (GTA1) :

Condition d'opération de charge partielle (55% d'ouverture)

Méthode 1

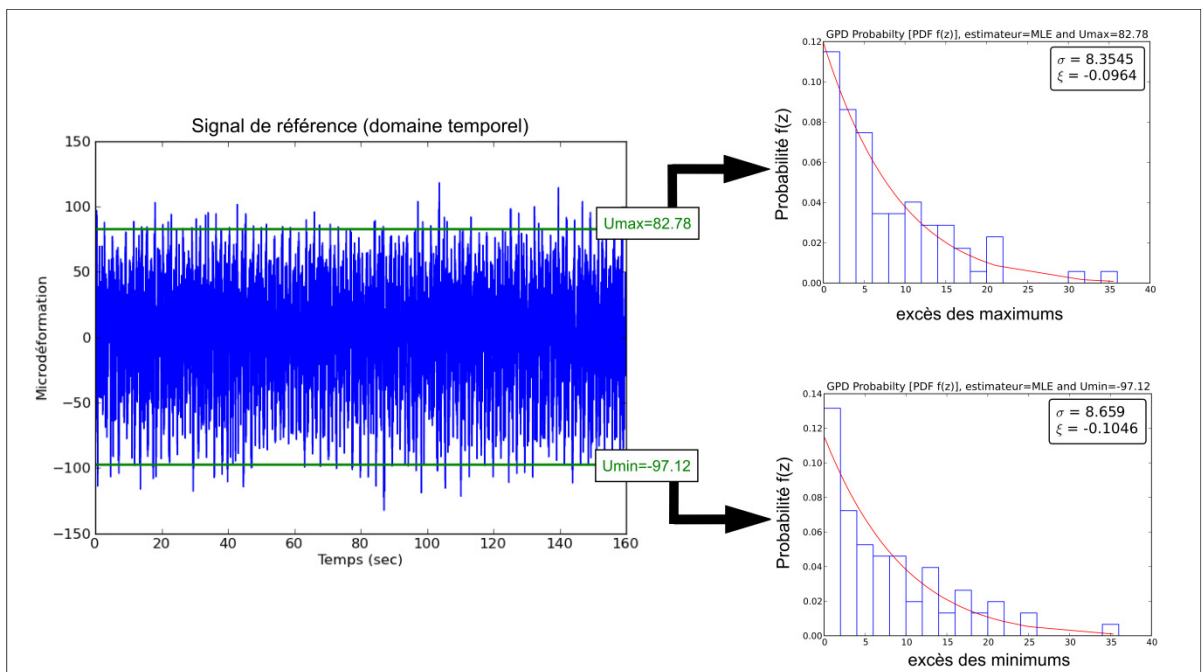


Figure A.56 Modélisation avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d'opération de charge partielle (GTA1)



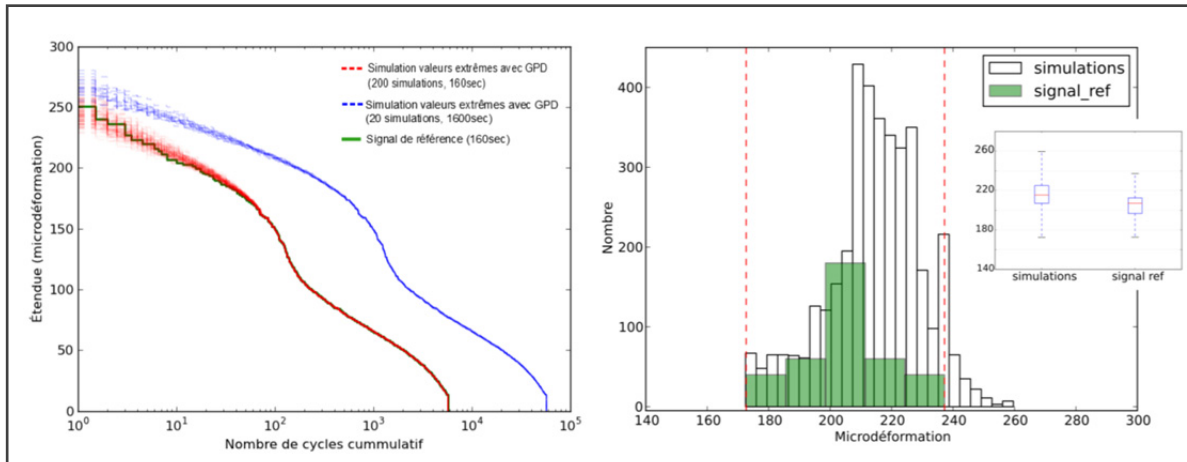


Figure A.57 Résultats du ‘critère 1’ et du ‘critère 2’ avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d’opération de charge partielle (GTA1)

Tableau A.3 Résultats des simulations avec l’aide de la théorie des valeurs extrêmes pour la condition de charge partielle du GTA1

	Seuil U_{max}	Seuil U_{min}	Maximum du plus haut cycle Critère 1	Minimum du plus haut cycle Critère 1	Plus haut cycle du signal de référence Critère 1	Médiane Critère 2	Médiane signal de référence Critère 2
GTA1 ouverture 55%	82,78	-97,12	273,74	228,47	250,72	215,39	207,10

Unité [μ s]

Méthode 2

L'équation A.1 présente la composition du signal utilisée pour la simulation (charge partielle, GTA1).

$$x_{sim}(\theta) = \left\{ CS1_{\alpha=1.0}(\theta) + \sum_{i=1}^5 [CS1(\theta) + CS2(\theta)]_{\alpha_i} \right\} + R_{sim}(\theta) \quad (A.1)$$

Où :

$$\alpha_1 = 0.34; \alpha_2 = 0.65; \alpha_3 = 1.34; \alpha_4 = 2.34; \alpha_5 = 2.68 \text{ (unité : rev}^{-1}\text{)}$$

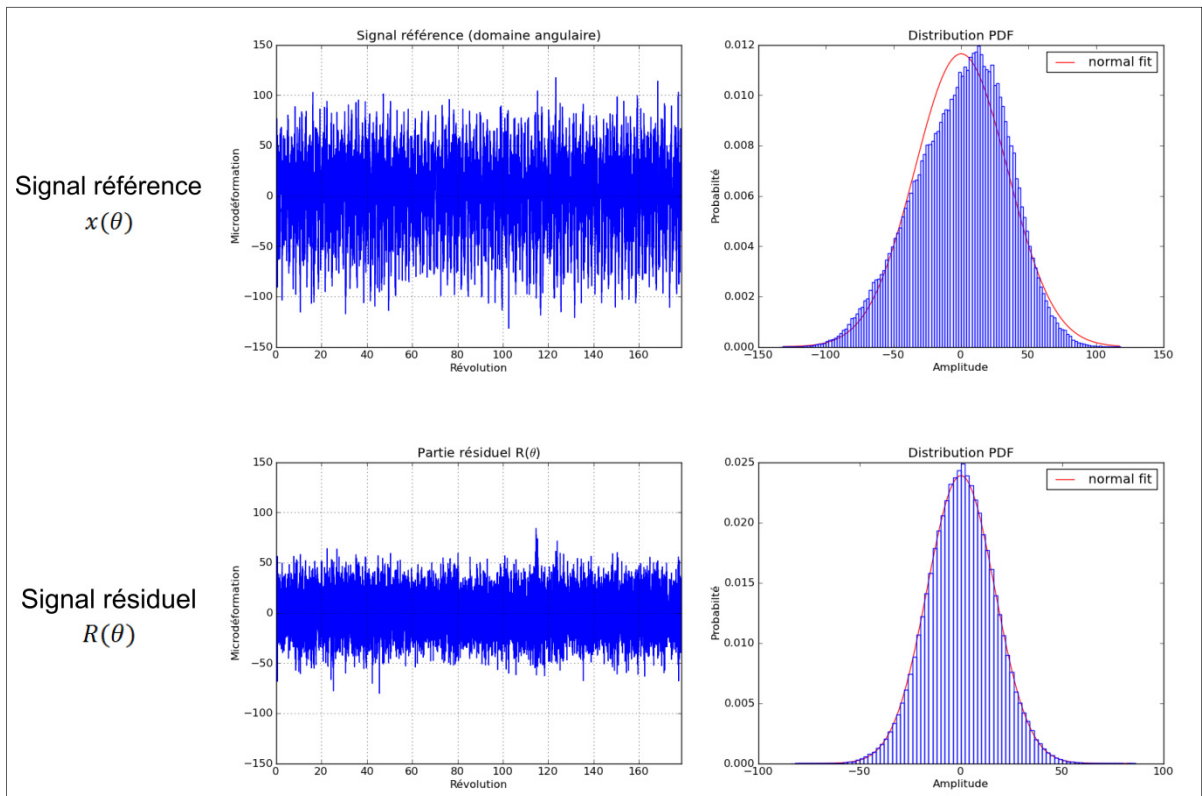


Figure A.58 Comparaison du signal de référence par rapport au signal résiduel pour la modélisation avec l'aide des outils cyclostationnaires à la condition d'opération de charge partielle (GTA1)

Tableau A.4 Paramètres du modèle stochastique
(charge partielle 55% d'ouverture, GTA1)

Fréquence d'échantillonnage (domaine angulaire)	2048 pts/rev
Grandeur de fenêtre	2^{14} pts
Type de fenêtre	Hanning
Recouvrement	67%
Transformée pour modèle gaussien	Linéaire

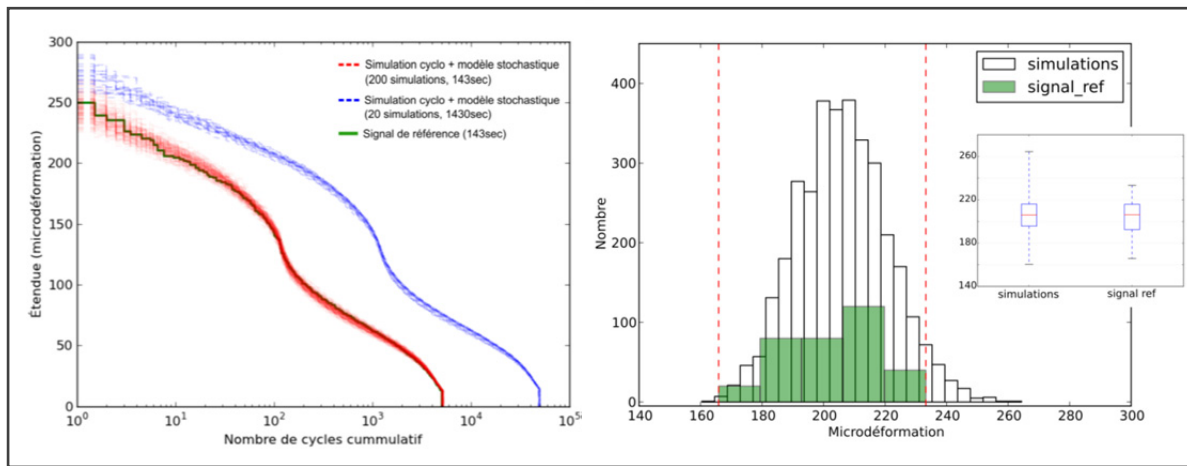


Figure A.59 Résultats du 'critère 1' et du 'critère 2' avec l'aide des outils cyclostationnaires à la condition d'opération de charge partielle (GTA1)

Tableau A.5 Résultats des simulations avec l'aide des outils cyclostationnaires pour la condition de charge partielle du GTA1

	Maximum du plus haut cycle Critère 1	Minimum du plus haut cycle Critère 1	Plus haut cycle du signal de référence Critère 1	Médiane Critère 2	Médiane signal de référence Critère 2
GTA1 ouverture 55%	269,02	225,87	250,01	205,78	206.13

Unité [μ s]

Condition d'opération de Pleine Charge (PC)

Méthode 1

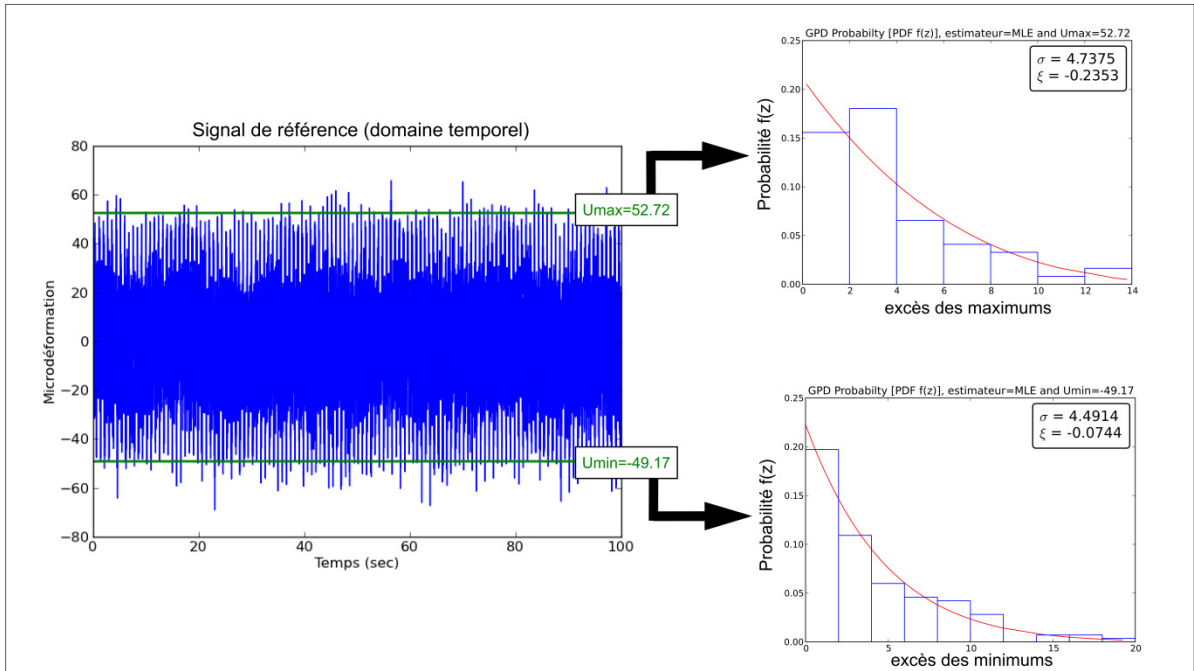


Figure A.60 Modélisation avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d'opération de pleine charge (GTA1)

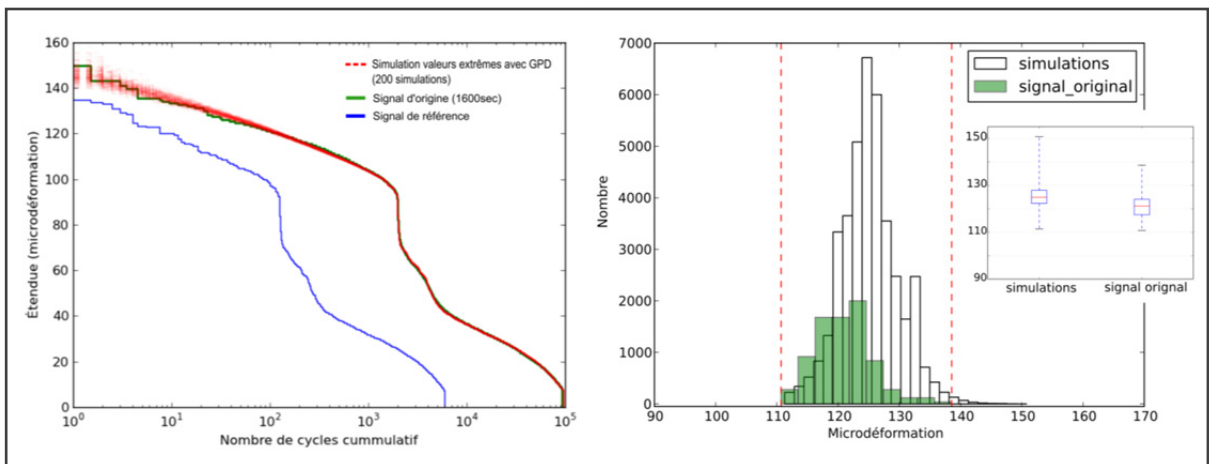


Figure A.61 Résultats du 'critère 1' et du 'critère 2' avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d'opération de pleine charge (GTA1)

Tableau A.6 Résultats des simulations avec l'aide de la théorie des valeurs extrêmes pour la condition de pleine charge du GTA1

	Seuil U_{max}	Seuil U_{min}	Maximum du plus haut cycle Critère 1	Minimum du plus haut cycle Critère 1	Plus haut cycle du signal de référence Critère 1	Médiane Critère 2	Médiane signal de référence Critère 2
GTA1 PC	52,72	-49,17	158,56	139,50	149,61	124,79	121,09

Unité [μ s]

Méthode 2

L'équation A.2 présente la composition du signal utilisée pour la simulation (PC, GTA1).

$$x_{sim}(\theta) = \{CS1_{\alpha=1.0}(\theta) + [CS1(\theta) + CS2(\theta)]_{\alpha=5.15}\} + R_{sim}(\theta) \quad (A.2)$$

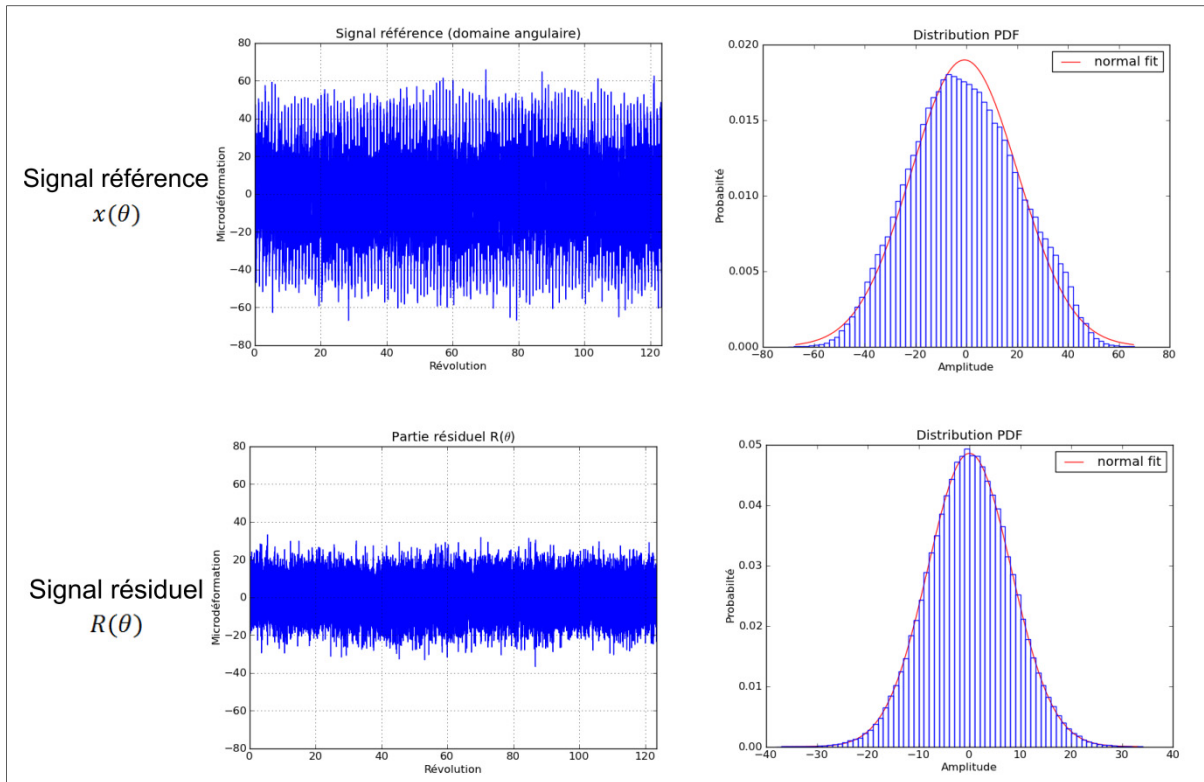


Figure A.62 Comparaison du signal de référence par rapport au signal résiduel pour la modélisation avec l'aide des outils cyclostationnaires à la condition d'opération de pleine charge (GTA1)

Tableau A.7 Paramètres du modèle stochastique (PC, GTA1)

Fréquence d'échantillonnage (domaine angulaire)	2048 pts/rev
Grandeur de fenêtre	2^{14} pts
Type de fenêtre	Hanning
Recouvrement	67%
Transformée pour modèle gaussien	Linéaire

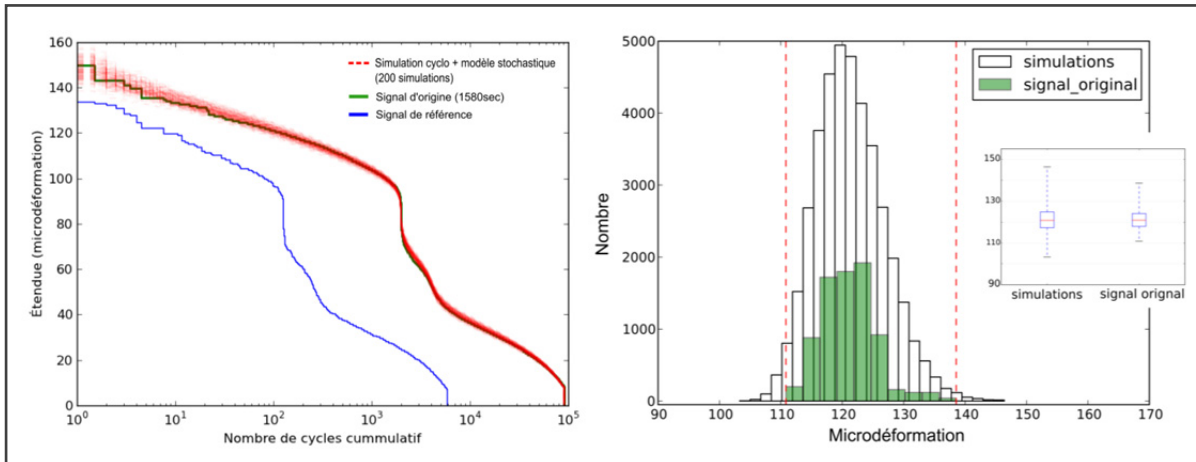


Figure A.63 Résultats du ‘critère 1’ et du ‘critère 2’ avec l’aide des outils cyclostationnaires à la condition d’opération de pleine charge (GTA1)

Tableau A.8 Résultats des simulations avec l’aide des outils cyclostationnaires pour la condition de pleine charge du GTA1

	Maximum du plus haut cycle Critère 1	Minimum du plus haut cycle Critère 1	Plus haut cycle du signal de référence Critère 1	Médiane Critère 2	Médiane signal de référence Critère 2
GTA1 PC	158,66	138,16	149,61	120,86	120,90

Unité [μ s]

Groupe turbine-alternateur 2 (GTA2):

Condition d'opération de charge partielle (50.1% d'ouverture)

Méthode 1

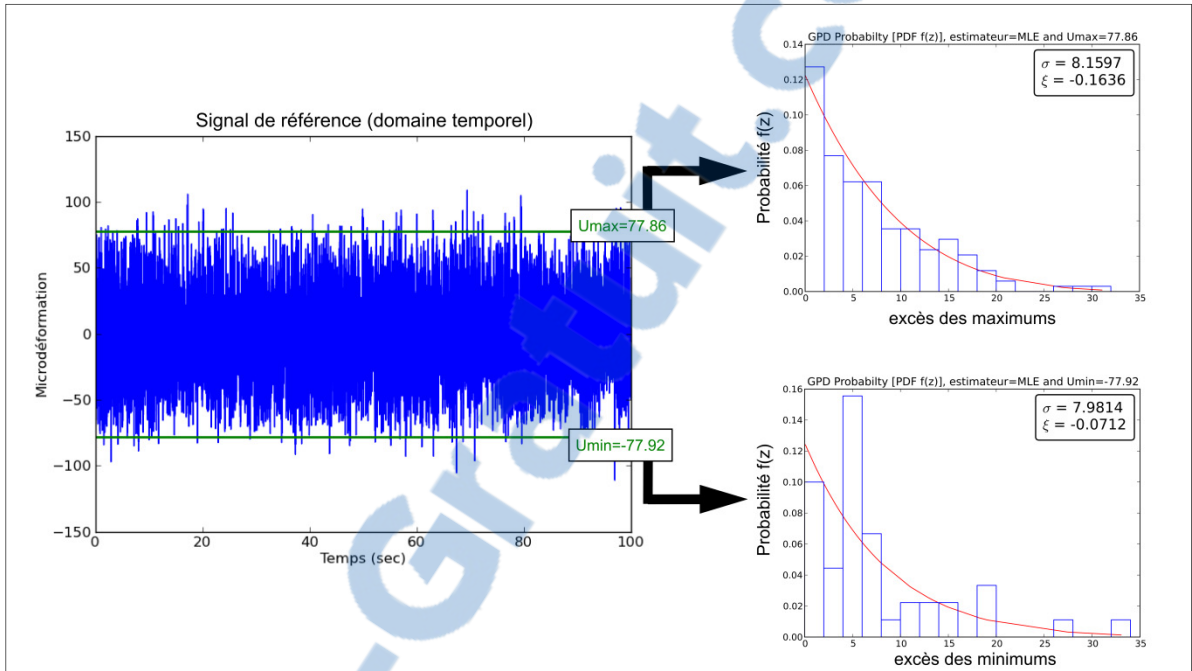


Figure A.64 Modélisation avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d'opération de charge partielle (GTA2)

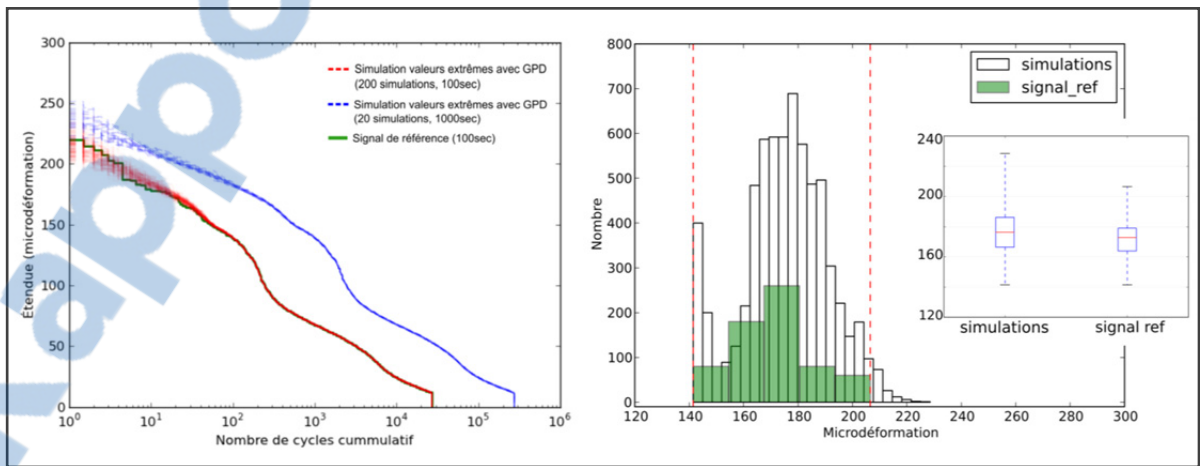


Figure A.65 Résultats du 'critère 1' et du 'critère 2' avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d'opération de charge partielle (GTA2)

Tableau A.9 Résultats des simulations avec l'aide de la théorie des valeurs extrêmes pour les conditions à charge partielle du GTA2

	Seuil U_{max}	Seuil U_{min}	Maximum du plus haut cycle Critère 1	Minimum du plus haut cycle Critère 1	Plus haut cycle du signal de référence Critère 1	Médiane Critère 2	Médiane signal de référence Critère 2
GTA2 ouverture 50.1%	77,86	-77,92	242,20	201,13	219,86	176,39	172,79

Unité [μ s]

Méthode 2

L'équation A.3 présente la composition du signal utilisée pour la simulation (charge partielle, GTA2).

$$x_{sim}(\theta) = \left\{ CS1_{\alpha=1.0}(\theta) + \sum_{i=1}^{12} [CS1(\theta) + CS2(\theta)]_{\alpha_i} \right\} + R_{sim}(\theta) \quad (A.3)$$

Où :

$\alpha_1 = 0.29$; $\alpha_2 = 0.71$; $\alpha_3 = 1.13$; $\alpha_4 = 2.34$; $\alpha_5 = 0.41$; $\alpha_6 = 20.71$; $\alpha_7 = 19.29$;

$\alpha_8 = 19.71$; $\alpha_9 = 20.29$; $\alpha_{10} = 18.59$; $\alpha_{11} = 21.14$; $\alpha_{12} = 19.03$ (unité : rev^{-1})

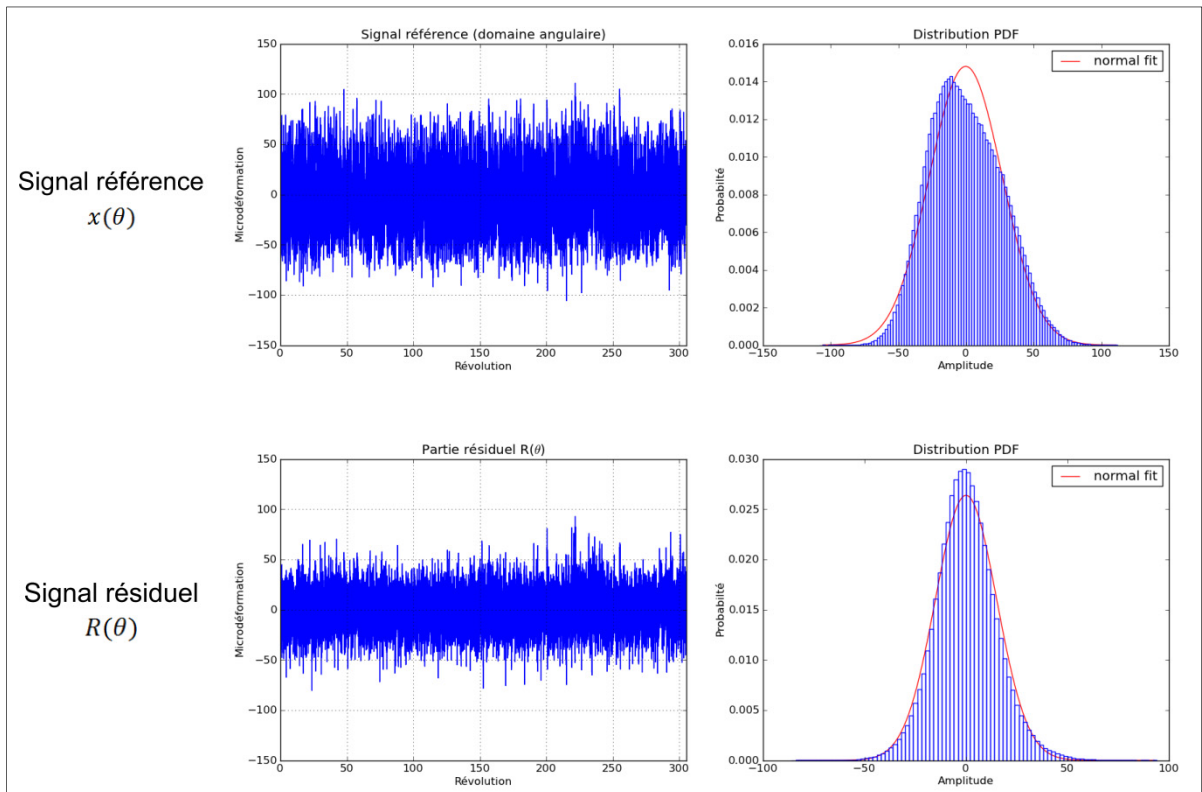


Figure A.66 Comparaison du signal de référence par rapport au signal résiduel pour la modélisation avec l'aide des outils cyclostationnaires à la condition d'opération de charge partielle (GTA2)

Tableau A.10 Paramètres du modèle stochastique
(charge partielle 50.1% d'ouverture, GTA2)

Fréquence d'échantillonnage (domaine angulaire)	2048 pts/rev
Grandeur de fenêtre	2^{14} pts
Type de fenêtre	Hanning
Recouvrement	67%
Transformée pour modèle gaussien	Linéaire

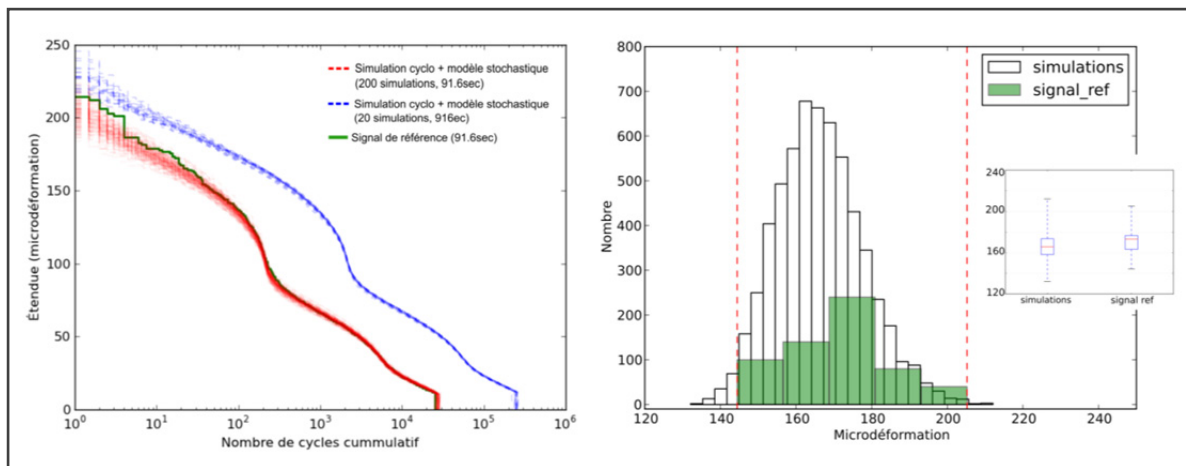


Figure A.67 Résultats du 'critère 1' et du 'critère 2' avec l'aide des outils cyclostationnaires à la condition d'opération de charge partielle (GTA2)

Tableau A.11 Résultats des simulations avec l'aide des outils cyclostationnaires pour la condition de charge partielle du GTA2

	Maximum du plus haut cycle Critère 1	Minimum du plus haut cycle Critère 1	Plus haut cycle du signal de référence Critère 1	Médiane Critère 2	Médiane signal de référence Critère 2
GTA2 ouverture 50.1%	227,08	183,60	214,30	165,57	173,11

Unité [μ s]

Condition d'opération de Pleine Charge (PC)

Méthode 1

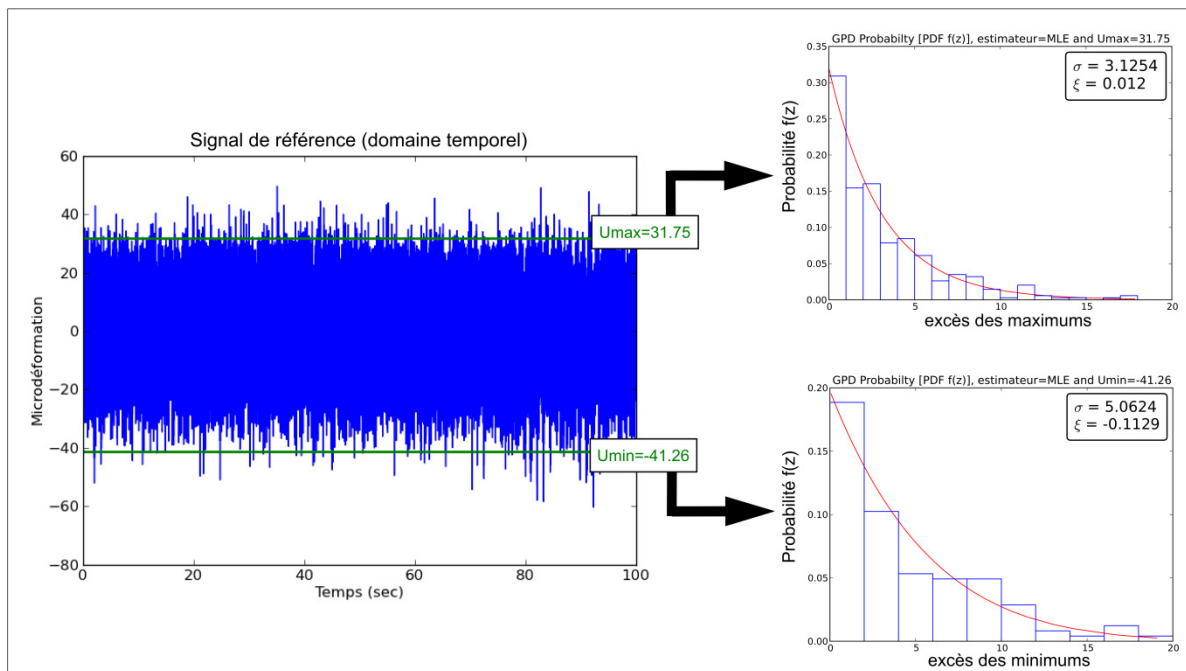


Figure A.68 Modélisation avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d'opération de pleine charge (GTA2)

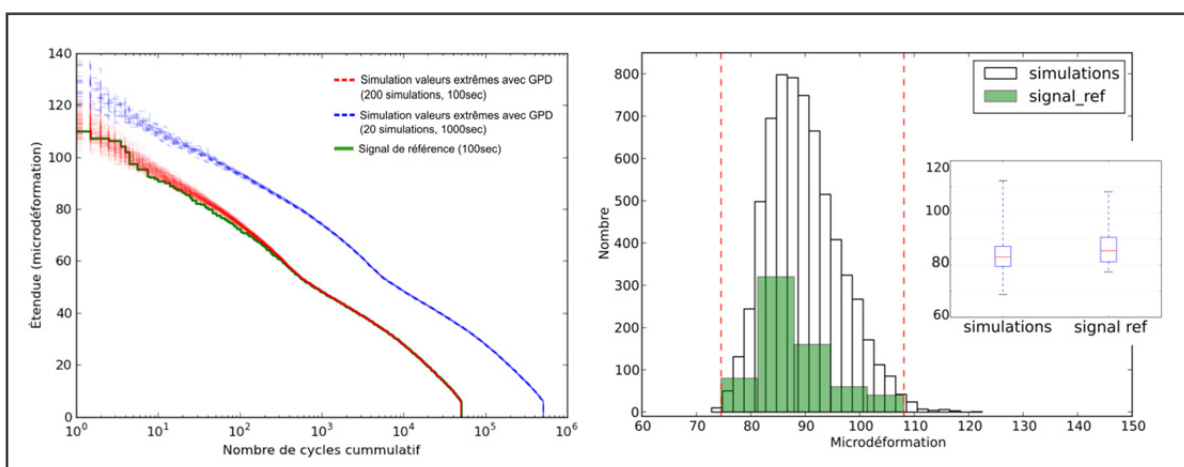


Figure A.69 Résultats du 'critère 1' et du 'critère 2' avec la théorie des valeurs extrêmes à la condition d'opération de pleine charge (GTA2)

Tableau A.12 Résultats des simulations avec l'aide de la théorie des valeurs extrêmes pour la condition de pleine charge du GTA2

	Seuil U_{max}	Seuil U_{min}	Maximum du plus haut cycle Critère 1	Minimum du plus haut cycle Critère 1	Plus haut cycle du signal de référence Critère 1	Médiane Critère 2	Médiane signal de référence Critère 2
GTA2 PC	31,75	-41,26	129,16	102,26	109,91	88,91	85,76

Unité [μ s]

Méthode 2

L'équation A.4 présente la composition du signal utilisée pour la simulation (PC, GTA1).

$$x_{sim}(\theta) = \{CS1_{\alpha=1.0}(\theta) + CS1_{\alpha=0.25}(\theta) + [CS1(\theta) + CS2(\theta)]_{\alpha=0.27}\} + R_{sim}(\theta) \quad (A.4)$$

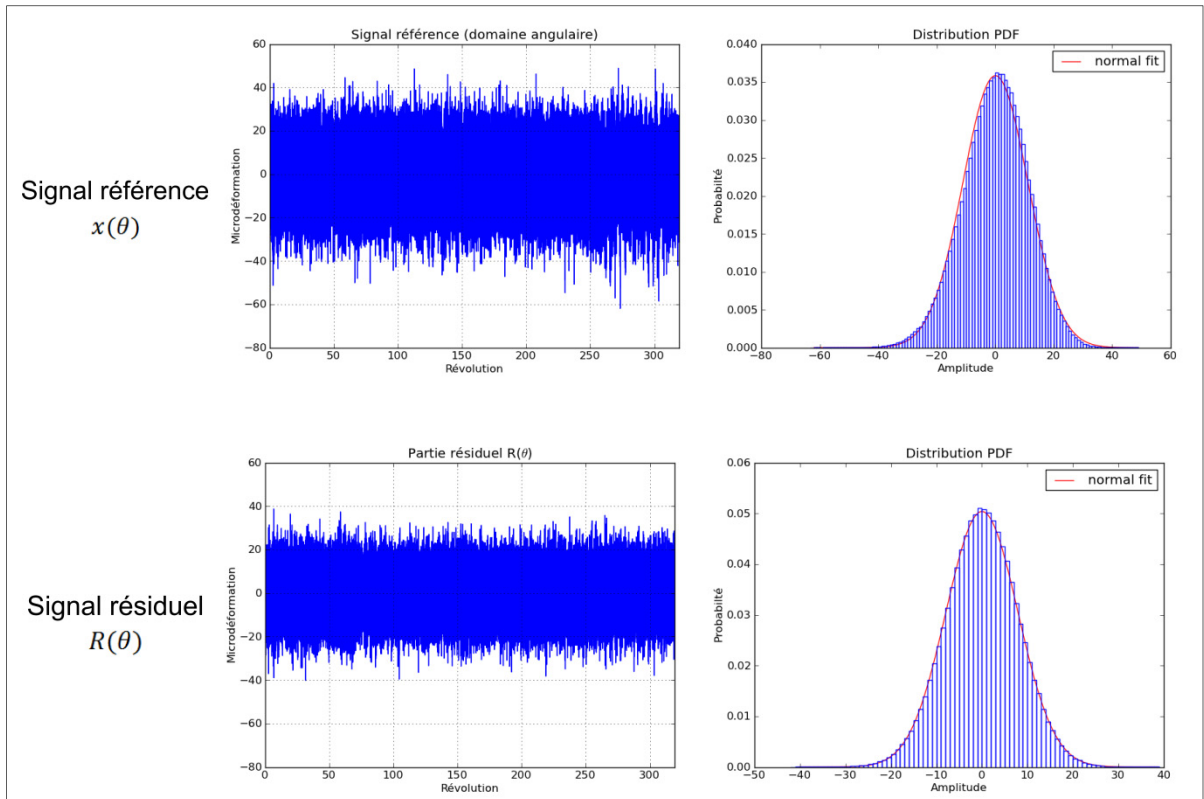


Figure A.70 Comparaison du signal de référence par rapport au signal résiduel pour la modélisation avec l'aide des outils cyclostationnaires à la condition d'opération de pleine charge (GTA2)

Tableau A.13 Paramètres du modèle stochastique (PC, GTA2)

Fréquence d'échantillonnage (domaine angulaire)	2048 pts/rev
Grandeur de fenêtre	2^{14} pts
Type de fenêtre	Hanning
Recouvrement	67%
Transformée pour modèle gaussien	Linéaire

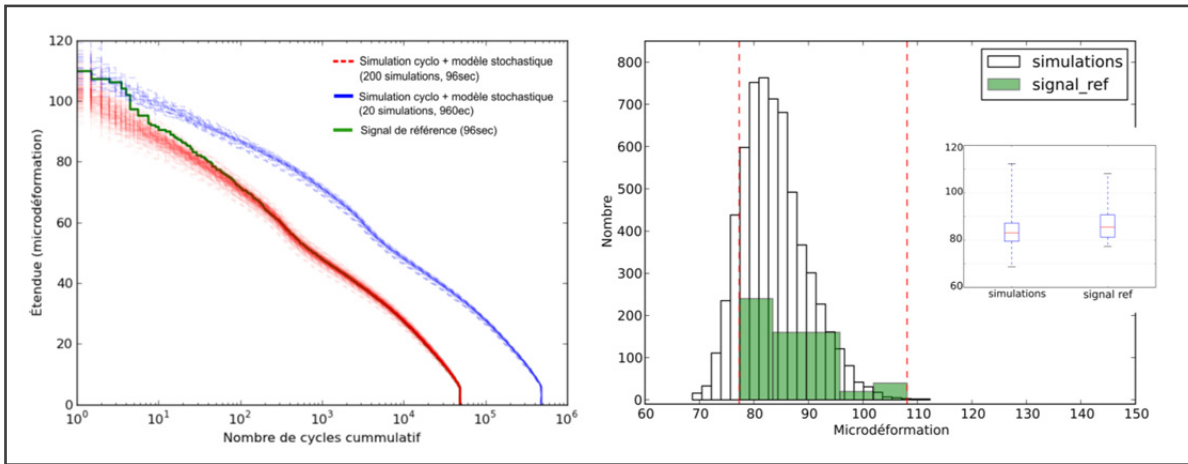


Figure A.71 Résultats du ‘critère 1’ et du ‘critère 2’ avec l’aide des outils cyclostationnaires à la condition d’opération de pleine charge (GTA2)

Tableau A.14 Résultats des simulations avec l’aide des outils cyclostationnaires pour la condition de pleine charge du GTA2

	Maximum du plus haut cycle Critère 1	Minimum du plus haut cycle Critère 1	Plus haut cycle du signal de référence Critère 1	Médiane Critère 2	Médiane signal de référence Critère 2
GTA2 PC	119,47	92,54	109,91	83,09	85,48

Unité [μ s]

ANNEXE V

LIBRAIRIE PYTAS

La librairie PYTAS (PYthon Traitement et Analyse de Signaux) a été développée par l'auteur afin de faciliter l'analyse et le traitement de plusieurs types de signaux vibratoires issus des turbines hydroélectriques. Basée sur le langage de programmation Python, cette librairie regroupe plus de 70 fonctions provenant de différents domaines. Par exemple, l'analyse de certains comportements dynamiques, l'évaluation des cycles de fatigue, l'extrapolation de signaux, la séparation de sources, la caractérisation des valeurs extrêmes et la caractérisation des différents ordres cyclostationnaires ne sont que quelques applications qui peuvent être effectuées. De plus, cet outil utilise également plusieurs fonctions de librairie WAFO. Celle-ci a été développée par le département de mathématique statistique de l'université de Lund située en Suède. Les outils disponibles ont été créés pour effectuer de l'analyse statistique, la simulation de vagues et la simulation de charges aléatoires. En résumé, le tableau A.15 présente une liste des nombreuses fonctions et outils inclus dans la librairie PYTAS. Le tout est divisé en 8 catégories.

Cette librairie a également été utilisée pour l'application des deux méthodes et l'étape de prétraitement des données qui sont présentées dans ce mémoire. Il est à noter que cette librairie est également disponible pour les futurs travaux de l'IREQ, Andritz Hydro Ltée et de l'ETS. D'ailleurs, un rapport sur l'utilisation des différents outils disponibles ainsi qu'une documentation sur la provenance des algorithmes et des références théoriques s'y rattachant ont été remis aux différents partenaires industriels. Pour l'exploitation future des données, un autre rapport sur la lecture des données et sur la création d'une base de données a également été transmis.

Tableau A.15 Listes des fonctions et outils de la librairie PYTAS

Catégories	Fonctions et outils
1. Outils de visualisation	<ul style="list-style-type: none"> - <i>Waterfall</i> - Option Data Cursor
2. Outils d'analyse	<ul style="list-style-type: none"> - Spectre fréquentiel - Spectrogramme 3D - Analyse d'enveloppe - Spectre cyclique - Analyse des moments statistiques - Distribution des données - Filtre MED
3. <i>Rainflow</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Comptage des cycles de fatigue (ASTM) - Spectre de chargement - Histogramme 2D - Histogramme 3D - Palmer-Miner
4. Cyclostationnarité	<ul style="list-style-type: none"> - Rééchantillonnage angulaire - Moyenne synchrone - Variance synchrone - DRS - RRRCR
5. Valeurs extrêmes	<ul style="list-style-type: none"> - Distribution GPD et EXP - Choix automatique du seuil - Graphique de la moyenne des excès - Graphiques de la variation des paramètres - Test <i>Goodness-of-Fit</i>
6. Modèle stochastique	<ul style="list-style-type: none"> - Simulation basée sur le spectre fréquentiel - Choix du fenêtrage
7. Divers	<ul style="list-style-type: none"> - Exemple d'extrapolations - Création d'une base de données (PYTABLES) - Fonctions MATLAB® (référence)
8. Librairie Wafo Source : http://www.maths.lth.se/matstat/wafo/	<ul style="list-style-type: none"> - Classe pour les <i>TIMESERIES</i> - Librairie de distributions statistiques - Modèles stochastiques - Outils pour les <i>Rainflows</i>

BIBLIOGRAPHIE

- Aberg, Sofia, Krzysztof Podgorski et Igor Rychlik. 2009. « Fatigue damage assessment for a spectral model of non-Gaussian random loads ». *Probabilistic Engineering Mechanics*, vol. 24, n° 4, p. 608-617.
- Antoni, J. 2009. « Cyclostationarity by examples ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 23, n° 4, p. 987-1036.
- Antoni, J. 2010. « Apports de la cyclostationnarité à l'analyse des signaux mécaniques ». *Mecanique & Industries*, vol. 11, n° 1, p. 57-68.
- Antoni, J., F. Bonnardot, A. Raad et M. El Badaoui. 2004. « Cyclostationary modelling of rotating machine vibration signals ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 18, n° 6, p. 1285-1314.
- Antoni, J., N. Ducleaux, G. Nghiem et S. Wang. 2013. « Separation of combustion noise in IC engines under cyclo-non-stationary regime ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 38, n° 1, p. 223-236.
- Antoni, J., et M. Eltabach. 2013. « A KIS solution for high fidelity interpolation and resampling of signals ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 35, n° 1-2, p. 127-136.
- Antoni, J., et R. B. Randall. 2004a. « Unsupervised noise cancellation for vibration signals: part I—evaluation of adaptive algorithms ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 18, n° 1, p. 89-101.
- Antoni, J., et R. B. Randall. 2004b. « Unsupervised noise cancellation for vibration signals: part II-a novel frequency-domain algorithm ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 18, n° 1, p. 103-17.
- Antoni, Jerome. 2007. « Cyclic spectral analysis in practice ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, n° 2, p. 597-630.
- Beirlant, Jan, Yuri Goegebeur, Jozef Teugels et Johan Segers. 2005. *Statistics of Extremes*. John Wiley & Sons, Ltd.
- Bendat, Julius S., et Allan G. Piersol. 2011. *Random Data : Analysis and Measurement Procedures (4th Edition)*. Hoboken, NJ, USA: Wiley.

- Bonnardot, F., M. El Badaoui, R. B. Randall, J. Danière et F. Guillet. 2005. « Use of the acceleration signal of a gearbox in order to perform angular resampling (with limited speed fluctuation) ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 19, n° 4, p. 766-785.
- Bonnardot, F., R. B. Randall et F. Guillet. 2005. « Extraction of second-order cyclostationary sources-Application to vibration analysis ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 19, n° 6, p. 1230-44.
- Bonnardot, F., A. Zohbi, M. El Badaoui et F. Guillet. 2003. « Aide à l'interprétation de signaux cyclostationnaires ». In *CNRIUT, Tarbes*.
- Bonnardot, Frédéric. 2004. « Comparaison entre les analyses angulaire et temporelle des signaux vibratoires de machines tournantes ». Thèse, Institut National Polytechnique de Grenoble.
- Boustany, R., et J. Antoni. 2008. « Blind extraction of a cyclostationary signal using reduced-rank cyclic regression - a unifying approach ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 22, n° 3, p. 520-41.
- Box, George E. P., Gwilym M. Jenkins et Gregory C. Reinsel. 2008. *Time series analysis : forecasting and control*. Coll. « Wiley series in probability and statistics ». Hoboken, N.J.: J.Wiley.
- Braun, S. 1975. « The extraction of periodic waveforms by time domain averaging ». *Acustica*, vol. 32, n° 2, p. 69-77.
- Braun, S. 2011. « The synchronous (time domain) average revisited ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 25, n° 4, p. 1087-1102.
- Carboni, Michele, A. Cerrini, P. Johannesson, M. Guidetti et S. Beretta. 2008. « Load spectra analysis and reconstruction for hydraulic pump components ». *Fatigue and Fracture of Engineering Materials and Structures*, vol. 31, n° 3-4, p. 251-261.
- Castillo, Enrique. 1988. *Extreme value theory in engineering*. Boston ; Toronto : Academic Press.
- Chambers, John M. 1983. *Graphical methods for data analysis*. Wadsworth.
- Choulakian, V, et M. A Stephens. 2001. « Goodness-of-Fit Tests for the Generalized Pareto Distribution ». *Technometrics*, vol. 43, n° 4, p. 478-484.
- Coles, Stuart. 2001. *An introduction to statistical modeling of extreme values*. London New York Springer.

- Combet, F., et L. Gelman. 2007. « An automated methodology for performing time synchronous averaging of a gearbox signal without speed sensor ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, n° 6, p. 2590-2606.
- Combet, Francois, et Radoslaw Zimroz. 2009. « A new method for the estimation of the instantaneous speed relative fluctuation in a vibration signal based on the short time scale transform ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 23, n° 4, p. 1382-1397.
- Dale, Cigoy. 1999. *Configuring Your Data Acquisition or Test and Measurement System for Maximum Noise Immunity*. Keithley Instruments, Inc.
- Dandawate, Amod V., et Georgios B. Giannakis. 1994. « Nonparametric polyspectral estimators for kth-order (almost) cyclostationary processes ». *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 40, n° 1, p. 67-84.
- de Zea Bermudez, P., et S. Kotz. 2010a. « Parameter estimation of the generalized Pareto distribution-Part II ». *Journal of Statistical Planning and Inference*, vol. 140, n° Copyright 2010, The Institution of Engineering and Technology, p. 1374-88.
- de Zea Bermudez, P., et Samuel Kotz. 2010b. « Parameter estimation of the generalized Pareto distribution--Part I ». *Journal of Statistical Planning and Inference*, vol. 140, n° 6, p. 1353-1373.
- Delvecchio, S., et J. Antoni. 2012. « Extraction of angle deterministic signals in the presence of stationary speed fluctuations with cyclostationary blind source separation ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 27, n° 0, p. 350-361.
- Dörfler, Peter. 2013. *Flow-induced pulsation and vibration in hydroelectric machinery engineer's guidebook for planning, design and troubleshooting*. London New York Springer.
- Dressler, K., B. Gründer, M. Hack et V.B. Köttgen. 1996. *Extrapolation of Rainflow Matrices*. SAE Technical Paper No. 960569.
- Dressler, K., M. Hack et W. Krüger. 1997. « Stochastic Reconstruction of Loading Histories from a Rainflow Matrix ». *ZAMM - Journal of Applied Mathematics and Mechanics / Zeitschrift für Angewandte Mathematik und Mechanik*, vol. 77, n° 3, p. 217-226.
- Dupuis, D. J. 1999. « Exceedances over High Thresholds: A Guide to Threshold Selection ». *Extremes*, vol. 1, n° 3, p. 251-261.
- Fritsch, F., et R. Carlson. 1980. « Monotone Piecewise Cubic Interpolation ». *SIAM Journal on Numerical Analysis*, vol. 17, n° 2, p. 238-246.

- Fyfe, K. R., et E. D. S. Munck. 1997. « Analysis of computed order tracking ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 11, n° 2, p. 187-205.
- Gagnon, M., S. A. Tahan, P. Bocher et D. Thibault. 2010. « Impact of startup scheme on Francis runner life expectancy ». *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 12, n° 1, p. 012107.
- Gagnon, Martin, Antoine Tahan, Philippe Bocher et Denis Thibault. 2012. « On the stochastic simulation of hydroelectric turbine blades transient response ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 32, n° 0, p. 178-187.
- Gagnon, Martin, Antoine Tahan, Philippe Bocher et Denis Thibault. 2013. « A probabilistic model for the onset of High Cycle Fatigue (HCF) crack propagation: Application to hydroelectric turbine runner ». *International Journal of Fatigue*, vol. 47, n° 0, p. 300-307.
- Gardner, W.A., et C.M. Spooner. 1994. « The cumulant theory of cyclostationary time-series. I. Foundation ». *Trans. Sig. Proc.*, vol. 42, n° 12, p. 3387-3408.
- Guennoun, Mohamed Faïçal. 2006. « Etude physique de l'apparition et du développement de la cavitation sur une aube isolée ». EPFL. < <http://infoscience.epfl.ch/record/85802> >.
- Gurley, K., et A. Kareem. 1998. « Simulation of correlated non-Gaussian pressure fields ». *Meccanica*, vol. 33, n° 3, p. 309-317.
- Heinzel, G., A. Rüdiger et R. Schilling. 2002. « Spectrum and spectral density estimation by the Discrete Fourier transform (DFT) ». European space agency. < http://www.rssd.esa.int/SP/LISAPATHFINDER/docs/Data_Analysis/GH_FFT.pdf >.
- Hertzberg, Richard W. 1996. *Deformation and fracture mechanics of engineering materials*. New York, N.Y.: J. Wiley and Sons.
- Hosking, J. R. M., et J. R. Wallis. 1987. « Parameter and quantile estimation for the generalized pareto distribution ». *Technometrics*, vol. 29, n° 3, p. 339-349.
- Jacobs, P. A., et P. A. W. Lewis. 1983. « Stationary discrete autoregressive-moving average time series generated by mixtures ». *Journal of Time Series Analysis*, vol. 4, n° 1, p. 19-36.
- Jaffar Shah, Syed. 1992. *Wiring and Noise Considerations for Analog Signals*. Coll. « Application Note 025 »: National Instruments.
- Johannesson, P. 2006. « Extrapolation of load histories and spectra ». *Fatigue and Fracture of Engineering Material and Structures*, vol. 29, n° 3, p. 201-7.

- Johannesson, Pär, et Jean-Jacques Thomas. 2001. « Extrapolation of Rainflow Matrices ». *Extremes*, vol. 4, n° 3, p. 241-262.
- Jurdic, V., P. Joseph et J. Antoni. 2009. « Investigation of Rotor Wake Turbulence Through Cyclostationary Spectral Analysis ». *AIAA Journal*, vol. 47, n° 9, p. 2022-30.
- Kareem, A. 2008. « Numerical simulation of wind effects: a probabilistic perspective ». *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, vol. 96, n° 10-11, p. 1472-97.
- Klemenc, Jernej, et Matija Fajdiga. 2002. « A neural network approach to the simulation of load histories by considering the influence of a sequence of rainflow load cycles ». *International Journal of Fatigue*, vol. 24, n° 11, p. 1109-1125.
- Klemenc, Jernej, et Matija Fajdiga. 2005. « Prediction of loading spectra under diverse operating conditions by a localised basis function neural network ». *International Journal of Fatigue*, vol. 27, n° 5, p. 555-568.
- Ling, You, Christopher Shantz, Sankaran Mahadevan et Shankar Sankararaman. 2011. « Stochastic prediction of fatigue loading using real-time monitoring data ». *International Journal of Fatigue*, vol. 33, n° 7, p. 868-879.
- Low Level Measurements Handbook*. 2004. 6th edition. Keithley Instruments Inc.
- Marsalek, R., et K. Povalac. 2012. « Kolmogorov-Smirnov Test for Spectrum Sensing: From the Statistical Test to Energy Detection ». In *Signal Processing Systems (SiPS), 2012 IEEE Workshop on*. (17-19 Oct. 2012), p. 97-102.
- McFadden, P. D. 1989. « Interpolation techniques for time domain averaging of gear vibration ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 3, n° 1, p. 87-97.
- Mériaux, Sébastien. 2007. « Diagnostique d'homogénéité et inférence non-paramétrique pour l'analyse de groupe en imagerie par résonance magnétique fonctionnelle ». Orsay, Université de Paris-Sud. In /z-wcorg/. <http://worldcat.org>.
- Napolitano, A., W. A. Gardner et L. Paura. 2006. « Cyclostationarity: Half a century of research ». *Signal Processing*, vol. 86, n° 4, p. 639-97.
- Ochi, M. K., et K. Ahn. 1994. « Probability distribution applicable to non-Gaussian random processes ». *Probabilistic Engineering Mechanics*, vol. 9, n° 4, p. 255-264.
- Raad, Amani, Jérôme Antoni et Ménad Sidahmed. 2008. « Indicators of cyclostationarity: Theory and application to gear fault monitoring ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 22, n° 3, p. 574-587.

- Randall, Robert Bond. 2011. « Basic Signal Processing Techniques ». In *Vibration-based Condition Monitoring*. p. 63-141. John Wiley & Sons, Ltd. < <http://dx.doi.org/10.1002/9780470977668.ch3> >.
- Rychlik, I. 1996. « Simulation of load sequences from rainflow matrices: Markov method ». *International Journal of Fatigue*, vol. 18, n° 7, p. 429-438.
- Rychlik, I., P. Johannesson et M. R. Leadbetter. 1997. « Modelling and Statistical Analysis of ocean-wave data using transformed gaussian processes ». *Marine Structures*, vol. 10, n° 1, p. 13-47.
- Sargent, Robert G. 2009. « Verification and validation of simulation models ». In *2009 Winter Simulation Conference, WSC 2009, December 13, 2009 - December 16, 2009*. (Austin, TX, United states), p. 162-176. Coll. « Proceedings - Winter Simulation Conference »: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. < <http://dx.doi.org/10.1109/WSC.2009.5429327> >.
- Shields, M. D., et G. Deodatis. 2013. « A simple and efficient methodology to approximate a general non-Gaussian stationary stochastic vector process by a translation process with applications in wind velocity simulation ». *Probabilistic Engineering Mechanics*, vol. 31, n° 0, p. 19-29.
- Shinozuka, M., et C. M. Jan. 1972. « Digital simulation of random processes and its applications ». *Journal of Sound and Vibration*, vol. 25, n° 1, p. 111-28.
- Socie, D. 2001. « Modelling expected service usage from short-term loading measurements ». *International Journal of Materials and Product Technology*, vol. 16, n° 4-5, p. 295-303.
- Socie, Darrell F., et Mark A. Pompetzki. 2004. « Modeling variability in service loading spectra ». *ASTM Special Technical Publication*, n° 1450, p. 46-57.
- Stein, P. , M. Sick, P. Doerfler, P. White et A. Braune. 2006. « Numerical simulation of the cavitating draft tube vortex in a Francis turbine ». In *IAHR Section Hydraulic Machinery, Equipment, and Cavitation, 23rd Symposium*. (Yokohama, Japan, 2006).
- Szczota, Mickaël. 2012. « Modélisation de l'historique d'opération de groupes turbine-alternateur ». Montréal, École de technologie supérieure, 86 p.
- Tancredi, Andrea, Clive Anderson et Anthony O'Hagan. 2006. « Accounting for threshold uncertainty in extreme value estimation ». *Extremes*, vol. 9, n° 2, p. 87-106.
- The WAFO Group. 2011. *Matlab Toolbox for Analysis of Random Waves and Loads*, version V.2.5. Sweden: Lund University.

- Tucker, M. J., D. J. T. Carter et P. G. Challenor. 1984. « Numerical simulation of random sea: a common error and its effect upon wave group statistics ». *Applied Ocean Research*, vol. 6, n° 2, p. 118-122.
- Wang, Lijuan. 2008. « Stochastic modeling and simulation of transient events ». Ph.D. United States - Indiana, University of Notre Dame, 180 p. In ProQuest Dissertations & Theses. < <http://search.proquest.com/docview/304481414?accountid=27231> >.
- Wen, Y. K., et Ping Gu. 2004. « Description and simulation of nonstationary processes based on Hilbert spectra ». *Journal of Engineering Mechanics*, vol. 130, n° 8, p. 942-951.
- Winterstein, Steven R. 1988. « Nonlinear vibration models for extremes and fatigue ». *Journal of Engineering Mechanics*, vol. 114, n° 10, p. 1772-1790.
- You, Ling, C. Shantz, S. Mahadevan et S. Sankararaman. 2011. « Stochastic prediction of fatigue loading using real-time monitoring data ». *International Journal of Fatigue*, vol. 33, n° 7, p. 868-79.
- Zhu, Z. K., Z. H. Feng et F. R. Kong. 2005. « Cyclostationarity analysis for gearbox condition monitoring: Approaches and effectiveness ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 19, n° 3, p. 467-482.