



HAL
open science

Mesure embarquée large bande de l'impédance électrique : application aux batteries

Hélène Piret

► **To cite this version:**

Hélène Piret. Mesure embarquée large bande de l'impédance électrique : application aux batteries. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Grenoble Alpes, 2016. Français. NNT : 2016GREAT081 . tel-01512749

HAL Id: tel-01512749

<https://theses.hal.science/tel-01512749>

Submitted on 24 Apr 2017

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE LA COMMUNAUTE UNIVERSITE GRENOBLE ALPES

Spécialité : **Signal Image Télécommunications et Parole**

Arrêté ministériel : 7 août 2006

Présentée par

Hélène PIRET

Thèse dirigée par **Nadine Martin**

préparée au sein du **Laboratoire CEA/LETI**
dans l'**École Doctorale Electronique Automatique Traitement
du Signal**

Mesure embarquée large bande de l'impédance électrique - application aux batteries

Thèse soutenue publiquement le **17/11/16**
devant le jury composé de :

Mme, Corinne, Mailhes

Professeur des Universités, ENSEEIHT, Rapporteur

M, Christophe, Forgez

Professeur des Universités, Université de Technologie de Compiègne,
Rapporteur

M, Daniel, Hissel

Professeur des Universités, Université de Franche Comté, Président

Mme, Nadine, Martin

Directeur de recherche CNRS, Gipsa-lab, Directeur de thèse

M, Pierre, Granjon

Maitre de conférences, Grenoble INP, Gipsa-lab, Co-encadrant

Mme, Viviane, Cattin

Ingénieur de recherche, CEA/Leti, Co-encadrant

M, Nicolas, Guillet

Docteur INES, Invité



La connaissance scientifique possède en quelque sorte des propriétés fractales :
nous aurons beau accroître notre savoir, le reste - si infime soit-il - sera toujours
aussi infiniment complexe que l'ensemble de départ.

Isaac Asimov

Dans la vie, rien n'est à craindre,
tout est à comprendre.

Marie Curie

Remerciements

J'aimerais tout d'abord remercier ma directrice de thèse, Nadine Martin pour son aide.

Je tiens à remercier particulièrement les rapporteurs de thèse Corinne Mailhes et Christophe Forgez qui ont eu la lourde tâche de lire l'ensemble du manuscrit. Je tiens à remercier Daniel Hissel d'être le président de mon jury.

Je tiens à remercier tout particulièrement Pierre Granjon, pour ses directives, son écoute, ses conseils, sa rigueur ainsi que le temps qu'il m'a consacré tout au long de la thèse.

Je remercie également grandement Viviane Cattin, qui a toujours été disponible, à l'écoute de mes nombreuses questions, et s'est toujours intéressée à l'avancée de mes travaux.

Je remercie aussi Nicolas Guillet avec qui j'ai eu la chance de pouvoir travailler. Sa rigueur, sa capacité d'analyse, sa bienveillance, et ses très nombreuses connaissances dans le domaine des batteries m'ont permis de progresser et ont répondu à plusieurs de mes préoccupations.

Je remercie Thierry Boudet pour m'avoir accueillie au sein du laboratoire L2EP du CEA et de m'avoir permis de travailler dans d'aussi bonnes conditions. Je tiens aussi à exprimer ma sincère reconnaissance à Vincent Heiries, Paul Henri Michel, Benoit Portier, Diego Alberto et Marco Ranieri pour l'aide qu'ils m'ont apportée pendant ma thèse. Je remercie également Diana Herrera pour sa patience, et pour m'avoir initié à Latex. Je suis reconnaissante envers mes collègues en thèse Rouba AL Nazer, Mouhcine Mendil et Léo Sterna pour leur sympathie. Je remercie mon stagiaire Nicolas Sockeel avec qui j'ai eu le plaisir de travailler et l'ensemble de mes collègues de bureau du CEA Grenoble pour leur accueil.

Au sein du laboratoire d'INES, je souhaite remercier Michael Cugnet, Mélanie Alias, Maxime Montaru pour leurs conseils et leur bonne humeur. Je remercie également tous les thésards et les autres membres de ce laboratoire pour les bons moments partagés.

J'adresse enfin toute ma gratitude à ma famille qui a su me soutenir, à tous mes ami(e)s et à toutes les personnes qui m'ont aidé dans la réalisation de ce travail.

Toutes ces personnes ont contribué, à rendre cette expérience enrichissante et motivante. Cette thèse et moi leur devons beaucoup. Merci.

Abstract

More and more applications rely on batteries, for instance in the field of transport, of smart grid, of connected objects. Therefore, the development of battery has become a crucial issue. Unfortunately, a battery is a complex electrochemical system which depends of many parameters and whose performance deteriorates over time. Thus the development of an efficient battery management system (BMS) to avoid damages, to extend lifespan and to optimize the use of batteries is a priority. One way to obtain interesting information representative of the present state of the battery is to estimate its electrochemical impedance. This thesis presents time frequency impedance identification methods which can be easily embedded in vehicles or nomad devices.

The first developed method not only allows an accurate impedance estimation but also a tracking of its temporal evolution contrary to classical electrochemical spectroscopy techniques. This method based on Fourier transform relies on recursive local average controlled by a single parameter, managing a trade-off between tracking and estimation performance. The ability of the method to monitor the impedance over time is demonstrated on a simulator, then on a real lithium ion battery, on which a repeatability study is carried out, and finally applied to follow the impedance evolution of a drone battery during a flight.

The second method based on wavelet transform is developed to deal with long-range dependence phenomena such as ion diffusion-limited reactions which occur in the battery. Battery models using electrical equivalent circuit often include Constant Phase Elements (CPE) to account for these phenomena. After compared wavelet to Fourier method on a CPE simulator thanks to a Monte Carlo procedure, the wavelet approach and its irregular time-frequency tiling appears to be an interesting method, specifically for its minor bias error.

To develop a powerful BMS, different battery indicators or parameters are then estimated from the impedance to be able to follow the state of the battery in real time and avoid damages. To optimise the use of battery the state of charge, the CPE parameters, the maximum available power and the internal temperature of the cell are estimated.

Key words: Lithium battery, battery monitoring system, electrochemical impedance spectroscopy, electrochemical impedance tracking, active and passive time frequency domain identification, Fourier transform, Wavelet transform, CPE, maximum available power, internal temperature.

Résumé

De plus en plus d'applications reposent sur l'utilisation des batteries, que cela soit dans le domaine des transports, du smart grid ou des objets connectés. Par conséquent, l'étude des batteries est devenue une problématique majeure. Une batterie est un système électrochimique complexe qui dépend de nombreux paramètres et dont les performances déclinent avec le temps. Ainsi le développement d'un système de gestion efficace de la batterie (battery management system BMS) pour éviter les dégradations, étendre la durée de vie et optimiser son utilisation est une priorité. Un moyen d'obtenir une représentation intéressante de l'état présent de la batterie est d'estimer son impédance électrochimique. Cette thèse développe des techniques d'identification temps-fréquence de cette impédance, qui peuvent facilement être embarquées dans un véhicule ou un autre appareil.

La première méthode développée permet non seulement une estimation précise de l'impédance, mais aussi un suivi de son évolution temporelle contrairement aux techniques classiques de spectroscopie d'impédance électrochimique. Cette méthode basée sur la transformée de Fourier repose sur un moyennage local récursif contrôlé par un seul paramètre. Celui-ci gouverne un compromis entre les performances de l'estimation et celles de la poursuite. La capacité de cette méthode à estimer l'impédance au cours du temps est d'abord démontrée sur un simulateur, puis sur une batterie Lithium ion, sur laquelle une étude de répétabilité est réalisée, et enfin appliquée pour suivre l'évolution de l'impédance de la batterie d'un drone en cours de vol.

La seconde méthode basée sur la transformée en ondelettes est développée afin de répondre à la problématique des phénomènes de longue dépendance telles que les réactions de diffusion limitée qui apparaissent dans les batteries. Des modèles de batteries reposant sur des circuits électriques équivalents incluent souvent des éléments à phase constante (constant phase element CPE) pour prendre en compte ces phénomènes. La méthode basée sur la transformée de Fourier est comparée à celle basée sur la transformée en ondelettes sur un simulateur de CPE grâce à une procédure de Monte Carlo. L'approche par les ondelettes avec son pavage temps-fréquence irrégulier apparaît comme une méthode particulièrement adaptée à ces phénomènes.

A partir de l'impédance, quatre différents indicateurs de l'état de la batterie sont ensuite développés. L'estimation de l'état de charge via un filtre de Kalman étendu dans le contexte de l'étude de la batterie du drone pendant un vol est d'abord effectuée. Cette thèse s'intéresse aussi à l'estimation des paramètres du CPE liés aux phénomènes de longue dépendance. Un estimateur de la puissance maximale disponible généralement utilisée dans le secteur des

Résumé

transports est élaboré à partir de la réponse impulsionnelle de la batterie. Afin de prévenir du risque d'emballement thermique l'estimation de l'impédance est utilisée pour connaître l'état thermique de la batterie en estimant sa température interne.

Mots clefs : Batterie lithium, battery monitoring system, spectroscopie d'impédance électrochimique, suivi de l'impédance électrochimique, identification fréquentielle active et passive, transformée de Fourier, transformée en ondelettes, CPE, état de charge, état de santé, puissance maximale disponible, température interne.

Table des matières

Remerciements	i
Abstract (English/Français)	iii
Liste des figures	xiii
Liste des tableaux	xvii
1 Les batteries	5
1.1 De la pile à la batterie	5
1.2 Les différents types d'accumulateurs	7
1.3 Les accumulateurs Lithium ion	9
1.4 Le principe de fonctionnement	11
1.5 Les phénomènes physico-chimiques	11
1.5.1 La double couche électrochimique	11
1.5.2 Le transfert de charge	12
1.5.3 La diffusion	13
1.5.4 Le film de passivation	13
1.5.5 Les pertes ohmiques	13
1.6 Les paramètres essentiels de la batterie	13
1.6.1 La capacité de stockage	13
1.6.2 La capacité de stockage nominale	14
1.6.3 La tension à vide	14
1.6.4 La puissance et énergie spécifiques	14
1.6.5 L'autodécharge	14
1.6.6 La durée de vie	14
1.6.7 La température interne de la batterie	15
1.7 Les indicateurs d'état	15
1.7.1 L'état de charge	15
1.7.2 L'état de santé	16
1.7.3 La puissance maximale disponible	16
1.8 L'impédance électrochimique	17
1.8.1 Le modèle paramétrique et non paramétrique	17
1.8.2 Les principes et hypothèses de base appliqués à la batterie	18

Table des matières

a	La définition des entrées et des sorties de la batterie	18
b	L'hypothèse de linéarité et d'invariance dans le temps appliquée à la batterie	19
1.8.3	La définition de l'impédance électrochimique	19
1.8.4	La validation de l'hypothèse de linéarité et d'invariance dans le temps .	20
1.9	L'estimation des indicateurs d'état ou des paramètres de la batterie à l'aide de l'impédance	20
1.9.1	L'estimation de la température interne	21
1.9.2	L'estimation de l'état de charge et du vieillissement	21
1.9.3	L'estimation des paramètres descriptifs des phénomènes de longue dé- pendance	22
1.9.4	L'estimation de la puissance maximale disponible	22
2	L'estimation de l'impédance électrochimique	25
2.1	Les méthodes d'estimation de l'impédance	25
a	La réponse à un échelon ou une impulsion	25
b	La spectroscopie d'impédance électrochimique mono et multi- fréquentielle	26
c	La spectroscopie d'impédance électrochimique en bande large continue	26
d	Les limites de la spectroscopie pour les systèmes embarqués . .	27
2.2	L'influence des signaux d'excitation	27
2.2.1	L'identification passive/active	27
2.2.2	Le choix de signaux à bande large	28
a	Le bruit rose	28
b	Le multi-sinus de Schroeder	29
c	Le sinus et carré modulés en fréquence	30
d	La séquence binaire pseudo aléatoire	30
e	La comparaison des signaux de référence	32
2.3	L'estimateur non évolutif de l'impédance basé sur la transformée de Fourier . .	35
2.3.1	Les estimateurs des inter- et auto-spectres	35
2.3.2	Les estimateurs fréquentiels de l'impédance et de la cohérence spectrale	36
2.4	L'estimateur évolutif de l'impédance basé sur la transformée de Fourier	38
2.4.1	Le principe général	38
2.4.2	La stratégie de moyennage local	38
a	La définition	38
b	L'étude comparative	39
c	L'estimateur évolutif de l'impédance et de la cohérence spectrale	41
2.5	L'estimateur de l'impédance basé sur la transformée en ondelettes	43
2.5.1	La transformée en ondelettes	44
2.5.2	Le pavage temps-fréquence	46
a	Le principe d'incertitude d'Heisenberg	46

b	Le pavage de la transformée de Fourier à court terme	47
c	Le pavage de la transformée en ondelettes	49
2.5.3	Le choix de l'ondelette	51
2.5.4	L'estimateur de l'impédance de la batterie	52
2.6	Conclusion	53
3 La validation par simulations et par expérimentations		55
3.1	La quantification des erreurs d'estimation	56
3.2	Les résultats de simulation	57
3.2.1	Le circuit équivalent de batterie NMC	57
3.2.2	Le protocole de simulation	59
3.2.3	Les performances d'estimation	60
3.2.4	Les paramètres clés pour le tracking en ligne de l'impédance	61
3.3	Les résultats expérimentaux sur la batterie NMC	65
3.3.1	Le protocole expérimental	65
3.3.2	La justification du choix de la gamme fréquentielle du signal d'excitation	65
3.3.3	Les performances d'estimation	67
a	L'hypothèse LIT	67
b	L'estimation de l'impédance pour un SoC de 90 %	68
c	L'influence du facteur d'oubli	70
3.3.4	L'étude d'une décharge de SoC 90 % à 10 %	71
3.3.5	L'étude de répétabilité	72
a	La répétabilité de la spectroscopie d'impédance électrochimique	72
b	La répétabilité de la méthode par moyennage exponentiel	73
3.4	L'application de l'estimation évolutive de l'impédance sur la batterie d'une drone	75
3.4.1	Le contexte	75
3.4.2	Le protocole et les résultats expérimentaux pour l'identification dans un contexte passif	78
3.4.3	Le protocole expérimental pour l'identification dans un contexte actif	81
3.4.4	L'estimation de l'impédance de la batterie d'un drone dans un contexte d'estimation actif	82
3.5	L'estimation de l'impédance à l'aide de la transformée en ondelettes	83
3.5.1	Le circuit équivalent de CPE	84
3.5.2	Le protocole	85
3.5.3	Les résultats d'estimation	86
3.6	Conclusions	87
4 L'exploitation de l'estimation de l'impédance		89
4.1	L'estimation d'indicateurs d'autonomie d'un drone à l'aide d'un filtre de Kalman étendu	90
4.1.1	Le filtre de Kalman étendu	91
4.1.2	L'estimation du SoC	93
a	Le compteur de charges	93

Table des matières

b	Les résultats d'estimation du SoC	94
4.1.3	L'estimation du temps de vol restant et de la distance parcourable maximale	95
4.2	L'estimation des paramètres du CPE	96
4.2.1	La procédure	96
4.2.2	Les résultats avec un bruit blanc gaussien	97
4.2.3	Les résultats avec un signal SBPA	99
4.3	La puissance maximale disponible	101
4.3.1	Les deux méthodes d'estimation	101
a	La méthode basée sur la réponse impulsionnelle	102
b	La méthode basée sur l'estimation de l'impédance à une fréquence	103
4.3.2	Les résultats sur le simulateur	104
a	Les valeurs de référence sur le simulateur	104
b	L'estimation de la puissance maximale disponible sur le simulateur	104
4.3.3	Les résultats expérimentaux sur la batterie NMC	109
a	La procédure	109
b	Les résultats expérimentaux d'estimation de la puissance maximale disponible	110
c	L'influence de la température et du SoC sur la puissance maximale disponible	112
4.4	La température interne	114
4.4.1	Le contexte	114
4.4.2	Le protocole	114
4.4.3	Les résultats d'estimation de la température interne	116
a	L'estimation de l'impédance électrochimique	116
b	L'estimation de la température interne par le suivi de la fréquence f_0	117
c	L'estimation de la température interne par le suivi de la phase de l'impédance	119
4.5	Conclusions	121
A	La comparaison des techniques de moyennage	127
A.1	Le moyennage glissant	128
A.1.1	L'étude théorique	128
a	La fonction de transfert	129
b	La réponse fréquentielle	129
c	La réponse impulsionnelle	129
d	La réponse indicielle	130
A.1.2	Les grandeurs caractéristiques	130
a	La complexité et généralisation	130
b	Le temps de réponse	130
c	Le retard en sortie	131
d	La bande équivalente de bruit	131

A.2	Le moyennage récursif	132
A.2.1	L'étude théorique	132
a	L'équation aux différences	132
b	La fonction de transfert	132
c	La réponse fréquentielle	132
d	La réponse impulsionnelle	132
e	La réponse indicielle	133
A.2.2	Les grandeurs caractéristiques	133
a	La complexité et généralisation	133
b	Le temps de réponse	134
c	Le retard en sortie	134
d	La bande équivalente de bruit	134
A.3	Conclusion	134
A.3.1	Le choix	134
A.3.2	Le réglage	135
A.3.3	Les performances	135
B	Le coût algorithmique	137
C	L'influence du SoC et de la fréquence sur l'estimation de l'impédance lors de l'étude de répétabilité	141
	Bibliographie	150

Table des figures

1.1	réaction d'oxydoréduction [Montaru, 2009].	6
1.2	diagramme de Ragone des différentes technologies d'accumulateurs [Gaines, 2014].	8
1.3	profil de décharge lithium ion [Doeff, 2013].	10
1.4	schéma de la double couche par le modèle de Gouy-Chapman-Stern ((1) : couche de Stern, (2) : Couche de Gouy-Chapman) [Delamarche, 2015].	12
2.1	exemple d'une réalisation d'un bruit rose, ($F_{min}=1$ Hz, fréquence de coupure correspond à $F_{max}=2$ kHz).	29
2.2	exemple de multi-sinus de Schroeder ($F_{min} = 1$ Hz, $F_{max} = 2$ kHz).	29
2.3	exemple d'un chirp et d'un carré modulé en fréquence, ($F_{min} = 1$ Hz, $F_{max} = 2$ kHz).	30
2.4	exemple de SBPA, ($F_{min} = 1$ Hz, $F_{max} = 2$ kHz).	31
2.5	densité spectrale de puissance estimée par le périodogramme de Welch pour les différents signaux à bande large ($F_{min} = 1$ Hz, $F_{max} = 2$ kHz).	32
2.6	structure de l'estimation non évolutive de l'impédance.	37
2.7	comparaison des temps de réponse à 95% selon la stratégie de moyennage.	41
2.8	structure de l'estimation évolutive de l'impédance.	42
2.9	pavage temps-fréquence de la transformée de Fourier à court terme.	48
2.10	pavage temps-fréquence de la transformée en ondelettes.	50
2.11	l'ondelette complexe de Morlet (partie réelle et partie imaginaire).	51
2.12	structure de l'estimation de l'impédance par la transformée en ondelettes.	52
3.1	modèle électrique équivalent de la batterie Li NMC/G sur la gamme de fréquence de 0.1 Hz à 1 kHz.	57
3.2	diagramme de Nyquist de l'impédance modélisée (trait plein) et mesurée (croix).	58
3.3	profils temporel et fréquentiel du courant appliqué en entrée du système.	59
3.4	diagramme de Bode de l'impédance au cours de la décharge (haut : module, bas : phase).	60
3.5	influence sur l'erreur d'estimation de l'impédance du nombre de bits de la quantification et de la présence ou non d'un étage d'adaptation.	62
3.6	influence sur l'erreur d'estimation de l'impédance du nombre de points de TFD.	63
3.7	effet du facteur d'oubli sur l'erreur $RMSE_k$ de l'estimation de l'impédance pour des signaux bruités.	64

Table des figures

3.8	diagramme de Nyquist de l'impédance de la batterie 18650 NMC/G sur la gamme 1 kHz-1 Hz, 10 points par décade, 2 mesures par points, 250 mA d'amplitude.	66
3.9	évolution du module de l'impédance pour plusieurs SoC et fréquences.	67
3.10	diagramme de Nyquist de l'impédance estimée par les trois méthodes entre 20 et 90 Hz.	68
3.11	courbes d'erreurs (évolution temporelle de la racine de l'erreur quadratique moyenne normalisée).	69
3.12	différence entre l'estimation initiale et la première estimation après le temps de réponse dans le cas exponentiel (gauche : estimation initiale $t=0,25$ s, droite : première estimation après le temps de réponse $t=5.21$ s, haut : module, bas : phase).	69
3.13	diagramme de Nyquist pour $\alpha = 0.9$ (rouge), $\alpha = 0.5$ (noir) et pour de la méthode SIE.	70
3.14	courbes d'erreurs pour $\alpha = 0.9$ (rouge), $\alpha = 0.5$ (noir) et l'algorithme par moyennage global (vert).	70
3.15	diagramme de Nyquist de l'impédance estimée au fil de la décharge de SoC 90 % à SoC 10 % (en bleu : par SIE mono-fréquentielle, en rouge : par moyennage exponentiel avec $\alpha = 0.9$).	71
3.16	diagramme de Bode de l'impédance moyenne obtenue sur 5 décharges pour 6 valeurs de SoC à l'aide de la spectroscopie d'impédance mono-fréquentielle (haut : module, bas : phase).	73
3.17	diagramme de Bode, noir : référence SIE mono-fréquentielle, couleurs : méthode par moyennage exponentielle (haut : module, bas : phase).	74
3.18	drone DJI Phantom (à gauche), batterie 2200 mAh Phantom (à droite).	75
3.19	diagramme de Nyquist de l'impédance estimée par SIE mono-fréquentielle pour un SOC de 90 % pour la batterie Li-Po (bleu : de 0.1 à 1 000 Hz, magenta de 20 à 90 Hz).	76
3.20	profil du courant pour un vol stationnaire du drone.	77
3.21	instrumentation pour la mesure d'impédance sur la batterie d'un drone.	77
3.22	profil du courant et de tension pour un vol complet de drone.	78
3.23	évolution temps-fréquence de la cohérence spectrale estimée pour deux valeurs de facteur d'oubli.	79
3.24	actualisation, selon la fréquence, de l'estimation de l'impédance dans le cadre d'une estimation passive de l'impédance.	80
3.25	évolution de l'impédance estimée sur un diagramme de Bode(en haut : le module, en bas : la phase) dans le cas passif.	81
3.26	profil du courant de décharge appliqué à la batterie.	83
3.27	diagramme de Nyquist représentant l'évolution de l'impédance de la batterie estimée au cours de la décharge.	84
3.28	exemple de signaux d'entrée et de sortie du simulateur de CPE (haut : tracés temporels, bas : tracés fréquentiels).	85

3.29	comparaison de l'estimation de l'impédance sur un diagramme de Bode du simulateur de CPE par les algorithmes reposant sur la transformée de Fourier Z_F et la transformée en ondelettes Z_W pour un temps $T2 = 200$ s.	86
3.30	comparaison de l'estimation de l'impédance sur un diagramme de Bode du simulateur de CPE par les algorithmes reposant sur la transformée de Fourier et la transformée en ondelettes pour un temps $T4 = 3600$ s.	87
4.1	algorithme d'estimation du SoC, du temps de vol restant et de la distance parcourable.	91
4.2	estimation du SoC par le compteur de charges et le filtre de Kalman étendu. . .	94
4.3	valeur absolue de l'erreur d'estimation du SoC en % entre le compteur de charges et le filtre de Kalman étendu.	94
4.4	estimation du temps de vol restant ainsi que de la distance parcourable correspondante.	95
4.5	exemple de signaux d'entrée et de sortie du simulateur de CPE (haut : tracés temporels, bas : tracés fréquentiels).	99
4.6	estimation du module de l'impédance du CPE en tracé logarithmique avec un signal d'entrée de type SBPA.	100
4.7	schéma des signaux de courant (vert) et la réponse en tension (rouge) à un échelon de durée ti	102
4.8	tension minimale atteinte selon l'amplitude de l'échelon de courant pour deux SoC.	104
4.9	réponse impulsionnelle $zimp$ de la batterie (gauche), réponse en tension à un échelon de $ti = 10s$ avec une amplitude $\hat{I}max_{10} = 24.55$ A (droite).	105
4.10	impédance théorique au début et à la fin de l'échelon de durée ti	107
4.11	évolution de $\hat{I}max_{ti}$ (haut), de $\hat{P}max_{ti}$ (bas) en fonction de la durée de l'échelon.	108
4.12	évolution de $\hat{E}disp_{ti}$ en fonction de la durée de l'échelon.	109
4.13	évolution de la tension lors d'un essai.	110
4.14	évolution de la tension minimale atteinte selon l'amplitude de l'échelon pour trois SoC.	111
4.15	protocole pour estimer le $\hat{P}max_{10}$ en fonction du SoC et de la température. . .	112
4.16	zoom du protocole représenté à la Figure 4.15 pour un SoC de 90 %.	113
4.17	estimation de $Pmax_{10}$ en fonction de la température et du SoC.	113
4.18	système de mesure pour estimer l'impédance puis la température interne de la batterie.	115
4.19	aperçu des signaux d'entrée et de sortie de la batterie (haut : signal SBPA en courant d'entrée, bas : réponse en tension).	115
4.20	densité spectrale de puissance d'un bloc de courant SBPA.	116
4.21	densité spectrale de puissance de la réponse en tension d'un bloc de courant SBPA.	116
4.22	diagramme de Nyquist de l'impédance et la représentation de f_0	117
4.23	évolution de l'estimation de f_0 en fonction de la température mesurée.	118

Table des figures

4.24	évolution de la moyenne de la phase de l'impédance estimée en fonction de la fréquence pour plusieurs températures et SoC.	119
4.25	évolution de la moyenne de la phase de l'impédance estimée pour une fréquence $f=1$ kHz en fonction de la température pour deux SoC.	120
C.1	étude de la répétabilité de l'estimation de l'impédance en fonction du SoC (Évolution du biais relatif (en bleu) et de l'écart-type relatif (en vert) sur le module (en haut), et sur la phase (en bas)).	141
C.2	étude de la répétabilité de l'estimation de l'impédance en fonction de la fréquence.(Évolution du biais relatif (en bleu) et de l'écart-type relatif (en vert) sur le module (en haut), et sur la phase (en bas)).	142

Liste des tableaux

1.1	caractéristiques des différents types d’accumulateurs lithium ion [Doeff, 2013].	9
1.2	représentation non paramétrique d’un système LIT causal dans à temps continu.	18
2.1	comparatif de signaux à bande large ($F_{min}=1$ Hz, $F_{max}=2$ kHz).	34
2.2	comparatif de signaux à bande large ($F_{min}=4$ Hz, $F_{max}=96$ Hz).	35
2.3	principales caractéristiques des différentes stratégies de moyennage.	40
3.1	définition de l’erreur d’estimation de l’impédance selon la représentation choisie.	56
3.2	valeurs des paramètres de la batterie pour un SoC de 90 % et un SoC de 40 %.	58
3.3	liste des paramètres clés et leurs valeurs pour l’étude sur le simulateur.	61
3.4	récapitulatif des paramètres de l’implantation de l’algorithme de l’estimation évolutive de l’impédance sur une plateforme BMS.	64
3.5	erreur finale d’estimation moyennée sur 9 SoC.	72
3.6	caractéristiques techniques du drone Phantom.	76
3.7	durées des mesures et variations de SoC correspondantes.	83
3.8	erreur d’estimation sur le simulateur de CPE pour $T4 = 200$ s.	86
3.9	erreur d’estimation sur le simulateur de CPE pour $T4 = 3600$ s.	87
4.1	comparaison de l’estimateur de p en dB pour les approches par les transformées de Fourier à court terme et par les ondelettes pour quatre périodes temporelles avec un bruit blanc gaussien pour entrée.	97
4.2	comparaison de l’estimateur de Q en dB pour les approches par les transformées de Fourier à court terme et par les ondelettes pour quatre périodes temporelles avec un bruit blanc gaussien pour entrée.	98
4.3	comparaison en dB de l’estimateur de p et Q pour les approches par les transformées de Fourier à court terme et par les ondelettes pour $T_2 = 200$ s avec un signal SBPA pour entrée.	100
4.4	comparaison des méthodes d’estimation de $Imax_{10}$ et $Pmax_{10}$.	105
4.5	variation de SoC en fonction de l’amplitude de l’échelon de courant d’entrée pour $ti=10$ s.	106
4.6	influence de l’impédance sur l’estimation de $\hat{I}max_{10}$ à l’aide des méthodes développées pour un l’échelon de courant de durée $ti=10$ s.	107
4.7	variation de la valeur des résistances et de l’OCV pour un l’échelon de courant de durée $ti=10$ s à SoC 90%.	107

Liste des tableaux

4.8	comparaison des méthodes d'estimation de $I_{max_{10}}$ pour les trois SoC sur la batterie NMC.	111
4.9	comparaison des paramètres a, b, c et du coefficient de détermination R^2 selon le SoC.	118
4.10	comparaison des paramètres d, e, f et du coefficient de détermination R^2 selon le SoC.	120
A.1	comparaison des moyennages glissant et récursif.	134
A.2	performances d'un moyennage récursif de paramètre α	136
B.1	nombre d'opérations nécessaires à la mise à jour de l'algorithme évolutif de l'impédance.	138
B.2	profondeur mémoire du moyennage exponentiel.	138
B.3	profondeur mémoire à fenêtre glissante.	139

Introduction

Les récents développements du véhicule électrique et la multiplication des systèmes embarqués dans les objets du quotidien ont favorisé l'essor des batteries électriques. En 1859, Gaston Planté inaugurerait la batterie rechargeable au plomb acide. Des siècles plus tard, plus complexes, plus puissantes et plus autonomes, les batteries sont au cœur des enjeux énergétiques liés à la mobilité et au stockage.

De nombreuses applications utilisent désormais des batteries. Que cela soit dans le domaine des transports avec les véhicules, les vélos, les drones, celui de la domotique avec les capteurs autonomes, ou encore celui des objets connectés liés au bien être ou au sport ; les batteries sont de plus en plus présentes dans nos vies.

Le développement des batteries est donc devenu un enjeu important. Deux axes de recherche dans ce secteur sont à distinguer. D'une part, on cherche à améliorer le processus de fabrication afin d'optimiser l'énergie, la puissance et la sécurité de ces systèmes. D'autre part, de nombreux travaux concernent l'utilisation et la gestion de la batterie. Des modèles décrivant le comportement des batteries sont développés, ainsi que des algorithmes d'estimation des paramètres non mesurables directement et des systèmes électroniques de gestion d'énergie. L'ensemble des travaux ici présenté entre dans le cadre de ce second thème de recherche. En effet, les batteries sont des systèmes électrochimiques complexes dépendant de plusieurs paramètres, et dont les performances déclinent avec le temps. Il est dès lors crucial de développer un système de gestion de batterie (Batterie Management System ou BMS) efficient. Un tel système permet de prévenir les dégradations éventuelles, de prolonger la durée de vie et d'optimiser l'utilisation de la batterie. Plusieurs indicateurs comme l'état de charge (State of Charge ou SoC) ou l'état de santé (State of Health ou SoH) sont des outils précieux pour y parvenir.

Pour préserver l'intégrité de la batterie, des méthodes non invasives et non destructives sont envisagées. Les grandeurs mesurées sont donc limitées, et la plupart des BMS repose sur la mesure du courant circulant à travers la batterie, la tension à ses bornes et la température à sa surface. A partir de ces mesures, un moyen d'obtenir une représentation pertinente de l'état de la batterie est l'estimation de son impédance électrochimique. En effet, cette grandeur permet de distinguer les différentes contributions résistives et capacitives d'un système com-

Liste des tableaux

plexe tel qu'une batterie. Elle permet de rendre compte de son comportement dynamique, et dépend de l'historique de la batterie, de sa température interne, son SoC et son SoH. Elle est d'ailleurs utilisée dans la littérature afin d'estimer les indices d'état SoC et SoH, ou encore d'évaluer la température interne de la batterie.

L'objectif de ces travaux de thèse n'est pas seulement d'estimer l'impédance électrochimique de la batterie mais aussi de développer un algorithme d'estimation qui peut être facilement embarqué dans un BMS. Cette impédance est ensuite exploitée afin de calculer paramètres importants de la batterie, visant à améliorer certaines fonctionnalités du BMS, comme des indicateurs d'état ou la sécurité du système.

Le chapitre 1 consiste tout d'abord en une présentation générale des batteries et des différentes chimies qui existent.

Il se concentre ensuite sur les familles des batteries Lithium ion et spécifie les différents paramètres et indicateurs d'état propres aux batteries.

Enfin, il définit la notion d'impédance électrochimique et détaille le lien qui existe entre cette dernière et les paramètres caractéristiques des batteries.

Le chapitre 2 se focalise sur l'estimation de l'impédance électrochimique, aussi bien dans un contexte d'identification passive ou active.

Il expose d'abord différentes méthodes d'estimation de l'état de l'art (comme la spectroscopie d'impédance électrochimique mono fréquentielle), ainsi que les limites inhérentes à ces techniques vis à vis d'une intégration au sein d'un BMS.

Il s'intéresse également à l'influence des signaux d'excitation, leurs caractéristiques temporelles et spectrales ainsi que l'impact concernant l'implantation électronique de la solution. Cette partie présente ensuite deux estimateurs temps-fréquence de l'impédance.

Le premier est une estimation évolutive et large bande de l'impédance basée sur la transformée de Fourier. L'objectif est de réaliser une estimation à la fois rapide et précise. Différentes stratégies de moyennage sont étudiées, en gardant à l'esprit la volonté de concevoir un estimateur associé à une implantation électronique la plus simple possible et la moins coûteuse. Un second estimateur basé sur la transformée en ondelettes est proposé. Cette deuxième approche est dévolue à l'étude du comportement spécifique dit 'de longue dépendance' que peuvent présenter les batteries dans le domaine des basses fréquences.

Le chapitre 3 détaille la validation des méthodes d'estimation temps-fréquence proposées par simulations et par expérimentations.

L'estimateur d'impédance basé sur la transformée de Fourier est d'abord mis à l'épreuve sur un simulateur basé sur un circuit électrique équivalent implanté sous Simulink. Le simulateur illustre la possibilité de suivre en continue l'évolution de l'état de la batterie, en estimant de manière évolutive l'impédance lors d'une décharge complète de la batterie. Une fois l'algorithme validé sur le simulateur, une étude expérimentale est effectuée sur des batteries Lithium ion et la répétabilité de la méthode est analysée.

Cet algorithme est ensuite appliqué à un exemple concret : l'estimation de l'impédance électrochimique de la batterie LiPo d'un drone en cours de vol. Dans cette application l'estimation de l'impédance est réalisée aussi bien dans un contexte d'identification active que passive. Enfin l'approche par ondelettes est évaluée sur un simulateur d'élément à phase constante caractéristique des phénomènes de longue dépendance. Cet estimateur est comparé à celui basé sur la transformée de Fourier afin de juger son intérêt pour le cas des batteries.

Le chapitre 4 concerne l'exploitation de l'impédance électrochimique. Dans cette partie, plusieurs indicateurs sont mis en place au travers de quatre exemples applicatifs.

Tout d'abord, dans l'étude de la batterie d'un drone en vol, l'impédance sert à estimer l'état de charge de la batterie ainsi que le temps et la distance restante que peut parcourir le drone.

Dans un second exemple, l'impédance permet d'estimer les paramètres caractéristiques d'un élément à phase constante dans le but de caractériser les phénomènes de longue dépendance qui sont liés.

L'impédance est également utilisée afin d'estimer la puissance maximale disponible dans la batterie. Une étude est d'abord réalisée sur le simulateur, puis les méthodes d'estimation de cet indicateur sont évaluées sur une batterie réelle.

Enfin dans le cadre du projet européen 3CCar, la mesure de l'impédance embarquée dans une cellule intelligente (smart cell) a vocation à estimer la température interne de la batterie. Plusieurs méthodes basées sur l'estimée de l'impédance telle que proposée dans ce travail sont évaluées à partir de données expérimentales.

1 Les batteries

Ce chapitre a pour objectif de présenter les différentes notions et principes de fonctionnement propres à l'univers des batteries. Il s'intéresse en particulier aux batteries lithium ion et présente leurs paramètres essentiels. Il détaille également les phénomènes physico-chimiques présents au sein de la batterie tels que la diffusion et le transfert de charge, ainsi que les différents indicateurs d'état souvent fournis par les BMS (battery management system) comme l'état de charge et l'état de santé.

La surveillance de la batterie, de ses paramètres ou indices d'état, peut être effectuée au travers de son impédance électrochimique. L'évolution de cette grandeur permet en effet de rendre compte du comportement dynamique de la batterie et de distinguer ses composantes résistives, capacitives et inductives.

Elle dépend de son historique, de son état de santé, de sa température interne, de son état de charge, et permet de calculer au moins en partie ces indices. Ce chapitre définit donc également la notion d'impédance électrochimique et expose le lien entre cette impédance et les différents indicateurs de l'état de fonctionnement la batterie.

1.1 De la pile à la batterie

Une pile est un système de stockage d'énergie basé sur un dispositif électrochimique. Par réaction d'oxydoréduction, elle convertit l'énergie chimique en énergie électrique [Marquet et al., 1998] [Vallverdu, 2011]. L'accumulateur, basé sur un système électrochimique réversible, est rechargeable et se compose de trois éléments :

- une électrode négative.
- une électrode positive.
- un électrolyte, qui est l'élément (liquide ou solide) conducteur permettant le passage du courant entre ces deux pôles.

On exploite ainsi deux couples oxydo-réducteurs $Ox1/Red1$ et $Ox2/Red2$, correspondant aux

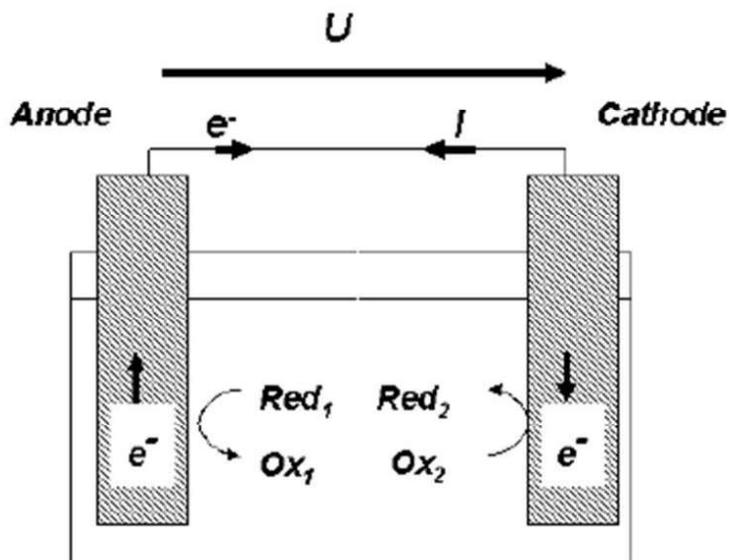


FIGURE 1.1 – réaction d’oxydoréduction [Montaru, 2009].

deux électrodes [Marquet et al., 1998]. Un courant électrique est un déplacement d’électrons. Le fonctionnement de l’accumulateur repose sur une double réaction chimique à chaque pôle de la batterie qui va opérer un transfert d’électrons comme le représente la Figure 1.1 :

- l’anode cède des électrons : cette demi-réaction est une oxydation.
- la cathode les récupère : cette demi-réaction est une réduction.

Durant cette réaction d’oxydoréduction, les électrons passent d’un pôle à l’autre de l’accumulateur grâce aux ions. La réaction chimique produit des ions grâce aux éléments qui constituent l’anode ou la cathode et des éléments chimiques présents dans l’électrolyte. La réaction d’oxydoréduction correspond à la migration des porteurs de charges. L’accumulateur fonctionne ainsi jusqu’à ce qu’il n’y ait plus assez d’éléments chimiques disponibles pour produire de nouveaux ions, il cesse alors de fournir du courant, et il faut le charger en le soumettant à un courant électrique extérieur. La réaction se produit alors en sens inverse. Dans le cas des batteries rechargeables, les électrodes passent successivement du statut d’anode à celui de cathode au cours des cycles de charge et de décharge. Pour éviter toute ambiguïté, elles seront décrites en termes d’électrodes positive et négative, correspondant à leurs potentiels respectifs.

Plusieurs grandeurs peuvent être utilisées pour caractériser un accumulateur. On compte la tension nominale (V), la capacité stockée ou nominale (Ah), l’énergie stockée (Wh), la densité d’énergie massique ($Whkg^{-1}$) encore appelée énergie spécifique et volumique (WhL^{-1}), la capacité spécifique des matériaux ($mAhg^{-1}$), le régime de charge ou décharge (C-rate). Ainsi, une charge ou décharge à C/2 pour un élément de 10 Ah correspond à une charge ou décharge

de 2 h à un courant de 5 A.

Une batterie désigne un ensemble d'accumulateurs électriques [Andrea, 2010], c'est-à-dire un dispositif destiné à stocker l'énergie électrique afin de pouvoir l'utiliser ultérieurement. La batterie d'une voiture électrique correspond donc à un ensemble d'accumulateurs ou cellules qui sont soit mis en série afin d'obtenir la tension souhaitée, soit en parallèle afin d'augmenter le courant fourni. Afin de simplifier les descriptions de montage des batteries d'accumulateurs, une notation usuelle est employée :

- une batterie de 6 cellules en série est notée 6S,
- une batterie de 2 cellules en parallèle est notée 2P,
- une batterie de 2 blocs en parallèle de 6 cellules en série est notée 2P6S.

1.2 Les différents types d'accumulateurs

Il existe de nombreux types d'accumulateurs comme le présente la Figure 1.2. Les accumulateurs au plomb représentent la technologie la plus ancienne. Ce sont des produits à faible coût, recyclables à 99 % [Gaines, 2014], et sûrs. En revanche, ils ont un impact négatif important sur l'environnement à cause du plomb dont ils sont constitués, s'ils ne sont pas collectés. Ils sont aussi sensibles aux conditions d'exploitation (ne supportant que très mal les décharges profondes). De plus ils présentent une faible quantité de stockage d'énergie par unité de masse.

Les batteries au nickel cadmium Ni-Cd supportent bien les décharges complètes, ne demandent aucune maintenance et possèdent une grande durée de vie en nombre de cycles charges-décharges. En revanche elles sont pénalisées par un coût plus important que les accumulateurs au plomb, par un phénomène d'autodécharge rapide et par un effet mémoire important (la quantité d'énergie que la batterie peut délivrer diminue au cours du temps). De plus le cadmium, classé parmi les métaux lourds les plus toxiques est une source importante de pollution qui a conduit à l'interdiction de leur commercialisation auprès du grand public. Les batteries au nickel-métal hydrure Ni-MH constituent une évolution des batteries Ni-Cd. En remplaçant le cadmium, cette batterie permet d'éviter la dissémination de composés très toxiques. Cependant ces batteries supportent plus difficilement les sur-charges et sur-décharges.

Les batteries Na-NiCl₂, c'est-à-dire au sodium, chlorure de nickel se distinguent par leur fonctionnement à haute température (plus de 270 °C).

La Figure 1.2 détaille sur le diagramme de Ragone les différences de puissances et d'énergies spécifiques suivant la chimie de la batterie et le C rate (ou taux de décharge). Par exemple, les batteries Na-NiCl₂ possèdent une haute énergie spécifique mais une puissance spécifique modeste [Matheys et al., 2005].

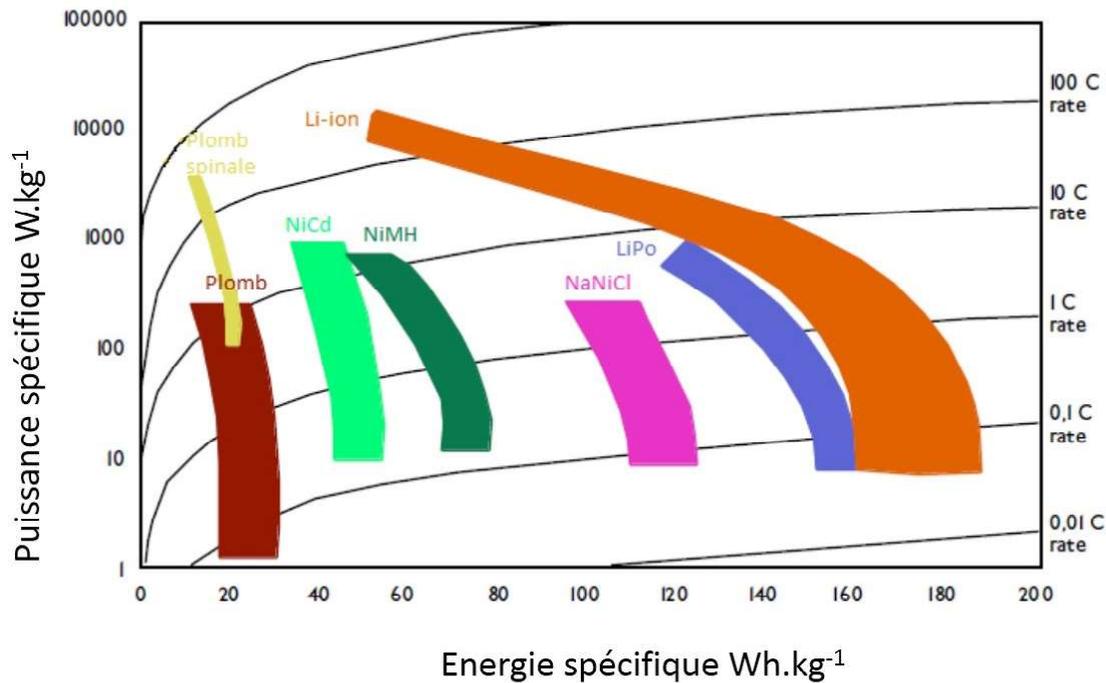


FIGURE 1.2 – diagramme de Ragone des différentes technologies d'accumulateurs [Gaines, 2014].

Un dernier type d'accumulateur est aussi largement exploité : les accumulateurs au Lithium ion (ou Li-ion). Dans ce cas, la réaction électrochimique de couple d'oxydant-réducteur est basée respectivement sur la circulation d'ions lithium de l'électrode négative vers la positive lors de la décharge et inversement lors de la charge. Le lithium a plusieurs couples d'oxydant-réducteur avec le potentiel le plus négatif $E_0 = -3,04 \text{ V/ENH}$. Ces accumulateurs ne connaissent pas d'effet mémoire, ont une faible autodécharge et présentent une haute densité d'énergie pour un poids faible. Les batteries Lithium ion se caractérisent par à la fois une forte énergie [Scrosati and Garche, 2010] mais aussi par une importante puissance spécifique comme en témoigne la Figure 1.2.

Toutefois, leur utilisation demande des précautions, car ces accumulateurs peuvent présenter des problèmes de sécurité [Solise, 2016]. Ils peuvent s'enflammer ou exploser sous l'effet d'un court-circuit ou d'une surcharge excessive. C'est pourquoi une gestion électronique est nécessaire pour éviter ce phénomène. Ils ne supportent pas non plus les chocs trop violents ou un percement qui enflamme immédiatement la batterie. Cette technologie est donc très performante mais peut s'avérer dangereuse. Leur coût de fabrication est également nettement plus important que celui des accumulateurs au plomb. La diminution actuelle des prix les met à peu près à égalité avec les accumulateurs de type Ni-MH.

Une variante de ce type de batteries a été mise au point : la batterie Li-Po. Il s'agit d'une batterie au lithium ion polymère où l'électrolyte est un polymère gélifié. Elle est plus sûre

que l'accumulateur Lithium ion traditionnel [Lamelot, 2006], mais est néanmoins plus cher à fabriquer [Solise, 2016] Ces batteries sont très utilisées dans les applications de modélisme pour une question de poids et de sécurité.

Les travaux de recherche développés lors de cette thèse l'ont été sur des batteries Lithium ion, ainsi que des batteries Li-Po dans le cadre de l'étude de la batterie d'un drone.

1.3 Les accumulateurs Lithium ion

Il existe plusieurs types de batterie Lithium ion. Dans ce type d'accumulateur, l'électrolyte est un solvant organique liquide à base de sel de lithium. Les électrodes sont réalisées à partir de poudres de matériaux actifs imprimés sur des feuillets métalliques utilisés comme collecteurs de courant. L'empilement constitué des deux électrodes déposées sur leurs feuillets respectifs, séparés par un matériau poreux isolant (séparateur) est ensuite enroulé ou plié pour réaliser des batteries cylindriques ou prismatiques. Si l'électrode négative est souvent composée de carbone, il existe une grande variété de matériaux pour l'électrode positive. La gamme de batterie lithium ion est composée de cinq grandes familles : les batteries à l'oxyde de Lithium-Cobalt (LCO), l'oxyde de Lithium-Manganèse (LMO), le Lithium Fer Phosphate (LFP), l'oxyde de Lithium-Nickel-Manganèse-Cobalt (NMC) et l'oxyde de Lithium-Nickel-Cobalt-Aluminium (NCA).

Matériaux	Structure	Potentiel vs Li/Li+ moyenne en V	Capacité spécifique théorique, mAhg ⁻¹	Énergie spécifique théorique, Wh ⁻¹
LCO	Stratifiée	3.9	140	546
NCA	Stratifiée	3.8	180-200	680-760
NMC	Stratifiée	3.8	160-170	610-650
LMO	Spinelle	4.1	100-120	410-496
LFP	Olivine	3.45	150-170	518-587

TABLE 1.1 – caractéristiques des différents types d'accumulateurs lithium ion [Doeff, 2013].

Le Tableau 1.1 résume les caractéristiques de chaque variété de batteries lithium ion.

Les batteries à l'oxyde de Lithium-Cobalt (LCO) [Doeff, 2013] [University, 2016] ont une faible capacité et sont dédiées aux applications de téléphonie mobile, d'ordinateur portable et de caméra. Ces batteries présentent une énergie et puissance spécifiques, un niveau de sûreté et une durée de vie modérés. Elles ont également un coût de fabrication élevé lié à l'utilisation du cobalt [Delamarche, 2015].

Les batteries à l'oxyde de Lithium-Nickel-Cobalt-Aluminium (NCA) [Doeff, 2013] [University, 2016] présentent de fortes énergie et puissance spécifiques ainsi qu'une longue durée de vie, ce qui en fait des candidates très intéressantes pour les applications de type véhicules électriques.

Chapitre 1. Les batteries

Toutefois leur faible degré de sécurité ainsi que leur coût important sont problématiques pour une telle application.

Les batteries d'oxyde de Lithium-Manganèse (LMO), de Lithium Fer Phosphate (LFP), d'oxyde de Lithium-Nickel-Manganèse-Cobalt (NMC), sont plus sûres, mais présentent une énergie spécifique moins importante. Les batteries LMO et LFP [Doeff, 2013] [University, 2016], en dépit des performances moyennes au niveau de l'énergie spécifique, comptent parmi les batteries au coût le plus faible.

La Figure 1.3 présente les courbes caractéristiques des décharges selon les différents matériaux. Les batteries NMC se distinguent par une forte influence de l'état de charge sur la tension aux bornes de la batterie alors que la batterie LFP montre un large pallier avec des variations drastiques aux charges extrêmes. Les batteries LMO ont un comportement intermédiaire entre celui des batteries LFP et NMC.

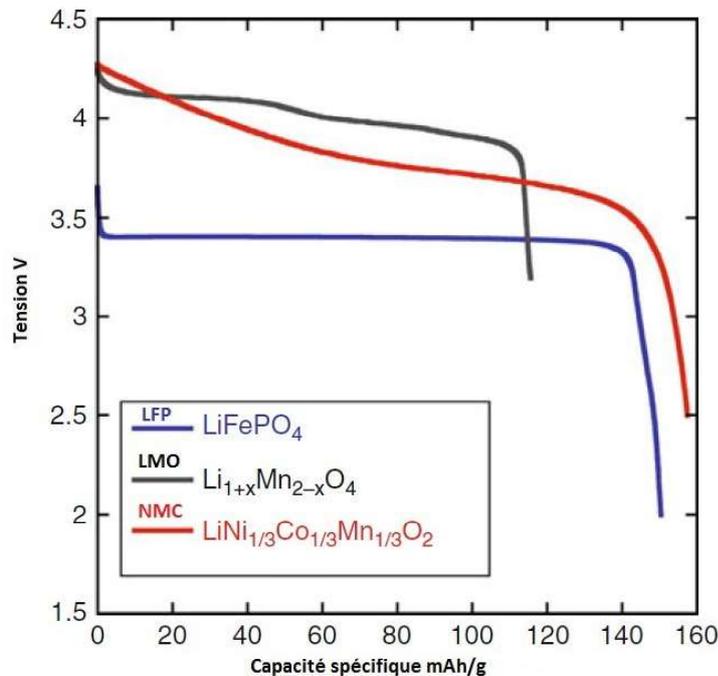


FIGURE 1.3 – profil de décharge lithium ion [Doeff, 2013].

Les batteries NMC [Doeff, 2013] [University, 2016] offrent de bonnes performances globales et elles ont parmi les meilleures énergies spécifiques. Ce type de batterie est le candidat privilégié dans le domaine des véhicules électriques. Ces batteries combinent nickel et manganèse. Le cobalt et le nickel sont connus pour leur haute énergie spécifique en contrepartie d'une faible stabilité. Le manganèse avec sa structure spinelle garantit une faible résistance interne avec une faible énergie spécifique. En combinant ces métaux on associe leurs forces et compense

leurs faiblesses. Les batteries NMC sont composées pour un tiers de nickel, un tiers de manganèse, et enfin d'un tiers de cobalt. En réduisant les proportions de cobalt comparé aux batteries LCO, le coût diminue.

Les travaux de cette thèse privilégient une technologie de batterie orientée vers les applications liées aux véhicules électriques. On opte donc pour des accumulateurs de type NMC, qui reposent sur le fonctionnement classique des réactions d'oxydoréductions.

1.4 Le principe de fonctionnement

La cathode, ou électrode positive, est composée de $Li_{1-x}Ni_{1/3}Co_{1/3}Mn_{1/3}O_2$ et l'électrode négative, de Li_xC_6 .

La réaction de réduction (1.1) de l'électrode positive est :



La réaction d'oxydation (1.2) de l'électrode négative est :



La réaction d'oxydoréduction globale (1.3) est donc :



Le principe de fonctionnement des batteries Lithium ion dont celles du type NMC, est basé sur le principe de 'rocking-chair' d'échange des cations Li^+ [Doeff, 2013]. Lors de la décharge, l'ion Li^+ de lithium est extrait du site dans le carbone et libère un électron, il se recombine avec l'électron qui a traversé le circuit électrique au sein de la cathode. Lors de la charge le processus est inversé.

1.5 Les phénomènes physico-chimiques

1.5.1 La double couche électrochimique

La double couche électrochimique se situe essentiellement aux interfaces électrode-électrolyte où l'on passe d'un matériau conducteur électronique à un matériau conducteur ionique. Il s'agit d'un modèle permettant la description des variations du potentiel électrique à proximité de la surface.

En effet si on immerge un matériau conducteur électronique (électrode) M dans une solution conductrice ionique, les ions Mn^+ provenant de l'électrode ont tendance à passer en solution abandonnant ainsi leur électron dans le conducteur. La surface de l'électrode a dès lors tendance à se charger négativement. Elle attire alors les cations de la solution à son voisinage. De

part et d'autre de l'interface, on voit apparaître deux couches de charges contraires séparées par une certaine distance. On peut assimiler ces deux couches aux armatures d'un condensateur chargé. Ce phénomène se traduit dans une analogie électrique par une capacité appelée capacité de double couche électrochimique, connue sous le nom de la couche compacte d'Helmholtz [Belchachemi, 2001].

La description de ce phénomène a été ensuite enrichie par le modèle de Gouy-Chapman [Delamarche, 2015]. La couche de Gouy-Chapman inclut un phénomène de diffusion lié à la concentration des ions dans l'électrolyte, le potentiel de la surface décroît alors de façon exponentielle.

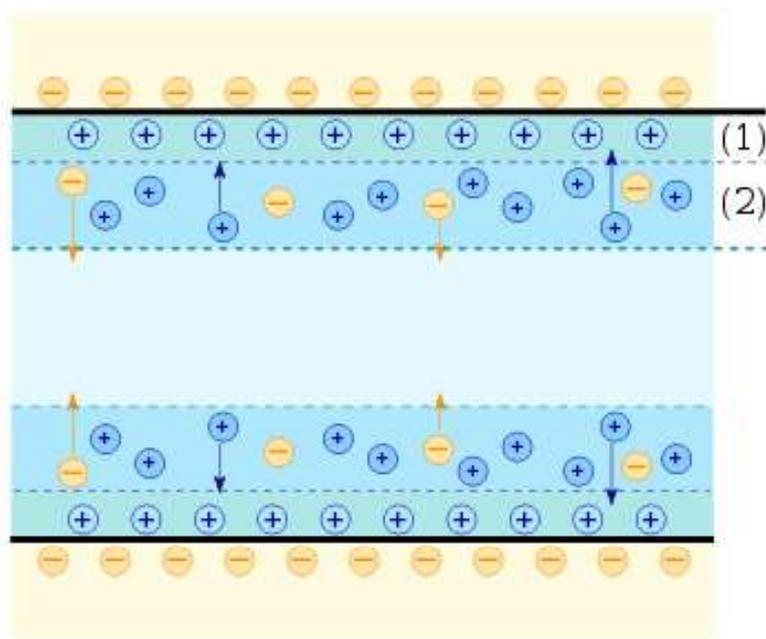


FIGURE 1.4 – schéma de la double couche par le modèle de Gouy-Chapman-Stern ((1) : couche de Stern, (2) : Couche de Gouy-Chapman) [Delamarche, 2015].

Associé avec la double couche d'Helmholtz appelée dès lors couche de Stern, le phénomène de double couche est décrit par le modèle de Gouy-Chapman-Stern présenté en Figure 1.4.

1.5.2 Le transfert de charge

Le transfert de charge correspond aux échanges des porteurs de charges électriques entre la solution et l'électrode à travers la double couche électrochimique. La vitesse de transfert de charge dépend du potentiel de l'électrode [Kuhn et al., 2004]. L'interface d'une électrode échange des électrons lors d'une réaction d'oxydoréduction. A l'équilibre, le courant d'oxydation compense le courant de réduction.

1.5.3 La diffusion

Le transport par diffusion correspond aux déplacements de matière sous l'effet d'un gradient de potentiel chimique. Le déplacement se fait dans le sens des milieux les plus concentrés vers les moins concentrés. Les phénomènes de diffusion dominant vis-à-vis du transfert de charge si on écarte l'électrode de son état d'équilibre. Ces phénomènes limitent fortement la capacité de charge et de décharge des batteries aux régimes élevés [Kuhn et al., 2004] [Dong, 2010].

1.5.4 Le film de passivation

La formation des films de passivation se produit spontanément à la surface des électrodes positive et négative. Ils se forment suite à la dégradation partielle de l'électrolyte et de ses composants à la surface des électrodes. Le phénomène de passivation dépend fortement des potentiels appliqués aux électrodes et de la température [Kuhn et al., 2004] [Dong, 2010]. La formation de cette couche induit non seulement une perte de la capacité de l'accumulateur mais augmente aussi l'impédance de l'électrode et par conséquent engendre une diminution de la puissance disponible. En revanche, ce film n'empêche pas le transport des ions de lithium lors des réactions oxydoréduction, et réduit la dégradation ultérieure de l'électrolyte.

1.5.5 Les pertes ohmiques

Les pertes ohmiques sont générées par les résistances internes de la batterie. Les principales sources résistives sont l'électrolyte, les électrodes et la connectique. Au cours du passage du courant, ces résistances vont engendrer une chute de tension et une perte d'énergie par effet Joule.

1.6 Les paramètres essentiels de la batterie

1.6.1 La capacité de stockage

La capacité de stockage [Andrea, 2010] notée C_s se définit lorsque la batterie est initialement chargée, par la quantité de charges obtenue lors d'une décharge complète de celle-ci. Elle se mesure en Ampère-heures (Ah). La quantité de charges est liée au courant par une opération d'intégration dans l'équation (1.4).

$$Q = \int_{ei}^{ef} i(t) dt \quad (1.4)$$

avec :

- $i(t)$: l'intensité du courant en A,

- e_i et e_f : l'état au temps initial et l'état au temps final de la batterie,
- Q : la quantité de charges échangée en Coulomb ou en Ampère-heure (1 Ah= 3600 C= 3600 As).

1.6.2 La capacité de stockage nominale

La capacité nominale [Andrea, 2010] notée C_n représente la capacité mesurée dans les conditions nominales fixées par le constructeur. Ces conditions correspondent à un protocole précis, en particulier de température et de régime de charge ou décharge.

1.6.3 La tension à vide

La tension à vide [Andrea, 2010] (Open Circuit Voltage, OCV) correspond à la tension mesurée sur la batterie au repos, c'est à dire avec un courant nul. Elle est définie comme la différence des potentiels d'équilibre entre les deux électrodes dans un état proche de la stationnarité. Elle dépend essentiellement de l'état de charge et de la température.

1.6.4 La puissance et énergie spécifiques

La puissance spécifique (respectivement énergie spécifique) [Montaru, 2009] correspond à la puissance (ou énergie) maximale que peut fournir la batterie par unité de poids. Ces grandeurs sont utilisées afin d'établir le diagramme de Ragone qui étudie les performances de la batterie à travers le couple puissance-énergie (voir par exemple la Figure 1.2).

1.6.5 L'autodécharge

L'autodécharge [Sloop et al., 2003] correspond à la perte de capacité de courant stocké par l'accumulateur alors qu'il n'est pas sollicité. Elle est due à des réactions secondaires intervenant aux deux électrodes. Elle est fortement liée à la température. L'autodécharge est à différencier du vieillissement [Vetter et al., 2005]. En effet, l'autodécharge correspond à une baisse de l'énergie stockée que l'on peut compenser par une recharge de la batterie. Elle retrouve dès lors son niveau initial. Le vieillissement correspond quant à lui à une diminution irréversible des performances de la batterie.

1.6.6 La durée de vie

Au cours du temps les performances des batteries se détériorent, les batteries vieillissent. Lorsque ses performances ne répondent plus aux exigences de l'application, la batterie est considérée en fin de vie. On distingue le vieillissement calendaire et en cyclage [Montaru, 2009]. Le premier correspond au temps au terme duquel la batterie n'est plus fonctionnelle. Il tient compte de l'âge de la batterie, qu'elle ait été en fonctionnement ou en stockage. Il

dépend essentiellement des conditions de cyclage et de stockage, telles que la température et l'état de charge.

Lorsque la batterie est utilisée en charge et décharge continue, on évoque alors le vieillissement en cyclage. Il est exprimé en nombres de cycles ou en quantité de charge fournie. Pour un test en cyclage, la batterie est soumise à une succession de profils de cyclages différents selon l'application. La durée de vie dépend de la température, des variations de l'état de charge, et de la forme du courant fourni.

1.6.7 La température interne de la batterie

La température interne notée T de la batterie et ses variations ont un impact direct sur les performances, la durée de vie, et la sécurité de la batterie. Si les batteries lithium-ion sont plébiscitées pour leur haute énergie et puissance spécifiques, elles nécessitent aussi le développement d'un système de management thermique efficient. Le BMS a justement vocation à limiter les risques d'emballement, de combustion et d'explosion. Rendre les batteries plus sûres est une priorité pour développer l'utilisation de véhicules électriques ou hybrides [Mahamud and Park, 2011] [Kitoh and Nemoto, 1999].

Les réactions électrochimiques au sein de la batterie augmentent exponentiellement avec la température. Les batteries génèrent plus de chaleur durant les charges rapides et les cycles de décharges à fort courant. De brusques variations de la température réduisent la durée de vie de la batterie [Bandhauer et al., 2011]. Les cellules les plus chaudes se dégradent plus vite, celles qui subissent des surchauffes ont une durée de vie réduite [Park and Jaura, 2003a] [Park and Jaura, 2003b]. Par exemple la durée de vie des batteries lithium ion est réduite de deux mois pour chaque degré d'augmentation dans la plage de température de 30 à 40 °C [Motloch et al., 2002].

Le comportement thermique des batteries fait l'objet de nombreuses études. Étant donné que les performances de la batterie sont liées à sa température, comprendre comment la chaleur est générée et dissipée à l'intérieur des batteries est essentiel. Des modèles ont été établis afin de prédire son évolution [Rao and Wang, 2011] [Bandhauer et al., 2011].

1.7 Les indicateurs d'état

Connaître l'état de fonctionnement d'une batterie est fondamental pour l'utiliser dans les meilleures conditions. Plusieurs indices apparaissent dès lors cruciaux pour une utilisation optimale de la batterie.

1.7.1 L'état de charge

L'état de charge ou state of charge (SoC) présente une indication relative de la quantité de charge disponible au sein de l'accumulateur à un instant donné. C'est une grandeur comprise

entre 0 et 100 %. Tout comme la capacité, le SoC [Andrea, 2010] [Nazer, 2014] est fonction des conditions de mesure telles que la température. Il représente le rapport de la capacité stockée sur la capacité nominale à une température T donnée et dépend aussi de la densité de courant j_i , comme le précise l'équation 1.5.

$$SoC(T, j_i) = \frac{C_s(T, j_i)}{C_n(T, j_i)} \quad (1.5)$$

L'état de décharge ou encore SoD (State of Discharge) d'une batterie se caractérise par la quantité de charge consommée par la batterie. Exprimée en pourcentage, elle est reliée au SoC par l'équation (1.6).

$$SoD(T, j_i) = 100 - SoC(T, j_i) \quad (1.6)$$

1.7.2 L'état de santé

L'état de santé ou state of health (SoH) [Andrea, 2010] est un indicateur crucial. Il présente une indication relative de l'état de vieillissement de la batterie à un instant donné. Il correspond donc au rapport de la capacité (Ah) de la batterie à l'instant t par rapport à la capacité nominale initiale à t_0 , comme le stipule l'équation (1.7).

$$SoH(T, j_i) = \frac{C_n(T, j_i, t)}{C_n(T, j_i, t_0)} \quad (1.7)$$

Pendant son utilisation, les performances de la batterie se détériorent progressivement du fait de changements physiques et chimiques irréversibles en son sein, aboutissant à l'arrêt de l'utilisation de la batterie. Le SoH informe donc de la position de la batterie sur son cycle de vie.

1.7.3 La puissance maximale disponible

La puissance maximale disponible se définit comme la puissance maximale en W que peut générer la batterie pendant un certain temps ti . Deux contextes sont à distinguer [Plett, 2004d] :

- $P_{max_{ii}}^{déch}$ la puissance maximale pendant le temps ti que peut fournir la batterie en respectant ses limitations en termes de tension, de SoC, de puissance et de courant limites,
- $P_{max_{ii}}^{ch}$ la puissance maximale pendant le temps ti que peut contenir la batterie en respectant ses limitations en termes de tension, de SoC, de puissance et de courant limites.

Dans la suite de cette thèse, on se place dans le cas de la décharge, on estime alors $P_{max_{ti}}^{déch}$ communément appelée par la suite $P_{max_{ti}}$.

Une méthode standard appelée caractérisation hybride d'impulsion de puissance (hybrid pulse power characterisation HPPC) développée par Paternship for Next Generation Vehicules (PNGV) [for Next Generation Vehicles, 2001] repose uniquement sur la limite en tension de la batterie. Une impulsion de courant de durée ti est imposée en entrée de la batterie. La méthode HPPC suppose que la batterie peut être décrite par le modèle de l'équation 1.8 avec R une constante représentant la résistance ohmique du système [for Next Generation Vehicles, 2001].

$$u(t) = OCV(SoC(t)) - Ri(t) \quad (1.8)$$

La tension est bornée entre une valeur minimale $U_{min_{constructeur}}$ et une valeur maximale $U_{max_{constructeur}}$ telles que :

$$U_{min_{constructeur}} \leq u(t) \leq U_{max_{constructeur}}. \quad (1.9)$$

Le courant de décharge maximal peut alors être calculé comme [Smith and Wang, 2006]

$$I_{max_{ti}} = \frac{OCV(SoC(t)) - U_{min}}{R} \text{ avec } U_{min_{constructeur}} \leq U_{min}. \quad (1.10)$$

Ce courant maximal ne doit pas dépasser le courant limite $I_{lim_{constructeur}}$ précisé par le constructeur pour ne pas détériorer la batterie. La puissance maximale disponible pendant ti est alors définie telle que [?] [Sun et al., 2012] [Wang et al., 2012]

$$P_{max_{ti}} = U_{min} I_{max_{ti}} \text{ avec } I_{max_{ti}} \leq I_{lim_{constructeur}} \quad (1.11)$$

1.8 L'impédance électrochimique

Cette thèse s'intéresse plus particulièrement à un autre paramètre clé de la batterie, son impédance électrochimique. Celle-ci traduit le comportement dynamique du système complexe qu'est la batterie. Cette section détaille la notion d'impédance et présente les principes et hypothèses nécessaires pour la définir.

1.8.1 Le modèle paramétrique et non paramétrique

Un système linéaire et invariant dans le temps (LIT) est complètement caractérisé par sa réponse impulsionnelle, sa réponse indicielle ou sa réponse fréquentielle. En effet cette dernière correspond à la transformée de Fourier de la réponse impulsionnelle, ou encore à la transformée de Fourier de la dérivée de la réponse indicielle [Oppenheim and Schafer, 1988]. Le tableau 1.2 décrit les rôles des réponses temporelles et fréquentielles dans les relations

d'entrée/sortie d'un système LIT causal H où les signaux x et y sont respectivement son entrée et sa sortie [Oppenheim and Schafer, 1988].

Relation d'entrée/sortie	$y(t) = \int_0^{+\infty} h(\theta)x(t-\theta)d\theta$
Réponse impulsionnelle	$h(t)$
Réponse indicielle	$\int_0^t h(\theta)d\theta$
Réponse fréquentielle	$H(f) = \int_0^{+\infty} h(\theta)e^{-j2\pi f\theta} d\theta$

TABLE 1.2 – représentation non paramétrique d'un système LIT causal dans à temps continu.

Lorsque les grandeurs caractérisant le système H sont des fonctions ne dépendant pas de paramètres autres que le temps ou la fréquence, on parle de modèle non paramétrique du système. L'avantage de cette approche est qu'hormis l'hypothèse LIT, elle ne nécessite pas de connaissance supplémentaire sur le système à identifier, ce qui en fait une approche générique.

En revanche, si l'une de ces grandeurs caractéristiques peut être définie par un nombre fini de paramètres, le modèle est dès lors paramétrique.

1.8.2 Les principes et hypothèses de base appliqués à la batterie

a La définition des entrées et des sorties de la batterie

Afin de préserver l'intégrité de la batterie, seules des méthodes de mesure non invasives et non destructives sont utilisées dans ce travail de recherche. La plupart des BMS comporte donc une mesure du courant qui traverse la batterie, de la tension à ses bornes et parfois de sa température de surface [Andrea, 2010]. À partir de ces mesures, un moyen efficace d'obtenir une représentation de l'état de la batterie est d'estimer son impédance électrochimique. Deux types d'essais sont envisageables :

- Dans le cas d'un essai galvano-statique [Huet, 1998], le courant de charge ou de décharge de la batterie est imposé. La réponse en tension correspondante est alors mesurée.
- Au cours d'un essai potentio-statique, c'est la tension de la batterie qui est imposée. Sa réponse en courant est alors mesurée.

Concernant les travaux présentés dans la suite de ce mémoire, la réponse fréquentielle de la batterie est estimée en mode galvano-statique dans un contexte d'identification passif et actif. Le courant $i(t)$ parcourant la batterie est considéré comme l'entrée du système, et la tension $u(t)$ à ses bornes comme la sortie du système. La réponse fréquentielle de la batterie s'apparente dans cette configuration à la notion d'impédance, elle représente un gain entre le courant qui traverse la batterie et la tension à ses bornes. Ce choix est justifié par le fait que le courant peut être facilement contrôlé grâce à une électronique très simple (comme par

exemple un simple transistor). Cet élément est primordial en vue de l'application embarquée que l'on vise à travers la méthode développée.

b L'hypothèse de linéarité et d'invariance dans le temps appliquée à la batterie

L'estimation de l'impédance repose sur deux hypothèses principales :

- Premièrement, les variations du courant en entrée sont choisies suffisamment faibles pour que la batterie puisse être considérée comme un système linéaire.
- Deuxièmement, les principales caractéristiques de la batterie (tension moyenne, courant moyen, température, SoC, SoH, ...) sont supposées n'être que très faiblement impactées et demeurer constantes au cours du processus de mesure. Sous cette hypothèse, la batterie peut alors être considérée comme un système invariant dans le temps pendant le temps de mesure des signaux d'entrée/sortie.

L'impédance dépend donc du point de fonctionnement de la batterie. Si la valeur moyenne du courant de la batterie n'est pas nulle, l'état de charge évolue et le point de fonctionnement glisse, ce qui constitue un inconvénient majeur pour caractériser les éléments à fort courant.

Conjointement ces deux hypothèses permettent de considérer la batterie comme un système linéaire et invariant dans le temps (LIT) vis-à-vis des variations d'entrée/sortie et pendant le temps de mesure.

1.8.3 La définition de l'impédance électrochimique

Sous l'hypothèse de linéarité et d'invariance dans le temps, la batterie admet une réponse fréquentielle, précisée dans le Tableau 1.2, parfaitement définie. Elle correspond à son impédance électrique $Z(f)$ et vérifie la relation fréquentielle suivante [Bendat and Piersol, 2010] :

$$S_{ui}(f) = Z(f)S_{ii}(f). \quad (1.12)$$

Dans l'équation (1.12), $S_{ui}(f)$ représente la densité spectrale de puissance d'interaction ou inter-spectre, entre les variations de la tension $u(t)$ aux bornes de la batterie et du courant $i(t)$ qui la traverse, alors que $S_{ii}(f)$ représente la densité spectrale de puissance ou auto-spectre des variations de courant uniquement. Cette relation montre clairement que la tension et le courant échangent de la puissance dans une bande fréquentielle si le courant contient de la puissance dans cette bande et que $Z(f)$ la laisse passer. De l'équation précédente on peut déduire :

$$Z(f) = \frac{S_{ui}(f)}{S_{ii}(f)} \text{ si } S_{ii}(f) \neq 0 \quad (1.13)$$

L'équation (1.13) souligne le fait que l'impédance $Z(f)$ peut être seulement estimée sur des bandes fréquentielles dans lesquelles les variations du courant d'entrée contiennent de la puissance, c'est-à-dire où son auto-spectre est non nul.

1.8.4 La validation de l'hypothèse de linéarité et d'invariance dans le temps

La validité de l'hypothèse LIT de la batterie et donc de l'équation (1.13) peut être vérifiée en utilisant la notion de cohérence spectrale $C_{ui}(f)$ définie par l'équation (1.14).

$$C_{ui}(f) = \frac{|S_{ui}(f)|^2}{S_{ii}(f)S_{uu}(f)} \text{ si } S_{ii}(f) \neq 0, S_{uu}(f) \neq 0. \quad (1.14)$$

où $S_{uu}(f)$ est l'auto-spectre des variations de la tension.

Cette grandeur fréquentielle est une quantité statistique normalisée entre 0 et 1. Elle peut être interprétée comme l'amplitude du coefficient de corrélation quadratique entre les composantes spectrales de la tension et du courant à la fréquence f .

Dans les travaux de Bendat [Bendat and Piersol, 2010], il est montré que dans le cas d'un rapport signal à bruit important en entrée comme en sortie, le système étudié peut être considéré comme LIT dans les bandes fréquentielles où l'amplitude de la cohérence spectrale est proche de 1. En revanche dans les bandes fréquentielles où la cohérence est proche de 0, l'hypothèse LIT est invalidée et on est alors face à trois possibilités :

- soit le système a un comportement non-linéaire,
- soit le système a un comportement variant dans le temps,
- soit le rapport signal sur bruit est faible en entrée et/ou en sortie du système.

Pour résumer, cette grandeur peut être vue comme un détecteur de système LIT, validant cette hypothèse dans les bandes de fréquence où elle est proche de 1. Cette quantité est utilisée dans la suite de l'étude afin de valider l'hypothèse LIT dans le cas des batteries. Elle est d'ailleurs utilisée dans le cadre de l'estimation de l'impédance dans [Howey et al., 2014] en fixant un seuil de cohérence à 0.9 pour s'assurer que la batterie vérifie bien l'hypothèse LIT.

1.9 L'estimation des indicateurs d'état ou des paramètres de la batterie à l'aide de l'impédance

L'impédance électrochimique décrit le comportement dynamique de la batterie et évolue avec la température interne de celle-ci, ainsi qu'avec son état de santé et son état de charge. Les travaux d'Andre [Andre et al., 2011] et de Waag [Waag et al., 2013a] sur l'estimation de l'impédance électrochimique réalisée sous différentes conditions opératoires (de SoC, de SoH

1.9. L'estimation des indicateurs d'état ou des paramètres de la batterie à l'aide de l'impédance

et de température) illustrent l'influence significative de ces paramètres sur l'impédance. Elle est utilisée dans de nombreuses méthodes afin de déterminer les paramètres dynamiques des modèles de batterie et de calculer les différents indicateurs d'état ou paramètres de la batterie [Andrea et al., 2011].

1.9.1 L'estimation de la température interne

Dans de nombreux travaux, la connaissance de l'impédance permet d'estimer la température interne du système, en suivant par exemple l'évolution de la fréquence à laquelle la phase de l'impédance s'annule [Raijmakers et al., 2014] dans les hautes fréquences. Dans ce cas, l'estimation de l'impédance doit être effectuée sur une large bande continue de fréquence. En revanche dans d'autres approches, l'estimation de la température interne de la batterie est liée à l'évolution de l'impédance complexe à une [Schmidt et al., 2013] [Srinivasan, 2012] ou plusieurs fréquences précises [Srinivasan et al., 2011] [Zhu et al., 2015]. Dans ce cadre, l'utilisateur peut se contenter d'estimer cette impédance sur une gamme discrète de fréquence. L'estimation de l'impédance peut aussi être couplée à la mesure de la température de surface, encore appelée température de peau, afin d'améliorer l'estimation de la température interne de la batterie [Richardson et al., 2014].

1.9.2 L'estimation de l'état de charge et du vieillissement

L'estimation précise et rapide de l'état de charge et de santé est un élément capital dans de nombreuses applications [Jespersen et al., 2009]. Si l'utilisation de cycles complets de charges/décharges est le moyen le plus fiable pour estimer le SoH et le SoC, il présente cependant des limites importantes. Cette procédure de laboratoire s'avère être chronophage et onéreuse, les batteries devant rester hors service pendant le test [Piller et al., 2001].

L'influence du SoC et du SoH sur les spectres d'impédance est flagrante [Huet, 1998]. Si l'impédance ne permet pas d'estimer directement le SoC, en revanche, estimée sur de nombreuses fréquences, elle permet d'identifier les paramètres de modèle de circuits électriques équivalents de la batterie. Le SoC se déduit alors indirectement en comparant ces paramètres estimés à des valeurs tabulées connues pour plusieurs niveaux de SoC [Bundy et al., 1998] [Rodrigues et al., 2000]. Ces paramètres et leurs variations selon le SoC dépendent évidemment de la batterie étudiée et des conditions opératoires, la température jouant un rôle primordial [Huet, 1998]. L'impédance est aussi un moyen privilégié pour caractériser le vieillissement des batteries [Tröltzsch et al., 2006] [Blanke et al., 2005]. L'estimation fréquentielle de l'impédance fournit donc des informations sur les différents mécanismes de vieillissement des batteries.

Plus récemment, l'impédance a été associée à des techniques d'apprentissage [Kozlowski et al., 2011] comme les réseaux de neurones [Wei et al., 2012] ou la logique floue [Salkind et al., 1999] [A.Zenati et al., 2010], afin d'estimer indirectement mais plus précisément le SoC ou/et le SoH.

1.9.3 L'estimation des paramètres descriptifs des phénomènes de longue dépendance

Les batteries peuvent avoir un comportement spécifique en basses fréquences s'apparentant aux phénomènes de longue dépendance. Afin de mieux comprendre ce processus au sein des batteries, de nombreuses études utilisent des éléments à phase constante ou CPE (Constant Phase Element) dans leurs modèles électriques équivalents.

Selon les travaux de Jorcin [Jorcin et al., 2006] le comportement de type CPE est lié à l'inhomogénéité de la surface, à sa rugosité ou sa géométrie fractale, à la porosité de l'électrode et à la distribution des potentiels et du courant associée à la géométrie de l'électrode. D'autres études [Cordobra-Torres et al., 2015] [Kerner and Pajkossy, 1998] attribuent le comportement de type CPE à l'hétérogénéité énergétique de la surface.

Les phénomènes de longue dépendance sont traduits dans l'impédance du CPE $Z_{cpe}(f)$, par une forme caractéristique en loi de puissance en fonction de la fréquence telle que

$$Z_{cpe}(f) = \frac{1}{Q(j2\pi f)^p}, \quad (1.15)$$

avec Q une constante réelle en $Fcm^{-2}s^{p-1}$, j le nombre complexe tel que $j^2 = -1$ et $p \in [0, 1]$. Cette loi se caractérise par une divergence à l'origine. La phase de l'impédance du CPE est une constante indépendante de la fréquence et reste toujours égale à $\theta = -p\frac{\pi}{2}$.

La constante Q peut être considérée comme fonction de la conductivité de l'électrolyte et de la capacité double couche [Nyikos and Pajkossy, 2005].

Lorsque $p = 0$ ou 1 , le CPE se comporte alors respectivement comme une résistance ou une capacité. L'exposant p est le paramètre principal, puisqu'il reflète le phénomène de longue dépendance. Le SoH peut avoir une influence sur ce paramètre [Pajkossy, 2005] et peut permettre d'estimer directement la dimension fractale de l'électrode, liée aux irrégularités de surface de l'électrode. L'exposant p peut donc être considéré comme une mesure de la rugosité de surface des électrodes. Dans d'autres études le modèle CPE décrit le comportement énergétique hétérogène de la surface [Nyikos and Pajkossy, 2005] [Cuervo-Reyes et al., 2015].

1.9.4 L'estimation de la puissance maximale disponible

Dans de nombreuses applications, la batterie a vocation à servir de dispositif de stockage d'énergie électrochimique délivrant une certaine puissance selon l'application. Elle peut par exemple devoir délivrer une forte puissance pendant un court temps comme c'est le cas dans le domaine des transports. Afin de faire face à de tels cas, il est alors essentiel de pouvoir prédire la puissance maximale disponible $P_{max_{ti}}$ pendant un certain temps ti . L'impédance reflète l'évolution de l'état de la batterie, et permet de calculer $P_{max_{ti}}$ [Yoon et al., 2011] [Waag et al., 2013b]. Elle est également proposée pour l'estimation de $P_{max_{ti}}$ à travers sa représentation simplifiée de résistance dans les travaux de Plett [Plett, 2004d] et de Sun [Sun et al., 2012]. Dans [Wang et al., 2012] un modèle de batterie basé sur un circuit équivalent est utilisé pour estimer cette puissance maximale disponible.

1.9. L'estimation des indicateurs d'état ou des paramètres de la batterie à l'aide de l'impédance

L'impédance est donc un facteur clé pour l'estimation des paramètres et des indices d'état de la batterie. Elle permet aussi bien de caractériser les phénomènes de longue dépendance que d'aider à l'estimation de $P_{max_{it}}$, du SoC ou du SoH, ainsi que de la température interne. Ainsi l'impédance est une grandeur essentielle pour aussi bien caractériser que surveiller l'état des batteries. Parvenir à l'estimer avec précision s'avère donc être un enjeu important dans le développement des BMS embarqués dans les systèmes de source d'énergie, et représente le cœur du travail de cette thèse.

2 L'estimation de l'impédance électrochimique

Le premier chapitre présentait les caractéristiques des batteries, leurs paramètres, leurs indices d'état en lien avec la notion d'impédance.

Ce second chapitre se focalise sur l'estimation temps-fréquence de l'impédance électrochimique, en gardant à l'esprit l'objectif de la portabilité des méthodes proposées dans des systèmes embarqués.

Le premier algorithme proposé est basé sur la transformée de Fourier et permet une estimation évolutive de l'impédance. Il repose sur un moyennage temporel local adapté à une application embarquée, et se distingue par la possibilité d'effectuer un suivi de l'impédance au cours du temps. L'objectif est double, on souhaite d'une part réaliser une estimation précise de l'impédance, mais aussi développer un algorithme d'estimation permettant le suivi temporel de l'évolution de l'impédance, le tout pouvant être facilement implanté dans un système embarqué.

Le second algorithme repose sur une autre technique d'identification temps-fréquence : la transformée en ondelettes. Cette méthode a été développée afin de répondre à la problématique des phénomènes de longue dépendance. Les batteries présentent en effet des comportements spécifiques se rapprochant de ces phénomènes aux basses fréquences. Leur impédance dépend alors de la fréquence selon une loi de puissance. L'approche par la transformée en ondelettes apparaît dès lors comme une méthode particulièrement appropriée pour son estimation.

2.1 Les méthodes d'estimation de l'impédance

a La réponse à un échelon ou une impulsion

Dans l'état de l'art, plusieurs méthodes d'estimation d'impédance ont été proposées comme l'exploitation de la réponse de la batterie à un échelon ou à une impulsion [Schweiger et al., 2010]. L'inconvénient majeur de cette approche concerne la mesure de la réponse à ce type de signaux, qui souvent présente une faible amplitude en comparaison du bruit de mesure en particulier lorsque l'impédance est faible. Cette technique implique donc des signaux d'entrée

Chapitre 2. L'estimation de l'impédance électrochimique

de forte amplitude pour garantir un bon rapport signal sur bruit et de bonnes performances d'estimation [Howey et al., 2014]. De plus, appliquer des entrées plus fortes engendre souvent des comportements non linéaires, et imposer une impulsion en entrée de la batterie pourrait remettre en cause sa sécurité de fonctionnement jusqu'à l'endommager de manière irréversible (vieillesse prématuré, emballement thermique), c'est pourquoi cette technique n'est pas retenue dans le cadre des travaux développés dans cette thèse.

b La spectroscopie d'impédance électrochimique mono et multi-fréquentielle

La spectroscopie d'impédance électrochimique ou SIE [Barsoukov and Macdonald, 2005] [Orazem and Tribollet, 2011] [Huet, 1998], aussi appelée technique d'analyse par harmoniques, est une méthode de mesure qui permet de déterminer dans le domaine fréquentiel l'impédance électrochimique d'un système. En spectroscopie d'impédance mono-fréquentielle, l'entrée imposée au système correspond à un signal sinusoïdal. L'amplitude ainsi que le décalage de phase du signal de sortie correspondant sont alors mesurés, soit à l'aide d'une détection synchrone, soit au travers d'une analyse spectrale [Lasia, 2014]. On détermine ainsi l'impédance complexe à une fréquence précise. Cette procédure est alors répétée pour chaque fréquence d'intérêt.

Si l'impédance doit être estimée à plusieurs fréquences, le même processus de mesure est répété successivement pour chaque fréquence. Une manière efficace d'éviter cette procédure séquentielle est d'estimer l'impédance pour un ensemble discret de fréquences en une seule fois grâce à l'approche multi-fréquentielle [Pintelon and Schoukens, 2012]. Dans ce cas, le signal d'entrée est une somme de sinus aux fréquences désirées, dont les valeurs des phases sont soit aléatoires, soit optimisées pour limiter l'amplitude globale du signal d'excitation.

Alors que la SIE effectuée en mode mono et multi-fréquentiel garantit des performances d'estimation très précises [Pintelon and Schoukens, 2012], l'ensemble des fréquences auquel l'impédance $Z(f)$ est estimée dépend du signal d'entrée choisi. En d'autres termes, chaque fois que $Z(f)$ doit être estimée à des fréquences légèrement différentes, un nouveau signal d'entrée doit être conçu et le processus de mesure répété. De plus, générer des excitations sinusoïdales à différentes fréquences ou des signaux multi-sinus nécessite des générateurs électroniques relativement complexes et coûteux pour des applications embarquées.

c La spectroscopie d'impédance électrochimique en bande large continue

Pour cette méthode, les signaux d'entrée sont à bande large continue, c'est-à-dire que leur densité spectrale est non nulle sur une bande fréquentielle continue. L'impédance peut alors être estimée pour toute fréquence de cette bande. Plusieurs signaux d'entrée sont possibles afin de réaliser une identification fréquentielle à bande large. Les plus populaires sont des sinus de fréquence variable ou encore appelé chirp, les bruits aléatoires et les séquences binaires pseudo aléatoire (SBPA) [Pintelon and Schoukens, 2012]. Ils font d'ailleurs l'objet

d'une étude détaillée dans la partie suivante.

Cette technique de spectroscopie reposant sur les signaux à bande large continue est plus appropriée en vue des applications embarquées. En effet, malgré des performances d'estimation légèrement moins précises [Pintelon and Schoukens, 2012], les signaux de type SBPA peuvent être facilement générés avec une électronique simple. En outre, le même ensemble de données mesuré peut être utilisé pour estimer l'impédance $Z(f)$ quelle que soit f dans la bande fréquentielle du signal d'entrée choisi.

d Les limites de la spectroscopie pour les systèmes embarqués

Toutefois, une propriété conjointe aux méthodes d'identification par SIE mono, multi-fréquentielle et en bande large continue restreint leur application aux systèmes embarqués. Ces techniques ne permettent en effet qu'une seule estimation de $Z(f)$ par mesure. Par conséquent, chaque fois qu'une estimation de $Z(f)$ est nécessaire, le processus de mesure doit être entièrement répété. Cette répétition limite sévèrement la capacité à suivre l'évolution temporelle de l'impédance qui est primordiale dans le cas où le point de fonctionnement de la batterie, et donc son impédance, varie dans le temps d'une manière non négligeable.

La méthode proposée, détaillée dans la partie 2.4 est capable de suivre efficacement les variations de $Z(f)$ au cours du temps grâce à une implémentation récursive de la spectroscopie d'impédance électrochimique à bande large.

2.2 L'influence des signaux d'excitation

2.2.1 L'identification passive/active

L'identification fréquentielle du système peut être effectuée dans deux contextes distincts :

- le contexte passif : dans ce cas aucun signal supplémentaire n'est imposé au système afin de réaliser une identification. Seul le profil de courant originel imposé par le fonctionnement de la batterie est utilisé afin d'estimer son impédance. Ici, uniquement les fréquences naturellement présentes au sein de ce signal sont disponibles. Les fréquences étudiées ne sont donc pas libres d'être choisies par l'utilisateur. Si le profil de courant est naturellement riche en informations fréquentielles, cette méthode est à privilégier. Vu qu'aucune sollicitation particulière n'est ajoutée, le mode passif ne nécessite aucune électronique supplémentaire dédiée à la génération du signal, ce qui réduit le coût de la technique aussi bien en termes économique, de complexité, que d'encombrement. Un indicateur comme un seuil de cohérence peut alors s'avérer nécessaire afin de sélectionner les fréquences qui contribuent à une juste estimation de l'impédance.
- le contexte actif : l'utilisateur ajoute un signal particulier à l'entrée de la batterie dédié à son identification et choisit donc par son intermédiaire les fréquences étudiées. Cette

liberté contraint à ajouter une électronique supplémentaire engendrant des coûts additionnels.

Les fréquences à étudier peuvent cependant être choisies selon le besoin. Par exemple, si l'utilisateur a besoin de quelques fréquences spécifiques, il impose alors un signal en bande étroite comme un ensemble fini de sinusoides. Il peut également opter pour des signaux à bande large continue qui offrent une couverture complète sur une bande de fréquence déterminée s'il souhaite identifier le système sur une grande gamme de fréquence.

2.2.2 Le choix de signaux à bande large

Dans le processus d'identification active de la batterie, le choix de la sollicitation imposée est une étape clef. L'objectif est d'exciter de manière homogène une large bande de fréquences, le signal d'excitation doit par conséquent présenter une densité spectrale de puissance la plus plate possible sur la bande fréquentielle sélectionnée.

Si l'échelon et l'impulsion permettent en théorie d'identifier le système respectivement par la réponse indicielle et impulsionnelle, dans les faits ces méthodes sont délicates et risquées à mettre en place pour les raisons exposées dans la partie 2.1.a.

Différents signaux de référence à bande large permettent l'identification efficace de systèmes LIT comme une batterie. Le bruit rose, le chirp, le carré modulé en fréquence, le multi-sinus de Schroeder, et enfin la séquence binaire pseudo aléatoire (SBPA) sont ici étudiés sur une bande de fréquence allant de $F_{min}=1$ Hz à $F_{max}=2$ kHz avec une fréquence d'échantillonnage de 10 kHz. Il s'agit d'une gamme de fréquence souvent étudiée dans le cadre de l'impédance électrochimique des batteries [Howey et al., 2014].

a Le bruit rose

Le premier signal étudié est le bruit blanc gaussien dont on peut adapter la densité spectrale de puissance à l'aide de filtres numériques. Ici un filtre passe bas est utilisé afin de concentrer l'énergie du signal sur la bande fréquentielle choisie. La figure 2.1 présente un exemple de bruit blanc gaussien de moyenne nulle, de variance 1 filtré à l'aide d'un filtre passe bas à réponse impulsionnelle finie. On obtient ainsi un bruit rose (BR), un signal aléatoire dont la densité spectrale est constante par bande de fréquence.

Si le bruit rose présente l'avantage indéniable d'exciter de manière uniforme l'intégralité de la bande fréquentielle étudiée, il est cependant électroniquement plus difficile et coûteux à générer que des signaux binaires de type SBPA. En effet pour les signaux binaires, seuls deux niveaux de valeur et les instants de commutation sont à sauvegarder.

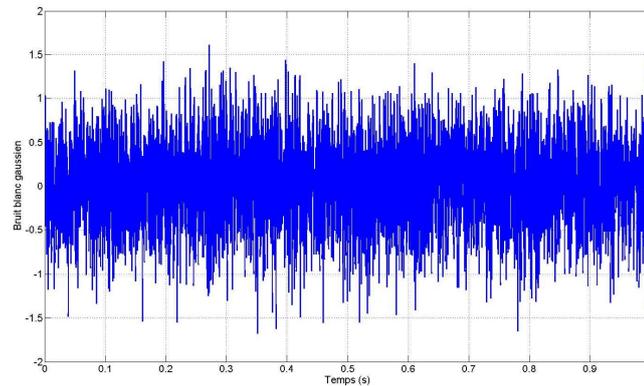


FIGURE 2.1 – exemple d'une réalisation d'un bruit rose, ($F_{min}=1$ Hz, fréquence de coupure correspond à $F_{max}=2$ kHz).

b Le multi-sinus de Schroeder

Le multi-sinus de Schroeder (MS) [Schroeder, 1970] est une somme de sinus dont les phases sont choisies afin d'obtenir une faible amplitude crête à crête (Figure 2.2). Il est défini [Pintelon and Schoukens, 2012] tel que :

$$MS(t) = \sum_{k=1}^F A_m \cos(2\pi f_0 l_k t - \frac{k(k-1)\pi}{F}), \quad (2.1)$$

avec $A_m \in \mathbb{R}, l_k \in \mathbb{N}, f_0 = 1/T_0$ la fréquence fondamentale et F le nombre de fréquences. Le multi-sinus contient donc uniquement les composantes fréquentielles multiples de sa fréquence fondamentale f_0 . Il peut être considéré comme un signal à bande large, bien que celle-ci ne soit pas continue. La génération du multi-sinus nécessite une électronique complexe et plus onéreuse que celle dédiée aux signaux binaires.

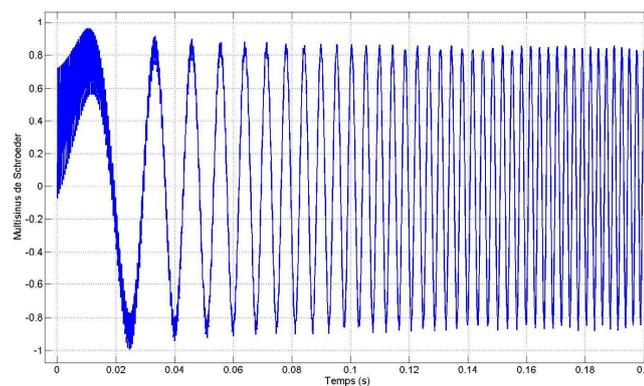


FIGURE 2.2 – exemple de multi-sinus de Schroeder ($F_{min} = 1$ Hz, $F_{max} = 2$ kHz).

c Le sinus et carré modulés en fréquence

Le chirp noté Ch dans la suite correspond à un sinus modulé en fréquence (figure 2.3). Un chirp de durée T_0 [Pintelon and Schoukens, 2012] s'écrit sous la forme :

$$Ch(t) = A \sin((at + b)t), \quad (2.2)$$

avec A l'amplitude du sinus, $a = \pi(k_2 - k_1)f_0^2$, $b = 2\pi k_1 f_0$, $f_0 = 1/T_0$ tel que $k_2 > k_1 \in \mathbb{R}$ et $k_1 f_0$, $k_2 f_0$ respectivement la fréquence la plus faible F_{min} et la plus importante F_{max} .

Le chirp dans l'exemple de la figure 2.3 excite de manière linéaire l'ensemble des fréquences étudiées. Il est cependant, comme le multi-sinus et le bruit blanc, plus délicat à générer électroniquement que les signaux binaires.

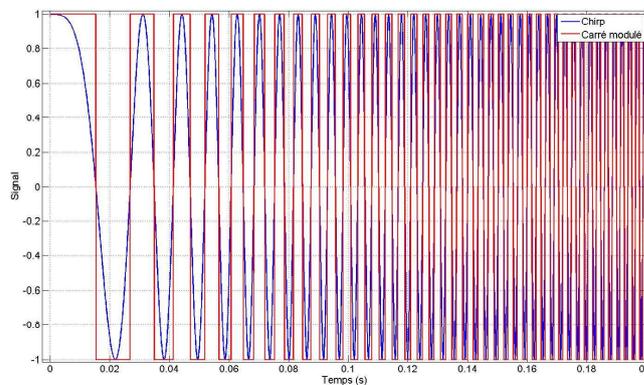


FIGURE 2.3 – exemple d'un chirp et d'un carré modulé en fréquence, ($F_{min} = 1\text{Hz}$, $F_{max} = 2\text{kHz}$).

De la même manière que le chirp, un carré modulé en fréquence noté Cm (figure 2.3), varie de F_{min} à F_{max} au cours d'une période de temps donnée. Ce signal binaire présente l'avantage non négligeable de faciliter la mise en œuvre électronique car il n'est composé que de deux niveaux. Une fois créé, sa sauvegarde nécessite moins de mémoire que le chirp. Il est défini tel que :

$$Cm(t) = A \text{sign}(Ch(t)), \quad (2.3)$$

avec A l'amplitude du signal et sign la fonction signe.

d La séquence binaire pseudo aléatoire

La séquence binaire pseudo aléatoire SBPA est un signal de nature déterministe qui possède les propriétés d'ordre 2 équivalentes à un bruit blanc sur une étendue fréquentielle spécifique. La fonction d'autocorrélation d'un signal SBPA se rapproche d'un Dirac alors que la densité

spectrale de puissance est plate sur une bande de fréquence choisie. Il s'agit d'un signal binaire de longueur N_b bits qui commute entre deux niveaux $+A$ et $-A$ comme le montre la Figure 2.4. Cette sollicitation déterministe simple à mettre en œuvre approxime un bruit blanc. Elle simule l'aléatoire, justifiant ainsi le terme de pseudo aléatoire.

La gamme de fréquence choisie $[F_{min} F_{max}]$ permet de déterminer les paramètres du signal SBPA, c'est à dire fixe la durée d'un bit T_b ou la fréquence de bit $F_b = 1/T_b$, ainsi que le nombre de bits N_b .

La densité spectrale de puissance de la SBPA se caractérise par une enveloppe en forme de sinus cardinal, dont le premier zéro est localisé en F_b . En conséquence la fréquence maximale étudiée est choisie largement inférieure à F_b , elle est fixée égale à $F_{max} = 0.4F_b$ [Pintelon and Schoukens, 2012]. La fréquence minimale F_{min} impose quant à elle le nombre de bits nécessaire par la relation $N_b = F_b/F_{min}$.

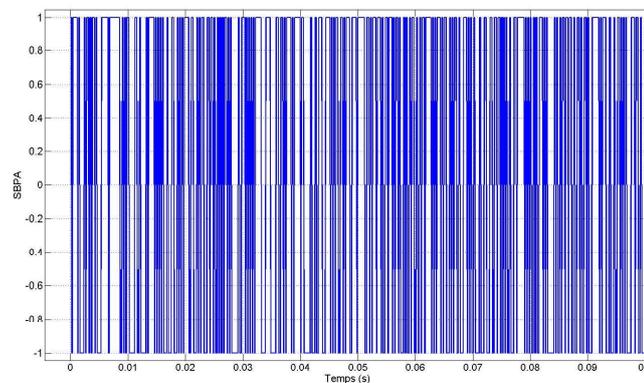


FIGURE 2.4 – exemple de SBPA, ($F_{min} = 1Hz$, $F_{max} = 2kHz$).

Ce signal est particulièrement approprié pour des applications embarquées. La SBPA est un signal à deux niveaux, qui peut être généré avec une électronique simple. La commutation entre deux niveaux n'est réalisée que sur une grille discrète de temps aux multiples de T_b .

Pour le carré modulé en fréquence, la totalité du signal (chaque échantillon temporel) doit être sauvegardée. La SBPA quant à elle, est générée à l'aide d'un très simple algorithme puisque son implémentation est basée sur des registres à décalage bouclés. Pour créer ce signal, seule la séquence binaire présente initialement dans le registre est à mémoriser. La quantité de données n'est donc pas proportionnelle à la fréquence d'échantillonnage du système. C'est pourquoi la SBPA requiert moins de mémoire que le carré modulé en fréquence.

Dans les travaux de Howey [Howey et al., 2014], le signal SBPA est justement choisi pour estimer l'impédance sur une large gamme de fréquences allant de 1Hz à 2 kHz. Pour rappel, l'objectif est ici de réaliser une estimation rapide, et peu onéreuse de l'impédance, le tout implémenté dans un BMS de véhicule.

e La comparaison des signaux de référence

Afin de comparer les différentes sollicitations exposées ci-dessus plusieurs paramètres ont été définis. Ils permettent de caractériser à la fois l'allure temporelle du signal mais aussi celle de sa densité spectrale de puissance, ainsi que sa facilité de mise en œuvre électronique. L'objectif étant ici d'avoir un signal bénéficiant d'une implémentation la plus simple possible, d'un contenu fréquentiel à bande large uniforme, et qui garantit un maximum d'énergie dans cette gamme de fréquence.

A titre d'illustration la Figure 2.5 représente l'ensemble des densités spectrales de puissance des signaux à bande large étudiées sur la bande fréquentielle ($F_{min} = 1\text{Hz}$, $F_{max} = 2\text{kHz}$) calculées par un périodogramme de Welch (Fe= 10 kHz, signal de durée 1s, coupé en blocs de 0.125 s avec un recouvrement de 50 % à l'aide d'une fenêtre de Hamming). Les signaux à bande large étudiés présentent ici une densité spectrale 'plate' sur la bande fréquentielle d'intérêt. Les signaux binaires, c'est à dire la SBPA et le carré modulé en fréquence, excitent aussi de manière non négligeable d'autres fréquences au-delà de F_{min} et F_{max} .

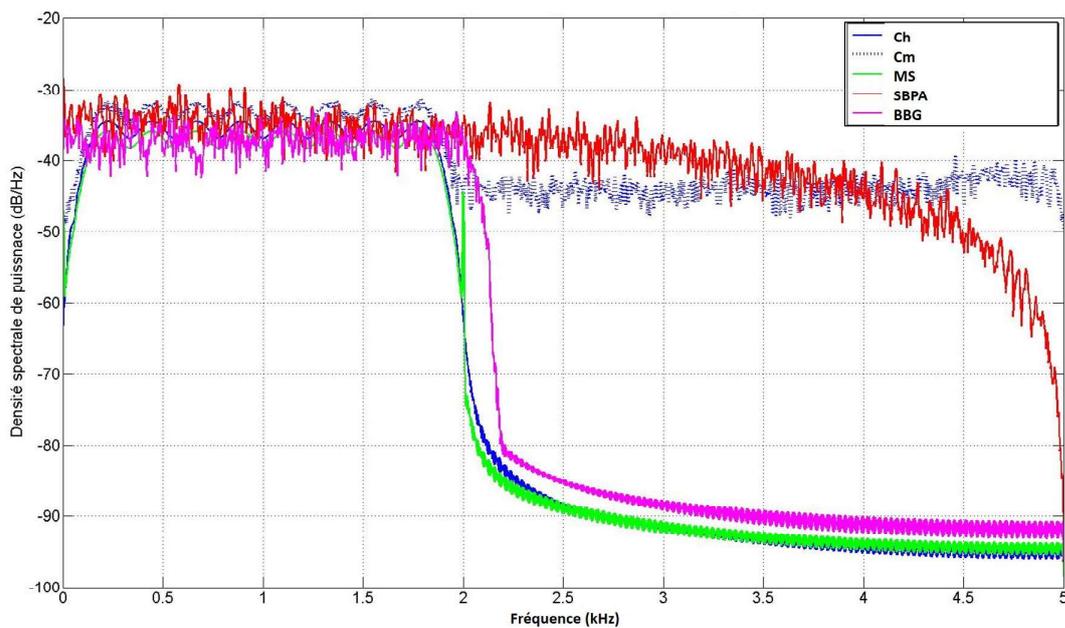


FIGURE 2.5 – densité spectrale de puissance estimée par le périodogramme de Welch pour les différents signaux à bande large ($F_{min} = 1\text{Hz}$, $F_{max} = 2\text{kHz}$).

Afin de définir plusieurs critères de comparaison, on note la puissance utile P_u sur une bande de fréquentielle utile B_u , et la puissance totale P_T telles que

$$P_u = \int_{B_u} S_x(f) df, \quad (2.4)$$

$$P_T = \int_{B_T} Sx(f) df, \quad (2.5)$$

avec $Sx(f)$ la densité spectrale de puissance du signal $x(t)$, B_T l'ensemble des fréquences contenues dans le signal soit $B_T = [-\frac{F_e}{2}, \frac{F_e}{2}]$, et B_u l'ensemble des fréquences utiles soit $B_U = [-F_{max} - F_{min}] \cup [F_{min} F_{max}]$.

De même on définit :

$$\mu_u = \frac{1}{2(F_{max} - F_{min})} \int_{B_u} Sx(f) df = \frac{P_u}{2(F_{max} - F_{min})}, \quad (2.6)$$

la valeur moyenne de la densité spectrale de puissance sur B_U ,

$$\delta_u = \max_{B_u}(Sx(f)) - \min_{B_u}(Sx(f)). \quad (2.7)$$

la variation maximale de la densité spectrale de puissance sur B_u .

Le premier critère de comparaison est le facteur de crête en temps $Cr(x)$ d'un signal $x(t)$ [Pintelon and Schoukens, 2012]. Il se définit comme le rapport de l'amplitude maximale du signal sur la racine de la puissance utile suivant l'équation (2.8). Il quantifie la compacité de l'allure temporel du signal. D'un point de vue pratique un faible facteur de crête, proche de 1 est à privilégier.

$$Cr(x) = \frac{\max(|x(t)|)}{\sqrt{P_u}} \quad (2.8)$$

Plus le facteur de crête est faible, plus le signal est compact, c'est à dire son amplitude maximale reste faible vis à vis de l'amplitude efficace. Pour une batterie, un signal avec un facteur de crête proche de 1 est moins "violent", le système a donc des chances de rester dans un état de fonctionnement linéaire.

La répartition de la puissance du signal en fréquence est aussi un élément important afin de comparer les signaux. $R_p(x)$, le facteur de répartition spectrale désigne le rapport entre la puissance utile contenue dans la bande fréquentielle d'intérêt P_u et la puissance totale P_T tel que

$$R_p(x) = \frac{P_u}{P_T}. \quad (2.9)$$

L'objectif est ici d'obtenir un facteur de répartition spectrale R_p le plus proche possible de 1. Un maximum de puissance doit être concentré dans la bande fréquentielle étudiée.

Chapitre 2. L'estimation de l'impédance électrochimique

Afin de caractériser la forme de la densité spectrale de puissance, $\Delta(x)$ le facteur de variation spectrale est exprimée telle que

$$\Delta(x) = \frac{\delta_u}{\mu_u}. \quad (2.10)$$

$\Delta(x)$ doit être le plus faible possible. Plus ce facteur est faible, plus la densité spectrale de puissance peut être considérée comme plate et uniforme.

Le tableau 2.1 compare les différents signaux à bande large étudiés précédemment sur l'étendue fréquentielle $F_{min}=1$ Hz, $F_{max}=2$ kHz. L'objectif est de choisir un signal avec un facteur de crête et un facteur de répartition spectrale au plus proche de 1, un $\Delta(x)$ le plus faible possible, le tout en minimisant le coût électronique de génération noté $Cost_{elec}$.

	Ch	Cm	MS	SBPA	BR
$Cr(x)$	1.41	1.07	1.66	1.19	3.77
$R_p(x)$	1	0.87	1	0.71	0.98
$\Delta(x)$	1.44	1.43	1.16	3.87	2.41
$Cost_{elec}$	+	-	+	--	+

TABLE 2.1 – comparatif de signaux à bande large ($F_{min}=1$ Hz, $F_{max}=2$ kHz).

Le facteur de crête le plus proche de 1 correspond au signal (Cm) du carré modulé en fréquence. Le bruit blanc gaussien (BBG) se caractérise quant à lui par le facteur de crête le plus élevé parmi les signaux étudiés.

En ce qui concerne le rapport de puissance $R_p(x)$, le chirp et le multi-sinus de Schroeder concentrent mieux la puissance dans la bande fréquentielle. Les signaux binaires tels que la SBPA ou le carré modulé en fréquence présentent plus de dispersion de la puissance, des fréquences en dehors de la bande fréquentielle choisie sont excitées.

Le chirp et le multi-sinus de Schroeder possèdent la plus faible variation d'amplitude relative $\Delta(x)$ et sont par conséquent le meilleur choix de signaux sur ce critère. Le signal SBPA et le bruit blanc gaussien se distingue par la plus forte valeur de $\Delta(x)$. Sa densité spectrale est donc moins uniforme que les autres signaux étudiés.

En revanche le signal SBPA présente une facilité d'implantation et donc le coût électronique le moins important.

Une gamme spécifique de fréquence est étudiée dans le cadre de cette thèse allant de $F_{min}=4$ Hz à $F_{max}=96$ Hz. Cette bande sera justifiée dans le chapitre suivant. Le tableau 2.2 synthétise les caractéristiques des signaux à bande large exposés plus haut sur cette seconde bande fréquentielle. Les conclusions sont similaires à celles de l'étude sur la bande fréquentielle de $F_{min}=1$ Hz à $F_{max}=2$ kHz. Globalement, mise à part les contraintes d'intégration, le signal le plus performant pour l'identification large bande est le chirp.

2.3. L'estimateur non évolutif de l'impédance basé sur la transformée de Fourier

	Ch	Cm	MS	SBPA	BBG
$Cr(x)$	1.43	1.09	3.10	1.23	2.87
$R_p(x)$	0.98	0.85	0.93	0.64	0.81
$\Delta(x)$	1.16	1.12	1.29	1.50	0.45
$Cout_{elec}$	+	-	+	--	+

TABLE 2.2 – comparatif de signaux à bande large ($F_{min}=4$ Hz, $F_{max}=96$ Hz).

La SBPA ne présente pas les meilleures performances en termes de facteur de crête, de rapport de puissance et de forme, ainsi que $\Delta(x)$. En revanche, en termes de coût électronique cette solution dispose d'une implémentation bien plus simple et moins coûteuse. Ces performances dans les autres critères sont quelque peu inférieures à celles de son concurrent direct, c'est à dire le carré modulé en fréquence. Toutefois l'un des objectifs primordiaux de cette thèse est de viser une application embarquée, c'est pourquoi le signal SBPA pour sa simplicité de mise en œuvre est privilégié par la suite dans ces travaux.

2.3 L'estimateur non évolutif de l'impédance basé sur la transformée de Fourier

Cette section explicite l'approche non évolutive de l'estimation fréquentielle large bande de l'impédance basée sur la transformée de Fourier avec par exemple un signal SBPA en entrée de la batterie.

2.3.1 Les estimateurs des inter- et auto-spectres

Cette approche repose presque exclusivement sur l'équation (1.13) qui montre clairement que l'estimation de $Z(f)$ repose uniquement sur l'estimation des inter- et auto-spectres des signaux d'entrée/sortie de la batterie.

Le périodogramme moyenné de Welch [Welch, 1967] est un estimateur simple et efficace de ces quantités. Les signaux sont d'abord divisés en L blocs de même longueur par l'intermédiaire d'une fenêtre d'apodisation. L'utilisation d'une telle fenêtre, comme celle de Blackman, de Hann ou de Hamming, améliore dans le domaine fréquentiel l'estimation de l'impédance en réduisant les lobes secondaires obtenus avec une simple fenêtre rectangulaire.

La transformée de Fourier discrète de chaque bloc de données est alors calculée grâce à l'algorithme de la transformée de Fourier rapide.

Pour améliorer la précision, un zero-padding est appliqué. Chaque bloc de données de courant et de tension est complété par une succession de zéros. Si le nombre de points de la fonction d'apodisation et donc du signal utile reste identique fixant ainsi la résolution fréquentielle, le nombre de points d'analyse est accru garantissant une meilleure précision.

Enfin, les L blocs transformés sont multipliés, moyennés, et normalisés correctement pour

Chapitre 2. L'estimation de l'impédance électrochimique

obtenir les estimations spectrales désirées. Par exemple, les équations (2.11) et (2.12) présentent l'expression de l'estimateur $\hat{S}_{ui}(f)$ de l'inter-spectre entre la tension et le courant de la batterie.

$$\hat{P}_{ui_k}(f) = AU_k(f)I_k^*(f) \quad (2.11)$$

$$\hat{S}_{ui}(f) = \frac{1}{L} \sum_{k=0}^{L-1} \hat{P}_{ui_k}(f) \quad (2.12)$$

A est un facteur de normalisation, $*$ symbolise le complexe conjugué, et $U_k(f)$ (respectivement $I_k(f)$) la transformée de Fourier discrète du $k^{\text{ème}}$ bloc de données de la tension (respectivement du courant).

Dans l'équation (2.11), $\hat{P}_{ui_k}(f)$ est le périodogramme croisé du $k^{\text{ème}}$ bloc de données de la tension et du courant. L'équation (2.12) montre clairement que l'inter-spectre estimé $\hat{S}_{ui}(f)$ est déterminé par une moyenne arithmétique de l'ensemble des L périodogrammes obtenus à partir des données acquises. L'utilisation de cette moyenne permet de réduire la variance de l'erreur d'estimation due aux bruits de mesure.

De la même manière l'estimateur de l'auto-spectre de la tension $\hat{S}_{uu}(f)$ et de celui du courant $\hat{S}_{ii}(f)$ sont définis en effectuant respectivement un périodogramme simple de la tension et du courant.

2.3.2 Les estimateurs fréquentiels de l'impédance et de la cohérence spectrale

Un estimateur simple de l'impédance est obtenu en reportant l'équation (2.12) dans la définition donnée par l'équation (1.13) :

$$\hat{Z}(f) = \frac{\hat{S}_{ui}(f)}{\hat{S}_{ii}(f)} \text{ si } \hat{S}_{ii}(f) \neq 0 \quad (2.13)$$

Suivant le même principe, l'équation (2.12) combinée à l'équation (1.14) définissent l'estimateur de la cohérence spectrale entre la tension et le courant de la batterie.

$$\hat{C}_{ui}(f) = \frac{|\hat{S}_{ui}(f)|^2}{\hat{S}_{ii}(f)\hat{S}_{uu}(f)} \text{ si } \hat{S}_{ii}(f) \neq 0, \hat{S}_{uu}(f) \neq 0 \quad (2.14)$$

Par conséquent les équations (2.11) à (2.14) forment l'algorithme d'identification de l'impédance de la batterie :

- les équations (2.11) et (2.13) permettent d'estimer l'impédance de la batterie dans la bande fréquentielle d'intérêt,

2.3. L'estimateur non évolutif de l'impédance basé sur la transformée de Fourier

- les équations (2.11) et (2.14) permettent de vérifier la validité de l'hypothèse LIT pour le comportement de la batterie, ou d'une manière équivalente de valider l'impédance estimée par les équations précédentes.

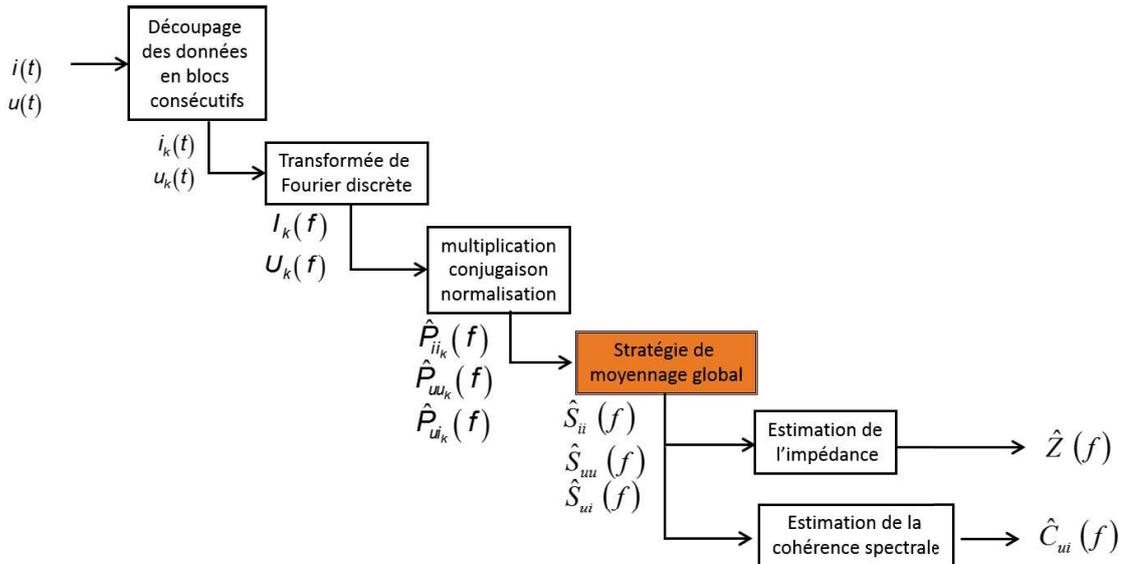


FIGURE 2.6 – structure de l'estimation non évolutive de l'impédance.

La Figure 2.6 récapitule les étapes de l'algorithme non évolutif d'estimation de l'impédance. Le courant et de la tension mesurés sont découpés en blocs de données, passés dans le domaine fréquentiel. Les périodogrammes simples du courant et de la tension ainsi, que le périodogramme croisé entre les deux mesures sont calculés. Un moyennage global est alors appliqué afin d'estimer les auto et inter spectres. Enfin à partir de ces derniers, l'impédance et la cohérence sont alors estimées.

Les performances de cette stratégie d'identification ont été étudiées dans de nombreux travaux comme [Ljung, 1999], [Pintelon and Schoukens, 2012], [Bendat and Piersol, 2010], et plus spécifiquement dans [R.Al-Nazer et al., 2013] pour l'estimation de l'impédance des batteries. Il a été démontré d'une part que la variance de l'estimateur de l'impédance est inversement proportionnelle au nombre L de périodogrammes moyennés dans l'équation (2.12). D'autre part, cette variance est également proportionnelle à $(1 - C_{ui}(f))/(C_{ui}(f))$, soulignant donc que de meilleures performances d'estimation sont atteintes lorsque $C_{ui}(f)$ est proche de 1, ce qui se révèle exact pour des systèmes LIT avec un fort rapport signal à bruit pour les signaux d'entrée et de sortie.

2.4 L'estimateur évolutif de l'impédance basé sur la transformée de Fourier

L'objectif de cette section est d'obtenir un estimateur de l'impédance électrochimique de la batterie dépendant du temps avec une implémentation simple dans un BMS. Cet estimateur doit pouvoir donner une estimation suffisamment précise de $Z(f)$, tout en étant capable de suivre ses éventuelles variations temporelles. Une possibilité consiste à utiliser le principe de l'estimateur non évolutif détaillé précédemment, et de l'adapter au cas évolutif.

2.4.1 Le principe général

Dans l'estimateur non évolutif, l'estimation de l'impédance repose entièrement sur le périodogramme moyenné de Welch décrit par les équations (2.11) et (2.12). Plus précisément l'équation (2.12) montre que l'estimateur spectral est fondé sur une moyenne globale de tous les périodogrammes obtenus à partir des données acquises.

L'idée principale de la méthode proposée est de remplacer ce moyennage temporel global par un moyennage local. L'objectif est d'estimer localement, c'est à dire autour d'une date temporelle donnée, les différentes quantités spectrales et par conséquent l'impédance. On pourrait alors suivre ses éventuelles variations temporelles. Dans le paragraphe suivant, deux stratégies de moyennage local sont détaillées et comparées.

2.4.2 La stratégie de moyennage local

a La définition

Parmi l'ensemble des stratégies de moyennage, celles pouvant être implémentées de manière récursive sont particulièrement appropriées pour des applications embarquées. Dans cette partie, deux méthodes simples sont exposées et comparées : le moyennage à fenêtre glissante, et le moyennage exponentiel ou à facteur d'oubli.

L'estimateur spectral évolutif obtenu avec un moyennage à fenêtre glissante consiste en la moyenne des N derniers périodogrammes. Respectant les notations utilisées dans les équations (2.11) et (2.12), l'estimateur correspondant à l'inter-spectre entre la tension et le courant pour le bloc de données numéro k est donné par :

$$\hat{S}_{ui_k}(f) = \frac{1}{N} \sum_{n=k-N+1}^k \hat{P}_{ui_n}(f) \quad (2.15)$$

où le nombre de périodogrammes N moyenné est inférieur au nombre total de périodogrammes disponibles.

2.4. L'estimateur évolutif de l'impédance basé sur la transformée de Fourier

Évidemment, l'effet du moyennage augmente avec la taille N de la fenêtre glissante. L'équation (2.16) correspond à l'implantation récursive de cet estimateur, qui est plus adaptée aux applications embarquées.

$$\hat{S}_{ui_k}(f) = \hat{S}_{ui_{k-1}}(f) + \frac{\hat{P}_{ui_k}(f) - \hat{P}_{ui_{k-N}}(f)}{N} \quad (2.16)$$

L'estimateur spectral obtenu par moyennage exponentiel est donné par la relation suivante :

$$\hat{S}_{ui_k}(f) = \alpha \hat{S}_{ui_{k-1}}(f) + (1 - \alpha) \hat{P}_{ui_k}(f) \quad (2.17)$$

où $\alpha \in [0, 1[$ est généralement appelé facteur d'oubli.

L'équation (2.17) montre clairement que si $\alpha = 0$, l'inter-spectre estimé $\hat{S}_{ui_k}(f)$ se réduit au périodogramme croisé du bloc de données correspondantes $\hat{P}_{ui_k}(f)$. Dans ce cas, aucun moyennage n'est réalisé et on aboutit à de mauvaises performances d'estimation au regard du bruit de mesure. Au contraire l'inter-spectre estimé est moyenné plus fortement si α tend vers 1. De façon similaire, des estimées évolutives sont obtenues pour les auto-spectres en remplaçant le périodogramme croisé par le périodogramme simple dans les équations (2.15) à (2.17).

b L'étude comparative

Deux critères différents sont utilisés pour comparer les stratégies précédentes : leurs performances d'estimation et leur complexité d'implantation. Les performances d'estimation peuvent facilement être étudiées en considérant chaque stratégie comme un filtre numérique. En effet, l'équation (2.15) correspond à l'équation d'entrée-sortie d'un filtre causal à réponse impulsionnelle finie (RIF) d'ordre N avec tous ses poids égaux à $1/N$, alors que l'équation (2.17) est l'équation d'entrée-sortie d'un filtre causal à réponse impulsionnelle infinie (RII) d'ordre 1 avec un pôle α . Les propriétés suivantes des filtres peuvent alors être utilisées afin de caractériser et comparer chaque stratégie :

- le temps de réponse à r % : cette quantité est le nombre d'échantillons à partir duquel la réponse indicielle du filtre considéré atteint r % de sa valeur finale. Dans notre cas il peut être interprété comme un temps de convergence à r % de la stratégie de moyennage.
- la bande équivalente de bruit : cette quantité correspond à la variance (la quantité de fluctuations résiduelles) de la sortie du filtre lorsqu'on applique en entrée un bruit blanc de variance 1. Pour les filtres passe-bas, comme dans notre étude, elle représente l'effet du moyennage réalisé par le filtre : une valeur proche de zéro correspond à un fort effet de moyennage alors qu'une valeur proche de 1 est synonyme d'un faible effet de moyennage.

Les valeurs de ces caractéristiques sont déterminées et présentées dans le tableau suivant

Chapitre 2. L'estimation de l'impédance électrochimique

pour chaque stratégie de moyennage en utilisant les poids du filtre correspondant. Pour le lecteur intéressé l'annexe A détaille la comparaison entre les deux types de moyennages étudiés.

Stratégie de moyennage	Fenêtre glissante (Filtre RIF)	Exponentiel (Filtre RII)
Temps de réponse à r%	$N \frac{r}{100} - 1$	$\frac{\ln(1-r/100)}{\ln(\alpha)} - 1$
Bande équivalente de bruit	$\frac{1}{N}$	$\frac{1-\alpha}{1+\alpha}$

TABLE 2.3 – principales caractéristiques des différentes stratégies de moyennage.

Les valeurs de ces caractéristiques dépendent évidemment de N et α , les seuls paramètres des 2 stratégies de moyennage. Les deux stratégies peuvent donc atteindre des performances d'estimation similaires en fonction des valeurs choisies pour ces deux paramètres. Ces résultats ne sont donc pas pertinents pour déterminer la meilleure stratégie mais mettent en évidence un lien intéressant entre N et α . Par exemple α peut être déterminé tel que l'équation (2.17) présente le même effet de moyennage que l'équation (2.15). Dans ce cas, les deux stratégies de moyennage doivent avoir une bande équivalente de bruit identique, ce qui conduit à l'égalité suivante :

$$\alpha = \frac{N-1}{N+1} \quad (2.18)$$

Pour une même bande équivalente de bruit et donc pour un même effet de moyennage, le moyennage par fenêtre glissante présente un temps de réponse à r % plus faible que celui du moyennage exponentiel comme l'illustre la figure 2.7. Par exemple pour un moyennage sur $N = 100$ blocs, 100 s sont nécessaires pour que la stratégie de moyennage à fenêtre glissante converge, contre 150 s pour le moyennage exponentiel. Si l'application ne requiert qu'une estimation non continue de l'impédance, le moyennage à fenêtre glissante est donc la stratégie à privilégier.

La complexité des algorithmes peut être directement déduite des équations récursives (2.16) et (2.17).

L'implantation de ces deux équations aboutit à un nombre d'opérations similaire. Cependant le moyennage à fenêtre glissante nécessite clairement plus de mémoire. En effet dans l'équation (2.17) seules deux valeurs doivent être sauvegardées pour la mise à jour de l'estimateur spectral quelle que soit la valeur de α .

En revanche la profondeur mémoire nécessaire pour l'équation (2.16) est de $N+2$, induisant une grande quantité de mémoire pour une grande valeur de N . Une étude approfondie du coût calculatoire et de la profondeur mémoire est disponible en annexe B pour le lecteur intéressé.

En conséquence, le moyennage exponentiel est plus judicieux dans l'optique d'une estimation continue de l'impédance vis-à-vis des applications embarquées au regard du second

2.4. L'estimateur évolutif de l'impédance basé sur la transformée de Fourier

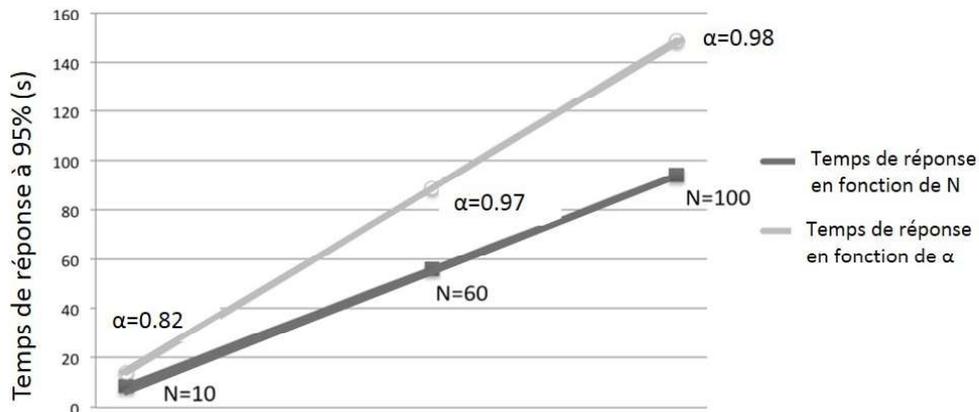


FIGURE 2.7 – comparaison des temps de réponse à 95% selon la stratégie de moyennage.

critère, justifiant ainsi le choix de cette stratégie dans l'estimateur final.

Les deux stratégies de moyennage étudiées dans cette partie sont toutes deux des filtres numériques très simples : le moyennage exponentiel est un filtre RII du premier ordre et le moyennage glissant un filtre RIF dont tous les coefficients sont égaux. On peut donc envisager de généraliser cette approche en employant des filtres RII de type passe-bas et d'ordre plus élevé ce qui augmenterait les performances de filtrage tout en conservant une faible complexité.

c L'estimateur évolutif de l'impédance et de la cohérence spectrale

Comme mentionné dans la section 2.3, la structure de l'algorithme évolutif est la même que celle de l'estimateur non évolutif illustrée par la figure 2.6, et est décrite à la figure 2.8.

La principale différence entre les deux méthodes concerne l'estimation des quantités spectrales qui sont maintenant moyennées localement pour chaque bloc de données avec une stratégie de moyennage exponentiel. L'expression finale de l'impédance estimée par transformée de Fourier pour le bloc numéro k est alors :

$$\hat{Z}_k(f) = \frac{\hat{S}_{ui_k}(f)}{\hat{S}_{ii_k}(f)}, \text{ si } \hat{S}_{ii_k}(f) \neq 0, \quad (2.19)$$

où les quantités spectrales $\hat{S}_{ii_k}(f)$ et $\hat{S}_{ui_k}(f)$ sont mises à jour grâce à l'équation (2.17).

L'estimateur obtenu est bien évolutif puisqu'il est mis à jour à chaque nouveau bloc de données. Il permet d'estimer correctement la valeur de l'impédance, mais également de suivre de manière efficace ses éventuelles variations temporelles.

La performance en poursuite dépend principalement du temps de réponse de la stratégie

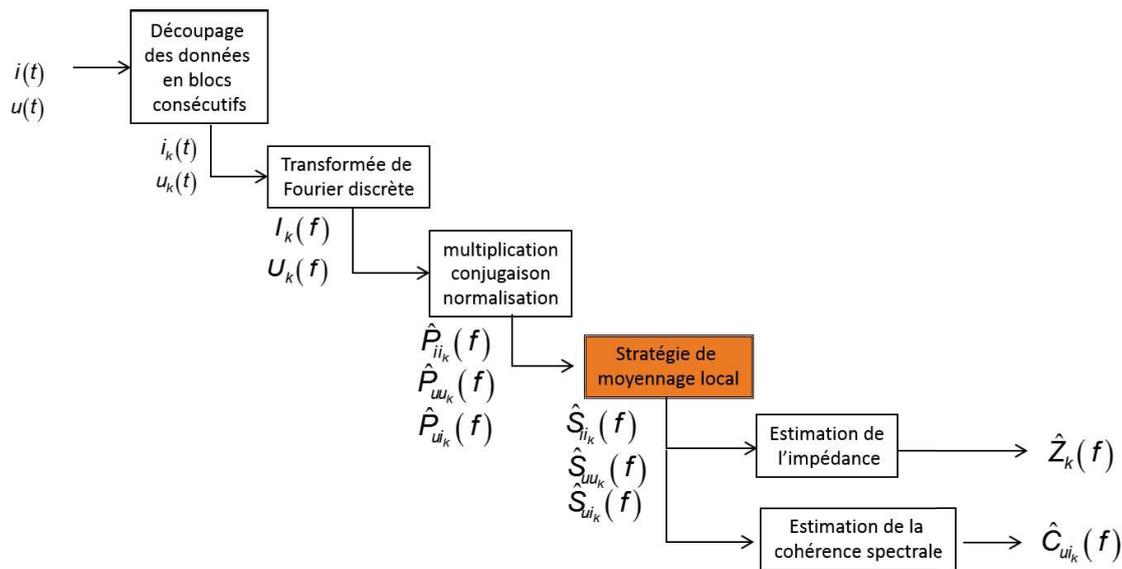


FIGURE 2.8 – structure de l'estimation évolutive de l'impédance.

de moyennage choisie : plus le temps de réponse est faible, meilleure est la performance en poursuite. Au contraire, la précision de l'estimation est principalement reliée à la quantité de variations résiduelles après moyennage, et donc à la bande équivalente de bruit de la stratégie de moyennage : plus la bande équivalente de bruit est faible, moins l'estimateur fluctue et plus il est précis.

Le tableau 2.3 met donc en évidence l'existence d'un compromis entre ces deux types de performances, qui peut être contrôlé par α :

- Lorsque α est petit et proche de 0, le temps de réponse est faible, induisant de bonnes performances en poursuite. En revanche dans ce cas, la bande équivalente de bruit est importante, signifiant un faible effet de moyennage et de faibles performances d'estimation en regard du bruit de mesure présent dans les signaux.
- Au contraire si α est important et proche de 1, le temps de réponse est important et les performances en poursuite diminuent. Cependant, la bande équivalente de bruit est plus faible dans ce cas, menant donc à un effet de moyennage plus important et de meilleures performances d'estimation.

Finalement, l'équation (2.18) présente un moyen intéressant et intuitif de fixer α : si l'utilisateur désire que le moyennage exponentiel soit équivalent à un moyennage par fenêtre glissante de N périodogrammes consécutifs et donc sur N blocs de données, α peut être déterminé simplement par cette relation.

Suivant la même idée que pour l'estimation de l'impédance, l'estimateur global de la cohérence spectrale définie par l'équation (1.14) est adapté à l'aspect évolutif via l'estimation

2.5. L'estimateur de l'impédance basé sur la transformée en ondelettes

des inter- et auto-spectres par un moyennage local exponentiel dans l'équation (2.20).

$$\hat{C}_{ui_k} = \frac{|\hat{S}_{ui_k}(f)|^2}{\hat{S}_{uu_k}(f)\hat{S}_{ii_k}(f)} \quad (2.20)$$

La cohérence spectrale est dès lors estimée localement pour chaque bloc de données et moyennée sur une période de temps contrôlée par le paramètre α et dont la durée équivalente en bloc de données est fournie par l'équation (2.18).

L'approche proposée dans cette partie basée sur la transformée de Fourier permet d'effectuer une estimation évolutive de l'impédance électrochimique. Elle repose sur un moyennage local contrôlé par un facteur d'oubli qui gouverne le compromis entre les performances de précision et de poursuite de l'estimation proposée. L'algorithme développé peut être mis en œuvre dans les contextes actif et passif d'identification de l'impédance. De plus, le choix du moyennage garantit une simplicité d'implantation en minimisant la quantité de mémoire nécessaire à son exécution.

L'algorithme d'estimation évolutive de l'impédance peut être considéré comme une méthode d'estimation temps-fréquence. En effet, cette approche permet de suivre l'évolution au cours du temps de l'impédance aux fréquences choisies. Dans la section suivante, une autre méthode temps-fréquence basée sur la transformée en ondelettes est développée.

2.5 L'estimateur de l'impédance basé sur la transformée en ondelettes

Une seconde méthode temps-fréquence, basée sur la transformée en ondelettes, a également été proposée afin de répondre à la problématique précise des phénomènes de longue dépendance. Dans ce contexte, l'avantage des ondelettes a déjà été étudié pour caractériser des signaux aléatoires de densité spectrale de puissance se comportant en $\frac{C}{|f|^p}$ avec C et p des constantes. Ce type de loi peut apparaître sur l'impédance de la batterie aux basses fréquences comme précisé dans le premier chapitre.

Le pavage temps-fréquences des ondelettes est adapté au type de loi de puissance en fonction de la fréquence décrit par le modèle CPE. La transformée en ondelettes permet en effet une estimation de l'exposant p non biaisée [Abry et al., 1993] [Abry et al., 1995].

La phase de l'impédance permet uniquement d'estimer l'exposant du modèle CPE, alors que les deux paramètres de ce dernier peuvent être directement déduits à partir du logarithme du module de l'impédance comme le souligne l'équation :

$$\log|Z_{cpe}(f)| = -\log(Q) - p \log(|2\pi f|). \quad (2.21)$$

En appliquant une régression linéaire entre logarithme du module de l'impédance et celui de la fréquence, la pente et la valeur à l'origine fournissent une estimation des deux paramètres du CPE. Dans la suite, ces deux paramètres seront donc estimés à partir du module de l'impédance.

Dans cette section l'approche par les ondelettes est employée afin d'estimer précisément l'impédance électrochimique lorsque les phénomènes de longue dépendance se manifestent. Cette impédance sera ensuite exploitée au quatrième chapitre afin de déterminer les paramètres du CPE.

2.5.1 La transformée en ondelettes

L'approche par les ondelettes repose sur le groupe des transformations affines qui appliqué à une fonction $\psi(t)$ lui impose la transformation suivante :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad (2.22)$$

avec a le facteur d'échelle et b le paramètre de translation.

La normalisation par $\frac{1}{\sqrt{a}}$ attribuée à toutes les ondelettes $\psi_{a,b}(t)$ de la famille la même énergie. On définit $\psi(t)$ comme l'ondelette mère. Si $a < 1$ l'ondelette est contractée temporellement et son spectre est dilaté. Si $a > 1$ l'ondelette est dilatée temporellement et son spectre est compressé.

La transformée en ondelettes continue $W_x(a, b)$ d'une fonction d'énergie finie $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$ à la position b et à l'échelle a se définit par :

$$W_x(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt. \quad (2.23)$$

$W_x(a, b)$ mesure les fluctuations de $x(t)$ autour de la date b et à l'échelle a , c'est à dire dans un voisinage de taille a . La transformée en ondelettes peut se réécrire dans le domaine fréquentiel à l'aide de l'identité de Parseval :

$$W_x(a, b) = \sqrt{a} \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) \Psi^*(af) e^{2i\pi fb} df, \quad (2.24)$$

avec $X(f)$ la transformée de Fourier de $x(t)$ et $\Psi(f)$ la transformée de Fourier de $\psi(t)$.

2.5. L'estimateur de l'impédance basé sur la transformée en ondelettes

On définit la condition d'admissibilité telle que :

$$C_\psi = \int_0^{+\infty} \frac{|\Psi(f)|^2}{f} df < +\infty \quad (2.25)$$

Si la condition d'admissibilité est respectée par l'ondelette alors la transformation est inversible suivant l'équation (2.26).

$$x(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W_x(a,b) \psi_{a,b}(t) \frac{db da}{a^2} \quad (2.26)$$

Cette condition d'admissibilité traduit le comportement de filtre passe bande de la transformée en ondelettes. Pour que la condition d'admissibilité soit respectée deux aspects sont à vérifier :

- premièrement $\Psi(f)$ doit décroître suffisamment vite à l'infini, se rapprochant d'un comportement de type filtre passe bas,
- deuxièmement pour que l'intégrale soit finie, le comportement de $\Psi(f)$ à l'origine doit contre balancer la possible divergence liée à la mesure de df/f . $\Psi(f)$ doit donc prendre une valeur nulle à l'origine. L'ondelette est alors de moyenne nulle comme en témoigne l'équation (2.27).

$$\Psi(0) = 0 \Leftrightarrow \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (2.27)$$

Cette seconde hypothèse confère à la transformée en ondelettes un comportement de type filtre passe haut et son caractère oscillatoire.

Les deux conséquences de la condition d'admissibilité confèrent à la transformation en ondelettes un comportement de type passe bande. $\Psi(f)$ peut donc être considérée comme un filtre passe bande de bande passante $[f_0 \pm \frac{B}{2}]$ avec f_0 la fréquence centrale du filtre et B la largeur de bande.

$\Psi^*(af)$ apparaissant dans l'équation (2.23) représente alors un filtre passe bande de bande passante $[\frac{f_0 \pm \frac{B}{2}}{a}]$. Si la fréquence centrale et la largeur de bande changent en fonction de l'échelle a , le facteur de qualité du filtre reste donc constant et égal à $\frac{f_0}{B}$. Quelle que soit l'échelle, la sélectivité du filtre est donc la même. Pour chaque échelle, le filtre passe bande aura une fréquence centrale de $\frac{f_0}{a}$ et une largeur de bande de $\frac{B}{a}$.

La transformée en ondelettes donne également accès à la notion de densité d'énergie, qui est reliée au carré du module de la transformée et s'appelle le scalogramme. Celui-ci est donc une représentation temps-échelle ou temps-fréquence de la répartition de l'énergie. De même que

dans l'approche par la transformée de Fourier les notions d'auto et inter spectres sont définies, la transformée en ondelettes établit la notion d'auto- et inter-scalogrammes respectivement selon les équations (2.28) et (2.29) [A. Grinsted, 2004].

$$W_{x_1 x_1}(a, b) = M_{t,f}(W_{x_1}^*(a, b)W_{x_1}(a, b)) \quad (2.28)$$

$$W_{x_1 x_2}(a, b) = M_{t,f}(W_{x_1}^*(a, b)W_{x_2}(a, b)) \quad (2.29)$$

avec $W_{x_1 x_2}(a, b)$ l'inter-scalogramme entre les signaux $x_1(t)$ et $x_2(t)$, $W_{x_1 x_1}(a, b)$ l'auto-scalogramme de $x_1(t)$, $M_{t,f}$ un opérateur de moyennage en temps et en fréquence.

2.5.2 Le pavage temps-fréquence

a Le principe d'incertitude d'Heisenberg

Le principe d'incertitude d'Heisenberg stipule que l'on ne peut pas connaître avec suffisamment de précision la localisation de l'énergie contenue dans le signal à la fois en fréquence et en temps. Par exemple un signal de durée brève se caractérise par une densité spectrale de puissance étendue.

Pour préciser ceci, on définit les dispersions temporelles $\sigma_{x_T}^2$ et fréquentielles $\sigma_{x_F}^2$ telles que :

$$\sigma_{x_T}^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} (t - \bar{t}_x)^2 |x(t)|^2 dt, \quad (2.30)$$

$$\sigma_{x_F}^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} (f - \bar{f}_x)^2 |X(f)|^2 df, \quad (2.31)$$

avec

$$\bar{t}_x = \int_{-\infty}^{+\infty} t |x(t)|^2 dt, \quad (2.32)$$

$$\bar{f}_x = \int_{-\infty}^{+\infty} f |X(f)|^2 df. \quad (2.33)$$

\bar{t}_x et \bar{f}_x sont respectivement le temps moyen et la fréquence centrale du signal. L'énergie de $x(t)$ se concentre au voisinage de \bar{t}_x sur un intervalle temporel de longueur σ_{x_T} . L'énergie de $X(f)$ est également concentrée au voisinage de la fréquence \bar{f}_x sur un intervalle fréquentiel de longueur σ_{x_F} qui mesure le domaine où la transformée de Fourier est non négligeable.

2.5. L'estimateur de l'impédance basé sur la transformée en ondelettes

Un rectangle d'Heisenberg représente dans le plan temps-fréquence l'étalement de l'énergie de la transformation étudiée. Il prend la forme d'un rectangle centré en (\bar{t}_x, \bar{f}_x) de largeur temporelle σ_{x_t} et fréquentielle σ_{x_f} .

Le principe d'incertitude d'Heisenberg démontre que, quel que soit le signal $x(t)$, ce rectangle a une surface minimale [Flandrin, 1998] :

$$\sigma_{x_f}^2 \sigma_{x_t}^2 \geq \left(\frac{E_x}{4\pi} \right)^2, \quad (2.34)$$

avec

$$E_x = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} |X(f)|^2 df. \quad (2.35)$$

L'équation (2.34) souligne qu'un signal ne peut pas à la fois être caractérisé sur une durée σ_{x_t} et sur une largeur de bande σ_{x_f} infiniment faibles.

S'intéresser à la résolution temporelle et fréquentielle des méthodes temps-fréquence revient donc à étudier le pavage opéré par ces méthodes sur le plan temps-fréquence. La résolution dans ce plan est estimée à partir des dispersions temporelles et fréquentielles des fonctions analysantes (la fonction exponentielle dans le cas de la transformée de Fourier ou l'ondelette dans le second cas) en temps et en fréquence.

b Le pavage de la transformée de Fourier à court terme

La transformée de Fourier à court terme TFCT d'un signal $x(t)$ se définit telle que :

$$F_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(u) g^*(u-t) e^{-2j\pi f u} du \quad (2.36)$$

avec g une fonction de fenêtrage centrée en t .

Le spectrogramme correspond au carré du module de la transformée de Fourier à court terme du signal tel que le précise l'équation (2.37).

$$S_x^F(t, f) = |F_x(t, f)|^2 \quad (2.37)$$

La TFCT est basée sur l'utilisation d'une fenêtre de taille unique et se caractérise donc par un pavage temps-fréquence fixe comme l'illustre la figure 2.9. Dans ce cas la résolution temporelle et la résolution fréquentielle sont identiques pour toutes les fréquences et pour toutes les dates temporelles. L'analyse des basses et des hautes fréquences est effectuée de la même manière, alors que localiser les phénomènes hautes fréquences, c'est à dire les phénomènes brefs (respectivement les basses fréquences ou phénomènes lents), nécessiterait une fenêtre temporelle étroite (respectivement large).

La TFCT avec son pavage temps fréquence régulier nécessite de trouver un compromis entre le biais et la variance.

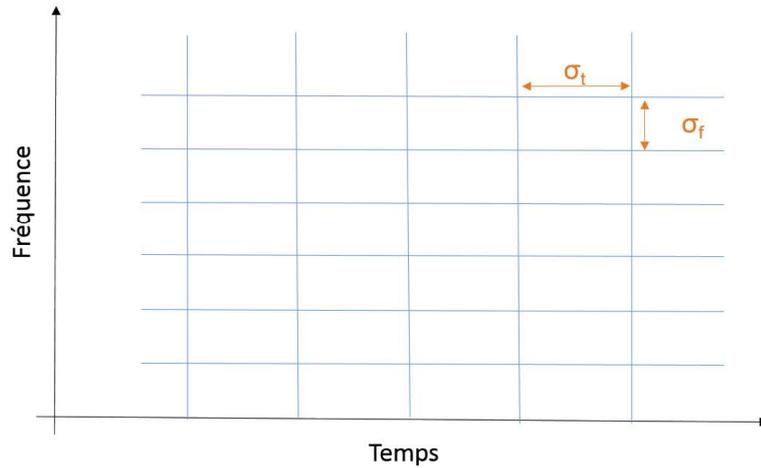


FIGURE 2.9 – pavage temps-fréquence de la transformée de Fourier à court terme.

Les travaux d'Abry [Abry et al., 1993] [Abry et al., 1995] sur l'étude des phénomènes de longue dépendance démontre que l'application TFCT sur ce type particulier de loi de puissance engendre, après la regression linéaire du module de l'impédance en mode log-log, un estimateur biaisé de l'exposant p .

En effet, soit un signal $x(t)$ qui se caractérise par un spectre $S_x(f)$ défini par l'équation (2.38).

$$S_x(f) = Q|f|^{-p} \quad (2.38)$$

On note $\hat{S}_x^F(f, t)$ le spectrogramme estimé de ce signal, en intégrant sur le temps on obtient le spectre caractéristique des phénomènes de longue dépendance. Il prend la forme de [Abry et al., 1993] :

$$\hat{S}_x^F(f) = \int \hat{S}_x^F(f, t) dt = Q|f|^{-p} \int_{-\infty}^{+\infty} \left| 1 + \frac{\xi}{f} \right|^{-p} |G(\xi)|^2 d\xi \quad (2.39)$$

Avec $G(f)$ est la transformée de Fourier de $g(t)$ la fenêtre utilisée.

La transformée de Fourier à court terme est donc affectée par un biais multiplicatif mais surtout dépendant de la fréquence f . En récrivant en échelle logarithmique l'équation (2.39) on n'obtient pas une fonction linéaire. C'est pourquoi, la TFCT n'est pas l'outil idéal pour esti-

mer les paramètres de longue dépendance. Après le passage en mode log-log et la régression linéaire un biais est toujours présent pour l'estimation de l'exposant p .

c Le pavage de la transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes se caractérise quant à elle par une fenêtre de durée variable qui dépend de l'échelle d'analyse. Elle présente un pavage temps-échelle spécifique, qui peut être facilement ramené à un pavage temps-fréquence. En effet le facteur d'échelle a est proportionnel à l'inverse d'une fréquence. Plus a est faible, moins l'ondelette est étendue temporellement et plus la fréquence centrale de son spectre est élevée.

La résolution temps-fréquence de la transformation en ondelette dépend de l'ondelette $\psi_{a,b}(t)$. En supposant ψ centrée en $t = 0$, $\psi_{a,b}(t)$ est donc centrée en $t = b$, et on définit la dispersion temporelle $\sigma_{W_T}^2$ par l'équation suivante

$$\sigma_{W_T}^2 = a^2 \sigma_T^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} (t-b)^2 |\psi_{a,b}(t)|^2 dt, \quad (2.40)$$

avec

$$\sigma_T^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} t^2 |\psi(t)|^2 dt, \quad (2.41)$$

La transformée de Fourier de $\psi_{a,b}(t)$ est une dilatation de Ψ d'un facteur $1/a$.

$$\Psi_{a,b}(f) = \sqrt{a} \Psi(s2\pi f) \exp(-i2\pi f b) \quad (2.42)$$

On définit η la fréquence centrale de l'ondelette mère par l'équation (2.43) et la dispersion fréquentielle de cette ondelette mère par l'équation (2.44).

$$\eta = \int_{-\infty}^{+\infty} f^2 |\Psi(f)|^2 df \quad (2.43)$$

$$\sigma_F^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} (f - \eta)^2 |\Psi(f)|^2 df \quad (2.44)$$

La résolution fréquentielle de la transformée en ondelette notée σ_{W_f} s'exprime donc comme l'équation (2.45) [Abry et al., 1993].

$$\sigma_{W_f}^2 = \frac{\sigma_F^2}{a^2} = \int_{-\infty}^{+\infty} (f - \frac{\eta}{a})^2 |\Psi_{a,b}(f)|^2 df. \quad (2.45)$$

Chapitre 2. L'estimation de l'impédance électrochimique

Si on pose $\sigma_F = \sigma_T = 1$ la résolution temporelle de la transformée en ondelettes est égale à $\sigma_{W_T} = a$ et sa résolution fréquentielle $\sigma_{W_F} = \frac{1}{a}$.

Chaque pavé a donc la même surface, cependant la résolution temporelle est proportionnelle au facteur d'échelle a , tandis que la résolution fréquentielle est inversement proportionnelle à ce facteur d'échelle.

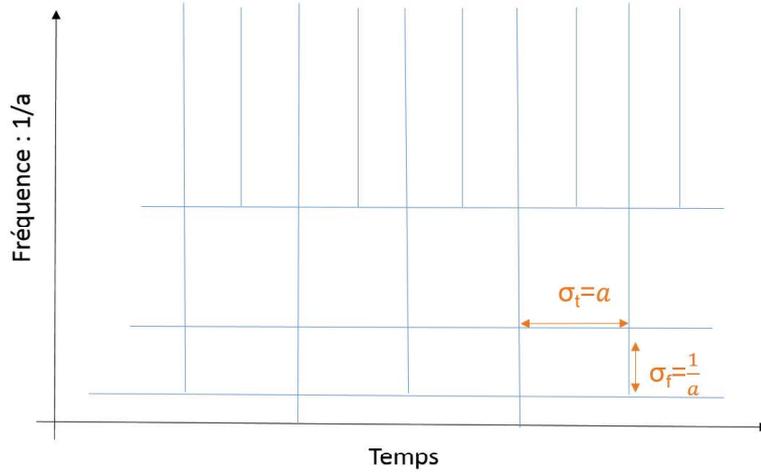


FIGURE 2.10 – pavage temps-fréquence de la transformée en ondelettes.

Le pavage de la transformée en ondelettes présenté à la Figure 2.10 se distingue donc par son irrégularité. Celui-ci offre par exemple une meilleure résolution fréquentielle que celle obtenue par la transformée de Fourier à court terme en basses fréquences, et au contraire une meilleure résolution temporelle pour les événements de très courte durée.

La manière dont l'énergie est répartie sur l'étendue des fréquences est modifiée avec le pavage irrégulier des ondelettes, et se révèle particulièrement adapté afin d'identifier les phénomènes de longue dépendance présents aux basses fréquences [Abry et al., 1993] [Abry et al., 1995].

Le scalogramme du signal $x(t)$ caractéristique des phénomènes de longue dépendance décrit par l'équation (2.38) est noté $\hat{W}_x(a, b)$. Le spectre caractéristique des phénomènes de longue dépendance prend alors la forme suivante :

$$\hat{S}_x^W(a = \frac{\eta}{f}) = \int \hat{W}_x(a = \frac{\eta}{f}, b) db = Q|f|^{-p} \int_{-\infty}^{+\infty} |\frac{\xi}{\eta}|^{-p} |\Psi(\xi)| d\xi \quad (2.46)$$

On constate dans l'équation (2.46) toujours la présence d'un biais multiplicatif, mais celui-ci ne dépend plus de la fréquence. En appliquant une regression linéaire dans une représentation log-log, l'estimateur de l'exposant p est non biaisé.

L'approche par les ondelettes est donc une démarche privilégiée pour analyser les phénomènes de longue dépendance.

2.5.3 Le choix de l'ondelette

Il existe de nombreuses ondelettes différentes. Le choix de l'ondelette dépend du signal étudié. Différents paramètres sont à prendre en compte comme [Glangeaud et al., 2004] :

- le compromis de résolution temps-fréquence,
- les propriétés mathématiques de l'ondelette,
- la ressemblance au motif recherché.

L'ondelette choisie dans cette thèse est celle de Morlet complexe. Celle-ci étant complexe, elle permet de séparer les informations de phase et d'amplitude du signal étudié. Elle se distingue aussi par le fait qu'elle garantit une localisation optimale en fréquence et en temps selon le principe d'incertitude d'Heisenberg car cette ondelette a une enveloppe gaussienne. L'ondelette de Morlet représentée par la Figure 2.11 correspond à une gaussienne modulée pas une exponentielle complexe [Torrence and Compo, 1998]. Elle est définie dans le domaine temporel par :

$$\psi(t) = (\pi)^{-\frac{1}{4}} e^{iw_0 t} e^{-\frac{t^2}{2}}, \quad (2.47)$$

avec w_0 la fréquence sans dimension et dans le domaine fréquentiel par :

$$\Psi(w) = (\pi)^{-\frac{1}{4}} H(w) e^{-(sw-sw_0)^2}, \quad (2.48)$$

avec $H(w)$ la fonction d'Heaviside $H(w) = 1$ si $w > 0$ $H(w) = 0$ autrement.

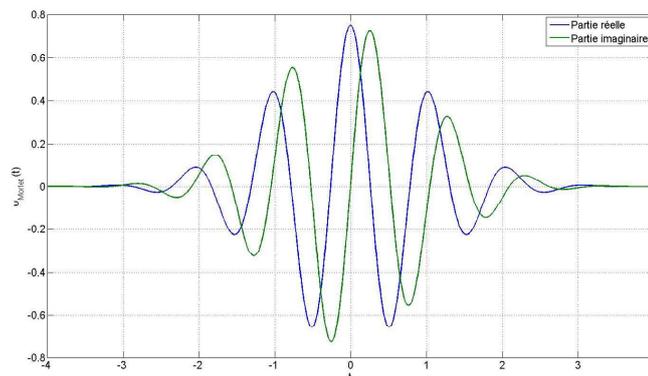


FIGURE 2.11 – l'ondelette complexe de Morlet (partie réelle et partie imaginaire).

2.5.4 L'estimateur de l'impédance de la batterie

Dans le chapitre suivant, la transformée avec l'ondelette complexe de Morlet est appliquée aux signaux mesurés sur la batterie. On nomme alors respectivement $W_i(a, b)$ et $W_u(a, b)$ les transformées en ondelettes continues de l'intensité $i(t)$ qui traverse la batterie et de la tension $u(t)$ à ses bornes.

On pose alors $W_{ui}(a, b)$ l'inter-scalogramme entre le courant qui traverse la batterie et la tension à ses bornes et $W_{ii}(a, b)$ l'inter-scalogramme de ce courant.

$$W_{ui}(a, b) = M_{t,f}(W_u(a, b)W_i^*(a, b)) \quad (2.49)$$

$$W_{ii}(a, b) = M_{t,f}(W_i^*(a, b)W_i(a, b)) \quad (2.50)$$

On définit alors l'estimateur d'impédance $\hat{Z}_w(a, b)$ basé sur la transformée en ondelettes comme le rapport de l'inter-scalogramme sur l'auto-scalogramme :

$$\hat{Z}_w(a, b) = \frac{W_{ui}(a, b)}{W_{ii}(a, b)}. \quad (2.51)$$

De même que dans l'approche temps-fréquence basée sur la transformée de Fourier, la notion de cohérence spectrale $\hat{C}_w(a, b)$ [Cohen and Walden, 2010] [Cohen and Walden, 2011] [A. Grinsted, 2004] est définie ici telle que :

$$\hat{C}_w(a, b) = \frac{|W_{ui}(a, b)|^2}{W_{ii}(a, b)W_{uu}(a, b)}, \quad (2.52)$$

avec $W_{uu}(a, b)$ l'auto-scalogramme de la tension aux bornes de la batterie.

L'algorithme basé sur la transformée en ondelettes est résumé dans la figure 2.12. Si la

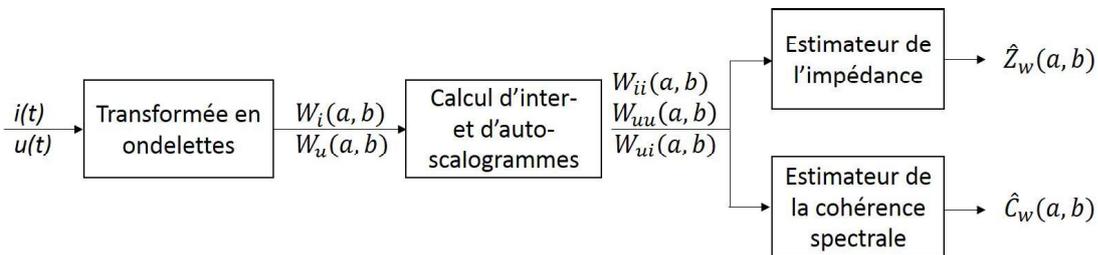


FIGURE 2.12 – structure de l'estimation de l'impédance par la transformée en ondelettes.

structure est globalement similaire à celle de l'approche basée sur la transformée de Fourier, cette méthode, grâce à son pavage temps-fréquence irrégulier, s'avère mieux adaptée à l'étude des phénomènes de longue dépendance [Abry et al., 1993] [Abry et al., 1995].

Cette section présente une étude de faisabilité de l'estimation de l'impédance et de la caractérisation des phénomènes de longue dépendance. Elle est réalisée à l'aide de transformée en ondelettes continue. Si la transformée en ondelettes continue n'est pas conseillée pour une application embarquée, en revanche la version discrète peut être implémentée plus facilement, au même titre que la transformée de Fourier discrète est à préférer à la version continue.

2.6 Conclusion

Ce chapitre se concentre sur l'estimation de l'impédance électrochimique des batteries et détaille les deux contextes d'identification passif et actif de cette grandeur. Dans le cadre actif, différentes sollicitations larges bandes sont étudiées vis-à-vis de la forme de leur spectre et du coût électronique de leur génération dans l'optique de choisir le signal le plus approprié. En privilégiant, le coût électronique et la simplicité de mise en œuvre, le signal SBPA est choisi. Par souci de clarté, ce chapitre explicite d'abord la méthode d'estimation de l'impédance non évolutive basée sur la transformée de Fourier, puis sa version évolutive. Cette dernière approche grâce à un choix de moyennage local judicieux du point de vue de l'implémentation permet non seulement d'effectuer une estimation précise de l'impédance mais aussi un véritable tracking temporel de celle-ci.

Afin de répondre à la problématique particulière des phénomènes de longue dépendance qui apparaissent au sein des batteries aux basses fréquences, une seconde approche temps-fréquence reposant sur la transformée en ondelettes est développée. La démarche est similaire à la méthode basée sur la transformée de Fourier à court terme, à la différence que la transformée en ondelettes dispose d'un pavage temps-fréquence irrégulier adapté à l'étude de ces phénomènes.

Ces différents algorithmes d'estimation de l'impédance sont mis en œuvre dans une démarche expérimentale d'abord sur des simulateurs puis sur des batteries Lithium ion et Lithium-Polymère dans le chapitre suivant.

3 La validation par simulations et par expérimentations

Dans le deuxième chapitre, différentes méthodes d'estimation de l'impédance ont été présentées. En particulier, un algorithme d'estimation évolutif basé sur un moyennage local exponentiel a été proposé afin d'estimer en ligne et rapidement l'impédance.

Dans cette partie, la méthode d'estimation évolutive de l'impédance est testée et évaluée sur un simulateur et par expérimentation, sur une batterie lithium au nickel manganèse cobalt oxyde (NMC) / Graphite. La batterie utilisée est une batterie commerciale cylindrique de référence SAMSUNG ICR18650-22F (NMC / Graphite avec une capacité nominale C de 2.2 Ah) [Sam, 2009]. Elle est placée dans une enceinte dont la température est maintenue constante à 25 °C et elle est connectée de manière à pouvoir réaliser des mesures de type quatre points, séparant les mesures de tension de la connectique utilisée pour le transport du courant. Ce dispositif permet de mesurer précisément des impédances de faible valeur.

Un premier objectif est de valider la méthode évolutive d'estimation de l'impédance sur un simulateur où la valeur théorique de l'impédance est connue. Celui-ci est basé sur un modèle électrique équivalent qui décrit le comportement global de la batterie utilisée pour la validation expérimentale. Le simulateur de batterie est aussi utilisé afin d'effectuer un prototypage rapide des paramètres essentiels pour implémenter l'algorithme dans un BMS.

Une fois cette étape franchie, le second objectif est la réalisation de tests expérimentaux comparatifs sur batteries. Un protocole d'essai a été proposé et mis en place pour étudier le comportement de la batterie. Une étude de répétabilité de la méthode d'estimation évolutive de l'impédance basée sur la transformée de Fourier est réalisée sur cette même technologie de batterie afin d'analyser sa fiabilité.

Après cette validation expérimentale, l'algorithme proposé est utilisé pour une application concrète, celle du monitoring de la batterie d'un drone. Lors de l'utilisation d'un drone, la batterie joue un rôle crucial, il est alors primordial de pouvoir suivre l'évolution de son impédance au cours du temps. La méthode évolutive est alors appliquée afin d'effectuer un suivi

temporel de l'impédance au cours du vol du drone.

Enfin, un second algorithme reposant sur les propriétés des ondelettes a été proposé afin de mieux appréhender les phénomènes de longue dépendance présents aux basses fréquences. Dans cette partie, il est testé sur un simulateur de CPE qui traduit le comportement des phénomènes de longue dépendance de la batterie.

3.1 La quantification des erreurs d'estimation

Les erreurs permettant de quantifier les performances d'estimation des différents estimateurs d'impédance, sont définies dans cette partie. En effet, on dispose d'une valeur de référence de l'impédance sur la bande fréquentielle d'intérêt aussi bien dans la partie simulateur (grâce à l'expression théorique de l'impédance) que dans la partie expérimentation sur une batterie (grâce à des mesures de référence effectuées par spectroscopie d'impédance mono-fréquentielle).

Un indicateur simple et efficace est la racine carrée de l'erreur quadratique normalisée (root mean squared error) $RMSE_k$ entre la valeur de l'impédance de référence connue $Z_{ref}(f)$ et la valeur estimée au temps k de l'impédance $\hat{Z}_k(f)$. L'équation 3.1 définit cette quantité, moyennée sur la bande fréquentielle B_u , et exprimée en pourcentage.

$$RMSE_k = 100 * \sqrt{\frac{\int_{f \in B_u} |Z_{ref}(f) - \hat{Z}_k(f)|^2 df}{\int_{f \in B_u} |Z_{ref}(f)|^2 df}}. \quad (3.1)$$

De la même manière, selon si l'on opte pour une représentation de Nyquist (partie imaginaire en fonction de la partie réelle) ou de Bode (le module et la phase en fonction de la fréquence), il peut être intéressant d'utiliser le même principe pour calculer ce type d'erreur sur la partie réelle ($RMSE/R_k$) et imaginaire ($RMSE/I_k$), ou sur le module ($RMSE/M_k$) et la phase ($RMSE/P_k$) comme indiqué dans le Tableau 3.1.

Diagramme de Nyquist	Diagramme de Bode
$RMSE/R_k = 100 * \sqrt{\frac{\int_{f \in B_u} Re(Z_{ref}(f)) - Re(\hat{Z}_k(f)) ^2 df}{\int_{f \in B_u} Re(Z_{ref}(f)) ^2 df}}$	$RMSE/M_k = 100 * \sqrt{\frac{\int_{f \in B_u} \ Z_{ref}(f) - \hat{Z}_k(f)\ ^2 df}{\int_{f \in B_u} Z_{ref}(f) ^2 df}}$
$RMSE/I_k = 100 * \sqrt{\frac{\int_{f \in B_u} Im(Z_{ref}(f)) - Im(\hat{Z}_k(f)) ^2 df}{\int_{f \in B_u} Im(Z_{ref}(f)) ^2 df}}$	$RMSE/P_k = 100 * \sqrt{\frac{\int_{f \in B_u} Arg(Z_{ref}(f)) - Arg(\hat{Z}_k(f)) ^2 df}{\int_{f \in B_u} Arg(Z_{ref}(f)) ^2 df}}$

TABLE 3.1 – définition de l'erreur d'estimation de l'impédance selon la représentation choisie.

Ces différents types d'erreurs sont utilisés dans la suite du chapitre pour quantifier les performances des méthodes proposées lorsqu'elles sont appliquées à un simulateur et à des batteries réelles.

3.2 Les résultats de simulation

La méthode d'estimation évolutive de l'impédance reposant sur la transformée de Fourier est évaluée sur un simulateur de batterie Lithium NMC / Graphite établi à partir d'un modèle électrique équivalent.

3.2.1 Le circuit équivalent de batterie NMC

L'objectif de cette partie est de valider l'approche d'estimation évolutive de l'impédance grâce à un simulateur de la batterie lithium NMC / Graphite de capacité de 2.2 Ah fonctionnant à 25 °C. Ce simulateur est basé sur un modèle électrique équivalent comprenant un élément à phase constante (CPE) [Diard et al., 2011] et doit permettre de rendre compte du comportement d'une batterie lithium NMC / Graphite sur une gamme précise de fréquence.

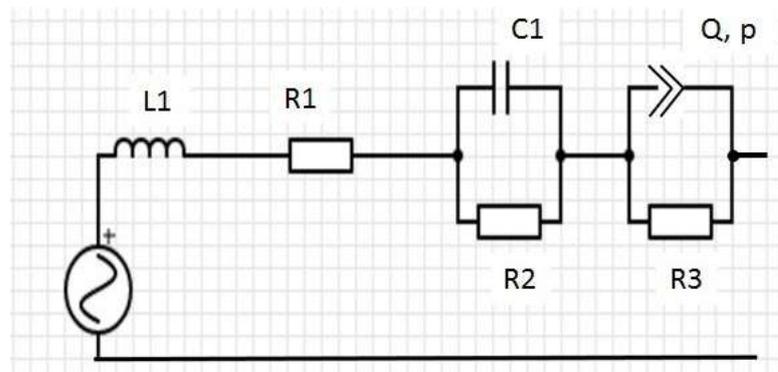


FIGURE 3.1 – modèle électrique équivalent de la batterie Li NMC/G sur la gamme de fréquence de 0.1 Hz à 1 kHz.

$$Z_{thq}(f) = R_1 + j2\pi f L_1 + \frac{R_2}{1 + j2\pi f R_2 C_1} + \frac{R_3}{1 + R_3 Q (j2\pi f)^p} \quad (3.2)$$

La Figure 3.1 présente le modèle électrique équivalent choisi pour la batterie sur une étendue fréquentielle de 0.1 Hz à 1 kHz. L'équation (3.2) est celle de l'impédance correspondante. Chaque élément correspond à des phénomènes physicochimiques variés prenant place dans la batterie et dans la chaîne de mesure [Orazem and Tribollet, 2011] [Dong et al., 2011] [Jossen, 2006].

Ainsi L_1 , rend compte des phénomènes inductifs, essentiellement liés à la connectique (fils non blindés, longueur des câbles, connectique [Bio-Logic, 2016]), R_1 est la résistance purement ohmique de la batterie (collecteurs de courant, électrodes, électrolyte, connectique externe), R_2 est attribuée à la résistance de transfert de charge et C_1 à la capacité double couche électrochimique, R_3 et Q, p permettent de rendre compte des phénomènes de diffusion des ions Li^+ au sein du système.

Chapitre 3. La validation par simulations et par expérimentations

Les valeurs de chaque paramètre sont obtenues grâce à l'algorithme de Levenberg-Marquardt [Levenberg, 1944] [D.Marquardt, 1963] appliqué aux impédances estimées par spectroscopie d'impédance électrochimique mono-fréquentielle. Ces mesures d'impédance sont réalisées à chaque variation de 10 % du SoC lors d'une décharge à -0.5 A et pour un SoC allant de 90 % à 40 %. Les valeurs de L_1 , C_1 , Q , p , sont définitivement fixées comme constantes alors que R_1 , R_2 , R_3 sont laissées libres au cours de la décharge. Le Tableau 3.2 indique la valeur de chaque paramètre pour un SoC de 90 % et 40 %.

Paramètres	Valeur SoC 90 %	Valeur SoC 40 %
L_1	$6.079 \times 10^{-8} \text{ H}$	
C_1	$1.173 \times 10^{-1} \text{ F}$	
Q	5.181 F.s^{p-1}	
p	6.001×10^{-1}	
R_1	$46.5 \text{ m}\Omega$	$47.6 \text{ m}\Omega$
R_2	$3.5 \text{ m}\Omega$	$4.3 \text{ m}\Omega$
R_3	$13.6 \text{ m}\Omega$	$13.4 \text{ m}\Omega$

TABLE 3.2 – valeurs des paramètres de la batterie pour un SoC de 90 % et un SoC de 40 %.

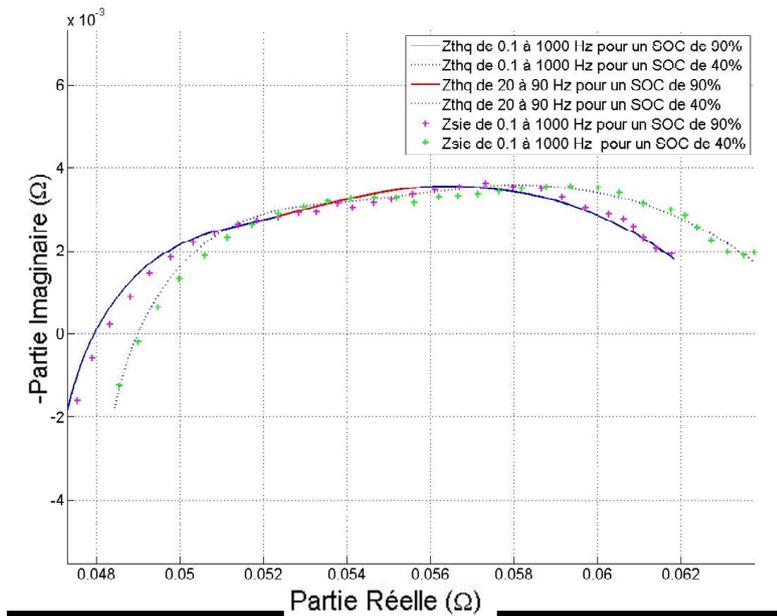


FIGURE 3.2 – diagramme de Nyquist de l'impédance modélisée (trait plein) et mesurée (croix).

La Figure 3.2 représente à titre d'exemple le diagramme de Nyquist simulé de la batterie, pour les SoC extrêmes de 90 % et de 40 %, de 0.1 Hz jusqu'à 1 kHz. Les courbes bleues représentent l'impédance théorique calculée par l'équation (3.2) et représentée entre 0.1 Hz et 1 kHz. Les parties rouges correspondent à la bande fréquentielle d'intérêt comprise entre 20 et 90 Hz

(bande sur laquelle la méthode proposée est testée dans la partie expérimentale). Les croix rouges et vertes sont les valeurs de l'impédance mesurées par spectroscopie d'impédance mono-fréquentielle et permettent de vérifier la pertinence du modèle électrique choisi.

3.2.2 Le protocole de simulation

Une variation de SoC de 90 % à 40 % est réalisée en déchargeant la batterie simulée avec un courant de polarisation constant de -0,5 A (ce qui correspond à un taux de décharge de $C/4,4$). Ce courant de polarisation est choisi afin de respecter l'hypothèse LIT. En effet, plus ce courant est faible, plus la variation de SoC au cours de la mesure est faible et moins l'impédance varie. Un courant de type SBPA est en mode actif continuellement ajouté à ce courant de polarisation pour l'estimation de l'impédance et pour sa poursuite. Un bloc SBPA de faible amplitude ± 250 mA est créé pour respecter la condition de linéarité. Afin de demeurer dans les mêmes conditions que le test expérimental, l'identification fréquentielle de l'impédance est limitée de 20 à 90 Hz du fait de l'information contenue dans cette bande et des contraintes expérimentales expliquées à la partie 3.3.2. Cette bande fréquentielle correspond à une SBPA de longueur 0.25 s soit 625 échantillons. Ce bloc est alors filtré par un filtre numérique passe-bas de fréquence de coupure 120 Hz afin d'éviter que la batterie ne ressente des variations trop abruptes de courant.

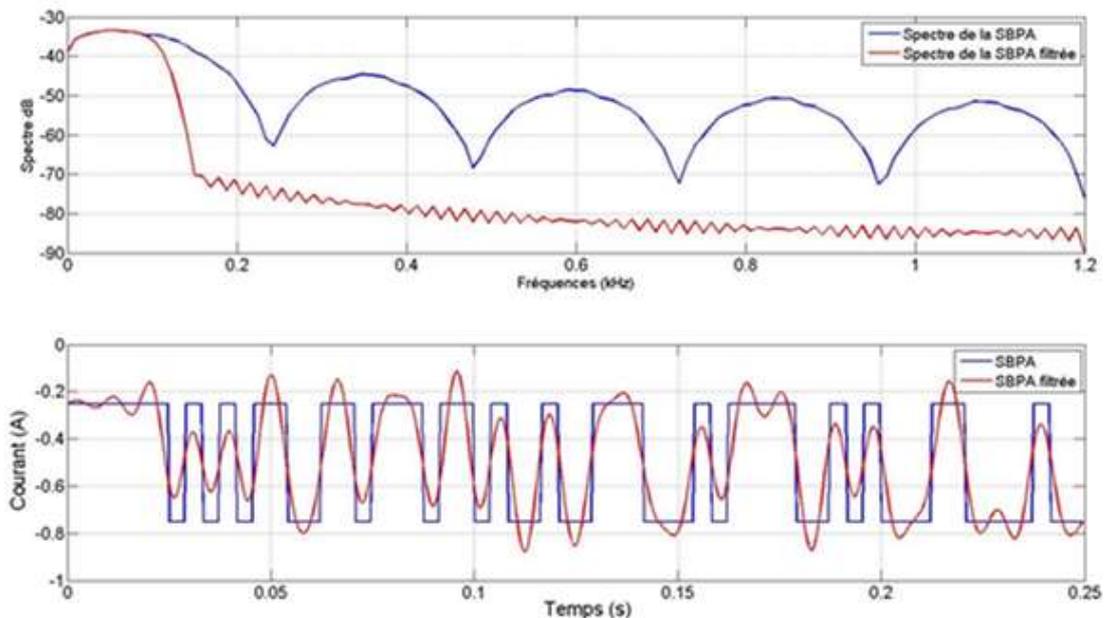


FIGURE 3.3 – profils temporel et fréquentiel du courant appliqué en entrée du système.

Ce bloc est alors répété sans interruption 31 680 fois, soit durant 2.2 h. La Figure 3.3 présente les signaux temporels et les spectres correspondants. Le courant et la tension de la batterie sont, à l'instar du test expérimental, échantillonnés de manière synchrone à une fréquence

d'échantillonnage de 2 500 Hz. Enfin la température simulée est supposée constante et égale à 25 °C durant toute la décharge.

3.2.3 Les performances d'estimation

La méthode d'estimation évolutive de l'impédance basée sur la transformée de Fourier présentée dans le chapitre 2 et résumée à la Figure 2.8, est appliquée aux signaux simulés sur la bande fréquentielle d'intérêt B (20-90 Hz).

Une fenêtre de Hann et un facteur d'oubli de 0.9 sont choisis pour estimer les auto- et inter-spectres avec l'équation (2.17), l'impédance évolutive avec l'équation (2.19) et la cohérence spectrale par l'équation (2.20). Ce facteur d'oubli correspond à un moyennage local sur $N=19$ blocs (selon l'équation (2.18)) ou de manière équivalente à un moyennage local sur 4.75 s et un temps de réponse à 90 % de 5.21 s (Tableau 2.3).

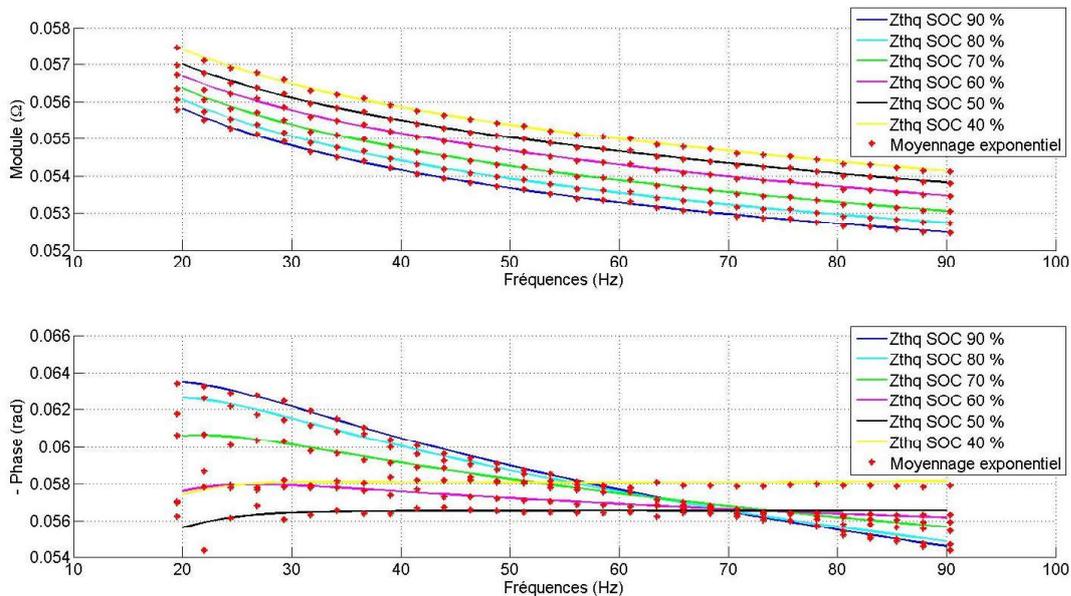


FIGURE 3.4 – diagramme de Bode de l'impédance au cours de la décharge (haut : module, bas : phase).

Après une période d'environ 5 s, l'algorithme a donc convergé et l'estimation peut être considérée comme valide. Sur la gamme fréquentielle d'intérêt, la valeur de la cohérence spectrale reste toujours supérieure à 0.99 tout au long de la simulation. Ceci confirme que la batterie peut être considérée comme un système LIT durant le temps de moyennage local, et que son impédance peut être correctement estimée sur cette même durée.

Figure 3.4 présente le diagramme de Bode de l'impédance estimée par la méthode proposée pour plusieurs SoC tout au long de la décharge. A chaque diminution de 10 % de SOC, l'esti-

mation est comparée à la valeur théorique de l'impédance calculée grâce à l'équation (3.2). La Figure 3.4 souligne que l'estimation reste très proche de l'impédance théorique quelle que soit la valeur du SoC. Les erreurs $RMSE_{M_k}$ et $RMSE_{P_k}$ définies par le Tableau 3.1 moyennées sur les six SoC sont respectivement de 0.05 % et 0.27 %, démontrant ainsi que la méthode proposée atteint de bonnes performances d'estimation et de poursuite.

Finalement, ces résultats de simulation mettent en évidence les bonnes performances de la méthode proposée. On peut estimer avec précision et suivre en temps réel les variations temporelles de l'impédance électrique d'une batterie. Dans la partie 3.3, la méthode proposée est validée expérimentalement sur une batterie commerciale.

3.2.4 Les paramètres clés pour le tracking en ligne de l'impédance

L'intégration de l'algorithme d'estimation évolutive de l'impédance au sein d'un BMS est un enjeu crucial afin d'améliorer la gestion des batteries. Gardant à l'esprit les contraintes de coût et de simplicité d'implémentation, l'approche développée nécessite uniquement l'électronique nécessaire au contrôle du courant. Cette partie étudie les effets du design électronique sur les performances de l'estimation évolutive de l'impédance basée sur la transformée de Fourier au travers du simulateur de batterie NMC présenté en amont.

La fréquence d'échantillonnage doit au moins respecter le théorème de Nyquist-Shanon [Shannon, 1949]. Un signal SBPA est imposé comme courant d'entrée au simulateur puis répété. La réponse en tension est alors mesurée. Ces deux signaux sont utilisés pour estimer l'impédance évolutive $\hat{Z}_k(f)$ et la comparer à la valeur de l'impédance théorique $Z_{thq}(f)$.

Des bruits de mesure correspondant à des bruits blancs gaussiens sont ajoutés aux signaux de courant et de tension. L'effet de la conversion de l'analogique vers le numérique (CAN) est modélisé par la quantification des signaux mesurés. La manière dont la tension à vide (OCV) est retirée et le nombre de points sur lequel la transformée de Fourier est réalisée sont analysés.

Paramètres	Valeur
Bruit de mesure sur le courant et la tension	Rapport signal sur bruit [25; 18; 10; 4]dB
Paramètres du CAN pour la quantification du courant et de la tension	Nombre de bits [8; 10; 12; 14; 16; 18; 20; 22]
Compensation de l'OCV	avec une tension constante ou avec un modèle linéaire
Nombre de points de la Transformée de Fourier	[128; 256; 512; 1024; 2048]

TABLE 3.3 – liste des paramètres clés et leurs valeurs pour l'étude sur le simulateur.

Chapitre 3. La validation par simulations et par expérimentations

Les paramètres de design synthétisés dans le Tableau 3.3 sont alors appliqués afin de modifier la qualité de l'estimation de l'impédance.

Pour chaque simulation un seul paramètre varie, les autres étant fixés à leurs meilleures valeurs. L'impédance estimée est comparée à la valeur de référence et l'erreur $RMSE_k$, en %, pour le bloc k juste après la convergence, est définie sur la bande fréquentielle B par l'équation (3.1).

Les résultats de cette étude paramétrique montrent que la compensation de l'OCV peut se limiter à la soustraction d'une constante (par exemple la moyenne du signal de la tension) sans aucune dégradation sur l'estimation de l'impédance. Une telle opération est suffisante à condition que la durée du bloc de mesure s'avère courte vis à vis des variations de l'OCV (typiquement de quelques secondes). Pour des durées plus longues, une compensation plus fine de l'OCV implique une régression avec un polynôme d'ordre plus élevé.

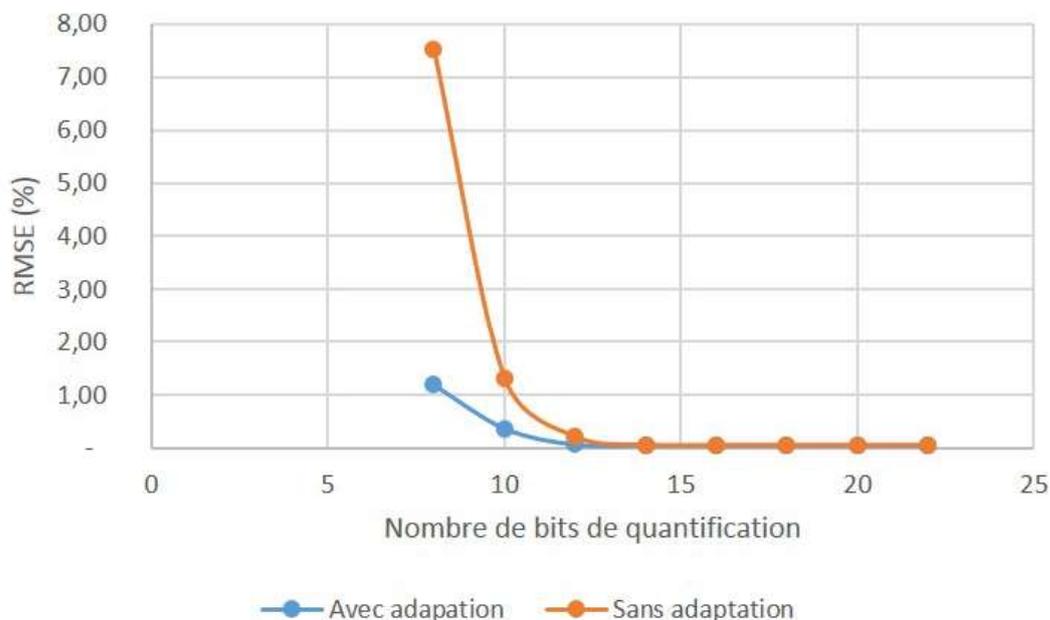


FIGURE 3.5 – influence sur l'erreur d'estimation de l'impédance du nombre de bits de la quantification et de la présence ou non d'un étage d'adaptation.

Les erreurs sur l'estimation de l'impédance dues aux effets des paramètres de design du BMS restent globalement faibles. L'impédance estimée est proche de celle de référence. Toutefois, l'estimation varie plus ou moins autour de la valeur vraie.

Par exemple, la Figure 3.5 expose l'effet du nombre de bits de la numérisation des signaux sur l'estimation de l'impédance. En supposant qu'aucun repliement spectral (opération de filtrage passe-bas) et que la dynamique d'entrée du convertisseur analogique /numérique est

adaptée à la variation de tension mesurée, 10 bits (respectivement 12 bits) de quantification fournissent une erreur inférieure à 1% (respectivement 0.1%) sur l'impédance.

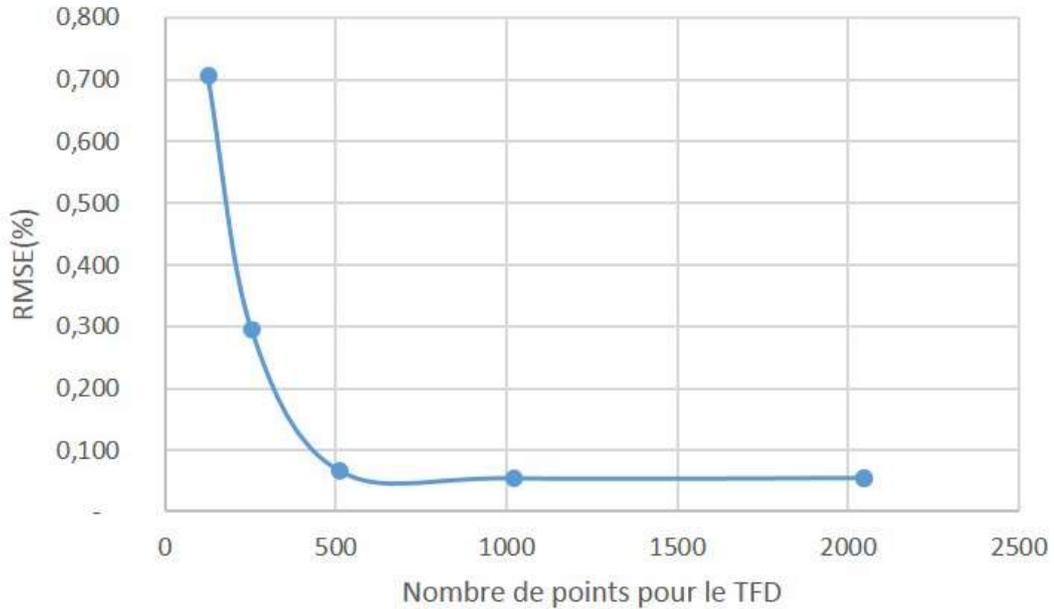


FIGURE 3.6 – influence sur l'erreur d'estimation de l'impédance du nombre de points de TFD.

Cette spécification correspond aux convertisseurs en accord avec le coût de ceux généralement utilisés dans les BMS dédiés au monitoring de la tension des cellules.

Si la dynamique du convertisseur analogique /numérique n'est pas adaptée (comme illustrée dans la Figure 3.5 en orange) à la plage du signal, spécialement à la gamme de tension, au moins deux bits supplémentaires sont nécessaires pour obtenir une précision désirée. Celle-ci est liée au niveau de tension et à la plage du convertisseur. L'ajout d'un étage analogique supplémentaire consacré à l'adaptation de la dynamique d'entrée du convertisseur, même approximatif, est donc essentiel.

De la même manière, l'erreur due au choix du nombre de points de la transformée de Fourier discrète (TFD) illustrée par la Figure 3.6 indique que 512 points sont suffisants pour atteindre une bonne précision ($RMSE_k = 0.1\%$). Ce nombre de points permet de limiter la quantité de mémoire nécessaire pour le suivi, et le temps de calcul, en respectant le choix de la fréquence d'échantillonnage. Des supports classiques tels que des microcontrôleurs de puissance et coût limités peuvent être choisis si la bande fréquentielle d'intérêt et la résolution restent limitées.

Le facteur d'oubli ajuste l'effet de moyennage durant l'estimation, ce qui limite l'impact négatif des bruit de mesure du bruit sur l'estimation. La Figure 3.7 atteste que les erreurs sur l'estimation augmentent avec le niveau du bruit de mesure pour un facteur d'oubli donné.

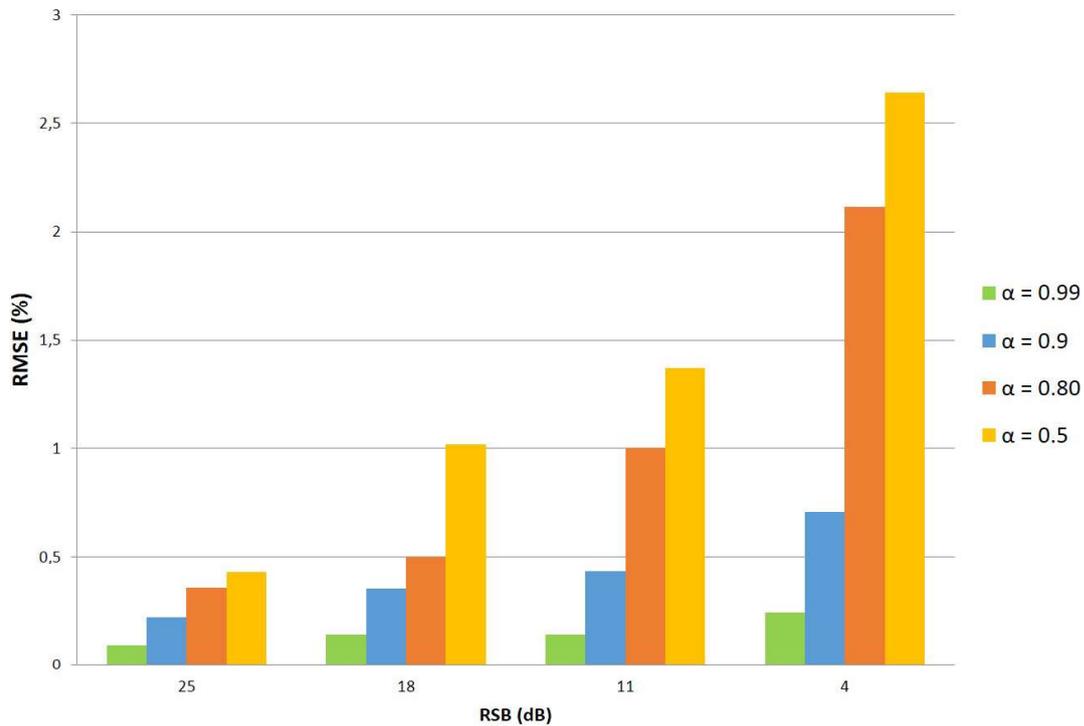


FIGURE 3.7 – effet du facteur d’oubli sur l’erreur $RMSE_k$ de l’estimation de l’impédance pour des signaux bruités.

Ces erreurs diminuent lorsque le facteur d’oubli tant vers 1 pour un rapport signal sur bruit donné, spécialement si le niveau de bruit est fort et requiert un moyennage important.

En conclusion voici un exemple de configuration possible : un microcontrôleur de 32 bits de la famille ARM avec une mémoire flash de 32 Mo, associés à un convertisseur analogique/numérique et une interface de communication CAN peuvent être utilisés.

Fréquence d’échantillonnage	500 Hz
Nombre de points pour la TFD	512 points
Résolution fréquentielle	1 Hz
Temps de calcul pour chaque TFD	62 ms
Temps de calcul pour chaque mise à jour de l’impédance	135 ms
Délai du CAN	20 ms
Mémoire	16 ko

TABLE 3.4 – récapitulatif des paramètres de l’implantation de l’algorithme de l’estimation évolutive de l’impédance sur une plateforme BMS.

L’ensemble des calculs est effectué pendant l’acquisition d’un bloc de données. Le Tableau

3.4 précise le temps de calcul ainsi que la quantité de mémoire nécessaires à l'estimation évolutive de l'impédance. L'impédance est mise à jour toutes les 250 ms, durée d'un bloc avec une erreur de moins de 0.5 % pour l'étude d'une bande fréquentielle allant de 20 à 90 Hz.

Cette étude démontre qu'une électronique conventionnelle de BMS supporte l'algorithme d'estimation évolutive de l'impédance mis en place. Celle-ci requiert un convertisseur d'au moins 10 bits, un étage analogique permettant l'adaptation de la dynamique d'entrée au convertisseur et un microcontrôleur suffisamment puissant en termes de nombre d'opérations et de rapidité d'exécution.

3.3 Les résultats expérimentaux sur la batterie NMC

3.3.1 Le protocole expérimental

Après une charge complète (25°C , un courant constant de $C/2$ soit 1.1 A jusqu'à 4.2 V, suivi d'un maintien de la tension constante pendant 1 h), la batterie réelle est déchargée à un courant de -0.5 A qui correspond à un taux de décharge de $C/4.4$. Tout comme pour le simulateur, ce faible courant de polarisation permet de minimiser la variation de SoC lors des différentes mesures. A chaque chute de 10 % du SoC, une spectroscopie d'impédance électrochimique mono-fréquentielle est tout d'abord réalisée en mode galvano-statique et au courant de polarisation de -0,5 A.

Cette mesure est effectuée via un potentiostat VMP3 de Bio-Logic SAS avec un amplificateur 5 A, associé au logiciel EC-lab (signal d'amplitude de 200 mA, de 1 Hz jusqu'à 1 kHz, espacé de manière logarithme de 10 mesures par décade, 3 mesures par fréquence). Elle permet d'obtenir une impédance de référence $Z_{ref}(f)$ à laquelle seront comparées les impédances estimées par les méthodes à évaluer. La figure 3.2 présente les courbes de référence d'impédance sur un diagramme de Nyquist pour 2 SoC différents.

Suite à cette mesure de référence, le bloc de courant de type SBPA filtré décrit dans le protocole de simulation et centré autour de -0,5 A est ensuite appliqué et répété consécutivement 38 fois, correspondant ainsi à un processus de mesure d'une durée totale de 9.5 s durant lequel le courant et la tension de la batterie sont échantillonnés de manière synchrone à 2500 Hz.

L'impédance de référence $Z_{ref}(f)$ est alors comparée à la méthode d'estimation de l'impédance basée sur un moyennage global ainsi que la méthode évolutive basée sur un moyennage local exponentiel.

3.3.2 La justification du choix de la gamme fréquentielle du signal d'excitation

Le choix de la gamme de fréquence du signal prend en compte deux aspects, d'une part l'information contenue dans la bande, et d'autre part les contraintes expérimentales. La bande

fréquentielle étudiée débute à $F_{min} = 4$ Hz et se termine à $F_{max} = 96$ Hz.

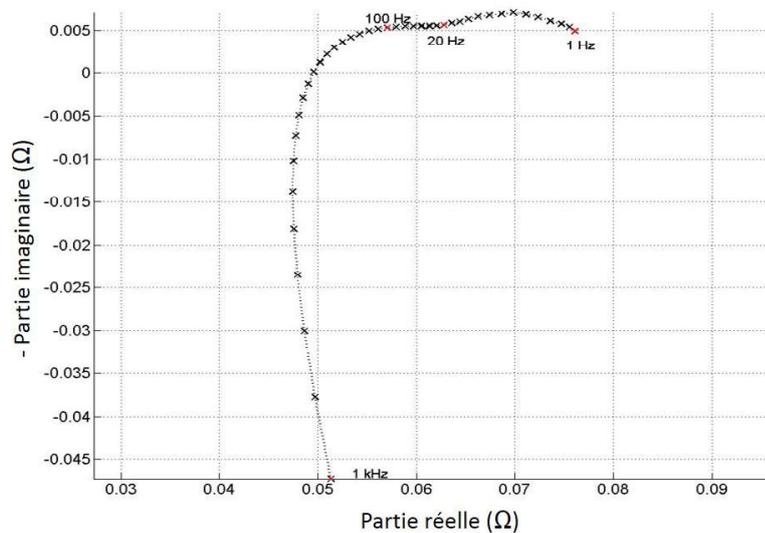


FIGURE 3.8 – diagramme de Nyquist de l'impédance de la batterie 18650 NMC/G sur la gamme 1 kHz-1 Hz, 10 points par décade, 2 mesures par points, 250 mA d'amplitude.

La bande étudiée correspond pour la batterie considérée dans cette étude à la fin du premier demi cercle sur le diagramme de Nyquist de son impédance comme le montre la Figure 3.8. La fin de ce demi cercle permet d'estimer la résistance de transfert de charge qui est lié au SoC, au SoH et à la température interne.

La Figure 3.9 présente l'évolution du module de l'impédance mesurée pour plusieurs fréquences et SoC. En comparant la pente pour les différentes fréquences, on remarque que pour les fréquences extrêmes de 1 kHz et 1 Hz, les pentes sont plus faibles que pour les autres valeurs. Pour ces deux fréquences, l'influence du SoC est limitée alors que pour la bande étudiée [4-96] Hz, l'influence du SoC est plus marquée.

Le choix de la fréquence d'échantillonnage ici fixée à $F_e = 2500$ Hz (en respect du théorème de Nyquist) et le nombre de points autorisé lors d'une acquisition sont limités par le matériel utilisé. Plus F_{max} sera élevé, plus la fréquence d'échantillonnage sera importante. Pour le secteur des transports, on ne dispose pas de longues périodes à puissance stabilisée. Le courant, et la tension varient beaucoup par exemple lors d'un profil de déplacement urbain en voiture. C'est pourquoi les mesures d'impédance doivent être relativement rapides. Afin de conserver un faible temps de mesure, la fréquence minimale étudiée est donc limitée. Si l'on souhaitait estimer l'impédance à 10 mHz par exemple, il faudrait au minimum attendre 10 s, et même plus si on moyenne afin d'affiner l'estimation. Ceci limiterait les cas d'usage à ceux d'un arrêt lié à un feu de circulation ou à un parking. Pour une application de roulage, on ne peut donc pas descendre très bas en fréquence si on veut conserver une mesure rapide, et qui

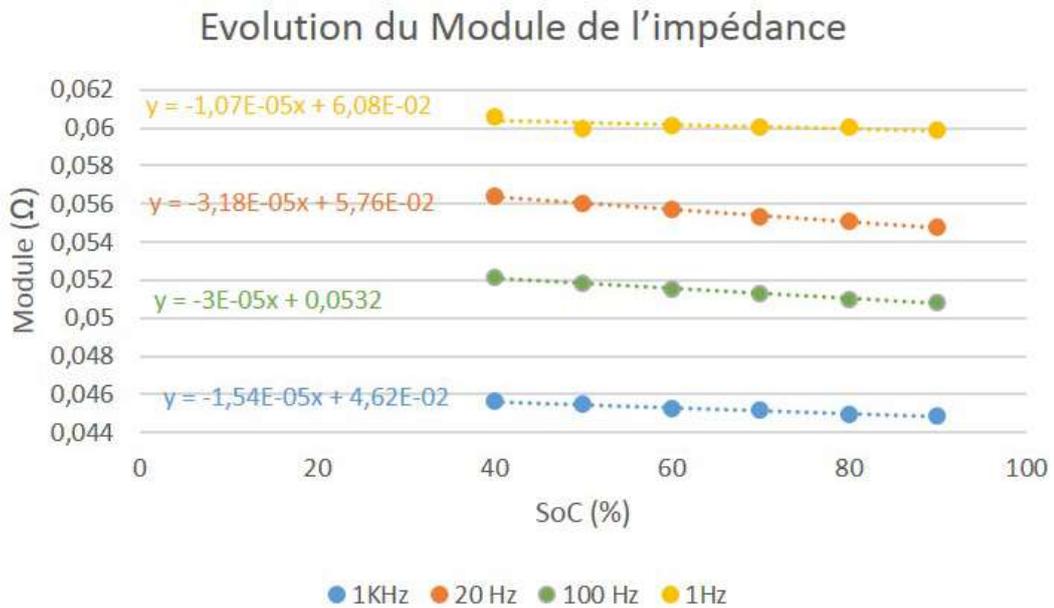


FIGURE 3.9 – évolution du module de l'impédance pour plusieurs SoC et fréquences.

se met régulièrement à jour.

C'est pourquoi un compromis sur la bande fréquentielle étudiée a été fixé à la gamme 4-96 Hz.

Toutefois le potentiostat qui impose le courant à la batterie modifie quelque peu le signal demandé. La bande fréquentielle résultante présente une densité spectrale de puissance uniforme à -3 dB réduite à la bande [20-90] Hz.

3.3.3 Les performances d'estimation

a L'hypothèse LIT

Pendant les 9.5 s qui correspondent à l'envoi de la SBPA, l'évolution du SoC est de 0.06 % confirmant ainsi l'hypothèse que la batterie peut être considérée à chaque mesure par SBPA comme un système LIT (tout au moins à chaque envoi des 9.5 s de SBPA sur la plage d'état de charge comprise entre 90 % et 10 %).

Cette hypothèse cruciale peut être vérifiée par la cohérence spectrale définie dans le chapitre 2. Cette quantité est mise à jour à l'arrivée de chaque nouveau bloc de données, soit tous les 0.25 s, grâce au moyennage exponentiel défini par $\alpha = 0.9$ associé à une fenêtre de Hann.

A chaque fois sur la durée équivalente de moyennage, soit $N = 19$ blocs ou 4.75 s, la cohérence est proche de 1 (supérieure à 0.99) sur l'ensemble de la bande fréquentielle d'intérêt. Cette

valeur importante confirme que durant le processus d'estimation, la batterie se comporte comme un système LIT et que son impédance électrique peut être théoriquement définie par l'équation (1.13) et estimée par l'équation (2.19).

b Estimation de l'impédance pour un SoC de 90 %

La Figure 3.10 représente les résultats sous la forme d'un diagramme de Nyquist obtenu avec une fenêtre de Hann et un facteur d'oubli $\alpha = 0.9$ (soit $N=19$ blocs) ce qui correspond à un temps de réponse à 90 % de 5.21 s et à un temps de moyennage local de 4.75 s. Cette valeur de α a été choisie afin d'assurer un temps de réponse de moins de 9.5 s et de disposer de plusieurs estimations de l'impédance après le temps de réponse.

On remarque sur le diagramme de Nyquist de la Figure 3.10 que l'estimation par moyennage global basée sur l'équation (2.16) est comme attendue très proche de l'estimation obtenue via la spectroscopie d'impédance électrochimique.

Le moyennage exponentiel semble quant à lui moins précis. Ceci peut être expliqué par la taille de la fenêtre temporelle sur laquelle chaque estimateur est moyenné. L'objectif de l'estimation par moyennage global est de moyennner sur l'ensemble des données (soit $N = 38$ blocs correspondant à une durée de 9.5 s) conduisant de fait à de bonnes performances d'estimation. En revanche, l'estimation par la méthode exponentielle est moyennée sur une fenêtre locale plus petite ($\alpha = 0.9$ soit $N = 19$ blocs correspondant à une durée de 4.75 s).

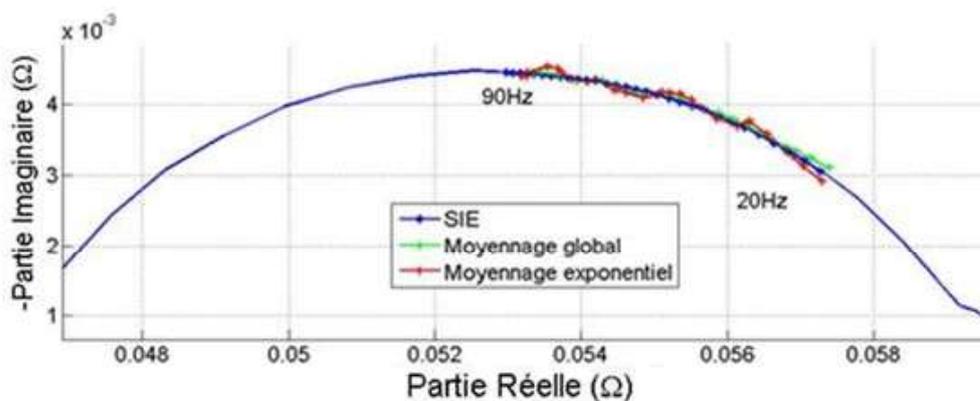


FIGURE 3.10 – diagramme de Nyquist de l'impédance estimée par les trois méthodes entre 20 et 90 Hz.

Les courbes d'erreurs présentées en Figure 3.11 représentent l'évolution temporelle des performances d'estimation de l'indicateur sur un moyennage exponentiel (courbe rouge) et sur un moyennage global (courbe verte).

Comme on peut s'y attendre, l'erreur pour l'algorithme à moyennage global est plus faible que celle obtenue après convergence dans le cas du moyennage exponentiel. Qui plus est, deux phases différentes sont clairement visibles sur la courbe rouge :

3.3. Les résultats expérimentaux sur la batterie NMC

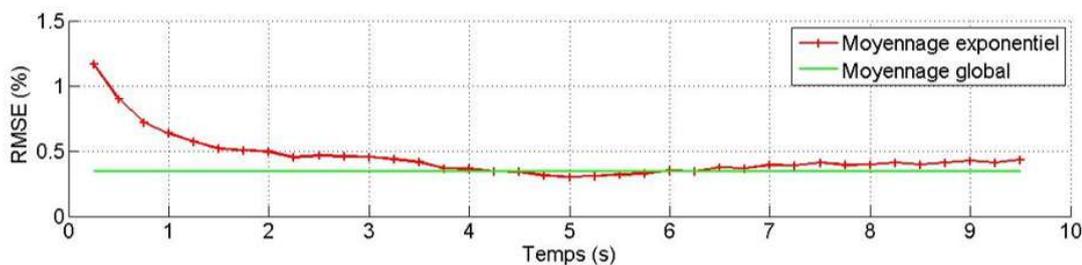


FIGURE 3.11 – courbes d’erreurs (évolution temporelle de la racine de l’erreur quadratique moyenne normalisée).

- une première phase durant laquelle l’erreur décroît et qui correspond au temps de réponse de l’algorithme (durée=5.21 s pour $\alpha = 0.9$),
- une seconde phase après convergence où l’estimée fluctue autour de la valeur de l’impédance mesurée par spectroscopie d’impédance électrochimique.

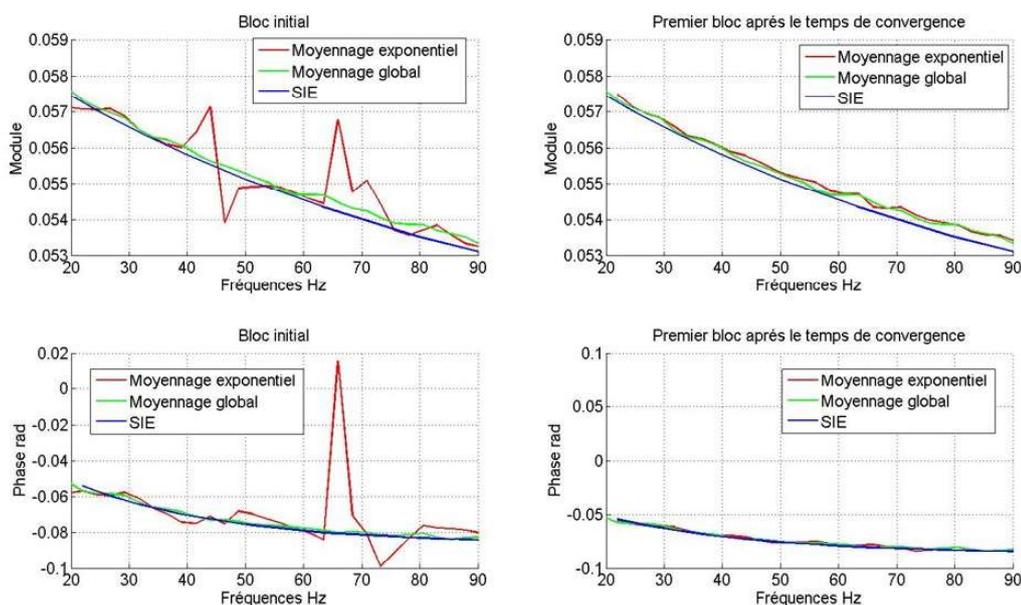


FIGURE 3.12 – différence entre l’estimation initiale et la première estimation après le temps de réponse dans le cas exponentiel (gauche : estimation initiale $t=0,25$ s, droite : première estimation après le temps de réponse $t=5.21$ s, haut : module, bas : phase).

La Figure 3.12 met en exergue la différence de précision entre l’estimation initiale et celle après le temps de réponse. Une fois que la période de convergence de l’algorithme par moyennage exponentiel est achevée, les performances d’estimation deviennent indubitablement plus précises comme l’atteste la forte baisse de l’erreur de la Figure 3.11.

c L'influence du facteur d'oubli

Comme mentionné au chapitre précédent, le paramètre qui gouverne la durée du temps de réponse ainsi que la quantité des fluctuations résiduelles autour de l'erreur finale est le facteur d'oubli α .

La Figure 3.13 et la Figure 3.14 soulignent l'influence de ce paramètre sur l'estimation de l'impédance (Figure 3.13) et la courbe d'erreur de l'algorithme (Figure 3.14).

Pour un facteur d'oubli proche de 1 ($\alpha = 0.9$, courbes rouges), un temps de réponse conséquent de 5.21 s est obtenu. L'erreur d'estimation finale et les fluctuations sont dans ce cas toutes les deux faibles. Pour un facteur d'oubli moins important ($\alpha = 0.5$ courbes noires), le temps de réponse est plus court (0.83 s), mais l'erreur finale d'estimation et les fluctuations augmentent.

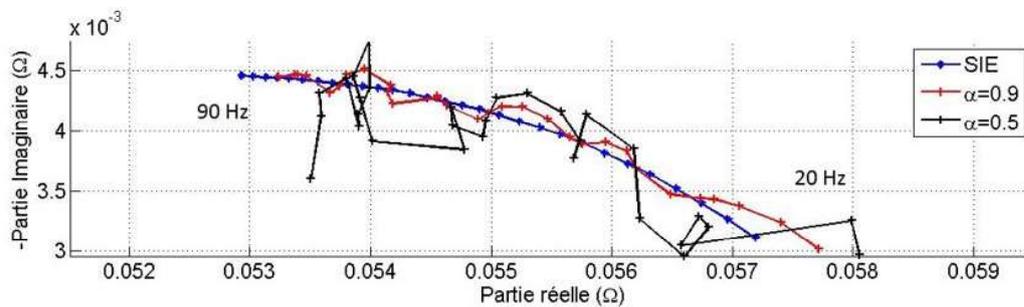


FIGURE 3.13 – diagramme de Nyquist pour $\alpha = 0.9$ (rouge), $\alpha = 0.5$ (noir) et pour de la méthode SIE.

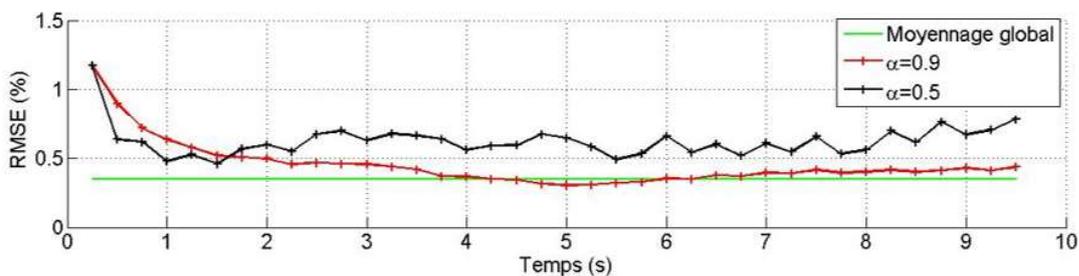


FIGURE 3.14 – courbes d'erreurs pour $\alpha = 0.9$ (rouge), $\alpha = 0.5$ (noir) et l'algorithme par moyennage global (vert).

Ces résultats montrent l'existence d'un compromis entre le temps de réponse obtenu (lié aux capacités de poursuite de l'algorithme) et l'erreur finale d'estimation (liée aux performances d'estimation de l'algorithme).

Ce compromis peut donc être arbitré via le choix de la valeur du facteur d'oubli α . Un faible

facteur d'oubli a pour conséquence un algorithme capable de suivre de fortes variations de l'impédance estimée au cours du temps, avec néanmoins une erreur d'estimation importante. En revanche, un facteur d'oubli proche de 1 conduit à un algorithme capable d'estimer précisément l'impédance de la batterie, cependant il est alors incapable de suivre ses fortes variations temporelles.

3.3.4 L'étude d'une décharge de SoC 90 % à 10 %

Dans cet essai, le facteur d'oubli a été fixé $\alpha = 0.9$ et tous les 10 % de SoC les impédances obtenues par la spectroscopie d'impédance bande étroite sont comparées avec l'estimation par moyennage exponentiel.

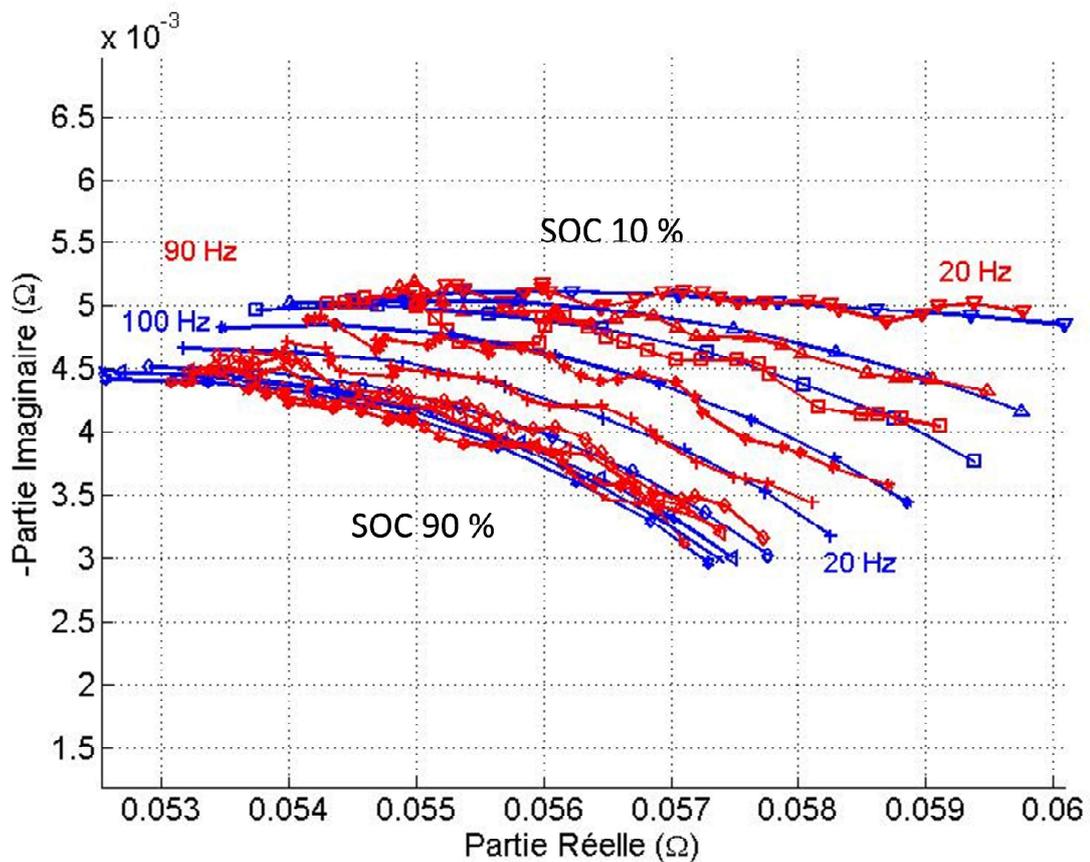


FIGURE 3.15 – diagramme de Nyquist de l'impédance estimée au fil de la décharge de SoC 90 % à SoC 10 % (en bleu : par SIE mono-fréquentielle, en rouge : par moyennage exponentiel avec $\alpha = 0.9$).

La Figure 3.15 présente les résultats sous forme de diagramme de Nyquist. On remarque que pour chaque état de charge, l'estimation obtenue est proche de celle de la spectroscopie d'impédance électrochimique.

Les erreurs correspondantes définies dans le Tableau 3.1, et présentées dans le Tableau 3.5 sur la partie du réelle ($RMSE_{Rk}$) et imaginaire ($RMSE_{Ik}$) de l'impédance sont faibles quelle que soit la valeur du SoC. Dans ce tableau, les erreurs mentionnées sont calculées sur le dernier bloc de données de chaque mesure.

Erreur	Minimum sur 9 SoC	Moyenne sur 9 SoC	Maximum sur 9 SoC
$RMSE_{Rk}$ (%)	0.0006	0.0009	0.0018
$RMSE_{Ik}$ (%)	0.016	0.033	0.047

TABLE 3.5 – erreur finale d'estimation moyennée sur 9 SoC.

En conclusion, quel que soit le SoC, la méthode proposée atteint de bonnes performances d'estimation.

3.3.5 L'étude de répétabilité

Afin de vérifier la répétabilité des mesures effectuées, l'expérimentation a été reproduite lors de cinq cycles de charge et décharge. La répétabilité de la méthode proposée a été évaluée et comparée à celle de la spectroscopie d'impédance électrochimique mono-fréquentielle.

a La répétabilité de la spectroscopie d'impédance électrochimique

Dans cette partie, l'objectif est de quantifier la répétabilité de la spectroscopie d'impédance électrochimique mono-fréquentielle, à titre de référence. C'est pourquoi pour chaque SoC, on calcule la moyenne des 5 estimations de l'impédance via l'équation (3.3) ainsi que leur écart-type par l'équation (3.4).

$$Z_m^{sie}(f, SoC) = \frac{1}{5} \sum_{i_{dech}=1}^{i_{dech}=5} Z_{i_{dech}}^{sie}(f, SoC) \quad (3.3)$$

$$Z_{std}^{sie}(f, SoC) = \sqrt{\frac{1}{4} \sum_{i_{dech}=1}^{i_{dech}=5} |Z_{i_{dech}}^{sie}(f, SoC) - Z_m^{sie}(f, SoC)|^2} \quad (3.4)$$

où $Z_{i_{dech}}^{sie}$ est l'estimateur de l'impédance pour un SoC, Z_m^{sie} correspond à l'impédance moyennée et Z_{std}^{sie} à l'écart-type de celle-ci.

La Figure 3.16 représente pour plusieurs SoC le diagramme de Bode du module et de la phase de l'impédance moyenne notée Z_m , ainsi que l'écart-type obtenu. A chaque SoC corres-

pond un module clairement distinct des autres, alors qu'un point d'inflexion est visible sur la phase aux alentours de 25 Hz.

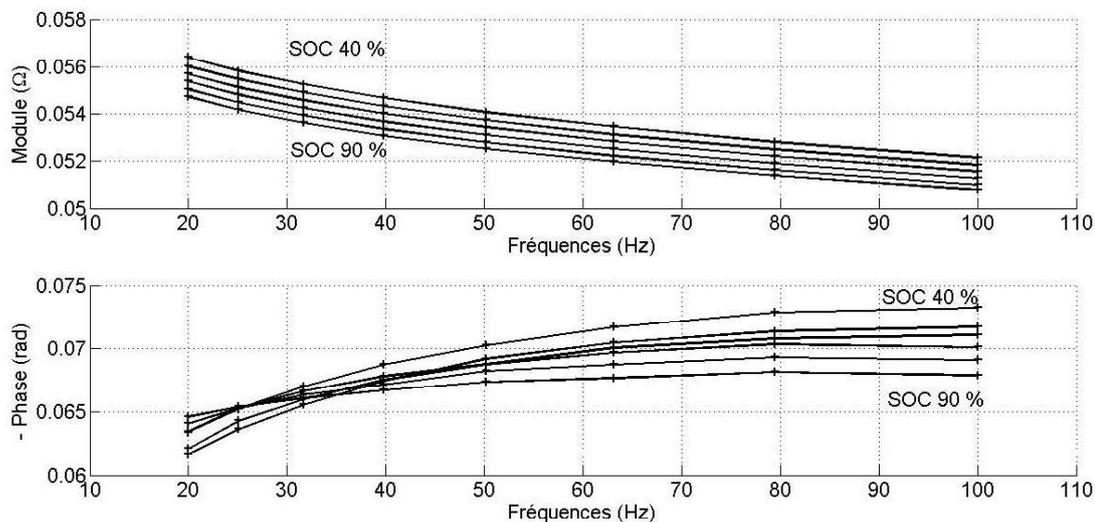


FIGURE 3.16 – diagramme de Bode de l'impédance moyenne obtenue sur 5 décharges pour 6 valeurs de SoC à l'aide de la spectroscopie d'impédance mono-fréquentielle (haut : module, bas : phase).

L'écart-type relatif par rapport à la moyenne sur le module est inférieur à celui sur la phase, toutefois dans les deux cas ces quantités restent inférieures à 1,2 %, ce qui montre une bonne répétabilité de cette méthode de mesure. Après avoir quantifiée la répétabilité de la spectroscopie d'impédance électrochimique mono-fréquentielle, celle de la méthode évolutive est évaluée.

b La répétabilité de la méthode par moyennage exponentiel

Pour chaque SoC, dès le temps de réponse passé, les cinq estimations obtenues par la méthode par moyennage exponentiel sont moyennées et l'écart type correspondant est calculé suivant respectivement l'équation (3.5) et (3.6).

$$Z_m(f, SoC) = \frac{1}{5} \sum_{i_{dech}=1}^{i_{dech}=5} \hat{Z}_{i_{dech}}(f, SoC) \quad (3.5)$$

$$Z_{std}(f, SoC) = \sqrt{\frac{1}{4} \sum_{i_{dech}=1}^{i_{dech}=5} |\hat{Z}_{i_{dech}}(f, SoC) - Z_m(f, SoC)|^2} \quad (3.6)$$

Chapitre 3. La validation par simulations et par expérimentations

avec $\hat{Z}_{i_{dech}}(f, SoC)$ l'estimateur de l'impédance sur l'ensemble des fréquences mis à jour après le temps de réponse, $Z_m(f, SoC)$ l'impédance moyennée sur 5 cycles et $Z_{std}(f, SoC)$ son écart-type.

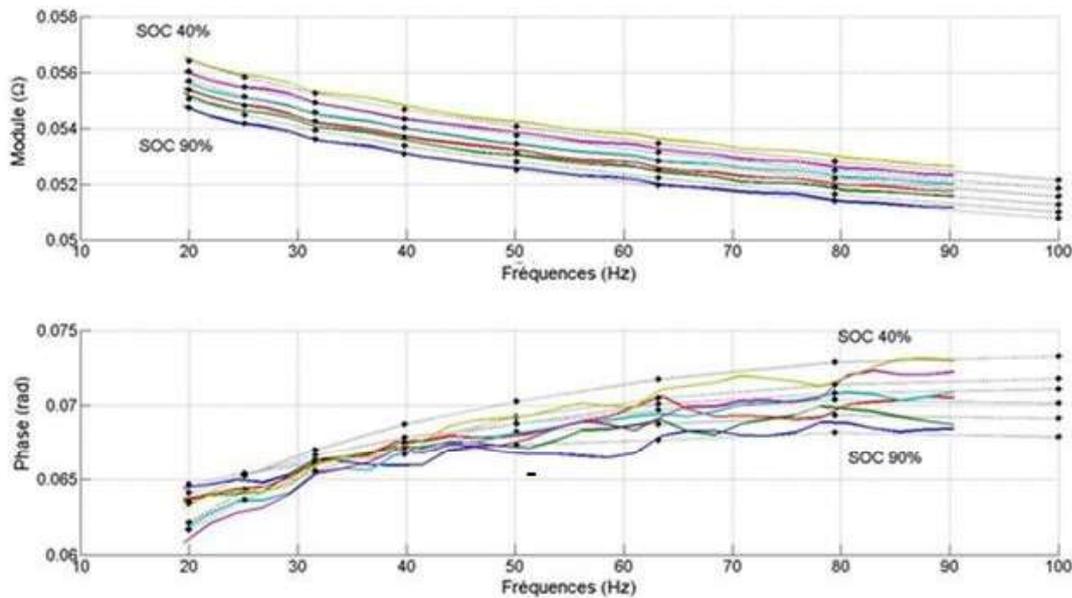


FIGURE 3.17 – diagramme de Bode, noir : référence SIE mono-fréquentielle, couleurs : méthode par moyennage exponentielle (haut : module, bas : phase).

Les résultats sont présentés dans le diagramme de Bode de la Figure 3.17 pour plusieurs niveaux de SoC. Les mesures de référence obtenues précédemment par spectroscopie d'impédance électrochimique sont tracées en pointillés par souci de comparaison. Sur le module il est facile de suivre l'évolution de l'impédance au cours de la décharge. La phase comporte davantage de variations, localisées à quelques fréquences. Une fois encore un point d'inflexion peut être discerné avec cependant plus de difficultés que sur la figure 3.16 à cause des fluctuations présentes sur les estimations obtenues.

Le biais entre l'estimation par le moyennage exponentiel et la spectroscopie d'impédance électrochimique mono-fréquentielle est calculé. Pour chaque valeur de SoC, le biais relatif par rapport à la la spectroscopie d'impédance électrochimique mono-fréquentielle obtenu sur le module (respectivement sur la phase) est inférieur à 1 % (respectivement à 2 %). L'écart-type par rapport à la moyenne est inférieur à 0,1 % pour le module et à 1 % pour la phase. L'influence du SoC et de la fréquence sur l'estimation de l'impédance est détaillée en annexe B. Il est du même ordre de grandeur que celui évalué pour la spectroscopie d'impédance électrochimique mono-fréquentielle.

Sur la figure 3.17, l'évolution du module de l'impédance estimée par la méthode évolutive est très proche de celle de la SIE mono-fréquentielle. Dans ces conditions de température

3.4. L'application de l'estimation évolutive de l'impédance sur la batterie d'une drone

et de vieillissement, l'impédance permet un suivi précis de l'état de la batterie au cours de la décharge. Avec un écart type par rapport à la moyenne sur le module de moins de 0.1 %, l'impédance permet ici de suivre l'évolution précise du SoC de la batterie.

En revanche, l'évolution de l'estimation de la phase à une fréquence précise (Figure 3.17) bien qu'elle suit les tendances de la SIE mono-fréquentielle, est plus approximative et par conséquent compliquée par exemple la lecture de l'influence du SoC. La méthode évolutive peut donc être considérée tout aussi répétable que la méthode par la spectroscopie d'impédance électrochimique mono-fréquentielle, tout en présentant un temps de réponse beaucoup plus court.

3.4 L'application de l'estimation évolutive de l'impédance sur la batterie d'une drone

3.4.1 Le contexte

La méthode d'estimation évolutive de l'impédance a été validée par les expérimentations précédentes réalisées sur la batterie NMC. Elle peut désormais être testée dans un cas applicatif concret. L'application choisie concerne l'utilisation des drones, où la surveillance et la gestion des batteries sont primordiales (par exemple pour la livraison de colis ou la délivrance de produits agricoles). L'objectif est ici de suivre l'évolution temporelle de l'impédance d'une batterie au cours d'un vol stationnaire de drone. Les essais se déroulent sur une batterie Li-Po 3S (12.2 V de tension nominale) de capacité 2200 mAh d'un drone quadri rotors DJI Phantom représenté sur la Figure 3.18 et dont les caractéristiques techniques sont résumées dans le Tableau 3.6.



FIGURE 3.18 – drone DJI Phantom (à gauche), batterie 2200 mAh Phantom (à droite).

La Figure 3.19 présente le diagramme de Nyquist obtenu par spectroscopie d'impédance électrochimique mono-fréquentielle entre 0.1 et 1 000 Hz sur la batterie Lithium ion Li-Po. On distingue en magenta la zone fréquentielle (20 - 90 Hz) que l'on étudie par la suite.

Chapitre 3. La validation par simulations et par expérimentations

Type de batterie	Lipo 3S	Capacité de la batterie	2.2 Ah
Tension	10.8V 12.6V	Intensité maximale de décharge	30 A
Température de fonctionnement	$[-10, 50]^{\circ}C$	Durée de fonctionnement	[10,15] min
Masse à vide	670 g	Masse des batteries	130 g
Vélocité angulaire maximale	$200^{\circ}C/s$	Vitesse horizontale maximale	$10 m.s^{-1}$
Vitesse verticale maximale	$6 m.s^{-1}$	Type de moteur	4 moteurs brushless

TABLE 3.6 – caractéristiques techniques du drone Phantom.

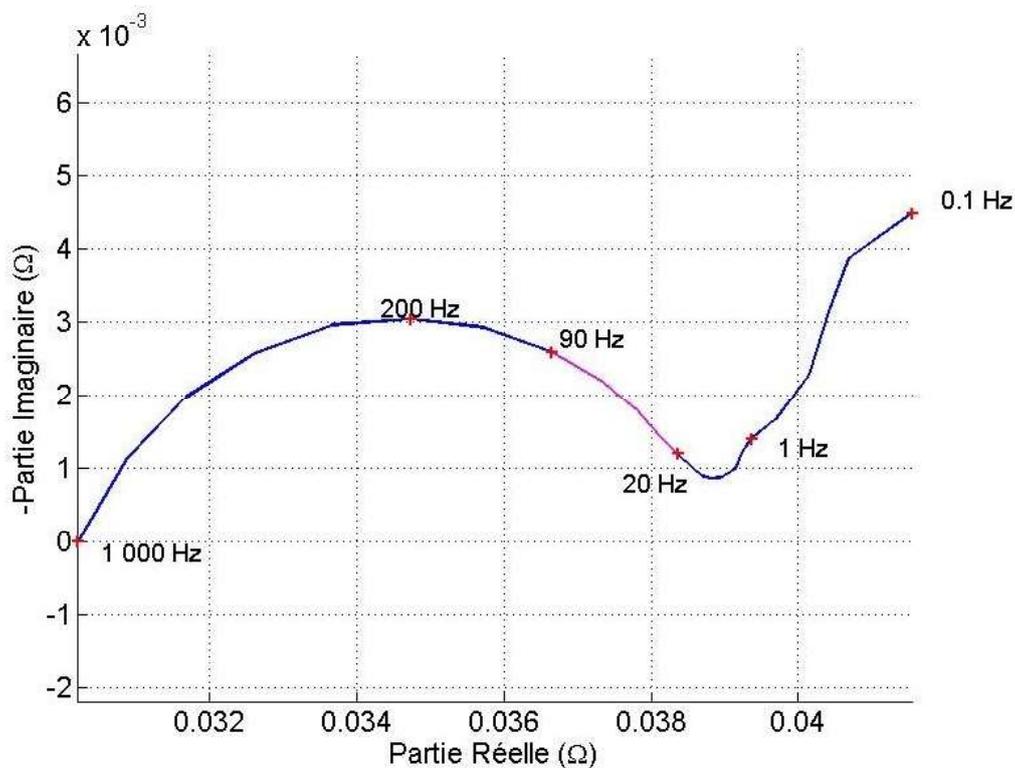


FIGURE 3.19 – diagramme de Nyquist de l'impédance estimée par SIE mono-fréquentielle pour un SOC de 90 % pour la batterie Li-Po (bleu : de 0.1 à 1 000 Hz, magenta de 20 à 90 Hz).

Dans un premier temps, les profils de courant et de tension lors d'un vol stationnaire (décollage / stabilisation / atterrissage) du drone en extérieur sont enregistrés grâce à un système d'acquisition multivoies à 24 bits OROS (OR36) connecté au drone par quatre câbles coaxiaux. Trois de ses câbles permettent la mesure directe de la tension aux bornes de chaque cellule de la batterie. Le quatrième câble permet la mesure de la tension aux bornes d'une résistance de $50 m\Omega$ mise en série à la sortie de la borne positive de la batterie afin d'accéder à une image du courant que le drone utilise. La Figure 3.21 montre l'équipement nécessaire afin de mesurer le

3.4. L'application de l'estimation évolutive de l'impédance sur la batterie d'une drone

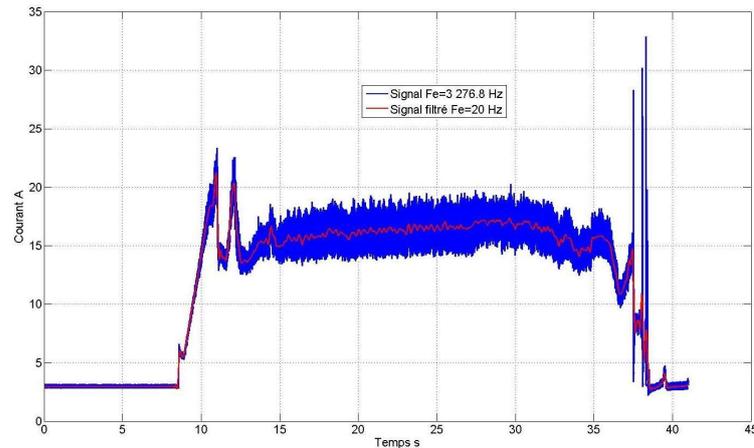


FIGURE 3.20 – profil du courant pour un vol stationnaire du drone.

profil du courant et de la tension de la batterie du drone lors de son utilisation. Pendant le vol, la température de surface de la batterie est également mesurée, celle-ci augmente de moins de 2°C par essai.

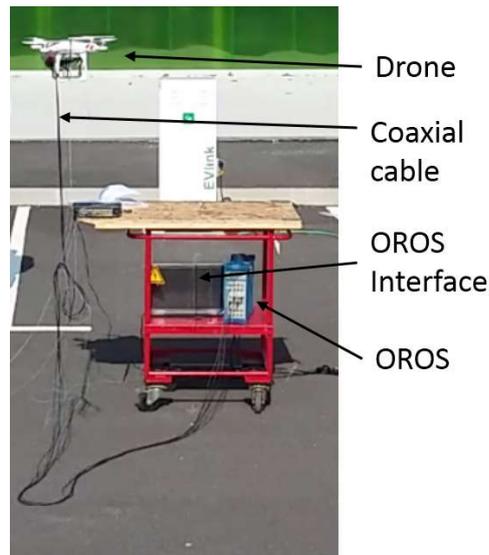


FIGURE 3.21 – instrumentation pour la mesure d'impédance sur la batterie d'un drone.

Le profil de courant de décharge présenté à la Figure 3.20 est un exemple des signaux caractéristiques du vol stationnaire du drone. On dispose ainsi d'un profil de vol stationnaire échantillonné à 3277 Hz (signal bleu). Il est ensuite filtré à l'aide d'un filtre passe bas de fréquence de coupure $f_c = 5$ Hz afin d'éliminer les perturbations réseaux (harmoniques de 50 Hz). Le signal est ensuite sous-échantillonné à 20 Hz (signal rouge) afin de limiter son nombre de points et pouvoir être rejoué sur le banc potentiostat.

3.4.2 Le protocole et les résultats expérimentaux pour l'identification dans un contexte passif

L'objectif est ici d'estimer de manière évolutive l'impédance de la batterie en exploitant uniquement le profil original de courant et de tension de l'application. L'identification s'effectue donc dans un contexte passif, et par conséquent l'impédance ne peut être estimée qu'aux fréquences naturelles présentes au sein du profil de l'application.

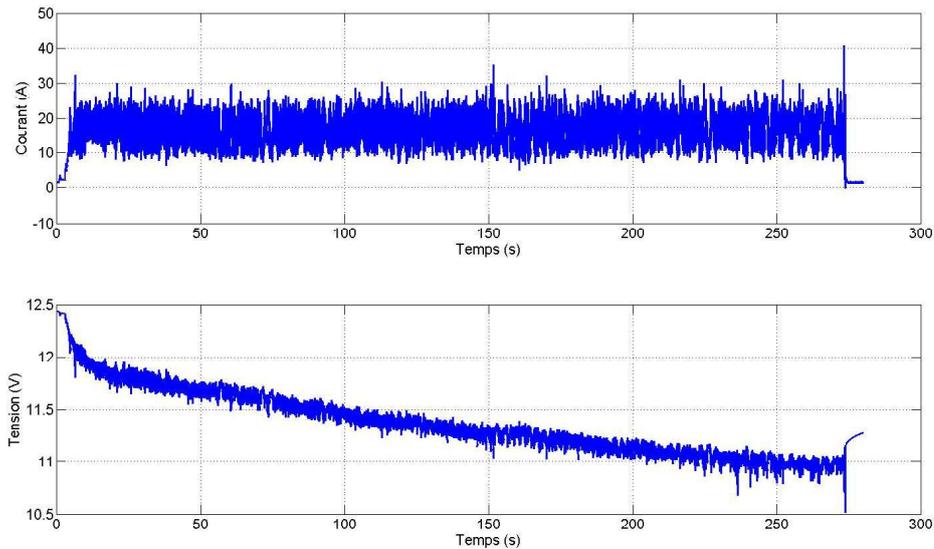


FIGURE 3.22 – profil du courant et de tension pour un vol complet de drone.

La Figure 3.22 présente le profil de courant et de tension d'un exemple de vol complet d'un drone. Trois étapes sont facilement distinguables :

- le décollage (les 10 premières secondes),
- le vol en lui même (au milieu),
- puis l'atterrissage (les 10 dernières secondes).

L'algorithme d'estimation évolutive basé sur la transformée de Fourier est appliqué à ce profil.

Le profil du drone pendant un vol comporte naturellement certaines composantes fréquentielles. Afin de distinguer les fréquences auxquelles l'impédance peut être correctement estimée, la cohérence spectrale des signaux de courant et de tension est calculée et mise à jour à chaque nouveau bloc de données acquis. Si la cohérence dépasse un certain seuil, proche de 1, le système peut alors être considéré comme LIT durant le temps de moyennage équivalent,

3.4. L'application de l'estimation évolutive de l'impédance sur la batterie d'une drone

et ceci valide l'estimation de l'impédance à ces fréquences. Le seuil est ici fixé dans cette application à 0.99, et seules les estimations dont la cohérence dépasse ce seuil sont exploitées et mises à jour. Pour les bandes fréquentielles où la cohérence est inférieure au seuil, la dernière valeur correctement estimée est conservée, sinon cette valeur est mise à jour.

Si le facteur d'oubli contrôle le compromis entre la vitesse de convergence, et la capacité de poursuite de l'algorithme, il intervient aussi dans l'estimation de la cohérence. Ainsi la Figure 3.23 illustre l'influence de ce facteur sur l'estimateur de la cohérence, dont la valeur est codée en niveaux de couleur. Par souci de clarté toutes les valeurs inférieures à 0.95 sont ramenées à cette limite.

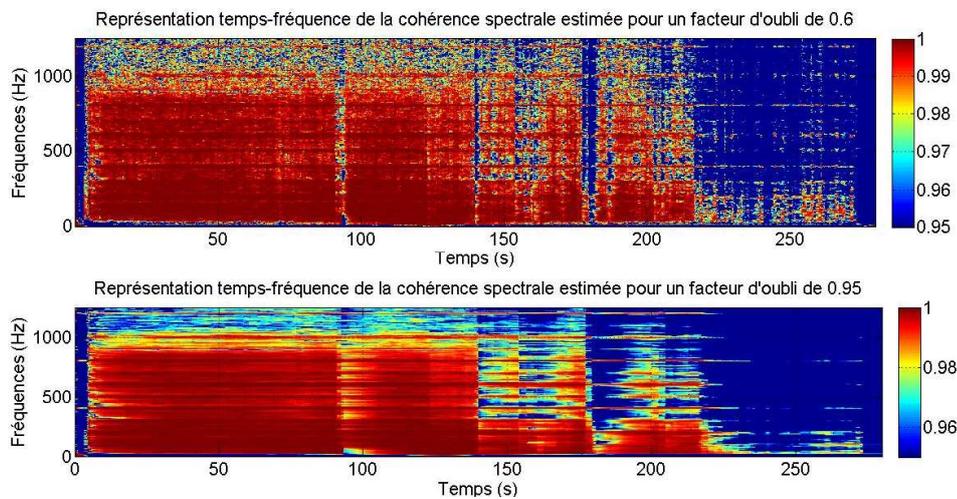


FIGURE 3.23 – évolution temps-fréquence de la cohérence spectrale estimée pour deux valeurs de facteur d'oubli.

Plus le facteur d'oubli est important, moins la cohérence estimée est sensible aux perturbations ($t < 100$ s) de durée faible. A l'inverse elle est très sensible aux longues perturbations (par exemple à $t = 180$ s). Ce constat s'explique du fait qu'un facteur d'oubli élevé implique un moyennage important, l'historique des sollicitations compte alors davantage.

Le choix du facteur d'oubli est donc un élément important pour cet algorithme. Il contrôle le temps de réponse de l'estimation, sa capacité de poursuite, et la fréquence des mises à jour de l'estimation de l'impédance.

La Figure 3.24 détaille la mise à jour de l'estimation de l'impédance selon la fréquence dans le cas où le facteur d'oubli est fixé à 0.9. En d'autres termes, cette figure exprime en pourcentage, le nombre de fois où l'estimation de l'impédance à chaque fréquence est mise à jour. Certaines bandes fréquentielles comme celle de 60 à 300 Hz sont particulièrement excitées. Cette bande correspond au premier cercle sur le diagramme de Nyquist de la batterie (Figure 3.19). L'estimation de l'impédance sur cette bande peut être mise à jour pendant plus de la moitié de la durée du vol. Cette étendue fréquentielle permet donc d'effectuer un suivi régulier de l'impédance.

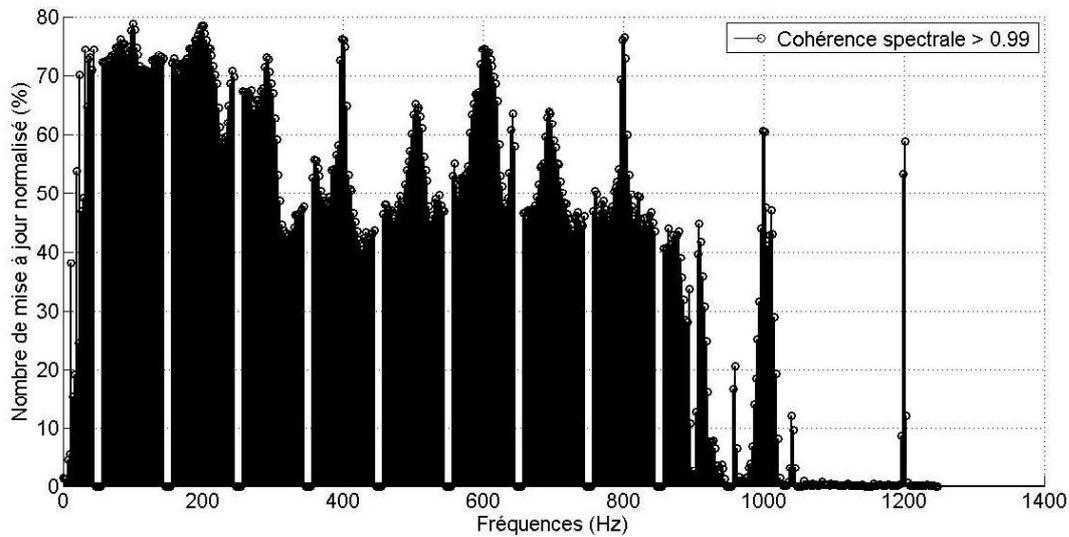


FIGURE 3.24 – actualisation, selon la fréquence, de l’estimation de l’impédance dans le cadre d’une estimation passive de l’impédance.

La Figure 3.25 illustre le suivi de l’estimation de l’impédance de la batterie pendant le vol d’un drone. Au cours des 280 s du vol, la variation de SoC est d’environ 55 %. Entre la première estimation au début du vol et la dernière à la fin du vol, la variation de l’impédance est clairement visible sur le module et la phase. Le module perd 2 à 3 dB et la phase gagne presque 5 °.

Pour une application du type drone, le contexte passif est à privilégier. En effet vu qu’aucun signal n’est ajouté, aucune électronique supplémentaire n’est nécessaire, ce qui est un gain à la fois en termes de coût mais aussi de poids et d’encombrement. De plus, dans le cas présent, une utilisation simple du drone est suffisamment riche en fréquence pour estimer l’impédance sur une large étendue.

3.4. L'application de l'estimation évolutive de l'impédance sur la batterie d'une drone

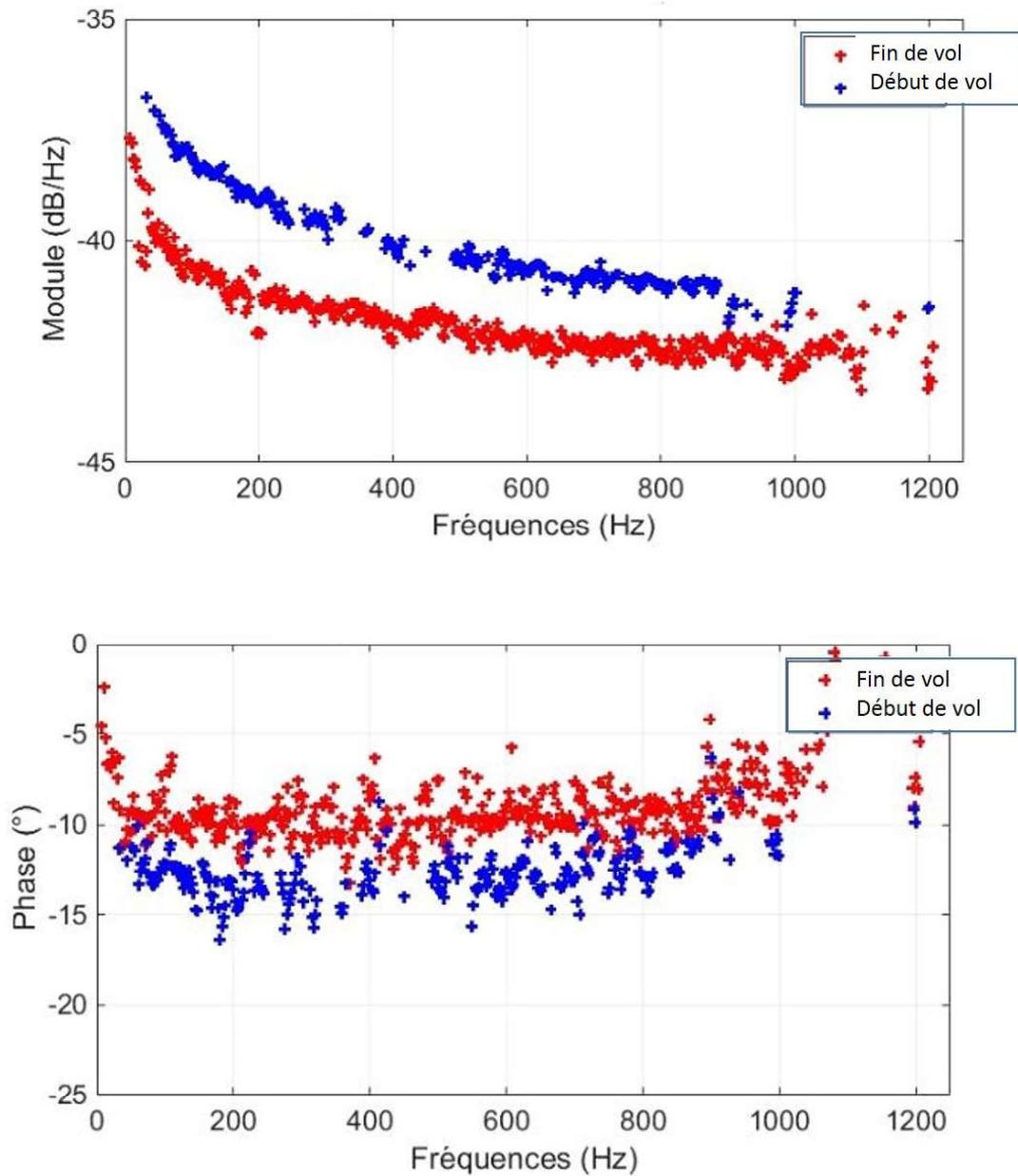


FIGURE 3.25 – évolution de l'impédance estimée sur un diagramme de Bode(en haut : le module, en bas : la phase) dans le cas passif.

3.4.3 Le protocole expérimental pour l'identification dans un contexte actif

L'estimation de l'impédance sur la batterie d'un drone est également testée dans le cadre de l'identification active. Cette approche peut être utilisée si l'utilisateur souhaite estimer l'impédance à une fréquence ou bande fréquentielle spécifique, qui n'est peut être pas natu-

rellement présente dans le profil d'utilisation courante de l'application.

La batterie utilisée est toujours la Li-Po / Graphite Phantom de 2.2 Ah du drone. Les mesures sont effectuées dans une enceinte thermique à 25 °C par un potentiostat VMP3 de Bio-Logic SAS associé au logiciel Ec-lab, avec un amplificateur de 20 A / 20 V est choisi.

Après une charge complète à 3 A suivant les recommandations du constructeur afin d'atteindre une tension de 12.6 V, un maintien de cette tension pendant 30 min est réalisé. Une période de repos de 30 min a été systématiquement appliquée avant la décharge pour permettre à la température de la batterie de se stabiliser à 25 °C. On décharge ensuite la batterie en appliquant le profil de vol stationnaire du drone, légèrement modifié afin d'y inclure une excitation SBPA.

Le profil de courant de décharge est normalisé pour respecter les limites de l'amplificateur. Suite à la mise à échelle, la zone stationnaire du courant de décharge se situe autour de 15 A. Pendant la partie stationnaire, on coupe le signal et on applique un signal SBPA centré sur ce courant de décharge, encadré par deux spectroscopies d'impédance électrochimique monofréquentielle en mode galvanostatique (potentiostat VMP3 de Bio-logic, avec Eclab) telles que :

- les paramètres de la spectroscopie d'impédance électrochimique sont un courant d'amplitude ± 250 mA, d'une durée de 15 s, 2 mesures par fréquence, étendue fréquentielle 10 à 100 Hz avec 10 points par décade,
- le signal large bande consiste en un bloc de SBPA filtré de 0.25 s précédemment utilisé, d'amplitude ± 200 mA, répété 79 fois soit durant 20 s, couvrant une bande fréquentielle de [20-90] Hz.

La Figure 3.26 présente le profil de courant adapté utilisé afin de suivre l'évolution de l'impédance. Le Tableau 3.7 présente la durée et la variation de SOC pour les SIE et pour la SBPA. L'ensemble des sollicitations engendre une variation de SOC de plus de 9 %. On s'éloigne ainsi de l'hypothèse d'invariance dans le temps du système au cours de la mesure. La méthode d'estimation sous hypothèse de variance dans le temps de l'impédance est donc ici d'autant plus pertinente.

3.4.4 L'estimation de l'impédance de la batterie d'un drone dans un contexte d'estimation actif

Le facteur d'oubli α a été fixé à 0.9 soit N=19 blocs de données correspondant à un temps de moyennage équivalent de 4.75 s et un temps de réponse à 90 % de 5.21 s. La fenêtre de

3.5. L'estimation de l'impédance à l'aide de la transformée en ondelettes

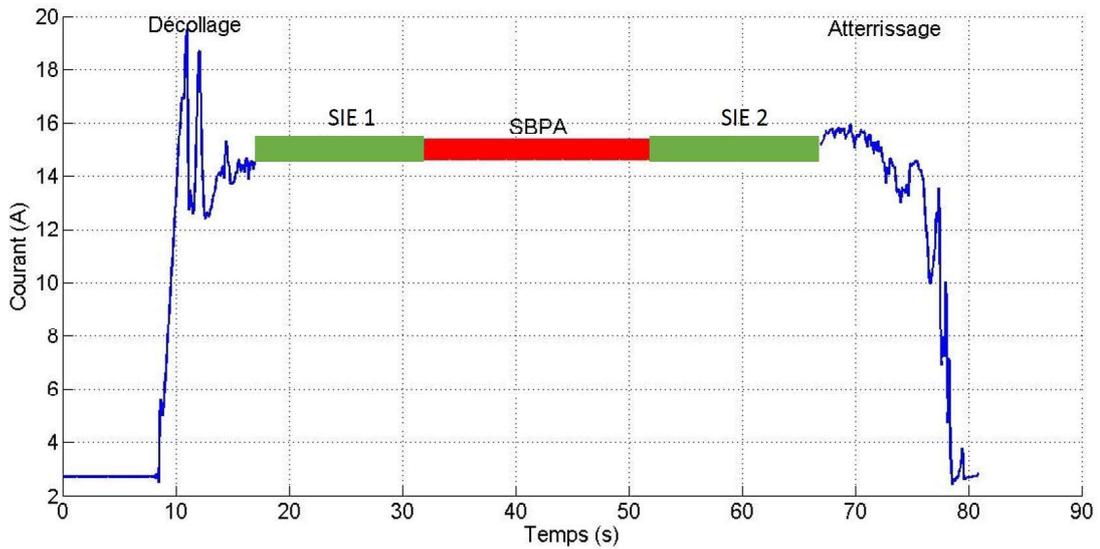


FIGURE 3.26 – profil du courant de décharge appliqué à la batterie.

	Durée s	Variation de SoC %
Un bloc de SBPA	0.25	0.05
19 blocs de SBPA	4.75	0.66
SBPA répété	20	3.79
SIE	15	2.84
2 SIE+ SBPA	50	9.47

TABLE 3.7 – durées des mesures et variations de SoC correspondantes.

pondération utilisée reste la fenêtre de Hann. La variation de SoC correspondante est de 0,9 %. Sur la Figure 3.27, l'évolution de l'impédance lors du vol stationnaire est clairement visible.

L'estimation obtenue par la méthode proposée est bien encadrée par les deux impédances de référence obtenues par spectroscopie d'impédance électrochimique mono fréquentielle. En effet au fil de la décharge l'estimation par moyennage exponentiel se rapproche de la deuxième spectroscopie d'impédance électrochimique. Le moyennage exponentiel permet donc ici de suivre les variations de l'impédance de la batterie au cours de la décharge. L'impédance ainsi estimée au cours du temps permet de suivre l'état de la batterie. Dans le chapitre quatre, cette estimation est utilisée afin de remonter à des indicateurs d'état du système.

3.5 L'estimation de l'impédance à l'aide de la transformée en ondelettes

Nous proposons ici d'étudier l'approche basée sur la transformée en ondelettes dédiée à l'étude des phénomènes de longue dépendance sur un simulateur de CPE.

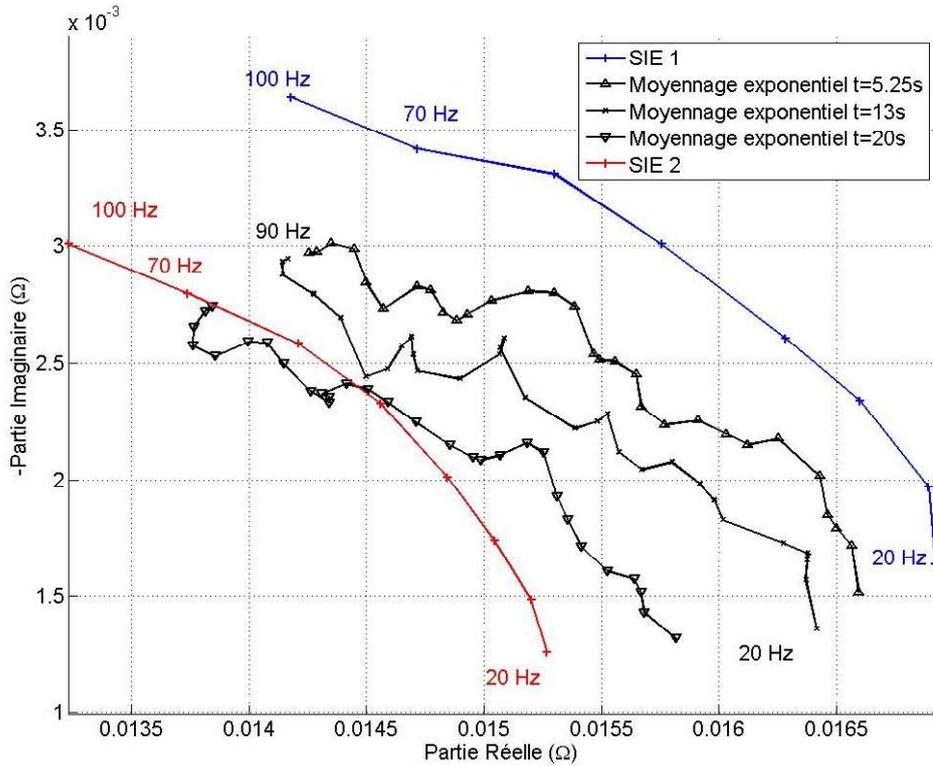


FIGURE 3.27 – diagramme de Nyquist représentant l'évolution de l'impédance de la batterie estimée au cours de la décharge.

3.5.1 Le circuit équivalent de CPE

L'impédance du CPE est décrite par une loi de puissance dépendant de la fréquence qui caractérise les phénomènes de longue dépendance. Cette loi est précisée par l'équation (1.15) avec Q la constante, et p l'exposant du CPE. L'exposant peut prendre des valeurs non-entières comprises entre 0 et 1.

Le simulateur de CPE requiert par conséquent une dérivation non-entière. Cette dernière est réalisée en généralisant le principe de la dérivation entière classique. Le simulateur de CPE développé repose sur la définition de Gundwald-Letnikov [Ortigueira and Coito, 2004] de la dérivation non entière. Cette déviation non entière est ici simulée par un filtre à réponse impulsionnelle finie avec $N = 10000$ coefficients. Il permet de simuler la dérivation non-entière ainsi qu'une estimation de l'impédance jusqu'à 0.1 mHz.

Dans le domaine de la transformée en z , un CPE simulé prend donc la forme de l'équation (3.7) avec f_e la fréquence d'échantillonnage des signaux.

$$Z_{simuCPE}(z) = \frac{1}{Q f_e^p (1 + \sum_{k=0}^N (-1)^k \binom{N}{k} z^k)} \quad (3.7)$$

avec

- $\binom{N}{k}$ combinaison de k parmi n

Les valeurs théoriques des paramètres du CPE sont choisies arbitrairement respectivement égales à 0.601 pour l'exposant p et à $5.181 \text{ Fcm}^{-2}\text{s}^{p-1}$ pour la constante Q , en accord avec les valeurs de la batterie Lithium ion NMC étudiée dans la partie expérimentale.

3.5.2 Le protocole

Afin d'étudier les phénomènes de longue dépendance modélisés par la fonction de transfert d'un CPE, l'impédance est estimée d'une part grâce à la transformée de Fourier à court terme et d'autre part via la transformée en ondelettes.

Pour commencer l'étude des phénomènes de longue dépendance un courant $i(t)$ correspondant à un bruit blanc gaussien est imposé en entrée du simulateur. La tension en sortie $u(t)$ est enregistrée. Des bruits de mesure simulés par des bruits blancs gaussiens sont ajoutés à $i(t)$ et $u(t)$ avec un rapport signal sur bruit de 10 dB. Les deux signaux sont échantillonnés à $f_e = 10 \text{ Hz}$.

Les deux approches sont comparées pour 4 périodes de temps de mesure différentes $T_1 = 100 \text{ s}$, $T_2 = 200 \text{ s}$, $T_3 = 600 \text{ s}$, $T_4 = 3600 \text{ s}$. La Figure 3.28 montre un exemple des tracés temporels et fréquentiels du signal choisi pour T_2 .

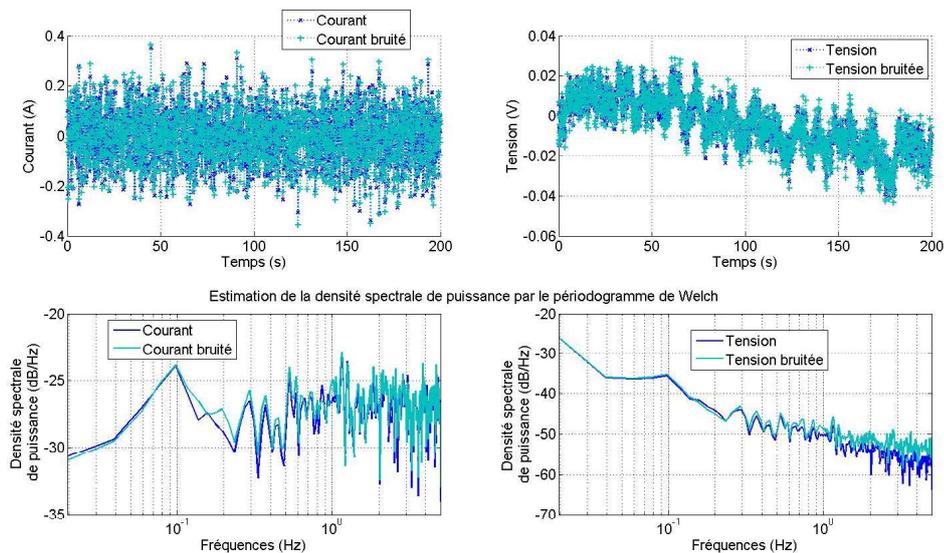


FIGURE 3.28 – exemple de signaux d'entrée et de sortie du simulateur de CPE (haut : tracés temporels, bas : tracés fréquentiels).

Chapitre 3. La validation par simulations et par expérimentations

Pour la méthode basée sur la transformée de Fourier à court terme, le signal est divisé en blocs de 100 s permettant d'estimer ainsi l'impédance jusqu'à 0.01 Hz. Pour T_1 aucun moyennage n'est appliqué tandis que pour T_2 , T_3 , T_4 respectivement 2, 6 et 36 blocs sont moyennés. Dans l'approche par les ondelettes, aucun bloc de données n'est formé puisque inter et l'auto scalogrammes sont calculés sur 100 échelles et moyennés sur toute la période.

3.5.3 Les résultats d'estimation

L'impédance est estimée à partir du courant $i(t)$ imposé et de la réponse en tension $u(t)$ mesurée. L'algorithme d'identification de l'impédance basée sur la transformée en ondelettes est appliqué. Les résultats sont comparés à ceux obtenus en utilisant l'approche non évolutive par la transformée de Fourier. Les impédances estimées sont confrontées à la valeur théorique de l'impédance du CPE.

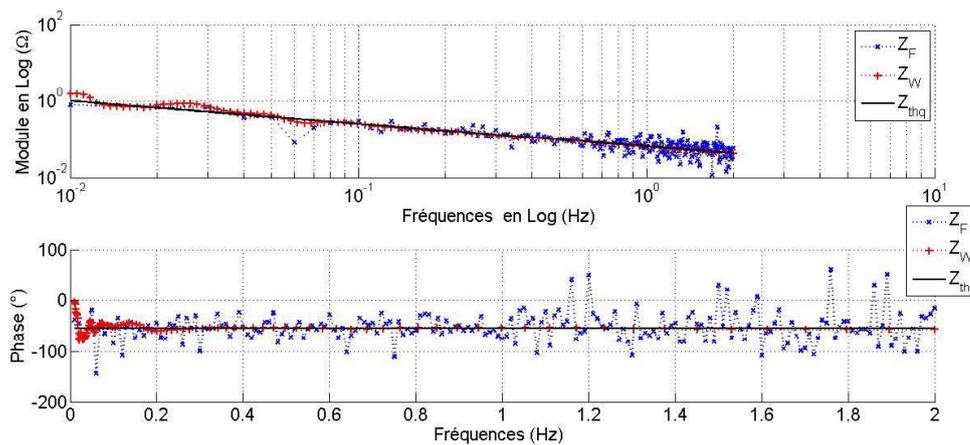


FIGURE 3.29 – comparaison de l'estimation de l'impédance sur un diagramme de Bode du simulateur de CPE par les algorithmes reposant sur la transformée de Fourier Z_F et la transformée en ondelettes Z_W pour un temps $T_2 = 200$ s.

Méthode	Ondelettes	Fourier
$RMSE_M$ (%)	7.1	23.5
$RMSE_P$ (%)	6.8	26.6

TABLE 3.8 – erreur d'estimation sur le simulateur de CPE pour $T_4 = 200$ s.

Les Figures 3.29 et 3.30 représentent respectivement les diagrammes de Bode des impédances estimées par les deux algorithmes pour les temps $T_2 = 200$ s et $T_4 = 3600$ s. Plus la durée sur laquelle l'impédance est estimée est longue, plus l'estimation de l'impédance est fiable et devient moins sensible aux bruits de mesure.

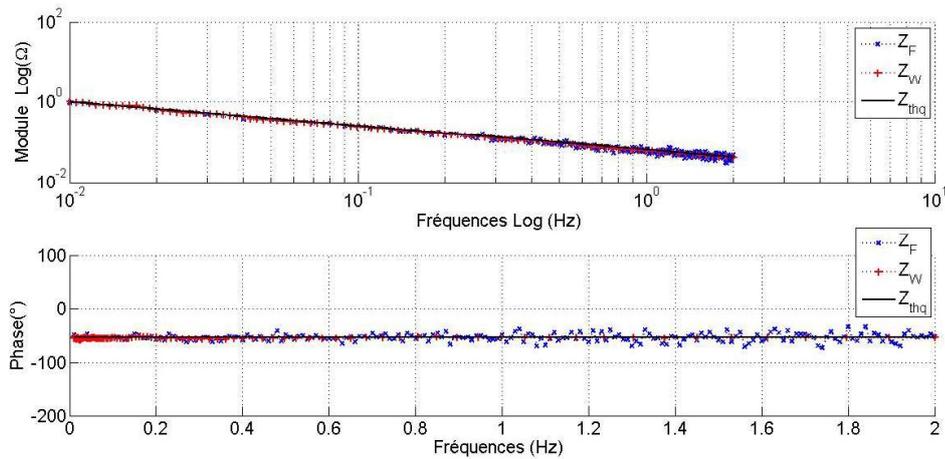


FIGURE 3.30 – comparaison de l'estimation de l'impédance sur un diagramme de Bode du simulateur de CPE par les algorithmes reposant sur la transformée de Fourier et la transformée en ondelettes pour un temps $T4 = 3600$ s.

Méthode(%)	Ondelettes	Fourier
$RMSE_M$ (%)	6.4	10.8
$RMSE_P$ (%)	2.3	9.0

TABLE 3.9 – erreur d'estimation sur le simulateur de CPE pour $T4 = 3600$ s.

Les tableaux 3.8 et 3.9 détaillent les erreurs d'estimation de l'impédance estimée par les deux méthodes proposées. L'impédance estimée à l'aide des ondelettes présente des erreurs aussi bien en module qu'en phase nettement inférieures à celles générées par l'estimation basée sur la transformée de Fourier. Une estimation plus juste de l'impédance laisse présager d'une estimation plus fiable des paramètres du CPE, qui est présentée au chapitre 4.

3.6 Conclusions

Ce troisième chapitre détaille les résultats de simulation et d'expérimentation. Les deux algorithmes développés dans le deuxième chapitre y sont testés.

L'approche sur la méthode évolutive développée est testée sur un simulateur de batterie lithium ion NMC / Graphite, basé sur un circuit électrique équivalent spécialement mis au point pour l'occasion.

Cette première phase permet de valider la méthode puisque l'erreur d'estimation dans ce cas est très faible. La méthode développée permet un suivi de l'évolution de l'impédance en temps réel tout au long d'une décharge continue de la batterie.

La deuxième étape consiste à tester cette méthode par l'expérimentation sur une batterie

Chapitre 3. La validation par simulations et par expérimentations

réelle de même type. On estime alors l'impédance de la batterie lors d'une décharge continue de celle-ci, en imposant le signal large bande choisi, précédé d'une spectroscopie d'impédance mono-fréquentielle servant de mesure de référence.

On peut remarquer l'importance du choix de la valeur du facteur d'oubli, qui contrôle les performances d'estimation et de poursuite. Un compromis entre le temps de réponse obtenu (relié aux capacités de suivi de l'algorithme) et les fluctuations de l'erreur finale d'estimation (reliée aux performances d'estimation de l'algorithme) doit être recherché.

Avec un facteur d'oubli faible, l'erreur d'estimation est forte mais les performances en poursuite sont améliorées. S'il est important, la précision d'estimation est accrue, en revanche la capacité à suivre les fortes variations temporelles de l'impédance est réduite. Une fois le juste compromis trouvé, on parvient à estimer l'impédance et à la suivre correctement au cours de la décharge de la batterie.

La répétabilité de la méthode proposée est alors vérifiée. La méthode évolutive peut être considérée tout aussi répétable que la méthode par spectroscopie d'impédance électrochimique mono-fréquentielle, mais présente un temps de réponse beaucoup plus court. La méthode d'estimation évolutive d'impédance est dès lors validée.

Elle est ensuite appliquée à l'estimation de l'impédance sur une batterie LiPo d'un drone. Ce genre d'application décharge la batterie rapidement, limitant ainsi la pertinence des méthodes d'estimation sous l'hypothèse LIT. Cette application illustre parfaitement l'intérêt de la méthode présentée : on peut suivre l'évolution de l'impédance de la batterie en cours de vol. L'estimation de celle-ci illustre aussi bien la capacité d'effectuer une identification dans le contexte passif ou actif.

L'approche reposant sur les ondelettes est quant à elle appliquée à un simulateur de CPE afin d'estimer l'impédance de cet élément. L'estimation de l'impédance par les ondelettes présente une meilleure précision que celle basée sur la transformée de Fourier à court terme. A partir des impédances estimées, dans le chapitre suivant, les phénomènes de longue dépendance liés au vieillissement et à l'état des électrodes sont étudiés aux travers des paramètres du modèle CPE.

Ce chapitre a donc exposé l'ensemble des résultats sur les simulateurs et sur les batteries des impédances estimées par les méthodes développées dans le deuxième chapitre.

A partir de ces résultats, un suivi de l'état de la batterie à travers différents paramètres et indicateurs extraits de l'impédance estimée est proposé dans le chapitre suivant.

4 L'exploitation de l'estimation de l'impédance

Le BMS d'une batterie remplit plusieurs fonctions [Lu et al., 2012]. Il doit d'abord protéger la ou les batteries en évitant de les endommager. Il s'assure que la batterie fonctionne dans de bonnes conditions (en respectant les limites de tension, de courant, de température), il garantit sa sécurité et prolonge sa durée de vie aussi longtemps que possible. Il maintient aussi les batteries dans un état permettant de répondre pleinement aux exigences de l'application. Pour y parvenir, il dispose de plusieurs capteurs qui se résument couramment à des capteurs de courant, de tension ou de température. A partir des données mesurées, le BMS estime les paramètres ou indices d'état de la batterie.

L'objectif de cette partie est d'illustrer à travers quatre exemples l'apport de l'estimation de l'impédance présentée dans les chapitres précédents pour calculer plusieurs paramètres ou indicateurs d'état de la batterie :

- pour l'application drone, l'impédance est proposée pour l'estimer le SoC, puis le temps de vol restant et la distance possible restante à parcourir,
- l'étude des phénomènes de longue dépendance, modélisés par un CPE dont on propose de déterminer les paramètres à partir des données d'impédance estimée, permet d'apporter des informations sur l'état des électrodes de la batterie qui est lié au SoH,
- une partie de ce chapitre est consacrée à l'estimation de la puissance maximale disponible dans la batterie, calculée à partir de l'estimation de l'impédance, et couramment utilisée dans les applications automobiles pour contrôler en toute sécurité l'usage en puissance du système,
- enfin, l'information disponible dans l'impédance est aussi proposée pour estimer la température interne de la batterie, paramètre non accessible directement.

4.1 L'estimation d'indicateurs d'autonomie d'un drone à l'aide d'un filtre de Kalman étendu

Dans la partie précédente, l'impédance électrochimique a pu être estimée de manière évolutive dans un contexte à la fois actif et passif d'identification. L'objectif de cette section est d'exploiter cette impédance pour l'estimation des indicateurs d'autonomie liés à l'application d'un drone en vol.

De plus en plus d'applications mettent en jeu des drones pour la richesse des informations issues des données aériennes, comme l'agriculture, l'environnement, l'industrie, la sécurité, les transports ou encore les sports et les loisirs. Les différentes catégories de drones civils ou militaires sont classées en fonction du poids de l'appareil, de son rayon d'action, son altitude de vol mais aussi de son autonomie, qui est le facteur limitant aujourd'hui. Elle plafonne en effet à plusieurs dizaines de minutes pour les drones alimentés par batteries rechargeables (contre plus de 24 heures pour les dispositifs militaires plus massifs utilisant d'autres sources d'énergie comme les piles à combustible).

En usage standard, le drone Phantom DJI utilisé dispose d'un voyant lumineux clignotant, devenant rouge lorsque la tension de sa batterie chute sous les 3.65 V. Cette faible tension signifie que le SoC a fortement diminué au cours du vol. Dans ce cas le système interne de surveillance du drone procède à un atterrissage automatique. Cependant ce voyant lumineux ne donne qu'une indication sommaire à l'utilisateur de l'état de la batterie. Aucune indication précise sur le SoC n'est disponible. Il n'est donc pas possible d'anticiper avec précision la durée de vol restante. Le drone peut alors survoler des zones dangereuses alors que son autonomie décroît fortement, posant inévitablement des problèmes de sécurité. Ces difficultés pourraient être mieux maîtrisées si l'utilisateur ou le système de navigation disposait à tout moment des informations sur le SoC, le temps de vol restant, et la distance parcourable.

La Figure 4.1 schématise l'algorithme proposé pour estimer les différents indicateurs d'autonomie du drone. Grâce à l'impédance, le SoC est estimé à l'aide d'un filtre de Kalman étendu. L'estimation évolutive de l'impédance permet de mettre régulièrement à jour sa valeur. À partir de ce dernier, on estime ensuite le temps de vol $Temps_{vol}$ (minutes) et la distance parcourable $Distance_{par}$ (km) selon les équations suivantes

$$Temps_{vol} = \frac{60 * C * (SoC - SoC_{min})}{100i_k}, \quad (4.1)$$

$$Distance_{par} = \frac{60 * Temps_{vol} * V}{1000}, \quad (4.2)$$

avec C la capacité de la batterie en A.h, SoC en %, SoC_{min} l'état de charge minimal toléré par l'utilisateur en %, i_k le courant moyen délivré par la batterie du drone en A pendant les 10 dernières secondes, V la vitesse moyenne du drone en $m.s^{-1}$ ici donnée par le constructeur.

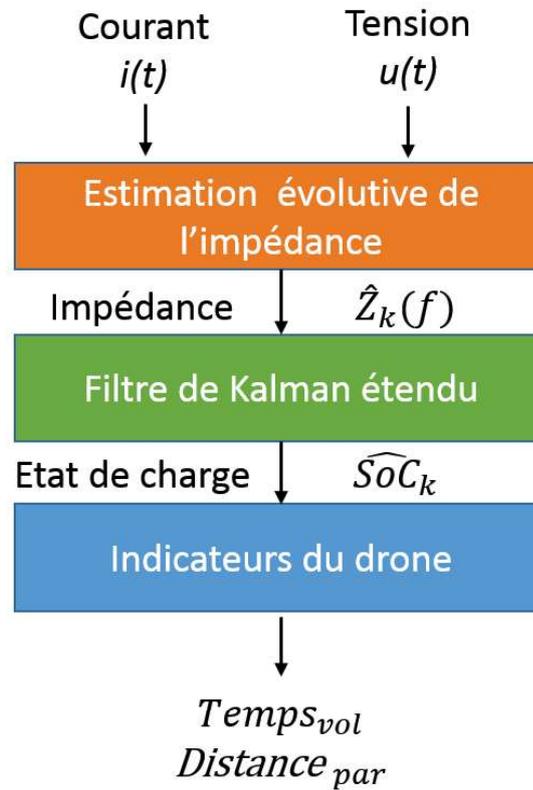


FIGURE 4.1 – algorithme d'estimation du SoC, du temps de vol restant et de la distance parcourable.

Dans la suite, cet algorithme est appliqué dans un contexte passif d'identification de l'impédance. On réutilise l'estimation évolutive de l'impédance obtenue sur les signaux de la Figure 3.22. Pour rappel lors de ce test, le drone effectue un vol dépassant les 280 s consommant ainsi plus de la moitié de la capacité de la batterie.

4.1.1 Le filtre de Kalman étendu

L'estimateur évolutif de l'impédance présenté au deuxième chapitre permet d'estimer la réponse fréquentielle complexe de la batterie. Elle est convertie en une fonction de transfert discrète grâce à l'algorithme de Levy [Levy, 1959]. Cette fonction de transfert est ensuite utilisée dans un filtre de Kalman étendu.

Le filtre de Kalman est généralement utilisé afin d'estimer l'état d'un système linéaire dynamique dans un environnement bruité. Le filtre de Kalman présente l'avantage de nécessiter peu de mémoire, étant donné qu'il ne requiert pas l'historique complet de l'application, mais seulement l'état précédent. C'est une méthode classique d'estimation du SoC d'une batte-

rie [Mastali et al., 2013] [Qian et al., 2011].

Les signaux d'entrée et de sortie du système sont filtrés pour prédire la dynamique d'état du système. Ce filtre permet les estimations passées, présentes et futures des états même si la nature précise du modèle est inconnue. Les équations de ce filtrage impliquent des opérations simples sur des matrices, et peuvent donc être facilement implantées sur un processeur de signaux doté de la mémoire suffisante. Le filtre de Kalman présente un autre avantage : il fournit une estimation de l'erreur liée à chaque estimation. Le filtrage de Kalman est un observateur optimal dans le cas d'un bruit gaussien. Il minimise en temps réel les erreurs entre les sorties estimées et mesurées, au moyen d'une contre réaction qui ajuste les variables « incertaines » du modèle utilisé.

La correction est pondérée par un vecteur gain qui permet de fixer la dynamique et les performances du filtre. Ce gain est calculé à chaque itération, à partir des prédictions d'erreur, et des incertitudes (bruits) sur les états et les mesures. Le réglage de la dynamique du filtre repose donc sur l'initialisation des matrices de bruits d'état et de mesure ainsi que celle de la covariance de l'erreur [Welch and Bishop, 2006].

L'algorithme du filtre de Kalman se déroule en deux phases, la première concernant les initialisations des matrices et la seconde concernant l'observation. Cette seconde phase se déroule en 3 étapes : prédiction, calcul du gain et correction.

Le filtre de Kalman étendu prend en compte les non linéarités des systèmes comme les batteries. Celui-ci se caractérise par un coût calculatoire plus important et une covariance de l'erreur (la précision de l'estimation) qui ne converge pas toujours.

Le filtre de Kalman ici utilisé est basé sur les travaux de Plett [Plett, 2004a] [Plett, 2004b] [Plett, 2004c]. Les équations d'état et de mesure de ce filtre appliqué au cas de l'étude de la batterie d'un drone sont respectivement décrites par les équations (4.3) et (4.4).

$$S\hat{o}C_{k+1} = S\hat{o}C_k + \frac{i_k \Delta_t}{C_n} + w_k \quad (4.3)$$

$$\hat{u}_k = OCV(S\hat{o}C_k) - \text{conv}(\hat{Z}_k i_k) + v_k \quad (4.4)$$

avec

- *conv* l'opérateur de convolution,
- i_k le courant,
- Δ_t la période d'échantillonnage,
- \hat{u}_k la tension estimée,
- C_n la capacité nominale de la batterie,

4.1. L'estimation d'indicateurs d'autonomie d'un drone à l'aide d'un filtre de Kalman étendu

- $OCV(\hat{SoC})$ la tension à vide de la batterie,
- \hat{Z}_k l'impédance estimée,
- w_k le bruit d'état,
- v_k le bruit de mesure.

Si le filtre de Kalman est une procédure courante pour estimer l'état de charge, à la différence des travaux ici présentés, il utilise une représentation simplifiée de l'impédance, se contentant généralement de la réduire à la résistance ohmique [Plett, 2004a] [Plett, 2004b] [Plett, 2004c].

4.1.2 L'estimation du SoC

Cette section décrit les résultats de l'estimation du SoC à l'aide du filtre de Kalman étendu dans un contexte passif. Il existe plusieurs techniques pour estimer le SoC [Qian et al., 2011] et le compteur de charges (Coulomb) compte parmi les plus répandues, il est ici utilisé comme méthode de contrôle.

a Le compteur de charges

Cette approche consiste à compter les charges injectées ou extraites de la batterie [Ng et al., 2009] par une intégration du courant au cours du temps. Elle permet d'estimer la capacité de la batterie et peut donc être utilisée pour calculer le SoH et le SoC. Elle présente cependant des inexactitudes d'estimation dues :

- d'une part aux erreurs de décalage de conversion analogique/numérique qui s'accumulent indéfiniment. Une résistance de mesure de grande taille et coûteuse est nécessaire pour corriger ces dérives.
- d'autre part aux corrections des dérives. Les algorithmes introduisent de brusques sauts du SoC car ils s'appuient sur des mesures de tension à certains états (batterie pleine, vide et veille). Cette méthode souffrant d'une dérive à long terme due à l'intégration du courant, il doit être recalé sur un point de référence connu : en pratique on réinitialise le SoC à 100 % (ou 0 %) lorsque le chargeur détermine que la batterie est complètement chargée (ou déchargée) en se basant sur la valeur de tension maximale fournie par le constructeur. L'inconvénient de cette méthode est qu'en l'absence de cycles de charge ou décharge complets, l'estimation du SoC dérive et peut fournir une valeur erronée. De plus, des décharges complètes de la batterie entraînent une dégradation de ses composants et une diminution de la capacité disponible.

Ces limites rendent l'estimation du SoC par le compteur de charges peu précise pour des applications embarquées en temps réel. Si le filtre de Kalman nécessite une plus grande puissance de calcul, il permet cependant une estimation en ligne plus robuste du SoC.

b Les résultats d'estimation du SoC

À partir des signaux de courant et de tension de la batterie en cours de vol l'impédance est estimée. Les signaux étudiés sont présentés à la Figure 3.22. L'impédance estimée intervient ensuite dans le filtre de Kalman étendu pour le calcul du SoC, comme expliqué précédemment.

La Figure 4.2 compare l'estimation du SoC par le filtre de Kalman étendu avec la méthode classique du compteur de Coulomb [Ng et al., 2009]. Le vol étudié présente une variation de SoC de plus de 55 %. Une telle variation d'état de charge correspondrait à une décharge constante de la batterie à 16 A pendant 280 s. Sur la Figure 4.2 les deux courbes sont quasiment superposées.

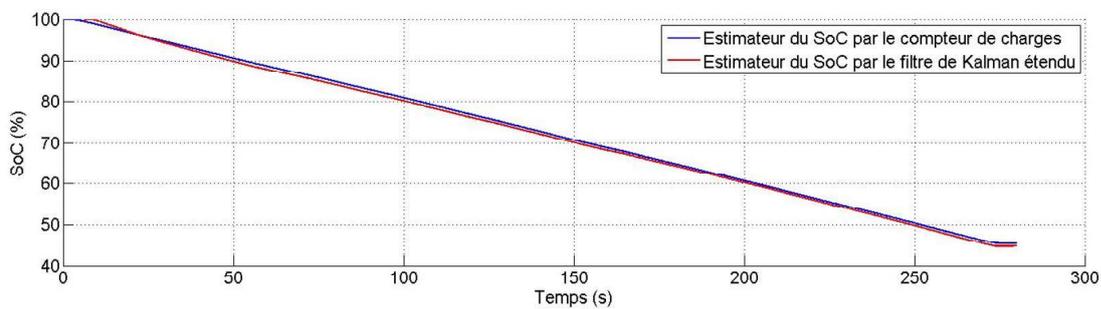


FIGURE 4.2 – estimation du SoC par le compteur de charges et le filtre de Kalman étendu.

En effet, l'erreur entre les deux méthodes est extrêmement faible, inférieure à 1 % comme le confirme la Figure 4.3. Le filtre de Kalman exploitant à chaque instant l'estimée de l'impédance fournit donc une estimation du SoC aussi fiable que celle basée sur le compteur de charges.

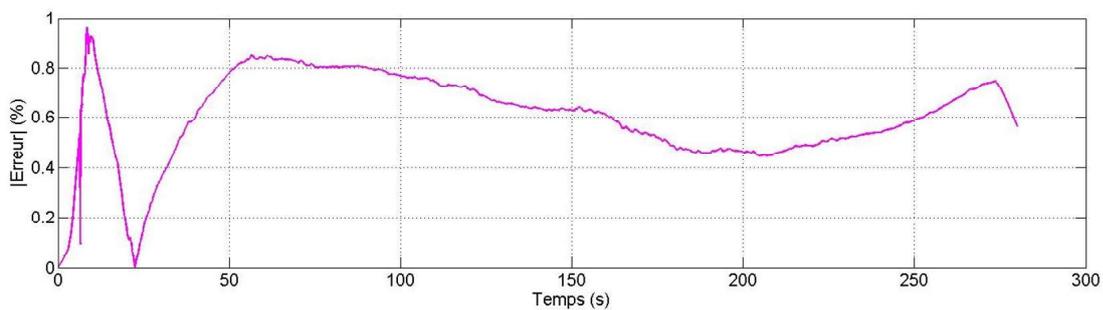


FIGURE 4.3 – valeur absolue de l'erreur d'estimation du SoC en % entre le compteur de charges et le filtre de Kalman étendu.

Grâce au SoC, on peut ensuite remonter au temps de vol restant, et la distance parcourable pour faciliter la gestion de l'autonomie à l'utilisateur.

4.1. L'estimation d'indicateurs d'autonomie d'un drone à l'aide d'un filtre de Kalman étendu

4.1.3 L'estimation du temps de vol restant et de la distance parcourable maximale

L'estimation du temps de vol restant, ou la distance parcourable permet à l'utilisateur de connaître à chaque instant l'autonomie du drone. Une fois le SoC estimé, ces deux grandeurs peuvent être calculées grâce aux équations (4.1) et (4.2).

Le SoC minimal ici toléré est de 20 %, la vitesse maximale du drone est de 10 m.s^{-1} selon le constructeur [Phantom, 2013].

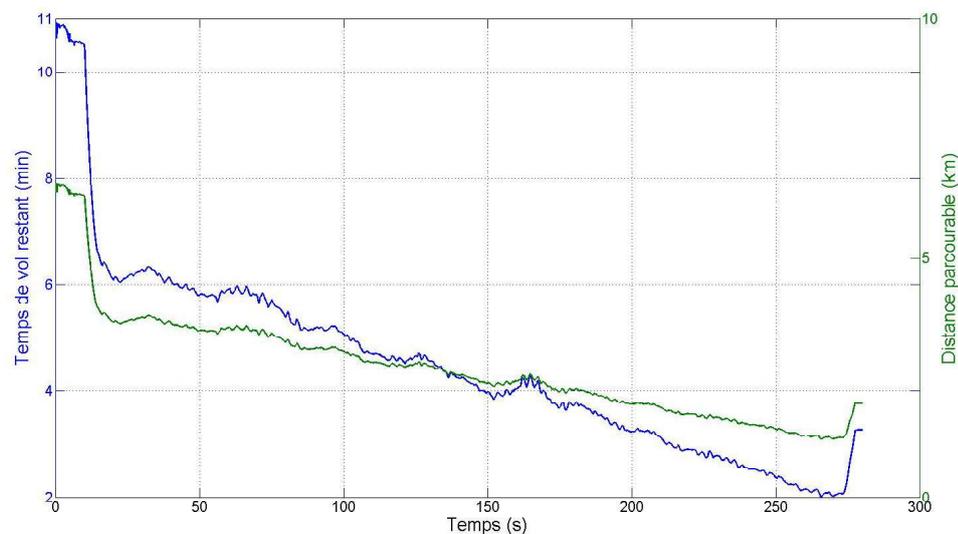


FIGURE 4.4 – estimation du temps de vol restant ainsi que de la distance parcourable correspondante.

La Figure 4.4 représente l'évolution du temps de vol restant et de la distance parcourable au cours du temps. Après seulement 270 s d'activité, le temps de vol restant est aux alentours des 2 min. Le drone peut alors parcourir environ 1 km (selon la force du vent).

La Figure 4.4 permet de distinguer clairement les étapes du décollage et de l'atterrissage. En effet, lorsque le drone est allumé, mais au sol il consomme moins de puissance, ce qui se manifeste par des sauts au début et à la fin de la Figure 4.4.

La durée totale du vol est d'environ de 390 s, ce qui est moins que la valeur donnée dans la fiche technique. Cependant, dans l'essai réalisé le drone est attaché, sanglé, relié à plusieurs câbles coaxiaux, il est donc plus lourd 1.15 kg (contre un poids normal de 0.8 kg). Cette surcharge peut expliquer l'écart entre le temps de vol total estimé lors de l'essai et la valeur donnée par le constructeur.

En conclusion, l'estimation évolutive de l'impédance est ici appliquée à un contexte d'identifi-

cation passive. Elle permet de suivre l'état de la batterie en cours d'utilisation, mais aussi de remonter à de précieux indicateurs pour l'application du drone. L'essai réalisé démontre que l'utilisateur peut suivre continuellement les principaux indicateurs du drone sur une décharge de plus de 50 %.

4.2 L'estimation des paramètres du CPE

Les phénomènes de longue dépendance peuvent survenir au sein des batteries. Ils sont liés à la surface disponible des électrodes et à l'état des interfaces. Ces phénomènes se traduisent par une loi de puissance en fonction de la fréquence particulière décrite dans l'équation (1.15).

L'objectif de cette partie est d'estimer à partir de son impédance les paramètres d'un CPE c'est à dire son exposant p et sa constante Q , en visant une implantation simple dans un BMS. En particulier, selon certaines interprétations, l'exposant est directement relié à la dimension fractale de l'électrode de la batterie ainsi qu'à son SoH [Cuervo-Reyes et al., 2015]. Le but est donc d'exploiter l'estimation de l'impédance du CPE réalisée à l'aide de la transformée en ondelettes, décrite dans le deuxième chapitre et testée sur le simulateur de CPE au troisième chapitre.

Pour y parvenir une régression linéaire du logarithme du module de l'impédance est effectuée. La pente et la valeur à l'origine fournissent alors respectivement une estimation des paramètres p et Q du CPE.

4.2.1 La procédure

Pour étudier les phénomènes de longue dépendance modélisés par la fonction de transfert d'un CPE, l'approche par les ondelettes est comparée à celle de la transformée de Fourier à court terme.

Cette comparaison s'effectue à partir de l'impédance estimée sur le simulateur présenté dans le troisième chapitre et pour différentes périodes de temps $T_1 = 100$ s, $T_2 = 200$ s, $T_3 = 600$ s, $T_4 = 3600$ s. La régression linéaire sur le module de l'impédance tracé en mode log-log s'effectue sur une bande fréquentielle allant de 0.01 Hz à 2 Hz.

Une procédure de type Monte-Carlo est appliquée pour comparer les valeurs des paramètres du CPE calculées à partir de l'impédance estimée par les deux méthodes.

Deux types de signaux d'entrée en courant sont étudiés d'abord le bruit blanc gaussien puis le signal SBPA. Dans les deux cas, la réponse en tension est alors mesurée et des bruits de mesures correspondants à des bruits blancs gaussiens avec un rapport signal sur bruit de 10 dB sont ajoutés à l'entrée et la sortie du simulateur de CPE.

Pour chacun des 500 tirages aléatoires de la méthode Monte-Carlo, les paramètres p et Q sont

estimés en effectuant une régression linéaire appliquée au module de l'impédance estimée soit par la transformée en ondelettes, soit par celle de Fourier à court terme.

Opérant sur un simulateur, ces essais disposent d'une valeur théorique de p et Q servant ici de référence. Les performances des estimateurs de p et Q développés pour chaque technique sont alors évaluées en termes de biais, de variance et d'erreur quadratique moyenne (EQM) définis respectivement pour l'estimateur \hat{p} par les équations (4.5a), (4.5b) et (4.5c).

$$Biais(\hat{p}) = E[\hat{p}] - p \quad (4.5a)$$

$$Var(\hat{p}) = E[(\hat{p} - E[\hat{p}])^2] \quad (4.5b)$$

$$EQM(\hat{p}) = E[(\hat{p} - p)^2] = (Biais(\hat{p}))^2 + Var(\hat{p}) \quad (4.5c)$$

4.2.2 Les résultats avec un bruit blanc gaussien

Un bruit blanc gaussien est tout d'abord appliqué comme signal d'excitation en courant à l'entrée de la batterie. Le biais, la variance et l'EQM obtenus sont donnés en décibel dans les tableaux 4.1 et 4.2.

Période de temps de mesure	T_1	T_2	T_3	T_4
<i>Biais_{Fourier}</i>	-24.9	-31.7	-38.4	-39.2
<i>Biais_{Ondelette}</i>	-35.9	-60	-48	-48
<i>Variance_{Fourier}</i>	-27.5	-31.0	-36.2	-43.2
<i>Variance_{Ondelette}</i>	-24.1	-27.5	-33.9	-43.7
<i>EQM_{Fourier}</i>	-23.0	-28.3	-34.2	-37.7
<i>EQM_{Ondelette}</i>	-23.8	-27.5	-33.7	-42.3

TABLE 4.1 – comparaison de l'estimateur de p en dB pour les approches par les transformées de Fourier à court terme et par les ondelettes pour quatre périodes temporelles avec un bruit blanc gaussien pour entrée.

Le Tableau 4.1 détaille les résultats obtenus par la procédure Monte-Carlo de l'estimation du paramètre p avec un bruit blanc gaussien comme entrée.

Quelle que soit la durée du moyennage, l'avantage de la méthode par les ondelettes est clairement visible sur le biais. Celui-ci est fortement réduit par rapport à celui de la transformée de Fourier à court terme. Cette différence s'explique par le pavage temps-fréquence irrégulier de la transformée en ondelettes particulièrement adapté au type de loi de puissance suivi par le modèle CPE comme détaillé dans la partie 2.5.2.c.

Pour la variance, bien évidemment plus le moyennage temporel est long, plus cette dernière diminue. On remarque également que pour de faibles durées de moyennage la variance est légèrement plus faible avec la méthode basée sur la transformée de Fourier à court terme.

En ce qui concerne l'erreur quadratique moyenne aucune différence significative n'est pas visible entre les deux méthodes. La variance élevée compense l'effet du biais réduit par

Chapitre 4. L'exploitation de l'estimation de l'impédance

l'approche basée sur les ondelettes.

Période de temps de mesure	T_1	T_2	T_3	T_4
<i>Biais_{Fourier}</i>	-7.3	-7.4	-7.6	-7.6
<i>Biais_{Ondelette}</i>	-6.3	-8	-8.7	-8.7
<i>Variance_{Fourier}</i>	-11.7	-16.3	-19.5	-26.0
<i>Variance_{Ondelette}</i>	-9.2	-13.9	-18.4	-26.5
<i>EQM_{Fourier}</i>	-6	-6.8	-7.3	-7.5
<i>EQM_{Ondelette}</i>	-4.5	-7.0	-8.2	-8.6

TABLE 4.2 – comparaison de l'estimateur de Q en dB pour les approches par les transformées de Fourier à court terme et par les ondelettes pour quatre périodes temporelles avec un bruit blanc gaussien pour entrée.

Le Tableau 4.2 synthétise les résultats concernant l'estimation du paramètre Q . Les performances des deux méthodes pour le second paramètre sont similaires.

En conclusion, la transformée de Fourier à court terme et l'approche par les ondelettes avec leurs pavages temps-fréquence caractéristiques génèrent une estimation des paramètres du CPE avec des propriétés différentes. Le pavage temps-fréquence des ondelettes est adapté au type de loi de puissance en fonction de la fréquence décrit par le modèle CPE. La transformée en ondelettes permet une estimation de l'exposant p avec un biais moins important mais ne présente pas d'apport significatif global par rapport à la transformée de Fourier à court terme.

4.2.3 Les résultats avec un signal SBPA

Après cette étude générale de l'estimation de l'impédance à l'aide d'un bruit blanc gaussien et à différentes périodes, un signal SBPA de même puissance que le bruit blanc gaussien est imposé en entrée de courant.

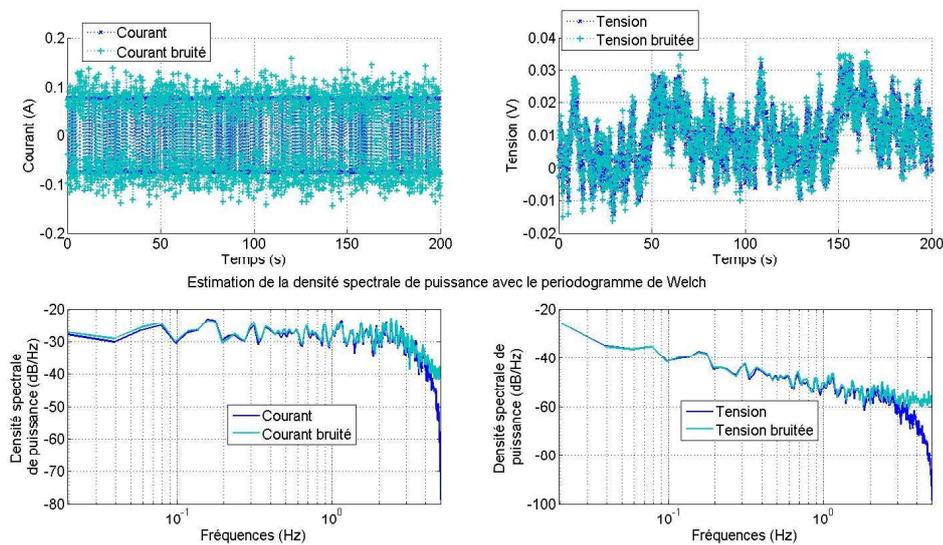


FIGURE 4.5 – exemple de signaux d'entrée et de sortie du simulateur de CPE (haut : tracés temporels, bas : tracés fréquentiels).

En tenant compte des contraintes propres à l'application visée (domaine de l'automobile par exemple), un signal binaire est préféré pour sa simplicité de génération et uniquement une courte période ($T_2 = 200$ s) de temps est étudiée. Un bloc de SBPA de 100 s est créé et répété une fois afin d'engendrer un signal de 200 s. Des bruits de mesures correspondants à des bruits blancs gaussiens avec un rapport signal sur bruit de 10 dB sont ajoutés à l'entrée et la sortie mesurées du simulateur comme l'illustre la Figure 4.5.

La même procédure Monte-Carlo est donc réitérée (500 tirages) avec en entrée un signal de type SBPA pour la période de temps de mesure $T_2 = 200$ s.

La Figure 4.6 représente le module de l'impédance du CPE tracé en échelle logarithmique.

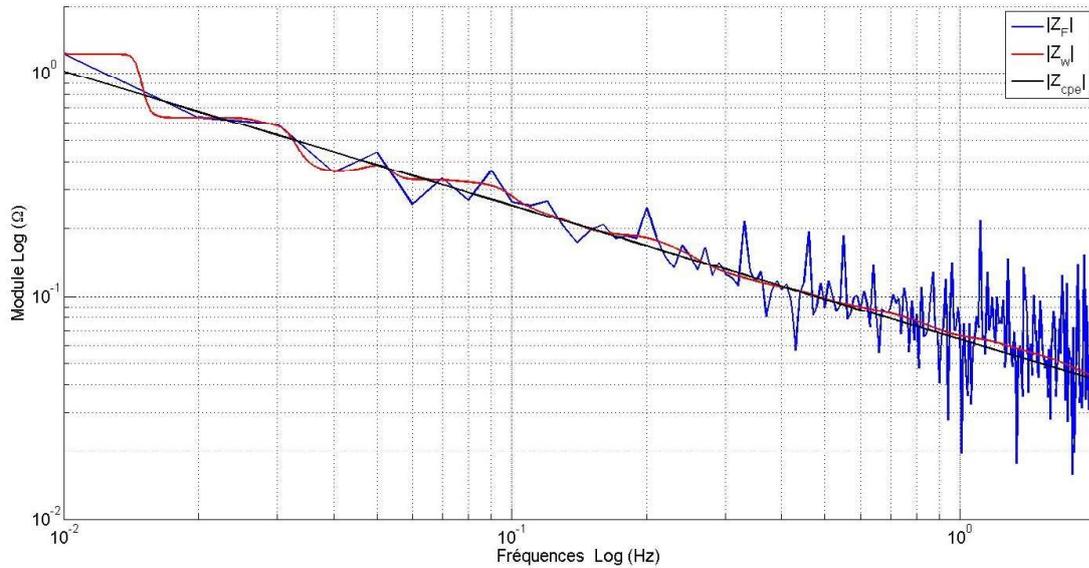


FIGURE 4.6 – estimation du module de l'impédance du CPE en tracé logarithmique avec un signal d'entrée de type SBPA.

Elle permet de comparer l'approche par la transformée de Fourier à court terme notée Z_F en bleue et celle par les ondelettes notée Z_W en rouge.

Période de temps de mesure	Estimateur de p	Estimateur de Q
$Biais_{Fourier}$	-25.1	-3.59
$Biais_{Ondelette}$	-32.9	-66
$Variance_{Fourier}$	-23.6	-9.41
$Variance_{Ondelette}$	-24.5	-10.3
$EQM_{Fourier}$	-21.35	-2.5
$EQM_{Ondelette}$	-23.8	-10.3

TABLE 4.3 – comparaison en dB de l'estimateur de p et Q pour les approches par les transformées de Fourier à court terme et par les ondelettes pour $T_2 = 200$ s avec un signal SBPA pour entrée.

Le Tableau 4.3 synthétise les résultats d'estimation des deux paramètres du CPE en termes de biais, de variance et d'EQM pour les deux méthodes. Il indique que la variance est similaire pour les deux approches, en revanche la transformée en ondelettes présente un sérieux avantage en terme de biais. Celui-ci est nettement réduit.

L'EQM, qui cumule les effets du biais et de la variance, prouve que l'approche par les ondelettes fournit une meilleure estimation des deux paramètres. En effet l'EQM est réduite d'un facteur 2 pour l'exposant p et d'un facteur 6 pour la constante Q .

À puissance équivalente, si on observe la densité spectrale de puissance des deux signaux, le

signal SBPA concentre plus de puissance aux basses fréquences que le bruit blanc gaussien. En effet, ce dernier la distribue de manière uniforme sur toute la bande fréquentielle. Cette distribution de puissance distincte peut expliquer la différence de précision de l'estimateur Q basé sur un signal SBPA.

Ce test sur simulateur valide donc que l'approche par les ondelettes fournit une estimation des paramètres du CPE caractérisée par un biais plus faible et une EQM réduite vis à vis de la méthode basée sur la transformée de Fourier à court terme.

Ainsi l'identification (éventuellement en continue) des paramètres du CPE permet de suivre l'évolution de l'état de la batterie en apportant des informations liées à l'état de la surface de l'électrode, qui pourrait venir enrichir un estimateur de SoH [Pajkossy, 2005].

4.3 La puissance maximale disponible

L'impédance permet aussi de déterminer la puissance maximale disponible de la batterie présentée dans la partie 1.7.3. L'objectif est d'estimer $P_{max_{ti}}$ définie dans l'équation (1.11). L'étude de cet indicateur est d'abord réalisée sur le simulateur de batterie NMC / Graphite, puis expérimentalement sur la batterie commerciale correspondante.

Dans la plupart des études [Waag et al., 2013b] [for Next Generation Vehicles, 2001], un échelon de courant de durée limitée est sélectionné comme entrée. La réponse en tension est alors mesurée. Dans cette thèse un échelon de durée ti est donc choisi comme signal d'entrée pour pouvoir comparer l'approche proposée à d'autres méthodes.

A partir de l'impédance, il est possible d'estimer $P_{max_{ti}}$. Celle-ci est définie comme le produit d'un échelon de courant d'amplitude $I_{max_{ti}}$ et d'une constante U_{lim} , la tension limite déterminée par l'utilisateur. Dans la plupart des cas, cette tension limite respecte la valeur minimale de fonctionnement indiquée par le constructeur afin d'éviter les détériorations.

Étudier l'estimateur $\hat{P}_{max_{ti}}$ de la puissance maximale disponible revient donc à analyser l'estimateur $\hat{I}_{max_{ti}}$.

4.3.1 Les deux méthodes d'estimation

Cette section détaille les méthodes développées basées sur l'impédance pour estimer $\hat{I}_{max_{ti}}$ et $\hat{P}_{max_{ti}}$. Dans les deux méthodes précisées ci-dessous l'OCV et la tension limite U_{lim} de la batterie sont supposées connues.

a La méthode basée sur la réponse impulsionnelle

Il est important de préciser que cette première méthode basée sur la réponse impulsionnelle (notée Méthode RI dans ce mémoire) ne dépend pas du type de signal d'entrée. Elle permet donc d'estimer la puissance maximale disponible non seulement pour un échelon, mais aussi pour n'importe quel profil de courant appliqué.

Dans le cas où l'entrée est un échelon, on cherche à calculer l'amplitude du courant nécessaire $\hat{I}_{max_{ti}}$ pour que la batterie atteigne sa tension limite U_{lim} dans la durée ti impartie comme le montre la Figure 4.7.

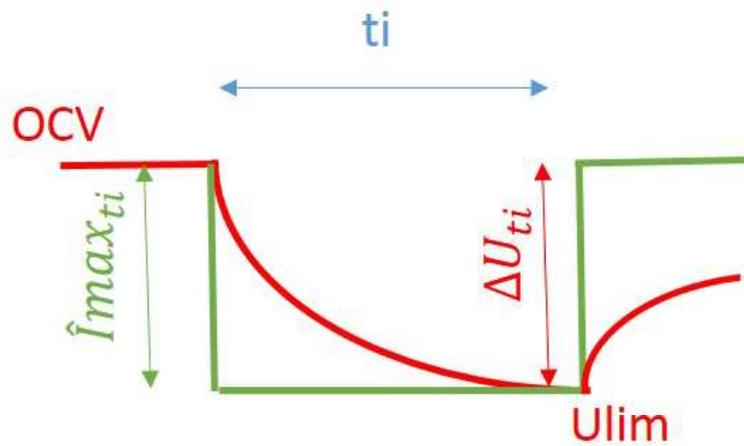


FIGURE 4.7 – schéma des signaux de courant (vert) et la réponse en tension (rouge) à un échelon de durée ti .

On dispose grâce au deuxième chapitre d'une impédance estimée dans le domaine fréquentiel. La première étape est de convertir cette impédance, c'est à dire la réponse fréquentielle en une réponse impulsionnelle $z_{imp}(t)$.

L'équation 4.6 établit alors le lien entre l'amplitude de l'échelon et la variation de tension engendrée. Cette variation de tension doit permettre d'atteindre la tension limite fixée par l'utilisateur.

$$\Delta U_{ti} = OCV - U_{lim} = \hat{I}_{max_{ti}} \int_0^{ti} z_{imp}(\tau) d\tau \quad (4.6)$$

On déduit alors naturellement l'estimateur du courant maximal tel que :

$$\hat{I}_{max_{ti}} = \frac{\Delta U_{ti}}{\int_0^{ti} z_{imp}(\tau) d\tau}, \quad (4.7)$$

puis celui de la puissance maximale disponible comme :

$$\hat{P}max_{ti} = \hat{I}max_{ti} Ulim. \quad (4.8)$$

Cette première méthode basée sur la réponse impulsionnelle de la batterie est comparée à l'approche explicitée dans la partie suivante.

b La méthode basée sur l'estimation de l'impédance à une fréquence

Cette seconde méthode basée sur l'estimation fréquentielle de l'impédance (notée Méthode F dans ce mémoire) ne s'applique que dans le cas où l'entrée imposée pour déterminer la puissance maximale disponible est un échelon.

Dans cette approche, au lieu d'utiliser toute l'information contenue dans l'estimation de la réponse fréquentielle de la batterie, on ne s'intéresse qu'à la valeur de l'impédance $Z(f)$ estimée à une fréquence précise égale à $1/ti$ [Pilatowicz et al., 2015].

En effet, l'essentiel de l'information est concentrée sur les premiers échantillons de la réponse impulsionnelle. La batterie étant un système causal, on définit $Z(\frac{1}{ti})$:

$$Z(\frac{1}{ti}) = \int_0^{+\infty} z_{imp}(t) e^{-2\pi j \frac{t}{ti}} dt, \quad (4.9)$$

or $z_{imp}(t) = 0$ à partir d'une certaine durée D et si cette durée est nettement inférieure à la durée ti de l'échelon alors $e^{-2\pi j \frac{t}{ti}} \simeq 1$ et

$$Z(\frac{1}{ti}) \simeq \int_0^D z_{imp}(t) dt \simeq \int_0^{ti} z_{imp}(t) dt \quad (4.10)$$

La partie réelle de $Z(1/ti)$ correspond à la résistance ohmique. Elle est utilisée dans [Smith and Wang, 2006] [Waag et al., 2013b] [Plett, 2004d] pour estimer la puissance maximale disponible. On peut alors calculer $\hat{I}max_{ti}$ et $\hat{P}max_{ti}$ selon respectivement les équations (4.11) et (4.12).

$$\hat{I}max_{ti} = \frac{\Delta U_{ti}}{Re(Z(1/ti))} \quad (4.11)$$

$$\hat{P}max_{ti} = \hat{I}max_{ti} Ulim \quad (4.12)$$

4.3.2 Les résultats sur le simulateur

La première méthode basée sur la réponse impulsionnelle de la batterie est comparée à la méthode connue basée sur la réponse fréquentielle à une seule fréquence.

a Les valeurs de référence sur le simulateur

L'estimation de $I_{max_{ti}}(t)$ et $P_{max_{ti}}(t)$ est testée sur le simulateur de batterie NMC de 2.2 A.h. À cette occasion, deux SoC sont étudiés, 90 % et 40 %. À chaque fois un échelon de durée $t_i = 10$ s est appliqué comme dans [Wang et al., 2012] [Waag et al., 2013b]. Seule l'amplitude de l'échelon varie. L'objectif est de connaître quelle valeur d'amplitude engendre la chute de potentiel qui permet d'atteindre la tension limite U_{lim} ici fixée à 2.5 V.

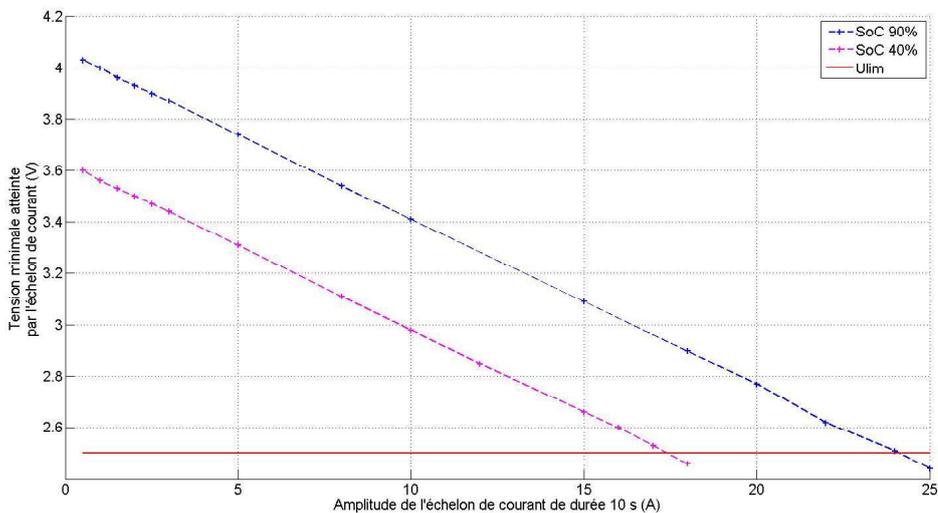


FIGURE 4.8 – tension minimale atteinte selon l'amplitude de l'échelon de courant pour deux SoC.

La Figure 4.8 montre l'impact de la valeur de l'amplitude de l'échelon de courant sur la réponse en tension. L'influence du SoC sur la valeur de l'amplitude du courant est clairement visible sur cette figure. Ainsi à SoC 90 % le courant $I_{max_{10s}}$ est égal à 24.07 A et donc $P_{max_{10}}$ vaut 60.17 W, alors que pour un SoC de 40 % $I_{max_{10s}}$ vaut 17.42 A et $P_{max_{10}}$ 43.55 W. Ces valeurs seront prises comme références pour comparer les méthodes présentées.

b L'estimation de la puissance maximale disponible sur le simulateur

À présent on cherche à estimer sur le simulateur $I_{max_{10}}$ et $P_{max_{10}}$ par les deux méthodes présentées en partie 4.3.1.

La batterie est déchargée à SoC 90 %, et on utilise alors la valeur théorique de l'impédance sur la bande [0.01 50] Hz avec un pas fréquentiel de 0.1 Hz pour calculer la puissance maximale disponible.

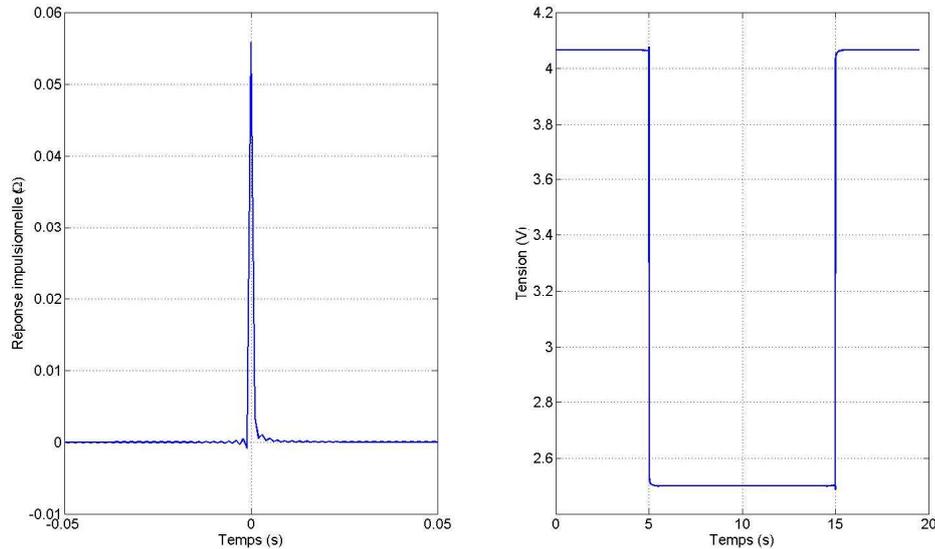


FIGURE 4.9 – réponse impulsionnelle z_{imp} de la batterie (gauche), réponse en tension à un échelon de $t_i = 10s$ avec une amplitude $\hat{I}_{max_{10}} = 24.55$ A (droite).

La méthode basée sur la réponse impulsionnelle de l'impédance est appliquée au simulateur. La Figure 4.9 présente la réponse impulsionnelle z_{imp} obtenue par la transformée de Fourier discrète inverse de l'impédance estimée juste avant l'envoi de l'échelon de durée $t_i = 10$ s. Celle-ci identifie le système batterie, confirme sa stabilité, et permet de prédire son comportement pour n'importe quelles excitations d'entrée à l'aide d'un produit de convolution. Cette figure présente aussi la réponse en tension de la batterie à un échelon d'amplitude $\hat{I}_{max_{10}} = 24.55$ A estimée à l'aide de la réponse impulsionnelle précédente. La réponse en tension atteint la tension limite de 2.5 V confirmant que l'amplitude choisie pour l'échelon de durée t_i correspond bien au $\hat{I}_{max_{10}}$.

La deuxième méthode basée sur la réponse fréquentielle à une fréquence est également testée dans les mêmes conditions. L'impédance est alors estimée à une seule fréquence égale à l'inverse de la durée de l'échelon.

	Simulateur	Méthode RI	Méthode F
$I_{max_{10}}$ (A)	24.07	24.55	24.80
$P_{max_{10}}$ (W)	60.17	61.35	62.00

TABLE 4.4 – comparaison des méthodes d'estimation de $I_{max_{10}}$ et $P_{max_{10}}$.

Chapitre 4. L'exploitation de l'estimation de l'impédance

Le Tableau 4.4 compare l'estimation de ces deux indicateurs aux valeurs de référence identifiées grâce au simulateur. Les deux méthodes sont très proches même si celle basée sur la réponse impulsionnelle (Méthode RI) est légèrement plus précise. Cette différence de précision s'explique du fait que la Méthode F contient une information partielle et donc reflétant plus approximativement l'état de la batterie. Elle utilise la valeur de l'impédance à une seule fréquence contrairement à la méthode RI qui exploite l'intégralité de l'information contenue dans l'impédance estimée sur une large gamme fréquentielle.

La surestimation de $I_{max_{10}}$ engendre une chute de tension qui entraîne un dépassement de la valeur minimale de tension autorisée. Ainsi la Méthode RI entraîne une chute de 0.06 V de la tension sous la limite et de 0.07 V pour la Méthode F. Cette variation reste acceptable pour ne pas conduire à une dégradation des matériaux qui composent la batterie.

Une autre approximation est à prendre en compte. Lors de l'envoi d'un échelon à une amplitude non négligeable, l'état de la batterie évolue, son SoC diminue. Le Tableau 4.5 fait le lien entre l'amplitude de l'échelon de courant et la variation de SoC qu'il engendre. Plus l'amplitude de l'échelon sera importante, plus la variation de SoC engendrée sera grande. Ainsi un échelon de 24 V sur la batterie de 2.2 A.h entraîne une variation de SoC d'environ 3 %. L'état de la batterie évolue donc pendant l'application d'un échelon, ce qui se traduit par une

Amplitude de l'échelon (A)	Variation de SoC (%)
5	0.63
10	1.26
15	1.89
20	2.53
25	3.16
30	3.79

TABLE 4.5 – variation de SoC en fonction de l'amplitude de l'échelon de courant d'entrée pour $t_i=10$ s.

variation de l'impédance. Il est de ce fait intéressant de comparer à présent l'estimation de $I_{max_{10}}$ et $P_{max_{10}}$ comme le schématise la Figure 4.10 pour les deux valeurs d'impédance suivantes :

- Z_{thq_1} l'impédance juste avant d'appliquer l'échelon, l'unique valeur dont dispose l'utilisateur dans la pratique,
- Z_{thq_2} lorsque la batterie a connu sa chute maximale de tension.

Cette comparaison permet d'évaluer l'erreur due à la variation de SoC.

Le Tableau 4.6 montre qu'il n'y a pas grande différence entre l'estimateur $\hat{I}_{max_{10}}$ selon les deux impédances Z_{thq_1} et Z_{thq_2} . Que cela soit avec l'approche basée sur la réponse

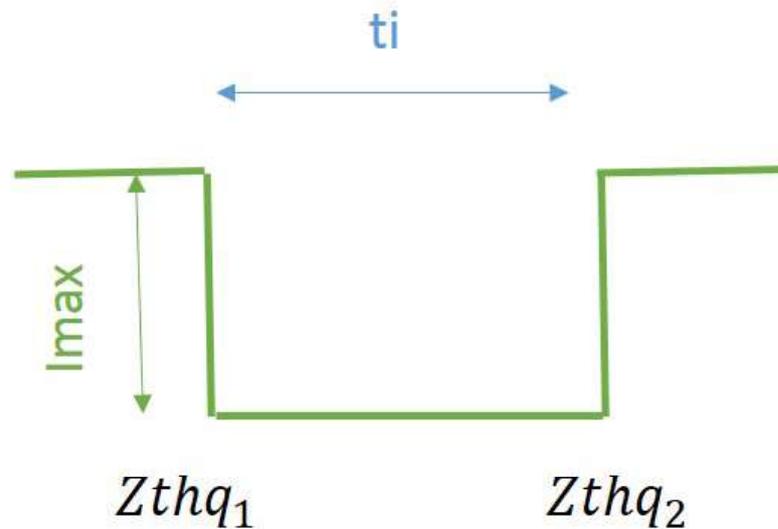


FIGURE 4.10 – impédance théorique au début et à la fin de l'échelon de durée t_i .

	Méthode RI	Méthode F
Impédance	$\hat{I}_{max_{10}}$ (A)	$\hat{I}_{max_{10}}$ (A)
Z_{thq_1}	24.55	24.80
Z_{thq_2}	24.09	24.25

TABLE 4.6 – influence de l'impédance sur l'estimation de $\hat{I}_{max_{10}}$ à l'aide des méthodes développées pour un l'échelon de courant de durée $t_i=10$ s.

impulsionnelle (Méthode RI) ou celle basée sur la réponse fréquentielle à une fréquence (Méthode F) les estimateurs $\hat{I}_{max_{t_i}}$ présentent des valeurs similaires, légèrement plus proches de la référence avec Z_{thq_2} .

Impédance	Simulateur			
	OCV (V)	R_1 (Ω)	R_2 (Ω)	R_3 (Ω)
Z_{thq_1}	4.0656	0.0465	0.0035	0.0136
Z_{thq_2}	4.0272	0.0465	0.0036	0.0135

TABLE 4.7 – variation de la valeur des résistances et de l'OCV pour un l'échelon de courant de durée $t_i=10$ s à SoC 90%.

Dans le simulateur seules les valeurs des résistances sont variables avec le SoC comme le montre le tableau 4.7. Elles sont ici très proches pour la variation de SoC associée à l'échelon considéré. Le plus grand changement concerne l'OCV. Pour estimer correctement $\hat{I}_{max_{t_i}}$ et donc $\hat{P}_{max_{t_i}}$, la mesure le l'OCV doit donc être précise (à 10 mV près dans cette exemple).

Dans la pratique, l'utilisateur ne dispose que de Z_{thq_1} , c'est pourquoi dans la suite de

Chapitre 4. L'exploitation de l'estimation de l'impédance

l'étude sur le simulateur l'impédance estimée utilisée pour calculer le $\hat{I}max_{ti}$ et la $\hat{P}max_{ti}$ correspondra à l'impédance juste avant l'application de l'échelon.

La méthode basée sur la réponse impulsionnelle dépend de la bande fréquentielle sur laquelle l'impédance est estimée. L'influence de cette bande sur l'estimation de $\hat{I}max_{ti}$ a été étudiée. Pour la batterie étudiée cette bande doit respecter la règle suivante pour garantir la qualité de l'estimation :

- la borne minimale de la gamme de fréquence doit être inférieure ou égale à $1/ti$. En effet ce sont les basses fréquences qui contiennent le plus d'information.
- la borne maximale est ici fixée telle qu'elle soit au moins 10 fois plus grande que la borne minimale.

La Figure 4.11 représente l'évolution du $\hat{I}max_{ti}$ et $\hat{P}max_{ti}$ calculés avec la réponse impulsionnelle en fonction de la durée ti de l'échelon. Différentes durées entre 0.1 s et 1 min sont représentées. Ce sont des temps généralement étudiés pour calculer la puissance disponible, dans le cadre d'application de type transport ti valant généralement 2, 10, 18, ou encore 60 s [Pilatowicz et al., 2015] [Wang et al., 2012]. Pour chaque durée, la bande de fréquence est adaptée et respecte le principe énoncé plus haut. Comme attendu, plus la durée de l'échelon est importante, moins la batterie fournira de puissance.

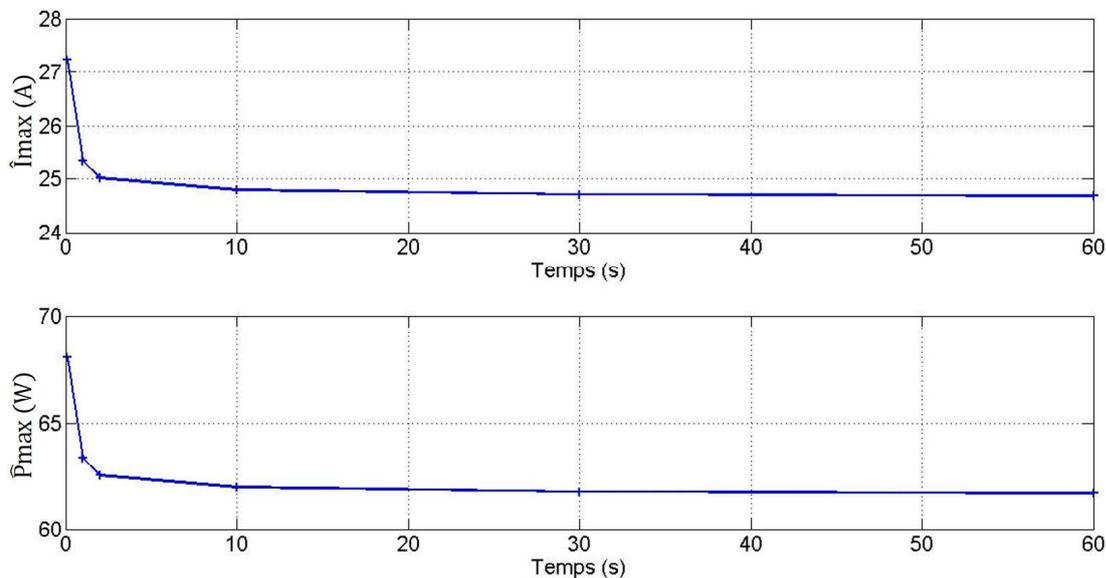


FIGURE 4.11 – évolution de $\hat{I}max_{ti}$ (haut), de $\hat{P}max_{ti}$ (bas) en fonction de la durée de l'échelon.

On définit alors l'énergie disponible $\hat{E}disp_{ti}$ comme le produit de la puissance maximale

$\hat{P}_{max_{ti}}$ et la durée ti de l'échelon.

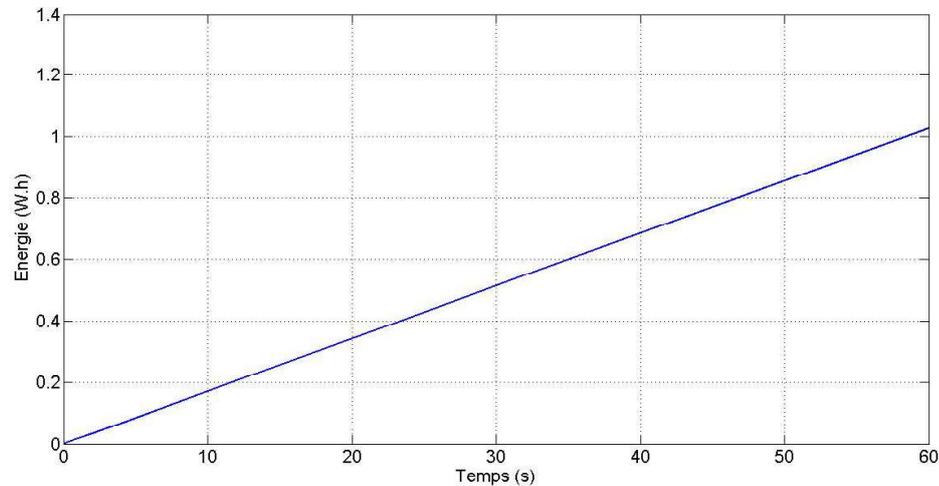


FIGURE 4.12 – évolution de $\hat{E}_{disp_{ti}}$ en fonction de la durée de l'échelon.

La Figure 4.12 montre l'évolution de l'énergie disponible selon la durée de l'échelon. Plus celui-ci est long, plus la batterie fournit de l'énergie. L'étude sur le simulateur prouve que la méthode d'estimation de $\hat{P}_{max_{ti}}$ basée sur la réponse impulsionnelle donne des résultats légèrement plus précis que ceux obtenus par l'étude de la réponse fréquentielle en un seul point. De plus cette première méthode présente l'avantage d'être indépendante de l'allure de la sollicitation d'entrée.

4.3.3 Les résultats expérimentaux sur la batterie NMC

Une fois les deux méthodes validées et comparées sur le simulateur, elles sont mises en œuvre au cours d'une expérimentation sur la batterie NMC.

a La procédure

Après une charge complète ($25^{\circ}C$, un courant constant de $C/2$ soit 1.1 A jusqu'à 4.2 V, suivi d'un maintien de la tension constante pendant 1 h), la batterie est déchargée à un courant de -1.1 A qui correspond à un régime de décharge de $C/2$ jusqu'à atteindre l'état de charge désiré. Un temps de repos d'au moins 30 min est alors observé comme en témoigne la Figure 4.13.

Une spectroscopie d'impédance électrochimique mono-fréquentielle est tout d'abord réalisée en mode galvano-statique et à un courant de polarisation nul. Puis un échelon de durée $ti = 10$ s d'une certaine amplitude est imposé. Une seconde spectroscopie d'impédance électrochimique mono-fréquentielle est alors réalisée toujours à un courant de polarisation nul.

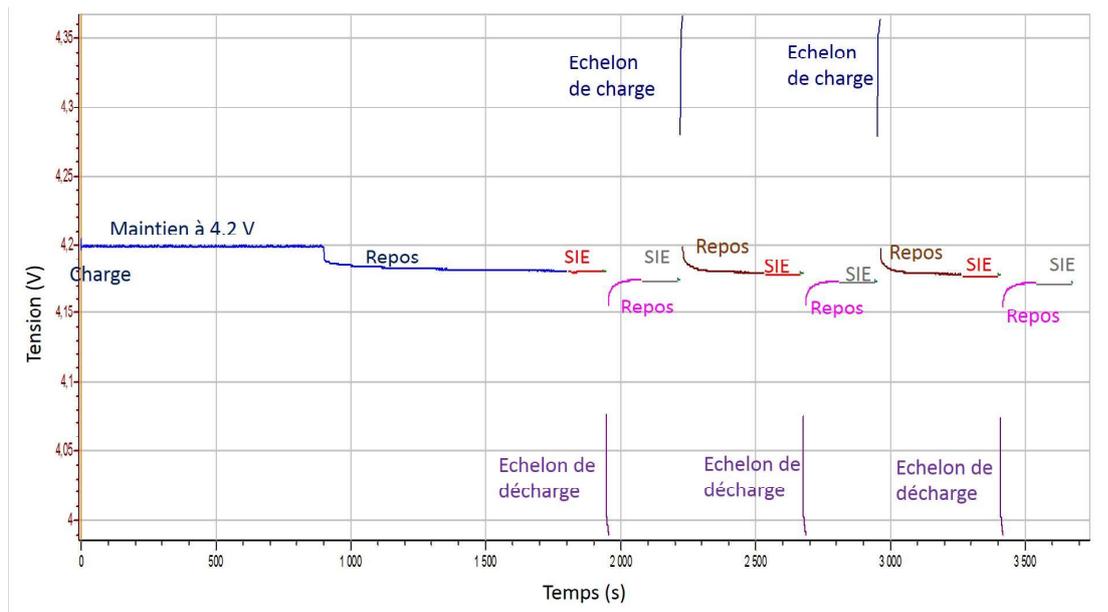


FIGURE 4.13 – évolution de la tension lors d'un essai.

Chaque spectroscopie d'impédance électrochimique mono-fréquentielle est effectuée via un potentiostat VMP3 de Bio-Logic SAS avec un amplificateur 10 A, associé au logiciel EC-lab (signal d'amplitude de 200 mA, de 1 Hz jusqu'à 1 kHz, espacé de manière logarithmique de 10 mesures par décade, 3 mesures par fréquence).

La batterie est ensuite rechargée par un échelon de même durée et d'amplitude. Pour chaque amplitude de l'échelon allant de 0.5 A à 10 A cette procédure est appliquée 3 fois.

b Les résultats expérimentaux d'estimation de la puissance maximale disponible

L'objectif de cette partie est d'estimer l'amplitude du courant nécessaire pour atteindre une certaine tension limite. Trois tests ont été réalisés l'un à SoC 100 %, le second à SoC 75 % et le dernier à SoC 25 %. Dans ces essais la tension minimale est choisie à 3.4 V en raison de contraintes expérimentales, l'équipement permet d'envoyer des échelons de courant d'amplitude limitée. Ce choix de tension respecte la valeur constructeur de 2.75 V [Sam, 2009] et laisse une marge de sécurité par rapport à la batterie.

La Figure 4.14 montre l'évolution de la tension minimale atteinte selon l'amplitude de l'échelon de courant pour ces trois SoC.

L'impédance estimée par la spectroscopie juste avant l'envoi de l'échelon est alors exploitée selon les deux méthodes pour estimer $\hat{I}max_{10}$ et comparer cette valeur à celle obtenue lors de l'essai.

4.3. La puissance maximale disponible

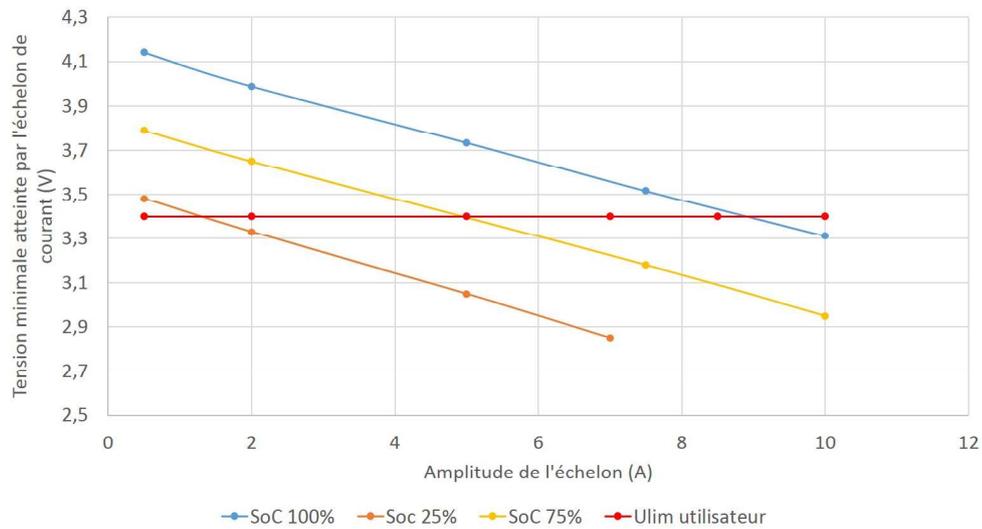


FIGURE 4.14 – évolution de la tension minimale atteinte selon l’amplitude de l’échelon pour trois SoC.

Cette procédure permet d’identifier expérimentalement les valeurs de référence $\hat{I}max_{10}$ pour chaque SoC.

SoC (%)	Essais	Méthode RI		Méthode F	
	$\hat{I}max_{10}$ (A)	$\hat{I}max_{10}$ (A)	Erreur relative (%)	$\hat{I}max_{10}$ (A)	Erreur relative (%)
100	8.9	9.103	2.28	9.107	2.32
75	5.0	5.121	2.42	5.123	2.46
25	1.37	1.459	6.49	1.46	6.56

TABLE 4.8 – comparaison des méthodes d’estimation de $I_{max_{10}}$ pour les trois SoC sur la batterie NMC.

Le Tableau 4.8 compare l’estimation de $I_{max_{10}}$ des deux méthodes proposées avec la valeur identifiée expérimentalement pour plusieurs SoC. Si les deux méthodes donnent des résultats similaires, la première basée sur la réponse impulsionnelle s’avère être comme dans le cas du simulateur légèrement plus précise.

En moyenne, on remarque un écart d’environ 0.15 A à l’amplitude du courant maximale définie par l’expérimentation quel que soit le SoC. En examinant l’erreur relative, on constate que l’estimation du $\hat{I}max_{10}$ est moins précise à un SoC faible. Une explication peut venir de la mesure de l’OCV. En effet, l’estimation du courant maximal et donc de la puissance maximale disponible dépendent fortement de la précision de la mesure de l’OCV. Or pour une batterie NMC, la variation de l’OCV est plus importante pour des SoC faibles comme le confirme la Figure 1.3.

Chapitre 4. L'exploitation de l'estimation de l'impédance

En conclusion, les deux méthodes ici présentées permettent d'estimer $\hat{I}_{max_{10}}$ et $\hat{P}_{max_{10}}$. Elles nécessitent cependant de connaître avec précision la valeur de la tension à vide dans les conditions de fonctionnement correspondantes (SoC, SoH, T et éventuellement à la relaxation des phénomènes liés à la dynamique des appels de courant précédents). La méthode basée sur la réponse impulsionnelle est intéressante car d'une part elle est légèrement plus précise, mais surtout elle s'applique quel que soit le type de signal d'entrée imposé.

c L'influence de la température et du SoC sur la puissance maximale disponible

La partie précédente valide l'estimateur de la puissance maximale. L'objectif de cette section est d'estimer la puissance maximale disponible via la méthode basée sur la réponse impulsionnelle sous diverses conditions de SoC et de température.

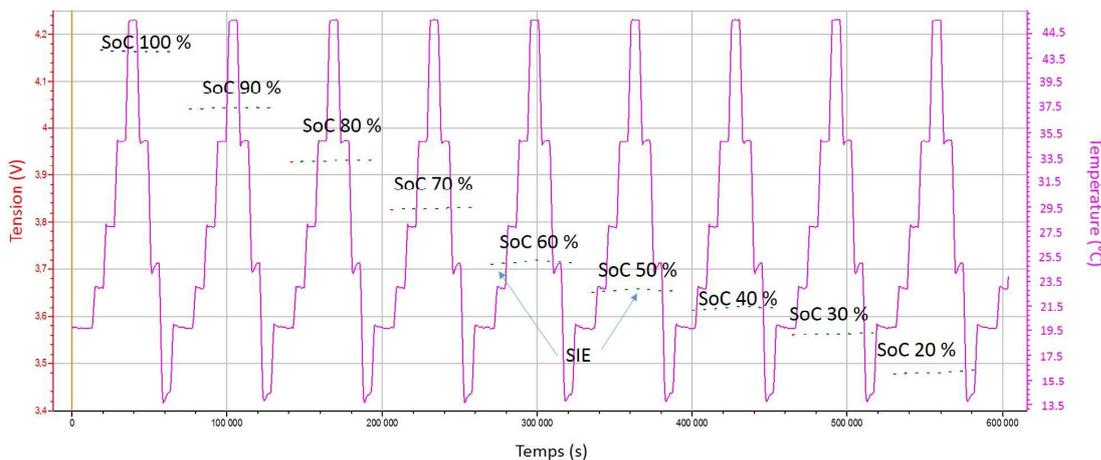


FIGURE 4.15 – protocole pour estimer le $\hat{P}_{max_{10}}$ en fonction du SoC et de la température.

Ainsi la batterie NMC va subir des cycles thermiques à différents SoC (de 100 % à 20 %) comme en témoigne la Figure 4.15. Une fois la batterie stabilisée à un SoC, la température de l'enceinte évolue entre 13 et 45 °C.

La Figure 4.16 détaille l'évolution de la température pour un SoC de 90 %. Des spectroscopies d'impédance mono-fréquentielles sont alors réalisées aux différents paliers de température. On remarque que pour chaque SoC deux paliers de température sont au même niveau à environ 35 °C.

La Figure 4.17 montre l'évolution de la puissance disponible de la batterie en fonction à la fois du SoC et de la température. Le $P_{max_{10}}$ dépend en effet des conditions de températures et de SoC comme mentionné dans les travaux [Smith and Wang, 2006]. On remarque que pour les deux températures à 35 °C, l'estimation de la puissance maximale est similaire. Cette

4.3. La puissance maximale disponible

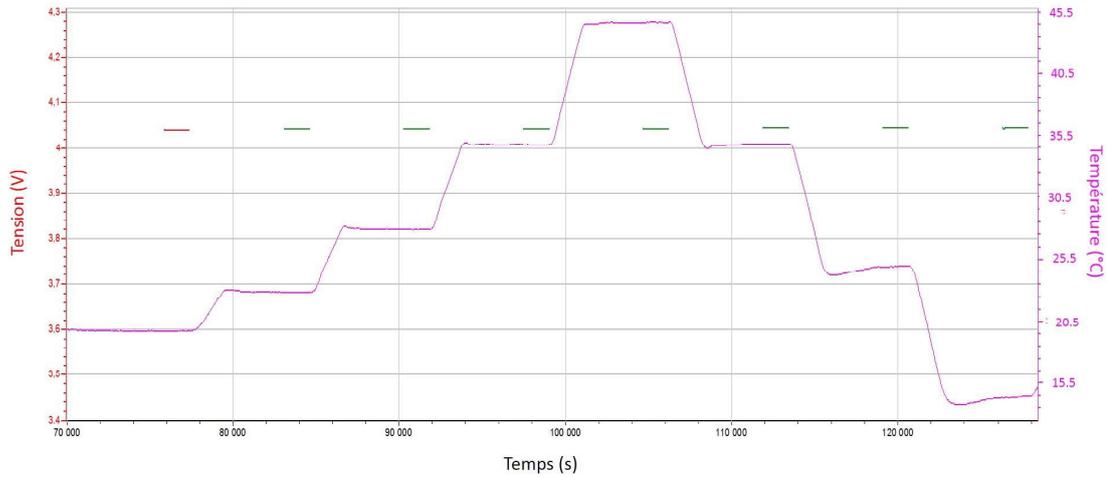


FIGURE 4.16 – zoom du protocole représenté à la Figure 4.15 pour un SoC de 90 %.

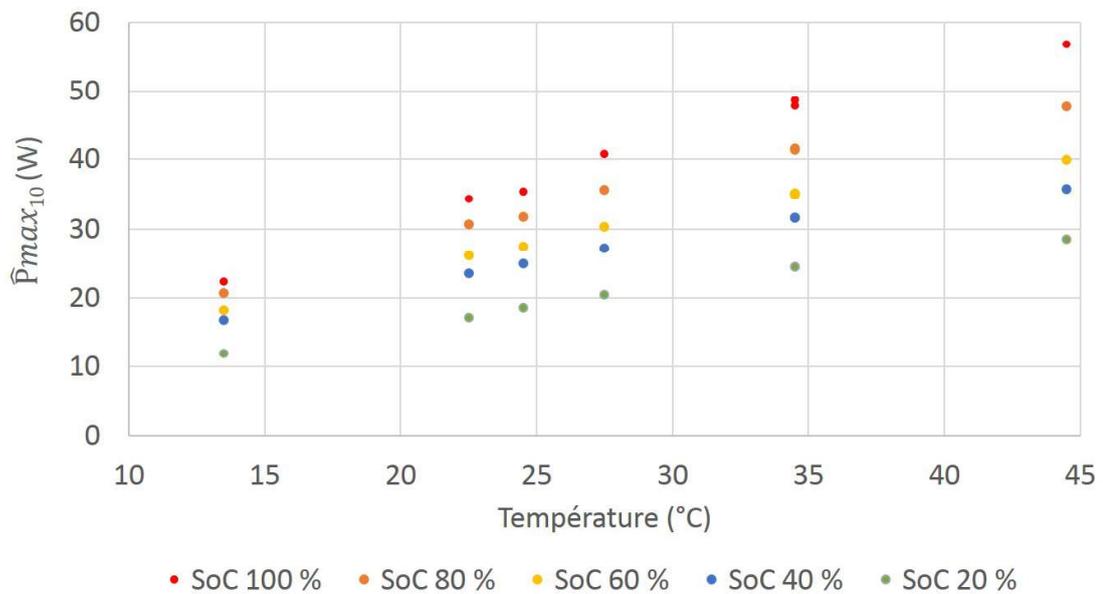


FIGURE 4.17 – estimation de $P_{max_{10}}$ en fonction de la température et du SoC.

similarité des valeurs confirme la répétabilité de la méthode développée.

Pour une même température, on note que plus le SoC est important, plus la puissance maximale disponible augmente. En effet la batterie doit fournir un échelon de courant d'amplitude plus important pour un SoC élevé afin d'atteindre la tension limite.

Si on fixe à présent le SoC, sur la gamme de température étudiée, on note que plus cette dernière est élevée, plus la puissance maximale disponible est importante.

4.4 La température interne

4.4.1 Le contexte

Dans le cadre du projet européen 3CCar¹ (Components for Complexity Control in affordable electrified Cars), l'impédance est exploitée afin d'estimer la température interne de la batterie sans aucun capteur de température. En effet, à partir de cette impédance il est possible d'estimer la température interne de la batterie selon plusieurs méthodes :

- l'une d'entre elles consiste à estimer la fréquence f_0 pour laquelle le déphasage (ou la partie imaginaire) s'annule. En effet cette fréquence peut être considérée comme l'image de la température interne du système [Beelen et al., 2015] [Raijmakers et al., 2014]
- une autre méthode consiste à suivre l'évolution de la phase de l'impédance à une fréquence particulière [Richardson et al., 2014] [Schmidt et al., 2013] [Srinivasan et al., 2011] [Srinivasan, 2012].

L'objectif lors du projet 3CCar est de fournir une estimation fiable et embarquée de l'impédance sur une gamme continue de fréquence pour pouvoir suivre l'évolution de la fréquence f_0 ou de la valeur de phase à une fréquence.

4.4.2 Le protocole

Les essais sont réalisés sur la batterie spécifique au projet européen QinetiQ lithium ion de capacité 12 A.h de type NCA (Nickel Cobalt Aluminium) avec une énergie spécifique de 220 Wh.kg⁻¹. Cette batterie est placée dans une enceinte thermique Vötsch climatic comme le montre la Figure 4.18.

Elle est connectée à une carte électronique dédiée à ce projet capable de contrôler le courant traversant la batterie et de mesurer la tension à ses bornes. Celle-ci est reliée à un système d'acquisition multivoies à 24 bits OROS (OR36) pour sauvegarder les données à traiter.

Un signal SBPA illustré à la Figure 4.19 est imposé en entrée de courant en raison de sa facilité d'implantation (cf partie 2.2) par le générateur Tektronix AFG3102. Chaque bloc de données dure donc 12.6 ms. Pour chaque estimation de l'impédance, le bloc est répété au moins 150 fois.

Ce signal est conçu pour couvrir une large gamme de fréquence susceptible de contenir f_0 . Ainsi l'estimation de l'impédance s'effectue pour cette batterie sur une gamme de fréquence allant de 80 Hz à 2 kHz. Les Figures 4.20 et 4.21 montrent que sur cette gamme de fréquence la densité spectrale de puissance de courant est plate, tout comme celle de la tension.

¹http://cordis.europa.eu/project/rcn/197903_fr.html

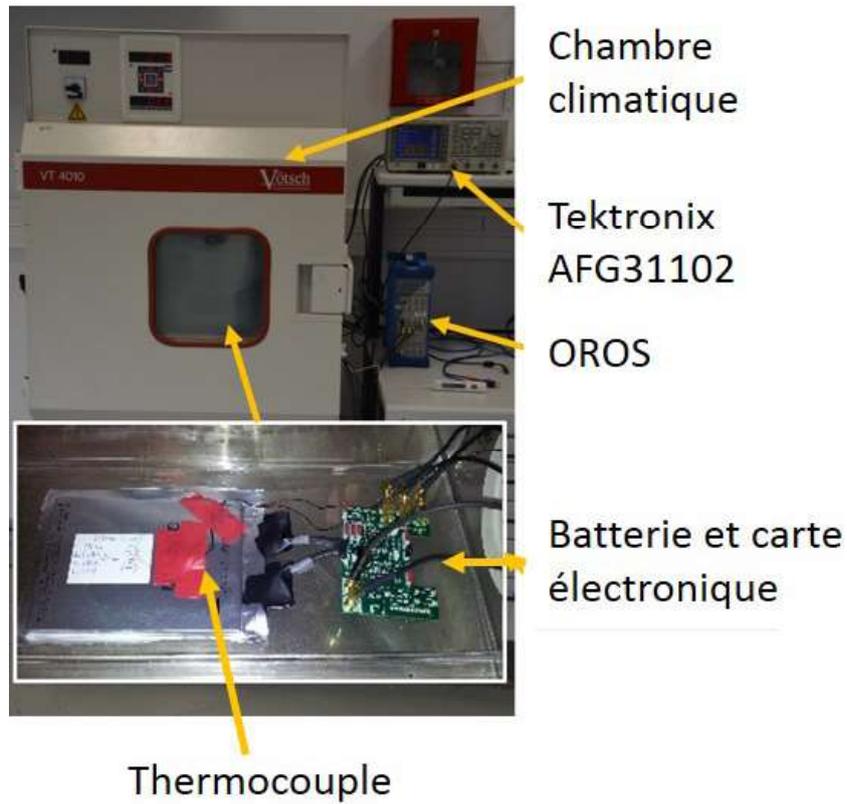


FIGURE 4.18 – système de mesure pour estimer l'impédance puis la température interne de la batterie.

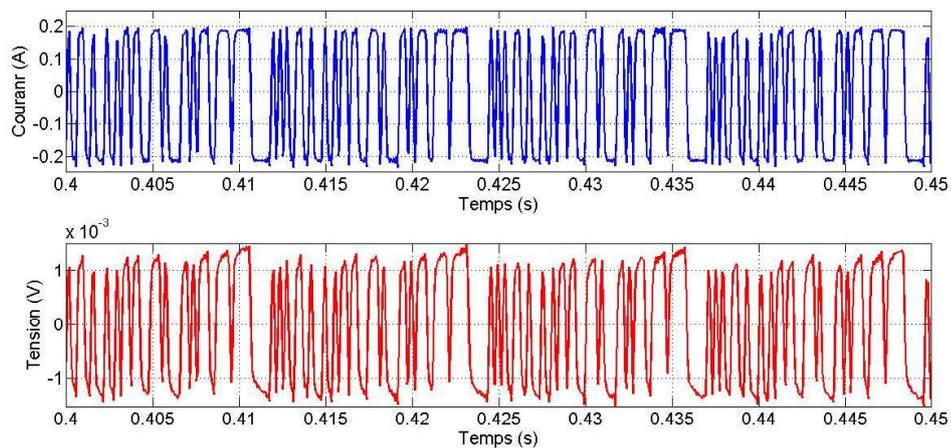


FIGURE 4.19 – aperçu des signaux d'entrée et de sortie de la batterie (haut : signal SBPA en courant d'entrée, bas : réponse en tension).

Les essais sont effectués pour deux SoC l'un de 100 % et le second de 29.1 %. Pour chaque SoC

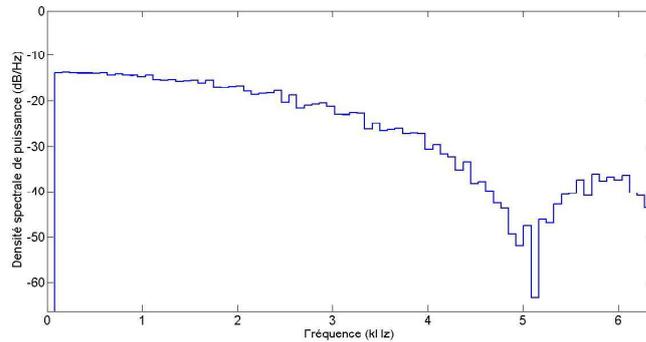


FIGURE 4.20 – densité spectrale de puissance d'un bloc de courant SBPA.

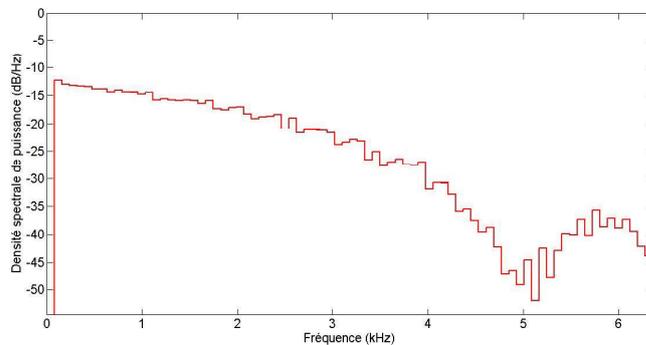


FIGURE 4.21 – densité spectrale de puissance de la réponse en tension d'un bloc de courant SBPA.

plusieurs températures allant de 5 à 55 °C avec un pas de 10 °C sont imposées. A chaque fois, une attente d'au moins 10 min, après que la chambre climatique soit à la température voulue est respectée. L'objectif est de laisser le temps à la cellule d'atteindre un état thermique stable. On peut alors supposer que la température interne équivaut en première estimation à celle de l'étuve. Enfin pour chaque température, la mesure est répétée 20 fois afin de tester la fiabilité de la méthode.

4.4.3 Les résultats d'estimation de la température interne

a L'estimation de l'impédance électrochimique

A chaque mesure, l'impédance est estimée à partir des signaux de courant et de tension par l'algorithme d'estimation non évolutif explicité dans la partie 2.3. En effet, dans le cadre du projet européen, la mesure de la température n'est pas demandée en continue, le moyennage évolutif n'est donc pas nécessaire. L'ensemble des blocs de données du signal SBPA sont alors utilisés pour estimer l'impédance.

Une fois de plus, la cohérence sert à valider l'estimation de l'impédance. Seules les fréquences dont la cohérence dépasse le seuil de 0.99 sont exploitées.

L'estimation de l'impédance est moyennée sur 20 mesures, les écarts-types en partie réelle et imaginaire sont faibles quels que soient la valeur de la température et de l'état de charge.

Dans le pire des cas ils sont de $7.1 \cdot 10^{-5}$ pour la partie réelle et de $8.8 \cdot 10^{-6}$ pour la partie imaginaire, c'est à dire d'ordre 10^{-2} par rapport à leur valeur moyenne respective. Cette faible dispersion confirme la répétabilité de la méthode d'estimation de l'impédance.

La Figure 4.22 représente un diagramme de Nyquist de l'impédance estimée sur la bande fréquentielle choisie pour l'occasion ainsi que la fréquence f_0 pour un SoC de 100 %.

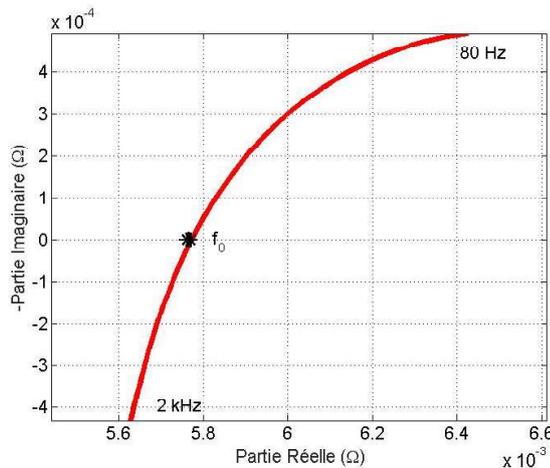


FIGURE 4.22 – diagramme de Nyquist de l'impédance et la représentation de f_0 .

b Estimation de la température interne par le suivi de la fréquence f_0

Pour chaque estimation de l'impédance, on recherche la fréquence f_0 représentée sur la Figure 4.22 où la partie imaginaire de l'impédance s'annule. Pour chacune des 20 mesures d'impédance effectuées à chaque température, la fréquence f_0 est estimée. La Figure 4.23 montre l'évolution de la valeur moyenne sur les 20 essais de cette fréquence en fonction de la température pour les deux SoC étudiés.

Dans les travaux [Andre et al., 2011] [Waag et al., 2013a], l'impédance dans cette zone fréquentielle (demi cercle des hautes fréquences du diagramme de Nyquist) sur les batteries lithium ion est généralement considérée comme indépendante du SoC mais sensible à la température. Les essais réalisés à 2 SoC différents confirment cette hypothèse. On remarque en effet que l'influence du SoC sur l'estimation de la fréquence f_0 est très limitée. Une variation de plus de 70 % du SoC engendre dans le pire cas (c'est à dire à une température de 55°C) une variation de f_0 de 52 Hz. En effet, en réalisant une grossière régression linéaire sur les courbes de la Figure 4.23, une variation de 25 Hz correspond à 1°C . Ce décalage d'une cinquantaine de Hertz indique que si on ne prend pas en compte le SoC, l'estimation de la température interne est alors valide à 2°C près, ce qui est suffisant pour l'application visée.

L'écart-type pour chaque estimation de f_0 est calculé, et à chaque fois il est inférieur à 1 Hz, ce qui correspond à une imprécision sur l'estimation de la température interne de 0.05 °C. Cette faible dispersion prouve la répétabilité de l'estimation de la fréquence f_0 , et donc de la température interne de la batterie.

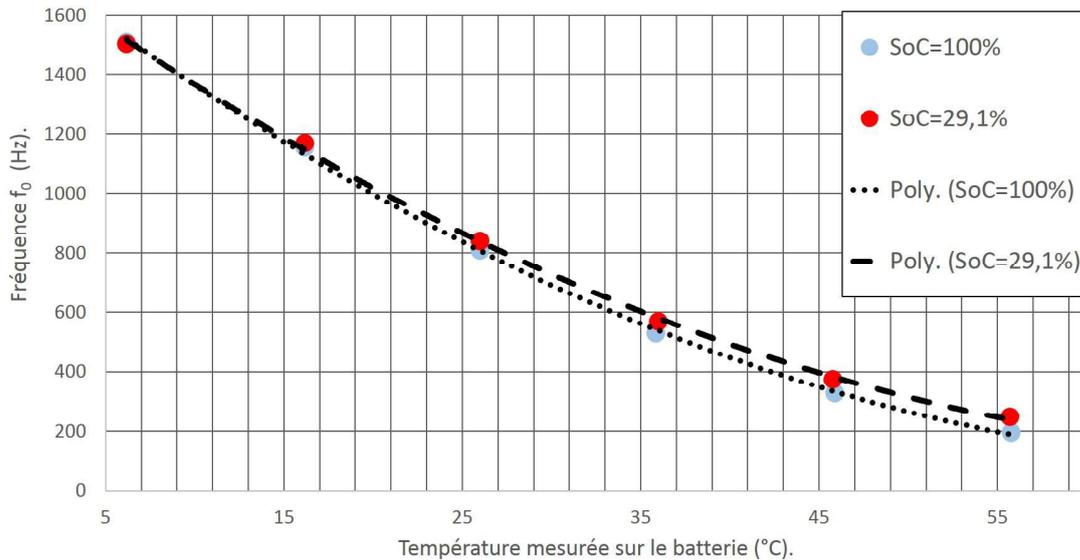


FIGURE 4.23 – évolution de l'estimation de f_0 en fonction de la température mesurée.

Comme prévu dans les travaux de [Raijmarkers et al., 2014] cette fréquence f_0 décroît avec l'augmentation de la température. L'évolution de la fréquence f_0 selon la température se rapproche du comportement d'une fonction polynomiale du deuxième ordre représentée dans la Figure 4.23 avec :

$$f_0(T) = aT^2 + bT + c, \quad (4.13)$$

avec a, b, c des constantes et T la température interne de la batterie.

	a	b	c	R^2
SoC 100%	0.3105	46.107	1794.6	0.9993
SoC 29.9%	0.2839	43.356	1772.4	0.9992

TABLE 4.9 – comparaison des paramètres a, b, c et du coefficient de détermination R^2 selon le SoC.

Le Tableau 4.9 montre que les constantes varient peu selon le SoC. Le coefficient de détermination R^2 prouve qu'une régression polynomiale d'ordre 2 fonctionne bien pour modéliser l'évolution de la fréquence f_0 selon la température.

Les essais réalisés sur la batterie QinetiQ présentent une estimation de f_0 avec une faible dispersion. Cette fréquence particulière est le reflet de la température interne de la batterie. Son suivi au cours du temps permet donc de connaître l'évolution de la température interne de la batterie en mesurant uniquement son courant et sa tension.

c L'estimation de la température interne par le suivi de la phase de l'impédance

La seconde méthode testée pour estimer la température interne de la batterie consiste à suivre l'évolution de la phase de l'impédance à une fréquence particulière.

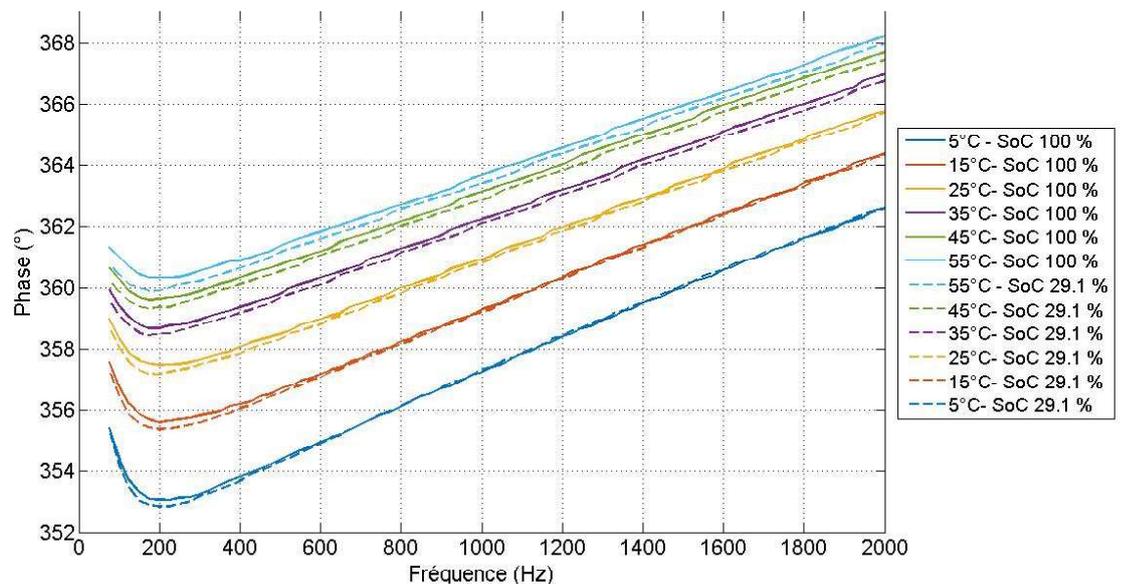


FIGURE 4.24 – évolution de la moyenne de la phase de l'impédance estimée en fonction de la fréquence pour plusieurs températures et SoC.

La Figure 4.24 montre l'évolution de la moyenne de la phase estimée en fonction de la fréquence et pour une gamme de température de 5 à 55 °C pour deux valeurs de SoC. Pour chaque SoC, l'évolution de la phase suit les mêmes tendances. Entre une température de 5 et 55 °C, une variation de phase d'environ 8 ° est constatée quelle que soit la fréquence. Pour les deux SoC, pour tous les seuils de température et sur l'ensemble des fréquences étudiées, le pire écart-type sur la phase est de 1.57 ° tandis que l'écart-type moyen est de 0.25 °.

La fréquence étudiée diffère dans la littérature pouvant prendre des valeurs aussi bien de 40 Hz que de 1 kHz [Srinivasan et al., 2011] [Beelen et al., 2015]. Celle-ci dépend fortement de la chimie de la batterie.

L'évolution de la phase à 1 kHz en fonction de la température est représentée par la figure 4.25. Une fois de plus on constate pour cette fréquence que l'influence du SoC est faible sur la valeur de la phase.

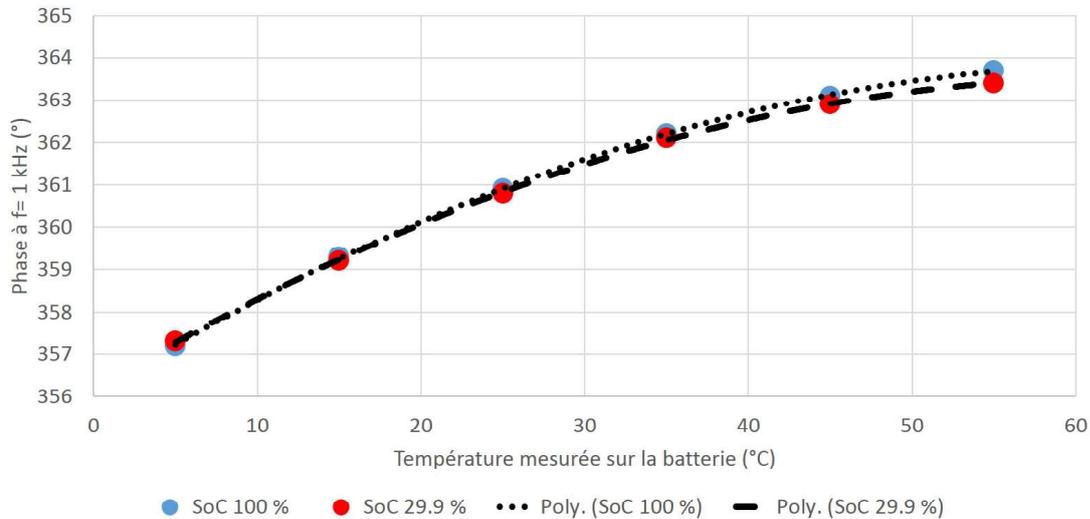


FIGURE 4.25 – évolution de la moyenne de la phase de l'impédance estimée pour une fréquence $f=1$ kHz en fonction de la température pour deux SoC.

Comme pour la technique précédente d'estimation de la température interne, une régression polynomiale d'ordre 2 est appliquée sur les données telle que :

$$Ph(T) = dT^2 + eT + f, \tag{4.14}$$

avec d, e, f des constantes et $Ph(T)$ la phase de la batterie.

	d	e	f	R^2
SoC 100%	0.0018	0.2395	356.07	0.9999
SoC 29.9%	0.0018	0.2323	356.16	0.9998

TABLE 4.10 – comparaison des paramètres d, e, f et du coefficient de détermination R^2 selon le SoC.

Le Tableau 4.10 montre comme dans le cas précédent que les constantes varient peu selon le SoC. Le coefficient de détermination prouve qu'une régression polynomiale d'ordre 2 fonctionne bien pour modéliser l'évolution de la phase de l'impédance estimée à une fréquence avec la température. Avec l'estimation de l'impédance sur une large gamme de fréquence, le choix de la fréquence sélectionnée pour suivre l'évolution de l'impédance est libre pour l'utilisateur.

Si dans le contexte du projet 3CCar, les essais sont réalisés dans un contexte d'identification active, les méthodes d'estimation de la température interne pourraient aussi être appliquées dans un contexte passif, à condition que le profil du courant traversant la batterie en fonctionnement soit suffisamment riche et que l'application s'y prête naturellement.

4.5 Conclusions

Simplement à partir des mesures du courant et de la tension, l'impédance électrochimique peut être estimée aussi bien dans un contexte d'identification active que passive. Ce chapitre propose, au travers de différents exemples, plusieurs pistes d'exploitation des informations contenues dans l'impédance.

L'impédance est riche en information sur l'état de la batterie. Nous avons montré quel peut être l'intérêt d'intégrer son estimation au sein d'un BMS pour en améliorer les fonctionnalités. Au niveau de l'état du système, ce paramètre permet un suivi en continu du SoC, à partir duquel des indicateurs spécifiques à l'application peuvent être dérivés (comme pour le cas du drone). Concernant le vieillissement de la batterie, les paramètres du CPE sont estimés de façon non biaisée grâce aux propriétés temps-fréquence de l'estimation proposée, et pourraient ensuite être utilisés pour détecter des anomalies ou des évolutions temporelles de l'état des électrodes de la batterie. Côté fonction de service, nous proposons d'utiliser toute l'information contenue dans l'impédance via la réponse impulsionnelle associée pour calculer, avec une bonne précision au regard des précisions relatives à la sécurité (limite en tension d'usage), la puissance maximale disponible. Une étude complémentaire serait à mener pour comparer les performances de cette approche fréquentielle non paramétrique à celle proposée dans la littérature [Michel and Heiries, 2015] basée sur une modélisation temporelle. Enfin, nous avons vu à travers l'application liée au projet 3Ccar que l'identification en embarqué de l'impédance permet de fournir toutes les informations nécessaires à l'estimation de la température interne d'une cellule, quelle que soit la méthode envisagée. Cette faisabilité étant démontrée, des travaux complémentaires vont être menés afin de préciser et qualifier la technique à retenir. Ce point est important car cette méthode d'estimation fournit un paramètre aujourd'hui inconnu et critique pour le BMS, et il pourrait par exemple lui permettre de mieux prédire le risque lié à l'emballement thermique de la batterie.

Ces travaux illustrent ainsi l'intérêt pour la sécurité et la fonctionnalité des systèmes de pouvoir disposer en embarqué, et parfois en continu, d'une estimation de l'impédance électrochimique de la batterie.

Conclusions

De plus en plus d'applications reposent sur l'utilisation de batteries comme organe de stockage d'énergie. Le développement de systèmes de gestion de batterie est donc nécessaire afin d'optimiser leur efficacité et leur sûreté de fonctionnement. Dans cette optique, l'estimation en temps réel de leur impédance électrochimique est un outil précieux. Les travaux de cette thèse présentent ainsi des méthodes temps-fréquences visant une intégration électronique simplifiée d'estimation évolutive de l'impédance.

Le premier chapitre introduit l'univers des batteries. Il détaille d'abord le principe de fonctionnement des accumulateurs. Rechargeables, ils sont basés sur un système électrochimique réversible, et exploitent ainsi les réactions d'oxydoréduction.

Ce chapitre présente ensuite les différents types d'accumulateurs et porte une attention particulière à la filière lithium ion. En effet, l'ensemble des travaux de ce mémoire concerne les batteries lithium ion NMC, NCA et Li-Po.

Les paramètres essentiels de ces batteries ainsi que les notions d'indices d'état tels le SoC, le SoH, la puissance maximale disponible sont explicités. Les différents phénomènes physico-chimiques caractéristiques du fonctionnement des batteries sont également exposés.

Enfin ce chapitre définit la notion d'impédance électrochimique et fait le lien entre cette grandeur et les paramètres de la batterie, ce qui ouvre la voie vers différentes pistes d'application.

Le deuxième chapitre détaille, dans un premier temps, les méthodes d'estimation existantes, comme la spectroscopie d'impédance, et souligne leurs limites pour les applications embarquées. En effet, elles ne permettent pas le suivi en temps-réel de l'impédance puisqu'elles n'effectuent qu'une unique estimation de l'impédance par mesure. À chaque nouvelle estimation, le processus de mesure doit être entièrement répété, ce qui limite drastiquement le suivi des évolutions temporelles de l'impédance.

Ce chapitre distingue les contextes d'identification passive et active, et pour ce dernier cas étudie l'influence de différents signaux d'excitation. Plusieurs sollicitations comme le bruit blanc, le chirp, le multisinus et la séquence binaire pseudo aléatoire (SBPA) sont présentées et comparées. En gardant à l'esprit la nécessité d'une implantation facilitée dans un BMS, le signal SBPA est privilégié dans cette thèse.

Ce chapitre présente d'abord un premier estimateur non évolutif de l'impédance. Une fois l'hypothèse de linéarité est d'invariance dans le temps validée grâce à la notion de cohérence

Chapitre 4. L'exploitation de l'estimation de l'impédance

spectrale, l'impédance est calculée selon le rapport des estimateurs de l'inter-spectre de la tension et du courant sur l'auto-spectre de ce dernier.

Ce chapitre développe ensuite la version évolutive de l'estimateur de l'impédance. Un moyennage exponentiel, gouverné par le choix de la valeur du facteur d'oubli, est choisi comme stratégie de moyennage local, en raison de ses avantages en termes d'implantation dans une application embarquée. Ce moyennage permet une mise à jour de l'impédance estimée à chaque nouveau bloc de données, ainsi les estimateurs de l'impédance et de la cohérence sont régulièrement rafraichis.

La dernière partie de ce chapitre décrit un second estimateur basé sur la transformée en ondelettes dans le contexte des phénomènes de longue dépendance associés aux dégradations internes de la batterie. Dans ce cadre particulier, la transformée en ondelettes se distingue avec son pavage temps-fréquence irrégulier par une estimation non biaisée de l'exposant de l'élément à phase constante (CPE) utilisé pour modéliser ces phénomènes.

Le troisième chapitre présente les résultats de simulation et d'expérimentation. La méthode d'estimation évolutive de l'impédance est d'abord testée sur un simulateur de batterie Lithium ion NMC basé sur un circuit électrique équivalent spécialement mis au point pour l'occasion. Cette première phase permet de valider la méthode puisque l'erreur d'estimation s'avère très faible. On peut ainsi suivre l'évolution de l'impédance en temps réel tout au long d'une décharge continue de la batterie.

La deuxième étape consiste à tester expérimentalement cette méthode sur une batterie réelle de même type. On estime alors l'impédance de la batterie lors d'une décharge continue de celle-ci, en imposant le signal large bande choisi, précédé d'une spectroscopie d'impédance mono-fréquentielle servant de mesure de référence.

On peut remarquer l'importance du choix de la valeur du facteur d'oubli, qui contrôle les performances d'estimation et de poursuite. Un compromis entre le temps de convergence obtenu (lié aux capacités de suivi de l'algorithme) et les fluctuations de l'erreur finale d'estimation (liée aux performances d'estimation de l'algorithme) doit être recherché. Avec un facteur d'oubli faible, l'erreur d'estimation est forte mais les performances en poursuite sont améliorées. Si ce facteur est important, la précision d'estimation augmente, en revanche la capacité à suivre les fortes variations temporelles de l'impédance est réduite. Une fois le bon compromis trouvé, on parvient à estimer l'impédance et à la suivre correctement au cours de la décharge de la batterie.

On analyse alors la répétabilité de la méthode proposée. Elle est globalement aussi fiable que la spectroscopie d'impédance mono-fréquentielle, même si l'estimée de la phase apparaît légèrement plus sensible au bruit.

L'estimateur évolutif est ensuite utilisé pour déterminer l'état de la batterie LiPo d'un drone. Ce genre d'application décharge la batterie rapidement, ce qui démontre l'intérêt de la méthode récursive proposée. L'estimation de l'impédance est ici réalisée aussi bien dans un contexte d'identification active, où un signal SBPA est utilisé que dans le cadre d'une identification passive. L'étude de la batterie lors du vol d'un drone s'avère être une application particulièrement appropriée à l'estimation passive de l'impédance, car un tel profil d'utilisation sollicite de

nombreuses fréquences. Avec l'aide d'un seuil sur la cohérence, l'utilisateur peut facilement estimer l'impédance aux fréquences naturellement excitées.

Ce chapitre présente enfin les résultats de l'estimation de l'impédance d'un CPE à partir de simulations. On compare alors l'approche par les ondelettes à celle de la transformée de Fourier à court terme. Dans le cadre de l'étude des phénomènes de longue dépendance, l'estimateur basé sur la transformée en ondelettes se révèle plus précis car il permet de mieux traiter l'information contenue aux basses fréquences.

Le quatrième chapitre concerne l'exploitation de l'information contenue dans le signal de l'impédance afin de calculer les paramètres ou indices d'états de la batterie. En effet l'impédance peut être utilisée de manière différente afin d'estimer par exemple une puissance ou une température interne.

On utilise tout d'abord un filtre de Kalman associé à l'impédance estimée sur la batterie du drone en vol afin de calculer son état de charge, le temps de vol restant et la distance correspondante qui peut être encore parcourue. On montre ainsi qu'une estimation récursive de l'impédance en mode passif (sans signal imposé à l'entrée de la batterie) permet un suivi temporel de ces paramètres.

On propose également d'exploiter l'estimation de l'impédance via la transformée en ondelettes afin d'estimer les paramètres du CPE liés à l'état de la surface des électrodes, qui contribue à l'état de santé de la batterie.

On s'intéresse aussi à l'estimation de la puissance maximale disponible de la batterie. Deux méthodes d'estimations sont présentées, elles sont d'abord testées sur un simulateur, puis expérimentalement sur la batterie. Les résultats prouvent qu'il est possible grâce à la richesse du contenu fréquentiel de l'impédance d'estimer la puissance maximale disponible de la batterie indépendamment du signal d'entrée et avec une précision suffisante. Ceci ouvre des perspectives d'application intéressantes, en particulier pour le domaine des transports électriques.

Ce chapitre détaille ensuite l'estimation de la température interne grâce à l'impédance. En estimant la fréquence spécifique à laquelle la phase s'annule ou en suivant l'évolution de cette dernière à une fréquence particulière, il est en effet possible d'évaluer le niveau de température interne de la batterie. Dans le cadre du projet européen 3CCar, les expérimentations ont prouvé que la méthode d'identification large bande que nous proposons permet de suivre en embarqué l'évolution de la température interne d'une batterie NCA via les deux approches ci-dessus.

La méthode d'estimation évolutive de l'impédance électrochimique proposée dans ce mémoire permet donc d'effectuer un suivi en temps réel efficace de l'évolution de l'impédance.

Afin d'améliorer cette estimation, on pourrait complexifier la stratégie de moyennage locale choisie. L'algorithme proposé est basé sur un simple filtre RII d'ordre 1. L'augmentation de l'ordre de ce filtre améliorera ses performances au détriment de la simplicité de son réglage. En effet, contrairement à un filtre d'ordre 1, un ordre élevé nécessite un réglage de plusieurs paramètres. Pour un suivi plus fin de l'évolution de l'impédance, il serait également intéressant

Chapitre 4. L'exploitation de l'estimation de l'impédance

d'investiguer des lois de pilotage du facteur d'oubli, afin de bénéficier en dynamique soit d'un temps de réponse court, soit d'une précision accrue.

L'estimation de l'impédance par la transformée en ondelettes repose dans cette thèse sur l'ondelette de Morlet complexe. D'autres types d'ondelettes complexes pourraient être essayés afin de gagner en précision d'estimation vers les plus basses fréquences. La méthode d'estimation de l'impédance développée grâce aux ondelettes pourrait être également testée sur une batterie réelle dont le comportement en basses fréquences pourrait être modélisé par un CPE. Ainsi, appliquer un protocole de vieillissement accéléré (calendaire ou en usage), pourrait permettre d'exploiter plus finement les paramètres du CPE au regard d'un estimateur de SOH.

Lors de cette thèse, les expérimentations se sont finalement déroulées sur trois types de chimie de batterie au lithium : NMC, NCA et LiPO. Il pourrait être intéressant de compléter cette étude avec des batteries LFP et LMO couramment utilisées.

En ce qui concerne l'exploitation de l'impédance, l'estimateur de la puissance maximale disponible pourrait être approfondi notamment en comparant cette approche non paramétrique à celle mettant en jeu une modélisation temporelle de l'impédance (type filtre non récursif ou à réponse impulsionnelle infinie). Une autre possibilité d'exploitation de l'impédance pourrait être aussi étudiée : son lien avec le SoH.

La faisabilité de l'implantation de la méthode d'identification large bande (active notamment) au sein d'une électronique d'un BMS est en cours de démonstration dans le cadre du projet 3CCAR dont la finalité (évaluation de la température interne de la cellule) ne requiert pas nécessairement une version récursive de l'estimateur. Cependant, si l'on étend le besoin de monitoring thermique à la prédiction de l'emballement de la batterie, l'approche évolutive proposée dans ce travail devient très pertinente pour détecter un brusque échauffement interne à l'élément. L'intégration de cet estimateur dans le BMS ne nécessitera alors que des modifications mineures du logiciel existant.

A La comparaison des techniques de moyennage

Le cadre de ce travail est celui de l'estimation embarquée de l'impédance électrique d'une batterie. Cette estimation est réalisée dans le domaine fréquentiel, et nécessite l'estimation de grandeurs spectrales (densités spectrales) et donc l'emploi d'opérations de moyennage. Le but de ce document est de présenter et de comparer les stratégies de moyennage classiquement utilisées pour l'estimation fréquentielle afin de choisir la plus judicieuse pour une application embarquée.

Une batterie étant un système linéaire et variant dans le temps, il serait aberrant d'appliquer un moyennage global qui conduirait à une impédance « moyenne » peu utile car à la fois fonction de sa valeur initiale, finale, de ses valeurs intermédiaires et du temps passé dans chacune d'elles.

Une première solution pour obtenir une image représentative de l'évolution temporelle de l'impédance consiste à l'estimer en un ensemble fini d'instant. On obtient alors un ensemble d'impédances estimées de type « snapshots » représentant son évolution temporelle sous forme discrète. C'est l'approche utilisée lors d'estimations successives par spectroscopie d'impédance ou encore dans les travaux de Rouba Al Nazer [Nazer, 2014], et dans laquelle le moyennage est à chaque fois réalisé sur une fenêtre de temps finie. Bien qu'intéressante, cette solution présente deux inconvénients majeurs :

- l'estimation doit être entièrement reconduite à chaque instant d'estimation,
- les différents instants d'estimation doivent être suffisamment rapprochés dans le cas de variations importantes de l'impédance.

Pour ces 2 raisons, cette approche peut présenter une complexité importante limitant son embarquabilité.

Une seconde solution qui semble plus adaptée à cette application consiste à employer un moyennage de type récursif. Ce type de moyennage permet d'une part de réactualiser à chaque instant l'impédance estimée plutôt que de la recalculer entièrement, ce qui diminue drasti-

quement les ressources nécessaires à son implantation. D'autre part, il permet d'obtenir une image continue de l'évolution temporelle de l'impédance, que l'on peut penser plus précise que l'image discrète donnée par l'approche précédente. C'est donc cette seconde solution qui sera adoptée dans la suite.

Les deux stratégies classiques de moyennage récursif étudiées dans la suite sont *le moyennage glissant* et *le moyennage autorégressif*. Il existe plusieurs manières d'étudier ces techniques, une manière simple et efficace étant de les modéliser comme des filtres linéaires et invariants dans le temps afin d'en déduire leurs principales propriétés théoriques. De ces résultats, on peut déduire leurs performances respectives et finalement les comparer précisément.

Les propriétés théoriques de chacune de ces deux stratégies sont présentées de la manière suivante : équation aux différences, fonction de transfert, réponse fréquentielle, réponse impulsionnelle et réponse indicielle. De ces propriétés, on en tire alors plusieurs caractéristiques représentatives de leurs performances et utiles pour nous guider dans le choix final de la stratégie de moyennage à embarquer :

- complexité d'implantation et possibilités de généralisation
- temps de convergence et retard en sortie
- variations résiduelles après convergence

La comparaison et le choix final de la stratégie sont faits dans le dernier paragraphe de cette annexe.

A.1 Le moyennage glissant

A.1.1 L'étude théorique

L'équation aux différences

Paramètre : N , nombre d'éléments sur lequel porte la moyenne.

En régime permanent ($n > N$), la relation entrée-sortie est de la forme :

$$y[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x[n-k] \quad (\text{A.1})$$

$$= \frac{1}{N} \sum_{k=n-N+1}^n x[k] \quad (\text{A.2})$$

$$= y[n-1] + \frac{1}{N} (x[n] - x[n-N]) \quad (\text{A.3})$$

Équations (A.1) et (A.2) → filtre à réponse impulsionnelle finie d'ordre N , causal.

Équations (A.3) → implantation récursive plus adaptée à l'implantation temps-réel (minimise le nombre d'opérations, mais nécessite une profondeur mémoire de N donc importante).

a La fonction de transfert

$$H(z) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} z^{-k} = \frac{1 - z^{-N}}{N(1 - z^{-1})}$$

Filtre stable quel que soit la valeur du paramètre N .

b La réponse fréquentielle

$$H(\lambda) = e^{-j2\pi\lambda \frac{(N-1)}{2}} \frac{\sin(N\pi\lambda)}{N \sin(\pi\lambda)} \longrightarrow |H(\lambda)|^2 = \left| \frac{\sin(N\pi\lambda)}{N \sin(\pi\lambda)} \right|^2$$

où $\lambda \in [-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$ est la fréquence réduite reliée à la fréquence physique f par la fréquence d'échantillonnage f_e et par la relation $\lambda = \frac{f}{f_e}$.

On trouve donc un noyau de Dirichlet multiplié par une exponentielle complexe. Le noyau de Dirichlet montre que cette opération de moyennage peut être assimilée à un filtre passe-bas. On peut obtenir une solution approchée pour sa fréquence de coupure à -3 dB λ_c définie par $|H(\lambda_c)|^2 = \frac{1}{2}$: si $N \rightarrow \infty$ alors $\lambda_c \rightarrow 0$ et $\sin(\pi\lambda) \rightarrow \pi\lambda$, d'où $|H(\lambda)|^2 \rightarrow \text{sinc}(N\pi\lambda)$. Alors, d'après les résultats classiques obtenus en analyse spectrale, on sait que $\lambda_c \approx \frac{0.445}{N}$. On peut également déduire de la réponse fréquentielle précédente le retard de groupe d'un tel moyennage :

$$\tau(\lambda) = -\frac{1}{2\pi} \frac{d\angle H(\lambda)}{d\lambda} = \frac{N-1}{2} \tag{A.4}$$

c La réponse impulsionnelle

La réponse impulsionnelle est obtenue directement à partir de l'équation aux différences (A.1) en remplaçant $x[n]$ par l'impulsion unité $\delta[n]$:

$$h[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \delta[n-k] \tag{A.5}$$

C'est donc un filtre à réponse impulsionnelle finie d'ordre N dont tous les poids sont égaux à $\frac{1}{N}$.

d La réponse indicielle

La réponse indicielle est également obtenue à partir de l'équation aux différences (A.1) en remplaçant $x[n]$ par un échelon unité $u[n]$:

$$y[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} u[n-k] = \begin{cases} 0 & \text{si } n < 0 \\ \frac{n+1}{N} & \text{si } 0 \leq n < N-1 \\ 1 & \text{si } n \geq N-1 \end{cases} \quad (\text{A.6})$$

A.1.2 Les grandeurs caractéristiques

a La complexité et généralisation

La complexité est obtenue à partir de l'équation aux différences (A.3) :

- nombre d'opérations : très faible (2 additions, 1 multiplication)
- profondeur mémoire : importante, de l'ordre de N , le nombre d'éléments moyennés

Une manière de généraliser ce moyennage est de pondérer chaque élément de la moyenne par un poids b_k , ce qui conduit à l'équation aux différences :

$$y[n] = \sum_{k=0}^{N-1} b_k x[n-k]$$

Il s'agit de l'expression générale de la sortie d'un filtre RIF d'ordre N , dont les coefficients peuvent être déterminés par les méthodes classiques de synthèse des filtres RIF (méthode des fenêtres, filtres « equiripple », ...). Une telle généralisation conduira évidemment à l'amélioration des performances de filtrage et donc d'estimation, mais le prix à payer sera un nombre d'opérations accru (N multiplications et N sommes) puisqu'on perd alors la possibilité de simplifier cette relation entrée-sortie.

b Le temps de réponse

Le temps de réponse à $r\%$ du filtre est déterminé à partir de l'expression de sa réponse indicielle (A.6) :

$$\frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} u[n-k] > \frac{r}{100}$$

ce qui conduit à :

$$n > N \frac{r}{100} - 1$$

c Le retard en sortie

Le retard en sortie de ce traitement est donné par son retard de groupe (A.4). Ce retard de groupe constant montre que la sortie de cette opération de moyennage présente un retard de $\frac{N-1}{2}$ échantillons par rapport à son entrée.

d La bande équivalente de bruit

La bande équivalente de bruit est une généralisation de la largeur de bande d'un filtre \mathcal{H} passe-bas, qui repose sur le principe suivant :

1. on choisit un filtre passe-bas idéal de largeur de bande B et de gain statique $|H(0)|$,
2. on cherche la valeur de B telle que les sorties de ces 2 filtres (le passe-bas \mathcal{H} et le passe-bas idéal) soient de même variance lorsqu'ils sont alimentés par le même bruit blanc.

En écrivant l'égalité correspondante et en utilisant l'égalité de Parseval, on obtient alors la définition suivante pour la bande équivalente de bruit en fréquence et en temps :

$$B = \int_{-\frac{1}{2}}^{\frac{1}{2}} \frac{|H(\lambda)|^2}{|H(0)|^2} d\lambda = \frac{\sum |h[n]|^2}{|\sum h[n]|^2} \tag{A.7}$$

où $h[n]$ est la réponse impulsionnelle du filtre \mathcal{H} et $H(\lambda)$ sa réponse fréquentielle.

La bande équivalente de bruit B peut être interprétée de deux manières différentes :

- comme le double de la fréquence de coupure « généralisée » du filtre \mathcal{H} , valable quelle que soit la forme de sa réponse fréquentielle,
- comme la variance de sortie de \mathcal{H} , c'est à dire la quantité de variations résiduelles en sortie du filtre en régime permanent, lorsqu'il est alimenté par un bruit blanc de variance 1.

En utilisant l'expression de $h[n]$ donnée par l'équation (A.5) dans la définition de la bande équivalente de bruit donnée en (A.7), on obtient :

$$B = \frac{1}{N} \tag{A.8}$$

Ce résultat montre que la quantité de variations résiduelles après moyennage est inversement proportionnelle à N , ce qui est bien en accord avec l'intuition.

A.2 Le moyennage récursif

A.2.1 L'étude théorique

a L'équation aux différences

Paramètre : α , « facteur d'oubli ».

$$y[n] = \alpha y[n-1] + (1-\alpha)x[n] \quad (\text{A.9})$$

$$= \alpha (y[n-1] - x[n]) + x[n] \quad (\text{A.10})$$

Équation (A.9) → filtre autorégressif d'ordre 1 causal.

Équation (A.10) → plus adaptée à l'implantation temps-réel (minimise le nombre de multiplications, nécessite une profondeur mémoire de 2 donc très faible)

b La fonction de transfert

$$H(z) = \frac{1-\alpha}{1-\alpha z^{-1}}$$

Filtre stable pour $|\alpha| < 1$.

c La réponse fréquentielle

$$H(\lambda) = \frac{1-\alpha}{1-\alpha e^{-j2\pi\lambda}} \rightarrow |H(\lambda)|^2 = \frac{(1-\alpha)^2}{1-2\alpha \cos(2\pi\lambda) + \alpha^2}$$

où $\lambda \in [-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$ est la fréquence réduite reliée à la fréquence physique f par la fréquence d'échantillonnage f_e et par la relation $\lambda = \frac{f}{f_e}$.

Si $0 < \alpha < 1$, on obtient un filtre passe-bas et donc une opération de moyennage. Sa fréquence de coupure λ_c vérifiant $|H(\lambda_c)|^2 = \frac{1}{2}$, on a donc $\cos(2\pi\lambda_c) = \frac{1-4\alpha+\alpha^2}{-2\alpha}$, ce qui permet d'exprimer la fréquence de coupure en fonction du facteur d'oubli (on vérifie également que si $\alpha \rightarrow 1$, alors $\lambda_c \rightarrow 0$ et l'importance du moyennage augmente). On peut également calculer son retard de groupe à la fréquence λ :

$$\tau(\lambda) = -\frac{1}{2\pi} \frac{d\angle H(\lambda)}{d\lambda} = \frac{\alpha (\cos(2\pi\lambda) - \alpha)}{1 - 2\alpha \cos(2\pi\lambda) + \alpha^2} \quad (\text{A.11})$$

d La réponse impulsionnelle

La réponse à une impulsion unité est obtenue simplement par TZ^{-1} de $H(z)$. On obtient :

$$h[n] = \alpha^n u[n] \quad (\text{A.12})$$

C'est donc un filtre à réponse impulsionnelle infinie.

e La réponse indicielle

La réponse à un échelon unité est facilement calculée par sa transformée en z , qui s'exprime :

$$Y(z) = H(z)U(z)$$

Avec $U(z) = \frac{1}{1-z^{-1}}$ TZ de l'échelon unité, on obtient après décomposition en éléments simples :

$$Y(z) = \frac{-\alpha}{1-\alpha z^{-1}} + \frac{1}{1-z^{-1}}$$

Par TZ inverse, on a la réponse indicielle recherchée :

$$y[n] = (1 - \alpha^{n+1})u[n] \tag{A.13}$$

A.2.2 Les grandeurs caractéristiques

a La complexité et généralisation

D'après l'équation aux différences (A.10) :

- nombre d'opérations : très faible (2 additions, 1 multiplication)
- profondeur mémoire : très faible (de l'ordre de 2)

Une manière de généraliser ce type de moyennage est d'employer l'équation aux différences suivante :

$$y[n] = \sum_{k=1}^{M-1} a_k y[n-k] + \sum_{k=0}^{N-1} b_k x[n-k]$$

Il s'agit de l'expression générale de la sortie d'un filtre RII, dont les coefficients $\{a_k\}$ et $\{b_k\}$ peuvent être obtenus par les méthodes classiques de synthèse des filtres RII (basés sur la transformation de prototypes analogiques, sur des algorithmes d'optimisations, ...). Cette généralisation conduit évidemment à de meilleures performances de filtrage, pour une augmentation de complexité qui restera toutefois faible. En effet, les filtres RII gardent des ordres faibles, même pour des performances de filtrage élevées.

b Le temps de réponse

Le temps de réponse à $r\%$ de cette opération de moyennage est déterminé à partir de l'expression de sa réponse indicielle (A.13) :

$$(1 - \alpha^{n+1})u[n] > \frac{r}{100}$$

ce qui conduit à :

$$n > \frac{\ln(1 - \frac{r}{100})}{\ln \alpha} - 1 \tag{A.14}$$

c Le retard en sortie

Le retard en sortie de ce traitement est donné par son retard de groupe (A.11). De cette expression, on déduit qu'un tel moyennage provoquera un retard de $\tau(0) = \frac{\alpha}{1-\alpha}$ échantillons sur les variations très basses fréquences du signal auquel on l'applique.

d La bande équivalente de bruit

En utilisant l'expression de $h[n]$ ou celle de $H(\lambda)$ du filtre précédant dans la définition de la bande équivalente de bruit, on obtient :

$$B = \frac{1 - \alpha}{1 + \alpha} \tag{A.15}$$

La quantité de variations résiduelles après moyennage est donc directement reliée à α et diminue lorsque ce paramètre tend vers 1, c'est à dire lorsque le moyennage augmente.

A.3 Conclusion

A.3.1 Le choix

Le tableau A.1 permet de comparer les deux opérations de moyennage considérées dans ce rapport du point de vue de leur implantation. On voit clairement que le moyennage récursif

type de moyennage	nombre d'opérations	profondeur mémoire	forme générale
glissant	faible	importante	forte complexité
récursif	faible	faible	peu d'influence

TABLE A.1 – comparaison des moyennages glissant et récursif.

est plus avantageux que le moyennage glissant, que ce soit du point de vue du nombre d'opérations ou de la profondeur mémoire nécessaires à son implantation, et ce sous sa forme basique ou générale. Ceci justifie le choix du *moyennage récursif* pour les applications dédiées à être embarquées. D'après les résultats précédents, on obtient donc finalement un algorithme nécessitant :

- un nombre d'opérations faible (2 additions et 1 multiplication),
- une profondeur mémoire faible (pouvant atteindre un minimum de 2),

ces deux grandeurs étant indépendante de l'importance du moyennage réalisé qui dépend uniquement du paramètre α .

A.3.2 Le réglage

Le seul paramètre à régler dans la version basique du moyennage récursif est α qui influe directement sur l'importance du moyennage. Un moyen simple de le régler est de déterminer une relation entre α et le nombre N d'éléments moyennés pour un moyennage glissant équivalent. Ceci peut être fait en égalant les bandes équivalentes de bruit (A.8) et (A.15) des deux moyennages, ce qui conduit à la relation :

$$\alpha = \frac{N-1}{N+1} \tag{A.16}$$

L'équation (A.16) donne donc le moyen de régler α pour d'obtenir un moyennage récursif dont l'erreur résiduelle après convergence est égale à celle obtenue avec un moyennage glissant sur N éléments.

A.3.3 Les performances

Une fois le paramètre α réglé, on peut résumer les performances d'estimation du moyennage récursif obtenu grâce aux grandeurs caractéristiques suivantes :

- son temps de convergence à $r\%$, donné par son temps de réponse à $r\%$ (A.14),
- le retard en échantillons qu'il provoque sur la valeur moyenne estimée, donné par son retard de groupe (A.11) calculé à la fréquence nulle $\lambda = 0$,
- l'erreur résiduelle après convergence, donnée par sa bande équivalente de bruit (A.15), qui peut également être interprétée comme le double de la fréquence de coupure de cette opération de moyennage.

Le tableau A.2 résume les performances obtenues par un moyennage récursif de base de paramètre α .

Annexe A. La comparaison des techniques de moyennage

temps de convergence à $r\%$	$\frac{\ln(1-\frac{r}{100})}{\ln \alpha} - 1$
retard en sortie	$\frac{\alpha}{1-\alpha}$
erreur résiduelle	$\frac{1-\alpha}{1+\alpha}$

TABLE A.2 – performances d'un moyennage récursif de paramètre α .

B Le coût algorithmique

L'objectif de cette annexe est de détailler le coût algorithmique en terme de nombre d'opérations et de profondeur mémoire des deux stratégies de moyennage locales étudiées dans le chapitre 2, c'est à dire le moyennage par fenêtre glissante et le moyennage exponentiel. Pour cette étude on définit :

- n_1 le nombre de points au sein d'un bloc de données,
- n_2 le nombre de points pour effectuer la transformée de Fourier,
- n_3 le nombre de points sur lequel l'impédance est estimée, c'est à dire le nombre de fréquences où l'impédance est estimée,
- n_4 le nombre de blocs de données moyennée.

L'implémentation de deux stratégies de moyennage présente un nombre similaire d'opérations. Le Tableau B.1 résume le nombre d'opérations nécessaires à chaque étape de l'algorithme d'estimation évolutive de l'impédance.

Si le nombre d'opérations ne diffère pas selon la stratégie de moyennage, la profondeur mémoire est impactée par la choix du moyennage. Les Tableaux B.2 et B.3 présentent la profondeur mémoire nécessaire pour chaque stratégie. La différence de mémoire entre les deux stratégies est non négligeable dans l'optique d'une application embarquée. Le moyennage exponentiel disposant d'un nombre similaire d'opérations que le moyennage par fenêtre glissante est privilégié pour sa faible quantité de mémoire demandée.

Annexe B. Le coût algorithmique

Étape	Multiplication / Division	Addition / Soustraction	Total
Apodisation	$2n_1$	0	$2n_1$
Transformée de Fourier	$n_2 \log_2(n_2)$	$2n_2 \log_2(n_2)$	$3n_2 \log_2(n_2)$
Péridogrammes	$8n_3$	$4n_3$	$12n_3$
Auto- et Inter-spectres	$4n_3$	$8n_3$	$12n_3$
Cohérence spectrale	$5n_3$	n_3	$6n_3$
Impédance	$2n_3$	0	$2n_3$
Total	$2n_1 + n_2 \log_2(n_2) + 19n_3$	$2n_2 \log_2(n_2) + 13n_3$	$2n_1 + 3n_2 \log_2(n_2) + 32n_3$

TABLE B.1 – nombre d'opérations nécessaires à la mise à jour de l'algorithme évolutif de l'impédance.

	Partie Réelle	Partie Imaginaire
$U(t)$	n_1	0
$I(t)$	n_1	0
Fenêtre d'apodisation	n_1	0
$U_k(t)$	n_1	0
$I_k(t)$	n_1	0
$U_k(f)$	n_2	n_2
$I_k(f)$	n_2	n_2
$\hat{P}_{ii_k}(f)$	n_3	0
$\hat{P}_{uu_k}(f)$	n_3	0
$\hat{P}_{ui_k}(f)$	n_3	n_3
$\hat{S}_{ii_k}(f)$	$2n_3$	0
$\hat{S}_{uu_k}(f)$	$2n_3$	0
$\hat{S}_{ui_k}(f)$	$2n_3$	$2n_3$
$\hat{Z}_k(f)$	n_3	n_3
$\hat{C}_{ui_k}(f)$	n_3	
Nombre de points total	$5n_1 + 4n_2 + 15n_3$	

TABLE B.2 – profondeur mémoire du moyennage exponentiel.

	Partie Réelle	Partie Imaginaire
$U(t)$	n_1	0
$I(t)$	n_1	0
Fenêtre d'apodisation	n_1	0
$U_k(t)$	n_1	0
$I_k(t)$	n_1	0
$U_k(f)$	n_2	n_2
$I_k(f)$	n_2	n_2
$\hat{P}_{ii_k}(f)$	$n_3 * n_4$	0
$\hat{P}_{uu_k}(f)$	$n_3 * n_4$	0
$\hat{P}_{ui_k}(f)$	$n_3 * n_4$	$n_3 * n_4$
$\hat{S}_{ii_k}(f)$	$2 * n_3$	0
$\hat{S}_{uu_k}(f)$	$2 * n_3$	0
$\hat{S}_{ui_k}(f)$	$2 * n_3$	$2 * n_3$
$\hat{Z}_k(f)$	n_3	n_3
$\hat{C}_{ui_k}(f)$	n_3	
Nombre de points total	$5n_1 + 4n_2 + 4n_3n_4 + 14n_3$	

TABLE B.3 – profondeur mémoire à fenêtre glissante.

C L'influence du SoC et de la fréquence sur l'estimation de l'impédance lors de l'étude de répétabilité

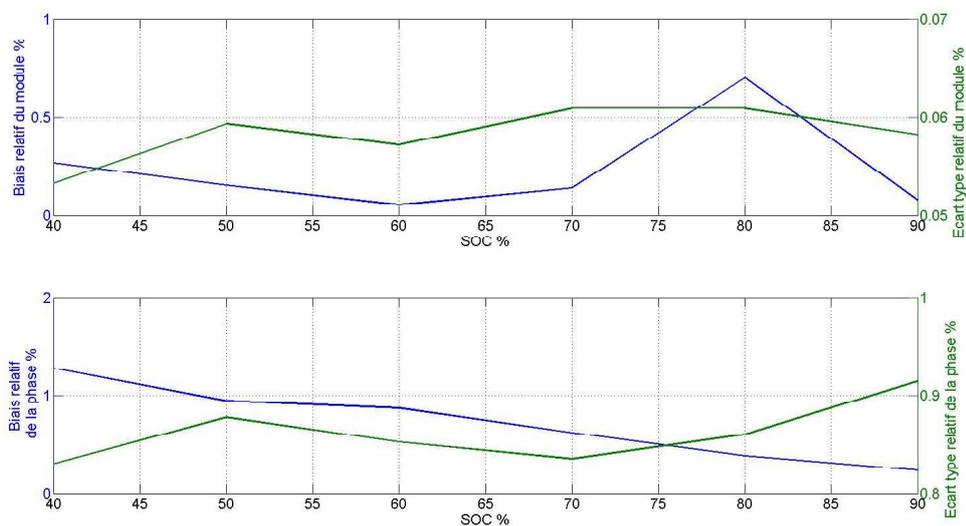


FIGURE C.1 – étude de la répétabilité de l'estimation de l'impédance en fonction du SoC (Évolution du biais relatif (en bleu) et de l'écart-type relatif (en vert) sur le module (en haut), et sur la phase (en bas)).

L'étude de répétabilité de l'estimation de l'impédance en fonction du SoC et de fréquence démontre la fiabilité de l'estimation sur la bande fréquentielle et les SoC étudiés.

Annexe C. L'influence du SoC et de la fréquence sur l'estimation de l'impédance lors de l'étude de répétabilité

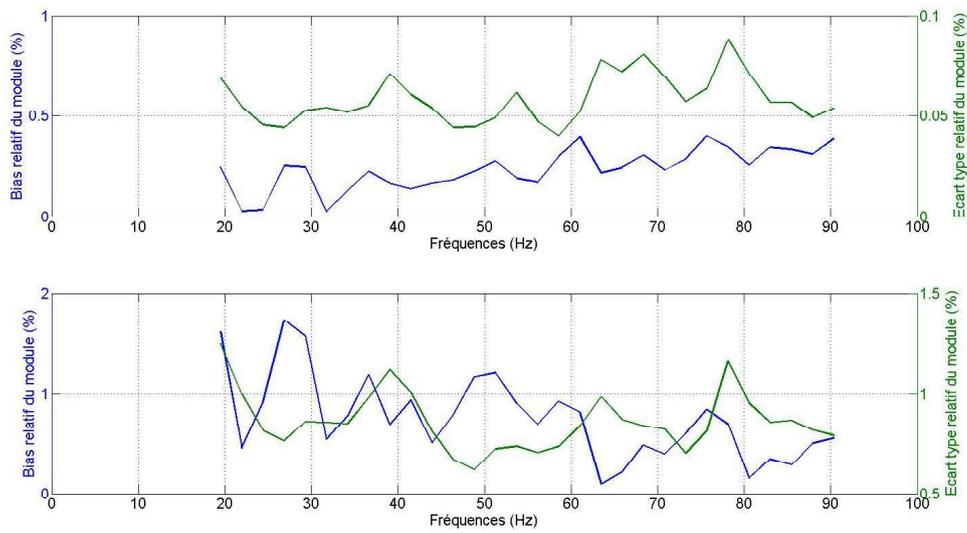


FIGURE C.2 – étude de la répétabilité de l'estimation de l'impédance en fonction de la fréquence. (Évolution du biais relatif (en bleu) et de l'écart-type relatif (en vert) sur le module (en haut), et sur la phase (en bas)).

Bibliographie

- [Sam, 2009] (2009). *SPECIFICATION OF PRODUCT for Lithium-ion Rechargeable Cell Model : ICR18650-22F*.
- [A. Grinsted, 2004] A. Grinsted, J. C. M. e. S. J. (2004). Application of the cross wavelet transform and wavelet coherence to geophysical time series. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 11 :561–566.
- [Abry et al., 1993] Abry, P., Gonçalves, P., and Flandrin, P. (1993). Wavelet-based spectral analysis of 1/f processes. *EEE Acoustics, Speech, and signal Processing ICASSP*.
- [Abry et al., 1995] Abry, P., Gonçalves, P., and Flandrin, P. (1995). Wavelets, spectrum analysis and 1/f process. *Lecture notes in Statistics*, pages 15–30.
- [Andre et al., 2011] Andre, D., Meiler, M., Steiner, K., Wimmer, C., Soczka-Guth, T., and Sauer, D. (2011). Characterization of high-power lithium-ion batteries by electrochemical impedance spectroscopy. i. experimental investigation. *Journal of Power Sources*, 196 :5334–5341.
- [Andrea, 2010] Andrea, D. (2010). *Battery Management Systems for Large Lithium Ion Battery Packs*. Artech House.
- [Andrea et al., 2011] Andrea, D., Meilera, M., Steiner, K., Walza, H., Soczka-Guth, T., and Sauer, D. (2011). Characterization of high-power lithium-ion batteries by electrochemical impedance spectroscopy. ii : Modelling. *Journal of Power Sources*, 196 :5349–5356.
- [A.Zenati et al., 2010] A.Zenati, P.Desprez, and H.Razik (2010). Estimation of the soc and the soh of li-ionbatteries, by combining impedance measurements with the fuzzy logic inference. *IECON 2010, Glendale, United States*, 274 :1767–1772.
- [Bandhauer et al., 2011] Bandhauer, T., Garimella, S., and Fuller, T. (2011). A review of power battery thermal energy management. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 15 :4554–4571.
- [Barsoukov and Macdonald, 2005] Barsoukov, E. and Macdonald, J. R. (2005). *Impedance Spectroscopy - Theory, Experiment, and Applications*. Wiley, 2nd edition.

Bibliographie

- [Beelen et al., 2015] Beelen, H., Raijmakers, L., Donkers, M., Notten, P., and Bergveld, H. (2015). An improved impedance-based temperature estimation method for li-ion batteries? *4th IFAC Workshop on Engine and Powertrain Control, Simulation and Modelling ECOSM*, 48 :383–388.
- [Belchachemi, 2001] Belchachemi, F. (2001). Modélisation et caractérisation des supercondensateurs à couche double électrique utilisés en électronique de puissance.
- [Bendat and Piersol, 2010] Bendat, J. S. and Piersol, A. G. (2010). *Random Data - Analysis and Measurement Procedures*. Wiley, 4th edition.
- [Bio-Logic, 2016] Bio-Logic (2016). Impedance : From the experimental side.
- [Blanke et al., 2005] Blanke, H., Bohlen, O., S.Buller, Doncker, R., Fricke, B., Hammouche, A., Linzen, D., Thele, M., and Sauer, D. (2005). Impedance measurements on lead acid batteries for state-of-charge, state-of-health and cranking capability prognosis in electric and hybrid electric vehicles. *Journal of Power Sources*, 144 Issue 2 :418–425.
- [Bundy et al., 1998] Bundy, K., Karlsson, M., Lindbergh, G., and Lundqvist, A. (1998). An electrochemical impedance spectroscopy method for prediction of the state of charge of a nickel metal battery at open circuit and during discharges. *Journal of Power Sources*, 72 :118–125.
- [Cohen and Walden, 2010] Cohen, E. and Walden, A. (2010). A statistical study of temporally smoothed wavelet coherence. *IEEE Transaction on signal processing*, 58 :2964–2973.
- [Cohen and Walden, 2011] Cohen, E. and Walden, A. (2011). Wavelet coherence for certain nonstationary bivariate processes. *IEEE Transaction on signal processing*, 59 :2522–2531.
- [Cordobra-Torres et al., 2015] Cordobra-Torres, P., Mesquita, T., and Nogueira, R. (2015). Relationship between the origin of constant-phase element behavior in electrochemical impedance spectroscopy and electrode surface structure. *Journal of Physical Chemistry*, 119 :4136–4147.
- [Cuervo-Reyes et al., 2015] Cuervo-Reyes, E., C.Scheller, Held, M., and Sennhauser, U. (2015). A unifying view of the constant-phase-element and its role as an aging indicator for li-ion batteries. *Journal of Electrochemical Society*, 162 :1585–1591.
- [Delamarche, 2015] Delamarche, M. (2015). Avec ses batteries lithium ion, tesla va devenir le plus gros consommateur de cobalt. *L'usine nouvelle*.
- [Diard et al., 2011] Diard, J., Gorrec, B. L., and Montella, C. (2011). *Handbook of Electrochemical Impedance Spectroscopy*.
- [D.Marquardt, 1963] D.Marquardt (1963). An algorithm for least squares estimation of nonlinear parameters. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 11 :431–441.

- [Doeff, 2013] Doeff, M. (2013). *Batteries for Sustainability Chapter 2 Battery Cathodes*. Springer.
- [Dong, 2010] Dong, T. (2010). Contribution à la modélisation dynamique des batteries lithium-ion pour l'application photovoltaïque et stockage connecté au réseau.
- [Dong et al., 2011] Dong, T., Kirchev, A., Mattera, F., Kowal, J., and Bultel, Y. (2011). Dynamic modeling of li-ion batteries using an equivalent electrical circuit. *Journal of The Electrochemical Society*, 72.
- [Flandrin, 1998] Flandrin, P. (1998). *Temps-fréquence (2ème édition, revue et corrigée)*. Editions Hermes.
- [for Next Generation Vehicles, 2001] for Next Generation Vehicles, P. (2001). *PNGV Battery Test Manual Revision 3*.
- [Gaines, 2014] Gaines, L. (2014). The future of automotive lithium ion battery recycling : Charting a sustainable course. *Journal of Sustainable Materials and Technologies*.
- [Glangeaud et al., 2004] Glangeaud, F., Lacoume, J., and Mars, J. M. (2004). *Traitement du signal pour géologues et géophysiciens. Tome 3. Techniques avancées*.
- [Howey et al., 2014] Howey, D., Mitcheson, P., Yufit, V., Offer, G., and Brandon, N. (2014). On-line measurement of battery impedance using motor controller excitation. *Vehicular Technology, IEEE Transactions*, 63 :1664–1672.
- [Huet, 1998] Huet, F. (1998). A review of impedance measurements for determination of the state-of-charge or state-of-health of secondary batteries. *Journal of Power Sources*, pages 59–69.
- [Jespersen et al., 2009] Jespersen, J., Tønnesen, A., Nørregaard, K., Overgaard, L., and Elefsen, F. (2009). Capacity measurements of li-ion batteries using ac impedance spectroscopy. *World Electric Vehicule Journal, EVS24 Norway*, 3 :1664–1672.
- [Jorcin et al., 2006] Jorcin, J., Orazem, M., Pébère, N., and Tribollet, B. (2006). Cpe analysis by local electrochemical impedance spectroscopy. *Electrochimica Acta*, 51 :1473–1479.
- [Jossen, 2006] Jossen, A. (2006). Fundamentals of battery dynamics. *Journal of Power Sources*, pages 530–538.
- [Kerner and Pajkossy, 1998] Kerner, Z. and Pajkossy, T. (1998). Impedance of rough capacitive electrodes : the role of surface disorder. *Journal of Electroanalytical Chemistry*, 448 :139–142.
- [Kitoh and Nemoto, 1999] Kitoh, K. and Nemoto, H. (1999). 100 wh large size li-ion batteries and safety tests. *Journal of Power Sources*, 82 :887–890.

Bibliographie

- [Kozlowski et al., 2011] Kozlowski, J., Watson, M., Byington, C., Garga, K., and Hay, T. (2011). Electrochemical cell diagnostics using online impedance measurement, state estimation and data fusion techniques. *36th Intersociety Energy Conversion Engineering Conference, Savannah*.
- [Kuhn et al., 2004] Kuhn, E., Forgez, C., and Friedrich, G. (2004). Modeling diffusive phenomena using non integer derivatives. *The European Physical Journal Applied Physics*, 25 :183–190.
- [Lamelot, 2006] Lamelot, M. (2006).
- [Lasia, 2014] Lasia, A. (2014). *Electrochemical Impedance Spectroscopy and its Applications*. Springer-Verlag.
- [Levenberg, 1944] Levenberg, K. (1944). A method for the solution of certain non-linear problems in least squares. *Quarterly of Applied Mathematics*, 2 :164–168.
- [Levy, 1959] Levy, E. (1959). Complexe-curve fitting. *IEEE Trans. on Automatic Control*, pages 37–44.
- [Ljung, 1999] Ljung, L. (1999). *System Identification - Theory for the User*. Prentice Hall, 2d edition.
- [Lu et al., 2012] Lu, L., Han, X., Li, J., Hua, J., and Ouyang, M. (2012). A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles. *Journal of Power Sources*, 226 :272–288.
- [Mahamud and Park, 2011] Mahamud, R. and Park, C. (2011). Reciprocating air flow for li-ion battery thermal management to improve temperature uniformity. *Journal of Power Sources*, 196 :5685–5696.
- [Marquet et al., 1998] Marquet, A., Levillain, C., Davriu, A., Laurent, S., and Jaud, P. (1998). Stockage d'électricité dans les systèmes électriques. *Techniques de l'Ingénieur*.
- [Mastali et al., 2013] Mastali, M., Vazquez-Arenas, J., Fraser, R., Fomler, M., Afshar, S., and Stevens, M. (2013). Battery state of the charge estimation using kalman filtering. *Journal of Power Sources*, 239 :294–307.
- [Matheys et al., 2005] Matheys, J., Autenboer, W. V., and Mierlo, J. V. (2005). Subat : Sustainable batteries work package package 5 : Overall assessment final public report.
- [Michel and Heiries, 2015] Michel, P. and Heiries, V. (2015). An adaptive sigma point kalman filter hybridized by support vector machine algorithm for battery soc and soh estimation. *IEEE 81st Vehicular Technology Conference (VTC Spring)*, pages 1–7.
- [Montaru, 2009] Montaru, M. (2009). Contribution à l'évaluation du vieillissement des batteries de puissance utilisées dans les véhicules électriques selon leurs usages.

- [Motloch et al., 2002] Motloch, C., Christopheresen, J., Belt, J., Wright, R., Hunt, G., Sutula, R., Duong, T., Tartamella, T., Haskins, H., and Miller, T. (2002). High-power battery testing procedures and analytical methodologies for hev's. *SAE Technical Paper 2002-01-1950*.
- [Nazer, 2014] Nazer, R. A. (2014). Système de mesure d'impédance électrique embarqué, application aux batteries li-ion.
- [Ng et al., 2009] Ng, K., Moo, C., Chen, Y., and Hsieh, Y. (2009). Enhanced coulomb counting method for estimating state-of-charge and state-of-health of lithium-ion batteries. *Applied Energy*, 86 :1506–1511.
- [Nyikos and Pajkossy, 2005] Nyikos, L. and Pajkossy, T. (2005). Fractal dimension and fractional frequency-dependent impedance of blocckung electrodes. *Electrochimica Acta*, 176 :1997–2003.
- [Oppenheim and Schafer, 1988] Oppenheim, A. and Schafer, R. (1988). *Discrete-Time Signal Processing*. Prentice Hall.
- [Orazem and Tribollet, 2011] Orazem, M. and Tribollet, B. (2011). *Electrochemical Impedance Spectroscopy*. Prentice Hall.
- [Ortigueira and Coito, 2004] Ortigueira, M. and Coito, F. (2004). From differences to derivatives. *Journal of Electroanalytical Chemistry*, 7 :459–471.
- [Pajkossy, 2005] Pajkossy, T. (2005). Impedance spectroscopy at interfaces of metals and aqueous solutions - surface roughness, cpe and related issues. *Solid State Ionics*, 176 :1997–2003.
- [Park and Jaura, 2003a] Park, C. and Jaura, A. (2003a). Dynamic thermal model of li-ion battery for predictive behavior in hybrid and fuel cell vehicles. *SAE 2003-01-2286*.
- [Park and Jaura, 2003b] Park, C. and Jaura, A. (2003b). Reciprocating battery cooling for hybrid and fuel cell vehicles. *ASME 2003 International Mechanical Engineering Congress and Exposition*, pages 425–430.
- [Phantom, 2013] Phantom (2013). Guide de démarrage rapide. *Drone DJI*.
- [Pilatowicz et al., 2015] Pilatowicz, G., Marongiu, A., Drillkens, J., Sinhuber, P., and Sauera, D. U. (2015). A critical overview of definitions and determination techniques of the internal resistance using lithium-ion, lead-acid, nickel metal-hydrate batteries and electrochemical double-layer capacitors as examples. *Journal of Power Sources*, 296 :365–376.
- [Piller et al., 2001] Piller, S., M.Perrin, and Jossen, A. (2001). Methods for state-of-charge determination and their applications. *Journal of Power Sources*, 96 Issue 1 :113–120.
- [Pintelon and Schoukens, 2012] Pintelon, R. and Schoukens, J. (2012). *System Identification - a Frequency Domain Approach*. Wiley, 2nd edition.

Bibliographie

- [Plett, 2004a] Plett, G. (2004a). Extended kalman filtering for battery management systems of lipb-based hev battery packs—part 1 : Background. *Journal of Power Sources*, 134 :252–261.
- [Plett, 2004b] Plett, G. (2004b). Extended kalman filtering for battery management systems of lipb-based hev battery packs—part 2 : Modeling and identification. *Journal of Power Sources*, 134 :262–276.
- [Plett, 2004c] Plett, G. (2004c). Extended kalman filtering for battery management systems of lipb-based hev battery packs—part 3 : Parameter estimation. *Journal of Power Sources*, 134 :277–292.
- [Plett, 2004d] Plett, G. (2004d). High-performance battery-pack power estimation using a dynamic cell model. *IEEE Transaction on vehicular technology*, 53 :1586–1593.
- [Qian et al., 2011] Qian, H., Zhang, J., Lai, J., and Yu, W. (2011). A high-efficiency grid-tie battery energy storage system. *IEEE transaction on power electronics*, 26 :886–896.
- [Raijmarkers et al., 2014] Raijmarkers, L., Danilov, D., van Lammeren, J., Lammers, M., and Notten, P. (2014). Sensorless battery temperature measurements based on electrochemical impedance spectroscopy. *Journal of Power Sources*, 247 :539–544.
- [R.Al-Nazer et al., 2013] R.Al-Nazer, Cattin, V., and Granjon, P. (2013). Broadband identification of battery electrical impedance for hevs. *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 62 n. 7, pages 2896–2905.
- [Rao and Wang, 2011] Rao, Z. and Wang, S. (2011). A critical review of thermal issues in lithium-ion batteries. *Journal of Electrochemical Society*, 158 :R1–R25.
- [Richardson et al., 2014] Richardson, R., Ireland, P., and Howey, D. (2014). Battery internal temperature estimation by combined impedance and surface temperature measurement. *Journal of Power Sources*, 63 :254–261.
- [Rodrigues et al., 2000] Rodrigues, S., Munichandraiah, N., and Shukla, A. (2000). A review of state-of-charge indication of batteries by means of a.c. impedance measurements. *Journal of Power Sources*, 87 Issue 1-2 :12–20.
- [Salkind et al., 1999] Salkind, A., Fenie, C., Singh, P., Atwater, T., and Reisner, D. (1999). Determination of state-of-charge and state-of health by fuzzy logic methodology. *Journal of Power Sources*, 80 :293–300.
- [Schmidt et al., 2013] Schmidt, J., Arnold, S., Loges, A., Werner, D., Wetzel, T., and Ivers-Tiffée, E. (2013). Measurement of the internal cell temperature via impedance : Evaluation and application of a new method. *Journal of Power Sources*, 243 :110–117.
- [Schroeder, 1970] Schroeder, M. (1970). Synthesis of low-peak-factor signals and binary sequences with low autocorrelation. *IEEE Transactions on Information Theory*, 16 :85–89.

- [Schweiger et al., 2010] Schweiger, H., Obeidi, O., Komesker, O., Raschke, A., Schiemann, M., Zehner, C., Gehnen, M., Keller, M., and Birke, P. (2010). Comparison of several methods for determining the internal resistance of lithium ion cells. *sensors*, 10 :5604–5625.
- [Scrosati and Garche, 2010] Scrosati, B. and Garche, J. (2010). Lithium batteries : Status, prospects and future. *Journal of Power Sources*, 195 :2419–2430.
- [Shannon, 1949] Shannon, C. (1949). Communication in the presence of noise. *Proceedings of the Institute of Radio Engineers*, 37 :10–21.
- [Sloop et al., 2003] Sloop, S., Kerr, J., and Kinoshita, K. (2003). The role of li-ion battery electrolyte reactivity in performance decline and self-discharge. *Journal of Power Sources*, 119-121 :330–337.
- [Smith and Wang, 2006] Smith, K. and Wang, C. (2006). Power and thermal characterization of a lithium-ion battery pack for hybrid-electric vehicles. *Journal of Power Sources*, 160 :662–673.
- [Solise, 2016] Solise (2016). <http://www.masolise.com/comparatif-technologie-batterie>.
- [Srinivasan, 2012] Srinivasan, R. (2012). Monitoring dynamic thermal behavior of the carbon anode in a lithium-ion cell using a four-probe technique. *Journal of Power Sources*, 198 :351–358.
- [Srinivasan et al., 2011] Srinivasan, R., Carkhuff, G., Butler, M., and Baisden, A. (2011). Instantaneous measurement of the internal temperature in lithium-ion rechargeable cells. *Electrochimic Acta*, 56 :6198–6204.
- [Sun et al., 2012] Sun, F., Xiong, R., He, H., Li, W., and Aussems, J. (2012). Model-based dynamic multi-parameter method for peak power estimation of lithium-ion batteries. *Applied Energy*, 96 :378–386.
- [Torrence and Compo, 1998] Torrence, C. and Compo, G. (1998). A practice guide to wavelet analysis. *Bulletin of American Meteorological Society*, 79 :61–78.
- [Tröltzsch et al., 2006] Tröltzsch, U., Kanoun, O., and Trankler, H. (2006). Characterizing aging effects of lithium ion batteries by impedance spectroscopy. *Journal of Power Sources*, 51 Issue 8-9 :1664–1672.
- [University, 2016] University, B. (2016). <http://batteryuniversity.com>.
- [Vallverdu, 2011] Vallverdu, G. (2011). Principe de fonctionnement des batteries au lithium, université de pau et des pays de l’adour : Institut des sciences analytiques et de physicochimie pour l’environnement et les matériaux.
- [Vetter et al., 2005] Vetter, J., Novak, P., Wagner, M., Veit, C., Möller, K.-C., Besenhard, J., Winter, M., Wohlfahrt-Mehren, M., Vogler, C., and Hammouche, A. (2005). Ageing mechanisms in lithium-ion batteries. *Journal of Power Sources*, 147 :269–281.

Bibliographie

- [Waag et al., 2013a] Waag, W., Käbitz, S., and Sauer, D. (2013a). Experimental investigation of the lithium-ion battery impedance characteristic at various conditions and aging states and its influence on the application. *Applied Energy*, 102 :885–897.
- [Waag et al., 2013b] Waag, W., Käbitz, S., and Sauer, D. U. (2013b). Adaptive on-line prediction of the available power of lithium-ion batteries. *Journal of Power Sources*, 242 :548–559.
- [Wang et al., 2012] Wang, S., Verbrugge, M., Wang, J., and Liu, P. (2012). Power prediction from a battery state estimator that incorporates diffusion resistance. *Journal of Power Sources*, 214 :399–406.
- [Wei et al., 2012] Wei, J., Xuehuan, J., Jinlaing, Z., Zhengtao, X., and Yubing, J. (2012). Comparison of soc estimation performance with different training functions using neural network. *Computer Modelling and Simulation (UKSim), 14th International Conference*, pages 459–463.
- [Welch and Bishop, 2006] Welch, G. and Bishop, G. (2006). An introduction to the kalman filter,.
- [Welch, 1967] Welch, P.-D. (1967). The use of fast fourier transform for the estimation of power spectra : A method based on time averaging over short, modified periodograms. *IEEE Trans. on Audio Electroacoustics, Vol. AU-15*, pages 70–73.
- [Yoon et al., 2011] Yoon, S., Hwang, I., Lee, C., Ko, H., and Han, K. (2011). Power capability analysis in lithium ion batteries using electrochemical impedance spectroscopy. *Journal of Electroanalytical Chemistry*, 655 :32–38.
- [Zhu et al., 2015] Zhu, J., SUN, Z., Wei, X., and Dai, H. (2015). A new lithium-ion battery internal temperature in-line estimate method based on electrochemical impedance spectroscopy measurement. *Journal of Power Sources*, 274 :990–1004.