



**HAL**  
open science

# Développement d'algorithmes adaptatifs embarqués et débarqués du système de gestion batterie pour l'estimation des états de la batterie en usage automobile

Kodjo Mawonou

## ► To cite this version:

Kodjo Mawonou. Développement d'algorithmes adaptatifs embarqués et débarqués du système de gestion batterie pour l'estimation des états de la batterie en usage automobile. Automatique / Robotique. Université Paris-Saclay, 2020. Français. NNT : 2020UPASC028 . tel-02974072

**HAL Id: tel-02974072**

**<https://theses.hal.science/tel-02974072>**

Submitted on 21 Oct 2020

**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.

# Développement d'algorithmes adaptatifs embarqués et débarqués du système de gestion batterie pour l'estimation des états de la batterie en usage automobile

**Thèse de doctorat de l'Université Paris-Saclay**

École doctorale n° 580, Sciences et Technologies de  
l'Information et de la Communication (STIC)  
Spécialité de doctorat : Automatique  
Unité de recherche : Université Paris-Saclay, CNRS, CentraleSupélec,  
Laboratoire des signaux et systèmes, 91190, Gif-sur-Yvette, France.  
Réfèrent : CentraleSupélec

**Thèse présentée et soutenue à Gif-sur-Yvette, le 23/06/2020,  
par**

**Kodjo Senou Rodolphe MAWONOU**

## Composition du jury :

<b>Saïd MAMMAR</b> Professeur, Université d'Evry (Laboratoire IBISC)	Président
<b>Michel BASSET</b> Professeur, Université de Haute Alsace (Laboratoire MIPS)	Rapporteur & Examineur
<b>Jean-Michel VINASSA</b> Professeur, Institut Polytechnique de Bordeaux (Laboratoire IMS)	Rapporteur & Examineur
<b>Marie-Cécile PERA</b> Professeur, Université de Franche-Comté (FCLAB)	Examinatrice
<b>Xuefang LIN-SHI</b> Professeur, Insa Lyon (Laboratoire Ampère)	Examinatrice
<b>Didier DUMUR</b> Professeur, CentraleSupélec (L2S)	Directeur
<b>Akram EDDAHECH</b> Docteur, Réfèrent contrôle BMS, Renault (Technocentre)	Encadrant
<b>Emmanuel GODOY</b> Professeur, CentraleSupélec (L2S)	Co-encadrant
<b>Dominique BEAUVOIS</b> Professeur, CentraleSupélec (L2S)	Co-encadrant



## Remerciements

Je suis très honoré que Monsieur Jean-Michel VINASSA, Professeur à l'institut Polytechnique de Bordeaux et Monsieur Michel BASSET, Professeur à l'Université de Haute Alsace, aient accepté d'être rapporteurs de ma thèse. Je suis profondément reconnaissant pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail et pour les commentaires constructifs qu'ils ont fait à propos des résultats obtenus dans mes travaux.

Honoré, je remercie chaleureusement Madame Marie-Cécile PERA, Professeure à l'Université de Franche-Comté, Madame Xuefang LIN-SHI, Professeure à l'Insa-Lyon et Monsieur Saïd MAMMAR, Professeur à l'Université d'Evry, pour avoir bien voulu examiner ces travaux au travers de leurs expertises respectives.

Je souhaite ensuite remercier le Docteur Michel MENSLER et le Docteur Akram EDDAHECH pour la confiance qu'ils m'ont accordée en me permettant d'effectuer ces travaux au sein du Groupe RENUALT. Ce fut un réel plaisir de travailler avec vous au sein de cette société de laquelle je garderai un excellent souvenir. Merci Akram pour ta disponibilité, ta gentillesse et ton encadrement aussi bien pendant et après la thèse.

Je tiens particulièrement à remercier Monsieur Didier DUMUR, Professeur à CentraleSupélec et Directeur du Département Automatique, pour m'avoir donné des conditions très favorables au développement et à la valorisation de mes travaux de recherches au sein de son équipe, pour ses qualités humaines et pour ses nombreux encouragements et conseils.

Je remercie également Monsieur Emmanuel GODOY, Professeur à CentraleSupélec, et Monsieur Dominique BEAUVOIS pour leur forte implication dans l'encadrement de ces travaux de thèse. Je les remercie notamment pour leur soutien morale, encouragements et conseils.

Je remercie très chaleureusement tous les membres de l'équipe BMS au sein du Groupe RENAULT, pour les différents échanges et la convivialité dans laquelle j'ai été accueillie. Je remercie aussi Alexander, Lucie et Sébastien pour la mise à ma disposition des données utilisées pendant la thèse. Je remercie l'ensemble des Professeurs et mes collègues Doctorants au L2S pour la cohésion et leur convivialité au quotidien.

Enfin je remercie affectueusement mes parents, ma chère mère Marie pour son soutien et son amour, mon cher père Prosper, pour mon éducation, ses efforts et sacrifices. Je remercie globalement l'ensemble de mes proches et toutes les personnes ayant contribué à la réussite de mes études.



# Table des matières

<b>INTRODUCTION GÉNÉRALE</b>	<b>xix</b>
<b>I MODÉLISATION ET VIEILLISSEMENT DES BATTERIES LI-ION</b>	<b>1</b>
I.1 Introduction	3
I.2 Modélisation des cellules Li-ion	3
I.2.1 Introduction	3
I.2.1.1 Les accumulateurs électrochimiques	4
I.2.1.2 L'accumulateur au lithium	5
I.2.2 La cellule Li-ion	5
I.2.2.1 Association en pack et utilisation automobile	7
I.2.2.2 Le système de gestion de batterie : BMS	9
I.2.3 Modélisation d'une cellule Li-ion	11
I.2.3.1 La spectroscopie d'impédance	11
I.2.3.2 Le circuit électrique équivalent	13
I.2.3.3 Approche électrochimique	15
I.2.3.4 Les modèles d'ordre fractionnaires	20
I.2.4 Estimation de l'état de charge d'une cellule	22
I.2.4.1 Le comptage coulombien	22
I.2.4.2 La méthode de la tension à vide	22
I.2.4.3 Les méthodes à base de modèles	23
I.2.4.4 Les réseaux de neurones	27
I.2.5 Conclusion sur l'estimation de l'état de charge :	29
I.3 Le vieillissement des batteries Li-ion	30
I.3.1 Introduction	30
I.3.2 Phénomènes de vieillissement des cellules Li-ion	30
I.3.2.1 Vieillissement de l'anode	31
I.3.2.2 Vieillissement de la cathode	33
I.3.2.3 Le vieillissement calendaire	36
I.3.2.4 Le vieillissement en cyclage	37
I.3.3 Solutions d'estimation du vieillissement	38
I.3.3.1 Quelques définitions	38
I.3.3.2 Indicateurs d'état de santé d'une cellule	43
I.3.3.3 Les méthodes d'estimation d'état de santé d'une cellule	43
I.3.4 Conclusion sur l'estimation du vieillissement des cellules	48
<b>II ÉTAT DE CHARGE D'UN PACK DE CELLULES</b>	<b>51</b>
II.1 Introduction	52

II.2	Les méthodes "Cellule géante" . . . . .	54
II.2.1	La méthode de la grande cellule . . . . .	54
II.2.2	La méthode de la cellule moyenne . . . . .	54
II.3	Les méthodes "Multi-Cellules" . . . . .	54
II.3.1	La méthode des tensions limites . . . . .	55
II.3.2	La méthode "m-top/bottom" . . . . .	55
II.3.3	La méthode "moyenne + différences" : «Bar-Delta» . . . . .	60
II.3.3.1	Énoncé de la méthode . . . . .	61
II.3.3.2	Expérimentation . . . . .	63
II.3.3.3	La réduction du temps de calcul . . . . .	70
II.3.4	Proposition d'amélioration de la "méthode Bar-Delta" . . . . .	72
II.3.4.1	Présentation : . . . . .	72
II.3.4.2	Résultats pour des cellules de 28 Ah . . . . .	73
II.3.4.3	Résultats pour cellules simulées de 10 Ah . . . . .	75
II.4	Conclusion sur l'état de charge d'un pack de batterie . . . . .	77
<b>III MODÈLE D'ORDRE FRACTIONNAIRE POUR LES CELLULES</b>		
<b>LI-ION</b>		<b>79</b>
III.1	Introduction . . . . .	80
III.2	Représentation d'ordre fractionnaire . . . . .	80
III.2.1	Dérivée d'ordre fractionnaire . . . . .	80
III.2.2	Représentation fréquentielle d'une dérivée non entière . . . . .	81
III.2.3	Représentation des systèmes d'ordre fractionnaire . . . . .	81
III.2.4	Stabilité des systèmes d'ordre fractionnaire . . . . .	82
III.3	Identification du modèle d'ordre fractionnaire . . . . .	84
III.3.1	Modèles d'ordre fractionnaire pour les batteries Li-ion . . . . .	84
III.3.2	Contribution à l'identification dans le domaine fréquentiel . . . . .	85
III.3.3	Approximation numérique . . . . .	92
III.3.4	Identification dans le domaine temporel . . . . .	94
III.3.4.1	Test sur des créneaux de courant . . . . .	96
III.3.4.2	Validation sur les profils de roulage . . . . .	98
III.4	Filtre de Kalman étendu avec le modèle d'ordre fractionnaire . . . . .	99
III.4.1	Modélisation . . . . .	99
III.4.2	Validation expérimentale . . . . .	101
III.5	Conclusion . . . . .	107
<b>IV MISE AU POINT D'INDICATEURS DE VIEILLISSEMENT</b>		<b>109</b>
IV.1	Introduction . . . . .	110
IV.2	Description des données recueillies . . . . .	111
IV.2.1	Roulage « <i>driving</i> » . . . . .	111
IV.2.2	Charge « <i>charging</i> » . . . . .	111
IV.2.3	Stationnement « <i>Parking</i> » . . . . .	112
IV.2.4	Indicateurs de vieillissement disponibles dans BLMS . . . . .	112
IV.3	Exploitation des données mesurées pendant le roulage . . . . .	112
IV.3.1	Approche générale . . . . .	113
IV.3.2	Cas particuliers . . . . .	121
IV.4	Exploitation des données mesurées pendant la charge . . . . .	124

---

IV.4.1 le vieillissement et la charge . . . . .	124
IV.4.2 Énergie et capacité chargées . . . . .	124
IV.4.3 Expérimentation sur des véhicules réels . . . . .	128
IV.5 Comparatif des différentes propositions d'estimation du <i>SoH</i> . . . . .	132
IV.6 Conclusion . . . . .	133
<b>V ÉTUDE DU VIEILLISSEMENT EN FONCTION DU COMPORTE- MENT DES UTILISATEURS</b>	<b>135</b>
V.1 Introduction . . . . .	136
V.2 Prédiction de l'état de santé des batteries d'une flotte de véhicules . . . . .	137
V.2.1 Préparation des variables d'entrées et sorties . . . . .	137
V.2.2 Forêt d'arbres décisionnels : " <i>Random Forests</i> " (RF) . . . . .	140
V.2.2.1 Les arbres de décision . . . . .	140
V.2.2.2 Le " <i>Random Forests</i> " . . . . .	143
V.2.2.3 Résultats et discussion . . . . .	144
V.2.3 Les machines à vecteurs de support : SVM . . . . .	146
V.2.4 Conclusion sur la prédiction du SoH . . . . .	148
V.3 Étude des facteurs de vieillissement . . . . .	150
V.3.1 Importance des attributs . . . . .	150
V.3.2 Classification des facteurs impactant le SoH . . . . .	151
V.3.2.1 Configurations de test . . . . .	151
V.3.2.2 Interprétation des résultats . . . . .	155
V.3.3 Détection des facteurs accélérant le vieillissement . . . . .	156
V.4 Conclusion . . . . .	158
<b>CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES</b>	<b>161</b>
<b>Arbres de classification et régression : CART</b>	<b>177</b>
<b>Machines à vecteurs supports</b>	<b>181</b>



# Table des figures

1	Ventes des voitures électriques et hybrides en 2017. . . . .	xx
2	Gamme de véhicules électriques fabriqués par Renault. De gauche à droite : Twizy, Zoe, Fluence et Kangoo. . . . .	xx
I.1	Générateurs électrochimiques. . . . .	4
I.2	Structure d'un accumulateur Li-ion pendant une décharge [Do, 2010] . . .	6
I.3	Différentes formes de cellules Li-ion [Murashko, 2016]. . . . .	7
I.4	Composition d'un pack de batterie, cellules de type <i>pouch</i> [Safari, 2011] (08-Nov-2011 Amiens) . . . . .	8
I.5	Câblage des cellules d'un pack de batterie, $U(V)$ : tension, $I(A)$ : Courant, $C(Ah)$ : Capacité de charge, $P(W)$ : Puissance disponible, $W(J)$ : Énergie disponible [Lièvre, 2015]. . . . .	8
I.6	La Jamais Contente : Compagnie internationale des transports automo- biles électriques- JENATZY - 56, rue de la victoire - Paris. Camille Je- natzy et son épouse aux Tuileries (1899). . . . .	9
I.7	Pack batterie d'une Kangoo ZE avec son BMS [Gagneur, 2014]. . . . .	11
I.8	Fonction de Transfert et élément d'impédance [Bohlen, 2008] . . . . .	11
I.9	Représentation fréquentielle d'une cellule Li-ion. . . . .	12
I.10	Modèle générique d'impédance [Bohlen, 2008] . . . . .	13
I.11	Modèle d'impédance avec l'impédance de Warburg . . . . .	13
I.12	Modèle CEE : Circuit électrique équivalent d'ordre 3 [Lin et al., 2016]. $OCV$ est la tension à vide au repos (état relaxé) de la batterie. . . . .	14
I.13	Modèle électrochimique pseudo deux dimensions (P2D) de la batterie Li- ion (adapté à partir de [Chaturvedi et al., 2010]) . . . . .	16
I.14	Modèle électrochimique simplifié : " <i>Single Particle Model</i> " ( <i>SPM</i> ) de la batterie Li-ion [Chaturvedi et al., 2010]. . . . .	19
I.15	Comparaison dans le domaine fréquentiel de l'impédance interne d'une batterie Li-ion aux modèles de type circuit électrique équivalent et CPEs [Westerhoff et al., 2016]. . . . .	21
I.16	Circuit électrique équivalent du premier ordre. . . . .	23
I.17	Structure d'un système avec un observateur d'état. . . . .	24
I.18	Passage d'une densité de probabilité d'une variable aléatoire à travers une transformation non linéaire. L'approche adoptée dans l'EKF consiste à utiliser une approximation linéaire de la fonction originale. Pour SPKF, l'image de la densité de probabilité est approchée au mieux en utilisant la moyenne et la variance des sigmas points [Plett, 2006a]. . . . .	26
I.19	Illustration de la méthode SPKF [Zhang et al., 2016a] . . . . .	27

I.20	a) Neurone artificiel, b) Exemple de réseau de neurones [Bhatikar et al., 2000], [Gagneur, 2014]. . . . .	28
I.21	Anode en graphite vue au microscope électronique. Les grains de carbone sont de tailles comprises entre 10 $\mu m$ et 15 $\mu m$ . (Source interne RENAULT)	32
I.22	Exemple de cathode d'une cellule de type NMC "Nickel Manganese Cobalt (NMC)". Les grains de carbone ont des tailles comprises entre 5 $\mu m$ et 10 $\mu m$ . (Source interne RENAULT) . . . . .	35
I.23	Courbes classiques de décharge en fonction des cathodes [Nitta et al., 2015].	35
I.24	Évolution de la couche de passivation à l'interface anode/électrolyte [Riviere, 2016], [Vetter et al., 2005]. . . . .	36
I.25	Estimation des résistances $R_0$ et $R_1$ par moindres carrés récursifs, pour des cellules du pack VE de la Zoé sur un parcours autoroutier à 25° C : a) Comparaison de $R_0$ par RLS aux valeurs convergées du BMSRSA b) Comparaison de $R_1$ par RLS aux valeurs convergées du BMSRSA (trait plein). Pour une décharge complète. . . . .	39
I.26	Estimation des résistances $R_0$ et $R_1$ par moindres carrés récursifs, pour des cellules du pack VE de la Zoé sur un parcours autoroutier à 25° C : a) Comparaison de $\tau_1$ par RLS aux valeurs convergées du BMSRSA b) Comparaison de $C_1$ par RLS aux valeurs convergées du BMSRSA (trait plein). Pour une décharge complète. . . . .	40
I.27	Calcul de $R_0 = \frac{\Delta V}{\Delta I}$ par les variations de courant et de tension appliquée à une cellule Li-ion à 25° C . . . . .	40
I.28	Estimation de la résistance $R_0$ par $\Delta V/\Delta I$ , pour des cellules du pack B10LR de la Zoé pour un profil de courant urbain à 0° C. $\alpha_{max} = 0,9$ . . . . .	41
I.29	Estimation de la résistance $R_0$ par $\Delta V/\Delta I$ , pour des cellules du pack B10LR de la Zoé pour un profil de courant urbain à 25° C. $\alpha_{max} = 0,9$ . . . . .	42
I.30	Différentes façons d'estimer la fin de vie et sa densité de probabilité. Les densités de probabilité s'affinent avec l'augmentation des points de mesure de la capacité de charge. . . . .	46
I.31	Illustration de différents pics de la DVA attribués à l'anode (A) et la cathode (C). [Keil and Jossen, 2017] . . . . .	47
I.32	Évolution des pics de DVA en fonction des SoC de stockage et de la température pour des batteries Li-ion de type NCA [Keil et al., 2016]. . . . .	48
II.1	Concept technique du BMSRSA. . . . .	53
II.2	Traitement par paquets de 8 cellules. . . . .	53
II.3	Illustration de la source mixte de la tension terminale mesurée aux bornes d'un ensemble de 5 cellules . Pour un pack vieilli, il n'y a pas de relation directe entre la tension $V_{t,mes}$ et l'état de charge( $SoC = f(OCV)$ ). . . . .	56
II.4	Impact d'une erreur $\Delta R_0 \times I$ dans le calcul de la valeur du $SoC$ . pour un pack de batterie EV ( $I_{1C} = 128 A$ ) de la Zoé et PHEV ( $I_{1C} = 28 A$ ) du Kangoo de Renault. . . . .	57

II.5	Diagramme de la méthode "m-top/bottom" pour les critères $V_t - \hat{R}_0 \times I$ et $V_t$ dans la détection des cellules limitantes au cours d'une décharge. $K_W$ est l'horizon glissant sur lequel la comparaison des tensions des cellules est faite. Cet horizon permet d'éviter de sélectionner les $n_b$ cellules limitantes à chaque pas de temps. $K_{max}$ est l'horizon global sur lequel le test est réalisé.	58
II.6	Comparaison des taux de réussite des critères $V_t - \hat{R}_0 \times I$ et $V_t$ dans la détection des cellules limitantes : EV ( $Q_n = 128 Ah$ ), profil de courant urbain à $25^\circ C$ .	59
II.7	Comparaison des taux de réussite des critères $V_t - \hat{R}_0 \times I$ et $V_t$ dans la détection des cellules limitantes : ( $Q_n = 128 Ah$ ), profil de courant urbain à $0^\circ C$ .	59
II.8	Comparaison des critères $V_t - \hat{R}_0 \times I$ et $V_t$ dans la détection des cellules limitantes : $Q_n = 128 Ah$ , profil de courant urbain à $25^\circ C$ et $0^\circ C$ . Les comparaisons sont obtenues à partir des figures II.6 et II.7.	60
II.9	SoC d'un ensemble de 3 batteries.	61
II.10	Illustration de l'estimation à deux pas d'horizon. L'indice $k$ correspond à un échantillonnage à la période $T_e$ tandis que l'indice $l$ correspond à une mise à jour à la période $N \times T_e$ . L'indice $k$ est utilisé pour la cellule nominale (cellule virtuelle moyenne), et l'indice $l$ est utilisé pour les cellules réelles du pack de batterie.	62
II.11	Méthode BAR-DELTA : Diagramme de l'estimation de l'état de charge de la cellule moyenne virtuelle. (Adapté à partir de la référence [Plett, 2009a]).	64
II.12	Méthode BAR-DELTA [Plett, 2009a] : Diagramme de l'estimation des états de charge des cellules réelles	65
II.13	Profils de courant utilisés pour l'expérimentation de l'approche "Bar-Delta".	66
II.14	Valeurs estimées de $\Delta SoC^i = \Delta z^i$ et $\Delta R_0^i$ , pour un pack de batterie (EV : $Q_n = 128 Ah$ ) de la Zoé en réponse à un profil de courant autoroutier, à $25^\circ C$ .	67
II.15	Comparaison des erreurs obtenues par la solution BMSRSA à celles de la méthode "Bar-Delta", en réponse à un profil de courant autoroutier, à $25^\circ C$ .	67
II.16	Comparaison des valeurs estimées des résistances ohmiques $R_0^i$ par la solution BMSRSA à celles de la méthode "Bar-Delta", en réponse à un profil de courant autoroutier, à $25^\circ C$ .	68
II.17	Valeurs estimées de $\Delta SoC^i = \Delta z^i$ et $\Delta R_0^i$ , pour un pack de batterie (EV : $Q_n = 128 Ah$ ) de la Zoé en réponse à un profil de courant urbain, à $0^\circ C$ .	68
II.18	Comparaison des erreurs obtenues par la solution BMSRSA à celles de la méthode "Bar-Delta", en réponse à un profil de courant urbain, à $0^\circ C$ .	69
II.19	Comparaison des valeurs estimées des résistances ohmiques $R_0^i$ par la solution BMSRSA à celles de la méthode "Bar-Delta", en réponse à un profil de courant urbain, à $0^\circ C$ .	69

II.20	Comparaison de la méthode BAR-DELTA développée dans [Plett, 2009a] à la solution actuelle adoptée dans le BMSRSA chez Renault. Adaptation pour un pack de 96 cellules. Pour la méthode BAR-DELTA, tout se passe comme si la mise à jour se faisait à 100 ms tandis que pour la solution Renault existante, la mise à jour est à 1,2 s. . . . .	71
II.21	Ratio $n = \frac{t_{N-EKF}}{t_{Bar-Delta}}$ de réduction du temps de calcul pour le nombre total de cellules allant de $N = 10$ à 96. . . . .	72
II.22	Comparaison de la proposition d'amélioration de la méthode Bar-Delta de Plett à la nouvelle version que nous proposons. a-) La méthode "Bar-Delta" calcule le SoC avec deux pas : $T_e$ pour l'état moyen $\bar{X}$ et $N \times T_e$ pour les états réels $X^i$ pour $i \in \{1, \dots, N\}$ ; ainsi $X^i = \bar{X} + \Delta X^i$ . b-) La solution modifiée "Bar-Delta-switched" : à haut SOC (> 66%) on utilise la cellule la plus chargée comme cellule nominale ; à moyen SoC, la cellule moyenne virtuelle et à bas SoC (< 33%) la cellule la moins chargée comme cellule nominale ; ainsi $X^i = X_{nom} + \Delta X^i$ . . . . .	73
II.23	Estimation des états de charge pour la méthode a) "Bar-Delta" de Plett, et b) "Bar-Delta-Switched" que nous proposons ainsi que les erreurs associées respectivement en c) et d). La solution BMSRSA calcule le SoC par paquets de 8 cellules. Pour un pack de batterie (PHEV : $Q_n = 28 Ah$ ) en réponse à un profil de courant autoroutier, à 0° C. . . . .	74
II.24	Comparaison des erreurs d'estimation des états de charge $\tilde{SoC}_{max,min}$ de la méthode Bar-Delta de Plett à la nouvelle version que nous proposons. . . . .	75
II.25	a) Résultats des estimations en utilisant la méthode "Bar-Delta" de Plett. b) Résultats des estimations en utilisant la méthode "Bar-Delta-Switched" que nous proposons. c) Erreur d'estimation $\tilde{SoC}$ en utilisant la méthode "Bar-Delta" de Plett. d) Erreur d'estimation $\tilde{SoC}$ par la méthode "Bar-Delta-Switched" proposée. La capacité des cellules simulées est 10 Ah. . . . .	76
II.26	Comparaison des erreurs d'estimations des états de charge $\tilde{SoC}_{max,min}$ des cellules d'un pack de $N = 96$ cellules simulées. La capacité nominale des cellules simulées est 10 Ah. . . . .	77
III.1	Région de stabilité de la dérivée fractionnaire $s^\nu$ . Le système est stable si et seulement si ses pôles en $s^\nu$ sont à l'intérieur du domaine colorié en vert [Victor, 2010]. . . . .	82
III.2	Caractéristiques fréquentielle et temporelle de la fonction de transfert $H_q(s)$ , pour $\nu = 0,5$ et 0,74. Résultats obtenus en utilisant la toolbox FOMCON [Tepljakov, 2017]. . . . .	83
III.3	Schéma électrique d'un modèle d'ordre fractionnaire [Zhang et al., 2016b] . . . . .	85
III.4	Illustration de l'identification des paramètres du modèle d'ordre fractionnel dans le domaine fréquentiel. La résistance ohmique $R_0$ a été soustraite au modèle. $R_0$ est obtenue en hautes fréquences lorsque la partie imaginaire s'annule. . . . .	86

III.5	Transfert de charge et diffusion du lithium dans le graphite lors de la charge [Riviere, 2016], [Legrand, 2013]. La SEI : " <i>Solid Electrolyte Interface</i> " est une couche de passivation produite par la réaction entre l'électrolyte et l'électrode. Elle protège l'électrode contre des réactions parasites [Vetter et al., 2005]. . . . .	86
III.6	Spectroscopie d'impédance d'une cellule de véhicule électrique à bas SoC à $25^{\circ}C$ et $0^{\circ}C$ . . . . .	87
III.7	Identification dans le domaine fréquentiel de la fonction de transfert $H_z$ à bas SoCs à $0^{\circ}C$ et $25^{\circ}C$ . Fonction de transfert identifiée (En pointillés - $\circ$ -) versus données de spectroscopie d'impédance (trait plein - $\star$ -). . . . .	89
III.8	Résultats d'identification aux températures $-15^{\circ}$ , $0^{\circ}$ , $25^{\circ}$ et $45^{\circ}C$ : a) résistance ohmique $R_0$ , b) exposant fractionnaire $\alpha$ , c) exposant fractionnaire $\beta$ . . . . .	90
III.9	Résultats d'identification à différentes températures $-15^{\circ}$ , $0^{\circ}$ , $25^{\circ}$ et $45^{\circ}C$ : a) résistance de transfert de charge $R_1$ , b) résistance de diffusion $R_2$ , c) période de transfert de charge $\tau_1$ , d) période de diffusion $\tau_2$ . . . . .	90
III.10	Étude fréquentielle d'un courant de roulage urbain échantillonné à $T_e = 100\text{ ms}$ , à $25^{\circ}C$ : a) Courant $I(t)$ , b) Amplitude dans le domaine fréquentiel. . . . .	93
III.11	Approximation numérique de la fonction de transfert identifiée pour $T_e = 1\text{ s}$ , à $25^{\circ}C$ et $L_m = 40$ . Mesures d'EIS (trait plein - $\star$ -), Fonctions de transfert identifiées (pointillés - $\circ$ -) et approximation en utilisant la dérivée de GL (trait plein - $\blacksquare$ -). . . . .	94
III.12	Exemple d'un créneau de courant appliqué à une cellule de capacité de charge $Q_n = 64Ah$ à $25^{\circ}C$ a) État de charge de la cellule b) Créneau de courant appliqué à la cellule (à gauche) ; Tension aux bornes de l'impédance interne de la cellule obtenue en utilisant l'équation III.39 (à droite) ; $T_e = 1\text{ s}$ . . . . .	96
III.13	a) Résultat d'estimation b) Erreur d'estimation pour un créneau de courant appliqué à une cellule de capacité de charge $Q_n = 64Ah$ , ( $T_e = 1\text{ s}$ ). Ordre fractionnaire : FOM, Modèle entier du premier ordre : 1RC. . . . .	97
III.14	Profil de courant correspondant à un roulage sur autoroute appliqué à une cellule de capacité de charge $Q_n = 64Ah$ à $25^{\circ}C$ a) État de charge de la cellule b) Courant appliqué à la cellule (à gauche) ; Tension aux bornes de l'impédance interne (à droite) ; $T_e = 1\text{ s}$ . . . . .	98
III.15	a) Résultat d'estimation b) Erreur d'estimation pour une conduite sur autoroute appliquée à une cellule de capacité de charge $Q_n = 64Ah$ , autour de 94% de SoC à $25^{\circ}C$ ( $T_e = 1\text{ s}$ ). Ordre fractionnaire : FOM, Modèle entier du premier ordre : 1RC. . . . .	99
III.16	Diagramme d'estimation jointe du SoC et des paramètres à partir d'un modèle d'ordre fractionnaire. Les paramètres estimés ( $\hat{R}_0, \hat{R}_i, \hat{\tau}_i$ ) par le filtre RLS sont rebouclés dans l'estimateur EKF lorsque leurs variations sont significatives. . . . .	102
III.17	Profil de courant correspondant à un roulage autoroutier $25^{\circ}C$ . . . . .	102
III.18	Tension aux bornes de la cellule correspondant à un roulage autoroutier $25^{\circ}C$ . . . . .	103

III.19	État de charge de référence $SoC_{ref}$ (trait plein bleu), l'estimée $\hat{SoC}$ (pointillé bleu) et l'erreur $\tilde{SoC}$ (pointillé rouge). . . . .	103
III.20	Paramètres estimés : a) Constante de diffusion $\tau_2$ , b)(à droite) Résistance de diffusion $R_2$ , (à gauche) Résistance équivalente en série $R_{ESR}$ . . . . .	104
III.21	Étude fréquentielle d'un courant de roulage <b>autoroutier</b> échantillonné à $T_e = 0, 1s$ , à $25^\circ C$ : a) Courant $I(t)$ , b) Amplitude dans le domaine fréquentiel. . . . .	105
III.22	Étude fréquentielle d'un courant de roulage en <b>campagne</b> échantillonné à $T_e = 0, 1s$ , à $25^\circ C$ : a) Courant $I(t)$ , b) Amplitude dans le domaine fréquentiel. . . . .	106
III.23	Étude fréquentielle d'un courant de roulage homologué <b>NEDC</b> échantillonné à $T_e = 0, 1s$ , à $25^\circ C$ : a) Courant $I(t)$ , b) Amplitude dans le domaine fréquentiel. . . . .	106
IV.1	La base de donnée BLMS en 2019. Elle comporte des informations provenant d'environ 180000 VEs et hybrides. . . . .	111
IV.2	Exemple de suivi d'un client possédant un véhicule électrique produit par Renault. . . . .	114
IV.3	Calcul du $SoC$ à l'aide de la tension à vide $OCV$ relaxée (au repos pendant au moins 2 heures). . . . .	115
IV.4	Diagramme d'estimation hors-ligne de l'état de santé des batteries en termes de perte de capacité de charge. $d_{nom}$ est la distance nominale souvent parcourue en roulage par l'utilisateur. $\Delta d$ est la variation de distance tolérée pour maintenir l'hypothèse $H2$ . $T_{min}$ et $T_{max}$ délimitent à la plage de température utilisée. $Age_{BOL}$ est l'âge minimal au bout duquel la batterie ne sera plus considérée comme en début de vie. Cet âge peut être obtenu de façon empirique en fonction de la composition chimique de la batterie. . . . .	116
IV.5	Illustration de la méthode «LOWESS» pour le filtrage des données. . . . .	117
IV.6	Exemple d'estimation du $SoH_{c,dch}$ à l'aide de $\Delta SoC$ : a) les mesures de $\Delta SoC$ , ainsi que la fenêtre de confiance à 95% correspondante, en b) les valeurs estimées du $SoH_e$ : à l'aide de la durabilité ( $SoH_{e,off}$ ), par le BMS ( $SoH_{BMS}$ ) et la solution proposée : $SoH_{c,dch} \cdot d_{nom} - 2,5 km \leq d \leq d_{nom} + 2,5 km$ , $T_{nom} - 5^\circ C \leq T \leq T_{nom} + 5^\circ C$ et $v_{nom} - 10 kmh^{-1} \leq v \leq v_{nom} + 10 kmh^{-1}$ . Pour le lissage des mesures, la fenêtre choisie correspond à 50% des données. . . . .	118
IV.7	Exemple $N^\circ 1/3$ d'estimation du $SoH_{c,dch}$ à l'aide de $\Delta SoC$ pendant le roulage pour une distance nominale $d_{nom}$ parcourue par l'utilisateur. . . . .	119
IV.8	Exemple $N^\circ 2/3$ d'estimation du $SoH_{c,dch}$ à l'aide de $\Delta SoC$ pendant le roulage pour une distance nominale $d_{nom}$ parcourue par l'utilisateur. . . . .	119
IV.9	Exemple $N^\circ 3/3$ d'estimation du $SoH_{c,dch}$ à l'aide de $\Delta SoC$ pendant le roulage pour une distance nominale $d_{nom}$ parcourue par l'utilisateur. . . . .	120
IV.10	Suivi $N^\circ 1/3$ d'un client possédant un profil régulier avec une variation de la distance nominale. . . . .	121
IV.11	Suivi $N^\circ 2/3$ d'un client possédant un profil d'utilisation irrégulier. . . . .	122
IV.12	Suivi $N^\circ 3/3$ d'un client possédant un profil d'utilisation irrégulier. . . . .	122

IV.13	Exemple N° 1/2 : $SoH_{c,dch}$ pour des profils irréguliers : a) mesures de $\Delta SoC$ et sa fenêtre de confiance à 95%; b) valeurs estimées du $SoH_e$ : à l'aide de la durabilité ( $SoH_{e,off}$ ), par le BMS ( $SoH_{BMS}$ ) et celle proposée : $SoH_{c,dch}$ . $d_{nom} - 12,5 \text{ km} \leq d \leq d_{nom} + 12,5 \text{ km}$ , $T_{nom} - 5^0 \text{ C} \leq T \leq T_{nom} + 5^0 \text{ C}$ et $v_{nom} - 10 \text{ kmh}^{-1} \leq v \leq v_{nom} + 10 \text{ kmh}^{-1}$ . . . . .	123
IV.14	Exemple N° 2/2 : $SoH_{c,dch}$ pour des profils irréguliers : a) mesures de $\Delta SoC$ et sa fenêtre de confiance à 95%; b) valeurs estimées du $SoH_e$ : à l'aide de la durabilité ( $SoH_{e,off}$ ), par le BMS ( $SoH_{BMS}$ ) et celle proposée : $SoH_{c,dch}$ . $d_{nom} - 12,5 \text{ km} \leq d \leq d_{nom} + 12,5 \text{ km}$ , $T_{nom} - 5^0 \text{ C} \leq T \leq T_{nom} + 5^0 \text{ C}$ et $v_{nom} - 10 \text{ kmh}^{-1} \leq v \leq v_{nom} + 10 \text{ kmh}^{-1}$ . . . . .	123
IV.15	Charge CCCV avec un courant d'1C à 25° [Eddahech et al., 2014]. . . . .	125
IV.16	Exemples d'indicateurs d'état de santé obtenus pendant la phase de tension constante (CV) [Eddahech et al., 2014]. . . . .	125
IV.17	Comparaison des indicateurs de vieillissement fondés sur la capacité chargée et l'énergie chargée. L'erreur moyenne absolue $ SoH_c - SoH_e $ vaut 0,42%. . . . .	127
IV.18	a) Courant (en train plein) et tension (en pointillés) de la batterie; b) puissances de la batterie pendant la charge pour différents <i>check-up</i> . . . . .	127
IV.19	Puissance de la cellule pendant la charge pour différents <i>check-up</i> . . . . .	128
IV.20	Diagramme d'estimation hors-ligne de l'état de santé $SoH_e$ à l'aide des données mesurées pendant la charge. $Age_{BOL}$ est l'âge minimal au bout duquel la batterie ne sera plus considérée comme en début de vie. . . . .	129
IV.21	Exemple N° 1/3 d'estimation du $SoH_{e,ch}$ à l'aide de l'énergie chargée $\Delta E_{ch}$ en comparaison des valeurs estimées du $SoH_{e,off}$ durabilité, et le $SoH_{BMS}$ par le BMS. $P_{nom} - 0,5 \text{ kW} \leq P_{ch} \leq P_{nom} + 0,5 \text{ kW}$ et $T_{nom} - 5^0 \text{ C} \leq T \leq T_{nom} + 5^0 \text{ C}$ . . . . .	130
IV.22	Exemple N° 2/3 d'estimation du $SoH_{e,ch}$ à l'aide de l'énergie chargée $\Delta E_{ch}$ en comparaison des valeurs estimées du $SoH_{e,off}$ durabilité, et le $SoH_{BMS}$ par le BMS. $P_{nom} - 0,5 \text{ kW} \leq P_{ch} \leq P_{nom} + 0,5 \text{ kW}$ et $T_{nom} - 5^0 \text{ C} \leq T \leq T_{nom} + 5^0 \text{ C}$ . . . . .	130
IV.23	Exemple N° 3/3 d'estimation du $SoH_{e,ch}$ à l'aide de l'énergie chargée $\Delta E_{ch}$ en comparaison des valeurs estimées du $SoH_{e,off}$ durabilité, et le $SoH_{BMS}$ par le BMS. $P_{nom} - 0,5 \text{ kW} \leq P_{ch} \leq P_{nom} + 0,5 \text{ kW}$ et $T_{nom} - 5^0 \text{ C} \leq T \leq T_{nom} + 5^0 \text{ C}$ . . . . .	131
IV.24	Comparaison des deux indicateurs de vieillissement $SoH_{c,dch}$ (en bleu) obtenu pendant le roulage, $SoH_{e,ch}$ (en vert) obtenu pendant la charge et $SoH_{e,off}$ durabilité (en rouge) pour un groupe de 6 véhicules. . . . .	132
V.1	Diagramme représentant les trois principaux objectifs de l'étude du vieillissement des batteries Li-ion en usage automobile. . . . .	136
V.2	Constitution de la base d'apprentissage correspondant à des valeurs de l'indicateur du vieillissement $SoH_{e,ch}$ . Chaque valeur du vieillissement est associée à l'historique de la batterie depuis sa première utilisation. Les variables citées ici sont susceptibles d'influencer le vieillissement des batteries. . . . .	138

V.3	Grille d'apprentissage correspondant aux $N$ véhicules disponibles dans la base de données, ainsi que les valeurs de $SoH$ associées. Chaque valeur de $SoH$ sera associée au comportement de l'utilisateur depuis la mise en service du véhicule jusqu'à la date d'estimation du $SoH$ . . . . .	139
V.4	Illustration graphique des variables sélectionnées pour l'étude. . . . .	140
V.5	Exemple d'arbre de décision pour l'estimation de la survie des passagers du Titanic. Il s'agit ici d'un problème de classification en deux classes : décédé (0 : en bleu) et survie (1 : en vert). Le taux de décès des passagers masculins est de 84%. On note globalement des clivages en fonction du sexe, de la classe ou encore de l'âge des passagers. . . . .	142
V.6	Diagramme de l'algorithme de base des forêts d'arbres de décisions (RF). . . . .	144
V.7	Illustration de l'utilisation du RF grâce à la grille d'apprentissage préalablement établie. La commande $Y_{est} = rf.predict(X_{test})$ permet d'estimer de prédire la sortie $Y_{est}$ du modèle $rf$ associée à l'entrée $X_{test}$ . Connaissant le vieillissement estimé préalablement $Y_{test}$ on peut calculer l'erreur moyenne absolue : $ Y_{est} - Y_{test} $ . . . . .	145
V.8	Illustration des deux approches de séparation des données en base d'apprentissage et de test. La séparation en fonction des utilisateurs a été utilisée. Elle correspond bien à l'idée de prédire le vieillissement d'un utilisateur inconnu de la base d'apprentissage. . . . .	145
V.9	Résultats d'estimation du groupe de test en utilisant les Random Forests : RF. Ces résultats ont été obtenus pour un groupe de 186 véhicules tirés au sort aléatoirement. L'erreur moyenne absolue est d'environ 1,27% pour le $SoH_{e, ch}$ . Par simplicité les abscisses en a), b) et c) représentent des $N^o$ d'échantillons. L'âge maximal des véhicules utilisés pour l'étude est de 7 ans. . . . .	146
V.10	Résultats d'estimation du groupe de test en utilisant les machines à vecteurs de support : SVR. Ces résultats ont été obtenus pour un groupe de 186 véhicules tirés au sort aléatoirement. L'erreur moyenne absolue est d'environ 1,69% pour le $SoH_{e, ch}$ . . . . .	147
V.11	Exemple d'un des arbres de la forêt aléatoire, pour une profondeur de division égale à 4. On trouve à gauche la racine de l'arbre, et à droite les feuilles. . . . .	149
V.12	Illustration de la permutation des valeurs d'un attribut dans le cadre du calcul de l'importance des attributs. Chaque colonne est permutée aléatoirement puis les erreurs relatives de prédiction engendrées sont mesurées. . . . .	151
V.13	Représentation des valeurs de $SoH_e$ , âges, distances et énergies déchargées disponibles dans la table de données considérée sous forme de densité de probabilité. Il est important pour le RF que la distribution en $SoH$ soit quasiment uniforme pour assurer une équiprobabilité des sorties du modèle RF. . . . .	152
V.14	Densités de probabilité normalisées de l'énergie dans chacune des cases de la matrice de roulage pour le lot de véhicules considérés. Température en colonne et $SoC$ en ligne. . . . .	153

V.15	Densités de probabilité normalisées du temps de stationnement dans chacune des cases de la matrice de stationnement pour le lot de véhicules considérés. Température en colonne et $SoC$ en ligne . . . . .	153
V.16	Densités de probabilité normalisées de Puissance de charge, $\Delta SoC$ chargées, températures de début de charge des véhicules considérés. . . . .	154
V.17	Densités de probabilité normalisées Vitesse moyenne, distance, $SoC$ en début de charge des véhicules considérés. . . . .	154
V.18	Importance des variables retenues en utilisant une stratégie d'apprentissage de type <i>Random Forests</i> . Liste des 20 facteurs les plus impactants. Ce n'est pas tant la valeur de l'importance affichée qu'il faut retenir mais plutôt la comparaison des importances entre elles qui est pertinente. . . .	155
V.19	Importance des variables retenues en utilisant une stratégie d'apprentissage de type <i>Random Forests</i> . Après suppression de l'âge et de l'énergie totale déchargée en roulage de la base d'apprentissage. Liste des 20 facteurs les plus impactants. Ce n'est pas tant la valeur de l'importance affiché qu'il faut retenir mais plutôt la comparaison des importances entre elles qui est pertinente. . . . .	156
V.20	$SoH_e$ , sensibilité à l'âge et sensibilité à l'énergie déchargée pour 4 véhicules ayant totalisé différentes distances de roulage. VE A -■-, VE B -■-, VE C -■-, VE D -■-. . . . .	157
V.21	Importance des variables pour la variation du vieillissement $\Delta SoH_e / \Delta days$ . 158	
22	Construction d'un arbre avec variables explicatives quantitatives et pavage dyadique de l'espace. À droite : l'arbre de classification permettant de prédire le label correspondant à un point $x = (X^1, X^2)$ . Chaque nœud père engendre deux fils. À gauche : la partition associée dans l'espace des variables explicatives. Ici : $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^2$ et $y \in \{A, B, C, D, E\}$ . Illustration reproduite à partir de [Genuer and Poggi, 2017]. . . . .	178
23	L'hyperplan optimal est perpendiculaire au segment de droite le plus court joignant un exemple d'apprentissage à l'hyperplan. Ce segment a pour longueur $\frac{1}{\ w\ }$ lorsque l'on normalise convenablement les paramètres $w$ et $w_0$ [Cornuéjols and Miclet, 2010]. . . . .	182
24	Exemple de projection dans l'espace des représentations [Laouti, 2012]. . . . .	183
25	La fonction de perte insensible à $\epsilon$ dans la régression SVR linéaire [Laouti, 2012]. . . . .	184



# Liste des tableaux

I.1	Tableau comparatif des différentes technologies d'accumulateurs. . . . .	4
I.2	Parc des véhicules électriques en vente en 2019, (Li-métal-polymère : LP). . .	10
I.3	Tableau des équations du modèle électrochimique pseudo-deux-dimensions (P2D) [Chaturvedi et al., 2010] : les exposants $+$ (respectivement $R_p^-$ ) représentent la cathode (respectivement l'anode). $R_p$ représente la taille des particules actives, $cap$ la capacité théorique d'une électrode, $f_{c/a}$ le coefficient d'activité molaire dans l'électrolyte, $D_s$ est le coefficient de diffusion, $\alpha_a$ et $\alpha_c$ sont les coefficients de transport dans l'anode et la cathode, $R_f$ est la résistance électrique de la couche solide-électrolyte, $F$ la constante de faraday, $R$ la constante des gaz parfaits et $T$ la température de la cellule. . . . .	18
I.4	Tableau des équations réduites du modèle électrochimique simplifié (SPM) Chartuveredi [Chaturvedi et al., 2010]. $a^+$ et $a^-$ représentent les surfaces spécifiques à la cathode et à l'anode. . . . .	20
I.5	Modélisation des cellules Li-ion (adapté à partir de [Meng et al., 2018]). . .	29
I.6	Méthodes d'estimation du SoC (adapté à partir de [Lin et al., 2016]). . . .	29
I.7	Composants clef d'une cellule Li-ion (adapté de [Park, 2012]). . . . .	31
I.8	Récapitulatif des causes du vieillissement de l'anode [Pelletier et al., 2017, Vetter et al., 2005] . . . . .	34
I.9	Récapitulatif des causes du vieillissement de la cathode (LMO ou LFP) [Riviere, 2016], [Vetter et al., 2005]. . . . .	35
I.10	Solutions d'estimation du vieillissement des batteries Li-ions . . . . .	49
III.1	Valeurs des paramètres obtenues par identification dans le domaine fréquentiel. . . . .	91
III.2	Taux de correspondance : FIT en (%) à différentes températures. . . . .	92
III.3	Erreur d'estimation de la tension $V_z$ pour des créneaux de courant à $25^\circ C$ et $0^\circ C$ . Ordre fractionnaire : FOM, Modèle entier du premier ordre : EEC. . . . .	97
III.4	Erreur d'estimation de la tension $V_z$ pour un roulage autoroutier et un SoC variant de 100% à 87%, à $25^\circ C$ ( $T_e = 1s$ , $L_m = \lfloor T/T_e \rfloor$ ). Ordre fractionnaire : FOM, Modèle entier du premier ordre : 1RC (EEC). . . . .	99
III.5	Erreur d'estimation du SoC pour un profil de roulage autoroutier à $25^\circ C$ ; pour une capacité $Q_n = 64Ah$ et $L_m = 40$ . $25^\circ C$ Ordre fractionnaire : FOM, Modèle entier du premier ordre : EEC. . . . .	104
III.6	Comparaison des erreurs d'estimation du SoC pour divers profils de roulage d'un véhicule électrique (EV) de capacité de charge $Q_n = 64Ah$ , $L_m = 40$ . $SoC_{d,f}$ représente l'état de charge en début et en fin de l'expérience. . . . .	104
III.7	Comparaison des erreurs d'estimation du SoC pour divers profils de roulage d'un véhicule hybride (PHEV) de capacité de charge $Q_n = 28Ah$ , $L_m = 40$ . . . . .	105

---

IV.1	Tableau récapitulatif des variables disponibles dans la base de données BLMS. . . . .	113
IV.2	Tableau récapitulatif des capacités et énergies chargées pendant 21 <i>check-up</i> différents. . . . .	126
V.1	Tableau récapitulatif des variables retenues pour l'étude de l'influence des habitudes de l'utilisateur sur le vieillissement. . . . .	141
V.2	Erreur d'estimation du $SoH_e$ . MAE : "Mean absolute error" désigne l'erreur moyenne absolue. . . . .	147

## Nomenclature

### Abréviations

BMS	Battery Management System
CPE	Élément à phase constante ( <i>Constant Phase Element</i> )
EEC	Circuit électrique équivalent ( <i>Equivalent Electric Circuit</i> )
EIS	Spectroscopie d'impédance électrochimique ( <i>Electrochemical Impedance Spectroscopy</i> )
EKF	Filtre de Kalman étendu ( <i>Extended Kalman Filter</i> )
EV, VE	Véhicule électrique ( <i>Electric Vehicle</i> )
FOC	Calcul d'ordre fractionnaire ( <i>Fractional Order Calculus</i> )
FOM	Modèle d'ordre fractionnaire ( <i>Fractional Order Model</i> )
FOT	Fonction de transfert d'ordre fractionnaire ( <i>Fractional Order Transfer</i> )
IV-RLS	Moindres carrés récursifs à variable instrumentale ( <i>Instrumental Variable - Recursive Least Square</i> )
NEDC	New European Driving Cycle
OCV	Tension à vide ( <i>Open Circuit Voltage</i> )
P2D	Représentation pseudo deux dimensions <i>Pseudo 2 dimensional</i>
PDE	Equations aux dérivées partielles ( <i>Partial Differential Equation</i> )
PHEV	Plug-in Hybrid Electric Vehicle
RLS	Moindres carrés récursifs ( <i>Recursive Least Square</i> )
SoC	Etat de charge ( <i>State of Charge</i> )
SoH	Etat de santé ( <i>State of health</i> )
SPM	Modèle électrochimique simplifié <i>Single Particle Model</i>

### Symboles Mathématiques

$\alpha$	Exposant fractionnaire du premier CPE	$\in [0, 1]$
$\beta$	Exposant fractionnaire du second CPE	$\in [0, 1]$
$\lambda$	Facteur d'oubli	$\in ]0, 1]$
$\mathcal{D}^\nu$	Dérivée non entière d'ordre $\nu$	
$\nu_i$	$i$ -ème exposant fractionnaire	$\in [0, 1]$
$\omega$	Fréquence angulaire	$rad/s$
$\tau_i$	Constante de temps du $i$ -ème CPE	$s$
$H_z$	Fonction de transfert représentant l'impédance interne d'une cellule	
$I$	Courant traversant une cellule	$A$
$Im(.)$	Partie imaginaire d'un nombre complexe	
$L_m$	Longueur de mémoire	
$Q_n$	Capacité de charge nominale	$Ah$
$R_0$	Résistance ohmique	$\Omega$
$R_i$	$i$ -ème résistance	$\Omega$
$R_{ESR}$	Résistance équivalente en série ( <i>Equivalent series resistance</i> )	$\Omega$
$Re(.)$	Partie réelle d'un nombre complexe	
$SoH_c$	Etat de santé en termes de capacité de charge	
$SoH_e$	Etat de santé en termes d'énergie	
$SoH_r$	Etat de santé en termes de résistance interne	
$SoH_{c,ch}$	Etat de santé en termes de capacité de charge pendant la charge	
$SoH_{c,dch}$	Etat de santé en termes de capacité de charge pendant le roulage	
$SoH_{e,ch}$	Etat de santé en termes d'énergie pendant la charge	
$SoH_{e,dch}$	Etat de santé en termes d'énergie pendant le roulage	
$T_e$	Période d'échantillonnage	$s$
$V_z$	Tension aux bornes de l'impédance interne d'une cellule Li-ion	$V$
$V_{CPE,i}$	Tension aux bornes du $i$ -ème CPE	$V$
$V_t$	Tension aux bornes d'une cellule Li-ion	$V$

# INTRODUCTION GÉNÉRALE

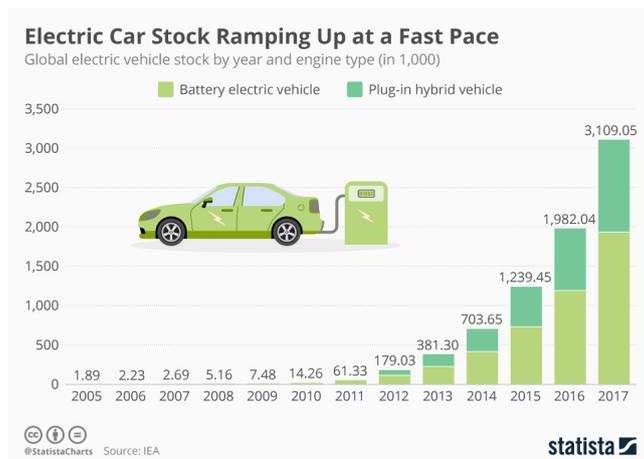
## Contexte des travaux de thèse

Dans le contexte économique mondial la vente des véhicules électriques a explosé. On note des ventes record d'environ 1 million de véhicules électriques en 2017, soit une augmentation de 54% par rapport à 2016. Le parc mondial des véhicules électriques (VEs) dépasse 3 millions d'unités [IEA, 2018]. On trouve sur la figure 1(a) l'évolution de la taille du parc mondial des VEs de 2005 à 2017. Les trois plus grands marchés de VEs sont dans l'ordre décroissant la Chine, l'Europe et les États-Unis d'Amérique. L'Europe est très bonne élève en matière d'utilisation des véhicules électriques avec la France en tête de peloton comme le témoigne la figure 1(b). Cette tendance est confirmée à la fin de l'année 2018 lorsque le parc mondial des véhicules électriques dépasse 5,1 millions d'unités [IEA, 2019]. La vente des véhicules électriques a doublé avec près de 2 millions d'unités vendues. Une prévision de la taille du parc mondial en 2030 est d'environ 220 millions de véhicules électriques et hybrides. Cet essor est dû à la réduction considérable du coût de fabrication des batteries [Nykvist and Nilsson, 2015]. Par ailleurs, le réchauffement climatique et les prévisions de pénurie des ressources fossiles mettent en alerte les gouvernements des pays développés qui introduisent des politiques de réduction d'émission de  $CO_2$ . Dans ce processus, l'utilisation de véhicules électriques (VEs) est encouragée et subventionnée. Mais pour ces véhicules, la fabrication des batteries n'est pas sans pollution et le recyclage pas encore efficace. Il est alors important d'assurer une utilisation optimale des batteries des VEs. En effet, les performances et la durabilité des véhicules électriques dépendent des batteries utilisées ainsi que de leurs conditions d'utilisation.

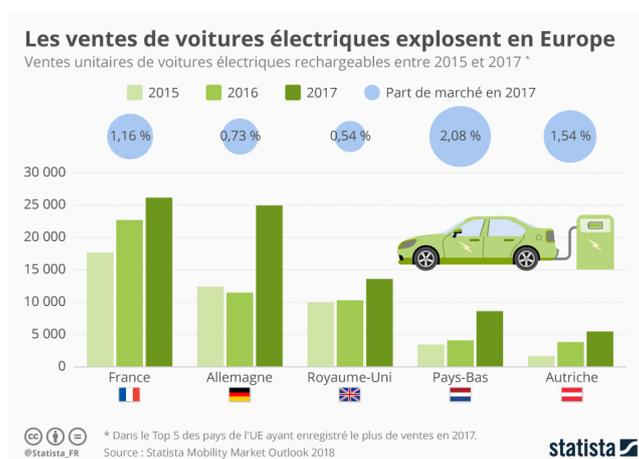
Les aspects environnementaux prenant une part croissante dans les préoccupations des clients, chaque constructeur automobile se doit d'y répondre en proposant des véhicules ayant un respect de l'environnement toujours plus important. Dans cet objectif, beaucoup investissent dans la conception, la fabrication et la commercialisation d'une gamme de véhicules électriques destinés à plusieurs marchés partout dans le monde. L'objectif final est de proposer une alternative viable aux véhicules thermiques.

## Objectifs des travaux de thèse

L'énergie des véhicules électriques et hybrides est stockée dans des batteries constituées de cellules électro-chimiques de type lithium-ion dont le nombre est lié à la capacité de



(a) Dans le monde [Wagner, 2018]



(b) En europe [Gaudiaut, 2018]

FIGURE 1 – Ventes des voitures électriques et hybrides en 2017.



FIGURE 2 – Gamme de véhicules électriques fabriqués par Renault. De gauche à droite : Twizy, Zoe, Fluence et Kangoo.

charge (en  $Ah$ ) souhaitée. Souvent elles sont connectées les unes aux autres en série et en parallèle. Ces batteries de cellules nécessitent une surveillance étroite assurée par un calculateur dédié appelé communément "*Battery Management System* : BMS" ou Système de Gestion de Batterie. Le BMS effectue essentiellement trois types de tâches :

- la mesure (courant, tensions, températures, résistance d'isolement)
- l'estimation de différents états de la batterie et l'élaboration d'alertes
- la gestion de la quantité d'énergie utilisable (fonction d'équilibrage des cellules)

Les variables à connaître le plus précisément possible pour pouvoir exploiter la batterie au maximum de ses possibilités sont : l'état de charge "*State of Charge* :  $SoC$ ", l'état de santé "*State of Health* :  $SoH$ ", les puissances admissibles (en décharge et en régénération), la capacité et la résistance internes. Ces variables n'étant pas mesurables directement par le BMS, des estimations sont élaborées en recourant à des techniques du domaine de l'Automatique, comme par exemple l'estimation par filtrage de Kalman [Plett, 2009b], [Plett, 2009c].

En outre, ces cellules électrochimiques connaissent une évolution de leurs paramètres intrinsèques au cours du temps et de leur utilisation. Ces modifications se traduisent par une évolution de leur comportement qui doit être prise en compte par les algorithmes du BMS pour pouvoir assurer un niveau maximal de performance, tout au long de la vie de la batterie [Waag, 2014].

Enfin, une quantité importante de données, issues des véhicules électriques utilisés par les clients, est déjà disponible et va croître encore plus rapidement avec le nombre de véhicules en circulation utilisant une batterie Li-ion. Cette quantité d'information doit faire l'objet d'analyses afin d'améliorer les algorithmes du BMS. Cette activité s'inscrit dans l'évolution technologique du véhicule connecté. La gestion d'énergie d'un véhicule électrique ou hybride, exploitant en grande partie les données issues du BMS, représente un des enjeux les plus critiques pour ce type de véhicule [Guzzella and Sciarretta, 2007] dans le but de :

- maîtriser, prédire et si possible améliorer l'autonomie des véhicules électriques.
- augmenter la durée de vie et la fiabilité des batteries,
- augmenter la disponibilité des batteries.

Cette thèse CIFRE s'inscrit dans la continuité d'une thèse CIFRE Renault soutenue en 2014 [Gagneur, 2014] intitulée : "Modélisation et contrôle avancé d'une batterie lithium-ion destinée au système électrotechnique de traction d'un véhicule électrique ou hybride".

## Démarche adoptée

Le travail de thèse portant sur l'estimation des états de la batterie en utilisation automobile, nous avons axé la recherche autour de deux principaux points : l'estimation en temps réel des états de la batterie dans un premier temps puis les stratégies débarquées avec notamment la mise au point de nouveaux indicateurs du vieillissement des batteries.

L'estimation de l'état de charge est un objectif à court terme permettant de fournir à l'utilisateur une information d'autonomie la plus fiable possible. Il s'agit aussi de maintenir cette fiabilité lorsque les ressources du BMS sont limitées ou lorsque l'on augmente le nombre de cellules dans le pack de batterie. Quant à l'étude du vieillissement, il s'agit d'adopter une approche originale mettant à contribution l'ensemble des données recueillies dans les conditions d'utilisation réelles. À cet effet de nouveaux indicateurs de

vieillessement sont à proposer. Une étude du vieillissement en fonction des habitudes des utilisateurs est envisagée dans le but d'identifier les facteurs aggravants du phénomène de vieillissement des batteries Li-ion. L'ensemble est organisé de la façon suivante.

Dans le premier chapitre un état de l'art relatif à de la modélisation des batteries Li-ion et des méthodes d'estimation de l'état de charge des cellules est fait. Une description des principaux phénomènes entraînant le vieillissement des batteries est donnée, ainsi que la présentation des solutions disponibles pour l'estimation du vieillissement.

Différentes solutions d'estimation de l'état de charge d'un pack de batterie sont étudiées dans le chapitre deux. Des améliorations en termes de précision d'estimation ainsi que de réduction de la charge de calcul sont apportées.

Dans le troisième chapitre, nous proposons une solution d'amélioration de la précision du SoC en utilisant les modèles d'ordre fractionnaire. Ce changement de modèle permet de mieux représenter les phénomènes physiques ayant lieu dans la batterie tout en maintenant un niveau de complexité pouvant être implanté dans le BMS.

Dans le chapitre quatre, de nouveaux indicateurs d'état de santé ont été étudiés et validés sur un échantillon d'utilisateurs réels de véhicules électriques.

Dans le chapitre cinq une approche de type "*machine learning*" est adoptée pour établir un modèle de prédiction du vieillissement en fonction des conditions d'utilisation. De plus, un outil de classification des facteurs aggravants le vieillissement est fourni dans cette étude.

Pour finir une synthèse des différentes approches est réalisée avec une mise en perspective de possibles améliorations des solutions que nous apportons aux problématiques d'estimation d'état de charge et du vieillissement.

## Communications des travaux

Les travaux réalisés lors de cette thèse ont donné lieu à des publications scientifiques.

- Mawonou, K. S. R., Eddahech, A., Dumur, D., Godoy, E., Beauvois, D., and Mensler, M. (2018). Li-ion battery pack soc estimation for electric vehicles. In *IECON 2018-44th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, pages 4968–4973. IEEE
- Mawonou, K. S. R., Eddahech, A., Dumur, D., Godoy, E., and Beauvois, D. (2019b). Charge analysis for li-ion battery pack state of health estimation for electric and hybrid vehicles. In *IECON 2019-45th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, pages –. IEEE
- Mawonou, K. S., Eddahech, A., Dumur, D., Beauvois, D., and Godoy, E. (2019a). Improved state of charge estimation for li-ion batteries using fractional order extended kalman filter. *Journal of Power Sources*, 435:226710

# MODÉLISATION ET VIEILLISSEMENT DES BATTERIES LI-ION

## Sommaire

I.1	Introduction . . . . .	3
I.2	Modélisation des cellules Li-ion . . . . .	3
I.2.1	Introduction . . . . .	3
I.2.1.1	Les accumulateurs électrochimiques . . . . .	4
I.2.1.2	L'accumulateur au lithium . . . . .	5
I.2.2	La cellule Li-ion . . . . .	5
I.2.2.1	Association en pack et utilisation automobile . . . . .	7
I.2.2.2	Le système de gestion de batterie : BMS . . . . .	9
I.2.3	Modélisation d'une cellule Li-ion . . . . .	11
I.2.3.1	La spectroscopie d'impédance . . . . .	11
I.2.3.2	Le circuit électrique équivalent . . . . .	13
I.2.3.3	Approche électrochimique . . . . .	15
I.2.3.4	Les modèles d'ordre fractionnaires . . . . .	20
I.2.4	Estimation de l'état de charge d'une cellule . . . . .	22
I.2.4.1	Le comptage coulombien . . . . .	22
I.2.4.2	La méthode de la tension à vide . . . . .	22
I.2.4.3	Les méthodes à base de modèles . . . . .	23
I.2.4.4	Les réseaux de neurones . . . . .	27
I.2.5	Conclusion sur l'estimation de l'état de charge : . . . . .	29
I.3	Le vieillissement des batteries Li-ion . . . . .	30
I.3.1	Introduction . . . . .	30
I.3.2	Phénomènes de vieillissement des cellules Li-ion . . . . .	30
I.3.2.1	Vieillissement de l'anode . . . . .	31
I.3.2.2	Vieillissement de la cathode . . . . .	33
I.3.2.3	Le vieillissement calendaire . . . . .	36
I.3.2.4	Le vieillissement en cyclage . . . . .	37
I.3.3	Solutions d'estimation du vieillissement . . . . .	38
I.3.3.1	Quelques définitions . . . . .	38

I.3.3.2	Indicateurs d'état de santé d'une cellule . . . . .	43
I.3.3.3	Les méthodes d'estimation d'état de santé d'une cellule . . . . .	43
I.3.4	Conclusion sur l'estimation du vieillissement des cellules . . .	48

---

## I.1 Introduction

Ce chapitre présente un état de l'art détaillé de l'utilisation des batteries Li-ion dans les véhicules électriques. Il est principalement composé de deux parties. La première traite la problématique de la modélisation des cellules Li-ion en vue de l'estimation de l'état de charge (*SoC : state of charge*). La deuxième présente les différents phénomènes de vieillissements des batteries Li-ion ainsi que les solutions disponibles dans la littérature en vue de l'estimation de l'état de santé (*SoH : state of health*).

## I.2 Modélisation des cellules Li-ion

### I.2.1 Introduction

Un générateur électrochimique est une source d'énergie électrique obtenue grâce à une transformation directe d'énergie chimique. Trois grandes catégories de générateurs électrochimiques existent, à savoir : les piles, les accumulateurs et les piles à combustibles. L'histoire des générateurs électrochimiques débute en 1800 avec **Alessandro Volta**, qui inventa la cellule primaire non rechargeable. Cette pile est formée par un empilement de disques de cuivre et de zinc alternés. Aux alternances, on trouve des rondelles séparatrices imbibées de saumure ( $\text{H}_2\text{O} + \text{NaCl}$ ) qui permettent la conduction du courant. Ce procédé permet d'obtenir un générateur formé d'une anode en Zinc et d'une cathode en cuivre, l'ensemble baignant dans un électrolyte (saumure) assurant ainsi le déplacement des électrons. La pile de **Volta** n'est cependant pas rechargeable. On trouve la photo d'une pile voltaïque sur la figure I.1(a).

Plus tard en 1859, **Gaston Planté** en découvrant la réversibilité des réactions chimiques électriques grâce à l'inversion du sens du courant inventa l'accumulateur à plomb. Il est composé de grilles en alliage de plomb empâtées avec un mélange d'acide sulfurique, d'oxyde de plomb et d'eau ce qui constitue la matière active. Cette technologie permit en 1899 à une voiture électrique en forme de torpille de franchir les  $100\text{km/h}$  [Urbain, 2009]. Ce fut le premier type de batterie rechargeable commercialisé. Les accumulateurs à plomb sont encore utilisés de nos jours dans les véhicules pour les alimentations  $12\text{V}$  et  $15\text{V}$ . Le succès de ce type d'accumulateur est dû au faible coût du plomb et de l'acide sulfurique, à leur facilité de fabrication et à leur durée de vie de quelques années [Miomandre et al., 2011]. On trouve la photo d'un accumulateur à plomb sur la figure I.1(b).

Les accumulateurs au Nickel-Cadmium (Ni-Cd) ont remplacé les accumulateurs au plomb car ils sont plus robustes et plus puissants. En 1899, ces accumulateurs ont été utilisés pour le véhicule électrique «Jungner» et en 1900 pour «Edison». Néanmoins, le coût important et la toxicité très élevée limitent l'utilisation de ce type d'accumulateur [Miomandre et al., 2011] [Eddahech, 2013].

Commercialisées en 1990, les batteries au Nickel-Métal-Hydrure (Ni-MH) permettent de pallier la toxicité du cadmium et possèdent des densités d'énergie 30% supérieures à celles des batteries Ni-Cd. De plus, ces batteries fonctionnent à basse température et ont un faible coût de fabrication. Néanmoins l'utilisation de ces batteries est réduite depuis l'apparition des accumulateurs à base de lithium. En effet les batteries Ni-MH possèdent des densités d'énergie massique très modérées, qui ne correspondent pas aux critères de réduction de poids des accumulateurs qu'imposent les applications embarquées.

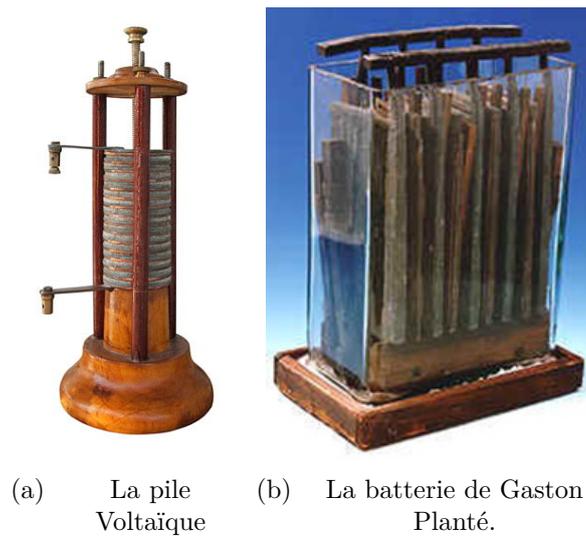


FIGURE I.1 – Générateurs électrochimiques.

En 1991, les premiers accumulateurs rechargeables à base de lithium ont été commercialisés par le constructeur japonais Sony [Eddahech, 2013]. Cette technologie devient rapidement prédominante en raison de ses performances aussi bien en terme d'énergie massique, de capacité de charge et de force électromotrice (f.é.m). On trouve dans le tableau I.1 un récapitulatif de ces différentes technologies d'accumulateurs avec leurs caractéristiques.

Type	f.é.m(V)	Nombre de cycles	Efficacité de charge (%)	Énergie Massique (Wh/kg)	Énergie Volumique (Wh/l)	T (°C)
<b>Le Plomb</b> [Eddahech, 2013], [Duclot et al., 1994]	2,1	500 à 1200	–	15 à 45	40 – 80	–40 à 40
<b>Nickel-Nadmium</b> [Mayé, 2010]	1,2	≈ 2000	60	30 à 60	80	–20 à 60
<b>Nickel-hydrure</b> [Mayé, 2010]	1,2	500 à 1200	60	100	200	–20 à 60
<b>Lithium-Polymère</b> [Mayé, 2010], [Eddahech, 2013]	3,7	≈ 1000	–	100 à 130	140 – 435	–40 à 40
<b>Lithium-ion</b> [Eddahech, 2013], [Mayé, 2010]	3,6	1000 à 10000	95	150	300	–20 à 60

TABLE I.1 – Tableau comparatif des différentes technologies d'accumulateurs.

### I.2.1.1 Les accumulateurs électrochimiques

Les accumulateurs se caractérisent par leur capacité à être rechargeable ; ils peuvent donc subir plusieurs cycles de charge-décharge. La réalisation d'un accumulateur nécessite au moins trois espèces oxydo-réduction A, B et C, formant 2 couples A/B et B/C pour

lesquels l'échange électronique est totalement réversible. Ainsi, globalement, on peut écrire l'équation du fonctionnement de l'accumulateur comme suit :



En décharge, la cellule fonctionne dans le sens galvanique, et fournit de l'énergie électrique au milieu extérieur. En charge, la cellule fonctionne dans le sens électrolytique, afin de régénérer les espèces électro-actives A et C, dans chaque compartiment [Miomandre et al., 2011].

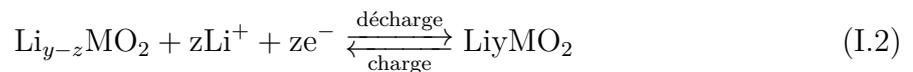
### I.2.1.2 L'accumulateur au lithium

L'accumulateur au lithium est très attractif en raison de son énergie spécifique et densité d'énergie élevées. Cet accumulateur possède la f.é.m la plus élevée comme on peut le constater dans le tableau I.1. De plus le lithium est le métal le plus léger, rendant ainsi possible des applications nécessitant beaucoup d'énergie comme dans les véhicules électriques. Néanmoins les accumulateurs au lithium présentent des risques d'explosion ou d'emballement thermique dus aux réactions violentes entre le lithium métal et l'air [Eddahech, 2013]. Ces accumulateurs nécessitent une étroite surveillance pour pouvoir assurer la sécurité des utilisateurs. De nos jours, cette fonction est remplie par le système de gestion de batterie : BMS ("*Battery Management System*").

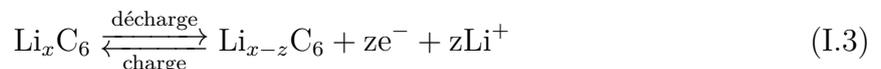
## I.2.2 La cellule Li-ion

L'accumulateur Li-ion est fondé sur l'échange réversible d'ion  $Li^+$  entre l'anode et la cathode. L'anode et la cathode sont séparées par un matériau qui laisse passer les ions lithium mais pas les électrons : le séparateur. Le séparateur peut être un film de polymère (polyéthylène, polypropylène) ou une céramique microporeuse [Miomandre et al., 2011]. De nos jours, l'anode est en graphite et la cathode est souvent formée d'oxyde de métal de transition lithié tel que le dioxyde cobalt ( $CoO_2$ ) ou de manganèse ( $MnO_2$ ). L'électrolyte quant à lui est souvent non aqueux : un sel de lithium dans un solvant organique [Mayé, 2010]. La figure I.2 illustre le fonctionnement d'une cellule Li-ion en décharge. Les électrons  $e^-$  se déplacent de l'anode vers la cathode par le circuit extérieur. La présence de charges négatives (électrons) dans la cathode attire les ion  $Li^+$  qui passent de l'anode vers la cathode à travers le séparateur pour récupérer les charges manquantes. Lorsque tout le lithium cyclable passe dans la cathode, l'accumulateur est déchargé. Le phénomène inverse se produit lors de la charge et permet de ramener le lithium dans l'anode. Les équations I.2 (respectivement I.3) représentent les réactions électrochimiques ayant lieu dans la cathode (respectivement anode) lors de l'utilisation de la cellule Li-ion. La variable " $M$ " représente le métal utilisé à la cathode.

À l'électrode positive (cathode) on a :



À l'électrode négative (anode) on a :



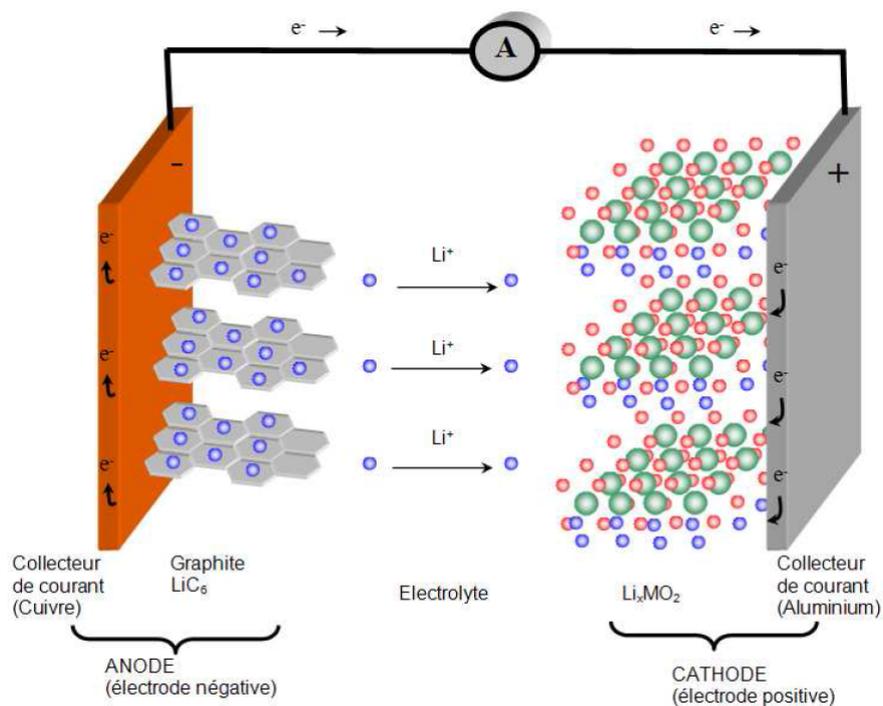


FIGURE I.2 – Structure d'un accumulateur Li-ion pendant une décharge [Do, 2010]

Plusieurs technologies d'accumulateurs Li-ion existent, à savoir [Lawder, 2016] :

- Lithium-cobalt-oxyde (LCO) : avec une f.e.m de  $3,8\text{ V}$ , une énergie massique entre  $100$  et  $150\text{ Wh/kg}$  et un risque d'explosion important.
- Lithium-nickel-cobalt-aluminium (NCA) : avec une f.e.m de  $3,6\text{ V}$ , une énergie massique entre  $200$  et  $250\text{ Wh/kg}$ , il a été développé pour apporter une densité d'énergie maximale avec une bonne durée de vie.
- Lithium-manganese spinel (LMO) : avec une f.e.m de  $3,8\text{ V}$ , une énergie massique entre  $100$  et  $150\text{ Wh/kg}$  avec un risque d'explosion moindre et une courte durée de vie.
- Lithium-nickel-manganese-cobalt (NMC) : avec une f.e.m de  $3,6\text{ V}$ , une énergie massique entre  $150$  et  $220\text{ Wh/kg}$  et un risque d'explosion important.
- Lithium-titane spinel (LTO) : avec une f.e.m de  $2,2\text{ V}$ , une énergie massique entre  $60$  et  $75\text{ Wh/kg}$ .
- Lithium-ion phosphate (LFP) : avec une f.e.m de  $3,2\text{ V}$ , une énergie massique entre  $90$  et  $120\text{ Wh/kg}$  et une durée de vie assez longue.

Ces différentes technologies de cellules Li-ion peuvent exister sous divers emballages physiques. Les plus répandus sont : cylindriques, prismatiques, bouton et *pouch*. On trouve une illustration de ces différentes formes sur la figure I.3. Pour les véhicules électriques, on utilise les cellules de type "*pouch*" ou "sachet" en raison de la légèreté d'emballage qu'elles procurent.

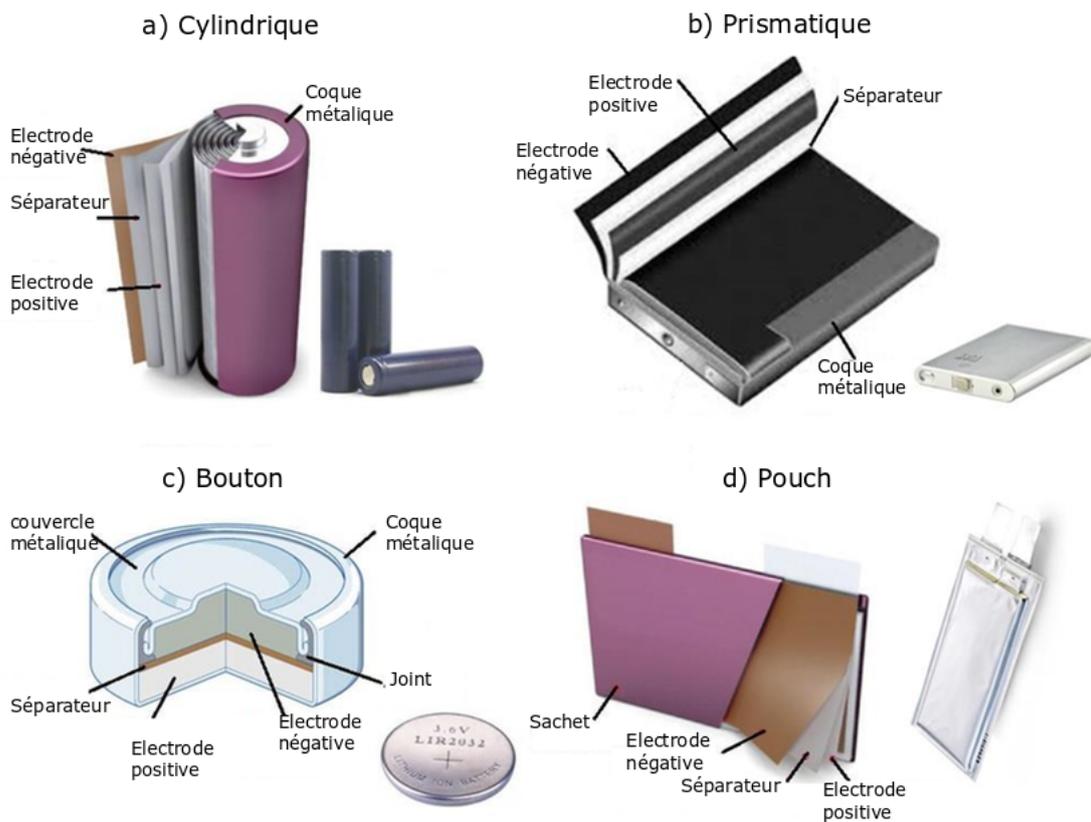


FIGURE I.3 – Différentes formes de cellules Li-ion [Murashko, 2016].

### I.2.2.1 Association en pack et utilisation automobile

Une batterie est une association de générateurs élémentaires câblés en série et/ou en parallèle [Lièvre, 2015]. Comme illustré sur la figure I.5, on obtient une capacité globale du pack différente en fonction du câblage. La figure I.4 montre la composition d'un pack de batterie de type «pouch» utilisé dans les véhicules électriques tels que la **Zoé** (RENAULT), la **Leaf** (NISSAN) et la **Prius** (TOYOTA). Par exemple, pour la **Zoé** (RENAULT), on compte 96 cellules associées en 8 modules de 12 cellules chacun. L'association de plusieurs cellules en modules puis en pack nécessite une étroite surveillance pour assurer le bon fonctionnement de l'ensemble. Dans le véhicule, c'est le BMS qui assure la sécurité du pack de batterie. De nos jours, le parc automobile est très diversifié ; on trouve dans la table I.2 les véhicules électriques disponibles sur le marché.

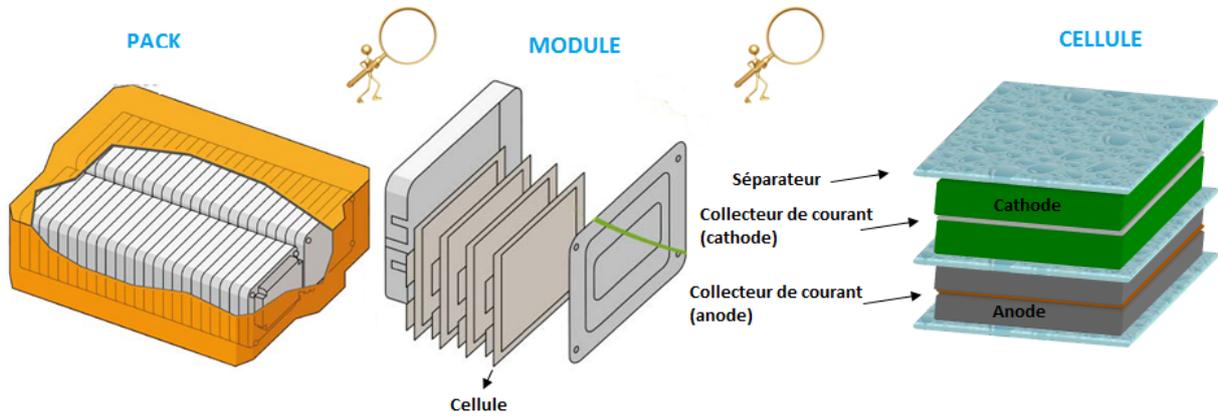


FIGURE I.4 – Composition d’un pack de batterie, cellules de type *pouch* [Safari, 2011] (08-Nov-2011 Amiens)

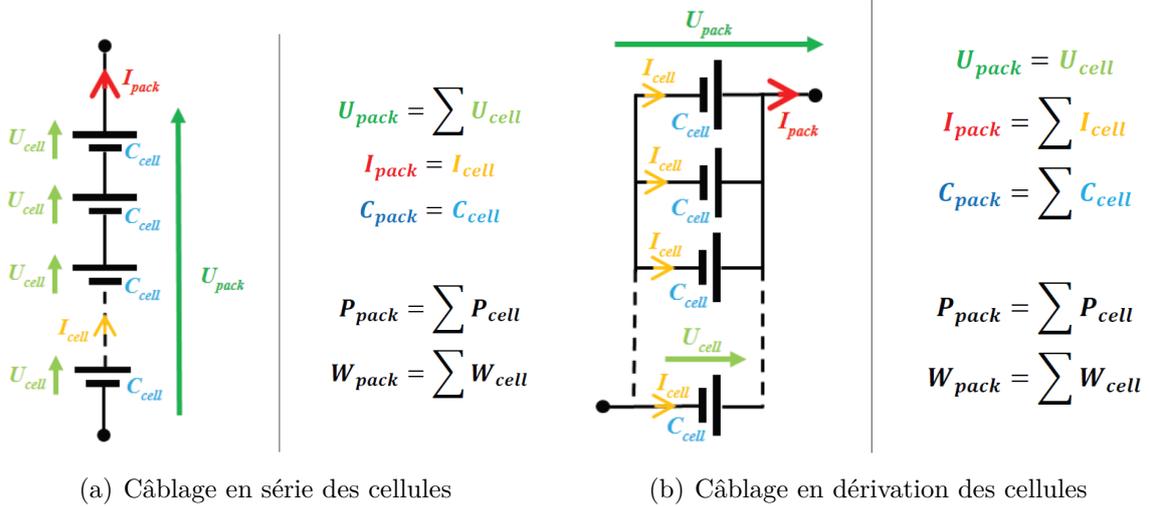


FIGURE I.5 – Câblage des cellules d’un pack de batterie,  $U(V)$  : tension,  $I(A)$  : Courant,  $C(Ah)$  : Capacité de charge,  $P(W)$  : Puissance disponible,  $W(J)$  : Énergie disponible [Lièvre, 2015].



## Les premiers Véhicules Électriques (VEs)

Au 19<sup>ème</sup> siècle trois principaux moyens de propulsion existaient : la vapeur (4,8 km/h), l'électricité fournie par les batteries et le moteur à explosion. Les véhicules électriques n'étaient pas que des figurants. En effet, à la fin du 19<sup>ème</sup> siècle, le parc des véhicules sans chevaux comportait 40% de véhicules à vapeur, 38% à traction électrique et seulement 22% à moteur à explosion. Les véhicules électriques présentaient de nombreux avantages en comparaison aux véhicules à essence. De 1898 à 1899 Camille JENATZY réussit à atteindre 105,9 km/h (sur 1 km) dans son véhicule électrique "La jamais contente", profilée comme un obus. En revanche dès lors que l'autonomie des véhicules à essence et diesel atteint les 300 km, le développement de ces derniers a pris un essor fatal pour les véhicules électriques. De nos jours les véhicules électriques retrouvent une seconde vie en raison des perspec-

tives de pénurie du pétrole, du changement climatique et surtout de l'amélioration considérable de l'autonomie. Informations extraites du livre "ÉLECTRO-CHIMIE : Concepts fondamentaux illustrés" [Lefrou et al., 2013].



FIGURE I.6 – La Jamais Contente : Compagnie internationale des transports automobiles électriques- JENATZY - 56, rue de la victoire - Paris. Camille Jenatzy et son épouse aux Tuileries (1899).

### I.2.2.2 Le système de gestion de batterie : BMS

Le BMS : «Battery Management System» est un système permettant d'assurer et d'observer le fonctionnement de la batterie. Tout comme la jauge de carburant dans les véhicules diesel ou à essence, le BMS permet de connaître l'état de l'alimentation du système. Dans le cas des véhicules électriques et hybrides, d'autres tâches inhérentes à la sécurité s'ajoutent. Le BMS effectue essentiellement trois types de tâches, à savoir :

1. la mesure (courant, tensions, températures, résistance d'isolement),
2. l'estimation de différents états de la batterie et l'élaboration d'alertes,
3. la gestion de la quantité d'énergie utilisable (fonction d'équilibrage des cellules).

Les états de la batterie qu'il est nécessaire de connaître le plus précisément possible pour pouvoir exploiter la batterie au maximum de ses possibilités sont : l'état de charge (SoC ou *State of Charge*), l'état de santé (SoH ou *State of Health*), les puissances admissibles (en décharge et en régénération). Ces états n'étant pas mesurables directement par le BMS, des estimations sont élaborées en utilisant par exemple le filtrage de Kalman [Plett, 2004a].

Les plages de températures de stockage et d'utilisation des batteries sont des facteurs très importants dans le vieillissement des batteries. Il est de ce fait nécessaire que le BMS

Véhicule	Prix (€)	Puissance/Energie/Autonomie	Recharge	Chimie
BMW i3	38400	125 à 135 kW / 33 kWh / 231 à 300 Km (NEDC)	7h30 pour 80% (prise 16 A) / 40 min pour 80% (prise 125A/50kw)	Li-ion
Citroën C-Zero	26900	49 kW / 14,5kWh / 150 Km (NEDC)	11h (prise 8A) / 30 min pour 80% borne rapide	Li-ion
Citroën E-Mehari	25500	50 kW / 30kWh / 195 Km (NEDC)	13h (prise 10A)	LP
Hyundai Ioniq Electric	36200	88 kW / 28 kWh / 280 km (NEDC)	12 h domestique / 30 min pour 80% borne rapide (50 kW)	LP
Hyundai Kona Electric	38400	64 kW / 39,2 kWh / 546 km (NEDC)	9h35 (64kW) domestique / 54 min pour 80% borne rapide (100 kW)	Li-ion
Jaguar I6 Pace	78380	294 kW / 90 kWh / 500 km (NEDC)	25h sur prise domestique / 1h25 pour 80% borne rapide (50 kW)	Li-ion
Kia e-Niro	42500	150 kW / 64 kWh / 455 km (WLTP)	42 min pour 80% borne rapide (100 kW)	LP
Kia Soul EV	36400	81 kW / 30 kWh / 250 km (NEDC)	13h (prise 2,3 kW) et 5h (prise 6,6 kW) / 33 min pour 80% borne rapide (100 kW)	LP
Nissan e-nv200 Evalia	41900	80 kW / 40 kWh / 280 km (NEDC) et 200 km (WLTP)	21 h domestique / 40 à 60 min borne rapide (50 kW)	Li-ion
Nissan Leaf 2	35700	110 kW / 40 kWh / 378 km (NEDC) et 270 (WLTP)	21h domestique / 40 à 60 min borne rapide (50 kW)	Li-ion
Mitsubishi i-MIEV	23350	49 kW / 14,5 kWh / 150 km (NEDC)	11 h domestique (8 A) / 30 min pour 80% borne rapide	Li-ion
Peugeot iOn	26900	14,5 kW / 14,5 kWh / 150 km (NEDC)	11 h domestique 8 A / 30 min pour 80% borne rapide	Li-ion
Renault Zoé	23200	68 kW / 41 kWh / 317 km (R90 NEDC)	25h domestique 10 A / 1h40 pour 80% borne rapide de 43kW	Li-ion
Smart ForTwo Electric Drive	22950	60 kW / 17,6 kWh / 160 km (ECE)	7h prise de 10 A / 45 min pour 80%	Li-ion
Tesla Model S	86300	440 kW / 100 kWh / 613 km (NEDC)	13 km pour 1h domestique / 270 km pour 30 min rapide	Li-ion
Tesla Model X	90700	440 kW / 100 kWh / 542 km (NEDC)	13 km pour 1h domestique / 270 km pour 30 min rapide	Li-ion
Volkswagen e-up	27860	60 kW / 18,7 kWh / 160 km (NEDC)	9h domestique / 30 min pour 80% borne rapide de 40kW	Li-ion
Volkswagen e-Golf	39560	100 kW / 18,7 kWh / 160 km (NEDC)	17h domestique / 45 min 80% borne rapide de 40kW	Li-ion

TABLE I.2 – Parc des véhicules électriques en vente en 2019, (Li-métal-polymère : LP).

assure une gestion thermique de la batterie. Par ailleurs, la batterie dispose de plages de fonctionnement bien définies. Ainsi le BMS doit s'assurer que la batterie ne sorte pas de ces plages. Par exemple un sur-chauffage de la batterie peut entraîner un risque d'explosion de cette dernière.

Les accumulateurs lithium-ion disposent de plages de fonctionnement en tension. Or la sollicitation de puissance de la chaîne de traction peut dépasser les capacités d'une batterie trop déchargée. Pour ne pas franchir les limites en tension de l'accumulateur, des protections physiques et logicielles peuvent être mises en place. La gestion de ces protections est aussi du ressort du BMS [Eddahech, 2013] [Gagneur, 2014].

Sur la figure I.7 on trouve un pack de batterie de la Kangoo ZE commercialisée par **Renault**. Le pack est surmonté par son BMS associé.

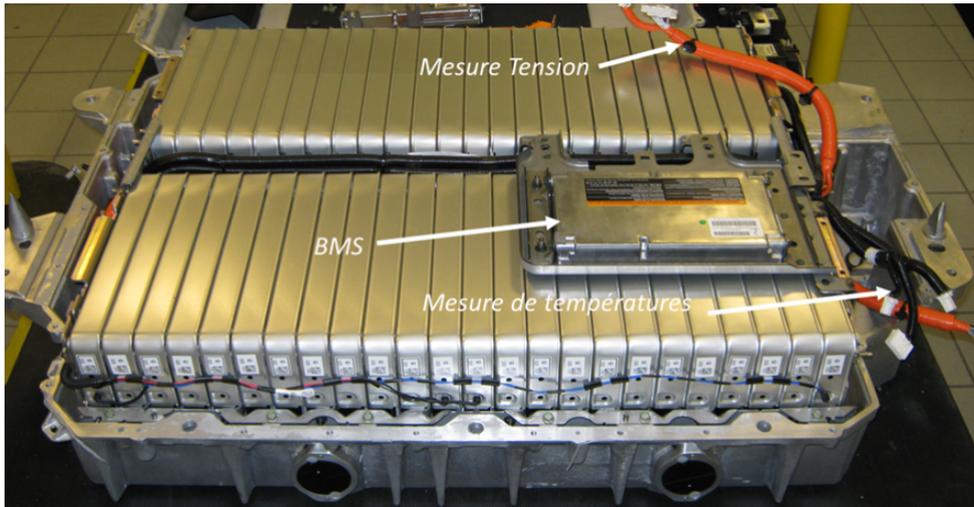


FIGURE I.7 – Pack batterie d'une Kangoo ZE avec son BMS [Gagneur, 2014].

### I.2.3 Modélisation d'une cellule Li-ion

Plusieurs approches de modélisation des cellules Li-ion existent. Dans la suite, nous présentons brièvement les approches suivantes : l'impédance, les circuits électriques équivalents (EEC), l'approche électrochimique et pour finir les modèles d'ordre fractionnaire.

#### I.2.3.1 La spectroscopie d'impédance

La spectroscopie est une méthode d'analyse très utilisée en électrochimie, en médecine, en biologie, en Automatique et bien d'autres domaines scientifiques [Bohlen, 2008]. Elle consiste à mesurer la réponse d'un système à une excitation sinusoïdale pour ainsi établir une fonction de transfert du dit système par exemple. En Automatique, cette approche des systèmes est largement utilisée pour les systèmes linéaires invariants comme l'illustre la figure I.8. La spectroscopie d'impédance permet essentiellement de distinguer les com-

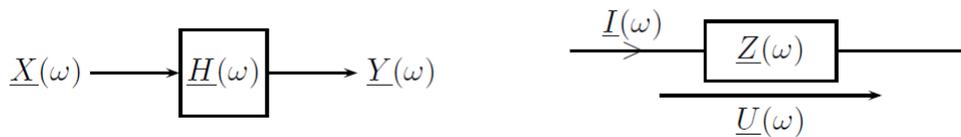


FIGURE I.8 – Fonction de Transfert et élément d'impédance [Bohlen, 2008]

portements hautes fréquences des phénomènes basses fréquences de la batterie. Ainsi, en fonction du phénomène étudié, la spectroscopie permettra de déterminer les paramètres dominants dans la représentation de la batterie. L'objectif final de la méthode réside dans la détermination de l'impédance de la batterie en mesurant la réponse en tension de cette dernière suite à des excitations en courant :

$$Z_{batt}(j\omega) = \frac{V_{batt}(j\omega)}{I_{batt}(j\omega)} \quad (\text{I.4})$$

Cette approche permet d'obtenir un modèle de représentation fréquentielle de l'impédance d'une cellule que l'on retrouve sur la figure I.9(a). Dans la pratique, la figure I.9(b) illustre

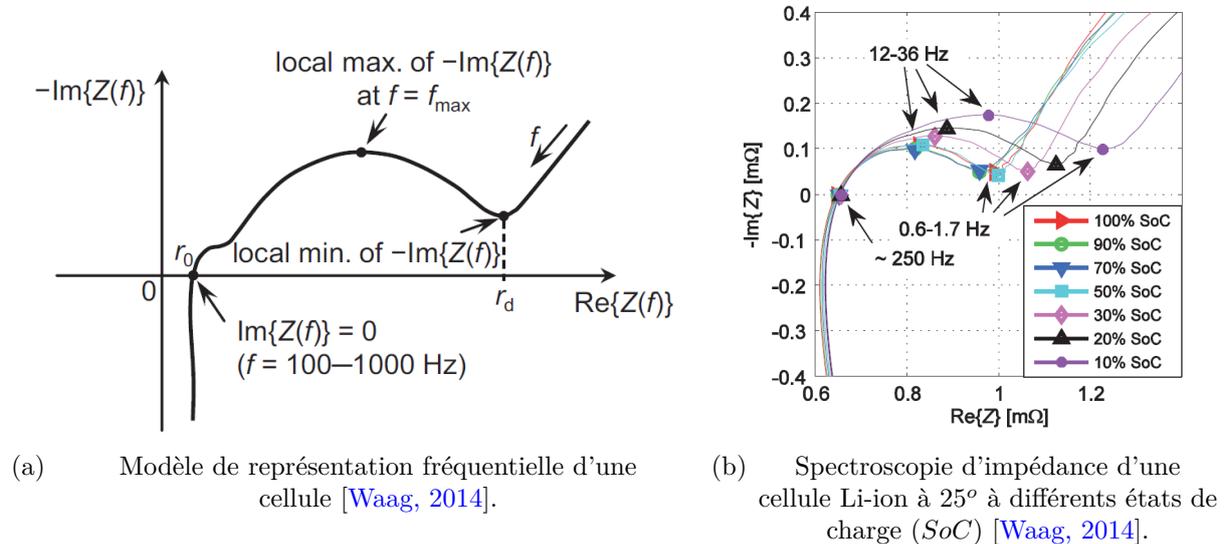


FIGURE I.9 – Représentation fréquentielle d'une cellule Li-ion.

une représentation fréquentielle de l'impédance d'une cellule Li-ion. On peut observer par exemple que la représentation fréquentielle de la cellule Li-ion évolue en fonction de son état de charge (SoC).

Dans [Bohlen, 2008], l'auteur affirme dans le cadre de sa thèse, que cette approche est normalement réservée aux systèmes linéaires invariants (SLI). Or la batterie Li-ion a un comportement non linéaire et présente un effet de mémoire (hystérésis). Néanmoins, l'approximation SLI peut être faite dans des conditions bien définies. Ces conditions sont notamment remplies lorsque :

- les amplitudes des courants d'excitation sont faibles, pour éviter la modification de l'état de charge de la batterie (assurer la condition de stationnarité)
- les mesures sont faites en conditions de repos de la batterie
- la température de la batterie est maintenue constante à l'aide d'un système de refroidissement

De plus comme l'affirme Girault [Girault, 2007], en première approximation, un système électrochimique peut être considéré comme linéaire. La spectroscopie d'impédance a plusieurs avantages ; à savoir :

- La possibilité de caractériser dans le domaine fréquentiel la batterie pour ainsi déduire les phénomènes dominants en fonction de l'application souhaitée (dynamique du courant d'excitation)
- La possibilité d'étudier le vieillissement (par cyclage actif) de la batterie en observant l'évolution des différents points caractéristiques dans le plan de nyquist [Eddahech, 2013].

La caractérisation fréquentielle de la batterie à l'aide de la spectroscopie d'impédance, permet d'aboutir à des modèles pertinents et performants de la batterie [Eddahech, 2013]. Bien souvent, à partir des mesures de la spectroscopie on modélise l'impédance de la batterie à l'aide de circuit R//C. Il existe deux variantes principales :

1. La figure I.10 donne la représentation générique de la batterie que permet d'observer la spectroscopie d'impédance, lorsque l'on utilise un nombre  $n$  de branches R//C pour modéliser la batterie. Cette approche aboutit à l'équation suivante :

$$Z_{batt}(j\omega) = j\omega L_s + R_s + \frac{R_{p1}}{1 + j\omega R_{p1}C_{p1}} + \frac{R_{p2}}{1 + j\omega R_{p2}C_{p2}} + \dots + \frac{R_{pn}}{1 + j\omega R_{pn}C_{pn}} \quad (\text{I.5})$$

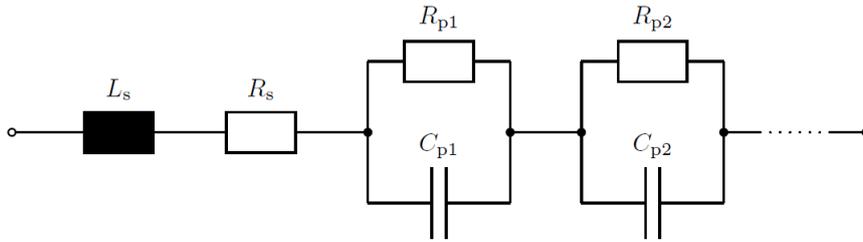


FIGURE I.10 – Modèle générique d'impédance [Bohlen, 2008]

2. Une autre façon de représenter l'impédance de la batterie tout en essayant de modéliser au mieux les phénomènes de diffusion (des ions  $Li^+$  dans les électrodes), consiste à utiliser l'impédance de Warburg :  $Z_w(j\omega) = \frac{1}{A(j\omega)^\alpha}$ . La figure I.11 donne un exemple de représentation contenant l'impédance de Warburg. Ainsi on obtient par exemple la formulation suivante pour l'impédance de la batterie :

$$Z_{batt}(j\omega) = R_{p1} + \frac{A(j\omega)^\alpha R_{p2} + Z_w(j\omega) + 1}{A(j\omega)^\alpha + j\omega C_{p1} (A(j\omega)^\alpha R_{p2} + 1)} \quad (\text{I.6})$$

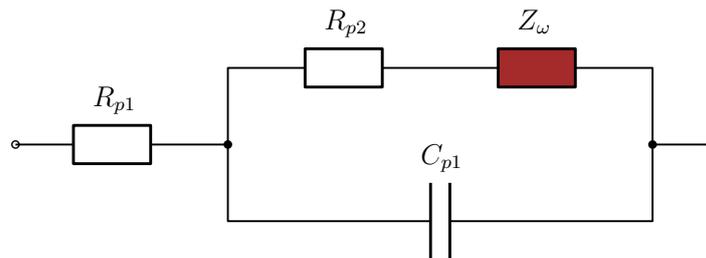


FIGURE I.11 – Modèle d'impédance avec l'impédance de Warburg

La spectroscopie d'impédance permet de modéliser correctement les accumulateurs Li-ion. Mais elle reste une méthode de caractérisation de laboratoire en raison des outils et moyens d'installation importants nécessaires à sa mise en œuvre. Elle ne peut pas être envisagée comme solution de modélisation adaptative de la batterie en utilisation automobile.

### I.2.3.2 Le circuit électrique équivalent

Il s'agit ici de représenter l'accumulateur à l'aide d'un circuit électrique qui prend en compte ses paramètres physiques. L'approche classique de représentation d'une source

de tension se fait par une force électromotrice en série avec une résistance ohmique :  $U = E - RI$ . Cette approche simple permet d'obtenir rapidement une approximation du comportement de la cellule. On peut ajouter un ou plusieurs circuits  $R//C$  suivant la précision que l'on souhaite atteindre.

**Modèle du premier ordre :** C'est un modèle simple qui met en évidence la résistance ohmique ( $R_0$ ) de la cellule ainsi que le phénomène de diffusion ( $R_D, C_D$ ). La variable  $V_t$  représente la tension terminale de la cellule,  $V_D$  la tension aux bornes de la résistance  $R_D$  en parallèle avec la capacité  $C_D$ , et  $OCV$  représente la tension à vide de la cellule.

$$\begin{cases} \frac{dV_D}{dt} = -\frac{V_D}{R_D C_D} + \frac{I}{C_D} \\ V_t = OCV - IR_0 - V_D \end{cases} \quad (\text{I.7})$$

**Modèle d'ordre multiple :** Il s'agit de la généralisation du modèle du premier d'ordre à un nombre  $n \geq 2$  de circuits  $R//C$  comme l'illustrent la figure I.12 et l'équation I.8 pour  $1 \leq i \leq n$ . Cette approche permet d'augmenter la précision de l'estimation de l'état de charge car, le comportement de la batterie en basse fréquence est mieux représenté. Mais, c'est au prix d'une complexité du modèle plus importante.

$$\begin{cases} \frac{dV_{Di}}{dt} = -\frac{V_{Di}}{R_{Di} C_{Di}} + \frac{I}{C_{Di}} \\ V_t = OCV - IR_0 - \sum_{i=1}^n V_{Di} \end{cases} \quad (\text{I.8})$$

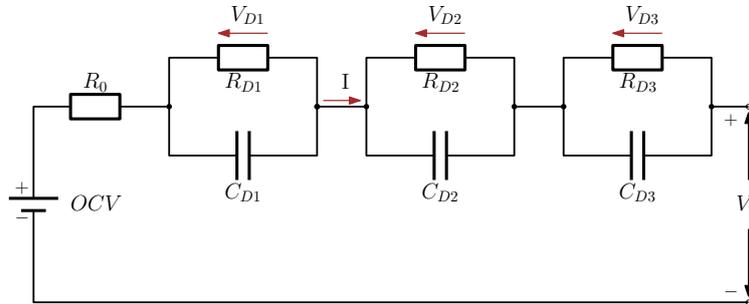


FIGURE I.12 – Modèle CEE : Circuit électrique équivalent d'ordre 3 [Lin et al., 2016].  $OCV$  est la tension à vide au repos (état relaxé) de la batterie.

**Prise en compte de l'hystérésis :** Hormis la diffusion qui peut dans une certaine mesure être modélisée par des branches  $R//C$ , la cellule Li-ion présente un autre comportement non linéaire qui est l'hystérésis. En effet, lorsque l'on observe la courbe ( $f(SoC) = OCV$ ) de la tension à vide en fonction de l'état de charge d'une cellule Li-ion, on remarque que les courbes en charge et en décharge sont différentes. Ce comportement de la cellule Li-ion correspond à un phénomène hystérésis. Bien que très faible, ce phénomène existe quand même. Souvent dans la littérature, on utilise une moyenne des deux courbes pour obtenir une représentation unique de la relation  $f(SoC) = OCV$ . Parfois, pour plus de précision on trouve des modèles permettant de mieux modéliser ce phénomène. On distingue le modèle d'hystérésis à 0 état et le modèle d'hystérésis à 1 état.

**Modèle d'hystérésis à 0 état :** C'est le modèle le plus simple, consistant à ajouter un terme à l'équation de mesure de tension [Plett, 2004b]. Ce terme prend en compte le fait que l'hystérésis ne change pas de signe directement avec le courant. Le système met un temps pour passer d'une boucle majeure d'hystérésis à une autre. L'équation d'état du système est donnée par :

$$\begin{cases} SoC_{k+1} = SoC_k - \left( \frac{\eta_i T_e}{3600 \times Q_n} \right) I_k \\ V_t = OCV - I_k R_0 - s_k M_0(SoC_k) \end{cases} \quad (I.9)$$

où  $T_e$  est la période d'échantillonnage,  $SoC_k$  est l'état de charge à l'instant  $k \times T_e$ ,  $s_k$  le signe du courant qui traverse la cellule et  $M_0(SoC_k)$  est la moitié de la différence entre les courbes  $f(SoC) = OCV$  en charge et décharge en fonction de l'état de charge  $SoC_k$  et  $Q_n$  la capacité de charge de la cellule en  $Ah$ .

$$s_k = \begin{cases} 1, & I > \epsilon \\ -1, & I < -\epsilon \\ s_{k-1}, & |I| < \epsilon \end{cases} \quad (I.10)$$

**Modèle d'hystérésis à 1 état :** Sachant que la cellule ne passe pas d'une boucle d'hystérésis à une autre instantanément, on ajoute un état d'hystérésis  $h(SoC, t)$  qui évolue en fonction de l'état de charge  $SoC$  en suivant l'équation I.11.

$$h_{k+1} = F(I_k) \times h_k + (1 - F(I_k)) \times M_1(SoC, \frac{dSoC}{dt}) \quad (I.11)$$

En notant  $F(i_k) = e^{-\left| \frac{\eta_i I_k \gamma T_e}{3600 \times Q_n} \right|}$ , où  $\gamma$  est le paramètre modélisant la vitesse de passage d'une boucle d'hystérésis à une autre,  $\eta_i$  est la sensibilité faradique de la cellule et  $M_1(SoC, \frac{dSoC}{dt})$  est une fonction qui donne la polarisation maximale due à l'hystérésis en fonction de l'état de charge  $SoC$  et de sa variation  $\frac{dSoC}{dt}$  [Plett, 2004b]. La fonction  $M_1$  est positive en charge ( $\frac{dSoC}{dt} > 0$ ) et négative en décharge ( $\frac{dSoC}{dt} < 0$ ). L'équation d'état du système est donnée par :

$$\begin{cases} \begin{pmatrix} h_{k+1} \\ SoC_{k+1} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} F(I_k) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} h_k \\ SoC_k \end{pmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & (1 - F(I_k)) \\ -\frac{\eta_i T_e}{Q_n} & 0 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} I_k \\ M_1(SoC, \frac{dSoC}{dt}) \end{pmatrix} \\ V_{t,k} = OCV_k - I_k R_0 - h_k \end{cases} \quad (I.12)$$

### I.2.3.3 Approche électrochimique

Le modèle électrochimique permet de modéliser physiquement la batterie. Non seulement il permet d'obtenir de meilleures estimations de l'état de charge, mais aussi il permet une meilleure interprétation du vieillissement de la cellule. Malheureusement, cette méthode bien que prometteuse est difficile à mettre en œuvre en raison de nombreux paramètres physiques à identifier. En outre, l'identification de certains paramètres nécessite des tests intrusifs et destructifs des cellules, ce qui n'est pas réaliste. De plus, l'implémentation des solutions d'estimation des états de la batterie à partir des modèles

électrochimiques est difficilement voire non embarquable. Cela est dû au nombre important d'équations physiques aux dérivées partielles à résoudre en temps réel. On distingue dans la littérature deux approches électrochimiques majeures : le modèle pseudo deux dimensions (P2D) et le modèle simplifié.

**Modèle P2D de Doyle-Fuller-Newman "DFN"** : Initialement introduit par **Doyle** [Doyle, 1995] dans sa thèse de Doctorat en 1995 sous la direction de **John Newman**, il décrit le transfert de charge au sein des électrodes poreuses. Ce modèle permet en partant des équations de transport et du transfert d'énergie dû aux réactions d'oxydo-réduction, de décrire l'évolution des concentrations des espèces chimiques au sein de la cellule. Grâce aussi à la relation de **Butler-Volmer**, cette méthode permet d'estimer les potentiels des deux électrodes pour ainsi estimer la tension de sortie de la cellule. Ce modèle a été repris dans la littérature avec différentes modifications [Legrand, 2013], [Safari, 2011], [Moura et al., 2013], et adaptations notamment avec l'ajout des modèles thermiques [Hémery, 2013], [Bizeray et al., 2015]. La figure I.13 illustre une représentation du modèle P2D d'une cellule Li-ion. Le modèle repose sur les modèles d'électrodes poreuses et est fondé

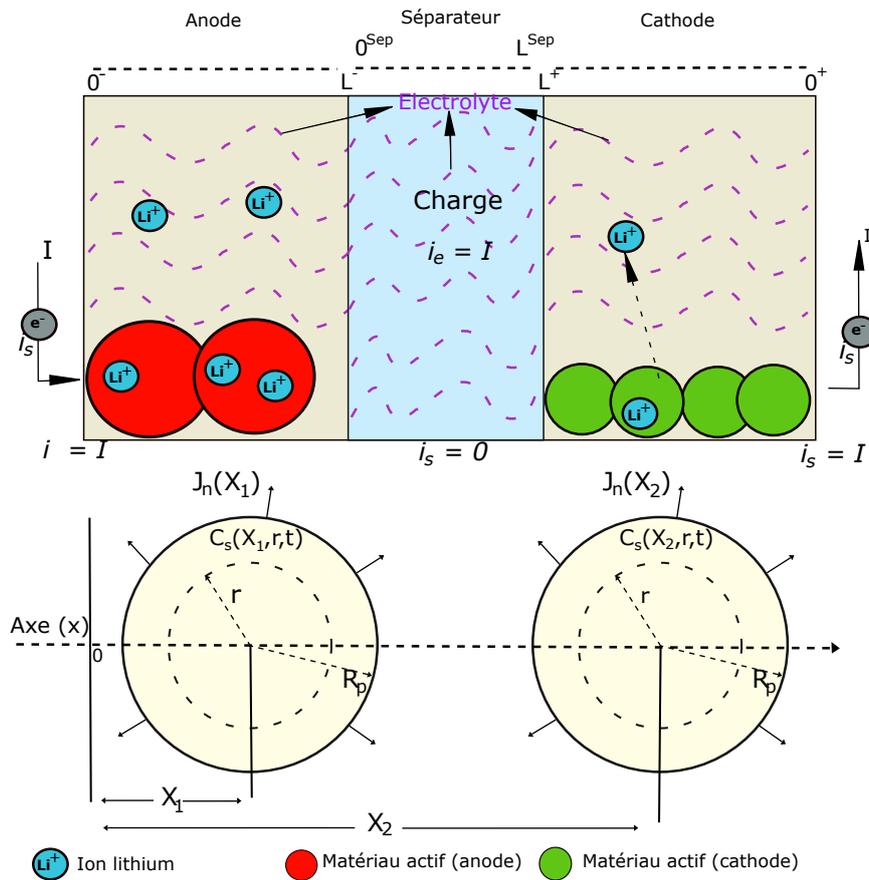


FIGURE I.13 – Modèle électrochimique pseudo deux dimensions (P2D) de la batterie Li-ion (adapté à partir de [Chaturvedi et al., 2010])

sur la séparation en trois zones distinctes avec les hypothèses suivantes :

- Les deux dimensions (longueur et largeur)  $y = 100000\mu m$  et  $z = 100000\mu m$  sont infiniment grandes devant l'épaisseur  $x = 100\mu m$ . On étudie donc le système uniquement sur l'axe  $x$ .
- Les particules de matériaux actifs sont représentées par des sphères dans lesquelles les ions  $Li^+$  s'insèrent et se dés-insèrent. La concentration de  $Li^+$  dans chaque particule active dans les électrodes présente une symétrie radiale. Ainsi, les concentrations dépendent de la variable radiale  $r$ .

On obtient que le système dépend de trois variables : la coordonnée horizontale  $x$ , la coordonnée radiale  $r$  et le temps  $t$ . En chaque point de la cellule à savoir les électrodes, ou le séparateur, les ions  $Li^+$  existent soit en phase solide dans les particules actives ou en phase liquide dans l'électrolyte. Les électrodes sont considérées comme des agglomérats de particules actives disposées le long de l'axe  $x$ . Ces particules à leur tour sont considérées comme sphériques. L'intercalation des ions  $Li^+$  à l'intérieur des électrodes est alors modélisée par la diffusion des ions au sein des particules actives.

En fonction des grandeurs connues telles que l'intensité du courant dans l'électrolyte  $i_e(x, t)$ , on peut calculer à l'aide des équations du tableau I.3 les grandeurs suivantes : le flux molaire  $j_n(x, t)$ , le potentiel de la phase solide  $\Phi_s(x, t)$ , le potentiel de l'électrolyte  $\Phi_e(x, t)$ , la concentration de la matière active dans les électrodes  $C_s(x, r, t)$ , la concentration de l'électrolyte  $C_e(x, t)$  et la surtension de la réaction  $\eta_s(x, t)$  [Chaturvedi et al., 2010].

À l'équilibre en absence de courant, chaque électrode possède un potentiel électrostatique en circuit ouvert appelé "Open Circuit Potentiel : OCP". Ce potentiel dépend de la concentration d'ion lithium présent dans cette électrode. On note donc  $U^-(C_{ss}^-(x, t))$  (respectivement  $U^+(C_{ss}^+(x, t))$ ) le potentiel électrostatique à circuit ouvert de l'anode (respectivement de la cathode) en fonction de la concentration surfacique d'ion lithium  $C_{ss}^-(x, t)$  dans l'anode (respectivement  $C_{ss}^+(x, t)$  dans la cathode). On déduit alors la tension en circuit ouvert (OCV) aux bornes de la cellule à l'équilibre comme suit :

$$U = U^+(C_{ss}^+(x, t)) - U^-(C_{ss}^-(x, t)) \quad (\text{I.13})$$

Lorsqu'un courant est appliqué à la cellule, elle quitte son équilibre électrochimique. Les réactions chimiques se produisant à l'intérieur de la cellule entraînent une croissance de l'entropie qui se caractérise par la surtension  $\eta_s(x, t)$ . Cette dernière vient s'ajouter à la tension à vide pour former la tension terminale de la cellule.

Deux démarches sont adoptées dans la littérature pour faciliter l'implantation des modèles électrochimiques de la cellule : La simplification de la résolution numérique des équations du modèle complet "DFN", et la simplification des équations électrochimiques grâce à des approximations des phénomènes physiques ayant lieu au sein de la cellule.

**Bizeray** [Bizeray et al., 2013] a procédé à une simplification du modèle P2D à l'aide de la méthode spectrale d'interpolation de Tchebychev. Au lieu d'utiliser la méthode des différences finies, il choisit des points à la fois sur l'axe  $x$  et le pseudo axe  $r$  pour y évaluer la solution recherchée. Le potentiel et la concentration de l'électrolyte sont évalués sur l'axe  $x$ . Sur l'axe  $r$  sont évalués les potentiels et les concentrations des électrodes. L'utilisation des points de collocation permet de passer d'un système d'équations aux dérivées partielles (EDP) à un système d'équations ordinaires (EDO). De plus la méthode de collocation permet de choisir moins de points d'évaluations que les différences finies. Ceci permet d'avoir un même niveau de précision avec un temps de calcul moindre. En

Variables	Equations
Tension en sortie de la cellule	$V_s(t) = \Phi_s(0^+, t) - \Phi_s(0^-, t)$
Potentiel dans les électrodes	$\frac{\partial \Phi_s(x, t)}{\partial x} = \frac{i_e(x, t) - I(t)}{\sigma}$
Potentiel dans l'électrolyte	$\frac{\partial \Phi_e(x, t)}{\partial x} = \frac{i_e(x, t)}{\kappa} + \frac{2RT}{F}(1 - t_c^0) \left(1 + \frac{d \ln f_{c/a}}{d \ln C_e}(x, t)\right) \frac{\partial \ln C_e(x, t)}{\partial x}$
Transport dans la phase solide	$\frac{\partial C_s(x, r, t)}{\partial t} = \frac{1}{r^2} \frac{\partial}{\partial r} (D_s r^2 \frac{\partial C_s(x, r, t)}{\partial r})$
La surtension de la réaction	$\eta_s(x, t) = \Phi_s(x, t) + \Phi_e(x, t) - U(C_{ss}(x, t)) - FR_f j_n(x, t)$
Conservation de la charge	$\frac{\partial i_e(x, r, t)}{\partial x} = \alpha F j_n(x, t)$
Equation de Butler-Volmer	$j_n(x, t) = \frac{i_0(x, t)}{F} [e^{(\frac{\alpha_a F}{RT} \eta_s(x, t))} - e^{(-\frac{\alpha_c F}{RT} \eta_s(x, t))}]$
Charge de l'électrode positif	$SoC^+ = \frac{3}{L^+(R_p^+)^3} \int_0^{L^+} \int_0^{R_p^+} r^2 \frac{C^+(x, r, t)}{C_{max}^+} dr dx = SoC^+(t_0) - \int_{t_0}^t \frac{I(\tau)}{cap^+} d\tau$
Charge de l'électrode négatif	$SoC^- = \frac{3}{L^-(R_p^-)^3} \int_0^{L^-} \int_0^{R_p^-} r^2 \frac{C^-(x, r, t)}{C_{max}^-} dr dx = SoC^-(t_0) - \int_{t_0}^t \frac{I(\tau)}{cap^-} d\tau$

TABLE I.3 – Tableau des équations du modèle électrochimique pseudo-deux-dimensions (P2D) [Chaturvedi et al., 2010] : les exposants  $^+$  (respectivement  $R_p^-$ ) représentent la cathode (respectivement l'anode).  $R_p$  représente la taille des particules actives,  $cap$  la capacité théorique d'une électrode,  $f_{c/a}$  le coefficient d'activité molaire dans l'électrolyte,  $D_s$  est le coefficient de diffusion,  $\alpha_a$  et  $\alpha_c$  sont les coefficients de transport dans l'anode et la cathode,  $R_f$  est la résistance électrique de la couche solide-électrolyte,  $F$  la constante de faraday,  $R$  la constante des gaz parfaits et  $T$  la température de la cellule.

l'occurrence il réussit à réduire le temps de calcul d'un facteur 60 pour des courants de sollicitation pouvant aller jusqu'à  $40 C^1$ . En 2015, il améliore sa solution en intégrant dans ses calculs la variation de température induite par les réactions chimiques ayant lieu dans la batterie [Bizeray et al., 2015]. Il réussit à mettre en œuvre un estimateur de Kalman lui permettant d'estimer avec une précision inférieure à 1% l'état de charge d'une cellule Li-ion de type LCO ("Lithium Cobalt Oxyde"). D'autres solutions existantes sont fondées sur l'utilisation des polynômes de Legendre, ou des fonctions cosinus pour déterminer les points  $x_i$  où les EDPs seront résolues [Fan et al., 2018]. D'autres solutions encore utilisent l'approximation de *padé* pour représenter les différentes fonctions de transfert [Yuan et al., 2017].

D'autres auteurs ont opté pour la simplification des équations du modèles DFN en faisant des hypothèses simplificatrices sur certaines grandeurs du modèle. Ces simplifications donnent naissance au modèle électrochimique simplifié (SPM : «*Single Particle Model*»).

1. Un courant de  $1 C$  permet de décharger complètement la batterie en  $1 h$ . Si elle est de  $2,3 Ah$  par exemple  $1 C$  correspond à un courant d'amplitude  $2,3 A$ .

**Modèle électrochimique simplifié "Single Particle Model" :** Le modèle électrochimique simplifié (SPM) a été introduit en premier lieu par **Atlung** [Atlung et al., 1979] en 1979 pour une cellule dont l'anode est en lithium-titane Li-TiS<sub>2</sub>. Plus tard en 2004, **Ning** et **Popov** [Ning and Popov, 2004] ont étendu la méthode d'Atlung à une batterie Li-ion de type LCO avec une anode en graphite. C'est en 2006 que **Santhanagopalan** [Santhanagopalan et al., 2006] en présentant plusieurs modèles simplifiés des cellules Li-ion utilise l'expression "Single Particle Model". Le SPM diffère du modèle complet DFN par les hypothèses suivantes :

- chaque électrode est représentée par une seule particule active comme on peut le voir sur la figure I.14. La dépendance spatiale en  $x$  n'est plus considérée,
- la concentration d'ion  $Li^+$  est considérée comme indépendante de la variable spatiale  $x$ , et temporelle  $t$  dans l'électrolyte :  $\partial C_e / \partial x \approx 0$ ,  $\partial C_e / \partial t \approx 0$ ,
- le courant dans l'électrolyte est indépendant de la position en  $x$  :  $i_e(x, t) = i_{e0}(t)$

La résolution des équations différentielles ordinaires (EDO) obtenues après simplification peut se faire en utilisant les points de collocation de Chebychev similaires à ceux utilisés dans [Bizeray et al., 2015]. D'autres auteurs proposent de discrétiser les sphères représentant les matériaux actifs en sphères concentriques [Ahmed et al., 2014]. La résolution des EDOs se fait donc à la surface de ces différentes sphères concentriques. Il existe plusieurs variantes du modèle "Single Particle" de nos jours. **Scott Moura** a notamment développé le *SPMe* [Moura et al., 2017] et le *SPMt* [Perez et al., 2016] prenant respectivement en compte l'électrolyte et les phénomènes thermiques. D'autres solutions [Prada et al., 2012], [Zou et al., 2018], [Tang et al., 2017] prennent aussi en compte les transferts thermiques. Ces hypothèses permettent d'écrire les équations du tableau I.4. Le modèle

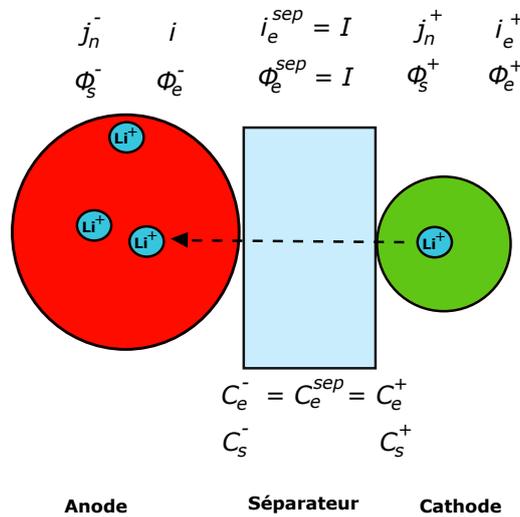


FIGURE I.14 – Modèle électrochimique simplifié : "Single Particle Model" (SPM) de la batterie Li-ion [Chaturvedi et al., 2010].

SPM produit de bons résultats pour des faibles courants. En effet les hypothèses de base ne sont pas tenables à fort intensité de courant [Chaturvedi et al., 2010]. Malgré les efforts de simplification, à notre connaissance, les BMS ne proposent pas à ce jour des solutions d'estimation d'état de charge s'appuyant sur les modèles de type SPM ou P2D implantées

dans des BMS.

Variables	Equations
Tension en sortie de la cellule	$V_s(t) = \Phi_s(0^+, t) - \Phi_s(0^-, t)$
Potentiel dans l'électrode positif	$\Phi_{s_0}^+(t) = \frac{2RT}{F} \sinh^{-1}\left(\frac{I(t)}{2a^+L+r_{eff}\sqrt{(C_e^0C_{ss}^+(t)(C_{s,max}^+-C_{ss}^+(t))}}\right) + U^+(C_{ss}^+(t)) + \frac{R_f^+I(t)}{a^+L^+}$
Potentiel dans l'électrode négatif	$\Phi_{s_0}^-(t) = \frac{2RT}{F} \sinh^{-1}\left(\frac{I(t)}{2a^-L-r_{eff}\sqrt{(C_e^0C_{ss}^-(t)(C_{s,max}^- - C_{ss}^-(t))}}\right) + U^-(C_{ss}^-(t)) + \frac{R_f^-I(t)}{a^-L^-}$
Diffusion dans l'électrode positif	$\frac{\partial C_s^+(x,r,t)}{\partial t} = \frac{1}{r^2} \frac{\partial}{\partial x} (D_s^+ r^2 \frac{\partial C_s^+(x,r,t)}{\partial r})$
Diffusion dans l'électrode négatif	$\frac{\partial C_s^-(x,r,t)}{\partial t} = \frac{1}{r^2} \frac{\partial}{\partial x} (D_s^- r^2 \frac{\partial C_s^-(x,r,t)}{\partial r})$

TABLE I.4 – Tableau des équations réduites du modèle électrochimique simplifié (SPM) Chartuveredi [Chaturvedi et al., 2010].  $a^+$  et  $a^-$  représentent les surfaces spécifiques à la cathode et à l'anode.

### I.2.3.4 Les modèles d'ordre fractionnaires

Les dérivations fractionnaires permettent de mieux modéliser l'effet mémoire mis en œuvre au cours du transport de matière (ions  $Li^+$ ). Bizeray dans [Bizeray et al., 2017] montre en simplifiant un modèle électrochimique simplifié : SPM, que le transfert entre la tension de sortie d'une cellule et le courant la traversant peut s'écrire sous la forme :

$$H^0(s, \tilde{\Theta}) = \frac{\bar{V}(s)}{I(s)} = \beta_+^0 f(s, \tau_+^d) - \beta_-^0 f(s, \tau_-^d) - R_{ct}^0 \quad (\text{I.14a})$$

$$f(s, \theta_i) = \frac{\theta_i \tanh(\sqrt{s\theta_i})}{\tanh(\sqrt{s\theta_i}) - \sqrt{s\theta_i}} \quad (\text{I.14b})$$

- $f(s, \theta_i)$  représente la diffusion dans la cathode ou dans l'anode, et  $\theta_i \in \{\tau_+^d, \tau_-^d\}$ .
- $\tilde{\Theta} = [\tau_+^d \ \tau_-^d \ R_{ct}^0]^T$  est un vecteur de paramètres à identifier,  $\tau_-^d$  et  $\tau_+^d$  sont respectivement les constantes de diffusion de l'anode et de la cathode.
- $R_{ct}^0$  représente la résistance de transfert de charge.
- $\beta_-^0$  (respectivement  $\beta_+^0$ ) est la pente de la courbe du potentiel à vide de l'anode (respectivement cathode) en fonction de la concentration d'ion lithium dans ce dernier.

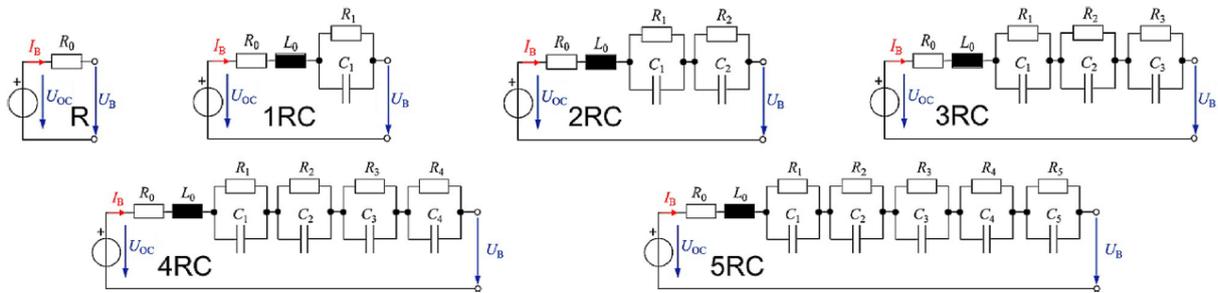
Faisant ainsi intervenir le terme  $s^{\frac{1}{2}}$  correspondant à une dérivée non entière d'ordre 0,5, où  $s$  est la variable de Laplace.

Les modèles d'ordre fractionnaire comme leur nom l'indique mettent en jeu des dérivées fractionnaires. Il s'agit de dérivées non entières. Ces ordres fractionnaires apparaissent par exemple lors de l'utilisation d'éléments à phase constante (CPE : *Constant Phase Element*) encore appelés Impédances de Warburg. L'élément à phase constante est représenté par le transfert suivant :

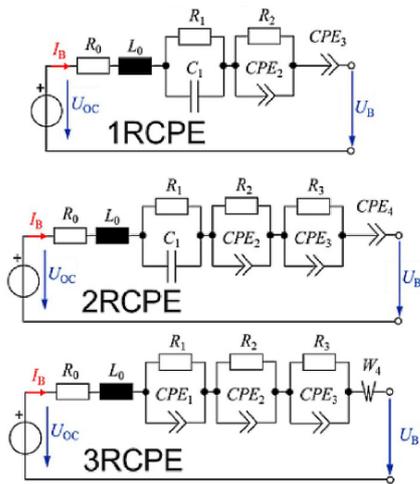
$$Z_{CPE}(s) = \frac{1}{Cs^\alpha} \quad (\text{I.15})$$

avec  $\alpha \in [0, 1]$ . Lorsque  $\alpha = 1$ , on retrouve l'impédance associée à une capacité. Lorsque  $\alpha = 0,5$ , on observe une pente à  $45^\circ$  dans le domaine fréquentiel en réalisant une spectroscopie d'impédance de la cellule. La représentation d'ordre fractionnaire ainsi que l'utilisation des CPEs pour modéliser les batteries Li-ion seront discutées davantage dans le chapitre III.

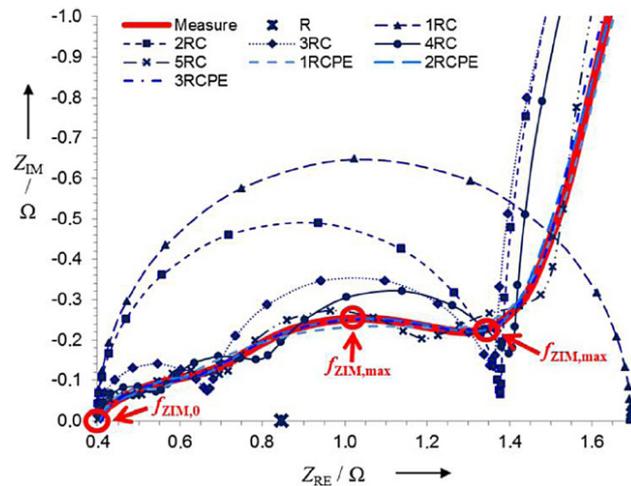
Dans [Westerhoff et al., 2016], il a été déterminé que pour les applications véhicules électriques, un modèle  $1 - R//C + 1CPE$  convient pour des objectifs de modélisation et de complexité de l'estimation de l'état de charge. En effet l'auteur montre qu'un tel modèle est aussi précis qu'un modèle  $5 - R//C$  et possède l'avantage d'avoir une charge de calcul moins élevée. Sur les figure I.15 a) et b), on trouve les illustrations des modèles utilisés pour la comparaison. On trouve sur la figure I.15, les comparaisons dans le domaine fréquentiel de la représentation du transfert entre la tension et le courant de la batterie. Il recommande alors cette approche pour la modélisation des batteries des véhicules électriques et hybrides.



(a) Circuits électriques équivalents d'ordre 0 à 5.



(b) Trois circuits électriques prenant en compte des éléments à phase constante : CPEs.



(c) Comparaison de l'impédance mesurée (en rouge) à  $25^\circ$ ,  $SoC = 10\%$ , pour un  $SoH = 98\%$  aux valeurs identifiées à l'aide des circuits équivalents (en bleu avec marquage pour les circuits RC classiques et sans marquage pour les circuits avec CPEs).

FIGURE I.15 – Comparaison dans le domaine fréquentiel de l'impédance interne d'une batterie Li-ion aux modèles de type circuit électrique équivalent et CPEs [Westerhoff et al., 2016].

**Yuan** [Yuan et al., 2013], en utilisant aussi l’approche fréquentielle, montre que l’utilisation d’un élément à phase constante lui permet de mieux représenter dans le domaine fréquentiel la batterie Li-ion.

**Baojin** a montré dans [Wang et al., 2017] la supériorité du modèle d’ordre fractionnaire  $2 - R//CPE$  par rapport à un modèle entier  $2 - R//C$  en terme de précision du SoC. Il montre d’abord que le modèle d’ordre fractionnaire permet de mieux représenter dans le domaine fréquentiel la batterie. Il met au point en suite un estimateur de SoC d’ordre fractionnaire lui permettant d’atteindre une erreur absolue d’environ 1%.

En prenant en compte les différentes approches dans la littérature, nous pouvons dire que le modèle d’ordre fractionnaire est une représentation mathématique justifiée pour deux principales raisons :

- Il permet de bien modéliser le comportement physique de la cellule car on obtient les mêmes types de transferts en utilisant les modèles électrochimique simplifiés.
- Il est plus précis que les modèles  $n - R//C$ , avec une complexité de calcul équivalente.

## I.2.4 Estimation de l’état de charge d’une cellule

Dans cette partie, nous présentons l’ensemble des méthodes d’estimation de l’état de charge (SoC) d’une cellule Li-ion. On compte des méthodes simples comme l’intégration du courant, la mesure de la tension à vide ainsi que des méthodes plus élaborées comme le filtrage de Kalman ou les réseaux de neurones.

### I.2.4.1 Le comptage coulombien

Intuitivement, sachant que le courant est créé par le déplacement des charges, l’état de charge de la cellule peut être estimé par intégration du courant qui traverse la batterie. En procédant de la sorte, on vient compter la quantité d’électrons se déplaçant d’une électrode à une autre suivant que la batterie soit en charge ou en décharge. L’équation suivante permet de formaliser l’idée avancée :

$$SoC(t) = SoC_{ini} + \frac{\eta_f \int_{t_{ini}}^t I(t) dt}{Q_n} \text{ avec } \begin{cases} \eta_f = \eta_{faradique} \text{ en charge, } I > 0 \\ \eta_f = 1 \text{ en décharge, } I < 0 \end{cases} \quad (I.16)$$

où  $Q_n$  en  $Ah$  est la capacité nominale de la batterie,  $SoC_{ini}$  l’état de charge initial et  $\eta_f$  la sensibilité faradique de la cellule. Le comptage coulombien souffre principalement des limitations suivantes :

- l’accumulation des erreurs à cause de l’intégration du courant dans le temps
- la nécessité de connaître l’état de charge initial ainsi que la capacité nominale de la cellule.

### I.2.4.2 La méthode de la tension à vide

Elle consiste à mesurer la tension à vide aux bornes de la batterie après une longue pause de 30 minutes à 2 heures. Dans la pratique, il existe une relation bijective entre l’état de charge de la batterie et cette tension « OCV : Open circuit voltage en anglais ».

Il s'agit d'ailleurs d'une caractéristique propre à chaque type de chimie. Elle est fournie par le fabricant de la batterie. Sur la figure suivante on trouve un exemple de la courbe SoC-OCV d'une cellule des batteries « EV » (de la Zoé de RENAULT) et « PHEV » (de la Kangoo, ou Mégane hybride de RENAULT).

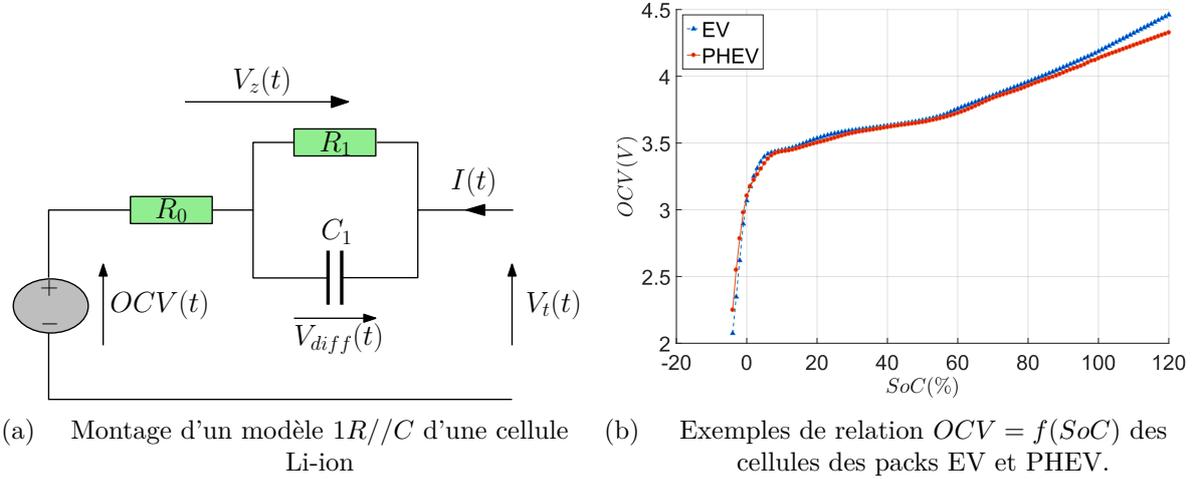


FIGURE I.16 – Circuit électrique équivalent du premier ordre.

Cette méthode présente l'avantage d'être très précise, cela dit, la nécessité de réaliser la mesure de l'OCV au repos pose un problème majeur. Il est inconcevable à cause de la longue pause nécessaire à la relaxation de la cellule d'utiliser cette méthode pour l'estimation de l'état de charge de la batterie en temps réel.

### I.2.4.3 Les méthodes à base de modèles

Il s'agit des méthodes d'estimation d'état de charge de la cellule lithium-ion fondées sur les modèles physiques ou chimiques. Les modèles les plus répandus sont les circuits électriques équivalents. Considérons par exemple le modèle du premier ordre de la batterie représenté sur la figure I.16(a). En notant la tension de diffusion  $V_{diff} = V_{D1}$  on peut écrire son évolution temporelle conduisant à la représentation par transfert de la façon suivante :

$$\frac{dV_{D1}}{dt} = -\frac{1}{R_1 C_1} V_{D1}(t) + \frac{1}{C_1} I(t) \quad (\text{I.17a})$$

$$G(s) = \frac{V_{D1}(s)}{I(s)} = \frac{R_1}{1 + \tau_1 s} \quad (\text{I.17b})$$

où  $s$  est la variable de Laplace. Pour une fonction de transfert  $G(s)$ , sa représentation numérique  $H(z)$  est donnée par la formule I.18, où  $\mathcal{Z}$  représente la transformée en  $z$  [Godoy, 2017].

$$H(z) = (1 - z^{-1}) \mathcal{Z}\left(\frac{G(s)}{s}\right) \quad (\text{I.18})$$

On obtient alors que :

$$H(z) = (1 - z^{-1}) \mathcal{Z}\left(R_1 \frac{1/\tau_1}{s(1/\tau_1 + s)}\right) = \frac{z^{-1}(1 - e^{-T_e/\tau_1})}{(1 - z^{-1}e^{-T_e/\tau_1})} \quad (\text{I.19})$$

Ainsi, nous pouvons écrire l'évolution temporelle de la tension  $V_{D1}$  aux instants d'échantillonnage comme suit :

$$V_{D1}[k] = e^{-T_e/\tau_1}V_{D1}[k-1] + R_1(1 - e^{-T_e/\tau_1})I[k-1] \quad (\text{I.20})$$

Finalement en prenant en compte la définition du  $SoC$ , nous pouvons écrire l'équation d'état du système de la façon suivante :

$$\begin{cases} \begin{pmatrix} SoC[k] \\ V_{D1}[k] \end{pmatrix} &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{T_e}{R_1 C_1}} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} SoC[k-1] \\ V_{D1}[k-1] \end{pmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\eta_f T_e}{Q_{cell}} \\ R_1(1 - e^{-\frac{T_e}{R_1 C_1}}) \end{bmatrix} I[k-1] \\ V_t[k] &= OCV(SoC[k]) + V_{D1}[k] + R_0 I[k] \end{cases} \quad (\text{I.21})$$

L'estimation de l'état de charge (SoC) devient donc un problème d'estimation d'état que l'on peut résoudre en utilisant des observateurs d'état comme l'illustre la figure I.17. Au nombre de ces observateurs, nous pouvons citer le Filtre de Kalman, l'observateur Linéaire Quadratique, l'observateur de Luenberger. Ces méthodes d'observations possèdent leurs propres avantages et inconvénients.

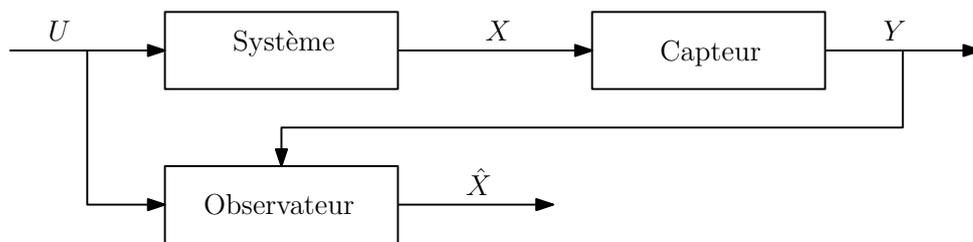


FIGURE I.17 – Structure d'un système avec un observateur d'état.

### Estimation par filtrage de Kalman et ses variantes :

**Le filtre de Kalman :** En Automatique et en traitement du signal, le filtre de Kalman est une technique de reconstitution d'un signal utile à partir d'un signal mesuré (bruité), connaissant le modèle du système le générant et les propriétés statistiques du bruit [Godoy, 2017]. Considérons la représentation d'état d'un système physique quelconque :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x, u, t) + v(t) \\ y(t) = g(x, u, t) + w(t) \end{cases} \quad (\text{I.22})$$

où  $y(t)$  est la sortie mesurée,  $x(t)$  l'état du système et les bruits d'état et de mesure sont respectivement :  $v(t)$  et  $w(t)$ , bruits blancs gaussiens de moyenne nulle et de densité spectrale de puissance  $Q$  et  $R$ . La condition initiale  $x(t_0)$  est également une variable aléatoire, de moyenne  $x_0$  et de  $X_0$  variance.

Le principe du filtre de Kalman est de minimiser l'écart  $\epsilon(t) = x(t) - \hat{x}(t)$  entre l'état réel du système et son estimée par minimisation de sa moyenne  $E[\epsilon(t)]$  et de sa variance  $P(t) = E[\epsilon(t)\epsilon^T(t)]$ . La variance  $P$  semi-définie positive par construction est solution d'une équation différentielle de Riccati.

Le filtrage de Kalman dans son implémentation est organisé comme suit :

*Prédiction :*

$$\hat{x}^-[k] = A\hat{x}[k-1] + Bu[k-1], \quad (\text{I.23a})$$

$$P_x^-[k] = AP_x^+[k-1]A^T + Q. \quad (\text{I.23b})$$

*Mise à jour :*

$$L_x[k] = P_x^-[k]C^T [CP_x^-[k]C^T + R]^{-1}, \quad (\text{I.23c})$$

$$\hat{x}^+[k] = \hat{x}^-[k] + L_x[k] [y[k] - h(\hat{x}^-[k], u[k])], \quad (\text{I.23d})$$

$$P_x^+[k] = P_x^+[k-1] - L_x[k]C^T P_x^-[k]. \quad (\text{I.23e})$$

où  $P_x^-$  et  $P_x^+$  sont les variances d'erreur des états prédits et estimés,  $L_x$  le gain de Kalman étendu. Les matrices  $A$  et  $B$  sont obtenues en linéarisant la fonction  $f(x, u, t) \approx Ax + Bu$ . De même les matrices  $C$  et  $D$  sont obtenues en linéarisant la fonction  $g(x, u, t) \approx Cx + Du$ . La puissance du filtrage de Kalman est de permettre l'estimation des variables d'état non accessibles à la mesure. De plus grâce à l'estimation de la matrice de variance de l'erreur, on dispose d'une fenêtre de confiance à 99,7% autour de l'estimation obtenue :  $x(t) \in [\hat{x} - 3\sqrt{\text{diag}(P(t))}, \hat{x} + 3\sqrt{\text{diag}(P(t))}]$

**Le filtre Kalman étendu :** Dans la pratique, les systèmes étudiés ne sont pas linéaires. Tel est le cas de la cellule Li-ion. L'approche classique en Automatique est de linéariser le système autour d'un point de fonctionnement.

Plus tôt en 2004, **Plett** dans trois publications [Plett, 2004a], [Plett, 2004b] et [Plett, 2004c] explique la théorie du filtrage de Kalman étendu et son application à l'estimation d'état de charge des batteries Li-ion. Il obtint à cet effet une précision d'environ 2%.

**Limites du filtre de Kalman :** D'une part, la formulation du filtre de Kalman se fonde sur des hypothèses fortes telles que :

- les connaissances statistiques a priori des bruits de mesure et d'état :  $R, Q$  ;
- la connaissance a priori de la variance de l'état initial :  $P(t_0)$  ;
- la non-corrélation entre les bruits d'état et de mesure  $v(t)$  et  $w(t)$  à tout instant ;
- la non-corrélation entre les bruits d'état, de mesure  $v(t)$  et  $w(t)$  et l'état initial  $x(t_0)$ .

Bien souvent en pratique, ces conditions sont loin d'être réunies. Mais le filtre de Kalman permet d'estimer de façon satisfaisante les états non mesurables. Il existe aussi des méthodes de réglage des paramètres qui permettent de faire converger les résultats du filtre. Néanmoins il arrive dans certains cas que le filtre soit très instable et que les variables estimées divergent de la réalité. D'autre part, pour le passage au filtre de Kalman étendu, la technique de linéarisation engendre des erreurs qui peuvent en fonction des degrés de non linéarité des fonctions  $f$  et  $g$ , devenir très limitantes pour la convergence des estimations du filtre. Il existe dans la littérature, des versions améliorées du filtre de Kalman, permettant de pallier les limitations citées précédemment. Dans la suite, nous présenterons le «Sigma Point Kalman Filtering» qui est une variante très répandue.

**Le Sigma point EKF :** Le passage du filtre de Kalman classique au filtre de Kalman étendu se fait essentiellement par linéarisation des fonctions d'état  $f$  et d'observation  $g$ . La linéarisation par développement de ces fonctions en série de Taylor introduit des erreurs de calcul. Par ailleurs, les approximations de l'EKF négligent le fait que le passage d'une variable aléatoire gaussienne à travers une fonction non linéaire change radicalement sa moyenne et sa variance [Plett, 2006a]. En effet, pour l'EKF, l'approximation suivante est faite :  $E[f_n(x)] \approx f_n(E[x])$ . Or cette relation est d'autant plus fautive que la fonction  $f$  est non linéaire. La méthode du SPKF réside dans une approche différente de calcul des moyenne et covariance permettant d'approcher au mieux les effets de la non linéarité des fonctions d'état et d'observation. La figure I.18 permet d'illustrer les transformations qu'implique une fonction non linéaire sur une variable aléatoire. La même observation

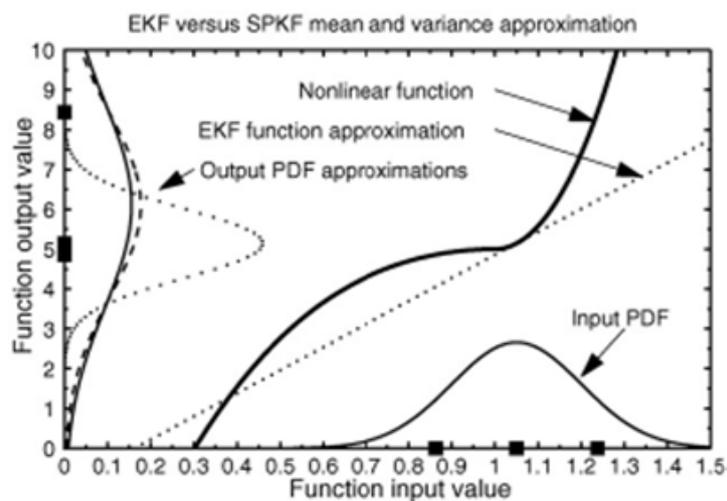


FIGURE I.18 – Passage d'une densité de probabilité d'une variable aléatoire à travers une transformation non linéaire. L'approche adoptée dans l'EKF consiste à utiliser une approximation linéaire de la fonction originale. Pour SPKF, l'image de la densité de probabilité est approchée au mieux en utilisant la moyenne et la variance des sigma points [Plett, 2006a].

est faite dans la référence [Zhang et al., 2016a]. L'auteur dans cette référence souligne et illustre l'importance de l'utilisation d'un SPKF au lieu d'un EKF. Telle que l'illustre la figure I.19, la méthode du SPKF réside dans le choix d'un nombre défini de points autour du point de fonctionnement du système. Ces points sont évalués à l'aide des fonctions non linéaires. On estime ensuite la moyenne ainsi que la variance de la variable d'état à l'aide de la moyenne et de la variance des points évalués. Ainsi, pour la variable aléatoire  $x$ , de moyenne  $\bar{x}$  et de variance  $P_x$ , les sigma points sont :  $\chi = \{\bar{x}, \bar{x} + \gamma\sqrt{P_x}, \bar{x} - \gamma\sqrt{P_x}\}$ . Si  $x$  est de dimension  $L$ , celle de  $\chi$  vaut  $2L + 1$ . Par ailleurs  $\gamma = \sqrt{L + \lambda}$  où  $\lambda$  est un facteur de normalisation permettant de contrôler la dispersion des sigma points. Souvent la valeur choisie pour  $\lambda$  est inférieure à  $3 - L$ . Il existe deux versions du SPKF : « Unscented Kalman Filter » et « Central Difference Kalman Filter ». L'UKF utilise les statistiques des sigma points pour approcher la variance de la variable d'état à la sortie de la fonction non linéaire [He et al., 2016]. La CDKF utilise en revanche des coefficients différents pour

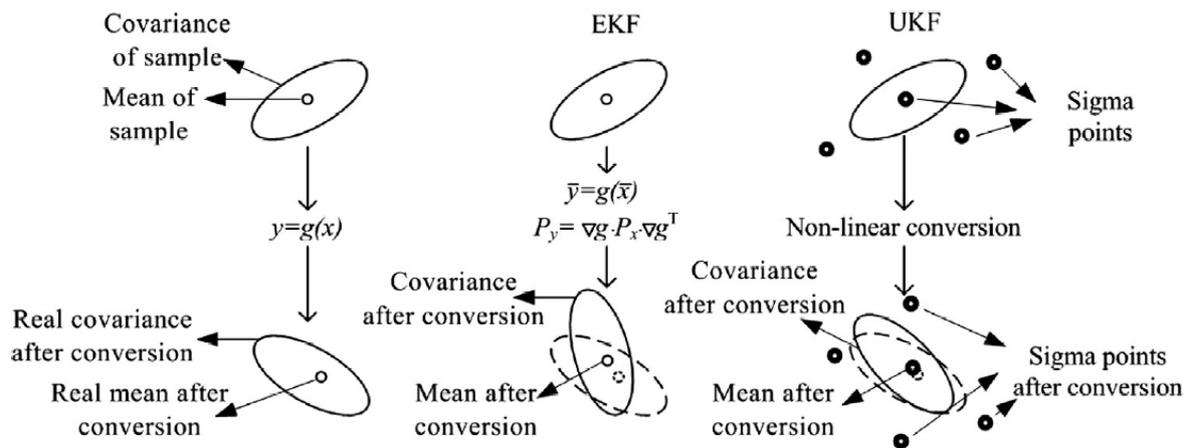


FIGURE I.19 – Illustration de la méthode SPKF [Zhang et al., 2016a]

le calcul des sigma points [Wang et al., 2016d, Plett, 2006b]. G. Plett a établi dans ses travaux [Plett, 2006a] et [Plett, 2006b], la supériorité du SPKF par rapport à l'EKF du point de vue de la précision. Le SPKF permet aussi d'éviter le calcul des dérivées qui sont souvent sources d'erreurs et de difficultés numériques surtout lorsque les fonctions en question ne sont pas différentiables.

Dans [Plett, 2006b], on trouve une utilisation double du SPKF, permettant d'estimer à la fois le SoC ainsi que les paramètres du modèle électrique d'une cellule Li-ion.

**Autres observateurs :** Une fois la problématique de l'estimation de l'état de charge de la batterie posée à l'aide de la représentation d'état, il devient évident que toutes les méthodes d'estimation d'état classiques sont éligibles pour résoudre le problème. C'est ainsi que l'on trouve dans la littérature, des estimateurs de SoC à mode glissant [Zhong et al., 2017], des filtres H-infini [Zhang et al., 2017], [Lin et al., 2016]. La solution de filtrage ou d'observation  $H_\infty$  est bien introduite et expliquée dans la référence [Ezzine, 2011]. EZZINE dans sa thèse reprend la théorie du filtrage en donnant ses tenants et aboutissants. Il replace aussi cette méthode dans le contexte du filtrage en général. On trouve dans cette référence les principaux avantages que procure ce filtre : Non nécessité de connaissances sur les perturbations à part qu'elles soient à énergie bornée ; du fait de l'utilisation de la norme  $H_\infty$ , ce filtre est naturellement robuste.

#### I.2.4.4 Les réseaux de neurones

Il s'agit des méthodes fondées sur l'apprentissage du comportement des batteries. Elles ne reposent pas sur une compréhension du comportement physique des cellules. Mais elles permettent à partir des données telles que les tensions, les courants et les températures mesurées d'obtenir un modèle permettant de prédire à l'avenir le comportement du système. Ce sont des modèles boîtes noires.

Les réseaux de neurones artificiels «*ANN : Artificial Neural Network*» sont composés de plusieurs couches de neurones élémentaires. Il s'agit d'un ensemble de neurones élémentaires connectés entre eux, et organisés en couches [Gagneur, 2014]. Chaque couche reçoit

en entrées les sorties de la couche précédente pondérées par les poids  $W_i$ . On distingue une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches intermédiaires en fonction de l'objectif à atteindre. On trouve sur la figure I.20 a) un neurone artificiel élémentaire. Le neurone  $N^o j$  réalise une moyenne pondérée de ses entrées ( $X_1 \dots X_i \dots X_N$ ), à l'aide des pondérations  $W_{ij}$  pour  $i \in \{1 \dots N\}$ . Il existe une fonction d'activation réalisée par un seuil  $\theta_j$  de chaque neurone. Le résultat obtenu est pondéré par une fonction sigmoïde  $\sigma(u) = \frac{1}{1+e^{-u}}$  [Bhatikar et al., 2000]. On obtient ainsi à la sortie de ce neurone :  $\hat{y}_j = \sigma(\sum_{i=1}^N W_{ij} - \theta_j)$ . L'interdépendance des différentes couches d'un réseau de neurone

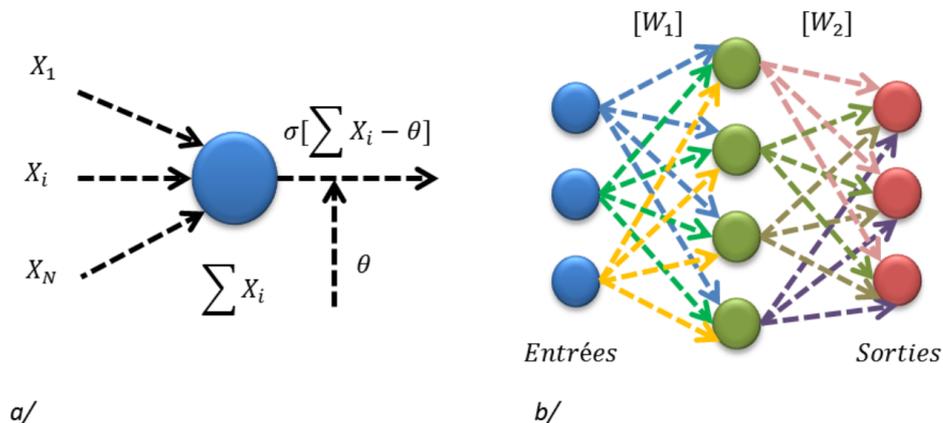


FIGURE I.20 – a) Neurone artificiel, b) Exemple de réseau de neurones [Bhatikar et al., 2000], [Gagneur, 2014].

est illustrée sur la figure I.20 b). Lors de l'apprentissage, les pondérations  $W_{ij}$  sont calculées de façon à minimiser sur tout l'horizon de prédiction l'erreur quadratique entre la mesure et son estimée  $e(k) = y(k) - \hat{y}(k)$ . Il existe des configurations dans lesquelles les sorties sont re-bouclées en entrée : il s'agit des réseaux de neurones récurrents «*NARX : Nonlinear AutoRegressive model with eXogenous input*». L'ordre du réseau de neurone récurrent indique le nombre de bouclage entrée-sortie réalisé. Par exemple pour un ordre 3, la prédiction du  $SoC(k+1)$  prendra en compte  $SoC(k-2)$ ,  $SoC(k-1)$ ,  $SoC(k)$  et la température  $T$ , le courant  $I$  et la tension  $V$ .

Ces méthodes permettent d'atteindre de très bons résultats au prix d'une complexité de calcul élevée. Par exemple, dans [Eddahech, 2013] une erreur moyenne absolue d'estimation inférieure à 1% de SoC a été obtenue pour un réseau de neurones récurrent «*NARX*» d'ordre 10. De plus, ce sont des méthodes qui permettent de modéliser un système sans connaissance a priori de son mécanisme de fonctionnement. Cet avantage devient un inconvénient lorsque l'on souhaite comprendre le fonctionnement interne de la cellule. Par ailleurs, en raison de la grande plage de fonctionnement d'une cellule en terme de température, tension et courant, une quantité colossale de données est nécessaire pour obtenir un modèle fonctionnel et robuste. C'est ainsi que cette approche souffre d'un manque de robustesse.

### I.2.5 Conclusion sur l'estimation de l'état de charge :

On trouve dans le tableau I.5 les différents modèles de représentation des cellules Li-ion. Chacune des méthodes d'estimation possède ses propres avantages et des difficultés d'implémentation. Le tableau I.6 représente un récapitulatif des avantages et inconvénients des différentes méthodes d'estimation de l'état de charge d'une cellule Li-ion. Notre objectif principal est d'assurer à la fois une bonne robustesse des algorithmes d'estimation ainsi qu'une précision accrue et une charge de calcul faible. Par conséquent, les solutions d'observateurs utilisant des modèles électriques semblent mieux correspondre à nos besoins.

Modèles	Caractéristiques	Avantages	Inconvénients
<b>Empirique (Circuit électrique équivalent)</b>	Association de résistances et capacités, $V_t = f(OCV(SoC), I, R, C)$	Facilité de mise en œuvre, modèle simple et rapide	Difficulté d'identification de tous les paramètres
<b>Électrochimique (P2D, SPM)</b>	Utilisation d'équations aux dérivées partielles $V_t = n \times f(EDP)$	Très bonne précision et compréhension des phénomènes électrochimiques	Connaissance a priori des paramètres physiques et chimiques de la cellule, identification des paramètres, nombreuses EDP à résoudre
<b>Ordre fractionnaire</b>	Utilisation d'éléments à phase constante, $V_t = f(OCV(SoC), I, R, CPE)$	Précision accrue, modélisation poussée avec peu de paramètres	Identification des paramètres par spectroscopie d'impédance
<b>Boite noire</b>	Utilisation de la température, $V_t = f(SoC, I, T)$	Précision accrue, pas besoin de connaissance a priori	Apprentissage laborieux à partir des données, manque de données

TABLE I.5 – Modélisation des cellules Li-ion (adapté à partir de [Meng et al., 2018]).

Méthodes	Avantages	Désavantages	Précision /Robustesse
Look up Table	Simple à mettre en œuvre, Faible complexité algorithmique, adaptée au temps réel	Faible précision, non adaptative	Faible/Bonne [Eddahech, 2013]
Spectroscopie d'impédance	Bonne précision, Permet de dissocier le comportement ohmique des phénomènes de diffusion	Complexe à mettre en œuvre, encombrante, non adaptée au temps réel, limité dans les très basses fréquences	Très Bonne/Acceptable [Hannan et al., 2017]
Comptage Coulombien	Facile d'implantation, Faible coût en CPU, adaptée au temps réel	Accumulation d'erreurs, dépendant de la condition initiale, non adaptative	Acceptable/Faible [Lin et al., 2016]
A base de modèles (EKF, AEKF, SPKF, Hinf, SMO)	Bonne précision, adaptée au temps réel, adaptative	Complexe à mettre en œuvre, complexité algorithmique élevée	Bonne/Bonne [Plett, 2004b], [Plett, 2004c], [Hannan et al., 2017], [Lin et al., 2016]
A base de données ( <i>Fuzzy</i> , <i>Neural Network</i> , <i>SVM</i> )	Très bonne précision, très adaptative, Indépendante de la chimie	Grande complexité algorithmique, dépendant de la quantité de données d'entraînement	Très Bonne/Très Faible [Fleischer et al., 2012], [Gagneur, 2014]

TABLE I.6 – Méthodes d'estimation du SoC (adapté à partir de [Lin et al., 2016]).

## I.3 Le vieillissement des batteries Li-ion

### I.3.1 Introduction

Le vieillissement des cellules Li-ion est d'une importance capitale pour les véhicules électriques. En effet, dans le secteur automobile les véhicules sont garantis pour un kilométrage et/ou une durée de vie donnés. On trouve par exemple 8 ans et 160000 Km pour la **Zoe** de **Renault**, **Nissan Leaf** et la **Volkswagen e-Golf** [Barre, 2014]; la **Kangoo Z.E** de **Renault** est garantie à 5 ans pour 100000 Km. Dans la pratique, il est difficile pour les constructeurs automobiles d'assurer une longue durée de vie pour les batteries des véhicules électriques. Car le vieillissement dépend de l'usage que fait l'utilisateur des véhicules, nécessitant ainsi une étude approfondie des phénomènes de vieillissement pour conseiller au mieux les utilisateurs.

Une cellule après sa fabrication se détériore même lorsqu'elle n'est pas utilisée. Il s'agit du vieillissement calendaire de la cellule [Eddahech, 2013], [Lawder, 2016]. La cellule est aussi détériorée par les cycles de charge/décharge : il s'agit du vieillissement en cyclage actif [Eddahech, 2013]). Les deux types de vieillissement sont tout aussi importants l'un que l'autre. Sachant par exemple qu'une voiture passe 90% de son temps stationnée sur un parking, une bonne compréhension et modélisation du phénomène de vieillissement calendaire est de mise. Quant au cyclage actif, bien que représentant 10% du temps d'utilisation de la cellule, il possède une grande influence sur la durée de vie de la cellule. En effet, le vieillissement est alors plus prononcé que le vieillissement calendaire. Somme toute, les températures extrêmes, les sollicitations de courant trop importantes, les charges ou décharges trop profondes, sont des facteurs d'accélération du vieillissement de la cellule.

En 2005, **Vetter** [Vetter et al., 2005] établit une présentation des différents phénomènes de vieillissement ayant lieu dans les batteries Li-ion. Son approche a été reprise plusieurs fois notamment : **Eddahech** [Eddahech, 2013] et **Gagneur** [Gagneur, 2014] présentent dans leurs thèses une description des phénomènes de vieillissement de la cellule en identifiant le comportement de chaque électrode ainsi que du séparateur. **Vetter** explique que le vieillissement affecte essentiellement la composition chimique des électrodes et de l'électrolyte. Il ajoute aussi que les phénomènes de vieillissement diffèrent d'une électrode à l'autre.

Le vieillissement à l'échelle microscopique de la cellule produit des effets mesurables au niveau macroscopique. Dans la littérature, il existe deux approches de quantification des effets du vieillissement. La première consiste à utiliser une modélisation électrochimique prenant en compte la majorité des réactions chimiques se produisant à l'intérieur de la cellule. La seconde consiste à utiliser des mesures macroscopiques telles que la perte de capacité ou de puissance. Dans la suite, nous présenterons les différents phénomènes de vieillissement au sein des cellules Li-ion puis une brève description des stratégies d'estimation du vieillissement sera faite.

### I.3.2 Phénomènes de vieillissement des cellules Li-ion

Il faut se souvenir qu'une cellule Li-ion est formée de deux électrodes séparées par un séparateur électriquement isolant mais poreux (laissant passer les ions  $Li^+$ ). Les électrodes sont formées de matériaux actifs tels que le métal, le carbone ou des alliages métalliques

[Hémery, 2013]. L'ensemble baigne dans l'électrolyte qui a pour rôle de porter les ions  $Li^+$ . Il peut être un sel fondu, des sels dissociés en solution ou encore un solide ionique. Le tableau I.7 donne une liste des composés chimiques souvent utilisés pour fabriquer les cellules Li-ion.

Type	Composant	Matériaux/Caractéristiques	Exemple
Électrode	Matériaux actifs de la cathode	Transition métal-oxyde/ capacité de la cellule	$LiCoO_2$ , $LiMn_2O_4$ , $LiNiO_2$ , $LiFePO_4$
	Matériaux actifs de l'anode	Carbone et alliages non carbonique/ réaction avec les électrodes	Graphite, Li, Si, Sn, alliages de lithium
	Agent de conduction	Carbone/ conductivité des électrons	Acétylène
	Liant	Polymère/propriétés de liant	Polyfluoride de vinylidène, styrène-butadiène-styrène (caoutchouc SBS)/ carboxyméthylcellulose (CMC)
	Collecteur de courant	Film de métal/ formations des pôles	$Cu(-)$ , $Al(+)$
Électrolyte	Séparateur	Polymère/ Séparation anode-cathode, prévention de court-circuit	Polyéthylène, Polypropylène, Polyfluoride de vinylidène
	Sel de Lithium	Composés organique et inorganique de lithium / Conduction des ions	$LiPF_6$ , $LiBF_4$ , $LiAsF_6$ , $LiClO_4$ , $LiCF_3SO_3$ , $Li(CF_3SO_2)_2N$
	Solvant électrolytique	Solvant organique non-aqueux/ dissolution du sel de lithium	Carbonate d'éthylène, de propylène, de diméthyle, de diéthyle et éthyle méthyle
	Additifs	Composés organiques/ Formation de la SEI et protection contre la surcharge	Carbonate de vinylène, Biphényle
Autres	languette de sureté	Métal/ Prise des pôles	$Al(+)$ , $Ni(-)$
	Coffrage extérieur	Protection de la cellule et habillage extérieur	Acier inoxydable, sachet d'aluminium
	Élément de sureté	Protection contre la surcharge ou la décharge profonde	Aération, dispositif à coefficient de température positif, circuit de protection

TABLE I.7 – Composants clef d'une cellule Li-ion (adapté de [Park, 2012]).

### I.3.2.1 Vieillissement de l'anode

Le vieillissement de l'anode est considéré comme essentiellement dû à une couche de passivation qui se forme à l'interface solide-électrolyte (*Solid-Electrolyte Interface : SEI*) [Vetter et al., 2005], [Barre, 2014], [Riviere, 2016], [Castaing, 2014], [Kamyab et al., 2019]. Safari [Safari, 2011] dans sa thèse a étudié l'évolution de la couche de passivation à l'intérieur d'une cellule de 2,3Ah pour estimer le vieillissement de cette dernière.



## L'anode de la batterie

L'électrode à l'interface de laquelle se déroule une oxydation est appelée anode [Miomandre et al., 2011]. Souvent, les batteries Li-ion possèdent une anode en carbone. Ce type d'anode possède une grande capacité à accueillir les  $Li^+$  sans altération de ses propriétés. Il existe d'autres types d'anode pour les batteries au lithium en général : le lithium métallique "*LMP : Lithium Metal Polymer*", qui possède un potentiel de  $-3 V$  et l'oxyde de titane lithié (LTO), qui possède une bonne tolérance à la charge rapide et une longue durée de vie, mais avec un potentiel de seulement  $-1,5 V$  [Riviere, 2016]. Sur la figure I.21 on trouve une vue microscopique d'une anode en graphite. Le liant utilisé pour lier les grains de graphite est le SBS : Styène-

butadiène-styrène.

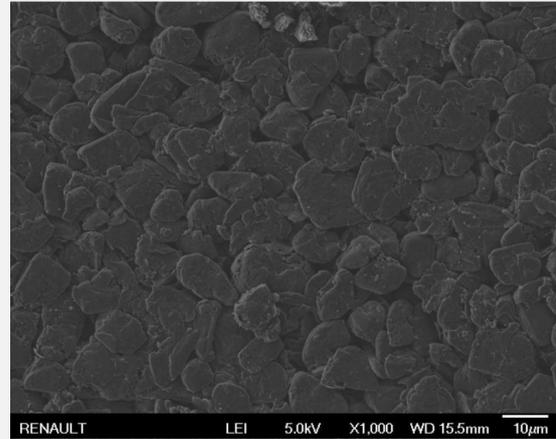


FIGURE I.21 – Anode en graphite vue au microscope électronique. Les grains de carbone sont de tailles comprises entre  $10 \mu m$  et  $15 \mu m$ . (Source interne RENAULT)

**La couche de passivation "*SEI*" :** Elle se forme essentiellement lors des premiers cycles d'utilisation de la cellule. Elle est le produit des réactions entre l'anode et l'électrolyte. La *SEI* protège aussi bien l'anode que l'électrolyte dans un premier temps. La *SEI* évolue au cours de la vie de la cellule. Elle grossit de l'intérieur vers l'extérieur de l'anode, lorsque l'électrolyte arrive à la traverser [Lawder, 2016]. Elle est perméable aux ions  $Li^+$  et aux éléments neutres du solvant. Lorsque le solvant parvient à l'anode en graphite, une réaction chimique se produit libérant du gaz. Ce gaz peut provoquer le gonflement de cellule ou la fissure de la *SEI* ; qui entraîne la diffusion de davantage de solvant permettant ainsi l'expansion de la *SEI*.

Dans le fonctionnement normal de la cellule, les ions  $Li^+$  arrivent à l'anode en graphite, gagnent des électrons (transfert de charge) puis s'intercalent à l'intérieur des couches de graphite (diffusion). Bien que perméable aux ions  $Li^+$ , la *SEI* ralentit l'intercalation de ces ions dans l'anode. C'est ainsi que lorsque la *SEI* s'épaissit la résistance interne de la cellule augmente et la puissance disponible diminue. De plus ces ions  $Li^+$  bloqués à la surface de la *SEI* forment de manière irréversible une couche métallique de lithium : c'est le placage de lithium ("*lithium plating*"). Le placage d'ions  $Li^+$  à la surface de l'électrode entraîne à son tour la formation et la croissance de dendrites. Ces dendrites peuvent perforer le séparateur et provoquer un court-circuit dans la cellule. Le placage de lithium en lui-même constitue une perte de lithium cyclable qui correspond à une perte de capacité [Vetter et al., 2005], [Riviere, 2016]. Le placage est accentué par des forts appels de courant qui correspondent donc à une affluence massive d'ions  $Li^+$ . De la même façon les faibles températures ralentissent l'intercalation des ions lithium accentuant ainsi le placage. En effet, le lithium possède une faible diffusion à froid [Edouard, 2015].

**Autres sources de vieillissement :** Il existe d'autres facteurs du vieillissement des cellules. On note par exemple la Corrosion du collecteur de courant, la dissolution du liant, la dé-lamination et des changements de volumes.

Le collecteur à l'anode est souvent constitué d'une fine couche de cuivre. La corrosion du collecteur à l'anode a lieu essentiellement lors des décharges profondes ou stockages à faible états de charge. Ces situations correspondent à un fort potentiel à la borne négative, permettant ainsi une oxydation du cuivre qui entraîne un mauvais contact électrique entre le graphite et le collecteur. Ce phénomène a pour conséquence directe une augmentation de la résistance interne de la cellule et donc une perte de puissance.

Il arrive aussi que le liant qui soude les grains de graphite entre eux réagisse avec le lithium. Ce phénomène a lieu lorsque l'état de charge de la cellule est très élevé. Il en résulte aussi une augmentation de la résistance interne de la cellule.

Les plans graphitiques étant faiblement liés, il se produit une exfoliation des couches de graphène au cours des cycles de charge/décharge. Ce phénomène est dû à une co-intercalation dans l'espace inter-feuillets de molécules de solvant de l'électrolyte ou de molécules de gaz formées par des réactions parasites. Ces exfoliations peuvent aboutir à des fissures voire une pulvérisation du graphite [Barre, 2014], [Vetter et al., 2005].

L'insertion et la désinsertion cyclique des ions  $Li^+$  dans l'anode produit une variation du volume de cette dernière. Cette variation peut atteindre 10% [Vetter et al., 2005]. Ce changement de volume périodique peut engendrer des contraintes mécaniques qui peuvent fissurer l'anode. Ces fissures peuvent avoir plusieurs conséquences : augmentation de la couche de passivation due à l'infiltration de l'électrolyte et une perte de surface active. Les conséquences macroscopiques sont à la fois la perte de capacité et de puissance.

La couche de passivation constitue la principale source du vieillissement calendaire. On trouve dans le tableau I.8 un récapitulatif des causes et conséquences des différents phénomènes de vieillissement de l'anode en graphite.

### I.3.2.2 Vieillissement de la cathode

On note à la cathode l'existence d'une couche de passivation, mais elle est moins prononcée qu'à l'anode. On note aussi une usure de la masse active, la dégradation de l'électrolyte et l'oxydation de l'électrode. L'électrode positive n'est sujette qu'à de faibles altérations qui dépendent de la nature des matériaux choisis [Barre, 2014]. On note aussi à la cathode un phénomène de corrosion. L'électrode étant constituée de métaux de transition, ils sont susceptibles de subir une corrosion facilitée par la présence d'acides dans l'électrolyte [Castaing, 2014]. La dissolution du métal à la cathode produit un dépôt pouvant s'étendre par migration à la cathode provoquant ainsi davantage de réactions parasites.

On peut aussi observer une diminution de la porosité et par conséquent de la surface efficace par unité de volume conduisant à une perte de capacité [Eddahech, 2013] et à une augmentation de la résistance de l'électrode [Edouard, 2015]. Les insertions et désinsertions successives des ions  $Li^+$  peuvent causer des variations de volume molaires des matériaux actifs, provoquant ainsi des contraintes mécaniques supplémentaires [Vetter et al., 2005].

Le choix de l'électrolyte est vital pour obtenir une batterie de bonne qualité. Les électrodes baignant dans l'électrolyte, il est important que l'électrolyte ne corrode pas les électrodes. Il faut aussi que l'électrolyte soit un bon conducteur ionique. On distingue

Causes	Effets / Conséquences	Facteurs d'atténuation	Facteurs d'amplification
Décomposition de l'électrolyte	Perte de lithium / Perte de capacité	SEI stabilisée (à l'aide d'additifs)	Températures élevées
SEI créée par les réactions parasites	Augmentation de l'impédance / Perte de puissance	Faible appel de courant	Haut SoC
Co-intercalation du solvant, formation de gaz	Perte de matériaux actifs ( exfoliation du graphite) / perte de capacité	SEI stabilisée(à l'aide d'additifs)	surcharge
Fissure des particules actives	Perte de lithium cyclable	Pré-traitement du carbone	
Perte de surface active due à la croissance de la SEI	Augmentation de l'impédance / Perte de puissance	SEI stabilisée (à l'aide d'additifs)	Températures élevées
Variation de la porosité due à la variation du volume	Augmentation de l'impédance / Perte de puissance	Pression externe	Appel de courant élevé
Croissance de la couche SEI	Surtensions	SEI stabilisée (à l'aide d'additifs)	SoC élevés
Perte de contact de la matière active lors du cyclage actif	Perte de matière active / Perte de capacité	Pression externe	Appel de courant élevé, Décharge profonde
Décomposition du liant	perte du lithium, perte la stabilité mécanique / Perte de capacité	Liant de meilleure qualité	SoC élevé, température élevée
Corrosion du collecteur de courant	Surtension, augmentation de l'impédance, distribution hétérogène du courant et du potentiel / Perte de puissance, vieillissement prononcé	Pré-traitement du collecteur	Décharge profonde, bas SoC
Placage de lithium et décomposition de l'électrolyte par le lithium	Perte de lithium, perte d'électrolyte / perte de capacité et de la puissance	Plage de tensions limitée	faibles températures, fort appel de courant, cellule non équilibrée géométriquement

TABLE I.8 – Récapitulatif des causes du vieillissement de l'anode [Pelletier et al., 2017, Vetter et al., 2005]

plusieurs types d'électrolyte à savoir : les électrolytes liquides, solides et les gels. Les réactions parasites entre l'électrolyte et les électrodes conduisent à des pertes de lithium cyclable et de matière active. On trouve dans le tableau I.9 un récapitulatif des principaux phénomènes de vieillissement au niveau de la cathode.



## La cathode de la batterie

Par définition, pour des interfaces où se déroule une seule demi-réaction rédox, l'électrode à l'interface de laquelle se produit une réduction est appelée cathode [Miomandre et al., 2011].

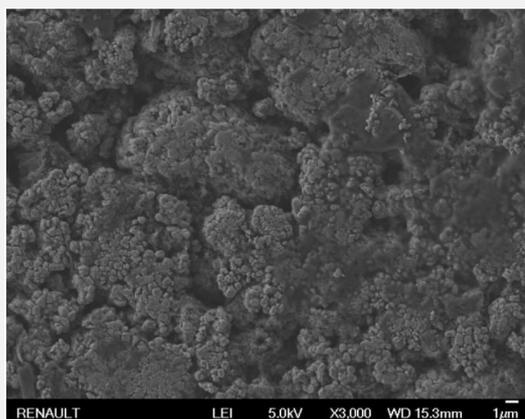


FIGURE I.22 – Exemple de cathode d'une cellule de type NMC "Nickel Manganese Cobalt (NMC)". Les grains de carbone ont des tailles comprises entre  $5 \mu\text{m}$  et  $10 \mu\text{m}$ . (Source interne RENAULT)

Les matériaux souvent utilisés pour la cathode sont le Cobalt (LCO), le Ni-

ckel (NCA, NMC), le Phosphate (LFP) et le Manganèse (LMO). Ces matériaux sont mélangés au lithium métal pour former un oxyde de métal. Le profil de potentiel obtenu en fonction de la capacité (ou SoC) dépend du matériau choisi. Les cathodes en fer produisent des profils stables. Mais ces courbes ne sont pas adaptées pour un estimateur d'état qui utilise la tension.

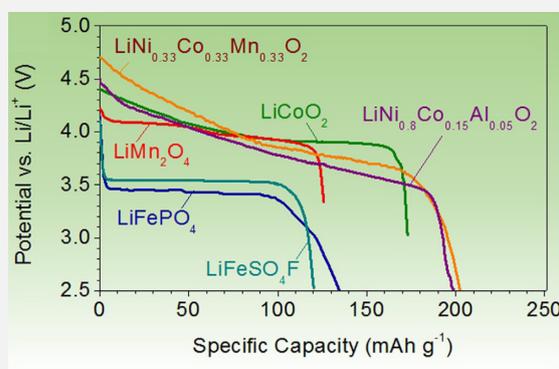


FIGURE I.23 – Courbes classiques de décharge en fonction des cathodes [Nitta et al., 2015].

Cause	Effets chimiques	Conséquences électriques	Facteurs favorisants
<b>Couche de passivation (SEI)</b>	Recouvrement de l'électrode	Augmentation de l'impédance	Forte température
<b>Corrosion du collecteur</b>	Changement de l'état de surface du collecteur	Augmentation de l'impédance	Fort SoC (Fort potentiel à l'électrode)
<b>Dissolution du liant</b>	Fragilisation de l'électrode	Augmentation de l'impédance, perte de capacité	Faible SoC (faible potentiel à l'électrode)
<b>Craquellement de l'électrode</b>	Dégradation du matériau actif positif	Perte de capacité	Grande profondeur de décharge
<b>Désorganisation structurelle</b>	Changement structurel des molécules du matériau actif	Perte de capacité (minime)	Faible SoC (faible potentiel à l'électrode)
<b>Dissolution du matériau actif positif</b>	Dissolution du fer ou du manganèse et formation d'ion $Fe^{2+}$ ou $Mn^{2+}$	Perte de capacité (effet direct), Augmentation de l'impédance (car catalyse la formation de la couche de passivation : SEI)	Fort SoC (fort potentiel à l'électrode), Grande température

TABLE I.9 – Récapitulatif des causes du vieillissement de la cathode (LMO ou LFP) [Riviere, 2016], [Vetter et al., 2005].

La figure I.24 donne une illustration récapitulative des différents phénomènes de vieillissement des électrodes des cellules Li-ion.

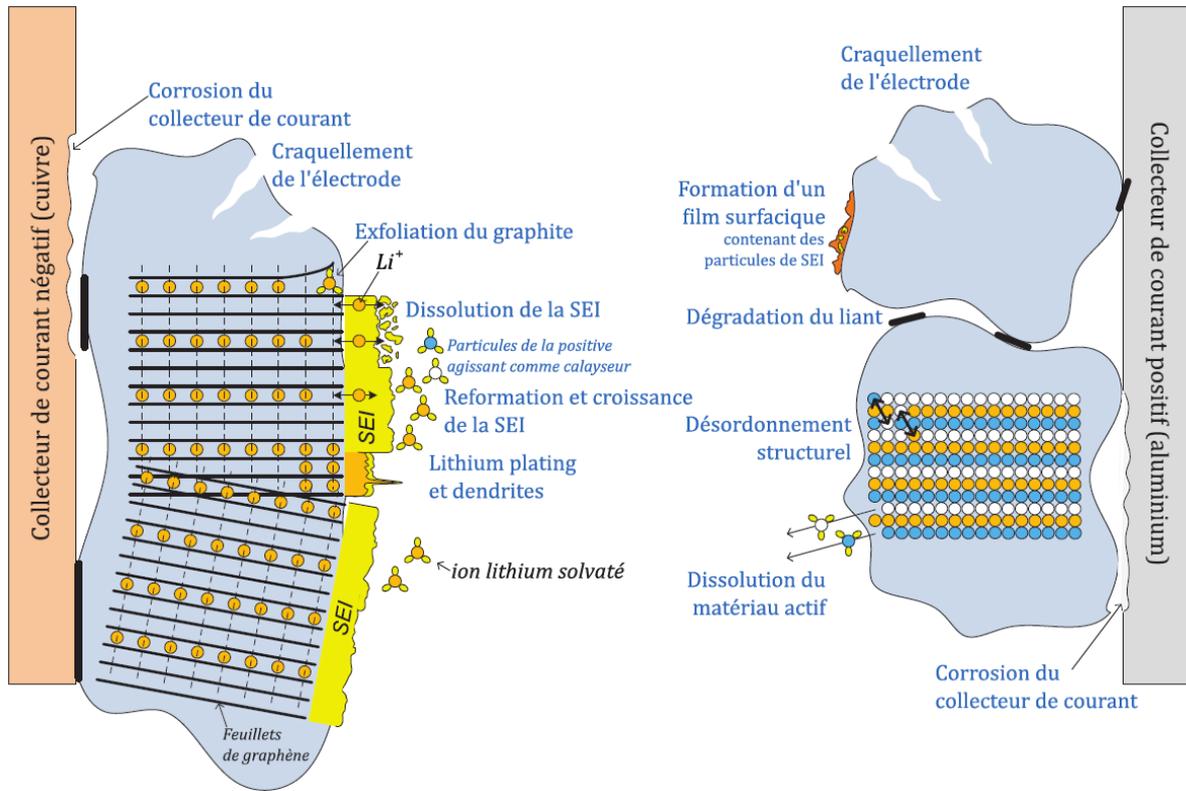


FIGURE I.24 – Évolution de la couche de passivation à l'interface anode/électrolyte [Riviere, 2016], [Vetter et al., 2005].

### I.3.2.3 Le vieillissement calendaire

Il s'agit d'une perte quantifiable d'énergie lors du stockage de la batterie. Une partie de cette perte est réversible et l'autre non, induisant une perte de capacité et une augmentation de la résistance interne de la cellule [Barre, 2014]. Normalement, cette perte est faible pour les batteries Li-ion. Néanmoins, nous savons que les véhicules passent 90% de leur vie en stationnement. La part du vieillissement calendaire n'est donc pas à négliger. De plus, nous avons vu pour le vieillissement des électrodes par exemple qu'un stockage prolongé à faible SoC ou à haute température entraîne une perte considérable de capacité et de puissance. Cela est dû aux réactions secondaires indésirables qui se produisent dans ces conditions. Le SoC de stockage ainsi que la température semblent être les principaux facteurs du vieillissement calendaire [Keil and Jossen, 2017]. Néanmoins, parmi ces deux facteurs, l'état de charge semble posséder l'impact le plus important [Safari, 2011], [Prada, 2012], [Barre, 2014]. La perte de capacité calendaire peut être modélisée par la formule suivante [Prada et al., 2012], [Petit et al., 2016], [Jafari et al., 2018] :

$$Q_{LOSS,cal}(t) = A. \exp\left(\frac{-E_a}{RT}\right). t^B. SoC \quad (I.24)$$

où  $t$  est le nombre de jours depuis la première utilisation de la batterie,  $E_a$  l'énergie d'activation,  $R$  la constante des gaz parfaits et  $T$  la température. Souvent la valeur de l'exposant temporel  $B$  vaut 0,5. Dans la formule proposée, les expériences sont réalisées pour une valeur constante du  $SoC$ . De la même façon l'augmentation de la résistance interne peut être modélisée par [Prada, 2012] :

$$R_{Cal}(t) = a'_1 t^{0,5} + a'_2 t + a'_3 \quad (\text{I.25})$$

où  $t$  est le temps, et les  $a'_i$  des coefficients obtenus par identification numérique. [Eddahech et al., 2014] propose par exemple l'utilisation de la charge CC-CV "*Constant Current - constant Voltage*" pour étudier le vieillissement calendaire. Il suggère que la durée totale d'une charge complète reste relativement constante pendant le vieillissement. En revanche, la phase de tension constante (CV) augmente pendant que la phase de courant constant (CC) diminue. En effet, la tension limite en charge est de plus en plus rapidement atteinte à cause de l'augmentation de la résistance interne de la cellule. À l'aide de la cinétique du courant pendant la phase de tension constante (CV), il obtint deux indicateurs de vieillissement :

- une relation linéaire entre l'énergie relative consommée pendant la phase CV et la perte de capacité
- une évolution de la durée relative de la phase CV quasi-identique à la perte de capacité.

#### I.3.2.4 Le vieillissement en cyclage

Lorsque la batterie est sollicitée, les conditions de sollicitation peuvent accélérer son vieillissement. Nous avons vu précédemment qu'un fort appel de courant peut être source de "placage" de lithium entraînant une perte de capacité. Si le phénomène de placage de lithium persiste, il peut conduire à la formation de dendrites pouvant provoquer un court-circuit : il s'agit d'une mort subite de la batterie. Il est à noter aussi que les décharges profondes ou les surcharges peuvent accélérer le vieillissement de la cellule. Il s'agit donc de phénomènes de vieillissement liés à l'usage que l'on fait de la cellule. Bien souvent, les fabricants de batteries donnent une durée de vie de la batterie en nombre de cycles de charge/décharge. Ainsi à chaque fois que l'on fait un cycle, on réduit la vie de la batterie. On peut mesurer les cycles à l'aide des variations du  $SoC$ . Les larges variations d'état de charge accélèrent le vieillissement de la cellule. Pour le vieillissement en cyclage, la formule suivante est proposée pour mesurer la perte de capacité [Jafari et al., 2018], [Petit et al., 2016] :

$$Q_{LOSS,Cyc} = (A.SoC + B) \exp\left(\frac{-E_a + \alpha|I|}{RT}\right) . Ah^{0,5} \quad (\text{I.26})$$

où  $R$  est la constante des gaz parfaits,  $T$  la température et  $Ah$  l'intégrale du courant pendant la décharge. On remarque ici l'importance de l'état de charge  $SoC$  et l'amplitude de courant  $|I|$  appliqué à la cellule. Cette approche peut être très utile mais n'est utilisable que dans des conditions répétitives. On trouve aussi dans [Jafari et al., 2018], un modèle

discret de perte de capacité en cyclage :

$$Q_{Cyc}[1] = B \exp\left(\frac{-E_a}{RT}\right) \quad (\text{I.27a})$$

$$Q_{Cyc}[N + 1] = Q_{Cyc}[N] + k_1 \exp\left(\frac{k_2}{T}\right) Q_{Cyc}^{k_3}[N] \quad (\text{I.27b})$$

avec  $k_1, k_2, k_3$  des coefficients obtenus par identification numérique.  $N$  représente le nombre de cycles de charge/décharge complets. Dans [Jafari et al., 2018] on trouve une liste de modèles similaires aux équations I.26, I.27 et I.24 permettant d'estimer la perte de capacité pour différents types de cellules (LFP, NMC et LMO).

### I.3.3 Solutions d'estimation du vieillissement

#### I.3.3.1 Quelques définitions

L'estimation de l'état de santé d'une cellule se rapporte souvent à l'estimation des paramètres internes de la cellule. Plus précisément, il s'agit d'estimer et d'observer l'évolution de la résistance interne  $Z_{cell}$  ainsi que de la capacité de charge  $Q_n$ . Avant toute chose, nous allons présenter l'estimation de ces paramètres. Puis dans la suite, nous présenterons les méthodes classiques d'estimation d'état de santé des cellules Li-ion.

La représentation de la batterie à l'aide du circuit électrique équivalent (CEE) impose la nécessité d'estimer les paramètres du modèle. À savoir, la résistance ohmique  $R_0$  les résistances de diffusion  $R_1 \cdots R_n$  ; ainsi que les capacités de diffusion  $C_1 \cdots C_n$ . Grâce à l'estimation des tensions,  $V_{Di}$  avec  $1 \leq i \leq n$  de l'équation I.28 :

$$\frac{dV_{Di}}{dt} = -\frac{V_{Di}}{R_{Di}C_{Di}} + \frac{I}{C_{Di}} \quad (\text{I.28})$$

l'estimation des paramètres peut être faite à l'aide d'un estimateur tel que celui des moindres carrés avec facteur d'oubli. Les paramètres dépendent de la valeur du SoC. Il est alors important d'utiliser un facteur d'oubli pour estimer ces paramètres dynamiques.

**Résistance ohmique et impédance de diffusion :** Nous présentons dans ce paragraphe, l'exemple de l'estimation des paramètres pour  $n = 1$ . Le circuit électrique représentant ce modèle se trouve sur la figure I.16(a). Il s'agit d'un modèle du premier ordre. Dans la pratique, un modèle du premier ordre est suffisant et constitue un bon compromis entre le temps de calcul et la précision de la méthode. En écrivant  $V_t = OCV + IR_0 + V_{D1}$ , et  $V_z = IR_0 + V_{D1}$ , on obtient l'équation I.29 en appliquant une transformation d'Euler à l'équation I.28.

$$\frac{V_z(z)}{I(z)} = \frac{\alpha_0 + \alpha_1 z^{-1}}{1 - \beta z^{-1}} \quad (\text{I.29})$$

Avec  $\alpha_0 = \frac{T_e}{T_e + \tau_1} R_1 + R_0$ ,  $\alpha_1 = -R_0 \frac{\tau_1}{\tau_1 + T_e}$ ,  $\beta = \frac{\tau_1}{T_e + \tau_1}$ ,  $\tau_1 = R_1 C_1$  et  $T_e$  la période d'échantillonnage du système. Soit  $\theta(t) = [\alpha_0 \ \alpha_1 \ \beta]$  le vecteur de paramètres et  $\psi(t) = [I(t) \ I(t - kT_e) \ V_z(t - kT_e)]^T$  le vecteur des mesures. En appliquant l'algorithme des moindres carrés récurrents (RLS) classique avec un facteur d'oubli  $\lambda = 0,995$  ; on obtient les résultats des figures I.25 et I.26. Le facteur d'oubli permet de prendre en compte le fait que les paramètres sont dépendants de l'état de charge. Les valeurs ainsi estimées

correspondent bien aux estimations fournies par la solution BMSRSA <sup>2</sup> déjà existante chez **Renault**. Nous pouvons aussi dire que le modèle  $1 - R//C$  est suffisant pour représenter la batterie à  $25^\circ C$ . Nous précisons que pour ces identifications  $T_e = 1 s$  et la tension  $V_z$  est obtenue par la formule suivante :

$$V_z(t) = V_t(t) - OCV(SoC(t)) \quad (I.30)$$

où  $V_t$  est la tension mesurée aux bornes de la cellule et la courbe  $f(SoC) = OCV$  est fournie par le fabricant des batteries.

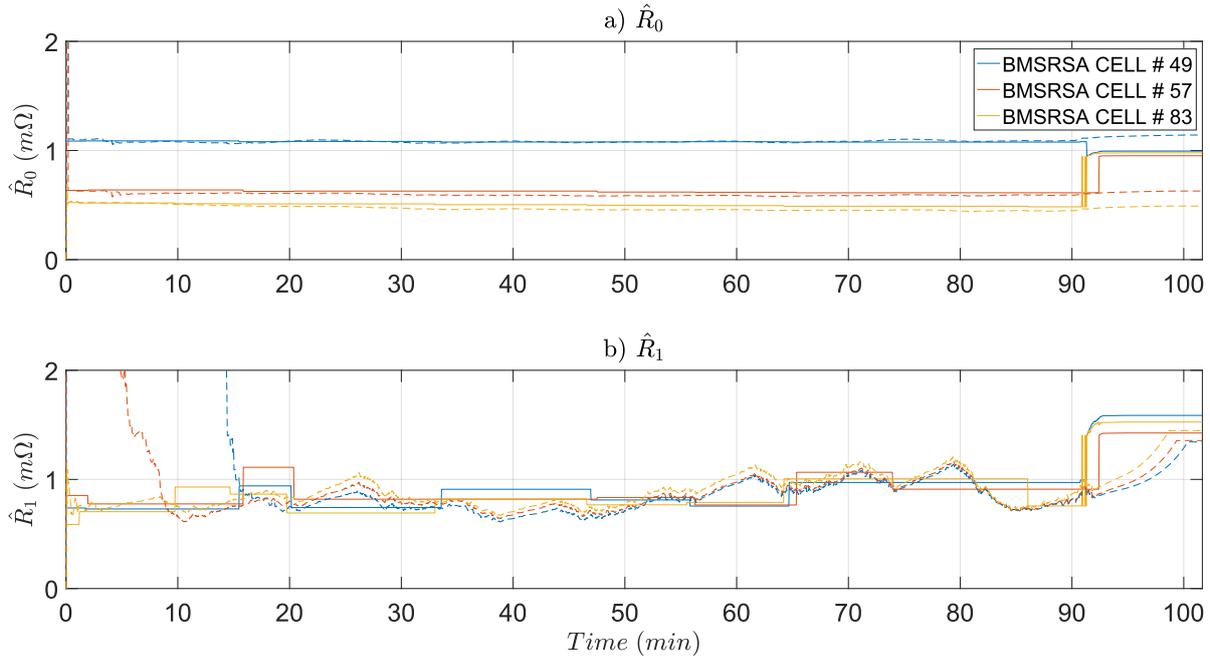


FIGURE I.25 – Estimation des résistances  $R_0$  et  $R_1$  par moindres carrés récursifs, pour des cellules du pack VE de la Zoé sur un parcours autoroutier à  $25^\circ C$  : a) Comparaison de  $R_0$  par RLS aux valeurs convergées du BMSRSA b) Comparaison de  $R_1$  par RLS aux valeurs convergées du BMSRSA (trait plein). Pour une décharge complète.

**Cas particulier de la résistance ohmique :** La résistance ohmique est liée à la réponse haute fréquence de la batterie. Ainsi, lorsqu'une batterie au repos est excitée par un courant, la variation instantanée en tension peut être considérée comme purement due à la résistance ohmique  $R_0$ . On peut alors la calculer à l'aide de la simple relation suivante :  $\Delta V/\Delta I = R_0$ . Cette approche de l'estimation de la résistance  $R_0$  est utilisée dans les références suivantes : [Wang et al., 2016b], [Lièvre, 2015] et [Eddahech, 2013]. Nous avons appliqué cette méthode à trois cellules d'un pack de batterie. La figure I.27 illustre cette approche. Cette façon d'estimer la résistance ohmique permet de réduire l'ordre du filtre RLS pour les paramètres. En effet il ne restera plus que la résistance de diffusion et la capacité de diffusion à estimer. Cela dit la fréquence d'estimation de

2. Il s'agit d'une solution d'estimation des états des batteries Li-ion développée à Renault. Elle sera présentée dans le chapitre suivant.

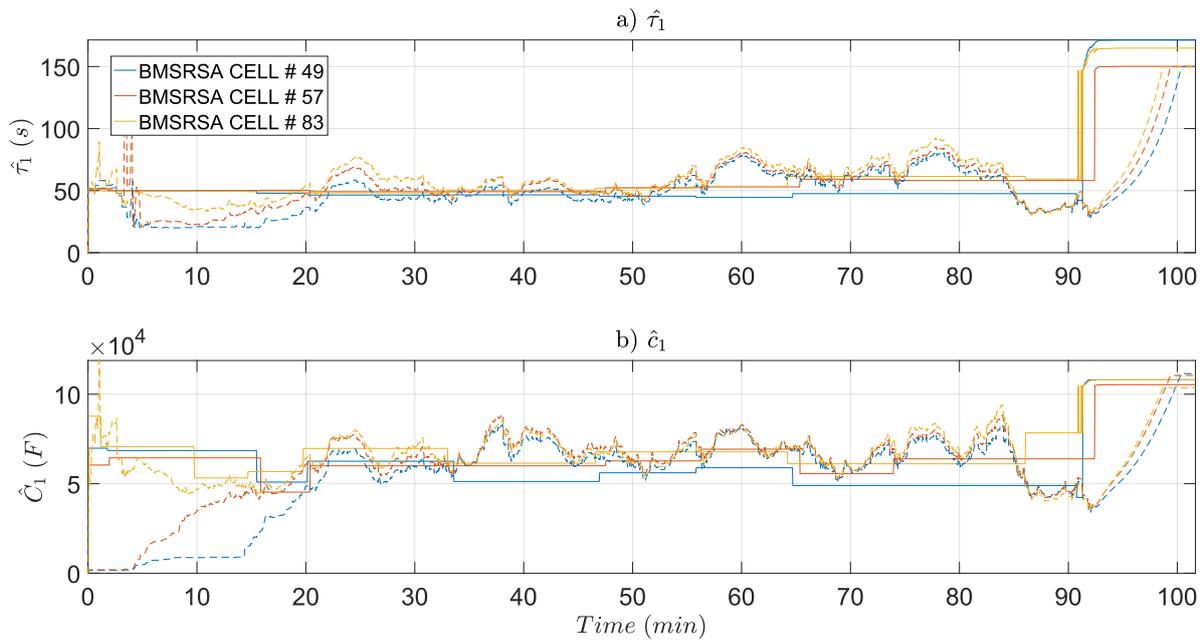


FIGURE I.26 – Estimation des résistances  $R_0$  et  $R_1$  par moindres carrés récursifs, pour des cellules du pack VE de la Zoé sur un parcours autoroutier à  $25^\circ C$  : a) Comparaison de  $\tau_1$  par RLS aux valeurs convergées du BMSRSA b) Comparaison de  $C_1$  par RLS aux valeurs convergées du BMSRSA (trait plein). Pour une décharge complète.

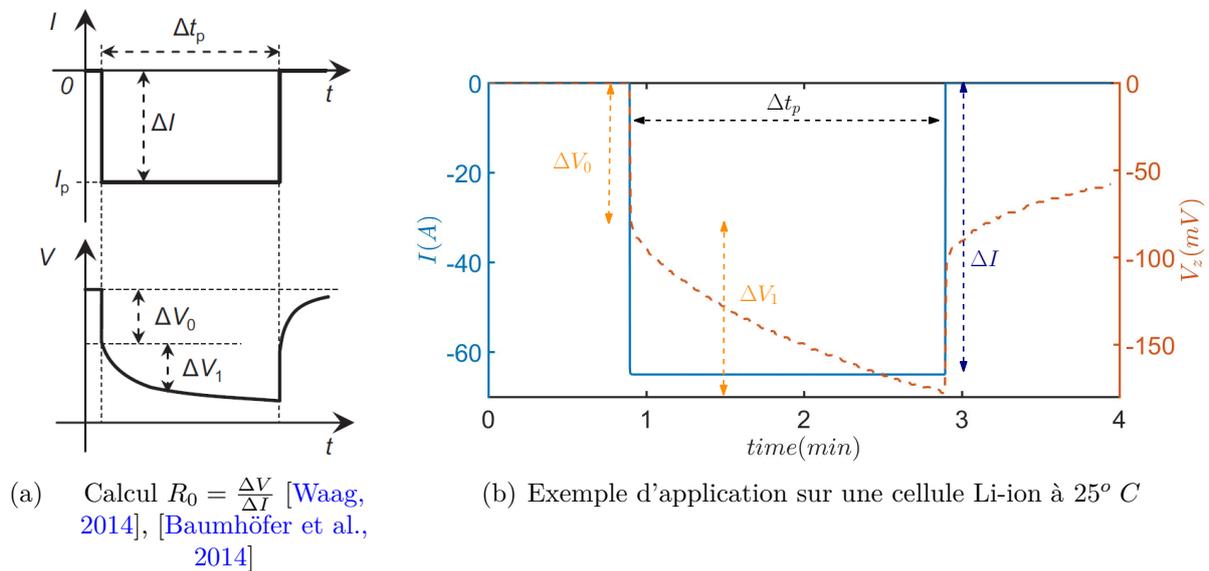


FIGURE I.27 – Calcul de  $R_0 = \frac{\Delta V}{\Delta I}$  par les variations de courant et de tension appliquée à une cellule Li-ion à  $25^\circ C$

la résistance ohmique est conditionnée par la fréquence des pseudos pauses. Ainsi, pour un parcours sans pause ou avec peu de pause comme sur l'autoroute, cette méthode ne convient pas. Par ailleurs, l'amplitude de courant sollicitée (ou appliquée) à la suite des

pseudos pauses conditionne la qualité de l'estimation. C'est pour cela que **Lievre** [Lièvre, 2015] propose une solution pour à la fois pondérer en fonction des amplitudes de courant les valeurs de la résistance  $R_0$  estimées, et aussi filtrer les valeurs estimées. Sa solution est la suivante :

$$R_0(k) = (1 - \alpha(k))R_0(k - 1) + \alpha(k) \frac{\Delta V}{\Delta I} \quad (\text{I.31})$$

avec  $k$  l'indice discret correspondant à un instant  $kT_e$ ,  $\alpha(k) = \alpha_{quality}\alpha_{max}$ , où  $\alpha_{quality}$  varie linéairement de 0 (pour  $|\Delta I|_{min}$ ) à 1 (pour  $|\Delta I|_{max}$ ) et  $\alpha_{max} \in [0, 1]$ . Dans la pratique, la valeur de la période d'échantillonnage est  $T_e = 0,1$  s.

Sur les figures I.28 et I.29, les résistances estimées à l'aide du rapport introduit précédemment sont comparées aux estimations en provenance d'un RLS classique (Algorithme BMSRSA de Renault). Il faut noter que, pour éviter de prendre en compte le phénomène de diffusion, le calcul de la résistance ohmique est fait après chaque micro pause, ces pauses pouvant être dans la pratique un arrêt au feu rouge ou un stationnement temporaire. Ainsi la valeur de  $R_0$  est estimée après chaque pause d'au moins 20 secondes, suivie d'une impulsion de courant suffisamment importante.

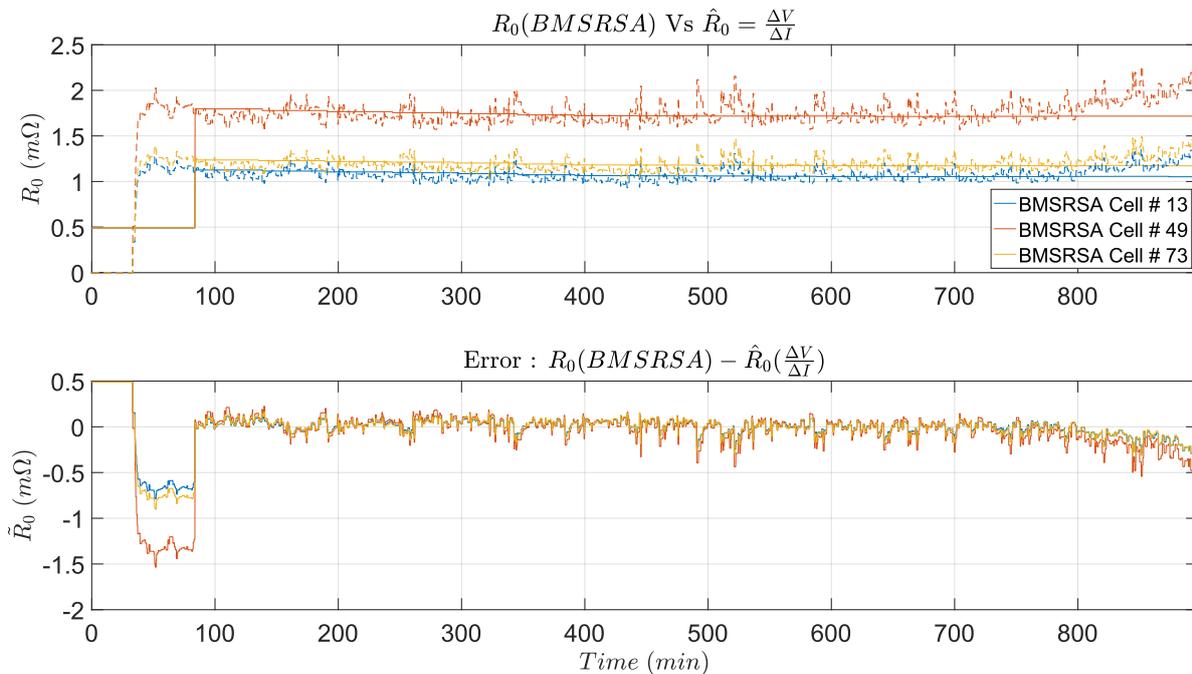


FIGURE I.28 – Estimation de la résistance  $R_0$  par  $\Delta V/\Delta I$ , pour des cellules du pack B10LR de la Zoé pour un profil de courant urbain à  $0^\circ C$ .  $\alpha_{max} = 0,9$ .

**La capacité de charge :** La capacité de charge  $Q_n$  d'une cellule représente la quantité de charge qu'il est possible d'obtenir lors d'une décharge complète en partant d'un état initial chargé. Cette capacité est exprimée en Ampère-heure à l'aide de la formule suivante :

$$Q_n = \int_0^{t_f} i(t) dt \quad (\text{I.32})$$

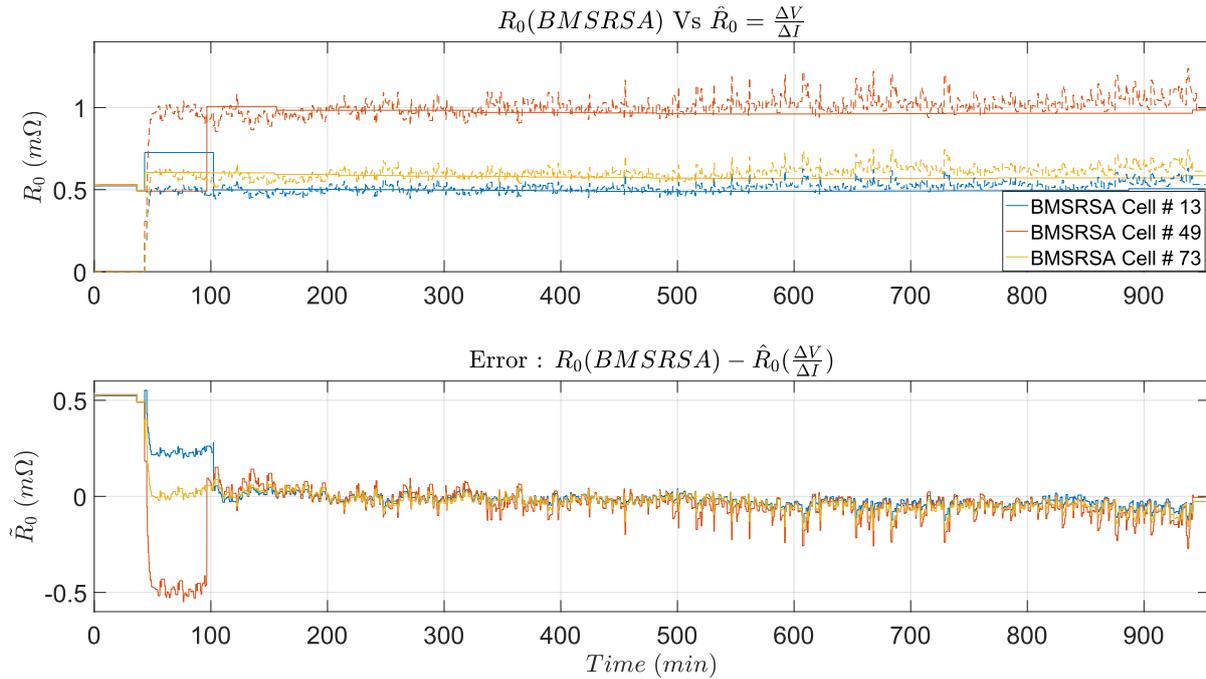


FIGURE I.29 – Estimation de la résistance  $R_0$  par  $\Delta V/\Delta I$ , pour des cellules du pack B10LR de la Zoé pour un profil de courant urbain à  $25^\circ C$ .  $\alpha_{max} = 0,9$ .

où  $i$  représente le courant appliqué à la cellule au court de la durée de décharge  $t_f$ . La fin de charge ou décharge est marquée par des tensions limites fournies par les fabricants de la cellule. L'estimation de la capacité de charge peut se faire de différentes façons possibles : soit à l'aide de l'intégration du courant lors d'une décharge complète, soit en utilisant la variation d'état de charge entre deux états relaxés de la cellule grâce à l'équation I.33 ;

$$Q_n = \frac{\int_{t_i}^{t_f} i(t) dt}{SoC(t_f) - SoC(t_i)} \quad (I.33)$$

avec  $t_i$  l'instant relaxé initial et  $t_f$  l'instant relaxé final. Cette deuxième approche est très souvent utilisée, sachant que l'état de charge d'une cellule relaxée peut être directement obtenu à l'aide de la courbe  $SoC = f(OCV)$  en utilisant la tension à vide de la cellule. La variation d'état de charge doit être significative pour que l'estimation de la capacité ne soit pas aberrante. Par ailleurs un bruit additif de moyenne nulle sur la mesure de courant ne pose pas de problème, en revanche un biais non nul peut entraîner des erreurs non négligeables.

**End of Life "EOL" :** Pour les véhicules électriques, conventionnellement une perte de capacité de charge de 20% correspond à la fin de la vie de la batterie [Vetter et al., 2005], [Barre, 2014]. Il est encore possible d'utiliser la batterie pour d'autres types d'usages. Mais pour le transport, cette perte de capacité ne permet plus de garantir un usage confortable et sécurisé.

### I.3.3.2 Indicateurs d'état de santé d'une cellule

Au niveau macroscopique d'une cellule, le vieillissement d'une cellule se manifeste essentiellement par une perte de capacité de charge et de puissance. Dans le domaine des véhicules électriques, deux principaux indicateurs existent à cet effet : l'état de santé en terme de capacité ( $SoH_c$ ) et l'état de santé en terme de résistance ( $SoH_r$ ).

**État de santé en perte de capacité ( $SoH_c$ ) :** L'état de santé  $SoH_c$  concerne la disponibilité en énergie. Pour une cellule, une perte de capacité s'apparente à une perte d'énergie [Gagneur, 2014]. En notant  $Q_{n,BOL}$  la capacité nominale en début de vie ("Beginning Of Life") de la cellule obtenue à une température et avec un courant de décharge donnés, et  $Q_n(t)$  la capacité de la cellule vieillie dans les mêmes conditions, on peut définir l'état de santé énergétique de la cellule par l'équation I.34.

$$SoH_c(t) = \frac{Q_n(t)}{Q_{n,BOL}} \quad (I.34)$$

**État de santé en terme de résistance ( $SoH_r$ ) :** L'état de santé  $SoH_r$  quant à lui témoigne de l'augmentation d'impédance de la cellule [Gagneur, 2014]. Pour l'obtenir, on calcule le rapport entre l'impédance de la cellule à un instant donné et celle de la cellule neuve. Sachant qu'une cellule dispose de limites de tensions ( $V_{t,min}$  et  $V_{t,max}$ ), lorsque son impédance interne  $Z_{cell}$  augmente trop, pour un faible courant d'excitation, elle atteint rapidement les tensions limites. Sachant que la puissance admissible ou disponible de la cellule est calculée en faisant le produit  $P = V_t \times I$ , la puissance de la cellule diminue.

$$SoH_r(\omega, t) = \left[ \frac{Re(Z_{cell}(j\omega, t))}{Re(Z_{cell_{BOL}}(j\omega, t))} \right] \quad (I.35)$$

### I.3.3.3 Les méthodes d'estimation d'état de santé d'une cellule

Dans la littérature deux principales approches existent pour l'estimation du vieillissement des cellules Li-ion. On distingue l'approche macroscopique et microscopique. L'approche microscopique étudie essentiellement l'évolution interne de la cellule à l'aide de modèles électrochimiques et de l'étude de la couche de passivation. Quant à l'approche macroscopique, elle repose sur l'étude de la perte de capacité et de puissance à l'aide de mesures macroscopiques telles que le courant et la tension de la cellule.

**Approche microscopique :** Nous avons vu que le vieillissement des cellules Li-ion se traduit souvent par l'apparition et le développement d'une couche de passivation (SEI) qui est à l'origine d'une perte de lithium cyclable et de surface active. Ces deux conséquences sont directement reliées à une perte de capacité et de puissance. L'évolution de la couche de passivation a été étudiée par Safari [Safari, 2011] dans sa thèse. Il propose à cet effet un modèle de la couche de passivation. Il étudie aussi la possibilité d'utiliser des modèles d'accumulation de stress de type fatigue mécanique. Pour ce faire, il propose le modèle de *Palgren-Miner* pour modéliser la perte de capacité d'une cellule de type LCO. Dans son étude, il observe comme suggéré précédemment que les grandes variations du SoC et les forts appels de courant entraînent un vieillissement prononcé. Il observe aussi que les

forts courants sont plus dommageables pour la cellule pendant la charge que pendant la décharge. Par ailleurs, il obtient aussi que ce n'est pas la forme du courant d'excitation qui affecte le vieillissement, mais seulement son amplitude. Le modèle de *Palgren-Miner* lui a permis de bien modéliser et prédire la perte de capacité de la cellule. Mais son approche nécessite une identification de nombreux coefficients (environ 12) de son modèle. Cette approche semi-empirique n'est donc plus valable dès lors que la plage d'identification des coefficients ne correspond plus à la plage de vieillissement de la cellule. Ce modèle de la SEI a été repris par **Prada** [Prada, 2012] pour une cellule Li-ion de type LFP, dont il identifie la loi suivante pour la perte de capacité de la cellule :

$$C_{LOSS}(t) = 100 \times \frac{Q_{s,init} - Q_s(t)}{Q_{s,init}} = 100 \times \frac{2F\rho\kappa}{M} \left( \frac{S_n^2}{Q_{s,init}} \right) \Delta R_{sc} \quad (I.36)$$

où  $C_{LOSS}(\%)$  est la perte de capacité,  $\kappa$  ( $Sm^{-1}$ ) est la conductivité ionique de la SEI,  $M$  ( $kg.mol^{-1}$ ) est la masse molaire de la couche de passivation,  $\rho$  ( $kg.m^{-3}$ ) la densité de la SEI,  $R_{sc}$  ( $\Omega$ ) la résistance de transfert de charge,  $Q$  ( $Ah$ ) la capacité de charge,  $S_n$  ( $m^2$ ) la surface active des électrodes,  $F = 96485$   $C.mol^{-1}$  la constante de Faraday. Il obtient dans ses études que le stockage de la cellule à bas SoC et à basse température prolonge sa durée de vie. Il propose ainsi la possibilité de transférer dans le réseau électrique l'énergie stockée dans les véhicules lorsqu'ils ne sont pas utilisés.

**Approche macroscopique :** Ce sont les approches fondées sur l'estimation de la perte de capacité et de la puissance en utilisant des données macroscopiques telles que l'état de charge *SoC*, la tension terminale  $V_t$ , le courant  $I$  aux bornes de la cellule ainsi que la température ambiante  $T$ . Ces méthodes combinent à la fois le vieillissement calendaire et en cyclage.

**Sur la perte de capacité :** Il est proposé dans [Mathieu et al., 2017], à partir d'une loi de type *Arrhenius* pour la variation relative de la capacité de charge  $k_c$ , une loi semi-empirique de la perte de capacité :

$$\ln(k_c) = \beta_0 + \beta_A \frac{1}{T} + \beta_B SoC + \beta_c I + \beta_{AC} \frac{I}{T} + \beta_{AA} \frac{1}{T^2} + \beta_{BB} SoC^2 \quad (I.37a)$$

$$Q[i] = Q[i-1] \left[ 1 - \alpha \cdot \Delta t \cdot k_c[i] \left( -\frac{\ln(Q[i-1]) - \ln(Q_0)}{k_c[i]} \right)^{\frac{\alpha-1}{\alpha}} \right] \quad (I.37b)$$

où  $k_c[i]$  est la vitesse de perte de capacité calculée à un instant  $i$  du vieillissement,  $Q$  la capacité de la cellule,  $\Delta t$  correspond à la discrétisation temporelle des conditions de vieillissement. Cette loi a été testée pour une cellule Li-ion de type NMC (*Nickel-Metal-Hydrure*) de capacité 47  $Ah$  avec une précision d'environ 1% sur une plage de variation de la capacité de charge allant de 100% à 80%. Dans [Gyan et al., 2018] est proposée une dépendance du vieillissement calendaire à l'état de charge et à la température de stockage à travers la formule suivante :

$$K_{ageing}(SoC, T_{batt}) = (a_2 SoC^2 + a_1 SoC + a_0) \cdot \exp \left( \frac{E_a}{R} \cdot \left[ \frac{1}{T_{ref}} - \frac{1}{T_{batt}} \right] \right) \quad (I.38a)$$

$$Q[i+1] = Q[i] + \frac{1}{2} K_{ageing}(SoC_{i+1}, T_{batt,i+1}) \cdot \frac{t_{i+1} - t_i}{\sqrt{t_{i+1}}} \quad (I.38b)$$

où  $T_{batt}$  est la température de la cellule,  $T_{ref}$  la température de référence à laquelle la capacité initiale est déterminée,  $E_a$  l'énergie d'activation,  $R$  la constante des gaz parfaits,  $t$  le temps,  $Q(i)$  la perte de capacité à l'instant  $t_i$ . Les coefficients  $a_0$ ,  $a_1$  et  $a_2$  sont obtenus par identification numérique sur des données de cellules vieilles dans des conditions bien définies.

**"Remaining Useful Life" RUL :** La variation de l'état de santé  $SoH$  étant fonction du temps, le RUL est une estimation du temps restant pour atteindre la fin de vie (EOL) de la cellule. C'est l'instant où la batterie a perdu plus de 20% de sa capacité de charge. Parfois, le RUL ne mesure pas le temps, mais le nombre de cycles de charge/décharge que peut subir la cellule avant d'atteindre sa fin de vie [Nuhic et al., 2013]. C'est un indicateur de santé utile dans la mesure où il permet de prédire à l'avance des dégradations majeures de la cellule. Pour estimer le RUL, plusieurs modèles sont envisageables à savoir : machine à pertinence de vecteur "*Relevance Vector Machine (RVM)*", machine à support de vecteur "*Support Vector Machine (SVM)*", moyenne de déplacement intégré autoregressif "*Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*" et les filtres particuliers "*Particle Filter (PF)*" [Saha et al., 2009], [Zhang and Lee, 2011], [Barre, 2014]. Dans [Saha and Goebel, 2009] est proposée une solution d'estimation de la fin de vie d'une cellule de capacité  $2Ah$  à l'aide d'un filtre particulier pour une expression de la capacité donnée par la formule suivante :

$$C_{k+1} = \eta_C C_k + \beta_1 \exp(\beta_2 / \Delta t_k) \quad (I.39)$$

où  $C_k$  est la capacité de la cellule au  $k$ -ième cycle,  $\eta_C$  le facteur d'efficacité coulombique et  $\Delta t_k$  la durée entre les cycles  $k$  et  $k + 1$ . Les paramètres  $\beta_1$  et  $\beta_2$  sont obtenus par identification numérique. Sur la figure I.30(a) on trouve les résultats de sa prédiction de la fin de vie de sa cellule. Le filtre particulier permet ainsi à partir des variations de la capacité de charge d'obtenir à un instant donné la densité de probabilité du nombre de cycles restants avant la fin de vie de la batterie. On peut voir sur cette figure que la densité de probabilité s'affine avec l'augmentation des points de mesure de la capacité de charge. Dans cette étude, la fin de vie est définie comme une perte de 30% de capacité de charge. On trouve le même type d'approche dans [Barre, 2014] pour une batterie de type LFP de capacité de charge  $75 Ah$ . La capacité de charge en fin de vie est donc  $60 Ah$ . Dans ce second cas, l'étude du RUL est faite en fonction du temps et non du nombre de cycles. En effet, pour des applications réelles, les batteries ne font pas souvent des cycles complets de charge/décharge. Sur la figure I.30(b) on trouve les résultats de sa prédiction de la fin de vie de cette cellule, ainsi que les densités de probabilités associées.

Dans [Tang et al., 2014], un modèle d'estimation du RUL fondé sur le processus stochastique de Wiener est proposé. Soient les équations suivantes :

$$X(t) = \lambda t + \sigma_B B(t) + \epsilon \quad (I.40a)$$

$$f_T(t) = \frac{w}{\sqrt{2\pi t^3 \sigma_B^2}} \exp\left(-\frac{(w - \lambda t)^2}{2\sigma_B^2 t}\right) \quad (I.40b)$$

où  $X(t) \in [0, 1]$  est la dégradation de la capacité de charge,  $\lambda$  est la pente de dégradation en fonction du temps  $t$ ,  $\sigma_B$  le paramètre de diffusion,  $B(t)$  le mouvement brownien représentant la dynamique stochastique de la dégradation,  $\epsilon$  est l'erreur de mesure de la

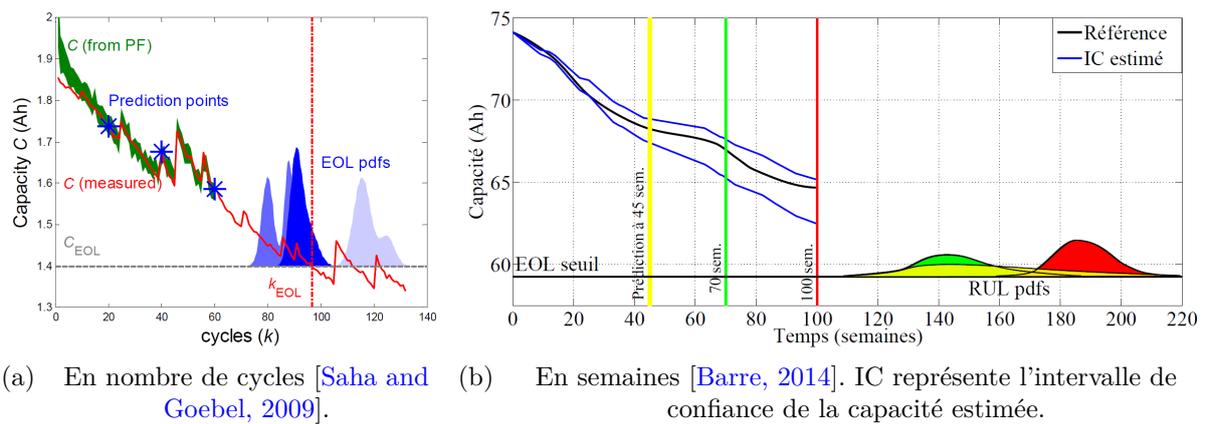


FIGURE I.30 – Différentes façons d'estimer la fin de vie et sa densité de probabilité. Les densités de probabilité s'affinent avec l'augmentation des points de mesure de la capacité de charge.

dégradation. La fonction  $f_T$  représente la densité de probabilité pour laquelle la dégradation ( $X$ ) atteint une valeur seuil ou limite  $w$ . Ici le temps  $t$  nécessaire pour obtenir  $X(t) \leq w$  suit la densité de probabilité  $f_T$ . Le RUL mesure la durée avant la fin de vie. Pour obtenir sa densité de probabilité, il suffit d'utiliser la fonction  $f_T$  pour la valeur de  $w = 0,2$ , soit 20% de dégradation de la capacité de charge.

**Analyse de la capacité différentielle :** Une autre approche répandue de l'étude du vieillissement consiste à étudier la capacité différentielle de la batterie au cours de son vieillissement. Ce terme porte le nom suivant dans la littérature : "*Incremental Capacity Analysis*" : *ICA*, certains auteurs utilisent une version équivalente à savoir : "*Differential Voltage Analysis*" : *DVA*. Ces deux approches mesurent la variation de la capacité de charge en fonction de la variation de la tension (vice-versa) aux bornes d'une cellule. On peut les formuler à l'aide des équations suivantes :

$$dQ/dV \simeq \Delta Q/\Delta V \quad (\text{I.41a})$$

$$dV/dQ \simeq \Delta V/\Delta Q \quad (\text{I.41b})$$

Pour une analyse de capacité différentielle, le rapport entre la variation de capacité  $\Delta Q$  et la variation de tension  $\Delta V$  est obtenu en appliquant un faible courant (constant) à la batterie à différents niveaux d'état de charge. Ce rapport est calculé pour une variation de tension constante d'environ 5 mV. On trouve sur la figure I.31 une illustration de la DVA d'une cellule Li-ion de type NCA de capacité de charge 2,8 Ah. D'après [Keil and Jossen, 2017], on peut distinguer deux parties de la courbe DVA d'une cellule Li-ion. Une première à bas SoC essentiellement due à la contribution du potentiel de l'anode et une deuxième due au potentiel de la cathode. Il propose alors la possibilité d'utiliser trois capacités  $Q_1$ ,  $Q_2$  et  $Q_3$  illustrées sur la figure I.31 pour mesurer la dégradation de l'anode ( $Q_1$ ), la cathode ( $Q_3$ ) et pour finir du décalage en potentiel entre l'anode et la cathode ( $Q_2$ ). En effet pendant le vieillissement, il se produit un décalage des potentiels des deux électrodes réduisant ainsi la capacité totale de la batterie. Connaissant la courbe de potentiel de chaque électrode, et sachant que la tension aux bornes de la cellule correspond

à la différence des potentiels des électrodes, il est possible à l'aide de la DVA de mesurer les différents types de dégradations  $Q_1$ ,  $Q_2$  et  $Q_3$ .

$$V_{cell} = V_{cathode} - V_{anode} \quad (I.42a)$$

$$dV_{cell}/dQ = dV_{cathode}/dQ - dV_{anode}/dQ \quad (I.42b)$$

On peut alors dire que la DVA permet de mieux comprendre la perte de capacité. Car elle donne des informations sur la dégradation des électrodes séparément et sur le décalage entre les deux électrodes dû à la perte de lithium cyclable. Sachant que le vieillissement

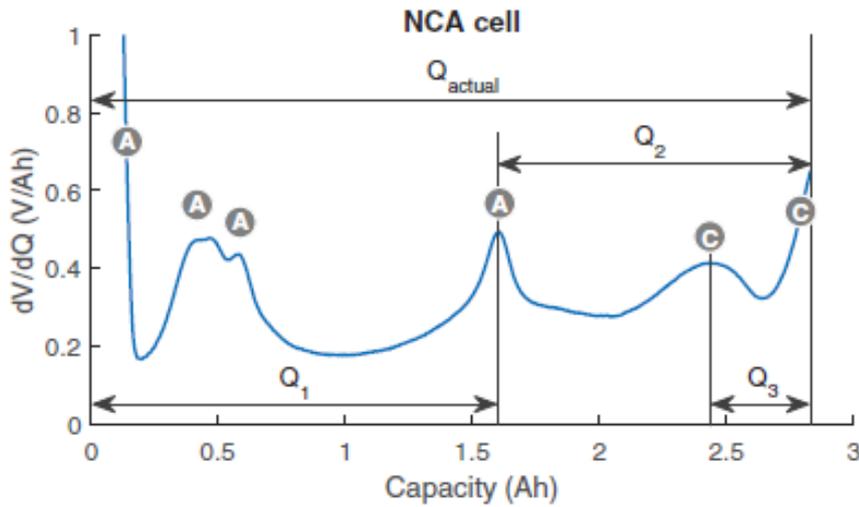


FIGURE I.31 – Illustration de différents pics de la DVA attribués à l'anode (A) et la cathode (C). [Keil and Jossen, 2017]

des cellules Li-ion est essentiellement attribué à la dégradation de l'anode, l'étude de l'évolution du pic de DVA associé à l'anode permet d'estimer le  $SoH_c$  des cellules Li-ion. Sur la figure I.32, on trouve une évolution des courbes DVA d'un groupe de cellules de type NCA stockées à  $25^\circ C$  et  $50^\circ C$ . En a) on trouve la capacité relative des batteries stockées à différents états de charge, à  $25^\circ C$ ; en b) on trouve la capacité relative des batteries stockées à différents états de charge, à  $50^\circ C$ . On peut d'abord observer pour ces deux figures que la perte de capacité de charge est plus prononcée pour des stockages à haut SoC. De plus cette dégradation est plus importante à  $50^\circ C$ . On retrouve ainsi l'effet néfaste des températures élevées. On trouve en c) les courbes de DVA à différents âges pour des cellules stockées à 60% de SoC pour une température de  $25^\circ C$ ; on trouve la même chose en d) pour une température de  $50^\circ C$ . On note alors un décalage vers la droite du pic central de la courbe de DVA au cours du vieillissement. Ce décalage est d'autant plus important que le vieillissement est prononcé. Il est alors possible par identification numérique d'associer une valeur de SoH au décalage central de la courbe de DVA. La démarche est similaire dans le cas de l'ICA. Dans [Wang et al., 2016a], une étude du déplacement du pic de la DVA permet d'estimer avec une précision d'environ 2,5% l'état de santé d'une batterie Li-ion de type LFP et de capacité de charge 4 Ah.

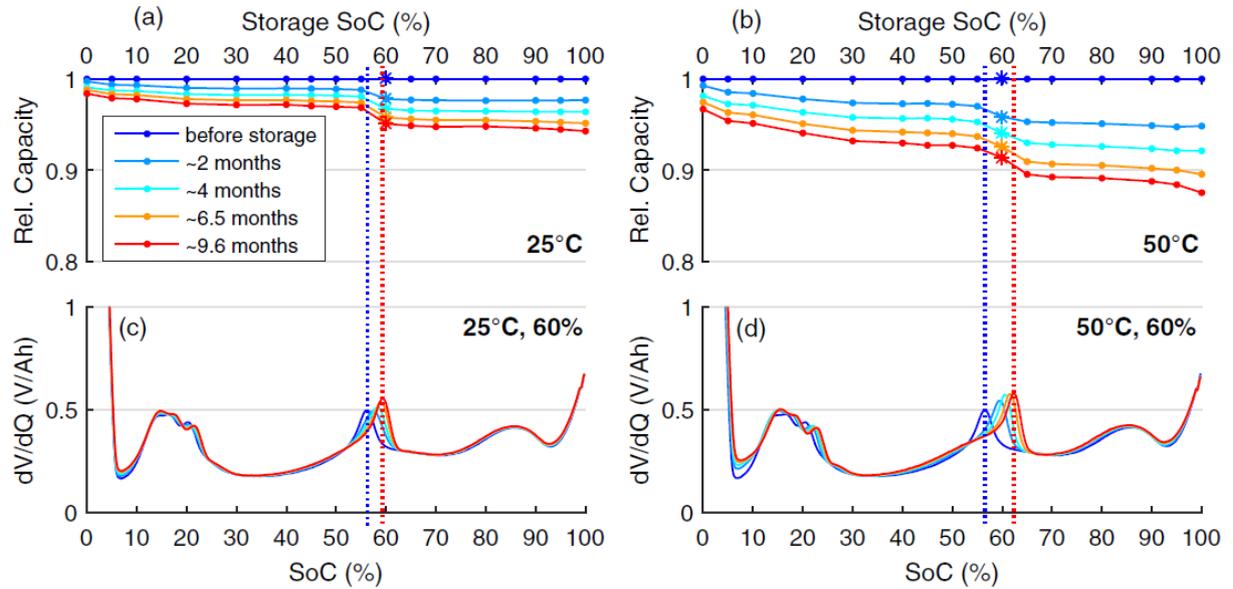


FIGURE I.32 – Évolution des pics de DVA en fonction des SoC de stockage et de la température pour des batteries Li-ion de type NCA [Keil et al., 2016].

**Sur la perte de puissance :** Dans [Eddahech et al., 2012b] a été proposée une solution d'estimation du RUL pour une batterie Li-ion de capacité 12 Ah à l'aide d'une collection de données de spectroscopie d'impédance (EIS) dans le cadre d'un vieillissement calendaire. Son étude est axée sur l'augmentation de l'impédance interne donc la perte de puissance. Il montre que la partie réelle de l'impédance  $Re(Z)$  à basse fréquence 0,1 Hz peut être modélisée par l'équation I.43 :

$$Re(t, T, SoC) = A(T, SoC).t^{0,5} + B(T, SoC) \quad (\text{I.43a})$$

$$A(T, SoC) = a_1 SoC + a_2 T + a_3 T SoC \quad (\text{I.43b})$$

$$B(T, SoC) = b_1 SoC + b_2 T + b_3 T SoC \quad (\text{I.43c})$$

Une nouvelle approche de l'estimation de la fin de vie fondée plutôt sur la perte de puissance est ainsi proposée. Dans [Gyan et al., 2018], une estimation de la résistance interne d'une cellule Li-ion en fonction de la température de la cellule  $T_{batt}$ , de son état de charge et de son courant de sollicitation est réalisée à l'aide de l'équation suivante :

$$K_{ageing}(SoC, T_{batt}) = 10^{(a_1 SoC + a_0).T_{batt} + (b_1 SoC + b_0)} \quad (\text{I.44a})$$

$$R[i + 1] = R[i] + \frac{1}{2} \cdot K_{ageing} \frac{t_{i+1} - t_i}{\sqrt{t_{i+1}}} \quad (\text{I.44b})$$

où les coefficients  $a_1$ ,  $a_0$ ,  $b_1$  et  $b_0$  sont obtenus par identification numérique.

### I.3.4 Conclusion sur l'estimation du vieillissement des cellules

Les solutions habituelles d'estimation du vieillissement des batteries Li-ion pour les véhicules électriques sont variées. Le tableau I.10 propose une brève synthèse des solutions

fréquemment utilisées. En fonction des avantages et inconvénients des différentes solutions, celles-ci peuvent être implantées en ligne dans le BMS ou hors-ligne en utilisant une base de données. Cette dernière possibilité sera discutée plus en détail lors de l'étude du vieillissement dans les chapitres IV et V.

Méthode	Description	Avantages	Inconvénients
Intégration du courant (Ampère-heures)	$Q_n = \frac{\int_{t_i}^{t_f} I(t) dt}{SoC(t_f) - SoC(t_i)},$ $SoH_c = 100 \times \frac{Q_n}{Q_{BOL}}$	Disponible dans presque tous les BMSs, facile à implanter, améliorée à l'aide de la courbe OCV-SoC	Cumul de l'erreur de mesure de courant surtout en présence de biais de mesure
Analyse de capacité différentielle (DVA, ICA)	"Differential Voltage Analysis/ Incremental Capacity Analysis" pendant la charge : $dV/dQ \simeq \Delta V/\Delta Q$ et $dQ/dV \simeq \Delta Q/\Delta V$	Bonne compréhension du vieillissement, de la dégradation et du déséquilibre des électrodes	Mesures bruitées, manque de robustesse, ajustement de courbe en temps réel
Épaisseur de la couche de passivation (SEI : Solid Electrolyte Interface)	Épaisseur de la couche de passivation à l'aide de modèle électrochimique : $C_{LOSS}(t) = 100 \times \frac{Q_{s,init} - Q_s(t)}{Q_{s,init}} = 100 \times \frac{2F\rho\kappa}{M} \left( \frac{S_n^2}{Q_{s,init}} \right) \Delta R_{sc}$ [Prada, 2012, Safari, 2011]	Bonne précision, interprétation physique du vieillissement	Plusieurs paramètres à identifier, charge de calcul importante pour le BMS
Spectroscopie d'impédance	EIS <i>Electrochemical Impedance Spectroscopy</i> : $Z(\omega, t) = V(\omega, t)/I(\omega, t)$	Mesure précise de l'impédance	Nécessite des outils particuliers, non utilisable sur véhicule (les solutions disponibles pour le BMS ne sont pas abouties)
Résistance sous courant direct	DCR <i>Relative Direct Current</i> $DCR = \frac{\Delta V}{\Delta I}$	Mesure satisfaisante de la résistance interne, facilement implantable dans un BMS	Dépend du courant, du SoC et de la température lors de la mesure

TABLE I.10 – Solutions d'estimation du vieillissement des batteries Li-ions



## ÉTAT DE CHARGE D'UN PACK DE CELLULES

### Sommaire

---

II.1	Introduction . . . . .	52
II.2	Les méthodes "Cellule géante" . . . . .	54
II.2.1	La méthode de la grande cellule . . . . .	54
II.2.2	La méthode de la cellule moyenne . . . . .	54
II.3	Les méthodes "Multi-Cellules" . . . . .	54
II.3.1	La méthode des tensions limites . . . . .	55
II.3.2	La méthode "m-top/bottom" . . . . .	55
II.3.3	La méthode "moyenne + différences" : «Bar-Delta» . . . . .	60
II.3.3.1	Énoncé de la méthode . . . . .	61
II.3.3.2	Expérimentation . . . . .	63
II.3.3.3	La réduction du temps de calcul . . . . .	70
II.3.4	Proposition d'amélioration de la "méthode Bar-Delta" . . . . .	72
II.3.4.1	Présentation : . . . . .	72
II.3.4.2	Résultats pour des cellules de 28 Ah . . . . .	73
II.3.4.3	Résultats pour cellules simulées de 10 Ah . . . . .	75
II.4	Conclusion sur l'état de charge d'un pack de batterie . . . . .	77

---

## II.1 Introduction

Hormis les différentes techniques permettant de calculer l'état de charge et de santé d'une cellule, il est nécessaire de mettre au point des techniques de calcul d'état de charge d'un ensemble ou pack de cellules. En effet, pour un véhicule électrique, un assemblage d'une centaine de cellules est fait pour fournir de l'énergie au véhicule. Par exemple, chez **Renault**, le Pack de la Zoé contient 96 cellules de tension nominale 3,6 V chacune, câblées en série et organisées en 8 modules de 12 cellules chacun. Pour l'utilisateur final, seuls les états de charge et de santé du pack sont pertinents. Il est alors important de définir une stratégie de calcul des états du pack de cellules pour assurer une utilisation agréable des véhicules électriques et/ou hybrides.

Les cellules étant câblées en série, lors d'une charge, lorsque la cellule la plus chargée atteint la limite haute de SoC ou de tension, on arrête l'opération de charge. De même pour la décharge, la cellule ayant le plus petit SoC ou la plus petite tension limite la décharge : ce sont les cellules limitantes. Il devient donc important de connaître à chaque instant la cellule limitante en charge ou en décharge pour estimer l'état de charge du pack de batteries. Pour ce faire, deux approches sont possibles : estimer les états de toutes les cellules du pack, ou trouver les cellules limitantes pour ne calculer que leurs états. Notre démarche s'inscrit ici dans la volonté de réduire autant que possible la charge de calcul du système de gestion de batterie (BMS : « Battery Management System »).

On trouve dans la littérature plusieurs méthodes de calcul de l'état de charge au niveau d'un pack de batterie. Celles que l'on rencontre souvent sont les suivantes : La méthode de la cellule moyenne, la méthode des tensions limites, la méthode « m-top/bottom » et les méthodes « moyenne + différences » ou encore « Bar-Delta ». Nous pouvons regrouper ces méthodes en deux grandes catégories : les méthodes "Cellule géante" et "Multi-Cellules". Dans la suite de notre étude, chacune de ces méthodes sera présentée, puis nous apporterons des améliorations aux méthodes permettant de réduire la charge de calcul du BMS sans perdre en précision d'estimation.

En effet, l'objectif principal dans ce chapitre est d'obtenir une estimation satisfaisante de l'état de charge du pack de batterie (soit une précision d'environ  $\pm 3\%$ ) tout en réduisant la charge de calcul du BMS. Souvent, un observateur (un filtre de Kalman ici) est dédié à l'estimation du SoC de chaque cellule du pack de batterie. Or pour réaliser des économies d'échelles, les calculateurs du BMS sont dimensionnés pour effectuer le minimum nécessaire de tâches. Ainsi, lorsque l'on augmente le nombre de cellules dans le pack ou la complexité du modèle d'estimation du SoC, il faut s'assurer de la non saturation des unités du BMS telles que la mémoire vive (RAM), la mémoire morte (ROM) et le microprocesseur. Ces problématiques sont importantes et d'actualité, en raison de la nécessité d'augmenter l'autonomie des véhicules électriques. Une solution existante chez Renault est le BMSRSA. Elle consiste à estimer les SoCs des cellules du pack par paquets. Une brève description de cette solution est fournie sur la page suivante. Cette solution constituera la base à améliorer dans la suite de notre étude. Il s'agit d'assurer au minimum le même niveau de précision que le BMSRSA tout en réduisant significativement la charge de calcul du BMS.

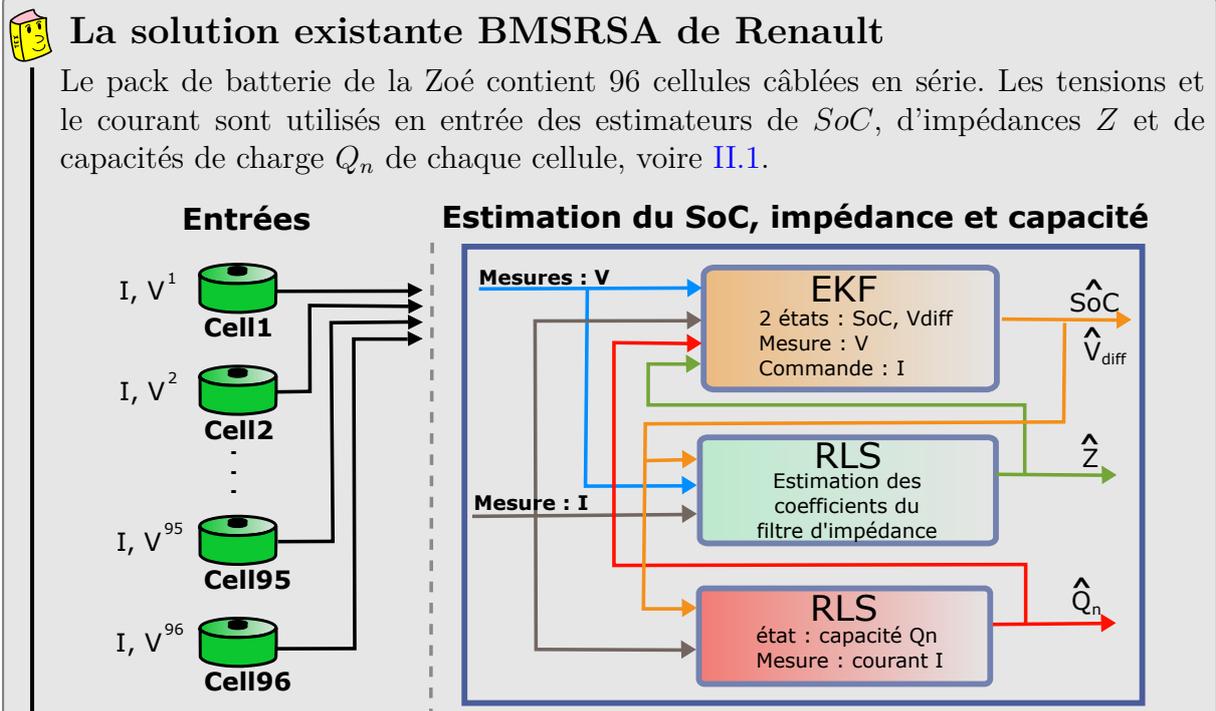


FIGURE II.1 – Concept technique du BMSRSA.

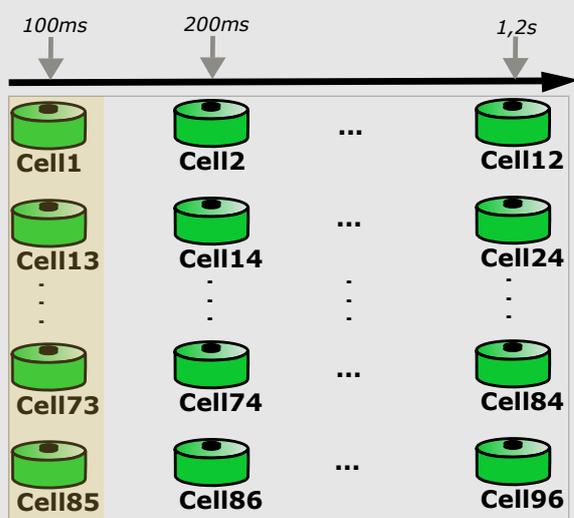


FIGURE II.2 – Traitement par paquets de 8 cellules.

Des mesures de tension sont disponibles pour chacune de ces cellules. Le courant traversant le pack est aussi mesuré. Ces mesures sont alors utilisées en entrée de trois estimateurs : Un filtre de Kalman étendu pour estimer l'état de charge (SoC), des moindres carrés récur-

sifs (RLS) pour estimer l'impédance interne de chaque cellule ( $Z$ ) et un second RLS pour estimer la capacité de charge que nous noterons  $Q_n$ . Le nombre total de cellule est  $N = 96$ , et  $N_p = 8$  cellules sont traitées en parallèle comme illustré sur la figure II.2. On obtient un temps de traitement des cellules  $T_{exe}$  donné par l'équation II.1 :

$$T_{exe} = \frac{N}{N_p} \times T_e \quad (II.1)$$

où  $T_e = 100 \text{ ms}$  est la période d'échantillonnage. Chaque cellule est donc traitée au bout de  $T_{exe}$ . Actuellement le calculateur (BMS) arrive à traiter 8 cellules pendant  $100 \text{ ms}$ . Si l'on souhaite augmenter le nombre de cellules dans le pack, la valeur de  $T_{exe}$  augmentera. Un objectif majeur est de trouver une solution permettant de réduire le temps d'exécution même si l'on augmente le nombre total de cellules dans le pack de batterie.

## II.2 Les méthodes "Cellule géante"

Dans ces méthodes, on considère le pack de batterie comme une cellule unique qu'une seule valeur d'état de charge peut représenter. En ce sens, la diversité ainsi que le comportement intrinsèque des cellules à l'intérieur du pack ne sont pas pris en compte. On trouve deux principales approches de ce type dans la littérature : la méthode de la grande cellule et celle de la cellule moyenne.

### II.2.1 La méthode de la grande cellule

Il s'agit dans cette approche de considérer que le pack de batterie est une cellule dont la tension est celle aux bornes du pack, le courant est celui qui traverse les cellules (en série). Ainsi, on établit une nouvelle relation  $f(\text{SoC}) = \text{OCV}$ , entre la tension à vide relaxée et l'état de charge du pack de batterie. Cette nouvelle relation peut être obtenue en mesurant la tension à vide relaxée du pack de batterie à différents niveaux de SoC. On trouve des exemples d'application de cette stratégie dans les références [Xiong et al., 2013], [He et al., 2012] et [Truchot et al., 2014]. Cette approche permet d'obtenir une erreur d'estimation de l'ordre de 5% pour le SoC du pack. Mais ne prenant pas en compte le comportement de chacune des cellules, cette approche n'est pas utilisable dans un BMS à des fins commerciales. L'objectif affiché pour les véhicules électriques est une précision d'environ  $\pm 3\%$ .

### II.2.2 La méthode de la cellule moyenne

C'est l'approche la plus simple à mettre en œuvre. Cette méthode consiste à considérer le SoC du pack de cellules comme celui d'une cellule moyenne virtuelle, dont la tension serait la moyenne des tensions aux bornes des cellules du pack [Truchot et al., 2014]. Cette approche simpliste permet directement d'estimer un SoC pack, bien que cette définition ne soit pas suffisante. Nous reviendrons sur ce point lors de l'étude des méthodes "Multi-Cellules". Par ailleurs, sachant que les cellules limitantes reflètent le mieux l'état du pack, l'estimation que produit cette méthode ne sera pas satisfaisante. En effet, pour une application automobile, cette méthode ne permettra pas d'obtenir une commande stable du véhicule fondée sur un tel observateur d'état de charge. Pour d'autres types d'utilisation, cette méthode peut suffire.

## II.3 Les méthodes "Multi-Cellules"

Ces approches permettent de prendre en compte les différences entre les cellules du pack. On trouve des stratégies plus ou moins poussées dans la volonté de suivre chacune des cellules, et de sécuriser le pack au niveau des cellules. En effet, chaque cellule possède des limites haute et basse en tension inhérentes à leur sécurité. On trouve des méthodes permettant de surveiller certaines cellules jugées en états critiques, et d'autres où l'ensemble des cellules est considéré pour en déduire l'état du pack.

### II.3.1 La méthode des tensions limites

Elle repose sur l'identification des cellules limitantes du point de vue de la tension terminale<sup>1</sup> mesurée ( $V_{t,mes}$ ). Intuitivement, on suppose que les cellules ayant les plus faibles tensions  $V_t(min)$  sont susceptibles d'avoir le plus faible état de charge  $SoC(min)$ . De la même façon  $SoC(max)$  est estimé à l'aide de  $V_t(max)$  [Liu et al., 2010], [Truchot et al., 2014]. Cette méthode possède les avantages suivants :

- une réduction considérable du temps de calcul. En effet, on estime uniquement les états des deux cellules limitantes. Les deux estimateurs sont alimentés par les tensions  $V_t(max)$  et  $V_t(min)$  mesurées comme si l'on disposait de deux cellules fictives correspondant à ces mesures.
- une solution de calcul d'état de charge du pack très simple à mettre en œuvre, car les mesures sont déjà disponibles. Ce qui rend la détection des cellules limitantes très simple et rapide.

Par ailleurs cette méthode permet d'obtenir des résultats satisfaisants surtout pour un pack dont les cellules sont neuves. En revanche, on obtient des résultats moins séduisants lorsque les batteries vieillissent. En effet, considérons l'équation suivante :

$$V_{t,i} = OCV_i + Z_i I_{pack} \quad (II.2)$$

où  $I_{pack}$  est le courant traversant des cellules câblées en série,  $Z_i$  l'impédance interne de la  $i^{eme}$  cellule,  $OCV_i$  la tension à vide de la  $i^{eme}$  cellule et  $1 \leq i \leq N$  ( $N = 96$  pour la Zoé). On sait que le SoC est directement relié à l'OCV par une relation  $OCV = f(SoC)$  souvent établie pour chaque type de cellule. Lorsque les cellules vieillissent, le module de l'impédance interne  $Z_i$  augmente ainsi que la dispersion des valeurs en fonction des cellules en raison de plusieurs facteurs tels la température et la chimie interne des cellules. Tous ces phénomènes font que la tension terminale mesurée  $V_{t,i}$  ne reflète plus la valeur de l' $OCV_i$ , pour une cellule  $i$  donnée. Ainsi, la cellule ayant la plus petite (respectivement grande) tension  $V_{t,i}$  n'est pas forcément la cellule qui a le plus petit (respectivement grand) SoC. Sur la figure II.3, nous avons considéré en vue d'illustrer ceci un ensemble de 5 cellules virtuelles. On peut observer que pour cet ensemble de cellules, la cellule  $n^o5$  possède le plus faible niveau de tension à ses bornes  $V_t$  mais elle n'est pas forcément la moins chargée. De même nous ne pouvons pas nous baser sur la résistance interne car la cellule  $n^o2$  possède la plus grande résistance interne mais n'est pas la moins chargée. Il devient donc clair que la détection de la cellule limitante nécessite une connaissance à la fois de la tension et de la résistance interne. Ceci implique la nécessité d'avoir un modèle de l'impédance interne de la cellule puis de l'estimer en temps réel.

### II.3.2 La méthode "m-top/bottom"

Il s'agit d'une généralisation de la méthode des tensions limites. En effet, elle consiste à détecter  $m$  cellules les plus chargées «top» (respectivement  $m$  les moins chargées «bottom») limitantes en charge (respectivement en décharge), permettant de calculer  $SoC(max)$  (respectivement  $SoC(min)$ ). On peut rapidement remarquer que lorsque  $m = 1$ , on retrouve une approche similaire à la méthode des tensions limites. L'avantage principal ici est que l'on a plus de chance de trouver les cellules limitantes du point de vue SoC lorsque

1. tension aux bornes d'une cellule  $V_{t,mes} = OCV + I \times Z$

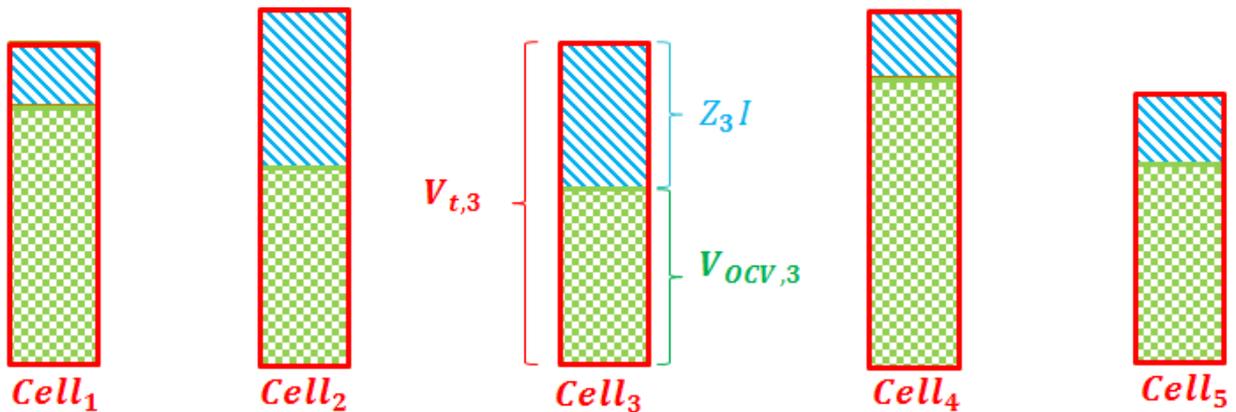


FIGURE II.3 – Illustration de la source mixte de la tension terminale mesurée aux bornes d'un ensemble de 5 cellules . Pour un pack vieilli, il n'y a pas de relation directe entre la tension  $V_{t,mes}$  et l'état de charge ( $SoC = f(OCV)$ ).

l'on augmente  $m$ . On peut aussi améliorer la performance de cette méthode en variant le critère de choix des  $m$  cellules. On peut par exemple faire les choix fondés sur les variables suivantes : la tension terminale  $V_{t,i}$ , la résistance ohmique  $R_0^i$  ou la capacité de charge  $Q_n^i$ . Cet aspect du choix des critères et de la valeur de  $m$  est une possibilité d'amélioration de la méthode. En effet, en observant les limitations de la «méthode des tensions limites» en section II.3.1, il est important de mixer pour le choix des cellules limitantes les critères de tension et d'impédance. Dans la littérature, on ne trouve bien souvent que des méthodes fondées sur le critère de tension. Mais dans la référence [Wang et al., 2016c], Wang explore d'autres critères, et observe que le choix fondé exclusivement sur la tension est meilleur que le choix fondé sur la capacité de charge qui à son tour est meilleur que le choix fondé sur la résistance ohmique de la batterie. Un meilleur choix est de prendre en compte à la fois la tension et l'impédance, mais cela suppose malheureusement de calculer toutes les impédances. Chose qui n'est pas possible sans estimer préalablement l'ensemble des états de charges. Sur la figure II.4, on peut observer l'apport de la prise en compte de la valeur de  $R_0$  dans la détection des cellules limitantes. En effet, en considérant une résistance ohmique nominale de  $1\text{ m}\Omega$ , et une dispersion  $\Delta R_0$  d'environ 10% des résistances dans le pack, on peut estimer l'impact d'une erreur de  $\pm \Delta R_0 \times I$  sur la valeur de l'OCV en traçant la courbe  $SoC = f(OCV)$ . Cette figure nous permet de nous rendre compte que pour les applications VE, il est crucial de prendre en compte la dispersion du pack en terme de résistance ohmique. Pour confirmer cet apport de la prise en compte de  $R_0 \times I$ , nous avons à cet effet élaboré un test permettant d'observer l'amélioration de la détection des cellules limitantes à l'aide des données réelles de roulage.

**Proposition d'amélioration :** Pour améliorer au vu de ce qui précède la détection des cellules limitantes, il nous faut trouver un moyen d'approcher les valeurs des résistances ohmiques internes des cellules. Nous nous sommes proposés à cet effet d'utiliser une approximation de la résistance ohmique. Il s'agit de détecter des pseudo pauses dans la sollicitation de courant. Ces pauses peuvent correspondre à de courts arrêts aux feux tricolores par exemple. Lors de la sollicitation qui suit la pause, une valeur approchée de

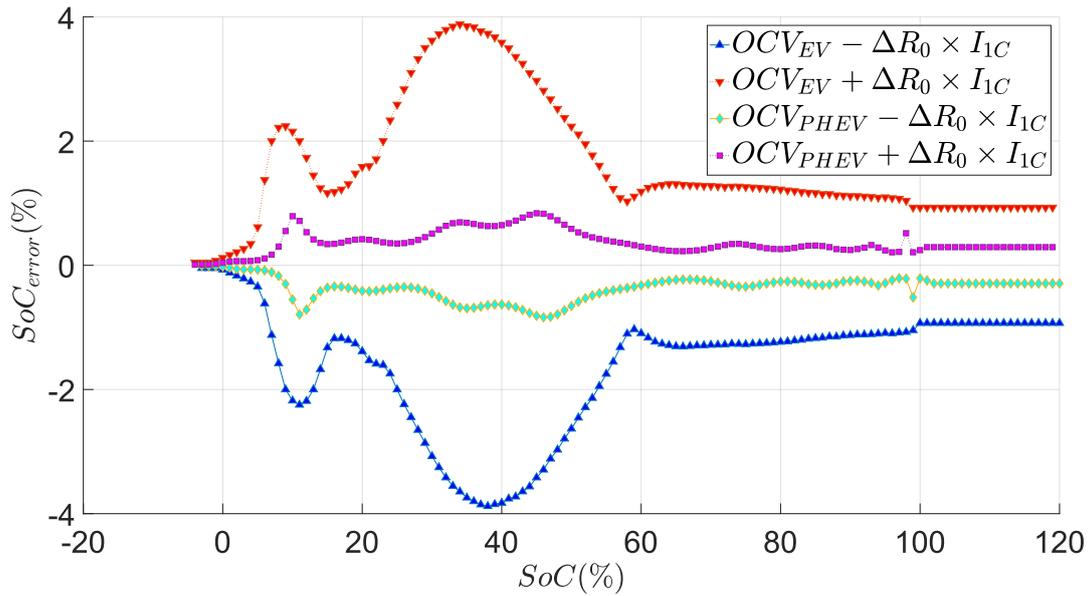


FIGURE II.4 – Impact d’une erreur  $\Delta R_0 \times I$  dans le calcul de la valeur du  $SoC$ . pour un pack de batterie EV ( $I_{1C} = 128 A$ ) de la Zoé et PHEV ( $I_{1C} = 28 A$ ) du Kangoo de Renault.

la résistance ohmique est calculée par  $\hat{R}_0 = \frac{\Delta V}{\Delta I}$ . Pour valider cette approche, nous avons réalisé le test suivant sur un ensemble de 95<sup>2</sup> cellules du pack EV de la Zoé de Renault :

- On choisit  $m$ , les cellules ayant les tensions  $V_t - \hat{R}_0 \times I$  ( au lieu de  $V_t$  ) les plus élevées «top» (respectivement les plus basses «bottom») comme ayant probablement les SoC les plus élevés (respectivement les plus bas)
- Connaissant les SoC réels des cellules à chaque période d’échantillonnage (après traitement hors ligne), on vérifie si la cellule ayant le plus haut (respectivement le plus bas) SoC figure parmi les  $m$  cellules sélectionnées comme «top» (respectivement «bottom»). Si oui on comptabilise un succès.
- À la fin du test on exprime en pourcentage le taux de réussite, puis on compare le résultat en fonction du critère de choix des cellules «m-top-bottom».

Sur la figure II.5, on trouve un diagramme de réalisation du test pour la détection de la cellule limitante en décharge. Il est à noter que pour les références  $SoC_{ref}^i$  des cellules du pack, on utilise l’intégrale du courant entre deux  $SoC$  mesurés à l’aide de la courbe  $SoC-OCV$ . Ces deux états de charge sont obtenus lorsque la batterie est dans un état relaxé.

Deux exemples de résultats de cette expérience sont reportés sur les figures II.6 à 25° C et II.7 à 0° C. Notre objectif est de réduire la charge de calcul du calculateur BMS. Pour ce faire, nous souhaitons obtenir la valeur la plus petite possible pour  $m$ . On peut observer que pour  $1 \leq m \leq 4$ , l’apport de la prise en compte de  $\hat{R}_0$  est assez important : soit une amélioration du taux de réussite comprise entre 4% et 20% en absolu. Les pourcentages d’amélioration sont obtenus en comparant les taux de détection en fonction des tensions  $V_t$  et  $V_t - \hat{R}_0 \times I$ . Cette amélioration diminue très rapidement pour  $m > 4$  et s’annule lorsque  $m$  tend vers  $N = 95$  (le nombre total de cellules considérées).

2. Une des cellules n’est pas considérée car elle est décalée par rapport aux autres et biaise l’étude.

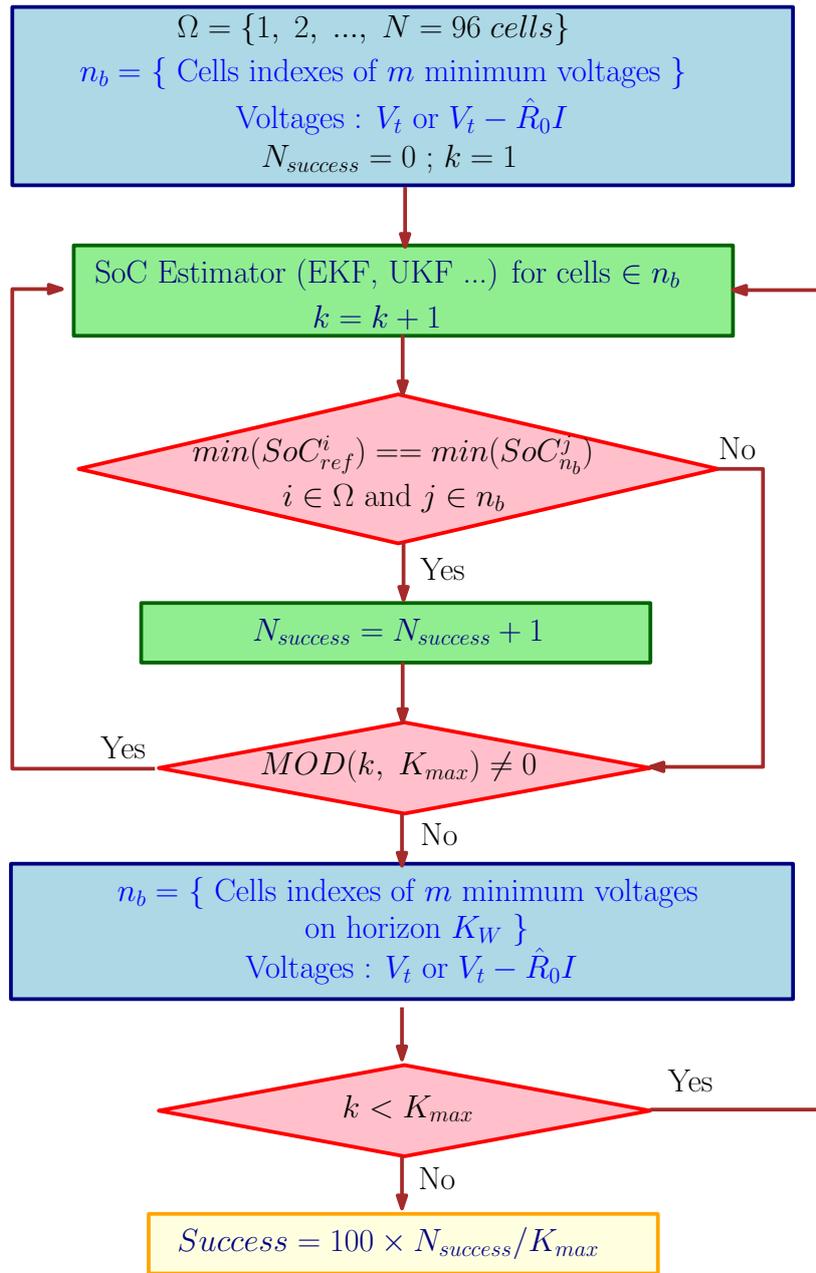


FIGURE II.5 – Diagramme de la méthode "m-top/bottom" pour les critères  $V_t - \hat{R}_0 \times I$  et  $V_t$  dans la détection des cellules limitantes au cours d'une décharge.  $K_W$  est l'horizon glissant sur lequel la comparaison des tensions des cellules est faite. Cet horizon permet d'éviter de sélectionner les  $n_b$  cellules limitantes à chaque pas de temps.  $K_{max}$  est l'horizon global sur lequel le test est réalisé.

Afin de mieux mettre en évidence l'apport de la prise en compte de la résistance ohmique dans la détection des cellules limitantes, nous avons représenté sur la figure II.8 les différences entre la méthode classique et notre proposition en terme de pourcentage de réussite. Ce changement de critère de choix peut permettre d'améliorer significativement les résultats d'estimation de l'état de charge surtout si l'on veut utiliser seulement les

m (Pour 95 cellules)	Vt -> SOC(max)	Vt -> SOC(min)	Vt-R0I ->SOC (max)	Vt-R0I ->SOC (min)
1	41,76%	52,74%	63,83%	62,64%
2	74,39%	78,44%	90,71%	88,79%
4	84,60%	94,50%	95,39%	97,81%
8	89,90%	99,58%	100,00%	98,70%
12	92,08%	100,00%	100,00%	98,70%
16	93,39%	100,00%	100,00%	98,70%
20	94,49%	100,00%	100,00%	98,70%
24	95,39%	100,00%	100,00%	98,70%
28	96,16%	100,00%	100,00%	98,71%

FIGURE II.6 – Comparaison des taux de réussite des critères  $V_t - \hat{R}_0 \times I$  et  $V_t$  dans la détection des cellules limitantes : EV ( $Q_n = 128 Ah$ ), profil de courant urbain à  $25^\circ C$ .

m (Pour 95 cellules)	Vt -> SOC(max)	Vt -> SOC(min)	Vt-R0I ->SOC (max)	Vt-R0I ->SOC (min)
1	42,63%	33,50%	49,91%	53,45%
2	64,87%	53,75%	77,39%	75,60%
4	90,01%	76,60%	98,25%	95,35%
8	95,83%	88,07%	98,25%	95,54%
12	98,40%	93,94%	98,25%	96,48%
16	99,27%	97,17%	98,25%	97,23%
20	99,65%	98,23%	98,25%	98,03%
24	99,86%	98,55%	98,25%	98,25%
28	99,92%	98,78%	98,25%	98,25%

FIGURE II.7 – Comparaison des taux de réussite des critères  $V_t - \hat{R}_0 \times I$  et  $V_t$  dans la détection des cellules limitantes : ( $Q_n = 128 Ah$ ), profil de courant urbain à  $0^\circ C$ .

cellules limitantes c'est à dire  $m = 1$ . La méthode "m-top/bottom" possède les mêmes avantages et inconvénients que la méthode des tensions limites II.3.1. Elle permet tout de même d'obtenir de meilleurs résultats grâce à :

- un choix des cellules prenant en compte l'impédance interne des cellules, pour ainsi faire face à l'impact de la température ou du vieillissement. On peut pour éviter des calculs importants estimer  $R_0$  par la méthode  $\frac{\Delta V}{\Delta I} = \hat{R}_0$ .
- l'augmentation de la valeur  $m$  afin d'avoir plus de chance de trouver les cellules qui sont réellement limitantes.

Toutefois, en choisissant plus de cellules, la charge de calcul augmente naturellement sachant que tous les paramètres des cellules choisies doivent être estimés. La méthode «m-top/bottom» modifiée peut être un bon compromis entre des objectifs de précision et de limitation de charge de calcul. En revanche, elle n'assure pas un niveau de précision constant. C'est à dire qu'en fonction de l'échelle de dispersion des paramètres ( $R_0, Q_n$ ), on peut obtenir des erreurs relativement importantes si le nombre de cellules  $m$  sélectionnées

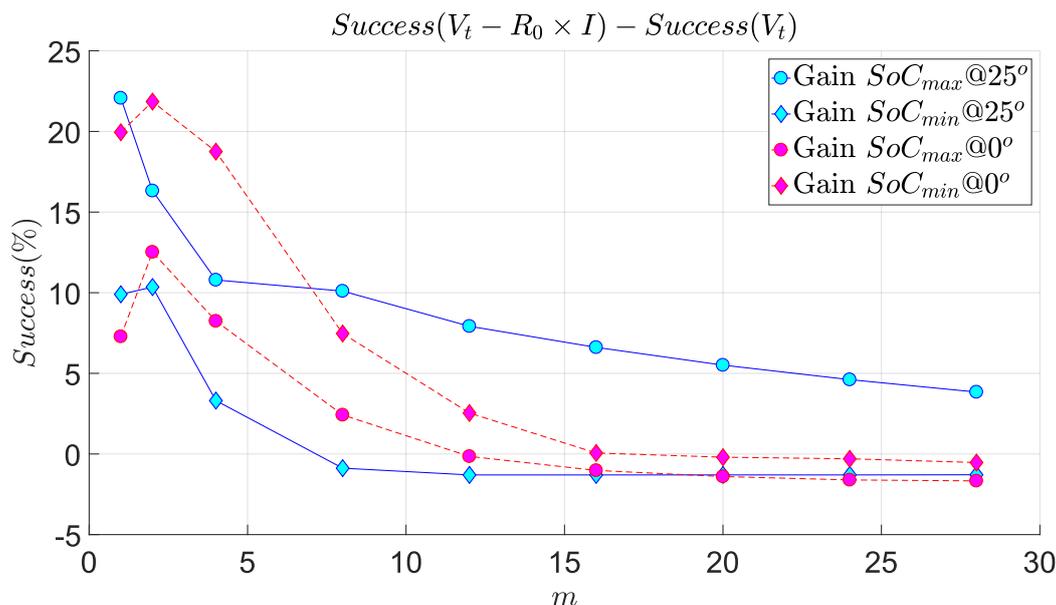


FIGURE II.8 – Comparaison des critères  $V_t - \hat{R}_0 \times I$  et  $V_t$  dans la détection des cellules limitantes :  $Q_n = 128 Ah$ , profil de courant urbain à  $25^\circ C$  et  $0^\circ C$ . Les comparaisons sont obtenues à partir des figures II.6 et II.7.

ne permet pas de pallier la dispersion dans le vieillissement des cellules du pack.

### II.3.3 La méthode "moyenne + différences" : «Bar-Delta»

Pour un pack de batterie, ce sont les cellules limitantes en SoC qui permettent de définir la puissance admissible en charge, ou disponible en décharge. La détection de ces cellules et l'estimation de leurs paramètres deviennent primordiales. En fondant la détection de ces cellules limitantes sur des critères de choix prenant en compte l'impédance interne de chaque cellule (cf. section II.3.2), le problème initial demeure : estimer les paramètres de toutes les cellules et donc leur état de charge. Par ailleurs, notre objectif principal est d'estimer l'état de charge du pack. Car pour l'utilisateur final, c'est cette information qui lui est nécessaire. Mais il se trouve que la notion d'état de charge d'un pack est mal définie. Pour certains, il s'agit de la moyenne des états de charge ; pour d'autres la moyenne pondérée entre le SoC maximal et minimal. D'après **G. Plett** [Plett, 2009a], considérer la moyenne des états de charge pour un ensemble de cellules n'est pas une démarche justifiée. En effet, considérons un ensemble de 3 cellules, représenté sur la figure II.9. On ne peut pas définir le SoC de l'ensemble comme étant la moyenne 49%. Car cela signifierait que le pack peut accepter 51% de charge ; ce qui n'est pas le cas de la cellule numéro 1. De même, la cellule numéro 3 ne peut pas fournir plus de 2% en décharge. Il devient alors impératif d'estimer l'état de charge de l'ensemble des cellules et de considérer pour les calculs de puissance et charge disponibles uniquement les cellules limitantes. C'est ainsi que l'on trouve dans la littérature des méthodes permettant à la fois de calculer le SoC de toutes les cellules tout en limitant la charge de calcul.

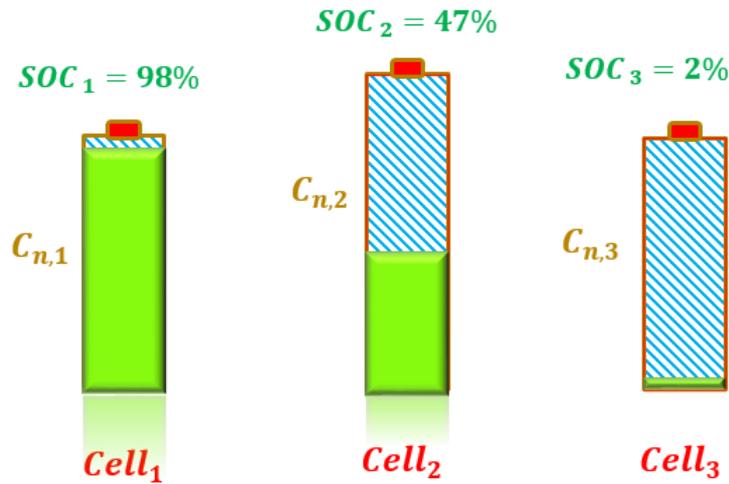


FIGURE II.9 – SoC d'un ensemble de 3 batteries.

### II.3.3.1 Énoncé de la méthode

La méthode «moyenne + différences», introduite en 2009 dans [Plett, 2009a] est reprise dans la littérature sous diverses formulations. Initialement nommée «Bar-Delta filtering», la méthode consiste à estimer en deux temps l'état de charge et les paramètres de chaque cellule. **G. Plett** a observé que, pour un ensemble de cellules, un courant positif produit une augmentation du SoC de toutes les cellules. Mais cette augmentation dépend de la capacité de chaque cellule à accepter la charge. De plus, la différence de SoC entre deux cellules (A et B en série) évolue beaucoup plus lentement que la dynamique du SoC des dites cellules. En effet, la différence en terme de SoC entre deux cellules est liée à leur différence de capacité de charge. L'équation II.3 illustre mathématiquement cette affirmation :

$$\begin{cases} SoC_{A,k} &= SoC_{A,k-1} + T_e \frac{I_k}{Q_{n,A}} \\ SoC_{B,k} &= SoC_{B,k-1} + T_e \frac{I_k}{Q_{n,B}} \\ \Delta SoC_{AB,k} &= \Delta SoC_{AB,k-1} + T_e \left( \frac{I_k}{Q_{n,A}} - \frac{I_k}{Q_{n,B}} \right) \end{cases} \quad (\text{II.3})$$

où effectivement pour l'entrée  $I_k$ , le gain de la différence  $\frac{1}{Q_{n,A}} - \frac{1}{Q_{n,B}}$  est inférieur aux gains

des cellules A  $\left( \frac{1}{Q_{n,A}} \right)$  et B  $\left( \frac{1}{Q_{n,B}} \right)$ . Ainsi, on introduit une cellule moyenne virtuelle dont la capacité est la moyenne des capacités. En conséquence, il suggère de calculer dans un premier temps un SoC moyen qui représente l'évolution du SoC de l'ensemble des cellules. Puis, dans un second temps, il propose d'estimer la différence entre le SoC moyen et le SoC réel, et ceci pour chaque cellule. La différence ayant une évolution plus lente que celle de la moyenne, elle peut être mise à jour moins régulièrement. En d'autres termes, il propose de calculer à chaque période d'échantillonnage ( $T_e$ ), le SoC moyen et de mettre à jour les différences à une période ( $N \times T_e$ ), où  $N$  est le nombre de cellules dans le pack. L'estimation d'état s'effectue alors sur un double horizon de temps. Nous utiliserons les

indices  $k$  pour la cellule moyenne virtuelle et  $l$  pour les cellules réelles du pack comme illustré sur la figure II.10. La solution proposée se résume de la façon suivante :

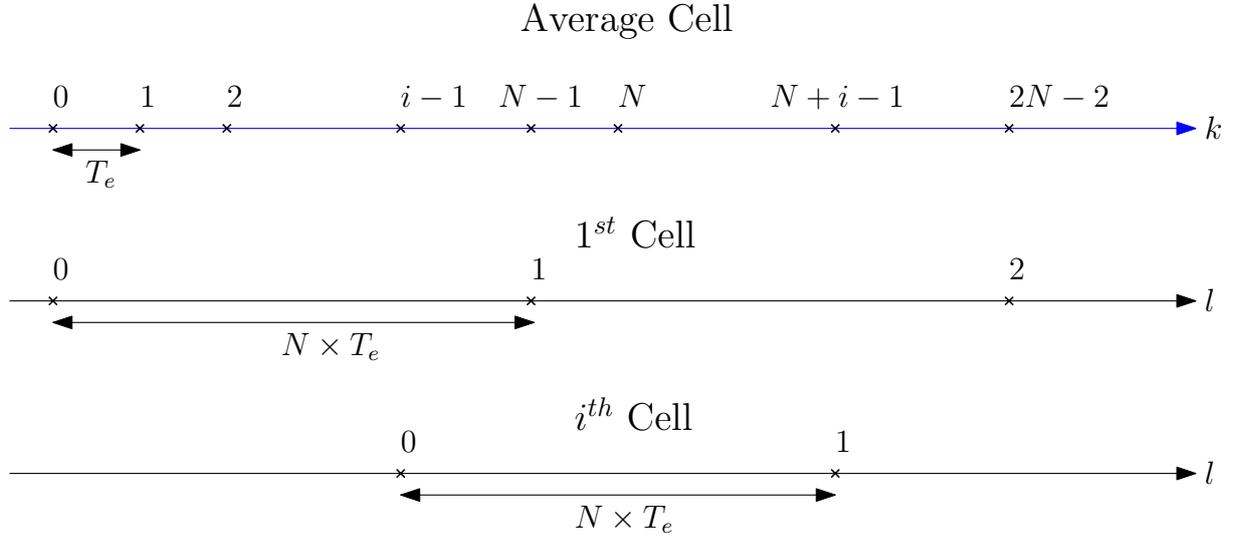


FIGURE II.10 – Illustration de l'estimation à deux pas d'horizon. L'indice  $k$  correspond à un échantillonnage à la période  $T_e$  tandis que l'indice  $l$  correspond à une mise à jour à la période  $N \times T_e$ . L'indice  $k$  est utilisé pour la cellule nominale (cellule virtuelle moyenne), et l'indice  $l$  est utilisé pour les cellules réelles du pack de batterie.

1. On considère que le vecteur d'état de la  $i^{\text{ème}}$  cellule vaut :  $X_k^{(i)} = \bar{X}_k + \Delta X_l^{(i)}$ , avec  $i \in \{1, \dots, N\}$  et  $N$  le nombre total de cellules dans le pack de batterie. où  $\bar{X}_k$  est l'état de la cellule moyenne (virtuelle); ayant pour tension à ses bornes :  $\bar{V}_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N V_{t,i}$ .  $\Delta X_l^{(i)}$  représente la différence d'état entre la  $i^{\text{ème}}$  cellule réelle et la cellule moyenne virtuelle.
2. L'état de charge de la  $i^{\text{ème}}$  cellule étant  $z_k^{(i)} = \bar{z}_k + \Delta z_l^{(i)}$ , de même pour la résistance interne :  $R_k^{(i)} = \bar{R}_k + \Delta R_l^{(i)}$ . On peut aussi définir les capacités de charge des cellules par rapport à celle de la cellule moyenne :  $Q_{inv,k}^{(i)} = \bar{Q}_{inv,k} + \Delta Q_{inv,l}^{(i)}$ , avec  $Q_{inv} = 1/Q_n$  et  $\bar{Q}_{inv} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Q_{inv,i}^{(i)}$ .
  - On calcule la différence d'état de charge  $\Delta z_l^{(i)}$  en utilisant l'équation suivante :

$$\begin{cases} \Delta z_l^{(i)} &= \Delta z_{l-1}^{(i)} + T_e \times \Delta Q_{inv,l-1}^{(i)} \times \sum_{j=k-N+1}^k I_j \\ y_k^{(i)} &= OCV(\bar{z}_k + \Delta z_l^{(i)}) + (\bar{R}_k + \Delta R_l^{(i)}) I_k + \nu_k \end{cases} \quad (\text{II.4})$$

où  $y_k^{(i)}$  est la tension aux bornes de la  $i^{\text{ème}}$  cellule :  $V_{t,mes}^{(i)}$  et  $\nu_k$  est le bruit de mesure.

- De même, la différence de résistance  $\Delta R_l^{(i)}$  est calculée à l'aide l'équation suivante :

$$\begin{cases} \Delta R_l^{(i)} &= \Delta R_{l-1}^{(i)} + n_l^{\Delta R} \\ y_k^{(i)} &= OCV(\bar{z}_k + \Delta z_l^{(i)}) + (\bar{R}_k + \Delta R_l^{(i)}) I_k + \nu_k \end{cases} \quad (\text{II.5})$$

où  $\nu_k$  est le bruit de mesure et  $n_l^{\Delta R}$  le bruit sur le modèle d'état de la résistance.

- Pour finir, l'inverse de la la différence de la capacité de charge du système est estimée de la façon suivante :

$$\begin{cases} \Delta Q_{inv,l}^{(i)} &= \Delta Q_{inv,l-1}^{(i)} + n_l^{\Delta Q_{inv}} \\ d_k &= (z_k^{(i)} - z_{k-1}^{(i)}) + T_e \times (\bar{Q}_{inv,k-1} + \Delta Q_{inv,l-1}^{(i)}) \times \sum_{j=k-N+1}^k I_j + e_k \end{cases} \quad (\text{II.6})$$

où la variable  $d_k$  par construction est nulle, en effet elle découle directement de la définition du SoC par l'intégration du courant. La variable  $e_k$  est le bruit sur la pseudo mesure (en réalité la valeur estimée) de  $SoC$  fournie en entrée et  $n_l^{\Delta Q_{inv}}$  est le bruit d'état.

Dans la pratique, nous considérons que les mesures de tensions et du courant sont entachées de bruits blancs additifs notés  $b_V$  et  $b_I$ , de variances respectives  $\sigma_{b_V}^2 = 10^{-7}V^2$  et  $\sigma_{b_I}^2 = 10^{-4}A^2$ . Ces variances sont obtenues en utilisant les mesures de courant et tension aux bornes des cellules au repos.

$$\begin{cases} V_{t,mes} &= V_t + b_V \\ I_{mes} &= I + b_I \end{cases} \quad (\text{II.7})$$

Dans cette approche, les états de la cellule nominale (moyenne ici) sont calculés en utilisant la représentation d'état suivante :

$$\begin{cases} \begin{pmatrix} \bar{z}_k \\ \bar{V}_{diff,k} \end{pmatrix} &= A \begin{pmatrix} \bar{z}_{k-1} \\ \bar{V}_{diff,k-1} \end{pmatrix} + BI_{k-1} + Bb_{I,k-1} \\ \bar{V}_{t,k} &= OCV(\bar{z}_k) + \bar{V}_{diff,k} + \bar{R}_0 I_k + \bar{R}_0 b_{I,k} + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N b_{V,k} \end{cases} \quad (\text{II.8})$$

où  $A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & e^{-T_e/\bar{R}_1\bar{C}_1} \end{bmatrix}$ ,  $B = \begin{bmatrix} \eta_f T_e \times \bar{Q}_{inv} \\ \bar{R}_1(1 - e^{-T_e/\bar{R}_1\bar{C}_1}) \end{bmatrix}$ ,  $\eta_f$  le coefficient faradique de la cellule

moyenne virtuelle. Cette représentation d'état correspond à un modèle de type circuit électrique équivalent du premier ordre. Il est composé d'une source de tension en série avec la résistance ohmique  $\bar{R}_0$ , et une résistance  $\bar{R}_1$  en parallèle de la capacité  $\bar{C}_1$  qui représente le transfert de charge. La tension aux bornes de la résistance  $\bar{R}_1$  est notée  $\bar{V}_{diff}$ . Dans la pratique, nous n'avons pas utilisé l'estimateur de capacité de charge. En effet, à l'échelle d'une charge/décharge, les capacités de charges des cellules sont considérées constantes. Les figures II.11 et II.12 permettent d'illustrer l'implémentation de l'approche "bar-delta" dans le cadre d'un circuit électrique équivalent du premier ordre.

### II.3.3.2 Expérimentation

Dans la littérature, cette méthode a été reprise dans les références [Sun and Xiong, 2015], [Sun et al., 2016], [Zheng et al., 2013], [Dai et al., 2012], [Roscher et al., 2011] et plus récemment dans [Wei et al., 2017] avec des formulations diverses et originales. Nous avons aussi appliqué cette approche pour résoudre le problème d'estimation d'état d'un pack de batterie.

Nous avons estimé les états de charge et les résistances ohmiques des cellules du pack de batterie EV de la Zoé, à l'aide de la solution «Bar-Delta». Pour l'ensemble des tests

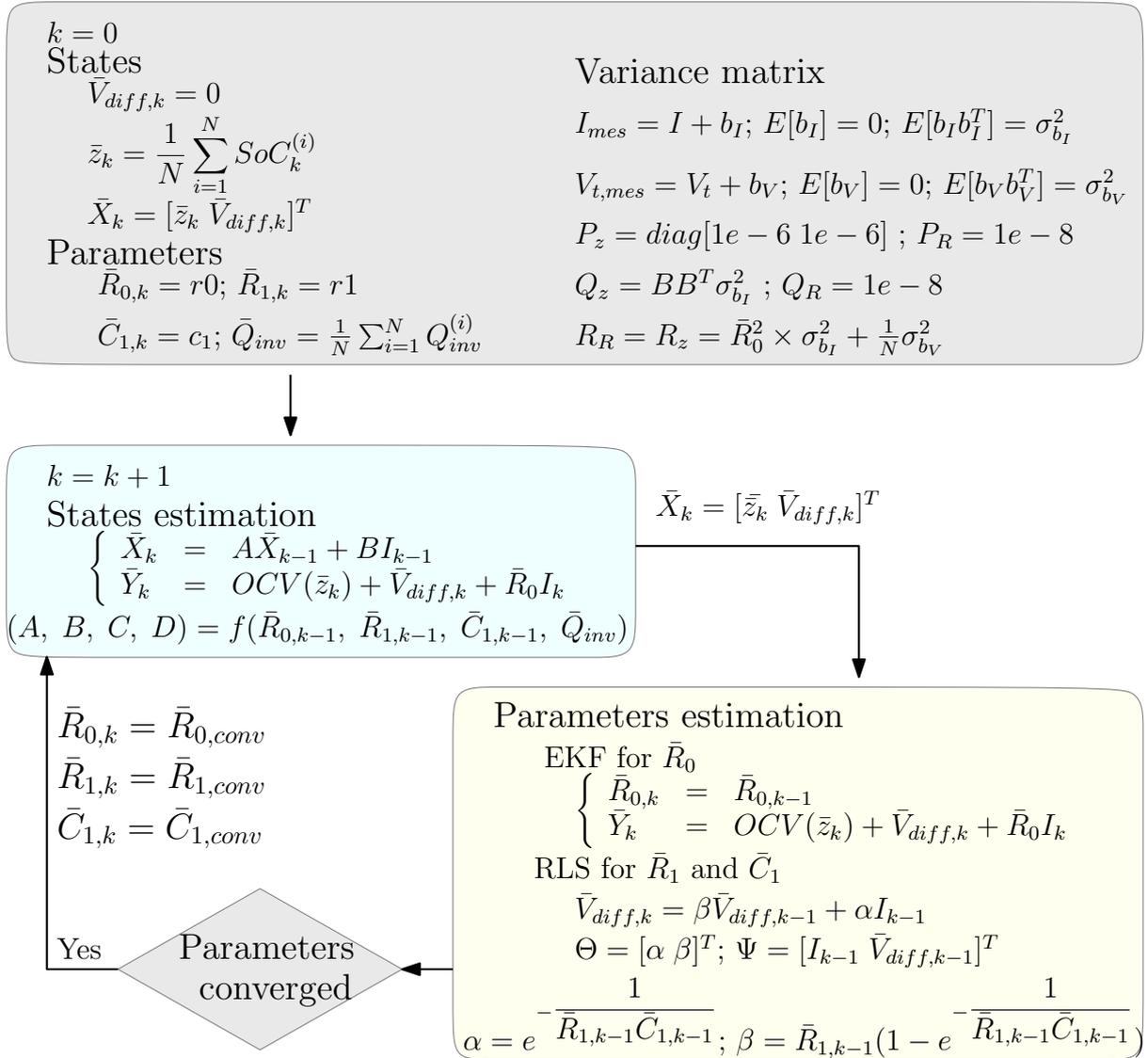


FIGURE II.11 – Méthode BAR-DELTA : Diagramme de l'estimation de l'état de charge de la cellule moyenne virtuelle. (Adapté à partir de la référence [Plett, 2009a]).

réalisés, la période d'échantillonnage est  $T_e = 100 \text{ ms}$ . Nous avons réalisé ce test pour un profil de courant correspondant à un roulage autoroutier et urbain. On retrouve les profils de courant appliqués au pack de batterie sur la figure II.13.

Pour le roulage autoroutier à  $25^\circ C$ , on trouve sur la figure II.14, en a) les valeurs estimées des différences de SoC :  $\Delta z_k^{(i)}$  et en b) les valeurs estimées des différences de résistances ohmiques :  $\Delta R_{0,k}^{(i)}$ . On peut observer la faible variation des estimées  $\Delta z^i$  et  $\Delta R_0^i$  sachant que ces valeurs correspondent à une décharge complète. Nous avons comparé les résultats de ce test aux résultats de la solution BMSRSA. Sur la figure II.16 on trouve la comparaison des estimations de résistances ohmiques, tandis que sur la figure II.15 on trouve les erreurs d'estimation d'états de charge de la solution BMSRSA et de la méthode "Bar-Delta".

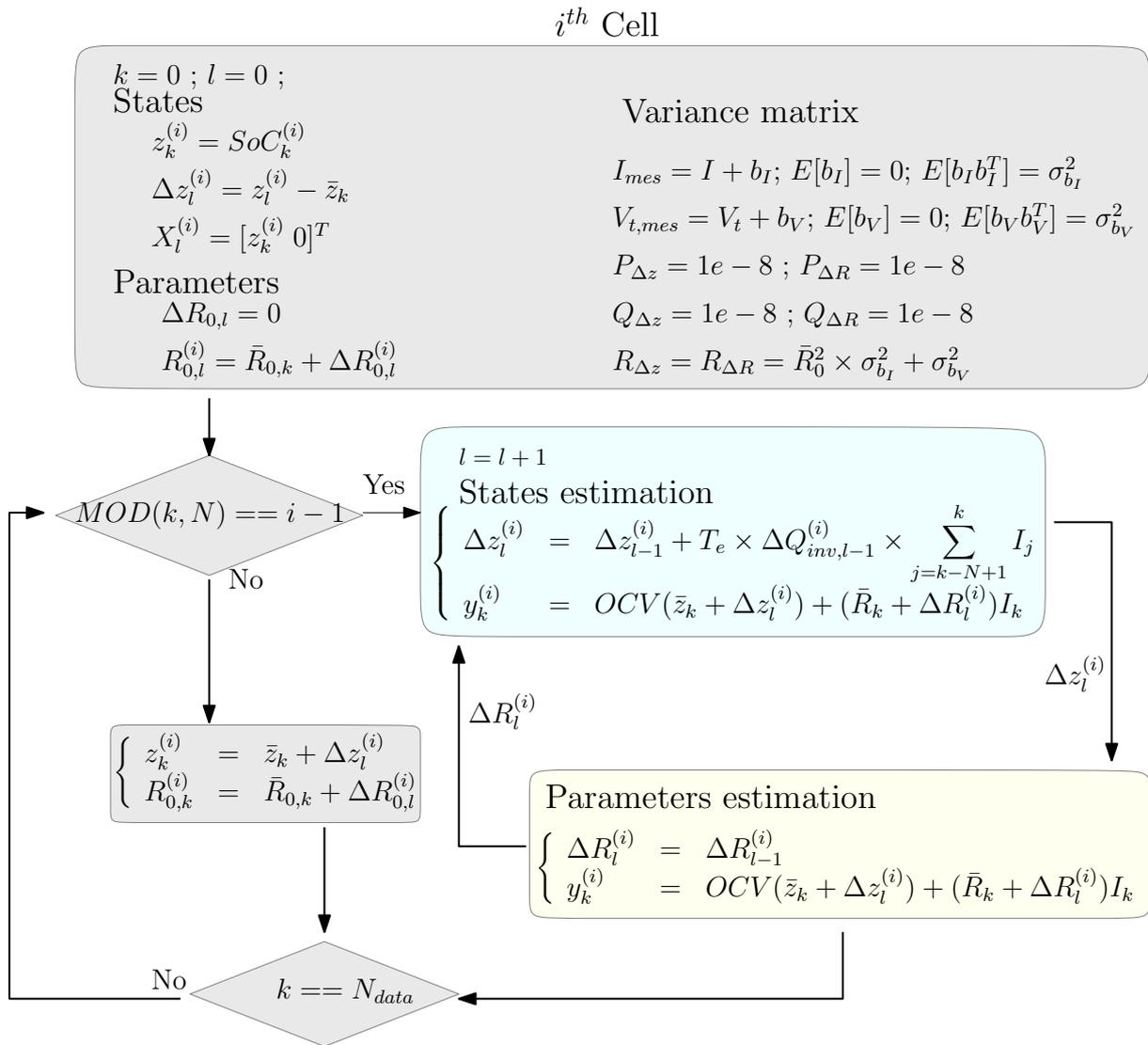


FIGURE II.12 – Méthode BAR-DELTA [Plett, 2009a] : Diagramme de l'estimation des états de charge des cellules réelles

Pour le roulage urbain à  $0^\circ C$  nous avons aussi fait le même test. Sur la figure II.17, on trouve en a) les valeurs estimées des différences de SoC :  $\Delta z_k^{(i)} = \Delta SoC^{(i)}$  et en b) les valeurs estimées des différences de résistances ohmiques :  $\Delta R_{0,k}^{(i)}$ . On peut observer la faible variation des estimées  $\Delta z^i$  et  $\Delta R_0^i$  sachant que ces valeurs correspondent à une décharge complète. On trouve sur la figure II.19 la comparaison des estimations de résistance ohmiques, tandis que sur la figure II.18 on retrouve les erreurs d'estimation d'états de charge de la solution BMSRSA et de la méthode "Bar-Delta".

On peut dire en observant ces figures que :

- L'hypothèse principale de Plett à savoir les variables  $\Delta SoC$  et  $\Delta R_0$  varient lentement au cours de la décharge du pack de batterie est vérifiée ;
- Pour l'estimation de la résistance ohmique, la différence des estimées entre les deux solutions (BMSRSA et "Bar-Delta") est très faible et de l'ordre de 5% ; soit

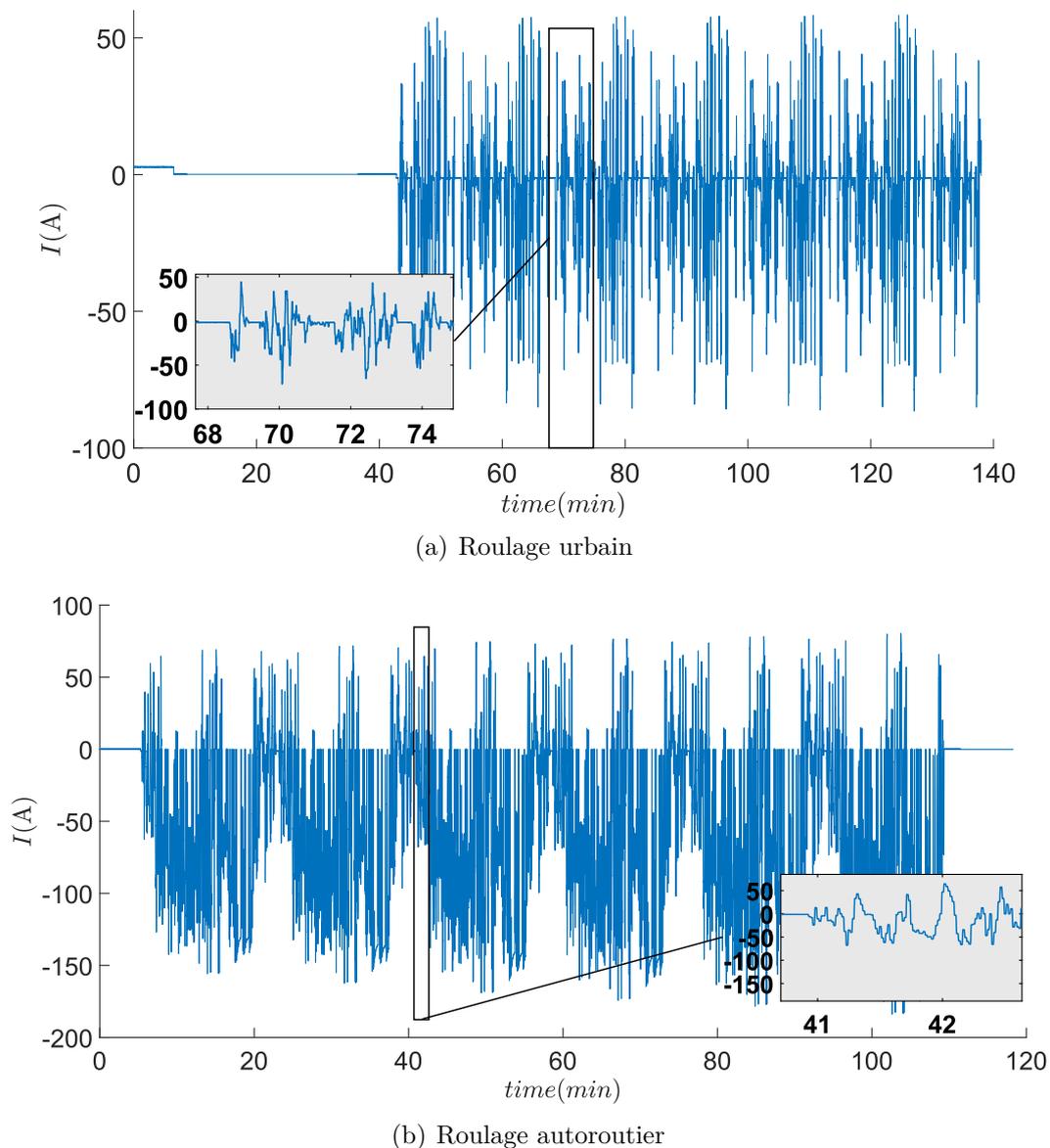


FIGURE II.13 – Profils de courant utilisés pour l'expérimentation de l'approche "Bar-Delta".

$0,05 \text{ m}\Omega$ ;

- Pour l'estimation de l'état de charge, la différence entre les deux méthodes est négligeable sachant qu'elles produisent des erreurs maximales d'estimation de SoC d'environ  $\pm 4\%$ .

L'hypothèse simplificatrice de *Plett* permettant de réduire la charge de calcul est valable pour ce pack de cellules de capacités de charge  $Q_n = 128 \text{ Ah}$ . Il faut à présent chiffrer cette réduction de charge de calcul.

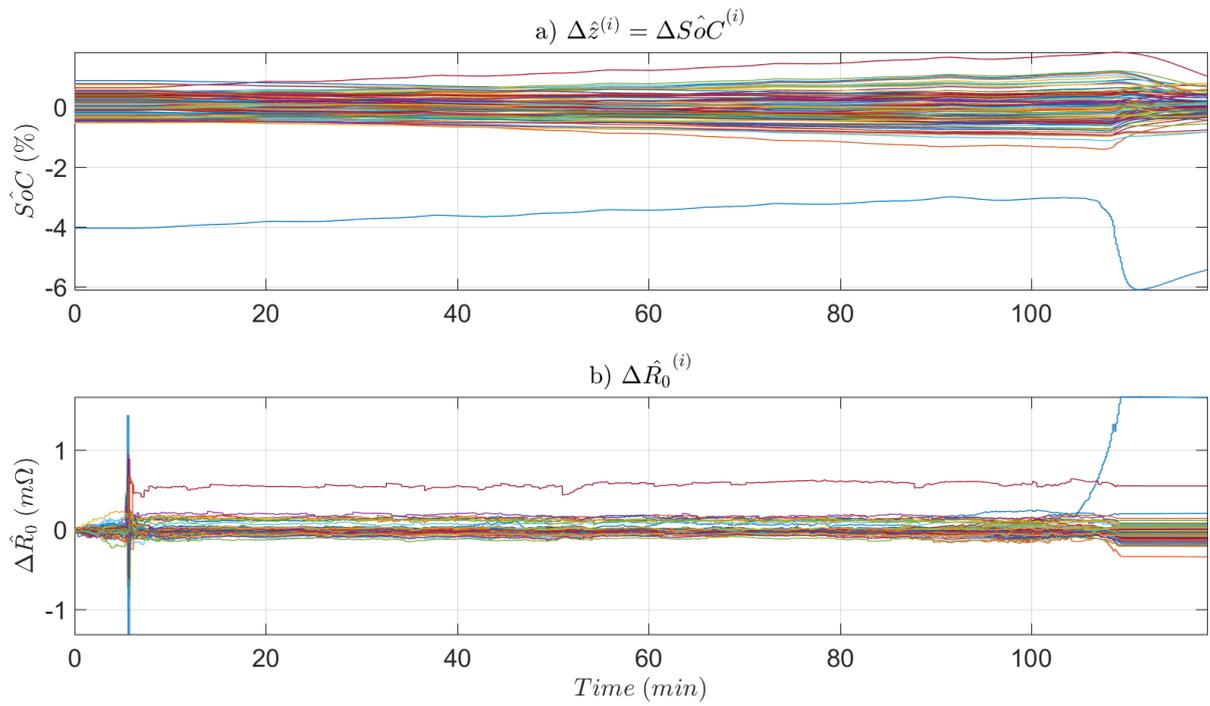


FIGURE II.14 – Valeurs estimées de  $\Delta SoC^i = \Delta z^i$  et  $\Delta R_0^i$ , pour un pack de batterie (EV :  $Q_n = 128 Ah$ ) de la Zoé en réponse à un profil de courant autoroutier, à  $25^\circ C$ .

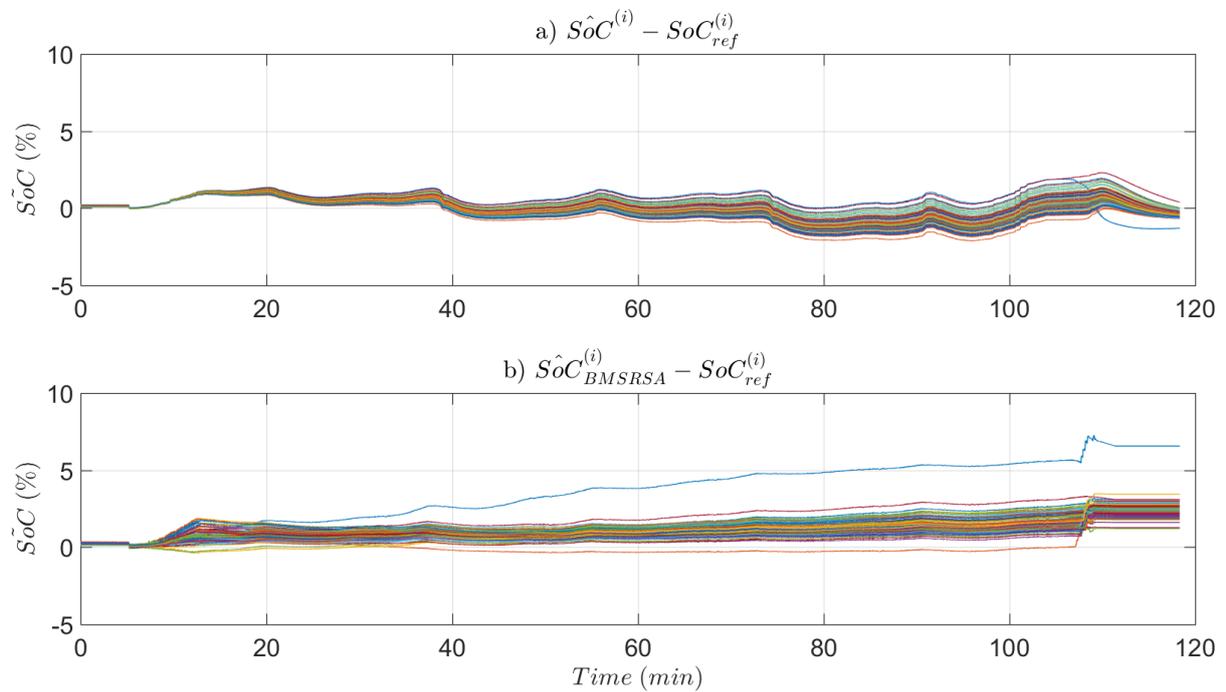


FIGURE II.15 – Comparaison des erreurs obtenues par la solution BMSRSA à celles de la méthode "Bar-Delta", en réponse à un profil de courant autoroutier, à  $25^\circ C$ .

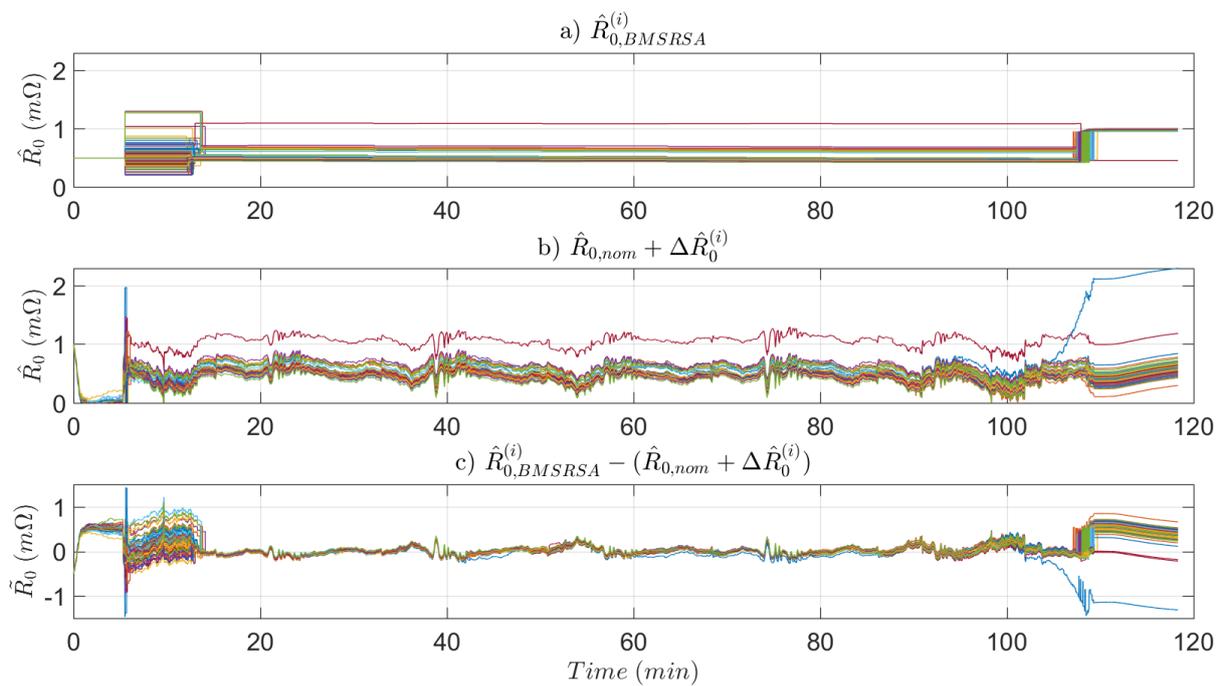


FIGURE II.16 – Comparaison des valeurs estimées des résistances ohmiques  $R_0^i$  par la solution BMSRSA à celles de la méthode "Bar-Delta", en réponse à un profil de courant autoroutier, à  $25^\circ C$ .

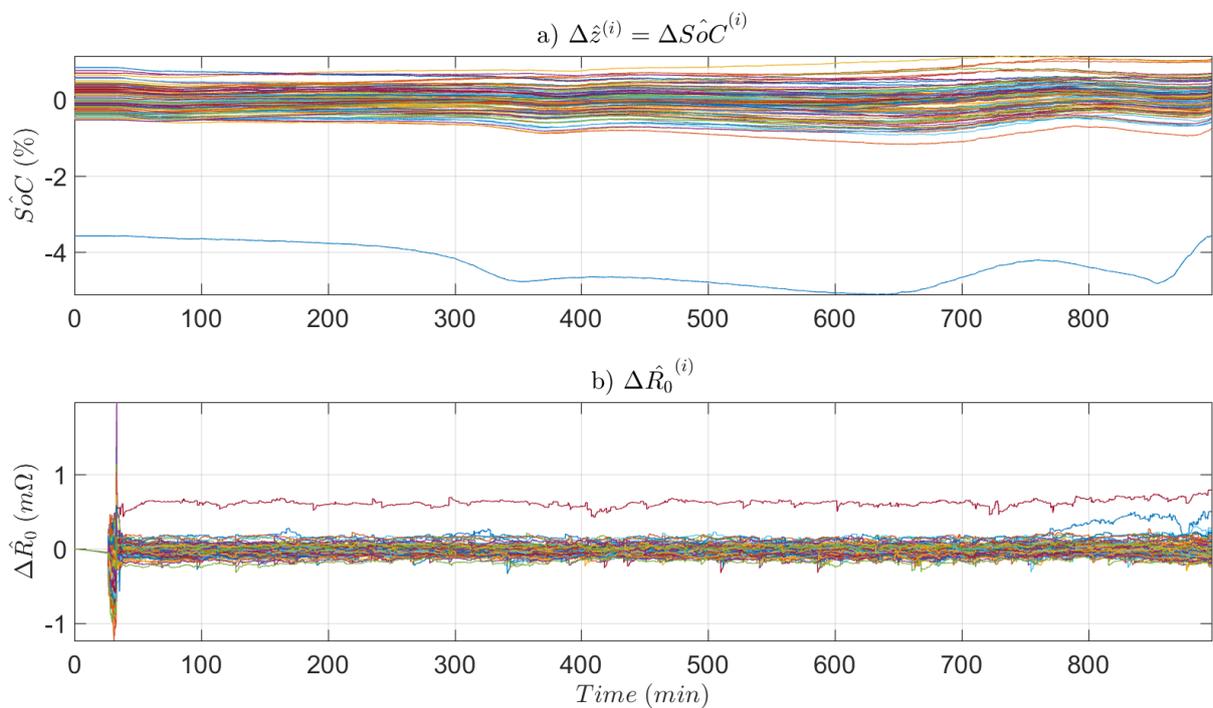


FIGURE II.17 – Valeurs estimées de  $\Delta SoC^i = \Delta z^i$  et  $\Delta R_0^i$ , pour un pack de batterie (EV :  $Q_n = 128 Ah$ ) de la Zoé en réponse à un profil de courant urbain, à  $0^\circ C$ .

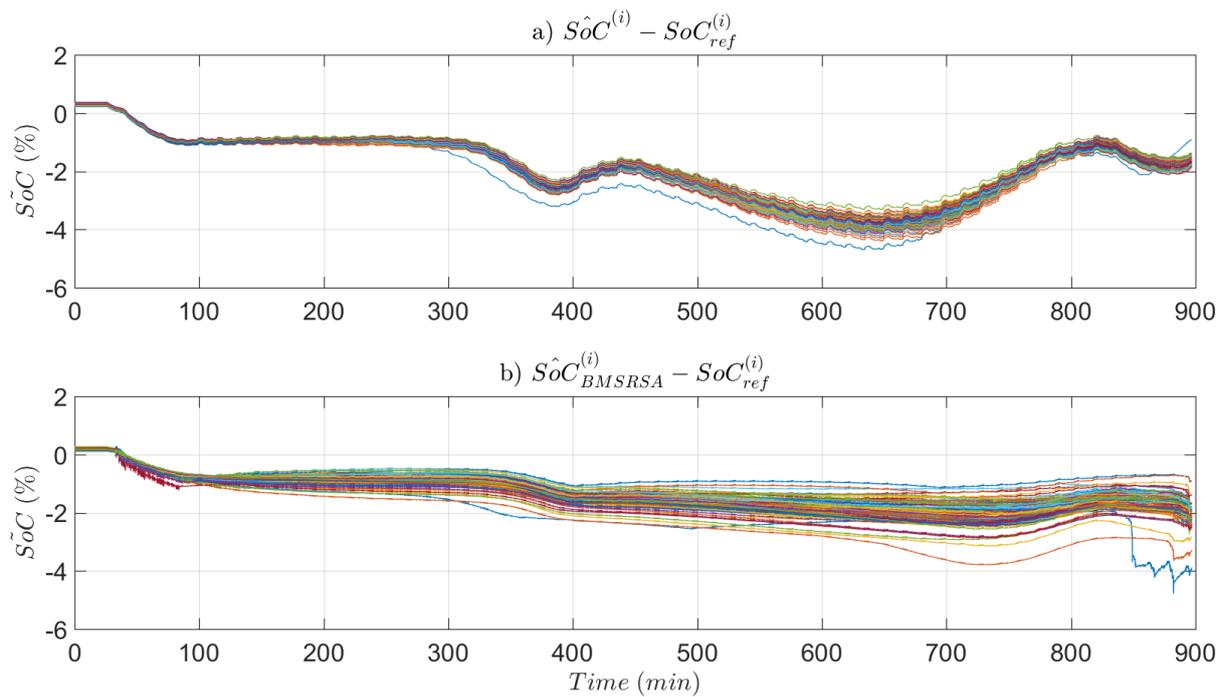


FIGURE II.18 – Comparaison des erreurs obtenues par la solution BMSRSA à celles de la méthode "Bar-Delta", en réponse à un profil de courant urbain, à  $0^{\circ} C$ .

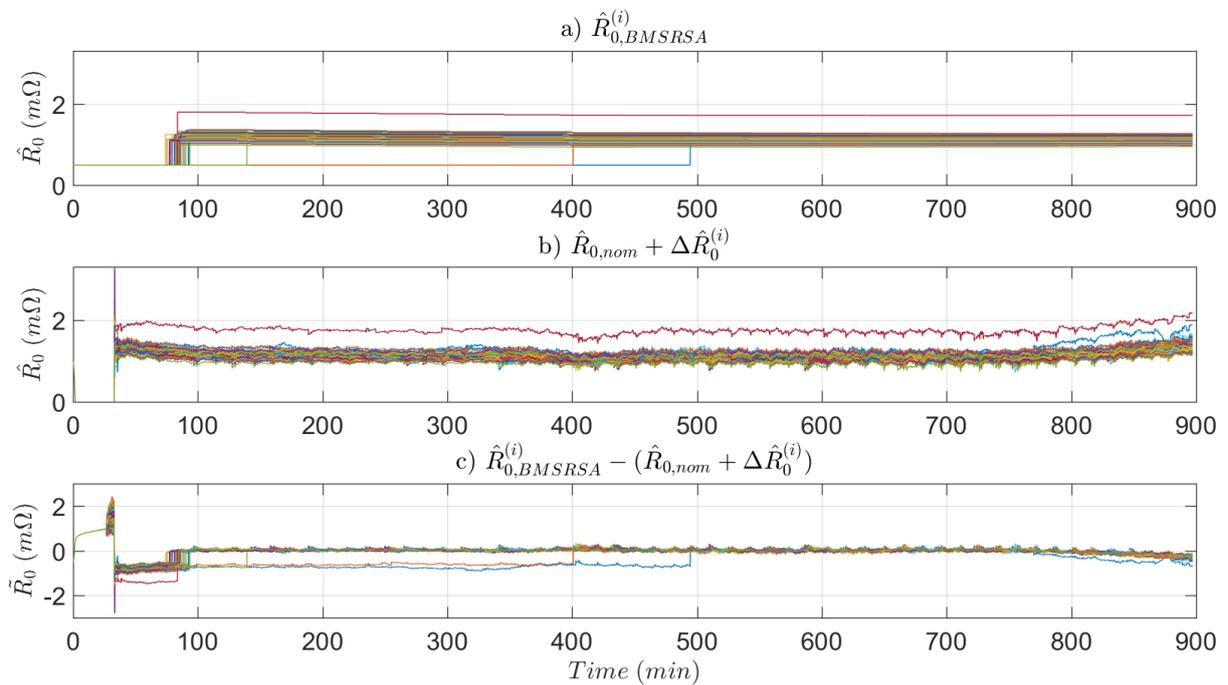


FIGURE II.19 – Comparaison des valeurs estimées des résistances ohmiques  $R_0^i$  par la solution BMSRSA à celles de la méthode "Bar-Delta", en réponse à un profil de courant urbain, à  $0^{\circ} C$ .

### II.3.3.3 La réduction du temps de calcul

Dans un premier temps, on serait tenté de penser qu'au final, pour l'état de charge par exemple, il faut à présent  $N + 1$  filtres au lieu de  $N$  filtres pour la méthode directe. Néanmoins cette impression est fautive. En réalité, la puissance de la méthode réside dans deux subtilités, à savoir :

- Les  $N + 1$  filtres n'ont pas le même niveau de complexité. Certes, pour l'état de charge par exemple, le filtre moyen «Bar» garde la même complexité qu'auparavant ; en revanche les filtres «Delta» possèdent un seul état chacun et sont donc moins complexes.
- De plus, seul le filtre «Bar» fonctionne à la fréquence  $T_e$ . Les filtres «Delta» fonctionnent séquentiellement à la fréquence  $N \times T_e$ . C'est à dire qu'à chaque pas de temps  $t = k \times T_e$  un seul des filtres «Delta» ainsi que le filtre «Bar» sont mis à jour.

La méthode "Bar-Delta" permet dans sa formulation de diviser par  $n = N/2$  le temps de calcul en comparaison à la méthode directe ( $N$ - $EKF$ ). En effet, la méthode directe consiste à estimer à chaque pas de temps  $T_e$  l'état de charge ainsi que les paramètres de toutes les  $N = 96$  cellules du pack de batterie. De son côté, la méthode "Bar-Delta" consiste à estimer à chaque pas de temps les états de deux cellules : une virtuelle (la moyenne) et une réelle (une des  $N$  cellules du pack). La figure II.20 représente la comparaison entre la solution proposée par Plett et celle adoptée actuellement dans le BMS de la Zoé de Renault. Ainsi, au lieu de mettre à jour 8 filtres à chaque pas de temps, on met à jour seulement 2 filtres pour le même niveau de précision. D'ailleurs **Plett** dans sa formulation originale affirmait que  $N/2 \leq n \leq N$  car les filtres "Deltas" sont à un seul état et nécessitent moins de temps de calcul. Pour valider cette hypothèse, nous avons utilisé cet algorithme pour différentes valeurs de  $N$  allant de 10 à 96. Nous avons à cet effet mesuré les temps d'exécution en utilisant la méthode directe en comparaison de la méthode "Bar-Delta". Sur la figure II.21 on trouve le rapport  $n$  exprimant la réduction du temps de calcul à l'aide de l'équation II.9.

$$n = \frac{t_{N-EKF}}{t_{Bar-Delta}} \quad (\text{II.9})$$

Ce rapport a été calculé pour deux types d'applications : EV et PHEV. On obtient alors  $n = N/1,32$  pour les EVs et  $n = N/1,23$  pour les PHEV d'après l'illustration de la figure II.21.

Cette méthode possède l'avantage de fournir une estimation du SoC de toutes les cellules à chaque pas de temps. Il s'agit du meilleur compromis charge de calcul et précision. En effet, par comparaison à la méthode « m-top/bottom », elles ont la même complexité de calcul pour  $m = 1$ . Car à chaque pas de temps, seuls deux calculs sont effectués : cellule moyenne et une des  $N$  cellules du pack (delta-bar) contre les cellules ayant les tensions min et max (m-top/bottom).



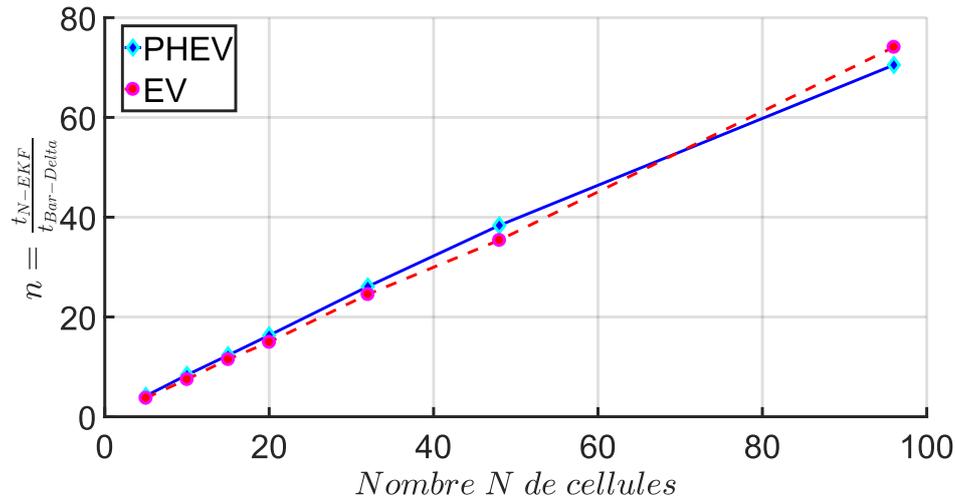


FIGURE II.21 – Ratio  $n = \frac{t_{N-EKF}}{t_{Bar-Delta}}$  de réduction du temps de calcul pour le nombre total de cellules allant de  $N = 10$  à  $96$ .

## II.3.4 Proposition d'amélioration de la "méthode Bar-Delta"

### II.3.4.1 Présentation :

La méthode "Bar-Delta" telle que présentée précédemment apporte de nombreux avantages qui seront d'autant meilleurs si nous améliorons la méthode de calcul des variables. En effet, nous avons vu que la méthode repose sur un calcul en deux temps : la variable nominale (moyenne)  $\bar{X}$  tous les  $T_e$  et la variable différence  $\Delta X$  tous les  $N \times T_e$ . Intuitivement, cette façon d'utiliser une cellule moyenne virtuelle comme cellule nominale semble s'imposer. Or dans la section II.3.3 le choix de la cellule moyenne virtuelle comme cellule nominale n'était pas une nécessité. Nous pouvons donc choisir une cellule réelle du pack comme cellule nominale. Nous précisons ici que nous entendons par nominale la cellule qui est calculée tous les  $T_e$  : c'est la partie "Bar" de la méthode "Bar-Delta". Ainsi, chaque  $T_e$ , les états de la  $i^{eme}$  cellule sont calculés par  $X^i = \bar{X} + \Delta X^i$  ; avec  $\bar{X}$  estimé à la période  $T_e$  et  $\Delta X^i$  estimé à la période  $N \times T_e$  tel que nous l'avons présenté en section II.3.3. Plusieurs raisons permettent de justifier cette approche :

1. Tout d'abord, comme nous l'avons dit précédemment, la notion de cellule moyenne est mal définie. Il est plus raisonnable d'utiliser une cellule réelle pour calculer les valeurs nominales. En l'occurrence ici, nous choisissons la cellule limitante comme cellule nominale.
2. Par ailleurs, jusqu'à présent, nous avons utilisé des cellules de grandes capacités :  $128Ah$  pour la Zoé. Pour des cellules de petites capacités, la décroissance rapide du SoC d'une des cellules très déchargée sera mal estimée. En effet l'hypothèse que fait Plett pour la méthode "Bar-Delta" est que la différence entre les SoC de deux cellules évolue lentement comparée aux SoC respectifs des deux cellules (voir la description en II.3.3.1). C'est ainsi que nous pouvons nous permettre d'estimer à une période plus grande la variable  $\Delta X^i$ , tandis que la partie  $\bar{X}$  est estimée toutes les  $T_e$ . Dans une situation où cette hypothèse ne serait plus valable, nous préférons

que les états de la cellule limitante (au sens du SoC) soient bien estimés. Pour ce faire, nous proposons de l'utiliser comme cellule nominale.

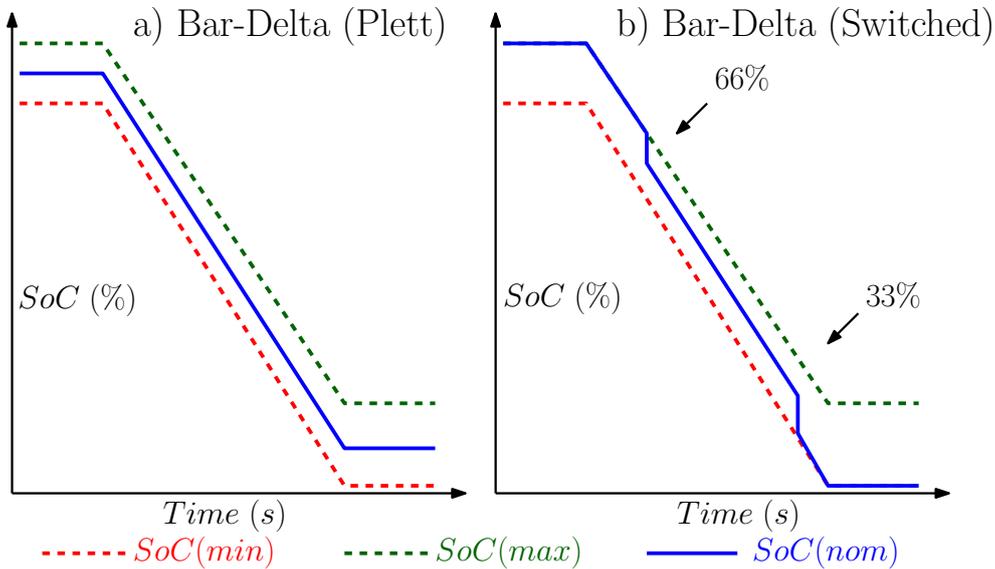


FIGURE II.22 – Comparaison de la proposition d'amélioration de la méthode Bar-Delta de Plett à la nouvelle version que nous proposons. a-) La méthode "Bar-Delta" calcule le SoC avec deux pas :  $T_e$  pour l'état moyen  $\bar{X}$  et  $N \times T_e$  pour les états réels  $X^i$  pour  $i \in \{1, \dots, N\}$ ; ainsi  $X^i = \bar{X} + \Delta X^i$ . b-) La solution modifiée "Bar-Delta-switched" : à haut SoC ( $> 66\%$ ) on utilise la cellule la plus chargée comme cellule nominale; à moyen SoC, la cellule moyenne virtuelle et à bas SoC ( $< 33\%$ ) la cellule la moins chargée comme cellule nominale; ainsi  $X^i = X_{nom} + \Delta X^i$ .

Pour implanter cette solution nous avons procédé comme suit :

- à bas SoC ( $< 33\%$ ), la cellule à SoC le plus faible est utilisée comme cellule nominale (ses états sont estimés à la période  $T_e$ )
- à moyen SoC, la cellule moyenne virtuelle est utilisée comme cellule nominale
- à haut SoC ( $> 66\%$ ), la cellule à SoC le plus élevé est utilisée comme cellule nominale

Sur la figure II.22, on trouve une description comparative de la solution que nous proposons par rapport à celle de Plett.

#### II.3.4.2 Résultats pour des cellules de 28 Ah

Pour tester notre solution nous utilisons les cellules du PHEV de capacités de charge 28 Ah. Ainsi, la variation de SoC sera plus importante pour chaque période d'échantillonnage. Sur la figure II.23 on trouve les états de charge des  $N = 96$  cellules du pack pour la méthode a) "Bar-Delta" de Plett, b) "Bar-Delta-Switched" que nous proposons ainsi que les erreurs respectives associées en c) et d). Nous rappelons que notre objectif est de montrer qu'en choisissant bien la cellule qui sert de cellule nominale, nous pouvons assurer une erreur d'estimation relativement faible des états de cellules. Mais surtout, nous voulons nous assurer que la cellule limitante ait la plus faible erreur d'estimation possible.

Pour les tests, nous avons observé les résultats en appliquant notre méthode uniquement à bas SoC < 33%. En effet à bas SoC, la variation de l'état de charge est plus rapide.

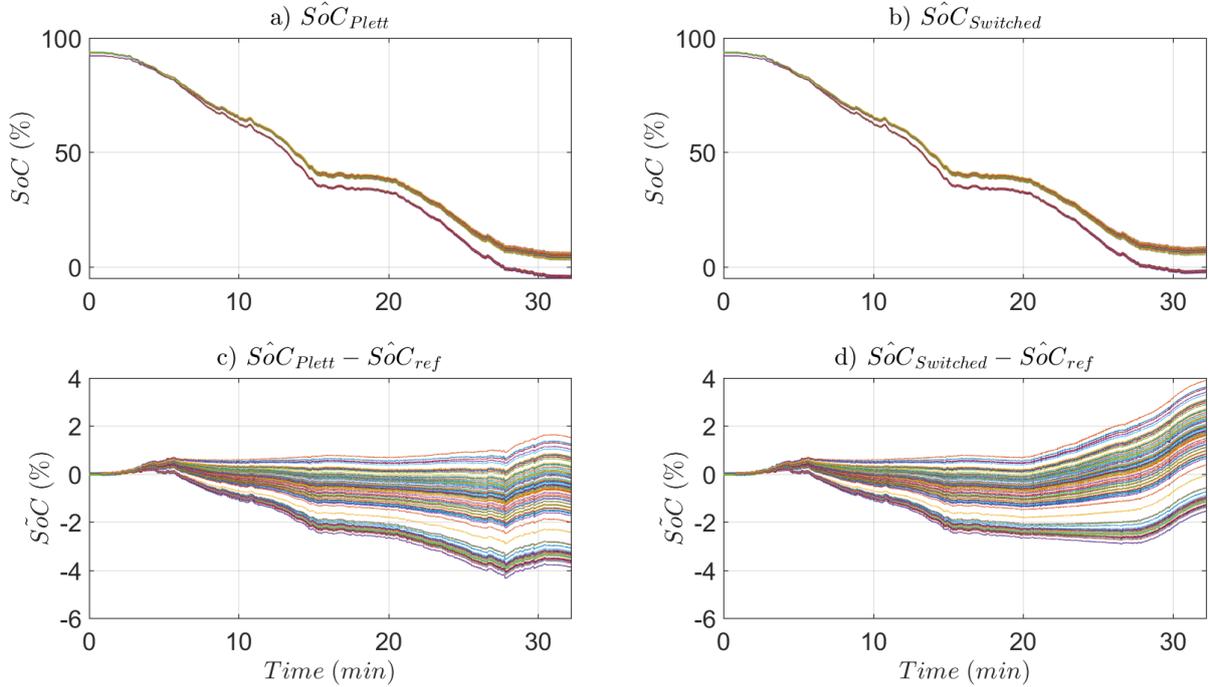


FIGURE II.23 – Estimation des états de charge pour la méthode a) "Bar-Delta" de Plett, et b) "Bar-Delta-Switched" que nous proposons ainsi que les erreurs associées respectivement en c) et d). La solution BMSRSA calcule le SoC par paquets de 8 cellules. Pour un pack de batterie (PHEV :  $Q_n = 28 Ah$ ) en réponse à un profil de courant autoroutier, à  $0^\circ C$ .

Ce sont les cellules limitantes à savoir les plus chargées et les moins chargées qui nous intéressent. On trouve donc sur la figure II.24 l'erreur d'estimation de la cellule la plus chargée  $\hat{SoC}_{max} - SoC_{ref, max}$  et la moins chargée  $\hat{SoC}_{min} - SoC_{ref, min}$  aussi bien pour la méthode initiale de Plett que pour notre proposition d'amélioration. S'agissant d'une décharge nous nous sommes focalisés sur la partie bas SoC. On observe sur ces deux figures que :

- La méthode que nous proposons affiche une erreur d'estimation  $\tilde{SoC}_{min,switched}$  inférieure à celle de la méthode de Plett  $\tilde{SoC}_{Plett}$  sur la figure II.24.
- Dans le même temps on peut observer que pour l'état de charge maximum, l'erreur augmente pour notre proposition par rapport à la méthode de Plett :  $\tilde{SoC}_{max,switched} > \tilde{SoC}_{max,Plett}$ . Ce résultat était attendu dans la mesure où la cellule nominale entraîne les autres dans ses variations. Or dans ce test à bas SoC, la cellule nominale est la cellule la plus déchargée, donc inévitablement le calcul des états de charge des autres cellules en est affecté car :  $X^i = X_{nom} + \Delta X^i$ . C'est ce que l'on peut observer sur la figure II.23. Mais cette observation n'est pas alarmante dans la mesure où à bas SoC, c'est la cellule la moins chargée qui est limitante. On observe la cellule la moins chargée pour ne pas descendre trop bas dans la valeur du SoC.

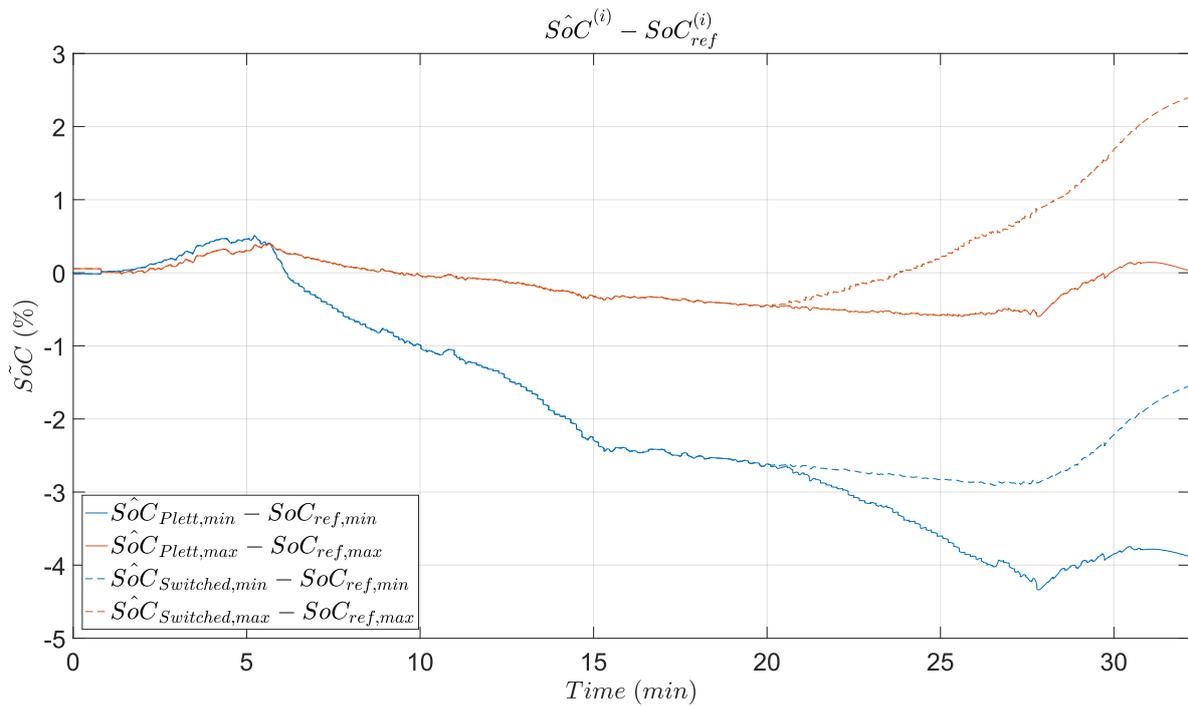


FIGURE II.24 – Comparaison des erreurs d'estimation des états de charge  $\tilde{SoC}_{max,min}$  de la méthode Bar-Delta de Plett à la nouvelle version que nous proposons.

### II.3.4.3 Résultats pour cellules simulées de 10 Ah

Pour aller plus loin, nous avons utilisé un pack de cellules simulées. L'idée ici est de reproduire un pack de batteries qui possède des dispersions en terme de capacité de charge  $Q_n$ , de résistances  $R_0$  et  $R_1$ , et de capacité faradique  $C_1$  de ses cellules. Pour le test, nous avons choisi une capacité de charge nominale de 10 Ah. Nous rappelons que notre objectif est de montrer qu'en choisissant bien la cellule qui sert de cellule nominale, nous pouvons assurer une erreur d'estimation relativement faible des états de cellules. Mais surtout, nous voulons nous assurer que la cellule limitante ait la plus faible erreur d'estimation possible.

Pour les tests, nous avons observé les résultats en appliquant notre méthode uniquement à bas SoC < 33%. En effet à bas SoC, la dynamique de l'état de charge est plus rapide. Pour ces cellules de 10 Ah, la figure II.25 permet d'observer le résultat d'estimation pour le pack de 96 cellules. La figure II.26 quant à elle permet d'observer les estimées ainsi que les erreurs d'estimation des valeurs maximales et minimales des états de charge ( $SoC_{min,max}$ ).

L'observation de ces figures nous permet de formuler les affirmations suivantes :

- La méthode que nous proposons affiche des erreurs d'estimation  $\tilde{SoC} < 0,5\%$  pour l'état de charge minimum ; tandis que les erreurs d'estimation affichées par la méthode de Plett se situent à  $\tilde{SoC} < 2\%$  pour les cellules simulées de 10 Ah : voir la figure II.26 à bas SoC.
- Dans le cas présent on peut observer que pour l'état de charge maximum, l'erreur diminue pour notre proposition par rapport à la méthode de Plett. Dans le cas des

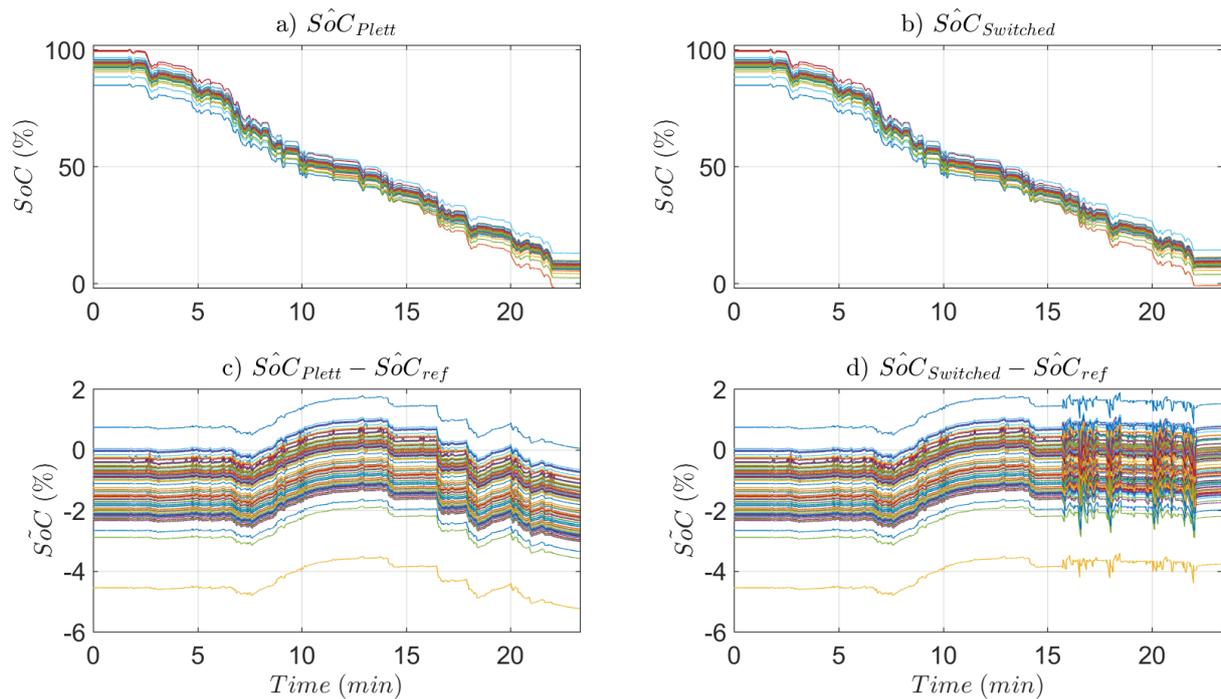


FIGURE II.25 – a) Résultats des estimations en utilisant la méthode "Bar-Delta" de Plett. b) Résultats des estimations en utilisant la méthode "Bar-Delta-Switched" que nous proposons. c) Erreur d'estimation  $\tilde{SoC}$  en utilisant la méthode "Bar-Delta" de Plett. d) Erreur d'estimation  $\tilde{SoC}$  par la méthode "Bar-Delta-Switched" proposée. La capacité des cellules simulées est  $10 Ah$ .

cellules de capacité  $28 Ah$ , on avait observé une augmentation de l'erreur d'estimation de l'état de charge maximum. Dans tous les cas, à bas SoC, la cellule nominale est la cellule la plus déchargée, donc inévitablement elle a une décroissance plus rapide que les autres. C'est elle qui nous intéresse, et qui présente de meilleurs résultats en utilisant la solution proposée.

Nous pouvons donc conclure, à la lumière des résultats des tests précédents, que la méthode «Bar-Delta» répond bien à notre problématique de réduction de la charge de calcul. Nous avons obtenu par rapport à la méthode de multiplexage du BMSRSA une réduction du temps de calcul d'un facteur 4. Comme nous l'avons présenté dans l'introduction de ce chapitre, la solution BMSRSA est optimisée pour réduire la charge de calcul du BMS. De plus nous avons observé qu'en choisissant intelligemment la cellule nominale on peut assurer une estimation acceptable dans les configurations où l'hypothèse de Plett n'est plus valable.

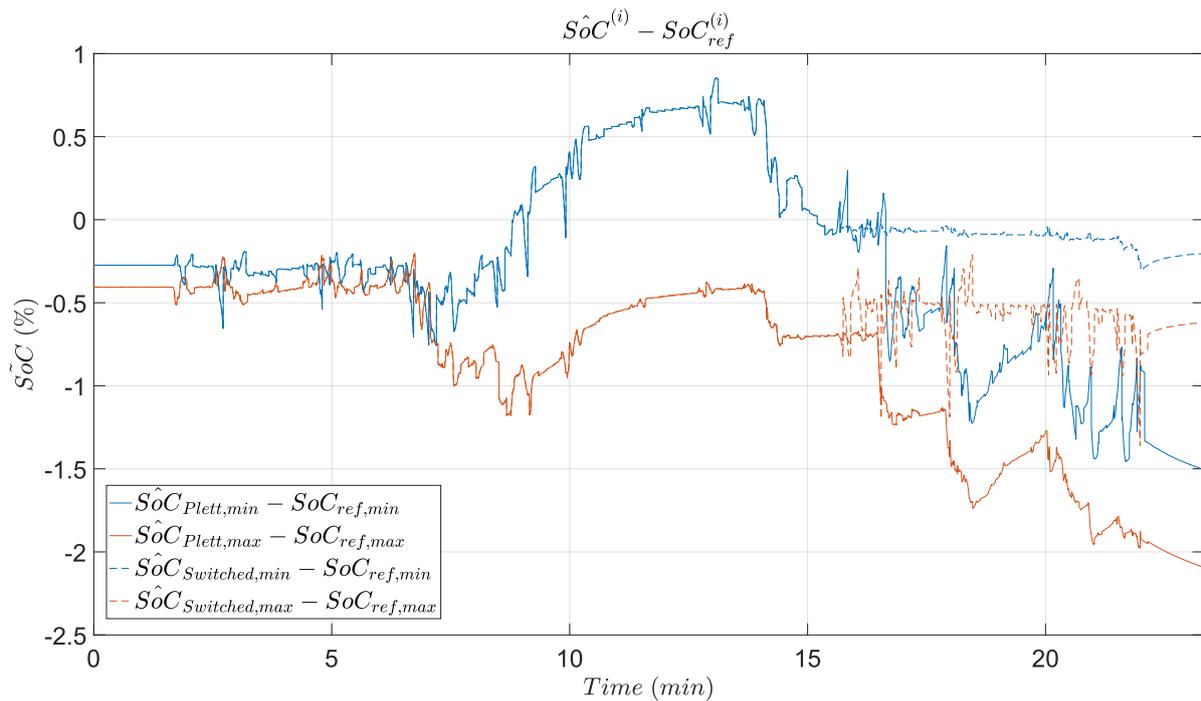


FIGURE II.26 – Comparaison des erreurs d'estimations des états de charge  $\tilde{SoC}_{max,min}$  des cellules d'un pack de  $N = 96$  cellules simulées. La capacité nominale des cellules simulées est  $10 Ah$ .

## II.4 Conclusion sur l'état de charge d'un pack de batterie

Nous avons étudié dans ce chapitre différentes solutions d'estimation de l'état de charge d'un pack de batterie. Parmi les solutions étudiées, nous pouvons citer : "la méthode de la cellule moyenne" , "la méthode des tensions limites" ( $V_{t,min,max}$ ), "la méthode m-top/bottom" et "la méthode Bar-Delta" de Plett. Nous avons par cette étude compris qu'il est plus important d'utiliser les méthodes multi-cellules. Les méthodes "m-top/bottom" et "bar-delta" produisent les meilleurs résultats. Pour ces deux méthodes étudiées, nous avons proposé des améliorations. Néanmoins la méthode "Bar-delta" (moyenne-différences) semble produire les meilleurs résultats. Nous avons aussi montré qu'il est primordial d'estimer l'état de charge de chaque cellule plutôt que d'utiliser une notion de cellule moyenne mal définie.

La méthode qui nous semble la plus adaptée, pour à la fois estimer le SoC de toutes les cellules à l'intérieur du pack tout en maintenant un niveau de charge de calcul limité, est la méthode "Bar-Delta" de Plett [Plett, 2009a]. Nous avons aussi proposé une amélioration de cette méthode pour les conditions dans lesquelles elle est limitée. En particulier, nous nous sommes penchés sur le cas des cellules de petites capacités ( $28 Ah$  (cellules réelles), et  $10 Ah$  (cellules simulées)). Nous avons montré qu'en modifiant l'approche de Plett, on peut assurer une meilleure estimation des valeurs des états de charge  $SoC_{min,max}$  surtout à bas SoC ( $< 33\%$ ), tout en maintenant un niveau de précision acceptable pour les autres

cellules du pack. Ce résultat est rendu possible dans la mesure où, au final, pour le pack en charge seule la cellule ayant le  $SoC_{max}$  est limitante ; de même en décharge, seule la cellule ayant le  $SoC_{min}$  est limitante. De plus la meilleure façon de décrire l'état de charge du pack de batterie est de calculer celui de la cellule la moins chargée. La cellule limitante peut être détectée soit par la méthode «Bar-Delta» de Plett modifiée, ou par la méthode «m-top/bottom» modifiée. Ces deux approches permettent de réduire la charge de calcul du BMS, remplissant ainsi un de nos principaux objectifs. Pour aller plus loin avec la problématique de précision nous nous pencherons dans le chapitre suivant sur la question des modèles électrochimiques simplifiés et des modèles d'ordre fractionnaire.

# III

## MODÈLE D'ORDRE FRACTIONNAIRE POUR LES CELLULES LI-ION

### Sommaire

---

III.1	Introduction . . . . .	80
III.2	Représentation d'ordre fractionnaire . . . . .	80
III.2.1	Dérivée d'ordre fractionnaire . . . . .	80
III.2.2	Représentation fréquentielle d'une dérivée non entière . . . . .	81
III.2.3	Représentation des systèmes d'ordre fractionnaire . . . . .	81
III.2.4	Stabilité des systèmes d'ordre fractionnaire . . . . .	82
III.3	Identification du modèle d'ordre fractionnaire . . . . .	84
III.3.1	Modèles d'ordre fractionnaire pour les batteries Li-ion . . . . .	84
III.3.2	Contribution à l'identification dans le domaine fréquentiel . . . . .	85
III.3.3	Approximation numérique . . . . .	92
III.3.4	Identification dans le domaine temporel . . . . .	94
	III.3.4.1 Test sur des créneaux de courant . . . . .	96
	III.3.4.2 Validation sur les profils de roulage . . . . .	98
III.4	Filtre de Kalman étendu avec le modèle d'ordre fractionnaire . . . . .	99
	III.4.1 Modélisation . . . . .	99
	III.4.2 Validation expérimentale . . . . .	101
III.5	Conclusion . . . . .	107

---

## III.1 Introduction

Dans ce chapitre nous introduisons la notion de dérivée d'ordre fractionnaire encore appelée dérivée non entière. Une justification de l'utilisation de la représentation d'ordre fractionnaire est donnée dans ce chapitre. Puis nous présentons une approche fréquentielle ainsi qu'une approche temporelle pour l'identification d'un modèle d'ordre non entier pour les cellules Li-ion. Pour finir, un observateur de Kalman fondé sur le modèle identifié a été mis au point pour estimer l'état de charge (SoC) des cellules Li-ion. Le but est de montrer en quoi l'utilisation de la représentation non entière permet d'améliorer la précision de l'estimation du SoC.

## III.2 Représentation d'ordre fractionnaire

### III.2.1 Dérivée d'ordre fractionnaire

La dérivée d'ordre fractionnaire est une extension de la dérivée d'ordre entier classique. L'idée de la dérivée d'ordre fractionnaire apparaît pour la première fois dans une lettre de **Leibniz** à **l'Hospital** en 1695 [Petráš, 2011]. Les dérivées d'ordre fractionnaire sont utilisées de nos jours dans différents sujets tels que : les systèmes de diffusion, les systèmes électriques, la commande avancée etc ... [Sabatier et al., 2007]. Il existe dans la littérature plusieurs définitions d'intégrales et dérivées d'ordre fractionnaire [de Oliveira and Tenreiro Machado, 2014]. Parmi ces définitions, trois reviennent souvent, à savoir : la définition de Riemann-Liouville (RL), celle de Caputo (CP) et celle de Grünwald - Letnikov (GL).

La dérivée d'ordre fractionnaire d'une fonction causale  $f$  du temps  $t$  à l'ordre  $\nu \in \mathbb{R}_+^*$ , au sens de RL est donnée par [Chetoui, 2013], [Petráš, 2011] :

$$\mathcal{D}_{RL}^\nu f(t) = \frac{1}{\Gamma(n-\nu)} \frac{d^n}{dt^n} \int_0^t \frac{f(\tau)}{(t-\tau)^{\nu-n+1}} d\tau \quad (\text{III.1})$$

où  $n-1 < \nu < n$ ,  $n \in \mathbb{N}$  et  $\Gamma(\cdot)$  est la fonction *Gamma* d'**Euler** définie par l'équation III.2.

$$\Gamma(n) = \int_0^t t^{n-1} e^{-t} dt \quad (\text{III.2})$$

De même la dérivée d'ordre fractionnaire d'une fonction causale  $f$  du temps  $t$  à l'ordre  $\nu \in \mathbb{R}_+^*$ , au sens de CP est donnée par :

$$\mathcal{D}_{CP}^\nu f(t) = \frac{1}{\Gamma(n-\nu)} \int_0^t \frac{f^{(n)}(\tau)}{(t-\tau)^{\nu-n+1}} d\tau \quad (\text{III.3})$$

où  $n-1 < \nu < n$ ,  $n \in \mathbb{N}$ ,  $\Gamma(\cdot)$  est la fonction *Gamma* et  $f^{(n)}$  est la dérivée entière  $n$ -ième de la fonction  $f$ .

La dérivée d'ordre fractionnaire d'une fonction causale  $f$  du temps  $t$  à l'ordre  $\nu \in \mathbb{R}_+^*$ , au sens de GL est donnée par :

$$\mathcal{D}_{GL}^\nu f(t) = \lim_{T_e \rightarrow 0} \frac{1}{T_e^\nu} \sum_{j=0}^{\lfloor t/T_e \rfloor} (-1)^j C_\nu^j f(t - jT_e) \quad (\text{III.4})$$

où  $T_e$  est la période d'échantillonnage et  $\lfloor t/T_e \rfloor$  la partie entière de la fraction  $t/T_e$ ,  $C_\nu^j$  le coefficient binomial de **Newton** généralisé aux nombres réels à l'aide de l'équation III.5.

$$C_\nu^j = \frac{\Gamma(\nu + 1)}{\Gamma(j + 1)\Gamma(\nu - j + 1)} = \frac{\nu(\nu - 1) \dots (\nu - j + 1)}{j!} \quad (\text{III.5})$$

Pour les applications numériques, la définition de GL est la plus utilisée en raison de sa simplicité de mise en œuvre en comparaison des autres approches.

### III.2.2 Représentation fréquentielle d'une dérivée non entière

Un dérivateur non entier réel est tel que sa grandeur de sortie  $y(t)$  s'identifie, à un facteur près, à la dérivée non entière de sa grandeur d'entrée  $u(t)$ , soit [Victor, 2010], [Fadiga, 2014], [Chetoui, 2013] :

$$y(t) = \tau^\nu \mathcal{D}^\nu u(t) \quad (\text{III.6})$$

où  $\tau$  désigne la constante de temps de différenciation et  $\nu \in \mathbb{R}$  l'ordre de dérivation réel. Lorsque  $\nu$  est positif (respectivement négatif) il s'agit d'une dérivation (respectivement intégration). On peut alors écrire dans le domaine fréquentiel la fonction de transfert en supposant que le système est au repos à l'instant initial comme suit :

$$H(s) = \left( \frac{s}{\omega_u} \right)^\nu \quad (\text{III.7})$$

où  $\omega_u = 1/\tau$  est la fréquence de coupure (le gain égal à 1), et  $s \in \mathbb{C}$  la variable de Laplace. On peut définir le module et l'argument de la fonction de transfert  $H(s = j\omega)$  pour une pulsation  $\omega$  donnée comme suit :

$$\begin{cases} |H(j\omega)| &= \left( \frac{\omega}{\omega_u} \right)^\nu \\ \arg(H(j\omega)) &= \nu \frac{\pi}{2} \end{cases} \quad (\text{III.8})$$

Le gain se caractérise alors par une pente de  $20\nu$  dB par décade et la phase par une droite horizontale dont l'ordonnée correspondante est :  $\nu \frac{\pi}{2}$  [Fadiga, 2014].

### III.2.3 Représentation des systèmes d'ordre fractionnaire

Une représentation dans le domaine fréquentiel d'une fonction de transfert d'ordre fractionnaire (*Fractional Order Transfer* : FOT) peut être écrite de la façon suivante [Vinagre et al., 2000], [Victor, 2010] :

$$H_z(s) = \frac{b_M s^{\mu_M} + b_{M-1} s^{\mu_{M-1}} + \dots + b_0 s^{\mu_0}}{a_N s^{\nu_N} + a_{N-1} s^{\nu_{N-1}} + \dots + a_0 s^{\nu_0}} \quad (\text{III.9})$$

où  $s \in \mathbb{C}$  est la variable de Laplace ;  $\nu_n, \mu_m \in \mathbb{R}^+$  sont les exposants fractionnaires ;  $a_n, b_m \in \mathbb{R}$ , avec  $n \in \{0, \dots, N\}$ ,  $m \in \{0, \dots, M\}$  et  $a_0 = 1$  par convention pour l'unicité de la représentation. On peut à partir de cette représentation fréquentielle déduire une équation différentielle dans le domaine temporel sous la forme suivante [Vinagre et al., 2000], [Victor, 2010] :

$$a_N \mathcal{D}^{\nu_N} y(t) + a_{N-1} \mathcal{D}^{\nu_{N-1}} y(t) + \dots + a_0 \mathcal{D}^{\nu_0} y(t) = b_M \mathcal{D}^{\mu_M} u(t) + b_{M-1} \mathcal{D}^{\mu_{M-1}} u(t) + \dots + b_0 \mathcal{D}^{\mu_0} u(t) \quad (\text{III.10})$$

où  $\mathcal{D}^\nu$  et  $\mathcal{D}^\mu$  sont les dérivées fractionnaires de RL, CP ou GL.

Une représentation d'état d'un système d'ordre fractionnaire linéaire à temps invariant est donnée par l'équation suivante :

$$\begin{cases} \mathcal{D}^\nu x(t) &= Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) &= Cx(t) + Du(t) \end{cases} \quad (\text{III.11})$$

où  $x \in \mathbb{R}^n$  est le vecteur d'état,  $u \in \mathbb{R}^m$  l'entrée et  $y \in \mathbb{R}^p$  est la sortie du système ;  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ,  $B \in \mathbb{R}^{n \times m}$ ,  $C \in \mathbb{R}^{p \times n}$ ,  $D \in \mathbb{R}^{p \times m}$  et  $\nu = [\nu_1, \nu_2, \dots, \nu_n]^T$  sont les ordres fractionnaires. Lorsque  $\nu_1 = \nu_2 = \dots = \nu_n \equiv \nu$ , le système de l'équation III.11 est dit d'ordre commensurable, sinon il est d'ordre incommensurable [Victor, 2010], [Petráš, 2011], [Chetoui, 2013]. Il n'est pas toujours possible d'écrire une représentation d'état pour un système d'ordre fractionnaire.

### III.2.4 Stabilité des systèmes d'ordre fractionnaire

Pour la stabilité des systèmes d'ordre fractionnaire, nous pouvons nous référer aux théories de Matignon [Matignon, 1998], [Sabatier et al., 2007] pour les systèmes d'ordre commensurable.

 **Stabilité d'un système d'ordre non entier [Matignon, 1998], [Victor, 2010]**

Soit une fonction de transfert commensurable rationnelle en  $s^\nu$  et irréductible  $H(s) = \frac{Q(s)}{P(s)}$  telle que  $0 < \nu < 2$ .  $H(s)$  est un système entrée bornée sortie bornée stable si et seulement si :

$$|\arg(s_k)| > \nu \frac{\pi}{2}, \forall s_k \in \mathbb{C} / P(s_k^\nu) = 0. \quad (\text{III.12})$$

On obtient par ce théorème que les arguments des pôles en  $s^\nu$  doivent se retrouver à l'extérieur de l'intervalle  $[-\nu \frac{\pi}{2}, \nu \frac{\pi}{2}]$  pour que le système soit stable. On trouve une illustration graphique de ce théorème sur la figure III.1. Pour un ordre  $\nu > 2$ , la région

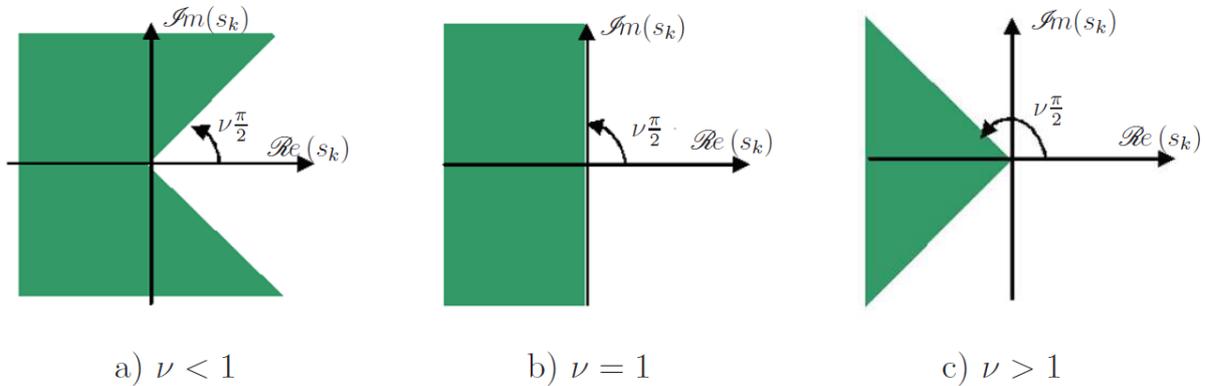


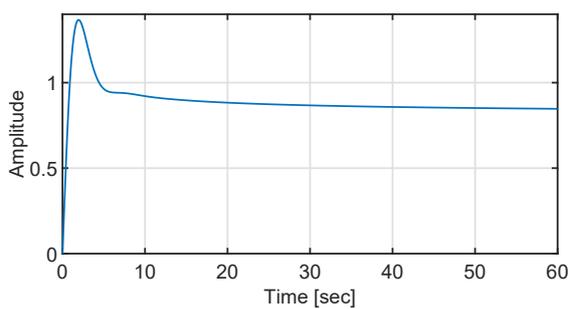
FIGURE III.1 – Région de stabilité de la dérivée fractionnaire  $s^\nu$ . Le système est stable si et seulement si ses pôles en  $s^\nu$  sont à l'intérieur du domaine colorié en vert [Victor, 2010].

de stabilité est un ensemble vide. Le système est alors instable quels que soient les pôles en  $s$  de la fonction de transfert [Victor, 2010]. Considérons par exemple la fonction de transfert  $H_q$  commensurable possédant deux pôles conjugués :  $s_k^\nu = \frac{1}{2} \pm j$ .

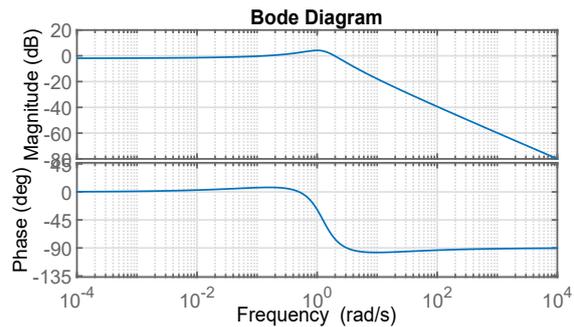
$$H_q(s) = \frac{1}{\left(s^\nu - \frac{1}{2} + j\right) \left(s^\nu - \frac{1}{2} - j\right)}, \text{ avec } 0 < \nu < 2 \quad (\text{III.13})$$

- Pour  $\nu = 1$  on retrouve un modèle d'ordre entier classique et on peut dire que le système représenté est instable car les pôles sont à parties réelles positives.
- Pour  $\nu = 0,5$  on obtient  $|\arg(s_k)| \simeq 1,107 > \frac{\pi}{4}$  donc le système est stable.
- En revanche pour  $\nu = 0,74$  on obtient  $|\arg(s_k)| \simeq 1,107 < \frac{0,74\pi}{2}$  donc le système est instable.

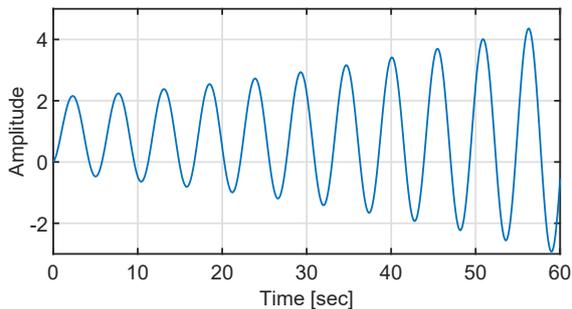
On peut vérifier les affirmations précédentes à l'aide des caractéristiques fréquentielles et temporelles affichées sur la figure III.2 pour deux valeurs différentes de  $\nu$ .



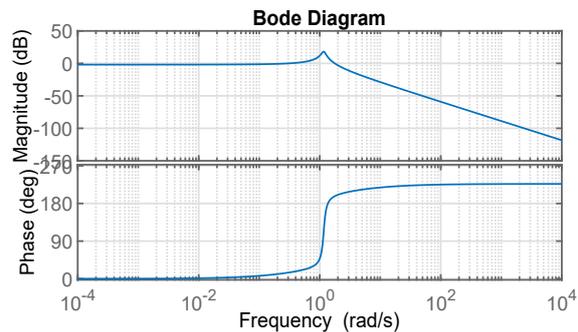
(a) Réponse à un créneau d'excitation pour  $\nu = 0,5$



(b) Diagramme de Bode pour  $\nu = 0,5$



(c) Réponse à un créneau d'excitation pour  $\nu = 0,74$



(d) Diagramme de Bode pour  $\nu = 0,74$

FIGURE III.2 – Caractéristiques fréquentielle et temporelle de la fonction de transfert  $H_q(s)$ , pour  $\nu = 0,5$  et  $0,74$ . Résultats obtenus en utilisant la toolbox FOMCON [Tepljakov, 2017].

### III.3 Identification du modèle d'ordre fractionnaire

#### III.3.1 Modèles d'ordre fractionnaire pour les batteries Li-ion

L'état des systèmes représentant des phénomènes de diffusion à un instant donné dépend de tous ses états depuis l'instant initial. On retrouve cette propriété dans la définition des dérivées d'ordre fractionnaire qui prennent en compte tout l'historique en utilisant des pondérations décroissantes qui s'annulent à l'instant initial [Petráš, 2011]. Par ailleurs, les fonctions de transfert d'ordre fractionnaire permettent de représenter avec peu de paramètres un système qui nécessite beaucoup de paramètres pour être représenté par un modèle d'ordre entier classique [Victor, 2010]. Les modèles d'ordre fractionnaire sont alors utilisés dans la littérature pour limiter la complexité paramétrique. Les modèles d'ordre fractionnaire ne sont pas utilisés uniquement pour la modélisation des cellules Li-ion. Par exemple dans [Taleb et al., 2017], [Taleb, 2015], **Taleb** a utilisé un modèle d'ordre fractionnaire pour modéliser et détecter les défauts des piles à combustible. **Victor** [Victor, 2010] quant à lui a utilisé les modèles d'ordre fractionnaire pour la poursuite robuste de trajectoire par platitude.

Dans le cadre de la modélisation des cellules Li-ion, **Sabatier** [Sabatier et al., 2015] montre qu'en écrivant les modèles SPM ("*Single Particle Model*") on obtient une fonction de transfert fractionnaire. De même, **Li** [Li et al., 2017a] montre que la fonction de transfert entre la concentration surfacique  $C_s^{surf}$  des ions  $Li^+$  et la densité de courant moyen  $J^{avg}$  peut être décrite par l'équation III.14. Il montre ensuite que pour  $N = 2$ , on obtient un modèle satisfaisant pour la modélisation des phénomènes de transport de matière se produisant dans les cellules Li-ion.

$$G(s) = \frac{b_1 + b_2 s^{0,5} + \dots + b_N s^{0,5(N-1)}}{1 + a_1 s^{0,5} + a_2 s^1 \dots + a_N s^{0,5N}} \quad (\text{III.14})$$

Il existe deux principales approches pour justifier l'utilisation des modèles d'ordre fractionnaire. La première consiste à utiliser la représentation dans le domaine fréquentiel de l'impédance interne de la cellule grâce aux mesures de spectroscopie d'impédance électrochimique (*Electrochemical Impedance Spectroscopy* : EIS) pour obtenir une fonction de transfert correspondante [Zhang et al., 2016b], [Mu et al., 2017], [Westerhoff et al., 2016]. On peut par exemple utiliser les éléments à phase constante (*Constant Phase Element* : CPE) pour modéliser le comportement de la cellule. La représentation fréquentielle d'un élément à phase constante est donnée par l'équation III.15 :

$$CPE(j\omega) = \frac{1}{C\omega^\nu \left[ \cos\left(\frac{\nu\pi}{2}\right) + j \sin\left(\frac{\nu\pi}{2}\right) \right]} \quad (\text{III.15})$$

où  $\nu \in [0, 1]$  est l'exposant fractionnaire, la phase constante est  $-\frac{\nu\pi}{2}$  et  $C = 1/|CPE|$  pour  $\omega = 1 \text{ rads}^{-1}$ . Dans [Eddahech et al., 2012a], des CPEs ont été utilisés en combinaison avec des réseaux de neurones pour suivre le comportement et l'état de santé (SoH) d'une batterie Li-ion. Dans [Wang et al., 2017] un estimateur à mode glissant d'ordre fractionnaire fondé sur l'identification dans le domaine fréquentiel a été utilisé pour l'estimation de l'état de charge (SoC) d'une cellule Li-ion.

La deuxième approche consiste à utiliser un modèle électrochimique simplifié comme dans [Li et al., 2017a], [Sabatier et al., 2015] où des modèles SPMs (*Single Particle Model*)

ont été utilisés pour aboutir à des fonctions de transfert d'ordre fractionnaire. Cette approche est plus juste et permet une bonne compréhension des phénomènes physiques ayant lieu dans la cellule. Néanmoins, elle nécessite des tests d'identification intrusifs et parfois destructifs pour obtenir les paramètres physiques de la cellule.

Dans notre étude nous avons préféré la première approche car elle est plus simple à mettre en œuvre. Elle nous permet ainsi de choisir le modèle fractionnaire du second ordre affiché sur la figure III.3. L'appellation " *modèle d'ordre fractionnaire du second ordre* " est due à l'utilisation de deux éléments à phase constante. L'expression de la fonction de transfert correspondante à ce modèle est donnée par l'équation III.16 :

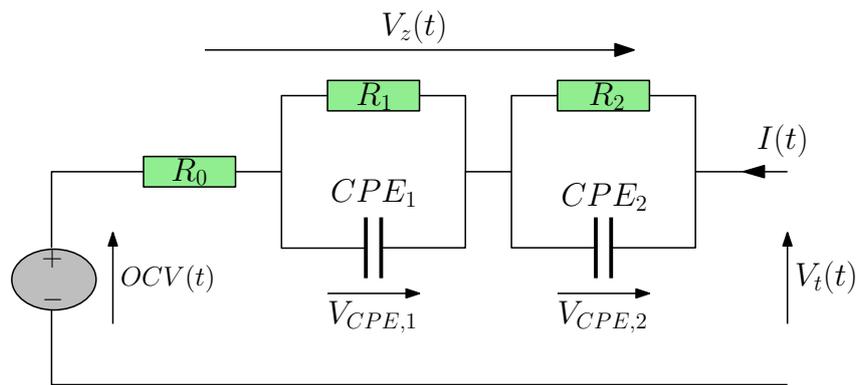


FIGURE III.3 – Schéma électrique d'un modèle d'ordre fractionnaire [Zhang et al., 2016b]

$$H_z(s) = R_0 + \frac{R_1}{1 + \tau_1 s^\alpha} + \frac{R_2}{1 + \tau_2 s^\beta} \quad (\text{III.16})$$

avec  $\tau_1 = R_1 C_1$  et  $\tau_2 = R_2 C_2$ . Pour identifier les paramètres de ce modèle, nous avons procédé tout d'abord à une identification dans le domaine fréquentiel puis les paramètres estimés sont utilisés pour initialiser l'identification dans le domaine temporel. Cette démarche a été adoptée pour assurer une convergence rapide lors de l'identification dans le domaine temporel.

### III.3.2 Contribution à l'identification dans le domaine fréquentiel

Il existe dans la littérature des outils pour l'identification des modèles d'ordre fractionnaire tels que la toolbox CRONE [Oustaloup et al., 2000] ou la toolbox FOMCON [Tepljakov, 2017] fondées sur les méthodes de Levy, Vinagre et Oustaloup. Dans notre étude, nous avons utilisé la connaissance de la structure du modèle considéré pour facilement identifier les paramètres. Considérant le modèle de l'équation III.16, nous pouvons représenter l'impédance interne de la batterie en utilisant l'illustration de la figure III.4. Cette illustration ne prend pas en compte la résistance ohmique ( $R_0$ ) de la batterie. Celle-ci peut être facilement obtenue à partir du comportement asymptotique en hautes fréquences, lorsque la partie imaginaire de la représentation fréquentielle s'annule. Notre démarche est justifiée par l'utilisation des données de spectroscopie d'impédance réalisées sur des cellules Li-ion à  $25^\circ\text{C}$  et  $0^\circ\text{C}$ . Ainsi, comme l'illustrent les figures III.6(a) et III.6(b), on retrouve les phénomènes de transfert de charge et de diffusion.

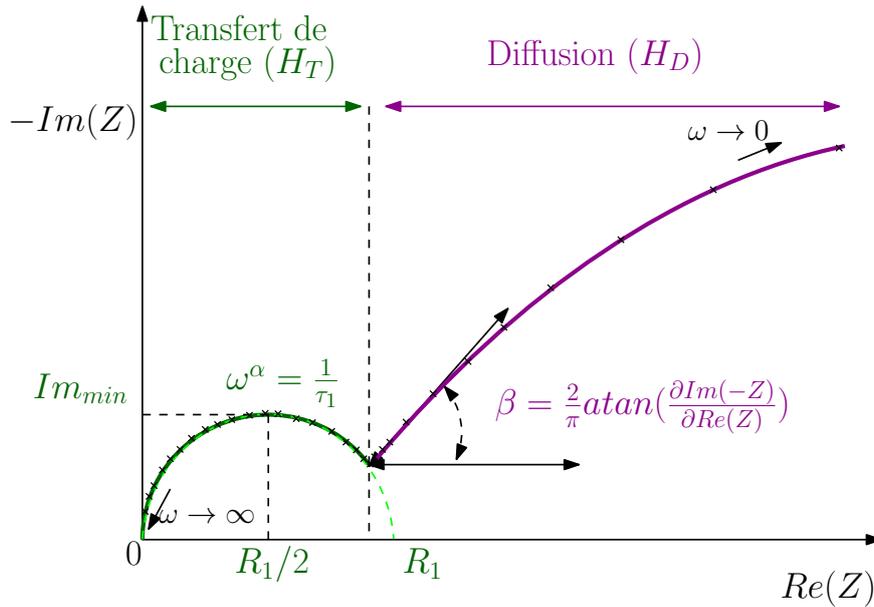


FIGURE III.4 – Illustration de l'identification des paramètres du modèle d'ordre fractionnel dans le domaine fréquentiel. La résistance ohmique  $R_0$  a été soustraite au modèle.  $R_0$  est obtenue en hautes fréquences lorsque la partie imaginaire s'annule.



### Le transfert de charge et la diffusion

Ces deux phénomènes ont lieu lors de l'insertion des ions  $Li^+$  dans les électrodes. Par exemple pour l'électrode négative en graphite on trouve une illustration sur la figure III.5. Les grains de graphite possèdent des tailles de quelques dizaines de micromètres. C'est à l'intérieur des couches de graphite que se produit l'intercalation et la dés-intercalation des ions  $Li^+$ . Lorsque les ions  $Li^+$  arrivent à la surface de l'électrode ils réagissent avec des électrons pour devenir du  $Li$  (transfert de charge) et par la suite ils s'insèrent dans l'électrode (diffusion). Sur la figure III.5, on trouve une illustration de ces deux phénomènes pour un grain de graphite protégé par une couche de passivation. Cette couche de passivation sera explicitée lors de l'étude du vieillissement.

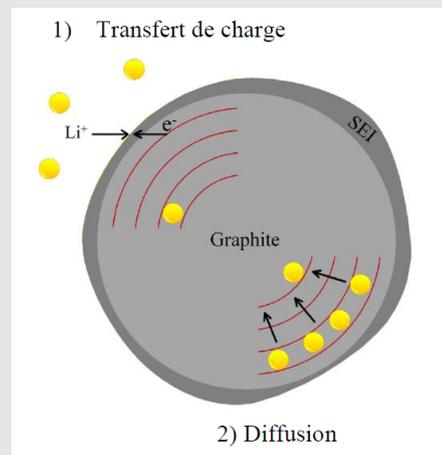


FIGURE III.5 – Transfert de charge et diffusion du lithium dans le graphite lors de la charge [Riviere, 2016], [Legrand, 2013]. La SEI : "Solid Electrolyte Interface" est une couche de passivation produite par la réaction entre l'électrolyte et l'électrode. Elle protège l'électrode contre des réactions parasites [Vetter et al., 2005].

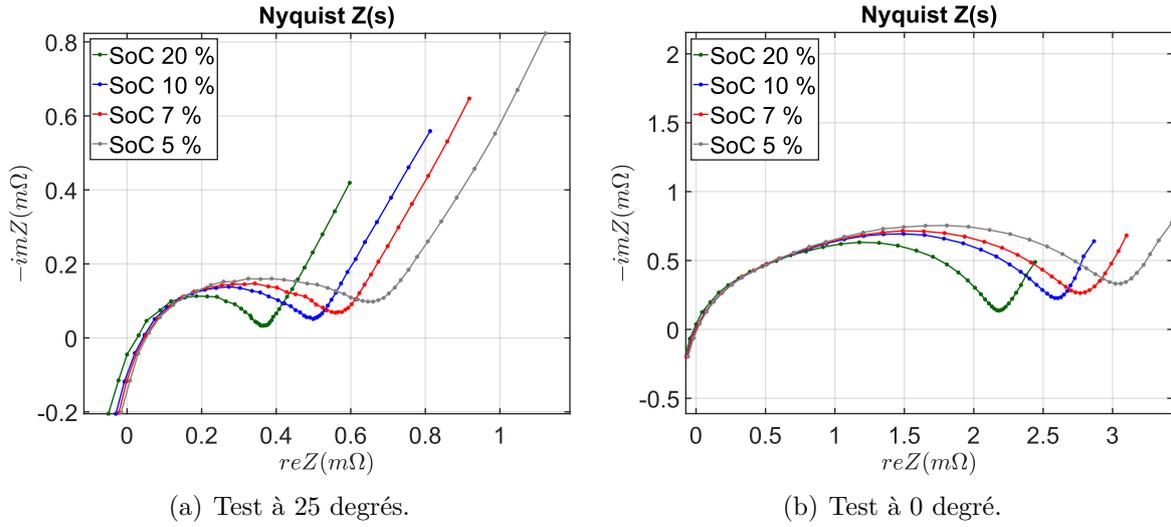


FIGURE III.6 – Spectroscopie d'impédance d'une cellule de véhicule électrique à bas SoC à  $25^{\circ}C$  et  $0^{\circ}C$ .

Quant à l'identification des paramètres du modèle, nous pouvons l'effectuer en deux étapes : le transfert de charge et la diffusion.

**Le transfert de charge :** On considère la fonction de transfert donnée par l'équation III.17 :

$$H_T(s) = \frac{R_1}{1 + \tau_1 s^\alpha} = \frac{R_1}{1 + \tau_1 \omega^\alpha \cos(\frac{\alpha\pi}{2}) + j\tau_1 \omega^\alpha \sin(\frac{\alpha\pi}{2})} \quad (\text{III.17})$$

Lorsque la partie imaginaire du transfert  $H_T$  atteint sa valeur minimale, on peut calculer la résistance de transfert de charge  $R_1$  ainsi que la constante de temps correspondante  $\tau_1$  de la façon suivante :

$$\tau_1 = \left( \frac{1}{\omega_{min}} \right)^\alpha \quad (\text{III.18a})$$

$$R_1 = 2 \operatorname{Re}(H_T(j\omega_{min})) \quad (\text{III.18b})$$

où  $\omega_{min}$  est la fréquence correspondante. En notant  $Im_{min} = -Im(H_T)$  pour la pulsation  $\omega_{min}$ , on peut aussi calculer l'ordre fractionnaire  $\alpha$  à l'aide de l'équation III.19.

$$\alpha = \frac{2}{\pi} \arccos \left( \frac{1 - \frac{4Im_{min}^2}{R_1^2}}{1 + \frac{4Im_{min}^2}{R_1^2}} \right) \quad (\text{III.19})$$

**La diffusion :** Considérons la fonction de transfert correspondante dans l'équation III.20.

$$H_z(s) = \frac{R_2}{1 + \tau_2 s^\beta} = \frac{R_2}{1 + \tau_2 \omega^\beta \cos(\frac{\beta\pi}{2}) + j\tau_2 \omega^\beta \sin(\frac{\beta\pi}{2})} \quad (\text{III.20})$$

Les paramètres restant à identifier sont la résistance de diffusion  $R_2$ , la constante de temps associée  $\tau_2$  ainsi que l'ordre fractionnaire  $\beta$ . Pour les identifier, nous retranchons

des données de spectroscopie d'impédance, le transfert identifié  $\hat{H}_T$  en utilisant la relation suivante :

$$H_{D,mes}(\Omega_D) = H_{z,mes}(\Omega_D) - \hat{H}_T(\Omega_D) \quad (\text{III.21})$$

où  $\Omega_D = \{\omega_1, \dots, \omega_{N_D}\}$  est l'ensemble des fréquences des mesures de spectroscopie d'impédance dans la zone de diffusion.  $\Omega_D$  est de taille  $N_D$ . La séparation entre les phénomènes de transfert de charge et de diffusion repose sur l'hypothèse selon laquelle  $\tau_1 \ll \tau_2$ . En dérivant la partie imaginaire de  $H_D(s)$  par rapport à la partie réelle on obtient l'équation III.22.

$$\frac{\partial \text{Im}(\bar{H}_D)}{\partial \text{Re}(H_D)} = \frac{(\tau_2^2 \omega^{2\beta} - 1) \sin(\frac{\beta\pi}{2})}{(\tau_2^2 \omega^{2\beta} + 1) \cos(\frac{\beta\pi}{2}) + 2\omega^\beta \tau_2} \quad (\text{III.22})$$

On peut ainsi obtenir  $\beta$  en utilisant l'équation III.23.

$$\lim_{\omega \rightarrow +\infty} \frac{\partial \text{Im}(\bar{H}_D)}{\partial \text{Re}(H_D)} = \tan\left(\frac{\beta\pi}{2}\right) \implies \beta = \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{\partial \text{Im}(\bar{H}_D)}{\partial \text{Re}(H_D)}\right) \quad (\text{III.23})$$

La période de diffusion  $\tau_2$  ainsi que la résistance de diffusion  $R_2$  peuvent alors être calculées en utilisant l'algorithme des moindres carrés 1, où les coefficients  $A_1(\omega)$ ,  $A_2(\omega)$  et  $W(\omega)$

---

**Algorithm 1** Moindres carrés avec pondération [Sanathanan and Koerner, 1963], [McKelvey et al., 1996]. Il s'agit de déterminer les paramètres  $\tau_2$ ,  $R_2$  qui vérifient

$$\underset{\tau_2, R_2}{\text{argmin}} \sum_{n=1}^{N_D} \left\| \frac{R_2}{1 + \tau_2 \omega_n^\beta \cos\left(\frac{\beta\pi}{2}\right) + j\tau_2 \omega_n^\beta \sin\left(\frac{\beta\pi}{2}\right)} - H_{D,mes}(\omega_n) \right\|^2$$


---

Initialisation :

$$\Theta_{itr} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\Theta} = \underset{\tau_2, R_2}{\text{argmin}} \sum_{n=1}^{N_D} \left\| \begin{bmatrix} A_1(\omega_n) & -1 \\ A_2(\omega_n) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tau_2 \\ R_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \text{Re}(H_D(\omega_n)) \\ \text{Im}(H_D(\omega_n)) \end{bmatrix} \right\|^2$$

**while**  $\|\Theta_{itr} - \hat{\Theta}\| \leq \text{Tol}$  **do**

$$\Theta_{itr} = \hat{\Theta}$$

$$\hat{\Theta} = \underset{\tau_2, R_2}{\text{argmin}} \sum_{n=1}^{N_D} \left\| \begin{bmatrix} \frac{A_1(\omega_n)}{W(\omega_n)} & \frac{-1}{W(\omega_n)} \\ \frac{A_2(\omega_n)}{W(\omega_n)} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tau_2 \\ R_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\text{Re}(H_D(\omega_n))}{W(\omega_n)} \\ \frac{\text{Im}(H_D(\omega_n))}{W(\omega_n)} \end{bmatrix} \right\|^2$$

**end while**

---

sont obtenus à l'aide du système d'équations III.24 :

$$\begin{cases} A_1(\omega) = \text{Re}(H_D) \omega^\beta \cos\left(\frac{\pi\beta}{2}\right) - \text{Im}(H_D) \omega^\beta \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right) \\ A_2(\omega) = \text{Im}(H_D) \omega^\beta \cos\left(\frac{\pi\beta}{2}\right) + \text{Re}(H_D) \omega^\beta \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right) \\ \Theta = \begin{bmatrix} \tau_2 & R_2 \end{bmatrix} \\ W(\omega) = \left| \left(1 + \hat{\tau}_2 \omega^\beta \cos\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)\right)^2 + \left(\hat{\tau}_2 \omega^\beta \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)\right)^2 \right|^r \end{cases} \quad (\text{III.24})$$

et  $r \in [0 + \infty[$  est l'exposant de relaxation. L'augmentation de la valeur de  $r$  réduit l'impact des hautes fréquences, ce qui est indispensable car la diffusion a lieu à basse

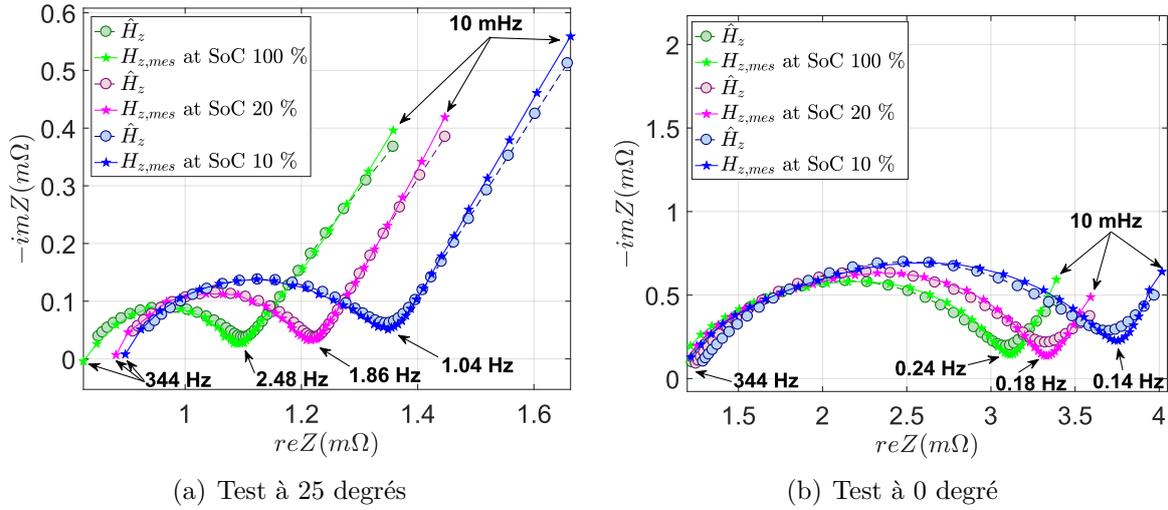


FIGURE III.7 – Identification dans le domaine fréquentiel de la fonction de transfert  $H_z$  à bas SoCs à  $0^\circ C$  et  $25^\circ C$ . Fonction de transfert identifiée (En pointillés -O-) versus données de spectroscopie d'impédance (trait plein -★-).

fréquence. En appliquant la méthode décrite aux données de spectroscopie d'impédance à  $0^\circ C$  et  $25^\circ C$  à différents niveaux d'état de charge, on obtient les résultats de la figure III.7. Sur les figures III.7(a), III.7(b) on trouve les fonctions de transfert identifiées, versus les données de spectroscopie d'impédance à  $SoC \in \{100\%, 20\%, 10\%\}$ , aux températures  $25^\circ C$  et  $0^\circ C$ . Les résultats d'identification sont satisfaisants en plus d'une maîtrise de notre démarche nous permettant une bonne compréhension des phénomènes physiques.

Nous avons aussi procédé à une identification complète des paramètres du modèle de l'équation III.16 à différents états de charge de 0% à 100%, ainsi qu'à des températures  $T \in \{-15^\circ, 0^\circ, 25^\circ, 45^\circ C\}$ . Nous obtenons sur la figure III.8 a) la résistance ohmique  $R_0$ , b) l'exposant fractionnaire  $\alpha$ , c) l'exposant fractionnaire  $\beta$ . On remarque que les valeurs de la résistance ohmique  $R_0$  augmentent lorsque le  $SoC$  et/ou la température décroissent. Cette observation est attendue car les faibles températures inhibent les réactions d'oxydo-réduction. On observe aussi qu'à  $45^\circ C$  l'exposant fractionnaire de transfert de charge est nul sauf à très bas SoC. Ceci s'explique par le fait qu'en général le transfert de charge diminue lorsque la température augmente. Dans notre cas, à  $45^\circ C$  il disparaît complètement. Mais de façon générale, les valeurs des exposants fractionnaires  $\alpha$  et  $\beta$  varient peu.

Sur la figure III.9 on trouve a) la résistance de transfert de charge  $R_1$ , b) la résistance de diffusion  $R_2$ , c) la constante de temps du transfert de charge  $\tau_1$ , d) la constante de temps de diffusion  $\tau_2$ . Ici aussi on observe que les résistances et constantes de temps augmentent lorsque le  $SoC$  décroît vers 0%. Ce comportement est identique à celui de la résistance ohmique. Les valeurs utilisées sur les figures III.8 et III.9 sont affichées dans le tableau III.1.

Pour mesurer la qualité de l'identification, une analyse du taux de correspondance du modèle identifié aux mesures de spectroscopie d'impédance est réalisée. Pour ce faire, nous utilisons l'équation III.25 où  $\Omega_{mes}$  est un ensemble de taille  $N$  contenant toutes les

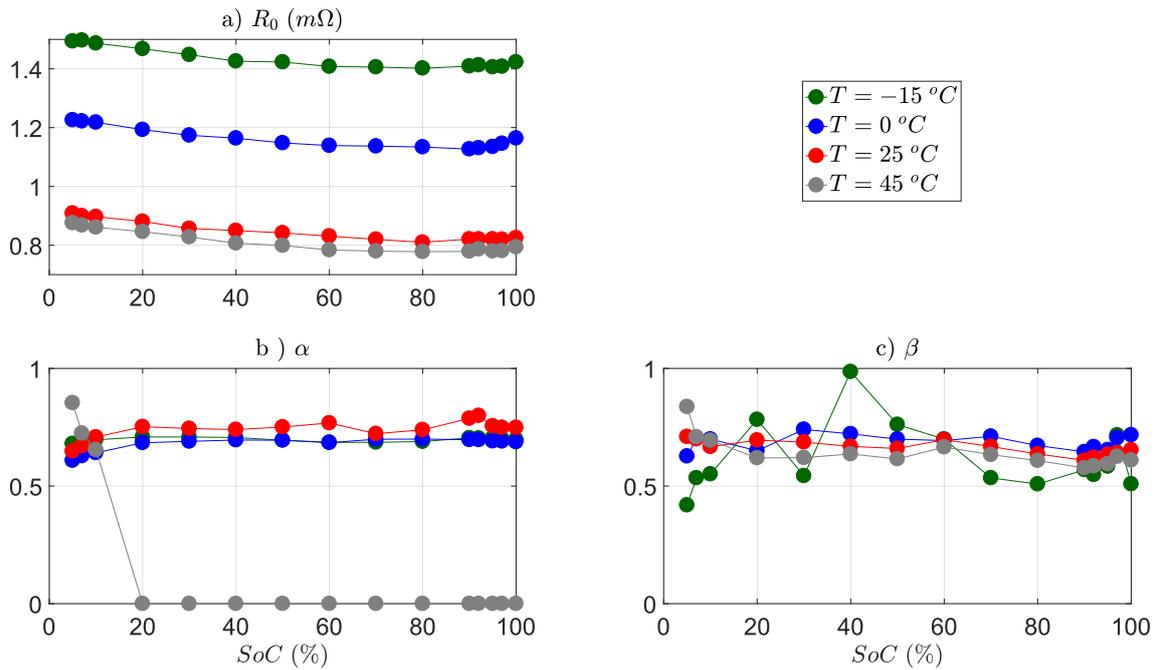


FIGURE III.8 – Résultats d'identification aux températures  $-15^\circ$ ,  $0^\circ$ ,  $25^\circ$  et  $45^\circ\text{C}$  : a) résistance ohmique  $R_0$ , b) exposant fractionnaire  $\alpha$ , c) exposant fractionnaire  $\beta$ .

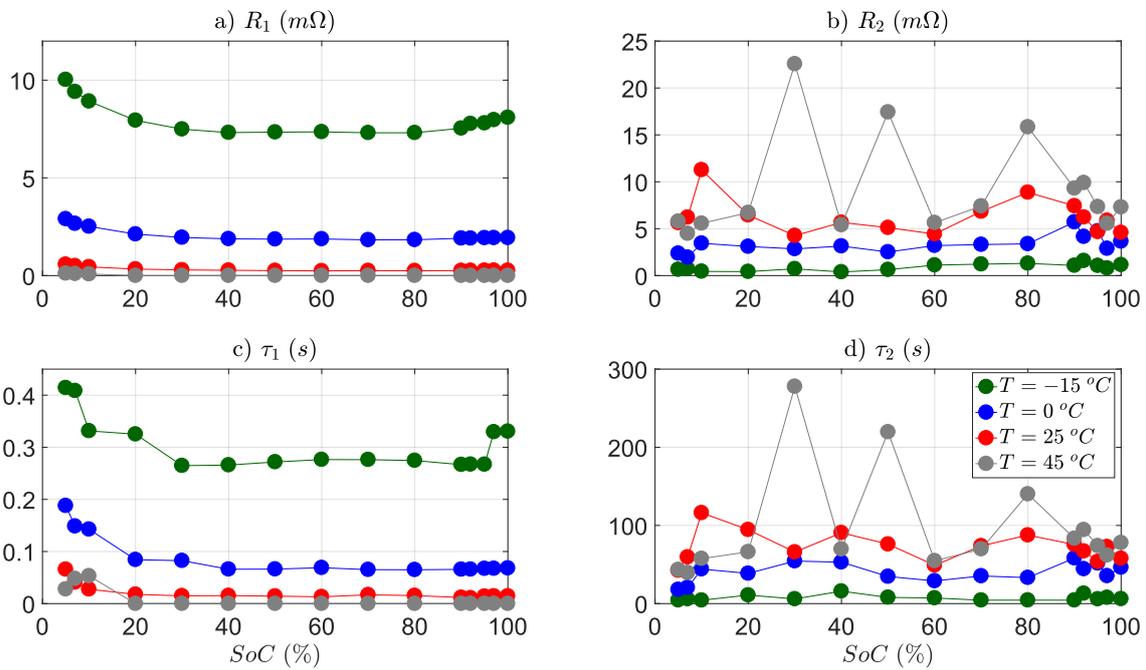


FIGURE III.9 – Résultats d'identification à différentes températures  $-15^\circ$ ,  $0^\circ$ ,  $25^\circ$  et  $45^\circ\text{C}$  : a) résistance de transfert de charge  $R_1$ , b) résistance de diffusion  $R_2$ , c) période de transfert de charge  $\tau_1$ , d) période de diffusion  $\tau_2$ .

Température	$S_oC$ [%]	$\alpha$	$\beta$	$R_0$ [ $\Omega$ ]	$R_1$ [ $\Omega$ ]	$R_2$ [ $\Omega$ ]	$\tau_1$ [s]	$\tau_2$ [s]
$-15^\circ C$	100	0,698	0,5090	0,0014	0,0081	0,0012	0,3306	6,1119
	97	0,700	0,7164	0,0014	0,0080	$7,9 \cdot 10^{-4}$	0,3294	7,7589
	95	0,7038	0,5837	0,0014	0,0078	0,0011	0,2672	5,8873
	92	0,7036	0,5482	0,0014	0,0078	0,0016	0,2673	13,0426
	90	0,7047	0,5691	0,0014	0,0075	0,0011	0,2667	4,3792
	80	0,6892	0,5091	0,0014	0,0073	0,0013	0,2746	4,4211
	70	0,6859	0,5347	0,0014	0,0073	0,0012	0,2763	4,3801
	60	0,6857	0,6995	0,0014	0,0074	0,0011	0,2764	7,1802
	50	0,6946	0,7613	0,0014	0,0073	$6,28 \cdot 10^{-4}$	0,2718	7,9480
	40	0,7063	0,9860	0,0014	0,0073	$3,86 \cdot 10^{-4}$	0,2659	15,9079
	30	0,7086	0,5434	0,0014	0,0075	$7,21 \cdot 10^{-4}$	0,2647	5,9874
	20	0,7086	0,7827	0,0015	0,0079	$4,21 \cdot 10^{-4}$	0,3251	10,8824
	10	0,6965	0,5510	0,0015	0,0089	$4,46 \cdot 10^{-4}$	0,3314	4,3351
	7	0,6911	0,5346	0,0015	0,0094	$7,41 \cdot 10^{-4}$	0,4085	5,9468
5	0,6805	0,4190	0,0015	0,0100	$6,45 \cdot 10^{-4}$	0,4142	4,4040	
$0^\circ C$	100	0,6876	0,7171	0,0012	0,0019	0,0036	0,0681	46,2757
	97	0,6904	0,7048	0,0011	0,0019	0,0029	0,0673	35,4911
	95	0,6910	0,6541	0,0011	0,0019	0,0047	0,072	51,6197
	92	0,6965	0,6669	0,0011	0,0019	0,0042	0,0658	44,3929
	90	0,6969	0,6455	0,0011	0,0018	0,0057	0,0657	58,2262
	80	0,6997	0,6719	0,0011	0,0018	0,0034	0,0650	33,2275
	70	0,6989	0,7113	0,0011	0,0019	0,0033	0,0652	35,3550
	60	0,6846	0,6934	0,0011	0,0019	0,0032	0,0689	29,0359
	50	0,6949	0,6993	0,0011	0,0019	0,0025	0,0662	34,6883
	40	0,6957	0,7217	0,0012	0,0019	0,0031	0,0660	52,9837
	30	0,6900	0,7408	0,0012	0,0020	0,0028	0,0824	54,4297
	20	0,6840	0,6501	0,0012	0,0021	0,0031	0,0842	38,6368
	10	0,6413	0,6994	0,0012	0,0025	0,0034	0,1426	44,1470
	7	0,6278	0,7004	0,0012	0,0027	0,0019	0,1486	20,5082
5	0,6088	0,6271	0,0012	0,0029	0,0024	0,1879	17,9755	
$25^\circ C$	100	0,7487	06533	$8,25 \cdot 10^{-4}$	$2,64 \cdot 10^{-4}$	0,0046	0,0146	57,7666
	97	0,7487	0,6410	$8,20 \cdot 10^{-4}$	$2,67 \cdot 10^{-4}$	0,0059	0,0146	72,6816
	95	0,7553	0,6344	$8,21 \cdot 10^{-4}$	$2,64 \cdot 10^{-4}$	0,0047	0,0140	53,6817
	92	0,7994	0,6214	$8,21 \cdot 10^{-4}$	$2,59 \cdot 10^{-4}$	0,0062	0,0109	67,0605
	90	0,7873	0,6093	$8,21 \cdot 10^{-4}$	$2,53 \cdot 10^{-4}$	0,0074	0,0117	75,4924
	80	0,7391	0,6363	$8,10 \cdot 10^{-4}$	$2,47 \cdot 10^{-4}$	0,0089	0,0154	87,6308
	70	0,7226	0,6679	$8,20 \cdot 10^{-4}$	$2,51 \cdot 10^{-4}$	0,0068	0,0169	73,8625
	60	0,7680	0,6968	$8,31 \cdot 10^{-4}$	$2,41 \cdot 10^{-4}$	0,0044	0,0131	49,0223
	50	0,7510	0,6597	$8,42 \cdot 10^{-4}$	$2,54 \cdot 10^{-4}$	0,0051	0,0144	76,0271
	40	0,7400	0,6686	$8,50 \cdot 10^{-4}$	$2,71 \cdot 10^{-4}$	0,0057	0,0153	90,6283
	30	0,7446	0,6867	$8,57 \cdot 10^{-4}$	$2,9 \cdot 10^{-4}$	0,0043	0,0149	65,9477
	20	0,7522	0,6950	$8,81 \cdot 10^{-4}$	$3,34 \cdot 10^{-4}$	0,0064	0,0178	94,5135
	10	0,7081	0,6674	$8,97 \cdot 10^{-4}$	$4,44 \cdot 10^{-4}$	0,0113	0,0276	116,1210
	7	0,6703	0,7005	$9,0 \cdot 10^{-4}$	$4,99 \cdot 10^{-4}$	0,0062	0,0407	59,5226
5	0,6485	0,7098	$9,09 \cdot 10^{-4}$	$5,73 \cdot 10^{-4}$	0,0056	0,0657	42,3253	
$45^\circ C$	100	0	0,6099	$7,94 \cdot 10^{-4}$	0	0,0073	0	77,8855
	97	0	0,6257	$7,81 \cdot 10^{-4}$	0	0,0056	0	61,8900
	95	0	0,5939	$7,8 \cdot 10^{-4}$	0	0,0073	0	73,8880
	92	0	0,5852	$7,87 \cdot 10^{-4}$	0	0,0099	0	94,4261
	90	0	0,5770	$7,79 \cdot 10^{-4}$	0	0,0093	0	83,3270
	80	0	0,6084	$7,78 \cdot 10^{-4}$	0	0,0158	0	140,1770
	70	0	0,6334	$7,8 \cdot 10^{-4}$	0	0,0074	0	69,8110
	60	0	0,6656	$7,84 \cdot 10^{-4}$	0	0,0056	0	54,6783
	50	0	0,6151	$7,99 \cdot 10^{-4}$	0	0,0174	0	219,5777
	40	0	0,6363	$8,07 \cdot 10^{-4}$	0	0,0054	0	69,7021
	30	0	0,6207	$8,28 \cdot 10^{-4}$	0	0,0226	0	277,8281
	20	0	0,6196	$8,46 \cdot 10^{-4}$	0	0,0067	0	66,2101
	10	0,6539	0,6941	$8,61 \cdot 10^{-4}$	$7,8 \cdot 10^{-5}$	0,0056	0,0531	57,5835
	7	0,7241	0,7090	$8,68 \cdot 10^{-4}$	$9,7 \cdot 10^{-5}$	0,0045	0,0479	39,4977
5	0,8537	0,8371	$8,76 \cdot 10^{-4}$	$1,16 \cdot 10^{-4}$	0,0058	0,0278	43,3544	

TABLE III.1 – Valeurs des paramètres obtenues par identification dans le domaine fréquentiel.

fréquences auxquelles les mesures ont été réalisées.

$$FIT(\%) = 100 \times \frac{\sum_{\omega \in \Omega_{mes}} |H_{z,mes}(j\omega) - \hat{H}_z(j\omega)|}{\sum_{\omega \in \Omega_{mes}} |H_{z,mes}(j\omega)|} \quad (\text{III.25})$$

Les résultats de ce test de correspondance sont affichés dans le tableau III.2. À  $0^\circ$ ,  $25^\circ$  et  $45^\circ C$ , les valeurs du FIT sont satisfaisantes sauf à  $-15^\circ C$  où elles le sont moins. Néanmoins, sachant que les résultats obtenus pour l'identification dans le domaine fréquentiel seront utilisés pour initialiser l'identification dans le domaine temporel, nous pouvons dire qu'il n'est pas nécessaire d'obtenir une correspondance très proche de 100%.

SoC(%)	à $-15^\circ C$	à $0^\circ C$	à $25^\circ C$	à $45^\circ C$
100	79.3	93.4	97.8	97.07
97	78.3	93.28	97.8	96.66
95	82.4	93.23	97.6	96.76
92	82.2	93.10	97.7	97.17
90	82	93.11	97.6	97.16
80	83.7	92.77	97.7	97.18
70	83	92.8	97.7	96.81
60	82.6	93.36	97.2	96.53
50	82.1	93.16	97.7	97.41
40	81.3	93.16	97.8	96.86
30	82.2	91.15	97.5	97.25
20	78.7	92.14	97.4	96.26
10	81.8	89.6	97.4	96.70
7	78.8	90.82	96.4	95.86
5	80.8	89.9	94.8	93.52

TABLE III.2 – Taux de correspondance : FIT en (%) à différentes températures.

### III.3.3 Approximation numérique

La simulation dans le domaine temporel de la réponse d'un système d'ordre fractionnaire nécessite les valeurs des entrées et sorties depuis l'instant initial. Cette contrainte entraîne la nécessité de stocker en mémoire les différents signaux. Le stockage en mémoire peut devenir problématique surtout pour des applications embarquées. Pour remédier à ce problème nous pouvons par exemple utiliser la dérivée de Grünwald - Letnikov définie dans l'équation III.4 que nous pouvons approcher à l'aide de l'équation III.26 si la période d'échantillonnage  $T_e$  est choisie suffisamment petite :

$$\mathcal{D}^\nu x(t) = \frac{1}{T_e^\nu} \sum_{j=0}^{L_m} (-1)^j C_\nu^j x(t - jT_e) \quad (\text{III.26})$$

où  $L_m$  est la longueur de la "mémoire" à choisir [Petrás, 2011],  $0 < \nu < 1$  est l'ordre de la dérivée. Pour  $|x(t)| \leq X_{max}$  (amplitude maximale), la longueur de mémoire  $L_m$  permettant d'atteindre une précision meilleure que  $\xi$  pour  $\mathcal{D}^\nu x(t)$  est donnée par l'équation suivante [Petrás, 2011], [Dorcak, 2002] :

$$L_m \geq \left( \frac{X_{max}}{\xi |\Gamma(1 - \nu)|} \right)^{1/\nu} \quad (\text{III.27})$$

Pour les véhicules électriques, le courant est souvent sous-échantillonné à  $T_e = 1s$ . On obtient alors  $T_e > \tau_1$  par comparaison aux résultats d'identification dans le domaine

fréquentiel (voir la figure III.9-c). On trouve par exemple sur la figure III.10 a) un courant d'entrée pour un roulage urbain  $I(t)$  d'une durée d'environ une heure et b) Son amplitude dans le domaine fréquentiel  $|I(f)|$ . Sur cette figure le courant est échantillonné à  $T_e = 100 \text{ ms}$ . On observe ici que les fréquences excitées pertinentes sont inférieures à  $2 \text{ Hz}$ . De plus, nous pouvons nous rappeler que les valeurs estimées du temps de réponse de transfert de charge  $\tau_1$  affichées sur la figure III.9 sont inférieures à  $0,5 \text{ s}$ . Il est alors envisageable de sous échantillonner le courant à  $T_e = 1 \text{ s}$ . Nous pouvons ainsi négliger le phénomène de transfert de charge.

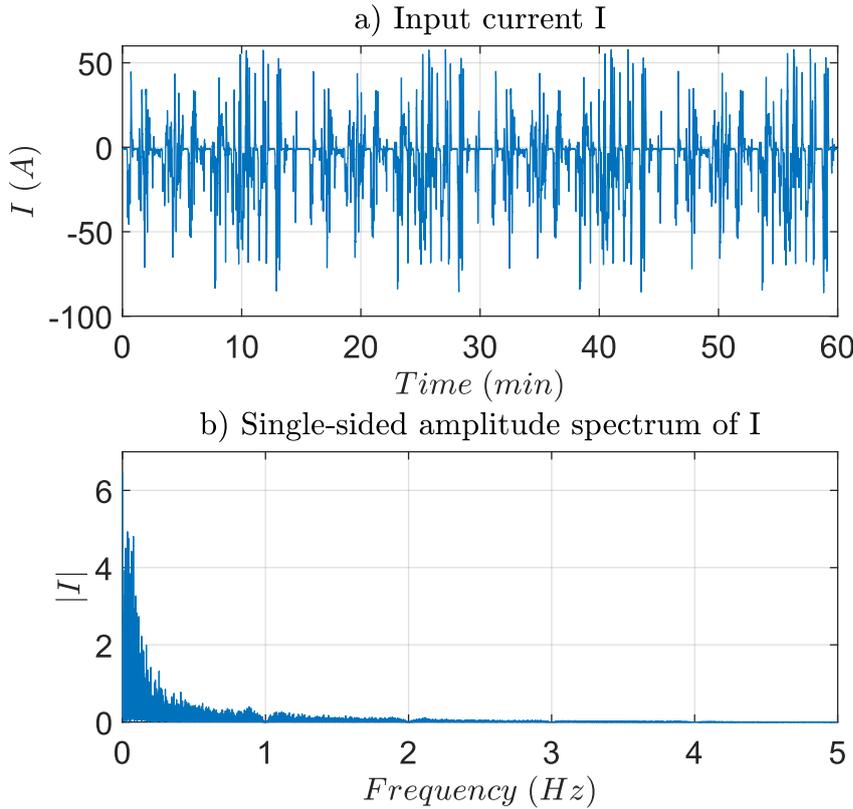


FIGURE III.10 – Étude fréquentielle d'un courant de roulage urbain échantillonné à  $T_e = 100 \text{ ms}$ , à  $25^\circ \text{C}$  : a) Courant  $I(t)$ , b) Amplitude dans le domaine fréquentiel.

Pour une période d'échantillonnage  $T_e > \tau_1$ , le transfert de charge peut être négligé et la fonction de transfert d'ordre fractionnaire  $H(s)$  à identifier est :

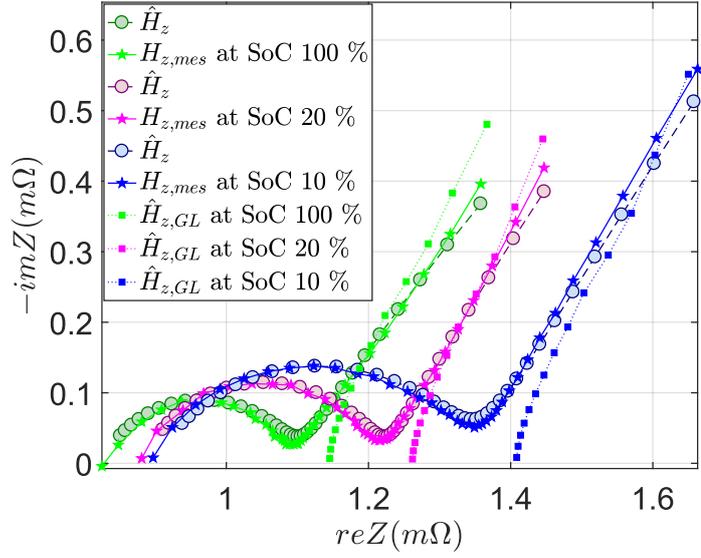
$$H_z(s) = R_{ESR} + \frac{R_2}{1 + \tau_2 s^\beta} \quad (\text{III.28})$$

où  $R_{ESR} = R_0 + R_1$  est la résistance équivalente en série (*Equivalent Series Resistance*). La fonction de transfert discrète correspondante à  $H_z(s)$ , associant la transformée en  $z$  des entrées/sorties peut être écrite comme suit en utilisant l'approximation de GL :

$$H_{z,GL}(z) = R_{ESR} + \frac{R_2 T_e^\beta}{T_e^\beta + \tau_2 \sum_{k=0}^{L_m} (-1)^k C_\beta^k z^{-k}} \quad (\text{III.29})$$

où  $z$  est la variable de la transformée en  $z$ . Sur la figure III.11 on trouve diverses réponses fréquentielles : les mesures expérimentales  $H_{z,mes}$ , la fonction de transfert continue identifiée  $H_z(s)$ , le modèle discret d'approximation  $\hat{H}_{z,GL}$  pour différentes valeurs du  $SoC \in \{100\%; 20\%; 10\%\}$ . On remarque ici que l'approximation numérique  $\hat{H}_{z,GL}$  reproduit bien le phénomène de diffusion tandis que le transfert de charge est absent.

FIGURE III.11 – Approximation numérique de la fonction de transfert identifiée pour  $T_e = 1s$ , à  $25^\circ C$  et  $L_m = 40$ . Mesures d'EIS (trait plein - $\star$ -), Fonctions de transfert identifiées (pointillés - $\circ$ -) et approximation en utilisant la dérivée de GL (trait plein - $\blacksquare$ -).



### III.3.4 Identification dans le domaine temporel

L'identification dans le domaine temporel nécessite l'utilisation de l'équation aux différences III.10 que nous pouvons réécrire de la manière suivante :

$$V_z(t) = - \sum_{n=1}^N a_n \mathcal{D}^{\nu_n} V_z(t) + \sum_{m=0}^M b_m \mathcal{D}^{\mu_m} I(t) \quad (\text{III.30})$$

où  $V_z$  est la tension de l'impédance interne de la cellule  $Z_{cell}(R_0, CPE_1, CPE_2)$ ,  $I$  le courant de sollicitation de la cellule. En utilisant une approche similaire à celles développées dans [Taleb et al., 2017], [Taleb, 2015], [Djouambi et al., 2007], [Aoun et al., 2002], nous pouvons écrire la forme linéaire de l'équation III.30 comme suit :

$$V_z[k] = - \sum_{n=0}^N a'_n V_n^*[k] + \sum_{m=0}^M b'_m I_m^*[k] \quad (\text{III.31})$$

où :

$$a'_n = a_n \left( \sum_{i=0}^N a_i T_e^{\nu_n - \nu_i} \right)^{-1} \quad (\text{III.32a})$$

$$b'_m = b_m \left( \sum_{i=0}^N a_i T_e^{\mu_m - \nu_i} \right)^{-1} \quad (\text{III.32b})$$

$$V_n^*[k] = \sum_{i=1}^k (-1)^i C_{\nu_n}^i V_z[k-i] \quad (\text{III.32c})$$

$$I_m^*[k] = \sum_{i=0}^k (-1)^i C_{\mu_m}^i I[k-i] \quad (\text{III.32d})$$

Les équations III.32c et III.32d sont écrites pour un système au repos à l'instant initial  $k = 0$ . Nous remarquons aussi que  $\sum_{n=0}^N a'_n = 1$  en utilisant l'équation III.32. Ce faisant, nous réduisons le nombre de paramètre à identifier d'une unité, et l'équation linéaire III.31

devient :

$$V_z[k, \hat{\theta}_r] = -V_0^*[k] - \sum_{n=1}^N a'_n (V_n^*[k] - V_0^*[k]) + \sum_{m=0}^M b'_m I_m^*[k] \quad (\text{III.33})$$

où  $\theta_r = [a'_1 \ a'_2 \ \dots \ a'_N \ b'_0 \ b'_1 \ \dots \ b'_M]$  est le vecteur de paramètres inconnus. En notant la sortie estimée  $\hat{y}[k] = \hat{V}_z[k, \hat{\theta}_r] + V_0^*[k]$ , le vecteur de paramètres  $\theta_r$  peut être estimé à l'aide des variables instrumentales et de la méthode des moindres carrés récursifs (*Instrumental variable recursive least squares : IV-RLS*) à facteur d'oubli décrite dans l'équation III.34 :

$$\hat{\theta}_r[k] = \hat{\theta}_r[k-1] + L[k] [y[k] - \hat{\theta}_r^T[k-1]\phi[k]], \quad (\text{III.34a})$$

$$L[k] = \frac{P[k-1]\phi^{IV}[k]}{\lambda + \phi^T[k]P[k-1]\phi^{IV}[k]}, \quad (\text{III.34b})$$

$$P[k] = \frac{1}{\lambda} (P[k-1] - L[k]\phi[k]P[k-1]) \quad (\text{III.34c})$$

où  $0 < \lambda \leq 1$  est le facteur d'oubli,  $L[k]$  est le gain de correction,  $P[k]$  la matrice de covariance de l'erreur à l'instant  $k$ . Les vecteurs de "mesure"  $\phi$ ,  $\phi^{IV}$  sont donnés par l'équation III.35 [Ljung and Söderström, 1983].

$$\phi = [-(V_1^* - V_0^*) \ \dots \ -(V_N^* - V_0^*) \ I_0^* \ \dots \ I_M^*]^T \quad (\text{III.35a})$$

$$\phi^{IV} = [-(V_1^* - V_0^*)^{IV} \ \dots \ -(V_N^* - V_0^*)^{IV} \ I_0^* \ \dots \ I_M^*]^T \quad (\text{III.35b})$$

Le vecteur  $\Phi^{IV}$  est calculé à chaque itération en simulant la sortie du système à partir des paramètres identifiés à l'instant précédent  $k-1$ . Les paramètres  $a_n$  et  $b_m$  peuvent être calculés à partir des paramètres identifiés  $\hat{a}'_n$  et  $\hat{b}'_m$  grâce aux équations III.36 et III.37 [Djouambi et al., 2007], [Taleb et al., 2017].

$$\left\{ \begin{array}{l} [a_1 \ \dots \ a_N]^T = \mathcal{M}^{-1} \times [a'_1 T_e^{\nu_0} \ \dots \ a'_N T_e^{\nu_0}]^T \\ \mathcal{M} = \begin{bmatrix} (1 - a'_1)T_e^{-\nu_1} & -a'_1 T_e^{-\nu_2} & \dots & -a'_1 T_e^{-\nu_N} \\ -a'_1 T_e^{-\nu_1} & (1 - a'_2)T_e^{-\nu_2} & \dots & -a'_1 T_e^{-\nu_N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -a'_N T_e^{-\nu_1} & -a'_N T_e^{-\nu_2} & \dots & (1 - a'_N)T_e^{-\nu_N} \end{bmatrix} \end{array} \right. \quad (\text{III.36})$$

$$b_m = b'_m \sum_{n=0}^N a_n T_e^{\mu_m - \nu_n} \quad (\text{III.37})$$

Pour notre cas d'étude, en considérant la fonction de transfert dans l'équation III.28 les relations liant les paramètres du modèle sont :

$$a_1 = \tau_2 \quad \nu = [0 \ \beta] \quad (\text{III.38a})$$

$$b = [R_2 + R_{ESR} \ \tau_2 R_{ESR}] \quad \mu = [0 \ \beta] \quad (\text{III.38b})$$

$$\theta_r = [a'_1 \ b'_0 \ b'_1] \quad (\text{III.38c})$$

$$\hat{a}_1 = \frac{\hat{a}'_1}{(1 - \hat{a}'_1)T_e^{-\beta}} \quad (\text{III.38d})$$

$$\hat{b}_0 = \hat{b}'_0 (\hat{a}_0 + \hat{a}_1 T_e^\beta) \quad \hat{b}_1 = \hat{b}'_1 (\hat{a}_0 T_e^\beta + \hat{a}_1) \quad (\text{III.38e})$$

Nous avons utilisé pour tester notre méthode deux types de signaux d'entrée à savoir une excitation à l'aide d'un créneau de courant puis une excitation à l'aide d'un courant correspondant à un roulage autoroutier. Les résultats sont détaillés dans la suite.

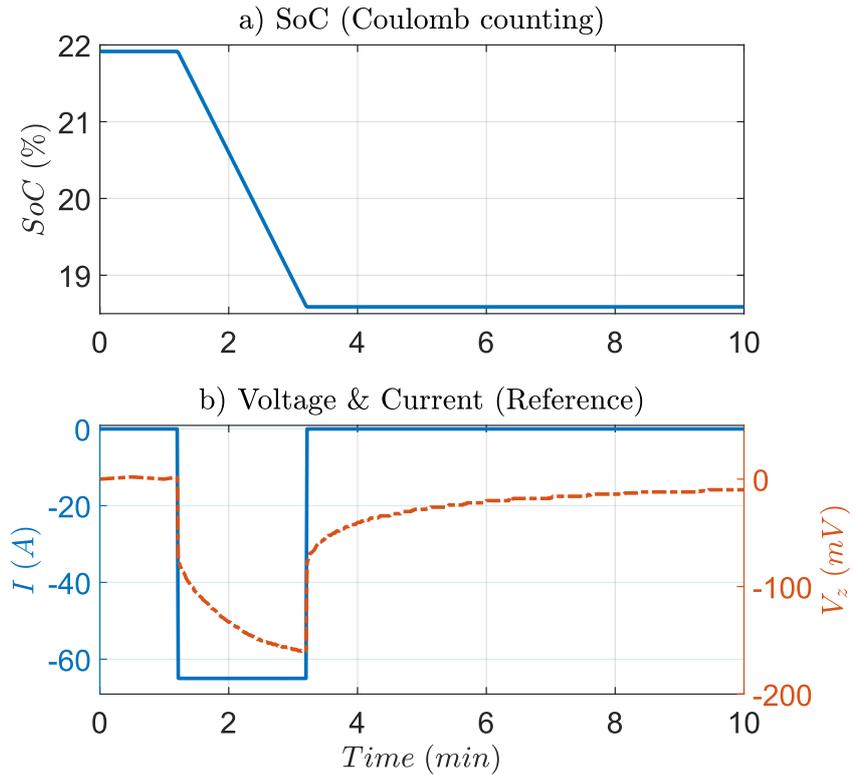
### III.3.4.1 Test sur des créneaux de courant

Nous avons utilisé pour ces tests des batteries de véhicules électriques de capacité  $Q_n = 64Ah$ . Des créneaux de courant d'amplitudes  $1C$  (i.e.  $64A$ ) sont appliqués aux cellules pendant environ 2 minutes puis on observe la relaxation sur environ 8 minutes. Connaissant l'état de charge ( $SoC$ ) de la cellule, on peut facilement obtenir la tension ( $V_z$ ) aux bornes de l'impédance interne de la batterie en utilisant la relation suivante :

$$V_z[k] = V_t[k] - OCV(SoC[k]) \quad (III.39)$$

où  $V_t$  est la tension mesurée aux bornes de la cellule. Sur la figure III.12, on trouve un exemple autour de 20% de SoC à une température de  $25^\circ C$ . Ensuite, les paramètres

FIGURE III.12 – Exemple d'un créneau de courant appliqué à une cellule de capacité de charge  $Q_n = 64Ah$  à  $25^\circ C$  a) État de charge de la cellule b) Créneau de courant appliqué à la cellule (à gauche); Tension aux bornes de l'impédance interne de la cellule obtenue en utilisant l'équation III.39 (à droite);  $T_e = 1s$ .



$\tau_2$ ,  $R_2$  et  $R_{ESR}$  de la fonction de transfert  $H_z(s)$  entre la tension  $V_z(s)$  et le courant  $I(s)$  sont estimés en utilisant un algorithme des moindres carrés récursifs. L'algorithme d'identification dans le domaine temporel est initialisé à l'aide du modèle préalablement identifié dans le domaine fréquentiel pour assurer une meilleure convergence.

Pour ce test par exemple, sachant que la valeur du SoC est autour de 20%, nous avons initialisé l'identification temporelle à l'aide des paramètres identifiés en III.3.2 pour un  $SoC = 20\%$ . Une borne inférieure de la "longueur de mémoire" peut être obtenue en utilisant l'équation III.27. Par exemple pour  $V_{z,max} = 400mV$  et  $\beta = 0,7$ , afin d'assurer une précision de  $10mV$ , il faut choisir  $L_m \geq 40$ . Pour plus de simplicité, la longueur de la

mémoire est calculée comme suit  $L_m = \lfloor T/T_e \rfloor$ , où  $T$  est une durée que nous choisirons supérieure à la constante de temps du système. Il va sans dire que la précision de l'approximation de GL s'améliore lorsque la valeur de  $T$  croît. Malheureusement cela signifie une augmentation du nombre d'échantillons en mémoire à utiliser, et par conséquent du temps de calcul. Sur la figure III.13(a) on trouve des résultats pour deux valeurs différentes :  $T \in \{120s, 600s\}$ . De façon similaire, à  $0^\circ C$  autour d'un  $SoC = 30\%$  le même test d'identification a été conduit, donnant les résultats affichés sur la figure III.13(b).

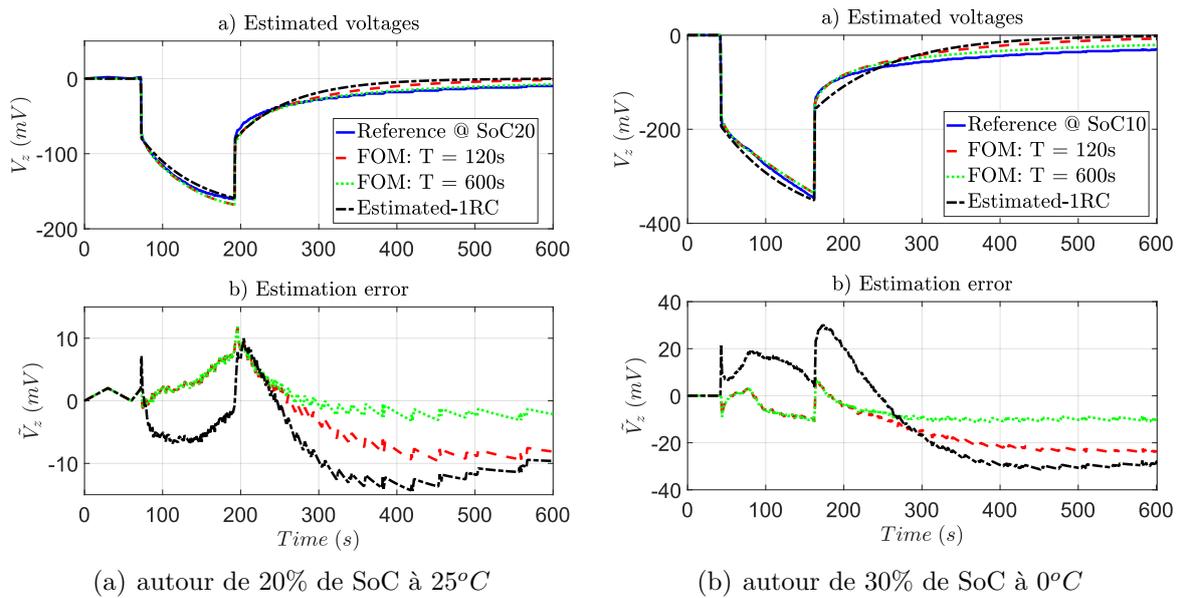


FIGURE III.13 – a) Résultat d'estimation b) Erreur d'estimation pour un créneau de courant appliqué à une cellule de capacité de charge  $Q_n = 64Ah$ , ( $T_e = 1s$ ). Ordre fractionnaire : FOM, Modèle entier du premier ordre : 1RC.

Sur ces deux figures, on peut vérifier que le modèle d'ordre fractionnaire (FOM) produit des résultats moins erronés que le modèle entier du premier ordre (EEC). Par ailleurs comme l'on pouvait s'y attendre, l'augmentation de la valeur de  $T$  améliore la précision de l'estimation en observant le tableau III.3. Toutefois, il ne faut pas trop augmenter la valeur de  $T$  pour assurer une charge de calcul moindre.

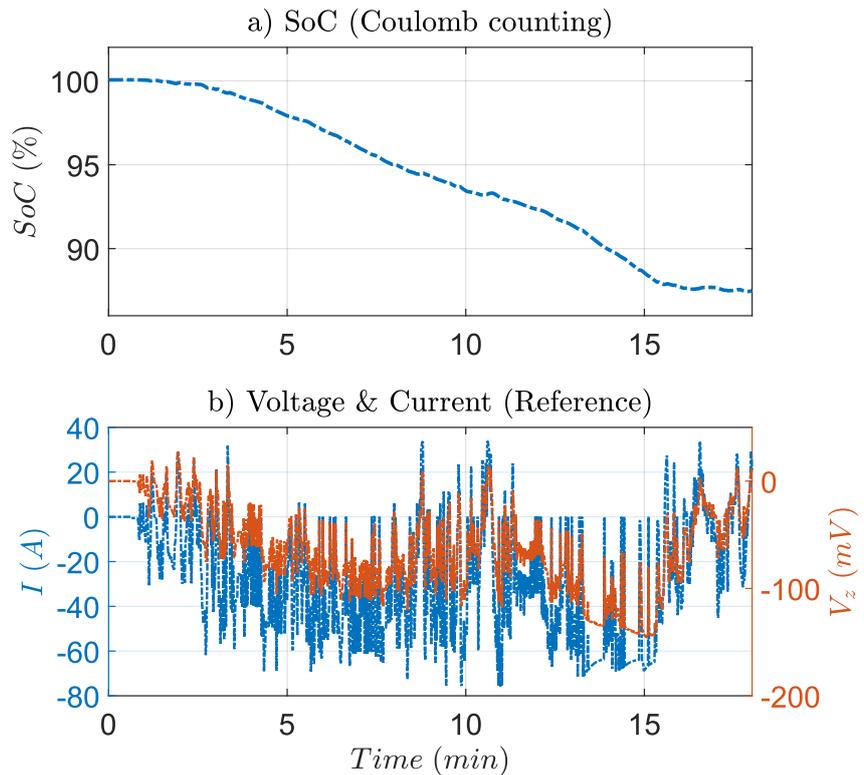
Erreurs (mV)	(FOM) : $L_m = 120$	(FOM) : $L_m = 600$	(EEC)
RMS, à ( $SoC = 20\%$ , $25^\circ C$ )	7,01	3,11	10,02
Max, à ( $SoC = 20\%$ , $25^\circ C$ )	11	10,98	14,66
RMS, à ( $SoC = 30\%$ , $0^\circ C$ )	15,82	8,8	22,02
Max, à ( $SoC = 30\%$ , $0^\circ C$ )	24,51	12,71	30,95

TABLE III.3 – Erreur d'estimation de la tension  $V_z$  pour des créneaux de courant à  $25^\circ C$  et  $0^\circ C$ . Ordre fractionnaire : FOM, Modèle entier du premier ordre : EEC.

### III.3.4.2 Validation sur les profils de roulage

En procédant de la même façon que précédemment en III.3.4.1, nous avons cette fois-ci utilisé un courant d'excitation de la cellule correspondant à un profil de roulage autoroutier. En réutilisant l'équation III.39 pour calculer la tension  $V_z$  aux bornes de l'impédance interne de la cellule, on obtient le résultat de la figure III.14.

FIGURE III.14 – Profil de courant correspondant à un roulage sur autoroute appliqué à une cellule de capacité de charge  $Q_n = 64Ah$  à  $25^\circ C$  a) État de charge de la cellule b) Courant appliqué à la cellule (à gauche); Tension aux bornes de l'impédance interne (à droite);  $T_e = 1s$ .



La fonction de transfert  $H_z(s)$  entre  $V_z(s)$  et  $I(s)$  peut être identifiée en utilisant un algorithme des moindres carrés (RLS) avec un facteur d'oubli  $\lambda$ . Sur la figure III.15 on trouve la tension estimée ainsi que les erreurs d'estimation pour les deux modèles : ordre fractionnaire (FOM) et modèle entier du premier ordre (1RC).

Tout comme nous l'avons observé pour les créneaux de courant, le modèle d'ordre fractionnaire permet de réduire significativement les erreurs d'estimation de la tension. De la même manière, l'augmentation des valeurs de  $T$  améliore la précision des résultats comme illustré dans le tableau III.4. Il est tout de même important de noter que dans ce cas-ci, il n'est pas nécessaire de choisir une grande valeur pour la longueur de mémoire  $L_m$ . Ceci est dû au fait que les basses fréquences sont moins excitées car les profils de roulage sont très dynamiques.

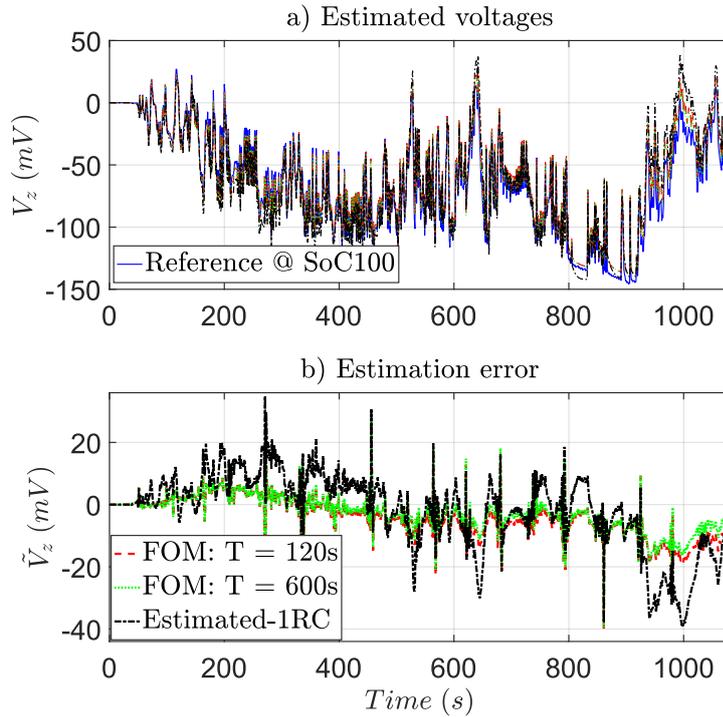


FIGURE III.15 – a) Résultat d'estimation b) Erreur d'estimation pour une conduite sur autoroute appliquée à une cellule de capacité de charge  $Q_n = 64Ah$ , autour de 94% de SoC à  $25^\circ C$  ( $T_e = 1s$ ). Ordre fractionnaire : FOM, Modèle entier du premier ordre : 1RC.

Erreurs	FOM : $L_m = 30$	FOM : $L_m = 300$	EEC
$RMS(mV)$	8,94	7,59	12,49
$Max(mV)$	37,99	37,49	39,01

TABLE III.4 – Erreur d'estimation de la tension  $V_z$  pour un roulage autoroutier et un SoC variant de 100% à 87%, à  $25^\circ C$  ( $T_e = 1s$ ,  $L_m = \lfloor T/T_e \rfloor$ ). Ordre fractionnaire : FOM, Modèle entier du premier ordre : 1RC (EEC).

## III.4 Filtre de Kalman étendu avec le modèle d'ordre fractionnaire

Notre objectif à présent est la mise au point d'un filtre de Kalman étendu fondé sur le modèle d'ordre fractionnaire pour les cellules Li-ion. Pour ce faire nous mettons au point le filtre dans le contexte général de l'utilisation de deux éléments à phase constante (CPEs). Puis nous adapterons cette démarche à notre cas d'étude.

### III.4.1 Modélisation

Les tensions aux bornes des éléments à phase constante (CPEs) sont solutions de l'équation différentielle III.40 ; avec  $\nu_i \in \{\alpha, \beta\}$ .

$$\mathcal{D}^{\nu_i} V_{CPE,i}(t) = -\frac{1}{\tau_i} V_{CPE,i}(t) + \frac{R_i}{\tau_i} I(t) \quad (\text{III.40})$$

En utilisant la discrétisation de Grünwald-Letnikov (GL), on peut écrire les dérivées des tensions aux bornes des CPEs en utilisant l'équation III.41.

$$\mathcal{D}^{\nu_i} V_{CPE,i}[k+1] = \frac{1}{T_e^{\nu_i}} \left\{ V_{CPE,i}[k+1] + \sum_{j=1}^{L_m} (-1)^j C_{\nu_i}^j V_{CPE,i}[k+1-j] \right\} \quad (\text{III.41})$$

Puis en remplaçant l'équation III.41 dans III.40, on obtient la formulation suivante de l'évolution des tensions aux bornes des CPEs :

$$V_{CPE,i}[k+1] = \left( \nu_i - \frac{T_e^{\nu_i}}{\tau_i} \right) V_{CPE,i}[k] - \sum_{j=2}^{L_m} (-1)^j C_{\nu_i}^j V_{CPE,i}[k+1-j] + \frac{R_i T_e^{\nu_i}}{\tau_i} I[k] \quad (\text{III.42})$$

Ainsi, en notant le vecteur d'état correspondant :

$$x_i[k] = [V_{CPE,i}[k], V_{CPE,i}[k-1], \dots, V_{CPE,i}[k+1-L_m]]^T \quad (\text{III.43})$$

l'équation d'état d'une CPE peut être écrite comme suit :

$$x_i[k+1] = A_i x_i[k] + B_i I[k] \quad (\text{III.44})$$

où

$$\left\{ \begin{array}{l} A_i = \begin{bmatrix} \nu_i - \frac{T_e^{\nu_i}}{\tau_i} & W_2 & W_3 & \dots & W_{L_m} \\ 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \\ B_i = \left[ \frac{R_i T_e^{\nu_i}}{\tau_i} \ 0 \ \dots \ 0 \right]^T \\ W_j = (-1)^{j+1} C_{\nu_i}^j \end{array} \right. \quad (\text{III.45})$$

Considérant la définition du *SoC* de l'équation III.46, on peut écrire l'équation d'état générale grâce à l'équation III.47

$$SoC[k+1] = SoC[k] + \frac{I[k] T_e}{Q_n \times 3600} \quad (\text{III.46})$$

$$x[k+1] = Ax[k] + BI[k] \quad (\text{III.47a})$$

$$V_t[k] = \sum_{i=1}^2 V_{CPE,i}[k] + OCV(SoC[k]) + R_0 I[k] \quad (\text{III.47b})$$

où :

$$\left\{ \begin{array}{l} A = \begin{bmatrix} A_1 & 0_{L_m \times L_m} & 0_{L_m \times 1} \\ 0_{L_m \times L_m} & A_2 & 0_{L_m \times 1} \\ 0_{1 \times L_m} & 0_{1 \times L_m} & 1 \end{bmatrix} \\ B = [B_1 \ B_2 \ T_e / (3600 \times Q_n)]^T \\ x[k] = [x_1[k] \ x_2[k] \ SoC[k]]^T \end{array} \right. \quad (\text{III.48})$$

$A \in \mathbb{R}^{(2*L_m+1) \times (2*L_m+1)}$ ,  $B \in \mathbb{R}^{(2*L_m+1) \times 1}$  et  $V_t$  est la tension finale aux bornes de la cellule. La fonction  $OCV(SoC)$  est une table optimisée fournie par le fabricant de la batterie Li-ion utilisée. Des approches similaires sont adoptées dans la littérature. Par exemple, dans [Li et al., 2017b] un filtre de Kalman fractionnaire a été obtenu en utilisant les dérivées d'ordre fractionnaire et leurs approximations par Grünwal-Letnikov. Tandis que dans [Mu et al., 2017], un UKF (*unscented Kalman filter*) a été utilisé. En [Zou et al., 2017] un observateur à mode glissant a été mis au point en utilisant les mêmes équations d'état. L'algorithme du filtre de Kalman étendu étape par étape est donné comme suit :

*Prédiction :*

$$\hat{x}^-[k] = A\hat{x}[k-1] + BI[k-1], \quad (\text{III.49a})$$

$$P_x^-[k] = AP_x^+[k-1]A^T + Q_x. \quad (\text{III.49b})$$

*Mise à jour :*

$$L_x[k] = P_x^-[k]C^T [CP_x^-[k]C^T + R]^{-1}, \quad (\text{III.49c})$$

$$\hat{x}^+[k] = \hat{x}^-[k] + L_x[k] \left[ V_t[k] - OCV(S\hat{O}C^-[k]) - \sum_{i=1}^2 \hat{V}_{CPE,i}^-[k] - DI[k] \right], \quad (\text{III.49d})$$

$$P_x^+[k] = P_x^+[k-1] - L_x CP_x^-[k]. \quad (\text{III.49e})$$

où  $P_x^-$  et  $P_x^+$  sont les variances d'erreurs des états prédits et estimés,  $Q_x$  et  $R$  les variances des bruits d'état et de mesure (les valeurs seront fournies lors de l'expérimentation),  $L_x$  le gain de Kalman étendu ; les matrices  $C$  et  $D$  sont obtenues comme suit :

$$\begin{cases} C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 1 & 0 & \dots & \frac{\partial OCV}{\partial SoC} |_{S\hat{O}C^-[k]} \end{bmatrix} \\ D = R_0 \end{cases} \quad (\text{III.50})$$

En utilisant l'équation III.47 ainsi que l'estimateur de paramètre décrit dans la section III.3.4, on peut estimer le SoC de la cellule comme affiché sur la figure III.16. Il s'agit d'un estimateur conjoint [Plett, 2009b] avec un filtre RLS qui estime les paramètres du modèle d'ordre fractionnaire en utilisant les mesures de courant  $\begin{bmatrix} I[k] & I[k-1] \end{bmatrix}$  ainsi que l'état de charge estimé  $S\hat{O}C[k-1]$ . Un test de convergence est effectué pour obtenir  $R_{0,conv}$ ,  $(\tau_1, R_1)_{conv}$  et  $(\tau_2, R_2)_{conv}$ . Les paramètres convergés sont en suite utilisés par le filtre de Kalman pour calculer les matrices  $A$ ,  $B$ ,  $C$  et  $D$  lors de l'estimation du vecteur d'état :  $x[k] = \begin{bmatrix} x_1[k] & x_2[k] & SoC[k] \end{bmatrix}^T$ , de taille  $2 \times L_m + 1$ .

## III.4.2 Validation expérimentale

Considérons le modèle de l'équation III.28 dans lequel une seule CPE est utilisée, le vecteur d'état du filtre d'ordre fractionnaire devient  $x[k] = \begin{bmatrix} x_2[k] & SoC[k] \end{bmatrix}^T$  de taille  $L_m + 1$ , les paramètres à estimer sont  $R_{ESR}$ ,  $R_2$  et  $\tau_2$ . Ce modèle est choisi car dans notre application nous avons choisi de sous-échantillonner le courant à  $T_e = 1$  s, en référence au passage III.3.3. En utilisant la méthode d'estimation jointe avec les mesures de courant et tension lors d'un roulage autoroutier à  $25^\circ C$ , le SoC ainsi que les paramètres du FOM du premier ordre sont estimés. La figure III.17 représente le courant en entrée de la cellule tandis que sur la figure III.18 on retrouve la tension aux bornes de la cellule.

FIGURE III.16 – Diagramme d'estimation jointe du SoC et des paramètres à partir d'un modèle d'ordre fractionnaire. Les paramètres estimés ( $\hat{R}_0, \hat{R}_i, \hat{\tau}_i$ ) par le filtre RLS sont rebouclés dans l'estimateur EKF lorsque leurs variations sont significatives.

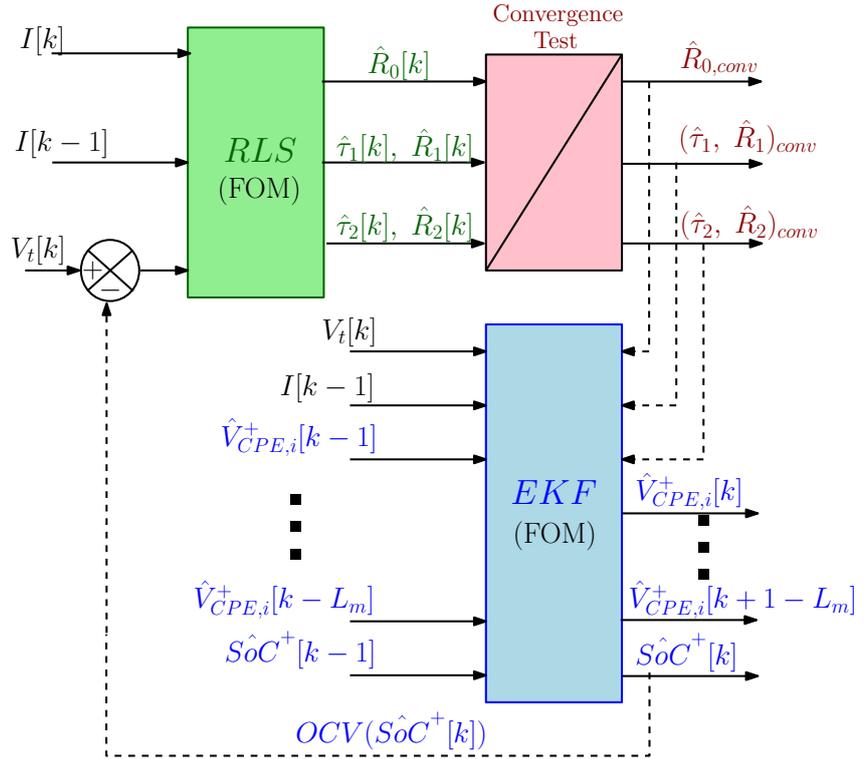
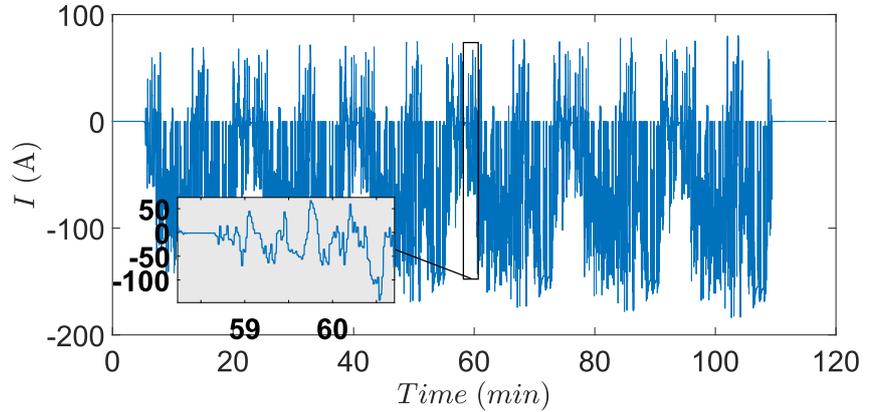


FIGURE III.17 – Profil de courant correspondant à un roulage autoroutier 25°C



Pour ce test  $L_m = 40$ ,  $T_e = 1s$ ,  $\beta = 0,66$ . En notant  $b_I$  et  $b_V$  les bruits blancs gaussiens de mesure de courant et tension de l'équation III.51, nous pouvons facilement calculer les matrices de variance de bruit d'état et de mesure à l'aide de l'équation III.52 :

$$\begin{cases} V_{t,mes} = V_t + b_V \\ I_{mes} = I + b_I \end{cases} \quad (III.51)$$

$$\begin{cases} Q_x = \sigma_{b_I}^2 \times BB^T \\ R = \sigma_{b_I}^2 \times R_{ESR}^2 + \sigma_{b_V}^2 \end{cases} \quad (III.52)$$

où  $\sigma_{b_I}^2 = 10^{-4}A^2$  et  $\sigma_{b_V}^2 = 10^{-7}V^2$  sont les variances des bruits de mesure du courant et de la tension. Les valeurs numériques sont obtenues en mesurant les variances du courant et de la tension aux bornes des cellules au repos.

Sur la figure III.19 sont affichés a) l'état de charge de référence  $SoC_{ref}$  (trait plein bleu) et le SoC estimé  $S\hat{o}C$  (pointillé bleu), b) l'erreur d'estimation  $S\tilde{o}C$  (pointillé rouge).

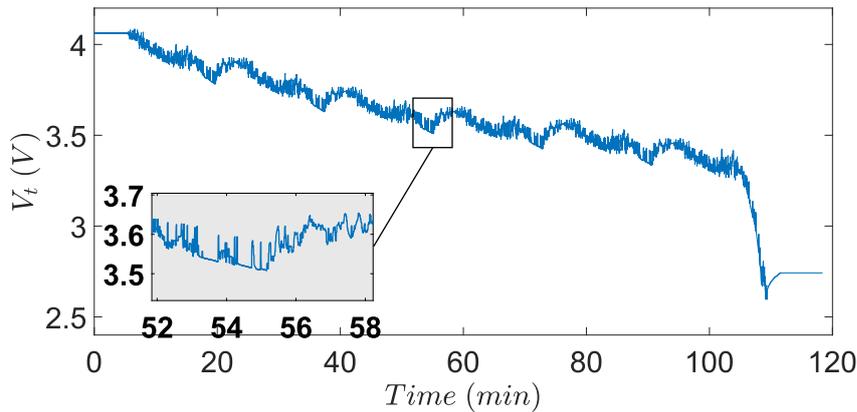


FIGURE III.18 – Tension aux bornes de la cellule correspondant à un roulage autoroutier  $25^{\circ}C$ .

Quant à la III.20 elle affiche a) la constante de diffusion estimée  $\tau_2$ , b) la résistance de diffusion estimée  $R_2$  (à droite) la résistance équivalente en série  $R_{ESR}$  (à gauche). On peut rapidement observer l'augmentation des valeurs de  $\tau_2$  et  $R_2$  lorsque le SoC décroît vers 0%.

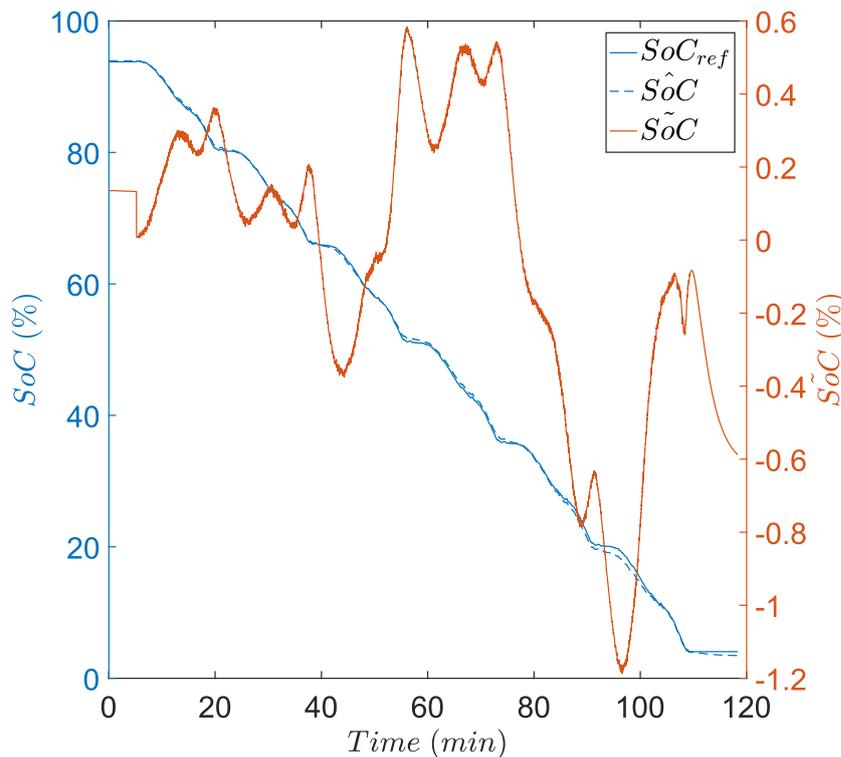
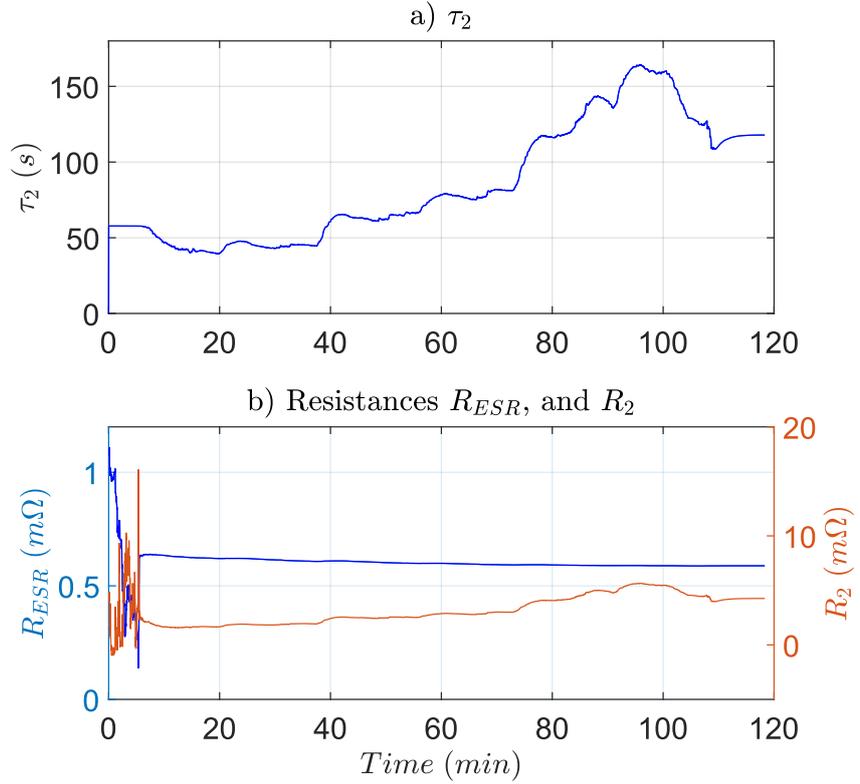


FIGURE III.19 – État de charge de référence  $SoC_{ref}$  (trait plein bleu), l'estimée  $\hat{SoC}$  (pointillé bleu) et l'erreur  $\tilde{SoC}$  (pointillé rouge).

Dans le tableau III.5 est affichée une comparaison des erreurs d'estimation du SoC. Comme nous pouvons le constater le modèle d'ordre fractionnaire (FOM) produit une meilleure estimation du SoC que le modèle d'ordre entier classique (EEC).

Pour aller plus loin, nous avons procédé à l'estimation du SoC pour divers profils de roulage à  $0^{\circ}C$  et  $25^{\circ}C$  en utilisant le modèle d'ordre fractionnaire en comparaison au modèle d'ordre entier classique. Nous avons réalisé ces tests non seulement pour des batteries de véhicule électrique (EVs) mais aussi pour des véhicules hybrides (PHEVs). Les tableaux comparatifs correspondant à ces tests sont : III.6 pour les EVs et III.7 pour les PHEVs. Pour ces deux types de véhicules, on peut remarquer que les erreurs quadratiques

FIGURE III.20 – Paramètres estimés : a) Constante de diffusion  $\tau_2$ , b) (à droite) Résistance de diffusion  $R_2$ , (à gauche) Résistance équivalente en série  $R_{ESR}$



Erreurs	1//RC (EEC)	1R//CPE (FOM)
<i>RMS</i> (%)	0,58	0,41
<i>Max</i> (%)	1,86	1,18

TABLE III.5 – Erreur d'estimation du SoC pour un profil de roulage autoroutier à  $25^{\circ}C$  ; pour une capacité  $Q_n = 64Ah$  et  $L_m = 40$ .  $25^{\circ}C$  Ordre fractionnaire : FOM, Modèle entier du premier ordre : EEC.

moyennes (RMS) ainsi que les erreurs maximales absolues sont nettement améliorées lorsque le modèle d'ordre fractionnaire est employé. L'amélioration de l'erreur absolue d'estimation du SoC pour les PHEVs à  $25^{\circ}C$  est d'environ 1%, et à  $0^{\circ}C$  est d'environ 2,5%. Ceci est dû au comportement non linéaire prononcé des cellules Li-ion à basse température. Ce comportement est mieux modélisé par le modèle d'ordre fractionnaire ; justifiant ainsi notre démarche.

Profils	Température $25^{\circ}C$					Température $0^{\circ}C$				
	FOM		EEC		$SoC_{d, f}$	FOM		EEC		$SoC_{d, f}$
	<i>Max</i> (%)	<i>RMS</i> (%)	<i>Max</i> (%)	<i>RMS</i> (%)		<i>Max</i> (%)	<i>RMS</i> (%)	<i>Max</i> (%)	<i>RMS</i> (%)	
Urbain	1,15	1,12	1,35	1,9	90 - 0	0,8	0,43	1,41	0,68	93 - 6
Autoroute	1,18	0,41	1,86	0,58	94 - 3,5	0,94	0,47	1,82	1,15	90 - 1

TABLE III.6 – Comparaison des erreurs d'estimation du SoC pour divers profils de roulage d'un véhicule électrique (EV) de capacité de charge  $Q_n = 64Ah$ ,  $L_m = 40$ .  $SoC_{d, f}$  représente l'état de charge en début et en fin de l'expérience.

Profils	Température 25°C					Température 0°C				
	FOM		EEC		SoC <sub>d, f</sub>	FOM		EEC		SoC <sub>d, f</sub>
	Max(%)	RMS(%)	Max(%)	RMS(%)		Max(%)	RMS(%)	Max(%)	RMS(%)	
<b>NEDC</b>	0,34	0,18	1,44	1	94 - 6	1,8	1,3	4,54	3	94 - 12
<b>Urbain</b>	2,1	1,42	3,61	2,27	99 - 40	6,58	3,65	7,27	3,9	92 - 9
<b>Campagne</b>	1,44	0,71	2,25	1,18	91 - 6	1,92	0,84	5,3	3,2	91 - 7
<b>Autoroute</b>	0,82	0,397	0,82	0,68	91 - 40	1,07	0,45	3,5	2,27	92 - 4,6

TABLE III.7 – Comparaison des erreurs d'estimation du SoC pour divers profils de roulage d'un véhicule hybride (PHEV) de capacité de charge  $Q_n = 28Ah$ ,  $L_m = 40$ .

Les différents profils de roulage utilisés dans les tableaux III.6 et III.7 sont affichés sur les figures III.21, III.22 et III.23 à la disposition du lecteur.

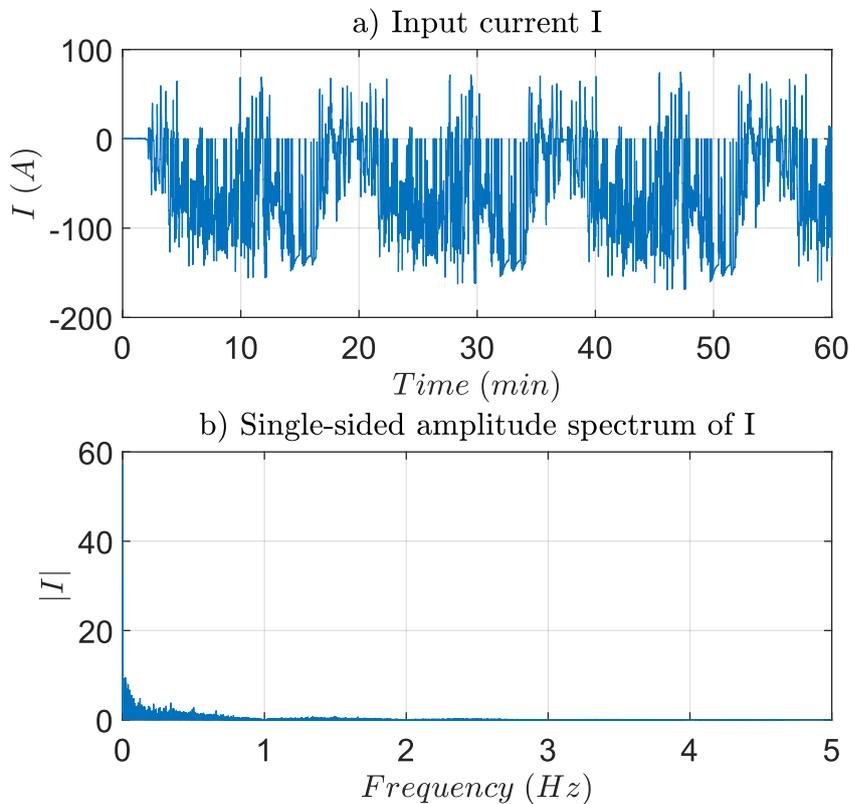


FIGURE III.21 – Étude fréquentielle d'un courant de roulage **autoroutier** échantillonné à  $T_e = 0,1s$ , à  $25^\circ C$  : a) Courant  $I(t)$ , b) Amplitude dans le domaine fréquentiel.

FIGURE III.22 – Étude fréquentielle d'un courant de roulage en **campagne** échantillonné à  $T_e = 0,1s$ , à  $25^{\circ}C$  : a) Courant  $I(t)$ , b) Amplitude dans le domaine fréquentiel.

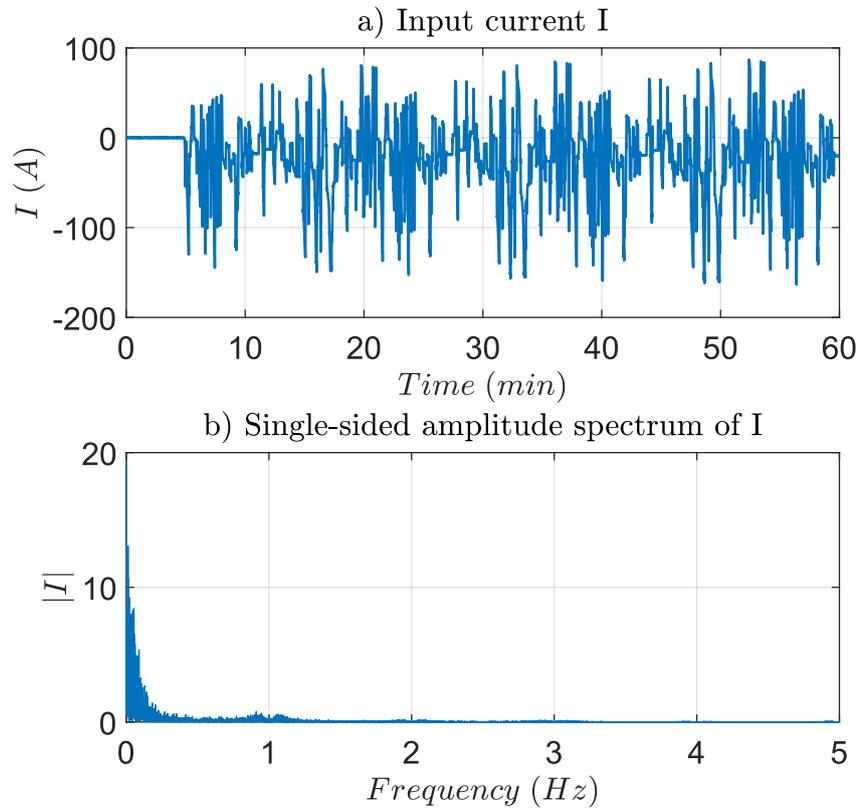
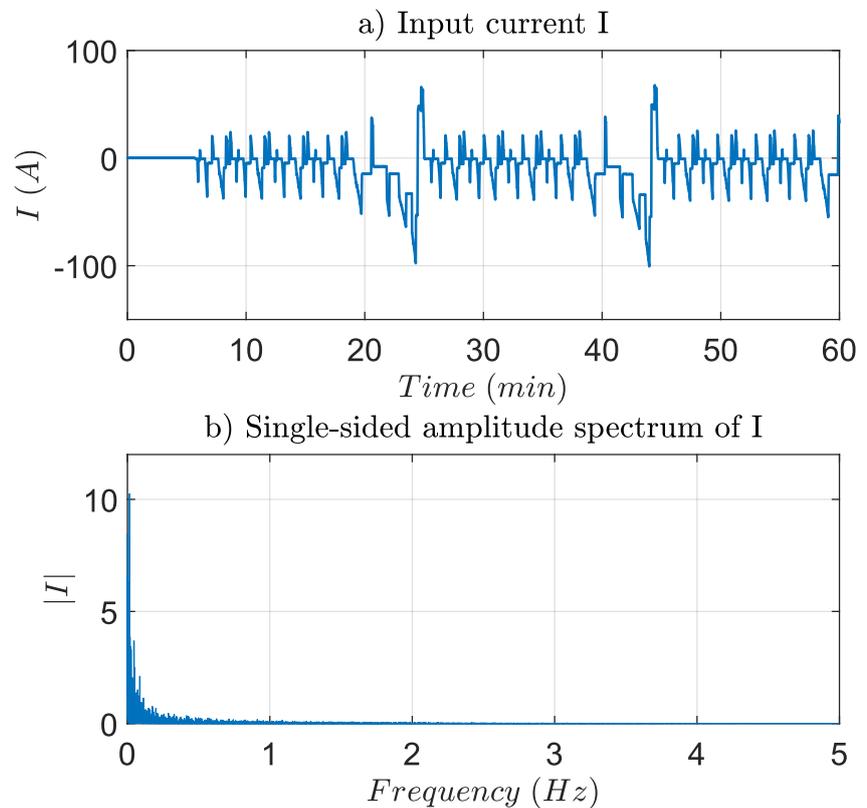


FIGURE III.23 – Étude fréquentielle d'un courant de roulage homologué **NEDC** échantillonné à  $T_e = 0,1s$ , à  $25^{\circ}C$  : a) Courant  $I(t)$ , b) Amplitude dans le domaine fréquentiel.



## III.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté la dérivation d'ordre fractionnaire ainsi que la représentation des modèles d'ordre fractionnaire. Nous avons poursuivi avec une présentation des modèles d'ordre fractionnaire pour les batteries Li-ion. Nous avons vu que la représentation fractionnaire pour les batteries Li-ion peut être obtenue soit en simplifiant les équations d'un modèle électrochimique (SPM), soit par l'utilisation des mesures de spectroscopie d'impédance (EIS) pour une identification fréquentielle. Dans notre étude nous avons adopté la seconde approche. On observe alors que pour la modélisation des cellules Li-ion, la représentation fondée sur les modèles d'ordre fractionnaire produit des meilleurs résultats d'identification. Nous avons par la suite défini et mis en œuvre un filtre de Kalman étendu fondé sur le modèle d'ordre fractionnaire. Ce filtre a été utilisé de façon jointe avec des moindres carrés récursifs pour à la fois estimer l'état de charge de la cellule et estimer de façon adaptative les paramètres du modèle d'ordre fractionnaire. La comparaison des résultats obtenus en utilisant le modèle d'ordre fractionnaire aux résultats du modèle électrique équivalent (EEC) classique montre une nette amélioration de la précision de l'estimation de l'état de charge (SoC).

La combinaison des résultats obtenus dans ce chapitre ainsi que les solutions de réduction de la charge de calcul du BMS proposées dans le chapitre précédent permettront de mettre au point un estimateur d'état de charge précis et simple à mettre en œuvre. Par exemple, la méthode "*Bar-Delta*" peut être implémentée en utilisant un modèle d'ordre fractionnaire pour la cellule nominale.

L'estimation du SoC permet de surveiller à court terme l'état de la batterie. Mais nous savons que les cellules Li-ion connaissent une évolution de leurs paramètres intrinsèques au cours du temps et de leur utilisation. Le vieillissement des batteries Li-ion entraîne une réduction des performances des véhicules électriques. Il est alors important de déterminer sur le long terme l'état de santé de la batterie. Cet aspect sera étudié dans le chapitre suivant.



## MISE AU POINT D'INDICATEURS DE VIEILLISSEMENT

### Sommaire

---

IV.1	Introduction	110
IV.2	Description des données recueillies	111
IV.2.1	Roulage « <i>driving</i> »	111
IV.2.2	Charge « <i>charging</i> »	111
IV.2.3	Stationnement « <i>Parking</i> »	112
IV.2.4	Indicateurs de vieillissement disponibles dans BLMS	112
IV.3	Exploitation des données mesurées pendant le roulage	112
IV.3.1	Approche générale	113
IV.3.2	Cas particuliers	121
IV.4	Exploitation des données mesurées pendant la charge	124
IV.4.1	le vieillissement et la charge	124
IV.4.2	Énergie et capacité chargées	124
IV.4.3	Expérimentation sur des véhicules réels	128
IV.5	Comparatif des différentes propositions d'estimation du <i>SoH</i>	132
IV.6	Conclusion	133

---

## IV.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons proposé et développé une solution d'estimation de l'état de charge des batteries Li-ion en utilisant les modèles d'ordre fractionnaire. La solution proposée permet d'améliorer la précision d'estimation du SoC. De plus, cette solution peut être combinée avec les méthodes de réduction de la charge de calcul du BMS développées dans le chapitre II. Ce faisant, un estimateur précis, rapide et simple à mettre en œuvre peut être implanté dans le BMS. L'estimation du SoC permet une surveillance à court terme de l'état de la batterie. Pour assurer une performance accrue des batteries Li-ion, il est nécessaire d'étudier et de comprendre leur évolution à long terme. Nous devons alors étudier et mettre au point des indicateurs d'état de santé des batteries Li-ion.

Dans ce chapitre, il est question de l'analyse hors ligne des données accumulées lors des différentes missions réalisées par les utilisateurs de véhicules électriques. Compte tenu de la quantité importante des données disponibles, ainsi que de la diversité des usages, un traitement préalable des données sera fait. L'objectif principal dans ce chapitre est d'obtenir à l'aide de ces données des indicateurs de vieillissement de la batterie. Nous précisons que les solutions proposées dans ce chapitre sont dans un contexte d'utilisation hors-ligne.

Le groupe **Renault** dispose de différentes bases de données pour ses véhicules électriques après leurs ventes. Une de ces bases de données est le BLMS : "*Battery Lifecycle Management System*". Sur la figure IV.1, on trouve une représentation schématique des éléments de la base de données BLMS. Elle est alimentée par des données mesurées et/ou estimées par le BMS pendant le **roulage**, la **charge** et le **stationnement** des véhicules. Elle est destinée à des services tels que la facturation, la garantie, le service après vente et l'ingénierie. Ces services ont pour cible les batteries des véhicules électriques et hybrides. En 2019, cette base de données compte près de 180000 véhicules avec le stockage des informations telles que :

- Les données mesurées : tensions, courants, températures, kilométrage, puissance de charge.
- Les données calculées : état de charge *SoC*, état de santé *SoH* estimé par le BMS, énergie échangée, etc.

Les indicateurs de vieillissement servent à mesurer la dégradation des performances des batteries au fil du temps. Idéalement les performances sont mesurées dans des conditions et protocoles bien définis. Malheureusement, lorsque les véhicules sont en usage dans la rue, il n'est pas envisageable d'appliquer ces protocoles à l'ensemble du parc de véhicules. La démarche dans ce chapitre est d'établir une stratégie qui se rapproche le plus de cette situation idéale.

Avant de proposer de nouveaux indicateurs de vieillissement, il est nécessaire de faire une présentation des données disponibles dans la base BLMS. Après cette description des données, deux solutions seront proposées. La première solution est fondée sur l'utilisation des données recueillies pendant les roulages. Quant à la deuxième solution, elle met à contribution les données recueillies pendant la charge des VEs.

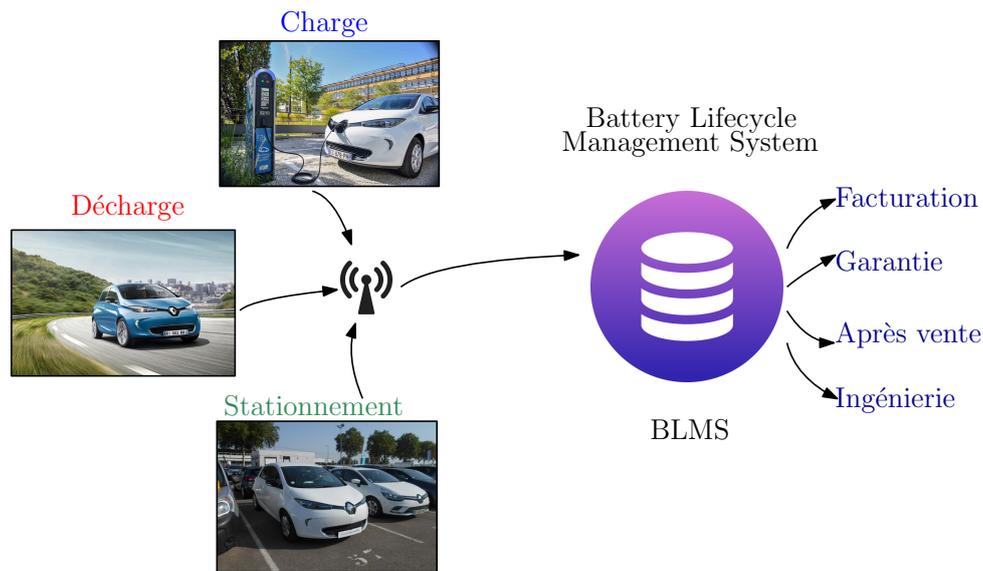


FIGURE IV.1 – La base de donnée BLMS en 2019. Elle comporte des informations provenant d'environ 180000 VE et hybrides.

## IV.2 Description des données recueillies

Les données dans la base BLMS sont stockées de façon événementielle. Ainsi, à la fin d'un événement (ex : charge), le véhicule transmet à la base BLMS les valeurs des variables prédéfinies, en début et fin d'événement.

### IV.2.1 Roulage «*driving*»

Dans un cas pratique d'un client qui se déplace d'un point initial à un point final, cet événement sera représenté dans la base BLMS par un "tuple" contenant le kilométrage en début et fin de parcours, la durée, les états de charge initial et final, les températures (minimale, maximale, moyenne) initiale et finale de la batterie, la matrice «*driving*» etc. La matrice «*driving*» est une division en plage de *SoC* et température, permettant de compter la durée que passe un VE dans une plage de *SoC* et de température donnée pendant le roulage. Ce "tuple" permettra de représenter les caractéristiques de ce trajet réalisé par le client.

### IV.2.2 Charge «*charging*»

La charge des véhicules est réalisée par une approche *Constant Power Constant Voltage (CP-CV)*. Il s'agit d'une première phase de charge à puissance constante, suivie d'une deuxième phase à tension constante. Cet événement aussi sera caractérisé par un "tuple" contenant : l'état de charge en début et fin de charge, les températures initiales et finales, la durée de la charge, la liste des puissances de charge mesurées à intervalle régulier (toutes les 30 minutes).

### IV.2.3 Stationnement «*Parking*»

Nous savons que le vieillissement calendaire des batteries Li-ions n'est pas négligeable. Par ailleurs nous savons que les véhicules passent près de 90% de leur temps en stationnement. Il a été établi dans le chapitre précédent que le SoC et la température sont les principaux facteurs du vieillissement calendaire. À cet effet, une matrice «*parking*» est utilisée, contenant une division en plage de SoC et température, permettant de compter la durée que passe un VE dans une plage de SoC et de température donnée en stationnement.

### IV.2.4 Indicateurs de vieillissement disponibles dans BLMS

On trouve aussi dans cette base BLMS **deux indicateurs de vieillissement** : le  $SoH_{e,off}$  ou durabilité et le  $SoH_{BMS}$ . Le  $SoH_{BMS}$  mesure la perte de capacité du pack de batterie et provient du calculateur BMS : "*Battery Management System*". Quant au  $SoH_{e,off}$ , il s'agit d'un indicateur de perte d'énergie, établi à l'aide des modèles de durabilité des batteries. Cet indicateur est obtenu en utilisant les données des batteries qui sont stockées dans le BLMS. Il s'agit donc d'un indicateur estimé hors-ligne d'où le nom  $SoH_{e,off-board}$ . Il est calculé à l'aide de la dégradation calendaire et de la dégradation en cyclage grâce à l'équation IV.1.

$$Degradation(t) = Degradation_{calendaire}(t) + Degradation_{cyclage}(t) \quad (IV.1a)$$

$$Degradation(t) = f(Mat_{pk}, t) + g(Mat_{dr}, Egy) \quad (IV.1b)$$

- $Egy$  : cumul de l'énergie déchargée en [kWh] de la batterie pendant le roulage depuis sa première utilisation
- $t$  : cumul du temps passé en stationnement et en cyclage en [jr] en fonction des plages de température et d'état de charge
- Les **Matrice parking** ( $Mat_{pk}$ ) et **Matrice driving** ( $Mat_{dr}$ ) correspondent à des divisions en fonction de la température  $\{< 0^\circ, 0^\circ - 15^\circ, 15^\circ - 30^\circ, 30^\circ - 45^\circ, > 45^\circ\}$  et du SoC  $\{0\% - 10\%, 10\% - 30\%, 30\% - 70\%, 70\% - 90\%, 90\% - 100\%\}$
- Les fonctions  $f$  et  $g$  sont calibrées à partir des cyclages de **cellules** et **packs** dans des conditions d'un client de **référence**. Les fonctions ne sont pas données dans ce document pour des raisons de confidentialité.

La solution  $SoH_{e,off}$ , est une propriété du groupe RENAULT. Cette solution servira de référence de comparaison de nos propositions d'indicateurs de vieillissement.

Dans le tableau IV.1 on trouve un récapitulatif des données disponibles dans la base BLMS en fonction des différents événements.

## IV.3 Exploitation des données mesurées pendant le roulage

L'utilisation des données de roulage est motivée par une considération du point de vue de l'utilisateur. L'idée est que la dégradation des performances du véhicule avec le vieillissement peut être remarquée par l'utilisateur. La formalisation de cette hypothèse

Évènements	Variables
<b>Roulage</b>	état de charge : $SoC_{start,end}$ , température de la batterie $Temp_{start,end}$ , kilomètres cumulés parcourus : $dist_{start,end}$ , énergie totale déchargée : $E_{start,end}$ , état de santé estimé par le BMS : $SoH_{BMS}$ , matrice <i>driving</i> $Mat_{driving}$
<b>Charge</b>	état de charge $SoC_{start,end}$ , température de la batterie $Temp_{start,end}$ , puissances instantanées : $[P_1, \dots, P_i, \dots, P_N]$ , instants de mesure des puissances instantanées : $[t_1, \dots, t_i, \dots, t_N]$
<b>Stationnement</b>	matrice <i>parking</i> $Mat_{parking}$
<b>Hors-ligne</b>	état de santé durabilité estimé hors-ligne à l'aide de la base de données BLMS $SoH_{e,off}$

TABLE IV.1 – Tableau récapitulatif des variables disponibles dans la base de données BLMS.

est possible, car les automobilistes reproduisent quotidiennement les mêmes parcours. On fait alors l'hypothèse principale selon laquelle les performances du véhicule dans les mêmes conditions d'utilisation à différents instants permettent de mesurer le vieillissement de la batterie. Cette hypothèse sera développée dans cette partie en utilisant des données recueillies pendant le roulage.

### IV.3.1 Approche générale

L'objectif principal est d'établir une relation permettant de calculer la perte de capacité de charge des batteries à partir des mesures disponibles telles que l'état de charge en début et fin de parcours ( $SoC_{start,end}$ ), les distances parcourues ( $dist_{start,end}$ ), les températures de fonctionnement  $Temp_{start,end}$ , les quantités d'énergie déchargées  $E_{start,end}$ . En considérant que les automobilistes reproduisent quotidiennement les même parcours nous émettons les hypothèses suivantes :



#### Hypothèses

H1 : Pour des trajets identiques dans des conditions équivalentes, la variation de l'état de charge  $\Delta SoC$  peut être obtenue par l'équation IV.2b. Sachant que l'état de santé du point de vue de la capacité de charge  $SoH_c$  est définie dans l'équation IV.2a, on peut l'obtenir en utilisant IV.2c pour des trajets

identiques :

$$SoH_c = 100 \times \frac{Q_n}{Q_{n,BOL}} \quad (IV.2a)$$

$$\Delta SoC = \frac{1}{Q_n} \int_{t_i}^{t_f} I(t) dt \quad (IV.2b)$$

$$SoH_c \simeq 100 \times \frac{\Delta SoC_{BOL}}{\Delta SoC} \quad (IV.2c)$$

où  $\Delta SoC$  est la variation de l'état de charge à un instant donné, et  $\Delta SoC_{BOL}$  est la variation d'état de charge en début de vie " Beginning Of Life".  $Q_n$  est la capacité de charge de la batterie à un instant donné, et  $Q_{n,BOL}$  est la capacité de charge de la batterie en début de vie.

H2 : Les conditions de trajets identiques sont assurées par la distance parcourue  $d$  [km], la vitesse moyenne lors du trajet  $v$  [km/h] et la température lors du roulage  $Temp_{dc}$  [°C].

On trouve sur la figure IV.2 un exemple de données d'un client de véhicule électrique lors de plusieurs roulages. Sur cette figure, on trouve en a) les distances parcourues, en b) les variations d'état de charge associées et en c) les températures moyennes auxquelles ces roulages ont été réalisés. Nous pouvons observer que ce client parcourt régulièrement un trajet d'environ 40 km. On note aussi une variation cyclique de la température externe de la batterie en fonction des jours. Cette variation cyclique correspond à la succession des saisons, qui influence la température de la batterie.

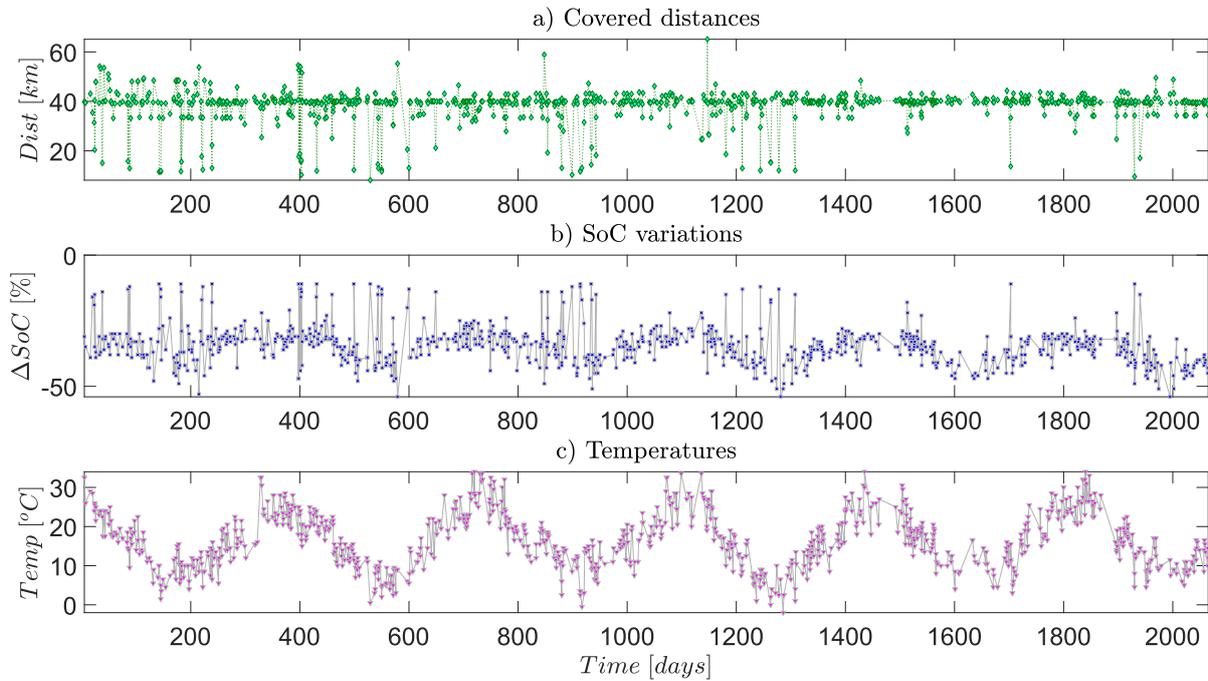


FIGURE IV.2 – Exemple de suivi d'un client possédant un véhicule électrique produit par Renault.

À l'aide de la définition de l'état de charge on peut calculer l'état de santé de la batterie en utilisant l'équation IV.2a. En considérant les hypothèses émises plus tôt, nous pouvons utiliser l'équation IV.2c qui nous permet de calculer à trajet identique la perte de capacité grâce à la variation de l'état de charge pendant le roulage en fonction du temps.

Pour calculer l'état de charge, nous avons besoin de connaître la capacité de charge  $Q_n$ . Par ailleurs, pour ne pas introduire d'éventuelles erreurs de calcul du SoC dans notre estimation du vieillissement, il est primordial de s'assurer de la qualité du SoC. Pour ce faire, les précautions suivantes sont à prendre en compte :

**⚠ Précautions**

- Nécessité d'utiliser les valeurs de  $SoC$  précises, de préférence après une longue période de relaxation (au moins 2 heures ; cette valeur peut varier en fonction de la composition chimique de la batterie). Une pause en début et fin de mission est nécessaire comme l'illustre la figure suivante.

FIGURE IV.3 – Calcul du  $SoC$  à l'aide de la tension à vide  $OCV$  relaxée (au repos pendant au moins 2 heures).

- Obtenir l'état de charge à l'aide de la courbe  $SoC - OCV$  en utilisant directement les mesures de tensions. Après une longue période de relaxation, le  $SoC$  peut être directement obtenu en utilisant la courbe  $SoC - OCV$  fournie par le fabricant de la batterie.

Ce faisant, les erreurs liées à l'intégration du courant ou à la mesure de capacité du BMS ne sont plus des handicaps. La seule source d'éventuelles erreurs est le capteur de tension. Sur la figure IV.4 on trouve le diagramme permettant de déterminer pour chaque utilisateur l'estimation de l'état de santé.

Il est connu que la variation de l'état de charge de la batterie est fortement dépendante de la température. Il est alors nécessaire d'effectuer un filtrage des mesures de variation d'état de charge  $\Delta SoC$ . Pour ce faire, une approche par régression non paramétrique a été adoptée avec une illustration sur la figure IV.5.

Nous utilisons ici un filtrage non paramétrique glissant disponible dans Matlab® à savoir : "*smooth*" avec l'option "*lowess* : *locally weighted scatter plot smooth*". Il s'agit d'une méthode de régression polynomiale avec pondération locale. Le lissage est réalisé en 3 étapes :

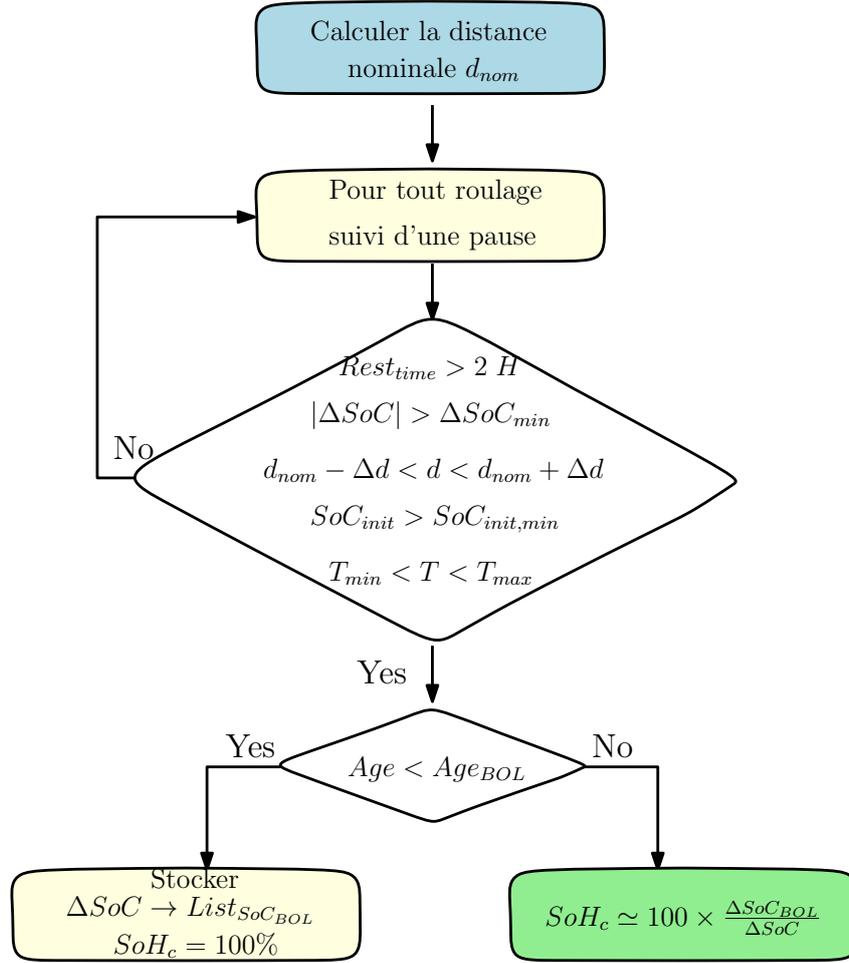


FIGURE IV.4 – Diagramme d'estimation hors-ligne de l'état de santé des batteries en termes de perte de capacité de charge.  $d_{nom}$  est la distance nominale souvent parcourue en roulage par l'utilisateur.  $\Delta d$  est la variation de distance tolérée pour maintenir l'hypothèse  $H2$ .  $T_{min}$  et  $T_{max}$  délimitent à la plage de température utilisée.  $Age_{BOL}$  est l'âge minimal au bout duquel la batterie ne sera plus considérée comme en début de vie. Cet âge peut être obtenu de façon empirique en fonction de la composition chimique de la batterie.

— Les pondérations sont calculées à l'aide de la fonction tri-cubique suivante :

$$w_i = \left(1 - \left|\frac{t - t_i}{d_{max}}\right|^3\right)^3 \quad (\text{IV.3})$$

où  $t$  est l'abscisse de la valeur à prédire, les  $t_i$  sont les voisins les plus proches dans la fenêtre glissante et  $d_{max}$  la distance entre  $t$  et le point le plus distant dans la fenêtre glissante. Dans notre étude, la variable à lisser est par exemple la variation  $\Delta SoC$ , l'abscisse  $t$  sera donc le nombre de jours entre deux mesures par exemple :

$$(t_i, y_i) = (t [\text{jours}], \Delta SoC [\%])$$

— Ensuite, dans la fenêtre de lissage une régression linéaire pondérée est faite à l'aide

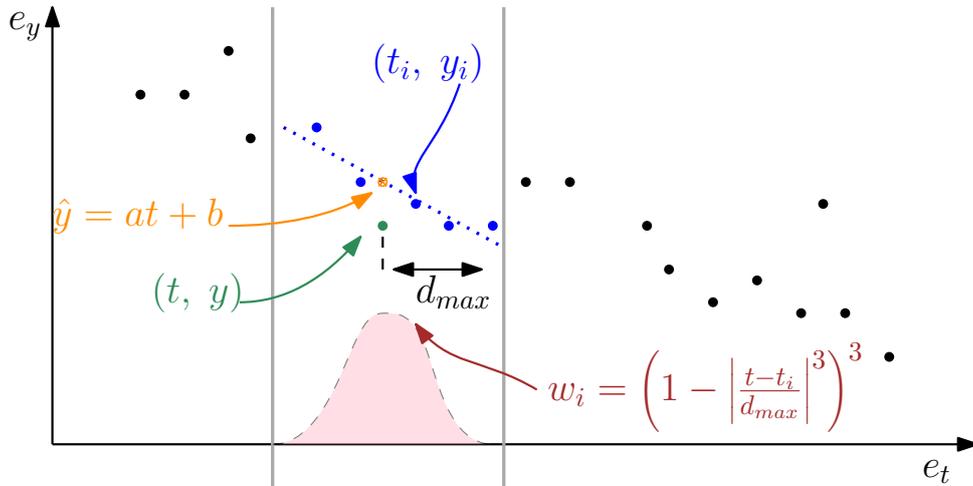


FIGURE IV.5 – Illustration de la méthode «LOWESS» pour le filtrage des données.

de la méthode des moindres carrés pondérés :

$$[\alpha, \beta] = \operatorname{argmin} \sum_{i=1}^n \omega_i (y_i - t_i \times \alpha + \beta)^2$$

- Pour finir, la valeur lissée est élaborée à l'aide du polynôme obtenu par régression linéaire.

Cette approche produit un lissage robuste en comparaison d'un filtre glissant classique comme par exemple "movmean" dans Matlab®. Pour le filtre glissant classique, on se contente de calculer la moyenne des points dans la fenêtre glissante. Cette approche est moins appropriée, car globalement le vieillissement est un processus lent.

Il est possible en plus du filtrage de fournir un intervalle de confiance à 95% autour des valeurs lissées. La méthode "lowess" étant une méthode non paramétrique, l'intervalle de confiance peut être obtenu en faisant des tirages avec remise des valeurs de  $\Delta SoC$  pour obtenir plusieurs courbes de lissage. La variance peut alors être déduite en utilisant les courbes obtenues. Il s'agit d'une obtention de variance par "bootstrapping".

Sur la figure IV.6 on trouve le résultat de l'utilisation de la méthode suggérée pour le calcul de l'état de santé. Sur cette figure, le  $SoH_c$  est noté  $SoH_{c,dch}$  pour signifier que ces résultats sont obtenus en utilisant des données recueillies pendant le roulage (décharge). La distance nominale parcourue pour le client introduit plus tôt est  $d_{nom} \simeq 40 \text{ km}$ . On trouve sur cette figure en a) les mesures de variation de l'état de charge  $\Delta SoC$  en gris ainsi que les valeurs filtrées en bleu et la fenêtre de confiance à 95% correspondante ; en b) les valeurs estimées du  $SoH$  : à l'aide de la durabilité ( $SoH_{e,off}$ ), par le BMS ( $SoH_{BMS}$ ) et celle que nous suggérons ( $SoH_{c,dch}$ ) en bleu ainsi que la fenêtre de confiance à 95% correspondante. Pour cet exemple, une faible marge de la distance nominale d'environ  $\pm 2,5 \text{ km}$  est considérée. De même, une marge de température de  $\pm 5^\circ \text{ C}$  et une marge de vitesse moyenne de roulage de  $\pm 10 \text{ kmh}^{-1}$  sont considérées. Ces marges sont choisies empiriquement de façon à satisfaire l'hypothèse H2 tout en ayant suffisamment de mesures pour établir la courbe du  $SoH_c$ . Il faut garder à l'esprit que notre objectif est d'identifier

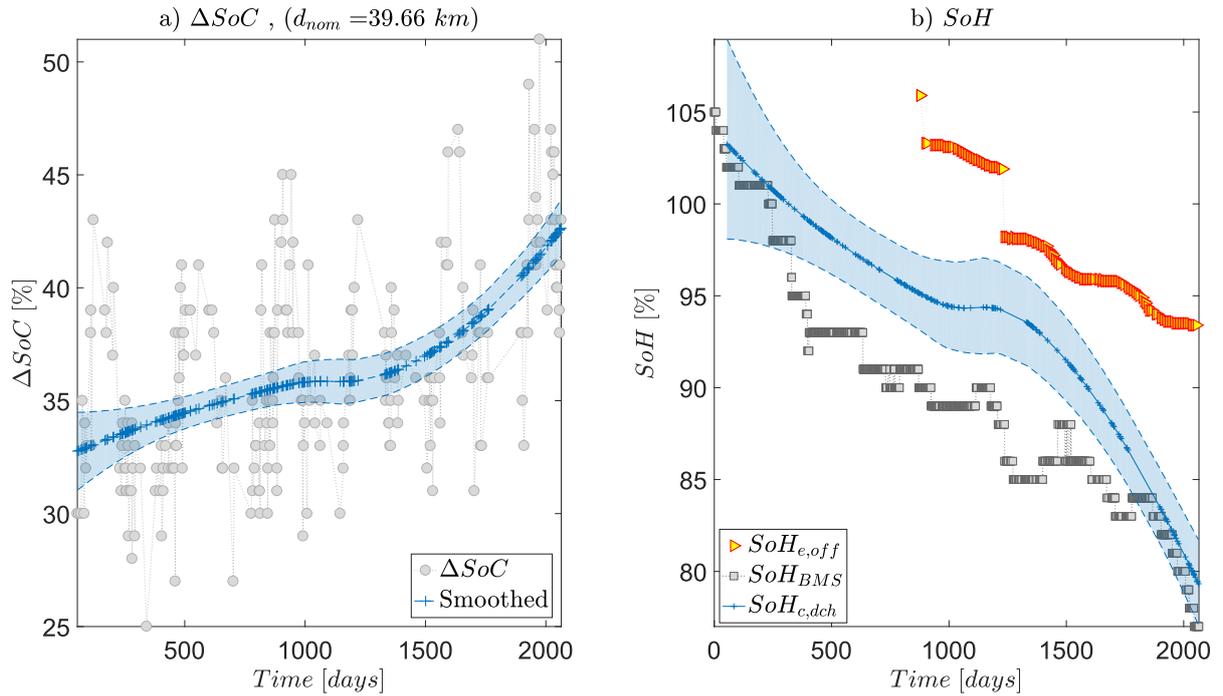


FIGURE IV.6 – Exemple d'estimation du  $SoH_{c,dch}$  à l'aide de  $\Delta SoC$  : a) les mesures de  $\Delta SoC$ , ainsi que la fenêtre de confiance à 95% correspondante, en b) les valeurs estimées du  $SoH_e$  : à l'aide de la durabilité ( $SoH_{e,off}$ ), par le BMS ( $SoH_{BMS}$ ) et la solution proposée :  $SoH_{c,dch}$ .  $d_{nom} - 2,5 \text{ km} \leq d \leq d_{nom} + 2,5 \text{ km}$ ,  $T_{nom} - 5^{\circ} \text{ C} \leq T \leq T_{nom} + 5^{\circ} \text{ C}$  et  $v_{nom} - 10 \text{ kmh}^{-1} \leq v \leq v_{nom} + 10 \text{ kmh}^{-1}$ . Pour le lissage des mesures, la fenêtre choisie correspond à 50% des données.

les conditions de roulage presque identiques afin d'obtenir des variations d'état de charge  $\Delta SoC$  comparables à différents niveaux de vieillissement.

Dans cette approche, la valeur de la variation de l'état de charge en début de vie  $\Delta SoC_{BOL}$  est cruciale comme le témoigne l'équation IV.2c. Pour la définir, on peut utiliser les valeurs de la courbe obtenue après le filtrage glissant décrit précédemment pendant la première année d'utilisation. Lors de cette première année, on considère que le  $SoH_c$  de la batterie reste constant. Ainsi  $\Delta SoC_{BOL}$  vaut la moyenne des  $\Delta SoC$  mesurés pendant la première année. L'approche à adopter dépend à la fois du type de batterie et sa chimie. En effet, pour certaines batteries la période pendant laquelle l'état de charge reste quasiment constant peut aller jusqu'à 2 ans. Dans cette période, la variation  $\Delta SoC$  mesurée ne dépend que des autres facteurs tels que la température, le trajet suivi, etc. Dans la suite, nous adoptons la même stratégie pour différents véhicules. On trouve sur les figures IV.7, IV.8 et IV.9 les résultats d'estimation du  $SoH_e$  de 9 différents clients. Sur chacune de ces figures se trouvent pour 3 véhicules : en a-1, b-1 et c-1) les mesures de variation de l'état de charge  $\Delta SoC$  en gris ainsi que les valeurs filtrées en bleu et la fenêtre de confiance à 95% correspondante ; en a-2, b-2 et c-2) les valeurs estimées du  $SoH$  : à l'aide de la durabilité ( $SoH_{e,off}$ ), par le BMS ( $SoH_{BMS}$ ) et celle que nous suggérons ( $SoH_{c,dch}$ ) en bleu ainsi que la fenêtre de confiance à 95% correspondante.

On peut observer que pour l'ensemble de ces 9 véhicules, les valeurs de la solution pro-

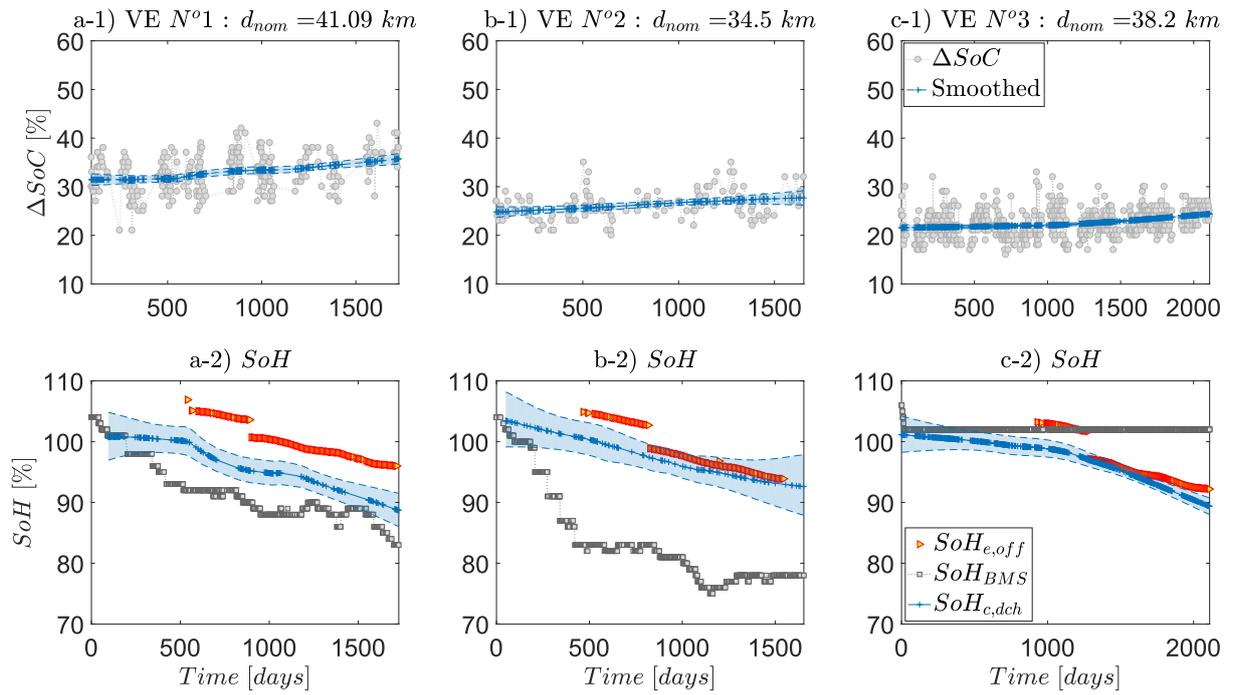


FIGURE IV.7 – Exemple N° 1/3 d'estimation du  $SoH_{c,dch}$  à l'aide de  $\Delta SoC$  pendant le roulage pour une distance nominale  $d_{nom}$  parcourue par l'utilisateur.

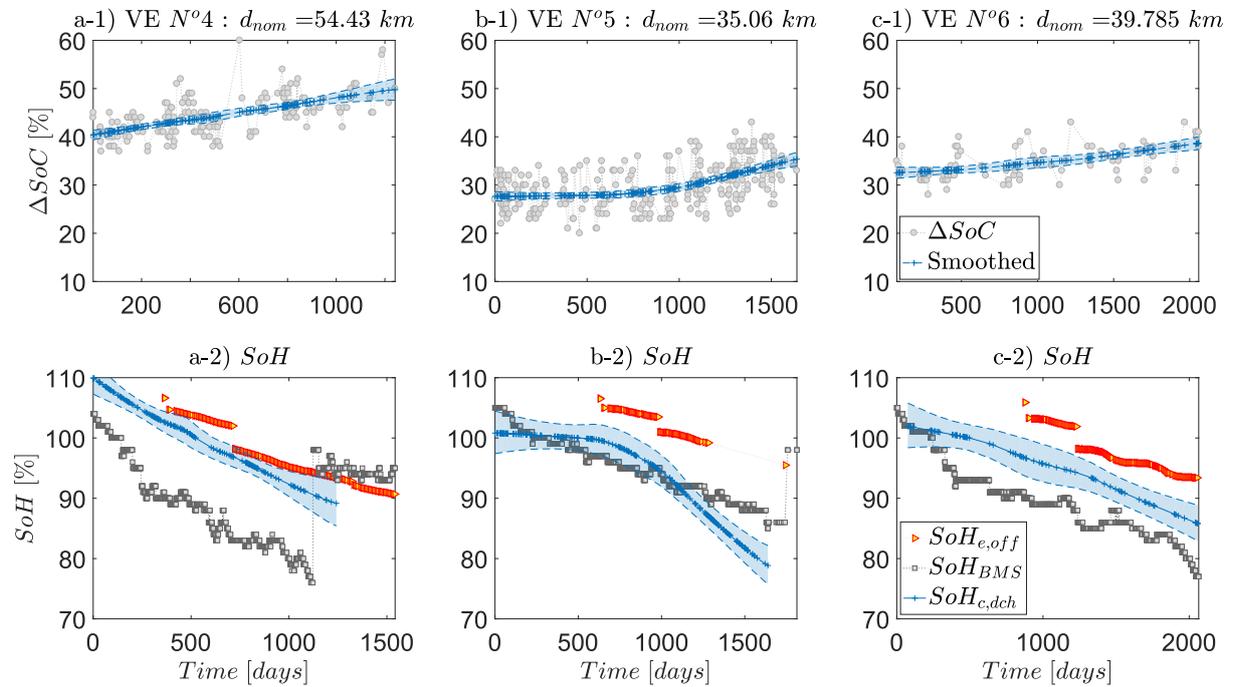


FIGURE IV.8 – Exemple N° 2/3 d'estimation du  $SoH_{c,dch}$  à l'aide de  $\Delta SoC$  pendant le roulage pour une distance nominale  $d_{nom}$  parcourue par l'utilisateur.

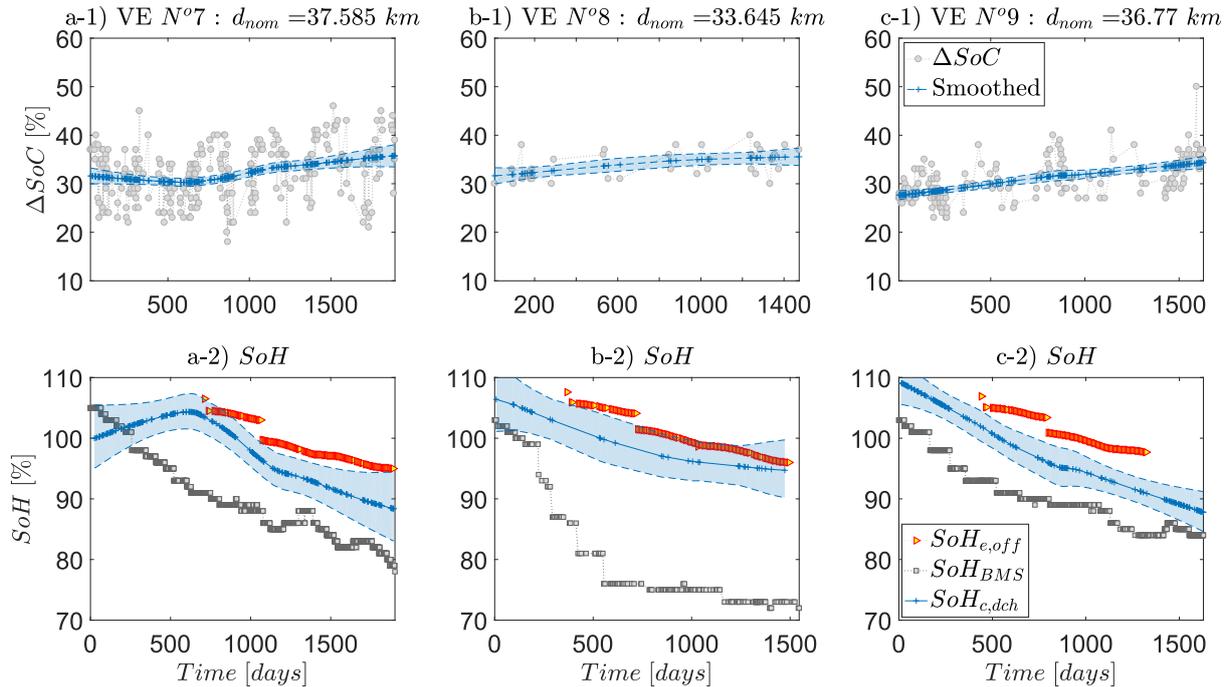


FIGURE IV.9 – Exemple N° 3/3 d'estimation du  $SoH_{c,dch}$  à l'aide de  $\Delta SoC$  pendant le roulage pour une distance nominale  $d_{nom}$  parcourue par l'utilisateur.

posée  $SoH_{c,dch}$  sont dans le même ordre de grandeur que les solutions durabilité  $SoH_{e,off}$ , et BMS  $SoH_{BMS}$ . On remarque aussi que la fenêtre de confiance à 95% autour du  $SoH_{c,dch}$  s'agrandit lorsque l'on a peu de points de mesure du  $\Delta SoC$ , ou lorsque la variance des mesures est importante. On observe aussi que pour le VE N° 3 sur la figure IV.7, le  $SoH_{BMS}$  est figé. Il s'agit d'une anomalie due à un manque d'actualisation des données. Les sauts de la valeur du  $SoH_{BMS}$  que l'on constate sur la figure IV.8 pour le VE N° 4 et 5 correspondent aux mises à jour du BMS.

La solution proposée produit des résultats très proches des valeurs de la solution durabilité  $SoH_{e,off}$ . Néanmoins, il y a des cas où les deux résultats se correspondent moins. Précédemment nous avons affirmé plus tôt dans l'introduction que le modèle durabilité a été établi par rapport à des cyclages de **cellules** et **packs** dans des conditions d'un client de **référence**. Il serait alors possible que cette différence puisse être due au fait que le modèle de durabilité ne tient pas nécessairement compte des caractéristiques particulières de chaque client. Ainsi, l'approche que nous proposons permet de suivre au mieux le vieillissement réel car elle n'est pas fondée sur un modèle préalablement identifié.

Par ailleurs, les habitudes des clients peuvent varier au fil du temps. En effet, la solution proposée nécessite que le client parcoure une distance très proche de la distance nominale dans des conditions très proches des conditions nominales (même vitesse moyenne, profil d'accélération, température). Dans la suite, une amélioration prenant en compte ces contraintes est proposée.

### IV.3.2 Cas particuliers

Tous les utilisateurs n'effectuent pas quotidiennement le même trajet. Par ailleurs, même pour les utilisateurs qui effectuent régulièrement le même trajet, les conditions de ce trajet peuvent changer. On peut ainsi imaginer des situations telles que la vente du véhicule à un autre utilisateur, un changement de lieu de travail ou un changement de comportement. L'estimation de l'état de santé en fonction de la variation de l'état de charge doit se faire dans des conditions identiques ou à défaut similaires. On trouve des exemples sur les figures IV.10, IV.11 et IV.12. Le premier correspond à un client dont la distance nominale change au bout de trois ans. Tandis que le second et le troisième correspondent à des profils d'utilisation très irréguliers. Pour remédier aux fluctuations de

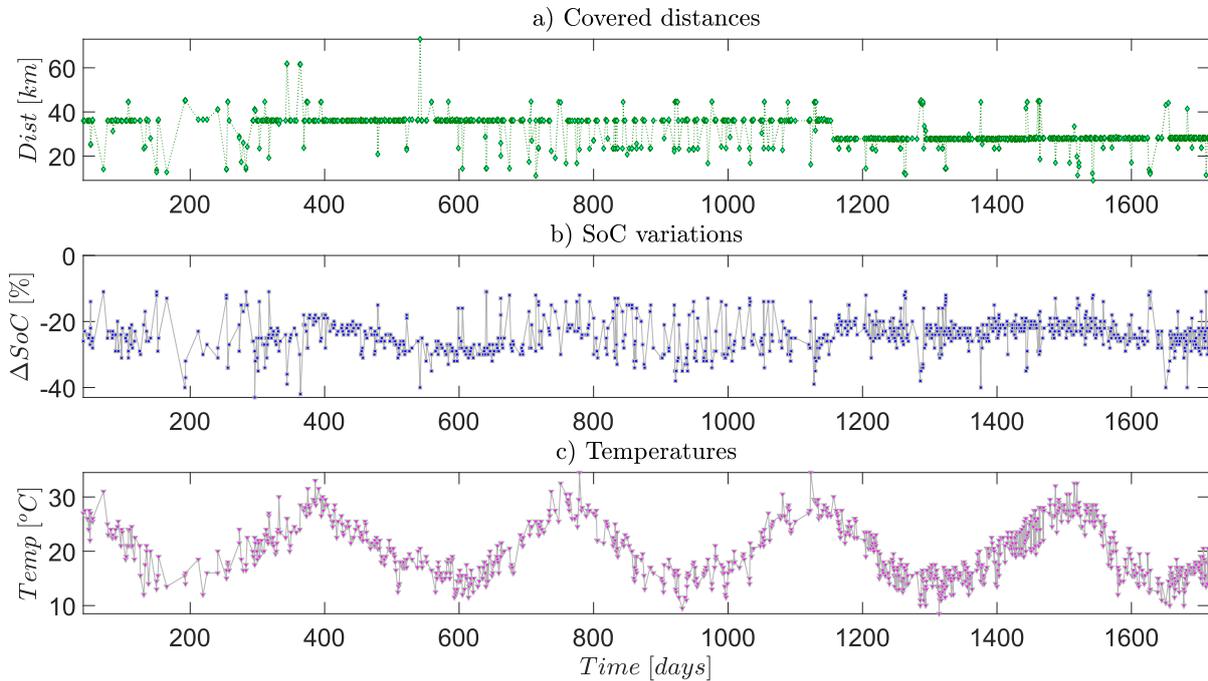
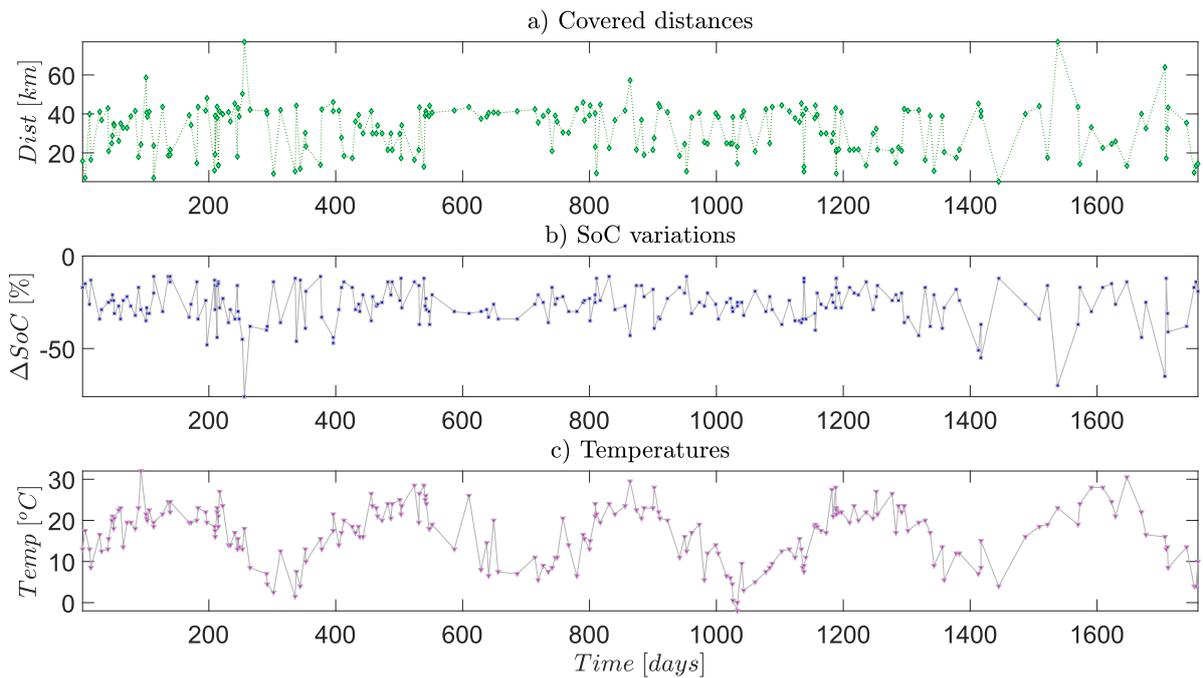
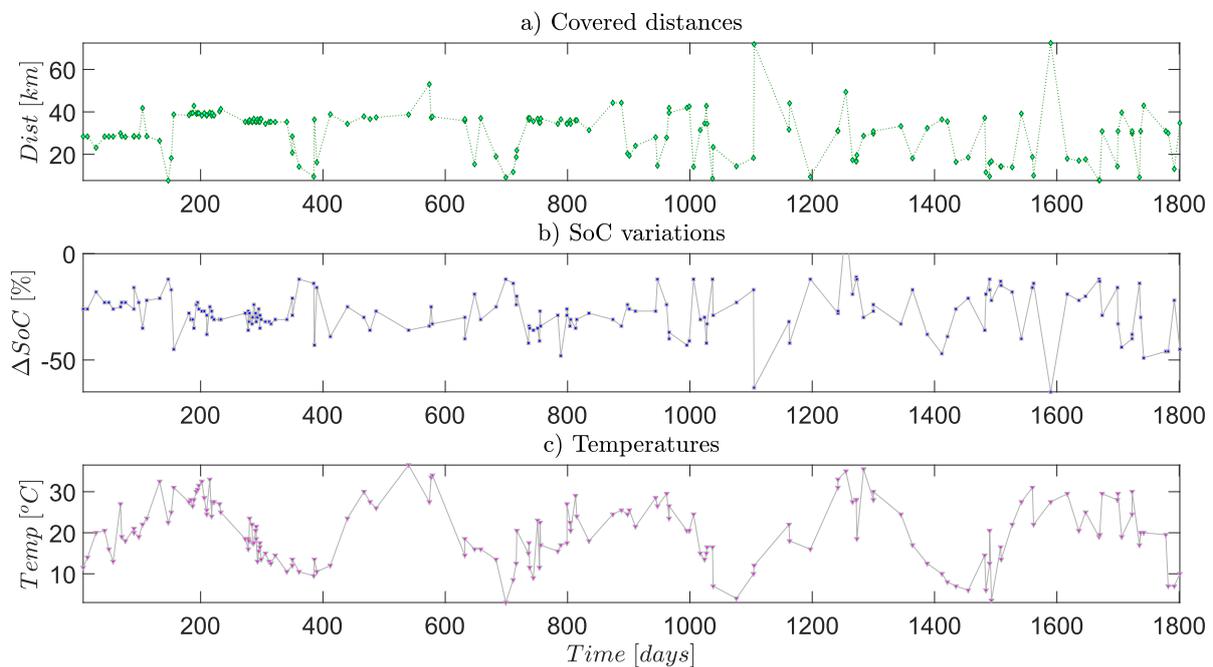


FIGURE IV.10 – Suivi N° 1/3 d'un client possédant un profil régulier avec une variation de la distance nominale.

distances parcourues ou au changement de distance nominale, l'indicateur plus approprié permettant d'étudier le vieillissement serait la variation d'état de charge par kilomètre parcouru. On obtient donc la formule suivante pour l'estimation de l'état de charge :

$$SoH_c \simeq 100 \times \frac{\Delta SoC_{BOL}}{d_{BOL}} \times \frac{d}{\Delta SoC} \quad (IV.4)$$

Pour cette nouvelle approche la marge de la distance nominale d'environ  $\pm 12,5 \text{ km}$  est considérée pour tenir compte de l'irrégularité des valeurs de la distance parcourue par roulage. Les résultats obtenus en utilisant cette nouvelle formulation sont disponibles sur les figures IV.13 et IV.14. Cette approche est un mode dégradé de l'approche présentée précédemment. La correction a été faite proportionnellement aux distances de façon empirique. Néanmoins le résultat reste acceptable comme on peut l'observer sur les figures

FIGURE IV.11 – Suivi  $N^{\circ}$  2/3 d'un client possédant un profil d'utilisation irrégulier.FIGURE IV.12 – Suivi  $N^{\circ}$  3/3 d'un client possédant un profil d'utilisation irrégulier.

IV.13 et IV.14. Il est aussi possible d'estimer le vieillissement des véhicules électriques en utilisant les données collectées pendant la charge des véhicules. La section suivante présente la solution proposée dans ce cadre.

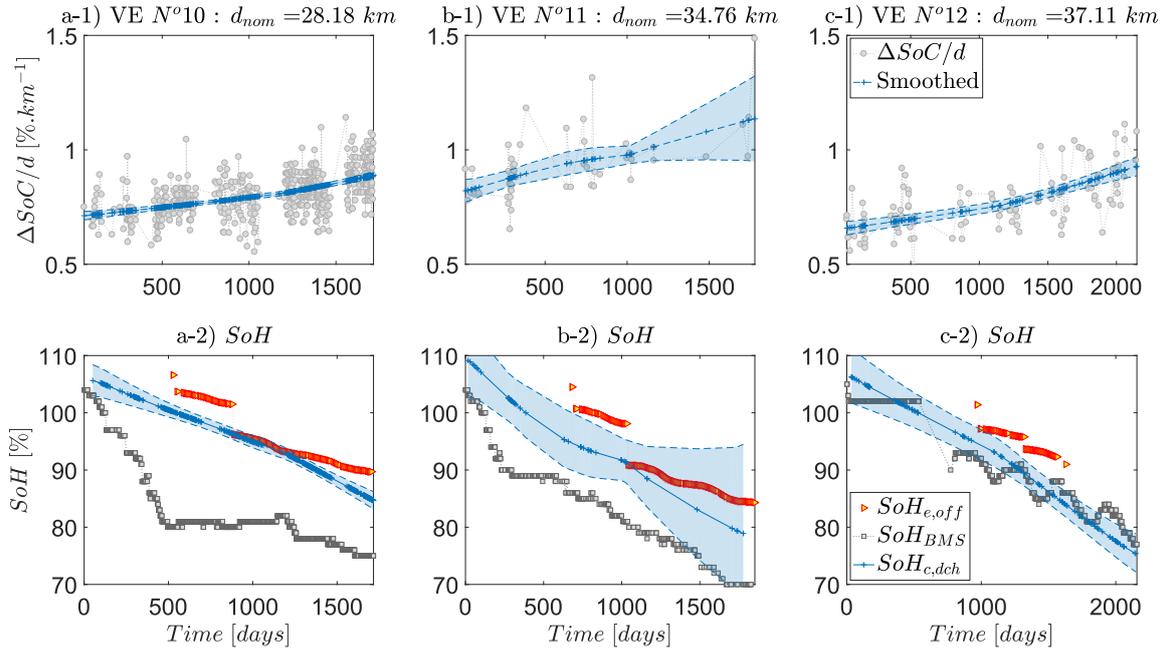


FIGURE IV.13 – Exemple N° 1/2 :  $SoH_{c,dch}$  pour des profils irréguliers : a) mesures de  $\Delta SoC$  et sa fenêtre de confiance à 95%; b) valeurs estimées du  $SoH_e$  : à l'aide de la durabilité ( $SoH_{e,off}$ ), par le BMS ( $SoH_{BMS}$ ) et celle proposée :  $SoH_{c,dch}$ .  $d_{nom} - 12,5 km \leq d \leq d_{nom} + 12,5 km$ ,  $T_{nom} - 5^0 C \leq T \leq T_{nom} + 5^0 C$  et  $v_{nom} - 10 kmh^{-1} \leq v \leq v_{nom} + 10 kmh^{-1}$ .

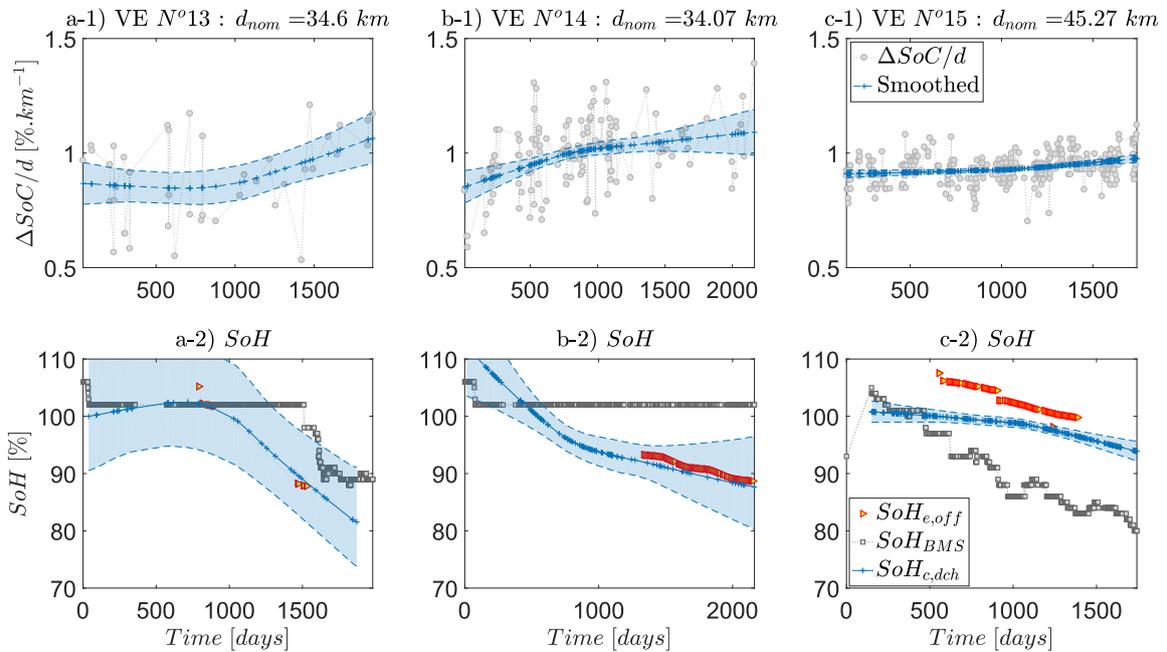


FIGURE IV.14 – Exemple N° 2/2 :  $SoH_{c,dch}$  pour des profils irréguliers : a) mesures de  $\Delta SoC$  et sa fenêtre de confiance à 95%; b) valeurs estimées du  $SoH_e$  : à l'aide de la durabilité ( $SoH_{e,off}$ ), par le BMS ( $SoH_{BMS}$ ) et celle proposée :  $SoH_{c,dch}$ .  $d_{nom} - 12,5 km \leq d \leq d_{nom} + 12,5 km$ ,  $T_{nom} - 5^0 C \leq T \leq T_{nom} + 5^0 C$  et  $v_{nom} - 10 kmh^{-1} \leq v \leq v_{nom} + 10 kmh^{-1}$ .

## IV.4 Exploitation des données mesurées pendant la charge

Dans cette partie, notre objectif est de présenter la seconde solution d'indicateur de vieillissement en utilisant les données récoltées pendant les événements de charge. Dans la littérature, il est établi une relation étroite entre le vieillissement et la charge de batteries Li-ions. Une brève présentation de cette relation sera faite, suivie d'une description des phénomènes de perte de capacité et d'énergie rechargeable. Une présentation de notre proposition de solution sera enfin proposée.

### IV.4.1 le vieillissement et la charge

Les caractéristiques d'une batterie Li-ion pendant une charge peuvent être utilisées pour estimer le vieillissement. Ainsi dans [Eddahech et al., 2014], les charges à courant constant - tension constante (ou "*Constant Current - constant Voltage*" CC-CV) ont été utilisées pour étudier le vieillissement calendaire. Un exemple d'évolution du courant de charge et de la tension d'une batterie pendant une charge CC-CV est affiché sur la figure IV.15. Il a été observé que la durée totale de la charge reste relativement constante pendant le vieillissement, notamment pour les batteries de type NMC. En revanche la phase de tension constante (CV) augmente tandis que la phase de courant constant (CC) diminue. Pendant la phase CC, la batterie est chargée à l'aide d'un courant constant jusqu'à atteindre une tension limite  $V_{t,max}$ . Avec le vieillissement, l'impédance interne augmente conduisant la batterie à atteindre cette tension maximale plus tôt. C'est ainsi la phase CC est réduite au fil du temps. Pour continuer la charge, le courant est progressivement réduit jusqu'à atteindre une valeur minimale  $I_{min}$ . On peut alors comprendre que si la phase CC devient de plus en plus courte, la phase CV est prolongée pour assurer une charge complète de la batterie. La dépendance entre la durée de la phase CV et la perte de capacité de charge a été détaillée dans [Eddahech et al., 2014] et est illustrée sur la figure IV.16(b). De même on trouve une illustration sur la figure IV.16(a) montrant la dépendance entre la perte de capacité et l'énergie chargée relative.

### IV.4.2 Énergie et capacité chargées

La solution classique du calcul de l'état de santé est fondée sur l'utilisation de la capacité chargée ou déchargée à l'aide de l'équation IV.2a. On peut réécrire cette équation dans le cadre d'une charge, en notant  $Q_{ch}$  la capacité chargée :

$$\Delta SoC = \frac{\int_{t_i}^{t_f} I(t) dt}{Q_n} = \frac{Q_{ch}}{Q_n} \quad (IV.5a)$$

$$SoH_c = \frac{Q_n}{Q_{n,BOL}} = \frac{Q_{ch}}{\Delta SoC} \times \frac{\Delta SoC_{BOL}}{Q_{n,BOL}} \quad (IV.5b)$$

Nous introduisons dans cette formulation la variation de l'état de charge car tous les roulages ne correspondent pas à des décharges complètes. Nous souhaitons ici utiliser l'énergie chargée comme un indicateur de l'état de santé. En effet, dans le calcul de l'énergie chargée, le courant de charge et la résistance interne de la batterie entrent en

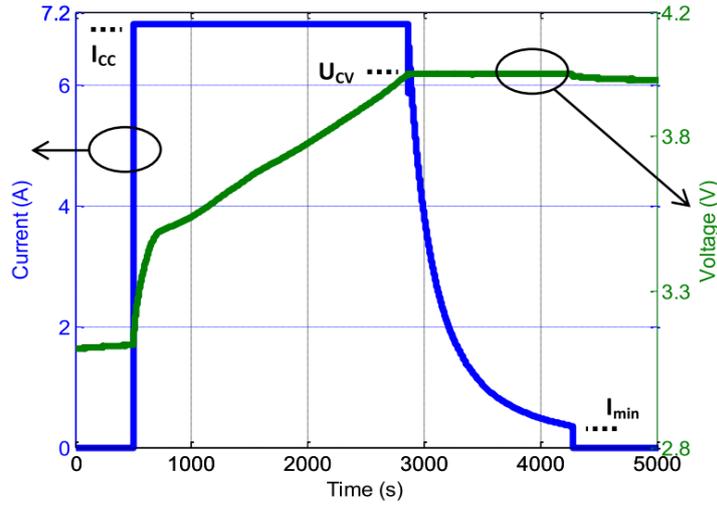
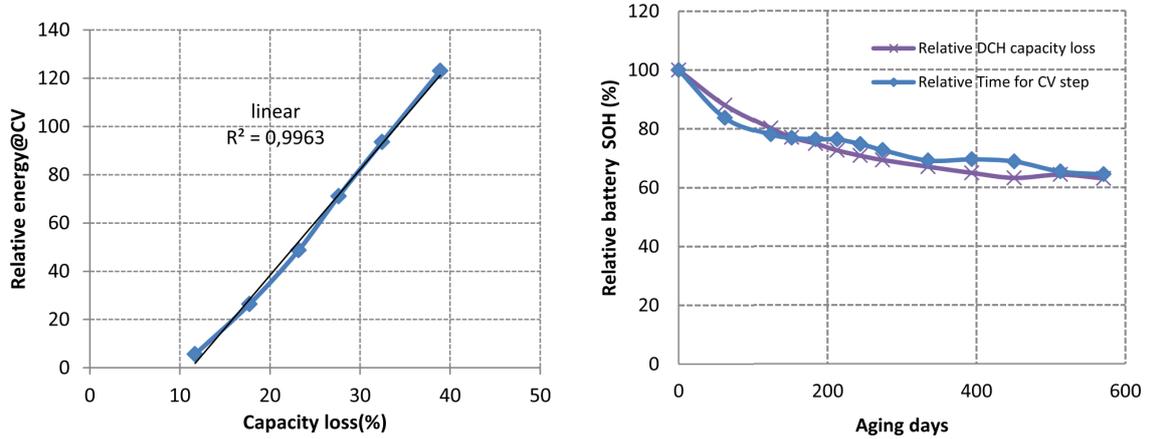


FIGURE IV.15 – Charge CCCV avec un courant d'1C à 25° [Eddahech et al., 2014].



- (a) Énergie relative (rapport exprimé en pourcentage entre la valeur actuelle et celle obtenue en début de vie de la batterie) consommée pendant la phase CV.
- (b) Durée relative (rapport exprimé en pourcentage entre la valeur actuelle et celle obtenue en début de vie de la batterie) de la phase CV et la perte de capacité (en phase de décharge : DCH) associée.

FIGURE IV.16 – Exemples d'indicateurs d'état de santé obtenus pendant la phase de tension constante (CV) [Eddahech et al., 2014].

jeu. Ainsi l'évolution de l'énergie chargée pendant le vieillissement rend compte à la fois des deux phénomènes. On peut alors écrire un nouvel indicateur du vieillissement en terme d'énergie  $SoH_e$  comme suit :

$$\Delta E_{ch} = \int_{t_i}^{t_f} I(t) \times V_t(t) dt \quad (IV.6a)$$

$$SoH_e = \frac{\Delta E_{ch}}{\Delta SoC} \times \frac{\Delta SoC_{BOL}}{\Delta E_{ch,BOL}} \quad (IV.6b)$$

L'évolution de ces deux indicateurs de vieillissement :  $SoH_c$  et  $SoH_e$  peut être étudiée. Pour ce faire, un pack de batterie Li-ion de capacité de charge en début de vie  $Q_{n,BOL} =$

130 Ah a été considéré. Le pack contient 96 cellules câblées en série. Cette batterie a subi plusieurs cycles de charge et décharge dans une enceinte climatique. Au bout de 100 cycles, un "check-up" (CU) est réalisé pour obtenir la capacité de charge ainsi que l'énergie chargée. Un total de 1482 cycles de charge-décharge ponctués de 21 CUs a été réalisé. Certains CUs ont été réalisés après des pauses (pas de cyclage). Néanmoins, tous les CUs ont été considérés car même en l'absence de cyclage, le vieillissement calendaire a lieu. L'ensemble des variables mesurées est répertorié dans le tableau IV.2. En utilisant les

Test N°	Cycle N°	SoC <sub>debut</sub> (%)	SoC <sub>fin</sub> (%)	Q <sub>ch</sub> (Ah)	E <sub>ch</sub> (Wh)
1	0	0	100	128	46115
2	100	0	100	125,3	45016
3	204	0	100	120,4	43346
4	300	0	100	120,5	43423
5	373	0	100	118,6	42733
6	400	0	100	118,3	42607
7	500	0,7	100	116,1	41936
8	600	0,9	100	114,6	41400
9	700	12,1	100	99,8	36430
10	772	0,5	100	112,8	40684
11	772	0,1	100	114,5	41261
12	795	0,5	100	113,1	40853
13	900	0,4	100	110,7	39955
14	1000	1,1	100	108,9	39403
15	1100	1,1	100	107,6	38922
16	1200	1,4	100	106,7	38581
17	1300	3,2	100	104,5	37952
18	1372	8,8	100	97,7	35638
19	1372	9,8	100	93,6	34129
20	1382	10	100	95,3	34706
21	1482	16,5	100	86,1	31702

TABLE IV.2 – Tableau récapitulatif des capacités et énergies chargées pendant 21 *check-up* différents.

équations IV.5 et IV.6 on peut comparer l'évolution des deux indicateurs :  $SoH_c$  et  $SoH_e$ , affichés sur la figure IV.17. L'erreur moyenne absolue mesurant la différence  $|SoH_c - SoH_e|$  vaut 0.42%. Cette valeur très faible de l'erreur absolue montre la pertinence de l'utilisation de l'énergie chargée. Sur la figure IV.18 on trouve quelques exemples des courants, tensions et puissances mesurés pendant les différents CUs. Plusieurs aspects peuvent être mis en évidence sur la figure IV.18 à savoir :

- les données utilisées dans notre étude sont le résultat d'une stratégie de charge CP-CV (*Constante Power - Constant Voltage*). Elle diffère légèrement de la stratégie CC-CV, et permet d'avoir une charge un peu plus rapide.
- diminution avec le vieillissement de la valeur maximale du courant pendant la phase de puissance constante ;
- diminution avec le vieillissement de la valeur initiale de la tension pendant la phase de puissance constante ;
- diminution avec le vieillissement du temps de charge total.

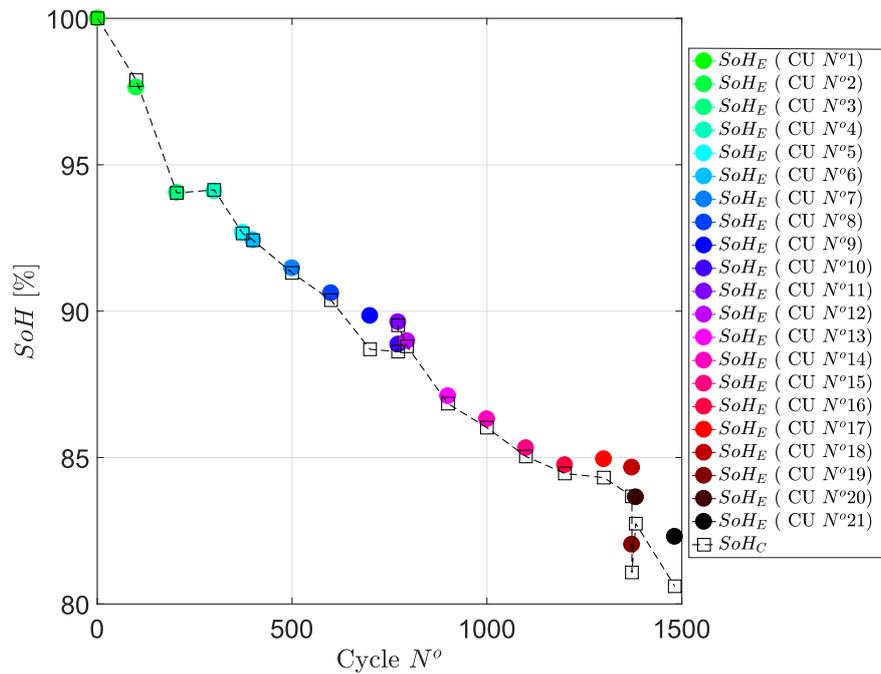


FIGURE IV.17 – Comparaison des indicateurs de vieillissement fondés sur la capacité chargée et l'énergie chargée. L'erreur moyenne absolue  $|SoH_c - SoH_e|$  vaut 0,42%.

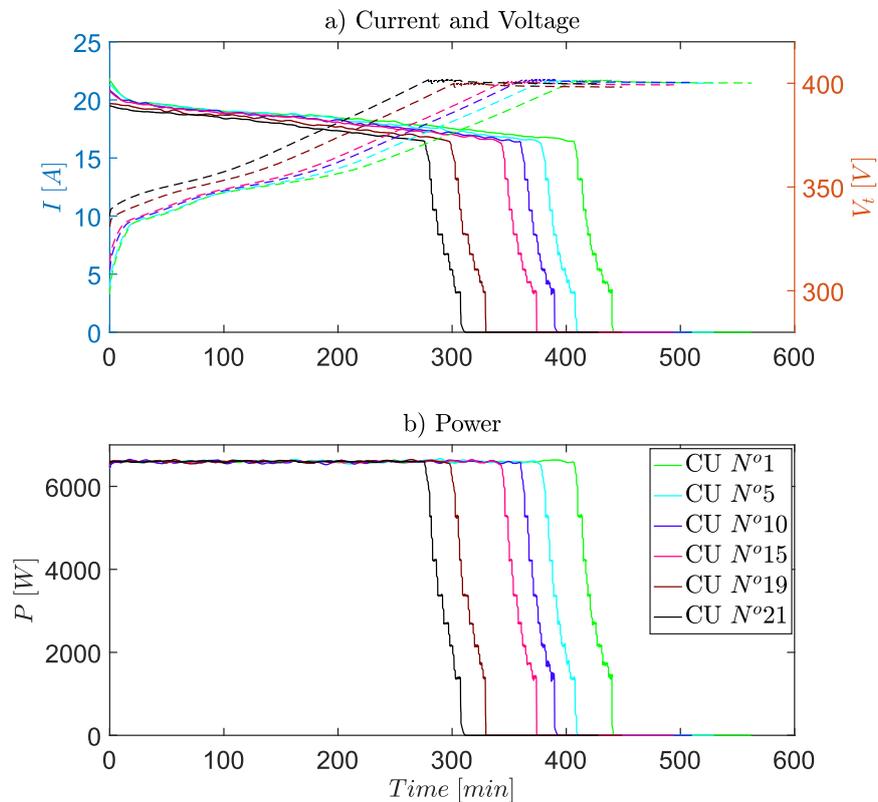


FIGURE IV.18 – a) Courant (en train plein) et tension (en pointillés) de la batterie ; b) puissances de la batterie pendant la charge pour différents *check-up*.

Au vu de ces observations, il est même possible d'envisager l'utilisation de ces informations pour établir d'autres indicateurs de vieillissement. Par exemple, un indicateur de vieillissement peut être mis au point à l'aide d'une loi empirique de la diminution avec le vieillissement de la valeur maximale du courant pendant la phase de puissance constante. Néanmoins, dans notre étude, nous nous focaliserons sur l'approche proposée préalablement.

### IV.4.3 Expérimentation sur des véhicules réels

L'objectif à présent est d'utiliser le nouvel indicateur d'état de santé  $SoH_e$  pour des véhicules **Renault** en circulation. Pour ce faire, les données disponibles dans la base de données BLMS sont mises à contribution. Il est à noter que les informations disponibles lors de la charge des véhicules telles que les puissances instantanées de charge ou le  $SoC$  sont mesurées toutes les **demi-heures**. **L'énergie réellement chargée pendant les différentes charges n'est pas disponible dans la base de données**. Une approximation de l'énergie totale chargée à l'aide des mesures de temps et des puissances instantanées s'impose. Cette approximation est illustrée sur la figure IV.19 et réalisée en utilisant l'équation IV.7 :

$$\Delta E_{ch} \simeq \sum_{i=1}^{N-1} \frac{P_{i+1} + P_i}{2} \times \Delta t_i \quad (\text{IV.7})$$

où  $N$  est le nombre total de mesures disponibles pendant la charge,  $\Delta t_i$  la durée entre deux mesures consécutives  $i$  et  $i + 1$ ;  $P_i$  la  $i^{eme}$  mesure de puissance instantanée.

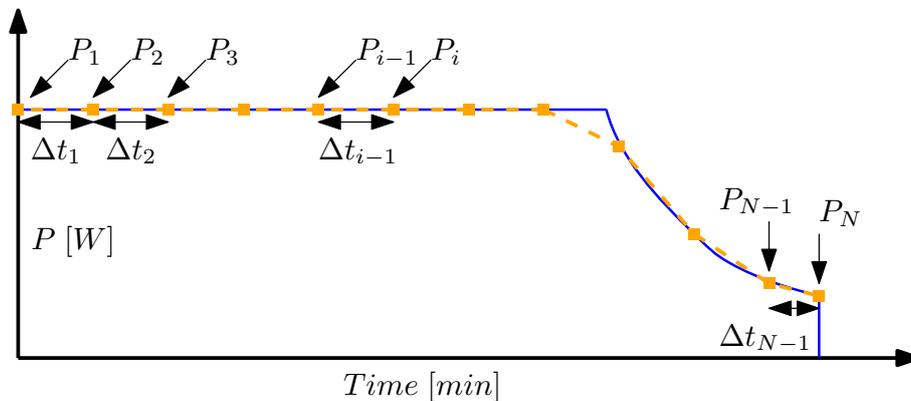


FIGURE IV.19 – Puissance de la cellule pendant la charge pour différents *check-up*.

En utilisant cette approximation, nous avons testé notre approche d'estimation de l'état de santé sur une quinzaine de véhicules en circulation depuis l'année 2014. Pour pouvoir comparer l'énergie chargée  $\Delta E_{ch}$  au fil du temps, il faut s'assurer que les différentes conditions de mesures sont quasiment identiques. Pour ce faire, le diagramme de la figure IV.20 a été utilisé. Précédemment pendant le roulage, la distance nominale  $d_{nom}$  était l'élément central pour identifier les conditions de roulage presque identiques afin d'obtenir des variations d'état de charge  $\Delta SoC$  comparables à différents niveaux de vieillissement. De façon similaire, pendant la charge, la puissance de charge  $P_{ch}$  est utilisée pour permettre la détection de données correspondant à des conditions de charge presque identiques. Le protocole de charge étant standardisé, les principales puissances de charge observées pour

les VEs étudiés sont : 3 kW ; 7 kW ; 11 kW ; 22 kW et 43 kW. Il est primordial de comparer les énergies chargées pour des températures comparables.

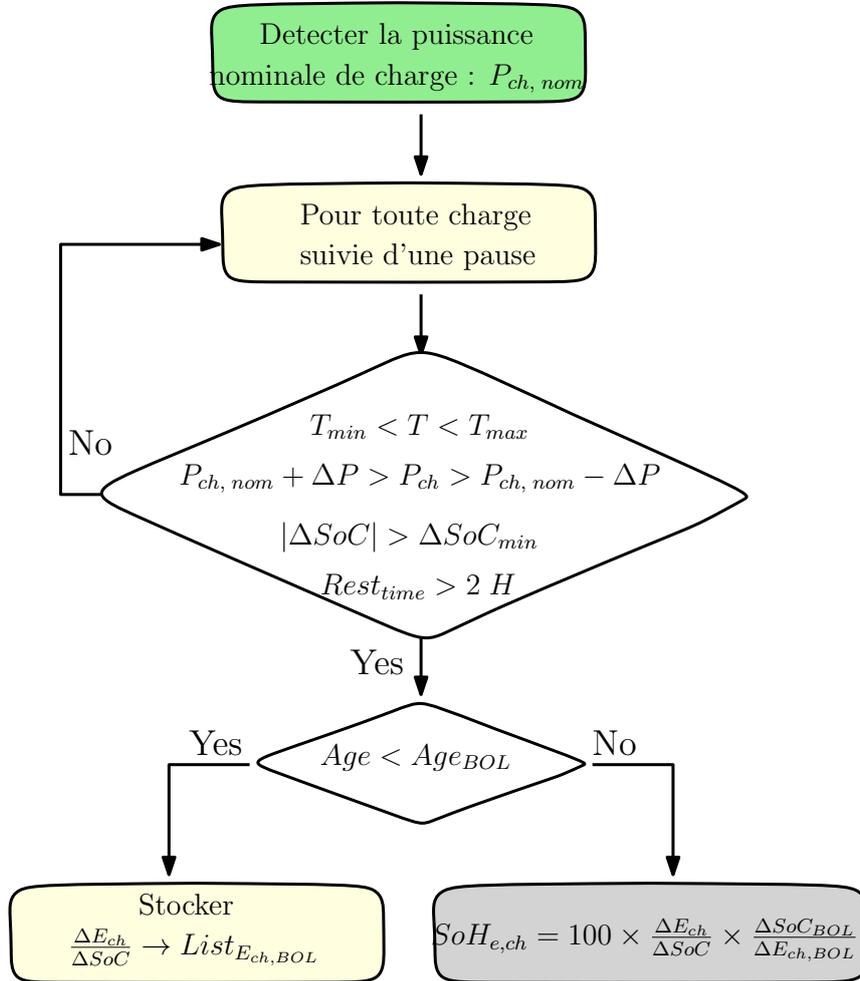


FIGURE IV.20 – Diagramme d'estimation hors-ligne de l'état de santé  $SoH_e$  à l'aide des données mesurées pendant la charge.  $Age_{BOL}$  est l'âge minimal au bout duquel la batterie ne sera plus considérée comme en début de vie.

On observe alors les résultats des figures IV.21, IV.22 et IV.23. Pour chaque charge la grandeur  $\Delta E_{ch}/\Delta SoC$  est calculée. Puis à l'aide de l'équation IV.6b nous avons calculé les différentes valeurs du  $SoH_e$ . Il est à noter que pour la grandeur  $\Delta E_{ch,BOL}/\Delta SoC_{BOL}$  est obtenue empiriquement à l'aide de la moyenne des mesures pendant les 2 premières années. Sur ces figures, le  $SoH_e$  est noté  $SoH_{e,ch}$  pour signifier que ces résultats sont obtenus en utilisant des données recueillies pendant la charge.

Sur ces figures, on peut lire différentes valeurs des puissances auxquelles l'approche a été appliquée. Une marge de puissance moyenne de charge d'environ  $\pm 0,5$  kW et une marge de température de  $\pm 5^\circ C$  sont considérées. La marge de puissance de charge considérée permet de prendre en compte le fait que les valeurs disponibles dans la base de données ne sont pas exactement les valeurs standards citées précédemment. La marge de température est choisie de façon à sélectionner suffisamment de mesures pour établir la courbe du  $SoH_e$ .

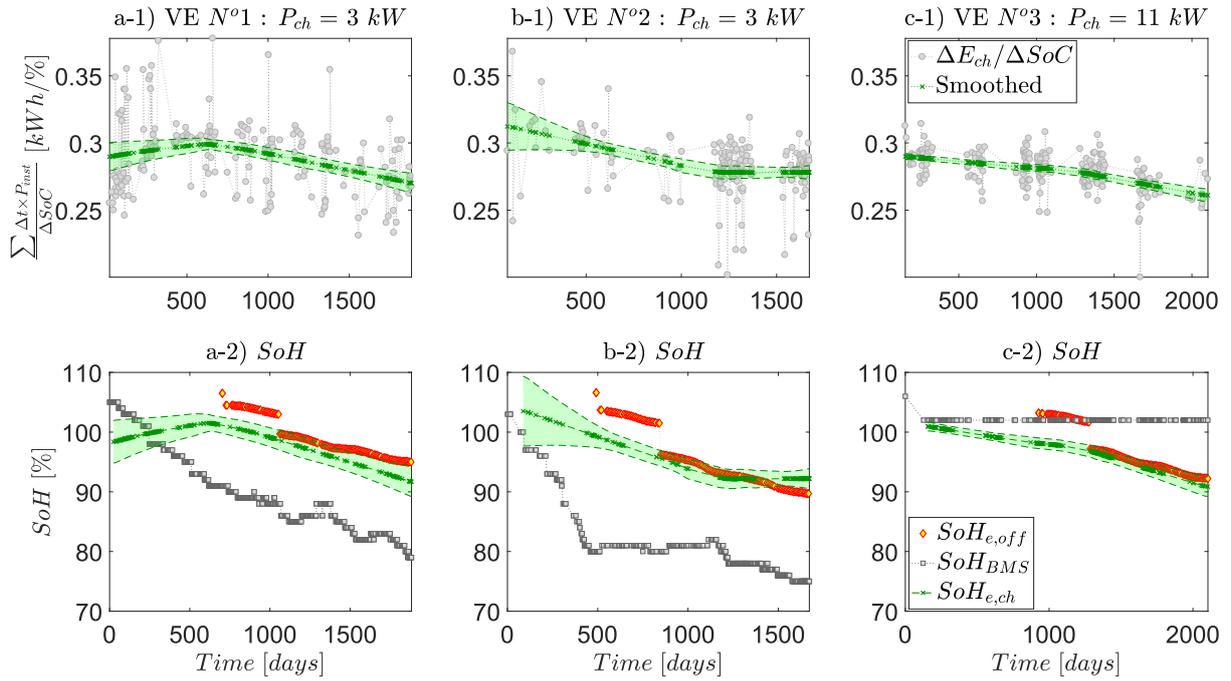


FIGURE IV.21 – Exemple N° 1/3 d'estimation du  $SoH_{e,ch}$  à l'aide de l'énergie chargée  $\Delta E_{ch}$  en comparaison des valeurs estimées du  $SoH_{e,off}$  durabilité, et le  $SoH_{BMS}$  par le BMS.  $P_{nom} - 0,5$  kW  $\leq P_{ch} \leq P_{nom} + 0,5$  kW et  $T_{nom} - 5^0$  C  $\leq T \leq T_{nom} + 5^0$  C.

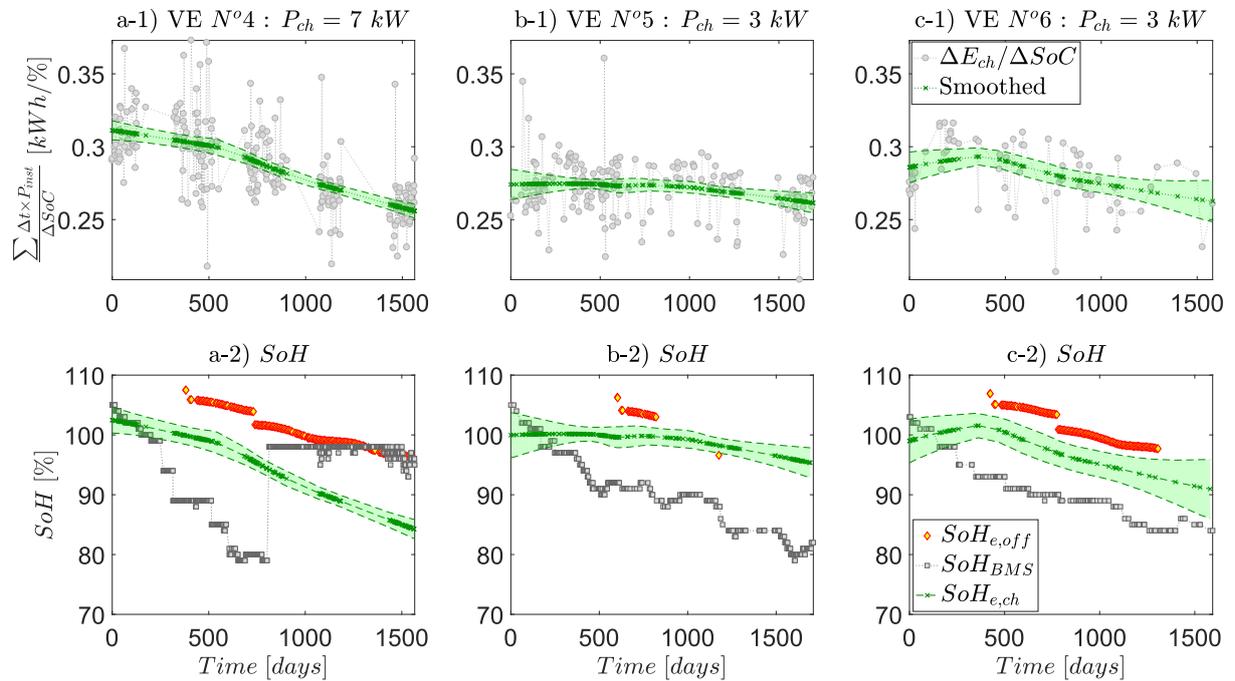


FIGURE IV.22 – Exemple N° 2/3 d'estimation du  $SoH_{e,ch}$  à l'aide de l'énergie chargée  $\Delta E_{ch}$  en comparaison des valeurs estimées du  $SoH_{e,off}$  durabilité, et le  $SoH_{BMS}$  par le BMS.  $P_{nom} - 0,5$  kW  $\leq P_{ch} \leq P_{nom} + 0,5$  kW et  $T_{nom} - 5^0$  C  $\leq T \leq T_{nom} + 5^0$  C.

Les remarques faites en utilisant les données de roulage pour estimer le vieillissement

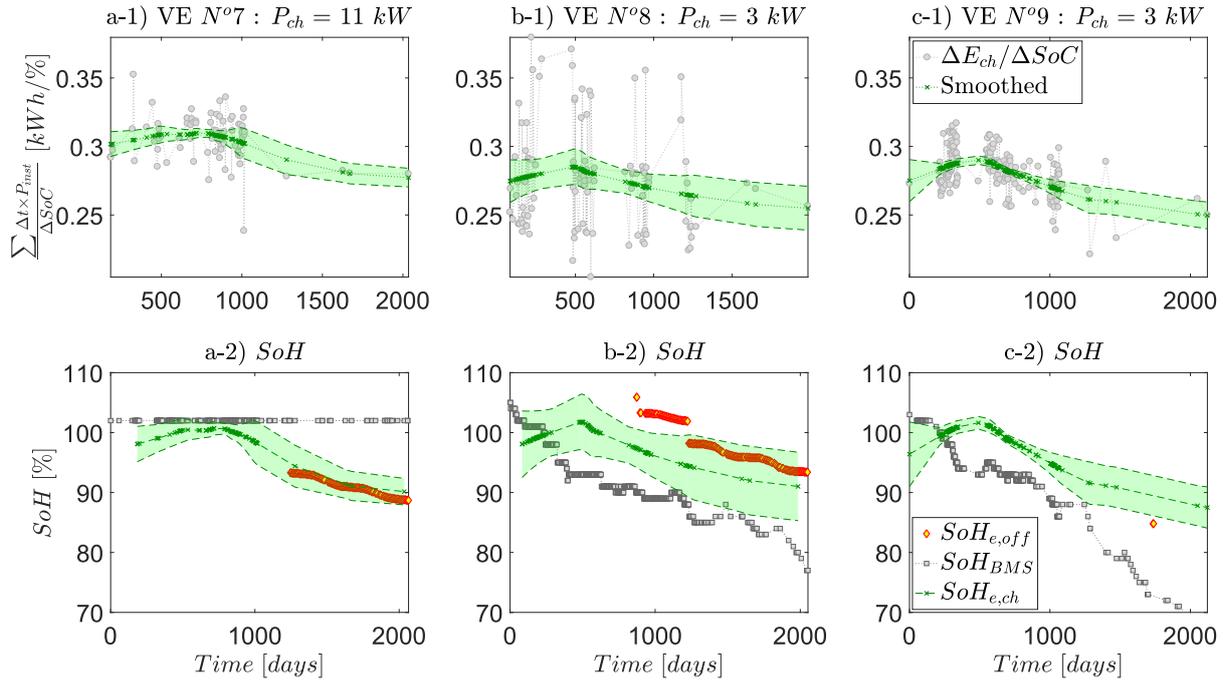


FIGURE IV.23 – Exemple N° 3/3 d'estimation du  $SoH_{e,ch}$  à l'aide de l'énergie chargée  $\Delta E_{ch}$  en comparaison des valeurs estimées du  $SoH_{e,off}$  durabilité, et le  $SoH_{BMS}$  par le BMS.  $P_{nom} - 0,5 kW \leq P_{ch} \leq P_{nom} + 0,5 kW$  et  $T_{nom} - 5^0 C \leq T \leq T_{nom} + 5^0 C$ .

$SoH_{c,dch}$  sont aussi valables dans le cas présent. En effet, la fenêtre de confiance à 95% autour du  $SoH_{e,ch}$  s'agrandit lorsque l'on a peu de points de mesure du  $\Delta SoC$ , ou lorsque la variance des mesures est importante. On observe aussi que pour le VE N° 3 sur la figure IV.21 et le VE N° 7 sur la figure IV.23, le  $SoH_{BMS}$  est figé. Il s'agit d'une anomalie due à un manque d'actualisation des données. De même, le saut de la valeur du  $SoH_{BMS}$  que l'on constate sur la figure IV.22 pour le VE N° 4 correspond à une mise à jour du BMS.

Pour la charge aussi, la solution proposée produit des résultats très proches des valeurs de la solution durabilité  $SoH_{e,off}$ . Néanmoins, il y a des cas où les deux résultats se correspondent moins. Nous avons affirmé précédemment dans l'introduction et lors de l'utilisation des données de roulage que le modèle durabilité a été établi par rapport à des cyclages de **cellules** et **packs** dans des conditions d'un client de **référence**. Nous pouvons alors confirmer que les indicateurs de vieillissement  $SoH_{c,dch}$  (pendant le roulage) et  $SoH_{e,ch}$  pendant la charge que nous proposons permettent effectivement un meilleur suivi du vieillissement que la solution existante  $SoH_{e,off}$ .

## IV.5 Comparatif des différentes propositions d'estimation du $SoH$

L'objectif à présent est de s'assurer de la compatibilité des deux solutions proposées. En effet pour chaque véhicule de la base BLMS, ces deux solutions sont envisageables et doivent fournir des résultats similaires et cohérents. Sur la figure IV.24 on note une correspondance satisfaisant des résultats produits par les deux solutions proposées.

Il est néanmoins possible d'apporter des améliorations aux solutions que nous proposons. En effet, au vu des données disponibles dans le BLMS :

- Pour le roulage :
  - Obtenir la mesure de la variation de l'état de charge  $\Delta SoC$  en s'assurant en amont dans le BMS de l'utilisation de la courbe  $SoC-OCV$  dès que possible
  - On peut aussi envisager l'utilisation de l'énergie échangée pendant le roulage  $\Delta E_{dch}$  pour obtenir un indicateur  $SoH_{e, dch}$  à l'instar du  $SoH_{e, ch}$  établi pendant la charge à l'aide de l'énergie chargée  $\Delta E_{ch}$ .
- Pour la charge :
  - L'indicateur  $SoH_{e, ch}$  sera d'autant plus précis que les mesures de la variation d'énergie  $\Delta E_{ch}$  et d'état de charge  $\Delta SoC$  seront précises. Ainsi l'utilisation de la courbe  $SoC-OCV$  est à préconiser. De plus, l'énergie chargée doit être calculée par le BMS et stockée dans la base BLMS.
  - Une autre façon simple d'améliorer la précision serait de réaliser l'échantillonnage des puissances de charge  $P_{ch}$  plus fréquemment. Par exemple toutes les 10 minutes au lieu de 30 actuellement.

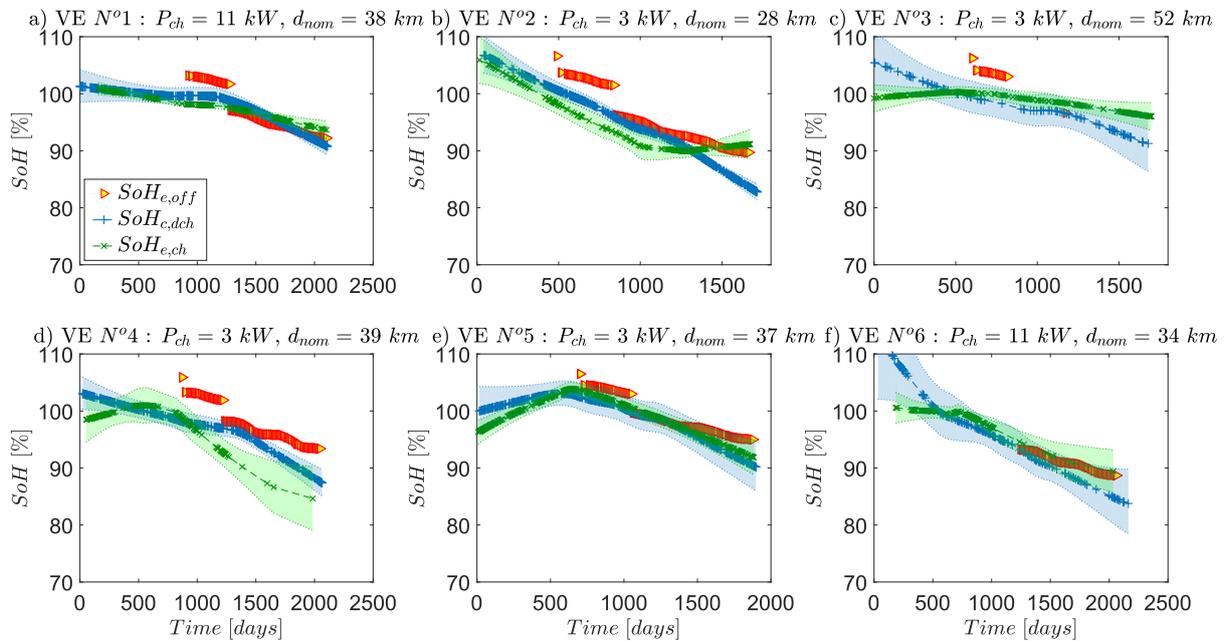


FIGURE IV.24 – Comparaison des deux indicateurs de vieillissement  $SoH_{c, dch}$  (en bleu) obtenu pendant le roulage,  $SoH_{e, ch}$  (en vert) obtenu pendant la charge et  $SoH_{e, off}$  durabilité (en rouge) pour un groupe de 6 véhicules.

## IV.6 Conclusion

Conformément à nos objectifs, nous avons mis au point en utilisant les données disponibles dans la base BLMS deux indicateurs du vieillissement. Le premier  $SoH_{c, dch}$  est obtenu en utilisant les variations d'état de charge  $\Delta SoC$  en fonction des distances parcourues  $dist$ , températures  $Temp$  et vitesses  $\bar{v}$  moyennes relevées pendant les roulages, moyennant une étude statistique de répétabilité des profils de roulage. La deuxième solution  $SoH_{e, ch}$  est proposée en utilisant la variation d'énergie apportée par unité d'état de charge  $\Delta E_{ch}/\Delta SoC$  en considérant des conditions telles que les puissances de charge  $P_{ch}$  et des températures de charge  $Temp_{ch}$ . Ces deux propositions produisent des résultats comparables à la référence  $SoH_{e, off}$  disponible au sein de RENAULT. Néanmoins, il y a des cas où les résultats obtenues correspondent moins à la référence  $SoH_{e, off}$ . Nous avons aussi évoqué le fait que le modèle de durabilité a été établi par rapport à des cyclages de **cellules** et **packs** dans des conditions d'un client de **référence**. C'est ainsi que nous affirmons que les indicateurs de vieillissement  $SoH_{c, dch}$  (pendant le roulage) et  $SoH_{e, ch}$  (pendant la charge) que nous proposons permettent effectivement un meilleur suivi du vieillissement que la solution existante  $SoH_{e, off}$ . En effet, les indicateurs proposés ici peuvent être vus comme des mesures indirectes du vieillissement tandis que le  $SoH_{e, off}$  est fondé sur un modèle préalablement identifié.

Les travaux présentés dans ce chapitre contribuent à la richesse des méthodes de diagnostic du vieillissement des batteries et proposent une exploitation directe et adaptative aux usages particuliers. Les données recueillies telles que les variations d'état de charge  $\Delta SoC$ , les distances nominales parcourues  $d_{nom}$  et les énergies chargées  $\Delta E_{ch}$  nous permettent d'obtenir dans des conditions presque identiques (température, vitesse de roulage, puissance de charge) d'utilisation des véhicules, des indicateurs de vieillissement ( $SoH_{c, dch}$ ,  $SoH_{e, ch}$ ). Malheureusement, il n'est pas possible de réunir les conditions nécessaires pour obtenir ces indicateurs pour tous les véhicules à tout instant. Il existe par ailleurs dans la base de données BLMS d'autres variables liées aux conditions d'usage des véhicules ainsi qu'aux habitudes des clients. Il est alors envisageable de mettre au point un modèle d'apprentissage qui, à partir des données collectées dans diverses conditions d'utilisation, permettra de prédire la valeur d'un indicateur de vieillissement donné. Pour finir, il sera possible à l'aide de ce modèle à établir, de détecter les facteurs les plus importants qui influencent la dégradation des batteries Li-ion.





# ÉTUDE DU VIEILLISSEMENT EN FONCTION DU COMPORTEMENT DES UTILISATEURS

## Sommaire

---

V.1	Introduction	136
V.2	Prédiction de l'état de santé des batteries d'une flotte de véhicules	137
V.2.1	Préparation des variables d'entrées et sorties	137
V.2.2	Forêt d'arbres décisionnels : " <i>Random Forests</i> " (RF)	140
V.2.2.1	Les arbres de décision	140
V.2.2.2	Le " <i>Random Forests</i> "	143
V.2.2.3	Résultats et discussion	144
V.2.3	Les machines à vecteurs de support : SVM	146
V.2.4	Conclusion sur la prédiction du SoH	148
V.3	Étude des facteurs de vieillissement	150
V.3.1	Importance des attributs	150
V.3.2	Classification des facteurs impactant le SoH	151
V.3.2.1	Configurations de test	151
V.3.2.2	Interprétation des résultats	155
V.3.3	Détection des facteurs accélérant le vieillissement	156
V.4	Conclusion	158

---

## V.1 Introduction

Dans le chapitre précédent nous avons mis au point de nouveaux indicateurs du vieillissement des batteries. Ces indicateurs ont été obtenus en utilisant les données collectées pendant le roulage et la charge des véhicules. Ces indicateurs de vieillissement ( $SoH_c$ ,  $SoH_{e, ch}$  pendant le roulage,  $SoH_{e, ch}$  pendant la charge) sont obtenues dans des conditions d'utilisation (température, vitesse de roulage, puissance de charge) presque identiques. Malheureusement, ces conditions ne sont pas disponibles pour tous les véhicules tout le temps. Néanmoins, nous disposons d'autres variables dans la base de données BLMS. L'objectif à présent est d'extraire à partir de ces variables les habitudes des différents utilisateurs. Ainsi, nous mettrons au point un modèle d'apprentissage qui à partir des données collectées dans divers conditions d'utilisation, permettra de prédire la valeur d'un indicateur de vieillissement donné.

Divers indicateurs de vieillissement peuvent être considérés pour l'étude. On peut citer par exemple l'état de santé en termes d'énergie  $SoH_e$ , en termes de capacité de charge  $SoH_c$  ou encore en termes de résistance interne  $SoH_r$ . Dans le cadre de l'apprentissage, il est nécessaire de disposer des valeurs de l'indicateur à étudier pour la phase d'apprentissage. En choisissant un indicateur mis au point dans le chapitre précédent, on obtient un groupe de véhicules pour lesquels les conditions d'utilisation de l'indicateur sont réunies. À l'aide de ce groupe un modèle d'apprentissage permettra d'obtenir les valeurs de l'indicateur de vieillissement pour les autres véhicules de la base de données.

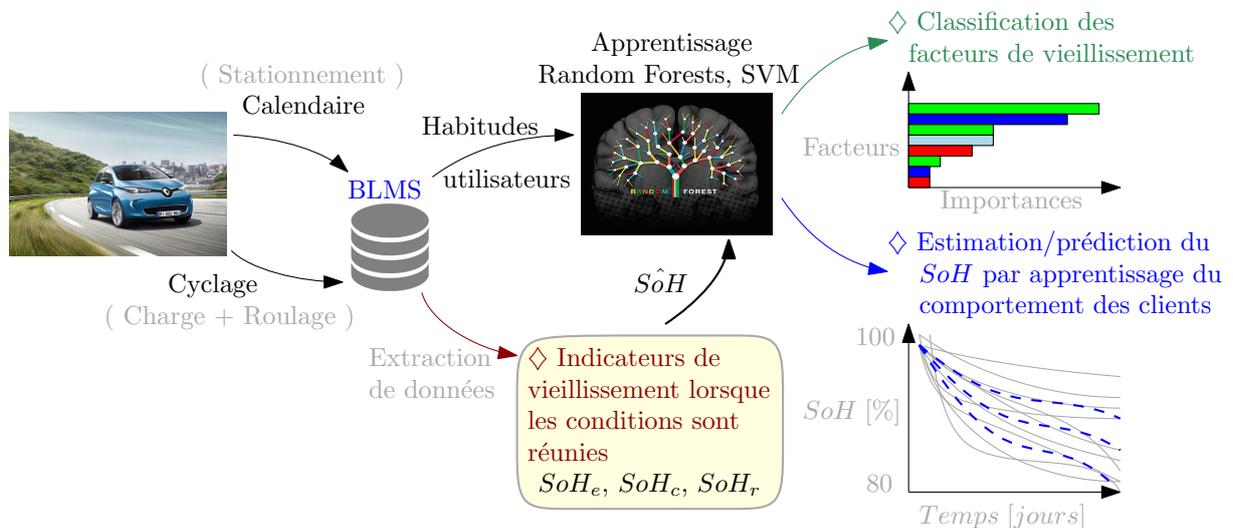


FIGURE V.1 – Diagramme représentant les trois principaux objectifs de l'étude du vieillissement des batteries Li-ion en usage automobile.

Notre objectif dans ce chapitre est d'étudier le vieillissement en fonction des habitudes des clients. La figure V.1 permet d'illustrer les objectifs ainsi que la démarche adoptée dans notre étude. Les objectifs de l'étude du vieillissement sont :

- **Proposition de nouveaux indicateurs du vieillissement** des batteries des VEs (réalisée au chapitre IV),
- **Estimation et/ou prédiction du  $SoH$**  d'un nouvel utilisateur à l'aide du modèle

- obtenu par un d'algorithme d'apprentissage et des données de la base BLMS,
- **Classification des facteurs aggravant du vieillissement des véhicules** en utilisant le comportement (habitudes) des clients.

Dans la suite de ce chapitre, les deux objectifs restants seront traités séquentiellement.

## V.2 Prédiction de l'état de santé des batteries d'une flotte de véhicules

Après avoir proposé des indicateurs fiables et robustes, il s'agit ici de mettre à contribution la quantité de données disponibles dans la base de donnée BLMS. Nous disposons de plus 62000 véhicules ayant des batteries de la même composition chimique. Il est important de réaliser l'étude avec des batteries de la même composition chimique car les phénomènes de vieillissement mis en jeu en dépendent. Ces véhicules ayant pour la majorité plus de 5 ans d'utilisation, il est envisageable d'utiliser des approches de type "*machine learning*" pour la prédiction ou l'estimation du *SoH*. Comme illustré dans la figure V.1 de l'introduction, l'un de nos objectifs est d'établir en fonction du comportement de l'utilisateur un modèle permettant d'estimer l'état de santé des batteries.

Cette démarche peut être très utile dans les deux situations suivantes :

- Estimation du *SoH* des véhicules pour lesquels on ne se trouve pas dans les conditions favorables d'application des deux solutions présentées au chapitre précédent.
- Prédiction du *SoH* en fonction des conditions d'utilisation préalablement définies. Cette approche peut être particulièrement intéressante si l'on veut adapter les garanties aux condition d'utilisations des véhicules.

Dans la suite, une formalisation du problème d'apprentissage est faite. C'est dans ce cadre que les grandeurs permettant de caractériser ce comportement seront présentées. Puis deux approches d'apprentissage sont envisagées et présentées : les Forêts d'arbres Aléatoires : "*Random Forests*" et la régression par machines à support de vecteurs : "*SVR*".

### V.2.1 Préparation des variables d'entrées et sorties

Considérons à titre d'exemple l'indicateur de vieillissement  $SoH_{e,ch}$  obtenu au chapitre IV en utilisant les énergies chargées. À chaque valeur du  $SoH_{e,ch}$  seront associées des grandeurs caractérisant l'usage que fait le client de son véhicule. Ces grandeurs seront stockées pendant divers événements : charge, roulage et stationnement. Une illustration de cette approche est présentée sur la figure V.2. **Un "tuple" correspondant à ces données représentera donc à un instant donné, le comportement de l'utilisateur depuis la mise en service du véhicule ainsi que la valeur du SoH associé.** Ainsi, pour un véhicule donné on obtient un nombre  $M$  de "*tuples*" correspondant au nombre de dates d'analyse. En reportant ces "*tuples*" dans une grille pour l'ensemble des  $N$  véhicules considérés dans la base de données, on obtient la grille d'apprentissage illustrée par la figure V.3.

Dans le but de caractériser au mieux le comportement de l'utilisateur, certaines données sont représentées à l'aide d'**histogrammes**. Pour illustration, considérons deux véhicules (VE\_A et VE\_B) ayant parcouru la même distance globale  $d_{totale}$ . Ces deux véhicules n'ont pas parcouru ces distances de la même façon. Il est donc important de

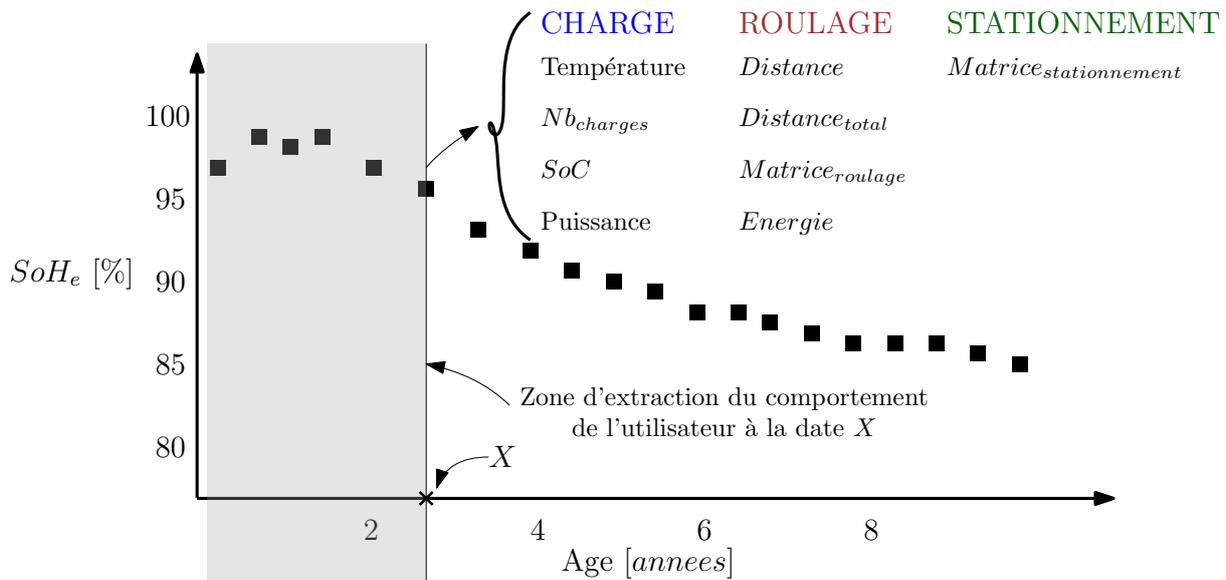


FIGURE V.2 – Constitution de la base d'apprentissage correspondant à des valeurs de l'indicateur du vieillissement  $SoH_{e, ch}$ . Chaque valeur du vieillissement est associée à l'historique de la batterie depuis sa première utilisation. Les variables citées ici sont susceptibles d'influencer le vieillissement des batteries.

prendre en compte les distributions de distances quotidiennes, des vitesses moyennes, des températures pour pouvoir représenter le plus fidèlement possible les conditions d'utilisation des deux véhicules. Pour ce faire, nous faisons une subdivision des plages des variables en 5 classes comme l'illustre la figure V.4. Ainsi, on peut représenter l'histogramme des distances parcourues<sup>1</sup> par un utilisateur par :  $dr\_dist\_0\_25$ ,  $dr\_dist\_25\_50$ ,  $dr\_dist\_50\_75$ ,  $dr\_dist\_75\_100$ ,  $dr\_dist\_100\_200$ . Le préfixe  $dr$  correspond à un roulage ("driving"), la racine  $dist$  correspond à la variable distance et le suffixe  $\_0\_25$  par exemple correspond à des distances comprises entre 0 et 25 km.

Pour les histogrammes des distances (respectivement des vitesses moyennes), on compte la somme totale des distances parcourues dans différentes plages de distances (respectivement de vitesses moyennes). Au lieu de compter le nombre de fois que la vitesse moyenne appartient à une plage de vitesse, il est plus pertinent de compter la distance totale parcourue dans une plage de vitesse moyenne donnée.

Pour un roulage, l'état de charge initial  $SoC$  ainsi que la variation de l'état de charge  $\Delta SoC$  sont susceptibles d'impacter le vieillissement de la batterie. Ainsi, pour les plages de  $SoC$  et de  $\Delta SoC$  on compte le nombre de fois qu'on obtient des valeurs appartenant aux plages de  $SoC$  définies sur la figure V.4. Le même raisonnement est fait pour les puissances de charge et les températures de roulage et de charge.

Quant aux matrices de roulage "driving" (respectivement stationnement "parking"), il est question des énergies (respectivement temps passé) échangées dans les plages de températures  $\{< 0^\circ, 0^\circ - 15^\circ, 15^\circ - 30^\circ, 30^\circ - 45^\circ, > 45^\circ\}$  et de  $SoC$   $\{0\% - 10\%, 10\% - 30\%, 30\% - 70\%, 70\% - 90\%, 90\% - 100\%\}$ . Cette formalisation est logique

1. Une distance parcourue correspond à la variation de la distance affichée par le compteur odométrique entre la mise en marche du VE et l'arrêt (contact électrique coupé)

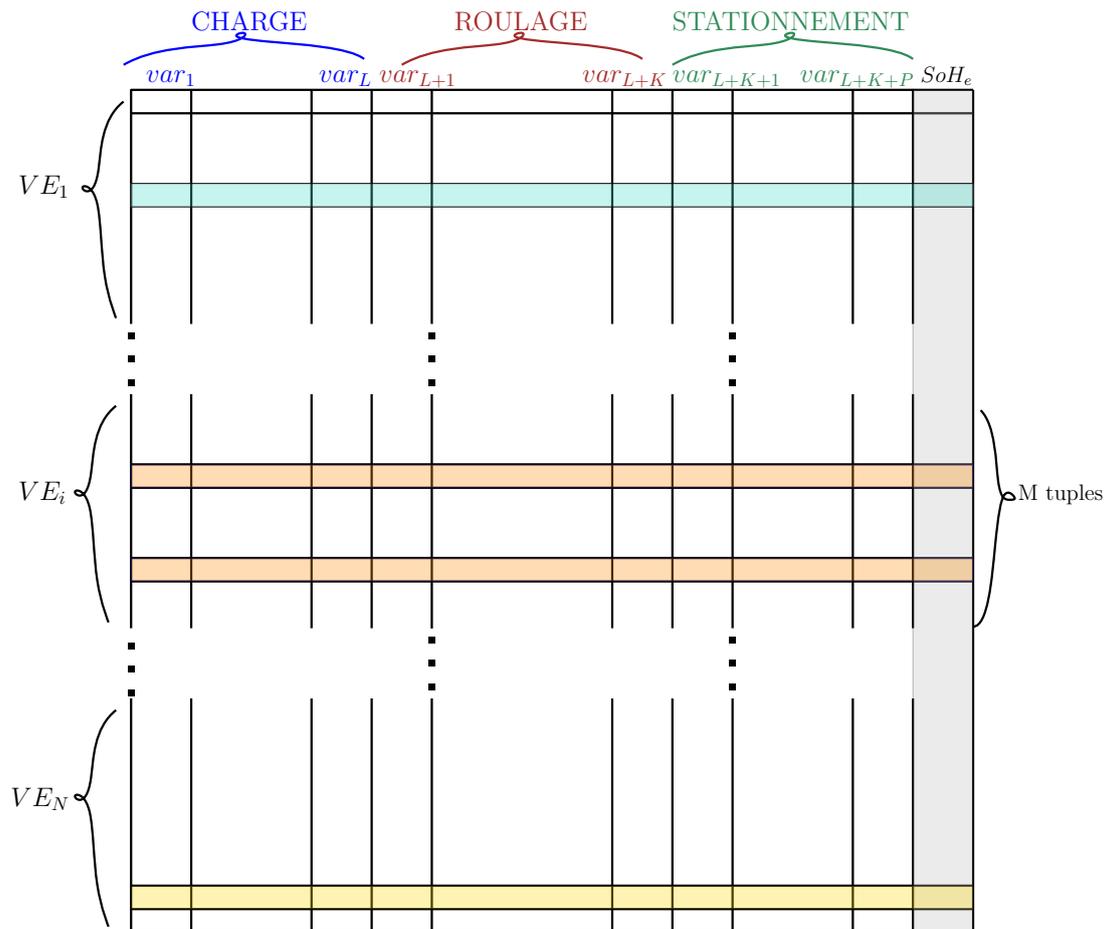


FIGURE V.3 – Grille d'apprentissage correspondant aux  $N$  véhicules disponibles dans la base de données, ainsi que les valeurs de  $SoH$  associées. Chaque valeur de  $SoH$  sera associée au comportement de l'utilisateur depuis la mise en service du véhicule jusqu'à la date d'estimation du  $SoH$ .

car pendant le roulage, les énergies déchargées permettent de mesurer le comportement en roulage. Tandis qu'en stationnement, le vieillissement calendaire se produit de façon classique. C'est donc la durée qui permet de bien mesurer la dégradation correspondante.

La figure V.4 et le tableau V.1 fournissent une synthèse des entrées retenues dans le cadre de notre étude.

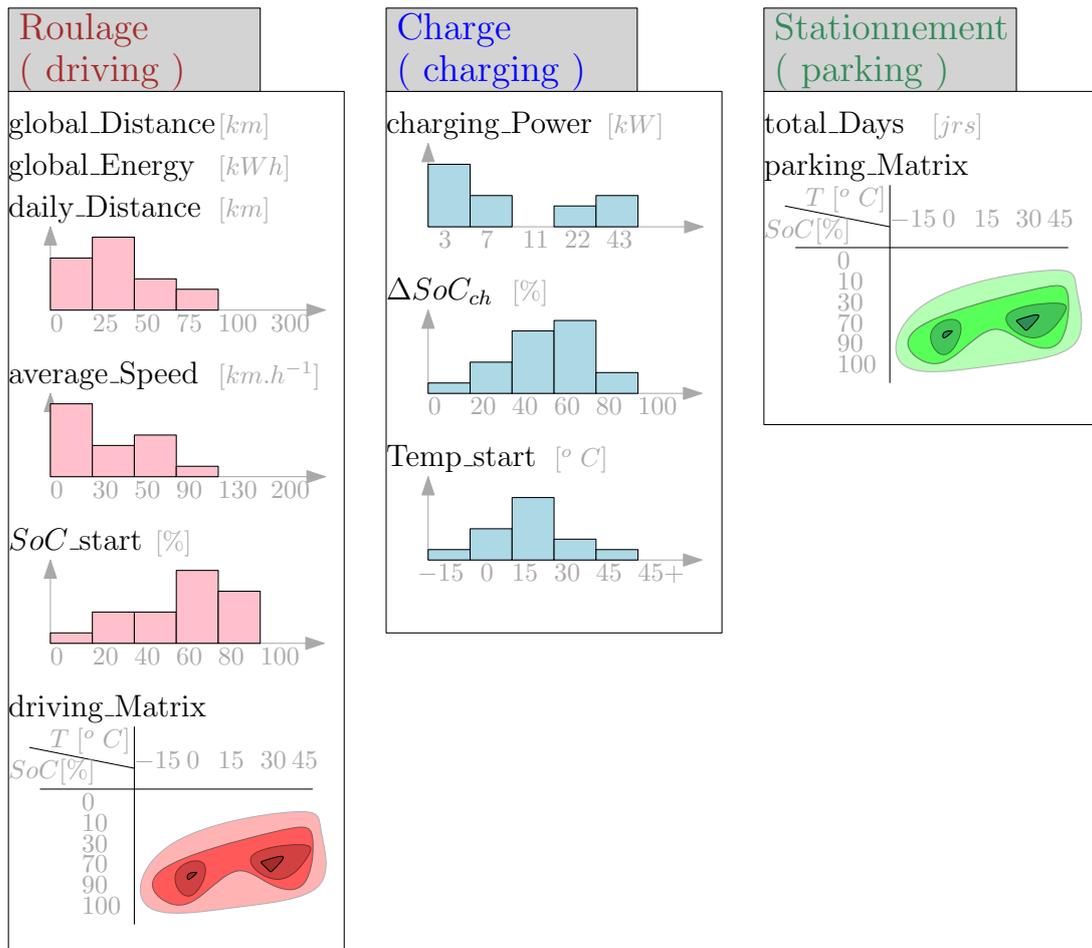


FIGURE V.4 – Illustration graphique des variables sélectionnées pour l'étude.

## V.2.2 Forêt d'arbres décisionnels : "Random Forests" (RF)

En apprentissage, l'algorithme des forêts d'arbres décisionnels effectue un apprentissage sur de multiples arbres de décision entraînés sur des sous-ensembles de données légèrement différents. Nous présentons à cet effet les arbres décisionnels ainsi que la méthode des forêts aléatoires. Pour finir, cette approche sera utilisée pour la prédiction du SoH des véhicules électriques.

### V.2.2.1 Les arbres de décision

Les méthodes dites de partitionnement récursif ou de segmentation datent des années 1960. Elles ont été formalisées dans un cadre générique de sélection de modèles par **Breiman** sous l'acronyme de CART : "Classification and Regression Tree" [Breiman et al., 1984]. Elles sont basées sur une séquence récursive de règles de division, coupes ou *splits*. Les idées de base caractérisant les arbres de décision sont [Beauville and Kettaf, 2005] :

- La fonction de décision est représentée par un arbre.
- En chaque nœud interne de l'arbre, une décision est prise en fonction de la valeur d'un des attributs descriptifs de l'observation traitée.

Évènements	Description	Variables
<b>Roulage</b>	<p>Distance totale parcourue depuis la mise en service</p> <p>Énergie totale déchargée depuis la mise en service</p> <p>Histogramme des distances parcourues par roulage</p> <p>Histogramme de vitesses moyennes par roulage</p> <p>matrice <i>driving</i> correspondant à la décomposition de l'énergie échangée en plages de température <math>\{&lt; 0^\circ, 0^\circ - 15^\circ, 15^\circ - 30^\circ, 30^\circ - 45^\circ, &gt; 45^\circ\}</math> et du SoC <math>\{0\% - 10\%, 10\% - 30\%, 30\% - 70\%, 70\% - 90\%, 90\% - 100\%\}</math></p>	<p><i>dr_gbl_Dist</i></p> <p><i>dr_gbl_EGY</i></p> <p><i>dr_dist_0_25, dr_dist_25_50, dr_dist_50_75, dr_dist_75_100, dr_dist_100_200</i></p> <p><i>dr_speed_0_20, dr_speed_20_30, dr_speed_30_50, dr_speed_50_90, dr_speed_90</i></p> <p><i>dr_soc_0_10_temp_0, dr_soc_10_30_temp_0, dr_soc_30_70_temp_0, dr_soc_70_90_temp_0, dr_soc_90_100_temp_0, dr_soc_0_10_temp_0_15, dr_soc_10_30_temp_0_15, dr_soc_30_70_temp_0_15, dr_soc_70_90_temp_0_15, dr_soc_90_100_temp_0_15, dr_soc_0_10_temp_15_30, dr_soc_10_30_temp_15_30, dr_soc_30_70_temp_15_30, dr_soc_70_90_temp_15_30, dr_soc_90_100_temp_15_30, dr_soc_0_10_temp_30_45, dr_soc_10_30_temp_30_45, dr_soc_30_70_temp_30_45, dr_soc_70_90_temp_30_45, dr_soc_90_100_temp_30_45, dr_soc_0_10_temp_45, dr_soc_10_30_temp_45, dr_soc_30_70_temp_45, dr_soc_70_90_temp_45, dr_soc_90_100_temp_45</i></p>
<b>Charge</b>	<p>Nombre total de charges depuis la mise en service</p> <p>Puissance de charge</p> <p>Variations d'état de charge</p>	<p><i>nb_ch</i></p> <p><i>ch_power_P3, ch_power_P7, ch_power_P11, ch_power_P22, ch_power_P43</i></p> <p><i>charge_d_soc_0_20, charge_d_soc_20_40, charge_d_soc_40_60, charge_d_soc_60_80, charge_d_soc_80_100</i></p>
<b>Stationnement</b>	<p>matrice <i>parking</i> correspondant à la décomposition du temps total de stationnement en plages de température <math>\{&lt; 0^\circ, 0^\circ - 15^\circ, 15^\circ - 30^\circ, 30^\circ - 45^\circ, &gt; 45^\circ\}</math> et du SoC <math>\{0\% - 10\%, 10\% - 30\%, 30\% - 70\%, 70\% - 90\%, 90\% - 100\%\}</math></p> <p>Nombre de jours depuis la mise en service</p>	<p><i>pk_soc_0_10_temp_0, pk_soc_10_30_temp_0, pk_soc_30_70_temp_0, pk_soc_70_90_temp_0, pk_soc_90_100_temp_0, pk_soc_0_10_temp_0_15, pk_soc_10_30_temp_0_15, pk_soc_30_70_temp_0_15, pk_soc_70_90_temp_0_15, pk_soc_90_100_temp_0_15, pk_soc_0_10_temp_15_30, pk_soc_10_30_temp_15_30, pk_soc_30_70_temp_15_30, pk_soc_70_90_temp_15_30, pk_soc_90_100_temp_15_30, pk_soc_0_10_temp_30_45, pk_soc_10_30_temp_30_45, pk_soc_30_70_temp_30_45, pk_soc_70_90_temp_30_45, pk_soc_90_100_temp_30_45, pk_soc_0_10_temp_45, pk_soc_10_30_temp_45, pk_soc_30_70_temp_45, pk_soc_70_90_temp_45, pk_soc_90_100_temp_45</i></p> <p><i>days</i></p>

TABLE V.1 – Tableau récapitulatif des variables retenues pour l'étude de l'influence des habitudes de l'utilisateur sur le vieillissement.

- Une feuille de l'arbre caractérise une classe. Une classe peut être caractérisée par plusieurs feuilles,
- Une observation est classée en suivant un chemin qui va de la racine vers une feuille. L'observation est affectée à la même classe que celle de la feuille atteinte.
- Les frontières de décision créées par un tel arbre sont parallèles aux axes de l'espace

de représentation.

Les arbres de décision possèdent des capacités d'approximation universelles, ainsi ils peuvent être utilisés pour résoudre des problèmes variés tels que le prêt bancaire, le bilan orthophonique, la publication d'un document sur Internet, ou même la survie des passagers sur le Titanic. On trouve sur la figure V.5 un exemple d'arbre de décision permettant d'estimer la probabilité de survie des passagers du Titanic. Les arbres de

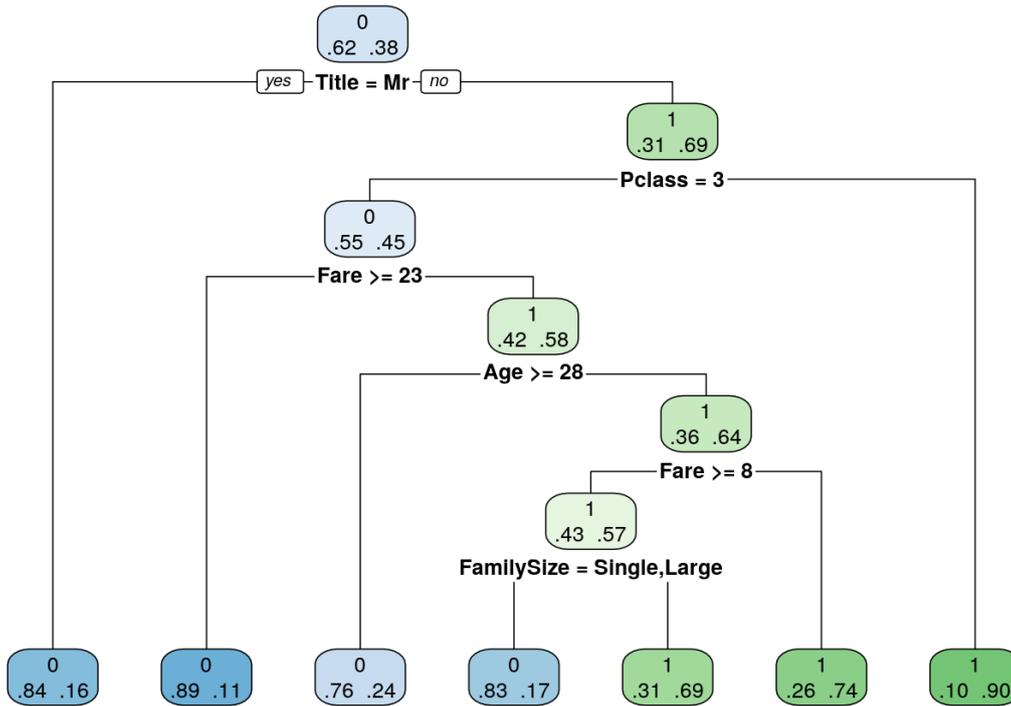


FIGURE V.5 – Exemple d'arbre de décision pour l'estimation de la survie des passagers du Titanic. Il s'agit ici d'un problème de classification en deux classes : décédé (0 : en bleu) et survie (1 : en vert). Le taux de décès des passagers masculins est de 84%. On note globalement des clivages en fonction du sexe, de la classe ou encore de l'âge des passagers.

décision possèdent un nombre de propriétés qui font d'eux un outil précieux, surtout quand il s'agit de faire l'analyse rapide d'un jeu de données ou d'élaborer un prototype de classificateur [Cutler et al., 2012] :

- Modèle "white box" : le résultat est facile à conceptualiser, à visualiser et à interpréter.
- Ils nécessitent peu de préparation de données (e.g. normalisation, etc.).
- Le coût d'utilisation des arbres est logarithmique (classification d'une nouvelle donnée très rapide).
- Ils sont capables d'utiliser des données catégorielles et continues.
- Ils sont capables de gérer des problèmes multi-classes.
- Ils ont un bon comportement par rapport aux valeurs extrêmes (*outliers*).
- Ils gèrent bien les données manquantes.

Néanmoins, les arbres de décision présentent des défauts importants tels que :

- Parfois les arbres générés ne sont pas équilibrés (ce qui implique que le temps de parcours n'est plus logarithmique). Il est donc recommandé d'équilibrer la base de données avant la construction, pour éviter qu'une classe domine (en termes de nombre d'exemples d'apprentissage).
- Sur-apprentissage : parfois les arbres générés sont trop complexes et généralisent mal (solution : élagage, contrôle de la profondeur de l'arbre et de la taille des feuilles).
- Ils sont instables : des changements légers dans les données produisent des arbres très différents. Les changements des nœuds proches de la racine affectent beaucoup l'arbre résultant. On dit que les arbres produisent des estimateurs de variance élevée.

Pour résoudre le problème d'estimateurs de variance élevée des approches de réduction de variance telles que le *Bagging* [Breiman, 1996] et le *Random Forests* [Breiman, 2001] sont introduites par **Breiman**, la dernière étant la plus performante.

### V.2.2.2 Le "*Random Forests*"

Le principe des méthodes de *Bagging*, et donc en particulier des forêts aléatoires, est de faire la moyenne des prévisions de plusieurs modèles indépendants pour réduire la variance et donc l'erreur de prédiction. Pour construire ces différents modèles, on sélectionne plusieurs échantillons à l'aide de tirages aléatoires avec remise. Dans la littérature, ce processus est appelé le *bootstrapping*. Les techniques de forêts aléatoires possèdent les avantages suivants :

- elles produisent de bon résultats surtout en grande dimension,
- elles sont simples à mettre en œuvre, et nécessitent peu de paramètres.

Elles présentent aussi des désavantages tels que :

- durée d'apprentissage souvent longue,
- valeurs extrêmes souvent mal estimées dans le cas des régressions.

La durée de l'apprentissage ne pose pas réellement de problème dans la mesure où cette solution est proposée dans le cadre d'un usage hors ligne.

Soit la base d'apprentissage  $\mathcal{Z} = \{(\mathcal{X}_1, y_1), \dots, (\mathcal{X}_n, y_n)\}$  où  $\mathcal{X}_i \in \mathbb{R}^p$  est une entrée contenant  $p$  attributs,  $y_i$  sa sortie associée,  $i \in \{1, \dots, n\}$  et  $n$  est le nombre total de couples entrées/sorties. L'algorithme du RF correspondant est illustré sur la figure V.6 et peut être résumé comme suit :

- Tirage aléatoire dans la base d'apprentissage  $\mathcal{Z}$  de  $B$  classes d'échantillons avec remise  $\mathcal{Z}_i, i = 1, \dots, B$  (chaque classe ayant  $n$  observations tout comme la base initiale  $\mathcal{Z}$ ).
- Pour chaque échantillon  $i$  on construit un arbre de type CART (voir Annexe V.4)  $G_i(\mathcal{X})$  selon un algorithme légèrement modifié : à chaque fois qu'un nœud doit être coupé (étape '*split*') on tire au hasard une partie des attributs ( $q$  parmi les  $p$  attributs) et on choisit le meilleur découpage dans ce sous-ensemble. Pour les problèmes de régression on choisit souvent  $q \leq p/3$ , en revanche pour la classification  $q \leq \sqrt{p}$ .
- Régression : agrégation par la moyenne  $G(\mathcal{X}) = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B G_i(\mathcal{X})$ .

- Classification : agrégation par vote  $G(\mathcal{X}) = \text{Vote}_{\text{majoritaire}}(G_1(\mathcal{X}), \dots, G_B(\mathcal{X}))$ .

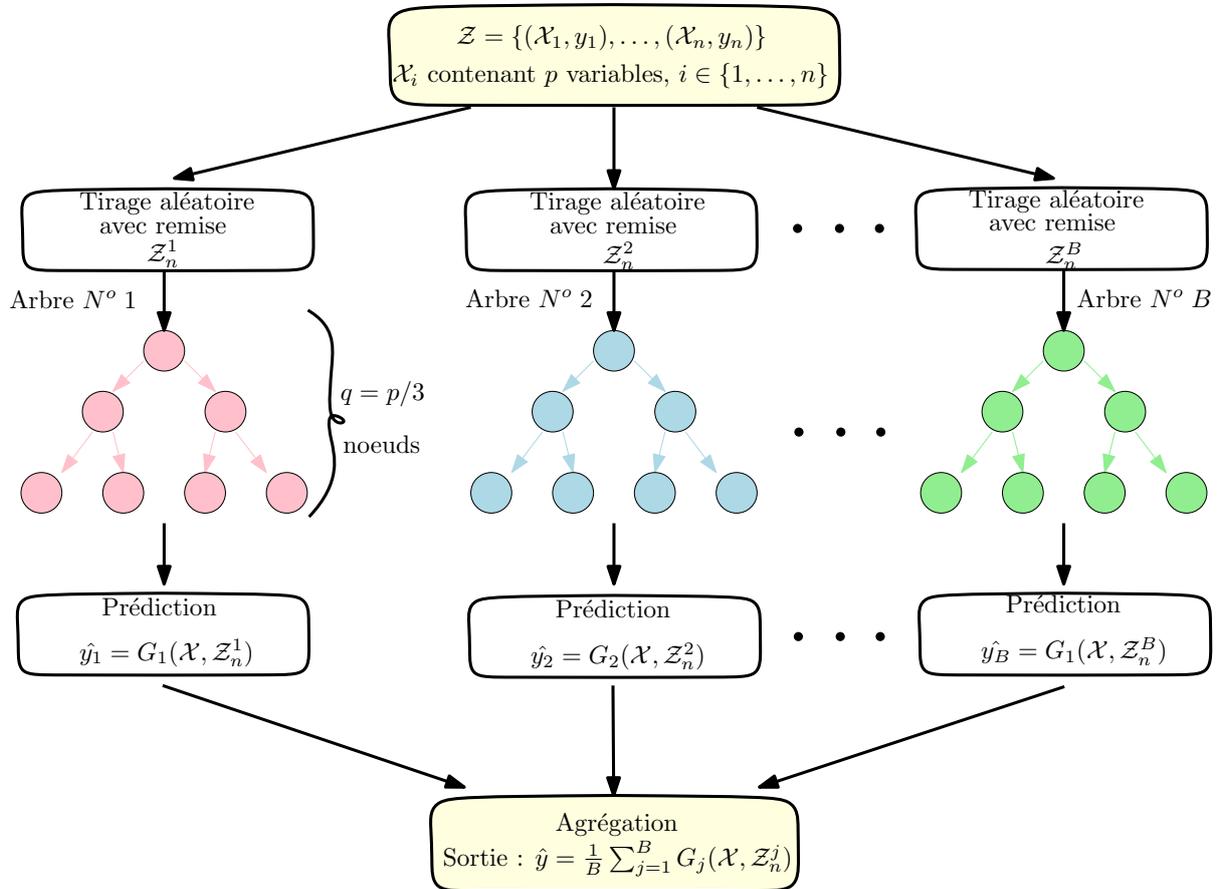


FIGURE V.6 – Diagramme de l’algorithme de base des forêts d’arbres de décisions (RF).

### V.2.2.3 Résultats et discussion

Considérons la grille d’apprentissage illustrée sur la figure V.3 dans le cadre de notre étude. Les RFs sont définis pour un ensemble d’apprentissage  $\mathcal{Z} = \{(\mathcal{X}_1, y_1), \dots, (\mathcal{X}_n, y_n)\}$ . Les valeurs estimées de l’état de santé ( $SoH_{e,ch}$  ou  $SoH_{c,dch}$ ) représentent les sorties  $y_i$  de la base d’apprentissage. Les entrées  $\mathcal{X}_i$  associées aux sorties correspondent aux habitudes des clients à un instant donné. Elles sont obtenues en utilisant les informations disponibles dans la base de données BLMS.

L’approche classique d’utilisation des RFs consiste à diviser la base d’apprentissage en deux groupes : 75% pour l’apprentissage et 25% pour le test. L’illustration de la démarche d’apprentissage et sa validation se trouve sur la figure V.7. Par ailleurs la séparation des données pour l’apprentissage et la validation (test) peut être faite de deux façons distinctes. Il est possible en effet de faire une séparation aléatoire par utilisateur ou par ligne disponible dans la table d’apprentissage. Dans la table de la figure V.7, un utilisateur est représenté par plusieurs lignes consécutives. Pour une séparation aléatoire par ligne disponible, les données d’un même véhicule peuvent se retrouver à la fois dans l’apprentissage et la validation. En revanche la séparation aléatoire par véhicule nous

permet d'assurer que les véhicules dans la base de validation sont inconnus du processus d'apprentissage. L'illustration de ces deux approches se trouve sur la figure V.8. Nous avons choisi la première approche car elle correspond à la configuration la plus exigeante. De plus, elle correspond bien à l'idée de prédire le vieillissement d'un utilisateur inconnu de la base d'apprentissage.

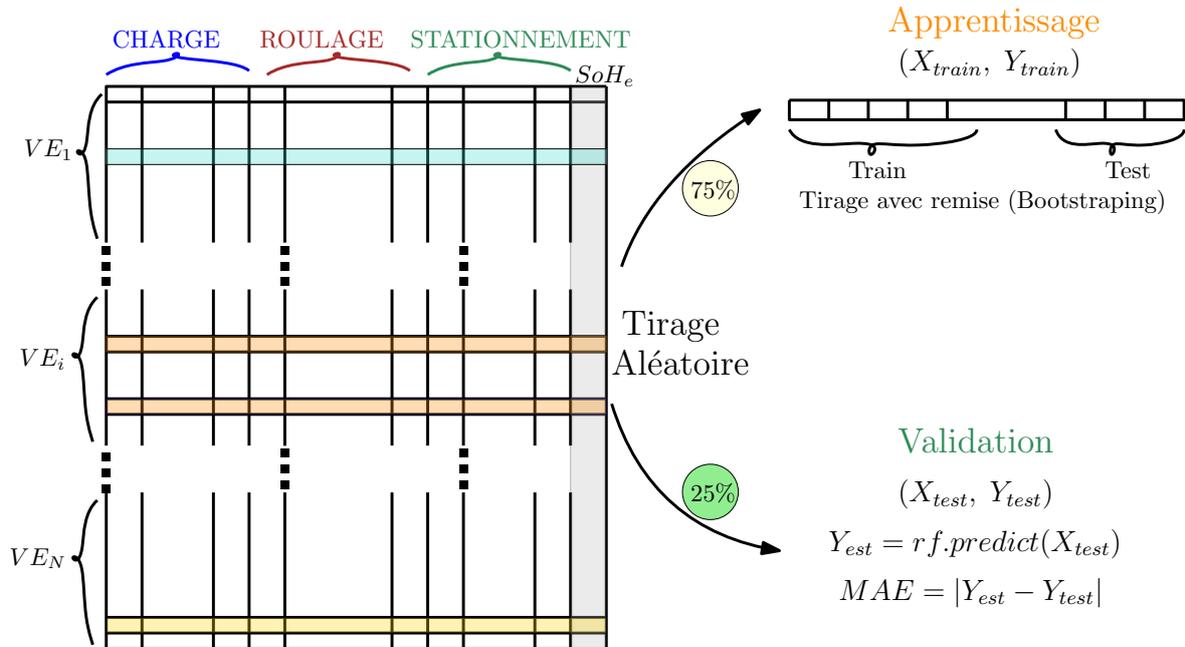


FIGURE V.7 – Illustration de l'utilisation du RF grâce à la grille d'apprentissage préalablement établie. La commande  $Y_{est} = rf.predict(X_{test})$  permet d'estimer de prédire la sortie  $Y_{est}$  du modèle  $rf$  associée à l'entrée  $X_{test}$ . Connaissant le vieillissement estimé préalablement  $Y_{test}$  on peut calculer l'erreur moyenne absolue :  $|Y_{est} - Y_{test}|$ .

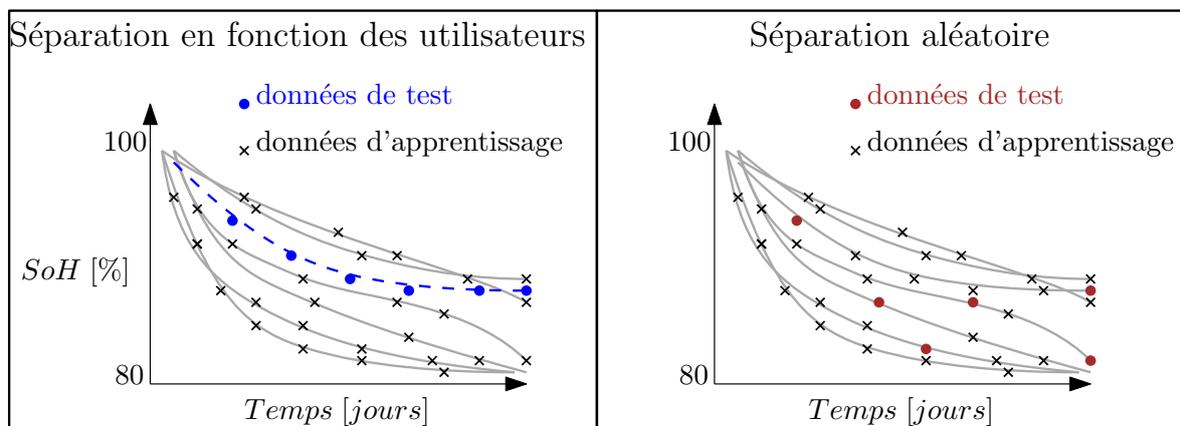


FIGURE V.8 – Illustration des deux approches de séparation des données en base d'apprentissage et de test. La séparation en fonction des utilisateurs a été utilisée. Elle correspond bien à l'idée de prédire le vieillissement d'un utilisateur inconnu de la base d'apprentissage.

En appliquant cette approche on obtient les résultats de la figure V.9. Sur cette figure, on trouve en a) la concaténation<sup>2</sup> du  $SoH_{e, ch}$  des véhicules obtenue pendant l'apprentissage (en couleur verte) superposée aux estimées illustrées au chapitre IV qui servent de référence (en couleur noire). En b) on trouve les références (en couleur noire) sur lesquelles les estimations par RF sont superposées. En c) on trouve un tracé concaténé des erreurs obtenues dans la phase de test. En d) on trouve l'histogramme des erreurs obtenues dans la phase de test. On obtient dans ce test que l'erreur moyenne absolue d'estimation du  $SoH_{e, ch}$  vaut 1,27%. On a aussi la majorité de l'erreur d'estimation du vieillissement inférieur à 2%. Ces résultats sont satisfaisants et justifient l'utilisation des forêts d'arbres aléatoires. Pour plus de diversité dans la démarche d'apprentissage, nous avons aussi utilisé les machines à support de vecteurs pour la prédiction du vieillissement des batteries.

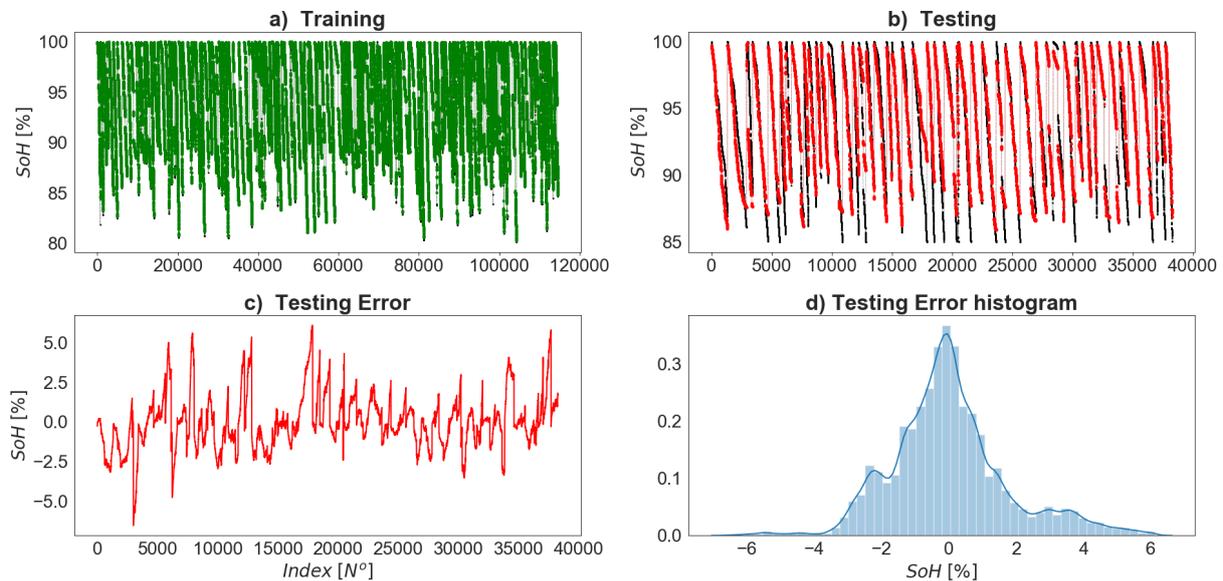


FIGURE V.9 – Résultats d'estimation du groupe de test en utilisant les Random Forests : RF. Ces résultats ont été obtenus pour un groupe de 186 véhicules tirés au sort aléatoirement. L'erreur moyenne absolue est d'environ 1,27% pour le  $SoH_{e, ch}$ . Par simplicité les abscisses en a), b) et c) représentent des  $N^o$  d'échantillons. L'âge maximal des véhicules utilisés pour l'étude est de 7 ans.

### V.2.3 Les machines à vecteurs de support : SVM

Les machines à vecteurs de support ou dans la littérature " *Support Vector Machine* : SVM " est une approche de " *machine learning* " destinée à résoudre des problèmes de classification et de régression. Les SVMs sont une généralisation des classificateurs linéaires. L'approche utilisée dans notre étude est " *Support Vector Regression* " rendue populaire en 1997 par [Drucker et al., 1997]. Voir la description dans l'Annexe V.4.

2. La concaténation correspond à la variation du SoH en fonction du temps, mise bout à bout pour plusieurs usagers.

Dans notre étude, les machines à vecteurs de support sont utilisées pour valider les résultats produits par l'approche *Random Forests*. Le but final est de nous assurer que différentes solutions d'apprentissage produisent des résultats comparables. C'est ainsi que, grâce aux données précédemment utilisées, nous avons procédé à la prédiction du vieillissement en utilisant les machines à support de vecteurs. Les données ont été préalablement normalisées pour assurer un fonctionnement optimal des algorithmes SVRs. Les résultats d'estimation sont affichés sur la figure V.10. Sur cette figure, on trouve en a) la concaténation du  $SoH_{e, ch}$  des véhicules obtenue pendant l'apprentissage (en couleur verte) superposée à l'estimation illustrée au chapitre IV qui sert de référence. En b) on trouve les références (en couleur noire) sur lesquelles les estimations par SVR sont superposées. En c) on trouve un tracé concaténé des erreurs obtenues dans la phase de test. En d) on trouve l'histogramme des erreurs obtenues dans la phase de test. On obtient dans ce test que l'erreur moyenne absolue d'estimation du  $SoH_{e, ch}$  vaut 1,69%. On obtient donc une précision de prédiction comparable à celle obtenue précédemment en utilisant les *Random Forests*. La comparaison des erreurs produites par ces deux algorithmes est affichée dans le tableau V.2.

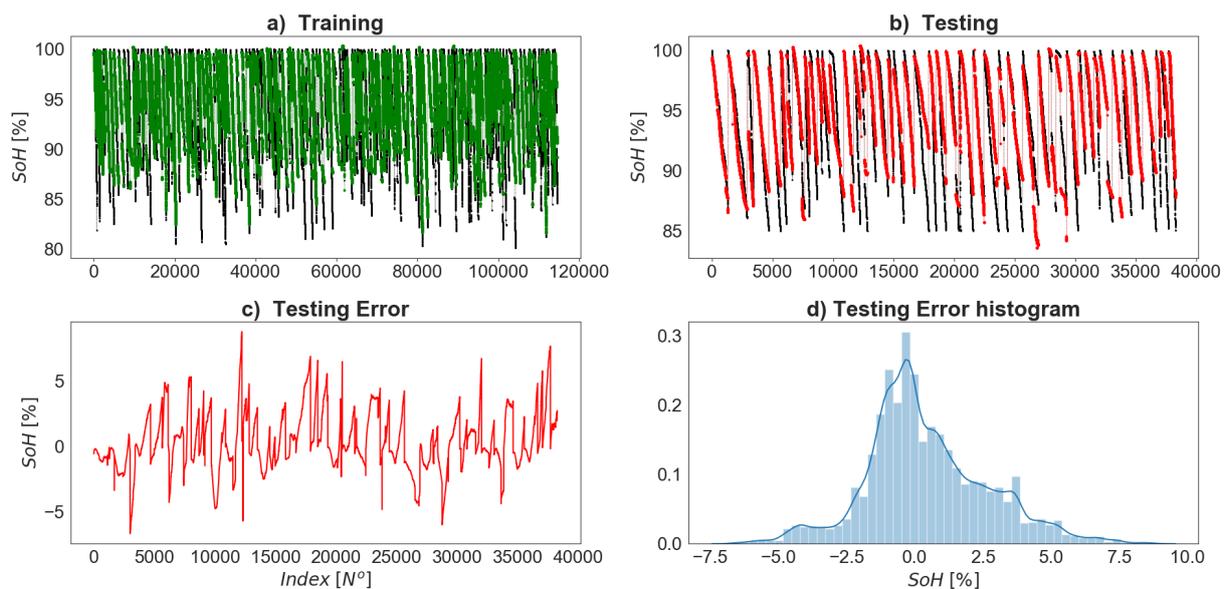


FIGURE V.10 – Résultats d'estimation du groupe de test en utilisant les machines à vecteurs de support : SVR. Ces résultats ont été obtenus pour un groupe de 186 véhicules tirés au sort aléatoirement. L'erreur moyenne absolue est d'environ 1,69% pour le  $SoH_{e, ch}$ .

Erreurs [%]	SVR	RF
<i>MAE</i>	1,69	1,27
<i>Max</i>	8,80	6,53

TABLE V.2 – Erreur d'estimation du  $SoH_e$ . MAE : "Mean absolute error" désigne l'erreur moyenne absolue.

## V.2.4 Conclusion sur la prédiction du SoH

L'utilisation des forêts aléatoires rend possible la navigation<sup>3</sup> des modèles obtenus. Les méthodes classiques d'apprentissage ne permettent ni la navigation ni la compréhension des modèles qu'elles produisent. Pour illustration, la figure V.11 affiche un arbre de la forêt aléatoire obtenu pour une profondeur d'ordre 4. La profondeur de l'arbre correspond au nombre de divisions successives allant de la racine à une feuille. La figure est orientée de la gauche vers la droite. On trouve à gauche la racine de l'arbre, et à droite les feuilles. Sur cette figure on trouve les termes suivants :

- ◇ "**root**" correspond à la racine de l'arbre, "**nodes**" les nœuds et "**leaves**" les feuilles
- ◇ "**samples**" est le nombre d'échantillons considérés à chaque nœud. On rappelle ici qu'un échantillon correspond à une ligne dans le tableau d'apprentissage présenté en amont. Pour le cas représenté sur la figure V.11, 72590 échantillons (lignes) sont utilisés pour cet arbre.
- ◇ "**value**" est la valeur de  $SoH_e$  associée à un nœud donné. Par exemple, à la racine elle vaut 93,7%.
- ◇ "**mse : mean square error**" qui correspond à l'erreur quadratique moyenne associée à la valeur de  $SoH_e$  obtenue donnée par "**value**". On dira par exemple qu'à la racine, sans information supplémentaire, l'arbre prédit que  $SoH_e = 93,7\%$  avec une erreur quadratique moyenne  $\mathbb{E}[(\hat{SoH}_e - SoH_e)^2] = 21,7$ . L'objectif final recherché est de fournir une estimation du vieillissement avec une valeur d'erreur quadratique la plus faible possible.

Il s'agit d'une illustration dans un cas simplifié. Néanmoins, le résultat produit est conforme aux connaissances a priori des phénomènes de vieillissement des batteries Li-ion. Par exemple, le facteur prépondérant de décision est l'âge de la batterie (ici *days*). On observe aussi que pour des véhicules ayant des âges équivalents, les stationnements à haut état de charge, haute température (ici *pk\_soc\_90\_100\_temp\_15\_30*), les stationnements à bas état de charge, basse température (ici *pk\_soc\_10\_30\_temp\_0\_15*) ou encore la distance totale parcourue en roulage (ici *dr\_gbl\_Dist*), permettent de fixer la valeur du vieillissement.

On remarque aussi sur la figure V.11, trois chemins ("**path A**", "**path B**", "**path C**") aboutissant à trois valeurs du  $SoH_e$  respectivement : 99% ; 87,8% et 86,8%. Deux interprétations peuvent être faites à cet effet :

- Le chemin A aboutissant à la plus grande valeur du  $SoH_e$ , correspond à des batteries jeunes, ayant des distances totales faibles, et ayant subi très peu de stationnements à très haut état de charge et/ou haute température.
- Les chemins B et C en revanche, correspondent aux batteries les plus vieilles du lot étudié, ainsi qu'à des conditions de stationnement extrêmes en terme d'état de charge (SoC) et de température. Le chemin C qui cumule à la fois les stationnements à hauts SoC et température ainsi que bas SoC et basse température, produit évidemment la valeur la plus basse du  $SoH_e$  à savoir 86,8%.

On peut donc conclure que du point de vue métier batterie et de la compréhension, l'approche RF semble plus appropriée. L'objectif de prédiction du SoH en fonction des conditions d'utilisation des VEs est atteinte.

3. Ici il est question de la possibilité d'afficher les arbres de la forêt aléatoire. Il est alors possible de comprendre le résultat en sortie en naviguant dans les différentes branches des arbres de la forêt.



## V.3 Étude des facteurs de vieillissement

Le dernier objectif à présent est d'étudier l'influence du comportement de l'utilisateur sur le vieillissement de la batterie. Nous savons d'après la littérature qu'un stockage prolongé à *SoC* ou températures élevées peut accélérer le vieillissement. Nous savons aussi par exemple que les charges rapides (donc à forte puissance) peuvent aussi accélérer le vieillissement. Plusieurs facteurs connus accentuent le vieillissement des batteries Li-ion. En revanche il n'existe pas de classement clair de l'influence de ces phénomènes. D'où l'importance de réaliser une étude permettant de hiérarchiser l'influence de chaque facteur. Cette étude est réalisable en raison de la disponibilité des données sous forme de grille illustrée par la figure V.3. Les résultats de l'étude permettront de mieux cibler les actions à mener ou les conseils à prodiguer aux utilisateurs pour améliorer leur expérience à bord du véhicule électrique. Notre objectif est réalisable en utilisant l'apprentissage par les forêts d'arbres décisionnels. L'algorithme du RF contient dans sa formulation une fonction de classification des variables les plus importantes. Dans la suite nous présenterons la procédure de calcul de l'importance des variables, ainsi que les résultats obtenus en étudiant le *SoH* d'une part et sa variation  $\Delta SoH$  en fonction du temps d'autre part.

### V.3.1 Importance des attributs

L'avantage le plus important qui est une conséquence de la structure même des RFs est le calcul de l'importance des attributs. Les attributs peuvent être évalués pour voir leur impact dans la construction des arbres (mesure de *Gini*) ou la robustesse aux erreurs de capteurs et/ou bruit sur la classification (erreur OOB *Out Of the Bag*) :

- *Gini* : Le changement dans l'impureté ou gain d'information (Annexe V.4) dans chaque nœud cumulé sur tous les arbres de la forêt.
- Erreur OOB : tous les échantillons OOB sont évalués par l'arbre et l'erreur mesurée. Ensuite on permute aléatoirement les valeurs sur chaque attribut et on mesure le taux d'erreur à nouveau. La valeur finale de l'erreur est la dégradation moyenne (changement du taux d'erreurs) sur tous les arbres.

Cette propriété du RF permet de réduire le nombre d'attributs à considérer dans une étude, en se limitant uniquement aux variables de plus grandes importances. Dans [Frisk et al., 2014] la prédiction de l'espérance de vie des batteries de véhicules électriques de type poids lourds a été réalisée à l'aide d'une variante des RFs : "*Random Survival Forests*". Dans cette étude environ 1031 variables étaient disponibles dans la base de données. Mais l'importance des attributs a permis de réduire à 30 le nombre de variables d'études.

Dans la littérature [Strobl et al., 2007], il est affirmé que le calcul d'importance d'attributs par permutation est plus fiable que la méthode de réduction d'impureté (critère de *Gini*). La mesure d'importance de variable à l'aide du critère de *Gini* est biaisée lorsque les variables étudiées possèdent des échelles variées. Or dans notre étude nos variables sont très diverses. Nous avons par conséquent utilisé le calcul de l'importance des attributs par permutation. Le calcul est fait en procédant comme suit :

- Obtenir par apprentissage un modèle RF à l'aide d'une base d'apprentissage
- Lors de la validation, sur la base de validation, réaliser pour une colonne (attribut) donnée une permutation aléatoire des valeurs.
- Réaliser une prédiction à l'aide de la base de validation permutée et mesurer l'erreur

- engendrée par la permutation
- Effectuer les deux étapes précédentes pour chaque colonne (attribut) dans la base de validation
- Calculer l'erreur relative engendrée par la permutation des valeurs de chaque colonne (attribut)

Une illustration de la permutation des valeurs dans le cadre de notre étude est illustrée par la figure V.12. Il existe dans la littérature une bibliothèque disponible sous Python<sup>®</sup> nommée ELI5, permettant d'effectuer facilement le calcul de l'importance des attributs. L'importance des attributs calculée de cette façon permet de hiérarchiser les attributs en fonction des erreurs engendrées par la permutation des valeurs contenues dans les colonnes correspondantes. Dans notre étude, ce n'est pas tant la valeur de l'erreur induite par la permutation qui est importante, c'est plutôt la comparaison des erreurs entre elles.

days	gbl.Distance	gbl.Energy	• • •	pk_soc_90_100_temp_30_45
182	2300	1200	• • •	2
345	7460	2543	• • •	23
• • •	• • •	• • •	• • •	• • •
1230	44528	20012	• • •	41
1312	56740	23344	• • •	49

FIGURE V.12 – Illustration de la permutation des valeurs d'un attribut dans le cadre du calcul de l'importance des attributs. Chaque colonne est permutée aléatoirement puis les erreurs relatives de prédiction engendrées sont mesurées.

## V.3.2 Classification des facteurs impactant le SoH

À l'aide de la méthode de calcul d'importance des attributs précédemment présentée, il est possible de classer les facteurs les plus importants dans le calcul du SoH. Une connaissance de la base d'apprentissage ainsi qu'une connaissance a priori des phénomènes de vieillissement des batteries Li-ion est nécessaire pour réussir une interprétation et une utilisation optimale des résultats.

### V.3.2.1 Configurations de test

Sur la figure V.13 on trouve une représentation des valeurs de  $SoH_e$ , âges, distances et énergies déchargées disponibles dans la table de données considérée. On peut noter en figure V.13 a) que la répartition des valeurs de  $SoH_e$  est quasi-uniforme. Il est important pour assurer un fonctionnement optimal du RF que les données de sorties soient représentées équitablement.

Sur les figures V.14 et V.15 on trouve une distribution des matrices de roulage "driving" et stationnement "parking" de la base de véhicules sélectionnés. Sur ces deux figures on a

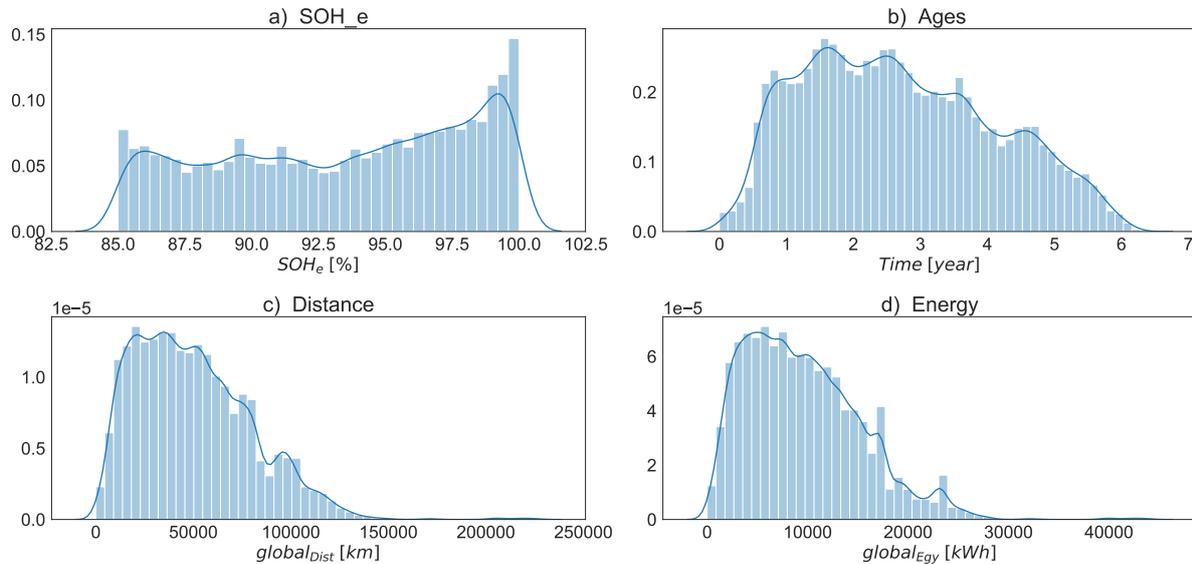


FIGURE V.13 – Représentation des valeurs de  $SoH_e$ , âges, distances et énergies déchargées disponibles dans la table de données considérée sous forme de densité de probabilité. Il est important pour le RF que la distribution en  $SoH$  soit quasiment uniforme pour assurer une équiprobabilité des sorties du modèle RF.

la division en température en colonne et la division en  $SoC$  en ligne. On rappelle ici les divisions en plages de températures  $\{< 0^\circ, 0^\circ - 15^\circ, 15^\circ - 30^\circ, 30^\circ - 45^\circ, > 45^\circ\}$  et de  $SoC$   $\{0\% - 10\%, 10\% - 30\%, 30\% - 70\%, 70\% - 90\%, 90\% - 100\%\}$ . On précise aussi que la matrice de roulage représente les énergies déchargées (en  $kWh$ ) correspondant à ces divisions en plages de températures et de  $SoC$ . Pour le groupe de véhicules utilisé dans le test, chacune des 25 distributions sur la figure V.14 indique la répartition en terme d'énergies déchargées par chaque véhicule sur une plage de température et  $SoC$  affichée. De la même façon la matrice de stationnement représente les durées de stationnement (en  $jours$ ) correspondant à ces divisions. Pour le groupe de véhicules utilisé dans le test, chacune des 25 distributions sur la figure V.15 indique la répartition en terme de temps passé en stationnement par chaque véhicule sur une plage de température et  $SoC$  affichée. Il est important de noter que sur ces figures, ce sont les densités de probabilités normalisées dans chacune des cases des matrices de roulage et stationnement qui sont affichées. Ces résultats sont obtenus pour un groupe de 186 véhicules tirés au sort aléatoirement dans la base de données. Pour la population de VEs considérée, on peut observer sur les figures V.14 et V.15 qu'il n'y a pas de stationnement à des températures supérieures à  $45^\circ C$  mais on observe des échanges d'énergie au-delà de  $45^\circ C$ . Cette observation est normale car les batteries chauffent pendant le roulage.

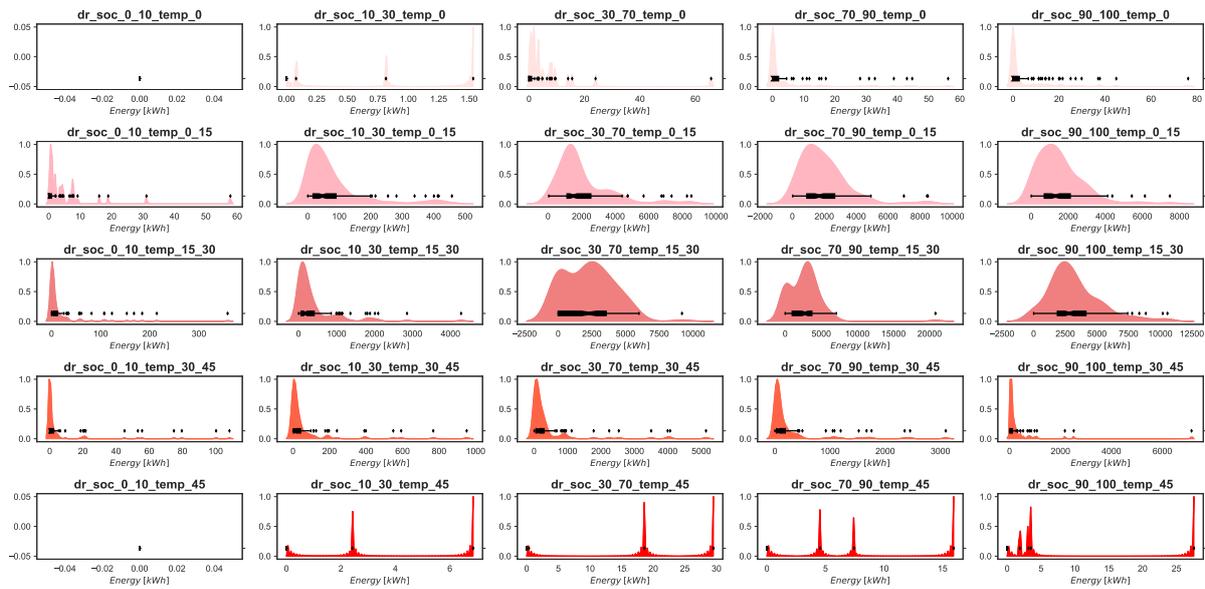


FIGURE V.14 – Densités de probabilité normalisées de l'énergie dans chacune des cases de la matrice de roulage pour le lot de véhicules considérés. Température en colonne et *SoC* en ligne.

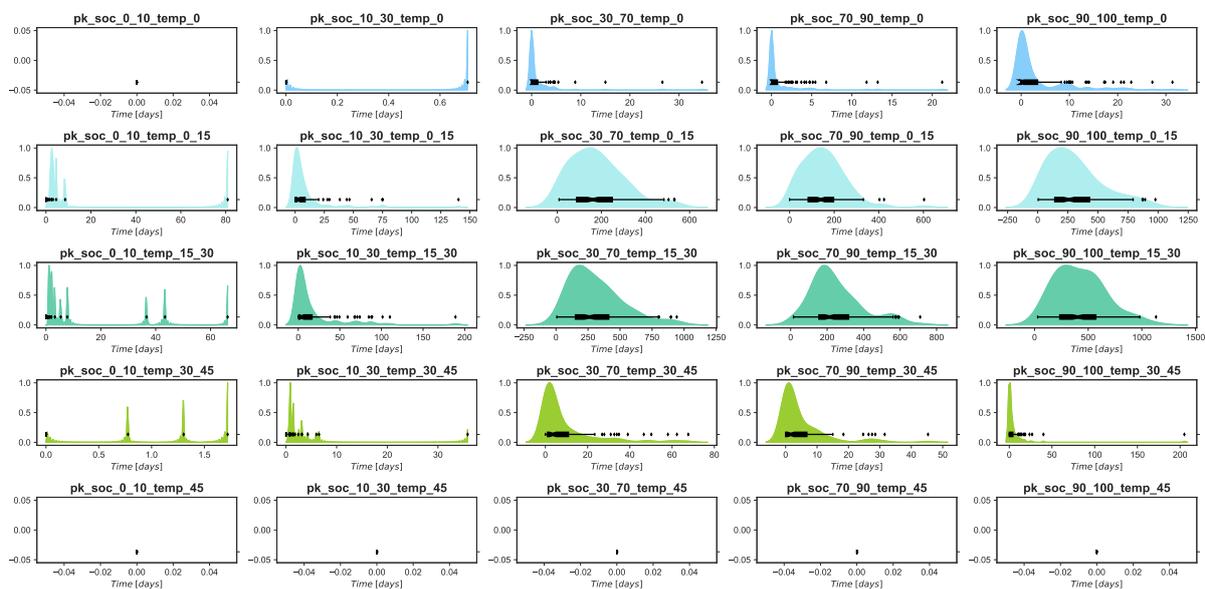


FIGURE V.15 – Densités de probabilité normalisées du temps de stationnement dans chacune des cases de la matrice de stationnement pour le lot de véhicules considérés. Température en colonne et *SoC* en ligne

Sur les figures V.16 et V.17 on trouve les données de type histogramme mesurées pendant la charge et le roulage des véhicules. On peut observer que la charge est majoritairement réalisée à 3 *kW*. La majorité des bornes de recharges disponibles mettent à disposition des puissances de charge d'environ 3 *kW*. Nous savons d'après la littérature

que les charges rapides (donc à puissance élevée) accélèrent le vieillissement des batteries. Plus tard dans l'interprétation de l'importance des attributs, il sera intéressant d'observer si le nombre de charges à puissances élevées a été déterminant dans la prédiction du  $SoH$ . Il est donc important de connaître la composition des données de la base d'apprentissage pour comprendre l'analyse de l'importance des attributs faite dans la suite.

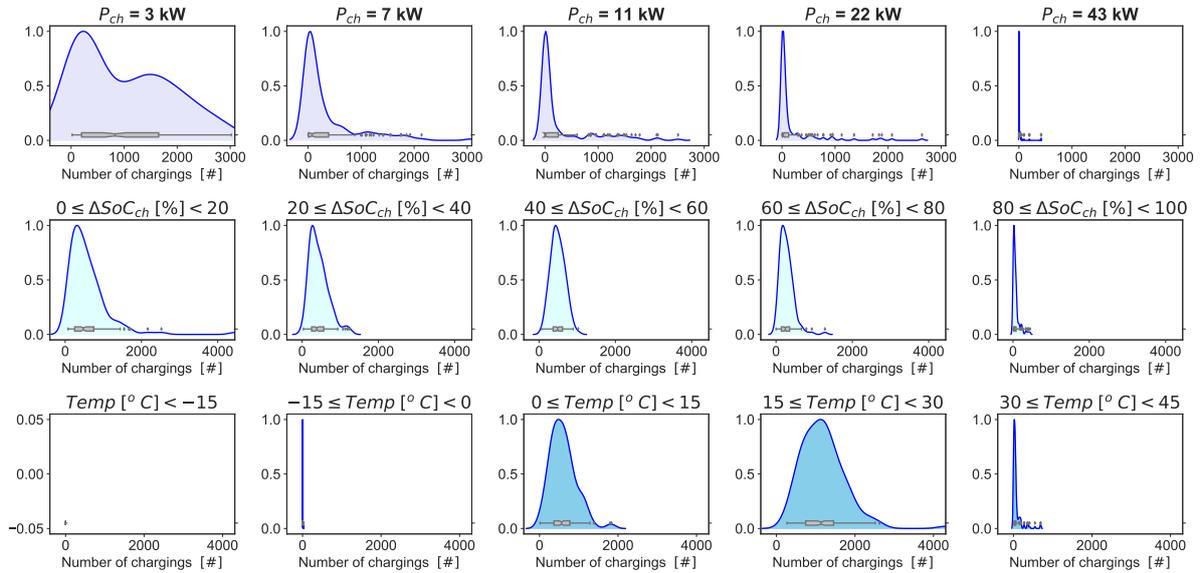


FIGURE V.16 – Densités de probabilité normalisées de Puissance de charge,  $\Delta SoC$  chargées, températures de début de charge des véhicules considérés.

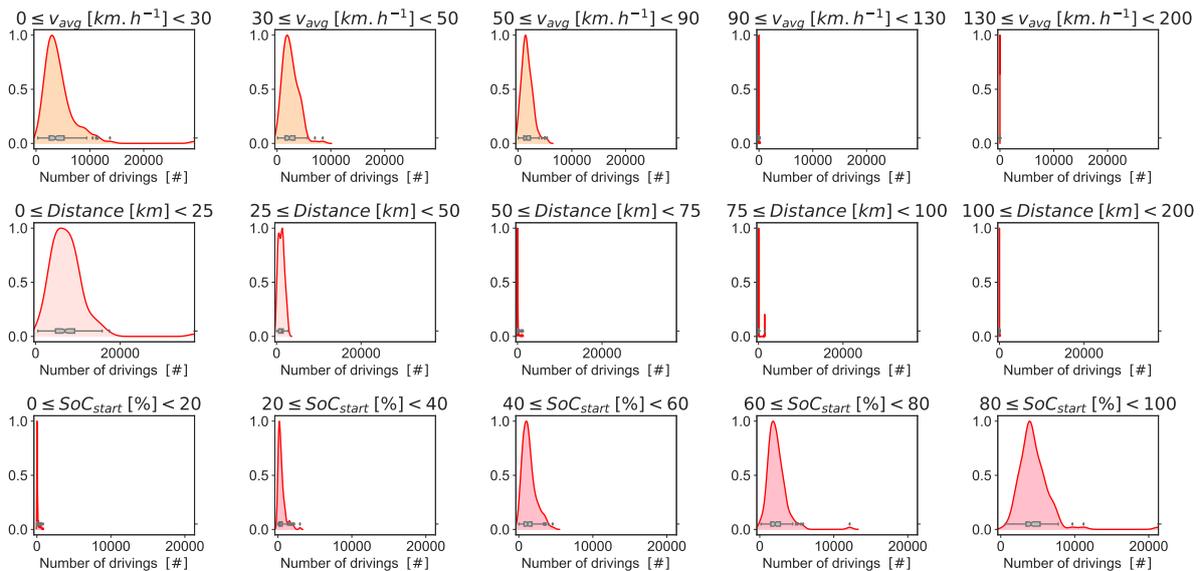


FIGURE V.17 – Densités de probabilité normalisées Vitesse moyenne, distance,  $SoC$  en début de charge des véhicules considérés.

### V.3.2.2 Interprétation des résultats

Les données précédemment présentées ont été utilisées pour établir un modèle RF de prédiction de l'état de santé des véhicules tirés au sort. On trouve sur la figure V.18 une estimation de l'importance des attributs obtenue par la stratégie de permutation des valeurs. Sur cette figure, les variables de type stationnement sont en couleur verte, les données de type charge en bleu et les données de type roulage sont en rouge. Plusieurs

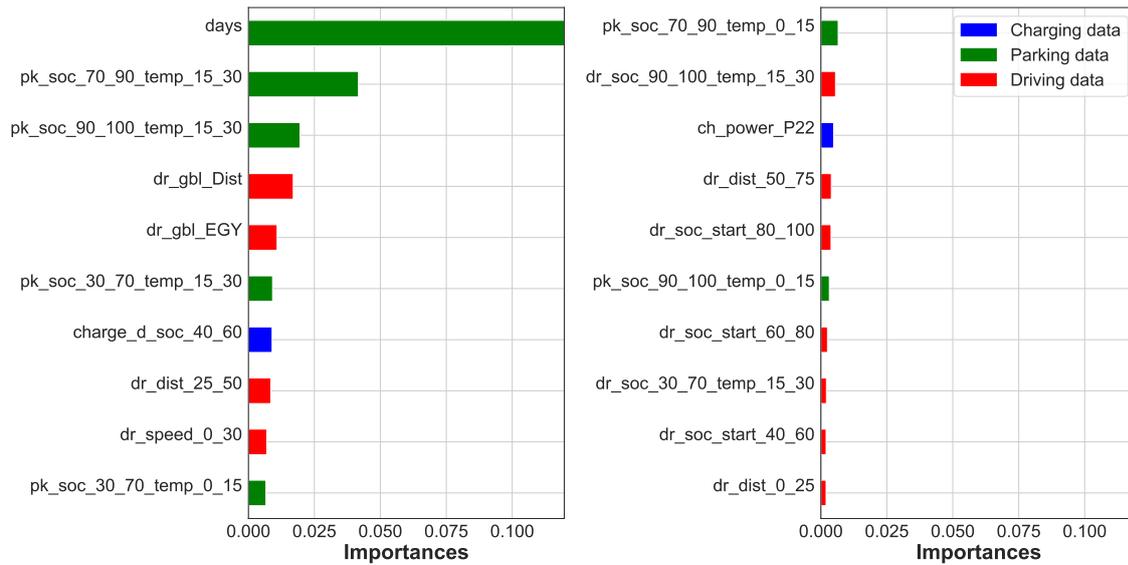


FIGURE V.18 – Importance des variables retenues en utilisant une stratégie d'apprentissage de type *Random Forests*. Liste des 20 facteurs les plus impactants. Ce n'est pas tant la valeur de l'importance affichée qu'il faut retenir mais plutôt la comparaison des importances entre elles qui est pertinente.

remarques peuvent être faites à la lumière de cette figure :

- L'âge de la batterie "*days*" est le facteur le plus important.
- Le stationnement du véhicule à haut SoC et/ou à température élevé "*pk\_soc\_70\_90\_temp\_15\_30*" et "*pk\_soc\_90\_100\_temp\_15\_30*" sont les facteurs suivants les plus importants.
- Puis viennent la distance totale parcourue "*dr\_gbl\_Dist*" ainsi que l'énergie déchargée "*dr\_gbl\_EGY*".

Le classement fourni par la classification des paramètres est tout à fait en concordance avec la littérature et le métier des batteries. En effet, les facteurs de type stationnement (couleur verte) dominent le classement. Ce qui confirme que le vieillissement calendaire est la part prépondérante du vieillissement. Néanmoins, la variable d'âge "*days*" domine trop le classement. Pour mieux voir l'impact des autres classements, le test a été reconduit en supprimant cette variable de la table d'apprentissage. L'énergie totale déchargée a été aussi supprimée car cette information est contenue dans les matrices de roulage. C'est ainsi que l'on obtient le classement de la figure V.19. On observe alors une domination des variables de type stationnement (en couleur verte). Cette observation confirme la domination de la part calendaire de la dégradation. C'est une évidence dans la mesure

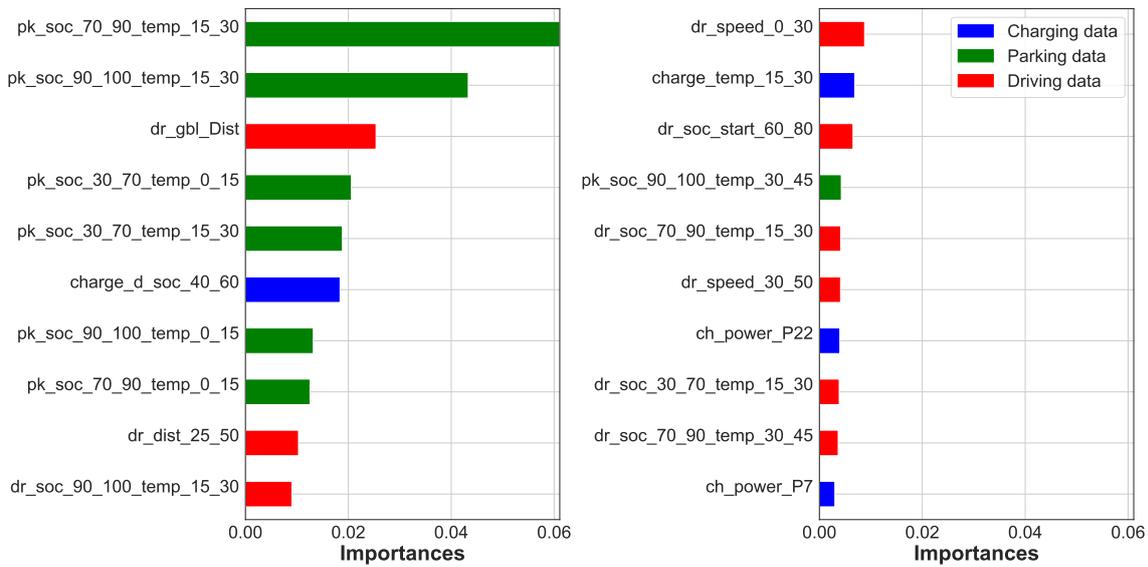


FIGURE V.19 – Importance des variables retenues en utilisant une stratégie d’apprentissage de type *Random Forests*. Après suppression de l’âge et de l’énergie totale déchargée en roulage de la base d’apprentissage. Liste des 20 facteurs les plus impactants. Ce n’est pas tant la valeur de l’importance affiché qu’il faut retenir mais plutôt la comparaison des importances entre elles qui est pertinente.

où les véhicules passent près de 90% de leur vie en stationnement. Néanmoins, nous savons que pour deux véhicules dans les mêmes conditions de stationnement, les profils de vieillissement peuvent diverger en fonction des habitudes de leurs utilisateurs. Nous adoptons dans la suite une approche permettant d’identifier ces facteurs.

### V.3.3 Détection des facteurs accélérant le vieillissement

L’ensemble des observations précédentes est en adéquation avec l’état de l’art sur le vieillissement des batteries Li-ions. En revanche, d’un utilisateur à l’autre, pour le même âge de batterie, on peut observer des niveaux de vieillissement différents. Ces différences peuvent s’expliquer aussi bien par les conditions de stationnement que par les conditions de roulage ou de charge. Nous savons que les conditions de stationnement sont représentées par la température et le *SoC*. La température est corrélée au climat et l’on ne peut envisager ni une action de refroidissement ni de chauffage de la batterie lors du stationnement. Il est tout de même possible d’envisager des actions pour limiter les durées de stationnement à des valeurs élevées de *SoC*. La part du vieillissement en cyclage (roulage et charge) est liée aux habitudes des utilisateurs. Nous faisons alors l’hypothèse selon laquelle les conditions de cyclage impactent la pente d’évolution du *SoH*.

L’évolution de la pente de décroissance du *SoH<sub>e</sub>* peut être observée soit en fonction du temps  $\Delta SoH_e / \Delta days$  soit en fonction de l’énergie déchargée  $\Delta SoH_e / \Delta E_{gy}$ . Sur la figure V.20 on trouve en a) les courbes de *SoH<sub>e</sub>* en fonction du temps, en b) les courbes de *SoH<sub>e</sub>* en fonction des énergies déchargées. On trouve en c) les sensibilités du *SoH<sub>e</sub>* à l’âge et enfin en d) les sensibilités du *SoH<sub>e</sub>* à l’énergie déchargée pendant le roulage. On

observe sur ces figures que la vitesse de vieillissement varie en fonction des utilisateurs. On note aussi une variation similaire aussi bien en fonction du temps qu'en fonction de l'énergie. Dans la suite nous avons fondé notre étude sur la sensibilité du  $SoH_e$  à l'âge de la batterie. Dans l'idéal la sensibilité à l'énergie déchargée est plus pertinente. Néanmoins nous avons observé une imprécision et des informations manquantes concernant les mesure des énergies déchargées dans la base BLMS.

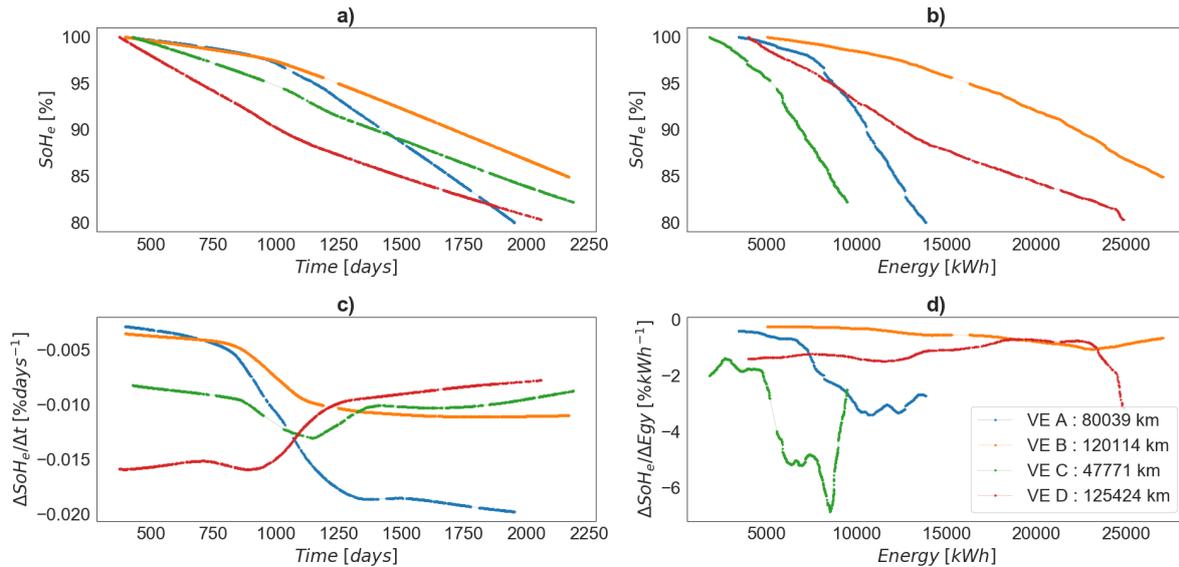


FIGURE V.20 –  $SoH_e$ , sensibilité à l'âge et sensibilité à l'énergie déchargée pour 4 véhicules ayant totalisé différentes distances de roulage. VE A -■-, VE B -■-, VE C -■-, VE D -■-.

Nous souhaitons déterminer l'impact du comportement de l'utilisateur sur l'accélération du vieillissement. Pour ce faire, nous faisons l'étude de l'importance des variables en utilisant en sortie la variation du  $SoH_e$  dans le temps :  $\Delta SoH_e / \Delta days$ . La classification produite par cette étude est affichée dans la figure V.21. On remarque dans cette classification les faits suivants :

- Le roulage à haut  $SoC$  et/ou basse température sont les facteurs les plus aggravants.
- Les roulages à haut régime (vitesse élevée " $dr\_speed\_50\_90$ ") font partie des facteurs majeurs. On peut observer sur la figure V.17 que les vitesses moyennes les plus élevées dans notre base d'apprentissage sont comprises entre  $50\ kmh^{-1}$  et  $90\ kmh^{-1}$ .
- De même les charges rapides impactent le vieillissement. Ici il s'agit de charges à plus de  $22\ kW$ . On peut aussi remarquer sur la figure V.16 que la puissance de charge la plus élevée pour la base d'apprentissage considérée est  $22\ kW$ .

Globalement, les facteurs de type cyclage (couleur rouge et bleu) sont les plus dominants lorsqu'il s'agit de prédire la sensibilité du  $SoH_e$  à l'âge de la batterie. Cette observation conforte notre hypothèse émise plus tôt.

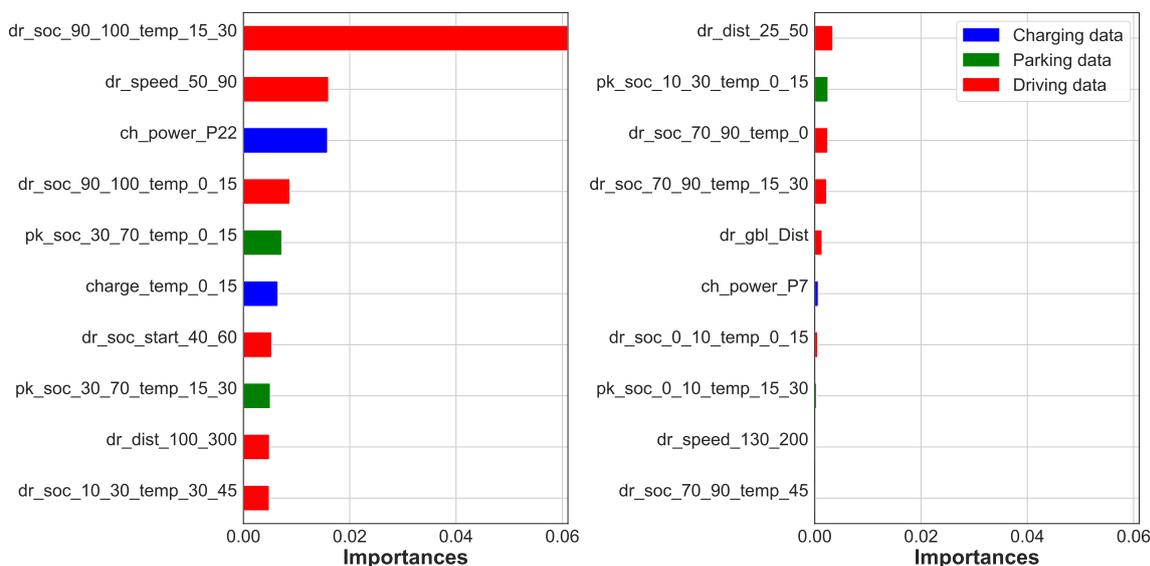


FIGURE V.21 – Importance des variables pour la variation du vieillissement  $\Delta SoH_e / \Delta days$ .

## V.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons procédé à une étude du vieillissement des batteries Li-ion en fonction du comportement des utilisateurs. L'étude a été réalisée en utilisant les données collectées lors de l'utilisation (roulage ou charge) et le stationnement des véhicules.

Nous avons proposé dans le chapitre précédent, en utilisant les données collectées pendant le roulage et la charge, deux nouveaux indicateurs ( $SoH_{c, dch}$  pendant le roulage et  $SoH_{e, ch}$  pendant la charge) de l'état de santé des batteries des VEs. Ces solutions ont été comparées avec satisfaction à la solution hors ligne  $SoH_{e, off}$  disponible au sein du groupe RENAULT.

Ces solutions sont valables dans des conditions bien définies. De plus nous souhaitons étudier l'impact du comportement des utilisateurs sur le vieillissement des batteries. À cet effet, nous avons développé et mis en place une solution d'estimation du vieillissement prenant pour entrée les statistiques d'utilisation des véhicules. Grâce aux données mises à disposition dans la base BLMS ainsi qu'aux méthodes d'apprentissage telles que le "Random Forest" et les machines à support de vecteur "SVM" une solution satisfaisante a été implémentée. Ces deux méthodes d'apprentissage produisent des estimations de  $SoH$  avec une précision de l'ordre de 2%.

Pour bien comprendre les facteurs aggravants du vieillissement et établir une classification de ces facteurs, nous avons utilisé la méthode de classification d'attribut par permutation des valeurs avec le modèle "Random Forest" préalablement obtenu. En procédant de la sorte, nous avons obtenu une classification des facteurs en concordance avec l'état de l'art. En effet, nous avons observé qu'une contribution dominante est le stationnement à haut  $SoC$  et à haute température. Pour approfondir notre étude, nous avons considéré la sensibilité du  $SoH$  à l'âge de la batterie. Ce faisant, nous avons observé une prépondérance des facteurs de type cyclage tels que : les roulages à haut  $SoC$  et à basse

température, les vitesses de roulage élevées, les charges à puissance élevée. Les résultats obtenus sont très encourageants. Sachant que la base de donnée utilisée n'est pas initialement dédiée à notre étude, des améliorations peuvent être envisagées pour parfaire l'analyse du vieillissement. Nous préconisons à cet effet :

- ◇ Un pré-traitement par le BMS de certaines données. Par exemple : assurer des mesures du SoC à l'aide de la courbe *SoC-OCV* dans les états relaxés ; réaliser des mesures des énergies échangées pendant les roulages et les charges.
- ◇ Stocker dans la base de données les valeurs maximales du courant, des tensions, des accélérations ou vitesses des roulage. Ces données permettront de mieux caractériser le profil de roulage des clients.



# CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

## Conclusion

Le travail de thèse présenté dans ce document est axé autour de deux points principaux : L'estimation en temps réel des états de la batterie dans un premier temps puis les stratégies débarquées avec notamment la mise au point de nouveaux indicateurs du vieillissement des batteries.

Dans le but d'atteindre ces objectifs, une étude bibliographique a été réalisée. Cette étude présente différents types d'accumulateurs Li-ion, et notamment ceux destinés à la traction automobile. Les différentes solutions de modélisation des cellules Li-ion sont présentées, les principales étant les circuits électriques équivalents, les modèles d'ordre fractionnaire et les modèles électrochimiques. Une présentation des méthodes d'estimation de l'état de charge est fournie en fonction des diverses approches de modélisation.

Dans le chapitre II, nous avons étudié différentes solutions d'estimation de l'état de charge d'un pack de batterie. Nous avons par cette étude établi qu'il est plus important d'utiliser les méthodes multi-cellules telles que les méthodes "m-top/bottom" et "bar-delta". Ces méthodes produisent les meilleurs résultats. Pour ces deux méthodes étudiées, nous avons proposé des améliorations. Nous avons aussi montré qu'il est primordial d'estimer l'état de charge de chaque cellule plutôt que d'utiliser une notion de cellule moyenne mal définie. Nous avons observé que, pour le pack, en charge, seule la cellule ayant le  $SoC_{max}$  est limitante ; de même en décharge, seule la cellule ayant le  $SoC_{min}$  est limitante. Ainsi, la meilleure façon de décrire l'état de charge du pack de batterie est de calculer celui de la cellule limitante. La cellule limitante peut être détectée soit par la méthode «Bar-Delta» de Plett modifiée, ou par la méthode «m-top/bottom» modifiée. Ces deux approches permettent de réduire la charge de calcul du BMS, remplissant ainsi un de nos principaux objectifs.

Pour résoudre la problématique de précision d'estimation de l'état de charge, nous avons étudié les modèles d'ordre fractionnaire dans le chapitre III. Une présentation de la dérivation d'ordre fractionnaire ainsi que la représentation des modèles d'ordre fractionnaire a été faite. Nous avons établi que la représentation fractionnaire pour les batteries Li-ion peut être obtenue soit en simplifiant les équations d'un modèle électrochimique (SPM),

soit par l'utilisation des mesures de spectroscopie d'impédance (EIS) pour une identification fréquentielle. Dans notre étude nous avons adopté la seconde approche. On observe alors que pour la modélisation des cellules Li-ion, la représentation fondée sur les modèles d'ordre fractionnaire produit des meilleurs résultats d'identification. Nous avons par la suite défini et mis en œuvre un filtre de Kalman fondé sur le modèle d'ordre fractionnaire. Ce filtre a été utilisé de façon jointe avec un algorithme de moindres carrés récursifs (RLS) pour à la fois estimer l'état de charge de la cellule et estimer de façon adaptative les paramètres du modèle d'ordre fractionnaire. La comparaison des résultats obtenus en utilisant les modèles d'ordre fractionnaire aux résultats du modèle électrique équivalent (EEC) classique montre une nette amélioration de la précision de l'estimation de l'état de charge (SoC).

Dans la deuxième partie, nous avons procédé à une étude complète du vieillissement des batteries Li-ion en usage automobile. L'étude a été réalisée en utilisant les données collectées lors de l'utilisation (roulage ou charge) et le stationnement des véhicules.

Dans le chapitre IV nous avons tout d'abord proposé en utilisant les données collectées pendant le roulage et la charge, deux nouveaux indicateurs ( $SoH_{c, dch}$  pendant le roulage et  $SoH_{e, ch}$  pendant la charge) de l'état de santé des batteries des VEs. Ces solutions ont été comparées avec satisfaction à la solution hors ligne  $SoH_{e, off}$  disponible au sein du groupe RENAULT. Nous avons déterminé dans notre étude la possibilité d'améliorer la précision des indicateurs d'estimation du  $SoH$  grâce à quelques modifications, notamment en améliorant la précision des données stockées dans la base de données BMS.

Dans le but d'étudier l'impact du comportement des utilisateurs sur le vieillissement de batteries, nous avons développé et mis en place une solution d'estimation du vieillissement prenant pour entrée les statistiques d'utilisation des véhicules. Grâce aux données mises à disposition dans la base BLMS (véhicules Renault) ainsi qu'aux méthodes d'apprentissage telles que "*Random Forest*" et les machines à support de vecteur "*SVM*" une solution satisfaisante a été implémentée dans le chapitre V. L'estimateur du  $SoH_e$  produit une erreur d'environ 1,27% en utilisant la stratégie "*Random Forest*".

Pour bien comprendre les facteurs aggravants du vieillissement et établir une classification de ces facteurs, nous avons utilisé la méthode de classification d'attribut par permutation des valeurs avec le modèle "*Random Forest*" préalablement obtenu. En procédant de la sorte, nous avons obtenu une classification des facteurs en concordance avec l'état de l'art. En effet, nous avons observé qu'une contribution dominante est le stationnement à haut  $SoC$  et à haute température. Pour approfondir notre étude, nous avons considéré la sensibilité du  $SoH$  à l'âge de la batterie Li-ion. Ce faisant, nous avons observé une prépondérance des facteurs de type cyclage tels que les roulages à haut  $SoC$  et température, les vitesses de roulage élevées, les charges à puissances élevées.

Nous avons défini de nouveaux indicateurs de vieillissement, une estimation/prédiction du vieillissement par apprentissage ainsi qu'un outil de classification des facteurs aggravants du vieillissement. Nous avons abordé l'étude du vieillissement sous un nouvel angle jamais utilisé auparavant dans le secteur automobile. La démarche adoptée est très puissante et riche, dans la mesure où elle repose sur des données d'utilisation réelle des VEs. De plus, nos résultats sont en adéquation avec la littérature. L'étude du vieillissement peut être approfondie si la collecte des données est bien réfléchie en amont. Nous avons proposé à cet effet des pistes d'améliorations pour à l'avenir renforcer l'analyse du vieillissement

des batteries.

## Perspectives

La combinaison des modèles d'ordre fractionnaire et des solutions de réduction de la charge de calcul du BMS proposées permettront de mettre au point un estimateur d'état de charge précis et simple à mettre en oeuvre. Par exemple, la méthode "*Bar-Delta*" peut être implémentée en utilisant un modèle d'ordre fractionnaire pour la cellule nominale. Il pourrait être pertinent d'étudier l'évolution de la valeur des ordres fractionnaires ( $\alpha$  et  $\beta$  pour le modèle identifié au chapitre III) en fonction du vieillissement. Il est envisageable d'étudier la possibilité d'utiliser un modèle électrochimique pour la cellule nominale dans le cadre de la méthode "*Bar-Delta*".

Concernant la mise au point d'indicateurs de vieillissement, plusieurs actions peuvent être entreprises pour améliorer les résultats obtenus dans notre étude. Les indicateurs proposés ( $SoH_{c, dch}$  pendant le roulage et  $SoH_{e, ch}$  pendant la charge) reposent sur les variables suivantes : la distance nominale de roulage  $d_{nom}$ , la variation de l'état de charge  $\Delta SoC$ , la température  $Temp$  et la variation de l'énergie chargée  $\Delta E_{ch}$ . Il faut en priorité s'assurer de la précision des valeurs de ces variables. Pour l'état de charge  $SoC$ , la courbe  $SoC-OCV$  doit être utilisée dès que possible. Pour la variation d'énergie chargée, il est important de la faire calculer par le BMS pendant la charge.

Quant à l'étude du vieillissement de la batterie en fonction des habitudes des utilisateurs, il est nécessaire de sélectionner en amont les paramètres qui représentent au mieux les conditions d'utilisation des batteries. La prise en compte des variables telles que l'accélération maximale  $a_{max}$ , les courants maximaux  $I_{max}$  ou encore la tension minimale du pack de batterie  $V_{t,min}$  pendant le roulage peut enrichir davantage l'étude du vieillissement. Nous pouvons aussi enrichir l'étude en raffinant les plages d'état de charge et de température considérées dans les matrices de roulage et de stationnement. De plus il est nécessaire d'assurer la précision de mesure des données sélectionnées pour l'étude du vieillissement. Par exemple dans notre étude, les vitesses moyennes de roulage  $\bar{v}$  sont obtenues en divisant les distances parcourues par les durées de parcours. Il s'agit là d'une approximation qui peut être évitée en obtenant en amont la vitesse moyenne réelle mesurée au tableau de bord du véhicule.

L'étude du vieillissement en fonction des habitudes des clients peut être un outil utilisé dans plusieurs circonstances pour :

- Mettre au point des stratégies de recharge adaptatives limitant les charges ou décharges pour éviter les très hautes et/ou basses valeurs du SoC.
- Planifier les débuts et fins de charge pour réduire les temps de stationnement à haut SoC ou à haute température.
- Adapter les garanties des véhicules électriques en fonction des conditions d'utilisation par les clients.

Globalement, l'étude du vieillissement présentée dans ce document est prometteuse et aborde sous un nouvel angle les aspects importants du vieillissement de la batterie en usage automobile. Nous avons observé en 2019 des entreprises dans le secteur automobile qui

envisagent ou déploient des solutions mettant à contribution l'intelligence artificielle pour optimiser la durée de vie des batteries Li-ion. La solution la plus en vue est celle déployée par BOSCH en partenariat avec DiDi une entreprise chinoise qui fournit des services de recharge des VEs. Ils préconisent des solutions similaires à nos recommandations en terme de charge intelligente et programmée. Ils envisagent de plus une action en temps réel permettant d'adapter les profils de courant de charge des batteries aux conditions de vieillissement des batteries.

## Bibliographie

- [Ahmed et al., 2014] Ahmed, R., El Sayed, M., Arasaratnam, I., Jimi Tjong, and Habibi, S. (2014). Reduced-Order Electrochemical Model Parameters Identification and SOC Estimation for Healthy and Aged Li-Ion Batteries Part I : Parameterization Model Development for Healthy Batteries. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2(3) :659–677.
- [Aoun et al., 2002] Aoun, M., Malti, R., Cois, O., and Oustaloup, A. (2002). System identification using fractional hammerstein models. *IFAC Proceedings Volumes*, 35(1) :265–269.
- [Atlung et al., 1979] Atlung, S., West, K., and Jacobsen, T. (1979). Dynamic Aspects of Solid Solution Cathodes for Electrochemical Power Sources. *Journal of The Electrochemical Society*, 126(8) :1311–1321.
- [Barre, 2014] Barre, A. (2014). *Analyse statistique de données issues de batteries en usage réel sur des véhicules électriques, pour la compréhension, l'estimation et la gestion des phénomènes de vieillissement*. Theses, Université de Grenoble.
- [Baumhöfer et al., 2014] Baumhöfer, T., Brühl, M., Rothgang, S., and Sauer, D. U. (2014). Production caused variation in capacity aging trend and correlation to initial cell performance. *Journal of Power Sources*, 247(Supplement C) :332–338.
- [Beauville and Kettaf, 2005] Beauville, J.-P. A. d. and Kettaf, F.-Z. (2005). *Bases théoriques pour l'apprentissage et la décision en reconnaissance des formes*. Editions Cépaduès, Toulouse. chapitre 7.
- [Bhatikar et al., 2000] Bhatikar, S. R., Mahajan, R. L., Wipke, K., and Johnson, V. (2000). Artificial Neural Network Based Energy Storage System Modeling for Hybrid Electric Vehicles. SAE Technical Paper 2000-01-1564, SAE International, Warrendale, PA. DOI : 10.4271/2000-01-1564.
- [Bizeray et al., 2013] Bizeray, A., Duncan, S., and Howey, D. (2013). Advanced battery management systems using fast electrochemical modelling. In *IET Hybrid and Electric Vehicles Conference 2013 (HEVC 2013)*, pages 1–6.
- [Bizeray et al., 2017] Bizeray, A. M., Kim, J., Duncan, S. R., and Howey, D. A. (2017). Identifiability and parameter estimation of the single particle lithium-ion battery model. *CoRR*, abs/1702.02471.

- [Bizeray et al., 2015] Bizeray, A. M., Zhao, S., Duncan, S. R., and Howey, D. A. (2015). Lithium-ion battery thermal-electrochemical model-based state estimation using orthogonal collocation and a modified extended Kalman filter. *Journal of Power Sources*, 296 :400–412.
- [Bohlen, 2008] Bohlen, O. (2008). Impedance-based battery monitoring Oliver Bohlen 9783832276065.
- [Breiman, 1996] Breiman, L. (1996). Bagging predictors. *Machine learning*, 24(2) :123–140.
- [Breiman, 2001] Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1) :5–32.
- [Breiman et al., 1984] Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R., and Stone, C. (1984). Classification and regression trees. wadsworth int. *Group*, 37(15) :237–251.
- [Castaing, 2014] Castaing, R. (2014). *Vieillessement d’accumulateurs aux ions lithium : influence des conditions d’utilisation et scénarios de dégradation*. thesis, Nantes.
- [Chaturvedi et al., 2010] Chaturvedi, N. A., Klein, R., Christensen, J., Ahmed, J., and Kojic, A. (2010). Algorithms for Advanced Battery-Management Systems. *IEEE Control Systems*, 30(3) :49–68.
- [Chetoui, 2013] Chetoui, M. (2013). *Identification de systèmes par modèle non entier à partir de signaux d’entrée sortie bruités*. PhD Thesis, Université de Gabès, Université Bordeaux 1.
- [Cornuéjols and Miclet, 2010] Cornuéjols, A. and Miclet, L. (2010). *Apprentissage artificiel - Concepts et algorithmes*. Eyrolles. chapitre 9.
- [Cutler et al., 2012] Cutler, A., Cutler, D. R., and Stevens, J. R. (2012). Random forests. In *Ensemble machine learning*, pages 157–175. Springer.
- [Dai et al., 2012] Dai, H., Wei, X., Sun, Z., Wang, J., and Gu, W. (2012). Online cell SOC estimation of Li-ion battery packs using a dual time-scale Kalman filtering for EV applications. *Applied Energy*, 95(Supplement C) :227–237.
- [de Oliveira and Tenreiro Machado, 2014] de Oliveira, E. C. and Tenreiro Machado, J. A. (2014). A Review of Definitions for Fractional Derivatives and Integral. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014 :1–6.
- [Djouambi et al., 2007] Djouambi, A., Besancon, A. V., and Charef, A. (2007). Fractional system identification using recursive algorithms approach. In *2007 European Control Conference (ECC)*, pages 1436–1441. IEEE.
- [Do, 2010] Do, D. V. (2010). *Diagnostic de batteries lithium ion dans les applications embarquées*. PhD thesis, Université de Technologie de Compiègne.
- [Dorcak, 2002] Dorcak, L. (2002). Numerical Models for the Simulation of the Fractional-Order Control Systems. *ArXiv Mathematics e-prints*.
- [Doyle, 1995] Doyle, C. M. (1995). *Design and Simulation of Lithium Rechargeable Batteries*. PhD thesis, University of California.
- [Dreyfus et al., 2008] Dreyfus, G., Martinez, J.-M., Samuelides, M., Gordon, M. B., Baran, F., and Thiria, S. (2008). *Apprentissage Statistique - Réseaux de neurones - Cartes topologique - Machines à vecteurs supports*. Eyrolles. chapitre 6.

- [Drucker et al., 1997] Drucker, H., Burges, C. J., Kaufman, L., Smola, A. J., and Vapnik, V. (1997). Support vector regression machines. In *Advances in neural information processing systems*, pages 155–161.
- [Duclot et al., 1994] Duclot, M., Déportes, C., and Fabry, P. (1994). *Electrochimie des solides*. Grenoble : Presses universitaires de Grenoble.
- [Eddahech, 2013] Eddahech, A. (2013). *Modélisation du vieillissement et détermination de l'état de santé de batteries lithium-ion pour application véhicule électrique et hybride*. phdthesis, Université Sciences et Technologies - Bordeaux I.
- [Eddahech et al., 2012a] Eddahech, A., Briat, O., Bertrand, N., Delétage, J.-Y., and Vinassa, J.-M. (2012a). Behavior and state-of-health monitoring of Li-ion batteries using impedance spectroscopy and recurrent neural networks. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 42(1) :487–494.
- [Eddahech et al., 2014] Eddahech, A., Briat, O., and Vinassa, J.-M. (2014). Determination of lithium-ion battery state-of-health based on constant-voltage charge phase. *Journal of Power Sources*, 258 :218–227.
- [Eddahech et al., 2012b] Eddahech, A., Briat, O., Woirgard, E., and Vinassa, J. (2012b). Remaining useful life prediction of lithium batteries in calendar ageing for automotive applications. *Microelectronics Reliability*, 52(9-10) :2438–2442.
- [Edouard, 2015] Edouard, C. (2015). *Vieillessement des batteries Li-ion de traction : des mécanismes vers le vieillissement accéléré*. Thèse de doctorat, Université de Technologie de Compiègne, France.
- [Ezzine, 2011] Ezzine, M. (2011). *Observation et commande des systèmes linéaires dans les domaines temporel et fréquentiel*. phdthesis, Université Henri Poincaré - Nancy I; Ecole Nationale d'Ingénieurs de Monastir.
- [Fadiga, 2014] Fadiga, L. (2014).  *$H\infty$  control of fractional order models*. Theses, Université de Bordeaux.
- [Fan et al., 2018] Fan, G., Li, X., and Canova, M. (2018). A Reduced-Order Electrochemical Model of Li-Ion Batteries for Control and Estimation Applications. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 67(1) :76–91.
- [Fleischer et al., 2012] Fleischer, C., Waag, W., Bai, Z., and Sauer, D. U. (2012). Self-learning state-of-available-power prediction for lithium-ion batteries in electrical vehicles. In *2012 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*.
- [Frisk et al., 2014] Frisk, E., Krysander, M., and Larsson, E. (2014). Data-driven lead-acid battery prognostics using random survival forests. Technical report, Linköping University Linköping Sweden.
- [Gagneur, 2014] Gagneur, L. (2014). *Modélisation et contrôle avancé d'une batterie lithium-ion destinée au système électrotechnique de traction d'un véhicule électrique ou hybride*. phdthesis, Université de Technologie de Compiègne.
- [Gaudiaut, 2018] Gaudiaut, T. (2018). Les ventes de voitures électriques explosent en europe. <https://fr.statista.com/infographie/6061/ventes-voitures-electriques-en-europe/>.
- [Genuer and Poggi, 2017] Genuer, R. and Poggi, J.-M. (2017). Arbres CART et Forêts aléatoires, Importance et sélection de variables. working paper or preprint.

- [Gey, 2002] Gey, S. (2002). *Bornes de risque, détection de ruptures, boosting : trois thèmes statistiques autour de CART en régression*. PhD thesis. Thèse de doctorat dirigée par Poggi, Jean-Michel Mathématiques Paris 11 2002.
- [Girault, 2007] Girault, H. H. (2007). *Electrochimie physique et analytique*. PPUR presses polytechniques. Google-Books-ID : kr\_34MuuprgC.
- [Godoy, 2017] Godoy, E. (2017). *Régulation industrielle*. Dunod.
- [Guzzella and Sciarretta, 2007] Guzzella, L. and Sciarretta, A. (2007). *Vehicle Propulsion Systems : Introduction to Modeling and Optimization*. Springer.
- [Gyan et al., 2018] Gyan, P., Sicisc, D., and Somasundaram, K. (2018). Materials development for advanced Li ion batteries. [10.4172/2090-4541-C5-062](https://doi.org/10.4172/2090-4541-C5-062).
- [Hannan et al., 2017] Hannan, M. A., Lipu, M. S. H., Hussain, A., and Mohamed, A. (2017). A review of lithium-ion battery state of charge estimation and management system in electric vehicle applications : Challenges and recommendations. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 78(Supplement C) :834–854.
- [He et al., 2012] He, H., Xiong, R., and Guo, H. (2012). Online estimation of model parameters and state-of-charge of LiFePO<sub>4</sub> batteries in electric vehicles. *Applied Energy*, 89(1) :413–420.
- [He et al., 2016] He, H., Xiong, R., and Peng, J. (2016). Real-time estimation of battery state-of-charge with unscented Kalman filter and RTOS  $\mu$ COS-II platform. *Applied Energy*, 162(Supplement C) :1410–1418.
- [Hémery, 2013] Hémery, C.-V. (2013). *Study of thermal phenomena in Li-ion batteries*. Theses, Université de Grenoble.
- [IEA, 2018] IEA (2018). *Global EV Outlook 2018 : Towards cross-modal electrification*. International Energy Agency.
- [IEA, 2019] IEA (2019). *Global EV Outlook 2019 : Scaling-up the transition to electric mobility*. International Energy Agency.
- [Jafari et al., 2018] Jafari, M., Khan, K., and Gauchia, L. (2018). Deterministic models of Li-ion battery aging : It is a matter of scale. *Journal of Energy Storage*, 20 :67–77.
- [Kamyab et al., 2019] Kamyab, N., Weidner, J. W., and White, R. E. (2019). Mixed Mode Growth Model for the Solid Electrolyte Interface (SEI). *Journal of The Electrochemical Society*, 166(2) :A334–A341.
- [Keil and Jossen, 2017] Keil, P. and Jossen, A. (2017). Calendar Aging of NCA Lithium-Ion Batteries Investigated by Differential Voltage Analysis and Coulomb Tracking. *Journal of The Electrochemical Society*, 164(1) :A6066–A6074.
- [Keil et al., 2016] Keil, P., Schuster, S. F., Wilhelm, J., Travi, J., Hauser, A., Karl, R. C., and Jossen, A. (2016). Calendar aging of lithium-ion batteries i. impact of the graphite anode on capacity fade. *Journal of The Electrochemical Society*, 163(9) :A1872–A1880.
- [Laouti, 2012] Laouti, N. (2012). *Diagnostic de défauts par les Machines à Vecteurs Supports : application à différents systèmes multivariés nonlinéaires*. PhD thesis. Thèse de doctorat dirigée par Sheibat-Othman, Nida et Othman, Sami Automatique Lyon 1 2012.

- [Lawder, 2016] Lawder, M. (2016). *Modeling, Simulation, and Analysis of Lithium-Ion Batteries for Grid-Scale Applications*. PhD thesis, Washington university in St. Louis. <https://doi.org/10.7936/K7NV9GHP>.
- [Lefrou et al., 2013] Lefrou, C., Fabry, P., and Poignet, J.-C. (2013). *Électrochimie : Concepts fondamentaux illustrés*. EDP Sciences, Les Ulis.
- [Legrand, 2013] Legrand, N. (2013). *Modèle multiphysique et méthodes d'analyse in-situ, non destructives, qualitatives et quantitatives de diverses sources de vieillissement d'accumulateurs lithium-ion*. PhD thesis, Université de Lorraine. Thèse de doctorat dirigée par Lapique, François et Rael, Stéphane Génie des procédés et des produits Université de Lorraine 2013, 2013LORR0240.
- [Li et al., 2017a] Li, X., Fan, G., Pan, K., Wei, G., Zhu, C., Rizzoni, G., and Canova, M. (2017a). A physics-based fractional order model and state of energy estimation for lithium ion batteries. Part I : Model development and observability analysis. *Journal of Power Sources*, 367 :187–201.
- [Li et al., 2017b] Li, X., Pan, K., Fan, G., Lu, R., Zhu, C., Rizzoni, G., and Canova, M. (2017b). A physics-based fractional order model and state of energy estimation for lithium ion batteries. Part II : Parameter identification and state of energy estimation for LiFePO<sub>4</sub> battery. *Journal of Power Sources*, 367 :202–213.
- [Lin et al., 2016] Lin, C., Mu, H., Xiong, R., and Shen, W. (2016). A novel multi-model probability battery state of charge estimation approach for electric vehicles using H-infinity algorithm. *Applied Energy*, 166(Supplement C) :76–83.
- [Liu et al., 2010] Liu, X., He, Y., and Chen, Z. (2010). State-of-Charge estimation for power Li-ion battery pack using Vmin-EKF. In *The 2nd International Conference on Software Engineering and Data Mining*, pages 27–31.
- [Lièvre, 2015] Lièvre, A. (2015). *Développement d'un système de gestion de batterie lithium-ion à destination de véhicules "mild hybrid" : détermination des indicateurs d'état (SoC, SoH et SoF)*. phdthesis, Université Claude Bernard - Lyon I.
- [Ljung and Söderström, 1983] Ljung, L. and Söderström, T. (1983). *Theory and Practice of Recursive Identification*. MIT Press.
- [Mathieu et al., 2017] Mathieu, R., Baghdadi, I., Briat, O., Gyan, P., and Vinassa, J.-M. (2017). D-optimal design of experiments applied to lithium battery for ageing model calibration. *Energy*, 141 :2108–2119.
- [Matignon, 1998] Matignon, D. (1998). Stability properties for generalized fractional differential systems. In *Fractional Differential Systems : Models, Methods and Applications (FDS'98)*, volume 5, pages 145–158, Paris, FR.
- [Mawonou et al., 2019a] Mawonou, K. S., Eddahech, A., Dumur, D., Beauvois, D., and Godoy, E. (2019a). Improved state of charge estimation for li-ion batteries using fractional order extended kalman filter. *Journal of Power Sources*, 435 :226710.
- [Mawonou et al., 2019b] Mawonou, K. S. R., Eddahech, A., Dumur, D., Godoy, E., and Beauvois, D. (2019b). Charge analysis for li-ion battery pack state of health estimation for electric and hybrid vehicles. In *IECON 2019-45th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, pages –. IEEE.

- [Mawonou et al., 2018] Mawonou, K. S. R., Eddahech, A., Dumur, D., Godoy, E., Beauvois, D., and Mensler, M. (2018). Li-ion battery pack soc estimation for electric vehicles. In *IECON 2018-44th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, pages 4968–4973. IEEE.
- [Mayé, 2010] Mayé, P. (2010). *Générateurs électrochimiques*. Dunod.
- [McKelvey et al., 1996] McKelvey, T., Akcay, H., and Ljung, L. (1996). Subspace-based multivariable system identification from frequency response data. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 41(7) :960–979.
- [Meng et al., 2018] Meng, J., Luo, G., Ricco, M., Swierczynski, M., Stroe, D.-I., and Teodorescu, R. (2018). Overview of Lithium-Ion Battery Modeling Methods for State-of-Charge Estimation in Electrical Vehicles. *Applied Sciences*, 8(5) :659.
- [Miomandre et al., 2011] Miomandre, F., Sadki, S., Audebert, P., and Méallet-Renault, R. (2011). *Électrochimie - 2e éd. : Des concepts aux applications*. Dunod. Google-Books-ID : zis0\_5G\_x4sC.
- [Moura et al., 2013] Moura, S., Stein, J., and K. Fathy, H. (2013). Battery-health conscious power management in plug-in hybrid electric vehicles via electrochemical modeling and stochastic control. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, 21 :679–694.
- [Moura et al., 2017] Moura, S. J., Bribiesca Argomedo, F., Klein, R., Mirtabatabaei, A., and Krstic, M. (2017). Battery State Estimation for a Single Particle Model With Electrolyte Dynamics. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 25(2) :453–468.
- [Mu et al., 2017] Mu, H., Xiong, R., Zheng, H., Chang, Y., and Chen, Z. (2017). A novel fractional order model based state-of-charge estimation method for lithium-ion battery. *Applied Energy*, 207 :384–393.
- [Murashko, 2016] Murashko, K. (2016). *Thermal modelling of commercial lithium-ion batteries*. PhD thesis, Lappeenranta University of Technology.
- [Ning and Popov, 2004] Ning, G. and Popov, B. N. (2004). Cycle Life Modeling of Lithium-Ion Batteries. *Journal of The Electrochemical Society*, 151(10) :A1584–A1591.
- [Nitta et al., 2015] Nitta, N., Wu, F., Lee, J. T., and Yushin, G. (2015). Li-ion battery materials : present and future. *Materials Today*, 18(5) :252–264.
- [Nuhic et al., 2013] Nuhic, A., Terzimehic, T., Soczka-Guth, T., Buchholz, M., and Dietmayer, K. (2013). Health diagnosis and remaining useful life prognostics of lithium-ion batteries using data-driven methods. *Journal of Power Sources*, 239 :680–688.
- [Nykvist and Nilsson, 2015] Nykvist, B. and Nilsson, M. (2015). Rapidly falling costs of battery packs for electric vehicles. *Nature climate change*, 5(4) :329.
- [Oustaloup et al., 2000] Oustaloup, A., Melchior, P., Lanusse, P., Cois, O., and Danccla, F. (2000). The CRONE toolbox for Matlab. In *CACSD. Conference Proceedings. IEEE International Symposium on Computer-Aided Control System Design (Cat. No.00TH8537)*, pages 190–195, Anchorage, AK, USA. IEEE.
- [Park, 2012] Park, J.-K. (2012). *Principles and Applications of Lithium Secondary Batteries*. John Wiley & Sons.

- [Pelletier et al., 2017] Pelletier, S., Jabali, O., Laporte, G., and Veneroni, M. (2017). Battery degradation and behaviour for electric vehicles : Review and numerical analyses of several models. *Transportation Research Part B : Methodological*, 103 :158–187.
- [Perez et al., 2016] Perez, H. E., Hu, X., and Moura, S. J. (2016). Optimal charging of batteries via a single particle model with electrolyte and thermal dynamics. In *2016 American Control Conference (ACC)*, pages 4000–4005, Boston, MA, USA. IEEE.
- [Petit et al., 2016] Petit, M., Prada, E., and Sauvant-Moynot, V. (2016). Development of an empirical aging model for Li-ion batteries and application to assess the impact of Vehicle-to-Grid strategies on battery lifetime. *Applied Energy*, 172 :398–407.
- [Petráš, 2011] Petráš, I. (2011). An Effective Numerical Method and Its Utilization to Solution of Fractional Models Used in Bioengineering Applications. *Advances in Difference Equations*, 2011(1) :652789.
- [Petrás, 2011] Petrás, I. (2011). Fractional Derivatives, Fractional Integrals, and Fractional Differential Equations in Matlab. In Assi, A. H., editor, *Engineering Education and Research Using MATLAB*. IntechOpen, Rijeka.
- [Plett, 2004a] Plett, G. L. (2004a). Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs : Part 1. Background. *Journal of Power Sources*, 134(2) :252–261.
- [Plett, 2004b] Plett, G. L. (2004b). Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs : Part 2. Modeling and identification. *Journal of Power Sources*, 134(2) :262–276.
- [Plett, 2004c] Plett, G. L. (2004c). Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs : Part 3. State and parameter estimation. *Journal of Power Sources*, 134(2) :277–292.
- [Plett, 2006a] Plett, G. L. (2006a). Sigma-point Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs : Part 1 : Introduction and state estimation. *Journal of Power Sources*, 161(2) :1356–1368.
- [Plett, 2006b] Plett, G. L. (2006b). Sigma-point Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs : Part 2 : Simultaneous state and parameter estimation. *Journal of Power Sources*, 161(2) :1369–1384.
- [Plett, 2009a] Plett, G. L. (2009a). Efficient battery pack state estimation using bar-delta filtering. In *24th International Battery, Hybrid and Fuel Cell Electric Vehicle Symposium and Exhibition 2009, EVS 24*. IEEE.
- [Plett, 2009b] Plett, G. L. (2009b). Method and system for joint battery state and parameter estimation. <https://patents.google.com/patent/US7593821B2/en>.
- [Plett, 2009c] Plett, G. L. (2009c). System and method for estimating a state vector associated with a battery. <https://patents.google.com/patent/US7589532B2/en>.
- [Prada, 2012] Prada, E. (2012). *Aging modeling and lifetime optimization of Li-ion LiFePO<sub>4</sub>-graphite batteries according to the vehicle use*. Theses, Université Pierre et Marie Curie.
- [Prada et al., 2012] Prada, E., Di Domenico, D., Creff, Y., Bernard, J., Sauvant-Moynot, V., and Huet, F. (2012). Simplified Electrochemical and Thermal Model of LiFePO<sub>4</sub> - Graphite Li-Ion Batteries for Fast Charge Applications. *Journal of The Electrochemical Society*, 159(9) :A1508–A1519.

- [Riviere, 2016] Riviere, E. (2016). *Détermination in-situ de l'état de santé de batteries lithium-ion pour un véhicule électrique*. PhD thesis, Université Grenoble Alpes, l'Université Claude Bernard Lyon 1. Thèse de doctorat dirigée par Bultel, Yann et Venet, Pascal Mécanique des fluides, procédés, énergétique Grenoble Alpes 2016, 2016GREAI048.
- [Roscher et al., 2011] Roscher, M. A., Bohlen, O. S., and Sauer, D. U. (2011). Reliable State Estimation of Multicell Lithium-Ion Battery Systems. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 26(3) :737–743.
- [Sabatier et al., 2007] Sabatier, J., Agrawal, O. P., and Machado, J. A. T., editors (2007). *Advances in Fractional Calculus*. Springer Netherlands, Dordrecht.
- [Sabatier et al., 2015] Sabatier, J., Francisco, J. M., Guillemard, F., Lavigne, L., Moze, M., and Merveillaut, M. (2015). Lithium-ion batteries modeling : A simple fractional differentiation based model and its associated parameters estimation method. *Signal Processing*, 107 :290–301.
- [Safari, 2011] Safari, M. (2011). *Viellissement des batteries à ions lithium : étude expérimentale et modélisation*. PhD thesis, Amiens.
- [Saha and Goebel, 2009] Saha, B. and Goebel, K. (2009). Modeling li-ion battery capacity depletion in a particle filtering framework. *Proceedings of the Annual Conference of the Prognostics and Health Mngt Society*, pages 1–10.
- [Saha et al., 2009] Saha, B., Goebel, K., and Christophersen, J. (2009). Comparison of prognostic algorithms for estimating remaining useful life of batteries. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 31(3-4) :293–308.
- [Sanathanan and Koerner, 1963] Sanathanan, C. and Koerner, J. (1963). Transfer function synthesis as a ratio of two complex polynomials. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 8(1) :56–58.
- [Santhanagopalan et al., 2006] Santhanagopalan, S., Guo, Q., Ramadass, P., and White, R. E. (2006). Review of models for predicting the cycling performance of lithium ion batteries. *Journal of Power Sources*, 156(2) :620–628.
- [Strobl et al., 2007] Strobl, C., Boulesteix, A.-L., Zeileis, A., and Hothorn, T. (2007). Bias in random forest variable importance measures : Illustrations, sources and a solution. *BMC bioinformatics*, 8(1) :25.
- [Sun and Xiong, 2015] Sun, F. and Xiong, R. (2015). A novel dual-scale cell state-of-charge estimation approach for series-connected battery pack used in electric vehicles. *Journal of Power Sources*, 274(Supplement C) :582–594.
- [Sun et al., 2016] Sun, F., Xiong, R., and He, H. (2016). A systematic state-of-charge estimation framework for multi-cell battery pack in electric vehicles using bias correction technique. *Applied Energy*, 162 :1399–1409.
- [Taleb, 2015] Taleb, M. (2015). *Exploitation des mesures électriques en vue de la surveillance et du diagnostic en temps réel des piles à combustible pour application transport automobile*. phdthesis, Université Paris-Saclay.
- [Taleb et al., 2017] Taleb, M. A., Béthoux, O., and Godoy, E. (2017). Identification of a PEMFC fractional order model. *International Journal of Hydrogen Energy*, 42(2) :1499–1509.

- [Tang et al., 2014] Tang, S., Yu, C., Wang, X., Guo, X., and Si, X. (2014). Remaining Useful Life Prediction of Lithium-Ion Batteries Based on the Wiener Process with Measurement Error. *Energies*, 7(2) :520–547.
- [Tang et al., 2017] Tang, S.-X., Camacho-Solorio, L., Wang, Y., and Krstic, M. (2017). State-of-Charge estimation from a thermal–electrochemical model of lithium-ion batteries. *Automatica*, 83 :206–219.
- [Tepljakov, 2017] Tepljakov, A. (2017). FOMCON : Fractional-Order Modeling and Control Toolbox. In *Fractional-order Modeling and Control of Dynamic Systems*, pages 107–129. Springer International Publishing, Cham.
- [Truchot et al., 2014] Truchot, C., Dubarry, M., and Liaw, B. Y. (2014). State-of-charge estimation and uncertainty for lithium-ion battery strings. *Applied Energy*, 119 :218–227.
- [Urbain, 2009] Urbain, M. (2009). *Modélisation électrique et énergétique des accumulateurs Li-Ion. Estimation en ligne de la SOC et de la SOH*. PhD Thesis, L’institut national polytechnique de Lorraine, Université de Lorraine.
- [Vetter et al., 2005] Vetter, J., Novák, P., Wagner, M. R., Veit, C., Möller, K. C., Besenhard, J. O., Winter, M., Wohlfahrt-Mehrens, M., Vogler, C., and Hammouche, A. (2005). Ageing mechanisms in lithium-ion batteries. *Journal of Power Sources*, 147(1) :269–281.
- [Victor, 2010] Victor, S. (2010). *System Identification by non integer model for robust path tracking through flatness*. Theses, Université Bordeaux 1.
- [Vinagre et al., 2000] Vinagre, B. M., Podlubny, I., and Feliu, V. (2000). Some approximations of fractional order operators used in control theory and applications. *Journal of Fractional Calculus and Applied Analysis*, pages 231–248.
- [Waag, 2014] Waag, W. (2014). *Adaptive algorithms for monitoring of lithium-ion batteries in electric vehicles*. PhD thesis, Aachen University.
- [Wagner, 2018] Wagner, P. (2018). Electric car stock ramping up at a fast pace. <https://www.statista.com/chart/14118/global-electric-vehicle-stock-by-year-and-engine-type/>.
- [Wang et al., 2017] Wang, B., Liu, Z., Li, S. E., Moura, S. J., and Peng, H. (2017). State-of-Charge Estimation for Lithium-Ion Batteries Based on a Nonlinear Fractional Model. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 25(1) :3–11.
- [Wang et al., 2016a] Wang, L., Pan, C., Liu, L., Cheng, Y., and Zhao, X. (2016a). On-board state of health estimation of LiFePO<sub>4</sub> battery pack through differential voltage analysis. *Applied Energy*, 168 :465–472.
- [Wang et al., 2016b] Wang, L., Zhao, X., Liu, L., and Wang, R. (2016b). Battery pack topology structure on state-of-charge estimation accuracy in electric vehicles. *Electrochimica Acta*, 219(Supplement C) :711–720.
- [Wang et al., 2016c] Wang, W., Malysz, P., Wang, D., Gu, R., Yang, H., and Emadi, A. (2016c). Efficient multi-cell SOC estimation for electrified vehicle battery packs. In *2016 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC)*, pages 1–5. IEEE.

- [Wang et al., 2016d] Wang, W., Wang, D., Wang, X., Li, T., Ahmed, R., Habibi, S., and Emadi, A. (2016d). Comparison of Kalman Filter-based state of charge estimation strategies for Li-Ion batteries. In *2016 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC)*, pages 1–6.
- [Wei et al., 2017] Wei, J., Dong, G., Chen, Z., and Kang, Y. (2017). System state estimation and optimal energy control framework for multicell lithium-ion battery system. *Applied Energy*, 187 :37–49.
- [Westerhoff et al., 2016] Westerhoff, U., Kurbach, K., Lienesch, F., and Kurrat, M. (2016). Analysis of Lithium-Ion Battery Models Based on Electrochemical Impedance Spectroscopy. *Energy Technology*, 4(12) :1620–1630.
- [Xiong et al., 2013] Xiong, R., Sun, F., Gong, X., and He, H. (2013). Adaptive state of charge estimator for lithium-ion cells series battery pack in electric vehicles. *Journal of Power Sources*, 242 :699–713.
- [Yuan et al., 2017] Yuan, S., Jiang, L., Yin, C., Wu, H., and Zhang, X. (2017). A transfer function type of simplified electrochemical model with modified boundary conditions and Padé approximation for Li-ion battery : Part 2. Modeling and parameter estimation. *Journal of Power Sources*, 352 :258–271.
- [Yuan et al., 2013] Yuan, S., Wu, H., Zhang, X., and Yin, C. (2013). Online Estimation of Electrochemical Impedance Spectra for Lithium-Ion Batteries via Discrete Fractional Order Model. In *2013 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, pages 1–6.
- [Zhang and Lee, 2011] Zhang, J. and Lee, J. (2011). A review on prognostics and health monitoring of Li-ion battery. *Journal of Power Sources*, 196(15) :6007–6014.
- [Zhang et al., 2016a] Zhang, J., Wei, Y., and Qi, H. (2016a). State of charge estimation of LiFePO<sub>4</sub> batteries based on online parameter identification. *Applied Mathematical Modelling*, 40(11–12) :6040–6050.
- [Zhang et al., 2016b] Zhang, L., Hu, X., Wang, Z., Sun, F., and Dorrell, D. G. (2016b). Fractional-order modeling and State-of-Charge estimation for ultracapacitors. *Journal of Power Sources*, 314 :28–34.
- [Zhang et al., 2017] Zhang, Y., Xiong, R., He, H., and Shen, W. (2017). Lithium-Ion Battery Pack State of Charge and State of Energy Estimation Algorithms Using a Hardware-in-the-Loop Validation. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 32(6).
- [Zheng et al., 2013] Zheng, Y., Ouyang, M., Lu, L., Li, J., Han, X., Xu, L., Ma, H., Dollmeyer, T. A., and Freyermuth, V. (2013). Cell state-of-charge inconsistency estimation for LiFePO<sub>4</sub> battery pack in hybrid electric vehicles using mean-difference model. *Applied Energy*, 111(Supplement C) :571–580.
- [Zhong et al., 2017] Zhong, Q., Zhong, F., Cheng, J., Li, H., and Zhong, S. (2017). State of charge estimation of lithium-ion batteries using fractional order sliding mode observer. *ISA Transactions*, 66(Supplement C) :448–459.
- [Zou et al., 2017] Zou, C., Hu, X., Dey, S., Zhang, L., and Tang, X. (2017). Nonlinear Fractional-Order Estimator with Guaranteed Robustness and Stability for Lithium-Ion Batteries. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, pages 1–1.

- 
- [Zou et al., 2018] Zou, C., Hu, X., Wei, Z., Wik, T., and Egardt, B. (2018). Electrochemical Estimation and Control for Lithium-Ion Battery Health-Aware Fast Charging. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 65(8) :6635–6645.



# Arbres de classification et régression : CART

## Introduction

Soit à étudier un ensemble d'observations aléatoires  $\mathcal{Z} = \{(\mathcal{X}_1, y_1), \dots, (\mathcal{X}_n, y_n)\}$ , où les variables explicatives  $\mathcal{X}_i \in \mathbb{R}^p$  sont utilisées pour expliquer la variable de réponse  $y = \{y_1, \dots, y_n\}$ . Les réponses  $y_i \in \mathbb{R}$  pour la régression et  $y_i \in \{1, \dots, L\}$  pour la classification [Genuer and Poggi, 2017]. Les entrées  $\mathcal{X}_i$  et les sorties  $y_i$  sont vues comme la réalisation de  $n$  variables aléatoire indépendantes identiquement distribuées (i.i.d) de même loi.

En fonction de la sortie à modéliser (valeur quantitative ou qualitative) la solution adoptée sera une régression ou une classification. Dans le cadre de la régression  $y$  est continue donc dans  $\mathbb{R}$ . Le modèle statistique peut donc s'écrire comme suit :

$$y = s(\mathcal{X}) + \epsilon \quad (1)$$

où  $\epsilon$  est un bruit centré conditionnellement à  $\mathcal{X}$  :  $E[\epsilon|\mathcal{X}] = 0$ , de variance  $\sigma^2$ , la fonction de régression à estimer  $s : \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}$  à l'aide des observations disponibles dans l'échantillon  $\mathcal{Z}$ . Pour obtenir la fonction  $s$  un modèle de régression non paramétrique est utilisé. Quant à la classification, la réponse  $y$  est discrète et désigne la classe (ou l'étiquette de la classe) à laquelle appartient l'entrée  $\mathcal{X}$  associée. Dans le cas présent, l'ensemble des sorties est  $\{1, \dots, L\}$ , où  $L$  désigne le nombre de classes. Le but à présent est d'estimer les probabilités a posteriori définies, pour  $x \in \mathbb{R}^p$  fixé, par :

$$c \in \{1, \dots, L\} \quad P(y = c | \mathcal{X} = x) \quad (2)$$

soit les probabilités pour  $y$  d'appartenir à chacune des classes, conditionnellement à  $\mathcal{X}$ .

## CART en régression

CART permet d'obtenir à partir de  $\mathcal{Z}$ , de manière rapide, des estimateurs par histogramme de la fonction sous-jacente sans aucune hypothèse préalable sur la loi des observations [Gey, 2002]. L'objectif est de construire un estimateur non paramétrique  $\hat{s}$  à partir de l'ensemble  $\mathcal{Z}$ . Les performances de l'estimateur  $\hat{s}$  sont évaluées par son risque quadratique  $R(s, \hat{s})$  défini par

$$R(s, \hat{s}) = E_P [\|s - \hat{s}\|_\mu] \quad (3)$$

où  $\mu$  est la loi marginale de  $\mathcal{X}$ ,  $\|\cdot\|_\mu$  est la norme définie sur  $L^2(\mathbb{R}^p, \mu)$  et  $E_P$  représente l'espérance prise sous la loi jointe  $P$  de  $(\mathcal{X}, y)$ . L'estimateur de  $s$  est celui qui minimise  $R(s, \hat{s})$  sur tous les estimateurs possibles.

## Illustration et mise en œuvre

La construction de l'arbre est guidée par deux objectifs à savoir [Beauville and Kettaf, 2005] :

- la réduction de l'impureté à chaque nœud
- l'adéquation de l'arbre avec les données de l'apprentissage et sa capacité à généraliser

La figure 22 fournit une illustration d'un arbre binaire sur un espace à 2 attributs.

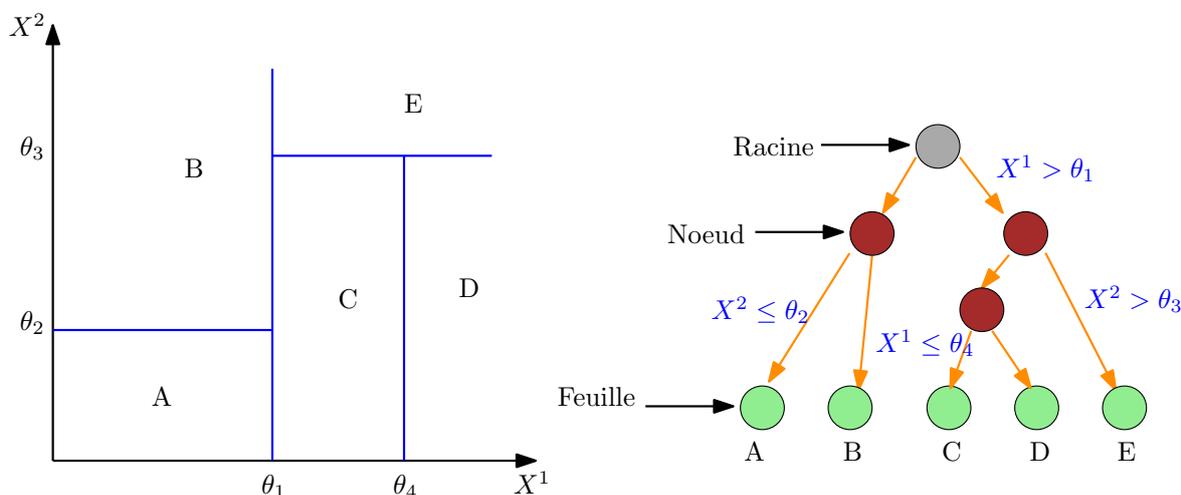


FIGURE 22 – Construction d'un arbre avec variables explicatives quantitatives et pavage dyadique de l'espace. À droite : l'arbre de classification permettant de prédire le label correspondant à un point  $x = (X^1, X^2)$ . Chaque nœud père engendre deux fils. À gauche : la partition associée dans l'espace des variables explicatives. Ici :  $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^2$  et  $y \in \{A, B, C, D, E\}$ . Illustration reproduite à partir de [Genuer and Poggi, 2017].

## Principe de construction

- On associe à chaque nœud  $t$  de l'arbre une coupure *split*
- A chaque coupure est associée une variable de coupure  $X^{jt}$  selon laquelle on découpe le nœud

La coupure est réalisée différemment en fonction du type de variable. Pour les variables quantitatives  $X_i^{jt} \in \mathbb{R}$  on lui associe un seuil de coupure  $\theta_t$

- si  $X_i^{jt} \leq \theta_t$  alors l'observation  $i$  va dans le nœud fils gauche
- si  $X_i^{jt} > \theta_t$  alors l'observation  $i$  va dans le nœud fils droit

quant aux variable qualitatives  $X_i^{jt} \in A$  : on lui associe une partition des modalités en 2 groupes  $\{A_t, {}^c A_t\}$  :

- si  $X_i^{jt} \in A_t$  alors l'observation  $i$  va dans le nœud fils gauche

- 
- si  $X_i^{jt} \notin A_t$  alors l'observation  $i$  va dans le nœud fils droit

## Critère d'hétérogénéité

Encore appelé critère d'impureté, il consiste à chercher parmi toutes les coupures possibles celle qui sépare au mieux les classes :

- obtenir les deux nœuds fils les plus homogènes possibles
- minimiser une certaine fonction d'impureté

Il se traduit par l'optimisation d'un critère souvent entropique [Beauville and Kettaf, 2005]. Plusieurs fonctions d'hétérogénéité existent dont :

Entropie :  $-\sum_k (p(w_k) \log_2(p(w_k)))$  avec  $p(w_k)$  probabilité de la classe  $w_k$  (estimée par proportion  $N_k/N$ ). Le critère entropique minimum est 0 (si une seule classe est représentée) et le maximum vaut  $\log_2(Nb_{classes})$  (si toutes les classes sont équiréparties). Ici  $N$  est la population totale,  $N_k$  la population de la classe  $w_k$  et  $Nb_{classes}$  le nombre total de classe.

Gini :  $1 - \sum_k p^2(w_k)$

Indice d'erreur :  $1 - \max_k (p(w_k))$ <sup>4</sup>.

## Importance des attributs

- **Décroissance d'impureté ou Gini** : elle mesure la contribution d'un attribut pendant la construction du RF en utilisant la variance. Dans la littérature elle est considérée comme l'approche la plus simple à implémenter. En revanche il s'agit de la méthode la moins fiable.
- **Importance par permutation des attributs** : Il s'agit d'une approche qui nécessite un temps de calcul beaucoup plus important que la précédente. En revanche, elle est nettement plus fiable. Il s'agit d'utiliser le modèle obtenu sur des données de test en permutant les attributs.
- **Importance par suppression d'attributs** : Elle consiste à d'abord établir un modèle de base puis à supprimer un attribut. Ensuite la performance du nouveau modèle est mesurée. Cette approche mesure effectivement l'importance de chaque attribut car la précision du modèle est étudiée en fonction de la présence ou non de chaque attribut.

---

4. Tiré du cours Arbres de Décision et Forêts Aléatoires du Pr. Fabien Moutarde. MINES ParisTech.



# Machines à vecteurs supports

## Introduction

Les "Support Vector Machines" sont une classe d'algorithmes d'apprentissage initialement définis pour la discrimination c'est-à-dire la prévision d'une variable qualitative initialement binaire. Ils ont été ensuite généralisés à la prévision d'une variable quantitative. Ces dernières années, les applications des machines à vecteurs de supports (sous le nom plus évocateur de Séparateur à Vaste Marge) se sont considérablement développées [Dreyfus et al., 2008].

Les vecteurs supports peuvent être utilisés aussi bien pour résoudre des problèmes de classification (dans ce cas on parle de SVM) que de régression (dans ce cas on parle de SVR).

Soit à étudier un ensemble d'observations aléatoires  $\mathcal{Z} = \{(\mathcal{X}_1, y_1), \dots, (\mathcal{X}_n, y_n)\}$ , où les variables explicatives  $\mathcal{X}_i \in \mathbb{R}^p$  sont utilisées pour expliquer la variable de réponse  $y = \{y_1, \dots, y_n\}$ . Les réponses  $y_i \in \mathbb{R}$  pour la régression et  $y_i \in \{1, \dots, L\}$  pour la classification [Genuer and Poggi, 2017]. Les entrées  $\mathcal{X}_i$  et les sorties  $y_i$  sont vues comme la réalisation de  $n$  variables aléatoire indépendantes identiquement distribuées (i.i.d) de même loi.

## Cas de la classification : SVM

Considérons l'ensemble d'échantillons  $\mathcal{Z}$  dans un contexte de classification où  $y_i \in \{-1, 1\}$ . On suppose dans un premier temps qu'il existe une séparatrice linéaire permettant de distinguer les exemples positifs ( $y_i = 1$ ) des exemples négatifs ( $y_i = -1$ ). Cela revient à chercher une fonction hypothèse  $h(\mathcal{X}) = w^T \mathcal{X} + w_0$  telle que :

$$\begin{cases} w^T \mathcal{X}_i + w_0 > 0 & \rightarrow y_i = +1 \\ w^T \mathcal{X}_i + w_0 < 0 & \rightarrow y_i = -1 \end{cases} \quad (4)$$

Une illustration dans le cas où  $p = 2$  est affichée sur la figure 23. Dans ce cas, l'hyperplan est représenté par une droite. La distance d'un point  $\mathcal{X}$  à l'hyperplan d'équation  $h(\mathcal{X}) = w^T \mathcal{X} + w_0$  est égale à :  $h(\mathcal{X})/\|w\|$ , où  $\|w\|$  est la norme euclidienne du vecteur  $w$ . L'hyperplan séparateur est obtenu en résolvant l'équation suivante :

$$\operatorname{argmax}_{w, w_0} \min \{\|\mathcal{X} - \mathcal{X}_i\| : \mathcal{X} \in \mathbb{R}^p, (w^T \mathcal{X} + w_0) = 0, i = 1, \dots, n\} \quad (5)$$

c'est-à-dire l'hyperplan qui maximise la distance minimale aux exemples d'apprentissage. L'expression primale du problème des SVM consiste à minimiser  $\|w\|$ , soit à résoudre le

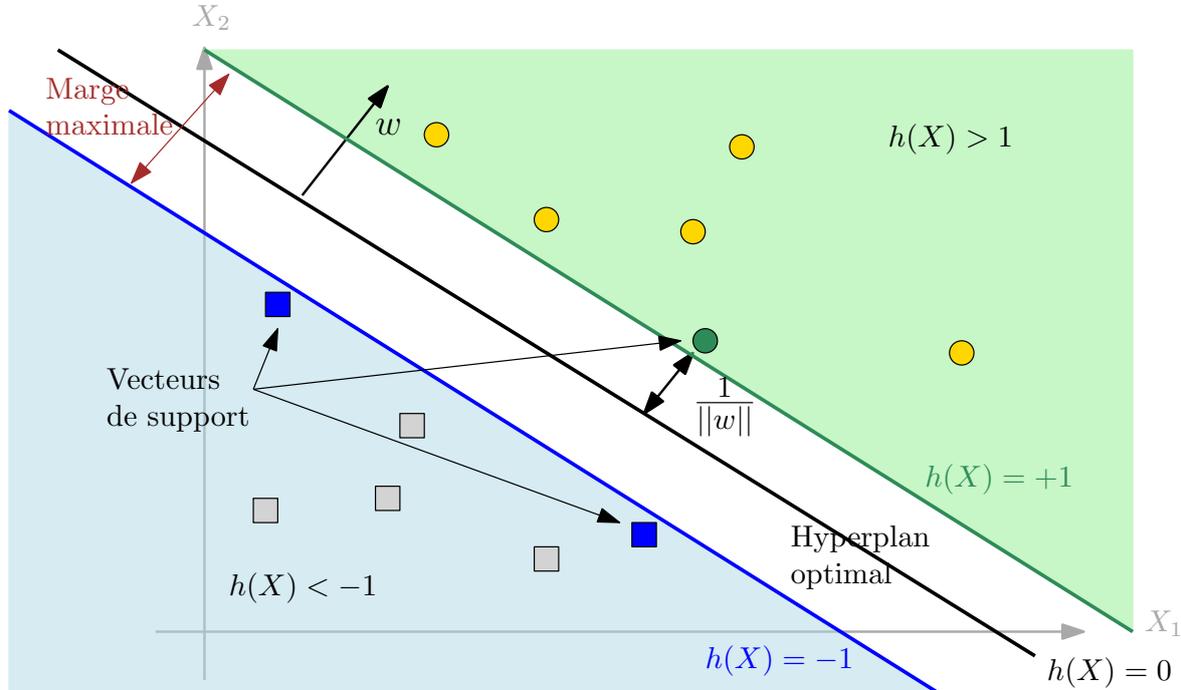


FIGURE 23 – L'hyperplan optimal est perpendiculaire au segment de droite le plus court joignant un exemple d'apprentissage à l'hyperplan. Ce segment a pour longueur  $\frac{1}{\|w\|}$  lorsque l'on normalise convenablement les paramètres  $w$  et  $w_0$  [Cornuéjols and Miclet, 2010].

problème d'optimisation suivant qui porte sur les paramètres  $w$  et  $w_0$  :

$$\begin{cases} \text{Minimiser} & \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{sous les contraintes} & y_i(w^T \mathcal{X}_i + w_0) \geq 1 \quad i = 1, \dots, n \end{cases} \quad (6)$$

Cette formulation implique le réglage de  $p + 1$  paramètres,  $p$  étant la dimension de l'espace des entrées  $\mathcal{X}_i$ . La résolution de ce problème est possible à l'aide des méthodes de programmation quadratique pour des valeurs de  $p$  assez petites. Dans le cas contraire, il existe une transformation de ce problème dans une formulation duale que l'on peut résoudre en pratique.

Il existe des cas où la séparation linéaire n'est pas possible. Dans ces cas, l'approche classique consiste à réaliser une application  $\phi$  de l'espace des entrées  $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^p$  vers un espace  $\phi(\mathcal{X}) \in \mathbb{R}^{p'}$  de plus grande dimension  $p' > p$ , appelé espace des caractéristiques ou encore espace des représentations, où la tâche serait linéairement séparable [Dreyfus et al., 2008]. Plus la dimension de l'espace de description est grande, plus la probabilité de trouver un hyperplan séparateur entre les exemples et les contre-exemples est élevée. Cette notion est illustrée sur la figure 24. Le problème d'optimisation se transcrit dans ce

cas par :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maximiser} \\ \text{sous les contraintes} \end{array} \quad \begin{array}{l} \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle \Phi(\mathcal{X}_i), \Phi(\mathcal{X}_j) \rangle \\ \alpha_i \leq 0 \quad i = 1, \dots, n \\ \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \end{array} \right. \quad (7)$$

où  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  dénote le produit scalaire. La fonction symétrique et définie positive  $k(\mathcal{X}, \mathcal{X}') = \langle \Phi(\mathcal{X}), \Phi(\mathcal{X}') \rangle$  est appelée noyau. Quelques exemples de noyaux souvent utilisés :

- Linéaire :  $k(\mathcal{X}, \mathcal{X}') = \langle \mathcal{X}, \mathcal{X}' \rangle$ .
- Polynômial :  $k(\mathcal{X}, \mathcal{X}') = (c + \langle \mathcal{X}, \mathcal{X}' \rangle)^d$ .
- Gaussien :  $k(\mathcal{X}, \mathcal{X}') = e^{-\frac{\|\mathcal{X} - \mathcal{X}'\|^2}{\sigma^2}}$ .

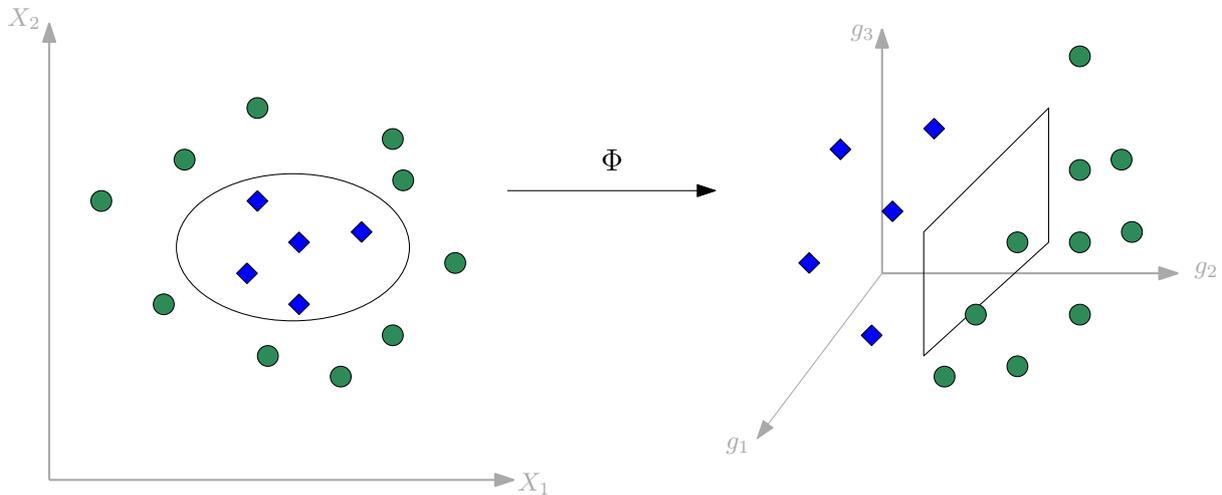


FIGURE 24 – Exemple de projection dans l'espace des représentations [Laouti, 2012].

## Cas de la régression : SVR

Dans le cas de la régression, l'objectif est de trouver une fonction plate  $f(\mathcal{X}_i) = w^T \mathcal{X}_i + w_0 = y_i$  qui approche toutes les paire  $(\mathcal{X}_i, y_i)$  avec une précision  $\epsilon$  comme illustré sur la figure 25. Une façon d'assurer la platitude de la fonction  $f$  est de minimiser  $\|w\|$ .

Afin d'autoriser certaines erreurs (plus grande que  $\epsilon$ ), des variables d'écart  $(\xi^+, \xi^-)$  peuvent être introduites pour adoucir la marge avec le paramètre de régulation  $C$  qui fait le compromis entre les erreurs et le terme de régularisation  $\frac{1}{2} \|w\|^2$  :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Minimiser} \\ \text{sous les contraintes} \end{array} \quad \begin{array}{l} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^p (\xi_i^+, \xi_i^-) \\ y_i - w^T \mathcal{X}_i - w_0 \leq \epsilon + \xi_i^+ \\ w^T \mathcal{X}_i + w_0 - y_i \leq \epsilon + \xi_i^- \\ \xi_i^+, \xi_i^- \geq 0 \end{array} \right. \quad (8)$$

$C$  est un paramètre d'équilibrage qui permet de contrôler implicitement la régularité de la solution. L'introduction d'un tube de largeur  $\epsilon$  mène à la fonction de perte appelé

Vapnik insensible à  $\epsilon$  donnée par :

$$|\xi|_\epsilon = \begin{cases} 0 & \text{si } |\xi| \leq \epsilon \\ |\xi| - \epsilon & \text{sinon} \end{cases} \quad (9)$$

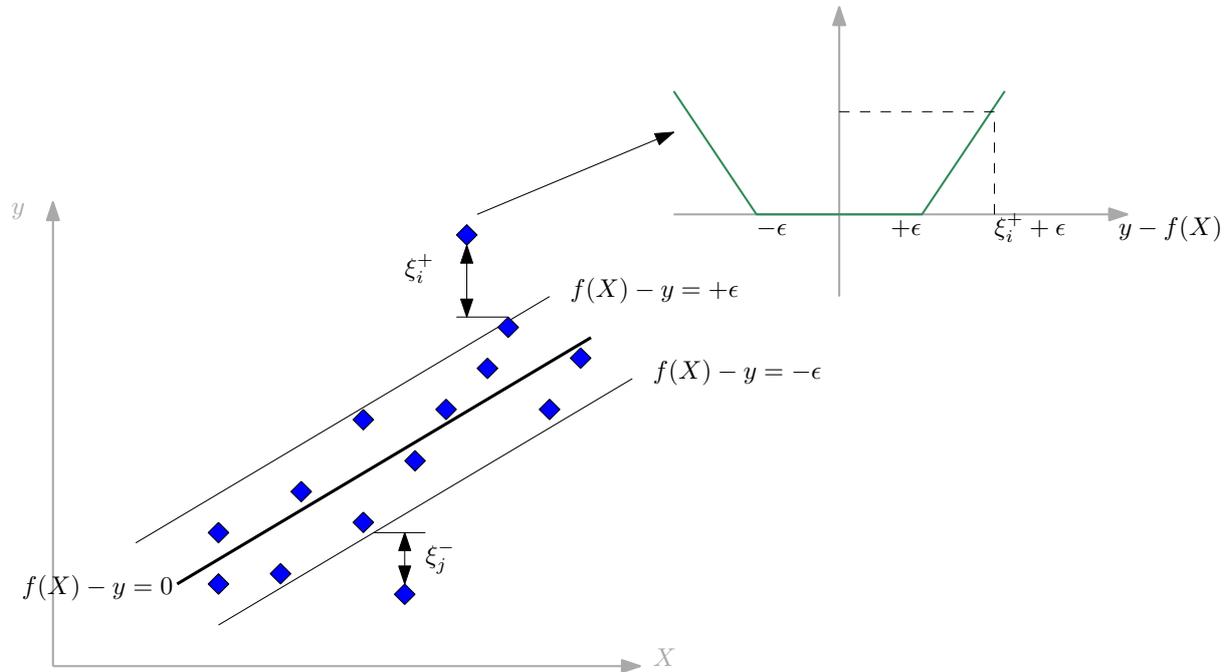


FIGURE 25 – La fonction de perte insensible à  $\epsilon$  dans la régression SVR linéaire [Laouti, 2012].



**Titre :** Développement d'algorithmes adaptatifs embarqués et débarqués du système de gestion batterie pour l'estimation des états de la batterie en usage automobile

**Mots clés :** estimation d'état ; filtre de Kalman ; modèle d'ordre fractionnaire ; batterie lithium-ion ; système de gestion de batterie ; vieillissement

**Résumé :** Les aspects environnementaux sont primordiaux dans les préoccupations des pouvoirs publics et de l'opinion. Dans ce contexte, les constructeurs automobiles doivent proposer des véhicules ayant un respect de l'environnement toujours plus important. L'énergie des véhicules électriques (VEs) et hybrides est stockée dans des batteries constituées de nombreuses cellules électro-chimiques (souvent lithium-ion) connectées les unes aux autres. Ces cellules nécessitent une étroite surveillance pour assurer un fonctionnement sécurisé des VEs. Cette fonction est assurée dans le véhicule par le système de gestion de batterie (BMS). Dans la première partie de la thèse, nous étudions les solutions de réduction de la charge de calcul du BMS lorsque de nombreuses cellules sont utilisées. Pour augmenter la précision de l'estimation de l'état de charge (SoC), nous avons étudié et implanté un estimateur d'état fondé sur un modèle d'ordre fractionnaire. La deuxième partie de l'étude est consacrée au vieillissement des batteries Li-ion. Tout d'abord nous avons établi des nouveaux indicateurs de vieillissement. Puis à l'aide des données recueillies pendant l'utilisation des VEs, nous avons mis au point un estimateur d'état de santé (SoH) par apprentissage. L'apprentissage est effectué en fonction des comportements des utilisateurs des VEs. Pour finir, nous fournissons un outil de classification des facteurs aggravants du vieillissement.

**Title :** Development of embedded and off-line adaptive algorithms of the battery management system for estimating the states of the battery in automotive use

**Keywords :** state estimation ; Kalman filter ; fractional order model ; lithium-ion batteries ; battery management system ; aging factors

**Abstract :** Environmental issues are increasingly concerning to public opinion and authorities. Accordingly, automotive manufacturers have to propose more environmental friendly vehicles. The energy of the electric and hybrid vehicles (EVs) is stored in battery packs made of numerous electrochemical cells. Lithium-ion cells are the most commonly used and are one another connected in series and parallel. These batteries packs require enhanced surveillance assured by a dedicated controller called the Battery Management System (BMS). The first part of the work deals with computational burden reduction in the BMS when several battery cells are utilized in battery packs. To improve the precision of batteries state of charge (SoC) estimation, we have studied and implemented a fractional-order model (FOM) based state estimator for Li-ion batteries. The second part of the study is dedicated to Li-ion batteries health management. First, new state of health (SoH) indicators were designed. Furthermore, a data-driven SoH predictor was developed using EVs data collected over time. The model training was conducted based on extracted user's behaviors. Finally, a tool is provided for aging factors ranking.