

Prédiction de la dégradation des batteries lithium ion avec un modèle de Wiener

Hamza EL JEBBARI¹, Raffaele PETRONE¹, Hamid GUALOUS¹ et Rachid OUTBIB²

¹Laboratoire Universitaire des Sciences Appliquées de Cherbourg
Hall Technologique de Cherbourg, 145 Chemin de la Crespinère, 50130 Cherbourg-en-Cotentin

²Laboratoire d'Informatique et Systèmes
52 Av. Escadrille Normandie Niemen 13397 Marseille

RESUME - Une estimation précise de l'état de santé et une prédiction de la durée de vie résiduelle utile des batteries lithium-ion sont cruciales pour un fort développement des véhicules électriques et des smart grids. Dans ce travail, un modèle basé données pour la prédiction de la dégradation des batteries lithium ion est élaboré. Le modèle est basé sur l'outil statistique de Wiener avec un coefficient de dérive. Un algorithme d'identification (espérance-maximisation) est employé pour estimer les paramètres du modèle d'une façon récursive pour assurer l'adaptabilité du modèle. Le modèle est validé avec les données issues d'un entrepôt de données open source.

Mots-clés—Batterie Li-Ion, Etat de Santé, Modèle de Wiener, Prédiction, Dégradation, Véhicules Electriques.

1. INTRODUCTION

Les batteries sont aujourd'hui les dispositifs de stockage de l'énergie électrique sous forme chimiques les plus répandus. Elles ont connu des progrès remarquables au cours des dernières années. Ceci est principalement dû à la demande d'applications dans l'électronique portable, et récemment les smart grids et les véhicules électriques [1]. Par rapport aux autres technologies (batterie au plomb, batterie au nickel-hydrure métallique), les batteries Li-ion ont réussi à s'imposer grâce à leur densité d'énergie supérieure, ce qui se traduit par des batteries plus légères et par une plus grande autonomie. Cependant, les performances des batteries Li-ion se détériorent avec le temps et l'utilisation à cause des mécanismes de dégradation physico-chimiques, ce qui entraîne une chute de la capacité et de la puissance et donc une réduction de l'autonomie de la batterie [2]. L'état de santé de la batterie (SoH) est utilisé comme indicateur pour évaluer le niveau de dégradation des batteries. Ainsi, il s'avère que la mise en place des techniques d'estimation et de prédiction du SoH est nécessaire pour assurer une exploitation sûre et efficace des batteries Li-ion [3]. Ceci reste encore un verrou à surmonter. En effet les batteries Li-ion présentent des phénomènes de dégradation complexes et en général interdépendants. De plus, ces phénomènes résultent de plusieurs causes comme les modes de fonctionnement, l'environnement de travail et l'historique du vieillissement [4].

2. ETAT DE L'ART

Diverses méthodes ont été développées pour estimer le SoH [5,6,7,8,9,10,11]. Nous pouvons les classer en deux approches :

"basée modèle" et "non basée modèle". Pour la première, un modèle analytique basé sur une compréhension approfondie du processus interne de la batterie (boîte blanche), un modèle boîte grise ou un modèle boîte noire doit être construit en premier. Les modèles "boîte blanche" emploient des équations différentielles partielles pour représenter les dynamiques de transfert de charge et de diffusion qui sont en liaison avec la dégradation [6]. Ce sont des modèles physiques généralement très précis et présentent une grande utilité tant que la connaissance de la géométrie et des matériaux est disponible pour évaluer les paramètres. Toutefois, ces modèles très détaillés nécessitent la résolution d'équations complexes et ne conviennent pas à l'estimation en ligne [7]. Les modèles "boîte grise" ont une bonne précision et requièrent moins d'efforts de calcul pour les applications en ligne. Les circuits équivalents développés dans cette méthodologie permettent de caractériser les phénomènes électrochimiques des batteries tout en pouvant être facilement mis en œuvre à bord. Cependant, la non-linéarité élevée du problème pourrait introduire de nombreuses corrélations entre les paramètres du circuit équivalent. Comparés aux deux modèles précédents, les modèles "boîte noire" ne nécessitent pas d'équations physiques, ce qui permet de développer des algorithmes plus rapides capables d'assurer également une bonne prédiction des comportements dynamiques des systèmes. De plus, les modèles "boîte noire" sont capables de reproduire des phénomènes non linéaires à partir des données collectées. Cependant, ces approches montrent un manque de généralité du fait que la caractérisation du modèle est directement basée sur des données empiriques du système [8].

L'approche "non basée modèle" pourrait être basée soit sur l'apprentissage, soit sur des signaux. L'objectif de ce type de méthode est d'obtenir l'information sur la base de connaissances heuristiques ou du traitement du signal ou d'une combinaison des deux. L'analyse incrémentale de la capacité (ICA) est une méthode "basée signal". Elle consiste à différencier la courbe de la capacité versus la tension sous un courant constant, ceci fait apparaître de pics facilement identifiables [9]. La position des pics, leur amplitude et la surface qu'ils couvrent peuvent être mis en corrélation avec l'état de santé. Cette technique peut fournir des informations sur les mécanismes de dégradation sous-jacents, mais elle nécessite un traitement de signal pour filtrer les courbes ainsi que le maintien d'un courant constant pendant la mesure, ce qui complique une application à bord. Par ailleurs,

les méthodes basées sur l'apprentissage se divisent en deux sous-familles [10]: les méthodes de l'apprentissage automatique et les méthodes statistiques. Ces méthodes cherchent à trouver des corrélations entre le SoH et les données mesurées. Leur principal avantage est qu'elles ne nécessitent pas une modélisation physique complexe [11], en revanche les résultats dépendent de la qualité et de la quantité des données. Dans ce travail, l'approche "non basée modèle" est adoptée dans l'objectif d'embarquer la solution développée à bord. Le processus de Wiener, qui est une méthode statistique, est retenu pour modéliser la dégradation des batteries Li-ion.

3. DONNEES EXPERIMENTALES

Les données du vieillissement cyclique des batteries Li-ion utilisées dans ce travail sont issues de l'entrepôt de données du centre "NASA Ames Prognostics Center of Excellence" [12]. Des batteries lithium ion commerciales de type 18650 ont été vieilles sous différentes conditions pour montrer la décroissance de SoH. Les tests ont été conduits à température ambiante 25°C. Le protocole expérimental consiste en l'enchaînement de trois profils : une charge à courant constant – tension constante (CCCV), une décharge à courant constant et une mesure d'impédance. La charge contient deux phases : une phase CC à 1,5A jusqu'à ce que la batterie atteigne une tension de 4.2V et continue dans la phase CV jusqu'à ce que le courant de charge chute à 20mA. Puis, la batterie est déchargée à courant constant de 2A jusqu'à la tension minimale de 2.7V. La Fig. 1 montre la courbe de chute de la capacité de la batterie en fonction du nombre des cycles [12].

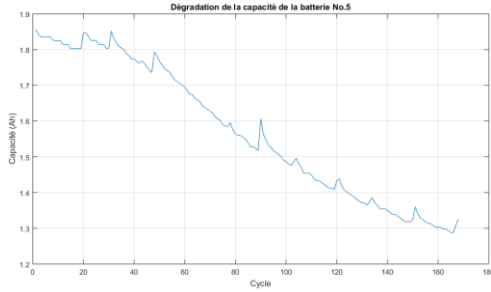


Figure 1. Chute de la capacité calculée à partir de [12] .

4. MODELE DE PREDICTION DE LA DEGRADATION

En raison de ses propriétés mathématiques et de ses interprétations physiques utiles, le processus de Wiener a été largement utilisé pour la modélisation des processus de dégradation [13]. Lorsque la moyenne de dégradation augmente linéairement, on utilise le processus de Wiener avec dérive linéaire.

Le processus de Wiener linéaire est utilisé pour modéliser le chemin de la dégradation sur la Fig.1:

$$C(t) = C_0 + \lambda \cdot t + \sigma_B \cdot B(t) \quad (1)$$

- La valeur initiale de la capacité : C_0
- Un coefficient de dérive λ qui représente le taux et la forme de la dégradation. Le taux ici désigne la vitesse avec laquelle se propage la dégradation.
- Un terme de bruit contenant la dynamique stochastique du processus de dégradation caractérisée par le mouvement Brownien, multiplié par un coefficient de diffusion qui représente la variance dans le processus de dégradation.

Un modèle d'état est construit où le processus de dégradation sert d'équation d'observation, et le paramètre lambda est ajouté dans l'équation d'état autorégressive de premier ordre :

$$\begin{cases} \lambda_i = \lambda_{i-1} + \eta_{t_{i-1}} \\ C_i = C_{i-1} + \lambda_{t_{i-1}}(t_i - t_{i-1}) + \sigma_B \cdot \varepsilon_i \end{cases} \quad (2)$$

Comme l'équation d'état modélise la variation de lambda sur un court intervalle de temps, λ_i peut être ajusté autour de λ_{i-1} avec un terme de bruit gaussien $\eta \sim N(0, Q)$.

Le modèle d'état est utilisé ici pour mettre à jour récursivement le coefficient de dérive λ et un algorithme d'identification (espérance-maximisation) est utilisé pour estimer tous les paramètres du modèle avec chaque nouvelle information sur la dégradation C_i . Ceci assure un meilleur suivi de la dégradation vu que le modèle est alors adaptatif.

5. RESULTATS

La Fig.2 montre le résultat de prédiction de la dégradation après avoir identifié les paramètres du modèle de Wiener avec les données de 50 cycles. La Fig.3 montre le résultat de prédiction après 100 cycles d'apprentissage.

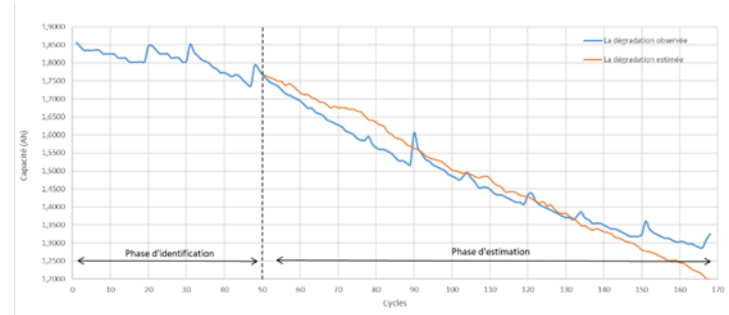


Figure 2. Prédiction après 50 cycles.

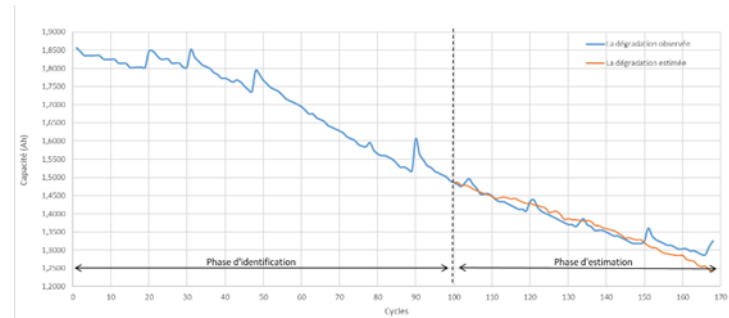


Figure 3. Prédiction après 100 cycles.

Nous constatons que la performance du modèle s'améliore avec la quantité des données d'apprentissage. Ainsi l'erreur relative ($\frac{C_{réelle} - C_{estimée}}{C_{réelle}} * 100$) passe de 2,343% à 1,235%.

6. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Dans ce travail, une approche "non basée modèle" est adoptée pour modéliser la dégradation des batteries Li-ion. Le modèle statistique de de Wiener linéaire est appliqué pour prédire la chute de la capacité d'une batterie Li-ion. Ce modèle est entraîné avec deux quantités de données : 50 cycles et 100 cycles issues d'une base de données "open source". L'erreur d'estimation diminue avec le nombre de cycles d'apprentissage.

Cependant, le modèle de Wiener linéaire a du mal à suivre le phénomène de régénération de la capacité. En effet, ces phases de régénération apparaissent lors d'un arrêt d'usage prolongé. Pour pallier ce problème, il est envisageable de passer à un

modèle de Wiener non linéaire. D'autre part, pour améliorer la robustesse de l'estimation du SoH, une loi empirique de comportement des batteries lithium ion en fonction de l'environnement (la température) et le profil d'opération (la puissance) est en phase de validation. Cette loi sera intégrée au modèle de prédiction dans un prochain travail.

7. REFERENCES

- [1] X. Hu, C. Zou, C. Zhang, Y. Li, "Technological Developments in Batteries: A Survey of Principal Roles, Types, and Management Needs", *IEEE Power and Energy Magazine* (Volume: 15, Issue: 5, Sept.-Oct. 2017).
- [2] Mikolajczak Celina, "Lithium-ion batteries hazard and use assessment", US: Springer, 2011.
- [3] Yi Lia, M. A. Monem, R. Gopalakrishnana, M. Berceibar, E. N. Maury, N. Omar, P. V. D Bossche, J. V. Mierloa, "A quick on-line state of health estimation method for Li-ion battery with incremental capacity curves processed by Gaussian filter", *Journal of Power Sources* 373 (2018) 40–53.
- [4] M. Dubarry, M. Berceibar, A. Devie, D. Anseán, N. Omar, I. Villarreal, "State of health battery estimator enabling degradation diagnosis: model and algorithm description", *Journal of Power Sources* 360 (2017) 59–69
- [5] X. Hu, F. Feng, K. Liu, L. Zhang, J. Xie, B. Liu, "State estimation for advanced battery management: Key challenges and future trends", *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 114 (2019) 109334
- [6] Zou C, Manzie C, Nešić D, "A framework for simplification of PDE-based lithium-ion battery models". *IEEE Trans Control Syst Technol* 2016, 24:1594–609
- [7] Lu J, Wu T, Amine K. "State-of-the-art characterization techniques for advanced lithium-ion batteries", *Nature Energy* 2017;2:17011
- [8] R. Petrone, Z. Zheng, D. Hissel, M.C. Péra, C. Pianese, M. Sorrentino, M. Becherif, N. Yousfi-Steiner, "A review on model-based diagnosis methodologies for PEMFCs", *International Journal Of Hydrogen Energy* 38 (2013) 7077 – 7091.
- [9] Weng C, Cui Y, Sun J, Peng H, "On-board state of health monitoring of lithium-ion batteries using incremental capacity analysis with support vector regression", *Journal of Power Sources* 2013;235:36–44.
- [10] Si XS, Zhang ZX., Hu CH. (2017), "Advances in Data-Driven RUL Prognosis Techniques", In: *Data-Driven Remaining Useful Life Prognosis Techniques*. Springer Series in Reliability Engineering. Springer, Berlin, Heidelberg.
- [11] Y. Li, K. Liu, A.M. Foley, A. Zulke, M. Berceibar. E. N. Maury, J. V. Mierlo, H. E. Hoster, "Data-driven health estimation and lifetime prediction of lithium-ion batteries: A review", *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 113 (2019) 109254.
- [12] B. Saha, K. Goebel, Battery Data Set, NASA Ames Prognostics Data Repository, NASA Ames, Moffett Field, CA, 2007 <http://ti.arc.nasa.gov/project/prognostic-data-repository>.
- [13] A. F. Shahraki, O. P. Yadav, H. Liao, "A Review on Degradation Modelling and Its Engineering Applications", *International Journal of Performability Engineering*, vol. 13, no. 3, May 2017, pp. 299-314