



SURVEILLANCE TEMPS REEL DE BATTERIE LI ION

DO Dinh Vinh, FORGEZ Christophe, EL KADRI BENKARA Khadija, FRIEDRICH Guy
Laboratoire d'Electromécanique de Compiègne
Université de Technologie de Compiègne
BP 20529
60205 COMPIEGNE cedex
christophe.forgez@utc.fr

Résumé

Cet article propose l'utilisation du filtre de Kalman appliqué à la détermination de l'état de charge de batterie. Nous présentons dans la première partie la description du filtre de Kalman et l'identification des paramètres du modèle. Dans la seconde partie, la structure et le réglage de l'observateur d'état de charge sont représentés. Ensuite, les résultats de validations expérimentales en temps réel pour différents états de charge de la batterie et différents réglages de l'observateur sont présentés.

I. Introduction

La gestion d'énergie dans les applications embarquées est indispensable pour optimiser la consommation ainsi que la durée de vie des accumulateurs. L'état de charge (State of Charge : SoC) est un des facteurs essentiels pour caractériser l'état des éléments de stockage. Sa connaissance est d'autant plus critique pour la batterie Li-ion, qu'une charge mal maîtrisée pour cette technologie peut conduire à la destruction de l'accumulateur.

De nombreuses méthodes pour estimer en ligne l'état de charge de batterie ont été proposées. La méthode la plus simple pour établir l'état de charge consiste à compter la quantité de coulomb entrant et sortant de la batterie [1]. Cependant, le comptage coulomb métrique est dépendant du courant injecté en raison du rendement faradique et nécessite la connaissance de l'état de charge initial. Une autre méthode consiste à mesurer la tension en circuit ouvert de batterie [2] après une longue période de relaxation. Puis, cette tension est comparée à la caractéristique de tension à vide en fonction de l'état de charge. Toutefois, à cause des temps de relaxation relativement longs, cette méthode est difficilement exploitable directement sur véhicule. La méthode EIS (Electrochemical Impedance Spectroscopy) [3] permet de déterminer l'état de charge en analysant des paramètres clés de l'impédance de la batterie à différentes fréquences. Cependant l'évolution de ces paramètres clés en fonction de l'état de charge reste faible (de l'ordre du dixième de milli ohm) et donc peu propice à une mesure sur véhicule.

Les méthodes récentes d'estimation de l'état de charge sont basées sur des modèles d'impédance. On peut citer à ce titre les techniques d'observation par filtrage de Kalman [4][5][6][7], qui combinent les avantages de trois méthodes décrites brièvement ci-dessus. Les modèles de batteries utilisés sont des modèles à constantes localisées [8] ou à dérivées non entières [9], et résultent de la combinaison d'une source de tension, qui représente la tension en circuit ouvert de la batterie, d'une résistance correspondant aux résistances de connectique et d'électrolyte, et d'une série de circuits RC parallèles qui représentent les phénomènes de transfert de charge et de diffusion. L'identification des paramètres d'un tel modèle de batterie est effectuée à partir des spectres d'impédancemétrie obtenus généralement sur une batterie neuve.

Nous proposons dans cet article l'utilisation du filtre de Kalman pour l'observation de l'état de charge d'une cellule Li-ion. La première partie de cet article présente les principaux phénomènes électrochimiques internes d'une batterie ainsi que le modèle électrique équivalent utilisé pour représenter chacun d'eux. Ensuite, le principe du filtre de Kalman et le réglage d'observateur sont présentés. La troisième partie montre l'application du filtre de Kalman pour estimer l'état de charge réel de la batterie. Les résultats de validations expérimentales en temps réel sont présentés dans la dernière partie. Les essais sont réalisés pour différentes initialisations du filtre de Kalman. Nous montrons ainsi que la méthode proposée permet d'obtenir une estimation absolue de l'état de charge.

II. Modèle de batterie

1. Principaux phénomènes électrochimiques de batterie

Afin de déterminer un modèle de batterie, nous procédons au recensement des principaux phénomènes électrochimiques présents au sein d'un accumulateur.

- Phénomènes statiques : ils concernent le potentiel d'équilibre E_{eq} , qui représente la tension en circuit ouvert, et la résistance R_Q , qui représente les résistances de connectique et d'électrolyte.
- Phénomènes dynamiques : ils concernent le phénomène de transfert de charge R_{tc} , la capacité de double couche Cdl, et le phénomène de diffusion qui survient aux basses fréquences.

2. Caractéristiques de l'impédance

La Figure 1a montre le tracé de Nyquist de l'impédance réelle de la batterie étudiée à SoC 50%, à température d'ambiance (22°C) pour des fréquences de 1 kHz à 2 mHz. Celui ci peut être représenté à l'aide d'un circuit $R_{tc}C_{dl}$ parallèle. Le phénomène de diffusion se manifeste par une droite à 45° aux basses fréquences. La Figure 1b représente l'évolution du potentiel d'équilibre moyen en fonction de l'état de charge.

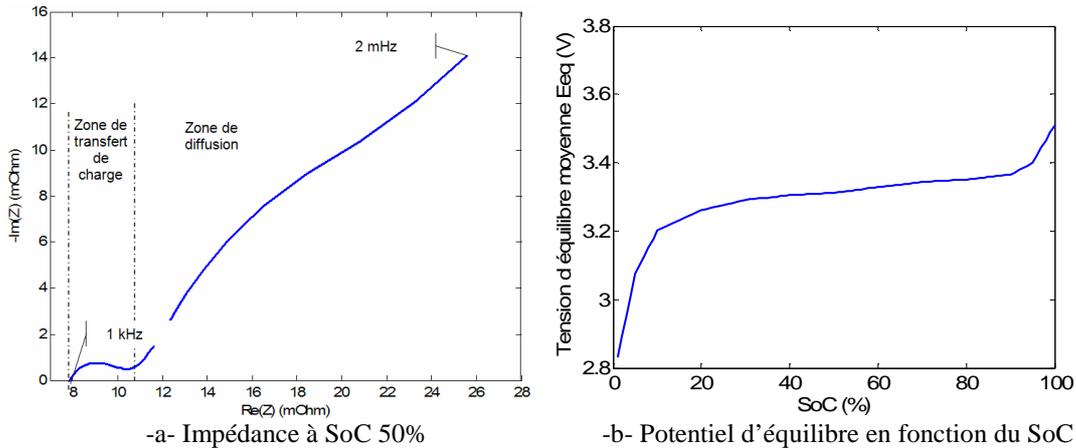


Figure 1. Tracé des caractéristiques dynamique et statique d'une batterie Li-Ion A123

3. Schéma équivalent

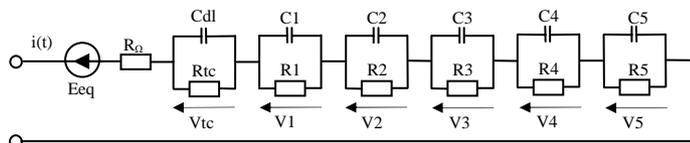


Figure 2. Circuit électrique équivalent

Un schéma électrique équivalent de la batterie développé suivant la structure de Foster [8], est proposé Figure 2.

Ce modèle résulte de la combinaison d'une source de tension, qui représente la tension d'équilibre (E_{eq}) en circuit ouvert de la batterie, d'une résistance (R_Q) correspondante à la résistance de connectique et résistance d'électrolyte, d'une résistance de transfert de charge (R_{tc}) en parallèle avec la capacité de double couche (C_{dl}) de la batterie, et d'une série de n cellules RC pour représenter le phénomène de diffusion.

Le choix du nombre de cellules RC pour représenter le phénomène de diffusion résulte d'un compromis entre temps de calcul et précision dans la bande de fréquence des signaux qui sollicitent la batterie [8].

Les valeurs de $R1... Rn$, $C1... Cn$, R_{tc} , C_{dl} , R_Q sont optimisées à partir des mesures d'impédancemétrie, de manière à minimiser les écarts quadratiques entre les mesures d'impédancemétrie et celles issues du modèle.

III. Observateur d'état de charge

1. Filtre de Kalman

Le filtrage de Kalman [10] est un observateur optimal dont le principe est illustré Figure 3. Le principe consiste à minimiser en temps réel les erreurs entre les sorties estimées et mesurées, au moyen d'une contre réaction qui ajuste les variables « incertaines » du modèle utilisé. Par un tel ajustement du modèle, il est possible d'observer des paramètres physiques du système non accessibles à la mesure. La correction est pondérée par un vecteur gain K qui permet de fixer la dynamique et les performances du filtre. Dans le cas d'observateur classique (du type Luenberger), ce gain K est calculé par un placement de pôle décidé par l'utilisateur. Dans le cas d'un filtre de Kalman, ce gain est calculé à chaque itération, à partir des prédictions d'erreur, et des incertitudes (bruits) sur les états et les mesures. Le réglage de la dynamique du filtre repose donc sur l'initialisation des matrices de bruits d'état Q et de mesure R ainsi qu'au travers de l'initialisation de la matrice de covariance d'erreur supposée P .

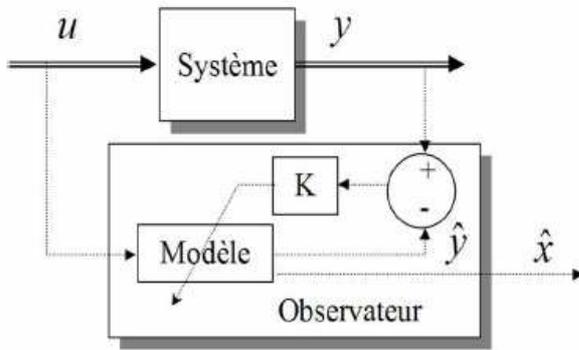


Figure 3. Circuit électrique équivalent

Initialisation :

$$\hat{X}_0 = X_0; \hat{P}_0 = P_0;$$

Pour les itérations $k= 1, 2, \dots, n$

- *Prédiction de l'état et la sortie du système à partir du modèle*

$$\hat{x}_{k+1|k} = A \cdot \hat{x}_{k|k} + B u_k$$

$$\hat{y}_{k+1|k} = C \cdot \hat{x}_{k|k} + D u_k$$

- *Calcul du gain de correction optimal*

$$P_{k+1|k} = A \cdot P_{k|k} \cdot A^T + Q$$

$$P_{k+1|k+1} = P_{k+1|k} - K_{k+1} \cdot (C_{k+1} \cdot P_{k+1|k} \cdot C_{k+1}^T + R) \cdot K_{k+1}^T$$

$$K_{k+1} = P_{k+1|k} \cdot C_{k+1}^T \cdot (C_{k+1} \cdot P_{k+1|k} \cdot C_{k+1}^T + R)^{-1}$$

- *Correction de l'état prédit*

$$\hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + K_{k+1} (y_{k+1} - \hat{y}_{k+1|k})$$

Table 1. Algorithme du filtre de Kalman

L'algorithme du filtre de Kalman (Table 1) se déroule en deux phases, la première concernant les initialisations des matrices P , Q et R , et la seconde phase concernant l'observation. Cette seconde phase se déroule en 3 étapes : prédiction, calcul du gain et correction.

Les estimations du filtre de Kalman reposent avant tout sur une modélisation de la dynamique du système observé. Cette modélisation doit tenir compte non seulement de la dynamique propre du système, mais également des bruits (bruits ou incertitudes) sur les états et mesures. Considérons la représentation d'état d'un système linéaire discrétisé

$$\begin{cases} x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + v_k \\ y_{k+1} = Cx_k + Du_k + w_k \end{cases} \quad (1)$$

où A , B , C et D représentent respectivement les matrices de transition, de commande de sortie et de lien entre commande et sortie, x est le vecteur d'état, u le vecteur de commande, y le vecteur de sortie, v_k le vecteur des bruits d'état et w_k le vecteur des bruits de mesure. Si le modèle est non linéaire, une linéarisation est effectuée à chaque itération de manière à obtenir les matrices équivalentes de transition et de sortie. Ces bruits sont supposés être centrés, blancs, gaussiens et décorrélés des états estimés. Les matrices de covariances de bruits sont définies telles que :

$$Q = E\{v_k v_k^T\} \quad R = E\{w_k w_k^T\} \quad (2)$$

L'initialisation des matrices de covariance de bruits d'état Q et de mesures R permet de fixer le niveau supposé de l'incertitude entre le modèle et le système réel. Ces matrices sont initialisées avant la première itération du filtre. Le réglage de la matrice R est basé sur la distribution des bruits de mesure, à partir de laquelle l'écart type σ_w du bruit est mesuré pour chaque composante du vecteur de sortie. Ainsi la matrice R s'exprime :

$$R = \text{diag}(\sigma_w^2) \quad (3)$$

Le réglage de la matrice Q est plus délicat puisque les états du système ne sont pas directement mesurables. Une proposition de réglage de cette matrice Q consiste à l'initialiser avec les erreurs supposées sur ces états qui peuvent par ailleurs s'obtenir par simulation.

$$Q = \text{diag}(\sigma_x^2) \quad (4)$$

Il en est de même pour le vecteur des covariances d'erreurs d'états. Celui ci peut être initialisé à partir des erreurs supposées initiales et majorées.

$$P = \text{diag}(\sigma_x^2) \quad (5)$$

2. Observateur d'état de charge

Le modèle de la batterie (Fig.2) utilisé dans l'observateur d'état de charge est décrit sous forme d'équation d'état discrétisée avec une période d'échantillonnage Te (equation 6)

$$\begin{pmatrix} V1_{k+1} \\ Vn_{k+1} \\ Vtc_{k+1} \\ SoC_{k+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 - Te/R1C1 & & & \\ & \dots & & \\ & & 1 - Te/RnCn & \\ & & & 1 - Te/RtcCdl \end{pmatrix} \begin{pmatrix} V1_k \\ Vn_k \\ Vtc_k \\ SoC_k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} Te/C1 \\ Te/Cn \\ Te/Cdl \\ Te/Cbatt \end{pmatrix} I_k \quad (6)$$

Cette équation d'état est étendue à l'état de charge afin de pouvoir observer cette variable. La constante $Cbatt$ introduite dans cette équation représente la capacité nominale de la batterie. Les états du système permettent d'écrire l'équation de sortie donnant la tension batterie estimée telle que :

$$Vbatt_k = V1_k + \dots + Vn_k + Vtc_k + R_\Omega I_k + Eeq(SoC) \quad (7)$$

L'extension du modèle à l'état de charge est introduite via l'équation du comptage coulomb métrique, et se retrouve dans l'équation de sortie comme paramètre de la courbe de tension d'équilibre Eeq . Une prédiction erronée du SoC introduira donc un biais sur l'estimation de la tension batterie qui sera corrigé via l'algorithme du filtre de Kalman par ajustement des états du système, dont l'état de charge. De cette manière, le SoC estimé convergera théoriquement vers le SoC réel.

IV. Résultats expérimentaux

1. Dispositif expérimental

Le dispositif expérimental utilisé pour l'implantation de l'observateur d'état de charge est illustré Figure 3. La batterie utilisée est une batterie LiFePO₄ 2.3Ah commercialisée par la société A123. Le prototype du système expérimental est constitué d'un convertisseur de puissance (RapidPro Power Unit), contrôlée par une MicroAutoBox Dspace. Des profils de courant sont appliqués à la batterie via ce convertisseur de puissance.

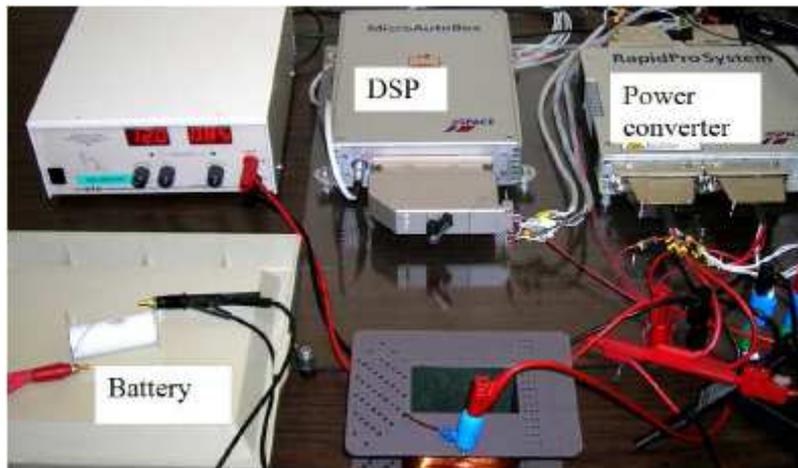


Figure 3 : Dispositif expérimental

Les profils de courant testés sont présentés Figure 4a. Ils sont constitués de pulses +/-5A de période 16s, et de pulses +/-10A de durée 8s. La réponse en tension est illustrée figure 4b.

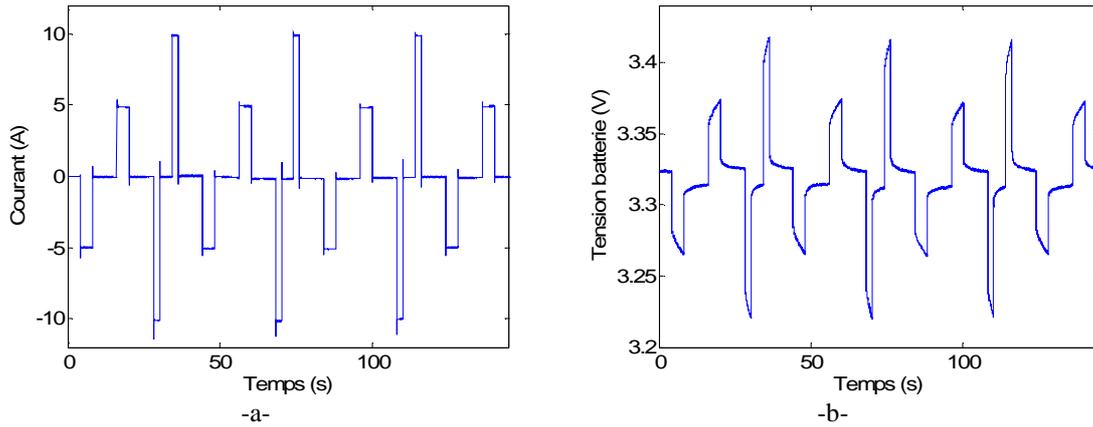


Figure 4 : a- Profil du courant; b- Réponse en tension

2. Estimation de l'état de charge de batterie

Réglage de l'observateur :

Les matrices de covariances Q et R réglées avant l'utilisation du filtre, déterminent les performances et la dynamique de l'observateur. L'initialisation de la matrice R est obtenue en traçant l'histogramme des mesures de tension batterie. La Figure 5 montre l'histogramme de la tension enregistrée en circuit ouvert juste avant le test. L'histogramme ainsi obtenu coïncide avec une distribution normale centrée sur 3.4 V et avec un écart-type $\sigma_{vbat} = 2.10^{-3}$ V.

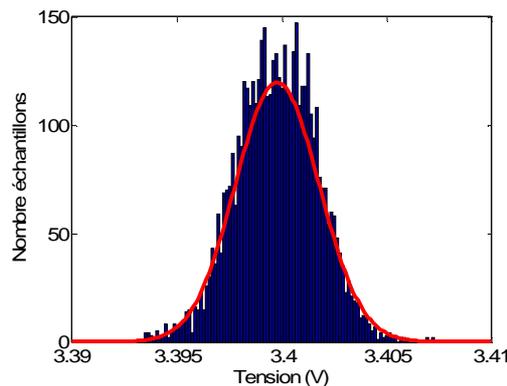


Figure 5. Distribution normale de la mesure de tension batterie

L'initialisation de la matrice Q est plus délicate. Le bruit sur les tensions aux bornes des cellules R_1C_1, \dots, R_nC_n ne peut être mesuré et doit donc être évalué en fonction des incertitudes du modèle. Ce paramètre de l'observateur influence non seulement la sensibilité aux bruits du modèle, mais aussi la vitesse de convergence du modèle de l'observation.

La figure 6 et 7 illustrent l'influence du réglage de la matrice Q sur la vitesse de convergence de l'observation. Pour ces deux figures, la batterie est chargée à SoC 50%, et l'état de charge supposé est initialisé dans l'observateur à SoC 90%. Lorsque l'écart type σ_{SoC} du bruit sur la variable d'état SoC est grand (Fig. 6a) la convergence vers le SoC réel est rapide au détriment d'une incertitude élevée. L'inverse est illustré Figure 6b. Il est envisageable d'obtenir une convergence rapide avec une bonne précision (Fig 7). Il suffit pour cela de fixer un σ_{SoC} grand au tout début de l'observation pour assurer une convergence rapide vers le SoC réel, puis de réduire la valeur de σ_{SoC} pour affiner l'observation.

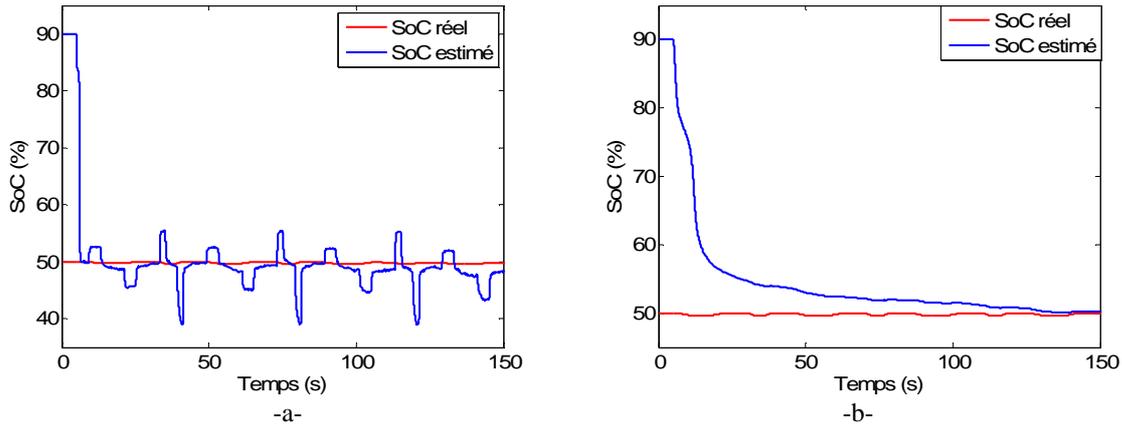


Figure 6. Estimation du SoC avec SoC initial supposé = 90%, SoC réel = 50 (a - $\sigma_{SOC}=80$ b- $\sigma_{SOC}=1$)

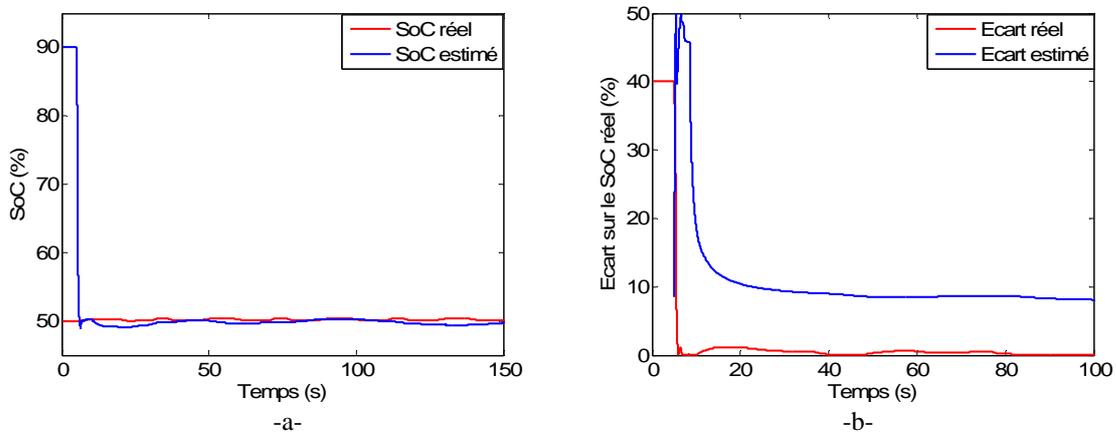


Figure 7. a - Estimation du SoC avec SoC initial supposé = 90%, SoC réel = 50%, $\sigma_{SOC} = 80$ puis $\sigma_{SOC} = 1$
b- Ecart d'estimation

Estimation l'état de charge à partir de différents SoC initiaux

Les figures 8 et 9 illustrent la convergence de l'observateur malgré des initialisations différentes de l'état de charge supposé. Pour ces trois figures la batterie a été placée à 50% d'état de charge. Le réglage de la matrice Q s'effectue selon la stratégie présentée dans l'essai de la figure 7. Dans les trois cas (Figure 7 incluse), la convergence est effective en moins de 10 secondes. Pour chacun des cas, l'erreur réelle est comparée à l'erreur estimée à partir de la matrice de prédiction des erreurs P . Cette dernière majore dans tous les cas l'erreur réelle, ce qui valide le modèle utilisé pour les essais.

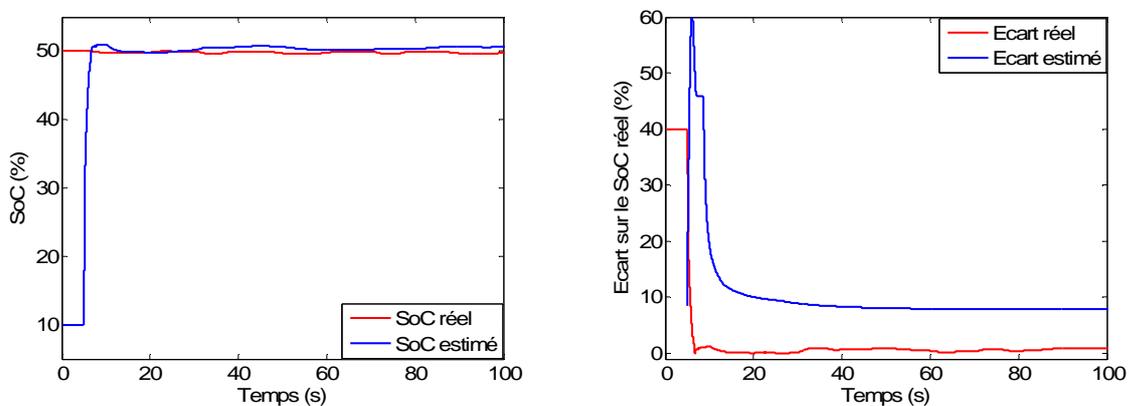


Figure 8 : a - Estimation de SoC (SoC initial supposé = 10%) ;
b – Ecart d'estimation et prédiction d'erreur de l'observateur

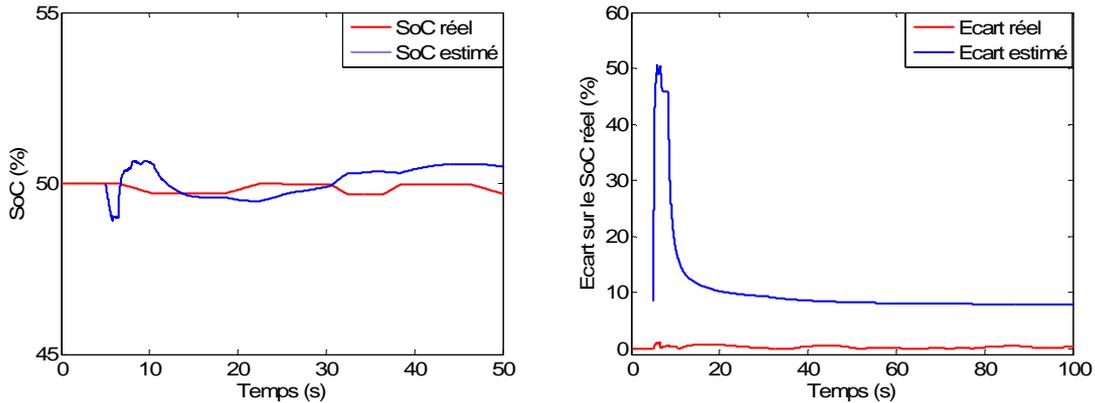


Figure 9 : a - Estimation de SoC (SoC initial supposé = 50%) ; b – Ecart d’estimation et prédiction d’erreur

3. Effet de la température sur l’estimation

En utilisation intensive de la batterie, la température de celle ci peut augmenter de plusieurs dizaines de degrés. La figure 10A illustre la variation du comportement dynamique de la réponse en tension d’une cellule à 25°C ou à 50°C. Il apparaît qu’à température élevée, la chute de tension due à la diffusion est plus faible qu’à 25°C. Cela peut s’expliquer par une meilleure cinétique des réactions chimiques à température élevée. Les courbes d’impédancemétrie (figure 10b) illustrent bien la diminution du phénomène de diffusion à température élevée ainsi qu’une diminution des résistances de transfert de charge et d’électrolyte. L’augmentation des résistances de connectique avec la température est largement compensée par la diminution des autres résistances.

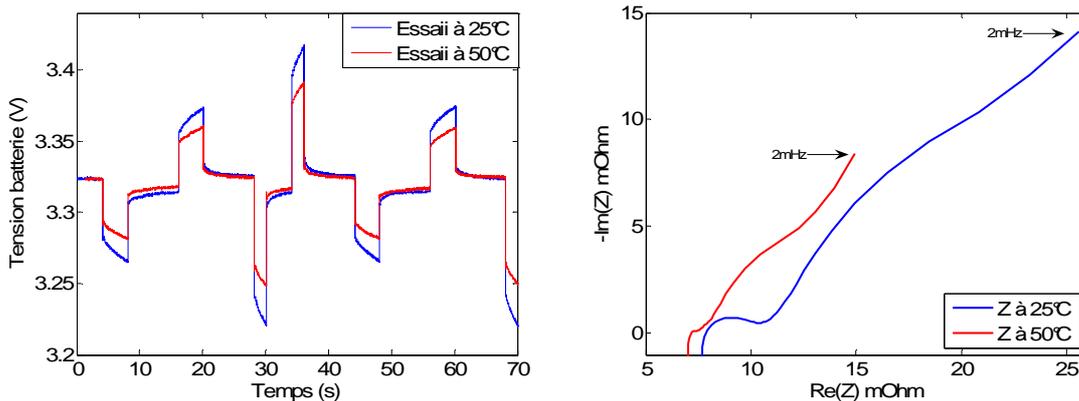


Figure 10 : Influence de la température sur : a – la réponse en tension (SoC = 50%) – b – Impédance

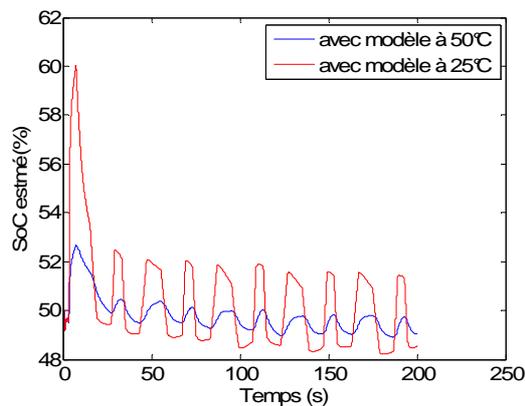


Figure 11 : Estimation du SoC à 50°C avec des modèles paramétrés à 25 et 50°C (SoC = 50%)

La figure 11 illustre une estimation de SoC à 50%, avec un observateur utilisant soit un modèle de la cellule à 25°C soit à 50°C. Bien que l’écart entre ces deux estimations ne soient pas très important du fait que les courants imposés ne le sont pas, cette figure révèle l’importance d’adapter le modèle utilisé à la dynamique réelle de la cellule, pour tenir compte des variations liées à la température ou au vieillissement de la cellule. L’adaptation du modèle peut être réalisée par un observateur étendu aux paramètres du modèle [11].

V. Conclusion

Cet article a présenté l'utilisation d'un filtre de Kalman pour l'observation de l'état de charge d'une cellule Li ion LiFePO_4 . L'influence des réglages du filtre de Kalman sur les performances de l'observation (vitesse de convergence et précision) a été discuté. Nous avons montré qu'il est possible, même avec une erreur initiale de 40% sur l'estimation du *SoC*, de faire converger l'observation vers le *SoC* réel en moins de dix secondes et finir avec une incertitude de l'ordre du pourcent. Ces performances ont été établies grâce à une stratégie d'adaptation de la matrice *Q* des bruits d'états. La méthode proposée est facilement implantable sur calculateur embarqué, et peut donc facilement être utilisée sur véhicule pour une détermination absolue de l'état de charge d'une batterie Li ion. La précision de l'observateur est intimement liée à la validité du modèle. Les paramètres de ce dernier doivent donc être régulièrement mis à jour, afin de tenir compte de l'évolution de ceux ci en fonction de la température (interne et externe) ainsi que du vieillissement de la batterie qui, lui, va contribuer à accroître de manière significative l'impédance de la cellule.

Les profils symétriques des sollicitations en courant présentés dans ce document, s'apparentent à des profils qui pourraient être rencontrés sur véhicules hybrides, avec des amplitudes de courant plus élevés. L'observation d'état de charge sur un profil réel donne des résultats similaires à ceux présentés dans ce document. Pendant des phases de non utilisation de la batterie, on peut imaginer une utilisation des profils présentés comme technique d'injection de signal, pour obtenir un contenu informationnel suffisamment intéressant pour permettre l'observation de l'état de charge. Pour des profils de type véhicule électrique, comportant une composante continue importante en raison de la décharge progressive de la batterie en cours d'utilisation, l'observation de l'état de charge tout au long de l'utilisation, implique une extension du modèle (augmentation du nombre de circuits RC ou modèle à réalisations diffusives) pour une meilleure prise en compte du phénomène de diffusion.

Références :

- [1]. M. Perrin, A. Jossen, S. Piller, *Methods for state of charge determination and their applications*. J. Power Sources 96 (2001) 113-120
- [2]. E. Meissner, G. Richter. *Battery monitoring and electrical energy management precondition for future vehicle electric power systems*. J. Power Sources, 116 (2003) 78-98
- [3]. R W. De Donker, A Hammouche, E. Karden. *Monitoring state of charge of NiMH and NiCd batteries using impedance spectroscopy*. J. Power Sources, 127 (2001) 113-120
- [4]. G.L.Plett, *Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPb-based HEV battery packs. Part1. Background*, J. Power Sources, 134 (2004) 252-261
- [5]. G.L.Plett, *Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPb-based HEV battery packs. Part2. modelling and identification*, J. Power Sources, 134 (2004) 262-276
- [6]. G.L.Plett, *Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPb-based HEV battery packs. Part3. State and parameter estimation*, J. Power Sources, 134 (2004) 277-292
- [7]. A. Vasebi, M. Partovibakhsh, S. M. Taghi Bathaee, *A novel combined battery model for state of charge estimation in lead-acid batteries based on extended Kalman filter for hybrid electric vehicle applications*, J. Power Sources, 174 (2007) 30-40
- [8]. E. Kuhn, C. Forgez, P. Lagonotte, G.Friedrich, *Modelling Ni-mH battery using Cauer and Foster structures*, J. Power Sources 158 (2005) 1490-1497
- [9]. E. Kuhn, C. Forgez, G.Friedrich, *Modelling diffusive phenomena using non integer derivatives: Application NiMH batteries*, European Physical Journal Applied Physics vol 25, n°3 (2004) 183-190
- [10]. R. E Kalman, *A new approach to linear filtering and prediction problems*, Trans. Of ASME, J. Basic Eng., (1960) pages 35-45
- [11]. D.V. Do, C. Forgez, K. El Kadri, G. Friedrich, *'Impedance observer for a Li ion battery using Kalman filter'*, IEEE Trans. on Vehicular Technology, 2009.