

Prédiction de durée de vie d'une pile à combustible à membrane échangeuse de protons par filtre de Kalman étendu combiné à des simulations Monte-Carlo

S.D. Pene^{a,b}, A. Picot^a, F. Gamboa^b, N. Savy^b, C. Turpin^a, A. Jaafar^a

a: Laboratoire PLasma et Conversion d'Energie (LAPLACE), UMR 5213, CNRS, INPT, UT, 2 rue Charles Camichel, Toulouse Cedex 7, 31071, France

b: Institut de Mathématiques de Toulouse (IMT), UMR 5219, CNRS, Université de Toulouse, 118 route de Narbonne, Toulouse Cedex 9, 31062, France

RESUME – Cet article présente une méthode permettant d'évaluer la durée de vie restante d'une pile à combustible à membrane échangeuse de protons. La méthode proposée est basée sur l'estimation et le suivi des paramètres caractéristiques du modèle quasi-statique de la pile à l'aide d'un filtre de Kalman étendu. Cette approche est couplée à des simulations de Monte-Carlo de manière à anticiper une rupture de la dynamique de dégradation, pouvant apparaître lors de l'apparition d'une défaillance. La pertinence et l'applicabilité de la méthode proposée ont été validées sur une base de données fictives de vieillissement d'une pile. Cette base de données représente la tension d'une PàC au cours d'une durée d'environ 35000 h. Cette base de données a été réalisée à partir de la longue expérience des différentes campagnes d'essais au sein du laboratoire. Le but ici est de tester la pertinence et l'applicabilité de la méthode proposée.

Mots-clés – Pile à combustible ; prédiction de durée de vie ; Filtre de Kalman étendu ; Simulation de Monte-Carlo ; Détection de rupture

1. INTRODUCTION

Face à l'urgence climatique et la nécessité de réduire au plus vite notre production de gaz à effet de serre, la pile à combustible (PàC) à membrane échangeuse de protons semble une alternative prometteuse pour décarboner le secteur des transports. L'un des principaux freins au développement à grande échelle de cette nouvelle technologie est la difficulté à évaluer et prédire sa durée de vie fonction de son profil d'utilisation [1]. Il est alors très difficile de garantir un certain niveau de performance au cours du temps. La dégradation des performances d'une PàC dépend principalement de l'impact des conditions opératoires sur les différentes pertes électrochimiques. Ces pertes sont généralement séparées en 3 catégories : les pertes d'activation (η_{act}), les pertes par diffusion (η_{diff}), et les pertes ohmiques (η_{ohm}). Les pertes d'activation sont une image de la cinétique des réactions au sein de la pile. Les pertes par diffusion représentent les phénomènes de transport des réactifs dans la pile. Les pertes ohmiques représentent quant à elles la qualité de contact entre les différentes interfaces. Ces différentes pertes se soustraient à la tension théorique de la pile et évoluent au cours du temps.

L'indicateur de santé généralement utilisé pour modéliser le vieillissement d'une PàC est la tension à ses bornes. La plupart des méthodes essaient d'établir un lien entre l'évolution de cette tension et la densité de courant demandée, ainsi que les conditions opératoires. Différentes méthodes ont été proposées dans la littérature et peuvent être classées selon 3 catégories : les méthodes basées modèles, les méthodes basées données, et plus récemment les méthodes hybrides [2, 3].

Le but des méthodes basées modèles est de représenter l'évolution de la tension de la pile par une équation mathématique. Cette équation peut être issue de la physique de la pile, mais

également empirique, ou semi-empirique. L'estimation de la durée de vie restante (*RUL* pour *Remaining Useful Life*) est généralement obtenue par estimation de l'évolution des paramètres suivis via des méthodes de filtrage. Parmi ces différents modèles, le filtre de Kalman (*KF*) est couramment utilisé pour surveiller la dégradation et prédire la RUL [4, 5]. Les filtres particuliers ont également été utilisés pour prédire la tension de la pile [6]. La principale limite de ces approches est leur difficulté à prendre en compte tous les mécanismes de dégradation, car elles se concentrent sur la modélisation de la tension uniquement.

Les méthodes basées données utilisent quant à elles des modèles d'apprentissage statistique standard ou des algorithmes d'intelligence artificielle. Ces méthodes ne nécessitent pas de connaissances spécifiques sur le système ou sa physique. Elles nécessitent cependant une quantité de données suffisamment importante pour construire un modèle de prédiction pertinent. Les réseaux neuronaux ont été largement utilisés pour prédire la tension d'une PàC [7, 8]. Récemment, les réseaux récurrents à mémoire court et long terme (*LSTM* pour *Long Short-Term Memory*) ont été utilisés avec succès pour estimer l'état de santé d'une PàC dans des conditions de fonctionnement dynamiques [9]. Cependant, ces approches nécessitent une grande quantité de données expérimentales dans diverses conditions, ce qui peut être très difficile à obtenir.

Enfin, des méthodes hybrides ont été développées ces dernières années, fusionnant les avantages des approches basées modèles et basées données. Ces approches récentes sont moins présentes dans la littérature. Elles sont généralement basées sur un algorithme de suivi (*KF* ou filtre particulière) combiné à des réseaux neuronaux [10, 11]. Ces méthodes s'appuient sur un modèle décrivant certains phénomènes de dégradation et sur suffisamment de données pour capturer les relations sous-jacentes non prises en compte par le modèle.

Dans ce papier, nous proposons de suivre la dégradation de la PàC à travers les paramètres caractéristiques du modèle quasi-statique liant la tension de sortie aux conditions opératoires. Ces paramètres sont liés aux différentes pertes mentionnées précédemment. Le suivi de ces différents paramètres est réalisé par un filtre de Kalman étendu, nous permettant de prédire leur évolution future. Une approche de détection de rupture basée sur des simulations de Monte-Carlo est ajoutée afin d'anticiper une accélération soudaine de la dégradation. Cette approche est présentée en section 3. Cette méthode est évaluée sur une base de données simulées de 38000 h décrite dans la section 2. Les résultats de cette approche sont décrits et analysés dans la section 4.

2. BASE DE DONNÉES

Afin de développer et d'évaluer la faisabilité de notre méthode, une base de données fictives de vieillissement d'une PàC

à conditions opératoires constantes a été créée. Le développement du modèle de simulation est basé sur les connaissances acquises lors de plusieurs campagnes de vieillissement menées dans le cadre d'autres projets au sein du LAPLACE. Plusieurs études menées au laboratoire [12, 13] ont montré qu'il existe une dégradation progressive des courbes de polarisation au cours du vieillissement de la PàC, quel que soit le profil de charge. Les courbes de polarisation représentent l'évolution de la tension de la PàC en fonction de la densité de courant et est communément notée $V(I)$. Cette courbe est utilisée pour identifier les différentes pertes de la PàC à partir du modèle quasi-statique de la PàC décrit dans la section 4. L'idée ici est de formuler des lois d'évolution de certains paramètres liés aux pertes, afin de se rapprocher des tendances observées dans d'autres études.

Cette base de données fictives représente une durée totale de 38000 h à une densité de courant fixe $J = 1 \text{ A/cm}^2$. On considère que la tension est mesurée toutes les minutes. Les courbes $V(I)$ et les mesures de résistance interne permettant la caractérisation de la PàC sont quant à elles mesurées toutes les 500 h. L'évolution de la tension de la PàC au cours du temps est représentée dans la figure 1 et les différentes courbes $V(I)$ correspondantes dans la figure 2.

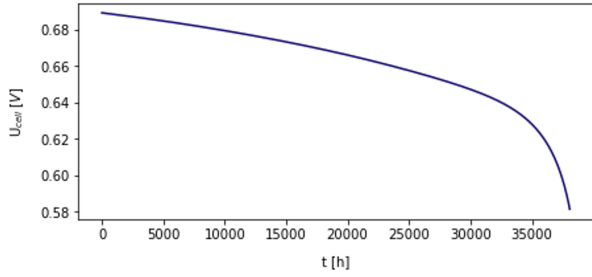


FIG. 1. Evolution de la tension de sortie de la PàC au cours du temps

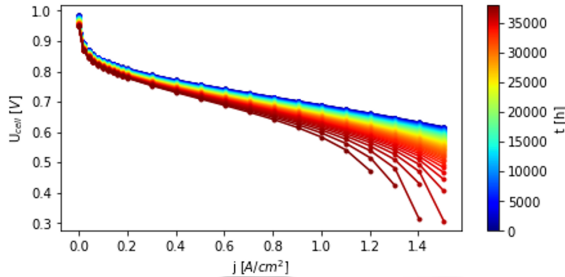


FIG. 2. Evolution de la courbe de polarisation de la PàC au cours du temps

Dans cette base de données, on suppose qu'un phénomène d'engorgement profond a lieu autour du temps $t = 30000 \text{ h}$, entraînant ainsi une accélération soudaine de la dégradation de la pile, se traduisant par une rupture de pente sur la densité de courant limite de diffusion. Cela se traduit par les contraintes ajoutées sur les différentes pertes. Les pertes d'activation passent ainsi de 82 % des pertes totales en début de vie à 71 % en fin de vie et les pertes par diffusion de 9 % en début de vie à 20 % en fin de vie. Ces ordres de grandeur sont assez proches de ceux généralement obtenus dans nos études. Les pertes par diffusion sont considérées comme très élevées en fin de vie afin d'illustrer le phénomène d'engorgement profond voulu. Les conditions initiales du modèle sont définies à partir de données réelles obtenues lors de la caractérisation d'un stack de composé de 5 cellules de surface active 470 cm^2 de technologie PEM (Proton Exchange Membrane) basse température.

3. MÉTHODOLOGIE PROPOSÉE

3.1. Modélisation

Le suivi de dégradation de la PàC est basé sur l'identification du modèle quasi-statique de la pile décrit dans l'équation (1) où E_{rev} représente la tension théorique de la PàC, η_{act} les pertes d'activation, η_{diff} les pertes par diffusion, et η_{ohm} les pertes ohmiques. Les équations des différentes pertes sont données respectivement dans (2), (3), et (4) où α est le coefficient de transfert de charge, F la constante de Faraday, R la constante des gaz parfaits, T la température de fonctionnement, j_n la densité de courant parasite, j_0 la densité de courant d'échange, β le coefficient de diffusion, et j_{lim} la densité de courant limite de diffusion.

$$U_{cell}(j) = E_{rev} - \eta_{act}(j) - \eta_{diff}(j) - \eta_{ohm}(j) \quad (1)$$

$$\eta_{act}(j) = \frac{RT}{2\alpha F} \ln \left(\frac{j + j_n}{j_0} \right) \quad (2)$$

$$\eta_{diff}(j) = \frac{RT}{2\beta F} \left| \ln \left(1 - \frac{j}{j_{lim}} \right) \right| \quad (3)$$

$$\eta_{ohm}(j) = R_{ohm}(j) \times j \quad (4)$$

On cherche à identifier dans ce modèle les paramètres j_0 , j_n , j_{lim} et β . Dans un premier temps, on commence par effectuer une identification paramétrique de $\theta = (j_0, j_n, j_{lim}, \beta)$ sur toute la base de données afin de choisir les lois mathématiques à paramétrer de leurs évolutions au cours du temps. L'identification paramétrique est réalisée par l'algorithme de Levenberg-Marquardt sur les différentes courbes $V(I)$ obtenues toutes les 500 h. Les résultats de l'identification des différents paramètres sont présentés dans le figure 3.

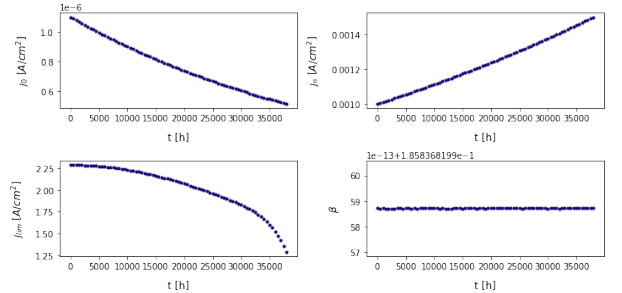


FIG. 3. Résultats de l'identification des paramètres j_0 , j_n , j_{lim} et β au cours du temps.

L'erreur quadratique maximale obtenue lors de l'identification sur les 76 courbes $V(I)$ est $9,87 \times 10^{-17}$ ce qui est extrêmement faible et confirme le bon ajustement du modèle aux données simulées. Au regard de l'évolution temporelle des différents paramètres, les lois d'évolutions suivantes sont choisies :

$$j_0(t) = a_0 e^{-k_0 t}, \quad (5)$$

$$j_n(t) = a_n e^{k_n t}, \quad (6)$$

$$j_{lim}(t) = a_1 e^{k_1 t^2}, \quad (7)$$

où a_0 , a_n , a_1 , k_0 , k_n et k_1 sont les coefficients à estimer au cours du temps. Le paramètre β est quant à lui considéré constant tout au long de la base de données. La résistance ohmique (connue sur la base données) est modélisée de par une fonction affine $r_{ohm}(t) = r_{ohm}^0 + k_{ohm} \times t$.

Afin de confirmer la pertinence des lois proposées, l'identification des différents coefficients est réalisée amenant à des erreurs quadratiques de $5,36 \times 10^{-22}$ pour $j_0(t)$, $1,93 \times 10^{-18}$

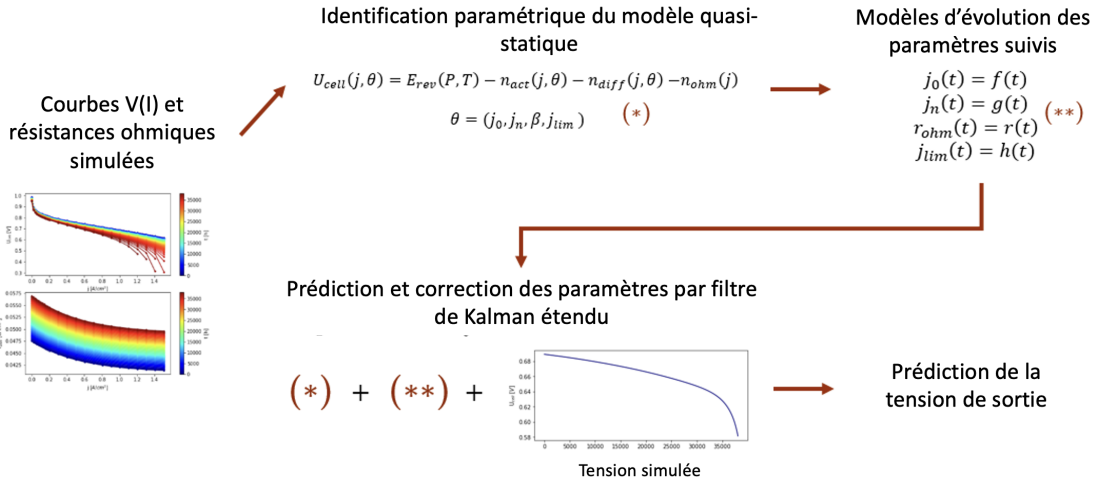


FIG. 4. Principe de la méthode proposée.

pour $j_n(t)$ et $4,58 \times 10^{-2}$ pour $j_{lim}(t)$. Ces valeurs indiquent que les lois semblent convenir pour les paramètres j_0 et j_n , mais pas pour j_{lim} . La figure 5, présentant le fitting obtenu par le modèle proposé (trait plein) pour j_{lim} et les données identifiées (points noirs), confirme ce point.

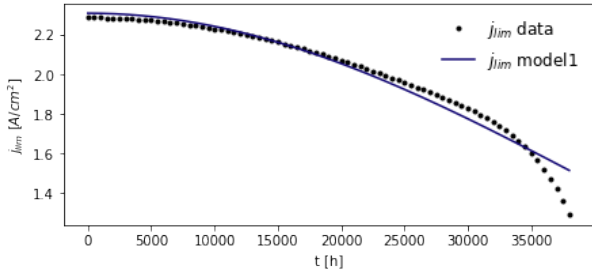


FIG. 5. Comparaison entre les données identifiées pour j_{lim} et le modèle de l'équation (7).

On observe dans la figure 5 un changement de dynamique de dégradation à partir d'un certain temps, ce qui rend la modélisation de j_{lim} délicate. Ce changement de dynamique expliquerait la chute accélérée de la tension après environ 30 000 h sur la figure 1. On décide donc de modéliser $j_{lim}(t)$ sous la forme de la somme de 2 fonctions représentant les dynamiques respectives avant et après le temps de rupture t_c , comme suivant :

$$j_{lim}(t) = P_1(t) \times \mathbb{1}_{\{t \leq t_c\}}(t) + P_2(t) \times \mathbb{1}_{\{t > t_c\}}(t), \quad (8)$$

avec

$$\mathbb{1}_{\{t \leq t_c\}}(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } t \leq t_c \\ 0 & \text{if } t > t_c \end{cases}, \quad (9)$$

et $P_1(t)$ et $P_2(t)$ deux fonctions correspondant aux 2 dynamiques de dégradation observées.

Dans le contexte de prédiction de la tension de PàC, cette formulation est néanmoins limitée car l'instant t_c et les paramètres de $P_2(t)$ sont difficilement identifiables avant que le changement de dynamique ait eu lieu. On introduit donc un critère de détection de rupture défini par l'équation (10) où τ représente une durée prédéfinie et λ_0 un coefficient plus grand que 1.

$$t_c = \inf \left\{ t - \tau : \left| \frac{P_1(t) - P_1(t - \tau)}{\tau} \right| \geq \lambda_0 \left| \frac{P_1(t - \tau) - P_1(0)}{t - \tau} \right| \right\} \quad (10)$$

Cela revient à définir le temps de rupture t_c comme l'instant à partir duquel la dégradation observée sur j_{lim} lors des τ dernières heures est λ_0 fois plus grande que celle observée depuis

le début du fonctionnement de la PàC. En ajoutant la condition de continuité au point de rupture $P_1(t_c) = P_2(t_c)$ et la condition $P_2''(t) = \lambda P_1''(t)$ pour $t > t_c$ sur la dérivée seconde afin de traduire qu'il s'agit d'une accélération de la dégradation ($\lambda > 1$), il est alors possible d'exprimer $P_2(t)$ en fonction de $P_1(t)$.

Plus de détails sur le choix de $P_1(t)$, λ et λ_0 sont données dans la partie 3.3.

3.2. Filtre de Kalman Étendu

Dans un second temps, on procède au suivi du paramètre $\theta = [j_0, j_n, r_{ohm}]$ au cours du temps à l'aide d'un filtre de Kalman étendu, en s'appuyant sur les lois d'évolution identifiées précédemment pour les différents paramètres. Le filtre de Kalman [14] est une méthode de filtrage récursive optimale qui permet d'estimer des variables inconnues à partir d'une série d'observations au cours du temps. Le filtre de Kalman étendu (EKF) est sa version non linéaire. Le vecteur de mesures Y_k est lié à l'état non observé $\theta_k \in \mathbb{R}^p$ (avec p le nombre de variables d'état) par une relation de la forme :

$$Y_k = h_k(\theta_k, u_k) + V_k \quad (11)$$

où $k \in \mathbb{N}$ est l'indice de temps, h_k est la fonction d'observation, u_k représente les variables exogènes (entrées externes) et $V_k \in \mathbb{R}^p$ est le bruit de mesure de matrice de covariance R_k . Cette relation est appelée modèle d'observation. L'état actuel du système est également exprimé en fonction de l'état précédent selon le modèle d'état défini par :

$$\theta_k = f_k(\theta_{k-1}, u_{k-1}) + W_k, \quad (12)$$

où f_k est la fonction de transition entre deux états cachés, et W_k est un bruit de processus de matrice de covariance Q_k .

Les valeurs optimales des états cachés sont calculées en deux étapes principales : prédiction et correction. Tout d'abord, le filtre doit être initialisé avec une estimation initiale de l'état θ_0 et de sa matrice de covariance P_0 . Les étapes de prédiction et de correction sont ensuite répétées pour chaque pas de temps au fur et à mesure que de nouvelles mesures sont disponibles. Lorsqu'il n'y a plus de mesures disponibles, seule l'étape de prédiction est effectuée.

3.3. Prédiction

La méthodologie proposée est décrite dans la figure 4.

On considère que seules les données jusqu'à l'instant t_n sont connues pour ajuster les paramètres des lois d'évolution et les coefficients du filtre de Kalman. On effectue ensuite une prédiction de l'évolution de la tension au cours du temps.

En ce qui concerne le paramètre j_{lim} , le temps de rupture et la dynamique de dégradation après ce dernier, ils sont en principe inconnus. Une approche basée sur une simulation de Monte Carlo est donc adoptée. Les variables t_c et λ sont traitées comme des réalisations de variables aléatoires. Ainsi, plusieurs scénarios d'évolution de j_{lim} sont générés pour $t > t_n$. Pour chaque scénario, l'approche décrite dans la section 3.2 est appliquée.

La détection de t_c est réalisée selon l'équation (10). On choisit une fenêtre de détection $\tau = 10$ h. La présence d'une rupture de la densité de courant limite est définie lorsque son taux de variation entre $t - \tau$ et t est deux fois plus élevé qu'entre le temps 0 et $t - \tau$, soit $\lambda_0 = 2$.

Dans le cas où t_c n'est pas détecté sur la période d'apprentissage $[0, t_n]$, différentes valeurs de t_c sont tirées selon une distribution exponentielle. Pour chaque t_c , un échantillon de λ est tiré selon une distribution de Pareto. La distribution exponentielle est couramment utilisée en théorie des probabilités et en statistique pour modéliser un temps d'attente jusqu'à événement prochain - dans notre cas, l'accélération de la dégradation de j_{lim} . La distribution de Pareto est une distribution de probabilité adaptée aux situations dans lesquelles un petit nombre d'événements contribuent de manière significative à la distribution globale.

Soit T_c la variable aléatoire modélisant l'instant de rupture, on sait que $t_c > t_n$. De plus, on considère que $t_c < t_{max}$, c'est à dire qu'il existe un changement de dégradation sur la durée de vie totale de la PàC. Il est donc nécessaire de décaler la loi de distribution T_c sur l'intervalle $[t_n, t_{max}]$. Soit Z la variable aléatoire modélisant le facteur d'accélération λ après le temps de rupture. Les lois de distribution $T_c | t_n \leq T_c \leq t_{max}$ et Z sont calculées par la méthode de fonction de répartition inverse [15]. La fonction $P_1(t)$ est définie comme un polynôme de degré 2.

Dans le cas où t_c est détecté sur la période d'apprentissage, c'est à dire $t_c < t_n$, seul un échantillon de λ est utilisé pour simuler divers scénarios anticipant la manière dont l'accélération de la dégradation apparaît. Dans ce cas, la fonction $P_1(t)$ est estimée à l'aide d'un spline cubique sur l'intervalle $[0, t_n]$ et la fonction $P_2(t)$ est calculée en remplaçant t_c par t_n .

4. RÉSULTATS SUR DONNÉES SIMULÉES

L'approche proposée a été appliquée sur la base de données fictives décrite dans la section 2. La méthode est évaluée sur sa capacité à prédire la durée de vie restante (*RUL* pour *Remaining Useful Life*) du système. Le critère de fin de vie de la pile (*EOL* pour *End Of Life*) est une baisse de 10 % de la tension à 1 A/cm². Cela correspond ici à une durée $t_{EOL} = 35966$ h. On peut donc définir la RUL comme la différence entre t_{EOL} et la temps actuel du système t_n selon l'équation (13).

$$RUL = t_{EOL} - t_n \quad (13)$$

Pour chaque durée d'apprentissage, 500 évolutions de j_{lim} sont générées pour différentes valeurs de t_c selon une loi exponentielle et de λ selon une loi de Pareto. La figure 6 présentent les résultats obtenus pour 3 durées d'apprentissage t_n différentes (10000 h, 20000 h, et 30000 h). Sur cette figure, les tensions de pile min et max estimées au cours du temps sont représentées en rouge, la tension moyenne estimée en pointillés courts noirs, la tension médiane estimée en pointillés longs verts et la tension réelle en pointillés longs-courts bleus.

On constate sur la figure 6 que la méthode proposée a tendance à sous-estimer la RUL pour des durées d'apprentissage plus courtes. Néanmoins, il semble que la tendance générale est bien captée par l'algorithme. On constate qu'il est délicat de prédire le changement de dynamique lorsqu'on est loin de celui-ci. La RUL estimée par la méthode proposée reste malgré tout très proche de la RUL réelle. La distribution de la durée de fin de vie pour différentes durées d'apprentissage est présentée dans la figure 7.

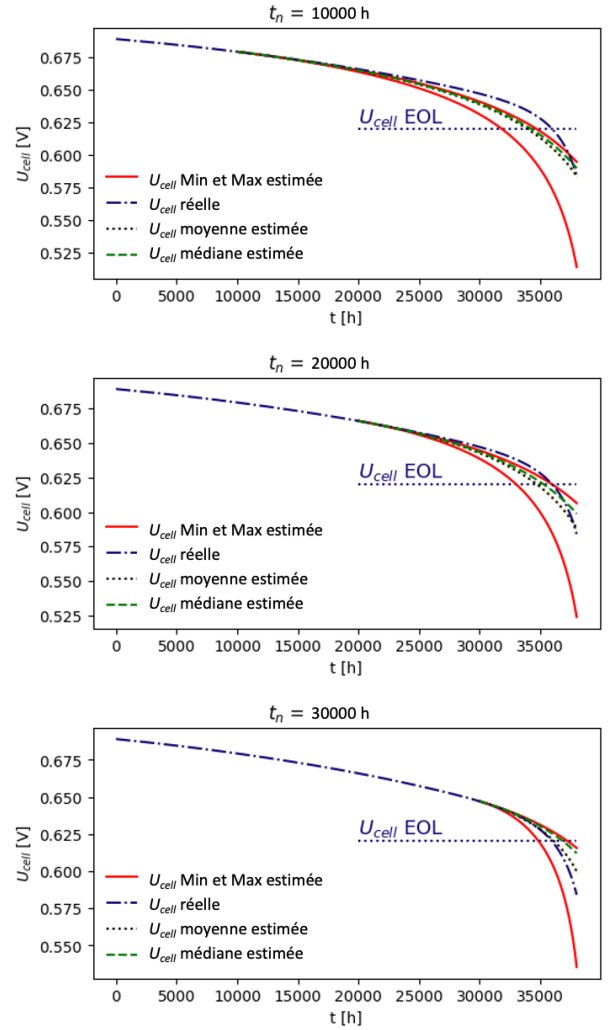


FIG. 6. Résultats obtenus pour différentes durées d'apprentissage t_n (10000 h, 20000 h, et 30000 h).

La figure 7 confirme que la méthode sous-estime un peu la EOL au début pour converger relativement proche de la vraie valeur au bout d'environ 20000 h. La prédiction reste globalement fiable avec une erreur ne dépassant pas 2000 h (soit 5 % de vraie durée de vie). En moyenne, l'erreur absolue de la EOL prédite varie de 2084 h à 20 h entre 10000 et 35000 h d'apprentissage. Ces bons résultats sont largement dûs à l'estimation du temps de changement de dynamique de dégradation. À titre de comparaison, la figure 8, présente l'erreur absolue de prédiction de RUL pour la méthode proposée (en bleu) comparée à l'utilisation uniquement de l'EKF (en rouge) sans les simulations de Monte Carlo pour estimer j_{lim} .

La figure 8 démontre que l'estimation du changement de dynamique de j_{lim} améliore grandement la prédiction de RUL. En effet on constate que l'erreur absolue de RUL reste à peu

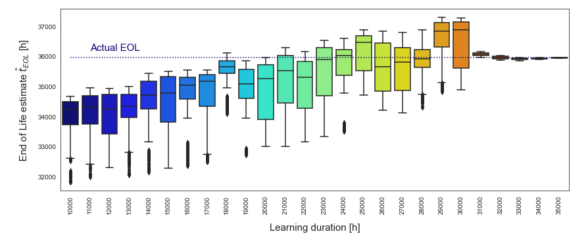


FIG. 7. Distribution de la EOL en fonction de la durée d'apprentissage.

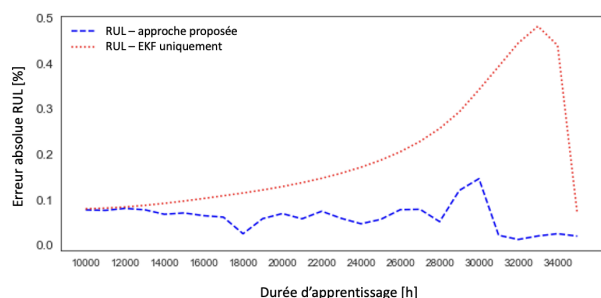


FIG. 8. Comparaison de l'erreur absolue de RUL par la méthode proposée (bleu) et par EKF uniquement (rouge).

près constante dans le cas de la méthode proposée. En revanche, dans le cas de l'utilisation de l'EKF pour prédire la tension de sortie sans utiliser des simulations de Monte Carlo pour j_{lim} , l'erreur augmente exponentiellement jusque 32000 h d'apprentissage. Cela est dû à la formule d'évolution temporelle de j_{lim} (exprimée dans l'équation (7)) qui ne parvient pas à reproduire le comportement réel de j_{lim} , comme illustré dans la figure 5. La formule utilisée dans ce cas a tendance à sous-estimer la dégradation de j_{lim} , résultant en une mauvaise prédiction de la RUL.

5. CONCLUSIONS

Dans ce papier, une méthode originale de prédiction de durée de vie d'une PàC est présentée. Cette méthode est basée sur l'estimation et le suivi des paramètres caractéristiques du modèle quasi-statique de la pile à l'aide d'un filtre de Kalman étendu. Les paramètres suivis sont la densité de courant parasite, la densité de courant d'échange, et la densité de courant limite de diffusion. Il a été constaté lors de l'étude préliminaire de l'évolution temporelle de ces paramètres que la densité de courant limite subissait un changement de dynamique de dégradation à la suite de la simulation d'un engorgement profond. Une attention particulière a été accordée à la modélisation de la densité de courant limite en introduisant un modèle avancé basé sur l'analyse différentielle pour mettre en évidence les points de transition critiques. Pour la prédiction de la dégradation de la tension, une simulation de Monte Carlo de la densité de courant limite a été réalisée et ajoutée au suivi des autres paramètres par EKF. Cette méthode a été évaluée sur une base de données fictives d'une durée de 38000 h. Elle obtient de bons résultats en ce qui concerne la prédiction de la RUL. Les résultats présentés soulignent d'ailleurs l'intérêt de la détection de rupture et des simulations de Monte Carlo par rapport à un simple suivi par EKF. Néanmoins, les obstacles rencontrés sur des données parfaitement maîtrisées confirment la complexité du problème de prédiction de durée de vie sur un système réel. Naturellement, l'étape suivante de ce travail est l'application de l'approche proposée à une base de données réelles de vieillissement représentative des conditions d'utilisation de mobilité lourde.

6. REMERCIEMENTS

Ce travail est issu du projet ECH2, financé par l'ADEME dans le cadre du plan France 2030. Son consortium est composé des sociétés Helion ALSTOM Hydrogen SAS, Siemens Digital Industries Software, IFP Energies Nouvelles, Vitesco Technologies ainsi que des laboratoires LAPLACE et IMT.

7. RÉFÉRENCES

- [1] T. Jahnke, G. Futter, A. Latz, T. Malkow, G. Papakonstantinou, G. Tsotridis, P. Schott, M. Gérard, M. Quinaud, M. Quiroga, A. Franco, K. Malek, F. Calle-Vallejo, R. Ferreira de Moraes, T. Kerber, P. Sautet, D. Loffreda, S. Strahl, M. Serra, P. Polverino, C. Pianese, M. Mayur, W. Bessler, and C. Kompis, "Performance and degradation of proton exchange membrane fuel cells : State of the art in modeling from atomistic to system scale," *Journal of Power Sources*, vol. 304, pp. 207–233, 2016.
- [2] J. Zhao, X. Li, C. Shum, and J. McPhee, "A review of physics-based and data-driven models for real-time control of polymer electrolyte membrane fuel cells," *Energy and AI*, vol. 6, p. 100114, 2021.
- [3] L. Vichard, N. Y. Steiner, N. Zerhouni, and D. Hissel, "Hybrid fuel cell system degradation modeling methods : A comprehensive review," *Journal of Power Sources*, vol. 506, p. 230071, 2021.
- [4] H. Liu, J. Chen, C. Zhu, H. Su, and M. Hou, "Prognostics of proton exchange membrane fuel cells using a model-based method," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 50, no. 1, pp. 4757–4762, 2017.
- [5] J. Bartlechner, M. Vrlić, C. Hametner, and S. Jakubek, "State-of-health observer for pem fuel cells—a novel approach for real-time online analysis," *International Journal of Hydrogen Energy*, 2024.
- [6] M. Jouin, R. Gouriveau, D. Hissel, M.-C. Péra, and N. Zerhouni, "Prognostics of pem fuel cell in a particle filtering framework," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 39, no. 1, pp. 481–494, 2014.
- [7] L. Vichard, F. Harel, A. Ravey, P. Venet, and D. Hissel, "Degradation prediction of pem fuel cell based on artificial intelligence," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 45, no. 29, pp. 14 953–14 963, 2020.
- [8] B. Long, K. Wu, P. Li, and M. Li, "A novel remaining useful life prediction method for hydrogen fuel cells based on the gated recurrent unit neural network," *Applied Sciences*, vol. 12, no. 1, p. 432, 2022.
- [9] X. Liu, J. Chen, Y. Wei, S. Liu, and Y. Zhou, "Degradation prediction of fuel cell systems based on different operating conditions in dynamic cycling condition," *Heliyon*, vol. 10, no. 15, 2024.
- [10] R. Xie, R. Ma, S. Pu, L. Xu, D. Zhao, and Y. Huangfu, "Prognostic for fuel cell based on particle filter and recurrent neural network fusion structure," *Energy and AI*, vol. 2, p. 100017, 2020.
- [11] H. Wu, W. Wang, Y. Li, W. Zhu, C. Xie, and H. B. Gooi, "Hybrid physics-based and data-driven prognostic for pem fuel cells considering voltage recovery," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2023.
- [12] S. El Aabid, "Méthode basée modèle pour le diagnostic de l'état de santé d'une pile à combustible pemfc en vue de sa maintenance," Theses, Toulouse INP, Jan. 2020.
- [13] A. Pessot, "Modélisation des performances et du vieillissement des piles à combustible pem basses températures en vue d'applications aéronautiques," Ph.D. dissertation, Institut National Polytechnique de Toulouse-INPT, 2020.
- [14] M. I. Ribeiro, "Kalman and extended kalman filters : Concept, derivation and properties," *Institute for Systems and Robotics*, vol. 43, no. 46, pp. 3736–3741, 2004.
- [15] C. P. Robert, G. Casella, and G. Casella, *Monte Carlo statistical methods*. Springer, 1999, vol. 2.

- [1] T. Jahnke, G. Futter, A. Latz, T. Malkow, G. Papakonstantinou, G. Tsotridis, P. Schott, M. Gérard, M. Quinaud, M. Quiroga, A. Franco, K. Malek, F. Calle-Vallejo, R. Ferreira de Moraes, T. Kerber, P. Sautet, D. Loffreda, S. Strahl, M. Serra, P. Polverino, C. Pianese, M. Mayur, W. Bessler, and C. Kompis, "Performance and degradation of proton exchange membrane