



HAL
open science

Analyse et Modélisation de la dégradation d'une PEMFC à l'aide d'intelligence artificielle

Loïc Vichard, Fabien Harel, Alexandre Ravey, Pascal Venet, Daniel Hissel

► To cite this version:

Loïc Vichard, Fabien Harel, Alexandre Ravey, Pascal Venet, Daniel Hissel. Analyse et Modélisation de la dégradation d'une PEMFC à l'aide d'intelligence artificielle. SYMPOSIUM DE GENIE ELECTRIQUE, SGE 2020, Jun 2020, NANTES, France. hal-03330998

HAL Id: hal-03330998

<https://hal.science/hal-03330998>

Submitted on 1 Sep 2021

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.

Analyse et modélisation de la dégradation d'une PEMFC à l'aide d'intelligence artificielle

L. Vichard^{a,b}, F. Harel^{b,d}, A. Ravey^{a,b}, P. Venet^{b,c}, D. Hissel^{a,b}

^aFEMTO-ST Institute, Univ. Bourgogne Franche-Comté, UTBM, CNRS, Belfort, France

^bFCLAB, CNRS, Belfort, France

^cUniv Lyon, Université Claude Bernard Lyon 1, Ecole Centrale de Lyon, INSA Lyon, CNRS, Ampère, Villeurbanne, France

^dAME-Eco7, Univ Gustave Eiffel, IFSTTAR, Univ Lyon, Lyon, France

RESUME – Aujourd'hui la durabilité des piles à combustible est encore trop limitée pour concurrencer les moteurs thermiques et la compréhension des mécanismes de dégradation n'est toujours pas entièrement maîtrisée. C'est pourquoi des expérimentations de longue durée sont nécessaires afin d'approfondir les connaissances. Par ailleurs, des modèles de dégradation sont requis pour estimer et prédire l'évolution de ce vieillissement dans le but d'optimiser les lois de contrôle et les prises de décisions correctives de manière à prolonger la durée de vie du système. Ce papier présente dans un premier temps une expérimentation de 5000 heures réalisée sur un système PEMFC (Proton Exchange Membrane Fuel Cell) à cathode ouverte dans des conditions proches de la réalité. L'influence des conditions opératoires sur la dégradation est ensuite analysée. Dans un second temps, cette dégradation est modélisée à l'aide d'un réseau de neurones à réservoir. Les résultats montrent que le modèle proposé est capable de prédire l'évolution des performances sur plus de 2000 heures avec une erreur faible.

Mots-clés— système pile à combustible, PEMFC, expérimentation de longue durée, pronostic, Echo State Network.

1. INTRODUCTION

Cette dernière décennie les piles à combustible à membrane échangeuse de proton (PEMFCs) se sont révélées être des convertisseurs d'énergie prometteurs aussi bien pour des applications stationnaires que de transport. Elles sont considérées aujourd'hui comme une solution potentielle majeure pour une transition énergétique notamment grâce à une haute densité énergétique, un haut rendement, une basse température de fonctionnement et surtout aucune émission de gaz à effet de serre [1]. Toutefois, leur durée de vie trop limitée nécessite d'être prolongée afin de concurrencer les moteurs thermiques traditionnels et d'atteindre un développement à l'échelle mondiale [2]. Le département de l'énergie américain mentionne une durée de vie cible autour de 5000 heures pour des applications de transport [3]. Intégrées dans des véhicules, les PEMFCs sont soumises à des conditions opératoires rudes qui accélèrent la dégradation des composants [4–6] : variations de charge [7], variations de température et d'humidité, températures négatives [8, 9], impureté de l'air [10], chocs et vibrations [11], etc.

L'amélioration de la durée de vie est une priorité et fait l'objet de nombreuses recherches depuis plusieurs années. Ces travaux se focalisent sur l'amélioration du design avec des matériaux plus robustes, mais également sur l'optimisation des lois de contrôle en vue de garantir des conditions de fonctionnement idéales et ainsi ralentir la dégradation. Dans tous les cas, une bonne compréhension du comportement dynamique du système étudié et des mécanismes de dégradation associés est primordiale. De nos jours, ces lois de dégradation ne sont toujours pas totalement maîtrisées. C'est pourquoi, dans un premier temps, des études expérimentales sur bancs d'essais ou pour des applications réelles sont nécessaires afin d'étudier l'évolution du comportement dynamique des systèmes [12].

Dans ce cadre d'amélioration continue de la durabilité, des modèles de dégradation sont utilisés pour estimer et prédire en temps réel la dégradation des composants. Grâce à ces modèles, le comportement dynamique du système peut être analysé et corrélé avec le temps de fonctionnement en fonction des conditions opératoires. De plus, ils peuvent être utilisés pour des applications de gestion de l'énergie, en prenant des décisions de contrôle correctives adéquates, pour possiblement étendre la durabilité [13–15].

Développer de tels modèles n'est pas chose aisée. En effet, ces expérimentations de longues durées sont coûteuses en temps et en argent. C'est pourquoi il y a actuellement un manque de données expérimentales et de publications associées pourtant nécessaires à la construction et la validation des modèles [16, 17]. La contribution de cette étude est de présenter les résultats d'une expérimentation de durabilité de plus de 5000 heures réalisée sur une PEMFC de type cathode ouverte sous des conditions opératoires proches d'une application de transport. Les résultats seront ensuite analysés et utilisés afin de construire un modèle de dégradation.

Dans un premier temps, cet article proposera un état de l'art non exhaustif des différentes méthodes de modélisation de la dégradation. Dans un second temps, l'expérimentation de longue durée sera détaillée c'est à dire le système pile à combustible, le profil de sollicitation en courant, le profil de sollicitation en température ainsi que les indicateurs de santé choisis. Les résultats de cette expérimentation seront ensuite illustrés et analysés. Finalement, ces derniers seront utilisés pour construire un modèle de dégradation basé sur l'intelligence artificielle.

2. MODELISATION DE LA DÉGRADATION

Dans le cas des piles à combustible, de nombreuses approches ont été présentées dans la littérature afin de modéliser leur dégradation. Ces modèles peuvent être classifiés suivant trois catégories : les modèles physiques, les modèles guidés données et les modèles hybrides [14, 18].

2.1. Les modèles physiques

Les modèles physiques peuvent être mécanistes ou semi-empiriques, ils sont basés sur les équations physiques décrivant le fonctionnement du système et font intervenir ses paramètres internes. Le principal avantage de ce type de modèle est qu'il ne nécessite pas une quantité importante de données. De plus, faisant intervenir les paramètres internes du système dans les équations du modèle, leur évolution peut être analysée et corrélée avec les conditions opératoires à la recherche d'une meilleure compréhension des phénomènes de dégradation. Ce type de modèle a également l'avantage de présenter une bonne généralité.

Lechartier et al. [19] proposent un modèle de dégradation de PEMFC découpé en deux parties : une statique et une dynamique. La partie statique est basée sur les équations des phénomènes physiques décrivant le fonctionnement du système ainsi que sur la loi de Butler-Volmer. La partie dynamique est basée sur l'utilisation d'un circuit électrique équivalent dont les paramètres sont mis à jour à l'aide de caractérisations récurrentes : courbes de polarisation et mesures d'impédance. Bien que les résultats montrent une précision satisfaisante, l'inconvénient majeure est la dépendance liée aux caractérisations. Cette méthode n'est donc pas destinée à des applications temps réel embarquées. Zhou et al. [20] proposent un modèle de dégradation multiphysique basé sur l'utilisation de filtres particuliers. Le modèle est semi-empirique et fait intervenir les équations physiques de la pile à combustible. Afin de considérer la dégradation des performances, trois coefficients de vieillissement (α , β , γ) sont intégrés dans les équations associées aux différentes pertes : pertes ohmiques, pertes cinétiques et de diffusion. Dans un premier temps, les coefficients de vieillissement sont initialisés à l'aide d'une courbe de polarisation réalisée au début de vie du système. Dans un second temps, un filtre particulière est mis en place afin d'étudier l'évolution des performances et mettre à jour les coefficients (α , β , γ) du modèle. Finalement, une courbe de régression est identifiée et est utilisée pour extrapoler et prédire l'évolution des trois coefficients de vieillissement. Cela permet en outre d'analyser l'évolution des coefficients de dégradation mais également de prédire l'évolution de la tension. Cette méthode présente d'importantes limites, en effet étant basée sur l'identification de la bonne fonction de régression, si les conditions opératoires changent alors la fonction de régression servant à la prédiction des coefficients de dégradation n'est plus adaptée et doit être modifiée. Par conséquent, la méthode n'est pas adaptée pour des applications embarquées dans lesquelles les conditions opératoires sont sujettes à varier.

Bressel et al. [21] proposent une méthode similaire. Ils utilisent un modèle physique basé sur l'équation de la courbe de polarisation des PEMFCs pour estimer et prédire l'état de santé d'un stack. Contrairement à l'étude précédente, ici un seul coefficient de dégradation α est intégré dans le modèle et plus précisément dans les termes faisant références aux pertes ohmiques et par diffusion. Selon les auteurs, pour un courant donné, il est impossible d'estimer séparément l'influence des paramètres sur la tension d'une cellule. Pour cette raison, ils ont fait le choix de lier la résistivité du stack et le courant limite au seul paramètre de vieillissement α . Un filtre de Kalman est ensuite utilisé pour estimer et mettre à jour ce paramètre α et sa

dérivée β image de l'évolution de la dégradation. Cette méthode montre des résultats satisfaisants mais dans ce cas, un seul paramètre de vieillissement est intégré ce qui peut être une limite pour modéliser complètement la dégradation.

Pour un système complexe dont les mécanismes de dégradation sont influencés par de nombreux facteurs, déduire un modèle analytique peut se révéler très difficile. Également, ce type de modèle fait intervenir les paramètres internes propres au système étudié, il est alors obligatoire d'avoir à disposition les informations liées à ses paramètres internes, ce qui peut être compliqué notamment sur des systèmes commerciaux.

2.2. Les modèles guidés données

Les approches guidées données se basent généralement sur l'utilisation de circuits électriques équivalents ou des outils d'intelligence artificielle pour construire des modèles de type boîte noire. Elles utilisent les données mesurées et les données historiques pour apprendre le comportement dynamique du système. L'avantage majeur des approches guidées données est qu'elles ne nécessitent pas d'informations liées aux paramètres internes du système étudié. De plus, elles ne nécessitent pas une connaissance profonde des lois de dégradation puisqu'elles sont modélisées de manière totalement empirique. Cela peut néanmoins s'avérer être un inconvénient lorsque l'utilisateur cherche à analyser et comprendre les phénomènes de dégradation. Dans tous les cas, elles sont particulièrement adaptées pour modéliser des systèmes complexes et non linéaires dont les connaissances restent limitées. Napoli et al. [22] proposent une méthode basée sur l'utilisation d'un réseau de neurones classique pour prédire l'évolution de la tension d'un stack 5 kW ainsi que la température de la cathode. Les résultats montrent que la méthode proposée est capable de reproduire l'influence de la stœchiométrie sur la tension sous différentes conditions opératoires. Ibrahim et al. [23] proposent une méthode basée sur l'utilisation de transformées en ondelettes pour prédire l'évolution de la puissance d'une pile à combustible. Silva et al. [24] proposent une méthode basée sur l'utilisation d'Adaptative Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS) pour prédire la chute de la tension causée par la dégradation sous des conditions opératoires nominales. Liu et al. [25] proposent une méthode basée sur l'utilisation de réseau de neurones récurrent de type Long Short-Term Memory (LSTM) pour estimer la durée de vie restante d'une PEMFC. Les résultats sont validés expérimentalement. Morando et al. [26] proposent une méthode basée sur l'utilisation d'un réseau de neurones à réservoir (Echo State Network (ESN)) pour modéliser l'évolution de la tension d'un stack PEMFC. Cette étude met en évidence l'efficacité et le faible temps de calcul pour ce type d'architecture de réseau de neurones. Hua et al. [27] proposent également une méthode basée sur l'utilisation des ESN pour modéliser l'évolution de la tension d'un stack PEMFC. L'étude montre les bonnes performances des ESN notamment pour la réduction des temps de calcul. En outre, l'étude compare une structure mono-entrée avec une structure multi-entrées. Les résultats mettent en évidence qu'une structure multi-entrées conduit à de meilleures performances aussi bien sous des conditions opératoires statiques que dynamiques.

2.3. Modèles hybrides

Les approches hybrides, bien plus rares, font références aux méthodes qui combinent des modèles physiques (mécanistes ou semi-empiriques) avec des outils de Machine Learning afin de cumuler les avantages des approches précédemment citées [28]. Néanmoins, cumuler les avantages signifie généralement que les inconvénients sont par conséquent également cumulés. L'objectif est donc de cumuler les avantages tout en réduisant au maximum les inconvénients. Zhou et al. [29] proposent une

méthode hybride basée sur la combinaison d'un modèle de dégradation physique et d'un modèle ARMA (Auto Regressive Moving Average). La précision et la robustesse de l'approche sont démontrées expérimentalement à travers des tests de durabilité réalisés sur deux types de stack PEMFC. Jouin et al. [28] propose une méthode basée sur l'utilisation d'un modèle physique intégrant des paramètres de vieillissement liés aux pertes, ohmiques, d'activation et de concentration. Dans un premier temps les paramètres du modèle sont identifiés à l'aide d'une courbe de polarisation initiale et d'un algorithme des moindres carrés. Dans un second temps, Un filtre particulaire est utilisé pour réaliser pour apprendre l'évolution des paramètres du modèle et prédire l'évolution de la tension.

Bien que très avantageuses en théorie, les approches hybrides sont toutefois complexes à développer ce qui explique le faible nombre de modèles présentés dans la littérature. Également, combiner plusieurs algorithmes accroît les temps de calculs. C'est pourquoi, implanter ce type d'approche sur des contrôleurs embarqués peut s'avérer difficile.

Finalement, parmi les trois catégories présentées précédemment, une approche de modélisation guidée données a été préférée dans cette étude et plus précisément un modèle basé sur l'utilisation d'un réseau de neurones à réservoir. Les lois de dégradation ne sont pas encore assez maîtrisées pour développer des modèles de dégradation physiques embarquées et fiables quelles que soient les conditions opératoires. De plus, le système étudié dans cette étude est un système commercial, les informations liées aux paramètres internes du système sont par conséquent inaccessibles. Un réseau de neurones est donc particulièrement adapté dans cette situation comme l'ont présenté Jemei et al. [30].

3. EXPERIMENTATION DE LONGUE DUREE

3.1. Le système étudié

Le système PEMFC étudié illustré sur la Figure 1 est un système commercial AIRCELL™ développé par la société H2SYS. Le système intègre un stack PEMFC de type cathode ouverte ; composé d'une ligne d'arrivée d'air, d'une ligne d'arrivée d'hydrogène, d'un système de refroidissement, d'un système d'auto-humidification et d'une électronique pour contrôler et superviser le système. La puissance nominale est de 1 kW et le stack est composé de 28 cellules, refroidi par air à l'aide de ventilateurs et auto-humidifié par courts-circuits. Le point nominal de fonctionnement est 50 A, 62 °C (température du stack) et la gamme de température ambiante de fonctionnement préconisée par le constructeur est +5 °C à 35 °C. Une fois le système démarré, il est auto-alimenté et communique à travers un bus de communication CAN les grandeurs physiques mesurées telles que la température du stack, le courant, la tension, etc.

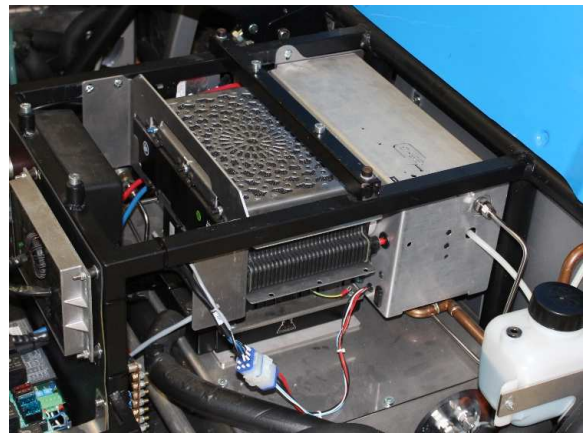


Figure 1 : Système PEMFC étudié intégré dans un véhicule postal

3.2. Le banc d'essai

Le banc d'essai utilisé pour cette campagne expérimentale est mis en évidence sur la Figure 2. Il intègre une chambre climatique, une charge active, ses propres capteurs (tension, courant, température, débit gaz, etc.), une électronique de contrôle et un bus CAN pour communiquer avec le système pile à combustible.

Afin de faire varier la température ambiante, le système est placé dans une chambre climatique 650 L de type ADF (-20 °C to + 100 °C, ± 0.5 °C) fabriquée par la société BIA Climatic. Il est important de mentionner que dans la cellule d'essai, l'hygrométrie relative dans l'air est contrôlée autour de 50% pour une température de 21 °C. Cela signifie que la teneur en eau de l'air ambiant reste constante tout au long de l'expérimentation. Afin d'assurer les mêmes conditions dans l'enceinte climatique, une circulation d'air a été mise en place.

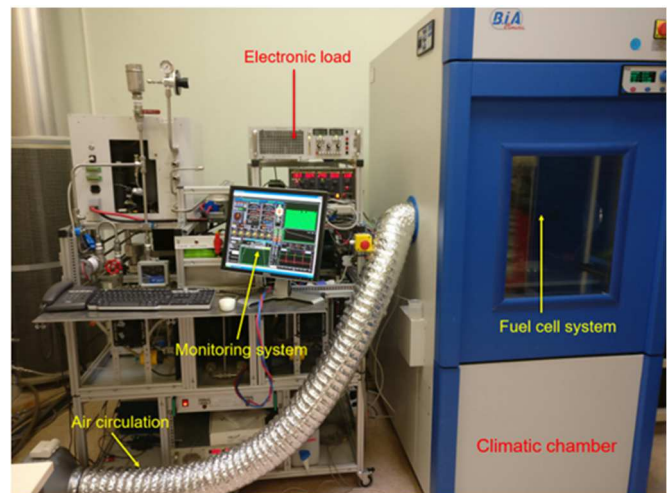


Figure 2 : banc d'essai

3.3. Le profil de cyclage

Cette étude fait suite au projet européen Mobypost, qui a visé à développer une flotte de dix véhicules postaux à hydrogène [31,32]. L'objectif premier ici est de reproduire sur banc de tests les conditions opératoires d'un système intégré dans un tel véhicule. Dans ces véhicules les systèmes sont intégrés dans une architecture de type « range extender ». La durée d'une livraison postale est d'environ 4 heures durant laquelle le système pile à combustible délivre une puissance constante au bus DC. Basé sur cette application, le profil de courant illustré sur la Figure 3, a été retenu pour solliciter le système en continu tout au long de sa durée de vie. Le système fonctionne durant 4 heures à son point de fonctionnement nominal (50 A, 62 °C) puis est stoppé durant 2 heures. Ce cycle de 6 heures est constamment répété.

Compte tenu de ce profil, 5000 heures de fonctionnement correspondent à 1250 arrêts/démarrages et environ 4 ans de service pour un tel véhicule en considérant une activité de livraison postale quotidienne.

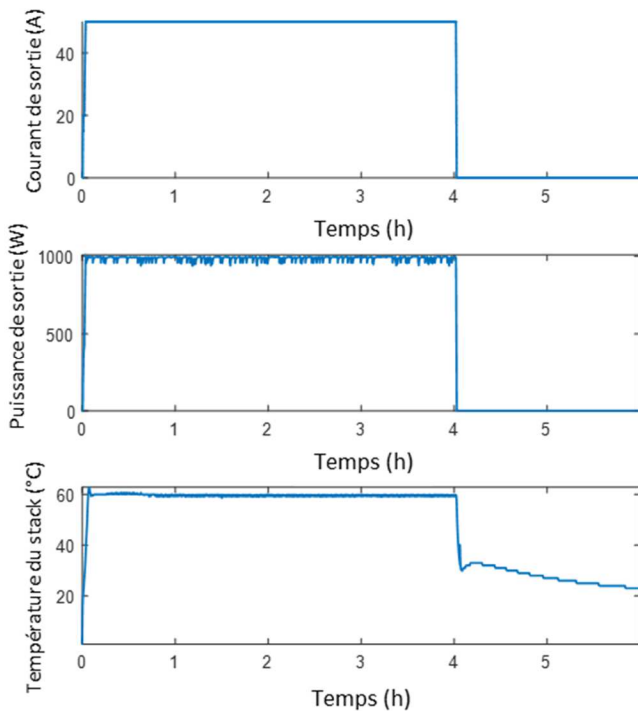


Figure 3 : profil de cyclage

Par ailleurs, un système intégré dans un véhicule subit les variations de température ambiante liées aux différentes périodes de l'année. Afin de considérer ces variations, l'enceinte climatique est contrôlée pour faire varier la température ambiante par période. L'évolution de la température ambiante durant l'expérimentation est détaillée dans la Table 1.

Table 1 : évolution de la température ambiante

Etape	Durée	Température ambiante
Etape 1	1000h	20°C
Etape 2	1000h	30°C
Etape 3	400h	20°C
Etape 4	600h	7°C
Etape 5	1000h	20°C
Etape 6	1000h	10°C

3.4. Résultats de l'expérimentation

Afin d'observer l'évolution des performances du système et de quantifier sa dégradation, un indicateur d'état de santé doit être défini. L'état de santé d'une pile à combustible fait référence à la quantification d'un potentiel de performance vis-à-vis d'une référence nominale. L'état de santé peut alors être défini comme étant la perte de puissance que le système peut délivrer pour une valeur de courant spécifique. Tout au long de cette expérimentation, une fois le système stabilisé (à 62 °C), il fonctionne à son point de courant nominal (50 A). Dans ces conditions particulières, l'évolution de l'état de santé peut alors être observée à travers l'évolution de la tension de sortie.

L'évolution de la tension et de la température ambiante sont illustrées sur la Figure 4. Ces résultats mènent aux observations suivantes :

- **Etape 1** : durant les 1000 premières heures, la température ambiante est régulée autour de 20°C. Cette première étape permet d'observer que la tension du système décroît de manière constante avec le temps due à la dégradation naturelle des composants.
- **Etape 2** : la température ambiante est ensuite élevée et régulée autour de 30°C pour les 1000 heures suivantes. Il peut être constaté dès le changement de température un accroissement de la chute de tension au fil du temps. Une température ambiante plus élevée semble alors accélérer la dégradation du système.
- **Etape 3** : durant cette étape, la température ambiante est réduite et régulée de nouveau autour de 20°C. Dès le changement de température, une élévation de la tension peut être constatée ce qui signifie un changement du point de fonctionnement. Il peut également être constaté que durant toute cette étape, aucune dégradation ne peut être observée. Réduire la température ambiante semble conduire à des phénomènes de rémission des performances du système.
- **Etape 4** : durant cette étape, la température ambiante est réduite et régulée autour de 7°C afin d'observer l'impact des températures ambiantes basses. Une fois encore, dès la réduction de la température, une faible variation du point de fonctionnement peut être observée. En revanche, cette fois l'évolution de la tension de sortie est croissante durant l'intégralité des 600 heures. Cela conforte les observations précédentes : une température ambiante basse est bénéfique pour le fonctionnement du système en réduisant la dégradation de manière significative.
- **Etape 5** : durant les 1000 heures suivantes la température ambiante est augmentée et régulée autour de 20°C. La pente de dégradation redevient négative et similaire à l'étape 1.
- **Etape 6** : finalement, la température ambiante est de nouveau réduite et régulée autour de 10°C. Une fois encore, un changement du point de fonctionnement peut être constaté. Également, tout au long des 1000 heures, la pente de dégradation s'inverse à nouveau et la tension ne cesse d'augmenter confortant les observations précédentes.

Pour résumer, le temps de fonctionnement conduit à des pertes irréversibles sur les performances globales du système. Par ailleurs, il est constaté un impact significatif de la température ambiante sur les performances du système et sa dégradation à travers des phénomènes à court et à long terme. D'une part, des variations à court terme du point de fonctionnement sont directement liées aux variations de la température ambiante. D'une autre part, des phénomènes à long terme dépendant de la température ambiante : plus la

température est élevée plus la dégradation est accrue, plus la température ambiante est basse plus la dégradation est limitée. De plus, réduire cette température ambiante semble conduire à

des phénomènes de rémission des performances à travers une évolution positive de la tension durant plusieurs centaines d'heures.

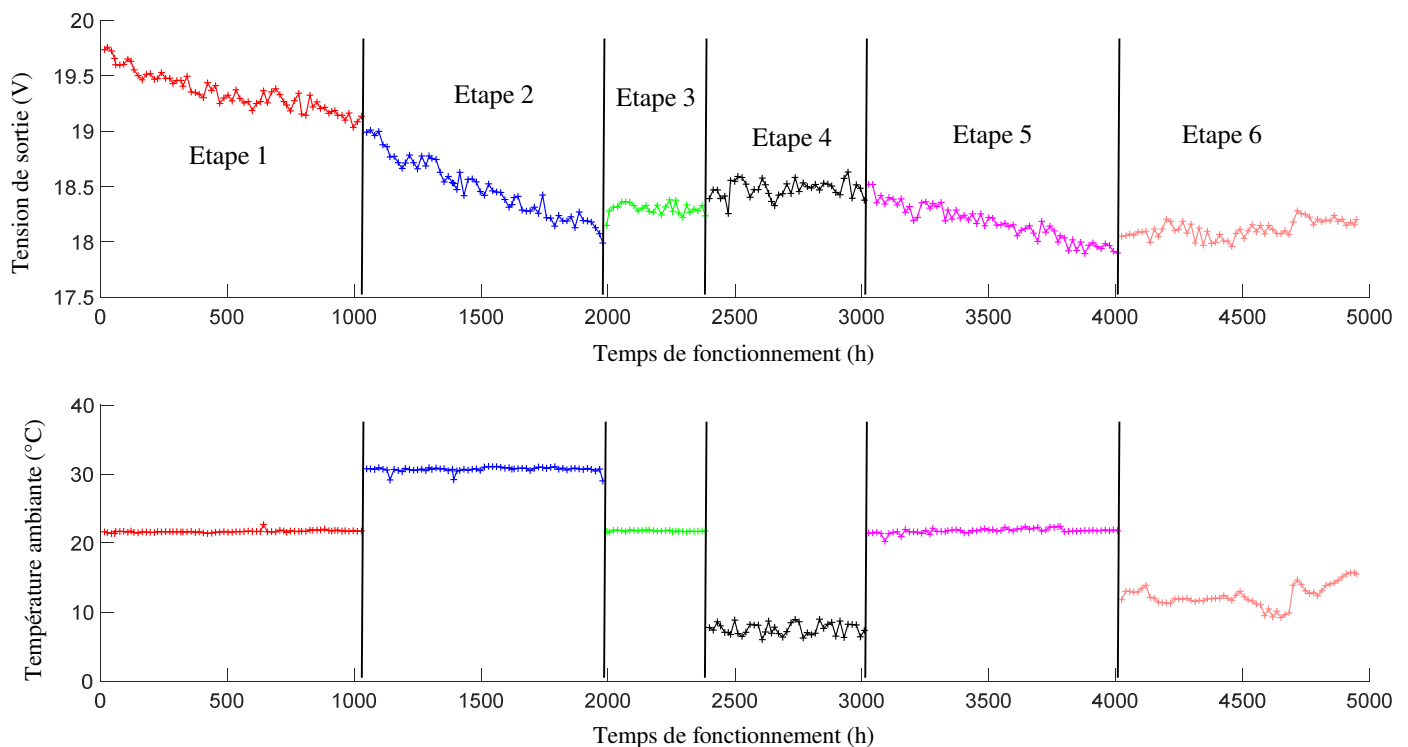


Figure 4 : évolution de la tension

3.5. Analyses

Il a été constaté dans le paragraphe précédent que la température a une influence directe sur le point de fonctionnement du système mais également sur sa dégradation. Tout au long de l'expérimentation, le courant fourni en sortie du système est resté constant à 50 A, une variation du point de fonctionnement signifie alors une variation de la consommation des auxiliaires. Cette variation de la consommation des auxiliaires directement liée à la valeur de la température ambiante peut être simplement expliquée par la consommation du système de refroidissement à air nécessaire à la régulation de la température du stack à 62 °C. Plus la température est élevée, plus le débit d'air doit être important pour refroidir le stack, plus la consommation des ventilateurs est donc importante.

Ce lien entre la température ambiante et le débit d'air de refroidissement pourrait expliquer les phénomènes à long terme qui agissent sur la dégradation du système. Dans ce système, la stratégie d'humidification reste inchangée quelle que soit la température ambiante. Par conséquent, si le débit d'air liée à une augmentation de la température ambiante augmente, alors l'eau créée par les réactions électrochimiques dans les membranes est plus rapidement évacuée. La teneur en eau dans les membranes sera alors plus faible. Au contraire, réduire la température conduit à une réhumidification des membranes et donc à de meilleures performances, ce qui explique les phénomènes de rémission observés durant l'expérimentation.

Pour conclure, le système a fonctionné durant 5000 heures sous des conditions de température ambiante variables et a subi 1300 d'arrêts/démarrages. La dégradation des performances est de 9 %, le taux de dégradation est de 11 $\mu\text{V}/\text{cellule}/\text{h}$ et le rendement global est supérieur à 49 % à l'issue des 5000 h d'essais, ce qui est très prometteur pour des applications de transport. Cette expérimentation a révélé que de meilleures

conditions d'humidification conduisent à réduire de manière significative la dégradation d'un tel système à cathode ouverte. Basé sur cette expérimentation, l'objectif suivant de cette étude est de développer un modèle de dégradation intégrant les conditions opératoires.

4. MODELISATION DE LA DEGRADATION

Plusieurs structures de réseau de neurones ont été présentées ces dernières années dans la littérature [22, 31–33]. Les réseaux de neurones récurrents se sont révélés être particulièrement adaptés pour modéliser des signaux temporels non-linéaires. Morando [35] a proposé à travers des travaux de thèse une étude comparative de différentes architectures de réseaux de neurones pour des applications de pronostic. Il a montré que les réseaux de neurones à réservoir proposent de très bons résultats et des temps de calculs très avantageux. Par conséquent, cette architecture a été considérée dans cette étude afin de modéliser l'évolution de la tension du système.

4.1. Réseau de neurones à réservoir

Le réseau de neurones à réservoir a été introduit au début des années 2000 par Jaeger [33]. Comme illustré sur la Figure 5, cette architecture de réseau de neurones reproduit plus fidèlement le fonctionnement du cerveau humain en remplaçant les couches de neurones d'un réseau classique par un réservoir.

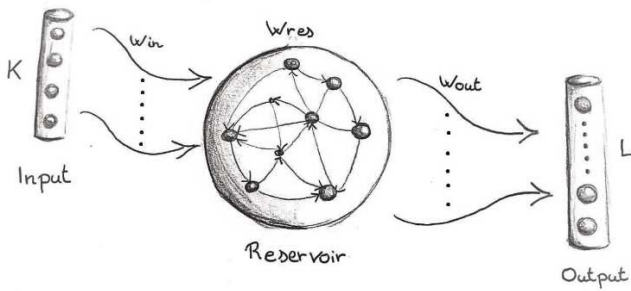


Figure 5 : architecture d'un réseau de neurones à réservoir

Sur cette figure :

- N_{res} est le nombre de neurones dans le réservoir,
- K le nombre d'entrées,
- L le nombre de sorties,
- W_{in} la matrice de poids des entrées,
- W_{out} la matrice de poids des sorties,
- W_{res} la matrice de poids dans le réservoir.

La matrice de poids des entrées et la matrice de poids dans le réservoir sont créées de manière aléatoire. Concernant l'optimisation des poids, seuls ceux de la matrice de sortie sont optimisés par une multi régression linéaire. En conséquence, les temps de calcul pour construire un modèle sont bien inférieurs comparés aux réseaux de neurones à propagation avant (« feedforward ») ou encore aux réseaux de neurones de type LSTM.

4.2. Paramètres de l'ESN

- Le nombre de neurones dans le réservoir : théoriquement, plus le nombre de neurones dans le réservoir un est important, meilleure sera la précision du modèle. Le nombre de neurones est fortement corrélé avec les ressources en temps de calcul nécessaires à la construction du modèle. En effet, plus le nombre de neurones est important dans le réservoir, plus les temps de calculs seront importants. Il faut alors rester attentif à ne pas définir un nombre trop élevé. Par ailleurs, un nombre trop important de neurones entrainera un sur-apprentissage, le modèle sera alors beaucoup moins performant pour des applications d'extrapolation [36].
- Le taux de fuite : ce paramètre est compris entre 0 et 1, il peut être défini comme étant la capacité du réseau de neurones à oublier les états précédents. En d'autres termes il définit l'influence des états précédents sur l'état actuel.
- Le rayonnement spectral : également compris entre 0 et 1 il peut être défini comme étant la vitesse de mise à jour dynamique du réservoir. Plus il est élevé plus la vitesse de mise à jour est élevée mais plus le risque d'oscillations est élevé.

4.3. Entrées et paramètres du modèle

L'objectif d'un modèle de dégradation est de reproduire le comportement dynamique de la pile à combustible tout en considérant les conditions opératoires et la dégradation des performances. L'expérimentation de longue durée précédemment présentée a exposé l'influence du temps de fonctionnement et de la température ambiante sur les performances du système. Ces deux grandeurs sont alors définies comme entrées du modèle proposé. Par ailleurs, un système pile à combustible est un système dynamique non

linéaire, son avenir dépend alors des phénomènes du passé ou du présent. Dans ce cas, la tension de sortie à l'instant précédent a alors un impact sur la tension de sortie à l'instant présent. Le modèle doit alors intégrer une rétroaction, la tension à l'instant précédent sera une entrée du modèle à l'instant présent et le taux de fuite sera défini à 0.9. Par ailleurs, l'évolution de la tension fait intervenir des phénomènes à temps long alors le rayonnement spectral sera défini à 0.5 (ces deux paramètres ont été identifiés empiriquement).

Il est important de mentionner qu'une fois la phase d'apprentissage réalisée, la tension réinjectée en entrée est la tension prédite à l'instant précédent et non la tension mesurée.

4.4. Résultats

Le modèle a été développé en langage Python sous l'environnement Anaconda™. Les temps de calculs pour construire le modèle se situent autour de 2 secondes.

Dans un premier temps le taux d'apprentissage a été défini à 60 %. Le taux d'apprentissage fait référence au ratio entre la quantité de données utilisée pour l'apprentissage et la quantité totale de données dans la base de données. Dans notre cas, un taux d'apprentissage de 60 % fait référence aux 3000 premières heures de fonctionnement. Grâce à cette base de données d'apprentissage, le modèle peut être construit et entraîné avec l'intégralité de la gamme de température ambiante que le système a subie (cf. Figure 4). Également, les phénomènes de rémissions des performances observés sont appris par le modèle. Les résultats sont illustrés par la Figure 6. Il peut être constaté que le modèle est capable de prédire l'évolution de la tension de manière très satisfaisante quelle que soit la température ambiante. L'erreur moyenne quadratique normalisée (NRMSE) est de 0.098 avec une prédiction sur plus de 2000 heures.

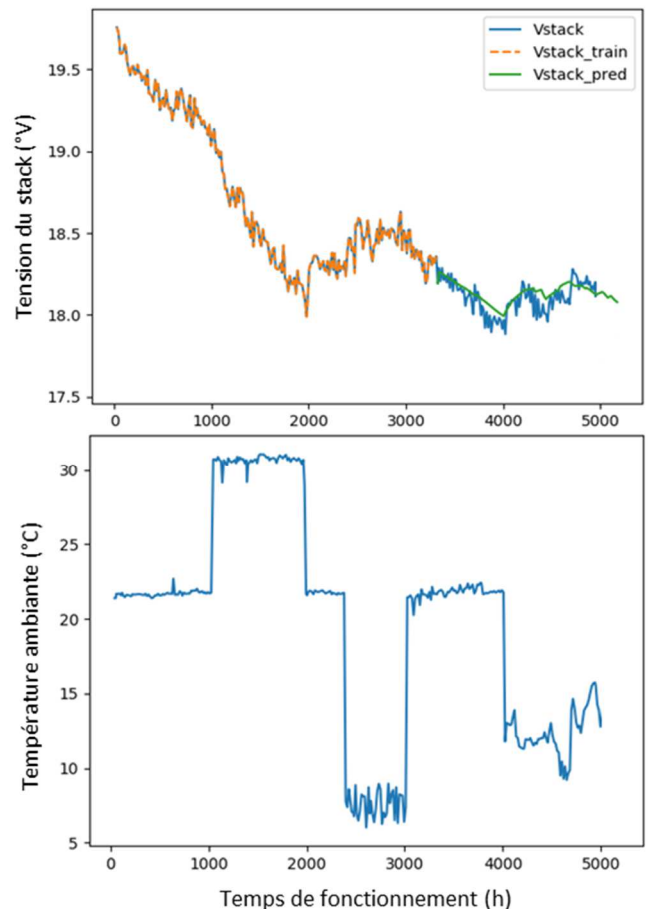


Figure 6 : résultats avec un taux d'apprentissage de 60 %

Pour conclure, cet outil propose une estimation avec une prédiction dépassant les 2000 heures pour 3000 heures d'apprentissage sous des conditions de température ambiante variables. Cet outil de modélisation pourrait être intégré en ligne pour modéliser et prédire l'évolution des performances en temps réel et permettre d'estimer la durée de vie résiduelle du système et de limiter la dégradation en modifiant les lois de contrôle.

5. CONCLUSIONS

Cette étude présente une méthode de modélisation de la dégradation d'un système pile à combustible de type cathode ouverte. Dans un premier temps, un test de durabilité de 5000 heures a été détaillé. Ce test a permis d'observer l'évolution des performances du système sous des conditions opératoires proches d'une application de transport : arrêts/démarrages et température ambiante variable. Les résultats ont été analysés et ont montré que la température ambiante a une forte influence sur les performances et la dégradation d'un tel système à travers des phénomènes à court et long terme. Des températures ambiantes basses conduisent à de meilleures conditions d'humidification et réduisent de manière significative le taux de dégradation. Ce système est très performant pour ce type d'application puisque le taux de dégradation moyen est de 11 $\mu\text{V}/\text{cellule}/\text{h}$ après 5000 heures de fonctionnement pour une chute de performance de 9% ce qui dépasse les cibles mentionnées par le département américain de l'énergie. Finalement les données mesurées ont été utilisées afin de construire un modèle de dégradation fiable capable de prédire l'évolution de la tension sur plus de 2000 heures avec des temps de calculs de quelques secondes.

6. REFERENCES

- [1] A. Vadiee, M. Yaghoubi, M. Sardella, P. Farjam, Energy analysis of fuel cell system for commercial greenhouse application – A feasibility study, *Energy Convers. Manag.* 89 (2015) 925–932.
- [2] X. Lü, Y. Qu, Y. Wang, C. Qin, G. Liu, A comprehensive review on hybrid power system for PEMFC-HEV: Issues and strategies, *Energy Convers. Manag.* 171 (2018) 1273–1291.
- [3] DOE, DOE Technical Targets for Polymer Electrolyte Membrane Fuel Cell Components | Department of Energy, <https://www.energy.gov/eere/fuelcells/doe-technical-targets-polymer-electrolyte-membrane-fuel-cell-components>. (2015).
- [4] P. Pei, H. Chen, Main factors affecting the lifetime of Proton Exchange Membrane fuel cells in vehicle applications: A review, *Appl. Energy.* 125 (2014) 60–75.
- [5] T. Zhang, P. Wang, H. Chen, P. Pei, A review of automotive proton exchange membrane fuel cell degradation under start-stop operating condition, *Appl. Energy.* 223 (2018) 249–262.
- [6] J. Zhao, X. Li, A review of polymer electrolyte membrane fuel cell durability for vehicular applications: Degradation modes and experimental techniques, *Energy Convers. Manag.* 199 (2019) 112022.
- [7] B. Wahdame, D. Candusso, X. François, F. Harel, M.-C. Péra, D. Hissel, J.-M. Kauffmann, Comparison between two PEM fuel cell durability tests performed at constant current and under solicitations linked to transport mission profile, *Int. J. Hydrogen Energy.* 32 (2007) 4523–4536.
- [8] M. Oszcipok, D. Riemann, U. Kronenwett, M. Kreideweis, M. Zedda, Statistic analysis of operational influences on the cold start behaviour of PEM fuel cells, *J. Power Sources.* 145 (2005) 407–415.
- [9] L. Jia, Z. Tan, M. Kang, Z. Zhang, Experimental investigation on dynamic characteristics of proton exchange membrane fuel cells at subzero temperatures, *Int. J. Hydrogen Energy.* 39 (2014) 11120–11127.
- [10] B. Shabani, M. Haftaniani, S. Khamani, A. Ramiar, A.A. Ranjbar, Poisoning of proton exchange membrane fuel cells by contaminants and impurities: Review of mechanisms, effects, and mitigation strategies, *J. Power Sources.* 427 (2019) 21–48.
- [11] Y. Hou, D. Hao, J. Shen, P. Li, T. Zhang, H. Wang, Effect of strengthened road vibration on performance degradation of PEM fuel cell stack, *Int. J. Hydrogen Energy.* 41 (2016) 5123–5134.
- [12] L. Vichard, R. Petrone, F. Harel, A. Ravey, P. Venet, D. Hissel, Long term durability test of open-cathode fuel cell system under actual operating conditions, *Energy Convers. Manag.* 212 (2020).
- [13] M. Jouin, R. Gouriveau, D. Hissel, M.-C. Péra, N. Zerhouni, Prognostics and Health Management of PEMFC – State of the art and remaining challenges, *Int. J. Hydrogen Energy.* 38 (2013) 15307–15317.
- [14] T. Sutharssan, D. Montalvao, Y.K. Chen, W.-C. Wang, C. Pisac, H. Elemara, A review on prognostics and health monitoring of proton exchange membrane fuel cell, *Renew. Sustain. Energy Rev.* 75 (2017) 440–450.
- [15] L. Vichard, F. Harel, A. Ravey, P. Venet, D. Hissel, Degradation prediction of PEM fuel cell based on artificial intelligence, *Int. J. Hydrogen Energy.* 45 (2020) 14953–14963.
- [16] J. Liu, Q. Li, W. Chen, Y. Yan, Y. Qiu, T. Cao, Remaining useful life prediction of PEMFC based on long short-term memory recurrent neural networks, *Int. J. Hydrogen Energy.* 44 (2019) 5470–5480.
- [17] L. Mao, L. Jackson, T. Jackson, Investigation of polymer electrolyte membrane fuel cell internal behaviour during long term operation and its use in prognostics, *J. Power Sources.* 362 (2017) 39–49.
- [18] M. Jouin, M. Bressel, S. Morando, R. Gouriveau, D. Hissel, M.-C. Péra, N. Zerhouni, S. Jemei, M. Hilairet, B. Ould Bouamama, Estimating the end-of-life of PEM fuel cells: Guidelines and metrics, *Appl. Energy.* 177 (2016) 87–97.
- [19] E. Lechartier, E. Laffly, M.-C. Péra, R. Gouriveau, D. Hissel, N. Zerhouni, Proton exchange membrane fuel cell behavioral model suitable for prognostics, *Int. J. Hydrogen Energy.* 40 (2015) 8384–8397.
- [20] D. Zhou, Y. Wu, F. Gao, E. Breaz, A. Ravey, A. Miraoui, Degradation Prediction of PEM Fuel Cell Stack Based on Multiphysical Aging Model with Particle Filter Approach, *IEEE Trans. Ind. Appl.* 53 (2017) 4041–4052.
- [21] M. Bressel, M. Hilairet, D. Hissel, B. Ould Bouamama, Extended Kalman Filter for prognostic of Proton Exchange Membrane Fuel Cell, *Appl. Energy.* 164 (2016) 220–227.
- [22] G. Napoli, M. Ferraro, F. Sergi, G. Brunaccini, V. Antonucci, Data driven models for a PEM fuel cell stack performance prediction, *Int. J. Hydrogen Energy.* 38 (2013) 11628–11638.
- [23] M. Ibrahim, N.Y. Steiner, S. Jemei, D. Hissel, Wavelet-Based Approach for Online Fuel Cell Remaining Useful Lifetime Prediction, *IEEE Trans. Ind. Electron.* 63 (2016) 5057–5068.
- [24] R.E. Silva, R. Gouriveau, S. Jemei, D. Hissel, L. Boulon, K. Agbossou, N. Yousfi Steiner, Proton exchange membrane fuel cell degradation prediction based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems, *Int. J. Hydrogen Energy.* 39 (2014) 11128–11144.
- [25] H. Liu, J. Chen, M. Hou, Z. Shao, H. Su, Data-based short-term prognostics for proton exchange membrane fuel cells, *Int. J. Hydrogen Energy.* 42 (2017) 20791–20808.

- [26] S. Morando, S. Jemei, D. Hissel, R. Gouriveau, N. Zerhouni, Proton exchange membrane fuel cell ageing forecasting algorithm based on Echo State Network, *Int. J. Hydrogen Energy*. 42 (2017) 1472–1480.
- [27] Z. Hua, Z. Zheng, M.-C. Péra, F. Gao, Remaining useful life prediction of PEMFC systems based on the multi-input echo state network, *Appl. Energy*. 265 (2020) 114791.
- [28] M. Jouin, R. Gouriveau, D. Hissel, M.C. Péra, N. Zerhouni, PEMFC aging modeling for prognostics and health assessment, *IFAC-PapersOnLine*. 28 (2015) 790–795.
- [29] D. Zhou, F. Gao, E. Breaz, A. Ravey, A. Miraoui, Degradation prediction of PEM fuel cell using a moving window based hybrid prognostic approach, *Energy*. 138 (2017) 1175–1186.
- [30] S. Jemeï, par Réseaux de Neurones To cite this version: Modélisation d ’ une pile à combustible de type PEM par réseaux de neurones, Université de Technologie de Belfort Montbéliard, 2004.
- [31] A. Ravey, S. Faivre, C. Higel, F. Harel, A. Djerdir, Energy management of fuel cell electric vehicle with hybrid tanks, *IECON Proc. (Industrial Electron. Conf. (2014) 3962–3967*.
- [32] L. Vichard, A. Ravey, S. Morando, F. Harel, P. Venet, S. Pelissier, D. Hissel, Battery aging study using field use data, in: *IEEE Veh. Power Propuls. Conf.*, 2017.
- [33] H. Jaeger, The “echo state” approach to analysing and training recurrent neural networks-with an erratum note., Bonn, Ger. Ger. Natl. Res. Cent. Inf. Technol. GMD Tech. Rep. 148 (2001).
- [34] R. Ma, T. Yang, E. Breaz, Z. Li, P. Briois, F. Gao, Data-driven proton exchange membrane fuel cell degradation prediction through deep learning method, *Appl. Energy*. 231 (2018) 102–115.
- [35] S. Morando, Contribution au Pronostic de Durée de Vie d’une Pile à Combustible à Membrane Echangeuse de Protons, Université de Franche Comté, 2015.
- [36] R. Mezzi, R. Mezzi, Contrôle tolérant au vieillissement dans des systèmes pile à combustible PEMFC, Université de Franche Comté, 2019.