



HAL
open science

Un nouvel outil de diagnostic non intrusif d'une pile à combustible basé sur la mesure des singularités de la tension

Djedjiga Benouioua, Denis Candusso, Fabien Harel, Latifa Oukhellou

► To cite this version:

Djedjiga Benouioua, Denis Candusso, Fabien Harel, Latifa Oukhellou. Un nouvel outil de diagnostic non intrusif d'une pile à combustible basé sur la mesure des singularités de la tension. Symposium de Génie Électrique 2014, Jul 2014, Cachan, France. hal-01065407

HAL Id: hal-01065407

<https://hal.science/hal-01065407>

Submitted on 18 Sep 2014

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.

Un nouvel outil de diagnostic non intrusif d'une pile à combustible basé sur la mesure des singularités de la tension

Djedjiga BENOUIOUA^{1,2*}, Denis CANDUSSO^{1,2}, Fabien HAREL^{2,3}, Latifa OUKHELLOU⁴

¹ IFSTTAR / COSYS / LTN, 25 Allée des marronniers, F-78000 Versailles Satory.

² FC LAB, UTBM Bât. F, Rue Thierry Mieg, F-90010 Belfort Cedex.

³ Université de Lyon, IFSTTAR / AME / LTE, 25 Av. F. Mitterrand, Case24, Cité des mobilités, F-69675 Bron Cedex.

⁴ Université Paris Est, IFSTTAR / COSYS / GRETTIA, 14-20 Boulevard Newton, Cité Descartes, Champs sur Marne, F-77447 Marne la Vallée Cedex 2.

[*] Contact: djedjiga.benouioua@ifsttar.fr; Tél. : +33 (0)3 84 58 36 13 ; Fax: +33 (0)3 84 58 36 36 ;

Autres adresses courriels: denis.candusso@ifsttar.fr, fabien.harel@ifsttar.fr, latifa.oukhellou@ifsttar.fr

RESUME - Nous nous proposons d'exploiter les informations révélées par la morphologie du signal de la tension d'une pile à combustible (PàC) de type PEM afin de développer un outil de diagnostic. L'essentiel de l'information contenue dans un signal « rugueux » se situe souvent dans ses singularités et ses structures irrégulières ; la méthode des ondelettes et les outils d'analyse fractale apparaissent alors bien appropriés pour l'étude de signaux irréguliers tels que les tensions d'une PàC. Dans nos investigations, nous adoptons l'analyse multi-échelle fondée sur les ondelettes continues pour observer le comportement du signal de tension sur une large gamme d'échelles ; nous mettons en œuvre le formalisme multifractal basé sur les maxima locaux de la transformée en ondelettes (MMTO) afin de quantifier la force des singularités et leur distribution pour différentes conditions de fonctionnement de la PàC. La méthode développée permet de discriminer diverses conditions opératoires à l'aide des spectres de singularités calculés sur la seule base des signaux de tension d'une PàC.

Mots-clés— PEMFC, Diagnostic, Analyse de singularités, Ondelettes, Formalisme multifractal.

1. INTRODUCTION & MOTIVATION

Les mécanismes de dégradation des piles à combustible (PàC) ne sont pas encore parfaitement connus, ni facilement discernables, et il existe aujourd'hui une réelle demande de la part des acteurs de la filière hydrogène pour le développement de nouveaux outils de diagnostic permettant d'identifier les conditions des défaillances à moindre coût. C'est dans ce contexte que s'inscrivent les travaux de recherche du projet ANR DIAPASON 2 dont l'objectif principal est de mettre en œuvre des outils innovants de diagnostic non intrusifs (avec une instrumentation limitée) pour les PàC de type PEM (à membrane polymère échangeuse de protons) destinées à des applications de type transports et stationnaires (<https://diapason2.eifer.uni-karlsruhe.de/index.php>).

L'intérêt d'un module de diagnostic dans les systèmes de production d'énergie se mesure à son pouvoir d'identification et d'isolation d'une cause de dysfonctionnement. Après

l'identification du défaut, la tâche de supervision déclenche des alarmes, soit pour des opérations de maintenance manuelles, soit pour des actions de correction automatiques qui agissent contre les défauts. Un module de diagnostic fiable permet : un gain de sécurité afin d'éviter les accidents, un gain de production en réduisant le temps d'indisponibilité du système en question et une augmentation de sa durée de vie. Dans la littérature, différents travaux menés autour des systèmes électrochimiques et électrostatiques proposent des outils de diagnostic, parmi lesquels :

- des techniques de caractérisation électrochimique telles que la courbe de polarisation [1], la méthode d'interruption de courant [2] et la Spectroscopie d'Impédance Electrochimique (SIE) [3] qui ont été largement utilisées pour le diagnostic des accumulateurs et convertisseurs d'énergie. Ces méthodes expérimentales ont prouvé leur efficacité dans l'obtention de signatures électrochimiques relatives aux défauts et la détection de différents modes de défaillance mais elles présentent cependant des limitations pour les applications en temps réel. Elles nécessitent en effet des contrôles et des sollicitations précis sur le courant ou la tension, ainsi que des équipements supplémentaires souvent coûteux et volumineux (ex. : spectromètre d'impédance électrochimique).

- des méthodes qui se basent sur une modélisation des systèmes, appelées parfois « méthodes internes » [4]. On peut citer : des modèles de type « circuits équivalents » [5] qui exploitent les mesures de caractérisation électrochimique ou les données tension-courant, des modèles analytiques [6, 7] qui nécessitent une connaissance approfondie des mécanismes multi-physiques (thermique, électrique, électrochimique, fluide) et des nombreux paramètres qui régissent le processus de fonctionnement du convertisseur d'énergie. Mais la nature non linéaire de ces phénomènes, le caractère réversible ou non des dégradations et les interactions entre les différents composants constituant le convertisseur rendent effectivement difficile une étape de modélisation des défaillances.

- des méthodes liées essentiellement à l'analyse des signaux acquis sans connaissance a priori sur le modèle de comportement. Des méthodes comme la transformée de Fourier [8] et les ondelettes [9] ont montré leurs performances pour le diagnostic des PàC. Elles sont complétées par des approches de type reconnaissance de formes pour effectuer les tâches de détection et d'identification du ou des défaut(s).

Le nouvel outil de diagnostic proposé ici s'appuie sur une approche de traitement du signal novatrice consistant à mesurer la signature de singularités estampillées dans le signal de la tension d'une PàC pour diverses conditions de fonctionnement (nominales et sévères).

2. PROCESSUS EXPERIMENTAL

La pile étudiée est de type PEM et comporte 8 cellules. Elle a été conçue par le CEA LITEN à Grenoble pour les applications automobiles. Elle est constituée de plaques de distribution de gaz métalliques. La surface active de l'électrode est de 220 cm². L'essentiel des conditions opératoires nominales de la pile est donné dans le [tableau 1](#).

Tableau 1. Les conditions nominales de la PàC expérimentée

Paramètre	Valeur
Débit d'eau dans le circuit caloporteur	2 l/min
Facteur de stœchiométrie anodique (H ₂)	1.5
Facteur de stœchiométrie cathodique (air)	2
Pression d'entrée absolue à l'anode	150 kPa
Pression d'entrée absolue à la cathode	150 kPa
Ecart maximum des pressions (anode-cathode)	30 kPa
Température de sortie du circuit caloporteur	80°C
Humidité relative à l'entrée de l'anode	50 %
Humidité relative à l'entrée de la cathode	50 %
Courant de pile	110 A
Densité de courant	0.5 A. cm ⁻²

La pile PEMFC a été expérimentée sous une variété de conditions opératoires imposées sur un banc d'essais dédié aux puissances électriques inférieures à 1 kW. Le banc a été développé au sein de la plateforme PàC de Belfort [10]. Une photo du banc et de la pile est présentée en [Figure 1](#).

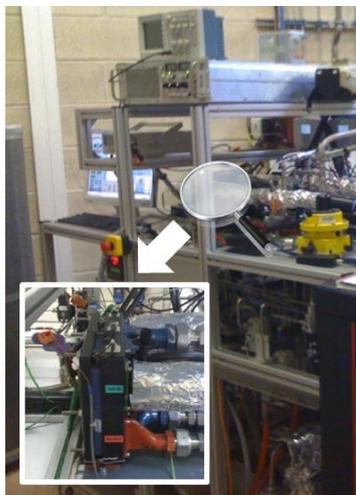


Fig. 1. Photo du banc d'essai 1 kW destiné à la caractérisation de PàC PEM. Zoom sur la pile CEA expérimentée.

Les PàC sont des systèmes complexes régis par de nombreux paramètres et différents mécanismes multi-physiques influençant leur fonctionnement. Par conséquent, l'identification d'un défaut pendant leur fonctionnement s'avère également assez complexe. Pour contourner cette difficulté, nous avons proposé une procédure expérimentale simple. Des défauts ont été introduits volontairement en s'écartant des conditions opératoires de référence par des actions sur les débits de gaz, via les Facteurs de Stœchiométrie Anodique et Cathodique (FSA et FSC), sur les pressions des réactifs (P), sur la température du circuit de refroidissement (T) et l'empoisonnement de l'anode au monoxyde de carbone (CO). Plus de détails sur les scénarios de défauts proposés dans ce travail sont affichés dans le [tableau 2](#).

Tableau 2. Les conditions expérimentales (nominales et sévères) de la PàC appliquées pendant la campagne d'essais (I=110A)

Paramètres	Ref	DFC	DFA	DP	DT	DCO
FSC	2	1.3	2	2	2	2
FSA	1.5	1.5	1.3	1.5	1.5	1.5
P (bars)	1.5	1.5	1.5	1.3	1.5	1.5
T (°C)	80	80	80	80	75	80
Présence CO (ppm)	0	0	0	0	0	10

Ref : conditions nominales ; **DFSC** : défaut de débit cathodique ; **DFA** : défaut de débit anodique ; **DP** : défaut de la pression des gaz ; **DT** : défaut du circuit de refroidissement ; **DCO** : empoisonnement au monoxyde de carbone.

Des spectres de singularités sont ensuite été calculés à partir des signaux de tension du stack correspondant à chaque défaut.

3. CALCUL DU SPECTRE DE SINGULARITES

L'essentiel de l'information contenue dans un signal rugueux se situe souvent dans ses singularités et ses structures irrégulières. Pour analyser ces singularités, les ondelettes apparaissent comme un outil très adapté avec des structures élémentaires qui permettent de révéler le contenu utile du signal étudié. Cet outil, couplé à la théorie des fractales, a donné naissance à un nouveau formalisme d'analyse de signaux irréguliers, l'analyse multifractale à base d'ondelettes [11]. La force (ou le degré) de singularité d'un point est alors mesurée à l'aide d'un paramètre appelé exposant de Hölder (h). Le spectre de singularités d'un signal résume quant à lui l'ensemble des exposants de Hölder ponctuels associés à des dimensions de Hausdorff D(h) des sous-ensembles de points dits « Iso-Hölder ». Dans notre application, l'exposant h de chaque point temporel est calculé à partir des maxima des modules de la transformée en ondelette (MMTO) du signal de tension. Les étapes de l'algorithme de calcul du spectre de singularités sont les suivantes :

- Déterminer la fonction de partition :

$$Z(q, s) = \sum_{l \in L(s)} \left(\sup_{(u, s') \in l, s' \leq s} |W_{\psi}(X)(u, s')|^q \right) \quad (1)$$

où $W_{\psi}(u, s)$ est l'ondelette « analysatrice » à la position u et à l'échelle s. l est une ligne ou chaîne de maxima.

- Calculer la fonction d'échelle :

$$\tau(q) = \lim_{s \rightarrow 0} \left(\inf \left(\frac{\log Z(q, s)}{\log s} \right) \right) \quad (2)$$

- Calculer l'exposant de Hölder :

$$h = \frac{d\tau(q)}{dq} \quad (3)$$

- Enfin, tracer le spectre de singularités :

$$D(h) = \inf_{q \in \mathbb{R}} (qh - \tau(q) + c) \quad (4)$$

où c est une constante.

Afin d'illustrer les différentes étapes de calcul du spectre de singularités, deux exemples de signaux célèbres sont présentés dans la Figure 2. Ces signaux, simulés à l'aide de logiciels à outils FRACLAB [12], présentent les différences entre un signal monofractal et un signal multifractal par la forme du spectre de singularité et sa largeur.

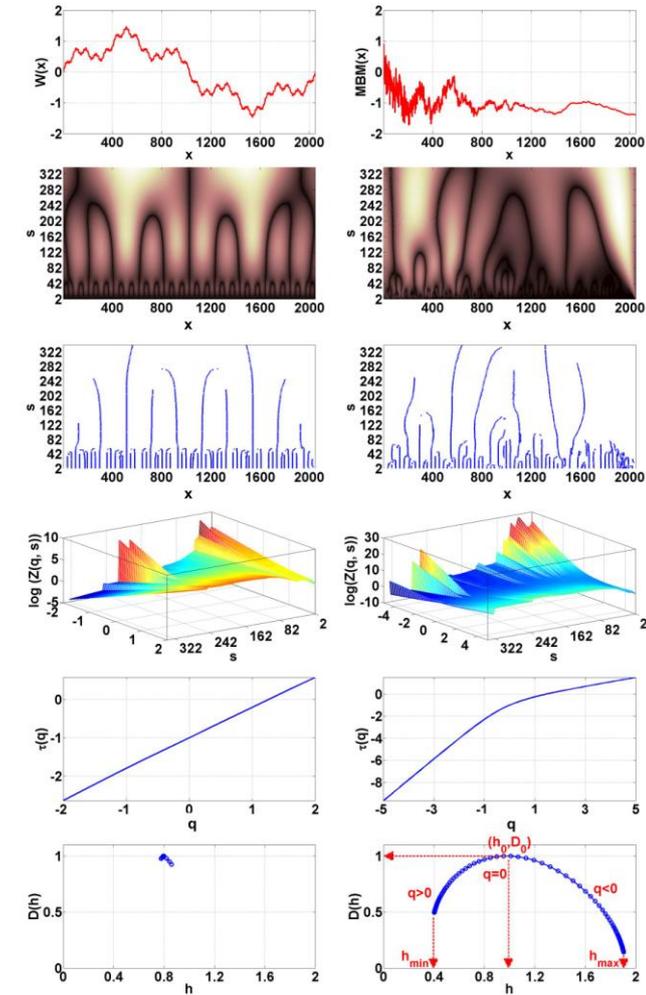


Fig. 2. Les différentes étapes de calcul d'un spectre de singularités basé sur la MMTO illustrées à partir de deux signaux célèbres : la courbe fractale de Weierstrass $W_h(x)$ avec $h=0.7$, $n=50$ (colonne de gauche) et le Mouvement Brownien Multifractionnaire x : $h(x)=0.1+0.8x$ et $\sigma=1$ (colonne de droite)

Le premier signal correspond à la fameuse courbe fractale générée par la fonction de Weierstrass $W_h(x)$ (voir Figure 2, colonne de gauche) qui est Hölder-continue et auto-similaire, d'exposant $h=0.7$. Cette fonction est continue partout mais dérivable nulle part et à chaque point, l'exposant de Hölder ponctuel est le même et égal à h :

$$W_h(x) = \sum_{n=0}^{\infty} a^{-nh} \cos(b^n \pi x) \quad (5)$$

Où $0 < a < 1$ et b est un nombre positif et impair et :

$$ab > 1 + \frac{3}{2}\pi \quad (6)$$

Le deuxième signal décrit une structure multifractale représentée par un Mouvement Brownien Multifractionnaire (MBM) donné en haut de la Figure 2 (colonne de droite). Un élément clé du MBM : les fluctuations du signal sont décrites par une fonction de Hölder $h(x)$ plutôt que par un h constant :

$$MBM(x) = \int_{-\infty}^0 \left[(x-u)^{h(x)-\frac{1}{2}} - (-u)^{h(x)-\frac{1}{2}} \right] d\omega(u) + \int_0^x (x-u)^{h(x)-\frac{1}{2}} d\omega(u) \quad (7)$$

où ω est un bruit blanc de moyenne nulle et de variance σ^2 .

Comme indiqué sur la Figure 2 (colonne de gauche), le signal dit monofractal exhibe une fonction d'échelle $\tau(q)$ linéaire en fonction de q , donc h est constant en fonction de q . Le h constant réduit le spectre multifractal $D(h)$ à un petit arc concave (théoriquement, $D(h)$ doit être représenté par un point).

En revanche, le signal $MBM(x)$ de nature multifractale (colonne de droite de la Figure 2) exhibe une fonction d'échelle $\tau(q)$ courbée, ce qui offre un spectre de singularités $D(h)$ plus large et plus riche. Ce dernier résume l'ensemble des sous-ensembles iso-Hölder que contient le signal.

Les principaux paramètres multifractaux (h_0 , h_{\min} , h_{\max} et $\Delta h = h_{\max} - h_{\min}$) qui apparaissent sur la Figure 2, sur le spectre de singularités du $MBM(x)$, sont considérés comme des paramètres pertinents pour distinguer et discriminer différents signaux physiques ou numériques.

Le paramètre h_0 indique la force de singularité dominante dans le signal. Si h_0 est faible, le signal est plus irrégulier.

En outre, le paramètre Δh (largeur du spectre) révèle le contenu multifractal du signal. Un Δh élevé est expliqué par une présence d'un large éventail d'exposants de Hölder dans le signal. Le signal est riche en structures auto-similaires.

4. ANALYSE MULTIFRACTALE DES SIGNAUX DE TENSION

La nature irrégulière et complexe des signaux de tension de la PàC (voir Figure 3) justifie l'application du formalisme multifractal pour l'extraction d'une information pertinente servant à identifier un défaut de fonctionnement.

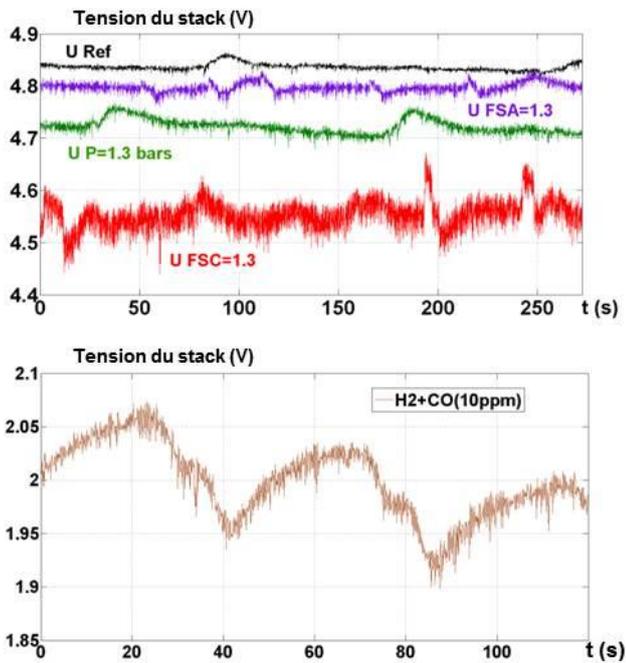


Fig.3. Quelques exemples de signaux temporels de tension acquis pour différentes conditions de fonctionnement de la PàC. Dans le cas des essais d'empoisonnement au CO, les tensions sont enregistrées 30 min après le début de l'empoisonnement

Les signaux de tension sont acquis avec une fréquence de 11Hz et les spectres sont calculés sur des profils de tension couvrant 3000 points (soit 4.5 min d'enregistrement). Un exemple de spectre de singularités calculé à base de la méthode MMTO en utilisant la deuxième dérivée de la gaussienne comme ondelette analysatrice est présenté en Figure 4.

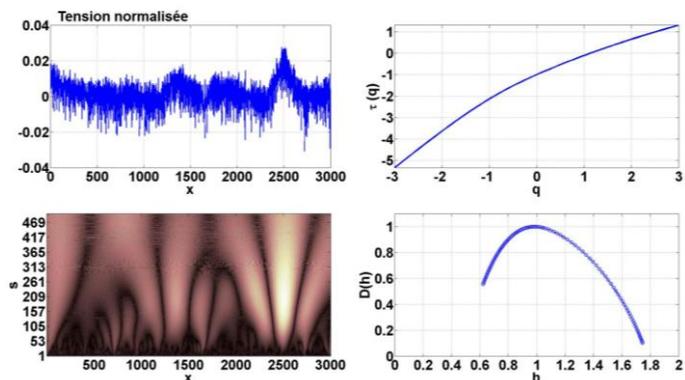


Fig.4. Spectre de singularités calculé sur un signal de tension : signal normalisé (en haut à gauche), scalogramme du signal étudié (en bas à gauche), fonction d'échelle $\tau(q)$ pour $q=-3:+3$ (100 valeurs) (en haut à droite), spectre de singularités $D(h)$ résultant (en bas à droite)

La forme non linéaire de la fonction d'échelle $\tau(q)$ et la forme concave du spectre $D(h)$ mettent en évidence la nature multifractale des signaux de tension de la PàC étudiée.

Des spectres de singularités moyens (calculés à partir de 10 spectres enregistrés pour chacun des défauts) sont présentés en Figure 5 : les spectres mettent d'abord au jour de manière synthétique une information latente, complexe, présente dans

les signaux de tension bruts et ils rendent ensuite possible une discrimination nette des différentes conditions de fonctionnement de la PàC. Par rapport aux autres conditions opératoires appliquées, le défaut de FSC impose ici une plus forte irrégularité de la tension avec des valeurs de h_{min} et h_{max} plus faibles.

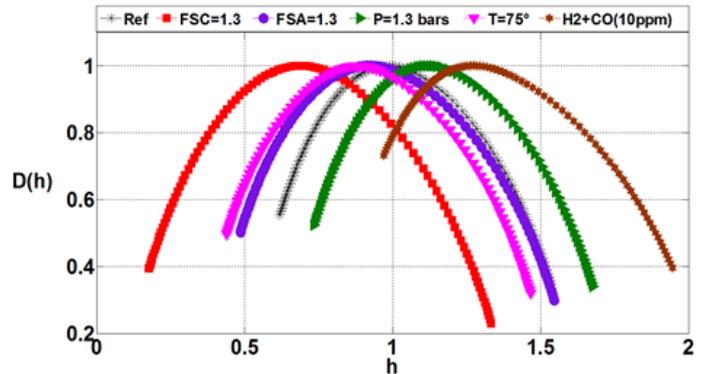


Fig.5. Spectres de singularités moyens obtenus à partir de 10 spectres enregistrés pour les défauts de fonctionnement de la Figure 3.

5. LES RESULTATS DU DIAGNOSTIC

Les résultats des spectres de singularités obtenus pour les différentes conditions d'essais de la PàC nous encouragent à exploiter la signature de singularité contenue dans un signal de tension pour développer un outil de diagnostic performant. La stratégie de diagnostic élaborée comporte 3 étapes principales qui apparaissent dans le diagramme de la Figure 6 :

- l'étape des essais expérimentaux,
- l'étape de caractérisation des tensions du stack par l'analyse multifractale,
- l'étape de la classification des spectres de singularités à l'aide des méthodes de reconnaissance de forme et enfin la décision.

Dans ce travail, deux méthodes de classification supervisées sont appliquées et comparées ; il s'agit de la méthode des K plus proches voisins (KPPV) et de la méthode des Machines à Vecteurs de Support ou Séparateurs à Vaste Marge (SVM).

Les variables classifiées sont constituées à partir des données des spectres de singularités : 100 exposants de Hölder h et 100 dimensions de Hausdorff $D(h)$. Nous disposons donc d'un ensemble de 10 vecteurs de 200 variables chacun \times 6 classes. La base d'apprentissage est composée de 6 vecteurs par classe tirés au hasard ; les 4 autres sont utilisés pour la validation.

Afin de réduire le temps de calcul, la taille de la base d'apprentissage et d'optimiser les résultats des classifieurs, une étape de sélection des variables multifractales pertinentes s'impose. Dans notre étude, nous avons appliqué la méthode nommée MRMR (redondance minimale-pertinence maximale). Cette technique a été introduite récemment dans le domaine de la biologie [13] et a montré de bonnes performances dans le cas de la sélection des gènes [14].

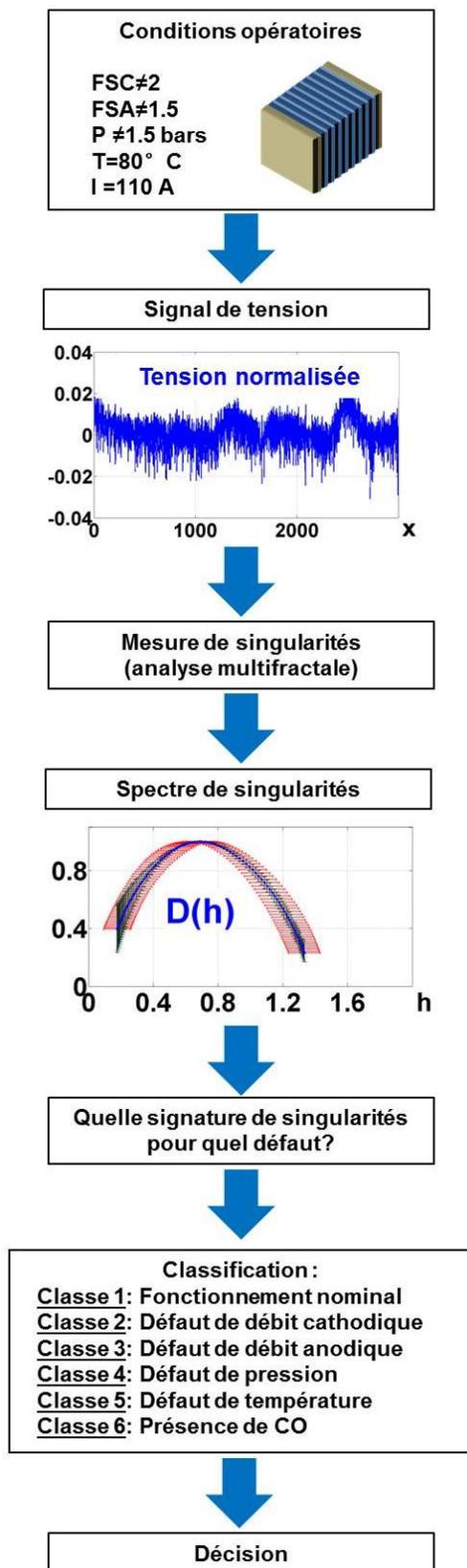


Fig.6. Schéma synoptique indiquant les différentes étapes de la stratégie de diagnostic adoptée

La combinaison de la technique MRMR avec le classifieur KPPV a permis de réduire le nombre de variables de 97%. En d'autres termes, on est passé de 200 variables à 6 variables pertinentes. Le meilleur taux de classification obtenu avec cette approche est de 91,3%. La matrice de confusion correspondante est donnée par le [tableau 3](#).

Tableau 3. Matrice de confusion des bons taux de classification obtenus en combinant la technique de sélection des paramètres MRMR et les K plus proches voisins (KPPV).

Classe	\overline{Ref}	\overline{DFSC}	\overline{DFSA}	\overline{DP}	\overline{DT}	\overline{DCO}
Ref	75	0	25	0	0	0
DFSC	0	100	0	0	0	0
DFSA	25	0	75	0	0	0
DP	0	0	0	100	0	0
DT	0	0	0	0	100	0
DCO	0	0	0	0	0	100

L'approche SVM associée à la technique MRMR offre quant à elle un taux de classification de 86,9%. La matrice de confusion correspondante est indiquée par le [tableau 4](#).

Tableau 4. Matrice de confusion des bons taux de classification obtenus en combinant la technique de sélection des paramètres MRMR et les SVMs.

Classe	\overline{Ref}	\overline{DFSC}	\overline{DFSA}	\overline{DP}	\overline{DT}	\overline{DCO}
Ref	50	0	50	0	0	0
DFSC	0	100	0	0	0	0
DFSA	25	0	75	0	0	0
DP	0	0	0	100	0	0
DT	0	0	0	0	100	0
DCO	0	0	0	0	0	100

Dans le cas des deux approches, 4 défauts de fonctionnement : DFSC, DP, DT et DCO ont été identifiés avec succès (taux de classification = 100%). Et 25% à 50% des individus issus du défaut DFSA ont été confondus avec ceux issus de la classe Ref (correspondant aux conditions nominales de la PàC). Ceci peut être expliqué par le fait que l'écart entre la valeur nominale du facteur de stœchiométrie anodique FSA = 1.5 et la situation de défaut considéré avec FSA = 1.3 est faible.

La méthode de diagnostic non-intrusive proposée ici offre une performance de calcul intéressante pour sa mise en œuvre en temps réel. En fait, le temps de calcul d'un spectre de singularité est estimé à environ 7 secondes pour un profil de tension couvrant 3000 points sous les caractéristiques du système informatique suivantes : Intel® Core™ i7-2960 XM, CPU@2.7GHz, RAM: 16GO. L'étape de la sélection des variables pertinentes MRMR offre la possibilité de réduire le coût de calcul de l'étape de caractérisation à 0.21s car seulement 6 variables optimales / 200 variables (spectre complet) sont considérées. Le temps de calcul de l'étape de classification avec la méthode des KPPV est d'environ 4ms seulement.

6. CONCLUSIONS

Dans cet article, nous avons proposé un nouvel outil de diagnostic pour les PàC, basé sur l'analyse de la régularité du signal de la tension de pile. Dans la méthode proposée, seule la tension aux bornes du stack complet est exploitée. De ce fait, un seul capteur de tension est nécessaire pour surveiller l'état de santé de la PàC, contrairement à d'autres méthodes de

diagnostic existantes qui reposent sur une instrumentation plus forte.

Trois étapes principales sont nécessaires au développement de l'outil de diagnostic : l'étape des essais expérimentaux et de la collecte des données, l'étape de la caractérisation des données basée sur le formalisme multifractal à base des ondelettes continues et enfin, l'étape de la classification des variables multifractales permettant d'identifier un défaut de fonctionnement.

Les résultats des spectres de singularités obtenus pour différentes situations de fonctionnement de la PàC montrent que chaque défaut impose sa propre signature de singularités dans la tension produite. Le meilleur taux de classification obtenu par l'approche MRMR combiné au classifieur KPPV est de 91,3%. Les performances de calcul de l'algorithme élaboré nous encouragent à l'implanter dans un module de diagnostic embarqué pour accompagner la pile dans ses diverses applications (automobile, stationnaire notamment).

7. REMERCIEMENTS

Nous tenons à remercier l'Agence Nationale de la Recherche (ANR) pour son soutien financier apporté dans le cadre du projet DIAPASON2.

8. REFERENCES

- [1] M.G. Santarelli, M.F. Torchio, P. Cochis, « Parameters estimation of a PEM fuel cell polarization curve and analysis of their behavior with temperature », *Journal of Power Sources*, 2006, Vol. 159, n°2, pp. 824-835.
- [2] W.J. Wruck, R.M. Machado, T.W. Chapman, « Current interruption-instrumentation and applications », *Journal of Electrochemical Society*, 1987, Vol. 134, n°3, pp. 539-546.
- [3] E. Ivers-Tiffe, A. Weber, A. Schichlein, « Electrochemical impedance spectroscopy ». In: Vielstich W, Gasteiger HA, Lamm A, editors. *Handbook of fuel cells: fundamentals, technology and applications*, Vol. 2. New York: Wiley; 2003. pp. 220-235.
- [4] G. Zwingelstein, « Diagnostic des défaillances », Hermès (Eds.), Paris, 1995.
- [5] X. Yuan, H. Wang, J.C. Sun, J. Zhang, « AC impedance technique in PEM fuel cell diagnosis - A review », *Int J Hydrogen Energy*, 2007, Vol. 32, pp. 4365-4380.
- [6] D. Natarajan, T. Van Nguyen, « Three-dimensional effects of liquid water flooding in the cathode of a PEM fuel cell », *Journal of Power Sources*, 2003; Vol. 115, n°1, pp. 66-80.
- [7] A. Hernandez, D. Hissel, R. Outbib, « Méthodes de diagnostic de systèmes multiphysiques », *Techniques de l'ingénieur*, 2008.
- [8] J. Chen, B. Zhou, « Diagnosis of PEM fuel cell stack dynamic behaviors », *Journal of Power Sources*, 2008, Vol. 177, n°, pp. 83-95.
- [9] N. Yousfi Steiner, D. Hissel, P. Moçoteguy, D. Candusso, « Non-intrusive diagnosis of polymer electrolyte fuel cells by wavelet packet transform », *International Journal of Hydrogen Energy*, 2001, Vol. 36, n°1, pp. 740-746.
- [10] D. Hissel, M-C. Péra, D. Candusso, F. Harel, S. Bégot, « Characterization of Polymer Electrolyte Fuel Cell for embedded generators. Test bench design and methodology ». Chapter of *Advances in fuel cells*, Research Signpost, Editor Xiang-Whu Zhang, North Carolina State Univ., 2005, pp. 127-148.
- [11] E. Bacry, J.F. Muzy, A. Arnéodo, « Singularity spectrum of fractal signals from wavelet analysis: Exact results », *Journal of Statistical Physics*, 1993, Vol. 70, n°3-4, pp. 635-674.
- [12] Site internet FRACLAB (accès en avril 2014), <http://fraclab.saclay.inria.fr/>
- [13] H. Peng, F. Long, C. Ding, « Feature selection based on mutual information: criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, Vol. 27, n°8, pp. 1226-1238.
- [14] Page internet de Hanchuan Peng (accès en février 2014), <http://penglab.janelia.org/proj/mRMR/>