

Identification de régimes de fonctionnement de piles à combustible par reconnaissance de formes à partir d'enveloppes et de fréquences instantanées issues du signal de la tension

Djeddjiga BENOUIOUA^{1,2,3}, Denis CANDUSSO^{1,2}, Fabien HAREL⁴, Pierre PICARD^{2,5}

¹ SATIE, Univ Gustave Eiffel, IFSTTAR / COSYS, FCLAB, Rue Ernest Thierry Mieg, F-90010 Belfort Cedex.

² ITE EFFICACITY, 14-20 Boulevard Newton, Champs-sur-Marne, F-77447 Marne la Vallée.

³ CSEM SA, Jaquet-Droz 1, 2002 Neuchâtel, Suisse.

⁴ AME-Eco7, Univ Gustave Eiffel, IFSTTAR, Univ Lyon, FCLAB, Rue Ernest Thierry Mieg, F-90010 Belfort Cedex.

⁵ ENGIE, CRIGEN, Dir. Recherche et Technologies, 361 Av. du Président Wilson, BP 33, F-93211 La Plaine Saint-Denis.

RESUME - Le travail réalisé vise à diagnostiquer des piles à combustible avec une instrumentation et des temps de calculs réduits. L'article décrit un outil de diagnostic non-intrusif, basé sur la seule mesure de la tension du stack et ne nécessitant pas d'excitation externe spécifique du générateur électrochimique. La méthode repose sur des techniques d'analyse du signal (calculs d'enveloppes et de fréquences instantanées) et de traitement de l'information (reconnaitances de formes). Un large panel de défauts peut être identifié (variations de débits, pressions, températures ; présence de monoxyde de carbone ; combinaisons de défauts simultanés), y compris lorsqu'ils correspondent à de faibles déviations vis-à-vis du fonctionnement nominal. La portabilité de la méthode a été étudiée sur 2 stacks PEMFC, conçus pour des applications différentes : transport et stationnaire.

Mots-clés—*Pile à combustible, diagnostic, reconnaissance de forme, enveloppes instantanées, fréquences instantanées.*

1. CONTEXTE ET OBJECTIFS

La durabilité et la fiabilité demeurent encore des enjeux importants dans le domaine des générateurs électriques à pile à combustible (PAC), tant pour les applications de transport (objectif : au moins 5 000 h de fonctionnement en sollicitations dynamiques et l'identification des sources de défauts dans une PAC [1, 2] ont montré que la majorité des contraintes qui modifient et perturbent son fonctionnement provient de ses auxiliaires (électronique, vannes, pompes, capteurs...).

Dans ce contexte, le développement d'outils de diagnostic des défaillances apparaît comme un levier permettant d'optimiser les conditions d'utilisation des générateurs à PAC, pour un usage le plus pérenne possible. Des travaux portant sur la recherche et l'identification des sources de défauts dans une PAC [1, 2] ont montré que la majorité des contraintes qui modifient et perturbent son fonctionnement provient de ses auxiliaires (électronique, vannes, pompes, capteurs...).

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 réagissent vis-à-vis des défauts. Un module de diagnostic fiable permet : un gain de sécurité en évitant des 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 proposent des outils de diagnostic, parmi lesquels :

- Des techniques de caractérisation électrochimique telles que la courbe de polarisation [3, 4], la méthode d'interruption de courant [5] et la Spectroscopie d'Impédance Electrochimique (SIE) [6] qui ont été largement utilisées pour le diagnostic des accumulateurs et des convertisseurs d'énergie. Ces méthodes expérimentales ont montré leur efficacité dans l'obtention de signatures électrochimiques relatives aux défauts et à 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 précises sur le courant ou la tension, ainsi que des équipements supplémentaires souvent coûteux et volumineux (par exemple, un spectromètre d'impédance électrochimique).
- Des méthodes qui se basent sur une modélisation des systèmes, appelées parfois « méthodes internes » [7]. On peut citer par exemple : des modèles de type « circuits équivalents » [8] qui exploitent les mesures de caractérisation électrochimique ou les données tension-courant, des modèles analytiques [9, 10] qui nécessitent une connaissance approfondie des mécanismes multi-physiques et des nombreux paramètres qui régissent le processus de fonctionnement du convertisseur d'énergie. Mais

la nature non linéaire des phénomènes physiques, le caractère réversible ou non des dégradations, les fortes interactions entre les différents composants constituant le convertisseur rendent effectivement difficile une modélisation des défaillances permettant de restituer précisément les performances réelles des systèmes considérés, un préalable à l'étape du diagnostic.

- Des méthodes qui exploitent des outils de traitement du signal pour extraire des indices sur l'état de santé de la pile à partir des signaux issus d'un nombre élevé de capteurs et donnant lieu à une quantité d'informations considérable. En effet, des signaux de natures physiques différentes peuvent être prélevés sur une PAC de manière non-invasive. Certaines mesures (courant, tensions, températures, pressions) peuvent être utilisées plus facilement que d'autres (humidités relatives, champ magnétique externe) dans un système de contrôle pour PAC. Des méthodes comme la transformée en ondelettes [11, 12], l'analyse de singularités [13] ont ainsi montré leur potentiel pour le diagnostic des PACs. Elles sont associées à des approches de type reconnaissance de formes pour effectuer les tâches de détection et d'identification du ou des défaut(s). Le travail de Z. Zheng et de ses co-auteurs [14] propose une description des nombreuses méthodes existantes. Ces méthodes nécessitent parfois des ressources informatiques importantes, coûteuses et qui rendent délicate leur implantation dans une optique de diagnostic en temps réel à visée applicative.

Le nouvel outil de diagnostic proposé ici s'appuie sur une approche de traitement du signal consistant à déterminer des grandeurs locales prélevées sur le seul signal de tension mesuré aux bornes d'un stack. Ces grandeurs sont des enveloppes et des fréquences instantanées, utilisées de manière pertinente pour générer des signatures liées à des régimes de fonctionnement ou à des défauts. L'outil met également en œuvre des techniques de traitement de l'information (plus précisément, de la reconnaissance de formes) pour détecter un mode de fonctionnement anormal ou du moins non souhaité, et pour pouvoir enclencher ultérieurement des mesures correctives (contrôle, maintenance). Le travail réalisé a pour objectif de proposer un outil de diagnostic pour PACs qui puisse à la fois s'avérer performant pour l'identification de régimes de fonctionnements et qui repose sur des bases mathématiques suffisamment simples pour autoriser des temps de calculs limités. Le travail présenté a donné lieu à une demande de brevet [15]. La stratégie de diagnostic est développée en tenant compte de l'expression des besoins suivants :

- Limiter l'instrumentation : une instrumentation non intrusive confère un aspect « générique » au système de diagnostic, en le rendant plus facilement adaptable à différentes géométries et tailles de PAC. Le choix de la tension du stack, comme signal utile au diagnostic pouvant refléter l'état de santé du générateur électrochimique, va également dans ce sens.
- Choisir une méthode simple, aisément implantable dans une optique de diagnostic en temps réel à visée applicative. Les outils mathématiques mis en œuvre doivent aboutir à un algorithme de diagnostic performant, à la fois en termes de taux de classification (identification) des régimes de fonctionnements considérés et de « coûts / temps de calculs ».
- Identifier un large panel de défauts de fonctionnement du système. Des situations complexes impliquant deux voire trois défauts simultanés doivent notamment pouvoir être prises en considération.
- Prévenir suffisamment à l'avance des défaillances ou des dégradations irréversibles. La méthode développée doit ainsi être sensible à de légères déviations du régime de fonctionnement nominal de la PAC (occasionnées en particulier par les organes périphériques du générateur).

Cet article est organisé comme suit. Les deux PACs investiguées expérimentalement sont présentées dans la [Section 2](#). La stratégie de diagnostic est décrite dans la [Section 3](#). Celle-ci inclut notamment une description des outils mathématiques utilisés dans les différentes étapes : de génération des signatures liées aux régimes de fonctionnement des PACs, de sélection des descripteurs et de classification. Dans la [Section 4](#), nous appliquons la méthode de diagnostic aux deux piles placées sur une variété de points de fonctionnement. Les principales conclusions de l'article sont données dans la [Section 5](#).

2. PILES A COMBUSTIBLE EXPERIMENTEES ET CONSTITUTION DE BASES DE DONNEES POUR LE DIAGNOSTIC

Deux stacks de type PEMFC (à membrane échangeuse de protons ou à membrane polymère), proposés par deux constructeurs différents et destinés à deux applications distinctes, ont été étudiés pour évaluer la portabilité de la méthode de diagnostic proposée. Les stacks ont été expérimentés sous une variété de conditions opératoires imposées sur des bancs d'essais développés au sein de la plateforme PAC de Belfort ([Fig 1](#)). Le premier stack est une pile conçue par le CEA LITEN à Grenoble pour une application automobile. Il est doté de plaques de distribution de gaz métalliques et il est alimenté en hydrogène pur. Le second stack est fabriqué par la société allemande Riesaer Brennstoffzellentechnik - RBZ GmbH - Inhouse Engineering GmbH. Il est destiné à une application stationnaire (de type microcogénération, μ CHP) et ses plaques bipolaires sont en graphite. Il est alimenté par un mélange riche en hydrogène, simulant un reformat. Les caractéristiques principales et les conditions opératoires nominales, utiles à l'étude, sont données pour les deux piles PEMFC dans les [Tableaux 1 et 2](#).

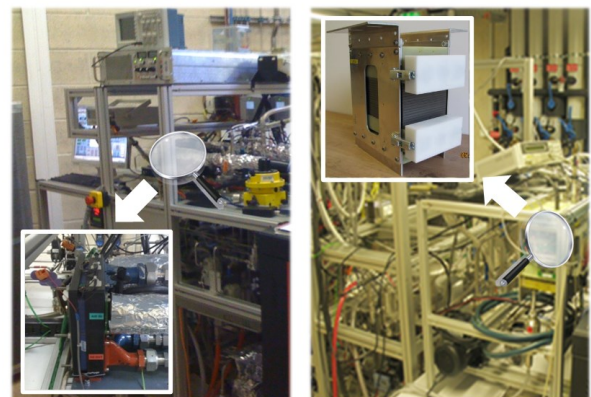


Fig. 1. Photos des PEMFC expérimentées et des bancs d'essais à Belfort. A gauche : pile du CEA LITEN. A droite : pile RBZ - Inhouse Engineering.

Tableau 1. Caractéristiques et conditions nominales de la PEMFC destinée à une application automobile (stack CEA LITEN).

Paramètre	Valeur
Nombre de cellules	8
Surface active de l'électrode	220 cm ²
Courant de pile	110 A
Facteur de Stoechiométrie Cathode, FSC (air)	2
Facteur de Stoechiométrie Anode, FSA (H ₂ pur)	1.5
Pression d'entrée absolue à l'anode et à la cathode, P	150 kPa
Température de sortie du circuit caloporteur, T	80°C
Humidité Relative à l'entrée de l'anode et de la cathode, HR	50 %

Tableau 2. Caractéristiques et conditions nominales de la PEMFC destinée à une application stationnaire (stack RBZ - Inhouse Engineering GmbH).

Paramètre	Valeur
Nombre de cellules	12
Surface active de l'électrode	196 cm ²
Courant de pile	80 A
Facteur de Stœchiométrie Cathode, FSC (air)	2
Facteur de Stœchiométrie Anode, FSA (75% H ₂ + 25% CO ₂)	1.3
Pression d'entrée absolue à l'anode et à la cathode, P	110 kPa
Température de sortie du circuit caloporteur, T	70°C
Humidité Relative à l'entrée de l'anode et de la cathode, HR	50 %

Le protocole expérimental élaboré consiste à introduire volontairement différents régimes / défauts durant le fonctionnement des PACs en s'écartant de leurs 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), sur le taux d'Humidité Relative des réactifs (HR), sur la qualité de l'hydrogène (ajout de monoxyde de carbone, CO). Les valeurs des variations des paramètres seront précisées dans la Section 4. Le signal utile à notre outil de diagnostic est la seule tension du stack. Deux bases de données sont ainsi constituées par l'enregistrement de la tension et des différents signaux physiques reflétant l'évolution de certains paramètres des auxiliaires qui interagissent avec la pile pendant son fonctionnement.

3. PRINCIPES DE LA STRATEGIE DE DIAGNOSTIC

L'outil de diagnostic peut d'abord être présenté de manière globale, à travers les différentes étapes principales de la stratégie de diagnostic mise en œuvre : depuis la constitution d'une base de données de référence, jusqu'à la classification des nouvelles observations permettant la reconnaissance de régimes de fonctionnement (Fig. 2). Des informations essentielles sur les outils mathématiques mis en œuvre lors des différentes étapes sont apportées dans la suite de la section.

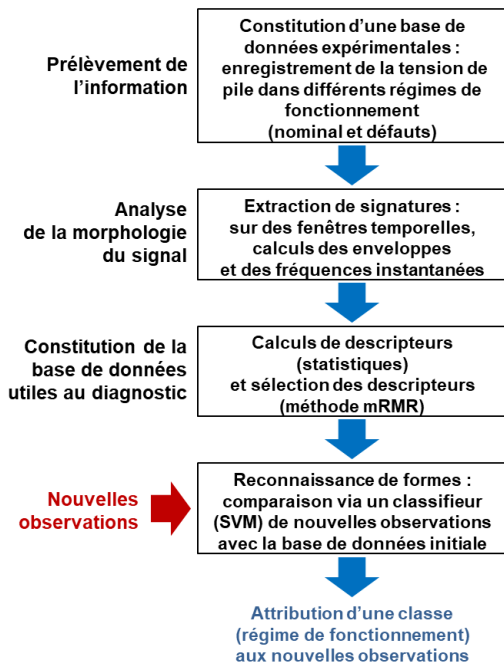


Fig. 2. Les principales étapes de la stratégie de diagnostic.

3.1. Analyse du signal de la tension de PAC : notions d'enveloppes et de fréquences instantanées

L'essentiel de l'information contenue dans un signal rugueux se situe dans ses structures irrégulières. L'analyse fine de ces structures, grâce au calcul de grandeurs et de caractéristiques locales, permet d'accéder à des informations présentes de manière latente dans le signal. Les signaux de tension produits par une PAC sont ainsi chargés d'informations, en lien avec divers phénomènes physiques qui prennent place dans le cœur de pile et qui dépendent également du fonctionnement des auxiliaires du générateur complet. L'analyse de tels signaux en fonction des conditions opératoires fait apparaître des phénomènes oscillants, dont les caractéristiques évoluent dans le temps. Il paraît donc intéressant de les décrire en faisant apparaître leurs caractéristiques instantanées. L'approche temps-fréquence qui fait ressortir l'enveloppe et la fréquence localisées dans le temps (instantanées) semble donc très adaptée pour caractériser au mieux ce type de signaux.

Dans la suite de la Sous-section 3.1, des précisions sont apportées sur les outils mathématiques utilisés pour l'extraction de signatures à partir du signal de tension de PACs. Trois exemples de signatures sont donnés : les deux premiers sont établis sur la base de signaux connus et simples, de type « Chirp », et le troisième est proposé à partir d'enregistrements de tensions d'une PAC placée sous différents régimes de fonctionnement. Le reste de la section est consacré aux modes de calcul et de sélection de descripteurs issus des signatures (enveloppes et fréquences instantanées), ainsi qu'à la discrimination de différents régimes de fonctionnement via un classifieur.

3.1.1. Définitions mathématiques des enveloppes et des fréquences instantanées

On peut associer à tout signal réel $x(t)$ le signal analytique (complexe) correspondant [16, 17, 18, 19] :

$$Z_x(t) = x(t) + j H\{x(t)\} \quad (1)$$

H désigne la Transformée de Hilbert (TH) ; cette transformée permet d'étendre un signal réel dans le domaine complexe. La TH associe à un signal $x(t)$ le signal $\check{x}(t)$ défini comme suit, avec vp la valeur principale de l'intégrale au sens de Cauchy :

$$\begin{aligned} \check{x}(t) &= \frac{1}{\pi} vp \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} g(t-\tau)x(\tau)d\tau = g(t) * x(t) \end{aligned} \quad (2)$$

Elle peut être apparentée à une opération de filtrage du signal $x(t)$ par un système linéaire de réponse impulsionnelle $g(t) = \frac{1}{\pi t}$, appelé aussi « *filtre de quadrature* », qui est un filtre passe-tout (bande passante infinie) introduisant un déphasage de $\frac{\pi}{2}$:

$$\check{X}(f) = F\left\{\frac{1}{\pi t}\right\} \cdot F\{x(t)\} = -j \operatorname{sgn}(f)X(f) \quad (3)$$

La Transformée de Fourier (TF) du signal analytique s'écrit comme ci-dessous avec $U(f)$, échelon de Heaviside :

$$\begin{aligned} Z_x(f) &= X(f) + j \check{X}(f) \\ &= (1 + j \operatorname{sgn}(f))X(f) = 2U(f)X(f) \end{aligned} \quad (4)$$

L'enveloppe, ou amplitude instantanée (module du signal analytique), décrit la loi de modulation de l'amplitude :

$$\text{Amplitude instantanée}(t) = |Z_x(t)| \quad (5)$$

La fréquence instantanée (dérivée de la phase du signal analytique) décrit la loi de modulation de phase :

$$\text{Fréquence instantanée}(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d(\arg(Z_x))}{dt}(t) \quad (6)$$

3.1.2. Exemples d'enveloppes et de fréquences instantanées - cas de signaux « Chirp » modulés en fréquence

Dans un premier temps, à titre d'illustration, le calcul des enveloppes et des fréquences instantanées est appliqué à des signaux de type « Chirp ». Ce sont des signaux complexes, pseudopériodiques, modulés en fréquence autour d'une fréquence porteuse et également modulés en amplitude par une enveloppe a (avec $a(t) \geq 0$) dont les variations sont lentes par rapport aux oscillations de la phase $\varphi(t)$:

$$\text{Chirp}(t) = a(t) \exp\{j\varphi(t)\} \quad (7)$$

Nous considérons deux exemples de signaux de type « Chirp ». Le premier signal suit une modulation linéaire de la fréquence f et le second obéit à une évolution quadratique de f .

- *Exemple 1* : « Chirp » avec une modulation linéaire de la fréquence, de $f_0 = 1$ Hz à $f_{\text{end}} = 100$ Hz (Fig. 3).

La Figure 3 présente le signal étudié et les évolutions temporelles calculées pour son enveloppe et ses fréquences instantanées. L'amplitude de l'enveloppe instantanée fluctue autour de 1 (signal « Chirp » normalisé), en particulier pour des instants correspondant à des valeurs fréquentielles fortes à cause du rapport entre la forte oscillation du signal et la fréquence d'échantillonnage choisie (1 kHz). L'estimation de la fréquence instantanée fait bien apparaître une évolution temporelle linéaire des fréquences locales du signal « Chirp », allant de $f_0 = 1$ Hz à $f_{\text{end}} = 100$ Hz.

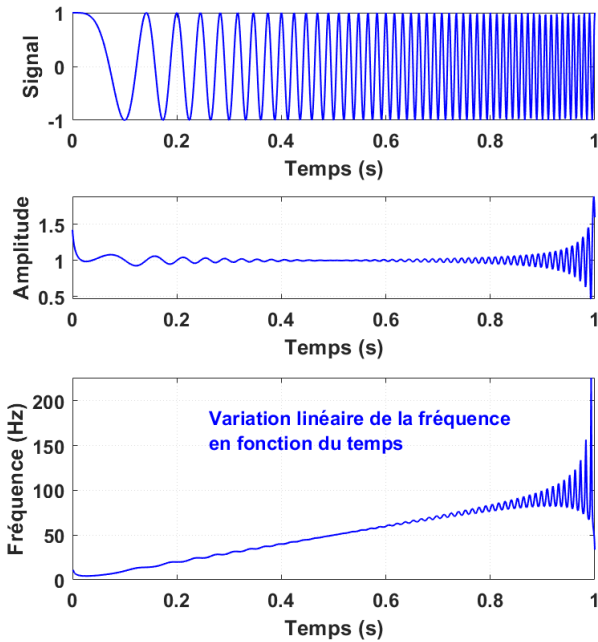


Fig. 3. Premier exemple de signal « Chirp » ayant une modulation fréquentielle linéaire (en haut), avec l'évolution temporelle de l'amplitude de son enveloppe instantanée (au milieu) et l'évolution temporelle de ses fréquences instantanées (en bas).

- *Exemple 2* : « Chirp » avec une modulation quadratique concave de la fréquence, de $f_0 = 100$ Hz à $f_{\text{end}} = 25$ Hz (Fig. 4).

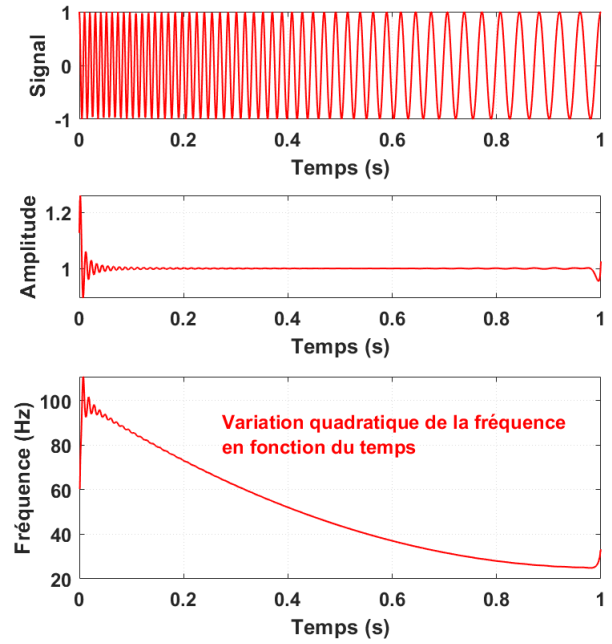


Fig. 4. Second exemple de signal « Chirp » ayant une modulation fréquentielle quadratique (en haut), avec l'évolution temporelle de l'amplitude de son enveloppe instantanée (au milieu) et l'évolution temporelle de ses fréquences instantanées (en bas).

Les deux exemples de signaux « Chirp » précédents montrent l'intérêt de calculer les grandeurs locales d'un signal oscillatoire que sont les enveloppes et les fréquences instantanées. Les courbes des fréquences et des enveloppes instantanées - en mettant en correspondance bijective temps et amplitude, temps et fréquence - permettent de révéler des informations possiblement dissimulées voire noyées dans le signal brut initial.

3.2. Analyse du signal de la tension de PAC : exemples d'enveloppes et de fréquences instantanées calculées à partir de signaux de tension de PAC

Des signaux de tension ont été acquis sur les deux PACs placés sous différents régimes de fonctionnement. Certains de ces régimes peuvent conduire à une amélioration des performances ; d'autres peuvent être assimilés à des défauts. Les défauts qui surviennent au niveau d'une pile peuvent en général être attribués soit au vieillissement naturel des composants du stack, soit à un mauvais contrôle du système à PAC. La plupart des défauts qui affectent le stack peuvent avoir un lien direct avec des conditions opératoires mal adaptées, comme par exemple une humidité relative ou des débits de gaz trop forts, ou bien encore une température de pile trop élevée.

À titre d'exemple, des extraits de signaux issus de la mesure de tension de stack sont affichés en Fig. 5. Ils ont été acquis sur la PAC destinée à une application stationnaire (μCHP). Les 9 extraits présentés, pour chacune des 9 conditions opératoires considérées, comportent 1000 points correspondant à une durée proche de 1.5 min (fréquence de 11 Hz). Les courbes des enveloppes et des fréquences instantanées calculées à partir des signaux de tension sont également affichées sur la Fig. 5. Elles ont été estimées sur les signaux de tension prétraités (i.e. dont on aura auparavant enlevé la composante linéaire ou « tendance »),

calculée sur chaque intervalle de 1000 points correspondant à un régime de fonctionnement). Comme on peut le constater, chaque régime impose sur le signal de tension, et sur les signatures des enveloppes et des fréquences instantanées, des empreintes relativement distinctes les unes des autres. Cette constatation visuelle apparaît comme une première justification pour l'utilisation de ces grandeurs locales comme descripteurs discriminants en vue du diagnostic des PACs. A noter que le temps de calcul des enveloppes et des fréquences instantanées est très court. Avec un PC de bureau, il est inférieur à 1 ms pour un intervalle de 1000 points.

Les tensions produites par la PAC présentent un caractère aléatoire et non-stationnaire. De ce fait, les valeurs des fréquences et des amplitudes instantanées ne peuvent pas être interprétées comme des « modulations » au sens des signaux déterministes (e.g. sinusoïdaux). Ces grandeurs locales seront tout simplement explorées comme peuvent l'être des signatures donnant lieu à des descripteurs alimentant un algorithme de classification.

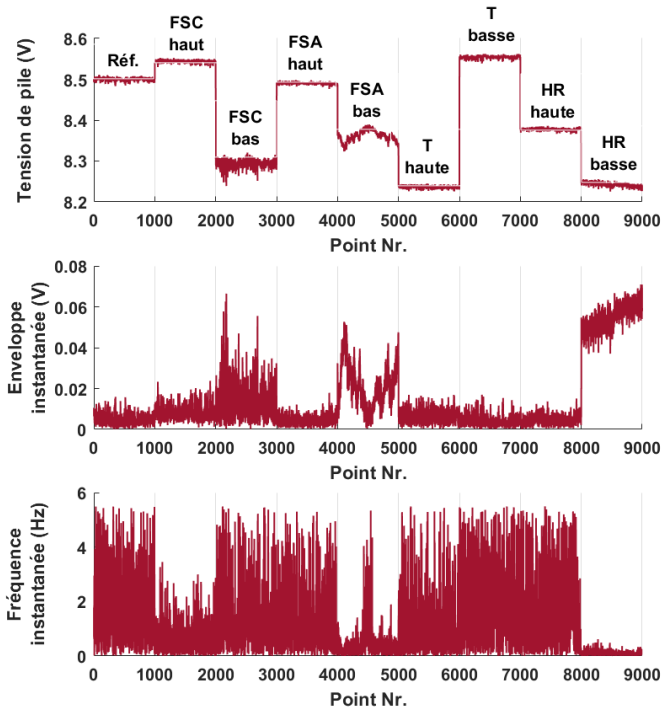


Fig. 5. Exemples de signaux de tension obtenus pour la PAC destinée à une application stationnaire et placée dans différents régimes de fonctionnement (en haut), courbes des amplitudes des enveloppes instantanées / régime (au milieu), courbes des fréquences instantanées / régime (en bas).

3.3. Méthode de calcul et de sélection de descripteurs sur les signatures des régimes de fonctionnement

Dans cette étude, 8 paramètres statistiques ont été estimés sur chacun des trois signaux suivants : la tension brute, l'amplitude des enveloppes instantanées et les fréquences instantanées. Ces paramètres statistiques sont : la valeur maximale, la valeur minimale, la moyenne, l'écart type, le coefficient de variation, la médiane, le biais (ou « skewness ») et le kurtosis. Initialement, avec 8 paramètres / signal, ce sont donc 24 descripteurs statistiques qui résultent de l'analyse des trois signaux.

L'étape de sélection des paramètres pertinents intervient alors pour réduire le nombre utile de descripteurs statistiques et in fine réduire les temps de calculs. C'est la méthode mRMR (« minimal Redundancy, Maximum Relevance ») qui a été mise

en œuvre dans notre étude pour procéder à la réduction de la dimensionnalité de la base de données initiale.

3.3.1. Définition de la méthode mRMR :

La méthode mRMR est basée sur le calcul de l'information mutuelle $I(x, y)$ qui permet de mesurer la dépendance statistique d'une variable aléatoire x (prenant ses valeurs dans $\{x_1, \dots, x_i\}$) sur une autre : y (prenant ses valeurs dans $\{y_1, \dots, y_j\}$). $I(x, y)$ est aussi appelée entropie relative, ou divergence de Kullback, et elle est calculée à partir de la distribution conjointe $p(x, y)$ et des distributions marginales $p(x)$ et $p(y)$ [20] :

$$I(x, y) = \sum_{x_i} \sum_{y_j} p(x, y) \log \left(\frac{p(x, y)}{p(x) \cdot p(y)} \right) \quad (8)$$

$I(x, y)$ est élevée si x et y sont dépendantes et elle est nulle si les variables sont indépendantes. L'idée de base de la méthode mRMR est donc d'utiliser cette notion d'information mutuelle pour essayer : - de minimiser la redondance (mR) entre les caractéristiques et - de maximiser la pertinence (MR) entre la variable étudiée et la classe considérée. Cela peut être réalisé de la manière suivante [21, 22] :

- Minimiser la redondance :

$$\text{Redondance}(x) = \frac{1}{|S|^2} \sum_{x, y \in S} I(x, y) \quad (9)$$

Avec : $|S|$ la taille de l'ensemble défini par les deux variables x et y .

- Maximiser la pertinence :

$$\text{Pertinence}(x) = \frac{1}{|S|} \sum_{x \in S} I(C, x) \quad (10)$$

Avec : C la classe considérée, aux étiquettes $\{c_1, \dots, c_n\}$.

Le score d'une variable est la combinaison de ces deux facteurs. Il peut être calculé de deux manières différentes :

$$\text{Score}(x) = \frac{\text{Pertinence}(x)}{\text{Redondance}(x)} \quad (11)$$

ou bien :

$$\text{Score}(x) = \text{Pertinence}(x) - \text{Redondance}(x) \quad (12)$$

3.3.2. Application de la méthode mRMR :

Considérons à titre d'exemple le cas de l'étude menée sur la PAC destinée à une application stationnaire. Parmi les 24 paramètres statistiques initialement considérés, les descripteurs statistiques « pertinents » (qui aboutissent à une meilleure discrimination des classes) ne sont plus qu'au nombre de 4 :

- le coefficient de variation des fréquences instantanées,
- la moyenne des amplitudes instantanées,
- la valeur maximale de la tension brute,
- la valeur minimale de la tension brute.

3.4. Identification de régimes de fonctionnement via un classifieur

C'est dans cette étape finale de la stratégie de diagnostic qu'interviennent les méthodes issues du domaine de la reconnaissance des formes. Des descripteurs statistiques ont été

estimés à partir des trois signaux utiles, à savoir : le signal de tension brut, la courbe des fréquences instantanées et la courbe des amplitudes instantanées. Les descripteurs qui ont été jugés « pertinents » à la suite de l'application de la méthode mRMR forment une base d'apprentissage dans laquelle sont caractérisés les régimes de fonctionnement étudiés. Ces derniers sont affectés à des groupes, communément appelés « classes ». La technique de classification supervisée, nommée Supports Vectors Machines (SVM) multi-classes (en français, machines à vecteurs de support ou séparateurs à vaste marge), est le classifieur utilisé pour notre étude. Les SVMs ont montré leur efficacité dans de nombreux domaines tels que le diagnostic médical, la bio-informatique, la recherche d'information, la vision par ordinateurs, la finance, et également le pronostic des PACs [23]. Les SVMs sont une classe d'algorithmes, basés sur la recherche de l'*hyperplan de marge optimale*, initialement définis pour des cas de discrimination binaire des données linéairement séparables (2 classes labélisées $\{-1, 1\}$). Un schéma illustrant ce principe est donné en Fig. 6. Les fondements mathématiques de l'approche des SVMs sont détaillés dans plusieurs travaux, notamment dans [24, 25, 26].

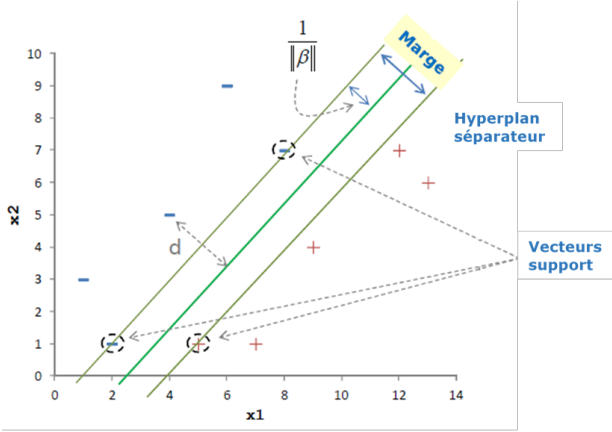


Fig. 6. L'approche du classifieur SVM. Illustration des notions de marge, de vecteurs support et d'hyperplan séparateur (classification binaire) [24].

Pour aborder la formulation mathématique de base de l'approche des SVMs, nous considérons le cas simple de la classification binaire où il s'agit de séparer des données $x_i \in \mathbb{R}^p$ en deux classes y labélisées $+1$ ou -1 ($y \in \{+1, -1\}$). L'objectif est de trouver une séparation linéaire permettant de distinguer les x_i appartenant à la classe $+1$ des x_i appartenant à la classe -1 . Le classifieur f (ou fonction de séparation) se présente sous la forme d'une combinaison linéaire des variables x_i :

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_p; \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p) \quad (13)$$

$$f(x) = x_i^T \beta + \beta_0 = x_1 \beta_1 + x_2 \beta_2 + \dots + \beta_0 \quad (14)$$

Avec : $\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)$ et β_0 qui sont les $(p+1)$ paramètres à estimer.

Le principe de la maximisation de la marge est formulé de sorte à choisir un hyperplan optimal qui doit maximiser la distance entre la frontière de séparation et les points de chaque classe qui lui sont le plus proche (Fig. 6). Maximiser la marge revient donc à minimiser la norme du vecteur de paramètres β , c'est-à-dire [24] :

$$\min_{\beta, \beta_0} \frac{1}{2} \|\beta\|^2 \text{ avec } \|\beta\| = \sqrt{\beta_1^2 + \dots + \beta_p^2} \quad (15)$$

Sous contrainte, avec $i = 1, \dots, n$:

$$y_i \times (x_i^T \beta + \beta_0) \geq 1 \quad (16)$$

Les contraintes indiquent que tous les points sont du bon côté ; au pire, ils sont sur la droite définissant les vecteurs support. La résolution de ce problème (calcul des coefficients β de l'hyperplan) peut se faire en utilisant les multiplicateurs de Lagrange [24]. A l'origine, les SVMs sont des classifieurs binaires. Il existe cependant des méthodes qui permettent d'étendre leurs applications au cas de plusieurs classes et de données non linéairement séparables en introduisant les fonctions noyaux (« kernels »). Dans notre cas, nous avons adopté l'approche des SVMs multi-classes « Un contre tous - One versus all ». Avec la Fig. 7, nous présentons un exemple de résultat de classification de données non linéairement séparables en 8 classes. Le calcul a été réalisé en utilisant la Toolbox LIBSVM, utilisable dans l'environnement MatlabTM et développée par Chih-Chung Chang et Chih-Jen Lin [27].

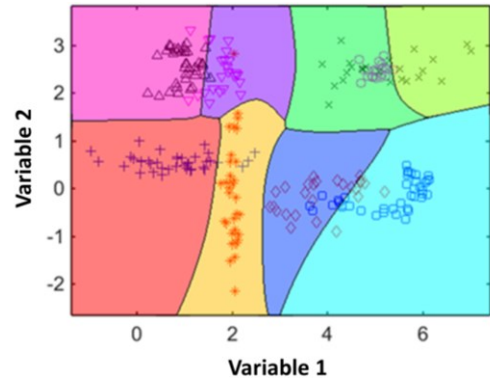


Fig. 7. Exemple d'une classification multi-classes de données non linéairement séparables en utilisant la toolbox LIBSVM.

4. APPLICATION DE LA STRATEGIE DE DIAGNOSTIC

L'ensemble des régimes de fonctionnement et des paramètres opératoires considérés pour la validation de l'outil de diagnostic développé est récapitulé dans le Tableau 3, pour les deux PEMFCs expérimentées : pile CEA (application automobile - « Auto ») et pile RBZ - Inhouse Engineering (application micro-cogénération - « μ CHP »). Des descripteurs statistiques ont donc été déterminés sur la base des signaux de tension brute, des enveloppes et des fréquences instantanées correspondant aux différents régimes de fonctionnement étudiés. Seuls les descripteurs les plus « pertinents », retenus par la méthode mRMR, ont été utilisés dans l'étape de classification par reconnaissance de formes (mise en œuvre de l'algorithme SVM). Des informations supplémentaires liées au processus de diagnostic appliqué aux deux PACs sont données dans le Tableau 4. L'outil de diagnostic a permis la discrimination d'une large gamme de régimes de fonctionnement, pour les deux stacks, avec un taux de bonne classification d'environ 98% (97,5 % pour la PEMFC « Auto » et 98,8 % pour la PEMFC « μ CHP »). Dans les Tableaux 2 et 3, reprenant la forme des matrices de confusion issues de la reconnaissance de forme, nous indiquons les taux de classification par régime de fonctionnement étudié et par stack. On peut constater que la plupart des régimes de fonctionnement sont identifiés à 100 %.

Tableau 3. Les conditions expérimentales de référence (en bleu et en vert) et des autres régimes de fonctionnement (en gras, rouge, soulignées ; Nf : Non fait) appliquées aux deux PACs : CEA (« Auto ») et RBZ - Inhouse Engineering (« μ CHP »).

	Référence		Variation FSC		Variation FSA		Variation P		Variation T		Variation HR		Variation CO	
Pile	Auto	μ CHP	Auto	μ CHP	Auto	μ CHP	Auto	μ CHP	Auto	μ CHP	Auto	μ CHP	Auto	μ CHP
FSC	2	2	<u>1.3</u>	<u>2.6</u> <u>1.6</u>	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
FSA	1.5	1.3	1.5	1.3	<u>1.3</u>	<u>1.5</u> <u>1.2</u>	1.5	1.3	1.5	1.3	1.5	1.3	1.5	1.3
P (bar abs)	1.5	1.1	1.5	1.1	1.5	1.1	<u>1.3</u>	Nf	1.5	1.1	1.5	1.1	1.5	1.1
T (°C)	80	70	80	70	80	70	80	70	<u>75</u>	<u>72</u> <u>65</u>	80	70	80	70
HR (%)	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	Nf	<u>46</u> <u>54</u>	50	50
Présence de CO (ppm)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	<u>10</u>	Nf

Tableau 4. Informations additionnelles sur le processus de diagnostic (calculs des signatures, reconnaissance de formes) appliqué aux deux PACs.

	Pile Auto	Pile μ CHP
Nombre de classes considérées (régimes de fonctionnement)	8	9
Nombre d'individus considérés pour l'apprentissage	20	166
Nombre d'individus pris en compte pour la phase de test	10	85 (10 individus par classe)
Nombre de descripteurs (paramètres statistiques pertinents)	5	4
Temps de calcul des signaux d'enveloppes et de fréquences instantanées	0.3 ms / individu	0.4 ms / individu
Temps de calcul des paramètres statistiques	0.2 ms / individu	0.3 ms / individu
Temps de calcul lié à la phase d'apprentissage (construire les SVMs)	0.2 s	0.2 s
Temps de calcul lié à la phase de test (classer les individus)	0.8 ms pour les 80 individus	1 ms pour les 85 individus
Taux de bonne classification	97.5 % (2 individus sur 80 sont mal classés)	98.8 % (1 individu sur 85 est mal classé)

Tableau 5. Les taux de classification par défaut obtenus à partir des données expérimentales issues de la pile CEA (application « Auto »).

	Classe Référence	Classe Variation FSC	Classe Variation FSA	Classe Variation P	Classe Variation FSA + P	Classe Variation FSC + P	Classe Variation FSC + FSA	Classe Variation FSC + FSA + P
Référence	90	0	0	0	<u>10</u>	0	0	0
Variation FSC	0	100	0	0	0	0	0	0
Variation FSA	0	0	100	0	0	0	0	0
Variation P	0	0	0	100	0	0	0	0
Variation FSA + P	0	0	0	0	100	0	0	0
Variation FSC + P	0	0	0	0	0	100	0	0
Variation FSC + FSA	0	0	0	0	<u>10</u>	0	90	0
Variation FSC + FSA + P	0	0	0	0	0	0	0	100

Tableau 6. Les taux de classification par régime de fonctionnement obtenus à partir des données expérimentales issues de la pile RBZ - Inhouse Engineering (application « μ CHP »).

	Classe Référence	Classe Variation FSC haut	Classe Variation FSC bas	Classe Variation FSA haut	Classe Variation FSA bas	Classe Variation T haute	Classe Variation T basse	Classe Variation HR haute	Classe Variation HR basse
Référence	100	0	0	0	0	0	0	0	0
Variation FSC haut	0	100	0	0	0	0	0	0	0
Variation FSC bas	0	0	100	0	0	0	0	0	0
Variation FSA haut	0	0	0	100	0	0	0	0	0
Variation FSA bas	0	0	0	0	100	0	0	0	0
Variation T haute	0	0	0	0	0	100	0	0	0
Variation T basse	0	0	0	0	0	0	100	0	0
Variation HR haute	0	0	<u>20</u>	0	0	0	0	80	
Variation HR basse	0	0	0	0	0	0	0	0	100

5. CONCLUSIONS

Dans cet article, nous avons décrit un nouvel outil de diagnostic conçu pour l'identification des régimes de fonctionnement d'un générateur électrochimique, à partir d'un signal unique mesuré en sortie du système. Nous avons appliqué l'outil à deux PACs différentes et au signal de tension des stacks. L'outil proposé repose globalement sur des techniques d'analyse du signal et de traitement de l'information. Il fait appel à quatre étapes principales : les essais expérimentaux pour la collecte des données (constitution d'une base de données expérimentales de référence, liées à différents régimes), l'analyse de la morphologie du signal de tension et l'extraction de signatures (enveloppes et fréquences instantanées), le calcul et la sélection de descripteurs statistiques pour la constitution d'une base réduite de données utiles au diagnostic (application de la méthode mRMR), et enfin l'étape de la classification des nouvelles observations pour identifier le régime de fonctionnement (par reconnaissance de formes, ici via les SVMs). L'application de l'outil de diagnostic aux deux piles considérées indique qu'une discrimination d'un large panel de régimes de fonctionnement est possible, avec un taux de bonne classification obtenu proche de 98%. Pour conclure, l'outil possède les propriétés suivantes :

- (i) Il est non intrusif car il est basé sur la seule mesure de la tension prélevée aux bornes de l'empilement complet.
- (ii) Il utilise une instrumentation minimale (un seul capteur de tension est nécessaire pour surveiller l'état de santé de la PAC, contrairement à d'autres méthodes de diagnostic existantes qui reposent sur une instrumentation plus forte). Il ne nécessite pas d'excitation externe spécifique du système étudié.
- (iii) Il repose sur des outils mathématiques pouvant conduire à des temps de calculs limités.
- (iv) Il peut être mis en œuvre dans un cadre « préventif » car il permet de détecter de faibles déviations enregistrées autour des conditions nominales de fonctionnement.
- (v) Il permet d'identifier une large gamme de défauts. Nous avons ainsi pu considérer : - des variations de débits, de pressions, de températures, - la présence de monoxyde de carbone, - la combinaison de défauts simultanés.
- (vi) Il a un caractère générique et peut potentiellement être utilisé pour un grand nombre de systèmes indépendamment de leur type, de leur géométrie, de leur taille ou de l'application. Les résultats de la classification d'un ensemble de données de tension, issues des expérimentations réalisées sur deux stacks de deux constructeurs distincts et prévus pour des applications différentes (transport et stationnaire), montrent l'efficacité et la portabilité de la stratégie de diagnostic développée.

6. REMERCIEMENTS

Les travaux ont été réalisés avec le soutien de l'ANR dans le cadre d'un projet de l'ITE EFFICACITY et de l'IFSTTAR.

7. REFERENCES

- [1] Y. Zhang, J. Jiang, « Bibliographical review on reconfigurable fault-tolerant control systems », *Annual Reviews in Control*, vol. 32, p. 229-252, 2008.
- [2] C. Lebreton, M. Benne, C. Damour, N. Yousfi-Steiner, B. Grondin-Perez, D. Hissel, J.-P. Chabiat, « Fault tolerant control strategy applied to PEMFC water management », *Int. J. of Hydrogen Energy*, vol. 40, n°33, p. 10636-10646, 2015.
- [3] M.G. Santarelli, M.F. Torchio, P. Cochis, « Parameters estimation of a PEM fuel cell polarization curve and analysis of their behavior with temperature », *J. of Power Sources*, Vol. 159, n°2, pp. 824-835, 2006.
- [4] C.-Y. Lim, H. Haas, « Diagnostic method for an electrochemical fuel cell and fuel cell components », Brevet n°US 20060051628(A1), 2006. documents disponibles via le lien suivant : <https://patents.google.com/patent/US20060051628A1/en>
- [5] W.J. Wruck, R.M. Machado, T.W. Chapman, « Current interruption-instrumentation and applications », *J. of Electrochemical Society*, vol. 134, n°3, p. 539-546, 1987.
- [6] E. Ivers-Tiffe, A. Weber, A. Schichlein, « Electrochemical impedance spectroscopy ». Dans : W. Vielstich, H.A. Gasteiger, A. Lamm, « Handbook of fuel cells: fundamentals, technology and applications », vol. 2. New York: Wiley, p. 220-235, 2003.
- [7] G. Zwingelstein, « Diagnostic des défaillances », Hermès, Paris, 1995.
- [8] X. Yuan, H. Wang, J.C. Sun, J. Zhang, « AC impedance technique in PEM fuel cell diagnosis - A review », *Int. J. of Hydrogen Energy*, vol. 32, p. 4365-4380, 2007.
- [9] D. Natarajan, T. Van Nguyen, « Three-dimensional effects of liquid water flooding in the cathode of a PEM fuel cell », *J. of Power Sources*, vol. 115, n°1, p. 66-80, 2003.
- [10] A. Hernandez, D. Hissel, R. Outbib, « Méthodes de diagnostic de systèmes multiphysiques », *Techniques de l'ingénieur*, 2008.
- [11] N. Yousfi Steiner, D. Hissel, P. Moçoteguy, D. Candusso, « Non-intrusive diagnosis of polymer electrolyte fuel cells by wavelet packet transform », *Int. J. of Hydrogen Energy*, vol. 36, n°1, p. 740-746, 2001.
- [12] N. Yousfi-Steiner, P. Moçoteguy, L. Gautier, D. Hissel, D. Candusso, « Detection of defects in an electrochemical device », brevet n°WO/2010/149935 A1, documents disponibles via le lien suivant : <https://patents.google.com/patent/WO2010149935A1/en>
- [13] D. Benouioua, D. Candusso, F. Harel, L. Oukhellou, « PEMFC stack voltage singularity measurement and fault classification », *Int. J. of Hydrogen Energy*, vol. 39, n°36, p. 21631-21637, 2014.
- [14] Z. Zheng, R. Petrone, M.-C. Péra, D. Hissel, M. Becherif, C. Pianese, N. Yousfi Steiner, M. Sorrentino, « A review on non-model based diagnosis methodologies for PEM fuel cell stacks and systems », *Int. Journal of Hydrogen Energy*, vol. 38, p. 8914-8926, 2013.
- [15] D. Benouioua, D. Candusso, F. Harel, P. Picard, « Méthode de détermination du régime de fonctionnement d'un système, méthode de configuration d'un classifieur servant à identifier un tel régime, et dispositif de détermination d'un tel régime », demande de brevet d'invention n° FR3071084 (A1) - 2019-03-15, date de dépôt : 11/09/2017. <https://patentscope.wipo.int/search/fr/detail.jsf?docId=WO2019048803>
- [16] B. Boashash, « Estimating and Interpreting the Instantaneous Frequency of a Signal - Part 1: Fundamentals », *Proceedings of the IEEE*, vol. 80, n°4, p. 520-538, 1992.
- [17] H. Bukac, « Instantaneous Frequency: Another Tool of Source of Noise Identification », *Int. Compressor Engineering Conference*, Purdue University, USA, 2004.
- [18] J.-C. Cexus, « Analyse des signaux non-stationnaires par transformée de Huang, opérateur de Teager-Kaiser et transformation de Huang-Teager (THT) », thèse de doctorat, Univ. de Rennes, 2005.
- [19] B. Picinbono, W. Martin, « Représentation des signaux par amplitude et phase instantanées », *Annales des Télécom.*, vol. 38, p. 179-190, 1983.
- [20] J.-M. Brossier, « Théorie de l'information », Cours de l'ENSIMAG 1A, 2014, document disponible via le lien : <http://www.gipsa-lab.grenoble-inp.fr/~jean-marc.brossier/TheorieInformation-Ensimag-2014.pdf>
- [21] 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*, vol. 27, n°8, p.1226-1238, 2005.
- [22] C. Ding, H. Peng, « Minimum redundancy feature selection from microarray gene expression data », *J. of Bioinformatics and Computational Biology*, vol. 3, n°2, p.185-205, 2005.
- [23] K. Chen, S. Laghrouche, A. Djerdir, « Aging prognosis model of proton exchange membrane fuel cell in different operating conditions », *Int. J. of Hydrogen Energy*, vol. 45, n°20, p. 11761-11772, 2020.
- [24] R. Rakotomalala, « Cours sur les SVMs », Univ. Lumière Lyon 2, 2017.
- [25] C.-M. Bishop, « Pattern Recognition and Machine Learning », Springer, 2007.
- [26] C. Cortes, V. Vapnik, « Support-Vector Networks », *Machine Learning*, vol. 20, n°3, p. 273-297, 1995.
- [27] C.-C. Chang, C.-J. Lin, « LIBSVM: a library for support vector machines ». *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2:27:1--27:27, 2011. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>