

Surveillance des Moteurs Asynchrones par les Machines à Vecteurs de Support (SVM)

Keskes Hassen^{#1}, Ahmed Braham^{#1*2}

^{#1} Laboratoire de recherche: Matériaux, Mesures et Applications (MMA), INSAT, Tunis

^{*2} Institut National des Sciences Appliquées et de Technologie (INSAT), Université de Carthage

¹keskes.hassen@gmail.com

²ahmed.braham@insat.rnu.tn

Résumé—D'après l'Institut National de Statistique, la Tunisie importe environ 2 millions de moteurs par an. La place prestigieuse qu'occupent les moteurs asynchrones (MA) dans l'industrie, nécessite entre autre la mise en place d'un système de surveillance performant afin de minimiser le coût et le temps de la maintenance. Pour cela, nous développerons dans ce document une technique de maintenance conditionnelle intelligente des MA à bases de l'estimation de la densité spectrale de puissance (DSP) et les machines à vecteurs de support (SVM). L'estimation de la DSP au sens de Welch a été utilisée pour extraire les paramètres fréquentiels sensibles au défaut. Afin d'automatiser la surveillance des défauts, plusieurs méthodes de décomposition des SVM multiclassées ont été implémentées à savoir OAO, OAA et DAG en utilisant les fonctions à noyau de types Gaussien, Polynomial et Ondelettes. Les résultats expérimentaux ont montré que la combinaison DAG SVM et le noyau Ondelette Symlet présente le meilleur taux de classification de l'ordre de 99%.

Mots-Clés—Moteur Asynchrone, Diagnostic, System de Classification, Machine à Vecteur de Support Multiclassées.

I. INTRODUCTION

Dans certains secteurs d'activités industrielles, à savoir la pétrochimie et les centrales électriques, l'indisponibilité du moteur asynchrone, et le non-respect des délais qui s'en suit, peuvent engendrer des coûts de maintenance très élevés [1] [2]. Le besoin d'amélioration de la disponibilité de ce type de moteur s'est progressivement fait sentir dans tout type d'industrie. La maintenance préventive conditionnelle était le premier essor. Ce type de maintenance est défini selon la norme NF EN 13306 X 60319 "une surveillance du fonctionnement du bien et des paramètres significatifs de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent". Cette surveillance permanente permet d'intervenir au bon moment et au juste coût.

En effet, le principe de la surveillance repose sur l'analyse et le traitement des grandeurs mesurables, contenant des indicateurs spécifiques qui caractérisent la présence du défaut. Ces grandeurs peuvent être de nature mécanique et thermique [3] [4]. Toutefois, l'exploitation de ces grandeurs comporte certains inconvénients liés aux problèmes d'accessibilité, de bruit et de coût des capteurs élevés. Pour s'affranchir de ces problèmes, les chercheurs focalisent de nos jours leurs efforts

sur la surveillance du moteur asynchrone par l'analyse d'autres types de signaux, en particulier le courant statorique [2][5]. En dépit des diverses techniques mentionnées précédemment (l'analyse vibratoire et l'analyse du courant), ces dernières années, la surveillance des MA s'est éloignée des techniques traditionnelles pour s'orienter vers des techniques dites de classification, apportant aux systèmes de détection des défauts ; la fiabilité, la praticité et la sensibilité. Ces techniques ne sont pas en concurrence avec les techniques précédemment citées, mais elles exploitent les indicateurs du défaut existant dans les signaux pour réaliser la détection automatique [6] [7] [8] [9].

Par définition, le Système de Classification (SC) est un ensemble de fonctions mathématiques qui permet de reconnaître des situations significatives d'un système à partir de certains paramètres descriptifs [10]. Dans la thématique de diagnostic des MA, plusieurs systèmes de classification ont été mis en place avec succès. Ondel et al. [11] ont appliqué la méthode de k plus proche voisin pour détecter les défauts susceptibles d'apparaître dans une machine asynchrone, en particulier, la cassure d'une barre rotorique et le défaut de roulement. Le taux de classification total obtenu est de l'ordre de 96%. Dans le même contexte, Ayhan et al. [8] ont comparé deux SC : les réseaux de neurones et l'analyse discriminante linéaire afin d'automatiser la détection des défauts une et deux barres cassées. Les taux de classification ont atteint les 100% pour les réseaux de neurones et 97,5% pour l'analyse discriminante linéaire.

Certes, les anciens systèmes de classification comme les réseaux de neurones et les k plus proches voisins, ont fait leurs preuves dans plusieurs applications de diagnostic. Cependant, ces techniques sont difficiles à implémenter, et leur temps de calcul est souvent très élevé. En 1995, Vapnic a proposé un nouveau SC nommé les machines à vecteurs de support (SVM) [12]. Silva et al. [13] et Fang et al. [14] ont mené deux études comparatives dans lesquelles les résultats expérimentaux ont montré que les taux de classification des SVM sont meilleurs que les réseaux de neurones artificiels de 10%. Au niveau temps de calcul, les SVM sont 35 fois plus rapides que les réseaux de neurones.

Les SVM ont été conçus initialement pour résoudre des problèmes à bi-classe, en revanche, la plupart des problèmes de classification sont à multiclassées. Plusieurs techniques ont été proposées pour traiter ce type de problème. Les trois les plus répandues sont : Un-contre-Un (OAO : One-Against-

One), Un-contre-Tous (OAA : One-Against-All) et la Graphe de décision orienté (DAG : Directed Acyclic Graph). Cependant, aucune des approches existantes ne s'est réellement imposée. Ainsi, la résolution des problèmes multiclassés à l'aide de SVM demeure aujourd'hui un axe de recherche actif [12] [15].

L'objectif de notre travail est de concevoir et de mettre en place un système de maintenance conditionnel à base des SVM, permettant une détection automatique des défauts : une et deux barres cassées. Dans l'étape d'extraction des descripteurs, nous avons utilisé des paramètres fréquentiels, issus de l'estimation spectrale au sens de Welch du courant statorique. Durant la phase de classification, nous avons comparé les stratégies de SVM multiclassés, à savoir OAO, OAA et DAG, en termes de taux de classification, temps d'apprentissage, et temps de prise de décisions. De nouveaux résultats sont présentés et interprétés.

Dans ce qui suit, nous présentons l'organisation de cet article. La deuxième section présentera les SVM. Dans la troisième section, nous détaillerons le système expérimental et la procédure d'acquisition. La quatrième et la cinquième section porteront, respectivement, sur l'implémentation du classifieur SVM aux défauts d'une machine asynchrone et les résultats de classification.

II. LES MACHINES A VECTEUR DE SUPPORT

Dans cette section, nous présentons dans un premier lieu les principes de base de classification SVM biclasses. Ensuite, nous expliquons les approches les plus utilisées pour résoudre les problèmes de multiclassés.

A. Les machines à vecteurs de support biclasses

Pour les problèmes biclasses et durant la phase d'apprentissage, l'algorithme de SVM cherche à trouver la fonction optimale appelée Hyperplan à marge maximale, qui permet la séparation optimale entre les données appartenant à deux classes différentes [12] [15][16]. Deux cas se présentent :

- Les données à classifier sont linéairement séparables : tous les échantillons des deux classes peuvent être séparés correctement par une frontière linéaire. La figure 1 montre un cas de classification linéaire. Les deux classes (+ et -) sont séparées par une frontière linéaire ($y = ax$) que nous appelons hyperplan ;
- Les données à classifier ne sont pas linéairement séparables, Dans la figure 2 il n'existe pas un hyperplan qui permet de séparer entre les deux classes du système.

Pour ce type de problème, Vapnik a proposé d'utiliser des fonctions appelées les fonctions à noyaux, qui permettent de projeter les données des classes dans un espace de dimension plus grande, de façon à ce qu'elles deviennent linéairement séparables [12]. La figure 3 illustre la projection des données non linéairement séparables dans un espace de redescription à trois dimensions, permettant ainsi de trouver un hyperplan qui sépare les données [12] [15][16]. Parmi les noyaux couramment utilisés nous pouvons citer :

- Le noyau polynomial : $k(x, x') = (x \cdot x' + B)^P$

- Le noyau gaussien: $k(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{\sigma}\right)$

Avec P est le degré du polynôme, B est le paramètre de translation et σ le rayon de l'hypersphère. Récemment, Zhang et al. [17] ont appliqué de nouvelles fonctions à noyaux à base d'ondelettes dont l'équation est la suivante :

$$k(x, x') = \prod_{i=1}^N h\left(\frac{x_i - c_i}{a}\right) h\left(\frac{x'_i - c'_i}{a}\right) \quad (1)$$

Avec $x, a, c \in \mathbb{R}$, a est le facteur de dilatation, et c est le facteur de translation.

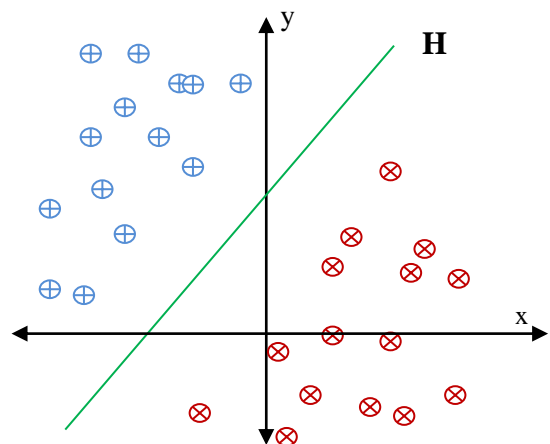


Fig. 1 Des données linéairement séparables

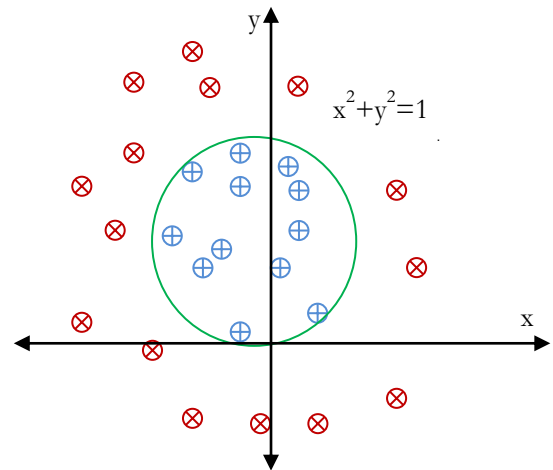


Fig. 2 Des données non-linéairement séparables

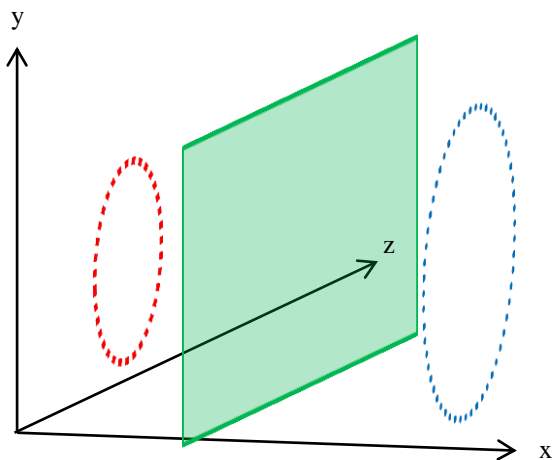


Fig. 3 Redescription des données dans un espace de plus grande dimension.

B. Les SVM multiclassés

Les SVM ont été conçus initialement pour résoudre des problèmes à biclasses. En revanche, la plupart des problèmes de diagnostic sont à multiclassés. Plusieurs techniques ont été proposées pour traiter ce type de problème. Les trois les plus répandues sont un-contre-un, un-contre-tous et le graphe de décision orientée [12] [16]. Cependant, aucune des approches existantes ne s'est réellement imposée. La résolution des problèmes multiclassés à l'aide de SVM reste aujourd'hui un axe de recherche actif.

L'approche Un-contre-Tous ou en anglais "One Against All" (OAA) peut être vue comme une généralisation du cas binaire. Elle consiste à construire autant de SVM binaires que de classes. Chaque SVM est entraîné à séparer les données d'une classe de celles de toutes les autres classes. Ainsi, chaque SVM est associé à une classe, et sa sortie peut être considérée comme une mesure d'appartenance. La règle de décision consiste donc à attribuer la donnée inconnue à la classe correspondante au SVM, ayant la plus grande valeur de sortie ; c'est le principe "winner-takes-all".

Une autre méthode de décomposition très utilisée, nommée Un-contre-Un en anglais "One Against One" (OAO) consiste à construire un SVM binaire pour chaque paire de classes. Pour un problème à C classes, $C(C-1)/2$ SVM sont entraînés. La décision s'obtient en effectuant un vote majoritaire. Chaque SVM vote pour une classe et la donnée de test est finalement associée à la classe ayant reçu le plus grand nombre de votes. En 2000, Platt et al. [18] ont proposé une nouvelle amélioration de la stratégie OAO nommée graphe de décision orientée ou en anglais "Graph Acyclique Direct" (DAG). L'algorithme d'apprentissage de cette stratégie est le même que OAO. Néanmoins, durant la phase de décision, DAG utilise un arbre de décisions permettant de réduire le nombre de classes de $C(C-1)/2$ pour OAO à $(C-1)$ classes pour DAG. La figure 4 illustre un exemple d'arbre de décisions à quatre classes. Chaque nœud représente un classifieur binaire qui sépare entre la $i^{\text{ème}}$ et la $j^{\text{ème}}$ classes. Cette structure implique exactement les mêmes classifieurs par paires que l'approche OAO. Le premier nœud sépare la première classe et la dernière. En fonction du résultat, une des

classes candidates sera rejetée. Ensuite, l'échantillon sera testé par le classifieur suivant, et l'algorithme se répète jusqu'à retenir une seule classe.

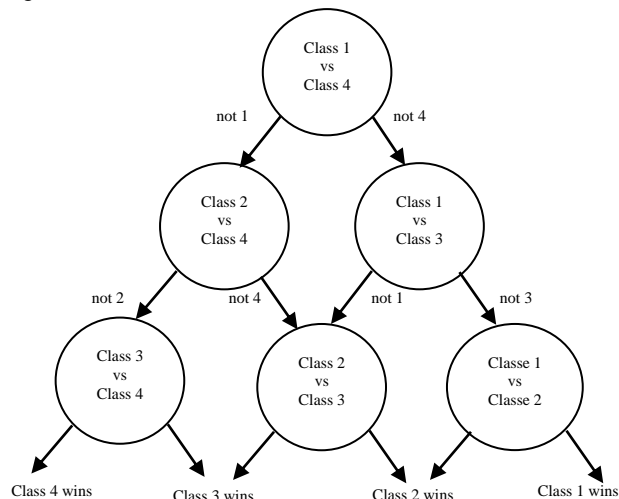


Fig. 4 Un arbre de décision à quatre classes.

III. SYSTEME EXPERIMENTAL ET PROCEDURES D'ACQUISITION

Dans le but d'analyser les courants statoriques en présence du défaut de barres cassées, nous avons mis en place un banc d'essai (figure 5) composé d'un MA triphasé à cage d'écureuil, d'une charge composée d'une machine à courant continu connectée à un banc de résistances, d'un capteur de courant (25 A/ 5 V) et d'une carte d'acquisitions NI PCI 6221 et un PC. Les caractéristiques du MA sont les suivantes: tension nominale 380 V, vitesse nominale 1390 tr/min, la puissance utile nominale 0.55 KW, le facteur de puissance 0.73 et le courant nominal 1.7 A. Les modes de fonctionnement ayant servis à valider la procédure de détection sont moteur sain, moteur avec une barre cassée et moteur avec deux barres cassées. Il est à noter que les modes de fonctionnement ont été créés pour plusieurs niveaux de charge, à savoir 0%, 25%, 50%, 75% et 100%. Au niveau du rotor, les barres ont été cassées en perçant les conducteurs des cages d'écureuil. Le rotor endommagé est visible sur la figure 6.



Fig. 5 Le Banc expérimental.



Fig. 6 Défaut deux barres cassées.

IV. IMPLEMENTATION DU CLASSIFIEUR SVM AUX DEFAUTS D'UNE MACHINE ASYNCHRONE

La figure 7 illustre le schéma de principe du système de classification des défauts de MA à bases des SVM. Le système s'articule autour de quatre étapes : acquisitions de signaux défauts, extraction des descripteurs, phases d'apprentissage et phase de test.

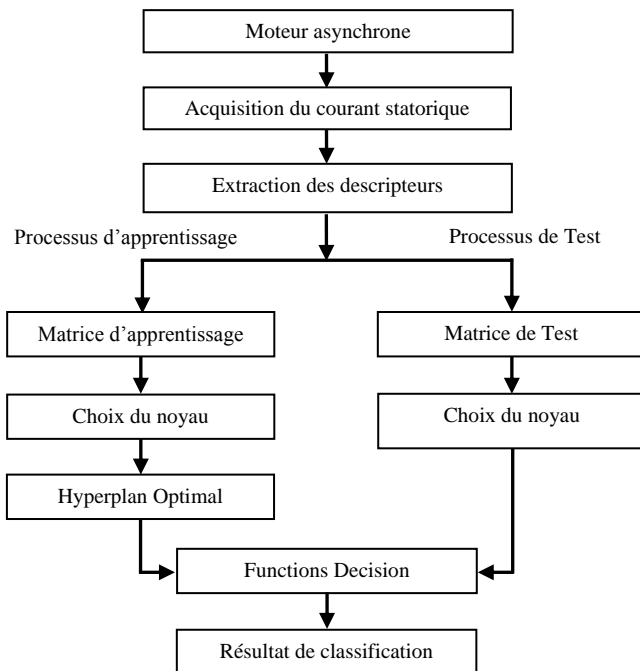


Fig. 7 Système de classification des défauts du MA à base de SVM.

La phase d'extraction des descripteurs a été élaborée à base des estimateurs de PSD au sens de Welch [19]. En fait, La cassure des barres provoque une dissymétrie de la répartition des courants au rotor, induisant ainsi dans le spectre du courant statorique des fréquences latérales f_{bb} autour de la fréquence d'alimentation définie par [2] [5]

$$f_{bb} = f_s \times (1 \pm 2 \times k \times g) \quad (2)$$

où k est un entier positif qui représente le nombre d'harmoniques du défaut. f_s est la fréquence d'alimentation. g

présente le glissement. Par conséquent, l'amplitude de cette fréquence caractéristique peut être considérée comme un indicateur sur la présence du défaut barre cassée. La figure 8 illustre le spectre du courant statorique d'un MA sain, avec une barre cassée et avec deux barres cassées à 5% de glissement. Pour $k = 1$, les fréquences caractéristiques du défaut seront $f_{bb}^{-1} = 45 \text{ Hz}$ et $f_{bb}^{+1} = 55 \text{ Hz}$. Nous remarquons que les fréquences caractéristiques du défaut barre cassé sont très distinguables.

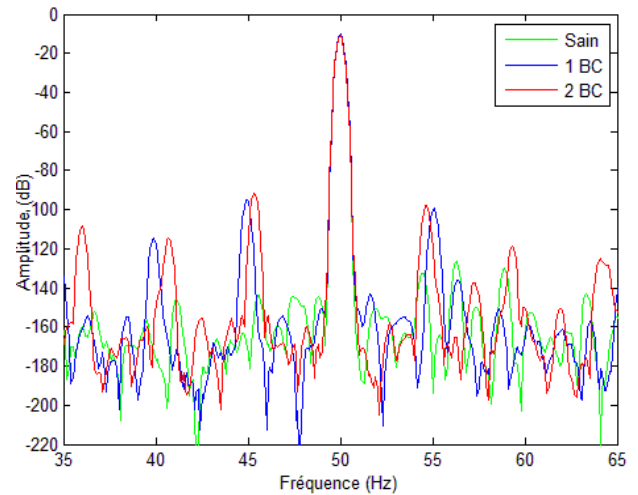


Fig. 8 Estimation de la DSP au sens de Welch.

Les matrices d'apprentissage et de test ont été constituées d'amplitudes de fréquences caractéristiques du f_{bb}^{-1} et f_{bb}^{+1} estimées au sens de Welch. L'objectif de la phase d'apprentissage est développer la fonction de décisions suivante :

$$O_i = f(A_{f_{bb}^{-1}}, A_{f_{bb}^{+1}}) \quad (3)$$

avec $O_i = [\text{Sain}, 1 \text{ BC}, 2 \text{ BC}]$ est le résultat de classification de l'échantillon numéro i . $A_{f_{bb}^{-1}}$ et $A_{f_{bb}^{+1}}$ sont les amplitudes des fréquences caractéristiques du défaut.

Afin de trouver la fonction de décision la plus efficace, nous comparons les stratégies des SVM multiclassés OAO, OAA et DAG avec plusieurs fonctions à noyaux Rbf, Poly et Ondelette (Haar, Daubechies et Symlet). Un des problèmes rencontrés lors de l'application des SVM est le choix des hyper-paramètres des fonctions à noyaux. La technique la plus répandue est celle de la validation croisée. L'algorithme de cette méthode consiste à évaluer le résultat de classification de la matrice d'apprentissage et de test pour des différents intervalles des hyper-paramètres. La combinaison des hyper-paramètres minimisant plus le taux d'erreur est retenue. Le tableau 1 illustre pour chaque fonction à noyaux, les hyper-paramètres correspondants et les intervalles balayés. La constante de régularisation C a été variée de 1 à 10000.

TABLE I
LES INTERVALLES DE RECHERCHE DES HYPER-PARAMETRES DES FONCTIONS
A NOYAUX.

Fonction noyau	Paramètres	Intervalle
Rbf	σ : la largeur de la bande.	0.1 to 100
Poly	P: la Degré	1 to 10
Haar Db Sym	Par: Nb de passages par zéro ; Pow: Nb de décompositions dyadiques ; j_{max} j_{min} : Intervalle de résolution de l'ondelette.	1 to 6 4 to 8 -10 to 6 -10 to 6

Dans les sections suivantes, nous présentons dans un premier temps les résultats de classification pour les paramètres fréquentiels. Ensuite, nous comparons les stratégies de classifications SVM multiclassées, et les fonctions à noyaux en termes de précision et de complexité. Toutes les classifications ont été réalisées avec la boîte à outils de Matlab SVM-KM [20].

V. RESULTATS ET DISCUSSION

Dans la littérature, de nombreuses combinaisons : approches de décomposition multiclassées et fonctions à noyaux ont été évaluées dans des domaines différents, tels que le diagnostic des moteurs, la reconnaissance des écritures et la reconnaissance des images etc... Les conclusions relatives à la revue de la littérature soulignent que dans 80% des références étudiées, DAG et OAO permettent d'obtenir des résultats des classifications plus précises que la méthode OAA. En terme de complexité, les temps nécessaires pour l'apprentissage et la prise de décision (test) de la stratégie OAA sont toujours plus importants qu'OAO et DAG. Néanmoins, il n'y a pas de travaux consistants qui ont comparé DAG, OAO et OAA avec des fonctions à noyaux à base des ondelettes.

Le tableau 3 présente les résultats de classification. Le taux de classification de test (TCT) est défini par l'équation suivante :

$$TCT = 1 - \frac{\sum_1^T Erreur1 + \sum_1^T Erreur2}{T} \quad (4)$$

avec Erreur 1 et Erreur 2 sont définies dans le tableau 2. T est le nombre d'échantillons du test.

TABLE III
DEFINITION DES ERREURS.

Résultats Prédiction	Sain	Défaut (1 BC)	Défaut (2 BC)
Sain	Correct	Erreur 1	Erreur 1
Défaut (1 BC)	Erreur 1	Correct	Erreur 2
Défaut (2 BC)	Erreur 1	Erreur 2	Correct

Le TA est le temps d'apprentissage et le TT est le temps de test.

TABLE II
EXPERIMENTAL RESULTS OF DIFFERENT MSVM STRATEGIES

Paramètres des fonctions noyau	SVM	TCT	TA (s)	TT (s)
Rbf (γ , C)	(1,1) OAO	82%	0.2	0.01
	(1,1) OAA	80%	0.3	0.001
	(10,1) DAG	95%	0.2	0.0008
Poly (D, C)	(4,1) OAO	96%	0.1	0.002
	(4,1) OAA	96%	0.2	0.0004
	(2,2) DAG	96%	0.1	0.0006
Db (V, P, j_{max} j_{min} C)	(8,4,0,-8,10) OAO	95%	7.8	4
	(8,4,0,-8,10) OAA	95%	1.7	0.12
	(8,4,0,-8,10) DAG	95%	7.8	0.08
Haar (V, P, j_{max} j_{min} C)	(8,4,0,-8,10) OAO	84%	6	3
	(8,4,0,-8,10) OAA	84%	1.6	0.4
	(8,4,0,-8,10) DAG	84%	6	0.04
Sym (V, P, j_{max} j_{min} C)	(8,4,0,-8,10) OAO	99%	14	6
	(8,4,0,-8,10) OAA	98%	2.1	0.8
	(8,4,0,-8,10) DAG	99%	14	0.4

Les résultats obtenues ont montré que les TCT de la stratégie de classification multiclassées DAG sont plus élevés que les méthodes OAO et OAA. Mathématiquement, les ordres des meilleurs TCT sont les suivants:

$$TCT_{DAG_Sym} = TCT_{OAO_Sym} > TCT_{OAA_Sym} \quad (5)$$

Dans le cadre de la comparaison des stratégies de classification SVM multiclassées en termes de complexité, deux temps sont évalués : le temps d'apprentissage et les temps de test. D'un point de vue fonction à noyau, les ordres de TA et TT sont les suivants:

$$TA_{Poly} < TA_{Rbf} < TA_{Haar} < TA_{Daub} < TA_{Sym} \quad (6)$$

$$TT_{Poly} < TT_{Rbf} < TT_{Haar} < TT_{Daub} < TT_{Sym} \quad (7)$$

La classification par les fonctions à noyaux Rbf et Poly est beaucoup plus rapide que celle par les fonctions à noyaux à base d'ondelettes. D'un point de vue méthode de décomposition, nous remarquons que pour les fonctions à noyaux Rbf et Poly, l'ordre est le suivant :

$$TA_{DAG} = TA_{OAO} < TA_{OAA} \quad (8)$$

$$TT_{DAG} < TT_{OAO} < TT_{OAA} \quad (9)$$

Cet ordre confirme les résultats de l'étude bibliographique. Cependant, l'ordre avec les fonctions à noyaux ondelettes n'est pas le même :

$$TA_{OAA} < TA_{DAG} = TA_{OAO} \quad (10)$$

$$TT_{OAA} < TT_{DAG} < TT_{OAO} \quad (11)$$

Cette différence s'explique par la complexité des équations mathématiques des fonctions à noyaux d'ondelettes.

CONCLUSIONS

Le travail présenté dans cet article a permis de mettre en place un système de surveillance, et du diagnostic automatique du défaut rotorique : barre cassée à base des SVM. Le développement d'un tel système s'est déroulé en deux étapes :

- La première dite extraction des paramètres, nous avons utilisé les techniques d'estimation spectrale, en adoptant les algorithmes de Welch.
- La seconde nommée classification consiste à appliquer les SVM multiclassées, afin de développer des fonctions de décision qui séparent au mieux les modes de fonctionnement du moteur. Nous avons évalué dans cette étape plusieurs stratégies de SVM multiclassées, à savoir un-contre-un, un-contre-tous et le graphe de décision orientée avec plusieurs fonctions à noyaux Gaussien, Polynomial et Ondelette.

Bien que la littérature ne permet pas de déterminer quelle approche est la mieux adaptée pour résoudre des problèmes de multiclassées de SVM, nous avons effectué notre propre comparaison, et nous avons conclu que la stratégie du graphe de décision orientée est plus précise que les stratégies un-contre-un, et un-contre-tous. Les différences des taux de classification peuvent atteindre 10% du taux de classification. En termes de complexité, le temps de classification ne dépend pas seulement de la méthode de décomposition, mais aussi de la fonction à noyau, et de la complexité des données à classifier. Certes, l'architecture que nous avons proposée est encore largement perfectible, et plusieurs perspectives de recherches sont envisageables. Dans l'étape de l'extraction de paramètres, l'utilisation d'autres signaux autres que le courant statorique, à savoir les signaux vibratoires et acoustiques peut fiabiliser plus la détection. Au niveau système de classification, une perspective intéressante consisterait à optimiser les algorithmes de décisions en combinant plusieurs classifieurs en utilisant la matrice hybride, ou encore les réseaux de neurones.

REFERENCES

- [1] F. Abrahamsen, F. Blaabjerg, and J. Pedersen, "On-off energy optimized control of standard and high-efficiency induction motors in CT and HVAC applications," *IEEE Trans. on Ind. Appl.*, vol. 34, no. 4, pp. 822-828, 1998.
- [2] W.T. Thomson, M. Fenger, "Case histories of current signature analysis to detect faults in induction motor drives," in *IEEE Conf. on Elec. Mach. and Drives, (IEMDC)*, USA, 2003, pp.1459-1465.
- [3] R. de Jesus Romero-Troncosco, E. Cabal-Yepez, J. de Jesus Rangel-Magdaleno, J. R. Millan-Almaraz L. Contreras-Medina, "FPGA-based multiple-channel vibration analyzer for industrial applications in induction motor failure detection," *IEEE Trans on Instrum Meas*, vol. 59, no. 1, pp. 63-72, Jan. 2010.
- [4] B. Yang A. MD. Younus, "Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using infrared thermal image," *Expe. Sys with App*, vol. 39, pp. 2082-2091, 2012.
- [5] M.E.H. Benbouzid, G. Kliman, "What Stator Current Processing Based Technique to Use for Induction Motor Rotor Faults Diagnosis?," *IEEE on Trans on Energy Convers*, vol. 18, no.2, pp. 238-244, Mai. 2003.
- [6] F. Filippetti, G. Franceschini, C. Tassoni, P. Vas, "Recent developments of induction motor drives fault diagnosis using AI

- techniques," *IEEE Trans. Ind. Elect.*, vol. 47, no. 5, pp. 994-1004, Oct. 2000.
- [7] F. Zidani, M.E.H. Benbouzid, D. Diallo, M. Said, "Induction motor stator faults diagnosis by a current Concordia pattern based fuzzy decision system," *IEEE Trans. on Energy Convers.*, vol. 18, no. 4, pp. 469-475, Dec. 2003.
- [8] B. Ayhan, M. Chow, M. Song, "Multiple Discriminant Analysis and Neural-Network-Based Monolith and Partition Fault-Detection Schemes for Broken Rotor Bar in Induction Motors," *IEEE Trans. on Ind. Elect.*, vol. 53, no. 4, pp. 1298-1308, Jun. 2006.
- [9] A. Sadeghian, Ye. Zhongming, W. Bin, "Online Detection of Broken Rotor Bars in Induction Motors by Wavelet Packet Decomposition and Artificial Neural Networks," *IEEE Trans. on Instrum. and Meas.*, vol. 58, no. 7, pp. 2253-63, Jul. 2009.
- [10] J.P. A. Beauville, F.Z. Kettaf, *Bases théoriques pour l'apprentissage et la décision en reconnaissance des formes*, 1st ed. Montréal, Canada: CÉPADUÈS, 2005.
- [11] O. Ondel, "Diagnostic par reconnaissance des formes : application à un ensemble convertisseur - machine asynchrone," Ecole centrale de Lyon, France, Thèse de doctorat en Génie Électrique 2006.
- [12] V. Vapnik, *Statistical Learning Theory*, 1st ed. New York, USA: Wiley, 1998.
- [13] V. A. D. Silva, R. Pederiva, "Fault detection in induction motors based on artificial intelligence," in *International Conference "Surveillance"*, France, 2013, pp. 1-15.
- [14] R. Fang, "Induction Machine Rotor Diagnosis Using Support Vector Machines and Rough Set," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 4114, pp. 631-636, Août. 2006.
- [15] P. A. Beauville, F.Z. Kettaf, *Bases théoriques pour l'apprentissage et la décision en reconnaissance des formes*, 1st ed. Montréal, Canada: CÉPADUÈS, 2005.
- [16] J. Miligram, "Contribution à l'intégration des machines à vecteurs de support," L'école de technologie supérieure, Montréal, Canada, Thèse de doctorat en électronique 2007.
- [17] L. Zhang, W. Zhou, L. Jiao, "Wavelet Support Vector Machine," *IEEE Trans. on Sys. Man and Cybern.*, vol. 34, no. 1, pp. 34-39, Fév. 2004.
- [18] J. C. Platt, N. Cristianini, J. Shawe-Taylor, "Large margin DAGs for multiclass classification," *Adv. in Neur. Infor. Proc. Syst.*, vol. 12, pp. 547-553, 2000.
- [19] A. Braham, Z. Lachiri, "Diagnosis of Broken Bar Fault in Induction Machines Using Advanced Digital Signal Processing," *Inter Rev. of Electrical Engineering*, vol. 5, no. 4, pp. 1460-1468, Août. 2010.
- [20] SVM and Kernel Methods Matlab Toolbox, S. Canu, Y. Grandvalet, V. Guigue and A. Rakotomamonjy. (2008).[Online]. Available: //asi.insa-rouen.fr/enseignants/~arakotom/toolbox/index.html.