

# Diagnostic des moteurs asynchrones par l'estimation de la DSP à une fréquence d'échantillonnage réduite

Keskes Hassen<sup>#1</sup>, Ahmed Braham<sup>#1\*2</sup>

<sup>#1</sup> Laboratoire de recherche: Matériaux, Mesures et Applications (MMA), INSAT, Tunis

<sup>\*2</sup> Institut National des Sciences Appliquées et de Technologie (INSAT), Université de Carthage

<sup>1</sup>keskes.hassen@gmail.com

<sup>2</sup>ahmed.braham@insat.rnu.tn

**Abstract**—Cet article traite de la détection de défaut de Barre Cassé (BC) dans les moteurs asynchrones (MA) par analyse des courants de phase statoriques. La cassure des barres crée dans le spectre du courant statorique des fréquences latérales autour de la fréquence d'alimentation. Plusieurs techniques d'estimation de la densité spectrale de puissance (DSP) ont été exploitées pour détecter ces fréquences. La qualité de l'estimation dépend fortement de la fréquence d'échantillonnage ( $F_e$ ) et le nombre d'échantillons ( $N_e$ ) choisis dans la chaîne d'acquisitions. En outre, l'utilisation d'une  $F_e$  et  $N_e$  réduits diminue considérablement le temps de réponse, et le coût d'implémentation du système de détection. Dans ce document, nous comparons la performance de détection des techniques d'estimation de la DSP à une  $F_e$  de 200 Hz et  $N_e$  de 1000 échantillons. Un soin particulier a été accordé au choix des paramètres mathématiques de l'estimation spectrale. La détection du défaut a été validée expérimentalement sur un MA de 0.55 KW avec une et deux barres cassées en variant la charge de 0 à 100%.

**Mots-Clés** —Moteur Asynchrone, Diagnostic, Barre cassée, Densité spectrale de puissance.

## I. INTRODUCTION

Les machines asynchrones, de par leur robustesse et leur rapport poids/puissance, sont largement utilisées aux milieux industriels. En fait, 85% de l'énergie électrique dans le secteur industriel est consommée par des MA [1]. Bien que la machine asynchrone ait la réputation d'être robuste, elle peut présenter comme toute autre machine électrique, des défaillances d'ordre électrique ou mécanique. Statistiquement, les défaillances du MA sont réparties comme suit : 41% au niveau stator, 37% au niveau mécanique, et 22% au niveau rotor [2]. Certes, les défauts de rotor sont les moins récurrents, cependant, ce type de défaut a des conséquences très graves, non seulement sur le moteur, mais aussi sur toutes les machines associées. En 2003, Thomson et al. [3] ont étudié le cas d'une défaillance d'un MA exploité dans une base pétrolière. Des contraintes de différentes natures ont causé une cassure partielle de la barre rotorique. La défaillance naissante n'a pas été détectée, une portion de la barre a été soulevée en détruisant les enroulements statoriques, et par conséquent, engendrant l'arrêt du moteur, et de toute la chaîne de production. Les coûts de cet incident ont dépassés les 180 K \$. Plusieurs techniques de maintenance conditionnelle ont été

appliquées, afin d'éviter ce genre de situation à savoir, l'analyse vibratoire [4] et la thermographie infrarouge [5]. 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 MA par l'analyse d'autres types de signaux, en particulier le courant statorique. En fait, l'analyse du courant statorique (Motor Current Signature Analysis, MCSA) permet de révéler l'existence de la quasi-majorité des défauts du MA [2] [3] [6]. La méthode MCSA consiste à appliquer une technique de traitements du signal au courant statorique, afin d'extraire des paramètres fréquentiels sensibles aux défauts. Thomson et al. ont appliqué la transformée de Fourier rapide pour surveiller l'amplitude des fréquences caractéristiques du défaut ( $f_{bb}$ ) pour des niveaux de charge élevés [7]. Cependant, pour les faibles niveaux de charge,  $f_{bb}$  devient trop proche de la fréquence fondamentale et son amplitude est indétectable par la FFT à cause de sa faible résolution fréquentielle. Benbouzid et al. [6], Cusido et al. [8], Braham et al. [9], Garcia-Perez et al. [10] et Kim et al. [11] ont exploité les techniques d'estimation de la densité spectrale de puissance (DSP) paramétrique, non paramétrique et à haute résolution en vue d'améliorer la détection du défaut. Néanmoins, l'exploitation des techniques d'estimation de la DSP ont rencontré deux grands problèmes :

- L'estimation de DSP est basée sur des paramètres mathématiques à fixer par l'utilisateur pour estimer le spectre du signal. La sélection de ces paramètres est restée arbitraire, par conséquence il y a toujours un risque de fausse détection [12].
- La qualité de l'estimation dépend fortement de la  $F_e$  du  $N_e$  choisis dans la chaîne d'acquisitions. D'une part, ces paramètres ont une influence sur la résolution fréquentielle des techniques de traitement du signal utilisées. D'autre part, l'utilisation d'une  $F_e$  et  $N_e$  réduits diminue considérablement le temps de réponse, et le coût d'implémentation du système de détection [13]. La figure 1 illustre le gain en termes de temps pour les estimations au sens de Welch (DSP non paramétrique), Burg (DSP paramétrique) et Eigenvector (DSP à haute résolution) en diminuant les  $F_e$  et  $N_e$ . Nous constatons que le choix d'une  $F_e$  de l'ordre de 200 Hz et un nombre d'échantillons réduit  $N_e$  de 1000 échantillons permet de gagner plus que 99% de temps de détection par rapport à une acquisition de 20 Khz et 100 000 échantillons.

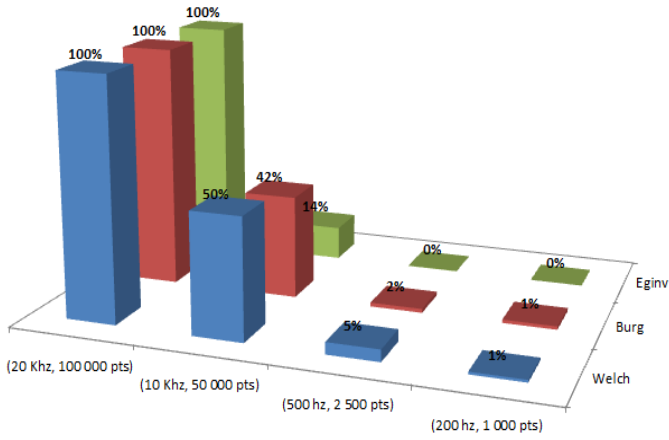


Fig. 1 Gain de temps de détection en diminuant  $F_e$  et  $N_e$

Dans cet article, nous évaluons la performance des techniques d'estimation spectrale à détecter le défaut Barre cassée à différents niveaux de charge, allant de 0 à 100%, en utilisant une  $F_e=200$  Hz et  $N_e=1000$  échantillons. Nous proposons aussi une méthode qui permet de sélectionner les paramètres mathématiques optimaux pour chaque famille d'estimation spectrale.

Dans ce qui suit, nous présentons l'organisation de cet article. La deuxième section est dédiée aux méthodes d'estimation de la densité spectrale de puissance paramétrique, non paramétrique et à haute résolution. La troisième section, présente le banc expérimental. La quatrième et la cinquième sections porteront, respectivement, sur la sélection des paramètres d'estimation et l'interprétation des résultats de détection.

## II. LES TECHNIQUES D'ANALYSE DE LA DSP

Dans le domaine de diagnostic des moteurs, la représentation temporelle ne correspond pas forcément à une meilleure représentation physique des signaux du courant statorique. La représentation du signal sous la forme de sa répartition de puissance, en fonction de la fréquence, présente un nouveau point de vue appelé densité spectrale de puissance. Il existe trois grandes approches pour l'estimation spectrale, à savoir l'estimation spectrale non paramétrique, paramétrique et à haute résolution.

### A. Estimation de la DSP non paramétrique

L'estimation de la DSP est basé sur une séquence de  $N$  échantillons de courants statoriques  $x[0], x[1] \dots x[N-1]$  prélevés pendant le même intervalle de temps. La qualité de l'estimation de la DSP est évaluée en fonction du biais, de la variance et de la résolution. Cette dernière caractéristique de la DSP est essentielle lors de la mise en œuvre du système de détection. La forme la plus simple du périodogramme, estimateur de la DSP est exprimée par [15] [16] :

$$S_{per}(f) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-2i\pi f \frac{n}{N}} \right|^2 \quad (1)$$

Pour améliorer ce périodogramme, Welch a proposé de diviser le signal de longueur  $N$  échantillons sur  $K$  fenêtres de longueur  $M$  avec chevauchement. Ainsi pour la  $i^{ème}$  fenêtre, le périodogramme est donné par :

$$S_w(f) = \frac{1}{KMU} \sum_{k=1}^K \left| \sum_{n=1}^M w(n) x(n+kD) e^{-2i\pi f \frac{n}{M}} \right|^2 \quad (2)$$

Avec  $U$  est une constante introduite pour que  $S_w(f)$  soit asymptotiquement non biaisé.  $w(n)$  est la fenêtre de pondération caractérisée par une lobe principale des lobes secondaires. Nous pouvons constater que  $M \rightarrow \infty$  et  $K \rightarrow \infty$ , l'estimation au sens de Welch est non biaisée et sa variance converge vers zéro [15] [16].

### B. Estimation de la DSP paramétrique

Contrairement à l'estimation spectrale non paramétrique, qui ne faisait aucune hypothèse sur le signal analysé, l'estimation spectrale paramétrique suppose que le signal étudié suit un modèle bien déterminé. D'abord, les paramètres de ce modèle seront estimés en fonction des échantillons du signal. Le spectre du signal est ensuite calculé en se basant sur les paramètres estimés du modèle. Il existe trois méthodes de modélisation : le modèle moyenne ajustée (MA), le modèle autorégressif à moyenne ajustée (ARMA) et le modèle autorégressif (AR) [16]. Ce dernier est le plus répandu dans la littérature. Le modèle AR suppose que le signal est prédictible en fonction de ses valeurs antérieures. Le signal est donc modélisé avec la relation suivante :

$$x(n) = \sum_{i=1}^N a_i x(n-i) + b(n) \quad (3)$$

avec  $a_i$  constituent les paramètres du modèle, et  $b(n)$  est un bruit blanc représentant l'erreur de prédiction. Le signal peut être considéré comme la sortie d'un filtre à réponse impulsionnelle infinie, dont l'entrée est un bruit blanc. Le spectre d'un processus AR d'ordre  $p$  défini par la relation suivante [16] :

$$S_{AR}(f) = \frac{1}{\left| 1 + \sum_{k=1}^p a_k e^{-j2\pi k f} \right|^2} \quad (4)$$

L'estimation spectrale  $S_{AR}(f)$  dépend fortement de l'estimation des paramètres du modèle ainsi que du modèle lui-même. Cette estimation repose généralement sur les algorithmes de Burg, Covariance et Covariance modifiée.

### C. ESTIMATION DE LA DSP DE SOUS-ESPACE

Les méthodes de sous-espace se basent sur le principe de décomposition de la matrice d'autocorrélation du signal en deux espaces : du signal réel et du bruit. Considérons  $x(n)$ , un signal composé de  $P$  sinusoides noyées dans un bruit blanc  $b(n)$  de moyenne nulle, et de variance non corrélée avec  $x(n)$ . L'expression du signal est donnée par les équations suivantes :

$$y(n) = x(n) + b(n) = \sum_{k=1}^p A_k e^{j\varphi_k} e^{j2\pi n f_k} + b(n) \quad (5)$$

où  $b(n)$  est un bruit blanc de variance  $\sigma^2$  et  $\varphi_k$  est la phase [16]. La décomposition de la matrice d'autocorrélation s'obtient à partir de classement, par ordre décroissant des valeurs propres de la matrice de corrélation du signal. Cette théorie a permis de développer plusieurs méthodes d'estimation de la DSP, parmi les quelles, nous citons les estimations au sens de MUSIC et Eigenvector dont les DSP sont calculées respectivement par [16]:

$$S_{MUSIC}(f) = \frac{1}{\sum_{k=p+1}^M a_k |e^H v_k|^2} \quad (6)$$

$$S_{Eigenvector}(f) = \frac{1}{\left( \sum_{k=p+1}^M a_k |e^H v_k|^2 / \lambda_k \right)} \quad (7)$$

Avec  $e = (1, e^{j2\pi f}, \dots, e^{j2\pi(M-1)f})$  est le vecteur des sinusoides complexes.  $v_k$  est la matrice de vecteurs propres de l'espace bruit et  $\lambda_k$ , sont les plus petits vecteurs propres de la matrice. L'ajout de ce paramètre a amélioré l'estimation de la DSP au sens d'Eigenvector.

### 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 2) 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 3.



Fig. 2 Le Banc expérimental.



Fig. 3. : Défaut barre cassée.

### IV. SELECTION DES PARAMETRES D'ESTIMATION DE LA DSP

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 définit par

$$f_{bb} = f_s \times (1 \pm 2 \times k \times g) \quad (8)$$

où  $k$  est un entier positif qui représente le nombre d'harmoniques du défaut [6].  $f_s$  est la fréquence d'alimentation.  $g$  présente le glissement. La figure 4 illustre une modélisation du spectre du courant statorique d'un MA défectueux à 5% de glissement. Pour  $k = 1$ , les fréquences caractéristiques du défaut seront  $f_{bb}^{-1} = 45 \text{ Hz}$  et  $f_{bb}^{+1} = 55 \text{ Hz}$ .

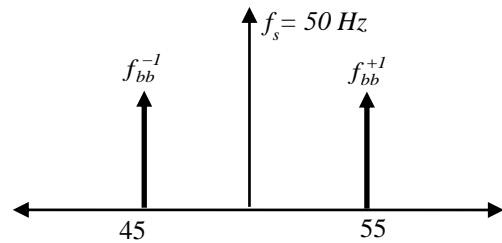


Fig. 4. : Modélisation de fbb à 5% de glissement.

L'estimation de ce spectre par les méthodes de la DSP est basée sur des paramètres mathématiques à fixer par l'utilisateur pour estimer le spectre du signal. La sélection de ces paramètres restait le plus grand souci dans la détection du défaut BC [12] [13]. Afin d'illustrer cette problématique, nous présentons une estimation spectrale du courant statorique d'un moteur, avec une barre cassée à 3,8% de glissement, en utilisant la méthode d'estimation paramétrique au sens de Burg. Cette méthode dépend d'un paramètre mathématique unique nommé ordre de modèle ( $O$ ). La figure 5 illustre l'estimation spectrale au sens de BURG, pour plusieurs valeurs de l'ordre de modèle. La fréquence d'échantillonnage et le nombre d'échantillons ont été fixés respectivement à 20 KHz et 100 000 échantillons.

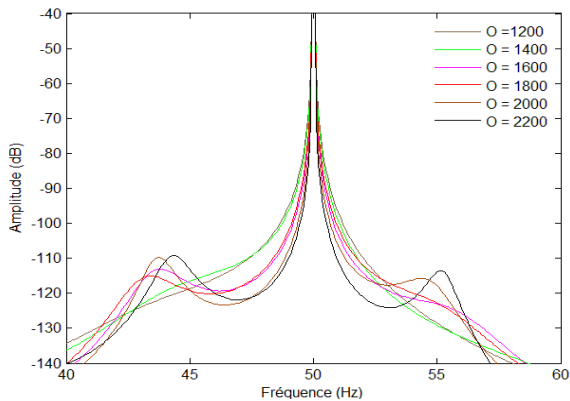


Fig. 5: Estimation spectrale au sens de BURG pour différents ordres de modèle à 75% de charge.

Nous remarquons que la fréquence caractéristique du défaut ne commence à apparaître qu'à partir de  $O=1600$ . Un mauvais choix de l'ordre du modèle peut provoquer une fausse détection.

Chaque famille d'estimation spectrale dépend des paramètres mathématiques. Afin de sélectionner les meilleures combinaisons méthodes et paramètres, nous avons défini, d'abord, un indice qui va mesurer la capacité de la technique d'estimation spectrale à détecter le défaut. Ensuite nous avons varié les paramètres mathématiques afin de trouver les meilleures combinaisons.  $D$  indice de détection est défini par l'équation suivante :

$$D = A_{Sain} - A_{2BC} \quad (9)$$

avec  $A_{Sain}$  et  $A_{2BC}$  sont respectivement les amplitudes en décibel de la fréquence caractéristique du défaut pour un moteur sain et un moteur avec deux barres cassées. Le tableau I présente les différentes méthodes d'estimation spectrale utilisées et les paramètres mathématiques nécessaires à l'estimation.

TABLEAU I  
PARAMETRES D'ESTIMATION PAR FAMILLES

Familles d'estimation de DSP	Les Paramètres
Non paramétriques : Welch	- Nature de Fenêtre : de Blackman, Hamming, Hanning et Chebyshev. - Longueur de la fenêtre : 900, 600 et 300. - Chevauchement : 99%, 50% et 25%.
Paramétrique : Burg, Covariance, Covariance modifié	- Ordre : 1 à 100
Sous-espace : MUSIC, Eigenvector	- Dimension : 1 à 300

Afin d'illustrer un exemple de sélection de paramètres, nous traçons dans les figures 6, 7 et 8 l'évolution de l'indice de détection  $D$  en fonction des divers paramètres mathématiques qui ont une influence sur l'estimation à un niveau de charge de 75%. Le calcul des différents estimateurs de DSP est obtenu avec la boîte à outils MATLAB DSP. Nous présenterons les résultats de sélection pour tous les niveaux de charge dans le paragraphe suivant. La Figure 6 illustre l'évolution de

l'estimation au sens de Welch de l'indice de détection  $D$  en fonction de la longueur de la fenêtre et le chevauchement par type de fenêtre de pondération. Pour le niveau de charge sélectionné, les fenêtres de Hanning, Blackman et Chebyshev peuvent détecter les défauts avec des indices de détection très proches avec une petite supériorité pour la fenêtre de Chebyshev. L'indice de détection de la fenêtre de Hamming est toujours inférieur à ceux des autres fenêtres, car cette fenêtre se caractérise par des amplitudes des lobes secondaires très élevées sur toute la bande fréquentielle. La figure 7 présente l'évolution de  $D$  en fonction de l'ordre pour les estimations au sens de Burg, Covariance et Covariance modifiées. A 75% de charge, la technique de Burg présente le meilleur indice de détection à un ordre de 45. La figure 8 présente l'évolution de  $D$  en fonction de la dimension de sous-espace ( $P$ ) pour les estimations au sens de MUSIC et Eigenvector. Castanié et al. [16] ont montré que les méthodes de MUSIC et Eigenvector ont la même équation d'estimation, sauf que celle d'Eigenvector a été améliorée en tenant compte des minimums des valeurs propres de la matrice de corrélation, raison pour laquelle les amplitudes des fréquences caractéristiques du défaut estimées au sens Eigenvector présentent une meilleure détection que celles estimées au sens de MUSIC à tous les valeurs de la dimension du sous-espace.

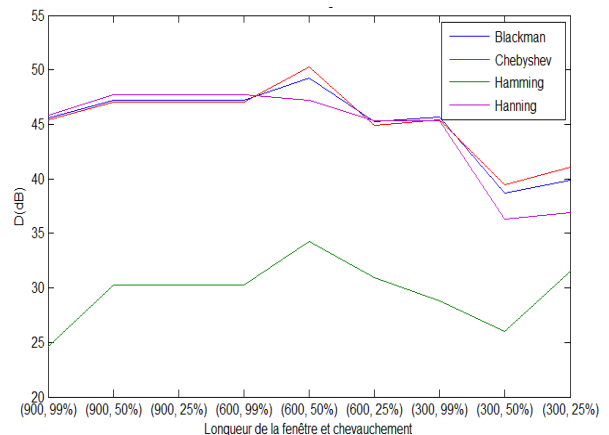


Fig. 6: L'évolution de l'indice de détection en fonction des paramètres de Welch.

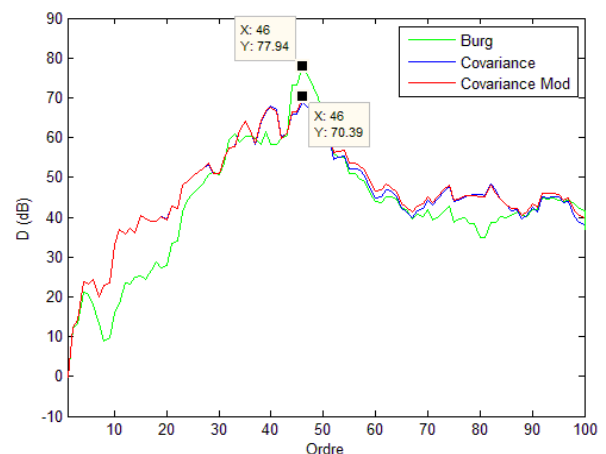


Fig. 7: L'évolution de l'indice de détection en fonction de l'ordre.

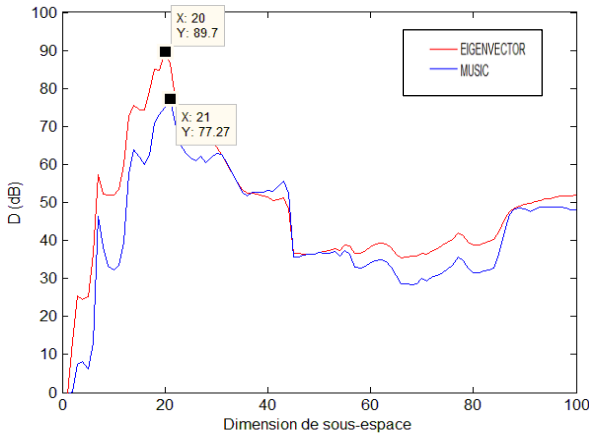


Fig. 8: L'évolution de l'indice de détection en fonction de la dimension du sous-espace.

## V. RESULTATS ET DISCUSSION

Le Tableau II résume les résultats de sélection des paramètres pour les meilleurs estimateurs de chaque famille d'estimation spectrale à 0%, 25%, 50%, 75% et 100% de charge ainsi que l'indice de détection maximale par combinaison.

TABLEAU II  
RESULTATS DE DETECTION

Charge	Technique	Paramètres	D (dB)
0%	Welch	Fenêtre : Chebyshev Longueur : 900 Chevauchement : 50%	15
25%	Eigenvector	Dimension de sous espace : 67	44
	Welch	Fenêtre : Chebyshev Longueur : 900 Chevauchement : 50%	20
	Burg	Ordre du modelé : 231	58
50%	Eigenvector	Dimension de sous espace: 34	76
	Welch	Fenêtre : Chebyshev Longueur : 900 Chevauchement : 50%	50
	Burg	Ordre du modelé : 67	67
75%	Eigenvector	Dimension de sous espace: 20	89
	Welch	Fenêtre : Chebyshev Longueur : 900 Chevauchement : 50%	60
	Burg	Ordre du modelé : 46	78
100%	Eigenvector	Dimension de sous espace: 18	73
	Welch	Fenêtre : Chebyshev Longueur : 900 Chevauchement : 50%	75
	Burg	Ordre du modelé : 33	91

A' 0% de charge, l'estimation au sens de Welch est la seule estimation qui permet une détection du défaut. A' 25% de charge, l'ordre de  $D$  est défini par l'équation suivante :

$$D_{Burg} > D_{Eig} > D_{Welch} \quad (10)$$

A' 50% et 75% de charge, l'ordre de  $D$  peut s'écrire

$$D_{Eig} > D_{Burg} > D_{Welch} \quad (11)$$

et à 100% de charge, l'ordre est la suivant

$$D_{Burg} > D_{Eig} > D_{Welch} \quad (12)$$

Malgré que l'estimation d'Eigenvector et Burg soient les meilleures que Welch au-dessus de 0% de charge, le choix des paramètres de ces techniques présente une réelle difficulté, lors de l'implémentation de ces méthodes dans un système de détection des défauts. Pour la méthode de Welch, une seule combinaison des paramètres est utilisée pour détecter les défauts à tous les niveaux de charge. De plus, cette méthode se distingue par l'algorithme de calcul simple et rapide ( $TC_{Welch} < TC_{Burg} < TC_{Eig}$ ). Nous pouvons conclure que la méthode de Welch est la plus appropriée dans un système de diagnostic en temps réel.

Les figures 9,10 et 11 illustrées dans cette section sont relatifs à un niveau de charge de 75%. Pour le niveau de charge sélectionné, nous déterminons tout d'abord le glissement et à partir de l'équation 8, nous dégagons les composantes fréquentielles de l'ensemble  $f_{bb}$  égale à {40.2, 45.1, 54.9, 59.8}. Les DSP au sens de Welch, Burg et Eigenvector sont illustrées dans les figures 9, 10 et 11. Nous remarquons que les fréquences caractéristiques du défaut barre cassé sont très distinguables. Cependant, en fonction de la sévérité du défaut provoqué, les courbes de la DSP montrent un glissement des fréquences caractéristiques. Ceci peut être expliqué par le fait que la machine cherche à maintenir le couple constant malgré que les deux barres soient cassées. Nous rappelons que le couple a été maintenu constant lors de l'essai expérimental. En plus, nous avons constaté que les amplitudes relatives aux fréquences spécifiques augmentent en fonction de la sévérité du défaut. Ce principe est de forte utilité lors de la mise en œuvre d'un système de détection automatique.

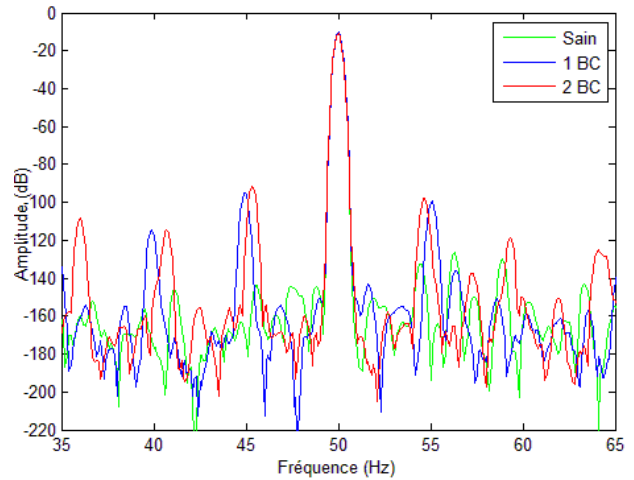


Fig. 11: Estimation de la DSP au sens de Welch.



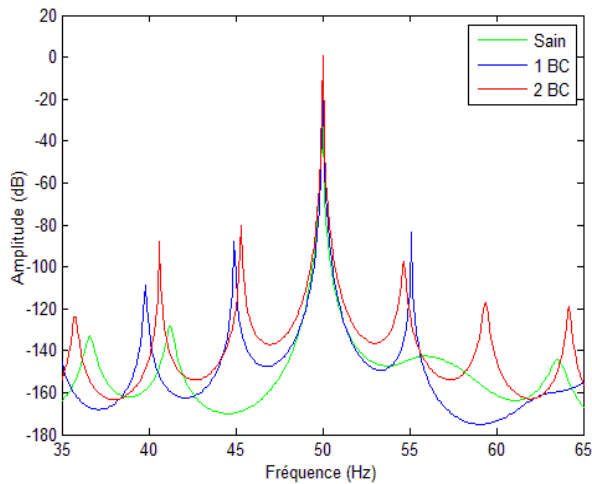


Fig. 10: Estimation de la DSP au sens de Burg.

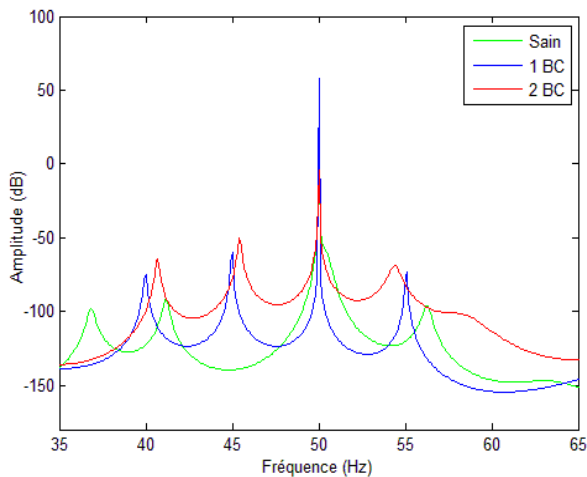


Fig. 9: Estimation de la DSP au sens de Eigenvector.

## VI. CONCLUSION

Dans cet article, nous avons appliqué les techniques d'analyse spectrale dans le domaine du diagnostic de défaut BC de la MA avec plusieurs niveaux de charge à une fréquence d'échantillonnage de 200 Hz, et nombre d'échantillons de 1000 points. L'utilisation de ces paramètres d'acquisitions diminue considérablement le temps de détection et le coût d'implémentation. Malgré que les estimations au sens d'Eigenvector et de Burg soient meilleures que l'estimation au sens de Welch pour les niveaux de charge élevés, le choix des paramètres de ces techniques présente une réelle difficulté lors de l'implémentation. Tandis que la méthode de Welch utilise une seule combinaison des paramètres pour détecter les défauts à tous les niveaux de charge. Cette méthode se distingue par un algorithme de calcul simple et rapide. Certes, la méthodologie que nous avons proposée est encore largement perfectible, et plusieurs perspectives de recherches sont envisageables. Parmi lesquelles nous pouvons citer :

- Etendre l'approche proposée à tous les défauts affectant la machine asynchrone, le variateur et la charge ;

- Etendre l'approche proposée à d'autres signaux autre le courant statorique, tels que les signaux vibratoires et acoustiques ;

- L'intégration d'autres techniques de extraction de signal tels que la transformée en ondelettes.

## 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, "Current Signature Analysis to Detect Induction Motor Faults," *IEEE Ind. Appl. Mag.*, July/August 2001, pp. 26 - 34.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] W.T. Thomson, M. Fenger, "Current signature analysis to detect induction motor faults," *IEEE Ind. Appl Magazine*, vol. 7, no. 4, pp. 26-34, 2001.
- [8] J. Cusido, L. Romeral, J.A Ortega, J.A Rosero, A.G. Espinosa, "Fault Detection in Induction Machines Using Power Spectral Density in Wavelet Decomposition," *IEEE Trans on Ind Elect.*, vol. 55, no. 2, pp. 633 - 643, 2008.
- [9] 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, 2010.
- [10] A. Garcia-Perez, R. de Jesus Romero-Troncoso , E. Cabal-Yepez, R. Osornio-Rios, "The application of high-resolution spectral analysis for identifying multiple combined faults in induction motors," *IEEE Trans on Ind Elect*, vol. 58, no. 5, pp. 2002 -2010, 2011.
- [11] Y.-H. Kim, Y.-W. Youn, D.-H. Hwang, J.-H. Sun, D.-S. Kang, "High-Resolution Parameter Estimation Method to Identify Broken Rotor Bar Faults in Induction Motors," *IEEE Trans on Ind Elect*, vol. 60, no. 9, pp. 4103-4116, 2013.
- [12] L. A. Pereira, D. Fernandes, D. S. Gazzana, F. B. Libano, S. Haffner, "Application of the Welch, Burg and MUSIC Methods to the Detection of Rotor Cage Faults of Induction Motors," in *IEEE Transmission & Distribution Conference and Exposition (T&D)*, Venezuela, 2006, pp. 1-6.
- [13] B. Ayhan, MO-Yuen Chow, H. Joel Trussell, Myung-Hyun Song, "A Case Study on the Comparison of Non-parametric Spectrum Methods for Broken Rotor Bar Fault Detection," in *IEEE Conf on Indust Electron (IECON)*, USA, 2003, pp. 2835-2840.
- [14] B. Ayhan, H. Trussell, M. Chow, M. Song, "On the Use of a Lower Sampling Rate for Broken Rotor Bar Detection With DTFT and AR-Based Spectrum Methods," *IEEE Trans on Ind Elect*, vol. 55, no. 3, pp. 1424-1434, 2008.
- [15] A.V. Oppenheim, R.W. Schaffer, *Discrete-Time Signal Processing*, 1st ed. USA: Prentice-Hall, 1989.
- [16] F. Castanié, *Spectral analysis, parametric and non-parametric digital methods*, 1st ed. USA: ISTE, 2003.