UTILISATION DE LA MÉTHODE ROOT-AUTO RÉGRÉSSIVE DANS LE DIAGNOSTIC DES DÉFAUTS MÉCANIQUES DU MOTEUR ASYNCHRONE

AMEUR FETHI AIMER, AHMED HAMIDA BOUDINAR, NOUREDDINE BENOUZZA, AZEDDINE BENDIABDELLAH

Mots clé: Moteur asynchrone, Diagnostic, Défaut de roulement, Modèle auto-régréssive (AR).

La défaillance des moteurs électriques est un problème très préoccupant dans le secteur industriel, vu son influence directe sur la productivité et la sécurité des opérateurs. Afin d'éviter ce problème, plusieurs méthodes ont été développées pour diagnostiquer les défauts dès leurs apparitions afin d'éviter l'arrêt total de ces moteurs. Cet article décrit une nouvelle approche de diagnostic de ces défaillances basée sur la modélisation auto-régréssive (AR) du courant statorique. Cette approche présente plusieurs avantages par rapport à l'analyse spectrale du courant par la méthode classique dite du périodogramme. En effet, son principal avantage est qu'elle permet d'avoir un très bon pouvoir de résolution fréquentielle sur un temps d'acquisition très court. Chose impossible à obtenir avec la méthode classique du périodogramme. Pour vérifier l'efficacité de la méthode de diagnostic proposée, plusieurs tests de simulation ainsi que des essais expérimentaux sur les défauts de roulements, seront effectués dans cet article.

1. INTRODUCTION

Le moteur asynchrone est la machine électrique la plus répandue dans l'industrie. Son principal avantage réside dans l'absence de contacts électriques glissants, ce qui conduit à une structure simple et robuste facile à construire avec un faible coût de revient. Cependant, différents défauts peuvent apparaître au niveau du moteur asynchrone rendant le processus de détection de ces défauts nécessaire pour éviter l'arrêt total du processus industriel.

Une étude statistique, effectuée par Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) et reportée dans [1] sur les défauts des machines asynchrones de faible et moyenne puissance, démontre que les défauts de roulements représentent 52 % de l'ensemble des défaillances. Par ailleurs et sachant que la plupart des défauts de roulement agissent sur la forme géométrique par des ondulations de surface des éléments roulants, par des fissures dans les deux bagues « interne et externe » ou par des détériorations des cages. Une autre étude statistique effectuée par la compagnie "General Electric" [2], a démontré que plus de 39 % des défauts de roulement se situent au niveau des bagues.

Pour diagnostiquer ce type de défaut, l'analyse vibratoire est la technique la plus répandue. Malheureusement, son principal inconvénient réside dans l'emplacement des capteurs de vibrations qui doivent être placés à des endroits précis de la machine [3]. Une autre technique est également utilisée de plus en plus ces dernières années, reposant sur l'analyse du courant statorique (motor current signature analysis). En effet, plusieurs études [4–6] ont démontré que le courant statorique est porteur d'informations sur quasiment tous les défauts électriques et mécaniques qui peuvent apparaître au niveau du moteur asynchrone.

Les méthodes de traitement et d'analyse la plus répandue dans le domaine industriel est celle basée sur l'estimation de la densité spectrale de puissance (DSP) par périodogramme. Cependant, cette méthode présente plusieurs inconvénients qui sont dus essentiellement au problème de résolution fréquentielle. En effet, l'estimation de la DSP introduit un effet de lissage et un effet de bord liés à la fenêtre de pondération choisie [7]. C'est ce qui se traduit par l'apparition de lobes secondaires dans le spectre du courant statorique, réduisant ainsi la finesse de l'analyse d'où l'importance du choix de la fenêtre de pondération utilisée. Dans ce contexte, plusieurs études [8, 9] développent une analyse des différentes fenêtres de pondération, montrant ainsi l'efficacité de l'utilisation de fenêtre comme celle de Hanning dans l'amélioration de la résolution fréquentielle. Malheureusement, ceci reste insuffisant pour un diagnostic fiable et efficace.

Pour résoudre le problème de la résolution fréquentielle, on adopte dans cet article des méthodes basées sur l'établissement d'un modèle paramétrique du signal à traiter. Cette modélisation suppose que ce signal est le résultat de l'excitation d'un filtre linéaire par un bruit blanc. Le problème se résume donc à l'identification des paramètres du filtre en minimisant l'erreur entre le signal mesuré et la sortie du filtre. Ce filtre peut être de type autorégréssif (AR), à moyenne mobile (MA pour moving average) ou une combinaison des deux filtres ARMA [10].

Néanmoins, cette modélisation nécessite une intervention humaine sur le modèle, car :

- Il faut définir le modèle le mieux adapté au signal à modéliser.
- Il faut déterminer son ordre, c'est à dire le nombre de coefficients permettant au mieux de modéliser ce signal. Le choix du modèle se fait en général en fonction de l'allure du spectre, mais l'ordre du modèle ne peut pas être déterminé précisément sans une analyse plus fine. Le choix de l'ordre se fait en général en minimisant un certain critère d'erreur (par exemple Akaike, minimum description length (MDL), final prediction error...) entre le signal en sortie du modèle et le signal mesuré.

Dans cet article, nous proposons d'utiliser la méthode paramétrique AR pour diagnostiquer les défauts de roulements. Néanmoins, son principal inconvénient est le temps de calcul qui est considérable par rapport aux méthodes classiques. De plus, la fiabilité de cette méthode

Groupe DIAGNOSTIC, Laboratoire de Développement des Entraînements Electriques, Université des Sciences et de la Technologie Oran, Algérie, 33, Lotissement Sidi Cheikh, Saida 20000, Algérie; E-mail: ameurfethi.aimer.dz@ieee.org

est tributaire à l'estimation de l'ordre du modèle. En effet, plusieurs critères donnent une estimation de cet ordre mais ceci reste imprécis et difficile à être optimal [11]. Pour résoudre ces problèmes, nous présentons dans cet article une nouvelle approche améliorant la modélisation AR sur deux points.

Le premier point consiste à traiter uniquement la bande fréquentielle où la signature du défaut est censée apparaître. Cela va réduire le nombre d'échantillons analysés, ce qui réduit le temps de calcul. De plus, cette solution va nous permettre de fixer le nombre d'harmoniques recherchés au lieu de l'estimer. Le deuxième point consiste en une présentation plus claire par le biais de raies représentant les fréquences du signal obtenues à l'aide de l'approche Root-AR présentée dans la suite de cet article.

2. SIGNATURES FRÈQUENTIELLES DES DÈFAUTS DE ROULEMENTS À BILLES

Les roulements à billes jouent le rôle d'interface électromécanique entre le stator et le rotor. En outre, ils représentent l'élément de maintien de l'axe de la machine permettant d'assurer une bonne rotation du rotor. Les roulements sont constitués de deux bagues l'une intérieure et l'autre extérieure, des billes et de la cage qui assure une équidistance entre les billes comme c'est représentée sur la Fig. 1 [12].

Les défaillances peuvent affecter le roulement au niveau des deux bagues, de la bille ou encore de la cage. Plusieurs études ont démontré que la défaillance de chaque élément du roulement se manifeste par une fréquence vibratoire caractérisant le type du défaut [13].



Fig. 1 - Géométrie d'un roulement à billes.

- Fréquence caractéristique du défaut de la bague externe

$$f_o = \frac{N_b}{2} f_r \left(1 - \frac{B_D}{C_D} \cos\beta \right). \tag{1}$$

- Fréquence caractéristique du défaut de la bague interne

$$f_i = \frac{N_b}{2} f_r \left(1 + \frac{B_D}{C_D} \cos\beta \right). \tag{2}$$

- Fréquence caractéristique du défaut de la bille

$$f_{ball} = \frac{C_D}{B_D} f_r \left(1 - \frac{B_D^2}{C_D^2} \cos^2 \beta \right).$$
 (3)

- Fréquence caractéristique du défaut de la cage

$$f_{cage} = \frac{1}{2} f_r \left(1 - \frac{B_D}{C_D} \cos \beta \right), \tag{4}$$

où N_b est le nombre de billes, B_D et C_D sont respectivement, le diamètre de la bille et de la cage, β étant l'angle de contact et f_r est la fréquence de rotation du moteur.

Par ailleurs, Schoen a démontré dans [14] que les signatures des défauts se manifestent sur le spectre du courant statorique aux fréquences suivantes:

$$f_{bear}[\text{Hz}] = |f_s \pm m \cdot f_v|$$
 avec $m = 1, 2, 3...$ (5)

et où f_s est la fréquence d'alimentation, f_v est la fréquence caractéristique de défaut (f_o , f_i , f_{cage} ou f_{ball}). On peut donc affirmer que le spectre du courant statorique n'est qu'un ensemble d'harmoniques représentant [14]:

- a. La fréquence fondamentale: f_s .
- b. Les harmoniques de temps dus à la pollution de la source d'alimentation: $(2k+1) f_s$.
- c. Les harmoniques d'espace dus à la répartition non sinusoïdale des enroulements:

$$f_{HPER} = f_s \left(m \cdot \frac{N_{br}}{p} (1 - g) \pm \nu \right). \tag{6}$$

d. Les harmoniques d'excentricité car même neuf, un moteur présente une excentricité statique [5]:

$$f_{ecc} = f_s \cdot \left(1 \pm \frac{1-g}{p} \right). \tag{7}$$

- e. Les harmoniques dus à la saturation du circuit magnétique et à la variation de la charge.
- f. Et les harmoniques dus à la présence éventuelle de défauts.

À noter que *p* est le nombre de pair de pôles, N_{br} le nombre de barres rotoriques, *g* le glissement du moteur asynchrone, k = 1, 2, 3... et v = 1, 3, 5,...

Autrement dit, la version temporelle du courant statorique d'une phase n'est qu'une somme de plusieurs cosinus (ou sinus) exprimée comme suit:

$$i_{s}(t) = \sum_{i=1}^{N_{H}} I_{i} \cos(2\pi f_{i}t + \varphi_{i}) + w(t), \qquad (8)$$

où I_i , f_i , φ_i sont respectivement l'amplitude, la fréquence et la phase initiale de la i^{eme} cosinus, N_H le nombre d'harmoniques. w(t) étant le bruit de mesures. Dans sa version numérisée, le courant statorique de l'équation (8) peut s'écrire comme étant la somme de $2.N_H$ exponentiels complexes :

$$i_s(n) = \sum_{i=1}^{2N_H} \frac{I_i}{2} \cdot e^{j(2\pi \frac{f_i}{f_e}n + \phi_i)} + w(n) , \qquad (9)$$

avec $n = 0, 1, 2, \dots, N-1$ et où N est le nombre d'échantillons et f_e étant la fréquence d'échantillonnage.

3. MODÈLE AUTO-RÈGRESSIF

Il faut savoir qu'une analyse à priori du signal (analyse spectrale classique) est nécessaire pour déterminer le type de modélisation à choisir [15]. En effet,

- Si le spectre du signal est plat alors le modèle MA (moving average) est approprié.
- Par contre, si le spectre est constitué de pics fréquentiels, comme c'est le cas pour le courant statorique, alors le modèle auto-régréssif (AR) sera choisi.

D'après l'équation (9), on peut donc appliquer la modélisation AR pour l'analyse du courant statorique.

3.1. PRINCIPE DE LA MODÉLISATION AR

Au sens large du terme, on peut dire que le modèle AR est un filtre tout-pôle dont l'entrée est un bruit blanc de moyenne nulle et une variance égale à σ_w^2 [16].

Le modèle AR peut donc être défini soit par une équation aux différences :

$$e(n) = i_s(n) - \hat{i}_s(n) = i_s(n) + \sum_{k=1}^{L} \hat{a}_k i_s(n-k), \quad (10)$$

soit par la fonction de transfert suivante :

$$H(z) = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^{L} \hat{a}_k z^{-k}},$$
 (11)

où $z^{-k} = e^{-j2\pi \frac{f_k}{f_e}}$, *L* représente l'ordre du modèle et e(n) est l'erreur de prédiction modélisable par un bruit blanc

Les coefficients de ce filtre (\hat{a}_k) sont déterminés en minimisant l'erreur de prédiction e(n), c'est-à-dire que la sortie du filtre est la plus proche possible du signal modélisé.

La densité spectrale de puissance DSP (PSD pour power spectral density) du processus AR d'ordre L de la série temporelle donnée en (11), nous donne l'équation suivante :

$$PSD(f) = \frac{\sigma_n^2}{\left|1 + \sum_{k=1}^{L} \hat{a}_k e^{-j2\pi \frac{f_k}{f_e}}\right|^2},$$
(12)

Il existe plusieurs méthodes pour l'estimation des coefficients AR. On peut citer par exemple: Yule-Walker, Burg, covariance et covariance modifiée [16, 17]. La méthode utilisée dans cette étude, choisie pour sa vitesse de calcul, est celle de Yule-Walker, qui utilise l'algorithme de Levinson-Durbin (récursivité sur la matrice d'auto-corrélation) afin de trouver les coefficients AR recherchés.

3.2. ESTIMATION DE L'ORDRE DU MODÈLE AR

L'estimation de l'ordre du modèle AR est d'une importance capitale pour la fiabilité des résultats, car c'est cet ordre qui détermine le nombre d'harmoniques recherché. En effet, si l'ordre du modèle est sous-estimé, alors il y'aura une perte d'informations d'où risque que la signature du défaut n'apparait pas. Par contre, si cet ordre est surestimé, le spectre résultant comportera des fréquences en plus (appelés aussi fausses alarmes) et au pire des cas un phénomène appelé spectre séparé où chaque harmonique est divisé en deux pics séparés, d'où la nécessité d'un choix optimal de l'ordre du modèle. Pour cela, plusieurs critères existent pour l'estimation de l'ordre du modèle [18], on peut citer:

- Le critère Akaike information criterion (AIC).
- Le critère final prediction error (FPE).
- Le critère minimum description length (MDL).

4. AMÉLIORATIONS DE LA MÉTHODE AR

4.1. RÉDUCTION DU TEMPS DE CALCUL

L'inconvénient majeur de la méthode AR est le temps de calcul qui est très important et qui augmente avec le

nombre d'échantillons utilisés et le nombre d'harmoniques recherchés [10]. Or sachant que la signature de chaque type de défauts est localisée sur une bande fréquentielle bien précise du spectre du courant, l'idée que nous proposons pour résoudre ce problème est d'analyser uniquement la bande fréquentielle où la signature des défauts recherchés est susceptible d'apparaitre. Cette solution va ainsi réduire la longueur du spectre sur lequel nous allons travailler et par conséquence réduire le temps de calcul. Ainsi l'algorithme que nous proposons est basé sur l'application de la modélisation AR uniquement sur une bande fréquentielle définie par une fréquence de coupure basse f_l et une fréquence de coupure haute f_h .

Les fréquences de coupures de cette bande seront choisies sur la largeur du spectre $[0, f_e/2]$, suivant le type du défaut recherché. Avec cette solution, le traitement sera donc effectué sur $2Nf_p/f_e$ échantillons où $f_p = f_h - f_l$ et non pas sur les N échantillons de départ, réduisant ainsi le temps de calcul.

4.2. L'APPROCHE ROOT-AR

La deuxième amélioration que nous proposons dans cet article concerne l'identification des harmoniques recherchés par la modélisation AR. En effet, selon l'équation (12) les Lmaximas de la fonction représentent les harmoniques recherchés. Autrement dit, l'approche Root-AR consiste à calculer les solutions de l'équation suivante sur N points:

$$1 + \sum_{k=1}^{N} \hat{a}_k z^{-k} = 0.$$
 (13)

Les *L* solutions qui se trouvent sur (ou proche) du cercle unité représentent les harmoniques recherchés. Les fréquences correspondantes aux différentes composantes du signal recherchées seront donc calculées directement par la relation suivante :

$$f_k = \frac{f_e}{2\pi} \arg(z^k). \tag{14}$$

Malheureusement dans la réalité, ceci n'est pas aussi simple car la localisation n'est pas aisée en présence des signaux bruités, parce que les pôles correspondants aux fréquences recherchées ne sont plus situés sur le cercle unité mais mélangés avec les autres solutions de la fonction.

5. SIMULATION NUMÉRIQUE

Afin que nos simulations soient les plus proches possible du cas réel du moteur asynchrone dont dispose notre laboratoire, nous allons simuler, dans un premier temps, le cas où le moteur asynchrone est sain et où la valeur de la fréquence mécanique du rotor est égale à $f_r = 23,9$ Hz relative à un glissement g = 4 %. Cette valeur du glissement correspond à un fonctionnement nominal réel de notre moteur. Dans ces conditions, le courant statorique peut être simulé comme étant la somme de plusieurs sinusoïdes représentant le fondamental, l'excentricité et l'harmonique principal d'encoche rotorique. Dans ces conditions et en se basant sur les paramètres du moteur à simuler donnés en Annexe A et les équations (6) et (7), le modèle du courant statorique s'écrit :

$$i_{s}(t) = 10\sin(2\pi f\,50t) + 0.1\sin(2\pi 26t) + 0.1\sin(2\pi 74t) + 0.05\sin(2\pi 622t) + b(t),$$
(15)

où b(t) est bruit blanc aléatoire. Ce bruit est rajouté au signal selon un rapport signal sur bruit (RSB) défini comme suit:

$$RSB = 20\log_{10}\frac{P_s}{P_b},$$
(16)

avec P_s et P_b les puissances du signal et du bruit. Afin de simuler un signal moyennement bruité, on choisit un RSB égal à 50 dB. Le temps de simulation est égal à 5 s et la fréquence d'échantillonnage à 1 500 Hz soit une résolution fréquentielle de 0,20 Hz et un nombre N = 7500échantillons. L'analyse spectrale du courant statorique par estimation de la DSP en se basant sur l'algorithme du Périodogramme est donnée par la Fig. 2.



du courant statorique (RSB = 50 dB).

On peut voir sur ce spectre l'emplacement des différents harmoniques programmés ($f_s = 50$ Hz, $f_{ecc} = 26$ et 74 Hz, $f_{HPER} = 622$ Hz) pour un signal moyennement bruité. Par ailleurs, la Fig. 3 donne les résultats obtenus par estimation de la DSP en se basant sur l'algorithme du Root-AR. À noter que pour cette technique et pour avoir ces résultats, nous avons pris un ordre du modèle L égale à 8 du moment que nous avons $N_H = 04$ sinusoïdes.



Grâce à cette figure, nous remarquons surtout la clarté de la représentation par la technique suggérée où toutes les fréquences recherchées sont affichées.

5.1. DÉFAUT DE LA BAGUE EXTERNE ET INTERNE

Dans la suite de la simulation, on introduit les défauts de bague externe et interne. Si ce type de défauts existent,

alors leurs signatures fréquentielles théoriques sont calculées selon les équations (1), (2) et (5) et en fonction des paramètres d'un roulement réel donnés en annexe B pour s'approcher du cas réel. Ces fréquences sont données dans le Tableau 1.

Tableau 1

Fréquences théoriques des défauts de roulement

Type du défaut	Fréquence théorique $(k = 1)$
Bague externe	35,73 Hz
Bague interne	79,54 Hz

Dans ces conditions, l'expression du courant statorique devient :

$$i_{s}(t) = 10\sin(2\pi50t) + 0,1\sin(2\pi26t) + 0,1\sin(2\pi74t) + 0,05\sin(2\pi622t) + 0,1\sin(2\pi35,73t) + (17) + 0,1\sin(2\pi79,54t) + b(t).$$

Figure 4 représente l'estimation de la DSP par périodogramme du courant statorique pour un RSB = 50 dB (signal moyennement bruité). Nous remarquons que toutes les fréquences programmées sont identifiées.



Fig. 4 – Estimation de la DSP par périodogramme en présence des défauts.

Encore une fois, nous remarquons la clarté et le pouvoir de lisibilité que procure la technique proposée (Root-AR) par rapport à la méthode classique tout en identifiant tous les harmoniques recherchés, comme c'est illustré par la Fig. 5.



Fig. 5 - Estimation de la DSP par Root-AR en présence de défaut.

Néanmoins le principal inconvénient de cette technique est le temps de calcul. En effet, en étudiant le Tableau 2, nous remarquons la différence entre le temps de calcul nécessaire pour la méthode classique du périodogramme et celui obtenu par Root-AR.

À noter que le traitement a été effectué sur 7 500 échantillons et L = 12 à l'aide d'un ordinateur doté d'un processeur Intel-core i5 avec une mémoire vive (RAM) de 6 gigaoctets.

Tableau 2

Estimation du temps de calcul

DSP	Périodogramme	Root-AR
Temps de calcul	0,041s	13,09 s

Malheureusement, cet inconvénient sera encore plus important dans le cas des signaux réels car leur taille peut facilement dépasser les 100 000 échantillons pour améliorer la résolution. Pour résoudre ce problème, on propose dans la section suivante d'effectuer le traitement sur une bande fréquentielle limitée où les fréquences liées au défaut sont susceptibles d'apparaitre.

5.2. RÉDUCTION DU TEMPS DE CALCUL

En se basant sur le Tableau 1, on peut voire que la signature des deux types de défauts recherchés ne peut apparaitre que sur la bande fréquentielle de 20 Hz - 90 Hz. Le choix de cette bande va nous permettre de réduire le nombre d'échantillons du signal à traiter et par conséquent la réduction du temps de calcul.







Fig. 7 – Estimation de la DSP par Root-AR en présence de défaut sur la bande fréquentielle choisie.

A cet effet, les Figs. 6 et 7 présentent respectivement, l'estimation de la DSP par périodogramme et celle par l'algorithme Root-AR. Nous remarquons que les signatures des deux défauts sont mieux lisibles sans faire de zooms successifs pour les faire apparaitre. En outre, grâce à cette solution, on remarque que le temps de calcul de Root-AR a été considérablement réduit sans affecter les résultats recherchés comme le montre le Tableau 3.

5.3. ROBUSTESSE VIS-À-VIS DU BRUIT

Ce dernier test a pour but de démontrer le pouvoir d'identification des défauts de roulement de la technique proposée Root-AR en présence d'un signal fortement bruité (RSB = 15 dB). Pour cette simulation nous avons pris le même modèle du courant donné en (17).

Tableau 3

Estimation du temps de calcul sur une bande fréquentielle limitée

Méthode	Périodogramme	Root-AR
	26,00Hz/-22,99dB	26,00Hz/-10,28dB
Harmoniques	36,00Hz/-17,16dB	36,00Hz/07,80dB
(Fréquences /	50,00Hz/ 16,99dB	50,00Hz/19,16dB
Puissances)	74,00Hz/-23,07dB	74,11Hz/-12,67dB
	80,00Hz/-17,16dB	79,98Hz/-20,06dB
Temps de calcul (s)	0,042	0,033

La comparaison des résultats obtenus, montre que la méthode classique du périodogramme n'arrive plus à localiser les harmoniques des défauts recherchés comme c'est illustré par Fig. 8.

Par contre, Fig. 9 montre l'efficacité de la technique Root-AR. En effet, avec le spectre obtenu par Root-AR, on arrive toujours à lire les différentes fréquences du courant statorique et par conséquent les fréquences des défauts recherchés. Ceci confirme le pouvoir de détection et de localisation de cette technique.



Fig. 8 – Estimation de la DSP par périodogramme en présence de défaut sur la bande fréquentielle choisie (RSB = 15dB).



Fig. 9 – Estimation de la DSP par Root-AR en présence de défaut sur la bande fréquentielle choisie (RSB = 15 dB).

6. VALIDATION EXPÉRIMENTALE

Les tests expérimentaux présentés dans cet article sont effectués par le groupe DIAGNOSTIC au laboratoire LDEE du département d'électrotechnique (USTO). Le moteur utilisé dans ces essais pratiques est de type triphasé à cage d'écureuil accouplé à une génératrice à courant continu utilisé comme charge. Les paramètres du moteur et les dimensions du roulement utilisé sont donnés respectivement en Annexe A et B.



a. Défaut de 6mm. b. Défaut de 3mm.

Fig. 10 - Défaut de roulement de la bague externe.

Le défaut traité dans cet article est celui de la bague externe ; ce défaut est créé artificiellement par perçage, comme c'est représenté par la Fig. 10.

La chaine de mesure comporte trois capteurs de courant à effet hall, un filtre anti-repliement réalisé (pour nos tests, on a choisi une fréquence de coupure 400 Hz), un tachymètre et une carte d'acquisition. Enfin, un ordinateur est utilisé pour le traitement des signaux acquis. ce banc d'essai est représenté sur Fig. 11.

Toutes les acquisitions ont été réalisées en régime nominal (Soit un couple estimé d'environ 20 Nm) sur une durée de 40 secondes avec une fréquence d'échantillonnage de 1,5 kHz, soit une résolution fréquentielle égale à 0,025 Hz. Les différents modes de fonctionnement du moteur réalisés pour valider la procédure de diagnostic sont:

- Fonctionnement avec des roulements sains.

- Fonctionnement avec un défaut de la bague externe « un trou de 3 mm ».

- Fonctionnement avec un défaut de la bague externe « un trou de 6 mm ».



Fig. 11 - Photo du banc d'essai réalisé.

Dans un premier temps, nous allons analyser le courant statorique dans le cas où les deux roulements sont sans défectuosité apparente. Cette analyse sera considérée comme référence pour la suite des tests.

Par ailleurs, si le défaut de bague externe existe il se manifestera dans une bande fréquentielle bien déterminée.

En effet, en cas de défaut de la bague externe, sa signature fréquentielle théorique est calculée selon les équations (1),

(2) et (5) et en fonction des paramètres du roulement donné en annexe *B*. Cette fréquence est donnée dans le Tableau 4.

Tableau 4

Fréquence théorique du défaut de la bague externe

Type du défaut	Fréquence théorique (k = 1)
Bague externe	36,73 Hz

À partir de ce tableau, on peut dire que la bande fréquentielle à analyser susceptible d'apporter des informations sur l'existence ou pas du défaut de la bague externe, peut être limitée à 30 Hz, 40 Hz. C'est sur cette bande fréquentielle que la recherche de la signature du défaut sera effectuée.

Figure 12 représente la DSP par périodogramme du courant statorique dans le cas du moteur sain, tandis que Fig. 13 représente la DSP en utilisant l'approche améliorée de la modélisation AR qu'on appelle Root-AR.

On remarque qu'aucune fréquence ne se manifeste autour de la signature fréquentielle du défaut de la bague externe et cela pour les deux méthodes de traitement.



Fig. 12 – DSP par périodogramme du courant statorique (moteur sain).



Fig. 13 - DSP par Root-AR du courant statorique (moteur sain).

Par la suite, on effectue un test en présence du défaut de bague externe (avec un trou de 3 mm dans la bague externe). Ce défaut servira à illustré le cas où le défaut est naissant.

Les DSP par périodogramme et par l'approche Root-AR sont représentées, respectivement, par les Figs. 14 et 15.



Fig. 15 - DSP par Root-AR du courant statorique (défaut de 3 mm).

Seul le spectre de la DSP par Root-AR montre la manifestation d'une fréquence aux alentours de la fréquence théorique du défaut de la bague externe alors que la DSP par périodogramme ne montre pas le défaut.

Enfin, un dernier test est réalisé avec un défaut de bague externe plus important avec un trou de 6 mm. Ce test contribue à démontré le comportement de chaque méthode face à l'évolution du défaut. Ceci est illustré par les Figs. 16 et 17.

On remarque que la signature fréquentielle du défaut de la bague externe sur la DSP par Root-AR change d'amplitude suite à la sévérité du défaut (l'amplitude augmente de -48.23 dB à -29.63 dB), alors que sur la DSP par périodogramme, l'identification du défaut de bague externe demeure impossible.



Fig. 16 – DSP par périodogramme du courant statorique (défaut de 6 mm).



g. 17 – DSP par Kool-AK du courant statoriqu (défaut de 6 mm).

On peut signaler qu'en plus de l'identification efficace apportée par la méthode Root-AR, une autre amélioration est effectuée au niveau du temps de calcul en réalisant le traitement sur une bande fréquentielle limitée autour de la signature théorique du défaut. En effet, le principal inconvénient des techniques de traitement du signal à haute résolution est le temps de calcul important. Alors qu'en utilisant l'approche Root-AR, on arrive à avoir un temps de calcul compétitif par rapport à la technique classique par périodogramme comme il est montré sur le Tableau 5.

Tableau 5

Estimation du temps de calcul

DSP	Périodogramme	Root-AR
Temps de calcul	0,09 s	0,11 s

A noter que le traitement a été effectué à l'aide d'un ordinateur doté d'un processeur Intel-core i5 avec une mémoire vive (RAM) de 6 gigaoctets.

7. CONCLUSION

Dans le présent article, une méthode de diagnostic est proposée en se basant sur la modélisation auto-régréssive dans le but d'améliorer la fiabilité du diagnostic des défauts. Deux améliorations sont apportées à la modélisation AR. En effet, un algorithme amélioré de la modélisation AR qu'on a appelé Root-AR, est développé dans le but d'avoir une meilleure identification des harmoniques recherchés. Ensuite, on a choisit porter le traitement sur une bande fréquentielle limitée aux alentours des fréquences recherchées. En effectuant cela, on a réduit le nombre d'échantillons et par conséquent, on réduit le temps de calcul qui constitue un inconvénient majeur de la modélisation AR.

Pour vérifier les mérites de l'algorithme proposé, on a choisi d'étudier les défauts de roulements à billes et plus particulièrement les défauts de bagues. Ce choix est justifié par la proportion importante qu'occupe ce type de défaut.

À travers les résultats de simulation obtenus, on a pu vérifier l'efficacité de l'approche Root-AR par rapport à la méthode classique par périodogramme et son pouvoir de d'identification des fréquences de défauts ainsi que sa robustesse vis-à-vis du bruit.

Enfin, cette étude constitue une première étape à travers laquelle on a vérifié la faisabilité de l'approche Root-AR proposée dans le diagnostic des défauts de roulements à billes. La prochaine étape consiste à vérifier l'efficacité du diagnostic par la méthode de la modélisation AR par des essais expérimentaux.

Annexe A – Paramètres du moteur	
Puissance nominale	3 kW
Fréquence d'alimentation	50 Hz
Tension nominale	380 V
Courant nominal	7 A
Vitesse nominale	1 440 tr/min
Nombre de barres rotoriques	28
Nombre de paire de pôles	2

Annexe B – Paramètres du roulement à billes zz-6025	
Diamètre de la bille D_b	7,835 mm
Diamètre de la cage D_c	38,5 mm
Nombre de billes N_b	9
Angle de contact β	0

Reçu le 9 avril 2016

RÉFÉRENCES

- IAS Motor Reliability Working Group, Report of large motor reliability survey of industrial and commercial installations. Part I, IEEE Trans. Industrial Applications, IA-21, pp. 853–864, 1985.
- 2. EPRI, *Improved motor for utility applications*, Final report publication, EPRI EL-2678 project 1763–1, 2, 1982.
- D.F. Shi, F. Tsung, P.J. Unsworth, Adaptive time-frequency decomposition for transient vibration monitoring of rotating machinery, Mechanical Systems and Signal Processing, Elsevier, 18, pp. 127–141, 2004.
- M.E.H. Benbouzid, M. Viera, C. Theys, Induction motors' faults detection and localization using stator current advanced signal processing techniques, IEEE Trans. on Power Electronics, 14, pp. 14–22, 1999.

- M.E.H. Benbouzid, A review of induction motors signature analysis as a medium for faults detection. IEEE Trans. on Industry Electronics, 47, pp. 984–993, 2000.
- 6. A. Bendiabdellah, N. Benouzza, D. Toumi, *Cage rotor faults detection by speed estimation and spectral current analysis*, Proc. of the 3rd IET International Conference on Power Electronics, Machines and Drives (PEMD'06), Dublin, Ireland, April 04–06, 2006.
- E. El Bouchikhi, V. Choqueuse, M.E.H Benbouzid. Induction machine faults detection using stator current parametric spectral estimation, Mechanical Systems and Signal Processing, Elsevier, 2014, pp.447–464.
- A.F. Aïmer, A.H. Boudinar, A. Bendiabdellah, C. Mokhtar, *Effet du fenêtrage sur la résolution de la DSP et son apport dans le diagnostic des défauts rotoriques du moteur asynchrone*, Proc. of International Conference on Industrial Engineering and Manufacturing, Batna, 09–10 May 2010, Algeria.
- D. Belega, D. Dallet, D. Stoiciu, *Choice of the window used in the interpolated discrete fourier transform method*, Rev. Roum. Sci. et Techn. –Electrotechn. et Energ., 54, 4, pp. 365–374, 2009.
- A.R. Munoz, Using an autoregressive model in the detection of abnormal characteristics of squirrel cage induction motors. Electric Power Systems Research, 2000.
- 11. P. Stoica, Y. Selen, *Model-order selection: a review of information criterion rules*. Signal Processing Magazine, IEEE, 2004.
- M. Blödt, P. Granjon, B. Raison, G. Rostaing, Models for bearing damage detection in induction motors using stator current monitoring. IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), 2004, Ajaccio, France.
- A.H. Boudinar, N. Benouzza, A. Bendiabdellah, *Diagnostic des défauts de roulements d'un moteur aysnchrone*. Rev. Roum. Sci. et Techn. Electrotechn. et Energ., 60, 1, pp. 39–48, 2015.
- R. Schoen, T.G. Habetler, F. Kamran, and R.G. Bartheld, *Motor bearing damage detection using stator current monitoring*. IEEE Trans. on Industry Applications, **31**, 6, pp 1274–279, 1995.
- D.G. Manolakis, V.K. Ingle, S.M. Kogon, Statistical and adaptive signal processing: spectral estimation, signal modelling, adaptive filtering, and array processing, Artech House Inc., 2005.
- 16. M. Barkat, Signal detection and estimation, ARTECH House, 2005.
- 17. P. Stoica. R.L. Moses, *Introduction to spectral analysis*. Edition Prentice-Hall Inc., 1997.
- 18 A. Broadman, F.S. Schlindwein, A.P. Rocha, A. Leite, A study on the optimum order of autoregressive models for heart rate variability. Physiological Measurments, 23, pp. 324–336, 2002.

USE OF THE ROOT-AR METHOD IN THE DIAGNOSIS OF INDUCTION MOTOR'S MECHANICAL FAULTS

Key words: Induction motor, Diagnosis, Bearing faults, Auto-regressive model.

The electric motor's failure is a very serious problem in the industrial field, given its direct influence on productivity and on operator safety. To avoid this problem, several methods have been developed to diagnose faults from their appearances to avoid the interruption of the industrial process. In this aim, this paper describes a new faults diagnosis approach based on AutoRegressive modeling (AR) of the stator current. This approach has several advantages over the spectral analysis of current by the conventional method of periodogram. Indeed, its main advantage is its very good frequency resolution for a very short acquisition time. Something not possible to achieve with the conventional method of periodogram. To verify the effectiveness of the proposed diagnosis method, several simulation tests and experimental tests on the bearings faults, will be made in this paper.