

# Estimation de la taille des défauts de roulements à billes par le système ANFIS

ABDENOUR SOUALHI<sup>1</sup>, HUBERT RAZIK<sup>2</sup>, GUY CLERC<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Univ Lyon, UJM-Saint Etienne, LASPI, EA 3059, F-42334, SAINT-ETIENNE, France

[abdenour.soualhi@univ-st-etienne.fr](mailto:abdenour.soualhi@univ-st-etienne.fr)

<sup>2</sup>Univ Lyon, Univ Claude Bernard, AMPERE, UMR 5005- F-69622, Villeurbanne, FRANCE

[hubert.razik@univ-lyon1.fr](mailto:hubert.razik@univ-lyon1.fr), [guy.clerc@univ-lyon1.fr](mailto:guy.clerc@univ-lyon1.fr)

**Résumé** - Les machines tournantes, telles que les moteurs asynchrones et synchrones, sont considérés comme des systèmes électromécaniques incontournables dans le secteur industriel en raison de leur faible coût et de leur robustesse. Cependant, 40% des pannes de ces machines sont dues à des défauts de roulements. Afin d'éviter ces pannes, des méthodes de surveillance doivent être mises en place afin d'assurer la fiabilité et la sûreté de fonctionnement de ces machines. Le papier présenté propose l'utilisation de l'analyse temporelle et fréquentielle pour extraire des indicateurs de dégradation. Ces indicateurs seront par la suite injectés dans un système basé sur le principe de l'intelligence artificielle couplé avec la logique floue pour estimer la taille des défauts des roulements. Le système utilisé se nomme ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inférence System) et est utilisé pour l'estimation de la taille des défauts présents dans le roulement. Des signaux vibratoires provenant du laboratoire du Case Western Reserve University ont été utilisés pour valider la méthode proposée. Les résultats obtenus montrent l'efficacité de la fusion de données pour l'estimation de la taille de défaut d'un roulement à billes.

**Abstract** - Rotating machines, such as asynchronous and synchronous motors, are considered as unavoidable electromechanical systems in the industrial sector because of their low cost and robustness. However, 40% of their failures are due to bearing faults. In order to avoid these failures, monitoring methods need to be developed to ensure the reliability and safety of these machines. The presented paper proposes the use of temporal and frequency analysis to extract degradation indicators. These indicators will be injected into an artificial intelligence system coupled with the fuzzy logic to estimate the fault size of bearings. The system used is ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) and is used to estimate the size of the fault located in the bearing. Vibration signals provided by the Case Western Reserve University laboratory were used to validate the proposed method. The obtained results show the efficiency of the data fusion for estimating the fault size of ball bearings.

## 1 Introduction

Les roulements à billes sont parmi les composants mécaniques les plus susceptibles de tomber en panne dans un système tel qu'une machine tournante. Ce constat a été établi grâce à des études menées par le groupe "fiabilité du moteur" de la société "IEEE-Industry Applications" (IAS), qui a étudié 1141 moteurs, et l'institut de recherche sur l'énergie électrique (EPRI), qui a étudié 6312 moteurs supérieurs à 148 KW [1], [2]. Il ressort de ce constat que 40% des défauts des machines sont dus à défauts de roulements (voir figure 1).

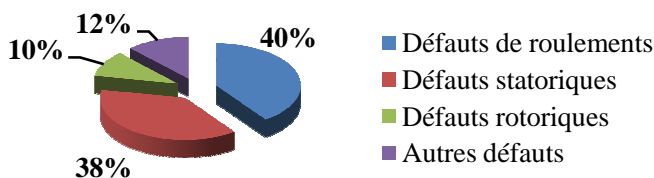


Figure 1 : Répartition des défauts dans la machine asynchrone

Afin d'anticiper les défauts de roulements, il est souhaitable de développer des modèles permettant d'estimer la sévérité des défauts localisés dans le roulement. Un des modèles d'estimation le plus utilisé est le Réseau de Neurones Artificiels (RNA). L'idée d'utiliser les réseaux de neurones artificiels pour l'estimation a commencé en 1964, lorsque Hu a utilisé le réseau adaptatif de Widrow pour faire des prévisions climatiques [3]. Cependant, la maîtrise d'algorithmes d'apprentissage à cette époque limita la poursuite de cette étude. Depuis

les années 80, la recherche dans le domaine de l'estimation par les RNAs s'est accélérée vers des systèmes hybrides (systèmes neuro-flous). L'utilisation combinée des réseaux de neurones et la logique floue permet de prendre les avantages des deux méthodes : la capacité d'apprentissage de la première et la facilité de compréhension linguistique du système à base de règles floues de la seconde.

L'utilisation des systèmes neuro-flous pour l'estimation de la taille de défauts des roulements à billes doit prendre en compte l'utilisation d'indicateurs extraits à partir de l'analyse temporelle et fréquentielle. C'est dans ce contexte que nous proposons dans la section suivante la partie traitement du signal qui va servir à l'extraction des indicateurs de dégradation du roulement.

## 2 Traitement du signal

### 2.1 Analyse temporelle

L'analyse temporelle permet d'extraire des indicateurs statistiques à partir de données brutes du capteur. Elle caractérise les propriétés du signal temporel  $x(t)$  qui dans notre cas correspond à un signal vibratoire. Les plus couramment utilisés sont :

#### 2.1.1 La valeur efficace (Racine carrée de la moyenne des carrés)

La valeur efficace ou RMS (rootmean square) est la racine carrée du moment d'ordre deux (ou variance) du signal vibratoire  $x(t)$ . Ce paramètre mesure l'énergie

moyenne du signal. Une augmentation du RMS indiquera une dégradation du roulement. Le RMS est défini comme suit :

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x[n] - \bar{x})^2} \quad (1)$$

Où  $N$  est la longueur du signal.  $x[n]$  est le  $n$ -ème point échantillonné de  $x(t)$ .  $\bar{x}$  est la valeur moyenne du signal  $x(t)$ .

### 2.1.2 Le Kurtosis

Le Kurtosis est le moment centré d'ordre 4 du signal  $x(t)$  indiquant sa propriété impulsive. En d'autres termes, le Kurtosis mesure le degré d'aplatissement de la distribution de  $x(t)$ . Un roulement en bon état génère un Kurtosis voisin de 3. Un roulement dégradé génère un Kurtosis supérieur ou égal à 4. Ce paramètre est défini comme suit :

$$Kurtosis = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x[n] - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x[n] - \bar{x})^2\right)^2} \quad (2)$$

### 2.2 Analyse fréquentielle

L'analyse du spectre fréquentiel d'un signal vibratoire est la technique la plus couramment utilisée pour identifier les défauts d'un roulement. Cette technique est basée sur le fait qu'un défaut localisé génère un signal périodique avec une fréquence caractéristique unique. Le roulement à billes possède quatre fréquences caractéristiques [4]:

- la fréquence de passage de l'élément roulant sur la bague externe (be) du roulement,  $F_{be}$ ;
- la fréquence de passage de l'élément roulant sur la bague interne (bi) du roulement,  $F_{bi}$ ;
- la fréquence d'un défaut de cage,  $F_{cage}$ .
- la fréquence de rotation des éléments roulants sur eux-mêmes  $F_e$ .

Ces fréquences sont calculées par les formules suivantes [5]:

$$F_{be} = \frac{N_r}{2} \left[ 1 - \frac{d \cdot \cos \theta}{DP} \right] \cdot f_{rot} \quad (3)$$

$$F_{bi} = \frac{N_r}{2} \left[ 1 + \frac{d \cdot \cos \theta}{DP} \right] \cdot f_{rot} \quad (4)$$

$$F_{cage} = \frac{1}{2} \left[ 1 - \alpha \frac{d \cdot \cos \theta}{DP} \right] \cdot f_{rot} \quad (5)$$

$$F_e = \frac{DP}{2 \cdot d} \left[ 1 - \frac{d^2 \cdot \cos^2 \theta}{DP^2} \right] \cdot f_{rot} \quad (6)$$

Avec :

$$\alpha = \begin{cases} 1 & \text{si la bague externe est fixe} \\ -1 & \text{si la bague interne est fixe} \end{cases}$$

- $N_r$ , le nombre d'éléments roulants (billes ou rouleaux);
- $d$ , le diamètre des éléments roulants;
- $DP$ , le diamètre primitif;
- $f_{rot}$ , la fréquence de rotation;
- $\theta$ , l'angle de contact.

Les indicateurs temporels et fréquentiels décrits précédemment seront injectés comme des entrées dans le système ANFIS pour estimer la taille des défauts du roulement. A ce stade, aucune relation directe ne permet de lier la taille de défaut d'un roulement aux indicateurs de dégradation. Cette corrélation sera déterminée en ajustant les paramètres du système ANFIS (paramètres prémisses et conséquents) qui seront présentés dans la section suivante :

### 3 Système ANFIS :

Par souci de simplicité, nous supposons que le système ANFIS possède un ensemble de trois entrées notées  $\{x_1, x_2, x_3\}$  interprétés par un vecteur d'entrée à trois indicateurs et une sortie notée  $\hat{x}$  interprétée comme l'estimation de la taille de défaut du roulement. Si deux fonctions d'appartenance de type gaussienne sont associés à chaque entrée, alors le système présente 9 règles floues ( $3^2=9$ ). Ces règles sont du type Sugeno du premier ordre [6]. Elles sont données comme suit :

Règle ( $j$ ): Si ( $x_1$  est  $\mu_1^j$ ) et ( $x_2$  est  $\mu_2^j$ ) et ( $x_3$  est  $\mu_3^j$ )

Alors  $\hat{x} = \sum_{j=1}^9 \omega_j \cdot f_j(x_1, x_2, x_3)$

Avec  $f_j(x_1, x_2, x_3) = c_1^j x_1 + c_2^j x_2 + c_3^j x_3 + c_4^j$ ,  $j=1, 2, \dots, 9$

où ( $j=9$ ) est le nombre de règles,  $x_i$  ( $i=1, 2, 3$ ) sont les entrées du modèle et  $\hat{x}$  est la sortie du système.  $\mu_i^j$  caractérise la fonctions d'appartenance de l'entrée  $x_i$  et  $\{c_1^j, c_2^j, c_3^j, c_4^j\}$  sont les coefficients de la règle ( $j$ ).  $\omega_j$  est le poids de la règle ( $j$ ).

L'architecture d'ANFIS correspondante est représentée sur la figure 2. Comme nous pouvons le voir, la structure du système ANFIS contient cinq couches.

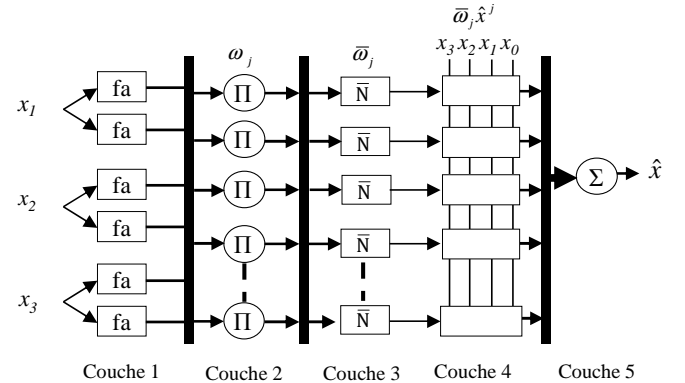


Figure 2 : Architecture du système ANFIS

Ces couches sont définies comme suit :

**Couche 1** (Fuzzyfication). Chaque entrée  $x_i$  est associée à une fonction d'appartenance (fa) qui évalue son degré d'appartenance. Dans notre application, la fonction d'appartenance  $\mu_i^j$  est une fonction gaussienne. Elle est définie comme suit :

$$\mu_i^j = \exp\left(-\left[\frac{x_i - m_i^j}{b_i^j}\right]^2\right) \quad (7)$$

avec  $\{m_i^j, b_i^j\}$ , les paramètres de la fonction gaussienne (paramètres prémisses).

**Couche 2** (Pondération des règles floues «  $\Pi$  »). Les fonctions d'appartenance sont associées à une règle floue ( $j$ ) via un poids noté  $\omega_j$ . Cette règle est obtenue à l'aide d'une T-norme correspondant au produit dans notre cas :

$$\omega_j = \mu_1^j(x_1) \cdot \mu_2^j(x_2) \cdot \mu_3^j(x_3) \quad (8)$$

**Couche 3** (Normalisation « N »). Chaque poids  $\omega_j$  dans cette couche est normalisé comme suit :

$$\bar{\omega}_j = \frac{\omega_j}{\sum_{j=1}^9 \omega_j} \quad (9)$$

**Couche 4** (Defuzzyfication). La contribution de chaque règle ( $j$ ) est calculée par une fonction du premier ordre  $f_j$  multipliée par son poids normalisé (approche de Takagi-Sugeno).

$$\bar{\omega}_j f_j(x_1, x_2, x_3) = \bar{\omega}_j \cdot (c_1^j x_1 + c_2^j x_2 + c_3^j x_3 + c_4^j) \quad (10)$$

Où  $\{c_1^j, c_2^j, c_3^j, c_4^j\}$  sont les coefficients de la fonction  $f_j$  et sont appelés paramètres conséquents.

**Couche 5** (Somme «  $\Sigma$  »). La sortie du système ANFIS est donnée par la somme des contributions de toutes les règles. Cette couche est étiquetée  $\Sigma$  et est définie par la formule suivante :

$$\hat{x} = \sum_{j=1}^9 \bar{\omega}_j \cdot (c_1^j x_1 + c_2^j x_2 + c_3^j x_3 + c_4^j) \quad (11)$$

### 3.1 Algorithme d'apprentissage hybride

Les paramètres du système ANFIS (prémises et conséquents) sont déterminés à partir d'une base d'apprentissage. L'objectif est donc de former un réseau adaptatif capable d'approximer une fonction inconnue entre la taille de défaut d'un roulement et les indicateurs de dégradation par le biais des données d'apprentissage. La caractéristique de cette approche est qu'ANFIS applique un algorithme hybride pour l'apprentissage. L'algorithme d'apprentissage hybride est une association entre la méthode de descente du gradient et de la méthode d'estimation des moindres carrés. La méthode de descente du gradient est utilisée pour régler les paramètres non-linéaires prémisses  $\{m_i^j, b_i^j\}$ , alors que la méthode des moindres carrés est utilisée pour identifier les paramètres linéaires conséquents  $\{c_1^j, c_2^j, c_3^j, c_4^j\}$ . La procédure d'apprentissage comporte deux étapes : dans la première étape, la méthode des moindres carrés est utilisée pour identifier les paramètres conséquents, tandis que les paramètres prémisses sont supposés être fixés pour le cycle en cours à travers l'ensemble d'apprentissage. Ensuite, les signaux d'erreur sont propagés vers l'arrière. La méthode de descente du gradient est ensuite utilisée pour mettre à jour les paramètres prémisses, en minimisant l'erreur entre la sortie désirée et générée par ANFIS, tandis que les paramètres conséquents restent fixes. Une explication plus détaillée sur l'algorithme hybride d'apprentissage peut être trouvée dans [7].

## 4 Expérimentation

### 4.1 Description de l'ensemble des données

L'ensemble des données utilisées dans notre système ont été extraites à partir des signaux vibratoires enregistrés par le laboratoire du Case Western Reserve University [8]. Ces données correspondent à trois tailles de défaut de la bague interne (0,007; 0,014 et 0,021 pouces) (0,178; 0,356 et 0,533 mm) générées par électroérosion. Chaque taille de défaut est testée pour quatre niveaux de charge (0; 0,746; 1,492; 2,238 kW). Ces niveaux de charges correspondent respectivement à quatre vitesses de rotation (1797; 1772; 1750; 1728 tr/min). Le signal vibratoire d'une durée de 5 sec est extrait à partir d'un accéléromètre placé sur la flasque avant du moteur (voir figure 3). La fréquence d'échantillonnage du signal est fixée à 48KHz.

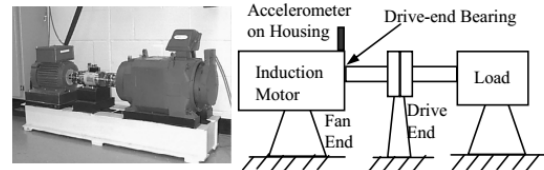


Figure 3 : banc d'essai

### 4.2 Base d'apprentissage :

La base d'apprentissage est construite à partir de six signaux vibratoires enregistrés pour trois vitesses de rotations (1772; 1750; 1728 tr/min), chacun correspondant à une taille de défaut de 0,007 et 0,021 pouces. Chaque signal, d'une durée de 5 secondes, est subdivisé en sous signaux de 0,1 secondes. Nous obtenons au final une base de données constituée de 300 signaux. Chaque signal permet d'extraire un vecteur d'entrée de trois indicateurs qui sont notés  $x_1$ ,  $x_2$ , et  $x_3$ . 240 vecteurs d'entrée seront utilisés comme base d'apprentissage et les 60 vecteurs restants comme base de test (voir tableau 1).

Tab 1 : données d'apprentissage et de test

vecteurs d'apprentissage /test	Taille du défaut (pouces)	Vitesse du moteur (tr/min)	Niveau de charge (Kw)
40/10	0,007	1772	0,746
40/10	0,007	1750	1,492
40/10	0,007	1728	2,238
40/10	0,021	1772	0,746
40/10	0,021	1750	1,492
40/10	0,021	1728	2,238

La base d'apprentissage est représentée par une matrice de taille 240x4. Les trois premières colonnes représentent le vecteur d'entrée  $[x_1, x_2, x_3]$ . Ces indicateurs correspondent à l'amplitude de la fréquence de passage de l'élément roulant sur la bague interne multipliée par l'amplitude de la fréquence de rotation, le RMS et le Kurtosis. La quatrième colonne correspond à la taille de défaut de la bague interne qui est dans notre cas 0,007 et 0,021 pouces.

La base d'apprentissage est utilisée pour estimer les paramètres prémisses et conséquents du système ANFIS. Une base de test composée d'une matrice 60x4 est ensuite injectée dans le système. En fonction des résultats obtenus (erreur d'estimation), on modifie le système

jusqu'à l'obtention d'un taux d'erreur satisfaisant entre la valeur d'estimation et la taille réelle du défaut, cette méthodologie est présentée dans figure 3.

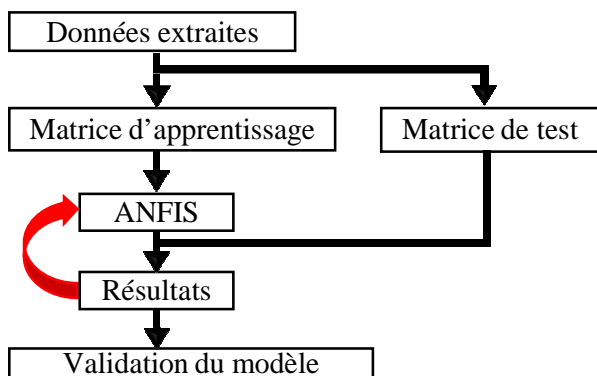


Figure 3 : Description de la méthodologie appliquée

### 4.3 Résultats

Pour montrer l'efficacité de la méthodologie, considérons une base de test construite à partir de trois signaux vibratoires enregistrés pour une vitesse de rotation de 1797 tr/min et correspondant aux trois tailles de défaut de la bague interne (0,007; 0,014 et 0,021 pouces). 30 vecteurs d'entrée, numérotés de 1 à 30, sont utilisés pour représenter la taille de défaut 0,007 pouces ainsi que 30 autres, numérotés de 71 à 100, pour la taille 0,021 pouces. 40 vecteurs d'entrée, numérotés de 31 à 70, représentant la taille 0,014 pouces, inconnus de la base d'apprentissage, est rajoutée à la base de test.

Le résultat du test est montré dans la figure 4. Il ressort de la figure que les vecteurs d'entrée numérotés de 1 à 30 et 71 à 100 représentent parfaitement la taille de défaut 0,007 et 0,021 pouces respectivement. Les résultats du test sur les 40 vecteurs d'entrée de la taille 0,014 pouces sont présentés dans le tableau 2. Il ressort de ce tableau une moyenne d'estimation qui se situe autour de 0,0122 pouces qui très proche de la taille de 0,014 pouces.

Tab 2 : résultats du test d'estimation

N° du test	taille du défaut	N° du test	taille du défaut
31	0,0074	51	0,0134
32	0,0191	52	0,0098
33	0,0210	53	0,0136
34	0,0075	54	0,0115
35	0,0129	55	0,0153
36	0,0073	56	0,0127
37	0,0086	57	0,0128
38	0,0112	58	0,0134
39	0,0073	59	0,0109
40	0,0210	60	0,0144
41	0,0128	61	0,0096
42	0,0136	62	0,0136
43	0,0132	63	0,0105
44	0,0104	64	0,0120
45	0,0125	65	0,0104
46	0,0153	66	0,0126
47	0,0101	67	0,0121
48	0,0107	68	0,0100
49	0,0126	69	0,0116
50	0,0150	70	0,0105

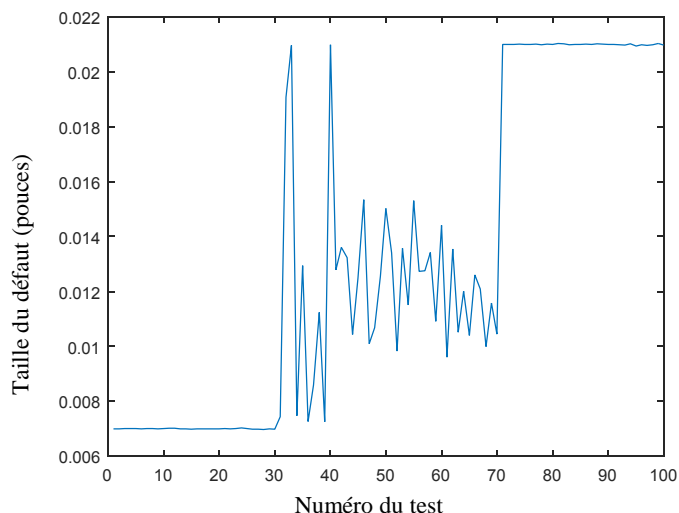


Figure 4 : résultats du test du modèle ANFIS

## 5 Conclusion

Ce papier a montré l'efficacité du système ANFIS pour l'estimation de la taille des défauts d'un roulement ense basant sur un ensemble d'apprentissage utilisant des paramètres statistiques et fréquentiels. Les résultats obtenus ne sont actuellement valables que pour un régime stationnaire. D'autres recherches sont actuellement en cours afin d'adapter la méthodologie en régime non-stationnaire.

## RÉFÉRENCES

- [1] P. F. Albrecht, J. C. Appiarius, and D. K. Sharma, "Assessment of the reliability of motors in utility applications-Updated," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 1, pp. 39-46, 1986.
- [2] I. C. Report, "Report of large motor reliability survey of industrial and commercial installation, Part I and Part II," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 21, pp. 853-872, 1985.
- [3] M.J.C. Hu, *Application of the Adaline System to Weather Forecasting*, Department of Electrical Engineering, Stanford University, 1964.
- [4] A. Boulenger, C. Pachaud "Aide-mémoire Surveillance des machines par analyse des vibrations", livre édition DUNOD, 2009.
- [5] Tomasz Barszcz and Nader Sawalhi, "Fault Detection Enhancement in Rolling Element Bearings Using the Minimum Entropy Deconvolution", *Archives of Acoustics*, vol. 37, 2012, pp.131-141.
- [6] T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control," *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol.15, pp.116-132, 1985.
- [7] J.S.R. Jang, "Anfis: adaptive-network-based fuzzy inference system," *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol.23, pp.665-685, 1993.
- [8] K. A. Loparo, "Bearings vibration data set," Case Western Reserve University. Available: [se-groups.case.edu/bearingdatacenter/pages/download-data-file](http://se-groups.case.edu/bearingdatacenter/pages/download-data-file).