



HAL
open science

Le diagnostic des entraînements électromécaniques : Des réseaux de neurones avec informations physiques aux algorithmes de détection en transitoire

Sebastien Cauet, Erik Etien, Laurent Rambault, Thierry Doget

► To cite this version:

Sebastien Cauet, Erik Etien, Laurent Rambault, Thierry Doget. Le diagnostic des entraînements électromécaniques : Des réseaux de neurones avec informations physiques aux algorithmes de détection en transitoire. Congrès national de la Recherche des IUT, Université de Haute-Alsace (UHA) Mulhouse - Colmar [Université de Haute-Alsace (UHA)], Mar 2024, Mulhouse, France. hal-04619740

HAL Id: hal-04619740

<https://hal.science/hal-04619740>

Submitted on 21 Jun 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Le diagnostic des entraînements électromécaniques : Des réseaux de neurones avec informations physiques aux algorithmes de détection en transitoire

Sebastien. Cauet¹ Erik. Etien¹ Laurent. Rambault¹ Thierry. Doget¹
sebastien.cauet@univ-poitiers.fr erik.etien@... laurent.rambault@... thierry.doget@...

¹ IUT, Poitiers-Niort-Chatellerault
Laboratoire d'Informatique et d'Automatique pour les Systèmes (LIAS),
UR 20299

THÈMES – *Énergie - Environnement - Informatique - Robotique*

RÉSUMÉ – *Cet article traite des pratiques de maintenance préventive des moteurs électriques et des parties mécaniques. Les normes internationales ISO 20-816 et ISO 2954 fournissent aux industriels des directives essentielles pour garantir la fiabilité et la durabilité des moteurs électriques. Les techniques vibratoires donnent des indications sur l'état mécanique du moteur, tandis que l'analyse du courant électrique offre des informations sur la santé du système électrique. La deuxième partie de l'article se penche sur l'Analyse de Signature des Courants des Machines (MCSA) comme une approche avancée dans le diagnostic des machines électriques. L'article explore comment les algorithmes à base des réseaux de neurones convolutifs (CNN) peuvent interpréter les signatures de courant. Ceux-ci sont améliorés en ajoutant des informations physiques (PINNs). Enfin, des résultats récents sur l'analyse des courants dans des applications avec des transitoires de vitesse sont abordés. En conclusion, l'article met en avant des techniques et d'algorithmes avancés à base des courants mesurés dans la machine pour optimiser la maintenance des moteurs électriques, contribuant ainsi à la performance à long terme des équipements industriels.*

MOTS-CLÉS – *Maintenance prédictive, diagnostic des machines électriques, MCSA, CNN, PiNNs*

1 Introduction

Les moteurs électriques jouent un rôle fondamental dans de nombreux secteurs industriels. Leur fiabilité et leur performance sont essentielles pour garantir le bon fonctionnement des équipements associés. Comme le montre la figure 1, les moteurs électriques font partie des plus gros consommateurs d'électricité. La maintenance de ces moteurs électriques ne se limite pas à la simple réparation en cas de défaillance, mais englobe également des pratiques préventives visant à minimiser les risques de pannes. À cet égard, l'ISO 20-816 (maintenance des machines électriques) et l'ISO 2954 (évaluation vibratoire des machines) ressortent comme des références industrielles majeures pour la maintenance des moteurs électriques.

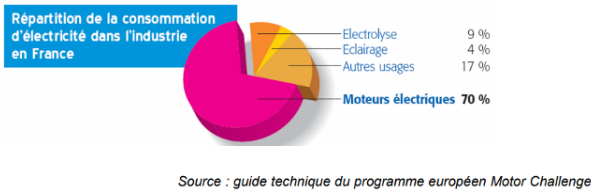


FIGURE 1 – Répartition des moteurs dans l'industrie

Les approches utilisant la mesure des courants de machines représente une approche complémentaire essentielle dans la maintenance des moteurs électriques. Les vibrations fournissent des indications cruciales sur l'état mécanique du moteur, mais l'analyse du courant électrique offre des informations précieuses sur la santé du système électrique et peut dans certains cas être utilisés pour détecter des défauts mécaniques. En outre, cette technique ne nécessite pas de capteurs supplémentaires et sont présents tout au long de la vie du moteur.

2 Vers l'analyse courant technique MCSA

Les techniques MCSA (Motor Current Signature Analysis) transcendent les méthodes conventionnelles en permettant une discrimination fine des anomalies. Parmi les défauts détectés, en régime permanent (vitesse constante $f_s = cte$), les signatures se situent aux fréquences désignées sur la table 1 (cas pour un ventilateur).

Sur la figure 2, vous retrouvez les techniques les plus courantes.

3 Et si l'on parlait d'IA : cas barres cassées avec plusieurs vitesses constantes.

L'intégration des réseaux de neurones convolutifs (CNN) dans le diagnostic des machines électriques marque une avancée. Ici nous utiliserons les CNNs pour détecter des barres de rotor cassées dans différentes configu-

Défauts	Signatures [1]
Balourd de pales	$ f_s \pm Nombredepales \times f_r $
Roulement Anneau interieur	$ f_s \pm 0.6 \times n_b \times f_r $
Billes Roulement	$ f_s \pm 0.4 \times n_b \times f_r $
Courroie	$ f_s \pm (2 \times \pi \times R_{p1}) / L \times f_r $
Barre rotor cassée	$ f_s \pm 2 \times (f_s - f_r) $
Harmonique d'encoche	$ f_s \pm (N_n / p) \times f_r $

TABLE 1 – Signatures dans les courants de machines

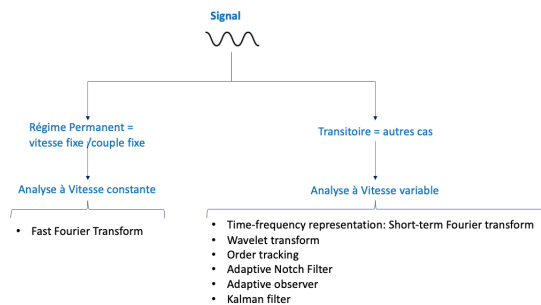


FIGURE 2 – Classification des algorithmes de diagnostic

rations (vitesses différentes). Le pré-traitement des données a un impact direct sur les performances d'un modèle d'apprentissage profond. Certaines des caractéristiques extraites peuvent être sans rapport avec la défaillance. Les échantillons utilisés pour entraîner le CNN sont considérés comme un tableau ne contenant que des informations pertinentes à la défaillance. La table suivante montre les jeux de données utilisés ; Les données sont présentes à cette adresse : <https://www.lias-lab.fr/mcsa> :

TABLE 2 – Nombre de jeux de données : barres cassées (BRB)

vitesse (trm)	Sain	1 BRB	2 BRB
Low ≈ 1435	18	8	8
Medium ≈ 1462	18	18	8
High ≈ 1490	18	18	18

La première tentative a été d'appliquer un CNN-1 en utilisant une seule entrée traitée avec une transformée de Fourier et un CNN-2 en utilisant une seule entrée traitée avec une analyse du carré de l'enveloppe. Les résultats comparatifs sont affichés dans la Table 3, qui montre que le CNN-1 a un score parfait seulement dans les tests 1 et 3,

et le CNN-2 a un score parfait uniquement dans le test 2. À la lumière de ces observations, on peut voir que l'union des résultats en DICNN (2 entrées : celles du CNN-1 et CNN-2) donnera un score de 100% dans tous les tests.

TABLE 3 – Résultats de performance

Inputs	Low	Medium	High	Mean
CNN-1	100%	88.88%	100%	96.29%
CNN-2	88.88%	100%	88.88%	92.58%
DICNN	100%	100%	100%	100%

4 Solutions à vitesses variables : TMCSA

Le TMCSA (Transient- MCSA) se distingue en se concentrant sur les caractéristiques transitoires de la vitesses de la machine, offrant ainsi une perspective dynamique du diagnostic des machines électriques. Cette approche novatrice s'appuie sur les derniers développements théoriques dans le domaine, voir Table 4.

Nous illustrerons ici une nouvelle technique utilisant, le

Method	Défauts	Année
Frequency B-spline wavelets (FBS)	Rotor bar	2010
Hilbert-Huang transform, supported by the Empirical Mode Decomposition (EMD)	Rotor bar	2011
Gabor analysis of current using the z-chirp transform	Eccentricity	2012
Continuous complex wavelet transform (CCWT) of line current	Rotor bar	2013
DWT and Short Time Fourier Transform (STFT)	Barre de rotor	2015
Non-stationary conditions order tracking approach (HOTA)	Rotor bar	2017 [2]
Optimized Slepian window	Rotor bar	2019
Convolutional Neural Network	Rotor bar	2020 [3]

TABLE 4 – Méthodes de type Transitoire MCSA

vold-Kalman dans une version sans capteur mécanique, qui est décomposée sur la Figure 3. GDT signifie Generalized Demodulation Transform et VKF (vold Kalman Filter).

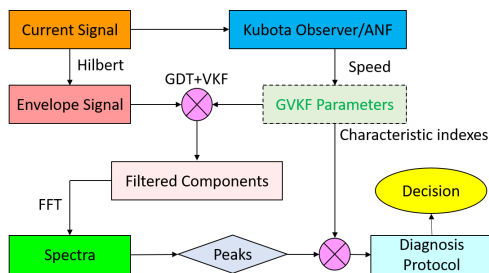


FIGURE 3 – Schéma du Vold-Kalman sans capteur

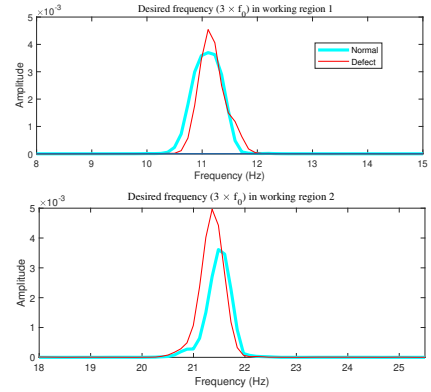


FIGURE 4 – FFT en variations de vitesses (croissante - haut et décroissante bas) du défauts à la fréquence de celui-ci

Comme le montre la Figure 4, nous pouvons alors déterminer un seuil permettant de différencier le cas sain du cas avec défaut.

5 Conclusions

Comme le démontre cet article, l'exploration d'algorithmes avancés, notamment l'Analyse de Signature des courants de moteurs (MCSA) avec l'utilisation de réseaux de neurones convolutifs et les techniques en transitoire offrent des solutions pour le diagnostic précoce des défauts mécaniques.

6 Remerciements

Ces travaux ont été effectués en partie dans le cadre du laboratoire commun avec la société Chauvin Arnoux.

Références

- [1] Mohammad F Yakhni, Sebastien Cauet, Anas Sakout, Hassan Assoum, Erik Etien, Laurent Rambault, and Mohamed El-Gohary. Variable speed induction motors' fault detection based on transient motor current signatures analysis : A review. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 184 :109737, 2023.
- [2] A. Sapena-Bano, J. Burriel-Valencia, M. Pineda-Sanchez, R. Puche-Panadero, and M. Riera-Guasp. The harmonic order tracking analysis method for the fault diagnosis in induction motors under time-varying conditions. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 32(1) :244–256, 2017.
- [3] Majid Hussain, Tayab Din Memon, Imtiaz Hussain, Zubair AhmedMemon, and Dileep Kumar. Fault detection and identification using deep learning algorithms in inductionmotors. *CMES-Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 133(2), 2022.