

Thèse : Diagnostic de panne des machines asynchrones en traction ferroviaire



ECL –
UCB LYON1 –
INSA - CNRS



ECAM LASALLE



SNCF VOYAGEURS
DIRECTION DU MATÉRIEL
INGÉNIERIE DU MATÉRIEL
CLUSTER SUD
ICC GROUPES TOURNANTS

Noms des laboratoires d'accueil associés (ED EEA)

Laboratoire Ampère (UCB Lyon 1) / LabECAM (ECAM LASALLE)

Partenaire industriel

SNCF

Thématique de la thèse

Diagnostic de panne des machines asynchrones en traction ferroviaire

Titre de la thèse

Contribution au diagnostic des moteurs asynchrones de traction ferroviaire

Domaine et contexte scientifique

L'industrie ferroviaire, comme toutes les industries du transport et de l'énergie, est dans une phase de transition pour répondre à deux enjeux majeurs : l'efficacité énergétique et la fiabilité des systèmes.

En effet, l'électrification croissante des moyens de traction apporte un bénéfice dans la consommation énergétique afin de répondre aux normes environnementales de plus en plus exigeantes. Cette transformation technologique doit s'accompagner d'un suivi de la fiabilité de ses équipements qu'ils soient plus ou moins nouveaux : machines électriques tournantes de traction ou auxiliaire, électronique de puissance, électronique embarquée....

Afin de permettre à l'industrie ferroviaire de répondre aux enjeux de demain en termes de taux de transport de voyageurs (10% des déplacements en France en 2019 ^[1] et en croissance constante), et d'environnement avec des réserves de ressources carbonées diminuant, les systèmes de traction ferroviaire doivent être parmi les plus sûrs et les plus durables. Seule une grande fiabilité des systèmes appuyée par une maintenance pertinente et efficace permettra à l'industrie ferroviaire de proposer une grande disponibilité de ses trains pour des coûts associés maîtrisés.

[1] Source : Comptes des Transports 2019 (SDES) et ART pour les séries ferroviaire et SLO et le total ; (*) : Taux de croissance annuel moyen 2014/2019 pour l'ensemble des modes hors mode ferroviaire pour lequel le taux n'est mesuré que sur la période 2015-2019 (période historique disponible pour la source ART)

Dans ce contexte, l'amélioration de la maintenance des machines électriques doit permettre la réduction des coûts tout en augmentant la disponibilité engin. Une détection des pannes en amont permettrait donc d'anticiper la maintenance, d'identifier les pannes et de pronostiquer les futures avaries. Ces avaries peuvent engendrer des retours de pièces avant maintenance programmée (jusqu'à 20% sur certains organes) qui elles-mêmes peuvent causer des arrêts engin (immobilisation), des événements critiques (incendie, blocage essieu, ...) impactant la circulation (~10 /an). Cette approche doit permettre d'atteindre un optimum coûts de maintenance-disponibilité des équipements, en réponse aux exigences clients (Régions, Fret, transport voyageurs grandes lignes, Intercités, Transilien et marchés externes SNCF).

Le type de machine électrique utilisée pour la traction et les auxiliaires, a évolué ces dernières décennies, de la machine à Courant Continu (CC), vers les machines à Courant Alternatives (Synchrone et Asynchrone : AC). Les maintenances de ces machines étant totalement différentes, les stratégies sont à repenser. Actuellement les moteurs asynchrones, par leur robustesse et leur puissance massique, sont de plus en plus utilisés dans le parc ferroviaire Français, à la fois pour les engins de traction et les moteurs auxiliaires. 80% du parc de moteurs de traction et auxiliaire sont asynchrones. Il est donc pertinent de s'intéresser à la maintenance de ces machines. Les différentes technologies de machines électriques tournantes possèdent certaines similitudes notamment en termes de mécanique (roulement) et de défaillances observées. L'étude des autres technologies de machines électriques ne sera pas à exclure.

Lors de l'entretien de ces machines, deux approches sont possibles, lorsque le train fonctionne et lorsque qu'il est à l'arrêt en ateliers de maintenance. La nouvelle stratégie de maintenance s'oriente donc vers une surveillance en fonctionnement, permettant d'identifier et de déposer uniquement le ou les moteurs potentiellement défaillants. De cette manière, la disponibilité du parc roulant sera améliorée.

Dans cette optique, nous vous proposons de travailler sur le développement d'un outil de diagnostic adapté à la nouvelle stratégie de surveillance des machines asynchrones permettant :

- Un suivi en fonctionnement avec une détection précoce des pannes sur engin en service
- Une identification plus précise des défauts en atelier

Cet outil de diagnostic doit être un système nomade, non intrusif et propriétaire, pouvant comprendre une intelligence artificielle d'aide au diagnostic. L'analyse de courant (MCSA) étant une méthode non intrusive adaptée pour le matériel SNCF, elle sera intégrée à ce projet à côté d'autres méthodes pertinentes comme l'analyse vibratoire.

Mots-clefs

Diagnostic, moteur asynchrone, ferroviaire, détection précoce de pannes, analyse des courants.

Objectifs de la thèse - Démarche méthodologique - verrous

L'objectif de la thèse est de mettre en place une méthodologie de diagnostic de pannes sur les moteurs asynchrones de traction et sur les moteurs auxiliaires par deux approches.

- Une analyse sur le matériel roulant qui doit assurer une détection précoce de pannes ou de défaillances et qui doit conduire à une identification ultérieure du défaut naissant.
- Une analyse en technicentre permettant d'identifier la panne et ses causes.

L'analyse des défauts devra se faire à partir des signaux électriques issus de capteurs : courant, tension, vibratoire et éventuellement de la mesure de vitesse (ou de position) et de la température.

A partir de ces mesures un certain nombre d'indicateurs pourront être calculés : indicateurs fréquentiels, temporels, statistiques ou à base de modèle. Ils constitueront une signature qui sera alors réduite par des méthodes de traitement de l'information : entropie, critère de Fisher, ...

A partir de ces signatures réduites, une détection des défauts naissants en ligne ou le diagnostic d'une panne en centre de maintenance, pourront être effectués à l'aide d'un classifieur.

Une extrapolation à court terme des trajectoires du point de fonctionnement, à l'aide d'un régresseur ou d'un réseau de neurones, devrait permettre d'anticiper une panne lors d'un trajet et ainsi éviter un arrêt sur voie.

Détermination de la signature du défaut

La première partie de l'étude consiste à extraire, à partir des courants, un ensemble de paramètres sensibles aux différents défauts d'une machine asynchrone.

Les paramètres (ou caractères) sont représentés par un point dans l'espace de dimension d , défini par les différents paramètres (espace de représentation).

Ces formes ou objets sont donc caractérisés par ce vecteur appelé *vecteur forme*. Si l'on se place dans le contexte du diagnostic, les paramètres du vecteur forme traduisent l'état du système étudié. Ils sont issus d'analyses effectuées sur les signaux mesurés par les capteurs implantés sur le système où à partir des paramètres de modèles identifiés à partir de ces signaux.

Dans une première étape, un ensemble le plus exhaustif possible de paramètres sera évalué à partir des connaissances physiques et de l'état de l'art.

Puis une méthode de sélection de paramètres sera mise en œuvre pour réduire la complexité du problème maximisant le contenu de l'information (Entropie, ...), minimisant les redondances (Corrélation, ...) et optimisant la performance du classifieur (Critère de Fisher, ...).

Un des verrous sera de déterminer les paramètres, présentant une grande dynamique, permettant d'appréhender le profil de charge et éventuellement les transitoires, tout en étant dans un environnement fortement bruité (Vibrations, perturbations CEM).

Diagnostic des pannes et identification du défaut et de ses causes

Il s'agit

- D'une part en ligne, d'identifier à partir d'une signature « élémentaire » extrapolée sur un temps court, un fonctionnement qui s'écarte d'un fonctionnement sain attendu. Ces méthodes reposent sur une reconnaissance de la nouveauté (classification non supervisée)
- D'autre part, d'identifier au technicentre, à partir d'une signature la plus informative possible le défaut en cours (classification supervisée) et ses causes.

Ces méthodes ont pour but la structuration de l'ensemble d'apprentissage en classes. En termes de diagnostic, ces classes vont correspondre à autant de modes de fonctionnement. Les méthodes de coalescence (« clustering » en anglais) font partie du plus grand ensemble des méthodes de classification. On distingue plusieurs types de méthodes de classification :

- Une classification exclusive ou non : c'est le cas des méthodes de coalescence floue où chaque observation est munie d'un vecteur de fonctions d'appartenance, l' $i^{\text{ème}}$ composante caractérisant le degré d'appartenance du vecteur observation à la classe correspondante ;
- Les méthodes supervisées : chaque observation est munie d'une étiquette rendant compte de l'appartenance à une classe ;
- Les méthodes non supervisées : ils utilisent uniquement des informations de proximité entre les observations pour définir les groupes ;

Pour déterminer les défauts naissants en ligne, le principe reposera sur une classification non supervisée de la signature extrapolée sur un temps court.

Pour la caractérisation des défauts, la méthode sera basée sur un classifieur supervisé.

Le problème de la reconnaissance consiste à associer une forme observée à une forme type connue. A cause des perturbations (bruit de mesure, précision des capteurs...), une nouvelle observation sera rarement identique à l'un des prototypes. Ainsi, afin de traduire l'influence du bruit, les classes correspondent à des zones dans l'espace, regroupant les formes semblables

Plusieurs classifieurs pourront être testés et leurs performances seront évaluées : K- plus proches voisins, Machines à vecteurs de supports (SVM), ... ou réseaux neuronaux.

Ces classifieurs nécessitent la constitution d'une base de données. Elle pourra être obtenue soit à partir des données du technicentre soit enrichie par des modèles appropriés.

Extrapolation temporelle de la signature

L'extrapolation temporelle permet d'anticiper une évolution du fonctionnement vers un défaut qui immobiliserait le train. On désire obtenir l'état futur X_{t+p} à partir de l'historique $X_t, X_{t-1}, \dots, X_{t-n_0}$:

Il s'agit de construire un régresseur paramétrique ou non paramétrique.

L'extrapolation paramétrique repose soit sur une identification d'une fonction de structure donnée par inférence ou sur des modèles autorégresseur (ARMA, ARMAX, ARIMAX, ...)

Les extrapoleurs non paramétriques pourront reposer sur des modèles neuronaux (LSTM, BLSTM,...) ou sur des régresseurs de processus Gaussiens (Gaussian Process Regressor) par exemple.

Pour mener à bien ces études sur la détection des défauts, une base de données importante est nécessaire. Les essais de cette thèse demanderont l'utilisation de bancs expérimentaux répartis sur 2 sites de la SNCF sur matériel roulant

Encadrement scientifique :

Comité d'encadrement (Laboratoire Ampère / UCBL) :

Directeur de thèse : Prof. Guy CLERC (guy.clerc@univ-lyon1.fr) - 50%

Co encadrement : Enseignant-Chercheur ECAM - Malorie Hologne-Carpentier(malorie.carpentier@ecam.fr)-50%

Support dans l'entreprise (SNCF Cluster Ingénierie Sud) :

Resp. des Groupes Tournants / Expert Technique : Christophe MAGNETTE (christophe.magnette@sncf.fr) –

Spécialiste Vibratoire : Eric LORCA (eric.lorca@sncf.fr)

Financement de la thèse (origine, employeur, montant, durée du financement, etc.)

Le doctorant sera rémunéré pendant 3 ans dans le cadre d'un contrat à durée déterminée avec la SNCF.

Profil du candidat recherché (prérequis)

Diplôme de master ou ingénieur.

L'étudiant devra avoir des bases solides en génie électrique et traitement du signal. Une compétence en intelligence artificielle serait la bienvenue. Un bon niveau d'anglais est requis.

Contact

Laboratoire : Guy CLERC

guy.clerc@univ-lyon1.fr

SNCF : Christophe MAGNETTE

christophe.magnette@sncf.fr