

L'IA AU SERVICE DE LA MAINTENANCE DES MOTEURS ELECTRIQUES INDUSTRIELS (1/4)

CONTEXTE

Dans un paysage industriel et environnemental de plus en plus exigeant, la **résilience et la frugalité énergétique des systèmes devient un impératif stratégique**. Dans le premier cas, **l'objectif principal des entreprises est de minimiser les pannes tout en assurant une reprise rapide après incident**. Pour y parvenir, la maintenance prédictive et la surveillance en temps réel sont devenues essentielles. En parallèle, la réduction de la consommation énergétique est cruciale, et met en avant la nécessité de concevoir des systèmes à faible empreinte énergétique.

Ces enjeux sont au cœur des réflexions menées par des institutions comme la NASA, qui travaille actuellement sur des concepts de « Grid » lunaire pour une présence humaine durable sur la Lune. Sur terre, dans le secteur industriel, la **surveillance des équipements** équipés de moteurs électriques fait face à ces mêmes défis. Traditionnellement basée sur l'imagerie thermique et l'analyse vibratoire, cette surveillance **tend aujourd'hui vers l'intégration de solutions intelligentes reposant sur l'IA pour optimiser la détection des anomalies tout en réduisant la consommation d'énergie**.

PROJET

Description du projet

Une entreprise Européenne spécialisée dans la fabrication de pompes industrielles développe actuellement un **projet visant à améliorer la fiabilité de ses équipements par l'intégration de solutions de surveillance basées sur l'intelligence artificielle**. Historiquement, l'entreprise s'appuyait sur des méthodes telles que l'analyse vibratoire et la surveillance thermique. Aujourd'hui, elle explore l'ajout d'une solution de surveillance en temps réel basée sur l'analyse des signaux électriques, permettant de détecter des anomalies plus subtiles, comme les désalignements ou les problèmes de rotor, ou de turbines, avant qu'elles ne deviennent critiques.

Approche Data / IA

Le projet repose sur la **collecte et l'analyse des signaux électriques émis par les pompes industrielles grâce à des capteurs**. Ces données sont traitées via des modèles d'IA, plus précisément des réseaux de neurones récurrents (LSTM), pour analyser des séquences temporelles complexes. **L'approche permet d'identifier les anomalies dans les signaux tout en minimisant la consommation énergétique en utilisant des microcontrôleurs économes en énergie et en évitant le transfert et le stockage d'un important volume de données**. La segmentation des données en fenêtres glissantes assure un traitement séquentiel optimal, préservant ainsi le contexte temporel nécessaire à la détection d'anomalies.



Réalisé par :
guillaume.pelletier@dotvision.com



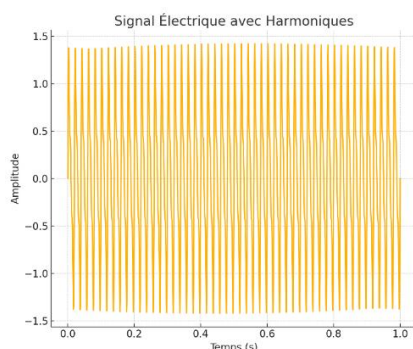
L'IA AU SERVICE DE LA MAINTENANCE DES MOTEURS ELECTRIQUES INDUSTRIELS (2/4)

PROJET

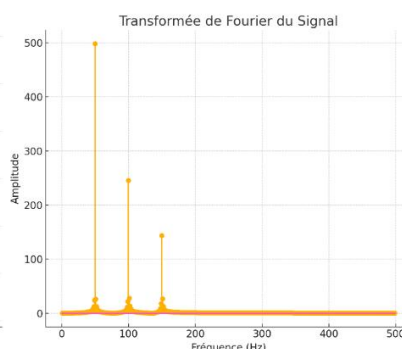
Données

Les données collectées proviennent de **capteurs électriques installés sur des pompes industrielles**. Elles **mesurent la consommation électrique et les perturbations dans les signaux, y compris les harmoniques renvoyées dans le réseau**. Ces séquences temporelles de données **permettent d'identifier les défaillances potentielles avant qu'elles n'entraînent des dysfonctionnements critiques**.

En vulgarisant, les harmoniques sont des composantes sinusoïdales dont les fréquences sont des multiples entiers de la fréquence fondamentale d'un signal électrique. Dans un système industriel, chaque composant électrique, notamment les moteurs, génère un signal caractérisé par sa fréquence fondamentale. Cependant, les perturbations mécaniques ou électriques, comme les désalignements ou les défauts de roulements, peuvent engendrer des perturbations supplémentaires. Ces perturbations peuvent être visible dans le signal électrique. (Concrètement les signaux liés aux défauts d'un moteur ou d'un roulement ne vont pas forcément se situer précisément à une fréquence harmonique de la tension secteur. C'est à priori vrai sur un moteur triphasé qui tourne à une vitesse qui dépend directement de la fréquence secteur, mais pas sur un moteur asynchrone ou un servomoteur situé derrière un VFD par exemple).



À gauche : Le signal électrique composé de plusieurs harmoniques (fréquences de 50 Hz, 100 Hz et 150 Hz).



À droite : La transformée de Fourier du signal, qui montre les pics de fréquence associés aux harmoniques. Chaque pic correspond à une fréquence présente dans le signal, permettant ainsi d'identifier les défauts potentiels.

Lorsque l'on échantillonne un signal électrique à une **fréquence suffisamment élevée, ces harmoniques deviennent visibles et peuvent être analysées pour détecter des anomalies**. Tout comme les fréquences vibratoires sont indicatives d'un défaut dans un composant mécanique, les harmoniques peuvent indiquer des dysfonctionnements électriques. Par exemple, un désaxement dans un moteur électrique perturbe le champ magnétique autour du rotor, générant des signaux parasites qui se manifestent sous forme d'harmoniques. Ces signaux peuvent être atténués dans certaines machines grâce à des filtres, mais leur détection reste un élément clé pour la maintenance prédictive.

L'IA AU SERVICE DE LA MAINTENANCE DES MOTEURS ELECTRIQUES INDUSTRIELS (3/4)

PROJET

Difficultés rencontrées

Le principal défi a été de **gérer le flux continu des données en temps réel** tout en garantissant une faible empreinte énergétique du procédé. De plus, **l'intégration des modèles d'IA dans des dispositifs de sous-comptage électrique**, avec des **ressources de calcul limitées**, a nécessité des ajustements techniques importants. La **modélisation des signaux et la détection des anomalies complexes** dans ces systèmes a également représenté un obstacle technique à surmonter.

Résultats projet

Le projet étant encore en phase de développement, les premiers résultats montrent que les modèles d'IA basés sur l'analyse des signaux électriques permettent de mieux détecter les anomalies avant qu'elles ne provoquent des pannes graves. **La solution offre un potentiel significatif pour améliorer la maintenance prédictive tout en réduisant la consommation énergétique.** Ces avancées sont prometteuses, bien que le projet continue d'évoluer et nécessite encore des ajustements.

Bénéfices métier

Si les développements en cours sont validés, **l'intégration de cette solution de surveillance en temps réel pourrait réduire les arrêts de production et les coûts induits par ces arrêts.** L'introduction ou l'amélioration de la maintenance prédictive permettrait non seulement **d'augmenter la durée de vie des équipements**, mais aussi de **réduire l'empreinte carbone de l'entreprise**, en ligne avec les objectifs de durabilité industrielle.

La résilience des systèmes et la frugalité énergétique sont des enjeux majeurs dans ce projet. Les entreprises doivent désormais non seulement s'assurer de la continuité de leurs opérations en cas d'incident, mais aussi de le faire tout en minimisant l'impact énergétique. Il leur faut alors concilier performance industrielle et efficacité énergétique, tout en intégrant des technologies de pointe comme l'IA pour renforcer la résilience des systèmes industriels et maximiser leur efficacité opérationnelle.

En somme, cette solution permettrait à l'entreprise de **répondre aux exigences futures de l'industrie 5.0, tout en capitalisant sur des technologies intelligentes et économes en énergie pour obtenir des résultats à la fois économiques et environnementaux.**

LE COIN DU SPECIALISTE

L'architecture proposée pour le traitement des signaux électriques repose sur un cadre de réseau neuronal associé à du Traitement numérique des signaux (DSP). Cette architecture est conçue pour traiter des données séquentielles, en exploitant un ensemble complet de caractéristiques.

Le processus commence par une couche d'entrée qui reçoit les données sous forme de fenêtres glissantes, chacune contenant N caractéristiques distinctes. Ces fenêtres glissantes permettent au modèle de capturer les dépendances temporelles présentes dans les données. Pour s'adapter à la variabilité des séquences d'entrée, une taille de fenêtre de T et un pas de $T/10$ sont utilisés, assurant ainsi un traitement efficace des séquences de longueurs diverses.

L'architecture choisie intègre cinq couches **LSTM** (Long Short Term Memory - mémoire à long et court terme en français), spécialisées dans la modélisation des séquences, ainsi que deux couches denses pour l'extraction et la transformation des caractéristiques. Les couches **LSTM** jouent un rôle crucial dans la capture des dépendances à long terme, rendant l'architecture idéale pour les tâches impliquant des motifs temporels complexes. La méthode des fenêtres glissantes garantit que le modèle traite les données de manière séquentielle tout en préservant le contexte temporel. En outre, une étape de quantification est mise en place pour réduire la complexité du modèle, tout en préservant les informations essentielles, améliorant ainsi l'efficacité globale.

Le processus de distillation consiste à former un modèle compact (le "modèle élève") avec des besoins en ressources minimisés, en utilisant les distributions de probabilité (logits) générées par un modèle plus grand (le "modèle enseignant") pour une tâche spécifique. Ces logits, souvent appelés "connaissance implicite" du modèle enseignant, offrent une source d'information supplémentaire pour l'entraînement du modèle élève. Cette information aide le modèle élève à mieux appréhender le processus d'entraînement, augmentant ainsi sa précision globale. Dans ce processus de transfert de connaissances, des paramètres empiriques (modifiables contextuellement) sont utilisés. Ces paramètres permettent au modèle élève de reproduire de manière efficace les performances du modèle enseignant, tout en restant économe en ressources. Pour renforcer la robustesse du modèle et éviter le surapprentissage, des couches de dropout sont intégrées entre les différents composants de l'architecture, garantissant ainsi une classification précise et fiable des harmoniques extraites des signaux électriques.