

Développement d'une approche de diagnostic et de pronostic basée sur le DeepLearning d'équipements de production dans le contexte de l'industrie du futur

Contexte de la thèse

Les nouvelles industries manufacturières fortement connectées représentent un environnement de production riche en données (capteurs omniprésents, capacités analytiques embarquées, etc.) qui peuvent être exploitées afin : d'améliorer les processus de production (ERP prédictif, variation de process et impact sur la qualité des produits, ...), d'augmenter la disponibilité des équipement (IMS - Intelligent Manufacturing Systems et maintenance prédictive) ou encore de réduire la consommation énergétique et l'empreinte carbone (Jin, Weiss, Siegel, & Lee, 2016).

Parmi ces critères, la gestion intelligente de la maintenance ou de la production (IMS) reste un domaine très jeune et partiellement couvert par les études scientifiques, comme le rapporte l'étude bibliographique réalisée par Eker et al. (Eker, Camci, & Jennions, 2012), où bien (Vichare & Pecht, 2006), (Varde & Pecht, 2018). La mise en place de tels systèmes implique des capacités de diagnostics et de pronostics en temps quasi-réel. Le PHM (Prognostics and Health Management) est une discipline de l'ingénierie qui vise à estimer le temps restant avant qu'un équipement s'arrête d'accomplir la tâche qui lui a été affecté. Ceci passe par l'estimation de l'indicateur RUL (Remaining Useful Life) qui permet d'établir une courbe de dégradation de l'équipement à partir des données capteurs. Les approches visant l'estimation du RUL peuvent être classées en deux grandes catégories : PoF-Based (Physics of Failures) et Data-Driven. Une combinaison entre les deux approches est possible, ce qui donne naissance à une troisième catégories d'approches appelée : approches hybrides (ou fusion).

Les travaux menés par (Gugulothu, et al., 2018), montrent l'efficacité des approches axées données et plus précisément le Deep Learning dans la prédiction de l'indicateur RUL. Les auteurs précisent que plusieurs challenges doivent être relevés par les approches axées données, telles que :

- La tendance de la dégradation complexe de la santé des équipements
- Des données bruitées provenant des capteurs
- L'indisponibilité partielle des données
- La dépendance temporelle complexe entre les données capteurs

Afin de répondre à ces challenges les auteurs proposent une approche appelée Embed-RUL pour l'estimation de l'indicateur RUL sur des équipements industriels. Un réseau de neurones récurrent (RNN) a été utilisé afin d'intégrer (de fusionner) plusieurs données capteurs (i.e. : série temporelle). Le RNN est utilisé en tant qu'encodeur afin d'obtenir une représentation à dimension fixe qui sert d'intégrateur des données chronologiques multi-capteurs (i.e. : série temporelle multivariée). Les résultats obtenus montrent une nette amélioration des performances vis-à-vis de deux Datasets (Engine Dataset et Pump Dataset). Toutefois, les auteurs soulignent la nécessité d'une grande puissance de calcul afin de répondre à la phase d'apprentissage du RNN. Afin de répondre à cette problématique, Rigamonti M. et al. (Rigamonti, Baraldi, Roychoudhury, Goebel, & Poll, 2018) proposent l'utilisation d'un ensemble d'ESN (Echo State Networks) pour la prédiction du RUL tout en minimisant les capacités de calcul nécessaire à la phase d'apprentissage du modèle.

Défis et objectifs de la thèse

Ce travail de recherche a pour objectif de concevoir et de développer une approche permettant d'établir la durée de vie d'un équipement industriel évoluant dans un système cyber-physique (CPS). Pour ce faire, ce travail vise l'estimation pertinente de la RUL ainsi que l'évaluation des actions à entreprendre afin de maintenir le système à un certain niveau de performances et pour l'opérer de la manière la plus efficace, ce qui implique une étude de tous les aspects : de fiabilité, de disponibilité et de maintenance.

La plupart des travaux existants, réduits à quelques cas d'étude (ex. : roulement à billes, PoC) et relevant un manque de données considérable, se limitent souvent à la phase d'estimation du RUL sans pour autant impliquer une décision par la suite. L'innovation de ce travail de recherche sera de concevoir et de développer des approches de diagnostic et de pronostic basées sur le DeepLearning (ex. : Machine de Boltzmann, Réseaux récurrents et ESN) pour la maintenance et la gestion de la santé des équipements industriels évoluant dans un CPS.

Déroulement de la thèse

La première partie de la thèse sera dédiée à l'étude d'un équipement industriel évoluant dans un CPS. Ce type de machine étant récemment adoptée dans les industries (capteurs intégrés connectés à Internet, 5G, capteurs non-intrusifs, etc.), il existe peu de jeux de données « publiques » disponibles qui permettent une étude pertinente et favorisant la mise en place d'algorithmes d'aide à la décision dans le cadre de la maintenance industrielle, suite à l'estimation de l'état de dégradation. D'un autre côté, aucun consensus n'existe sur l'architecture à adopter pour les IMS ni les parties prenantes impliquées dans chaque couche du CPS. Sachant qu'il existe trois niveaux décisionnels (opérationnel, managérial et stratégique), une première étude visera la proposition d'un modèle répondant à chaque type de décision ainsi que chaque action à entreprendre pour chaque niveau du CPS (Multi-couches et multi-échelles : Connexion, Conversion, Cyber, Cognition and Configuration). Ce travail s'effectuera dans la continuité des travaux de Zhongchang, L. (Liu, 2018) et de C. Goebel (Rigamonti, Baraldi, Roychoudhury, Goebel, & Poll, 2018) (Gugulothu, et al., 2018), qui ont proposés des modèles axés données pour l'estimation de la RUL, et permettra l'établissement d'une architecture représentative de l'état de dégradation d'un équipement industriel. Comme mentionné au début, la phase de diagnostic et de pronostic étudiée sera scindée en deux parties : (1) estimation de la RUL via des modèles Deep-Learning et (2) prédiction de l'état futur de l'équipement et planification de maintenance. La première étape vise à proposer un modèle d'estimation de la RUL permettant la prise en compte d'informations provenant de divers niveaux dans le système (système de monitoring, GMAO, etc.). Dans cette partie, l'objectif est de concevoir **un modèle neuronal profond (Deep Neural Net)** ayant pour mission de traduire des données capteurs en une durée de vie restante de l'équipement monitoré (RUL). La seconde quand-à-elle, s'intéressera à la **modélisation mathématique** des différents critères de disponibilité, fiabilité et maintenance et à l'intégration du modèle proposée dans l'algorithme d'estimation de la RUL.

Afin d'établir l'architecture appropriée, on s'appuiera sur les travaux de JIA, X. et al. (JIA, 2018) ainsi que les Dataset disponibles dans le PHM Data challenge. Suite à cela, une étude de validation et de test en grandeur nature sera réalisée dans le cadre d'un PoC industrie du futur. La puissance de calcul nécessaire à l'apprentissage des modèles et à leur déploiement sera fournie par l'entreprise partenaire de la thèse. Aussi dans le cadre de cette thèse, nous essayerons de trouver le lien entre les informations fournies par les modèles de pronostic développées et le pilotage (décision) des actions de maintenance de manière à optimiser les coûts et les performances du système. L'étude

s'ouvrira au deux volets : méthodologie et procédures à mettre en place pour la surveillance et le pilotage intelligent des actions de maintenance des équipements industriels.

Partenaires

Entreprise MomentTech

MomentTech est une entreprise créée en 2016 d'une vingtaine d'ingénieurs, spécialisée dans les **services Télécoms & les domaines de l'intelligence artificielle (deep learning)**.

Acteur expert de la révolution numérique des télécommunications, MomentTech consacre aujourd'hui son savoir-faire à la transformation numérique des entreprises. De façon plus concrète, ses experts travaillent à :

- Enrichir la solution originale ComMeeTT, qui permet aux opérateurs télécoms d'offrir à leurs entreprises clientes un service de « Communication Unifiée » sur protocole IP (Téléphonie, Visiophonie, outils de coopération) ;
- Développer une plateforme d'Intelligence Artificielle (baptisée IA Parc), ciblant les mécanismes de gestion et d'analyse dynamique d'importants volumes de données basées sur l'apprentissage profond (Deep Learning). Dans cette optique, MomentTech souhaite proposer une large gamme de services et applications mettant en oeuvre des technologies issues de l'intelligence artificielle. Pour ce faire, elle souhaite développer une plateforme (IA Parc), tirant le meilleur parti de solutions Open source, intégrant des éléments physiques adaptés afin de démontrer, expérimenter, mettre au point des solutions adaptées à des problématiques aussi diverses que le traitement de l'image, le traitement de la voix et le traitement du langage naturel. IA Parc est le creuset permettant à MomentTech de pouvoir proposer à ses clients du conseil, de l'expertise, des solutions d'agents conversationnels adaptés à leurs besoins spécifiques.

Laboratoire LINEACT

Réseau de campus d'**enseignement supérieur et de formation professionnelle**, CESI poursuit sa mission sociétale en permettant à des étudiants, alternants et salariés de devenir acteurs des transformations des entreprises et de la société, grâce à ses Écoles d'Ingénieurs, son École Supérieure de l'Alternance, son École de Formation des Managers et son activité de Certification. **Laboratoire d'Innovation Numérique, LINEACT CESI** anticipe et accompagne les mutations technologiques des secteurs et des services liés à l'industrie et au BTP. LINEACT CESI (Laboratoire d'Innovation Numérique pour les Entreprises et les Apprentissages au service de la Compétitivité des Territoires) est organisé autour de deux thèmes scientifiques interdisciplinaires "Apprendre et **Innov**" et "**Ingénierie et Outils Numériques**" et de deux domaines applicatifs que sont l'Industrie du Futur et la **Ville du Futur**. Les orientations du thème de **recherche** Ingénierie et Outils numériques portent sur la **modélisation**, la **simulation** et l'analyse de données de systèmes industriels ou urbains. Les travaux de recherche portent également sur les **outils d'aide à la décision associés** et sur les environnements virtuels et augmentés.

Dans le domaine des systèmes cyber physiques industriels, des travaux de recherche portent sur la classification des données échangées et le traitement distribué des données (fog computing) au niveau du système de production pour introduire des algorithmes de décisions multi-niveaux. Ces travaux sont complétés par des recherches sur l'exploitation des **données massives**, la **classification**

des données et l'utilisation de méthodes d'analyses prédictives sur des systèmes industriels pour obtenir des outils d'aide à la décision pour planifier des actions de maintenance prévisionnelle ou étudier des signaux faibles pour optimiser des opérations de production. Pour appuyer ces travaux, CESI LINEACT dispose d'une **plateforme Industrie du Futur** constituée d'un système flexible de production, de robots manipulateurs et de postes manuels.

Compétences requises

Le ou la candidat(e) devra avoir un diplôme d'ingénieur ou de master 2.

Le(ou la) candidat(e) doit avoir également :

- Une forte expérience en machine learning et en programmation python.
- Des connaissances en risque et/ou fiabilité et méthodes analytiques
- Un excellent niveau d'anglais
- Des qualités rédactionnelles
- Une capacité d'analyse scientifique

Enfin, la personne recrutée fera partie de l'équipe du laboratoire LINEACT EA 7527, aussi il ou elle devra s'intéresser non seulement à son sujet mais également au domaine scientifique des membres de l'équipe.

Pour candidater

Contact : Mohamed Amin BENATIA (mbenatia@cesi.fr).

Veillez accompagner l'acte de candidature :

- d'un CV détaillé (avec vos coordonnées : adresse postale, électronique, téléphone)
- de vos relevés de notes
- d'une lettre de motivation pour le sujet
- de lettre(s) de recommandation ou des noms de personnes référentes.

Bibliographie

- Eker, O. F., Camci, F., & Jennions, I. K. (2012). Major challenges in prognostics: study on benchmarking prognostics datasets. *European Conference of the Prognostics and Health Management Society* (pp. 148-155). Dresden, Germany: PHM Society.
- Gugulothu, N., TV, V., Malhorta, P., Vig, L., Agarwal, P., & Shroff, G. (2018). Predicting Remaining Useful Life using Time Series Embeddings based on Recurrent Neural Networks. *International Journal of Prognostics and Health Management*.
- JIA, X. H. (2018). A Review of PHM Data Competitions from 2008 to 2017. *PHM Society Conference. 2018*.
- Jin, X., Weiss, B. A., Siegel, D., & Lee, J. (2016). Present status and future growth of advanced maintenance technology and strategy in US manufacturing. *International journal of prognostics and health management*.
- Liu, Z. (2018). *Cyber-Physical System Augmented Prognostics and Health Management for Fleet-Based Systems*. Cincinnati (Texas): Univ. Cincinnati.

- O'Donovan, P., Bruton, K., & O'Sullivan, D. T. (2016). Case study: the implementation of a data-driven industrial analytics methodology and platform for smart manufacturing. *International journal of prognostics and health management*.
- Pecht, M., & Gu, J. (2009). Physics-of-failure-based prognostics for electronic products. *Transactions of the institute of measurement and control*, 309-322.
- Rigamonti, M., Baraldi, P., Roychoudhury, I., Goebel, K., & Poll, S. (2018). Ensemble of Optimized Echo State Networks for Remaining Useful Life Prediction. *Neurocomputing*, 121-138.
- Varde, P. V., & Pecht, M. G. (2018). Prognostics and Health Management . Dans P. M. G., *Risk-Based Engineering* (pp. 447-507). Singapore: Springer.
- Vichare, N. M., & Pecht, M. (2006). Prognostics and Health Management. *IEEE Transaction on components and packaging technologies*, 222-229.