

Cadre méthodologique pour le diagnostic robuste des dérives process & produit en fonction des connaissances modèles et données disponibles

Objectifs industriels :

Les systèmes de production comme ceux d'ARCELOR MITTAL comportent de multiples sous-systèmes dont les phénomènes physiques, métallurgiques, mécaniques, thermiques, ... sont couplés et complexes. Ces couplages et cette complexité rendent problématiques les activités de surveillance du process et de la qualité produit, ainsi que le diagnostic des dérives de qualité ou des pannes du process.

L'objectif de ce travail de thèse est de développer une méthodologie générique et flexible afin d'alerter au plus tôt des dérives produit & process, de réaliser un diagnostic sur l'origine possible de cette dérive et son impact sur la qualité produit en mode dégradé. L'outil ainsi développé devra permettre de **détecter** au plus tôt une dérive / défaillance du produit ou process associé, de **diagnostiquer** l'origine de la dérive (propriété produit, capteur, actionneur process...), de **caractériser** l'intensité de la dérive pour mieux définir le risque associé et enfin de pouvoir **travailler en mode dégradé** le temps de résoudre le problème (impact sur la programmation). Nous proposons pour cela de travailler sur une solution hybride couplant la modélisation multi-physique produit & process, les mesures issues des différents capteurs et actionneurs process ainsi que l'information contenue dans les boucles de régulation (consigne, correction).

Les finalités de ce travail sont multiples :

- Détection des défauts produit (Un défaut (dérive) est tout écart entre la caractéristique observée sur le dispositif et la caractéristique de référence lorsque celui-ci est en dehors des spécifications)
- Détection des défaillances process (Une défaillance est la cessation de l'aptitude d'un ensemble à accomplir sa ou ses fonctions requise(s) avec les performances définies dans les spécifications techniques.)
- Diagnostic de pannes ou défaillances (La panne est l'inaptitude d'un dispositif à accomplir une fonction requise). Le diagnostic intègre les actions menées pour la détection de la panne, sa localisation et l'identification des causes.
- Diagnostic des défauts produit
- Surveillance et diagnostic de l'état du système de production et de la qualité produit.

Ces finalités intègrent des préoccupations de qualité Produit et de maintenance du système de production. La diversité des finalités et la diversité de maturité des modélisations des phénomènes process font que la réponse aux objectifs industriels ne peut être pas unique. De ce fait, l'objectif industriel central est le développement d'un cadre méthodologique incluant plusieurs approches et

outils permettant en fonction de la maturité, des données disponibles, ... de détecter et diagnostiquer les dérives et pannes.

Problématique scientifique :

Le champ d'investigation de ce travail s'intègre parfaitement dans le domaine « Production Quality »: *“Production Quality is the discipline that combines quality, production logistics, and maintenance methods and tools to maintain the throughput and the service level of conforming parts under control and to improve them over time, with minimal waste of resources and materials.”*

Dans la littérature, les approches de détection et de diagnostic sont généralement divisées en quatre classes :

- Les approches basées sur l'expertise humaine
- Les approches basées sur les modèles
- Les approches basées sur les données
- Les approches hybrides

Les approches basées sur l'expertise humaine sont nombreuses et très utilisées. La plus connue et utilisée est l'AMDEC (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité). Cette approche repose sur l'analyse complète du système afin d'identifier ses modes de défaillances, les causes de défaillances et leurs effets. C'est une approche d'amélioration de la qualité ; ces premiers éléments constituent les bases de l'analyse qualitative de fonctionnement du système. Mais le propre de l'approche est de pouvoir également quantifier l'importance du risque lié à chaque effet. D'autres approches sont basées sur l'expertise humaine : QMU (Quantification des Marges et des Incertitudes), Arbre des causes, Arbre de défaillance, Les Méthodes HAZOP (HAZard and OPerability study) et What if, ...

Les approches basées sur les modèles physiques du système - Modèles mathématiques du comportement du système (représentant les relations entre les entrées et sorties) – reposent sur l'identification temps réel des paramètres du modèle physique à partir des mesures des entrées sorties du système. La détection et le diagnostic sont réalisés via le suivi de l'évolution des valeurs prises par ces paramètres. Le cœur de ces approches est l'identification : la détermination, à partir de la connaissance des signaux d'entrées et de sorties, d'un modèle mathématique pour lequel les comportements dynamiques ou statiques équivalent à ceux du processus au sens d'un critère donné. Suivant le type de modèle physique (continu/discret, monovarié/multivarié, stationnaire/non stationnaire, linéaire/non linéaire, déterministe/stochastique, ...), les techniques d'identification et d'estimation diffèrent :

- Méthode des moindres carrés ordinaires
- Méthode des moindres carrés itératives
- Méthodes basées sur le filtre de Kalman
- Modèles régressifs (ARMA, ARIMA, ...)
- ...

Les approches basées sur les données peuvent être divisées en deux grandes approches : les approches supervisées et les approches non supervisées. Les approches supervisées ou dites généralement prédictives permettent de produire des modèles de prédiction d'une variable qualifiée de cible. Parmi les classes principales de méthodes prédictives : l'estimation, la segmentation et la prévision. L'estimation peut être basée mathématiquement sur les outils de régression linéaire simple, la corrélation, la régression multiple, la notion d'intervalle de confiance, l'estimation de points ou sur le concept de réseaux de neurones. Parmi les problématiques liées à la détection des dérives (ou anomalies) des process, la prédiction et la classification sont fortement déployées. Le choix de la procédure dépend des contraintes de temps de prédiction et de performance. Les arbres de décision, les machines à vecteurs de support (Support Vector Machines, ou SVM) et les réseaux de neurones

supervisés peuvent s'avérer intéressante en particulier lors de la résolution d'un problème de diagnostic. Les outils de classification permettent en outre de détecter des symptômes précurseurs d'anomalies ou dérives. En se basant sur ces outils d'apprentissage, des systèmes automatisant la détection de dérives grâce à une base de données de signatures de défaillances. L'apprentissage non supervisé fait généralement référence à la statistique dite descriptive. Il vise à trouver une structure cohérente au sein d'un ensemble de données susceptible d'en faciliter l'interprétation, l'analyse, la représentation. Les problèmes de référence de l'apprentissage non supervisé sont le problème du regroupement automatique et le problème de la réduction de la dimension, avec pour objectif final la visualisation des données en dimensions inférieures. Les algorithmes les plus populaires sont Les approches hiérarchique (Classification Ascendante Hiérarchique, CAH), l'algorithme des « k-means », les approches spectrales basées sur la théorie des graphes, l'analyse en composantes principales ou bien le clustering et les réseaux de neurones non supervisés. Ces méthodes ont par exemple été utilisés dans plusieurs travaux sur la détection d'anomalies ou dérives.

L'efficacité de ces approches dépendent très fortement de la ou des finalités de déploiement, de la maturité des modélisations des phénomènes process et des nombreuses incertitudes affectant tout le processus de détection et de diagnostic. Les précisions des systèmes d'acquisitions et les incertitudes aléatoires de mesure impactent la fiabilité des détections ; les incertitudes épistémiques affectant les expertises et les modélisations impactent la véracité des diagnostics.

La **première problématique** de cette thèse est la caractérisation et l'analyse de l'efficacité des différentes approches de détection et de diagnostic en fonction des finalités de déploiement, des maturités des expertises et des modélisations des phénomènes process, et de la complexité des phénomènes process (dimension de représentation des phénomènes, non linéarité des phénomènes, couplage des phénomènes, ...).

La **seconde problématique** de cette thèse est la caractérisation et la propagation des nombreuses incertitudes hétérogènes sur les détections et les diagnostics.

La **troisième problématique** de cette thèse est le développement d'un cadre méthodologique robuste de détection et de diagnostic des dérives process et produit.

Méthodologie de recherche :

Le projet est décomposé en 4 tâches. Cette structuration cherche à considérer de façon indépendante dans un premier temps les deux premières problématiques qui nécessiteront dans un deuxième temps une solution globale :

- T1 : Spécification des besoins en termes de détection et de diagnostic. Définition de critères de classification des problématiques de détection et de diagnostic
- T2 : Développement, implémentation et comparaison de certaines approches hybrides de détection et diagnostic
- T3 : Développement, implémentation et comparaison de techniques de propagation des incertitudes afin d'analyser la robustesse des détections et diagnostics
- T4 : Développement et validation d'un cadre méthodologique de détection et diagnostic des dérives produit et process

Un premier travail a déjà été initié sur deux axes dans le cadre d'une collaboration préalable avec les Arts & Métiers. Le premier axe concerne l'utilisation de la modélisation physique pour simuler des défaillances et le développement d'outils permettant de lire et de classifier la signature de ces défaillance (algorithmes de classification) sur une section du process donné. Le second axe concerne le modèle de données encapsulant la modélisation multi-physique. Le modèle de donnée initialement

statique dans le temps a été converti en modèle dynamique afin de garantir un niveau de fiabilité optimum tout en alertant d'une possible dérive (algorithmes de régression).

ArcelorMittal dispose d'une modélisation multi-physique avancée et relativement mature pour les lignes de recuit continue. De nombreux modules de modélisation sont disponibles en off-line et en on-line. On se propose donc de développer cet outil sur cette section du process. La diversité technologique des lignes, des produits associés (produits Auto, Industrie, packaging) et leur niveau d'équipement variable en capteur et données accessibles nécessite le développement d'un outil générique et modulaire afin de pouvoir l'adapter aux différentes configurations rencontrées sur les sites du groupe ArcelorMittal.

Profil du candidat :

Le (la) candidat(e) devra être en cours de finalisation ou titulaire d'un diplôme d'ingénieur ou M2 Sciences de l'Ingénieur en génie automatique / génie industriel / génie mécanique avec des connaissances en diagnostic, fiabilité, IA.

Le (la) candidat(e) devra

- Avoir un intérêt marqué en recherche sur des problématiques industrielles, notamment celles présentées dans la description du projet
- Être autonome, avoir une grande capacité de travail et d'initiative et une grande passion pour la science et ses découvertes
- Avoir de bonnes capacités de communication et une bonne maîtrise de la langue anglaise

MERCI d'envoyer vos candidatures, au fil de l'eau, et avant le 1 juin 2022, comprenant :

- vos CV et lettre motivant votre candidature (2 pages max.)
- les bulletins des notes de deux dernières années
- ainsi que les coordonnées des personnes à contacter pour référence.

Contact :

F. Bonnet, ArcelorMittal Global R&D Maizières Les Metz, frederic.bonnet@arcelormittal.com

J.Y. Dantan, LCFC, Arts & Métiers, Campus de METZ, jean-yves.dantan@ensam.eu

L. Homri, LCFC, Arts & Métiers, Campus de METZ, lazhar.homri@ensam.eu

Référence :

- [1] Ciancio, V., Homri, L., Dantan, J.-Y., Siadat, A., Towards prediction of machine failures: Overview and first attempt on specific automotive industry application, (2020) IFAC-PapersOnLine, 53 (3), pp. 289-294.
- [2] Colledani M., Tullio Tollo, Anath Fischer, Benoit Iung, Gisela Lanza, Robert Schmitt, József Váncza, (2014), Design and management of manufacturing systems for production quality, CIRP Annals, Volume 63, Issue 2, Pages 773-796.
- [3] Dean D.J., Hiep Nguyen et Xiaohui Gu. UBL : Unsupervised Behavior Learning for Predicting Performance Anomalies in Virtualized Cloud Systems. In Proceedings of the 9th International Conference on Autonomous Computing, ICAC '12, pages 191–200, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [4] Ding, S.X., Model-based fault diagnosis techniques: Design schemes, algorithms, and tools, (2008) Model-based Fault Diagnosis Techniques: Design Schemes, Algorithms, and Tools, pp. 1-473.

- [5] Gao, Z., Cecati, C., Ding, S.X., A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques-part II: Fault diagnosis with knowledge-based and hybrid/active approaches, (2015) *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 62 (6), art. no. 2419013, pp. 3768-3774.
- [6] Hodge, V.J., Austin, J., A survey of outlier detection methodologies, (2004) *Artificial Intelligence Review*, 22 (2), pp. 85-126.
- [7] Hwang, I., Kim, S., Kim, Y., Seah, C.E., A survey of fault detection, isolation, and reconfiguration methods, (2010) *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 18 (3), art. no. 5282515, pp. 636-653.
- [8] Isermann, R., Supervision, fault-detection and fault-diagnosis methods - An introduction, (1997) *Control Engineering Practice*, 5 (5), pp. 639-652.
- [9] Jia, F., Lei, Y., Guo, L., Lin, J., Xing, S., A neural network constructed by deep learning technique and its application to intelligent fault diagnosis of machines, (2018) *Neurocomputing*, 272, pp. 619-628.
- [10] Jia, F., Lei, Y., Lin, J., Zhou, X., Lu, N., Deep neural networks: A promising tool for fault characteristic mining and intelligent diagnosis of rotating machinery with massive data, (2016) *Mechanical Systems and Signal Processing*, 72-73, pp. 303-315.
- [11] Khan, S., Yairi, T., A review on the application of deep learning in system health management, (2018) *Mechanical Systems and Signal Processing*, 107, pp. 241-265.
- [12] Katipamula, S., Brambley, M.R., Review article: Methods for fault detection, diagnostics, and prognostics for building systems—a review, part II, (2005) *HVAC and R Research*, 11 (2), pp. 169-187.
- [13] Lee, J.-M., Yoo, C., Lee, I.-B., Statistical process monitoring with independent component analysis, (2004) *Journal of Process Control*, 14 (5), pp. 467-485.
- [14] Lei, Y., Yang, B., Jiang, X., Jia, F., Li, N., Nandi, A.K., Applications of machine learning to machine fault diagnosis: A review and roadmap, (2020) *Mechanical Systems and Signal Processing*, 138, art. no. 106587
- [15] Li, H., Gao, Y., Shi, P., Lam, H.-K., Observer-Based Fault Detection for Nonlinear Systems with Sensor Fault and Limited Communication Capacity, (2016) *IEEE Transactions on Automatic Control*, 61 (9), art. no. 7336510, pp. 2745-2751.
- [16] Liu, R., Yang, B., Zio, E., Chen, X., Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review, (2018) *Mechanical Systems and Signal Processing*, 108, pp. 33-47.
- [17] Lu, W., Liang, B., Cheng, Y., Meng, D., Yang, J., Zhang, T., Deep Model Based Domain Adaptation for Fault Diagnosis, (2017) *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 64 (3), art. no. 7740016, pp. 2296-2305.
- [18] MacGregor, J.F., Kourti, T., Statistical process control of multivariate processes, (1995) *Control Engineering Practice*, 3 (3), pp. 403-414.
- [19] Nieves Avendano, D., Caljouw, D., Deschrijver, D. et al. Anomaly detection and event mining in cold forming manufacturing processes. *Int J Adv Manuf Technol* 115, 837–852 (2021).
- [20] Qin, S.J., Survey on data-driven industrial process monitoring and diagnosis, (2012) *Annual Reviews in Control*, 36 (2), pp. 220-234.
- [21] Rezaei Malek, M., Siadat, A., Dantan, J.-Y., Tavakkoli, R., A trade-off between productivity and cost for the integrated part quality inspection and preventive maintenance planning under uncertainty, (2019) *International Journal of Production Research*, 57 (19), pp. 5951-5973.
- [22] Rezaei Malek, M., Siadat, A., Dantan, J.-Y., Tavakkoli, R., “An Approximation Approach for an Integrated Part Quality Inspection and Preventive Maintenance Planning in a Nonlinear Deteriorating Serial Multi-stage Manufacturing System”, 2018, *IFAC-PapersOnLine*, 51 (11), pp. 270-275.
- [23] Rezaei Malek, M., Siadat, A., Dantan, J.-Y., Tavakkoli, R., “A novel model for the integrated planning of part quality inspection and preventive maintenance in a linear-deteriorating serial multi-stage manufacturing system”, 2018, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 96 (9-12), pp. 3633-3650.

- [24] Songyun Duan, Shivnath Babu et Kamesh Munagala. Fa : A system for automating failure diagnosis. In 2009 IEEE 25th International Conference on Data Engineering, pages 1012–1023. IEEE, 2009.
- [25] Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Kavuri, S.N., A review of process fault detection and diagnosis part II: Qualitative models and search strategies, (2003) *Computers and Chemical Engineering*, 27 (3), pp. 313-326.
- [26] Wen, L., Li, X., Gao, L., Zhang, Y., A New Convolutional Neural Network-Based Data-Driven Fault Diagnosis Method, (2018) *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 65 (7), pp. 5990-5998.
- [27] Yan, X., Jia, M., A novel optimized SVM classification algorithm with multi-domain feature and its application to fault diagnosis of rolling bearing, (2018) *Neurocomputing*, 313, pp. 47-64.
- [28] Yin, S., Wang, G., Gao, H., Data-Driven Process Monitoring Based on Modified Orthogonal Projections to Latent Structures, (2016) *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 24 (4), art. no. 7297846, pp. 1480-1487.
- [29] Yin, S., Ding, S.X., Xie, X., Luo, H., A review on basic data-driven approaches for industrial process monitoring, (2014) *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 61 (11), art. no. 6717991, pp. 6418-6428.
- [30] Yongmin Tan, Xiaohui Gu et Haixun Wang. Adaptive System Anomaly Prediction for Large-scale Hosting Infrastructures. In *Proceedings of the 29th ACM SIGACT-SIGOPS Symposium on Principles of Distributed Computing, PODC '10*, pages 173–182, New York, NY, USA, 2010. ACM.
- [31] Yoon, S., MacGregor, J.F., Fault diagnosis with multivariate statistical models part I: Using steady state fault signatures, (2001) *Journal of Process Control*, 11 (4), pp. 387-400.
- [32] Zouhri, W., Homri, L., Dantan, JY. Identification of the key manufacturing parameters impacting the prediction accuracy of support vector machine (SVM) model for quality assessment. *Int J Interact Des Manuf* (2022). <https://doi.org/10.1007/s12008-021-00807-8>
- [33] Zouhri, W., Homri, L., Dantan, J.-Y., Handling the impact of feature uncertainties on SVM: A robust approach based on Sobol sensitivity analysis, (2022) *Expert Systems with Applications*, 189, art. no. 115691, .
- [34] Zouhri, W., Dantan, J.Y., Hafner, B., Eschner, N., Homri, L., Lanza, G., Theille, O., Schafer, M., Optical process monitoring for Laser-Powder Bed Fusion (L-PBF), (2020) *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 31, pp. 607-617.