

Démarche d'exploitation des technologies de l'Industrie 4.0 pour la mise en œuvre des indicateurs de performance de la production

Descriptif du sujet

La recherche d'une meilleure utilisation des équipements de production en termes de productivité, qualité ou disponibilité est une préoccupation ancienne. Introduit dans les années 80 (Singh et al., 2018) le Taux de Rendement Synthétique (TRS) est un indicateur utilisé dans le cadre de la maintenance productive totale (Total Productive Maintenance : TPM) pour mesurer le progrès réalisé suite à des actions d'amélioration des équipements ou de l'organisation de la production.

Sa définition est simple à comprendre puisqu'il est le produit de trois autres indicateurs : le taux de qualité, la disponibilité opérationnelle et le taux de productivité (AFNOR, 2002). Il est donc très utilisé dans l'industrie, dans des domaines très variés, par exemple l'imprimerie (Kumar et al., 2014) ou l'industrie agro-alimentaire (Ohunakin and Leramo, 2012), quel que soit le pays (Tsarouhas, 2007) ou la taille de l'entreprise (Jain et al., 2015).

Sa mise en œuvre se fait en trois étapes :

1. La détermination des grandeurs de référence : temps de cycle de référence, temps d'arrêts et classification de ces arrêts, causes de rejets de la production réalisée ;
2. L'observation de l'évolution du fonctionnement de l'équipement et de la production ;
3. L'exploitation des données et le calcul de l'indicateur.

Pourtant cette démarche n'est pas simple à mettre en pratique, aussi de nombreuses entreprises n'évaluent le TRS que par la disponibilité opérationnelle. Les difficultés sont en effet multiples :

- L'imprécision des données de références (Heng et al., 2019) ;
- La difficulté à observer en temps réel les arrêts de production ;
- Le temps nécessaire au renseignement de certaines informations ;
- L'implication nécessaire de l'opérateur ;
- L'adaptation du modèle de référence à l'évolution de l'équipement

Ces difficultés ont ces dernières années menés à de nombreux travaux de recherche (Ng Corrales et al., 2020). Ce travail de thèse a pour objet d'explorer l'utilisation des techniques les plus modernes de l'industrie 4.0 (Alliance Industrie du Futur, 2018) telles que l'Intelligence Artificielle (IA), l'internet des objets (Internet of Things : IoT) (Xu et al., 2018) et le jumeau numérique (Armendia et al., 2019) pour apporter des solutions d'aide à la détermination du modèle de référence. L'objectif est de développer un modèle dynamique de type réseau de neurones capable à partir des données récoltées sur le système de production d'inférer l'état de l'équipement pour en déduire ses temps d'arrêt ainsi que sa productivité.

Dans l'étape de détermination du modèle de référence le jumeau numérique sera utilisé pour entraîner le réseau de neurones à partir de scénarios réalistes d'exploitation du jumeau physique. Durant l'étape d'observation, le réseau de neurone sera connecté au jumeau physique pour exploiter les données des objets connectés afin de déterminer l'état instantané de l'équipement ainsi que sa productivité. En cas de reconfiguration, changement de production ou changement d'organisation, le jumeau numérique pourra être utilisé pour l'entraîner et ainsi adapter rapidement son comportement au nouvel environnement de production.

En diagnostiquant les arrêts et leur cause, le réseau de neurone décharge le personnel de son travail de *reporting*. En simulant la production réelle dans l'environnement de l'équipement surveillé, le jumeau numérique pourra aussi être utilisé pour déterminer des valeurs de productivité et de disponibilité maximales atteignables (Caterino et al., 2020), limitant ainsi les efforts d'amélioration à ce qu'il est possible d'atteindre.

Organisation

Direction de thèse : Séverine Durieux et Laurent Piétrac

Laboratoire d'accueil : Institut Pascal, UMR 6602, Clermont-Ferrand

Lieux d'exercice : SIGMA, Clermont-Ferrand, et DIWII, campus région du numérique, Charbonnières-Les-Bains

Candidature

CV détaillé et lettre de motivation à adresser à severine.durieux@sigma-clermont.fr et laurent.pietrac@sigma-clermont.fr

Bibliographie

AFNOR, 2002. NF E60-182 Moyens de production - Indicateurs de performances - Taux de rendement synthétique (TRS) - Taux de rendement global (TRG) - Taux de rendement économique (TRE).

Alliance Industrie du Futur, 2018. Le guide des technologies de l'Industrie du Futur.

Armendia, M., Cugnon, F., Berglind, L., Ozturk, E., Gil, G., Selmi, J., 2019. Evaluation of Machine Tool Digital Twin for machining operations in industrial environment. *Procedia CIRP* 82, 231–236. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.04.040>

Caterino, M., Greco, A., D'Ambra, S., Manco, P., Fera, M., Macchiaroli, R., Caputo, F., 2020. Simulation Techniques for Production Lines Performance Control. *Procedia Manufacturing* 42, 91–96. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.02.027>

Heng, Z., Aiping, L., Liyun, X., Moroni, G., 2019. Automatic estimate of OEE considering uncertainly. Presented at the 52nd CIRP conference on Manufacturing Systems, pp. 630–635. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.03.167>

Jain, A., Bhatti, R.S., Singh, H., 2015. OEE enhancement in SMEs through mobile maintenance: a TPM concept. *Int J Qual & Reliability Mgmt* 32, 503–516. <https://doi.org/10.1108/IJQRM-05-2013-0088>

Kumar, P., Shetty, R., Rodrigues, L.L.R., 2014. Overall Equipment Efficiency and Productivity of a News Paper Printing Machine of a Daily News Paper Company - A Case Study. *International Journal of Engineering Practical Research* 3, 20. <https://doi.org/10.14355/ijep.2014.0301.04>

Ng Corrales, L. del C., Lambán, M.P., Hernandez Korner, M.E., Royo, J., 2020. Overall Equipment Effectiveness: Systematic Literature Review and Overview of Different Approaches. *Applied Sciences* 10, 6469. <https://doi.org/10.3390/app10186469>

Ohunakin, O.S., Leramo, R.O., 2012. Total Productive Maintenance Implementation in a Beverage Industry: A Case Study. *J. of Engineering and Applied Sciences* 7, 128–133. <https://doi.org/10.3923/jeasci.2012.128.133>

Singh, R.K., Clements, E.J., Sonwaney, V., 2018. Measurement of overall equipment effectiveness to improve operational efficiency. *Int. J. Process Management and Benchmarking* 8, 246–261.

Tsarouhas, P., 2007. Implementation of total productive maintenance in food industry: a case study. *J of Qual in Maintenance Eng* 13, 5–18. <https://doi.org/10.1108/13552510710735087>

Xu, L.D., Xu, E.L., Li, L., 2018. Industry 4.0: state of the art and future trends. *International Journal of Production Research* 56, 2941–2962. <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1444806>