



Un cadre de modélisation de jumeau numérique de substitution basé sur l'IA pour une ligne de production durable de batteries lithium-ion

Amirhossein Khezri^{1,*}, Nathalie Klement¹, Belgacem Bettayeb², Richard Béarée¹, David Baudry³

¹ Arts et Métiers Institute of Technology, LISPEN, 59000 Lille, France
{amir_hossein.khezri,nathalie.klement,richard.bearee}@ensam.eu

² CESI, CESI LINEACT, 59000 Lille, France

³ CESI, CESI LINEACT, 76800 Rouen, France
{bbettayeb,dbaudry}@cesi.fr

**Auteur correspondant. Adresse électronique : amir_hossein.khezri@ensam.eu*

Keywords : *Production de batteries lithium-ion ; Jumeau numérique ; métamodélisation ; IA.*

1 Introduction

La production de batteries lithium-ion est devenue stratégiquement critique avec l'électrification des transports, le développement du stockage sur réseau et les réglementations de durabilité. Le passage vers des cellules à haute densité d'énergie et une production à très grande échelle a accru la complexité des systèmes. Les lignes modernes reposent sur des processus multi-étapes étroitement couplés — mélange de bouillie, enduction, séchage, calandrage, assemblage, remplissage d'électrolyte, formation et vieillissement — où de petits écarts de paramètres se propagent en aval, générant pertes de rendement, inefficacités énergétiques et gaspillages de matériaux [1]. Atteindre une production zéro défaut tout en réduisant la consommation d'énergie et les rebuts reste un défi central [2]. La fabrication présente des dynamiques non linéaires, une variabilité stochastique des matériaux, des effets de dégradation et de fortes interdépendances entre étapes. L'optimisation statique est donc insuffisante : des cadres numériques intégrés sont nécessaires pour capturer les interactions processus-qualité-énergie. Les jumeaux numériques permettent l'analyse de scénarios, le contrôle prédictif et l'évaluation de la durabilité en synchronisant systèmes physiques et modèles virtuels. Toutefois, les simulations haute-fidélité — notamment électrochimiques et multiphysiques — sont coûteuses, limitant l'optimisation en temps réel et le contrôle adaptatif [3]. La modélisation par substitution répond à cette contrainte en fournissant des approximations rapides tout en préservant les relations entrée-sortie essentielles. Des méthodes d'apprentissage automatique comme la Régression par Processus Gaussiens, les Réseaux de Neurones Artificiels et les hybrides physico-informatiques prédisent efficacement les métriques de qualité, d'énergie et de rendement. Intégrées à des cadres d'optimisation, elles accélèrent la décision et soutiennent des stratégies de production durable. Cet article étudie la prise de décision basée sur des modèles de substitution pour une production durable de batteries lithium-ion dans le cadre du projet européen BATTwin. Nous structurons l'intégration de modèles de substitution dans les architectures de jumeaux numériques, évaluons les méthodes adaptées aux processus de haute dimension et discutons leurs implications pour une production zéro défaut et économe en ressources.

2 Modèle de prise de décision basé sur le métamodèle

Comme illustré en FIG. 1, nous introduisons une architecture structurée de prise de décision basée sur un métamodèle pour formaliser l'intégration des jumeaux numériques et de l'apprentissage automatique dans la production durable de batteries. Le cadre relie le système de production physique, son jumeau numérique haute-fidélité, les modèles de substitution et l'optimisation axée sur la durabilité au sein d'un flux de travail unifié. Cette architecture convertit des simulations intensives en calcul en outils d'aide à la décision évolutifs et efficaces.

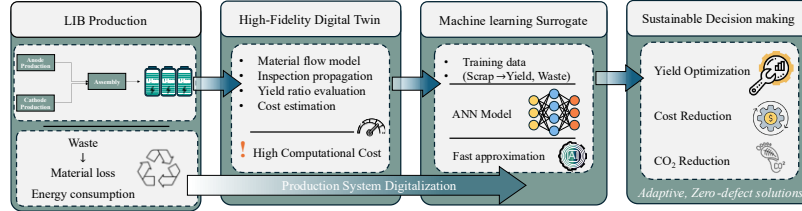


FIG. 1. Flux de travail de numérisation des lignes de batteries et d'entraînement des modèles de substitution

2.1 Numérisation de la ligne de batteries et entraînement du métamodèle

La ligne de production de batteries lithium-ion est modélisée comme un réseau multi-étape avec des flux couplés de matériaux, de qualité et d'énergie. La ligne (FIG. 2) comprend des flux parallèles d'anode et de cathode qui convergent à l'assemblage des cellules et à l'inspection finale. Les rebuts à plusieurs étapes affectent le rendement, le coût et l'impact environnemental, les écarts en amont se propageant en aval. Les simulations du jumeau numérique génèrent des données pour entraîner des substituts d'apprentissage automatique (ex. : GPR, RNA) qui approximent le comportement non linéaire du système à un coût de calcul nettement inférieur. Une fois validé, le substitut remplace le modèle haute-fidélité dans la boucle d'optimisation, permettant une évaluation rapide des compromis rendement-coût-CO₂ et un support décisionnel évolutif pour une production durable.

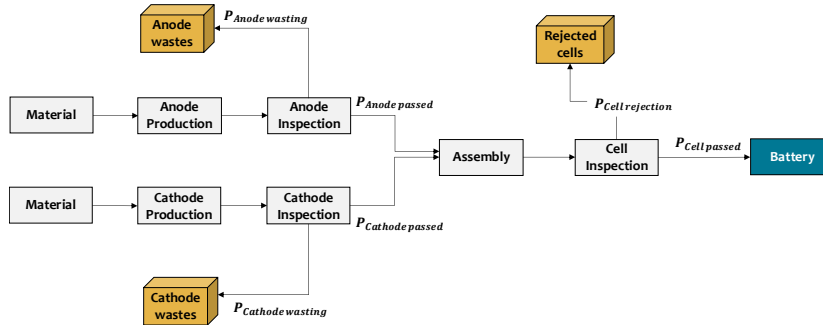


FIG. 2. Ligne de production numérisée de batteries lithium-ion

2.2 Intégration de la prise de décision basée sur le métamodèle

Le problème de décision est formulé comme un modèle d'optimisation multi-objectif basé sur un métamodèle. Le vecteur de décision est :

$$x = [P_{Anode\ wasting}, P_{Cathode\ wasting}, P_{Cell\ rejection}]^T, 0 \leq x_i \leq 1 \forall i = 1, \dots, 3 \quad (1)$$

où les variables représentent respectivement le taux de déchets d'anode, le taux de déchets de cathode et le taux de rejet de cellules. Un métamodèle entraîné $\hat{f}(x)$ approxime le jumeau numérique et prédit les sorties clés :

$$Y = \hat{f}(x) = [\pi, \rho_{Cell\ waste}, \rho_{Anode\ waste}, \rho_{Cathode\ waste}]^T \quad (2)$$

avec π désignant le rendement. L'évaluation de la durabilité repose sur trois objectifs : le coût de production ($Cost(x)$), les émissions de CO₂ ($CO_2(x)$) et la perte de rendement ($Loss(x) = 1 - \pi$). Le coût de production agrège les coûts des déchets de matériaux (anode, cathode, cellules rejetées) et le coût final de la cellule. L'empreinte carbone inclut les émissions liées à la consommation électrique et les émissions incorporées des matériaux gaspillés et des cellules rejetées. Les émissions CO₂ liées à l'énergie sont calculées en utilisant le mix électrique français 2023 (32 kgCO₂eq/MWh), tandis que les pertes de matières contribuent à des émissions supplémentaires de CO₂ incorporé. Ces objectifs sont combinés dans un modèle d'optimisation multiobjectif qui minimise simultanément le coût total, les émissions de CO₂ et les pertes de rendement, sous réserve des prédictions du métamodèle et des contraintes de faisabilité opérationnelle. Cette formulation permet une évaluation systématique des compromis en matière de durabilité. Le problème d'optimisation multiobjectif qui en résulte est donc formulé comme suit :

$$\min_x [Cost(x), CO_2(x), Loss(x)] \quad (3)$$

3 Conclusions et Perspectives

Cette étude présente un cadre décisionnel fondé sur des métamodèles pour une production durable de batteries lithium-ion (LIB). En intégrant des métamodèles d'apprentissage automatique au sein d'une architecture de jumeau numérique, l'approche permet de surmonter le coût computationnel élevé des simulations détaillées et de réaliser une évaluation multi-objectif efficace du rendement, des coûts et des émissions de CO₂. Les modèles non linéaires, en particulier les réseaux neuronaux, capturent avec précision la dynamique complexe des systèmes de production à plusieurs étapes. L'analyse met en évidence de fortes interdépendances entre les taux de rebut, le rendement et les indicateurs de durabilité. En particulier, il a été démontré que les inefficacités en amont amplifiaient les impacts économiques et environnementaux en raison de la propagation des pertes de matériaux et de l'augmentation de l'intensité énergétique. Le cadre fournit ainsi un outil d'aide à la décision évolutif et pratique pour la production durable de batteries. Les travaux futurs étendront le modèle à une analyse dynamique et dépendante du temps afin de tenir compte de la variabilité et de la dégradation sur des horizons plus longs. Des stratégies d'apprentissage adaptatif seront étudiées afin de mettre à jour les substituts à l'aide de données de production réelles. En outre, le cadre sera étendu à des paramètres d'optimisation à plusieurs étapes et à plusieurs agents afin de permettre un contrôle décentralisé et en temps réel des processus.

Remerciements

Ce projet a reçu un financement du programme Horizon Europe de l'Union européenne au titre de la convention de subvention n° 101137954. Les auteurs tiennent à remercier le reste du consortium BATTwin pour son soutien à cette recherche.

Références

- [1] Degen, F., Lithium-ion battery cell production in Europe: Scenarios for reducing energy consumption and greenhouse gas emissions until 2030. *Journal of Industrial Ecology*, 2023. 27(3): p. 964–976. <https://doi.org/10.1111/jiec.13386>
- [2] Powell, D., et al., Advancing zero defect manufacturing: A state-of-the-art perspective and future research directions. *Computers in Industry*, 2022. 136: p. 103596. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2021.103596>
- [3] Khezri, A., et al., Hybrid Cost-Tolerance Allocation and Production Strategy Selection for Complex Mechanisms: Simulation and Surrogate Built-In Optimization Models. *Journal of Computing and Information Science in Engineering*, 2023: p. 1–20. <https://doi.org/10.1115/1.4056687>