

# Intégration de l'Intelligence Artificielle dans la Fabrication Additive : Innovations et Tendances

## Integration of Artificial Intelligence in Additive Manufacturing: Innovations and Trends

Adnane Zoubeir<sup>1</sup>, Bouchaib Radi<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Laboratoire d'Ingénierie et d'Innovation des Systèmes Avancés (LIISA), Université Hassan Premier, Maroc, a.zoubeir.doc@uhp.ac.ma

**RÉSUMÉ.** La fabrication additive (FA), également connu sous le nom de l'impression 3D, révolutionne le secteur industriel en permettant la production de composants complexes et personnalisés. L'intégration de l'Intelligence Artificielle (IA) dans les processus de FA offre un potentiel considérable pour améliorer l'optimisation de la conception, l'efficacité des processus et le contrôle de la qualité. Cet article explore la convergence de l'IA et de la FA, en se concentrant sur l'innovation, les tendances et les applications telles que l'optimisation topologique, la prédiction des performances, la surveillance en temps réel et la détection automatique des défauts. Nous abordons les défis liés à l'intégration de l'IA dans la FA, notamment la disponibilité des données, les exigences computationnelles et la nécessité d'une expertise multidisciplinaire. Cette revue vise à fournir des informations précieuses pour les chercheurs et les professionnels de l'industrie souhaitant exploiter l'IA pour faire progresser les technologies de fabrication additive.

**ABSTRACT.** Additive Manufacturing (AM), also known as 3D printing, is revolutionizing the industrial sector by enabling the production of complex and customized components. The integration of Artificial Intelligence (AI) into AM processes holds significant promise for enhancing design optimization, process efficiency, and quality control. This article explores the convergence of AI and AM, focusing on innovation, trends, and applications such as topology optimization, performance prediction, real-time monitoring, and automated defect detection. We discuss the challenges associated with integrating AI into AM, including data availability, computational requirements, and the need for multidisciplinary expertise. This review aims to provide valuable insights for researchers and industry professionals interested in leveraging AI to advance additive manufacturing technologies.

**MOTS CLÉS.** Fabrication Additive, Intelligence Artificielle, Optimisation, Surveillance en Temps Réel.

**KEYWORDS.** Additive Manufacturing, Artificial Intelligence, Optimization, Real-Time Monitoring.

### 1. Introduction

La fabrication additive (FA), plus connue sous le nom d'impression 3D, représente une avancée majeure dans le domaine de la production industrielle. Contrairement aux méthodes soustractives traditionnelles, la FA construit les objets couche par couche à partir de modèles numériques, ce qui permet de produire des pièces complexes, personnalisées et légères tout en minimisant les pertes de matière. Elle a trouvé des applications significatives dans les secteurs de l'aéronautique, de l'automobile, du biomédical et de l'énergie. Toutefois, malgré son potentiel, la FA rencontre encore plusieurs limites, notamment dans l'optimisation des conceptions, la sélection des matériaux, le contrôle qualité en cours de fabrication et la gestion de la variabilité des procédés.

Parallèlement, l'intelligence artificielle (IA) s'impose aujourd'hui comme une technologie incontournable dans l'industrie 4.0. En particulier, ses sous-domaines, le machine learning (ML) et le deep learning (DL) permettent aux systèmes d'apprendre à partir de données, de reconnaître des schémas complexes, de prendre des décisions et d'améliorer leur performance avec le temps. Ces techniques sont déjà largement utilisées dans des domaines comme la vision par ordinateur, la reconnaissance vocale, l'optimisation de processus industriels et la maintenance prédictive. Leur

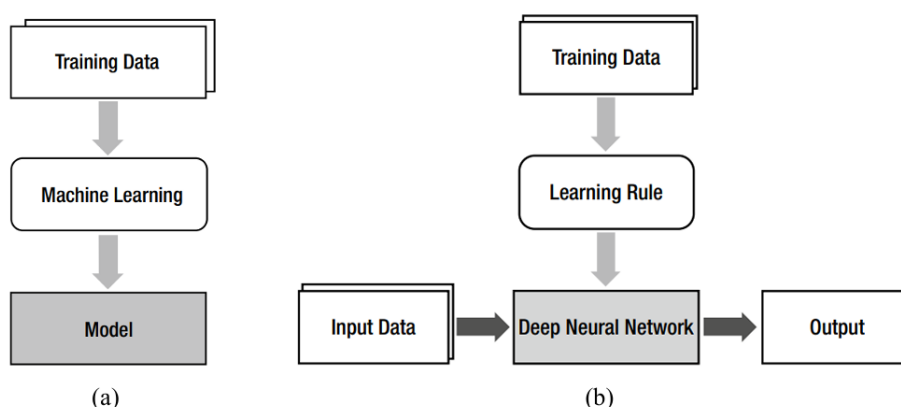
capacité à traiter de grands volumes de données en temps réel les rend particulièrement adaptées à des environnements de production complexes et dynamiques, comme celui de la fabrication additive.

Dans ce contexte, l'intégration de l'IA, notamment du ML et du DL dans la FA ouvre de nouvelles perspectives pour améliorer la conception, la production et la gestion des procédés. Le croisement de ces deux domaines promet une transformation profonde de la chaîne de valeur, allant de la génération automatique de géométries optimisées jusqu'à la surveillance en temps réel de la fabrication et la prédiction des défaillances. Pourtant, malgré une croissance rapide des recherches dans ce domaine, il reste difficile d'avoir une vision claire et structurée des avancées, des applications concrètes, des verrous technologiques et des perspectives à venir. Cette revue vise donc à synthétiser les travaux récents sur ce sujet, à identifier les contributions majeures, à souligner les limitations actuelles et à positionner les axes de recherche futurs dans une approche intégrée IA/FA.

## 2. Fondements de l'Intelligence Artificielle

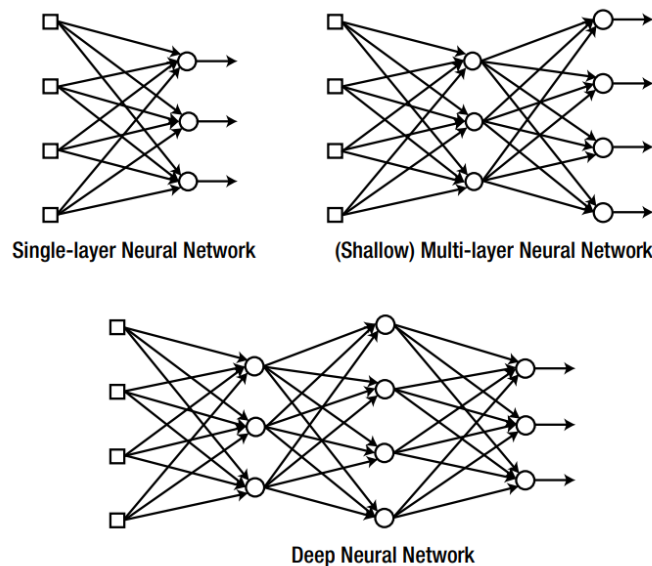
L'intelligence artificielle (IA) regroupe un ensemble de techniques permettant à des systèmes informatiques de simuler certaines fonctions cognitives humaines, telles que la perception, le raisonnement, l'apprentissage et la prise de décision. À travers ses avancées récentes, l'IA s'impose comme un levier de transformation dans de nombreux secteurs industriels, scientifiques et sociaux.

Deux sous-domaines se distinguent par leur impact croissant : le machine learning (ML) et le deep learning (DL). Le machine learning repose sur des algorithmes capables d'apprendre à partir de données, en détectant des relations complexes entre les variables pour effectuer des prédictions ou classer des observations. Contrairement à une programmation explicite, ces modèles adaptent leur comportement en fonction des données qu'ils analysent. Le deep learning, sous-catégorie du ML, utilise des réseaux de neurones profonds composés de multiples couches cachées. Ces architectures, inspirées du fonctionnement du cerveau humain, permettent de traiter des données complexes, notamment les images, les signaux ou les séries temporelles, avec un niveau d'abstraction croissant. Par exemple, dans une application industrielle, un réseau de neurones convolutif (CNN) peut analyser des images de pièces produites par fabrication additive afin de détecter automatiquement des défauts de surface.



**Figure 1.** Concept du Machine Learning (a) et du Deep Learning (b)

Le deep learning repose sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels, dont l'architecture varie selon la profondeur et la complexité du problème à résoudre. Les réseaux à une seule couche (perceptrons simples) sont capables de traiter des problèmes linéaires simples, mais montrent rapidement leurs limites face à des phénomènes non linéaires. Les réseaux multicouches (multilayer perceptrons) permettent de modéliser des relations plus complexes, tandis que les réseaux profonds (deep neural networks), constitués de nombreuses couches cachées, sont capables d'extraire des représentations hiérarchiques et abstraites à partir de données brutes.



**Figure 2.** *Types de réseaux de neurones artificiels*

Ces technologies ont en commun une dépendance forte à la qualité et à la quantité des données disponibles. Leur efficacité repose également sur des ressources matérielles avancées (unités de calcul, GPU, stockage), ce qui pose des défis spécifiques en contexte industriel.

### 3. Enjeux de l'Application de l'IA

#### 3.1. Conditions de faisabilité d'une approche IA

La première condition d'efficacité d'une solution IA réside dans la disponibilité de données pertinentes et représentatives. Dans le cadre de la FA, il peut s'agir de paramètres de processus (vitesse, température, trajectoire de l'outil), de propriétés matériaux (conductivité thermique, viscosité, résistance mécanique), ou encore de données de performance sur les pièces produites (défauts, précision dimensionnelle).

Ensuite, le type de problème détermine l'adéquation d'une approche IA. Les situations nécessitant une prise de décision rapide, une détection de motifs complexes ou des prédictions sur des comportements non linéaires sont particulièrement adaptées. En revanche, les problèmes purement déterministes ou pour lesquels peu de données sont disponibles relèvent mieux des approches conventionnelles.

Enfin, la faisabilité repose sur des ressources de calcul suffisantes et la capacité à formuler le problème de manière algorithmique. L'IA ne peut être exploitée efficacement que si les objectifs sont clairement définis et si les données peuvent être préparées selon des standards bien établis.

#### 3.2. Données d'apprentissage dans le contexte de la FA

Dans un système d'IA appliqué à la FA, les données d'apprentissage jouent un rôle central. Il est nécessaire de collecter des données de nature variée :

- **Géométriques** : dimensions des pièces, formes complexes, orientations d'impression.
- **Matériaux** : propriétés physiques, thermiques, chimiques.
- **Processus** : paramètres de dépôt (puissance du laser, vitesse d'avance, température).
- **Qualité produit** : données issues de capteurs (caméras, thermocouples) et de contrôles a posteriori (métrologie, essais mécaniques).

Ces données proviennent à la fois de capteurs embarqués, de bases de données expérimentales et de simulations numériques. Leur traitement implique souvent des étapes de nettoyage, normalisation, annotation et structuration.

### 3.3. Modèles prédictifs et solutions hybrides

Dans un contexte industriel, les approches prédictives se déclinent généralement en deux grandes catégories. La première repose sur des modèles physiques déterministes, tels que la méthode des éléments finis (FEM), qui permettent de simuler avec précision le comportement d'un système à partir de lois physiques bien établies. La seconde catégorie regroupe les approches statistiques et basées sur l'intelligence artificielle, qui exploitent des ensembles de données pour apprendre des relations complexes entre les paramètres d'entrée et les résultats attendus, sans nécessiter de formulation explicite des équations physiques sous-jacentes. Ces deux approches présentent des avantages complémentaires selon les cas d'usage.

Les modèles physiques offrent une bonne compréhension mais exigent des temps de calcul longs. Les modèles IA, plus rapides, peuvent manquer de robustesse sans données suffisantes. Les approches hybrides, qui combinent modèles physiques et IA, apparaissent alors comme une alternative prometteuse. Par exemple, un modèle FE peut simuler localement un phénomène thermique, tandis qu'un modèle IA ajuste les paramètres globaux en temps réel selon les conditions observées.

### 4. Applications de l'IA dans la Fabrication Additive

Cette section présente un aperçu structuré des principales applications de l'intelligence artificielle (IA), de l'apprentissage automatique (ML) et de l'apprentissage profond (DL) dans la fabrication additive (FA). Le tableau 1 synthétise les domaines d'application, les objectifs visés, les techniques utilisées ainsi que des exemples industriels représentatifs. Cette classification permet d'illustrer concrètement comment ces technologies contribuent à optimiser la conception, améliorer les procédés, renforcer le contrôle qualité, anticiper la maintenance, développer de nouveaux matériaux, automatiser les flux de travail et promouvoir la durabilité dans le secteur de la fabrication additive.

Domaine d'application	Objectifs	Techniques IA/ML/DL utilisées	Exemples d'industries
Optimisation de la conception	Générer des géométries légères, résistantes, personnalisées	Conception générative, algorithmes génétiques, DL	Aéronautique, Automobile
Optimisation des procédés	Réduire les défauts, ajuster les paramètres d'impression	Réseaux neuronaux, apprentissage par renforcement	Fabrication métal, polymères
Contrôle qualité & détection défauts	Détecter défauts en temps réel, assurer précision	Vision par ordinateur, CNN, GAN	Industrie médicale, aérospatiale
Maintenance prédictive	Anticiper les pannes, éviter les arrêts imprévus	ML supervisé, Big Data, IoT	Machines AM, lignes de production
Développement de matériaux	Découvrir de nouveaux matériaux plus performants	Modèles prédictifs, RL, DL	Biomédical, matériaux avancés
Automatisation & flux de travail	Réduire interventions humaines, optimiser ERP/logistique	Systèmes experts, IA intégrée, planification ML	Usines intelligentes, supply chain
Durabilité & efficacité énergétique	Minimiser le gaspillage matière/énergie, économie circulaire	IA éco-conçue, analyse cycle de vie, DL	Industrie verte, impression responsable

Tableau 1. Synthèse de l'application de l'IA dans la fabrication additive

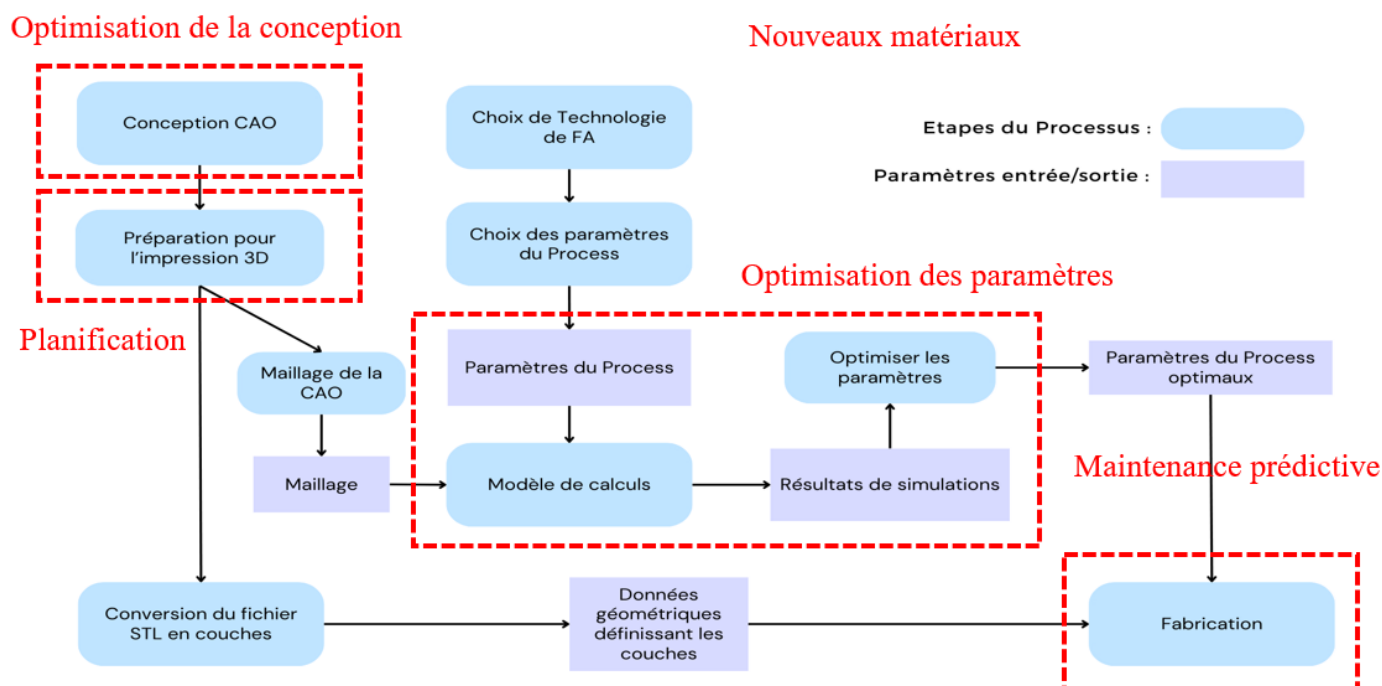
## 5. Impact de l'Intégration de l'IA dans la Fabrication Additive

L'intégration des technologies d'intelligence artificielle, en particulier le machine learning (ML) et le deep learning (DL), révolutionne la fabrication additive (FA). Ces approches contribuent à améliorer significativement la performance, la précision et la fiabilité des procédés à divers niveaux. L'optimisation des paramètres de fabrication est renforcée grâce à des algorithmes capables d'analyser en temps réel les données issues des capteurs embarqués sur les machines. Cette analyse dynamique facilite la détection précoce des défauts, permettant d'ajuster les conditions d'impression, de réduire les rejets et d'améliorer la qualité des pièces produites. Par exemple, les systèmes de vision par ordinateur basés sur des réseaux de neurones convolutifs (CNN) automatisent la reconnaissance des anomalies durant la production.

Par ailleurs, l'IA soutient la conception assistée par ordinateur via des méthodes telles que la conception générative et les algorithmes évolutifs, générant des géométries optimales conciliant résistance mécanique et légèreté selon des contraintes spécifiques. Cette capacité s'avère particulièrement bénéfique pour les secteurs où la performance et le poids des pièces sont déterminants, notamment l'aéronautique et l'automobile.

Le développement de nouveaux matériaux bénéficie également des modèles prédictifs d'IA, qui exploitent d'importants volumes de données sur les propriétés chimiques et physiques afin de proposer des formulations innovantes adaptées aux exigences techniques des pièces. Cette démarche réduit considérablement les cycles de développement, traditionnellement longs et coûteux, en limitant le recours aux essais expérimentaux.

Enfin, l'intelligence artificielle favorise la maintenance prédictive en anticipant les défaillances des équipements, réduisant les temps d'arrêt et améliorant la productivité globale. Couplée à l'Internet des objets (IoT), elle permet la mise en place d'usines intelligentes où les systèmes interagissent et s'adaptent de manière autonome. L'ensemble de ces contributions est synthétisé dans la figure 1, qui présente un organigramme des principales étapes du processus de fabrication additive intégrant les technologies d'intelligence artificielle.



**Figure 3.** Organigramme des étapes clés de la fabrication additive et l'intégration des technologies de l'IA



## 6. Enjeux et Limites Actuelles

Malgré ces avancées prometteuses, l'intégration de l'IA dans la fabrication additive rencontre plusieurs défis majeurs. Parmi ceux-ci, la qualité et la quantité des données constituent une limitation importante. En effet, les modèles d'IA nécessitent des ensembles de données vastes, variés et bien annotés pour être performants. Or, la collecte et la gestion de ces données dans un environnement industriel sont souvent complexes et coûteuses.

Par ailleurs, la complexité des procédés de fabrication additive, qui varient selon les technologies et les matériaux utilisés, rend difficile la généralisation des modèles d'IA. Chaque machine ou procédé peut nécessiter un entraînement spécifique, limitant ainsi la scalabilité des solutions.

De plus, l'intégration des systèmes d'IA dans les flux de production existants demande des investissements importants en termes d'expertise, d'équipements et de temps. L'interopérabilité avec les infrastructures industrielles et la sécurité des données restent également des enjeux critiques.

Enfin, l'absence de normes harmonisées concernant l'application de l'IA dans la fabrication additive freine son adoption à grande échelle. Il est indispensable de définir des protocoles rigoureux pour assurer la fiabilité, la reproductibilité et la sécurité des systèmes intégrant l'IA.

## 7. Axes et Perspectives de Recherche

Les perspectives de recherche pour l'intégration de l'IA dans la fabrication additive sont nombreuses et prometteuses. Un axe prioritaire est l'amélioration de la compréhension des interactions thermiques complexes lors des processus de FA, afin de mieux alimenter les modèles prédictifs et d'accroître leur précision.

Le développement d'algorithmes plus efficaces, capables de fonctionner avec des volumes de données réduits, permettra de rendre ces technologies plus accessibles et économiques. De plus, la fusion des approches basées sur l'IA avec les modèles physiques et multi-physiques constitue une voie d'innovation majeure, favorisant des simulations plus réalistes et une meilleure maîtrise des phénomènes. Parmi les autres directions, on peut citer :

- L'intégration de l'IA avec l'IoT pour des systèmes de production plus intelligents.
- L'amélioration des techniques de détection en temps réel des défauts.
- Le développement de plateformes collaboratives d'IA pour favoriser l'innovation collective dans la conception des matériaux et des procédés.
- La mise en œuvre de systèmes autonomes.
- L'exploration de solutions IA pour la fabrication sur-mesure dans le domaine biomédical.
- La promotion de pratiques durables grâce à l'optimisation des ressources et à la réduction des déchets.
- La création de jumeaux numériques pour le suivi en temps réel des processus de FA.

## 8. Conclusion

La synergie entre fabrication additive et intelligence artificielle représente une opportunité majeure pour transformer profondément l'industrie manufacturière. Si les défis techniques et organisationnels restent importants, les bénéfices attendus en termes de qualité, productivité, personnalisation et durabilité sont considérables. L'effort de recherche continuera de porter sur le développement d'outils innovants, l'amélioration de la fiabilité des modèles et la standardisation des pratiques. À terme, ces avancées permettront de concrétiser la vision d'usines intelligentes et autonomes, capables de répondre aux exigences complexes des marchés modernes.

## Références

- [1] M. Bhattacharya, M. Penica, E. O'Connell, M. Hayes, "AI-driven real-time failure detection in additive manufacturing," *Procedia Computer Science*, vol. 232, 2024, pp. 3229–3238.
- [2] S.-H. Wu, U. Tariq, R. Joy, M.A. Mahmood, A.W. Malik, F. Liou, "A Robust Recurrent Neural Networks Based Surrogate Model for Thermal History and Melt Pool Characteristics in Directed Energy Deposition," *Materials*, vol. 17, 2024, 4363.
- [3] Guo S, Wang W, Zhang Y, et al. "Machine learning for metal additive manufacturing: towards a physics-informed data-driven paradigm," *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 62, 2022, pp. 145–163.
- [4] Kim RG, Li Y, Zhang X, et al. "A survey of image-based fault monitoring in additive manufacturing: Recent developments and future directions," *Sensors*, vol. 23, no. 15, 2023, 6821.
- [5] Qi X, Wang Z, Li B, et al. "Applying neural-network-based machine learning to additive manufacturing: Current applications, challenges, and future perspectives," *Engineering*, vol. 5, no. 4, 2019, pp. 721–729.
- [6] Kumar S, Gupta MK, Mishra SK, et al. "Machine learning techniques in additive manufacturing: A state of the art review on design, processes and production control," *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 34, no. 1, 2023, pp. 21–55.
- [7] Westphal E, Seitz H. "A machine learning method for defect detection and visualization in selective laser sintering based on convolutional neural networks," *Additive Manufacturing*, vol. 41, 2021, 101965.
- [8] Verma D, Kumar V, Singh AK, et al. "Advanced processing of 3D printed biocomposite materials using artificial intelligence," *Materials and Manufacturing Processes*, vol. 37, no. 5, 2022, pp. 518–538.
- [9] Shahin M, Khan MT, Singh SP, et al. "Improving operations through a lean AI paradigm: A view to an AI-aided lean manufacturing via versatile convolutional neural network," *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 133, no. 11, 2024, pp. 5343–5419.
- [10] Goh GD, Sing SL, Yeong WY. "A review on machine learning in 3D printing: Applications, potential, and challenges," *Artificial Intelligence Review*, vol. 54, no. 1, 2021, pp. 63–94.
- [11] Arinez JF, Chang Q, Xiao G, et al. "Artificial intelligence in advanced manufacturing: Current status and future outlook," *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, vol. 142, no. 11, 2020, 110804.
- [12] Espinosa-Jaramillo MT, Romero LA, García-Magariño I. "Digital twins in supply chain operations bridging the physical and digital worlds using AI," *Journal of Electrical Systems*, vol. 20, no. 10s, 2024, pp. 1764–1774.
- [13] Jauhar SK, Choudhary A, Jain V. "How to use no-code artificial intelligence to predict and minimize the inventory distortions for resilient supply chains," *International Journal of Production Research*, vol. 62, no. 15, 2024, pp. 5510–5534.
- [14] Soori M, Arezoo B, Dastres R. "Machine learning and artificial intelligence in CNC machine tools: A review," *Sustainable Manufacturing and Service Economics*, 2023, Article 100009.
- [15] Soori M, Jough FKG. "Artificial intelligence in optimization of steel moment frame structures: A review," *International Journal of Structural and Construction Engineering*, 2024;18(3).
- [16] Soori M, Arezoo B, Habibi M. "Virtual machining considering dimensional, geometrical and tool deflection errors in three-axis CNC milling machines," *Journal of Manufacturing Systems*, 2014;33(4):498–507.
- [17] Zhang C, Liu Y, Wang J, et al. "Performance-driven closed-loop optimization and control for smart manufacturing processes in the cloud-edge-device collaborative architecture: A review and new perspectives," *Computers in Industry*, vol. 162, 2024, 104131.
- [18] Gill SS, Arslan M, Ahmadian H, et al. "AI for next generation computing: Emerging trends and future directions," *Internet of Things*, vol. 19, 2022, 100514.
- [19] Arrieta AB, Díaz-Rodríguez N, Del Ser J, et al. "Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI," *Information Fusion*, vol. 58, 2020, pp. 82–115.