

L'Apport de l'Intelligence Artificielle à la Gestion de la Chaîne d'Approvisionnement : Applications, Enjeux et Perspectives

The Contribution of Artificial Intelligence to Supply Chain Management: Applications, Challenges, and Perspectives

Tazmaite Omar

Doctorant chercheur Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales AIN SEBAA.
Université Hassan II de Casablanca Maroc
Laboratoire de recherche sur la nouvelle économie et développement

Dafir Amine

Enseignant chercheur Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales AIN SEBAA.
Université Hassan II de Casablanca Maroc
Laboratoire de recherche sur la nouvelle économie et développement

El Akrany Ibtissam

Doctorante chercheuse Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales AIN SEBAA.
Université Hassan II de Casablanca Maroc
Laboratoire interdisciplinaire, ingénierie des affaires, soft skills, management et droit

Chfira Wijdane

Doctorante chercheuse Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales AIN SEBAA.
Université Hassan II de Casablanca Maroc
Laboratoire interdisciplinaire, ingénierie des affaires, soft skills, management et droit

Date de soumission : 27/04/2025

Date d'acceptation : 29/06/2025

Pour citer cet article :

TAZMAITE. O. & AL. (2025) « L'Apport de l'Intelligence Artificielle à la Gestion de la Chaîne d'Approvisionnement : Applications, Enjeux et Perspectives », Revue Française d'Économie et de Gestion « Volume 6 : Numéro 7 » pp : 371- 389.

Author(s) agree that this article remain permanently open access under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0 International License



Résumé

Cet article examine comment l'intelligence artificielle (IA) transforme la gestion de la chaîne d'approvisionnement (SCM) à travers des applications concrètes. L'IA permet une collecte et une analyse plus efficaces des données, tout en renforçant les processus décisionnels et les capacités de modélisation (Ivanov & Dolgui, 2020). Les techniques comme l'apprentissage automatique et le traitement du Big Data offrent des solutions robustes à des problématiques complexes telles que la prévision de la demande, la gestion des stocks ou encore l'optimisation des flux logistiques (Chopra & Meindl, 2020 ; Kamble, Gunasekaran & Gawankar, 2020). L'intégration de ces technologies permet aussi une meilleure résilience des chaînes d'approvisionnement face aux perturbations (Christopher & Peck, 2004). Par ailleurs, l'IA contribue à améliorer la visibilité globale de la chaîne via le traitement du langage naturel (NLP) et les agents intelligents (Mikalef et al., 2020). Toutefois, plusieurs défis persistent, notamment en matière de transparence algorithmique, de gouvernance des données et d'éthique (LeCun, Bengio & Hinton, 2015). L'article conclut en proposant des perspectives pour une adoption plus stratégique de l'IA dans la SCM, tout en soulignant les enjeux liés à son déploiement opérationnel.

Mots clés : Intelligence artificielle ; Supply Chain Management ; Big Data ; apprentissage automatique ; optimisation, résilience.

Abstract

This article examines how artificial intelligence (AI) is transforming supply chain management (SCM) through practical and operational applications. AI enables more efficient data collection and analysis while enhancing modeling capabilities and decision-making processes (Ivanov & Dolgui, 2020). Techniques such as machine learning and Big Data analytics offer robust solutions to complex issues like demand forecasting, inventory management, and supply flow optimization (Chopra & Meindl, 2020; Kamble, Gunasekaran & Gawankar, 2020). The integration of these technologies also enhances supply chain resilience in the face of disruptions (Christopher & Peck, 2004). Moreover, AI contributes to greater supply chain visibility through natural language processing (NLP) and intelligent agents (Mikalef et al., 2020). However, several challenges remain, particularly regarding algorithmic transparency, data governance, and ethical considerations (LeCun, Bengio & Hinton, 2015). This paper concludes by presenting perspectives for a more strategic adoption of AI in SCM, while highlighting the critical issues surrounding its operational deployment.

Keywords: Artificial intelligence; SCM; Big Data; machine learning ; optimization ; resilience.

Introduction

La gestion de la chaîne d'approvisionnement (Supply Chain Management, SCM) est un domaine essentiel pour le fonctionnement efficace des entreprises et des économies globales. En coordonnant le flux de produits, d'informations et de finances à travers des réseaux complexes d'entreprises, la SCM vise à optimiser la performance des chaînes d'approvisionnement tout en minimisant les coûts et en répondant à la demande des clients (Christopher, 2016). Avec la mondialisation et l'augmentation des exigences des consommateurs, les chaînes d'approvisionnement sont devenues de plus en plus complexes, rendant la recherche en SCM cruciale pour développer des stratégies et des modèles capables de gérer ces défis. Traditionnellement, la recherche en SCM reposait sur des méthodologies quantitatives telles que la programmation mathématique, la simulation stochastique et l'analyse statistique (Silver, Pyke & Thomas, 2017). Bien que ces approches aient permis des avancées significatives, elles sont souvent limitées par leur capacité à traiter de grandes quantités de données hétérogènes et à modéliser des environnements dynamiques et incertains. Par exemple, la prédiction de la demande et l'optimisation des stocks sont des problèmes complexes influencés par une multitude de facteurs tels que les comportements des consommateurs, les variations économiques et les perturbations logistiques (Chopra & Meindl, 2020). Ces défis soulignent la nécessité de nouvelles approches de recherche capables de mieux capturer la complexité et l'incertitude inhérentes à la SCM. L'intelligence artificielle (IA) émerge comme un outil puissant pour relever ces défis et révolutionner la recherche en SCM. Les avancées en apprentissage automatique, en analyse de Big Data et en deep learning offrent aux chercheurs de nouvelles perspectives pour explorer des questions complexes de manière plus approfondie et plus précise (LeCun, Bengio & Hinton, 2015). Par exemple, les réseaux neuronaux et les algorithmes de machine learning permettent de développer des modèles prédictifs robustes pour la gestion des stocks et la planification des ressources, tandis que l'analyse de données en temps réel peut aider à identifier et à réagir rapidement aux perturbations de la chaîne d'approvisionnement (Ivanov & Dolgui, 2020). En outre, l'IA facilite la modélisation et la simulation de scénarios complexes qui seraient autrement inaccessibles par les approches traditionnelles. Par exemple, l'utilisation d'agents intelligents pour simuler le comportement des acteurs de la chaîne d'approvisionnement permet de tester différentes stratégies de gestion du risque et d'évaluer leur impact sur la résilience de la chaîne (Christopher & Peck, 2004). De plus, les techniques de traitement du langage naturel (NLP) permettent d'extraire des informations précieuses à partir de sources non structurées, telles

que les rapports financiers et les médias sociaux, offrant ainsi une vision plus holistique de l'environnement de la chaîne d'approvisionnement (Kamble, Gunasekaran & Gawankar, 2020). Cependant, l'intégration de l'IA dans la recherche en SCM n'est pas sans défis. La complexité des algorithmes et le besoin de grandes quantités de données de haute qualité posent des problèmes en termes d'implémentation et de gouvernance des données (Mikalef, Boura, Lekakos & Krogstie, 2020). De plus, les questions d'éthique et de transparence des modèles d'IA, telles que la capacité à expliquer les décisions prises par ces systèmes, restent des obstacles majeurs à surmonter (Lipton, 2018). Ainsi, il est essentiel de comprendre non seulement les avantages potentiels de l'IA, mais aussi ses limites et les implications pour la recherche en SCM. Cet article se propose d'explorer les contributions actuelles de l'IA à la recherche en SCM, en mettant en lumière comment elle peut améliorer les méthodologies de recherche, modéliser des environnements complexes et fournir des outils décisionnels avancés. Nous analyserons également les défis et les limites de l'utilisation de l'IA dans ce domaine et proposerons des avenues de recherche futures pour exploiter pleinement son potentiel. En fin de compte, cet article vise à fournir un aperçu complet de l'impact de l'IA sur la recherche en SCM, et à guider les chercheurs et les praticiens dans l'intégration de ces technologies innovantes dans leurs travaux.

1. Évolution de la Recherche en SCM et Apport de l'IA

La recherche en gestion de la chaîne d'approvisionnement (SCM) a connu une évolution significative au cours des dernières décennies. Initialement, les recherches se concentraient principalement sur l'optimisation des processus logistiques, tels que la gestion des stocks et la planification des transports, à l'aide de méthodes quantitatives classiques telles que la programmation linéaire et la simulation stochastique (Silver, Pyke & Thomas, 2017). Ces approches, bien que puissantes, étaient souvent limitées par leur capacité à gérer la complexité croissante des chaînes d'approvisionnement mondiales, caractérisées par des relations inter organisationnelles dynamiques et des flux de données massifs (Christopher, 2016).

Les approches traditionnelles reposent sur des hypothèses simplificatrices, comme la stabilité des conditions de marché et la linéarité des relations entre les variables. Ces hypothèses sont souvent inappropriées dans un contexte où les chaînes d'approvisionnement doivent faire face à des perturbations imprévisibles, telles que des crises géopolitiques, des fluctuations de la demande, et des contraintes environnementales (Ivanov & Dolgui, 2020). Par conséquent, les chercheurs ont commencé à rechercher des méthodes plus flexibles et adaptatives pour modéliser et analyser les chaînes d'approvisionnement complexes.

L'introduction de l'intelligence artificielle (IA) dans la recherche en SCM marque une avancée majeure dans la capacité des chercheurs à aborder des problèmes complexes. L'IA permet non seulement d'automatiser la collecte et l'analyse de données, mais aussi de développer des modèles prédictifs capables de capturer les interactions non linéaires et les dynamiques complexes des systèmes de chaîne d'approvisionnement (LeCun, Bengio & Hinton, 2015). Par exemple, les algorithmes de machine learning, tels que les forêts aléatoires et les réseaux neuronaux, ont été utilisés pour améliorer la précision des prévisions de la demande et l'optimisation des stocks (Bertsimas & Kallus, 2020).

Les approches basées sur l'IA diffèrent des méthodes traditionnelles par leur capacité à apprendre des données sans nécessiter de modélisation explicite de la relation entre les variables (Goodfellow, Bengio & Courville, 2016). Par exemple, les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) et les réseaux neuronaux récurrents (RNN) permettent d'analyser des données séquentielles et spatiales, ce qui est essentiel pour comprendre les flux de matières et les dynamiques des chaînes d'approvisionnement globales (Kuo & Chen, 2020). En revanche, les modèles traditionnels nécessitent des connaissances a priori et des hypothèses fortes sur la structure du système, ce qui limite leur applicabilité dans des environnements incertains et dynamiques.

L'adoption de l'IA dans la recherche en SCM a conduit à une augmentation notable des publications dans les revues académiques de haut niveau, reflétant un intérêt croissant pour les applications de l'IA dans ce domaine. Par exemple, des revues telles que *International Journal of Production Economics* et *Journal of Business Logistics* publient de plus en plus d'études qui utilisent des techniques d'IA pour aborder des problématiques telles que l'optimisation des réseaux de distribution, la gestion des risques et la planification stratégique (Gunasekaran et al.,

2015). Cette tendance montre que l'IA est non seulement perçue comme un outil innovant, mais aussi comme une méthodologie de recherche légitime qui redéfinit les paradigmes traditionnels de la SCM.

Les perspectives futures de l'IA dans la recherche en SCM sont prometteuses. L'IA permet d'explorer des questions de recherche qui étaient auparavant inaccessibles, telles que la modélisation des comportements des consommateurs à grande échelle, l'optimisation adaptative des réseaux logistiques, et la prédiction des perturbations à partir de données non structurées, comme les réseaux sociaux ou les actualités économiques (Choi, Wallace & Wang, 2018). De plus, l'IA offre des opportunités pour le développement de nouvelles

méthodologies de recherche, telles que la recherche collaborative assistée par IA, où les chercheurs et les algorithmes travaillent ensemble pour explorer des hypothèses et générer des connaissances nouvelles (Brynjolfsson & McAfee, 2014).

2. Modélisation et Simulation Améliorées par l'IA en SCM

L'apprentissage automatique (machine learning) joue un rôle clé dans l'amélioration des capacités de modélisation en SCM. Contrairement aux modèles traditionnels qui reposent sur des formules préétablies et des hypothèses statiques, les algorithmes de machine learning apprennent directement des données, permettant une plus grande flexibilité dans la modélisation de systèmes complexes. Par exemple, les réseaux neuronaux artificiels (ANN) et les forêts aléatoires (random forests) sont largement utilisés pour prédire les variations de la demande, en intégrant une multitude de variables contextuelles, telles que les tendances économiques, les comportements des consommateurs et les données météorologiques (Bertsimas & Kallus, 2020). Cette approche permet de réduire les erreurs de prévision et d'améliorer la précision des décisions de gestion des stocks (Kuo & Chen, 2020).

Les réseaux neuronaux convolutifs (CNN), initialement développés pour le traitement d'images, sont également appliqués avec succès à la modélisation des flux de produits dans des environnements logistiques complexes. Ils permettent de capturer les relations spatiales entre les différents nœuds d'un réseau de distribution, facilitant ainsi l'optimisation des itinéraires et la gestion des entrepôts (Goodfellow, Bengio & Courville, 2016). De plus, les réseaux neuronaux récurrents (RNN), tels que les LSTM (Long Short-Term Memory), sont utilisés pour modéliser les séries temporelles dans le but de prédire les variations de la demande ou les perturbations dans la chaîne d'approvisionnement (Hochreiter & Schmidhuber, 1997).

2.1. Applications du deep learning en SCM

Le deep learning, une sous-catégorie de l'apprentissage automatique, se distingue par sa capacité à traiter de grandes quantités de données non structurées, telles que des images, des textes et des vidéos. En SCM, le deep learning est utilisé pour analyser des données provenant de capteurs, des images satellites, ou encore des informations textuelles issues des réseaux sociaux et des médias d'information. Par exemple, des modèles de traitement du langage naturel (NLP) basés sur des architectures comme BERT ou GPT peuvent analyser les avis des consommateurs en ligne pour identifier des signaux précoces de changements dans les préférences des clients ou des risques potentiels pour la chaîne d'approvisionnement (Vaswani et al., 2017).

Les techniques de vision par ordinateur, utilisant des CNN, permettent de surveiller automatiquement l'état des stocks en entrepôt ou d'inspecter la qualité des produits sur les lignes de production. Ces applications réduisent non seulement les coûts de main-d'œuvre, mais aussi le risque d'erreurs humaines, tout en fournissant des données précises et en temps réel pour la prise de décision (Kuo & Chen, 2020). De plus, le deep learning est utilisé pour modéliser les effets de perturbations complexes, telles que les catastrophes naturelles ou les crises économiques, sur les chaînes d'approvisionnement mondiales (Ivanov & Dolgui, 2020).

2.2. Simulation basée sur des agents pour la gestion des risques

La simulation basée sur des agents est une méthode de modélisation qui utilise des entités autonomes, appelées agents, pour représenter les acteurs de la chaîne d'approvisionnement (fournisseurs, distributeurs, consommateurs, etc.) et leurs interactions. Les techniques d'IA permettent d'enrichir ces simulations en intégrant des comportements d'apprentissage et d'adaptation au niveau des agents. Par exemple, l'utilisation de l'IA pour simuler des stratégies de gestion du risque et de résilience permet de tester l'efficacité de différentes politiques de gestion des stocks et de réorganisation des flux logistiques en réponse à des perturbations (Christopher & Peck, 2004).

Les simulations basées sur des agents sont particulièrement utiles pour modéliser des scénarios complexes impliquant de nombreuses variables interconnectées, telles que l'effet domino dans une chaîne d'approvisionnement perturbée par une crise sanitaire mondiale. En intégrant des algorithmes d'IA, ces simulations peuvent explorer un vaste espace de solutions et identifier des stratégies optimales pour minimiser les impacts négatifs sur la chaîne d'approvisionnement (Ivanov & Dolgui, 2020). Par exemple, des simulations d'agents ont été utilisées pour évaluer l'impact de la pandémie de COVID-19 sur les chaînes d'approvisionnement mondiales et pour tester des stratégies de résilience telles que la diversification des fournisseurs ou l'augmentation des stocks de sécurité (Ivanov, 2020).

2.3. Optimisation dynamique et adaptative des réseaux logistiques

L'optimisation des réseaux logistiques est un domaine où l'IA apporte des améliorations significatives, notamment en matière de flexibilité et d'adaptabilité. Contrairement aux modèles statiques, les approches d'optimisation basées sur l'IA, telles que le deep reinforcement learning (DRL), permettent d'ajuster dynamiquement les décisions de gestion en fonction des conditions changeantes de la chaîne d'approvisionnement (Mnih et al., 2015). Par exemple, des algorithmes de DRL peuvent être utilisés pour optimiser les itinéraires de

transport en temps réel en tenant compte des contraintes telles que les conditions de trafic, les coûts de carburant et les délais de livraison.

L'optimisation adaptative est particulièrement importante pour la gestion des ressources dans les entrepôts, où les fluctuations de la demande et les contraintes de capacité nécessitent des ajustements rapides et précis des stratégies de stockage et de prélèvement. Des études montrent que l'utilisation de l'IA pour la gestion adaptative des entrepôts peut réduire les coûts opérationnels tout en améliorant l'efficacité du traitement des commandes (Bousdekis et al., 2020). Ces techniques sont également appliquées à la gestion des stocks multi-échelons, où les décisions de réapprovisionnement doivent être coordonnées à travers plusieurs niveaux de la chaîne d'approvisionnement pour minimiser les coûts et maximiser la disponibilité des produits (Kang, Lee & Ryu, 2021).

2.4. Prédiction des perturbations et gestion proactive des risques

L'un des défis majeurs en SCM est la prédiction et la gestion des perturbations qui peuvent avoir des impacts dévastateurs sur les performances de la chaîne d'approvisionnement. L'IA, grâce à sa capacité à analyser de grandes quantités de données en temps réel, offre des outils puissants pour détecter les signaux faibles et prédire les perturbations avant qu'elles ne se produisent. Par exemple, des modèles de machine learning peuvent être utilisés pour analyser les tendances des réseaux sociaux, les actualités économiques et les données météorologiques afin de prévoir les risques potentiels, tels que des grèves, des crises sanitaires ou des catastrophes naturelles (Choi, Wallace & Wang, 2018).

Ces capacités de prédiction permettent aux gestionnaires de la chaîne d'approvisionnement de prendre des décisions proactives pour atténuer les risques, telles que le repositionnement des stocks, la recherche de fournisseurs alternatifs, ou l'ajustement des politiques de production. De plus, les techniques de simulation en temps réel, combinées à des modèles de machine learning, permettent de tester différentes stratégies de réponse aux perturbations et de choisir la plus efficace en fonction des conditions spécifiques de la chaîne d'approvisionnement (Ivanov & Dolgui, 2020).

3. IA et Prise de Décision en Supply Chain Management

3.1. Systèmes de recommandation et décision assistée

Les systèmes de recommandation, popularisés dans le commerce électronique, trouvent également des applications précieuses dans la gestion de la chaîne d'approvisionnement (SCM). En SCM, les systèmes de recommandation basés sur l'IA sont utilisés pour assister les décideurs dans la sélection de fournisseurs, la gestion des stocks, et la planification des

transports. Par exemple, des algorithmes tels que les filtres collaboratifs ou les réseaux de neurones sont capables d'analyser des données historiques sur les performances des fournisseurs pour recommander des partenaires commerciaux optimaux en fonction de critères tels que les coûts, la qualité et les délais de livraison (Gunasekaran et al., 2015).

Ces systèmes de recommandation peuvent également être utilisés pour optimiser les niveaux de stock. En analysant les données de vente et les tendances de la demande, les algorithmes d'apprentissage automatique peuvent recommander des niveaux de stock optimaux pour minimiser les ruptures tout en réduisant les coûts de stockage (Chai, Liu & Ngai, 2013). De plus, des systèmes de recommandation basés sur l'IA permettent de planifier les itinéraires de transport les plus efficaces en prenant en compte des variables telles que le trafic, les coûts de carburant, et les contraintes logistiques, réduisant ainsi les coûts de distribution et les temps de transit (Kamble, Gunasekaran & Gawankar, 2020).

3.2. Analyse prédictive et décisionnelle

L'analyse prédictive est un domaine dans lequel l'IA apporte une valeur considérable à la prise de décision en SCM. En utilisant des techniques de machine learning, les chercheurs peuvent développer des modèles prédictifs capables de fournir des informations précieuses sur les tendances futures et les comportements potentiels de la chaîne d'approvisionnement. Par exemple, des modèles de régression linéaire et d'arbres de décision sont couramment utilisés pour prédire la demande future, en intégrant une variété de facteurs tels que les tendances saisonnières, les promotions marketing, et les fluctuations économiques (Wang et al., 2016).

Les techniques d'analyse prédictive sont également utilisées pour la gestion des risques en SCM. En analysant les données historiques sur les perturbations passées, telles que les retards de livraison, les grèves ou les désastres naturels, les modèles d'apprentissage automatique peuvent identifier des schémas et des corrélations qui permettent de prévoir les risques futurs et d'anticiper les stratégies d'atténuation (Kshetri, 2014). Par exemple, un modèle prédictif peut suggérer l'augmentation des stocks de sécurité ou la diversification des fournisseurs dans des régions particulièrement vulnérables aux catastrophes naturelles, réduisant ainsi les risques de ruptures d'approvisionnement (Ivanov & Dolgui, 2020).

3.3. Applications de l'apprentissage automatique dans la prise de décision

L'apprentissage automatique (machine learning) est largement utilisé pour automatiser et améliorer les processus de prise de décision en SCM. Par exemple, les algorithmes de clustering et de classification sont utilisés pour segmenter les clients en fonction de leurs comportements d'achat, permettant ainsi de développer des stratégies de marketing et de

gestion des stocks plus ciblées (Kusiak, 2017). Les techniques de clustering, telles que k-means ou les modèles de mélange gaussien, permettent de regrouper les clients en segments homogènes, facilitant la personnalisation des offres et la prévision des comportements futurs (Sarker et al., 2020).

Les techniques d'apprentissage supervisé, comme les forêts aléatoires et les SVM (Support Vector Machines), sont également appliquées pour la détection des anomalies dans la chaîne d'approvisionnement. Par exemple, ces modèles peuvent être utilisés pour identifier des comportements atypiques dans les transactions financières ou les mouvements de stocks, ce qui peut indiquer des problèmes de fraude, des erreurs logistiques, ou des inefficacités dans le réseau de distribution (Kamble et al., 2020). En automatisant la détection des anomalies, ces systèmes aident les gestionnaires à réagir plus rapidement aux problèmes potentiels et à prendre des décisions éclairées pour corriger les déviations.

3.4. Prise de décision en temps réel avec l'IA

L'un des principaux avantages de l'IA en SCM est sa capacité à soutenir la prise de décision en temps réel. Les technologies telles que l'Internet des Objets (IoT) et le cloud computing permettent de collecter et de traiter des données en temps réel à partir de diverses sources, telles que les capteurs de suivi des marchandises, les systèmes de gestion des entrepôts, et les plateformes de surveillance du trafic (Wang et al., 2016). En combinant ces données avec des algorithmes d'IA, les gestionnaires de la chaîne d'approvisionnement peuvent obtenir une vue d'ensemble en temps réel de l'état de leur réseau logistique, ce qui leur permet de prendre des décisions plus rapidement et de manière plus informée.

Par exemple, l'IA peut être utilisée pour optimiser en temps réel les itinéraires de transport, en tenant compte des conditions de trafic, des prévisions météorologiques, et des contraintes de livraison. Des algorithmes de deep learning peuvent également être utilisés pour prédire les retards de livraison en fonction de données historiques et actuelles, permettant ainsi de réajuster les plans de livraison et de notifier les clients de manière proactive (Kamble et al., 2020). Cette capacité à réagir rapidement aux changements et aux perturbations est essentielle pour maintenir l'efficacité et la résilience de la chaîne d'approvisionnement.

3.5. Automatisation des processus décisionnels grâce aux systèmes experts

Les systèmes experts sont des programmes informatiques qui utilisent des règles basées sur des connaissances pour imiter les processus décisionnels humains dans des domaines spécifiques. En SCM, les systèmes experts basés sur l'IA peuvent automatiser de nombreux processus décisionnels routiniers, libérant ainsi les gestionnaires pour qu'ils se concentrent sur

des tâches plus stratégiques. Par exemple, des systèmes experts peuvent être utilisés pour automatiser la gestion des commandes et des réapprovisionnements, en ajustant dynamiquement les niveaux de stock en fonction des prévisions de la demande et des niveaux de stock actuels (Sanders, 2016).

De plus, ces systèmes peuvent être intégrés à des plateformes de gestion de la chaîne d'approvisionnement pour fournir des recommandations en temps réel sur des décisions complexes, telles que la sélection des fournisseurs, la négociation des contrats, et la planification de la production (Heckmann et al., 2015). En utilisant des règles d'affaires complexes et des modèles d'apprentissage automatique, les systèmes experts peuvent aider à rationaliser les processus de décision et à améliorer la cohérence et la qualité des décisions prises dans la chaîne d'approvisionnement.

3.6. Limites et défis des systèmes de prise de décision basés sur l'IA

Bien que l'IA offre de nombreux avantages pour la prise de décision en SCM, elle présente également des défis importants. L'un des principaux problèmes est l'interprétabilité des modèles d'IA, en particulier ceux basés sur le deep learning, qui sont souvent perçus comme des "boîtes noires" en raison de leur complexité (Lipton, 2018). Cette opacité peut poser des problèmes de confiance et d'adoption parmi les gestionnaires, qui peuvent être réticents à suivre les recommandations d'un système dont ils ne comprennent pas le fonctionnement.

De plus, la qualité des décisions prises par les systèmes d'IA dépend fortement de la qualité des données utilisées pour entraîner les modèles. Des données incomplètes, incorrectes ou biaisées peuvent entraîner des décisions erronées et des conséquences négatives pour la chaîne d'approvisionnement (Mikalef et al., 2020). Par conséquent, il est crucial de mettre en place des processus rigoureux de gouvernance des données pour garantir l'intégrité et la fiabilité des informations utilisées par les systèmes d'IA.

4. Défis et Limites de l'IA dans la Recherche en SCM

4.1. Problèmes d'intégration et de compatibilité des systèmes

L'un des principaux défis dans l'utilisation de l'IA pour la recherche en gestion de la chaîne d'approvisionnement (SCM) est l'intégration de ces technologies avec les systèmes existants. Les chaînes d'approvisionnement modernes reposent sur une infrastructure technologique complexe, comprenant des systèmes ERP (Enterprise Resource Planning), des systèmes de gestion des entrepôts (WMS), et des plateformes de gestion du transport (TMS). L'intégration des algorithmes d'IA dans ces systèmes nécessite des efforts considérables en termes de développement de logiciels et de gestion de la compatibilité (Sanders, 2016).

De plus, les systèmes d'IA doivent souvent interagir avec des sources de données disparates et hétérogènes, telles que les données de capteurs IoT, les données financières, et les informations sur les réseaux sociaux. Cette intégration pose des défis techniques, car les données provenant de différentes sources peuvent avoir des formats, des structures et des niveaux de qualité différents. La gestion de cette complexité requiert des outils sophistiqués pour la transformation des données, l'interopérabilité des systèmes, et la coordination entre différentes parties prenantes de la chaîne d'approvisionnement (Kusiak, 2017).

4.2. Problèmes éthiques et de confidentialité des données

L'utilisation de l'IA dans la recherche en SCM soulève également d'importantes questions éthiques, notamment en ce qui concerne la confidentialité des données et la protection de la vie privée. Les chaînes d'approvisionnement modernes génèrent et collectent d'énormes quantités de données, allant des informations personnelles des consommateurs aux données de suivi des produits en temps réel. L'utilisation de ces données pour entraîner des algorithmes d'IA soulève des préoccupations quant à la manière dont les informations sensibles sont stockées, partagées et utilisées (Mikalef et al., 2020).

En outre, les algorithmes d'IA peuvent parfois reproduire ou amplifier des biais présents dans les données d'entraînement, ce qui peut entraîner des décisions discriminatoires ou injustes. Par exemple, un algorithme de recommandation de fournisseurs basé sur des données historiques peut favoriser des fournisseurs situés dans des régions économiquement privilégiées, excluant ainsi des régions émergentes qui pourraient offrir des options compétitives (Floridi et al., 2018). Il est donc crucial de mettre en place des mécanismes de transparence et de responsabilité pour s'assurer que les modèles d'IA sont utilisés de manière éthique et équitable.

4.3. Risques de dépendance excessive à l'IA

Un autre défi majeur est le risque de dépendance excessive à l'IA dans la prise de décision en SCM. Bien que l'IA puisse fournir des recommandations et des prévisions basées sur des données, il est important de reconnaître que ces modèles ont des limites et qu'ils ne peuvent pas toujours prendre en compte tous les facteurs contextuels ou intangibles qui peuvent influencer une décision (Jarrahi, 2018). Par exemple, un modèle d'IA peut suggérer d'augmenter les niveaux de stock en réponse à une prévision de forte demande, sans tenir compte des contraintes opérationnelles, telles que la capacité limitée de l'entrepôt ou les contraintes budgétaires.

Cette dépendance excessive à l'IA peut également nuire à l'innovation et à la créativité dans la gestion de la chaîne d'approvisionnement. Si les gestionnaires se fient aveuglément aux recommandations générées par les systèmes d'IA, ils risquent de ne pas explorer d'autres solutions ou de négliger des opportunités non conventionnelles qui ne sont pas capturées par les modèles existants. Il est donc essentiel de combiner les capacités de l'IA avec l'expertise humaine pour prendre des décisions éclairées et nuancées.

4.4. Manque d'interprétabilité et de transparence des modèles d'IA

L'interprétabilité des modèles d'IA est un problème majeur, en particulier pour les algorithmes complexes tels que les réseaux de neurones profonds (deep learning). Ces modèles sont souvent perçus comme des "boîtes noires", car il est difficile de comprendre comment ils arrivent à une décision ou une prédiction donnée. Cette opacité peut limiter l'adoption de l'IA dans la recherche en SCM, car les chercheurs et les gestionnaires peuvent être réticents à utiliser des outils dont ils ne comprennent pas le fonctionnement (Lipton, 2018).

De plus, le manque de transparence des modèles peut poser des problèmes de responsabilité. Par exemple, si un modèle d'IA recommande une stratégie de gestion des stocks qui entraîne des pertes financières importantes, il peut être difficile de déterminer si le problème vient de l'algorithme lui-même, des données utilisées pour son entraînement, ou de la manière dont il a été déployé. Pour surmonter ce défi, il est nécessaire de développer des techniques d'IA explicable (Explainable AI, XAI) qui permettent de visualiser et d'interpréter les décisions des modèles de manière compréhensible pour les utilisateurs non techniques (Ribeiro, Singh & Guestrin, 2016).

4.5. Défis liés à la qualité et à la gouvernance des données

La qualité des données est un facteur critique dans le succès des applications d'IA en SCM. Des données inexactes, incomplètes ou obsolètes peuvent entraîner des prévisions et des décisions erronées, compromettant ainsi la performance de la chaîne d'approvisionnement. Par exemple, des données incorrectes sur les niveaux de stock ou les délais de livraison peuvent fausser les modèles de prévision de la demande, conduisant à des surstocks ou des ruptures de stock (Kshetri, 2014).

En outre, la gestion de la gouvernance des données est un défi majeur, en particulier dans des environnements distribués où les données sont collectées et stockées par différentes entités de la chaîne d'approvisionnement. Assurer la cohérence, l'intégrité et la sécurité des données à travers l'ensemble du réseau est essentiel pour garantir la fiabilité des modèles d'IA. Des pratiques de gouvernance robustes doivent être mises en place pour contrôler l'accès aux

données, surveiller leur qualité, et s'assurer qu'elles sont utilisées de manière conforme aux réglementations et aux normes éthiques (Mikalef et al., 2020).

4.6. Coûts de développement et d'implémentation

Enfin, les coûts associés au développement et à l'implémentation des technologies d'IA en SCM constituent un obstacle important, en particulier pour les petites et moyennes entreprises. Le développement de modèles d'IA nécessite des compétences spécialisées et des infrastructures de calcul avancées, ce qui peut représenter un investissement initial élevé. De plus, l'intégration de ces technologies dans les systèmes existants peut nécessiter des ajustements technologiques coûteux et des formations pour les employés (Sanders, 2016).

Il est donc important pour les entreprises d'évaluer soigneusement le retour sur investissement potentiel avant de déployer des solutions d'IA à grande échelle. Des approches de développement agile et des projets pilotes peuvent être utilisés pour tester la faisabilité et l'efficacité des technologies d'IA avant de les déployer plus largement. De plus, les collaborations avec des universités et des instituts de recherche peuvent aider à réduire les coûts de recherche et développement en partageant les ressources et les connaissances (Brynjolfsson & McAfee, 2014).

5. Perspectives et Avenues de Recherche Futures

5.1. Développement de nouvelles méthodologies basées sur l'IA

L'une des principales perspectives de recherche dans le domaine de la gestion de la chaîne d'approvisionnement (SCM) est le développement de nouvelles méthodologies basées sur l'intelligence artificielle (IA) pour aborder des problématiques complexes. Par exemple, l'intégration de l'IA avec les techniques d'optimisation classique, telles que la programmation mathématique et les algorithmes évolutionnaires, pourrait permettre de résoudre des problèmes multi-objectifs plus efficacement, en tenant compte des contraintes environnementales, économiques et sociales (Deb et al., 2002). De plus, l'IA peut être utilisée pour développer des modèles de simulation hybrides, combinant des approches basées sur des agents et des systèmes dynamiques, afin de mieux capturer les interactions complexes entre les différents acteurs de la chaîne d'approvisionnement (Ivanov et al., 2019).

5.2. IA pour une chaîne d'approvisionnement durable

La durabilité est une priorité croissante dans la recherche en SCM, et l'IA offre des opportunités uniques pour améliorer la performance environnementale des chaînes d'approvisionnement. Par exemple, l'utilisation de l'IA pour optimiser les itinéraires de transport et la gestion des stocks peut réduire les émissions de gaz à effet de serre et

minimiser les déchets (Sarkis, 2021). Des recherches futures pourraient explorer comment l'IA peut être combinée avec des technologies émergentes, telles que l'Internet des objets (IoT) et la blockchain, pour améliorer la traçabilité des produits et garantir le respect des normes environnementales et sociales tout au long de la chaîne d'approvisionnement (Tseng, Wu & Nguyen, 2018).

5.3. Recherche collaborative assistée par l'IA

Une autre avenue prometteuse est le développement de plateformes de recherche collaborative assistée par l'IA, où les chercheurs et les systèmes d'IA travaillent ensemble pour explorer de nouvelles idées et développer des solutions innovantes (Brynjolfsson & McAfee, 2014). Ces plateformes pourraient utiliser des algorithmes de traitement du langage naturel (NLP) pour analyser la littérature existante, identifier les lacunes de la recherche et suggérer des hypothèses nouvelles. De plus, des systèmes d'IA pourraient être utilisés pour automatiser la conception d'expériences et la collecte de données, réduisant ainsi le temps et les coûts associés aux projets de recherche (Heckmann et al., 2015).

5.4. Impact de l'IA sur l'emploi et la réorganisation des flux de travail

L'impact de l'IA sur l'emploi et l'organisation du travail dans la chaîne d'approvisionnement est un sujet qui nécessite davantage de recherche. Si l'IA peut automatiser de nombreuses tâches routinières, elle risque également de modifier les rôles et les compétences requises pour les gestionnaires de la chaîne d'approvisionnement. Les recherches futures devraient explorer comment l'IA peut être utilisée pour améliorer la productivité tout en créant des opportunités de formation et de reconversion pour les travailleurs (Brynjolfsson & McAfee, 2014). De plus, il serait utile d'étudier comment l'IA peut être intégrée de manière à favoriser la collaboration homme-machine, où les gestionnaires utilisent l'IA pour prendre des décisions plus stratégiques et complexes (Jarrahi, 2018).

5.5. Exploration des limites de l'IA et développement de l'IA explicable

Enfin, il est essentiel de continuer à explorer les limites de l'IA et de développer des techniques d'IA explicable (XAI) pour améliorer la transparence et la compréhension des modèles utilisés. Cela inclut le développement de nouveaux outils pour visualiser et interpréter les décisions des algorithmes, ainsi que la création de cadres éthiques pour guider l'utilisation de l'IA dans la recherche et la pratique en SCM (Ribeiro, Singh & Guestrin, 2016). Ces recherches contribueront à renforcer la confiance des utilisateurs dans les systèmes d'IA et à promouvoir une adoption plus large et responsable de ces technologies dans la gestion de la chaîne d'approvisionnement.

Conclusion

L'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans la recherche en gestion de la chaîne d'approvisionnement (SCM) représente un tournant majeur, offrant des opportunités sans précédent pour améliorer les méthodologies de recherche, les processus de prise de décision et la gestion des risques. L'IA a démontré son potentiel pour révolutionner la recherche en SCM, en facilitant l'analyse de données massives, en permettant des modélisations plus précises et en automatisant des tâches complexes. Les techniques d'apprentissage automatique et de deep learning ont permis d'aborder des problèmes complexes tels que la prédiction de la demande, l'optimisation des réseaux logistiques et la gestion proactive des perturbations (LeCun, Bengio & Hinton, 2015).

Toutefois, cette transformation ne se fait pas sans défis. L'intégration de l'IA dans la recherche en SCM nécessite de surmonter des obstacles techniques, tels que l'interopérabilité des systèmes et la qualité des données, ainsi que des défis éthiques, tels que la protection de la vie privée et l'équité des décisions (Mikalef et al., 2020). De plus, le manque de transparence des modèles d'IA et la complexité de leur interprétation limitent leur adoption par les praticiens et les chercheurs, soulignant la nécessité de développer des techniques d'IA explicable (Lipton, 2018).

Les perspectives futures pour la recherche en SCM incluent le développement de nouvelles méthodologies intégrant l'IA, telles que les modèles hybrides combinant l'IA avec des techniques d'optimisation traditionnelles et des simulations basées sur des agents (Ivanov & Dolgui, 2020). En outre, l'IA offre des opportunités uniques pour la gestion durable des chaînes d'approvisionnement, en améliorant la traçabilité des produits et en optimisant les flux logistiques pour réduire l'empreinte carbone (Sarkis, 2021). L'impact de l'IA sur l'organisation du travail et les compétences requises dans la chaîne d'approvisionnement est également un domaine de recherche clé, nécessitant une exploration plus approfondie pour assurer une transition harmonieuse vers des pratiques collaboratives homme-machine (Brynjolfsson & McAfee, 2014).

L'IA a le potentiel de transformer la recherche en SCM en offrant des outils puissants pour répondre aux défis complexes des chaînes d'approvisionnement modernes. Pour tirer pleinement parti de ces technologies, il est essentiel de poursuivre les efforts de recherche pour surmonter les défis techniques et éthiques, et de développer des cadres qui favorisent une adoption responsable et efficace de l'IA dans ce domaine. Les chercheurs et les praticiens

doivent collaborer étroitement pour explorer les potentialités de l'IA et bâtir des chaînes d'approvisionnement plus résilientes, durables et agiles.

Références

- Bertsimas, D., & Kallus, N. (2020). From predictive to prescriptive analytics. *Management Science*, 66(3), 1025-1044.
- Bousdekis, A., Magoutas, B., Apostolou, D., & Mentzas, G. (2020). A proactive decision making framework for condition-based maintenance. *Industrial Management & Data Systems*, 120(3), 559-586.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. W. W. Norton & Company.
- Chai, J., Liu, J. N., & Ngai, E. W. (2013). Application of decision-making techniques in supplier selection: A systematic review of literature. *Expert Systems with Applications*, 40(10), 38723885.
- Choi, T. M., Wallace, S. W., & Wang, Y. (2018). Big data analytics in operations management. *Production and Operations Management*, 27(10), 1868-1883.
- Christopher, M. (2016). *Logistics & supply chain management*. Pearson UK.
- Christopher, M., & Peck, H. (2004). Building the resilient supply chain. *The International Journal of Logistics Management*, 15(2), 1-14.
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., & Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2), 182-197.
- Floridi, L., Cowls, J., Beltrametti, M., Chatila, R., Chazerand, P., Dignum, V., ... & Schafer, B. (2018). AI4People—An ethical framework for a good AI society: Opportunities, risks, principles, and recommendations. *Minds and Machines*, 28(4), 689-707.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- Gunasekaran, A., Subramanian, N., & Rahman, S. (2015). Supply chain resilience: Role of complexities and strategies. *International Journal of Production Research*, 53(22), 6809-6819.
- Heckmann, I., Comes, T., & Nickel, S. (2015). A critical review on supply chain risk—Definition, measure and modeling. *Omega*, 52, 119-132.
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780.

- Ivanov, D. (2020). Viable supply chain model: Integrating agility, resilience and sustainability perspectives—lessons from and thinking beyond the COVID-19 pandemic. *Annals of Operations Research*, 1-21.
- Ivanov, D., & Dolgui, A. (2020). Viability of intertwined supply networks: Extending the supply chain resilience angles towards survivability. *International Journal of Production Research*, 58(10), 2904-2915.
- Ivanov, D., Dolgui, A., Sokolov, B., Ivanova, M., & Rozhkov, M. (2019). Preserving supply chain viability amidst the COVID-19 pandemic: Digital twin and the ripple effect. *International Journal of Production Research*, 58(18), 5601-5614.
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577-586.
- Kamble, S. S., Gunasekaran, A., & Gawankar, S. A. (2020). Achieving sustainable performance in a data-driven agriculture supply chain: A review for research and applications. *International Journal of Production Economics*, 219, 179-194.
- Kang, J., Lee, D., & Ryu, K. R. (2021). Multi-echelon inventory management for perishable products using deep reinforcement learning. *Computers & Industrial Engineering*, 153, 107076.
- Kshetri, N. (2014). Big data's impact on privacy, security and consumer welfare. *Telecommunications Policy*, 38(11), 1134-1145.
- Kuo, T. C., & Chen, C. (2020). Application of deep learning in the supply chain management research: A systematic review. *Supply Chain Management Review*, 20(4), 31-45.
- Kusiak, A. (2017). Smart manufacturing. *International Journal of Production Research*, 55(10), 2582-2594.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.
- Lipton, Z. C. (2018). The mythos of model interpretability. *ACM Queue*, 16(3), 31-57.
- Mikalef, P., Boura, M., Lekakos, G., & Krogstie, J. (2020). Big data analytics capabilities and innovation: The mediating role of dynamic capabilities and moderating effect of the environment. *British Journal of Management*, 31(2), 356-381.
- Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Rusu, A. A., Veness, J., Bellemare, M. G., ... & Hassabis, D. (2015). Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*, 518(7540), 529-533.

- Ribeiro, M. T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016). "Why should I trust you?" Explaining the predictions of any classifier. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 1135-1144).
- Russell, S., & Norvig, P. (2016). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (3rd ed.). Pearson.
- Sanders, N. R. (2016). How to use big data to drive your supply chain. *California Management Review*, 58(3), 26-48.
- Sarkis, J. (2021). Supply chain sustainability: Learning from the COVID-19 pandemic. *International Journal of Operations & Production Management*, 41(1), 63-73.
- Silver, E. A., Pyke, D. F., & Thomas, D. J. (2017). *Inventory and Production Management in Supply Chains* (4th ed.). CRC Press.
- Tseng, M. L., Wu, K. J., & Nguyen, T. T. (2018). Information technology in supply chain management: A case study. *Procedia Manufacturing*, 17, 665-672.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (pp. 5998-6008).
- Wang, G., Gunasekaran, A., Ngai, E. W., & Papadopoulos, T. (2016). Big data analytics in logistics and supply chain management: Certain investigations for research and applications. *International Journal of Production Economics*, 176, 98-110.