

# CIGI QUALITA MOSIM 2023

## Cadre de modélisation des jumeaux numériques pour un entrepôt manuel

ADNANE DRISSI ELBOUZIDI<sup>1,4</sup>, ABDESSAMAD AIT EL CADI<sup>2</sup>, ROBERT PELLERIN<sup>3</sup>, SAMIR LAMOURI<sup>1</sup>, SELMEN BOUBAKER<sup>4</sup>

<sup>1</sup> LAMIH UMR CNRS 8201, Arts et Métiers Sciences et Technologies  
151 boulevard de l'Hôpital, Paris, France  
{adnane.drissi\_elbouzidi ; samir.lamouri}@ensam.eu

<sup>2</sup> UNIV. POLYTECHNIQUE HAUTS-DE-FRANCE, LAMIH, CNRS, UMR 8201/ INSA HAUTS-DE-FRANCE,  
F-59313 Valenciennes, France  
abdessamad.aitelcadi@uphf.fr

<sup>3</sup> CIRRELT, IVADO, Polytechnique Montréal  
500 chemin de Polytechnique, Montréal, Canada  
robert.pellerin@polymtl.ca

<sup>4</sup> Groupe Square cabinet Flow&Co, Square Research Center  
173 Avenue Achille Peretti, Neuilly-sur-Seine, France  
{a.drissielbouzidi ; s.boubaker}@flowandco.fr

---

### Résumé

L'étude présentée dans cet article propose un cadre de modélisation des processus manuels qui prend en compte les facteurs humains dans les (JN) Jumeaux Numériques, afin de répondre aux exigences de l'industrie 5.0. Cette approche permet de tenir compte de la variabilité des processus manuels souvent négligée dans la littérature scientifique. L'article souligne l'importance de l'Homme dans la logistique 5.0 et met en avant le rôle de l'intelligence artificielle dans l'adaptation du jumeau numérique au contexte et la prise en compte des facteurs humains. En utilisant des techniques d'apprentissage automatique supervisé, la précision du modèle peut être améliorée à chaque synchronisation de la simulation, et la représentation virtuelle des processus physiques peut être mieux alignée avec la réalité. Le cadre JN présenté vise à prévenir les écarts par rapport à la contrepartie physique, en évitant les décisions basées sur des paramètres constants qui perdurent inchangées dans le temps. Notre objectif est de concevoir un JN en tant qu'aide à la décision efficace pour tous les humains impliqués dans la boucle du JN.

### Abstract –

This study proposes a framework for modeling digital twins of manual warehouses, with a consideration of human factors to meet the requirements of Industry 5.0. The proposed approach enables the modeling of manual process variability, a crucial aspect often overlooked in the scientific literature. Our research emphasizes the importance of human involvement in logistics 5.0 and underscores the role of AI in adapting the digital twin to specific contexts while accounting for human factors. Through supervised machine learning, the model's accuracy can be improved with each simulation synchronization, which will enable better alignment of the virtual representation of physical processes with the actual reality. The proposed digital twin framework aims to avoid deviations from the physical counterpart by eschewing decisions based on constant parameters that do not change over time. Ultimately, our objective is to design the digital twin as a highly effective decision-making aid for all human participants involved in the digital twin loop.

**Mots clés - jumeaux numériques, processus manuel, intelligence artificielle, industrie 5.0.**

**Keywords – Digital Twin, Manuel Process, Artificial Intelligence, Industry 5.0.**

---

## 1 INTRODUCTION

Il est difficile de prévoir l'avenir de l'industrie avec certitude, en particulier à la lumière de l'industrie 5.0, qui met l'accent sur l'homme et le développement durable. Néanmoins, on s'attend à ce que l'automatisation et la robotisation continueront d'augmenter, remplaçant certaines tâches manuelles. Le concept de digitalisation dans l'entreposage existe depuis un certain temps, mais il a gagné en popularité ces dernières années en raison des avancées technologiques et de la demande croissante pour l'automatisation et la prise de décision en temps réel basée sur les données. Les systèmes de gestion d'entrepôt,

par exemple, sont utilisés depuis des décennies, mais ils sont devenus plus avancés et intégrés à d'autres technologies telles que les RFID (Radio Frequency Identification), les capteurs IdO (Internet des objets) et les systèmes de stockage et de récupération automatisés. En raison de la nature dynamique de la demande des clients (volatilité de la demande, taux de rotation plus rapide des produits et personnalisation, etc.), du commerce électronique et de la sensibilisation accrue à l'impact environnemental de la logistique, de plus en plus d'entreprises cherchent à rendre leurs opérations logistiques plus durables et

leurs systèmes d'entreposage facilement reconfigurables et plus adaptables aux besoins du marché en constante évolution.

Le jumeau numérique (JN) est une technologie émergente dans l'industrie 5.0 (Maddikunta et al., 2022) qui a gagné en popularité ces dernières années et qui a le potentiel d'améliorer l'intralogistique (Drissi Elbouzidi et al., 2022). Un jumeau numérique d'entrepôt (JNE) est une réplique virtuelle d'un entrepôt physique qui peut être utilisée pour surveiller, tester, évaluer et optimiser de nouvelles configurations et stratégies avant de les mettre en œuvre. Il peut également être déployé pour optimiser l'utilisation de l'espace de stockage, la préparation des commandes et le mouvement des marchandises, ainsi que d'autres aspects de la logistique interne.

Les JN sont généralement associés à des tendances technologiques, telles que les systèmes autonomes et les entrepôts intelligents. Par définition, il nécessite un échange de données automatique bidirectionnel entre les copies virtuelles et physiques (Fuller et al., 2020). Cela est plus réalisable lors de la gestion d'usines automatisées et de processus industriels de haute technologie qui intègrent des IdO et des machines intelligentes. Cependant, les implantations réelles de JN sont encore relativement rares dans le domaine de la logistique interne, qui a connu une digitalisation limitée au fil des ans. Les opérations d'un entrepôt peuvent être effectuées manuellement, entièrement automatisées ou une combinaison de l'homme et de la machine travaillant ensemble. L'un des principaux avantages des entrepôts intelligents dans l'industrie 4.0 est l'automatisation optimisée des opérations, ce qui permet aux tâches à forte valeur d'être effectuées par des employés humains (van Geest et al., 2021). Malgré l'intérêt croissant pour l'automatisation, sa mise en œuvre pratique reste limitée, car plus de 80 % des entrepôts continuent de s'appuyer sur le travail manuel et l'automatisation à grande échelle n'a été réalisable que pour quelques grandes entreprises, comme Amazon et Google (Lambrechts et al., 2021). Dans les systèmes de production modernes, de nombreuses opérations présentent des caractéristiques qui les rendent difficiles, voire impossibles à réaliser sans l'intervention humaine (Baroroh & Chu, 2022). En fait, une enquête menée en 2022 a révélé que les méthodes manuelles sont toujours largement utilisées, avec 82 % des répondants qui se fient au ramassage manuel avec des chariots élévateurs, 59 % qui continuent à utiliser des chariots à pousser, et plus de 53 % qui exécutent la sélection de commandes sur papier dans leurs entrepôts contre seulement 16 % qui utilisent une solution « Goods-to-person » (Michel, 2022). De plus, il est considéré que les coûts liés à la sélection et à la collecte d'articles pour une commande peuvent représenter jusqu'à 55 % des dépenses totales dans un environnement d'entrepôt (Andjelkovic & Radosavljevic, 2017).

Les technologies d'automatisation peuvent être utilisées pour concevoir des entrepôts efficaces à rendement constant, mais ils peuvent entraîner des coûts d'investissement élevés et une surcapacité, s'il y a des pics de production à gérer. En revanche les opérateurs humains ont un rendement moyen inférieur à celui des systèmes automatisés, mais ils peuvent gérer les pics de production en engageant des travailleurs temporaires ou en recourant aux heures supplémentaires. Outre les coûts d'investissement inférieurs évidents, les entrepôts manuels offrent souvent plus de flexibilité, d'évolutivité et de sécurité contre les pannes, ce qui leur confère un avantage par rapport aux systèmes automatisés (Gajšek et al., 2017 ; Silva et al., 2022 ; Winkelhaus et al., 2022).

Les entrepôts manuels continuent de jouer un rôle important dans la logistique 4.0 en particulier dans le contexte de la demande croissante de commerce électronique et de produits

individualisés, qui nécessitent souvent des entrepôts à fort mix et à faible volume. (Winkelhaus et al., 2021).

En outre, un débat est toujours en cours sur le niveau minimal d'abstraction qu'un JN devrait avoir (Fuller et al., 2020), la nécessité ou non d'une représentation en 3D et le degré d'exactitude d'une "copie virtuelle" de l'objet physique. La capture de données en temps réel de processus manuels peut poser des difficultés, car elle nécessite de suivre les mouvements de l'opérateur par GPS ou par analyse vidéo. Cela peut être complexe et soulever des problèmes éthiques ou juridiques dans certains pays. Si les entreprises sont autorisées à surveiller leurs employés dans des circonstances spécifiques, par exemple pour des raisons de sécurité ou d'amélioration des performances, cette surveillance est souvent soumise à des lois et règlements sur la protection de la vie privée. Dans le cadre d'opérations ne présentant pas de risque pour la sécurité des employés, l'utilisation du GPS pour la supervision peut être considérée comme excessive et illégale en France, en raison des dispositions de la loi française sur la protection des données. Cette loi stipule que la collecte de données personnelles ne doit être effectuée que pour des finalités précises, explicites et légitimes et qu'elle doit être proportionnée aux objectifs poursuivis. Concernant la possibilité pour l'employeur d'utiliser un système de géolocalisation pour contrôler le temps de travail de ses salariés, la Cour de cassation considère que le fait qu'un salarié dispose d'une grande autonomie dans ses fonctions fait obstacle à ce qu'il soit contrôlé par géolocalisation. Elle juge que *'le recours à un système de géolocalisation pour assurer le contrôle du temps de travail, qui n'est licite que lorsque ce contrôle ne peut être effectué par d'autres moyens, même moins efficaces que la géolocalisation, n'est pas justifié dès lors que le salarié dispose d'une liberté dans l'organisation de son travail'* (Cour de cassation, civile, Chambre sociale, 19 décembre 2018, 17-14.631, publié au bulletin, 2018). Par conséquent, en raison de la complexité du suivi des opérations manuelles en temps réel et des obligations légales qui interdisent cette pratique, il est impératif de trouver une alternative pour synchroniser la copie virtuelle avec le système physique. L'intelligence artificielle (IA) se présente comme une solution pouvant permettre au JN d'émuler et de prédire le déroulement des tâches manuelles.

D'autres part, les avancées dans l'intégration des facteurs humains dans la simulation restent encore peu nombreuses (Baroroh & Chu, 2022). Les aspects cognitifs du facteur humain sont rarement pris en compte lors de la conception, de l'optimisation et surtout de la modélisation des entrepôts, des usines ou des postes de travail. Ils sont souvent réduits à un paramètre constant dans une simulation ou une représentation 3D et très éloignée de la réalité (Baroroh & Chu, 2022). Par conséquent, la copie virtuelle s'écarte facilement de l'entrepôt réel, car ces paramètres ne traduisent pas la réalité et ne sont pas fréquemment réévalués, voire pris en considération.

Au cours de la dernière décennie, les avancées de la recherche et des applications en intelligence artificielle (IA) et en science des données ont suscité un grand intérêt en raison de leurs résultats prometteurs pour améliorer la prise de décision (European Commission. Joint Research Centre., 2020). Ainsi, les algorithmes d'IA sont capables de détecter des tendances dans les données, qui peuvent être exploitées pour prédire les valeurs futures d'une variable. Dans notre cas, ces tendances sont utiles pour prédire les paramètres d'un modèle, notamment lorsque les caractéristiques proposées sont complexes et qu'il n'existe pas de méthode mathématique ou de formule scientifique précise pour les calculer. La science des données a été largement utilisée en logistique, principalement dans des modèles de prévision de la demande, d'optimisation de stock et

de planification de la production (Younis et al., 2021). Cependant, l'état de l'art actuel dans le domaine est limité en ce qui concerne la prise en compte des facteurs humains et l'utilisation de l'IA pour le recalibrage des modèles. Dans cette perspective, l'objectif de cet article est de proposer un cadre pour la reconstruction de modèles, et en particulier, le recalibrage des paramètres pour les JN comprenant des tâches manuelles. L'article propose une architecture JN et une méthodologie pour la collecte et la préparation des données et la reconstruction de la copie virtuelle par apprentissage automatique supervisé. Le reste de cet article est organisé comme suit : la section 2 présente un état de l'art sur la représentation du travail manuel dans les jumeaux numériques et l'IA pour le recalibrage des modèles ; la section 3 décrit le cadre de mise à jour des paramètres du JN ; et enfin, la section 4 conclut et présente quelques perspectives de recherche.

## 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE

Afin d'explorer les différentes approches proposées dans la littérature pour intégrer la main-d'œuvre dans les jumeaux numériques, cette section est divisée en deux parties : la première revue de la littérature vise à fournir un aperçu des travaux concernant la modélisation des JN des processus manuels. La seconde partie se penche sur l'utilisation de l'IA pour la reconstruction des JN et le recalibrage des paramètres afin de maintenir l'alignement avec les opérations physiques de l'entrepôt.

### 2.1 Jumeaux numériques des processus manuels

Le JN en tant que concept est généralement plus étroitement lié à l'évolution technologique qu'aux nouvelles approches de simulation et de modélisation. Cependant, en principe, il n'est pas nécessaire de disposer d'un processus hautement automatisé et entièrement mécanique pour mettre en œuvre le JN ou utiliser l'IA (Drissi Elbouzidi et al., 2022), bien qu'un tel processus aurait plus de données à exploiter en raison de l'IdO. Les modèles ou cadres de JN présentés dans la littérature sont davantage orientés vers le respect de la structure du modèle que sur le respect des exigences de jumelage et la construction d'une réplique représentative du système réel. En conséquence, les mécanismes cognitifs qui gèrent les opérations humaines dans l'entrepôt ne sont souvent pas considérés dans les études. En fait, la plupart des recherches sur la création de jumeaux numériques ou de modèles de simulation pour les entrepôts manuels tendent à réduire l'implication humaine à une simple question de suivi de l'emplacement ou à une meilleure gestion de l'entrepôt, sans se concentrer spécifiquement sur l'aspect humain (Leung et al., 2022 ; Zhan et al., 2022 ; Zhao et al., 2021). Leung et al. (2022) ont proposé un cadre de synchronisation entrante basé sur les jumeaux numériques pour rationaliser les opérations d'entreposage. Le cadre proposé vise à synchroniser le processus d'exécution-réapprovisionnement et décrit les étapes pour les opérateurs qui gèrent cette activité. Néanmoins, il ne tient pas compte du niveau d'implication des opérateurs, à part le suivi de leur localisation en temps réel qui est communiquée au jumeau numérique pour le contrôle. Bien que le suivi de la localisation en temps réel puisse améliorer la précision de la réplique en temps réel, il est insuffisant du point de vue de la modélisation. Zhan et al. (2022) et Zhao et al. (2021) ont proposé alternativement des cadres pour la gestion de la sécurité par le suivi des opérateurs et l'interfaçage des données par les jumeaux numériques. Winkelhaus et al. (2022) ont développé un modèle de simulation pour démontrer les avantages de la préparation de commandes hybride. Ils ont identifié différents niveaux d'interaction entre l'opérateur et les robots. Cependant,

lorsqu'il s'agissait de définir les caractéristiques de l'agent, en particulier pour les humains, elles restaient constantes et n'étaient pas personnalisées en fonction de l'opérateur individuel, ce qui rendait le modèle numérique irréaliste. La capacité de suivre l'activité de l'opérateur, en revanche, pourrait ouvrir la voie à des études sur l'ergonomie, l'ingénierie des facteurs humains et la mesure du travail, en montrant comment ces éléments pourraient être intégrés dans le cadre du jumeau numérique. Ces informations pourraient également être utilisées par le jumeau numérique pour prédire l'épuisement professionnel des employés et recalibrer le modèle en analysant l'activité de l'opérateur tout au long de son poste par le biais de séries chronologiques, par exemple. L'obtention de ces informations du point de vue de l'entreprise peut être complexe dans certains pays, comme la France, en raison de considérations éthiques et stratégiques. Un autre domaine qui a envisagé l'utilisation de jumeaux numériques, notamment dans la gestion des services d'urgence, est le domaine médical (Croatti et al., 2020 ; Liu et al., 2022). Liu et al. (2022) ont proposé une fonction de jumeau numérique qui peut exécuter plusieurs simulations pour prédire les résultats potentiels. Le modèle de jumeau numérique est mis à jour à chaque synchronisation du système physique par le système d'information, mais il s'appuie fortement sur la coopération humaine et les protocoles de mise à jour du Système d'Information (SI). Les variables de décision dans leur modèle sont pour la plupart statiques et peuvent être modifiées, mais resteront constantes au cours d'une simulation.

### 2.2 Mise à jour du jumeau numérique

Le paradigme des jumeaux numériques pourrait être basé sur des concepts concrets tels que la simulation et l'IdO, mais les facteurs de jumelage nécessitent des structures et des cadres de modèles innovants et sophistiqués, en particulier dans les situations où l'implication humaine est présente. Une compréhension insuffisante de l'interaction entre les humains et les jumeaux numériques dans un système de travail peut entraîner des coûts substantiels, une mauvaise affectation des ressources, des attentes irréalistes à l'égard des jumeaux numériques et des désalignements stratégiques (Agrawal et al., 2023 ; Hribernik et al., 2021 ; Turner & Garn, 2022). Les jumeaux numériques sont des représentations virtuelles de systèmes physiques susceptibles de changer au fil du temps, ils doivent donc également tenir compte du contexte et évoluer en permanence pour refléter ces évolutions. L'utilisation de modèles évolutifs, dynamiques et traçables est essentielle pour représenter et prédire avec précision le comportement des JN dans un environnement en constante évolution (Hribernik et al., 2021 ; Qian et al., 2023). On pense même que l'écart important entre les résultats de simulation et le comportement réel du système sont principalement attribués aux imprécisions du modèle et de ses paramètres (Qian et al., 2023). Cependant, les stratégies de mise à jour des modèles de JN ont fait l'objet de peu d'études. Les études les plus notables et les plus proches sont celles menées par Qian et al. et Zhang et al. (2023). Cela peut être dû à l'hypothèse selon laquelle les jumeaux numériques, étant étroitement liés à la technologie IdO, auraient des paramètres de modèle plus facilement accessibles (Kamble et al., 2022). Il est important de reconnaître l'existence d'événements imprévisibles, tels que la dégradation des composants de production et les perturbations inhabituelles des processus physiques, qui pourraient entraîner une incohérence entre le modèle de JN et les performances réelles de son homologue physique. Cet écart peut avoir un impact négatif sur la précision des prédictions (Qian et al., 2023 ; Zhang

et al., 2023). Par conséquent, Qian et al. (2023) ont proposé une méthode de mise à jour synchrone du modèle JN d'un atelier de fabrication discrète en incorporant une approche d'apprentissage automatique. Zhang et al. (2023) ont développé un cadre pour la mise à jour des modèles JN qui englobe quatre stratégies clés : mises à jour basées sur la géométrie, sur la physique, sur le comportement et sur les règles. Les auteurs ont appliqué ce cadre pour mettre à jour le modèle d'usure des outils et ont souligné le rôle de la science des données dans la sélection des caractéristiques, notamment par l'utilisation de l'analyse en composantes principales. En outre, ils ont utilisé des algorithmes tels que les réseaux neuronaux à rétropropagation pour produire des valeurs de paramètres actualisées. De même, Slama, (2022) a souligné le double rôle que l'IA peut jouer dans le domaine des JN, en particulier dans le processus de reconstruction et d'application du modèle. La reconstruction du modèle fait référence à la création de la représentation virtuelle basée sur des données brutes obtenues à partir de capteurs, tandis que l'application implique l'utilisation d'algorithmes d'IA pour optimiser les performances et soutenir divers objectifs commerciaux une fois que le JN a été reconstruit.

La mise à jour des paramètres, telle que décrite dans la littérature, s'aligne sur les caractéristiques essentielles des JN, notamment la prise en compte du contexte et l'évolution continue. Drissi Elbouzidi et al. (2022) soulignent le rôle essentiel que joue l'IA pour réaliser pleinement le potentiel des JN. Les algorithmes d'IA sont utilisés dans le développement d'informations contextuelles pour la prise de décision dans les environnements d'entrepôt, qui sont en constante évolution. En analysant de grandes quantités de données, les algorithmes d'IA comprennent et modélisent le comportement du système, ce qui conduit à la génération de divers scénarios spécifiques pour le processus de prise de décision. Dans des environnements en évolution rapide comme les entrepôts, il est impératif que la structure du JN permette une adaptation continue afin d'éviter les fausses prédictions et les hypothèses incorrectes, un point qui n'a pas encore été exploré en profondeur dans la littérature. Dans le cas des JN adaptatifs, les données recueillies doivent être réintroduites dans l'infonuagique pour réévaluer la contrepartie virtuelle (Huang et al., 2021 ; Zhao et al., 2021). Huang et al. (2021) ont créé un flux de données qui implique un prétraitement et une extraction de caractéristiques à la périphérie, suivis d'un transfert vers l'infonuagique pour une réévaluation et des mises à jour potentielles du modèle. Zhao et al. (2021) ont utilisé une structure en boucle fermée qui met continuellement à jour les ensembles de données et régénère les algorithmes d'application dans l'infonuagique du JN. Dans cette perspective, les algorithmes sont auto conscients et auto modifiants. La mise à jour autonome des paramètres peut être facilitée par l'utilisation de modèles d'apprentissage continu qui incorporent dynamiquement de nouveaux flux de données. Cette approche permet de réapprendre automatiquement le modèle à mesure que de nouvelles données sont reçues, ce qui permet d'améliorer la détection des anomalies et de mettre à jour les paramètres du modèle transmis à la couche infonuagique (Huang et al., 2021). Cependant, il convient de noter que la littérature existante se concentre principalement sur le maintien de l'état et de la précision des algorithmes d'IA, plutôt que sur le JN lui-même.

### 3 CADRE DE MISE À JOUR DES PARAMÈTRES DU JN

L'aspiration pour le JN est d'en faire un outil pratique et facile à utiliser pour l'aide à la prise de décision quotidienne, tout en restant fidèle à la définition de la technologie concernant les fonctionnalités de supervision. Cela nécessite une

représentation des processus en "temps réel", ou synchronisé périodiquement, la capacité de prédire les états futurs et des applications pour optimiser les opérations dans l'entrepôt. Cependant, cela peut s'avérer difficile en raison des limitations concernant le suivi du travail manuel au sein du processus physique. D'autre part, la plupart des opérations intralogistiques commencent à faire l'objet d'un suivi grâce à la mise en œuvre de systèmes de gestion d'entrepôt. Les réceptions et expéditions de marchandises sont enregistrées à l'aide de PDA (Assistant Numérique Personnel, et sont donc transmises au SI en temps réel. Les cycles de mise à jour du SI peuvent différer selon les entreprises, mais la plupart d'entre elles se réalisent en lot la nuit pour recalculer et communiquer les stocks, ce qui permet au moins un cycle de synchronisation quotidien.

La Figure 1 illustre le cadre de mise en œuvre et de mise à jour du JN pour l'intralogistique manuelle. Dans cette perspective, le JN disposera de deux modules interconnectés et complémentaires : le premier est un SCADA (Système de Contrôle et d'Acquisition De Données), synchrone avec chaque scan de PDA ou mise à jour du SI. Il est également connecté avec l'IdO disponible et les machines accessibles et connectées au réseau industriel de l'entrepôt. Cette interface suit également l'évolution d'indicateurs clés de performance spécifiques et la planification des opérations tout au long de la journée, comme les arrivées et les livraisons de camions. Cela nous permet d'avoir une vision claire de l'état de l'entrepôt au moins sur une base quotidienne.

Le second module est un moteur de simulation qui représente tous les agents impliqués dans le processus réel et les liens sémantiques entre eux. Il est connecté au module de supervision, ce qui lui permet de tester des scénarios, de prédire l'évolution du processus (au moins sur une base quotidienne) et d'optimiser les opérations. Pour y parvenir, les paramètres du module de simulation doivent être continuellement mis à jour et calibrés pour imiter au mieux le processus physique, en plus d'être sensibles aux informations contextuelles.

Les types de paramètres et de données utilisés dans un entrepôt doivent être cartographiés et classés pour améliorer la précision du jumeau numérique, car ils sont traités différemment. Nous distinguons trois types de données dans le jumeau physique d'un processus : les données accessibles, les données calculées et les données anticipées.

1. Données accessibles : données qui pourraient être directement consultées via des SI, IdO, contrôleurs, etc. la valeur est potentiellement correcte et correspond à l'état de la variable en " temps réel ". Par exemple : le niveau des stocks, les horaires de réceptions et de livraisons, le personnel, la température du bâtiment.
2. Données calculées : elles sont généralement le résultat d'équations théoriques ou empiriques construites par des experts du domaine. Bien que ce type de données puisse être rare dans l'entrepôt, il peut être associé à des calculs d'indicateurs clés de performance et à des paramètres spécifiques à une machine.
3. Données anticipées : il s'agit du type de données qui ne peuvent pas être directement accessibles ou calculées au début d'une simulation. Au lieu de cela, elles sont estimées sur la base de l'expérience ou assimilées aux valeurs n-1 disponibles. Ces paramètres, tels que la productivité, la vitesse des chariots élévateurs, les retards et les délais, sont cruciaux pour la précision du modèle de simulation, c'est pourquoi ils doivent être mis à jour et réévalués régulièrement pour garantir que le modèle reste cohérent avec le jumeau physique.

Dans la Figure 1, le jumeau physique est représenté par les trois types de données et les humains dans la boucle. Selon le type de données, il existe deux macro-flux. Le premier flux parcourt le « traitement de données » classique et résulte d'une exploration. Le cadre vise également à tester l'influence de l'inclusion de données qualitatives sur la précision du JN ; les paramètres tels que la productivité, la vitesse du chariot élévateur, les retards, etc. sont très subjectifs à l'équipe, le jour de la semaine, la saisonnalité, le type de client ou de produit manipulé et les facteurs humains eux-mêmes ; s'il s'agit d'un opérateur expérimenté ou d'un travailleur intérimaire, le temps passé dans l'entreprise et son influence sur l'apprentissage des tâches, etc. Le but du cadre n'est pas de surmener les employés, mais de prévoir un rythme réaliste et adéquat dans des conditions de travail optimales. C'est pourquoi tous ces paramètres doivent être inclus dans l'identification de paramètres de simulation réaliste.

Les paramètres prédits doivent être réévalués à la fin de chaque quart de travail (ou cycle d'évaluation) et comparés aux valeurs de productivité et de délais, calculées par le superviseur ou le chef d'équipe. Les erreurs doivent être étudiées en vue d'éventuels ajustements des processus d'apprentissage du modèle et d'extraction des caractéristiques, et l'ensemble de données doit être continuellement mis à jour pour inclure les dernières évolutions des données.

Ce cadre suit potentiellement la méthode de l'apprentissage continu, une branche de l'apprentissage automatique représentant la capacité d'un modèle à continuer à évoluer et à se régénérer à partir d'un flux de données. Cela nous ramène également au cas de la compréhension des informations contextuelles, dans le sens où le JN devrait être capable de remarquer lorsque les données qui lui sont fournies ne sont pas nécessairement cohérentes et d'alerter le superviseur ou l'humain dans la boucle. Il s'agit également d'un degré d'autonomie puisque le JN n'a plus besoin de l'intervention humaine pour faire évoluer le modèle.

Après la simulation et en fonction des résultats, et du protocole défini, une boucle de rétroaction moyennant l'humain permet d'exécuter les améliorations proposées par le jumeau numérique pour agir sur le processus physique. Le JN devrait permettre une prise de décision plus éclairée au quotidien. Selon la tâche et la hiérarchie, l'outil pourrait être utilisé différemment : un opérateur devrait pouvoir l'utiliser pour trouver la stratégie de prélèvement/stockage optimale ou quasi optimale. Le haut degré d'abstraction qui permet au décideur d'anticiper l'évolution de l'entrepôt au cours de la journée, en fonction des quarts de travail et du personnel dans chaque équipe, afin de déterminer une distribution optimale des ressources par exemple. Par la suite, le planificateur peut utiliser le jumeau numérique pour prédire comment la journée pourrait se dérouler, ce qui permettra d'optimiser la planification des équipes pour une efficacité maximale. Alternativement, il peut faire tourner la simulation sur plus d'une journée pour anticiper les alertes et les éventuels problèmes à long terme, par exemple une rupture de stock. Un responsable peut superviser l'activité et évaluer les objectifs stratégiques, à long terme de l'entreprise. Dans cet article, le cadre proposé adhère à la définition du JN dans la littérature concernant la nécessité d'avoir un transfert de données automatique bidirectionnel entre les entités physiques et virtuelles. Le transfert automatique de données à partir du JN pourrait être relié à un PDA ou à des dispositifs de gestion pour informer de manière autonome l'homme, qui est considéré comme une partie fondamentale de la copie physique, de l'éventualité d'une anomalie, à charge pour les experts de terrain de choisir d'y donner suite ou non.

#### 4 CONCLUSION

Cette étude présente un cadre de modélisation des processus manuels qui permet d'intégrer les facteurs humains dans les JN, conformément aux exigences de l'industrie 5.0, qui met l'accent sur la résilience, la durabilité et la centralisation de l'homme. Dans un premier temps, l'article souligne l'importance des

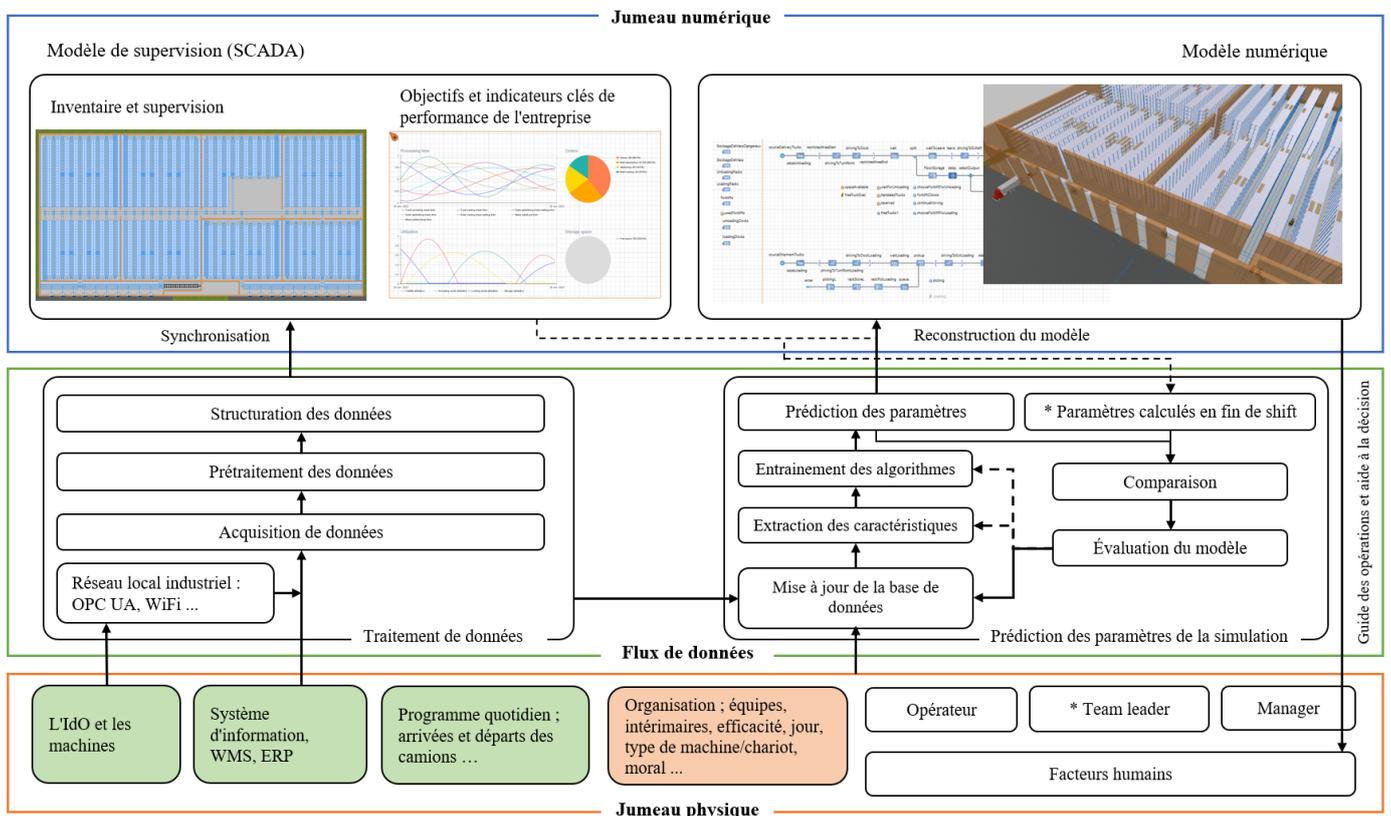


Figure 1. Cadre de mise en œuvre et de mise à jour du jumeau numérique pour l'intralogistique manuelle

humains dans la logistique 5.0, afin de prendre en compte les spécificités des processus humains souvent négligées dans la littérature scientifique. Ensuite, l'article met en évidence le rôle de l'IA dans l'adaptation des jumeaux numériques au contexte et à la prise en compte des facteurs humains. En utilisant des techniques d'apprentissage automatique supervisé pour la prédiction des paramètres du JN et les mises à jour continues, la précision du modèle peut être améliorée à chaque simulation, ce qui permet une meilleure représentation virtuelle des processus physiques et une meilleure adaptation à la réalité.

Le cadre du JN présenté vise à prévenir les écarts par rapport à la contrepartie physique en corrigeant et en mettant à jour le modèle, en assimilant l'implication humaine à des paramètres adaptés du contexte de l'entrepôt physique. L'utilisation de l'IA permet non seulement de s'assurer que les paramètres du modèle sont adéquats, mais aussi de prédire le comportement du système, évitant ainsi les décisions basées sur des paramètres ou des simulations erronés. Le JN sera, ainsi, alimenté et exploité en tant qu'outil fiable d'aide à la décision pour tous les humains dans la boucle.

Cette proposition vise à combler les lacunes de la littérature et présente un nouveau cadre pour améliorer la qualité d'un JN avec une représentation plus précise des activités manuelles. Certaines lacunes en matière de recherche ont été identifiées, notamment l'utilisation de l'IA pour l'intégration des aspects cognitifs des facteurs humains afin d'améliorer la prise en compte du contexte et l'utilisation du cadre pour la mesure du travail et les calculs de productivité. La prochaine étape consistera à intégrer ce cadre pour modéliser un entrepôt manuel réel et à tester son efficacité et son applicabilité.

## 5 RÉFÉRENCES

- Agrawal, A., Thiel, R., Jain, P., Singh, V., & Fischer, M. (2023). Digital Twin: Where do humans fit in? <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.03040>
- Andjelkovic, A., & Radosavljevic, M. (2017). Improving order-picking process through implementation warehouse management system.
- Baroroh, D. K., & Chu, C.-H. (2022). Human-centric production system simulation in mixed reality: An exemplary case of logistic facility design. *Journal of Manufacturing Systems*, 65, 146-157. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2022.09.005>
- Cour de cassation, civile, Chambre sociale, 19 décembre 2018, 17-14.631, Publié au bulletin, Publié au bulletin \_\_\_\_ (Cour de cassation 2018). <https://www.legifrance.gouv.fr/juri/id/JURITEXT000037851013/>
- Croatti, A., Gabellini, M., Montagna, S., & Ricci, A. (2020). On the Integration of Agents and Digital Twins in Healthcare. *Journal of Medical Systems*, 44, 161. <https://doi.org/10.1007/s10916-020-01623-5>
- Drissi Elbouzidi, A., Bélanger, M.-J., Ait El Cadi, A., Pellerin, R., Lamouri, S., & Tobon Valencia, E. (2022). The Role Of AI In Warehouse Digital Twins. <https://doi.org/10.46354/i3m.2022.emss.024>
- European Commission. Joint Research Centre. (2020). AI watch: Defining Artificial Intelligence: towards an operational definition and taxonomy of artificial intelligence. Publications Office. <https://data.europa.eu/doi/10.2760/382730>
- Fuller, A., Fan, Z., Day, C., & Barlow, C. (2020). Digital Twin: Enabling Technologies, Challenges and Open Research. *IEEE Access*, PP, 1-1. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2998358>
- Gajšek, B., Dukic, G., Cajner, H., & Tihomir, O. (2017). Human in manual order picking systems.
- Hribernik, K., Cabri, G., Mandreoli, F., & Mentzas, G. (2021). Autonomous, context-aware, adaptive Digital Twins—State of the art and roadmap. *Computers in Industry*, 133, 103508. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2021.103508>
- Huang, H., Yang, L., Wang, Y., Xu, X., & Lu, Y. (2021). Digital Twin-driven online anomaly detection for an automation system based on edge intelligence. *Journal of Manufacturing Systems*, 59, 138-150. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2021.02.010>
- Kamble, S. S., Gunasekaran, A., Parekh, H., Mani, V., Belhadi, A., & Sharma, R. (2022). Digital twin for sustainable manufacturing supply chains: Current trends, future perspectives, and an implementation framework. *Technological Forecasting and Social Change*, 176, 121448. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121448>
- Lambrechts, W., Klaver, J. S., Koudijzer, L., & Semeijn, J. (2021). Human Factors Influencing the Implementation of Cobots in High Volume Distribution Centres. *Logistics*, 5(2), Art. 2. <https://doi.org/10.3390/logistics5020032>
- Leung, E. K. H., Lee, C. K. H., & Ouyang, Z. (2022). From traditional warehouses to Physical Internet hubs: A digital twin-based inbound synchronization framework for PI-order management. *International Journal of Production Economics*, 244, 108353. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2021.108353>
- Liu, Y., Moyaux, T., Bouleux, G., & Cheutet, V. (2022). An agent-based architecture of the Digital Twin for an Emergency Department. <https://hal.science/hal-03607543>
- Maddikunta, P. K. R., Pham, Q.-V., B, P., Deepa, N., Dev, K., Gadekallu, T. R., Ruby, R., & Liyanage, M. (2022). Industry 5.0: A survey on enabling technologies and potential applications. *Journal of Industrial Information Integration*, 26, 100257. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2021.100257>
- Michel, R. (2022, novembre 14). Warehouse/DC Operations Survey 2022: Recalibrating operations and spend - Material Handling 24/7. [https://www.materialhandling247.com/article/warehouse\\_dc\\_operations\\_survey\\_2022\\_recalibrating\\_operations\\_and\\_spend](https://www.materialhandling247.com/article/warehouse_dc_operations_survey_2022_recalibrating_operations_and_spend)
- Qian, W., Guo, Y., Zhang, H., Huang, S., Zhang, L., Zhou, H., Fang, W., & Zha, S. (2023). Digital twin driven production progress prediction for discrete manufacturing workshop. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 80, 102456. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2022.102456>
- Silva, A., Roodbergen, K. J., Coelho, L. C., & Darvish, M. (2022). Estimating optimal ABC zone sizes in manual warehouses. *International Journal of Production SEconomics*, 252, 108579. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2022.108579>
- Slama, D. (2022, juillet 5). Digital Twin 101—Digitalplaybook.org. The AIoT Playbook. [https://www.digitalplaybook.org/index.php?title=Digital\\_Twin\\_101#cite\\_note-dtdef-2](https://www.digitalplaybook.org/index.php?title=Digital_Twin_101#cite_note-dtdef-2)
- Turner, C. J., & Garn, W. (2022). Next generation DES simulation: A research agenda for human centric manufacturing systems. *Journal of Industrial Information Integration*, 28, 100354.

- <https://doi.org/10.1016/j.jii.2022.100354>
- van Geest, M., Tekinerdogan, B., & Catal, C. (2021). Design of a reference architecture for developing smart warehouses in industry 4.0. *Computers in Industry*, 124, 103343. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103343>
- Winkelhaus, S., Grosse, E. H., & Morana, S. (2021). Towards a conceptualisation of Order Picking 4.0. *Computers & Industrial Engineering*, 159, 107511. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107511>
- Winkelhaus, S., Zhang, M., Grosse, E. H., & Glock, C. H. (2022). Hybrid order picking : A simulation model of a joint manual and autonomous order picking system. *Computers & Industrial Engineering*, 167, 107981. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.107981>
- Younis, H., Sundarakani, B., & Alsharairi, M. (2021). Applications of Artificial Intelligence and Machine Learning within Supply Chains : Systematic review and future research directions. *Journal of Modelling in Management*, ahead-of-print. <https://doi.org/10.1108/JM2-12-2020-0322>
- Zhan, X., Wu, W., Shen, L., Liao, W., Zhao, Z., & Xia, J. (2022). Industrial internet of things and unsupervised deep learning enabled real-time occupational safety monitoring in cold storage warehouse. *Safety Science*, 152, 105766. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2022.105766>
- Zhang, H., Qi, Q., Ji, W., & Tao, F. (2023). An update method for digital twin multi-dimension models. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 80, 102481. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2022.102481>
- Zhao, Z., Shen, L., Yang, C., Wu, W., Zhang, M., & Huang, G. Q. (2021). IoT and digital twin enabled smart tracking for safety management. *Computers & Operations Research*, 128, 105183. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2020.105183>