



MÉMOIRE
PRÉSENTÉ À
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À CHICOUTIMI
COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN GESTION DE PROJET

PAR
GHOUMA GHOUMA

ROLE DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE DANS L'AMÉLIORATION DE LA
PERFORMANCE EN GESTION DE PROJET : UNE ANALYSE SYSTEMATIQUE
DES PRATIQUES ET DES RESULTATS

NOVEMBRE 2025

RÉSUMÉ

L'intelligence artificielle (IA) est un domaine vaste et interdisciplinaire visant à développer des machines capables d'effectuer des tâches intelligentes semblables à celles des humains (Oke, 2008 ; Khan, 2023 ; Kiani 2024). En fait, les tendances de pointe en matière de gestion de projet se concentrent sur l'utilisation de l'IA au travail. PMI (2019) discute du rôle de l'IA dans la gestion de projet, soulignant que l'IA modifie les types de projets réalisés ainsi que la manière dont ils sont gérés.

C'est dans l'intention d'obtenir une synthèse des études réalisées sur les contributions de l'IA à l'amélioration de la performance en gestion de projet. Pour ce faire, nous avons choisi comme méthode de recherche la revue systématique de la littérature appuyée par une analyse bibliométrique, qui a été menée à partir de la base de données Scopus. Grâce à une revue systématique de la littérature basée sur la méthodologie PRISMA et une analyse bibliométrique rigoureuse utilisant des logiciels tels que Bibliometrix et VOSviewer, 49 articles scientifiques ont été sélectionnés et examinés en profondeur afin d'enrichir les connaissances sur le concept d'IA dans l'amélioration des performances en gestion de projet, de déterminer les caractéristiques de la littérature existante et de proposer de nouvelles avenues de recherche. Les articles retenus pour cette revue systématique présentent des caractéristiques différentes. Nous avons mis en pratique notre recherche à travers une analyse descriptive de plusieurs aspects, entre autres la source de l'article, l'année de publication, le type de la recherche, le mode d'investigation et le sujet de l'étude, etc.

En effet, les résultats majeurs de notre recherche indiquent que l'IA représente aujourd'hui un levier fondamental pour améliorer les performances des projets et solidement ancrée dans le champ de la gestion de projet, avec une application croissante à des domaines clés tels que la planification, la prévision des coûts et délais, la gestion des risques, l'optimisation des ressources et l'aide à la décision. Des techniques telles que le l'apprentissage automatique (ML), logique floue, les réseaux de neurones et le traitement automatique du langage naturel (NLP) ont permis d'apporter des solutions concrètes à des problématiques complexes. D'autre part, les résultats analysés démontrent que l'intelligence artificielle, dans ses diverses formes (réseaux neuronaux, NLP, logique floue, modèles hybrides), joue un rôle central dans l'optimisation de la performance projet. Elle offre des gains mesurables en termes de précision, de réactivité, de réduction des risques et de durabilité.

Cette revue systématique de la littérature, en examinant le contenu de chaque étude, a mis en lumière les caractéristiques des écrits sur le concept de l'IA dans l'amélioration de la performance en gestion de projet. L'apport, l'originalité, les limites et des recherches futures de la présente étude sont précisés dans la conclusion.

REMERCIEMENTS

Je souhaite adresser mes remerciements les plus sincères tout d'abord à ma directrice de recherche, madame Imen Latrous, pour sa confiance, sa patience, la qualité de son encadrement ainsi que tous ses conseils et directives, qui ont été utiles pour la réalisation de ce travail. C'est pour moi un grand honneur de vous avoir comme encadrante de mon mémoire et de me guider à chaque étape de sa réalisation. Qu'il me soit permis de vous remercier et de vous exprimer mon estime et profond respect.

Mes remerciements s'adressent également à ma famille pour son soutien moral. Je pense à mes chers parents Mohamed et Liela. Sans eux, je ne serais jamais arrivée là où j'en suis maintenant.

Je tiens, également, à remercier tout le personnel de l'Université de Québec à Chicoutimi, notamment mes professeurs tout au long de mes études.

Enfin, mes vifs remerciements à tous mes amis avec qui j'ai partagé de bons moments. J'ai vécu une inoubliable expérience à Chicoutimi.

LISTE D'ABRÉVIATIONS

AEC: Architectural, Engineering, and Construction.
ANN: Artificiel Neural Networks.
CAPP: Continuous Assessment of Project Performance.
DEA: Data Envelopment Analysis.
DL: Deep Learning.
DNN: Deep Neural Networks.
EVM: Earned Value Management.
FDM: Fuzzy Delphi Method.
FL: Fuzzy Logic.
GA: Genetic algorithm.
GPT: Generative Pretrained Transformer.
IA: Intelligence Artificielle.
KPI: Key Performance Indicator.
MAE: Mean of Absolute Error.
ML: Machine Learning.
MSE: Mean Squared Error.
NLP: Natural Language Processing.
NN: Neural Networks.
PAI: Project Accomplishment Index.
PDRI: Project Definition Rating Index.
PLS-SEM: Partial Least Squares Structural Equation Modeling.
PMBOK: Management Body of Knowledge.
RBF: Radial Basis Function.
RCF: Reference Class Forecasting.
RF: Random Forest.
RFC: Random Forest Classifier.
RF-GA: Random Forest- Genetic algorithm.
RMSE: Root Mean Square Error.
SVM: Support Vector Machine.

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ	ii
REMERCIEMENTS.....	iii
LISTE D'ABRÉVIATIONS	iv
TABLE DES MATIÈRES	v
LISTE DES TABLEAUX	vii
LISTE DES FIGURES	viii
CHAPITRE 1 INTRODUCTION.....	1
1.1 Objectif principal	7
1.2 Problématique de recherche.....	8
CHAPITRE 2 DÉFINITIONS DES CONCEPTS	9
2.1 Performance du projet.....	9
2.1.1 Gestion des performances du projet.....	9
2.1.2 La performance du projet dans la gestion de projet.....	10
2.1.3 Méthodes d'évaluation et mesures de la performance du projet	13
2.1.4 Dimensions de la performance du projet	15
2.1.4.1 Agrégation et besoins des parties prenantes en termes de performance du projet.....	16
2.1.4.2 Analyse de la performance du projet en tant qu'analyse des processus métier.....	17
2.1.5 Déterminants de la performance du projet : illustration par les facteurs de succès.....	19
2.2 L'intelligence artificielle.....	23
2.2.1 Définitions	23
2.2.2 Machine Learning (L'apprentissage automatique).....	27
2.2.3 Fuzzy Logic (Logique floue)	28
2.2.4 Neural Networks (Réseaux de neurones).....	30
2.2.5 Deep Learning (Apprentissage profond)	32
2.2.6 Natural Language Processing (Traitement du langage naturel).....	33
2.2.7 Genetic algorithm (Algorithme génétique).....	34
2.2.8 Big Data and data science (Big Data et science des données).....	35
2.3 Rôle de l'IA dans l'amélioration des performances des projets	35
CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE DE LA RECHERCHE	39
3.1 Méthodologie de la recherche.....	39
3.1.1 Collecte et sélection des données.....	41
3.1.1.1 Établissement des critères d'inclusion et d'exclusion.....	42
3.1.1.2 Processus de sélection des données	43
3.1.2 Analyse des données	49
CHAPITRE 4 RÉSULTATS	50
4.1 Analyse descriptive.....	50
4.1.1 Caractéristiques des articles analysés	50
4.1.1.1 Répartition des articles en fonction des années	50
4.1.1.2 Répartition des études en fonction des pays	51
4.1.1.3 Répartition des études en fonction des domaines	52
4.1.1.4 Répartition des études en fonction des documents par auteur	53
4.1.1.5 Répartition des études par année et par source	54
4.2 Analyse de cooccurrence de mots clés par visualisation réseau et visualisation de densité.....	55
4.3 Analyse des tendances	57

4.4	Carte thématique et clusters (Thematic Map and Clusters).....	59
4.4.1	Carte clusters.....	59
4.4.2	Carte thématique	62
Chapitre 5 : DISCUSSION DES RÉSULTATS, LIMITES, IMPLICATIONS, ET RECOMMANDATIONS ET PERSPECTIVES DE RECHERCHE		65
5.1	Discussion des résultats	65
5.1.1	L'IA dans la gestion des risques et l'atténuation des incertitudes	65
5.1.2	L'IA pour l'estimation des coûts et l'optimisation du budget.....	71
5.1.3	IA pour l'optimisation du calendrier et la prédiction des retards de projet	78
5.1.4	IA pour l'allocation des ressources et l'amélioration de la productivité des projets.....	82
5.1.5	L'IA dans la performance stratégique des projets et le soutien à la décision.....	84
5.1.6	Contributions fondamentales à l'IA dans la recherche sur la performance des projets.....	89
5.2	Limites de l'étude	96
5.3	Implications pratiques.....	97
5.4	Recommandations et perspectives de recherche.....	98
CONCLUSION.....		99
BIBLIOGRAPHIE.....		101

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1: L'établissement des critères d'inclusion et d'exclusion	43
Tableau 2 : Articles sélectionnés	46

LISTE DES FIGURES

Figure 1: Triptyque de performance (<i>Lauras et al., 2010</i>)	19
Figure 2: Processus de sélection des données (méthodologie PRISMA)	44
Figure 3: Documents par an (<i>Scopus</i>)	51
Figure 4 : Top 10 des pays avec plus de documents (<i>Scopus</i>).....	52
Figure 5: Documents par domaine (<i>Scopus</i>)	53
Figure 6 : Documents par auteur (<i>Scopus</i>).....	54
Figure 7: Documents par an et par source (<i>Scopus</i>)	55
Figure 8 : Analyse de cooccurrence de mots clés pour la littérature sur l'IA dans la performance de projet (visualisation réseau) (<i>VOSviewrs</i>).....	55
Figure 9: Analyse de cooccurrence de mots clés pour la littérature sur l'IA dans la performance de projet (visualisation de densité) (<i>VOSviewrs</i>).....	56
Figure 10 : Sujets des tendances (<i>bibliometrix</i>).....	58
Figure 11 : Clusters de documents (<i>bibliometrix</i>)	59
Figure 12 : Carte thématique (<i>bibliometrix</i>)	62

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

Un projet est une entreprise à court terme dont le but est de créer quelque chose d'unique, qu'il s'agisse d'un produit, d'un service ou d'un résultat. Il comporte un début et une fin clairs, des objectifs spécifiques, un budget défini et des ressources désignées. Les projets sont généralement exécutés pour atteindre un résultat souhaité qui contribue aux buts ou objectifs de l'organisation en utilisant des approches de gestion de projet spécifiques. La gestion de projet peut être une profession, un emploi à temps plein, un rôle ou une activité selon le fonctionnement de l'entreprise et le type de projet qu'elle exécute. Parfois, c'est formel avec des responsables spécifiques, ou cela peut être fait par n'importe qui en cas de besoin. La gestion de projet en tant qu'activité elle-même signifie des actions consistant à diriger l'équipe pour découvrir à quoi sert le projet (planification, ordonnancement, collecte des exigences), à guider le projet tout au long de son exécution (communication, prise de décision, stratégies temporelles du projet) et à naviguer et faire avancer le projet jusqu'à sa réussite (leadership, gestion des risques) (Berkun, 2005 ; Sini, H. 2025).

Le succès de toute organisation dépend de sa capacité à réaliser des projets de manière efficiente et efficace. La gestion de projet, l'art de planifier, d'exécuter et de contrôler des projets pour atteindre des objectifs spécifiques, joue un rôle crucial dans la réalisation de ce succès. Cependant, les méthodes traditionnelles de gestion de projet se heurtent souvent à des limites dans la gestion de la complexité toujours croissante des projets. Des ensembles de données volumineux, des défis imprévus et des tâches répétitives peuvent submerger les chefs de projet, entraînant des retards, des dépassements de budget et des échecs de projet (Shoushtari et al., 2024).

Pour répondre à la complexité et aux exigences croissantes de la gestion de projet, les organisations se tournent de plus en plus vers les avancées technologiques, notamment l'IA. L'IA a la capacité de résoudre diverses difficultés liées à la gestion de projets modernes et plus complexes, en offrant des outils qui améliorent les processus de planification, d'exécution et de suivi (Sini, H. 2025).

En outre, on a récemment constaté une augmentation du niveau et de la prévalence de l'intelligence artificielle dans plusieurs secteurs (Wang, 2019 ; Ong, et Uddin, 2020). Cette popularité croissante est plus spécifique au secteur de la gestion de projet et est due aux multiples avantages présents dans ses applications. Certains de ces avantages comprennent et sont associés : soutien, précision, perspicacité et stratégie, élimination des biais informationnels, utilisation de l'intelligence émotionnelle ainsi que de la créativité (Munir, 2019). Constituant une application importante de la science des données, l'IA dialogue étroitement avec les statistiques et intègre la capacité d'utiliser la pensée critique dans les processus décisionnels en posant les bonnes questions et en appliquant les méthodes de prestation appropriées (Rose and Agile, 2016 ; Ong et Uddin, 2020).

Au fil du temps, les applications de l'IA se développent et deviennent de plus en plus raffinées et sophistiquées. Les premières entreprises de recherche sur les applications de l'IA concernaient principalement les informations sur le projet, les tâches du projet, la méthode du chemin critique et la technique d'évaluation et d'examen des programmes (Foster, 1988 ; Levitt et al., 1988). Cependant, sa définition a depuis évolué pour inclure et intégrer l'automatisation.

Sur le site Internet du ministère des Finances de Finlande (2024), l'IA est décrite comme suit :

"L'IA est le terme générique qui inclut un ensemble de diverses technologies et applications, allant de l'analyse de données à l'apprentissage automatique et au traitement du langage naturel. L'IA permet aux machines, appareils, programmes, systèmes et services d'effectuer des tâches de manière intelligente, en s'adaptant à des objectifs et des situations spécifiques. Pour fonctionner de cette façon, l'IA doit reconnaître différents environnements et répondre à des conditions changeantes" (Sini, H. 2025).

En effets, la gestion de projet est une discipline à multiples facettes impliquant une planification, une exécution et un contrôle méticuleux pour obtenir des résultats positifs. Traditionnellement, les chefs de projet s'appuient sur leur expérience, leur intuition et leurs compétences analytiques pour naviguer dans les complexités de la gestion de projet. Cependant, l'avènement de l'IA remodèle fondamentalement la gestion de projet (Ibadildin et al 2025).

L'IA offre des outils informatiques avancés capables d'analyser de grands ensembles de données, de détecter des modèles et de générer des informations prédictives pour améliorer l'exécution et l'efficacité des projets (Vusumuzi Maphosa et Mfowabo Maphosa, 2022 ; Shoushtari et al., 2024).

D'Arco et al. (2019) et Gusti et al. (2024) ont en outre validé l'utilité de l'IA pour optimiser les flux de travail et améliorer l'engagement des employés, qui sont des aspects essentiels des pratiques de gestion modernes. Ces informations s'alignent sur les tendances plus larges de la gestion de projet, où l'IA est de plus en plus reconnue comme un moteur d'innovation et de productivité.

Les organisations qui gèrent des projets sont confrontées au défi récurrent d'identifier, d'analyser, de contrôler et d'évaluer leurs performances pour atteindre leurs objectifs et remplir leurs missions (Bourne et al., 2018). Ce défi est susceptible d'être

encore exacerbé par les effets de la Covid-19, en raison des incertitudes accrues au sein des projets, telles que les interruptions de trésorerie, les retards de calendrier, les restrictions de voyage et les inspections bloquées (Phillips et al., 2022a, 2022b ; Rehman et al., 2021). À cela s'ajoutent les impacts imprévus de la transformation numérique post-Covid-19 en cours (Chaudhuri, 2021) et la poussée vers la neutralité carbone dans la réalisation de projets complexes (Too et al., 2022b). Par conséquent, il est nécessaire d'élaborer des plans et des systèmes plus efficaces pour la gestion des performances des projets. La gestion des performances d'un projet est définie comme une approche de contrôle (Loch et Tapper, 2002 ; Bukoye et al., 2022) et aide les projets à mieux fonctionner (Pesämaa, 2017). Elle est essentielle, par exemple, pour optimiser l'allocation des ressources et soutenir la prise de décision (Berrah et al., 2004), évaluer les performances par rapport aux objectifs stratégiques (Richard et al., 2009) et faciliter la réalisation de projets réussis (Bititci, 2015 ; Bukoye et al., 2022).

L'IA offre une approche révolutionnaire de la gestion de projet. L'IA englobe une gamme de techniques qui permettent aux machines de simuler l'intelligence humaine, d'analyser des données et d'apprendre de l'expérience. En tirant parti de l'IA, les chefs de projet peuvent obtenir des informations précieuses, automatiser des tâches fastidieuses et prendre des décisions basées sur les données, améliorant ainsi les résultats du projet (Shoushtari et al., 2024).

Selon l'enquête Global Artificial Intelligence Innovators, 81 % des entreprises sont touchées par l'IA, et 85 % des PDG pensent que cette technologie transformera la façon dont les affaires seront menées à l'avenir (Skinner, 2021 ; Taboada et al., 2023). Les faits suggèrent que la réussite des projets est intimement liée à la capacité de gestion organisationnelle ; en d'autres termes, plus la capacité est grande, plus le taux de réussite est élevé (Karim et al., 2022). Dans le domaine de gestion de projet, Tariq et

al. (2024) ont démontré qu'un niveau plus élevé de mise en œuvre de l'IA produit de meilleurs résultats en termes d'efficacité, de conformité, de qualité des produits et de réduction des erreurs humaines. Cependant, seulement 23 % des projets dans le monde ont intégré des technologies d'IA, et en Amérique latine, ce chiffre est légèrement plus élevé, à 25 % (Skinner, 2021).

L'évolution rapide de l'IA a eu un impact significatif sur divers secteurs, notamment la gestion de projets. Alors que les organisations accordent de plus en plus la priorité à l'efficacité, à l'optimisation des ressources et à l'atténuation des risques, les outils basés sur l'IA sont apparus comme des solutions transformatrices. Des algorithmes d'apprentissage automatique, la NLP, des analyses prédictives et des systèmes de planification automatisés sont intégrés aux processus de gestion de projet pour améliorer la prise de décision basée sur les données et améliorer les performances globales du projet (Agarwal et al., 2018 ; Benbya et al., 2020 ; Wickert et al., 2021 ; Kiani, A. 2024 ; Ibadildin et al 2025). Ces avancées remodelent les modèles d'exécution de projet traditionnels, permettant une plus grande précision, adaptabilité et efficacité dans la gestion de projets complexes. En effets, les constructions théoriques telles que les réseaux de neurones pour la reconnaissance de formes et l'apprentissage par renforcement pour l'optimisation de la gestion des connaissances contribuent à affiner la planification de projet, la gestion des ressources, l'atténuation des risques et à favoriser la créativité (Khan et al., 2024a, b ; Mbiru et al., 2020 ; Verganti et al., 2020). Par ailleurs, la performance du projet fait référence à la mesure dans laquelle les produits et les résultats du projet satisfont les objectifs budgétaires, les objectifs du calendrier, les spécifications opérationnelles et techniques et, en fin de compte, les besoins commerciaux du client (Popaitoon et Siengthai, 2014 ; Ali et al., 2018).

L'IA a le potentiel de devenir un outil puissant pour les professionnels de projet dans la réalisation de projets. Selon une étude d'APM (2022), l'utilisation de l'IA dans la gestion de projet présente plusieurs avantages, notamment une meilleure prise de décision, une prise en charge améliorée des fonctions de résolution de problèmes et une aide précieuse à la planification de projet. L'étude souligne son utilité spécifiquement dans les projets de grande envergure et complexes. L'importance de la commodité d'utilisation de l'IA a également été soulevée comme un point critique maximisant la grande utilité perçue (Sini, H. 2025).

Malgré les avantages prometteurs de l'IA dans la gestion de projet, plusieurs défis persistent, notamment dans la mise en œuvre pratique de méthodologies basées sur l'IA, l'intégration interdisciplinaire et les considérations éthiques entourant la prise de décision algorithmique. L'essor de la recherche et des applications en matière d'IA, en particulier après 2019, souligne la demande croissante de solutions de gestion de projet basées sur l'IA. Cependant, il manque une analyse bibliométrique complète qui cartographie le paysage mondial de la recherche, identifie les tendances dominantes et met en évidence les lacunes existantes dans l'adoption de l'IA dans la gestion de projet (Ibadildin et al 2025).

Les revues bibliométriques fournissent une approche quantitative pour analyser la grande quantité de littérature dans un domaine spécifique. Ces revues utilisent des méthodes statistiques et informatiques pour cartographier les tendances de la recherche, les modèles de publication et l'impact de divers travaux, auteurs et institutions. Dans le contexte de l'IA dans la gestion de projet, ces revues offrent des informations précieuses sur le développement, les tendances et les travaux influents dans le domaine. En employant diverses techniques bibliométriques, les chercheurs peuvent cartographier le paysage intellectuel, identifier les thèmes et lacunes clés et orienter les futures

orientations de recherche. Alors que l'IA continue d'évoluer et de s'intégrer à la gestion de projet, les revues bibliométriques continues seront cruciales pour comprendre et façonner la trajectoire de ce domaine interdisciplinaire. En outre, les revues bibliométriques peuvent révéler comment les technologies d'IA sont adoptées dans les pratiques de gestion de projet et leur impact sur les résultats du projet. Les revues bibliométriques ont été largement appliquées pour cartographier les paysages de recherche, y compris l'intégration de l'IA dans la gestion de projet. Ces examens donnent un aperçu de l'adoption des technologies d'IA dans la gestion de projet et de leurs effets sur les résultats des projets (Ibadildin et al 2025).

Dans un monde où la gestion de projet devient de plus en plus complexe et exige des performances optimales, les approches traditionnelles montrent souvent leurs limites. L'émergence de l'IA offre de nouvelles perspectives grâce à ses outils avancés, capables d'optimiser les processus, d'améliorer la précision des décisions et de répondre aux défis croissants. Cependant, son impact réel sur les performances en gestion de projet reste insuffisamment exploré. Cette recherche se propose d'examiner de manière systématique les pratiques actuelles et les résultats liés à l'utilisation de l'IA dans ce domaine, en identifiant ses apports, ses limites et les opportunités qu'elle offre pour transformer la gestion de projet.

1.1 Objectif principal

L'objectif principal de cette recherche est d'explorer et d'évaluer les contributions de l'IA à l'amélioration de la performance en gestion de projet, en identifiant les applications, les bénéfices, les limites et les perspectives futures à travers une analyse systématique de la littérature.

1.2 Problématique de recherche

Dans un contexte où la gestion de projet devient de plus en plus complexe et exigeante, les méthodes traditionnelles montrent leurs limites pour répondre efficacement aux attentes de performance. L'IA, avec ses outils et techniques innovants, émerge comme une solution prometteuse. Cependant, il subsiste des interrogations quant à son impact réel : dans quelle mesure l'IA peut-elle transformer et améliorer les domaines de performance en gestion de projet ?

CHAPITRE 2 DÉFINITIONS DES CONCEPTS

2.1 Performance du projet

2.1.1 Gestion des performances du projet

La gestion de la performance, en général, fait référence au processus qui affecte le succès organisationnel en exigeant que les managers collaborent pour définir les attentes, examiner les résultats et récompenser la performance de leurs subordonnés (Van der Waladt, 2012). Lorsqu'elles se concentrent sur le contexte des projets, de nombreuses études ont étudié différentes approches de gestion de la performance (Peṣamaa et al., 2018 ; Charles et al., 2022). Ainsi, les chercheurs ont étudié les effets de la gestion des performances sur la réalisation des projets dans les délais (Cooke-Davies, 2002), le respect des critères de qualité (Davies, 2017), l'augmentation des performances en utilisant les 4C (défi, comparer, consulter et rivaliser) de la meilleure valeur (Bukoye et Mordi, 2013), la satisfaction des attentes des clients (Collins et al., 2017) et le travail dans les limites ou en dessous du budget (Berssaneti et Carvalho, 2015).

L'application de la gestion de la performance des projets doit être de nature holistique, car mesurer la performance de manière isolée peut promouvoir le message selon lequel elle est distincte des principaux objectifs d'une organisation (Jalili, 2019). Par conséquent, une gestion efficace des performances se concentre non seulement sur l'équipe de projet, mais également sur les processus, les systèmes, les budgets, l'efficacité, les spécifications de qualité, les productivités et l'organisation en général (Van der Waladt, 2012 ; Chan et Ejohwomu, 2018).

Des études antérieures ont fait valoir qu'il est statistiquement peu probable que les projets parviennent à atteindre des performances élevées pour diverses raisons,

notamment leur durée prolongée, leur documentation abondante, la complexité de la gouvernance, la coopération ou l'interaction inefficace entre les parties prenantes du projet et les intérêts et compétences conflictuels entre les parties prenantes (Vo et al., 2021 ; Charles et al., 2022). Les projets à grande échelle, en particulier, se caractérisent par une complexité structurelle, ce qui les rend particulièrement sujets aux retards de calendrier (Williams, 2003), et donc plus susceptibles d'échouer (Collins et al., 2017). Pour cette raison, il existe de plus en plus de littérature sur les approches organisationnelles de gestion de la performance des projets, avec des systèmes de contrôle sous la forme d'un « système de systèmes » (Bourne et al., 2018) et l'utilisation de systèmes de mesure de la performance et de modèles de mise en œuvre plus efficaces (Agasisti et al., 2020 ; Bukoye et al., 2022).

Une variété d'outils et de techniques de gestion des performances ont également été abordés dans la littérature, tels que les tableaux de bord prospectifs (Camilleri, 2021), six sigma (Lok et al., 2008) et la fourniture de solutions intégrées (Rajakallio et al., 2017). Récemment, Pesämaa et al. (2018) ont avancé l'approche processus-performance pour explorer comment la correspondance des activités, des ressources et des parties prenantes facilite les résultats du projet. Bien que ces modèles identifient les liens qui déterminent la réussite des projets (Berssaneti et Carvalho, 2015), il est également nécessaire d'explorer la perspective comportementale qui peut améliorer leur efficacité et leur efficacité, c'est-à-dire leur performance (Osipova, 2015 ; Bukoye et al., 2022).

2.1.2 La performance du projet dans la gestion de projet

La performance du projet a fait l'objet de discussions dans la littérature sur la gestion de projet. Selon Carvalho et al. (2015), la vision traditionnelle de la réussite d'un projet est associée à l'atteinte des objectifs de délai, de coût et de qualité (triangle

de fer). Cependant, plusieurs études ont étudié de nouvelles dimensions de la réussite des projets (Carvalho et Rabechini, 2015). Ainsi, il ne semble pas y avoir de définition simple de cette construction, puisqu'elle peut être mesurée différemment dans différents types de projets, depuis différentes perspectives, à différentes étapes et en termes absolus ou relatifs, ce qui en fait une construction multidimensionnelle (Carvalho et al., 2015). Ainsi, les études analysent leur relation avec d'autres construits. Pour Carvalho et Rabechini (2015), même si certaines études ont montré que la gestion des risques a un faible impact sur la performance du projet, d'autres ont suggéré que même des niveaux modérés de planification de la gestion des risques sont suffisants pour réduire les effets négatifs du risque sur la réussite du projet. Ces résultats distincts peuvent s'expliquer par l'approche contingente, dans laquelle le type de projet peut affecter non seulement la performance d'un projet mais également l'efficacité des pratiques de gestion de projet (Favoretto et Carvalho, 2021). Une autre explication des résultats contradictoires est que ces études se concentrent sur la gestion des risques, négligeant les aspects pertinents de la gestion de l'incertitude, tels que les soft skills des parties prenantes du projet, représentées par des compétences comportementales qui incluent des compétences telles que la négociation, le leadership, la gestion des conflits, entre autres (Favoretto et Carvalho, 2021).

La performance d'un projet est généralement évaluée selon que le projet répond à ses normes de portée, de durée et de budget, connues sous le nom de triple contrainte ou triangle de fer (Larson et Gray, 2021 ; Cao et al., 2024). Le triangle de fer a été signalé comme faisant partie intégrante de toutes les approches utilisées pour mesurer la performance des projets (Atkinson, 1999 ; Iermolenko, 2011 ; Albert et al., 2017 ; Cao et al., 2024 ; Jing et al., 2025). À mesure que la base de connaissances évoluait, des cadres plus complets ont été introduits. Ce besoin a obligé le Project Management

Institute à améliorer davantage ce modèle grâce à ses lignes directrices en matière de gestion de projet, intitulées Project Management Body of Knowledge (PMBOK). La directive a ajouté des contraintes supplémentaires concernant la qualité, la gestion des parties prenantes, la gestion des risques, etc. (Fabbro et Tonchia, 2021 ; Obradović, 2018 ; Jing et al., 2025).

Des méthodes de gestion de projet efficaces sont essentielles dans le domaine de performance. Des techniques telles que la réalisation de projets agiles, Lean et intégrées ont été progressivement adoptées pour améliorer les performances des projets (Forbes et Ahmed, 2020). Les méthodologies agiles, bien que plus courantes dans le développement de logiciels, ont trouvé des applications dans la construction en raison de leur flexibilité et de leur méthode itérative (Abrahamsson et al., 2017 ; Al-Saqqa et al., 2020 ; Jing et al., 2025).

Malgré les systèmes sophistiqués couramment appliqués pour gérer la performance des projets, de nombreux projets ont encore du mal à produire les résultats escomptés (Bourne et al., 2018). Cela peut être attribué aux limitations cognitives des humains lors de la prise de décisions concernant la gestion des organisations (Thaler et Sunstein, 2008) et des projets. Reconnaître que les humains sont limités dans leurs processus de prise de décision et dans leurs choix nécessite un changement de paradigme dans les perspectives des chefs de projet en matière de prise de décision (Kahneman, 2003 ; Unuafé et al., 2016) s'ils veulent améliorer les performances de leurs équipes. Cependant, il existe des tensions croissantes entre les estimations de la bonne ou de la mauvaise performance des projets et les raisons pour lesquelles les mesures de performance sont (non) respectées (Wang et Pitsis, 2020), ce qui rend la gestion de la performance des projets une tâche difficile. Plus précisément, une focalisation manifeste sur les mesures de performance, même si elle est bien articulée

en tant qu'approche directrice ou système de contrôle de projet, peut créer des tensions au sein des pratiques de gestion de projet et de l'équipe de projet. Cela est dû au défi de déterminer ce qui doit être fait ou atteint dans un projet pour améliorer ou atteindre la performance (Atkinson, 1999). Dans de tels cas, on peut s'attendre à ce que la performance du projet soit mesurée, mais des études (Bititci, 2015) ont montré que cela peut être contre-productif (Bukoye et al., 2022).

2.1.3 Méthodes d'évaluation et mesures de la performance du projet

Les études existantes sur l'évaluation des performances des projets ont utilisé diverses méthodes qui dépendent de divers ensembles de mesures et de facteurs d'évaluation. Par exemple, la gestion de la valeur acquise (EVM) est une méthode traditionnelle dans le contexte de la gestion de projet qui permet aux chefs de programme, aux chefs de projet et à d'autres parties prenantes de haut niveau d'évaluer et de visualiser l'état d'un projet pendant son cycle de vie (Salari et Khamooshi, 2016). La prise de décision multicritère est une autre technique pour évaluer la performance globale des projets ; cette technique a été utilisée pour regrouper plusieurs critères de performance dans différents contextes d'application (Pillai et al., 2002 ; Marques et al. 2011 ; Barfod 2012). Pour évaluer l'efficacité relative des performances des projets terminés, l'analyse par enveloppement des données (DEA) a été largement utilisée comme technique de mesure des performances qui intègre des variables d'impact sur les entrées et les sorties (Linton et Cook, 1998 ; Busby et Williamson, 2000 ; Verma et Sinha, 2002 ; Revilla et al., 2003 ; Stensrud et Myrtveit, 2003 ; Eilat et al., 2006 ; Farris et al., 2006 ; Vitner et al., 2006 ; Eilat et al., 2008 ; Cao et Hoffman, 2011).

Ces approches traditionnelles ne sont peut-être pas suffisamment efficaces pour refléter toutes les dimensions des projets. Par exemple, la technique EVM est basée uniquement sur l'écart de coût et l'écart de calendrier des projets ; il existe de

nombreuses autres dimensions qui peuvent affecter directement ou indirectement la performance du projet. Selon Marques et al. (2011), dans un contexte de gestion de projet, de nouvelles méthodes sont nécessaires pour prédire la performance d'un projet en fonction de différents critères multiples. Bien que les méthodes de prise de décision multicritères prennent en compte plusieurs critères pour évaluer la performance des projets, ces critères sont basés sur les préférences des décideurs qui peuvent être subjectives (Sabahi et Parast, 2020). De plus, ces méthodes reposent sur la fourniture de certaines décisions potentielles et la sélection de la meilleure décision fournie. Cependant, étant donné que les décisions potentielles sont prises par les décideurs, elles peuvent ne pas englober toutes les options et tous les critères possibles. Il existe également des lacunes associées aux méthodes de DEA, car les techniques DEA sont basées sur une approche d'analyse comparative. Une décision possible ou un critère qui fonctionne bien pour un projet peut ne pas être compatible avec un autre projet car chaque projet a ses caractéristiques uniques (Sabahi et Parast, 2020).

Pour répondre à ces défis, les systèmes de mesure des performances tels que le tableau de bord prospectif offrent un moyen complet d'évaluer les performances d'un projet sous plusieurs angles (Kaplan et Norton, 1992 ; Zizlavsky, 2014 ; Frederico et al., 2021). Kaplan et Norton (1992) ont introduit le tableau de bord équilibré pour offrir une perspective équilibrée en incluant les points de vue financier, client, processus interne et apprentissage (Jing et al., 2025).

En effets, Les mesures de performance du projet incluent la qualité, la satisfaction du client et l'atteinte des résultats escomptés, selon une définition plus récente de la performance du projet du Project Management Institute (PMI, 2021 ; Mariam et al., 2022 ; Cao et al., 2024).

2.1.4 Dimensions de la performance du projet

Un projet est unique et limité dans le temps. Les projets ont un contenu et une portée uniques. Chaque projet diffère des autres en ce qui concerne ses objectifs, ses activités (tâches), ses ressources et ses livrables. Selon Angus et al. (2005), différentes définitions de projet pourraient justifier des critères de succès différents. En d'autres termes, le Triangle de Fer n'est pas suffisant pour couvrir toutes les particularités de chaque projet. Donc, chaque chef de projet doit développer sa gamme d'indicateurs clés de performance (KPI).

Selon Swink et al. (2006), l'efficacité d'un projet est la mesure dans laquelle les gestionnaires du projet utilisent des techniques qui améliorent l'efficacité de l'exécution du projet. Les facteurs critiques de succès peuvent être décrits comme des caractéristiques, des conditions ou des variables qui peuvent avoir un impact significatif sur le succès du projet lorsqu'ils sont correctement soutenus, entretenus ou gérés (Milosevic et Patanakul, 2005). Dweiri et Kablan (2006) affirment que les mesures et outils standard de gestion des performances ont un impact sur la méthodologie standard de gestion des performances, qui à son tour influence le succès du projet. Atkinson (1999) montre que l'utilisation du Triangle de Fer comme critère de réussite n'est pas optimale. Il manque quelque chose ; le système n'est pas aussi bon qu'il pourrait l'être. De nombreux auteurs, comme Grey (1995) ou Pritchard (2015), préconisent l'utilisation d'un rapport d'évaluation des risques pour compléter un système de gestion de la performance d'un projet. Ce rapport fournit les informations nécessaires pour démarrer toute action visant à corriger les problèmes potentiels.

Dweiri et Kablan (2006) montrent que les activités de gestion de projet utilisant uniquement des mesures de temps, de coût ou de qualité peuvent passer à travers les lacunes. Par conséquent, les domaines couverts par la gestion de la performance doivent

être les plus complets possibles. Le PMBOK propose neuf domaines essentiels de connaissances et de gestion pour décrire la gestion de projet (Guide, PMBOK, 2008). Une dimension complète de gestion de projet est définie : intégration, périmètre, délais, coût, qualité, ressources humaines, communication, risques et achats.

2.1.4.1 Agrégation et besoins des parties prenantes en termes de performance du projet

Chaque KPI doit être examiné séparément, puis dans des groupes d'indicateurs associés (Pritchard et PMP, 2014). Les analystes tels que le chef de projet, le chef de tâche ou le cadre supérieur doivent considérer simultanément tous ces facteurs.

2.1.4.1.1 Des systèmes de mesure disparates

Dweiri et Kablan (2006) notent que des systèmes de mesure disparates peuvent aboutir à des cadres de mesure des performances superflus et incompatibles. Il est nécessaire que les chefs de projet quantifient les performances dans leur ensemble et soient capables d'analyser différentes mesures à différents niveaux de détail et dans le temps. Par conséquent, toute évaluation de la performance d'un projet suppose la nécessité d'analyser les mesures prises, quelles qu'en soient les dimensions. Il s'agit de considérer l'impact de chaque composante d'une performance.

Certains auteurs, comme Dai et Wells (2004), développent un consensus pour déterminer l'échec d'un projet plutôt que de considérer les multiples dimensions pour évaluer la performance du projet. Comme la majorité des outils de mesure de la performance des projets existants se concentrent sur les aspects financiers, tels que le retour sur investissement et le profit par unité, ils ont fait valoir que les paramètres financiers sont utiles, mais qu'il existe des insuffisances, telles que des mesures en retard, un manque d'orientation stratégique et une incapacité à fournir des données sur la

qualité, les relations et l'environnement (Cheung et al., 2004). De plus, ils ne permettent pas de produire des indicateurs agrégés pour piloter les projets. En effet, comme le souligne Clivillé (2004), dès que les managers utilisent plus d'un KPI, des problèmes de comparaison et d'agrégation des expressions de performance vont exister. Ainsi, ils doivent s'assurer que :

- ❖ Les expressions sont interprétables de la même manière par l'ensemble du système de contrôle : commensurabilité ;
- ❖ Les opérations mathématiques effectuées sur ces expressions sont cohérentes : sens

2.1.4.1.2 Différents points de vue sur la performance du projet

Rosenau et Githens (2011) soulignent la tendance des chefs de projet à essayer de faire circuler un seul rapport entre de nombreux destinataires différents. Ils expliquent qu'il s'agit d'une erreur dans la mesure où la haute direction recherchera des données récapitulatives et prévisionnelles, tandis que les cadres intermédiaires rechercheront des informations plus spécifiques et adaptées sur les détails opérationnels. Ils soulignent la nécessité de disposer d'un système de KPI permettant une visibilité des performances à différents niveaux ainsi que d'assurer la cohérence entre ces vues. Milosevic et Patanakul (2005) affirment que les mesures de réussite d'un projet doivent inclure la diversité des intérêts des parties prenantes. C'est l'intérêt principal de l'agrégation d'indicateurs : fournir une vision immédiate et globale du projet interprétable par une entité non familiarisée avec le détail des activités.

2.1.4.2 Analyse de la performance du projet en tant qu'analyse des processus métier

L'organisation internationale de normalisation (ISO, 2003) définit un projet comme « un processus unique, consistant en un ensemble d'activités coordonnées et contrôlées avec des dates de début et de fin, entreprises pour atteindre un objectif conforme à des exigences spécifiques ». Cette définition assimile les projets aux processus métiers. De ce point de vue, nous pouvons associer la gestion de projet à la gestion des processus métiers (Business Process Management). Cela permet d'étendre les systèmes de mesure de la performance (Performance Measurement Systems) des processus métier standard à la gestion de projet. Un grand nombre de ces normes concernent les mesures nécessaires pour capturer les caractéristiques pertinentes des activités qui composent les processus métier. On peut citer le système holistique de mesure de la performance des processus, le système intégré de mesure dynamique de la performance, la valeur ajoutée acquise, l'approche de Fraunhofer ou, plus fondamentalement, le modèle de référence des coûts/gestion basé sur les activités et des opérations de la chaîne d'approvisionnement (Bourne et al., 2003). Selon cette idée, les tâches du projet doivent être assimilées à des activités de processus métier. Chaque tâche peut être décrite en conséquence comme entrée(s), sortie(s), ressource(s) et contrôle(s).

Enfin, les systèmes de mesure de la performance peuvent être définis comme l'ensemble de mesures, ou mesures de performance, utilisées pour quantifier à la fois l'efficacité et l'efficacités des actions (Neely et al., 2005). L'évaluation des performances suppose la nécessité de disposer d'outils pour analyser les mesures prises selon ces deux dimensions d'efficacité et d'efficacités. Il s'agit de considérer l'impact de chaque composante de la performance. Fondamentalement, l'analyse de la gestion des processus métiers ajoute un troisième élément : la pertinence. L'analyse des performances pourrait alors être réalisée avec une approche basée sur la pertinence, l'efficacités et l'efficacité

(REE) (Jacot, 1990 ; Lauras et al., 2011). REE compare les Objectifs – Résultats – Ressources d'une activité commerciale (dans notre cas, une tâche de projet) et comprend un triptyque visant à décrire la performance d'une activité (Figure 1) (Lauras et al., 2010). L'efficacité mesure si les résultats de l'activité répondent aux objectifs. L'efficience exprime si les ressources ont été bien utilisées pour atteindre les résultats. La pertinence mesure l'adéquation des moyens aux objectifs (Lauras et al. 2011).

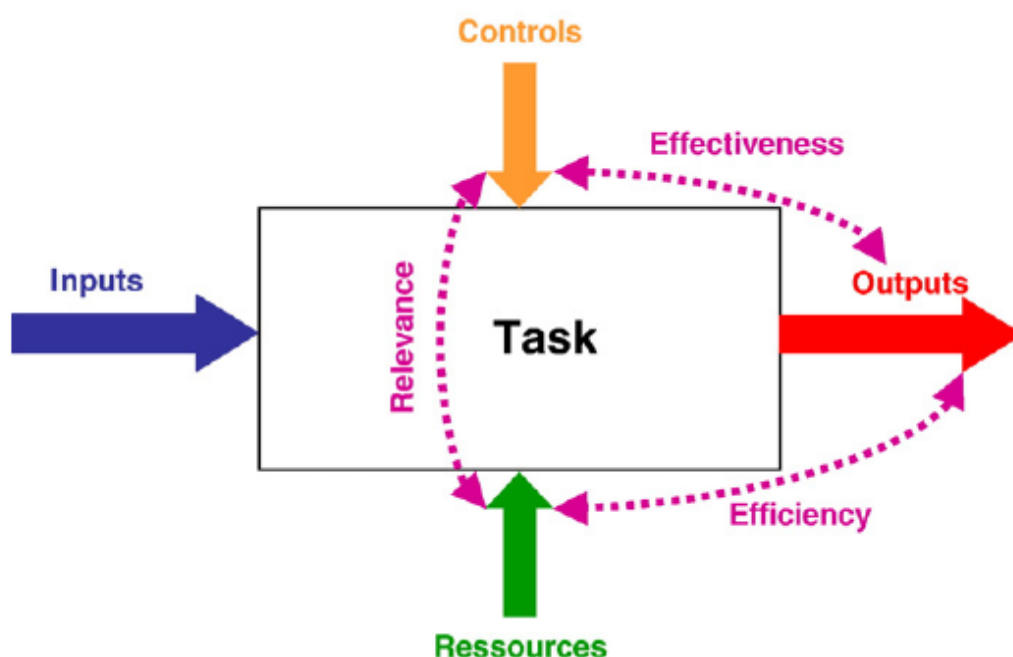


Figure 1: Triptyque de performance (Lauras et al., 2010)

2.1.5 Déterminants de la performance du projet : illustration par les facteurs de succès

Depuis les années 1960, les chercheurs en gestion de projet tentent de trouver les facteurs qui déterminent le succès d'un projet (Cooke-Davis, 2002). Baker et al. (1974) ont ajouté la question de la satisfaction du client au triangle traditionnel des critères de réussite d'un projet : coût, délai et qualité. Les critères de réussite du projet sont donc devenus un carré de critères (Ika, 2009) : coût, délai, qualité et satisfaction du client. Ensuite, d'autres auteurs comme Shenhar et al. (1997), Baccarini (1999) et Lim et

Mohamed (1999) ont ajouté davantage de critères aux critères de réussite traditionnels, notamment la reconnaissance des objectifs stratégiques de l'organisation cliente qui a lancé le projet, la satisfaction de l'utilisateur final et la satisfaction des parties prenantes. Même si la littérature s'accorde généralement sur la mesure des critères de réussite, ces critères ont été largement critiqués notamment dans le cadre de projets complexes (Rezvani et al., 2016). En effet, ces critères ont tendance à s'appuyer sur des constructions à courte vue qui ne reflètent pas l'expérience acquise dans le cadre de grands projets complexes (Toor et Ogunlana, 2010). De plus, ces critères ne parviennent pas à aborder des éléments plus étendus tels que les compétences comportementales ou les critères objectifs de gestion stratégique (Jugdev et Moller, 2006). Dans les années 1990, des auteurs ont commencé à mener des études démontrant que la réussite d'un projet est un contexte multidimensionnel et que, par conséquent, les nouveaux modèles de gestion de la performance des projets devraient refléter le caractère multidimensionnel d'un projet (Todorovic et al., 2015). Dans cette vision, plus centrée sur les personnes, le succès est estimé par les compétences comportementales et interpersonnelles des équipes de projet ainsi que par la satisfaction des parties prenantes et des clients (Pinto, 1990 ; Jugdev et Müller, 2005 ; Mazur et al., 2014). Bryde (2005) démontre que la détermination d'indicateurs clés de performance sans respect pour l'équipe de projet et l'environnement organisationnel dans lequel le projet est mis en œuvre peut conduire à de sérieux obstacles à l'amélioration de la performance d'un projet. Telles sont les raisons qui nécessitent de considérer les facteurs de succès.

Les facteurs de réussite sont des mesures liées à un système de gestion qui ont un impact direct ou indirect sur la réussite d'un projet (Wit, 1988). Les facteurs de réussite se concentrent sur des questions « douces » (Rezvani et al., 2016), telles que les compétences comportementales d'une équipe de projet et la satisfaction des parties

prenantes et des clients ; par conséquent, les facteurs de réussite démontrent une manière plus réaliste et dynamique de gérer la réussite du projet (Pinto, 1990 ; Jugdev et Müller, 2005). La recherche sur les facteurs critiques de succès a commencé en se concentrant sur diverses caractéristiques du contrôle de projet. Baker et al. (1974) ont recommandé de remplacer le triangle coût, délai et qualité par une mesure appelée « succès perçu ». Plus tard, Slevin et Pinto (1986) ont proposé une base scientifique pour la réussite du projet qui est gérable par l'équipe du projet (Ika, 2009). Cette base scientifique pour le succès du projet comprend dix facteurs critiques de réussite : la mission du projet, le soutien de la haute direction, les calendriers/plans du projet, la consultation du client, le personnel, les tâches techniques, l'acceptation du client, le suivi et les commentaires, le dépannage et la communication. Cette liste a ensuite été étendue par Pinto et Slevin (1988) avec quatre facteurs supplémentaires : les caractéristiques du chef d'équipe du projet, le pouvoir et la politique, les événements environnementaux et l'urgence. Les listes des facteurs critiques de succès les plus répétés ont été présentées par Cooke-Davis (2002), Jugdev et Müller (2005), Fortune et White (2006) et Ika et al. (2012). Cependant, la conclusion générale est qu'il n'existe pas de liste de facteurs critiques de réussite valable pour tous les projets (Todorovic et al., 2015).

De nombreux autres facteurs et cadres de réussite ont été proposés par différents auteurs ; les compétences comportementales et les traits de personnalité des individus qui réalisent le projet sont l'un de ces facteurs de réussite. Il est de plus en plus admis que ce sont les individus qui réalisent les projets, et non les systèmes ou les procédures (Cooke-Davis, 2002). Comme le dit le titre de l'article de Lechler (1998) : « Lorsqu'il s'agit de gestion de projet, ce sont les gens qui comptent ».

L'un des nombreux facteurs de réussite qui contribuent au succès d'un projet est l'orientation entrepreneuriale des individus. Une étude récente de Martens et al. (2018), à partir d'une enquête menée auprès des chefs de projet dans des organisations brésiliennes, ont montré que l'orientation entrepreneuriale explique 20 % des effets sur la réussite du projet. Ahmed et al. (2014) ont utilisé des données collectées auprès d'entreprises informatiques pour démontrer que la présence d'entrepreneurs parmi les membres de l'équipe améliore la performance du projet. De plus, en collectant des données auprès des chefs de projet sur le marché brésilien du logiciel, Martes et al. (2015) ont montré qu'il existe une relation positive entre la gestion de projet et l'orientation entrepreneuriale à travers l'intégration, la portée, le temps, le coût, la qualité, les ressources humaines, les communications, les risques et la gestion des achats. Comme le montrent tous ces exemples, l'impact de l'orientation entrepreneuriale sur la performance des projets ne se limite pas aux projets d'entrepreneuriat ; tout projet peut bénéficier des compétences en entrepreneuriat (Sabahi et al. 2020).

Outre l'impact direct de l'orientation entrepreneuriale des individus sur la réussite du projet, il existe des preuves dans la littérature montrant l'impact positif des différentes dimensions de l'orientation entrepreneuriale sur la réussite du projet. Par exemple, dans une étude de Vezzoni et al. (2013) qui visaient à identifier les facteurs de réussite du projet, l'un des facteurs les plus importants améliorant la réussite du projet a été identifié comme la préparation à affronter les risques, qui pourraient être liés aux dimensions de prise de risque de l'orientation entrepreneuriale. Il a également été démontré que la capacité d'innovation, qui constitue une autre dimension de l'orientation entrepreneuriale, contribue au succès des projets à long terme (Biedenbach et Müller, 2012). Les équipes ont souvent besoin d'innovation pour réussir un projet, et

un environnement d'équipe positif pour l'innovation se traduit par de meilleures performances de projet : les équipes qui ont une orientation positive vers l'innovation sont capables de mener à bien leurs projets plus rapidement que les équipes qui ne l'ont pas (Pirola-Merlo, 2010). Une autre dimension de l'orientation entrepreneuriale est la proactivité.

Kerzner (2004) souligne la proactivité comme quelque chose attendu des chefs de projet et qui peut contribuer aux réalisations du projet. En outre, l'auto-efficacité, qui est liée à l'orientation vers l'attitude entrepreneuriale, a été identifiée dans la littérature sur la gestion de projet comme ayant une influence potentielle sur plusieurs aspects de la performance du projet (Dainty et al., 2003), de l'engagement envers le projet (Jani, 2011) et du partage des connaissances (Lin et Huang, 2010). En conséquence, il existe suffisamment de preuves dans la littérature sur la gestion de projet pour montrer qu'il existe une relation positive entre l'orientation entrepreneuriale et la réussite du projet (Sabahi et al. 2020).

2.2 L'intelligence artificielle

2.2.1 Définitions

Depuis les années 1950, lorsque McCarthy a introduit le terme « Intelligence Artificielle », le domaine de l'IA s'est développé selon deux dimensions : des approches centrées sur l'humain et rationalistes. Les approches centrées sur l'humain impliquent des hypothèses et une validation expérimentale, faisant partie de la science empirique (Bellman, 1978 ; Haugeland, 1989 ; Kurzweil, 1990 ; Rich et Knight, 1991). À leur tour, les approches rationalistes combinent l'ingénierie et les mathématiques (Winston, 1970 ; Charniak et McDermott, 1985 ; Schalkoff, 1990 ; Borges et al 2021).

Aux débuts de l'IA, le défi majeur était (et est toujours) d'effectuer des tâches facilement résolues par un être humain, mais difficiles à décrire formellement en termes de règles mathématiques (Abramson et al. 1963 ; Goodfellow et al. 2016 ; Borges et al 2021).

La difficulté d'expliquer ce type de tâche en définissant des règles indiquait que les techniques d'IA devaient être capables d'extraire des modèles à partir de données et d'acquérir leurs propres connaissances (Abramson et al., 1963 ; Goodfellow et al., 2016 ; Michie, 1968 ; Solomonoff, 1985). Cette capacité est connue sous le nom d'apprentissage automatique (Goodfellow et al., 2016), qui permet aux applications informatiques de détecter automatiquement des modèles dans les données et d'agir sans être explicitement programmées (Murphy, 2012). Ainsi, le domaine de l'IA a progressé non seulement dans le sens de règles de processus précédemment définies par les êtres humains pour simuler le comportement humain afin de prendre des décisions (comme dans les algorithmes classiques de l'IA), mais également dans le but d'imiter l'apprentissage humain (Borges et al 2021).

De plus, en raison de la courte durée de vie de l'intelligence artificielle, la définition de l'IA a fait l'objet de nombreux débats parmi les chercheurs. Il existe de nombreuses définitions de l'IA dans la littérature publiée tendant à refléter les spécialisations des chercheurs et leurs intérêts. De plus, tous tentent d'expliquer le concept d'intelligence artificielle dans le contexte de l'IA, afin d'offrir une large gamme de technologies qui améliorent la performance et l'interaction avec les organisations (Ransbotham et al., (2017) ; Fewings et Henjewe, (2019) ; Darko et al., (2020) ; Alshaikhi, et Khayyat, 2021).

Selon Nilsson, (2009) l'intelligence artificielle est une branche du domaine informatique. Différents scientifiques tentent d'améliorer et de renforcer l'intelligence

dans le domaine des systèmes informatiques. Cependant, l'IA n'est pas un concept nouveau. Avec l'émergence des ordinateurs électriques à la fin des années 40 et au début des années 50, de nouveaux concepts sont apparus « électroniques » ou « numériques » (Alshaikhi et Khayyat, 2021).

Selon B. Moore, (2020) l'IA est définie comme « applique des techniques avancées d'analyse et de logique, y compris Le ML, pour interpréter les événements, prendre en charge et automatiser les décisions et prendre des mesures ». Le dictionnaire anglais Oxford Living Dictionary fournit une explication de l'IA et suggère que « la théorie et le développement de systèmes informatiques capables d'effectuer des tâches nécessitant normalement l'intelligence humaine, telles que la perception visuelle, la reconnaissance vocale, la prise de décision et la traduction entre les langues ». (Alshaikhi, A., et Khayyat, M. 2021)

D'un autre côté, d'un point de vue commercial, Finlay, (2018) dans son livre intitulé « *Artificial Intelligence and Machine Learning for Business* » a défini l'IA comme « ... la réplique des capacités humaines d'analyse et/ou de prise de décision ». Ema et al., (2016) ont introduit une autre définition de l'IA, qui est définie comme « des machines et des systèmes intellectuels capables de détecter automatiquement les situations ou les attentes des gens et d'offrir les informations nécessaires avant qu'elles ne soient requises ».

L'IA est définie de différentes manières. Merilehto (2018) décrit l'IA comme une exécution de tâches par une machine qui peut être considérée comme des actions intelligentes comme celles exécutées par les humains. Il affirme également que les capacités de l'IA ne se limitent pas au niveau des capacités humaines (Sini, H. 2025).

Overton (2018) reconnaît qu'il n'existe pas de définition universellement acceptée de l'IA, mais la meilleure description, sans la compliquer avec des détails

techniques ni faire de grandes promesses, est la suivante : L'IA est tout programme qui fait quelque chose que nous considérerions comme intelligent chez l'homme.

L'IA reproduit les connaissances humaines pour automatiser et accélérer les tâches traditionnellement effectuées à l'aide de l'intelligence naturelle (Rodríguez et al 2025). Les systèmes d'IA comprennent trois composants logiciels principaux : une base de données, un système expert et un module de traitement des résultats (Radhakrishnan et Jaurez, 2021). La base de données constitue l'élément fondamental, construit à partir d'informations recueillies lors de projets similaires et essentiel à toute initiative d'IA. Le système expert agit comme moteur principal, traitant ces données via des algorithmes intégrés. Enfin, le module de traitement des résultats présente les résultats à l'utilisateur ou les archive dans le système de prédiction.

Historiquement, quatre perspectives de l'IA ont été suivies (Russell et Norvig, 2016) et disposées selon deux dimensions : la pensée (concernant les processus de pensée et le raisonnement) et l'action (abordant le comportement). De plus, deux philosophies différentes peuvent être suivies : une approche centrée sur l'humain qui implique des observations et des hypothèses sur le comportement humain ou une approche rationaliste, à savoir une combinaison de mathématiques et d'ingénierie (Taboada et al. 2023). Grâce à son potentiel, l'IA peut être utilisée à d'innombrables fins et domaines tels que la santé (Frazer et al., 2021), la sécurité internationale (Agarwala et Chaudhary, 2021), la banque et la finance (Warin et Stojkov, 2021), la sécurité des réseaux (Thakkar et Lohiya, 2022) ou la gestion de projet. Pour cette raison, il existe un certain nombre de techniques qui contribuent à l'écosystème de l'IA.

Ensuite, une description des principales techniques est fournie : machine learning (L'apprentissage automatique), Fuzzy Logic (Logique floue), Neural Networks (Réseaux de neurones), Deep Learning (Apprentissage profond), Natural Language

Processing (Traitement du langage naturel), Genetic algorithm (Algorithme génétique) et Big Data and data science (Big Data et science des données).

2.2.2 Machine Learning (L'apprentissage automatique)

L'apprentissage automatique (ML) est une branche de l'IA qui améliore continuellement les modèles à l'aide de données et d'algorithmes, optimisant ainsi les prédictions. Basé sur des processus mathématiques et statistiques, le ML détecte des modèles dans les données, qui sont ensuite utilisés pour générer des prédictions de plus en plus précises basées sur des données historiques et nouvelles (Rodríguez et al. 2025). Il existe une large gamme d'algorithmes de ML tels que Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM), Decision Trees et k-means (Taboada, et al. 2023).

Une définition largement utilisée de l'apprentissage automatique est fournie par Mitchell (1997) : « On dit qu'un programme informatique apprend de l'expérience E en ce qui concerne une certaine classe de tâches T et une mesure de performance P, si sa performance aux tâches de T, telle que mesurée par P, s'améliore avec l'expérience E ».

Le ML peut être classé en trois types en fonction du problème à résoudre et des données disponibles (Janiesch et al., 2021) :

- ❖ L'apprentissage supervisé nécessite un ensemble de données de formation qui comprend à la fois des instances d'entrée et des valeurs de sortie étiquetées, c'est à dire l'apprentissage supervisé (Kotsiantis, 2007 ; Zhang et Tsai, 2007) est utilisée lorsque des données d'entraînement et des réponses correctes sont données aux algorithmes. Le résultat des algorithmes serait d'apprendre les données d'entraînement et de prédire les réponses des données invisibles (Sabahi et Parast 2020).

- ❖ L'apprentissage non supervisé est utilisé lorsqu'il n'y a pas de données d'entraînement et par conséquent, il n'y a pas de réponses correctes et vues. Dans ce

cas, les algorithmes doivent apprendre les données et tenter de trouver des modèles cachés (recherche des modèles dans des données non étiquetées) (Celebi et Aydin, 2016).

❖ Dans un système d'apprentissage par renforcement, les paires d'entrées et de sorties ne sont pas fournies. Au lieu de cela, l'état actuel du système est défini, un objectif est spécifié et un ensemble d'actions autorisées dans le cadre des contraintes environnementales est décrit. Le modèle de ML apprend en essayant différentes actions et en trouvant ce qui fonctionne le mieux pour atteindre l'objectif.

Le ML devient un outil important dans la gestion de projet en améliorant des tâches telles que la planification, la prévision et l'évaluation des risques. Il analyse les données des projets antérieurs pour prévoir les retards, estimer les besoins en ressources et identifier les risques potentiels. En reconnaissant les modèles, le ML peut suggérer des moyens plus efficaces de gérer les tâches et les ressources. Cela conduit à une meilleure planification, un suivi en temps réel et une prise de décision plus rapide, aidant les chefs de projet à anticiper les problèmes et à réaliser les projets plus facilement (Uddin et al., (2022) ; Sini, H. (2025)).

2.2.3 Fuzzy Logic (Logique floue)

Fuzzy Logic (FL) a été développé pour la première fois par Zadeh, dans les années 1960, pour représenter des informations incertaines et imprécises (Zadeh 1965). Au sens large, FL est synonyme de théorie des ensembles flous ; c'est-à-dire la théorie des classes aux frontières floues. Au sens étroit, FL est un système logique destiné à servir de logique de raisonnement approximatif (Zadeh 1994). Les systèmes de FL simulent le processus décisionnel humain de haut niveau, qui vise à modéliser les modes de raisonnement imprécis pour prendre des décisions rationnelles dans un environnement d'incertitude et d'imprécision. En général, les systèmes de FL

contiennent quatre composants principaux : le fuzzifier, le moteur d'inférence, la base de règles et le défuzzifier (Klir et Yuan 1995 ; Ko et al. 2007 ; Cheng et al 2009).

D'après Taboada et al., 2023, les systèmes experts sont généralement constitués d'au moins deux parties : un moteur d'inférence, qui est le cerveau du système et a pour objectif d'obtenir des connaissances pertinentes, de les comprendre et de trouver une solution experte, et une base de connaissances, où la connaissance d'un certain domaine est placée sous forme de règles et de faits. Autrement dit, un système expert flou utilise un ensemble de fonctions et de règles d'appartenance floues pour raisonner sur les données (Taboada et al., 2023).

En détail, la FL est une théorie mathématique formelle pour la représentation de l'incertitude et étend la logique booléenne en utilisant toutes les réponses possibles entre 0 et 1 pour le raisonnement et la prise de décision. Contrairement à la théorie probabiliste, la logique floue modélise l'incertitude de la définition de l'événement, et non l'incertitude de savoir si un certain événement se produira ou non. Une application courante de la logique floue est celle des systèmes experts (Jackson, P. 1986 ; Taboada et al., 2023).

Par ailleurs, la FL a gagné en popularité ces derniers temps en tant que technique judicieuse permettant d'améliorer la précision de l'estimation des variables dans n'importe quel processus. Dans les activités de gestion de projet, ces variables vont de l'estimation du coût du logiciel à la planification des activités pour un projet logiciel. La FL s'est avérée être une technique d'estimation appropriée pour traiter des données numériques précises et des connaissances linguistiques (Mendel, J. M. 1995). Il est extrêmement difficile d'énumérer les connaissances linguistiques à l'aide de mathématiques conventionnelles telles que les règles, les informations d'experts et les exigences de conception. Les ensembles flous sont définis mathématiquement par

l'attribution d'une valeur à chaque variable de l'univers du discours qui représente le degré d'appartenance à l'ensemble flou, comme indiqué par la fonction d'appartenance. Une limitation courante de la FL est que la méthode la plus largement utilisée pour développer des fonctions d'adhésion est la force brute (Machacha et Bhattacharya (2000) ; Siwani, I., et Capretz, M. 2004).

2.2.4 Neural Networks (Réseaux de neurones)

Réseaux de neurones (NN) : Les réseaux de neurones artificiels (ANN), également appelés NN, sont des systèmes informatiques inspirés des NN biologiques qui constituent le cerveau humain. En outre, Le concept d'ANN est né de la modélisation du cerveau dans les années 1950 (Ko et al. 2007). Les NN sont des processeurs massivement distribués en parallèle, constitués d'unités de traitement simples (neurones), qui effectuent des calculs et stockent des connaissances (Haykin 1999). Puisque le cerveau est robuste, tolérant aux pannes, hautement parallèle et capable de traiter des informations bruitées, la modélisation des fonctions cérébrales constitue une approche alternative aux méthodes conventionnelles (Aggarwal et Song 1997 ; Ko et al. 2007).

Les NN sont basés sur des nœuds qui modélisent les neurones d'un cerveau biologique. Ces nœuds sont connectés à l'aide de synapses pour transmettre des informations entre eux. Les NN sont également formés pour effectuer des tâches qui ne sont pas explicitement programmées pour être exécutées (Taboada et al. 2023).

Parce que les NN imitent le cerveau humain en termes d'apprentissage, de rappel et de généralisation, ils sont généralement conçus pour résoudre des problèmes non linéaires ou mal structurés (Haykin 1999). Le cerveau humain est robuste, tolérant aux pannes, hautement parallèle et capable de gérer les informations avec du bruit. La modélisation ainsi que le cerveau le font, c'est ce que certaines approches de l'IA tentent

d'accomplir. Un modèle NN fréquemment utilisé est l'apprentissage du perceptron multicouche avec rétro-propagation des erreurs. Cependant, une topologie et des paramètres NN appropriés sont essentiels pour une évaluation précise du problème. Comme la topologie de réseau optimale est fortement orientée vers les problèmes, une évaluation avec un haut degré de précision est difficile à réaliser (Liatsis et Goulermas 1995). De plus, certaines applications du monde réel sont entravées par le manque de techniques de formation capables de trouver de manière fiable un ensemble optimal de poids global (Jagielska 1999).

Ces dernières années, la technique des ANN est devenue une méthode populaire pour analyser les données liées aux contextes organisationnels (Minbashian et al., 2010). Cette technique a été largement appliquée à la recherche comportementale dans les organisations (Scarborough et Somers, 2006). Par exemple, Somers (2001) et Somers et Casal (2009) ont appliqué des réseaux de neurones pour étudier la relation entre les attitudes au travail et le rendement au travail. De même, Palocsay et White (2004) ont utilisé un réseau neuronal pour étudier les relations entre les dimensions de la culture et les perceptions de justice organisationnelle. Comme autre exemple, Minbashian et al. (2010) ont appliqué un réseau neuronal dans le contexte de recherches sur la personnalité et la performance au travail. Les résultats de toutes ces études suggèrent que les NN fonctionnent au moins aussi bien, sinon mieux, que les techniques traditionnelles et, dans certains cas, conduisent à une compréhension intuitive qui ne serait pas détectée autrement (Sabahi et Parast, 2020). En effets, les NN permettent aux chercheurs de capturer les relations non linéaires et configurationnelles entre des ensembles de prédicteurs et de variables de réponse (Bishop, 1995). Les NN sont constitués de couches d'unités interconnectées au moyen de poids ; une couche d'entrée

représente la variable prédictive et une couche de sortie représente la réponse à prédire (Minbashian et al., 2010 ; Sabahi et Parast 2020).

2.2.5 Deep Learning (Apprentissage profond)

Le Deep Learning (DL) est une branche de l'IA et de l'informatique ; et un sous-domaine sous les algorithmes ML en fonction du cerveau humain pour identifier des modèles et former des modèles (Rodríguez, et al., 2025). DL permet aux modèles composés de plusieurs couches de traitement d'apprendre des représentations de données avec plusieurs niveaux d'abstraction (LeCun et al., 2015). En d'autres termes, une architecture DL est une pile multicouche de modules d'apprentissage qui calculent des mappages entrée-sortie non linéaires. Chaque module transforme l'entrée pour augmenter la sélectivité et l'invariance de la représentation que l'on s'attend à classifier (Taboada et al. 2019 ; Rodríguez et al., 2025)

Bhavsar et al., (2019) expliquent que ces techniques sont avancées lorsqu'il est difficile de déchiffrer avec précision la façon dont chaque entrée détermine les résultats du modèle, ce qui les amène généralement à être reconnues comme des « boîtes noires ».

Le DL est une sorte d'apprentissage par représentation qui a le pouvoir et la flexibilité de représenter le monde à travers une hiérarchie de concepts, dans laquelle chaque concept peut être défini par rapport à des concepts plus simples

Goodfellow et al., (2016), définissent DL est une sorte d'apprentissage par représentation qui a le pouvoir et la flexibilité de représenter le monde à travers une hiérarchie de concepts, dans laquelle chaque concept peut être défini par rapport à des concepts plus simples (Borges et al. 2021).

Les modèles de DL améliorent considérablement la gestion de projet en automatisant des tâches complexes et en améliorant la prise de décision. Par exemple,

l'analyse des risques utilise DL pour prédire les problèmes potentiels sur la base de données historiques et en temps réel, permettant ainsi de meilleures stratégies d'atténuation. La génération automatisée de rapports exploite les DNN (Deep Neural Networks) pour créer des rapports détaillés sur l'avancement du projet, les budgets et l'utilisation des ressources, économisant ainsi du temps et des efforts (Janiesch et al., 2021 ; Sini, H. 2025). De plus, l'optimisation des ressources bénéficie de l'analyse des données de projets antérieurs par les DNN pour recommander des stratégies efficaces d'allocation des ressources. Ces applications montrent comment l'apprentissage profond permet une gestion de projet plus intelligente et plus efficace (Janiesch et al., 2021 ; Sini, H. 2025).

2.2.6 Natural Language Processing (Traitement du langage naturel)

La NLP, une branche de l'IA et de l'informatique, utilise l'apprentissage automatique pour interpréter et interagir avec le langage humain. Il intègre des modèles de langage basés sur des règles avec le ML et l'apprentissage profond pour traiter et générer du texte et de la parole (Sini, H. 2025). L'objectif du NLP est double : (1) être capable de communiquer avec les humains et (2) acquérir des informations à partir du langage écrit. Pour ce faire, un système d'IA doit comprendre le langage utilisé par les humains en effectuant les tâches de recherche d'informations suivantes : classification de texte, récupération d'informations et extraction d'informations. La récupération d'informations est la tâche consistant à obtenir des ressources d'informations pertinentes pour un besoin d'informations, tandis que l'extraction d'informations est la tâche consistant à extraire automatiquement des informations structurées à partir de documents lisibles par machine (Taboada et al., 2023).

La NLP améliore la gestion de projet en permettant aux systèmes de comprendre et d'interagir avec le langage humain. Les outils basés sur la NLP rationalisent la

communication en extrayant des informations exploitables à partir des notes de réunion, des e-mails et d'autres documents de projet (Sini, H. 2025). Ces outils peuvent également aider à la priorisation et à la délégation des tâches en analysant les données de projet basées sur du texte (IBM, 2024). De plus, NLP pilote des assistants virtuels et des chatbots qui répondent aux requêtes liées au projet, fournissent des mises à jour ou proposent des conseils sur les flux de travail. En automatisant les tâches de communication de routine, la NLP aide les chefs de projet à se concentrer sur les activités stratégiques, améliorant ainsi l'efficacité et la coordination des équipes (IBM, 2024).

2.2.7 Genetic algorithm (Algorithme génétique)

L'algorithme génétique (GA), qui imite certaines parties du processus d'évolution naturelle, a été proposé pour la première fois par Holland 1975. GA est une approche de recherche stochastique inspirée de l'évolution naturelle qui implique des croisements, des mutations et une évaluation de l'aptitude à la survie. Les opérateurs génétiques travaillent de la génération initiale à la progéniture afin de faire évoluer une solution optimale au fil des générations. Chaque individu d'une génération génère un résultat pour le problème et est représenté sous la forme d'un chromosome nommé par une chaîne (Ko et Cheng 2007 ; Cheng et al 2009). La procédure de mise en œuvre relativement simple et directe confère à GA sa flexibilité exceptionnelle pour s'hybrider avec des heuristiques dépendantes du domaine afin de créer des solutions de mise en œuvre efficaces adaptées à des problèmes spécifiques. Sur la base de ces mérites, le potentiel de l'utilisation de GA dans les techniques d'optimisation a été étudié de manière intensive (Cheng, R. 2007). Cependant, l'GA simple est difficile à appliquer directement et avec succès à un large éventail de problèmes d'optimisation difficiles à résoudre (Michalewicz, Z. 1996).

2.2.8 Big Data and data science (Big Data et science des données)

Le Big Data et la science des données sont des piliers fondamentaux de l'IA, intimement liés et se renforçant mutuellement. Le Big Data englobe la collecte d'informations volumineuses qui nécessitent un traitement rapide et sophistiqué. La croissance exponentielle de ces données a conduit à la création de nouvelles méthodes pour les comprendre et les exploiter, car les techniques traditionnelles sont insuffisantes pour une gestion efficace (Zabala-Vargas et al., 2023). À l'inverse, la science des données est un domaine interdisciplinaire qui utilise des méthodes, des algorithmes et des systèmes pour extraire des informations significatives à partir de données structurées et non structurées. L'IA exploite ces informations traitées pour améliorer sa formation (Zabala-Vargas et al., 2023). À mesure que la collecte de données continue de se développer, les algorithmes d'IA, en particulier ceux de ML et DL, deviennent de plus en plus précis, augmentant l'efficacité, améliorant la prise de décision et favorisant l'innovation.

2.3 Rôle de l'IA dans l'amélioration des performances des projets

Les applications pratiques de l'IA dans la gestion de projet incluent des outils qui aident à apprendre des données du projet, à raisonner sur des décisions complexes, à anticiper les risques, à prendre des décisions éclairées et même à interpréter les entrées visuelles ou textuelles du projet (Sini, H. 2025).

Les outils basés sur l'IA aident les chefs de projet à minimiser les dépassements de coûts, à prévoir les risques et à rationaliser les flux de travail (Merilehto, 2018). Des études ont démontré que les systèmes d'information de gestion de projet basés sur l'IA améliorent la prise de décision en temps réel grâce à l'utilisation d'algorithmes avancés (Khatib et Falasi, 2021). Les technologies d'IA, telles que le ML, la FL et les ANN, sont de plus en plus appliquées à l'évaluation des risques et à la prévision des projets

(Wauters et Vanhoucke, 2016). L'essor des systèmes d'aide à la décision basés sur l'IA met en évidence le rôle croissant de l'IA dans les tâches complexes de gestion de projet (Ruiz et al., 2021). Par exemple, les outils d'allocation de ressources basés sur l'IA peuvent analyser de grands ensembles de données pour optimiser l'utilisation des ressources, réduisant ainsi les délais et les coûts de réalisation des projets (Auth et al., 2021 ; Shoushtari et al., 2024). De même, les modèles de prévision des risques basés sur l'IA peuvent identifier les risques potentiels dès le début du cycle de vie du projet, permettant ainsi aux chefs de projet de prendre des mesures proactives pour les atténuer, minimisant ainsi les retards et les dépassements de coûts (Shoushtari et al., 2024 ; Shoushtari et al., 2023).

L'intégration de l'IA dans les cadres de gestion du secteur public et d'acquisition de talents a optimisé les opérations et rationalisé la planification des effectifs (Barodi et Lalaoui, 2025 ; Khan et al., 2024). De plus, l'IA joue un rôle crucial dans la cartographie du parcours client et la prise de décision commerciale, en tirant parti de l'analyse du Big Data pour affiner les stratégies de gestion de projet et améliorer l'engagement client (D'Arco et al., 2019).

Les systèmes de business intelligence basés sur l'IA améliorent encore les prévisions en temps réel, permettant aux organisations d'identifier les tendances émergentes et de prendre des décisions basées sur les données avec plus de précision (Han et al., 2022). En outre, l'application croissante de l'IA dans la prise de décision axée sur la durabilité garantit une gouvernance éthique, minimise les biais algorithmiques et favorise l'exécution responsable des projets, renforçant ainsi son rôle dans la mise en œuvre éthique de l'IA (Makridakis, 2017).

De plus, l'IA peut rationaliser les processus de planification de projet en automatisant la création de réseaux de projets et en optimisant les calendriers avec des

ressources limitées. Grâce à l'IA, les chefs de projet peuvent prendre des décisions plus rapides et plus éclairées, conduisant à de meilleurs résultats de projet (Foster, 1988 ; Fridgeirsson et al., 2021). De plus, les systèmes d'information de gestion de projet basés sur l'IA peuvent fournir des informations et des recommandations précieuses aux chefs de projet, facilitant ainsi une prise de décision et un suivi des performances plus efficaces (Tarafdar et al., 2019 ; Khatib et Falasi, 2021). Le rôle de l'IA dans l'engagement et la productivité des employés démontre également son applicabilité pour améliorer la dynamique et les résultats des équipes dans des environnements de gestion complexes (Arslan et al., 2022 ; Gusti et al., 2024). Shamim (2024) souligne le potentiel de l'IA pour améliorer la communication avec les parties prenantes et la gestion des ressources, en soulignant son impact transformateur sur les flux de travail traditionnels.

Plusieurs études récentes fournissent des informations supplémentaires sur le rôle transformateur de l'IA dans la gestion de projet, élargissant ainsi la compréhension développée dans cette revue. Ruiz et al., (2021) proposent un cadre complet alignant les fonctionnalités de l'IA sur les directives PMBOK, améliorant particulièrement la gestion des coûts, l'évaluation des risques et la collaboration. Noponen (2019) a analysé plus en détail l'adaptabilité de l'IA aux cadres de gestion de projet traditionnels, révélant des améliorations significatives en termes d'efficacité et de flexibilité. Shamim (2024) met en évidence les défis éthiques tels que les biais algorithmiques, la responsabilité et la confidentialité, soulignant la nécessité de cadres réglementaires solides. Shamim (2024) explore le rôle de l'IA dans l'analyse prédictive, en soulignant sa capacité à optimiser les délais des projets et à atténuer les risques. Choquehuanca-Sánchez et al. (2024) explorent le potentiel de l'intégration de l'IA à des technologies telles que l'IoT et la blockchain pour générer des solutions innovantes aux défis de longue date en matière de

gestion de projet. Daugherty et Wilson (2024) offrent des perspectives critiques sur l'équilibre entre l'expertise humaine et les capacités de l'IA.

CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE DE LA RECHERCHE

3.1 Méthodologie de la recherche

Cette recherche a utilisé une approche de revue systématique de la littérature avec diverses méthodes d'analyse pour répondre aux questions de recherche. La revue systématique de la littérature a une nature complète, structurée, reproductible, transparente et quantitative (Pickering et Byrne, 2014 ; Khodabakhshian et al., 2023).

Dans le cadre d'une revue systématique de la littérature, toute la littérature pertinente doit être systématiquement recherchée et les biais éliminés. Cela permettrait alors une évaluation et une analyse complètes et intégrées. Cette étude a été menée par un logiciel bibliométrique afin de faciliter la gestion de la littérature. Il pourrait généralement prendre un ensemble d'enregistrements bibliographiques et produire un aperçu général des connaissances du domaine.

En général, le domaine de connaissances pourrait être défini comme un concept qui englobe un domaine scientifique ou une discipline scientifique. Le graphique des domaines de connaissances implique le développement systématique d'un graphique accessible et visuellement attrayant, qui représenterait avec précision les ressources d'information accessibles (Chenya et al., 2022).

En raison de la popularité de la visualisation de l'information, l'analyse de domaine est devenue l'un des domaines de recherche les plus en vogue. Disponible en tant que nouveau domaine de recherche pour la visualisation de l'information, l'analyse de domaine est une méthode scientométrique avantageuse pour découvrir le sens caché dans de grandes quantités d'informations. C'est également une méthode avantageuse pour suivre les frontières du développement (Chenya et al., 2022).

En outre, les caractéristiques des 4 principaux logiciels d'analyse disponibles dans le domaine des connaissances bibliométriques visuelles intelligentes, à savoir Bibiliometrix, CiteSpace, VOSviewer et BibExcel. VOSviewer et BibExcel sont plus faciles à utiliser et les graphiques de connaissances sont clairs. Ces deux outils d'analyse aideraient les chercheurs à trouver des co-mots rapidement et simplement, mais manquent de certaines fonctions avancées (Ying et al., 2022).

Parallèlement, CiteSpace et Bibiliometrix sont tous deux plus complets, y compris certaines fonctions supplémentaires telles que l'analyse chronologique, l'analyse des rafales de mots-clés, mais ils sont plus difficiles à utiliser. La Bibiliometrix doit être utilisé avec la boîte à outils du langage de programmation R. De plus, certains articles combinent plusieurs progiciels afin de mener une analyse complète (Ying et al., 2022). CiteSpace a beaucoup de paramètres et une interface complexe (Ying et al., 2022 ; Chenya et al., 2022). Dans cette étude, Bibiliometrix a été choisi comme logiciel d'analyse en raison de son exhaustivité, de la cohérence de l'analyse et de la commodité d'utilisation.

L'examen systématique de la littérature utilisera les éléments de rapport préférés pour l'approche méthodologique des examens systématiques et des méta-analyses (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses* « PRISMA ») (Moher et al., 2009 ; Page et al., 2021). Sa sélection était principalement due à ses capacités d'améliorer les résultats et de garantir sa reproductibilité et parce qu'il fournit un processus très structuré qui aide à mener une revue systématique rigoureuse (Bento et al., 2022).

Pour atteindre l'objectif défini, une revue systématique de la littérature a été réalisée, en raison de la grande quantité d'informations disponibles et de leur augmentation constante. L'objectif est de collecter, sélectionner et analyser quelles

seraient les études les plus pertinentes des dernières années pour le sujet concerné. La revue systématique de la littérature étant le moyen d'atteindre cet objectif, la phase suivante consiste à établir les termes à rechercher, à préciser les bases de données dans lesquelles elle sera reproduite et les critères à respecter. Avec les contraintes parfaitement définies, les articles correspondants seront compilés et analysés en essayant de corréler et d'évaluer les articles échantillonnés.

La méthodologie PRISMA considère un ensemble d'étapes pour atteindre les résultats escomptés avec un flux d'informations identique à celui de la figure 2. Pour l'analyse des données, nous sélectionnons le Bibiliometrix a été choisi comme logiciel d'analyse en raison de son exhaustivité, de la cohérence de l'analyse et de la commodité d'utilisation. En outre, nous sélectionnons le VOSviewer car ils sont plus faciles à utiliser et les graphiques de connaissances sont clairs.

3.1.1 Collecte et sélection des données

La collecte de données est un élément fondamental de l'analyse systématique de la littérature, car elle définit la principale source de données à partir de laquelle les résultats seront profondément influencés. La définition des conditions de recherche a été soigneusement étudiée.

Pour la collecte de données, les termes de recherche définis étaient ("Artificial Intelligence" OR "AI" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "natural language processing" OR "neural Networks" OR "fuzzy logic") AND ("project performance" OR "project success").

La recherche entre guillemets a renvoyé les valeurs qui incluaient les mots exactement tels qu'ils sont. Dans les moteurs de recherche, ces termes ont été recherchés dans tous les titres, résumés ou mots-clés des bases de données respectives. Les bases de données sélectionnées ont été délibérément limitées pour éviter des doublons

excessifs. Les sélectionnés ont été les plus pris en compte dans ces types de recherche, Scopus (<https://www.scopus.com/>).

3.1.1.1 Établissement des critères d'inclusion et d'exclusion

Comme indiqué dans le tableau 1, la sélection des articles est basée sur un ensemble de critères d'inclusion et d'exclusion auxquels un article doit répondre pour être sélectionné. Si les critères ne sont pas remplis, l'article doit être écarté.

Ces critères sont fortement liés aux objectifs de cette recherche et servent à soutenir la décision de conserver ou non un article.

En nous basant sur des publications académiques issues de revues à comité de lecture, nous avons commencé la recherche en précisant le sujet de l'étude, à savoir les contributions de l'IA à l'amélioration des performances en gestion de projet.

Ensuite, afin de conserver plus grand nombre d'articles liés à cette discipline, à l'aide d'une revue de la littérature effectuée dans un travail antérieur, nous n'avons pas précisé la date de la recherche pour inclure tous les articles disponibles.

Le respect de l'ensemble des critères d'inclusion et d'exclusion, sans exception, dans les documents consultés peut garantir la qualité des études qui seront incluses dans l'analyse et, par conséquent, assurer la rigueur scientifique de la recherche.

Tableau 1: L'établissement des critères d'inclusion et d'exclusion

Critère	Inclure	Exclue
Mot-clés	Artificial intelligence AI Machine learning Deep learning Natural language processing Neural networks Fuzzy logic Project performance Project success	
Type de document	Articles	Revue (Journaux, Quotidiens, Magazines) Document de conférence Chapitre de livre (Ouvrage, Chapitre)
Etape de publication	Final	Article sous presse
Langue	Anglais	Autres langues (Français, Chinois, Espagnol, etc.)
Année	Durant toutes les années jusqu'à aujourd'hui	

3.1.1.2 Processus de sélection des données

Des guillemets ont été utilisés dans toutes les recherches pour garantir une correspondance exacte avec ces termes. De ces recherches, une base de données contenant 634 articles a été initialement obtenue.

Cette base de données initiale devait être davantage optimisée pour fournir des données uniquement liées à l'objectif proposé. Ainsi, la méthodologie PRISMA a été poursuivie et la sélection a commencé en tenant toujours compte des questions de recherche.

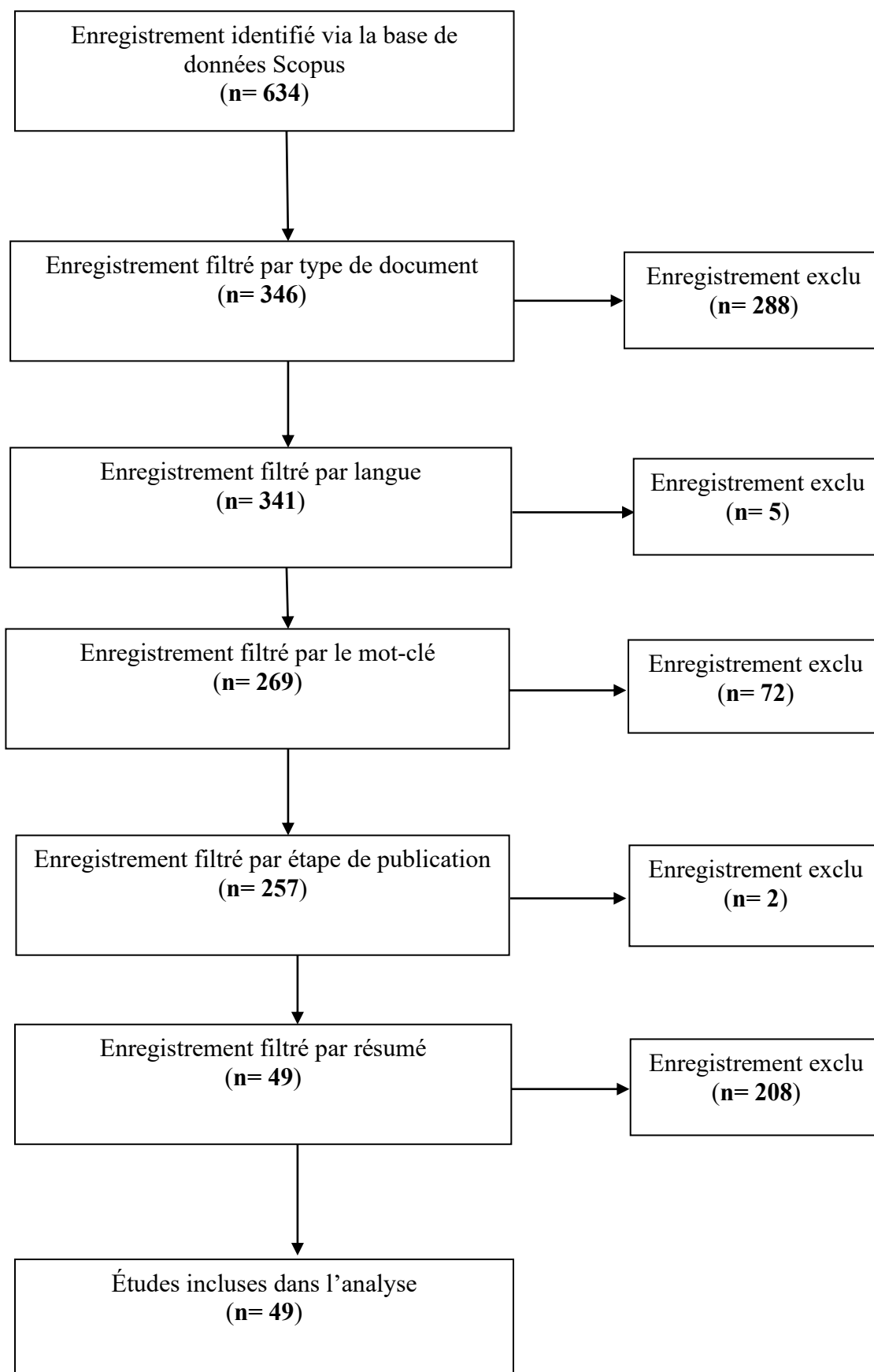


Figure 2: Processus de sélection des données (méthodologie PRISMA)

Par la suite, la sélection a été effectuée par type de document, en gardant ceux marqués comme articles de revues, 346 au total (exclus 288).

Dans le but d'une analyse ultérieure des résumés, tous les articles de revues non rédigés en anglais ont été exclus (5). Les 341 rapports restants ont été lus pour sélectionner uniquement ceux qui correspondaient aux objectifs de la recherche et qui pourraient éventuellement répondre aux questions de recherche.

Dans les articles de revues, il a été jugé important de procéder à une sélection de l'enregistrement par mots-clés. Les critères utilisés pour les mots-clés étaient : "Project Management", "Artificial Intelligence", "Project Performance", "Machine Learning", "Fuzzy Logic", "Neural Networks", "Project Success", "Deep Learning", "Natural Language Processing Systems", "Natural Language Processing", "Machine Learning (ML)". En conséquence, 269 articles ont été sélectionnés pour cette phase (exclus 72).

Par la suite, la sélection a été effectuée par les documents triés par étape de publication "Finale", les articles non finaux restants ont ensuite été supprimés, ce qui a donné un ensemble de données final de 257 articles (dont 2 a été exclu).

Dans cette dernière étape de sélection, les articles restants ont été lus et évalués en fonction du titre, du résumé et du contenu complet de chaque article, 208 articles ont été exclus, dans la plupart des cas parce qu'ils étaient centrés sur un domaine spécifique de la gestion de projet ou une partie très spécifique d'une industrie. D'autres ont été exclus parce qu'ils n'étaient pas liés à la gestion de projet.

Au final, la méthodologie PRISMA a abouti à un total de 49 documents d'articles les plus représentatifs pour les besoins de la recherche.

Tableau 2 : Articles sélectionnés

Titre du document	Auteurs	Source	Année
Quantifying Project Uncertainties: Leveraging Historical Bid and Change Order Data for Automated Detection of Cost and Schedule Impacts in New Projects	Shrestha, R., Ko, T., Lee, J.	Journal of Construction Engineering and Management, 151(4), 04025017	2025
How Programmable Construction Can Shape the Future of Sustainable Building in Italy	Mazzetto, S., Hosamo, H.H., Al-Atroush, M.E.	Sustainability (Switzerland), 17(5), 1839	2025
A Hybrid Model for Enhancing Risk Management and Operational Performance of AEC (Architectural, Engineering, and Construction) Consultants: An Integrated Partial Least Squares–Artificial Neural Network (PLS–ANN) Approach	Elsherbeny, H.A., Gunduz, M., Ugur, L.O.	Sustainability (Switzerland), 17(4), 1467	2025
A hybrid light GBM and Harris Hawks optimization approach for forecasting construction project performance: enhancing schedule and budget predictions	Abuassi, M., Almahameed, B.A., Bisharah, M., Da'abis, M.A.	Asian Journal of Civil Engineering, 26(2), pp. 577–591	2025
Using a Fuzzy Model to Evaluate Risks caused by Variation Orders in Construction Projects	Abumwais, A., Mahamid, I.	Engineering, Technology and Applied Science Research, 15(1), pp. 19030–19036	2025
Question-Answering System Powered by Knowledge Graph and Generative Pretrained Transformer to Support Risk Identification in Tunnel Projects	Isah, M.A., Kim, B.-S.	Journal of Construction Engineering and Management, 151(1), 04024193	2025
ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN PROJECT MANAGEMENT : A BIBLIOMETRIC ANALYSIS	Ibadildin, N., Kenzhin, Z., Yeshenkulova, G., ... Nassanbekova, S., Kadyrova, A.	Problems and Perspectives in Management, 23(2), pp. 252–264	2025
Exploring the Association Between Cultural Intelligence and Project Performance With the Mediation of Artificial Intelligence Abilities	Jing, L., Marian, M.L., Junqi, W., Alturise, F., Alkhalaf, S.	Journal of Organizational and End User Computing, 37(1), 1-28.	2025
Developing preliminary cost estimates for foundation systems of high-rise buildings	Rashad, A., Hegazy, H., Zhang, J., ... Abdel-Rasheed, I., Ebid, A.	International Journal of Construction Management, 25(6), pp. 682–698	2025
Predicting and managing risk interactions and systemic risks in infrastructure projects using machine learning	Moussa, A., Ezzeldin, M., El-Dakhakhni, W.	Automation in Construction, 168, 105836	2024
Assessing Project Resilience Through Reference Class Forecasting and Radial Basis Function Neural Network	Chen, S., Wang, C., Yan, K.	Applied Sciences (Switzerland), 14(22), 10433	2024
Auto-Routing Systems (ARSs) with 3D Piping for Sustainable Plant Projects Based on Artificial Intelligence (AI) and Digitalization of 2D Drawings and Specifications	Kang, D.-H., Choi, S.-W., Lee, E.-B., Kang, S.-O.	Sustainability (Switzerland), 16(7), 2770	2024
Applying Machine Learning and Particle Swarm Optimization for predictive modeling and cost optimization in construction project management	almahameed, B., Bisharah, M.	Asian Journal of Civil Engineering, 25(2), pp. 1281–1294	2024
Assessing the impact of artificial intelligence on project efficiency enhancement	Kozhakhmetova, A., Mamyrbayev, A., Zhidebekkyzy, A., Bilan, S.	Knowledge and Performance Management, 8(2), pp. 109–126	2024

UNVEILING THE SECRETS OF BIG DATA PROJECTS: HARNESSING MACHINE LEARNING ALGORITHMS AND MATURITY DOMAINS TO PREDICT SUCCESS	Mouhib, S., Cherkaoui, O., Anoun, H., Ridouani, M.	Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge, and Management , 19, 022.	2024
Cost Control Management of Construction Projects Based on Fuzzy Logic and Auction Theory	Zeng, Z., Gao, Y.	IEEE Access , 12, pp. 130292–130304	2024
Integrating machine learning and network analytics to model project cost, time and quality performance	Uddin, S., Ong, S., Lu, H., Matous, P.	Production Planning and Control , 35(12), pp. 1475–1489	2024
A SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW OF INDUSTRY 4.0 AND PROJECT MANAGEMENT	Vlahov Golomejić, R.D., Posinković, T.O.	European Project Management Journal , 13(2), pp. 51–62	2023
Develop an artificial neural network (ANN) model to predict construction projects performance in Syria	Maya, R., Hassan, B., Hassan, A.	Journal of King Saud University - Engineering Sciences , 35(6), pp. 366–371	2023
Using Machine Learning to Improve Cost and Duration Prediction Accuracy in Green Building Projects	Darko, A., Glushakova, I., Boateng, E.B., Chan, A.P.C.	Journal of Construction Engineering and Management , 149(8), 04023061	2023
Comparing Subjective and Objective Measurements of Contract Complexity in Influencing Construction Project Performance: Survey versus Machine Learning	Zhang, L., Yao, H., Fu, Y., Chen, Y.	Journal of Management in Engineering , 39(4), 04023017	2023
Artificial Intelligence Enabled Project Management: A Systematic Literature Review	Taboada, I., Daneshpajouh, A., Toledo, N., de Vass, T.	Applied Sciences (Switzerland) , 13(8), 5014	2023
Deep Learning in Construction: Review of Applications and Potential Avenues	Jacobsen, E.L., Teizer, J.	Journal of Computing in Civil Engineering , 36(2), 03121001	2022
Assessment of Risk Impact on Road Project Using Deep Neural Network	Isah, M.A., Kim, B.-S.	KSCE Journal of Civil Engineering , 26(3), pp. 1014–1023	2022
Implementation of the Neural Networks for Improving the Projects' Performance of Steel Structure Projects	Elhegazy, H., Badra, N., Haggag, S.A., Abdel Rashid, I.	Journal of Industrial Integration and Management , 7(1), pp. 133–152	2022
Materials and Technology Selection for Construction Projects Supported with the Use of Artificial Intelligence	Rosłon, J.	Materials , 15(4), 1282	2022
PREDICTING THE SCHEDULE AND COST PERFORMANCE IN PUBLIC SCHOOL BUILDING PROJECTS IN TAIWAN	Juan, Y.-K., Liou, L.-E.	Journal of Civil Engineering and Management , 28(1), pp. 51–67	2022
APPLICATION OF MACHINE LEARNING TO LIMITED DATASETS: PREDICTION OF PROJECT SUCCESS	Bang, S., Aarvold, M.O., Hartvig, W.J., Olsson, N.O.E., Rauzy, A.	Journal of Information Technology in Construction , 27, pp. 732–755	2022
Developing an Integrative Data Intelligence Model for Construction Cost Estimation	Ali, Z.H., Burhan, A.M., Kassim, M., Al-Khafaji, Z.	Complexity , 2022, 4285328	2022
Can Artificial Intelligence be a Critical Success Factor of Construction Projects?: Project practitioners' perspectives	Kumar, V., Pandey, A., Singh, R.	Technology Innovation Management Review , 11(11-12), pp. 17–32	2022
The impact of entrepreneurship orientation on project performance: A machine learning approach	Sabahi, S., Parast, M.M.	International Journal of Production Economics , 226, 107621	2020

Application of Artificial Neural Networks Technique to Project Management and Control: A Pilot Assessment of Some Firms in Lagos, Nigeria	Onifade, M.K., Oroye, O.A.	NIPES - Journal of Science and Technology Research , 2(1), pp. 40–46	2020
Prediction of risk delay in construction projects using a hybrid artificial intelligence model	Yaseen, Z.M., Ali, Z.H., Salih, S.Q., Al-Ansari, N.	Sustainability (Switzerland) , 12(4), 1514	2020
A fuzzy weighted average approach for selecting portfolio of new product development projects	Relich, M., Pawlewski, P.	Neurocomputing , 231, pp. 19–27	2017
Project selection in project portfolio management: An artificial neural network model based on critical success factors	Costantino, F., Di Gravio, G., Nonino, F.	International Journal of Project Management , 33(8), pp. 1744–1754, 1800	2015
Modeling the leadership - Project performance relation: Radial basis function, Gaussian and Kriging methods as alternatives to linear regression	De Oliveira, M.A., Possamai, O., Dalla Valentina, L.V.O., Flesch, C.A.	Expert Systems with Applications , 40(1), pp. 272–280	2013
Artificial intelligence approaches to dynamic project success assessment taxonomic	Cheng, M.-Y., Lien, L.-C., Tsai, H.-C., Chen, P.-H.	Life Science Journal , 9(4), pp. 5156–5163	2012
Predicting construction cost and schedule success using artificial neural networks ensemble and support vector machines classification models	Wang, Y.-R., Yu, C.-Y., Chan, H.-H.	International Journal of Project Management , 30(4), pp. 470–478	2012
Forecasting project performance using a neural predictor model	Nguvulu, A., Yamato, S., Honma, T.	IEEJ Transactions on Electronics, Information and Systems , 131(4), pp. 900–905	2011
A study of preproject planning and project success using ANNs and regression models	Wang, Y.-R., Gibson Jr., G.E.	Automation in Construction , 19(3), pp. 341–346	2010
Artificial intelligence approaches to achieve strategic control over project cash flows	Cheng, M.-Y., Tsai, H.-C., Liu, C.-L.	Automation in Construction , 18(4), pp. 386–393	2009
Mapping rework causes and effects using artificial neural networks	Palaneeswaran, E., Love, P.E.D., Kumaraswamy, M.M., Ng, T.S.T.	Building Research and Information , 36(5), pp. 450–465	2008
Dynamic prediction of project success using artificial intelligence	Ko, C.-H., Cheng, M.-Y.	Journal of Construction Engineering and Management , 133(4), pp. 316–324	2007
Critical managerial factors affecting defense projects success: A comparison between neural network and regression analysis	Dvir, D., Ben-David, A., Sadeh, A., Shenhar, A.J.	Engineering Applications of Artificial Intelligence , 19(5), pp. 535–543	2006
Using neural network to predict performance of design-build projects in Singapore	Ling, F.Y.Y., Liu, M.	Building and Environment , 39(10), pp. 1263–1274	2004
'fuzzy Project Manager' - Framework for software project management using fuzzy logic	Siwani, I., Capretz, M.	International Journal of Innovation and Technology Management , 1(4), pp. 435–453	2004
Team characteristics, organizational culture and project success: a neural network approach	Dvir, D., Ben-David, A.	International Journal of Industrial Engineering: Theory Applications and Practice , 6(2), pp. 151–160	1999
Neural networks for construction project success	Chua, D.K.H., Loh, P.K., Kog, Y.C., Jaselskis, E.J.	Expert Systems with Applications , 13(4), pp. 317–328	1997
Construction project control using artificial neural networks	Al-Tabtabai, H., Kartam, N., Flood, I., Alex, A.P.	Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing: AIEDAM , 11(1), pp. 45–57	1997

3.1.2 Analyse des données

Le traitement des données était une partie très importante de la recherche car le succès de l'ensemble de la recherche dépend de ses résultats. Avec une base de données complexe de 16 articles de revues, le logiciel et les outils ont facilité le traitement. Avec la base de données finale entièrement disponible sur le site Scopus, certaines des analyses les plus fondamentales ont été possibles avec les sorties du site pour la base de données créée. Analyse par année, pays, domaine, source et citation.

Un autre logiciel important utilisé était le programme Bibiliometrix sur R et le VOSviewer, avec lequel une analyse plus visuelle était possible, et notamment un examen croisé de différents facteurs. Ces les deux logiciels ont permis des analyses de tendances, l'apparition de modèles et l'analyse croisée de certains facteurs. Ces les deux logiciels gratuits, outre la possibilité de donner quelques tableaux utiles, fournissent principalement des informations visuelles sous forme de nœuds et de liens. Les nœuds représentent la valeur à analyser (auteurs ou revues par exemple) et les liens la relation entre les nœuds.

CHAPITRE 4 RÉSULTATS

4.1 Analyse descriptive

« La partie descriptive de la statistique a pour but de mettre en valeur l'ensemble des données brutes tirées d'un échantillon de manière à ce qu'elles soient comprises du chercheur comme du lecteur. » (Fortin et al., 2006). Si nous nous fondons sur ce raisonnement, nous pouvons considérer l'analyse descriptive statistique comme étant une représentation des données qui nous permettent d'avoir une idée claire et précise des caractéristiques de notre échantillon de manière à ce qu'elles soient lisibles.

Les données recueillies à partir des 49 documents choisis soigneusement seront présentées d'une manière simple, sous forme de tableaux et de graphiques, ce qui facilite leur compréhension.

Une démarche descriptive sera adoptée, suivie de l'interprétation de chaque résultat obtenu à l'aide d'analyse les résultats de recherche bibliographiques de Scopus" et du logiciel "Bibiliometrix sur R"et "VOSviewer".

4.1.1 Caractéristiques des articles analysés

4.1.1.1 Répartition des articles en fonction des années

Le nombre de résultats obtenus est majoritairement concentré au cours des dernières années, avec 51 documents par année 2024. La croissance s'est produite depuis 2019 avec une augmentation à 45 documents les années suivantes. Cette évolution à la hausse illustre clairement l'intérêt croissant de la communauté académique et professionnelle pour le rôle de l'IA dans le domaine de la gestion de projet. Il démontre non seulement l'expansion rapide des technologies basées sur l'IA, mais également leur intégration de plus en plus stratégique dans les pratiques de

gestion, visant à améliorer les performances, l'efficacité de la prise de décision et la gestion des risques.

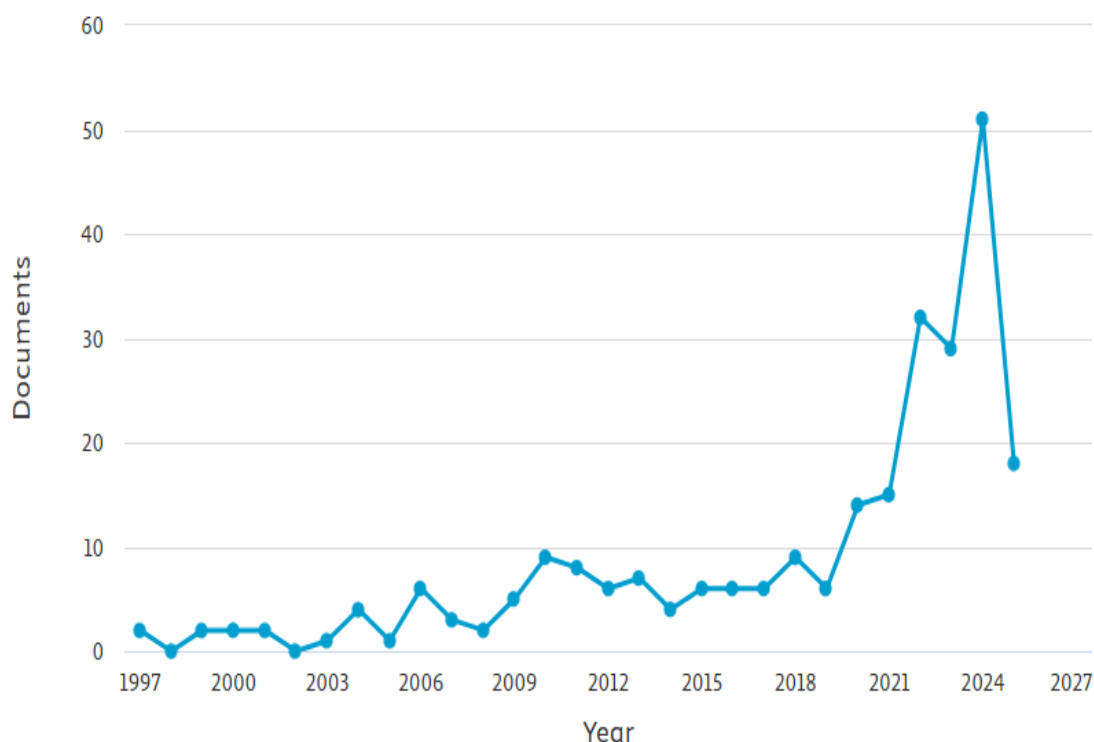


Figure 3: Documents par an (*Scopus*)

4.1.1.2 Répartition des études en fonction des pays

En ce qui concerne la répartition des résultats par pays, le plus grand contributeur a été les États-Unis avec 36 documents, suivis par la Chine avec 32 documents, et l'Australie avec 7 documents, Taiwan avec 20 documents, Canada avec 19 documents, l'Australie et Iran 17 documents, South Korea 15 documents, India avec 13 documents. Les pays restants comme le Saudi Arabia et Turkey ont 11 documents dans les résultats de l'analyse.

Il est important de noter que certains articles ont été développés dans plus d'un pays, dans un univers de 63 pays au total. Cela confirme en partie les données de Ruiz-Real et al. (2021) qui mentionne que les pays avec les articles les plus publiés sont les États-Unis, Chine.

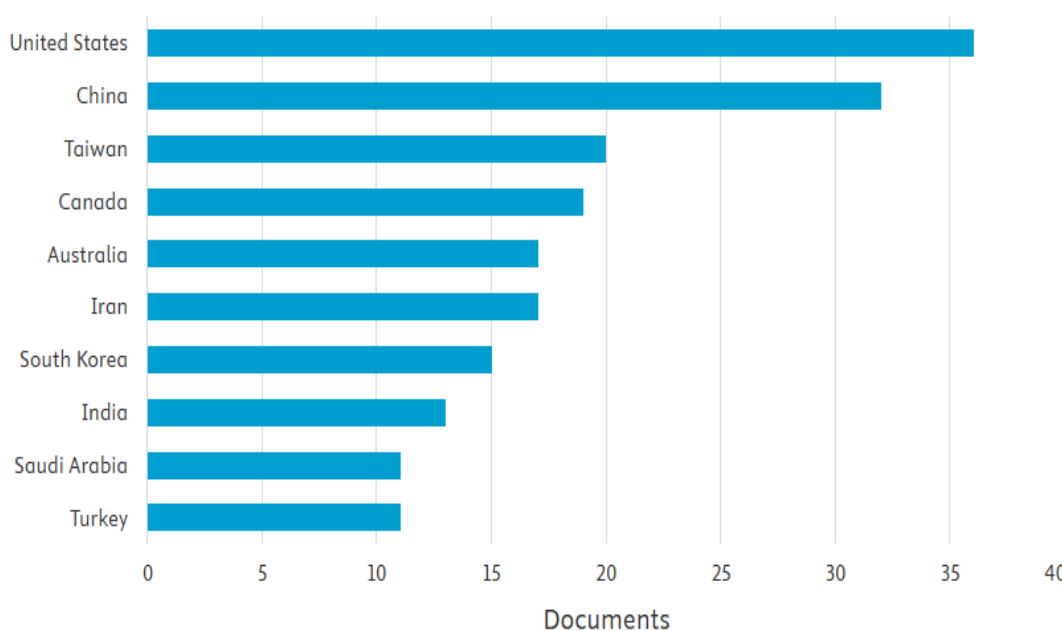


Figure 4 : Top 10 des pays avec plus de documents (*Scopus*)

4.1.1.3 Répartition des études en fonction des domaines

Les domaines les plus abordés étaient l'ingénierie avec un total de 149 documents (28.8%), suivies par l'informatique avec un total de 105 documents (20.3%), suivis par les affaires, la gestion et la comptabilité avec 77 (14.9%). Par coïncidence, ce sont les domaines les plus communément associés à la gestion de projet et à l'intelligence artificielle, bien que davantage liés à la gestion de projet. Ainsi, on s'attendait à ce qu'un plus grand nombre de documents soient associés à l'informatique en raison de l'intelligence artificielle, ce qui peut signifier que ce sujet a élargi son sujet de base et s'est diffusé à d'autres domaines. Les autres domaines n'étaient pas très pertinents, avec une occurrence de 31 résultats ou moins.

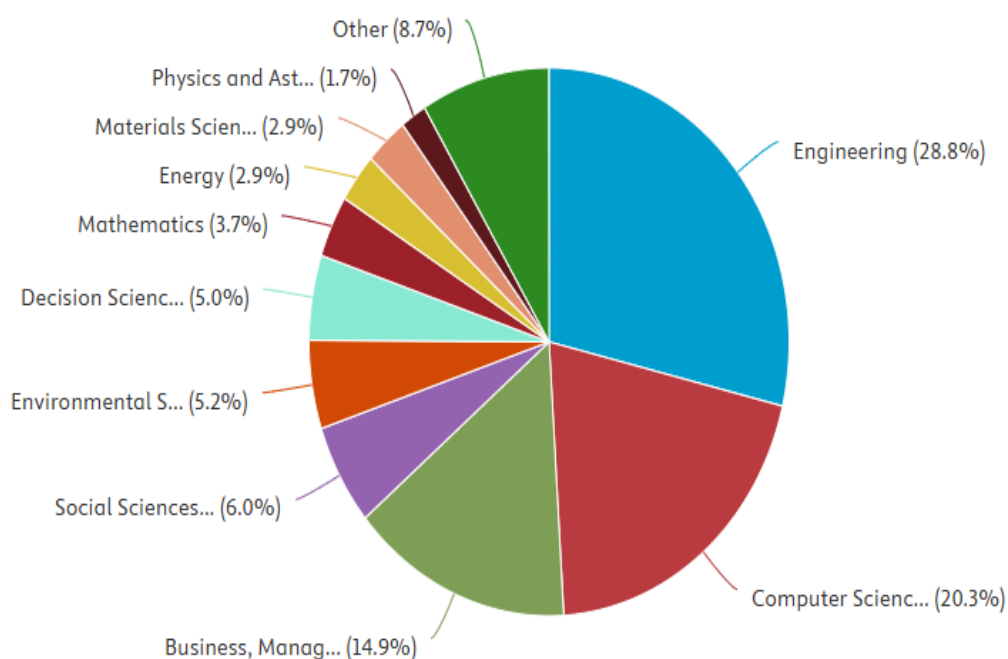


Figure 5: Documents par domaine (*Scopus*)

4.1.1.4 Répartition des études en fonction des documents par auteur

Les résultats présentent un total de 160 auteurs, dont une grande majorité avec deux et un seul article (93.13%). Cependant M-Y. Cheng ont neuf documents dans leurs résultats, et M. Bagherpour et Tsai, H.C. ont cinq documents, et Fayek, A.R. ont quatre documents, et six autres auteurs en ont trois (Gourc, D., Ko, T., Lee, J., Mahmoodzadeh, A., Mahmoudi, A., Song, L.).

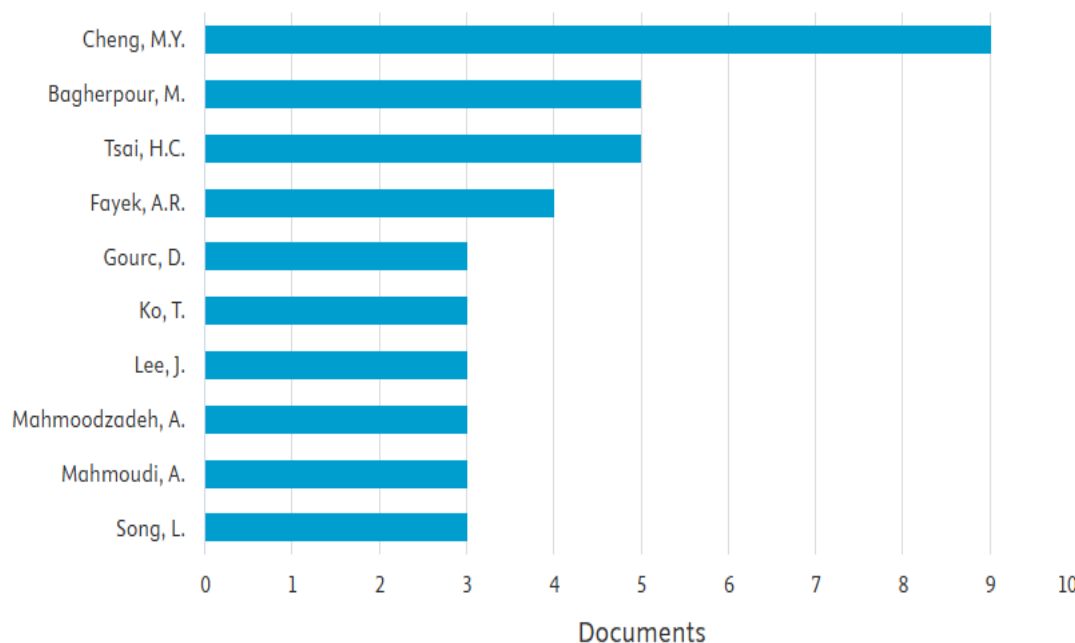


Figure 6 : Documents par auteur (*Scopus*)

4.1.1.5 Répartition des études par année et par source

La source des documents dans les résultats était également un point crucial à analyser. Parmi les 10 principales sources de la figure 7, les plus pertinentes sont *Journal of Construction Engineering and Management* (n = 15), *Automation Construction* (n = 12), *International Journal Of Project Management* (n = 9), *Sustainability Switzerland* (n = 8), *Applied Sciences Switzerland* et *Canadian Journal of Civil Engineering* (n = 6). Les quatres auteurs (*Buildings, Engineering Construction and Architectural Management, Expert Systems with Applications, IEEE Access*). Les trois autres (*Automation Construction, Sustainability Switzerland, Decision Support Systems*) n'ont que 3 documents dans les résultats.

Ces sources sont liées aux domaines les plus représentés dans les résultats comme vu ci-dessous (ingénierie, affaires, gestion et comptabilité et informatique).

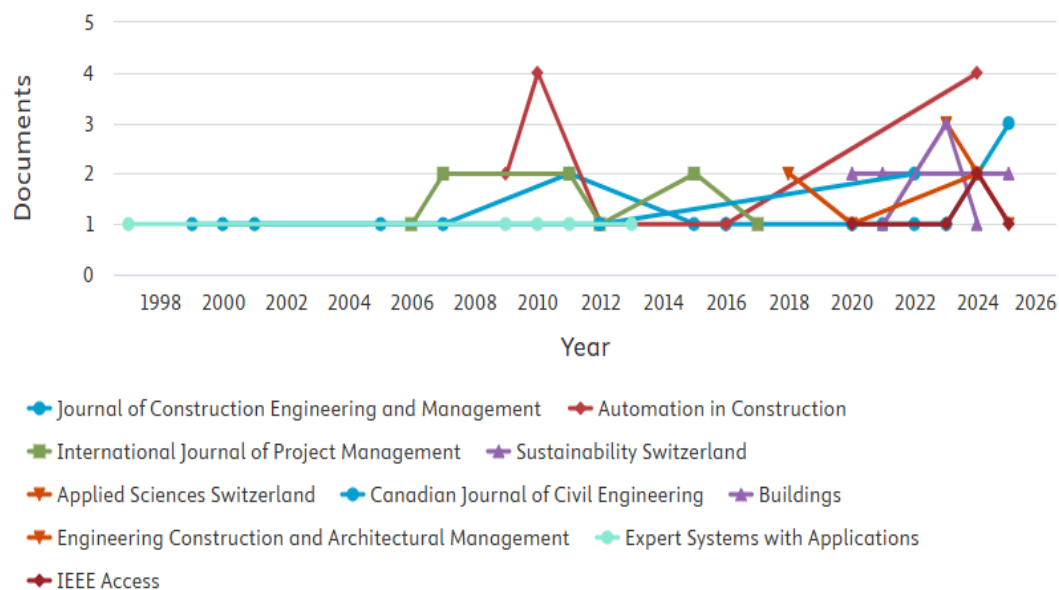


Figure 7: Documents par an et par source (*Scopus*)

4.2 Analyse de cooccurrence de mots clés par visualisation réseau et visualisation de densité

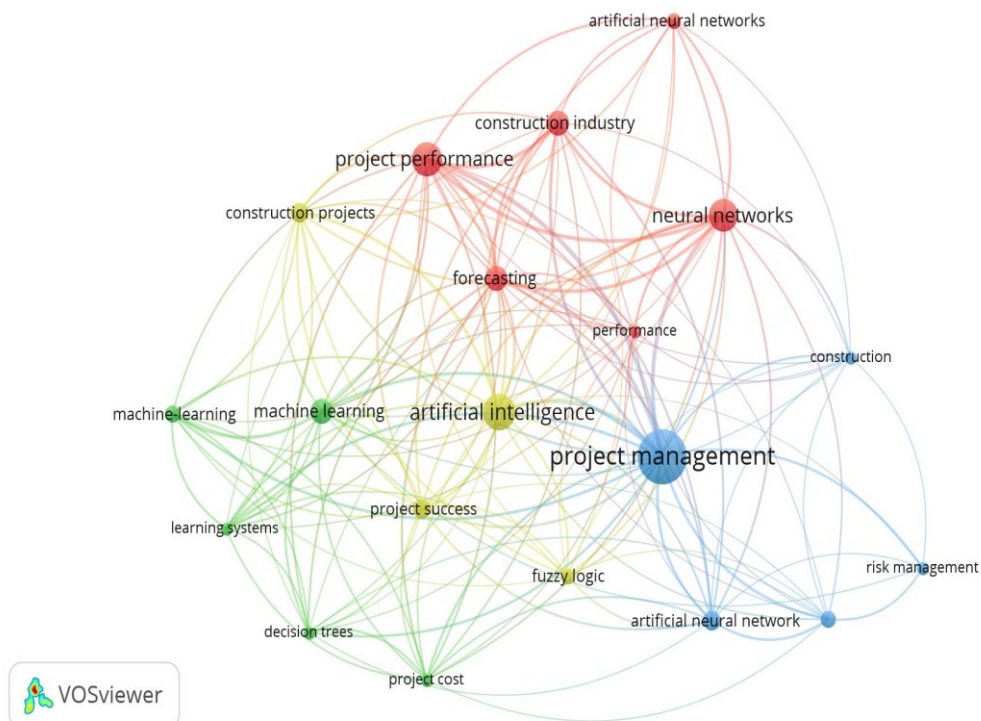


Figure 8 : Analyse de cooccurrence de mots clés pour la littérature sur l'IA dans la performance de projet (visualisation réseau) (*VOSviewers*)



Figure 9: Analyse de cooccurrence de mots clés pour la littérature sur l'IA dans la performance de projet (visualisation de densité) (*VOSviewer*)

Pour mesurer l'importance des mots-clés, le nombre minimum d'occurrences a été fixé à 5, ce qui donne 20 mots-clés. La figure 8 et 9 représente le réseau Co-Word, reliant les mots-clés par occurrence conjointe dans le domaine de recherche (Zupic et Čater, 2015). Le mot-clé le plus important est « Project Management », qui représente un total de 30 occurrences, l'« Artificial Intelligence » avec 18 occurrences et la «Project performance» avec 16 occurrences. Il est intéressant de noter que les composants importants du noyau central sont les technologies d'IA telles que le « Neural Network » avec 15 occurrences, la « Machine learning » avec 11 occurrences, le « Artificial Neural Network » avec 8 occurrences, et enfin la « Fuzzy Logic » avec 6 occurrences. Enfin, parmi les mots-clés le plus important figurent « Project Succes » avec 8 occurrences.

Un examen plus approfondi des mots-clés de l'IA au sein du pôle central révèle que les algorithmes intelligents dominants sont répertoriés, tels que Neural Network,

Machine learning, Artificial Neural Network et Fuzzy Logic. Cette sélection de mots-clés apparaît intuitive puisqu'une grande partie des articles de recherche évalue dans le cadre de la cocitation et du couplage bibliographique simule ces algorithmes. Le Neural Network et Artificial Neural Network est considérablement utilisé dans l'estimation des coûts, des délais et des performances, tandis que le Machine learning est presque exclusivement utilisé dans la prévision des risques. De même, la Fuzzy Logic est utilisée dans les deux cas

L'importance de « Machine learning » met en évidence sa polyvalence dans la prévision des résultats des projets, l'évaluation des risques et l'automatisation des tâches de routine (Pal et al., 2023 ; Odejide et Edunjobi, 2024). Les algorithmes d'apprentissage automatique sont de plus en plus utilisés pour prédire les résultats des projets en analysant les données historiques, permettant ainsi la détection précoce des retards potentiels, des dépassements de coûts et des contraintes de ressources. Les processus de routine tels que les évaluations des risques, la planification des ressources et la surveillance des performances peuvent être automatisés à l'aide de Machine learning. Les organisations peuvent augmenter la précision et la production tout en réduisant la charge cognitive des équipes et des chefs de projet en automatisant ces procédures.

4.3 Analyse des tendances

La carte des tendances thématiques (Trend Topics) offre une vue diachronique des principaux termes utilisés dans la littérature scientifique analysée. Il met en lumière l'évolution des concepts clés liés à l'intelligence artificielle et aux performances de projet.

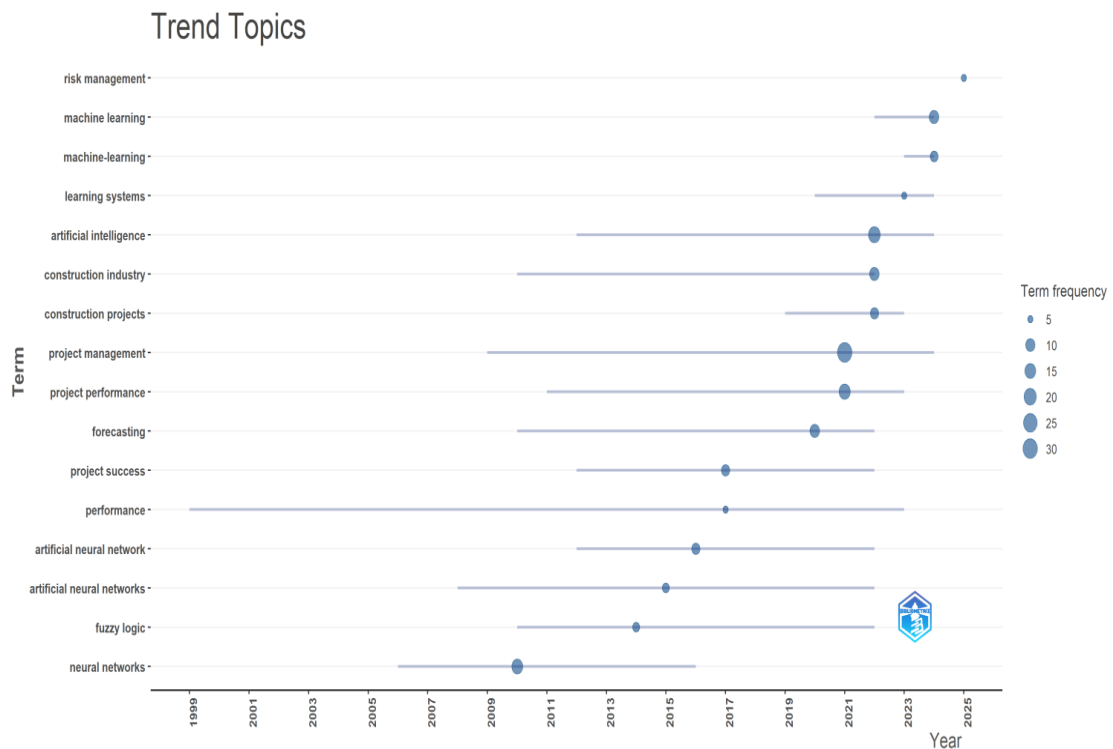


Figure 10 : Sujets des tendances (*bibliometrix*)

On observe tout d’abord une croissance significative dans l’utilisation des termes « risk management », « machine learning » et « learning systems » à partir de 2020, ce qui indique une augmentation récente de l’intérêt pour les techniques avancées d’IA appliquées à la gestion des risques et à la performance des projets. Cela suggère que la communauté scientifique commence à explorer ces approches plus activement dans un contexte de complexité croissante des projets.

De plus, des termes tels que « artificial intelligence », « project performance », « project management » et « project success » apparaissent dès les années 2010 et restent courants jusqu’en 2023, reflétant leur caractère fondamental et transversal dans le domaine. Ces termes sont des thèmes structurants sur lesquels est basée la majorité de la recherche actuelle.

L’analyse révèle également un intérêt continu pour les secteurs applicatifs, notamment « construction industry » et « construction projects », apparus en 2011. Cela

confirme que l'IA est largement utilisée dans le secteur de la construction, un domaine particulièrement sensible aux questions de performance et d'optimisation.

Enfin, certains termes plus anciens, tels que « artificial neural network », « neural network », « fuzzy logic » ou « performance », ont tendance à être remplacés par des expressions plus récentes ou spécifiques. Cela reflète la maturité progressive du domaine de recherche, avec une spécialisation croissante des méthodes et des thèmes.

4.4 Carte thématique et clusters (Thematic Map and Clusters)

4.4.1 Carte clusters

La figure 11 présente un regroupement de documents en fonction de leur couplage, présentant six groupes distincts codés par couleur pour plus de clarté, chacun qui représentent une communauté thématique de recherche, différenciée par sa centralité (position stratégique dans le réseau scientifique) et son impact (fréquence de citation et influence académique).

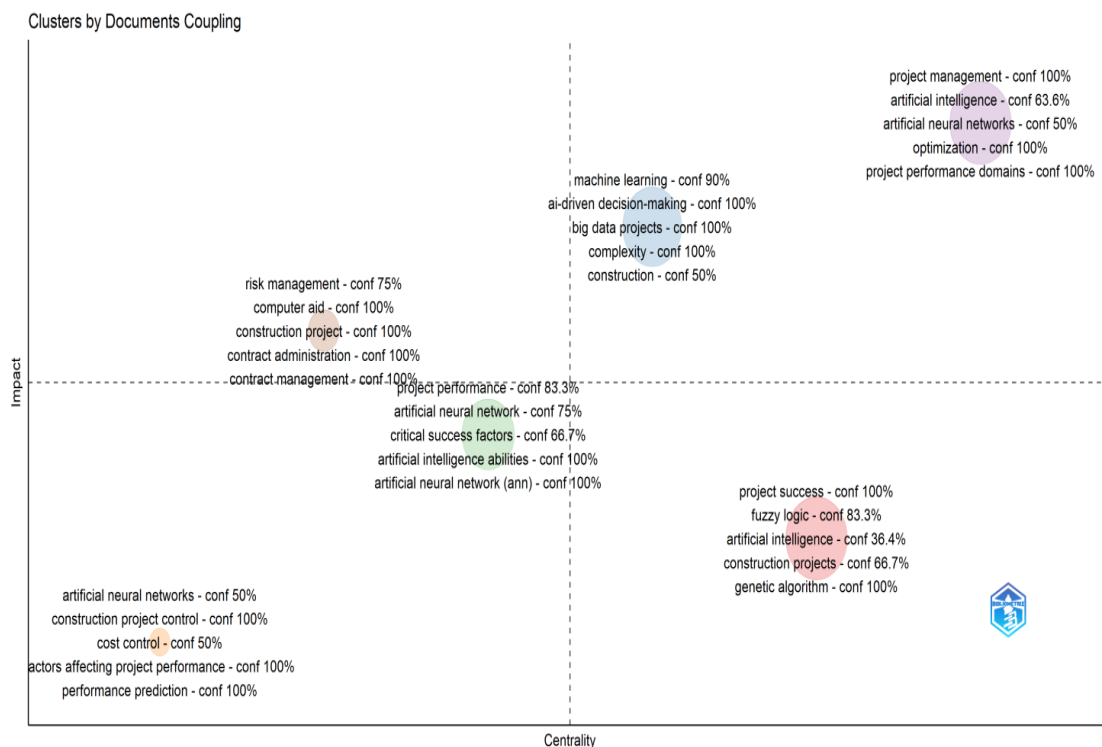


Figure 11 : Clusters de documents (*bibliometrix*)

Le cluster violet se concentre sur des termes tels que « *project management* », « *artificial intelligence* », « *optimization* », « *artificial neural networks* » et « *project performance domains* ». Ce cluster constitue le cœur du champ de recherche. Il démontre que l'IA est désormais intégrée de manière structurelle dans la réflexion académique sur la performance des projets. Ces termes affichent un haut niveau de connectivité et de couverture (100 % pour « *project management* », « *optimization* » et « *project performance domains* », 63. 6 % pour le « *artificial intelligence* » et 50 % « *artificial neural networks* ») traduisant leur rôle fondamental dans les publications les plus récentes.

Le cluster bleu contient, comprend des thèmes liés aux technologies avancées et à la complexité croissante des projets, tels que « *machine learning* », « *ai-driven decision-making* », « *big data projects* », « *complexity* », et « *construction* » avec une confiance parfaite de 100 % dans leur couplage, à l'exception des « *machine learning* » à 90 % et « *construction* » à 50 %. Bien que très centraux, ces termes montrent un impact modéré dans le corpus analysé, ce qui pourrait indiquer une émergence progressive de ces approches technologiques dans le domaine de la gestion de projet. Cela suggère un changement vers une gestion plus intelligente, pilotée par les données et une prise de décision automatisée.

Le cluster en orange, se compose de concepts tels que « *artificial neural networks* », « *construction project control* », « *cost control* », « *factors affecting project performance* » et « *performance prediction* » avec une confiance parfaite de 100 % dans leur couplage, à l'exception des « *artificial neural networks* » et « *cost control* » à 50 %. Ce cluster se distingue par une faible centralité et un faible impact, en faisant un groupe marginal, probablement composé d'études techniques, spécialisées ou contextuelles.

Cette recherche semble avoir une portée limitée ou un usage restreint, souvent confinée à des cas d'application sectorielle, notamment dans le domaine de la construction.

Le cluster vert, se concentre sur les facteurs organisationnels et décisionnels, tels que « project performance », « critical success factors », « artificial intelligence abilities » et « artificial neural network (ann) ». Ce cluster a une centralité moyenne et un impact intermédiaire, ce qui indique qu'il joue un rôle de liaison entre les approches techniques et les questions de gestion. Ces termes reflètent un intérêt pour la capacité de l'IA à soutenir le succès d'un projet en influençant des facteurs de performance critiques.

Le cluster en brun foncé, regroupe des thèmes plus liés à la gestion des risques et aux aspects contractuels, tels que « risk management », « computer aid », « construction project », « contract administration » et « contract management » avec une confiance parfaite de 100 % dans leur couplage, à l'exception des « risk management » à 75 %. C'est un groupe relativement influent, mais moins central, souvent appliqué à des contextes spécifiques tels que les projets de construction. Ce groupe reflète une perspective opérationnelle, concernée par la gouvernance contractuelle et le contrôle des risques, dans un environnement complexe et incertain.

Enfin, le cluster rose se concentre sur des termes comme « project success », « fuzzy logic », « construction projects », « artificial intelligence » et « genetic algorithm » (100 % pour « project success » et « genetic algorithm », 83.3% pour « fuzzy logic », 66.7 % pour « construction projects » et 36.4 % pour « artificial intelligence »). Ce cluster a une forte centralité mais un impact plus variable, reflétant un potentiel de développement. Les travaux regroupés ici explorent des approches alternatives, notamment les systèmes intelligents basés sur la logique floue ou les

algorithmes évolutifs, dans l'optique de maximiser le succès des projets. C'est un espace d'innovation méthodologique en forte croissance.

4.4.2 Carte thématique

La carte thématique (Thematic map) classe divers thèmes du domaine de recherche en quatre quadrants en fonction de leur développement et de leur centralité, comme le montre la figure 12.

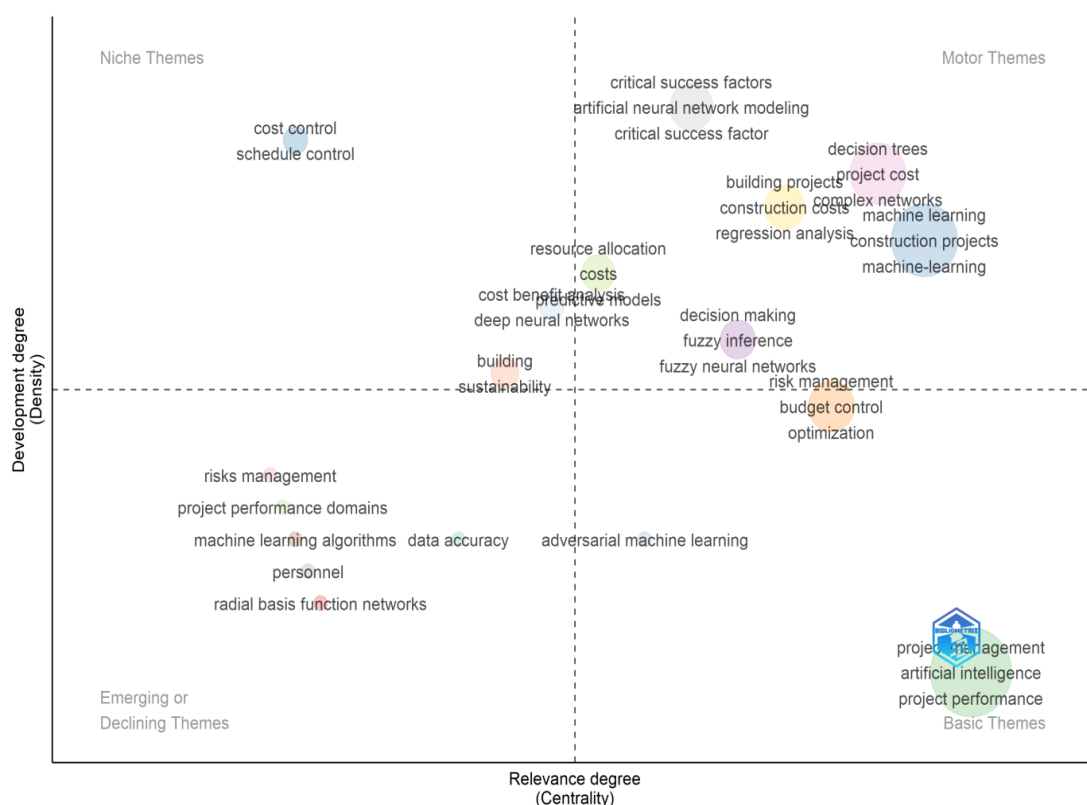


Figure 12 : Carte thématique (*bibliometrix*)

Les thèmes de niche dans le quadrant supérieur gauche, tels que « cost control », « schedule control », sont très développés mais moins centraux dans le domaine plus large. Ces questions sont spécialisées et peuvent être particulièrement pertinentes dans des situations spécifiques, mais elles ne dictent pas actuellement la trajectoire globale de la discipline.

Dans le quadrant supérieur droit, les thèmes moteurs sont à la fois bien développés et essentiels au domaine de recherche. Des thèmes comme « critical success factors », « artificial neural network modeling », « machine learning », « decision trees », « construction projects », « project cost », « complex networks » entrent dans cette catégorie. Ces concepts représentent des applications concrètes de l'IA dans la gestion de projet et sont considérés comme les plus influents pour la performance du projet. Ce sont des piliers du domaine d'étude, à la fois populaire et approfondi. Ces sujets sont cruciaux dans la formation de la région et seront probablement à l'origine de nouveaux développements à l'avenir. Leur centralité démontre leur impact sur plusieurs domaines d'études, faisant progresser la gestion de projet grâce à l'incorporation de technologies et d'approches nouvelles. Par exemple, les contributions de l'IA aux méthodologies agiles incluent l'analyse prédictive pour la planification des sprints, une collaboration d'équipe améliorée grâce à des outils basés sur l'IA et des mécanismes de retour d'information continu. De plus, les méthodologies agiles bénéficient d'outils tels que les tableaux Kanban intégrés à l'IA pour estimer les délais, optimiser les flux de travail et améliorer l'efficacité globale (Saklamaeva et Pavlič, 2023). De même, dans le domaine de la construction, la contribution de l'IA, en particulier le ML dans la gestion des projets de construction inclut plusieurs aspects. Elle facilite la gestion de la construction en soulignant le rôle essentiel d'une gestion solide du changement dans l'atténuation des impacts des réclamations et l'amélioration des performances du projet. De plus, elle facilite la prise de décision basée sur les données, optimisant l'allocation des ressources et améliorant les résultats globaux du projet (Hasan et al., 2024).

Les quadrants inférieurs mettent en évidence des thèmes fondamentaux ou en évolution. Les thèmes fondamentaux du quadrant inférieur droit, tels que « artificial intelligence », « project performance », « project management », « budget control »,

« risk management », sont au cœur du domaine mais sont encore en développement. Leur développement encore limité suggère un fort potentiel de recherche : ce sont des domaines où l'IA pourrait encore apporter de grandes avancées en matière de performance des projets. Ils représentent les connaissances fondamentales sur lesquelles le domaine s'appuie, avec un potentiel d'exploration et d'application plus approfondies.

À l'inverse, les thèmes émergents ou en déclin dans le quadrant inférieur gauche, comme « project performance domains », « machine learning algorithms » et « data accuracy », sont moins développés et centraux, indiquant des domaines qui pourraient soit susciter de l'intérêt, soit devenir moins pertinents. Ce quadrant est idéal pour explorer de nouvelles pistes ou détecter les débuts de nouveaux courants scientifiques.

Chapitre 5 : DISCUSSION DES RÉSULTATS, LIMITES, IMPLICATIONS, ET RECOMMANDATIONS ET PERSPECTIVES DE RECHERCHE

5.1 Discussion des résultats

Nous avons analysé 49 articles sélectionnés, qui ont mis en évidence une dynamique croissante autour de l'intégration de l'IA dans la gestion de projet. Nous avons constaté que cette croissance, particulièrement marquée à partir de 2019, reflète l'importance accordée par la communauté scientifique et professionnelle à l'IA comme levier de performance. Nous constatons que l'évolution des publications indique une diversification des approches, des secteurs et des technologies utilisées, confirmant la nature transversale de l'IA dans la gestion de projets complexes.

5.1.1 L'IA dans la gestion des risques et l'atténuation des incertitudes

Plusieurs études montrent l'importance croissante de l'IA dans l'identification, l'évaluation et la gestion des risques des projets. Parmi les études analysées, Shrestha et al. (2025), qui se sont concentrées dans leurs études sur les défis de coûts et de calendrier en créant un modèle automatisé de gestion des risques qui utilise des techniques de NLP. Les auteurs ont proposé une approche utilisant la similarité NLP, encodeur bidirectionnel à partir de transformateurs (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) et cosinus pour extraire les données pertinentes de projets similaires antérieurs afin de prévoir les changements de coûts et de calendrier pour les nouveaux projets à venir, fournissant ainsi des informations proactives pour la gestion de projet. En outre, testée sur un ensemble de 113 projets, dont 20 % ont été réservés aux tests, le modèle a atteint une précision de 78,30 % dans la prévision des

changements de coûts et de 75% dans la prévision des changements de calendrier, avec une précision globale de plus de 75 % dans la prévision des changements. Cette découverte démontre l'efficacité du modèle à anticiper les incertitudes du projet, contribuant ainsi de manière significative à une meilleure gestion de projet. Cette approche de gestion des incertitudes basée sur les données améliore en fin de compte la réussite et les performances globales du projet en permettant aux professionnels de la construction d'anticiper et de traiter les risques et variations potentiels de manière proactive.

Elsherbeny, et al. (2025) ont développé un cadre d'évaluation des performances des consultants du secteur architecture, ingénierie et construction (Architectural, Engineering, and Construction "AEC"), en mettant l'accent sur la gestion des risques comme facteur clé de performance. À partir de 336 réponses d'experts du secteur, ils ont appliqué une approche hybride combinant la modélisation PLS-SEM « Partial Least Squares Structural Equation Modeling » (pour l'analyse causale) et les ANN (pour les prédictions). Les résultats ont révélé que, pour que les consultants de l'AEC parviennent à adopter un bon niveau de performance, il serait important d'établir un processus de communication et de gestion des relations et de s'assurer que la gestion des documents et des dossiers soit bien désignée et mise en œuvre. Quoi qu'il en soit, le consultant AEC aura mis en place les autres pratiques de gestion de projet qui incluent les changements et le contrôle des changements, la surveillance des performances et les rapports qui seront à gérer par une équipe compétente. Avec le constat de cette recherche et l'importance significative observée à travers différents indicateurs, il est recommandé de faire du consultant AEC l'interlocuteur privilégié et le point de responsabilité unique pour assurer le succès d'un projet. En outre, il est conseillé que la haute direction des consultants se concentre sur l'amélioration des relations et de la

communication dans le cadre du projet, développant ainsi des systèmes de gestion de documents adaptables et efficaces et utilisant efficacement des personnes qualifiées issues d'horizons divers. Ainsi, cet article illustre clairement le rôle stratégique que peut jouer l'intelligence artificielle dans l'amélioration de la performance des projets, particulièrement dans les environnements complexes et à forte incertitude.

Abuassi et al. (2025) ils explorent les applications de ML dans le génie civil, qui sont orientées vers la gestion de la construction. Le modèle hybride a été développé pour améliorer les écarts de calendrier et les dépassements de budget, sur la base de l'optimisation Harris Hawks combinée à Light GBM. En utilisant HHO pour la sélection des fonctionnalités, le modèle a identifié les facteurs les plus influents tels que la taille du projet, le score de risque et les ordres de modification. Cela a optimisé le processus de prédiction. Cette approche hybride a surpassé les modèles d'apprentissage automatique traditionnels, notamment Random Forest et XGBoost, avec un RMSE optimal de 15,32 jours d'écarts de calendrier et des dépassements de budget de 25 840 \$, se révélant plus précise et efficace. Par conséquent, cela sous-tend les solutions potentielles basées sur l'IA pour améliorer la planification des projets, l'atténuation des risques et la prise de décision en matière de gestion de la construction.

Mwais et Mahamid (2025) proposent d'évaluer les risques associés aux ordres de modification dans les projets de construction à l'aide d'une évaluation floue des risques. Déplus, une enquête par questionnaire a été utilisée pour recueillir des données sur la gravité et la fréquence des 22 facteurs identifiés pour les ordonnances de modification. Ensuite, un système de FL a été développé pour évaluer ces facteurs. Le niveau de risque du facteur a été déterminé en reliant la relation entre les indices de gravité et de fréquence à l'aide des règles If-Then. La détermination du niveau de risque est une tâche critique dans le système flou proposé, qui dépend des combinaisons complexes de

toutes les règles If-Then. Cette étude montre que les facteurs présentant les niveaux de risque les plus élevés sont le changement de périmètre par le client, les problèmes financiers du client, l'indisponibilité des matériaux requis, les documents de conception médiocres et la modification des spécifications. Les résultats peuvent servir de lignes directrices aux participants au projet qui doivent préparer et mettre en œuvre un plan de gestion des risques complet et efficace pour atteindre les objectifs du projet. Pour améliorer les performances du projet, il est recommandé aux entreprises de construction de mettre en œuvre la méthode proposée pour évaluer les risques liés aux projets de construction. Enfin, le modèle de risque proposé démontre la capacité à évaluer les niveaux de risque en agrégeant des règles et en combinant les facteurs de risque du projet à l'aide d'un modèle de logique floue et de MATLAB.

L'étude d'Isah et Kim (2025) a développé un graphe de connaissance des risques de tunnel, puis a intégré le graphe de connaissance des risques de tunnel à un modèle GPT (Generative Pretrained Transformer) pour développer un système de questions-réponses sur les risques des projets de tunnel. L'approche proposée est appropriée pour une identification rapide, efficace et intuitive des risques dès les premiers stades des projets de tunnels, car elle peut faciliter une prise de décision rapide et fiable pour prévenir les accidents de sécurité et réduire les retards et les dépassements de coûts des projets. En outre, ce travail contribue à l'ensemble des connaissances en fournissant un cadre pour le développement de systèmes intelligents utilisant des techniques d'IA pour aider les chefs de projet à identifier automatiquement et efficacement les risques lors de la phase de préconstruction du projet. Ainsi, cela améliore la prise de décision, améliore les performances du projet et l'efficacité des pratiques de gestion des risques du projet, et augmente la productivité dans le secteur de la construction.

Moussa et al., (2024), utilisent des algorithmes de ML pour analyser les données historiques du projet et prédire les impacts des interactions de risque et des risques systémiques sur les projets futurs. Les résultats montrent que les modèles basés sur le ML fournissent des prédictions précises et pratiques, basées sur des données, sur les performances des projets dans le cadre d'interactions de risques et de risques systémiques. En outre, ces résultats sont précieux pour les gestionnaires de projets d'infrastructure qui cherchent à améliorer les stratégies d'atténuation des risques et les résultats des projets.

L'étude de Chen et al., (2024), présente une approche de prévision des performances des projets. Il combine la technique RCF (Reference Class Forecasting) et le réseau neuronal RBF (Radial Basis Function) pour construire un modèle qui utilise les données historiques du projet terminé comme base de données pour la formation et la validation. Cette approche permet d'évaluer la résilience des projets avec une plus grande précision. Plus précisément, Chen et al., (2024) présente d'abord un modèle conceptuel d'évaluation de la résilience des projets. Ensuite, un modèle de réseau neuronal RBF qui prend en compte le budget du projet, la durée, le niveau de risque de perturbation et les performances avant perturbation sur la base de la technique RCF est développé pour prévoir les performances du projet après avoir subi une perturbation. Enfin, le niveau de résilience du projet est évalué en calculant le ratio récupération/perte de performance du projet. Les résultats montrent que les erreurs relatives moyennes entre les résultats prévus de l'indice de performance du calendrier (Schedule Performance Index "SPI") et les valeurs réelles sont inférieures à 5 %, et le R^2 de l'ensemble de formation et de l'ensemble de test est respectivement de 0,991 et 0,964, et l'écart entre les valeurs prévues et réelles de résilience du projet est inférieur à 10 %. Ceux-ci illustrent que le modèle fonctionne bien et est réalisable pour quantifier le

niveau de résilience du projet, clarifier son impact sur les situations de perturbation et de rétablissement du projet et aider les décideurs du projet à prendre des décisions raisonnables.

Isah et Kim (2022) proposent une approche de NN en développant un modèle de réseau neuronal profond (Deep Neural Network "DNN") pour évaluer l'impact des risques sur le calendrier des projets et la performance des coûts des projets routiers. Les résultats montrent que le modèle DNN a surpassé les modèles BNN et RFR, compte tenu des valeurs d'erreur quadratique moyenne (MSE) et d'erreur absolue moyenne (MAE) les plus faibles. La contribution théorique de cette étude est liée à la théorie de l'évaluation des risques et à l'intégration du jugement d'experts dans un modèle DNN pour une évaluation efficace des risques des projets routiers. En outre, cette étude fournit aux praticiens une approche systématique pour prédire avec précision le calendrier du projet et la performance des coûts en tenant compte des facteurs de risque importants tout en permettant une allocation appropriée de la provision pour imprévus au calendrier et aux coûts de base pour garantir le succès du projet et ainsi contribuer à améliorer la performance globale du projet.

Onifade et Oroye (2020) explorent l'application des ANN dans les domaines de la construction, de la surveillance et du contrôle des projets, qui est capable de prédire les performances et la productivité du projet telles que l'écart coût/budget, l'analyse des risques et la planification sur la base d'observations faites à partir de l'environnement du projet de certaines entreprises de l'État de Lagos. L'analyse montre que l'ANN a un effet significatif sur la productivité du projet, l'estimation du calendrier et des coûts, ainsi que sur l'optimisation des risques. Il a également été observé que l'application de l'ANN dans la gestion de projet n'a pas été envisagée dans la plupart des entreprises du pays, car les méthodes traditionnelles telles que l'analyse du chemin critique et le PERT sont

encore bien utilisées. On peut conclure que l'intégration de la technique des ANN, si elle est appliquée pourrait représenter une avancée majeure pour améliorer la performance et l'efficacité des projets de construction

Yaseen et al. (2020) proposent de développer un modèle d'intelligence artificielle hybride appelé classificateur intégratif RF avec optimisation d'algorithme génétique (RF-GA) pour la prédiction des problèmes de retard. Dans un premier temps, les sources et facteurs associés aux problèmes de retard sont identifiés. Un questionnaire est adopté pour quantifier l'impact des sources de retard sur la performance du projet. Le modèle hybride développé est formé à l'aide des données collectées des projets de construction précédents. Le RF-GA proposé est validé par rapport à la version classique d'un modèle RF utilisant des indices de mesure de performance statistique. Les résultats obtenus avec le modèle hybride RF-GA développé ont révélé de bonnes performances en termes de précision, de kappa et d'erreur de classification. Sur la base de la précision mesurée, du kappa et de l'erreur de classification, RF-GA a atteint respectivement 91,67 %, 87 % et 8,33 %. Dans l'ensemble, la méthodologie proposée indique une technique robuste et fiable pour la prévision des retards de projet qui contribue au suivi de la gestion et à la durabilité du projet de construction.

Ensemble, ces études soulignent que les systèmes de gestion des risques basés sur l'IA améliorent la prise de décision, réduisent les incertitudes et améliorent la résilience globale du projet.

5.1.2 L'IA pour l'estimation des coûts et l'optimisation du budget

Un solide courant de recherche met en évidence le rôle de l'IA dans l'amélioration de la précision de l'estimation des coûts et l'optimisation des budgets de projet. Mazzetto et al. (2025), ils analysent l'impact de la construction programmable sur le temps, le coût et la durabilité. À partir d'une étude de cas d'un projet résidentiel

en Italie, ils comparent les techniques de construction traditionnelles par rapport aux systèmes de construction automatisés. Cependant, leurs résultats ont montré que la construction programmable peut réduire les délais des projets jusqu'à 82,6 % et permettre des économies de coûts d'environ 40,6 %. Les systèmes automatisés offrent également des avantages environnementaux significatifs, notamment une réduction de 70,25 % des émissions de carbone et une diminution de 70 % de la consommation d'énergie dans plusieurs tâches telles que le traitement des sols. Cette étude suggère que les chantiers de construction programmables peuvent raccourcir considérablement les délais des projets et réduire les coûts. La précision et la rapidité de l'IA et de la robotique minimisent le recours au travail humain, rationalisent les processus de construction et améliorent les performances des projets et la qualité du travail en réduisant les erreurs humaines tout en favorisant la durabilité grâce à une consommation de ressources réduite et un impact environnemental moindre.

Rashad et al. (2025) proposent un modèle d'IA destiné à estimer avec précision les coûts des systèmes de fondation pour les immeubles de grande hauteur. En s'appuyant sur une base de données de 180 projets comprenant des paramètres structurels et géotechniques variés (espacement des colonnes, nombre d'étages, charge sismique, profil du sol, type de fondation, etc.). Le modèle d'IA utilise des algorithmes de ML étendus pour analyser les paramètres structurels et géotechniques. Il fournit un outil prédictif qui améliore la prise de décision lors de la conception préliminaire. La méthodologie comprend la collecte de données, la formation de modèles utilisant des techniques de réseaux neuronaux innovantes et leur validation par rapport aux modèles d'estimation des coûts actuels. Les résultats indiquent que le modèle d'IA améliore considérablement la précision des estimations des coûts, avec un taux de précision de 95 %, par rapport aux méthodes traditionnelles. De plus, le modèle présente des

économies potentielles allant jusqu'à 15 %. Les concepteurs de construction et les décideurs peuvent utiliser les résultats de l'étude pour accroître la précision de la sélection du système de fondation, réduire les coûts et la durée de la construction et améliorer la performance globale du projet.

Almahameed, B. A., et Bisharah, M. (2024) explorent l'utilisation de différents algorithmes de ML, tels que la régression linéaire, les arbres de décision, les machines à vecteurs de support (SVM), l'amplification de gradient, la forêt aléatoire, les K-plus proches voisins (K-Nearest Neighbors), la régression du réseau neuronal convolutif (Convolutional Neural Network) et l'optimisation des essaims de particules, dans le domaine de la modélisation prédictive et de l'optimisation des coûts dans le domaine de la gestion de projets de construction. Plus précisément, les principaux objectifs de cette étude comprennent l'amélioration de la précision de l'estimation des coûts, l'identification des facteurs essentiels qui ont un impact sur les coûts du projet et la mise en œuvre de stratégies visant à réduire les coûts. Parmi ces approches, l'optimisation par essaim de particules a démontré son efficacité pour résoudre le problème de la réduction des déchets de construction et améliorer la précision de l'estimation des coûts grâce à l'identification de combinaisons optimales de variables. Ainsi, cette étude souligne l'importance du ML et de l'optimisation par essaim de particules dans le contexte de la modélisation prédictive et de l'optimisation des coûts dans le domaine de la gestion de projets de construction. Les résultats obtenus de cette étude peuvent fournir des informations précieuses aux professionnels du secteur de la construction, les aidants à prendre des décisions éclairées, à allouer efficacement les ressources, à réussir leurs projets et à améliorer leur rentabilité. En définitive, l'étude met en lumière le potentiel de l'IA à renforcer la prise de décision, la gestion budgétaire et la performance des projets dans le secteur de la construction.

Ali et al. (2022) examinent l'utilisation de l'IA pour améliorer la précision de l'estimation des coûts dans la gestion de projets de construction, un facteur clé ayant un impact direct sur la performance des projets. L'étude propose une méthode avancée basée sur l'amplification de gradient extrême (Extreme Gradient Boosting), utilisée comme algorithme de sélection d'entrée avancé et couplée à trois modèles d'IA, notamment la RF, le ANN et la SVM pour l'estimation des coûts. Les résultats de la comparaison ont révélé que tous les modèles d'IA présentaient de bonnes performances de prédiction lorsqu'ils étaient appliqués à des ensembles de données affectés par plus de deux paramètres. En outre, les résultats de cette recherche ont révélé une stratégie optimiste qui peut aider les décideurs à sélectionner les paramètres d'influence dès les premières phases de gestion de projet. En conclusion, cette étude offre une approche prometteuse pour améliorer l'estimation des coûts dès les phases initiales d'un projet, contribuant ainsi à réduire les erreurs d'évaluation et à renforcer la performance globale des projets de construction.

Relich et Pawlewski (2017) développent un modèle innovant de sélection de portefeuille de projets, combinant une approche de moyenne pondérée floue pour le classement des projets de développement de nouveaux produits et l'utilisation de ANN pour estimer les performances des projets. L'étude repose sur une étude de cas pratique d'évaluation de projets de développement de nouveaux produits potentiels avec l'utilisation de moyenne pondérée floue est présentée. L'exemple illustratif montre l'utilisation du modèle proposé pour prendre des décisions concernant un portefeuille de projets. Pour améliorer la qualité de l'évaluation des projets de développement de nouveaux produits, cette étude propose plusieurs critères qui correspondent à la perspective du projet de développement de nouveaux produits, tels que le marketing, l'équipe de projet, les performances du projet, les risques et la stratégie de l'organisation,

et utilise des réseaux de neurones pour estimer les performances du projet. L'utilisation de NN permet une évaluation plus précise des critères de performance des projets et fournit des informations supplémentaires dans la sélection du portefeuille.

Costantino et al. (2015) développent une méthodologie innovante d'aide à la décision pour prédire les performances des projets dès la phase de sélection, en se basant sur les facteurs critiques de succès. En effet, ces facteurs critiques de succès sont utilisés comme critères prédictifs de performance afin d'anticiper les risques d'échec. Par ailleurs, l'étude Costantino et al. (2015), décrit les étapes de conception, de développement et de test d'un système d'aide à la décision pour prédire les performances d'un projet. Enfin, un ANN, évolutif à n'importe quel ensemble de facteurs critiques de succès, classe le niveau de risque du projet en extrayant l'expérience des chefs de projet d'un ensemble de projets passés réussis ou non, offrant ainsi un outil prédictif souple pour améliorer la prise de décision stratégique en phase de sélection de projets.

De Oliveira et al., (2013) analysent des méthodes de prévision alternatives qui produisent des résultats au moins similaires ou meilleurs que la régression linéaire qui peuvent être utilisées dans la modélisation des systèmes sociaux. Dans cette optique, l'étude de De Oliveira et al., (2013) repose sur une étude de cas, des méthodes statistiques avancées de Gaussienne et de Kriging sont évaluées, ainsi qu'un outil d'IA, la fonction de base radiale. Les résultats montrent les meilleures performances des méthodes suggérées par rapport à la régression linéaire, en particulier à la fonction de base radiale, en raison de son comportement de prédiction uniforme dans toutes les plages d'évaluation. Ainsi, bien que ces techniques soient quelque peu non conventionnelles dans la modélisation des systèmes sociaux, présentent une contribution potentielle en augmentant l'exactitude et la précision des prédictions permettant une évaluation plus précise de l'impact de certaines stratégies sur la

performance du projet à effectuer avant l'allocation des ressources matérielles, humaines et financières.

Wang et al. (2012) développent des modèles prédictifs basés sur l'IA, notamment les ANN et de modèles de classification de SVM pour prédire le coût du projet et planifier le succès, en utilisant l'état de la planification précoce comme entrées du modèle. Pour ce faire, l'indice PDRI (Project Definition Rating Index) est utilisé comme instrument d'enquête et développe des modèles de prévision du coût et du calendrier du projet en utilisant les données collectées sur un total de 92 projets de construction. Les résultats de la modélisation indiquent que, pour les exemples de projets étudiés, l'état de planification précoce peut être appliqué avec succès pour prédire les résultats du projet à l'aide des techniques de modélisation de l'intelligence artificielle. Pour prédire le succès des coûts d'un projet, le modèle SVM produit le meilleur résultat de prédiction avec une précision globale de 92 %. Entre-temps, le modèle ANN à renforcement adaptatif donne le meilleur résultat de prédiction avec une précision globale de 80 % lors de la prévision du succès du calendrier du projet. Ces résultats fournissent des preuves concrètes que, parmi les exemples de projets, une meilleure planification dès le début conduit effectivement à de meilleurs résultats finaux du projet. De plus, les techniques de modélisation de l'IA s'avèrent plus applicables aux échantillons de données non linéaires par rapport aux régressions statistiques traditionnelles. En conclusion, les résultats de la recherche fournissent des informations précieuses aux praticiens de l'industrie sur le fait qu'une planification précoce est importante pour la performance du projet.

Chua et al. (1997), identifient les principaux attributs de gestion de projet associés à l'obtention d'une performance budgétaire réussie à l'aide d'une approche de NN. Dans cette optique, des modèles de NN ont été développés à l'aide de données de

terrain comprenant des déterminants potentiels du succès d'un projet de construction. Ainsi, le modèle final, après une formation suffisante, peut également être utilisé comme outil prédictif pour prévoir la performance budgétaire d'un projet de construction. Cette approche permet de construire le modèle de performance budgétaire même si les relations fonctionnelles entre les intrants et les extrants ne sont pas clairement définies. En outre, le modèle fonctionne également raisonnablement bien avec des informations incomplètes sur les entrées. De plus, il a été démontré que le réseau neuronal s'est également révélé capable de prévoir certains résultats du projet sans informations complètes, avec un degré raisonnable de précision. Enfin, le modèle résultant peut être utilisé pour évaluer l'efficacité de stratégies de gestion alternatives pour la réussite du projet qui ont un impact significatif sur la performance du projet.

Al-Tabtabai et al. (1997), présentent comment les ANN peuvent être appliqués dans le domaine du contrôle des projets de construction. Dans cette étude, les auteurs développent un système de contrôle de projet capable de prédire et de surveiller les performances d'un projet (par exemple, écart de coût et écart de calendrier) sur la base d'observations faites à partir de l'environnement du projet. Pour ce faire, le système de contrôle de projet dispose de cinq modules de réseau neuronal qui permettent à un chef de projet de générer automatiquement des plans de projet révisés à intervalles réguliers pendant l'avancement du projet. Ces cinq modules sont similaires dans leur conception et leur mise en œuvre. De plus, une description d'une interface utilisateur graphique intégrant les modules de NN développés avec un logiciel de gestion de projet. Les NN sont bien adaptés à la prise de décision dans des problèmes basés sur l'analogie en utilisant l'intuition et l'expérience d'experts. Cela résulte de leur capacité à apprendre et à généraliser à partir de l'expérience. Enfin, les expériences ont montré que les NN conviennent à la modélisation de relations complexes entre les conditions

environnementales de construction et les performances du projet, comme le reflète son lot de travaux.

Ces résultats indiquent que les approches basées sur l'IA améliorent considérablement la précision de la planification financière, aident à atténuer les dépassements budgétaires et améliore la rentabilité globale des projets.

5.1.3 IA pour l'optimisation du calendrier et la prédiction des retards de projet

Un autre groupe d'études met l'accent sur la contribution de l'IA à la minimisation des retards et à l'optimisation des calendriers de projet. L'analyse de Maya et al. (2023) vise à permettre aux membres de l'équipe du projet de construction de comprendre les facteurs qu'ils doivent surveiller de près pour mener à bien le projet avec les performances requises. Dans ce contexte, la recherche a pour objectif de développer un modèle d'ANN pour prédire les performances des projets de construction. Par conséquent, un groupe de (34) facteurs qui affectent la performance du projet a été identifié sur la base des opinions des praticiens. ANN a été conçu pour prédire le modèle de performance du projet à l'aide de sept entrées qui représentent six facteurs prioritaires comme facteurs les plus influents. Par ailleurs, les résultats ont mis en évidence les principaux facteurs influençant la performance du projet, dont la coordination et l'engagement des parties au projet (30,9 %), l'estimation du calendrier (25,4 %), l'expérience et la disponibilité de l'équipe de projet (24,5 %) et le soutien de la haute direction (14,3 %). Maya et al. (2023), ils ont atteint la conception d'un modèle qui prédit les performances du projet sur la base de facteurs d'influence antérieurs, car ce modèle a une précision de prédiction de 96,1 % et une erreur de 3,9 %.

Darko et al. (2023) abordent le problème des prévisions humaines inexactes dans les projets de construction écologique, qui entraînent des dépassements de coûts et de délais, compromettant ainsi la performance des projets. Dans ce contexte, les auteurs

présents de nouveaux modèles prometteurs pour atténuer ce risque, basés sur le ML. Dans cette étude, les données historiques de 198 projets de construction écologique à Hong Kong ont été utilisées pour développer et former deux modèles de DNN entièrement connectés pour apprendre et prédire le coût et la durée, respectivement, sur la base de l'évaluation des bâtiments écologiques et d'autres paramètres du projet. Ainsi, les modèles validés ont été déployés pour la première fois en tant qu'application Web basée sur le ML pour une prévision automatisée, rapide et précise du coût et de la durée des projets de construction écologique. En outre, les résultats de cette étude fournissent de nouvelles informations sur l'impact de l'évaluation des bâtiments écologiques sur les coûts et la durée des projets, contribuant ainsi à la promotion des projets de construction écologique dans une optique d'amélioration de la durabilité. Enfin, cette recherche offre aux décideurs politiques et aux praticiens de nouveaux modèles basés sur le ML et une application Web pour améliorer les performances de livraison des projets de construction écologique.

Zhang et al. (2023) utilisent deux approches pour mesurer la complexité des contrats, la mesure subjective par enquête et la mesure objective par ML. Leurs différences dans la relation à la confiance et l'impact sur la performance des projets de construction sont comparées. Les résultats ont montré que la confiance n'est liée que positivement à la mesure subjective de la complexité du contrat, qui a un impact direct sur la performance du projet. A l'inverse, la mesure objective renforce l'effet positif de la confiance sur la performance du projet. Théoriquement, notre étude contribue à la recherche sur les contrats de construction en soulignant que différentes mesures ne peuvent pas être utilisées de manière interchangeable et que les chercheurs doivent être conscients de la question de la mesure lorsqu'ils mènent et évaluent des recherches pertinentes. En pratique, les chefs de projet de construction reçoivent des conseils sur

l'amélioration de la performance globale des projets à travers des perspectives à la fois de conception objective et de perceptions subjectives des contrats.

Elhegazy et al. (2022) développent un modèle pour mesurer et évaluer la performance et la productivité de la construction de projets de structures en acier. En effet, des ANN ont été utilisés pour concevoir un modèle sur MATLAB permettant de mesurer et d'évaluer les performances des projets de construction de projets de structures en acier sur la base des 14 facteurs qui affectent le processus de structure en acier. Par ailleurs, les résultats suggèrent que le modèle ANN proposé pour de projets de structures en acier peut produire des mesures et évaluer les performances des projets rapidement et avec précision lorsque les données réelles sont disponibles pour la formation du modèle. Donc, l'utilisateur peut saisir les valeurs des principaux facteurs qui affectent les performances de ses projets pour produire un résultat précis de l'évaluation des performances et de la productivité des projets. Enfin, l'industrie de la construction peut utiliser les conclusions de ce document comme base pour améliorer les performances des projets de construction pour les projets de structures en acier.

Juan et Liou (2022) proposent un système d'évaluation et de prévision des performances des projets de construction d'écoles publiques qui peut être appliqué au début d'un projet. Un système d'évaluation et de prédiction des performances des projets de construction d'écoles publiques a été établi en utilisant la méthode Fuzzy Delphi (FDM), des règles d'association et un ANN. De plus, les résultats ont montré que le modèle de prédiction établi par ANN a un taux de précision de 84,21 %, ce qui montre qu'il peut aider efficacement les ministères, les propriétaires et les gestionnaires dans la prévision dynamique des performances d'un projet à l'avenir, et qu'il peut aider à obtenir des avertissements en temps réel, de manière à améliorer les performances et la satisfaction d'un projet. De plus, les résultats de la recherche, après les commentaires

des experts, pourraient fournir des stratégies spécifiques de gestion des performances de projets futurs.

Ling et Liu (2004) visent à prédire la performance des projets de conception-construction. Pour ce faire, la technique des ANN est utilisée pour construire les modèles permettant de prédire les performances du projet, et ces modèles sont testés à l'aide des données de cinq nouveaux projets. Les résultats montrent que six mesures de performance peuvent être prédites avec un degré raisonnable de précision : l'intensité du projet ; délais de construction et de livraison ; chiffre d'affaires, qualité des systèmes et des équipements. Par ailleurs, l'étude identifie des variables clés qui influencent 11 aspects de la performance du projet. On peut conclure que le succès du projet, en termes d'intensité, de rapidité de construction, de livraison et de qualité, peut être obtenu en contrôlant les déterminants clés. Les variables clés qui affectent la performance du projet peuvent être attribuées à la fois aux entrepreneurs et aux clients. Pour garantir le succès du projet, les entrepreneurs doivent disposer d'un niveau d'effectif adéquat, d'un bon historique en matière d'exécution dans le respect du budget et de capacités en matière de gestion financière et de contrôle de la qualité. De leur côté, les consultants doivent avoir un niveau élevé de sophistication en matière de construction et avoir géré des projets de conception-construction dans le passé. Quant aux clients, leur rôle important dans la réussite du projet de conception-construction. Ils devraient avoir une expérience en construction et avoir géré des projets de conception-construction dans le passé. En outre, ils devraient décider du niveau optimal d'achèvement de la conception lorsque le budget est fixé et que les appels d'offres sont lancés. En conclusion, l'étude de Ling et Liu (2004) recommande aux propriétaires et aux entrepreneurs de prendre note des facteurs identifiés dans cette étude, qui affectent de manière significative la performance du projet de conception-construction.

Ensemble, ces études mettent en évidence l'IA comme un outil puissant pour anticiper les perturbations, optimiser les délais et assurer la livraison des projets en temps voulu.

5.1.4 IA pour l'allocation des ressources et l'amélioration de la productivité des projets

Plusieurs études ont mis en évidence la capacité de l'IA à optimiser l'allocation des ressources et à améliorer la productivité dans la gestion de projet. Kang et al., (2024), concentrent sur la conception de canalisations dans le cadre de l'ingénierie d'usine, visant à développer un système pour la conception optimale de tracés de canalisations à l'aide de la technologie de l'IA. L'objectif principal est de surmonter les limitations liées au temps et aux coûts des processus de conception de tuyauterie manuelle traditionnelle. Par conséquent, l'objectif ultime est de contribuer à la digitalisation des processus d'ingénierie et d'améliorer la performance des projets. En ce qui concerne les performances, l'évaluation a révélé que la précision de la correspondance entre le poids et la longueur des tuyaux était respectivement de 105,7 % et 84,9 %. De plus, la précision de la correspondance du poids et de la quantité des raccords s'est avérée être respectivement de 99,7 % et 83,9 %. Ces résultats indiquent que la technologie de conception numérisée actuelle ne garantit pas des conceptions précises à 100 %, elle constitue une avancée prometteuse vers l'amélioration de la performance des projets industriels par la digitalisation, en optimisant les processus et en soutenant une croissance durable.

Zeng et Gao (2024) proposent une méthode innovante a été proposée pour l'allocation des ressources entre les entrepreneurs dans les grands projets de construction. Cette méthode est conçue sur la base d'une combinaison de techniques de ML, de théorie floue et de modélisation d'enchères. En outre, développer une méthode

efficace pour résoudre le problème de l'allocation des ressources entre les entrepreneurs dans les grands projets de construction peut contribuer à améliorer les performances du projet en termes de coûts et de délais de construction. Zeng, Z., et Gao, Y. (2024) ont présenté une méthode en trois étapes pour l'allocation des ressources dans les grands projets de construction. Dans un premier temps, des techniques de ML sont utilisées pour développer deux modèles de réseaux neuronaux distincts afin de prédire les coûts et les retards pour chaque entrepreneur. Ces modèles utilisent le GA pour optimiser leurs paramètres. Dans la deuxième étape, un modèle flou est utilisé, qui prend en compte les données des modèles de réseau neuronal et d'autres fonctionnalités spécifiques à l'entrepreneur. Ce modèle donne la priorité aux besoins des entrepreneurs. Enfin, un modèle d'enchères est utilisé pour répartir équitablement les ressources limitées du projet entre les entrepreneurs dans le besoin. Les résultats de la mise en œuvre indiquent que la méthode proposée pour allouer les ressources entre les entrepreneurs dans les grands projets de construction a atteint les valeurs MAE (Mean of Absolute Error) et RMSE (Root Mean Square Error) de 18,88 et 22,98, respectivement, démontrant une amélioration significative des performances par rapport aux autres méthodes proposées.

Uddin et al. (2024) proposent une approche intégrée combinant la gestion de projet, la science des réseaux et le ML dans une vue d'ensemble accessible appliquée à un véritable ensemble de données originales. Concrètement, l'étude repose sur 70 réponses collectées, cinq approches de ML (c'est-à-dire machine à vecteurs de support, régression logistique, k-voisin le plus proche, forêt aléatoire et renforcement de gradient extrême) ont été appliquées pour modéliser les relations entre les attributs du projet, les réseaux et le triangle de fer du coût, du temps et de la qualité du projet. Les résultats obtenus confirment les tendances attendues affectant les performances des projets et

fournissent un exemple pour la discussion de l'applicabilité des approches intégrées de ML et d'analyse de réseau à la modélisation des performances des projets. Ainsi, cette étude démontre de manière accessible un cas réel d'intégration de ML, de la science des réseaux et de la gestion de performances de projet.

Ko et Cheng (2007) développent un modèle évolutif de prédiction du succès du projet basé sur une approche hybride d'intelligence artificielle qui fusionne les GA, la FL et les NN. Dans le modèle évolutif de prédiction du succès du projet, les GA sont principalement utilisés pour l'optimisation, les FL pour le raisonnement approximatif et les NN pour le mappage entrées-sorties. De plus, le modèle intègre le processus d'évaluation continue des performances du projet pour sélectionner dynamiquement les facteurs qui influencent le succès du projet. En définitive, les résultats de validation montrent que le modèle évolutif de prédiction du succès du projet proposé, piloté par une technique d'IA hybride, pourrait être utilisé comme système intelligent d'aide à la décision, pour les chefs de projet, afin de contrôler les projets en temps réel et l'impact sur les performances du projet.

Ces études démontrent que les approches basées sur l'IA garantissent une meilleure utilisation des ressources, rationalisent les opérations et améliorent la productivité globale.

5.1.5 L'IA dans la performance stratégique des projets et le soutien à la décision

Au-delà des améliorations opérationnelles, l'IA agit également comme un moteur de transformation stratégique dans la gestion de projet. Ibadildin et al. (2025) réalisent une vaste analyse bibliométrique afin d'examiner l'évolution de l'intégration de l'IA dans la gestion de projet entre 2001 et 2024. L'analyse cartographie l'évolution des pratiques de gestion de projet basées sur l'IA, en se concentrant sur l'allocation des ressources, la gestion des risques et l'optimisation de la planification. En effet, leur

étude contribue à comprendre le rôle transformateur de l'IA dans la gestion de projet et met en évidence les futures orientations de recherche pour améliorer l'adoption de l'IA afin d'améliorer l'efficacité, la prise de décision et les performances des projets. Cependant, les résultats soulignent la nécessité d'une exploration continue des approches interdisciplinaires, des mises en œuvre pratiques et des considérations éthiques pour favoriser l'innovation et l'efficacité dans la gestion de projet basée sur l'IA.

Jing et al. (2025), explorent l'effet de l'association entre l'intelligence culturelle et la performance du projet avec la médiation des capacités de l'intelligence artificielle. Les chercheurs ont analysé les données avec SMART PLS 4.0 pour étudier les liens entre l'intelligence culturelle et les capacités d'intelligence artificielle sur la performance des projets. Les résultats mettent l'accent sur l'impact de l'intelligence culturelle sur la performance des projets dans le secteur de la construction, ce qui implique que les entreprises qui parviennent à insuffler avec succès à l'intelligence culturelle des capacités d'intelligence artificielle tout en entretenant une culture basée sur les capacités d'intelligence artificielle peuvent également augmenter la performance de leurs projets.

Kozhakhmetova et al., (2025) analysent l'impact des technologies d'IA sur la gestion de projet dans différents secteurs. L'objectif principal est d'évaluer comment l'adoption de l'IA dans la gestion de projet affecte l'efficacité du projet. Par ailleurs, l'étude a également révélé que l'utilisation de l'IA différait selon huit domaines de performance de projet, le domaine des parties prenantes utilisant les technologies vocales et l'automatisation des processus et le domaine de l'incertitude utilisant moins d'outils. Les projets avec des taux d'adoption de l'IA plus élevés ont montré des scores d'efficacité plus élevés (par exemple, dans les projets logiciels, le taux d'adoption de l'IA est de 3,2 ; le taux d'efficacité est de 3,3), tandis que ceux avec des niveaux

d'efficacité plus faibles (par exemple, dans l'industrie du tourisme, le taux d'adoption de l'IA est de 1,9 ; le taux d'efficacité est de 2,2) ont montré les pires résultats. Enfin, les systèmes de prise de décision, l'automatisation des processus et les technologies vocales sont les trois technologies d'IA les plus critiques utilisées par les professionnels de la gestion de projet pour améliorer l'efficacité et la performance des projets.

Mouhib et al. (2024) explorent l'utilisation des algorithmes de ML pour prédire le succès des projets Big Data. En effet, l'étude révèle que les domaines de la stratégie et des données exercent l'influence la plus déterminante sur la réussite de ces projets. Par conséquent, les entreprises devraient donner la priorité à ces domaines lorsqu'elles entreprennent de tels projets. Sur cette base, les auteurs proposent un premier modèle capable de prédire le succès ou l'échec d'un projet, ce qui peut s'avérer précieux pour les entreprises. De plus, les praticiens peuvent tirer parti des techniques de ML pour prédire le taux de réussite de ces projets. Ainsi, en améliorant le taux de réussite des projets Big Data, les résultats permettent aux organisations de créer des solutions basées sur les données plus efficaces et plus percutantes dans divers secteurs. Ceci, à son tour, facilite une prise de décision éclairée, une allocation efficace des ressources, une meilleure efficacité opérationnelle et une amélioration globale des performances des projets.

Taboada et al. (2023) vise à comprendre comment les recherches sur l'application de l'IA dans la gestion de projet émergente peuvent être classées en domaines de performance de gestion de projet et quelles techniques d'IA ont permis à la gestion de projet d'améliorer les performances des projets dans le but de découvrir des solutions pour la transformation numérique vers l'industrie 5.0. L'analyse des résultats montrent que le nombre de publications influentes sur la gestion de projet basée sur l'IA a considérablement augmenté au cours de la dernière décennie. Plus précisément, les

résultats indiquent que l'IA, principalement le ML, peut être considérablement utile dans la gestion de projets de construction et informatiques ; il est particulièrement encourageant pour améliorer les domaines de performance de la planification, de la mesure et de l'incertitude en fournissant des capacités prometteuses de prévision et de prise de décision. L'étude suggère ainsi que l'IA représente un levier stratégique pour améliorer durablement la performance des projets.

Vlahov Golomejić et Obradović Posinković (2023) explorent l'intégration croissante des technologies numériques, notamment celles issues de l'Industrie 4.0, dans le domaine de la gestion de projet. À cet effet, les auteurs mènent une revue systématique et bibliométrique de 188 articles indexés dans Web of Science entre 1991 et 2023. Cette analyse permet d'identifier les principales tendances de recherche, telles que les opportunités et défis de la transformation numérique en gestion de projet, l'évolution de la gestion des projets de construction, le rôle de l'intelligence artificielle dans la réussite des projets, ainsi que l'intégration des systèmes d'information et de production. L'analyse par cooccurrence et visualisation de données révèle une dynamique forte entre innovation technologique et pratiques managériales. En conclusion, l'étude insiste sur la nécessité de concilier technologies avancées et relations humaines afin d'optimiser la performance des projets dans un environnement numérique en constante évolution.

Jacobsen et Teizer (2022) explorent le potentiel croissant des NN dans l'industrie de la construction en réalisant une analyse bibliométrique des publications depuis 2010. Leur étude met en lumière la supériorité des NN par rapport à d'autres algorithmes d'apprentissage automatique dans des domaines tels que la reconnaissance de machines lourdes, la prédiction du succès de projets, l'évaluation de la posture des travailleurs, l'estimation des coûts et la productivité des projets. Les auteurs identifient un champ

d'application bien plus large des NN dans la construction qu'on ne le supposait jusqu'alors, et soulignent que certaines architectures récentes comme les réseaux de transformateurs restent peu explorées dans ce domaine. Enfin, l'étude propose des pistes prometteuses pour approfondir l'intégration des NN, notamment à travers l'usage de modèles en temps réel et l'exploration de nouvelles architectures, dans l'objectif d'améliorer significativement la performance des projets de construction.

Kumar et al. (2021) explorent le rôle potentiel de l'IA comme facteur clé de réussite dans les projets de construction, souvent confrontés à des retards, à des dépassements de coûts et à des perturbations. En s'appuyant sur des entretiens avec des chefs de projet expérimentés, l'étude met en évidence un écart entre la perception des praticiens et les résultats de la recherche en matière d'applications de l'IA. Les chefs de projet sont conscients des avantages et des capacités de l'IA, la percevant comme un outil ou un système capable de prédire et d'analyser, d'apprendre et de prendre des décisions par lui-même, ou même potentiellement de prendre conscience de lui-même, contrairement aux technologies de l'information et aux logiciels avancés de gestion de projet. Les résultats de ces entretiens ont souligné la nécessité de relier les recherches futures au rôle de l'IA en tant que facteur essentiel de réussite des projets de construction afin d'exploiter tout le potentiel et les avantages de l'IA dans le secteur de la construction. L'IA a déjà commencé à affecter l'ensemble de la chaîne de valeur des entreprises et transforme les industries de manière fondamentale. Pour les praticiens de projet, cette recherche fournit un exemple concret d'expériences de chef de projet senior. Compte tenu du bon potentiel d'utilisation de l'IA dans les projets de construction, Kumar et al. (2021) pensent que les praticiens des projets pourraient de plus en plus choisir d'utiliser l'IA dans l'exécution de leur travail de routine afin

d'augmenter les performances et l'efficacité du projet, augmentant ainsi les chances de réussite du projet.

Sabahi et Parast (2020) examinent l'influence de l'orientation entrepreneuriale individuelle sur la performance des projets et utilisent l'analyse prédictive en proposant une approche de ML pour prédire la performance des projets des individus sur la base de mesures de plusieurs aspects de l'orientation entrepreneuriale et de l'attitude entrepreneuriale des individus. En outre, Sabahi et Parast (2020) étudient cette relation à l'aide d'un échantillon de 185 observations et d'une gamme d'algorithmes d'apprentissage automatique, notamment le lasso (L), la crête (ridge "R"), les SVM, les NN et la RF. Les résultats ont montré que la meilleure méthode pour prédire la performance d'un projet est le lasso (L). Cependant, les résultats identifient les trois aspects de l'attitude entrepreneuriale (auto-efficacité sociale, apparence auto-efficacité et comparabilité) et un aspect de l'orientation entrepreneuriale (proactivité) comme facteurs les plus importants. Cette étude contribue à la relation entre les compétences entrepreneuriales et la performance des projets et fournit un aperçu de l'application des outils émergents en science des données et en ML dans la recherche en gestion des opérations et en gestion de projet.

Ensemble, ces études illustrent que l'IA n'est pas seulement améliorée l'efficacité mais favorise également l'innovation, l'intelligence culturelle et l'adaptabilité organisationnelle dans la gestion de projet.

5.1.6 Contributions fondamentales à l'IA dans la recherche sur la performance des projets

Les travaux antérieurs fournissent les bases sur lesquelles les applications modernes d'IA en gestion de projet ont été construites. Roslon (2022) propose une nouvelle méthode d'optimisation des projets de construction, fondée sur l'ingénierie de

la valeur, en intégrant plus tôt le choix des matériaux et des technologies dans le processus de planification. L'auteur souligne que les méthodes traditionnelles intègrent ces éléments à un stade trop avancé, ce qui limite les possibilités d'optimisation. Grâce à l'utilisation de l'intelligence artificielle et des algorithmes métaheuristiques, les résultats économiques des projets de construction se sont améliorés. Les résultats montrent une amélioration des performances économiques du projet. En outre, cette méthode permet ainsi aux responsables de la construction de faire des choix technologiques plus éclairés dès les premières phases du cycle d'investissement, favorisant une meilleure performance globale du projet.

Bang et al. (2022) explorent l'utilisation de l'IA, en particulier le ML, pour analyser les facteurs de réussite grâce aux données des projets de construction. Dans cette étude, utilise la méthode du ML via un Random Forest Classifier (RFC). Les résultats obtenus à partir de l'analyse montrent qu'il est possible d'utiliser l'IA et le ML sur un ensemble de données limité. En outre, les résultats montrent qu'il est possible d'identifier les facteurs de succès les plus importants pour les projets en question grâce au modèle développé. Cependant, les résultats suggèrent qu'un groupe de processus sélectionnés est plus important que d'autres pour réussir. En effets, les facteurs de réussite identifiés soutiennent l'importance théoriquement reconnue d'une planification et d'une analyse approfondies et précoces, de la complexité tout au long du projet, de l'implication des dirigeants et des processus soutenant la réussite du projet.

Cheng et al. (2012) proposent une approche d'évaluation du succès des projets à l'aide d'approches d'IA, notamment le clustering K-means, le GA, la FL et le NN. Par ailleurs, cette étude utilise le logiciel CAPP (Continuous Assessment of Project Performance) pour étudier de manière dynamique les facteurs significatifs qui influencent la performance du projet. Plus précisément, le regroupement K-means a été

utilisé pour effectuer un regroupement non supervisé afin d'extraire des cas similaires à des fins de comparaison. De son côté, FL pour a été utilisé pour examiner les incertitudes, NN pour l'exploration de données et GA pour l'optimisation. En complément, un modèle d'inférence neuronale floue évolutif développé a été utilisé pour obtenir une cartographie optimale des facteurs d'entrée et des résultats de réussite du projet. En définitive, les résultats montrent que le modèle d'inférence neuronale floue évolutif est capable d'estimer correctement le degré de réussite d'un projet et que le regroupement de cas peut grandement améliorer les évaluations de la réussite des projets.

Nguvulu et al. (2011) proposent l'utilisation d'un NN pour prédire les performances des projets à partir de la base des données PAI (Project Accomplishment Index) passées. Dans ce cadre, le modèle NN a été testé sur un PAI mensuel et un PAI hebdomadaire virtuel générés à l'aide de la 2e fonction d'interpolation de Newton. La génération hebdomadaire de PAI à l'aide de cette approche permet d'augmenter la taille de l'ensemble de données pour former le modèle de prédicteur neuronal et permet au chef de projet de faire des prédictions hebdomadaires sur les performances du projet. Ainsi, le chef de projet peut alors disposer d'estimations quantitatives des performances futures du projet à des intervalles inférieurs à un mois. Les performances du modèle NN sont évaluées à l'aide de l'erreur de pourcentage moyenne absolue, montrant une précision de prédiction située entre 1,21 % et 2,87 %. Par conséquent, cela suggère qu'en fonction de la taille de l'ensemble de données, les chefs de projet pourraient utiliser le modèle NN pour prédire les performances futures du projet à environ 1,21 % et 2,87 % de la valeur hebdomadaire du PAI.

Wang et Gibson Jr (2010) analysent l'impact de la planification préalable aux projets de construction industrielle et de bâtiments et étudie sa relation avec la réussite

du projet (mesurée par la croissance des coûts et du calendrier). Pour ce faire, des enquêtes par questionnaire sont utilisées pour obtenir des informations relatives à l'état de la planification préalable au projet et à la performance du projet. Sur la base des données collectées, cette recherche développe deux modèles pour prédire les performances du projet (croissance des coûts et du calendrier individuellement) à l'aide du score PDRI. Le premier modèle est un modèle de régression linéaire simple et le second est un modèle d'ANN. Les deux modèles montrent une relation positive entre le score PDRI et la croissance des coûts/calendrier pour cet échantillon particulier de projets. En conséquence, les résultats de cette recherche constituent une source précieuse d'informations qui soutiennent une meilleure planification dès les premiers stades du cycle de vie du projet, ayant ainsi un impact positif sur le résultat final et une meilleure performance du projet. Enfin, cet article présente une approche pratique permettant à l'industrie de surveiller ses pratiques de planification d'avant-projet et de les relier directement à la performance du projet.

Cheng et al. (2009) utilisent des approches d'IA pour prédire les tendances des flux de trésorerie de tels projets afin de développer des stratégies appropriées qui appliquent des facteurs tels que le flottant, le temps d'exécution du processus, le rythme de construction et la demande de ressources pour contrôler les flux de trésorerie du projet. Cette recherche implique les approches d'IA incluent le clustering K-means, le GA, la FL et le NN. En outre, le regroupement K-means est utilisé pour catégoriser des projets similaires, tandis que les autres approches sont utilisées pour développer le modèle d'inférence neuronale floue évolutionnaire, un modèle d'apprentissage des connaissances. D'une part, FL et NN sont utilisés dans le modèle d'inférence neuronale floue évolutionnaire pour développer un modèle neuronal flou capable de gérer les incertitudes et la cartographie des connaissances. D'autre part, GA est utilisé pour

optimiser les fonctions d'appartenance des paramètres FL et NN globalement. Ainsi, l'objectif principal de cet apprentissage de l'IA est de répondre aux tendances séquentielles des flux de trésorerie. En conséquence, le résultat formé est en outre appliqué au contrôle stratégique des flux de trésorerie d'un projet. Ce contrôle des flux de trésorerie affecte la performance du projet dans le cadre de l'enveloppe banane de la courbe en S pour la gestion de projet.

Palaneeswaran et al. (2008) explorent les potentiels de différentes conceptions d'ANN pour modéliser les effets néfastes des reprises dans les projets de construction. Pour ce faire, les auteurs s'appuient sur les données issues de deux types de NN, NN de rétro-propagation traditionnel et du NN de régression générale de 112 projets de construction de Hong Kong sont utilisés pour examiner l'influence des causes de reprise sur les divers indicateurs de performance du projet tels que le dépassement des coûts, le dépassement des délais et les réclamations contractuelles. Par ailleurs, les résultats obtenus suggèrent la possibilité d'utilisés pour développer des systèmes de prévision appropriés et des cadres intelligents d'aide à la décision, capables de renforcer la performance globale des projets de construction. De plus, l'analyse des résultats du NN indique que l'architecture générale du NN de régression est mieux adaptée à la modélisation des causes de retouche et de leurs impacts sur les performances du projet.

Dvir et al., (2006) comparent les performances des NN et de la régression linéaire pour identifier les facteurs critiques de gestion influençant le succès des projets de défense de haute technologie. Les résultats révèlent que, les NN ont un meilleur pouvoir explicatif et prédictif et permet d'explorer des relations entre les données difficiles à obtenir par les méthodes statistiques traditionnelles. En outre, les résultats obtenus montrent que les chances de réussite d'un projet reconnu par ses clients potentiels comme essentiel pour améliorer leurs performances sont bien plus élevées

que celles d'autres projets. De plus, l'apprentissage organisationnel et la cohésion sociale de l'équipe de développement sont d'une extrême importance pour le succès et à la performance du projet.

Siwani et Capretz (2004) présentent et de démontrent la viabilité du « Fuzzy Project Manager » en tant que cadre de gestion de projet utilisant la logique floue. En outre, les auteurs démontrent l'application de la FL comme technique réalisable pour améliorer la précision de l'estimation de toutes les estimations de projets logiciels afin de garantir des taux de réussite de projets logiciels plus élevés. Grâce aux résultats obtenus, les chefs de projet peuvent ajuster dynamiquement les plans pour atteindre les résultats escomptés ou abandonner un projet voué à l'échec (appelé "death-march"). Ce système permet donc de renforcer la précision des estimations et d'accroître les taux de réussite des projets logiciels et la performance globale du projet.

Dvir et Ben-David (1999) examinent l'influence de la culture organisationnelle sur le succès des projets de défense à l'aide des ANN. Les auteurs montrent que les ANN sont mieux adaptées que la régression linéaire pour modéliser les relations complexes entre les variables liées à la culture et les performances des projets. L'étude permet également d'identifier plusieurs facteurs clés influençant la réussite des projets, soulignant ainsi l'importance de l'environnement organisationnel dans les performances des projets de haute technologie.

Ces contributions fondamentales démontrent la trajectoire de longue date de l'IA dans la gestion de projet, prouvant sa supériorité sur les approches traditionnelles et ouvrant la voie aux avancées contemporaines.

Conformément à notre objectif de recherche, qui est d'explorer les contributions de l'IA à l'amélioration de la performance en gestion de projet, nous croyons que les résultats obtenus par l'analyse systématique de la littérature permettent d'apporter des

éléments de réponse clairs et nuancés à la problématique posée. En effet, les études que nous avons analysées mettent en lumière une évolution significative du rôle de l'IA dans les projets, allant bien au-delà d'un simple outil de traitement de données pour devenir un levier stratégique d'optimisation de la performance de projet.

Cependant, nos résultats montrent que les techniques d'IA telles que l'apprentissage automatique, les réseaux neuronaux, la logique floue ou les transformateurs sont utilisées dans une pluralité de domaines pour améliorer différents aspects de la performance des projets. Nous avons constaté que les domaines les plus abordés sont l'ingénierie, l'informatique et la gestion, ce qui démontre un intérêt convergent pour améliorer l'efficacité opérationnelle, la précision des prévisions et réduire les incertitudes.

Nos résultats mettent également en évidence les avantages tangibles de l'IA. L'étude de Mazzetto et al (2025) l'illustre parfaitement, en montrant que l'automatisation intelligente permet une amélioration de la précision des prévisions (jusqu'à 95 % dans certains cas), de réduire significativement les coûts (40,6 %) et les délais (82,6 %) des projets. Ces effets positifs témoignent le potentiel de transformation de l'IA sur les dimensions classiques de la performance des projets : coût, temps, qualité, durabilité et résilience.

De plus, nous avons constaté que plusieurs recherches telles que celles de Zeng et Gao (2024) ou Bang et al. (2022) soutiennent le fait que l'IA contribue à une meilleure allocation des ressources et à l'identification précoce des facteurs de succès des projets. De la même manière, Chen et al. (2024) et Maya et al. (2023) ont démontré la capacité des réseaux neuronaux à prédire la résilience ou la performance globale des projets, ce qui renforce la pertinence des outils prédictifs dans des environnements incertains.

Nous avons identifié plusieurs groupes thématiques qui révèlent des domaines de recherche distincts mais complémentaires. Le cœur central de la recherche associe l'IA à des dimensions telles que la planification, le contrôle des coûts et des délais, la gestion des risques et la prédiction du succès des projets. Par exemple, nous notons que l'étude de Shrestha et al. (2025) montre que l'utilisation du NLP et de modèles tels que BERT permet de prédire les changements de coûts et d'échéances avec une précision de plus de 75 %. Cela confirme que l'IA joue un rôle stratégique dans l'anticipation des écarts et le contrôle de la performance des projets.

Nous avons noté que d'autres études prouvent que l'IA peut agir comme un amplificateur des compétences humaines, en améliorant les capacités d'analyse et de prise de décision, en particulier dans des environnements incertains ou hautement réglementés. Par exemple, la recherche d'Elsherbeny et al. (2025) démontrent comment un modèle combinant PLS-SEM et réseaux neuronaux permet d'optimiser la performance des consultants dans le secteur de l'AEC en intégrant à la fois les dimensions techniques et humaines.

Enfin, nous avons remarqué que des études telles que celle de Kozhakhmetova et al. (2025) confirment que l'impact de l'IA varie selon les domaines de performance du projet, avec des impacts particulièrement bénéfiques et positifs dans les domaines de la planification, de l'optimisation des ressources et de la prise de décision. Selon nous, ces résultats plaident en faveur d'une adoption différenciée et stratégique des outils d'IA selon les besoins spécifiques du projet.

5.2 Limites de l'étude

Malgré la force de la méthodologie adoptée et les résultats de cette analyse systématique, qui ont confirmé la contribution croissante de l'IA à l'amélioration des performances en gestion de projet, certaines limites doivent être mentionnées.

D'une part, l'utilisation d'une seule base de données (Scopus) peut restreindre la couverture de la littérature disponible. Certaines études pertinentes, répertoriées dans d'autres bases de données telles que Web of Science, peuvent avoir été exclues.

D'autre part, la majorité des études relevées se concentrent sur des cas spécifiques ou des secteurs particuliers, y compris la construction, les projets d'infrastructure ou les projets informatiques. Cette orientation sectorielle limite la généralisation des conclusions à d'autres types de projets, tels que ceux du secteur public, de la recherche ou des industries créatives.

Enfin, il y a peu d'études qui examinent les aspects humains et organisationnels liés à l'adoption de l'IA, en particulier la résistance au changement, la formation nécessaire des équipes, ou encore les enjeux éthiques et juridiques.

5.3 Implications pratiques

Malgré ces limites, nos résultats offrent plusieurs enseignements pratiques pour les professionnels de la gestion de projet et les décideurs.

Tout d'abord, il est clair que l'adoption de l'IA peut améliorer considérablement la capacité des organisations à anticiper, planifier et décider dans des contextes de haute incertitude. D'ailleurs, l'IA permet de passer d'une gestion réactive à une gestion proactive, facilitant la détection précoce des risques, l'optimisation des ressources et l'ajustement dynamique des calendriers et des budgets.

De plus, les outils d'IA, lorsqu'ils sont correctement intégrés, peuvent également améliorer la précision des prévisions, automatiser les tâches répétitives et ainsi libérer du temps pour la prise de décisions stratégiques. Toutefois, cela nécessite que les chefs de projet soient formés à l'utilisation des technologies intelligentes et que les organisations investissent dans des infrastructures de données fiables et sécurisées.

Enfin, les décideurs doivent assurer une intégration éthique et responsable de ces technologies. Il s'agit de garantir la transparence des algorithmes, la protection des données sensibles et l'alignement des décisions automatisées sur les objectifs du projet et les valeurs de l'organisation.

5.4 Recommandations et perspectives de recherche

Nous recommandons au demeurant aux organisations de renforcer leurs capacités internes, notamment en formant les chefs de projet aux outils intelligents, en améliorant la qualité des données utilisées et en alignant les systèmes d'IA sur les objectifs stratégiques des projets. Il nous apparaît essentiel d'adopter une approche responsable de l'IA, en garantissant la transparence des algorithmes, la protection des données sensibles et l'équité des décisions automatisées.

En définitive, notre recherche confirme que l'intelligence artificielle a le potentiel de transformer radicalement la gestion de projet, à condition qu'elle soit intégrée d'une manière réfléchie, éthique et adaptée au contexte. Nous encourageons donc la poursuite des travaux dans ce sens, en combinant rigueur scientifique, innovation technologique et sensibilité managériale.

CONCLUSION

La revue systématique est une approche méthodologique transparente qui permet de visualiser clairement les résultats de nombreuses études en les consolidant afin d'en tirer des données probantes et synthétiser les connaissances déjà existantes.

Dans un contexte où les projets deviennent de plus en plus complexes, multidimensionnels et soumis à de fortes incertitudes, cette recherche avait pour but d'explorer le rôle que l'IA peut jouer dans l'amélioration des performances de gestion de projet. Grâce à une revue systématique de la littérature basée sur la méthodologie PRISMA et une analyse bibliométrique rigoureuse utilisant des logiciels tels que Bibliometrix et VOSviewer, 49 articles scientifiques ont été sélectionnés et examinés en profondeur.

En effet, les résultats majeurs de notre recherche indiquent que l'IA représente aujourd'hui un levier fondamental pour améliorer les performances des projets et solidement ancrée dans le champ de la gestion de projet, avec une application croissante à des domaines clés tels que la planification, la prévision des coûts et délais, la gestion des risques, l'optimisation des ressources et l'aide à la décision.

Des techniques telles que le ML, FL, les NN et le NLP ont permis d'apporter des solutions concrètes à des problématiques complexes, notamment dans les secteurs de la construction, de l'ingénierie, de l'informatique et de l'industrie 4.0. D'autre part, les résultats analysés démontrent que l'IA, dans ses diverses formes (NN, NLP, FL, modèles hybrides), joue un rôle central dans l'optimisation de la performance projet. Elle offre des gains mesurables en termes de précision, de réactivité, de réduction des risques et de durabilité.

Cependant, plusieurs auteurs soulignent également que l'efficacité de ces outils dépend fortement de leur intégration organisationnelle, de la qualité des données et de la

compétence des utilisateurs, appelant ainsi à un équilibre entre la technologie, la gouvernance et le savoir-faire humain. Plusieurs études démontrent également que l'IA facilite la prise de décision basée sur les données et la rationalisation des ressources.

En effets, la cartographie des tendances a mis en évidence l'évolution progressive des priorités de recherche, avec un passage des approches techniques traditionnelles vers des stratégies intelligentes de prise de décision automatisée et intégrée.

Pour résumer, les résultats confirment que l'IA constitue un vecteur stratégique pour transformer la performance des projets, capable d'enrichir les pratiques traditionnelles et de répondre aux nouvelles exigences en termes d'efficacité, de proactivité et d'optimisation. Cependant, son impact réel dépend de la capacité des organisations à intégrer ces technologies de manière intelligente, éthique et contextuelle.

BIBLIOGRAPHIE

Abrahamsson, P., Salo, O., Ronkainen, J., & Warsta, J. (2017). *Agile software development methods: Review and analysis*. arXiv. DOI: 10.48550/arXiv.1709.08439

Abramson, N., Braverman, D., & Sebestyen, G. (1963). Pattern recognition and machine learning. *IEEE Transactions on Information Theory*, 9(4), 257-261. doi: 10.1109/TIT.1963.1057854

Abuassi, M. T., Almahameed, B. A., Bisharah, M., & Da'abis, M. A. A. (2025). A hybrid light GBM and Harris Hawks optimization approach for forecasting construction project performance: enhancing schedule and budget predictions. *Asian Journal of Civil Engineering*, 26(2), 577-591. <https://doi.org/10.1007/s42107-024-01207-5>

Afshar Jalili, Y. (2020). I rather share my knowledge: Applying gamification approach and nudge theory to develop an incentive system. *VINE Journal of Information and Knowledge Management Systems*, 50(2), 203-217. <https://doi.org/10.1108/VJIKMS-04-2019-0052>

Agarwala, N., & Chaudhary, R. D. (2021). Artificial intelligence and international security. In *Towards an International Political Economy of Artificial Intelligence* (pp. 241-254). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-74420-5_11

Agasisti, T., Agostino, D., & Soncin, M. (2020). Implementing performance measurement systems in local governments: Moving from the “how” to the “why”. *Public Performance & Management Review*, 43(5), 1100-1128. <https://doi.org/10.1080/15309576.2019.1700806>

Aggarwal, R., et Song, Y. (1997). Artificial neural networks in power systems. I. General introduction to neural computing. *Power Engineer*, 11(3), 129-134. <https://doi.org/10.1049/pe:19970306>

Agrawal, A., Gans, J. S., & Goldfarb, A. (2019). Exploring the impact of artificial intelligence: Prediction versus judgment. *Information Economics and Policy*, 47, 1-6. <https://doi.org/10.1016/j.infoecopol.2019.05.001>

Ahmed, I., Ali, G., & Ramzan, M. (2014). Leader and organization: the impetus for individuals' entrepreneurial orientation and project success. *Journal of Global Entrepreneurship Research*, 4, 1-11. <https://doi.org/10.1186/2251-7316-2-1>

Albert, M., Balve, P., & Spang, K. (2017). Evaluation of project success: a structured literature review. *International journal of managing projects in business*, 10(4), 796-821. <https://doi.org/10.1108/IJMPB-01-2017-0004>

Ali, I., Musawir, A. U., & Ali, M. (2018). Impact of knowledge sharing and absorptive capacity on project performance: the moderating role of social

processes. *Journal of knowledge management*, 22(2), 453-477. <https://doi.org/10.1108/JKM-10-2016-0449>

Ali, Z. H., Burhan, A. M., Kassim, M., & Al-Khafaji, Z. (2022). Developing an integrative data intelligence model for construction cost estimation. *Complexity*, 2022(1), 4285328. <https://doi.org/10.1155/2022/4285328>

almahameed, B. A., & Bisharah, M. (2024). Applying machine learning and particle swarm optimization for predictive modeling and cost optimization in construction project management. *Asian Journal of Civil Engineering*, 25(2), 1281-1294. <https://doi.org/10.1007/s42107-023-00843-7>

Al-Saqqa, S., Sawalha, S., & AbdelNabi, H. (2020). Agile software development: Methodologies and trends. *International Journal of Interactive Mobile Technologies*, 14(11). <https://doi.org/10.3991/ijim.v14i11.13269>

Alshaikhi, A., & Khayyat, M. (2021, March). An investigation into the Impact of Artificial Intelligence on the Future of Project Management. In *2021 international conference of women in data science at taif university (widstaif)* (pp. 1-4). IEEE. <https://doi.org/10.1109/WiDSTaif52235.2021.9430234>

Al-Tabtabai, H., Kartam, N., Flood, I., & Alex, A. P. (1997). Construction project control using artificial neural networks. *AI EDAM*, 11(1), 45-57. <https://doi.org/10.1017/S0890060400001839>

Angus, G. Y., Flett, P. D., & Bowers, J. A. (2005). Developing a value-centred proposal for assessing project success. *International Journal of Project Management*, 23(6), 428-436. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2005.01.008>

Arslan, A., Cooper, C., Khan, Z., Golgeci, I., & Ali, I. (2022). Artificial intelligence and human workers interaction at team level: a conceptual assessment of the challenges and potential HRM strategies. *International Journal of Manpower*, 43(1), 75-88. <https://doi.org/10.1108/IJM-01-2021-0052>

Atkinson, R. (1999). Project management: cost, time and quality, two best guesses and a phenomenon, its time to accept other success criteria. *International journal of project management*, 17(6), 337-342. [https://doi.org/10.1016/S0263-7863\(98\)00069-6](https://doi.org/10.1016/S0263-7863(98)00069-6)

Auth, G., Jöhnk, J., & Wiecha, D. A. (2021, September). A conceptual framework for applying artificial intelligence in project management. In *2021 IEEE 23rd Conference on Business Informatics (CBI)* (Vol. 1, pp. 161-170). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CBI52690.2021.00027>

B. Moore, (2020). "Gartner: AI to reduce project management workload", Itbrief.co.nz, 2021. [Online]. Available: <https://itbrief.co.nz/story/gartner-ai-to-reduce-project-managementworkload>.

Baccarini, D. (1999). The logical framework method for defining project success. *Project management journal*, 30(4), 25-32. <https://doi.org/10.1177/875697289903000405>

Baker, B. N., Murphy, D. C., & Fisher, D. (1997). Factors affecting project success. *Project management handbook*, 902-919. <https://doi.org/10.1002/9780470172353.ch35>

Bang, S., Aarvold, M., Hartvig, W., Olsson, N., & Rauzy, A. (2022). Application of machine learning to limited datasets: prediction of project success. <https://hdl.handle.net/11250/3043382>

Barfod, M. B. (2012). An MCDA approach for the selection of bike projects based on structuring and appraising activities. *European Journal of Operational Research*, 218(3), 810-818. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2011.11.038>

Barodi, M., & Lalaoui, S. (2025). CIVIL SERVANTS'READINESS FOR AI ADOPTION: THE ROLE OF CHANGE MANAGEMENT IN MOROCCO'S PUBLIC SECTOR. [https://dx.doi.org/10.21511/ppm.23\(1\).2025.05](https://dx.doi.org/10.21511/ppm.23(1).2025.05)

Bellman, R. E. (1978). An introduction to Artificial Intelligence: Can computers think? San Francisco: Boyd & Fraser Publishing Company. https://books.google.ca/books/about/An_Introduction_to_Artificial_Intelligen.html?id=84xQAAAAMAAJ&redir_esc=y

Benbya, H., Davenport, T. H., & Pachidi, S. (2020). Artificial intelligence in organizations: Current state and future opportunities. *MIS Quarterly Executive*, 19(4). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3741983> or <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3741983>

Bento, S., Pereira, L., Gonçalves, R., Dias, Á., & Costa, R. L. D. (2022). Artificial intelligence in project management: systematic literature review. *International Journal of Technology Intelligence and Planning*, 13(2), 143-163. <https://doi.org/10.1504/IJTIP.2022.126841>

Berkun, S. (2005). *The art of project management* (pp. I-XII). Sebastopol: O'reilly.

Berrah, L., Mauris*, G., & Vernadat, F. (2004). Information aggregation in industrial performance measurement: rationales, issues and definitions. *International Journal of Production Research*, 42(20), 4271-4293. <https://doi.org/10.1080/00207540410001716534>

Berssaneti, F. T., & Carvalho, M. M. (2015). Identification of variables that impact project success in Brazilian companies. *International journal of project management*, 33(3), 638-649. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2014.07.002>

Bhavsar, K., Shah, V., & Gopalan, S. (2019). Business process reengineering: A scope of automation in software project management using artificial

intelligence. *International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT)*, 9(2), 3589-3595.

Biedenbach, T., & Müller, R. (2012). Absorptive, innovative and adaptive capabilities and their impact on project and project portfolio performance. *International Journal of Project Management*, 30(5), 621-635. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2012.01.016>

Bishop, C. M. (1995). *Neural networks for pattern recognition*. Oxford university press.

Bititci, U. S. (2015). *Managing business performance: The science and the art*. John Wiley & Sons.

Borges, A. F., Laurindo, F. J., Spínola, M. M., Gonçalves, R. F., & Mattos, C. A. (2021). The strategic use of artificial intelligence in the digital era: Systematic literature review and future research directions. *International journal of information management*, 57, 102225. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102225>

Bourne, M., Franco-Santos, M., Micheli, P., & Pavlov, A. (2018). Performance measurement and management: a system of systems perspective. *International Journal of Production Research*, 56(8), 2788-2799. <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1404159>

Bourne, M., Neely, A., Mills, J., & Platts, K. (2003). Implementing performance measurement systems: a literature review. *International journal of business performance management*, 5(1), 1-24. <https://doi.org/10.1504/IJBPM.2003.002097>

Bryde, D. J. (2005). Methods for managing different perspectives of project success. *British Journal of Management*, 16(2), 119-131. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8551.2005.00438.x>

Bukoye, O. T., & Mordi, C. (2013, September). Performance evaluation of public service through the 4 Cs of best value. In *Paper presented at the 7th Conference of Performance Measurement and Management Control, European Institute for Advanced Studies Management*.

Bukoye, O. T., Ejohwomu, O., Roehrich, J., & Too, J. (2022). Using nudges to realize project performance management. *International Journal of Project Management*, 40(8), 886-905. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2022.10.003>

Busby, J. S., & Williamson, A. (2000). The appropriate use of performance measurement in non-production activity: The case of engineering design. *International Journal of Operations & Production Management*, 20(3), 336-358. <https://doi.org/10.1108/01443570010308103>

Camilleri, M. A. (2021). Using the balanced scorecard as a performance management tool in higher education. *Management in Education*, 35(1), 10-21. <https://doi.org/10.1177/0892020620921412>

Cao, Q., & Hoffman, J. J. (2011). A case study approach for developing a project performance evaluation system. *International Journal of Project Management*, 29(2), 155-164. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2010.02.010>

Cao, Q., Swain, A. A. K., Sirisomboonsuk, P., & Gu, V. C. (2024). Effects of authentic leadership, behavioral integrity, and project governance on project performance. *Project Management Journal*, 55(4), 441-460. <https://doi.org/10.1177/87569728241231936>

Carvalho, M. M. D., & Rabechini Junior, R. (2011). Fundamentos em gestão de projetos: construindo competências para gerenciar projetos.

Celebi, M. E., & Aydin, K. (Eds.). (2016). *Unsupervised learning algorithms* (Vol. 1). Berlin: Springer International Publishing.

Chan, P. W., & Ejohwomu, O. (2018). *How Does Project Management Relate to Productivity?: A Systematic Review of Published Evidence*. Association for Project Management.

Charles, S. H., Chang-Richards, A., & Yiu, T. W. (2022). What do post-disaster reconstruction project success indicators look like? End-user's perspectives. *International Journal of Disaster Resilience in the Built Environment*, 13(1), 31-50. <https://doi.org/10.1108/IJDRBE-11-2020-0112>

Charniak, E., & McDermott, D. (1985). Introduction to artificial intelligence. Boston, EUA: Addison-Wesley. https://www.researchgate.net/profile/Peter-Cheeseman/publication/24154867_Introduction_to_artificial_intelligence/links/56eae3ae08aec6b500166171/Introduction-to-artificial-intelligence.pdf

Chaudhuri, A. (2021). Transformation with trustworthy digital: Policy desiderata for businesses in post COVID-19 world. *EDPACS*, 63(1), 1-8. <https://doi.org/10.1080/07366981.2020.1806443>

Chen, S., Wang, C., & Yan, K. (2024). Assessing project resilience through reference class forecasting and radial basis function neural network. *Applied Sciences*, 14(22), 10433. <https://doi.org/10.3390/app142210433>

Cheng, M. Y., Lien, L. C., Tsai, H. C., & Chen, P. H. (2012). Artificial intelligence approaches to dynamic project success assessment taxonomic. *Life Science Journal*, 9(4), 5156-5163.

Cheng, M. Y., Tsai, H. C., & Liu, C. L. (2009). Artificial intelligence approaches to achieve strategic control over project cash flows. *Automation in construction*, 18(4), 386-393. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2008.10.005>

Cheng, R. (2007). *Genetic algorithms and engineering design*. Wiley-Interscience

Chenya, L., Aminudin, E., Mohd, S., & Yap, L. S. (2022). Intelligent risk management in construction projects: Systematic Literature Review. *IEEE Access*, 10, 72936-72954. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3189157>

Cheung, S. O., Suen, H. C., & Cheung, K. K. (2004). PPMS: a web-based construction project performance monitoring system. *Automation in construction*, 13(3), 361-376. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2003.12.001>

Choquehuanca-Sânehez, A. M., Kuzimoto-Saldaña, K. D., Muñoz-Huanca, J. R., Requena-Manrique, D. G., Trejo-Lozano, R. A., Vasquez-Martinez, J. I., ... & Marín-Rodriguez, W. J. (2024). Emerging technologies in information systems project management. *EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems*, 11(4). DOI: 10.4108/eetsis.4632.

Chua, D. K. H., Loh, P. K., Kog, Y. C., & Jaselskis, E. J. (1997). Neural networks for construction project success. *Expert Systems with Applications*, 13(4), 317-328. [https://doi.org/10.1016/S0957-4174\(97\)00046-8](https://doi.org/10.1016/S0957-4174(97)00046-8)

Clivillé, V. (2004). Approche systémique et méthode multicritère pour la définition d'un système d'indicateurs de performance (Doctoral dissertation, Chambéry).

Collins, W., Parrish, K., & Gibson Jr, G. E. (2017). Development of a project scope definition and assessment tool for small industrial construction projects. *Journal of management in engineering*, 33(4), 04017015. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)ME.1943-5479.0000514](https://doi.org/10.1061/(ASCE)ME.1943-5479.0000514)

Cooke-Davies, T. (2002). The “real” success factors on projects. *International journal of project management*, 20(3), 185-190. [https://doi.org/10.1016/S0263-7863\(01\)00067-9](https://doi.org/10.1016/S0263-7863(01)00067-9)

Costantino, F., Di Gravio, G., & Nonino, F. (2015). Project selection in project portfolio management: An artificial neural network model based on critical success factors. *International Journal of Project Management*, 33(8), 1744-1754. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2015.07.003>

Dai, C. X., & Wells, W. G. (2004). An exploration of project management office features and their relationship to project performance. *International journal of project management*, 22(7), 523-532. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2004.04.001>

Dainty, A. R., Cheng, M. I., & Moore, D. R. (2003). Redefining performance measures for construction project managers: an empirical evaluation. *Construction Management & Economics*, 21(2), 209-218. <https://doi.org/10.1080/0144619032000049737>

D'Arco, M., Presti, L. L., Marino, V., & Resciniti, R. (2019). Embracing AI and Big Data in customer journey mapping: From literature review to a theoretical framework. *Innovative Marketing*, 15(4), 102-115. [http://dx.doi.org/10.21511/im.15\(4\).2019.09](http://dx.doi.org/10.21511/im.15(4).2019.09)

Darko, A., Chan, A. P., Adabre, M. A., Edwards, D. J., Hosseini, M. R., & Ameyaw, E. E. (2020). Artificial intelligence in the AEC industry: Scientometric analysis and visualization of research activities. *Automation in construction*, 112, 103081. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103081>

Darko, A., Glushakova, I., Boateng, E. B., & Chan, A. P. (2023). Using machine learning to improve cost and duration prediction accuracy in green building projects. *Journal of Construction Engineering and Management*, 149(8), 04023061. <https://doi.org/10.1061/JCEMD4.COENG-13101>

Daugherty, P. R., & Wilson, H. J. (2024). *Human+ Machine, Updated and Expanded: Reimagining Work in the Age of AI*. Harvard Business Press.

Davies, A. (2017). *Projects: A very short introduction*. Oxford University Press.

De Carvalho, M. M., Patah, L. A., & de Souza Bido, D. (2015). Project management and its effects on project success: Cross-country and cross-industry comparisons. *International journal of project management*, 33(7), 1509-1522. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2015.04.004>

De Oliveira, M. A., Possamai, O., Dalla Valentina, L. V., & Flesch, C. A. (2013). Modeling the leadership–project performance relation: radial basis function, Gaussian and Kriging methods as alternatives to linear regression. *Expert Systems with Applications*, 40(1), 272-280. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.07.013>

De Wit, A. (1988). Measurement of project success. *International journal of project management*, 6(3), 164-170. [https://doi.org/10.1016/0263-7863\(88\)90043-9](https://doi.org/10.1016/0263-7863(88)90043-9)

Dvir, D., & Ben-David, A. (1999). Team characteristics, organizational culture and project success: a neural network approach. *International Journal of Industrial Engineering: Theory Applications and Practice*, 6(2), 151-160.

Dvir, D., Ben-David, A., Sadeh, A., & Shenhar, A. J. (2006). Critical managerial factors affecting defense projects success: A comparison between neural network and regression analysis. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 19(5), 535-543. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2005.12.002>

Dweiri, F. T., & Kablan, M. M. (2006). Using fuzzy decision making for the evaluation of the project management internal efficiency. *Decision Support Systems*, 42(2), 712-726. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2005.04.001>

Eilat, H., Golany, B., & Shtub, A. (2006). Constructing and evaluating balanced portfolios of R&D projects with interactions: A DEA based methodology. *European journal of operational research*, 172(3), 1018-1039. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2004.12.001>

Eilat, H., Golany, B., & Shtub, A. (2008). R&D project evaluation: An integrated DEA and balanced scorecard approach. *Omega*, 36(5), 895-912. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2006.05.002>

El Khatib, M., & Al Falasi, A. (2021). Effects of artificial intelligence on decision making in project management. *American journal of industrial and business management*, 11(3), 251-260. <https://doi.org/10.4236/ajibm.2021.113016>

Elhegazy, H., Badra, N., Haggag, S. A., & Abdel Rashid, I. (2022). Implementation of the neural networks for improving the projects' performance of steel structure projects. *Journal of Industrial Integration and Management*, 7(01), 133-152. <https://doi.org/10.1142/S2424862221500251>

Elsherbeny, H. A., Gunduz, M., & Ugur, L. O. (2025). A Hybrid Model for Enhancing Risk Management and Operational Performance of AEC (Architectural, Engineering, and Construction) Consultants: An Integrated Partial Least Squares–Artificial Neural Network (PLS–ANN) Approach. *Sustainability*, 17(4), 1467. <https://doi.org/10.3390/su17041467>

Ema, A., Akiya, N., Osawa, H., Hattori, H., Oie, S., Ichise, R., ... & Yashiro, Y. (2016). Future relations between humans and artificial intelligence: a stakeholder opinion survey in Japan. *IEEE Technology and Society Magazine*, 35(4), 68-75. doi: 10.1109/MTS.2016.2618719

Fabbro, E., & Tonchia, S. (2021). Project management maturity models: Literature review and new developments. *The Journal of Modern Project Management*, 8(3). DOI: 10.19255/JMPM02503

Farris, J. A., Groesbeck, R. L., Van Aken, E. M., & Letens, G. (2006). Evaluating the relative performance of engineering design projects: A case study using data envelopment analysis. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 53(3), 471-482. <https://doi.org/10.1109/TEM.2006.878100>

Favoretto, C., & Carvalho, M. M. D. (2021). An analysis of the relationship between knowledge management and project performance: literature review and conceptual framework. *Gestão & Produção*, 28(1), e4888. <https://doi.org/10.1590/0104-530X4888-20>

Fewings, P., & Henjewe, C. (2019). *Construction project management: an integrated approach*. Routledge. <https://doi.org/10.1201/9781351122030>

Finlay, S. (2018). *Artificial intelligence and machine learning for business: A no-nonsense guide to data driven technologies*. ISBN-13: 978-1-9997303-6-9

Forbes, L. H., & Ahmed, S. M. (2020). *Lean project delivery and integrated practices in modern construction* (pp. 25-50). London, UK: Routledge. DOI: 10.1201/9780429458989

Fortin, M. F., Côté, J., & Fillion, F. (2006). La lecture critique d'articles empiriques. *Fondements et étapes du processus de recherche*, 418-438

Fortune, J., & White, D. (2006). Framing of project critical success factors by a systems model. *International journal of project management*, 24(1), 53-65. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2005.07.004>

Foster, A. T. (1988). Artificial intelligence in project management. *Cost Engineering*, 30(6), 21-24. Retrieved from <https://sbiproxy.uqac.ca/login?url=https://www.proquest.com/scholarly-journals/artificial-intelligence-project-management/docview/220438981/se-2>

Frazer, H. M., Qin, A. K., Pan, H., & Brothie, P. (2021). Evaluation of deep learning-based artificial intelligence techniques for breast cancer detection on mammograms: Results from a retrospective study using a BreastScreen Victoria dataset. *Journal of medical imaging and radiation oncology*, 65(5), 529-537. <https://doi.org/10.1111/1754-9485.13278>

Frederico, G. F., Garza-Reyes, J. A., Kumar, A., & Kumar, V. (2021). Performance measurement for supply chains in the Industry 4.0 era: a balanced scorecard approach. *International journal of productivity and performance management*, 70(4), 789-807. <https://doi.org/10.1108/IJPPM-08-2019-0400>

Fridgeirsson, T. V., Ingason, H. T., Jonasson, H. I., & Jonsdottir, H. (2021). An authoritative study on the near future effect of artificial intelligence on project management knowledge areas. *Sustainability*, 13(4), 2345. <https://doi.org/10.3390/su13042345>

Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A., & Bengio, Y. (2016). *Deep learning* (Vol. 1, No. 2). Cambridge: MIT press.

Grey, S. (1995). *Practical Risk Assessment for Project Management*. John Wiley & Sons Editor.

Guide, P. M. B. O. K. (2008). *A guide to the project management body of knowledge*.

Gusti, M. A., Satrianto, A., Juniardi, E., & Fitra, H. (2024). Artificial intelligence for employee engagement and productivity. *Problems and Perspectives in Management*, 22(3), 174-184. [http://dx.doi.org/10.21511/ppm.22\(3\).2024.14](http://dx.doi.org/10.21511/ppm.22(3).2024.14)

Han, J., Pei, J. and Tong, H. (2022) *Data Mining: Concepts and Techniques*. 3rd Edition, Morgan Kaufmann.

Haugeland, J. (1989). *Artificial intelligence: The very idea*. MIT press.

Haykin, S. (1994). *Neural networks: a comprehensive foundation*. Prentice Hall PTR.

Holland, J. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems*. Univ. Michigan Ann Arbor, MIT.

Ibadildin, N., Kenzhin, Z., Yeshenkulova, G., Ismailova, R., Nurguzhina, A., Nassanbekova, S., & Kadyrova, A. (2025). Artificial intelligence in project management: A bibliometric analysis. *Problems and Perspectives in Management*, 23(2), 252. [http://dx.doi.org/10.21511/ppm.23\(2\).2025.17](http://dx.doi.org/10.21511/ppm.23(2).2025.17)

IBM. (2024) (n.d.-a). What is NLP (natural language processing)? IBM. Accessed 7.11.2024. Available at: <https://www.ibm.com/topics/natural-language-processing>

Iermolenko, O. (2011). Beyond the “Iron triangle” of scope, time & costs: Managing uncertainties in big construction projects in different contexts: A comparative study of big construction projects in Ukraine and Norway. *Universitetet i Nordland*.

Ika, L. A. (2009). Project success as a topic in project management journals. *Project management journal*, 40(4), 6-19. <https://doi.org/10.1002/pmj.20137>

Ika, L. A., Diallo, A., & Thuillier, D. (2012). Critical success factors for World Bank projects: An empirical investigation. *International journal of project management*, 30(1), 105-116. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2011.03.005>

International Organization for Standardization (ISO), ISO 10006:2003 standard: quality management systems—guidelines for quality management in projects, vol. 32, 2003.

Isah, M. A., & Kim, B. S. (2022). Assessment of risk impact on road project using deep neural network. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 26(3), 1014-1023. <https://doi.org/10.1007/s12205-021-1312-2>

Isah, M. A., & Kim, B. S. (2025). Question-answering system powered by knowledge graph and generative pretrained transformer to support risk identification in tunnel projects. *Journal of Construction Engineering and Management*, 151(1), 04024193. <https://doi.org/10.1061/JCEMD4.COENG-15230>

J. M. Mendel, "Fuzzy logic systems for engineering: c tutorial," in *Proceedings of the IEEE*, vol. 83, no. 3, pp. 345-377, March 1995, <https://doi.org/10.1109/5.364485>

J.H. Jacot, (1990). A propos de l'évaluation économique des systèmes intégrés de production, in ECOSIP, Gestion industrielle et mesure économique, Paris: Economica, pp 61–70.

Jackson, P. (1986). Introduction to expert systems.

Jacobsen, E. L., & Teizer, J. (2022). Deep learning in construction: Review of applications and potential avenues. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 36(2), 03121001. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)CP.1943-5487.0001010](https://doi.org/10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0001010)

Jagielska, I., Matthews, C., et Whitfort, T. (1999). An investigation into the application of neural networks, fuzzy logic, genetic algorithms, and rough sets to automated knowledge acquisition for classification problems. *Neurocomputing*, 24(1-3), 37-54. [https://doi.org/10.1016/S0925-2312\(98\)00090-3](https://doi.org/10.1016/S0925-2312(98)00090-3)

Jani, A. (2011). Escalation of commitment in troubled IT projects: Influence of project risk factors and self-efficacy on the perception of risk and the commitment to a failing project. *International Journal of Project Management*, 29(7), 934-945. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2010.08.004>

Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic markets*, 31(3), 685-695. <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2>

Jing, L., Marian, M. L., Junqi, W., Alturise, F., & Alkhalaf, S. (2025). Exploring the Association Between Cultural Intelligence and Project Performance With the Mediation of Artificial Intelligence Abilities. *Journal of Organizational and End User Computing (JOEUC)*, 37(1), 1-28. DOI: 10.4018/JOEUC.372070

Juan, Y. K., & Liou, L. E. (2022). Predicting the schedule and cost performance in public school building projects in Taiwan. *Journal of Civil Engineering and Management*, 28(1), 51-67. <https://doi.org/10.3846/jcem.2021.15853>

Jugdev, K., & Moller, R. (2006). A retrospective look at our evolving understanding of project success. *IEEE engineering management review*, 34(3), 110-110. doi: 10.1109/EMR.2006.261387. <https://doi.org/10.1109/EMR.2006.261387>

Jugdev, K., & Müller, R. (2005). A retrospective look at our evolving understanding of project success. *Project management journal*, 36(4), 19-31. <https://doi.org/10.1177/875697280503600403>

Kahneman, D. (2013). A perspective on judgment and choice: Mapping bounded rationality. *Progress in Psychological Science around the World. Volume 1 Neural, Cognitive and Developmental Issues.*, 1-47.

Kang, D. H., Choi, S. W., Lee, E. B., & Kang, S. O. (2024). Auto-Routing Systems (ARSs) with 3D Piping for Sustainable Plant Projects Based on Artificial Intelligence (AI) and Digitalization of 2D Drawings and Specifications. *Sustainability*, 16(7), 2770. <https://doi.org/10.3390/su16072770>

Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (2005). *The balanced scorecard: measures that drive performance* (Vol. 70, pp. 71-79). Boston, MA, USA: Harvard Business Review.

Karim, M. A., Ong, T. S., Ng, S. H., Muhammad, H., & Ali, N. A. (2022). Organizational aspects and practices for enhancing organizational project management maturity. *Sustainability*, 14(9), 5113. <https://doi.org/10.3390/su14095113>

Kerzner, H. (2003). *Advanced project management: Best practices on implementation*. John Wiley & Sons.

Khan, A. N. (2023). Artificial intelligence and sustainable performance: role of organisational agility and environmental dynamism. *Technology Analysis & Strategic Management*, 37(5), 568–583. <https://doi.org/10.1080/09537325.2023.2290171>

Khan, A. N., Mehmood, K., & Ali, A. (2024b). Maximizing CSR impact: Leveraging artificial intelligence and process optimization for sustainability performance management. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, 31(5), 4849-4861. <https://doi.org/10.1002/csr.2832>

Khan, A. N., Mehmood, K., & Kwan, H. K. (2024a). Green knowledge management: A key driver of green technology innovation and sustainable performance in the construction organizations. *Journal of Innovation & Knowledge*, 9(1), 100455. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2023.100455>

Khan, S., Faisal, S., & Thomas, G. (2024). Exploring the nexus of artificial intelligence in talent acquisition: Unravelling cost-benefit dynamics, seizing opportunities, and mitigating risks. *Problems and Perspectives in Management*, 22(1), 462. [http://dx.doi.org/10.21511/ppm.22\(1\).2024.37](http://dx.doi.org/10.21511/ppm.22(1).2024.37)

Khodabakhshian, A., Puolitaival, T., & Kestle, L. (2023). Deterministic and probabilistic risk management approaches in construction projects: A systematic literature review and comparative analysis. *Buildings*, 13(5), 1312. <https://doi.org/10.3390/buildings13051312>

Kiani, A. (2024). Artificial intelligence in entrepreneurial project management: a review, framework and research agenda. *International Journal of Managing Projects in Business*. <https://doi.org/10.1108/IJMPB-03-2024-0068>

Klir, G., & Yuan, B. (1995). Fuzzy sets and fuzzy logic (Vol. 4, pp. 1-12). New Jersey: Prentice hall.

Ko, C. H., & Cheng, M. Y. (2007). Dynamic prediction of project success using artificial intelligence. *Journal of construction engineering and management*, 133(4), 316-324. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9364\(2007\)133:4\(316\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9364(2007)133:4(316))

Kotsiantis, S. B. (2007). Supervised Machine Learning: A Review of Classification Techniques. *Informatica*, 31, 249-268.

Kozhakhmetova, A., Mamyrbayev, A., Zhidebekkyzy, A., & Bilan, S. (2024). Assessing the impact of artificial intelligence on project efficiency enhancement. *Knowledge and Performance Management*, 8(2), 109-126. [http://dx.doi.org/10.21511/kpm.08\(2\).2024.09](http://dx.doi.org/10.21511/kpm.08(2).2024.09)

Kumar, V., Pandey, A., & Singh, R. (2021). Can artificial intelligence be a critical success factor of construction projects? Practitioner perspectives. *Technology Innovation Management Review*, 11(11-12).

Larson, E. W., & Gray, C. F. (2021). Project management: The managerial process (8th ed.). McGraw-Hill.

Lauras, M., Lamothe, J., & Pingaud, H. (2011). A business process oriented method to design supply chain performance measurement systems. *International Journal of Business Performance Management*, 12(4), 354-376. <https://doi.org/10.1504/IJBPM.2011.042013>

Lauras, M., Marques, G., & Gourc, D. (2010). Towards a multi-dimensional project Performance Measurement System. *Decision Support Systems*, 48(2), 342-353. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2009.09.002>

Lechler, T. (1998). When it comes to project management, it's the people that matter: an empirical analysis of project management in Germany. *IRNOP III. The nature and role of projects in the next*, 20, 205-15.

LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *nature*, 521(7553), 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>

Levitt, R. E., Kartam, N. A., & Kunz, J. C. (1988). Artificial intelligence techniques for generating construction project plans. *Journal of Construction Engineering and Management*, 114(3), 329-343. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9364\(1988\)114:3\(329\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9364(1988)114:3(329))

Liatsis, P., et Goulermas, Y. J. (1995, July). Minimal optimal topologies for invariant higher-order neural architectures using genetic algorithms. In *1995 Proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics* (Vol. 2, pp. 792-797). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ISIE.1995.497287>

Lim, C. S., & Mohamed, M. Z. (1999). Criteria of project success: an exploratory re-examination. *International journal of project management*, 17(4), 243-248. [https://doi.org/10.1016/S0263-7863\(98\)00040-4](https://doi.org/10.1016/S0263-7863(98)00040-4)

Lin, T. C., & Huang, C. C. (2010). Withholding effort in knowledge contribution: The role of social exchange and social cognitive on project teams. *Information & Management*, 47(3), 188-196. <https://doi.org/10.1016/j.im.2010.02.001>

Ling, F. Y. Y., & Liu, M. (2004). Using neural network to predict performance of design-build projects in Singapore. *Building and Environment*, 39(10), 1263-1274. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2004.02.008>

Linton, J. D., & Cook, W. D. (1998). Technology implementation: A comparative study of Canadian and US factories. *INFOR: Information Systems and Operational Research*, 36(3), 142-150. <https://doi.org/10.1080/03155986.1998.11732352>

Loch, C. H., & Tapper, U. S. (2002). Implementing a strategy-driven performance measurement system for an applied research group. *Journal of Product Innovation Management: AN INTERNATIONAL PUBLICATION OF THE PRODUCT DEVELOPMENT & MANAGEMENT ASSOCIATION*, 19(3), 185-198. <https://doi.org/10.1111/1540-5885.1930185>

Lok, P., Rhodes, J., Diamond, A., & Bhatia, N. (2008). The Six Sigma approach in performance management to improve safety culture at work. *International Journal of Six Sigma and Competitive Advantage*, 4(2), 151-171. <https://doi.org/10.1504/IJSSCA.2008.02028>

Machacha, L. L., et Bhattacharya, P. (2000). A fuzzy-logic-based approach to project selection. *IEEE Transactions on engineering management*, 47(1), 65-73. <https://doi.org/10.1109/17.820726>

Makridakis, S. (2017). The forthcoming Artificial Intelligence (AI) revolution: Its impact on society and firms. *Futures*, 90, 46-60. <https://doi.org/10.1016/j.futures.2017.03.006>

Mariam, S., Khawaja, K. F., Qaisar, M. N., & Ahmad, F. (2022). Knowledge-oriented leadership, team cohesion, and project success: A conditional mechanism. *Project Management Journal*, 53(2), 128-145. <https://doi.org/10.1177/87569728211063128>

Marques, G., Gourc, D., & Luras, M. (2011). Multi-criteria performance analysis for decision making in project management. *International Journal of Project Management*, 29(8), 1057-1069. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2010.10.002>

Martens, C. D. P., Carneiro, K. D. A., Martens, M. L., & da Silva, D. (2015). Relationship between entrepreneurial orientation and project management maturity in Brazilian software firms. *Revista Ibero Americana de Estratégia*, 14(2), 72-91.

Martens, C. D. P., Machado, F. J., Martens, M. L., & de Freitas, H. M. R. (2018). Linking entrepreneurial orientation to project success. *International Journal of Project Management*, 36(2), 255-266. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2017.10.005>

Maya, R., Hassan, B., & Hassan, A. (2023). Develop an artificial neural network (ANN) model to predict construction projects performance in Syria. *Journal of King Saud University-Engineering Sciences*, 35(6), 366-371. <https://doi.org/10.1016/j.jksues.2021.05.002>

Mazur, A., Pisarski, A., Chang, A., & Ashkanasy, N. M. (2014). Rating defence major project success: The role of personal attributes and stakeholder relationships. *International Journal of Project Management*, 32(6), 944-957. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2013.10.018>

Mazzetto, S., Hosamo, H. H., & Al-Atroush, M. E. (2025). How Programmable Construction Can Shape the Future of Sustainable Building in Italy. *Sustainability*, 17(5), 1839. <https://doi.org/10.3390/su17051839>

Mbiru, J., Wickham, M. D., & Ayentimi, D. T. (2020). Introducing an entrepreneurial project management model. *The Journal of Modern Project Management*, 7(4), pp. 1-17.

Mendel, J. M. (1995). Fuzzy logic systems for engineering: A tutorial. *Proceedings of the IEEE*, 83(3), 345-377. doi: 10.1109/5.364485.

Mendel, J. M. (2002). Fuzzy logic systems for engineering: a tutorial. *Proceedings of the IEEE*, 83(3), 345-377.

Merilehto, A. (2018). Tekoäly: matkaopas johtajalle. *Helsinki: Alma Talent*.

Michalewicz, Z. (1996). *Genetic algorithms+ data structures= evolution programs*. springer science & business media.

Michie, D. (1968). "Memo" functions and machine learning. *Nature*, 218(5136), 19-22. <https://doi.org/10.1038/218019a0>

Milosevic, D., & Patanakul, P. (2005). Standardized project management may increase development projects success. *International journal of project management*, 23(3), 181-192. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2004.11.002>

Minbashian, A., Bright, J. E., et Bird, K. D. (2010). A comparison of artificial neural networks and multiple regression in the context of research on personality and work performance. *Organizational Research Methods*, 13(3), 540-561. <https://doi.org/10.1177/1094428109335658>

Mitchell, T. M. (1997). *Machine learning* (Vol. 1, No. 9). New York: McGraw-hill.

Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., & Altman, D. G. (2009). Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: the PRISMA statement. *Bmj*, 339. <https://doi.org/10.1136/bmj.b2535>

Mouhib, S., Cherkaoui, O., Anoun, H., & Ridouani, M. (2024). Unveiling the secrets of big data projects: harnessing machine learning algorithms and maturity domains to predict success. *Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge, and Management*, 19, 022. <https://doi.org/10.28945/5352>

Moussa, A., Ezzeldin, M., & El-Dakhakhni, W. (2024). Predicting and managing risk interactions and systemic risks in infrastructure projects using machine learning. *Automation in construction*, 168, 105836. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2024.105836>

Munir, M. (2019). How artificial intelligence can help project managers. *Global Journal of Management and Business Research*, 19(4), 29-35.

Murphy, K. P. (2012). *Machine learning: a probabilistic perspective*. MIT press.

Mwais, A. A., & Mahamid, I. (2025). Using a Fuzzy Model to Evaluate Risks caused by Variation Orders in Construction Projects. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 15(1), 19030-19036. <https://doi.org/10.48084/etasr.8558>

Neely, A., Gregory, M., & Platts, K. (2005). Performance measurement system design: A literature review and research agenda. *International journal of operations & production management*, 25(12), 1228-1263. <https://doi.org/10.1108/01443570510633639>

Nguvulu, A., Yamato, S., & Honma, T. (2011). Forecasting project performance using a neural predictor model. *IEEEJ Transactions on Electronics, Information and Systems*, 131(4), 900-905. <https://doi.org/10.1541/ieejieiss.131.900>

Nilsson, N. J. (2009). *The quest for artificial intelligence*. Cambridge University Press.

Noponen, N. (2019). Impact of artificial intelligence on management. *Electronic Journal of Business Ethics and Organization Studies*, 24(2), 43-50.

Obradović, V. (2018). Contemporary trends in the public sector project management. *European Project Management Journal*, 8(2), 52-56.

Odejide, O. A., & Edunjobi, T. E. (2024). AI in project management: exploring theoretical models for decision-making and risk management. *Engineering Science & Technology Journal*, 5(3), 1072-1085.

Oke, S. A. (2008). A literature review on artificial intelligence. *International journal of information and management sciences*, 19(4), 535-570.

Ong, S., & Uddin, S. (2020). Data science and artificial intelligence in project management: the past, present and future. *The Journal of Modern Project Management*, 7(4).

Onifade, M. K., & Oroye, O. A. (2020). Application of Artificial Neural Networks technique to project management and control: A pilot assessment of some firms in Lagos, Nigeria. *NIPES-Journal of Science and Technology Research*, 2(1).

Osipova, E. (2015). Establishing cooperative relationships and joint risk management in construction projects: Agency theory perspective. *Journal of management in engineering*, 31(6), 05014026. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)ME.1943-5479.0000346](https://doi.org/10.1061/(ASCE)ME.1943-5479.0000346)

Overton, J. (2018). *Artificial intelligence: The simplest way*. O'Reilly Media. <https://www.oreilly.com/library/view/artificial-intelligence/9781492042075/>

Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., ... & Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *bmj*, 372. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>

Pal, D. K. D., Chitta, S., Bonam, V. S. M., Katari, P., & Thota, S. (2023). AI-Assisted Project Management: Enhancing Decision-Making and Forecasting. *J. Artif. Intell. Res*, 3, 146-171.

Palaneeswaran, E., Love, P. E., Kumaraswamy, M. M., & Ng, T. S. (2008). Mapping rework causes and effects using artificial neural networks. *Building research & information*, 36(5), 450-465. <https://doi.org/10.1080/09613210802128269>

Palocsay, S. W., et White, M. M. (2004). Neural network modeling in cross-cultural research: A comparison with multiple regression. *Organizational Research Methods*, 7(4), 389-399. <https://doi.org/10.1177/1094428104268030>

Pesämaa, O. (2017). Personnel-and action control in gazelle companies in Sweden. *Journal of Management Control*, 28(1), 107-132. <https://doi.org/10.1007/s00187-016-0242-5>

Pesämaa, O., Larsson, J., & Eriksson, P. E. (2018). Role of performance feedback on process performance in construction projects: Client and contractor perspectives. *Journal of Management in Engineering*, 34(4), 04018023. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)ME.1943-5479.0000619](https://doi.org/10.1061/(ASCE)ME.1943-5479.0000619)

Phillips, W., Roehrich, J. K., & Kapletia, D. (2023) (a). Responding to information asymmetry in crisis situations: innovation in the time of the COVID-19 pandemic. *Public Management Review*, 25(1), 175-198. <https://doi.org/10.1080/14719037.2021.1960737>

Phillips, W., Roehrich, J. K., Kapletia, D., & Alexander, E. (2022) (b). Global value chain reconfiguration and COVID-19: Investigating the case for more resilient redistributed models of production. *California Management Review*, 64(2), 71-96. <https://doi.org/10.1177/00081256211068545>

Pickering, C., & Byrne, J. (2014). The benefits of publishing systematic quantitative literature reviews for PhD candidates and other early-career researchers. *Higher Education Research & Development*, 33(3), 534-548. <https://doi.org/10.1080/07294360.2013.841651>

Pillai, A. S., Joshi, A., & Rao, K. S. (2002). Performance measurement of R&D projects in a multi-project, concurrent engineering environment. *International Journal of project management*, 20(2), 165-177. [https://doi.org/10.1016/S0263-7863\(00\)00056-9](https://doi.org/10.1016/S0263-7863(00)00056-9)

Pinto, J. K. (1990). Project Implementation Profile: a tool to aid project tracking and control. *International Journal of project management*, 8(3), 173-182. [https://doi.org/10.1016/0263-7863\(90\)90020-C](https://doi.org/10.1016/0263-7863(90)90020-C)

Pirola-Merlo, A. (2010). Agile innovation: The role of team climate in rapid research and development. *Journal of occupational and organizational psychology*, 83(4), 1075-1084. <https://doi.org/10.1348/096317909X480653>

PMI, (2019). *AI @ Work: New Projects, New Thinking*; Project Management Institute: Newtown Square, PA, USA.

Popaitoon, S., & Siengthai, S. (2014). The moderating effect of human resource management practices on the relationship between knowledge absorptive capacity and project performance in project-oriented companies. *International Journal of Project Management*, 32(6), 908-920. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2013.12.002>

Pritchard, C. L., & PMP, P. R. (2014). Risk management: concepts and guidance. CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9780429438967>

Radhakrishnan, B. D., & Jaurez, J. J. (2021, July). Explainable artificial intelligence (XAI) in project management curriculum: Exploration and application to time, cost, and risk. In *2021 ASEE Virtual Annual Conference Content Access*. <https://peer.asee.org/37135>

Ransbotham, S., Kiron, D., Gerbert, P., & Reeves, M. (2017). Reshaping business with artificial intelligence: Closing the gap between ambition and action. *MIT sloan management review*, 59(1).
<https://sbiproxy.uqac.ca/login?url=https://www.proquest.com/scholarly-journals/reshaping-business-with-artificial-intelligence/docview/1950374030/se-2>

Rashad, A., Hegazy, H., Zhang, J., Mahdi, I., Abdel-Rasheed, I., & Ebid, A. (2025). Developing preliminary cost estimates for foundation systems of high-rise buildings. *International Journal of Construction Management*, 25(6), 682-698.
<https://doi.org/10.1080/15623599.2024.2352180>

Relich, M., & Pawlewski, P. (2017). A fuzzy weighted average approach for selecting portfolio of new product development projects. *Neurocomputing*, 231, 19-27.
<https://doi.org/10.1016/j.neucom.2016.05.104>

Revilla, E., Sarkis, J., & Modrego, A. (2003). Evaluating performance of public-private research collaborations: A DEA analysis. *Journal of the Operational Research Society*, 54(2), 165-174. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601524>

Rezvani, A., Chang, A., Wiewiora, A., Ashkanasy, N. M., Jordan, P. J., & Zolin, R. (2016). Manager emotional intelligence and project success: The mediating role of job satisfaction and trust. *International Journal of Project Management*, 34(7), 1112-1122. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2016.05.012>

Rich, E., & Knight, K. (1991). Introduction to artificial networks. *Mac Graw-Hill Publications, New York*, 21.

Richard, P. J., Devinney, T. M., Yip, G. S., & Johnson, G. (2009). Measuring organizational performance: Towards methodological best practice. *Journal of management*, 35(3), 718-804. <https://doi.org/10.1177/0149206308330560>.

Rodríguez, L. J., Sarache-Ossa, N., Sarache, W., & Ospina-Fonseca, M. (2025). Advances of Artificial Intelligence in Organizational Project Management: A Systematic Literature Review. *Cuadernos de Gestión*, 1-20.
<https://doi.org/10.5295/cdg.252329ws>

Rose, D., & Agile, C. (2016). Data science: Create teams that ask the right questions and deliver real value (pp. 3-251). New York: Apress.

Rosenau, M. D., & Githens, G. D. (2011). Successful project management: a step-by-step approach with practical examples. John Wiley & Sons.

Rosłon, J. (2022). Materials and technology selection for construction projects supported with the use of artificial intelligence. *Materials*, 15(4), 1282.
<https://doi.org/10.3390/ma15041282>

Ruiz, G. J., Torres, J., & Crespo, R. G. (2021). The application of artificial intelligence in project management research: A review. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 6(6), 54-66.
<https://dx.doi.org/10.9781/ijimai.2020.12.003>

Ruiz-Real, J. L., Uribe-Toril, J., Arriaza Torres, J. A., & de Pablo Valenciano, J. (2021). Artificial intelligence in business and economics research: Trends and future. *Business Economics and Management (JBEM)*, 22(1), 98-117. <https://doi.org/10.3846/jbem.2020.13641>

Russell, S. J., & Norvig, P. (2016). *Artificial intelligence: a modern approach*. pearson.

Sabahi, S., & Parast, M. M. (2020). The impact of entrepreneurship orientation on project performance: A machine learning approach. *International Journal of Production Economics*, 226, 107621. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2020.107621>

Saklamaeva, V., & Pavlič, L. (2023). The potential of ai-driven assistants in scaled agile software development. *Applied Sciences*, 14(1), 319. <https://doi.org/10.3390/app14010319>

Salari, M., & Khamooshi, H. (2016). A better project performance prediction model using fuzzy time series and data envelopment analysis. *Journal of the Operational Research Society*, 67(10), 1274-1287. <https://doi.org/10.1057/jors.2016.20>

Sami Ur Rehman, M., Shafiq, M. T., & Afzal, M. (2022). Impact of COVID-19 on project performance in the UAE construction industry. *Journal of Engineering, Design and Technology*, 20(1), 245-266. <https://doi.org/10.1108/JEDT-12-2020-0481>

Scarborough, D., et Somers, M. J. (2006). Neural networks in organizational research. *Baski, Washington: American Psychological Association*.

Schalkoff, R. J. (1990). Artificial intelligence engine. McGraw-Hill, Inc.

Shamim, M. M. I. (2024). Artificial Intelligence in project management: enhancing efficiency and decision-making. *International Journal of Management Information Systems and Data Science*, 1(1), 1-6. <https://doi.org/10.62304/ijmisds.v1i1.107>

Shenhar, A. J., Levy, O., & Dvir, D. (1997). Mapping the dimensions of project success. *Project management journal*, 28, 5-13.

Shoushtari, F., Bashir, E., Hassankhani, S., & Rezvanjou, S. (2023). Optimization in marketing enhancing efficiency and effectiveness. *International journal of industrial engineering and operational research*, 5(2), 12-23. <https://doi.org/10.22034/ijieor.v5i2.40>

Shoushtari, F., Daghighi, A., & Ghafourian, E. (2024). Application of Artificial Intelligence in Project Management. *International journal of industrial engineering and operational research*, 6(2), 49-63. Retrieved from <https://bgsiran.ir/journal/ojs-3.1.1-4/index.php/IJIEOR/article/view/89>

Shrestha, R., Ko, T., & Lee, J. (2025). Quantifying Project Uncertainties: Leveraging Historical Bid and Change Order Data for Automated Detection of Cost and

Schedule Impacts in New Projects. *Journal of Construction Engineering and Management*, 151(4), 04025017. <https://doi.org/10.1061/JCEMD4.COENG-15689>

Sini, H. (2025). Utilization of Artificial Intelligence in Project Management.

Siwani, I., & Capretz, M. (2004). 'fuzzy ProjectManager'—FRAMEWORK FOR SOFTWARE PROJECT MANAGEMENT USING FUZZY LOGIC. *International Journal of Innovation and Technology Management*, 1(04), 435-453. <https://doi.org/10.1142/S0219877004000301>

Skinner, L. (2021). Using AI To Increase Project Management Maturity. *ITNow*, 63(1), 22-23. <https://doi.org/10.1093/itnow/bwab008>

Slevin, D. P., & Pinto, J. K. (1986). The project implementation profile: new tool for project managers. Project Management Institute.

Solomonoff, R. J. (1985). The time scale of artificial intelligence: Reflections on social effects. *Human Systems Management*, 5(2), 149-153. <https://doi.org/10.3233/HSM-1985-5207>

Somers, M. J. (2001). Thinking differently: Assessing nonlinearities in the relationship between work attitudes and job performance using a Bayesian neural network. *Journal of Occupational and Organizational Psychology*, 74(1), 47-61. <https://doi.org/10.1348/096317901167226>

Somers, M. J., et Casal, J. C. (2009). Using artificial neural networks to model nonlinearity: The case of the job satisfaction—job performance relationship. *Organizational Research Methods*, 12(3), 403-417. <https://doi.org/10.1177/1094428107309326>

Stensrud, E., & Myrtveit, I. (2003). Identifying high performance ERP projects. *IEEE transactions on software engineering*, 29(5), 398-416. <https://doi.org/10.1109/TSE.2003.1199070>

Swink, M., Talluri, S., & Pandepong, T. (2006). Faster, better, cheaper: A study of NPD project efficiency and performance tradeoffs. *Journal of Operations Management*, 24(5), 542-562. <https://doi.org/10.1016/j.jom.2005.09.004>

Taboada, I., Daneshpajouh, A., Toledo, N., & De Vass, T. (2023). Artificial intelligence enabled project management: a systematic literature review. *Applied Sciences*, 13(8), 5014. <https://doi.org/10.3390/app13085014>

Tarafdar, M., Beath, C. M., & Ross, J. W. (2019). Using AI to enhance business operations. *MIT Sloan Management Review*, 60(4).

Tariq, B., Ali, A., Khattak, M. S., & Arfeen, M. I. (2024). Artificial intelligence and project management maturity: A study of selected project-based organizations in Pakistan. <https://doi.org/10.21833/ijaas.2024.06.012>

Thakkar, A., & Lohiya, R. (2022). A survey on intrusion detection system: feature selection, model, performance measures, application perspective, challenges, and future research directions. *Artificial Intelligence Review*, 55(1), 453-563. <https://doi.org/10.1007/s10462-021-10037-9>

Thaler, R. H., & Sunstein, C. (2008). *Nudge: Improving decisions about health, wealth, and happiness*. New York: Penguin Books.

Todorović, M. L., Petrović, D. Č., Mihić, M. M., Obradović, V. L., & Bushuyev, S. D. (2015). Project success analysis framework: A knowledge-based approach in project management. *International journal of project management*, 33(4), 772-783. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2014.10.009>

Too, J., Ejohwomu, O. A., Hui, F. K., Duffield, C., Bukoye, O. T., & Edwards, D. J. (2022). Framework for standardising carbon neutrality in building projects. *Journal of Cleaner Production*, 373, 133858. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.133858>

Toor, S. U. R., & Ogunlana, S. O. (2010). Beyond the ‘iron triangle’: Stakeholder perception of key performance indicators (KPIs) for large-scale public sector development projects. *International journal of project management*, 28(3), 228-236. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2009.05.005>

Uddin, S., Ong, S., & Lu, H. (2022). Machine learning in project analytics: a data-driven framework and case study. *Scientific Reports*, 12(1), 15252. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-19728-x>

Uddin, S., Ong, S., Lu, H., & Matous, P. (2024). Integrating machine learning and network analytics to model project cost, time and quality performance. *Production Planning & Control*, 35(12), 1475-1489. <https://doi.org/10.1080/09537287.2023.2196256>

Unuafé, E. U., Bukoye, T. O., & Philpott, E. (2016). Investigating factors influencing construction project selection processes within the Nigerian public sector. *International Journal of Business and Management Studies*, 5(2), 77-90.

Van der Waldt, G. (2012). Project management and performance management: potential transdisciplinary contributions. *TD: The Journal for Transdisciplinary Research in Southern Africa*, 8(2), 217-234. <https://hdl.handle.net/10520/EJC130514>

Verganti, R., Vendraminelli, L., & Iansiti, M. (2020). Innovation and design in the age of artificial intelligence. *Journal of product innovation management*, 37(3), 212-227. <https://doi.org/10.1111/jpim.12523>

Verma, D., & Sinha, K. K. (2002). Toward a theory of project interdependencies in high tech R&D environments. *Journal of operations management*, 20(5), 451-468. [https://doi.org/10.1016/S0272-6963\(02\)00024-4](https://doi.org/10.1016/S0272-6963(02)00024-4)

Vezzoni, G., Pacagnella, A. C., Banzi, A. L., & Silva, S. L. D. (2013). Identification and analysis of critical success factors in projects. *Revista de Gestao e Projectos*, 4(1), 116-137. <https://periodicos.uninove.br/gep/article/view/9570>

Vitner, G., Rozenes, S., & Spraggett, S. (2006). Using data envelope analysis to compare project efficiency in a multi-project environment. *International Journal of project management*, 24(4), 323-329. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2005.09.004>

Vlahov Golomejić, R. D., & Obradović Posinković, T. (2023). A Systematic Literature Review of Industry 4.0 and Project Management. *European Project Management Journal*, 13(2), 51-62.

Vo, H., Kirkham, R. J., Williams, T. M., Howells, A., Forster, R., & Cooke-Davies, T. (2021). An empirical study of assurance in the UK government major projects portfolio: from data to recommendations, to action or inaction. *International Journal of Managing Projects in Business*, 14(4), 865-897. <https://doi.org/10.1108/IJMPB-10-2019-0242>

VUSUMUZI MAPHOSA, & MFOWABO MAPHOSA. (2022). ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN PROJECT MANAGEMENT RESEARCH: A BIBLIOMETRIC ANALYSIS. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 100(16), 5000-5012. <https://doi.org/10.5281/zenodo.7134074>

Wang, A., & Pitsis, T. S. (2020). Identifying the antecedents of megaproject crises in China. *International Journal of Project Management*, 38(6), 327-339. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2019.05.003>

Wang, Q. (2019). How to apply AI technology in Project Management 1, 2.

Wang, Y. R., & Gibson Jr, G. E. (2010). A study of preproject planning and project success using ANNs and regression models. *Automation in Construction*, 19(3), 341-346. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2009.12.007>

Wang, Y. R., Yu, C. Y., & Chan, H. H. (2012). Predicting construction cost and schedule success using artificial neural networks ensemble and support vector machines classification models. *International Journal of Project Management*, 30(4), 470-478. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2011.09.002>

Warin, T., & Stojkov, A. (2021). Machine learning in finance: a metadata-based systematic review of the literature. *Journal of Risk and Financial Management*, 14(7), 302. <https://doi.org/10.3390/jrfm14070302>

Wauters, M., & Vanhoucke, M. (2016). A comparative study of artificial intelligence methods for project duration forecasting. *Expert Systems with Applications*, 46, 249-261. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.10.008>

Wickert, C., Post, C., Doh, J. P., Prescott, J. E., & Prencipe, A. (2021). Management research that makes a difference: Broadening the meaning of impact. *Journal of Management Studies*, 58(2), 297-320. <https://doi.org/10.1111/joms.12666>

Williams, T. (2003). Assessing extension of time delays on major projects. *International Journal of Project Management*, 21(1), 19-26. [https://doi.org/10.1016/S0263-7863\(01\)00060-6](https://doi.org/10.1016/S0263-7863(01)00060-6)

Winston, P. H. (1970). Learning structural descriptions from examples. <http://hdl.handle.net/1721.1/6884>

Yaseen, Z. M., Ali, Z. H., Salih, S. Q., & Al-Ansari, N. (2020). Prediction of risk delay in construction projects using a hybrid artificial intelligence model. *Sustainability*, 12(4), 1514. <https://doi.org/10.3390/su12041514>

Ying, J., Zhang, X., Zhang, Y., & Bilan, S. (2022). Green infrastructure: Systematic literature review. *Economic research-Ekonomska istraživanja*, 35(1), 343-366. <https://doi.org/10.1080/1331677X.2021.1893202>

Zabala-Vargas, S., Jaimes-Quintanilla, M., & Jimenez-Barrera, M. H. (2023). Big data, data science, and artificial intelligence for project management in the architecture, engineering, and construction industry: a systematic review. *Buildings*, 13(12), 2944. <https://doi.org/10.3390/buildings13122944>

Zadeh, L. (1965). Fuzzy sets. *Inform Control*, 8, 338-353.

Zadeh, L. A. (1994). Soft computing and fuzzy logic. *IEEE software*, 11(6), 48-56. <https://doi.org/10.1109/52.329401>

Zeng, Z., & Gao, Y. (2024). Cost control management of construction projects based on fuzzy logic and auction theory. *IEEE Access*. doi: 10.1109/ACCESS.2024.3438291

Zhang, D., & Tsai, J. J. (Eds.). (2006). *Advances in machine learning applications in software engineering*. Igi Global.

Zhang, L., Yao, H., Fu, Y., & Chen, Y. (2023). Comparing subjective and objective measurements of contract complexity in influencing construction project performance: Survey versus machine learning. *Journal of Management in Engineering*, 39(4), 04023017. <https://doi.org/10.1061/JMENEA.MEENG-5331>

Zizlavsky, O. (2014). The balanced scorecard: Innovative performance measurement and management control system. *Journal of technology management & innovation*, 9(3), 210-222. <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-27242014000300016>

Zupic, I., & Čater, T. (2015). Bibliometric Methods in Management and Organization. *Organizational Research Methods*, 18, 429-472. <https://doi.org/10.1177/1094428114562629>