

Louvain School of Management

L'apport de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques dans les projets d'implémentation de systèmes d'informations

CONFIDENTIEL

Auteurs : Sydney Dufays et Jovani Lubangamu Kukiele
Promoteur : Manuel Kolp
Année académique 2024-2025
Travail de fin d'études (TFE) en vue d'obtenir le titre de
Master en Sciences de Gestion
Horaire de jour

Résumé :

Ce travail de fin d'études porte sur l'apport de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques liés aux projets d'implémentation de systèmes d'information (SI). Les projets SI sont par nature complexes, stratégiques et exposés à de nombreux risques pouvant compromettre leur réussite : retards, erreurs de configuration, dépassements de coûts ou inadéquation aux besoins des utilisateurs.

Face à ces enjeux, l'intelligence artificielle offre de nouvelles opportunités pour anticiper, analyser et gérer les risques de manière plus efficace. Ce mémoire explore comment des outils basés sur l'IA, tels que le machine learning, les systèmes experts ou les algorithmes prédictifs, peuvent être mobilisés pour renforcer la maîtrise des risques à chaque étape du projet, depuis l'identification jusqu'au suivi.

À travers une revue de littérature approfondie et une analyse des pratiques actuelles, ce TFE vise à mettre en évidence les bénéfices concrets de l'IA dans les démarches de gestion de projet SI, tout en valorisant des exemples d'applications réelles dans des contextes professionnels.

REMERCIEMENTS

Nous tenons à remercier l'Université catholique de Louvain pour la qualité de son enseignement, ainsi que notre promoteur, Manuel Kolp, pour ses conseils pertinents et sa disponibilité à chaque étape de ce travail.

Nos remerciements s'adressent également à nos familles et à nos amis, dont le soutien, parfois discret mais toujours présent, nous a permis de traverser les périodes de doute avec un peu plus de sérénité.

Enfin, dans un souci de transparence, nous jugeons utile de préciser que certains outils d'intelligence artificielle ont été utilisés, de manière ponctuelle, au cours de la rédaction. Leur usage s'inscrit dans une logique d'assistance, jamais de substitution, à notre propre travail d'analyse et d'écriture.

TABLE DES MATIÈRES

TABLE DES MATIÈRES	I
LISTE DES FIGURES	III
LISTE DES ABRÉVIATIONS	IV
CHAPITRE 1: INTRODUCTION	1
1.1 Question de recherche	2
1.1.2 Question de recherche	2
1.1.3 Objectifs de la recherche	3
1.2 Méthodologie	3
1.5 Structure du travail de fin d'études	4
CHAPITRE 2 : CADRE THÉORIQUE	5
2.1 Introduction	5
2.2 Le Projet	5
2.2.1 Définitions	5
2.2.2 Caractéristiques	6
2.2.3 Le Cycle de Vie d'un Projet	6
2.3 Le Système d'Information (SI) :	7
2.3.1 Définition	7
2.3.2 Défis et Enjeux des SI	8
2.3.3 Spécificités des Projets d'Implémentation de SI	8
2.4 La Gestion de Projet	9
2.4.1 Définition	9
2.4.2 Le Rôle du Chef de Projet	9
2.5 La Gestion des Risques	10
2.5.1 Définitions	10
2.5.2 Typologie des Risques de Projet	11
2.5.3 Le Processus de Gestion des Risques	12
2.6 Intelligence Artificielle	14
2.6.1 Définition	14
2.6.2 L'IA et son histoire	14
2.6.3 IA et ses domaines	16
CHAPITRE 3 : MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE	18
3.1 Pourquoi une Revue Systématique de la Littérature ?	18
3.1.1 Les avantages d'une SLR	18
3.2 Protocole de Recherche : PRISMA	19

3.3 Critères d'Eligibilité.....	20
3.3.1 Critères d'Inclusion.....	20
3.3.2 Critères d'Exclusion.....	21
3.4 Stratégie de Recherche et Mots-Clés.....	21
3.4.1 Bases de Données Consultées	21
3.4.2 Mots-clés et Opérateurs Booléens	21
3.5 Processus de Sélection	23
3.5.1 Phase 1 : Identification et 1ère Sélection	23
3.5.2 Phase 2 : Filtrage via l'abstract	24
3.5.3 Phase 3 : Filtrage via le texte complet.....	25
3.5.4 Phase 4 : Inclusion.....	25
3.6 Extraction des Données	25
CHAPITRE 4 : RÉSULTATS DE L'ANALYSE.....	27
4.1 Représentativité de l'échantillon d'articles	27
4.1.1 Type d'études	27
4.1.2 Contexte sectoriel	28
4.1.3 Type d'IA utilisées	30
4.2 Discussion des résultats.....	31
4.2.1 Objectif 1 : Comment l'IA permet-elle d'améliorer la détection et la prédiction des risques dans les projets SI ?.....	32
4.2.2 Objectif 2 : En quoi l'IA influence-t-elle les décisions de priorisation et de réponse aux risques dans les projets SI ?	34
4.3 Conclusion.....	36
CHAPITRE 5 : LIMITES ET BIAIS DE L'ÉTUDE	37
CHAPITRE 6 : CONCLUSION	39
RÉFÉRENCES.....	40
ANNEXES :	47
ANNEXE 1 : Checklist Prisma 2020	47
ANNEXE 2 : Extraction de données du corpus	49

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Cycle de vie d'un projet	6
Figure 2 : Triangle des contraintes	8
Figure 3 : Exemple de typologie de risques dans un projet ERP	12
Figure 4 : L'IA et ses sous-domaines	16
Figure 5 : Diagramme de flux Prisma	23
Figure 6 : Répartition des études incluses par type d'étude.....	27
Figure 7 : Secteurs spécifiques couverts par les études (en % du total).....	28
Figure 8 : Répartition des grandes familles d'IA.....	30

LISTE DES ABRÉVIATIONS

IA – Intelligence Artificielle

SI – Système d’information

QR – Question de recherche

SLR – Systematic Literature Review

PMI – Project Management Institute

ISO – International Organization for Standardization

PMBOK – Project Management Body Of Knowledge

ERP – Enterprise Ressource Planning

ML – Machine Learning

DL – Deep Learning

ANN – Artificial Neural Network

NLP – Natural Language Processing

GAN – Generative Adversarial Networks

PRISMA – Preferred Reporting Items for Systematic Review and Meta-Analyses

IOT – Internet of Things

CHAPITRE 1: INTRODUCTION

Avec la transformation numérique, les organisations se lancent dans des projets de plus en plus complexes, souvent basés sur des systèmes d'information. L'objectif est généralement clair : moderniser les processus, mieux gérer les données, ou encore améliorer l'efficacité globale. Mais derrière ces ambitions, les risques sont bien présents. Qu'il s'agisse de problèmes techniques, de coordination entre les équipes ou de contraintes budgétaires, de nombreux facteurs peuvent perturber le bon déroulement d'un projet.

Dans ce contexte, la gestion des risques devient un pilier essentiel du pilotage de ce type de projet. Savoir repérer les menaces à temps, en évaluer la gravité, et décider de la meilleure façon d'y répondre est indispensable. Pourtant, les méthodes classiques montrent parfois leurs limites, surtout face à des environnements incertains.

C'est là que l'intelligence artificielle commence à faire parler d'elle. Grâce à ses capacités d'analyse avancée et à son aptitude à apprendre à partir des données, l'IA est souvent vue comme un soutien potentiel à la gestion des risques. Elle pourrait aider à anticiper certains problèmes, appuyer les décisions, voire automatiser certaines tâches. Plusieurs recherches s'y intéressent, mais les résultats restent encore à clarifier.

Ce travail de fin d'études cherche justement à répondre à une question simple : **en quoi l'IA peut-elle contribuer à mieux gérer les risques dans les projets d'implémentation de systèmes d'information ?** Pour y répondre, nous avons réalisé une revue systématique de la littérature scientifique afin d'identifier les principaux apports, mais aussi les limites et les conditions d'usage.

La section suivante précise la question de recherche, les objectifs poursuivis ainsi que l'angle méthodologique retenu.

1.1 Question de recherche

L'intelligence artificielle (IA) s'impose aujourd'hui comme un levier stratégique dans l'évolution des pratiques de gestion de projets informatiques. Parmi les enjeux majeurs de ces projets figure la gestion des risques, particulièrement lors de l'implémentation de systèmes d'information, processus souvent complexe, coûteux et exposé à de nombreuses incertitudes. Il nous apparaît essentiel, à l'heure actuelle, d'accorder une attention accrue à la manière dont l'IA peut contribuer à renforcer cette gestion des risques.

L'intégration de l'IA, par ses capacités d'analyse prédictive, d'automatisation et d'aide à la décision, représente une opportunité significative pour identifier, prévenir et atténuer les risques tout au long du cycle de vie d'un projet. Une compréhension fine de ces apports est cependant nécessaire afin d'en tirer pleinement parti. En effet, si une organisation souhaite adopter l'IA dans sa stratégie de gestion des risques, elle doit au préalable saisir les conditions d'intégration efficaces de ces technologies, tant en amont qu'en aval du processus d'implémentation.

Ce n'est qu'à travers une compréhension approfondie que les équipes en charge de ce type de projet seront en mesure d'exploiter l'IA de manière pertinente, en l'adaptant aux spécificités de leur environnement organisationnel et technologique. Ainsi, l'IA ne doit pas être perçue comme un simple outil, mais comme un véritable catalyseur d'une gestion des risques plus proactive, intelligente et agile.

1.1.2 Question de recherche

La question de recherche de ce travail de fin d'études sera donc la suivante :

« Quel est l'apport de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques dans les projets d'implémentation de systèmes d'information ? »

Cette question vise à explorer le rôle global et stratégique de l'IA dans le processus complet de gestion des risques.

1.1.3 Objectifs de la recherche

Pour répondre à cette question, plusieurs objectifs ont été définis afin de guider l'étude de manière cohérente et approfondie.

- Le premier objectif consiste à analyser « *Comment l'intelligence artificielle permet-elle d'améliorer la détection et la prédiction des risques dans les projets SI ?* »
- Le second objectif visera à comprendre « *En quoi l'intelligence artificielle influence-t-elle les décisions de priorisation et de réponse aux risques dans les projets d'implémentation de SI ?* »

1.2 Méthodologie

Afin de pouvoir y répondre, nous avons décidé de procéder à une revue systématique de la littérature (Systematic Literature Review ou SLR). C'est une approche bien établie dans le champ académique, notamment en raison de sa capacité à structurer de manière rigoureuse la collecte, la sélection et l'analyse des travaux scientifiques autour d'un thème précis. Dans notre cas, il s'agissait de recenser, d'évaluer et de synthétiser les publications portant sur l'usage de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques liés à l'implémentation des systèmes d'information.

Webster et Watson (2002) décrivent cette méthode comme un passage obligé lorsqu'on cherche à faire le point sur un champ de recherche donné. Elle permettrait, entre autres, de faire ressortir certaines zones d'ombre dans la littérature existante, et d'esquisser des pistes pour de futures investigations. Cela dit, il convient de rester prudent. La rigueur méthodologique affichée repose sur une série de décisions qui, bien que justifiées, n'en demeurent pas moins subjectives : définition des critères de sélection, cadrage du champ, choix des mots-clés, interprétation des résultats... Autant d'étapes qui peuvent influencer, parfois subtilement, les conclusions tirées.

De leur côté, Tranfield, Denyer et Smart (2003) soulignent que cette méthode constitue un outil clé pour poser un cadre théorique solide et mieux saisir les évolutions et dynamiques d'un domaine en constante mutation.

En nous appuyant sur ces fondements, nous avons tenté de mener une analyse aussi équilibrée que possible des publications scientifiques portant sur le rôle de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques, depuis la phase de planification jusqu'au suivi post-implémentation des systèmes d'information. Il ne s'agissait pas de dresser un inventaire exhaustif, mais plutôt d'examiner, avec un peu de recul, les usages actuels et les promesses, parfois un peu trop confiantes, associées à l'IA dans ce contexte.

1.5 Structure du travail de fin d'études

Ce travail de fin d'études est organisé en plusieurs chapitres :

Le chapitre 2 est consacré au cadre théorique. Il vise à clarifier les concepts fondamentaux liés à la gestion des risques dans les projets d'implémentation des systèmes d'information, ainsi qu'à l'intelligence artificielle. Ce chapitre présente les principales approches de gestion des risques, met en lumière les défis liés à l'implémentation des systèmes d'information. Il explore également les diverses applications de l'intelligence artificielle dans les contextes organisationnels et technologiques.

Le chapitre 3 expose la méthodologie adoptée pour effectuer la SLR. Nous y détaillons les raisons du choix d'une revue systématique de la littérature comme méthode de recherche, les étapes du processus de sélection des sources, ainsi que les critères d'inclusion et d'exclusion. Ce chapitre précise également les objectifs de recherche et les axes d'analyse retenus pour structurer l'étude.

Dans le chapitre 4, nous présentons les résultats issus de l'analyse des documents. Ces résultats nous permettront de répondre aux deux objectifs de la question de recherche.

Le chapitre 5, quant à lui, aborde les limites de l'étude, notamment les biais méthodologiques potentiels, les contraintes liées à la disponibilité des sources.

Enfin, le chapitre 6 propose une synthèse des apports du mémoire, ainsi qu'une conclusion générale. Nous y récapitulons les résultats obtenus, évaluons leur portée et formulons des recommandations.

CHAPITRE 2 : CADRE THÉORIQUE

2.1 Introduction

Ce chapitre est dédié à l'établissement d'un cadre théorique indispensable pour aborder la problématique de la gestion des risques liés à l'implémentation des systèmes d'information à l'aide de l'intelligence artificielle.

Il vise à définir les concepts fondamentaux qui sous-tendent cette étude, en clarifiant les notions clés de projet, de système d'information, de gestion de projet, de risque, et d'intelligence artificielle. Cette démarche permettra de poser les bases nécessaires à une compréhension approfondie et à l'analyse des interactions entre ces différents domaines. Nous explorerons les approches principales de gestion des risques, les défis spécifiques rencontrés lors de l'implémentation des Systèmes d'Information (SI), et les diverses modalités d'intervention de l'IA

2.2 Le Projet

Pour faciliter la compréhension des enjeux de ce travail de fin d'études, il est primordial de débiter par une définition précise et contextualisée de ce qu'est un projet

2.2.1 Définitions

Le terme "projet" est défini de diverses manières selon les sources. Selon le dictionnaire Larousse, un projet peut être perçu comme un "but que l'on se propose d'atteindre" ou comme "l'étude d'une conception de quelque chose, en vue de sa fabrication". Ces définitions préliminaires impliquent intrinsèquement une intention d'entreprendre une action future et la nécessité de prendre des dispositions anticipées pour concrétiser cette entreprise.

Le Project Management Institute (PMI), quant à lui, propose une définition plus spécifique en la matière. Il définit un projet comme une "entreprise temporaire pour créer un produit, un service ou un résultat unique" (PMI, 2021, p. 4). Cette définition met en évidence deux caractéristiques fondamentales : la temporalité (un début et une fin définis) et l'unicité du livrable ou du résultat. De même, la norme ISO 21500 (2012) sur les lignes directrices pour la

gestion de projet souligne qu'un projet est un "processus unique, consistant en un ensemble d'activités coordonnées et maîtrisées comportant des dates de début et de fin, entrepris dans le but d'atteindre un objectif conforme à des exigences spécifiques, incluant les contraintes de délais, de coûts et de ressources". Ces définitions concordent pour positionner le projet comme une démarche structurée et limitée dans le temps, visant un objectif précis.

2.2.2 Caractéristiques

Dans un cadre organisationnel, un projet n'est pas une entité isolée. Il est souvent initié pour répondre à un besoin stratégique, résoudre un problème spécifique ou exploiter une opportunité. Kerzner (2017) souligne que les projets sont le moteur du changement et de l'innovation au sein des entreprises, permettant de transformer des idées en réalité.

2.2.3 Le Cycle de Vie d'un Projet

Le Project Management Book Of Knowledge, plus communément appelé « PMBOK » (PMI, 2023a) décrit un cycle de vie de projet comme une série de phases par lesquelles un projet passe du début à la fin. Bien qu'il existe de nombreuses variations (séquentiel, itératif, adaptatif), un cycle de vie typique comprend généralement les phases suivantes :

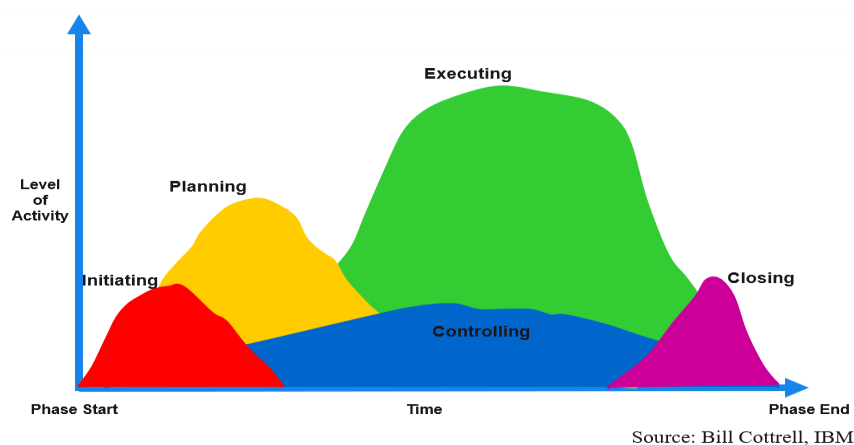


Figure 1 : Cycle de vie d'un projet

1. Démarrage (Initiating) : Définition du projet, identification des parties prenantes, et obtention de l'autorisation formelle.
2. Planification (Planning) : Élaboration du plan de projet détaillé, incluant le scope, le calendrier, le budget, les ressources, et les stratégies de gestion des risques.

3. Exécution (Executing) : Réalisation des activités définies dans le plan de projet, gestion des ressources et communication.
4. Surveillance et Maîtrise (Controlling) : Suivi de l'avancement, comparaison avec le plan, gestion des changements et correction des écarts.
5. Clôture (Closing) : Finalisation de toutes les activités, livraison des produits ou services, et clôture administrative du projet. Comprendre ces phases est essentiel, car la gestion des risques, en particulier avec l'intégration de l'IA, s'applique de manière distincte à chacune d'elles.

2.3 Le Système d'Information (SI) :

Après avoir défini le concept de projet, il est essentiel d'aborder en détail la notion de système d'information, un élément central de cette étude. Les projets d'implémentation de systèmes d'information présentent des défis uniques qui nécessitent une compréhension approfondie de leur nature.

2.3.1 Définition

Un système d'information (SI), souvent désigné dans les grandes entreprises comme un Enterprise Resource Planning (ERP), peut être défini comme un "ensemble de ressources (matériel, logiciels, personnel, données, procédures...) qui permet de collecter, traiter, stocker et transmettre des informations au sein d'une organisation". Cette définition souligne la nature multidimensionnelle d'un SI, qui intègre des composants technologiques (hardware, software), humains (utilisateurs, administrateurs), et organisationnels (processus, politiques) (Laudon & Laudon, 2019).

Sa nature immatérielle et conceptuelle rend sa description et sa matérialisation complexes, ce qui influence indirectement le développement et la gestion des projets qui lui sont associés. Contrairement à un objet physique dont la conception est tangible, un SI est principalement décrit par ses fonctionnalités et les interactions qu'il permet.

2.3.2 Défis et Enjeux des SI

Mettre en place un système d'information est un projet complexe. Il s'agit d'intégrer une nouvelle solution technologique dans les processus quotidiens de l'organisation. Ce genre d'initiative est connu pour son taux d'échec élevé et les nombreux obstacles qu'il entraîne. Les enjeux, eux, sont considérables : gagner en efficacité, améliorer les business process, soutenir la prise de décision, ou encore rester compétitif. Toutefois, l'atteinte de ces objectifs est souvent compromise par des facteurs tels que la résistance au changement, les problèmes d'intégration technique, les dépassements de budget et de délai, ou encore une mauvaise adéquation entre le SI et les besoins de l'organisation (Al-Mashari et al., 2003 ; Sweis, 2015).

2.3.3 Spécificités des Projets d'Implémentation de SI

Les projets de systèmes d'information (SI) diffèrent des projets classiques par trois caractéristiques majeures impactant la gestion des risques :

⇒ L'Interdépendance des Éléments

Objectifs, ressources et délais sont étroitement liés. Une contrainte sur l'un impose des ajustements sur les autres, selon le principe du *design-to-cost*. Cette interdépendance accroît la complexité de la planification et du suivi du projet.

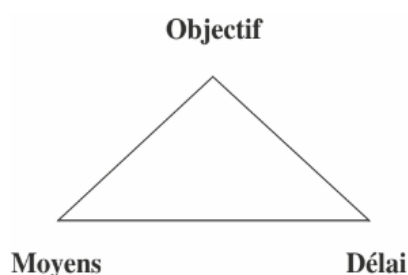


Figure 2 : Triangle des contraintes

⇒ L'Évolution de l'Objectif

Contrairement aux projets dit « classique » avec des objectifs figés, ceux des projets SI peuvent évoluer en cours de route. Cette flexibilité, liée à la nature abstraite du SI, nécessite une gestion

adaptative intégrant les changements tout au long du projet. Cette caractéristique rend difficile l'anticipation des risques liés à la portée et aux spécifications du projet (Highsmith, 2004).

⇒ L'Influence du Contexte Organisationnel et Humain

Le SI est ancré dans son environnement organisationnel : rapports de pouvoir, culture d'entreprise, procédures internes, etc. Ces facteurs influencent fortement le projet, parfois de manière conflictuelle. Selon Markus (2004), « un SI qui ne prend pas en compte la culture d'entreprise, les habitudes des utilisateurs ou les dynamiques de pouvoir est voué à l'échec, indépendamment de sa performance technique ».

2.4 La Gestion de Projet

La gestion de projet est une discipline qui joue un rôle capital dans la réussite des projets. Face à un taux de réussite des projets qui avoisine seulement 35% selon Nenni et al. (2024). Il est impératif d'analyser en profondeur cette discipline, en mettant un accent particulier sur la gestion des risques afin d'anticiper les incertitudes et minimiser les impacts négatifs.

2.4.1 Définition

Le Project Management Institute (PMI) la définit comme "l'application coordonnée de connaissances, de compétences, d'outils et de techniques aux activités d'un projet, dans le but de répondre aux exigences des parties prenantes, voire de les dépasser". Williams (2008) complète cette définition en la décrivant comme la mise en œuvre d'un ensemble structuré de pratiques permettant de planifier, organiser, exécuter et contrôler les différentes étapes d'un projet, tout en respectant les contraintes de temps, de budget et de ressources.

La gestion de projet est fondamentale car elle permet de structurer les efforts, d'optimiser l'allocation des ressources et d'assurer une coordination efficace entre les différentes parties prenantes. Elle transforme des idées en livrables concrets, en maîtrisant les complexités inhérentes à toute initiative nouvelle (Maylor, 2010).

2.4.2 Le Rôle du Chef de Projet

La gestion de projet est généralement vue comme une démarche méthodique et proactive, ayant pour but d'augmenter les probabilités de succès d'un projet spécifique (Willumsen et al., 2019).

Un chef de projet assure généralement cette responsabilité, souvent assisté par une équipe d'experts. Il tient un rôle central ; il est responsable de la planification, de l'exécution et de la clôture du projet, tout en assurant la communication et la coordination entre les différentes parties prenantes (PMI, 2024). Les méthodes, outils numériques et normes de gestion de projet ne cessent d'évoluer, afin de répondre aux exigences croissantes des organisations contemporaines (Listikova et al., 2020 ; Wang et Chen, 2023)

2.5 La Gestion des Risques

La gestion de projet, bien que structurée, opère dans des environnements incertains. C'est pourquoi la notion de risque revêt une importance capitale. Identifier, anticiper et maîtriser les risques constitue une dimension essentielle de la gestion de projet moderne et est souvent un facteur déterminant entre la réussite et l'échec.

2.5.1 Définitions

Le concept de risque est polysémique et sa définition varie selon les domaines d'application. Dans le secteur des assurances, le risque est traditionnellement défini de manière quantitative comme le produit du coût des conséquences d'un événement redouté par sa fréquence probable :

$$\text{Risque} = \text{Coût des conséquences d'un événement} \times \text{Fréquence de cet événement}$$

Cette approche est principalement axée sur la quantification financière des dommages potentiels, permettant d'anticiper les impacts économiques d'un sinistre. Cependant, cette définition trouve des limites en management de projet, où l'objectif dépasse le simple chiffrage pour englober la compréhension, l'anticipation et l'atténuation du risque.

En gestion de projet, une définition plus qualitative est généralement privilégiée. Selon l'AFITEP (Association Francophone de Management de Projet), le risque en gestion de projet peut être défini comme « la possibilité qu'un projet ne s'exécute pas conformément aux prévisions de dates d'achèvement, de coût et de spécifications, ces écarts par rapport aux prévisions étant considérés comme difficilement acceptables voire inacceptables ».

Le PMBOK (PMI, 2023a) apporte une définition plus nuancée, en soulignant le caractère incertain du risque et ses effets potentiels sur les objectifs du projet. Le risque y est défini comme « une menace dont la concrétisation, incertaine, aurait un impact positif ou négatif sur au moins un objectif du projet, tel que les délais, le coût, le contenu ou la qualité ». Cette double dimension, à la fois positive (opportunité) et négative (menace) du risque est cruciale. Elle souligne la nécessité pour les chefs de projet d'adopter une posture proactive, non seulement pour limiter les effets indésirables des menaces mais aussi pour exploiter les occasions favorables qui peuvent émerger en cours de projet. Une bonne gestion des risques ne se contente pas d'éviter les problèmes, elle cherche aussi à maximiser les opportunités (Chapman & Ward, 2003).

2.5.2 Typologie des Risques de Projet

Pour mettre en place une démarche efficace de gestion des risques, il est essentiel d'identifier et de classer les différentes sources potentielles de perturbation. Les risques peuvent provenir de facteurs internes à l'organisation (ex. : erreurs humaines, défauts techniques) ou de facteurs externes (ex. : cyberattaques, changements réglementaires). La littérature et les pratiques en gestion de projet identifient plusieurs grandes catégories de risques :

- **Risques techniques** : concernent les technologies utilisées, comme des défauts de conception, des incompatibilités entre systèmes ou encore des innovations mal maîtrisées pouvant provoquer des blocages inattendus.
- **Risques de management** : recouvrent les problèmes organisationnels, tels qu'une planification floue, un manque de coordination, un déficit de compétences ou une résistance au changement. Les difficultés financières s'y ajoutent, avec par exemple des dépassements de budget ou des retards de financement.
- **Risques commerciaux** : touchent aux relations avec les partenaires, les fournisseurs ou les clients. Des contrats imprécis ou des retards dans la chaîne d'approvisionnement peuvent mettre en péril l'avancement du projet.
- **Risques externes** : désignent les facteurs échappant au contrôle de l'organisation, comme les évolutions légales, les événements climatiques extrêmes, les cybermenaces ou les crises géopolitiques, dont les impacts peuvent s'avérer significatifs.

Le tableau ci-dessous illustre les principales catégories de risques évoquées, et permet d'avoir une vue d'ensemble claire.

RBS LEVEL 0	RBS LEVEL 1	RBS LEVEL 2
0. ALL SOURCES OF PROJECT RISK	1. TECHNICAL RISK	1.1 Scope definition
		1.2 Requirements definition
		1.3 Estimates, assumptions, and constraints
		1.4 Technical processes
		1.5 Technology
		1.6 Technical interfaces
		Etc.
	2. MANAGEMENT RISK	2.1 Project management
		2.2 Program/portfolio management
		2.3 Operations management
		2.4 Organization
		2.5 Resourcing
		2.6 Communication
		Etc.
	3. COMMERCIAL RISK	3.1 Contractual terms and conditions
		3.2 Internal procurement
		3.3 Suppliers and vendors
		3.4 Subcontracts
		3.5 Client/customer stability
		3.6 Partnerships and joint ventures
		Etc.
	4. EXTERNAL RISK	4.1 Legislation
		4.2 Exchange rates
		4.3 Site/facilities
		4.4 Environmental/weather
		4.5 Competition
		4.6 Regulatory
		Etc.

Figure 3 : Exemple de typologie de risques dans un projet ERP

2.5.3 Le Processus de Gestion des Risques

La gestion des risques de projet est un processus systématique qui vise à maximiser la probabilité et l'impact des événements positifs et à minimiser la probabilité et l'impact des événements négatifs sur les objectifs du projet (PMI, 2023a). Décompose généralement en plusieurs étapes clés :

1. Identification des Risques

C'est la première étape cruciale, qui consiste à identifier tous les risques potentiels qui pourraient affecter le projet, qu'ils soient des menaces ou des opportunités. Cela implique des techniques telles que les séances de brainstorming, l'analyse de listes de contrôle (checklists), l'analyse SWOT, l'analyse des hypothèses, et l'analyse de la documentation. L'objectif est de créer une liste exhaustive des risques et de leurs caractéristiques (sources, causes possibles, effets potentiels) (PMI, 2023a).

2. Analyse des Risques (Qualitative et Quantitative)

Une fois les risques identifiés, ils doivent être analysés pour évaluer leur probabilité d'occurrence et leur impact potentiel.

- Analyse qualitative : Elle évalue la priorité des risques pour la planification des réponses en fonction de leur probabilité et de leur impact. Elle utilise souvent des matrices de probabilité/impact pour classer les risques et se concentre sur les risques les plus critiques (PMI, 2023a).
- Analyse quantitative : Elle évalue numériquement l'effet des risques identifiés sur les objectifs globaux du projet, tels que le coût et le calendrier. Elle peut utiliser des techniques comme l'analyse de Monte Carlo ou l'analyse de l'arbre de décision (Decision Tree) (Hulett, 2017).

3. Planification des Réponses aux Risques

Cette étape consiste à développer des options et des actions pour améliorer les opportunités et réduire les menaces pour les objectifs du projet. Les stratégies de réponse aux risques peuvent inclure :

Pour les menaces : Éviter (éliminer la cause), Transférer (faire supporter le risque par un tiers, ex. : assurance), Atténuer (réduire la probabilité ou l'impact), ou Accepter (ne rien faire, mais avoir un plan de contingence si le risque se produit).

Pour les opportunités : Exploiter (s'assurer que l'opportunité se réalise), Améliorer (augmenter la probabilité ou l'impact), Partager (partager la propriété de l'opportunité avec un tiers), ou Accepter. (PMI, 2023a).

4. Mise en œuvre des Réponses aux Risques

C'est l'exécution des plans de réponse aux risques qui ont été définis. Cela implique d'allouer les ressources nécessaires, de communiquer les responsabilités et de s'assurer que les actions prévues sont mises en œuvre en temps voulu.

5. Suivi des Risques

Cette phase continue tout au long du projet et consiste à surveiller les risques identifiés, à identifier de nouveaux risques, à surveiller l'état des déclencheurs de risques, à mettre en œuvre les plans de réponse aux risques et à évaluer leur efficacité. Cela permet d'adapter la stratégie de gestion des risques en fonction de l'évolution du projet et de son environnement (PMI, 2023a).

2.6 Intelligence Artificielle

2.6.1 Définition

L'intelligence artificielle, ou IA, est une notion dont les contours restent assez flous. Il n'existe pas de définition vraiment universelle et c'est sans doute parce que le domaine lui-même est en constante évolution. Certains l'associent simplement à l'utilisation d'algorithmes, mais cette vision est trop large : les algorithmes existent depuis des siècles et sont utilisés dans des domaines qui n'ont rien à voir avec l'IA. À l'inverse, définir l'intelligence artificielle comme une copie exacte de l'intelligence humaine semble un peu extrême, surtout quand on sait qu'aucun système aujourd'hui n'est capable de reproduire pleinement nos capacités cognitives.

Pour rester sur une base plus concrète, on peut s'appuyer sur la définition proposée en 2019 par le groupe d'experts de la Commission européenne sur l'IA (AI HLEG). Ils parlent de systèmes capables d'analyser leur environnement, de prendre des décisions et d'agir de manière autonome dans le but d'atteindre des objectifs précis.

Cette définition a l'avantage d'être claire, même si certains termes comme "autonomie" peuvent rester un peu flous selon les cas. Cela dit, elle donne une bonne idée de ce que recouvre l'IA dans un cadre comme le nôtre : des systèmes capables d'observer, de réagir, d'apprendre parfois, et surtout de fonctionner sans qu'une personne intervienne directement à chaque étape.

2.6.2 L'IA et son histoire

On a souvent cette idée que l'intelligence artificielle est une invention récente. En réalité, elle s'appuie sur des intuitions et des travaux bien plus anciens. Le mot « intelligence artificielle » lui-même ne fait son apparition qu'en 1956, lors du fameux séminaire de Dartmouth organisé

par John McCarthy et ses collègues. Mais les concepts qui l'ont nourrie étaient déjà là, sous une forme ou une autre, depuis plusieurs siècles.

Par exemple, au XVIIIe siècle, Leibniz s'intéressait à des formes de raisonnement symbolique, et sa contribution au calcul différentiel qui pose indirectement les bases du traitement formel de l'information. Plus tard, au XIXe siècle, Gauss et Legendre développent la méthode des moindres carrés et la régression linéaire, encore utilisées aujourd'hui dans certains algorithmes d'apprentissage (Legendre, 1805 ; Gauss, 1809). En 1847, Cauchy introduit la descente de gradient, un mécanisme d'optimisation toujours central dans l'apprentissage profond (Cauchy, 1847).

Le XXe siècle marque une rupture. McCulloch et Pitts, dès 1943, esquissent une première modélisation du neurone formel (McCulloch & Pitts, 1943). Frank Rosenblatt propose ensuite le perceptron en 1958, une tentative audacieuse à l'époque de simuler l'apprentissage via des connexions pondérées (Rosenblatt, 1958). Quelques décennies plus tard, dans les années 1980, Paul Werbos applique la rétropropagation aux réseaux neuronaux, ce qui permet enfin à ces modèles d'apprendre efficacement, dans certaines limites (Werbos, 1982).

C'est seulement vers 2012 que l'IA franchit un vrai cap. Le deep learning, longtemps resté dans l'ombre, connaît un regain d'intérêt spectaculaire après les performances d'un réseau de neurones nommé AlexNet lors du concours ImageNet (Krizhevsky, Sutskever & Hinton, 2012). Ce moment-là, souvent cité comme le début d'un nouveau cycle pour l'IA, doit beaucoup à la puissance de calcul accrue et à l'explosion des données disponibles. Depuis, la recherche, l'industrie, et même les débats publics s'emparent du sujet avec un mélange d'enthousiasme et de prudence. L'IA n'est plus seulement un objet scientifique : elle devient une question de société.

2.6.3 IA et ses domaines

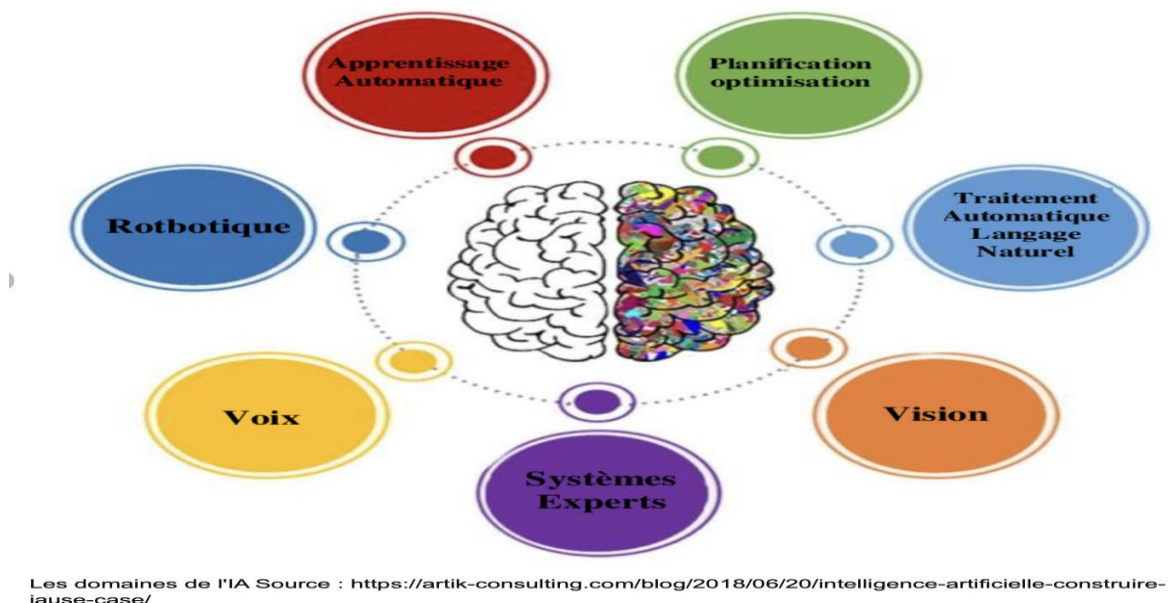


Figure 4 : L'IA et ses sous-domaines

L'intelligence artificielle englobe plusieurs domaines qui, bien qu'étroitement liés, reposent sur des approches parfois très distinctes. Certains constituent les fondations des systèmes actuels, tandis que d'autres, plus récents, ont joué un rôle central dans les avancées de la dernière décennie.

Le **Machine Learning (ML)** reste l'un des piliers de l'IA moderne. Il désigne l'ensemble des techniques permettant à une machine d'apprendre à partir de données, sans que chaque tâche soit codée explicitement. Plutôt que de suivre une série d'instructions prédéfinies, le système repère des régularités dans les données qu'on lui fournit et les utilise pour prédire, classer ou détecter des anomalies. On distingue généralement trois grandes approches : le learning supervisé, basé sur des exemples étiquetés ; le learning non supervisé, qui cherche à structurer des données brutes ; et le reinforcement learning, dans lequel un agent apprend par essais et erreurs en interaction avec un environnement (Russell & Norvig, 2021 ; Sutton & Barto, 2018). Dans les faits, ces techniques se retrouvent dans des usages quotidiens comme les filtres anti-spam, les systèmes de recommandation ou la détection de fraude bancaire.

Au sein du Machine Learning, le **Deep Learning (DP)** a pris une importance croissante depuis les années 2010. Il repose sur l'utilisation d' **Artificial Neural Networks (ANN)**, c'est-à-dire

des réseaux composés de plusieurs couches interconnectées qui peuvent apprendre des représentations complexes à partir de données brutes. Ces réseaux, très librement inspirés du cerveau humain, ont permis des progrès notables dans des domaines comme la reconnaissance d'images, la traduction automatique ou encore la synthèse vocale (Goodfellow et al., 2016). La technique de backpropagation, redéveloppée par Werbos dans les années 1980, a joué un rôle déterminant dans leur efficacité (Werbos, 1982).

Ces progrès ont eu un impact direct sur la **Computer Vision**, qui vise à permettre aux machines de traiter et comprendre des données visuelles comme des images ou des vidéos. On l'observe aujourd'hui dans la reconnaissance faciale, les véhicules autonomes ou l'analyse d'imagerie médicale. Ce domaine s'appuie souvent sur des réseaux dits convolutionnels, introduits initialement par Fukushima (1980), capables d'identifier des formes visuelles à différents niveaux de complexité.

Le **Natural Language Processing (NLP)** cherche pour sa part à permettre aux machines de comprendre, générer ou manipuler le langage humain. Il est aujourd'hui au cœur d'applications comme les assistants vocaux, les outils de traduction automatique ou les générateurs de texte comme GPT (Brown et al., 2020). Les modèles de NLP utilisent souvent une combinaison de DL et de traitement séquentiel du texte pour analyser les structures linguistiques, capter le contexte et produire des phrases cohérentes. Les limites existent toutefois, notamment dans la compréhension fine ou l'ambiguïté des intentions.

Avant l'explosion du Machine Learning, les **Expert Systems** ont constitué une première approche de l'IA dans les années 1980. Ces systèmes fonctionnent à partir de règles explicites, souvent formulées en "if-then", pour simuler le raisonnement d'un expert dans un domaine bien balisé. Bien qu'ils manquent de flexibilité face à l'imprévu, ils restent utilisés dans des contextes comme le droit, la finance ou certains diagnostics médicaux (Giarratano & Riley, 2005).

Parmi les méthodes les plus récentes, les **Generative Adversarial Networks (GANs)**, introduits par Goodfellow et ses collègues en 2014, reposent sur une idée originale : deux réseaux sont mis en concurrence, l'un générant du contenu, l'autre évaluant son authenticité. Cette dynamique produit des résultats souvent bluffants, comme dans les deepfakes, la création d'avatars ou la génération d'images réalistes (Goodfellow et al., 2014).

CHAPITRE 3 : MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE

Ce chapitre expose la démarche méthodologique adoptée pour investiguer la question de recherche centrale de ce mémoire : "Quel est l'apport de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques des projets d'implémentation de systèmes d'information ?" Ce chapitre sera structuré en adéquation avec la checklist « Prisma 2020 » (voir Annexe 1). Nous commencerons par expliquer dans la section 3.1, la raison pour laquelle nous avons opter pour une revue systématique de la littérature. Les sections 3.2 à 3.7, mettront en lumière le protocole de recherche complet que nous avons utilisés afin d'effectuer la SLR.

3.1 Pourquoi une Revue Systématique de la Littérature ?

Pour comprendre plus en détails la relation complexe qui existe entre l'intelligence artificielle et la gestion des risques, plus particulièrement celle employé dans le cadre spécifique des projets d'implémentation de SI, l'adoption d'une revue systématique de la littérature (SLR) s'est avérée être un choix méthodologique pertinent. Cette approche, souvent désignée par son équivalent anglais *Systematic Literature Review* (SLR), est largement reconnue pour sa capacité à offrir une synthèse exhaustive et rigoureuse des connaissances préexistantes sur un domaine d'étude circonscrit (Denyer & Tranfield, 2009).

3.1.1 Les avantages d'une SLR

Une revue systématique de la littérature confère divers avantages substantiels. Selon Denyer et Tranfield (2009), les avantages cités ci-dessous sont les plus importants :

- La SLR offre un cadre structuré pour la collecte, l'évaluation et la synthèse des publications scientifiques. Cette systématisation assure une exploration large et approfondie de la littérature académique pertinente, élément fondamental pour saisir les multiples facettes de l'IA.
- La méthodologie en question offre un moyen rigoureux d'établir un état des connaissances actualisé, fournissant ainsi un panorama précis des savoirs existants dans un domaine donné. Elle facilite l'identification des thématiques récurrentes, des avancées significatives et des consensus émergents. Parallèlement, cette approche permet de distinguer clairement les résultats solidement établis de ceux qui requièrent

davantage d'investigation ou qui demeurent sujets à une certaine incertitude, ce qui est crucial pour orienter les recherches futures.

- Un autre avantage fondamental de la revue systématique de littérature réside dans sa capacité à révéler les insuffisances et les domaines insuffisamment explorés par la recherche existante. Par une analyse méthodique des travaux publiés, cette approche permet d'identifier précisément les "gaps" dans la littérature. Cette détection des lacunes s'avère cruciale, car elle non seulement justifie l'orientation de nouvelles études, mais fonde également les recommandations pour de futures pistes de recherche, contribuant ainsi de manière significative à l'avancement disciplinaire.
- L'essence même de la revue systématique de littérature réside dans sa traçabilité inhérente. Chaque phase, de la formulation des questions initiales à la consolidation des résultats, est explicitement documentée. Cette transparence accrue non seulement améliore la reproductibilité de l'étude, mais contribue également à minimiser les biais subjectifs qui pourraient, en d'autres circonstances, altérer la sélection ou l'interprétation des sources. Ce processus rigoureux favorise une démarche scientifique plus objective et plus fiable.
- La revue systématique de littérature s'impose comme un instrument indispensable pour édifier un ancrage théorique solide. Elle permet de circonscrire les théories dominantes, les modèles conceptuels pertinents et les notions fondamentales qui sous-tendent un domaine de recherche spécifique. À titre d'exemple, cette approche est cruciale pour structurer la compréhension de l'application de l'intelligence artificielle à la gestion de projet, en situant les travaux dans un corpus de connaissances établi.

3.2 Protocole de Recherche : PRISMA

Afin d'assurer une approche méthodologique rigoureuse et une transparence optimale dans le processus de sélection des articles, le protocole de recherche de cette étude a été élaboré en conformité avec les directives du *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses* (PRISMA). Bien que ce cadre soit traditionnellement associé aux revues systématiques dans le domaine des sciences de la santé, sa structure méthodologique offre une universalité remarquable, se révélant particulièrement pertinente et bénéfique pour les revues systématiques conduites dans des disciplines variées, incluant les sciences sociales et de gestion (Moher et al., 2009). La pertinence de PRISMA réside précisément dans sa capacité à

systematiser et à documenter chaque étape du processus, garantissant ainsi une rigueur comparable à celle traditionnellement observée dans les revues.

Le diagramme de flux PRISMA (Figure 5) qui se trouve dans la section suivante constituera une illustration visuelle de la démarche. Il rendra compte, avec clarté et concision, des différentes phases de sélection des articles : de l'identification initiale des sources au sein des bases de données spécialisées, en passant par le filtrage basé sur l'examen des titres et résumés, puis l'évaluation en texte intégral des articles jugés éligibles, jusqu'à l'inclusion finale des études retenues pour l'analyse. Ce diagramme permettra de visualiser le volume d'articles à chaque étape, tout en justifiant de manière explicite les raisons d'exclusion.

3.3 Critères d'Eligibilité

Afin de garantir que les articles sélectionnés soient à la fois pertinents et d'une qualité académique irréprochable, des critères d'inclusion et d'exclusion précis ont été formulés. Ils nous permettront de minimiser les biais et assurer une transparence.

3.3.1 Critères d'Inclusion

Les études ont été intégrées à l'analyse si elles satisfaisaient simultanément aux conditions suivantes :

- **I 1** : Les documents sélectionnés devront avoir été publié à partir de 2020 ;
- **I 2** : Seuls les articles scientifiques sont pris en compte ;
- **I 3** : Les documents publiés en anglais ou en français ;
- **I 4** : Uniquement les domaines d'étude : -Computer Science -Business management
-Ingénierie ;
- **I 5** : Les articles doivent explicitement explorer l'application ou la contribution de l'IA (et ses sous-domaines) dans la gestion des risques ;
- **I 6** : Seuls les articles dont le texte intégral est accessible.

3.3.2 Critères d'Exclusion

Inversement, certaines études ont été écartées du corpus si elles correspondaient aux critères d'exclusion ci-dessous :

- **E 1** : Les articles qui ne sont pas en Open Access ;
- **E 2** : Les articles incomplets ;
- **E 3** : Les doublons
- **E 4** : Les livres, les articles de presse, les résumés de conférence ;

3.4 Stratégie de Recherche et Mots-Clés

L'élaboration d'une stratégie de recherche exhaustive et ciblée constitue une étape prépondérante pour maximiser l'identification des articles pertinents et, ce faisant, réduire tout biais de sélection potentiel (Peters et al., 2015). Notre stratégie a été conçue afin d'englober la totalité des concepts clés inhérent à notre question de recherche.

3.4.1 Bases de Données Consultées

Afin d'assurer une couverture étendue et multidisciplinaire de la littérature scientifique disponible, Nous avons décidé d'effectuer nos recherches auprès de 4 bases de données différentes : SCOPUS (3600 articles trouvés), ACM (243 articles trouvés), IEEE Xplore (1512 articles trouvés), Lens (2003 articles trouvés). Le choix de ces bases de données repose sur leur réputation académique, la qualité de leurs indexations et leur capacité avérée à recenser des publications évaluées par des pairs dans les champs de l'intelligence artificielle, de la gestion de projet et des systèmes d'information.

3.4.2 Mots-clés et Opérateurs Booléens

La formulation des termes de recherche a été minutieusement élaborée à partir des concepts fondamentaux de notre question de recherche. Cette démarche a impliqué l'intégration de synonymes et de termes connexes, combinés à des opérateurs booléens (AND, OR) dans le but d'optimiser simultanément la pertinence et la portée des résultats obtenus.

Les concepts principaux et leurs déclinaisons :

- **Intelligence Artificielle :** "Artificial Intelligence" (AI), "Machine Learning" (ML), "Deep Learning", "Predictive Analytics", "Cognitive Computing", et "Data Mining".
- **Gestion des Risques :** "Risk Management", "Risk Assessment", "Risk Identification", "Risk Analysis", "Risk Mitigation", "Risk Control", "Risk Monitoring", et "Uncertainty Management".
- **Projets d'Implémentation de SI :** "Information Systems Implementation", "IS Project Management", "Software Project Management", "IT Project Management", "Enterprise Systems", "Digital Transformation Project", et "IT Innovation Project".

Les données suivantes ont été utilisées dans les différents moteurs de recherche :

("Artificial Intelligence" OR "AI" OR "Machine Learning" OR "ML" OR "Deep Learning" OR "Predictive Analytics" OR "Cognitive Computing" OR "Data Mining") AND ("Risk Management" OR "Risk Assessment" OR "Risk Identification" OR "Risk Analysis" OR "Risk Mitigation" OR "Risk Control" OR "Risk Monitoring" OR "Uncertainty Management") AND ("Information Systems Implementation" OR "IS Project Management" OR "Software Project Management" OR "IT Project Management" OR "Enterprise Systems" OR "Digital Transformation Project" OR "IT Innovation Project")

3.5 Processus de Sélection

Le processus de sélection des articles a été mené de manière séquentielle, s'articulant en plusieurs phases distinctes. Nous nous sommes conformés au maximum avec le guide Prisma 2020. Le diagramme de flux Prisma (figure 5) offre une vue complète sur le processus de sélection.

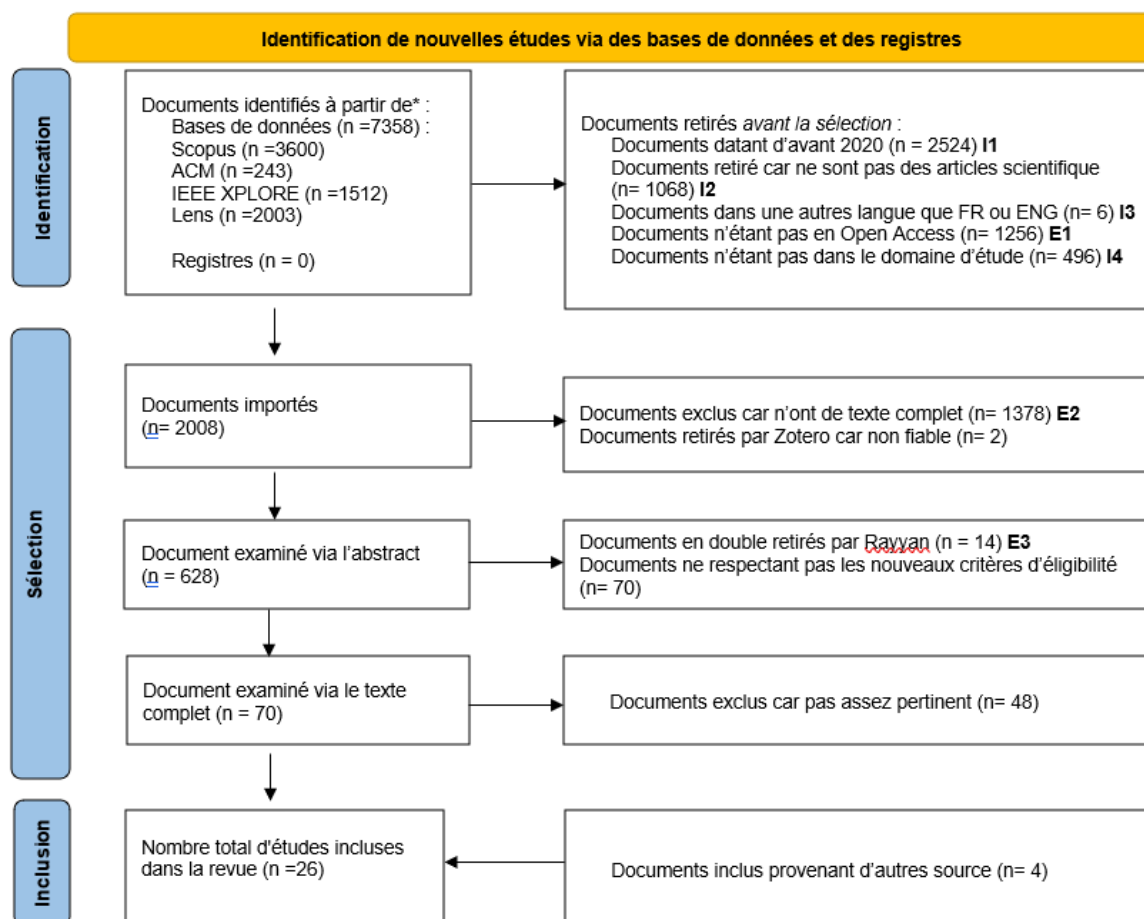


Figure 5 : Diagramme de flux Prisma

3.5.1 Phase 1 : Identification et 1ère Sélection

Cette première phase a consisté à exécuter les recherches définies ci-dessus, au sein de chacune des bases de données académiques. Le nombre total d'enregistrements identifiés à ce stade préliminaire était de 7 358 articles. 3600 provenant de Scopus, 243 d'ACM, 1512 d'IEEE Xplore et 2003 de Lens. En ajoutant comme critère d'inclusion **I1**, le nombres d'articles a été réduit à 4834 articles. 2074 venant de Scopus, 160 d'ACM, 1334 d'IEEE Xplore et 1266 de Lens.

Le critère d'exclusion **I2** a permis de diminuer le nombre d'articles totale d'articles à 3766. 1234 pour Scopus, 34 articles d'ACM, 1323 articles sur IEEE Xplore et 1175 sur Lens. Seuls 6 articles n'étaient pas en langue française ou anglaise.

En ne prenant en compte que les articles qui sont en Open Access (**E1**), le nombre d'articles a également diminué de 1256, pour arriver à un total de 2504. En ne sélectionnant que les articles qui ont comme domaine d'étude : -Computer Science -Business management -Ingénierie, le nombre est descendu à 2008.

L'ensemble des 2008 articles, comprenant les titres, les résumés et les métadonnées ont été exporté et introduit sur le Logiciel Zotero. Ce qui nous a permis de les compiler et de les gérer. Sur les 2008 articles, seul 628 avaient un texte complet et ont donc été pris en compte pour la phase suivante.

3.5.2 Phase 2 : Filtrage via l'abstract

Les 628 articles restants ont fait l'objet d'une première évaluation qui consistait à examiner le titre et l'abstract de chacun. Cette étape s'est faite sur le logiciel Rayyan. Il permet d'effectuer un filtrage de manière collective. Nous avons divisé en deux le nombre d'articles et avons chacun effectués le filtrage. Le logiciel a, de son côté, détecté 14 doublons. Les critères d'éligibilité pour le filtrage via l'abstract étaient les suivant :

	Inclusion	Exclusion
Sujet principaux	Les abstracts devaient traiter explicitement de l'IA et de la gestion de risques	Ceux qui ne traitent pas à la fois de l'IA et de la gestion de risques
Contexte spécifique	La gestion de risques doit être spécifique au projet.	Ceux qui abordent la gestion de risque de manière trop général
Rôle de l'IA	L'IA doit être utilisé dans la détection, la prédiction, la priorisation ou la réponse aux risques	Les abstracts qui ne mentionnent aucunes applications de l'IA

L'objectif principal de cette phase était d'écarter les articles qui n'avaient pas de liens avec notre question de recherche. Le volume d'articles exclus au cours de cette phase était significatif, passant de 628 à 70 articles.

3.5.3 Phase 3 : Filtrage via le texte complet

Les articles ayant franchi avec succès la phase de filtrage précédente ont été soumis à une lecture intégrale de leur texte complet. Cette immersion approfondie dans le contenu a permis de vérifier de manière complète leur conformité avec l'ensemble des critères d'inclusion et d'exclusion. Cette vérification a porté sur une pertinence thématique plus fine, le type de publication s'assurant qu'il s'agit bien d'articles de revues, la langue de rédaction et la période de publication. Tout article ne remplissant pas ces exigences a été écarté du lot final. Nous avons donc fini cette étape avec un total de 26 articles.

3.5.4 Phase 4 : Inclusion

Au terme de ce processus de sélection, une liste définitive des articles a été établie. Ces études constituent désormais le corpus final de la revue systématique et forment la base de l'extraction et de l'analyse des données. Le nombre total d'études incluses à ce stade final est de 26 articles. 22 provenant des différents filtres et 4 provenant d'autres sources. Ceci marque la conclusion de la phase de sélection.

3.6 Extraction des Données

Une fois l'ensemble des documents pertinents identifiés, la phase d'extraction des données a pu commencer. Cette étape a eu pour objectif de recueillir de manière systématique les informations clés de chaque étude incluse, en s'appuyant sur une grille d'extraction préalablement définie (voir annexe 2). Cette grille a été spécialement conçue pour capturer les données jugées essentielles pour répondre à notre question de recherche et aux objectifs spécifiques de notre étude.

La grille d'extraction contenait les catégories d'informations suivantes pour chaque article analysé :

- **Type d'étude**

Ce critère nous aide à comprendre la nature et la rigueur de chaque contribution. Il est crucial pour différencier les travaux conceptuels (basés sur des idées), empiriques (basés sur des faits) ou exploratoires. Cela nous permet aussi d'évaluer la solidité des résultats présentés dans la littérature.

- **Méthode de collecte de données**

Ce critère vise à comprendre comment les données ont été obtenues. C'est fondamental pour juger de la fiabilité, de la validité et de la représentativité des résultats de chaque étude.

- **Contexte sectoriel / organisationnel**

Ce critère est utile pour savoir dans quels secteurs ou types de projets l'intelligence artificielle (IA) a été utilisée. Cela aide à repérer des spécificités propres à certains secteurs qui influencent la gestion des risques par l'IA.

- **Type d'IA utilisée**

Identifier le type d'IA permet de comprendre quelles technologies sont les plus courantes dans les projets de gestion des risques. Cela aide aussi à faire des regroupements thématiques pertinents.

- **Maturité de l'IA**

Ce critère permet d'évaluer si les approches décrites sont encore au stade théorique ou déjà opérationnelles. Cela a un fort impact sur la possibilité de transférer ces résultats à d'autres contextes.

- **Détection / prédiction des risques (Objectif 1 de la question de recherche)**

Ce critère est directement lié à l'objectif 1 de la QR. Il permet d'analyser comment l'IA aide à identifier les risques plus tôt et plus précisément.

- **Priorisation / réponse aux risques (Objectif 2 de la question de recherche)**

Ce critère répond au 2^e objectif de notre QR. Il aide à comprendre si et comment l'IA influence les décisions managériales pour gérer ou classer les risques.

CHAPITRE 4 : RÉSULTATS DE L'ANALYSE

4.1 Représentativité de l'échantillon d'articles

Le corpus final de notre revue systématique se compose de 26 articles sélectionnés selon le protocole décrit précédemment. Afin d'évaluer la représentativité et la diversité de cet échantillon, nous avons examiné la distribution des études selon plusieurs critères clés : le type d'étude mené, le contexte sectoriel abordé, et les approches d'IA utilisées dans ces travaux. Ces caractéristiques nous permettent de situer les résultats et de vérifier dans quelle mesure ils reflètent un panorama large du domaine étudié.

4.1.1 Type d'études

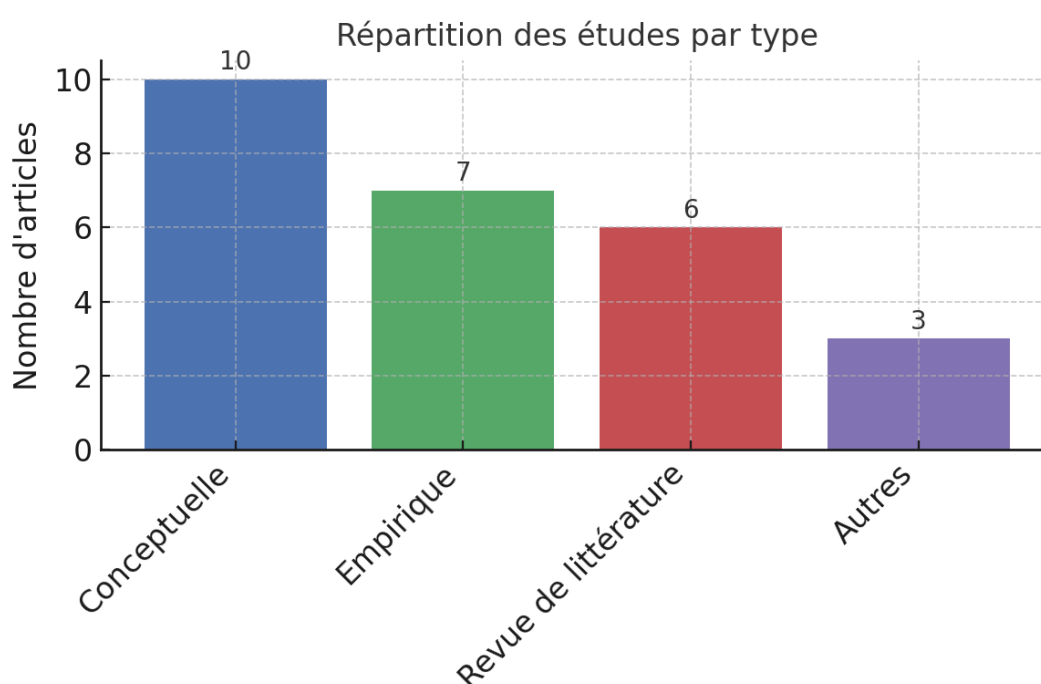


Figure 6 : Répartition des études incluses par type d'étude

La majorité des travaux que nous avons examinés s'inscrivent soit dans une démarche conceptuelle/théorique, soit relèvent d'études empiriques fondées sur des données concrètes. Comme l'illustre la figure 6, les études de type conceptuel sont les plus fréquentes (environ 38 % du corpus), suivies des recherches empiriques (+27 %). Les revues de littérature pures représentent également une part significative (+23 %) des articles inclus. Le reste du corpus se compose de quelques études à visée exploratoire, technique ou difficilement classables (environ

12 % cumulés). Cette distribution suggère que le sujet a été abordé à la fois de façon théorique (modèles conceptuels, cadres d'analyse...) et pratique (études de cas, expérimentations sur le terrain). Nos résultats reposent donc sur un équilibre entre travaux conceptuels et validations empiriques, ce qui renforce la représentativité des conclusions potentielles.

4.1.2 Contexte sectoriel

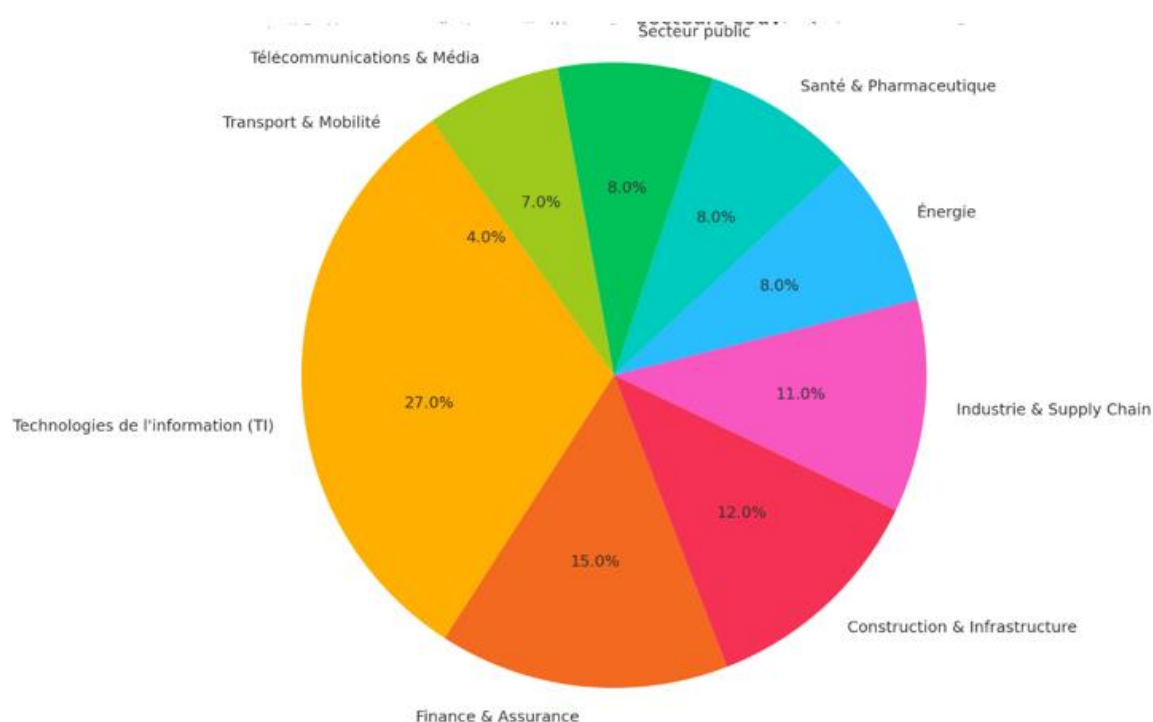


Figure 7 : Secteurs spécifiques couverts par les études (en % du total)

Afin de mieux comprendre l'étendue des contextes d'application des approches IA étudiées, nous avons analysé la répartition précise des secteurs concernés par les 26 articles inclus dans notre corpus. Comme illustré sur la figure 7, les études couvrent une diversité remarquable de secteurs :

- Technologies de l'information (IT) : largement représenté (27%), ce secteur demeure logiquement le plus étudié du fait de la thématique centrale liée aux systèmes d'information.
- Finance & Assurance : 15%, avec des applications principalement orientées vers l'évaluation automatisée des risques financiers, la gestion des fraudes et la conformité réglementaire.

- Construction & Infrastructure : 12%, notamment pour les problématiques de suivi prédictif des projets complexes et de gestion proactive des délais et coûts.
- Industrie manufacturière & Supply Chain : 11%, illustrant des cas d'utilisation dans la prévision des retards et l'optimisation logistique.
- Énergie (y compris renouvelables) : 8%, abordant surtout la prévision des risques opérationnels et la maintenance prédictive.
- Santé & Secteur pharmaceutique : 8%, où l'IA contribue particulièrement à la prévention des risques liés aux systèmes critiques (par ex. erreurs dans les systèmes de dossiers patients ou gestion de la chaîne du froid).
- Secteur public & Administration : 8%, mettant en avant des cas d'applications destinées à la gestion intelligente des risques liés aux grands projets publics et à la cybersécurité des infrastructures administratives.
- Télécommunications & Média : 7%, centré principalement sur l'optimisation des déploiements technologiques et la sécurisation des données.
- Transport & Mobilité : 4%, avec une utilisation de l'IA dans l'anticipation des perturbations ou des pannes au sein des infrastructures de mobilité.

Cette représentation détaillée par secteur met clairement en lumière que l'intérêt pour l'intégration de l'IA dans la gestion des risques s'étend bien au-delà du seul domaine IT. L'IA est mobilisée de manière pertinente dans de multiples contextes spécifiques, chacun présentant des enjeux et des contraintes propres. Ainsi, nos résultats reflètent bien une diversité sectorielle significative, renforçant encore la représentativité et la solidité des conclusions de notre revue systématique.

4.1.3 Type d'IA utilisées

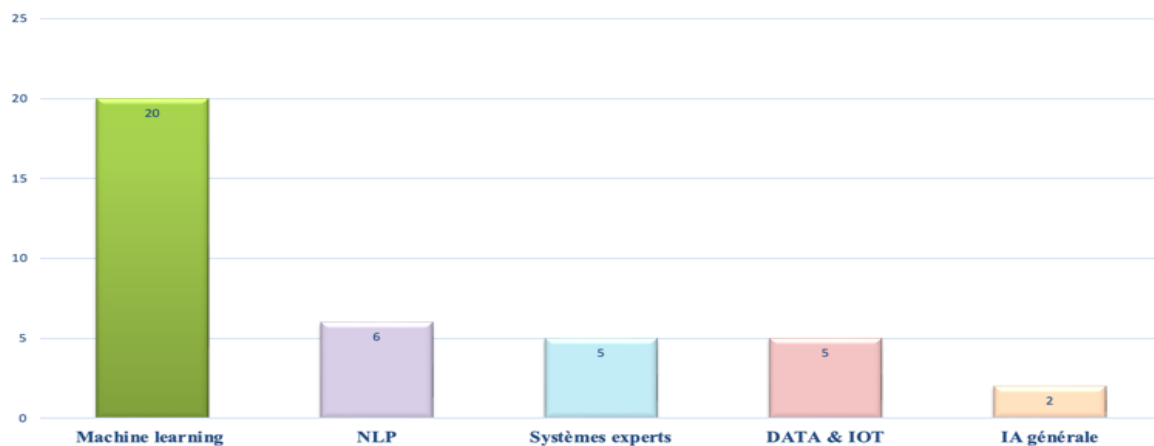


Figure 8 : Répartition des grandes familles d'IA

En examinant les vingt-six études constituant notre corpus, on constate une prédominance marquée du recours au machine learning pour la détection et la prévision des risques : vingt d'entre elles (soit +/- 77%) s'appuient sur des algorithmes tels que les machines à vecteurs de support, les forêts aléatoires ou les régressions logistiques, ainsi que sur des méthodes non supervisées de réduction de dimension. Cette proportion demeure toutefois indicative, dans la mesure où plusieurs contributions combinent différentes techniques ou ne détaillent pas systématiquement les protocoles mis en œuvre.

Par ailleurs, sept études, correspondant à près de 27% de celles employant le machine learning, mettent en œuvre des architectures de deep learning. Elles recourent à des réseaux de neurones profonds, à des autoencodeurs ou à des générateurs antagonistes (GAN) pour analyser des séries temporelles issues de capteurs ou des relevés de chantier, dans le but d'identifier des anomalies insuffisamment détectées par des méthodes plus classiques.

Le traitement automatique du langage naturel apparaît dans six publications, soit environ 23% du corpus. Ces travaux exploitent des comptes rendus de réunion, des échanges de courriers électroniques ou des rapports de chantier. Ils mobilisent notamment des modèles d'embeddings tels que fastText ou Universal Encoder afin de convertir ces données textuelles en représentations vectorielles exploitables par les algorithmes d'analyse.

Cinq études, soit près de 19%, s'intéressent aux systèmes experts et aux dispositifs d'aide à la décision. Ces approches reposent généralement sur des règles expertes ou sur la logique floue

et sont parfois associées à des modèles d'apprentissage pour étayer ou expliciter les recommandations formulées. Leur fréquence relativement réduite suggère une certaine réserve vis-à-vis de ces méthodes plus formalisées.

Par ailleurs, cinq contributions se focalisent sur l'infrastructure de traitement des données : elles décrivent la gestion de volumes importants, l'installation de capteurs (humidité, vibration) sur les chantiers, l'exploitation de maquettes numériques (BIM) ou encore le recours à des bibliothèques open source pour coordonner les flux d'information. Enfin, deux articles (environ 8 %) abordent l'intelligence artificielle de manière générale, sans rattachement à une famille méthodologique spécifique, tandis que des techniques ponctuelles telles que la simulation Monte Carlo ou la logique floue figurent chacune dans un seul cas.

En conclusion, l'analyse de ces études révèle que le machine learning occupe une position centrale au sein du corpus étudié. Toutefois, la diversité des démarches (deep learning, traitement du langage naturel, systèmes experts, exploitation de données massives et d'objets connectés) illustre la pluralité des outils mobilisés et la complexité des choix méthodologiques en fonction des objectifs et du contexte de recherche.

4.2 Discussion des résultats

Nos résultats étant contextualisés, nous pouvons à présent discuter plus en détail des enseignements de cette revue, en répondant successivement à chacun des objectifs de la question de recherche. Le premier objectif de la QR porte sur la manière dont l'IA améliore la détection et la prédiction des risques dans les projets SI. Le deuxième s'intéresse à l'influence de l'IA sur les décisions de priorisation des risques et sur les réponses apportées pour les traiter. Nous examinons ci-dessous ces deux volets séparément, en nous appuyant sur les éléments factuels extraits du corpus

4.2.1 Objectif 1 : Comment l'IA permet-elle d'améliorer la détection et la prédiction des risques dans les projets SI ?

L'analyse du corpus indique que l'IA joue un rôle déterminant dans la détection précoce et la prédiction des risques dans les projets. La plupart des études s'accordent en effet à dire que les algorithmes de machine learning prédictif améliorent sensiblement la capacité à anticiper les risques. En entraînant des modèles sur des données historiques de projets (par ex. indicateurs de performance passés, retours d'expérience, journaux systèmes), l'IA peut détecter des signaux faibles annonciateurs de problèmes futurs et prédire avec davantage de précision la survenue d'événements indésirables. Plusieurs travaux ont ainsi montré que des modèles de classification supervisée (Decision tree, Random forest, ANN, etc.) permettent d'identifier plus tôt les projets susceptibles d'échouer ou de subir des retards significatifs, comparativement aux méthodes traditionnelles de gestion des risques. Dans certains cas, des taux de prédiction très élevés ont été atteints : à titre d'illustration, une étude rapporte environ 89 % d'exactitude dans la prédiction de risques spécifiques à des projets de développement de logiciel, grâce à la combinaison de plusieurs algorithmes de ML entraînés sur des données de nombreux projets passés.

Par ailleurs, l'IA offre souvent une surveillance continue en temps réel des paramètres d'un projet, là où des contrôles manuels seraient trop lents ou limités. Des techniques d'apprentissage non supervisé (comme la détection d'anomalies via des auto-encodeurs ou la méthode Isolation Forest) et d'autres algorithmes d'analyse prédictive ont été utilisées pour repérer automatiquement les écarts inhabituels dans l'exécution des projets SI, par exemple des retards anormaux, des dépassements de budget ou des anomalies relevées par des capteurs IoT sur un chantier. Ces déviations par rapport au comportement attendu, une fois détectées, sont interprétées comme autant de signaux d'alerte précoces de risques émergents. Qui plus est, grâce à des approches comme les réseaux neuronaux profonds et autres techniques de Deep Learning, certains systèmes parviennent à extraire des motifs complexes à partir de données corrompues, améliorant la sensibilité de détection y compris dans des jeux de données déséquilibrés.

Plusieurs études soulignent également l'apport du traitement du langage naturel (NLP) dans la détection de risques liés aux projets. Le NLP est utilisé pour analyser automatiquement le

contenu de documents de projet, de rapports d'avancement ou même d'échanges de communication (emails, tickets, comptes rendus), afin d'y déceler des indices textuels pouvant révéler des risques potentiels. Par exemple, l'analyse sémantique des comptes rendus de réunions de projet ou des descriptions de tickets fait ressortir des préoccupations récurrentes ou des mentions de retard, que l'IA traduit en autant de signaux d'alerte ("red flags"). Cette capacité à exploiter des données textuelles non structurées élargit le champ de vision de la gestion des risques, bien au-delà des seuls indicateurs chiffrés traditionnellement surveillés.

Un bénéfice clé mis en avant dans la littérature est l'amélioration de la réactivité face aux risques grâce à l'IA. En automatisant la détection, l'IA réduit le délai entre l'apparition d'un signe avant-coureur et sa prise en compte par les gestionnaires de projet. Certaines recherches ont quantifié ce gain : par exemple, l'adoption d'un système de surveillance basé sur l'IA a permis de diminuer d'environ 35 % le temps nécessaire pour détecter des menaces (notamment dans le domaine de la cybersécurité des SI), tout en augmentant de près de 45 % la précision du diagnostic par rapport aux approches classiques. De tels résultats illustrent que l'IA accroît non seulement la précocité de la détection des risques, mais aussi la fiabilité des prédictions, ce qui se traduit in fine par une meilleure anticipation globale.

En synthèse, l'IA offre aux gestionnaires de projets SI un outil proactif pour repérer les risques. En exploitant à la fois les données historiques et les flux d'informations en temps réel, en apprenant de l'expérience de multiples projets antérieurs et en surveillant en continu les paramètres critiques, l'intelligence artificielle étend considérablement la capacité d'anticipation des risques, bien au-delà de ce que permettent les méthodes traditionnelles de gestion de projet.

4.2.2 Objectif 2 : En quoi l'IA influence-t-elle les décisions de priorisation et de réponse aux risques dans les projets SI ?

Les travaux étudiés montrent que l'introduction de l'IA transforme non seulement l'identification des risques, mais aussi la manière de les prioriser et de les traiter au sein des projets SI. Un premier apport majeur de l'IA concerne la priorisation automatisée des risques détectés. Environ la moitié des études de notre corpus soulignent que des modèles d'IA peuvent classer les risques identifiés en fonction de leur criticité ou de leur probabilité d'occurrence. Concrètement, ces systèmes attribuent à chaque risque un score de gravité ou un rang de priorité, souvent sur la base d'analyses multicritères apprises à partir des données (par exemple l'impact potentiel, l'urgence, la fréquence historique d'apparition, etc.).

Cette classification objective aide les chefs de projet à concentrer leurs efforts sur les menaces les plus critiques, sans se laisser distraire par des risques moins importants. Par exemple, certains outils à base d'IA intègrent des tableaux de bord intelligents qui actualisent en temps réel le niveau de risque résiduel et réévaluent en continu les priorités. Il devient ainsi possible d'ajuster immédiatement le plan d'action si un risque particulier s'aggrave, plutôt que d'attendre la prochaine réunion de revue des risques.

Le deuxième grand domaine d'influence de l'IA porte sur les décisions de réponse et de mitigation des risques. De nombreuses études montrent que l'IA peut recommander des mesures de réponse adaptées pour chaque risque prioritaire. Ces recommandations prennent la forme de plans de mitigation optimisés, suggérés automatiquement soit à partir de bases de connaissances, soit par analogie avec des solutions qui ont fait leurs preuves sur des projets antérieurs. Par exemple, un système d'IA peut proposer des actions correctives précises comme : renforcer la sécurité d'un module, allouer une ressource supplémentaire, modifier un planning, etc. Tout cela, en se basant sur des cas où de telles actions ont permis de réduire un risque semblable par le passé. Dans certains travaux, l'IA va jusqu'à générer plusieurs stratégies de réponse alternatives pour un même risque, que les experts humains peuvent ensuite comparer. Cette capacité à générer des solutions apporte un appui précieux à la décision managériale : les gestionnaires de projet disposent d'options concrètes étayées par l'analyse de données, plutôt que de devoir s'en remettre uniquement à l'expérience subjective pour imaginer des réponses.

Par ailleurs, quelques études décrivent des fonctions avancées rendues possibles par l'IA, telles que la réallocation dynamique des ressources face aux risques ou l'intégration de l'IA dans des outils de pilotage décisionnels. Par exemple, un module intelligent peut recommander de réaffecter certaines ressources (humaines ou matérielles) vers une tâche critique lorsqu'un risque élevé est détecté sur le chemin critique du projet. De même, certaines approches d'IA simulent différents scénarios de réponse et proposent la meilleure allocation de budget ou de temps entre les risques à traiter en priorité.

D'autre part, comme nous l'avons mentionné auparavant, l'IA peut s'insérer directement dans des dashboards de gestion de projet en alertant le décideur en temps réel, en justifiant le classement des risques et en suggérant des actions appropriées au sein d'une interface unique. Bien que ces capacités ne soient pas (encore) présentes dans la majorité des travaux, elles ne concernent qu'une minorité d'études. Elles illustrent le potentiel de l'IA pour automatiser une partie de la gestion opérationnelle des risques tout en assistant les managers dans leurs décisions. In fine, cela réduit la latence de réaction aux problèmes et la charge cognitive liée au suivi de multiples indicateurs de risque.

Enfin, plusieurs travaux ont comparé l'efficacité des décisions prises avec l'assistance de l'IA à celle de décisions issues du processus traditionnel. Il en ressort généralement une amélioration notable de la gestion des risques lorsque l'IA est impliquée. Par exemple, l'implémentation d'un agent intelligent pour la gestion des risques a entraîné une augmentation d'environ 25 % de l'efficacité des mesures de mitigation (mesurée en réduction de l'impact négatif des risques) par rapport à une gestion classique sans IA.

De plus, dans les cas où l'IA propose des plans de réponse en parallèle des experts humains, on observe souvent que les décisions finales sont plus pertinentes : soit l'IA suggère des actions auxquelles le gestionnaire n'avait pas pensé, élargissant ainsi le champ des possibles, soit elle confirme l'intuition humaine en l'étayant par des données factuelles, ce qui renforce la confiance dans le choix à opérer.

En résumé, l'IA influence positivement la priorisation et le traitement des risques en objectivant et en fiabilisant les choix stratégiques (quels risques traiter en premier, comment y répondre). Permettant ainsi une adaptation plus agile du plan de gestion des risques en cours de projet.

4.3 Conclusion

En synthèse, cette analyse des 26 études incluses met en évidence plusieurs apports majeurs de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques des projets d'implémentation de SI. Premièrement, l'IA améliore la détection précoce et la prédiction des risques en automatisant l'analyse de grandes quantités de données et en identifiant des schémas complexes souvent imperceptibles par l'humain. Nos résultats suggèrent que des techniques de machine learning et de deep learning bien entraînées peuvent anticiper plus efficacement les problèmes potentiels (retards, échecs projets, anomalies diverses) et ainsi alerter les gestionnaires de projet en amont. Deuxièmement, l'IA optimise la priorisation et la réponse aux risques en apportant des outils d'aide à la décision innovants. Qu'il s'agisse de classer objectivement les risques selon leur criticité ou de recommander des plans d'actions correctives, les systèmes intelligents offrent un soutien précieux aux chefs de projet pour concentrer leurs efforts sur ce qui importe vraiment et déployer rapidement les mesures de mitigation les plus pertinentes. Autrement dit, l'IA s'intègre comme un assistant proactif tout au long du cycle de gestion des risques : depuis l'identification anticipée des menaces jusqu'au pilotage adaptatif des réponses à y apporter, en complémentarité avec l'expertise humaine.

Il convient toutefois de garder à l'esprit que ces résultats proviennent d'une analyse de la littérature et doivent être interprétés avec un certain recul critique. Le potentiel de l'IA en gestion des risques est indéniablement prometteur d'après les études examinées, mais il dépend aussi des contextes d'implémentation et des limites propres à chaque recherche. Avant d'embrasser pleinement ces conclusions, il est donc nécessaire de considérer les limites et biais éventuels de notre étude, que nous aborderons dans le chapitre suivant.

CHAPITRE 5 : LIMITES ET BIAIS DE L'ÉTUDE

Bien qu'elle ait été conduite de manière rigoureuse, notre recherche présente certaines limites qu'il est important de souligner. Ces limites tiennent tant à la méthodologie employée qu'à la portée de nos résultats, et invitent à la prudence dans l'interprétation des conclusions. Nous adoptons ici un ton volontairement critique mais mesuré, dans un esprit de transparence scientifique.

Tout d'abord, le processus de revue systématique lui-même comporte des biais potentiels. La sélection des articles et l'extraction des données ont été réalisées uniquement par deux étudiants mémorants, sans relecture externe systématique à chaque étape. Malgré nos efforts pour appliquer strictement le protocole (critères d'inclusion/exclusion, double vérification, etc.), l'absence d'un tiers indépendant pour arbitrer certaines décisions peut introduire un biais de subjectivité. Par exemple, il est possible que nous ayons involontairement exclu certains travaux pertinents lors du filtrage, ou que nos interprétations des études retenues reflètent notre propre compréhension biaisée du sujet. De plus, étant donné notre relatif manque d'expérience en tant que simples mémorants, nous ne pouvons exclure quelques erreurs ou omissions dans la conduite de cette revue, même si cela a été atténué par le travail en binôme et les discussions régulières.

Ensuite, le choix des sources documentaires et de la stratégie de recherche peut avoir limité la portée de notre étude. Nous avons concentré nos recherches sur quatre bases de données académiques majeures (Scopus, ACM, IEEE Xplore et Lens), en utilisant des mots-clés précis en anglais. Or, il n'est pas exclu que des publications pertinentes existent en dehors de ces bases. L'exclusion de bases comme Web of Science, tout comme l'éventualité de *littérature grise* non prise en compte, constitue une limite de couverture. Autrement dit, notre corpus de 26 articles, bien qu'important, ne garantit pas l'exhaustivité absolue sur le sujet étudié.

Des études pertinentes ont pu nous échapper, ce qui pourrait influencer les tendances observées. De même, la requête de recherche que nous avons construite, malgré son élaboration soignée, a pu introduire un biais de sélection : certains termes ou combinaisons de mots-clés ont pu

écarter des travaux qui utilisent une terminologie différente pour décrire l'apport de l'IA en gestion des risques.

Par ailleurs, nous n'avons pas procédé à une évaluation formelle de la qualité ou du risque de biais des études incluses dans notre revue. En d'autres termes, nous avons traité chaque article sélectionné sur un pied d'égalité sans attribuer de score de qualité méthodologique ou sans écarter de résultats pour cause de faiblesse scientifique.

Un autre biais à considérer tient à l'interprétation que nous avons faite des résultats des études. Notre synthèse repose en grande partie sur une lecture qualitative et transversale des articles, impliquant des choix de classification et de formulation de notre part. Bien que nous ayons veillé à rester fidèles aux propos des auteurs originaux, il existe une part inévitable de subjectivité dans la manière dont nous avons regroupé les idées ou évalué l'importance de tel ou tel apport de l'IA. De plus, en tant qu'enthousiastes du sujet, nous ne sommes pas à l'abri d'un biais de confirmation nous ayant conduits à insister davantage sur les bénéfices de l'IA que sur ses échecs ou ses aspects controversés. Nous avons tenté de garder un ton neutre et nuancé dans le chapitre précédent, mais le risque d'une interprétation trop optimiste de certains résultats existe.

Enfin, il convient de noter que notre travail s'inscrit dans un contexte temporel et technologique particulier. Le domaine de l'IA appliquée à la gestion de projet évolue très rapidement. Autrement dit, il faut voir nos conclusions comme une photographie à un instant T de la littérature sur le sujet, et non comme des vérités définitives et immuables.

En dépit de ces limites et biais potentiels, nous pensons que notre revue apporte un éclairage utile sur le sujet et ouvre des pistes de réflexion intéressantes. Il est toutefois crucial de garder ces réserves à l'esprit et d'adopter une approche nuancée face aux résultats présentés, notamment pour toute tentative de généralisation à d'autres contextes.

CHAPITRE 6 : CONCLUSION

Ce travail de fin d'études avait pour objectif d'explorer ce que l'intelligence artificielle peut réellement apporter à la gestion des risques dans les projets d'implémentation de systèmes d'information. Pour y répondre, nous avons réalisé une revue systématique de la littérature scientifique, ce qui nous a permis de mieux comprendre comment l'IA est utilisée, et dans quelles conditions elle peut avoir un impact concret.

Deux grands axes ont guidé notre analyse. D'abord, l'IA semble utile pour détecter les risques plus tôt et avec plus de précision, en particulier grâce aux techniques d'apprentissage automatique appliquées à des données historiques ou en temps réel. Ensuite, elle peut aussi influencer les décisions liées aux réponses à apporter : certains outils sont capables de proposer des actions adaptées, voire d'en automatiser certaines, ce qui peut aider les gestionnaires à mieux réagir face aux imprévus.

Cela dit, tout n'est pas si simple. Les bénéfices de l'IA dépendent fortement du contexte dans lequel elle est utilisée. Une IA bien conçue, mais intégrée dans un environnement mal préparé ou peu ouvert au changement, aura peu d'effet. L'analyse a aussi montré que plusieurs outils manquent encore de transparence ou de maturité, et que le facteur humain reste essentiel : les systèmes d'IA ne remplacent pas les experts, ils viennent plutôt compléter leur jugement.

Finalement, ce travail confirme que l'IA peut jouer un rôle intéressant, mais qu'il faut l'utiliser avec discernement. Une approche équilibrée, qui combine les apports de la technologie avec l'expérience des équipes en charge du projet, semble la plus pertinente.

Pour aller plus loin, il serait intéressant d'étudier des cas concrets en entreprise afin de voir comment l'IA est réellement adoptée dans la pratique. On pourrait aussi approfondir les questions éthiques et organisationnelles qui freinent parfois son intégration, ou encore examiner les effets à long terme sur la gestion des projets.

RÉFÉRENCES

- Almalki, S. S. (2025). AI-driven decision support systems in agile software project management: Enhancing risk mitigation and resource allocation. *Systems*, 13(3), 208. <https://doi.org/10.3390/systems13030208>
- Al-Mashari, M., Al-Mudimigh, A., & Zairi, M. (2003). Enterprise resource planning: A taxonomy of critical factors. *European Journal of Operational Research*, 146(2), 352–364. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(02\)00554-4](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(02)00554-4)
- APM. (2024a). APM – The chartered body for the project profession. <https://www.apm.org.uk/>
- APM. (2024b). What is project management? <https://www.apm.org.uk/resources/what-is-project-management/>
- Androshchuk, A., Yevseiev, S., Melenchuk, V., Lemeshko, O., & Lemeshko, V. (2020). Improvement of project risk assessment methods for implementation of automated information components of non-commercial organizational and technical systems. *EUREKA Physics and Engineering*, 1, 48–55. <https://doi.org/10.21303/2461-4262.2020.001131>
- Antić, K. (2023). Implementing artificial intelligence tools for risk management in software projects. *Tehnika*, 78(6), 735–742. <https://doi.org/10.5937/tehnika2306735A>
- Biolcheva, P., & Molhova, M. (2022a). Integration of AI supported risk management in ERP implementation. *Computer and Information Science*, 15(3), 37. <https://doi.org/10.5539/cis.v15n3p37>
- Biolcheva, P., & Valchev, E. (2022b). Roadmap for risk management integration using AI. *Journal of Risk & Control*, 9(1), 13–28. <https://doi.org/10.47260/jrc/912>
- Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J. D., Dhariwal, P., ... & Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (Vol. 33, pp. 1877–1901).
- Cauchy, A.-L. (1847). *Leçons sur le calcul différentiel*. Imprimerie Royale.
- Chapman, R. J., & Ward, S. C. (2003). *Project risk management: Processes, techniques and insights*. John Wiley & Sons.
- Charette, R. N. (1996). *Software engineering risk analysis and management*. McGraw-Hill.

- Denyer, D., & Tranfield, D. (2009). Producing a systematic review. In D. A. Buchanan & A. Bryman (Eds.), *The SAGE Handbook of Organizational Research Methods* (pp. 671–689). SAGE.
- Dukhiram Pal, D. K., Chitta, S., Bonam, V. S. M., Katari, P., & Thota, S. (2025). AI-assisted project management: Enhancing decision-making and forecasting. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 146.
- Fukushima, K. (1980). Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. *Biological Cybernetics*, 36(4), 193–202.
- Gauss, C. F. (1809). *Theoria motus corporum coelestium in sectionibus conicis solem ambientium*. Friedrich Perthes & I. H. Besser.
- Giarratano, J., & Riley, G. (2005). *Expert systems: Principles and programming* (4th ed.). Course Technology.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.
- Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., ... & Bengio, Y. (2014). Generative adversarial nets. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (Vol. 27).
- Gong, C., Lin, Y., Cao, J., & Wang, J. (2025, January). Research on enterprise risk decision support system optimization based on ensemble machine learning. In *Proceedings of the 2024 5th International Conference on Computer Science and Management Technology (ICCSMT 2024)*. Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3708036.3708202>
- Hassan, H., Abdel-Fattah, M. A., & Ghoneim, A. (2022). Risk prediction applied to global software development using machine learning methods. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 13(9), 111–120. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0130913>
- Highsmith, J. (2004). *Agile project management: Creating innovative products*. Addison-Wesley Professional.
- Hulett, D. T. (2017). *Practical project risk management: The ATOM methodology*. Taylor & Francis Group.

- International Organization for Standardization. (2012). ISO 21500: Lignes directrices pour la gestion de projet. ISO.
- Iuonaș, C. F., & Țitu, A. M. (2024, January). Integration of nonconventional AI tools for enhancing efficiency in IT projects. *Annals of the Academy of Romanian Scientists Series on Economy Law and Sociology*, 7(2), 10–14. <https://doi.org/10.56082/annalsarscieco.2024.2.10>
- Jayakannan, N. S. M. (2025). Predictive analytics for construction project risk management: Leveraging AI for proactive mitigation strategies. *World Journal of Advanced Engineering Technology and Sciences*, 15(2), 2204–2209.
- Kerzner, H. (2017). *Project management: A systems approach to planning, scheduling, and controlling* (12th ed.). John Wiley & Sons.
- Klepo, M. S., Knežević, D., Knežević, T., & Meštrović, H. (2023). Artificial intelligence in risk management system on infrastructure projects. In *Creative Construction e-Conference 2023* (pp. 208–214). Budapest University of Technology and Economics. <https://doi.org/10.3311/CCC2023-028>
- Krechowicz, M., & Krechowicz, A. (2021). Risk assessment in energy infrastructure installations by horizontal directional drilling using machine learning. *Energies*, 14(2), 289. <https://doi.org/10.3390/en14020289>
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 25, 1097–1105.
- Laudon, K. C., & Laudon, J. P. (2019). *Management information systems: Managing the digital firm* (16th ed.). Pearson.
- Legendre, A. M. (1805). *Nouvelles méthodes pour la détermination des orbites des comètes*. Courcier.
- Listikova, A. V., Egorov, E. E., Lebedeva, T. E., Bulganina, S. V., & Prokhorova, M. P. (2020). Research of the best practices of artificial intelligence in the formation and development of personnel. In *Growth poles of the global economy: Emergence, changes and future perspectives* (Vol. 73, pp. 1345–1352). Springer.
- Mahmud, F., Barikdar, C. R., Hassan, J., Goffer, M. A., Das, N., Orthi, S. M., Kaur, J., Hasan, S. N., & Hasan, R. (2025). AI-driven cybersecurity in IT project management:

- Enhancing threat detection and risk mitigation. *Journal of Posthumanism*, 5(4), 23–44.
<https://doi.org/10.63332/joph.v5i4.974>
- Markus, M. L. (2004). Technochange management: Using IT to drive organizational change. *Journal of Information Technology*, 19(1), 4–19.
- Maylor, H. (2010). *Project management* (4th ed.). Pearson Education.
- McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5(4), 115–133.
- McMahan, H. B., Moore, E., Ramage, D., Hampson, S., & y Arcas, B. A. (2017). Communication-efficient learning of deep networks from decentralized data. In *Artificial Intelligence and Statistics* (pp. 1273–1282).
- Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., & Altman, D. G. (2009). Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses: The PRISMA Statement. *PLoS Medicine*, 6(7), e1000097. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1000097>
- Munmun, Z. S., Hossain, M. D., Jahan, I., Akther, S., & Al Masum, A. (2025). AI-driven project risk management: Leveraging artificial intelligence to predict, mitigate, and manage project risks in critical infrastructure and national security projects. *Journal of Computer Science and Technology Studies*, 7(2), 71–85.
<https://doi.org/10.32996/jcsts.2025.7.2.6>
- Nabeel, M. Z. (2024a). AI-enhanced project management systems for optimizing resource allocation and risk mitigation: Leveraging big data analysis to predict project outcomes and improve decision-making processes in complex projects. *Asian Journal of Multidisciplinary Research & Review*, 5(5), 53–91.
<https://doi.org/10.55662/AJMRR.2024.5502>
- Nabeel, M. Z. (2024b). Big data analytics-driven project management strategies. *Journal of Science & Technology*, 5(1), 117–163. <https://doi.org/10.55662/JST.2024.5104>
- Nair, R., & Meenakumari, J. (2022). IT project risk management for cloud environment leveraging artificial intelligence. *International Journal of Research – GRANTHAALAYAH*, 10(12), 55–68.
- Nenni, M. E., De Felice, F., De Luca, C., & Forcina, A. (2025). How artificial intelligence will transform project management in the age of digitization: A systematic literature review.

- Management Review Quarterly, 75(2), 1669–1716. <https://doi.org/10.1007/s11301-024-00418-z>
- Nilsson, N. J. (2010). *The quest for artificial intelligence: A history of ideas and achievements*. Cambridge University Press.
- Nirvan, S., Verma, S., & Verma, S. (2023). Enhancing risk management in various sectors through artificial intelligence. In *Proceedings of the International Conference on Green Energy, Computing and Intelligent Technology (GEn-CITy 2023)* (pp. 419–424). IET Conference Proceedings. <https://doi.org/10.1049/icp.2023.1813>
- 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. <https://doi.org/10.51594/estj.v5i3.959>
- Pardesi, N. S. S. (2024). Using advanced machine learning techniques for anomaly detection in financial transactions. *Deleted Journal*, 12(3), 543–554. <https://doi.org/10.36676/dira.v12.i3.106>
- Peters, M. D. J., Godfrey, C., McInerney, H., Khalil, H., & Campbell, H. (2015). *The Joanna Briggs Institute Reviewer's Manual 2015: Methodology for JBI Scoping Reviews*. The Joanna Briggs Institute.
- Prasad, H., Goyal, A., & Ramasubramanian, S. (2022). Manage risks in complex engagements by leveraging organization-wide knowledge using machine learning [Preprint]. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2202.10332>
- Project Management Institute. (2021). *A guide to the project management body of knowledge (PMBOK® Guide) (7th ed.)*. Project Management Institute.
- Project Management Institute. (2023a). Project Management Institute. <https://www.pmi.org/>
- Project Management Institute. (2024b). What is project management? <https://www.pmi.org/about/learn-aboutpmi/what-is-project-management>
- Raz, T., & Michael, E. (2001). Risk management, project success, and their interrelationship. *International Journal of Project Management*, 19(7), 351–358.
- Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65(6), 386–408. <https://doi.org/10.1037/h0042519>

- Russell, S. J., & Norvig, P. (2010). *Artificial intelligence: A modern approach* (3rd ed.). Prentice Hall.
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2021). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.
- Salimimoghadam, S., Ghanbaripour, A. N., Tumpa, R. J., Rahimi, A. K., Golmoradi, M., Rashidian, S., & Skitmore, M. (2025). The rise of artificial intelligence in project management: A systematic literature review of current opportunities, enablers, and barriers. *Buildings*, 15(7), 1130. <https://doi.org/10.3390/buildings15071130>
- Schroeder, M., & Lodemann, S. (2021). A systematic investigation of the integration of machine learning into supply chain risk management. *Logistics*, 5(3), 62. <https://doi.org/10.3390/logistics5030062>
- Shenhar, A. J., & Dvir, D. (2007). *Project management handbook: A guide for project-oriented companies*. John Wiley & Sons.
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement learning: An introduction* (2nd ed.). MIT Press.
- Sweis, R. (2015). An investigation of failure in information systems projects: The case of Jordan. *Journal of Management Research*, 7(1), 173. <https://doi.org/10.5296/jmr.v7i1.7002>
- Tirmizi, S. A. A., & Arif, F. (2022). Conceptual approach for the use of artificial intelligence for contractual risk assessment in infrastructure projects. *Engineering Proceedings*, 22(1), 12. <https://doi.org/10.3390/engproc2022022012>
- Tjoa, S., Temper, P. K. M., Temper, M., Zanol, J., Wagner, M., & Holzinger, A. (2022). AIRMan: An artificial intelligence (AI) risk management system. In *Proceedings of the 2022 International Conference on Advanced Enterprise Information System (AEIS)* (pp. 72–81). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1109/AEIS59450.2022.00017>
- Tranfield, D., Denyer, D., & Smart, P. (2003). Towards a methodology for developing evidence-informed management knowledge by means of systematic review. *British Journal of Management*, 14(3), 207–222.

- Wang, T., & Chen, H.-M. (2023). Integration of building information modeling and project management in construction project life cycle. *Automation in Construction*, 150, 104832. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2023.104832>
- Webster, J., & Watson, R. T. (2002). Analyzing the past to prepare for the future: Writing a literature review. *MIS Quarterly*, 26(2), xiii–xxiii. <http://www.jstor.org/stable/4132319>
- Werbos, P. J. (1982). Applications of advances in nonlinear sensitivity analysis. In F. A. Lootsma (Ed.), *System modeling and optimization* (pp. 762–770). Springer.
- Williams, M. (2008). *The principles of project management*. SitePoint Pty Ltd.
- Willumsen, P., Oehmen, J., Stingl, V., & Geraldi, J. (2019). Value creation through project risk management. *International Journal of Project Management*, 37(5), 731–747. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2019.01.007>

ANNEXES :

ANNEXE 1 : Checklist Prisma 2020



PRISMA 2020 Checklist

Section and Topic	Item #	Checklist item	Location where item is reported
TITLE			
Title	1	Identify the report as a systematic review.	
ABSTRACT			
Abstract	2	See the PRISMA 2020 for Abstracts checklist.	
INTRODUCTION			
Rationale	3	Describe the rationale for the review in the context of existing knowledge.	
Objectives	4	Provide an explicit statement of the objective(s) or question(s) the review addresses.	
METHODS			
Eligibility criteria	5	Specify the inclusion and exclusion criteria for the review and how studies were grouped for the syntheses.	
Information sources	6	Specify all databases, registers, websites, organisations, reference lists and other sources searched or consulted to identify studies. Specify the date when each source was last searched or consulted.	
Search strategy	7	Present the full search strategies for all databases, registers and websites, including any filters and limits used.	
Selection process	8	Specify the methods used to decide whether a study met the inclusion criteria of the review, including how many reviewers screened each record and each report retrieved, whether they worked independently, and if applicable, details of automation tools used in the process.	
Data collection process	9	Specify the methods used to collect data from reports, including how many reviewers collected data from each report, whether they worked independently, any processes for obtaining or confirming data from study investigators, and if applicable, details of automation tools used in the process.	
Data items	10a	List and define all outcomes for which data were sought. Specify whether all results that were compatible with each outcome domain in each study were sought (e.g. for all measures, time points, analyses), and if not, the methods used to decide which results to collect.	
	10b	List and define all other variables for which data were sought (e.g. participant and intervention characteristics, funding sources). Describe any assumptions made about any missing or unclear information.	
Study risk of bias assessment	11	Specify the methods used to assess risk of bias in the included studies, including details of the tool(s) used, how many reviewers assessed each study and whether they worked independently, and if applicable, details of automation tools used in the process.	
Effect measures	12	Specify for each outcome the effect measure(s) (e.g. risk ratio, mean difference) used in the synthesis or presentation of results.	
Synthesis methods	13a	Describe the processes used to decide which studies were eligible for each synthesis (e.g. tabulating the study intervention characteristics and comparing against the planned groups for each synthesis (item #5)).	
	13b	Describe any methods required to prepare the data for presentation or synthesis, such as handling of missing summary statistics, or data conversions.	
	13c	Describe any methods used to tabulate or visually display results of individual studies and syntheses.	
	13d	Describe any methods used to synthesize results and provide a rationale for the choice(s). If meta-analysis was performed, describe the model(s), method(s) to identify the presence and extent of statistical heterogeneity, and software package(s) used.	
	13e	Describe any methods used to explore possible causes of heterogeneity among study results (e.g. subgroup analysis, meta-regression).	
	13f	Describe any sensitivity analyses conducted to assess robustness of the synthesized results.	
Reporting bias assessment	14	Describe any methods used to assess risk of bias due to missing results in a synthesis (arising from reporting biases).	
Certainty assessment	15	Describe any methods used to assess certainty (or confidence) in the body of evidence for an outcome.	



PRISMA 2020 Checklist

Section and Topic	Item #	Checklist item	Location where item is reported
RESULTS			
Study selection	16a	Describe the results of the search and selection process, from the number of records identified in the search to the number of studies included in the review, ideally using a flow diagram.	
	16b	Cite studies that might appear to meet the inclusion criteria, but which were excluded, and explain why they were excluded.	
Study characteristics	17	Cite each included study and present its characteristics.	
Risk of bias in studies	18	Present assessments of risk of bias for each included study.	
Results of individual studies	19	For all outcomes, present, for each study: (a) summary statistics for each group (where appropriate) and (b) an effect estimate and its precision (e.g. confidence/credible interval), ideally using structured tables or plots.	
Results of syntheses	20a	For each synthesis, briefly summarise the characteristics and risk of bias among contributing studies.	
	20b	Present results of all statistical syntheses conducted. If meta-analysis was done, present for each the summary estimate and its precision (e.g. confidence/credible interval) and measures of statistical heterogeneity. If comparing groups, describe the direction of the effect.	
	20c	Present results of all investigations of possible causes of heterogeneity among study results.	
	20d	Present results of all sensitivity analyses conducted to assess the robustness of the synthesized results.	
Reporting biases	21	Present assessments of risk of bias due to missing results (arising from reporting biases) for each synthesis assessed.	
Certainty of evidence	22	Present assessments of certainty (or confidence) in the body of evidence for each outcome assessed.	
DISCUSSION			
Discussion	23a	Provide a general interpretation of the results in the context of other evidence.	
	23b	Discuss any limitations of the evidence included in the review.	
	23c	Discuss any limitations of the review processes used.	
	23d	Discuss implications of the results for practice, policy, and future research.	
OTHER INFORMATION			
Registration and protocol	24a	Provide registration information for the review, including register name and registration number, or state that the review was not registered.	
	24b	Indicate where the review protocol can be accessed, or state that a protocol was not prepared.	
	24c	Describe and explain any amendments to information provided at registration or in the protocol.	
Support	25	Describe sources of financial or non-financial support for the review, and the role of the funders or sponsors in the review.	
Competing interests	26	Declare any competing interests of review authors.	
Availability of data, code and other materials	27	Report which of the following are publicly available and where they can be found: template data collection forms; data extracted from included studies; data used for all analyses; analytic code; any other materials used in the review.	

From: Page MJ, McKenzie JE, Bossuyt PM, Boutron I, Hoffmann TC, Mulrow CD, et al. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ* 2021;372:n71. doi: 10.1136/bmj.n71. This work is licensed under CC BY 4.0. To view a copy of this license, visit <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

ANNEXE 2 : Extraction de données du corpus

Article	Référence
1	Nenni, M.E., De Felice, F., De Luca, C. et al. How artificial intelligence will transform project management in the age of digitization: a systematic literature review. <i>Manag Rev Q</i> 75, 1669–1716 (2025).
2	S. Nirvan, S. Verma and S. Verma, "Enhancing the risk management in various sectors through artificial intelligence, " <i>International Conference on Green Energy, Computing and Intelligent Technology (GEn-CITY 2023)</i> , Hybrid Conference, Iskandar Puteri, Malaysia, 2023, pp. 419-424,
3	Tirmizi, S. A. A., & Arif, F. (2022). Conceptual Approach for the Use of Artificial Intelligence for Contractual Risk Assessment in Infrastructure Projects. <i>Engineering Proceedings</i> , 22 (1), 12.
4	Nair, R., & Meenakumari, J. (2022). <i>IT project risk management for cloud environment leveraging artificial intelligence</i> . International Journal of Research – GRANTHAALAYAH, 10(12), 55–68.
5	Klepo, M. S., Knežević, D., Knežević, T., & Meštrović, H. (2023). <i>Artificial intelligence in risk management system on infrastructure projects</i> . In Creative Construction e-Conference 2023 (pp. 208–214). Budapest University of Technology and Economics.
6	Iuonaș, C. F., & Țitu, A. M. (2024, January). Integration of nonconventional AI tools for enhancing efficiency in IT projects. <i>Annals of the Academy of Romanian Scientists Series on Economy Law and Sociology</i> , 7(2), 10–14.
7	Biolcheva, P., & Molhova, M. (2022b). Integration of AI Supported Risk Management in ERP Implementation. <i>Computer And Information Science</i> , 15(3), 37.
8	Schroeder, M., & Lodemann, S. (2021). A Systematic Investigation of the Integration of Machine Learning into Supply Chain Risk Management. <i>Logistics</i> , 5(3), 62.
9	Biolcheva, P., & Valchev, E. (2022). Roadmap for risk management integration using AI. <i>Journal of Risk and Control</i> , 9(1), 13–28.

Article	Référence
10	Jayakannan, N. S. M. (2025). Predictive analytics for construction project risk management : Leveraging AI for proactive mitigation strategies. <i>World Journal Of Advanced Engineering Technology And Sciences</i> , 15(2), 2204-2209.
11	Pardesi, N. S. S. (2024). Using Advanced Machine Learning Techniques for Anomaly Detection in Financial Transactions. <i>Deleted Journal</i> , 12(3), 543-554.
12	Munmun, Z. S., Hossain, M. D., Jahan, I., Akther, S., & Al Masum, A. (2025). AI-driven project risk management: Leveraging artificial intelligence to predict, mitigate, and manage project risks in critical infrastructure and national security projects. <i>Journal of Computer Science and Technology Studies</i> , 7(2), 71-85.
13	Odejide, O. A., & Edunjobi, T. E. (2024). AI in project management: Exploring theoretical models for decision-making and risk management. <i>Engineering Science & Technology Journal</i> , 5(3), 1072-1085.
14	Antić, K. (2023). Implementing artificial intelligence tools for risk management in software projects. <i>Tehnika</i> , 78(6), 735-742.
15	Prasad, H., Goyal, A., & Ramasubramanian, S. (2022). Manage risks in complex engagements by leveraging organization-wide knowledge using machine learning [Preprint]. arXiv.
16	Nabeel, M. Z. (2024). AI-Enhanced Project Management Systems for Optimizing Resource Allocation and Risk Mitigation: Leveraging Big Data Analysis to Predict Project Outcomes and Improve Decision-Making Processes in Complex Projects. <i>Asian Journal of Multidisciplinary Research & Review</i> , 5(5), 53-91.
17	Nabeel, M. Z. (2024). Big Data Analytics-Driven Project Management Strategies. <i>Journal Of Science & Technology</i> , 5(1), 117-163.
18	Almalki, S. S. (2025). AI-Driven Decision Support Systems in Agile Software Project Management : Enhancing Risk Mitigation and Resource Allocation. <i>Systems</i> , 13(3), 208.
19	Salimimoghdam, S., Ghanbaripour, A. N., Tumpa, R. J., Rahimi, A. K., Golmoradi, M., Rashidian, S., & Skitmore, M. (2025). The Rise of Artificial Intelligence in Project Management : A Systematic Literature Review of Current Opportunities, Enablers, and Barriers. <i>Buildings</i> , 15(7), 1130.

Article	Référence
20	Androshchuk, A., Yevseiev, S., Melenchuk, V., Lemeshko, O., & Lemeshko, V. (2020). IMPROVEMENT OF PROJECT RISK ASSESSMENT METHODS OF IMPLEMENTATION OF AUTOMATED INFORMATION COMPONENTS OF NON-COMMERCIAL ORGANIZATIONAL AND TECHNICAL SYSTEMS. EUREKA Physics And Engineering, 1, 48-55.
21	Hassan, H., Abdel-Fattah, M. A., & Ghoneim, A. (2022). Risk Prediction Applied to Global Software Development using Machine Learning Methods. International Journal Of Advanced Computer Science And Applications, 13(9).
22	Mahmud, F., Barikdar, C. R., Hassan, J., Goffer, M. A., Das, N., Orthi, S. M., Kaur, J., Hasan, S. N., & Hasan, R. (2025). AI-Driven Cybersecurity in IT Project Management : Enhancing Threat Detection and Risk Mitigation. Journal Of Posthumanism, 5(4).
23	Gong, C., Lin, Y., Cao, J., & Wang, J. (2025, January). Research on enterprise risk decision support system optimization based on ensemble machine learning. In Proceedings of the 2024 5th International Conference on Computer Science and Management Technology (ICCSMT 2024). Association for Computing Machinery.
24	Krechowicz, M., & Krechowicz, A. (2021). Risk Assessment in Energy Infrastructure Installations by Horizontal Directional Drilling Using Machine Learning. Energies, 14(2), 289.
25	Dukhram Pal, D. K., Chitta, S., Bonam, V. S. M., Katari, P., & Thota, S. (2025). AI-Assisted Project Management: Enhancing Decision-Making and Forecasting. Journal of Artificial Intelligence Research, 146.
26	Tjoa, S., Temper, P. K. M., Temper, M., Zanol, J., Wagner, M., & Holzinger, A. (2022). AIRMan: An artificial intelligence (AI) risk management system. In Proceedings of the 2022 International Conference on Advanced Enterprise Information System (AEIS) (pp. 72–81).

Article	Type d'étude	Méthode de collecte de données	Contexte sectoriel / organisationnel
1	Revue de littérature	SLR sur 215 articles	Multi-sectorielle
2	Conceptuelle	Revue générale	Multi-sectorielle
3	Conceptuelle	Revue + cas conceptuel	Infrastructure
4	Exploratoire	Questionnaire expert	IT
5	Empirique	Données projets UE	Infrastructure
6	Conceptuelle	Cas industriels	IT
7	Empirique	Étude de terrain (questionnaire de validation)	IT
8	Revue de littérature	Revue + cas	Logistique
9	Conceptuelle	Revue + roadmap	Universel

Article	Type d'étude	Méthode de collecte de données	Contexte sectoriel / organisationnel
10	Revue de littérature	Cas + analyse IA	Construction
11	Technique	Données transactionnelles synthétiques, traitement du déséquilibre, validation croisée	Finance
12	Revue de littérature	Revue + analyse de cas	Multi-sectorielle
13	Conceptuelle	Revue de littérature sur les modèles théoriques	Général
14	Revue de littérature	Analyse de publications Web of Science	IT
15	Empirique	Données internes d'organisation sur projets similaires	Management
16	Conceptuelle	Scénarios d'application simulés avec big data	Management
17	Conceptuelle	Cas simulés + cadre projet	Management
18	Empirique	Utilisation d'un DSS basé IA testé sur scénarios de projets Agile	IT
19	Revue de littérature	Analyse systématique de publications scientifiques	Multi-sectoriel

Article	Type d'étude	Méthode de collecte de données	Contexte sectoriel / organisationnel
20	Autres	Modélisation mathématique + analyse comparative	Public
21	Empirique	Extraction de métriques projet à partir de jeux de données GSD, entraînement de modèles ML (RF, SVM, etc.)	IT
22	Empirique	Revue systématique + analyse de données de 40 projets	IT
23	Conceptuelle + système de décision implémenté	Approche système, avec modélisation ML pour support décisionnel	Entreprises utilisant ERP
24	Empirique	ANN appliqué à des données d'échec de forages dirigés (133 projets)	Energie
25	Conceptuelle	Etude conceptuelle appliqué sur des cas réels	Multi-sectorielle
26	Conceptuelle	Construction d'un cadre basé sur normes ISO/NIST + validation qualitative	Sécurité

Article	Type d'IA utilisée	Maturité de l'IA
1	ML, DSS, NLP, IA générale	Variable
2	ML, SVM, ANN	Variable
3	ANN	Théorique
4	IA prédictive	Pilote
5	Systèmes IA open source	Opérationnelle (comparatif)
6	ML,NLP, simulation	Partiellement opérationnelle
7	IA + ML + NLP	Déploiement initial
8	ML, Deep Learning	Opérationnelle
9	ML, frameworks	Conceptuelle / prototype
10	IA, ML, IoT, BIM	Avancée (industrielle)

Article	Type d'IA utilisée	Maturité de l'IA
11	Autoencodeurs, GAN, Isolation Forest, LIME, SHAP	Avancée et testée expérimentalement
12	ML, NLP, Deep Learning, Analyse prédictive	Avancée (cas réels appliqués)
13	Systèmes experts, modèles décisionnels, IA théorique	Conceptuelle
14	ML, Monte Carlo, systèmes prédictifs	Exploratoire à opérationnelle
15	NLP, ML, embeddings (fastText, Universal Encoder)	Opérationnelle (ML appliqué)
16	Big Data, ML, systèmes de recommandation	Théorique avancé / simulé
17	IA + Big Data (ML, automatisation, prédiction)	Avancée (simulée avec cas d'usage)
18	IA décisionnelle intégrée à un DSS (Decision Support System)	Concept validé par implémentation DSS
19	IA en général (ML, NLP, assistants cognitifs)	Mixte (conceptuelle à opérationnelle)
20	Fuzzy logic améliorée	Théorique / exploratoire
21	Random Forest, Logistic Regression, Naïve Bayes, SVM, k-NN, arbre de décision	Modèles opérationnels validés expérimentalement
22	Machine learning, Deep Learning, classification	Opérationnelle
23	Machine learning (régression, arbres de décision) pour priorisation	Système prototypé et testé en simulation
24	ANN, Random Forest, Régression logistique	Expérimentale
25	Machine Learning prédictif	Opérationnelle
26	Architecture IA modulaire, logique d'analyse des risques	Cadre en cours de prototypage

Article	répond à l'objectif 1 (Détection /Prédiction)	justification objectif 1
1	Oui	L'article analyse en détail les contributions académiques sur les usages de l'IA pour détecter les risques projets, notamment via machine learning, DSS et IA hybride.
2	Oui	Il met en lumière comment des algorithmes IA peuvent prédire les risques en temps réel, notamment dans les environnements complexes comme l'industrie 4.0.
3	Oui	L'approche conceptuelle propose l'usage d'un système IA pour identifier les risques contractuels dans les projets de construction, souvent négligés en phase amont.
4	Oui	La recherche montre comment l'IA peut identifier les anomalies dans les environnements cloud, à partir de signaux faibles et historiques.
5	Oui	L'étude empirique montre comment IA détecte les risques critiques dans des projets cofinancés (EU), en croisant expertises humaines et IA.
6	Oui	Elle démontre que l'utilisation de ML/NLP permet d'anticiper les risques émergents en analysant dynamiquement les données projets IT.
7	Oui	L'IA permet ici d'automatiser la détection d'écarts et de signaux faibles dans la mise en œuvre ERP, pour une anticipation des problèmes critiques.
8	Oui	Les auteurs démontrent que les techniques ML permettent de prédire en amont les ruptures de chaîne logistique à partir de données externes.
9	Oui	Une feuille de route IA est proposée pour identifier les points critiques à surveiller via un système automatisé d'alerte basé sur IA.
10	Oui	La combinaison de capteurs IoT, de BIM et d'algorithmes prédictifs IA permet d'anticiper les risques sécurité, financiers et calendaires.

Article	répond à l'objectif 1 (Détection /Prédiction)	justification objectif 1
11	Oui	Techniques ML avancées pour détecter les transactions à risque même sur des données déséquilibrées.
12	Oui	Détaille comment l'IA permet la détection proactive de menaces dans des projets critiques à travers l'analyse de données temps réel, NLP, ML et DL, avec des exemples de cas concrets.
13	Oui	Discute de l'usage de l'IA pour identifier des signaux de risque dans la gestion de projet à travers des modèles décisionnels.
14	Oui	Présente les approches IA utilisées dans les projets logiciels pour la détection précoce des risques (ML, Monte Carlo).
15	Oui	Utilise des projets similaires pour extraire et prédire des risques potentiels via NLP et ML.
16	Oui	Décrit comment l'analyse big data prédit des risques et des déviations projet en amont avec l'IA.
17	Oui	L'article montre comment l'IA permet d'anticiper les risques et déviations dans les projets complexes via analyse big data et systèmes prédictifs.
18	Oui	Le système IA identifie les risques Agile en analysant dynamiquement les indicateurs projet (temps, charge, incidents).
19	Oui	SLR montrant que l'IA renforce la précision des prévisions dans les projets (scoring de risques, prédiction de KPIs).
20	Oui	Méthode fuzzy hiérarchique proposée pour quantifier les risques dans des systèmes publics, réduisant le nombre de règles et le temps d'évaluation, afin d'améliorer la détection malgré l'incertitude
21	Oui	Utilisation de plusieurs modèles ML pour prédire les risques spécifiques aux projets GSD, avec taux de précision élevé (~89%)

Article	répond à l'objectif 1 (Détection /Prédiction)	justification objectif 1
22	Oui	L'article montre comment l'IA permet une détection plus rapide des cybermenaces (délai réduit de ~35%) et plus précise (+45% d'exactitude)
23	Partiel	Le système identifie certains types de risques sur la base de modèles ML simples, mais sans approfondir la détection prédictive
24	Oui	Modèle ML utilisé pour prédire les risques d'échec lors d'installations énergétiques par forage horizontal.
25	Oui	L'article montre l'utilisation d'algorithmes IA pour prédire proactivement les retards, problèmes critiques, ou anomalies dans le déroulement projet.
26	Oui	AIRMan structure l'identification des risques dans les projets IA à haut risque selon un cadre ISO/NIST.

Article	répond à l'objectif 2 (Résultats - Priorisation)	justification objectif 2
1	Oui	Montre comment des outils d'aide à la décision basés sur IA permettent de prioriser les risques via des systèmes DSS, influençant les stratégies managériales.
2	Partiellement	l'article évoque l'utilisation de l'IA pour proposer des réponses automatiques et des mesures de mitigation face aux menaces identifiées (alarmes et recommandations permettant de réagir plus vite)
3	Oui	Des stratégies de réponse aux risques sont générées par IA et comparées à celles d'experts humains, notamment dans la formulation contractuelle.
4	Partiellement	l'article propose un cadre d'IA pouvant formuler des plans de mitigation (plans de réponse) pour les risques identifiés, mais uniquement sous un angle managérial sans implémentation technique détaillée. Cette modification reconnaît que l'article aborde bien la gestion des risques post-identification (au niveau conceptuel).
5	Oui	L'article démontre comment IA et experts produisent des réponses aux risques et compare leur efficacité pour prioriser les actions critiques.
6	Partiellement	L'analyse évoque la possibilité de scénarios, mais reste faible sur les décisions concrètes de gestion ou de priorisation.
7	Oui	IA intégrée dans les systèmes ERP pour recommander des réponses et prioriser en fonction des risques business et opérationnels.
8	Non	Pas de traitement clair de la réponse ; les résultats se concentrent sur la détection préventive des perturbations logistiques.
9	Oui	La roadmap IA inclut la structuration des réponses prioritaires selon typologies de risques identifiés automatiquement.
10	Oui	L'IA est utilisée pour recommander des actions correctives en fonction du niveau de gravité anticipé, notamment en sécurité chantier.
11	Non	Aucune approche de priorisation ou de décision managériale, uniquement détection technique.