

L'intelligence artificielle dans le contexte des petites et moyennes entreprises : Cartographie scientifique et perspectives de recherche

Artificial intelligence in the context of small and medium enterprises: Scientific mapping and research perspectives

Taqy-eddine REMLI 

FSJES Ait Melloul, Université Ibnou Zohr, Agadir, Maroc.

Mohamed EL KHABBACH

FSJES Ait Melloul, Université Ibnou Zohr, Agadir, Maroc.

Farid JANATI-IDRISSI

FSJES Ait Melloul, Université Ibnou Zohr, Agadir, Maroc.

Résumé. L'intelligence artificielle dépasse aujourd'hui le stade de simple outil technique pour s'imposer comme un moteur indispensable d'innovation et de survie pour les entreprises. Face à cette réalité, notre étude propose une analyse bibliométrique claire pour comprendre l'intégration de cette technologie spécifiquement au sein des petites et moyennes entreprises. En exploitant la base de données Scopus de 1992 à 2024, notre article mobilise le logiciel VOSviewer afin de cartographier la littérature scientifique et d'en dégager les tendances principales. L'analyse des publications montre un champ de recherche organisé autour de trois thèmes fondamentaux, à savoir l'apprentissage automatique, l'optimisation des processus internes et la transformation digitale globale. Notre recherche identifie également les auteurs centraux ayant façonné ce domaine, comme J. Li et J. Zhao. En synthétisant ces dynamiques, notre étude offre une compréhension actualisée des connaissances et pose des bases solides pour orienter les futurs travaux. Notre article confirme ainsi que l'intelligence artificielle constitue un véritable pilier de différenciation et de performance durable. Bien que notre démarche comporte des limites liées à l'approche quantitative et à l'usage exclusif de Scopus, elle apporte une clarification théorique utile. Nous fournissons finalement un cadre de référence qui appelle à de nouvelles investigations empiriques et qualitatives, des étapes indispensables pour comprendre la réalité concrète du terrain et les défis spécifiques aux PME.

Mots-clés: *Intelligence artificielle, PME, Analyse bibliométrique, VOSviewer, Scopus.*

Abstract. Artificial intelligence now goes beyond being a simple technical tool to establish itself as an essential engine of innovation and survival for businesses. Given this reality, our study proposes a clear bibliometric analysis to understand the integration of this technology specifically within small and medium-sized enterprises. By extracting data from the Scopus database from 1992 to 2024, our article uses the VOSviewer software to map the scientific literature and identify its main trends. The analysis of the publications shows a research field organized around three fundamental themes, namely machine learning, internal process optimization and global digital transformation. Our research also identifies the central authors who shaped this field, such as J. Li and J. Zhao. By synthesizing these dynamics, our study offers an updated understanding of current knowledge and lays solid foundations to guide future work. Our article thus confirms that artificial intelligence constitutes a true pillar of differentiation and sustainable performance. Although our methodology

has limitations related to the quantitative approach and the exclusive use of Scopus, it provides a useful theoretical clarification. We ultimately provide a reference framework that calls for new empirical and qualitative investigations, which are essential steps to understand the concrete reality of the field and the specific challenges faced by SMEs.

Keywords: *Artificial intelligence, SMEs, Bibliometric analysis, VOSviewer, Scopus.*

1. Introduction

La transformation digitale redéfinit profondément les modes d'organisation et les processus décisionnels. L'intelligence artificielle (IA), en particulier, s'impose comme un élément essentiel de changement. Elle s'intègre désormais dans divers secteurs d'activité, modifiant les structures internes des entreprises et leurs relations avec l'environnement technologique (Dwivedi et al., 2023). Dans ce contexte, les petites et moyennes entreprises (PME) apparaissent comme des acteurs clés, bien que souvent confrontées à des contraintes de ressources et de compétences (Bouncken & Barwinski, 2021). L'intégration de l'IA dans les PME suscite un intérêt croissant au sein de la littérature académique. D'un côté, elle est perçue comme une opportunité d'amélioration de la performance des firmes, à travers l'automatisation des processus, l'aide à la prise de décision et l'optimisation des opérations. De l'autre côté, elle soulève des enjeux complexes, liés à l'adaptation organisationnelle, à la gouvernance technologique et à la capacité d'appropriation (Ivanov & Webster, 2017). Ces tensions conceptuelles traduisent une diversité de perspectives, mais également une certaine dispersion des travaux existants. En dépit de l'abondance relative des publications, plusieurs lacunes subsistent. D'une part, la structuration du champ reste incomplète, rendant difficile l'identification des axes de recherche dominants. D'autre part, les contributions sont marquées par une forte concentration géographique, laissant peu de place à des approches comparatives ou contextualisées. De plus, les dynamiques de collaboration scientifique et les évolutions thématiques sont encore peu explorées de manière systématique.

Face à ces constats, cette étude propose une analyse bibliométrique approfondie de la littérature sur l'intelligence artificielle appliquée aux PME. Son objectif principal consiste à cartographier le champ en identifiant les concepts centraux, les auteurs influents et les réseaux de collaboration. Cette démarche repose sur un corpus exhaustif de publications indexées dans la base Scopus, analysé à l'aide du logiciel VOSviewer (Van Eck & Waltman, 2010), permettant ainsi de dégager les tendances émergentes et les domaines encore sous-investis.

L'approche retenue offre ainsi trois contributions majeures. Sur le plan méthodologique, elle objective l'évolution scientifique de ce domaine en dépassant les biais des revues de littérature traditionnelles. Sur le plan théorique, elle contribue à une meilleure compréhension des interactions entre les technologies numériques et la performance organisationnelle en structurant la recherche en pôles distincts. Enfin, sur le plan managérial et futur, elle éclaire les trajectoires réelles d'appropriation de l'IA dans le contexte particulier des PME, ouvrant des perspectives solides pour de nouvelles investigations empiriques.

2. Revue de littérature

L'intelligence artificielle (IA) occupe une place centrale dans les évolutions technologiques actuelles. Pour en comprendre les fondements, il convient d'en retracer brièvement l'historique et de présenter les principales définitions. Depuis les premières recherches des années 1950 jusqu'aux avancées récentes en apprentissage automatique, l'IA a connu une évolution rapide. Cette progression s'est accompagnée d'une diversité de définitions, reflétant les multiples approches scientifiques et techniques mobilisées.

a. Évolution historique de l'intelligence artificielle

L'histoire de l'intelligence artificielle est marquée par des avancées majeures, mais aussi par des phases

de stagnation. L'année 2022 représente un tournant décisif. Elle a été caractérisée par un essor spectaculaire des modèles de langage et des algorithmes d'apprentissage profond. Cette dynamique ne s'est pas produite de manière soudaine. Elle résulte de plusieurs décennies de recherches scientifiques et d'innovations technologiques. Ces efforts cumulés ont progressivement façonné le paysage actuel de l'intelligence artificielle.

i. Des fondations théoriques à l'informatique cognitive (1950-1980)

L'intelligence artificielle (IA) a émergé dans les années 1950, à la croisée des sciences cognitives, de la logique mathématique et de l'informatique naissante. L'un de ses pionniers majeurs, Alan Turing, en a posé les fondements théoriques dans son article *Computing Machinery and Intelligence* publié en 1950. Il y a introduit le célèbre « test de Turing », conçu pour évaluer la capacité d'une machine à reproduire un comportement intelligent, notamment à travers un échange conversationnel avec un humain (Turing, 1950).

La naissance institutionnelle de l'intelligence artificielle a eu lieu en 1956, lors de la conférence de Dartmouth. Organisée par John McCarthy, Marvin Minsky, Claude Shannon et Nathan Rochester, cette rencontre a marqué l'introduction officielle du terme *Artificial Intelligence* et le lancement des premières recherches interdisciplinaires sur le sujet. Elle a constitué un jalon fondateur dans l'histoire de la discipline, en posant les bases des travaux futurs.

Les décennies suivantes ont vu l'émergence de systèmes symboliques centrés sur la manipulation logique de l'information. Des programmes tels que *Logic Theorist* (Newell & Simon, 1956), capables d'effectuer des démonstrations mathématiques, ou *ELIZA* (Weizenbaum, 1966), qui a simulé un dialogue thérapeutique, ont incarné les premiers succès de l'IA dans le traitement du langage naturel et le raisonnement formel.

Cependant, malgré cet élan initial, les limites technologiques de l'époque ont freiné la progression. Le manque de puissance de calcul, la rareté des données disponibles et la difficulté à généraliser les résultats ont engendré un essoufflement du domaine. Ce ralentissement a donné lieu à deux périodes marquées de désintérêt, connues sous le nom de « l'hiver de l'IA » (Crevier, 1993; Hendler, 2008). Durant ces phases, les financements publics et privés ont été réduits, et les ambitions initiales ont été fortement révisées à la baisse.

Cette phase présente une limite majeure des systèmes symboliques de l'époque. Ces systèmes reposaient sur des règles logiques figées, sans capacité d'apprentissage à partir de données. Cette absence d'adaptabilité explique directement le ralentissement observé, un constat que la littérature reconnaît mais relie rarement aux contraintes actuelles des PME en matière de disponibilité et de qualité des données.

ii. L'émergence de l'apprentissage automatique et la montée en puissance des réseaux neuronaux (1980-2010)

Les années 1980 ont marqué une étape de renaissance pour l'IA, portée notamment par le développement des réseaux neuronaux artificiels. Cette dynamique a été largement stimulée par l'introduction de l'algorithme de rétropropagation de l'erreur (*backpropagation*), proposé par Rumelhart, Hinton et Williams (1986). Grâce à cet algorithme, il a été possible d'entraîner des réseaux multicouches, ce qui a ouvert la voie à des avancées significatives en reconnaissance de formes et en apprentissage automatique (Rumelhart et al., 1986).

Par la suite, en 1997, la victoire d'IBM *Deep Blue* face au champion du monde d'échecs Garry Kasparov a symbolisé une percée majeure dans le développement des systèmes experts (Campbell et al., 2002). En parallèle, la progression rapide des techniques d'apprentissage a rendu possibles des applications concrètes dans divers domaines, tels que la finance, la médecine ou encore l'automatisation industrielle (Mitchell, 1997). Toutefois, malgré ces progrès, les systèmes développés à cette époque sont restés

confinés à des tâches spécifiques et n'ont pas encore atteint une capacité de généralisation comparable à celle de l'intelligence humaine.

Cette limite de généralisation demeure structurante. Les avancées de cette période ont surtout profité à de grandes organisations disposant de ressources techniques importantes. La littérature analysée ne discute pas encore, à ce stade, des conditions d'accès de ce type de technologie pour des structures aux moyens plus restreints, telles que les PME.

iii. L'essor de l'apprentissage profond et l'IA moderne (2010-2021)

À partir des années 2010, l'IA a connu une accélération remarquable, portée par les avancées du deep learning. Cette évolution a été rendue possible par la montée en puissance des GPU (Graphics Processing Units) et par la disponibilité croissante de données massives (big data) (LeCun et al., 2015). L'introduction des réseaux de neurones convolutifs (Convolutional Neural Networks, CNN) par Krizhevsky et al., (2012) a marqué un tournant dans la vision par ordinateur. Elle a favorisé l'émergence de performances sans précédent en reconnaissance d'images.

Quelques années plus tard, en 2016, un tournant décisif a été franchi avec la victoire de l'algorithme AlphaGo, développé par DeepMind, contre le champion mondial de Go, Lee Sedol. Cet événement a illustré des avancées majeures dans le traitement de situations complexes et stratégiques (Jaderberg et al., 2016). Simultanément, l'émergence des transformers, introduits par Vaswani et al. (2018), a révolutionné le domaine du traitement du langage naturel, en posant les bases des systèmes modernes de Natural Language Processing (NLP).

Cette période marque une avancée technique certaine, mais elle reste largement centrée sur la performance algorithmique. La littérature de cette phase n'aborde presque jamais les conditions organisationnelles nécessaires à l'appropriation de ces outils par des structures de petite taille, ce qui limite sa portée managériale directe.

iv. L'expansion des modèles de langage et de l'IA générative :2022

En 2022, l'IA a franchi une étape décisive avec l'essor des modèles de langage à grande échelle (Large Language Models, LLMs), tels que GPT-3.5 et ChatGPT. Fondés sur l'architecture des transformers (un modèle d'attention rendant possible le traitement des données en parallèle plutôt que séquentiellement), ces systèmes ont considérablement amélioré les capacités de compréhension et de génération de texte, ouvrant la voie à de nombreuses applications : traduction automatique, agents conversationnels ou encore analyse sémantique avancée (Brown et al., 2020).

Dans le prolongement de cette avancée, l'IA générative ne s'est pas limitée au traitement du texte. Des modèles comme DALL·E ont été capables de produire des images, voire des vidéos inédites, élargissant ainsi les possibilités d'innovation dans les industries créatives. Toutefois, cette évolution technologique a simultanément soulevé des préoccupations majeures, notamment en matière d'éthique, de biais algorithmiques et de gouvernance réglementaire (Ramesh et al., 2021; Raji et al., 2021).

Par ailleurs, l'apparition de modèles multimodaux, capables d'intégrer et de traiter simultanément des données textuelles, visuelles et auditives, a marqué une nouvelle étape vers des systèmes plus adaptatifs et interactifs. Ces progrès ont renforcé l'accessibilité et la diffusion des assistants intelligents, désormais utilisés dans des secteurs clés tels que l'éducation, la santé ou encore le service à la clientèle (Bommasani et al., 2022).

En outre, l'année 2022 peut être considérée comme un tournant structurant dans l'évolution de l'IA. Non seulement les performances techniques ont connu une avancée significative, mais des enjeux sociétaux majeurs ont émergé, appelant à une réflexion approfondie sur les cadres de régulation à mettre en place face à ces innovations disruptives.

Cependant, cette réflexion réglementaire reste conçue à l'échelle des grandes entreprises et des

institutions publiques. Peu de travaux examinent encore comment ces cadres de gouvernance s'appliquent concrètement aux PME, qui disposent rarement des ressources juridiques nécessaires pour s'y conformer.

v. *Vers un futur de l'IA multimodale et hybride (2023 et au-delà)*

Depuis 2023, l'IA a amorcé une transition vers une approche véritablement diversifiée, intégrant de manière simultanée la vision par ordinateur, la reconnaissance vocale et l'analyse textuelle. Cette évolution a permis une interaction plus fluide et naturelle entre les utilisateurs et les systèmes numériques, comme l'ont montré les travaux de (Zhu et al., 2023). Elle s'est accélérée avec l'apparition de modèles avancés tels que GPT-4V, développé par OpenAI, et DeepSeek-Vision, qui ont renforcé la capacité des machines à traiter plusieurs types de données de manière coordonnée (H. Lu et al., 2024; Xin et al., 2024). Toutefois, ces progrès technologiques ont soulevé des inquiétudes croissantes concernant leur consommation énergétique. Des recherches récentes ont mis en lumière l'impact environnemental des réseaux neuronaux profonds, incitant les entreprises technologiques à concevoir des architectures plus efficaces sur les plans computationnel et énergétique (Patterson et al., 2021).

Parallèlement, l'IA s'est imposée comme un levier stratégique dans plusieurs secteurs industriels et économiques, notamment la finance, la logistique et la santé. Dans ces domaines, elle a permis d'optimiser la prise de décision et d'automatiser des processus complexes, contribuant ainsi à des gains d'efficacité significatifs (Brynjolfsson & McAfee, 2014). L'émergence de modèles comme DeepSeek-LM et DeepSeek-Coder a transformé le champ du développement logiciel, en facilitant la programmation assistée par l'IA et en réduisant les délais ainsi que les coûts de production.

Face à cette dynamique rapide, les gouvernements et les institutions internationales ont commencé à adopter des cadres réglementaires pour encadrer les risques associés à l'usage de ces technologies. Dans cette perspective, l'Union européenne a proposé l'AI Act, un règlement destiné à garantir une utilisation éthique, transparente et sécurisée de l'intelligence artificielle (European Commission, 2022). D'autres initiatives ont vu le jour aux États-Unis et en Chine, avec pour objectif de renforcer la responsabilité algorithmique et la gouvernance des systèmes autonomes.

L'émergence de l'intelligence artificielle fédérée a constitué une avancée majeure dans la manière d'entraîner les modèles tout en assurant la préservation de la confidentialité des données. Cette approche, fondée sur un apprentissage décentralisé, a été particulièrement mobilisée dans des domaines sensibles tels que la santé ou la cybersécurité, où la gestion des données personnelles impose des standards élevés de sécurité. De même, l'IA fédérée a permis à différents dispositifs de collaborer sans échanger directement les données brutes. Ce fonctionnement a renforcé la confiance dans des usages éthiques et respectueux de la vie privée, conformément aux recommandations de Kairouz et al., (2019) sur l'apprentissage collaboratif sécurisé.

Dans la continuité des avancées de 2023, l'année 2024 a été marquée par une intensification de l'adoption des modèles multimodaux dans des contextes d'application concrets. Ces modèles, capables de traiter de manière conjointe des données textuelles, visuelles et auditives, ont été intégrés dans des domaines variés tels que l'éducation personnalisée, les diagnostics médicaux assistés ou encore la gestion automatisée des contenus numériques. Des architectures avancées telles que Gemini (Google DeepMind) et Claude (Anthropic) ont illustré cette évolution en combinant de manière cohérente les différentes modalités de l'information, contribuant ainsi à renforcer la cohésion entre langage naturel, perception visuelle et traitement audio (Z. Lu et al., 2024; Xin et al., 2024).

En parallèle, plusieurs entreprises ont adopté des approches hybrides, associant les performances des réseaux neuronaux profonds aux capacités explicatives des systèmes à base symbolique. Cette hybridation a permis d'améliorer la transparence, la robustesse et l'interprétabilité des résultats générés, Elle s'est inscrite dans la continuité des travaux de Marcus, (2020), qui a défendu une intelligence

artificielle plus explicable. Ces efforts ont également conduit au développement d'applications plus interactives et adaptatives, capables de s'ajuster dynamiquement à des environnements complexes. En somme, l'année 2024 a été marquée par de nombreux débats sur l'usage responsable de l'intelligence artificielle. Ces discussions ont porté sur la gouvernance algorithmique, la sobriété énergétique des modèles et les exigences de transparence (European Commission, 2022 ; Patterson et al., 2021).

Ces débats demeurent essentiellement théoriques et institutionnels. Ils mobilisent principalement des cadres réglementaires globaux, tels que l'AI Act européen, conçus pour encadrer de grandes organisations disposant de services juridiques et techniques dédiés. La littérature ne propose pas encore de cadre opérationnel permettant aux PME de traduire ces exigences de transparence et de sobriété énergétique en pratiques concrètes et accessibles. Cette absence est d'autant plus problématique que les PME ne disposent généralement ni des ressources humaines, ni des compétences juridiques nécessaires pour interpréter seules ces textes réglementaires complexes. Dès lors, une lacune persiste entre les principes de gouvernance algorithmique formulés à l'échelle institutionnelle et leur application réelle dans des structures aux moyens restreints. Cette lacune renforce la nécessité d'une cartographie scientifique capable de situer, dans le temps, l'émergence de ces enjeux réglementaires, afin d'orienter les recherches futures vers des dispositifs d'application adaptés aux PME.

b. Diversité des définitions de l'intelligence artificielle : vers une compréhension multidimensionnelle

Selon Poole & Mackworth, (2010) l'intelligence artificielle est une discipline scientifique qui cherche à comprendre et reproduire des comportements intelligents par des processus computationnels. Schuett, (2019) précise que l'IA regroupe des systèmes informatiques capables d'exécuter des tâches nécessitant normalement l'intelligence humaine, telles que la perception, le traitement de l'information, l'apprentissage à partir de données, et la prise de décision orientée vers un objectif.

En tant que domaine fondamentalement pluridisciplinaire, l'IA mobilise des savoirs issus de l'informatique, des sciences cognitives, de la philosophie, des neurosciences, de la linguistique et de l'ingénierie. Cette pluralité disciplinaire soutient une approche intégrée de la modélisation de l'intelligence (Triantafyllou et al., 2024).

D'un point de vue conceptuel, McCarthy, (2007) définit l'IA comme « la science et l'ingénierie de la fabrication de machines intelligentes, en particulier des programmes informatiques intelligents », soulignant ainsi son fondement technologique et son ancrage dans le développement d'algorithmes avancés. Russell et al., (2021) adoptent une perspective centrée sur la cognition en caractérisant l'IA comme « l'étude des agents intelligents, c'est-à-dire des systèmes capables de percevoir leur environnement et d'agir de manière à maximiser leurs chances de succès dans l'accomplissement d'une tâche », mettant en exergue sa dimension adaptative et décisionnelle.

D'un point de vue computationnel, (Goodfellow, 2016) la considère comme « un ensemble de méthodes permettant aux ordinateurs d'exécuter des tâches requérant habituellement l'intelligence humaine, telles que la perception visuelle, la reconnaissance vocale, la prise de décision et la traduction automatique ». Cette définition met l'accent sur les capacités des algorithmes à traiter et interpréter des grandes quantités de données en vue d'améliorer leur performance.

Dans une perspective appliquée, l'IA constitue un acteur stratégique au sein des organisations, facilitant l'automatisation des processus, l'optimisation de la prise de décision et l'amélioration de l'expérience client. Duan et al., (2019) définissent ainsi l'IA dans le contexte organisationnel comme « l'utilisation des modèles d'apprentissage automatique et d'algorithmes avancés pour automatiser des processus métier, améliorer l'efficacité décisionnelle et optimiser l'expérience client », plus particulièrement, son intégration dans les petites et moyennes entreprises (PME) ouvre de nouvelles perspectives en matière de compétitivité, à travers le biais de la gestion des chaînes d'approvisionnement et l'analyse prédictive

des tendances du marché (Bughin et al., 2018; Chatterjee et al., 2021).

Dans le contexte des petites et moyennes entreprises, IA peut être définie comme l'ensemble des technologies et méthodes informatiques visant à automatiser des tâches complexes en simulant des capacités cognitives humaines telles que l'apprentissage, la perception, le raisonnement ou la prise de décision (McCarthy, 2007; Goodfellow, 2016; Russell et al., 2021).

Son utilisation dans les PME est un atout stratégique pour surmonter des contraintes structurelles telles que le manque de ressources humaines spécialisées, la faible capitalisation ou l'accès limité à l'innovation (UNCTAD, 2019; Bianchini & Kwon, 2021).

Cette diversité de définitions, computationnelle, cognitive et organisationnelle, illustre une fragmentation conceptuelle persistante. Aucune de ces définitions n'a encore été construite spécifiquement à partir des contraintes propres aux PME. Cette fragmentation renforce la nécessité d'une cartographie scientifique structurée. Une telle cartographie ne tranche pas entre ces définitions. Elle permet plutôt de situer chacune d'elles dans l'évolution globale du champ, et d'identifier les axes de recherche encore sous-explorés autour de l'IA appliquée aux PME.

3. Méthodologie de la recherche

La bibliométrie, telle que définie par Garfield, (1972) s'est imposée comme un outil rigoureux pour étudier la production scientifique à partir de l'analyse des citations, des co-citations et des réseaux de collaboration. Elle permet d'identifier les structures intellectuelles d'un champ de recherche, les auteurs influents et les thématiques dominantes (Merigó et al., 2015). Cette méthode repose sur une approche quantitative et visuelle qui limite les biais d'interprétation propres aux revues narratives (Donthu et al., 2021). Elle est aujourd'hui couramment utilisée dans des disciplines variées telles que le management et les sciences de l'ingénieur.

Dans ce sens-là, notre étude s'articule autour de la question de recherche principale suivante : Comment la recherche sur l'intégration de l'intelligence artificielle dans les PME s'est-elle structurée au fil du temps, et quel cadre théorique ainsi que quelles implications managériales en émergent pour guider les travaux futurs ?

Pour y répondre, la base de données Scopus a été mobilisée exclusivement. Ce choix repose d'abord sur une exigence de compatibilité technique. Notre analyse de co-citation nécessite des métadonnées de citations complètes. Ces métadonnées doivent être directement exportables vers VOSviewer. Or certaines bases généralistes ne proposent pas cette indexation systématique des références citées. Une analyse de réseau de citations y serait donc impossible à réaliser correctement. Ce choix tient également à la couverture disciplinaire adaptée à notre sujet. Notre recherche croise les systèmes d'information et les sciences de gestion. Dans ces deux champs, les comptes-rendus de conférences occupent une place importante. Or des bases plus sélectives couvrent plus faiblement ce type de publication. Cela aurait réduit artificiellement la taille et la représentativité de notre corpus. Enfin, ce choix garantit une meilleure fiabilité des données mobilisées. D'autres bases, plus larges, agrègent des documents à des niveaux de validation très inégaux. Certains de ces travaux ne sont pas évalués par les pairs. Cette hétérogénéité aurait fragilisé le comptage des citations. Or ce comptage reste déterminant pour notre seuil de vingt citations par auteur. Le recours exclusif à Scopus constitue ainsi une décision méthodologique cohérente. Elle repose sur la compatibilité avec notre outil d'analyse, l'adéquation disciplinaire avec notre sujet, et la fiabilité du contrôle éditorial appliqué aux données.

La période d'étude s'étend de 1992 à 2024. L'année 1992 correspond à l'apparition des premières publications croisant ces deux domaines. L'année 2024 permet de capturer l'accélération récente liée aux modèles d'IA générative et aux technologies de l'industrie 4.0. L'année 2025 a été délibérément exclue de l'analyse, la collecte des données ayant été réalisée en cours d'année alors que les publications de cette période étaient encore incomplètes. En somme, cette période offre une vision longitudinale exhaustive.

Une requête de recherche avancée a été formulée et appliquée aux champs titre, résumé et mots-clés de la manière suivante : TITLE-ABS-KEY ("ARTIFICIAL INTELLIGENCE" OR "AI" AND "SMEs" OR "SMALL AND MEDIUM ENTERPRISES") AND PUBYEAR > 1991 AND PUBYEAR < 2025. L'application de notre équation de recherche sur la base Scopus a permis d'extraire un corpus initial brut de 1 210 documents.

Afin de répondre aux standards de qualité scientifique, des critères d'inclusion et d'exclusion ont été appliqués. Concernant les critères d'inclusion, le processus de sélection documentaire s'est limité aux publications évaluées par les pairs (peer-reviewed), notamment les articles de revues scientifiques, les actes de conférences et les chapitres d'ouvrages. Conformément à la nature intrinsèquement transversale et pluridisciplinaire de l'intelligence artificielle, aucune restriction disciplinaire n'a été imposée. Cette approche globale a permis de capturer les dimensions techniques (informatique, ingénierie) tout autant que les implications stratégiques (sciences de gestion, économie) de l'IA. Concernant les critères d'exclusion, les formats non soumis à une évaluation par un comité de lecture (éditoriaux, recensions, notes brèves) ont été systématiquement écartés, tout comme l'année 2025 dont les données de publication étaient encore incomplètes lors de la collecte.

Dans un second temps, une procédure de nettoyage manuel (screening) a été mise en œuvre pour affiner ce corpus. Celle-ci a consisté en une analyse minutieuse des titres et des résumés. Cette étape s'est avérée cruciale pour éliminer le bruit documentaire et les « faux positifs », notamment les études purement algorithmiques ou théoriques dénuées d'applications concrètes pour les PME. À l'issue de ce protocole d'épuration, le corpus final validé pour l'extraction des réseaux de co-occurrence et de co-citation s'établit de manière exacte à 884 documents

Par la suite, une première analyse descriptive a été menée pour examiner la distribution des publications par année, identifier les périodes de forte croissance et mesurer l'évolution de l'intérêt scientifique pour cette thématique. Ensuite, une analyse bibliométrique approfondie a été réalisée à l'aide du logiciel VOSviewer. Ce logiciel est largement reconnu dans la littérature académique pour sa capacité à visualiser les réseaux de co-occurrence des mots-clés, de co-citation entre auteurs, et les collaborations institutionnelles (Van Eck & Waltman, 2010). Afin de garantir la rigueur et la reproductibilité de notre démarche, des paramètres d'analyse précis ont été configurés dans le logiciel VOSviewer. Pour l'ensemble des cartographies générées, nous avons opté pour la méthode du comptage complet (full counting). Cette approche attribue un poids égal à chaque lien identifié entre les éléments. De plus, nous avons appliqué la méthode de normalisation par force d'association. Ce paramètre standard du logiciel permet de corriger efficacement les biais liés aux fréquences d'apparition brutes. Enfin, pour structurer nos réseaux visuels de manière pertinente, des seuils de représentativité ont été définis. Pour l'analyse de co-occurrence des mots-clés, le seuil minimum d'apparition a été fixé à 5 occurrences. Parallèlement, pour la cartographie des co-citations, un seuil minimum de 20 citations par auteur a été exigé. Ces choix méthodologiques ont permis d'éliminer le bruit documentaire et de faire ressortir uniquement les dynamiques les plus significatives de notre corpus.

À travers cette cartographie globale, notre étude se distingue nettement des travaux bibliométriques existants. Ces derniers restent souvent limités géographiquement et très fragmentés. Notre recherche propose au contraire une analyse exhaustive couvrant plus de 30 ans de publications mondiales. Sur le plan méthodologique, nous associons cette vaste base de données aux modélisations du logiciel VOSviewer. Cette combinaison garantit une approche purement objective. Elle permet de surmonter les biais subjectifs propres aux revues traditionnelles.

Par ailleurs, la valeur ajoutée théorique de notre article dépasse la simple description. Les résultats prouvent visuellement un glissement conceptuel majeur au sein de la littérature. Plusieurs cartographies bibliométriques antérieures ont déjà exploré l'intelligence artificielle en contexte organisationnel. Cependant, ces travaux couvrent généralement une fenêtre temporelle courte, souvent limitée à cinq ou

dix ans, ou se concentrent sur une seule zone géographique. De plus, la majorité de ces études se limite à une analyse de co-occurrence des mots-clés, sans mobiliser conjointement l'analyse de co-citation des auteurs. Notre étude comble ce vide en couvrant une période de plus de 30 ans, de 1992 à 2024, sur un corpus mondial de 884 documents. Cette profondeur temporelle permet de présenter un résultat que les études plus courtes ne pouvaient pas obtenir, à savoir une trajectoire chronologique en trois phases distinctes, allant d'une phase exploratoire entre 2016 et 2018 vers une phase d'intégration stratégique entre 2022 et 2024. Cette mise en lumière constitue la valeur ajoutée scientifique propre à ce travail.

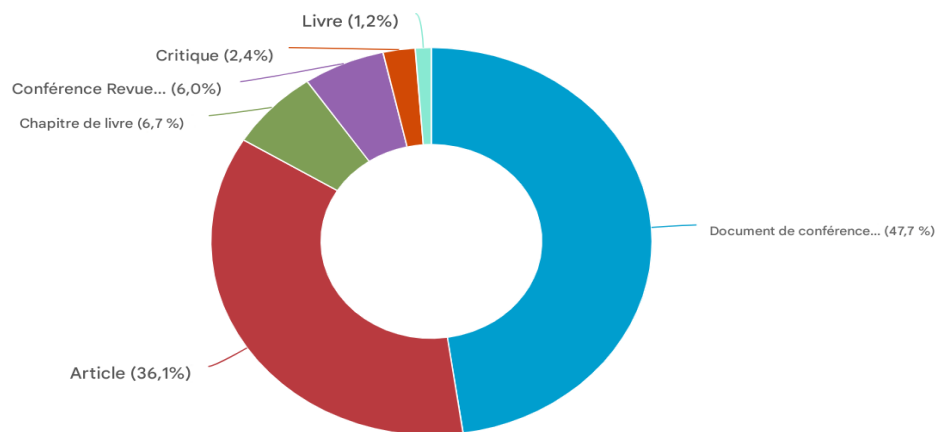
4. Résultats

Cette section s'ouvre par une présentation des publications, réparties selon le type de document et le pays d'origine, avant d'aborder les principales tendances en matière de publication. Elle se poursuit par une analyse de la co-occurrence des mots-clés, permettant d'identifier les thématiques dominantes. Enfin, une analyse de co-citation vient éclairer les réseaux d'auteurs ainsi que les références majeures structurant ce champ de recherche.

a. Exploration des tendances de recherche via Scopus

Cet axe présente les tendances de recherche sur IA appliquée aux PME à travers les données de Scopus, en examinant la typologie des publications, leur évolution temporelle et leur répartition géographique. Les résultats présentent une prédominance des articles de conférence et des articles scientifiques, une tendance haussière des recherches a été enregistrée depuis 2015, ainsi qu'une concentration des contributions en Europe et en Asie. Ces observations illustrent l'intérêt croissant pour l'IA dans le contexte des PME tout en mettant en avant les disparités régionales en matière de production scientifique et d'innovation technologique.

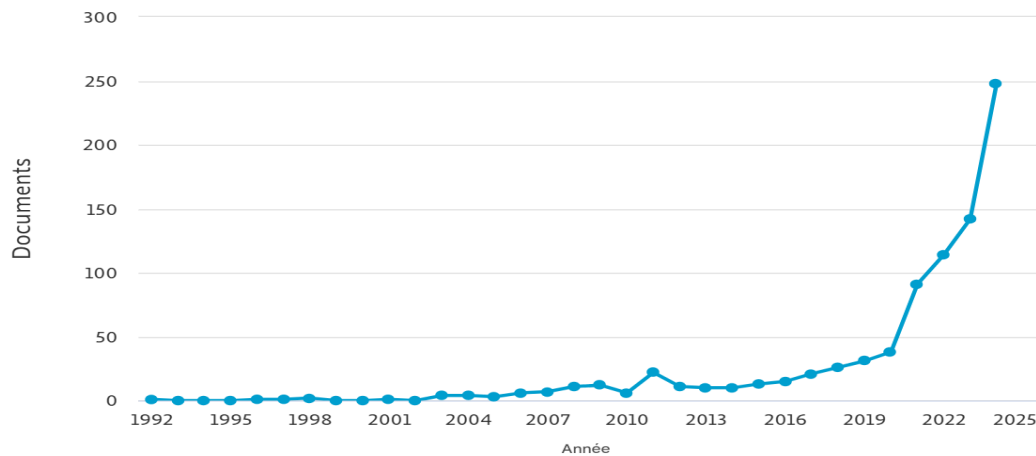
Figure 1 : Répartition typologique de la production scientifique liée à l'IA dans les PME



Source : Scopus

Le graphique présente trois principales catégories de documents. Tout d'abord, les articles de conférence (47,7 %) dominent la diffusion des recherches grâce aux échanges scientifiques rapides qu'ils permettent. Ensuite, les articles scientifiques (36,1 %) assurent une validation rigoureuse et une diffusion pérenne des résultats. Par ailleurs, les chapitres de livres (6,7 %) témoignent d'une volonté de structurer les contributions dans des ouvrages collectifs. En revanche, Les autres types de documents, comme les revues de conférence (6,0 %), les revues (2,4 %) et les livres (1,2 %), restent plus marginaux. Ainsi, ces données confirment une préférence marquée pour des formats plus courts, flexibles et propices à l'interactivité.

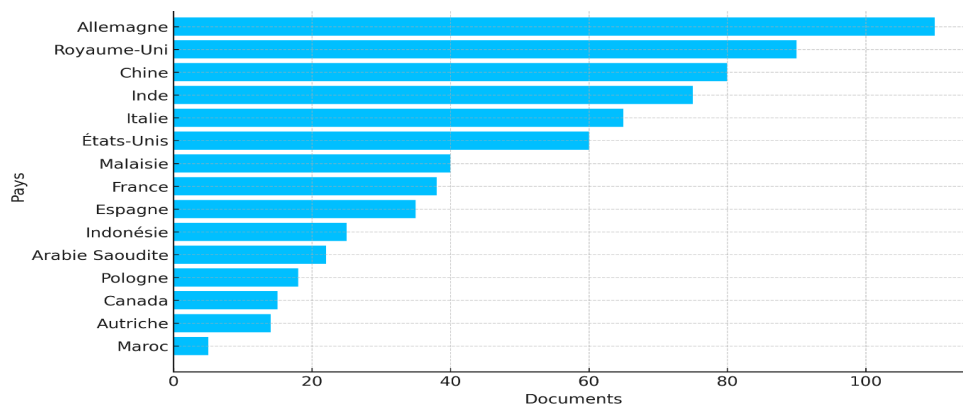
Figure 2 : Production scientifique liée à l'IA dans les PME entre 1992 et 2024



Source : Scopus

Ce graphique illustre l'évolution du nombre de publications scientifiques portant sur l'intelligence artificielle dans le contexte des PME, entre 1992 et 2025. Dans un premier temps, Jusqu'en 2015, les travaux demeurent peu nombreux, sans doute en raison d'un accès limité aux technologies de pointe et d'un intérêt encore naissant pour ces enjeux au sein des petites structures. Entre 2015 et 2019, une progression régulière s'amorce, portée par l'essor du big data, du cloud computing et des outils numériques qui facilitent l'adoption de solutions intelligentes. Par la suite, dès 2019, la courbe connaît une forte accélération, traduisant un engouement croissant pour les applications concrètes de ces innovations dans le tissu entrepreneurial. Plusieurs facteurs expliquent cette dynamique, notamment la démocratisation des outils technologiques, l'implication des politiques publiques en faveur de la transition numérique, ainsi que par la publication de recherches mettant en évidence leur impact favorable sur la performance des PME. Enfin, la tendance atteint un pic remarquable en 2024, signalant une adoption généralisée des dispositifs avancés dans ce segment économique.

Figure 3 : Distribution géographique des contributions scientifique liée à l'IA dans les PME



Source : Scopus

Notre analyse affiche une forte disparité géographique dans la production académique. En tête, L'Allemagne enregistre 104 publications, suivie du Royaume-Uni (90) et de la Chine (88), traduisant ainsi leur engagement significatif dans l'exploration des interactions entre IA et PME. Dans le même ordre d'idées, l'Inde (73) et les États-Unis (63) affichent également une contribution substantielle, soulignant l'intérêt croissant des grandes économies pour cette thématique. Par ailleurs, l'Italie (60) et

la Malaisie (37) émergent comme des acteurs notables, tandis que la France (35) et l'Espagne (32) témoignent d'une dynamique de recherche soutenue mais relativement plus modérée. De leur côté, l'Indonésie et l'Arabie Saoudite, avec 25 publications chacune, présentent une montée en puissance progressive, bien que leur volume de recherche reste encore limité par rapport aux leaders du domaine. Enfin, la Pologne (23), le Canada et la Corée du Sud (22 chacune) maintiennent une présence scientifique modérée, tandis que le Maroc, avec seulement 5 publications, illustre un développement embryonnaire des travaux de l'IA dans les PME. Ainsi, la répartition témoigne d'une prédominance européenne et asiatique dans la production scientifique, mettant en relief la centralité de ces régions dans les avancées technologiques et la transformation digitale des PME.

Pour synthétiser ces disparités géographiques, le tableau suivant présente les cinq nations les plus productives. Il met en évidence leur volume exact de publications et la dynamique technologique spécifique qui caractérise chaque région.

Tableau 1 : Classement des pays leaders dans la recherche sur l'IA et les PME (1992-2024)

Rang	Pays	Nombre de documents	Dynamique technologique et économique observée
1	Allemagne	104	Engagement soutenu dans les stratégies liées à l'Industrie 4.0 et forte structuration de l'écosystème technologique industriel.
2	Royaume-Uni	90	Position dominante en Europe dans la recherche en technologies avancées et en innovation numérique appliquée aux entreprises.
3	Chine	88	Leadership asiatique marqué dans la transformation digitale et l'intégration accélérée des technologies intelligentes.
4	Inde	73	Croissance rapide des contributions scientifiques, principalement orientées vers l'analytique, les services informatiques et l'intelligence artificielle appliquée.
5	États-Unis	63	Apport historique majeur au développement des algorithmes et aux fondements technologiques de l'intelligence artificielle.

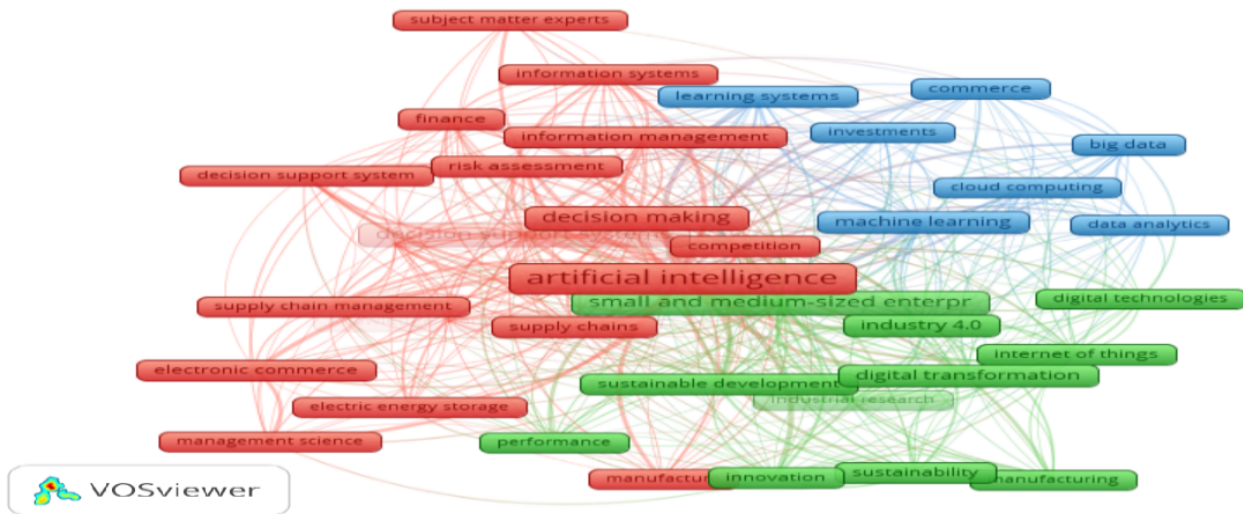
Source : Auteurs

Cette hiérarchie démontre clairement la prédominance des économies européennes et asiatiques. Ces nations s'imposent aujourd'hui comme les véritables moteurs de la recherche mondiale sur la transformation digitale des PME.

b. Cartographies des co-occurrences et des co-citations par VOSviewer

L'analyse bibliométrique constitue un outil essentiel pour cartographier les dynamiques de recherche et identifier les principaux axes d'exploration scientifique dans un domaine donné. En mobilisant l'outil VOSviewer, cette section vise à examiner les tendances de recherche sur IA appliquée aux PME à travers une cartographie des co-occurrences et des co-citations. Cette approche permet ainsi d'explorer la structuration du corpus scientifique, d'identifier les principaux pôles d'intérêt et d'en dégager les implications stratégiques pour les PME à l'ère du numérique.

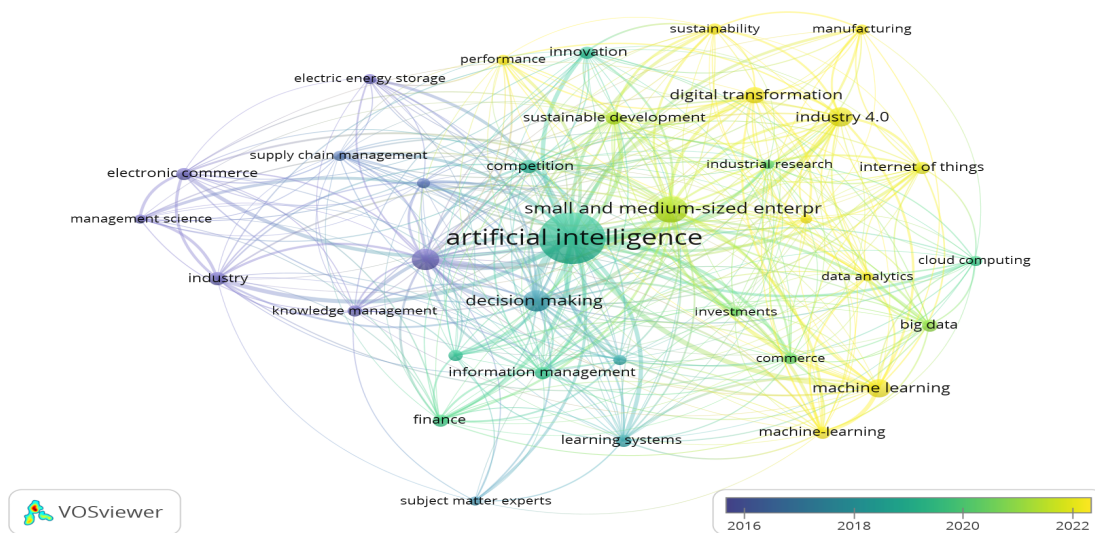
Figure 4 : Cartographie globale des réseaux de co-occurrence des mots-clés.



Source : Auteurs

La visualisation issue de VOSviewer met en évidence trois champs interconnectés autour de l'IA dans le contexte des PME. D'une part, les processus décisionnels (en rouge). D'autre part, les dynamiques de transformation digitale et de durabilité (en vert). Enfin, les infrastructures technologiques (en bleu). Dans ce sens l'analyse démontre comment l'IA s'inscrit au cœur des stratégies organisationnelles. Elle contribue à la rationalisation des décisions, l'adoption de modèles d'affaires innovants et la mise en place d'une architecture numérique avancée. Ainsi, ce réseau témoigne d'une évolution vers une gestion intégrée, où l'IA joue un rôle déterminant dans l'adaptation des PME aux exigences d'un environnement économique en constante mutation.

Figure 5 : Visualisation chronologique de l'émergence des thématiques de recherche.



Source : Auteurs

Ce graphique retrace l'évolution des travaux scientifiques portant sur l'IA dans le contexte des PME.

Au départ, Les recherches initiales, datées entre 2016 et 2018 (en bleu), se sont attachées à explorer l'usage de l'IA dans des domaines classiques tels que la gestion, la logistique ou le commerce électronique. À partir de 2019, l'intérêt s'est déplacé vers des champs techniques plus complexes, représentés par des couleurs plus chaudes (vert et jaune), les sujets incluant le Machine Learning, les données massives, le cloud computing et les outils analytiques. Cette orientation traduit une appropriation croissante des outils digitaux dans la structuration des activités des PME. En parallèle, des nouveaux concepts apparaissent. Il s'agit notamment de la transformation digitale, le développement durable et l'industrie 4.0. Cela présente une extension des usages de l'IA vers des objectifs de restructuration à long terme, en lien avec les nouvelles exigences économiques, technologiques et environnementales.

Figure 6 : Identification des clusters thématiques structurant la littérature.



Source : Auteurs

L'analyse du réseau de co-occurrences démontre trois clusters thématiques majeurs. Ces regroupements dépassent la simple description sémantique. Ils traduisent les véritables trajectoires d'intégration de l'IA dans les PME.

Le premier pôle (en rouge) s'articule autour de l'optimisation opérationnelle et décisionnelle. Il regroupe des concepts comme la prise de décision et la gestion de la chaîne d'approvisionnement. Sur le plan analytique, ce cluster démontre une réalité terrain. L'IA est d'abord mobilisée par les PME pour rationaliser les coûts internes. Elle sert également à réduire les incertitudes opérationnelles immédiates. Le deuxième pôle (en bleu) représente l'infrastructure technologique et analytique. Des termes tels que le Big Data, le cloud computing et l'évaluation des risques y prédominent. Ce regroupement met en évidence un prérequis structurel. Les PME doivent impérativement bâtir un socle technique et de traitement de données solide. Cette base est indispensable avant toute tentative d'innovation plus poussée. Le troisième pôle (en vert) illustre la convergence entre la transformation digitale et la durabilité. Il associe l'industrie 4.0 au développement durable. Analytiquement, ce pôle présente un changement de paradigme fondamental. L'IA n'y est plus perçue comme un simple outil technologique. Elle devient un véritable levier stratégique. Elle permet aux PME de répondre simultanément aux nouvelles pressions économiques, écologiques et réglementaires.

L'ensemble de ce réseau reflète donc une maturité croissante de la littérature. L'approche fonctionnelle initiale laisse définitivement place à une vision profondément systémique. Le tableau suivant synthétise les trois clusters dominants identifiés par le logiciel VOSviewer. Il précise les mots-clés majeurs et l'orientation stratégique de chaque pôle.

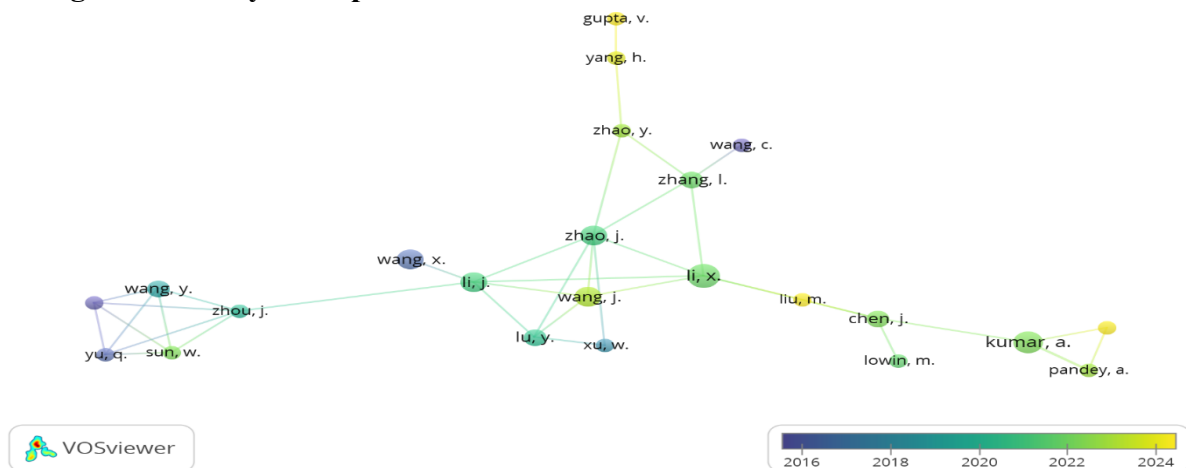
Tableau 2 : Synthèse des clusters thématiques et mots-clés dominants

Cluster identifié	Mots-clés principaux	Orientation stratégique et managériale
Pôle 1 – Optimisation et processus (Rouge)	Aide à la décision, Gestion de la chaîne d’approvisionnement, Gestion de l’information	Amélioration de l’efficacité organisationnelle par la rationalisation des décisions et l’optimisation de la coordination logistique interne.
Pôle 2 – Infrastructures et analytique (Bleu)	Big data, Cloud computing, Machine learning, Évaluation des risques	Consolidation de l’infrastructure technologique afin d’accroître la performance opérationnelle et de renforcer les capacités d’anticipation et de gestion des risques.
Pôle 3 – Durabilité et transformation (Vert)	Industry 4.0, Transformation digitale, Développement durable	Intégration stratégique de l’intelligence artificielle dans une perspective de transformation structurelle et d’adaptation durable aux exigences économiques et environnementales.

Source : Auteurs

Ces trois pôles éclairent également les stratégies d'adoption que les dirigeants de PME peuvent suivre. Le pôle 1 indique qu'une première stratégie consiste à mobiliser l'intelligence artificielle pour l'aide à la décision et la gestion de la chaîne d'approvisionnement, un usage qui exige peu d'investissement initial et qui produit des gains rapides. Le pôle 2 montre qu'une stratégie d'adoption durable nécessite de consolider au préalable une infrastructure de données fiable, sous peine de limiter l'efficacité de tout projet d'intelligence artificielle plus avancé. Le pôle 3 révèle qu'une stratégie d'adoption mature intègre l'intelligence artificielle comme un levier de conformité réglementaire et de différenciation durable, plutôt que comme un simple outil ponctuel. Ainsi, un dirigeant de PME peut situer sa propre stratégie d'adoption sur ce continuum, de l'usage opérationnel immédiat vers une intégration stratégique et durable de l'intelligence artificielle.

Figure 7 : Analyse temporelle des réseaux de co-citation et d'influence des auteurs



Source : Auteurs

La visualisation temporelle des co-citations retrace l'évolution des recherches sur l'IA appliquée aux PME. Entre 2016 et 2018, les travaux relèvent d'une phase exploratoire, centrée sur la digitalisation. Entre 2019 et 2021, une structuration conceptuelle se forme autour d'auteurs comme Li, J. et Zhao, J. Plus récemment, entre 2022 et 2024, l'accent se déplace vers l'intégration stratégique de l'IA dans les modèles organisationnels. Des auteurs tels que Kumar, A. et Pandey, A. marquent cette transition. L'ensemble reflète une dynamique double : continuité des fondements théoriques et renouvellement progressif des thématiques. Le champ évolue vers une vision plus systémique de l'IA, intégrant des enjeux d'innovation, de résilience et de transformation des pratiques en contexte entrepreneurial. L'analyse du réseau de co-citations permet d'identifier les chercheurs ayant le plus façonné ce domaine. Le tableau suivant synthétise ces auteurs dominants. Il met en évidence leur période d'influence et l'évolution de leurs axes de recherche.

Tableau 3 : Évolution temporelle des auteurs les plus influents et de leurs thématiques de recherche

Phase d'évolution	Auteurs centraux	Axes de recherche et contributions conceptuelles
Phase exploratoire (2016 - 2018)	Yu, Q., Wang, X., Wang, C., Xu, W.	Analyse initiale de la digitalisation dans les PME avec un accent particulier sur l'optimisation des processus logistiques et des activités commerciales.
Phase de structuration (2019 - 2021)	Li, J., Zhao, J., Li, X., Lu, Y., Zhang, L.	Consolidation théorique du champ de recherche et développement d'approches analytiques visant à améliorer la qualité de la prise de décision.
Phase d'intégration stratégique (2022 - 2024)	Kumar, A., Pandey, A., Gupta, V., Liu, M.	Approche stratégique de l'intelligence artificielle centrée sur la résilience organisationnelle, l'innovation durable et l'adaptation aux environnements instables.

Source : Auteurs

Cette progression met en avant un glissement théorique majeur au sein de la littérature. Les contributions scientifiques sont passées d'une approche technologique exploratoire à une vision profondément stratégique de l'intelligence artificielle au sein des PME.

5. Discussions

L'analyse de notre cartographie bibliométrique affiche une évolution majeure de la littérature. Cette section met en perspective nos résultats quantitatifs en les confrontant aux travaux qualitatifs et théoriques antérieurs. Notre discussion s'articule autour de quatre axes principaux. Dans un premier temps, nous examinerons le rôle initial de l'IA abordée comme un simple outil d'optimisation des processus internes. Dans un deuxième temps, nous analyserons son évolution en tant qu'un véritable levier stratégique et d'innovation managériale. Ensuite, nous mettrons en lumière l'intégration récente des technologies intelligentes face aux défis de la transformation structurelle et de la durabilité. Enfin, nous identifierons les limites de notre méthodologie et proposerons des pistes pour les recherches futures

a. L'intelligence artificielle au service de la rationalisation des processus internes

L'analyse bibliométrique de notre réseau de co-occurrences montre une forte concentration initiale autour de nœuds tels que decision making, supply chain management et information management. Sur le plan analytique, cette configuration valide l'hypothèse d'une rationalisation fonctionnelle : les PME adoptent d'abord l'IA pour optimiser leurs processus organisationnels et compenser leurs asymétries

informationnelles. L'omniprésence de concepts appliqués, tels que l'électronique commerce ou l'entreprise resource planning, illustre concrètement cette dynamique. L'intelligence artificielle y est mobilisée pour automatiser les opérations récurrentes, gérer les flux logistiques, prévoir les ventes et surveiller les stocks. Ces résultats quantitatifs corroborent directement les travaux de Brynjolfsson & McAfee, (2014). En effet, l'automatisation permet aux petites structures de surmonter leurs limites structurelles endémiques, notamment le manque de ressources humaines et l'accès restreint à l'expertise décisionnelle. De plus, le nœud information management est omniprésent dans notre cartographie. Ce résultat objective directement les constats de Duan et al., (2019). Ces auteurs confirment la nécessité des technologies cognitives pour réduire l'incertitude opérationnelle. En effet, l'IA joue un rôle déterminant dans l'aide à la décision en contexte instable. Grâce à ces technologies, les PME accèdent aujourd'hui à des outils prédictifs avancés. Ces instruments étaient autrefois strictement réservés aux grandes entreprises. Cette démocratisation de l'analytique permet aux petites structures d'optimiser leurs marges de manœuvre. Elles peuvent désormais fonder leurs stratégies sur des données fiables et objectives. Cependant, l'intensité de ce cluster rappelle analytiquement que ces avantages technologiques ne sont pas automatiques. Leur réalisation dépend de plusieurs conditions internes, une exigence fortement soulignée par Ivanov & Webster, (2017). Selon ces auteurs, l'adoption efficace de l'IA requiert une véritable capacité de transformation organisationnelle couplée à une culture digitale appropriée. En l'absence de ces prérequis, les effets attendus de la rationalisation algorithmique peuvent rester limités, voire devenir contre-productifs.

b. L'IA comme levier d'adaptation stratégique et d'innovation managériale

L'analyse temporelle des co-citations et des co-occurrences met en lumière une évolution nette des orientations scientifiques. Dès 2019, et plus intensément entre 2022 et 2024, les thématiques dominantes s'éloignent de l'optimisation purement opérationnelle pour s'orienter vers des enjeux hautement stratégiques. L'émergence centrale de nœuds tels que machine learning, data analytics, cloud computing, compétition et risk assessment indique que l'IA transforme désormais la gouvernance et les modèles d'affaires. Analytiquement, les PME ne considèrent plus l'intelligence artificielle comme un simple outil de soutien, mais se l'approprient comme un véritable levier de différenciation, d'anticipation et de reconfiguration de leur position sur le marché.

Ce basculement vers l'usage de l'IA comme "capacité dynamique" d'adaptation fait l'objet d'un consensus théorique fort au sein de notre cartographie. En effet, nos résultats permettent de regrouper les travaux fondamentaux de Chatterjee et al., (2021), et Bianchini & Kwon, (2021) avec les contributions émergentes d'auteurs centraux tels que Kumar, A. et Pandey, A. pour confirmer une dynamique commune : la nécessité vitale d'intégrer l'IA en contexte entrepreneurial instable. Conjointement, ces quatre pôles de recherche démontrent que l'adoption de dispositifs analytiques avancés (comme les CRM intelligents) permet aux petites structures de développer une résilience organisationnelle inédite face aux perturbations économiques, sanitaires ou géopolitiques majeures.

Cette convergence remarquable de la littérature valide l'idée que la survie des PME dépend désormais de leur maîtrise de l'analyse prédictive et de l'anticipation des menaces. En s'inscrivant dans la continuité des cadres conceptuels structurés par des chercheurs influents comme Bughin et al., (2018) ou encore Zhao et al., (2020), ce regroupement d'auteurs s'accorde sur la puissance de l'analytique. En effet, les travaux de Li et Zhao sur l'extraction automatisée d'informations stratégiques (notamment à travers leur modèle TIMiner dédié à l'intelligence des menaces cybernétiques) démontrent l'efficacité de l'IA dans la catégorisation des risques exogènes. Ainsi, l'intelligence artificielle offre aux décideurs de PME des capacités cognitives incomparables : elle leur permet de détecter les signaux faibles du marché, de se protéger face aux vulnérabilités, et de transformer l'incertitude environnementale en un véritable avantage compétitif durable.

c. Vers une transformation structurelle : durabilité, transformation digitale et enjeux sociétaux

L'un des résultats les plus structurants de notre cartographie (Figure 6) réside dans l'émergence récente d'une constellation sémantique liant intimement artificial intelligence, digital transformation, industry 4.0, internet of things et sustainable development. Analytiquement, cette configuration indique que la littérature redéfinit le rôle de l'IA : elle n'est plus perçue uniquement comme un outil de rentabilité économique, mais comme un méta-levier indispensable pour accompagner la transition technologique et écologique des PME à long terme.

Ce changement de paradigme fait l'objet d'un très fort consensus scientifique, particulièrement visible dans nos réseaux de co-citation récents (2022-2024). En effet, la convergence de nos données permet de regrouper les travaux fondamentaux de Patterson et al., (2021), Raji et al., (2021), Bommasani et al., (2022) et Dwivedi et al., (2023) avec les contributions des auteurs les plus influents de notre dernier cluster stratégique, tels que Gupta, V., Liu, M., Kumar, A. et Pandey, A.. Conjointement, cette alliance de chercheurs affirme qu'une lecture strictement axée sur la performance technologique est désormais obsolète. Leurs travaux prouvent que l'intégration algorithmique dans les PME doit impérativement s'aligner sur des trajectoires sociotechniques complexes, visant à garantir la durabilité organisationnelle face aux crises globales.

Ainsi, en associant les contraintes de la sobriété énergétique (liées au coût carbone massif des modèles) aux exigences de transparence et de gouvernance éthique, cette littérature confirme que les PME utilisent aujourd'hui l'IA pour reconfigurer structurellement leurs modèles d'affaires. Face à ces contraintes multi-niveaux (réglementaires, écologiques et sociales), l'intelligence artificielle devient le moteur d'une innovation hybride responsable. Elle permet aux petites structures de transformer leur proximité territoriale et leur flexibilité organisationnelle en un véritable atout pour concilier compétitivité digitale et responsabilité environnementale

d. Limites et perspectives de recherche

Il convient de reconnaître que notre recherche présente certaines limites. **D'une part**, l'analyse repose exclusivement sur des données issues d'une seule base bibliographique, à savoir **Scopus**. **Cette restriction** peut entraîner une sous-représentation de certains travaux non indexés, notamment ceux publiés dans d'autres bases de données. D'autre part, les outils utilisés, comme les analyses de co-occurrence et de co-citation via VOSviewer, permettent d'identifier les grandes structures de la recherche dans ce champ d'étude. Cependant ces outils ne reflètent pas la dimension qualitative des recherches. Ils ne prennent pas en considération la diversité des contextes ni les spécificités propres à chaque secteur.

Ces limites ne remettent pas en cause l'apport structurant de notre cartographie. Elles en précisent plutôt la portée. La contribution méthodologique de notre étude réside dans sa capacité à objectiver, sur une longue période, des dynamiques que les revues narratives ne peuvent capturer que partiellement. La contribution théorique réside dans la mise en avant d'une typologie stable en trois trajectoires stratégiques, qui ne prétend pas expliquer chaque contexte particulier de PME, mais qui offre un cadre de référence à partir duquel ces contextes spécifiques pourront être étudiés empiriquement. Ainsi, la cartographie proposée ici constitue une étape de clarification théorique, préalable nécessaire avant toute investigation qualitative plus fine du terrain.

Afin de dépasser ces limites, plusieurs pistes de recherche peuvent être envisagées. **D'une part**, il serait pertinent de compléter cette approche bibliométrique par une enquête qualitative. **Des entretiens semi-directifs**, menés auprès de dirigeants de PME, pourraient permettre de mieux comprendre les représentations sociales, les résistances internes et les leviers facilitant l'adoption de l'IA. **D'autre part**, une analyse comparative entre secteurs d'activité ou entre régions géographiques offrirait un éclairage

sur les déterminants contextuels de l'appropriation technologique. **Par ailleurs**, l'intégration de modèles explicatifs plus complexes pourrait renforcer l'analyse. **En particulier**, l'articulation entre modèles technologiques et cadres sociotechniques offrirait une lecture plus fine des mécanismes en jeu.

6. Conclusion

Notre étude apporte deux contributions scientifiques distinctes. Cela permet de répondre à la fragmentation du champ constatée dans la littérature existante. La première contribution est méthodologique. Elle réside dans l'élaboration d'une cartographie combinant plusieurs analyses. Ces analyses portent sur la typologie documentaire, l'évolution temporelle, la répartition géographique, la co-occurrence des mots-clés et la co-citation des auteurs. Cette cartographie couvre une fenêtre d'observation de plus de 30 ans. Cette démarche dépasse les limites des revues de littérature traditionnelles. Ces revues restent en effet davantage exposées aux biais d'interprétation. La seconde contribution est théorique. Elle consiste en la formalisation d'une typologie en trois trajectoires stratégiques. Ces trajectoires sont la rationalisation opérationnelle, la consolidation infrastructurelle et la transformation durable. Cette typologie constitue un cadre de lecture stable. Elle peut orienter les recherches empiriques et qualitatives futures sur l'adoption de l'intelligence artificielle dans les PME. Ces contributions reposent sur des résultats précis. Ces résultats permettent de retracer l'évolution scientifique du champ étudié. Ils mettent en avant les dynamiques dominantes, les auteurs influents et les axes structurants qui composent aujourd'hui la littérature sur l'intelligence artificielle appliquée aux PME.

Dans un premier temps, la croissance du volume de publications depuis 2015 traduit une intensification des travaux sur l'IA dans le contexte des PME. Cette dynamique s'inscrit dans une reconfiguration des priorités scientifiques. Entre 2016 et 2018, les recherches se concentrent sur des enjeux organisationnels classiques : gestion, logistique, commerce électronique. À partir de 2019, un tournant s'observe. Les travaux s'orientent vers des dimensions plus techniques et stratégiques, intégrant des notions comme machine learning, cloud computing ou data analytics. Entre 2022 et 2024, une nouvelle génération de publications émerge, marquée par l'élargissement des finalités de l'IA : innovation, résilience, durabilité. Parallèlement, la répartition géographique des publications présente une forte concentration dans quelques pays. L'Allemagne, le Royaume-Uni et la Chine se démarquent par leur volume et leur constance. L'Inde, les États-Unis, l'Italie et la Malaisie affichent une participation croissante. D'autres pays, comme le Maroc, restent faiblement représentés. Ce déséquilibre met en avant une disparité dans les capacités de production scientifique et dans l'accès aux écosystèmes technologiques.

En outre, notre étude contribue à modéliser l'intégration de l'IA à travers trois trajectoires stratégiques issues de nos visualisations. Le premier pôle valide le rôle de l'IA dans l'optimisation des processus internes. Le deuxième met en exergue l'importance de bâtir une architecture technologique et des outils digitaux solides. Le troisième pôle, plus transversal, prouve le glissement de la littérature vers des enjeux de transformation digitale et de durabilité. Ces contributions thématiques sont renforcées par l'identification formelle des réseaux de co-citation. Les auteurs les plus cités, comme Li, J. et Zhao, J., structurent le noyau central du champ, tandis que d'autres chercheurs, tels que Gupta, V. et Pandey, A., contribuent à son actualisation stratégique récente, notamment sur la période 2022–2024.

Toutefois, certaines limites doivent être soulignées. L'exclusivité des données issues de Scopus limite la diversité linguistique et régionale. Le recours aux outils bibliométriques donne accès à des structures globales, mais reste peu sensible aux pratiques empiriques. L'absence de données qualitatives empêche d'appréhender les réalités concrètes d'implémentation de l'IA dans les PME.

Dans cette perspective, plusieurs pistes peuvent être envisagées. D'une part, des enquêtes sur le terrain permettraient de capter les perceptions, les résistances et les leviers d'appropriation. D'autre part, des analyses comparatives par secteur ou territoire offrirait une lecture plus fine des déterminants

contextuels. Enfin, l'enjeu réside dans la construction d'un cadre d'analyse capable de relier les dynamiques scientifiques aux pratiques réelles des PME face à l'intelligence artificielle.

7. Références

- Bianchini, M., & Kwon, I. (2021). *Enhancing SMEs' resilience through digitalisation: The case of Korea*.
- Bommasani, R., Hudson, D. A., Adeli, E., Altman, R., Arora, S., Arx, S. von, Bernstein, M. S., Bohg, J., Bosselut, A., Brunskill, E., Brynjolfsson, E., Buch, S., Card, D., Castellon, R., Chatterji, N., Chen, A., Creel, K., Davis, J. Q., Demszky, D., ... Liang, P. (2022). *On the Opportunities and Risks of Foundation Models* (arXiv:2108.07258). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2108.07258>
- Bouncken, R., & Barwinski, R. (2021). Shared digital identity and rich knowledge ties in global 3D printing—A drizzle in the clouds? *Global Strategy Journal*, 11(1), 81-108. <https://doi.org/10.1002/gsj.1370>
- Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., Agarwal, S., Herbert-Voss, A., Krueger, G., Henighan, T., Child, R., Ramesh, A., Ziegler, D. M., Wu, J., Winter, C., ... Amodei, D. (2020). *Language Models are Few-Shot Learners* (Version 4). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2005.14165>
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. WW Norton & company.
- Bughin, J., Seong, J., Manyika, J., Chui, M., & Joshi, R. (2018). Notes from the AI frontier: Modeling the impact of AI on the world economy. *McKinsey Global Institute*, 4(1).
- Campbell, M., Hoane, A. J., & Hsu, F. (2002). Deep Blue. *Artificial Intelligence*, 134(1-2), 57-83. [https://doi.org/10.1016/S0004-3702\(01\)00129-1](https://doi.org/10.1016/S0004-3702(01)00129-1)
- Chatterjee, S., Rana, N. P., Tamilmani, K., & Sharma, A. (2021). The effect of AI-based CRM on organization performance and competitive advantage: An empirical analysis in the B2B context. *Industrial Marketing Management*, 97, 205-219.
- Crevier, D. (1993). *Expert systems as design aids for artificial vision systems: A survey* (D. P. Casasent, Éd.; p. 84-96). <https://doi.org/10.1117/12.150131>
- Donthu, N., Kumar, S., Mukherjee, D., Pandey, N., & Lim, W. M. (2021). How to conduct a bibliometric analysis: An overview and guidelines. *Journal of business research*, 133, 285-296.
- Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2019). Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data—evolution, challenges and research agenda. *International journal of information management*, 48, 63-71.
- Dwivedi, Y. K., Sharma, A., Rana, N. P., Giannakis, M., Goel, P., & Dutot, V. (2023). Evolution of artificial intelligence research in Technological Forecasting and Social Change: Research topics, trends, and future directions. *Technological Forecasting and Social Change*, 192, 122579.
- Garfield, E. (1972). Citation Analysis as a Tool in Journal Evaluation: Journals can be ranked by frequency and impact of citations for science policy studies. *Science*, 178(4060), 471-479. <https://doi.org/10.1126/science.178.4060.471>
- Goodfellow, I. (2016). *Deep learning*. MIT press.
- Hendler, J. (2008). Avoiding Another AI Winter. *IEEE Intelligent Systems*, 23(2), 2-4. <https://doi.org/10.1109/mis.2008.20>
- Ivanov, S. H., & Webster, C. (2017). Adoption of robots, artificial intelligence and service automation by travel, tourism and hospitality companies—a cost-benefit analysis. *Artificial intelligence and service automation by travel, tourism and hospitality companies—a cost-benefit*

analysis.

- Jaderberg, M., Mnih, V., Czarnecki, W. M., Schaul, T., Leibo, J. Z., Silver, D., & Kavukcuoglu, K. (2016). *Reinforcement Learning with Unsupervised Auxiliary Tasks* (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1611.05397>
- Kairouz, P., McMahan, H. B., Avent, B., Bellet, A., Bennis, M., Bhagoji, A. N., Bonawitz, K., Charles, Z., Cormode, G., Cummings, R., D'Oliveira, R. G. L., Eichner, H., Rouayheb, S. E., Evans, D., Gardner, J., Garrett, Z., Gascón, A., Ghazi, B., Gibbons, P. B., ... Zhao, S. (2021). *Advances and Open Problems in Federated Learning* (arXiv:1912.04977). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1912.04977>
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, 25.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lu, H., Liu, W., Zhang, B., Wang, B., Dong, K., Liu, B., Sun, J., Ren, T., Li, Z., Yang, H., Sun, Y., Deng, C., Xu, H., Xie, Z., & Ruan, C. (2024). *DeepSeek-VL : Towards Real-World Vision-Language Understanding* (arXiv:2403.05525). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.05525>
- Lu, Z., Li, T., Zhang, J., Liu, M., Li, X., Cui, L., Chen, J., & Niu, Z. (2024). RisQNet : Rescuing SMEs from Financial Shocks with a Novel Networked-Loan Risk Assessment. In Larson K. (Éd.), *IJCAI Int. Joint Conf. Artif. Intell.* (p. 7385-7393). International Joint Conferences on Artificial Intelligence. Scopus.
- Marcus, G. (2020). *The Next Decade in AI : Four Steps Towards Robust Artificial Intelligence* (arXiv:2002.06177). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2002.06177>
- McCarthy, J. (2007). From here to human-level AI. *Artificial Intelligence*, 171(18), 1174-1182.
- Merigó, J. M., Gil-Lafuente, A. M., & Yager, R. R. (2015). An overview of fuzzy research with bibliometric indicators. *Applied Soft Computing*, 27, 420-433.
- Mitchell, T. M. (1997). Does machine learning really work? *AI magazine*, 18(3), 11-11.
- Mongeon, P., & Paul-Hus, A. (2016). The journal coverage of Web of Science and Scopus : A comparative analysis. *Scientometrics*, 106(1), 213-228. <https://doi.org/10.1007/s11192-015-1765-5>
- Patterson, D., Gonzalez, J., Le, Q., Liang, C., Munguia, L.-M., Rothchild, D., So, D., Texier, M., & Dean, J. (2021). *Carbon Emissions and Large Neural Network Training* (arXiv:2104.10350). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.10350>
- Poole, D. L., & Mackworth, A. K. (2010). *Artificial Intelligence : Foundations of Computational Agents* (1^{re} éd.). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/cbo9780511794797>
- Raji, I. D., Bender, E. M., Paullada, A., Denton, E., & Hanna, A. (2021). *AI and the Everything in the Whole Wide World Benchmark* (arXiv:2111.15366). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2111.15366>
- Ramesh, A., Pavlov, M., Goh, G., Gray, S., Voss, C., Radford, A., Chen, M., & Sutskever, I. (2021). Zero-shot text-to-image generation. *International conference on machine learning*, 8821-8831.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(6088), 533-536. <https://doi.org/10.1038/323533a0>
- Russell, S., Norvig, P., Popineau, F., Miclet, L., & Cadet, C. (2021). *Intelligence artificielle : Une approche moderne (4^e édition)*. Pearson France.
- Schuett, J. (2019). A Legal Definition of AI. *SSRN Electronic Journal*.

<https://doi.org/10.2139/ssrn.3453632>

- Triantafyllou, S. A., Sapounidis, T., & Farhaoui, Y. (2024). Gamification and computational thinking in education : A systematic literature review. *Salud, Ciencia y Tecnologia-Serie de Conferencias*, 3, 659-659.
- Turing, A. M. (1950). i.—computing machinery and intelligence. *Mind*, LIX(236), 433-460. <https://doi.org/10.1093/mind/lix.236.433>
- Van Eck, N. J., & Waltman, L. (2010). Software survey : VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping. *Scientometrics*, 84(2), 523-538. <https://doi.org/10.1007/s11192-009-0146-3>
- Vaswani, A., Bengio, S., Brevdo, E., Chollet, F., Gomez, A. N., Gouws, S., Jones, L., Kaiser, Ł., Kalchbrenner, N., Parmar, N., Sepassi, R., Shazeer, N., & Uszkoreit, J. (2018). *Tensor2Tensor for Neural Machine Translation* (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1803.07416>
- Weizenbaum, J. (1966). ELIZA—a computer program for the study of natural language communication between man and machine. *Communications of the ACM*, 9(1), 36-45. <https://doi.org/10.1145/365153.365168>
- Xin, H., Guo, D., Shao, Z., Ren, Z., Zhu, Q., Liu, B., Ruan, C., Li, W., & Liang, X. (2024). *DeepSeek-Prover : Advancing Theorem Proving in LLMs through Large-Scale Synthetic Data* (arXiv:2405.14333). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.14333>
- Zhao, J., Yan, Q., Li, J., Shao, M., He, Z., & Li, B. (2020). TIMiner : Automatically extracting and analyzing categorized cyber threat intelligence from social data. *Computers & Security*, 95, 101867. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2020.101867>
- Zhu, D., Chen, J., Shen, X., Li, X., & Elhoseiny, M. (2023). *MiniGPT-4 : Enhancing Vision-Language Understanding with Advanced Large Language Models* (arXiv:2304.10592). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.10592>