INTERNATIONAL JOURNAL OF RESEARCH IN ECONOMICS AND FINANCE, 2026, Vol. 3, No. 10-1, 38-62, https://doi.org/10.71420/ijref.v3i10.424

L'intégration de l'intelligence artificielle dans l'audit : état des lieux et perspectives à partir d'une analyse bibliométrique

Artificial Intelligence in Auditing : A Bibliometric Review of the State of the Art and Future Directions

Faissal EDDAOUDI
Laboratoire Sciences de Gestion des Organisations, ENCG Kénitra, Université Ibn Tofail, Kénitra, Maroc

Ilyas EL IDRISSI LALAMI
Laboratoire Sciences de Gestion des Organisations, ENCG Kénitra, Université Ibn Tofail, Kénitra, Maroc

Résumé. L'intégration de l'intelligence artificielle (IA) transforme en profondeur les pratiques d'audit, suscitant un intérêt scientifique croissant. Cet article propose une analyse bibliométrique de la recherche consacrée à ce domaine, afin d'en cartographier la structure, les dynamiques et les domaines encore peu explorés. L'étude porte sur un corpus de 596 documents publiés entre 2016 et 2026, extraits des bases Scopus et Web of Science selon un protocole PRISMA, et analysés à l'aide du package bibliometrix et de son interface biblioshiny. Les résultats révèlent un champ jeune, en expansion rapide et de nature interdisciplinaire. L'analyse retrace la progression des techniques mobilisées, de l'apprentissage automatique jusqu'à l'intelligence artificielle générative, son front le plus récent. Alors que les capacités techniques de l'IA sont largement étudiées, les risques associés (cybersécurité et confidentialité des données) ainsi que la formation des auditeurs demeurent peu explorés. Sur le plan géographique, la production est dominée par quelques grandes puissances scientifiques, tandis que les pays africains, et particulièrement le Maroc, restent faiblement représentés. Cette étude offre une vue d'ensemble structurée d'un champ en construction et identifie plusieurs pistes de recherche prioritaires, au premier rang desquelles la maîtrise des risques et la formation des professionnels.
Mots-clés : *intelligence artificielle ; audit ; apprentissage automatique ; IA générative ; analyse bibliométrique ; cartographie scientifique.*

Abstract. The integration of artificial intelligence (AI) is profoundly reshaping audit practices, drawing growing scholarly attention. This article offers a bibliometric analysis of research on the integration of AI into auditing, with the aim of mapping its structure and dynamics, and the areas that remain underexplored. The study draws on a corpus of 596 documents published between 2016 and 2026, retrieved from the Scopus and Web of Science databases under a PRISMA protocol and analysed using the R package bibliometrix and its biblioshiny interface. The findings reveal a young yet rapidly expanding and inherently interdisciplinary field. The analysis traces the progression of AI techniques, from data analytics and machine learning to generative artificial intelligence, its most recent frontier. While the technical capabilities of AI have been widely studied, the associated risks (cybersecurity and data confidentiality), together with the training of auditors, remain largely overlooked. Geographically, output is dominated by a handful of major scientific powers, whereas African countries, and Morocco in particular, remain weakly represented. This study provides a structured overview of a field still under construction and identifies several priority avenues for future research, foremost among them the management of risks and the training of professionals.
Keywords: *artificial intelligence ; auditing ; machine learning ; generative AI ; bibliometric analysis ; science mapping.*

1. Introduction

Dans un environnement économique marqué par l'incertitude, l'audit occupe une place essentielle dans la gouvernance et la performance des organisations. Il permet d'identifier, d'analyser et de mesurer les risques (financiers, opérationnels, stratégiques ou de conformité) afin d'assurer la fiabilité de l'information et de garantir le respect des réglementations en vigueur. L'audit a évolué au fil du temps, en s'adaptant aux mutations économiques, technologiques et réglementaires. La crise de la COVID-19 a accéléré cette évolution en poussant les organisations à adopter des stratégies de numérisation. Au cœur de cette transformation numérique se trouve l'intelligence artificielle (IA), une révolution majeure qui redéfinit le paysage de l'audit en améliorant son efficacité, sa précision et son champ d'application.

L'intégration de l'IA dans les pratiques d'audit constitue une opportunité sans précédent pour renforcer les capacités opérationnelles des auditeurs. L'automatisation des tâches répétitives et à faible valeur ajoutée permet à la fois d'accroître la productivité et de réduire sensiblement les erreurs humaines associées aux tâches manuelles traditionnelles (Kokina & Davenport, 2017 ; Deloitte, 2022). En outre, le recours à des algorithmes avancés tels que l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond ouvre des possibilités inédites en matière d'analyse prédictive et proactive des risques, améliorant la qualité et l'efficience du processus d'audit (Fedyk et al., 2022) et permettant aux auditeurs de se concentrer davantage sur les dimensions stratégiques et décisionnelles de leurs missions (EY, 2023 ; Gartner, 2022).

L'augmentation continue de la littérature scientifique consacrée à l'IA dans l'audit témoigne de cette dynamique. Celle-ci ne se limite pas à un accroissement du volume de publications : elle s'accompagne d'une diversification thématique, d'un élargissement des techniques mobilisées et d'une internationalisation des contributions, marquant la constitution progressive d'un champ de recherche structuré. Cette expansion demeure toutefois déséquilibrée : alors que les capacités techniques de l'IA sont largement étudiées, les risques associés à son déploiement (cybersécurité et confidentialité des données), de même que la formation des auditeurs, restent peu explorés.

Le champ a par ailleurs récemment donné lieu à de premières synthèses bibliométriques, au premier rang desquelles Epelbaum et Jackson Farrell (2026), qui analysent 219 articles issus de la seule base Scopus à l'aide de VOSviewer. La présente étude s'inscrit dans leur sillage méthodologique : elle partage notamment le recours à une sélection par apprentissage actif (ASReview) et au protocole PRISMA. Elle s'en distingue sur plusieurs plans. Premièrement, nous mobilisons conjointement Scopus et Web of Science, réduisant le biais de couverture inhérent à une base unique et portant le corpus à 596 documents. Deuxièmement, nous élargissons le périmètre disciplinaire au-delà des seules sciences de gestion en y intégrant l'informatique, afin de tenir compte de la diffusion de ces travaux dans les revues de systèmes d'information. Troisièmement, notre couverture s'étend jusqu'en 2026, ce qui permet de saisir le front le plus récent du champ — l'intelligence artificielle générative et les grands modèles de langage —, encore marginal dans les corpus antérieurs. Enfin, au-delà de la cartographie descriptive, notre analyse met au jour l'asymétrie structurelle évoquée ci-dessus, entre des capacités techniques largement documentées et des conditions d'intégration responsable restées en retrait. Cette lecture critique constitue l'apport scientifique central de l'étude.

Dans ce cadre, l'étude mobilise le protocole PRISMA et une double approche bibliométrique associant l'analyse de performance et la cartographie scientifique. La problématique centrale peut être formulée comme suit : dans quelle mesure l'intelligence artificielle transforme-t-elle les techniques d'audit, et comment ce changement se manifeste-t-il dans les recherches appliquées à ce métier ? À partir de cette problématique, trois questions de recherche structurent l'étude :

1. Comment la production scientifique portant sur l'intégration de l'IA dans l'audit a-t-elle évolué entre 2016 et 2026, et quelles thématiques majeures émergent de cette littérature ?
2. Quels pays, auteurs et revues jouent un rôle structurant dans ce domaine, et comment se configurent les collaborations internationales ?
3. Quels concepts, approches et outils sont identifiés comme essentiels pour comprendre l'intégration de l'IA dans l'audit ?

Pour répondre à ces questions, une approche bibliométrique a été mobilisée. Les données ont été extraites de Scopus (Elsevier) et de Web of Science Core Collection (Clarivate Analytics) sur la période 2016–2026. Le choix de l'année initiale, 2016, correspond à la structuration du champ à la suite de la vague fondatrice de 2015 sur le big data et l'analytique appliqués à l'audit (Cao et al., 2015 ; Yoon et al., 2015 ; Brown-Liburd et al., 2015) et à l'émergence de l'apprentissage profond comme « nouvelle frontière » de l'IA, identifiée par Issa et al. (2016) comme une voie prometteuse pour l'automatisation des tâches d'audit. C'est à partir de cette date que la production consacrée à l'intégration de l'IA dans l'audit connaît une accélération marquée. La borne supérieure, 2026, coïncide avec la date d'extraction et permet d'intégrer les développements les plus récents, au premier rang desquels l'intelligence artificielle générative. Cette fenêtre présente en outre l'intérêt d'englober les phases antérieure et postérieure à la pandémie de COVID-19, laquelle a agi comme un catalyseur de la transformation numérique de l'audit, et permet ainsi d'observer une éventuelle inflexion de la dynamique du champ autour de 2020-2021. La collecte s'est appuyée sur une requête de type TITLE-ABS-KEY ciblant conjointement les techniques d'intelligence artificielle et le domaine de l'audit. L'analyse a été réalisée à l'aide du package R bibliometrix et de son interface biblioshiny, permettant d'examiner l'évolution de la production scientifique, les réseaux de cooccurrence et de co-citation ainsi que la cartographie des collaborations internationales. Cette méthodologie, largement reconnue dans les travaux de synthèse scientifique (Aria & Cuccurullo, 2017), garantit la rigueur et la transparence de la démarche.

La présente étude est structurée comme suit. Une première partie expose la méthodologie de recherche, en détaillant la stratégie de collecte et les outils d'analyse bibliométrique. Une deuxième section est consacrée à la présentation et à l'analyse des résultats. Une troisième partie développe la discussion et les perspectives de recherche. Enfin, une dernière partie conclut l'article.

2. Méthodologie

a. Approche bibliométrique

L'analyse bibliométrique repose sur le recensement et l'analyse de travaux scientifiques partageant des caractéristiques communes (Rostaing, 1996). Elle mobilise des traitements statistiques afin d'évaluer quantitativement la production scientifique et d'en dégager les grandes tendances (Donthu et al., 2021 ; Aria & Cuccurullo, 2017). Rigoureuse et reproductible, elle est particulièrement adaptée à l'examen de champs de recherche en croissance rapide et multidisciplinaires, pour lesquels une synthèse manuelle exhaustive s'avérerait difficile.

La présente étude vise à dresser un état des lieux de la recherche consacrée à l'intégration de l'intelligence artificielle dans l'audit, en cartographiant sa dynamique, ses principaux acteurs et sa structure thématique. À cette fin, deux approches complémentaires ont été mobilisées :

- L'analyse des performances (performance analysis), de nature descriptive, évalue la productivité et l'impact des différents acteurs du champ : auteurs, revues, institutions et pays.
- La cartographie scientifique (science mapping), de nature relationnelle, révèle quant à elle la structure conceptuelle du domaine et son évolution, à travers l'analyse des co-occurrences de mots-clés, la carte thématique et l'évolution thématique.

b. Choix des bases de données

Les données ont été extraites de deux bases de données bibliographiques de référence : Scopus (Elsevier) et Web of Science Core Collection (Clarivate Analytics). Ces deux bases ont été retenues en raison de la qualité et de la structuration de leurs métadonnées, de la fiabilité de leurs données de citation et de leur large couverture des revues à comité de lecture en sciences de gestion comme en informatique et systèmes d'information. Le recours conjoint à ces deux sources permet de réduire le biais de couverture inhérent à l'utilisation d'une base unique et d'assurer une représentation plus complète de la littérature du champ.

c. Équation de recherche

La stratégie de recherche repose sur une équation combinant deux blocs conceptuels reliés par l'opérateur booléen AND : un premier bloc relatif à l'audit et un second relatif aux technologies d'intelligence artificielle. À l'intérieur de chaque bloc, les termes et leurs variantes ont été reliés par l'opérateur OR, et des troncatures (*) ont été employées afin de capturer les différentes formes lexicales. L'équation a été adaptée à la syntaxe propre de chaque base : la recherche a porté sur les champs titre, résumé et mots-clés (TITLE-ABS-KEY dans Scopus ; TS dans Web of Science). Les requêtes exactes sont les suivantes :

> **Scopus :** (("audit*" OR "auditor*") AND ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "natural language processing" OR "expert system*" OR "robotic process automation" OR "big data analytics" OR "predictive analytics" OR "generative artificial intelligence" OR "generative AI" OR "large language model*" OR "ChatGPT" OR "GPT")).
>
> **Web of Science Core Collection :** (("audit*" OR "auditor*") AND ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "natural language processing" OR "expert system*" OR "robotic process automation" OR "big data analytics" OR "predictive analytics" OR "generative artificial intelligence" OR "generative AI" OR "large language model*" OR "ChatGPT" OR "GPT")).

d. Critères d'inclusion et d'exclusion

Des critères de sélection identiques ont été appliqués aux deux bases afin de garantir la cohérence du corpus. La période de couverture a été fixée à 2016–2026. Ce point de départ correspond à l'essor des travaux appliquant les techniques d'apprentissage automatique et profond au domaine de l'audit. Ce développement fait suite aux avancées marquantes de l'intelligence artificielle intervenues au milieu des années 2010, dont l'application au champ de l'audit ne s'est réellement accélérée qu'à partir de 2016, année à partir de laquelle ce champ de recherche s'est véritablement structuré. Cette période présente en outre l'intérêt d'englober les phases antérieure et postérieure à la pandémie de COVID-19, laquelle a agi comme un catalyseur de la transformation numérique des organisations, notamment à travers le développement de l'audit à distance et de l'automatisation des procédures. Le corpus englobant les périodes pré- et post-pandémique, il permet de saisir l'évolution de la dynamique du champ et d'identifier une éventuelle rupture ou accélération coïncidant avec cet événement. La borne supérieure coïncide avec la date d'extraction des données, le 19 août 2026. Cette année n'étant que partiellement couverte à la date d'extraction, elle a été conservée dans le corpus mais écartée de l'analyse des tendances temporelles afin de ne pas induire une baisse artificielle de la production sur la dernière période. Les résultats relatifs à la dynamique annuelle des publications doivent donc être interprétés en tenant compte de cet effet de troncature temporelle, lié à l'arrêt de l'extraction en cours d'année.

Seuls les articles de recherche évalués par les pairs et les articles de synthèse (reviews) ont été retenus, à l'exclusion des actes de conférence et des éditoriaux. Quatre contributions issues d'ouvrages collectifs scientifiques à comité de lecture (handbooks) ont néanmoins été conservées : indexées par Scopus et Web of Science sous le type mixte « article ; chapitre

d'ouvrage », elles présentent la nature d'articles scientifiques et sont traitées comme telles par les deux bases. Les chapitres d'ouvrage au sens strict, non indexés comme articles, ont en revanche été écartés. Les domaines retenus relèvent à la fois des sciences de gestion et de l'informatique, afin de tenir compte de la nature intrinsèquement interdisciplinaire de la recherche sur l'audit assisté par l'intelligence artificielle :

- **Scopus :** les domaines (Business, Management and Accounting, Economics, Econometrics and Finance) et (Computer Science) ;
- **Web of Science :** les catégories correspondantes relevant de la gestion, de l'économie et de l'informatique.

L'intégration des domaines informatiques élargit délibérément le périmètre au-delà des seules sciences de gestion. Ce choix s'explique par le fait qu'une part substantielle de la recherche sur l'audit assisté par l'IA se diffuse via les revues d'informatique et de systèmes d'information. Enfin, seules les publications rédigées en anglais ou en français ont été retenues. La conservation du français aux côtés de l'anglais se justifie par l'ancrage francophone de la présente recherche et par la volonté de ne pas exclure a priori les contributions publiées dans cette langue. L'anglais demeure la langue de la très grande majorité des publications indexées dans les deux bases sur cette thématique. L'ensemble des paramètres de la stratégie de collecte est synthétisé dans le tableau 1.

Tableau 1 : Protocole de collecte et de constitution du corpus.

Paramètre	Spécification
Bases de données	Scopus ; Web of Science Core Collection
Période couverte	2016–2026
Champs interrogés	Titre, résumé, mots-clés (TITLE-ABS-KEY dans Scopus ; TS dans Web of Science)
Équation de recherche	*("audit*" OR "auditor*") AND ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "natural language processing" OR "expert system*" OR "robotic process automation" OR "big data analytics" OR "predictive analytics" OR "generative artificial intelligence" OR "generative AI" OR "large language model*" OR "ChatGPT" OR "GPT")*
Domaines / catégories	Scopus : Business, Management and Accounting ; Economics, Econometrics and Finance ; Computer Science. Web of Science : catégories relevant de la gestion, de l'économie et de l'informatique
Types de documents	Articles évalués par les pairs et articles de synthèse (reviews)
Langues	Anglais, français
Date d'extraction	19 août 2026
Identification	6 636 notices (Scopus : 4 261 ; Web of Science : 2 375)
Déduplication	1928 doublons supprimés (DOI puis titres normalisés) → 4 708 notices
Sélection (titres/résumés)	Screening assisté par apprentissage actif (ASReview LAB) ; 1 186 notices évaluées ; arrêt au plateau (taux de pertinence < 5 %)
Exclusions	587 notices exclues au screening ; 1 doublon résiduel éliminé ; 2 publications rétractées retirées
Corpus final	596 articles inclus dans l'analyse bibliométrique
Logiciels d'analyse	R (package bibliometrix) et son interface biblioshiny

Source : Auteurs

e. Fusion des corpus et déduplication

L'interrogation des deux bases a permis d'identifier 4 261 notices dans Scopus et 2 375 notices dans Web of Science, soit un total de **6 636 notices**. Les corpus ont été importés et traités sous

R à l'aide du package **bibliometrix** (Aria & Cuccurullo, 2017). La procédure de dédoublonnage inter-bases, fondée sur la comparaison des identifiants d'objet numériques (DOI) puis, à défaut, sur les titres normalisés, a conduit à l'élimination de 1 928 doublons. Le corpus consolidé après dédoublonnage se compose ainsi de **4 708 notices uniques**, chacune assortie de ses références citées afin de permettre les analyses de co-citation et de couplage bibliographique.

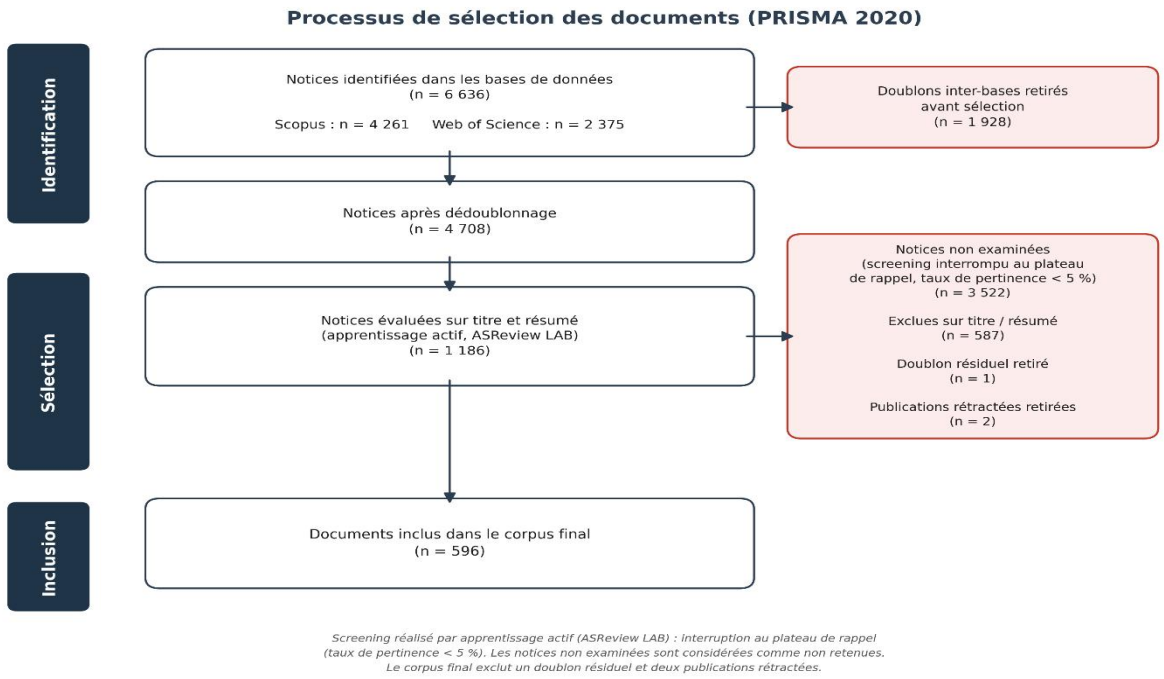
f. Sélection assistée par apprentissage actif

Les 4 708 notices uniques ont ensuite fait l'objet d'une sélection sur la base de leur titre et de leur résumé, afin d'évaluer leur pertinence au regard des critères définis ci-dessus. Compte tenu du volume important de notices généré par l'étendue disciplinaire de l'équation de recherche, la sélection a été conduite au moyen d'une procédure de screening assisté par apprentissage actif (active learning), à l'aide du logiciel libre ASReview LAB (van de Schoot et al., 2021). Cette approche, scientifiquement validée, repose sur une interaction itérative entre l'évaluateur et un modèle d'apprentissage automatique : à partir des décisions successives de l'évaluateur, le modèle réordonne continûment la file d'attente des notices de manière à présenter en priorité celles qui sont les plus susceptibles d'être pertinentes, réduisant substantiellement la charge de travail tout en limitant le risque d'omission de documents pertinents. Le screening sur titre et résumé a été réalisé par un évaluateur unique, à l'aide des réglages par défaut d'ASReview LAB, soit un classifieur bayésien naïf (Naïve Bayes) associé à un extracteur de caractéristiques TF-IDF.

Le modèle a été amorcé à partir d'un ensemble initial de notices manifestement pertinentes et non pertinentes, puis la sélection s'est poursuivie selon le principe de l'apprentissage actif. Les critères de pertinence, appliqués de manière homogène, retenaient les travaux situés à l'intersection de deux dimensions substantielles : d'une part, l'audit (financier, légal, comptable ou interne) en tant qu'objet central de l'étude ; d'autre part, la mobilisation effective d'une technologie d'intelligence artificielle ou d'analytique avancée, que celle-ci intervienne comme outil de la pratique d'audit ou comme méthode d'analyse d'un phénomène d'audit. Étaient exclus les travaux relevant d'un autre domaine (audit énergétique, environnemental ou de sécurité informatique), ceux dépourvus de composante d'intelligence artificielle substantielle, ceux dont l'audit ne constituait qu'un contexte ou une population d'étude, ainsi que ceux relevant de la comptabilité sans dimension d'audit.

Conformément aux pratiques établies pour le screening par apprentissage actif, la sélection a été interrompue lorsque le taux de pertinence des notices présentées est tombé durablement en deçà de **5 %** et que la courbe de rappel a atteint un plateau, indiquant que les documents pertinents avaient, pour l'essentiel, été identifiés. Au total, 1 186 notices ont été évaluées sur titre et résumé, les 3 522 notices restantes, non examinées du fait de l'arrêt au plateau, étant considérées comme non retenues. À l'issue de cette étape, 587 notices ont été exclues et un doublon résiduel a été éliminé, portant le corpus à 598 documents. Enfin, 2 publications rétractées ont été retirées, aboutissant à un corpus final de **596 documents**. Le processus complet de sélection est présenté dans la Figure 1.

Figure 1 : Diagramme de flux PRISMA du processus de constitution du corpus



Source : Réalisé par les auteurs sur la base du protocole PRISMA

g. Corpus final

Le corpus final se compose de 596 documents couvrant la période 2016–2026, chacun assorti de ses métadonnées complètes et de ses références citées. Préalablement aux analyses, les mots-clés d'auteur et les références citées ont fait l'objet d'une harmonisation terminologique afin de consolider les variantes d'écriture et de format (annexes 1 et 2). Ce corpus constitue la base empirique des analyses bibliométriques présentées dans la section suivante, lesquelles mobilisent tant l'analyse de performance (performance analysis) que la cartographie scientifique (science mapping), conformément aux procédures recommandées par Donthu et al. (2021) et Zupic & Čater (2015).

3. Résultats de l'analyse bibliométrique

Cette section présente les résultats de l'analyse bibliométrique du corpus de 596 documents. Conformément à la démarche méthodologique adoptée, les résultats sont organisés en deux volets complémentaires : une analyse des performances, qui décrit la dynamique de production et les principaux acteurs du champ (revues, auteurs, institutions, pays), puis une cartographie scientifique, qui révèle la structure conceptuelle du domaine et son évolution.

a. Vue d'ensemble et dynamique de la production scientifique

Le corpus final se compose de 596 documents publiés entre 2016 et 2026, provenant de 312 sources et rédigés par 1 573 auteurs. Le taux de croissance annuel de 48,46 % et le faible âge moyen des documents de 2,09 ans traduisent un domaine de recherche récent et en plein essor. Bien que ce domaine soit émergent, la moyenne de 20,01 citations par document reste élevée, signe d'un fort impact. Avec une moyenne de 1,9 document par source, le corpus se caractérise par une forte dispersion des publications qui reflète le caractère interdisciplinaire du domaine. S'agissant de la collaboration, le champ présente une moyenne de 3,1 co-auteurs par document, signe d'un travail majoritairement collectif. Le faible taux de co-publications internationales de 20,64% indique que ces collaborations demeurent essentiellement nationales. Enfin, le champ lexical présente 1 622 mots clés d'auteur, une richesse qui traduit

la diversité des thématiques abordées. L'ensemble de ces indicateurs est synthétisé dans le Tableau 2.

Tableau 2. Informations principales sur le corpus.

Description	Résultat
Informations générales	
Période couverte	2016–2026
Sources (revues, ouvrages, etc.)	312
Documents	596
Taux de croissance annuel (%)	48,46
Âge moyen des documents (années)	2,09
Citations moyennes par document	20,01
Références citées*	29 757
Contenu documentaire	
Mots-clés d'auteur (DE)	1 622
Keywords Plus (ID)	1 413
Auteurs	
Nombre d'auteurs	1 573
Auteurs de documents à auteur unique	84
Collaboration	
Documents à auteur unique	88
Co-auteurs par document	3,1
Co-publications internationales (%)	20,64
Types de documents	
Articles	548
Articles (early access)	18
Articles; chapitres d'ouvrage**	4
Revues (reviews)	24
Revues (early access)	2
Total	596

**Note. Références citées : décompte issu de biblioshiny (références distinctes). L'annexe 2 détaille le traitement des 34 503 occurrences de références citées.*

***Note. Types de documents : la catégorie « articles ; chapitres d'ouvrage » (4 documents) correspond à des contributions d'ouvrages collectifs scientifiques à comité de lecture, indexées comme articles par Scopus et Web of Science.*

Source : Auteurs à partir de bibliometrix / Biblioshiny

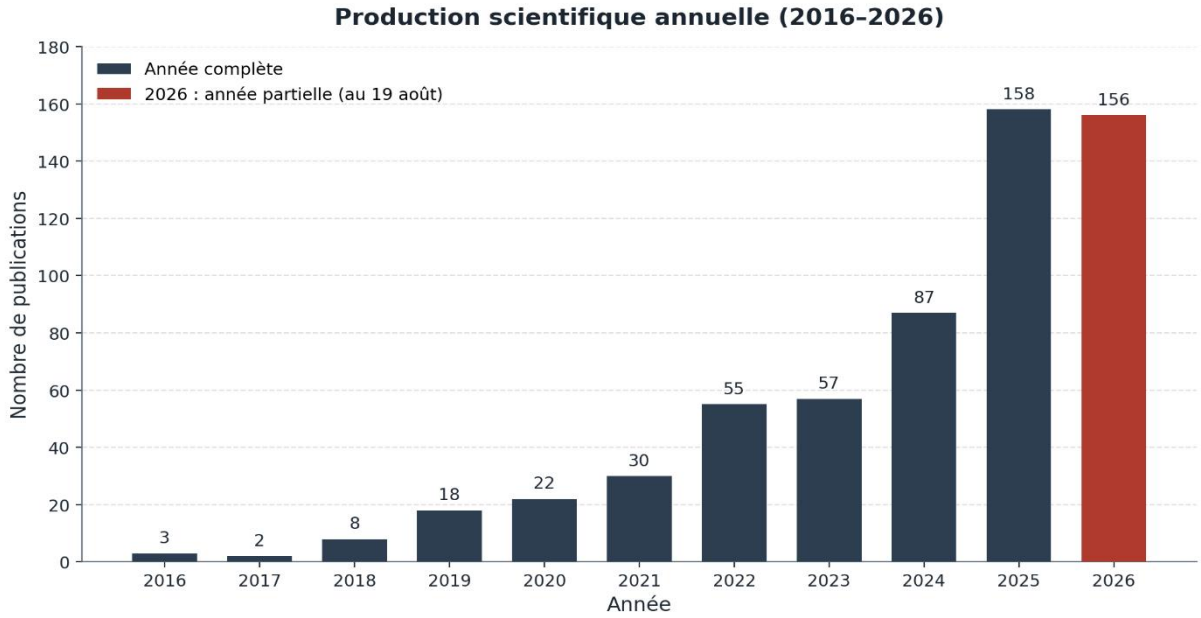
b. Analyse de la Performance

i. Production annuelle

La production scientifique relative à l'intégration de l'intelligence artificielle dans l'audit connaît une progression accélérée sur la période étudiée (2016-2026). Une première phase, de 2016 à 2020, correspond à l'émergence du champ : la production y demeure modeste, avec environ 53 documents au total, soit une dizaine par an, signe d'un domaine encore à ses débuts. Une première inflexion s'observe ensuite en 2020-2021, période qui coïncide avec la

pandémie de COVID-19 et l'accélération de la transformation numérique des organisations. La croissance s'accélère à partir de 2022 et se confirme sur la période récente, la production passant de 87 documents en 2024 à 158 en 2025. Il convient de noter que la couverture de l'année 2026 reste partielle, l'extraction datant du 19 août 2026 : les 156 documents déjà recensés sur un peu plus de sept mois confirment le maintien, voire l'accentuation, de cette tendance. Ces indicateurs révèlent un champ jeune mais prometteur, caractérisé par une croissance soutenue et une richesse thématique, porté par la dynamique récente de l'intelligence artificielle.

Figure 2 : Production scientifique annuelle (2016-2026)



Source : Auteurs à partir de bibliometrix / Biblioshiny

ii. Sources les plus influentes

L'analyse des sources les plus productives (Tableau 3) confirme le caractère interdisciplinaire du champ. La revue EDPACS domine nettement le classement avec 39 documents, soit près du double du journal (International Journal of Accounting Information Systems) avec 21 documents. La spécialité des revues et leur classement se présentent comme suit :

- **Systèmes d'information comptables** : représentés par *l'International Journal of Accounting Information Systems* (21 documents) et le *Journal of Information Systems* (15 documents) ;
- **Technologies émergentes en comptabilité** : illustrées par le *Journal of Emerging Technologies in Accounting* (21 documents) ;
- **Comptabilité et audit** : représentés par *l'Accounting Research Journal* (7 documents) et *Accounting Horizons* (9 documents) ;
- **Finance et gestion des risques**, couverts par le *Journal of Risk and Financial Management* (14 documents) ;
- **Informatiques et sciences des données,** représentées par *IEEE Access* et *l'International Journal of Data and Network Science* (7 documents chacun).

Cette répartition illustre la nature intrinsèquement interdisciplinaire de la recherche sur l'audit assisté par l'intelligence artificielle et justifie a posteriori le choix d'un périmètre disciplinaire élargi. La revue de tête elle-même, EDPACS, illustre ce caractère hybride : à la croisée de

l'audit et de la sécurité informatique, elle échappe à une classification disciplinaire stricte. Une restriction aux seules revues de gestion « pures » aurait ainsi risqué d'écarter des sources situées, comme elle, à l'intersection des disciplines. La dispersion demeure néanmoins élevée, la revue de tête ne rassemble qu'environ 6,5 % du corpus, ce qui traduit un domaine encore émergent, non structuré autour d'une revue phare unique.

Tableau 3 : Sources les plus productives et zones de Bradford.

Source	Articles	Cumul	Zone de Bradford
EDPACS	39	39	Zone 1
International Journal of Accounting Information Systems	21	60	Zone 1
Journal of Emerging Technologies in Accounting	21	81	Zone 1
Journal of Information Systems	15	96	Zone 1
Journal of Risk and Financial Management	14	110	Zone 1
Accounting Horizons	9	119	Zone 1
Sustainability (Switzerland)	8	127	Zone 1
Accounting Research Journal	7	134	Zone 1
IEEE Access	7	141	Zone 1
International Journal of Data and Network Science	7	148	Zone 1

Source : Auteurs à partir de bibliometrix / Biblioshiny

iii. Auteurs les plus cités

L'analyse des auteurs les plus cités au sein du corpus (Tableau 4) fait ressortir les figures structurantes du champ. D. Appelbaum (178 citations), J. Kokina (164) et M. Eulerich (126) occupent les premières positions, suivis de H. Issa (116) et de M. A. Vasarhelyi (91). Ce dernier fait figure de référence historique en tant que pionnier de l'audit et de l'intégration des technologies dans les pratiques d'audit. La présence conjointe de plusieurs de ces auteurs suggère l'existence d'un noyau de recherche cohérent, particulièrement actif sur l'articulation entre technologies d'analyse de données et pratiques d'audit. On relève par ailleurs la contribution d'auteurs associés aux enjeux éthiques de l'intelligence artificielle en audit (I. Munoko, H. Brown-Liburd), thématique émergente du domaine. Ces résultats dessinent une communauté scientifique encore restreinte mais bien identifiée, structurée autour de quelques pôles de recherche influents.

Tableau 4. Auteurs les plus cités au sein du corpus (citations locales).

Rang	Auteur	Citations locales
1	Appelbaum D.	178
2	Kokina J.	164
3	Eulerich M.	126
4	Issa H.	116
5	Vasarhelyi M. A.	91
6	Salijeni G.	88
7	Munoko I.	86
8	Sun T.	85
9	Brown-Liburd H.	80

Source : Auteurs à partir de bibliometrix / Biblioshiny

S'agissant des auteurs les plus productifs (Tableau 5), M. A. Vasarhelyi occupe une position dominante avec 19 publications, ce qui en fait l'auteur le plus productif du champ étudié, dans la filiation de ses travaux fondateurs sur l'audit continu et l'analyse de données. M. Eulerich (10 publications) constitue un second pôle actif, également présent parmi les auteurs les plus cités. Un ensemble de contributeurs réguliers (D. A. Wood, S. Goel, Z. Salleh, entre autres) complète ce noyau, avec 5 à 7 publications chacun. Il est à noter que les auteurs les plus productifs ne coïncident que partiellement avec les plus cités : certains chercheurs influents, tels
D. Appelbaum ou J. Kokina, doivent leur notoriété à un petit nombre d'articles fondateurs fortement cités plutôt qu'à un volume élevé de publications. Ces résultats dessinent une communauté structurée autour de quelques figures centrales, au sein d'un champ encore en voie de consolidation.

Tableau 5. Auteurs les plus productifs.

Rang	Auteur	Articles
1	Vasarhelyi M. A.	19
2	Eulerich M.	10
3	Li Y.	7
4	Wood D. A.	7
5	Goel S.	5
6	Salleh Z.	5
7	Wang Y.	5
8	Zhang C.	5
9	Zhang Z.	5

Note. Les entrées « Vasarhelyi M. A. » et « Vasarhelyi M. », correspondant au même auteur, ont été regroupées (19 documents). En revanche, les patronymes très fréquents (Li Y., Wang Y., Zhang C., Zhang Z.) n'ont pas été désambiguïsés et peuvent recouvrir plusieurs auteurs homonymes distincts, ce qui invite à interpréter ces occurrences avec prudence.

Source : Auteurs à partir de bibliometrix / Biblioshiny

iv. Pays

La répartition géographique de la production (Tableau 6) fait apparaître une nette domination de la Chine (75 documents, 12,6 %) et des États-Unis (58 documents, 9,7 %), qui concentrent à eux seuls plus d'un cinquième de la production mondiale. Cette prééminence est conforme aux attentes, puisque ces deux pays constituent les deux principales puissances de recherche en intelligence artificielle. Au-delà de ces deux pôles, on relève la contribution notable de plusieurs pays comme la Malaisie, la Jordanie, l'Inde, l'Indonésie et l'Arabie saoudite qui figurent parmi les dix premiers, ce qui indique que la recherche sur l'audit assisté par l'intelligence artificielle dépasse les seuls pôles académiques traditionnels. On notera en revanche qu'aucun pays africain, y compris le Maroc, ne figure parmi les dix premiers, signe d'une thématique encore peu investie dans ces régions.

Par ailleurs, l'examen des taux de co-publication internationale (MCP %) révèle un contraste marqué entre les pays les plus productifs et les contributeurs plus modestes. Les deux principaux producteurs affichent une internationalisation limitée (16 % pour la Chine, 17,2 % pour les États-Unis) et privilégient les collaborations nationales. À l'inverse, plusieurs pays moins productifs présentent des taux nettement plus élevés (38,5 % pour l'Arabie saoudite, 31,2 % pour la Jordanie). Le Royaume-Uni fait à cet égard figure de cas particulier, à la fois producteur notable et fortement internationalisé (30,4 %), ce qui le distingue des deux profils précédents. Ce constat éclaire le taux global de co-publications internationales relativement modéré du corpus (20,64 %) et confirme la structuration encore largement nationale d'un champ dont l'ouverture internationale demeure inégale selon les pays.

Tableau 6 : Pays les plus productifs et collaboration internationale.

Pays	Articles	%	SCP	MCP	MCP %
Chine	75	12,6	63	12	16,0
États-Unis	58	9,7	48	10	17,2
Royaume-Uni	23	3,9	16	7	30,4
Malaisie	17	2,9	12	5	29,4
Jordanie	16	2,7	11	5	31,2
Australie	14	2,3	11	3	21,4
Inde	13	2,2	12	1	7,7
Arabie saoudite	13	2,2	8	5	38,5
Espagne	13	2,2	12	1	7,7
Indonésie	12	2,0	9	3	25,0

Note. SCP = publications intra-nationales (Single Country Publications) ; MCP = publications en collaboration internationale (Multiple Country Publications) ; MCP % = part des publications internationales. Classement par nombre de documents (pays de l'auteur correspondant).

Source : Auteurs à partir de bibliometrix / Biblioshiny

v. Documents les plus cités

L'analyse des documents les plus fréquemment cités au sein même du corpus (Tableau 7) permet d'identifier les travaux fondateurs du champ. La majorité d'entre eux, publiés entre 2015 et 2017, portent sur l'application du big data et de l'analyse de données, à l'image des travaux de Cao et al. (2015), Yoon et al. (2015), Issa et al. (2016) et aussi Kokina et Davenport (2017). Ces publications constituent le socle conceptuel sur lequel s'est développée la recherche relative à l'intégration de l'intelligence artificielle dans l'audit.

L'article le plus cité du corpus, celui de Fedyk et al. (2022), « Is artificial intelligence improving the audit process? », publié dans Review of Accounting Studies, occupe la première place avec 47 citations. Cette étude, consacrée à l'effet de l'IA sur la qualité et l'efficience de l'audit, illustre le déplacement progressif de l'analytique vers l'intelligence artificielle proprement dite. On note également la présence précoce des questions éthiques, avec l'article de Munoko, Brown-Liburd et Vasarhelyi (2020), consacré aux implications éthiques de l'usage de l'IA en audit et paru dans le Journal of Business Ethics (23 citations). La forte citation interne de ces travaux, concentrés dans un petit nombre de revues de premier plan, confirme qu'ils constituent le socle intellectuel commun de la recherche du champ.

Tableau 7 : Documents les plus cités au sein du corpus (citations locales)

Document (auteurs, année)	Source	Citation locales
Fedyk A., Hodson J., Khimich N., Fedyk T. (2022)	Review of Accounting Studies	47
Kokina J., Davenport T. H. (2017)	Journal of Emerging Technologies in Accounting	32
Cao M., Chychyla R., Stewart T. (2015)	Accounting Horizons	29
Salijeni G., Samsonova-Taddei A., Turley S. (2019)	Accounting and Business Research	27
Yoon K., Hoogduin L., Zhang L. (2015)	Accounting Horizons	27
Issa H., Sun T., Vasarhelyi M. A. (2016)	Journal of Emerging Technologies in Accounting	25
Brown-Liburd H., Issa H., Lombardi D. (2015)	Accounting Horizons	23
Munoko I., Brown-Liburd H. L., Vasarhelyi M. (2020)	Journal of Business Ethics	23
Krieger F., Drews P., Velte P. (2021)	Int. J. of Accounting Information Systems	21

Source : Auteurs à partir de bibliometrix / Biblioshiny

c. Cartographie scientifique

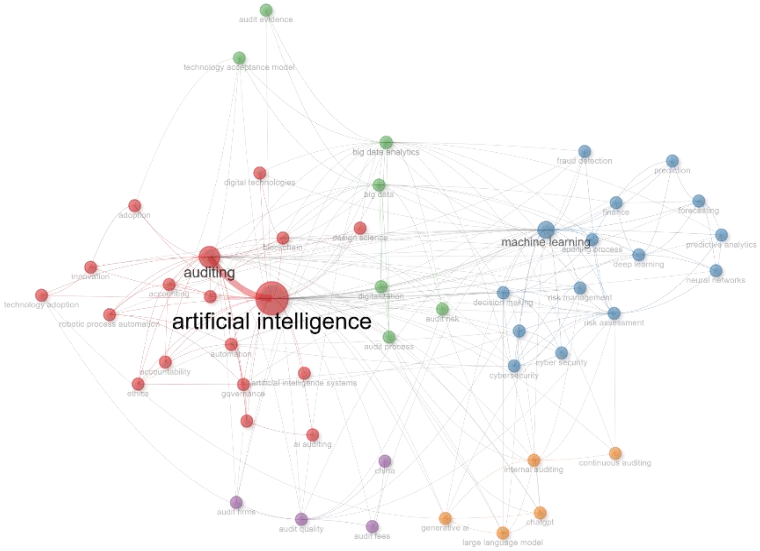
i. Structure conceptuelle

L'analyse de co-occurrence des mots-clés d'auteur, réalisée après harmonisation terminologique au moyen d'un thésaurus de synonymes (annexe 1), met en évidence la structure conceptuelle du champ (Figure 3). Le réseau se noue autour de trois nœuds majeurs (artificial intelligence, auditing, machine learning), dont la forte centralité traduit le rôle structurant au sein du champ. L'audit demeure au cœur du réseau, mais il s'y exprime à travers de nombreux termes spécifiques (audit interne, audit continu, qualité de l'audit…), là où la technologie se concentre en quelques nœuds dominants qui alimentent l'ensemble du champ. L'analyse fait apparaître cinq pôles thématiques :

- **Un noyau conceptuel et organisationnel (en rouge)** qui relie l'intelligence artificielle à l'audit et à ses enjeux de gouvernance, d'éthique et d'adoption (governance, ethics, accountability, robotic process automation, blockchain, ai auditing) ;
- **Un pôle technique et prédictif (en bleu)** rassemblant les méthodes d'apprentissage et leurs applications au risque et à la détection (machine learning, deep learning, neural networks, fraud detection, risk assessment, predictive analytics, cybersecurity) ;
- **Un pôle centré sur les données massives et l'adoption technologique (en vert)** regroupant (big data, big data analytics, digitalization, technology acceptance model) ;
- **Un pôle émergent dédié à l'IA générative (en orange)** qui reflète la vague technologique la plus récente (generative ai, large language model, ChatGPT, internal auditing, continuous auditing) ;
- **Un pôle relatif à la qualité et au marché de l'audit (en violet)** rassemblant (audit quality, audit firms, audit fees).

Cette configuration en cinq pôles illustre la nature interdisciplinaire du domaine et la diversité des perspectives mobilisées, depuis les fondements techniques jusqu'aux implications organisationnelles, éthiques et professionnelles.

Figure 3 : Réseau de co-occurrence des mots-clés d'auteur



Source : Elaboration des auteurs à partir de bibliometrix / Biblioshiny.

ii. Carte thématique

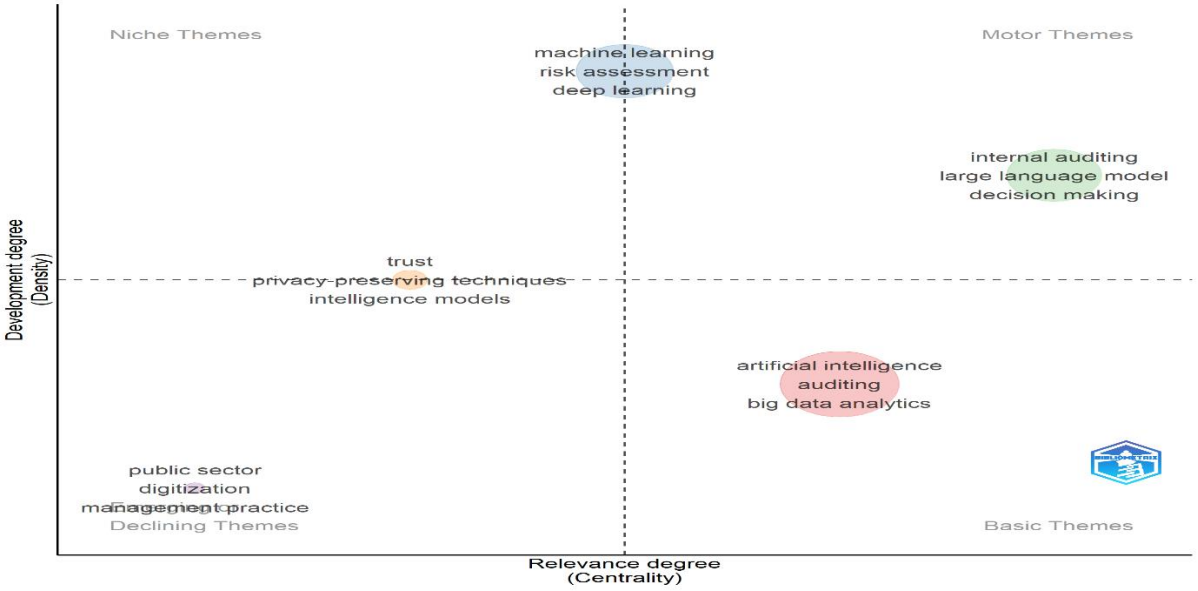
La carte thématique (Figure 4), construite à partir des mots-clés d'auteur harmonisés, positionne les grands thèmes du champ selon leur centralité (pertinence, en abscisse) et leur densité (degré de développement, en ordonnée), déterminant ainsi quatre catégories de thèmes.

- **Thèmes moteurs (Quadrant supérieur droit)** : Le groupe réunissant (internal auditing, large language model, decision making) constitue le cœur mature du domaine. La présence des large language models dans ce quadrant est particulièrement notable, car elle indique que ces technologies ont déjà dépassé le stade de la nouveauté pour devenir un objet de recherche structurant, signe du caractère très récent du corpus.
- **Thèmes spécialisés (Quadrant supérieur gauche)** : Le pôle associant (machine learning, risk assessment, deep learning) présente une densité élevée mais une centralité intermédiaire, le rapprochant des thèmes de niche. Il traduit un ensemble méthodologique bien développé mais relativement autonome par rapport au cœur de la recherche en audit.
- **Thèmes émergents ou en déclin (Quadrant inférieur gauche)** : un regroupement réunissant (public sector, digitization, management practice) avec une faible centralité et faible densité.
- **Thèmes fondamentaux (Quadrant inférieur droit)** : C'est l'ensemble le plus volumineux, articulé autour de l'intelligence artificiel, de l'audit et du big data analytic, caractérisé par une forte centralité mais une densité plus modérée et correspond au vocabulaire fondamental et transversal du champ, mobilisé par l'ensemble des travaux sans constituer une spécialité fortement développée.
- Un groupement relatif aux enjeux de confiance et de protection de la vie privée (trust, privacy-preserving techniques) occupe une position transitionnelle, développé mais périphérique.

Deux réserves méritent d'être soulignées dans l'interprétation de cette carte. D'une part, plusieurs groupes se situent à proximité immédiate des axes de séparation, de sorte que leur affectation à un quadrant demeure sensible aux paramètres de l'analyse (nombre de mots-clés retenus, seuil de fréquence, algorithme de regroupement). D'autre part, le quadrant inférieur gauche ne permet pas, à lui seul, de distinguer les thèmes véritablement émergents des thèmes

en déclin. Cette distinction ne peut être établie qu'au moyen d'une analyse d'évolution thématique fondée sur un découpage temporel du corpus, présentée dans la sous-section suivante.

Figure 4 : Carte thématique du champ



Source : Elaboration des auteurs à partir de bibliometrix / Biblioshiny.

iii. Evolution thématique

Si l'analyse de co-occurrence révèle la structure conceptuelle du champ, l'étude de l'évolution thématique (Figure 5) permet d'en retracer la transformation au fil du temps. Afin de tenir compte du déséquilibre de volume entre les premières et les dernières années et d'isoler la phase la plus récente, le corpus a été découpé en trois périodes : 2016-2020, 2021-2023 et 2024-2026. Le premier point de coupure (2020) marque le tournant de la pandémie de COVID-19, tandis que le second (2023) distingue la phase de consolidation de l'essor le plus récent.

La première période (2016-2020) correspond à la phase d'émergence du champ et ne rassemble qu'un nombre restreint de 53 documents, ce qui invite à une certaine prudence dans l'interprétation de sa structure thématique. La recherche s'y organise autour de thèmes encore exploratoires, tels que la qualité de l'audit (audit quality), l'apprentissage automatique (machine learning), la prise de décision (decision making) et la finance, aux côtés d'un noyau fondateur lié à l'intelligence artificielle et de thèmes transitionnels peu persistants (cloud computing, continuous auditing).

La deuxième période (2021-2023) traduit une phase de consolidation et de diversification : l'intelligence artificielle s'impose comme thème central et l'apprentissage automatique se renforce et de nouvelles thématiques émergent, liées à l'automatisation (robotic process automation), à l'analytique (audit data analytics) et aux enjeux organisationnels (governance, audit fees).

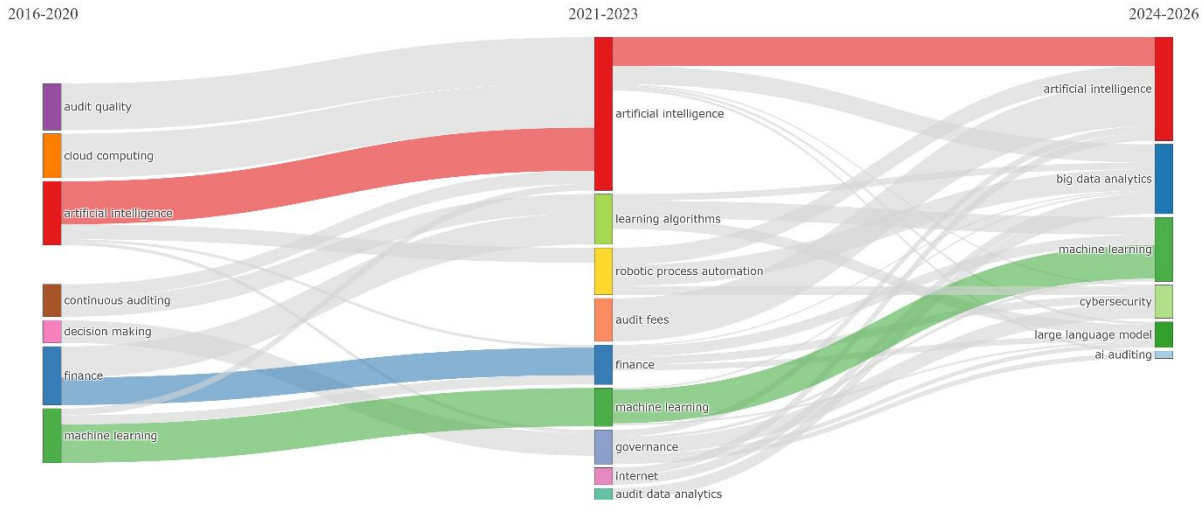
La troisième période (2024-2026) se caractérise par la maturation du champ et l'apparition de son front le plus récent : aux côtés d'une intelligence artificielle devenue dominante et d'un apprentissage automatique et d'un big data analytics consolidés, émergent deux thèmes nouveaux, les grands modèles de langage (large language model), qui matérialisent l'avènement de l'intelligence artificielle générative, et la cybersécurité (cybersecurity).

L'examen des flux entre les trois périodes met en évidence trois dynamiques :

- Une continuité forte de l'apprentissage automatique (machine learning), qui se maintient d'une période à l'autre et constitue le socle méthodologique stable du champ ;
- La centralité croissante de l'intelligence artificielle, thème pivot vers lequel convergent la plupart des autres pôles et qui s'affirme comme nœud dominant en fin de période ;
- L'émergence tardive et simultanée de deux fronts distincts, l'intelligence artificielle générative (large language model) d'une part et la cybersécurité d'autre part, tous deux apparaissant uniquement au cours de la dernière période (2024-2026). Cette double émergence est particulièrement significative : elle confirme le caractère récent de l'IA générative et montre que la prise en compte des risques, longtemps marginale, ne s'amorce que très récemment, ce qui corrobore l'asymétrie, discutée plus loin, entre capacités techniques et maîtrise des risques.

Ce découpage en trois phases présente en outre l'avantage de répondre au déséquilibre de volume entre sous-périodes : en isolant la fenêtre 2024-2026, il localise précisément l'apparition de l'IA générative et de la cybersécurité, que le seul partage avant/après 2020 ne permettait pas de dater. Plus largement, l'évolution observée témoigne du passage d'un champ initialement structuré autour de l'analytique et de l'apprentissage automatique vers un domaine en voie de diversification, marqué par la montée en puissance de l'intelligence artificielle générative et par l'émergence, encore fragile, des enjeux de sécurité propres à un audit assisté par l'IA.

Figure 5 : Évolution thématique du champ



Source : Elaboration des auteurs à partir de bibliometrix / Biblioshiny.

iv. Co-citation

L'analyse de co-citation des références (Figure 6), réalisée après harmonisation des variantes de format des références citées, met en évidence la structure intellectuelle et les fondements théoriques sur lesquels s'appuie la recherche. Trois principaux courants se dégagent :

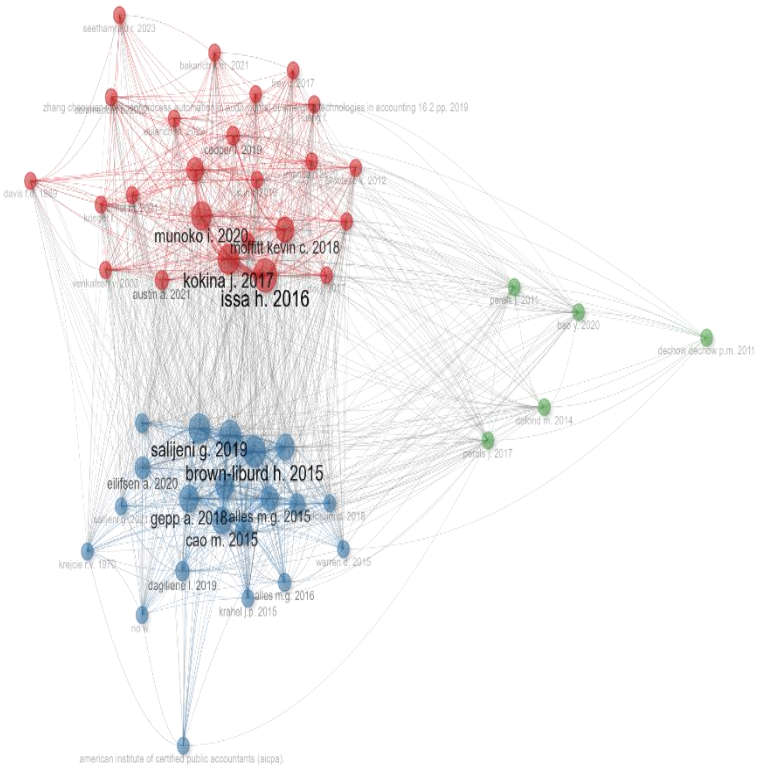
- **Le premier (en rouge), le plus central**, rassemble les travaux consacrés à l'impact de l'intelligence artificielle sur la profession et le métier d'auditeur. Il s'organise autour de Issa et al. (2016), Kokina et Davenport (2017), Munoko et al. (2020),

Fedyk et al. (2022) et Moffitt et al. (2018), ainsi que les cadres fondateurs de l'acceptation technologique, le modèle TAM (Davis, 1989) et l'UTAUT (Venkatesh et al., 2003). Ces références traduisent l'intérêt porté aux facteurs qui favorisent ou freinent l'adoption de l'IA dans la pratique d'audit.

- **Le deuxième (en bleu), de nature fondatrice**, réunit les travaux pionniers sur le big data et l'analytique appliqués à l'audit, très majoritairement publiés en 2015 (Cao et al., 2015 ; Brown-Liburd et al., 2015 ; Vasarhelyi et al., 2015 ; Alles et al., 2015 ; Earley, 2015 ; Yoon et al., 2015), prolongés par Appelbaum et al. (2017), Gepp et al. (2018) et Salijeni et al. (2019). La concentration de ces références autour de 2015 confirme le rôle matriciel de cette période dans la constitution du champ.
- **Le troisième (en vert), plus périphérique**, regroupe des travaux relevant de la détection de fraude et de la qualité comptable, à forte dimension quantitative (Dechow et al., 2011 ; Perols, 2011 ; DeFond & Zhang, 2014 ; Bao et al., 2020), qui rattachent la recherche sur l'IA en audit à la tradition économétrique de l'analyse des états financiers.

Ces trois courants dessinent une structure intellectuelle articulant un socle analytique fondateur, un front de recherche centré sur les transformations professionnelles induites par l'intelligence artificielle, et un ancrage dans la recherche quantitative sur la fraude et la qualité comptable.

Figure 6 : Réseau de co-citation des références



Source : Elaboration des auteurs à partir de bibliometrix / Biblioshiny.

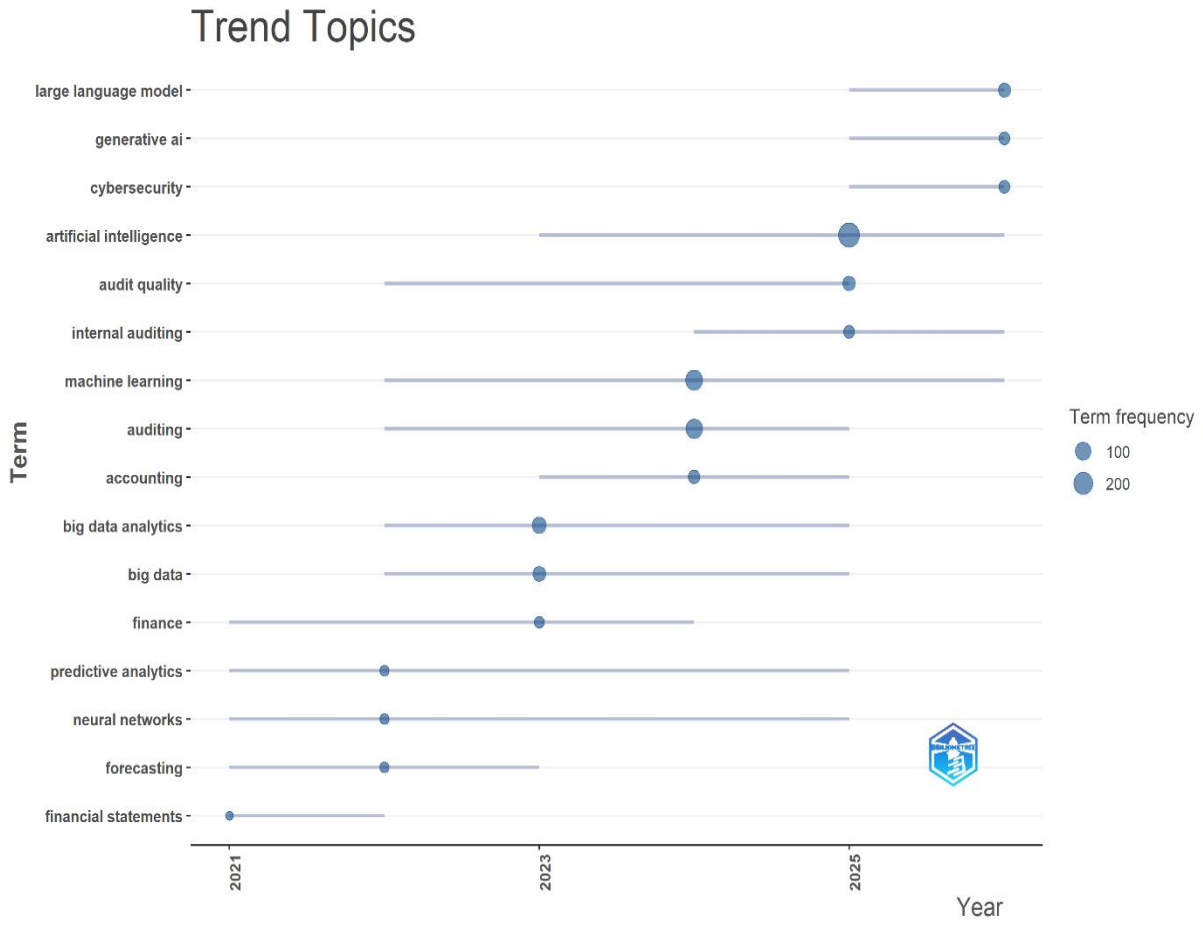
v. Thèmes émergents et tendances

L'analyse des termes tendanciels (Figure 7) confirme la dynamique temporelle du champ et le glissement progressif de ses centres d'intérêt. Les premiers termes structurants, encore peu

fréquents, relèvent d'une approche prédictive et quantitative (financial statements, forecasting, neural networks, predictive analytics), avec une année médiane comprise entre 2021 et 2022. Le socle analytique se consolide ensuite autour de 2023 (big data, big data analytics), avant que le cœur du champ ne s'affirme en 2024 avec les termes les plus fréquents du corpus (machine learning, 137 occurrences ; auditing, 135). L'intelligence artificielle, terme le plus mobilisé de l'ensemble (277 occurrences), atteint sa médiane en 2025, tandis que le front de recherche le plus récent, daté de 2026, se compose de l'IA générative, des large language models et de la cybersécurité. Cette chronologie recoupe les résultats de l'analyse de co-occurrence et de l'évolution thématique. Elle illustre le passage d'une recherche initialement centrée sur l'analytique et la prédiction vers un domaine dominé par l'intelligence artificielle, dont l'IA générative constitue la vague la plus émergente.

Il convient de noter que les termes tendanciels n'apparaissent qu'à partir de 2021 : aucun mot-clé de la première période (2016-2020) n'atteint le seuil de fréquence retenu (cinq occurrences), ce qui confirme, en creux, le caractère naissant du champ.

Figure 7 : Termes tendanciels du champ



Source : Elaboration des auteurs à partir de bibliometrix / Biblioshiny.

4. Discussion

Le présent travail a cartographié la recherche portant sur l'intégration de l'intelligence artificielle dans l'audit. La lecture des analyses fait apparaître un champ récent mais en expansion rapide. Ce champ s'est structuré autour d'un socle technologique commun, l'analyse de données et l'apprentissage automatique, avant de se diversifier vers l'intelligence artificielle générative, son front le plus émergent. Cette maturation demeure toutefois déséquilibrée. La littérature a produit de nombreux travaux sur les capacités techniques de

l'IA et son impact sur le jugement de l'auditeur. Toutefois, ces contributions ont accordé peu d'attention aux conditions d'une intégration maîtrisée. A cet égard, deux zones sous-développées y apparaissent : la sécurité et la confidentialité des données qui sont largement absentes, ainsi que la formation des auditeurs à l'usage de l'IA, présente mais fragmentée. Ce décalage entre l'essor des capacités et la prise en compte des conditions de leur usage responsable structure la discussion qui suit.

a. Les capacités techniques : un socle mature et diversifié

L'analyse des travaux a mis en évidence la contribution des technologies d'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique, les données massives et l'analytique, ainsi que l'automatisation robotisée des processus à l'audit. L'apprentissage automatique constitue le socle des systèmes d'IA : il permet l'analyse automatisée des données historiques afin d'identifier des motifs récurrents et d'évaluer les risques financiers. De même, l'analyse des données massives permet aux auditeurs d'extraire des informations cruciales à partir de volumes considérables. L'automatisation robotisée des processus, enfin, améliore l'efficacité de l'audit en prenant en charge les tâches répétitives, telles que la vérification des transactions et la consolidation des rapports. Au-delà de ces trois technologies dominantes, le corpus mobilise d'autres techniques moins fréquentes (IA générative, traitement du langage naturel, process mining, chaîne de blocs). Le Tableau 8 récapitule l'ensemble de ces familles, leur fréquence et leur fonction en audit.

Tableau 8 : Les techniques d'IA et leur fonction en audit

Famille technique	Techniques associées	Fonction en audit	Référence
Apprentissage automatique	machine learning, deep learning, neural networks	Détection d'anomalies, classification, prédiction du risque	Fedyk et al. (2022)
Données massives et analytique	big data, data analytics	Test sur populations complètes, exploitation de gros volumes de preuves	Cao et al. (2015) ; Yoon et al. (2015)
Automatisation robotisée des processus (RPA)	—	Automatisation des tâches répétitives de collecte et de rapprochement	Kokina & Davenport (2017)
IA générative	LLM, generative AI, ChatGPT	Rédaction, synthèse documentaire, assistance à l'analyse	Eulerich & Wood (2025)
Analytique prédictive	predictive analytics	Anticipation des risques et des défaillances	Appelbaum et al. (2017)
Traitement du langage naturel et fouille de textes	NLP, text mining	Analyse de documents non structurés (contrats, rapports)	Fisher et al. (2016)
Process mining	—	Reconstitution et contrôle des processus à partir des journaux d'événements	Jans et al. (2014)

Source : Élaboration des auteurs à partir de R studio

Cette configuration indique que la recherche a d'abord répondu à la question de ce que l'IA peut faire en audit, en la mobilisant surtout sur des tâches analytiques et à forte intensité de

données : tests sur populations complètes plutôt que sur des échantillons, repérage d'anomalies, estimation du risque. S'inscrivant dans la continuité de l'analytique de données, le champ amorce aujourd'hui un tournant avec l'essor de l'intelligence artificielle générative. Cette attention portée aux capacités techniques a toutefois laissé au second plan les conditions de leur mise en œuvre, la maîtrise des risques et la préparation des professionnels, qu'examinent les sections suivantes.

b. Une attention croissante au jugement de l'auditeur

Au-delà des capacités techniques, la recherche interroge de plus en plus la place de l'humain dans un audit assisté par l'IA. Le noyau conceptuel du réseau de co-occurrence associe en effet l'intelligence artificielle et l'audit à un ensemble de préoccupations organisationnelles et déontologiques, éthique, responsabilité, gouvernance et adoption technologique. Cette préoccupation éthique est au cœur de l'article de Munoko, Brown-Liburd et Vasarhelyi (2020). Elle se manifeste également par la présence, parmi les références les plus co-citées, des modèles théoriques d'acceptation des technologies. Leur mobilisation indique que le champ ne se limite pas à ce que l'IA permet de faire, mais s'intéresse aussi aux conditions dans lesquelles les auditeurs s'approprient ces outils.

L'analyse de l'évolution thématique confirme ce déplacement. Le thème du jugement professionnel (professional judgment), présent dès la première période, se voit progressivement rattaché à l'intelligence artificielle au cours de la seconde, ce qui traduit une reconfiguration des questionnements traditionnels de l'audit à la lumière des nouvelles technologies. Cette évolution est cohérente avec l'émergence d'un questionnement sur l'articulation entre l'automatisation et le discernement de l'auditeur, c'est-à-dire sur la manière dont l'IA assiste la décision sans s'y substituer.

Ce faisant, la recherche pose une question centrale pour la profession : celle de la préservation du jugement de l'auditeur face à des systèmes de plus en plus autonomes. Le signal d'alerte est d'ailleurs déjà présent dans le corpus, sous la forme de préoccupations organisationnelles et déontologiques (éthiques, responsabilité, gouvernance et adoption technologique). Mais si cette question est posée, elle demeure abordée sous un angle conceptuel et éthique, sans que les conditions concrètes de cette articulation, notamment la formation des auditeurs, soient pleinement traitées, comme le montre la section suivante.

c. Les angles morts : maîtrise des risques et formation

Le troisième enseignement, et le plus significatif, concerne ce que la recherche ne traite pas encore. Alors que le déploiement de l'IA en audit repose sur l'exploitation de données confidentielles et sur la transformation du travail des professionnels, deux dimensions demeurent en retrait : la maîtrise des risques liés aux données et la formation des auditeurs.

Des risques de sécurité et de confidentialité largement absents. La cybersécurité figure dans le corpus, mais à la marge : le nœud cybersecurity y présente un poids très inférieur à celui des thèmes centraux et il n'émerge que très récemment dans les tendances thématiques, avec une année médiane de 2026. La conformité réglementaire (regulatory compliance) affleure de la même manière, sans occuper de position structurante. Le constat est plus tranché encore pour la confidentialité : sur les 1 622 mots-clés d'auteur du corpus, aucun ne renvoie aux termes de confidentialité, de data protection ou à la réglementation de la protection des données. Les rares mots-clés liés à la vie privée (differential privacy, privacy attacks, privacy auditing) relèvent du vocabulaire technique de l'informatique. La protection des données sensibles traitées lors d'un audit assisté par l'IA ne constitue donc pas, à ce jour, un objet de recherche identifié.

Une formation des auditeurs présente mais fragmentée. La dimension humaine de l'intégration de l'IA n'est pas absente, mais elle demeure éclatée. Elle se disperse en une vingtaine de mots-clés isolés et peu fréquents (auditor competency, auditor skills, artificial intelligence literacy,

accounting curriculum, training), dont aucun n'atteint le seuil de structuration du réseau de co-occurrence : le thème est ainsi invisible sur la carte conceptuelle du champ, alors même que ses composantes existent. Cette atomisation traduit un questionnement encore émergent : la préparation des professionnels appelés à travailler avec l'IA est posée par la recherche, sans être constituée en objet d'étude cohérent. La présence du terme déqualification (deskilling) signale d'ailleurs que le risque d'un affaiblissement des compétences est perçu, mais non systématiquement investigué.

Ces deux constats révèlent un décalage : la recherche a largement documenté ce que l'IA permet de faire en audit, et commence à interroger son incidence sur le jugement professionnel, mais elle n'a pas encore constitué en objets d'étude la sécurité et la confidentialité des données, ni la formation des auditeurs, pourtant au cœur d'une intégration responsable de ces technologies. Ce constat ouvre un agenda de recherche, que la section suivante précise.

d. Contributions de l'étude

Sur le plan théorique, alors que le champ a déjà donné lieu à de premières synthèses bibliométriques (Epelbaum & Jackson Farrell, 2026), la présente étude s'en distingue par l'ampleur de son corpus (596 documents issus conjointement de Scopus et Web of Science), par une sélection transparente fondée sur un screening par apprentissage actif, et par une couverture allant jusqu'en 2026 qui saisit l'essor de l'IA générative. Surtout, elle révèle une asymétrie structurelle du champ : la recherche a privilégié les capacités techniques de l'IA au détriment des conditions de son intégration responsable, à savoir la maîtrise des risques liés aux données et la préparation des professionnels.

Sur le plan pratique, ces résultats offrent des repères aux acteurs de la profession. Ils indiquent aux cabinets et aux auditeurs quelles applications de l'IA reposent sur une base de recherche solide (détection de fraude, évaluation des risques, audit continu) et lesquelles demeurent peu documentées, en particulier la sécurité et la confidentialité des données. Ils alertent les régulateurs sur le fait que la protection des données et la formation n'ont pas encore fait l'objet d'une attention scientifique à la hauteur du déploiement technologique. Ils invitent enfin les institutions de formation à structurer une offre encore dispersée autour des compétences requises par l'audit assisté par l'IA.

e. Agenda de recherche

Les zones laissées en retrait par la littérature révèlent un programme de recherche. Trois pistes prioritaires se dégagent. La première concerne la sécurité et la confidentialité des données dans un audit assisté par l'IA : les conditions de protection des données sensibles, la conformité aux cadres réglementaires et la gestion des risques cyber constituent un champ presque vierge, alors même qu'ils conditionnent l'acceptabilité de ces technologies. La deuxième porte sur l'articulation entre l'IA et le jugement de l'auditeur : il s'agit de comprendre comment préserver le discernement professionnel face à des systèmes de plus en plus autonomes, et de prévenir le risque de déqualification. La troisième vise la formation des auditeurs, thème aujourd'hui fragmenté qu'il conviendrait de constituer en objet de recherche cohérent, articulant compétences techniques, esprit critique et littératie en IA.

À ces directions s'ajoute un enjeu de contextualisation. La production scientifique reste concentrée dans quelques pôles académiques, et certaines régions en demeurent absentes. Le cas du Maroc est à cet égard révélateur : au sein du corpus étudié, aucun pays africain ne figure parmi les principaux contributeurs, ce qui traduit une thématique encore peu investie sur le continent. Ce constat justifie l'intérêt de recherches ancrées dans le contexte national et africain, où l'intégration de l'IA dans l'audit soulève des questions spécifiques que la littérature internationale, à elle seule, d'éclairer.

f. Limites de l'étude

Cette recherche comporte plusieurs limites. Premièrement, elle repose sur deux bases de données, Scopus et Web of Science : plusieurs travaux sur l'intégration de l'intelligence artificielle dans l'audit sont publiés dans des revues non indexées et ont été écartés de cette analyse. Cette restriction explique en partie la faible présence des travaux marocains dans le corpus. Deuxièmement, la sélection des documents a été conduite par un évaluateur unique, au moyen d'un screening par apprentissage actif (ASReview LAB) interrompu au plateau de rappel : bien que cette procédure soit scientifiquement validée et transparente, le recours à un seul évaluateur, conjugué à l'arrêt de l'examen avant le traitement de l'intégralité des notices, a pu conduire à ne pas retenir un petit nombre de documents pertinents ; un double codage indépendant aurait renforcé la fiabilité du processus de sélection. Les résultats doivent donc être lus comme une cartographie très largement représentative du champ, sans prétention à l'exhaustivité absolue. Troisièmement, la couverture de l'année 2026 est partielle, l'extraction datant du 19 août 2026, ce qui invite à interpréter avec précaution les analyses relatives à la dynamique temporelle (production annuelle, tendances récentes). Quatrièmement, l'analyse repose sur des mots-clés et des références harmonisées à travers un thésaurus ; cette normalisation demeure imparfaite, certaines variantes de formulation ont pu subsister et les patronymes très fréquents peuvent recouvrir des auteurs homonymes distincts, ce qui appelle une interprétation nuancée. Cinquièmement, la première période (2016-2020) ne rassemble qu'un faible volume de documents, ce qui limite la robustesse des analyses thématiques relatives à cette phase. Enfin, l'approche bibliométrique décrit l'état et la dynamique d'un champ de recherche ; elle en identifie les lacunes, mais ne permet pas, à elle seule, de prescrire les modalités concrètes d'une intégration maîtrisée de l'IA dans l'audit, ce qui appelle des travaux complémentaires, qualitatifs et de terrain.

5. Conclusion

Cette étude a examiné la recherche sur l'intégration de l'intelligence artificielle dans l'audit au moyen d'une analyse bibliométrique, une technique rigoureuse pour cartographier, quantifier et évaluer la production scientifique et les réseaux de collaboration d'un champ. Les résultats révèlent une croissance rapide de la production, portée par un intérêt croissant pour les opportunités qu'offrent les techniques d'IA en audit. En revanche, les risques associés à ces technologies, cybersécurité, la confidentialité des données et la formation des auditeurs demeurent encore peu explorés.

La cartographie met en évidence une progression des techniques de l'intelligence artificielle mobilisées dans l'audit. Le champ s'est d'abord structuré autour de l'apprentissage automatique, avant de se diversifier vers l'intelligence artificielle générative. Ces techniques ont contribué à l'efficacité de l'audit en prenant en charge les tâches répétitives, l'analyse automatisée des données et l'évaluation des risques. Le corpus laisse toutefois apparaître un signal d'alerte relatif à la déqualification des professionnels. Cette question reste abordée sous un angle conceptuel et éthique, sans que ses conditions concrètes, notamment la formation des auditeurs, soient pleinement traitées.

Sur le plan géographique, l'analyse des collaborations fait apparaître la domination de quelques grandes puissances scientifiques, la Chine, les États-Unis et le Royaume-Uni, ainsi qu'une ouverture internationale encore modérée et inégale, marquée par la contribution notable des pays asiatiques. Le champ demeure en revanche peu investi dans les pays africains, et particulièrement le Maroc, ce qui ouvre une voie de recherche à explorer.

En conclusion, la littérature scientifique sur l'intégration de l'intelligence artificielle dans l'audit constitue un champ jeune, interdisciplinaire et en pleine expansion, dont la dynamique reste toutefois déséquilibrée : les capacités techniques progressent plus vite que la prise en compte de leurs risques et de la formation des professionnels.

6. Références

- Alles, M. G. (2015). Drivers of the use and facilitators and obstacles of the evolution of big data by the audit profession. Accounting Horizons, 29(2), 439–449. https://doi.org/10.2308/acch-51067
- Appelbaum, D., Kogan, A., & Vasarhelyi, M. A. (2017). Big data and analytics in the modern audit engagement: Research needs. Auditing: A Journal of Practice & Theory, 36(4), 1–27. https://doi.org/10.2308/ajpt-51684
- Aria, M., & Cuccurullo, C. (2017). bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis. Journal of Informetrics, 11(4), 959–975. https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.08.007
- Bao, Y., Ke, B., Li, B., Yu, Y. J., & Zhang, J. (2020). Detecting accounting fraud in publicly traded U.S. firms using a machine learning approach. Journal of Accounting Research, 58(1), 199–235. https://doi.org/10.1111/1475-679X.12292
- Brown-Liburd, H., Issa, H., & Lombardi, D. (2015). Behavioral implications of Big Data's impact on audit judgment and decision making and future research directions. Accounting Horizons, 29(2), 451–468. https://doi.org/10.2308/acch-51023
- Cao, M., Chychyla, R., & Stewart, T. (2015). Big Data analytics in financial statement audits. Accounting Horizons, 29(2), 423–429. https://doi.org/10.2308/acch-51068
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. MIS Quarterly, 13(3), 319–340. https://doi.org/10.2307/249008
- Dechow, P. M., Ge, W., Larson, C. R., & Sloan, R. G. (2011). Predicting material accounting misstatements. Contemporary Accounting Research, 28(1), 17–82. https://doi.org/10.1111/j.1911-3846.2010.01041.x
- DeFond, M., & Zhang, J. (2014). A review of archival auditing research. Journal of Accounting and Economics, 58(2–3), 275–326. https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2014.09.002
- 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. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.04.070
- Earley, C. E. (2015). Data analytics in auditing: Opportunities and challenges. Business Horizons, 58(5), 493–500. https://doi.org/10.1016/j.bushor.2015.05.002
- Epelbaum, N., & Jackson Farrell, P. (2026). Artificial intelligence and auditing: A bibliometric study. Accounting Perspectives. Publication en ligne anticipée. https://doi.org/10.1111/1911-3838.70008
- Eulerich, M., & Wood, D. A. (2025). A demonstration of how ChatGPT and generative AI can be used in the internal auditing process. Journal of Emerging Technologies in Accounting, 22(2), 47–56. https://doi.org/10.2308/jeta-2023-041
- Fedyk, A., Hodson, J., Khimich, N., & Fedyk, T. (2022). Is artificial intelligence improving the audit process? Review of Accounting Studies, 27(3), 938–985. https://doi.org/10.1007/s11142-022-09697-x
- Fisher, I. E., Garnsey, M. R., & Hughes, M. E. (2016). Natural language processing in accounting, auditing and finance: A synthesis of the literature with a roadmap for future research. Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 23(3), 157–214. https://doi.org/10.1002/isaf.1386
- Gepp, A., Linnenluecke, M. K., O'Neill, T. J., & Smith, T. (2018). Big data techniques in auditing research and practice: Current trends and future opportunities. Journal of Accounting Literature, 40, 102–115. https://doi.org/10.1016/j.acclit.2017.05.003

- Issa, H., Sun, T., & Vasarhelyi, M. A. (2016). Research ideas for artificial intelligence in auditing: The formalization of audit and workforce supplementation. Journal of Emerging Technologies in Accounting, 13(2), 1–20. https://doi.org/10.2308/jeta-10511
- Jans, M., Alles, M. G., & Vasarhelyi, M. A. (2014). A field study on the use of process mining of event logs as an analytical procedure in auditing. The Accounting Review, 89(5), 1751–1773. https://doi.org/10.2308/accr-50807
- Kokina, J., & Davenport, T. H. (2017). The emergence of artificial intelligence: How automation is changing auditing. Journal of Emerging Technologies in Accounting, 14(1), 115–122. https://doi.org/10.2308/jeta-51730
- Kokina, J., Mancha, R., & Pachamanova, D. (2017). Blockchain: Emergent industry adoption and implications for accounting. Journal of Emerging Technologies in Accounting, 14(2), 91–100. https://doi.org/10.2308/jeta-51911
- Krieger, F., Drews, P., & Velte, P. (2021). Explaining the (non-)adoption of advanced data analytics in auditing: A process theory. International Journal of Accounting Information Systems, 41, 100511. https://doi.org/10.1016/j.accinf.2021.100511
- Moffitt, K. C., Rozario, A. M., & Vasarhelyi, M. A. (2018). Robotic process automation for auditing. Journal of Emerging Technologies in Accounting, 15(1), 1–10. https://doi.org/10.2308/jeta-10589
- Munoko, I., Brown-Liburd, H. L., & Vasarhelyi, M. (2020). The ethical implications of using artificial intelligence in auditing. Journal of Business Ethics, 167(2), 209–234. https://doi.org/10.1007/s10551-019-04407-1
- Perols, J. (2011). Financial statement fraud detection: An analysis of statistical and machine learning algorithms. Auditing: A Journal of Practice & Theory, 30(2), 19–50. https://doi.org/10.2308/ajpt-50009
- Rostaing, H. (1996). La bibliométrie et ses techniques. Sciences de la Société ; Centre de Recherche Rétrospective de Marseille.
- Salijeni, G., Samsonova-Taddei, A., & Turley, S. (2019). Big Data and changes in audit technology: Contemplating a research agenda. Accounting and Business Research, 49(1), 95–119. https://doi.org/10.1080/00014788.2018.1459458
- Van de Schoot, R., de Bruin, J., Schram, R., Zahedi, P., de Boer, J., Weijdema, F., … Oberski, D. L. (2021). An open source machine learning framework for efficient and transparent systematic reviews. Nature Machine Intelligence, 3(2), 125–133. https://doi.org/10.1038/s42256-020-00287-7
- Vasarhelyi, M. A., Kogan, A., & Tuttle, B. M. (2015). Big Data in accounting: An overview. Accounting Horizons, 29(2), 381–396. https://doi.org/10.2308/acch-51071
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. MIS Quarterly, 27(3), 425–478. https://doi.org/10.2307/30036540
- Yoon, K., Hoogduin, L., & Zhang, L. (2015). Big Data as complementary audit evidence. Accounting Horizons, 29(2), 431–438. https://doi.org/10.2308/acch-51076
- Zupic, I., & Čater, T. (2015). Bibliometric methods in management and organization. Organizational Research Methods, 18(3), 429–472

7. Annexes

Annexe 1 : Thésaurus d'harmonisation des mots-clés d'auteur

Terme harmonisé (retenu)	Variantes regroupées
artificial intelligence	ai ; artificial intelligence (ai) ; artificial-intelligence
machine learning	machine-learning ; learning systems
large language model	large language models ; language model
generative ai	generative artificial intelligence
big data analytics	data analytics
robotic process automation	Rpa
internal auditing	internal audit
Auditing	Audit
cybersecurity	cyber security ; cyber-security ; network security ; information security

Annexe 2 : Harmonisation des références citées (champ CR)

Les références citées (champ CR) présentaient de multiples variantes de format, les notices issues de Scopus (format long) et de Web of Science (format court) coexistant au sein du corpus. Cette fragmentation dispersait le comptage des citations et faussait l'analyse de co-citation. Le champ CR comportait 34 503 occurrences de références, correspondant à 29 765 formes distinctes du fait de cette multiplicité de formats. Une procédure de normalisation a donc été appliquée sous R : chaque référence citée s'est vu attribuer une clé canonique (premier auteur + année + première page), et toutes les variantes partageant une même clé ont été ramenées à une forme unique. Cette consolidation a ramené le nombre de formes distinctes à 23 819. Ce décompte, établi sur le champ CR brut, diffère légèrement de celui rapporté par biblioshiny dans le Tableau 2 (29 757 références distinctes), l'écart provenant de la manière légèrement différente dont biblioshiny découpe et dénombre les références citées.

Corrections manuelles d'année :

Référence	Correction appliquée
Fedyk et al.	2024 → 2022
Munoko et al.	2021 → 2020
Salijeni et al.	2018 → 2019

Exemples de regroupements de variantes :

Forme d'origine (variante)	Forme normalisée
fedyk a, 2022, rev account stud	fedyk a. 2022
yoon k, 2015, account horiz	yoon k. 2015
alles mg, 2015, account horiz	alles m.g. 2015
earley ce, 2015, bus horizons	earley c.e. 2015
brown-liburd h, 2015, account horiz	brown-liburd h. 2015
appelbaum d, 2017, auditing-j pract th	appelbaum d. 2017
dagiliene l, 2019, manag audit j	dagiliene l. 2019
salijeni g, 2019, account bus res	salijeni g. 2019