

L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE AU SERVICE DE L'AUDIT INTERNE : OPPORTUNITÉS, DÉFIS ET PERSPECTIVES

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN INTERNAL AUDITING: OPPORTUNITIES, CHALLENGES, AND STRATEGIC PERSPECTIVES

BAIRIS Ahmed

Doctorant chercheur | Laboratoire de Recherche en Gouvernance des Organisations et des Territoires
(LARGOT) - École nationale de commerce et de gestion
Université Abdelmalek essaâdi- Tanger - MAROC

LAKHOUIL Abdellah

Enseignant-Chercheur | Laboratoire de Recherche en Gouvernance des Organisations et des Territoires
(LARGOT) - École nationale de commerce et de gestion
Université Abdelmalek essaâdi- Tanger - MAROC

Résumé : L'intégration de l'intelligence artificielle (IA) transforme en profondeur les pratiques de gouvernance et de gestion des risques, redéfinissant ainsi le rôle de l'audit interne. Dans un contexte où l'IA devient une nécessité stratégique, cette étude examine la perception des auditeurs internes face à cette transition, ainsi que ses effets concrets sur leurs méthodes de travail. À travers une approche qualitative reposant sur des entretiens menés auprès de professionnels issus de cabinets d'audit et d'expertise comptable, la recherche met en lumière les opportunités offertes par l'IA en matière d'analyse, d'automatisation et de contrôle, tout en soulignant les défis éthiques et organisationnels associés. Elle propose une lecture approfondie des mutations engendrées par l'IA dans les métiers de l'audit.

Mots-clés : Intelligence artificielle, audit interne, gouvernance, gestion des risques, transformation.

Abstract: The rise of artificial intelligence (AI) is fundamentally reshaping governance and risk management practices, prompting a significant transformation in internal auditing. In an era where adopting AI is no longer optional but strategically essential, this study explores how internal auditors perceive this shift and assesses its practical impact on their professional activities. Using a qualitative approach based on interviews with professionals from audit and accounting firms, the research highlights the opportunities AI presents in terms of analytical capabilities, task automation, and control, while also addressing the ethical and organizational challenges it raises. The study offers a comprehensive insight into how AI is redefining the role and methodologies of internal auditors.

Keywords: Artificial intelligence, internal audit, governance, risk management, transformation.

Digital Object Identifier (DOI): <https://doi.org/10.5281/zenodo.15729714>



1. Introduction

Dans un contexte économique et technologique en perpétuelle mutation, la transformation numérique se présente comme un impératif stratégique pour toutes les organisations. Parmi les nombreuses innovations qui marquent cette révolution numérique, l'intelligence artificielle (IA) se distingue particulièrement par son potentiel disruptif et ses capacités à remodeler les pratiques traditionnelles de gouvernance et de contrôle interne (Huang et al., 2019 ; McKinsey, 2021). L'audit interne, reconnu comme un élément clé dans la chaîne de gouvernance d'entreprise et de gestion des risques, est particulièrement concerné par ces transformations profondes, devant constamment adapter ses pratiques aux exigences grandissantes de fiabilité, d'efficacité et de réactivité (Protiviti, 2021 ; KPMG, 2020).

L'intégration de l'IA dans les pratiques d'audit interne constitue ainsi une opportunité sans précédent pour améliorer significativement les capacités opérationnelles des auditeurs internes. En effet, l'automatisation des tâches répétitives et à faible valeur ajoutée grâce à l'IA permet non seulement d'accroître la productivité, mais aussi de diminuer sensiblement les erreurs humaines souvent associées aux tâches manuelles traditionnelles (Deloitte, 2022). De plus, l'utilisation d'algorithmes avancés tels que le Machine Learning et le Deep Learning offre des possibilités inédites en matière d'analyse prédictive et proactive des risques, permettant aux auditeurs internes de se concentrer davantage sur les aspects stratégiques et décisionnels de leurs missions (EY, 2023 ; Gartner, 2022).

Cependant, si l'intelligence artificielle ouvre d'importantes perspectives d'amélioration pour les pratiques d'audit interne, elle pose également des défis majeurs auxquels les organisations doivent impérativement répondre. Tout d'abord, l'adoption technologique nécessite une transformation organisationnelle profonde, impliquant la formation continue des auditeurs internes, une réorganisation des processus internes, ainsi que la gestion active des résistances au changement inhérentes à toute mutation technologique majeure (PwC, 2022 ; Capgemini, 2023). Ensuite, sur le plan technologique, les préoccupations en matière de sécurité des données, de fiabilité technique et de dépendance accrue à la technologie doivent être soigneusement gérées pour éviter des vulnérabilités nouvelles (ACFE, 2023 ; IBM, 2023). Enfin, les défis éthiques liés à l'utilisation d'algorithmes, tels que la transparence des processus décisionnels automatisés, la responsabilité en cas d'erreurs et la gestion des biais algorithmiques, soulignent l'importance d'un cadre normatif et éthique clairement établi (IIA, 2023 ; OCDE, 2022).

Ainsi, la présente étude entend apporter des réponses claires à une problématique centrale : **Quels sont les défis, les limites et les opportunités liés à l'intégration de l'intelligence artificielle dans le processus d'audit interne au sein des entreprises marocaines ?** À cette fin, une approche méthodologique qualitative rigoureuse basée sur des entretiens approfondis menés auprès d'auditeurs internes expérimentés issus de différents contextes organisationnels sera mise en œuvre. Ce travail vise non seulement à identifier précisément les opportunités et les défis liés à l'IA, mais également à proposer des recommandations concrètes pour une intégration optimale de l'IA dans les processus d'audit interne, tout en assurant le respect des

principes fondamentaux de gouvernance et d'éthique professionnelle. En définitive, cette recherche ambitionne d'éclairer les décideurs et praticiens sur la manière de tirer pleinement parti de l'intelligence artificielle tout en maîtrisant ses enjeux, afin d'assurer une transition numérique réussie et durable dans le domaine de l'audit interne.

1. Contexte théorique et cadre conceptuel

Dans cette première partie, nous aborderons les fondements théoriques indispensables pour appréhender pleinement les enjeux et l'impact de l'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans les pratiques d'audit interne. L'audit interne, composante essentielle de la gouvernance organisationnelle, évolue constamment sous l'influence des mutations technologiques, réglementaires et organisationnelles.

1.1 L'audit : Une fonction essentielle et ancienne, en constante évolution

L'audit s'est imposé comme un pilier des dispositifs de gouvernance. Initialement centré sur les enjeux financiers, il s'est élargi à d'autres domaines comme les ressources humaines, l'environnement ou le social, reflétant des attentes croissantes en matière de contrôle, de transparence et de performance (Ramamoorti, 2003). Quelle que soit sa forme – interne, externe, environnementale, etc. – l'audit vise à évaluer la conformité des pratiques et à favoriser l'amélioration continue.

- Une pratique aux racines anciennes

Le besoin de fiabilité de l'information économique remonte à l'Antiquité. Déjà, les Sumériens mettaient en place des systèmes de contrôle de l'information (Chambers & Court, 1991). Le Code d'Hammurabi imposait des règles comptables strictes (Previts & Merino, 1998), et dans la Rome antique, des quaestores surveillaient les finances publiques (Mattessich, 2000). Au Moyen Âge, les premières banques italiennes ont structuré des pratiques proches de l'audit moderne.

Ainsi, l'audit ne répond pas seulement à des enjeux contemporains : il s'inscrit dans une longue tradition de transparence et de responsabilisation, adaptée aux besoins évolutifs des sociétés.

1.2 : Définition et rôles stratégiques de l'audit interne

L'audit interne occupe aujourd'hui une place stratégique dans les dispositifs de gouvernance et de maîtrise des risques des organisations. Son rôle, initialement limité à la vérification comptable, s'est progressivement élargi et complexifié au fil du temps, en fonction des contextes sectoriels, des référentiels normatifs et des approches théoriques. L'Institute of Internal Auditors (IIA) a d'abord défini, en 1989, l'audit interne comme une fonction d'évaluation exercée au sein de l'organisation, destinée à examiner et améliorer les activités. Cette vision insiste sur le lien avec le management et le soutien à la prise de décision. En 1999, l'IIA actualise cette définition en intégrant trois notions fondamentales : l'assurance raisonnable (reconnaissant les limites des dispositifs de contrôle), l'amélioration continue des processus, et

la création de valeur. L'audit interne devient alors un levier de performance et de gouvernance. Sur le plan académique, Germond et Béranaut (1987) définissent l'audit comme un examen méthodique visant à évaluer la qualité et la fiabilité des informations produites, en s'appuyant sur des normes, des preuves et une indépendance professionnelle. Théoriquement, la fonction d'audit s'inscrit dans la logique de la théorie de l'agence (Jensen & Meckling, 1976), où elle joue un rôle de régulation entre actionnaires et dirigeants, en réduisant les asymétries d'information et les comportements opportunistes. Dans une perspective plus opérationnelle, l'audit est souvent comparé à un système d'alerte préventive : peu visible au quotidien mais crucial en cas de défaillance, comme le souligne la métaphore issue du secteur pétrolier — « comme l'odeur du gaz ». Enfin, les travaux de Renard (2016) et Lherm et al. (2018) insistent sur l'évolution du rôle de l'auditeur interne, désormais acteur transversal et conseiller stratégique. Celui-ci exerce trois fonctions clés : fournir une assurance sur la conformité et l'efficacité, conseiller les décideurs, et assurer un suivi rigoureux des recommandations. En somme, l'audit interne ne se limite plus à un simple contrôle a posteriori : il contribue activement à la régulation, à la transparence, à la gestion des risques et à l'amélioration des performances, s'imposant comme un pilier de la gouvernance moderne.

2. L'intelligence artificielle : Cadre théorique et relation avec l'audit interne

Dans un monde caractérisé par une digitalisation intense et rapide, l'intelligence artificielle (IA) est devenue incontournable. Son impact considérable et croissant sur l'ensemble des activités économiques et organisationnelles nécessite une clarification approfondie de son cadre théorique.

En outre, l'intelligence artificielle représente une avancée technologique majeure qui repose sur plusieurs approches complémentaires comme les systèmes experts, l'analyse prédictive, l'automatisation robotisée des processus (RPA), ainsi que la reconnaissance visuelle et vocale (Kaplan & Haenlein, 2019). Ces différentes approches permettent aujourd'hui à l'IA d'offrir des performances très avancées dans de nombreux domaines professionnels, notamment l'audit interne où elle promet des capacités analytiques considérablement accrues et une efficacité opérationnelle améliorée (Deloitte, 2022).

L'utilisation de l'IA dans l'audit interne permet notamment de traiter rapidement des volumes considérables de données complexes, dépassant ainsi largement les capacités humaines traditionnelles (Protiviti, 2021). Par exemple, les auditeurs internes peuvent aujourd'hui utiliser des outils d'analyse prédictive pour identifier des risques potentiels avant même qu'ils ne se concrétisent, améliorant ainsi la proactivité de leur approche (KPMG, 2020). De plus, l'intégration des technologies d'intelligence artificielle telles que les chatbots et les assistants virtuels facilite la communication et l'interaction au sein des équipes d'audit, améliorant ainsi le partage d'informations et la coordination interne (Gartner, 2022).

Enfin, cette transition vers un audit interne « **augmenté** » par l'IA représente un défi majeur en termes d'adaptation des compétences humaines, de gestion du changement organisationnel et d'éthique dans la prise de décision automatisée, nécessitant ainsi une

approche intégrée et réfléchie afin de maximiser les bénéfices tout en minimisant les risques potentiels (PwC, 2022 ; IIA, 2023).

2.1 : L'intelligence artificielle : Construction historique, pluralité des définitions et cadre de compréhension

L'intelligence artificielle (IA) est aujourd'hui au cœur des transformations technologiques et organisationnelles. Si ses usages se sont largement démocratisés depuis la fin des années 2010, son origine s'inscrit dans une histoire scientifique riche, marquée par des approches multiples – mathématiques, logiques, philosophiques et techniques. Cette diversité explique la coexistence actuelle de définitions variées et parfois concurrentes.

L'un des actes fondateurs les plus cités est l'article du mathématicien britannique Alan Turing, *Computing Machinery and Intelligence* (1950). Plutôt que de chercher à définir ce qu'est l'intelligence de manière abstraite, Turing propose une approche concrète : peut-on concevoir une machine qui, dans une conversation écrite, se montre indiscernable d'un être humain ? Cette idée donne naissance au test de Turing, qui évalue non pas la conscience ou la compréhension, mais la capacité d'une machine à produire des réponses cohérentes, crédibles et contextuelles. Ce test marque un tournant en posant une base empirique pour juger de l'intelligence simulée.

Quelques années plus tard, en 1956, la conférence de Dartmouth marque un moment clé dans l'institutionnalisation de l'IA comme champ de recherche autonome. Organisée par John McCarthy, Marvin Minsky, Nathaniel Rochester et Claude Shannon, elle réunit des chercheurs issus de plusieurs disciplines (mathématiques, cybernétique, psychologie computationnelle) pour réfléchir à la possibilité de construire des machines capables de reproduire certaines formes d'intelligence humaine. C'est à cette occasion que McCarthy forge le terme "Artificial Intelligence", qu'il définit comme « la science et l'ingénierie de la fabrication de machines intelligentes ». Cette définition se veut à la fois ambitieuse et ouverte. Elle ne limite pas l'IA à une imitation de la pensée humaine, mais englobe toute forme d'intelligence susceptible d'être simulée ou automatisée. Elle repose sur deux piliers : une dimension théorique (comprendre les mécanismes de l'intelligence) et une dimension technique (concevoir des systèmes artificiels capables d'exécuter des tâches complexes).

La conférence de Dartmouth jette ainsi les bases d'une vision computationnelle de l'intelligence, centrée sur la modélisation, la formalisation et la reproductibilité. Elle structure durablement le champ autour de trois grandes orientations :

- La volonté de modéliser des compétences humaines comme le langage, le raisonnement ou l'apprentissage ;
- La foi dans le formalisme logique et les systèmes symboliques pour représenter et manipuler l'information ;
- L'objectif de produire des systèmes techniques concrets, testables et répliquables.

Ces principes guideront les décennies de recherche qui suivront, posant les fondements des grandes familles de l'IA : symbolique, connexionniste, statistique... et ouvrant la voie aux développements que nous connaissons aujourd'hui.

Tableau 1 : Évolution de l'intelligence artificielle dans le temps et dans l'espace

Période	Paradigme dominant	Objectifs principaux	Exemples et repères clés
1950–1960	IA symbolique, logique formelle	Simuler le raisonnement humain par règles	Turing (1950), McCarthy (1956), conférence de Dartmouth
1970–1980	Systèmes experts	Transférer l'expertise humaine dans des systèmes programmés	MYCIN, XCON, Prolog
1990–2000	Apprentissage automatique (ML)	Améliorer la performance par l'analyse de données	Tom Mitchell (1997), réseaux bayésiens
2000–2015	Big data, deep learning	Traiter des volumes massifs de données et automatiser les tâches	Siri, Alexa, Google Translate, réseaux de neurones profonds
Depuis 2015	IA faible spécialisée	Appliquer l'IA à des tâches précises avec autonomie fonctionnelle	Floridi & Cowls (2022), Commission européenne (2021), ChatGPT

Source : élaboré par les auteurs à partir de la revue de littérature

2.2 : Des définitions multiples, révélatrices d'approches divergentes

Au fil de son évolution, l'intelligence artificielle (IA) a fait l'objet de nombreuses définitions, traduisant à la fois la richesse de ses applications, la diversité de ses fondements théoriques et l'évolution des attentes à son égard. Loin d'être un concept stable et univoque, l'IA constitue un champ en constante reconfiguration, dont les contours ont été modelés par les avancées technologiques, les ruptures épistémologiques et les contextes sociaux et économiques. Aux origines, entre les années 1950 et 1980, l'IA repose sur une approche dite symbolique, fondée sur la manipulation de symboles et de règles explicites pour simuler le raisonnement humain. Cette perspective, influencée par les travaux de Newell et Simon (1976), McCarthy (1956) ou encore Minsky (1961), postule que l'intelligence peut être formalisée à travers des systèmes logiques de type « si-alors », traduits dans des environnements informatiques. Cette conception dominera les premières décennies de recherche, notamment avec le développement des systèmes experts, qui simulent les raisonnements d'experts humains dans des domaines spécialisés comme la médecine ou l'ingénierie. Toutefois, ces systèmes se heurtent à des limites structurelles : rigidité des règles, incapacité d'adaptation et explosion combinatoire dans des contextes complexes.

Une transformation majeure intervient à partir des années 1990, avec l'essor du paradigme de l'apprentissage automatique (machine learning), qui introduit une redéfinition profonde de ce qu'est l'intelligence pour une machine. Désormais, il ne s'agit plus de programmer

l'intelligence à travers des règles, mais de permettre à la machine d'apprendre par elle-même à partir de données empiriques. Cette évolution est théorisée par Tom Mitchell (1997), qui propose une définition devenue emblématique : « Un programme informatique est dit apprendre de l'expérience E à propos d'une classe de tâches T et d'une mesure de performance P, si sa performance sur T, mesurée par P, s'améliore avec l'expérience E » (Mitchell, 1997, p. 2). Cette définition rompt avec le modèle symbolique en s'appuyant sur une logique inductive, statistique et probabiliste. L'intelligence devient ainsi la capacité d'un système à détecter des régularités, à généraliser à partir de cas passés, et à s'auto-corriger. C'est cette conception qui sous-tend les progrès récents dans des domaines comme la reconnaissance d'image, la détection de fraude ou la prédiction algorithmique.

Parallèlement, l'essor des sciences cognitives et des neurosciences computationnelles conduit certains chercheurs à envisager l'IA non plus seulement comme un système d'optimisation, mais comme une tentative de modélisation des processus mentaux humains. Dans cette optique, Russell et Norvig (2010), auteurs d'un manuel de référence sur l'intelligence artificielle, définissent l'IA comme « l'émulation par des machines des fonctions cognitives humaines, notamment la perception, le raisonnement, l'apprentissage et la résolution de problèmes » (Russell & Norvig, 2010, p. 1). Cette approche réintroduit une dimension cognitive et symbolique enrichie, en s'intéressant non plus seulement aux performances observables, mais aussi aux mécanismes internes de la pensée humaine. Elle redonne du crédit aux approches hybrides, combinant logique symbolique, apprentissage et réseaux de neurones.

Plus récemment, face à la montée en puissance des usages industriels de l'IA, une série de définitions fonctionnalistes et opérationnelles ont vu le jour. Celles-ci s'intéressent moins à la nature de l'intelligence qu'à la capacité d'un système à atteindre un objectif de manière autonome dans un environnement donné. Floridi et Cowls (2022), dans une perspective éthique et sociotechnique, proposent ainsi de définir l'IA comme « tout système conçu pour atteindre des objectifs spécifiques, avec un certain degré d'autonomie, dans des environnements complexes » (Floridi & Cowls, 2022, p. 3). Cette définition présente l'avantage de capturer la réalité des systèmes d'IA dits « faibles », qui ne simulent pas l'ensemble des capacités humaines, mais qui surpassent l'humain dans certaines tâches ciblées (par exemple, la classification d'images médicales ou la traduction instantanée). Elle est particulièrement pertinente pour appréhender les IA embarquées dans des fonctions organisationnelles comme la gestion des risques, la conformité ou l'audit.

Dans un souci de régulation, des institutions ont également tenté de formaliser juridiquement le concept d'intelligence artificielle. La Commission européenne, dans sa proposition de règlement sur l'IA (2021), définit cette dernière comme « des logiciels développés avec une ou plusieurs techniques, qui, pour un ensemble d'objectifs définis par l'humain, peuvent générer des résultats tels que des prédictions, des recommandations ou des décisions influençant les environnements dans lesquels ils opèrent » (Commission européenne, 2021). Cette définition vise à poser un cadre normatif pour encadrer les usages à risque de l'IA, en tenant compte de son pouvoir de décision et de son impact sur les processus humains, sociaux et économiques.

Enfin, dans une optique plus pragmatique, l'un des pionniers du domaine, Nils J. Nilsson, propose une définition synthétique mais influente : « l'intelligence artificielle consiste à concevoir des systèmes capables d'accomplir des tâches qui, si elles étaient réalisées par un humain, nécessiteraient de l'intelligence » (Nilsson, 1998, p. 6). Cette approche repose sur une analogie fonctionnelle, sans chercher à circonscrire la nature exacte de l'intelligence. Elle permet d'unifier les différentes déclinaisons de l'IA sous un même principe évaluatif : ce qu'une machine fait est jugé « intelligent » en fonction de ce qu'un humain devrait faire pour accomplir la même tâche.

2.3 : L'intelligence artificielle comme vecteur de transformation structurelle de la fonction d'audit

L'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans le domaine de l'audit représente bien plus qu'une simple évolution technologique : elle constitue une transformation structurelle et paradigmatique des méthodes, des outils, des compétences, et même des finalités de l'audit. Alors que les pratiques traditionnelles reposaient historiquement sur des vérifications manuelles ponctuelles, souvent réalisées à partir d'échantillons limités, l'IA permet désormais l'instauration d'un **audit continu**, fondé sur l'analyse exhaustive de l'ensemble des transactions et sur la détection automatisée d'anomalies en temps réel (Kogan et al., 2019 ; Vasarhelyi et al., 2015). Cette capacité à passer d'un audit rétrospectif à une surveillance proactive transforme en profondeur la nature de l'intervention de l'auditeur, qui devient davantage un analyste de données stratégiques, impliqué dans les processus décisionnels de l'organisation.

Les outils d'IA permettent de croiser et d'examiner de très grands volumes de données – structurées et non structurées – en provenance de multiples sources internes et externes (ERP, CRM, réseaux sociaux, données fiscales, etc.). Cela offre une vision holistique, intégrée et dynamique de la réalité économique d'une entreprise, bien supérieure à celle permise par les méthodes classiques (Appelbaum et al., 2017). En automatisant la détection des écarts, des fraudes potentielles ou des transactions atypiques, l'IA contribue à accroître la fiabilité, la réactivité et la valeur ajoutée de la fonction d'audit, tout en libérant du temps pour des tâches à plus forte intensité analytique (Richins et al., 2017). Par exemple, des techniques d'apprentissage supervisé peuvent identifier des modèles d'erreurs comptables passées, tandis que des modèles non supervisés peuvent révéler des schémas de fraude encore inconnus.

Cependant, cette transition vers un audit intelligent s'accompagne de nombreux défis techniques, humains et éthiques. L'un des plus critiques concerne la qualification et l'évolution des compétences des auditeurs. Pour tirer pleinement parti des capacités offertes par l'IA, les auditeurs doivent développer des aptitudes en analyse de données, en compréhension algorithmique, en visualisation des résultats et en modélisation prédictive (Yoon et al., 2015). Cette transformation implique un repositionnement du métier, mais également une refonte des formations initiales et continues, afin d'assurer une montée en compétence homogène au sein de la profession.

Au-delà des enjeux de compétence, la gouvernance algorithmique est un autre pilier critique. L'opacité de certains modèles d'IA, notamment ceux qualifiés de « boîtes noires », pose un problème majeur en termes de traçabilité, d'explicabilité des résultats générés (Liu et al., 2022). Ces questions sont d'autant plus sensibles que les conclusions d'audit peuvent avoir des implications légales et financières importantes. Il devient donc impératif de garantir que les systèmes utilisés soient non seulement efficaces, mais aussi conformes aux principes d'intégrité, d'indépendance, et de responsabilité qui fondent l'éthique de la profession.

En outre, l'exploitation massive de données sensibles par des outils d'IA soulève des préoccupations relatives à la cybersécurité, à la protection des données personnelles et à la conformité réglementaire, notamment au regard du RGPD en Europe ou des normes ISO sur la sécurité de l'information. Une violation de données lors d'un audit pourrait avoir des répercussions considérables sur la réputation des cabinets, la confiance des parties prenantes et la sécurité juridique des organisations concernées.

3. Méthodologie de recherche

Dans une recherche visant à explorer les effets de l'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans les pratiques de l'audit interne, la rigueur méthodologique est essentielle pour assurer la validité scientifique des résultats. La complexité du phénomène étudié, à la croisée des mutations technologiques et des dynamiques organisationnelles, nécessite une approche méthodologique sensible au contexte, aux pratiques et aux discours professionnels. Dans ce cadre, nous avons adopté une approche qualitative exploratoire, particulièrement adaptée à l'étude de phénomènes émergents et faiblement théorisés dans la littérature empirique locale.

3.1 Cadre épistémologique et positionnement méthodologique

Notre recherche s'inscrit dans une posture épistémologique interprétativiste, adaptée à une démarche visant à comprendre les effets observables d'un phénomène organisationnel émergent – à savoir l'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans les pratiques de l'audit interne.

Pour cela, nous avons opté pour une approche qualitative exploratoire, qui permet d'appréhender un phénomène complexe, peu théorisé dans la littérature locale, et encore en phase d'expérimentation dans les pratiques professionnelles. L'approche qualitative permet de saisir les nuances, les contradictions et les logiques contextuelles qui échappent souvent aux méthodes standardisées (Denzin & Lincoln, 2018 ; Patton, 2015). Cette orientation vise à révéler, par induction, les significations que les professionnels attribuent à l'usage de l'IA dans l'audit interne, et à identifier les facteurs qui en facilitent ou en freinent l'adoption.

3.1.1 Terrain de recherche et constitution de l'échantillon

Le terrain d'enquête a été délimité à des sociétés marocaines, dont les auditeurs internes sont directement confrontés aux transformations des outils et des pratiques professionnelles induites par l'IA. Ces acteurs constituent une population stratégique, dans la mesure où ils exercent une

mission de contrôle à la fois normative, analytique et prospective. Leur position leur permet de mesurer les effets concrets de l'introduction de l'IA dans les processus d'audit, tout en participant à l'adaptation de ces processus à de nouveaux environnements numériques.

L'échantillon se compose de douze auditeurs internes, sélectionnés selon une méthode d'échantillonnage raisonné, c'est-à-dire non aléatoire, mais basé sur des critères de pertinence par rapport à l'objet d'étude (Paillé & Mucchielli, 2012). Ont été pris en compte la diversité des profils (expérience, fonctions), la taille et la structure des sociétés, le niveau d'exposition aux outils technologiques, ainsi que la disponibilité à participer à un entretien approfondi. La taille de l'échantillon est conforme aux standards de la recherche qualitative, dans la mesure où elle vise la saturation des données : c'est-à-dire le moment où les nouvelles données collectées n'apportent plus d'éléments substantiellement nouveaux à l'analyse (Glaser & Strauss, 1967 ; Guest, Bunce & Johnson, 2006).

3.1.2 Méthode de collecte des données

La méthode d'entretien semi-directif a été retenue comme outil principal de collecte des données. Cette méthode est largement reconnue pour sa capacité à recueillir des informations riches, nuancées et contextualisées sur des sujets complexes (Kaufmann, 2011 ; Giordano, 2003). L'entretien semi-directif offre à la fois un cadre structurant autour de thèmes prédéfinis et une souplesse permettant aux participants d'exprimer librement leurs représentations, leurs doutes, leurs expériences et leurs projections.

Un guide d'entretien thématique a été élaboré, structuré autour de six axes principaux : le profil professionnel de l'interviewé, sa perception de l'IA et de ses usages en audit interne, les impacts de l'IA sur les pratiques, sur les compétences, les limites et défis perçus, ainsi que les perspectives d'évolution. Ces axes ont été définis en cohérence avec la revue de littérature, les enjeux soulevés dans la profession, et les objectifs de la recherche.

Les entretiens ont été réalisés individuellement, en présentiel ou à distance selon les disponibilités, et enregistrés avec l'accord des participants. Ils ont ensuite été intégralement transcrits, puis analysés à l'aide du logiciel N'Vivo, outil reconnu d'analyse qualitative assistée par ordinateur. L'utilisation de N'Vivo a permis de structurer les données sous forme de codes thématiques, d'assurer une traçabilité analytique rigoureuse, et de produire des matrices comparatives facilitant l'analyse transversale (Silver & Lewins, 2014 ; Woolf & Silver, 2018).

Tableau 2 : Population interrogée : Auditeurs internes et professionnels en charge de missions liées à l'audit interne

Code	Temps	Poste Actuel	Diplôme ou Formation	Ancienneté	Genre
1	40 MIN	Auditeur interne	Master CCA	3 ans	H

2	35 MIN	Chef de mission audit interne	Diplôme d'Expertise Comptable	7 ans	F
3	30 MIN	Auditeur interne	Master en Audit et Contrôle de Gestion	2 ans	H
4	44 MIN	Directeur de l'audit interne	Doctorat en sciences de gestion	12 ans	H
5	45 MIN	Chef de mission audit interne	Master spécialisé en Gouvernance, Audit et Contrôle	8 ans	F
6	30 MIN	Auditeur interne	Bac + 5 ENCG option Audit et Contrôle de gestion	4 ans	H
7	44 MIN	Responsable de l'audit interne	Master en Ingénierie Financière et Audit	10 ans	H
8	30 MIN	Auditeur interne	Diplômé ISCAE option Audit	3 ans	F
9	33 MIN	Chef de mission audit interne	Diplôme des Études Supérieures en Audit et Management	6 ans	H
10	41 MIN	Haut cadre responsable de l'audit institutionnel	Master en Management Public et Audit du Secteur Public	15 ans	H
11	41 MIN	Directeur de l'audit et du contrôle interne	Diplôme d'Audit et Contrôle Interne, certifié CIA	18 ans	F
12	33 MIN	Auditeur interne	Licence professionnelle en audit et contrôle de gestion	2 ans	F

Source : élaboré par les auteurs à partir des résultats de l'étude

Une fois la problématique de recherche exposée, chaque entretien a débuté par une brève présentation du répondant, dans le but de situer son profil professionnel au sein du cabinet d'expertise comptable. Les caractéristiques sociodémographiques et professionnelles (fonction, niveau d'études, ancienneté, rôle en audit interne, niveau d'exposition à l'IA) ont été collectées afin de contextualiser les réponses et de mieux interpréter les points de vue exprimés. Cette étape a permis de mettre en évidence la diversité des parcours et d'analyser les discours en tenant compte des trajectoires individuelles (Patton, 2015 ; Kaufmann, 2011).

L'analyse a été menée selon les principes de l'analyse de contenu qualitative, en mobilisant à la fois des unités d'enregistrement référentielles (mots-clés, concepts, formulations spécifiques) et des unités thématiques (regroupements d'idées récurrentes ou contrastées). Cette approche permet non seulement de structurer le contenu discursif recueilli, mais aussi de faire émerger des régularités interprétables (Bardin, 2013 ; Miles, Huberman & Saldaña, 2014). L'analyse a été assistée par le logiciel NVivo, qui a facilité la classification, la codification et le croisement des données verbatim, selon une logique inductive et comparative.

4. Traitement et discussion des résultats de l'étude qualitative

L'analyse qualitative du matériau recueilli a été conduite à l'aide du logiciel NVivo 14, outil reconnu pour le traitement des données textuelles et l'analyse thématique assistée par ordinateur (Silver & Lewins, 2014). Cette démarche a permis de structurer, codifier et interpréter de

manière rigoureuse les entretiens semi-directifs menés auprès des auditeurs internes et collaborateurs spécialisés en audit au sein des sociétés au Maroc.

Le logiciel N'Vivo a facilité la visualisation des récurrences, l'identification des cooccurrences thématiques, ainsi que l'analyse croisée entre les profils des répondants et leurs représentations de l'IA. Cette approche a permis de dégager des tendances convergentes, mais aussi de repérer des tensions ou divergences significatives, en particulier autour des craintes liées à la substitution humaine ou au manque de transparence algorithmique.

Les entretiens ont ainsi révélé une variété de postures allant de l'enthousiasme face aux gains d'efficacité attendus, à une prudence marquée par la méfiance vis-à-vis des biais, du contrôle humain ou de la déshumanisation du métier d'auditeur. L'analyse a également mis en lumière le rôle central des compétences numériques et la nécessité d'un accompagnement organisationnel adapté pour réussir l'intégration de l'IA dans les pratiques d'audit interne.

Figure 1 – Nuage de mots issus de l'analyse thématique sur l'intégration de l'intelligence artificielle dans l'audit interne



Source : Résultat généré par N'Vivo à partir du corpus qualitatif, 2025

Le nuage de mots obtenu à partir de l'analyse qualitative sous N'Vivo constitue une première représentation visuelle des thématiques les plus fréquentes évoquées par les participants au sujet de l'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans les pratiques d'audit interne. Ce visuel met en évidence une densité lexicale autour de mots clés tels que « *audit interne* », « *intelligence artificielle* », « *données* », « *auditeurs* », « *compétences* », « *risques* », « *détection* », « *anomalies* », « *outils* », et « *formation* ». Ces éléments révèlent la structure cognitive sous-jacente des discours recueillis et permettent d'orienter l'analyse dans une triple direction.

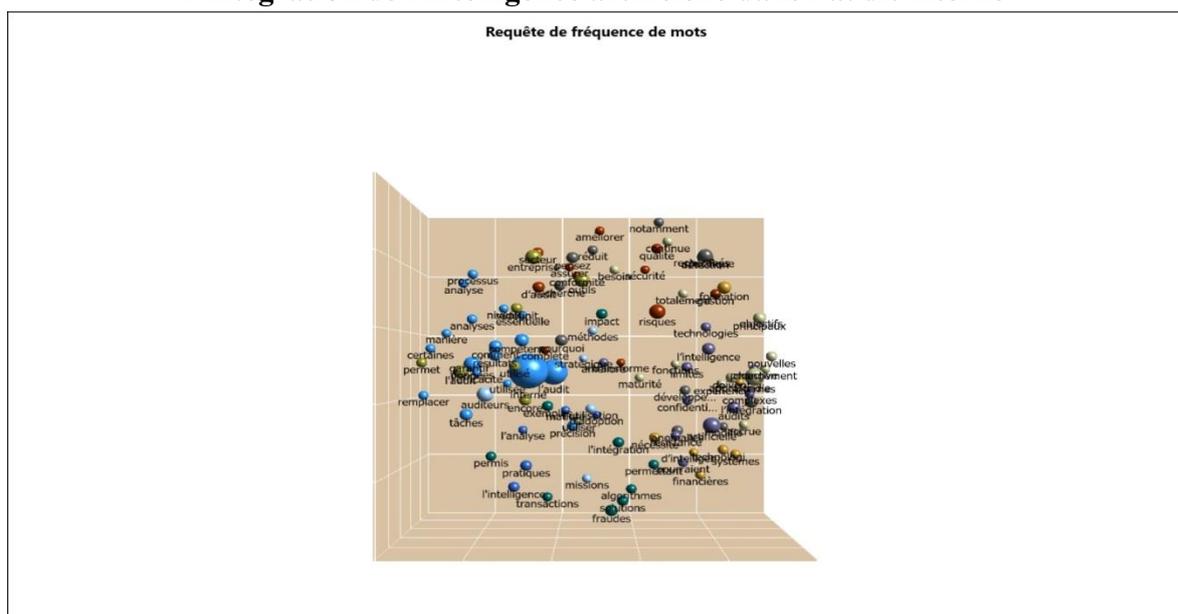
Tout d'abord, la récurrence des mots « *détection* », « *fraudes* », « *risques* » ou encore « *anomalies* » illustre une perception largement favorable du rôle de l'IA comme **outil de renforcement du contrôle interne**. L'IA est ainsi perçue comme un levier stratégique pour

améliorer la précision, l'exhaustivité et la proactivité de l'audit. Cette perception rejoint les apports de la littérature sur l'audit augmenté (Appelbaum, Kogan & Vasarhelyi, 2017), qui souligne la capacité des algorithmes à analyser de vastes volumes de données, à identifier des schémas invisibles à l'œil humain, et à formuler des recommandations automatiques ciblées. La valorisation de l'IA pour ses capacités analytiques en temps réel confirme son intégration progressive dans toutes les phases du cycle d'audit (Kogan et al., 2019).

Ensuite, la présence récurrente de termes comme « *formation* », « *compétences* », « *outils* », et « *intégration* » indique que cette mutation numérique est perçue comme exigeant un changement profond des compétences professionnelles. L'audit interne est traditionnellement ancré dans une expertise manuelle et intuitive ; son hybridation avec des outils intelligents requiert une montée en compétences significative. Ce constat est appuyé par Kokina et Davenport (2017), qui insistent sur la nécessité pour les auditeurs de se doter de compétences techniques nouvelles en analyse de données, en interprétation de modèles d'apprentissage automatique, et en lecture critique des résultats produits par les systèmes IA.

Enfin, certains mots comme « *limites* », « *remplacer* », « *encore* », ou « *résistance* » révèlent une série de réserves et de craintes relatives à la mise en œuvre de ces technologies. On perçoit une hésitation à confier à l'IA une autonomie totale dans les processus de décision, notamment dans les contextes où l'audit implique une dimension sensible ou stratégique. Cela rejoint les réserves exprimées par Power (1997), qui rappelle que l'audit est autant un acte technique qu'un acte social, mobilisant la confiance, le jugement et la responsabilité individuelle. Ces craintes soulignent aussi un risque de déséquilibre dans la gouvernance, en particulier sur des aspects comme la transparence des algorithmes, l'éthique des recommandations automatisées et la responsabilité en cas d'erreur.

Figure 2 – Représentation tridimensionnelle des fréquences lexicales relatives à l'intégration de l'intelligence artificielle dans l'audit interne



Source : Résultat de la requête de fréquence de mots sous N'Vivo (2025)

Cette visualisation tridimensionnelle générée par N'Vivo illustre la fréquence d'occurrence et la distribution spatiale des termes les plus employés par les répondants dans le cadre de l'étude qualitative. Le centre du graphique met en relief les mots les plus fréquents et les plus proches conceptuellement, à savoir « *audit* », « *interne* », « *intelligence* », « *données* », « *résultats* », « *compétences* » et « *intégration* ». Leur regroupement reflète une perception claire de l'IA comme un prolongement naturel et stratégique des fonctions d'audit, notamment dans la collecte et le traitement des données, la structuration des missions et l'amélioration de la performance globale de la fonction.

En zone intermédiaire, des termes tels que « *détection* », « *fraudes* », « *risques* », « *algorithmes* », « *outils* », ou « *sécurité* » confirment les attentes fonctionnelles des répondants vis-à-vis de l'IA. Ils la considèrent comme un vecteur d'automatisation intelligente, permettant de renforcer la capacité d'identification des anomalies, de traitement massif de l'information et de traçabilité. Cette perception rejoint les observations de Appelbaum, Kogan et Vasarhelyi (2017), qui montrent que l'IA accroît la profondeur de l'analyse, la vitesse d'exécution et la fiabilité du contrôle.

En marge de la représentation, les termes « *remplacer* », « *résistance* », « *encore* », « *limites* », « *secteur* » expriment une réserve persistante à l'égard de la transformation induite par l'intelligence artificielle. Ces expressions renvoient à des préoccupations éthiques, humaines et professionnelles, telles que la peur d'une substitution du jugement humain, la perte de contrôle sur les algorithmes ou le manque de préparation de certains secteurs à cette transition. Ces nuances sont cohérentes avec les analyses de Power (1997), qui souligne que l'audit interne, au-delà de sa dimension technique, repose également sur la responsabilité, la confiance et la capacité d'interprétation.

En résumé, cette carte tridimensionnelle confirme que les perceptions des professionnels interrogés s'organisent autour d'un noyau central d'acceptation technologique, enrichi de dimensions fonctionnelles opérationnelles, mais encadré par des zones de vigilance humaine et déontologique. Elle reflète ainsi une approche équilibrée de l'intelligence artificielle dans l'audit interne : l'IA est bien perçue comme une opportunité de transformation, mais sa mise en œuvre doit s'accompagner d'une réflexion sur l'éthique, la compétence, et la gouvernance.

Tableau 3 – Arbre de cooccurrence des mots relatifs à l'intelligence artificielle et à l'audit interne

Thèmes associés	Familles de mots (regroupements)
Qualité de l'analyse, fiabilité des résultats, évolution des compétences	Données, résultats, précision, audit, interne, compétences, analyse, indicateurs, exactitude, fiabilité
Maîtrise des risques, sécurité des données, conformité réglementaire	Sécurité, risques, conformité, gestion, secteur, confidentialité, régulation, normes, sensibilité, contrôle
Craintes face à l'automatisation, résistances humaines et culturelles	Remplacer, résistance, efficacité, processus, méthodes, habitudes, peur, automatisation, substitution, tradition

Préparation à l'intégration de l'IA, besoin de formation et d'outils adaptés	Formation, systèmes, solutions, impact, exemples, outils, accompagnement, apprentissage, développement, infrastructure
Fonctions techniques et opérationnelles de l'IA dans l'audit	Intelligence, artificielle, utilisation, tâches, algorithmes, automatisation, machine, robotique, capacité, intelligence
Processus progressif d'adoption et de transformation organisationnelle	Changement, adoption, expérience, continue, maturité, transition, évolution, acceptation, adaptation, intégration

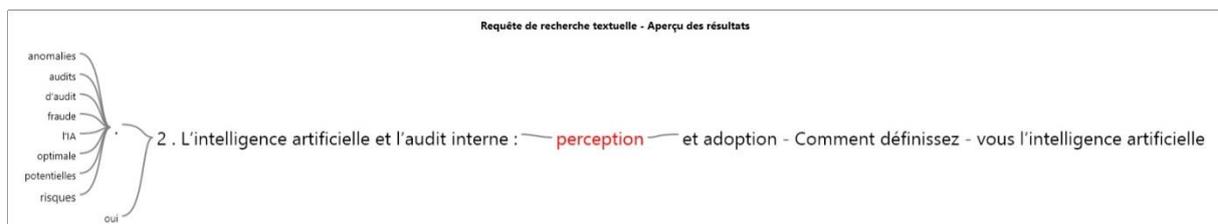
Source : adapté à partir du résultats N'Vivo (2025)

Le tableau ci-dessus synthétise les principaux nœuds thématiques issus de l'analyse qualitative réalisée via N'Vivo, à partir des entretiens menés autour de l'intégration de l'intelligence artificielle dans l'audit interne. Il permet de structurer les résultats selon cinq grandes dimensions qui reflètent les perceptions croisées des auditeurs interrogés, tout en respectant l'organisation hiérarchique des données collectées. Les défis de l'intégration regroupent les éléments relatifs à la transformation organisationnelle, à la mise à niveau des compétences, ainsi qu'à la révision des infrastructures technologiques. Ces défis traduisent une conscience partagée des efforts à fournir pour adapter l'environnement professionnel à l'émergence de l'IA.

Les limites perçues révèlent les résistances humaines et éthiques exprimées face à l'IA : la crainte de perdre le contrôle, le manque de transparence des algorithmes, et la remise en question de l'autonomie du jugement professionnel restent des obstacles majeurs. À l'opposé, les perspectives d'évolution offrent une lecture optimiste, mettant en avant les apports fonctionnels de l'IA : meilleure efficacité, automatisation des tâches, amélioration du pilotage des risques, et audit en continu.

Les nouveaux rôles de l'auditeur apparaissent comme une conséquence directe de cette transformation, redéfinissant la fonction vers plus de supervision, d'analyse critique, et de complémentarité avec les technologies intelligentes. Enfin, l'encadrement éthique et organisationnel est perçu comme un pilier indispensable pour une intégration réussie : les répondants insistent sur les exigences en matière de traçabilité, sécurité, transparence et conformité.

Figure 3 : Analyse approfondie de la requête textuelle sur la perception et l'adoption de l'IA dans l'audit interne



Source : Résultat de la requête de recherche textuelle N'Vivo (2025)

L'arborescence générée par N'Vivo met en évidence un nœud central tournant autour de la perception des professionnels de l'audit interne à propos de l'intelligence artificielle, en lien

avec leur compréhension de son rôle et de son adoption dans leur activité. Les termes les plus associés à cette perception offrent un éclairage à la fois technique, opérationnel et critique sur la place que l'IA est en train d'occuper dans la fonction audit.

Le mot « **anomalies** » occupe une place importante, ce qui témoigne d'une attente forte des professionnels à l'égard de la capacité de l'IA à identifier des irrégularités dans les données comptables ou les opérations. Ce constat rejoint les travaux de Yoon, Hoogduin & Zhang (2015), qui soulignent que l'IA, notamment à travers les algorithmes de détection non supervisée, est particulièrement efficace dans la reconnaissance de patterns inhabituels ou frauduleux.

Les termes « **audits** », et « **fraude** » s'inscrivent dans cette logique, renforçant l'idée selon laquelle l'IA est perçue comme un outil d'optimisation du cœur de métier, à savoir la vérification, le contrôle et la prévention des risques financiers. On retrouve ici une conception traditionnelle de l'audit, centrée sur la sécurisation des flux, qui tend à être renforcée, et non remplacée, par l'outil technologique (Appelbaum et al., 2017).

Les expressions comme « **optimale** » et « **potentielles** » laissent transparaître une dimension prospective dans les discours analysés. Les professionnels reconnaissent que l'IA, si elle est bien maîtrisée et encadrée, peut conduire à une forme d'audit optimisé, dans lequel les ressources humaines et technologiques seraient mobilisées de manière complémentaire pour maximiser la qualité et la couverture des contrôles. Cela confirme une vision *augmentée* de l'audit interne (Vasarhelyi et al., 2015), où la technologie joue un rôle de levier plutôt que de substitution.

Le mot « **risques** », quant à lui, peut être interprété à double sens. D'une part, il renvoie aux risques organisationnels et financiers que l'audit cherche à identifier ; d'autre part, il fait écho aux risques liés à l'implémentation même de l'IA : perte de contrôle humain, dépendance à des systèmes peu transparents, défaut de traçabilité, etc. Cette ambivalence souligne la nécessité d'un cadre éthique et réglementaire pour assurer une adoption maîtrisée, comme le rappellent Floridi & Cowls (2022) ou encore les lignes directrices de la Commission européenne (2021).

Enfin, le fait que la question textuelle soit axée sur la définition même de l'IA (« *comment définissez-vous l'intelligence artificielle ?* ») révèle que les perceptions sont encore en construction. Certains auditeurs intègrent une vision fonctionnaliste (l'IA comme automate), d'autres une approche plus stratégique ou critique, selon leur degré de familiarité avec les outils.

Figure 4 : Vers un audit automatisé : apports de l'IA en matière d'analyse prédictive et de détection des fraudes



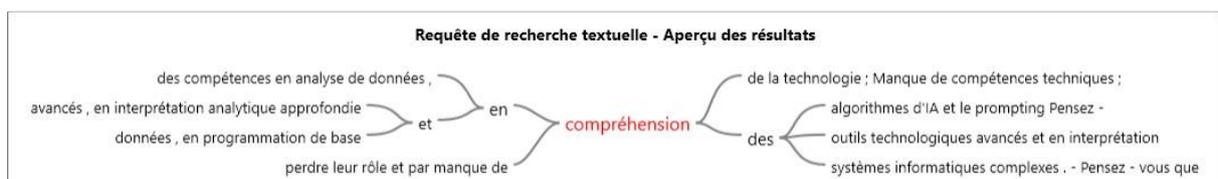
Source : Résultat de la requête de recherche textuelle N'Vivo (2025)

L'extrait cartographique issu de l'analyse textuelle sous N'Vivo met en évidence le mot-clé « automatiser », positionné au cœur d'un champ lexical articulé autour de l'intégration de l'IA dans l'audit interne. Cette carte révèle un réseau sémantique dense et orienté vers la performance, la prédiction et la lutte contre la fraude. Les branches associées expriment à la fois des perceptions favorables, des attentes technologiques élevées, mais également une mutation structurelle des pratiques d'audit. L'automatisation est directement reliée à l'« amélioration des analyses ». Cette formulation suggère une volonté de dépasser les limites des méthodes traditionnelles pour passer à une exploitation intégrale et en temps réel des données. Elle est perçue comme une réponse à l'impératif d'efficacité et d'exhaustivité, rejoignant les apports de Alles et Vasarhelyi (2015), qui décrivent le passage vers l'audit continu fondé sur l'interprétation automatisée des flux transactionnels.

L'expression « **Analyse prédictive encore plus précise** » traduit une attente forte envers les capacités anticipatrices des systèmes d'IA. Elle rejoint les travaux de Earley (2015) et Richins et al. (2017), qui montrent que les outils prédictifs renforcent le rôle stratégique de l'audit interne dans l'anticipation des risques. L'auditeur devient alors un analyste de signaux faibles, davantage tourné vers la prévention que la simple détection.

La branche « détection des fraudes » témoigne également d'un consensus autour du potentiel de l'IA pour renforcer les dispositifs de contrôle. Les outils de machine learning permettent de modéliser des comportements frauduleux et d'en identifier les récurrences. Ces perspectives sont appuyées par les recherches de Jans et al. (2010), Kogan et al. (2014), et Brown-Liburd et Vasarhelyi (2015), qui soulignent l'efficacité de l'automatisation dans la détection précoce des anomalies comptables et financières. Enfin, cette carte montre que l'automatisation s'inscrit dans une reconfiguration du rôle de l'auditeur. Loin d'un remplacement, il s'agit d'un travail coopératif entre humain et machine. L'auditeur devra interpréter les résultats des systèmes automatisés, garantir la conformité éthique des décisions générées, et exercer un jugement professionnel augmenté, comme le soulignent Sutton & Arnold (2018). Cette analyse révèle donc que l'automatisation est perçue comme un levier stratégique de modernisation, de fiabilisation et d'anticipation dans les pratiques d'audit interne.

Figure 5 : Compréhension technologique et compétences numériques : un défi pour l'adoption de l'IA en audit interne



Résultat de la requête de recherche textuelle N'Vivo (2025)

La visualisation textuelle centrée sur le mot « **compréhension** » met en lumière une série de freins cognitifs et techniques perçus par les auditeurs internes interrogés concernant l'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans leurs missions. Ce terme, mis en relation

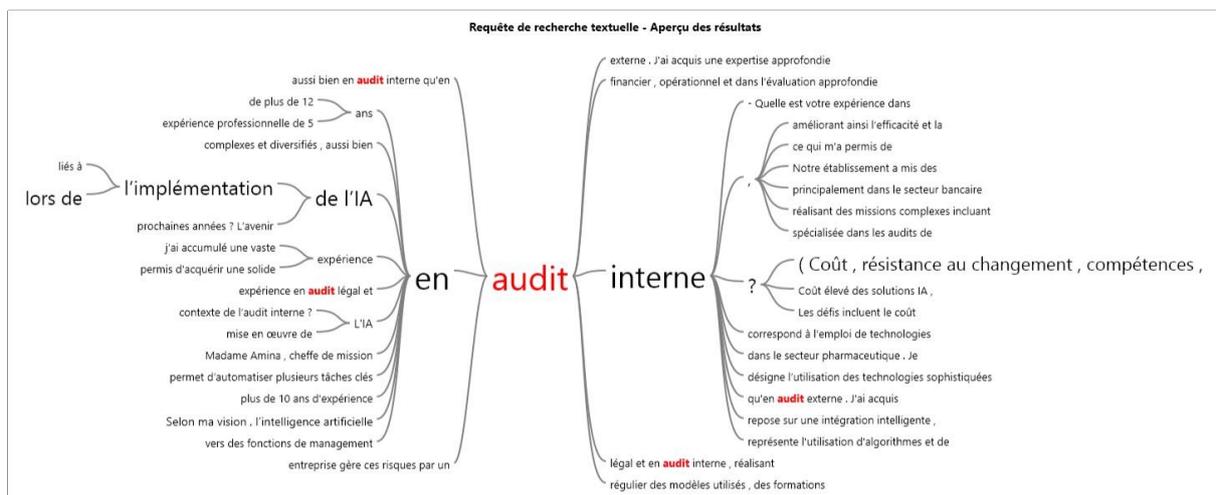
avec des expressions telles que « manque de compétences techniques », « outils technologiques avancés », « algorithmes de l'IA », « programmation de base », ou encore « systèmes complexes », traduit une problématique de fond : celle de l'appropriation des technologies intelligentes dans un environnement professionnel traditionnellement normé et réglementaire.

Les auditeurs évoquent une difficulté à interpréter les résultats issus des outils d'IA, à comprendre les processus d'automatisation, et surtout à maîtriser les fondements techniques nécessaires pour exploiter correctement ces nouveaux dispositifs. Cette situation renvoie à la notion de « fracture numérique cognitive » (Hargittai, 2002), dans laquelle les inégalités ne relèvent pas seulement de l'accès aux outils, mais surtout de la capacité à les comprendre et à les utiliser de manière stratégique.

Le déficit de compréhension identifié dans le corpus peut être interprété comme un frein à l'adoption de l'IA, renforcé par l'absence de formation continue ciblée. Les auteurs comme Sutton & Arnold (2018) insistent sur le rôle crucial de la « data literacy » dans les fonctions comptables et d'audit. Selon eux, l'auditeur du futur devra non seulement comprendre les langages algorithmiques de base, mais également interpréter les probabilités générées par les modèles prédictifs et les expliquer aux parties prenantes.

De plus, cette incompréhension technique nourrit une crainte latente : celle de « perdre son rôle », ou de se voir marginalisé face à des technologies autonomes. Ce sentiment rejoint les analyses de Vasarhelyi et al. (2015), qui évoquent une nécessaire redéfinition des compétences fondamentales de l'auditeur dans un environnement numérique. Ce nouveau rôle serait basé sur la complémentarité entre jugement humain et intelligence artificielle, et non sur une substitution.

Figure 6 : L'intelligence artificielle en audit interne : entre aspirations à la performance et résistances structurelles



Source : Résultat de la requête de recherche textuelle N'Vivo (2025)

L'analyse des entretiens, représentée sous forme de carte heuristique centrée sur l'expression « en audit interne », met en lumière la richesse et la complexité des discours autour de l'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans les pratiques quotidiennes d'audit. Loin

d'être homogène, cette représentation fait ressortir une tension notable entre les attentes en matière d'innovation et les freins rencontrés sur le terrain.

D'un côté, l'IA est perçue comme une source d'opportunités : Amélioration de l'efficacité, automatisation de tâches répétitives, réduction du temps de traitement, et meilleure précision dans la détection des anomalies. Les répondants mentionnent notamment des expériences concrètes dans des secteurs comme la banque ou la pharmacie, où l'IA a permis de structurer davantage les missions d'audit. Ces perceptions font écho aux travaux de Kokina et Davenport (2017), qui soulignent le potentiel transformateur de l'IA dans la reconfiguration des pratiques d'audit, notamment par l'intégration de l'analyse prédictive.

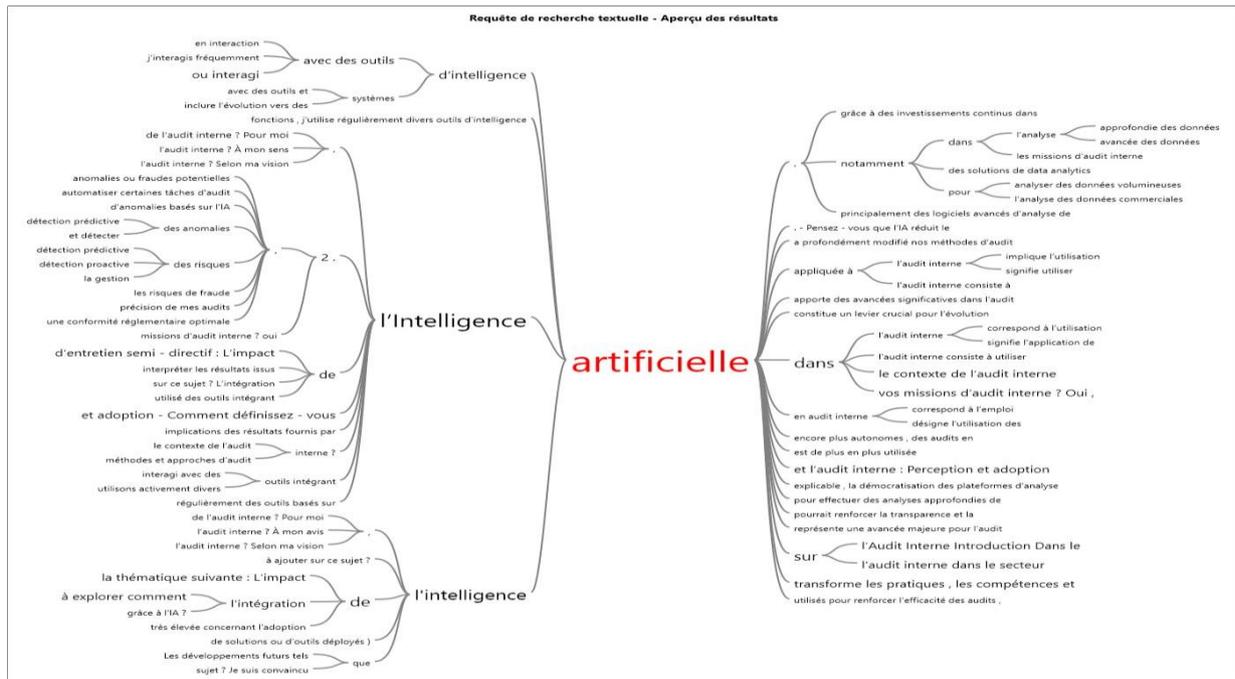
Cependant, ces promesses sont tempérées par des préoccupations récurrentes. La première concerne le **coût** : Les technologies d'IA sont jugées onéreuses, tant en matière d'infrastructure que de mise en œuvre opérationnelle. Cette contrainte est particulièrement marquée pour les petites structures et les entités publiques. Comme le précisent Appelbaum et al. (2017), les investissements liés à l'IA nécessitent des ressources humaines, financières et technologiques substantielles, souvent hors de portée des organisations à faible maturité numérique.

Un second frein réside dans la résistance au changement, présente à plusieurs niveaux : méconnaissance des technologies, craintes liées à la substitution du facteur humain, faible confiance dans les résultats algorithmiques, etc. Ces résistances ne sont pas uniquement techniques, mais aussi culturelles. Selon Broadbent et Laughlin (2009), toute innovation technologique nécessite un véritable accompagnement organisationnel et une implication progressive des acteurs concernés.

Troisièmement, la maîtrise des compétences techniques apparaît comme un enjeu critique. L'usage croissant d'outils numériques exige des connaissances en data science, programmation, statistiques, mais aussi une aptitude à interpréter et contextualiser les résultats. Des expressions telles que « *besoin de formation* », « *développement des compétences* » ou « *adaptation du profil professionnel* » révèlent ce besoin urgent. Sutton et Arnold (2018) insistent d'ailleurs sur la nécessité de former les auditeurs à une nouvelle posture analytique et critique dans un environnement piloté par les données.

Enfin, malgré ces obstacles, les discours témoignent d'une prise de conscience généralisée quant à l'inéluctabilité de la transformation numérique. L'IA n'est plus seulement envisagée comme une innovation ponctuelle, mais comme une évolution structurelle du métier d'auditeur. Le vocabulaire employé (ex. : *prochaines années*, *vision d'avenir*, *évolution du rôle*) marque une transition vers une nouvelle ère, où l'audit combinera intelligemment expertise humaine et capacités technologiques.

Figure 7 : L'intelligence artificielle dans l'audit interne : entre adoption progressive et reconfiguration des pratiques professionnelles



Source : Résultat de la requête de recherche textuelle N'Vivo (2025)

L'analyse des réponses obtenues, cartographiées à travers N Vivo autour du terme « *intelligence artificielle* », révèle une vision plurielle, évolutive et stratégique de l'IA dans le domaine de l'audit interne. L'arborescence montre une diversité de thématiques interconnectées, allant des usages concrets aux perceptions subjectives, en passant par les enjeux de transformation des pratiques, des outils et des compétences.

Tout d'abord, l'IA apparaît comme un outil déjà intégré par une partie des professionnels, notamment à travers les expressions telles que « *j'utilise régulièrement des outils d'intelligence artificielle* », « *automatiser certaines tâches* », « *détecter les anomalies* », ou encore « *analyser des données massives* ». Cela témoigne d'un usage pragmatique de l'IA pour automatiser les traitements, affiner les analyses, et améliorer la précision dans la détection des fraudes ou des risques.

Ensuite, l'arborescence montre que l'IA est perçue comme un levier puissant de transformation du métier d'auditeur interne. Des expressions comme « *transformé mes méthodes d'audit* », « *redéfinit mes audits* », « *modifié mes pratiques* » illustrent une reconfiguration profonde des approches traditionnelles. L'utilisation des solutions de data analytics ou de logiciels spécialisés permet aujourd'hui une analyse plus fine, plus rapide, et plus personnalisée des processus et des transactions. Ces constats rejoignent les conclusions de Kokina & Davenport (2017) et Yoon et al. (2015) sur l'évolution de l'audit vers un modèle prédictif et data-driven.

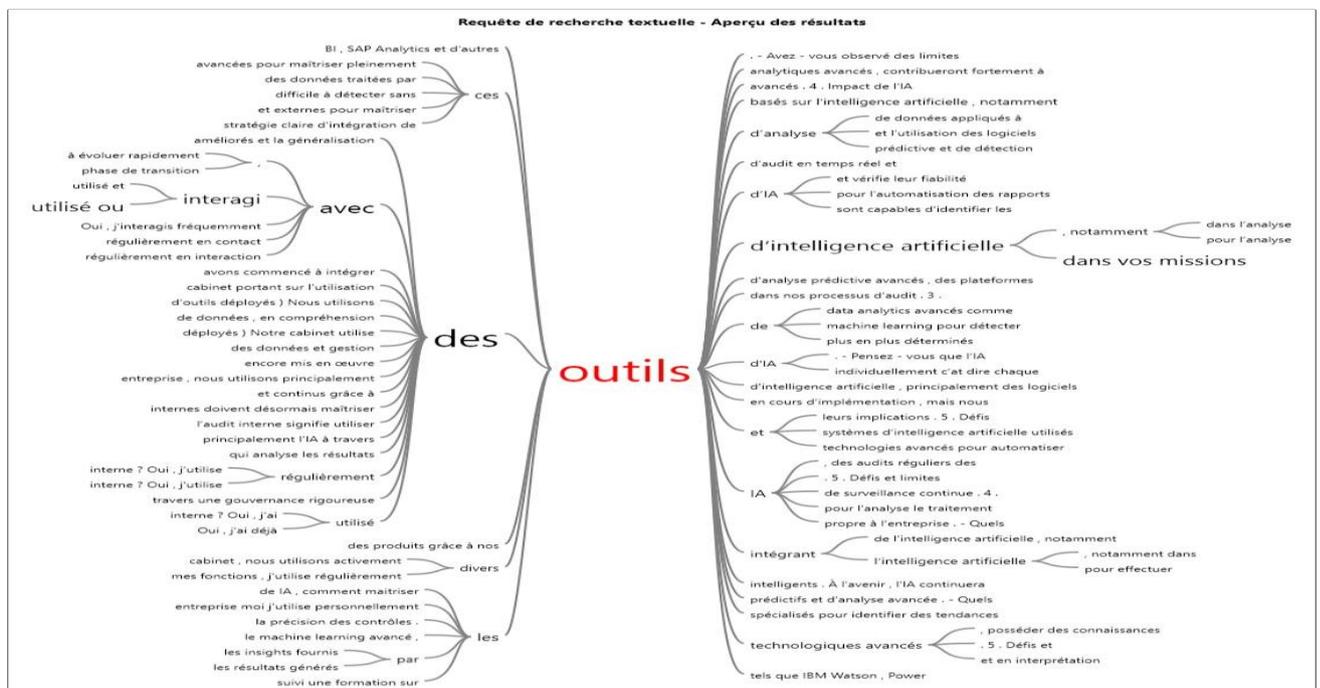
Par ailleurs, la carte montre une vision optimiste, voire convaincue, de l'avenir de l'IA dans l'audit : « *je suis convaincu* », « *constitue un levier crucial* », « *représente une avancée majeure* ». L'intelligence artificielle est décrite comme **une** composante incontournable de l'audit de demain, permettant d'aller vers plus d'autonomie, d'agilité, de transparence, et de pertinence

dans les missions. Cette posture prospective est renforcée par des termes tels que « dans les prochaines années », « vers une intégration intelligente », « grâce à l'IA ».

Cependant, l'analyse révèle également une nécessité de clarification et d'appropriation progressive. Plusieurs formulations interrogatives (« pensez-vous que l'IA réduit... ? », « comment définissez-vous l'adoption ? », « quelle est votre perception ? ») suggèrent que les usages de l'IA restent encore en phase exploratoire pour certains auditeurs, nécessitant une adaptation des méthodes, des outils et des formations.

Enfin, la carte insiste sur l'évolution des compétences et du rôle de l'auditeur. Il ne s'agit plus seulement de contrôler, mais aussi d'interpréter les résultats des systèmes automatisés, d'interagir avec des plateformes analytiques, et d'apporter un jugement professionnel enrichi par les données. Cette vision est soutenue par Sutton & Arnold (2018) qui soulignent que l'auditeur moderne doit posséder des compétences hybrides : techniques, analytiques et éthiques.

Figure 8 : Appropriation et déploiement des outils d'intelligence artificielle en audit interne



Source : Résultat de la requête de recherche textuelle N'Vivo (2025)

L'analyse thématique centrée sur le terme « outils », telle que visualisée dans la carte heuristique générée sous N'Vivo, met en lumière la manière dont les auditeurs internes perçoivent, intègrent et adaptent les technologies fondées sur l'intelligence artificielle (IA) dans leurs pratiques professionnelles. Trois dynamiques majeures émergent de cette cartographie : une intégration technologique progressive, une reconfiguration des pratiques d'audit, et une série de défis liés à la compréhension, à la gouvernance et à l'accompagnement du changement.

- ***Une intégration progressive et multiforme des outils d'IA***

De nombreuses formulations telles que « *j'utilise régulièrement* », « *interagis fréquemment* », « *cabinet utilisant activement* », ou encore « *nous avons intégré des outils déployés* » témoignent d'un processus d'appropriation déjà amorcé dans plusieurs structures. L'IA est mobilisée pour automatiser les tâches à faible valeur ajoutée (ex. : génération de rapports), analyser des données volumineuses, ou améliorer la précision des contrôles. Cette tendance à la normalisation des outils d'IA, bien qu'hétérogène selon les contextes, s'inscrit dans une logique d'innovation incrémentale, comme l'ont souligné Appelbaum et al. (2017).

- ***Des outils aux usages spécialisés et à forte valeur ajoutée***

Les outils mentionnés, comme SAP Analytics, IBM Watson ou Power BI, révèlent une diversité fonctionnelle : plateformes de visualisation, logiciels d'analyse prédictive, outils de machine learning ou encore systèmes décisionnels avancés. Ces instruments sont mobilisés pour détecter des anomalies, générer des insights en temps réel, ou encore croiser des données internes et externes de manière dynamique. Ces pratiques rejoignent les observations de Kokina & Davenport (2017), pour qui l'IA ouvre la voie à un audit plus réactif, analytique et stratégique.

- ***Transformation des modalités de travail de l'auditeur***

L'IA est perçue comme un facteur de transformation des pratiques. Elle « *remplace certaines tâches* », « *augmente la rapidité des traitements* », « *améliore la qualité des résultats* », tout en exigeant « *l'interprétation des résultats générés* ». Cette hybridation du travail entre humain et machine modifie en profondeur la posture professionnelle de l'auditeur, le plaçant dans un rôle de supervision, de validation et d'analyse critique des résultats produits par les outils. Cela rejoint les travaux de Sutton & Arnold (2018) sur la nécessité de développer une culture du jugement renforcé par les données.

- ***Défis d'appropriation, de formation et de gouvernance***

La montée en puissance de ces outils ne va pas sans enjeux importants de gouvernance et de compréhension. La carte mentionne à plusieurs reprises des expressions telles que « *gouvernance rigoureuse* », « *compréhension des outils* », « *suivi de formation* ». Cela reflète une nécessité de renforcer la maîtrise des algorithmes, de clarifier les responsabilités liées à leur usage, et d'accompagner les auditeurs dans cette transition technologique. Ces besoins de régulation interne rejoignent les réflexions de Vasarhelyi et al. (2015) sur la transformation des fonctions de contrôle à l'ère de l'automatisation.

- *Vers une logique d'apprentissage et d'anticipation*

Enfin, les discours analysés témoignent d'une dynamique d'adaptation continue, orientée vers l'amélioration des compétences et l'appropriation réflexive des outils. Expressions comme « *suivre des formations* », « *adapter ses fonctions* », « *interpréter individuellement les résultats* » soulignent une volonté d'intégrer l'IA de manière critique et progressive. L'audit ne se limite plus à une fonction de vérification a posteriori, mais devient proactive, prédictive et orientée vers la gestion des risques en temps réel.

5. CONCLUSION GÉNÉRALE

À l'issue de cette étude exploratoire, il apparaît clairement que l'intelligence artificielle (IA) ne se limite pas à un simple outil technologique dans le champ de l'audit interne. Elle en reconfigure en profondeur les fondements méthodologiques, les pratiques opérationnelles ainsi que les compétences attendues des professionnels. L'analyse qualitative menée à partir d'entretiens semi-directifs, traitée avec le logiciel N'Vivo, a mis en évidence une pluralité de dynamiques de transformation, touchant aussi bien aux dimensions techniques qu'organisationnelles et humaines.

L'introduction de l'IA dans les missions d'audit représente un levier déterminant pour améliorer l'efficacité opérationnelle. Les auditeurs internes perçoivent ces technologies comme des instruments majeurs d'optimisation, permettant de dépasser les méthodes traditionnelles, souvent chronophages et limitées. L'adoption d'outils d'analyse de données massives, de solutions prédictives et de systèmes automatisés ouvre la voie à une surveillance continue, à une détection plus rapide des anomalies, à une évaluation en temps réel des risques et à un appui stratégique plus affiné dans la prise de décision (Kokina & Davenport, 2017 ; Yoon et al., 2015). En conséquence, le rôle de l'auditeur s'en trouve redéfini : de contrôleur a posteriori, il devient un conseiller proactif en gestion des risques, créant ainsi une valeur ajoutée notable par des audits plus dynamiques, ciblés et stratégiquement alignés.

Néanmoins, l'implémentation de ces outils se heurte à divers freins structurels et culturels. Les professionnels interrogés ont souligné plusieurs obstacles significatifs, tels que le coût élevé des technologies, le manque de compétences techniques internes, la complexité d'intégration des outils, ainsi qu'une inertie organisationnelle persistante. À cela s'ajoute une résistance au changement, notamment parmi les collaborateurs moins familiers avec les environnements numériques (Appelbaum et al., 2017 ; Broadbent & Laughlin, 2009). Ces éléments montrent que l'intégration de l'IA ne peut être envisagée comme une simple évolution technologique,

mais exige une transformation culturelle plus large, incluant la formation continue, une gouvernance adaptée et une approche collaborative, transparente et responsable de la gestion des risques liés à l'automatisation.

L'étude met également en lumière l'émergence d'un nouveau profil de l'auditeur interne. Celui-ci ne saurait se limiter aux seules compétences comptables ou réglementaires. Une maîtrise des outils d'analyse de données, une compréhension des algorithmes, une capacité à interpréter les résultats produits par l'IA et une collaboration efficace avec les experts en systèmes d'information sont désormais indispensables (Sutton & Arnold, 2018). Cette hybridation des compétences appelle une refonte des cursus de formation ainsi qu'une revalorisation du rôle de l'auditeur dans l'organisation. Si l'IA ne remplace pas l'expertise humaine, elle en redéfinit toutefois les contours, laissant intacte l'importance du jugement professionnel, de l'esprit critique et de l'aptitude à contextualiser les résultats.

En définitive, loin de rendre obsolète la fonction d'audit interne, l'intelligence artificielle en redessine les contours en profondeur. Elle favorise l'émergence d'un audit plus agile, prédictif et centré sur l'amélioration continue des processus, tout en imposant une révision des référentiels, des pratiques de management et des stratégies de conduite du changement. L'acceptation de cette mutation dépendra largement de la capacité des organisations à accompagner leurs équipes, à clarifier les enjeux associés et à instaurer une confiance durable vis-à-vis de ces technologies intelligentes.

Enfin, cette recherche ouvre des perspectives d'approfondissement intéressantes. Il serait pertinent d'évaluer empiriquement l'impact des outils d'IA sur la performance des missions d'audit, tant du point de vue de la qualité des résultats que de leur rentabilité. Les dimensions éthiques associées aux algorithmes, en particulier la transparence, les biais potentiels et la question de la responsabilité, méritent également une attention soutenue. Par ailleurs, la gouvernance des systèmes intelligents appliqués à l'audit interne constitue un champ d'analyse encore en construction, porteur d'enjeux majeurs en matière de conformité, de sécurité et de gestion des risques.

REFERENCES / BIBLIOGRAPHIE

- [1] Alles, M., & Vasarhelyi, M. A. (2015). *The "now" economy and the need for continuous assurance*. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 12(1), 1–12.

- [2] 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.
- [3] Bardin, L. (2013). *L'analyse de contenu* (13e éd.). PUF.
- [4] Broadbent, J., & Laughlin, R. (2009). *Performance management systems: A conceptual model*. *Management Accounting Research*, 20(4), 283–295.
- [5] Brown-Liburd, H., & Vasarhelyi, M. A. (2015). *Big data and audit evidence*. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 12(1), 1–16.
- [6] Bryman, A. (2012). *Social Research Methods* (4th ed.). Oxford University Press.
- [7] Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, Platform, Crowd: Harnessing Our Digital Future*. W. W. Norton & Company.
- [8] Capgemini. (2023). *AI in Internal Audit: Opportunities and Challenges*. Capgemini Research Institute.
- [9] Chambers, A. D., & Court, S. (1991). *Corporate governance and developing financial oversight*. Pitman Publishing.
- [10] Commission européenne. (2021). *Proposition de règlement établissant des règles harmonisées concernant l'intelligence artificielle (loi sur l'IA)*. <https://eur-lex.europa.eu>
- [11] Deloitte. (2022). *AI and Internal Audit: Transforming Risk Management*. Deloitte Insights.
- [12] Denzin, N. K., & Lincoln, Y. S. (2018). *The SAGE Handbook of Qualitative Research* (5th ed.). Sage.
- [13] Earley, C. E. (2015). *Data analytics in auditing: Opportunities and challenges*. *Business Horizons*, 58(5), 493–500.
- [14] EY. (2023). *AI in the Audit: Future of Assurance*. Ernst & Young.
- [15] Floridi, L., & Cowls, J. (2022). *A unified framework of five principles for AI in society*. *Harvard Data Science Review*, 4(1).
- [16] Gartner. (2022). *How AI Is Reshaping Internal Audit*. Gartner Inc.
- [17] Germond, D., & Béranaut, G. (1987). *Audit interne et contrôle de gestion*. Éditions Economica.
- [18] Giordano, Y. (2003). *Conduire un projet de recherche : Une perspective qualitative*. Éditions EMS.
- [19] Glaser, B. G., & Strauss, A. L. (1967). *The discovery of grounded theory: Strategies for qualitative research*. Aldine.
- [20] Guest, G., Bunce, A., & Johnson, L. (2006). *How many interviews are enough? An experiment with data saturation and variability*. *Field Methods*, 18(1), 59–82.
- [21] Hargittai, E. (2002). *Second-level digital divide: Differences in people's online skills*. *First Monday*, 7(4).
- [22] Huang, G., et al. (2019). *The role of AI in the future of audit*. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 16(1), 37–50.
- [23] IBM. (2023). *AI Governance for Auditing Processes*. IBM Institute for Business Value.
- [24] IIA (Institute of Internal Auditors). (2023). *Artificial Intelligence and the Future of Internal Audit*. IIA Research Foundation.
- [25] Jans, M., Alles, M. G., & Vasarhelyi, M. A. (2010). *A field study on the use of process mining of event logs in auditing*. *The Accounting Review*, 85(5), 1637–1663.
- [26] Jensen, M. C., & Meckling, W. H. (1976). *Theory of the firm: Managerial behavior, agency costs and ownership structure*. *Journal of Financial Economics*, 3(4), 305–360.
- [27] Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). *Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence*. *Business Horizons*, 62(1), 15–25.
- [28] Kaufmann, J.-C. (2011). *L'entretien compréhensif*. Armand Colin.

- [29] Kogan, A., Alles, M. G., Vasarhelyi, M. A., & Wu, J. (2014). *Design and evaluation of a continuous data level auditing system*. *The Accounting Review*, 89(4), 1389–1416.
- [30] Kogan, A., et al. (2019). *Audit analytics and continuous audit: Opportunities and challenges*. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 38(1), 33–59.
- [31] 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.
- [32] Lherm, F., Trébucq, S., & Younes, A. (2018). *Audit et contrôle internes : Enjeux et pratiques*. Pearson.
- [33] Liu, Q., Dai, J., & Vasarhelyi, M. A. (2022). *Explainable AI and audit: A framework*. *Journal of Information Systems*, 36(2), 35–56.
- [34] Mattessich, R. (2000). *The Beginnings of Accounting and Accounting Thought*. Routledge.
- [35] McCarthy, J., Minsky, M., Rochester, N., & Shannon, C. (1956). *A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence*. *AI Magazine*, 27(4), 12–14.
- [36] McKinsey & Company. (2021). *The state of AI in 2021*. McKinsey Global Institute.
- [37] Miles, M. B., Huberman, A. M., & Saldaña, J. (2014). *Qualitative data analysis: A methods sourcebook* (3rd ed.). Sage.
- [38] Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. McGraw-Hill.
- [39] Nilsson, N. J. (1998). *Artificial Intelligence: A New Synthesis*. Morgan Kaufmann.
- [40] OCDE. (2022). *Recommandation sur l'intelligence artificielle*. Organisation de coopération et de développement économiques. <https://oecd.ai/fr>
- [41] Paillé, P., & Mucchielli, A. (2012). *L'analyse qualitative en sciences humaines et sociales* (3e éd.). Armand Colin.
- [42] Patton, M. Q. (2015). *Qualitative research & evaluation methods* (4th ed.). Sage.
- [43] Power, M. (1997). *The audit society: Rituals of verification*. Oxford University Press.
- [44] Previts, G. J., & Merino, B. D. (1998). *A History of Accounting in America: An Historical Interpretation of the Cultural Significance of Accounting*. John Wiley & Sons.
- [45] Protiviti. (2021). *Internal Audit and the Rise of AI*. Protiviti Whitepaper.
- [46] PwC. (2022). *AI and Trust: What auditors need to know*. PricewaterhouseCoopers.
- [47] Ramamoorti, S. (2003). *Internal auditing: History, evolution, and prospects*. The IIA Research Foundation.
- [48] Renard, J. (2016). *Théorie et pratique de l'audit interne* (6e éd.). Vuibert.
- [49] Richins, G., et al. (2017). *Emerging technologies and the future of internal audit*. *Journal of Information Systems*, 31(3), 65–79.
- [50] Russell, S., & Norvig, P. (2010). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (3rd ed.). Prentice Hall.
- [51] Silver, C., & Lewins, A. (2014). *Using software in qualitative research: A step-by-step guide* (2nd ed.). Sage.
- [52] Sutton, S. G., & Arnold, V. (2018). *The role of the auditor in the age of AI: A call for a new auditing curriculum*. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 15(1), 1–20.
- [53] Sutton, S. G., & Vasarhelyi, M. A. (2016). *Continuous assurance for the “now” economy*. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 13(1), 1–20.
- [54] Turing, A. M. (1950). *Computing Machinery and Intelligence*. *Mind*, 59(236), 433–460.
- [55] Vasarhelyi, M. A., Kogan, A., & Tuttle, B. M. (2015). *Big data in accounting: An overview*. *Accounting Horizons*, 29(2), 381–396.
- [56] Woolf, N. H., & Silver, C. (2018). *Qualitative analysis using NVivo: The five-level QDA method*. Routledge.

- [57] Yoon, K., Hoogduin, L., & Zhang, L. (2015). *Big data as complementary audit evidence*. *Accounting Horizons*, 29(2), 431–438.