

L'intelligence artificielle et l'audit légal : Le Machine Learning au service de la détection de la fraude

Artificial intelligence and statutory audit: Machine Learning in the service of fraud detection

Meriam OUAZZANI CHAHDI, (Doctorante)

*Laboratoire, Etudes et Recherche en Management des Organisations et des Territoires
Faculté des Sciences juridiques, Economiques et Sociales de Fès
Université Sidi Mohammed Ben Abdellah de Fès, Maroc*

Karim BENNIS, (Enseignant-Chercheur)

*Laboratoire, Etudes et Recherche en Management des Organisations et des Territoires
Faculté des Sciences juridiques, Economiques et Sociales de Fès
Université Sidi Mohammed Ben Abdellah de Fès, Maroc*

Adresse de correspondance :	Université Sidi Mohamed Ben Abdellah de Fès, Maroc / Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales
Déclaration de divulgation :	Les auteurs n'ont pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude. Ils assument l'entière responsabilité de tout éventuel plagiat, de l'usage de l'intelligence artificielle dans la rédaction, ainsi que des résultats présentés dans cet article.
Conflit d'intérêts :	Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.
Citer cet article	OUAZZANI CHAHDI, M., & BENNIS, K. (2025). L'intelligence artificielle et l'audit légal : Le Machine Learning au service de la détection de la fraude. <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 7(1), 505–522. https://doi.org/10.5281/zenodo.18102009
Licence	Cet article est publié en open Access sous licence CC BY-NC-ND

Received: 28/08/2025

Accepted: 05/01/2026

International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics - IJAFAME

ISSN: 2658-8455

Volume 7, Issue 01 (2026)

L'intelligence artificielle et l'audit légal : « Le Machine Learning au service de la détection de la fraude »

Résumé :

L'essor de l'intelligence artificielle (IA) et plus particulièrement du Machine Learning (ML) représente une transformation majeure pour l'audit légal, bouleversant ses méthodes traditionnelles et posant des questions cruciales sur l'amélioration de la détection de la fraude. Cette évolution, pleine de promesses en termes d'efficacité et de défis en matière d'intégration technologique, nécessite une réévaluation du rôle, des compétences et des démarches des commissaires aux comptes dans l'analyse des comptes financiers. Pour aborder cette problématique, cet article se base sur une revue de littérature conceptuelle et narrative, et mobilise diverses théories (agence, signaux, risque, etc.) afin de développer une compréhension théorique solide de l'impact du ML sur la détection de la fraude. L'analyse révèle que les algorithmes de Machine Learning améliorent considérablement la vitesse et la précision de l'identification des anomalies, réduisent les erreurs de faux positifs et négatifs, et renforcent l'évaluation proactive des risques de fraude. Cependant, cette intégration peut aussi nécessiter une adaptation des compétences des auditeurs et soulever des questionnements sur l'interprétation des modèles algorithmiques. Cette contribution théorique met en lumière les synergies entre l'innovation technologique et l'impératif d'intégrité dans l'audit légal, tout en proposant des pistes pour adapter durablement cette fonction stratégique à l'ère numérique, en assurant la confiance et la fiabilité des informations financières.

Mots clés : Intelligence Artificielle, Audit légal, Machine Learning, Détection de la fraude.

JEL Classification : M42, M4

Type du papier : Recherche Théorique

Abstract:

The rise of Artificial Intelligence (AI), and particularly Machine Learning (ML), represents a major transformation for statutory audit, disrupting traditional methods and raising crucial questions about improving fraud detection. This evolution, rich in promises of efficiency yet full of challenges regarding technological integration, requires a reassessment of the role, skills, and approaches of statutory auditors in the analysis of financial statements. To address this issue, this article draws on a narrative and conceptual literature review and mobilizes various theories (agency, signaling, risk, etc.) in order to build a solid theoretical understanding of the impact of ML on fraud detection. The analysis reveals that Machine Learning algorithms significantly enhance the speed and accuracy of anomaly identification, reduce false positives and negatives, and strengthen the proactive assessment of fraud risks. However, this integration may also require an adaptation of auditors' skills and raise concerns about the interpretation of algorithmic models. This theoretical contribution highlights the synergies between technological innovation and the imperative of integrity in statutory audit, while suggesting avenues to sustainably adapt this strategic function to the digital era, ensuring trust and reliability in financial information.

Keywords : Artificial Intelligence, Statutory Audit, Machine Learning, Fraud.

Classification JEL : M42, M4

Paper type : Theoretical Research

1. Introduction

À l'ère de la révolution numérique actuelle, l'audit légal fait face à de nouveaux défis dus à l'explosion des volumes de données et à la complexité croissante des transactions financières. Dans ce contexte, les entreprises sont confrontées à une intensification des risques, en particulier ceux liés à la fraude financière. En effet, la sophistication des schémas frauduleux, qui exploitent à la fois les limites des méthodes traditionnelles et l'ampleur des données disponibles, oblige désormais les auditeurs à recourir à des approches innovantes pour assurer la fiabilité et la transparence des états financiers. C'est pourquoi l'intelligence artificielle, et en particulier le Machine Learning, apparaît comme une technologie prometteuse capable de révolutionner la démarche d'audit en offrant des outils d'analyse et de prédiction plus efficaces et précises que jamais. Cependant, cette évolution technologique engendre aussi d'importants défis éthiques et réglementaires, notamment en ce qui concerne la responsabilité professionnelle, la transparence des algorithmes, la protection des données et le respect des normes d'audit actuelles. Ces enjeux sont devenus des préoccupations majeures pour la profession d'audit.

Historiquement, la mission du commissaire aux comptes a connu une évolution significative. D'abord centrée sur la simple vérification de la conformité des états financiers, elle a progressivement pris une dimension d'assurance plus complexe, visant à réduire le déséquilibre d'information entre les dirigeants et les parties prenantes, tout en renforçant la confiance dans l'intégrité des informations publiées. Pour éclairer cette évolution et comprendre les enjeux sous-jacents à la détection de la fraude, plusieurs théories fondamentales de l'audit apportent un cadre théorique robuste, tel que la théorie de l'agence (Jensen & Meckling, 1976), qui met en évidence les conflits d'intérêts potentiels, la théorie des signaux (Ngai et al., 2011), qui explique la valeur informative des indicateurs financiers, la théorie de la légitimité (Suchman, 1995), qui souligne la fonction institutionnelle de l'audit, la théorie du risque (Ali et al., 2022), qui insiste sur la gestion proactive des menaces, et enfin la théorie des parties prenantes (Freeman, 1984), qui élargit la portée de l'audit au-delà des seuls actionnaires. Parallèlement, le triangle de la fraude (Cressey, 1950) offre une grille d'analyse comportementale essentielle pour appréhender les motivations et les opportunités de la fraude. Cependant, malgré la solidité de ces cadres théoriques, les méthodes traditionnelles d'échantillonnage et d'analyse manuelle montrent aujourd'hui leurs limites face à la masse croissante de données à traiter, à la rapidité des transactions et à la sophistication des schémas frauduleux. Dans ce contexte, il devient de plus en plus difficile pour l'auditeur d'identifier efficacement les fraudes sans recourir à des outils technologiques avancés.

C'est dans cette optique que s'inscrit notre problématique de recherche : ***"Dans quelle mesure le Machine Learning peut-il améliorer la démarche de la Détection de la Fraude dans la mission du commissaire aux comptes sur les états financiers ?"*** Cette question centrale oriente notre exploration des capacités du Machine Learning à transformer en profondeur les pratiques d'audit. Nous examinerons comment cette technologie peut permettre une analyse exhaustive des données, faciliter une identification plus rapide et précise des anomalies, et soutenir une gestion proactive et continue des risques de fraude. L'objectif est de comprendre de quelle manière le ML peut non seulement optimiser l'efficacité des procédures d'audit en automatisant des tâches répétitives et en traitant des volumes de données inaccessibles à l'analyse humaine, mais également renforcer la pertinence, la fiabilité et la profondeur des conclusions du commissaire aux comptes, en lui offrant une vision plus complète et plus nuancée des risques.

Cet article s'articulera autour de plusieurs axes majeurs pour répondre à cette problématique. Après cette introduction, nous rappellerons les théories fondamentales qui servent de base à notre analyse, fournissant ainsi le socle conceptuel de notre réflexion. Nous poursuivrons par

une revue de littérature détaillée sur l'intelligence artificielle en audit légal, avec un focus particulier sur les applications et les avancées du Machine Learning dans ce domaine. Cette étape permettra de positionner notre recherche par rapport aux travaux existants et d'identifier les lacunes encore présentes. Nous formulerons ensuite des hypothèses de recherche, étayées par la littérature et les théories mobilisées. Un cadre conceptuel sera également proposé, illustrant visuellement les relations complexes entre le Machine Learning et l'amélioration de la détection de la fraude dans le cadre de la mission du commissaire aux comptes sur les états financiers. Enfin, nous conclurons en synthétisant nos principaux apports théoriques et pratiques, en discutant des implications pour la profession d'auditeur, et en ouvrant des perspectives pour la recherche future, notamment sur les enjeux éthiques, réglementaires et de compétences liées à l'intégration du Machine Learning dans la démarche de détection de la fraude. L'objectif de ce travail est de fournir une compréhension approfondie du rôle du Machine Learning comme levier stratégique pour un audit plus performant et plus résilient face aux risques de fraude du XXI^e siècle.

2. L'intelligence artificielle en audit légal : Revue de littérature

2.1. Une Réflexion sur la signification de l'intelligence artificielle

L'Intelligence Artificielle se définit comme l'ensemble des théories et des techniques qui ont pour intérêt le développement de programmes informatiques pouvant simuler l'intelligence humaine- c'est-à-dire pouvant accomplir de façon satisfaisante, des processus d'ordre mental tels que la perception, la mémorisation et le raisonnement (Haiech, 2020).

Depuis son émergence, le concept de l'Intelligence Artificielle est passé par bien des étapes avant de trouver place dans le glossaire des termes scientifiques porteurs d'avenir.

Deux auteurs sont à la source de la naissance de l'Intelligence Artificielle. Le premier, John McCarthy qui, en 1956, a inventé la notion d'**Intelligence Artificielle** lors de "la conférence de Dartmouth" tenue aux USA, conférence qu'il a présidée et qui s'est avérée être l'évènement fondateur où l'intelligence artificielle est constituée en discipline. Le deuxième, Marvin Lee Minsky¹, mathématicien américain qui, par la suite, a donné une définition claire et précise du champ de l'intelligence artificielle comme étant : " La construction de programmes informatiques qui s'adonnent à des tâches qui sont, pour l'instant, accomplies de façon plus satisfaisante par des êtres humains, car elles demandent des processus mentaux de haut niveau tels que : l'apprentissage perceptuel, l'organisation de la mémoire et le raisonnement critique " (Haiech, 2020).

Dès le milieu des années 60, la recherche autour de l'intelligence artificielle a connu un engouement optimiste au point où certains experts prédisaient que les machines seraient capables de faire le travail que toute personne humaine peut faire.

Mais à cause de l'échec des projets préfigurés par l'intelligence artificielle, celle-ci traverse en 1974 une période communément appelée « IA Winter », à cause de la réduction des financements des académies de recherche dans le domaine de l'intelligence artificielle.

Toutefois, les projets de recherche sur l'intelligence artificielle sont relancés dans les années 80 grâce au succès des systèmes sophistiqués qui sont des ordinateurs capables de se comporter comme des experts humains, quoique seulement dans des domaines bien précis comme, par exemple, le monde des chiffres. De ce fait, le financement des académies de recherche reflue, ce qui permet un développement exponentiel de performance informatique et une exploitation, dans les années 90 et 2000, de l'intelligence artificielle sur des terrains

¹ Un des pionniers de l'Intelligence Artificielle, né en Août 1929 et décédé le 24 Janvier 2016, il travaille dans le domaine des sciences cognitives et de l'IA, il est le cofondateur avec John McCarthy du Groupe d'Intelligence Artificielle du Massachusetts Institute of Technology (MIT).

jusqu'alors pas encore abordés. À titre d'exemple, personne n'oubliera la défaite en 1997 de Garry Kasparov² face au Deep Blue, un superordinateur spécialisé dans le jeu d'échecs par adjonction de circuits spécifiques, développé par IBM ; ou encore l'intégration de l'intelligence artificielle dans beaucoup de films de Science-Fiction.

À partir de 2010, l'intelligence artificielle ne cesse de s'illustrer et connaît un tournant dans la médiatisation des recherches. C'est ainsi que les savants développent des procédés systémiques capables d'apprendre tels que le Machine Learning et le Deep Learning (LeCun et al., 2015).

À partir de ce moment, certaines sociétés telles que Google, Facebook, Amazon, Apple, Microsoft...vont prendre les devants en mettant sur pied des logiciels puissants pouvant traiter leurs données d'utilisateurs. En effet, la problématique de l'intelligence artificielle n'est plus d'avoir des cerveaux, mais d'avoir de la donnée à traiter.

La littérature récente met en évidence que l'efficacité des systèmes d'intelligence artificielle est désormais plus liée à la disponibilité, à la qualité et à l'organisation des données utilisées qu'à la sophistication des algorithmes (Provost & Fawcett, 2013); (Davenport & Ronanki, 2018). Cette progression justifie l'utilisation de plus en plus répandue de l'IA dans divers secteurs tels que la finance, la médecine, le droit et même la comptabilité. Dans le cadre de cette recherche, l'accent est mis sur l'intégration progressive de l'intelligence artificielle dans le domaine de l'audit légal, où elle se présente comme un vecteur stratégique de transformation des pratiques professionnelles.

2.2. Évolution et définition contemporaine de l'Audit légal

Étymologiquement, le mot « Audit » vient du latin « Audire » qui signifie *écouter*. En anglais, Audit prend le sens de « vérifier », « surveiller », « inspecter » (Raffegau et al., 1994). Sur le plan conceptuel, l'audit peut ainsi être défini comme un examen méthodique et indépendant visant à apprécier la manière dont une activité est exercée, afin d'évaluer la conformité, la régularité et la fiabilité des informations produites. La littérature distingue plusieurs formes d'audit, notamment l'audit interne, l'audit externe, l'audit financier et l'audit opérationnel, chacune répondant à des objectifs spécifiques (Arens et al., 2017).

Parmi ces formes, l'audit financier représente la forme la plus ancienne et la plus courante parmi ces modalités. Aussi connu sous les appellations d'audit ou de contrôle comptable, ce dernier est désormais imposé aux sociétés par actions, ainsi qu'à certaines autres entités, selon leur taille, leur chiffre d'affaires ou leur situation juridique (Colasse, 1999).

Les origines des premières méthodes de vérification des comptes remontent à l'Antiquité, où elles avaient pour objectif principal de prévenir les détournements financiers et de garantir la sauvegarde du patrimoine.

Avec le progrès des structures administratives et commerciales, les procédés de contrôle comptable ont connu une évolution progressive au fil du temps.

Néanmoins, c'est véritablement au cours du XIXe siècle, avec l'apparition de l'entreprise moderne et la distinction de plus en plus marquée entre propriété et gestion, que le contrôle comptable est devenu systématique, menant à la création de l'audit tel qu'on le connaît aujourd'hui (Power, 1999).

À partir du XXe siècle, l'audit connaît une évolution imposante grâce à la forte croissance de la taille des organisations contrôlées. De nos jours, l'audit est suffisamment stabilisé aux yeux de la profession, car les auditeurs ont assimilé l'intérêt de la qualité des procédures internes pour s'assurer de la fiabilité des informations produites par le système comptable. Dans cette

² Garry Kasparov est un grand joueur d'échecs. Il a été classé numéro un mondial par la FIDE pendant plus de vingt ans.

perspective, le commissariat aux comptes (CAC) est devenu progressivement une exigence en Europe lorsque les entreprises commerciales ont été obligées de présenter leurs rapports financiers à des spécialistes indépendants, afin de sauvegarder les intérêts des actionnaires et d'autres intervenants (DeFond & Zhang, 2014).

Pour ce qui est du Maroc, la profession de commissariat aux comptes y est introduite par le Dahir du 11 Août 1922, date à laquelle le contrôle légal des sociétés est apparu dans la législation marocaine (Lembarki Abdelmajid, 2010).

En effet, la compréhension de la fonction d'audit nécessite une connaissance de son évolution historique, depuis ses premières formes jusqu'à son rôle actuel en tant que mécanisme central de gouvernance et de confiance dans l'information financière.

Le tableau ci-dessous donne un aperçu global du développement du métier de l'audit :

Table 1 : Développement du métier de l'auditeur

Période	Prescripteur de l'audit	Auditeurs	Objectifs de l'audit
De 2000 avant J.C à 1700	Rois ; Empereurs ; Eglises ; Etats.	Clercs, Ecrivains	Punir pour les détournements de fonds ; Protéger le patrimoine.
1700 à 1850	Etats ; Tribunaux commerciaux ; Actionnaires	Comptables	Réprimer et punir les fraudeurs ; Protéger le patrimoine.
1850 à 1900	Etats ; Actionnaires	Professionnels de comptabilité ; Juristes	Eviter les fraudes et attester la fiabilité du bilan.
1900 à 1940	Etats ; Actionnaires	Professionnels d'audit et de Comptabilité	Eviter les fraudes, les erreurs ; Attester la sincérité et la régularité des états financiers historiques.
A partir de 1990 à aujourd'hui	Etats ; Tiers ; Actionnaires	Professionnels d'audit et du conseil	Attester l'image fidèle des comptes et qualité du contrôle interne dans le respect des normes ; Protection contre la fraude internationale.

Source : Lionnel Collins, & Gerard Valin, « Audit et Contrôle interne », Dalloz, Paris, 1992, Page 17

Ainsi, on remarque que la fonction d'audit légal a connu plusieurs changements depuis son apparition, que ce soit au niveau des contribuables qu'à celui de l'objectif visé. Cependant, elle garde toujours son caractère qui donne une assurance d'une manière objective à la partie auditée.

Cette transition dans le temps, donne la légitimité de poser la question suivante : *est-ce que la fonction d'audit va connaître des changements dans le futur ? Et quels sont les facteurs qui vont engendrer ce changement ?*

2.3. L'utilisation de l'Intelligence artificielle dans le métier du Commissariat aux comptes

Au XXe siècle, les nouvelles technologies apportées par l'intelligence artificielle ont engendré un grand changement grâce à la généralisation de la digitalisation des données par le biais d'outils de l'information désormais accessible qui produisent, progressivement, des améliorations dans le monde des chiffres.

Les cabinets d'audit sont des entreprises chargées de livrer un service qui consiste généralement en un travail d'audit comptable et financier. Avec la propagation de l'utilisation des outils de l'intelligence artificielle, et afin de rester compétitifs et de se démarquer des autres entreprises, les cabinets d'audit se doivent de faire évoluer leur modèle économique et leur offre de services (Sahut et al., 2012) en se dotant de technologies innovantes en vue de proposer des solutions numériques (van den Broek & van Veenstra, 2018). Ainsi, l'avènement

de certains événements soudains met en évidence l'importance du recours aux technologies de l'IA comme outils de travail dans différents secteurs tels que la finance, la médecine et l'enseignement...

À titre d'exemple, la pandémie de la COVID-19 a poussé les professionnels à quitter leurs locaux pour recourir à un télétravail fondé sur la technologie afin de ne pas affecter la situation financière de leurs activités.

D'abord, l'utilisation de l'intelligence artificielle dans les cabinets d'audit suscite des questionnements et des interrogations auxquels il convient d'apporter des réponses. Il suffit d'observer comment les machines ont autrefois remplacé le travail physique lors de la révolution industrielle, engendrant de nombreux troubles. Dès lors, cette transformation numérique pourrait-elle également créer un sentiment de menace chez les professionnels exerçant ce métier ?

Ensuite, ce passage au digital marque une étape importante dans le développement de la fonction d'audit, car il ne s'agit pas seulement d'appliquer une technologie, mais d'opérer un changement susceptible d'impacter l'essence même du métier, notamment le cadre légal, les compétences requises, les objectifs poursuivis et les besoins des clients.

Plusieurs travaux académiques soulignent l'impact notable de l'intelligence artificielle dans les missions d'audit, particulièrement en ce qui concerne l'analyse automatique des données, la détection des irrégularités et le contrôle constant des opérations financières (Issa et al., 2016); (Kokina & Davenport, 2017) ; (Yoon et al., 2015). En outre, les commissaires aux comptes et les auditeurs peuvent s'assurer que la comptabilité est fiable et sincère avant de certifier les comptes d'une entreprise, un travail facilité par la possibilité d'associer rapidement chaque écriture comptable à sa pièce justificative, réduisant ainsi, voire supprimant, l'erreur humaine. De plus, les outils de l'intelligence artificielle permettent de dépasser la méthode de l'échantillonnage. De ce fait, les commissaires aux comptes peuvent opter pour des audits complets plutôt que des audits aléatoires, analyser l'ensemble des données contrôlées, détecter toutes les anomalies et les irrégularités, afin de proposer des solutions adéquates et d'améliorer la qualité des missions d'audit.

Toutefois, la littérature met aussi l'accent sur les difficultés organisationnelles et pratiques importantes associées à l'implémentation de ces technologies. L'intégration de l'intelligence artificielle nécessite une adaptation des compétences des auditeurs, qui doivent maintenant avoir une connaissance en science des données, saisir le fonctionnement des modèles algorithmiques et être aptes à interpréter des résultats parfois complexes (D. Appelbaum, Kogan, & Vasarhelyi, 2017) ; (Moll & Yigitbasiglu, 2019). Cette transformation modifie en profondeur le rôle du commissaire aux comptes, en renforçant la dimension analytique et interprétative de son jugement professionnel.

Par ailleurs, la gestion des risques associés à l'interprétation des modèles algorithmiques représente un défi majeur. Plusieurs auteurs mettent en avant que l'opacité de certains modèles d'apprentissage automatique peut restreindre leur capacité à être expliqués, soulevant ainsi des questions de suivi, de responsabilité et de respect des standards professionnels d'audit (Power, 2021) ; (Earley, 2015). Ces risques nécessitent d'instaurer des mécanismes de gouvernance appropriés pour garantir un usage maîtrisé et éthique de l'intelligence artificielle.

Les recherches récentes examinant le lien entre l'intelligence artificielle et l'audit légal convergent vers l'idée que l'IA ne remplace pas l'auditeur, mais fonctionne comme un outil d'assistance à la décision, ce qui contribue à renforcer l'efficacité des missions tout en améliorant la qualité des conclusions formulées (McAfee & Brynjolfsson, 2017); (Verweij et al., 2021). Ainsi, l'intégration réussie de l'intelligence artificielle dans l'audit repose sur une articulation équilibrée entre automatisation des processus et maintien du jugement professionnel de l'auditeur.

3. Le Machine Learning : Une technologie prometteuse au service de la détection de la fraude

3.1. Les techniques de l'Intelligence artificielle : Focus sur le Machine Learning

Le Machine Learning, également désigné sous le terme d'apprentissage automatique, constitue une branche de l'intelligence artificielle qui permet aux systèmes informatiques d'apprendre à partir des données, sans recourir à une programmation explicite (Mitchell & Hill, 1997); (Russell & Norvig, 2021). Cette technologie repose sur la conception d'algorithmes capables d'identifier des régularités, d'extraire des connaissances et d'améliorer progressivement leurs performances lorsqu'ils sont confrontés à de nouveaux ensembles de données (Goodfellow et al., 2016).

En ce sens, on peut dire que l'apprentissage automatique est une alternative à la programmation traditionnelle; ce qui donne aux ordinateurs la capacité d'apprendre à s'auto-programmer à partir de leur expérience.

On situe les débuts du Machine Learning vers 1950 quand **Alan Turing** crée le test qui porte son nom et qui est censé déterminer si une machine peut simuler la pensée humaine. Un peu plus tard, c'est l'informaticien américain **Arthur Samuel** qui le premier, en 1959, utilise le terme « **Machine Learning** » pour désigner son programme de jeu aux dames qui peut apprendre au fur et à mesure de ses parties, jusqu'à pouvoir battre l'un des champions des USA (BASTIEN, 2019).

Dans la même dynamique, **Frank Rosenblatt** développe le « Perceptron », un classifieur binaire, considéré comme le premier modèle de réseau de neurones artificiels, ouvrant ainsi la voie à des systèmes capables de classification automatique.

Toutefois, bien que prometteurs, l'intelligence artificielle et le machine learning ne sont pas à la hauteur de leurs ambitions. Après deux crises, l'une en 1974 et l'autre en 1987, appelées « hivers de l'IA », le ML connaît dès le début des années 90, un renouveau dû non seulement à l'apparition de nouveaux algorithmes, mais aussi à la puissance de calcul des ordinateurs et à l'essor d'internet. Ces progrès de surmonter les limitations précédentes et de faciliter l'utilisation du Machine Learning dans des secteurs complexes comme la finance, la comptabilité et l'audit, où les quantités de données et la complexité des schémas à examiner sont particulièrement importantes. (Vasarhelyi et al., 2015).

3.2. Détection de la fraude : Définition, Enjeux et Évolution des objectifs de l'Audit légal

Les états financiers sont les documents de base d'une entreprise qui reflètent sa situation financière. Ils constituent la principale base de décision d'un grand nombre d'investisseurs, de créanciers et d'autres personnes ayant besoin d'informations comptables. Ainsi, donnent-ils une expression concrète de la performance commerciale, de la situation financière et de la responsabilité sociale des organisations (DeFond & Zhang, 2014). Toutefois, au cours des dernières années, le cas des états financiers frauduleux est devenu de plus en plus alarmant.

Depuis la crise financière asiatique de 1997, il y a eu de nombreux cas d'états financiers frauduleux aux USA et à Taïwan. On peut citer à titre d'exemple l'affaire Enron en 2001, l'affaire WorldCom en 2003 aux États-Unis et les affaires ABIT Computer, Procomp, Infodisc et Summit Technology en 2004 à Taïwan. Compte tenu de ces incidents, il est devenu important de pouvoir détecter les comportements frauduleux avant qu'ils ne se produisent. Mais avant tout (Beasley et al., 2010), *qu'est-ce que la fraude ?*

Dans le **glossaire juridique**, la fraude est définie comme étant « un acte accompli en vue de porter atteinte délibérément aux droits et intérêts d'autrui. ». Le **droit pénal** la sanctionne comme « une tromperie ou un acte de mauvaise foi par lequel on lèse quelqu'un en se soustrayant aux règlements ». Dans la **sphère comptable**, l'International Federation of

Accountants (IFAC) définit la fraude comme : « un acte intentionnel commis par une ou plusieurs personnes parmi les membres de la direction, les responsables de la gouvernance, les employés ou des tiers, impliquant le recours à des manœuvres trompeuses dans le but d'obtenir un avantage indu ou illégal » (IFAC, 2018).

La littérature distingue principalement deux formes de fraude : les détournements d'actifs et les fraudes comptables. Selon l'ACFE, les détournements d'actifs sont des stratagèmes par lesquels les contrevenants volent ou utilisent, à mauvais escient, les ressources d'une organisation. Quant aux fraudes comptables, qui font l'objet de notre intérêt, consistent dans la manipulation des informations chiffrées dans le but de tromper sur la situation patrimoniale et/ou la performance économique de l'entreprise (ACFE, 2018) ; (ACFE, 2020).

Nous ne manquons pas de préciser que la fraude comptable est généralement détectée de manière aléatoire parce que les approches conceptuelles avec surveillance informatique ou audits externes ne détectent qu'environ 10% de tous les cas frauduleux signalés, et cela, d'après une étude menée par l'Association of Certified Fraud Examiners en 2018 (ACFE, 2018).

Si la fraude comptable est relativement moins détectable, c'est qu'elle est, d'une part, souvent commise par des personnes hautement placées dans l'entreprise et qu'elle s'avère, d'autre part, trop coûteuse pour cette dernière (Association of certified fraud examiners, 2020).

C'est pour cette raison que le rôle de l'auditeur dans la détection de la fraude a évolué en s'adaptant aux contextes socioéconomiques.

D'après **Carassus et Cormier** (2003), deux éminents chercheurs, et ce jusqu'au début du XXème siècle, les objectifs d'un audit légal étaient premièrement la détection de la fraude ; deuxièmement la détection d'erreurs techniques ; troisièmement la non-conformité aux principes comptables. Ces auteurs indiquent que cette hiérarchie des objectifs a été établie par **Dicksee** dans son ouvrage « Auditing » paru en 1905 (Carassus & Cormier, 2003) . Ils précisent, en outre, qu'en 1913, c'est le rapport **Montgomery** (Carassus & Cormier, 2003) qui place en priorité la conformité aux principes comptables et la correction d'erreurs, faisant de l'identification de la fraude un rôle mineur dans la mission du CAC. Il faut attendre la fin des Trente Glorieuses pour voir apparaître la règle des 3D (Déréglementation, Désintermédiation et Décloisonnement) ce qui a donné au rôle du CAC un élan nouveau dans son intérêt pour la garantie de la transparence sur les marchés. Donc la certification des comptes devient le but premier de la mission d'audit afin que les comptes puissent présenter une image fidèle de l'entreprise (Power, 1999).

Aujourd'hui, la finalité de l'audit légal comprend plusieurs objectifs complémentaires (David Carassus, Denis Conurn, 2003) :

- ✓ Donner une opinion sur la fidélité des états financiers au regard de la situation financière des résultats des opérations de l'organisation, et ce conformément aux principes comptables généralement admis,
- ✓ Fournir des contrôles sur les mentions des états financiers et sur le processus comptable,
- ✓ Ajouter de la crédibilité à l'information fondée sur la comptabilité en permettant aux utilisateurs de faire confiance à l'information communiquée.

C'est surtout à cause des scandales financiers du début du siècle que les régulateurs ont été contraints de mettre à jour leurs approches d'audit afin de faire face à ces nouveaux enjeux. En effet, la loi Sarbanes-Oxley (SOX) aux Etats-Unis s'est traduite par la mise à jour des normes SAS-82 et SAS-99 tandis que la loi sur les nouvelles réglementations économiques (loi NRE) en France a donné lieu au renforcement de la NEP-240 par la publication CNCC-2002 adoptée le 3 juillet 2003 ainsi que l'article L225-L235 du code de commerce.

Nous avons synthétisé dans le tableau ci-dessous, les normes qui insistent sur l'importance du contrôle interne dans la prévention et la détection de la fraude ainsi que le renforcement du scepticisme professionnel chez les auditeurs.

Table 2 : Cadre légal et réglementaire de la fraude en audit

Pays	Cadre législatif	Régulateur	Normes
International	N/A	IAASB / IFAC	ISA-240
USA	Sarbanes-Oxley	AICPA / PCAOB	SAS-82 & SAS-99
France	NRE	CNCC / H3C	NEP-240

Source : À partir de Carassus et Cormier (2003)

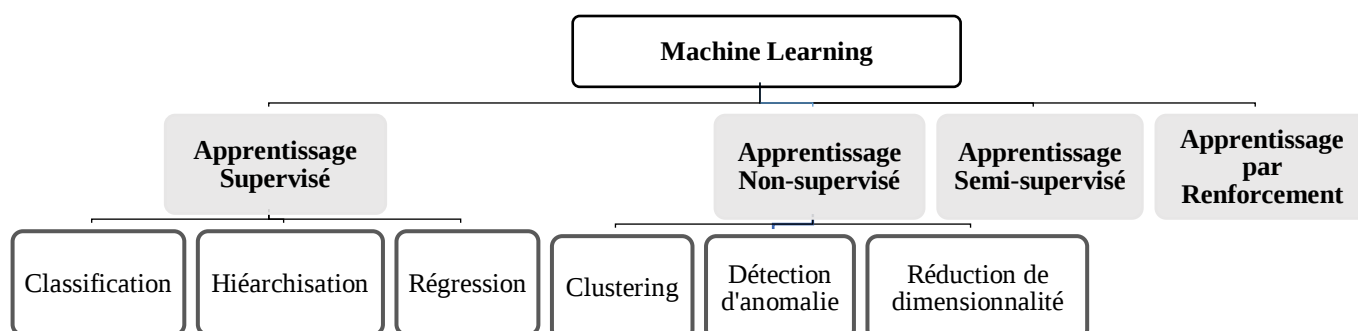
3.3. Le Machine Learning au service de la détection de fraude dans l'audit légal

Le terme générique de l'intelligence artificielle englobe l'ensemble des méthodes permettant aux machines de reproduire certaines formes de l'intelligence humaine, notamment « la prise de décision », « l'analyse des données » et « la résolution des problèmes ». Parmi ces approches, l'apprentissage automatique (Machine Learning) occupe une place centrale et est parfois assimilé, à tort, à l'intelligence artificielle dans son ensemble. Néanmoins, ces technologies apparentées répondent à deux définitions différentes puisque l'intelligence artificielle est la catégorie parente dont l'apprentissage automatique est une sous-catégorie. Selon le MIT (Massachusetts Institute of Technology), l'apprentissage automatique est une alternative à la programmation traditionnelle qui laisse aux ordinateurs la capacité d'apprendre à s'auto-programmer à partir de leur expérience.

Bien que le concept de Machine Learning soit relativement récent dans le champ académique, les outils statistiques qui le composent sont utilisés depuis plusieurs décennies dans les dispositifs de détection de la fraude. Dans le contexte de l'audit légal, ces outils ont longtemps servi à identifier des anomalies comptables à travers des méthodes analytiques classiques. L'apport majeur de l'intelligence artificielle réside toutefois dans la combinaison et l'intégration de ces modèles statistiques au sein de systèmes capables d'évoluer de manière autonome grâce à l'apprentissage continu. Cette capacité d'auto-amélioration permet une détection plus fine et plus exhaustive des schémas frauduleux, même complexes ou émergents, bien que leur démocratisation reste conditionnée par des contraintes techniques, organisationnelles et réglementaires.

En pratique, la convergence des facteurs clés nécessaires à l'essor du Machine Learning — à savoir l'amélioration des algorithmes, l'explosion des volumes de données disponibles et l'augmentation significative de la puissance de calcul — ne s'est opérée que récemment, expliquant ainsi l'intégration progressive de ces technologies dans les missions d'audit et de détection de la fraude (McAfee & Brynjolfsson, 2017).

Figure 1 : Les méthodes de fonctionnement du Machine Learning



Source : Élaborée par l'auteur.

Le fonctionnement du Machine Learning repose sur quatre principales approches, dont l'application concrète à la détection de la fraude financière varie selon les objectifs de l'audit et la nature des données disponibles qui sont schématisées dans l'illustration ci-dessus.

➤ **Apprentissage supervisé**

Dans l'apprentissage supervisé, les données à l'entrée sont « étiquetées ». Chacune de ses données est reliée à une classe. Le but principal de cette méthode est que l'algorithme puisse apprendre en comparant sa sortie réelle avec les sorties enseignées pour trouver des erreurs et modifier le modèle par adaptation. Dans le cadre de l'audit légal, cette méthode est largement utilisée pour identifier les transactions frauduleuses connues, en différenciant les opérations standards des opérations atypiques ou suspectes à partir d'historiques comptables vérifiés.

Parmi les méthodes utilisées dans l'apprentissage supervisé, on peut citer : les réseaux de neurones, le modèle naïf de Bayes, la régression linéaire, la régression logistique, la forêt aléatoire, la machine à vecteurs de support (SVM), etc.

Ainsi, l'apprentissage supervisé utilise des techniques de classification et/ou de régression pour élaborer des modèles de Machine Learning.

Ces modèles permettent aux auditeurs d'évaluer le risque de fraude avec une probabilité mesurable, facilitant ainsi la priorisation des tests de détail et l'allocation des ressources d'audit (Perols, 2010).

➤ **Apprentissage non supervisé**

Une autre approche du Machine Learning est l'apprentissage non supervisé où les données sont non labellisées. Dans cette approche, l'algorithme détecte, tout seul, les cas de similarités parmi les données d'entrée qu'on lui soumet. C'est ainsi que le but de l'apprentissage non supervisé consiste à découvrir des modèles cachés, des corrélations et à faire des regroupements dans un ensemble de données. Il est aussi utilisé pour la réduction de dimension, car il peut servir à diminuer la taille des données en sélectionnant les attributs qui se distinguent mieux pour la classification. Cette approche est particulièrement pertinente dans la détection de fraudes nouvelles ou non documentées, pour lesquelles aucun schéma préexistant n'est disponible.

Parmi les algorithmes utilisés dans l'apprentissage non supervisé, on peut citer les réseaux de neurones, le regroupement avec les k-moyennes et les méthodes de classification probabiliste. Le Clustering est la technique d'apprentissage non supervisé la plus courante. En audit, l'apprentissage non supervisé est souvent mobilisé pour la détection d'anomalies comptables, la segmentation des transactions et la réduction de dimension des bases de données. Il permet d'alerter l'auditeur sur des comportements atypiques nécessitant un jugement professionnel approfondi, notamment à travers des techniques de clustering telles que les k-moyennes (Aggarwal, 2017).

➤ **Apprentissage semi-supervisé**

Cette technique d'apprentissage est une alternative entre l'apprentissage supervisé et non supervisé. Il y a des cas où certaines données sont étiquetées, mais pas toutes les données. Cette méthode répond directement aux contraintes opérationnelles de l'audit, où les cas de fraude avérés sont rares et coûteux à identifier. L'algorithme exploite d'abord l'apprentissage non supervisé pour structurer les données, puis applique l'apprentissage supervisé une fois les clusters interprétés. Cette approche améliore la performance prédictive tout en limitant les coûts liés à l'annotation manuelle.

➤ **Apprentissage automatique par renforcement**

L'apprentissage automatique par renforcement est un modèle d'apprentissage similaire à

l'apprentissage supervisé, mais l'algorithme n'est pas entraîné à l'aide d'échantillons de données. Ce modèle apprend au fur et à mesure de l'essai et de l'erreur. Dans ce cas-ci, une séquence de résultats positifs sera renforcée pour élaborer la meilleure recommandation ou politique pour un problème donné.

Bien que son usage reste encore marginal en audit légal, cette approche présente un potentiel intéressant pour l'optimisation dynamique des stratégies de contrôle et l'adaptation continue des procédures d'audit en fonction des résultats observés (Sutton & Barto, 2018).

Dans le cadre des missions du commissaire aux comptes, l'ensemble de ces approches permet d'améliorer significativement l'évaluation des risques, la planification des tests de détail et la substitution partielle des examens analytiques traditionnels par des analyses automatisées et prédictives (Perols, 2010). Ainsi, les théories du Machine Learning trouvent une application concrète dans l'identification ciblée des zones à risque élevé et dans le renforcement de la qualité des jugements professionnels.

La littérature récente souligne que l'intégration du Machine Learning dans la détection de la fraude financière permet de dépasser les limites des méthodes traditionnelles fondées sur des contrôles manuels et des échantillonnages restreints. En automatisant l'identification d'anomalies sur de vastes ensembles de données, le Machine Learning permet aux auditeurs de se concentrer sur l'analyse des cas complexes nécessitant une expertise humaine approfondie (Léopold WENGER, 2018).

Les différentes familles d'algorithmes utilisées dans la détection de la fraude sont largement mentionnées dans la littérature scientifique. Les **arbres de décision** et les **forêts aléatoires** sont appréciés pour leur capacité à gérer la complexité des données tout en restant interprétables. Les **machines à vecteurs de support** (SVM) se distinguent par leurs performances de classification, notamment lorsque les cas de fraude sont peu fréquents. Les **réseaux de neurones profonds** offrent une grande capacité de détection, mais leur opacité est un défi à relever (RAMDANI & EL BOUZAI DI CHIKHI, 2023).

Toutefois, plusieurs auteurs mettent en évidence les biais et limites inhérents aux modèles de Machine Learning. Les performances des algorithmes sont fortement influencées par la qualité, l'exhaustivité et l'impartialité des données employées. Des biais historiques ou organisationnels peuvent être reproduits, voire amplifiés, par les modèles, compromettant ainsi la fiabilité des résultats. Par ailleurs, le caractère parfois opaque des algorithmes complexes, pose des enjeux d'explicabilité, de traçabilité et de conformité aux normes professionnelles de l'audit (Earley, 2015) ;(Power, 2021).

Des études comparatives ont évalué l'efficacité de ces algorithmes dans des situations réelles de détection de fraude. Par exemple, des recherches récentes montrent que des modèles ensemblistes tels que le **XGBoost** et le **Balanced Bagging Cost Sensitive** surpassent les méthodes traditionnelles en termes de précision et de réduction des faux positifs, un aspect crucial en matière de fraude comptable .

En outre, des **approches hybrides** combinant règles d'audit classiques et modèles de Machine Learning ont été développées pour allier transparence, robustesse et efficacité prédictive. Ces systèmes permettent aux auditeurs de bénéficier à la fois de leur expertise humaine et de la puissance des algorithmes, améliorant ainsi la qualité globale de la détection (KHOULOU, 2025) (RAMDANI & EL BOUZAI DI CHIKHI, 2023).

Enfin, l'intelligence artificielle favorise l'émergence d'un audit en continu, reposant sur une surveillance en temps réel des transactions financières, contribuant ainsi à une détection plus précoce et plus efficace des risques de fraude (RAMDANI & EL BOUZAI DI CHIKHI, 2023).

En somme, les différentes méthodes utilisées par les auteurs sus-cité sont réparties dans le tableau ci-dessous:

Table 3 : Principales méthodes algorithmiques utilisées par les auteurs

Méthode	Résumé
Régression linéaire (Linear Regression)	Une méthode mise sur pied en 1805 par Adrien-Marie Legendre et Carl Friedrich Gauss. Cette méthode d'apprentissage supervisé est utilisée pour établir une relation linéaire entre une variable dépendante et une ou plusieurs variables explicatives. Le modèle de régression linéaire est souvent estimé par la méthode des moindres carrés, qui consiste à rechercher la droite permettant d'expliquer le comportement d'une variable statistique.
Régression logistique (Logistic Regression)	Ce modèle élaboré par Joseph Berkson en 1944, appartient à la famille des modèles d'apprentissage automatique supervisé servant à traiter les problèmes de classification. Ce type d'algorithme est un modèle statistique qui permet de traduire la relation d'une variable en fonction d'une ou plusieurs autres. Ce modèle a la particularité de prédire la probabilité de l'arrivée d'un événement.
Réseau de neurones artificiels (Artificial Neural Network)	Ce type d'algorithme crée en 1943 par Warren McCulloch et Walter Pitts, prend le cerveau humain comme modèle. Il imite les interactions des neurones biologiques en s'appuyant sur des données d'entraînement pour pouvoir apprendre et améliorer leur précision au fil du temps. Il est basé sur le principe d'inférence bayésien, c'est-à-dire qu'il se sert des éléments passés pour conjecturer sur l'avenir par cohérence.
Machine à vecteur de support (Support Vector Machines SVM)	Ensemble de méthodes d'apprentissage artificielles intelligentes proposées par Vapnik en 1995. Il s'agit là d'une méthode du Machine Learning basée sur la théorie de l'apprentissage statistique et le SRM (minimisation du risque structurel). Cet algorithme dépend principalement de l'utilisation des données d'entrée pour trouver un hyperplan de séparation optimal capable de distinguer deux ou plusieurs types de données grâce au mécanisme d'apprentissage. C'est une méthode d'apprentissage supervisé, de prédication et de classification pour l'exploration de données.
Arbres de décision (Decision Tree)	Algorithmes d'apprentissage supervisé non paramétrique mis sur pied, en 1963, par James N. Morgan et John A. Sonquist. C'est un type d'algorithmes qui sont utilisés pour entreprendre les tâches de classification. Ils utilisent une séquence de branchement de décisions liées qui peuvent être représentées à l'aide d'un diagramme arborescent. L'un des avantages de ces algorithmes est qu'ils sont faciles à valider et à contrôler, contrairement à la boîte noire d'un réseau de neurones.
Forêts aléatoires (Random Forest)	Algorithme d'apprentissage automatique breveté par Leo Breiman et Adele Cutler en 2001. Il permet d'assembler les sorties de plusieurs arbres de décision pour atteindre un résultat unique. Sa souplesse d'utilisation et sa flexibilité ont favorisé son adoption, car il permet de gérer à la fois les problèmes de classification et les problèmes de régression.

Source : À partir de Suduan Chen (2016)

4. Hypothèses de recherche et cadre conceptuel

Dans le cadre de notre recherche portant sur l'amélioration de la détection de la fraude dans la mission du commissaire aux comptes sur les états financiers grâce au Machine Learning, nous formulons plusieurs hypothèses qui s'inscrivent dans une démarche hypothético-déductive. Celles-ci sont fondées sur des apports théoriques et empiriques issus de la littérature en audit, en science des données et en intelligence artificielle. Chaque hypothèse découle ainsi d'un ensemble de travaux antérieurs mettant en évidence les effets potentiels du Machine Learning sur la qualité, l'efficacité et l'organisation de la mission d'audit légal.

La littérature en audit souligne depuis plusieurs décennies les limites des méthodes traditionnelles de détection de la fraude, fondées principalement sur des tests par sondage, des règles déterministes et des analyses statistiques classiques. Ces approches se révèlent souvent insuffisantes face à la complexité croissante des systèmes d'information comptables et à l'augmentation exponentielle des volumes de données financières (Alles et al., 2008).

Dans ce contexte, plusieurs études mettent en avant le potentiel du Machine Learning pour analyser des bases de données massives et hétérogènes, en identifiant des schémas complexes, non linéaires et difficilement détectables par l'auditeur humain (Perols, 2010); (D. Appelbaum, Kogan, Vasarhelyi, et al., 2017). Les algorithmes d'apprentissage supervisé et non supervisé permettent notamment de repérer des anomalies transactionnelles, des comportements atypiques et des signaux faibles pouvant indiquer l'existence de fraudes potentielles.

Ces capacités s'inscrivent dans la continuité de la *théorie des signaux*, selon laquelle certaines irrégularités observables dans l'information financière peuvent révéler des comportements opportunistes ou frauduleux sous-jacents. En automatisant la détection de ces signaux au sein de grands ensembles de données, le Machine Learning améliore à la fois la rapidité et la précision des analyses d'audit (Rao et al., 2021).

H1 : L'utilisation d'algorithmes du Machine Learning permet une détection plus rapide et plus précise des anomalies et des schémas de fraude potentiels dans les grands volumes de données financières, comparativement aux méthodes d'audit traditionnelles.

Un enjeu central de la détection de la fraude réside dans la gestion des erreurs de classification, en particulier les faux positifs et les faux négatifs. Les faux positifs entraînent une mobilisation excessive des ressources d'audit sur des opérations non frauduleuses, tandis que les faux négatifs exposent l'auditeur à un risque accru de non-détection de fraudes significatives (DeFond & Zhang, 2014).

La recherche empirique montre que les modèles avancés du Machine Learning, notamment les algorithmes ensemblistes et les méthodes sensibles aux coûts (*cost-sensitive learning*), permettent d'améliorer significativement l'équilibre entre sensibilité et spécificité des dispositifs de détection (Dal Pozzolo et al., 2015). En affinant les seuils de classification et en apprenant à partir des erreurs passées, ces modèles contribuent à réduire simultanément les faux positifs et les faux négatifs.

Ces résultats sont cohérents avec la *théorie positive de l'audit*, qui considère l'audit comme un processus visant à optimiser l'allocation des ressources tout en minimisant les coûts liés au contrôle et au risque résiduel. En ce sens, le Machine Learning apparaît comme un levier technologique permettant d'accroître l'efficacité globale de la mission d'audit (McAfee & Brynjolfsson, 2017).

H2 : Le recours au Machine Learning contribue à réduire le taux de faux positifs et de faux négatifs dans la détection de la fraude, permettant ainsi une allocation plus efficiente des ressources d'audit.

Traditionnellement, l'évaluation des risques de fraude dans l'audit légal repose sur une approche ponctuelle, réalisée en amont de la mission, et largement dépendante du jugement professionnel de l'auditeur. Toutefois, l'évolution des environnements économiques et numériques rend cette approche de plus en plus insuffisante face à des risques dynamiques et évolutifs (Power, 2021).

Les systèmes du Machine Learning, en particulier lorsqu'ils sont intégrés à des dispositifs d'audit continu, permettent une surveillance permanente des transactions et une mise à jour en temps réel des profils de risque. Plusieurs études montrent que ces outils renforcent la capacité des auditeurs à anticiper les comportements frauduleux et à adapter leurs procédures de contrôle de manière proactive (Vasarhelyi et al., 2015); (Earley, 2015).

Ces apports s'inscrivent dans la *théorie du risque en audit*, qui met l'accent sur la gestion anticipative des menaces et sur l'adaptation des procédures en fonction du niveau de risque identifié. Le Machine Learning apparaît ainsi comme un instrument favorisant une approche plus dynamique et continue de l'évaluation du risque de fraude.

H3 : L'adoption du Machine Learning renforce la capacité du commissaire aux comptes à évaluer les risques de fraude de manière proactive et continue.

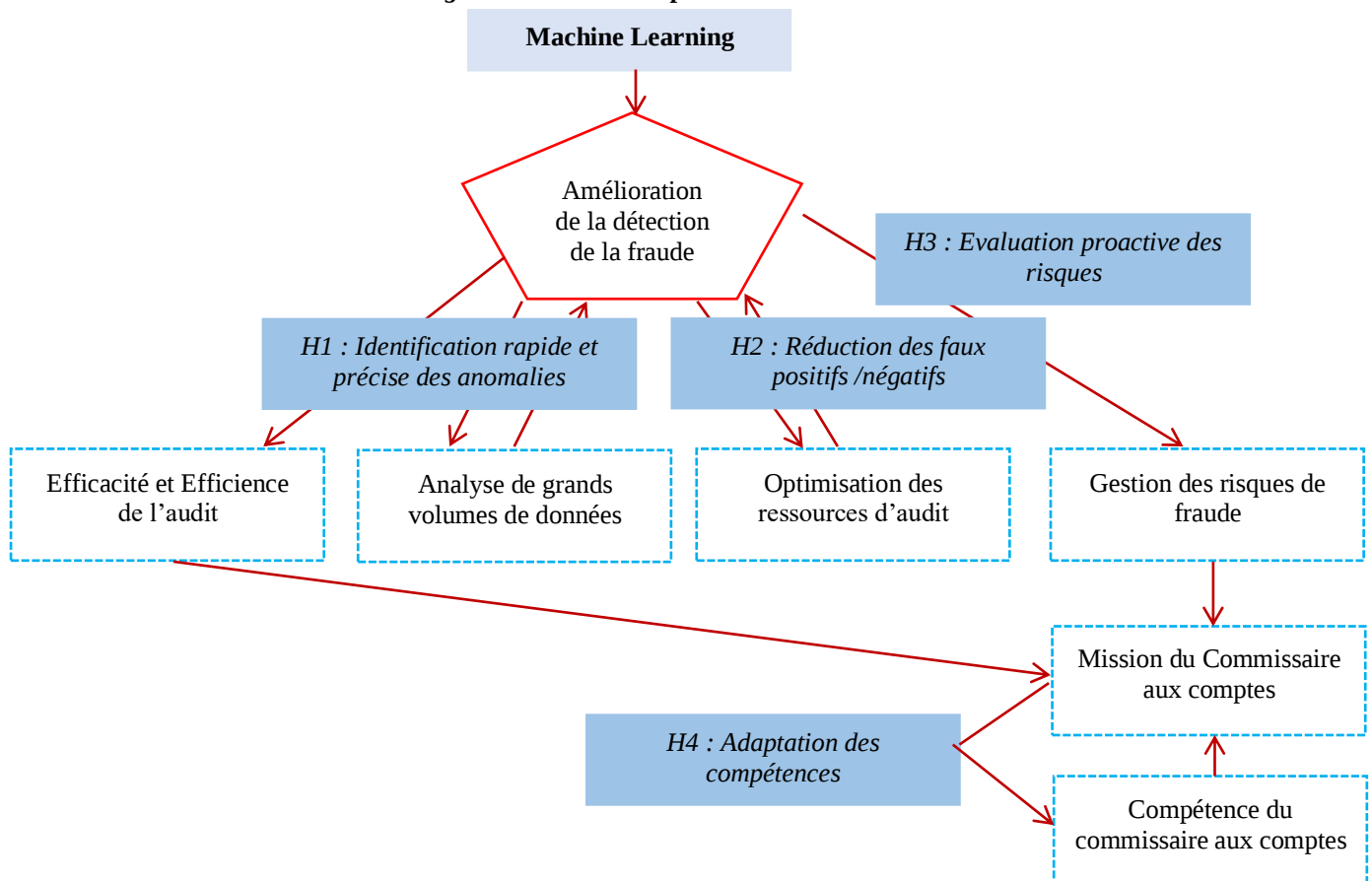
Si la littérature reconnaît largement les bénéfices du Machine Learning pour l'audit, elle souligne également que l'intégration de ces technologies implique une transformation profonde du rôle et des compétences du commissaire aux comptes. L'auditeur est désormais appelé à comprendre les principes de fonctionnement des algorithmes, à interpréter des résultats complexes et à exercer un jugement critique sur des outils automatisés (Moll & Yigitbasioglu, 2019).

Cette évolution est analysée à travers la *théorie des ressources et des compétences*, selon laquelle la capacité d'une organisation ou d'une profession à maintenir un avantage compétitif dépend de son aptitude à développer et mobiliser de nouvelles expertises. Dans le cas de l'audit, la maîtrise des outils du Machine Learning et des compétences en analyse de données devient un facteur clé de performance et de crédibilité professionnelle (D. A. Appelbaum et al., 2018).

En l'absence de cette adaptation, le risque est de voir émerger une dépendance excessive aux algorithmes, susceptible de fragiliser le jugement professionnel et la responsabilité de l'auditeur.

H4 : La mise en œuvre du Machine Learning dans l'audit légal nécessite une adaptation des compétences du commissaire aux comptes, notamment en matière d'analyse de données et de compréhension des modèles algorithmiques.

Figure 2 : Cadre conceptuel de la recherche



Source : Élaborée par l'auteur.

5. Conclusion

L'analyse menée dans cet article a mis en évidence le potentiel transformateur du Machine Learning dans l'amélioration de la démarche de détection de la fraude par le commissaire aux

comptes sur les états financiers. En s'appuyant sur un cadre théorique solide, comprenant la théorie de l'agence, des signaux, de la légitimité, du risque, ainsi que celle des ressources et compétences, nous avons montré que le Machine Learning peut pallier les insuffisances des méthodes d'audit traditionnelles face à la complexité et au volume croissant des données financières.

Nos hypothèses de recherche ont suggéré que l'intégration du Machine Learning conduit à une détection plus rapide et précise des anomalies (H1), à une réduction des faux positifs et négatifs (H2), et à un renforcement de l'évaluation proactive des risques de fraude (H3). Ces apports contribuent ensemble à accroître l'efficacité globale de la mission d'audit. En parallèle, nous avons insisté sur la nécessité d'une évolution des compétences des auditeurs (H4) condition indispensable pour tirer pleinement parti des avantages de cette technologie.

Le cadre conceptuel proposé illustre ces interrelations, en présentant le Machine Learning non pas comme un remplacement de l'expertise humaine, mais comme un catalyseur puissant. Il permet à l'auditeur de concentrer son intervention sur des tâches à forte valeur ajoutée, telles que l'interprétation des résultats complexes et le jugement professionnel, tout en automatisant l'exécution d'analyses répétitives. Cette complémentarité entre intelligence artificielle et intelligence humaine apparaît ainsi comme un levier incontournable pour faire face aux défis actuels de la fraude.

En conclusion, le Machine Learning s'affirme comme une avancée majeure pour l'audit légal, offrant des perspectives prometteuses vers une détection de la fraude plus robuste, agile et fiable. Toutefois, sa mise en œuvre effective nécessite non seulement des investissements technologiques, mais également une adaptation des mentalités et des compétences au sein de la profession. Les recherches futures pourraient approfondir des dimensions encore peu explorées, telles que les enjeux éthiques liés à l'utilisation de l'IA en audit, la compréhension des modèles de ML par les praticiens, ou encore les implications réglementaires de leur adoption. L'audit de demain s'annonce ainsi comme un 'audit augmenté', où la synergie entre technologie et expertise humaine garantira davantage la confiance et l'intégrité des marchés financiers.

Référence

- (1). Abbasi, A., Albrecht, C., Vance, A., & Hansen, J. (2012). MetaFraud: A Meta-Learning Framework for Detecting Financial Fraud. *MIS Quarterly*, 36(4), 1293-1327. <https://doi.org/10.2307/41703508>
- (2). Abdelilah, B. (2024). *Augmented Financial Audit: Between Artificial Intelligence and Relational Intelligence*.
- (3). Achakzai, M. A. K., & Juan, P. (2022). Using machine learning Meta-Classifiers to detect financial frauds. *Finance Research Letters*, 48, 102915. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.102915>
- (4). Achakzai, M. A. K., & Peng, J. (2023). Detecting financial statement fraud using dynamic ensemble machine learning. *International Review of Financial Analysis*, 89. Scopus. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2023.102827>
- (5). Adeline Rocci. (2019, septembre 22). *L'intelligence artificielle au service de la compta en infographie*. Compta Online. <https://www.compta-online.com/intelligence-artificielle-au-service-de-la-compta-en-infographie-ao4057>
- (6). Alain Gilles, F. T. (2019). *Impact du comportement des auditeurs sur la qualité de services offerts dans le cadre de leur mission: Étude empirique menée dans le contexte camerounais*.
- (7). Ali, A., Razak, S., Othman, S., Eisa, T., Al-dhaqm, A., Nasser, M., Elhassan, T., Elshafie, H., & Saif, A. (2022). Financial Fraud Detection Based on Machine

- Learning: A Systematic Literature Review. *Applied Sciences*, 12, 9637. <https://doi.org/10.3390/app12199637>
- (8). Ali, D., & Mansour, B. (2023). *Intégration de l'IA dans l'audit: L'effet sur le processus d'audit*.
 - (9). Ali, A., Razak, S., Othman, S., Eisa, T., Al-dhaqm, A., Nasser, M., Elhassan, T., Elshafie, H., & Saif, A. (2022). Financial Fraud Detection Based on Machine Learning: A Systematic Literature Review. *Applied Sciences*, 12, 9637. <https://doi.org/10.3390/app12199637>
 - (10). archiMag. (2020, février 6). *Comment l'Intelligence Artificielle (I.A) contribue-t-elle à l'évolution des fonctions comptables et financières?* Archimag. <https://www.archimag.com/demat-cloud/2020/02/06/intelligence-artificielle-ia-fonctions-comptables-finances-yooz>
 - (11). Association of certified fraud examiners. (2020). *REPORT TO THE NATIONS ÉTUDE MONDIALE SUR LA FRAUDE INTERNE ET LES ABUS PROFESSIONNELS* (p. 4-88). https://www.crc-paris.fr/wp-content/uploads/2020/09/RTTN-2020_FR-BD-FINAL-DRAFT-19092020.pdf
 - (12). BASTIEN. (2019, avril 17). Introduction au machine learning – Partie 1/3 – Histoire. *Blog Clevy*. <https://blog.clevy.io/nlp-et-ia/introduction-machine-learning-1-3-histoire/>
 - (13). Beckstrom, J. R. (s. d.). Audit des algorithmes d'apprentissage automatique: Un livre blanc pour les auditeurs publics. *INTOSAI Journal*. Consulté 3 juillet 2025, à l'adresse <https://www.intosaijournal.org/fr/journal-entry/auditing-machine-learning-algorithms/>
 - (14). Carassus, D., & Cormier, D. (2003). Normes et pratiques de l'audit externe légal en matière de prévention et de détection de la fraude. *Comptabilité Contrôle Audit / Accounting Auditing Control*. <https://hal.science/hal-03073811>
 - (15). COLLINS, L., & VALIN, G. (1992). *Audit et Contrôle interne: Principes, objectifs et pratiques*. (2^{ème} édition). Dalloz.
 - (16). Cressey, D. R. (1950). The Criminal Violation of Financial Trust. *American Sociological Review*, 15(6), 738-743. <https://doi.org/10.2307/2086606>
 - (17). Dowling, C., & Leech, S. a. (2014). A Big 4 Firm's Use of Information Technology to Control the Audit Process: How an Audit Support System is Changing Auditor Behavior. *Contemporary Accounting Research*, 31(1), 230-252. <https://doi.org/10.1111/1911-3846.12010>
 - (18). Freeman, E. (1984). Exploration critique par Yvon Pesqueux de la théorie des Parties Prenantes formulée initialement par R. Edward Freeman en 1984 – synthèse. *REPÈRES RSE*. <https://thierrysouvay.com/2025/06/02/exploration-critique-de-la-theorie-des-parties-prenantes-formulee-initialement-par-r-edward-freeman-en-1984-un-article-dyvon-pesqueux/>
 - (19). Glancy, F. H., & Yadav, S. B. (2011). A computational model for financial reporting fraud detection. *Decision Support Systems*, 50(3), 595-601. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.08.010>
 - (20). Haiech, J. (2020). Parcourir l'histoire de l'intelligence artificielle, pour mieux la définir et la comprendre. *médecine/sciences*, 36(10), Article 10. <https://doi.org/10.1051/medsci/2020145>
 - (21). Hutzli, V. (2021). Comment l'intelligence artificielle va-t-elle impacter le métier de comptable? *SONAR*, 10-88.
 - (22). 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. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(76\)90026-X](https://doi.org/10.1016/0304-405X(76)90026-X)
 - (23). KHOULOU, N. (2025). *L'intelligence artificielle au service du contrôle interne dans le secteur bancaire: Enjeux, opportunités et limites*.

- (24). Lembarki Abdelmajid. (2010). *LA PRATIQUE DU COMMISSARIAT AUX COMPTES* (1ère édition.).
- (25). Léopold WENGER. (2018). *INTELLIGENCE ARTIFICIELLE & AUDIT: LE MACHINE LEARNING AU SERVICE DE LA DETECTION DE LA FRAUDE* (no) [Diplôme d'expert-comptable (DEC)]. Créteil Paris Versailles.
- (26). Lokanan, M., Tran, V., & Vuong, N. H. (2019). Detecting anomalies in financial statements using machine learning algorithm : The case of Vietnamese listed firms. *Asian Journal of Accounting Research*, 4(2), 181-201. <https://doi.org/10.1108/AJAR-09-2018-0032>
- (27). Ngai, E. W. T., Hu, Y., Wong, Y. H., Chen, Y., & Sun, X. (2011). The application of data mining techniques in financial fraud detection : A classification framework and an academic review of literature. *Decision Support Systems*, 50(3), 559-569. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.08.006>
- (28). Perols, J. (2010). Financial Statement Fraud Detection : An Analysis of Statistical and Machine Learning Algorithms. *Auditing A Journal of Practice & Theory*, 30. <https://doi.org/10.2308/ajpt-50009>
- (29). Raffegeau, J. A. du texte, Dufils, P. A. du texte, & Menonville, D. de A. du texte. (1994). *L'audit financier / Jean Raffegeau,... Pierre Dufils,... Didier de Menonville,...* Presses universitaires de France. <https://gallica.bnf.fr/ark:/12148/bpt6k3387410f>
- (30). RAMDANI, B., & EL BOUZAI DI CHIKHI, D. (2023). *L'influence de l'intelligence artificielle sur l'efficacité de l'audit financier : Tendances, défis et opportunités*.
- (31). Raphaël, S. (2019, avril 10). *Comment le Machine Learning peut permettre de lutter contre la fraude ?* JDN. <https://www.journaldunet.com/solutions/reseau-social-d-entreprise/1423250-comment-le-machine-learning-peut-permettre-de-lutter-contre-la-fraude/>
- (32). Remacle, L., & Université de Liège > Master sc. gest., À. F. (2022). *Est-ce que l'intelligence artificielle est efficace pour l'évaluation de la situation financière d'une entreprise ?* 182.
- (33). Sahut, J. M., Hikkerova, L., & Khalfallah, M. (2012). Business Model and Performance of Firms. *International Business Research*, 6(2), Article 2. <https://doi.org/10.5539/ibr.v6n2p64>
- (34). Suchman, M. (1995). Managing Legitimacy : Strategic and Institutional Approaches. *Academy of Management Review*, 20, 571-611. *The Academy of Management Review*, 20, 571. <https://doi.org/10.2307/258788>
- (35). Suduan Chen. (2016). Detection of fraudulent financial statements using the hybrid data mining approach. *SpringerPlus*, 5(1), 89. <https://doi.org/10.1186/s40064-016-1707-6>
- (36). van den Broek, T., & van Veenstra, A. F. (2018). Governance of big data collaborations : How to balance regulatory compliance and disruptive innovation. *Technological Forecasting and Social Change*, 129, 330-338. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.09.040>
- (37). Yang Bao, Bin Ke, Bin Li, Y. Julia Yu, et Jie Zhang. (2022). Erratum to : Detecting Accounting Fraud in Publicly Traded U.S. Firms Using a Machine Learning Approach (Journal of Accounting Research, (2020), 58, 1, (199-235), 10.1111/1475-679X.12292). *Journal of Accounting Research*, 60(4), 1635-1646. Scopus. <https://doi.org/10.1111/1475-679X.12454>
- (38). Yooz. (s. d.). *De l'Intelligence Artificielle à l'Intelligence Financière : L'Intelligence Artificielle, stimulateur de la fonction financière*.