

Haute Ecole

Groupe ICHEC – ISC St-Louis – ISFSC



Enseignement supérieur de type long de niveau universitaire

Du Big Data à l'intelligence artificielle : Quel avenir pour le métier d'auditeur ?

Mémoire présenté par

Wissal EL BOUDKHANI

pour l'obtention du diplôme de

Master en Gestion de l'entreprise

Année académique 2019-2020

Promoteur : Madame Nadine DESCENDRE

Du Big Data à l'intelligence artificielle : Quel avenir pour le métier d'auditeur ?

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je souhaiterais adresser mes remerciements à toute l'équipe pédagogique qui m'a accompagné pendant mes années d'études au sein de l'ICHEC Brussels Management School.

Je tiens à remercier tout particulièrement ma promotrice, Madame Nadine Descendre, pour ses conseils judicieux et sa disponibilité au cours de la réalisation de ce mémoire.

Ensuite, je voudrais exprimer ma reconnaissance et ma gratitude à l'ensemble des personnes interrogées qui m'ont accordée leur temps précieux afin de répondre à mes questions. Le témoignage et les connaissances de ces personnes furent précieux et ont grandement contribué à alimenter ma réflexion.

Enfin, je tiens à remercier ma famille et mes amis pour leur soutien et leurs encouragements qui m'ont été d'une grande aide tout le long de mon parcours.

CHARTRE ANTI-PLAGIAT

« Je soussigné, **EL BOUDKHANI Wissal**, **Master 2 Gestion de l'entreprise**, déclare par la présente que le mémoire ci-joint est exempt de tout plagiat et respecte en tous points le règlement des études en matière d'emprunts, de citations et d'exploitation de sources diverses signé lors de mon inscription à l'ICHEC, ainsi que les instructions et consignes concernant le référencement dans le texte respectant la norme APA, la bibliographie respectant la norme APA, etc. mises à ma disposition sur Moodle. Par ma signature, je certifie sur l'honneur avoir pris connaissance des documents précités et que le travail présenté est original et exempt de tout emprunt à un tiers non-cité correctement. »

Date et Signature :

Bruxelles, le 17/08/2020



TABLE DES MATIÈRES

1. Introduction	9
1.1 Contexte de l'audit des états financiers	9
1.2 Objectif du mémoire et question de recherche	10
1.3 Démarche méthodologique	11
1.4 Méthode de récolte de données	12
1.5 Impact de la crise sanitaire	14
2. Cadre conceptuel	15
2.1 Évolution de l'audit : de l'approche traditionnelle à l'audit du futur	15
2.2 Big Data	16
2.2.1 Qu'est-ce que le Big Data ?	16
2.2.2 Les facteurs de généralisation et d'intégration du Big Data	17
2.3 Intelligence artificielle	18
2.3.1 Qu'est-ce que l'intelligence artificielle ?	19
2.3.2 Les différentes formes d'intelligence artificielle	20
2.3.3 Les facteurs de croissance de l'intelligence artificielle	23
2.4 Big Data et intelligence artificielle : une convergence révolutionnaire ?	24
2.5 Vers un audit 2.0 ?	26
3. Intégration du Data Analytics dans les procédures d'audit externe	28
3.1 Qu'est-ce que le Data Analytics ?	28
3.2 Le Data Analytics transforme le processus d'audit	29
3.3 Data Analytics et qualité de l'audit	31
3.4 Intégration du Data Analytics dans l'approche d'audit	35
3.4.1 Le Data Analytics dans les différentes phases d'un audit	36
3.5 Outils et techniques de Data Analytics utilisées en audit	42
3.5.1 Microsoft Excel	44
3.5.2 IDEA	46
3.5.3 Process Mining	47
3.5.4 Autres outils de Data Analytics	50
3.5.5 Étapes pour la mise en œuvre du Data Analytics dans la pratique	51
3.6 Les obstacles à la mise œuvre du Data Analytics en audit	52
3.7 Études de cas	54

4. Impact du Data Analytics en audit externe	58
4.1 La collecte des données	58
4.1.1 Collecte, extraction et traitement des informations	58
4.1.2 Fiabilité et pertinence des informations	60
4.1.3 Sauvegarde des informations	61
4.1.4 Surcharge d'informations	61
4.1.5 Analyse et prédiction de tendances	62
4.1.6 Sécurité et confidentialité	62
4.2 Les concepts de base	64
4.2.1 Matérialité	64
4.2.2 Lien de causalité	66
4.2.3 Indépendance	67
4.2.4 Jugement professionnel	68
4.3 La fréquence de l'audit	69
4.4 La structure de coûts	72
4.5 Les compétences de l'auditeur	74
4.6 Les normes d'audit	77
5. Les nouvelles technologies vs. les normes ISA	82
6. Limitations du Data Analytics	86
7. Conclusion	88
8. Recul critique	90
Bibliographie	91
Liste des annexes	96

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : De l'approche traditionnelle à l'audit du futur	9
Figure 2 : L'IA forte comparé à l'IA faible.....	20
Figure 3 : L'utilisation du Machine Learning avec le Big Data	21
Figure 4 : Le Deep Learning utilisé comme un réseau neuronal artificiel	22
Figure 5 : Illustration du tableau de bord du logiciel Halo	32
Figure 6 : Analyse des flux de revenus	33
Figure 7 : Évaluations des anomalies relevées à l'aide du Data Analytics.....	42
Figure 8 : Les générations de l'audit et leurs différents outils technologiques.....	43
Figure 9 : Exemple d'analyse du chiffre d'affaires au niveau des transactions.....	45
Figure 10 : Exemple d'analyse des remises sur ventes.....	45
Figure 11 : La fonctionnalité « SmartAnalyzer ».....	47
Figure 12 : Un ensemble de données pour des routines multiples	47
Figure 13 : Conception du processus vs. Transactions commerciales réelles	48
Figure 14 : Autres outils de Data Analytics	50
Figure 15 : Les compétences de l'auditeur du futur	75

1. INTRODUCTION

1.1 Contexte de l'audit des états financiers

Dans l'histoire de la profession de l'audit, de nombreux changements sont intervenus dans la manière dont l'audit des états financiers est réalisé. Au cours de ces dernières années, les changements ont été le résultat de diverses transformations dans l'environnement dans lequel les entreprises opèrent et dans lequel les audits sont exécutés.

Les nouvelles technologies dont nous disposons aujourd'hui nous permettent de saisir et de communiquer des données de manière numérique et instantanée, à une échelle sans précédent. De cette évolution technologique en résulte un intérêt croissant pour les données, qu'elles soient structurées ou non, générées en interne ou non. En réponse à ces évolutions, les entreprises modifient leurs modèles d'affaires de manière innovante puisqu'elles disposent désormais de systèmes d'information de plus en plus capables de traiter, d'analyser, de communiquer et de répondre aux changements liés aux données. Par conséquent, la manière dont l'audit est mené doit également évoluer.

La figure ci-dessous illustre l'évolution de la manière dont l'audit est effectué au fil du temps. Au début, les procédures d'audit étaient manuelles et les audits étaient basés sur des échantillons ayant une couverture limitée de transactions. Puis, en raison des nouvelles technologies, cela a évolué vers un audit plus automatisé avec des échantillons beaucoup plus importants. Avec les outils technologiques permettant de tester 100 % des populations, l'évaluation de modèles, l'analyse des anomalies et l'identification de tendances en matière d'amélioration de processus, l'audit du futur n'est plus imaginable.

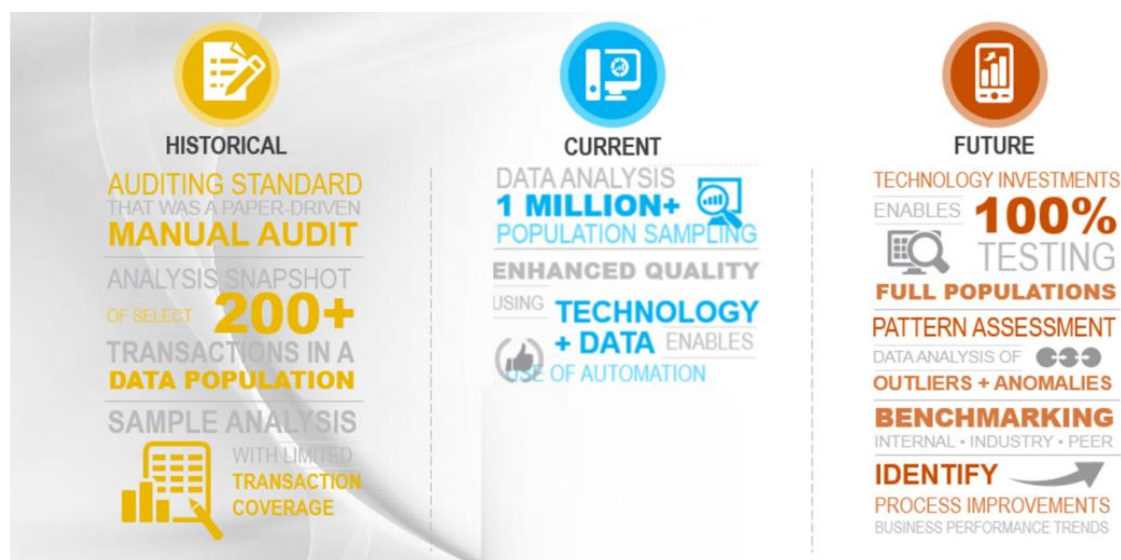


Figure 1 : De l'approche traditionnelle à l'audit du futur

Source: Trumpener J. (2020, 16 avril). *Impact of Data Analytics on Audit*. [Présentation Powerpoint]. Zaventem: KPMG.

Aujourd'hui, il existe de nombreuses technologies nouvelles et de nouvelles techniques permettant de changer la façon dont l'audit est effectué. Ce mémoire analyse certaines de ces technologies : l'intelligence artificielle, le Big Data et le Data Analytics.

Actuellement, les cabinets d'audit intègrent ces méthodes dans leurs procédures d'audit quotidiennes puisque l'environnement dans lequel ces cabinets opèrent est caractérisé par une augmentation constante des données disponibles. Faisant partie de cette pile d'informations, le Big Data pousse les auditeurs au-delà de leur zone de confort des méthodes d'audit traditionnelles. Ce défi a donné lieu au sujet de ce mémoire.

1.2 Objectif du mémoire et question de recherche

Dans le cadre de notre Master 2 en Gestion de l'entreprise à l'ICHEC Brussels Management School, nous devons réaliser un mémoire de fin d'études orienté sur une problématique en lien avec notre stage. Ayant effectuée un stage en audit chez KPMG Belgium, la problématique de ce mémoire entoure par conséquent le métier de l'auditeur. Dans cette démarche, nous avons sélectionné un sujet d'actualité parmi les différents qui nous étaient proposés : l'intégration du Data Analytics dans les procédures d'audit. Pour délimiter notre problématique, nous avons orienté notre réflexion sur les changements qu'impliqueraient l'intégration du Data Analytics dans le domaine de l'audit.

La problématique repose sur la question suivante :

« Quels sont les changements qui pourraient être observés dans la profession en raison de l'intégration du Data Analytics dans l'approche d'audit ? Et comment la profession gère-t-elle ces changements ? »

L'objectif de ce mémoire est d'apporter un éclairage sur l'évolution du métier d'auditeur en analysant l'impact des nouvelles technologies sur l'audit externe en vue de comprendre comment la profession s'adapte à ces changements et en tire parti.

Des éléments de réponses seront apportés à cette question de recherche en examinant la littérature traitant de la façon dont de nos jours les nouvelles technologies façonnent la profession de l'audit. Cette recherche de type théorique permettra de tirer des conclusions sur les différents changements que ces technologies impliquent. A côté de cela, la question sera traitée d'un point de vue pratique grâce à la mise en œuvre d'une recherche qualitative. En vue d'alimenter cette recherche qualitative, des entretiens seront menés auprès de différents cabinets d'audit afin de s'interroger sur la manière dont elles intègrent le Data Analytics dans leur approche d'audit et voir comment elles gèrent les changements que cela implique.

1.3 Démarche méthodologique

Pour tenter de répondre à cette question de recherche, nous avons suivi la démarche traditionnelle d'un mémoire qui consiste à établir une revue littéraire qui nous orienterait vers de nombreux sujets et thématiques à traiter.

Dans cette démarche, nous sommes parvenus à définir de nombreux concepts et thématiques relatifs à notre question de recherche. Parmi ces thématiques, il nous semblait indispensable de nous intéresser, dans un premier temps, à l'évolution de la profession de plus en plus règlementée dans un environnement qui ne cesse d'évoluer avec une rapidité toujours aussi accrue. Notre cheminement nous a donc conduit à faire un retour contextuel sur les nombreux changements intervenus dans la manière dont l'audit des états financiers est réalisé. Il s'avère que ces changements aient été le résultat de diverses transformations au cours de ces dernières années dans l'environnement dans lequel les entreprises opèrent et dans lequel les audits sont exécutés.

Dans un second temps, nous nous sommes penchés sur les divers outils de digitalisation et sur les technologies impactant le quotidien de nos entreprises. Ces technologies sont d'autant plus nombreuses que l'on retrouve le Big Data, le Data Analytics mais surtout l'intelligence artificielle, phénomène qui touche la remise en question de l'existence même de l'Homme.

Par ailleurs, nous aimerions savoir quelles sont les attentes des professionnels de l'audit au sujet du Big Data et de l'intelligence artificielle, et si ces phénomènes sont également une solution envisageable pour permettre d'améliorer l'efficacité et l'efficience du processus d'audit.

Face aux évolutions technologiques, nous sommes forcés de constater qu'au sein des cabinets d'audit une véritable course à l'innovation avec des outils sans cesse renouvelés. Comme nous le verrons plus tard dans ce mémoire, il existe désormais une nouvelle génération de logiciels en mesure révolutionner la manière dont les audits sont effectués.

Toutes les questions que nous nous posons quant aux répercussions que pourraient engendrer ces phénomènes nous ont amené à nous demander si les nouvelles technologies représentaient une opportunité pour la profession, ou bien une menace.

1.4 Méthode de récolte de données

Afin d'étudier l'impact du Big Data et du Data Analytics sur la profession d'audit en Belgique, trois cabinets d'audit ont été invités à participer à notre enquête qualitative. La démarche qualitative nous a permis de réaliser des interviews avec des directeurs et associés de cabinets d'audit actifs et spécialisés dans la mise en place de l'intelligence artificielle et du Data Analytics dans le département audit de leurs cabinets respectifs.

Sur les trois cabinets repris dans notre enquête, deux font partie des « *Big Four* », à savoir KPMG et PWC. Ainsi, la moitié des quatre plus grands cabinets d'audit financier au niveau mondial sont couverts par notre étude. Le choix de KPMG et PWC et non Deloitte et/ou EY a été un choix délibéré. En effet, parmi les quatre plus grands cabinets d'audit, KPMG et PWC ont publié plus d'informations, d'articles et d'études sur l'intégration du Big Data et du Data Analytics dans les procédures d'audit par rapport aux deux autres cabinets. Procéder de la sorte permet de comparer la théorie à ce qu'il en est réellement dans la pratique.

Afin d'avoir une vision la plus réaliste possible sur la manière dont la profession d'audit en Belgique traite le Big Data et le Data Analytics, il était essentiel de ne pas se limiter aux « *Big Four* ». C'est pourquoi RSM est le troisième cabinet que nous avons interrogé.

Dans le but de maintenir la comparabilité des informations obtenues, les trois personnes interrogées, au sein des différents cabinets, ont été interrogées sur des questions similaires afin de conserver la comparabilité des informations recueillies.

Concernant les personnes interrogées, elles possèdent toutes une connaissance approfondie du Big Data et du Data Analytics. Toutefois, les interlocuteurs ont également été en mesure de fournir des réponses du point de vue générale de l'auditeur et de ses activités. Le témoignage de ces personnes fut précieux et a pu nous permettre d'apporter de la substance à ce mémoire, d'enrichir la direction de la recherche tout en comparant leur réflexion et leur analyse.

Il convient de mentionner que les informations recueillies lors des entretiens reflètent le point de vue des personnes interrogées et ne peuvent pas toujours être étendues au point de vue de l'ensemble de l'entreprise pour laquelle elles travaillent.

En plus des professionnels de l'audit, un doctorant en Machine Learning et professeur en Big Data Analytics à l'Université de Mons a été interrogé afin de discuter des aspects plus techniques du Big Data et de l'intelligence artificielle.

Notre enquête qualitative est basée sur des entretiens semi-dirigés. « *L'entretien est dit semi-dirigé lorsque l'interviewer pose un certain nombre de questions dans un ordre non établi, qui permet à l'interviewé de s'exprimer librement* » (Paquet, G., Schrooten, V. et Simon, S., 2018, p. 55). Pour ce faire, un questionnaire pour chaque interviewé est préétabli et utilisé pour guider l'entretien de manière à ce que tous les sujets soient couverts.

Néanmoins, l'interviewé garde toujours la possibilité de s'exprimer librement, de mentionner et de développer de manière approfondie certaines idées sous-jacentes. Les guides d'entretien peuvent être consultés dans les annexes.

Pour garantir la qualité des entretiens, les sujets à aborder lors des entretiens ont été maîtrisés afin que les réponses aux questions posées puissent être interprétées correctement. Ensuite, quant à la rédaction des questions et la réalisation des entretiens, l'attention a été portée sur les points suivants (Paquet, G., Schrooten, V. et Simon, S., 2018) :

- poser des questions claires, non ambiguës et compréhensibles par tous ;
- poser des questions neutres, exempts de jugement ;
- les questions doivent porter sur un élément à la fois ;
- les questions seront plutôt affirmatives, que négatives ;
- ne pas poser des questions d'anticipation, ni des questions invraisemblables ;
- utiliser un vocabulaire courant, quitte à ce que les formulations soient plus simples.

Concernant le déroulement des entretiens, les personnes interrogées ont été contactées par courrier électronique afin de les informer dans un premier temps du sujet de mémoire et de les inviter à participer à l'enquête qualitative. Une fois qu'elles aient accepté de coopérer, une date est fixée et un questionnaire leur aient envoyé. Les trois entretiens ont été menés soit au bureau où les personnes interrogées travaillent, soit par téléphone.

Afin d'analyser le contenu extrêmement riche et dense des entretiens effectués, ceux-ci ont été retranscrits en prenant note manuellement ou sous Microsoft Word en demandant aux interlocuteurs d'éventuelles précisions pour certains termes utilisés.

L'ensemble des entretiens ont été enregistrés et retranscrits dans leur langue d'origine afin d'accroître la fiabilité des données récoltées et de permettre une analyse approfondie des informations obtenues. La retranscription des entretiens est disponible dans les annexes de ce mémoire.

Au cours des différents entretiens, nous avons constaté à quel point le sujet abordé dans ce mémoire était quelque peu sensible. En effet, quelques fois, les interlocuteurs pouvaient se tenir sur la défensive face à quelques questions qui leur étaient posées, comme s'ils avaient peur de porter un jugement. Ces réactions laissent penser que le seuil de confiance ne peut pas toujours être élevé, et que l'intégration du Data Analytics dans l'approche d'audit des cabinets belges continue d'être préoccupante en raison d'une course à sa bonne mise en œuvre.

1.5 Impact de la crise sanitaire

L'année 2020 a été frappée de plein fouet par la crise sanitaire du coronavirus et par ce biais, le monde économique également. En effet, cette crise est survenue durant la période de notre stage de fin d'études et la réalisation de notre mémoire. De ce fait, il nous a été demandé d'évaluer les impacts de cette crise sur la rédaction de notre mémoire.

En ce qui me concerne, la crise sanitaire du COVID-19 n'a pas eu d'incidence majeure sur la rédaction de mon mémoire, ni sur mon stage. Ce dernier a pu se poursuivre à distance et la rédaction de mon mémoire ne nécessitait pas de ressources propres à l'entreprise. Hormis, un entretien avec un directeur qui a pu avoir lieu à distance.

Toutefois, il m'a été plus laborieux d'entrer en contact avec des professionnels pour planifier et mener des entretiens au cours de cette crise.

2. CADRE CONCEPTUEL

2.1 Évolution de l'audit : de l'approche traditionnelle à l'audit du futur

Dans l'histoire de la profession de l'audit, de nombreux changements sont intervenus dans la manière dont l'audit des états financiers est réalisé. Ces changements ont été le résultat de diverses transformations au cours de ces dernières années dans l'environnement dans lequel les entreprises opèrent et dans lequel les audits sont exécutés (IAASB, 2016).

Avant l'approche actuelle de l'audit basée sur le risque, les entreprises opéraient dans un environnement beaucoup moins complexe que celui que nous connaissons aujourd'hui. Par conséquent, l'audit était principalement réalisé de manière manuelle, ce qui fait qu'une proportion relativement élevée des informations financières était testée sans que l'on mette vraiment l'accent sur la nature et l'étendue des risques d'anomalies significatives (IAASB, 2016).

Au fil du temps, l'audit basé sur le risque a évolué pour diverses raisons (IAASB, 2016) :

- les volumes de transactions plus importants ;
- une complexité accrue ;
- une réglementation stimulée par les défaillances des sociétés cotées ;
- les limites technologiques.

Pour une mission donnée, l'audit basé sur le risque se focalise sur la nature et l'étendue des risques d'anomalies significatives en s'intéressant particulièrement à la compréhension du contrôle interne mis en place par l'entité auditée et, le cas échéant, à l'obtention d'éléments probants à partir des tests effectués concluant sur l'efficacité de ce contrôle interne (IAASB, 2016).

Les nouvelles technologies dont nous disposons aujourd'hui nous permettent de saisir et de communiquer des données de manière numérique et instantanée, à une échelle sans précédent. De cette évolution technologique en résulte un intérêt croissant pour les données, qu'elles soient structurées ou non, générées en interne ou non. En réponse à ces évolutions, les entreprises modifient leurs modèles d'affaires de manière innovante puisqu'elles disposent désormais de systèmes d'information de plus en plus capables de traiter, d'analyser, de communiquer et de répondre aux changements liés aux données (IAASB, 2016).

A côté de cela, les attentes des parties prenantes par rapport à l'utilisation de nouvelles technologies dans l'audit des états financiers évoluent. Les développements technologiques tant au niveau des systèmes d'information utilisés pour initier, traiter et stocker les données, qu'au niveau des outils et techniques dont les auditeurs disposent pour analyser ces données, amènent les utilisateurs des états financiers à s'interroger sur la manière dont le Data Analytics s'intègre dans l'approche d'audit actuel basée sur le risque (IAASB, 2016).

Dans certains cas, les entités s'enquièrent des capacités d'analyse de données de l'auditeur et attendent de ce dernier qu'il exécute un audit incluant une utilisation accrue de la technologie, en particulier le Data Analytics (IAASB, 2016).

2.2 Big Data

2.2.1 Qu'est-ce que le Big Data ?

L'explosion massive des données numériques a conduit les chercheurs à s'intéresser à de nouvelles façons de capturer, rechercher, diffuser, stocker, analyser et présenter les données. C'est ainsi que le Big Data est né (Bremme, 2016).

Littéralement, les termes « Big Data » signifient mégadonnées, « *un grand **volume** de données, une importante **variété** de ces mêmes données et une **vitesse** de traitement s'apparentant parfois à du temps réel.* » (Laffargue B. et al., 2014). Puis, cette définition a évolué avec une vision davantage économique portée par la notion de **valeur** et celle de **véracité** des données. (Laffargue B. et al., 2014)

Bien qu'il n'existe aucune définition précise ou universelle du Big Data, nous pouvons retenir que ce concept désigne un ensemble volumineux de données pour permettre de les stocker dans des bases de données traditionnelles ou de les traiter à partir des algorithmes actuels (Bremme, 2016).

En effet, à la base du Big Data, il y a une production de données numériques se mesurant en exaoctets due à la mise à disposition généralisée de technologies numériques de plus en plus performantes et reliées à Internet en permanence. Au-delà de cela, on envisage une multiplication de données issues d'objets interconnectés qui pourrait être généralisée dans les années à venir à travers l'Internet des Objets. En 2014, on estimait que tous les deux ans étaient créés autant de données que depuis le début de l'humanité (Laffargue B. et al., 2014).

Les 5V du Big Data

Dans un monde où les entreprises produisent une quantité considérable de données, nous pouvons définir ces flux de données à l'aide des caractéristiques du Big Data, à savoir les 5V (Espinasse B. et Bellot P., 2017) :

- **volume** : cette notion fait référence à la grande quantité de données pouvant être acquise, stockée, traitée, analysée et partagée par les outils technologiques classiques ;
- **variété** : ce concept caractérise l'hétérogénéité des formats, de types et de qualité des informations. Autrement dit, nous pouvons collecter et analyser des données présentant des formes complexes du fait qu'elles trouvent leurs origines dans des capteurs divers et variés, des messages échangés, publications en ligne, etc.

Il est intéressant de noter qu'environ 80% des données existantes sont des données non-structurées (e-mails, médias sociaux, images, vidéos, ...) ;

- **vélocité** : cette caractéristique traite de la rapidité avec laquelle les données sont générées, collectées et analysées. En effet, les données ne sont plus analysées en différé mais en temps (quasi) réel ;
- **valeur** : ce terme fait référence à la valeur intrinsèque des données collectées à des fins d'analyse. Notons que l'analyse des mégadonnées requiert une certaine expertise tant au niveau des méthodes et techniques d'analyse qu'au niveau de l'interprétation de ces analyses. De ce fait, lorsqu'une entreprise souhaite déployer un projet lié au Big Data, il est important d'identifier les coûts et bénéfices associés à la collecte et à l'analyse de ces données ;
- **véracité** (ou **validité**) : nous pouvons définir ce concept, dans ce contexte, comme la qualité des données et/ou problèmes éthiques liés à leur utilisation. Cela comprend également la confiance que l'on peut avoir dans les données collectées.

2.2.2 Les facteurs de généralisation et d'intégration du Big Data

A ce propos, plusieurs auteurs s'accordent sur le fait que l'explosion des données numériques n'aurait aucune valeur sans l'évolution technologique et que l'innovation liée au Big Data serait d'abord une innovation technologique portée par la mutation des outils de stockage et de traitement de données.

Augmentation des capacités de stockage

Avec la croissance exponentielle des données, il est devenu indispensable de faire évoluer les technologies traditionnelles afin qu'elles soient capables d'absorber au fur et à mesure la multiplication de ces données. Ce besoin se traduit par la notion de « scalabilité », ce qui signifie l'ajustement progressif et continu des outils de stockage à la masse des données collectées (Laffargue B. et al., 2014).

Influence du Cloud computing

Le deuxième facteur ayant permis la généralisation du Big Data est l'apparition du Cloud computing. En effet, le développement du Big Data a considérablement accéléré avec l'émergence du Cloud computing. Concrètement, le Cloud computing a permis de créer les conditions requises pour la généralisation du Big Data en mutualisant les données dans le Cloud et en démocratisant ainsi l'accès au stockage et au traitement de tous types de données (Laffargue B. et al., 2014).

Apparition de technologies de traitement adaptées

Enfin, le dernier facteur ayant permis l'essor du Big Data est probablement l'apparition de nouvelles bases de données et outils de traitement adaptés aux données non structurées tels que Hadoop ainsi que la mise au point de modes de calcul à haute performance tels que MapReduce (Laffargue B. et al., 2014).

Les bases du traitement du Big Data que nous connaissons aujourd'hui ont été posées par ces deux innovations grâce auxquelles d'importants volumes de données, structurées ou non, peuvent être traités en un temps réduit d'environ 50 fois par rapport aux anciennes technologies. De plus, le fait que Hadoop ait été mis à disposition en Open Source a probablement contribué à la généralisation de l'outil et à l'expansion ultérieure du Big Data (Laffargue B. et al., 2014).

Finalement, la mise à disposition de nouveaux outils de stockage et de traitement de données, ainsi que l'explosion des données numériques ont, ensemble, permis l'essor du Big Data. Plus qu'une relation de cause à effet. Dans la littérature on parle davantage d'une évolution conjointe, d'un processus auto-entretenu. Cependant, concernant l'aspect révolutionnaire du Big Data, le débat reste ouvert.

D'une part, certains considèrent que bien que les données aient changé, les algorithmes restent, quant à eux, assez similaires. Selon eux, le Big Data ne serait qu'un passage à l'échelle des traitements traditionnels puisque ce qu'on traitait auparavant en petite quantité on le traitera en plus grande quantité avec une plus grande fiabilité et que ni les approches statistiques ni la nature des résultats trouvés ne seraient modifiés (Laffargue B. et al., 2014).

D'autre part, beaucoup estiment que le traitement d'un grand volume de données issues de sources variées et en un temps quasi réel, a permis d'autres utilisations de données et de nouvelles méthodes d'analyse que nous aborderons dans une prochaine section (Laffargue B. et al., 2014).

2.3 Intelligence artificielle

Comme nous l'avons pu le voir précédemment, l'essor du Big Data s'explique, en partie, par la mise à disposition de nouveaux outils technologiques. Selon Ben Taieb (2020), le Big Data à lui seul ne suffit pas. En effet, collecter ou avoir accès à de larges ensembles de données ne suffit pas à produire un résultat (Le Big Data, 2018). Les données doivent pouvoir être correctement analysées. Pour ce faire, nous devons faire appel à des outils dotés d'intelligence artificielle.

2.3.1 Qu'est-ce que l'intelligence artificielle ?

L'intelligence artificielle (IA) fait référence à un large éventail de **technologies et de recherches** visant à **améliorer les capacités cognitives des machines et logiciels informatiques**. Le terme intelligence artificielle est toutefois utilisé de manière interchangeable avec des termes tels que « IA » et « informatique cognitive » (KPMG Business School, 2019).

L'intelligence artificielle vise à **aider les machines à s'engager dans la perception, le raisonnement et l'apprentissage**, tout comme le cerveau le fait, afin qu'à terme on puisse créer des **systèmes informatiques complètement autosuffisants** capables de fonctionner et d'interagir avec le monde réel (KPMG Business School, 2019).

Aujourd'hui, il existe deux types d'intelligence artificielle :

- une **intelligence artificielle faible** qui simulerait des facultés cognitives tels que la compréhension du langage naturel, la connaissance de la parole ou la conduite automobile et ;
- une **intelligence artificielle forte** qui reproduirait une conscience sur une machine et dont certains pensent qu'elle aura des conséquences majeures, tant positives que négatives, sur l'espèce humaine (Ganascia, 2017).

L'intelligence artificielle faible

L'intelligence artificielle faible est celle qui est présente dans les entreprises digitalisées. Celle-ci n'a pour objectif qu'**une seule et même tâche précise**. Si on la compare à la vitesse d'exécution de l'Homme, sa puissance lui permet de réaliser cette tâche en un temps record. En effet, l'IA faible permet d'associer des quantités de données impressionnantes à grande vitesse. Cependant, son application doit être supervisée par l'Homme pour pouvoir fonctionner (Montoux, 2019).

Bien que l'évolution de l'intelligence artificielle n'en soit pourtant qu'à ses prémices, elle représente déjà une révolution importante pour l'Homme. L'intelligence artificielle même faible procure incontestablement une grande valeur ajoutée en entreprises (Montoux, 2019).

L'intelligence artificielle forte

L'intelligence artificielle forte consiste en l'**intégration de l'intelligence dans un robot** qui aurait la capacité de réfléchir et d'accomplir toute une série de tâches. Le but serait de créer, à terme, un robot qui aurait les mêmes compétences mentales que l'Homme. À ce jour, l'IA forte est encore en cours de développement (Montoux, 2019).

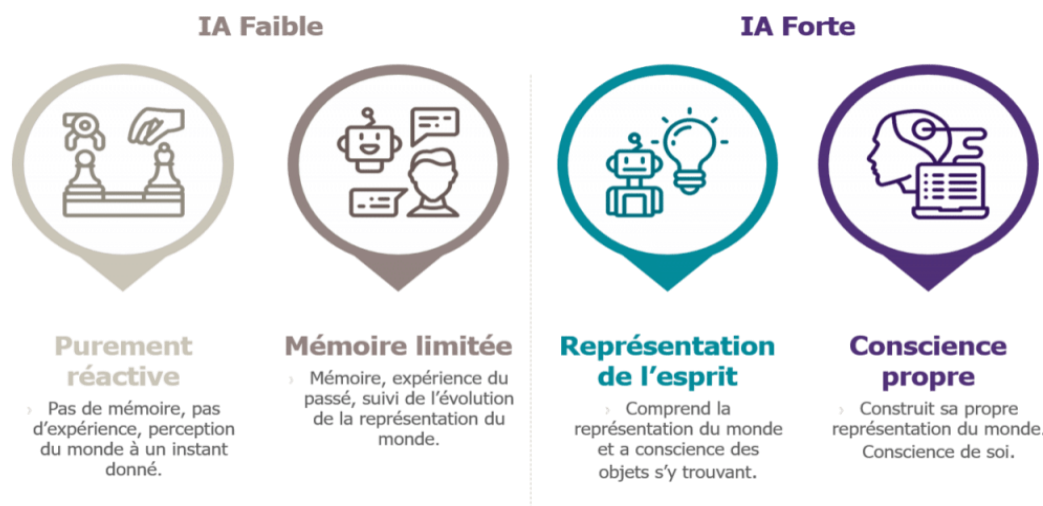


Figure 2 : L'IA forte comparé à l'IA faible

Source : Montoux B. (2019, 20 mai). *L'intelligence artificielle faible et forte en entreprise*. Récupéré le 30 novembre 2019 : https://www.mailabs.fr/lintelligence-artificielle-faible-et-forte-en-entreprise/#Quest-ce_que_lintelligence_artificielle_faible

2.3.2 Les différentes formes d'intelligence artificielle

Le monde de l'intelligence artificielle reste assez vaste et varié, c'est pourquoi il demeure difficile à le comprendre pleinement. Cependant, il existe une multitude de domaines et de disciplines interdépendants qui sont nécessaires pour que l'intelligence artificielle soit d'application.

Voici quelques-uns des concepts les plus connus :

Machine Learning

Le Machine Learning (ou apprentissage automatique) est une technologie d'intelligence artificielle visant à aider les algorithmes à améliorer leurs performances de manière itérative par le traitement des données. Autrement dit, le Machine Learning permet aux systèmes informatiques d'apprendre sans qu'ils ne soient programmés à cet effet. « *Concrètement, il s'agit d'une science moderne permettant de découvrir des patterns et d'effectuer des prédictions à partir de données en se basant sur des statistiques, sur du forage de données, sur la reconnaissance de patterns et sur les analyses prédictives.* » (Le Big Data, 2018)

Afin de pouvoir apprendre et se développer, les systèmes informatiques ont donc besoin de données à analyser et sur lesquelles s'entraîner. C'est pourquoi les scientifiques considèrent le Big Data comme étant l'essence même du Machine Learning. Cette technologie permet d'exploiter pleinement la valeur du Big Data (Le Big Data, 2018).

Si le Big Data fonctionne aussi bien de nos jours, c'est grâce au Machine Learning, car les outils analytiques traditionnels ne sont pas suffisamment performants pour exploiter pleinement le potentiel du Big Data. « *Le volume de données est trop large pour des analyses complètes, et les corrélations et relations entre ces données sont trop importantes pour que les analystes puissent tester toutes les hypothèses afin de dégager une valeur de ces données.* » (Le Big Data, 2018). Contrairement aux outils analytiques traditionnels, plus les données injectées à un système Machine Learning sont nombreuses, plus ce système apprendra et appliquera des résultats à des insights de qualité supérieure (Le Big Data, 2018).

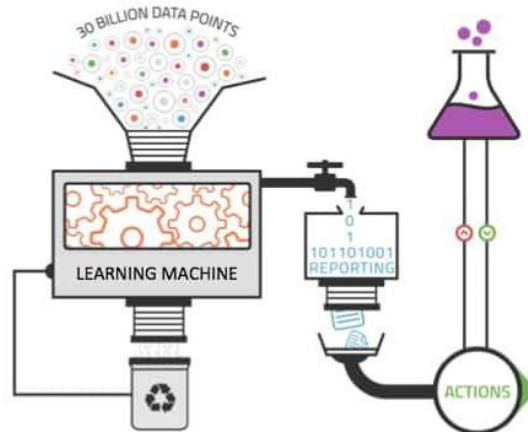


Figure 3 : L'utilisation du Machine Learning avec le Big Data

Source : Le Big Data (2018, 6 juillet). *Machine learning et Big Data : définition et explications*. Récupéré le 29 novembre 2019 de : <https://www.lebigdata.fr/machine-learning-et-big-data>

Les avancées au sein du Machine Learning ont eu un impact énorme sur l'intelligence artificielle. En effet, il n'est pas pratique de programmer explicitement tous les scénarios potentiels nécessaires au bon fonctionnement des machines. Donc, si les systèmes informatiques peuvent s'auto-ajuster et optimiser leur performance, alors la voie vers des algorithmes robustes et efficaces sera beaucoup plus rapide (KPMG Business School, 2019).

Il existe, dans le domaine du Machine Learning, deux principaux apprentissages : supervisés et non supervisés.

L'**apprentissage supervisé** a pour but d'apprendre une fonction qui, à partir d'un échantillon de données et des résultats souhaités, se rapproche au mieux de la relation observable entre les variables d'entrée (X) et une variable de sortie (Y) dans les données. L'apprentissage supervisé est généralement utilisé dans un le contexte de la **classification** (exemples : pour la détection de la fraude par carte de crédit, détection de courrier électronique indésirable, ...) et de la **régression** (exemples : prédire le prix de l'immobilier, prédire le cours de bourse, ...) (Ismaili, 2019).

L'**apprentissage non supervisé**, qui n'a pas de résultats étiquetés, a pour objectif de déduire la structure naturelle présente dans un ensemble de données. Concrètement, ce type d'apprentissage consiste à disposer uniquement de variables d'entrée (X). Il n'y a aucune variable de sortie (Y) correspondantes. Contrairement à l'apprentissage supervisé, il n'y a pas de réponse correcte. En effet, les algorithmes sont laissés à leurs propres mécanismes afin de découvrir et présenter une structure intéressante des données (Ismaili, 2019).

L'apprentissage supervisé et non supervisé représentent tous deux une partie importante du Machine Learning. Cependant, il est important de noter que la majorité des apprentissages automatiques utilisent un apprentissage supervisé.

Deep Learning

Le Deep Learning est une technologie d'intelligence artificielle et une sous-catégorie du Machine Learning permettant d'acquérir certaines capacités intellectuelles. Cette technologie permet de faire face à des situations assez complexes telles que la reconnaissance d'une image ou la compréhension du langage humain (Montoux, 2019).

Pour ce faire, le Deep Learning repose principalement sur un « réseau neuronal artificiel » inspiré des systèmes cérébraux présents chez l'être humain. Ce réseau neuronal artificiel est composé de milliers de neurones numériques permettant de réaliser des milliers de petits calculs qui, une fois accumulés, permettront à la machine d'effectuer des calculs dignes de génies informatiques (Montoux, 2019).

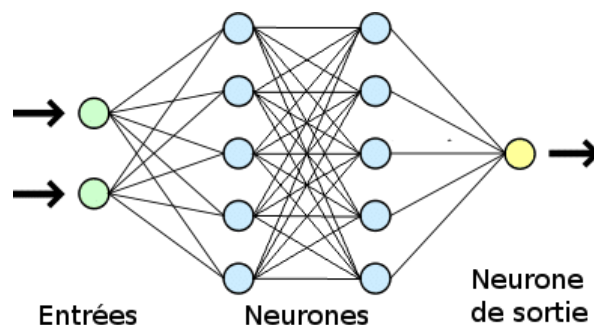


Figure 4 : Le Deep Learning utilisé comme un réseau neuronal artificiel

Source : Montoux B. (2019, 20 mai). *L'intelligence artificielle faible et forte en entreprise*. Récupéré le 30 novembre 2019 : <https://www.mailabs.fr/lintelligence-artificielle-faible-et-forte-en-entreprise/#Quest-ce-que-lintelligence-artificielle-faible>

Pour que cela fonctionne, les développeurs décident, suivant l'application souhaitée, quel type d'apprentissage mettre en place. Dans ce contexte, nous parlons d'apprentissage supervisé ou non-supervisé dans lequel la machine va se nourrir de nombreuses données non sélectionnées au préalable et d'apprentissage semi-supervisé dans lequel les algorithmes vont appliquer une solution apprise dans une nouvelle situation (Le Big Data, 2018).

Afin d'obtenir un taux de réussite suffisant pour être utilisée, le Deep Learning a besoin d'un grand nombre de données pour s'entraîner (Le Big Data, 2018).

Natural Language Processing

Le Natural Language Processing (ou traitement du langage naturel) est une branche importante du Deep Learning et donc de l'intelligence artificielle. Le Natural Language Processing permet aux machines de reconnaître et comprendre le langage humain, que ce soit à l'écrit ou à l'oral (exemples : la reconnaissance vocale utilisée par Google Traduction, Amazon Echo/Alexa, Siri de Apple) (KPMG Business School, 2019).

Avec l'essor annoncé de l'intelligence artificielle, nous serons bientôt amenés à coopérer avec des robots et autres entités numériques. Cependant, pour ce faire, il est nécessaire de permettre à l'Homme d'interagir avec la machine de la façon la plus naturelle possible tout en étant compris. Telle est la raison d'être du Natural Language Processing (Le Big Data, 2019).

Computer Vision

La Computer Vision (ou vision par ordinateur) est une technologie de d'intelligence artificielle visant à imiter les capacités de l'œil humain et donc de permettre à l'ordinateur de voir et de comprendre le contenu des images de la même façon que les êtres humains (exemple : technologie de reconnaissance faciale des smartphones) (KPMG Business School, 2019).

2.3.3 Les facteurs de croissance de l'intelligence artificielle

Croissance des données

Un grand nombre d'avancées récentes en matière d'intelligence artificielle ont été attribuées à l'émergence de nouveaux réseaux informatiques tels que les réseaux de neurones artificiels, capables de modéliser les systèmes informatiques basés sur la façon dont les neurones transmettent et traitent l'information dans le cerveau humain (KPMG Business School, 2019).

En réalité, la plupart de ces techniques avaient déjà été mises au point il y a des décennies par des chercheurs. Cependant, leur véritable potentiel ne pourrait être réalisé uniquement lorsque les données en masse seraient facilement accessibles pour affiner les algorithmes de façon itérative (KPMG Business School, 2019).

Aujourd'hui, le numérique a permis l'avènement d'une quantité incroyable de données. Grâce à l'explosion des technologies, tels que l'internet des objets (IdO), de plus en plus de données sont produites quotidiennement pour alimenter l'apprentissage automatique des systèmes informatiques et le développement de l'intelligence artificielle (KPMG Business School, 2019).

Amélioration des outils technologiques

Avec la croissance explosive des données, les processeurs traditionnels (UCT – unité centrale de traitement) que l'on retrouve dans nos ordinateurs sont actuellement insuffisants en termes de puissance et de vitesse pour gérer et traiter ces données (KPMG Business School, 2019).

Les ingénieurs se sont donc tournés vers l'utilisation de processeurs graphiques (GPU – graphics processing unit) qui sont beaucoup plus puissants que les processeurs traditionnels. Conçus pour gérer des charges de travail informatiques plus importantes ainsi que le traitement massivement parallèle que l'on trouve dans un grand nombre d'algorithmes d'intelligence artificielle, les processeurs graphiques fournissent la puissance de calcul nécessaire pour développer et exploiter l'intelligence artificielle (KPMG Business School, 2019).

Etant donné que l'intérêt et la demande pour l'intelligence artificielle ne cessent de croître, le monde de l'informatique s'attend à ce que l'amélioration de ce type de matériel soit une priorité.

Demande des consommateurs

Avec l'avènement des technologies grand public, telles que les assistants vocaux intelligents, l'intelligence artificielle est devenue une technologie acceptée par la population en général pour la commodité qu'elle apporte. Plus les consommateurs s'habitueront aux gains d'efficacité que permettent les technologies dotées d'intelligence artificielle, plus ils exigeront et s'attendront à ce que l'intelligence artificielle soit intégrée dans de nombreux autres aspects de leur vie quotidienne. Ceci stimulera la recherche et l'investissement dans ce type de technologie (KPMG Business School, 2019).

2.4 Big Data et intelligence artificielle : une convergence révolutionnaire ?

Comme nous avons pu le voir précédemment, le Big Data et l'intelligence artificielle sont deux technologies en plein essor, pleines de promesses pour les entreprises de tous horizons. Cependant, le véritable potentiel de ces deux technologies repose probablement sur leur convergence. D'après Le Big Data (2018), « *le Big Data et l'intelligence artificielle sont deux technologies inextricablement liées, au point que l'on peut parler d'une Big Data Intelligence.* » (Le Big Data, 2018).

D'après Ben Taieb (2020), il est préférable de ne pas voir l'intelligence artificielle et le Big Data comme deux domaines différents car l'intelligence artificielle serait un concept qui englobe tous les domaines qui lui sont liés, tels que : le Data Mining, le Data Science, le Machine Learning, ...

Il ajoute que pour pouvoir faire de l'intelligence artificielle nous avons besoin de Big Data et que pour pouvoir exploiter pleinement les opportunités du Big Data nous avons besoin d'intelligence artificielle. Cependant, il reconnaît que sa vision de l'intelligence artificielle et du Big Data peut être sujette à discussion.

Dans les industries au sein desquelles la prise de décision est transformée par les machines intelligentes, l'intelligence artificielle est devenue omniprésente. Les critères de cette tendance sont la nécessité d'une prise de décision plus intelligente et une gestion du Big Data (Le Big Data, 2018).

À l'heure où l'automatisation des prises de décisions intelligentes se présente progressivement comme la prochaine évolution du Big Data, la convergence entre le Big Data et l'intelligence artificielle semble inévitable. Une agilité accrue, des processus plus intelligents et une productivité plus élevée sont les avantages les plus probables de cette convergence (Le Big Data, 2018).

Toutefois, l'évolution de la gestion des données ne s'est pas faite sans embûches. En effet, collecter ou avoir accès à de larges ensembles de données ne suffit pas à produire un résultat car la plupart d'entre nous ne sont pas suffisamment préparés pour l'extraction des données et les besoins de prise de décision rapide qu'exigent les clients et les marchés pour conserver un avantage compétitif (Le Big Data, 2018).

De nos jours, l'usage du Machine Learning, des systèmes experts et des techniques d'analyse en combinaison avec le Big Data se présentent comme un développement naturel de ces deux disciplines. La convergence des deux est donc inéluctable. La capture des données pour identifier les tendances ou les modèles de comportement des clients ou des employés peut être très utile. Cependant, extraire du sens pour découvrir le meilleur moyen d'augmenter la productivité ou de résoudre des problèmes peut être encore plus utile. L'intelligence artificielle sera utilisée pour extraire du sens, déterminer de meilleurs résultats et prendre des décisions plus rapidement à partir d'un grand ensemble de données. Dans un monde où le big data est omniprésent, l'extraction de sens et la monétisation des données seront pilotées par l'intelligence artificielle pour le futur des entreprises et du monde économique dans sa globalité (Le Big Data, 2018).

Dans les domaines de la finance, de la banque ou du commerce, le Big Data à lui seul ne suffit pas. Il est donc nécessaire d'utiliser l'intelligence artificielle en complément. Par conséquent, il est important de ne pas percevoir ces deux technologies comme deux tendances distinctes. Autrement, les entreprises pourraient manquer des opportunités puisque cette convergence aura un impact direct sur leurs employés, leurs clients, leurs services et leurs marchés et doit donc être prise en compte (Le Big Data, 2018).

2.5 Vers un audit 2.0 ?

La vitesse à laquelle l'information se propage et sa facilité d'accès imposent de nouveaux moyens d'interaction avec les parties prenantes. Les entreprises sont donc contraintes à repenser leurs modèles d'affaires. L'impact des technologies digitales utilisées sur l'organisation est considérable, puisqu'elles bouleversent la culture d'entreprise à travers les innovations, la digitalisation des fonctions de support et la production de quantités exponentielles de données (EY, 2019).

Les auditeurs de ces entreprises n'échappent donc pas à la rupture du modèle d'affaires à laquelle de nombreux secteurs doivent faire face suite à de profonds bouleversements et évolutions technologiques (EY, 2019).

Aujourd'hui, les auditeurs continuent à opérer dans l'un des climats économiques les plus difficiles des temps modernes. De ce fait, le rôle des auditeurs sur les marchés financiers est plus important que jamais. Pour servir l'intérêt public, les auditeurs doivent poursuivre leurs audits de manière rigoureuse en fournissant davantage d'informations et de valeurs aux utilisateurs des états financiers et en améliorant continuellement la qualité de leurs audits.

Bien que la profession reconnaisse depuis longtemps l'impact du Big Data sur l'amélioration de la qualité des audits, l'utilisation généralisée du Big Data a été entravée par le manque de technologies adaptées et efficaces, des problèmes de saisie des données et des préoccupations relatives à la protection des données et de la vie privée. Cependant, les récentes évolutions technologiques en matière d'analyse de grand volumes de données nous mènent à repenser la manière dont les audits sont effectués (EY, 2015).

En effet, la foulée des percées technologiques est vraisemblablement la principale source de perturbation dans le monde de l'audit car elles permettent d'exécuter des audits en temps réel et en continu, changeant ainsi le rythme des processus et du fonctionnement des équipes (PWC, s.d.).

Ces percées technologiques s'articulent essentiellement autour de l'automatisation via la robotisation, de l'intelligence artificielle, de la blockchain et de l'analyse approfondie de processus (« process mining »). (EY, 2019)

Les systèmes relevant de l'intelligence artificielle apprennent rapidement à exécuter des tâches habituellement réservées aux humains dans de nombreux secteurs. Dans le secteur de l'audit, ces nouvelles technologies permettent d'effectuer des audits de façon plus rapide et plus intelligente, tout en réduisant le risque d'erreurs. (PWC, s.d.)

Bien qu'elle ne soit qu'à ses débuts dans le secteur, l'intelligence artificielle est déjà utilisée pour améliorer la qualité des audits.

En effet, l'intelligence artificielle permet de détecter les tendances et anomalies dans un ensemble de données et les systèmes qui relèvent de l'intelligence artificielle peuvent apprendre des problèmes qu'ils détectent et appliquer ces apprentissages au prochain ensemble de données qu'ils analyseront (PWC, s.d.).

Par exemple, en combinant l'intelligence artificielle à l'expertise des auditeurs, PWC a développé « GL.ai », le premier module du système Audit.ai de PWC. Cet outil accélère le processus d'audit et génère des analyses permettant d'améliorer l'efficacité des audits exécutés et de porter l'attention sur les secteurs où les risques sont importants (PWC, s.d.).

Grâce aux nouvelles technologies, les techniques d'audit iront au-delà des tests par échantillons pour inclure des analyses de populations entières de données pertinentes pour l'audit. De plus, en utilisant de nouvelles techniques d'analyses, les auditeurs seront aptes à fournir des preuves d'audit de meilleure qualité et des informations plus pertinentes. Les données et les analyses de ces données permettent aux auditeurs de mieux identifier la fraude et les risques opérationnels de l'entreprise et ainsi d'adapter leur approche afin de fournir un audit plus pertinent (EY, 2015).

Bien que les auditeurs commencent à prendre conscience des avantages du Big Data dans le domaine de l'audit, il faut admettre que passer des approches d'audit traditionnelles à une approche qui intègre pleinement les Big Data et leur analyse ne se fera pas du jour au lendemain. Nous aborderons plus en détail l'intégration des Big Data en audit dans le chapitre suivant.

3. INTEGRATION DU DATA ANALYTICS DANS LES PROCEDURES D'AUDIT EXTERNE

Au début, les données étaient générées par l'Homme et étaient généralement structurées. Ces données nous appartenaient. Cependant, suite aux évolutions technologiques de ces dernières décennies, les données incluent désormais des données non structurées et générées par des machines.

Comme nous l'avons évoqué précédemment, le terme « Big Data » est utilisé pour décrire la production de quantités exponentielles de données. Beaucoup pensent que le Big Data aura un impact considérable sur l'amélioration de la productivité, des profits et de la gestion des risques. Néanmoins, les Big Data en tant que telles ont une valeur limitée tant qu'elles n'auront pas été analysées grâce au Data Analytics (EY, 2015).

3.1 Qu'est-ce que le Data Analytics ?

Le Data Analytics est un processus consistant à examiner des ensembles de données afin de tirer des conclusions sur les informations qu'ils contiennent à l'aide de systèmes et logiciels spécialisés (Le Big Data, 2016).

Avec les flux croissants de données générés par les entreprises d'aujourd'hui, le Data Analytics peut être utilisé comme une technique d'audit pour mieux comprendre et analyser de grands volumes de données (De Bonhome et al., 2018).

En effet, la qualité d'un audit des états financiers peut être améliorée par l'utilisation du Data Analytics. Dans ce contexte, le Data Analytics permet d'analyser des modèles, des écarts, des incohérences et d'extraire d'autres informations utiles dans les données par l'analyse, la modélisation et la visualisation dans le but de planifier ou d'exécuter l'audit (Trumpener, 2020).

L'application du jugement et du scepticisme professionnel est améliorée lorsque l'auditeur a une bonne compréhension de l'entité et de son environnement. Dans un environnement de données de plus en plus complexe, l'usage de nouvelles technologies et du Data Analytics permettrait d'obtenir une compréhension plus efficace et plus solide de l'entité auditée et de son environnement, ce qui améliorerait ainsi la qualité de l'évaluation des risques et de la réponse de l'auditeur aux risques identifiés (IAASB, 2016).

Le Data Analytics et son potentiel pour révolutionner l'audit est un aspect envers lequel les entreprises manifestent de plus en plus leur intérêt. D'ailleurs, bon nombre d'entre elles modernisent leurs services administratifs pour qu'ils se numérisent le plus possible et qu'à terme on puisse y intégrer le Data Analytics (KPMG, 2015).

L'usage du Data Analytics en audit procure de nombreux avantages. En effet, l'audit effectué à l'aide du Data Analytics permet :

- d'obtenir une connaissance plus large et plus approfondie de l'entité et de son environnement, qui fournit à l'entité auditée des informations supplémentaires pour sa propre évaluation des risques ;
- d'améliorer la qualité de l'audit, la population de données testées étant plus nombreuse ;
- d'améliorer la capacité de l'auditeur à recueillir des éléments probants à partir de l'analyse de populations de données plus importantes, y compris en permettant une meilleure sélection basée sur le risque de ces populations des tests supplémentaires ;
- d'accroître l'automatisation du processus d'audit, permettant ainsi à l'auditeur de se consacrer davantage sur les procédures d'audit plus fondamentales et sur les domaines d'audit plus complexes et plus risqués ;
- d'offrir la possibilité d'avoir un engagement et un dialogue plus précieux et mieux informé avec les personnes chargées de la gouvernance au sein de l'entité auditée ;
- d'identifier les transactions à risque élevé et potentiellement frauduleuses ;
- d'accroître la confiance envers les audits effectués grâce à l'analyse de la totalité des données ;
- d'obtenir un niveau plus élevé de précision des procédures .

En fin de compte, le Data Analytics ajoute de la valeur au processus d'audit et augmente ainsi la crédibilité de l'audit effectué.

3.2 Le Data Analytics transforme le processus d'audit

Dans la première section de ce mémoire, nous avons souligné l'évolution de l'audit au fil du temps. Comme nous l'avons pu le constater, cette évolution est en partie attribuable à l'évolution des technologies et des techniques dont les auditeurs disposent, mais également à l'évolution des affaires en elles-mêmes.

Alors que la pression exercée sur les conseils d'administration et comités d'audit s'est accrue après une crise de confiance dans le modèle économique, les attentes liées à la valeur que peut offrir l'audit ont également pris de l'ampleur ces dernières années (KPMG, 2015).

Traditionnellement, les auditeurs commençaient leur audit par une entrevue avec le client afin de discuter des éléments tels que les récents changements organisationnels, la performance de l'exercice précédent ou encore la mise en place de stratégies continues.

Néanmoins, lorsque l'audit est effectué à l'aide du Data Analytics, Lefrancq (2020) souligne que l'approche est différente. En effet, les auditeurs sont, dans ce cas, plus susceptibles de s'entretenir avec l'équipe IT plus tôt dans le processus afin d'obtenir l'accès au système d'information de l'entité auditée.

Une fois que les données brutes du client ont été extraites et regroupées, celles-ci peuvent être passées dans un logiciel de Data Analytics. La plupart du temps, ce logiciel peut générer un rapport que les sociétés contrôlées auraient dû fournir auparavant. Pour ce faire, il faudra exécuter diverses routines pouvant par exemples rechercher des transactions avec les fournisseurs ou les nouveaux clients, d'isoler les transactions importantes ou inhabituelles ou encore d'investiguer à propos d'aspects du risque qui pourraient susciter des préoccupations particulières auprès du comité d'audit, comme ceux faisant appel aux estimations de la direction. Notons qu'avec ce type de logiciel, il est également possible de tester la séparation des tâches, non seulement pour voir si une personne a exécuté des tâches conflictuelles, mais également pour savoir qui est cette personne et quelles comptes et transactions sont impliqués (Lefrancq, 2020).

Puis, une fois que ces routines ont été exécutées, l'équipe d'audit détermine ce qui est possible d'explorer afin d'obtenir une analyse plus détaillée au moyen d'algorithmes plus précis dans les domaines où les anomalies peuvent indiquer une faiblesse du contrôle interne ou la présence de fraude. Ce type d'analyse permet en outre d'intégrer des données externes structurées telles que les changements apportés aux taux d'intérêt et aux données non financières (Lefrancq, 2020).

Bien que les méthodes d'analyse proactive suscitent des questions d'indépendance, Lefrancq (2020) relate que, dans les faits, la valeur qui est ajoutée n'est rien de plus qu'une évolution du rôle traditionnel de l'auditeur, qui est d'exprimer une opinion sur le fait que les états financiers pris dans leur ensemble ne comportent pas d'anomalies significatives.

Étant donné que les auditeurs disposent désormais de techniques plus sophistiquées permettant une compréhension beaucoup plus approfondie des données de l'entité auditée, le niveau des résultats offerts au client en cours d'audit comporte une valeur inhérente ajoutée. En effet, *« les auditeurs ne diront pas à une société comment améliorer sa productivité ou mieux gérer les risques ; ils effectueront plutôt un audit dans le cadre duquel l'analyse de données pourrait fournir des renseignements sur ces aspects – renseignements que toute société astucieuse peut (et devrait) appliquer pour améliorer ses affaires »* (KPMG, 2015).

3.3 Data Analytics et qualité de l'audit

Le Data Analytics a été développé en vue d'améliorer la qualité de l'audit. Cependant la qualité de l'audit ne dépend pas de l'outil lui-même, même s'il est évident que l'audit ne peut être réalisé sans les bons outils, il dépend avant tout de la qualité de l'analyse et du jugement promus.

« Le Data Analytics c'est vraiment une question de qualité d'audit. Nous pouvons exécuter certaines procédures à un niveau plus élevé et c'est beaucoup plus rapide qu'auparavant. En fait, nous pouvons faire des choses qui n'auraient pas été possibles auparavant. » (Lefrancq, 2020). Néanmoins, Lefrancq (2020) insiste sur le fait qu'être efficace ce n'est pas seulement « gagner du temps », mais de « *traiter plus rapidement les choses importantes et pouvoir y consacrer plus de temps au lieu de passer en revue un grand nombre d'échantillons aléatoires qui, souvent, ne nous révèlent pas grand-chose* » (Lefrancq, 2020). Il ajoute également que les outils de Data Analytics « *réduisent la population à risque, ce qui signifie que nous pêchons dans un étang plus petit et que nous avons souvent un accès direct aux zones à haut risque.* » (Lefrancq, 2020).

Avec son outil de data auditing « Halo », PWC tend à révolutionner la manière dont les audits sont réalisés en offrant « *des audits à forte valeur ajoutée grâce à une approche holistique mêlant automatisation, robotisation et data auditing pour mieux identifier les zones de risque et aider nos clients à prendre de bonnes décisions pour l'avenir.* » (PWC, 2020).

Concrètement, la suite Halo permet aux auditeurs de (PWC, 2020) :

- tester de grands volumes de données, telles que les ventes, les données relatives aux rémunérations ou encore les écritures manuelles ;
- mettre en évidence les transactions à risque au moyen de corrélation des données à grande échelle ;
- visualiser les résultats obtenus sous des angles différents afin de faciliter l'analyse et la prise de décision.



Figure 5 : Illustration du tableau de bord du logiciel Halo

Source : International Accounting, Auditing & Ethics (2016). *Data analytics for external auditors*. Récupérer le 13 avril 2020 de : <https://www.icaew.com/-/media/corporate/files/technical/iaa/tecpln14726-iaae-data-analytics---web-version.ashx>

Les informations contenues dans ce tableau de bord peuvent être utilisées en guise de comparaisons avec les années précédentes et éventuellement avec d'autres sociétés. Si l'indicateur à gauche de l'écran affiche un niveau élevé de journaux manuels, cela pourrait indiquer que le système est utilisé de manière inefficace, la complexité du processus ou, selon les circonstances, représenter un éventuel risque de fraude. De plus, les indicateurs relatifs aux utilisateurs peuvent également mettre en évidence une activité inhabituelle justifiant une enquête plus approfondie (International Accounting, Auditing & Ethics, 2016).

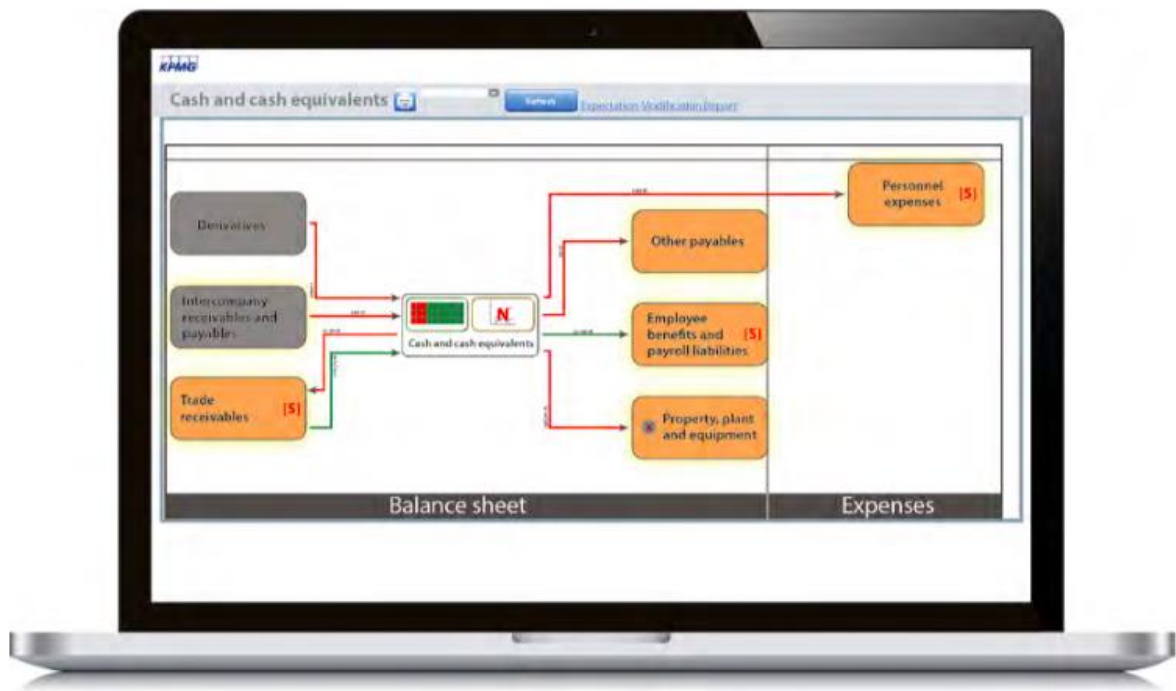


Figure 6 : Analyse des flux de revenus

Source : International Accounting, Auditing & Ethics (2016). *Data analytics for external auditors*. Récupérer le 13 avril 2020 de : <https://www.icaew.com/-/media/corporate/files/technical/iaa/tecpln14726-iaae-data-analytics---web-version.ashx>

Autre exemple, cette illustration graphique produite par KPMG résume les écritures passées dans le grand livre des comptes d'une entité audité. Elle permet à l'auditeur de cartographier le flux des transactions dans les processus financiers d'un client et d'identifier les doubles entrées, marquées par des flèches rouges dans le graphique. Pour chaque flux, le volume et la valeur des entrées sont indiqués afin de permettre à l'auditeur d'identifier les populations de transactions à valeur et à risque élevés.

À partir de cet écran, l'auditeur peut par la suite examiner en détail et de manière individuelle les transactions qui composent chaque population (International Accounting, Auditing & Ethics, 2016).

De toute évidence, si elles sont utilisées de manière appropriée, les caractéristiques suivantes du Data Analytics peuvent améliorer considérablement la qualité de l'audit (International Accounting, Auditing & Ethics, 2016) :

- la possibilité de visualiser graphiquement les résultats ;
- la sophistication et l'étendue des possibilités d'interrogation ;
- la facilité d'utilisation par des non-spécialistes ;
- l'échelle et la vitesse de traitement des données.

Lorsqu'on demande aux personnes interviewées comment les données d'analyses contribuent à la qualité de l'audit, les répondants soulignent différents éléments des caractéristiques ci-dessus. Pour certains, la complexité des enquêtes générées par des visualisations de haute qualité permet d'obtenir des interprétations de meilleure qualité. Pour d'autres, plus important encore, avec la vitesse et le nombre de traitements, une analyse plus complète et précise peut être effectuée.

Grâce au Data Analytics, les auditeurs peuvent parcourir des ensembles de données volumineux plus rapidement qu'auparavant en raison des dernières avancées en matière de systèmes, de logiciels et d'interface entre les données des clients et des auditeurs. Autrement dit, les interfaces qui facilitent l'extraction des données. Ces interfaces permettent aux auditeurs non seulement d'exécuter des routines en tant que procédures analytiques de substance comme par le passé, mais également d'évaluer les risques, de comprendre le processus et d'exécuter des routines aux premiers stades du processus d'audit (International Accounting, Auditing & Ethics, 2016).

Bon nombre des analyses effectuées ne sont pas essentiellement différentes de celles effectuées par le passé, mais elles sont désormais plus détaillées et plus largement utilisées. Par exemple, les risques mis en évidence par le tableau de bord mentionné ci-dessus (cfr. figure 13) pourraient permettre aux auditeurs d'approfondir l'analyse de données de manière détaillée dans le cadre des procédures analytiques de substance en effectuant, par exemple, des routines d'analyses des grands livres journaux et des utilisateurs (International Accounting, Auditing & Ethics, 2016).

En ce qui concerne les réviseurs d'entreprises, Trumpener (2020) souligne les avantages du Data Analytics dans le cadre du travail des réviseurs d'entreprises. En effet, le Data Analytics améliore notamment la qualité, la transparence et la granularité du contenu du rapport d'audit, mais également l'exécution des audits, la compréhension des données et la communication avec l'entité auditée. Il ajoute également qu'en collaborant régulièrement avec le management de l'entité auditée, la communication devient plus facile et le travail d'audit est réparti tout au long de l'année, plutôt que concentré à la fin de l'année.

Mentionnons également la possibilité de réaliser des audits en continu grâce au Data Analytics, dans le cas des sociétés cotées publiant des états financiers trimestriels et qui les font auditer sur une base continue. Pour ce faire, il est essentiel que les auditeurs aient accès aux logiciels de gestion intégrés de la société. *« Une fois que de telles données ont été recueillies de façon régulière pendant trois, quatre ou cinq ans, des algorithmes sophistiqués pourraient être élaborés pour mieux prédire la performance future, ce qui se révélerait fort précieux, tant pour l'auditeur que pour la société. »* (KPMG, 2015).

Ainsi, si les données sont récoltées de façon continue, les rapports d'audit devraient être plus étoffés et plus rapides à générer. Par la même occasion, ils pourraient régulièrement inclure plus d'informations qu'ils ne le font actuellement.

À terme, l'accumulation des données permettra d'accroître significativement la puissance des capacités internes en matière d'analyse comparative. Les cabinets seront donc en mesure d'utiliser les données externes pour mieux comparer les organisations semblables entre elles, étudier les tendances du secteur et ainsi comprendre ce qu'il advient des données de leur client. En outre, il s'avère que les comités d'audit soient particulièrement intéressés à discuter de ces possibilités puisqu'ils cherchent de plus en plus à savoir comment leurs pairs traitent les risques dus à l'environnement externe et comment ils peuvent exercer une gouvernance appropriée et faire preuve d'un niveau de diligence adéquat (KPMG, 2015). .

Sur le plan de la relation avec les clients, à savoir les entités auditées, les personnes interrogées font état d'une relation entre la maturité des systèmes informatiques d'une entité et le degré d'ouverture des managers aux nouvelles technologies. Selon Lefrancq (2020), l'analyse de données semble mieux fonctionner lorsque le client est passé par un processus de transformation digitale. Il ajoute que *« au plus le client automatise ses processus, aux plus les procédures d'audit s'assouplissent car on gagne plus de confort »*.

Enfin, comme nous avons pu tout le long de cette section, il est essentiel de s'engager dans l'audit du futur qui serait riche en opportunités aussi bien pour les auditeurs que pour les clients. Pour ce faire, il faudrait, d'une part, repenser la manière dont les audits sont effectués ainsi qu'à la relation avec les clients et, d'autre part, investir davantage dans la digitalisation des activités ainsi que dans le développement des compétences des auditeurs.

3.4 Intégration du Data Analytics dans l'approche d'audit

De nos jours, la plupart des auditeurs utilisent le Data Analytics dans leurs activités d'audit quotidiennes. Dans certains cas, les techniques de Data Analytics utilisées sont rudimentaires et d'autres plus complexes.

Bien que la manière dont un audit est exécuté n'ait pas fondamentalement changé depuis de nombreuses années, une série de nouvelles techniques ont fait leur apparition dans la profession.

L'objectif de ce chapitre est de présenter les techniques de Data Analytics utilisées dans le cadre d'un audit des états financiers et les nombreuses opportunités qu'offrent ces techniques. De nos jours, la plupart des auditeurs utilisent le Data Analytics dans leurs activités d'audit quotidiennes. Dans certains cas, les techniques de Data Analytics utilisées sont rudimentaires et d'autres plus complexes.

Bien que la manière dont un audit est exécuté n'ait pas fondamentalement changé depuis de nombreuses années, une série de nouvelles techniques ont fait leur apparition dans la profession.

3.4.1 Le Data Analytics dans les différentes phases d'un audit

De nouveaux outils technologiques ont été développés afin de suivre l'évolution du processus d'audit actuel et permettre de réaliser des analyses complètes de populations. Outre les changements technologiques majeurs, le Data Analytics a également un impact sur les différentes phases de l'audit (IAASB, 2016).

De manière générale, un audit se déroule en quatre étapes (Bender, 2017 ; De Bonhome et al., 2018) :

- la première étape consiste en **la planification de la mission d'audit et l'identification des risques**. A ce stade, l'auditeur doit comprendre l'entité auditée, identifier les risques et décider des mesures à prendre pour fournir une assurance raisonnable que les états financiers, pris dans leur ensemble, ne comportent pas d'anomalies significatives ;
- au cours de la deuxième étape, relative à **l'évaluation de l'environnement de contrôle** de l'entité auditée, les auditeurs doivent pouvoir évaluer la conception et l'efficacité des contrôles internes ;
- la troisième étape concerne **la mise en œuvre des procédures d'audit**. Les auditeurs exécutent les procédures de corroboration, tests qui visent à vérifier la véracité des informations fournies dans les états financiers et l'absence d'anomalies significatives ;
- la quatrième et dernière étape consiste en **l'évaluation des anomalies relevées lors de l'audit**. Une fois que l'auditeur a identifié des anomalies, il va devoir enquêter sur la nature et la cause de celles-ci et évaluer leur incidence sur les états financiers.

Le Data Analytics peut être utilisé dans toutes les phases de l'audit, en ce compris (De Bonhome et al., 2018) :

- la planification de l'audit ;
- l'exécution des tests de l'efficacité opérationnelle du contrôle ;
- l'exécution des procédures de corroboration ;
- l'évaluation des résultats.

Toutefois, Cao et al. (2015) s'attendent à ce que le Data Analytics soit bénéfique en particulier dans les deux premières étapes du processus d'audit. Selon les auteurs, lorsque les données deviennent moins fiables, il devient plus difficile d'appliquer le Data Analytics à la troisième et à la quatrième étape. Par rapport aux deux premières étapes, où l'analyse de données est dite exploratoire, les deux dernières sont plus sensibles aux données. Puisque dans ces deux phases l'auditeur identifie et évalue les potentielles anomalies significatives, il est préférable de faire usage des procédures d'audit traditionnel lorsque les données ne sont pas fiables (Cao et al., 2015).

Les grands ensembles de données contiennent un grand nombre de données non structurées, considérés comme étant déroutantes et moins fiables. De ce fait, des données moins fiables réduisent la fiabilité des résultats d'analyse de données. Dans ce cas, il est plus facile de se concentrer sur le lien de causalité entre les données que sur leur corrélation. Le Data Analytics appliqué aux deux premières phases du processus d'audit permet d'identifier les modèles et les tendances, qui dépendent davantage de la corrélation que de la causalité (Cao et al., 2015).

3.3.1.1 Planification de l'audit

L'objectif de la phase de planification est d'utiliser l'analyse des risques pour déterminer la stratégie et l'approche de contrôle pour le client en question.

Dans la phase de planification de l'audit, le Data Analytics est dite exploratoire. Selon De Bonhome et al. (2018), cette approche consiste à analyser des ensembles de données à l'aide de méthodes visuelles afin d'en résumer les principales caractéristiques. Cette approche peut également être utilisée pendant la phase d'évaluation des risques, notamment lors de :

- la compréhension de l'entité et son environnement ;
- l'identification et l'évaluation des risques d'anomalies significatives ;
- la conception de procédures d'audit supplémentaires adaptées aux risques identifiés.

Le Data Analytics peut fournir un soutien dans la phase de planification grâce à **une première analyse du grand livre des comptes**. En effet, grâce au Data Analytics, les auditeurs peuvent déjà **identifier les flux de transactions importants** au sein des processus clés pendant la phase de planification. Cela comprend des analyses standard telles que (Trumpener, 2020) :

- le nombre de factures d'achat ;
- le nombre de factures de vente ;
- l'analyse des transactions intra-groupe par rapport aux transactions avec des tiers ;
- les modèles saisonniers ;
- l'impact et le nombre de transactions comptables manuelles dans les différents processus ;
- ...

L'analyse d'une population de données peut également être effectuée grâce aux outils de Data Analytics en vue de permettre à l'auditeur de **concevoir des procédures d'audit adaptées** en fournissant des informations générales sur une population sur base des champs communs dans le grand livre des comptes. Ces informations peuvent à la fois être utilisées pour l'évaluation des risques que pour l'exécution des procédures d'audit afin d'améliorer la compréhension de la population obtenue par l'auditeur (De Bonhome et al., 2018).

Concrètement, l'équipe d'audit devra essayer de faire un premier inventaire de toutes les possibilités/outils d'analyse des données dont elle dispose. Plus les processus de base sont soutenus par un système informatique, plus les capacités d'analyse des données sont ciblées. Ensuite, les auditeurs devront évaluer la qualité des données du grand livre général afin de

vérifier si les données sont complètes et exactes au moyen d'entretiens exploratoires avec le client (Trumpener, 2020).

Dans cette phase exploratoire, l'équipe d'audit devra également voir s'il existe des contrôles qui garantissent l'exhaustivité et l'exactitude des données sous-jacentes aux états financiers. Pour ce faire, il faudra considérer les éléments suivants (Trumpener, 2020) :

- l'accès aux données et la possibilité d'y apporter des modifications ;
- l'évaluation des données par le client (par exemple : rapprochement des sous-systèmes avec le grand livre des comptes) et ;
- s'assurer que la personne de contact (responsable informatique, responsable financier, etc.) possède une expertise suffisante pour procéder à l'extraction des données.

3.3.1.2 Évaluation de l'environnement de contrôle

Le Data Analytics peut également être utilisé pour **soutenir l'évaluation de l'environnement de contrôle**.

En effet, l'équipe d'audit doit pouvoir évaluer la conception et l'efficacité des contrôles internes. Pour ce faire, les informations obtenues sur les flux de transactions importants lors de l'analyse du grand livre (cf. supra 3.3.1.1 Planification de l'audit) peuvent fournir le soutien nécessaire à l'évaluation de l'environnement de contrôle (Trumpener, 2020).

Les outils de Data Analytics peuvent permettre d'effectuer, par exemple (Trumpener, 2020) :

- une analyse de toutes les factures payées au cours de l'exercice afin de voir si ces paiements ont bien été approuvée par la bonne personne et si l'approbation s'est faite à temps ;
- une analyse des limites de crédit pour les clients afin d'identifier les potentiels dépassements ;
- une analyse SoD (ou *segragation of duties analysis* en anglais) dans les processus opérationnels de l'entité auditée pour déterminer le risque de séparation des tâches grâce à une analyse du risque SAP en temps réel en déterminant les autorisations sensibles et en limitant l'accès excessif des utilisateurs.

Afin de déterminer si l'environnement de contrôle interne est suffisant pour limiter les risques d'accès non-autorisé ou inapproprié aux systèmes d'information, il est important que les **contrôles informatiques généraux** soient pris en compte (Nolf, 2019).

En effet, les contrôles informatiques généraux permettent de s'assurer de la qualité des données qui seront utilisées plus tard dans le cadre des procédures analytiques de substance.

3.3.1.3 Exécution de l'audit

L'usage du Data Analytics pour effectuer des procédures d'audit peut fournir à l'auditeur des éléments probants suffisants et appropriés aux risques évalués. Les procédures pouvant être soutenues par le Data Analytics sont les suivantes (De Bonhome et al., 2018) :

- tests des contrôles ;
- tests de détail ;
- procédures analytiques de substances.

Au niveau des **tests des contrôles**, le Data Analytics peut être utilisé pour tester l'efficacité opérationnelle des contrôles internes de l'entité auditée via l'inspection des données afin d'obtenir des preuves que les contrôles fonctionnent comme prévu. Dans certains cas, le Data Analytics peut également permettre la réexécution des contrôles (De Bonhome et al., 2018).

Concernant les **tests de détails**, le Data Analytics peut être utilisé pour recalculer une population de données dans son entièreté plutôt qu'un échantillon. Il peut également être utilisé pour comparer et rapprocher des données provenant de plusieurs ensembles de données différents, ou encore pour reporter des données d'une période à une autre (De Bonhome et al., 2018).

Ensuite, le Data Analytics peut être utilisé dans le cadre de **procédures analytiques de substances** pour analyser les relations entre les variables dans les données afin d'identifier les justifier des tests plus approfondis (De Bonhome et al., 2018).

En utilisant le Data Analytics dans le cadre des procédures analytiques de substance, les auditeurs seront en mesure d'automatiser en partie leurs travaux tels que les évaluations numériques, les analyses de tendances, les réconciliations et l'échantillonnage en utilisant les outils d'analyse des données appropriés. En voici quelques exemples (Trumpener, 2020) :

- le test du « 3 way match » dans le cycle d'affaires (rapprochement automatique des informations sur le bon de livraison (Q), le bon de commande (P) et la facture (Q & P)) ;
- vérification des flux de transactions financières par rapport aux modèles de comptabilisation prévus ;
- ...

A côté de cela, le Data Analytics peut également être utilisé à d'autres égards. Par exemple, dans le cas du test des opérations du livre journal afin de traiter le risque de contournement des contrôles par la direction, ou encore pour automatiser des procédures d'audit manuelles qui peuvent être souvent longues et fastidieuses (De Bonhome et al., 2018).

Voici quelques exemples de procédures de Data Analytics (Trumpener, 2020) :

- analyse des doubles écritures au livre journal ;
- analyse des opérations comptabilisés les week-ends ;
- analyse des écritures au livre journal par utilisateur ;
- analyse des écritures au livre journal portant sur de grosses sommes d'argent ;
- analyse des écritures au livre journal avec des montants arrondis ;
- analyse des écritures au livre journal dont les montants se terminent par 999 ;
- analyse des double factures ou double paiements ;
- analyse des créanciers ayant un solde débiteur ;
- analyse des créanciers dont le montant total de la facture est supérieur à la limite autorisée ;
- analyse des débiteurs dont le solde dépasse la limite de crédit ;
- analyse des débiteurs ayant un solde créditeur ;
- concordance à 3 niveaux (*3 way match* en anglais) entre la facture de vente, le bon de livraison et le bon de commande ;
- ...

3.3.1.4 Évaluation des anomalies relevées lors de l'audit

Lors de l'évaluation des anomalies relevées lors de l'audit, l'auditeur doit toujours garder à l'esprit l'objectif principal d'un audit.

L'objectif principal d'un audit est de renforcer le degré de confiance des utilisateurs présumés des états financiers. Pour la plupart des référentiels comptables, l'opinion de l'auditeur porte sur le fait que les états financiers, pris dans leur ensemble, sont présentés de manière sincère ou reflètent une **image fidèle** conformément à ce référentiel (ISA 200, 2017).

*« Pour forger son opinion, l'auditeur doit obtenir **l'assurance raisonnable** que les états financiers, pris dans leur **ensemble**, ne comportent **pas d'anomalies significatives**, que celles-ci proviennent de fraudes ou résultent d'erreurs »* (Nys, 2019).

L'assurance raisonnable est un niveau d'assurance élevé que l'auditeur obtient une fois qu'il a recueilli des éléments probants suffisant et appropriés **pour réduire le risque d'audit à un niveau suffisamment faible pour être acceptable**. Il ne s'agit donc pas d'un niveau d'assurance absolu, *« car il existe des limites inhérentes à un audit qui résultent du fait que la plupart des éléments probants sur la base desquels l'auditeur tire des conclusions et fonde son opinion, conduisent davantage à des présomptions qu'à des certitudes »* (ISA 200, 2017, p. 4).

En termes mathématique, si le risque que l'auditeur exprime une opinion inappropriée lorsque les états financiers comportent des anomalies significatives est fixé à 5 %, alors le niveau d'assurance s'élève à 95 % (Van Hoof, 2019).

En bref, l'audit permet à l'auditeur d'exprimer une opinion sur la question de savoir si les états financiers sont exempts d'anomalies significatives. Lors de l'analyse des anomalies identifiées, l'auditeur limite le risque d'audit à un niveau faible et donc fournit une assurance raisonnable. Toutefois, le Data Analytics ne permet pas de fournir une absolue (De Bonhome et al., 2018).

Quelle que soit la technique d'audit utilisée pour identifier les anomalies, les écarts identifiés doivent être analysés, triés et regroupés. Certains d'entre eux vont pouvoir être justifiés. Par exemple, si un système est configuré pour empêcher les changements de prix, un changement de prix de manière manuelle sera considéré comme un écart. Toutefois, si la modification a été correctement approuvée, il n'y a pas de déviation du point de vue de l'audit (Trumpener, 2020).

Concrètement, une fois que l'auditeur aura identifié des anomalies, il va devoir enquêter sur la nature et la cause de celles-ci et évaluer leur incidence sur les états financiers (De Bonhome et al., 2018).

Afin d'aider l'auditeur à évaluer l'incidence des anomalies relevées au cours de l'audit, il est important de faire une distinction entre les anomalies factuelles de celles liées au jugement et de celles extrapolées (ISA 450, 2017) :

- les **anomalies factuelles** sont celles pour lesquelles il n'existe aucun doute. Un exemple serait une violation d'une exigence des IFRS qui remettrait en question la fiabilité des états financiers ;
- les **anomalies liées au jugement** sont des écarts résultant des jugements de direction concernant les estimations comptables que l'auditeur juge déraisonnables, ou le choix ou l'application de méthodes comptables que l'auditeur juge inappropriées. Il existe de nombreux exemples d'utilisation du jugement dans l'information financière, comme par exemple pour déterminer la juste valeur des actifs non courants, la recouvrabilité des créances, ... ;
- les **anomalies projetées** sont la meilleure estimation de l'auditeur concernant les anomalies dans les populations, ce qui implique la projection des anomalies identifiées dans les échantillons à l'ensemble des populations dans lesquelles les échantillons ont été prélevés.

Généralement, lorsque l'auditeur fait usage du Data Analytics dans le cadre d'un test de détail pour tester 100 % de la population, il n'identifie pas d'anomalie projetée car il n'a pas préalablement effectué un échantillon d'audit. Toutefois, il peut y avoir des circonstances dans lesquelles l'auditeur identifie de nombreuses exceptions, de sorte qu'il ne soit pas pratique de toutes les examiner de manière individuelle.

Par contre, si l'auditeur échantillonne les exceptions et identifie une anomalie factuelle dans son échantillon, et que la nature et la cause de cette anomalies sont spécifiques à la population des exceptions, alors il convient de projeter l'anomalies identifiée à l'ensemble de la population des exceptions, ce qui donne lieu à une anomalie projetée (De Bonhome et al., 2018).

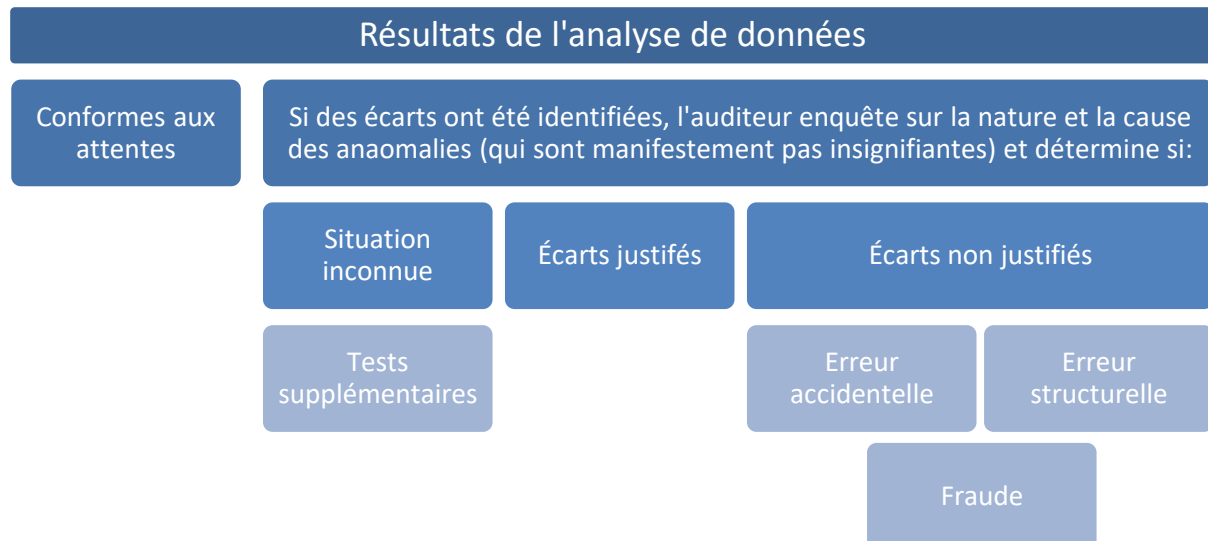


Figure 7 : Évaluations des anomalies relevées à l'aide du Data Analytics

Source : El Boudkhani W. (2020). *Du Big Data à intelligence artificielle : quel avenir pour le métier d'auditeur*. ICHEC Brussels Management School, Bruxelles.

3.5 Outils et techniques de Data Analytics utilisées en audit

Comme nous l'avons pu le voir tout le long de ce chapitre, les auditeurs peuvent tirer parti des nouvelles technologies pour collecter un grand nombre de données en temps réel, automatiser des processus répétitifs impliquant peu ou pas de jugements, pour au final obtenir une assurance complète, rapide et précise. Avec l'automatisation croissante des processus commerciaux dans l'ensemble des entreprises, les auditeurs peuvent surveiller en permanence les opérations et ainsi identifier les comportements anormaux en temps réel (Dai et Vasarhelyi, 2016).

Au fil du temps, l'audit a évolué autour et à travers l'ordinateur. Dai et Vasarhelyi (2016) ont divisé cette évolution en quatre générations dans lesquelles les différents outils utilisés en audit sont propre à chaque génération.

The Generations of the Audit			
Audit 1.0	Audit 2.0	Audit 3.0	Audit 4.0
Manual audit Tools: pencils, calculators	IT audit Tools: Excel, CAAT software	Inclusion of Big Data in audit analytics Tools: analytical apps	Semi- and progressive automation of audit Tools: sensors, CPS, IoT/IoS, RFID, GPS

Figure 8 : Les générations de l’audit et leurs différents outils technologiques

Source : Dai J. et Vasarhelyi M. A. (2016). *Imagineering Audit 4.0*. Récupéré le 4 avril 2020 de : <https://aaapubs.org/doi/pdf/10.2308/jeta-10494>

Concernant les outils utilisés dans les cabinets d’audit, la majeure partie de ces outils sont générés en interne et d’autres sont disponibles dans le commerces. Les outils de Data Analytics de base comme Excel, ACL et IDEA. IDEA et ACL font partie des techniques d’audit assistées par ordinateur, TAAOs (*computer-aided audit tools* ou CAAT en anglais) (Trumpener, 2020).

Les **techniques d’audit assistées par ordinateurs** (TAAOs) font référence à l’usage de la technologie pour aider les auditeurs dans l’évaluation du contrôle interne en extrayant les données pertinentes et en les examinant (Chartered Institute of Internal Auditors, 2019).

Ces techniques sont utilisées par les auditeurs dans le cadre de l’analyse des données de l’entité auditée afin de (Chartered Institute of Internal Auditors, 2019) :

- quantifier un risque ayant fait l’objet d’une évaluation de niveau modéré ou élevé ;
- vérifier les calculs effectués par les systèmes de l’entité ;
- effectuer d’autres opérations de gestion sur les données.

Selon Trumpener (2020), les techniques d’audit assistées par ordinateur sont impliquées de manière significative dans le Data Analytics. En effet, ces outils technologiques avancés peuvent extraire et importer des quantités de données presque illimitées ainsi qu’analyser des données à la fois structurées et non structurées pour identifier des modèles de comportement, des tendances et des potentielles anomalies (Brown-Liburd et al., 2015).

A côté de cela, nous avons également le Data Mining qui consiste en l’utilisation de diverses techniques pour rechercher et identifier dans de grands volumes de données des modèles ou des relations inconnus afin d’extraire des règles de décisions ou de construire des modèles prédictifs. Cet outil permet à l’équipe d’audit d’analyser les données externes lors de l’évaluation du risque inhérent, du risque de contrôle interne, du risque de fraude et de la continuité de l’exploitation Brown-Liburd et al., 2015).

En somme, l'auditeur peut utiliser des outils de Data Analytics classiques mais aussi des outils plus sophistiqués, en voici des exemples (De Bonhome et al., 2018) :

- Microsoft Excel ;
- ACL-IDEA CaseWare ;
- Process Mining;
- d'autres logiciels pouvant aider l'équipe d'audit à effectuer des procédures analytiques en utilisant l'analyse de régression pour modéliser la relation entre un montant testé et les données censées être prédictives de ce montant.

3.5.1 Microsoft Excel

Le Data Analytics implique dans un premier temps l'extraction des données à l'aide de champs de la structure de la base de données plutôt que du format de l'enregistrement. Par exemple, Power View qui est un outil Excel permettant de filtrer, trier et mettre en évidence des données dans une feuille de calcul afin de les présenter visuellement sous la forme de graphiques à bulles, à barres ou à secteurs (International Accounting, Auditing & Ethics, 2016).

Les effets de visualisation sont aussi bons que les données sur lesquelles ils sont basés. Par conséquent, la qualité de l'analyse promue dépend des données de base qui doivent être extraites, analysées et liées correctement.

Disposer d'une capacité d'analyse de données est une compétence qui permet aux auditeurs de prendre de meilleures décisions.

Microsoft Excel est l'un des outils de Data Analytics les plus connus et les tableaux croisés dynamiques représentent sans doute la technique d'analyse la plus populaire en audit. En effet, grâce à Excel il est possible de créer des tableaux croisés dynamiques à partir de lignes et de colonnes et leur capacité à résumer les données de manière flexible permet à l'auditeur une exploration rapide des données et produit des informations pertinentes à partir des données accumulées (Edx, 2020).

A côté de cela, Excel est un excellent outil capable de traiter et de visualiser des volumes considérables de données (Trumpener, 2020).

Voici quelques démonstrations :

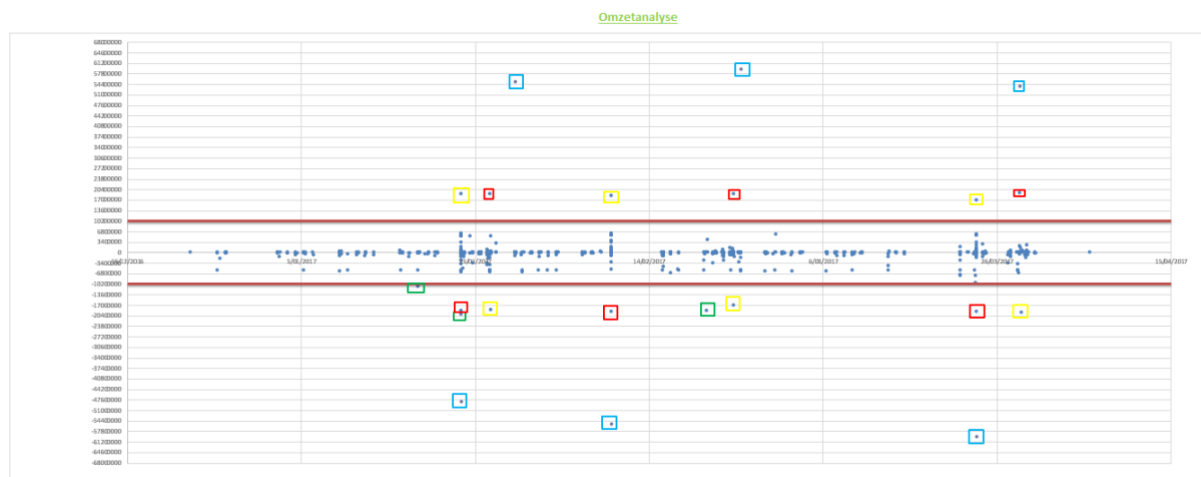


Figure 9 : Exemple d'analyse du chiffre d'affaires au niveau des transactions

Source : Trumpener J. (2020, 16 avril). *Impact of Data Analytics on Audit*. [Présentation Powerpoint]. Zaventem: KPMG.

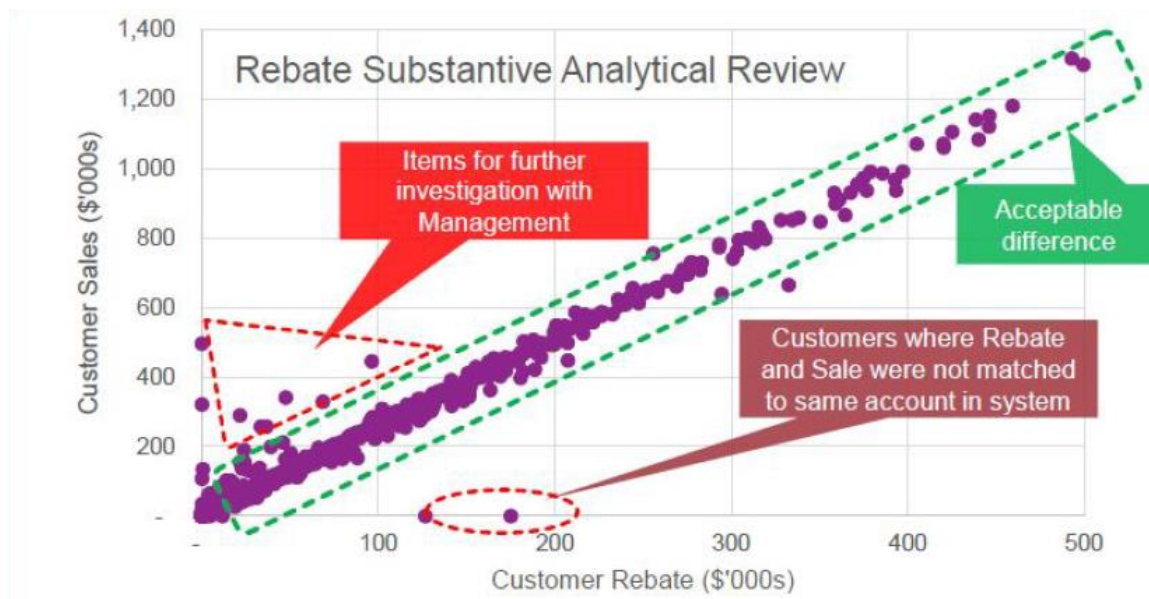


Figure 10 : Exemple d'analyse des remises sur ventes

Source : Trumpener J. (2020, 16 avril). *Impact of Data Analytics on Audit*. [Présentation Powerpoint]. Zaventem: KPMG.

3.5.2 IDEA

L'aspect pratique des feuilles de calcul en fait un outil très utilisé dans les domaines de l'audit et de la détection de la fraude. Toutefois, les tableurs traditionnels n'ont pas été conçus dans le but de gérer des jeux de données volumineux, d'effectuer des analyses automatiques ou d'importer des données de diverses sources (IDEA, s.d.).

IDEA est un outil d'analyse de données permettant d'analyser et de traiter de grands volumes de données à grande vitesse. Cet outil technologique est utilisé pour effectuer des techniques d'audit assistées par ordinateur et est à disposition des auditeurs pour toutes les missions d'audit afin d'analyser, organiser et visualiser les données. Cet outil est en outre reconnu pour détecter et traiter facilement le risque de fraude (Trumpener, 2020).

Thyrion (2020), nous explique que dans le système IDEA, ils programment une série de routines par clients. Par exemple un test qui pourrait être effectué est la réconciliation du « *ledger* » avec le « *subledger* ». Dans les procédures d'audit traditionnelles, l'auditeur va prendre le grand livre des comptes et va passer en revue les opérations du grand livre des comptes pour s'assurer que les soldes débiteurs sont bien égaux aux soldes créditeurs. IDEA permet de programmer une routine pour effectuer ce test. A la suite de ce test, il générera un rapport d'exceptions. Cette routine est mise en place d'année en année, client par client (Thyrion, 2020).

SmartAnalyzer est une fonctionnalité propre à IDEA qui fournit une collection de tests analytiques automatisés préétablis pour les routines couramment utilisées (Trumpener, 2020). En audit, SmartAnalyzer est utilisé pour la revue du grand livre des comptes, des créances, des dettes, l'analyse des stocks et des immobilisations corporelles. « *SmartAnalyzer peut aider les auditeurs à réaliser des audits complets en un temps réduit : 11 minutes par rapport à 61 minutes avec Excel* » (IDEA, s.d.).

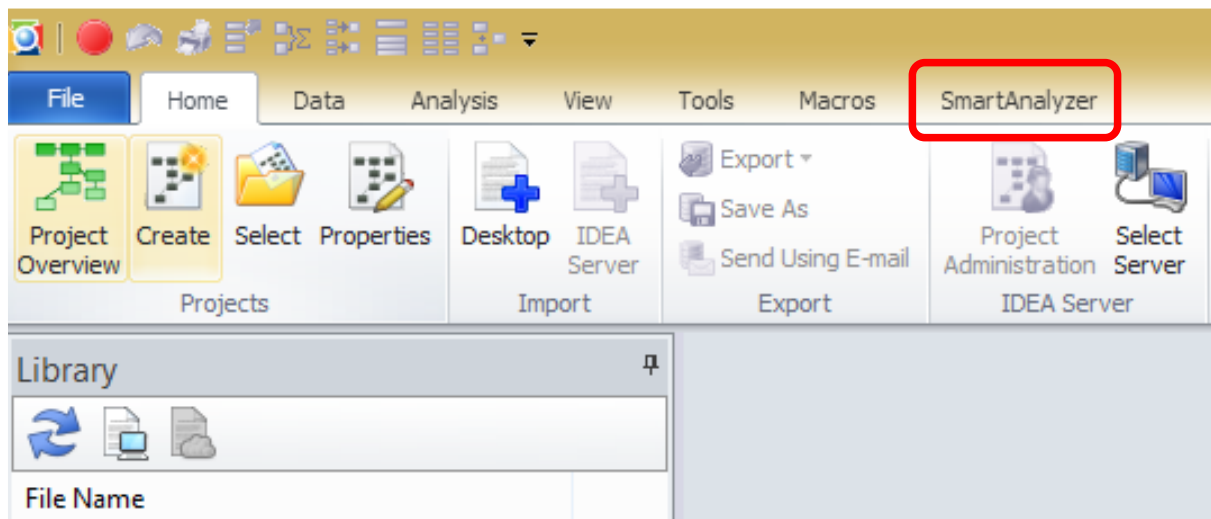


Figure 11 : La fonctionnalité « SmartAnalyzer »

Source : Trumpener J. (2020, 16 avril). *Impact of Data Analytics on Audit*. [Présentation Powerpoint]. Zaventem: KPMG.

Audit Test Navigator	Test Name	Tagged	Input	Status	Assigned Databases
✓ All Audit Tests	<input type="checkbox"/> Out of Balance Journal Entries	Yes	Optional	✓	ATOES JE LISTIN
✓ Favorites	<input type="checkbox"/> Journal Entries with Specific Comments	No	Required	✗	
✓ Project Favorites	<input type="checkbox"/> Duplicate Journal Entries	No	Not required	✗	
✓ Financial	<input type="checkbox"/> Missing Journal Entries	Yes	Optional	▶	ATOES JE LISTIN
✓ General Ledger	<input type="checkbox"/> Journal Entries Posted on Weekends	No	Optional	✗	
Accounts Receivable	<input type="checkbox"/> Journal Entries Posted on Specific Dates	No	Required	✗	
Inventory	<input type="checkbox"/> Journal Entries Posted at Specific Times	No	Required	✗	
Fixed Assets	<input type="checkbox"/> Journal Entries by User	No	Optional	✗	
Accounts Payable	<input type="checkbox"/> Summary by Account Combinations	No	Optional	✗	
Sample General Ledger	<input type="checkbox"/> Journal Entries with Large Amounts	No	Optional	✗	
Sample Payments	<input type="checkbox"/> Journal Entries with Rounded Amounts	Yes	Optional	▶	ATOES JE LISTIN
	<input type="checkbox"/> Journal Entries with Amounts that End in 999	Yes	Not required	▶	ATOES JE LISTIN
	<input type="checkbox"/> Summary by Account Number	No	Optional	✗	

Description

Audit Objectives **Example**

The **Journal Entries with Amounts that End in 999** audit test is used to create a list of journal entry records with amounts that end in 999.

In the resultant **Journal Entries with Amounts that End in 999** database the journal entry records with amounts that end in 999 will be listed in journal entry order.

Figure 12 : Un ensemble de données pour des routines multiples

Source : Trumpener J. (2020, 16 avril). *Impact of Data Analytics on Audit*. [Présentation Powerpoint]. Zaventem: KPMG.

3.5.3 Process Mining

Le Process Mining est une technique de Data Mining permettant d'analyser les processus commerciaux à partir des journaux d'événements (*event logs* en anglais) reprenant des informations concernant les différentes étapes des processus enregistrées dans des systèmes informatiques afin d'identifier de potentiels d'optimisation (Trumpener, 2020).

Le Process Mining applique des algorithmes de Data Mining spécifiques aux journaux d'événements à partir d'ensemble de données de mouvement afin d'identifier les tendances, les modèles et les détails contenus dans les journaux d'événements enregistrés par les systèmes informatiques. L'objectif de ceci est de mieux comprendre les processus commerciaux concernés afin de les rendre plus efficaces (Trumpener, 2020).

Le Process Mining permet d'étudier les questions suivantes :

- comment savoir ce qui se passe réellement dans vos processus ?
- comment vous informer sur les goulets d'étranglement (*bottlenecks* en anglais) nuisibles à vos processus, les inefficacités et les problèmes de conformité ?
- en combien de temps pouvez-vous avoir un aperçu de vos processus ?
- comment savoir où améliorer vos processus ?

Comme l'illustre la figure ci-dessous, les techniques de Data Mining permettent de mettre en évidence les incohérences entre le *flowchart* d'un processus, dans lequel il est décrit comme une suite d'opérations logiquement reliées, et comment ce processus fonctionne en réalité (Lefrancq, 2020).

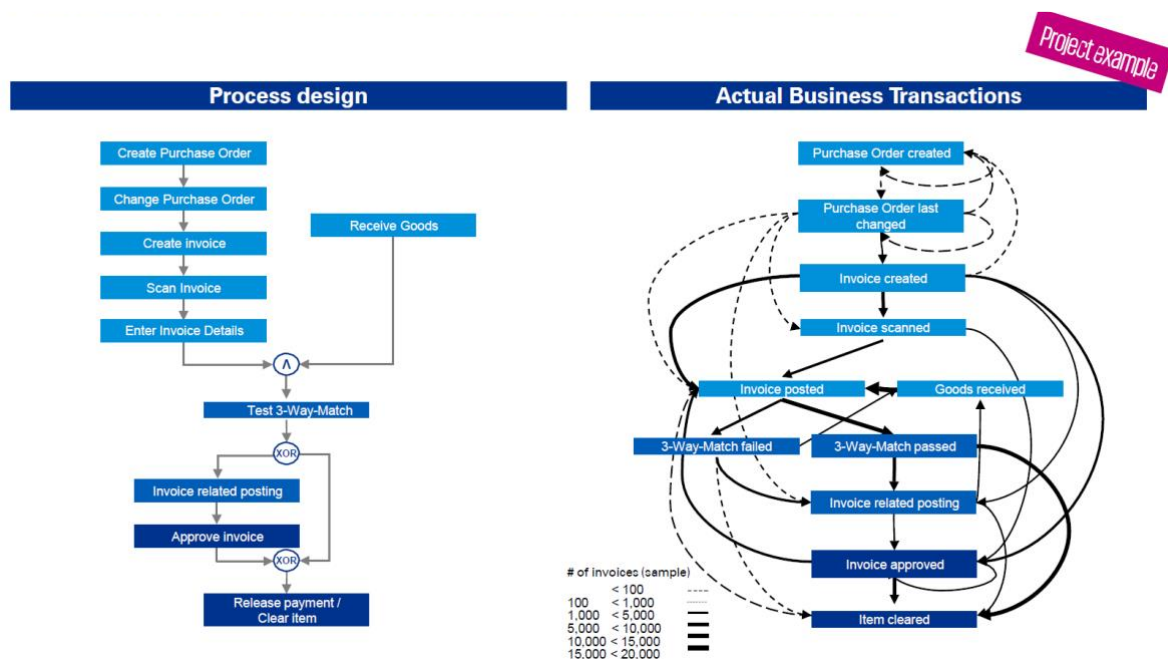


Figure 13 : Conception du processus vs. Transactions commerciales réelles

Source : Trumpener J. (2020, 16 avril). *Impact of Data Analytics on Audit*. [Présentation Powerpoint]. Zaventem: KPMG.

De l'échantillonnage au Process Mining

Les techniques d'audit sont initialement basées sur le traitement d'échantillons sélectionnées aux moyens de méthodes statistiques. Par conséquent, la présentation des résultats des travaux d'audit au management se faisait de façon statique, ne laissant place à aucune possibilité de simulation (EY, 2019).

De nos jours, les auditeurs ont accès à des plateformes digitales permettant de stocker leurs travaux d'audit ainsi qu'à de puissants algorithmes et outils analytiques leur permettant de tirer profit des nouvelles technologies de collecte des données. Ces données sont traitées par des experts, communément appelés « data scientists », qui font désormais partie des équipes d'audit (EY, 2019).

Pour mieux évaluer les risques, il est désormais possible d'analyser l'ensemble des données, lors d'un audit, afin de mieux comprendre les activités et processus opérationnels de l'entité auditée (EY, 2019).

Cette analyse approfondie des données, appelé process mining, permet d'améliorer la couverture des procédures d'audit ainsi que la qualité des audits et ainsi obtenir plus d'éléments probants (EY, 2019).

Cela permet d'examiner une population entière d'opérations de manière plus aisée afin de trouver celles qui présentent des risques élevés. Cela permet également d'identifier, par exemple, toutes les ventes dont le chiffre d'affaires a été comptabilisé avant la date de livraison ou encore d'identifier un volume inhabituel d'opérations à la fin d'une période (EY, 2019).

Cette approche innovante permettra donc aux auditeurs d'identifier de manière plus précise les sources d'optimisation, de sorte qu'il soit possible d'aboutir à une analyse et un audit de processus composés d'un nombre important d'opérations et ainsi d'en identifier clairement les risques et les potentiels dysfonctionnements et points d'amélioration. De plus, les contrôles de cohérence et de vraisemblance seront désormais beaucoup plus précis que par le passé (EY, 2019).

Comme nous avons pu le constater, l'audit de demain sera très différent de celui d'hier puisqu'il sera davantage tourné vers une analyse plus approfondie des quantités de données exponentielles, disponibles dans des systèmes d'informations de plus en plus performants. Ces données sont, quant à elles, très peu exploitées puisqu'elles sont encore très souvent analysées en silos. Par conséquent, l'intégration du process mining aux techniques d'audit a pour but de sortir de ces silos de manière à appréhender les processus de l'entité auditée dans leur intégralité, et ce en tenant compte de la digitalisation grandissante et les quantités impressionnantes de données (EY, 2019).

3.5.4 Autres outils de Data Analytics

Outil	Exportation des données en format	Des analyses standards sont-elles disponibles ?
Caseware IDEA	PDF, Word, Excel, RTF, TXT, CSV, ASCII et HTML	Oui, via SmartAnalyzer
Coney (ACL) Analytics	PDF, Word, Excel, RTF, TXT, CSV, ASCII et HTML	Oui
Microsoft (Excel)	Excel	Non, seulement des possibilités d'extraction graphique
Refine-IT	Excel	Oui, plus de 100 routines
Unit 4	CSV, Excel, PDF et RTF	Oui, plus de 130 routines

Figure 14 : Autres outils de Data Analytics

Source : Trumpener J. (2020, 16 avril). *Impact of Data Analytics on Audit*. [Présentation Powerpoint]. Zaventem: KPMG.

L'ensemble des outils et techniques que nous avons développés dans ce chapitre peuvent être utilisés pour l'analyse des risques, les tests de transactions et de contrôle et les procédures analytiques pour étayer les jugements et fournir des informations. Ces outils peuvent, par exemple, utiliser des données de marché externes (telles que des sources de prix tierces) pour réévaluer les investissements. Les taux d'intérêt, les taux de change, les variations du PIB et d'autres indicateurs de croissance peuvent également être utilisés dans le cadre des procédures d'analyse.

Désormais, les auditeurs peuvent facilement exécuter de nombreuses routines de Data Analytics avec peu ou sans implication du management. La capacité des auditeurs à effectuer ces analyses de manière indépendante est importante. De nombreuses routines peuvent être exécutées à des niveaux très détaillés et/ou au total. Des routines de niveau supérieur peuvent être utilisées pour l'analyse des risques afin d'identifier les problèmes, tandis qu'une analyse plus détaillée peut être utilisée pour affiner les objectifs et fournir des éléments probants et/ou des informations pertinentes pour l'audit (International Accounting, Auditing & Ethics, 2016). En effet, certaines routines peuvent fournir des éléments probants pour étayer l'appréciation du caractère approprié des méthodes utilisées pour calculer les estimations comptables.

3.5.5 Étapes pour la mise en œuvre du Data Analytics dans la pratique

Afin de mettre en œuvre les outils de Data Analytics dans les procédures d'audit, Trumpener (2020) recommande de suivre les étapes suivantes :

- ☑ Déterminer quels clients sont éligibles pour le déploiement du Data Analytics
- ☑ Définir les procédures de Data Analytics qui peuvent être appliquées par les équipes d'audit
- ☑ Sélectionner les techniques appropriées pour chaque client
- ☑ Enquêter sur les systèmes de technologies de l'information et de la communication du client
- ☑ Adapter les programmes de travail existants
- ☑ Prendre le temps nécessaire pour une intégration complète du Data Analytics
- ☑ Formaliser une équipe d'utilisateurs intensifs (*power user* en anglais)
- ☑ Assurer une organisation interne autour du Data Analytics

Cependant, d'un point de vue technique, d'autres éléments être pris en compte lors du déploiement d'une solution de Big Data au sein de son entreprise (Ben Taieb, 2020).

Tout d'abord nous avons l'aspect relatif à la collecte des données. Les auditeurs doivent déterminer quelles sont les données à collecter et comment les collecter. Pour ce faire, il faudra identifier la méthode d'extraction la plus appropriée à la fois pour le cabinet, et à la fois pour le client. Lors de la collecte des données, il y a également « *l'aspect data pre-processing qui est très importante pour identifier les problèmes de qualité des données.* » (Ben Taieb, 2020).

Ensuite, les auditeurs devront identifier les données manquantes. Car, souvent, on est amené à collecter d'énormes quantités de données et on remarque seulement, bien plus tard, que beaucoup de ces données sont inutiles et qu'ils manquent des données dont on va devoir collecter par la suite.

A côté de cela, Ben Taieb (2020) insiste sur le fait qu'il faut inclure une politique de protection de données en adéquation avec le RGPD (*Règlement Général sur la Protection des Données*) au sein de l'entreprise. En effet, au vu des grands volumes des données pouvant contenir des informations sensibles, il est important de maintenir la sécurité des données des données clients et éviter les violations de la confidentialité (Alles et Gray, 2016).

Après ça, il faut passer à la modélisation. Puis, à l'analyse de données. Et enfin, il y a le déploiement de ces modèles dans la pratique (Ben Taieb, 2020).

3.6 Les obstacles à la mise œuvre du Data Analytics en audit

Malgré les nombreux avantages que présentent le Data Analytics, on dénombre certains obstacles à la mise en oeuvre du Data Analytics en audit, bien qu'ils ne soient pas insurmontables :

- le premier obstacle est la **saisie des données**. Les auditeurs ne pourront utiliser le Data Analytics dans le cadre de leurs audits que s'ils sont en mesure de saisir les données de l'entité auditée de manière efficace et à moindre coût. Le problème, c'est que les entreprises investissent énormément dans la protection de leurs données en mettant en place des processus d'approbation et des garanties technologiques à tous les niveaux. De ce fait, le processus d'obtention de l'approbation du client pour la fourniture de données aux auditeurs peut parfois prendre du temps. Dans certains cas, les auditeurs se voient refuser l'accès aux données par leur client invoquant des problèmes de sécurité (EY, 2015) ;
- deuxièmement, l'**extraction des données** n'est pas une compétence de base en audit et les entreprises n'ont pas nécessairement cette compétence non plus. Dans l'exercice de leur mission, les auditeurs sont confrontés à de multiples systèmes comptables différents, et dans de nombreux cas au sein d'une même entreprise. De ce fait, il en résulte de multiples tentatives d'extraction de données et beaucoup d'aller-retour entre l'entreprise et le cabinet d'audit afin d'obtenir les données nécessaires aux analyses (EY, 2015).

Outre les données du grand livre des comptes, il faudrait obtenir des informations supplémentaires telles que des informations sur les recettes ou le cycle d'approvisionnement, pour les principaux processus commerciaux afin de rendre les analyses plus pertinentes. Par conséquent, la complexité de l'extraction des données et les volumes de données à traiter seraient accrus (EY, 2015) ;

- troisièmement, la **surcharge d'informations**. Des recherches antérieures ont démontré qu'une surcharge d'informations entraverait la capacité prédictive de l'auditeur en limitant ainsi le traitement de l'information (Brown-Liburd et al., 2015). Des logiciels de Big Data efficaces peuvent atténuer ce problème en fournissant des informations plus précises et plus pertinentes, tandis qu'une alternative sous optimale ne ferait qu'aggraver la surcharge d'informations. Tang et Khondkar (2017) ajoutent que si la collecte et la fusion des Big Data deviennent possibles et relativement faciles, les normes internationales d'audit devraient souligner l'importance des tests de plus grandes populations de données pour l'amélioration de la qualité de l'audit ;
- ensuite, puisque le fonctionnement du Data Analytics est principalement basé sur des algorithmes et règles de décisions utilisées pour transformer des données et par la suite produire des rapports d'analyses, **le recours au Data Analytics pour produire des éléments probants** répondant aux risques identifiés est donc difficile.

C'est pour cela qu'il est important pour l'auditeur de trouver un juste équilibre entre l'application de son jugement professionnel et la confiance dans les résultats de ces analyses (EY, 2015) ;

- puis, un logiciel d'audit capable de traiter à la fois le volume et l'analyse de données de manière efficace sera bien évidemment **coûteux**. D'après Kumar et Rohit (2013), le simple prix des disques durs externes utilisés pour le stockage continu des données dissuaderait de nombreux cabinets d'audit d'intégrer le Data Analytics dans leurs procédures d'audit. Tang et Khondkar (2017) ajoutent que faire usage d'outils de Data Analytics coûteux semble moins rentable que de les utiliser dans le cadre des services de conseils, ce qui pourrait nuire à la qualité de l'audit ;
- le sixième obstacle potentiel est le **temps d'adaptation**. Cela peut sembler inutile, mais même les professionnels expérimentés dans le domaine de l'informatique ont besoin de temps pour s'adapter aux nouveaux systèmes informatiques. Il est donc évident que les auditeurs auront besoin de temps pour s'adapter aux nouveaux outils et nouvelles techniques de Data Analytics. Les auteurs ajoutent que lorsque le taux de rotation du personnel dans les cabinets d'audit, la mise en place de systèmes de Data Analytics peut être très coûteuse en raison des coûts liés à la formation des nouveaux employés. Nous verrons dans le prochain chapitre que ce type de logiciels nécessite de solides compétences en matière de données.

Dès lors, l'intégration du Big Data et du Data Analytics en audit ne se fera que lorsque les auditeurs s'en serviront pour influencer la portée, la nature et l'étendue de leurs audits. Pour ce faire, les auditeurs devront développer de nouvelles compétences axées sur la remise en question des données et leur capacité à utiliser les résultats des analyses pour produire des éléments probants, tirer des conclusions d'audit et obtenir des informations financières significatives.

3.7 Études de cas

Afin d'illustrer au mieux les outils de Data Analytics abordés précédemment, voici quelques exemples d'applications (Trumpener, 2020).

Cas 1 : Data Analytics dans le cadre d'un travail d'évaluation des risques

La direction a indiqué que la grande majorité des transactions de vente se situent entre 500 et 2 000 euros, ce qui correspond aux connaissances de l'auditeur basées sur l'audit des années précédentes. L'analyse des données relatives aux ventes montre qu'il y a un petit nombre de transactions d'une taille supérieure à 10 000 euros. L'auditeur examine si l'évaluation des risques liés au processus de vente doit être ajustée et peut adapter l'approche d'audit pour les transactions supérieures à 10 000 euros. L'auditeur peut également effectuer des contrôles détaillés sur les transactions supérieures à 10 000 euros, si nécessaire.

L'auditeur crée une vue d'ensemble des comptes du plan comptable utilisés dans le journal des ventes. Dans un journal des ventes, il est prévu que seules les écritures relatives aux créances, à la TVA à payer et au chiffre d'affaires soient comptabilisées. Si des écritures provenant d'autres comptes du plan comptable sont également comptabilisées ou si, par exemple, le chiffre d'affaires est également comptabilisé dans d'autres journaux, l'auditeur en examinera la raison. Le résultat de cet audit fournit des orientations sur les tests supplémentaires à effectuer pour le poste "chiffre d'affaires" ou aboutit à la formulation d'un risque significatif d'anomalies significatives.

Un autre exemple d'évaluation des risques, l'auditeur peut utiliser le Process Mining pour fournir un aperçu du processus d'achat sur la base de (méta)données provenant du système ERP du client. L'auditeur peut alors comparer ce processus avec le dispositif décrit. Cette analyse aide l'auditeur, d'une part, à établir l'existence (pour toutes les transactions concernées par l'analyse des données) de la structure décrite ; d'autre part, en comparant la structure décrite avec l'existence établie, l'auditeur obtient des informations sur l'efficacité (réalisation des objectifs) et l'efficience du processus d'achat. En fait, cela permet également à l'auditeur de rechercher des traces de mesures de contrôle interne dans le système. En appliquant le Process Mining, les flux de transactions peuvent être suivis par le système (ERP) du client. Le Process Mining permet de savoir qui a effectué une certaine transaction à quel moment et si une mesure de contrôle a été appliquée (remarque : cela est également possible avec d'autres formes d'analyse de données). Cela permet également de voir si le flux des transactions s'écarte du processus régulier, ce qui aide à identifier les risques éventuels. Au cours des activités d'évaluation des risques, le Process Mining permet à l'auditeur de fournir un aperçu de la conception et de l'existence d'un processus/procédure.

Cas 2 : Data Analytics dans le cadre d'un travail d'évaluation des risques

Le client indique qu'il a mis en place une mesure de contrôle interne dans laquelle les commandes par les employés sont limitées avec des limites par type de commande et par fournisseur. Un contrôle automatisé des limites est effectué avant la finalisation d'un ordre d'achat. L'auditeur souhaite s'appuyer sur cette mesure dans le cadre de l'audit. L'auditeur peut effectuer une analyse des données dans laquelle les détails de la commande, y compris les employés impliqués selon le système, sont comparés aux limites fixées. Ceci est fait afin d'établir que les limites n'ont pas été dépassées.

Le client indique qu'il a mis en place une mesure de contrôle interne dans le système ERP (un contrôle "automatisé"), qui compare les prix et les quantités lors de l'achat, de l'entrée des biens et/ou services commandés et de la facturation (concordance à trois niveaux). Les différences sont évaluées et résolues par le personnel autorisé (ce qui est considéré comme un contrôle manuel "dépendant de l'informatique"). L'auditeur souhaite s'appuyer sur cette mesure dans le cadre de l'audit. Tout d'abord, l'auditeur évalue la conception de la mesure et établit qu'elle a été mise en œuvre (établir l'existence). L'auditeur peut effectuer une analyse des données dans laquelle les bons de commande, les récépissés d'entrepôt et les factures d'achat sont comparés entre eux en termes de prix et de quantité afin de tester le fonctionnement du contrôle automatisé. Par la suite, l'auditeur détermine que les différences identifiées ont été traitées selon la procédure interne. Une partie de la mesure de contrôle interne peut être que les petites différences sont consciemment acceptées par le client du point de vue de l'efficacité. Dans ce cas, l'auditeur prend en compte les marges fixées et appliquées à l'avance par le client audité.

Le client indique qu'il a mis en place une mesure de contrôle interne par laquelle les employés ayant la fonction A peuvent approuver de manière indépendante les factures d'achat jusqu'au montant X, par voie électronique. Pour les factures d'achat à partir du montant X, une autorisation supplémentaire d'un employé ayant la fonction B doit avoir lieu. L'auditeur souhaite s'appuyer sur cette mesure dans le cadre de l'audit. L'auditeur peut effectuer une analyse des données pour établir que pour les factures d'un montant supérieur à X, un employé ayant la fonction A et un employé ayant la fonction B ont effectivement autorisé la facture d'achat dans le système.

Cas 3 : Data Analytics dans le cadre des procédures analytiques

Sur la base de l'historique, du budget et/ou des données de la succursale, l'auditeur peut déterminer une attente pour la marge moyenne par groupe d'articles pour tous les emplacements d'un commerce de détail qui répond aux exigences de la norme ISA 520 (comparer avec une "comparaison de succursales"). L'auditeur détermine ensuite les différences acceptables entre la marge réalisée et la marge attendue ("marge attendue plus et moins montant limite"). La marge réelle par groupe de postes de tous les lieux est comparée à cette attente. Pour un commerce de détail de 100 sites, l'analyse montre que pour 4 sites, la marge pour un groupe d'articles est supérieure à la marge prévue. Les 94 autres sites sont conformes à cette attente - pour ces 94 sites, des informations d'audit ont été obtenues et l'auditeur détermine toute autre activité d'audit sur la base d'un jugement professionnel. Des informations d'audit ont été obtenues pour les 6 autres sites, mais elles sont encore insuffisantes ; pour ces 6 sites, une enquête plus approfondie doit avoir lieu conformément à la norme 520.

L'auditeur peut effectuer une analyse numérique du prix par article du stock. Sur la base des prix d'achat et des suppléments éventuels, il est possible de déterminer une prévision du prix par article. Ce prix est comparé au prix réel par article en stock. Si nécessaire, l'auditeur peut étendre l'analyse aux prix de vente afin de pouvoir identifier les articles présentant une marge faible ou négative ou une marge élevée inattendue (après avoir formulé une attente et un montant limite).

Cas 4 : Data Analytics dans le cadre des tests de détails

L'auditeur procède à une analyse des données dans laquelle il compare les commandes reçues (données de commande) avec la sortie de marchandises (données d'inventaire) et la facture de vente (données de facturation). La quantité et le prix peuvent être comparés dans les différentes sources de données. Bien entendu, dans le cadre des travaux susmentionnés, l'auditeur évalue la fiabilité des données à analyser à des fins d'analyse des données. On s'attend à ce que le prix et la quantité de la commande de vente et de la sortie des biens et/ou services, respectivement, correspondent à la facture de vente et qu'ils aient été séparés en fonction. L'auditeur s'attend également à ce que tous les biens et/ou services livrés aient été facturés au prix indiqué dans la commande. Pour les postes auxquels cela s'applique, des informations de contrôle sont obtenues sur l'existence, l'exactitude et, en partie, l'exhaustivité de la déclaration de chiffre d'affaires. L'auditeur examine les éléments qui ne répondent pas aux attentes en effectuant d'autres procédures de vérification.

Cas 5 : Data Analytics dans le cadre des travaux d'audit répondant au risque de fraude

Dans le cadre des procédures d'audit répondant au risque de fraude, les auditeurs peuvent utiliser le Process Mining pour :

- rendre visibles les transactions qui ne sont pas passées par un processus régulier (et donc les autorisations régulières) ;
- rendre visibles les potentielles tendances qui pourraient exister dans les précédentes écritures au livre journal (par exemple, visent-elles toutes à augmenter le chiffre d'affaires et/ou à diminuer les coûts et/ou à améliorer l'actif et diminuer le passif afin de fausser le résultat ?) ;
- fournir un aperçu des entrées au livre journal qui ont été enregistrées dans le système par les membres de la direction eux-mêmes.

4. IMPACT DU DATA ANALYTICS EN AUDIT EXTERNE

Le Big Data et le Data Analytics représentent un défi de taille. Bien que les procédures d'audit existantes ne soient rompues, nous pensons qu'elles pourraient être limitées si nous ne reconsidérons pas les approches traditionnelles de la profession et n'évaluons pas les changements que cela impliquerait.

Dans ce chapitre, nous aborderons les changements qui pourraient être observés dans la profession en raison de l'intégration du Data Analytics dans l'approche d'audit et comment la profession s'adapte à ces changements et en tire parti.

4.1 La collecte des données

Les Big Data tels qu'ils sont décrits dans la littérature intègrent non seulement toutes les formes de données traditionnelles, mais également des données non financières, non structurées et externes à l'organisation. Cependant, les cabinets d'audit belges n'interprètent pas les Big Data sur base de ces caractéristiques ; ils décrivent cela principalement comme un grand volume de données disponibles (Alles et Gray, 2016).

Qu'il s'agisse de données structurées ou non structurées, de données externes ou de données internes, les auditeurs devront toujours collecter, extraire et traiter les informations pertinentes pour l'audit des états financiers. Cela signifie donc que les auditeurs travailleront dans un tout nouvel environnement et seront confrontés à des défis liés :

- à la collecte, l'extraction et le traitement des informations ;
- à la fiabilité et la pertinence des informations ;
- à la sauvegarde des informations ;
- à la surcharge d'informations ;
- à l'analyse et prédiction de tendances et ;
- à la sécurité et confidentialité.

4.1.1 Collecte, extraction et traitement des informations

Bien que le potentiel du Big Data puisse rendre son usage attractif pour les cabinets d'audit, son intégration dans le processus d'audit n'est pas encore effective. De ce fait, plusieurs facteurs devraient être pris en compte.

L'intégration des Big Data commence par la collecte des données internes et des données externes de l'entité auditée. Ces deux sources d'informations sont tout aussi importantes pour les procédures d'audit puisqu'elles impliquent différents types d'informations. Bien que les données traditionnelles soient principalement des données financières structurées, les Big Data comprennent également des données non financières et non structurées, qui fournissent davantage de preuves et d'informations détaillées.

Au vu de la nature complexe des transactions commerciales modernes, les auditeurs sont amenés à obtenir différents types de preuves. D'après Tang et Khondkar (2017), la collecte de données non financières et non structurées contribuerait à l'adéquation, la fiabilité et la pertinence des éléments probants, améliorant ainsi encore plus la qualité de l'audit (Tang et Khondkar, 2017).

Jusqu'à présent, les auditeurs ont utilisé des données financières, structurées et générées en interne. Autrement dit, toutes les informations disponibles dans le système ERP de l'entité auditée. Toutefois, grâce aux nouvelles technologies, les cabinets d'audit seraient amenés à intégrer des données externes, non financières et non structurées dans leurs procédures d'audit. Par exemple, dans le cadre des procédures de confirmation, les auditeurs pourraient collecter les relevés bancaires directement auprès des banques plutôt que de leurs clients. De cette manière ils obtiendraient donc des données externes. Bien que les données non structurées puissent être les plus difficiles à intégrer, elles pourraient être très intéressantes pour l'évaluation des fraudes (Vanbutsele, 2018).

Comme nous l'avons évoqué ci-dessus, l'un des nouveaux défis liés au Big Data concerne le traitement des données externes. En raison de l'essor du Big Data, l'extraction de données externes à l'entité auditée est devenue relativement facile. Cependant, lorsqu'ils émettent une opinion sur les états financiers audités, les auditeurs ne collectent que des données financières, structurées et générées en interne. Par conséquent, qu'il s'agisse de données internes ou externes, il se peut qu'ils ne soient pas capables de distinguer les données pertinentes des données non pertinentes (Brown-Liburd et al., 2015).

Bien que les données externes ne soient pas si difficiles à obtenir, il s'avère que la collecte de données internes puisse l'être beaucoup plus, étant donné que certaines entités ne permettent pas aux auditeurs d'extraire ces informations depuis leurs bases de données. Et qu'en plus de cela, les entités investissent énormément dans les processus d'approbations et les garanties techniques en vue de protéger leurs données. Ce qui empêche d'obtenir les données de l'entité auditée de manière efficace et dans un délai acceptable. Et rend ainsi plus difficile l'extraction des données et le traitement de toutes les informations (Earley, 2015 ; EY, 2015).

D'après Thyron (2020), chaque cabinet d'audit a ses propres méthodes d'extraction de données. Certains effectuent eux-mêmes l'extraction de données à l'aide d'un outil généré en interne qui télécharge des informations à partir de l'ordinateur de l'entité auditée, d'autres installent des outils en lecture seule sur le système ERP de leur client. Il ajoute que l'extraction des données directement à partir du serveur de données du client est la méthode la plus optimale puisque le risque d'altération des données est plus faible.

Néanmoins, cela n'est pas toujours possible au vu de la complexité du système ERP ou de la réticence du client à coopérer.

Par conséquent, les auditeurs devront s'adresser au service informatique de l'entité auditée et demander une copie des données nécessaires à leur audit (Thyrion, 2020). Chez KPMG, par exemple, les auditeurs utilisent des plateformes en ligne permettant au client de télécharger et de conserver une copie des données demandées. Toutefois, fournir une copie des données comporte plus de risques. Nous verrons dans le point suivant les exigences qui doivent être respectées par les auditeurs en vue de garantir la fiabilité et la pertinence des données.

4.1.2 Fiabilité et pertinence des informations

Après avoir collecté les données, les auditeurs vont devoir relever le défi de les convertir en une source d'information fiable et pertinente.

Bien que les données externes fournissent beaucoup d'informations nouvelles, leur fiabilité et leur pertinence sont remises en question. Dans sa brochure sur l'usage des nouvelles technologies en audit, l'IAASB (2016) stipule que les auditeurs ne peuvent pas présumer de l'exhaustivité et de l'exactitude des données obtenues auprès de tiers. Alors que par le passé, à l'ère des éléments probants sur papier, ces sources étaient considérées comme étant très fiables. Néanmoins, en raison de l'évolution de l'audit par ordinateur et de l'essor du Big Data, cette fiabilité a été sujette à caution, de même que la véracité et l'origine des données (Appelbaum et al., 2017).

Par conséquent, les auditeurs devront s'assurer que les exigences suivantes soient respectées une fois les données externes collectées (IAASB, 2016):

- les éléments probants obtenus sont exacts et complets ;
- les informations obtenues sont suffisamment précises et détaillées pour répondre aux besoins de l'équipe d'audit.

Les informations utilisées par les auditeurs dans le cadre de leurs audits sont les informations produites par les entités (IPE). « *L'information produite par l'entité (IPE) est toute information créée par l'entreprise et fournie comme preuve d'audit, que ce soit pour vos tests de contrôle ou vos procédures analytiques de substance réalisées dans le cadre d'un audit externe.* » (Turrubiartes, 2018). Les IPE comprennent à la fois les informations produites à l'aide d'outils informatiques tels que Microsoft Access, Excel, que les informations préparées manuellement. Turrubiartes (2018) recommande aux auditeurs de vérifier l'exactitude ces données internes par des sources externes afin de garantir la fiabilité de ces informations.

4.1.3 Sauvegarde des informations

Après avoir assuré la fiabilité et la pertinence des données externes collectées, il est important de protéger la source des données et garantir que les données ne soient pas altérées.

Bien que les systèmes de Data Analytics permettent aux auditeurs d'obtenir plus d'informations qu'il n'était possible auparavant, les auditeurs doivent réaliser que les analyses basées sur des données non pertinentes, altérées et donc non fiables peuvent avoir un impact négatif sur la qualité de l'audit (IAASB, 2016).

Afin de garantir la non altération des données, Appelbaum et al. (2017) estiment que les signatures numériques puissent résoudre ce problème. Cependant, il constate que cette méthode n'est pas encore bien implémenté au sein des organisations. Kostic et Tang (2017) pensent quant à eux que la technologie de la blockchain puisse sécuriser la provenance des données.

4.1.4 Surcharge d'informations

Les outils de Data Analytics permettent d'extraire et d'analyser de grandes quantités de données.

Bien que cette technologie crée de nouvelles opportunités, il peut être difficile de traiter et d'analyser de grandes quantités d'informations (Brown-Liburd et al., 2015). Le fait de ne pas pouvoir traiter l'ensemble des données collectées peut mener à terme à une surcharge d'informations qui pourrait elle-même entraver la capacité des auditeurs à assurer le suivi de chaque anomalie constatée et ainsi rendre difficile la détermination de la probabilité qu'une fraude ait lieu (Appelbam et al., 2017).

Il est vrai que la surcharge d'informations permet aux auditeurs de tout voir au sein de l'entité auditée. Cependant, Thyron (2020) estime que si les auditeurs ne peuvent pas analyser toutes les informations, cela pourrait entraîner des risques. En effet, si à l'avenir un problème devait survenir, les auditeurs devront expliquer pourquoi ils n'ont pas examiné certaines questions plus en détail.

Pour faire face à ce problème, il s'avère que les outils générés en interne aident déjà à réduire la surcharge d'informations en ne sélectionnant que les données pertinentes pour les auditeurs. Toutefois, la difficulté réside dans le client lorsque aucun outil n'est disponible.

En effet, d'après Thyron (2020), la plupart du temps les clients ne savent pas comment extraire les bonnes données de leur base de données. C'est pourquoi les auditeurs font part de leur besoin d'informations aux « data scientists » du cabinet qui doit convertir ces informations en données et sources spécifiques et qui les communiquent au directeur financier. Une fois que cela a été effectué, le directeur financier communique les informations requises au service informatique de l'entité auditée. De cette manière, les auditeurs évitent toute surcharge d'informations.

4.1.5 Analyse et prédiction de tendances

D'après Brown-Liburd et al. (2015), le Data Analytics et le volume accru de données offrent aux auditeurs la possibilité de rechercher des tendances ne pouvant pas être détectées à l'aide de petits ensembles de données ou d'échantillons.

Toutefois, la littérature relate que les auditeurs pourraient rencontrer certaines difficultés lors de la distinction des tendances importantes des tendances sans importance, et ainsi identifier un grand nombre de tendances sans signification. Et ce, en raison de l'incapacité des auditeurs à établir des schémas de tendances puisqu'ils ont toujours vérifié des données structurées et financières. En conséquence, les auditeurs risqueraient de passer beaucoup de temps à enquêter sur des informations non pertinentes pour leurs audits (Brown-Liburd et al., 2015).

Néanmoins, l'IAASB (2016) déclare que la recherche de tendances peut être problématique lorsqu'elle est appliquée à toutes les données disponibles. Et que si les données étaient sélectionnées, cela serait plus facile à réaliser.

4.1.6 Sécurité et confidentialité

Avec l'explosion massive des données numériques, les inquiétudes relatives à la sécurité et la confidentialité de ces informations se sont accrues.

En effet, étant donné que les importants volumes de données peuvent contenir des informations sensibles, il est important que les auditeurs respectent la confidentialité. Les auditeurs doivent donc maintenir la sécurité des données de leurs données clients et éviter les violations de la confidentialité. Parmi les informations sensibles qui doivent être protégées, en voici quelques exemples (Alles et Gray, 2016) :

- les plaintes des clients ;
- les informations exclusives partagées dans une chaîne d'approvisionnement ;
- les données d'identification personnelle des clients et/ou des employés ;
- les dossiers médicaux ;
- etc.

D'après l'IAASB (2016), certaines lois et réglementations peuvent interdire à certaines données de quitter la forme juridictionnelle de l'entité. Ce qui peut poser problème lorsque l'auditeur aura besoin de transférer vers une base données en dehors de la juridiction de l'entité auditée.

Kostic et al. (2017) suggèrent de créer des politiques internes suffisamment strictes pour garder les données en toute sécurité. Pour ce faire, il faudrait crypter les informations sensibles avant de les transmettre à d'autres réseaux et utiliser des canaux sécurisés lorsqu'on communique ces informations. Kostic et al. (2017) recommandent également d'engager des professionnels capables d'installer des logiciels de détection d'attaques ainsi que d'évaluer les risques de sécurité et de respect de la vie privée au fil du temps.

De plus, en raison de l'essor du Big Data, les cabinets d'audit belges sont conscients de nombreux défis en matière de protection de la vie privée et de la sécurité. De ce fait, la majorité des cabinets d'audit adopte une approche « privacy by design » consistant à ne demander aux clients uniquement les informations qui ne porteraient pas atteinte à la vie privée de leurs clients (Lefrancq, 2020).

D'après l'ISA 200 (2017), les auditeurs ont également une obligation de confidentialité. Qu'il s'agisse de données ordinaires ou de Big Data, cette obligation ne peut en aucun cas être négligée.

En outre, lorsque l'auditeur externe en sait trop sur leurs clients, cela soulève également des inquiétudes quant à l'indépendance. Le concept d'indépendance fera l'objet du point suivant.

En conclusion, la collecte, l'extraction et le traitement de données dans un environnement de Big Data créent de nouveaux défis. La fiabilité et la pertinence des informations obtenues en font partie. La profession de l'audit reconnaît également les problèmes relatifs à l'acquisition des données, la sauvegarde des données, la surcharge d'informations, l'analyse et la prédiction des tendances ainsi que la sécurité et la confidentialité.

Afin de relever ces défis, les cabinets d'audit ayant participé à notre enquête qualitative ont assuré avoir développé divers outils pour extraire eux-mêmes les données, sélectionner les données à l'avance, concevoir et appliquer le principe du respect de la vie privée et utiliser des serveurs sécurisés.

De plus, ils ont également commencé à développer des outils de Data Analytics permettant d'examiner une population entière d'opérations. Bien que cela puisse apporter de la valeur à leurs clients, certains cabinets d'audit ne peuvent pas bénéficier de ce type de technologie en raison de nombreuses restrictions telles que des logiciels incompatibles rendant impossible l'usage du Data Analytics.

Comme nous l'avons pu le constater, toutes les phases de l'audit seront affectées par l'utilisation du Big Data. Chaque cabinet d'audit dispose d'un département dédié au Big Data. Les auditeurs de ces cabinets devront à l'avenir relever le défi de concilier le monde de l'audit informatique avec celui de l'audit traditionnel.

4.2 Les concepts de base

Autrefois l'audit externe s'agissait d'un examen complet de chaque transaction et de chaque solde, en suivant toutes ou la plupart de ces transactions et soldes dans le systèmes. Dans les années 50, les auditeurs ont commencé à remettre en question cette approche entièrement substantive. Vingt ans plus tard, nous sommes passé à une approche d'audit basée sur le risque où l'évaluation des risques, les tests de contrôle, l'échantillonnage et le concept de matérialité sont devenus la norme. Depuis lors, ces concepts constituent la marque de fabrique de l'audit externe. Cependant, s'il avait été possible, à l'une ou l'autre époque, d'examiner automatique l'ensemble des transactions d'une entité, de manière rapide et à peu de coût, il est probable que nous en serions là aujourd'hui (International Accounting, Auditing & Ethics, 2016).

Pour certains, le Data Analytics remet en question un certain nombre de concepts établis, notamment le concept même d'audit, ainsi que la manière dont ils sont réalisés et règlementés. Des questions se posent quant à l'évaluation des risques, les procédures analytiques de substance et les tests de contrôle lorsqu'un ensemble complet de transactions est examiné et qu'à un certain niveau, le Data Analytics permettrait aux auditeurs de voir à nouveau les transactions dans leur ensemble, plus facilement qu'ils n'ont pu le faire de par le passé (International Accounting, Auditing & Ethics, 2016).

Vasarhelyi et Brown-Liburd (2017) l'ont clairement souligné : avec le Data Analytics, *«un ensemble d'éléments probants entièrement nouveaux et différents est en train d'évoluer (...). Il y aura cependant une pression pour reconsidérer les concepts traditionnels de l'audit tels que la matérialité, l'indépendance et la méthode de jugement»* (Vasarhelyi et Brown-Liburd, 2017).

Dans cette section nous examinerons plus en détails les concepts inhérents à l'audit qui devront être reconsidérés de manière signification en raison de l'essor du Big Data dans le secteur de l'audit.

4.2.1 Matérialité

Dans le cadre d'un audit des états financiers, l'auditeur a pour objectif *« d'obtenir l'assurance raisonnable que les états financiers pris dans leur ensemble ne comportent pas d'anomalies significatives, qu'elles proviennent de fraudes ou résultent d'erreurs, ce qui lui permet d'exprimer une opinion selon laquelle les états financiers sont établis, dans tous leurs aspects significatifs, conformément à un référentiel comptable applicable »* (Nys, 2019).

De manière générale, les anomalies sont considérées comme étant significatives lorsque, individuellement ou de manière cumulée, on pourrait raisonnablement s'attendre à ce qu'elles influent sur les décisions économiques prises par les utilisateurs des états financiers.

La détermination du caractère significatif dépend du jugement professionnel de l'auditeur et de sa perception des besoins d'informations financières des utilisateurs des états financiers (Nys, 2019).

D'un point de vue pratique, c'est le seuil de matérialité qui va nous permettre de déterminer si une anomalie est significative ou non.

Dans les normes ISA, on entend par « matérialité » ou « seuil de signification » « *le ou les montants que l'auditeur établit en deçà du seuil de signification pour les états financiers pris dans leur ensemble, afin de ramener à un niveau suffisamment faible la probabilité que le total des anomalies non corrigées et non détectées excède le seuil de signification pour les états financiers pris dans leur ensemble.* » (IAASB, 2009). Van Hoof (2019) ajoute que la matérialité peut être définie comme l'ampleur d'une erreur dans les états financiers qui, selon toute probabilité, influencerait sur le jugement des utilisateurs des états financiers.

Le seuil de matérialité a donc une incidence directe sur l'opinion de l'auditeur sur les états financiers. L'auditeur doit donc déterminer les seuils de matérialité pour son audit afin qu'ils puissent être utilisés à des fins (Van Hoof, 2019) :

- de tests (détermination de l'étendue des tests) et ;
- de rapport (cumul des anomalies et détermination du type d'opinion sur base de son jugement professionnel).

En raison des changements survenus dans le volume des transactions grâce aux outils de Data Analytics, il peut s'avérer nécessaire de redéfinir ce concept de matérialité.

En effet, en intégrant le Data Analytics dans le processus d'audit, les auditeurs pourraient mener des audits basés sur l'entièreté de la population des données de manière plus rentable sans avoir à réaliser des audits basés sur des petits échantillons (Tang et al., 2017). Avec des outils technologiques permettant de tester 100 % des transactions d'une organisation, les auditeurs obtiendront un plus grand nombre d'informations, beaucoup plus précises sur les chiffres d'une organisation et sur l'organisation elle-même. Il deviendra donc possible de mener des audits plus détaillés, de mieux identifier les risques puisque chaque compte pourrait être inspecté pour détecter les anomalies et les fraudes et, par conséquent, la distinction entre ce qui est important et ce qui ne l'est pas deviendra peu à peu inutile. En outre, évoluer vers un audit plus automatiser permettrait de réduire le nombre d'erreurs manuelles ou humaines. A côté de cela, la valeur ajoutée pour le client serait créée puisque le Data Analytics garantirait que l'auditeur émette une opinion sur l'ensemble de la population de données au lieu de se limiter à un petit échantillon (AICPA, 2015).

Toutefois, les auditeurs n'ont pas complètement abandonné les audits basés sur l'échantillonnage. En effet, toutes les personnes interrogées estiment que certaines procédures d'audit nécessitent encore des échantillons.

Comme par exemple, dans le cadre d'une procédure de confirmation où les confirmations obtenues de la part des clients et fournisseurs de l'entité auditée constituent un élément probant plus fiable que les informations produites par l'entité (IPE) puisqu'il est recueilli à partir d'une source externe (Nys, 2019). Dans ce cas de figure, les échantillons sont donc suffisants. Outre les confirmations, l'analyse des anomalies identifiées, qui ressortent des différents tests effectués par l'équipe, est également soumise à un échantillonnage. En effet, les auditeurs investiguent sur la nature et la cause de ces anomalies et si celles-ci sont spécifiques à la population des exceptions, alors il conviendra de projeter les anomalies identifiées à l'ensemble de la population des exceptions (cf. supra p. 42).

D'après Lefrancq (2020), malgré l'essor du Big Data, il ne serait pas nécessaire de revoir le concept de matérialité et ce, en raison de la surcharge d'information que provoque les outils de Data Analytics (cf. supra p. 61). Il affirme même que ce concept serait devenu bien plus important puisque la détermination d'un seuil de matérialité peut réduire le grand nombre d'anomalies qui devraient être investiguées. Il pense que si le concept de matérialité était amené à être aboli, les auditeurs seraient submergé par la charge de travail que génère le Data Analytics.

En conclusion, qu'importent les moyens utilisés pour mener à bien l'audit car au final la matérialité restera un seuil important pour les utilisateurs des états financiers. Et la montée en puissance du Big Data et du Data Analytics en audit ne changera pas ce principe de base. En outre, l'objectif fondamental d'un l'auditeur est de fournir une assurance raisonnable et non une assurance absolue et de faire rapport sur l'image fidèle des états financiers et non sur l'exactitude des comptes annuels.

4.2.2 Lien de causalité

D'après Cao et al. (2015), le fait que les auditeurs soient désormais en mesure d'analyser des ensembles de données comprenant à la fois des données structurées et des données non structurées, donne lieu à une interprétation des données sous un angle différent.

En effet, les auteurs relatent que les auditeurs devront interpréter les informations issues de leurs analyses sous un autre angle en raison des nouvelles caractéristiques des données et de l'utilisation du Data Analytics. Cette interprétation différente des données conduira à un changement de paradigme, passant de la recherche d'un lien de causalité à une corrélation (Cao et al., 2015). D'après Cao et al. (2015), ce changement s'expliquerait par le fait qu'avec les nouvelles techniques d'analyse les auditeurs auront tendance à s'éloigner de la compréhension des causes fondamentales des anomalies pour simplement identifier les associations et interpréter les corrélations. Néanmoins, les auteurs estiment que passage de la causalité à la corrélation pourrait réduire le taux de faux positifs au lieu de les augmenter car les auditeurs seront en mesure d'identifier les anomalies de manière plus précises grâce aux outils de Data Analytics.

Ce point de vue est complètement contradictoire avec celui de Alles et Gray (2016) qui affirment que cela pourrait accroître l'attention portée aux faux positifs car, selon eux, les auditeurs manquent de connaissances adéquates en Data Analytics et donc tomberont plus facilement dans les simplifications et interprétations erronées de corrélations trompeuses.

Sur le terrain, la recherche d'un lien de causalité est toujours aussi importante pour les auditeurs. Ces derniers pensent qu'il est peu probable que leur attention soit davantage portée sur la recherche d'une quelconque corrélation entre les données, mais qu'une combinaison entre lien de causalité et corrélation serait appliquée.

D'après Vanbutsele (2018), les auditeurs pourraient s'intéresser d'une part, aux corrélations pour obtenir des informations sur un processus spécifique et d'autre part, aux liens de causalité pour vérifier certains schémas inattendus ou exceptions résultant de l'analyse de corrélation.

En conclusion, bien que le Data Analytics permette d'analyser l'ensemble des données disponibles dans le système ERP de l'entité audité, les auditeurs devront savoir comment ces données ont été saisies dans le système et vérifier l'exactitude et la fiabilité des données.

4.2.3 Indépendance

Dans la norme internationale d'audit ISA 200 (2017), le concept d'indépendance est présenté comme suit :

« Dans le cas d'une mission d'audit, il est dans l'intérêt public et, en conséquence, exigé par le Code de l'IESBA, que l'auditeur soit indépendant de l'entité soumise à l'audit. Le Code de l'IESBA précise que l'indépendance vise aussi bien l'indépendance d'esprit que l'apparence d'indépendance. L'indépendance de l'auditeur vis-à-vis de l'entité préserve la capacité de celui-ci de se forger une opinion sans que celle-ci soit affectée par des influences qui pourraient l'altérer. L'indépendance renforce la capacité d'agir avec intégrité, d'être objectif et de faire preuve d'esprit critique. » (ISA 200, 2017, p. 16-17).

Nous comprenons par ce paragraphe de l'ISA 200 que l'auditeur a le devoir d'agir dans l'intérêt public et globale. Pour ce faire, l'auditeur doit faire preuve d'indépendance. Celle-ci est de deux types :

- l'indépendance d'apparence est la façon dont l'auditeur interprète le principe d'indépendance et ;
- l'indépendance d'esprit reflète l'attitude de l'auditeur à agir de manière indépendante (Kaisin, 2019).

Les personnes interrogées ne pensent pas que l'indépendance de l'auditeur puisse être remise en question, étant donnée qu'elle ne dépend pas des Big Data. Ce point de vue est contraire à la littérature qui estime que l'indépendance de l'auditeur peut être menacée par le Big Data et le Data Analytics pour de nombreuses raisons.

Premièrement, comme le Data Analytics a de nombreuses fonctions, les auditeurs peuvent découvrir des informations que les clients ignoraient ou auxquelles ils n'auraient pas pensé. Par conséquent, lorsque les auditeurs partagent ces informations, ils doivent veiller à ne pas interférer et prendre des décisions à leur place (Woodie, 2016).

Ensuite, grâce à l'intégration du Big Data en audit, les auditeurs seront amenés à utiliser davantage de données non financières. C'est pourquoi, ils doivent s'assurer de ne pas passer de l'audit des états financiers à la simple fourniture d'éléments probants non liés à l'audit (Earley, 2015).

Enfin, en savoir trop sur les clients susciteront des inquiétudes quant à la capacité des auditeurs à se forger une opinion d'audit de manière indépendante et objective. De ce fait, la question de savoir si l'auditeur restera objectif est sujette à discussion.

4.2.4 Jugement professionnel

Trumpener (2020) estime que le Data Analytics dans le cadre des audits des états financiers ne remplacera pas la nécessité pour l'auditeur d'exercer un jugement professionnel approprié et faire preuve de scepticisme professionnel. Il ajoute que le scepticisme professionnel deviendrait encore plus important puisque les auditeurs ne devront pas se fier uniquement aux résultats issus des outils de Data Analytics.

Bien que, dans certains cas, il convienne aux auditeurs d'affiner les résultats attendus, les auditeurs doivent être en mesure d'éviter les biais de confirmation et prendre en compte les informations incohérentes ou contradictoires lors de l'évaluation des résultats de l'analyse des données (Trumpener, 2020).

Le biais de confirmation est une tendance à rechercher, interpréter et favoriser des informations de manière à confirmer les croyances, tout en accordant une attention particulière aux informations incohérentes ou contradictoires. Si l'auditeur fait preuve d'un scepticisme professionnel approprié, il doit alors veiller à ne pas négliger les résultats de l'analyse des données simplement parce qu'ils n'apparaissent pas comme l'auditeur s'y attendrait sur base de sa compréhension des activités de l'entité ou de la population des transactions analysées. Au contraire, les auditeurs doivent faire preuve de jugement professionnel pour déterminer si les résultats de l'analyse des données ne présentent pas des informations incohérentes ou contradictoires, pour lesquelles une enquête plus approfondie serait nécessaire (IAASB, 2016).

Lorsqu'ils émettent des doutes professionnels appropriés, les auditeurs doivent veiller à ne pas ignorer les résultats de l'analyse des données, car ils n'apparaîtront pas comme l'attend l'auditeur. Connaissance des activités de l'entité ou du groupe. Au contraire, les auditeurs devraient utiliser leur jugement professionnel et leur scepticisme professionnel pour déterminer si les résultats de l'analyse des données représentent des preuves incohérentes ou contradictoires, ce qui nécessite une enquête plus approfondie.

D'après l'IAASB (2016), la capacité des auditeurs à analyser les informations présentées dans les états financiers peut leur permettre d'avoir une compréhension plus approfondie de l'entité auditée et de son environnement, ce qui leur permettra par la suite d'obtenir des informations plus détaillées auprès du personnel de l'entité afin de mener un audit de haute qualité dans lequel le scepticisme professionnel est appliqué de manière appropriée.

4.3 La fréquence de l'audit

D'après une étude de l'IIA (Institute of Internal Auditors), la volonté d'automatiser les procédures d'audit traditionnel et la pression en faveur des rapports financiers en temps réel poussent les organisations à adopter l'audit continu (Zhang et al., 2015).

L'audit continu est un processus consistant à examiner les pratiques comptables d'une entité de manière continue tout le long de l'année afin de fournir une assurance sur un sujet dont la direction de cette entité est responsable en même temps ou peu de temps après la survenance des événements. Pour ce faire, l'audit doit être piloté par la technologie et conçu pour identifier automatiquement les exceptions ou les inexactitudes définies par certains critères prédéfinis et vérifier les données en temps réel. Le système d'audit continu génère des signaux d'alarme pour informer des anomalies et des erreurs détectées par le système (Zhang et al., 2015).

Avec l'avènement du Big Data, l'audit continu est nécessaire pour accéder et traiter de nombreuses informations en raison de l'augmentation considérable du volume de données. Au fur et à mesure que les auditeurs intègrent les Big Data dans leurs travaux quotidiens, le calendrier de l'audit sera amené à évoluer également.

En effet, selon KPMG (2015), pour les entités d'intérêt public qui publient des états financiers trimestriels, ceux-ci peuvent être audités de manière continue grâce au Data Analytics pour autant que l'équipe d'audit ait accès aux progiciels de gestion intégrés de l'entité auditée.

Une fois ces données collectées régulièrement pendant trois, quatre ou cinq ans, des algorithmes sophistiqués peuvent être développés pour mieux prédire les performances futures, ce qui sera inestimable pour les auditeurs et les entreprises. Par conséquent, si la présentation des informations financières se fait de manière continue, les rapports devraient être plus étoffés et produits plus rapidement. En outre, ils pourraient régulièrement contenir plus d'informations qu'à l'heure actuelle (KPMG, 2015).

Jusqu'à présent, les personnes les plus susceptibles de réaliser des audits continus sont les auditeurs internes car ils sont directement liés au département financier de leur organisation et peuvent ainsi agir directement pour améliorer les systèmes de contrôle interne (AICPA, 2015). Toutefois, l'application de l'audit continu par les auditeurs externes présente également de nombreux avantages.

Premièrement, les audits que nous connaissons aujourd'hui ne sont menés qu'une fois par an, ce qui signifie que les informations sur lesquelles se basent ces audits sont obtenues longtemps après la survenance des événements économiques (AICPA, 2015). Tandis que l'audit continu permet d'avertir immédiatement les auditeurs lorsque des problèmes potentiels surviennent. Ce qui accorde aux auditeurs plus de temps pour réagir et leur permet d'intégrer ces problèmes potentiels directement dans le plan d'audit ultérieur. De cette manière, l'audit continu permet d'améliorer la qualité de l'audit et de la relation client (Krahel et Titera, 2015).

Ensuite, grâce à la détection rapide des écarts et inexactitudes potentiels que permet l'audit continu, les éventuels écarts ne sont plus susceptibles de se transformer en erreurs matériels (Krahel et Titera, 2015).

Enfin, l'audit continu permettrait aux auditeurs de répartir leur charge de travail tout le long de l'année (AICPA, 2015).

D'après Zhang et al. (2015), les auditeurs dotés de compétences en matière d'analyse de données auront plus de chances d'élargir la portée et l'échelle des audits de manière plus fréquente grâce au contrôle continu des données, à la surveillance continue des systèmes de contrôle et à la surveillance et l'évaluation continues des risques.

Malgré les nombreux avantages que présente la réalisation d'un audit continu, il existe plusieurs facteurs que de nombreuses organisations ont du mal à surmonter pour pouvoir passer d'un audit annuel à un audit continu. Ces facteurs sont les suivants (Warren et al., 2015) :

- le manque de données (quantité);
- la non pertinence des données ou en provenance de sources douteuses (qualité) ;
- une expertise insuffisante dans l'extraction des données (accessibilité).

En effet, le passage d'un audit annuel à un audit continu peut ne pas être possible pour tous les clients du cabinet d'audit en raison de la disponibilité des données de chaque entité qui pourrait être limitée par la qualité, la quantité ou l'accessibilité des données (Warren et al., 2015).

En outre, l'audit continu présente encore d'autres défis liés (Zhang et al., 2015) :

- au manque de cohérence des données car il existe un grand nombre de sources de données différentes, ce qui fait qu'elles peuvent facilement entrer en conflit les unes avec les autres ;
- à l'agrégation des données qui nécessitera probablement des ressources informatiques importantes ;
- à l'identification des données qui deviendra plus difficile en raison de l'intégration des données non structurées et non financières au sein des bases de données.

Par conséquent, nous pouvons supposer que la réalisation d'un audit continu dépend principalement de la manière dont les auditeurs collectent les données de leur client. Comme nous avons pu le voir précédemment, lorsque nous avons abordé la collecte des données, certains installent des outils en lecture seule sur le système ERP de leur client, d'autres effectuent eux-mêmes l'extraction de données à l'aide d'un outil généré en interne qui télécharge des informations à partir de l'ordinateur de l'entité auditée, (cf. supra p. 61). Pour ces derniers, l'audit continu est à leur portée de main puisqu'ils peuvent extraire facilement les données de leur client plus d'une fois par an et de cette manière, ils n'auront plus besoin de temps supplémentaire pour le faire.

Toutefois, tous les petits et moyens cabinets d'audit ne disposent pas de tels outils. Et pour que l'audit continu soit possible, il faudrait qu'ils disposent d'un système ERP solide, tel que SAP, Navision ou Microsoft 365. Ce qui peut s'avérer être très coûteux (Warren et al., 2015).

En outre, certaines personnes interrogées restent sceptiques quant au fait que la base de données de leur client serait continuellement liée à la leur et pensent qu'il serait trop risqué de lier leur outil au système de leur client (Thyrion, 2020).

D'autres pensent que lorsque les auditeurs constateront la survenance d'éventuels problèmes qui pourraient mettre en difficulté l'entité auditée, ils pourraient ressentir le besoin d'intervenir ce qui affectera leur indépendance (Lefrancq, 2020).

En conclusion, bien que les auditeurs puissent désormais collecter et traiter des données de manière continue, il existe peu de chances pour les cabinets d'audit belge de réaliser des audits plusieurs fois par an. Et ce, en raison des lacunes et difficultés que présente encore l'audit continu.

4.4 La structure de coûts

Bien que le Data Analytics semble prometteuse et puisse améliorer l'efficacité et l'efficience de l'audit, les cabinets d'audit devront s'assurer que les opportunités du Big Data l'emportent sur l'aspect financier du développement des outils qui lui sont liés et la formation des auditeurs aux outils de Data Analytics.

Comme nous avons pu le voir précédemment, les progrès technologiques en matière d'audit peuvent être utilisés soit pour accroître l'efficacité, soit pour fournir une plus grande assurance. Pourtant, Bender (2017) relate que, la plupart du temps, la technologie n'est utilisée que pour améliorer l'efficacité de l'audit. En d'autres termes, réaliser des missions d'audit pour un même niveau d'assurance donné, mais à un coût moindre.

Selon la littérature, les évolutions technologiques auront à terme des impacts significatifs sur la structure de coûts liée à la réalisation des missions d'audit. Toutefois, les avis concernant l'orientation des coûts restent partagés. En effet, le coût de l'audit peut évoluer soit à la hausse en raison du coût élevé du développement des outils de Data Analytics, soit à la baisse puisque les outils de Data Analytics donneront lieu à un audit plus efficace.

D'après Lefrancq (2020), le développement des outils de Data Analytics est très coûteux. Néanmoins, il ajoute qu'une fois que ces outils sont en place, les procédures d'audit seront beaucoup plus efficaces et donc les auditeurs pourront continuer à effectuer le même audit en moins de temps. Tang et al. (2017) sont du même avis et pensent que l'usage du Data Analytics en audit pourrait rendre les missions d'audit plus rentables. En effet, compte tenu du travail de planification que cela implique, les outils de Data Analytics permettraient aux auditeurs de réaliser des audits basés sur l'entière de la population des données de manière plus rentable par rapport aux audits basés sur l'échantillonnage. Kostic et al. (2017), ajoutent qu'en raison d'audits plus rentables, les cabinets d'audit peuvent se permettre de facturer des honoraires moins élevés. Par conséquent, les services d'audit deviendront moins chers pour leurs clients, qui pourront acheter davantage de services de conseil auprès du cabinet (Kostic et al., 2017).

Selon Bender (2017), il est probable que les coûts des investissements et les honoraires facturés aillent de pair. En effet, Bender (2017) estime qu'une réduction des coûts permettrait aux cabinets d'audit d'avoir un avantage concurrentiel, car ils pourront réduire leurs honoraires et ainsi attirer davantage de clients. Cependant, l'auteur ajoute que pour que cela soit possible il faudrait que l'efficacité de l'audit augmente. Pour ce faire, le temps consacré aux missions d'audit ou le coût relatif à ces missions doivent être réduit.

Bien que la littérature actuelle soit positive quant à l'intégration du Data Analytics dans les procédures d'audit des grands cabinets, les personnes interrogées sont quant à elles plus prudentes face aux défis que pose l'audit des états financiers au moyen de cette nouvelle technologie.

Même s'ils s'accordent sur le fait que les cabinets d'audit investissent activement le Data Analytics, ils reconnaissent qu'il s'agit d'un investissement à la fois difficile et coûteux. En effet, de nombreuses sources affirment que la transition vers l'audit du futur est considérée comme un problème puisque les auditeurs devront apprendre une nouvelle façon de travailler et devront s'attendre à changer leur façon d'envisager leurs missions d'audit. De plus, les outils qu'ils utiliseront seront différents de ceux qu'ils connaissent déjà.

L'étude de Bender (2017) rapporte que certains auditeurs doutent que l'application actuelle du Data Analytics dans le processus d'audit améliorera l'efficacité, et ne seraient pas surpris si le Data Analytics rendait l'audit plus coûteux. Toutefois, ils s'accordent sur le fait que l'audit serait plus efficace grâce au Data Analytics et pensent que l'efficacité d'un audit est plus importante que l'efficience (Bender, 2017).

D'autre part, comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent, le Data Analytics consiste à examiner des ensembles de données afin de tirer des conclusions sur les informations qu'ils contiennent à l'aide des systèmes et logiciels spécialisés. Dans ce contexte, le Data Analytics permet d'analyser des modèles, des écarts, des incohérences et d'extraire d'autres informations utiles dans les données par l'analyse, la modélisation et la visualisation dans le but de planifier ou d'exécuter l'audit. Par conséquent, le Data Analytics peut mesurer toutes les transactions d'une entité auditée et identifier les anomalies, éliminant ainsi la nécessité pour les auditeurs de rechercher des anomalies. Cela rendrait l'audit plus efficace puisque l'échantillon des anomalies serait plus restreint. En conséquence, le temps consacré à la phase de planification et à l'identification des risques au cours de l'audit sera réduit (Bender, 2017).

Bien que la réduction des coûts relatives au temps consacré aux missions d'audit puisse sembler être un avantage, Appelbaum et al. (2017) soulignent que les régulateurs considèrent les éléments probants que fournit le Data Analytics comme moins fiables que les ceux recueillis par les auditeurs, qui sont quant à eux plus coûteux. De plus, Bender (2017) affirme qu'il est inévitablement coûteux d'acquérir un logiciel capable de traiter efficacement à la fois le volume et l'analyse des données. Il affirme même que l'usage de ces logiciels coûteux pourrait nuire à la qualité de l'audit. A côté de cela, selon Brown-Liburd H. (2015), si les auditeurs ne sont pas en mesure d'acquérir les connaissances suffisantes pour pouvoir utiliser efficacement les outils de Data analytics, le coût de leur formation ainsi que celui du recrutement de « data scientists » peuvent être élevés. Cette question sera discutée plus en détail dans la section suivante.

Selon Lefrancq (2020), les coûts fixes relatifs au développement des outils de Data Analytics devraient s'équilibrer avec les coûts variables relatifs à la formation des auditeurs. Les cabinets d'audit devront décider de facturer ou non des frais supplémentaires à leurs clients. Il mentionne également que c'est une décision difficile à prendre car le secteur de l'audit en Belgique a connu une guerre de prix et les prix ont fortement chuté au cours de ces dix dernières années en raison de la crise financière.

Lefrancq (2020) pense qu'il serait favorable de facturer les frais supplémentaires aux clients pour amorcer les coûts relatifs au développement du Data Analytics en audit.

Notons qu'il est important de prendre en compte l'avis des clients par rapport à l'utilisation du Data Analytics en audit. En effet, bien que certains clients reconnaissent la valeur ajoutée du Data Analytics et seront prêts à payer des frais supplémentaires, d'autres souhaiteront se débarrasser de l'équipe d'audit dès que possible. Cela dépendra également de la manière dont les auditeurs souhaitent utiliser le Data Analytics. Les auditeurs devront trouver un équilibre entre les techniques de Data Analytics et les procédures d'audit traditionnel afin de réaliser leurs audits avec les mêmes honoraires qu'aujourd'hui (Bender, 2017).

Bien que la mise en place du Data Analytics représente un investissement important, les trois cabinets interrogés se rendent compte qu'ils doivent s'adapter aux évolutions technologiques et sur le mouvement des Big Data, faute de quoi elles resteront à la traîne et ne pourront plus concurrencer leurs rivales. Au cours de la première année, l'intégration du Data Analytics dans le processus d'audit constituera un investissement considérable. Cependant, dans le courant des prochaines années, ces coûts seront compensés en bénéficiant pleinement des avantages qu'offre le Big Data (Kostic et al., 2017).

4.5 Les compétences de l'auditeur

L'environnement du Big Data modifie également la profession de l'audit en ce qui concerne les compétences requises pour mener à bien les missions d'audit à l'avenir. L'usage des nouvelles techniques d'analyse de données requiert tout un ensemble de nouvelles compétences, qui n'étaient pas incluses dans la formation actuelle des auditeurs.

Les cabinets d'audit peuvent potentiellement considérer le Data Analytics comme un moyen de réduire les coûts d'audit et d'améliorer la rentabilité. Cependant, cela requiert une utilisation efficace du Data Analytics, qui elle-même requiert des professionnels du chiffre ayant les compétences nécessaires en matière d'analyse de données (KPMG, 2016). Ainsi, la requalification d'une part importante des auditeurs actuels sera nécessaire pour réaliser pleinement le potentiel du Data Analytics (IAASB, 2016).

En effet, même avec des systèmes automatisés, on peut se demander si le travail manuel sera considérablement réduit, car l'intégration des Big Data en audit exigera des compétences plus élevées. Par exemple, les auditeurs qui avaient l'habitude de consulter des éléments probants traditionnels relatifs à l'inventaire de par le passé devront désormais collecter et analyser d'autres éléments probants pertinents étayés par les Big Data. Par conséquent, les professionnels de l'audit pourraient devoir devenir experts à la fois en audit et en nouvelles technologies de l'information (Tang et Khondkar, 2017).

Une étude de KPMG relate que les trois principales compétences qu'un client recherche chez un auditeur sont dans les domaines de la technologie, de communication et de la pensée critique. Concernant le domaine de la technologie, l'auditeur doit pouvoir être au courant des nouvelles technologies et pouvoir anticiper leur évolution (KPMG, 2017).

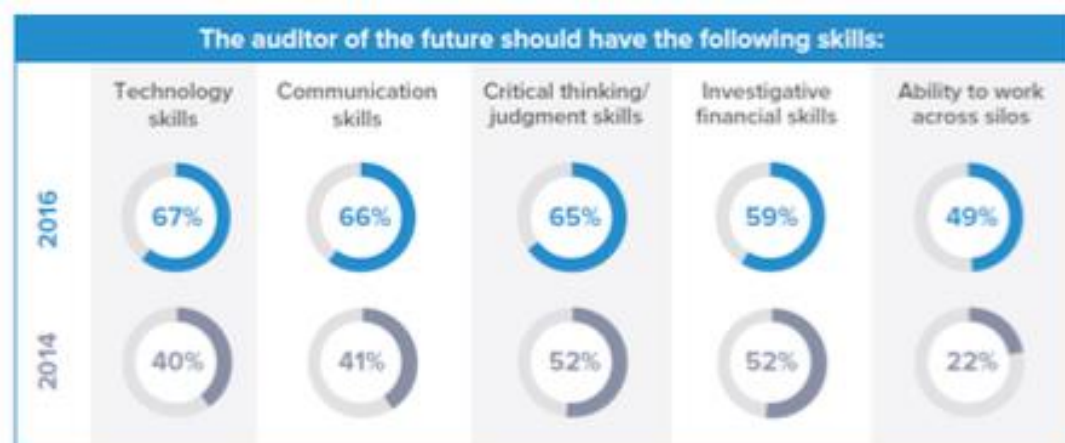


Figure 15 : Les compétences de l'auditeur du futur

Source : KPMG (2017). *Audit 2025, the future is now*. Forbes insights (March 2017). Récupéré le 30 janvier 2020 de : <https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmg/us/pdf/2017/03/us-audit-2025-final-report.pdf>

Afin d'être en mesure d'appliquer efficacement le Data Analytics aux procédures d'audit, les auditeurs devront améliorer leurs connaissances informatiques (IAASB, 2016). Selon Lefrancq (2020), les auditeurs ne disposent actuellement pas de connaissances techniques suffisantes pour extraire les données, sous la forme requise, des systèmes d'information des entités audités. Il ajoute que les auditeurs d'aujourd'hui ne sont pas encore en mesure de profiter pleinement des avantages du Big Data de par le manque de connaissances informatiques. D'après Tang et Khondkar (2017), si ce besoin majeur de changement est négligé, les cabinets d'audit commenceront à développer des services de conseils pour attirer des « data scientists » ayant les connaissances et compétences adéquates en Data Analytics. Ce changement d'orientation de l'audit vers les services de conseils pourrait avoir un impact considérable sur la qualité de l'audit.

Au-delà des connaissances informatiques, une éducation en matière de reconnaissance de modèles et de méthodes d'apprentissage informatique est essentielle puisque ces dernières années le Data Analytics s'est davantage concentré sur la reconnaissance de modèles au sein de grandes bases de données (Vasarhelyi et Brown-Liburd, 2017). Bien qu'aujourd'hui ces compétences soient devenues importantes et qu'elles devraient être enseignées dès le début, les auditeurs n'ont pas été soumis à la reconnaissance des modèles ni aux méthodes d'apprentissage informatique lors de leur formation. Les auditeurs acquièrent actuellement les connaissances relatives à ces domaines au fil de leurs années d'expérience (Vasarhelyi et Brown-Liburd, 2017).

Afin d'améliorer la qualité de l'audit, il faudrait que ces compétences soient enseignées plutôt dans la carrière des auditeurs afin qu'ils doivent passer moins de temps à traiter les données de l'entité au profit de tâches plus complexes sur le plan cognitif, telles que l'analyse de régression approfondie ou d'autres types de travaux statistiques prédictifs.

Pour ce faire, une éducation dans les domaines tels que les technologies de l'information, les statistiques, la modélisation et les méthodes d'apprentissage informatique est nécessaire pour les futurs auditeurs et les auditeurs actuels au sein des cabinets d'audit (Vasarhelyi et Brown-Liburd, 2017).

Selon Tschakert et al. (2016), les compétences techniques liées à l'analyse des données que les auditeurs devraient avoir sont les suivantes :

- rechercher et identifier les anomalies et les facteurs de risque dans les données. Envisager de nouvelles sources de données ;
- comprendre les bases de données relationnelles et non relationnelles ;
- utiliser des tableaux de bord et des filtres simples sur les risques liés aux transactions comptables afin de minimiser les inefficacités et les erreurs humaines ;
- effectuer une cartographie des données et des processus du point de vue de la réglementation et de l'assurance des risques ;
- utiliser des statistiques exploratoires multivariées, des statistiques différentielles, des outils de visualisation, des méthodes d'optimisation, l'apprentissage automatique et des outils d'analyse prédictive.

Afin de garantir la formation des futurs auditeurs, les universités devraient concevoir des cours de comptabilité axés sur les compétences en matière de données et encourager l'interaction entre les domaines comptable et informatique. Les cabinets d'audit devraient planifier des cours ou des ateliers de formation continue afin d'améliorer les connaissances et les compétences des auditeurs en matière de gestion des données.

Néanmoins, le rôle des régulateurs dans ce domaine est également très important. En effet, les nouvelles normes pourraient modifier le contenu de la formation des futurs auditeurs. Par exemple, la norme A7 de l'AACSB (*Association to Advance Collegiate Schools of Business*) suggère que « *les programmes d'études comptables comprennent des expériences d'apprentissage qui développent les compétences et les connaissances liées à l'intégration des technologies de l'information dans la comptabilité* » (AACSB, 2016).

Vasarhelyi et Brown-Liburd (2017) énumèrent dans leur publication les cours supplémentaires qui devraient permettre aux auditeurs de compléter leurs connaissances. Les cours en question concernent : la programmation, les bases de données structurées et non structurées, les statistiques multivariées et inférentielles et les outils de visualisation des données.

En conclusion, l'intégration du Big Data en audit reste du ressort de l'auditeur puisqu'elle dépend principalement des compétences de ceux qui les gèrent. Avec l'intégration des techniques d'analyse de données, la fonction d'audit va subir des changements importants. Une bonne façon de commencer serait d'améliorer la connaissance des auditeurs des modules de base tels que Excel et Access, et des outils de Data Analytics tels que ACL et IDEA (Tschakert et al., 2016).

Bien que les changements dans les compétences de l'auditeur semblent évidents, ils ne se feront pas du jour au lendemain. En effet, comme le mentionne l'IAASB (2016) dans sa publication sur l'usage des nouvelles technologies en audit : *« du plus expérimenté au moins expérimenté des auditeurs, et du plus grand cabinet comptable au plus petit, changer l'état d'esprit de l'auditeur pour recueillir des preuves d'audit à partir de l'utilisation de l'analyse de données par rapport aux techniques traditionnelles demandera du temps et un investissement dans la formation. »* (IAASB, 2016).

4.6 Les normes d'audit

La profession d'audit est régie par des normes et réglementations conçues il y a quelques années, lorsqu'on n'envisageait pas encore la possibilité d'exploiter le Big Data. De ce fait, les normes internationales d'audit existantes, qui forment le cadre des procédures d'audit, doivent être réformées afin d'intégrer les concepts de Big Data et de Data Analytics et ainsi encourager les auditeurs à utiliser des outils technologiques leur permettant d'augmenter leur niveau d'assurance au-delà des niveaux minimums requis (Murphy et Tysiac, 2015).

Lorsque les pratiques dans un certain domaine changent, cela conduit généralement à des discussions sur de potentiels changements réglementaires. Par conséquent, si les procédures d'audit sont adaptées à des données importantes, il va de soi que les normes internationales d'audit (*International Standards on Auditing*, ISA) soient amenées à évoluer de la même manière. Compte tenu des préoccupations susmentionnées, nous pensons que les normes d'audit actuelles peuvent être améliorées afin de résoudre ces problèmes.

Les personnes interrogées s'accordent sur le fait que les problèmes opérationnels majeurs à venir pour les auditeurs concernent :

- l'extraction des résultats des analyses de données à partir des éléments probants de bonne qualité, en tenant compte de la qualité des données sous-jacentes ;
- le type d'analyse qui fournit les meilleures preuves d'audit et ;
- l'incertitude relative aux défis réglementaires.

Les normes d'audit sont établies en partant du principe qu'il est presque impossible de tester 100 % des transactions effectuées par l'entité auditée, mais cela n'est plus vrai. Parmi les personnes interrogées, Briec Lefrancq (2020) pense que l'ampleur même des travaux qui peuvent être réalisés à l'aide des techniques de Data Analytics change tout et que, par conséquent, les normes d'audit devraient être modernisées afin de refléter au mieux les nouvelles techniques.

A côté de cela, il convient de mentionner que toutes les parties impliquées dans l'intégration du Data Analytics dans l'approche d'audit sont sur une courbe d'apprentissage abrupte. Le défi n'est pas seulement de garantir que les normes d'audit puissent être adaptées aux nouveaux outils, mais également de garantir qu'elles contribuent à la qualité de l'audit et au niveau d'assurance obtenu par les auditeurs et à la valeur de l'audit pour les investisseurs et les autres parties prenantes. C'est pourquoi, les normes d'audit, et la supervision de leur application, doivent également encourager l'innovation dans le domaine de l'audit.

Selon Martin Baumann, directeur des normes professionnelles du PCAOB (*Public Company Accounting Oversight Board*), les régulateurs et organismes de normalisation de l'audit suivent avec grand intérêt les évolutions technologiques dans ce domaine et il est d'avis que les régulateurs doivent s'assurer que les normes d'audit facilitent les améliorations possibles de l'audit plutôt que de servir d'obstacle aux progrès dans ce domaine (Murphy et Tysiac, 2015).

Il est primordial que les régulateurs s'adaptent à la réalité du terrain en faisant évoluer les normes d'audit vers une meilleure intégration des nouvelles technologies. Dans ce contexte, voici les domaines qui nécessitent d'être réévalués :

- premièrement, si la collecte d'un grand volume de données devient possible et relativement facile, les normes d'audit devraient souligner **l'importance de l'examen de population entière de données**. La norme d'audit AS 2315 du PCAOB relative à l'échantillonnage stipule ce qui suit :

la taille de l'échantillon requise pour fournir des éléments probants suffisants dépend des objectifs et de l'efficacité de l'échantillon. Pour un objectif donné, l'efficacité de l'échantillon est liée à sa conception. En effet, on dit qu'un échantillon est plus efficace qu'un autre lorsqu'il peut atteindre les mêmes objectifs avec une taille d'échantillon plus petite (Tang et Khondkar, 2017).

Cependant, la norme AS 2315 relative à l'échantillonnage manque de preuves d'efficacité et de cohérence. En effet, celle-ci est souvent basée sur le jugement professionnel de l'auditeur et les résultats de l'échantillonnage ne peuvent pas être suffisamment vérifiés pour étayer la procédure (Krahel et Titera, 2015).

Par conséquent, certaines personnes estiment que les méthodes d'échantillonnage traditionnelles devraient être abandonnées lorsque les données sont disponibles et progressivement remplacées par l'examen de population.

En outre, la norme devrait clarifier le choix entre l'audit basé sur l'ensemble de la population et l'audit basé sur l'échantillonnage. Grâce au Big Data, il est désormais possible qu'un audit basé sur l'ensemble de la population de données soit plus rentable que l'échantillonnage, compte tenu du travail de planification que cela implique. Si le cadre normatif le permet, le Data Analytics permettrait d'avoir des audits plus efficaces à moindres coûts (Krahel et Titera, 2015). ;

- deuxièmement, la **validation des données utilisées pour les outils de Data Analytics**. Après avoir reçu les informations du client (documents imprimés ou données électroniques), les auditeurs déterminent l'exactitude et l'exhaustivité des données et s'ils peuvent les utiliser comme éléments probants (EY, 2015).

Toutefois, les outils de Data Analytics ne se basent pas et n'utilisent pas les données issues des rapports générés par le système de l'entité auditée. Au lieu de cela, les données et transactions pertinentes sont directement extraites des bases de données du client. C'est seulement par la suite que des procédures spécifiques sont appliquées en vue de valider l'exactitude et l'exhaustivité des données en réconciliant les données aux rapports générés par le système. Ainsi, l'auditeur est sûr que son analyse est basée sur les mêmes données que celles utilisées par son client pour produire ses états financiers (EY, 2015) ;

- troisièmement, il faut **définir les preuves d'audit**. Dans la norme d'audit ISA 500, on retrouve une hiérarchie des éléments probants. Selon cette hiérarchie, « *un élément probant est plus fiable lorsqu'il est recueilli à partir d'une source externe indépendante de l'entité* », ou « *directement par l'auditeur* » que lorsqu'il est « *recueilli indirectement ou par déduction* » (Nys, 2019).

Bien qu'il soit possible de relier certaines techniques de Data analytics au cadre normatif actuel, les normes internationales d'audit n'indiquent pas quel type d'éléments probants fournit le Data Analytics. Étant donné qu'il n'y a aucune description appropriée du type de preuve fournie par le Data Analytics, il est normal que les auditeurs soient réticents à les revendiquer comme éléments probants (EY, 2015) ;

- quatrièmement, les **procédures analytiques de substance**. Ces procédures se basent sur des relations prévisibles entre des données financières ou non financières et elles consistent à examiner les relations entre les postes des états financiers afin de mettre en évidence les écarts par rapport aux tendances attendues. Elles sont, pour la plupart, applicables à de gros volumes de transactions ayant tendance à être prévisibles dans le temps (Nys, 2019).

La norme d'audit AS 2305 relatives aux procédures analytiques de substance pourrait être modifiée pour inclure les possibilités d'examen de populations entières de données.

Cependant, les normes internationales d'audit ne couvrent pas l'utilisation du Data Analytics pour fournir des éléments probants puisque, lors de la conception de ses normes, le Big Data et le Data Analytics n'existaient pas encore et donc n'ont pas été considérées comme une source d'éléments probants. Cette lacune crée donc une incertitude quant à la pertinence et à l'applicabilité du Data Analytics en audit pour fournir autre chose que des éléments probants considérés par la norme ISA 500 (EY, 2015) ;

- cinquièmement, les normes d'audit devraient fournir une explication plus approfondie concernant la **qualification des professionnels de l'audit**, y compris les compétences spécifiques attendues. Par exemple, la norme AS 1010 du PCAOB relative à la formation et aux compétences des auditeurs indépendants stipule ce qui suit :

l'acquisition des compétences attendues commence par la formation formelle des auditeurs et s'étend à leur expérience ultérieure. En outre, les auditeurs indépendants doivent recevoir une formation adéquate pour répondre aux exigences des professionnels. Cette formation doit avoir une portée technique adéquate et doit inclure une formation générale proportionnée (Tang et Khondkar, 2017).

Toutefois, cette norme n'a pas été mise à jour depuis 1972 et utilise le terme «formation adéquate», qui est à la fois vague et subjectif. Nous pensons que la norme devrait inclure un contenu plus spécifique pour traiter de la formation aux compétences liées à la technologie. Les normes devraient être mises à jour pour être plus cohérentes avec le contexte actuel.

- ensuite, lors de l'analyse régulière de Big Data, les normes devraient **tenir compte de l'efficacité de l'outil de Data Analytics**. Le suivi d'un système de données est tout aussi important que le suivi des données elles-mêmes. Des réglementations similaires à l'audit des systèmes de contrôle interne devraient être établies pour s'assurer de l'efficacité des systèmes de Data Analytics (Tang et Khondkar, 2017).
- enfin, la notion de **précision**. L'auditeur a pour objectif d'obtenir « *l'assurance raisonnable que les états financiers, pris dans leur ensemble, ne comportent pas d'anomalies significatives, que celles-ci proviennent de fraudes ou résultent d'erreurs.* » (Nys, 2019).

Lorsque les entreprises génèrent et comptabilisent des milliards d'euros de revenus et que les utilisateurs des états financiers s'attendent à ce qu'ils soient exempts d'erreurs significatives, il est donc intéressant de se demander quel niveau de précision les auditeurs exigent-ils de leurs analyses de données. C'est pourquoi, les normes devraient fournir davantage d'informations à ce propos (EY, 2015).

En conclusion, les outils de Data Analytics devront être conformes à la réglementation en matière d'audit. Néanmoins, l'écart entre les normes, qui constituent ce cadre réglementaire, et l'environnement actuel du Big Data crée une incertitude quant à la pertinence et à l'applicabilité du Data Analytics en audit.

Comme nous avons pu le voir tout le long de cette section, les normes internationales d'audit sont dépassées et nécessitent plusieurs ajustements. Les normes relatives à l'échantillonnage (AS 2315), aux compétences de l'auditeur (AS 1010) et aux preuves d'audit (ISA 500) en sont quelques exemples.

Nous pensons que les normes d'audit actuelles ne poussent pas suffisamment les auditeurs à explorer leur liberté et à sortir de leur zone de confort de l'audit traditionnel. Le régulateur devrait sensibiliser davantage les professionnels du chiffre au Big Data et au Data Analytics, en leur faisant comprendre leurs applications et les avantages que procure l'usage du Big Data en audit. Cela peut se faire en publiant davantage de brochures et de guides pratiques sur le sujet. Selon l'AICPA (2015), les auditeurs sont fort susceptibles d'adopter les initiatives relatives à l'usage du Big Data.

A côté de cela, nous pensons que de nouvelles normes devraient voir le jour pour d'une part, garantir que les données puissent être accessibles dans un format standard et d'autre part, fournir aux auditeurs des méthodes formelles d'agrégation de preuves. De cette manière, les cabinets d'audit seraient encouragés à faire usage du Data Analytics dans leurs procédures.

Cependant, selon De Bonhome et al. (2018), l'IAASB envisage actuellement d'intégrer le Big Data et le Data Analytics dans les normes internationales d'audit. Si le cadre normatif est amené à être modifié pour inclure les Big Data, l'audit pourrait devenir plus standardisé et ainsi plus efficace (Krahel et Titera ,2015). Toutefois, l'intégration du Data Analytics en audit ne dépend pas uniquement du cadre réglementaire, mais également de la volonté des auditeurs à s'adapter à ce nouvel environnement du Big Data.

5. LES NOUVELLES TECHNOLOGIES VS. LES NORMES ISA

L'IAASB (*International Auditing and Assurance Standards Board*) élabore des normes et des conseils à l'attention de tous les professionnels du chiffre dans le cadre du processus de normalisation commun impliquant le conseil de supervision de l'intérêt public chargé de la supervision des activités de l'IAASB du groupe consultatif de l'IAASB, qui participe également à l'élaboration des normes et des conseils. En outre, la Fédération internationale des comptables (IFAC) promeut les structures et les processus qui soutiennent le fonctionnement de l'IAASB (Nys, 2018).

Le principal objectif de l'IAASB est de servir l'intérêt public en établissant des normes d'audit, d'assurance et autres normes connexes de haute qualité et en facilitant la convergence des normes d'audit et d'assurance sur le plan national et international afin d'améliorer la qualité et la cohérence de la pratique de l'audit au niveau mondial et de renforcer la confiance du public à l'égard de la profession d'audit et d'assurance au niveau international (IAASB, 2016).

En contribuant à la crédibilité des états financiers publiés, les auditeurs jouent un rôle clé dans la stabilité financière du monde économique puisque les audits de haute qualité soutiennent en partie cette stabilité. En tant qu'organisme mondial de normalisation de l'audit, l'IAASB est chargé, dans l'intérêt public, d'élaborer des normes et des lignes directrices à l'intention des auditeurs afin de promouvoir des audits de haute qualité. Cela contribue à accroître la confiance du public dans les états financiers et, plus largement, dans l'information financière de l'entreprise (IAASB, 2016).

Dans un environnement de données de plus en plus complexe, l'utilisation du Big Data et du Data Analytics offre aux auditeurs la possibilité de leur permettre d'avoir une compréhension plus efficace et plus complète de l'entité auditée et de son environnement, améliorant ainsi la qualité de son évaluation des risques et de ses réponses aux risques identifiés.

Les progrès technologiques et les développements en matière de Data Analytics constituent un défi pour tout le monde. Trumpener (2020) recommande d'envisager sérieusement les possibilités des nouvelles technologies et de faire preuve de vision.

L'IAASB a créé un groupe de travail sur l'analyse des données (DAWG) afin d'informer les auditeurs sur la manière d'agir le plus efficacement possible face aux développements technologiques. Les activités de DAWG comprennent également le suivi et la collecte d'informations sur différentes applications de Data Analytics et sur le lien avec l'audit des états financiers (IAASB, 2016).

Les normes internationales d'audit ont été rédigées à une époque technologique totalement différente. Bien que ces normes ne soient pas si anciennes, *« les progrès technologiques ont connu des évolutions rapides ces dernières années, dont l'ampleur et la portée n'étaient pas et n'auraient probablement pas pu être raisonnablement prévues au moment où bon nombre des ISA ont été élaborées ou révisées. »* (IAASB, 2016, p.9).

Dans un environnement en pleine évolution, les normes internationales d'audit doivent continuer à être solides et pertinentes. D'après Trumpener (2020), ces normes doivent également continuer à être appliquées afin d'obtenir une performance adéquate des auditeurs en toutes circonstances. En d'autres termes, il est important de s'en tenir aux principes définis par ces normes plutôt qu'aux spécificités liées à la pratique actuelle.

A l'heure actuelle, les normes internationales d'audit n'interdisent, ni n'encouragent l'usage du Data Analytics dans le cadre de l'audit des états financiers. Les progrès technologiques ainsi que l'utilisation croissante du Big Data et de l'intelligence artificielle par les cabinets dans leur approche d'audit font que l'IAASB et ses parties prenantes sont amenés à évaluer si les normes ISA continuent toujours à répondre aux besoins des utilisateurs des états financiers dans un monde numérique en constante évolution. Bien que les normes internationales d'audit reconnaissent l'usage de la technologie en audit, notamment les techniques d'audit assistées par ordinateur, TAAOs (*computer-aided audit tools* ou CAAT en anglais), la référence aux TAAOs dans les normes ISA a été créée dans une ère technologique complètement différente à celle que nous connaissons aujourd'hui. En outre, les TAAOs ont désormais considérablement évoluées vers ce que l'on appelle maintenant le Data Analytics (IAASB, 2016).

Cependant, l'absence de référence aux techniques de Data Analytics, au-delà de la référence faites aux TAAOs dans les normes ISA, peut être considérée comme étant un obstacle à l'intégration du Data Analytics dans les procédures d'audit. D'après l'IAASB (2016), le manque de références au Data Analytics dans les normes ISA a conduit certaines personnes à penser que la collecte d'informations par l'utilisation de Data Analytics ne réduit pas nécessairement les procédures requises par les normes ISA d'aujourd'hui, bien que ces procédures semblent désormais redondantes en raison des informations obtenues grâce à l'utilisation du Data Analytics. En effet, les outils et techniques de Data Analytics pouvant être utilisés dans le cadre de l'obtention d'éléments probants, présentent un intérêt particulier pour l'audit. Ces outils et techniques peuvent fournir aux auditeurs des capacités accrues, dans un environnement de plus en plus complexe, pour comprendre de manière plus efficace et efficiente l'entité auditée et son environnement (IAASB, 2016).

Par conséquent, la question que nous nous posons est la suivante :

« Les normes ISA devraient-elles reconnaître, expressément, la possibilité pour les auditeurs d'obtenir des éléments probants à partir d'outils et techniques de Data Analytics ? »

Selon Trumpener (2020), il est très probable que les normes internationales d'audit soient révisées afin d'y intégrer les notions de Big Data et de Data Analytics. Pour ce faire, il faudrait que les auditeurs et les autorités de supervision se tournent vers les organismes de normalisation, tels que l'IAASB, afin qu'ils prennent des mesures dans ce domaine. De cette manière, les normes internationales d'audit seraient plus en mesure de s'adapter aux évolutions technologiques qui pourraient se produire, sans pour autant qu'il ne soit nécessaire d'être dans un état de changement perpétuel. En effet, d'autres développements en matière de Data Analytics sont encore prévus dans un avenir proche, bien que d'importants progrès technologiques aient déjà eu lieu jusqu'à présent (IAASB, 2016).

Thyrion (2020) a quant à lui un autre avis sur le sujet. « *Les normes telles qu'elles ont été rédigées régissent l'obligation de l'auditeur. Que les obligations de l'auditeur s'appuient sur de l'intelligence artificielle ou ne s'appuient pas la norme ne va pas changer.* » (Thyrion, 2020). Toutefois, il reconnaît que « *les normes vont probablement devoir s'adapter* », « *mais on n'aura pas de norme "Big Data".* » Thyrion, 2020).

Dans un environnement réglementaire où les auditeurs font preuve d'innovation et font usage de nouveaux développements technologiques pour améliorer la qualité, l'efficacité et l'efficience de leurs audits, ils doivent, toutefois, faire preuve de courage pour trouver de nouvelles procédures d'audit qui à la fois intègrent ces technologies et respectent les normes déjà établies. D'après l'IAASB (2016), les investisseurs pensent également que les procédures d'audit doivent refléter les pratiques et évolutions actuelles, pour autant que les normes d'audit ne soient pas enfreintes, afin de rester pertinentes et de répondre à leurs attentes quant à l'utilisation de la technologie pour mener des audits de qualité.

Cependant, il existe un risque lié à l'utilisation de nouveaux outils et nouvelles techniques en audit pour lesquels il n'existe pas de cadre dans les normes. Ce risque concerne les potentielles difficultés que pourraient rencontrer les autorités de supervision lors de leurs inspections. En effet, les auditeurs seraient confrontés à un risque croissant de se faire contredire au cours d'un processus d'inspection et de ne pas disposer d'une base claire dans les normes d'audit pour pouvoir justifier les procédures exécutées et les jugements portés. Ce qui pourrait dissuader les auditeurs d'intégrer le Data Analytics dans leur approche d'audit (IAASB, 2016). C'est pourquoi, Thyrion (2020) insiste sur le fait que lorsque les auditeurs programment des routines dans des outils de Data Analytics (tels que IDEA) pour effectuer certains tests, il est important de pouvoir démontrer que ces tests ont été effectués correctement. En plus de cela, en cas d'inspection, il faut également « *pouvoir démontrer à chaque étape ce que le software fait, comment vous l'avez programmé, les résultats à chacune des étapes.* » (Thyrion, 2020).

Bien que l'intégration du Data Analytics dans l'audit des états financiers ne soit encore qu'à ses balbutiements, les cabinets d'audit étudient la manière dont l'utilisation de cette méthode peut être étendue à l'ensemble du processus d'audit.

Alors que les organismes de réglementation et de supervision s'engagent dans des discussions actives avec les professionnels de l'audit au sujet du Data Analytics, ils commencent à peine à voir son utilisation dans le cadre de l'exécution des procédures d'audit. À côté de cela, des recherches scientifiques sur le rôle que le Data Analytics dans l'amélioration de la qualité de l'audit sont également en cours. Cependant, l'IAASB (2016) estime que si elle ne dispose pas de plus d'informations et de solutions aux problèmes qu'impliquent l'application du Data Analytics, des modifications dans les normes ISA à court terme pourraient avoir des conséquences imprévues, telles que la restriction de l'innovation, en raison de la rapidité avec laquelle le Data Analytics évolue.

L'IAASB a actuellement de nombreux projets et initiatives en cours, qui sont détaillés dans son plan de travail pour 2015-2016. Le DAWG prévoit de participer activement à certains de ces projets en cours pour les faire progresser, notamment en identifiant les opportunités potentielles afin que les normes susceptibles d'être affectées par ces projets puissent inclure les concepts liés aux Big Data et Data Analytics (IAASB, 2016).

En conclusion, nous pensons que la transition vers un audit du futur serait un processus évolutif plutôt que révolutionnaire. Toutefois, le rythme de l'évolution reste crucial. Les normes internationales d'audit devraient tenir compte de l'évolution rapide des technologies afin de mieux répondre à une complexité croissante dans le domaine de l'audit. Comme nous avons pu le voir précédemment, en plus des auditeurs, les investisseurs ont également des attentes élevées quant à l'utilisation de la technologie pour mener des audits de qualité, et attendent que l'IAASB agisse pour encourager l'innovation dans le domaine de l'audit. Cependant, l'IAASB doit veiller à ne pas lancer prématurément les activités de normalisation liées au Data Analytics, notamment si cela risquerait d'avoir des conséquences involontaires, telles que la restriction de l'innovation.

6. LIMITATIONS DU DATA ANALYTICS

Bien que les avantages du Data Analytics puissent être évidents, les auditeurs doivent également être conscients des limites liées à l'utilisation de cette technologie.

Premièrement, le Data Analytics ne pourra pas être appliqué à toutes les entités auditées par le cabinet car certaines entités ne sont pas en mesure de fournir les données requises. De plus, il peut s'avérer que les différentes bases de données du client ne soient pas liées entre elles, ce qui peut rendre l'application du Data Analytics très difficile (Trumpener, 2020).

Deuxièmement, les auditeurs doivent comprendre les données qu'ils analysent, plus particulièrement de leur pertinence pour l'audit. En effet, une analyse des données qui n'a rien à voir avec un audit, un contrôle inapproprié, un manque de fiabilité ou une connaissance insuffisante de la source de données (interne ou externe) peut avoir un impact négatif sur la qualité de l'audit. Bien que l'analyse de données pertinentes et fiables puisse fournir à l'auditeur des informations précieuses, elle ne lui fournira pas toutes les informations dont il a besoin (IAASB, 2016).

Troisièmement, les auditeurs et les clients pourraient se montrer réticents à l'égard des nouvelles techniques d'audit. D'une part, nous aurions la forte mentalité des auditeurs traditionnels envers le Data Analytics qui ne souhaiteraient pas changer leurs méthodes d'audit et d'autre part, nous aurions les clients qui n'ont pas l'habitude de fournir des données ou de répondre à des questions qui ne leur ont jamais été posées et avec qui il ne sera donc pas facile de coopérer (Trumpener, 2020).

Quatrièmement, vu la nécessité pour l'auditeur d'exercer un jugement professionnel approprié en matière de comptabilité et d'audit, ainsi que sur des questions relatives à l'exhaustivité et à la validité des données, le fait de pouvoir être en mesure de tester 100 % de la population de données ne signifie pas qu'il pourra fournir une assurance absolue que les états financiers ne comportent pas d'anomalies significatives (IAASB, 2016). Comme nous l'avons abordé précédemment, la notion d'assurance raisonnable ne changera pas avec l'intégration du Data Analytics dans les procédures d'audit (cf. supra p. 66).

Ensuite, dans les états financiers de la plupart des entités, certains montants et certaines informations significatives sont des estimations comptables (ou fondées sur des estimations comptables) ou contiennent des informations qualitatives. Afin d'apprécier le caractère raisonnable de la valeur estimée de l'entité et des informations fournies sur ces éléments, le jugement professionnel est nécessaire (IAASB, 2016). A ce sujet, Thyron (2020) pense que la norme d'audit relative aux estimations comptables ne va pas changer, elle devra probablement se limiter ou s'adapter avec l'essor du Big Data, mais aucun changement significatif ne serait en vue. Et ceux, même si aujourd'hui le Data Analytics permet de fournir de précieuses informations aux auditeurs.

Car son utilisation dans le cadre de l'audit des états financiers ne peut remplacer les exigences en matière de jugement professionnel et de scepticisme professionnel.

Enfin, l'utilisation efficace du Data Analytics peut permettre aux auditeurs d'obtenir des éléments probants suffisants et appropriés. Cependant, l'éventuelle « confiance excessive » de l'auditeur et des parties prenantes à l'égard de cette technique doit être traitée avec prudence. Étant donné que les normes internationales d'audit ne fournissent aucune description appropriée quant au type de preuve que fournit le Data Analytics, les auditeurs ne doivent pas penser que les résultats fournis par cette technique sont infaillibles et dans tous les cas recevables (IAASB, 2016).

7. CONCLUSION

En guise de conclusion, nous avons tenté de répondre à notre question de recherche :

« Quels sont les changements qui pourraient être observés dans la profession en raison de l'intégration du Data Analytics dans l'approche d'audit ? Et comment la profession gère-t-elle ces changements ? »

Tout d'abord, nous avons vu que le Data Analytics peut être utilisé dans toutes les phases de l'audit, en ceux compris : la planification de l'audit, l'exécution des tests de l'efficacité opérationnelle du contrôle, l'exécution des procédures de corroboration et l'évaluation des résultats. Le Data Analytics et son potentiel à révolutionner l'audit est un aspect envers lequel les cabinets d'audit manifestent de plus en plus leur intérêt. Comme nous l'avons démontré, cette révolution offre aux auditeurs la possibilité de leur permettre d'avoir une compréhension plus efficace et plus complète de l'entité auditée et de son environnement, améliorant ainsi la qualité de son évaluation des risques et de ses réponses aux risques identifiés. Toutefois, malgré ses nombreuses opportunités, le Data Analytics apportera également des défis majeurs qui devront être relevés à l'avenir afin de tirer pleinement parti de cette avancée technologique. Dès lors, l'intégration du Big Data et de l'intelligence artificielle en audit ne se fera que lorsque les auditeurs s'en serviront pour influencer la portée, la nature et l'étendue de leurs audits.

Ensuite, nous avons abordé les changements qui pourraient être observés dans la profession en raison de l'intégration du Data Analytics dans l'approche d'audit. Nous avons relevé six changements liés à : la collecte des données, les concepts de base, la fréquence de l'audit, la structure des coûts, les compétences de l'auditeur et les normes d'audit.

L'intégration des Big Data en audit commence par la collecte des données de l'entité auditée. Une fois ces données collectées, les auditeurs doivent les convertir en une source d'information fiable et pertinente et garantir qu'elles ne soient pas altérées une fois sauvegardées. Bien que cette technologie crée de nouvelles opportunités, il peut être difficile de traiter et d'analyser de grandes quantités d'informations. Le fait de ne pas pouvoir traiter l'ensemble des données collectées peut mener à une surcharge d'information. Pour faire face à ce défi, des outils générés en interne aident déjà à réduire la surcharge d'informations en ne sélectionnant que les données pertinentes pour les auditeurs. En outre, le Data Analytics et le volume accru de données offrent aux auditeurs la possibilité de rechercher des tendances ne pouvant pas être détectées à l'aide de petits ensembles de données ou d'échantillons. Toutefois, en raison de l'incapacité des auditeurs à établir des schémas de tendances, ils risqueraient de passer beaucoup de temps à enquêter sur des informations non pertinentes et ainsi ne pas pouvoir profiter pleinement de cet avantage. Avec l'explosion massive des données numériques, les inquiétudes relatives à la sécurité et la confidentialité de ces informations se sont accrues.

Afin de relever ce défi, les cabinets d'audit ont développé divers outils sécurisés pour extraire eux-mêmes les données tout en appliquant le principe du respect de la vie privée.

En outre, ils ont également commencé à développer des outils permettant de tester 100 % des transactions de l'entité auditée, permettant ainsi de mener des audits plus détaillés, de mieux identifier les risques puisque chaque compte pourrait être inspecté. La possibilité d'examen de l'entièreté d'une population de données, nous a mené à reconsidérer certains concepts inhérents à l'audit tels que la matérialité, l'indépendance et le jugement professionnel. Bien que cette technique ait de nombreux avantages, celle-ci ne peut être appliquée à toutes les entités en raison de nombreuses restrictions. De plus, l'échantillonnage ne risque pas de se retrouver à l'abandon puisque cette méthode est toujours utilisée dans le cadre de certaines procédures d'audit telles que les procédures de confirmation.

Tous ces changements constituent un premier pas vers l'audit continu. Malgré les nombreux avantages que présentent l'audit continu, il existe peu de chances pour les cabinets d'audit belge de réaliser des audits plusieurs fois par an. Et ce, en raison des lacunes et difficultés que présente encore l'audit continu.

Ensuite, divers auteurs s'accordent sur le fait que les évolutions technologiques auront à terme des impacts significatifs sur la structure de coûts liée à la réalisation des missions d'audit. Néanmoins, les avis concernant l'orientation des coûts restent partagés. En effet, le coût de l'audit pourrait évoluer soit à la hausse en raison du coût élevé du développement des outils de Data Analytics, soit à la baisse puisque les outils de Data Analytics donneront lieu à un audit plus efficace. A long terme, les auditeurs estiment que les deux finiront par s'équilibrer.

Bien que l'aspect financier soit un critère important, nous pensons que la mise en œuvre du Data Analytics restera du ressort des auditeurs. En effet, pour être en mesure d'appliquer efficacement le Data Analytics au processus d'audit, ils devront améliorer leurs connaissances en matière de technologies de l'information, de statistiques, de modélisation et de méthodes d'apprentissage informatique.

Enfin, les outils de Data Analytics devront être conformes à la réglementation en matière d'audit. Néanmoins, l'écart entre les normes, qui constituent ce cadre réglementaire, et l'environnement actuel du Big Data crée une incertitude quant à la pertinence et à l'applicabilité du Data Analytics en audit. Les normes ISA sont obsolètes et nécessitent quelques ajustements. Les normes relatives à l'échantillonnage (AS 2315), aux compétences de l'auditeur (AS 1010) et aux preuves d'audit (ISA 500) en sont quelques exemples.

En conclusion, nous pensons que la transition vers un audit du futur serait un processus évolutif plutôt que révolutionnaire. Toutefois, le rythme de l'évolution reste crucial. Les normes internationales d'audit devraient tenir compte de l'évolution rapide des technologies afin de mieux répondre à une complexité croissante dans le domaine de l'audit.

8. REcul CRITIQUE

Ce mémoire est soumis à certaines limites. Tout d'abord, la portée de la recherche peut être critiquée. Bien que les résultats de cette recherche aient été obtenus grâce à la littérature scientifique et des entretiens avec des professionnels sur le terrain, seul un nombre limité d'entretiens ont pu être réalisés. Néanmoins, les personnes interrogées possédaient toutes une connaissance suffisante en Data Analytics et de l'impact des Big Data sur le métier d'auditeur. Toutefois, les résultats de ces interviews ne peuvent refléter pleinement la situation et les opinions de l'ensemble du secteur. En outre, de par le manque de disponibilité lié au rythme et aux périodes chargés des cabinets d'audit, il n'a pas été possible de mener des entretiens supplémentaires avec d'autres cabinets.

Deuxièmement, les données récoltées à l'issue des différents entretiens peuvent être biaisées car certaines questions sont sujettes à l'interprétation de chaque personne interrogée. De ce fait, il n'est pas toujours possible d'obtenir une vue d'ensemble du secteur belge de l'audit.

Troisièmement, les principaux entretiens et éléments de ce mémoire ont été menés dans le contexte de grands cabinets d'audit. Cependant, il pourrait être judicieux de mener des recherches plus approfondies auprès de plus petits cabinets qui ne seraient peut-être pas impactés de la même manière par les avancées technologiques. C'est pourquoi, nous pensons que nous aurions pu manquer certains éléments pertinents concernant l'impact du Data Analytics sur l'audit des états financiers.

Ensuite, l'approche choisie pour traiter du Big Data et du Data Analytics dans le cadre de ce mémoire était plutôt théorique afin de mieux comprendre le fonctionnement des technologies abordées, les principaux avantages et défis de celles-ci. Néanmoins, des recherches supplémentaires devraient être menées pour étudier l'impact de l'ajustement des normes sur l'utilisation du Data Analytics en audit, pour quantifier le gain réel en matière d'efficacité dans chacune des différentes phases d'audit, etc. Bien que ce type de recherche nécessite davantage de ressources et de connaissances approfondies sur le sujet, nous sommes forcés de constater qu'elles manquent encore dans la littérature scientifique actuelle.

Enfin, notre problématique laisse encore quelques questions sans réponse étant donné que le Big Data et l'intelligence artificielle sont encore en pleine évolution, ce qui pourrait donner lieu à d'autres changements et offrir de nouvelles possibilités en termes de recherche et de développement.

BIBLIOGRAPHIE

- AACSB (2016). *Eligibility Procedures and Accreditation Standards for Accounting Accreditation*. Récupéré le 16 mai 2020 de : <https://www.aacsb.edu/-/media/aacsb/publications/white-papers/accounting-accreditation-standard-7.ashx?la=en>
- AICPA (2015). *Audit Analytics and Continuous Audit: Looking Toward the Future*. Récupéré le 3 mai 2020 de : https://www.aicpa.org/interestareas/frc/assuranceadvisoryservices/downloadabledocuments/auditanalytics_lookingtowardfuture.pdf
- Alles M. et Gray G. (2016). *Incorporating big data in audits: Identifying inhibitors and a research agenda to address those inhibitors*. Récupéré le 16 juin 2020 de : https://www.researchgate.net/publication/305922074_Incorporating_big_data_in_audits_Identifying_inhibitors_and_a_research_agenda_to_address_those_inhibitors
- Appelbaum D. et al. (2017). *Big Data and Analytics in the modern audit engagement*. Récupéré le 19 mai 2020 de : https://www.researchgate.net/publication/313286738_Big_Data_and_Analytics_in_the_Modern_Audit_Engagement_Research_Needs
- Bender T. (2017). *The effect of Data Analytics on audit efficiency*. Mémoire, Erasmus School of Economics, Rotterdam, Pays-Bas. Récupéré le 16 juin 2020 de : <https://pdfs.semanticscholar.org/0b86/3edc545f587da8cce9b4448d14896f95c2de.pdf>
- Ben Taieb S. (2020, 10 août). Assistant Professor in Machine Learning and Big Data Analytics à l'Université de Mons. [Entretien]. Bruxelles.
- Bremme L. (2016). *Définition : Qu'est-ce que le Big Data ?* Récupéré le 28 janvier 2020 de : <https://www.lebigdata.fr/definition-big-data>
- Brown-Liburd H. et al. (2015). *Behavioral implications of Big Data's Impact on Audit Judgment and Decision Making and Future Research Directions*. Récupéré le 12 juin 2020 de : <https://meridian.allenpress.com/accounting-horizons/article-abstract/29/2/451/99234/Behavioral-Implications-of-Big-Data-s-Impact-on?redirectedFrom=fulltext>
- Cao M. et al. (2015). *Big Data Analytics in Financial Statement Audits*. Accounting Horizons. Récupéré le 2 février 2020 de : https://www.researchgate.net/publication/276346206_Big_Data_Analytics_in_Financial_Statement_Audits/citation/download

- Chartered Institute of Internal Auditors (2019, 11 octobre). *Computer assisted audit techniques (CAATs)*. Récupéré le 26 mars 2020 de : <https://www.iaa.org.uk/resources/delivering-internal-audit/computer-assisted-audit-techniques-caats/%3FdownloadPdf%3Dtrue+%amp;cd=4&hl=fr&ct=clnk&gl=be>
- Dai J. et Vasarhelyi M. A. (2016). *Imagineering Audit 4.0*. Récupéré le 4 avril 2020 de : <https://aaapubs.org/doi/pdf/10.2308/jeta-10494>
- De Bonhome O. et al. (2018,12 janvier). *Data Analytics : the future of audit*. Récupéré le 2 février 2020 de : https://doc.ibr-ire.be/fr/Documents/reglementation-et-publications/publications/brochures/generalites/IBR_DataAnalytics_18.0112_r04.pdf
- Earley C. (2015). *Data Analytics in auditing : Opportunities and challenges*. Récupéré le 13 juillet 2020 de : https://www.researchgate.net/publication/282626605_Data_analytics_in_auditing_Opportunities_and_challenges
- Edx (2020). *Introduction to Data Analytics using Excel*. Récupéré le 14 avril 2020 de : <https://www.edx.org/course/introduction-to-data-analysis-using-excel-2>
- Espinasse B. et Bellot P. (2017). *Introduction au Big Data : Opportunités, stockage et analyse des mégadonnées*. Récupéré le 27 janvier 2020 de : <http://www.lsis.org/espinasseb/Supports/BD/Article-BigData-TI-2016.pdf>
- EY (2019, 14 juin). *Quand innovation rime avec mutations dans le monde de l'audit*. Récupéré le 2 décembre 2019 de : https://www.ey.com/en_lu/private-equity/innovation-mutations-monde-audit
- EY (2018, 1^{er} avril). *Why AI is both a risk and a way to manage risk?* Récupéré le 29 janvier 2020 de : https://www.ey.com/en_lu/assurance/why-ai-is-both-a-risk-and-a-way-to-manage-risk
- EY (2015). *How big data and analytics are transforming the audit*. Récupéré le 3 février 2020 de : https://www.ey.com/en_gl/assurance/how-big-data-and-analytics-are-transforming-the-audit
- Ganascia J.-G. (2017). *Intelligence artificielle : vers une domination programmée ?* Paris : Le Cavalier Bleu Editions.
- IAASB (2016). *Exploring the Growing Use of Technology in the Audit, with a Focus on Data Analytics*. IAASB Data Analytics Working Group. Récupérer le 4 février 2020 de : <https://www.accountancyeurope.eu/wp-content/uploads/IAASBs-Discussion-Paper-on-the-use-of-Technology-with-a-focus-on-Data-Analytics.pdf>

- IAASB (2009). *Norme ISA 320, caractère significatif dans la planification et la réalisation d'un audit*. Récupéré le 28 mars 2020 de : <https://www.frascanada.ca/-/media/frascanada/fras/french-only-documents/iaasb-prise-position-definitive-isa-320-2009.pdf?la=en&hash=0BCFA49ACEDB95A3EABD4116FA47CE0C9FE37227>
- International Accounting, Auditing & Ethics (2016). *Data analytics for external auditors*. Récupéré le 13 avril 2020 de : <https://www.icaew.com/-/media/corporate/files/technical/iaa/tecpln14726-iaae-data-analytics---web-version.ashx>
- ISA 200 (2017). *Objectifs généraux de l'auditeur indépendant et conduite d'un audit selon les normes internationales d'audit*. Récupéré le 27 février 2020 de : <https://doc.ibr-ire.be/fr/Documents/reglementation-et-publications/normes-et-recommandations/ISA/ISA-nouvelles-et-revisees/ISA%20nouvelles%20et%20revisees%202017/ISA-200-FR-2016-2017-CLEAN.pdf>
- ISA 450 (2017). *Evaluation des anomalies relevées lors de l'audit*. Récupéré le 24 février 2020 de : <https://doc.ibr-ire.be/fr/Documents/reglementation-et-publications/normes-et-recommandations/ISA/ISA-nouvelles-et-revisees/ISA%20nouvelles%20et%20revisees%202017/ISA-450-FR-2016-2017-CLEAN.pdf>
- Ismaili Z. (2019, 28 janvier). *Apprentissage Supervisé VS. Non Supervisé*. Récupéré le 29 novembre 2019 de : <https://le-datascientist.fr/apprentissage-supervise-vs-non-supervise>
- Kaisin M. (2019). *Déontologie et indépendance du réviseur*. [Présentation Powerpoint]. Bruxelles : ICHEC.
- Kostić, N. et Tang, X. (2017). *The future of audit: Examining the opportunities and challenges stemming from the use of Big Data Analytics and Blockchain technology in audit practice*. Mémoire, Lund University, Lund, Suède. Récupéré le 16 juin 2020 de : <https://lup.lub.lu.se/student-papers/search/publication/8916727>
- KPMG Business School (2019). *Intuition: Artificial intelligence*. Récupéré le 16 septembre 2019 de : https://kpmgcontent.intuition.com/lms/lms_functions/aicc_launch.html?tutorialid=lo_10461&AICC_SID=C7732310M4127035S5a6f7e2c4f464f5157c42086e7684ba7214a311fe91b4e2534ea348dea4581ff01d778f9f16b01c31891822a9c4e21d234097b75b951205e3cb51e014126622&AICC_URL=https%3a%2f%2fkpmgic%2eplateau%2ecom%2flearning%2fPwsAicc
- KPMG (2017). *Audit 2025, the future is now*. Forbes insights (March 2017). Récupéré le 30 janvier 2020 de : <https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmg/us/pdf/2017/03/us-audit-2025-final-report.pdf>

- KPMG (2016). *Leveraging data analytics and continuous auditing processes for improved audit planning, effectiveness, and efficiency*. Récupéré le 29 janvier 2020 de : <https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmg/pdf/2016/05/Leveraging-Data-Analytics.pdf>
- KPMG (2015). *Évolution de l'audit : comment les techniques d'analyse de données et le lean dans l'audit améliorent la qualité et la valeur dans l'évolution numérique*. Récupéré le 3 mars 2020 de : <https://assets.kpmg/content/dam/kpmg/pdf/2016/06/Reflexions-futures-Evolution-de-laudit-fr.pdf>
- Krahel J. P. et Titera W. R. (2015). *Consequences of Big Data and Formalization on Accounting and Auditing Standards*. Récupéré le 15 mai 2020 de : <https://meridian.allenpress.com/accounting-horizons/article-abstract/29/2/409/99248/Consequences-of-Big-Data-and-Formalization-on?redirectedFrom=fulltext>
- Kumar S. et Rohit B. (2013). *What is Big Data and what does it have to do with IT audit ?* Récupéré le 26 mai 2020 de : <https://www.isaca.org/resources/isaca-journal/past-issues/2013/what-is-big-data-and-what-does-it-have-to-do-with-it-audit>
- Laffargue B. et al. (2014). *Guide du Big Data : l'annuaire de référence à destination des utilisateurs*. Récupéré le 26 janvier 2020 de : https://www.bigdataparis.com/guide/Guide_du_Big_Data_2013_2014.pdf
- Le Big Data (2019, 2 août). *Traitement naturel du langage : tout savoir sur le Natural Language Processing*. Récupéré le 29 novembre 2019 de : <https://www.lebigdata.fr/traitement-naturel-du-langage-nlp-definition>
- Le Big Data (2019, 28 juin). *Computer vision ou vision par ordinateur : tout savoir sur cette technologie d'IA*. Récupéré le 29 novembre 2019 de : <https://www.lebigdata.fr/computer-vision-definition>
- Le Big Data (2018, 27 novembre). *Intelligence artificielle et Big Data : une convergence révolutionnaire*. Récupéré le 2 février 2020 de : <https://www.lebigdata.fr/intelligence-artificielle-et-big-data>
- Le Big Data (2018, 6 juillet). *Machine learning et Big Data : définition et explications*. Récupéré le 29 novembre 2019 de : <https://www.lebigdata.fr/machine-learning-et-big-data>
- Le Big Data (2016, 9 juin). *Définition : Qu'est-ce que le Data Analytics ?* Récupéré le 27 janvier 2020 de : <https://www.lebigdata.fr/definition-quest-data-analytics>
- Lefrancq B. (2020, 24 mars). Réviseur d'entreprises chez PricewaterhouseCoopers. [Entretien]. Bruxelles.

- Montoux B. (2019, 20 mai). *L'intelligence artificielle faible et forte en entreprise*. Récupéré le 30 novembre 2019 : https://www.mailabs.fr/lintelligence-artificielle-faible-et-forte-en-entreprise/#Quest-ce_que_lintelligence_artificielle_faible
- Murphy M. et Tysiac K. (2015). *Data analytics helps auditors gain deep insight*. Journal of Accountancy, 219 (4), 52-54,56,58,10. Récupéré le 12 février 2020 de : <https://search.proquest.com/abicomplete/docview/1675635527/fulltextPDF/F86C4412314E4B7BPQ/1?accountid=164977>
- Nolf S. (2019). *Contrôle interne et gestion de risques*. [Présentation Powerpoint]. Bruxelles : ICHEC.
- Nys E. (2019). *Audit et compétences professionnelles*. [Présentation Powerpoint]. Bruxelles : ICHEC.
- Nys E. (2018). *International Financial Reporting Standards*. [Présentation Powerpoint]. Bruxelles : ICHEC.
- Paquet, G., Schrooten, V. et Simon, S. (2018). *Réaliser et rédiger son mémoire en gestion*. Syllabus. ICHEC, Bruxelles.
- PWC (s.d.). *Une révolution dans le monde de l'audit : libérer la pleine capacité de l'audit grâce à l'innovation*. Récupéré le 2 décembre 2019 de : <https://www.pwc.com/ca/fr/services/assurance/audit-revolution.html>
- PWC (2020). *Changer votre regard sur l'audit : l'innovation au service de la transformation de l'audit*. Récupéré le 30 janvier 2020 de : <https://www.pwc.fr/fr/expertises/audit/changer-votre-regard-sur-l-audit.html>
- PWC (2018). *Quelles évolutions pour l'intelligence artificielle et l'Audit interne en 2018 ?* Récupéré le 16 septembre 2019 de : <https://www.pwc.fr/fr/decryptages/data/quelles-evolutions-pour-lintelligence-artificielle-et-les-metiers-de-laudit-en-2018.html>
- Thyrion V. (2020, 10 mars). Réviseur d'entreprises chez RSM. [Entretien]. Gosselies.
- Tang J. et Khondkar K. (2017). *Big Data in Business Analytics: Implications for the Audit Profession*. Récupéré le 15 mai 2020 de : <https://www.cpajournal.com/2017/06/26/big-data-business-analytics-implications-audit-profession/>
- Trumpener J. (2020, 16 avril). Réviseur d'entreprises chez KPMG. [Entretien]. Zaventem.
- Trumpener J. (2020, 16 avril). *Impact of Data Analytics on Audit*. [Présentation Powerpoint]. Zaventem: KPMG.

- Tschakert N. et al. (2016). *The next frontier in data analytics*. Journal of Accountancy, 222(2), 58-63. Récupéré le 12 février 2020 de : <https://search.proquest.com/abicomplete/docview/1809564546/fulltext/66F7F7410F764AD3PQ/1?accountid=164977>
- Turrubiartes A. (2018, 8 juin). *Best practices for IPE audits and controls*. Récupéré le 2 avril 2020 de : <https://www.auditboard.com/blog/ipe-audit-controls-best-practices/>
- Vanbutsele F. (2018). *The impact of Big Data on financial statement auditing*. Mémoire, Universiteit Gent, Gand, Belgique. Récupéré le 17 juillet 2020 de : https://lib.ugent.be/fulltxt/RUG01/002/480/886/RUG01-002480886_2018_0001_AC.pdf
- Van Hoof E. (2019). *International Standards of Auditing*. [Présentation Powerpoint]. Bruxelles : ICHEC.
- Vasarhelyi M. A. et Brown-Liburd H. (2017). *Big data and audit evidence*. Récupéré le 30 janvier 2020 de : https://www.researchgate.net/publication/290221256_Big_Data_and_Audit_Evidence
- Warren J. D. et al. (2015). *How Big Data will change accounting*. Accounting Horizons. Récupéré le 3 juin 2020 de : https://www.researchgate.net/publication/276391218_How_Big_Data_Will_Change_Accounting/citation/download
- Woodie A. (2016, 22 septembre). *Financial Statements Now Audited by Big Data*. Récupéré le 5 février 2020 de : <https://www.datanami.com/2016/09/22/financial-statements-now-audited-big-data/>
- Zhang J. et al. (2015). *Toward Effective Big Data Analysis in Continuous Auditing*. Accounting Horizons. Récupéré le 17 mai 2020 de : <https://meridian.allenpress.com/accounting-horizons/article-abstract/29/2/469/99281/Toward-Effective-Big-Data-Analysis-in-Continuous?redirectedFrom=fulltext>

