

Louvain School of Management

**Pourquoi les données analytiques
ne sont-elles pas plus utilisées en
audit interne et quelles sont les
solutions pour y remédier ?**

Auteur : SILVESTRE Olivier
Promoteur(s) : NSABIMANA André
Année académique 2019-2020

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier toutes les personnes qui m'ont soutenu et motivé pendant la réalisation de ma thèse de master.

Tout d'abord, je tiens à remercier mon promoteur, M. André Nsabimana, pour son encadrement, ses remarques et ses précieux conseils.

Je tiens à exprimer ma plus profonde gratitude à tous mes interlocuteurs, qui ont pris le temps de répondre à mes questions et de partager leur expérience.

Enfin et surtout, je remercie sincèrement mes parents et ma copine pour leurs encouragements et leur soutien.

RÉSUMÉ

Les données analytiques s'inscrivent dans le prolongement de la large médiatisation que le Big Data a connue. Les opportunités et bénéfices des données analytiques sont connus de tous, ou du moins en partie. Les métiers de la finance s'en retrouvent affectés, leurs méthodes de travail sont transformées pour gagner en efficacité. Pourtant, selon des études et certains experts, la fonction d'audit interne connaît un taux d'implémentation des données analytiques qui est inférieur à ce qu'il devrait être. Ce travail vise à cerner les causes et les solutions qui pourraient être apportées, à travers une étude de la littérature et une enquête empirique auprès de professionnels du secteur. Les résultats démontrent une connaissance et une formation insuffisantes en matière de données analytiques, une qualité des données à améliorer et des bases de données pas toujours complètes. La culture de l'entreprise joue également un rôle, jugée parfois trop vieillissante ou trop bureaucratique. L'ensemble des éléments rencontrés représentent des freins non négligeables, mais pas non plus insurmontables de par leur nature. La première solution issue de l'étude est d'investir dans une cellule réduite de spécialistes des données analytiques qui puissent fournir directement un soutien aux auditeurs internes. En effet, investir dans une formation pointue pour tous les auditeurs internes est trop onéreux étant donné l'évolution constante de ces technologies. La seconde solution est d'améliorer l'encodage des données et de centraliser davantage celles-ci dans un système afin d'en faciliter la récolte, l'extraction des données, ainsi que de permettre une meilleure transversalité. Enfin, la dernière solution consiste à privilégier des outils simples d'utilisation.

TABLE DE MATIERES

I. INTRODUCTION	1
II. HYPOTHÈSES	3
III. METHODOLOGIE	4
IV. MISE EN CONTEXTE THÉORIQUE	5
4.1 IÈRE PARTIE : DÉFINITIONS ET CONCEPTS THÉORIQUES	5
4.1.1. LE BIG DATA.....	5
A) Types de données.....	5
B) Types d'analyse.....	7
C) Nuance entre le big data et les données analytiques.....	9
4.1.2. AUDIT INTERNE.....	10
A) Définition de l'audit interne.....	10
B) Positionnement de l'audit interne dans l'organigramme d'une entreprise.....	11
C) Comité d'audit.....	11
D) Déroulement d'une mission d'audit interne.....	13
4.2. IIÈME PARTIE : REVUE DE LA LITTÉRATURE	15
4.2.1. DONNEES ANALYTIQUES DANS L'AUDIT INTERNE.....	15
A) Degrés d'implication.....	15
B) Domaines d'applications.....	17
C) Outils d'analyse de données.....	23
D) Avantages des données analytiques dans l'audit interne.....	27
4.2.2. CHALLENGES LIÉS À L'IMPLEMENTATION.....	30
4.2.3. PIÈGES À ÉVITER.....	33
V. ÉTUDE EMPIRIQUE	34
5.1 OBJECTIFS DE L'ÉTUDE	34
5.2 UNE ENQUÊTE QUALITATIVE	35
5.3 DÉROULEMENT DES INTERVIEWS	36
5.4 COMPARAISON DES RÉSULTATS DE L'ENQUÊTE	38
5.4.1 QUESTIONS PRÉLIMINAIRES (QUESTIONS 1 À 4).....	38
A) Question 1.....	38
B) Question 2.....	39
C) Question 3.....	40
D) Question 4.....	41
5.4.2 QUESTIONS CLÉS DE L'ENQUÊTE (QUESTIONS 5 À 9).....	41
A) Question 5.....	41
B) Question 6.....	43
C) Question 7.....	45
D) Question 8.....	47
E) Question 9.....	49
5.4.3 QUESTIONS POUR APPROFONDIR (QUESTIONS 10 À 13).....	50
A) Question 10.....	50
B) Question 11.....	52
C) Question 12.....	52

D) Question 13	53
5.5 VÉRIFICATION DES HYPOTHÈSES	54
5.5.1 PREMIÈRE HYPOTHÈSE.....	54
5.5.2 DEUXIÈME HYPOTHÈSE	54
5.5.3 TROISIÈME HYPOTHÈSE.....	55
5.5.4 QUATRIÈME HYPOTHÈSE.....	55
5.5.5 CINQUIÈME HYPOTHÈSE.....	56
5.5.6 SIXIÈME HYPOTHÈSE	56
5.5.7 SEPTIÈME HYPOTHÈSE	57
VI. DISCUSSION.....	58
6.1 CONCLUSION	58
6.2 LIMITES DU TRAVAIL	59
6.3 RECOMMANDATIONS.....	59
VII. BIBLIOGRAPHIE	60
ANNEXE.....	67
ANNEXE 1 : Types de fraudes les plus communes par secteur d'activité.....	67
ANNEXE 2 : Tableau interviewés	68
ANNEXE 3 : Questionnaire sur les barrières de l'utilisation des données analytiques dans l'audit interne	69

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Relation entre le comité d'audit et la fonction de l'audit interne	13
Figure 2 : Schéma de processus d'un service d'audit interne.....	14
Figure 3 : Niveaux d'intégration et d'automatisation de l'analyse de données.....	16
Figure 4 : Domaines d'applications des data analytiques lors d'une mission d'audit interne....	18
Figure 5 : Schéma de fonctionnement de Cube OLAP.....	26
Figure 6 : Composition de l'échantillon.....	37

LISTE DE TABLEAU

Tableau 1 : Tests de détection de fraudes.....	21
---	----

I. INTRODUCTION

Le monde tel que nous le connaissons est en train de vivre sa dernière étape de la troisième révolution industrielle avec le Big Data (La Fondation Robert Schuman et Thomé, 2020). Nul ne peut contester l'impact qu'aura l'explosion des données récoltées dans les décennies à venir. Ce tsunami d'informations recueillies notamment via des objets connectés ou les réseaux sociaux, bouleversera bien des aspects de la société dans laquelle nous évoluons que ce soit notre environnement ou notre quotidien.

Certains métiers d'aujourd'hui se verront balayés ou, à tout le moins, transformés par les avancées technologiques. Il n'y a qu'à regarder les plus importantes sociétés au monde, classées en fonction de leur capitalisation boursière que sont Apple, Alphabet (ex Google), Microsoft, Amazon, Tencent, Alibaba ou encore Facebook. Toutes ces entreprises ont un point en commun, elles sont d'énormes producteurs de données. Même si leurs activités premières n'ont parfois rien à voir avec les données, elles se fondent sur une exploitation intelligente de celles-ci pour perfectionner leurs services clients. Ces organisations fondées sur les données (« Data driven organisations ») vont occuper une place importante dans les activités professionnelles de demain. Pourtant, certaines industries ont du mal à concevoir cette mutation et les enjeux qui en découlent. Ce travail a pour objectif de faire le point sur un métier en particulier, celui d'auditeur interne qui ne semble pas pleinement profiter des avantages que les données analytiques peuvent procurer.

En effet, la profession de l'audit interne ne sera pas épargnée par ces changements. Plusieurs études le prouvent et annoncent depuis quelques années une évolution des pratiques d'audit interne dites traditionnelles. Une étude réalisée par Deloitte, qui a interrogé nonante-neuf Chief Audit Executives, déclare que 93% des directeurs estiment que des changements sont nécessaires pour la fonction de l'audit interne (48% optent pour un changement significatif et 45% pour un changement modéré). Actuellement, 31% des répondants évaluent l'utilisation des données analytiques dans plus de 50% des missions d'audit interne. Dans les trois à cinq ans à venir, 69% prédisent l'utilisation des données analytiques dans plus de la moitié des missions d'audit interne. Ignorer ces technologies serait une erreur incompréhensible. Pourtant à en juger les propos d'Olivier Beauregard, directeur général en audit interne chez

Investissement Québec, les entreprises peinent à introduire pleinement ces nouvelles méthodes de travail : « *On entend parler de data analytiques depuis au moins 10 ans, mais le taux d'implantation dans les fonctions d'audit interne est étonnamment très faible. 62% des fonctions disent avoir implanté des techniques d'analyse de données mais, dans bien des cas, cela se limite à des analyses simples, une minorité matérialise les bénéfices de l'automatisation et de l'analyse en continu* ».

Ces chiffres et propos interpellent et nous poussent à nous interroger. Comment se fait-il que les données analytiques soient aussi peu présentes dans la fonction de l'audit interne ? Quels sont les freins pour les entreprises à utiliser les data analytiques ? Quelles sont les solutions qui peuvent être envisagées pour y remédier ? La science est-elle trop rapide par rapport à la l'industrie ?

Ma question de recherche qui visera à répondre de la manière la plus complète à toutes ces interrogations est « ***Pourquoi les données analytiques ne sont-elles pas plus utilisées en audit interne et quelles sont les solutions pour y remédier ?*** ».

II. HYPOTHÈSES

Afin de nous aider à répondre à notre problématique, nous avons établi une liste d'hypothèses que nous allons, par la suite, vérifier. La limite des hypothèses repose sur leur vérifiabilité à travers l'étude empirique. L'élaboration de ces hypothèses constitue également un fil rouge pour la suite de ce travail.

Hypothèse 1 : Les responsables des départements d'audit interne sous-estiment l'utilité des données analytiques.

Hypothèse 2 : L'implémentation des outils de données analytiques est trop onéreuse.

Hypothèse 3 : L'utilisation des données analytiques dans l'audit interne est un phénomène de mode lié aux buzzwords que sont le big data et les données analytiques.

Hypothèse 4 : La formation et les connaissances des auditeurs internes sont insuffisantes en matière de données analytiques.

Hypothèse 5 : Les avantages théoriques des données analytiques diffèrent des avantages réels sur le terrain.

Hypothèse 6 : La protection accrue des données (confidentialité et sécurité) empêche l'emploi des données analytiques dans l'audit interne.

Hypothèse 7 : La culture des entreprises n'est pas prête à accepter un changement aussi grand dans la manière de travailler.

III. METHODOLOGIE

Dans le but de découvrir pourquoi les données analytiques ne sont pas plus utilisées dans l'audit interne et quelles pourraient être les éventuelles solutions pour y remédier, une recherche qualitative a été menée. À cette fin, des articles, des études et des livres scientifiques ont été analysés et leurs idées ont été synthétisées et retranscrites dans ce travail. De plus, afin de vérifier les hypothèses de départ et de donner davantage de légitimité aux savoirs théoriques, une étude empirique a également été réalisée.

Pour avoir une revue de littérature des plus complètes concernant les données analytiques dans l'audit interne, nous avons principalement fait appel à Google Scholar, les livres étant relativement rares, voire même absents, dû au caractère spécifique et récent du sujet. Aucun livre ne concernait ce sujet dans les bibliothèques de ma commune ou de l'université de Saint-Louis à Bruxelles. Les sources de la revue de littérature proviennent en partie d'importantes sociétés liées au monde de la finance, plus connues sous le nom des « Big Four » qui sont composés de Deloitte, PWC, KPMG et EY. Une autre grande partie des sources est issue de l'Institut des Auditeurs Interne. Ensuite, il y a également des articles scientifiques ou encore des magazines spécialisés sur le sujet. Néanmoins, la majorité de mes sources se trouvaient sur le net. La pandémie liée au Covid-19, rendant l'accès aux bibliothèques très difficile voire même impossible, n'a en rien aidé. Il en résulte que les livres, magazines ou encore articles que vous retrouverez dans la bibliographie sont tous disponibles en version E-book sur internet.

Pour examiner la maturité technologique des données analytiques dans l'industrie de l'audit interne de Belgique, 10 professionnels ont été interviewés. Ces interviews ont été conduites de manière semi-structurée, le but étant d'obtenir des informations tout en laissant la possibilité aux répondants de délivrer des informations supplémentaires. Afin d'acquérir un large éventail de points de vue et d'expériences pratiques, des auditeurs de différents niveaux et provenant de sociétés diverses ont été sélectionnés.

IV. MISE EN CONTEXTE THÉORIQUE

4.1 IÈRE PARTIE : DÉFINITIONS ET CONCEPTS THÉORIQUES

4.1.1. LE BIG DATA

Le big data fait référence, comme mentionné ci-dessus, à de grandes quantités d'informations. Ces données sont généralement caractérisées par les « trois V » qui sont le Volume (pour la quantité créée), la Vitesse (pour la vitesse à laquelle ces données sont produites) et la Variété (ces données peuvent provenir de différentes sources et apparaître sous différents formats) (MBA ESG, 2016). De plus en plus, nous ajoutons un quatrième V qui représenterait celui de la Vérité. Ce dernier représente un des plus grands potentiels d'amélioration ainsi que le plus de défis. Cette quatrième caractéristique est censée répondre à la question suivante: "*Dans quelle mesure les données sont-elles applicables et précises?*" (McNeill, 2019). Conséquemment, ce dernier élément fait donc allusion à la qualité des données.

A) Types de données

Il est crucial de comprendre ce qu'est le big data et sous quelles formes celui-ci se présente afin de comprendre son utilité et son impact dans l'audit interne. Le big data se décline en trois catégories (Marr, 2019) :

1) Les données structurées

Face à cette catégorie, nous retrouvons un mode de lecture, de stockage et de triage qui s'avère accessible. Les informations généralement objectives ne laissent pas de place pour l'interprétation. Ces informations sont présentées de façon pré-formatées, plutôt équivalente à ce que l'on pourrait trouver dans un fichier Excel. Habituellement, c'est sous forme de colonnes et de lignes auxquelles nous pouvons mettre un titre. Néanmoins, ces données ne représentent que 20% des données disponibles et sont stockées dans une base de données relationnelles ou un entrepôt de données. L'utilisation du langage SQL peut simplifier la recherche dans cette base de données ("*SQL signifie Structured Query Language, qui spécifie un langage pour les bases de données informatiques pour effectuer des opérations courantes de recherche, d'ajout,*

de suppression ou de modification") (Linternaute, 2020). Une enquête de satisfaction en est un bon exemple, les éléments qui la composent : les adresses e-mail, les niveaux de satisfaction et les types d'achats sont des données structurées. Elles sont également désignées comme étant des données quantitatives (Gatbois, 2019).

2) *Les données non-structurées*

Ce groupe englobe la plupart des données disponibles sur le net. Ce sont des données brutes, plus difficiles à trier, que nous ne pouvons pas simplement classer dans des colonnes ou des lignes. Elles demandent plus de travail lors de leur analyse, mais également des outils différents. Leur collecte et leur traitement sont aussi plus compliqués. Néanmoins, elles représentent un véritable potentiel car elles concernent des informations qui ne sont pas visées par les données structurées. En effet, ce sont des données qualitatives et elles ne sont conformes à aucun modèle prédéfini. Leur délaissement a été observé pendant de nombreuses années, mais, depuis la montée de l'intelligence artificielle et des algorithmes, elles sont de plus en plus exploitées. Dans les données non-structurées, nous retrouvons des photos, le contenu d'un mail, les échanges sur des messageries instantanées, des documents Word, PowerPoint, etc.

3) *Les données semi-structurées*

Les données semi-structurées constituent un mélange des deux catégories citées précédemment. Nous constatons que certaines caractéristiques reviennent de manière régulières, mais il y a également des informations que l'on ne peut regrouper dans aucun modèle préétabli (Marr, 2019). À titre d'exemple, un avis sur un restaurant est une donnée semi-structurée car nous pouvons y retrouver la date, le nom de la personne à l'origine du commentaire, et le nombre d'étoiles qu'elle attribue au restaurant. Par contre, le commentaire en lui-même sera considéré comme une donnée non structurée car il ne convient à aucun format prédéfini et ne peut pas être analysé à grande échelle. Il s'agit d'une information qualitative qui doit faire l'objet d'une interprétation. Un mail peut également servir d'exemple, nous y retrouvons les coordonnées du destinataire et de l'expéditeur d'envoi, ainsi que la date mais le contenu du mail, lui, n'est pas conforme à un format spécifique.

B) Types d'analyse

Après avoir décrit, dans les grandes lignes, la composition des big data, nous allons parcourir les différents types d'analyses qui permettent d'en tirer les informations et les conclusions dont nous avons besoin.

Analyses des données

L'analyse des données est une science qui permet d'étudier les données brutes afin d'en tirer des conclusions. Ceci permet de déceler des tendances qui seraient sinon perdues dans la masse d'informations. Cette analyse peut être faite à l'aide de logiciels spécialisés. L'objectif ultime pour l'entreprise est d'être aidé à prendre les meilleures décisions.

Les données analytiques peuvent être répertoriées en quatre principales grandes familles (Frankenfield, 2019a) :

- *Analyse descriptive* : l'interprétation des données historiques permet de comprendre certains événements survenus en les comparant à différentes périodes. C'est une composante importante dans l'élaboration de décisions à prendre dans les entreprises. Cela permet replacer dans un contexte certaines données, comme, lorsque nous parlons d'une augmentation du chiffre d'affaires d'un million d'euros pour une entreprise. Ceci peut sembler beaucoup, mais si nous savons que cette augmentation n'est qu'un petit pourcentage de ce qui a été réalisé l'année précédente (disons 1%), cela nous apparaît comme étant nettement moins important (Frankenfield, 2019b).

- *Analyse diagnostique* : Cette analyse met l'accent sur les causes de certains événements qui ont eu lieu antérieurement. Cette étude tente de répondre à la question : « Pourquoi cela se produit-il ? ». Nous commençons généralement par des informations hypothétiques, puis nous essayons d'établir des connexions et de trouver des corrélations entre différents facteurs. Supposons que nous voulons comprendre pourquoi les ventes en ligne ont augmenté de 30%. Une analyse de données des consommateurs permet de déterminer que c'est en partie une promotion de livraison gratuite qui a permis d'augmenter de 14% la quantité d'articles par livraison sur le site. Un outil souvent utilisé dans ce type d'analyse est l'exploration de données (« data mining ») (Brinkmann, 2019).

- *Analyse prédictive* : Cette analyse de données et de statistiques vise à établir des prédictions sur des évènements futurs ou même des évènements encore inconnus. Cela permet de résoudre des problèmes complexes et d'identifier des risques et/ou opportunités potentiels. Ses usages principaux sont, à l'heure actuelle, prédominants dans les domaines qui concernent, en premier lieu, la détection des fraudes, l'optimisation des campagnes de marketing, l'amélioration des opérations (gestion de stocks, etc.) et, en dernier lieu, la réduction de risques (SAS, 2019).

- *Analyse prescriptive* : L'analyse prescriptive va encore plus loin dans l'analyse de données. Bien que l'analyse prédictive ait tendance à découvrir des problèmes futurs qui n'ont pas encore été décelés, l'analyse prescriptive fournira des solutions pour optimiser au maximum les bénéfices de certaines opportunités ou bien d'atténuer certains risques à l'avenir (Proponent, 2018). Il s'agit d'une étape supplémentaire, car c'est la seule étape à recommander des actions à réaliser. Les réponses qu'elles formulent se font à travers deux processus (Riverlogic, 2020) : soit par des règles heuristiques¹, soit par l'optimisation. La plupart des techniques évoquées pour les autres types d'analyses sont aussi nécessaires pour parvenir à un résultat. Ceci n'est que l'étape finale de ce qui a été réalisé auparavant. Le procédé utilisé dépend, en effet, du problème rencontré.

Il est important de comprendre ces différentes phases d'analyse des données car une étape est difficilement réalisable si celle qui la précède n'est pas maîtrisée. Plus nous progressons dans ces différentes étapes, meilleure est la maîtrise des data analytiques. Avant d'entamer la compréhension du positionnement exact de l'audit interne dans l'industrie, nous allons tout d'abord nous attarder sur une définition de celle-ci et ce en quoi elle consiste.

¹ « L'heuristique est une méthode de résolution de problèmes qui utilise des raccourcis pour produire des solutions suffisantes dans un délai limité. L'heuristique est une technique de flexibilité qui permet de prendre des décisions rapides, en particulier lorsqu'on travaille avec des données complexes. Les décisions prises à l'aide d'une approche heuristique ne sont pas nécessairement optimales. » (Chen, 2020)

C) Nuance entre le big data et les données analytiques

Les différences subtiles entre ces deux concepts sont généralement vagues et rarement comprises. La notion de Big Data est largement plus connue, elle est considérée comme étant un produit technologique qui permet de stocker des immenses quantités d'informations quels que soient leurs formats, grandeurs ou encore leur origine. Le traitement du Big Data est tellement lourd qu'il est souvent impossible à stocker dans la mémoire d'un seul ordinateur. Ce stockage d'informations peut également être appelé « Datafication » et se fait dans des centres de stockage de petabyte. Pour clarifier : 1 Petabyte = 1.024 Terabytes = 1.048.576 Gigabytes, on peut également dire que cela équivaut à 3,4 années de Full HD vidéo (Fisher, 2020). Les principales fonctions du Big Data sont d'analyser des informations pouvant mener à de meilleures décisions et à des changements stratégiques à grande échelle.

Ces bases de données peuvent par exemple être utilisées en marketing pour identifier les clients potentiels, en politique pour étudier les profils démographiques des électeurs, au niveau de la sécurité nationale pour identifier de potentielles menaces, dans le domaine de la santé publique pour identifier des épidémies comme cela a été récemment le cas avec le Covid-19 ou encore avec la SEC (Securities and Exchange Commission) afin d'identifier de potentielles fraudes comptables ou commerciales, etc. (AICPA et al., 2014) Les données qui sont utilisées peuvent provenir de nombreux endroits différents (réseaux sociaux, sociétés privées et autres).

Les données analytiques constituent la science de l'examen des données brutes, auxquelles nous appliquons des processus algorithmiques ou mécaniques, dont l'objectif est de tirer des conclusions au départ de ces informations (Grandmontagne, 2018). Leur utilisation est appréciée dans les industries pour les aider à prendre de meilleures décisions, à vérifier, ou encore à réfuter des théories ou modèles établis. De manière générale, les données analytiques sont fondées sur l'inférence, ce qui implique que les chercheurs tirent leurs conclusions en se basant sur ce qu'ils savent déjà. Les techniques d'analyse des données peuvent révéler des tendances et des mesures qui, autrement, seraient perdues dans la masse d'informations (Frankenfield, 2018a).

4.1.2. AUDIT INTERNE

L'audit interne est un service qui s'avère important, voire nécessaire pour l'entreprise. Cependant, c'est une fonction qui est souvent mal perçue et dont la plus-value n'est pas toujours bien comprise. Il faut dire que chaque société a un environnement et une organisation qui lui est propre. De plus, les tâches qui sont assignées aux auditeurs deviennent de plus en plus diversifiées, mais également de plus en plus complexes. Tous ces aspects obscurcissent le concept de ce qu'est l'audit interne et de sa réelle utilité (GIACC et al., 2016). C'est pourquoi nous allons tout d'abord commencer par en donner une définition.

A) Définition de l'audit interne

L'organisme mondialement connu concernant l'audit interne est The Institute of Internal Auditors basé en Floride, aux États-Unis. L'institut définit l'audit interne comme étant une activité indépendante et objective qui garantit à l'organisation une assurance sur le degré de maîtrise de ses opérations, lui propose des pistes d'amélioration et, de plus contribue à créer de la valeur ajoutée. L'audit aide l'organisation à atteindre ses objectifs en évaluant, par une approche systématique et méthodique, ses processus de management des risques, de contrôle et de gouvernance, et en faisant des propositions pour renforcer leur efficacité (The Institute of Internal Auditors, 2020).

Indépendante et objective : Ces caractéristiques peuvent être les plus importantes, afin de réaliser un travail équitable sans subir la pression ou l'influence d'autres institutions. Son indépendance se limite, bien entendu, au respect des normes d'audit interne.

Degré de maîtrise de ses opérations : Le but de l'audit interne est de proposer une aide visant à améliorer les performances ou l'atteinte d'un objectif. Il n'est pas question de juger le travail des hommes, mais les processus et opérations.

Conseils : L'audit interne propose des recommandations au Comité de direction qui peut ensuite approuver une procédure pour en permettre le suivi. La responsabilité des parties respectives sera de remédier aux manquements constatés (Commission Bancaire et Financière, 2002).

Créer de la valeur ajoutée : Si un département d'audit interne ne crée aucun avantage net, alors il ne mérite pas d'exister (GIACC et al., 2016). En effet, il contribue d'une manière ou d'une autre à optimiser le profit.

En conséquence, l'audit interne effectue donc des évaluations et des contrôles de processus à l'intérieur même de la société. Il est important de souligner son indépendance et son objectivité. L'audit signale les erreurs ou les points à améliorer et communique par le biais du comité d'audit au management. L'audit interne peut également être interprété comme une amélioration de la communication à travers les différents niveaux d'une organisation en passant de l'opérationnel au management (Bertin et Godowski, 2012).

B) Positionnement de l'audit interne dans l'organigramme d'une entreprise

Comme mentionné précédemment, la fonction d'audit interne se doit d'être indépendante et libre afin de pouvoir investiguer dans chaque entité et chacune des activités de l'entreprise (Commission Bancaire et financière, 2002). Pour cette raison, il faut que la fonction ne soit pas sous la coupe d'une direction opérationnelle et qu'elle soit libre de tout organe exécutif. Dans le passé, l'audit interne était généralement sous la coupe de la ligne financière, mais cela est en général révolu (Gils et al., 2008). La configuration des rapports hiérarchiques n'est pas la même partout. Dans certaines sociétés, elle rend directement compte au Comité d'Audit de l'entreprise, et dans d'autres, cette fonction reste sous l'autorité de la Direction Générale. Le fait de rendre directement compte au Comité d'Audit est plus intéressant concernant le critère de l'indépendance car elle échappe alors au contrôle de l'Exécutif. Cela a pour résultat d'assurer un meilleur rapprochement entre les auditeurs internes et l'actionnariat, ce qui est important en regard du critère de l'objectivité (Caron, 2017).

C) Comité d'audit

Étant l'instance principale auquel les auditeurs internes se doivent, en général, de répondre, il est utile de savoir ce qu'est un comité d'audit. Depuis 2006, la directive européenne 2006/43/CE stipule que toutes les sociétés cotées en bourse doivent intégrer un comité d'audit au sein de leur organisation (Moniteur Belge, 2008). La loi a ainsi été adoptée en Belgique le 8 janvier 2009. Cette loi prévoit que le comité soit composé de membres non-exécutifs du conseil

d'administration dont au moins un membre doit être indépendant. Ce dernier se doit d'être qualifié d'expert financier en ayant des compétences en matière d'audit et de comptabilité et doit agir de manière indépendante. Ce critère d'indépendance est valable pour tous les membres siégeant au comité. Ses principales communications se font avec le Chief Financial Officer (CFO) et le contrôle de gestion (Tuovila, 2019b).

Au fil du temps, l'importance des comités d'audit s'est accrue et ce, surtout depuis les scandales financiers qui ont secoué les États-Unis au début des années 2000 avec la faillite d'Enron ainsi que l'implication dans des fraudes de grande ampleur d'importantes sociétés tels que Worldcom, Tyco ou encore Adelphia (sans être exhaustif). La gestion frauduleuse n'a pas touché que ces grandes entreprises, elle a également atteint de grands cabinets d'audit tels que Arthur Anderson, dont la mission principale est de contrôler et d'attester de l'image fidèle des états financiers de ces sociétés. Cette succession de scandales a dévoilé au grand jour les lacunes des contrôles internes au sein des firmes d'audit et a remis en question l'éthique dans la pratique financière. La confiance dans les dirigeants des grandes entreprises a disparu et c'est ainsi que le besoin d'instaurer un organe indépendant au sein de l'entreprise s'est imposé. Les comités d'audit sont devenus incontournables et leur indépendance est devenue primordiale. Les retombées économiques de ces malversations financières ont été énormes, à tel point que des mesures ont dû être prises pour rassurer les investisseurs et c'est une des raisons qui ont poussé à l'adoption de la loi Sarbanes Oxley par le Congrès Américain en juillet 2002 (Fernandez, 2018).

Pendant longtemps, le comité d'audit a été cantonné aux états financiers et aux audits externes, mais à présent ses pouvoirs ont été étendus (The Institute of Internal Auditors et Rittenberg, 2016). Désormais, les rôles du comité d'audit sont multiples. Il s'occupe de la supervision de l'information financière et des contrôles internes y afférents, vérifient le dépôt et la publication des résultats de l'entreprise, contrôlent les risques, se chargent également de la nomination, de la compensation et de la supervision des auditeurs externes. Enfin, il veille également à l'éthique et à la conformité des procédures et règles en vigueur, et en outre, ils dirigent également la fonction de l'audit interne (Deloitte, 2018).

C'est ce dernier point qui nous intéresse. Le comité d'audit approuve le plan d'audit interne annuel et détermine si le Chief Audit Executive dispose du budget et des ressources nécessaires pour exécuter celui-ci. C'est au comité d'audit que l'audit interne délivre ses

phase de réalisation (normes et MPA 2300) et la phase de conclusion (normes et MPA 2400) (IFACI).

Figure 2 : Schéma de processus d'un service d'audit interne



Source : IFACI, Méthodologie de conduite d'une mission d'audit interne

La phase de préparation

La première étape consiste à déterminer quels sont les objectifs de la mission ainsi que la spécification du périmètre d'action. Les attentes du client et les livrables de la mission vont être déterminés. Une réunion d'ouverture va également avoir lieu au cours de laquelle l'équipe des auditeurs sera présentée. Ensuite, le service audité sera analysé et l'audit interne va préciser les objectifs de sa mission, les processus qui seront mis en œuvre de même que, les évaluations des dispositifs de contrôle déjà implémentés, et l'identification des risques susceptibles d'affecter l'entité. Pour ces derniers, il y aura une estimation de leur probabilité de réalisation.

Ensuite, il y a lieu de se focaliser sur les détails de la planification, la présentation de l'allocation des ressources et du budget ainsi que l'établissement du programme de travail. Une fois que l'ensemble de la mission est validé, tout est alors mis en place pour passer à la deuxième phase.

Phase de réalisation

À ce stade, une rencontre est organisée avec le service à auditer afin de rassembler des informations et constituer un dossier. Les principaux outils utilisés sont des questionnaires, observations, entretiens, échantillonnages, mais également des procédures analytiques et des outils informatiques d'audit (CAATs – Computer Assisted Audit Tools and Techniques). Le but ultime étant de vérifier les preuves d'audit recueillies.

Phase de conclusion

Si nous nous référons au diagramme de la figure 2, nous sommes maintenant entrés dans une nouvelle étape, qui est structurée par les MPA 2400. Nous procédons à l'analyse des causes de contrôles qui ont été jugés insatisfaisants. Des recommandations seront émises et précisées dans la réunion de clôture. C'est lors de cette réunion que la formulation définitive sera établie, ce qui aidera à l'élaboration d'un plan d'actions afin de mettre en pratique les résultats qui ont été fournis. L'ensemble des observations sera retranscrit dans un rapport final qui sera signé au terme de la mission et remis au service audité.

4.2. IEME PARTIE : REVUE DE LA LITTÉRATURE

4.2.1. DONNEES ANALYTIQUES DANS L'AUDIT INTERNE

Maintenant que nous avons examiné les bases de l'audit interne et de l'analyse des données, nous pouvons nous concentrer sur l'interaction de ces deux concepts. Les directions d'entreprises et les comités d'audit ont tendance à imposer de plus en plus d'exigences à la fonction de l'audit interne en termes de couverture de risque ou encore de valeur ajoutée. Un des moyens pour y parvenir serait une meilleure utilisation des data analytiques qui présentent des avantages pas encore assez exploités selon certains experts de l'audit interne (Beauregard, 2018). Nous allons voir les différents niveaux d'intégrations des data analytiques dans les entreprises,

A) Degrés d'implication

Comme mentionné précédemment, les data peuvent se décliner sous différentes formes et différentes catégories. Les quatre principales familles qui sont les *analyses descriptive*,

diagnostique, prédictive et prescriptive peuvent être interprétées comme quatre étapes évolutives dans l'utilisation des data au sein d'un service d'audit interne, chaque étape étant nécessaire pour la réalisation de la suivante. Une étude réalisée par le cabinet d'audit KPMG en 2016, nous décrit cette utilisation et intégration aux différents niveaux.

Figure 3 : Niveaux d'intégration et d'automatisation de l'analyse de données

Niveaux de maturité	Niveau I	Niveau II	Niveau III	Niveau IV	Niveau V
Méthodologie d'audit interne	Audit traditionnel	Intégration des analyses de données Ad Hoc	Audit en continu et évaluation des risques en continu	Audit et contrôle en continu intégrés	Assurance en continu de la gestion des risques
Analyse stratégique	○	○	◐	◐	●
Évaluation des risques de l'entreprise	○	○	◐	◐	●
Développement du plan d'audit interne	○	◐	◐	●	●
Réalisation des missions et établissement des rapports	◐	◐	●	●	●
Amélioration en continu	○	○	○	◐	●
Types de données applicables	Descriptive	Descriptive, Diagnostique	Descriptive, Diagnostique, Prédictive	Descriptive, Diagnostique, Prédictive, Prescriptive	Descriptive, Diagnostique, Prédictive, Prescriptive
<p>○ Analyse de données généralement non utilisées ◐ Analyse de données partiellement utilisées mais sous-optimisées ● Analyse de données utilisées de manière efficace et uniforme (adaptées)</p>					

Source : KPMG – 2016

Le premier niveau reflète une utilisation plutôt limitée des data car elle ne contient que l'analyse de données descriptives (voir définition ci-dessus). Ce sont principalement des rapports d'exceptions et quelques analyses de données descriptives.

Le niveau deux comporte déjà des analyses de risques et permet également de faire des comparaisons.

Dans le niveau trois, on utilise des analyses pour définir des risques prioritaires, des outils de visualisation (que nous définirons plus tard) sont aussi intégrés ainsi que des analyses prédictives, mais de manière limitée. Lors de l'exécution des missions et du reporting, des analyses de données sont réalisées automatiquement pour les procédures clés.

Le niveau quatre est le premier niveau où les quatre types d'analyses de données sont présents. A ce stade-ci, avec l'aide de l'analyse de données, on est capable de répondre à des questions complexes telles que « Pourquoi est-ce arrivé ? », « Que va-t-il se passer ? » ou encore « Quelle action entreprendre ? ». S'il y a des exceptions d'audit, des systèmes de tests automatisés peuvent être activés grâce à des outils de contrôle et de pilotage. Une exception d'audit se produit lorsqu'il y a un écart ou une déviance par rapport au résultat attendu lors d'un test ou un contrôle. Un exemple nous est donné par Isaac Clarke (2019), à titre de comparaison on se rend chez le médecin car on présente des signes de maladie. Le médecin nous fait toute une série de tests et finit par nous annoncer une nasopharyngitis ou acute coryza. Cela peut paraître grave, mais le docteur finira par annoncer qu'il s'agit d'un rhume et qu'il suffit de rester hydraté, de se reposer et d'éventuellement prendre un peu de médication. La « morale » est que des déviations à des tests peuvent arriver, mais que, si on dispose des outils et de l'expertise nécessaire, on peut plus facilement juger de la gravité et prendre les mesures nécessaires pour y remédier. De manière globale, des analyses intégrées des systèmes ERP (Entreprise Ressource Planning) permettent également d'identifier les risques prioritaires et des analyses prédictives et prescriptives sont réalisées en complément.

Le niveau trois est le niveau idéal à atteindre en terme d'assurance continue de la gestion des risques. C'est l'utilisation optimale des données en termes d'objectifs stratégiques, de risques et d'adaptation à l'évolution des technologies. Les différentes procédures sont axées sur l'analyse des causes premières de certains faits/événements et sur les recommandations qui peuvent être faites.

B) Domaines d'applications

Les données analytiques représentent un réel avantage pour l'audit interne. Nous allons à présent voir dans quels domaines nous pouvons retrouver leur application et, dans quels parties du cycle, elles peuvent apporter du changement.

Comme nous l'avons vu précédemment, une mission d'audit interne traditionnelle se compose de trois phases qui sont la phase de préparation, la phase de réalisation et la phase de conclusion. Pour chacune de ces étapes, nous allons identifier les domaines dans lesquels les data analytiques peuvent jouer un rôle. (Voir figure ci-dessous)

Figure 4 : Domaines d'applications des data analytiques lors d'une mission d'audit interne



Source : Consultancy.UK - 2018

Dans la phase de préparation, les data analytiques permettent de faire du risk profiling. Cela consiste à établir un profil type de fraudeur, mais pas seulement. C'est un processus qui se base sur des critères prédéfinis et qui va établir une liste de fraudeurs potentiels. Cette liste est régulièrement mise à jour tout comme les critères qui composent le profil type de fraudeur. Cette application comprend un large éventail de techniques de détection de fraudes telles que la surveillance systématique des transactions que peuvent effectuer les gens figurant sur cette liste. Cette définition de profil se base sur de larges bases de données qui peuvent être diverses et qui vont établir des liens ainsi que des corrélations entre différents facteurs. L'utilisation des data permet d'identifier les nouvelles techniques de fraude, de repérer plus facilement les failles dans le système et de faire économiser un temps important aux auditeurs interne qui n'ont pas à faire tout le travail personnellement (Tata Consultancy Services & ; Manoharan, 2015).

Le test de simulation de data consiste à vérifier si le système d'enregistrement des données fonctionne correctement. Il simule l'encodage des informations du service audité et permet de faire une comparaison avec les résultats affichés par l'entreprise. Nous allons prendre en exemple un ensemble de factures de la comptabilité que nous voulons tester. Le résultat de

la simulation devrait donner des résultats comparables à ce que l'on pourrait retrouver dans le système comptable de l'entreprise. Si nous remarquons une différence, des tests additionnels devront être effectués pour identifier l'origine de la différence (Coderre, 2009).

Sur le terrain, la contribution se fera pour l'identification de risques prédictifs, de simulation de contrôle, indicateurs de fraude et une surveillance continue des contrôles. La surveillance continue des contrôles (« Continuous Controls Monitoring ») est un outil extrêmement intéressant pour l'audit interne car il augmente sa qualité et son efficacité. Cette surveillance va de pair avec deux critères assez importants (parmi d'autres), qui sont le degré d'automatisation et le degré d'accès aux données (Vasarhelyi et al., 2012).

Ses utilités sont diverses (Deloitte, 2010) :

- Améliorer les processus et les activités des entreprises tout en respectant les normes d'éthique et de conformité
- Étendre la couverture de l'audit interne avec un coût supplémentaire minime (voire nul)
- Accéder à une conformité plus rapide et moins coûteuse pour les politiques, procédures et règlements
- Détecter les exceptions en temps réel et mettre en place des réponses instantanées.
- Mettre en place un contrôle plus automatisé et fondé sur les risques avec des coûts de main-d'œuvre réduits
- Raccourcir les cycles d'audit

Le second domaine d'application est celui des indicateurs de fraude. Le risque de fraude reste un problème majeur pour les entreprises, c'est ce qui ressort d'une étude bisannuelle mondiale délivrée par PWC début 2020, laquelle indique que la cybercriminalité et la fraude économique se maintiennent à des niveaux records. Les principaux fléaux sont composés de fraude à l'achat, cybercriminalité et détournements de fonds d'actifs.

Un autre point intéressant à soulever dans cette étude est que 37% de ces fraudes sont perpétrées par un collaborateur interne, 39% par un collaborateur externe et, dans 20% des cas, il s'agit d'une collaboration d'acteurs interne et externe à la société. Il y aurait 42 milliards USD de pertes dans le monde au cours des 24 derniers mois dues à des fraudes déclarées. Ce problème est réel et peut affecter n'importe quel type d'industrie ainsi que se présenter sous différentes formes (Voir Appendix 1). Si ces fraudes sont possibles, c'est que des failles dans le système existent. L'audit interne peut révéler ces failles grâce aux données analytiques via des

techniques d'analyses spécifiques, des stratégies de programme de détection de fraudes, et en utilisant des sources de données externes et internes à l'entreprise (GTAG & ; The Institute of Internal Auditors, 2009).

La première étape consiste à vérifier l'intégrité et l'exhaustivité des données. Cette étape s'avère importante car sinon les tests pourraient faussement indiquer une fraude ou alors, ils pourraient potentiellement passer à côté d'une fraude. Ensuite, les tests à effectuer sont variés, et peuvent être classifiés en deux catégories différentes.

Premièrement, il y a des techniques analytiques qui seront utiles pour détecter la fraude.(GTAG & ; The Institute of Internal Auditors, 2009) :

- Calcul de statistiques basiques (Moyenne, variation, écart-type moyen, valeurs les plus hautes et basses, etc.)
- Fusion de plusieurs sources de données pour détecter des tendances, liens ou similitudes.
- Vérification des dates d'entrées de certaines informations (exemple : aucune transaction ne peut être accordée un jour férié, un jour de weekend ou une autre date inhabituelle)
- Test de trou qui observe si, dans une série séquentielle, un chiffre n'a pas été sauté (dans le but de cacher une transaction).
- Application de la loi de Benford. Il a été constaté, que pour de grandes séries de chiffres, variant sur plusieurs ordres de grandeur et qui sont suffisamment espacés, la proportion de chiffres commençant par 1 est de 30%, par 2 de 17,6%, par 3 de 12,5%, par 4 de 9,7%, ... et par 9 de 4,6%. Il s'agit d'une loi souvent appliquée pour détecter des fraudes. Si elle n'est pas respectée, il est intéressant d'établir des tests plus poussés pour en comprendre la raison. (Delahaye, 2018)
- Etc.

Ces techniques sont une première approche pour vérifier les données. La liste n'est sûrement pas exhaustive, mais permet de se faire une idée du type de méthodes qui sont utilisées. Ensuite, on reprend dans le tableau suivant les différentes sortes de tests qui permettent de déceler des anomalies dans les fichiers.

Tableau 1 : Tests de détection de fraudes

Types de fraudes	Tests utilisés pour découvrir une fraude
Vendeurs fictifs	<ul style="list-style-type: none">- Effectuez des vérifications pour découvrir les boîtes postales utilisées comme adresses et pour trouver toute correspondance entre les adresses et/ou les numéros de téléphone des vendeurs et des employés.- Être attentifs aux vendeurs dont les noms ont une consonance similaire ou quand il y a plus d'un vendeur avec la même adresse ou le même numéro de téléphone.
Factures modifiées	<ul style="list-style-type: none">- Recherche de doubles- Vérifier les montants des factures qui ne correspondent pas aux contrats ou aux montants des bons de commande
Appels d'offres fixes	<ul style="list-style-type: none">- Résumez le montant du contrat par fournisseur et comparez les résumés des fournisseurs sur plusieurs années afin de déterminer si un seul fournisseur remporte la plupart des appels d'offres.- Calculer le nombre de jours entre la clôture des offres et la date de soumission du contrat par vendeur pour voir si le dernier soumissionnaire remporte systématiquement le contrat.
Marchandises non reçues	<ul style="list-style-type: none">- Recherchez les quantités d'achat qui ne correspondent pas aux quantités contractuelles.- Vérifier si les niveaux de stock des marchandises changent par rapport à la livraison supposée des marchandises
Prix gonflés	<ul style="list-style-type: none">- Comparez les prix des différents fournisseurs pour voir si les prix d'un fournisseur particulier sont déraisonnablement élevés.
Quantités excédentaires achetées	<ul style="list-style-type: none">- Examiner les augmentations inexplicables des stocks.- Déterminer si les quantités de matières premières achetées sont appropriées au niveau de production.- Vérifiez si l'augmentation des marchandises commandées est comparable à celle des années ou contrats précédents.
Doubles paiements	<ul style="list-style-type: none">- Recherche de numéros de facture et de montants de paiement identiques.

	<ul style="list-style-type: none"> - Vérifier les demandes de remboursement récurrentes pour les factures payées deux fois
Copies carbone	<ul style="list-style-type: none"> - Recherche de doublons dans tous les chèques d'entreprise encaissés. - Effectuer une deuxième recherche pour les lacunes dans les numéros de chèque
Duplication des numéros de série	<ul style="list-style-type: none"> - Déterminer si les équipements de grande valeur qu'une entreprise possède déjà sont rachetés par la vérification des numéros de série en double et de l'implication du même personnel dans les processus d'achat et d'expédition.
Fraude sur les salaires	<ul style="list-style-type: none"> - Vérifier si un employé licencié est toujours sur la liste de paie en comparant la date de licenciement avec la période de paie couverte par le chèque de paie, et extraire toutes les opérations de paie pour la date de départ inférieure à la date de la période de paie en cours.
Comptes à payer	<ul style="list-style-type: none"> - Trouver les transactions qui ne correspondent pas aux montants du contrat en liant les fichiers des comptes créditeurs au contrat et les fichiers d'inventaire et examiner la date du contrat, le prix, la quantité commandée, la quantité de réception de l'inventaire, la quantité facturée et le montant du paiement par contrat.

Source : Coderre, 2009a

Pour le rapport, l'analyse de données sera utilisée pour la quantification des risques. La quantification des risques est définie par Newell & Grashina (2004) « *L'objectif de la quantification est d'établir un moyen de classer les risques par ordre d'importance. Dans la plupart des projets, il n'y aura pas assez de temps ou d'argent pour prendre des mesures contre chaque risque identifié* ». Ce classement est établi en fonction de l'impact du risque et de sa probabilité de réalisation.

Un autre point que les data analytiques traitent, est le real-time exception management. Il s'agit d'erreurs dans des systèmes ou des applications, qui font apparaître un message d'erreur (Oracle, 2010). Lors des différents tests, des erreurs ou des exceptions peuvent survenir. L'essentiel est de déterminer leur degré d'importance et de voir si elles sont uniques ou le

résultat d'erreurs systémiques (Kaegermann et al., 2007). Ces erreurs sont ensuite classées selon une série de critères et transmises aux auditeurs internes qui pourront alors les traiter.

Enfin une root cause analysis (RCA), permet de déterminer les causes profondes d'un événement ou d'un problème. Ce type d'analyse ne se contente pas d'isoler un facteur dit « causal » dont la suppression affecte positivement le résultat mais n'empêche pas de se répéter avec certitude. La RCA va s'attaquer aux vrais problèmes sous-jacents au lieu de simplement faire disparaître les symptômes (Oracle, 2020).

C) Outils d'analyse de données

Il est difficile de faire le point sur toutes les solutions, outils, éditeurs et entreprises qui se développent sur le marché de l'analyse de données. Nous allons parcourir les plus importants et ceux qui semblent les plus pertinents dans le cadre de ce mémoire. Dans un premier temps, nous allons passer en revue les différents types d'outils en expliquant leurs applications, avant de parler des outils plus spécifiques.

Outil de préparation de données

Un des principaux problèmes auxquels les auditeurs internes peuvent être confrontés est que les données sont enfermées dans des silos et ce, à tous les niveaux de l'entreprise (Alteryx, 2020). Une des propositions de ces outils de préparation de données est de fédérer ces informations en un seul lieu de stockage grâce à des plateformes d'analyses unifiées telles que Alteryx, SAS, Datawatch, etc. Ces plateformes vont grouper les données, les nettoyer, les transformer et les enrichir, pour ensuite les exporter vers les applications qui les exploiteront (KPMG et al., 2016).

Outil de support / GRC

Un système GRC (Gouvernance, Risques et Conformité) est un système intégré qui synchronise les fonctions de gouvernance, risques et contrôle dans une organisation. La GRC est principalement focalisée sur les processus, et permet d'identifier les risques dans ces processus (IFACI, 2013). Le système améliore l'efficacité grâce à un meilleur partage de l'information, la suppression des opérations inutiles et améliore la prise de décision au sein de

l'entreprise. L'outil évalue également les contrôles qui sont mis en place et donne l'assurance que les risques sont sous contrôle (Vermeren, 2012). La société Gartner définit les logiciels de GRC. Comme étant ceux qui possèdent les caractéristiques suivantes :

- Gestion de l'audit - Soutenir l'équipe d'audit interne pour gérer les documents de travail, les calendriers et les rapports.
- Conformité - Contrôle de gestion, risque, auto-évaluation, test et suivi des documents de plan d'action.
- Gestion des politiques et procédures - Gestion et vérification du cycle de vie des procédures.
- Gestion des risques - Soutenir la gestion des risques grâce à des processus de documentation, vérification, évaluation, analyse, d'une cartographie et une «correction» des risques.

Cet outil est particulièrement efficace pour les grandes entreprises qui ne possèdent pas de système intégré pour les différents niveaux qui la composent. Ses avantages sont nombreux vu une meilleure transparence et compréhension de l'état des risques, la création de valeur ajoutée par des prises de décisions optimisées, et sa gestion efficiente des coûts. Néanmoins, cet outil peut représenter un fardeau, car il peut y avoir une superposition des fonctions avec les systèmes déjà en place. Cela peut complexifier les opérations et le rendre moins intéressant. Si une société souhaite se munir d'un simple outil de management pour des services d'audit et de contrôle internes, alors l'apport d'une solution intégrée type GRC n'est pas ce qu'il y a de meilleur. Il est préférable de passer vers une approche modulaire qui se focalise alors sur des besoins plus spécifiques (Vermeren, 2012).

Outil d'intelligence décisionnelle

L'outil d'intelligence décisionnelle, dont l'équivalent plus connu en anglais est « Business Intelligence », comprend des outils, des applications et des méthodes qui permettent aux entreprises de collecter des données à partir de systèmes internes et de sources externes. Ces données seront préparées pour des analyses afin d'améliorer et d'optimiser les décisions et les performances d'une entreprise (Rouse, 2015). Ces analyses peuvent prendre différentes formes, que ce soit des rapports, des tableaux de bords ou des modes de visualisation de données.

Le fonctionnement de l'intelligence décisionnelle se fait à travers quatre étapes (Bastien, 2018) que nous appelons la chaîne décisionnelle. Chacun des maillons de cette chaîne correspond à un outil qui lui est propre.

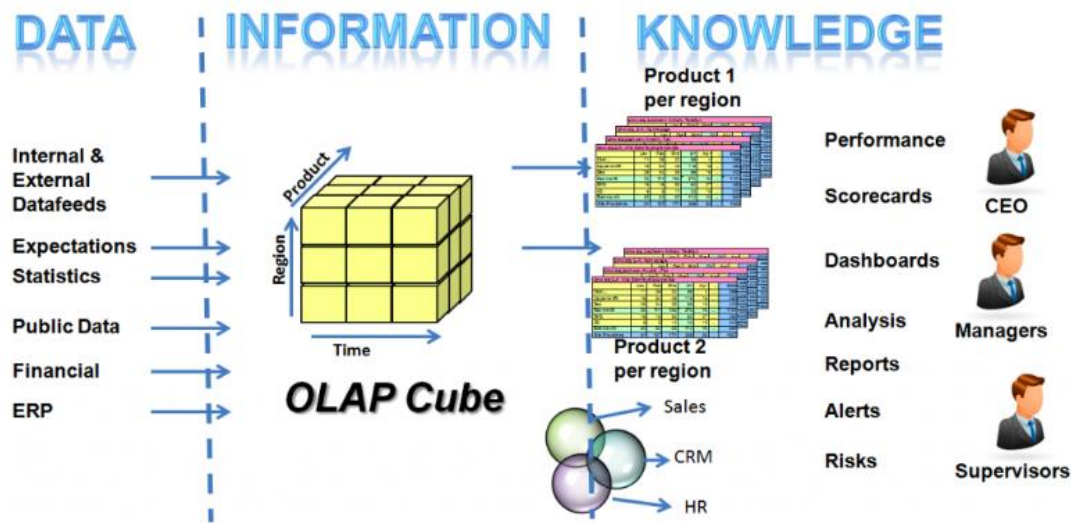
La première étape est la collecte de données. Des données de différentes sources de l'entreprise sont réunies, converties et téléchargées dans une base de données. Ce processus porte le nom "ETL" (extract, transform, load) qui permet d'ajuster les données pour la prise de décision. En effet, nous retrouvons dans ce premier maillon les outils de préparation de données.

Dans la seconde phase, nous allons stocker les informations recueillies. Les données structurées seront centralisées et traitées dans des entrepôts de données. Ces entrepôts présentent quatre principaux avantages (Fernandez, 2020). Le premier avantage est que les données provenant de différentes sources utilisent chacune un type de format différent. Elles sont intégrées avant d'être proposées à l'utilisation. Les autres avantages sont la non-volatilité - les données ne changent pas, ni ne disparaissent au fil du temps, l'historisation permettant le suivi de l'évolution dans le temps de certaines données et enfin, la classification par thème.

La troisième étape est la phase de distribution. Les données seront restituées de manière intelligente pour aider les différents acteurs dans leurs prises de décisions. Ils utilisent des portails pour accéder aux tableaux de bord, des outils de compte-rendu et des portails d'informations d'entreprise (N'goran, 2016).

La quatrième et dernière étape du maillon décisionnel est l'exploitation des données. Différents outils existent pour exploiter ces données, tels que les cubes OLAP. L'acronyme OLAP désigne « Online Analytical Processing », et il s'agit d'une base de données multidimensionnelles dans laquelle les données sont pré-calculées. Cela rend la navigation fluide, presque même instantanée. Il permet aux utilisateurs de visualiser et d'extraire facilement les données à des fins de comparaison de différentes manières. Il s'agit d'un outil faisant partie de l'analyse et d'aide à la décision dans une entreprise (Bastien, 2018a).

Figure 5 : Schéma de fonctionnement de Cube OLAP



Source : Jésutin - 2019

Comme nous pouvons le voir sur l'image ci-dessus, qui est une représentation simplifiée du OLAP Cube et de son fonctionnement, les informations sélectionnées sur mesure dans les cubes ont été transférées aux différents acteurs qui en ont besoin. Le cube se présente sous forme multidimensionnelle avec, en général, trois axes, pour le temps, le produit et la zone géographique, sachant que chaque attribut peut être encore subdivisé en sous-attributs. Cela contraste avec les outils traditionnels qui se composent de bases de données relationnelles à deux dimensions. Cette interface de cube sert également de jonction entre l'utilisateur final et les entrepôts de données (Magnouwai, 2017). Il existe différentes variantes de ces cubes qui sont MOLAP (« Multidimensional Online Analytical Processing »), ROLAP (« Relational Online Analytical Processing ») et HOLAP (« Hybrid Online Analytical Processing ») (Bastien, 2018a). Nous ne les aborderons pas car cela ne représente peu d'intérêt dans le cadre de ce travail.

Les avantages du Cube OLAP sont principalement son gain de temps et la qualité des données présentées. Agréger manuellement toutes les données à partir de différents fichiers Excell ou PDF, constitue de potentielles sources d'erreurs, ceci sans compter les heures perdues à rassembler toutes ces informations. Avec cet outil, le temps d'attente est à la limite de l'instantané. Cela permet aux auditeurs internes de se concentrer davantage sur l'analyse plutôt que sur la consolidation des données. En outre, l'utilisation de ces cubes est également simple d'accès (Duval, 2017).

Les cubes OLAP ne sont pas les seuls outils à être exploités à travers l'intelligence décisionnelle. Un autre outil largement utilisé est le « Data Mining » que nous pouvons traduire par son équivalent en français “exploration de données”. Le processus de la chaîne décisionnelle est le même que pour l'exploration de données et les cubes OLAP. Les cubes OLAP vont principalement servir à représenter de manière multidimensionnelle des informations à travers des graphiques et tableaux, alors que l'exploration de données va chercher à mettre en lumière des corrélations et des tendances. L'exploration des données analyse les données en fonction des demandes de l'utilisateur (Twin, 2019). Nous pouvons prendre pour exemple une détection de fraudes en mettant en corrélation des facteurs les impliquant en général et les faisant ressortir de la masse des données. C'est basé sur des relations logiques ou en examinant des associations et des modèles séquentiels pour en tirer des conclusions.

Les cubes OLAP peuvent être rattachés aux analyses descriptives car l'exploration des données se réfère aux analyses diagnostiques et prescriptives que nous avons pu découvrir au début de ce travail.

D) Avantages des données analytiques dans l'audit interne

Il y a de nombreux avantages quant à l'utilisation du Big Data pour l'audit interne. Les plus communs et connus sont repris dans cette section.

Économie de coûts : Sur le long terme, des économies importantes peuvent être réalisées en termes de temps et d'argent (Chartered Institute of Internal Auditors, 2017). Les analyses manuelles et de routines sont complétées beaucoup plus rapidement. Par exemple, pour réaliser un test de substance sur les entrées de journal et vérifier s'il y a des éventuelles erreurs ou fraudes, il faut commencer par prélever un échantillon. Cet échantillon, vu qu'il ne représente qu'une partie du total de la population, doit être choisi avec soin tout en éliminant les déchets (un certain degré de « pollution » est admis). Le nombre d'observations est limité et il faut que les données sélectionnées soient pertinentes. Tout cela prend du temps. Si le modèle est basé sur un grand nombre d'observations, voire même la population entière, l'auditeur peut tolérer ces erreurs car, à moins qu'elles soient systémiques, elles auront un

impact insignifiant. En plus d'être plus rapides, les modèles qui en ressortiront seront plus proches de la réalité et gagneront en qualité (Sirois et Savovska, 2017 ; AICPA,2014).

Meilleure assurance : Une utilisation optimale des données analytiques permet d'analyser des échantillons plus larges voire même d'analyser la population à 100%. La marge d'erreur en est encore plus réduite et donc la légitimité des résultats en est plus grande. L'assurance des tests et des contrôles qui garantit l'erreur à 0% n'existe pas, l'erreur humaine étant toujours possible. Les tests de substance et de détails qui sont améliorés supportent une meilleure fiabilité (Cascarino, 2017). Les contrôles peuvent être conduits à des fréquences plus régulières car ils ne requièrent plus autant de main d'œuvre, ni de jugement professionnel qu'auparavant. Il est possible d'avoir plus d'assurance à un coût qui, lui est plus faible, en analysant des populations entières au lieu d'échantillons (AICPA, 2014).

Plus grande focalisation sur les risques stratégiques : Avant l'utilisation des données analytiques, 90% du temps d'un auditeur interne était occupé par le contrôle des risques financiers. La répartition de couverture des risques est passée à 50% pour tout ce qui est financier et à 50% pour le non-financier. C'est le résultat d'une étude menée par The Institute of Internal Auditors (2017) dans une étude de cas auprès de Dublin Airport Authority. Pouvoir remplacer des tâches manuelles ou nécessitant un jugement professionnel par des outils utilisant les data analytiques est un véritable gain de temps.

Meilleur atout contre la fraude : L'audit interne a, comme il a déjà été dit, pris de l'ampleur dans les années 2000 suite aux différents scandales financiers et à l'entrée en vigueur de la loi Sarbanes-Oxley aux États-Unis. L'anticipation et la détection de fraude ont toujours fait partie des objectifs phares de l'audit interne (The Institute of Internal Auditors, 2017). L'utilisation des data analytiques permettent de déceler des anomalies dans des ensembles de fichiers qui peuvent contenir des milliers voir des millions de transactions qui seraient bien compliquées à identifier manuellement. Même un échantillon significatif pourrait passer à côté d'un faible pourcentage de 2 à 3 % d'opérations « atypiques » (Desjardins, 2017).

Qualité de l'audit : Analyser des données d'audit permet de construire des modèles, d'identifier plus rapidement et plus facilement des anomalies et d'en extraire des informations utiles à la réalisation de l'audit. Cela permet de faire des liens entre différentes unités opérationnelles et de mieux cartographier les performances financières ou opérationnelles

(AICPA, 2014). Des modèles statistiques, tels que des régressions, sont exploités afin de combiner des informations brutes et des informations obtenues à travers différentes analyses. Cela mène à des analyses plus poussées qui donnent de meilleurs résultats. Les contrôles peuvent également être réalisés à une fréquence plus régulière, car ils sont plus faciles et plus rapides à exécuter (Sirois et Savovska, 2017).

Réduction des faux-positifs : Un faux positif est une détection erronée d'une donnée testée au cours d'un processus d'évaluation (Rouse, 2018). Lors d'une détection de fraude inductive³, il arrive régulièrement que cela déclenche de fausses 'alarmes'. Le système va signaler des entrées jugées inhabituelles comme des fraudes potentielles alors qu'elles n'en sont pas (Alles et al., 2006). Ces faux positifs dérangent car ils prennent du temps à être analysés et n'apportent pas de réelle valeur ajoutée au travail final (Luell, 2010). Les données analytiques à travers le data mining permettent d'atténuer ce phénomène. Au lieu d'utiliser une méthode inductive, son procédé contraire est privilégié qui est le raisonnement par déduction (« *La déduction correspond au processus presque inverse qui permet de conclure (déduire) une affirmation à partir d'hypothèses, de prémisses ou d'un cadre théorique : les conclusions résultent formellement de ces prémisses ou de cette théorie* ») (Martin, 2012).

C'est la technique du drapeau rouge. Un drapeau rouge est une circonstance inhabituelle et qui indique lorsque l'activité s'écarte de la normale. Cela sous-entend la nécessité d'une analyse plus approfondie. Sauf que la méthode ne consiste pas à simplement rechercher ces drapeaux rouges, mais elle va plutôt scanner l'ensemble de la base de données et tenter d'identifier une combinaison de ces différents drapeaux rouges. Une fraude ne correspond que rarement à un seul signal d'alerte, mais regroupe en son sein une multitude de ces signaux. Ces combinaisons de drapeaux rouges que nous recherchons correspondent à des modèles de fraudes. Cette démarche permet de réduire le nombre de faux-positifs (Baader & ; Krcmar, 2018).

³ « L'induction est une procédure de raisonnement. L'induction correspond à un processus qui permet de passer du particulier (faits observés, cas singuliers, données expérimentales, situations) au général (une loi, une théorie, une connaissance générale) (Martin, 2012). »

4.2.2. CHALLENGES LIÉS À L'IMPLEMENTATION

Facteur humain

Le premier challenge dont il faut tenir compte est le socle de compétences dont disposent les auditeurs internes sur le terrain (KPMG et al., 2019). Simplement manipuler ces systèmes d'exploitation et identifier le résultat attendu des contrôles effectués requiert des connaissances que les auditeurs internes actuels ne maîtrisent pas forcément. Même si les outils deviennent plus simples à manipuler, cela demande de la réflexion critique et une compréhension des données. Ils doivent être capable de maîtriser rapidement ces nouveaux processus et d'identifier à travers ceux-ci les risques potentiels, mais également de proposer des procédures analytiques qui traiteront ces risques (KPMG et al., 2019). Cela nécessite des investissements, soit en formant ces auditeurs internes déjà en place à ces technologies, soit en embauchant des data scientist⁴ (Sinnott et Cangemier, 2016). Des connaissances approfondies en statistiques, dans la construction de modèles théoriques et en technologie informatique sont aussi fortement appréciées (AICAP, 2014). Dans la pratique de certains départements d'audit interne, il y a différentes approches pour former les auditeurs à ces nouveaux outils. La première possibilité est d'engager de nouveaux employés qui sont spécialisés dans le domaine. La seconde consiste à entraîner des auditeurs – faisant partie de la branche IT – avec des formations croisées sur les outils et les techniques d'analyse. Cette seconde proposition étant la plus courante. Ils seraient alors un petit nombre de 2 ou 3 spécialistes au sein du département (KPMG et al., 2019).

Ces coûts ne sont pas toujours à la portée des plus petites entreprises. Néanmoins, il existe des logiciels qui sont peu coûteux et encore relativement simples d'utilisation, et qui, une fois maîtrisés par les auditeurs, peuvent se révéler efficaces (Alles, 2015).

⁴ « Un data scientist est un scientifique qui recueille, analyse et interprète de grands volumes de données, dans de nombreux cas, pour améliorer le fonctionnement d'une entreprise. Les professionnels de la science des données développent des modèles statistiques qui analysent les données et détectent des modèles, des tendances et des relations dans les ensembles de données. Ces informations peuvent être utilisées pour prévoir le comportement des consommateurs ou pour identifier les risques commerciaux et opérationnels. » (Banton, 2019)

Accès aux données

Le second challenge pour l'utilisation des données analytiques est la difficulté d'accès qui entourent ces données. En effet, les données peuvent être non-lisibles par les machines ou être dans un format qui n'est pas compatible avec les logiciels utilisés par les auditeurs internes. De plus, certaines données proviennent de tiers, tels que des vendeurs, clients ou services de soutiens (KPMG et al., 2019) et il est possible que ceux-ci ne veuillent ou ne puissent même pas transmettre ces données. Se lancer dans l'utilisation des données analytiques peut être intéressant au vu des opportunités que cela présente, mais il est néanmoins également nécessaire de prendre connaissance du cadre légal qui entoure ces données. En effet, des règlements existent autour de la protection des données. Le plus connu est sans doute le RGPD (« Règlement Général sur la Protection des Données »). Il s'agit d'un règlement européen qui a pour but d'encadrer les traitements de données à caractère personnel et les données exploitées en Big Data sont précisément, en général des données à caractère personnel. Les règles relatives à la protection des données existent cependant depuis plus de trente ans, mais les entreprises n'étaient que légèrement sanctionnées lors du non-respect de ces règles. Tout a changé lorsque l'engouement pour le Big Data s'est fait connaître. L'entrée en application du RGPD était alors devenu nécessaire au vu de possibilités que l'accumulation et le traitement des données offraient (Delforge, 2018). Les amendes administratives sont aujourd'hui faramineuses et se veulent surtout dissuasives. Nous pouvons citer en exemple British Airways et Marriott International qui ont respectivement écopé d'amendes de 203 et de 110 millions d'euros pour violations du RGPD (Siecle Digital & ; Cimino, 2019).

Les données à caractère personnel représentent une notion tellement large que souvent nous en retrouvons des traces dans des données qui a priori n'en contenaient pas. Même dans une succession de chiffres « aléatoires » qui peut sembler anodine au premier abord, il est possible de trouver des données à caractère personnel. Les techniques d'analyse et de croisement des données ont tellement évolué qu'une donnée qui est à la base anonyme, peut redevenir personnelle. Le RGPD représente un frein à l'exploitation des données analytiques car ils sont contradictoires sur plusieurs aspects (Delforge, 2018, p28) :

Le premier point est que, pour les données analytiques, au plus il y a de données disponibles, au meilleur seront les résultats, alors que le RGPD impose de récolter le moins de données possibles.

En deuxième lieu, les données analytiques ne permettent pas d'obtenir des données exactes à chaque fois. Ces inexactitudes sont néanmoins peu nombreuses et n'ont pas d'impact sur le résultat final. Cependant le RGPD stipule, pour sa part, qu'il est interdit de collecter, traiter et produire des données qui sont erronées.

Un autre point, qui est peut-être même le plus important, concerne les données déjà collectées qui ne peuvent être utilisées qu'à des fins définies strictement à l'avance et dont nous ne pouvons pas trop nous éloigner. Le Big Data et les données analytiques veulent justement profiter des données qui sont déjà collectées dans les systèmes afin de pouvoir les exploiter à différentes fins que ce soit pour analyser des tendances ou établir des profils types.

Culture de l'organisation

L'audit traditionnel se passe des utilisations poussées des data analytiques. L'implémentation des données analytiques va forcément modifier l'organisation et la structure du travail dans l'audit interne. De nouveaux postes, de nouvelles responsabilités vont être distribués et, bien entendu, une nouvelle manière de travailler va être induite. Ce changement de stratégie doit s'opérer de manière à ce que les équipes s'approprient cette évolution du métier. Si ce n'est pas le cas, ce nouveau mode de travail aura une probabilité plus grande d'être voué à l'échec (PWC et al., 2016). Des collaborateurs avec une certaine ancienneté pourraient être réticents à ces changements et il faudra trouver un moyen de motiver ces équipes. Par exemple, lors de la revue des performances individuelles, on pourrait récompenser l'utilisation des données dans l'accomplissement des objectifs. Cela permettrait d'inciter à son utilisation en tout cas au début. L'idée générale est de ne pas sous-estimer la dimension culturelle de l'entreprise et de mettre en place des vecteurs de motivations aux sein des équipes.

Les outils

Ces dernières années, les innovations technologiques ont permis l'apparition de toutes sortes de nouveaux outils qui peuvent se prêter aux data analytiques. Leurs prix sont devenus plus démocratiques et leurs utilisations ont été simplifiées grâce à des accès Opensources. La difficulté réside dans d'autres critères : il faut que les outils soient faciles d'utilisation avec des formations et des supports qui soient disponibles. Il faudrait également que l'ensemble des

procédures soient compatibles avec les processus opérationnels de la société. Les coûts, qu'ils soient fixes ou annuels, doivent être maintenus sous un certain seuil. Enfin, les outils doivent être en alignement et pouvoir être intégrés dans le système IT et ERP de la société (KPMG et al., 2019).

4.2.3. PIÈGES À ÉVITER

Ne pas avoir de plan stratégique

Se lancer dans l'utilisation des data analytiques est une bonne chose. Néanmoins, il faut que cela se fasse dans le cadre d'une stratégie bien définie. L'erreur consisterait à investir dans cette nouvelle technologie sans définir au préalable les objectifs qu'on souhaiterait atteindre grâce à celle-ci. L'utilisation d'une feuille de route qui priorise certaines étapes avec un planning concret, aura plus de crédibilité et permettra d'avoir le support du management. (PWC et al., 2016)

Le plan stratégique doit aussi inclure une participation de l'ensemble de l'entreprise. La démarche de vouloir exploiter les données analytiques ne doit pas se faire de manière isolée, mais s'appuyer sur des connexions avec l'aide des différents départements de l'organisation. Si une entreprise décide d'investir dans le big data, il se peut que différentes fonctions ou filières aient des objectifs similaires. Une bonne communication permet, par exemple, d'avoir plus facilement accès à des données qui se retrouvent éparpillées à différents niveaux de la société. Dès le départ, il y a lieu d'établir des collaborations qui engendreront des échanges plus fluides entre les services. (PWC et al., 2016)

L'analyse de données, un simple outil de plus

L'utilisation des data doit faire partie intégrante du cycle d'une mission d'audit interne. Proposer l'analyse de données comme un outil parmi d'autres serait une erreur. L'analyse de data est une opportunité qui ne vise pas à compléter la méthodologie de l'audit mais plutôt à transformer. Par exemple, si dans le processus ce sont 12 étapes qui sont nécessaires à la réalisation d'une mission, alors le but n'est pas que les data rajoutent deux ou trois étapes supplémentaires. L'objectif est que les data analytiques soient intégrées à ces 12 étapes pour en améliorer la qualité. L'ensemble de la méthodologie doit être revue. (PWC et al., 2016)

V. ÉTUDE EMPIRIQUE

5.1 OBJECTIFS DE L'ÉTUDE

La question de recherche formulée dans le cadre de ce travail vise à cerner les principales raisons qui empêchent que les données analytiques soient davantage utilisées dans les services d'audit interne des entreprises et à trouver les solutions pour y remédier. Le sujet des données analytiques dans l'audit interne a déjà été traité de nombreuses fois dans différentes études menées, en général, par des entreprises spécialisées sur le sujet ou bien par des organismes tels que l'Institut des Auditeurs Internes. Néanmoins, même si toutes ces études s'accordent pour définir les nombreux bienfaits que présente l'utilisation des données analytiques dans le métier, nous constatons que son utilisation ne se fait pas toujours dans les proportions que la technologie pourrait permettre. Les obstacles à leur utilisation sont, quant à eux, moins connus et c'est ce que nous allons mettre en lumière à travers la rencontre de professionnels en la matière.

Dans la première partie de l'étude, nous allons analyser et comparer les résultats des différentes parties que interrogées. Les questions seront séparées en trois catégories distinctes :

- Questions préliminaires (*Questions 1 à 4*)
- Questions clés de l'enquête (*Questions 5 à 9*)
- Questions pour approfondir (*Questions 10 à 13*)

Dans la seconde partie, nous allons vérifier les hypothèses établies au début de ce travail. Élaborer des hypothèses s'inscrit dans une volonté de maintenir une certaine structure, afin de conserver un fil conducteur à travers l'entièreté de l'étude. Elles sont également utilisées pour circonscrire le phénomène traité. Le concept d'hypothèse nous est défini par Paul Foulquié (1978) comme étant : « une *explication des faits reconnue plausible et que l'on retient provisoirement dans le but principal de la soumettre au contrôle méthodique de l'expérience* ». La mention de contrôle méthodique fait ici référence à notre enquête qualitative.

5.2 UNE ENQUÊTE QUALITATIVE

Une enquête qualitative peut être définie comme étant une étude destinée à recueillir des éléments qualitatifs qui sont non chiffrables et obtenus auprès des personnes interrogées ou observées (Bathelot, 2019). Ce type d'étude a été privilégié pour permettre une meilleure compréhension du contexte et une profondeur plus accrue des réponses (Aubin-Auger et al., 2008). Néanmoins, si des formes de subjectivité sont avérées dans les réponses des interrogés, cela peut discréditer le travail effectué (Lillis, 1999).

C'est pour cette raison que, lors de la réalisation des entretiens et de la retranscription de ceux-ci, une certaine rigueur s'imposera. La technique utilisée sera inductive. Nous partons de cas spécifiques pour en déduire une loi générale. Le terme exact de la méthode utilisée est hypothético-déductive, car elle découle de la vérification des hypothèses. Nous n'essayons pas de prouver la conformité de la réalité à des principes établis, mais de dépeindre la réalité à partir d'un certain nombre d'observations (Bonville, 2006). Afin de donner un aperçu et de permettre une meilleure compréhension de la suite de l'étude, les questions présentées lors des interviews sont mentionnées ci-dessous. Elles sont divisées en trois catégories comme mentionné plus haut.

Questions préliminaires :

Question 1 : Quelles sont vos connaissances et votre formation en matière de données analytiques ?

Question 2 : Comment l'analyse de données est-elle utilisée dans votre travail au quotidien ?

Question 3 : Quels types d'analyses utilisez-vous ? (*descriptive, diagnostique, prédictive et/ou prescriptive*)

Question 4 : Quels sont les types de sources de données utilisées ? (*interne, externe, réseaux sociaux, etc.*)

Questions clés à l'enquête :

Question 5 : Comment qualifieriez-vous l'investissement fait par votre société à l'égard du Big Data et des données analytiques ? Que voudriez-vous rajouter ou supprimer ?

Question 6 : Les données analytiques rajoutent-elles une plus-value au métier d'auditeur interne ? Si oui, comment ? (*Économie de coûts, meilleure qualité, plus grande légitimité, meilleure couverture, etc.*)

Question 7 : Quelles sont pour vous les principales barrières à l'utilisation des données analytiques dans la fonction de l'audit interne ? (*Facteur humain, outils complexes ou coûteux, culture de l'organisation, etc.*)

Question 8 : Quels problèmes éthiques rencontrez-vous lors de l'utilisation de Big Data et de l'analyse des données ? Comment faites-vous face à ces problèmes ? (*sécurité des données, confidentialité, etc.*)

Question 9 : Quelles sont les solutions qui peuvent être mises en place pour lever les barrières liées à l'implémentation des données analytiques ?

Questions pour approfondir :

Question 10 : L'utilisation des données analytiques résulte-t-elle d'une mode de la digitalisation ou de pressions extérieures ? (*de l'industrie, des clients, responsables, etc.*)

Question 11 : Quelles sont les limites de l'utilisation des données analytiques ?

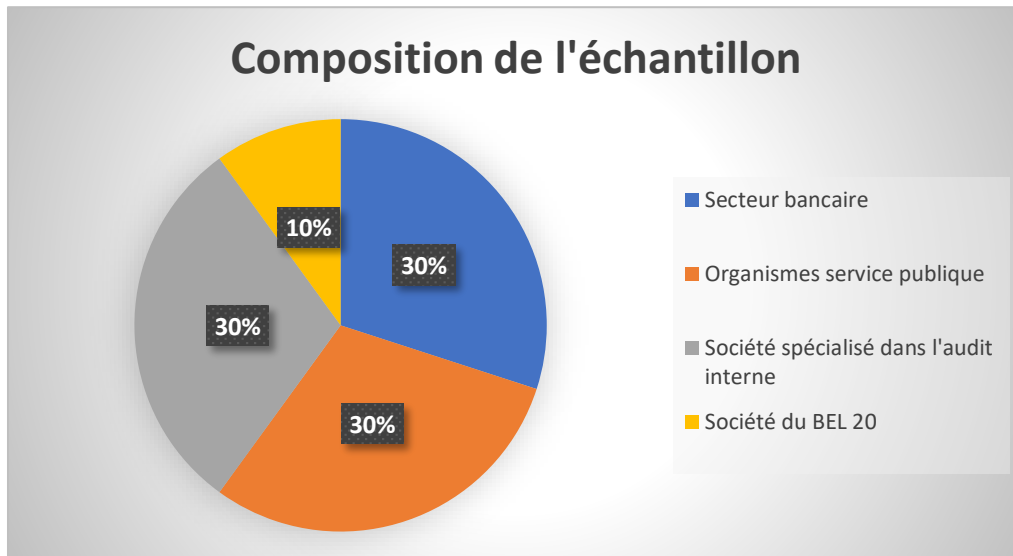
Question 12 : Remarquez-vous une évolution dans l'utilisation des données analytiques par rapport à quelques années auparavant ? Et, pensez-vous que des changements vont avoir lieu dans les années à venir ?

Question 13 : Souhaiteriez-vous ajouter quelque chose concernant les données analytiques et leur utilisation dans l'audit interne ?

5.3 DÉROULEMENT DES INTERVIEWS

Pour la partie empirique, nous avons interrogé 10 professionnels de l'audit interne. Ceux-ci font tous partie du paysage belge et appartiennent à de grandes entreprises ou organismes de service public.

Figure 6 :



Dans le but de récolter des opinions les plus diversifiées et les plus complètes possibles, nous avons contacté des sociétés faisant partie de secteurs différents. Il nous semblait également plus pertinent de contacter de grandes sociétés étant donné qu'un département d'audit interne se trouve plus facilement dans les entreprises de taille importante. Nous avons contacté l'ensemble des sociétés du Bel20 ainsi que celles du CAC40, mais les réponses positives à notre requête d'interviews étaient relativement rares. Plusieurs raisons peuvent être évoquées, notamment le manque d'intérêt pour ces professionnels d'y répondre, car cela prend tout de même du temps et, en deuxième lieu, le fait qu'une partie des professionnels prenaient leurs vacances d'été à ce moment-là.

Néanmoins, nous estimons le nombre d'interrogés comme étant pertinent. La principale raison est la qualité des interviews menées. Ces interviews sont d'ordre qualitatif, toutes les questions sont ouvertes, ce qui permet des réponses riches et variées. Il ressort également de l'enquête que les interrogés avaient chacun une légère interprétation de la question qui leur était propre, ce qui améliore aussi la diversité des réponses. En deuxième lieu, nous observons que la plupart des participants ont un grand nombre d'années de travail à leur actif, ce qui leur permet d'avoir plus de recul sur le sujet. Ils ont eu l'opportunité de voir certains changements s'opérer en ce qui concerne les données analytiques et leurs application dans le métier de l'audit interne. Les interviews ont été conduites de manière écrite et orale, leurs transcriptions se trouvent en annexe. Les noms des interviewés et de leur employeur sont mentionnés étant donné qu'ils ont exprimé leur opinion personnelle et que, leurs paroles n'engagent qu'eux et non la

société ou organisme qui les emploient, à l'exception d'un intervenant qui a préféré conserver l'anonymat.

5.4 COMPARAISON DES RÉSULTATS DE L'ENQUÊTE

5.4.1 QUESTIONS PRÉLIMINAIRES (QUESTIONS 1 À 4)

Ces premières questions ont pour but d'introduire le sujet et de poser le contexte. Il est important d'évaluer les connaissances des interrogés en la matière car même si, de manière générale, tout le monde a déjà entendu parler de données analytiques, tous n'en ont pas la même définition.

A) Question 1

Quelles sont vos connaissances et votre formation en matière de données analytiques ?

La première conclusion qui ressort de l'enquête est que les interrogés ont tous une compréhension basique en matière de données analytiques. Cette connaissance limitée est complétée par des formations que les entreprises proposent en interne et/ou en externe, c'est notamment le cas des interlocuteurs N°4, 5 et 9. Ces formations leur permettent de mieux appréhender les données analytiques, aident dans la manipulation des outils qui y sont associés et permettent de se tenir à jour des évolutions. Dans les entreprises où des formations ne sont pas dispensées, les auditeurs internes ont dû s'adapter et apprendre en autodidacte.

« C'est des connaissances de base, une formation sur le tas avec des outils classiques au départ (IDEA). Des formations fournies par les marques de logiciels, c'est en quelque sorte une auto-formation. Je n'ai pas reçu de formation de mon employeur, c'est une formation autodidacte. »
(Interlocuteur N°10)

Il est également apparu durant les différentes discussions que l'analyse de données était moins présente dans l'éducation académique des interlocuteurs plus âgés. Au vu de l'évolution des technologies, ces auditeurs internes n'ont eu comme seul choix que de s'adapter et de se mettre à jour. Comme nous l'explique l'interlocuteur N°9 : *« Ik heb geen specifieke opleiding. »*

Ik ben handelsingenieur in informatica, nadien heb ik wel verschillende cursussen bij gevolgd. Sommige van die cursussen waren interne in het bedrijf. Die waren gebaseerd op het vlak van Excel, Access, Power BI en andere specifieke tools zoals ACL en IDEA (analytische tools specifiek voor interne auditors). »

Pour les auditeurs internes, un apprentissage continu est nécessaire pour rester pertinent et compétitif sur le marché. Néanmoins, les interviewés soulignent que tenir tous les auditeurs internes à jour sur les possibilités des données analytiques dans le métier en leur proposant des formations continues est, soit impossible, soit trop onéreux. Souvent la société se limite à former tous les auditeurs à une connaissance de base sur les données analytiques. L'entreprise privilégie une formation plus pointue pour une équipe plus réduite qui sera spécialisée dans l'IT et les données analytiques. C'est ce que l'interlocuteur N°5 nous dit : « *Dus mijn persoonlijke kennis is laag. Maar we hebben wel binnen het audit team een bepaalde groep van experts die eigenlijk puur en alleen bezig zijn met data analytics... En daarnaast hebben we strategisch beslist van een kernteam te hebben. Ik denk van een tiental mensen die dag in dag uit met data analyse werken. Iets dat ons ondersteunt in bepaalde beslissingen, dus iedereen heeft een basiskennis. En daarnaast hebben we experts in een aparte pool.* »

B) Question 2

Comment l'analyse de données est-elle utilisée dans votre travail au quotidien ?

La seconde question de notre interview consiste à savoir comment l'analyse de données est utilisée dans leur travail au quotidien. Cela permet de faire le lien avec ce que nous avons vu dans la partie théorique (voir 4.2.1 B. Domaines d'application).

Les données analytiques permettent de donner davantage d'assurance et de légitimité aux preuves d'audit. Cela se matérialise à travers des tests sur l'ensemble de la population analysée et non plus sur un simple échantillonnage comme nous l'explique l'interlocutrice N° 3 : « *During audits data are requested to be able to provide assurance on full scope instead of based on sampling.* » Ses utilisations sont également élargies (interlocuteur N°4) « *Pour cibler des risques, pour détecter des anomalies, pour réaliser des tests ou encore vérifier l'application de certains contrôles tel que la séparation des fonctions.* »

Leur application ne se limite pas aux contrôles/tests mais également au reporting. L'ensemble du cycle de vie d'une mission s'en retrouve donc impacté. Les reportings ne sont plus de simples fichiers PDF mais sont convertis en « dashboards » que nous pouvons traduire comme étant un rapport digital et interactif.

C'est ce qu'affirme l'interlocuteur N°5 : *« Maar ook Data visualisatie dat ik ook consider as Data analytics. Dat is voornamelijk in de reporting fase. ... De aard van de reporting is ook veranderd van een statisch rapport naar meer en meer interactieve, dynamische dashboards, dat de klant uiteindelijk zelf kan gebruiken om nog verder analyses te gaan doen. »* et l'interlocuteur N°6 qui souligne également son utilisation pour le reporting.

C) Question 3

Quels types d'analyses utilisez-vous ? (descriptive, diagnostique, prédictive et/ou prescriptive)

La troisième question a pour but de déterminer la complexité d'utilisation des données analytiques des entreprises. La question est pertinente car cela permet de situer le degré d'implication des outils de données analytiques dans leur travail au quotidien. Les différents niveaux d'intégration sont expliqués dans le point 4.2.1. A) Degrés d'implication.

Tous les participants utilisent des analyses descriptives et, pratiquement tous, font également recours à des analyses diagnostiques. Certains précisent tout de même que cela dépend du cadre de la mission et de la portée de celle-ci. Ensuite, les analyses prescriptives ne sont utilisées que par la moitié des répondants. L'interlocuteur N°4 nous donne comme justification : *« On n'est pas des sociétés comme Amazon. Non, l'objectif n'est pas de faire de la prescriptive et de dire qu'on peut définir le comportement d'achat d'une personne. On n'est pas du tout dans cette lignée-là. Nous, ce qu'on veut voir, c'est sur des base de données, quelles sont les anomalies, est-ce qu'on peut diagnostiquer les anomalies, les erreurs, vérifier la qualité des contrôles. On ne va pas faire du prospectif. »*

D'autres nous expliquent que les analyses prédictives sont utilisées dans des missions spécifiques et moins dans la routine standard de l'auditeur interne. Ce type d'analyse est utile pour prédire où le risque apparaîtra. Néanmoins, ce type d'analyse ainsi que l'analyse prescriptive ne sont pas beaucoup exploitées en Belgique. Les interviewés estiment que la maturité des entreprises en Belgique n'est pas encore au niveau requis. La composition des

entreprises belges, qui sont majoritairement des PME, en est la raison. Nous ne possédons pas beaucoup de grandes industries comme nous pouvons en trouver en Allemagne par exemple.

D) Question 4

Quels sont les types de sources de données utilisées ? (interne, externe, réseaux sociaux, etc.)

La dernière question de cette première partie concerne les sources de données utilisées lors des missions d'audit interne. Il est intéressant de se poser cette question car, quand on parle de données analytiques, il est courant de penser à des récoltes de données qui ne dépassent pas le domaine interne de l'entreprise. Or cela implique également des cadres de régulation qui s'étendent au-delà de celui de la société, notamment avec le GDPR et les freins qu'il pose à l'utilisation des données analytiques.

À ce sujet, les interviewés étaient unanimes. Tous ont expliqué exploiter majoritairement des données internes de l'entreprise. Étant donné que l'analyse porte la plupart du temps sur des données financières, des résultats ou encore des transactions d'une société, cela ne requiert que des données qui sont internes à l'entreprise. Ces données restent tout de même strictement confidentielles. Les interlocuteurs N°4, 5, 8 et 9 ont tout de même indiqué que des sources externes pouvaient être utilisées pour effectuer du « benchmarking » (qui signifie faire des évaluations comparatives avec des entreprises du même secteur). Néanmoins, cela se réalise dans le cadre de missions spécifiques et ne fait pas partie des routines standard d'une mission d'audit interne.

5.4.2 QUESTIONS CLÉS DE L'ENQUÊTE (QUESTIONS 5 À 9)

Nous entrons maintenant dans le cœur de l'étude. Cette partie de l'enquête porte sur la thématique centrale de la question de recherche.

A) Question 5

Comment qualifieriez-vous l'investissement fait par votre employeur à l'égard du Big Data et des données analytiques ? Que voudriez-vous rajouter ou supprimer ?

La première question porte sur l'investissement de la société, qui emploie les auditeurs dans le domaine des données analytiques que ce soit en terme de formation, d'outils mis à leur disposition ou encore de personnel qualifié. La question est relevante car elle permet de juger l'importance qui est accordée par les entreprises à ces nouvelles technologies. Cela permet de comprendre le réel intérêt qui est accordé au travers des différents investissements. Les données analytiques, et le Big Data encore plus, ont connu un réel boost ces dernières années et certaines sociétés seront tentées de se revendiquer à la pointe dans la sphère des données analytiques alors que l'outil qu'elles utilisent n'est autre que Excel. Cela permet également de récolter le ressenti de ceux qui en font usage dans leur travail au quotidien et seront plus à même d'avoir une opinion plus critique.

À la question de savoir si ils souhaiteraient voir quelque chose supprimé ou rajouté, ils ont été unanimes dans leur choix de ne rien supprimer. Un autre point sur lequel ils étaient tout-à-fait d'accord est le fait que les investissements futurs sont nécessaires et vont continuer.

« C'est comme quand je travaillais chez ING, c'est devenu une priorité stratégique. Cela s'implante un peu partout et la tendance n'est pas prête de s'inverser. Il y a régulièrement des projets dans lesquels on parle d'intégrer de nouveaux outils. » (Interlocuteur N°7)

« Zeker niks verwijderen. We proberen daar grote stappen te zetten. Ook een eigen framework te bouwen rond data analytics, gecombineerd met process mining en artificial intelligence aan toe te voegen. » (Interlocuteur N°9)

Ensuite, en termes d'investissements, les interrogés ont eu des remarques différentes. Les sociétés des interlocuteurs N°1, 3, 5, 7 et 8 ont principalement identifié des investissements faits au niveau des outils, alors que chez les interviewés N°5 et 6 l'accent a davantage été mis sur les compétences et la formation du personnel.

« De investering op zich wil zeggen dat elk personeelslid actief member toch een minimum of acht dagen per jaar pure analytics training krijgt om die basis maturiteit te krijgen. »
(Interlocuteur N°5)

Pour d'autres, il n'y avait pas de mention spécifique de tel ou tel type de dépense fait par l'entreprise et ils s'exprimaient dans l'absolu. Durant les différentes discussions, cette question a permis de mettre un autre point en lumière. Il s'agit du degré de maturité de ces entreprises. Des écarts assez importants ont été observés entre ces sociétés. À titre d'exemple :

« Écoutez, nous en sommes encore au début. Le Big Data, nous en sommes encore très loin. On commence seulement avec Power BI, on se concentre sur des reportings interne. Il nous faudrait encore 1 ou 2 ans avant d'arriver à un résultat qualitatif. (...) Nous commençons à peine, il y a un an, nous n'avons pas Power BI par exemple. » (Interlocuteur N°7)

Comparons cela avec une société spécialisée qui propose des services d'audit interne :

« En termes d'investissements, BDO a racheté une société qui, à l'époque (10 ans auparavant), s'appelait CrossRoads et qui est maintenant devenu BDO Digital, qui est spécialisée dans tout ce qui est Process Mining donc l'analyse de processus via les données. On a une société maintenant qui employait une centaine de personnes et qu'on a racheté. » (Interlocuteur N°4)

Le contraste ne peut pas être ignoré, mais il peut tout de même être expliqué. Nous avons, d'un côté, une société dont l'activité principale est de fournir ce genre de services. En revanche, pour l'autre, c'est l'un des nombreux départements et il est clairement distinct de l'activité principale.

B) Question 6

Les données analytiques rajoutent-elles une plus-value au métier d'auditeur interne ? Si oui, comment ? (Économie de coûts, meilleure qualité, plus grande légitimité, meilleure couverture, etc.)

La question 6 traite de la plus-value générée dans l'audit interne grâce aux données analytiques. Cette question leur a été posée afin d'évaluer les avantages perçus par ces professionnels. Si une réelle plus-value est constatée, il est alors intéressant de savoir pourquoi ces technologies ne sont pas davantage implémentées dans leur travail au quotidien.

À nouveau, l'ensemble des répondants ont donné des réponses convergentes. Ils ont pour la plupart énoncé les avantages liés à une meilleure assurance, une plus grande légitimité et surtout une efficacité améliorée.

« La plus-value est au niveau du degré d'assurance relatif à l'opinion donnée en fin de mission. L'Audit Interne doit fournir une « reasonable assurance ». En utilisant les data analytics, nous sommes en mesure d'identifier de manière exhaustive les erreurs/dysfonctionnements. Donc, ce n'est plus une « reasonable assurance », mais une « 100% assurance ». Donc, une plus grande légitimité. » (Interlocutrice N°1)

« Elles permettent d'identifier les anomalies de façon quasi automatique, ce qui fait gagner du temps. La légitimité est également un facteur important car l'automatisation des données, si elles sont bien sécurisées, a un côté implacable car elle permet d'identifier facilement, par exemple, tous les niveaux de validation de certaines opérations financières. » (Interlocuteur N°2)

Cependant, le gain de temps n'a pas été retenu par tous les auditeurs. Selon eux, l'utilisation de logiciels et de tests analytiques ne permettent pas à proprement parler de réaliser des missions d'audit interne plus courtes. Ces outils facilitent la réalisation du test qui sera, bien entendu, plus rapide, mais le reste du temps sera simplement alloué différemment. Le temps gagné à ne pas devoir réaliser les contrôles d'échantillonnage manuellement, sera consacré au temps nécessaire pour l'extraction des données, le filtrage des données indésirables, une meilleure compréhension des données ainsi que la mise en place de testing sur des populations complètes.

Les interlocuteurs N°4 et N° 5 ont souligné cette nuance.

« On alloue le temps différemment. On va passer plus de temps dans la compréhension des données, de leur structure, que l'on n'a pas via une approche par échantillonnage, ou beaucoup moins du moins. Quand on regarde le ratio de couverture par rapport au temps, on gagne énormément de temps, car il faudrait un an pour tout combler manuellement. Grâce à l'analyse de données, on va aller beaucoup plus vite, mais on va garder la même durée. Néanmoins, cela permet une plus belle couverture et assurance par rapport à l'analyse qui est menée. » (Interlocuteur N°4)

« Vaak zie ik het niet zo, als de totale tijd die je nodig hebt is nog altijd hetzelfde, zelfs soms ietske meer. Als ik over process mining spreek heb je veel meer added value inzicht in uw gegevens en business. Dus als een klant aan mij vraagt : “Bram kom een audit doen bij Alpro voor Procurement” en ik zeg : “dat kost mij 25 dagen Standaard.” But if you would use process mining, ga je ook niet 50 of 60 dagen nodig hebben. Maar de added value value is wel echt groter. » (Interlocuteur N°5)

En termes d'économie de coûts, les avis sont mitigés. Certains reconnaissent des économies de coûts dans le cas où les modèles de tests peuvent être dupliqués. Il y a alors uniquement lors de la conception des modèles durant les premières missions ou lorsque la duplication n'est pas envisageable que cela prend du temps et que des économies ne sont pas réalisables. Sinon, d'autres participants identifient plutôt les données analytiques comme un investissement dont les bénéfices en terme d'efficacité et d'assurance sont supérieures au coût engendré. Cela ne représente donc pas une économie de coûts à proprement parler, mais plutôt une dépense jugée inévitable par les interrogés, dont les bienfaits ne se feront ressentir qu'après quelques années d'utilisation.

« In plaats van een sample na te kijken van 25 cases, zal je naar volledige populaties kunnen kijken. Een keer dat deze analysis is uitgewerkt kan je dat zeer snel herhalen. Je kan dat zelf opzetten zodat het continu gebeurt. De kwaliteit van je audit is dan ook beter. » (Interlocuteur N°9)

C) Question 7

Quelles sont pour vous les principales barrières à l'utilisation des données analytiques dans la fonction de l'audit interne ? (Facteur humain, outils complexes ou coûteux, culture de l'organisation, etc.)

La question 7 répond à la thématique de ce travail, en évoquant les barrières à l'utilisation des données analytiques dans l'audit interne. Les réponses à cette questions ont été diverses dans l'ensemble tout en entendant les mêmes facteurs revenir régulièrement. Certains facteurs sont mentionnés davantage que d'autres, nous les présenterons dans leur ordre d'importance.

Le premier facteur est celui des compétences. Tous les interlocuteurs l'ont au moins mentionné et une partie l'a même érigé comme la barrière la plus grande. Des compétences en

données analytiques et de maîtrise des outils y relatifs, est une qualité recherchée par bon nombre des entreprises. Malheureusement, les auditeurs internes qui sont aussi spécialisés dans l'utilisation des données analytiques sont fort prisés et ils coûtent très chers. En outre, les formations proposées par les entreprises sont en général trop peu fréquentes, voire parfois même inexistantes. Nous notons tout de même une différence entre des sociétés telles que BDO et PWC, qui sont des sociétés spécialisées dans l'audit interne et qui offrent leurs services à d'autres entreprises, et des sociétés dont l'audit interne n'est pas l'activité principale, mais plutôt un département comme les autres. Dans les sociétés où l'audit interne est une activité principale, des formations sont proposées beaucoup plus souvent aux employés.

« Principalement, les outils complexes et le facteur humain. Des compétences en Big Data sont relativement rares dans les entreprises. Cela nécessite une formation spécifique. Les deux sont couplés et on n'en retire pas directement de la plus-value. » (Interlocuteur N°6)

Le second facteur est celui de la qualité des données et de leur accessibilité. Les professionnels (N°4, 5, 9) ont pointé cet aspect comme étant le deuxième plus problématique. Pour permettre une utilisation optimale des données analytiques, il faut avoir des données fiables et de qualité, sinon le risque est d'avoir des modèles ou des tests faussés. Il arrive régulièrement que des données soient mal encodées ou ne soient pas complètes. Toutes les données ne sont pas digitalisées, ce qui rend l'extraction et la récolte des données plus compliquées.

« Het probleem daarvan is dat het moeilijk is om de juiste data snel vast te krijgen. Het vraagt ook wat tijd voor je de juiste data in de juiste formaat binnen hebt zodat je de analyses kan doen voor voorspellingen te gaan maken. Een de data moet aanwezig zijn en verkrijgbaar zijn op een makkelijke manier. Twee de data moet van goed kwaliteit zijn. Veel bedrijven strugglen daar nog mee. Er is heel veel data aanwezig in bedrijven, maar ze hebben het niet altijd volledig onder controle en de kwaliteit van die data, die is soms echt beneden alle peil. Als die data kwaliteit er niet is, dan kan je die ook niet gaan gebruiken om daar grote analyses aan te doen. » (Interlocuteur N°9)

Le troisième handicap est lié à la culture de l'entreprise. Parfois, il y a ce qu'on appelle une résistance humaine à l'adoption de nouvelles méthodes de travail. Ce frein est encore plus

présent dans des structures vieillissantes qui ne sont pas toujours familières aux nouvelles technologies et qui, malgré une volonté débordante, sont parfois perdues. Un autre facteur en relation avec la culture d'entreprise est l'aspect bureaucratique. Dans des organismes publics, les techniques et outils utilisés sont plus règlementés que dans les sociétés privées. Ils sont donc moins flexibles au changement.

« La formation (ou son absence) est la barrière numéro un. Elle est complexe et ne convient pas toujours à un personnel plus âgé, habitué à travailler dans un certain environnement bureaucratique. La seconde barrière liée à la première est en effet culturelle. » (Interlocuteur N°2)

Le dernier obstacle évoqué est le caractère organisationnel. Cette barrière concerne principalement les grandes entreprises qui brassent un grand nombre de données chaque jour qui proviennent de différents départements. Ce sont les personnes, qui composent ces départements spécifiques, qui possèdent la connaissance de leurs propres données en terme de définition, localisation ou utilité. Il y a un manque de personnes qui possèdent une vue transversale sur l'ensemble des données.

D) Question 8

Quels problèmes éthiques rencontrez-vous lors de l'utilisation de Big Data et de l'analyse des données ? Comment faites-vous face à ces problèmes ? (sécurité des données, confidentialité, etc.)

La question 8 aborde les problèmes éthiques lors de l'utilisation et de l'analyse des données. Étant donné que les données analytiques, tout comme le Big Data, génèrent de grandes quantités de données, il est intéressant de s'intéresser aux conditions qui accompagnent leurs utilisations. Les médias et autres plateformes d'informations évoquent régulièrement les abus qui en découlent (en particulier ces dernières années). Le but de cette question est de révéler les freins voire même l'interdiction d'utiliser les data analytiques dans le cadre de réglementations telles que le RGPD.

Les réponses ont encore une fois été plus ou moins unanimes dans l'ensemble. Selon les interlocuteurs, il n'y a pas de réel problème insurmontable avec la réglementation en vigueur

aujourd'hui. La première raison est qu'un règlement interne à l'entreprise reprend déjà un bon nombre de ces règles, ainsi que les standards repris dans la charte de l'Institut des Auditeurs Internes. Il faut cependant faire preuve de prudence et respecter toutes ces normes ainsi que veiller à ce qu'il n'y ait pas de fuites de données sensibles. D'autres participants affirment même qu'il n'y a pas réel changement par rapport au passé, excepté que la quantité de données traitée est plus importante.

« Le GDPR est sensible, oui mais, c'est encore limité. Il y a aussi un règlement interne qui est plus spécifique pour les institutions européennes et on en est très conscient. C'est pourquoi, on fait attention à toujours anonymiser les données personnelles. On a conscience que, s'il y a le moindre risque que quelqu'un puisse être identifié dans un service, ou que s'il y a une fuite, cela peut être grave. On prend nos précautions et on n'hésite pas à faire des double checks pour voir si tout est en ordre dans ce domaine. On vérifie aussi les accès régulièrement par exemple. » (Interlocuteur N°8)

L'interlocuteur N°7 a énoncé un problème éthique potentiel non pas à propos des données mais sur les algorithmes qui vont les traiter. Le risque est de rechercher des stéréotypes dans l'identification des risques. Les algorithmes qui trient et permettent d'identifier de potentielles brèches ou risques sont conçus par des humains, ce qui implique qu'ils peuvent contenir des erreurs. L'interlocuteur nous donne deux exemples dont un qui est éloigné de la pratique de l'audit, mais qui permet de faire un parallèle, d'autant plus qu'il s'agit d'un sujet d'actualité.

« On a même eu des conférences ici par rapport à nos projets data à nous. Des gens expliquaient en gros qu'aux États-Unis un logiciel était censé prédire si une personne allait devenir un criminel ou pas. Cela se résumait à dire que : si c'est un noir , il finira probablement criminel.

“Les algorithmes sont donc parfois faussés ?”

Oui donc voilà. Tout simplement parce qu'on a donné aux modèles de données des échantillons pour prédire qui sera criminel et qui ne le sera pas. Et, dans les prisons aux États-Unis, 80% des criminels sont noirs. Quand on donne ça à un modèle, il va, par la suite, dire noir = criminel et y aura peu de chances que le blanc = criminel. C'est de l'éthique un peu éloignée de l'audit, mais ça montre bien l'idée qu'on peut rechercher des éléments par des stéréotypes. Si on fait

du Machine Learning avec de la data pour faire ressortir des tendances en audit interne, il va alors apparaître que les grandes entreprises font de l'évasion fiscale et les petites des fraudes sur la TVA. On ne va plus que tester ces aspects-là pour ces sociétés-là. Même si ces comportements ne seront plus observés, ils continueront d'être contrôlés là-dessus. De la même manière que les noirs auront tendance à se faire plus contrôler leurs carte d'identité aux États Unis. »

E) Question 9

Quels sont les solutions qui peuvent être mis en place pour lever les barrières liées à l'implémentation des données analytiques ?

La question 9 traite de la seconde partie de notre question de recherche, à savoir les solutions qui peuvent être mises en place pour lever les barrières liées à l'implémentation des données analytiques. Les réponses fournies à cette question sont, bien sûr, liées à celles de la question 8 qui analysait les causes et nous observons des solutions proportionnelles aux problèmes rencontrés.

La première solution se concentre sur les compétences des employés. Investir dans l'ensemble de ses auditeurs internes pour qu'ils aient des connaissances pointues en données analytiques et puissent les maintenir est jugé irréalisable par les professionnels. Plusieurs d'entre eux recommandent d'investir plutôt dans une cellule plus restreinte de data scientist qui seront en mesure de fournir du soutien aux auditeurs internes pour la réalisation de différents contrôles ou tests. Cette équipe pourrait même éventuellement apporter son aide au-delà du département d'audit interne. Cette solution est intéressante pour les grandes entreprises, sinon l'interlocuteur N°5 recommande de sous-traiter cette partie à des spécialistes tels que les Big Four ou autre.

« Nous réfléchissons actuellement à la spécialisation d'un ou deux collaborateurs dans ce domaine : pour concentrer les connaissances techniques requises (Excel & MS Access advanced level) mais aussi pour investir dans la connaissance du landscape data de la compagnie. Imaginer que tous les auditeurs pourront acquérir ces compétences (et les maintenir) est irréaliste. » (Interlocutrice N°1)

La deuxième solution concerne la qualité, l'accès et la fiabilité des données qu'ils estiment insuffisantes dans la plupart des entreprises. Une formation qui participerait à un meilleur encodage des données est bénéfique selon les interlocuteurs N°4, 5, 8 et 9.

« L'éducation des gens à l'encodage des données parce que, finalement, pour toute transaction à un moment donné, il y a un encodage qui est généralement manuel. Ce serait bien d'avoir des champs d'une fiche qui sont correctement complétés. » (Interlocuteur N°4)

La dernière solution évoquée est d'opter pour des logiciels de données analytiques qui soient simples d'utilisation. Il n'est pas toujours nécessaire d'avoir la "Rolls Royce" des outils disponibles sur le marché (pour reprendre les termes entendus en interview). De nombreux outils simples d'utilisation et peu coûteux sont proposés sur internet. Cela permettrait de résoudre différents obstacles tels que la culture de l'organisation (personnes âgées qui ont du mal avec les technologies) et les compétences requises (les outils seraient plus accessibles).

« Pour éviter les problèmes de formations et de résistance humaine, il est possible de travailler avec des outils qui sont plus simples à utiliser. J'ai déjà travaillé dans plusieurs sociétés et j'ai pu voir qu'avec certains logiciels, les gens qui n'avaient pas de connaissance de base, parvenaient à les maîtriser plus facilement. En particulier pour les personnes plus âgées et moins formées. J'ai connu des gens qui travaillaient avec Jupiter Notebooks ou encore Python. Avec ces outils-là, les gens avaient beaucoup de mal. Alors que l'opposé sont des logiciels comme Clickview ou Qlik Sense, qui ont un côté didactique qui les rendent plus simples d'utilisation. Et pourtant, on peut faire la même la chose avec les 2 ! Bien entendu, on peut faire davantage de choses avec Python, mais 90% des gens n'utilisent pas ces fonctionnalités supplémentaires. » (Interlocuteur N°7)

5.4.3 QUESTIONS POUR APPROFONDIR (QUESTIONS 10 À 13)

La dernière sélection de questions permet un autre regard sur les données analytiques. Nous y analysons les limites et les évolutions futures qui leur sont imaginées ainsi que l'engouement autour des données analytiques.

A) Question 10

L'utilisation des données analytiques résulte-t-elle d'une mode de la digitalisation ou de pressions extérieures ? (de l'industrie, des clients, responsables, etc.)

La question 10 traite des influences et des pressions internes et externes à l'introduction des données analytiques dans l'audit interne. C'est un aspect intéressant à soulever car il permet de déterminer la sincérité de la démarche entamée par l'entreprise. Les responsables d'entreprises observant la tendance à recourir à cette technologie pourraient être tentés d'instaurer ces méthodes par simple crainte d'être marginalisés. L'introduction de ces méthodes résulterait donc davantage d'une pression pour vouloir faire comme les autres plutôt que d'une nécessité réelle par rapport aux avantages que peuvent procurer les données analytiques.

À cette question, nous observons deux types de réactions. La première est partagée de tous et ne considère pas les données analytiques comme un simple effet de mode. En effet, tous les interlocuteurs considèrent l'implémentation de ces technologies comme étant une mouvance générale de l'entreprise et même de l'ensemble de l'industrie. Il s'agit principalement de suivre son temps.

« Je ne pense pas que ce soit une mode, mais c'est un changement dans la manière de travailler qui est irréversible. C'est un fait établi qui est accepté par tout le monde. Tout le monde comprend que les nouvelles méthodes de travail sont plus efficaces. » (Interlocuteur N°7)

La deuxième réaction constatée concerne la digitalisation grandissante des données. Les technologies permettent des analyses plus poussées depuis un certain nombre d'années déjà. Les outils d'analyses de données ne sont pas toujours présents dans les entreprises, car la principale barrière est une digitalisation des données trop peu développée par les entreprises. Si ces outils ne sont pas alimentés avec des données, ils sont inutilisables. Il a fallu du temps pour que le développement de l'accès à ces données se fasse.

« Mais plus important encore, la disponibilité de données qui sont nettoyées, régies par le data governance (et, à ce titre, "fiables" = nous connaissons les données, la qualité des données est connue et la confidentialité des données est respectée), sécurisées et leur utilisation peut être contrôlée. C'est ce qui permet d'envisager cette utilisation ». (Interlocutrice N°1)

B) Question 11

Quelles sont les limites de l'utilisation des données analytiques ?

La question 11 aborde les limites quant à l'utilisation des données analytiques. Nous avons énoncé les nombreux avantages que cela apportait, sans spécifier les limites de possibilités. Les interlocuteurs ont donné des réponses qui diffèrent dans l'ensemble, mais, comme à chaque fois, une réaction sort du lot.

La limite des données analytiques faisant le plus écho est celle du jugement professionnel. En effet, selon l'interlocutrice N°1, les données analytiques sont très intéressantes comme outil, mais ont une limite qui est celle de ne pas pouvoir fournir à elles seules une opinion d'audit. Elles permettent la quantification et la « substantivation » (détermination de l'ampleur et de la fréquence du risque), mais sont inefficaces quant à la mise en perspective du risque et à l'élucidation des causes de ces dysfonctionnements (root causes qui créent l'issue et donc le risque). De plus, tous les sujets de l'audit ne peuvent pas être abordés avec les données analytiques et encore moins les conclusions finales de l'audit.

« Le jugement professionnel va toujours devoir intervenir. Si je prends des litiges ou autre, il y a une analyse qui doit être menée, par exemple à une fraude. Il faut d'abord faire comprendre le contexte et faire preuve d'esprit critique et de jugement avant de tout miser sur l'analyse de données. » (Interlocuteur N°4)

C) Question 12

Remarquez-vous une évolution dans l'utilisation des données analytiques par rapport à quelques années auparavant ? Et, pensez-vous que des changements vont avoir lieu dans les années à venir ?

La question 12 traite de l'évolution des données analytiques par rapport à quelques années auparavant, ainsi que les changements qui vont avoir lieu dans les années à venir. Cela permet de prendre du recul sur l'arrivée des données analytiques et d'évaluer leur maturité en terme d'évolution. Prévoir tous son potentiel est important afin de mieux préparer son intégration dans les années à venir.

L'évolution des données analytiques n'est pas à son terme, encore un point sur lequel tous les interrogés sont unanimes. L'accroissement de leur utilisation est sans aucun doute également lié à la digitalisation des entreprises et de la société en général. Au plus les systèmes seront capable de générer des données, au plus les outils qui les traitent seront performants. C'est ce que nous disent les interlocuteurs 9 et 10.

« Oui c'est sûr. L'évolution, elle est croissante, je crois même exponentielle. Il y a quelques années, on n'avait pas de système de progiciel style SAP. Il y a une évolution dans tous les domaines, l'accessibilité aux données augmentent très clairement. Avec le temps, tout finira par se digitaliser, déjà maintenant dans nos services on est sur un full digital, après ils doivent répondre à des réglementations en termes d'archivage etc. » (Interlocuteur N°10)

Ensuite, d'autres intervenants présentent l'avènement des données analytiques non pas comme un bouleversement de la manière de travailler, mais comme une évolution continue qui devrait encore durer quelques années. La prochaine étape concernerait l'intelligence artificielle ou le blockchain qui représente un potentiel encore plus important avec des applications de détection en temps réel d'exception, de continuous monitoring ou encore continuous auditing. Comme le précise l'interlocuteur N°5, cela fait déjà même quelques années qu'ils en entendent parler et qu'ils sont prêts à intégrer ces nouvelles technologies, mais le marché n'est pas prêt à accueillir ces outils. Ces évolutions prennent du temps à se mettre en place et celle-ci ne sont pas encore prêtes à faire leur apparition dans les jours qui vont venir.

D) Question 13

Souhaiteriez-vous ajouter quelque chose concernant les données analytiques et leur utilisation dans l'audit interne ?

La dernière question de notre questionnaire a pour but d'aborder un aspect qui n'était pas repris dans l'enquête et dont l'interlocuteur veut nous en faire part. De manière générale, les intervenants ont estimé le questionnaire comme étant complet et ont eu l'impression que tous les aspects avaient été abordés. Les réponses à cette question ont donc été relativement rares. Nous pouvons néanmoins citer la réponse de l'interlocuteur N°10.

« C'est un enjeu fondamental pour l'audit interne, on doit suivre cette évolution au sein de l'organisation, c.-à-d. comment l'organisation gère cette évolution et intègre ses enjeux, mais

également pour son travail d'audit qui se transforme. En termes de profils aussi, le profil des auditeurs va aussi évoluer. Il n'y a plus les mêmes profils qu'il y a 10, 20 ans. L'exploration des données analytiques sera au cœur du métier de l'audit interne. »

5.5 VÉRIFICATION DES HYPOTHÈSES

5.5.1 PREMIÈRE HYPOTHÈSE

Les responsables des départements d'audit interne sous-estiment l'utilité des données analytiques.

Nous pouvons observer que les résultats ne supportent pas cette première hypothèse. Les interrogés sont pour la plupart des responsables du service de l'audit interne et ils ont tous clairement énoncé l'importance des données analytiques. Cela s'est principalement vérifié à travers les questions 5, 6, 7 et 12.

5.5.2 DEUXIÈME HYPOTHÈSE

L'implémentation des outils de données analytiques est trop onéreuse.

Nous pouvons observer que les résultats de l'enquête ne supportent pas cette hypothèse non plus. À de maintes reprises, les interrogés ont déclaré que des outils tels que Power BI ou encore Qlik Sense étaient accessibles. Ce sont des outils de données analytiques efficaces et qui sont peu chers voire même gratuits. Il existe encore d'autres logiciels qui sont disponibles en Opensourcess (et donc gratuits). Il n'est pas nécessaire d'avoir les outils les plus performants et les plus onéreux disponibles sur le marché pour retirer de la plus-value de l'analyse de données. Ce qui importe est d'avoir les connaissances et la formation nécessaires pour les manipuler afin d'en retirer tous les bénéfices.

s « Opensources est un programme ou une plate-forme logicielle dont le code source est facilement accessible et qui peut être modifié ou amélioré par quiconque. L'accès au code source libre donne aux utilisateurs d'une application la permission de réparer les liens brisés, d'améliorer la conception ou le code original. » (Frankenfield, 2020)

5.5.3 TROISIÈME HYPOTHÈSE

L'utilisation des données analytiques dans l'audit interne est un phénomène de mode lié aux buzzwords que sont le big data et les données analytiques

Les résultats de l'étude ne nous permettent pas de valider cette hypothèse. La question 11 avait pour principal objectif de répondre à cette hypothèse. Dès lors, cela a permis de mettre en lumière s'il existait des pressions internes ou externes quant à l'adoption de données analytiques dans l'audit interne. Comme l'un des interlocuteur l'a dit, il s'agit d'une tendance irréversible. C'est un fait établi et non une mode, ces nouvelles méthodes de travail sont plus efficaces et personne ne va le contredire.

5.5.4 QUATRIÈME HYPOTHÈSE

La formation et les connaissances des auditeurs internes sont insuffisantes en matière de données analytiques.

Nous pouvons observer que les résultats obtenus ne supportent que partiellement notre quatrième hypothèse. Les auditeurs internes ont, dans l'absolu, des connaissances minimales, mais cependant insuffisantes pour l'utilisation des données analytiques. Des disparités sont néanmoins observables parmi les interrogés. Les banques et les sociétés spécialisées en audit interne ont une bonne maîtrise de ces outils et possèdent une maturité appropriée dans la matière. Même si les auditeurs internes ne possèdent pas toutes les qualifications nécessaires en matière de données analytiques, ils ont à leur disposition des data scientist ou autres professionnels qui peuvent les aider. Les autres organismes et sociétés interrogés ont une expérience moins importante dans ce domaine, ils découvrent parfois même encore ces technologies.

La formation et les compétences sont également les points qui ont été le plus souvent soulevé durant les entretiens que nous avons pu avoir. Nous pouvons clairement le définir comme étant l'obstacle majeur à l'adoption des données analytiques dans une entreprise.

5.5.5 CINQUIÈME HYPOTHÈSE

Les avantages théoriques des données analytiques diffèrent des avantages réels sur le terrain.

Les résultats obtenus ne permettent pas de valider cette hypothèse. Nous avons retenu cette hypothèse car cela semblait être une cause plausible pour laquelle les entreprises refusaient d'utiliser davantage les données analytiques. Au terme des interviews, nous pouvons affirmer que ce n'est pas du tout le cas. Tous les avantages repris dans la partie théorique de ce travail ont été avancés par au moins un interlocuteur lors des entretiens. Aucun des interlocuteurs n'a même remis en question ces avantages. Exception faite peut-être, du gain de temps, comme l'ont indiqué certains professionnels, la compréhension, l'extraction et le filtrage des données sont chronophages et remplacent en quelque sorte le temps consacré auparavant à effectuer des échantillonnages manuels. Néanmoins, le temps nécessaire à la récolte des données ainsi que leur filtrage ne pourra que se raccourcir à mesure que le monde, tel que nous le connaissons, se digitalise. L'accès aux données s'améliorera donc avec le temps.

5.5.6 SIXIÈME HYPOTHÈSE

La protection accrue des données (confidentialité et sécurité) empêche l'emploi des données analytiques dans l'audit interne.

Nous pouvons observer que les résultats de l'enquête ne supportent pas cette hypothèse non plus. En effet, malgré l'existence du GDPR imposé dans le cadre d'une directive européenne, celui-ci n'a que peu d'impact sur les méthodes de travail d'un auditeur interne. Les règlements internes des entreprises et la charte de l'Institut des Auditeurs Internes considéraient déjà majoritairement cette restriction. Ceci étant, le GDPR impose une importante responsabilité ainsi qu'une grande prudence de la part de des professionnels lorsqu'ils effectuent des manipulations avec ces données. De plus, il semblerait que les réglementations en la matière soient encore plus strictes pour les organismes publics.

5.5.7 SEPTIÈME HYPOTHÈSE

La culture des entreprises n'est pas prête à accepter un changement aussi grand dans la manière de travailler.

Nous pouvons observer que les résultats obtenus ne supportent que partiellement notre dernière hypothèse. La culture de l'entreprise représente un obstacle quant à l'utilisation des données analytiques et ce frein présente également sous différentes formes. Néanmoins, ce facteur n'est pas considéré comme un obstacle majeur car il n'est pas inhérent à toutes les entreprises.

La première forme, sous laquelle la culture d'entreprise se décline, est la résistance humaine. Cela sous-entend un frein à l'adoption de ces nouvelles technologies, que ce soit pour des raisons personnelles (confort de l'ancienne manière de travailler, absence de motivation d'apprendre, etc.), ou par manque de capacités (employés âgés qui sont peu ou pas familiers avec ces nouvelles technologies). Ce phénomène est principalement présent dans les structures plus vieillissantes mais est, par contre, absent des sociétés dites dynamiques où la moyenne d'âge est moins élevée.

La seconde forme concerne l'aspect bureaucratique. Encore une fois, nous ne retrouvons pas cet obstacle dans toutes les sociétés. À vrai dire, cela se retrouvait plutôt dans les organismes publics où les changements se font de manière plus lente car ils sont davantage règlementés.

VI. DISCUSSION

6.1 CONCLUSION

Au terme de notre étude, nous pouvons affirmer que les responsables de l'audit interne ont bel et bien intégré l'importance des données analytiques. Néanmoins, leur utilisation se trouve encore trop limitée à des analyses descriptives et diagnostiques. Leurs avantages sont pourtant connus en termes d'efficacité, de légitimité, d'une plus grande assurance (voire même à 100%) et enfin, d'économies de coûts sur le long terme. Avant de parvenir à une utilisation généralisée des données analytiques, il reste néanmoins certaines barrières à surmonter. L'obstacle majeur rencontré est celui de la formation des auditeurs et la connaissance des données analytiques. Le second obstacle concerne la qualité et l'accessibilité des données. Enfin, la troisième barrière est la culture d'entreprise qui se traduit parfois par des structures vieillissantes et dépassées par les nouvelles technologies ainsi qu'une bureaucratie trop peu perméable aux changements. Enfin, le dernier frein réside dans le manque de vision transversale des données analytiques disponibles dans les entreprises.

Une des solutions proposées dans notre étude est d'investir dans une équipe réduite de spécialistes des données analytiques afin de fournir une aide directe aux auditeurs internes. La seconde solution est d'améliorer l'encodage des données et de centraliser davantage les données dans un seul système afin d'en faciliter la récolte et l'extraction des données. Enfin, la dernière solution consiste à privilégier des outils simples d'utilisation.

Une autre raison de prôner ces solutions, est la mutation future des données analytiques décrite par les interviewés. La société d'aujourd'hui a tendance à se digitaliser et à être de plus en plus "connectée". Les opportunités qui en découlent pour l'audit interne sont à saisir. En effet, les données analytiques constituent une réalité dont la valeur ajoutée n'est plus à démontrer. Les esprits se tournent d'ailleurs petit à petit vers la prochaine étape qui est l'intelligence artificielle et laquelle apporte également son lot d'avantages. Les possibilités dans ce domaine sont encore plus vastes tout en n'étant que peu explorées par la fonction de l'audit interne. D'ici quelques années, nous retrouverons probablement une question similaire à la nôtre : « *Pourquoi l'intelligence artificielle n'est-elle pas davantage utilisée dans l'audit interne ?* » et dont les réponses auront des points communs avec celles de ce travail.

6.2 LIMITES DU TRAVAIL

Le travail réalisé est sujet à certaines limites qui sont liées à l'étude empirique. Premièrement, comme il a été énoncé dans la méthodologie, les entretiens sont semi-directifs et les questions sont relativement vastes, ce qui peut laisser la place à une certaine interprétation des questions par les interrogés. Le danger est que certaines réponses soient biaisées.

Deuxièmement, les interlocuteurs qui ont participé à l'enquête n'ont pas tous une connaissance approfondie des données analytiques, ce qui implique qu'ils ne sont pas toujours les personnes les plus aptes à répondre aux questions qui leur sont posées. Cela renforce l'idée d'une méconnaissance des données analytiques.

Pour finir, l'ensemble des interviewés font partie du paysage belge. Cette étude donne un aperçu de l'utilisation des données analytiques, mais elle reste néanmoins limitée au niveau national.

6.3 RECOMMANDATIONS

Les recherches ont révélé les causes et les solutions liées aux barrières à l'implémentation des données analytiques. Pour permettre aux sociétés de posséder un département d'audit interne efficace et pertinent, notre conseil est le suivant : Il est important d'inclure les données analytiques comme étant une priorité sur le plan stratégique et d'en faire un outil qui fera plus que simplement accompagner les auditeurs dans leurs analyses. Pour cela, il est nécessaire de déterminer quels types d'outils de données analytiques sont les plus adaptés à l'entreprise, pour ensuite investir dans des formations permettant une utilisation optimale de ces outils par les auditeurs internes. Il est également recommandé de privilégier une cellule plus réduite d'experts en données analytiques qui apporte un soutien aux auditeurs internes durant les différentes missions. Pour finir, une attention particulière est requise pour un encodage de qualité et une centralisation des différentes bases de données de l'entreprise afin d'en faciliter la récolte, l'extraction et le filtrage, ce qui permet également une vision transversale de l'ensemble des données.

VII. BIBLIOGRAPHIE

- AICPA, Byrnes, P., Vasarhelyi, M., Criste, T., & Stewart, T. (2014, août). Reimagining Auditing in a Wired World . Consulté le 20 juin 2020, à l'adresse https://pdfs.semanticscholar.org/814c/67cb3365f4e1fad1a9aa1df1a8bc55046c9.pdf?_ga=2.2%2054459016.1839700202.1564552772-1702279117.1563969483
- Alles, M., Brennan, G., Kogan, A., & Vasarhelyi, M. (2006). Continuous monitoring of business process controls : A pilot implementation of a continuous auditing system at Siemens. *International Journal of Accounting Information Systems*, 7(2), 137-161. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2005.10.004>
- Alles, M. G. (2015, février). Drivers of the Use and Facilitators and Obstacles of the Evolution of Big Data by the Audit Profession. Consulté à l'adresse https://www.researchgate.net/publication/276393353_Drivers_of_the_Use_and_Facilitators_and_Obstacles_of_the_Evolution_of_Big_Data_by_the_Audit_Profession
- Alteryx. (2020). Pour l'IT et les responsables de la gestion des données. Consulté le 1 juillet 2020, à l'adresse <https://www.alteryx.com/fr/why-alteryx/it-data-management>
- Aubin-Auger, I., Mercier, A., Baumann, L., Lehr-Drylewicz, A.-M., Imbert, P., & Létrilliart, L. (2008). Introduction à la recherche qualitative. *Exercer : La revue française de médecine générale*, 19(84), 142-145. Consulté à l'adresse http://www.bichat-larib.com/publications.documents/3446_2008_introduction_RQ_Exercer.pdf
- Baader, G., & Krcmar, H. (2018). Reducing false positives in fraud detection : Combining the red flag approach with process mining. *International Journal of Accounting Information Systems*, 31, 1-16. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2018.03.004>
- Bastien, L. (2017, août 3). Top des industries transformées par le Big Data et les technologies d'analyse de données. Consulté le 19 mai 2020, à l'adresse <https://www.lebigdata.fr/top-industries-transformees-big-data>
- Banton, C. (2019, 27 août). Data Science. Consulté le 6 août 2020, à l'adresse <https://www.investopedia.com/terms/d/data-science.asp>
- Bastien, L. (2018a, mars 18). OLAP : définition d'une technologie d'analyse multidimensionnelle. Consulté le 2 juillet 2020, à l'adresse <https://www.lebigdata.fr/olap-online-analytical-processing>
- Bastien, L. (2018b, 13 décembre). Business Intelligence ou informatique décisionnelle : Définition et outils. Consulté le 1 juillet 2020, à l'adresse <https://www.lebigdata.fr/business-intelligence-definition>
- Bathelot, B. (2019, 23 septembre). Etude qualitative - Définitions Marketing. Consulté le 29 juillet 2020, à l'adresse <https://www.definitions-marketing.com/definition/etude-qualitative/>
- Beauregard, O. (2018, juin). Data Analytics : Vers un audit et un contrôle internes 2.0. *Audit, Risques & Contrôle*, (14). P14. Consulté à l'adresse <https://chapters.theiia.org>

Bertin, E., & Godowski, C. (2012). Comptabilité - Contrôle - Audit: (Vol. 18). P145-184. Consulté à l'adresse <https://www.cairn.info/revue-comptabilite-contrôle-audit-2012-3-page-145.htm?contenu=resume>

Bonville, J. (2006). Chapitre 2. Problématique, hypothèses et plan de recherche. Dans L'analyse de contenu des médias(p. 44). Consulté à l'adresse <https://www.cairn.info/l-analyse-de-contenu-des-medias--9782804153014-page-35.html#pa44>

Brinkmann, B. (2019, 7 mai). Comparing Descriptive, Predictive, Prescriptive, and Diagnostic Analytics. Consulté le 30 mai 2020, à l'adresse <https://www.logianalytics.com/predictive-analytics/comparing-descriptive-predictive-prescriptive-and-diagnostic-analytics/>

Caron, J.-F. (2017, 7 avril). Le positionnement de l'audit interne entre Comité d'audit et Direction générale. Consulté le 19 juin 2020, à l'adresse <https://www.formation-audit-ecofi.com/2017/04/07/le-positionnement-de-l-audit-interne-entre-comité-d-audit-et-direction-générale/>

Cascarino, R. E. (2017, 16 mars). Data Analytics for Internal Auditors. Consulté à l'adresse https://books.google.be/books?id=6SFdDgAAQBAJ&dq=data+analyticsadvantages+internal+audit&lr=&hl=fr&source=gbs_navlinks_s

Chartered Institute of Internal Auditors. (2017, avril). Data Analytics: Is it time to take the first step ?. Consulté à l'adresse : <https://chapters.theiia.org/montreal/ChapterDocuments/Data%20Analytics%20Is%20it%20time%20to%20take%20the%20first%20step.pdf>

Chen, J. (2020, 31 juillet). Heuristics. Consulté le 8 août 2020, à l'adresse <https://www.investopedia.com/terms/h/heuristics.asp>

Clarke, I. (2019, janvier 23). Testing & Audit Exceptions. Consulté le 14 juin 2020, à l'adresse <https://linfordco.com/testing-audit-exceptions/>

Coderre, D. (2009a). Computer Aided Fraud Prevention and Detection : A Step by Step Guide (1re éd.). Hoboken, New Jersey : John Wiley & Sons

Coderre, D. (2009b). Internal Audit : Efficiency through automation (Vol. 11). Consulté à l'adresse https://books.google.be/books?id=x8aXk4iKbKIC&dq=data+simulation+internal+audit&lr=&hl=fr&source=gbs_navlinks_s

Commission Bancaire et financière. (2002, 14 novembre). Annexe 2 à la circulaire D1/EB/2002/6 du 14 novembre 2002. Consulté le 16 juin 2020, à l'adresse https://www.nbb.be/doc/cp/fr/bo/circ/pdf/d1_eb_2002_6_annex2.pdf

Delahaye, J.-P. (2018, 27 juin). Une explication pour la loi de Benford. Pour la Science, (489). Consulté à l'adresse <https://www.pourlascience.fr>

- Delforge, A. (2018). Comment (ré)concilier RGPD et big data ? Revue du droit des technologies de l'information, (70), 15-29. Consulté à l'adresse <http://www.crid.be/pdf/public/8327.pdf>
- Deloitte. (2010). Continuous monitoring and continuous auditing : From idea to implementation. Consulté à l'adresse <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/us/Documents/audit/us-aers-continuous-monitoring-and-continuous-auditing-whitepaper-102910.pdf>
- Deloitte, Bujno, M., Hitchcock, C., Parsons, K., & Lamm, B. (2018, avril). The role of the audit committee. Consulté à l'adresse <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/us/Documents/center-for-corporate-governance/us-aers-audit-committee-resource-guide-2018-041818.pdf>
- Desjardins, C. (2016, 8 janvier). Comment utiliser la donnée pour détecter les fraudes ? Consulté le 26 juin 2020, à l'adresse <https://business.lesechos.fr/directions-financieres/comptabilite-et-gestion/gestion-des-risques/021594770063-comment-utiliser-la-donnee-pour-detecter-les-fraudes-205989.php>
- Duval, M. (2017, 21 février). Les cubes OLAP : Une révolution pour le reporting ? Consulté le 2 juillet 2020, à l'adresse https://www.decideo.fr/Les-cubes-OLAP-Une-revolution-pour-le-reporting_a9149.html
- Fernandez, A. (2018, 12 avril). La loi Sarbanes Oxley SOX. Consulté le 5 juin 2020, à l'adresse <https://www.piloter.org/gouvernance-entreprise/sarbanes-oxley.htm>
- Fernandez, A. (2020, 9 mars). Data Warehouse, Entrepôt de données. Consulté le 1 juillet 2020, à l'adresse <https://www.piloter.org/business-intelligence/datawarehouse.htm>
- Fisher, T. (2020, 25 mars). Terabytes, gigabytes, & petabytes : How big are they ? . Consulté le 30 mai 2020, à l'adresse <https://www.lifewire.com/terabytes-gigabytes-amp-petabytes-how-big-are-they-4125169>
- Foulquié, P. (1978). Vocabulaire des sciences sociales / Paul Foulquié. Paris, France : Presses universitaires de France.
- Frankenfield, J. (2019a, 27 avril). Data Analytics. Consulté le 29 mai 2020, à l'adresse <https://www.investopedia.com/terms/d/data-analytics.asp>
- Frankenfield, J. (2019b, juin 24). Descriptive Analytics. Consulté le 29 mai 2020, à l'adresse <https://www.investopedia.com/terms/d/descriptive-analytics.asp>
- Frankenfield, J. (2020, 16 juillet). Open Source Definition. Consulté le 6 août 2020, à l'adresse <https://www.investopedia.com/terms/o/open-source.asp>
- Garcia-Montero, C. (2019, mai 21). Les data produites en 2018 équivalent à 33 millions de cerveaux humains. Consulté le 19 mai 2020, à l'adresse <https://www.journaldunet.com/solutions/cloud-computing/1423881-les-data-produites-en-2018-equivalent-a-33-millions-de-cerveaux-humains-selon-statista/>

Gatbois, C. (2019, 28 juillet). Quelle est la différence entre des données structurées et des données non structurées ? Consulté le 27 mai 2020, à l'adresse <https://sharingcross.fr/data-driven/quelle-est-la-difference-entre-des-donnees-structurees-et-des-donnees-non-structurees/>

Gaudiaut, T. (2019a, avril 24). Infographie: La totalité des données créées dans le monde équivaut à... Consulté le 20 mai 2020, à l'adresse <https://fr.statista.com/infographie/17793/quantite-de-donnees-numeriques-creees-dans-le-monde/>

Gaudiaut, T. (2019b, avril 25). Infographie: La création de données numériques va exploser. Consulté le 18 mai 2020, à l'adresse <https://fr.statista.com/infographie/17800/big-data-evolution-donnees-numeriques-creees-dans-le-monde/>

GIACC, CCVISP, Juillet, L. (2016). Améliorer la valeur de l'audit interne dans lecteur public. Consulté à l'adresse <https://chapters.theiia.org/montreal/Activites%20et%20formations/SiteAssets/Pages/La-contribution-de-l%20audit-interne-dans-la-fonction-publique%3B-qu%27en-est-il-/GIACC%20Valeur%20VI%20Rapport%20Final%202016%20français.pdf>

Gils, V. D., Visscher, C. D., Sarens, G., & Spanhove, J. (2008). L'organisation des activités d'audit interne dans les différentes autorités publiques belge. Consulté le 20 juin 2020, à l'adresse <https://journals.openedition.org/pyramides/697>

Grandmontagne, Y. (2018, 7 septembre). Différencier Data Science, Big Data et Data Analytics. Consulté le 3 juillet 2020, à l'adresse <https://itsocial.fr/enjeux-it/enjeux-donnees/bigdata/differencier-data-science-big-data-data-analytics/>

GTAG, & The Institute of Internal Auditors. (2009, décembre). Fraud Prevention and Detection in an Automated World. Consulté à l'adresse <https://chapters.theiia.org/montreal/ChapterDocuments/GTAG%2013%20-%20Fraud%20Prevention%20and%20Detection%20in%20a%20Automated%20World.pdf>

IFACI. (2013). électionner un outil informatique pour les services d'audit et de contrôle internes : un véritable projet. Consulté à l'adresse https://chapters.theiia.org/montreal/ChapterDocuments/CdR%20-%20Sélectionner%20un%20outil%20informatique%20pour%20les%20services%20d%27audit%20et%20de%20contrôle%20internes%20_%20un%20véritable%20projet%20%282013%29.pdf

IFACI. Méthodologie de conduite d'une mission d'audit interne . Consulté à l'adresse <https://www.economie.gouv.fr/files/fichismethodologiques.pdf>

Jésutin, J. (2019, 2 mars). Tout savoir sur la technologie OLAP. Consulté le 2 juillet 2020, à l'adresse <https://jafwin.com/2019/03/02/tout-savoir-sur-la-technologie-olap/>

Kagermann, H., Küting, K., Weber, C.-P., & Kinney, W. (2007). Internal Audit Handbook : Management with the SAP®-Audit Roadmap (illustrée éd.). Consulté à l'adresse https://books.google.be/books?id=R8kzyri7ULwC&pg=PA577&lpg=PA577&dq=exceptions+internal+audit&source=bl&ots=sfROWF3RAY&sig=ACfU3U3cdt_mfwNzC5MiDhHNiZ

XLvXt31Q&hl=fr&sa=X&ved=2ahUKEwjIxtCGqZ3qAhUHyaQKHUGPDAMQ6AEwBHoECAoQAQ#v=onepage&q=exceptions%20internal%20audit&f=false

KPMG, Asanuma, H., Lim, I.-C., Manquen, M., Plett, B., & Tsuchida, M. (2019, janvier). Data Analytics in Internal Audit. Consulté à l'adresse <https://assets.kpmg/content/dam/kpmg/jp/pdf/2019/jp-en-data-analytics-internal-audit.pdf>

KPMG, Vermeren, Y., & Cuisset, G. (2016). Etat des lieux de l'utilisation de l'analyse de données au sein de l'audit interne. Consulté à l'adresse <https://assets.kpmg/content/dam/kpmg/fr/pdf/2017/01/fr-audit-interne-numerique-tribune.pdf>

La Fondation Robert Schuman, & Thomé, H. (2020, 24 février). Les données : carburant de la troisième révolution industrielle. Consulté à l'adresse <https://www.robert-schuman.eu/fr/questions-d-europe/0548-les-donnees-carburant-de-la-troisieme-revolution-industrielle>

Lillis, A. (1999). A framework for the analysis of interview data from multiple field research sites. *Accounting and Finance*, 39(1), 79-105. <https://doi.org/10.1111/1467-629x.00018>

Linternaute. (2020). Définition Dictionnaire -Sql. Consulté le 2 juin 2020, à l'adresse <https://www.linternaute.fr/dictionnaire/fr/definition/sql/>

Luell, J. (2010). Employee Fraud Detection under Real World Conditions (Thèse). <https://doi.org/10.5167/uzh-44863>

Magnouwai, M. (2017, 21 septembre). Cube OLAP, rapports basés sur un cube. Consulté le 2 juillet 2020, à l'adresse <https://www.supinfo.com/articles/single/5554-cube-olap-rapports-bases-cube>

Marr, B. (2019, octobre 18). What's The Difference Between Structured, Semi-Structured And Unstructured Data ? Consulté le 27 mai 2020, à l'adresse <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2019/10/18/whats-the-difference-between-structured-semi-structured-and-unstructured-data/#2073ddcf2b4d>

Martin, O. (2012, 1 octobre). Induction-déduction. Consulté le 25 juillet 2020, à l'adresse <https://journals.openedition.org/sociologie/1594>

MBA ESG. (2016, 22 décembre). Le Big Data, qu'est ce que c'est ? Consulté le 18 mai 2020, à l'adresse <https://www.mba-esg.com/actus/le-big-data-definition>

McNeill, C. (2019, 16 septembre). Veracity : The Most Important "V" of Big Data. Consulté le 25 mai 2020, à l'adresse <https://www.gutcheckit.com/blog/veracity-big-data-v/>

Moniteur Belge. (2008, 17 décembre). Loi instituant notamment un Comité d'audit dans les sociétés cotées et dans les entreprises financières. Consulté à l'adresse <https://www.corporategovernancecommittee.be/fr/reglementation/legislation-belge/loi-sur-linstitution-dun-comite-daudit>

Newell, M. W., & Grashina, M. N. (2004). The Project Management Question and Answer Book. Consulté à l'adresse <https://flylib.com/books/en/4.107.1.72/1/>

N’Goran, A. L. N. (2016, 31 octobre). Comprendre les étapes du processus BI. Consulté le 1 juillet 2020, à l’adresse <https://www.supinfo.com/articles/single/3548-comprendre-etapes-processus-bi>

Oracle. (2010, mars). Managing Exceptions in Distributed Applications. Consulté à l’adresse <https://www.oracle.com/technetwork/cn/java/twp-manage-excpt-distr-apps-134512.pdf>

Oracle. (2020). Qu’est-ce que la Root Cause Analysis ? Consulté le 25 juin 2020, à l’adresse <https://www.oracle.com/fr/cloud/root-cause-analysis.html>

Proponent. (2018, 28 octobre). Prescriptive Analytics vs. Predictive Analytics. Consulté le 29 mai 2020, à l’adresse <https://www.proponent.com/predictive-analytics-vs-prescriptive-analytics/>

PWC, Hottin, J. P., Le Nail, P., & Barrère, J. (2016, novembre). Audit interne : Franchir un nouveau cap dans l’utilisation de données. Consulté à l’adresse <https://www.pwc.fr/fr/assets/files/pdf/2016/11/audit-interne-franchir-nouveau-cap-utilisation-donnees.pdf>

PWC, Rivera, K., Rohn, C., Donker, J., & Butter, C. (2020). Fighting fraud : A never-ending battle. Consulté le 27 juin 2020, à l’adresse <https://www.pwc.be/en/FY20/documents/global-economic-crime-fraud-survey-2020.pdf>

Riverlogic. (2020). River Logic : Prescriptive Analytics Guide. Consulté le 2 juillet 2020, à l’adresse <https://www.riverlogic.com/technology/prescriptive-analytics#chapter-2>

Rouse, M. (2015, 4 août). BI (Informatique décisionnelle). Consulté le 1 juillet 2020, à l’adresse <https://www.lemagit.fr/definition/BI-informatique-decisionnelle>

Rouse, M. (2018, 20 avril). faux positif. Consulté le 24 juillet 2020, à l’adresse <https://whatis.techtarget.com/fr/definition/faux-positif>

SAS. (2019). Analyse prédictive : Rôle et atouts. Consulté le 29 mai 2020, à l’adresse https://www.sas.com/fr_ch/insights/analytics/predictive-analytics.html#dmtechnical

Siecle Digital, & Cimino, V. (2019, 11 juillet). RGPD : Marriott condamné à 111 millions d’euros d’amende. Consulté le 21 juillet 2020, à l’adresse <https://siecledigital.fr/2019/07/11/rgpd-marriott-condamne-a-111-millions-deuros-damende/>

Sinnott, W., & Cangemier, M. P. (2016, juillet). Data Analytics and Financial Compliance : How Technology Is Changing Audit and Business Systems. Consulté à l’adresse https://www.researchgate.net/publication/305469670_Data_Analytics_and_Financial_Compliance_How_Technology_Is_Changing_Audit_and_Business_Systems_published_by_Financial_Executives_Research_Foundation_ferf_authored_by_William_Sinnott_and_Michael_P_Cangemier

Sirois, B. A., & Savovska, K. S. (2017, 30 janvier). Audit Data Analytics : Opportunities and Tips. Consulté le 27 juin 2020, à l’adresse <https://www.ifac.org/knowledge-gateway/supporting-international-standards/discussion/audit-data-analytics-opportunities-and-tips>

Tata Consultancy Services, & Manoharan, K. (2015, janvier). Dynamic Risk Profiling : A Risk-based Approach to Managing Fraud. Consulté à l'adresse <https://pdfs.semanticscholar.org/45aa/12d7feee586b113dc1e09bdce9066fb043d6.pdf>

The Institute of Internal Auditors, & Rittenberg, L. E. (2016). Interagir avec le comité d'audit : Un pas en avant pour l'audit interne. Consulté à l'adresse <https://na.theiia.org/iiaarf/Public%20Documents/Interacting-with-Audit-Committees-French.pdf>

The Institute of Internal Auditors. (2017). Fraude et audit interne . Consulté à l'adresse <https://na.theiia.org/translations/PublicDocuments/Fraud-and-Internal-Audit-French.pdf>

The Institute of Internal Auditors. (2020). Definition of Internal Auditing. Consulté le 13 juin 2020, à l'adresse <https://na.theiia.org/standards-guidance/mandatory-guidance/Pages/Definition-of-Internal-Auditing.aspx>

Twin, A. (2019, 18 août). Data Mining : How Companies Use Data to Find Useful Patterns and Trends. Consulté le 2 juillet 2020, à l'adresse <https://www.investopedia.com/terms/d/datamining.asp>
Tuovila, A. (2019a, 22 mai). Audit Committee. Consulté le 3 juin 2020, à l'adresse <https://www.investopedia.com/terms/a/audit-committee.asp>

Tuovila, A. (2019b, mai 22). Audit Committee Definition. Consulté le 26 juin 2020, à l'adresse <https://www.investopedia.com/terms/a/audit-committee.asp>

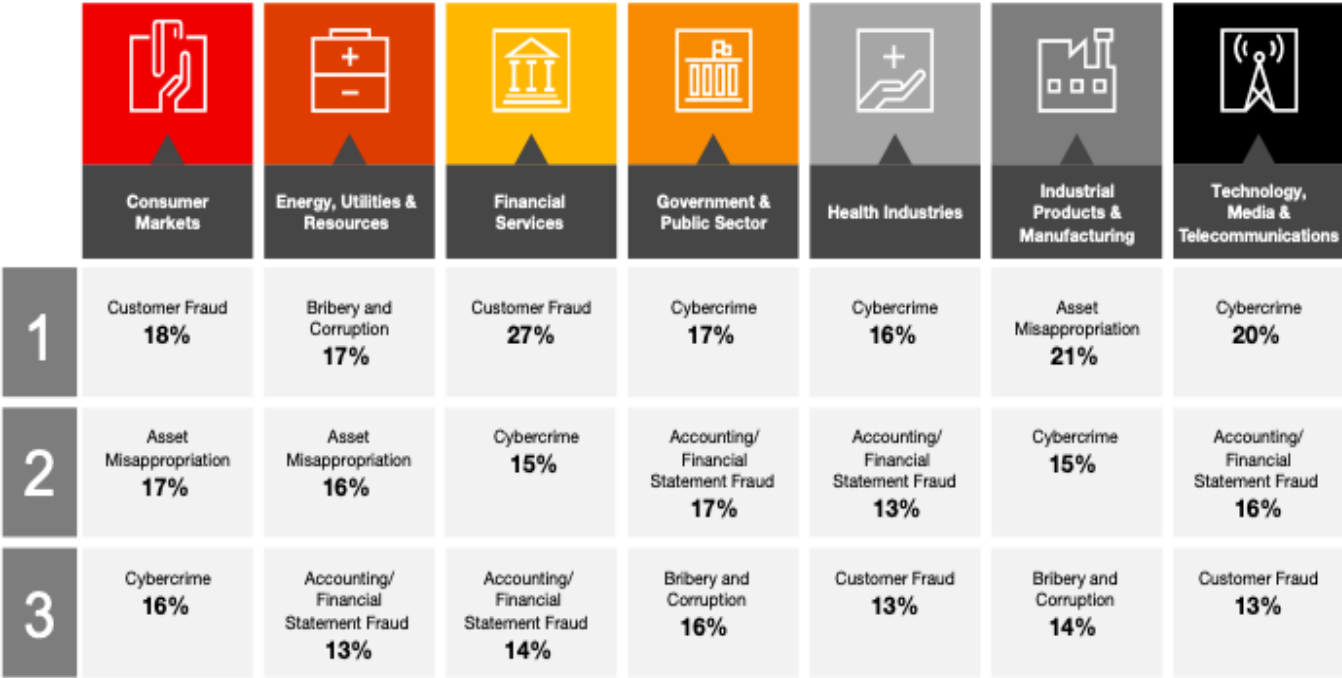
Vasarhelyi, M. A., Alles, M., Kuenkaikaew, S., & Little, J. (2012, septembre). The acceptance and adoption of continuous auditing by internal auditors : A micro analysis. Consulté à l'adresse <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1467089512000425?via%3Dihub>

Vermeren, Y. (2012). Les outils informatiques au service des auditeurs et contrôleurs internes. *Audit & Contrôle Internes*, (212), 12-13. Consulté à l'adresse <https://chapters.theiia.org/montreal/ChapterDocuments/IFACI%20revue%20212.pdf>

ANNEXE

ANNEXE 1 : Types de fraudes les plus communes par secteur d'activité

Most disruptive fraud events – by industry



Source: PwC's 2020 Global Economic Crime and Fraud Survey

ANNEXE 2 : Tableau interviewés

Numéro	Interlocuteur	Position	Années d'expérience	Société	Interview écrit / orale
1	Marie Noirhomme	Head of Internal Audit (Chief Audit Executive)	27	AXA Belgium	Écrit
2	Duray Michel	Responsable de l'audit interne du secrétariat international de l'OTAN à Evere.	39	OTAN	Écrit
3	Evan Geens	Head Audit	27	AXA Bank	Écrit
4	Triffet Nikolai	Spécialisé pour les risques de fraude ainsi que l'analyse de données	10	BDO	Orale
5	Bram Hostyn	Directeur	16	PWC in Risk Assurance Services	Orale
6	Frédéric Docquier	Group Business Controller	25	Sofina	Orale
7	Laurent Berti	Gestionnaire de projets de l'audit interne / support informatique	23	CBC	Orale
8	Patrick de Boom	Audit interne		Commission Européenne Audit interne	Orale
9	Steven Cauwenberghs	Partner en advisory et Risk Advisory Services	20	BDO	Orale
10	Anonyme	Responsable de l'audit interne	20	Organisme public belge	Orale

ANNEXE 3 : Questionnaire sur les barrières de l'utilisation des données analytiques dans l'audit interne

Nom et prénom de l'interviewé :

Position et années d'expérience :

Question 1 : Quelles sont vos connaissances et votre formation en matière de données analytiques ?

Question 2 : Comment l'analyse de données est-elle utilisée dans votre travail au quotidien ?

Question 3 : Quels types d'analyses utilisez-vous ? (*descriptive, diagnostique, prédictive et/ou prescriptive*)

Question 4 : Quels sont les types de sources de données utilisées ? (*interne, externe, réseaux sociaux, etc.*)

Question 5 : Comment qualifieriez-vous l'investissement fait par la société qui vous emploie à l'égard du Big Data et des données analytiques ? Que voudriez-vous rajouter ou supprimer ?

Question 6 : Les données analytiques rajoutent-elles une plus-value au métier d'auditeur interne ? Si oui, comment ? (*Économie de coûts, meilleure qualité, plus grande légitimité, meilleure couverture, etc.*)

Question 7 : Quelles sont pour vous les principales barrières à l'utilisation des données analytiques dans la fonction de l'audit interne ? (*Facteur humain, outils complexes ou coûteux, culture de l'organisation, etc.*)

Question 8 : Quels problèmes éthiques rencontrez-vous lors de l'utilisation de Big Data et de l'analyse des données ? Comment faites-vous face à ces problèmes ? (*sécurité des données, confidentialité, etc.*)

Question 9 : Quelles sont les solutions qui peuvent être mises en place pour lever les barrières liées à l'implémentation des données analytiques ?

Question 10 : L'utilisation des données analytiques résulte-t-elle d'une mode de la digitalisation ou de pressions extérieures ? (*de l'industrie, des clients, responsables, etc.*)

Question 11 : Quelles sont les limites de l'utilisation des données analytiques ?

Question 12 : Remarquez-vous une évolution dans l'utilisation des données analytiques par rapport à quelques années auparavant ? Et, pensez-vous que des changements vont avoir lieu dans les années à venir ?

Question 13 : Souhaiteriez-vous ajouter quelque chose concernant les données analytiques et leur utilisation dans l'audit interne ?



LOUVAIN-LA-NEUVE | BRUXELLES | MONS | TOURNAI | CHARLEROI | NAMUR
Place des Doyens, 1 bte L2.01.01, 1348 Louvain-la-Neuve, Belgique | www.uclouvain.be/lsm