

[Page de garde]



**HEC MONTRÉAL**

**Favorisation d'une bonne qualité des données, le rôle de l'humain dans  
la conception et l'utilisation d'un outil d'IA en GRH et l'appropriation  
de ses parties prenantes aux différents enjeux relatifs à la conception et  
à l'utilisation future du SIA**

**par**

**Gracia Iskandar**

**Gracia Iskandar**

**HEC Montréal**

**Michel Cossette et Xavier Parent-Rocheleau**

**Sciences de la gestion**

**(Spécialisation gestion des ressources humaines)**

*Mémoire présenté en vue de l'obtention  
du grade de maîtrise ès sciences en gestion  
(M. Sc.)*

Mai 2022

© Gracia Iskandar, 2022



## Résumé

Pour que l'intelligence artificielle (ci-après IA) soit capable d'émettre des prédictions à partir desquelles des décisions pourront être prises par les professionnels des ressources humaines (ci-après RH), les données doivent être analysées à travers des algorithmes. À ce propos, il est donc primordial d'avoir une bonne qualité de données et une gestion de la qualité de données.

La littérature en sciences de gestion est plus élaborée à propos de l'impact de l'intelligence artificielle sur la RH et la question de réingénierie (ou *reengineering*) de la fonction des RH, en comparaison avec les écrits sur ce qui est en « amont » de l'adoption de l'intelligence artificielle. Pourtant, cet « amont » est crucial si nous voulons comprendre comment et pourquoi l'IA peut arriver à de bonnes et de moins bonnes solutions pour aider les gestionnaires notamment en RH.

Cette étude a mis en exergue le rôle important des dimensions de la qualité des données RH dans le cycle de vie de l'IA (de la génération des données, à la construction et au déploiement du système d'IA (ci-après SIA)), pour promouvoir une bonne qualité de données et l'importance d'assurer une bonne qualité de données RH. Notre étude a aussi souligné les nombreux mécanismes qui peuvent être mis en place pour favoriser la qualité des données tels que le nettoyage de données, les processus de test, de contrôle, et de validation. Ces mécanismes permettent de réduire les enjeux dans toutes les phases de conception de SIA et d'**avoir une mesure de véracité des données RH en IA**, la première dimension de qualité examinée.

Ensuite, les résultats de cette recherche nous ont démontré l'importance de respecter la deuxième dimension de qualité explorée, d'**avoir des responsables et des gestionnaires RH vigilants** à bord en leur ouvrant des opportunités de redéfinir les tâches RH, d'acquérir des compétences interdisciplinaires, et de mettre en place et en œuvre des processus de suivi, d'audit et d'assurance de qualité. Ces mécanismes et ce critère de qualité contribuera à sensibiliser les experts du domaine RH ainsi que les non-spécialistes du domaine aux différents enjeux prévus.

Ensuite, **la collaboration inter-équipe et intra-équipe** étroite et régulière s'est avérée être l'un des thèmes les plus émergents nécessaire au succès du processus de développement du SIA et favorise l'assurance d'une bonne qualité des données RH.

Enfin, les résultats de cette étude confirment que **l'intervention humaine est primordiale** dans le processus de test, de contrôle et de validation qui est un processus constant, continu et régulier afin d'assurer une meilleure qualité des données RH, sinon les impacts et les effets de l'IA seront dévastateurs.

**Mots clés :** Qualité de données RH en IA, dimension de qualité de données, dimension de favorisation une bonne qualité de données RH, humain dans la boucle, IA centré sur l'humain, RH augmentée par l'IA

**Méthodes de recherche :** Observation-participante et entrevues semi-dirigées

## Abstract

For AI to be able to make predictions from which decisions can be made by human resources (hereafter HR) professionals, data must be analyzed through algorithms. In this regard, good data quality and data quality management are paramount.

The management science literature is more elaborate about the impact of artificial intelligence (hereafter AI) on HR and the issue of reengineering the HR function, compared to the literature on what is "upstream" of the adoption of artificial intelligence. Yet, this "upstream" is crucial if we want to understand how and why AI can come up with good and poor solutions to help managers especially in HR.

This study highlighted the important role of HR data quality dimensions in the AI lifecycle (from data generation to building and deploying the AI system), for promoting good data quality, and the importance of ensuring good HR data quality. Our study also highlighted the many mechanisms that can be put in place to promote data quality such as data cleaning, testing, monitoring and validation processes. These mechanisms help to reduce the challenges in all phases of AI system design and **having a measure of veracity of HR data in AI**, the first quality dimension examined.

Second, the results of this research showed us the importance of meeting the second quality dimension explored, **having vigilant HR leaders and managers** on board by opening up opportunities for them to redefine HR tasks, develop interdisciplinary skills, and establish and implement monitoring, auditing, and quality assurance processes. These mechanisms and quality criteria will contribute to raising awareness of the various issues among HR experts as well as non-specialists in the field.

Thirdly, close and regular **inter- and intra-team collaboration** has proven to be one of the most emerging themes necessary for the success of the AI system development process and promotes the assurance of good HR data quality.

Finally, the results of this study confirm that **human intervention is paramount** in the testing, control and validation process which is a constant, continuous and regular process

in order to ensure better HR data quality, otherwise the impacts and effects of AI will be devastating.

**Keywords:** HR data quality in AI, data quality dimension, dimension of fostering good HR data quality, human in the loop, human-centric AI, HR-AI augmented

**Research methods:** Participant observation and semi-structured interviews

# Table des matières

Résumé.....	iii
Abstract.....	v
Table des matières.....	vii
Liste des tableaux et des figures.....	xiii
Liste des abréviations ou des Acronymes.....	xv
Avant-propos.....	xvii
Remerciements.....	xxii
<b>Chapitre 1 - Introduction.....</b>	<b>1</b>
<b>1.1. Contexte de la recherche.....</b>	<b>1</b>
<b>1.2. Problématique de recherche : Les enjeux principaux associés à la         qualité des données RH en IA et comment les surmonter.....</b>	<b>3</b>
<b>1.3. Questions et buts de la recherche.....</b>	<b>5</b>
<b>1.4. Suvol des étapes du mémoire.....</b>	<b>6</b>
<b>1.5. Structure du mémoire.....</b>	<b>8</b>
<b>Chapitre 2 - Recension des écrits et cadre théorique.....</b>	<b>9</b>
<b>2.1. L'intelligence artificielle (IA) et ses applications en gestion des ressources         humaines (GRH).....</b>	<b>9</b>
2.1.1. Bénéfices.....	11
a. Optimisation des processus et des opérations RH.....	11
b. Réingénierie de la fonction RH et la gestion des compétences RH.....	12
2.1.2. Défis et enjeux.....	13
a. Perpétuation des biais et enjeux de justice.....	13
b. Opacité de l'apprentissage automatique.....	15
c. Fonctions RH et enjeux des données RH.....	19
<b>2.2. Concepts clés de l'intelligence artificielle (IA).....</b>	<b>25</b>
a. Agent conversationnel (ou <i>Chatbot</i> ).....	26
b. Intelligence artificielle.....	27

c. Apprentissage automatique.....	28
d. Algorithme .....	29
e. Algorithme d'intelligence artificielle et d'apprentissage automatique ...	29
f. Types d'apprentissage automatique.....	31
2.2.1. IA et ses potentialités.....	37
a. Portée de l'IA .....	37
b. Classification des systèmes d'IA en commerce.....	41
c. Compétence interdisciplinaire et multidisciplinaire pour développer un SIA .....	42
<b>2.3. Gestion de la discipline en organisation.....</b>	<b>44</b>
2.3.1. Définition, acteurs, objectifs et types.....	44
2.3.2. Processus et enjeux .....	45
<b>2.4. Définition, origines et caractéristiques des données RH .....</b>	<b>50</b>
2.4.1. Définition de la donnée en RH .....	50
2.4.2. Origines des données RH.....	52
2.4.3. Caractéristiques des données RH.....	53
a. Hétérogène .....	53
b. Sensible.....	53
c. Subjective.....	54
2.4.4. Problématique de recherche.....	55
<b>Chapitre 3 – Cadre conceptuel .....</b>	<b>57</b>
<b>3.1. Fondements conceptuels de la qualité des données RH en IA .....</b>	<b>60</b>
3.1.1. Définition de la qualité de données en RH .....	60
3.1.2. Défis et enjeux principaux associés à la qualité de données RH en IA ....	63
a. Données biaisées et enjeux éthiques .....	63
b. Pauvreté des données .....	64
<b>3.2. Enjeux associés à la conception du SIA .....</b>	<b>66</b>
3.2.1. Processus de génération de données des algorithmes d'AA.....	66
a. Collecte de données .....	68

b.	Préparation de données .....	68
c.	Développement et évaluation du modèle .....	69
d.	Déploiement du modèle .....	69
3.2.2.	Origines des biais de la conception et du déploiement du SIA.....	70
a.	Collecte de données.....	73
b.	Préparation de données .....	73
<b>3.3.</b>	<b>Favoriser de la qualité de données en RH .....</b>	<b>76</b>
3.3.1.	Critères pour promouvoir une bonne qualité de données RH .....	76
3.3.2.	Mécanismes pour favoriser la qualité de données en RH.....	77
a.	Première dimension de qualité : avoir une IA sans enjeux, sans biais, éthique, juste, explicable, transparent, responsable, digne de confiance et imputable.....	78
b.	Seconde dimension de qualité : avoir une mesure de véracité des données .....	81
c.	Troisième dimension de qualité : avoir des responsables et des gestionnaires RH vigilant.....	83
<b>3.4.</b>	<b>IA centrée sur l’humain ou <i>Human in or on the loop</i> .....</b>	<b>85</b>
<b>3.5.</b>	<b>Appropriation des différents enjeux liées à la conception et à l'utilisation future du SIA.....</b>	<b>87</b>
<b>3.6.</b>	<b>Sommaire de la recension des écrits et du cadre conceptuel.....</b>	<b>89</b>
<b>Chapitre 4 - Méthodologie.....</b>		<b>93</b>
<b>4.1.</b>	<b>Description de l’entreprise: une startup québécoise.....</b>	<b>93</b>
4.1.1.	Origines de l’entreprise.....	93
4.1.2.	Solution d’aide à la décision pour les questions juridiques dans la gestion des ressources humaines .....	94
4.1.3.	Description de la solution d’aide à la prise de décision.....	95
4.1.4.	Utilisation de la solution d’aide à la prise de décision.....	96
<b>4.2.</b>	<b>Approche de recherche et de collecte de données .....</b>	<b>98</b>
4.2.1.	Entrevue semi-dirigée ou semi-structurée.....	99
a.	Forces et faiblesses.....	99
4.2.2.	Observation participante .....	101

a. Forces et faiblesses .....	101
<b>4.3. Procédure de collecte de données .....</b>	<b>104</b>
4.3.1. Entrevue semi-dirigée ou semi-structurée .....	104
4.3.2. Observation participante .....	105
4.3.3. Instrument de mesure utilisé .....	106
a. Entrevue semi-dirigée .....	106
b. Observation participante .....	109
4.3.4. Analyse des données .....	110
a. Entrevue semi-dirigée .....	110
b. Observation participante .....	111
c. Fusionner l'analyse des deux méthodes.....	111
<b>Chapitre 5 - Résultat.....</b>	<b>113</b>
<b>5.1. Expérience et formation passées des répondants.....</b>	<b>115</b>
<b>5.2. Favorisation d'une bonne qualité de données RH .....</b>	<b>116</b>
5.2.1. Première dimension de qualité : <b>avoir une mesure de véracité des données</b> par le processus de contrôle, de validation et d'audit et le mécanisme de nettoyage des données .....	117
a. Cartographie du processus de conception de l'agent conversationnel et du processus de l'assurance de qualité des données RH.....	117
b. Nettoyage des données.....	125
c. Mise en œuvre des processus de nettoyage de données, de test, de contrôle, de validation et d'assurance de qualité .....	126
d. Collaboration - Clé pour améliorer le processus de conception .....	131
5.2.2. Seconde dimension de qualité : <b>avoir des responsables et des</b> <b>gestionnaires RH vigilants</b> par la reconfiguration des tâches RH, par l'acquisition de compétences interdisciplinaires et en mettant en place et en œuvre un processus de suivi, d'audit et d'assurance de qualité .....	133
a. Réingénierie des tâches RH .....	133
b. Acquisition de compétences interdisciplinaires.....	134
c. Mise en œuvre des processus de suivi et d'audit .....	135
5.2.3. Besoin d'une intervention humaine .....	135

<b>5.3. Appropriation des différents enjeux liées à la conception et à l'utilisation future du SIA .....</b>	<b>137</b>
5.3.1. Enjeux liés à la conception du <i>chatbot</i> .....	138
a. Qualité des données RH d'entrée .....	138
b. Qualité des données RH d'entrée au cas de modification ou de changement .....	140
c. Qualité des données RH de sortie de l'IA.....	141
5.3.2. Impacts et effets liés à l'utilisation future du <i>chatbot</i> .....	142
a. Conscients des enjeux liés à l'utilisation future du <i>Chatbot</i> et de ses effets .....	143
b. Conscients des enjeux liés à l'utilisation future du <i>Chatbot</i> mais pas de ses effets négatifs .....	146
c. Ambitieux de l'impact ou de l'effet positif sur l'utilisation future du <i>chatbot</i> .....	148
 <b>Chapitre 6 - Discussion .....</b>	<b>153</b>
<b>6.1. Favorisation d'une bonne qualité de données RH et intervention humaine dans le processus de contrôle et de validation des données.....</b>	<b>155</b>
6.1.1. Première dimension de qualité : <b>avoir une mesure de véracité des données</b> .....	155
a. Cartographie du processus de conception de l'agent conversationnel et du processus de l'assurance de qualité des données RH.....	155
b. Constat .....	156
c. Quelques enjeux issus de la littérature confirmés .....	157
6.1.2. Seconde dimension de qualité : <b>avoir des responsables et des gestionnaires RH vigilants</b> .....	162
<b>6.2. Intervention humaine dans le processus de contrôle et de validation des données.....</b>	<b>164</b>
6.2.1. Enjeu du facteur humain dans l'approche « IA centrée sur l'humain »..	164
<b>6.3. Appropriation des différents enjeux liées à la conception et à l'utilisation future du SIA.....</b>	<b>167</b>
 <b>Chapitre 7 - Conclusion .....</b>	<b>Error! Bookmark not defined.69</b>
<b>7.1. Contributions théoriques de l'étude.....</b>	<b>169</b>

<b>7.2. Contributions pratiques .....</b>	<b>171</b>
<b>7.3. Limites de l'étude.....</b>	<b>174</b>
<b>7.4. Pistes de recherches futures .....</b>	<b>176</b>
<b>Bibliographie .....</b>	<b>179179</b>
<b>Annexes 1 .....</b>	<b>i</b>
<b>Annexes 2 .....</b>	<b>iii</b>

# Liste des tableaux et des figures

## Liste de tableaux

Tableau 2.1 - Types d'IA .....	41
Tableau 3.1 – Dimensions d'une bonne qualité de données .....	61
Tableau 5.1 - Description des tâches de l'équipe des experts de contenu RH.....	122
Tableau 5.2 – Résultats des réponses aux trois questions de recherche.....	151

## Liste de figures

Figure 1.1 – Structure d'un algorithme d'apprentissage automatique (AA).....	4
Figure 2.1 - Types d'apprentissage et d'algorithmes du l'AA.....	28
Figure 2.2 - Démarches de l'apprentissage automatique .....	30
Figure 2.3 - Types d'apprentissage automatique .....	32
Figure 2.4 - Arbre de décision pour accepter ou non une offre d'emploi .....	34
Figure 2.5 - Types de l'IA.....	38
Figure 2.6 - Stades de maturité des types de l'IA .....	39
Figure 2.7 - Développement d'un outil de SIA.....	43
Figure 2.8 - Modèle DCIS appliqué à l'exemple de recrutement d'un employé .....	51
Figure 3.1 – Processus de génération de données de l'apprentissage automatique .....	70
Figure 3.2 – Cadre conceptuel et ses éléments clés .....	91
Figure 4.1 – Grille d'entrevue semi-dirigée.....	107
Figure 5.1 – Phases de conception de l'agent conversationnel.....	119
Figure 5.2 – Cycle de vie actuel du développement des données d'entrée et processus de l'assurance de qualité des données RH.....	123
Figure 6.1 – Reprise de la Figure 3.1 (ajout de de flèche) - Processus de génération de données de l'apprentissage automatique.....	157
Figure 7.1 – Processus du développement des données d'entrée RH.....	172
Figure 7.2 – Processus de l'assurance de qualité (AQ) des données RH.....	172
Figure 7.3 – Gestion du projet de développement et de l'assurance de qualité des données RH .....	173
Figure 7.4 – Taxonomie de types de biais dans le cycle de vie de l'IA.....	177



## Liste des abréviations ou Acronymes

RH	Ressources Humaines
IA	Intelligence Artificielle
GRH	Gestion des ressources humaines
SIA	Système d'intelligence artificielle
AA	Apprentissage Automatique
ML	<i>Machine Learning</i>
NL	<i>Natural Language</i>
NLP	<i>Natural Language Processing</i>
NLG	<i>Natural Language Generator</i>
NLU	<i>Natural Language Understanding</i>
TI	Technologie d'information
DRH	Directrice de Ressources Humaines
KPI	<i>Key Performance Indicator</i>
RL	<i>Reinforcement Learning</i>
ANI	<i>Artificial Narrow Intelligence</i>
AGI	<i>Artificial General Intelligence</i>
ASI	<i>Artificial Super Intelligence</i>
SME	<i>Subject Matter Expert</i>
DCIS	Donnée-Info-Connaissance-Sagesse
SIRH	Système d'Information de RH
EIA	Évaluation de l'Incidence Algorithmique
UE	Union Européenne
RGPD	Règlement général sur la protection des données
GDPR	<i>General Data Protection Regulation</i>



## Avant-propos

Tous les secteurs de l'entreprise, comme les finances, la production et la logistique, sont touchés par l'intelligence artificielle (ci-après IA). La gestion des ressources humaines (ci-après GRH) n'échappe pas à cette tendance. L'IA a commencé à investir le champ en s'implantant progressivement au sein des processus en RH tels que la dotation et le développement des compétences des salariés, ainsi qu'à l'aide à la décision stratégique (Coron, 2019; Parent-Rochelleau et Parker, 2021; Vrontis et al., 2021). En ce sens, le recours aux outils de l'IA permet essentiellement de faire des prédictions dont le degré de fiabilité peut varier considérablement (Coron, 2019). Progressivement, ces outils permettront aux collaborateurs de devenir plus autonomes et habilités (ou *empowered*) (De La Rochefoucauld, 2020).

Par ailleurs, pour que l'IA soit capable d'émettre des prédictions à partir desquelles des décisions pourront être prises par les professionnels des ressources humaines (ci-après RH), les données doivent être analysées à travers des algorithmes. À ce propos, il est donc primordial d'avoir une bonne qualité de données et une gestion de qualité de données (*Data Quality Management*) (Davenport, 2010).

La littérature en sciences de gestion est plus élaborée à propos de l'impact de l'intelligence artificielle sur la RH et la question de réingénierie (ou *reengineering*) de la fonction des RH, en comparaison avec les écrits sur ce qui est en « amont » de l'adoption de l'intelligence artificielle. Pourtant, cet « amont » est crucial si nous voulons comprendre comment et pourquoi l'IA peut arriver à de bonnes et de moins bonnes solutions pour aider les gestionnaires notamment en RH.

L'agent conversationnel, lequel consiste en un outil d'aide à la décision propulsé par l'IA et qui s'avère central à ce mémoire, doit être alimenté en amont par un contenu de données sur la gestion disciplinaire. Le développement du contenu d'un outil d'IA par rapport à la gestion de la discipline en organisation comprend la collecte et la préparation des données ainsi que leurs tests et validations, deux démarches très importantes dans le processus du développement de cette plateforme.

Lorsque les données sont alimentées par des outils d'IA, une prise de décision optimale par les professionnels en RH repose nécessairement sur l'assurance d'une bonne qualité des données, d'autant plus lorsque ces décisions touchent à des enjeux juridiques dans la gestion des ressources humaines. Donc, il est primordial d'avoir une gestion de l'information servant à préparer les algorithmes de ces outils propulsés par l'IA.

Ces algorithmes des systèmes d'IA (ci-après SIA) analysent des données d'entrée afin d'émettre des prédictions ou des recommandations ou des données de sortie. Cependant, plusieurs enjeux sont associés à la qualité des données RH en IA tant au niveau des données d'entrée qu'au niveau des résultats et des recommandations. Nous trouvons des enjeux notamment au niveau des données RH en soi (leurs quantités et leurs qualités), de la complexité des processus RH, des données RH historiques issues avant la création de l'algorithme, des biais et de la discrimination, de la confidentialité, de la fiabilité, et de la justice des décisions de l'IA. Tous ces enjeux peuvent influencer la qualité des données RH soit au niveau des données d'entrée dans la programmation de l'IA (données d'entrée) soit au niveau des données de sortie de cette IA (données d'output), puisqu'une grande partie des biais ne sont reconnus qu'après la prise des décisions algorithmiques.

La qualité des données nécessaires au fonctionnement d'un tel outil est cruciale, considérant le caractère délicat des recommandations disciplinaires et leurs répercussions pour les employés concernés comme pour l'employeur. Il était donc essentiel dans ce projet d'évaluer la qualité des données d'entrée en RH (ou les *Input*) et de valider les arbres décisionnels conçus, à savoir dans quelle mesure ils sont alignés avec la jurisprudence et concordent avec le jugement humain. Pour réaliser cette étude, des observations participantes et des entretiens ont été menés avec un échantillonnage de huit professionnels impliqués dans le développement du projet, soit à titre d'experts de contenu ou de programmation, ou encore de dirigeants.

Or, alors que la littérature sur l'IA énumère les principaux enjeux de ses applications en RH, les solutions évoquées concernent principalement le stade de la conception des outils. Paradoxalement, très peu de connaissances sont pourtant disponibles sur la notion de qualité des données RH en IA.

En regard de ces défis importants ainsi que l'importance de la qualité des données RH en IA, ce mémoire tentera de répondre aux questions suivantes :

- 1) Comment favoriser une bonne qualité des données dans la conception et l'utilisation d'un outil d'IA en GRH?*
- 2) Dans quelle mesure ces données doivent faire l'objet d'un contrôle et d'une validation par l'humain?*
- 3) Comment les parties prenantes au développement d'un SIA en GRH prennent en charge les différents enjeux relatifs à la conception et à l'utilisation future du SIA?*

Afin d'éclaircir ces questions, nous avons étudié le cas de la conception et du développement d'un outil IA en RH visant à aider les gestionnaires des organisations dans leur prise de décision en matière de gestion disciplinaire, une activité RH importante. À terme, l'outil prend la forme d'un robot conversationnel (ou *Chatbot*). L'étude examine principalement les principaux défis confrontés dans les différentes étapes du cycle de conception d'un SIA quant à la qualité des données : soit à l'étape de la collecte et la préparation des données, à l'étape de génération des données, soit à l'étape d'apprentissage automatique (ci-après AA).

La recension des écrits traite d'abord les perspectives théoriques intéressantes à la problématique. Ensuite, elle présente les différents concepts clés propres à cette recherche. Cette recension des écrits nous permet de proposer un cadre conceptuel après avoir exploré l'intelligence artificielle et ses applications en RH, ses bénéfices et ses enjeux. Nous avons également concentré sur la façon dont la littérature définit la qualité des données ainsi que les enjeux et les défis associés à celle-ci. Nous avons ensuite découvert les enjeux associés à la conception du SIA en décrivant le processus de génération des données dans des algorithmes d'AA pour déterminer les biais prévus dans plusieurs phases de ce processus. Cette structure d'analyse des données a permis d'identifier les origines de ces biais afin de déterminer le mécanisme correspondant pour les surmonter voire les anticiper. Puis, nous nous sommes penchés sur les écrits concernant les critères et les mécanismes pour promouvoir une bonne qualité de données

RH, le rôle de l'humain dans le processus de vérification et d'évaluation de ces données et la mesure les données devraient être soumises à un contrôle et à une validation par l'humain. De ces dimensions de qualité avec leurs mécanismes respectives, nous énumérons celles qui ont été sujettes au présent mémoire : 1- **avoir une mesure de véracité des données** par les mécanismes de nettoyage des données et du processus de contrôle, de validation et d'audit; et/ou 2- **avoir des responsables et des gestionnaires RH vigilants** en redéfinissant les tâches RH, en possédant des compétences interdisciplinaires, en éduquant et en sensibilisant les experts du domaine et les non-spécialistes du domaine des enjeux prévus et en mettant en place et en œuvre un processus de suivi, d'audit et d'assurance de qualité.

Enfin, nous verrons la perspective des parties prenantes à la conception du SIA en RH et leurs manières de s'approprier aux différents enjeux relatifs à la conception et à l'utilisation future du SIA.

Les résultats de cette recherche ont permis de décrire la cartographie actuelle de conception du *Chatbot* ainsi que le processus de l'assurance de la qualité actuel des données RH; de fournir des propositions pour améliorer ces processus.

De plus, cette étude a mis en exergue le rôle important des dimensions de la qualité des données RH dans le cycle de vie de l'IA (de la génération des données, à la construction et au déploiement du système d'IA (ci-après SIA)), pour promouvoir une bonne qualité de données et l'importance d'assurer une bonne qualité de données RH. Notre étude a aussi souligné les nombreux mécanismes qui peuvent être mis en place pour favoriser la qualité des données tels que le nettoyage de données, les processus de test, de contrôle, et de validation. Ces mécanismes permettent de réduire les enjeux dans toutes les phases de conception de SIA et d'*avoir une mesure de véracité des données RH en IA*, la première dimension de qualité examinée.

Ensuite, les résultats de cette recherche nous ont démontré l'importance de respecter la deuxième dimension de qualité explorée, d'**avoir des responsables et des gestionnaires RH vigilants** à bord en leur ouvrant des opportunités de redéfinir les tâches RH, d'acquérir des compétences interdisciplinaires, et de mettre en place et en œuvre des processus de suivi, d'audit et d'assurance de qualité. Ces mécanismes et ce critère de

qualité contribuera à sensibiliser les experts du domaine RH ainsi que les non-spécialistes du domaine aux différents enjeux prévus.

Ensuite, **la collaboration inter-équipe et intra-équipe** étroite et régulière s'est avérée être l'un des thèmes les plus émergents nécessaire au succès du processus de développement du SIA et favorise l'assurance d'une bonne qualité des données RH.

Enfin, les résultats de cette étude confirment que **l'intervention humaine est primordiale** dans le processus de test, de contrôle et de validation qui est un processus constant, continu et régulier afin d'assurer une meilleure qualité des données RH, sinon les impacts et les effets de l'IA seront dévastateurs.

## Remerciements

Ce mémoire n'aurait pas été possible sans l'intervention directe et indirecte de nombreuses personnes. Je profite de cette occasion pour exprimer ma plus profonde gratitude à toutes ces personnes.

Tout d'abord, je tiens à remercier les co-directeurs de mémoire, messieurs Michel Cossette et Xavier Parent-Rochelleau pour leur encadrement exceptionnel dans la réalisation de cette recherche. Je tiens à souligner, leur disponibilité et leurs judicieux conseils m'ont aidée à progresser et à rester motivée tout le long de mon parcours de rédaction du mémoire. Michel et Xavier, merci de votre temps, de votre patience et de vos commentaires perspicaces!

Je tiens aussi à remercier Mitacs et Fondation Boucaro (M. Sc.) qui m'ont soutenu financièrement dans la réalisation de cette recherche par l'octroi de bourses. Je vous remercie grandement pour votre contribution et votre ouverture à soutenir les étudiants.

Je tiens également à exprimer ma gratitude à toutes les personnes que j'ai interviewées dans le cadre de cette recherche. Merci d'avoir partagé vos pensées et vos expériences.

Je désire exprimer ma gratitude, aussi, à tous ceux qui ont gentiment offert des opinions constructives et des idées inestimables. Ce mémoire n'aurait pas été possible sans leur enthousiasme et leur implication. Merci à tous et toutes pour vos commentaires utiles dans l'élaboration de ce mémoire.

Par-dessus tout et sur un plan plus personnel, je suis très redevable à mes parents, à ma famille et à mes proches pour leur encouragement et leur soutien constants dans ma décision d'entreprendre mes études supérieures et de poursuivre ma maîtrise. Vous êtes une source inépuisable d'inspiration. Vous avez su me garder en équilibre surtout au cours de la dernière année. Je vous en suis très reconnaissante.

*Gracia*

# Chapitre 1 – Introduction

L'objectif de ce chapitre est de présenter la pertinence du sujet de cette recherche. Après avoir décrit le contexte et la problématique de recherche que ce mémoire vise à résoudre, nous présenterons la description des objectifs de l'étude, son utilité et sa nécessité. Ensuite, nous nous attarderons sur la problématique de recherche, ses aspects théoriques ainsi que la méthodologie de recherche. Enfin, ce chapitre décrit la structure du mémoire.

## 1.1 Contexte de la recherche

Au cours des dernières années, des avancées majeures dans certains usages de l'intelligence artificielle (ci-après IA), telles que la traduction de la langue et l'apprentissage en profondeur utilisant des réseaux de neurones dans des contextes riches en données ont eu lieu (Tambe, Cappelli et Yakubovich, 2019; Véry et Cailluet, 2019). Les concepteurs de l'IA comptent sur des bases de données massives (ou *Big Data*), pour propulser celle-ci. Avec l'IA, des algorithmes puissants prennent en charge une part croissante des activités, surtout les tâches répétitives, pour améliorer les conditions de travail des employés et la compétitivité des entreprises (Coron, 2019; Meijerink, Boons, *et al.*, 2021; Pereira *et al.*, 2021; Vrontis *et al.*, 2021).

Tous les secteurs de l'entreprise, comme les finances, la production et la logistique, sont touchés par l'IA. La gestion des ressources humaines (ci-après GRH) n'échappe pas à cette tendance. L'IA a commencé à investir le champ en s'implantant progressivement au sein des processus en RH tels que la dotation et le développement des compétences des salariés, ainsi qu'à l'aide à la décision stratégique (Coron, 2019; Parent-Rocheleau *et al.*, 2021; Vrontis *et al.*, 2021). En ce sens, le recours aux outils de l'IA permet essentiellement de faire des prédictions dont le degré de fiabilité peut varier considérablement (Coron, 2019). Progressivement, ces outils permettront aux collaborateurs de devenir plus autonomes et habilités (ou *empowered*) (De La Rochefoucauld, 2020).

Par ailleurs, pour que l'IA soit capable d'émettre des prédictions à partir desquelles des décisions pourront être prises par les professionnels des ressources humaines (ci-après RH), les données doivent être analysées à travers des algorithmes. À ce propos, il est donc

primordial d'avoir une bonne qualité de données et une gestion de qualité de données (*ou Data Quality Management*) (Davenport, 2010).

La littérature en sciences de gestion est plus élaborée à propos de l'impact de l'intelligence artificielle sur la gestion des ressources humaines et la question de réingénierie (*ou reengineering*) de la fonction des RH, en comparaison avec les écrits sur ce qui est en « amont » de l'IA. Pourtant, cet « amont » est crucial si nous voulons comprendre comment et pourquoi l'IA peut arriver à de bonnes et de moins bonnes solutions pour aider les gestionnaires RH.

Dans ce contexte, notre étude empirique porte principalement sur les aspects liés à la préparation et à l'utilisation des données en amont de l'IA, sur la nature et la qualité des données transposées dans les algorithmes et sur l'impact de ces aspects sur la sortie des données (*ou l'outcome*). Dans le contexte de ce mémoire, cet *outcome* consiste en des arbres décisionnels créés par la firme au sein de laquelle l'étude a été réalisée. Le système d'intelligence artificielle en développement par la firme partenaire de l'étude est une solution d'aide à la décision qui prendra la forme d'un agent conversationnel (*ou Chatbot*), lequel jouera le rôle d'un assistant virtuel simulant une conversation entre un professionnel<sup>1</sup> de la RH. En d'autres termes et une fois finalisée, la fonction de cet outil conversationnel sera d'assister les gestionnaires dans leur prise de décisions en fournissant des recommandations et des conseils dans plusieurs domaines en RH. Cet outil se veut donc l'équivalent d'une conseillère virtuelle à titre d'experte RH métamorphosée en un avatar propulsé par l'IA. Or, dans le cadre du présent mémoire, la gestion disciplinaire servira d'assise pour l'étude.

Pour parvenir à ses fins, cette plateforme doit être alimentée en amont par un contenu de données sur la gestion disciplinaire. Le développement du contenu d'un outil d'IA par rapport à la gestion de la discipline en organisation comprend la collecte et la préparation des données ainsi que leur test et leur validation, deux démarches très importantes dans le processus du développement de cette plateforme.

---

<sup>1</sup> Dans le présent mémoire, le masculin est utilisé dans le seul but d'alléger le texte.

La qualité des données nécessaires au fonctionnement d'un tel outil est cruciale, considérant le caractère délicat des recommandations disciplinaires et leurs répercussions pour les employés concernés comme pour l'employeur. Il était donc essentiel dans ce projet d'évaluer la qualité des données d'entrée en RH (ou les *Input*) et de valider les arbres décisionnels conçus, à savoir dans quelle mesure ils sont alignés avec la jurisprudence et concordent avec le jugement humain. Pour réaliser cette étude, en plus de l'observation participante, des entrevues ont été menées avec un échantillonnage de huit professionnels impliqués dans le développement du projet, soit à titre d'experts (de contenu ou de programmation) ou de dirigeants.

De ces faits, le thème de la recherche porte sur la nécessité et l'importance d'assurer une bonne qualité des données en RH et la « gestion de l'information » servant à préparer ces algorithmes.

## **1.2 Problématique de recherche : Les enjeux principaux associés à la qualité des données RH en IA et comment les surmonter**

Lorsqu'elle est alimentée par des outils d'IA, une prise de décision optimale par les professionnels en RH repose nécessairement sur l'assurance d'une bonne qualité des données, d'autant plus lorsque ces décisions touchent à des enjeux juridiques dans la gestion des ressources humaines. Donc, il est primordial d'avoir une gestion de l'information servant à préparer les algorithmes de ces outils propulsés par l'IA.

Ces algorithmes des SIA analysent des données d'entrée afin d'émettre des prédictions ou des recommandations ou des données de sortie tel qu'indiqué par les flèches bleues dans la figure 1.1.

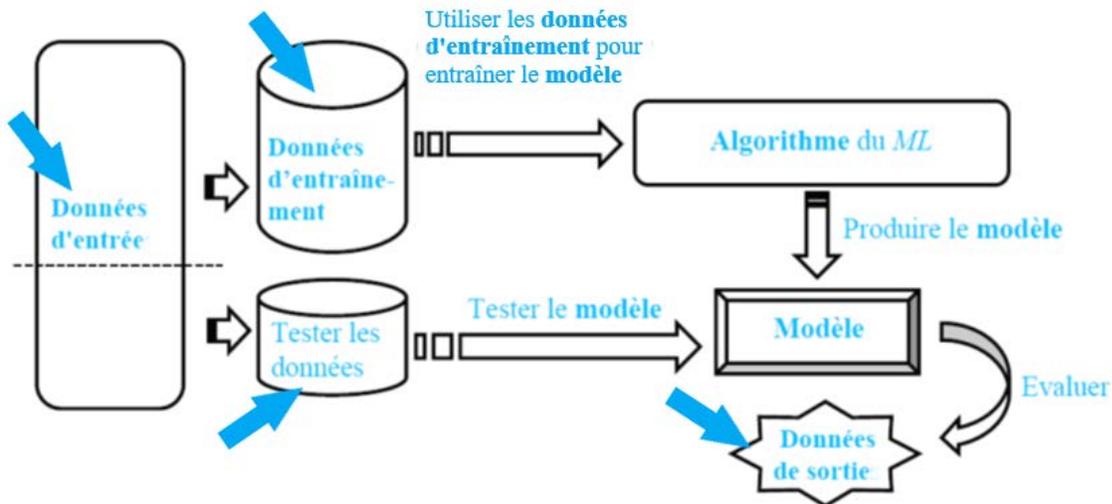


Figure 1.1 – Structure d’un algorithme d’apprentissage automatique (ML) – Source traduite : (Ghanbari et Najafzadeh, 2020) : 190)

Plusieurs enjeux sont associés à la qualité des données RH en IA tant au niveau des données d’entrée qu’au niveau des résultats et des recommandations. Nous trouvons des enjeux notamment au niveau des données RH en soi (leur quantité et leur qualité), de la complexité des processus RH, des données RH historiques<sup>2</sup>, des biais et la discrimination, de la confidentialité, de la fiabilité, et de la justice des décisions de l’IA. Tous ces enjeux peuvent influencer la qualité des données RH soit au niveau des données d’entrée soit au niveau des données de sortie puisqu’une grande partie des biais ne sont reconnus qu’après la prise des décisions algorithmiques.

Alors, pour assurer une bonne qualité des données RH, la gestion de l’information doit être faite sur deux paliers :

- Premier palier : la collecte et la préparation des données RH en amont de l’IA ainsi que la nature et la qualité de ces données transposées dans les algorithmes;
- Deuxième palier : l’impact de ces aspects sur la sortie des données d’arbres décisionnels après le traitement de l’information des algorithmes.

<sup>2</sup> Les données historiques sont des données issues des décisions, des activités, des services et des pratiques qui précèdent la création des algorithmes. Par exemple, les données issues suite à une décision d’emploi. Par conséquent, si les données d’entrée d’un algorithme comprennent des biais cognitifs, des jugements, des stéréotypes ou des préjugés humains, la sortie ou l’analyse qui s’ensuit l’est également (Köchling et Wehmer, 2020).

Pour les surmonter, ces données RH doivent être soumises à une analyse, à un test, à un contrôle et à une validation constante par l'humain.

Or, peu de connaissances sont disponibles sur les mécanismes qui permettent d'évaluer la qualité des données RH dans ces deux paliers. La majeure partie de la littérature se concentre sur les enjeux associés aux *outcomes* des SIA en RH. Néanmoins, la plupart des solutions à ces enjeux requièrent une meilleure compréhension des *inputs*. C'est à la résolution de cette problématique que vise à contribuer ce mémoire.

### **1.3 Questions et buts de la recherche**

Malgré la croissance rapide de leur nombre, les études axées sur l'IA en RH demeurent rares en comparaison avec celles se focalisant principalement sur d'autres technologies ou, plus récemment, sur les mégadonnées. Alors, il s'agit d'un thème nouveau et émergent. En dépit de quelques implications théoriques importantes et le nombre croissant des publications sur le *Big Data*, les ouvrages de recherche restent limités (Garcia-Arroyo et Osca, 2019; Vrontis *et al.*, 2021). Alors que les prédictions se multiplient sur le rôle de l'IA dans la vie organisationnelle (Vrontis *et al.*, 2021), la conceptualisation et l'étude de ce qui se trouve en amont de l'IA, notamment en termes de la qualité des données RH, sont carrément absentes.

Or, alors que la littérature sur l'IA énumère les principaux enjeux de ses applications en RH, les solutions évoquées concernent principalement le stade de la conception des outils. Paradoxalement, très peu de connaissances sont pourtant disponibles sur la notion de qualité des données RH en IA.

En regard de ces défis importants ainsi que l'importance de la qualité des données RH en IA, ce mémoire tentera de répondre aux questions suivantes :

- 1) *Comment favoriser une bonne qualité des données dans la conception et l'utilisation d'un outil d'IA en GRH?***
- 2) *Dans quelle mesure ces données doivent faire l'objet d'un contrôle et d'une validation par l'humain?***

### ***3) Comment les parties prenantes au développement d'un SIA en GRH prennent en charge les différents enjeux relatifs à la conception et à l'utilisation future du SIA?***

Afin d'éclaircir ces questions, nous avons étudié le cas de la conception et du développement d'un outil IA en RH visant à aider les gestionnaires des organisations dans leur prise de décision en matière de gestion disciplinaire, une activité RH importante. À terme, l'outil prend la forme d'un robot conversationnel (ou *Chatbot*). L'étude examine principalement les principaux défis confrontés dans les différentes étapes du cycle de conception d'un SIA quant à la qualité des données : soit à l'étape de la collecte et la préparation des données, à l'étape de génération des données, soit à l'étape d'apprentissage automatique (ci-après AA).

Plus précisément, cette recherche vise à répondre à diverses questions relevant de la qualité des données RH en amont et en aval de l'IA. D'une part, nous tenterons de trouver des réponses aux questions suivantes en adoptant une approche multidisciplinaire du point de vue des différentes parties prenantes de la firme ayant des expériences variées et diversifiées. De l'autre part, nous appuierons les réponses par l'intermédiaire de notre observation-participante du terrain.

Cette étude fut réalisée dans le cadre d'un partenariat entre la firme d'IA qui développe l'outil en question et des directeurs du mémoire. Ce partenariat vise à assurer une présence académique spécialisée en RH dans le projet, pour des fins de recherche comme pour garantir la qualité de l'outil.

#### **1.4 Survol des étapes du mémoire**

Afin de répondre à notre question de recherche, nous avons procédé à une collecte de données empiriques. Toutefois, avant la réalisation de cette collecte de données sur le terrain, nous avons recensé la littérature pertinente sur le thème du mémoire. Ceci a nécessité que nous effectuions une recherche dans les publications scientifiques et professionnelles.

En ce qui concerne notre méthodologie de recherche sur le plan empirique, le projet est une recherche-action, puisque nous sommes à la fois auteure du mémoire et partie prenante au processus de développement de l'outil, à savoir un robot conversationnel destiné à fournir des recommandations à des gestionnaires dans leurs décisions en matière de gestion disciplinaire. Soulignons aussi que notre démarche est essentiellement inductive puisqu'elle vise à échafauder les jalons d'une notion pour laquelle il existe très peu de considérations théoriques, à savoir la qualité des données d'IA en RH. Nous cherchons donc à induire des connaissances grâce à cette recherche-action. Celle-ci s'articule en deux volets, à savoir l'observation participante et les entrevues.

Premièrement, par le biais de l'observation participante, nous analysons le processus de développement et de la conception de cet agent conversationnel (ou *Chatbot*). En travaillant quotidiennement avec les différentes parties prenantes impliquées pendant environ 11 mois, nous avons pu observer directement en détail la démarche par laquelle le processus de gestion disciplinaire est codifié en vue de la programmation d'un SIA. Il s'agit donc de l'étude de la transposition des processus décisionnels ressources en une donnée d'entrée (ou *Input*) d'algorithme RH. Nous avons notamment assisté à des réunions de travail pour comprendre les attentes des parties prenantes, les facteurs facilitants et les obstacles au développement et à l'implantation de l'IA; de synchroniser le travail effectué par les diverses parties prenantes. Nous avons donc contribué au développement de l'outil à titre d'experte en RH, vu nos années d'expérience dans le domaine de la RH, en participant à la préparation des données et au développement du contenu RH qui sera ensuite programmé par les ingénieurs responsables de l'IA. Nos observations serviront à identifier les obstacles et les facteurs facilitant la mise en œuvre du projet. Cette observation fut importante et riche en constats sur nos trois questions de recherche.

Deuxièmement, nous avons réalisé une collecte de données qualitatives par entrevue, et ce, pour nous pencher de manière plus complète sur les multiples enjeux, défis et critères à respecter pour développer un agent conversationnel favorisant la prise de décision juste, qui minimise les biais et s'appuie sur des données de qualité en matière de gestion des ressources humaines, notamment pour les questions juridiques. Ces aspects ont donc été

abordés lors des huit entrevues menées avec des experts de contenu (professionnels RH, des développeurs et des ingénieurs en technologie de l'information) ainsi qu'avec des dirigeants de la firme qui développent l'outil.

Ainsi, notre recherche qualitative, tant au niveau des entrevues semi-dirigées qu'à l'observation participante, permettra de recueillir des données riches de sens. Ce devis de recherche devrait favoriser une compréhension du phénomène qui n'aurait pu être possible autrement.

## **1.5 Structure du mémoire**

Ce chapitre d'introduction a permis de mettre en lumière les problématiques engendrées à la qualité des données RH, aux enjeux associés à celles-ci et comment les surmonter. Aux chapitres suivants, la recension des écrits permettra de définir les concepts et les théories liés à cette recherche et le cadre conceptuel de notre recherche. Les chapitres qui suivent nous décriront la méthodologie de recherche et les résultats de la recherche. Par la suite, une discussion, et finalement, la conclusion de cette recherche seront présentées successivement.

## **Chapitre 2 - Recension des écrits et cadre théorique**

Puisque notre étude empirique porte principalement sur les aspects liés à la préparation et à l'utilisation des données RH en amont de l'IA, la nature et la qualité des données transposées dans les algorithmes et sur l'impact de ces aspects sur la sortie (ou *l'outcome*), il est pertinent d'ouvrir ce chapitre par un survol sur les principales perspectives théoriques sur l'intelligence artificielle et ses applications en RH ainsi que les bénéfices et les enjeux de l'intégration de l'IA en RH. Ainsi, nous définissons les quelques concepts clés de l'IA, en nous focalisant sur les dimensions technologiques pertinentes pour l'outil en question, soit le robot conversationnel. Pour clore ce chapitre, puisque cet agent conversationnel propulsé par l'IA est alimenté par des données RH afin de donner des recommandations aux gestionnaires dans plusieurs domaines de RH notamment en gestion disciplinaire et que la qualité des recommandations repose sur la qualité des données RH, il est pertinent de définir les données RH, leurs origines et leurs caractéristiques ainsi que la gestion disciplinaire, son processus et ses enjeux.

### **2.1. L'intelligence artificielle (IA) et ses applications en gestion des ressources humaines (GRH)**

Au cours des dernières années, il y a eu des avancées majeures dans certaines applications d'IA, telles que le traitement du langage et l'apprentissage en profondeur utilisant des réseaux de neurones dans des contextes riches en données (Tambe *et al.*, 2019; Véry *et al.*, 2019). En ce sens, l'IA permet d'automatiser les processus, d'assister les collaborateurs à travers des agents virtuels et conversationnels, de détecter des pannes, de lutter contre la fraude et d'analyser des textes ou bien des informations stratégiques. Tous les secteurs de l'entreprise sont transformés à des degrés divers par l'IA à l'instar de la logistique, la finance, la production et le commerce.

La gestion des ressources humaines n'échappe pas à la règle. L'IA a commencé à investir le champ en s'implantant progressivement au sein des processus en RH tel que la dotation et la gestion des compétences des salariés, l'analytique RH et l'aide à la décision stratégique RH (Coron, 2019; Parent-Rochelleau *et al.*, 2021; Vrontis *et al.*, 2021).

En outre, plusieurs organisations proposent des solutions d'intelligence artificielle, alimentée par du *big data*, afin de soutenir les entreprises dans leurs prises de décisions RH, celles-ci s'avérant de plus en plus complexes et stratégiques dans le contexte turbulent des organisations actuelles (Coron, 2019). Par exemple, la firme partenaire au projet qui fait l'objet de ce mémoire développe des agents conversationnels destinés à soutenir les décisions des entreprises clients en matière de formation professionnelle ou sur les droits aux congés. En ce sens, le recours aux outils de l'IA permet essentiellement de faire des prédictions dont le degré de fiabilité peut varier considérablement (Coron, 2019).

Pendant la pandémie de COVID-19, en juin 2020, la firme McKinsey a mené une enquête en ligne auprès de plus de deux mille participants. Elle a également mené des entretiens avec des cadres. Selon les résultats de l'étude, la moitié des répondants affirment que leur organisation a adopté l'IA dans au moins une fonction. Dans la fonction des RH, par exemple, 10% ont adopté l'IA pour l'optimisation du recrutement et la rétention et 7 % pour la gestion de la performance (McKinsey.and.Company, 2020). En effet, depuis le début de la pandémie, les gestionnaires RH ont affronté un nouveau défi. Le contexte a accentué la nécessité pour les services RH d'être en mesure de suivre de manière serrée les fluctuations des disponibilités en personnel, tout en s'assurant de demeurer à l'écoute des préoccupations des personnes en ces temps de vulnérabilité. Selon ce sondage, l'IA a offert une piste de solutions pour garder les gens au cœur des préoccupations et offrir une aide en continu.

À noter que, dans le domaine des RH, l'utilisation de l'IA s'est étendue pour couvrir plusieurs fonctions comme le recrutement, l'accueil, l'évaluation, la formation et le développement, la rémunération et les avantages sociaux, la gestion de la culture et de l'engagement, l'inconduite et la conformité (Cheng et Hackett, 2021; De La Rochefoucauld, 2020; Evseeva *et al.*, 2021; Leicht-Deobald *et al.*, 2019; Prikshat, Malik et Budhwar, 2021; Reilly, 2019).

Dans l'accueil des nouveaux employés, par exemple, l'agent conversationnel de l'accueil est capable d'expliquer le profil du poste, les fonctions et les avantages. Il peut aussi demander des équipements de bureau. Ensuite, cet employé qui vient d'arriver peut

interroger l'agent conversationnel sur la structure de l'entreprise, les horaires, les avantages sociaux et d'autres questions importantes dans les premiers mois de travail (Evseeva *et al.*, 2021). En outre, l'intégration de l'IA dans la gestion disciplinaire, l'inconduite et la conformité seront abordées ultérieurement dans la section de la gestion de la discipline en organisation.

De ce fait, les entreprises proposant des solutions d'IA mettent fortement l'accent sur les avantages et les bénéfices de l'intégration de l'IA dans les processus de RH. Toutefois, il existe des enjeux et défis relatifs au recours à l'IA dans les processus RH que nous allons aborder par la suite.

### **2.1.1. Bénéfices**

La majorité des écrits que nous avons consultés s'accorde sur plusieurs bénéfices qui expliquent l'engouement des entreprises à adopter une plateforme propulsée par l'IA en RH tel que l'optimisation des processus et des opérations RH, la mobilisation RH et la gestion des compétences RH.

#### **a. Optimisation des processus et des opérations RH**

En ce qui concerne l'optimisation des processus et des opérations RH, en effet, traditionnellement la fonction RH est reconnue avoir un rôle plus administratif et transactionnel que stratégique (Hailey, Farndale et Truss, 2005; Lévy, 2019; SHRM, 2008; Vorhauser-Smith, 2015; Wilton, 2016). En effet, les activités de la RH sont marquées par de nombreuses tâches administratives et procédures qui regorgent des données RH parfois sous-exploitées (Dejoux, 2015; Lévy, 2019). Le poids de ces tâches administratives souvent empêche les professionnels des RH de jouer des rôles plus stratégiques et contribuer à la planification à l'échelon de l'entreprise (Evseeva *et al.*, 2021; Hailey *et al.*, 2005). L'IA et la gestion des données et d'analyse en RH sont vues comme une avenue offrant une solution. Les données massives *Big Data* viennent remplacer de plus en plus les classeurs d'autrefois. L'automatisation de ces tâches fastidieuses, laborieuses, chronophages, et coûteuses réduit cette charge administrative (De La Rochefoucauld, 2020; Reilly, 2019; Vrontis *et al.*, 2021). Par conséquent, elle réduit les ressources consacrées à ces activités transactionnelles comme le temps, le coût et les ressources humaines (Accenture, 2018; Charlin, 2017; De La Rochefoucauld, 2020;

Evseeva *et al.*, 2021; Minbaeva, 2020; Reilly, 2019). Selon plusieurs auteurs, l'automatisation et l'IA permettent ainsi d'exploiter de manière optimale les données RH, de réduire les erreurs, d'éviter les dérapages, d'augmenter la précision et d'exécuter les processus RH de manière plus efficace et efficiente voire les améliorer (De La Rochefoucauld, 2020; Di Iorio, 2020; Köchling et Wehner, 2020; Lévy, 2019; Vrontis *et al.*, 2021).

#### **b. Réingénierie de la fonction RH et la gestion des compétences RH**

L'IA a contribué à accélérer la prise de décisions managériales sur des questions courantes et à résoudre des problèmes complexes dans la vie quotidienne (De La Rochefoucauld, 2020; Evseeva *et al.*, 2021; Lévy, 2019; Pereira *et al.*, 2021). L'IA, devenue un levier de performance selon certains auteurs, a progressivement permis aux gestionnaires de devenir plus autonomes et habilités (De La Rochefoucauld, 2020; Lévy, 2019; Metcalf, Askay et Rosenberg, 2019).

Ce postulat formulé par plusieurs auteurs s'inscrit en contradiction avec une autre hypothèse, voulant celle-là que l'IA remplacera l'être humain et se traduira par de nombreuses pertes d'emploi. Or, selon un nombre grandissant de chercheurs, non seulement l'IA aide l'homme à résoudre des problèmes complexes, mais elle est aussi capable d'apprendre et de s'améliorer de manière autonome (De La Rochefoucauld, 2020) de sorte qu'elle augmente les travailleurs davantage qu'elle ne les remplace (Brynjolfsson et Mitchell, 2017; De La Rochefoucauld, 2020; Dixon, 2020; OECD, 2019). Pour eux, l'IA automatise des tâches et non pas des emplois, et encore moins des humains. En effet, certains auteurs soutiennent l'idée que l'IA n'entraîne pas nécessairement une réduction d'emplois (Vrontis *et al.*, 2021). Par contre, elle peut créer des opportunités importantes pour la collaboration et l'intégration personne-machine en se complétant (Autor, 2015; Singh *et al.*, 2017; Vrontis *et al.*, 2021).

Par ailleurs, les avancements technologiques ont transformé la profession de RH (De La Rochefoucauld, 2020; Huang et Rust, 2018; Lévy, 2019; Vrontis *et al.*, 2021). L'IA, selon certains chercheurs, a ouvert la voie à la réingénierie (*Reengineering*) de la fonction RH suggérée par l'ancrage de l'IA qui appelle à une fonction moins administrative, mais plus humaine (De La Rochefoucauld, 2020; James Wilson et Daugherty, 2018; Lévy, 2019;

Tanwar et Publications, 2019). Certains auteurs ont indiqué qu'en raison des avancées technologiques, les tâches qui requièrent des compétences créatives et sociales et qui sont moins informatisées seront attribuées aux travailleurs peu qualifiés (Evseeva *et al.*, 2021; Frey et Osborne, 2017; OECD, 2019). Un rapport estime qu'environ 34% des emplois actuels seront profondément modifiés (OECD, 2019) et un autre présume que 50% de tous les employés devront se requalifier dans les cinq prochaines années (World.Economic.Forum, 2020). En outre, selon l'étude *2020 Global Human Capital Trends*, Deloitte souligne le fait que malgré les prédictions de remplacement des humains par l'IA, les entreprises recherchent activement des stratégies pour intégrer l'IA dans les équipes, dites « super-équipes ». Environ 74% des organisations interrogées affirment que la requalification de sa main-d'œuvre est une nécessité pour réussir et 17% investissent pour soutenir cette stratégie d'IA (Deloitte, 2020). Dans cet ordre d'idées, les organisations ont besoin de redéfinir ou *Reverse-engineering* leurs emplois et leur travail d'une manière qui représente une fusion ou une intégration, plutôt qu'un compromis, entre les humains et la technologie (Autor, 2015; Boxall, 2012; Deloitte, 2020; Tanwar *et al.*, 2019).

En résumé, aux dires des auteurs cités ci-dessus, ce que nous craignons autrefois risque de se transformer en un avantage.

### **2.1.2. Défis et enjeux**

Néanmoins, il y a plusieurs défis et enjeux quant au recours à l'IA pour la RH. Nous pouvons trouver des enjeux relatifs au remplacement des emplois et la réduction de la main-d'œuvre, d'autres relatifs à la perpétuation des biais et d'éthique. Nous allons aussi aborder certains défis et enjeux au niveau de l'opacité de l'apprentissage automatique en termes de mégadonnées ainsi que le problème de la boîte noire et la complexité des données, des services, des pratiques et des fonctions RH.

#### **a. Perpétuation des biais et enjeux de justice**

Afin de promouvoir la diversité et pour assurer l'équité au sein des entreprises, un des objectifs du développement des SIA notamment en RH, était, non seulement de réduire les biais (Deloitte, 2020; Rathi, 2018; Silberg et Manyika, 2019; Tanwar *et al.*, 2019;

Vrontis *et al.*, 2021), mais aussi de supprimer les préjugés et les biais non éthiques dans la prise de décision (Tanwar *et al.*, 2019; Vrontis *et al.*, 2021).

Cependant, les algorithmes des applications d'IA, appelés communément les biais algorithmiques (*Algorithmic Bias*), peuvent non seulement apprendre et manifester des biais non éthiques potentiels, mais aussi les amplifier (De Cremer, 2020; Evseeva *et al.*, 2021; Kaplan, s.d.; Silberg *et al.*, 2019). Les biais peuvent inclure la discrimination implicite et systématique basées sur l'ethnicité et les données démographiques. Ils peuvent inclure également l'injustice, le favoritisme inconscient, le sexisme et le racisme systématique.

Soulignons que les biais algorithmiques nous intéressent particulièrement puisque l'agent conversationnel, central à cette étude, doit suggérer des recommandations sans biais.

Un des exemples qui illustrent les biais et les préjugés algorithmiques est *Microsoft Tay Chatbot*. Cet agent conversationnel a été conçu pour apprendre à tenir une conversation naturelle et la comprendre à travers les interactions sur les réseaux sociaux, notamment sur Twitter. Mais, elle a dû être rapidement mise hors service à cause de ses commentaires racistes, de ses insultes raciales et de ses propos sexistes et politisés (Accenture, 2018; Beran, 2018; Hong, Choi et Williams, 2020) voire de son appel direct au génocide (Mason, 2016; Price, 2016).

Un autre exemple qui démontre les préjugés algorithmiques quant à l'injustice, à l'inégalité, au favoritisme, au sexisme et à la violation de l'égalité des sexes, l'algorithme de recrutement du géant Amazon (Dastin, 2018). Cet algorithme a été destiné à sélectionner les CV de candidats et les profils à recruter en priorité au sein de son entreprise. Cependant, il a donné lieu à un désavantage extrême des candidatures féminines en donnant des notes plus élevées aux hommes blancs et en favorisant systématiquement les hommes par rapport aux femmes pour des emplois techniques. L'algorithme a développé des biais de sexisme, de favoritisme, d'injustice et de discrimination envers les femmes qui lui ont fait sous-estimer la valeur d'un profil féminin (Bucher, Schou et Waldkirch, 2021; Dastin, 2018; De Cremer, 2020; Hong *et al.*, 2020; Jean, 2019; Kaplan, s.d.; Köchling *et al.*, 2020; Raisch et Krakowski, 2021; Tambe *et al.*, 2019; Vincent, 2018). Devant ces résultats, Amazon a soudainement interrompu les tests

réalisés par cet algorithme de recrutement en mettant fin à l'expérience (Dastin, 2018; De Cremer, 2020; Jean, 2019; Kaplan, s.d.; Köchling *et al.*, 2020; Meyer, 2018; Raisch *et al.*, 2021; Tambe *et al.*, 2019; Vincent, 2018). En effet, Amazon a finalement décidé qu'il était impossible d'empêcher le système de prendre des décisions aléatoires et discriminatives (Meyer, 2018).

La liste des biais des algorithmes rencontrés dans le marché du travail ne se limite pas au niveau de la prise des décisions de licenciement sans une intervention humaine. De nombreux articles ont démontré des applications discriminatoires et biaisées dans des processus variés des SIA telles que l'admission scolaire des étudiants à l'université (The.Guardian, 2020), les discours de haine en ligne sur Facebook (Angwin et Grassegger, 2017), la surveillance policière (Crockford, 2020), les décisions judiciaires (Angwin *et al.*, 2016) et d'autres.

#### **b. Opacité de l'apprentissage automatique**

Les SIA présentent également un risque au niveau de l'audibilité des données et des décisions en raison des mégadonnées, du problème de la boîte noire et ses enjeux comme l'opacité de l'apprentissage automatique, le manque de vérifiabilité, la difficulté de diagnostic, le manque de transparence, la difficulté de l'interprétabilité, de l'explicabilité et de l'imputabilité des décisions.

##### **o Mégadonnées ou données massives *Big Data***

En effet, un des enjeux qui rend l'audit des algorithmes plus complexes est les mégadonnées ou les données massives *Big Data*.

Le *Big Data* sert de carburant à l'IA qui est alimenté par les algorithmes utilisés pour la collecte des données. Cependant, une des premières définitions de *Big Data* (Gartner/IT.Glossary, 2001), mettant en exergue la complexité et la difficulté de l'audit, est la définition de 3 V(s) : les **v**olumes de données, **v**ariées et issues de différentes sources, produites à grande **v**itesse (Cheng *et al.*, 2021; Coron, 2019; Das, Pandey et Rautaray, 2018; Frizzo-Barker *et al.*, 2016; Kavanagh et Johnson, 2018; Laney, 2001; McAfee *et al.*, 2012; McNeely et Hahm, 2014; Meijerink et Bondarouk, 2021; Tonidandel, King et Cortina, 2015; Wenzel et Van Quaquebeke, 2017). En d'autres

termes, peu importe les données elles-mêmes, leur type ou leur origine (variété de sources), l'essence des données est qu'elles sont volumineuses, hétérogènes, variées et rapides (Bâra *et al.*, 2015; Coron, 2019; Garcia-Arroyo *et al.*, 2019). Pour donner un exemple concret, Clustree (clustree.com) est une entreprise qui procure un système d'algorithme de sélection dans le cadre de recrutement propulsé par l'IA. Cette plateforme mobilise un volume important de données non structurées<sup>3</sup> provenant des sources publiques variées de l'internet et générées en une vitesse remarquable.

Par ailleurs, en RH, l'organisation dispose normalement des données « massives » sur les employés permettant aux gestionnaires RH d'y baser leurs décisions et non plus sur l'intuition (Garcia-Arroyo *et al.*, 2019; Kavanagh *et al.*, 2018; Roberts, 2013).

Le terme « massive » en soi comprend des avantages, mais aussi des défis. En premier lieu, ce volume de données sur les employés provient de sources variées et hétérogènes telles que les employés eux-mêmes, leurs appareils mobiles, leurs données de géolocalisation (Radio-Canada, 2021), leur performance, leurs données de rémunération, etc. De plus, la majorité des données sont générées, généralement, en temps réels et avec vitesse (Bâra *et al.*, 2015; Garcia-Arroyo *et al.*, 2019; Meijerink et Bondarouk, 2021).

En deuxième lieu, « massive » signifie également la gestion des risques liés aux données pour plusieurs raisons comme la difficulté à contrôler le volume, la vitesse et la variété des données; et la difficulté à manipuler les informations sensibles sur les employés (Calvard et Jeske, 2018; Garcia-Arroyo *et al.*, 2019). D'ailleurs, certains auteurs réfèrent au *big data* comme étant de très grands ensembles de données non structurées impossibles à analyser à la main ou à l'aide de méthodes traditionnelles, comme le tableur de MS Excel (Coron, 2019; Frizzo-Barker *et al.*, 2016).

En troisième lieu, « massive » implique une plus grande difficulté à extraire des informations et des connaissances utiles pour prendre des décisions et de faire des

---

<sup>3</sup> Les données sont dites structurées lorsqu'elles peuvent être entrées dans un tableur classique. Quant aux données non structurées, elles ne peuvent pas être rangées dans un tableur classique comme les textes, les vidéos, les images, etc. (Coron, 2019). En général, les données massives sont des données non structurées provenant de sources variées.

prévisions raisonnablement justes et fiables (Davenport, 2013; Halaweh et El Massry, 2017; Tonidandel *et al.*, 2015).

Finalement, « massive » signifie qu'une grande quantité de données analysées peut générer des associations erronées et de ne pas trouver de relations significatives étant donné la grande taille de l'échantillon (Garcia-Arroyo *et al.*, 2019; Tonidandel *et al.*, 2015).

En conséquence, tous ces défis complexifient beaucoup l'audit des données et des décisions.

- **Problème de la boîte noire**

Le problème de la boîte noire est une métaphore largement utilisée pour décrire l'opacité des SIA (Castrounis, 2019; De Cremer, 2020; Maclure et Saint-Pierre, 2018). Une série de questions peuvent être soulevées à l'égard de l'opacité des SIA : qui sera responsable des mauvaises décisions prises par les SIA? Qui sera imputable de la prise des décisions? Les concepteurs du logiciel ou les experts contenus en la matière qui assistent au déploiement de la plateforme intelligente? Comment vérifier et auditer des résultats? Comment s'assurer que les algorithmes ne modifient pas la trajectoire décisionnelle souhaitée en introduisant des biais nocifs? Et comment justifier les décisions ou les recommandations algorithmiques? Toutes ces questions nous mettent face à l'un des grands défis de l'apprentissage automatique qui consiste à deviner ce que la plateforme a appris et sur quelle base elle est parvenue à ses conclusions (Reilly, 2019) ou recommandations. Ceci consiste dans le problème de la boîte noire.

Comme nous le verrons plus loin, dans la section de définition des mots clés, l'apprentissage automatique, en premier temps, apprend à l'aide des données qu'elle doit traiter. Ensuite, après l'avoir entraîné et après qu'elle a découvert les modèles, en particulier l'apprentissage profond, il est capable d'apprendre en avançant. Alors, plus nous avançons, plus l'algorithme apprend, moins il devient clair sur quelle base le SIA avance. Les apprentissages automatiques sont par définition opaques (Bucher *et al.*, 2021; Burrell, 2016; Danaher *et al.*, 2017; Leicht-Deobald *et al.*, 2019; Meijerink et Bondarouk, 2021; Nagtegaal, 2021; Vorhauser-Smith, 2015). Leur contenu est souvent tenu secret, surtout, dans l'apprentissage profond qui, avec ses multicouches de neurones et ses zones

sombres, est considéré comme l'un des algorithmes les plus noirs de la boîte noire (Castrounis, 2019). En conséquence, il peut y avoir des décisions dont l'issue et les résultats sont difficiles à sonder (Castrounis, 2019; Reilly, 2019). Même, les concepteurs du logiciel, les développeurs et les ingénieurs sont incapables d'expliquer la trajectoire prise par l'algorithme pour donner des prédictions ou pour arriver à une conclusion particulière (Brynjolfsson et Mitchell, 2017; De Cremer, 2020; Maclure *et al.*, 2018; Meijerink et Bondarouk, 2021; Rathi, 2018). Ce manque de transparence présente un défi qui, dans la plupart des cas, rend l'interprétabilité, l'explicabilité et l'imputabilité presque impossibles (Accenture, 2018; Castrounis, 2019; De Cremer, 2020; Reilly, 2019).

D'autres enjeux potentiels de la boîte noire se présentent également au niveau du manque de vérifiabilité et de la difficulté de diagnostic. Le manque de vérifiabilité signifie qu'il est presque impossible de garantir le fonctionnement de l'algorithme dans toutes les situations, y compris celles qui ne correspondent pas à la façon dont il a été formé (Brynjolfsson et McAfee, 2017; Castrounis, 2019). Quant à la difficulté de diagnostic, elle fait référence aux problèmes potentiels de compréhension et d'analyse des erreurs. Ces dernières peuvent provenir de plusieurs facteurs comme ceux qui causent la dérive du modèle, et à la possibilité de les corriger due à la complexité et au manque d'interprétabilité des algorithmes de réseaux neuronaux (Brynjolfsson et McAfee, 2017; Castrounis, 2019).

En outre, le manque de vérifiabilité et la difficulté de diagnostic et d'audit s'aggravent si la prise de décision automatique a été complètement substituée à l'humain (Brynjolfsson et McAfee, 2017; Castrounis, 2019; Reilly, 2019). Par exemple, comment vérifier la raison pour laquelle quelqu'un est sélectionné par l'algorithme de développement ou par l'algorithme de recrutement; la raison pour laquelle une personne est licenciée (Evseeva *et al.*, 2021; Tambe *et al.*, 2019); pourquoi un bonus est offert à une personne donnée (Reilly, 2019) ou qui prend part l'humain, l'algorithme, le concepteur ou le fournisseur de la plateforme (Accenture, 2018)?

Malheureusement, parfois, le manque de transparence des décisions algorithmiques ainsi que la difficulté d'interprétabilité et d'imputabilité sont exacerbés par d'autres facteurs qui ne relèvent pas des utilisateurs, tels que le secret d'entreprise ou commercial, les

connaissances techniques, l'exclusivité d'un contenu ou la propriété intellectuelle (Maclure *et al.*, 2018; Rathi, 2018). Ces facteurs empêchent ainsi la mission d'audit.

Le problème de la boîte noire et ses défis nous intéressent particulièrement si nous devons auditer la façon qu'un système a pris une décision, a fait des prédictions ou s'il y a des erreurs à corriger (Castrounis, 2019; Evseeva *et al.*, 2021; Kaplan et Haenlein, 2019; Maclure *et al.*, 2018; Reilly, 2019). De plus, dans une situation où un litige émergerait ou une situation qui ne plaiderait pas en notre faveur, nous ne serions probablement pas en mesure de justifier ou de convaincre le juge de la raison exacte de la prise d'une telle décision (Castrounis, 2019; Kaplan *et al.*, 2019). Pour toutes ces raisons, certains disent que l'intelligence artificielle a le devoir d'être explicable, d'autres diront interprétable et plus encore responsable (Gautrin, 2020).

Apparemment, l'audibilité des données et des décisions dans le contexte de l'IA semble être un enjeu prééminent difficile à l'éviter. Par exemple, en 2020, des auditeurs ont testé la plateforme propulsée par l'IA pour le recrutement et la recherche d'emploi, Pymetrics, pour vérifier leur partialité et la présence de biais. Toutes les tentatives de corriger l'algorithme ont échoué. Selon les auditeurs, une solution facile n'existe pas (Schellmann, 2021; Wilson *et al.*, 2021).

Cependant, la notion des algorithmes d'audit commence à émerger dans les revues de littératures récentes. Certains chercheurs et organismes de réglementation exhortent de plus en plus les entreprises à développer et déployer des systèmes d'audit algorithmique qui sont justes et impartiaux (Wilson *et al.*, 2021). L'objectif de la disposition d'un auditeur algorithmique est de veiller à l'audit, au contrôle et à la surveillance des algorithmes notamment de gestion (Brown, Davidovic et Hasan, 2021; Kazim *et al.*, 2021; Mahajan *et al.*, 2020).

### **c. Fonctions RH et enjeux des données RH**

D'une approche holistique, la gestion des RH est considérée comme complexe tant au niveau de l'entreprise que des employés. Cette complexité est reflétée notamment dans les fonctions de RH, les services et pratiques de RH et dans les données reliées à la RH. Nous allons ci-dessous nous attarder tour à tour sur ces aspects.

### ○ **Fonctions, services et pratiques RH**

Au niveau de l'entreprise, la RH compte parmi les fonctions les plus complexes de toute structure organisationnelle (Vorhauser-Smith, 2015) en raison de la diversité et l'hétérogénéité de ses domaines. En effet, elle englobe de nombreux domaines de spécialisation, de la planification et de la stratégie de la main-d'œuvre à la conception de l'organisation, en passant par les relations de travail ainsi que les relations avec les employés, la rémunération et les avantages sociaux, le recrutement, l'apprentissage et le développement, ainsi que la gestion des talents. La diversité et l'hétérogénéité existent non seulement au niveau des données RH, de ses sources et des fonctions et des pratiques dans les différents domaines en RH au sein d'une entreprise, mais aussi au niveau d'une entreprise à une autre. En effet, cette variation importante est due à l'application de différents types de systèmes de RH par la direction à des groupes de travailleurs de valeur différente (p. ex. pour des groupes de travailleurs de valeur différente (Boxall, 2012; Lepak et al., 2006). C'est donc un défi considérable pour les professionnels RH de démontrer une expertise dans toutes les facettes de leurs fonctions. Ainsi, quoique les responsables RH s'engagent à jouer un rôle stratégique, tous ne sont pas en mesure de le réaliser pour relever les défis de l'organisation (Vorhauser-Smith, 2015).

En outre, la gestion des personnes ainsi que les différences juridiques à l'échelle internationale et interculturelle accroissent la complexité des fonctions de RH (Vrontis *et al.*, 2021). D'ailleurs, en tant que catalyseur du changement et de l'innovation en contexte de révolution technologique, les professionnels RH nécessitent l'acquisition d'un nombre croissant de connaissances, tant au niveau local qu'international par le biais de réorganisation du travail et de formation des employés (Seeck et Diehl, 2017; Vrontis *et al.*, 2021). De plus, nous entendons par « différences juridiques » les aspects les plus directs de la variation sociétale. Ces différences juridiques ainsi que les différences culturelles qui les sous-tendent, telles que les attitudes à l'égard de l'autorité, du sexe, et de la communauté sont beaucoup plus difficiles se diffèrent d'un pays à un autre (Boxall, 2012). Ceci pose un obstacle aux professionnels de la RH et rend leurs tâches plus complexes.

Ensuite, l'exercice de la fonction RH requiert de plus en plus la maîtrise de compétences associées à la technologie. Lors du développement ou de la mise en place d'un outil de SIA, les professionnels de la RH doivent souvent développer de nouvelles compétences en analyse de données, mathématiques avancées, algorithmes, langages de programmation, et d'autres (Barnes, 2014; Garcia-Arroyo *et al.*, 2019). Certains chercheurs soutiennent l'émergence de l'analyse des talents (ou *Talent Analytics*) ou le scientifique de talents (*Talent Scientist*) pour appuyer les fonctions RH (Nocker et Sena, 2019; Vorhauser-Smith, 2015). Pour d'autres, la transformation des fonctions RH vers l'analyse de ces données massives et la mettre en pratique est une question de survie (Angrave *et al.*, 2016; Poba-Nzaou, 2020). La maîtrise de ces compétences est requise afin de parvenir à la nécessaire « collaboration multidisciplinaire et interdisciplinaire », un terme sur lequel nous nous pencherons ultérieurement dans la section du processus de développement d'un outil d'IA et, plus spécifiquement, sous la sous-section compétence interdisciplinaire et multidisciplinaire pour développer un SIA. Par ailleurs, cette forte interdépendance entre les différentes parties prenantes comme la science des données, l'ingénierie et les experts en la matière, notamment les professionnels RH, sujet du présent mémoire, aggrave la complexité de l'architecture de la RH.

Ensuite, en raison des avancées technologiques et de leur impact sur les pratiques et les services de RH, l'introduction et l'application des nouvelles technologies à la RH ont engendré des changements et des modifications d'une part dans les tâches et les qualifications des professionnels de la RH, et d'autre part dans les activités, les pratiques et les services RH tels que la flexibilisation des horaires de travail des employés et l'amélioration des performances des employés (Strohmeier, 2020; Vrontis *et al.*, 2021). Cette instabilité due aux évolutions et aux avancées technologiques rend les pratiques et les services RH plus complexes. De plus, ces dernières sont basées sur des données. En même temps, les pratiques sont composées de nombreuses parties interconnectées (Holland, 2014). Par exemple, les décisions en matière de recrutement sont prises soit de manière subjective soit sur la base de critères fixes sans tenir compte de la complexité de la nature humaine et son comportement, surtout, lorsque le nombre croissant de données collectées et stockées sur internet sur les ressources humaines dépasse la capacité humaine des professionnels à comprendre les données (Bâra *et al.*, 2015). Alors, en raison des

progrès rapides de la technologie, l'effet de celles-ci sur le nombre croissant des données, les nombreuses parties interconnectées des services et pratiques de RH ainsi que l'instabilité des activités, des tâches et des qualifications des professionnels RH, a ajouté une couche de complexité supplémentaire sur la nature de RH notamment sur le plan des pratiques et des services RH. Cette complexité augmente généralement le degré de difficulté à comprendre ses pratiques et de prévoir les résultats (Nagtegaal, 2021).

#### ○ **Données RH**

L'importance des données dans les décisions d'entreprises, représentée par l'omniprésence du terme *Big Data*, n'échappe pas à la RH. Le big data, ou données massives, nous renvoie à la fois à des caractéristiques des données, notamment le volume et la mise à jour en temps réel et à de manières d'utiliser ces données (Coron, 2019).

En premier lieu, les données massives sont en soi des données complexes en raison de la difficulté à contrôler le volume, la vitesse et la variété des données, ainsi que la difficulté à manipuler et à extraire les informations (Calvard *et al.*, 2018; Das *et al.*, 2018; Garcia-Arroyo *et al.*, 2019) et les connaissances utiles pour prendre des décisions et de faire des prévisions raisonnablement justes et fiables (Davenport, 2013; Halaweh *et al.*, 2017; Tonidandel *et al.*, 2015). Qu'en est-il alors des données massives en RH?

En fait, la fonction RH est connue par la production et la consommation de quantités croissantes de données sur des activités telles que la paie, la gestion des talents, les médias sociaux, les courriels, etc. (Kavanagh *et al.*, 2018). Au fur et à mesure que les organisations se développent et que leurs effectifs augmentent, ses données deviennent de plus en plus complexes et disparates et nécessitent une attention particulière pour maintenir leur intégrité et leur fiabilité (Vorhauser-Smith, 2015). Par exemple, dans le processus du recrutement, le nombre croissant de données collectées et stockées sur Internet sur les ressources humaines exige l'aide des SIA pour les comprendre. (Bâra *et al.*, 2015). Parmi les exemples sur la vitesse et la rapidité auxquelles les données RH atteignent l'organisation, nous trouvons les capteurs qui traquent les mouvements des employés ou les journaux d'audit de l'accès aux informations. Ces exemples sont des sources de flux d'informations à vitesse croissante (Kavanagh *et al.*, 2018).

En deuxième lieu, ce qui ajoute une couche de complexité aux données RH, c'est la diversité et l'hétérogénéité des origines d'où proviennent ces données comme présenté dans la section « définition, origines et caractéristiques des données RH ».

En troisième lieu, outre le fait que les données RH sont massives et proviennent des origines diverses et hétérogènes, celles-ci sont variées et non structurées, tel que déjà élaboré dans la section de définition, origines et caractéristiques des données RH (Bâra *et al.*, 2015; Kavanagh *et al.*, 2018). De plus, les données RH sont souvent en proie à des incohérences et à des inexactitudes (Kavanagh *et al.*, 2018; Vorhauser-Smith et Cariss, 2014). Cependant, afin d'obtenir des informations pertinentes, il faut avoir recours à des méthodes statistiques et à des méthodes d'analyse pour le traitement de données et pour l'exploration des données *Data Mining* qui peuvent être applicables à de grands volumes de données lors du développement d'un SIA. Ces applications requièrent des données bien organisées et indexées afin de faciliter l'utilisation et la recherche d'informations (Bâra *et al.*, 2015). Par contre, les données RH massives, collectées d'origines diverses et hétérogènes, non structurées, incohérentes et inexactes, complexifient le déploiement des applications de SIA en RH. C'est ici que réside la difficulté. Par contre, pour que la prédiction soit significative, ces problèmes doivent être fixés et résolus. Ainsi, avec les données structurées, la RH bénéficie de la valeur des données non structurées collectées et stockées de l'Internet (Kavanagh *et al.*, 2018).

#### ○ **Jugement et comportement humains**

Quant au niveau des employés, nous reconnaissons que les professionnels de la RH gèrent des êtres humains. Ces gens pensent, ressentent, sont dynamiques et ont une myriade de besoins et de complexités (Vorhauser-Smith, 2015). D'ailleurs, la nature du comportement humain est connue par sa nature complexe (Bâra *et al.*, 2015).

De plus, la nature des services de RH fait appel au jugement humain. Or, le jugement humain exige des gens de prendre des décisions concernant d'autres personnes (Lipsky, 2010; Nagtegaal, 2021). Dans le monde des affaires, les gens se fient à l'expérience et à l'intuition (McAfee *et al.*, 2012). En conséquence, malgré tous les efforts, le jugement humain et son raisonnement sont plus subjectifs qu'objectifs, tel qu'élaboré dans la section définition, sources et types des données RH. Ensuite, le caractère unique des cas

en RH est ancré dans la nature des êtres humains et leurs comportements. Cette unicité élimine les raisonnements de type « Si-Alors » et exige la vigilance et la discrétion des professionnels (Nagtegaal, 2021). Puis, la plupart des cas uniques nécessitent un jugement humain (Lipsky, 2010). De ces faits, l'appel au jugement humain est associé à la complexité des pratiques et des services (Busch, Henriksen et Sæbø, 2018; Nagtegaal, 2021).

En outre, la connaissance subjective, comme savoir ce qu'il faut faire, est généralement un problème computationnel et d'informatique beaucoup plus difficile et plus complexe que la connaissance objective comme savoir ce qui existe dans le monde (Buss, Tooby et Cosmides, 2015). D'où, il est difficile à quantifier les concepts humains tels que le jugement ou l'intuition, ce qui rend plus ardu leur traduction informatique (Friedman et Nissenbaum, 1996).

En somme, la nature complexe est un emblème de la RH. Cette complexité réside dans ses différentes facettes : de ses fonctions, à ses pratiques, à ses services, à ses données tant au niveau de l'entreprise à l'échelle locale et internationale que des employés.

## 2.2. Concepts clés de l'intelligence artificielle (IA)

De nombreuses entreprises de secteurs d'activités variés (ex. soins de santé, assurances, fabrication, vente au détail) ont recours à l'IA pour améliorer leur processus décisionnel dans diverses fonctions (ex. marketing, ventes, finances, service à la clientèle, RH etc.). La firme partenaire à cette étude développe un prototype d'aide à la décision aux gestionnaires pour leur offrir un meilleur service-conseil virtuel dans différentes fonctions RH. Dans le cadre de ce mémoire, nous étudions le développement d'une branche de l'outil visant à aider les gestionnaires dans le processus de gestion disciplinaire. Cet outil a pour objectif d'émettre des recommandations optimales basées sur les meilleures pratiques et les aspects légaux, et d'accélérer le processus de la prise de décision des gestionnaires.

Comment cet outil est-il capable d'interagir avec les gestionnaires, de répondre aux gestionnaires et de fournir des recommandations optimales, notamment dans la gestion disciplinaire? Comment fonctionne-t-il? Pour répondre brièvement à ces questions, il faut comprendre ce qu'est cet outil, soit un *Chatbot*. Il s'agit d'une plateforme propulsée par l'IA. Dans les revues de littérature, pour traduire le mot anglais, nous trouvons plusieurs synonymes comme un agent conversationnel, un agent virtuel, un agent de conseil, un conseiller virtuel, un agent d'aide à la décision et autres. Dans le présent mémoire, nous utiliserons de ces synonymes un agent conversationnel ou un agent virtuel pour référer au *Chatbot*.

Cet agent conversationnel repose sur les innovations technologiques de l'IA lui permettant de produire des conversations intelligentes avec ses utilisateurs. Ses composantes technologiques, qui sont définies dans la première partie de ce chapitre, consistent en l'apprentissage automatique (ou *Machine Learning (ci-après ML)*) et ses différents types comme l'apprentissage dirigé ou supervisé (ou *Supervised Learning*), l'apprentissage non-dirigé ou non-supervisé (ou *Unsupervised Learning*), l'apprentissage profond (ou *Deep Learning*) et l'apprentissage par renforcement (ou *Reinforcement Learning*).

Aussi, la plateforme a recours à des approches linguistiques avancées pour effectuer des analyses approfondies des sens de déclarations et des intentions de son utilisateur. Donc,

elle va au-delà de la simple détection de mots-clés. Pour ce faire, l'agent conversationnel se sert de la boîte à outils du langage naturel (ou *Natural Language (ci-après NL)*), le traitement du langage naturel (ou *Natural Language Processing (ci-après NLP)*), le générateur en langage naturel (ou *Natural Language Generator (ci-après NLG)*) et la compréhension du langage naturel (ou *Natural Language Understanding (ci-après NLU)*) afin de comprendre les conversations intelligentes avec les gestionnaires.

De manière générale, l'IA permet une analyse plus puissante et plus précise des données collectées. Pour être en mesure d'émettre des diagnostics et des recommandations plus adaptés aux besoins exprimés par ses utilisateurs, l'agent conversationnel analyse les données par le biais d'un algorithme sophistiqué ainsi que l'arbre décisionnel, un des types d'algorithmes de l'AA supervisé le plus répandu. Dans le domaine des ressources humaines, l'agent conversationnel est utilisé notamment pour répondre aux interrogations des utilisateurs à propos des problèmes RH (IBM.Watson.Talent, 2019). Alors, il est nécessaire de mieux comprendre ce *Chatbot* de l'intérieur.

Cette section s'attarde sur ces composantes technologiques, après un court détour vers l'approfondissement du concept d'agent conversationnel.

#### **a. Agent conversationnel (ou *Chatbot*)**

L'agent conversationnel est destiné à accompagner les gestionnaires et à les soutenir pour prendre des décisions optimales, soit dans ce cas-ci pour les questions disciplinaires ou juridiques dans la RH. Il utilise des technologies tombant sous le chapeau de l'intelligence artificielle afin d'être en mesure de traiter et de comprendre le langage naturel de l'humain et d'interagir, en temps réel, avec un utilisateur humain en simulant une conversation humaine via des commandes vocales et/ou des discussions textuelles ou clavardages (Frankenfield, 2020; IBM.Watson.Talent, 2019).

L'agent conversationnel est rapide à concevoir et devient plus intelligent à chaque interaction. Il apprend constamment des commentaires et améliore les réponses données (IBM.Watson.Talent, 2019).

Certains agents conversationnels fonctionnent grâce à un ensemble de directives préétablies. Ce type d'agent conversationnel est limité dans sa conversation puisqu'il ne

peut répondre qu'à un nombre défini de requêtes. D'autres fonctionnent grâce à l'apprentissage automatique et sont programmés pour autoapprendre au fur et à mesure qu'ils sont initiés à de nouveaux dialogues vocaux ou textuels. Ainsi, le nombre de requêtes auxquelles ils peuvent répondre et la précision de chaque réponse qu'ils donnent sont plus grands et augmentent continuellement (Frankenfield, 2020).

L'agent conversationnel est présent pour répondre aux questions de son utilisateur à tout moment de la journée et de la semaine. Il n'est limité ni par le temps ni par l'emplacement physique (Frankenfield, 2020; IBM.Watson.Talent, 2019).

Dans les sous-sections qui suivent, nous passerons en revue les différentes technologies qui permettent aux agents conversationnels d'opérer, en allant des plus générales ou plus spécifiques.

#### **b. Intelligence artificielle**

Il convient de noter qu'il n'existe pas de consensus sur les définitions des concepts de l'IA (Véry *et al.*, 2019). La définition dépend du contexte de l'utilisation. Pour le contexte de sciences sociales, notamment en gestion des ressources humaines et management, l'intelligence artificielle (IA) peut être définie par la mise en œuvre d'un certain nombre de techniques pour mimer ou imiter une forme d'intelligence de l'être humain (Chowdhury *et al.*, 2022; Huang, Rust et Maksimovic, 2019; Huang *et al.*, 2018; Srivastav, 2020). En d'autres termes, l'IA est un ensemble de technologies qui permettent à un ordinateur d'effectuer des tâches qui nécessitent normalement la cognition humaine, y compris la prise de décision (Tambe *et al.*, 2019; Véry *et al.*, 2019). Cette application informatisée est aussi capable de percevoir, de raisonner, d'apprendre et de résoudre des problèmes de manière autonome. La robotique et les véhicules autonomes, la vision par ordinateur, la reconnaissance du langage, les agents virtuels et l'apprentissage automatique sont des exemples d'applications de l'IA qui permettent de résoudre des problèmes commerciaux (McKinsey.and.Company, 2018). En d'autres termes, l'IA est la capacité d'un système à interpréter correctement les données externes, à apprendre de ces données et à utiliser ces apprentissages pour atteindre des objectifs et des tâches spécifiques grâce à une adaptation flexible (Kaplan *et al.*, 2019).

L'IA repose sur des bases de données massives *Big Data*. Grâce à l'IA, des robots et autres machines pilotées par des algorithmes puissants prennent en charge une part croissante des activités, surtout les tâches répétitives (Coron, 2019). Pour ce faire, l'IA utilise des sources de données massives comme entrée (ou *Input*) pour identifier des règles et des modèles sous-jacents en s'appuyant sur des approches de l'apprentissage automatique (ou *Machine Learning (ML)*) (Kaplan *et al.*, 2019), concept présenté dans la sous-section qui suit.

### c. Apprentissage automatique

L'apprentissage automatique (AA) (ou *Machine Learning (ML)*), réfère à « la science qui permet de faire des prédictions basées sur des modèles et des relations qui ont été découverts automatiquement dans les données » (Lovejoy, 2018). La figure 2.1 décrit les différents types d'apprentissage automatique, à savoir l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non-supervisé et l'apprentissage par renforcement. Cette figure présente aussi leurs types d'algorithmes respectifs comme la régression, la classification ainsi que les différents types d'algorithmes comme les arbres décisionnels et l'apprentissage profond. Nous nous attardons à une description plus profonde de son fonctionnement et de ses concepts sous-jacents ci-dessous.

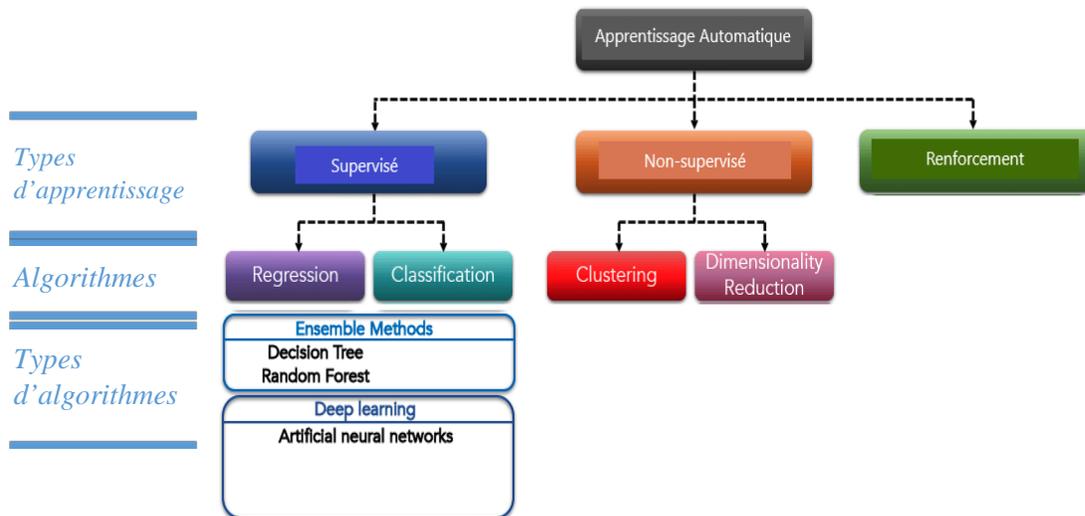


Figure 2.1 – Types d'apprentissage et d'algorithmes de l'AA – Source modifiée : (Segura, 2020)

#### **d. Algorithme**

Il est important de définir l'algorithme puisque l'IA et l'apprentissage automatique ont recours à des algorithmes, tel qu'illustré dans la figure 2.1.

L'algorithme est un élément constitutif dans le domaine de programmation. Or, sa définition dépend du contexte de son utilisation. Par exemple, dans notre quotidien, nous avons probablement utilisé certains algorithmes des centaines ou des milliers de fois sans le savoir. La recherche d'une recette de cuisine et le processus d'achat d'un CD en ligne sont des exemples d'activités courantes qui reposent sur des algorithmes.

Aussi, dans le domaine de la finance, par exemple, on entend par algorithme la détection des tendances (Mills, 2020) qui présentent un avantage financier pour les spécialistes du marketing.

Cependant, de la perspective de l'informatique et de la science des données, les algorithmes sont plutôt la matière première ou la pierre d'assise de la programmation. Sans eux, il n'y aurait pas de place pour commencer le processus de programmation. En effet, les ordinateurs ne peuvent rien faire sans qu'on leur dise quoi faire.

Par conséquent, l'algorithme existe afin de résoudre un type de problèmes; « il est dit correct lorsque [...], il se termine en produisant la bonne sortie, c'est-à-dire qu'il résout le problème posé. » (*Algorithm*, 2021).

#### **e. Algorithme d'intelligence artificielle et d'apprentissage automatique**

Dans cette optique, tel que décrit la figure 2.1, l'IA et l'apprentissage automatique (AA) ont aussi recours à des algorithmes sophistiqués sous la forme de code informatique d'une série de procédures et de règles. Ces algorithmes sont une catégorie précise parmi les différentes formes existantes qui se démarquent par leur autonomie et leur sophistication. Leur fonction principale est d'aider le logiciel à accomplir des tâches précises et à résoudre des problèmes informatiques (*The Definitive Glossary: Algorithm*, 2020). Pour ce faire, les informaticiens, les programmeurs et les développeurs de logiciels développent plusieurs algorithmes pour, enfin, déployer la plus appropriée pour résoudre un problème ou pour accomplir une tâche spécifique (Hill, 2016).

Les algorithmes d'apprentissage automatique détectent des modèles (ou *Patterns*) analytiques à partir de méthodes issues des statistiques, des réseaux neuronaux ou de la recherche opérationnelle et apprennent à faire des prédictions et des recommandations en traitant des données et des expériences, plutôt qu'en recevant des instructions de programmation explicites (De Cremer, 2020), tel qu'illustré à la figure 2.2. En d'autres termes, ces méthodes (ou *Patterns*) aident la plateforme à apprendre sans être explicitement programmée. Ces algorithmes s'adaptent également en réponse à de nouvelles données et expériences pour améliorer leur efficacité au fil du temps (McKinsey.and.Company, 2018; Véry *et al.*, 2019). Alexa, Google Home or Apple Home sont des bons exemples. Plus nous interagissons avec elles, plus elles sont capables de remarquer nos préférences individuelles, plus elles acquièrent des connaissances pour améliorer les processus et exécuter les tâches plus efficacement.

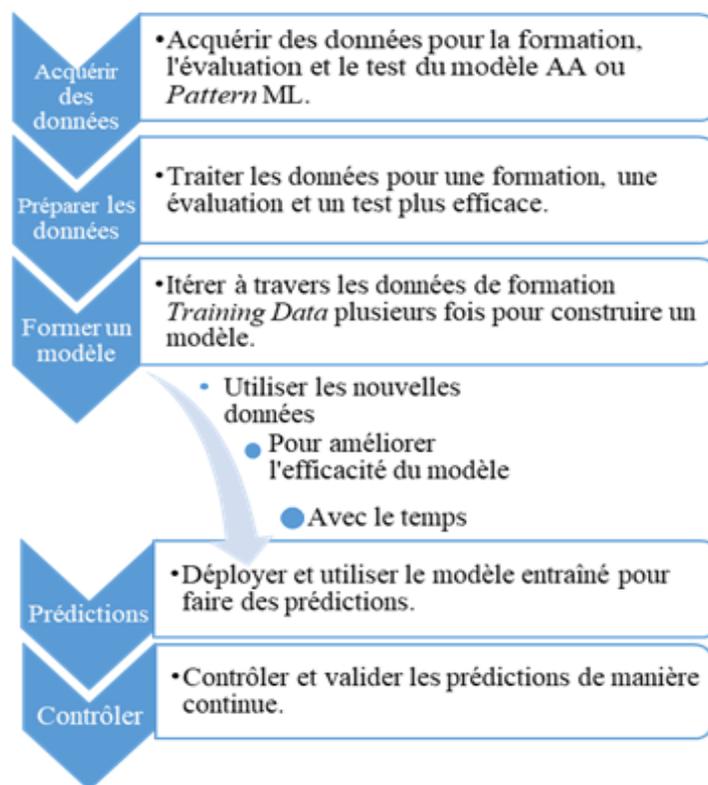


Figure 2.2 – Démarches de l'apprentissage automatique

D'ailleurs, l'apprentissage de la machine est rarement accompli en ligne droite de bout-en-bout. Plutôt, l'apprentissage se fait continuellement et constamment et ce par itérations et en essayant de différentes idées et approches.

En conséquence, l'apprentissage automatique peut s'améliorer automatiquement par l'expérience et par l'utilisation des données (Mitchell, 1997), et sans être explicitement programmé (Samuel, 1959)<sup>4</sup>. Alors, afin de s'améliorer, les algorithmes de l'apprentissage automatique construisent un modèle basé sur des prototypes de données, appelées données d'entraînement (ou *Training Data*), pour faire des prédictions ou de prendre des décisions (Castrounis, 2019). Tel qu'illustré dans la figure 1.1 (p.4) l'algorithme d'AA est alimenté de deux sources de données d'entrée : les données d'entraînement et les données de test. Les données de test comme les données d'entraînement nous intéressent particulièrement vue que ces dernières proviennent de la phase d'entraînement et du test du prototype alors que les données d'entrée appartiennent à la phase du test de l'outil d'IA. Donc, la qualité des données est confrontée à des défis à deux niveaux. Nous explorerons davantage le processus de l'entraînement de l'algorithme par la suite.

Pour les algorithmes de l'apprentissage automatique, les algorithmes ou les déductions qui ont fonctionné correctement (ont conduit au bon résultat) sont susceptibles de continuer à bien fonctionner à l'avenir.

#### **f. Types d'apprentissage automatique**

L'apprentissage automatique se perfectionne continuellement sur la base des données avec lesquelles il est utilisé. Par ailleurs, il traite l'information de manière autonome en utilisant plusieurs formes d'apprentissage, qui sont communément reconnues comme des types d'apprentissage automatiques, tel qu'illustré à la figure 2.3. Parmi les plus utilisées sont l'apprentissage dirigé ou supervisé (ou *Supervised Learning*), l'apprentissage non-dirigé ou non-supervisé (ou *Unsupervised Learning*) et l'apprentissage par renforcement (ou *Reinforcement Learning*) (Figure 2.3).

---

<sup>4</sup> Il est intéressant de noter que le terme « sans être explicitement programmé » a été souvent attribué à Arthur Samuel, un IBMer américain, pionnier dans le domaine de l'IA et inventeur du terme de l'apprentissage automatique *ML* ((Koza *et al.*, 1996; *What Are Machine Learning and Deep Learning?*, 2020).

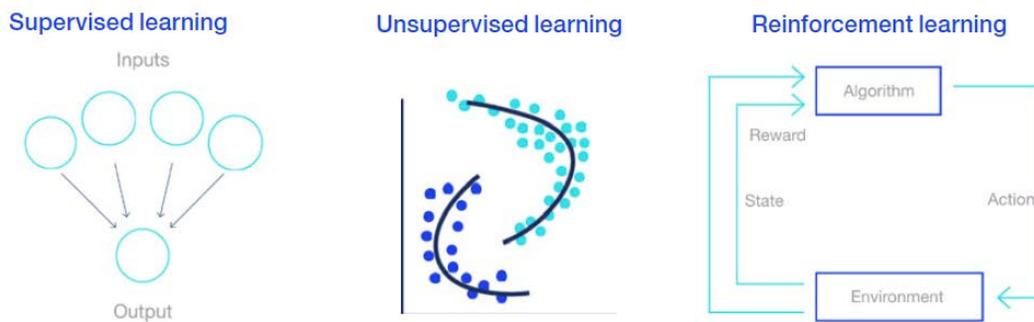


Figure 2.3 – Types d'apprentissage automatique - Source : (McKinsey.and.Company, 2018)

### ○ Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé est utilisé lorsque la classification des données d'entrée (ou *Inputs*) et des prédictions ou des sortie (ou *Output*) est connue (Leonel, 2018; Soni, 2018). Il s'agit d'un algorithme qui associe un ensemble donné d'entrée à un ensemble donné de sortie étiquetées (ou *Labeled*). Cet algorithme utilise les prototypes de données, appelées données d'entraînement (ou *Training Data*) et cherche à trouver la connexion entre les variables d'entrée et les variables de sortie (Dulhare, Ahmad et Khairol Amali Bin, 2020; Kaplan *et al.*, 2019; *Machine Learning*, 2021; McKinsey.and.Company, 2018). Lorsque l'algorithme apprend cette relation, il sera prêt à prédire les sorties futures. L'humain associe des étiquettes à chaque élément de l'ensemble d'entrées et définit la variable de sortie associée. L'algorithme apprend la connexion entre les deux ensembles de variables d'entrées et de sorties. Après l'entraînement, l'algorithme sera capable de l'appliquer sur de nouvelles variables d'entrées pour prédire la sortie. Notons que l'intervention humaine est nécessaire pour ce type d'apprentissage automatique, d'où le nom d'apprentissage supervisé (Dulhare *et al.*, 2020; Kaplan *et al.*, 2019; McKinsey.and.Company, 2018). Par exemple, un humain est chargé de classier des photos d'animaux en deux catégories : chats et chiens. Cette classification humaine permet à l'algorithme d'associer certaines caractéristique (ex : moustaches) aux chats et non aux chiens. Éventuellement, l'algorithme sera en mesure de classer les photos de chats et de chiens de manière autonome. Étant donnée la nécessité de l'intervention humaine, il en découle que l'apprentissage supervisé ne peut pas suivre les changements et les mises à jour continus dans les domaines dynamiques, agiles et en constante évolution. Le cas échéant, à chaque

évolution, les concepteurs du système seront obligés de re-entraîner l'algorithme pour lui apprendre les nouvelles modifications (*Unsupervised Machine Learning – The Future of Cybersecurity*, 2021).

L'apprentissage supervisé est subdivisé en deux applications pour faire des prédictions : la régression et la classification (Figure 2.1 : p. 28). Il existe plusieurs types de classificateurs ou d'algorithmes comme la régression logistique, la régression linéaire, les arbres décisionnels et d'autres (Dulhare *et al.*, 2020; *Machine Learning*, 2021; Mitchell, 1997). Nous allons nous attarder uniquement sur les arbres décisionnels étant donné la place centrale qu'ils occupent dans ce mémoire.

#### - **Arbre décisionnel (ou *Decision Tree*)**

L'arbre décisionnel, central dans le présent mémoire, est un type d'algorithme ou modèle de classification d'apprentissage supervisé hautement interprétable et courant. Cette approche divise les données d'entrée en sous-ensembles qui sont ensuite redivisés, de manière répétée, en sous-ensembles encore plus petits jusqu'à un résultat ou un critère d'arrêt soit satisfait (Chakure, 2019). De ce fait, il s'agit d'un organigramme dont la structure ressemble à un arbre où chaque nœud interne représente un test sur un attribut des données. La branche est le résultat du test et chaque nœud de feuille (ou *Leaf Node* ou *Terminal Node*) y contient une étiquette de classe (Figure 2.4). Ainsi, l'arbre décisionnel divise les données entre des branches au niveau des nœuds de décision jusqu'à ce qu'une décision finale soit prise, tel qu'illustré à la figure 2.4 (Castrounis, 2019; Leonel, 2018; *Machine Learning*, 2021; Mitchell, 1997; Saxena, 2017; Taffese, 2020). Analogie à l'abstraction du cerveau humain et la modélisation cognitive de notre pensée dite prospective (ou *Top-down*) (Bull, 2020) où les problèmes sont résolus en utilisant des concepts et des corrélations entre des situations familières, chaque hypothèse conduirait à une feuille. Par exemple, tel qu'illustré dans la figure 2.4, pour décider si nous acceptons une offre d'emploi ou non, nous l'examinons en fonction de nos conditions tel que le salaire offert versus salaire minimal accepté, le trajet de moins d'une heure et l'offre d'un café gratuit. Si, pour nous, le salaire minimal accepté est \$50,000 et l'offre est inférieure à ce dernier, nous décidons de refuser l'offre d'emploi. Par contre, si le salaire est supérieur que notre salaire minimal accepté soit le \$50,000\$, nous avons deux options :

soient d'accepter ou refuser en fonction de notre deuxième condition, celle de la distance par heure du trajet entre notre domicile et l'endroit de l'emploi. Si cette dernière est plus d'une heure, nous refusons l'offre. Si la distance du trajet est moins d'une heure, nous pourrions accepter l'offre en fonction de notre troisième condition, celle de l'offre d'un café gratuit. Si l'offre d'un café n'est pas gratuite, alors l'offre d'emploi sera refusée. Par contre, si toutes les conditions sont satisfaisantes, nous acceptons l'offre d'emploi.

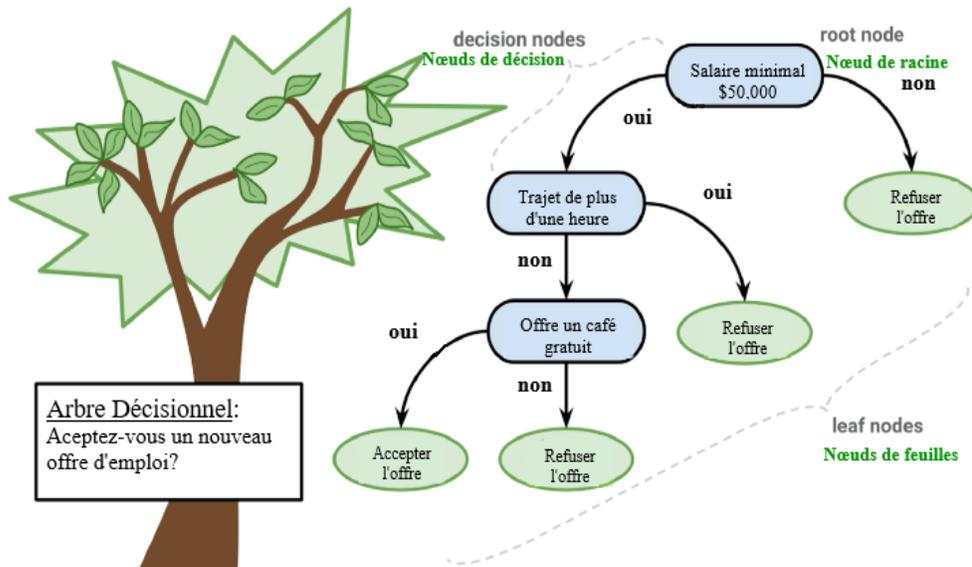


Figure 2.4 – Arbre de décision pour accepter ou non une offre d'emploi – Source traduite : [www.packtpub.com](http://www.packtpub.com)

Alors, un arbre décisionnel suit la même approche que la voie rationnelle que les humains peuvent suivre pour prendre des décisions. Sa structure est un modèle prédictif (Dulhare *et al.*, 2020). En d'autres termes, la méthode de l'arbre décisionnel permet d'examiner systématiquement les questions et d'être capable d'en tirer des conclusions raisonnables (Dulhare *et al.*, 2020). Ensuite, il force la prise en compte de tous les résultats possibles d'une décision et trace chaque chemin vers une conclusion (Kelley, 2021). L'arbre de décision crée une analyse complète des conséquences le long de chaque branche. Il identifie aussi les nœuds de décision qui nécessitent une analyse plus approfondie (Taffese, 2020).

L'objectif d'utilisation d'un arbre décisionnel est de créer un modèle de formation ou d'apprentissage. Ce dernier sert à prédire la valeur de la variable cible en apprenant des règles de décision simples déduites à partir des données antérieures (Kelley, 2021;

*Machine Learning Algorithms Mind Map - Types of Machine Learning Explained*, 2021; Saxena, 2017). Par exemple en gestion disciplinaire en RH, la variable cible est de sanctionner une personne suite à la négligence d'adhérer à une politique. La recommandation de sanctionner un employé ou non, dépend des règles de décisions d'une incidence similaire passée avant celle-ci. Alors, l'arbre de décision est une méthode visuelle de cartographie de décisions.

À noter que l'arbre de décision est un outil facile à mettre en œuvre et son algorithme cartographie diverses décisions : les pires, les meilleures et les valeurs attendues pour différents scénarios, ainsi que leur impact probable sur un résultat final. Ceci explique sa popularité. De plus, ses résultats sont faciles à expliquer et à interpréter, même pour les modèles d'arbre complexe (Chakure, 2019; *Decision Tree*, 2021; Kelley, 2021; Saxena, 2017; Taffese, 2020).

Néanmoins, l'arbre décisionnel est considéré instable. En effet, la reproductibilité du modèle n'est pas optimale; un petit changement dans les données peut entraîner un changement important dans la structure de l'arborescence. Donc, lorsque de nouveaux exemples apparaissent, l'arbre décisionnel doit être reconstruit (Chakure, 2019; *Decision Tree*, 2021; Priyadarshini, 2019). De plus, un arbre de décision unique est rarement utilisé. Apprentissage non-supervisé (ou *Unsupervised Learning*)

Quant à l'apprentissage non-supervisé, l'algorithme explore les données sans recevoir des variables de sorties explicites. En d'autres termes, l'algorithme doit déduire la structure sous-jacente à partir de ces données et identifie des groupes de données qui présentent un comportement similaire (Kaplan *et al.*, 2019; *Machine Learning*, 2021; McKinsey.and.Company, 2018). Ce type d'apprentissage n'a pas besoin d'être guidé par l'humain. L'intervention humaine n'est pas nécessaire pour associer aux données d'entrée des étiquettes de sorties. Donc, ce type d'apprentissage est utilisé lorsque les données d'entrée ne sont pas étiquetées ainsi que leur classification et les prédictions ou les sorties ne sont pas évidentes (Dulhare *et al.*, 2020). L'algorithme reçoit un ensemble d'entrées non-étiquetées. Il découvre le type de classification de ces données, leurs similitudes, leurs différences et leurs modèles. Puis, il identifie un ensemble de données de même comportement (Dulhare *et al.*, 2020; *Machine Learning*, 2021; McKinsey.and.Company,

2018). Par exemple, prenons un algorithme qui n'a jamais fait ou n'a jamais été entraîné à faire la différence entre un chien et un chat. Avec une image qui contient les deux catégories, des chiens et des chats, l'algorithme est capable de les diviser en deux catégories séparées selon leurs analogies, leurs différences et leurs modèles : un ensemble qui contient toutes les images des chats et un autre des chiens, apparemment sans données d'entraînement.

Alors, la tâche principale de ce type d'apprentissage automatique consiste à regrouper les informations non triées en fonction de quelques critères tels que les similitudes, les modèles et les différences que l'algorithme découvrira (Low, 2020).

- **Apprentissage par renforcement (ou *Reinforcement Learning (RL)*)**

De même, dans cette technique, l'agent de l'apprentissage par renforcement interagit avec l'environnement par ses capteurs (ou *Sensors*) par exemple. Il prend les décisions en fonction de son état courant (*What Are Machine Learning and Deep Learning?*, 2020).

Pour des fins de concision et afin de rester centré sur l'objet du mémoire, nous nous arrêtons ici dans notre description des techniques de l'IA. Il importe toutefois de mentionner que la plupart des techniques expliquées dans cette section se déclinent elles-mêmes en plusieurs sous-catégories. Nous avons aussi omis volontairement de décrire les techniques relatives au traitement naturel du langage. Celles-ci sont néanmoins importantes dans le développement de l'agent conversationnel, en permettant à l'outil de reconnaître non-seulement les mots clés entrés par l'utilisateur, mais aussi, dans ses formes les plus avancées, des éléments plus implicites du discours humain tels l'humour, les synonymes et homonymes ainsi que le sarcasme. L'inventaire de ces types et techniques d'apprentissage automatique nous informe sur l'existence de différents niveaux de complexité et de performance. À ce titre, les techniques les plus répandues à ce jour ne sont pas nécessairement celles qui permettent à la machine de se rapprocher de l'intelligence humaine. Par conséquent, nous retrouvons dans la littérature une distinction courante entre les niveaux de portée de l'IA qui font l'objet de la section suivante.

## 2.2.1. IA et ses potentialités

### a. Portée de l'IA

L'horizon du futur et l'avenir se profilent devant nous. De plus en plus, nous témoignons l'évolution exponentielle des outils et systèmes d'intelligence artificielle et sa technologie dans l'industrie 4.0. Depuis des décennies, l'intelligence artificielle change nos vies, mais aujourd'hui sa présence est plus marquée que jamais. Parfois, nous ne nous en rendons même pas compte lorsqu'un nouveau système, outil ou produit alimenté par l'IA apparaît. L'omniprésence du numérique, de la digitalisation et de l'IA est incontestable.

Le l'agent conversationnel, sujet du mémoire présent, a évolué significativement depuis le début de notre projet de recherche et apparemment, va continuer à évoluer. De nombreuses hypothèses et des questions se posent. Ceci nous ouvre de nouvelles pistes d'études. Pour toutes ces raisons, il est important d'avoir un aperçu non-technique sur les différents types de l'IA.

Les systèmes d'IA sont souvent divisés, tel qu'illustré à la figure 2.5, en trois grandes catégories selon leurs stades de maturité : intelligence artificielle étroite (ou *Artificial Narrow Intelligence (ANI)*), intelligence artificielle générale (ou *Artificial General Intelligence (AGI)*) et super intelligence artificielle (ou *Artificial Super Intelligence (ASI)*).

Ils sont classés en fonction de leur capacité de répliquer ou reproduire les caractéristiques humaines, la technologie qu'ils utilisent à cet effet et leurs applications dans le monde réel.



Figure 2.5 – Types de l’IA - Source modifiée : (Kaplan *et al.*, 2019; Srivastav, 2020)

○ **Intelligence artificielle étroite** (ou *Artificial Narrow Intelligence (ANI)*)

L’intelligence artificielle étroite, également parfois appelée intelligence artificielle faible (ou *Weak Artificial Intelligence*), est la forme la plus répandue et le seul type d’intelligence artificielle que nous ayons réussi à réaliser à ce jour (Escott, 2017; Great.Learning.Team, 2021; Raju, 2019; Thea, 2020). Son stade de maturité est le plus basique. En effet, l’intelligence artificielle étroite est classée soit dans le type I : « purement réactive » soit dans le type II : « mémoire limitée » de la figure 2.6 (Cascarino, 2019; Escott, 2017; Raju, 2019). L’IA étroite est axée pour effectuer une seule tâche spécifique (Castrounis, 2019; Escott, 2017; Raju, 2019).

Toutes les machines et les plateformes d’intelligence artificielle créées et déployées jusqu’aujourd’hui, qui utilisent des capacités semblables à un humain, entrent dans cette catégorie (Raju, 2019). Même les systèmes intelligents faisant appel à l’apprentissage en

profondeur ou au traitement automatique du langage naturel comme Siri ou Alexa en font partie (Escott, 2017; Raju, 2019; Thea, 2020).

Par définition et comme son nom l'indique, leurs capacités sont limitées. Elles ne sont pas en mesure de faire preuve de compétence cognitive (Castrounis, 2019). L'intelligence artificielle étroite n'imité ni ne reproduit l'intelligence humaine. Elle se contente de simuler le comportement humain sur la base d'une gamme étroite de paramètres et de contextes dans des environnements très contrôlés (Escott, 2017; Great.Learning.Team, 2021). Cependant, elles ne sont ni sensibles ni conscientes en aucune façon (Castrounis, 2019).

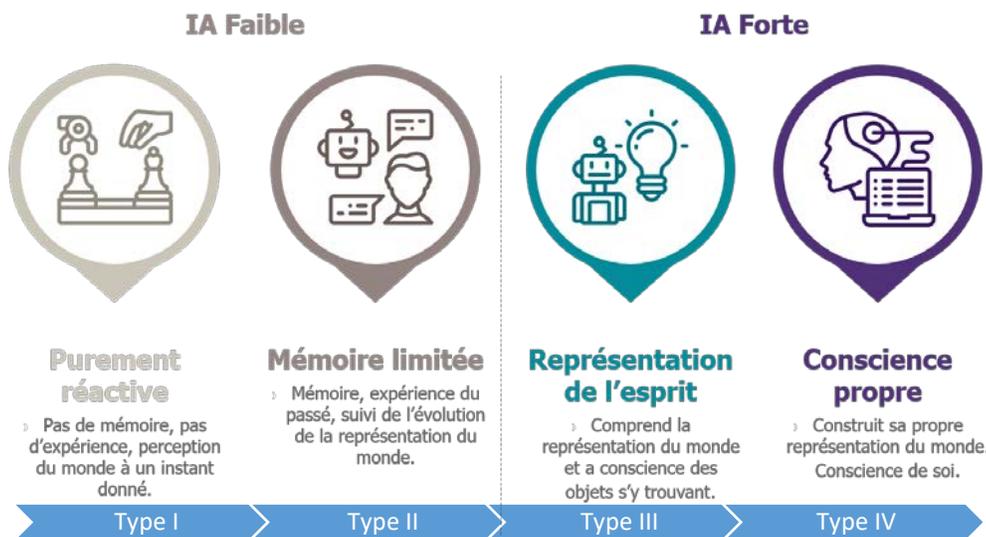


Figure 2.6: Stades de maturité des types de l'IA - Source modifiée : (Cascarino, 2019)

- o **Intelligence artificielle générale** (ou *Artificial General Intelligence (AGI)*)

L'intelligence artificielle générale (Figure 2.5), appelée aussi intelligence artificielle forte (ou *Strong* ou *Full* ou *Deep Artificial Intelligence*) (Castrounis, 2019; Escott, 2017; Srivastav, 2020), appartient au type III de l'échelle des stades de maturité, tel qu'illustré à la figure 2.6. À ce stade de maturité, les systèmes d'intelligence artificielle générale seront capables de simuler et comprendre réellement les humains. Ils auront la capacité de discerner les besoins, les émotions, les croyances et les processus de pensée d'autres personnes intelligentes (Escott, 2017).

Pour ce faire, ce type d'intelligence artificielle devra posséder une fonction cognitive de niveau humain. Indiscernable de l'intelligence humaine, elle sera capable d'exécuter toute tâche intellectuelle en tant qu'être humain. Elle pourra penser, comprendre, agir, apprendre et appliquer son intelligence pour résoudre un problème dans n'importe quelle situation donnée. En d'autres termes, elle imitera l'intelligence et le comportement humains (Castrounis, 2019; Escott, 2017; Kaplan *et al.*, 2019; Raju, 2019; Srivastav, 2020).

L'intelligence artificielle générale est un domaine émergent, mais nous sommes encore loin de développer un système d'intelligence générale (Brynjolfsson et Mitchell, 2017; Great.Learning.Team, 2021; Ng, 2016; Shrestha, 2020; Thea, 2020). À ce jour, vue l'absence de connaissances exhaustives sur la fonctionnalité et l'immense complexité du cerveau humain, nous ne pouvons pas trouver des systèmes AGI qui sont en mesure de reproduire des capacités multifonctions humaines (Castrounis, 2019; Great.Learning.Team, 2021; Srivastav, 2020; Thea, 2020).

- **Super intelligence artificielle** (ou *Artificial Super Intelligence (ASI)*)

Quant à la super intelligence artificielle (Figure 2.5, p. 38), les systèmes actuels sont très loin de l'atteindre (Castrounis, 2019; Thea, 2020). La super intelligence artificielle est un concept d'IA hypothétique où son système serait capable de surpasser les humains, leur intelligence et leurs capacités (Castrounis, 2019; Escott, 2017; Great.Learning.Team, 2021; Raju, 2019; Srivastav, 2020; Thea, 2020). Ce type de l'IA est classé dans le type IV de l'échelle de stade de maturité (Figure 2.6, p. 39). À ce point, le système de la super intelligence artificielle serait doté d'une conscience, d'une sensibilité. Il deviendrait conscient de lui-même et capable de comprendre et d'analyser ses propres raisonnements. La super intelligence artificielle serait aussi capable de prendre des décisions et faire de l'art. Elle pourrait construire des relations émotionnelles et évoquer des émotions, des besoins, des croyances et des désirs qui sont propres à elle (Cascarino, 2019; Escott, 2017; Great.Learning.Team, 2021; Kaplan *et al.*, 2019).

## b. Classification des systèmes d'IA en commerce

Kaplan et Haenlein. (2019) ont classé les différents types d'IA, présentés au tableau 2.1, en particulier, en fonction de leur capacité à imiter les différents types d'intelligence humaine.

Types of AI systems

	Expert Systems	Analytical AI	Human-Inspired AI	Humanized AI	Human Beings
Cognitive Intelligence	x	✓	✓	✓	✓
Emotional Intelligence	x	x	✓	✓	✓
Social Intelligence	x	x	x	✓	✓
Artistic Creativity	x	x	x	x	✓
Supervised Learning, Unsupervised Learning, Reinforcement Learning					

Tableau 2.1 – Types d'IA - Source : (Kaplan *et al.*, 2019)

En psychologie, le consensus scientifique affirme la part innée dans l'intelligence humaine (Bonnell, s.d.; *Quel que soit le milieu d'où l'on vient, l'intelligence est majoritairement génétique*, 2017). Cependant, l'intelligence émotionnelle ainsi que l'intelligence sociale sont liées à des compétences émotionnelles et sociales spécifiques que les individus peuvent apprendre et que certains systèmes d'IA sont capables d'imiter. Évidemment, les systèmes d'IA ne peuvent pas ressentir les émotions, mais ils peuvent être entraînés à les reconnaître comme l'analyse des expressions faciales. En conséquence à adapter leurs réactions (Kaplan *et al.*, 2019).

Basant à ces trois types de compétences, les auteurs ont catégorisé les différents types d'IA, tel que décrit dans le tableau 2.1 ci-dessus:

- **Système expert** (ou *Expert System*)

Il s'agit de collections de règles programmées par l'humain. En d'autres termes, les systèmes experts ne sont que les programmes informatiques développés par des langages de programmations. Ces programmes codifiés ne font pas part à l'IA (Shrestha, 2020). Ils manquent de capacité à apprendre de manière autonome. En supposant que l'intelligence humaine peut être formalisée par des règles, ces programmes sont construites suivant l'approche *Top-down* de la modélisation cognitive de notre pensée dite prospective (Bull, 2020), appelée également symbolique ou basée sur la connaissance (ou *Knowledge-*

*based*), mentionnée antérieurement sous la section des arbres décisionnels. Par contre, l'IA utilise l'approche *Bottom-up* ou *Down-up*, appelée aussi connexionniste ou comportemental (ou *Behavior-based*), qui mime la fonctionnalité du cerveau humain (Gautrin, 2021; Kaplan *et al.*, 2019).

- **IA analytique** (ou *Analytical AI*)

Ce système d'IA n'a que des caractéristiques compatibles avec l'intelligence cognitive (Tableau 2.1). Tel que déjà souligné dans notre définition de l'IA, cette dernière génère une représentation cognitive et utilise l'apprentissage basé sur l'expérience passée pour éclairer les décisions futures (Kaplan *et al.*, 2019). Dans notre étude empirique, nous nous intéressons à l'IA analytique, utilisée par notre firme à l'étude.

- **l'IA inspirée par l'humain** (ou *Human-Inspired AI*)

Quant à l'IA inspirée par l'humain, elle contient une combinaison des éléments de l'intelligence cognitive et l'intelligence émotionnelle, tel que décrit dans le tableau 2.1. Ces systèmes IA peuvent comprendre, en plus des éléments cognitifs, les émotions humaines et en tenir compte dans la prise de décision. Ce type d'intelligence permettra de reconnaître les émotions lors des interactions avec les clients ou lors du recrutement de nouveaux employés, par exemple (Kaplan *et al.*, 2019).

- **IA humanisée** (ou *Humanized AI*)

Les caractéristiques de tous les types de compétences décrites dans le tableau 2.1 : intelligence cognitive, émotionnelle et sociale, sont présents dans l'IA humanisée. Ce SIA serait capable d'être conscient de lui-même et d'avoir une conscience de soi dans ses interactions avec les autres.(Kaplan *et al.*, 2019).

- c. Compétence interdisciplinaire et multidisciplinaire pour développer un SIA**

L'intelligence artificielle et son développement nécessitent une compétence interdisciplinaire, une mixité d'experts de diverses disciplines comme des analystes de données, des designers de logiciels, des ingénieurs informatiques et des experts en la matière (ou *Subject Matter Expert (SME)*) du domaine pertinent (Accenture, 2018). Chaque discipline à part, n'est pas en mesure de développer un outil de système d'intelligence artificielle (SIA).

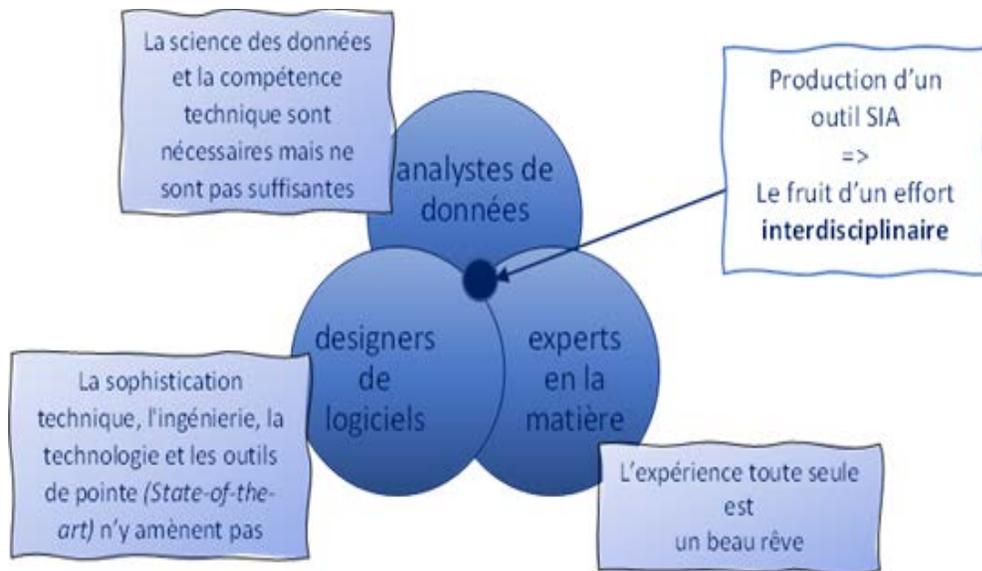


Figure 2.7 – Développement d’un outil de SIA est le fruit d’un effort interdisciplinaire – Source modifiée : (Accenture, 2018)

Tel que déjà mentionné, l’apprentissage automatique permet de faire des prédictions à partir des modèles et des relations découverts automatiquement dans les données par les algorithmes. Le travail du modèle d’apprentissage automatique consiste à déterminer quelle relation est le plus souvent correcte. Mais, l’apprentissage automatique ne peut pas accomplir cette tâche tout seul (Lovejoy, 2018). L’intervention humaine et son jugement sont nécessaires pour alimenter et médiatiser le modèle d’apprentissage automatique dans tout le processus du développement de l’outil SIA : depuis l’idée de développer un modèle, aux sources de données choisies pour l’entraînement, aux méthodes et étiquettes utilisées pour les décrire, jusqu’aux critères de réussite du modèle. Donc, pour prospérer, l’apprentissage automatique doit devenir multidisciplinaire (Accenture, 2018). En d’autres termes, une collaboration multidisciplinaire et interdisciplinaire est cruciale (Castrounis, 2019; Vrontis *et al.*, 2021), tel qu’illustré dans la figure 2.7.

La RH n’échappe pas à la règle. La science des données et les compétences analytiques doivent être intégrés, de plus en plus, dans l’équipe RH pour façonner ses capacités fonctionnelles (Vorhauser-Smith, 2015).

### **2.3. Gestion de la discipline en organisation**

L'agent conversationnel propulsé par l'IA, central à ce mémoire, est alimenté par des données RH afin de donner des recommandations aux gestionnaires dans plusieurs domaines de RH notamment en gestion disciplinaire. Alors, il est pertinent d'explorer la gestion de la discipline organisationnelle, sa définition, ses acteurs, ses types et objectifs ainsi que ses processus et enjeux.

#### **2.3.1. Définition, acteurs, objectifs et types**

La discipline managériale découle du pouvoir formel des managers de prendre des mesures correctives à l'encontre d'un employé dont la conduite ou les performances ne sont pas conformes aux normes définies dans les réglementations et les politiques de l'organisation, y compris celles contenues dans le contrat de travail (Wilton, 2016). Parmi les raisons les plus courantes pour lesquelles les gestionnaires prennent des mesures disciplinaires à l'encontre d'un employé, citons l'absentéisme, la mauvaise gestion du temps, le vol ou la fraude, le refus de suivre les instructions, les comportements insatisfaisants, agressifs et les insultes, l'utilisation inappropriée des installations de l'entreprise (par exemple, Internet ou le téléphone), l'abus d'alcool et de drogues, le harcèlement sexuel ou racial et d'autres (Wilton, 2016).

L'objectif de la discipline managériale peut être punitif. Les sanctions et les pénalités sont susceptibles d'être utilisées. La discipline peut chercher à sanctionner les employés pour des actes d'indiscrétion ou pour dissuader les employés de certaines activités ou certains comportements et les contraindre à se conformer à des normes et des politiques spécifiques (Wilton, 2016).

Toutefois, la discipline peut aussi avoir une approche positive, aussi dite corrective. La discipline corrective est plus susceptible d'être associée à des pratiques constructives telles que le conseil aux employés, les interventions en matière de formation et la clarification des attentes de l'employeur. L'approche positive considère la discipline des employés comme une mesure corrective ou un moyen de réhabilitation afin d'améliorer les performances ou de résoudre les comportements insatisfaisants. Une telle approche peut avoir l'avantage de signaler aux employés que la discipline est abordée de manière juste, équitable et éthique (Wilton, 2016).

La gestion de la discipline va de pair avec la gestion des employés problématiques ou des « employés difficiles ». L'« employé difficile » est défini dans la littérature professionnelle comme étant « [...] un employé dont [l'attitude,] le comportement ou le rendement sont inadéquats de façon persistante » (Bourhis *et al.*, 2019 : 246). Un employé est « difficile à gérer » lorsque celui-ci refuse systématiquement et fréquemment de suivre les règles de l'organisation et de permettre à son supérieur d'exercer ses droits de gestion (Bourhis *et al.*, 2019). Ainsi, un employé peut être difficile en raison d'une personnalité rigide, de problèmes personnels et de problèmes liés à l'environnement de travail ou à l'organisation (par exemple, conflits avec des collègues, politiques disciplinaires peu claires, traitement inéquitable) (Bourhis *et al.*, 2019).

### **2.3.2. Processus et enjeux**

Le processus disciplinaire dans l'organisation joue un rôle important. Selon Chui et Letarte (2021), « un processus disciplinaire peut avoir un effet durable, car il influe sur la perception des gens en ce qui a trait au bien et au mal, ce qui amène certaines personnes à modifier leurs comportements et leurs interactions avec autrui. » (Chui 2021 : 105). En revanche, ne pas mettre en œuvre un processus disciplinaire approprié et efficace au sein de l'organisation peut entraîner une dégradation du comportement des employés et un plus grand nombre de fausses accusations (Chui et Letarte, 2021).

Alors, les procédures disciplinaires sont utilisées pour traiter les employés qui enfreignent les normes et les politiques explicites régissant le lieu de travail, comme l'absentéisme persistant non autorisé (Wilton, 2016). L'absentéisme est défini comme étant le « [...] fait de ne pas se présenter au travail alors que notre présence est attendue » (Lauzier *et al.*, 2017 : 221; traduction libre basée (Johns, 2011). Il peut être de nature involontaire pour des raisons liées à des problèmes familiaux ou des problèmes de santé physique ou mentale (Magee, Caputi et Lee, 2016). L'absentéisme peut être aussi de nature volontaire si l'employé fait le choix de s'absenter du travail afin d'échapper ou de se retirer d'un environnement de travail négatif ou peu convenable (Magee *et al.*, 2016). L'absentéisme occasionnel ou épisodique d'un employé en particulier n'est pas problématique. Par contre, l'absentéisme persistant et non autorisé, par exemple suite au refus de l'employeur d'une demande de congé effectuée par l'employé s'avère répréhensible. En ce sens, ce

type d'absence est traité comme une faute disciplinaire. Pour l'employé difficile, les effets de son comportement sont perçus en termes de performance globale, de stress, de dossier disciplinaire et d'absentéisme. Pour le superviseur, les problèmes de l'employé sont ressentis dans le temps et l'énergie consacrés à la gestion de la situation problématique. Pour les collègues, les conséquences du comportement de l'employé difficile en matière d'absentéisme se répercutent sur le climat de travail, la productivité et le taux d'absentéisme (Bourhis *et al.*, 2019). Il incombe donc à l'organisation d'adopter des pratiques et des interventions appropriées pour gérer les comportements d'absentéisme, à la fois sur le plan disciplinaire que sur celui de la prévention

Bourhis et ses collègues (2019) ainsi que Wilton (2016) soutiennent qu'il est essentiel que l'organisation communique clairement aux employés par l'adoption et la diffusion de politique d'absence du travail et des attentes en matière de rendement, d'attitude et de comportement. Lorsqu'un employé commet une infraction disciplinaire, le gestionnaire doit l'informer de l'infraction et de ses conséquences.

Pour ce faire, le gestionnaire doit établir les faits de chaque cas en menant une enquête disciplinaire. Ensuite, il faut prendre des mesures pour informer l'employé du problème et de l'allégation et organiser une réunion avec l'employé pour discuter du problème. Le responsable doit être accompagné d'un autre responsable, lors de la rencontre. Ce dernier prendra des notes et aidera à mener l'entretien. L'employé, de même, a le droit d'être accompagné lors de la réunion par un collègue de travail ou un représentant syndical de son choix pour l'aider à présenter son cas (mais pas pour répondre aux questions en son nom) (Wilton, 2016). Pendant l'enquête, la personne responsable doit être impartiale, équitable et ouverte d'esprit (Bourhis *et al.*, 2019).

À la suite de l'enquête, pour décider de l'action appropriée, le responsable doit tenir compte des circonstances atténuantes ou des motifs raisonnables pour justifier les comportements et les attitudes de l'employé comme la maladie, le harcèlement psychologique, ou l'incapacité physique (Bourhis *et al.*, 2019; Wilton, 2016). En conséquence, le gestionnaire a la responsabilité de sanctionner les comportements répréhensibles d'un employé comme les absences fréquentes du travail avec une mesure disciplinaire appropriée et qui tient des circonstances associées au dossier.

La mesure disciplinaire fait référence à l'imposition d'une « sanction imposée à la suite d'un manquement volontaire [de la part de l'employé] à l'obligation d'exécuter son travail » (Bourhis *et al.*, 2019 : 249). Le gestionnaire doit respecter le principe légal de gradation ou de progression dans l'administration des sanctions disciplinaires. Selon Bourhis et ses collègues. (2019 : 249), le principe de gradation des sanctions stipule qu'on doit infliger « [...] des sanctions disciplinaires de plus en plus importantes pour des fautes similaires au fil des récidives. » Ainsi, le gestionnaire, qui voudrait sanctionner, doit offrir à l'employé la possibilité de modifier son comportement déviant. Dans ce sens, l'employeur ne peut pas infliger une sanction trop sévère à un employé qui s'est absenté du travail pour la première fois. Il doit donc appliquer des sanctions disciplinaires de plus en plus sévères, allant de la moins sévère (par exemple, un avertissement écrit) à la plus sévère en cas de récidive (par exemple, la suspension, le licenciement, etc.) (Bourhis *et al.*, 2019).

Toutefois, l'administration d'une sanction disciplinaire peut être substituée par la proposition d'un plan de redressement. Celle-ci donne l'occasion à un employé ayant des problèmes de comportement répétés d'améliorer sa conduite. L'objectif du plan de redressement est de tenir l'employé responsable de sa conduite (Bourhis *et al.*, 2019).

Alors, il est important d'être rigoureux dans l'administration d'une mesure disciplinaire. D'une part, faire preuve de rigueur par les organisations dans leurs initiatives disciplinaires permet de garantir l'équité de la GRH et de l'harmonie des relations de travail. De l'autre part, ces initiatives disciplinaires seront prises au sérieux par le personnel et auront des effets positifs (Chui *et al.*, 2021). D'où, « les organisations doivent faire preuve de rigueur à toutes les étapes du processus, et ce, autant lors des enquêtes que lorsque des sanctions s'imposent. » (Chui *et al.*, 2021 : 4).

Néanmoins, parfois, pour traiter les fautes mineures, avant de recourir à des procédures disciplinaires formelles, des moyens informels sont utilisés tels qu'une discussion informelle ou un conseil pour sensibiliser l'employé au problème, discuter des raisons d'une conduite inappropriée ou d'une mauvaise performance et susciter une résolution corrective informelle, comme, une formation, des interventions, des conseils ou même un avis oral. Ce type d'action corrective peut être considéré comme plus efficace, en particulier lorsque les managers sont confrontés à des problèmes de performance, car le

recours à des procédures disciplinaires formelles peut être considéré comme trop lourd dans un premier temps (Wilton, 2016). De telles interventions, dans une optique de gradation des sanctions, peuvent aussi être considérés comme des avertissements.

De plus, la responsabilité de la discipline des employés incombe en grande partie aux responsables superviseurs qui administrent des mesures disciplinaires au niveau plus bas hiérarchiquement. Donc, pour la rapidité de la résolution et pour minimiser les risques d'abus et l'impact sur la relation entre le supérieur hiérarchique et le subordonné, il est probablement souhaitable de recourir à des moyens informels (Wilton, 2016).

Cependant, selon Wilton (2016), le traitement informel de la discipline des employés pose un problème de cohérence. Tel que mentionné, les procédures formelles de la discipline managériale visent à favoriser la cohérence et l'équité du traitement en établissant un processus systématique que les responsables hiérarchiques suivent. Quant au traitement informel de la discipline, il exige des responsables qu'ils fassent preuve de discrétion. Cela peut créer des différences d'approche et de résultat entre les responsables et entre les employés. De plus, la cohérence peut être compromise lorsque les responsables prennent en compte les antécédents de l'employé concerné et les circonstances de l'infraction, ce qui entraîne des sanctions disciplinaires différentes pour une même infraction. Par conséquent, ceci met en exergue le dilemme des employeurs qui cherchent à combiner la cohérence du traitement avec la flexibilité nécessaire pour prendre en compte les facteurs circonstanciels légitimes (Wilton, 2016).

De plus, une mauvaise décision disciplinaire peut entraîner une contestation judiciaire de la part de l'employé, notamment dans le cas d'un congédiement ou un licenciement abusif. En effet, en vertu de l'article 124 de la Loi sur les normes du travail, un employé ayant deux ans de service peut déposer une plainte écrite pour congédiement sans cause juste et suffisante auprès de la Commission des normes du travail (Gouvernement.du.Québec, 2020). Toutefois, un licenciement est dit abusif, lorsqu'un employé affirme que ce licenciement était fondé sur un jugement subjectif de la direction, plutôt que sur des raisons étayées par des preuves objectives comme le cadre juridique du licenciement (Wilton, 2016). D'où, la décision disciplinaire est sujette à la subjectivité des décideurs puisqu'elle fait appelle au jugement humain qui met en exergue la nature complexe de ce

processus, tel que mentionné dans la sous-section de jugement et comportement humains de la section de fonctions RH et enjeux des données RH.

À l'instar de plusieurs processus, services et pratiques RH, l'IA a commencé à investir le champ en s'implantant progressivement au sein de ce processus en RH - le processus disciplinaire organisationnelle. Comme pour d'autres domaines de la gestion, un des grands atouts potentiels de l'IA en gestion disciplinaire est la réduction des biais et erreurs pouvant découler de la grande subjectivité de l'évaluation des acteurs impliqués. D'un autre côté, ce virage technologique n'est toutefois pas sans susciter d'enjeux importants, dus aux caractères délicats des décisions et à la nature idiosyncratique des cas traités. Le recours à l'intelligence artificielle ou la possibilité de recourir à ce processus a commencé à susciter l'attention des législateurs dans plusieurs pays notamment en Europe, où diverses décisions de justice, propositions et réglementations visent à protéger les employés (Wisenberg.Brin, 2021).

## **2.4. Définition, origines et caractéristiques des données RH**

L'agent conversationnel propulsé par l'IA, central à ce mémoire, est alimenté par des données RH afin de donner des recommandations aux gestionnaires dans plusieurs domaines de RH notamment en gestion disciplinaire. Puisque la qualité des recommandations de l'outil d'IA repose sur la qualité des données RH inculquées en IA, il est pertinent de définir les données RH, leurs origines et leurs caractéristiques et d'explorer la gestion disciplinaire organisationnelle,

### **2.4.1. Définition de la donnée en RH**

D'abord, il importe de distinguer donnée et information. En termes généraux, selon certaines sources, la donnée (D) signifie un élément de base qui sert de point de départ à un raisonnement ou sur lequel nous pouvons fonder un raisonnement. Une fois traitées ou interprétées, les données se transforment en une information (I) afin d'atteindre un objectif et de prendre toute signification dans le contexte auquel elle est destinée (Kavanagh *et al.*, 2018). En d'autres termes, une donnée hors contexte ne fournit pas d'information. Elle est une valeur quelconque qui qualifie une portion d'une entité. Par exemple, une valeur qualificative (ex. : sexe, ancienneté, nom, etc.) une valeur numérique (ex. : âge, adresse, date de naissance, etc.) ou une valeur booléenne (ex. : 0 ou 1, vrai ou faux, oui ou non, etc.) sont des données. Mises en contexte, elles deviennent des informations. Pour l'illustrer, le nombre « 3 » est une « donnée », mais « il y a 3 ans que l'employé a joint l'entreprise » est une « information » sur l'ancienneté de l'employé.

Ensuite, lorsqu'un sens est donné à l'information, celle-ci se transforme en connaissance (C). La connaissance vise le comment, la manière de mobiliser l'information. En d'autres termes, les procédures suivies pour utiliser les données et les informations afin de prendre des décisions et de mener des affaires constituent la connaissance (Coron, 2019; Kavanagh *et al.*, 2018; TechTarget, 2021). Une fois qu'un jugement ou qu'une action est appliquée à l'information, la connaissance est convertie en sagesse (S) (TechTarget, 2021). D'où le modèle DCIS ou Donnée-Info-Connaissance-Sagesse tel que décrit dans la figure 2.8.

Pour l'illustrer, appliquons le modèle DCIS au contexte de RH, plus précisément au recrutement de personnel. Les données provenant du CV d'un candidat sont le nom du candidat, le titre du poste, les données démographiques du candidat, son expérience professionnelle, les questions d'entretien pour les candidats, etc. Ces données traitées fourniront une information pour prendre une décision d'embauche pour un département particulier tel que l'âge moyen, la proportion de candidatures provenant de groupes protégés par les Chartes, ainsi que le nombre et les types de diplômés parmi les candidats. Quant à la connaissance, elle représente la procédure ou la manière dont les responsables RH peuvent exécuter le plan de recrutement ou déterminer ce qu'il faut faire en cas de discrimination dans le processus de sélection ou mettre le plan de développement et de formation. La sagesse est de mettre en place cette connaissance et l'appliquer au jugement lors d'un pourvoi d'un poste.

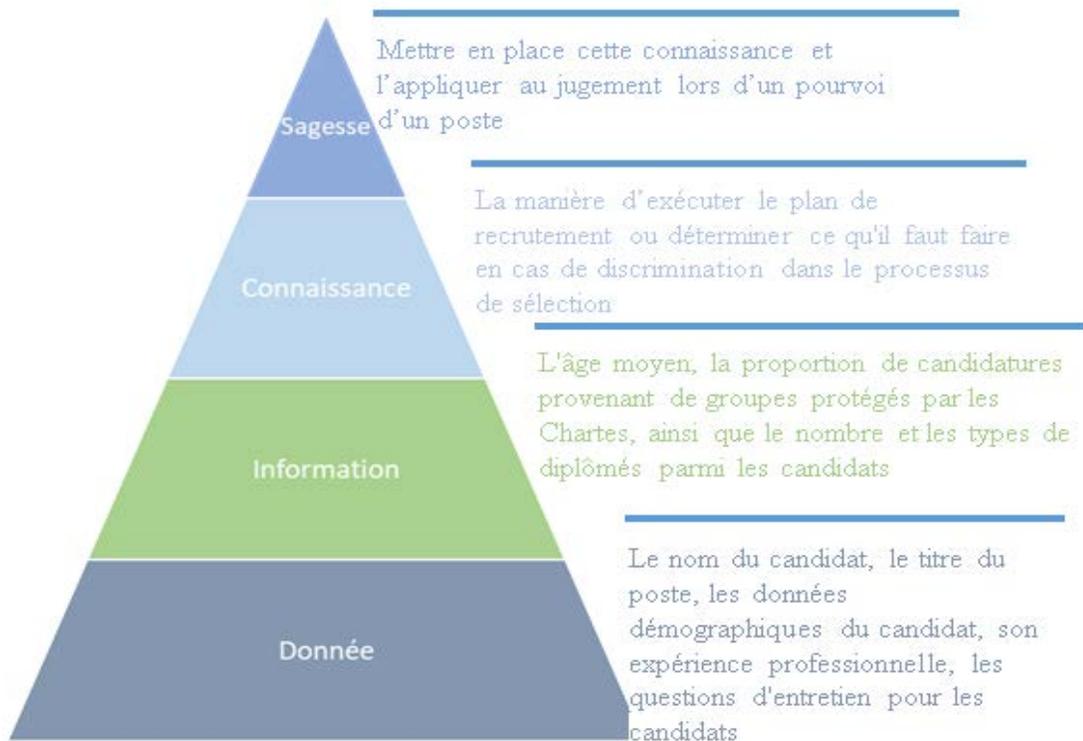


Figure 2.8 – Modèle DCIS appliqué à l'exemple de recrutement d'un employé

Les données RH se composent généralement d'informations sur les employés actifs ou inactifs (historique d'emploi, aptitudes et compétences, diplômes, etc.) et sur les candidats qui n'ont pas été embauchés. Pour les employés actifs, les données sur les heures travaillées et la rémunération, entre autres, sont continuellement collectées et stockées.

Selon l'emploi, il est fréquent de colliger des informations sur les performances des travailleurs (ventes réalisées, heures facturées aux clients, etc.) qui peuvent être collectées à partir des systèmes d'évaluation et de gestion des performances, ainsi que des informations sur la formation et le développement dont le travailleur a bénéficié, des informations sur les griefs, les cas disciplinaires, la résolution des conflits, le règlement des litiges, les communications internes, etc. (Angrave *et al.*, 2016). En somme, des données sur les employés sont collectées pour chaque activité touchant la RH. Nous nous attardons plus en détail sur ce point dans la sous-section suivante.

#### **2.4.2. Origines des données RH**

De plus, tel que mentionné dans la section de l'IA et ses applications en RH et plus spécifiquement sous ses sous-sections des bénéfices et des enjeux, les activités de la RH sont marquées par de nombreuses tâches administratives et procédures qui regorgent de données RH parfois sous-exploitées (Dejoux, 2015; Lévy, 2019). Ces données « massives » sur les employés permettent aux gestionnaires RH de baser leurs décisions, afin que celles-ci soient moins basées sur la seule intuition (Garcia-Arroyo *et al.*, 2019; Roberts, 2013). Ce volume de données sur les employés provient de sources variées et hétérogènes que nous pouvons les classer en deux rubriques différentes.

Nous distinguons les données issues des activités RH comme les données de rémunération des employés (Lyons, 2020; Nagtegaal, 2021), leurs données d'absentéisme, les sanctions disciplinaires et leurs comportements (Meijerink, Boons, *et al.*, 2021; Vorhauser-Smith, 2015), leurs performances (Angrave *et al.*, 2016; May et Chang Chien, 2021; Sonnemaker, 2021), leurs engagements (Burnett et Lisk, 2019; Terry *et al.*, 2021). Nous pouvons trouver également d'autres origines de données sur les ressources humaines comme des données relatives à la rotation et au recrutement du personnel telles que les CVs ou les résumés postés sur les réseaux sociaux et l'internet ou enregistrés par vidéo (Bâra *et al.*, 2015; Evseeva *et al.*, 2021; Garcia-Arroyo *et al.*, 2019; Suen, Chen et Lu, 2019; Williams et Almand, 2014).

D'autres origines existent également qui revêtent un caractère un peu plus « sensible », terme élaboré plus en détail dans la section suivante, telles que les données récoltées par monitoring ou via des dispositifs de surveillance comme les données relatives à l'état de

santé d'une personne par le biais des caméras thermiques et des badges (Caméras thermiques et outils de reconnaissance faciale : la Commission se prononce, 2021; George, Haas et Pentland, 2014; George *et al.*, 2016; Xiao *et al.*, 2019). Nous trouvons également des données collectées par la surveillance des caméras ou les appareils mobiles (Vorhauser-Smith, 2015), les données de géolocalisation (Angrave et al., 2016; Radio-Canada, 2021), les interactions et les communications interpersonnelles à travers les textes de courriels, les réunions virtuelles enregistrées (Cardon *et al.*, 2021; George *et al.*, 2016), etc.

### **2.4.3. Caractéristiques des données RH**

Provenant de plusieurs origines, les données RH sont aussi de nature hétérogène, sensible et subjective. Nous nous attardons ci-dessous sur ces caractéristiques.

#### **a. Hétérogène**

Les données RH sont hétérogènes non seulement au niveau de leurs origines, mais aussi au niveau de leurs formats. Les données RH sont souvent présentées sous forme de chiffres, mais elles peuvent également se présenter sous forme de textes, d'éléments audios, visuels, de graphiques, d'émotions et de sons (Bâra *et al.*, 2015; Cardon *et al.*, 2021; Coron, 2019; Evseeva *et al.*, 2021; Garcia-Arroyo *et al.*, 2019; Kavanagh *et al.*, 2018; Lee *et al.*, 2020; Luo *et al.*, 2020; Nawaz, 2020). Par exemple, les données de reconnaissance faciale ou émotionnelle ont une forme très différente des données d'absentéisme.

#### **b. Sensible**

Certaines données RH sont jugées « sensibles » soit parce qu'elles sont encadrées par la loi, soit parce qu'elles présentent un risque d'interprétation erronée du comportement des employés. Celles encadrées par la loi font plus spécifiquement l'objet d'une protection juridique, comme les données RH qui touchent à la vie personnelle des gens ou celles provenant de sources privées d'information (Abid, 2021; Coron, 2020). Par exemple, certaines applications analysent les publications sur les réseaux sociaux comme Facebook pour découvrir les facettes les plus sombres de la personnalité des employés (Abid, 2021; Akhtar *et al.*, 2018; George *et al.*, 2016).

D'autres données RH sont aussi qualifiées de « sensibles » car elles présentent un risque d'interprétation erronée du comportement de certains employés, ce qui pourrait conduire à des conséquences fâcheuses telles que la diminution de leur engagement envers l'organisation (Abid, 2021). Par exemple, certaines applications propulsées par l'IA sont utilisées pour évaluer et quantifier la performance du personnel. Il arrive que ces indicateurs quantitatifs de rendement individuel soient rendus visibles à d'autres (par exemple aux membres de l'équipe) en temps réel. Ceci peut susciter une concurrence malsaine entre les collègues du travail, accroître le stress et l'insatisfaction (Parth et Bathini, 2021; Sonnemaker, 2021).

### **c. Subjective**

Les données RH sont connues pour leur subjectivité. Cela est dû au fait qu'elles consistent traditionnellement en des informations évaluées par des humains (p. ex. l'évaluation du rendement d'un employé par son gestionnaire), ou encore qu'elles découlent de pratiques RH qui ont en général une nature subjective comme nous le verrons ci-dessous.

D'autres données RH s'avèrent plus objectives, comme le nombre de jours d'absences, les minutes et les heures de retard ou bien le type de sanctions disciplinaires. Cependant, la raison pour s'absenter, la justification d'arriver en retard ou le jugement sur le comportement pour lui adresser une sanction disciplinaire sont plus subjectifs (Tambe *et al.*, 2019). L'interprétation humaine des données est aussi subjective (Silberg *et al.*, 2019). En d'autres termes, les informations ont une signification différente d'une personne à une autre. Chaque individu les interprète de sa propre perspective et perception.

Les données RH issues des services et pratiques de RH nous communiquent de l'information sur l'employé indépendamment des origines hétérogènes de celles-ci, tel que nous avons mentionné dans la section de la définition des données en RH. Alors, la subjectivité réside aussi dans les services et pratiques de RH comme les relations gestionnaire-employé ou dans l'évaluation de performance (Kavanagh *et al.*, 2018) ou dans le processus de sélection en étudiant des données RH hétérogènes et subjectives provenant des sites de recrutement comme les profils, les CVs des candidats (Bâra *et al.*, 2015). En effet, la nature des services et des pratiques de RH fait le plus souvent appel au

jugement et au raisonnement humain (Nagtegaal, 2021), qui sont considérés plus subjectifs qu'objectifs.

En somme, les données RH se composent généralement d'informations sur les employés actifs ou inactifs et sur les candidats qui n'ont pas été embauchés. En raison des avancées technologiques, celles-ci se multiplient en temps-réels. Les données RH proviennent des origines variées et hétérogènes. Elles sont soit dérivées des activités et des pratiques RH, soit collectées à partir des dispositifs de surveillance ou des systèmes de contrôle. Les données se caractérisent par une nature hétérogène, sensible et subjective.

Brièvement, notre étude empirique porte principalement sur les aspects liés à la préparation et à l'utilisation des données RH en amont de l'IA, la nature et la qualité des données transposées dans les algorithmes et sur l'impact de ces aspects sur la sortie. Ces données RH sont alimentés à l'agent conversationnel, central à ce mémoire, pour qu'il soit capable de fournir des conseils et des recommandations aux gestionnaires. D'où la pertinence d'explorer l'intelligence artificielle et ses applications en RH, les bénéfices et les avantages de l'intégration de l'IA dans les processus RH, ainsi que les défis et les enjeux de l'IA en RH confrontés notamment l'enjeu des fonctions et les données RH en IA. Ensuite, afin de mieux comprendre son fonctionnement, nous avons étudié quelques dimensions techniques de l'agent conversationnel propulsé par l'IA. Puis, puisque une bonne qualité de données de sortie est issue d'une bonne qualité de données d'entrée, et puisque cet agent conversationnel est alimenté par des données RH notamment en matière de la gestion disciplinaire, nous avons défini les données RH, ses origines et ses caractéristiques ainsi que la gestion disciplinaire.

#### **2.4.4. Problématique de recherche**

La prise de décision optimale par les professionnels de la RH nécessite une bonne qualité des données lorsqu'elle est alimentée par des outils d'IA, en particulier lorsque ces décisions impliquent des questions juridiques liées à la RH. Donc, il est primordial d'avoir une gestion de l'information servant à préparer les algorithmes de ces outils propulsés par l'IA.

Ces algorithmes des SIA analysent des données d'entrée afin d'émettre des prédictions ou des recommandations ou des données de sortie tel qu'indiquées par les flèches bleues dans la figure 1.1 (p. 4).

En outre, les algorithmes sont susceptibles à produire et à reproduire des données de sortie biaisées, si leurs données d'entrée sont biaisées (Chander, 2016). Plusieurs enjeux sont associés à la qualité des données RH en IA tant au niveau des données d'entrée qu'au niveau des résultats et des recommandations. Nous trouvons des enjeux notamment au niveau des données RH en soi (leur quantité et leur qualité), de la complexité des processus RH, des données RH historiques issues des services et des pratiques RH passés tel qu'évoqué précédemment dans ce chapitre, des biais et la discrimination, de la confidentialité, de la fiabilité, et de la justice des décisions de l'IA. Tous ces enjeux peuvent influencer la qualité des données RH soit au niveau des données d'entrée soit au niveau des données de sortie puisqu'une grande partie des biais ne sont reconnus qu'après la prise des décisions algorithmiques (Köchling *et al.*, 2020).

Donc, pour surmonter ces enjeux, les données RH doivent être soumises à une analyse, à un test, à un contrôle et à une validation constante par l'humain.

Or, peu de connaissances sont disponibles sur les mécanismes qui permettent d'évaluer la qualité des données RH au niveau des données d'entrée et au niveau des résultats et des recommandations. La majeure partie de la littérature se concentrant sur les enjeux associés aux *outcomes* des SIA en RH. Néanmoins, la plupart des solutions à ces enjeux requièrent une meilleure compréhension des inputs. C'est à la résolution de cette problématique que vise à contribuer ce mémoire.

## Chapitre 3 - Cadre conceptuel

La recension des écrits nous a permis de bien définir les concepts clés de cette recherche et d'explorer l'intelligence artificielle et ses applications en RH, ses bénéfices et ses enjeux. Ces derniers peuvent influencer la qualité des données RH soit au niveau des données d'entrée soit au niveau des données de sortie puisqu'une grande partie des biais ne sont reconnus qu'après la prise des décisions algorithmiques (Köchling *et al.*, 2020).

Alors, pour assurer une bonne qualité des données RH, la gestion de l'information est cruciale.

De plus, la littérature sur l'IA focalise davantage sur l'énumération de principaux enjeux de ses applications en RH. Toutefois, les solutions évoquées concernent principalement le stade de la conception des outils d'IA. Paradoxalement, très peu de connaissances sont pourtant disponibles sur la notion de qualité des données RH en IA.

De ces défis, rappelons-nous de nos questions de recherche qui portent sur :

- 1) Comment favoriser une bonne qualité des données dans la conception et l'utilisation d'un outil d'IA en GRH?*
- 2) Dans quelle mesure ces données doivent faire l'objet d'un contrôle et d'une validation par l'humain?*
- 3) Comment les parties prenantes au développement d'un SIA en GRH prennent en charge les différents enjeux relatifs à la conception et à l'utilisation future du SIA?*

Cependant, pour pouvoir répondre à nos questions de recherche, il faut creuser davantage dans les recensions des écrits afin de décrire notre cadre conceptuel.

Alors, pour surmonter les enjeux qui influencent la qualité des données RH, celles-ci doivent être soumises à une analyse, à un test, à un contrôle et à une validation humaine. Tel que déjà élaboré dans le chapitre de la recension des écrits, la prise de décision optimale par les professionnels de la RH nécessite une bonne qualité des données lorsqu'elle est alimentée par des outils d'IA, en particulier lorsque ces décisions impliquent

des questions juridiques liées à la RH. Donc, il est primordial d'avoir une gestion de l'information servant à préparer les algorithmes de ces outils propulsés par l'IA.

En outre, afin d'émettre des prédictions ou des recommandations ou des données de sortie, ces algorithmes des SIA analysent des données d'entrée tant au niveau de la collecte de données et la préparation des données qu'au niveau des résultats, des recommandations produites après le traitement de données.

Cependant, plusieurs enjeux influencent la qualité de données d'alimentation et de sortie du SIA. Au niveau de données d'alimentation du SIA, nous trouvons des enjeux en termes des données RH en soi (leurs quantités et leurs qualités), des données RH produites des pratiques et des services RH, des données RH en IA, des enjeux associés à la qualité des données et des enjeux associés à la conception du SIA. Soulignons que ces deux derniers enjeux seront développés davantage dans les sections respectives qui suivent dans ce chapitre, alors que les autres enjeux ont été déjà examinés dans le chapitre de la recension des écrits.

Quant au niveau des résultats et des recommandations produites après le traitement de données, plusieurs enjeux existent comme les enjeux des biais et de justice, l'opacité de l'AA et le problème de la boîte noire ainsi que les biais cognitifs qui se basent sur le jugement humain. Tous ces enjeux ont été explorés dans le chapitre de la recension des écrits dans leurs sections respectives sauf les biais cognitifs qui seront traités dans ce chapitre.

En conséquence, pour surmonter ces enjeux tant au niveau de la conception qu'au niveau de déploiement, il faut déterminer et identifier, voire anticiper les biais prévus dans plusieurs phases du cycle de vie de l'algorithme d'AA. Ceci requiert une analyse de données dans les différentes phases du processus de génération des données dans les algorithmes d'AA. Cette structure d'analyse du processus permet d'identifier les origines de ces biais et de déterminer les mécanismes correspondants pour les surmonter.

D'où, notre cadre conceptuel gravite autour les mécanismes disponibles qui permettent d'évaluer la qualité des données RH au niveau des données d'entrée et au niveau des résultats et des recommandations; le rôle de l'humain dans le processus de contrôle et de

validation des données RH ainsi que l'appropriation des parties prenantes à la conception du SIA dans le domaine des RH des différents enjeux relatifs au développement et à l'utilisation future de l'outil propulsé par l'IA.

Dans ce chapitre nous commencerons à se pencher sur les fondements conceptuels de la qualité des données RH en IA, la façon dont la littérature définit la qualité des données, ses enjeux et ses défis qui y sont associés. Nous donnerons ensuite un aperçu sur les enjeux associés à la conception du SIA en décrivant le processus de génération des données dans des algorithmes d'AA pour déterminer les biais prévus dans plusieurs phases de ce processus. Cette structure d'analyse des données permettra d'identifier les origines de ces biais afin de déterminer le mécanisme correspondant pour les surmonter voire les anticiper. Puis, nous nous pencherons sur les écrits concernant les critères et les mécanismes pour promouvoir une bonne qualité de données RH, le rôle de l'humain dans le processus de vérification et d'évaluation de ces données et jusqu'à quel point celles-ci doivent être soumises à un contrôle et à une validation humaine. Pour clore ce chapitre, nous explorons comment les parties prenantes au développement d'un SIA en RH prennent en charge les différents enjeux relatifs à la conception et à l'utilisation future du SIA.

### **3.1. Fondements conceptuels de la qualité des données RH en IA**

Pour pouvoir répondre à nos questions de recherche et décrire notre cadre conceptuel composé de trois piliers, il est pertinent de savoir ce que disent les écrits sur la définition de la qualité des données en RH et sur les enjeux associés à la qualité des données.

#### **3.1.1. Définition de la qualité de données en RH**

Les données sont devenues l'élément vital de toutes entreprises et de tous départements ou fonctions (Kavanagh *et al.*, 2018; Leicht-Deobald *et al.*, 2019; Reilly, 2018, 2019). Tout le monde est en mesure de reproduire et de répliquer le logiciel des autres. Toutefois, le problème se situe au niveau des données. C'est pourquoi les entreprises ont l'habitude de faire signer un accord de confidentialité pour ne pas révéler ses données à d'autres, en particulier à des concurrents. Nous rappelons que les enjeux associés aux données RH sont multiples tel qu'élaborer dans le chapitre de la recension des écrits.

La qualité de données a des impacts sur les autres éléments du modèle DCIS de la figure 2.8 (p. 51). Selon ce modèle, les données sont la source des informations qui sont la source des connaissances, qui deviennent ensuite la sagesse. Alors, sous-entendue, la qualité de tout ce qui utilise à la source ces données dépend de la qualité de celles-ci. En effet, une mauvaise qualité des données se répercutera sur la médiocre qualité des informations et donc sur la piètre qualité des connaissances.

Dans la littérature, rarement le terme de la qualité de donnée comporte une définition précise. La qualité de données est surtout définie comme étant un but atteint par le moyen des techniques ou des orientations.

Selon Vial et al. (2021 : 48, traduction libre), « dans toutes les initiatives que nous avons étudiées, ainsi que dans des conversations distinctes avec d'autres professionnels de l'IA, la question des données de haute qualité était associée au concept de données aptes à être utilisées par les consommateurs. En IA, les machines (algorithmes) plutôt que les humains sont les principaux consommateurs de données. » (Vial *et al.*, 2021; Wang et Strong, 1996).

Toutefois, plusieurs dimensions existent pour mesurer la qualité des données. Pour certains auteurs, la qualité de données est fondée sur une appréciation de leur exactitude,

de leur actualité, de leur précision, de leur exhaustivité, de leur pertinence et de leur accessibilité, en vue de leur utilisation (Grand.Dictionnaire.Terminologique, 2002; Kavanagh *et al.*, 2018). Pour d'autres, les données sont dites de qualité, lorsque celles-ci sont exactes, cohérentes, exhaustives et complètes, propres, fiables, mises à jour et existent en quantité adéquate (Castrounis, 2019; Gathering.Tools, 2021; Vaughan, s.d.). Ainsi, ces mesures et plusieurs autres permettent de savoir si les données sont justes et valables et si les utilisateurs peuvent y faire confiance. Ces mesures nous permettent aussi d'identifier si les données seront disponibles aux utilisateurs finaux à l'endroit approprié et au moment opportun. Nous nous penchons sur quelques dimensions d'une bonne qualité des données ainsi que leurs significations dans le tableau 3.1 tour à tour.

<b>Dimension de qualité de données</b>	<b>Signification</b>
<b>Exactitude des données</b>	Pour éviter les problèmes de traitement de données et des résultats erronés des outils d'IA, l'exactitude des données est un élément clé. Ainsi, les données inexactes doivent être identifiées, documentées et corrigées afin de garantir que les autres utilisateurs finaux travaillent avec de bonnes informations (Vaughan, s.d.).
<b>Exhaustivité ou complétude des données</b>	Afin d'avoir des données hautement représentatives et impartiales, les ensembles de données doivent contenir tous les éléments de données qu'ils devraient (Gathering.Tools, 2021; Vaughan, s.d.).
<b>Cohérence des données</b>	Les conflits entre les mêmes valeurs de données dans différents systèmes ou ensembles de données, les données contradictoires, les doublons dans les bases de données ou la même donnée contenue dans plusieurs bases, mais présente des résultats différents doivent être éliminés (Gathering.Tools, 2021; Vaughan, s.d.).
<b>Actualité/Ancienneté des données</b>	Les données sont mises à jour au besoin (Gathering.Tools, 2021; Vaughan, s.d.).

Tableau 3.1 – Dimensions d'une bonne qualité de données

<b>Dimension de qualité de données</b>	<b>Signification</b>
<b>Conformité des données et pertinence</b>	Les données doivent être utiles et conformes aux formats standards créés par l'entreprise (Gathering.Tools, 2021; Vaughan, s.d.). Ensuite, les diagnostics et les recommandations générés à partir de ces données doivent être pertinents (Angrave <i>et al.</i> , 2016; George <i>et al.</i> , 2014). Une collecte de données non pertinentes est une perte de temps, d'argent et d'énergie.
<b>Fiabilité</b>	Les différentes données incorrectes ou les différentes données complètes, mais totalement fausses peuvent être contenues dans une entreprise. Un pourcentage d'erreurs élevé peut présenter des conséquences néfastes à cette entreprise (Gathering.Tools, 2021).
<b>Volume de données adéquat</b>	Pendant le processus d'apprentissage, pour que les algorithmes découvrent des modèles de relations et les apprennent, un volume de données adéquat est requis. Ainsi, plus nous avons de données, plus le modèle appris est susceptible d'être exact. De plus, un grand nombre de données permet également de simplifier les modèles. Créer de nouveaux modèles (Castrounis, 2019).
<b>Profondeur suffisante des données</b>	Le terme profondeur suffisante des données fait référence à une quantité de données variées ou de combinaisons de différentes valeurs de caractéristiques suffisante afin de permettre à l'application d'IA ou à un modèle d'apprendre correctement les relations sous-jacentes entre les données (Castrounis, 2019).
<b>Données bien équilibrées</b>	Dans les algorithmes d'apprentissage supervisés, élaboré dans la section des mots clés, « données équilibrées » signifie d'avoir des proportions équilibrées entre les valeurs cibles et l'ensemble de données étiquetées. En d'autres termes, les valeurs des données représentent d'une manière égale les données (Castrounis, 2019).

Tableau 3.1 (suite) – Dimensions d'une bonne qualité de données

Ainsi, le respect de tous ces facteurs permet de produire des ensembles de données qui sont fiables et dignes de confiance.

L'IA contribue considérablement au renforcement et à l'amélioration de la qualité des décisions en matière RH (Vrontis *et al.*, 2021). Pour que l'IA soit capable d'émettre des

prédictions à partir desquelles des décisions pourront être prises par les RH, les données doivent être analysées à travers des algorithmes. À ce propos, il est donc primordial d'avoir une bonne qualité de données et une gestion de qualité de données (ou *Data Quality Management*) (Davenport, 2010). Cependant, la qualité des données abordée dans la littérature est celle produite par les activités et les processus RH, ainsi que les résultats qui en découlent. Or, nous cherchons à instiller cette qualité de données comme des données d'entrée de l'IA.

### **3.1.2. Défis et enjeux principaux associés à la qualité de données RH en IA**

Tel qu'évoqué précédemment, l'IA ne fonctionne pas sans des données (Evseeva *et al.*, 2021). Ensuite, les algorithmes deviennent aussi intelligents que nous les entraînons (Kaplan *et al.*, 2019). Donc, l'IA apprend à l'aide des données qu'elle doit traiter. En conséquence, pour assurer une bonne performance de l'IA, la qualité des données est cruciale. Outre que les enjeux et les défis liés à l'IA et ses applications en RH, la complexité des fonctions RH et les enjeux au niveau des données RH en soi (leur quantité et leur qualité) décrits précédemment dans le chapitre 2, qui peuvent influencer la qualité des données, plusieurs autres enjeux sont associés directement à la qualité des données telles que les données biaisées injectées et la pauvreté des données injectées.

#### **a. Données biaisées et enjeux éthiques**

Si les données sont biaisées, ces dernières influencent les résultats, les recommandations ainsi que les décisions (Evseeva *et al.*, 2021; Maclure *et al.*, 2018). Or, les données sont source de biais, de discrimination et d'enjeux éthiques (Bucher *et al.*, 2021; Di Iorio, 2020; Leicht-Deobald *et al.*, 2019; Satell et Abdel-Magied, 2020; Silberg *et al.*, 2019; Vrontis *et al.*, 2021). Les données relatant des pratiques et des services reproduisent, voire créent, des biais (Di Iorio, 2020; Maclure *et al.*, 2018).

De plus, l'IA apprend des biais des humains (De Cremer, 2020; Evseeva *et al.*, 2021) puisque, d'une part, l'information véhiculée par différentes personnes reflète parfois des perspectives divergentes (Coron, 2020; Di Iorio, 2020), et d'autre part, l'humain est susceptible de se tromper en raison de défauts de logique, de raisonnement et de jugement (Accenture, 2018; De Cremer, 2020; Köchling *et al.*, 2020; Rathi, 2018). À cet égard, nous détaillons davantage dans la section qui suit les biais humains introduits au niveau

de plusieurs phases du processus de génération de données dans le cycle de vie de l'AA. En outre, certains sabotent et alimentent sciemment l'algorithme avec des données trompeuses (Kellogg, Valentine et Christin, 2020; Meijerink, Boons, *et al.*, 2021; Newlands, 2020).

L'objectivité et l'impartialité des décisions fondées sur des algorithmes et des mégadonnées sont débattues par les chercheurs. Certains affirment qu'elles sont parmi les avantages des outils d'IA (Evseeva *et al.*, 2021). Pour eux, pendant l'apprentissage ou l'entraînement, l'algorithme apprend nos biais, mais puisque la plateforme apprend de plusieurs personnes, les risques d'être subjectif sont minimales. Pour d'autres, la décision algorithmique n'est ni aussi objective ni aussi impartiale comme le dépeignent ses partisans (Bilić, 2016; Leicht-Deobald *et al.*, 2019). Certains chercheurs vont plus loin encore en affirmant que la prise de décision RH basée sur des algorithmes peut nuire à l'intégrité personnelle des employés. Pour eux, la prise de décision en RH basée sur des outils d'IA est ancrée dans une vision particulière liée à ses concepteurs (thème détaillé davantage dans la section suivante), et n'est ni aussi objective ni aussi impartiale que le prétendent ces derniers. Ceci rend difficile aux professionnels de la RH de mettre en œuvre un processus décisionnel RH basé sur des algorithmes d'une manière qui ne portent pas atteinte à l'intégrité personnelle des employés (Bilić, 2016; Leicht-Deobald *et al.*, 2019). De ces faits, « la qualité des algorithmes d'intelligence artificielle ou de machine learning est directement liée à celle des données utilisées » (Eve, 2019).

#### **b. Pauvreté des données**

La pauvreté des données ne se limite pas au volume des données. Elle comprend aussi leurs qualités. Le volume des données est un autre facteur qui influence les données et leur qualité. Certains chercheurs soutiennent que même avec une base de données raisonnable, voire restreinte et limitée, un algorithme bien conçu peut produire des résultats suffisamment fiables (Di Iorio, 2020; George *et al.*, 2014). D'autres affirment, au contraire, que les algorithmes de l'IA sont plus fiables et précis s'ils sont liés à une base de données volumineuse. Pour ces derniers, plus les données sont nombreuses et riches, plus l'IA produit une analyse de données de qualité (Eve, 2019; Evseeva *et al.*, 2021; Maclure *et al.*, 2018; Tambe *et al.*, 2019). En effet, ces données massives sont

qualifiées de qualité lorsqu'elles peuvent générer des diagnostics et des recommandations pertinentes (Angrave *et al.*, 2016; George *et al.*, 2014).

De plus, les données RH d'entrée qui alimentent la gestion algorithmique sont considérées au mieux des données dites « proxy » ou des données approximatives (Newlands, 2020). En effet, ces données RH ne capturent ni l'ensemble des expériences vécues par les travailleurs ni le lieu de travail à partir duquel ces données sont collectées (Newlands, 2020).

Tous ces enjeux peuvent influencer la qualité des données RH soit au niveau des données d'entrée soit au niveau des données de sortie puisqu'une grande partie des biais ne sont reconnus qu'après la prise des décisions algorithmique (Köchling *et al.*, 2020).

Ainsi, les enjeux associés à la qualité de données s'immiscent dans les différentes étapes du cycle de vie des SIA : lors de leur conception, développement, déploiement et utilisation (Gentelet et Mathieu, 2021; Maclure *et al.*, 2018), objet de la section suivante.

## **3.2. Enjeux associés à la conception du SIA**

Les algorithmes des SIA analysent des données d'entrée afin d'émettre des prédictions ou des recommandations ou des données de sortie. Outre les enjeux engendrés aux données RH en soi, et aux fonctions et pratiques RH élaborés au chapitre 2, des enjeux se présentent sur le plan technique de la conception de l'outil d'IA. Toutefois, ces enjeux influencent la qualité des données alimentées au SIA. Alors, afin de déterminer les biais des différentes phases du processus de traitement des données au sein d'un outil d'IA, nous commençons par décrire le processus du traitement des données ainsi que les biais associés à chaque phase.

Tel qu'élaboré dans la section des concepts clés du chapitre 2, en général, les algorithmes d'AA fonctionnent en apprenant des modèles à partir des données existantes et en les généralisant à des données non vues. Selon Suresh (2021), ce processus est long et complexe, ancré dans le contexte historique et régi par des normes et des choix humains (Suresh et Guttag, 2021). En conséquence, il est important de reconnaître que tous les problèmes et les conséquences néfastes ne doivent pas être imputés uniquement aux données. Les concepteurs de ML ont une série de choix et des décisions à prendre depuis le choix de l'algorithme jusqu'à son déploiement (Suresh *et al.*, 2021). Ainsi, ces choix et des décisions peuvent entraîner à des effets indésirables, voire des biais.

Tel qu'illustré dans la figure 3.1 (p. 70), les problèmes se posent à des phases distinctes du cycle de vie du ML. Le processus de génération de données de l'AA nous permet d'anticiper les enjeux à surmonter et concevoir des mécanismes pour la collecte, le développement, l'évaluation ou le déploiement des données.

Ce processus est présenté à deux niveaux : 1- au niveau de génération de données qui comprend les processus de la collecte et de la préparation des données et 2- au niveau de la construction du modèle qui comprend les phases de développement, évaluation et post-traitement du modèle et son déploiement.

### **3.2.1. Processus de génération de données des algorithmes d'AA**

Tel que déjà élaboré au chapitre 2, le concept de l'AA ou la ML est simple. Il apprend par certains concepts mathématiques. Nous ne codons pas la logique de notre programme, par

contre, la machine découvre seule la logique des données dites les modèles. Par conséquent, notre formule magique est :

### **Données + Algorithme = Informations de sorties**

Les algorithmes sont prédéveloppés, alors, il suffit de savoir et bien choisir quel algorithme utiliser pour résoudre nos problèmes. En revanche, pour choisir le bon algorithme, il faut bien étudier nos données. Ceci nous amène à notre point de départ que les données occupent une place centrale dans la transformation numérique.

Pour des fins de précisions, il s'avère important de distinguer entre deux types de données :

- 1- Les données RH proviennent soit des données des employés en soi, soit des données issues des activités et des pratiques RH qui servent comme données d'entrée ou d'alimentation nécessaire à la programmation du SIA (les données d'entraînement et les données de test);
- 2- Les données de l'IA qui comprennent les données de sortie, les résultats, les prédictions ou les recommandations produits pour prendre des décisions après le traitement par le SIA.

Par ailleurs, le flux de données dans les algorithmes de l'AA passe par plusieurs démarches. Les deux premières démarches de l'apprentissage automatique tel qu'illustré dans la figure 2.2 (p. 30) consistent à acquérir des données et les collecter; et à préparer les données et les traiter pour la formation et le test du modèle de l'AA.

Cependant, les données RH peuvent créer un goulot d'étranglement (ou *Bottleneck*) (Eve, 2019) dans le flux de travail de l'AA, et ce pour plusieurs raisons. Tel que mentionné dans la section de l'IA et ses applications en RH, premièrement, les données notamment les données RH sont originaires de biais (Di Iorio, 2020; Leicht-Deobald *et al.*, 2019; Satell *et al.*, 2020; Silberg *et al.*, 2019) et deuxièmement, les données RH en soi et les données produites des fonctions RH et des activités RH sont complexes et présentent des enjeux. Troisièmement, tel qu'élaboré dans la section des caractéristiques des données RH, ces derniers sont connus par leur complexité, leur hétérogénéité et leur multiplicité de leurs origines, ce qui ajoute une couche de complexité. Enfin, les données brutes présentent

généralement de plusieurs problèmes tels que des enregistrements en double, des valeurs manquantes, des valeurs aberrantes, des fautes de frappe et bien d'autres (Castelijns, Maas et Vanschoren, 2020). Ainsi, la non-fiabilité des données affaiblit davantage la qualité des données et entrave les analyses avancées. En conséquence, dans le processus d'apprentissage automatique, les algorithmes apprennent alors des choses erronées, ce qui réduit leur précision et les rend, au mieux, peu fiables, et, au pire, tout simplement erronés (Suresh *et al.*, 2021).

Donc, pour toutes ces raisons, les données RH peuvent créer un goulot d'étranglement dans l'architecture du flux de données dans l'AA et ses démarches (figure 2.2, p. 30) puisqu'elles se situent au niveau du processus visant à collecter les données, à préparer, à migrer ainsi qu'à ingérer les données en quantité suffisante par les algorithmes d'IA.

En somme, pour éviter ce goulot d'étranglement et pour conserver la valeur des données, nous avons besoin de nous concentrer sur les données, leurs qualités ainsi que leurs volumes (Eve, 2019) dans toutes les démarches du flux de données dans l'AA.

#### **a. Collecte de données**

Dans un premier temps, tel qu'illustré dans les figures 3.1(1) (p. 70) et 2.2 (p. 30), le processus de génération de données commence par la collecte de données. Ce processus nécessite la détermination d'une population cible et de son échantillonnage, ainsi que l'identification et la mesure des caractéristiques et des étiquettes. En général, les données ne sont pas collectées. Les parties prenantes de l'algorithme d'AA utilisent des ensembles de données historiques existantes sans passer par le processus de la collecte de données (Suresh *et al.*, 2021).

#### **b. Préparation de données**

Quant au processus de préparation de données, plusieurs modalités et tâches existent afin de l'accomplir. Dans cette phase, l'ensemble des données dit « jeu de données » d'entrées sont divisées en ensembles de formations ou d'entraînements et de tests. L'ensemble des données d'entraînements est utilisé pendant le développement du modèle et l'ensemble des données de test est utilisé pendant l'évaluation du modèle. Une partie des données d'entraînement est utilisée comme données de validation. Des données sont également

collectées dans des ensembles de données de référence (Suresh *et al.*, 2021). Dans cette démarche du flux de données de l'AA, la préparation des données implique l'analyse des données et le prétraitement des données. L'analyse des données consiste à identifier les modèles et les caractéristiques des données et à nettoyer le contenu qui n'est pas lié aux caractéristiques. Le prétraitement des données consiste à la transformation des données propres en un format qui convient au modèle comme la réduction de la redondance des données, l'application de règles de formatage (Sindhu V., Nivedha S. et Prakash M., 2020).

### **c. Développement et évaluation du modèle**

Ensuite, un modèle est défini et optimisé sur les données d'entraînement, tel qu'illustré dans la figure 3.1(2) (p.70). Les données de test et de référence sont utilisées pour évaluer ce modèle.

### **d. Déploiement du modèle**

Le modèle final est ensuite intégré dans un contexte réel. Ce processus est naturellement cyclique, et les décisions influencées par les modèles affectent comment les décisions sont appliquées.

En somme, différentes sources de dommages ou de biais en aval peuvent apparaître soit au niveau des données d'entraînement, soit au niveau de données de test ou soit au niveau des données de sortie ou des décisions (Suresh *et al.*, 2021).

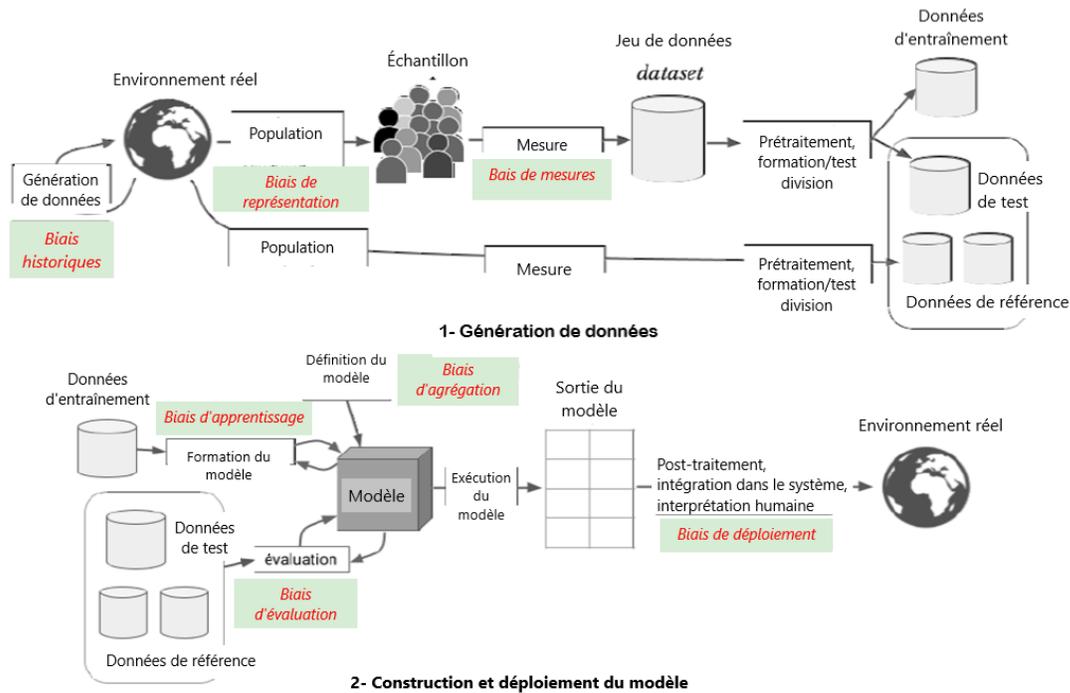


Figure 3.1 – Processus de génération de données de l'apprentissage automatique – Source modifiée :  
(Suresh *et al.*, 2021)

### 3.2.2. Origines des biais de la conception et du déploiement du SIA

Ainsi, les enjeux des données sont introduits par deux sources, soit la programmation ou l'alimentation des données d'apprentissage.

Premièrement, au niveau de la programmation, l'équipe du concepteur du logiciel entraîne l'algorithme et le développe pour accomplir certaines tâches. Souvent, cette équipe évalue les résultats et les réponses de l'algorithme en vue de la fonction d'utilité de l'algorithme et leurs croyances et leurs valeurs. Ainsi, les algorithmes reproduisent et créent des biais de programmation, tels que les biais d'évaluation illustrés dans la figure 3.1, élaborés plus loin (Maclure *et al.*, 2018; Soleimani *et al.*, 2021; Suresh *et al.*, 2021).

La conception de l'IA intègre les idées des utilisateurs finaux tels que les gestionnaires RH. Cependant, lorsque les développeurs ne peuvent pas formuler objectivement les hypothèses des gestionnaires ou ne choisissent pas les meilleurs ensembles de variables dans les ensembles de données pour entraîner les algorithmes, des biais cognitifs peuvent être transmis à l'IA en cours de conception (Soleimani *et al.*, 2021; Tambe *et al.*, 2019).

En conséquence, des algorithmes biaisés peuvent être développés en cours de conception en raison d'hypothèses biaisées (Soleimani *et al.*, 2021). En d'autres termes, tant les gestionnaires RH qu'aux développeurs peuvent transférer des biais cognitifs aux algorithmes lors de la conception du SIA. Les gestionnaires RH introduisent les biais soit dans les jeux de données RH qui servent à l'alimentation et l'entraînement de l'outil d'IA, élaborées davantage dans les paragraphes qui suivent, soit dans la formulation des algorithmes. Pour développer des algorithmes, le codage nécessite des fonctions objectives basées sur la prise de décision par les humains. Toutefois, ce codage est difficile (Shrestha, Ben-Menahem et von Krogh, 2019). Les décideurs humains prennent parfois des décisions de manière intuitive en se basant sur « un ensemble de préférences tacites » (Shrestha *et al.*, 2019 : 3). Ainsi, les gestionnaires RH sont confrontés à plusieurs problèmes, soit au niveau des jeux de données, soit au niveau de la formulation des algorithmes, lors de la conception du SIA qui donne lieu à un transfert de biais dans l'algorithme.

De même, les développeurs de l'AA se reposent sur les jeux de données fournies par les gestionnaires RH et basées sur les décisions passées de ces derniers. Cependant, s'appuyer uniquement sur une source de données, comme les décisions passées des gestionnaires, peut entraîner un biais d'ancrage (Edwards et Rodriguez, 2019). Alors, plusieurs sources de données et ensembles de données hétérogènes sont nécessaires. De plus, les développeurs, lors de la phase de préparation de données, nettoient les données en remplissant les valeurs manquantes dans les ensembles de données, par exemple. Ce phénomène est aussi susceptible à des enjeux techniques et à des erreurs humaines (Suresh *et al.*, 2021). Ensuite, pour formaliser les hypothèses des gestionnaires RH et la formulation des algorithmes, les développeurs confrontent à plusieurs enjeux et se présentent devant plusieurs choix et décisions à prendre tel que le choix d'un ensemble de variables optimal, car les gestionnaires peuvent ne pas s'accorder sur les critères optimaux (Soleimani *et al.*, 2021). Ainsi, ce choix peut être biaisé (Edwards *et al.*, 2019), ou bien la sélection des variables peut rendre plus difficile la réalisation des effets réels (Tambe *et al.*, 2019). Pour illustrer, les algorithmes dans le domaine des RH ne peuvent pas comprendre les attributs qui différencient les meilleures performances des mauvaises performances en considérant les variables dépendantes uniquement des meilleures

performances (Soleimani *et al.*, 2021). Ainsi, les développeurs de l'AA comme les gestionnaires RH sont confrontés à plusieurs problèmes, soit au niveau de la préparation des données, soit au niveau de la formulation des algorithmes, lors de la conception du SIA qui donne lieu à un transfert de biais dans l'algorithme.

En somme, les biais cognitifs peuvent découler de deux origines, soit des gestionnaires RH soit des développeurs des algorithmes.

Deuxièmement, les données d'alimentation sont injectées à deux moments distincts : lors de la conception ou lors du déploiement. Lors de la conception, les données sont alimentées par deux sources, soit par les données d'entrée d'entraînement, soit par les données d'entrée de test (voir les figures 1.1 et 3.1 (p. 4 et 70) et de l'autre part, lors du déploiement par les données utilisées pour l'apprentissage provenant du contexte réel, c'est-à-dire les données de sortie qui serviront comme des données d'entrée en raison de l'apprentissage (Castrounis, 2019; Maclure *et al.*, 2018).

Cependant, dans le cycle de vie de l'AA, les algorithmes apprennent des choses erronées, ce qui réduit leur précision et les rend, aux mieux, peu fiables, et, aux pires, tout simplement erronés (Suresh *et al.*, 2021). Alors, pour assurer la qualité des données RH dans le cycle de vie de l'AA, la gestion de l'information doit être faite sur deux paliers. Le premier palier consiste en la collecte et la préparation des données, phases nécessaires à l'alimentation de l'IA et le second au déploiement du modèle.

- Premier palier comprend les démarches de la phase préparatoire, la collecte et la préparation des données en amont de l'IA ainsi que la nature et la qualité de ces données transposées dans les algorithmes.

Durant la conception du SIA, les données d'entrée sont injectées au niveau des données d'entrée d'entraînement et des données d'entrée de test. Alors, si les algorithmes sont formés sur des données d'entrée ou d'entraînement inexactes, biaisées ou non représentatives, autrement dit, de faible qualité, ils sont susceptibles de produire ou reproduire des résultats, des recommandations et des décisions discriminatoires ou biaisés (Chander, 2016; Kim, 2017; Köchling *et al.*, 2020; Suresh *et al.*, 2021).

### **a. Collecte de données**

Tel qu'illustré dans les figures 3.1(1) et 2.2 (p. 70 et 30), dans le processus de génération de données, de prime abord, les données sont collectées. Lors de la collecte de données, les données d'entrée proviennent généralement des données historiques issues des activités et des pratiques passées existant dans l'entreprise avant le développement du SIA. Or, ces données d'entrée peuvent comprendre des biais historiques (Suresh *et al.*, 2021) provenant soit des données en soi, soit des données issues des activités et des pratiques, tel qu'évoqué précédemment dans le chapitre de la recension des écrits. Par exemple, les biais de discrimination favorisant un groupe particulier notamment les mots de professions genrées comme « infirmière » pour les femmes et « ingénieur » pour les hommes. D'où, les biais d'entrée de test et d'entraînement peuvent provenir notamment des biais historiques.

Ensuite, lors de la collecte des données aussi, la compilation d'un ensemble de données nécessite la détermination d'une population cible, sa définition et ses caractéristiques et d'étiquettes, tel que décrite à la figure 3.1 (p. 70). Puisqu'il n'est pas possible d'inclure la totalité de la population cible, un échantillonnage de celle-ci est identifié (Srinivasan et Chander, 2021; Suresh *et al.*, 2021). Ceci entraîne des biais de représentation de la population cible.

### **b. Préparation de données**

Au niveau de la préparation des données, avant d'utiliser un ensemble de données, différents types de prétraitement peuvent être appliqués. Les ensembles de données sont souvent divisés en deux sous-ensembles : les données de formation utilisées pendant le développement du modèle et les données de test utilisées pendant l'évaluation du modèle (Suresh *et al.*, 2021), tel que la figure 3.1 (p. 70) le décrit. Toutefois, des biais comme les biais d'évaluation peuvent se présenter. Un modèle est optimisé sur des données d'apprentissage, mais sa qualité est souvent mesurée sur des repères. Ces repères peuvent être les métriques de précision des résultats ou de taux d'erreurs choisis et fixés par le concepteur du logiciel (Srinivasan *et al.*, 2021; Suresh *et al.*, 2021). Ainsi, les biais d'évaluation peuvent provenir des choix, des décisions et des jugements effectués par le concepteur du logiciel.

o Deuxième palier est au niveau de l'impact de ces aspects sur la sortie des données d'arbres décisionnels après le traitement de l'information des algorithmes, autrement dit, au niveau du déploiement du modèle. Avant la phase du déploiement, les modèles sont construits en utilisant les données de formation ou d'entraînement. Ensuite, le modèle est déployé dans un environnement réel. Des biais de déploiement peuvent apparaître, tel qu'illustré dans la figure 3.1 (p. 70). Le cas échéant, les données de sortie ou les résultats présentent des exigences d'explicabilité ou de cohérence, le modèle a besoin d'être modifié (Suresh *et al.*, 2021). Le biais de déploiement survient lorsqu'il y a un décalage entre le problème qu'un modèle est censé résoudre et la façon dont il est réellement utilisé (Suresh *et al.*, 2021). Dans les SIA utilisés comme des aides à la décision, pareil à notre agent conversationnel, central à ce mémoire, ce type de biais est souvent une préoccupation, puisque l'intermédiaire humain peut agir sur les prédictions d'une manière qui n'est généralement pas modélisée dans le système (Suresh *et al.*, 2021). Par exemple, lorsque les décideurs humains interprètent les résultats générés par ces outils d'aide à la décision propulsés par l'IA, des conséquences néfastes telles que le biais de confirmation peuvent être provoquées (Suresh *et al.*, 2021). Le biais de confirmation consiste en la tendance humaine à rechercher, interpréter, se concentrer et se souvenir des informations de manière à confirmer ses idées préconçues (Plous, 1993).

En somme, le cycle de vie de l'AA présente différentes sources de biais dans différentes phases du processus de génération des données des algorithmes d'AA comme la collecte des données, la préparation des données, le déploiement du modèle et l'utilisation du SIA. Les biais apparaissent soit au niveau des données d'entraînement, soit au niveau de données de test ou soit au niveau des données de sortie, des prédictions, des recommandations ou des décisions. Ces biais sont souvent introduits en raison des choix, des décisions et des jugements effectués par le concepteur de l'algorithme de l'AA et/ou les gestionnaires RH (Srinivasan *et al.*, 2021; Suresh *et al.*, 2021). Ces biais peuvent s'accumuler imperceptiblement dans les systèmes d'IA. Ceci est dû à l'absence de l'expertise et des compétences nécessaires en matière d'IA, du jeu de données, de politiques et de droits permettant d'identifier les préjugés parmi les différentes parties prenantes (Srinivasan *et al.*, 2021).

À la lumière de tous les cadres théoriques explorés dans le chapitre de la recension des écrits ainsi que le survol sur ce que dit les écrits sur la définition de la qualité des données en RH, sur les enjeux associés à la qualité des données, sur les enjeux associés à la conception du SIA élaborés au début de ce chapitre, les sections qui suivent décriront les trois piliers de notre cadre conceptuel, tel qu'illustré à la figure 3.2 (p. 91).

### 3.3. Favoriser la qualité de données en RH

Le premier pilier de notre cadre conceptuel porte sur la façon de promouvoir la bonne qualité des données dans la conception et l'utilisation d'un outil d'IA en RH. Or, une bonne qualité de données RH est promue par la réduction des enjeux et les biais explorés dans les sections précédentes sur deux paliers : le premier, lors de la conception du SIA, et le second, lors du déploiement du SIA.

Le premier palier comprend la conception du SIA notamment dans les phases de la collecte et/ou la préparation des données RH provenant soit des données RH des employés ou des activités et pratiques RH pour des fins d'alimentations. Quant au second, le palier comprend le déploiement du SIA, donc, au niveau des données de sortie, de résultats et des recommandations provenant du SIA après le traitement des données.

Avec les avancées technologiques, les données deviennent une source d'avantage concurrentiel aux entreprises (Kavanagh *et al.*, 2018; Leicht-Deobald *et al.*, 2019; Reilly, 2018). Néanmoins, la qualité des décisions repose sur la qualité des données. Or, plusieurs enjeux et défis influencent celles-ci. Certains de ces enjeux et défis en termes d'IA et de ses utilisations en RH, des données RH, les enjeux associés à la qualité de données ainsi que les enjeux associés à la conception du SIA ont été élaborés dans les sections précédentes. Outre ces enjeux, la qualité des données devient un enjeu éthique. Il est donc crucial de promouvoir des données RH de bonne qualité. Cependant, pour la promouvoir, nous devons identifier certains de ses critères, ce qui fait l'objet de la section suivante.

#### 3.3.1. Critères pour promouvoir une bonne qualité de données RH

Plusieurs critères contribuent à promouvoir une bonne qualité de données RH, tel que la figure 3.2 (p. 91) décrite. Premièrement, qui dit **promouvoir une bonne qualité de données RH** dit **avoir une IA sans biais, éthique, juste, explicable, transparent, responsable, digne de confiance et imputable** (Abid, 2021; Bucher *et al.*, 2021; Deloitte, 2020; Evseeva *et al.*, 2021; Kazim *et al.*, 2021; Köchling *et al.*, 2020; Langer, König et Busch, 2020; Leicht-Deobald *et al.*, 2019; Marcinkowski *et al.*, 2020; Satell *et al.*, 2020; Schellmann, 2021; Silberg *et al.*, 2019; Tambe *et al.*, 2019; Vrontis *et al.*, 2021).

Deuxièmement, qui dit **promouvoir une bonne qualité de données RH** dit **avoir une mesure de véracité des données**. En d'autres termes, les données RH doivent être fiables et exemptes d'erreurs (Castrounis, 2019).

Enfin, qui dit **promouvoir une bonne qualité de données RH** dit **avoir des responsables et des gestionnaires RH vigilants** tant à la mise-en-œuvre de la prise de décision algorithmique, qu'au suivi et à l'audit des algorithmes utilisés (Di Iorio, 2020; Köchling *et al.*, 2020; Simbeck, 2019).

Malheureusement, malgré les dépenses considérables consenties aux systèmes d'information RH, la plupart des services RH ne sont pas dotés de systèmes adéquats. Selon l'enquête de Deloitte (2019) menée auprès de 10,000 participants de 119 pays, le taux moyen de satisfaction avec le système de gestion du capital humain basé sur l'infonuagique (ou *cloud*), adopté afin d'améliorer leur gestion des données, est d'environ 65 %, seulement 6 % des entreprises considèrent ces systèmes d'information comme étant excellents et 65 % estiment leur système d'information de RH (SIRH) inadapté ou passable pour soutenir les professionnels en RH dans leurs missions (Deloitte, 2019). Ces résultats nous donnent un aperçu de l'importance de la qualité des données puisque les effets de leur traitement sont souvent entravés par la mauvaise qualité de certaines des données disponibles considérées comme « *Garbage In, Garbage Out* ».

D'où, l'importance de favoriser une bonne qualité de données et de surmonter les différents défis et les enjeux en fonction des trois critères pour promouvoir une bonne qualité de données RH et ce par le biais des mécanismes mis en place qui est l'objet de notre section suivante et tel qu'illustré à la figure 3.2 (p. 91).

### **3.3.2. Mécanismes pour favoriser la qualité de données en RH**

Promouvoir une bonne qualité de données en RH est constitué de trois volets tel que mentionné dans la section précédente et illustrée à la figure 3.2 (p. 91). Le premier volet consiste à **avoir une IA sans enjeux**, le second est d'**avoir une mesure de véracité des données** et le troisième d'**avoir des responsables et les gestionnaires RH vigilants**.

Pour qu'une donnée soit de qualité, elle devra répondre à certains critères préétablis dans les premières étapes du processus. Or, ces critères de qualité préétablis couvrent un

continuum allant d'un extrême, soit une qualité totale à un autre, soit une qualité dite « telle quelle ». Le milieu de ce continuum d'extrémités consiste en la possibilité d'avoir des erreurs mineures ou sans réels impacts sur leur utilisation (Even et Shankaranarayanan, 2009).

Un large éventail de pratiques et de techniques comportant des outils de mesure, d'évaluation et de contrôle qui permettent une meilleure compréhension des données des entreprises vis-à-vis des différentes dimensions ou critères jugés pertinents pour les données concernées. Nous nous attarderons sur les mécanismes correspondants à chaque volet tour à tour.

**a. Le premier volet consiste à avoir une IA sans enjeux, sans biais, éthique, juste, explicable, transparent, responsable, digne de confiance et imputable.**

Ceci est vrai soit lors de la conception du SIA, donc, dans les phases de collection et de la préparation des données RH provenant soit des données RH des employés, ou des activités et pratiques RH pour des fins d'alimentations; soit lors du déploiement du SIA, donc, au niveau des données de sortie, de résultats et des recommandations provenant du SIA après le traitement des données. Néanmoins, les données ne sont pas uniquement imputables. Tel que mentionné dans la section précédente, les biais dans le flux de données des différentes phases du cycle de vie de l'AA, sont souvent introduits en raison des choix, des décisions et des jugements effectués par le concepteur de l'algorithme (Srinivasan *et al.*, 2021; Suresh *et al.*, 2021).

Alors, pour traiter les questions des biais, promouvoir l'équité dans l'AA et pour réglementer cette technologie, de nombreux outils et mécanismes effectués par les gouvernements, les organismes et les industries existent, tel que décrit à la figure 3.2 (p. 91). Cependant, il faut souligner que ces outils d'évaluation et ces mécanismes dépassent les limites du présent mémoire. Une seule firme, la startup québécoise, est le centre d'étude de notre projet. Puis, l'implémentation de l'outil de l'évaluation et des mécanismes afin de détecter et atténuer les biais algorithmiques tel que l'outil d'évaluation de l'incidence algorithmique (ÉIA), mentionné par la suite, nécessite un déploiement auprès de plusieurs entreprises pour des fins d'étude comparative.

### ○ **Outils de détection de biais algorithmiques**

Un certain nombre d'outils dit des « algorithmes auditeurs » existe qui facilite la détection et l'atténuation des biais algorithmiques indésirables tels que l'« *AI Fairness 3605 d'IBM* » ou la « *Fairness Flow de Facebook* » (Gershgorn, 2018; Srinivasan *et al.*, 2021). Ces algorithmes peuvent être responsables de la surveillance, du contrôle, de l'audit et de la modification des algorithmes de gestion (Brown *et al.*, 2021; Guszczka *et al.*, 2018; Wilson *et al.*, 2021). Toutefois, il ne faut pas oublier que même automatisés, ces algorithmes reflètent les décisions d'un expert, tel qu'évoqué précédemment. Les biais sont tellement inhérents à l'activité humaine qu'il est irréaliste d'attendre des algorithmes, même bien conçus, qu'ils soient exempts de préjugés (Sydell, 2021). Ceci est en raison de défauts de logique humaine que le processus de décision humain est susceptible d'erreurs (Rathi, 2018).

### ○ **Gouvernance algorithmique et réglementation**

En février 2017, Elon Musk, le co-fondateur et le PDG du Tesla, a appelé à une réglementation du développement de l'IA (Domonoske, 2017). En réponse certains politiciens ainsi que le PDG d'Intel, Brian Krzanich, ont exprimé leur scepticisme quant à la sagesse de réglementer une technologie encore en développement (Gibbs, 2017; Kharpal, 2017). En revanche, certains chercheurs ont suggéré de développer des normes communes et des exigences en matière de test et de transparence des algorithmes au lieu d'essayer de réglementer la technologie elle-même (Kaplan *et al.*, 2019). Pour d'autres, les réglementations et les balises de contrôle de l'IA sont une obligation pour une IA inclusive, respectueuse de l'éthique et responsable. Abid (2021), par exemple, affirme qu'« il est capital de définir les paradigmes dominants portés par les personnes responsables de la conception, du développement, du déploiement et de la gouvernance des technologies. » (Abid, 2021; Gautrin, 2022; Kaplan, s.d.; Kazim *et al.*, 2021; McKinsey, 2017), afin d'assurer, auditer la qualité et standardiser l'usage de l'IA (Kazim *et al.*, 2021).

À ce propos, ces derniers temps, une vague de lignes directrices sur l'éthique de l'IA a été publiée afin de maintenir un contrôle social sur la technologie (Héder, 2020). C'est une question émergente dans les juridictions du monde entier, y compris au Canada. Il fut

alors nécessaire à la réglementation de l'IA et l'élaboration de politiques et de lois du secteur public visant d'une part à la promouvoir et à la réglementer, et d'autre part, pour l'encourager et gérer les risques associés. Également, cette réglementation de l'IA peut être considérée comme un moyen social d'aborder le problème du contrôle de l'IA (Kaplan, s.d.; Sotala et Yampolskiy, 2014) par le biais de divers mécanismes, tels que les commissions d'examen et les questionnaires d'évaluation en ligne. Une partie importante de ces mécanismes couvre les volets d'assurance de la qualité de données et d'élimination des risques et des mesures d'atténuation mises en place pour gérer ces risques cernés.

De plus, afin de protéger les données personnelles dites confidentielles, plusieurs cadres réglementaires sont mis en place. Au sein de l'Union Européenne (UE), par exemple, le *Règlement général sur la protection des données (RGPD)* a pour but de s'assurer que les employeurs génèrent et gèrent les données de leurs employés de manière responsable (General Data Protection Regulation (GDPR), 2021; RGPD de l'UE, 2021). Au Québec, en 2020, le projet de la loi 64 a été introduit pour moderniser le cadre législatif en matière de protection des renseignements personnels. Cette loi a été adoptée le 22 septembre 2021 donnant aux employés le droit à l'effacement de renseignements détenus par une entreprise lorsque la collecte n'en est pas autorisée ou les fins pour lesquelles cela a été fait sont atteintes. Cette loi exige également aux entreprises de prendre des mesures afin de réduire les risques de préjudice en cas d'incident de confidentialité et oblige la nomination d'une personne responsable de la protection des renseignements personnels au sein de chaque entreprise (Modernisation de la protection des renseignements personnels, 2021).

#### ○ **Outils d'évaluation**

Pour déterminer le niveau de qualité de leurs données, chaque entreprise peut intégrer des outils d'évaluations et des mécanismes afin d'assurer l'exactitude, l'unicité et la validité relatives de ses données. Ensuite, pour aider à identifier les nouveaux problèmes de qualité des données afin de les résoudre, les résultats d'évaluation peuvent être comparés aux données dans les systèmes sur une base continue (Vaughan, s.d.).

En effet, l'assurance de la qualité des données est une démarche primordiale et incontournable du processus de développement d'un outil d'aide à la prise de décisions

automatisée. Par exemple, le gouvernement du Canada a propulsé un outil d'évaluation de l'incidence algorithmique (ÉIA) sur son portail ouvert. C'est « un outil d'évaluation des risques destiné à soutenir la Directive de décisions automatisées du Conseil du Trésor » (Outil d'évaluation de l'incidence algorithmique, 2021). Il est composé de quarante-huit questions sur les risques et trente-trois questions sur l'atténuation regroupées sous huit secteurs. Deux des huit secteurs nous intéressent particulièrement. L'un d'eux est composé de treize questions sur les données, leurs sources, leurs types; et l'autre est composé de trente et une questions sur la qualité des données et « les processus pour s'assurer qu'elles sont représentatives et impartiales ainsi que les mesures de transparence liées à ces processus » (Outil d'évaluation de l'incidence algorithmique, 2021). L'ÉIA doit être effectuée à deux reprises : au début de la phase de conception du projet et la deuxième avant la production du système. La valeur de chaque question est pondérée et contribue à obtenir une cote maximale pour chaque question. « L'ÉIA révisée devrait être publiée sur le portail du gouvernement ouvert à titre de résultats finaux » (Outil d'évaluation de l'incidence algorithmique, 2021). Ainsi, l'ÉIA guidera les développeurs à respecter les exigences d'atténuation et de consultation pendant la mise en œuvre du système de décision automatisé conformément à la Directive. D'où l'importance de s'assurer de la qualité des données lors du développement et du déploiement d'un outil d'aide de prise des décisions automatisée.

**b. Le second volet consiste à avoir une mesure de véracité des données.**

En d'autres termes, les données RH doivent être fiables et exemptes d'erreurs (Castrounis, 2019). Un des mécanismes pour promouvoir la qualité des données RH et surmonter les enjeux et les défis associés à la qualité des données, notamment au niveau de la collecte et de la préparation des données, consistent à nettoyer les données en amont de l'alimentation et du traitement par les SIA, tel que décrit à la figure 3.2 (p. 91).

○ **Nettoyage des données**

Afin de raffiner et d'avoir une bonne qualité de données, le nettoyage de celles-ci est une tâche essentielle (De Goursac, 2016). Le nettoyage des données est souvent un processus itératif adapté aux besoins d'une analyse spécifique (Castelijns *et al.*, 2020). C'est une démarche reliée à la préparation et à la collecte de données (Dulhare *et al.*, 2020;

Soleimani *et al.*, 2021). Généralement, ce processus de nettoyage demande un travail rigoureux. Selon certaines parties prenantes, 80% du travail de l'IA vise au nettoyage des données versus 20% pour d'autres tâches comme le traitement du langage naturel (ou *NLP*) (Castrounis, 2019). Toutefois, d'autres affirment que les entreprises dépensent 80% de leur temps à collecter et à gérer des données alors que seulement 20% de leurs efforts à les analyser (Eve, 2019). Ensuite, après le nettoyage, une mesure de performance des jeux de données sur l'analyse principale est mise en place pour évaluer si un nettoyage supplémentaire est nécessaire (Castelijns *et al.*, 2020).

Nous avons abordé dans la section de définition de la qualité de données en RH du chapitre 3 au tableau 3.1 (p. 61 et 62), plusieurs dimensions pour mesurer la bonne qualité des données. Rappelons-nous que les données sont dites de qualité, lorsqu'elles sont exactes, exhaustives et complètes, cohérentes, mises à jour, conformes, pertinentes, propres, fiables, équilibrées et existent en quantité adéquate et en profondeur suffisante. Ces dimensions ont été traitées suffisamment dans ladite section. Respecter, nettoyer nos données RH d'alimentation et les raffiner en fonction de ces dimensions de qualité permet de produire des jeux de données fiables et dignes de confiance.

- **Processus de test, de contrôle, de validation et d'audit**

En dépit des divers mécanismes existant pour surmonter les enjeux et les défis associés à la qualité de données, l'important est de contrôler, vérifier, valider et auditer l'ensemble du processus de génération des données et le cycle de vie de l'IA (Kim, 2017; Köchling *et al.*, 2020; Yarger, Payton et Neupane, 2020).

Or, tel qu'évoqué précédemment, les enjeux et les défis associés à la qualité des données apparaissent à plusieurs niveaux de la conception de l'algorithme, de la collecte et la préparation des données d'entrée, à l'alimentation des données d'entraînement et des données de test, ainsi qu'au niveau du déploiement du modèle vu les impacts et les effets des données de sortie en tant que résultats, recommandations ou décisions discriminatoires et biaisées. Alors, pour prévenir de tels enjeux, la responsabilité des entreprises consiste à créer et mettre en œuvre un processus de contrôle de la qualité de données, des métriques de qualité, collecter de nouvelles données, évaluer la qualité des données et supprimer les données inexacts de l'ensemble des données d'entraînement et

de test (Köchling *et al.*, 2020) ainsi qu'alimenter par des données inclusives et représentatives (Abid, 2021). Le contrôle de la qualité des données, la validation, l'évaluation et l'audit se font constamment et régulièrement (Di Iorio, 2020; Kim, 2017). Il faut souligner aussi que la simple création et la mise en œuvre d'un tel processus de contrôle de la qualité des données ne sont pas suffisantes. Maintenir le processus de contrôle de la qualité des données tout au long du processus de génération des données et le cycle de vie de l'IA est également crucial (Di Iorio, 2020; Kim, 2017; Köchling *et al.*, 2020).

**c. Le troisième consiste à avoir des responsables et des gestionnaires RH vigilants tant à la mise-en-œuvre de la prise de décision algorithmique, qu'au suivi et à l'audit des algorithmes utilisés.**

Les gestionnaires en général, et les professionnels RH, spécifiquement, ont l'obligation et la responsabilité d'être vigilants à la prise de décision algorithmique, au respect de la vie privée et des préoccupations d'équité, ainsi qu'au suivi et à l'audit des algorithmes utilisés (Di Iorio, 2020; Köchling *et al.*, 2020; Simbeck, 2019).

De plus, les gestionnaires RH se présentent devant une autre obligation, celle d'informer les employés potentiels, actifs et non actifs de l'utilisation des données RH et des conséquences potentielles (Köchling *et al.*, 2020) ainsi que du fonctionnement de l'outil d'IA afin d'obtenir leur confiance (Abid, 2021; Di Iorio, 2020; Evseeva *et al.*, 2021).

À cet effet, tel qu'illustré à la figure 3.2 (p. 91), les gestionnaires et les professionnels RH sont invités à se requalifier pour utiliser l'IA et non pour la concurrencer (Evseeva *et al.*, 2021). Ils sont invités à redéfinir les tâches de manière à ce qu'il représente une fusion, plutôt qu'un compromis, entre les humains et la technologie (Deloitte, 2020). Être en mesure d'expliquer la décision prise par le système afin d'augmenter la responsabilité et de diminuer l'impact négatif de l'employé est important (Di Iorio, 2020; Evseeva *et al.*, 2021). Pour ce faire, tel que mentionné au chapitre 2 dans la section de compétence interdisciplinaire et multidisciplinaire pour développer un SIA, la science des données et les compétences analytiques doivent être intégrés, de plus en plus, dans l'équipe RH pour façonner ses capacités fonctionnelles (Vorhauser-Smith, 2015).

En outre, les gestionnaires RH sont sensés à mettre en place et à mettre en œuvre un processus de suivi, d'audit et d'assurance de qualité dans toutes les phases du cycle de vie de l'IA en fonction de critères de qualité. C'est pourquoi, la vigilance des gestionnaires RH, leur conscience, leur moral et leur éthique jouent un rôle très important et dans la conception des algorithmes et dans la prise des décisions (Di Iorio, 2020).

De plus, tel que mentionné dans ce chapitre à la section d'origines des biais de la conception et du déploiement du SIA, la plupart des biais de conception sont souvent introduits en raison des choix, des décisions et des jugements effectués par le concepteur de l'algorithme (Srinivasan *et al.*, 2021; Suresh *et al.*, 2021). Ces biais peuvent s'accumuler imperceptiblement dans les systèmes d'IA. Ceci est dû à l'absence de l'expertise et des compétences nécessaires en matière d'IA, du jeu de données, de politiques et de droits permettant d'identifier les préjugés parmi les différentes parties prenantes (Srinivasan *et al.*, 2021). Donc, il est crucial de sensibiliser et d'éduquer les experts RH et les praticiens non-spécialistes du domaine, tels que les développeurs ML, sur les différents types de biais qui peuvent survenir aux différentes étapes du cycle de vie de l'AA et de suggérer des listes de contrôle pour atténuer les biais (Dulhare *et al.*, 2020; Leicht-Deobald *et al.*, 2019; Srinivasan *et al.*, 2021). Expliquer, sensibiliser, et éduquer les experts RH et les praticiens non-spécialistes du domaine sont une question d'éthique (Abid, 2021; Leicht-Deobald *et al.*, 2019).

Par conséquent, pour réussir, l'audit des algorithmes doit être interdisciplinaire et multidisciplinaire (Guszcza *et al.*, 2018; Meijerink, Boons, *et al.*, 2021).

### 3.4. IA centré sur l'humain (ou *Human in the loop*)

Le second pilier de notre cadre conceptuel, tel que décrit à la figure 3.2 (p. 91), tient au rôle de l'humain dans le processus de vérification et d'évaluation de ces données et à la mesure dans laquelle elles doivent être soumises à une validation et à un contrôle humains.

Dans la plupart des revues de littératures consultées, les chercheurs s'accordent sur la nécessité d'assurer, de contrôler, d'analyser et de valider la qualité des données algorithmiques dans différentes phases soit en amont soit en aval de sa conception et de son déploiement (Evseeva *et al.*, 2021; Kaplan *et al.*, 2019; McKinsey, 2017; Yarger *et al.*, 2020). Toutefois, le comment reste controversé.

En présence de plusieurs dimensions et critères définissant une qualité des données, des myriades d'outils d'évaluation, ainsi que l'émergence de la gouvernance algorithmique pour baliser et contrôler les algorithmes (Danaher *et al.*, 2017; McKinsey, 2017), les chercheurs remettent en question l'intervention humaine au processus du contrôle, de validation et d'assurance de la qualité des données versus l'automatisation sans aucune intervention humaine (Murray, Rhymer et Sirmon, 2021).

Dans la gestion algorithmique, nous distinguons trois approches sur la prise de décision et le contrôle. La première approche porte sur « l'humain dans la boucle » (ou *Human in the loop*), aussi dite, l'IA centré sur l'humain. Dans cette approche, l'IA est soumise à une supervision et à un contrôle humains. La seconde approche se concentre sur l'IA utilisée comme un moyen de soutenir la prise de décision et le contrôle humain, également connu sous le nom de l'humain dans la boucle (ou *Human on the loop*). La dernière approche ne nécessite aucune intervention humaine, connue par l'humain hors de la boucle (ou *Human out of the loop*). Bien entendu, la prise de décision et le contrôle sont exercés entièrement par des systèmes informatisés (Bucher *et al.*, 2021; Danaher, 2016).

Que la prise de décision et le contrôle soient « centrés sur l'humain » ou par « l'humain hors de la boucle », pour certains chercheurs, l'important est de surveiller les algorithmes pour les libérer des préjugés par une intervention humaine ou un logiciel détecteur de biais (Sydell, 2021).

Pour d'autres, la prise de décision et le contrôle peuvent être partiellement ou totalement automatisés sans aucune intervention humaine ou du moins, sans supervision continue (Bader et Kaiser, 2019).

D'autres chercheurs soutiennent que la prise de décision et le contrôle soient centrés sur l'humain, afin de maintenir la fiabilité et la pertinence des résultats ou recommandations (Abid, 2021; Brynjolfsson et Mitchell, 2017; Castrounis, 2019; Del Giudice *et al.*, 2021; Di Iorio, 2020; Kaplan *et al.*, 2019; Köchling *et al.*, 2020; Lovejoy, 2018; McAfee *et al.*, 2012; Möhlmann et Zalmanson, 2017; Reilly, 2018; Vorhauser-Smith, 2015). Pour eux, identifier et minimiser les biais et les enjeux doivent être gérées par les humains. Selon ces chercheurs, pour garantir l'équité des décisions, le jugement humain est encore nécessaire (Silberg *et al.*, 2019). Ensuite, bien que des algorithmes logiciels sont déployés pour effectuer des activités plus facilement que les gestionnaires humains comme le nettoyage, l'extraction, le tri et le filtrage des données générées par les travailleurs (Garcia-Arroyo *et al.*, 2019; Strohmeier et Piazza, 2015) et traitent les données de manière automatisée, la gestion algorithmique nécessite néanmoins une implication humaine (Meijerink et Bondarouk, 2021). En effet, Kaplan et ses collègues (2019 : 23) affirment que « même les systèmes d'IA les plus intelligents peuvent commettre des erreurs stupides ». D'ailleurs, aussi intelligents qu'ils soient, en fin de compte, les outils d'IA ne sont que des machines (Kaplan *et al.*, 2019).

Ceci étant dit, pour les partisans de l'IA centré sur l'humain, l'IA et l'humain doivent agir en complémentarité (Arnold *et al.*, 2004; Gobeil-Proulx, 2021; Huang *et al.*, 2018; Jarrahi, 2018; Maclure *et al.*, 2018; Vrontis *et al.*, 2021). L'IA et l'humain doivent collaborer et partager le contrôle de données (Abid, 2021; Vrontis *et al.*, 2021; Wilson et Daugherty, 2018) voire être des partenaires (De Cremer, 2020). Les gestionnaires ne doivent ni se fier uniquement aux informations fournies par les algorithmes ni mettre en œuvre une prise de décision automatique sans aucune surveillance, vérification ou audit humain (Köchling *et al.*, 2020). Cette collaboration et l'interaction est dite algorithme-humain augmenté (Burton, Stein et Jensen, 2020; Raisch *et al.*, 2021) ou plus spécifiquement, RH augmentée par l'IA ou *AI-augmented HRM* (Prikshtat *et al.*, 2021).

### **3.5. Appropriation des différents enjeux liés à la conception et à l'utilisation future du SIA**

Le troisième pilier de notre cadre conceptuel, tel qu'illustré à la figure 3.2 (p. 91), traite de la manière dont les parties prenantes au développement d'un SIA RH s'approprient les différents enjeux liés à la conception et à l'utilisation future du SIA.

Il est pertinent de se rappeler, tour à tour dans les paragraphes suivants et tel que décrit la figure 3.2 (p. 91), de nombreux enjeux que le SIA et ses différentes parties prenantes confrontent depuis la collecte de données au post-déploiement telles que les enjeux aux niveaux de l'IA et ses applications en RH; des données d'alimentation RH du SIA tels que les données RH en soi et les données RH produites des fonctions, services et pratiques RH; de la qualité des données RH en IA et, enfin, au niveau de la conception des outils d'IA et du cycle de vie de l'AA, tel qu'élaborée aux chapitres 2 et 3.

Certains enjeux se posent à l'IA et à ses applications dans le domaine des RH tels que les enjeux de justice, les perpétuations des préjugés, l'opacité de l'AA en termes de *Big Data* et du problème de la boîte noire.

D'autres enjeux confrontent les données d'alimentation du SIA soit en termes des données RH en soi vu les caractéristiques des données RH connues par leur nature hétérogène, sensible et complexe; soit en termes des données RH produites des fonctions, services et pratiques RH qui différencient d'une entreprise à une autre, d'une province à une autre, d'un pays à un autre, d'une culture à une autre, à l'échelle locale ou internationale. De plus, la maîtrise de nouvelles compétences afin de parvenir à la nécessaire « collaboration multidisciplinaire et interdisciplinaire » pour la conception des outils d'IA en RH présente de nouveaux défis aux fonctions RH, ses pratiques et ses services. Ensuite, le nombre croissant des données, les nombreuses parties interconnectées des services et pratiques de RH, l'instabilité des activités, des tâches, la nature des services RH qui fait appel au jugement humain ainsi que le comportement humain ajoutent une couche de complexité supplémentaire sur la nature de RH notamment sur le plan de ses pratiques et de ses services. Cette complexité augmente le degré de difficulté à comprendre ses pratiques et de prévoir les résultats.

En outre, nous avons aussi exploré certains enjeux qui se dressent devant la qualité des données RH en IA tels que les données biaisées, les enjeux éthiques ainsi que la pauvreté de données en termes de leur quantité et leur qualité.

Enfin, nous avons découvert les nombreux enjeux techniques et cognitifs associés à la conception des outils d'IA, dans les différentes phases du cycle de vie de l'AA tel que les biais cognitifs qui découlent des développeurs de l'AA et/ou des gestionnaires RH dans la phase préparatoire de collecte et la préparation des données RH d'entrée et la formulation de l'algorithme. Certains enjeux tels que les biais historiques, les biais de représentation et les biais d'évaluation sont introduits dans les phases de la collecte et la préparation de données. D'autres enjeux tels que les biais de déploiement et le biais de confirmation sont produits dans la phase de déploiement du modèle.

La littérature en sciences de gestion est plus élaborée à propos de l'impact de l'intelligence artificielle sur la gestion des ressources humaines et la question de réingénierie (ou *reengineering*) de la fonction des RH, en comparaison avec les écrits sur ce qui est en « amont » de l'IA.

Cependant, si nous voulons comprendre comment et pourquoi l'IA peut arriver à de bonnes et de moins bonnes solutions pour aider les gestionnaires RH, il est pertinent de voir cet « amont » avec les lunettes des parties prenantes à la conception du SIA en RH d'explorer et de découvrir la manière dont ces derniers s'approprient les différents enjeux liés à la conception et à l'utilisation future du SIA.

Pour parvenir à ces fins, les résultats de nos entretiens et de nos observations ainsi que leur analyse permettront de répondre à notre troisième question de recherches.

### **3.6. Sommaire de la recension des écrits et du cadre conceptuel**

La revue de la littérature nous a permis d'examiner l'intelligence artificielle et ses applications dans le domaine des RH, ses avantages et ses défis; de définir clairement les concepts clés de cette recherche et d'explorer comment la littérature définit la qualité des données ainsi que les enjeux et les défis qui y sont associés. Nous avons ensuite découvert les enjeux associés à la conception du SIA en décrivant le processus de génération des données dans des algorithmes d'AA pour déterminer les biais prévus dans plusieurs phases de ce processus. Cette structure d'analyse des données a permis d'identifier les origines de ces biais afin de déterminer le mécanisme correspondant pour les surmonter voire les anticiper. Puis, nous nous sommes penchés sur les écrits concernant les critères et les mécanismes pour promouvoir une bonne qualité de données RH, le rôle de l'humain dans le processus de vérification et d'évaluation de ces données et la mesure dans laquelle elles devraient être soumises à une validation et à un contrôle humains. Pour clore ce chapitre, nous avons décrit sommairement, de plusieurs angles, tous les enjeux élaborés dans le présent mémoire et confrontés par les parties prenantes au développement d'un SIA en RH. Ce rappel est pertinent pour focaliser à travers les résultats obtenus des entretiens et de l'observation sur la manière dont ces parties prenantes prendront en charge ces différents enjeux liés à la conception et à l'utilisation future du SIA.

À la lumière des cadres théoriques de la recension des écrits explorés dans ce chapitre et en raison des prédictions qui se multiplient sur le rôle de l'IA dans la vie organisationnelle (Vrontis *et al.*, 2021) ainsi que la littérature sur l'IA qui énumère les principaux enjeux de ses applications en RH alors que les solutions évoquées concernent principalement le stade de la conception des outils, et que la conceptualisation et l'étude de ce qui se trouve en amont de l'IA, notamment en termes de la qualité des données RH, sont carrément absentes, nos questions de recherches énumérées ci-dessous nous s'avèrent pertinentes :

- 1) Comment favoriser une bonne qualité des données dans la conception et l'utilisation d'un outil d'IA en GRH?***
- 2) Dans quelle mesure ces données doivent faire l'objet d'un contrôle et d'une validation par l'humain?***

***3) Comment les parties prenantes au développement d'un SIA en GRH prennent en charge les différents enjeux relatifs à la conception et à l'utilisation future du SIA?***

Notre cadre conceptuel s'est reposé sur trois piliers. Le premier pilier porte sur la façon de promouvoir la bonne qualité des données dans la conception et l'utilisation d'un outil d'IA en RH. Le second nous présente dans quelle mesure ces données devraient être soumises à un contrôle et à une validation humaine. Quant au troisième pilier, il se concentre sur la manière dont les parties prenantes au développement d'un SIA en RH s'approprient les différents enjeux liés à la conception et à l'utilisation future du SIA.

Certes, la figure 3.2 présente une synthèse du cadre conceptuel et ses éléments clés de cette recherche élaborée à partir des recensions des écrits.

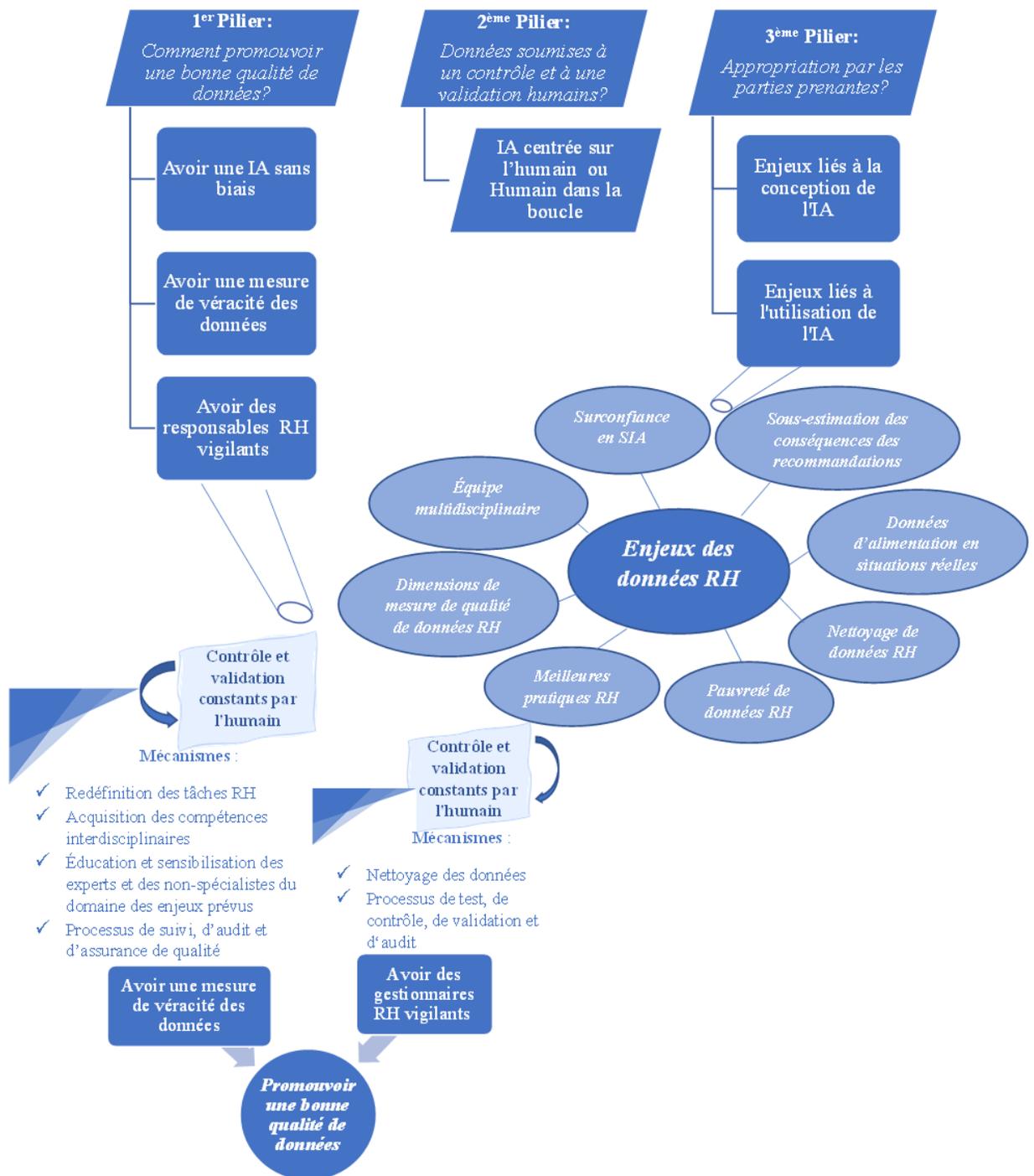


Figure 3.2 – Cadre conceptuel et ses éléments clés



## **Chapitre 4 - Méthodologie**

Ce chapitre a pour but de décrire la méthodologie dans notre étude. Nous commençons par donner un aperçu sur le contexte d'étude en décrivant la startup québécoise, la firme partenaire à l'étude, ses origines et ses solutions technologiques, notamment la solution d'aide à la décision pour les questions juridiques dans la gestion des ressources humaines. Ensuite, nous expliquons l'approche de recherche. Enfin, nous décrivons les méthodes de collecte des données utilisées (entrevues semi-dirigées et observation participante) et l'analyse des données.

### **4.1. Description de l'entreprise: une startup québécoise**

#### **4.1.1. Origines de l'entreprise**

L'entreprise partenaire de notre étude est une jeune startup québécoise d'environ 25 employés, fondée depuis moins de cinq ans par deux spécialistes chevronnés de la gestion des ressources humaines. Sa vision est de démocratiser l'expertise des ressources humaines. Elle allie l'intelligence artificielle et l'intelligence humaine en s'entourant d'une équipe d'experts et de chercheurs spécialisés dans l'intelligence artificielle et les processus humains, afin de développer des solutions en sciences sociales, notamment en RH. Quant à sa mission, elle vise à faciliter l'adoption de l'IA par la RH. À l'aide de ses solutions innovantes alimentées par l'IA, cette jeune startup cherche à accomplir sa mission. Son plan stratégique est dynamique et vivant. Il se module et s'adapte chaque trois ans en fonction du marché. Sa stratégie est de stimuler, d'une part, la croissance de ses clients organisationnels, et d'autre part, la productivité de la RH en libérant les personnels responsables de cette dernière des tâches administratives et récurrentes pour se consacrer à des tâches plus stratégiques. Son but à court terme est de faire une percée dans le marché des affaires à l'international.

Pour réaliser ses ambitions, elle a établi des partenariats stratégiques avec 1) des leaders québécois du monde de l'IA comme Microsoft et IVADO (science des données), 2) des universités comme HEC Montréal et Polytechnique et 3) de l'entrepreneuriat comme Mitacs qui appuie la recherche et l'innovation. Par conséquent, cette jeune startup investit

de ressources considérables dans la recherche et dans le développement de produits ou de solutions technologiques afin de transformer la RH.

En conséquence, selon un des co-fondateurs, l'idée de la création de la startup a émergé du fait que les fonctions dédiées à la RH en organisation consacrent beaucoup de temps et investissent beaucoup de ressources pour exécuter des tâches administratives et des activités RH à faible valeur ajoutée comme le tri de CV. Ceci est dû à l'absence des processus ou d'outils permettant d'automatiser et d'accélérer ces processus longs et récurrents.

#### **4.1.2. Solution d'aide à la décision pour les questions juridiques dans la gestion des ressources humaines**

Une autre plateforme IA parmi la gamme de produits offerte par cette startup québécoise, présentement en cours de production et de développement, est destinée à accompagner les gestionnaires et les soutenir pour prendre des décisions optimales notamment pour les questions juridiques dans la RH. Toutefois, dans le cadre de cette étude empirique, nous nous penchons sur le sous-domaine de la gestion disciplinaire pour nous attarder aux aspects liés à la préparation et à l'utilisation des données en amont de l'IA, la nature et la qualité des données transposées dans les algorithmes et sur l'impact de ces aspects sur le résultat, à savoir la recommandation émise par l'outil développé.

Un dossier disciplinaire inadéquat ou de moindre qualité peut entraîner des conséquences financières et juridiques dispendieuses pour l'entreprise. Notamment, l'employé visé par la décision, qu'il s'agisse d'une suspension, congédiement, ou autre sanction, peut légitimement entamer des recours contre l'organisation si le processus ayant mené à cette décision n'était pas adéquat (Bourhis *et al.*, 2019). En revanche, traiter ou constituer un dossier disciplinaire selon les normes en vigueur requiert des recherches juridiques et une certaine expertise. De plus, ceci exige beaucoup de temps et des ressources financières substantielles. D'autre part, les gestionnaires en organisation ont besoin d'échanger les meilleures pratiques en matière de RH. Malheureusement, l'accès à un spécialiste en mesure de fournir des conseils et des recommandations relatives à ces bonnes pratiques en RH n'est pas toujours disponible au moment convenu, d'autant plus que ces décisions sont souvent prises dans l'urgence par les gestionnaires. D'où l'idée de produire une

solution informatique en mesure de fournir des recommandations juridiques en réponse aux questions d'un gestionnaire sur un cas précis.

#### **4.1.3. Description de la solution d'aide à la prise de décision**

Cet outil d'aide à la décision est en cours de développement. Il prend la forme d'un agent virtuel conversationnel (ou *Chatbot*). L'objectif de la plateforme est de proposer aux gestionnaires des recommandations sur les aspects légaux de la gestion disciplinaire et sur la base des meilleures pratiques en RH. Dans sa finalité ultime, cet agent conversationnel aiderait à la prise des décisions en offrant à ses utilisateurs des conseils, des recommandations ainsi qu'un service-conseil conversationnel virtuel dans plusieurs domaines en RH dont la gestion disciplinaire.

Plus concrètement, il s'agit d'une interface virtuelle à travers laquelle l'utilisateur humain, un gestionnaire en organisation par exemple, interagira avec une conseillère virtuelle à titre d'experte RH métamorphosée en un avatar propulsé par l'IA.

Grâce à l'apprentissage par renforcement, cette conseillère experte virtuelle en RH produira des conversations avec le gestionnaire. Sa responsabilité principale sera d'accompagner son utilisateur dans le processus de prise de décisions optimales, de lui proposer des recommandations instantanées, éclairées et basées sur les meilleures pratiques en RH.

De plus, elle lui fournira des outils, des appuis et des recommandations intelligentes pour gérer le personnel. Ces recommandations sont l'issue d'une documentation minutieuse et rigoureuse des meilleures pratiques RH et du cadre légal.

La technologie utilisée lors du processus du développement de cette conseillère virtuelle experte en RH sera basée sur l'IA. Les techniques sous-jacentes sont notamment l'apprentissage profond (ou *Deep Learning*), le traitement et la compréhension du langage naturel (ou *Natural Language Processing (NLP)* et *Natural Language Understanding (NLU)*). Donc, cette plateforme intelligente recourt à des approches linguistiques avancées. À l'aide de ces algorithmes intégrés et de ces techniques sous-jacentes, elle pourra effectuer des analyses approfondies du sens des déclarations et des intentions de l'utilisateur. L'agente-conseillère virtuelle sera ainsi capable d'analyser au-delà de la

simple détection de mots clés entrés par l'utilisateur. L'IA lui fournira une capacité plus puissante, plus précise et plus profonde d'analyser les données collectées afin d'émettre des diagnostics et des recommandations plus adaptés aux besoins exprimés par l'utilisateur. En conséquence, ce dernier aura la recommandation la plus adéquate pour prendre les bonnes décisions en matière de gestion du personnel notamment la gestion de la discipline.

Or, du volet des intentions de l'utilisateur, cette jeune startup, développe présentement des plateformes IA capables de détecter les émotions (ou *Emotion Detection*) de l'utilisateur et d'analyser ses sentiments (ou *Sentiment Analysis* ou *Opinion Mining*) lors de la saisie et de l'écriture de texte, de l'utilisation des émojis et le langage émotionnel en s'exprimant. La détection des émotions et l'analyse des sentiments sont aussi effectuées à travers la détection de la voix (ou *Voice Detection*) et la reconnaissance de photos ou visage (ou *Image or Face Recognition*) de l'utilisateur. Toutefois, étant donné le stade embryonnaire du développement de ce dernier volet, la reconnaissance émotionnelle ne sera pas examinée dans ce mémoire.

#### **4.1.4. Utilisation de la solution d'aide à la prise de décision**

En général, l'utilisation des services de l'agente conseillère virtuelle de l'aide à la prise de décision ne nécessite pas une formation spécifique. Toutefois, selon l'entreprise, certains utilisateurs auront besoin d'une formation de base.

Présentement, la firme partenaire à l'étude a développé un prototype de la plateforme d'aide à la prise de décision. L'utilisateur est en mesure d'interagir avec cet agent conversationnel uniquement à l'aide du clavier par saisie au clavier. L'interaction ou la conversation vocale par le biais de la technologie de détection de la voix (ou *Voice Detection*) est un objectif à moyen long terme pour l'organisation, mais n'est pas intégrée dans le prototype actuel. Il faut du temps avant que son développement et déploiement voient la lumière en raison de sa complexité.

Une fois connecté au serveur de la firme, l'accès à cet agent conversationnel est fait à l'aide d'un code d'utilisateur ou un mot de passe. Ensuite, l'agent conversationnel interroge l'utilisateur sur ses questionnements sur un problème concernant un employé

visé. Pour que la plateforme puisse diagnostiquer correctement la situation, elle échange avec son utilisateur une série de questions de clarification et utilise ses données pour en venir à émettre des recommandations optimales. Ces recommandations, qui consistent surtout en des suggestions d'actions disciplinaires ou de sanctions appropriées selon la situation, sont basées sur les normes en vigueur, les lois et les réglementations juridiques ainsi que les meilleures pratiques RH. De plus, l'agente conseillère virtuelle fournit au gestionnaire utilisateur les documentations nécessaires pour appuyer les recommandations et guider la rédaction de l'avis écrit disciplinaire. À la fin du dialogue et à des fins de documentation, la conversation est sauvegardée et déposée au dossier virtuel de l'employé en question. Il est à noter que le pouvoir de l'outil s'arrête à la formulation des recommandations, et que celui-ci ne prend aucune décision pas plus qu'il n'en exécute.

Mentionnons enfin qu'au moment de déposer ce mémoire, le projet n'est pas encore commercialisé. L'équipe s'affaire aux dernières étapes de validations des outputs du système avant sa commercialisation officielle, prévue pour les mois à venir.

## **4.2. Approche de recherche et de collecte de données**

Ce mémoire s'inscrit dans la phase exploratoire d'un programme de recherche ayant pour but d'étudier l'intelligence artificielle et les processus RH en termes de cartographies des processus, des attentes des parties prenantes et de la performance du système. Le projet est une recherche-action. Nous avons choisi des méthodes qualitatives pour construire des connaissances sur notre question de recherche, suivant ainsi une démarche inductive. Quant à l'approche de recherche et afin d'obtenir la perception des différentes parties prenantes à l'étude ainsi qu'une vision étendue des faits, nous nous sommes appuyés sur une combinaison de deux méthodes : les entrevues semi-dirigées et l'observation participante. Nous nous penchons, tour à tour, sur les raisons de nos choix.

Notre projet de recherche est une recherche-action puisque nous sommes partie prenante au processus de développement d'un agent conversationnel destiné à fournir des recommandations à des gestionnaires dans leurs décisions en matière de gestion disciplinaire.

Afin de trouver réponse à nos questionnements de recherche, une démarche inductive était nécessaire pour cheminer et progresser dans notre exploration des faits. La démarche inductive ou empirico-inductive consiste à :

induire des énoncés généraux (des vérités) à partir d'expériences particulières rigoureuses et systématiques. L'expérience de la réalité est celle fournie par les cinq sens ou renvoie à une manipulation et à une observation de la réalité pour vérifier des hypothèses. (N'Da, 2015 : 18).

À cet ordre d'idée, nous avons abordé concrètement les faits sur le terrain afin de les expliquer. Alors, une observation participante était notre devis méthodologique pour comprendre le processus d'élaboration de l'intelligence artificielle et de son implantation.

Plusieurs types de devis existent en recherche qualitative : observation directe, groupe de discussion, analyse de contenu, sondage, etc. (Gauthier et Bourgeois, 2016c; Miles, Huberman et Saldãna, 2014). Comme nous souhaitions obtenir la perception de différents acteurs ainsi que leurs discours et leurs comportements, nous avons choisi deux méthodes de collecte de données, soit les entrevues semi-dirigées et l'observation participante que

nous allons aborder par la suite. Les prochaines sections expliquent le raisonnement sous-jacent à l'adoption de chaque méthode de notre étude.

#### **4.2.1. Entrevue semi-dirigée ou semi-structurée**

Les entrevues (N'Da, 2015) semi-dirigées nous permettent de comprendre le sujet en analysant les propos des personnes interrogées selon une perspective épistémologique et interprétative (Gauthier et Bourgeois, 2016a). L'entrevue se définit comme étant :

« Une interaction verbale entre des personnes qui s'engagent volontairement dans pareille relation afin de partager un savoir d'expertise, et ce, pour mieux dégager conjointement une compréhension d'un phénomène d'intérêt pour les personnes en présence. » (Gauthier et Bourgeois, 2016 : 339).

Dans notre étude, des entrevues semi-dirigées ont été utilisées pour récolter les perceptions des experts contenus et des dirigeants de la firme partenaire à l'étude.

##### **a. Forces et faiblesses**

L'utilisation de cette méthode de collecte de données présente plusieurs avantages. D'une part, le chercheur profite d'une certaine flexibilité et souplesse. Il reste libre de ne pas se limiter à la grille d'entrevue préparée où des questions supplémentaires peuvent être posées afin d'une part, approfondir et clarifier les réponses des interrogés et d'autre part, de s'adapter aux interlocuteurs (Gauthier et al., 2016a; Miles, 2014; N'Da, 2015). De l'autre part, les données produites sont riches en détails et en descriptions (Gauthier et al., 2016c). De plus, afin de réaliser de bonnes entrevues semi-dirigées, le chercheur ou l'intervieweur doit posséder des compétences affectives, des compétences professionnelles et des compétences techniques (Gauthier *et al.*, 2016a). Ces compétences l'aident non seulement à établir un bon contact avec les interviewés, à bien structurer l'entrevue et à rendre l'échange le plus clair et explicite possible, mais aussi à respecter les opinions et les propos recueillis lors de l'interlocution. À cet effet, la totalité des entrevues a été effectuée par l'auteure de ce mémoire après avoir reçu des conseils des deux chercheurs du programme.

Cependant, cette méthodologie de collecte de données présente certaines limites. Par exemple, le chercheur doit réifier les idées données par l'interlocuteur, car « le chercheur

doit alors considérer les propos que la personne tient comme une manifestation unique et irrévocable. » (Gauthier et Bourgeois, 2016a : 356). Donc, il ne faut pas interpréter « au-delà de ce que les données permettent d'affirmer. » (Gauthier et Bourgeois, 2016a : 45). Alors, pour pallier la situation, d'un côté, nous avons été vigilants en interprétant les propos des interviewés, de l'autre côté, lors de la présentation des résultats, nous avons cité les mêmes propos des interviewés en évitant dans la mesure du possible de les surinterpréter.

Ensuite, l'interviewé peut ressentir une pression pour bien paraître aux yeux du chercheur. Par conséquent, il peut censurer certaines de ses réponses compromettant la vraisemblance et la crédibilité des informations divulguées au cours des entrevues (Gauthier *et al.*, 2016a). Par contre, dans le cadre de cette recherche, pour réduire l'effet de cette pression, nous avons garanti la confidentialité et l'anonymat.

Enfin, une autre limite peut aussi exister au niveau des blocages de communication comme la compréhension du sens de certains termes ou expressions. Ceux-ci peuvent empêcher le chercheur de réussir à engager un véritable dialogue avec les interviewés (Gauthier *et al.*, 2016c). Afin de surmonter cet obstacle, nous avons inclus la définition de termes et les expressions dans la grille d'entrevue en nous basant sur la pour le développement responsable de l'IA (*Déclaration de Montréal pour le développement responsable de l'IA*, 2018).

La grille d'entrevue, telle qu'illustrée dans la figure 4.1 (p. 107), est divisée en quatre grandes sections. La première est une introduction qui comprend une définition de l'IA telle que définie par la déclaration de Montréal sur l'usage et le développement de l'IA qui se reposent sur 10 principes (*Déclaration de Montréal pour le développement responsable de l'IA*, 2018). La deuxième section permet aux interviewés de s'introduire en nous donnant des informations sur leurs fonctions occupées, leurs expériences passées, leur éducation dépendant de leur statut. La troisième section permet de décrire le processus de conception du SIA, le rôle des interviewés dans le processus de conception du *Chatbot* ainsi que leur degré de connaissance des processus RH, du processus de conception, les types de données d'alimentation ainsi que les enjeux rencontrés dans le processus du développement. Quant à la quatrième section, elle porte sur l'effet et

l'impact de l'IA. Cette section met la lumière sur plusieurs enjeux et comment les interviewés prennent en charge les différents enjeux relatifs à la conception et à l'utilisation future du SIA.

#### **4.2.2. Observation participante**

L'observation participante est à la fois un moyen de collecte de données dans des contextes réels et un outil d'analyse (DeWalt et DeWalt, 2010b; Gauthier *et al.*, 2016c).

En outre, plusieurs catégories d'observation participante existent selon l'intensité de la participation du chercheur : la participation passive, la participation modérée, la participation active et la participation complète (DeWalt et DeWalt, 2010a). Dans le cadre de cette recherche, notre observation participante était complète. En effet, nous avons établi une relation avec les parties prenantes de notre étude en nous immisçant dans presque tout ce que font les autres parties prenantes afin d'essayer de comprendre et d'apprendre toutes les facettes de notre problématique. Ensuite, pendant toute la période de la recherche, nous nous sommes complètement intégrés tout en continuant de consigner des observations dans les notes de terrains et en adoptant une position analytique (DeWalt *et al.*, 2010a). Nous avons assisté à presque cent réunions de travail. Nous avons contribué, aussi, dans la préparation des données et au développement du contenu RH qui ont ensuite été programmés par les ingénieurs responsables de l'IA.

##### **a. Forces et faiblesses**

Selon DeWalt et collègues (2010), l'observation participante offre au moins deux avantages à la recherche. Dans un premier temps, elle améliore la qualité des données obtenues pendant le travail sur le terrain (DeWalt *et al.*, 2010b). En plus de l'observation visuelle, les chercheurs prennent part aux activités de la situation à étudier (DeWalt et DeWalt, 2010c). Ainsi, par le biais d'une observation participante, nous abordons l'expérience de travail sur le terrain afin de comprendre les processus les plus fondamentaux de la conception et du déploiement de l'agent conversationnel.

Dans un deuxième temps, elle améliore la qualité de l'interprétation des données, que celles-ci soient recueillies par l'observation participante ou par d'autres méthodes (DeWalt *et al.*, 2010b). En effet, elle complète bien les données obtenues via d'autres méthodes sur

le terrain, notamment les entrevues semi-dirigées en documentant des processus, des comportements, des évènements sans que ceux-ci nous soient relatés par des tiers (DeWalt *et al.*, 2010c; Gauthier et Bourgeois, 2016b).

De plus, dans l'observation participante, la participation du chercheur ou de l'observateur « joue un rôle central dans le processus d'observation. » (Gauthier et Bourgeois, 2016b : 314). En effet, la participation a pour but de « pénétrer dans la subjectivité des observés » « à la suite d'un processus d'interprétation ne tenant pas toujours compte de l'ensemble des déterminants objectifs en jeu » (Gauthier et Bourgeois, 2016b : 314). Par exemple, si les interviewés s'impliquent dans l'interprétation avec une perception subjective suite à une influence d'un contexte social, nous avons pour rôle de minimiser cette subjectivité avec des observations plus objectives.

Cependant, l'observation participante présente quelques points faibles. Certains chercheurs soulèvent des questions éthiques sur le type de participation complète puisque cette dernière pourra affecter la qualité des données recueillies (DeWalt *et al.*, 2010a). Par ailleurs, afin de minimiser l'impact sur les données recueillies et leur qualité, nous avons rendu plus explicite notre rôle d'observateur en le rappelant souvent aux participants à l'étude.

De plus, selon DeWalt et ses collègues (2010), certaines caractéristiques personnelles telles que le sexe, l'âge, la classe sociale et l'origine ethnique peuvent constituer des obstacles à la participation dans certains domaines importants pour la recherche. Ce qui peut rendre difficile, voire impossible, la participation de certains chercheurs en particulier, aussi pleinement qu'il le souhaiterait (DeWalt *et al.*, 2010b). De ces faits, malgré les années d'expérience en RH de l'observatrice, nous n'avons jamais oublié qu'en tant que chercheuse, nous sommes en mode d'apprentissage et à la recherche des informations et des explications en lien avec notre projet de recherche (Gauthier *et al.*, 2016b). Ceci a permis aux différentes parties prenantes de l'étude de « pouvoir découvrir en la chercheuse une « étudiante » à la fois ouverte et documentée, réaliste et nuancée. » (Gauthier et al. 2016b : 323). En conséquence, nous avons été capables de relativiser notre positionnement psychologique et social et établir un bon contact avec les personnes dans la situation à l'étude (Gauthier *et al.*, 2016b).

En revanche, en termes de positionnement professionnel, la chercheuse n'a jamais renoncé à son rôle d'experte en contenu RH compte tenu de ses années d'expérience. Cela s'est traduit par son implication directe dans toutes les étapes du déploiement de l'agent conversationnel, notamment dans l'assurance qualité des données RH qui servent des données d'alimentation d'entrée au *Chatbot*. Ces dernières sont des scénarios fictifs créés en interne par des experts en contenu RH en raison de l'absence d'accès à une base de données massives de cas réels concernant la gestion de la discipline. Cela aurait pu nous aider à accélérer la rédaction de scénarios et d'arbres de décision pour divers cas. Pour remédier à cette situation, la chercheuse s'est inspirée de cas réels issus de sa vie professionnelle pour élaborer des scénarios et des arbres décisionnels.

Ensuite, la chercheuse a contribué non seulement au niveau de la préparation des données RH d'entraînement, mais aussi à l'assurance de qualité des données RH soit d'entrées soit de sorties tel que décrite au chapitre 5 et illustrée aux figures 5.1 et 5.2 (p. 119 et 123). L'assurance de qualité est gérée par l'équipe des experts de contenu en RH. D'où, le rôle du chercheur consiste, d'une part, à nettoyer et codifier les politiques et les incidents nécessitant une gestion disciplinaire en forme d'arbres décisionnels et des scénarios, et de l'autre part, à évaluer les données de sorties en forme de recommandations issues du test de l'agent conversationnel. Ceci nécessite une expérience antérieure et un jugement en RH pour pouvoir filtrer les bonnes recommandations et valider les arbres décisionnels conçus en concordance avec le jugement humain.

De plus, la participation et l'observation sont deux processus différents qui, dans un certain sens, sont contradictoires (DeWalt *et al.*, 2010b). « L'observation pure cherche à retirer le chercheur de la scène des actions et des comportements, tandis que la participation pure immerge le chercheur dans la scène des actions et des comportements. Pour cette raison, les chercheurs doivent être conscients du degré de leur participation » (DeWalt *et al.* : 38 – Traduction libre). À cet égard, la chercheuse a exercé un certain contrôle sur le degré de sa participation, en libérant de l'espace pour recueillir des informations sur des sujets très précis, notamment lors de l'intervention d'autres parties prenantes dans les différentes étapes du déploiement de l'agent conversationnel.

### **4.3. Procédure de collecte de données**

Notre première collecte des données était les entrevues semi-dirigées. Ces dernières ont été menées auprès des dirigeants de la firme partenaire à l'étude ainsi qu'auprès des experts contenus RH et des concepteurs de l'IA.

Quant à l'observation participante, il s'agit d'une démarche inductive qui nous permet de construire une théorie sur la situation à l'étude. Nos observations ont servi à identifier les obstacles et les facteurs facilitant la mise en œuvre du projet.

#### **4.3.1. Entrevue semi-dirigée ou semi-structurée**

Les entrevues semi-dirigées ont été menées auprès de huit personnes, soit trois dirigeants de la firme partenaire à l'étude ainsi que cinq experts contenus, soit trois RH et deux spécialistes de l'IA (ingénieurs ou programmeurs).

En fait, l'équipe RH responsable du développement du contenu de l'agent conversationnel est composée d'une directrice en RH, d'un avocat en droit de travail en tant qu'un analytique des données/qualité des données, d'un spécialiste de données et analytiques en RH et d'une stagiaire en tant que gestionnaire en RH (l'auteure du mémoire).

Quant aux développeurs, l'équipe consiste en un développeur *backend* de la plateforme du *Chatbot* pour l'aide de décision, un développeur en ML assigné comme un stagiaire à la firme partenaire à l'étude. Ce dernier est un étudiant de maîtrise en génie informatique option génie logiciel – intelligence artificielle de l'École Polytechnique - Montréal.

Il est important aussi de souligner que les deux co-fondateurs de la firme partenaire à notre projet de recherche interviewés ont un parcours et une expérience exhaustive en RH avant la fondation de cette startup québécoise.

Les huit entrevues se sont déroulées à l'automne 2021. La participation à notre étude de recherche était entièrement volontaire. Tous les répondants potentiels ont reçu avant l'entrevue un courriel (voir annexe 1) qui comprend trois objectifs : les inviter à participer à notre projet de recherche selon leur disponibilité; ensuite de leur fournir des renseignements sur notre projet de recherche, sur les aspects d'éthiques de la recherche et notre engagement vis-à-vis la confidentialité des renseignements personnels des

participants; enfin, de leur indiquer comment prendre rendez-vous pour l'entrevue en cas d'intérêt de leur part. Cela dit, ils avaient été mis au courant des grandes lignes de notre démarche avant ce courriel, puisque nous collaborions avec eux depuis quelques mois déjà dans le cadre de notre observation.

La totalité des personnes invitées a accepté de participer. Les entrevues ont été faites via Microsoft Teams. Elles ont duré entre 45 minutes et une heure chacune. Toutes les entrevues ont été enregistrées sur une bande audio, chaque participant ayant consenti par écrit à cet enregistrement. Le formulaire présenté aux participants à cet effet est disponible à l'Annexe 2. Sur ce même formulaire, les répondants ont accepté de participer à la recherche et attestaient avoir pris connaissance de l'entente de confidentialité y afférant. Tel que mentionné dans la section précédente, la totalité des entrevues a été effectuée par l'auteure de ce mémoire.

#### **4.3.2. Observation participante**

L'observation participante couvre une période d'un an, soit de janvier à décembre 2021. Celle-ci a permis de bien comprendre le processus de conception de l'agent conversationnel ainsi que son déploiement. Pour ce faire, nous avons abordé concrètement les faits sur le terrain par observation afin de relever les grands traits de la situation à l'étude. Pour comprendre le processus d'élaboration de l'intelligence artificielle et de son implantation, nous avons assisté à environ cent réunions de travail. Ces réunions nous ont permis de comprendre les attentes des parties prenantes, les facteurs facilitants et les obstacles au développement et à l'implantation de l'IA. Ces réunions permettaient de mettre en commun le travail effectué par les diverses parties prenantes et de recueillir les rétroactions de celles-ci. En outre, nous avons participé, à titre d'experte en RH, vu nos années d'expérience dans le domaine de la RH, en contribuant dans la préparation des données et au développement du contenu RH qui seront ensuite programmés par les ingénieurs responsables de l'IA. Tout le long de la période de l'observation participante, nous étions vigilants à consigner minutieusement les grands traits de la situation à l'étude, les actions, les événements et les conversations en termes strictement descriptifs. Le nombre d'heures observées se chiffre approximativement à 750.

### **4.3.3. Instrument de mesure utilisé**

#### **a. Entrevue semi-dirigée**

Pour les fins des entrevues semi-dirigées, une grille d'entrevue a été créée. Cette grille se trouve à la figure 4.1. Les questions visaient à décrire le processus de conception de l'agent conversationnel et à interroger les acteurs sur leurs perceptions relatives aux enjeux de la qualité des données. Pour couvrir ces enjeux, nous avons formulé des questions notamment basées sur les principes de la Déclaration de Montréal pour le développement responsable de l'IA (*Déclaration de Montréal pour le développement responsable de l'IA*, 2018) .

Ces grilles d'entrevues ont été le résultat d'une concertation entre les professeurs-chercheurs et l'auteure de ce mémoire selon une approche déductive. Les questions de ces grilles d'entrevues sont larges et ouvertes afin que les participants puissent s'exprimer le plus librement possible. Cependant, les questions sont courtes, neutres et ciblées.

Lors des entretiens, avant de procéder aux questions des grilles d'entretien, notre introduction a porté sur les dix principes de la déclaration de Montréal sur l'usage et le développement de l'IA responsable ainsi que sa définition de l'IA et de l'agent conversationnel. Ensuite, quelques courtes questions factuelles ont été posées afin d'établir le portrait du participant (fonction, expérience passée dans la construction d'un outil d'IA similaire, le niveau de connaissance en processus RH, etc.).

Figure 4.1 : Grille d'entrevue semi-dirigée

<b>Grille d'entrevue semi-structurée</b>
<b><i>Bloc 0 : Introduction</i></b>
<p>L'intelligence artificielle peut se définir comme étant un ensemble de technologies qui visent à réaliser de manière informatique des tâches cognitives traditionnellement effectuées par l'être humain dont certaines aident les collaborateurs à améliorer la prise de décision humaine comme le <i>Chatbot</i> ou le robot/agent conversationnel : <i>conversation en temps réel par écrit entre un collaborateur et un programme informatique (algorithme)</i>.</p> <p>La <a href="#">déclaration de Montréal</a> sur l'usage et le développement de l'IA se reposent sur 10 principes:</p> <ol style="list-style-type: none"><li>1- Principe de bien-être;</li><li>2- Principe de respect de l'autonomie</li><li>3- Principe de protection de l'intimité et de la vie privée</li><li>4- Principe de solidarité</li><li>5- Principe de participation démocratique</li><li>6- Principe d'équité</li><li>7- Principe d'inclusion de la diversité</li><li>8- Principe de prudence</li><li>9- Principe de responsabilité</li><li>10- Principe de développement soutenable</li></ol>
<b><i>Bloc 1 : Information sur les Programmeurs ou les Experts de contenu</i></b>
<ol style="list-style-type: none"><li>1. Quelle fonction occupez-vous présentement à [firme]<sup>5</sup>?<ul style="list-style-type: none"><li>- Si étudiant : Quel est votre niveau et vos programmes d'études?</li><li>- Si professeur : Quelle est votre discipline d'expertise principale?</li><li>- Si autre professionnel : Pouvez-vous expliquer brièvement en quoi consistent vos activités professionnelles ainsi que votre parcours?</li></ul></li><li>2. Avant de collaborer à la conception de [<i>Chatbot</i>], avez-vous déjà été impliqué de près de loin dans la construction d'un outil similaire destiné aux gestionnaires en entreprise?<ul style="list-style-type: none"><li>➤ Si oui : pourriez-vous décrire sommairement ce projet? Quels ont été les enjeux et les défis? Cet outil est-il commercialisé aujourd'hui? Le décririez-vous comme un succès, pourquoi?</li></ul></li><li>3. Dans quelle mesure connaissiez-vous les processus RH avant le projet actuel?</li></ol>

<sup>5</sup> Par respect de confidentialité, le nom de l'entreprise partenaire à l'étude et le nom de l'outil d'IA à développer sont masqués.

## **Bloc 2 : Processus de conception de [Chatbot]**

1. Depuis quand êtes-vous impliqué dans le projet [Chatbot]?
2. Quel est votre rôle dans le développement de [Chatbot]?
3. Pouvez-vous décrire [Chatbot], son objectif, les utilisateurs visés du projet, etc?
  - Pouvez-vous décrire sommairement le processus de l'utilisation de ce système de support à la décision?
  - Quelles sont les principales étapes?
4. Pouvez-vous décrire les démarches du développement de [Chatbot]? Les acteurs principaux à chacune d'elles?
  - Dans laquelle ou lesquelles de ces étapes êtes-vous impliqué(e)?
  - Quels sont les principaux enjeux rencontrés dans le processus en développant cet outil?
  - Quelles sont vos recommandations pour améliorer le processus de développement de xxxx?
  - Dans l'ensemble, considérez-vous que [Chatbot] est (ou sera) un bon outil? Pourquoi? Quels sont les résultats prévus pour le développement de cet outil? (son efficacité, critères de qualité d'outil).
5. Sur quel type de données [Chatbot] s'appuie-t-elle?
  - Comment les changements des données (évolution des réglementations et des lois, révision des données et les paramètres de soutien de la décision) pourront affecter les recommandations de [Chatbot]?
  - Comment faire pour lui apprendre ou l'alimenter de ces modifications?
  - Quelles sont les mesures prises pour les tester et les valider?
  - En quoi ces changements posent-ils des risques (négatifs/positifs) sur les recommandations de [Chatbot]?

## **Bloc 3 : L'effet ou l'impact de l'IA**

Enjeux éthiques : « La vocation de l'éthique [...] est évaluative ou prescriptive. Elle s'interroge sur ce qui doit être ou ne pas être. Elle se demande ce qu'on doit faire ou éviter de faire? En gros, l'éthique est un ensemble de propositions disant ce qui est bien ou mal ou ce qu'il faut faire ou éviter de faire, toutes compatibles entre elles et toutes dérivées d'un ou de plusieurs principes généraux justifiés » (Ogien, Ruwen (2004)).

1. Quels sont les enjeux éthiques que vous pensez avoir confrontés durant le développement de [Chatbot]?

Principe de respect de l'autonomie des personnes : Selon la Déclaration de Montréal, les SIA doivent être développés et utilisés dans le but d'accroître le contrôle des individus sur leur vie et leur environnement; doit éviter de créer des dépendances par les techniques de captation de l'attention et par l'imitation de l'apparence humaine qui induit une confusion entre les SIA et les humains.

2. Selon vous, quel sera l'effet de [Chatbot] sur l'autonomie (ou le libre arbitre) de ses utilisateurs dans leur travail?
  - Pourquoi et à quelles conditions?

### 3. Pourra-t-elle influencer le professionnalisme de son utilisateur?

Principe d'équité : Le développement et l'utilisation des SIA doivent contribuer à la réalisation d'une société juste et équitable. Les SIA doivent être conçus et entraînés de sorte à ne pas créer, renforcer ou reproduire des discriminations fondées entre autres sur les différences sociales, sexuelles, ethniques, culturelles et religieuses; l'accès aux ressources, aux savoirs et aux outils numériques fondamentaux, doit être garanti pour tous (Déclaration de Montréal).

### 4. Selon vous, quel sera l'effet de [Chatbot] sur la justesse de ses recommandations? ➤ Pourquoi et à quelles conditions?

Principe de prudence : Toutes les personnes impliquées dans le développement des SIA doivent faire preuve de prudence en anticipant autant que possible les conséquences néfastes de l'utilisation des SIA et en prenant des mesures appropriées pour les éviter. Satisfaire les critères de fiabilité, de sécurité et d'intégrité; Ne pas porter atteinte à la réputation et à l'intégrité psychologique (Déclaration de Montréal).

### 5. Y-a-t-il des risques associés à l'utilisation de [Chatbot] selon vous? Quels sont-ils?

Principe de bien-être : Les SIA doivent permettre aux individus de satisfaire leurs préférences, dans les limites de ce qui ne cause pas de tort à un autre être sensible; l'utilisation des SIA ne devrait pas contribuer à augmenter le stress, l'anxiété et le sentiment de harcèlement liés à l'environnement numérique (Déclaration de Montréal).

### 6. Croyez-vous que [Chatbot] pourrait éventuellement causer du tort à ses utilisateurs ou aux personnes visées par ses recommandations?

Principe de solidarité : Les SIA ne doivent pas nuire au maintien de relations humaines, affectives et morales épanouissantes, et devraient être développés dans le but de favoriser ces relations et de réduire la vulnérabilité et l'isolement des personnes. Les SIA ne devraient pas être mis en œuvre pour remplacer des personnes sur des tâches qui requièrent une relation humaine de qualité, mais devraient être développés pour faciliter cette relation (Déclaration de Montréal).

### 7. Dans quelles mesures [Chatbot] pourra influencer favorablement ou défavorablement l'empathie (les caractéristiques émotionnelles et humaines) des décideurs dans leur prise des décisions?

### 8. Selon vous, en quoi [Chatbot] pourra influencer la subjectivité (décisions qui reposent sur le jugement et le discernement du preneur de décision, et qui pourraient donc varier d'un individu à l'autre) des décideurs dans la prise de décision?

### 9. Quel est votre degré de confiance à ces outils IA? Pourquoi?

## **b. Observation participante**

Au début de notre observation participante, notre première étape sur le terrain a consisté à relever les grands traits de la situation à l'étude. Nous étions vigilants à consigner minutieusement les actions, les événements et les conversations en termes descriptifs et

par ordre d'apparition et chronologique. C'est une description large et exhaustive des faits.

Au fil de temps, les éléments à décrire sont devenus plus complexes et plus nombreux. Ceci a nécessité de le regrouper par catégories afin de faciliter la manipulation des données. La description des faits est faite en deux perspectives : d'une part, notre perspective d'extériorité afin d'assurer la distanciation et l'objectivité; d'autre part, du point de vue des parties prenantes de l'étude de recherche pour cerner le sens qu'ils donnent à leurs actions.

Puis, nous nous sommes concentrés à établir des interrelations entre les diverses dimensions des relevées de situation décrits à l'étape précédente. Ensuite, nous avons abordé à une analyse comparative des données afin de dégager des constats, ce qui nous a servi dans l'interprétation de toutes les données de l'étude.

Ainsi, nous avons continué à modifier et raffiner nos informations jusqu'à la saturation des données, soit au moment où aucune observation n'ajoutait de nouvelle observation.

#### **4.3.4. Analyse des données**

##### **a. Entrevue semi-dirigée**

Pour des fins d'analyse de ces entretiens, toutes les entrevues ont été transcrites en verbatim. Ensuite, une première codification a été effectuée de façon inductive dans un tableur Microsoft Excel. Les questions des grilles d'entretien sont les titres des colonnes. Chaque colonne comprend des extraits de tous les répondants. Ces extraits portent sur la réponse directe à la question posée.

Dans l'esprit de s'approcher de la recherche qualitative de type « théorie ancrée », nous avons suivi les étapes préconisées par celle-ci (Miles *et al.*, 2014). Cette méthode repose sur une série de codage cumulatif. Ensuite, des notes analytiques sont déduites afin de développer des catégories majeures pour la génération de la théorie (Miles *et al.*, 2014). En d'autres termes, nous avons sélectionné, séparé et trié les données pour commencer à les analyser par la suite. Ensuite, les codes des données ont émergé au fur et à mesure que nous les avons examinés et que nous avons en définis le sens. Par conséquent, le codage nous a conduits à des domaines imprévus et à de nouvelles questions de recherche.

Alors, pour aller au-delà des énoncés, des propos des répondants et des comptes rendus des observations et faire des interprétations analytiques, un système de codage est requis. Le codage consiste à nommer des segments de données à l'aide d'une étiquette. Cette étiquette nous permet de catégoriser et résumer chaque élément de données dans un tableur (Charmaz, 2006, 2014).

### **b. Observation participante**

L'enregistrement des observations s'est fait en plusieurs étapes. Les premières notes de l'observation participante étaient brèves, abrégées et concises. Elles ont été prises sur le vif. En conséquence, ces notes ne comprennent que des mots ou des phrases clés. Les notes subséquentes étaient rédigées et complétées. Cela dit, à chaque séance d'observation, dès que possible, nous nous sommes assurés qu'après chaque événement, action ou conversation, les notes descriptives étaient élaborées et complétées.

Ensuite, un rapport détaillé de la situation était préparé après l'observation. Ce compte rendu décrit la situation observée dans toutes ses dimensions. Pour faciliter le repérage de chaque séance d'observation, chaque compte rendu descriptif était précédé d'une flèche mentionnant la date.

### **c. Fusionner l'analyse des deux méthodes**

Pour compléter l'analyse des deux méthodes de collecte de données, une deuxième codification de manière thématique a été effectuée aux données émergées de la première codification des entrevues. Les catégories de cette codification ont été raffinées de façon déductive en se reposant sur des éléments clés identifiés dans le cadre conceptuel. Le bilan des comptes rendus descriptifs a été ajouté aussi à la deuxième codification pour des fins de comparaison.

Comme pour l'analyse des entretiens, une étudiante au doctorat en RH familière avec les méthodes d'analyse qualitative nous a accompagnés dans la discussion des codifications pour ajouter une couche d'objectivité et de neutralité.

En somme, ce chapitre a présenté la méthodologie utilisée dans la réalisation de cette recherche. Ces méthodes nous ont permis de tracer un portrait de la situation, de comprendre le processus de conception et de l'utilisation de l'agent conversationnel et de

déceler les enjeux liés à la qualité des données RH soit à l'étape de conception et à l'étape de l'utilisation.

## Chapitre 5 - Résultat

Il est pertinent de commencer ce chapitre par un rappel sur nos questions de recherche qui gravitent autour de trois axes :

- 1) *Comment favoriser une bonne qualité des données dans la conception et l'utilisation d'un outil d'IA en GRH?*
- 2) *Dans quelle mesure ces données doivent faire l'objet d'un contrôle et d'une validation par l'humain?*
- 3) *Comment les parties prenantes au développement d'un SIA en GRH prennent en charge les différents enjeux relatifs à la conception et à l'utilisation future du SIA?*

Ce chapitre présente les résultats et l'analyse des deux méthodes de collecte de données choisies : les entrevues et les observations participantes. En plus de l'observation participante de l'auteure du présent mémoire vu ses années d'expérience en RH, les entrevues ont été menées auprès de huit employés de la firme partenaire à l'étude dans le but de répondre à nos questions de recherche en se reposant sur quelques principes de la Déclaration de Montréal pour le développement responsable de l'IA (*Déclaration de Montréal pour le développement responsable de l'IA*, 2018) .

Les résultats de ces entrevues seront accompagnés d'extraits des propos des répondants afin de les illustrer et seront appuyés par les remarques de l'observation du terrain.

Notre présentation des résultats et des analyses vise à comprendre et à répondre à nos questions de recherches en mettant en exergue les thèmes les plus émergents de nos résultats des entrevues et de l'observation participante à la lumière du chapitre 2 – recension des écrits et du chapitre 3 – cadre théorique.

Afin de mettre en contexte, nous commencerons notre présentation par un aperçu de l'expérience et de la formation passées des répondants. Bien qu'elles ne soient pas directement liées à nos questions de recherche, il s'avère important de les aborder, car l'expérience et la formation des personnes interrogées, d'une part, ont un impact sur leurs

réponses, et de l'autre part, révèlent le niveau de connaissance des membres de l'équipe d'experts de contenu RH dans la technicité de l'IA, et des membres de l'équipe de développeurs dans le domaine RH.

Ensuite, nous tenterons à répondre à nos trois questions de recherches. Les deux premières questions seront traitées simultanément puisqu'elles ont un facteur en commun, le processus de test, de contrôle et de validation. Puis, nous aborderons notre troisième question de recherche afin d'identifier comment les parties prenantes au développement d'un SIA en RH s'approprient les différents enjeux liés à la conception et à l'utilisation future du SIA.

## **5.1. Expérience et formation passées des répondants**

Nous allons commencer par identifier l'expérience et la formation variées des répondants, quoiqu'apparemment ce ne soit pas lié directement à nos questions de recherches pour deux raisons. Premièrement, les réponses des interviewés sont influencées par leur expérience et leur formation variées. Deuxièmement, nous avons démontré aux chapitres 2 et 3 que le développement d'un SIA et que le contrôle, le test, la validation et l'audit nécessitent une collaboration IA-humain et entre les différentes parties prenantes en raison de leurs compétences interdisciplinaires et multidisciplinaires.

À cet ordre d'idée, il est important de souligner que les deux co-fondateurs de la firme partenaire à notre projet de recherche interviewés ont un parcours et une expérience exhaustive en RH avant la fondation de cette startup québécoise.

En termes d'expérience passée en conception d'un outil d'IA similaire, à l'exception des développeurs de l'outil d'IA, les interviewés, inclus les co-fondateurs de la startup, n'ont pas une expérience passée similaire.

Par contre, les concepteurs de l'outil d'IA ont affirmé leur faible connaissance en matière RH avant leur implication au projet actuel. Leur connaissance est générale et ne dépasse pas les limites que n'importe quel employé non-RH dans une firme possèdent.

## **5.2. Favorisation d'une bonne qualité de données RH et intervention humaine dans le processus de contrôle et de validation des données**

Les deux premières questions de recherche ont un facteur en commun, le processus de test, de contrôle et de validation. Or, ce processus est un des mécanismes disponibles pour promouvoir la qualité des données RH, objet de la première question de recherche. Ensuite, la deuxième question de recherche nous présente dans quelle mesure ces données devraient être soumises à un contrôle et à une validation humaine. De ce fait, il est pertinent de traiter la première et la seconde questions de recherche simultanément.

Rappelons-nous que notre première question de recherche consiste à favoriser une bonne qualité de données RH dans la conception et l'utilisation du SIA en RH. Tel que déjà mentionné au chapitre 3 dans la section de favorisation de la qualité de données en RH qui couvre notre premier pilier du cadre conceptuel et tel qu'illustré à la figure 3.2 (p. 91), cette assurance de qualité des données RH est mesurée en fonction de trois dimensions de qualité : « avoir une IA sans biais » par les mécanismes des outils de détection de biais algorithmiques, de la gouvernance algorithmique et de la réglementation ou des outils d'évaluation (le test et la validation de ces mécanismes dépassent le sujet du présent mémoire, tel que nous avons mentionné à la sous-section de mécanismes pour favoriser la qualité de données en RH, premier volet); « avoir une mesure de véracité des données » par les mécanismes de nettoyage des données et du processus de contrôle, de validation et d'audit; et/ou « avoir des responsables et des gestionnaires RH vigilants » en redéfinissant les tâches RH, en possédant des compétences interdisciplinaires, en éduquant et en sensibilisant les experts du domaine et les non-spécialistes du domaine des enjeux prévus et en mettant en place et en œuvre un processus de suivi, d'audit et d'assurance de qualité.

Alors que la seconde question de recherche porte sur la mesure dans laquelle les données RH devraient être soumises à une validation et à un contrôle humains. Tel que mentionné dans la section de l'IA centrée sur l'humain (ou *Human in or on the loop*) du chapitre 3 et illustré à la figure 3.2 (p. 91), certains chercheurs soutiennent l'idée que la prise de décision et le contrôle soient « centrés sur l'humain », d'autres sont partisans de l'approche de « l'humain hors de la boucle ».

Nous tenterons de répondre à ces deux questions de recherches par le biais des résultats de nos observations participantes et des entrevues menées auprès des parties prenantes du développement de l'agent conversationnel.

En effet, pour promouvoir la bonne qualité des données RH et de tout le processus du cycle de vie de l'agent conversationnel, objet de la première question de recherche, d'après nos observations sur le terrain appuyé par des extraits des propos des interviewés, notre firme partenaire à l'étude a déjà pris quelques mesures en fonction des deux dimensions de qualité : « avoir une mesure de véracité des données » et « avoir des responsables et des gestionnaires RH vigilants » que nous allons décrire dans les sections suivantes.

**5.2.1. Première dimension de qualité : avoir une mesure de véracité des données** par le processus de contrôle, de validation et d'audit et le mécanisme de nettoyage des données (Figure 3.2, p. 91)

La firme, malgré les défis confrontés étant une startup, a réussi de respecter deux des dimensions de qualité mentionnées précédemment. La première dimension de qualité consiste à **avoir une mesure de véracité des données** par le biais des mécanismes de nettoyage des données et du processus de contrôle, de validation et d'audit. Ces mécanismes sont mis en place et en œuvre par la firme partenaire à l'étude. Le processus de nettoyage, la cartographie de la conception de l'agent conversationnel, du processus de test, de contrôle, de validation et de l'assurance de qualité sont décrits en détail par la suite sous l'angle de nos observations participantes et des entrevues menées auprès des parties prenantes à la conception de l'outil (experts de contenu RH, développeurs de la plateforme et dirigeants).

**a. Cartographie du processus de conception de l'agent conversationnel et du processus de l'assurance de qualité des données RH**

D'après nos observations, nous allons décrire le cycle de vie actuel du développement des données d'entrée et le processus de l'assurance de qualité des données RH. Tel qu'illustré dans la figure 5.2 (p. 123), les deux processus : 1- le processus de conception et 2- le processus d'assurance de qualité sont interconnectés. Les parties prenantes du développement de l'agent conversationnel des deux processus sont presque les mêmes.

En effet, le développement de l'outil d'aide à la décision propulsé par l'IA, le *Chatbot*, est une collaboration interdisciplinaire entre l'équipe des concepteurs de l'IA et l'équipe d'experts de contenu RH. Cette dernière est composée de quatre analystes de données RH ayant des expériences diverses et variées. Alors que l'équipe des développeurs est composée de deux développeurs dont le développeur de l'AA est un stagiaire/étudiant.

Or, le processus de l'assurance de qualité des données est intégré dans le processus de développement de la plateforme intelligente comme une phase primordiale et incontournable pour promouvoir un outil de SIA de qualité, tel qu'illustré à la figure 5.2 (p. 123).

Les démarches actuelles de conception de l'agent conversationnel, tel qu'illustré dans la figure 5.1 (p. 119), sont séparées en quatre grandes phases : le développement du contenu RH par l'équipe des experts de contenu RH, l'assurance de qualité des données d'entrée RH et des données produites de l'IA par l'équipe des experts de contenu RH, le développement technique de l'algorithme par l'équipe de développeurs de l'IA, enfin, la réassurance de qualité des données d'entrée RH et des données produites de l'IA par l'équipe des experts de contenu RH.

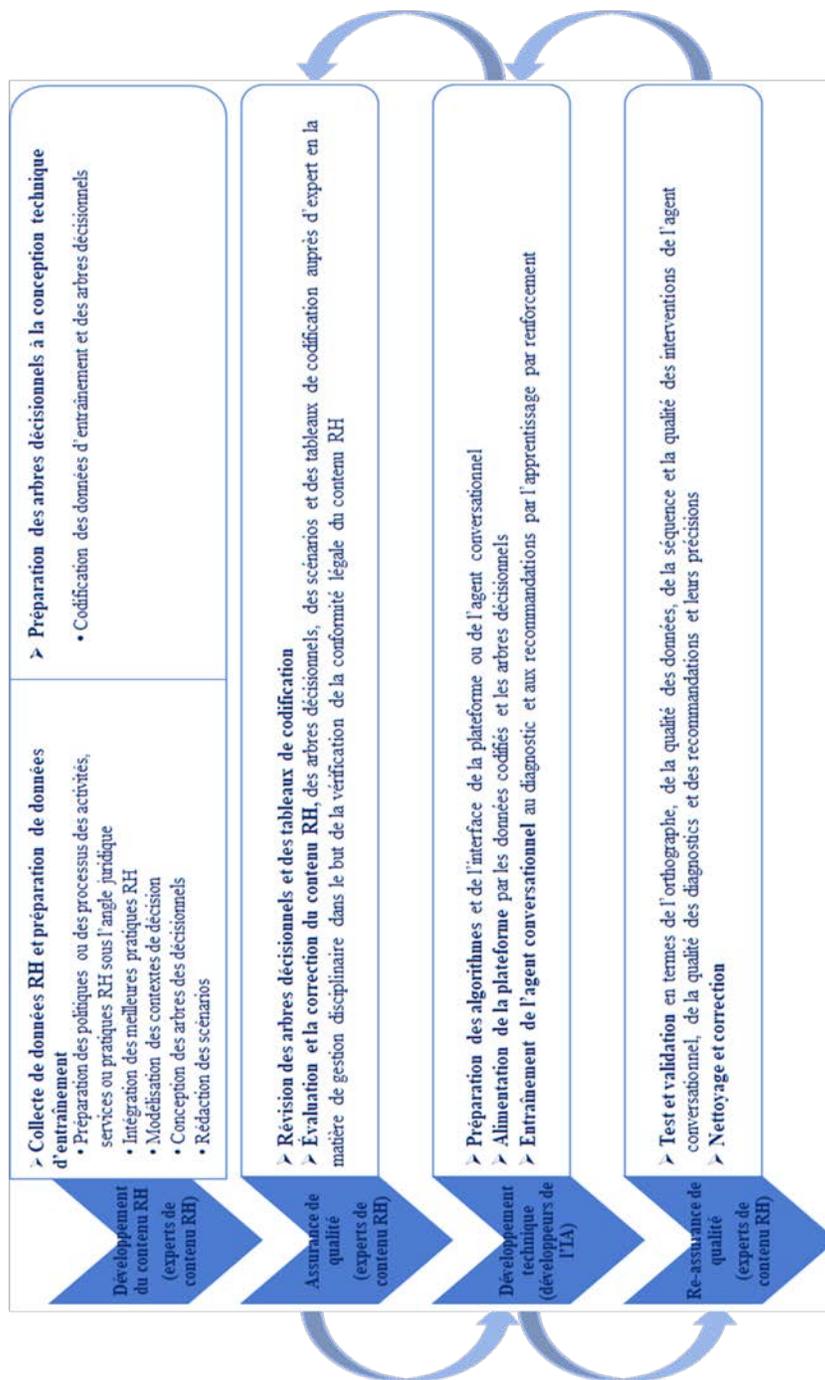


Figure 5.1 – Phases de conception du de l'agent conversationnel d'aide à la prise de décision pour la gestion disciplinaire dans la RH

○ **1<sup>ère</sup> phase : Développement du contenu RH par l'équipe des experts de contenu RH** comprend deux grandes étapes : la collecte de données RH et préparation de données d'entraînement et la préparation des arbres décisionnels à la conception technique dont chacune comprend plusieurs tâches, tel que décrit dans la figure 5.1.

Actuellement, la combinaison des deux démarches, soit la collecte des données, soit la préparation des données, n'est pas au hasard.

Tel que déjà mentionné aux chapitres 2 et 3, la première démarche est la collecte des données. Souvent, dans cette phase, les données d'alimentation proviennent et sont collectées des données historiques ou des données provenant des activités, pratiques et services passés de la RH existant dans l'entreprise. La prochaine démarche consiste en la préparation de ces jeux de données et des connaissances pour l'entraînement du *Chatbot*. Cependant, dans le cadre de conception de l'agent conversationnel de la firme partenaire à l'étude, les deux démarches actuelles, soit de la collecte, soit de la préparation des données, sont fusionnées., tel qu'illustré à la figure 5.1. En d'autres termes, les données d'alimentation ne sont pas collectées. À la place, elles sont préparées et fabriquées en interne pour au moins trois raisons.

Premièrement, les données RH d'entrée nécessaires pour alimenter l'outil d'IA doivent être préparées en forme d'arbre décisionnel et sont mises en format de dialogues ou de scénarios. Rappelons-nous que l'outil en cours de développement est un agent conversationnel. Donc, c'est un outil interactif avec son utilisateur. Pour alimenter cet agent conversationnel, les incidents nécessitant une gestion disciplinaire, qui servent comme données d'entrée à cet outil, doivent être mis en forme de questions-réponses simulant une interaction entre le gestionnaire et l'agent virtuel. Or, les données RH issues d'une gestion disciplinaire sont rarement conservées en format de dialogues dans une entreprise.

Deuxièmement, les dossiers des employés, leur historique ainsi que les sanctions disciplinaires ne sont pas fournis au public. En d'autres termes, nous ne trouvons ce type des données dans les bases de données, ni publiques, ni à vendre.

Enfin, ce *Chatbot* est un outil en cours de développement. C'est un prototype. Jusqu'au moment de la rédaction du présent mémoire, ce prototype n'est, ni destiné à une entreprise spécifique pour avoir accès à leurs données historiques ni commercialisé.

Pour toutes ces raisons, les données d'entraînement de cet outil d'aide à la prise de décision disciplinaire sont fabriquées en interne.

○ **2<sup>ème</sup> phase : Assurance de qualité par l'équipe des experts de contenu RH**, tel qu'illustré à la figure 5.1, consiste de la révision des arbres décisionnels et des tableaux de codification ainsi que l'évaluation et la correction du contenu RH, des arbres décisionnels, des scénarios et des tableaux de codification auprès d'expert en la matière de gestion disciplinaire dans le but de la vérification de la conformité légale du contenu RH.

Parmi les recours juridiques à consulter, nous trouvons : <https://educaloi.qc.ca>; [www.cnesst.gouv.qc.ca](http://www.cnesst.gouv.qc.ca); les banques de données de jurisprudences (SOQIJ) et de la loi/réglementation comme la Loi sur Les Normes du Travail, le Code Civil de Québec et la Charte des Droits et Libertés de la Personne.

Il est important de souligner que l'équipe de l'assurance de qualité comprend les mêmes membres qui préparent les données d'entraînement des données RH en premier lieu.

○ **3<sup>ème</sup> phase : Développement technique par l'équipe de développeurs de l'IA** comprend la préparation des algorithmes et de l'interface de la plateforme ou de l'agent conversationnel, tel que décrit à la figure 5.1. Ensuite, la prochaine tâche consiste à l'alimentation de la plateforme par les données codifiées et les arbres décisionnels, puis l'entraînement de l'agent conversationnel au diagnostic et aux recommandations par l'apprentissage par renforcement.

○ **4<sup>ème</sup> phase : Réassurance de qualité par l'équipe des experts de contenu RH**, tel qu'illustré à la figure 5.1, consiste du processus de test et validation en termes de l'orthographe, de la qualité des données, de la séquence et de la qualité des interventions de l'agent conversationnel, de la qualité des diagnostics et des recommandations et de leurs précisions et du processus de nettoyage et correction des données.

Comme nous avons constaté dans la figure à travers les flèches bleues décrites dans la figure 5.1, la quatrième phase qui comprend le test, la validation de la plateforme ainsi que

la correction, s'il y a lieu, est un processus itératif non-linéaire. Le cycle de deuxième, troisième et quatrième phases est répétitif jusqu'à ce que les données soient nettoyées et prêtes à être consommées. Ceci requiert, voire exige, une collaboration multifonctionnelle rigoureuse et étroite entre les différentes parties prenantes du cycle de vie de l'IA comme les ingénieurs en logiciel, les techniciens de la technologie d'information (ci-après TI) et les spécialistes RH.

Le tableau 5.1 et la figure 5.2 nous présentent respectivement une description des tâches de l'équipe des experts de contenu en RH et le cycle de vie du développement et l'assurance de qualité des données RH.

Acteurs clés	Description des tâches des membres de l'équipe des experts de contenu RH
Directrice RH (DRH) Avocat en droit de travail	Développement des politiques RH Perspective juridique: Avocat en droit de travail Perspective RH et meilleures pratiques: DRH
Spécialiste des données RH	Rédiger des arbres décisionnels en RH, en fonction des normes, lois et meilleures pratiques en vigueur
Gestionnaire Analyste RH	Codifier les arbres décisionnels en RH
	Faire la 1 <sup>ère</sup> révision du processus de la validation des arbres décisionnels
DRH & Avocat en droit de travail	Faire la 2 <sup>ème</sup> , 3 <sup>ème</sup> ou 4 <sup>ème</sup> révision du processus de la validation des arbres décisionnels Perspective juridique: Avocat en droit de travail Perspective RH et meilleures pratiques: DRH

Tableau 5.1 – Description des tâches de l'équipe des experts de contenu RH

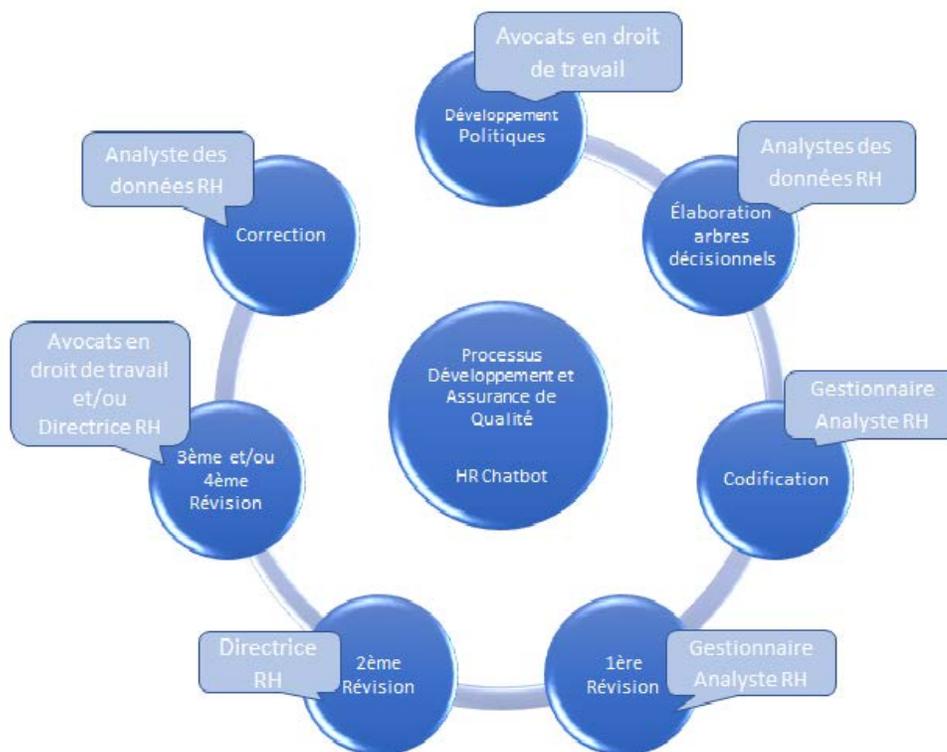


Figure 5.2 – Cycle de vie actuel du développement des données d’entrée et processus de l’assurance de qualité des données RH

Du point de vue des répondants aux entretiens, les quatre démarches essentielles du processus de développement de l’outil, illustrées à la figure 5.1 (p. 119), sont claires. Cependant, chacun d’eux les décrit sous l’angle de leur rôle dans la conception de l’agent conversationnel et leur fonction au sein de la firme.

Ce constat a été déjà soulevé par l’un des répondants en affirmant que la description du processus de conception de l’outil « *est un processus qui est orienté en fonction de [ses] nos connaissances* », autrement dit, en fonction de son rôle dans le processus de développement.

Par exemple, les dirigeants ont décrit les grandes lignes du processus de conception avec une approche plus macro de tout le processus de conception de l’agent conversationnel. Leurs descriptions viennent confirmer les grandes démarches de l’AA élaboré au chapitre 2 dans la sous-section d’algorithmes d’IA et d’AA et au chapitre 3 dans la sous-section du processus de génération de données des algorithmes d’AA.

Un des répondants a décrit le processus par « *la collecte des données, le nettoyage des données [...] faire rentrer ces données. Donc au niveau de la plateforme on fait l'entraînement.* »

Alors qu'un autre a ajouté:

« *La première phase c'est la préparation des données, la deuxième phase c'est le développement et troisièmement et la quatrième phase c'est le test et la validation de la recommandation.* »

Quant aux experts de contenu RH et les développeurs de la plateforme, ils ont décrit le processus de conception de l'IA avec une approche plus micro, en fonction de leurs tâches et rôles au sein de la firme.

Par exemple, un des experts de contenu RH, le spécialiste des données RH, a décrit le processus de fabrication des données RH d'alimentation au *Chatbot* depuis les rencontres hebdomadaires de l'équipe RH pour mettre en place le plan de travail, à la formalisation des objectifs des arbres décisionnels, à la rédaction des politiques, des scénarios, à la codification des données pour les préparer au développement technique.

Ensuite, il a continué sa description en rentrant dans les détails de ses tâches:

« *Ensuite, je dois faire quand même quelques recherches juridiques.*

*Je fais quelques recherches sur les meilleures pratiques pour compléter la politique et pour que mes arbres décisionnels soient valides,*

*quand je finis un arbre décisionnel, je l'envoie à l'autre personne qui est responsable de la codification.* »

Puis, il est rentré dans les démarches du processus de l'assurance de qualité des données en décrivant le processus itératif et non linéaire illustré à la figure 5.1 (p. 119):

« *On s'échange s'il y a quelque chose à améliorer ou il manque,*

*après qu'on a terminé on le renvoie, ces arbres décisionnels à l'avocat. Lui va faire la vérification de la conformité juridique et puis la qualité des données,*

*puis il nous les renvoie pour qu'on fasse les corrections,*

*après les corrections, l'avocat les revérifie,*

*et on les envoie aux ingénieurs informatiques pour qu'ils implémentent ces arbres décisionnels dans la plateforme. »*

L'avocat en droit de travail, quant à lui, a avoué que « *c'est un processus qui est orienté en fonction de [ses] nos connaissances* » et qu'il « *suit une méthodologie inspirée du droit de travail dans la création d'histoire ou de scénarios* ».

Alors que la perspective du développeur de la plateforme AA et le responsable de l'entraînement de l'agent conversationnel sont plus orientés aux techniques, décrivant les phases illustrées à la figure 5.1 (p. 119) incluant le cycle d'assurance et de réassurance de la qualité des données:

*« La première démarche on commence par la préparation des données avec l'équipe RH et, ensuite on les transforme vers les développeurs .....*

*La troisième phase, c'est le test et la validation de la recommandation qui sera faite par les experts RH et qui vont donner leur retour sur les problèmes et les mauvaises recommandations que [le Chatbot] est en train de faire pour les biens régler et pour bien valider la recommandation, donc il va avoir un cycle.*

*Alors on répète la correction jusqu'à ce qu'on aura corrigé tout. »*

D'où, nous avons constaté que les réponses des interviewés étaient influencées par leurs expériences, leurs formations variées, leur rôle dans la conception de l'outil et leur fonction au sein de la firme. Ils sont conscients de la cartographie générale du processus de conception du *Chatbot* mais décrite d'une perspective différente. Les dirigeants ont une vue plus macro, alors que la plupart des répondants l'ont disséquée selon leur perspective, leur rôle dans la conception de l'outil et leur fonction au sein de la firme.

#### **b. Nettoyage des données**

Le premier mécanisme pour mesurer la véracité des données RH est le nettoyage de données, tel que décrit aux figures 3.2, 5.1 et 5.2 (p. 91, 119 et 123).

À partir de nos observations, nous avons constaté que le nettoyage de données est un processus laborieux et itératif. Il nécessite beaucoup de temps. Les données RH

d'entraînement et les données RH de test sont nettoyées des fautes d'orthographe, de la séquence et de la qualité des interventions de l'agent conversationnel, des enregistrements en double, des valeurs manquantes, des valeurs aberrantes, des fautes de frappe et bien d'autres (Castelijns *et al.*, 2020). Quant aux données RH de sortie de l'IA, les résultats et les recommandations sont encore diagnostiqués et nettoyés en termes de pertinence, de précision, de conformité d'exactitude, et d'autres dimensions de la bonne qualité de données tel qu'énuméré au chapitre 3 sous la section de définition de la qualité de données en RH dans le tableau 3.1 (p. 61).

Ce processus de nettoyage est itéré pour assurer la conformité des recommandations générées par le *Chatbot* à la loi, à la jurisprudence, et aux meilleures pratiques RH en matière de gestion disciplinaire.

C'est une étape cruciale dans le processus de qualité de données puisque des données fiables et exemptes d'erreurs sont une mesure de véracité des données (Castrounis, 2019), tel que déjà évoqué précédemment aux chapitres 2 et 3 et illustré à la figure 3.2 (p. 91).

Le processus de nettoyage des données RH et de correction fait partie du processus de test, de contrôle et de validation des données décrit dans la section suivante et illustré à la figure 5.1 (119). Ce processus est implémenté et aux données d'entraînement dans la phase préparatoire (ou la phase de préparation de données d'entraînement); et aux données de test après le déploiement du modèle, dans la 4<sup>ème</sup> phase des démarches de conception de l'agent conversationnel décrites à la section 5.2.1. Enfin, les données de sortie de l'IA (les recommandations du *Chatbot*) sont aussi sujettes à ce processus dans la phase de post-traitement de l'algorithme.

### **c. Mise en œuvre des processus de nettoyage des données, de test, de contrôle, de validation et d'assurance de qualité**

Le second mécanisme pour mesurer la véracité des données RH est le processus de test, de contrôle, de validation et d'assurance de qualité, tel que décrit aux figures 5.1 et 5.2 (p. 119 et 123).

Tel que déjà décrit dans la section précédente, la firme partenaire à l'étude a déjà mis en place un processus d'assurance de qualité de données RH et de tout le processus du cycle

de vie de l'AA, tel que mentionné dans les démarches de conception de l'agent conversationnel décrites à la sous-section 5.2.1(a), ainsi qu'un processus de nettoyage de données, de test, de contrôle et de validation décrit dans les paragraphes suivants (Figures 5.1 et 5.2, p. 119 et 123). Tous ces processus sont mis en place et en œuvre afin d'assurer la bonne qualité du *Chatbot* dans les différentes phases du développement des algorithmes de l'AA.

Nous commençons par la description du processus d'assurance de qualité décrit dont les démarches de conception de l'agent conversationnel sont décrites à la sous-section 5.2.1(a). Par la suite, nous pencherons sur le processus de nettoyage de données, de test, de contrôle et de validation.

- **Processus d'assurance de qualité des données RH**

L'assurance de qualité des données RH d'alimentation est faite à plusieurs niveaux, depuis la phase préparatoire des données RH d'entrée, à la phase de déploiement du modèle, à la phase de l'utilisation du prototype tel que déjà décrit dans la revue de littérature, spécifiquement au chapitre 3 – cadre conceptuel à la section du processus de génération de données des algorithmes d'AA et tel qu'illustré aussi à la figure 3.1 (p. 70).

Au niveau de la préparation des données RH d'entraînement, l'assurance de qualité de données RH d'entraînement tel que décrite dans la section précédente et illustrée aux figures 5.1 et 5.2 (p. 119 et 123) est gérée par l'équipe des experts de contenu RH.

Les arbres décisionnels et les jeux de données RH d'entraînement passent à travers plusieurs filtres de révision afin d'être nettoyés. Après les avoir rédigés par différents experts de contenu, la politique et l'incident nécessitant une gestion disciplinaire en forme d'arbre décisionnel, celui-ci passe par le premier filtre de révision et ensuite est codifié. Le même arbre décisionnel est révisé presque quatre fois par différents experts de contenu RH, et sous plusieurs angles soit l'angle des aspects légaux et juridiques soit l'angle des meilleures pratiques RH. Les divergences de points de vue entre les experts de contenu RH sont discutées et analysées pendant les réunions hebdomadaires pour assurer une meilleure qualité de données RH d'entraînement.

Ensuite, au niveau des données de test, à la 4<sup>ème</sup> phase des démarches de conception de l'agent conversationnel décrites dans la sous-section 5.2.1 et illustré à la figure 5.1 (p. 119), et après le déploiement du modèle de l'algorithme, l'assurance de qualité est aussi gérée par l'équipe des experts de contenu RH, mais, sous une autre perspective. Dans cette phase, l'algorithme a déjà construit le modèle. Les données RH de test sont utilisées pour évaluer le modèle et sa précision en termes des données de sortie et de recommandations générées par l'algorithme. L'assurance de qualité, à ce niveau, porte non seulement sur les données de test, mais aussi sur les données de sortie de l'IA.

- **Processus de nettoyage de données, de test, de contrôle et de validation**

Mis à part d'assurer la qualité des données RH, les actions de tester, de contrôler et de valider sont aussi primordiales pour assurer la conformité des données de sortie de l'IA et de recommandations avec les lois en vigueur. Ce processus comprend aussi le processus de nettoyage.

En se référant à la figure 3.1 (p. 68) du flux de génération de données de l'apprentissage automatique, en premier lieu, les données RH d'entrée sont fournies aux ingénieurs par l'équipe des experts de contenu après les avoir nettoyées, tel qu'illustré à la figure 5.1 (p. 119). Les développeurs de l'AA alimentent l'algorithme avec ces données RH d'entraînement. À ce stade, ces dernières sont sujettes à des erreurs commises par l'équipe des développeurs. Un nettoyage de données est nécessaire. Cependant, l'équipe des experts de contenus RH n'a plus accès aux données d'entraînement.

En deuxième lieu, l'algorithme est entraîné par les concepteurs de l'AA et le modèle est construit, tel que mentionné au chapitre 3 et illustré à la figure 3.1 (p. 70).

En troisième lieu, les données RH de test, après les avoir nettoyées, sont fournies par l'équipe des experts de contenu RH aux développeurs de l'AA afin d'enrichir le jeu de données de l'algorithme. Les développeurs de l'AA alimentent l'algorithme avec ces données de test. Encore une fois, les données de test sont sujettes à des erreurs commises par l'équipe des développeurs.

En quatrième lieu, l'accès au prototype de l'agent conversationnel est fourni à l'équipe des experts de contenu RH afin de tester l'algorithme. Ainsi, les experts de contenu RH testent l'agent conversationnel en simulant une interaction.

En cinquième lieu, lors du test du prototype de l'agent conversationnel, les données RH d'alimentation (les données RH d'entraînement et les données RH de test) ainsi que les données RH de sortie de l'IA (les résultats, les prédictions et les recommandations) sont à l'accès de l'équipe des experts de contenu RH pour les tester, valider, nettoyer et corriger. Les données RH sont examinées et nettoyées des fautes d'orthographe, de la séquence et de la qualité des interventions de l'agent conversationnel, des enregistrements en double, des valeurs manquantes, des valeurs aberrantes, des fautes de frappe et bien d'autres (Castelijns *et al.*, 2020). Quant aux données RH de sortie de l'IA, les résultats et les recommandations sont encore diagnostiqués et nettoyés en termes de pertinence, de précision, de conformité d'exactitude, et d'autres dimensions de la bonne qualité de données tel qu'énuméré au chapitre 3 sous la section de définition de la qualité de données en RH.

Un des répondants, le spécialiste de données RH, a décrit le processus en ces mots :

*« Les ingénieurs nous ont donné accès aux fichiers pour revoir les codes, nous, on corrige les textes. Et puis on va retester la plateforme. Et puis, probablement, on va la valider, on va essayer de la valider, on va voir les erreurs. Et puis les trucs qui sont invalides on va les recorriger, c'est ça, c'est du back and forth. »*

Un autre a décrit l'aspect itératif et répétitif du processus de nettoyage, de test et de validation:

*« La troisième phase c'est le test et la validation de la recommandation qui sera faite par les experts RH et qui vont donner leur retour sur les problèmes et les mauvaises recommandations que [Chatbot] est en train de faire pour les biens régler et pour bien valider la recommandation, donc il va avoir un cycle.*

*Alors, on répète la correction jusqu'à ce qu'on aura corrigé tout. »*

Cependant, ce processus, pour les interviewés, est un processus constant et périodique et nécessite beaucoup de collaboration inter-équipe et intra-équipe. Un des répondants a affirmé qu'il faut « *vérifier la conformité et tester et valider de façon périodique* ».

Il continue pour confirmer que « *la coordination c'est complètement pour tester* », « *c'est beaucoup un travail de coordination entre l'équipe des ingénieurs et l'équipe RH* ».

C'est un processus itératif et continue et demande une collaboration étroite avec les parties prenantes de la conception du *Chatbot* comme l'a affirmé un autre répondant :

[Un travail de] « *back and forth. On travaille étroitement avec des ingénieurs, nous les RH, et puis la plateforme. C'est il faut que les trois soient en mesure d'être capables de travailler ensemble et de collaborer et de coordonner.* »

Les concepteurs de l'agent conversationnel et l'équipe des experts de contenu RH s'accordent sur la nécessité de tester et de valider la qualité des données RH pour diluer l'impact et l'effet négatif. Pour eux, c'est un processus non linéaire, constant, un entretien continu. Parmi les extraits nous avons choisi quelques-uns :

« *RH: corrige les textes, reteste la plateforme, la valide, voit les erreurs et recorrige, c'est du back and forth.* »

« *Dans le test c'est la validation parce qu'on va le tester et on peut anticiper [...] et puis éventuellement on aura des clients qui vont tester la plateforme et nous donner leurs feedbacks [...] c'est comme il y a plusieurs façons de voir comment diluer le fait de la subjectivité.* »

« *Parce qu'on a besoin de toujours valider et tester [Chatbot] c'est pourquoi tu as confiance dans les recommandations de [Chatbot].* »

« *Il faut la mettre à jour. Constamment, constamment. [...] c'est un processus qui est continu et il faut toujours le tester et le valider pour savoir si les réponses et les recommandations de [Chatbot] sont correctes ou non. [...] c'est l'assurance de la qualité de contenu et vérifier qu'est-ce que la machine va dire ça fait de bon sens et faire des ajustements ça c'est certain ça.* »

#### **d. Collaboration – Clé pour améliorer le processus de conception**

Malgré tous les processus mis en place pour nettoyer, tester, contrôler, valider et assurer une bonne qualité des données RH ainsi que tout le cycle de vie de l'AA, les parties prenantes de conception du *Chatbot* recherchent des espaces d'amélioration du processus de conception de l'agent conversationnel afin de promouvoir la bonne qualité du processus de conception.

Le thème commun soulevé de toutes les recommandations des répondants est « la collaboration ». Les répondants ont utilisé des synonymes pour l'exprimer comme « interaction », « communication » et autres pour mettre en exergue l'importance du travail d'équipe et inter-équipe ainsi que pour améliorer l'efficience et l'efficacité du processus du développement et de l'outil d'IA.

Un des répondants, par exemple, a utilisé les trois termes dans sa réponse :

*« Avoir plus d'interaction entre l'équipe RH et les développeurs, je peux dire surtout au niveau de la préparation des données parce que parfois, [...]. Cette collaboration va vraiment aider au niveau de la recommandation et de réduire le temps du test [...] il va avoir une très bonne communication de la part des développeurs et les RH dès le début, il va éviter beaucoup d'erreurs, il ne va pas manquer d'information pour les implémenter. Et toutes ces communications vont réduire le temps du test et il va améliorer la qualité des recommandations aussi. »*

D'après les réunions auxquelles nous avons assisté durant presque un an de travail avec la firme partenaire à l'étude ainsi que lors des interactions quotidiennes avec les différentes parties prenantes, la collaboration, la communication et l'interaction inter-équipe étaient cruciales pour l'avancement du développement de l'outil d'IA. Des réunions hebdomadaires de l'équipe d'experts de contenu RH, des réunions hebdomadaires des équipes de développeurs et des experts de contenu RH, des réunions quotidiennes dites « *HR Scrum Meeting* », à part des réunions d'aparté intra-équipe qui émergeaient souvent pour discuter les bloquants et le progrès, tenaient pour s'assurer de l'avancement du projet sans obstruction. Toutes ces réunions se tenaient entre l'équipe

d'experts de contenu RH et l'équipe des développeurs de la plateforme avec la présence d'un dirigeant qui jouait le rôle de gestionnaire de projet.

Toutefois, des réunions entre deux membres d'une équipe ou entre un des membres de chaque équipe (d'expert de contenu RH et des développeurs de la plateforme) n'étaient pas fréquentes vu les ressources limitées consacrées à ce projet en cours de développement. Les « ressources limitées » sont en termes de temps limité et de l'engagement partiel de la plupart des parties prenantes du projet. Un des concepteurs du logiciel est à temps plein, mais il est assigné à développer un autre projet en parallèle qui est presque commercialisé. Ceci lui imposait de sacrifier plus de temps. Le second développeur du ML est un étudiant/stagiaire, d'où son implication limitée au projet. En ce qui concerne l'équipe d'experts de contenu RH, le seul employé à plein temps est le spécialiste de données et analytiques RH. Les autres membres de l'équipe sont des consultants contractuels qui s'impliquent au projet 16 heures par semaine maximum. Ceci limitait l'interaction directe et spontanée entre les membres de l'équipe.

De plus, le thème émergent, « la collaboration », n'est pas exclusif à l'amélioration du processus de conception du *Chatbot*. Les répondants ont insisté sur le thème de la collaboration entre les différentes parties prenantes pour des raisons différentes. Parmi les raisons énumérées, nous soulevons, par exemple :

La collaboration est nécessaire pour « tester, valider et travailler en tant qu'équipe », selon un répondant. D'autres interviewés trouvent que la collaboration permet

d'« [...] avoir une très bonne communication de la part des développeurs et les RH dès le début, il va éviter beaucoup d'erreurs » et « toutes ces communications vont réduire le temps du test et il va améliorer la qualité des recommandations aussi. »,

d'« améliorer le processus du développement, d'avoir une plus grande collaboration » et de « bien assimiler les étapes et les démarches de RH ce qui va à la fin vous sauver un peu de temps pour le test et pour le développement ».

La collaboration décrite par un des répondants est une collaboration « trépied ». En effet, les trois parties prenantes de cette collaboration sont selon lui : « les trois équipes: Ingénieurs, RH et la plateforme soient en mesure d'être capable de travailler ensemble ».

Plusieurs synonymes sont utilisés pour exprimer cette collaboration trépied comme « *collaboration* », « *interaction* », « *communication* », « *des réunions* », « *travailler étroitement avec* », « *coordination* », « *travailler en tant qu'équipe* », pour mettre en exergue l'importance du travail inter-équipe et intra-équipe.

Apparemment, tous les répondants s'accordent que la collaboration inter-équipe et intra-équipe sont la clé pour améliorer le processus de conception du SIA.

**5.2.2. Seconde dimension de qualité : avoir des responsables et des gestionnaires RH vigilants** par la reconfiguration des tâches RH, par l'acquisition de compétences interdisciplinaires et en mettant en place et en œuvre un processus de suivi, d'audit et d'assurance de qualité (Figure 3.2, p. 91).

Pour répondre à la seconde dimension de qualité, **avoir des responsables et des gestionnaires RH vigilants**, la firme partenaire à l'étude a pris plusieurs mesures et fait plusieurs changements organisationnels, surtout vers la fin de l'année de notre observation-participante. Elle a reconfiguré les tâches des ex-gestionnaires RH en leur donnant une opportunité d'utiliser, au sein de la firme, leurs compétences analytiques accumulées pendant leurs années d'expérience en RH. Ceci a entraîné les experts de contenu RH ainsi que l'équipe de développeurs d'acquérir respectivement de nouvelles compétences plus techniques ou plus RH afin de comprendre le processus de développement de l'IA ou les fonctions RH et, par la suite, contribuera à sensibiliser les experts du domaine RH ainsi que les non-spécialistes du domaine aux différents enjeux prévus. Tout ceci sera exploré amplement par la suite dans le présent mémoire.

#### **a. Réingénierie des tâches RH**

La firme, pour améliorer le processus de qualité de données RH, a ajouté un membre à l'équipe des experts de contenu RH, une directrice de RH. Ses trente ans d'expérience en RH dans les différentes fonctions du domaine RH lui ont permis d'intégrer les meilleures pratiques RH aux jeux des données RH nécessaires à l'alimentation de l'agent conversationnel. Sa contribution dans le processus d'assurance de qualité des données RH, aussi, a donné naissance à une 4ème révision des politiques et des arbres décisionnels

développés par les experts de contenus RH après avoir été limitée à trois révisions tel qu'illustré dans la figure 5.2 (p. 123). Ainsi, la firme partenaire à l'étude, a redéfini et a reconfiguré les tâches RH des ex-gestionnaires RH en créant de nouvelles opportunités pour devenir des experts de contenu RH et contribuer à la conception de l'agent conversationnel. Elle leur a donné l'opportunité de transposer leurs expériences en RH opérationnelles et d'utiliser leurs compétences analytiques accumulées au fil des années.

#### **b. Acquisition de compétences interdisciplinaires**

La reconfiguration des tâches RH en créant de nouvelles opportunités aux gestionnaires RH de transposer leurs expériences en RH opérationnelles et d'utiliser leurs compétences analytiques accumulées a forcé les experts de contenu RH à s'impliquer davantage dans la technicité de l'IA et essayer de comprendre le processus de la conception de l'agent conversationnel pour s'y adapter. Inversement, les concepteurs de l'AA ont commencé à s'impliquer davantage dans les pratiques et les services RH afin de mieux les comprendre.

D'ailleurs, la collaboration inter-équipe, l'échange des informations et essayer de surmonter les défis ont contribué à l'acquisition de compétences interdisciplinaires tant aux experts de contenu RH qu'aux développeurs de l'IA.

En effet, un des développeurs a avoué que l'acquisition de nouvelles compétences en RH leur sauve du temps, leur permettra d'éviter beaucoup d'erreurs, voire va améliorer la qualité des données de sortie du *Chatbot*:

*« Pour améliorer le processus du développement, avoir une plus grande collaboration pour bien assimiler les étapes et les démarches de RH ce qui va à la fin nous sauver un peu de temps pour le test et pour le développement »*  
*[...] avoir une très bonne communication de la part des développeurs et les RH dès le début, il va éviter beaucoup d'erreurs [...], il ne va pas manquer d'information pour les implémenter. Et toutes ces communications vont réduire le temps du test et il va améliorer la qualité des recommandations aussi ».*

Ainsi, la firme partenaire à l'étude a créé les opportunités pour inciter les parties prenantes de la conception de l'outil d'acquérir des compétences interdisciplinaires.

### **c. Mise en œuvre des processus de suivi et d'audit**

Tel qu'on a mentionné dans les sections précédentes, la firme partenaire à l'étude a mis en place plusieurs processus de test, de validation et d'assurance de qualité afin de promouvoir une bonne qualité de données RH et de tout le processus du cycle de vie de l'AA (Figure 5.1, p. 119). Or, les responsables des équipes des experts de contenu RH et des développeurs ont leur propre méthodologie afin de suivre, d'auditer de près le développement des algorithmes de l'AA. Par exemple, la gestionnaire responsable de l'équipe des experts de contenu RH, au début de chaque trimestre, prépare une feuille de route afin de prévoir les démarches et les tâches à accomplir pour le trimestre suivant. Cette feuille de route sert à planifier les tâches de tous les membres de l'équipe. La planification est répartie par membre de l'équipe par semaine et par tâche. Ensuite, cette feuille de route est préparée en coordination avec l'équipe des développeurs. Certaines tâches de l'équipe des experts de contenu RH sont dépendantes de certaines tâches des développeurs ainsi que certaines tâches des développeurs dépendent de certaines tâches de l'équipe des experts de contenu RH. Donc, une coordination, d'une part, entre les membres de l'équipe des experts de contenu RH et d'autre part, avec les développeurs est nécessaire pour assurer un bon suivi du processus de développement du *Chatbot* et pour anticiper les imprévus.

En somme, avoir des responsables et des gestionnaires vigilants en redéfinissant leurs tâches, en les incitant d'acquérir des compétences interdisciplinaires, et en mettant en place et en œuvre des processus de suivi, d'audit et d'assurance de qualité, favorisent la bonne qualité de la conception du SIA et contribuent à sensibiliser les experts du domaine RH ainsi que les non-spécialistes du domaine aux différents enjeux prévus.

### **5.2.3. Besoin d'une intervention humaine**

Notre seconde question de recherche porte sur la mesure dans laquelle les données RH devraient être soumises à un contrôle et à une validation humaine. Nous tenterons de répondre à cette question à travers les résultats des entretiens. Tel que nous avons élaboré dans notre 2<sup>ème</sup> pilier du cadre conceptuel au chapitre 3 à la section de l'IA centrée sur l'humain (ou *Human in or on the loop*) et illustré à la figure 3.2 (p. 91), la littérature est partagée à cet égard. Certains chercheurs soutiennent l'idée que la prise de décision et le

contrôle sont « centrés sur l'humain », d'autres sont partisans de l'approche de « l'humain hors de la boucle ».

Quant à nos interviewés, ils considèrent l'intervention humaine un élément crucial pour l'alimentation, l'entraînement, le test et la validation des données RH. D'ailleurs, les extraits de leurs propos en témoignent. Par exemple, un répondant a qualifié le *Chatbot*, un outil d'IA «*semi-autonome*», dans le but d'exprimer la capacité limitée de l'outil d'IA à effectuer des modifications tout seul. Un autre a exprimé que l'entraînement de l'outil d'IA est fait «*de façon supervisée.*»

Pour les interviewés suivants, l'intervention humaine est nécessaire dans toutes les phases du processus du cycle de vie de l'IA, de l'alimentation, à l'entraînement, au test, à la validation. Ainsi, ils l'ont exprimé de différentes façons :

*« On a toujours besoin de l'intervention humaine pour alimenter, tester et valider que ça soit au niveau de la source ou au niveau du pipeline d'entraînement »,*

*« C'est une intervention humaine qu'on a besoin pour tester et valider; comme un système d'entretien continu »,*

*« C'est ça en travaillant d'une façon étroite sur la validation des données sur la qualité des données, c'est vraiment comme tu ne peux pas laisser la machine rouler [...] tout seul d'une façon autonome parce que c'est des pratiques juridiques, [...] ce n'est pas des processus qui peuvent s'automatiser complètement, tu as toujours des professionnels RH un avocat pour toujours vérifier la conformité des données. »*

Alors, pour tous les répondants, l'approche l'IA centré sur l'humain (ou *Human in the loop*), est l'approche dominante.

### **5.3. Appropriation des différents enjeux liés à la conception et à l'utilisation future du SIA**

Notre troisième question de recherche consiste à comprendre comment les parties prenantes au développement d'un SIA en RH s'approprient les différentes questions liées à la conception et à l'utilisation future du SIA, tel que décrit à la figure du cadre conceptuel, 3.2 (p. 91).

Tel qu'on a élaboré aux chapitres 2 et 3 et illustré à la figure 3.2 (p. 91), de nombreux enjeux, le SIA et ses différentes parties prenantes confrontent depuis la collecte de données au post-déploiement comme les enjeux au niveau de l'IA et ses applications en RH; au niveau des données d'alimentation RH du SIA comme les données RH en soi et les données RH produites des fonctions, services et pratiques RH; au niveau de la qualité des données RH en IA et, enfin, au niveau de la conception des outils d'IA et du cycle de vie de l'AA.

Les interviewés ont été demandés de s'exprimer sur l'effet et l'impact de l'IA qu'ils pensent avoir confrontés durant le développement de l'agent conversationnel ou qu'ils pensent que l'utilisateur confrontera. Tel que mentionné aux chapitres 2 et 3 et illustré à la figure 3.2 (p.91), plusieurs enjeux liés à la conception et à l'utilisation du *Chatbot*, le SIA et ses différentes parties prenantes confrontent. De ces enjeux, nous énumérons des enjeux éthiques comme l'effet de l'IA sur l'autonomie, le professionnalisme, l'empathie et la subjectivité de son utilisateur et sur la justesse des recommandations de l'agent conversationnel.

La réponse à cette question réside dans les résultats des entrevues menées auprès des parties prenantes à la conception de l'agent conversationnel. À cet égard, nous nous pencherons sur comment les parties prenantes prennent en charge les enjeux liés à la conception du *Chatbot* et les enjeux liés à l'utilisation future du *Chatbot*.

### 5.3.1. Enjeux liés à la conception du *Chatbot*

Tel qu'évoqué précédemment aux chapitres 2 et 3 et décrit à la figure 3.2 (p. 91), notre premier pilier du cadre conceptuel pivote autour de la qualité des données en RH et comment la promouvoir. En effet, pour assurer une bonne performance de l'IA, la qualité des données est cruciale. Nos interviewés valorisent la qualité des données RH (d'entrée et de sortie de l'IA) même si un changement ou une modification est nécessaire. De plus, ils apprécient le rôle important que ces données RH jouent ainsi que leurs impacts dans et sur le processus de conception et l'utilisation du *Chatbot*.

#### a. Qualité des données RH d'entrée

Ainsi, pour l'équipe des experts de contenu RH ainsi que pour les développeurs de l'outil, la qualité des données RH est primordiale et cruciale. Tout au long des entretiens, les répondants insistaient sur l'importance d'assurer une bonne qualité de données et le travail rigoureux nécessaire pour l'assurer afin d'éviter les effets et les impacts négatifs et de minimiser les biais.

Par exemple, pour un des répondants, l'entraînement du *Chatbot* doit être fait « *de façon supervisée* » afin de réduire les impacts et les effets négatifs, de s'assurer qu'il y ait un contrôle humain qui juge le contenu, et d'assurer

*« plus de la conformité des données, la qualité des données et des recommandations extraites à partir des réponses fournies par les gestionnaires ».*

Le spécialiste des données RH suppose que s'il y a des modifications à faire sur les données d'alimentation en raison d'un changement de réglementation, sa double préoccupation gravite autour de la qualité des données et l'impact de celles-ci sur les données de sortie de l'IA ou les recommandations:

*« On doit toujours revoir la qualité des données, on doit toujours revoir la justesse des données c'est comme ça qu'on essaie vraiment de réduire l'impact négatif au niveau de la précision de la décision. »*

Ensuite, il fait référence au processus de l'assurance de la qualité des données RH après avoir rédigé les jeux de données en disant qu' :

« [...] on pourrait embaucher un avocat qui a beaucoup d'années d'expérience et puis lui s'occupera de la qualité des données et de la validité des données. »

« Après qu'on a terminé, on le re-voie, ces arbres décisionnels à l'avocat. Lui va faire la vérification de la conformité juridique et puis la qualité des données. »

« [...] le fait qu'on ait des recours à des professionnels RH et un avocat à l'interne qui vérifient la qualité des données, puis des recommandations fournies par la plateforme, ça dilue les chances que [Chatbot] donne de mauvaises décisions sur le plan qui pourra avoir un impact sur la justice et puis l'équité des décisions. »

La conséquence de l'assurance de qualité, pour lui, c'est encore une fois avoir une bonne qualité des données de sortie de l'IA :

« Ça va être efficace et efficient aussi parce que ça permet de sauver du temps et puis tu as des données de qualité parce qu'elles ont été vérifiées puis c'est basé sur les meilleures pratiques. »

Il prend autant en charge la qualité de données du contenu qu'il considère l'assurance de qualité des données, le noyau des tâches de l'équipe des experts de contenu, en s'exprimant que :

« L'équipe RH, on s'occupe plus de la conformité des données, la qualité des données et des recommandations extraites à partir des réponses fournies par les gestionnaires. On vérifie la conformité. »

La préoccupation d'une bonne qualité des données RH n'est pas exclusivement aux experts de contenu RH et aux développeurs de l'outil d'IA, mais aussi aux utilisateurs de l'outil d'IA. Un des développeurs considère que le traitement des informations est une responsabilité des développeurs et de l'utilisateur du *Chatbot*. « Responsabilité de l'utilisateur », parce que, comme nous l'avons mentionné maintes fois dans les chapitres précédents, les données de sortie de l'IA servent comme des données d'entrée et d'alimentation dans le cycle d'AA de l'agent conversationnel. Il note que :

« Notre [les développeurs] responsabilité est de bien traiter les informations qu'on nous donne, de vérifier la qualité de l'information qu'on nous donne. C'est la responsabilité de la personne qui va utiliser le produit ».

#### **b. Qualité des données RH d'entrée au cas de modification ou de changement**

Pour tout changement ou modification des données RH d'entrée, comme l'évolution de lois ou de réglementation, l'outil d'IA a besoin d'être re-entraîné et réalimenté. Les répondants prennent en charge d'assurer l'exactitude, la pertinence et la précision des données d'entrée afin de réduire les effets négatifs sur les données de sortie.

Pour un des répondants, la mise à jour, le test et la validation sont cruciaux après tout changement pour assurer la bonne qualité. Ce processus est aussi prééminent qu'il considère une question de vie du *Chatbot* :

« Il faut la mettre à jour. Constamment. C'est un processus qui est continu et il faut toujours le tester et le valider » a affirmé un des répondants. « Ça un outil comme ça, ça ne fonctionne pas si on ne le met pas à jour. »

« C'est l'assurance de la qualité de contenu et vérifier qu'est-ce que la machine va dire, ça fait de bon sens? et faire des ajustements, c'est certain ça. »

Pour d'autres répondants, l'intervention humaine est nécessaire pour assurer la bonne qualité des données et pour valider la qualité de ces données d'entrée modifiées c'est pourquoi, les participants notent qu'« *il faut entraîner [l'agent conversationnel] de façon supervisée.* » et que le « *[Chatbot] va apprendre de façon semi-autonome.* ».

Cependant, si les mesures ne sont pas prises pour re-entraîner l'agent conversationnel suite à des changements de législation, les impacts négatifs sur les recommandations de l'agent conversationnel sont élevés.

Plusieurs répondants ont mis en évidence les impacts négatifs des données d'entrée modifiées sur les recommandations, comme le démontre les extraits suivants, pour inciter à prendre des mesures justificatives afin d'assurer la bonne qualité des données RH de sortie du *Chatbot*:

« On peut avoir des impacts sur la qualité des recommandations »,

Il y a des « risques que les recommandations soient incomplètes ou inexactes; »

« Ça, un outil comme ça, ça ne fonctionne pas si on ne le met pas à jour ».

« Si la recommandation n'est pas conforme avec la loi, [...], les recommandations ne sont pas bonnes [...] ».

La conséquence, si discipliné maladroitement,

« *c'est l'employé, à ce moment-là parce qu'ils [les gestionnaires RH] n'ont pas pris la bonne décision, il peut poursuivre l'entreprise légalement.* »

### **c. Qualité des données RH de sortie de l'IA**

En ce qui concerne les résultats prévus de l'outil IA d'aide à la décision et leurs qualités, la plupart des répondants considèrent l'agent conversationnel en cours de développement comme un bon outil en termes d'efficacité et d'efficacité des résultats prévus.

Le commentaire d'un des répondants nous a illustré le *Chatbot* comme :

« [...] un bon outil parce que ça permet au gestionnaire à quelques bouts de cliques d'avoir comme des recommandations sur les meilleures pratiques RH basées 1) sur l'expertise des professionnels RH et des avocats 2) sur les meilleures pratiques. Ça permet aussi à sauver du temps au gestionnaire parce qu'au lieu de chercher longtemps comme je le fais, c'est mon travail, et de mon équipe. »

Il continue que le *Chatbot*

« va être efficace et efficient aussi parce que ça permet de sauver du temps et puis tu as des données de qualité parce qu'elles ont été vérifiées puis c'est basé sur les meilleures pratiques les données qui sont extraites des arbres décisionnels.»

Un autre répondant trouve ce *Chatbot* un bon outil parce qu'il apprend plus vite que l'humain et qu'il n'oublie pas ce qu'il apprend :

« Je crois qu'il apprend beaucoup plus vite [...], l'apprentissage d'un agent est plus rapide que l'apprentissage d'un être humain [...] ce qui est bon avec l'agent est qu'il n'oublie jamais, et l'information sera gardée, s'il apprend l'information il

*ne va jamais l'oublier. Ce n'est pas comme l'être humain, je peux dire, mais il ne faut jamais oublier que l'assistance de l'humain est primordiale. »*

Un autre répondant était un peu plus prudent et précaucieux. Il ne peut pas juger si ce *Chatbot* est un bon outil, du moins pour le moment. Il a exprimé son hésitation en commentant :

*« À un certain degré. [...], c'est un outil qui est incomplet. [...]. Dans un moment donné tu ne peux pas dire à la machine de prévoir tous ces scénarios-là, parce qu'un moment donné, il y a trop de variables de point de vue de protection. La protection est la responsabilité de [la firme]. Je l'ai déjà d'ailleurs recommandé de faire un disclaimer. C'est important de dire dans tous les scénarios que c'est un outil de gestion on te donne des paramètres, c'est la gestion, mais du point de vue juridique consultez un avocat. »*

La prudence de ce répondant découle de son souci de fournir aux consommateurs un *Chatbot* de qualité, de les protéger contre des décisions inappropriées et de dégager l'entreprise de toute responsabilité, le cas échéant.

Apparemment, pour tous les répondants, la qualité des données RH, que ce soit en entrée ou en sortie de l'IA, est primordiale et cruciale pour toutes les parties prenantes de la conception du *Chatbot*, pour l'équipe d'experts de contenu RH ainsi que pour les développeurs de l'outil, dans la mesure où ils se chargent de la garantir pour éviter des conséquences négatives.

### **5.3.2. Impacts et effets liés à l'utilisation future du *Chatbot***

Presque toutes les parties prenantes de la conception du *Chatbot*, de l'équipe d'experts de contenu RH, aux développeurs de l'outil, ont des préoccupations quant aux impacts et aux effets de l'IA liés à l'utilisation future du *Chatbot*. Les questions ouvertes de notre grille d'entrevue ont permis à chaque interviewé de s'exprimer librement et de reconnaître dans quelle mesure les parties prenantes du développement de l'agent conversationnel d'aide à la prise de décision dans la gestion disciplinaire en RH prennent en charge les enjeux liés à l'utilisation future du *Chatbot*.

Les résultats de nos entretiens nous ont permis de les regrouper en trois catégories vis-à-vis les effets et les impacts liés à l'utilisation future du *Chatbot*. Certains admettent la probabilité que le *Chatbot* laisse place à des enjeux liés à son utilisation future. D'autres sont conscients de ces enjeux, mais ne pensent pas qu'ils puissent l'influencer négativement. Enfin, d'autres étaient plus ambitieux en faveur de l'influence positive de l'utilisation du *Chatbot* sur son utilisateur.

**a. Conscients des enjeux liés à l'utilisation future du *Chatbot* et de ses effets**

Plusieurs préoccupations troublent l'esprit de la majorité des répondants qui sont conscients des enjeux et des défis liés à l'utilisation future du *Chatbot* sur son utilisateur.

Par exemple, pour certains répondants, ce qui est à risque est « *la validité des données et la qualité des données sur le plan juridique* ». Pour d'autres, ils craignent la malle « *compréhension du processus RH et aussi des processus sur le plan informatique* ». Ceci exposera le *Chatbot* à des enjeux ainsi que son utilisateur.

D'autres pensent que le *Chatbot* peut influencer l'autonomie du gestionnaire positivement compte tenu des années d'expérience de celui-ci :

*« Pourra influencer l'autonomie du gestionnaire, mais ça dépend du professionnalisme de ce gestionnaire. Si le gestionnaire est moins expérimenté alors elle pourra l'influencer, sinon le professionnel pourra ne pas prendre en considération les recommandations de [Chatbot] ».*

Un autre répondant décortique davantage l'influence positive du *Chatbot* sur l'autonomie de son utilisateur en fonction de l'expérience des gestionnaires. Il souligne que

*« L'influence de l'autonomie de la personne sera seulement dans le contexte positif en fait c'est-à-dire la juste ouverte de plus de perspective et donner ou permettre un avis plus éclairé à la personne, ça ne va pas brider personne ».*

*« Si tu n'es pas un professionnel, il y aura peut-être une vision sur certains points compliqués, une certaine subtilité que nous n'aurons pas. Mais je pense qu'on fera gagner vraiment au niveau d'une certaine intermédiaire qui aura du recule et qui*

*peut encore faire quelques erreurs et qui influence ce qu'était. [Pour] une personne, qui a de l'expérience, a tendance d'oublier des choses ».*

D'autres ont des préoccupations sur l'impact et l'effet des recommandations du *Chatbot* sur la prise de décisions de son utilisateur. Un des répondants a soulevé plusieurs :

*«[...] Surestimer la valeur d'information, sous-estimer la précision de l'information, surestimer le fait que l'information est complète, ou incomplète, sous-estimer maintenant le besoin de consulter un avocat en droit du travail. [...] Mais il y a des situations juridiques [qui] sont très complexes, il faut être capable et puis il faut réfléchir, il faut prendre son temps, il faut être capable de poser les bonnes questions ».*

*« Si mal utilisé, mais c'est à la fin, la décision du gestionnaire, la faute c'est l'humain qui va prendre la décision et évaluer les recommandations [du Chatbot] ».*

Quant à l'un des développeurs de l'AA, tel qu'on a mentionné dans la section des défis et les enjeux de l'IA en RH au chapitre 2, il a exprimé ses préoccupations quant à la formulation de l'algorithme et de la construction de modèles de compréhension du langage naturel pour des fonctions RH reconnus par leur complexité et la présence de plusieurs variables non quantifiables. Il a noté que

*« La construction des modèles NLU Natural Language Understanding pour la compréhension des données est assez difficile parce qu'il y avait beaucoup de références à suivre, parce que [la RH] est un domaine qui est vraiment développé [dans le sens de complexe] ».*

La directrice RH a soulevé la raison pour laquelle l'IA en RH comporte un défi majeur, soit la gestion des humains, son jugement et son comportement. Ce défi a été aussi élaboré amplement au chapitre 2 – recension des écrits :

*« On gère des humains. La loi aussi prévoit aussi des mécanismes de protection, notamment au niveau de la religion, de conditions médicales et ainsi de suite. [...] On n'aura jamais un algorithme qui va faire une enquête de harcèlement sexuel. »*

D'autres questionnent si le *Chatbot* adhère strictement à la loi ou il pourra faire certains compromis et être plus empathique :

*« Est-ce que [Chatbot] va aller textuellement selon la loi, ou bien [Chatbot] insère des pratiques qui [vont] poser des challenges sur le plan éthique? »*

*« Des fois sur le plan juridique, tu peux donner des suspensions, tel jour, mais est-ce que [Chatbot] est capable d'être fair, de balancer? Comme [Chatbot] on sait qu'elle ne peut pas prendre tout sur le plan contextuel. »*

D'autres ont identifié les effets des enjeux liés à l'utilisation du *Chatbot* à condition que l'utilisateur ou la fonction RH prenne le blâme:

*« Je ne pense pas qu'il y a des risques à moins que l'utilisateur fasse entrer des informations erronées ».*

*« Le gestionnaire prend la décision en fonction des éléments recommandés par [Chatbot], mais aussi en fonction de ses propres expériences, ses propres connaissances et ses propres contextes ».*

*« Si on a un bot qui n'est pas en RH ça poserait les mêmes questions. S'il a un problème éthique, il serait au niveau de RH lui-même, mais pas dans l'IA. »*

*« Nous en tant que développeurs [...], notre responsabilité est de bien traiter les informations qu'on nous donne, pas de vérifier la qualité de l'information qu'on nous donne. ça c'est la responsabilité de la personne qui va utiliser le produit. »*

Un autre répondant a mis la lumière sur quelques caractéristiques du comportement du gestionnaire ou l'utilisateur du *Chatbot* qui peut nuancer les décisions et changer l'orientation de tout un dossier disciplinaire, telle que le tempérament, l'intonation et la tonalité de la voix de l'utilisateur que, actuellement, ce *Chatbot* ne peut pas détecter.

*« Dans les nuances, dans l'appréciation, c'est le témoignage d'une personne et l'intonation de sa voix peut changer, tout un dossier, je l'ai vécu [Chatbot] n'est pas capable de détecter. »*

**b. Conscients des enjeux liés à l'utilisation future du *Chatbot* mais pas de ses effets négatifs**

Bien qu'ils soient conscients des enjeux liés à l'utilisation future du *Chatbot*, certains répondants ne pensent pas que ces enjeux peuvent influencer négativement l'utilisateur. Ceci pour plusieurs raisons comme l'affirme un des répondants :

*« On n'entraîne pas sur des données historiques, et on ne tient pas compte lorsqu'on fait l'entraînement de l'âge, le sexe, ou la race ou l'ethnique ».*

Premièrement, selon le répondant, l'origine des données RH d'entrée ou d'entraînement du *Chatbot* n'est pas des données historiques. Tel que mentionné à la section des enjeux associés à la conception du SIA du chapitre du cadre conceptuel et illustré aux figures 3.1 et 3.2 (p. 70 et 91), les données d'entrée historiques peuvent entraîner des biais historiques dus aux anciennes décisions suite à des services ou de pratiques RH avant la conception de l'algorithme. Or, si les données d'entrée d'un algorithme comprennent des biais cognitifs, des jugements, des stéréotypes ou des préjugés humains, la sortie ou l'analyse qui s'ensuit l'est également (Köchling et Wehmer, 2020).

La deuxième raison fournie est que les données fabriquées en interne ne touchent pas à tout ce qui est protégé et prohibé par la loi comme l'âge, le sexe et la religion.

La troisième raison, selon certains répondants, est que l'effet négatif des enjeux, le cas échéant, est dû aux données d'alimentation erronées qui vont forcément entraîner à des recommandations biaisées. Pour eux, le blâme de l'impact négatif est mis sur les données erronées et non pas sur l'utilisation du *Chatbot*. Ci-dessous, nous partageons quelques extraits :

*« On doit toujours revoir la qualité des données, on doit toujours revoir la justesse des données, c'est comme ça qu'on essaie vraiment de réduire l'impact négatif au niveau de la précision de la décision. »*

*« Si les données et puis les recommandations ne sont pas valides en fonction du processus de questions-réponses, et puis, les recommandations ne sont pas valides. »*

*« La mauvaise interprétation [...], l'algorithme va donner des recommandations en fonction des données qu'elles ont [...] consommées. S'il manque de l'information, c'est sûr que la réponse va être biaisée. »*

*« Outil d'aide à la décision, support, décision finale sont au gestionnaire, basés sur les meilleures pratiques, même si l'info est erronée, la faute est celui qui a menti. »*

Cependant, la raison dominante pour laquelle la majorité des répondants s'accordent est que cet agent conversationnel est « un outil d'aide à la décision ». Pour eux, cet agent conversationnel n'est qu'une aide à la prise de décision. Cet outil guide son utilisateur aux processus de prise de décision. En conséquence, ils ne pensent pas que les enjeux liés à l'utilisation de cet agent conversationnel peuvent influencer négativement son utilisateur comme le témoignent les différents extraits provenant de plusieurs interviewés :

*« L'action ou la recommandation va être toujours validée par les ressources humaines. C'est juste une aide à la décision, ce n'est pas la décision. »*

*« On ne veut pas que le gestionnaire utilise [Chatbot] d'une façon automate parce que c'est vraiment une aide à la décision. »*

*« Ce n'est pas un outil qui donne des décisions pour le gestionnaire. [...] elle peut avoir un impact sur la prise de décision, mais [...] essaie toujours de faire appeler que c'est un outil de recommandations. »*

*« On fait toujours rappeler que ce n'est pas un outil juridique, c'est un outil d'aide à la décision, l'utilisateur de ceci doit faire référence à un avocat. ».*

*« C'est un support d'aide à la décision alors que la décision finale ça revient au gestionnaire, la décision est prise par le gestionnaire, je ne pense pas que [Chatbot] peut avoir un impact ».*

*« Tu ne peux pas laisser la machine roulée. Si on veut toute seule d'une façon autonome parce que c'est des pratiques juridiques. C'est souvent très complexe comme ce n'est pas des processus qui peuvent s'automatiser complètement. Tu as toujours des professionnels RH un avocat [...] ».*

« Outil d'aide à la décision, support, décision finale sont au gestionnaire, basés sur les meilleures pratiques, même si l'info est erronée, la faute est celui qui a menti ».

« Si c'est [la recommandation] trop complexe ou trop touché qui a trop d'angles morts, à ce moment-là c'est l'humain qui prend la relève. On n'aura jamais un algorithme qui va faire une enquête d'harcèlement sexuel. L'humain a la misère à le faire ».

« [Chatbot] va les aiguiller, mais pas les influencer. Il y a des questions, mais c'est l'humain; les recommandations de [Chatbot] sont objectives, mais le gestionnaire prend les décisions selon son humeur. »

### **c. Ambitieux de l'impact ou de l'effet positif sur l'utilisation future du Chatbot**

Par contre, les interviewés étaient ambitieux et certains de l'influence positive que cet outil d'IA pourra avoir sur son utilisateur pour plusieurs raisons. Voici, un échantillon des extraits des réponses que nous avons reçu :

L'« influence de l'autonomie de la personne sera seulement dans le contexte positif en fait c.-à-d. la juste ouverte de plus de perspective et donner ou permettre un avis plus éclairé à la personne, ça ne va pas brider personne. [...]. Une personne qui a de l'expérience, a tendance d'oublier des choses. »

« Au moins elle [Chatbot] va uniformiser l'analyse. »

D'autres ont fait référence à l'impact positif réciproque du professionnalisme du Chatbot et de son utilisateur. Selon les répondants, c'est un cycle. D'une part, le Chatbot gagne plus d'expérience de son utilisateur. Tel que nous avons mentionné au chapitre 3 sous la section de processus de génération de données des algorithmes d'AA et au chapitre 2 sous la section de concepts clés de l'IA, l'apprentissage automatique peut s'améliorer automatiquement par l'expérience et par l'utilisation des données. En conséquence, à force d'utiliser le Chatbot, ce dernier s'alimente des données de sortie qui servent comme des données d'entrée. Ainsi, l'agent conversationnel gagne de l'expérience. De l'autre part, le Chatbot va influencer positivement son utilisateur en fournissant de bonnes recommandations. Par conséquent, l'utilisateur, à son tour, va gagner de l'expérience du

Chatbot. Ci-dessous, quelques extraits des répondants qui illustrent l'influence positive réciproque du professionnalisme du Chatbot et de son utilisateur :

*« Développer davantage des arbres décisionnels puis approfondir les connaissances de l'agent conversationnel qui va amener l'humain [gestionnaire] à s'évoluer et puis l'humain va nous amener à évoluer lui [Chatbot] aussi en tant que plateforme. Donc, je le vois juste positif. »*

*« [Chatbot] va améliorer son output [gestionnaire] parce que même s'il n'a pas d'expérience [Chatbot] elle va supporter sa décision. Elle va l'aider, elle va le guider. [...] Comme si ce nouveau RH qui est sans expérience, il va se bénéficier de l'expérience du [Chatbot].*

*On ne peut pas dire qu'il n'a pas d'expérience parce que déjà lorsqu'il [gestionnaire] va commencer, il va avoir l'expérience de [Chatbot] par défaut. [...] Si elle [Chatbot] a plusieurs années d'expérience, d'un premier lieu, [gestionnaire] il va gagner beaucoup de temps comme je l'ai déjà dit pour prendre des décisions. Il va aussi avec son expérience, il peut améliorer l'expérience de [Chatbot] s'il peut détecter de mauvaises recommandations. »*

*« Si tu n'es pas un professionnel, il y aura peut-être une vision sur certains points compliqués, une certaine subtilité que nous n'aurons pas. Mais je pense qu'on fera gagner vraiment au niveau d'une certaine intermédiaire en fait qui aura du recul et qui peut encore faire quelques erreurs et qui influence ce qu'était. Si tu es un débutant et tu ne connais pas grand-chose dans les RH, il faut qu'il [gestionnaire] apprenne; [...]* appuyé des couches de connaissance, donc, l'autre personne [gestionnaire] va être en apprentissage. »

*« Personne qui a de l'expérience, ça peut les aider à confirmer les choses. Ceux qui ont beaucoup d'expérience, normalement ça devait confirmer ce qu'ils ont déjà analysé spontanément. [...] oui, ça permettra, je pense, d'éviter certains oublis. »*

*« À force de faire le même processus et puis faire dire tout le temps la même réponse, sensibiliser un gestionnaire RH, ça va faire le gestionnaire va devenir un gestionnaire meilleur. »*

Donc, nos résultats nous ont permis de distinguer deux catégories d'interviewés en ce qui concerne les effets négatifs liés à l'utilisation future du SIA : une catégorie consciente des enjeux liés à l'utilisation future du *Chatbot* et de ses effets négatifs et une autre consciente de ces enjeux, mais ne pense pas que ces enjeux puissent influencer négativement l'utilisateur du *Chatbot*. Toutefois, la deuxième catégorie des répondants domine. Presque la majorité des répondants sont conscients des enjeux liés à l'utilisation future de l'IA, mais ne pensent pas qu'ils puissent influencer négativement son utilisateur.

Cette raison dominante est en raison de l'objectif d'utilisation visé du *Chatbot*. D'après la majorité des répondants, le *Chatbot* est un outil d'aide à la décision. Il guide son utilisateur aux démarches nécessaires pour la gestion disciplinaire. Il recourt à la loi, mais la décision finale est prise par l'utilisateur. En conséquence, pour la majorité, les effets négatifs liés à l'utilisation future du *Chatbot* ne sont pas probables.

En somme, les principaux thèmes émergeant de tous les entretiens gravitent autour ces quatre axes : la collaboration, le besoin d'une intervention humaine dans toutes les phases de conception de l'outil, l'importance de la qualité de données, le processus de test, de validation, de contrôle et de l'assurance de qualité sont des processus continus, constants et réguliers sans quoi les effets de l'IA, laissée à elle-même, peuvent s'avérer indésirables. De plus, l'impact et les enjeux liés à l'utilisation future du *Chatbot* sont mineurs versus les avantages et les bénéfices vu que ce SIA est une aide à la décision. Enfin, le tableau 5.2 décrit brièvement le résultat des réponses aux nos trois questions de recherche.

Tableau 5.2 – Résultats des réponses aux trois questions de recherche

1 <sup>er</sup> Pilier :	2 <sup>ème</sup> Pilier :	3 <sup>ème</sup> Pilier :
Comment promouvoir une bonne qualité de données?	Données soumises à une validation et un contrôle humains?	Appropriation par les parties prenantes?
<p>Avoir une mesure de véracité des données :</p> <p>Données d'entrée et de sorties RH sujettes aux <b>mécanismes cruciaux itératifs et non linéaires</b>:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• de <u>nettoyage des données et du processus de contrôle et de validation continus</u></li> <li>• d' <u>assurance et de réassurance de qualité</u> par l'équipe des experts de contenu RH</li> </ul> <p><b>La collaboration inter et intraéquipe – Clé pour améliorer le processus de conception de l'IA</b></p>	<p>Agir en complémentarité : IA et l'humain</p> <p>Algorithmes-humain augmenté</p> <p>RH augmentée par l'IA</p> <p>IA centré sur l'humain</p> <p>Intervention humaine inévitable dans toutes les phases de la conception</p>	<p>Enjeux liés à la conception de l'IA :</p> <p>La bonne qualité des données RH (d'entrée et de sortie de l'IA) est cruciale même si un changement ou une modification est nécessaire</p>
<p>Avoir des responsables RH vigilants :</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>Redéfinir les tâches RH</b> en créant des opportunités aux gestionnaires RH de transposer au <i>Chatbot</i> leurs expériences en RH opérationnelles et d'utiliser leurs compétences analytiques accumulées au fil des années</li> <li>• <b>Acquérir des compétences interdisciplinaires :</b></li> </ul> <p>Pour <u>les RH</u> : s'impliquer davantage dans la technicité de l'IA et comprendre le processus de la conception de l'agent conversationnel pour s'y adapter.</p> <p>Pour les non-RH : s'impliquer davantage dans les pratiques et les services RH afin de mieux les</p>	<p>« IA dans la boucle » est inévitable:</p> <p>Prise de décision et contrôle centrés sur l'humain</p>	<p>Enjeux liés à l'utilisation futurs de l'IA :</p> <p>Impact et enjeux sont mineurs versus les avantages et les bénéfices vu que ce SIA est une aide à la décision.</p>

comprendre pour des fins de conceptions • <b>Éduquer et sensibiliser les spécialistes et les non-spécialistes RH des enjeux prévus</b> en mettant en place et en œuvre un processus de suivi, d'audit et d'assurance de qualité		
--	--	--

## Chapitre 6 - Discussion

Ce chapitre présente l'analyse des résultats de recherche présentés au chapitre 5. L'analyse de cette recherche sera basée sur deux sources de données soit, dans un premier temps, sur les répondants aux entrevues, et ensuite, sur l'observation-participante. Enfin, un retour sur le cadre conceptuel sera effectué, lequel repose sur trois piliers, tel qu'illustré à la figure 3.2 (p. 91). Le premier pilier illustré à la figure 3.2 (p. 91), porte sur la façon de promouvoir la bonne qualité des données dans la conception et l'utilisation d'un outil d'IA en GRH. Le second nous présente dans quelle mesure ces données devraient être soumises à un contrôle et à une validation humaine, illustrés à la figure 3.2 (p. 91). Quant au troisième pilier, il porte sur les parties prenantes au développement d'un SIA en RH et plus spécifiquement sur comme ces dernières s'approprient les différentes questions liées à la conception et à l'utilisation future du SIA, aussi figure 3.2 (p. 91).

Dans le cadre de ce chapitre, nous présenterons la cartographie du processus de conception de l'agent conversationnel. Ensuite, nous soulignerons sur un constat sur les figures de la conception de l'IA ou de génération de données de l'AA consultés et nous proposerons une modification, illustrée à la figure 6.1 (p. 157) et reprise de la figure 3.1 (70).

D'après nos résultats de recherche, nous identifierons quelques enjeux aux différentes phases du cycle de vie de l'IA. Parmi ces enjeux, nous trouvons des biais au niveau des données d'alimentation en situations réelles, des enjeux au niveau du processus de nettoyage de données et des enjeux de pauvreté de données en termes de volume limité. Nous avons aussi identifié des enjeux des meilleures pratiques, des enjeux de dimensions de mesure de qualité de données, d'enjeu d'équipe multidisciplinaire, d'enjeu de surconfiance en SIA et d'enjeu de sous-estimation des conséquences des recommandations. En outre, nous analyserons l'enjeu du facteur humain dans l'approche « IA centrée sur l'humain » qui peut survenir, puisque le résultat de notre étude nous a permis de démontrer que l'intervention humaine est primordiale dans toutes les phases du processus du cycle de vie de l'IA, de l'alimentation, à l'entraînement, surtout dans le processus de test et de validation qui est un processus constant et régulier.

Enfin, pour clore ce chapitre, nous analyserons, ensuite, les résultats de notre recherche sur comment les parties s'approprient les différents enjeux liés à la conception et à l'utilisation future du SIA et présenter quelques suggestions de remède.

## **6.1. Favorisation d'une bonne qualité de données RH**

Notre premier pilier du cadre conceptuel consiste à favoriser une bonne qualité de données RH dans la conception et l'utilisation du SIA en GRH. Tel que déjà mentionné au chapitre 3 dans la section de favorisation de la qualité de données en RH qui couvre notre premier pilier du cadre conceptuel et illustré à la figure 3.2 (p. 91), cette assurance de qualité des données RH est mesurée en fonction de trois dimensions de qualité : « avoir une IA sans biais » par les mécanismes des outils de détection de biais algorithmiques, de la gouvernance algorithmique et la réglementation ou des outils d'évaluation (dépassé le sujet du présent mémoire); « avoir une mesure de véracité des données » par les mécanismes de nettoyage des données et du processus de contrôle, de validation et d'audit; et/ou « avoir des responsables et des gestionnaires RH vigilants » en redéfinissant les tâches RH, en possédant des compétences interdisciplinaires, en éduquant et en sensibilisant les experts du domaine et les non-spécialistes du domaine des enjeux prévus et en mettant en place et en œuvre un processus de suivi, d'audit et d'assurance de qualité.

**6.1.1. Première dimension de qualité : avoir une mesure de véracité des données** par le processus de contrôle, de validation et d'audit et le mécanisme de nettoyage des données (figure 3.2, p. 91)

### **a. Cartographie du processus de conception de l'agent conversationnel et du processus de l'assurance de qualité des données RH**

Nos résultats de recherche au chapitre 5 nous ont permis en premier lieu de décrire la cartographie actuelle de conception du *Chatbot* ainsi que le processus de l'assurance de la qualité actuel des données RH. Cependant, quelques lacunes existent dans les cartographies actuelles. Pour y remédier, nous proposons quelques recommandations afin d'améliorer les processus de conceptions du SIA et l'assurance de qualité des données RH et de tout le processus du cycle de vie de l'IA, en nous basant sur les dimensions élaborées dans les paragraphes suivants.

Tel que mentionné au chapitre 5, les membres des équipes qui développent le *Chatbot* (les concepteurs de l'AA et les experts de contenu RH) et qui testent, valident et assurent la qualité de l'outil d'IA sont les mêmes. Toutefois, pour assurer une bonne qualité de données en RH, il est plus favorable que les membres des équipes responsables de la conception et des experts de contenu RH de l'outil d'IA soient différents que ceux qui

assurent la qualité du SIA. Un tiers parti impartial est idéal afin d'éviter tout conflit d'intérêts entre les différentes parties prenantes. L'œil des experts des contenus RH ne peut pas capturer facilement toutes les erreurs, les biais et les enjeux dans les données d'entrées RH qu'ils l'ont eux-mêmes fabriquées. En effet, les biais dans le flux de données des différentes phases du cycle de vie de l'AA, sont souvent introduits en raison des choix, des décisions et des jugements effectués par le concepteur de l'algorithme (Srinivasan *et al.*, 2021; Suresh *et al.*, 2021).

En conséquence, afin de promouvoir une bonne qualité de données soit d'entrée soit de sortie de l'IA et de respecter la première dimension de qualité de donnée, « avoir une IA sans biais », tel qu'évoqué au chapitre 3 à la sous-section de critères pour promouvoir une bonne qualité de données RH et illustré à la figure 3.2, p. 91), et pour prévenir les enjeux, la responsabilité des entreprises consiste à créer et mettre en œuvre un processus de contrôle de la qualité de données, des métriques de qualité, collecter de nouvelles données, évaluer la qualité des données et supprimer les données inexacts de l'ensemble des données d'entraînement et de test (Köchling *et al.*, 2020) ainsi qu'alimenter par des données inclusives et représentatives (Abid, 2021). De préférence, ce processus de l'assurance de qualité doit être pris en charge par un tiers parti.

#### **b. Constat**

Nous avons constaté que dans toutes les figures des revues de littératures consultées, la flèche qui ferme la boucle du cycle de l'apprentissage automatique des données RH manque. En d'autres termes, tel qu'ajouté à la figure 6.1, la reprise de la figure 3.1 (p. 70), nous avons pris l'initiative d'ajouter une flèche qui lie les données de sorties aux données d'entrée puisque les données de sortie serviront comme de nouvelles données d'entrée afin que la machine continue à apprendre. En effet, l'AA est basé sur le concept de s'améliorer automatiquement par l'expérience et par l'utilisation des données et d'une manière autonome, tel qu'a été amplement élaboré tout au long du présent mémoire et plus spécifiquement, au chapitre 2 à la section concepts clés de l'IA et au chapitre 3 à la section de fondements conceptuels de la qualité des données RH en IA.

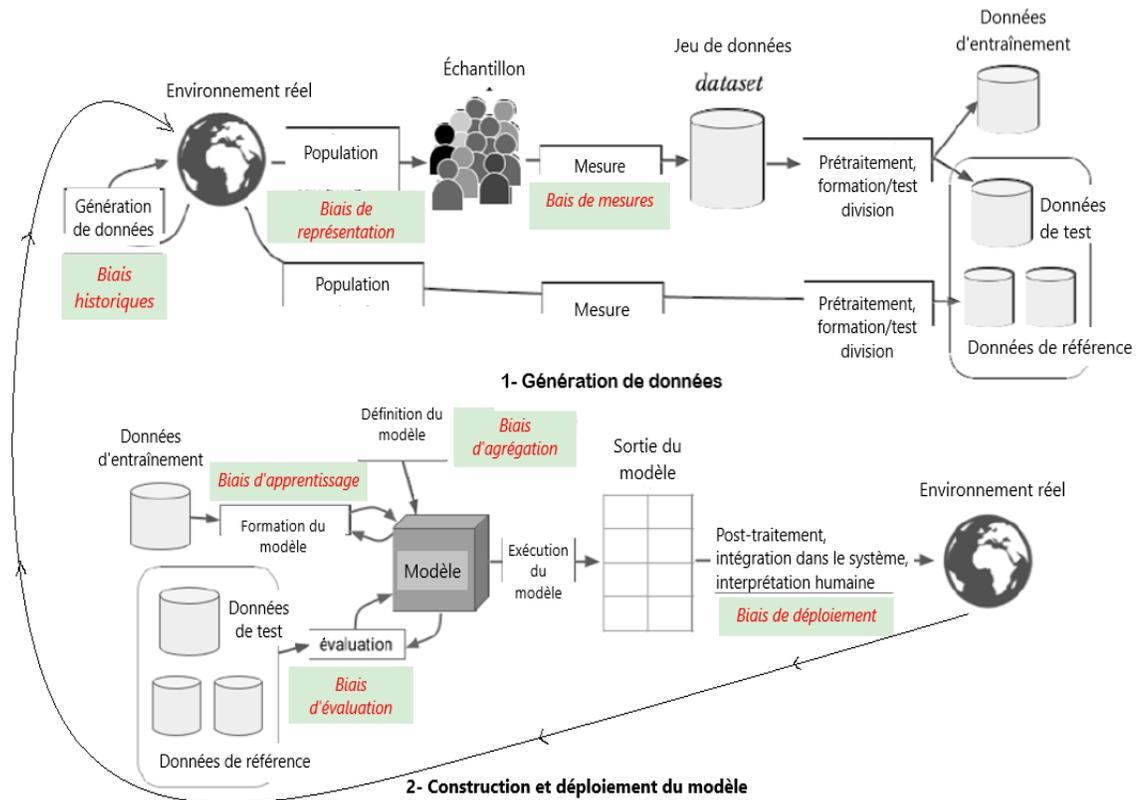


Figure 6.1 – Reprise de la Figure 3.1 (ajout de de flèche) - Processus de génération de données de l'apprentissage automatique (Suresh et al., 2021)

### c. Quelques enjeux issus de la littérature confirmés

À la lumière des cadres théoriques présentés au chapitre 2 de la recension des écrites et au chapitre 3 du cadre conceptuel ainsi que nos résultats d'observation et des entrevues, nous avons pu identifier quelques enjeux actuels et futurs dans différentes phases du cycle de vie de l'IA tels que les biais au niveau des données d'alimentation en situations réelles, des enjeux au niveau du processus de nettoyage de données, des enjeux de pauvreté de données en termes de volume limité, des enjeux des meilleures pratiques, des enjeux des dimensions de mesure de qualité de données, d'enjeu d'équipe multidisciplinaire, d'enjeu de surconfiance en SIA et enjeu de sous-estimation des conséquences des recommandations.

- **Biais au niveau de données d'alimentation aux environnements réels**

Tel qu'indiqué dans la section origines des biais de la conception et du déploiement du SIA, les données d'alimentation historiques peuvent comprendre des biais historiques comme les biais de discrimination suite à des décisions managériales passées (Edwards et Rodriguez, 2019). Cependant, puisque l'agent conversationnel de la firme étudiée n'est pas alimenté par des données RH historiques et que les données RH d'entrée sont fabriquées en interne, la probabilité du transfert de biais historiques est nulle. Ceci ne signifie pas que la phase de la collecte de données RH n'est pas exposée à des biais. Rappelons-nous que les experts de contenu RH sont des humains. Alors, ils sont susceptibles à des erreurs et peuvent ainsi créer des biais cognitifs lors de la conception du SIA (Soleimani *et al.*, 2021; Tambe *et al.*, 2019).

Par ailleurs, les co-fondateurs de la firme, nous ont révélé, qu'afin d'avoir des données plus riches et plus diversifiées le *Chatbot* sera entraîné par les professionnels RH, membres de CRHA :

*« ce qu'on veut faire, c'est avoir une diversification de points de données », et puisque « l'employé est entraîné à l'interne, d'où la pertinence de mettre au niveau de open source du CRHA. »,*

En conséquence, le *Chatbot* sera plus exposé aux enjeux et défis des mégadonnées tel que nous avons élaboré au chapitre 2 dans la section de l'IA et ses applications en GRH, rappelons-nous de quelques-uns tels que la difficulté à contrôler les 3 V(s) : volume, vitesse et variété, une plus grande difficulté à extraire des informations et des connaissances utiles pour prendre des décisions et de faire des prévisions raisonnablement justes et fiables et bien d'autres enjeux (Bâra *et al.*, 2015; Calvard et Jeske, 2018; Coron, 2019; Davenport, 2013; Frizzo-Barker *et al.*, 2016; Garcia-Arroyo *et al.*, 2019; Halaweh et El Massry, 2017; Meijerink et Bondarouk, 2021; Tonidandel *et al.*, 2015).

Les co-fondateurs de la firme ont continué de nous rappeler que le *Chatbot* sera exposé aux environnements réels et des situations réelles :

*et « puis, aussi les données en situation réelle qui ceux sont corrélées, qui ceux sont d'habitude plus riches. »*

Ceci va exposer davantage l’algorithme à des biais de déploiement tel que mentionné dans la section origines des biais de la conception et du déploiement du SIA du chapitre cadre conceptuel (Suresh *et al.*, 2021).

- **Enjeux au niveau du processus de nettoyage de données**

De même, dans la phase de la préparation des données RH, d’autres biais cognitifs peuvent se présenter. La fabrication des données est le produit des experts de contenu RH qui sont des humains susceptibles à des erreurs et à des biais cognitifs (Soleimani *et al.*, 2021; Tambe *et al.*, 2019). D’ailleurs, la fabrication des données RH en soi est soumise à des choix, des décisions et des jugements de leurs créateurs (Soleimani *et al.*, 2021; Srinivasan *et al.*, 2021; Suresh *et al.*, 2021), tel que mentionné dans la section d’origines des biais de la conception et du déploiement du SIA du chapitre du cadre conceptuel. Ensuite, tel qu’on a mentionné au chapitre 5 de résultat sous la sous-section de la mise en œuvre des processus de nettoyage de données, de test, de contrôle, de validation et d’assurance de qualité, le processus de nettoyage des données passent dans plusieurs démarches. Nos résultats nous ont montré que dans certaines démarches de ce processus de nettoyage de données, les données d’entraînement sont sujettes à des erreurs commises par l’équipe des développeurs. Tel que mentionné dans la section d’origines des biais de la conception et du déploiement du SIA du chapitre du cadre conceptuel mentionné, les développeurs, lors de la phase de préparation de données, nettoient les données en remplissant les valeurs manquantes dans les ensembles de données, par exemple (Castelijns *et al.*, 2020). Ce phénomène est aussi susceptible à des enjeux techniques et à des erreurs humaines (Suresh *et al.*, 2021).

- **Enjeux de pauvreté de données - volume limité**

De plus, un enjeu se présente à la firme au niveau de la quantité restreinte et limitée de données RH d’entrée nécessaire à l’alimentation de notre agent conversationnel, enjeu que l’on retrouve aussi chez plusieurs auteurs (Eve, 2019; Evseeva *et al.*, 2021; Maclure *et al.*, 2018; Tambe *et al.*, 2019). Tel que mentionné au chapitre 2 dans la sous-section de caractéristiques des données RH au chapitre 3 dans la section de défis et enjeux principaux associés à la qualité des données RH en IA et plus spécifiquement dans la sous-section de pauvreté de données (p. 66), plus les données sont nombreuses et riches, plus l’algorithme

de l'IA est fiable et précis (Eve, 2019; Evseeva et al., 2021; Maclure et al., 2018; Tambe et al., 2019). Or, cette quantité limitée peut influencer la qualité des données de sortie de l'agent conversationnel et de ses recommandations telle qu'élaborée dans la sous-section de pauvreté de données (p. 66) (Angrave et al., 2016; George et al., 2014). Une petite quantité de données entraîne à plus de subjectivité, plus de biais, plus de discrimination, moins de précision en termes des recommandations et des résultats (Angrave et al., 2016; George et al., 2014; Kavanagh et al., 2018; Nagtegaal, 2021; Silberg et al., 2019; Tambe et al., 2019).

Par ailleurs, puisqu'une quantité massive de données présente des enjeux ainsi que la quantité restreinte de données, alors c'est pertinent de se limiter à une quantité adéquate de données (Castrounis, 2019) qui est une des dimensions pour mesurer la qualité de données, énumérées dans la section de définition de la qualité de données en RH du chapitre 3 – cadre conceptuel. Cette quantité suffisante de données est capable de rendre l'agent conversationnel plus performant et plus puissant.

- **Enjeux des meilleures pratiques**

Dans le cadre de notre agent conversationnel d'aide à la prise de décision pour la gestion disciplinaire, les données RH d'entrée peuvent être mesurées en fonction des lois en vigueur pour assurer leur pertinence et leur conformité. Par contre, les meilleures pratiques RH intégrées dans les scénarios des données RH d'alimentation à l'agent conversationnel ne sont que des meilleures pratiques. En d'autres termes, ce qui est considéré comme une meilleure pratique RH pour une personne, une entreprise ou un secteur d'industrie ne l'est pas forcément pour d'autres personnes, entreprises ou secteurs d'industries (Carrière et Barrette, 2009). Les meilleures pratiques sont variables, ce qui complexifie leurs dimensions de mesure de qualité des données.

En effet, les meilleures pratiques sont instables et variables. Plusieurs facteurs influencent les meilleures pratiques comme le temps, les gestionnaires qui les définissent, la culture, le pays et d'autres. Par exemple, les cadres supérieurs définissent les politiques RH avec plus ou moins de clarté et de consensus. Ensuite, ils agissent en fonction de ce cadre politique avec plus ou moins de cohérence (Bowen et Ostroff, 2004). De plus, ces politiques sont interprétées et mises en œuvre de diverses manières. Les responsables

généralement tentent à apposer leur propre marque sur la RH (Boxall, 2012). D'où, les meilleures pratiques sont variables et instables. Cette instabilité des meilleures pratiques présente un défi de qualité sur les données de sortie de l'IA.

- **Enjeux des dimensions de mesure de qualité de données**

Pour mesurer la bonne qualité des données, plusieurs dimensions ont été décrites dans la section de définition de la qualité de données en RH du chapitre 3 tels que les données exactes, exhaustives et complètes, cohérentes, mises à jour, conformes, pertinentes, propres, fiables, équilibrées et existent en quantité adéquate et en profondeur suffisante (Angrave et al., 2016; Castrounis, 2019; Gathering.Tools, 2021; George et al., 2014; Vaughan, s.d.). Toutefois, un enjeu se présente au niveau de ces dimensions d'une bonne qualité de données puisqu'elles ne sont pas toutes quantifiables notamment en la gestion des sciences sociales. Dans le cadre de notre *Chatbot*, l'enjeu de la quantité de données adéquate élaboré dans la section précédente est un bon exemple. Comment fixer le volume de cette quantité de données est suffisant et adéquat et sur quels critères, deux questions que se posent. Un autre exemple élaboré dans la section précédente, les meilleures pratiques et l'enjeu de leurs dimensions de mesure de qualité des données comme la conformité et la pertinence. Les dimensions de mesure de qualité de données notamment en RH sont un champ de recherche ouvert que nous encourageons à les étudier et à fixer leurs critères.

- **Enjeu d'équipe multidisciplinaire**

Comme les résultats nous ont montrés, tous les répondants s'accordent que la collaboration inter-équipe et intra-équipe sont la clé pour améliorer le processus de conception du SIA dans toutes ses démarches. Cependant, un enjeu peut survenir au niveau de la communication, surtout inter-équipe. Les développeurs de logiciels ont une formation plus technique, plus orientée sur le codage, alors que les experts de contenu RH ont une formation plus RH. Cette différence peut créer des frictions entre les membres des équipes. Nous ajouterons à la collaboration, l'adaptation comme clé pour améliorer le processus du cycle de vie de l'IA et le processus d'assurances de qualité .

- **Enjeu de surconfiance en SIA et enjeu de sous-estimation des conséquences des recommandations**

L'enjeu de surconfiance en SIA et l'enjeu de sous-estimation ont été soulevés de nos résultats, parmi les préoccupations des répondants sur l'impact et l'effet des recommandations du *Chatbot* sur la prise de décisions de son utilisateur. Ceci confirme, le phénomène de l'« aversion pour les algorithmes ». C'est un phénomène qui peut être considéré comme un comportement consistant soit à négliger les décisions algorithmiques en faveur de ses propres décisions ou de celles des autres, soit à perdre confiance dans les algorithmes (Dietvorst, Simmons et Massey, 2015; Mahmud *et al.*, 2022). Parfois, il est logique de suivre les algorithmes lorsqu'il est évident que les algorithmes sont plus performants que les humains. D'autres fois, la perception de l'objectivité et de la nature impartiale de l'algorithme rend difficile d'ignorer les recommandations et les prédictions de l'algorithme (Leicht-Deobald *et al.*, 2019). Certaines gens perdent rapidement confiance dans les algorithmes alors que nous savons que l'humain n'est pas fiable aussi (Dietvorst *et al.*, 2015). De plus, nous pouvons trouver des gens qui perdent confiance dans l'humain qui est sujet à des erreurs et des fautes.

Néanmoins, connaître le type des SIA aide les utilisateurs à limiter le degré de fiabilité à ses outils. Ainsi, les gestionnaires seront plus vigilants, circonspects en prenant leurs décisions, en passant à l'action ou en réagissant (Di Iorio, 2020; Köchling et al., 2020; Simbeck, 2019).

**6.1.2. Seconde dimension de qualité : avoir des responsables et des gestionnaires RH vigilants** par la reconfiguration des tâches RH, par l'acquisition de compétences interdisciplinaires et en mettant en place et en œuvre un processus de suivi, d'audit et d'assurance de qualité

D'après nos résultats, nous avons pu constater que la firme partenaire à l'étude, malgré les défis auxquels elle est confrontée en tant que startup, a réussi de créer des opportunités pour avoir des responsables et des gestionnaires vigilants soit en redéfinissant leurs tâches RH, soit en les incitant d'acquérir des compétences interdisciplinaires, soit en mettant en place et en œuvre des processus de suivi, d'audit et d'assurance de qualité. Ceci permettra de favoriser la bonne qualité de la conception du SIA, tel que soulevé au chapitre 3 à la section de critères pour promouvoir une bonne qualité de données RH.

Cependant, il existe une lacune au niveau de sensibilisation des experts du domaine RH ainsi que des non-spécialistes du domaine aux différents enjeux prévus, tel que recommandé au chapitre 3, sous la sous-section de seconde dimension de qualité : « avoir des responsables et des gestionnaires RH vigilants ». Nos résultats, tels que présentés au chapitre 5 à la section appropriation des différents enjeux liés à la conception et à l'utilisation future du SIA, nous ont montré que les concepteurs de la plateforme ainsi que les experts de contenu RH sont plus conscients des enjeux au niveau de la conception du SIA qu'au niveau de l'utilisation future du SIA. Les répondants s'avèrent plus ambitieux en faveur de l'influence positive de l'utilisation du *Chatbot* sur son utilisateur. D'autres admettent la probabilité que le *Chatbot* laisse place à des enjeux liés à l'utilisation future du *Chatbot* à condition que l'utilisateur soit blâmé des effets négatifs, s'il y a lieu. Toutefois, la majorité est consciente des enjeux et des effets négatifs liés à l'utilisation du *Chatbot* mais ne pense pas qu'ils puissent influencer négativement son utilisateur vu que l'agent conversationnel est un outil d'aide à la décision. Pour eux, c'est un guide qui aiguille l'utilisateur aux démarches de la gestion disciplinaire.

Tel qu'évoqué au chapitre 3 dans la section d'origines des biais de la conception et du déploiement du SIA, des biais sont souvent introduits en raison des choix, des décisions et des jugements effectués par le concepteur de l'algorithme de l'AA et/ou les gestionnaires RH (Srinivasan *et al.*, 2021; Suresh *et al.*, 2021).

Cette lacune au niveau de sensibilisation des experts du domaine RH ainsi que des non-spécialistes du domaine aux biais qui peuvent s'accumuler imperceptiblement dans les systèmes d'IA, est dû à l'absence de l'expertise et des compétences nécessaires en matière d'IA, du jeu de données, de politiques et de droits permettant d'identifier les préjugés parmi les différentes parties prenantes (Srinivasan *et al.*, 2021).

## **6.2. Intervention humaine dans le processus de contrôle et de validation des données**

Alors que la seconde question de recherche porte sur la mesure dans laquelle les données RH devraient être soumises à un contrôle et à une validation humaine. Tel que mentionné dans la section de l'IA centrée sur l'humain (ou *Human in or on the loop*) du chapitre 3, certains chercheurs soutiennent l'idée que la prise de décision et le contrôle soient « centrés sur l'humain », d'autres sont partisans de l'approche de « l'humain hors de la boucle ».

### **6.2.1. Enjeu du facteur humain dans l'approche « IA centrée sur l'humain »**

Nos résultats de recherche nous ont démontré que l'intervention humaine dans toutes les phases du processus du cycle de vie de l'IA, de l'alimentation, à l'entraînement, au test, à la validation est primordiale, surtout dans le processus de test et de validation qui est un processus et constant et régulier. Tel que nous avons mentionné au chapitre 3- cadre conceptuel sous la section l'IA centrée sur l'humain (ou *Human in the loop*), les partisans de cette approche soulignent qu' identifier et minimiser les biais et les enjeux doivent être gérés par les humains. En effet, pour garantir l'équité des décisions, le jugement humain est encore nécessaire (Silberg et al., 2019). Ensuite, il ne faut pas oublier que même si automatisés, ces algorithmes reflètent les décisions d'un expert, tel qu'évoqué précédemment. Les biais sont tellement inhérents à l'activité humaine qu'il est irréaliste d'attendre des algorithmes, même bien conçus, qu'ils soient exempts de préjugés (Sydell, 2021). Ceci est en raison de défauts de logique humaine que le processus de décision humain est susceptible d'erreurs (Rathi, 2018).

Donc, l'humain est susceptible aux biais (De Cremer, 2020), tel que mentionné au chapitre 2 dans la section de l'IA et ses applications en RH et spécifiquement sous la sous-section de défis et enjeux, jugement et comportement humain et au chapitre 3 dans la section d'origines de biais de la conception et du développement du SIA. La subjectivité, les biais cognitifs et la difficulté à quantifier les concepts humains tels que le jugement ou l'intuition rendent plus ardue leur traduction informatique (Bâra et al., 2015; Busch, Henriksen et Sæbø, 2018; Buss, Tooby et Cosmides, 2015; Friedman et Nissenbaum,

1996; Lipsky, 2010; McAfee et al., 2012; Nagtegaal, 2021; Shrestha et al. 2019, p.3; Silberg et al., 2019; Soleimani et al., 2021; Tambe et al., 2019; Vorhauser-Smith, 2015).

Cependant, les humains sont généralement conscients des biais et sont capables de faire preuve d'empathie envers ceux qui sont traités injustement (De Cremer, 2020). En effet, nous nous accordons que les humains font des erreurs de jugement moral et adoptent des comportements contraires à l'éthique (De Cremer, 2020). En revanche, les algorithmes manquent de sophistication humaine et de conscience, des normes morales et des émotions. Ils sont incapables de ressentir et d'expérimenter de manière authentique la maltraitance des autres, ou d'adopter le point de vue des autres (De Cremer, 2020). Ensuite, les SIA ne sont pas aussi robustes aux changements des situations que les humains, qui peuvent s'adapter rapidement à ces changements (Bengio, Lecun et Hinton, 2021). En conséquence, bien que les humains aient une bonne longueur d'avance sur plusieurs tâches des outils d'IA, il est difficile de développer un algorithme qui ne se trompe jamais (Jean, 2019).

Malgré toutes les avancées technologiques, l'IA actuellement appartient à l'IA de maturité faible ou IA étroite, tel que mentionné au chapitre 2 section concepts clés de l'IA. Son stade de maturité est le plus basique du type 1 « purement réactif » ou au mieux du type II : « mémoire limitée », tel qu'illustré aux figures 2.5 (p. 38) et 2.6 (p. 39). Donc, sa capacité est limitée. Elle n'est pas en mesure de faire preuve de compétence cognitive (Castrounis, 2019). À ce stade, l'IA n'est pas capable d'elle seule ajuster les biais.

Pour que l'IA soit capable de réduire les biais voire les éliminer, une IA plus forte est nécessaire, une IA humanisée avec toutes les caractéristiques de tous les types de compétences : intelligence cognitive, émotionnelle et sociale, tel qu'illustré dans le tableau 2.1 (p.41), une IA du type IV de l'échelle de stade de maturité, une Super IA telle qu'illustrée aux figures 2.5 (p. 38) et 2.6 (p. 39). À ce point, la super IA sera dotée d'une conscience, d'une sensibilité, d'une morale et surtout d'éthique, consciente d'elle-même et capable de comprendre et d'analyser ses propres raisonnements. Elle pourrait construire des relations émotionnelles et évoquer des émotions, des besoins, des croyances et des désirs qui sont propres à elle (Cascarino, 2019; Escott, 2017; Great.Learning.Team, 2021; Kaplan et al., 2019).

Malheureusement, les systèmes actuels sont très loin de l'atteindre (Castrounis, 2019; Thea, 2020). La super intelligence artificielle est un concept d'IA hypothétique (Castrounis, 2019; Escott, 2017; Great.Learning.Team, 2021; Raju, 2019; Srivastav, 2020; Thea, 2020). Les systèmes d'IA actuels n'ont ni la conscience (Maclure *et al.*, 2018) ni la morale pour pouvoir détecter et réduire les biais. Jusqu'à présent, l'IA a ses propres limites.

Alors, les humains sont nécessaires pour gérer des situations pareilles (ex. les biais) (Castrounis, 2019). Soit, nous, les humains, soit formuler des algorithmes qui contrôlent ou qui audit les algorithmes pour nous. Mais, tel que mentionné précédemment, il est difficile de développer un algorithme qui ne se trompe jamais (Jean, 2019).

Tel que nous avons mentionné au chapitre 3 - cadre conceptuel sous la section l'IA centrée sur l'humain (ou *Human in the loop*), l'IA et l'humain doivent agir en complémentarité (Arnold *et al.*, 2004; Jarrahi, 2018; Maclure *et al.*, 2018; Vrontis *et al.*, 2021). L'IA et l'humain doivent collaborer et partager le contrôle de données (Abid, 2021; Vrontis *et al.*, 2021; Wilson *et al.*, 2018).

Bien que l'intervention humaine ne soit pas privée d'erreurs et de fautes, voire il est capable de créer des discriminations. Mais la vigilance des gestionnaires vaut leur pesant d'or. La conscience des gestionnaires, leur moral, leur éthique jouent un rôle très important et dans la conception des algorithmes et dans la prise des décisions.

L'intervention humaine est incontournable, l'IA restera centrée sur l'humain, les RH resteront les maîtres à bord. RH augmenté par l'IA ou *AI-augmented HRM* (Prikshtat *et al.*, 2021).

### **6.3. Appropriation des différents enjeux liés à la conception et à l'utilisation future du SIA**

Enfin, nos résultats nous ont permis de voir et de comprendre la perspective des parties prenantes à la conception du SIA en RH et leur manière de s'approprier aux différents enjeux relatifs à la conception et à l'utilisation future du SIA. Plusieurs enjeux dans différentes phases du cycle de vie de l'IA ainsi que d'autres enjeux liés à l'IA en RH, aux données RH, aux fonctions RH et à la qualité des données ont été élaborés dans différentes sections du chapitre 2 et énumérés à la section appropriation des différents enjeux liés à la conception et à l'utilisation future du SIA du chapitre 3, qui couvre notre 3ème pilier du cadre conceptuel. Outre ces enjeux, d'autres enjeux confrontent ou confronteront le *Chatbot*, tel que discuté dans la première section de ce chapitre.

Cependant, nos résultats nous ont révélé que peu de répondants admettent la probabilité que le *Chatbot* laisse place à des enjeux liés à l'utilisation future du *Chatbot* à condition que l'utilisateur soit blâmé des effets négatifs, s'il y a lieu. Selon eux, l'utilisateur est la source des effets négatifs et c'est l'utilisateur qu'il doit prendre le blâme. Par contre, presque la totalité pense que ce type d'agent conversationnel ne peut influencer négativement son utilisateur. La raison dominante est que c'est un outil d'aide à la décision. Il guide son utilisateur aux démarches de la gestion disciplinaire. Pour eux, il est fort improbable d'avoir des effets négatifs liés à l'utilisation de cet outil.

Pourtant, dans la première section de ce chapitre, nous avons soulevé plusieurs enjeux qui pourront avoir des impacts négatifs sur la qualité des données de sortie et sur la précision des recommandations notamment, les enjeux de pauvreté de données - volume limité; l'enjeu des meilleures pratiques, l'enjeu des dimensions de mesure de qualité de données et le biais de déploiement en situations réelles. Tel que mentionné au chapitre 3, dans la section de mécanisme pour favoriser la qualité de données RH spécifiquement sous la sous-section « à avoir des responsables et des gestionnaires RH vigilants », ceci est dû à l'absence de l'expertise et des compétences nécessaires en matière d'IA et/ou du domaine RH, du jeu de données, de politiques et de droits permettant d'identifier les préjugés parmi les différentes parties prenantes (Srinivasan *et al.*, 2021). Ensuite, tel que mentionné dans le chapitre du cadre conceptuel à la section origines des biais de la conception et du

déploiement du SIA, la plupart des biais de conception est souvent introduits en raison des choix, des décisions et des jugements effectués par le concepteur de l'algorithme (Srinivasan *et al.*, 2021; Suresh *et al.*, 2021). Ces biais peuvent s'accumuler imperceptiblement dans les systèmes d'IA.

Donc, il est crucial de sensibiliser et d'éduquer les experts RH et les praticiens non-spécialistes du domaine, tels que les développeurs ML, sur les différents types de biais qui peuvent survenir aux différentes étapes du cycle de vie de l'AA et de suggérer des listes de contrôle pour atténuer les biais (Dulhare *et al.*, 2020; Leicht-Deobald *et al.*, 2019; Srinivasan *et al.*, 2021), tel que recommandé au chapitre 3, à la sous-section « à avoir des responsables et des gestionnaires RH vigilants ». Puis, encore tel que mentionné à la même sous-section, il faut que les responsables soient en mesure d'expliquer la décision prise par le système afin d'augmenter la responsabilité et de diminuer l'impact négatif de l'employé (Di Iorio, 2020; Evseeva *et al.*, 2021). Pour ce faire, les responsables et l'employé doivent acquérir des compétences interdisciplinaires.

D'où, la sensibilisation des biais prévus via l'éducation et l'acquisition des compétences interdisciplinaires jouent un rôle très important à identifier les préjugés potentiels et travailler, au mieux, à les éviter ou, au pire, les surmonter.

## Conclusion

Ce dernier chapitre décrit d'abord la contribution de l'étude au niveau de son champ de connaissances ainsi qu'au niveau pratique. Puis, les limites de cette étude sont également présentées. Pour clore ce chapitre, des pistes de recherches futures sont suggérées.

### 7.1. Contributions théoriques de l'étude

À notre connaissance, cette étude est la première à se pencher sur le sujet de la qualité des données d'IA en RH, les dimensions et les mécanismes à la mesurer et les critères pour promouvoir une bonne qualité de données notamment en RH. Les mécanismes et les dimensions de mesure de la qualité des données, les critères pour promouvoir une bonne qualité de données utilisés dans le présent mémoire, ainsi que les résultats de cette étude ont été basés sur un cadre théorique composé de trois piliers.

À la lumière du cadre théorique, notre étude permet de comprendre comment favoriser une bonne qualité de données en RH, et a défini quelques critères de cette qualité de données, ainsi que les mécanismes de mesure, objet du premier pilier de notre cadre théorique. La qualité des données RH est mesurée en fonction de trois dimensions de qualité : (1) « avoir une IA sans biais » par les mécanismes des outils de détection de biais algorithmiques, de la gouvernance algorithmique; (2) « avoir une mesure de véracité des données » par les mécanismes de nettoyage des données et du processus de contrôle, de validation et d'audit; (3) « avoir des responsables et des gestionnaires RH vigilants » en redéfinissant les tâches RH, en possédant des compétences interdisciplinaires, en éduquant et en sensibilisant les experts du domaine et les non-spécialistes du domaine des enjeux prévus et en mettant en place et en œuvre un processus de suivi, d'audit et d'assurance de qualité.

Ensuite, notre étude nous permet, à la lumière de notre second pilier du cadre conceptuel, de démontrer la mesure dans laquelle les données RH gagnent à être soumises à un contrôle et à une validation humaine, suivant les nombreux chercheurs qui soutiennent l'idée que la prise de décision et le contrôle soient « centrés sur l'humain », et contrastant avec les partisans de l'approche de « l'humain hors de la boucle ».

Enfin, notre étude nous permet de comprendre la perspective des différentes parties prenantes à la conception du SIA en RH et leur manière respective de s'approprier les différents enjeux relatifs à la conception et à l'utilisation future du SIA, objet de notre troisième pilier du cadre conceptuel.

Les résultats obtenus par cette recherche permettent de valider certaines dimensions de notre cadre conceptuel. Ils mettent également en exergue le rôle important des données RH de qualité dans le cycle de vie de l'IA et l'importance d'assurer une bonne qualité de données RH par le biais de plusieurs mécanismes comme le nettoyage de données, les processus de test, de contrôle, et de validation. Ces mécanismes contribuent à réduire les enjeux dans toutes les phases de conception de SIA et à avoir une mesure de véracité des données RH en IA, première dimension de qualité examinée.

Ensuite, les résultats de cette recherche soulignent aussi l'importance de respecter la deuxième dimension de qualité explorée, soit d'« avoir des responsables et des gestionnaires RH vigilants » à bord. Cela s'opère en leur ouvrant des opportunités de redéfinir les tâches RH, d'acquérir des compétences interdisciplinaires, et de mettre en place et en œuvre des processus de suivi, d'audit et d'assurance de qualité. Ces éléments contribuent à sensibiliser les experts du domaine RH ainsi que les non-spécialistes du domaine aux différents enjeux. De plus, la collaboration inter-équipe et intra-équipe étroite et régulière s'est avérée être l'un des thèmes les plus émergents nécessaires au succès du processus de développement du SIA et favorise l'assurance d'une bonne qualité des données RH.

Enfin, les résultats de cette étude confirment que l'intervention humaine est primordiale dans le processus de test, de contrôle et de validation. Cette dernière est un processus constant, continu et régulier afin d'assurer une meilleure qualité des données RH, sans quoi les impacts et les effets de l'IA laissée à elle-même peuvent s'avérer indésirables.

## 7.2. Contributions pratiques

Sur le plan pratique, nos résultats ont permis de contribuer à titre informatif sur plusieurs niveaux auprès des entreprises et des parties prenantes. Premièrement, pour les entreprises, il s'avère crucial de toujours rappeler les utilisateurs des SIA de la nature et du type du SIA. Ceci contribue à diluer les effets d'avoir une surconfiance en ses SIA ou une sous-estimation des conséquences de ses recommandations.

Deuxièmement, selon nos résultats, la majorité des parties prenantes de l'outil est consciente des différents enjeux liés à la conception et à l'utilisation du SIA et leurs effets soit positifs, soit négatifs, mais ne pense pas qu'ils puissent influencer négativement son utilisateur. En conséquence, nous recommandons de mobiliser la préoccupation des responsables (développeurs et/ou experts de contenu) vers l'identification des biais actuels et prévus, de sensibiliser, de former et d'éduquer les employés sur les meilleures pratiques à les identifier et les surmonter.

Troisièmement, nos résultats nous ont montré que parfois, en raison de ressources limitées, les membres, qui contribuent à la conception du SIA, sont les mêmes qui assurent la qualité de tout le processus de son cycle de vie. Néanmoins, nous recommandons que les membres des équipes responsables de la conception et des experts de contenu RH de l'outil d'IA soient différents que ceux qui assurent sa qualité. Un tiers parti impartial est idéal afin d'éviter tout conflit d'intérêts entre les différentes parties prenantes. L'œil des experts des contenus RH ne peut pas capturer facilement toutes les erreurs, les biais et les enjeux dans les données d'entrées RH qu'ils l'ont eux-mêmes fabriquées. En conséquence, afin de promouvoir une bonne qualité de données RH soit d'entrée soit de sortie de l'IA et de respecter la première dimension de qualité de donnée d'« avoir une IA sans biais », nous recommandons de partager le processus du cycle de vie du développement des données d'entrée et le processus de l'assurance de qualité des données RH en deux processus différents. Donc, un processus vise au développement des données d'entrée, tel qu'illustré à la figure 7.1 et un autre vise à l'audit et l'assurance de qualité, tel que décrit à la figure 7.2. Idéalement, chaque processus devrait avoir ses propres acteurs.

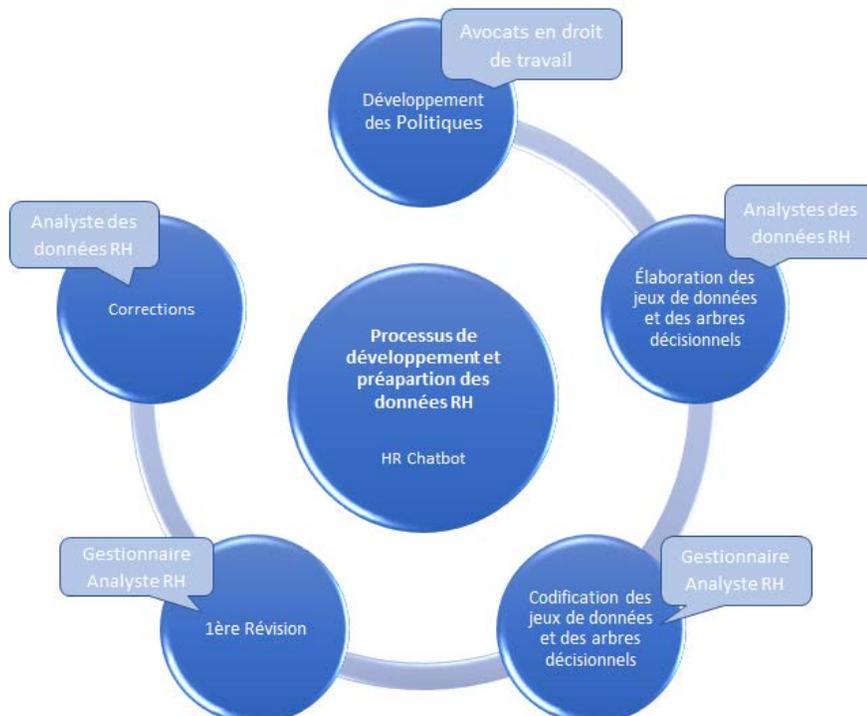


Figure 7.1 : Processus du développement des données d'entrée RH

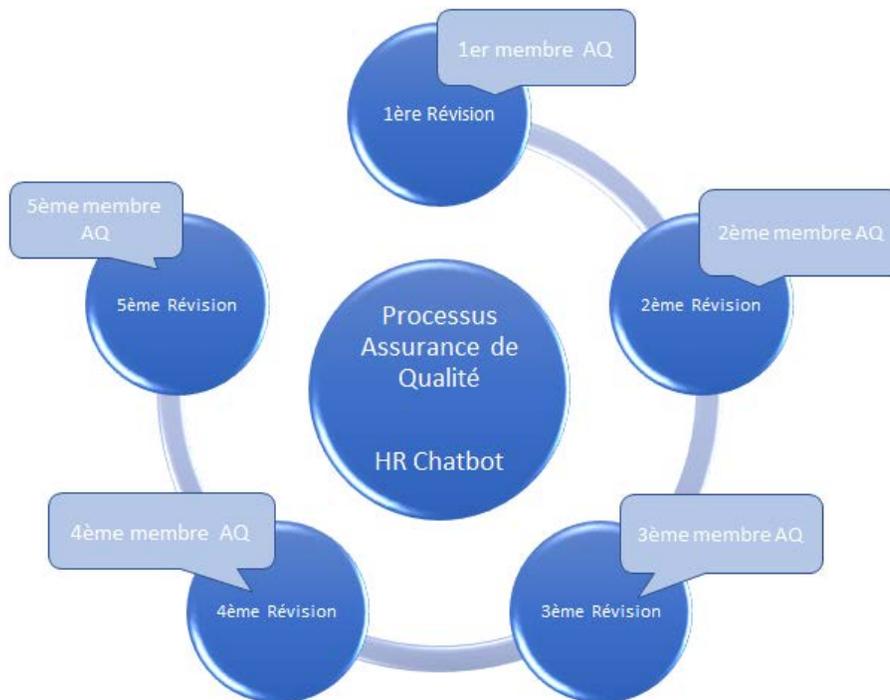


Figure 7.2 Processus de l'assurance de qualité (AQ) des données RH

Enfin, nous recommandons de gérer les deux processus du développement des données d'entrées RH et d'assurance de qualité des données RH par un gestionnaire de projet RH, tel qu'illustré à la figure 7.3. Le gestionnaire de projet du SIA en RH sera le point focal responsable de la coordination et de la planification afin de faciliter la communication, l'interchange des idées et la coordination inter-équipe. Ce gestionnaire du projet doit être vigilant, possède des talents analytiques et des compétences interdisciplinaires, tel que déjà mentionné au chapitre 3 comme une dimension de qualité pour promouvoir la bonne qualité de données et du cycle de vie d'IA.

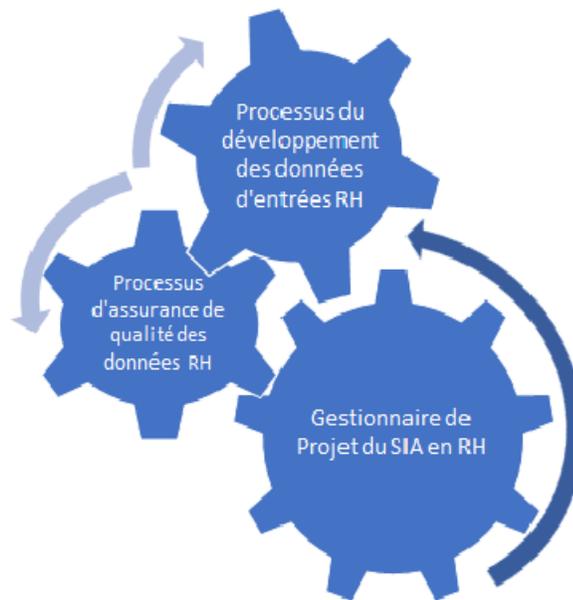


Figure 7.3 Gestion du projet de développement et de l'assurance de qualité des données RH

### **7.3. Limites de l'étude**

Notre méthodologie de recherche comprenait deux méthodes de recherche complémentaire, soit une observation participante et des entrevues semi-dirigées menées auprès de huit personnes. Ainsi, notre recherche qualitative, tant au niveau des entrevues semi-dirigées qu'à l'observation, a permis de recueillir des données riches de sens en plus de favoriser l'émergence d'une compréhension du phénomène ancré dans son contexte que n'aurait pu être possible avec d'autres méthodes.

Cependant, cette recherche et nos choix méthodologiques s'accompagnent aussi de quelques limites. Premièrement, notre étude nous permet peu d'en généraliser les résultats, ceux-ci étant difficilement dissociables de leur contexte. Le nombre restreint de personnes interviewées représente aussi une limite à la généralisation de nos résultats. Cela dit, rappelons que, en vertu de notre devis de recherche inductif, notre objectif se situait plutôt du côté de la construction théorique plutôt que de la généralisation.

En outre, la méthode de recherche que nous avons choisie, soit de collecter les données par des entrevues semi-dirigées, implique une certaine dose de subjectivité. En effet, cette méthode peut laisser place à des interprétations qui proviennent des multiples subjectivités du répondant ou de l'interviewer lui-même. En ce sens, ces deux acteurs peuvent omettre des éléments, accorder une emphase surdimensionnée à d'autres. Premièrement, du côté du participant, son degré de compréhension des questions, son degré de confiance et d'aisance durant l'entretien, ou encore sa capacité à bien s'exprimer peut avoir un impact indirect sur les résultats de l'entrevue. Deuxièmement, l'interprétation des entretiens étant un processus subjectif, les opinions personnelles du chercheur peuvent avoir influencé le processus depuis la collecte des données jusqu'à l'analyse et l'interprétation des résultats.

Troisièmement, la grille d'entrevue utilisée pour la collecte des données comprenait des questions ouvertes. Nous avons utilisé ce type de questions afin de donner plus de liberté aux participants dans leur réponse. Cependant, les réponses obtenues par le biais de ces questions sont parfois moins précises ou ciblées que celles obtenues par le biais d'un questionnaire ou d'une grille plus structurée. De plus, les questions ouvertes peuvent faire

en sorte que les participants omettent de mentionner une variable ou un fait important, car il est probable que certains éléments ne leur soient pas venus à l'esprit pendant l'entretien.

Quatrièmement, la limite réside dans le rôle actif du chercheur qui s'aventure dans une étude qualitative. Malgré un constant souci de rigueur et d'objectivité, ainsi qu'une réflexivité constante sur les biais potentiels et sur sa posture de chercheuse participante, l'auteure de ce mémoire ne peut prétendre en l'absence absolue de toute subjectivité dans le traitement de données. Personne ne peut s'extraire complètement de sa culture professionnelle ou autre. Le risque d'une altération de la fiabilité des informations obtenues et de l'implication de la chercheuse et de la neutralité existe toujours.

#### **7.4. Pistes de recherches futures**

Plusieurs pistes de recherche peuvent être tirées de cette étude. Premièrement, nous croyons qu'il serait pertinent de valider les résultats de cette recherche auprès d'un plus grand échantillon de participants. En effet, un plus grand nombre de participants nous permettrait de valider davantage les résultats de cette recherche. Il serait également intéressant d'interroger un plus grand nombre de personnes de différentes expériences et formation afin d'avoir plus de recul. Ensuite, un plus grand échantillon ne se limite pas aux nombres de participants, mais aussi au nombre d'entreprises participantes à l'étude. Un plus grand nombre de participants en termes individuels et organisationnels permettrait de tester certains outils d'évaluation proposés comme mécanismes de mesure de la qualité des données et du cycle de vie de l'IA.

Deuxièmement, les chercheurs, Srinivasan et ses collègues (2021), ont proposé une taxonomie de types de biais (Srinivasan *et al.*, 2021) qui peuvent se présenter dans chaque phase du cycle de vie de l'IA, de la création des données, à la formulation du problème, à l'analyse des données et enfin à la validation et test. Tel qu'illustré à la figure 7.1 (p. 172), dans chaque phase du cycle de vie de l'IA, il existe une série de biais. Certains de ces biais ont été élaborés dans le présent mémoire. Cependant, nous encourageons à ce que les futures recherches se penchent sur ces types de biais avec une perspective plus RH et de suggérer des listes de contrôle pour les atténuer.

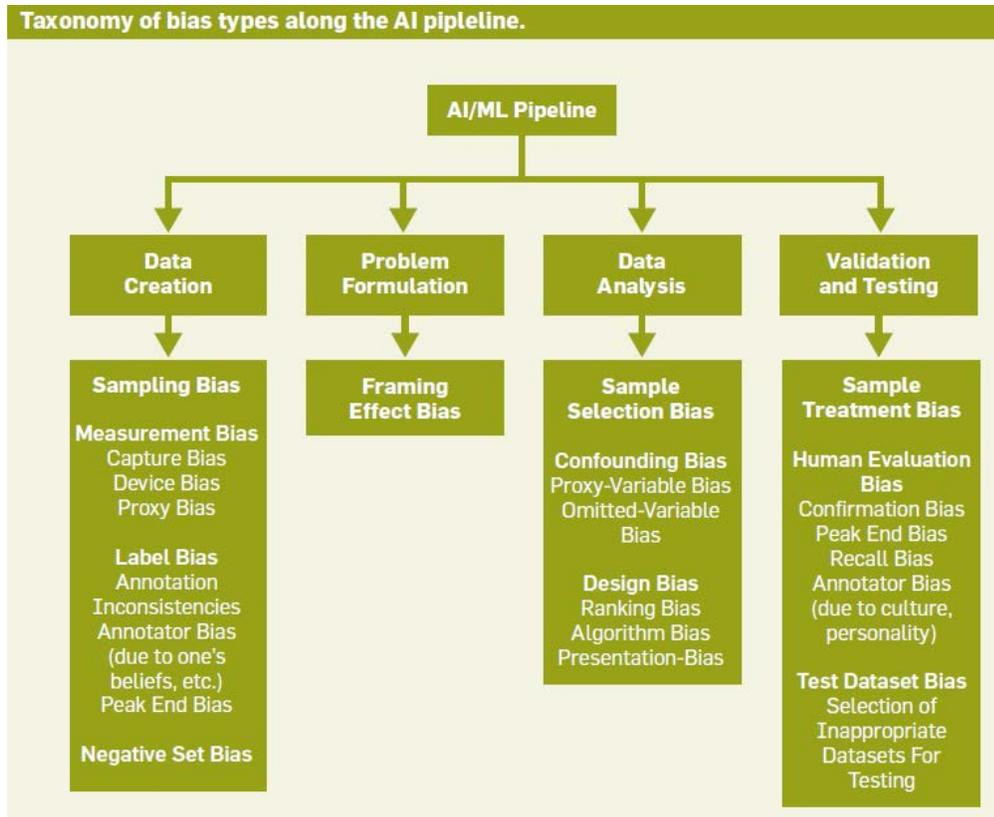


Figure 7.4 - Taxonomie de types de biais dans le cycle de vie de l'IA – Source : (Srinivasan *et al.*, 2021)

Nous secondons, aussi, la recommandation de ces chercheurs, Srinivasan et ses collègues (2021), que les recherches futures se concentrent sur le soutien aux praticiens dans la collecte et la conservation d'ensembles de données de haute qualité et qu'il est nécessaire de créer des ressources pédagogiques, des mesures, des processus et des outils spécifiques à chaque domaine (Srinivasan *et al.*, 2021).

Enfin, à notre connaissance, comme mentionné précédemment, il n'existe pas un modèle théorique concernant la qualité des données en RH, les dimensions et les mécanismes à la mesurer et les critères pour promouvoir une bonne qualité de données notamment en RH. Les mécanismes et les dimensions de mesure de la qualité des données, les critères pour promouvoir une bonne qualité de données utilisés dans le présent mémoire, ainsi que les résultats de cette étude ont été basés sur un cadre théorique composé de trois piliers. Nous encourageons de considérer le présent mémoire comme une pierre d'assise afin d'approfondir la recherche en ce qui est en amont de l'IA, en la taxonomie de types de biais dans le cycle de vie de l'IA proposée par les auteurs Srinivasan et ses collègues

d'une perspective plus RH (Srinivasan *et al.*, 2021) et de suggérer des listes de contrôle pour les atténuer. De plus, nous encourageons à étudier et à quantifier les critères des dimensions de mesure de qualité de données notamment en RH qui est un autre champ de recherche ouvert.

## Bibliographie

- Abid, Raja (2021). « POUR UNE ÉTHIQUE DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE », *Revue Gestion HEC Montréal*. Récupéré le Février 17, 2022 de <https://www.revuegestion.ca/pour-une-ethique-de-lintelligence-artificielle>
- Accenture (2018). *Explained. A Guide for Executives - A technology revolution like no other* Accenture Applied Intelligence. de <https://www.accenture.com/acnmedia/PDF-86/Accenture-Explained-Guide-Executives.pdf>
- Akhtar, Reece, Dave Winsborough, Uri Ort, Abigail Johnson et Tomas Chamorro-Premuzic (2018). « Detecting the dark side of personality using social media status updates », *Personality and Individual Differences*, vol. 132, p. 90-97. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2018.05.026>
- Algorithm* (2021). Wikipedia. Récupéré le November 11, 2021 de [https://fr.wikipedia.org/wiki/Algorithme#cite\\_note-1](https://fr.wikipedia.org/wiki/Algorithme#cite_note-1)
- Angrave, D., A. Charlwood, I. Kirkpatrick, M. Lawrence et M. Stuart (2016). « HR and analytics: why HR is set to fail the big data challenge », *Human Resource Management Journal*, vol. 26, no 1, p. 1-11. <https://doi.org/10.1111/1748-8583.12090>
- Angwin, Julia et Hannes Grassegger (2017). « Facebook's Secret Censorship Rules Protect White Men From Hate Speech But Not Black Children », *ProPublica*. <https://www.propublica.org/article/facebook-hate-speech-censorship-internal-documents-algorithms>.
- Angwin, Julia, Jeff Larson, Surya Mattu et Lauren Kirchner (2016). « Machine Bias: There's software used across the country to predict future criminals. And it's biased against blacks. ». <https://www.propublica.org/article/machine-bias-risk-assessments-in-criminal-sentencing>.
- Arnold, Vicky, Philip A. Collier, Stewart A. Leech et Steve G. Sutton (2004). « Impact of intelligent decision aids on expert and novice decision-makers' judgments », *Accounting & Finance*, vol. 44, no 1, p. 1-26. <https://doi.org/10.1111/j.1467-629x.2004.00099.x>
- Autor, David H. (2015). « Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation », *Journal of Economic Perspectives*, vol. 29, no 3, p. 3-30. <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3>
- Bader, Verena et Stephan Kaiser (2019). « Algorithmic decision-making? The user interface and its role for human involvement in decisions supported by artificial intelligence », *Organization*. <https://doi.org/10.1177/1350508419855714>

- Bâra, Adela, Iuliana Şimonca, Anda Belciu et Bogdan Nedelcu (2015). « Exploring Data in Human Resources Big Data », *Database Systems Journal*, vol. 6, no 3, p. 3-10.  
<http://proxy2.hec.ca/login?url=https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=iih&AN=114648775&lang=fr&site=ehost-live>.
- Barnes, Nancy Dupre (2014). « Analyze this: the big demand for big data professionals », *Information Management Journal*, vol. 48, no 1, p. 34+. Récupéré le Mars 6, 2022 de  
<https://link.gale.com/apps/doc/A368676190/AONE?u=anon~b04edce5&sid=googleScholar&xid=220287dd>
- Bengio, Yoshua, Yann Lecun et Geoffrey Hinton (2021). « Deep learning for AI », *Communications of the ACM*, vol. 64, no 7, p. 58-65.  
<https://doi.org/10.1145/3448250>
- Beran, Ondřej (2018). « An Attitude Towards an Artificial Soul? Responses to the “Nazi Chatbot” », *Philosophical Investigations*, vol. 41, no 1, p. 42-69.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1111/phin.12173>
- Bilić, Paško (2016). « Search algorithms, hidden labour and information control », *Big Data & Society*, vol. 3, no 1, p. 2053951716652159.  
<https://doi.org/10.1177/2053951716652159>
- Bonnel, Julien (s.d.). *Comprendre l'intelligence et son rôle en psychologie*, Psychologika.com. Récupéré le 26 Décembre 2021 de  
<https://www.psychologika.com/dossier/intelligence/>
- Bourhis, Anne, Denis Chênevert, Anne Bourhis, Denis Chênevert, Richard Blain, Dominique Bouteiller, *et al.* (2019). « À vos marques, prêts, gérez! : la GRH pour gestionnaires », dans *Sciences administratives*, 2e édition.<sup>e</sup> éd, Montréal, Québec, Pearson ERPI, coll. xvii, 404 pages : illustrations ; 28 cm, p. Chapitre 9 : Gérer la discipline et les conflits.
- Bowen, David E. et Cheri Ostroff (2004). « Understanding HRM-Firm Performance Linkages: The Role of the "Strength" of the HRM System », *The Academy of Management Review*, vol. 29, no 2, p. 203-221.
- Boxall, Peter (2012). « High-performance work systems: what, why, how and for whom? », *Asia Pacific Journal of Human Resources*, vol. 50, no 2, p. 169-186.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1744-7941.2011.00012.x>
- Brown, Shea , Jovana Davidovic et Ali Hasan (2021). « The algorithm audit: Scoring the algorithms that score us », *Big Data & Society*, vol. 8, no 1.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1177/2053951720983865>
- Brynjolfsson, Erik et Andrew McAfee (2017). « The Business of Artificial Intelligence: What it can — and cannot — do for your organization », *Artificial Intelligence*,

- For Real*, no July 2017. Récupéré le July 18, 2017 de <https://hbr.org/2017/07/the-business-of-artificial-intelligence>
- Brynjolfsson, Erik et Tom Mitchell (2017). « What can machine learning do? Workforce implications », *Science*, vol. 358, no 6370, p. 1530-1534. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1126/science.aap8062>
- Bucher, E. L., P. K. Schou et M. Waldkirch (2021). « Pacifying the algorithm - Anticipatory compliance in the face of algorithmic management in the gig economy », *Organization*, vol. 28, no 1, p. 44-67. <https://doi.org/10.1177/1350508420961531>
- Bull, Jackson (2020). « Top-Down Learning — An Approach to Understanding Machine Learning ». Récupéré le November 3, 2021 de <https://medium.com/@jacksonbull1987/top-down-learning-4743f16d63d3>
- Burnett, Jennifer R. et Timothy C. Lisk (2019). « The Future of Employee Engagement: Real-Time Monitoring and Digital Tools for Engaging a Workforce », *International Studies of Management & Organization*, vol. 49, no 1, p. 108-119. <https://doi.org/10.1080/00208825.2019.1565097>
- Burrell, Jenna (2016). « How the machine ‘thinks’: Understanding opacity in machine learning algorithms », *Big Data & Society*, vol. 3, no 1, p. 2053951715622512. <https://doi.org/10.1177/2053951715622512>
- Burton, Jason W., Mari-Klara Stein et Tina Blegind Jensen (2020). « A systematic review of algorithm aversion in augmented decision making », *Journal of Behavioral Decision Making*, vol. 33, no 2, p. 220-239. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/bdm.2155>
- Busch, Peter André, Helle Zinner Henriksen et Øystein Sæbø (2018). « Opportunities and challenges of digitized discretionary practices: a public service worker perspective », *Government Information Quarterly*, vol. 35, no 4, p. 547-556. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.giq.2018.09.003>
- Buss, David, John Tooby et Leda Cosmides (2015). « The Theoretical Foundations of Evolutionary Psychology », dans *The Handbook of Evolutionary Psychology*, <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/9781119125563.evpsych101>, p. 1-85.
- Calvard, Thomas Stephen et Debora Jeske (2018). « Developing human resource data risk management in the age of big data », *International Journal of Information Management*, vol. 43, p. 159-164. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2018.07.011>
- Cascarino, Clément (2019). « Intelligence artificielle : décryptage d’une singularité technologique préoccupante ». Récupéré le December 25, 2021 de <https://www.digitalcorner-wavestone.com/2018/08/intelligence-artificielle-decryptage-dune-singularite-technologique-preoccupante/>

- Castrounis, Alex (2019). « AI and Machine Learning: A Nontechnical Overview », dans July 2019 (dir.), *AI for People and Business*, O'Reilly online learning, O'Reilly Media, Inc., <https://www.oreilly.com/library/view/ai-for-people/9781492036562/ch04.html>. p. 52-53; 210; 255.
- Chakure, Afroz (2019). *Decision Tree Classification: An introduction to Decision Tree Classifier*, The Startup. Récupéré le July 6, 2019 2019. de <https://medium.com/swlh/decision-tree-classification-de64fc4d5aac>
- Chander, Anupam (2016). « The Racist Algorithm », *Michigan Law Review*, vol. 115, p. 1023-1045. <http://repository.law.umich.edu/mlr/vol115/iss6/13>.
- Charlin, Laurent (2017). « Intelligence artificielle : une mine d'or pour les entreprises », *Gestion*, vol. 42, no 1, p. 76-79. <https://doi.org/10.3917/riges.421.0076>
- Charmaz, Kathy (2006). « Coding in Grounded Theory Practice », dans *Constructing grounded theory : a practical guide through qualitative analysis*, 1st<sup>e</sup> éd, London ;, SAGE, p. 42-71.
- Charmaz, Kathy (2014). « The Logic of Grounded Theory Coding Practices and Initial Coding », dans *Constructing grounded theory Introducing qualitative methods*, 2nd edition.<sup>e</sup> éd, London ;, Sage, p. 232-281.
- Cheng, Maggie M. et Rick D. Hackett (2021). « A critical review of algorithms in HRM: Definition, theory, and practice », *Human Resource Management Review*, vol. 31, no 1, p. 100698. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2019.100698>
- Chowdhury, Soumyadeb, Prasanta Dey, Sian Joel-Edgar, Sudeshna Bhattacharya, Oscar Rodriguez-Espindola, Amelie Abadie, *et al.* (2022). « Unlocking the value of artificial intelligence in human resource management through AI capability framework », *Human Resource Management Review*, p. 100899. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2022.100899>
- Chui, Celia et Martine Letarte (2021). « Éthique au travail : quelle est la bonne recette ? », *Gestion*, vol. 46, no 3, p. 104. <https://doi.org/10.3917/riges.463.0104>
- Coron, Clotilde (2019). « Big Data et pratiques de GRH », *Management & Data Science*. <https://doi.org/10.36863/mds.a.5161>
- Coron, Clotilde (2020). « L'utilisation des données personnelles dans les algorithmes en gestion des ressources humaines », *RIMHE : Revue Interdisciplinaire Management, Homme & Entreprise*, vol. 39, 9, no 2, p. 95-106. <https://doi.org/10.3917/rimhe.039.0095>
- Crockford, Kade (2020). « How is Face Recognition Surveillance Technology Racist? ». Récupéré le Janvier 11, 2022 de <https://www.aclu.org/news/privacy-technology/how-is-face-recognition-surveillance-technology-racist/>

- Danaher, John (2016). « The Threat of Algocracy: Reality, Resistance and Accommodation », *PHILOSOPHY & TECHNOLOGY*, vol. 29, no 3, p. 245-268. <https://doi.org/10.1007/s13347-015-0211-1>
- Danaher, John, Michael J. Hogan, Chris Noone, Rónán Kennedy, Anthony Behan, Aisling De Paor, *et al.* (2017). « Algorithmic governance: Developing a research agenda through the power of collective intelligence », *Big Data & Society*, vol. 4, no 2, p. 205395171772655. <https://doi.org/10.1177/2053951717726554>
- Das, Papiya , Manjusha Pandey et Siddharth Swarup Rautaray (2018). « A CV Parser Model using Entity Extraction Process and Big Data Tools », *International Journal of Information Technology and Computer Science (IJITCS)*, vol. Vol.10, No.9, p. 21-31. <https://doi.org/10.5815/ijitcs.2018.09.03> (MECS Press (<http://www.mecs-press.org/>))
- Dastin, Jeffrey. (2018, October 10, 2018). *Amazon scraps secret AI recruiting tool that showed bias against women*. Récupéré le Janvier 2, 2022 de <https://www.reuters.com/article/us-amazon-com-jobs-automation-insight/amazon-scraps-secretai-recruiting-tool-that-showed-bias-against-womenidUSKCN1MK08G>
- Davenport, Thomas H. (2013). *Enterprise analytics : optimize performance, process, and decisions through big data*, Upper Saddle River, N.J., Pearson Education. Récupéré de [https://learning.oreilly.com/library/view/enterprise-analytics-optimize/9780133039498/?sso\\_link=yes&sso\\_link\\_from=hec-montreal](https://learning.oreilly.com/library/view/enterprise-analytics-optimize/9780133039498/?sso_link=yes&sso_link_from=hec-montreal)
- Davenport, Thomas H. (2010). « Business Intelligence and Organizational Decisions », *International Journal of Business Intelligence Research (IJBIR)*, vol. 1, no 1, p. 1-12. <https://doi.org/10.4018/jbir.2010071701>
- De Cremer, David (2020). « Leadership by algorithm: who leads and who follows in the AI era? », dans, Harriman House Limited, p. 35.
- De Goursac, Axel (2016). *Le Machine Learning envol vers le prédictif*, Myriad. Récupéré le December 8, 2021 de <https://myriad-data.com/wp-content/uploads/2019/07/Machine-Learning.pdf>
- De La Rochefoucauld, Mehdi (2020). « L'IA et la reconfiguration de la fonction RH », *Management & Datascience*, vol. 4, no 1 January 2020. <https://doi.org/https://doi.org/10.36863/mds.a.10973>
- Decision Tree* (2021). Wikipedia. Récupéré le December 21, 2021 de [https://en.wikipedia.org/wiki/Decision\\_tree#](https://en.wikipedia.org/wiki/Decision_tree#)
- Déclaration de Montréal pour le développement responsable de l'IA* (2018). Université de Montréal. Récupéré le Novembre 5, 2021 de <https://www.declarationmontreal-iaresponsable.com/la-declaration>

- The Definitive Glossary: Algorithm* (2020). Math Vault. Récupéré le October 11, 2021 de <https://mathvault.ca/math-glossary/#algorithm>
- Dejoux, Cécile (2015). « Les compétences digitales du manager : un chantier pour les entreprises », *Revue Personnel*, no No. 557, p. 48-49.  
[https://static1.squarespace.com/static/530c7001e4b01f735fa691b8/t/54ec8cede4b0bc2e9aa519f7/1424788717538/15\\_Personnel.pdf](https://static1.squarespace.com/static/530c7001e4b01f735fa691b8/t/54ec8cede4b0bc2e9aa519f7/1424788717538/15_Personnel.pdf)
- Del Giudice, Manlio, Veronica Scuotto, Beatrice Orlando et Mario Mustilli (2021). « Toward the human – Centered approach. A revised model of individual acceptance of AI », *Human Resource Management Review*, p. 100856.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2021.100856>
- Deloitte, Insights (2019). *2019 Global Human Capital Trends*, Deloitte Insights. Récupéré de <https://www2.deloitte.com/us/en/insights/focus/human-capital-trends/2019.html>
- Deloitte, Insights (2020). *2020 Global Human Capital Trends -The social enterprise at work: Paradox as a path forward*, Deloitte Insights. Récupéré de <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/at/Documents/human-capital/at-hc-trends-2020.pdf>
- DeWalt, Kathleen Musante et Billie R. DeWalt (2010a). « Learning To Be a Participant Observer », dans *Participant Observation : A Guide for Fieldworkers*, Blue Ridge Summit, UNITED STATES, AltaMira Press,  
<http://ebookcentral.proquest.com/lib/hecm-ebooks/detail.action?docID=1021969>. p. 19-40.
- DeWalt, Kathleen Musante et Billie R. DeWalt (2010b). *Participant Observation : A Guide for Fieldworkers*, Blue Ridge Summit, UNITED STATES, AltaMira Press.
- DeWalt, Kathleen Musante et Billie R. DeWalt (2010c). « What is Participant Observation? », dans *Participant Observation : A Guide for Fieldworkers*, Blue Ridge Summit, UNITED STATES, AltaMira Press,  
<http://ebookcentral.proquest.com/lib/hecm-ebooks/detail.action?docID=1021969>. p. 1-18.
- Di Iorio, Me Nicola (2020). *La gestion des ressources humaines à l'ère de l'intelligence artificielle*, VigieRT. Récupéré le 3 février 2021 de <https://ordrecrha.org/ressources/technologies/2020/01/gestion-ressources-humaines-ere-intelligence-artificielle>
- Dietvorst, Berkeley J., Joseph P. Simmons et Cade Massey (2015). « Algorithm aversion: People erroneously avoid algorithms after seeing them err », *Journal of Experimental Psychology: General*, vol. 144, no 1, p. 114-126.  
<https://doi.org/10.1037/xge0000033>

- Dixon, Jay (2020). « Répercussions des robots sur l'emploi : données à l'échelle des entreprises », *Direction des études analytiques : documents de recherche de Canada*, vol. 11F0019M, no 454. Récupéré le February 2, 2021 de <https://www150.statcan.gc.ca/n1/pub/11f0019m/11f0019m2020017-fra.htm>
- Domonoske, Camila (2017). *Elon Musk Warns Governors: Artificial Intelligence Poses 'Existential Risk'*, NPR - The Two-Way. Récupéré le October 10, 2021 de <https://www.npr.org/sections/thetwo-way/2017/07/17/537686649/elon-musk-warns-governors-artificial-intelligence-poses-existential-risk>
- Dulhare, Uma N., Khaleel Ahmad et Ahmad Khairol Amali Bin (2020). *Machine learning and big data : concepts, algorithms, tools and applications*, Hoboken, NJ, Wiley-Scrivener. Récupéré de <https://doi.org/10.1002/9781119654834>
- Edwards, John Steven et Eduardo Rodriguez (2019). « Remedies against bias in analytics systems », *Journal of Business Analytics*, vol. 2, no 1, p. 74-87. <https://www-tandfonline-com.proxy2.hec.ca/doi/pdf/10.1080/2573234X.2019.1633890?needAccess=true>.
- Escott, Eban (2017). « What are the 3 types of AI? A guide to narrow, general, and super artificial intelligence ». Récupéré le December 25, 2021 de <https://codebots.com/artificial-intelligence/the-3-types-of-ai-is-the-third-even-possible>
- Eve, Robert (2019). « Comment alimenter l'intelligence artificielle en données », *Journal du Net (JDN)*. <https://www.journaldunet.com/solutions/reseau-social-d-entreprise/1424418-comment-alimenter-l-intelligence-artificielle-en-donnees/>
- Even, Adir et Ganesan Shankaranarayanan (2009). « Dual Assessment of Data Quality in Customer Databases », *J. Data and Information Quality*, vol. 1. <https://doi.org/10.1145/1659225.1659228>
- Evseeva, Svetlana, Oksana Evseeva, Andrei Burmistrov, Maria Siniavina et V. Kankhva (2021). « Application of artificial intelligence in human resource management in the agricultural sector », *E3S Web of Conferences*, vol. 258, p. 01010. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202125801010>
- Frankenfield, Jake (2020). *Chatbot*, Investopedia. Récupéré le December 26, 2021 de <https://www.investopedia.com/terms/c/chatbot.asp>
- Frey, Carl Benedikt et Michael A. Osborne (2017). « The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? », *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 114, no C, p. 254-280. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Friedman, Batya et Helen Nissenbaum (1996). « Bias in computer systems », *ACM Trans. Inf. Syst.*, vol. 14, no 3, p. 330-347. <https://doi.org/10.1145/230538.230561>

- Frizzo-Barker, Julie, Peter A. Chow-White, Maryam Mozafari et Dung Ha (2016). « An empirical study of the rise of big data in business scholarship », *International Journal of Information Management*, vol. 36, no 3, p. 403-413. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2016.01.006>
- Garcia-Arroyo, José et Amparo Osca (2019). « Big data contributions to human resource management: a systematic review », *The International Journal of Human Resource Management*, p. 1-26. <https://doi.org/10.1080/09585192.2019.1674357>
- Gathering.Tools. (2021, Mars 26, 2021). Qualité des données : enjeux et bonnes pratiques, *Blog posts by Gathering Tools*. <https://www.gathering-tools.com/en/2021/03/26/qualite-des-donnees-le-guide-pour-tout-savoir/>
- Gauthier, Benoît et Isabelle Bourgeois (2016a). « L’entrevue semi-dirigée », dans Lorraine Savoie-Zajc (dir.), *Recherche sociale : de la problématique à la collecte des données*, 6e édition.<sup>e</sup> éd, Québec, Presses de l'Université du Québec, p. xi, 670 pages : illustrations ; 623 cm.
- Gauthier, Benoît et Isabelle Bourgeois (2016b). « L’observation directe », dans Anne Laperrière (dir.), *Recherche sociale : de la problématique à la collecte des données*, 6e édition.<sup>e</sup> éd, Québec, Presses de l'Université du Québec, p. xi, 670 pages : illustrations ; 623 cm.
- Gauthier, Benoît et Isabelle Bourgeois (2016c). *Recherche sociale : de la problématique à la collecte des données*, 6e édition.<sup>e</sup> éd., Québec, Presses de l'Université du Québec.
- Gautrin, Patricia (2020). « Une IA prend-elle (toujours) les bonnes décisions ? ». Récupéré le Décembre 14, 2020 de <https://www.cscience.ca/2020/12/12/indicateurs-cles-en-ethique-de-lia/>
- Gautrin, Patricia (2021). « [ANALYSE] Allons-nous un jour penser à la manière des algorithmes? ». Récupéré le 26 décembre 2021 de <https://www.cscience.ca/2021/06/05/analyse-allons-nous-un-jour-penser-a-la-maniere-des-algorithmes/>
- Gautrin, Patricia (2022). « Défis 2022 de l’IA : vers une intelligence artificielle inclusive centrée sur l’humain ». Récupéré le Janvier 15, 2022 de <https://www.cscience.ca/2022/01/11/defis-2022-vers-une-ia-inclusive-centree-sur-lhumain/>
- Gentelet, Karine et Lily-Cannelle Mathieu (2021). « Comment l’intelligence artificielle reproduit et amplifie le racisme », *La Conversation*. <https://theconversation.com/comment-lintelligence-artificielle-reproduit-et-amplifie-le-racisme-167950>.

- George, Gerard, Martine R. Haas et Alex Pentland (2014). « Big Data and Management », *Academy of Management Journal*, vol. 57, no 2, p. 321-326.  
<https://doi.org/10.5465/amj.2014.4002>
- George, Gerard, Ernst C. Osinga, Dovev Lavie et Brent A. Scott (2016). « Big data and data science methods for management research », *Academy of Management Journal*, vol. 59, no 5, p. 1493-1507. <https://doi.org/10.5465/amj.2016.4005>
- Gershgorn, Dave (2018). *Facebook says it has a tool to detect bias in its artificial intelligence*, Quartz. Récupéré le Mars 20, 2022 de  
<https://qz.com/1268520/facebook-says-it-has-a-tool-to-detect-bias-in-its-artificial-intelligence/>
- Ghanbari, Elham et Sara Najafzadeh (2020). « Machine Learning » [3], dans Uma N. Dulhare, Khaleel Ahmad et Ahmad Khairol Amali Bin (dir.), *Machine learning and big data : concepts, algorithms, tools and applications*, Hoboken, NJ, Wiley-Scrivener, <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/9781119654834>, p. 155-208.
- Gibbs, Samuel (2017). *Elon Musk: regulate AI to combat 'existential threat' before it's too late*. Récupéré le October 10, 2021 de  
<https://www.theguardian.com/technology/2017/jul/17/elon-musk-regulation-ai-combat-existential-threat-tesla-spacex-ceo>
- Gobeil-Proulx, Julien (2021). *Recension des besoins en compétences suscités par le développement et la mise en oeuvre de l'IA*, 41 p. Récupéré de  
<https://observatoire-ia.ulaval.ca/recension-des-besoins-en-competences-suscites-par-le-developpement-et-la-mise-en-oeuvre-de-lia/>
- Great.Learning.Team (2021). *What is Artificial Intelligence? How does AI work, Types and Future of it?*, Great Learning. Récupéré le December 25, 2021 de  
<https://www.mygreatlearning.com/blog/what-is-artificial-intelligence/>
- Guszcza, James, Iyad Rahwan, Will Bible, Manuel Cebrian et Vic Katyral (2018). « Why We Need to Audit Algorithms », *Harvard Business Review: Analytics And Data Science*. <https://hbr.org/2018/11/why-we-need-to-audit-algorithms>.
- Hailey, Veronica Hope, Elaine Farndale et Catherine Truss (2005). « The HR department's role in organisational performance », *Human Resource Management Journal*, vol. 15, no 3, p. 49-66.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1748-8583.2005.tb00153.x>
- Halaweh, Mohanad et Ahmed El Massry (2017). « A Synergetic Model for Implementing Big Data in Organizations: An Empirical Study », *Information Resources Management Journal (IRMJ)*, vol. 30, no 1, p. 48-64.  
<https://doi.org/10.4018/IRMJ.2017010104>

- Héder, Mihály (2020). « A criticism of AI ethics guidelines », *Információs Társadalom*, vol. XX, no no. 4, p. 57–73.  
<https://doi.org/https://dx.doi.org/10.22503/inftars.XX.2020.4.5>
- Hill, R. K. (2016). « What an Algorithm Is », *PHILOSOPHY & TECHNOLOGY*, vol. 29, no 1, p. 35-59. <https://doi.org/10.1007/s13347-014-0184-5>
- Holland, J.H. (2014). *Complexity: A Very Short Introduction*, Oxford University Press.
- Hong, Joo-Wha, Sukyoung Choi et Dmitri Williams (2020). « Sexist AI: An Experiment Integrating CASA and ELM », *International Journal of Human-Computer Interaction*, vol. 36. <https://doi.org/10.1080/10447318.2020.1801226>
- Huang, Ming-Hui, Roland Rust et Vojislav Maksimovic (2019). « The Feeling Economy: Managing in the Next Generation of Artificial Intelligence (AI) », *California Management Review*, vol. 61, no 4, p. 43-65.  
<https://doi.org/10.1177/0008125619863436>
- Huang, Ming-Hui et Roland T. Rust (2018). « Artificial Intelligence in Service », *Journal of Service Research*, vol. 21, no 2, p. 155-172.  
<https://doi.org/10.1177/1094670517752459>
- IBM.Watson.Talent (2019). *The business case for AI in HR*, IBM Watson Talent, IBM Smarter Workforce Institute. Récupéré de  
<https://www.ibm.com/downloads/cas/AGKXJX6M>
- James Wilson, H. et P. R. Daugherty (2018). « Collaborative intelligence: Humans and AI are joining forces », *Harvard Business Review*, vol. 96 no 5J uly-August.  
<https://web-p-ebsohost-com.proxy2.hec.ca/bsi/pdfviewer/pdfviewer?vid=2&sid=97e0bc11-ca40-44d7-b0c8-3c2e2571708b%40redis>.
- Jarrahi, Mohammad Hossein (2018). « Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making », *Business Horizons*, vol. 61, no 4, p. 577-586.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007>
- Jean, Aurélie (2019). *De l'autre côté de la machine. Voyage d'une scientifique au pays des algorithmes.*, Humensis.
- Johns, Gary (2011). « Attendance dynamics at work: The antecedents and correlates of presenteeism, absenteeism, and productivity loss », *Journal of occupational health psychology*, vol. 16, no 4, p. 483-500. <https://doi.org/10.1037/a0025153>
- Kaplan, Andreas (s.d.). *An Ethical Approach to AI is an Absolute Imperative*, Olbios Network for Action. Récupéré le October 10, 2021 2021. de  
<https://olbios.org/an-ethical-approach-to-ai-is-an-absolute-imperative/>

- Kaplan, Andreas et Michael Haenlein (2019). « Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence », *Business Horizons*, vol. 62, no 1, p. 15-25.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.08.004>
- Kavanagh, Michael J. et Richard David Johnson (2018). *Human resource information systems*, Fourth edition.° éd., Los Angeles, SAGE.
- Kazim, Emre, Adriano Soares Koshiyama, Airlie Hilliard et Roseline Polle (2021). « Systematizing Audit in Algorithmic Recruitment », *Journal of Intelligence*, vol. 9, no 3, p. 46. <https://www.mdpi.com/2079-3200/9/3/46>
- Kelley, Kassidy (2021). *Top 9 types of machine learning algorithms, with cheat sheet*, TechTarget. Récupéré le May 26, 2021. de  
<https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/feature/5-types-of-machine-learning-algorithms-you-should-know>
- Kellogg, Katherine C., Melissa A. Valentine et Angèle Christin (2020). « Algorithms at Work: The New Contested Terrain of Control », *Academy of Management Annals*, vol. 14, no 1, p. 366-410. <https://doi.org/10.5465/annals.2018.0174>
- Kharpal, Arjun (2017). *A.I. is in its 'infancy' and it's too early to regulate it*, Intel CEO Brian Krzanich says, CNBC - Tech Transformers. Récupéré le November 7, 2017 de <https://www.cnn.com/2017/11/07/ai-infancy-and-too-early-to-regulate-intel-ceo-brian-krzanich-says.html>
- Kim, Pauline, T. (2017). « Data-Driven Discrimination at Work », *William & Mary Law Review*, vol. 58, no 3, p. 857-936. 880p. Récupéré le April 4, 2022 de  
<https://web-p-ebsohost-com.proxy2.hec.ca/ehost/detail/detail?vid=9&sid=375a35f2-5460-40db-98bf-c3bd5d871056%40redis&bdata=Jmxhbm9ZnImc2l0ZT1laG9zdC1saXZl#AN=122702067&db=a9h>
- Köchling, Alina et Marius Claus Wehner (2020). « Discriminated by an algorithm: a systematic review of discrimination and fairness by algorithmic decision-making in the context of HR recruitment and HR development », *Business Research*, vol. 13, no 3, p. 795-848. <https://doi.org/10.1007/s40685-020-00134-w>
- Koza, John R., Forrest H. Bennett, David Andre et Martin A. Keane (1996). « Automated Design of Both the Topology and Sizing of Analog Electrical Circuits Using Genetic Programming », dans John S. Gero et Fay Sudweeks (dir.), *Artificial Intelligence in Design '96*, Dordrecht, Springer Netherlands, [https://doi.org/10.1007/978-94-009-0279-4\\_9](https://doi.org/10.1007/978-94-009-0279-4_9), p. 151-170.
- Laney, Doug (2001). « 3D data management: Controlling data volume, velocity and variety », *META group research note*, vol. 6, no 70, p. 1.

<http://blogs.gartner.com/doug-laney/files/2012/01/ad949-3D-Data-Management-Controlling-Data-Volume-Velocity-and-Variety.pdf>.

- Langer, Markus, Cornelius J. König et Vivien Busch (2020). « Changing the means of managerial work: effects of automated decision support systems on personnel selection tasks », *Journal of Business and Psychology*.  
<https://doi.org/10.1007/s10869-020-09711-6>
- Lauzier, Martin, Stéphanie Melançon et Karine Côté (2017). « L'effet du stress perçu sur les comportements d'absentéisme et de présentéisme: Le rôle médiateur de l'état de santé. [The effect of perceived stress on absenteeism and presenteeism behaviors: The mediating role of health status.] », *Canadian Journal of Behavioural Science / Revue canadienne des sciences du comportement*, vol. 49, no 4, p. 221-230. <https://doi.org/10.1037/cbs0000081>
- Lee, Yong-Cheol, Moeid Shariatfar, Abbas Rashidi et Hyun Woo Lee (2020). « Evidence-driven sound detection for prenotification and identification of construction safety hazards and accidents », *Automation in Construction*, vol. 113, p. 103127. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103127>
- Leicht-Deobald, Ulrich, Thorsten Busch, Christoph Schank, Antoinette Weibel, Simon Schafheitle, Isabelle Wildhaber, *et al.* (2019). « The Challenges of Algorithm-Based HR Decision-Making for Personal Integrity », *Journal of Business Ethics*, vol. 160, no 2, p. 377-392. <https://doi.org/10.1007/s10551-019-04204-w>
- Leonel, Jorge (2018). *Supervised Learning*, Medium. Récupéré le December 3, 2021 2021. de <https://medium.com/@jorgesleonel/supervised-learning-c16823b00c13>
- Lepak, David P., Hui Liao, Yunhyung Chung et Erika E. Harden (2006). « A Conceptual Review of Human Resource Management Systems in Strategic Human Resource Management Research », dans Joseph J. Martocchio (dir.), *Research in Personnel and Human Resources Management*, vol 25, Emerald Group Publishing Limited, coll. Research in Personnel and Human Resources Management, [https://doi.org/10.1016/S0742-7301\(06\)25006-0](https://doi.org/10.1016/S0742-7301(06)25006-0), p. 217-271.
- Lévy, Camille (2019). « Les outils big data dans les RH. Du mythe à la pratique », *Politiques de communication*, vol. 12, no 1, p. 45-69.  
<https://doi.org/10.3917/pdc.012.0045>
- Lipsky, Michael (2010). *Street-level bureaucracy: Dilemmas of the individual in public service*, Russell Sage Foundation.
- Lovejoy, Josh (2018). *The UX of AI: Using Google Clips to understand how a human-centered design process elevates artificial intelligence*, Google Design. Récupéré le November 11, 2021 de <https://design.google/library/ux-ai/>
- Low, Jia Yin (2020). *Supervised Learning vs. Unsupervised Learning*, Supahands. Récupéré le January 21, 2020 2020. de

<https://blog.supahands.com/2020/01/21/supervised-learning-vs-unsupervised-learning/>

Luo, Han, Mingzhu Wang, Peter Kok-Yiu Wong et Jack C. P. Cheng (2020). « Full body pose estimation of construction equipment using computer vision and deep learning techniques », *Automation in Construction*, vol. 110, p. 103016. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.autcon.2019.103016>

Lyons, Kim (2020). « Some Shipt workers report seeing lower pay under new effort-based model », *The Verge*. Récupéré le Mars 4, 2022 de <https://www.theverge.com/2020/10/16/21519298/shipt-workers-lower-pay-algorithm-target-shopping>

*Machine Learning* (2021). Wikipedia. Récupéré le November 5, 2021 de [https://en.wikipedia.org/wiki/Machine\\_learning](https://en.wikipedia.org/wiki/Machine_learning)

*Machine Learning Algorithms Mind Map - Types of Machine Learning Explained* (2021). Insane. Récupéré le February 17, 2021 2021. de <https://www.theinsaneapp.com/2021/02/types-of-machine-learning-algorithms.html>

Maclure, Jocelyn et Marie-Noëlle Saint-Pierre (2018). « Le nouvel âge de l'intelligence artificielle : une synthèse des enjeux éthiques », *Les Cahiers de propriété intellectuelle*, vol. 30, no 3. <https://www.lescpi.ca/articles/v30/n3/le-nouvel-age-de-lintelligence-artificielle-une-synthese-des-enjeux-ethiques/>

Magee, Christopher A., Peter Caputi et Jeong Kyu Lee (2016). « Distinct longitudinal patterns of absenteeism and their antecedents in full-time Australian employees », *Journal of occupational health psychology*, vol. 21, no 1, p. 24-36. <https://doi.org/10.1037/a0039138>

Mahajan, Vidur, Vasantha Kumar Venugopal, Murali Murugavel et Harsh Mahajan (2020). « The Algorithmic Audit: Working with Vendors to Validate Radiology-AI Algorithms—How We Do It », *Academic Radiology*, vol. 27, no 1, p. 132-135. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.acra.2019.09.009>

Mahmud, Hasan, A. K. M. Najmul Islam, Syed Ishtiaque Ahmed et Kari Smolander (2022). « What influences algorithmic decision-making? A systematic literature review on algorithm aversion », *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 175, p. 121390. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121390>

Marcinkowski, Frank, Kimon Kieslich, Christopher Starke et Marco Lünich (2020). « Implications of AI (un-)fairness in higher education admissions: the effects of perceived AI (un-)fairness on exit, voice and organizational reputation », communication présentée au *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, Barcelona, Spain. Récupéré de <https://doi.org/10.1145/3351095.3372867>

- Mason, Paul (2016, March 29, 2016). « The racist hijacking of Microsoft's chatbot shows how the internet teems with hate », *The Guardian*. Récupéré le Janvier 2, 2022 de <https://www.theguardian.com/world/2016/mar/29/microsoft-tay-tweets-antisemitic-racism>
- May, T. et A. Chang Chien (2021). *Slouch or Slack Off, This 'Smart' Office Chair Cushion Will Record It*, *The New York Times*. Récupéré le Février 21, 2022 de <https://www.nytimes.com/2021/01/12/world/asia/china-office-cushion-surveillance.html>
- McAfee, Andrew, Erik Brynjolfsson, Thomas H Davenport, DJ Patil et Dominic Barton (2012). « Big data: the management revolution », *Harvard Business Review*, vol. 90, no 10, p. 60-68. <https://wiki.uib.no/info310/images/4/4c/McAfeeBrynjolfsson2012-BigData-TheManagementRevolution-HBR.pdf>.
- McKinsey (2017). « The CEO's guide to competing through HR », *McKinsey Quarterly*, vol. 2017, no 3, p. 102-113. <https://www.mckinsey.com/business-functions/organization/our-insights/the-ceos-guide-to-competing-through-hr>.
- McKinsey.and.Company (2018). *An executive's guide to AI*, McKinsey and Company: McKinsey Analytics. Récupéré de <https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Business%20Functions/McKinsey%20Analytics/Our%20Insights/An%20executives%20guide%20to%20AI/An-executives-guide-to-AI.ashx>
- McKinsey.and.Company (2020). *Global Survey: The state of AI in 2020*, McKinsey and Company: McKinsey Analytics. Récupéré de <https://www.mckinsey.com/business-functions/mckinsey-analytics/our-insights/global-survey-the-state-of-ai-in-2020>
- McNeely, Connie L. et Jong-on Hahm (2014). « The Big (Data) Bang: Policy, Prospects, and Challenges », *Review of Policy Research*, vol. 31, no 4, p. 304-310. <https://doi.org/10.1111/ropr.12082> ( <https://doi.org/10.1111/ropr.12082>)
- Meijerink, Jeroen et Tanya Bondarouk (2021). « The duality of algorithmic management: Toward a research agenda on HRM algorithms, autonomy and value creation », *Human Resource Management Review*, p. 100876. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2021.100876>
- Meijerink, Jeroen, Mark Boons, Anne Keegan et Janet Marler (2021). « Algorithmic human resource management: Synthesizing developments and cross-disciplinary insights on digital HRM », *The International Journal of Human Resource Management*, p. 1-18. <https://doi.org/10.1080/09585192.2021.1925326>
- Metcalf, Lynn, David A. Askay et Louis B. Rosenberg (2019). « Keeping Humans in the Loop: Pooling Knowledge through Artificial Swarm Intelligence to Improve

- Business Decision Making », *California Management Review*, vol. 61, no 4, p. 84-109. <https://doi.org/10.1177/0008125619862256>
- Meyer, David. (2018, October 10, 2018). *Amazon Reportedly Killed an AI Recruitment System Because It Couldn't Stop the Tool from Discriminating Against Women*. Récupéré le Janvier 3, 2022 de <https://fortune.com/2018/10/10/amazon-ai-recruitment-bias-women-sexist/>
- Miles, Matthew B. Huberman A. M. Salda a Johnny (2014). *Qualitative data analysis : a methods sourcebook*,
- Miles, Matthew B., A. Michael Huberman et Johnny Saldña (2014). « Qualitative data analysis: Research Design and Management », dans *Qualitative data analysis : a methods sourcebook*, p. 13 - 44.
- Mills, Joshua (2020). *Introduction to AI Part 1*, Edzion. Récupéré le October 25, 2021 de <https://edzion.com/2020/12/09/introduction-to-ai-part-1/>
- Minbaeva, D. (2020). « Disrupted HR? », *Human Resource Management Review*. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2020.100820>
- Mitchell, Thomas M. (1997). *Machine learning*, Singapore, McGraw-Hill.
- Murray, Alex, J. E. N. Rhymer et David G. Sirmon (2021). « HUMANS AND TECHNOLOGY: FORMS OF CONJOINED AGENCY IN ORGANIZATIONS », *Academy of Management Review*, vol. 46, no 3, p. 552-571. <https://doi.org/10.5465/amr.2019.0186>
- N'Da, Paul (2015). *Recherche et méthodologie en sciences sociales et humaines : réussir sa thèse, son mémoire de master ou professionnel, et son article*, Paris, l'Harmattan.
- Nagtegaal, Rosanna (2021). « The impact of using algorithms for managerial decisions on public employees' procedural justice », *Government Information Quarterly*, vol. 38, no 1, p. 101536. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.giq.2020.101536>
- Nawaz, Nishad (2020). « Artificial Intelligence Applications For Face Recognition In Recruitment Process », *Journal of Management Information and Decision Sciences*, vol. 23, p. 499-509. <http://proxy2.hec.ca/login?url=https://www.proquest.com/scholarly-journals/artificial-intelligence-applications-face/docview/2516955849/se-2?accountid=11357>.
- Newlands, Gemma (2020). « Algorithmic Surveillance in the Gig Economy: The Organization of Work through Lefebvrian Conceived Space », *Organization Studies*, vol. 42, no 5, p. 719-737. <https://doi.org/10.1177/0170840620937900>

- Ng, Andrew (2016). « What artificial intelligence can and can't do right now », *Harvard Business Review*, vol. 9, no 11.
- Nocker, Manuela et Vania Sena (2019). « Big Data and Human Resources Management: The Rise of Talent Analytics », *Social Sciences*, vol. 8, no 10, p. 273.  
<https://www.mdpi.com/2076-0760/8/10/273>.
- OECD (2019). « Repenser les systèmes de compétences », dans *Stratégie 2019 de l'OCDE sur les compétences : Des compétences pour construire un avenir meilleur*, <https://doi.org/10.1787/9789264313859-fr>, p. 21.
- Outil d'évaluation de l'incidence algorithmique* (2021). Gouvernement Numérique - Gouvernement du Canada. Récupéré le 10 October 2021 de <https://www.canada.ca/fr/gouvernement/systeme/gouvernement-numerique/innovations-gouvernementales-numeriques/utilisation-responsable-ai/evaluation-incidence-algorithmique.html>
- Parent-Rochelleau, Xavier et Sharon K. Parker (2021). « Algorithms as work designers: How algorithmic management influences the design of jobs », *Human Resource Management Review*, p. 100838.  
<https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2021.100838>
- Parth, Shalini et Dharma Raju Bathini (2021). « Microtargeting control: Explicating algorithmic control and nudges in platform-mediated cab driving in India », *New Technology, Work and Employment*, vol. 36, no 1, p. 74-93.  
<https://doi.org/10.1111/ntwe.12188>
- Pereira, Vijay, Elias Hadjielias, Michael Christofi et Demetris Vrontis (2021). « A systematic literature review on the impact of artificial intelligence on workplace outcomes: A multi-process perspective », *Human Resource Management Review*, p. 100857. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2021.100857>
- Plous, Scott (1993). *The psychology of judgment and decision making*, New York, McGraw-Hill.
- Poba-Nzaou, Placide (2020). « Industrie 4.0 : Transformer La Gestion Des Rh, Une Nécessité Pour La Survie Des Professionnels Rh », *Revue RH*, no Janvier - Février - Mars 2020. Récupéré le Avril 2, 2020 de <https://ordrecrha.org/ressources/revue-rh/volume-23-no-1/transformer-gestion-rh>
- Price, Rob. (2016, March 24, 2016). *Microsoft is deleting its AI chatbot's incredibly racist tweets*. Récupéré le Janvier 2, 2022 de <https://web.archive.org/web/20190130071430/https://www.businessinsider.com/microsoft-deletes-racist-genocidal-tweets-from-ai-chatbot-tay-2016-3>
- Prikshat, Verma, Ashish Malik et Pawan Budhwar (2021). « AI-augmented HRM: Antecedents, assimilation and multilevel consequences », *Human Resource*

- Management Review*, p. 100860.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2021.100860>
- Priyadarshini, Pallavi (2019). *Comment choisir les algorithmes de ML pour les problèmes de régression?*, Geekflare. Récupéré le Décembre 22, 2021 de <https://geekflare.com/fr/choosing-ml-algorithms/>
- Quel que soit le milieu d'où l'on vient, l'intelligence est majoritairement génétique* (2017). Breizh-info.com. Récupéré le 26 décembre 2021 de <https://www.breizh-info.com/2017/12/22/84903/milieu-classes-sociales-intelligence-majoritairement-genetique/>
- Radio-Canada. (2021, Avril 12, 2021). *Surveillance par géolocalisation mobile : une employée refuse et est congédiée*. Récupéré le Octobre 9, 2021 de <https://ici.radio-canada.ca/nouvelle/1784312/geolocalisation-telephone-mobile-productivite-employes>
- Raisch, S. et S. Krakowski (2021). « Artificial Intelligence and Management: The automation-augmentation paradox », *Academy of Management Review*, vol. 46, no 1, p. 192-210. <https://doi.org/10.5465/AMR.2018.0072>
- Raju, Sachin (2019). *Artificial Intelligence: Understanding The Different Types*, Fingent Technology. Récupéré le December 25, 2021 de <https://www.fingent.com/blog/artificial-intelligence-understanding-the-different-types/>
- Rathi, Renu (2018). « Artificial intelligence and the future of hr practices », *International Journal of Applied Research*, vol. 4, no 16, p. 113-116.
- Reilly, Peter (2018). *The impact of artificial intelligence on the HR function: IES Perspectives on HR 2018*, Institute for Employment Studies.
- Reilly, Peter (2019). *Which way now for HR and organisational changes? - IES Perspectives on HR 2018*, Institute for Employment Studies.
- Roberts, Bill (2013). « The Benefits of Big Data », *HRMagazine*, vol. 59, no 10, p. 20-22,24,26,28,30.  
<https://www.proquest.com/docview/1445137722?accountid=14609#>.
- Samuel, Arthur L. (1959). « Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers », *IBM J. Res. Dev.*, vol. 3, p. 210-229.  
<http://www.cs.virginia.edu/~evans/greatworks/samuel.pdf>.
- Satell, Greg et Yassmin Abdel-Magied (2020). « AI Fairness Isn't Just an Ethical Issue - Corporate Social Responsibility », *Harvard Business Review*.  
<https://hbr.org/2020/10/ai-fairness-isnt-just-an-ethical-issue>.

- Saxena, Rahul (2017). *How Decision Tree Algorithm Works*, Dataaspirant. Récupéré le January 30, 2017 2017. de <https://dataaspirant.com/how-decision-tree-algorithm-works/>
- Schellmann, Hilke (2021). « Auditors are testing hiring algorithms for bias, but find there's no easy fix », *MIT Technical Review*. <https://www.technologyreview.com/2021/02/11/1017955/auditors-testing-ai-hiring-algorithms-bias-big-questions-remain/>
- Seeck, Hannele et Marjo-Riitta Diehl (2017). « A literature review on HRM and innovation – taking stock and future directions », *The International Journal of Human Resource Management*, vol. 28, no 6, p. 913-944. <https://doi.org/10.1080/09585192.2016.1143862>
- Segura, Thaddeus (2020). *Introduction to Machine Learning... in 200 words*, Data Science. Récupéré le Decembre 10, 2021 de [https://thaddeus-segura.com/intro\\_to\\_ml/](https://thaddeus-segura.com/intro_to_ml/)
- Shrestha, Ajay (2020). *How Machine Learning could impact the laboratory in the next decade*, ThermoFisher Scientific. Récupéré le November 6, 2021 2021. de <https://www.thermofisher.com/blog/connectedlab/machine-learning-a-primer-to-laboratory-applications/>
- Shrestha, Yash Raj, Shiko M. Ben-Menahem et Georg von Krogh (2019). « Organizational Decision-Making Structures in the Age of Artificial Intelligence », *California Management Review*, vol. 61, no 4, p. 66-83. <https://doi.org/10.1177/0008125619862257>
- SHRM (2008). *HR's Evolving Role in Organizations and Its Impact on Business Strategy*, 31, 35 et 47 p. Récupéré de <https://www.shrm.org/hr-today/news/hr-news/pages/staffingissuescritical.aspx>
- Silberg, Jake et James Manyika (2019). « Tackling bias in artificial intelligence (and in humans) », *McKinsey and Company: McKinsey Global Institute*, vol. McKinsey Global Institute. <https://www.mckinsey.com/featured-insights/artificial-intelligence/tackling-bias-in-artificial-intelligence-and-in-humans>.
- Simbeck, K. (2019). « HR analytics and ethics », *IBM Journal of Research and Development*, vol. 63, no 4-5. <https://doi.org/10.1147/JRD.2019.2915067>
- Sindhu V., Nivedha S. et Prakash M. (2020). « An Empirical Science Research on Bioinformatics In Machine Learning », *Journal Of Mechanics Of Continua And Mathematical Sciences / www.journalimcms.org/*, vol. Special Issue, no 7, p. 86-94 <https://doi.org/https://doi.org/10.26782/jmcms.spl.7/2020.02.00006>

- Singh, Jagdip, Michael Brady, Todd Arnold et Tom Brown (2017). « The Emergent Field of Organizational Frontlines », *Journal of Service Research*, vol. 20, no 1, p. 3-11. <https://doi.org/10.1177/1094670516681513>
- Soleimani, Melika, Ali Intezari, Nazim Taskin et David Pauleen (2021). *Cognitive biases in developing biased Artificial Intelligence recruitment system*,
- Soni, Devin (2018). *Supervised vs. Unsupervised Learning*, Towards Data Science. Récupéré le December 4, 2021 2021. de <https://towardsdatascience.com/supervised-vs-unsupervised-learning-14f68e32ea8d>
- Sonnemaker, Tyler (2021). *Amazon is deploying AI cameras to surveil delivery drivers '100% of the time'*. Récupéré le Février 2022 de <https://www.businessinsider.com/amazon-plans-ai-cameras-surveil-delivery-drivers-netradyne-2021-2>
- Sotala, Kaj et Roman V. Yampolskiy (2014). « Responses to catastrophic AGI risk: a survey », *Physica Scripta*, vol. 90, no 1, p. 018001. <https://doi.org/10.1088/0031-8949/90/1/018001>
- Srinivasan, Ramya et Ajay Chander (2021). « Biases in AI Systems A survey for practitioners », *Queue*, vol. 19, no 2, p. 45-64. <https://doi.org/10.1145/3466132.3466134>
- Srivastav, Sushant (2020). *Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning. What's the Real Difference?*, Medium. Deep Learning Demystified. Récupéré le December 5, 2021 de <https://medium.com/swlh/artificial-intelligence-machine-learning-and-deep-learning-whats-the-real-difference-94fe7e528097>
- Strohmeier, Stefan (2020). « Smart HRM – a Delphi study on the application and consequences of the Internet of Things in Human Resource Management », *The International Journal of Human Resource Management*, vol. 31, no 18, p. 2289-2318. <https://doi.org/10.1080/09585192.2018.1443963>
- Strohmeier, Stefan et Franca Piazza (2015). « Artificial Intelligence Techniques in Human Resource Management—A Conceptual Exploration », dans Cengiz Kahraman et Sezi Çevik Onar (dir.), *Intelligent Techniques in Engineering Management: Theory and Applications*, Cham, Springer International Publishing, [https://doi.org/10.1007/978-3-319-17906-3\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-319-17906-3_7), p. 149-172.
- Suen, Hung-Yue, Mavis Yi-Ching Chen et Shih-Hao Lu (2019). « Does the use of synchrony and artificial intelligence in video interviews affect interview ratings and applicant attitudes? », *Computers in Human Behavior*, vol. 98, p. 93-101. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.chb.2019.04.012>

- Suresh, Harini et John Guttag (2021). « A Framework for Understanding Sources of Harm throughout the Machine Learning Life Cycle », communication présentée au *Equity and Access in Algorithms, Mechanisms, and Optimization*, --, NY, USA. Récupéré de <https://doi.org/10.1145/3465416.3483305>
- Sydell, Eric (2021). « What Should We Do About Algorithmic Bias in Hiring? ». Récupéré le Février 1, 2022 de [https://www.ere.net/what-should-we-do-about-algorithmic-bias-in-hiring/?utm\\_medium=email&\\_hsmi=131617181&\\_hsenc=p2ANqtz-3S1Vy3a8shR0XBLA-OX8etOohJLlfJs20FLoLudArVqzak6-HF8n-5BLh\\_QkYj3EGgxaOXjyrHVquBoZ19WnzdHrqgg&utm\\_content=131617181&utm\\_source=hs\\_email](https://www.ere.net/what-should-we-do-about-algorithmic-bias-in-hiring/?utm_medium=email&_hsmi=131617181&_hsenc=p2ANqtz-3S1Vy3a8shR0XBLA-OX8etOohJLlfJs20FLoLudArVqzak6-HF8n-5BLh_QkYj3EGgxaOXjyrHVquBoZ19WnzdHrqgg&utm_content=131617181&utm_source=hs_email)
- Taffese, Woubishet (2020). « Data-Driven Method for Enhanced Corrosion Assessment of Reinforced Concrete Structures », dans, [https://www.researchgate.net/figure/Commonly-adopted-machine-learning-algorithms-Publication-I\\_fig2\\_342655730](https://www.researchgate.net/figure/Commonly-adopted-machine-learning-algorithms-Publication-I_fig2_342655730). p. 31-33.
- Tambe, Prasanna, Peter Cappelli et Valery Yakubovich (2019). « Artificial Intelligence in Human Resources Management: Challenges and a Path Forward », *California Management Review*, vol. 61, no 4, p. 15-42. <https://doi.org/10.1177/0008125619867910>
- Tanwar, Samridhi et Innovative Research Publications (2019). « Transformation of HR: Natural Intelligence to Artificial Intelligence (Artificial Intelligence in HRM) », *Nitya Publications.gffghnbvcx bn*.
- Terry, Esme, Abigail Marks, Arek Dakessian et Dimitris Christopoulos (2021). « Emotional Labour and the Autonomy of Dependent Self-Employed Workers: The Limitations of Digital Managerial Control in the Home Credit Sector », *Work, Employment and Society*, vol. 0, no 0, p. 0950017020979504. <https://doi.org/10.1177/0950017020979504>
- The.Guardian (2020, August 11, 2020). « The Guardian view on A-level algorithms: failing the test of fairness », *theGuardian.com*. <https://www.theguardian.com/commentisfree/2020/aug/11/the-guardian-view-on-a-level-algorithms-failing-the-test-of-fairness>
- Thea (2020). « Les trois types d'intelligence artificielle: comprendre l'IA ». Récupéré le December 25, 2021 de <https://idroid.fr/les-trois-types-dintelligence-artificielle-comprendre-lia/>
- Tonidandel, Scott, Eden King et Jose Cortina (2015). *Big Data at Work : the Data Science Revolution and Organizational Psychology*, Florence, Taylor and Francis. Récupéré de <https://public.ebookcentral.proquest.com/choice/publicfullrecord.aspx?p=4185877>

- Unsupervised Machine Learning – The Future of Cybersecurity* (2021). GeeksforGeeks. Récupéré le November 8, 2021 de <https://www.geeksforgeeks.org/unsupervised-machine-learning-the-future-of-cybersecurity/?ref=rp>
- Vaughan, Jack (s.d.). « Data Quality », *TechTarget.com*.  
[https://www.techtarget.com/searchdatamanagement/definition/data-quality?utm\\_source=PDF&utm\\_medium=Banner&utm\\_campaign=DataManagement](https://www.techtarget.com/searchdatamanagement/definition/data-quality?utm_source=PDF&utm_medium=Banner&utm_campaign=DataManagement)
- Véry, Philippe et Ludovic Cailluet (2019). « Intelligence artificielle et recherche en gestion », *Revue Française de Gestion*, vol. 45, no 285, p. 119-134.  
<https://doi.org/10.3166/rfg.2020.00405>
- Vial, Gregory, Jinglu Jiang, Tanya Giannelia et Ann-Frances Cameron (2021). « The Data Problem Stalling AI », *MIT Sloan Management Review*, vol. 62, no 2, p. 47-53. <http://proxy2.hec.ca/login?url=https://www.proquest.com/scholarly-journals/data-problem-stalling-ai/docview/2479113427/se-2?accountid=11357>.
- Vincent, James. (2018, October 10, 2018). *Amazon reportedly scraps internal AI recruiting tool that was biased against women*. Récupéré le Janvier 3, 2022 de <https://www.theverge.com/2018/10/10/17958784/ai-recruiting-tool-bias-amazon-report>
- Vorhauser-Smith, Sylvia (2015). *Talented Philippines: Business Success Through Talent Management*, PageUp.
- Vorhauser-Smith, Sylvia et Karen Cariss (2014). *Talented Southeast Asia*, PageUp people.
- Vrontis, Demetris, Michael Christofi, Vijay Pereira, Shlomo Tarba, Anna Makrides et Eleni Trichina (2021). « Artificial intelligence, robotics, advanced technologies and human resource management: a systematic review », *The International Journal of Human Resource Management*, p. 1-30.  
<https://doi.org/10.1080/09585192.2020.1871398>
- Wang, R. Y. et D. M. Strong (1996). « Beyond Accuracy: What Data Quality Means to Data Consumers », *JOURNAL OF MANAGEMENT INFORMATION SYSTEMS*, vol. 12, no 4, p. 5-34. <https://asset-pdf.scinapse.io/prod/1567491469/1567491469.pdf>.
- Wenzel, Ramon et Niels Van Quaquebeke (2017). « The Double-Edged Sword of Big Data in Organizational and Management Research: A Review of Opportunities and Risks », *Organizational Research Methods*, vol. 21, no 3, p. 548-591.  
<https://doi.org/https://doi-org.proxy2.hec.ca/10.1177/1094428117718627>
- What Are Machine Learning and Deep Learning?* (2020). GitHub, Sebastian Raschka. Récupéré le October 29, 2021 de <https://github.com/rasbt/stat453-deep-learning-ss20>

- Williams, Tyler et Andrew D. Almand (2014). « THE ROLE OF SOCIAL MEDIA IN HIRING DECISIONS », *Journal of Information Systems Technology & Planning*, vol. 7, no 18, p. 53-74.  
<http://proxy2.hec.ca/login?url=https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=iih&AN=121227241&lang=fr&site=ehost-live>.
- Wilson, H. James et Paul R. Daugherty (2018). « Collaborative intelligence: Humans and AI are joining forces: Interactions », *Harvard Business Review*, vol. 96, no 5, p. 20-21.  
<http://proxy2.hec.ca/login?url=https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=bth&AN=131374482&lang=fr&site=bsi-live>.
- Wilton, N. (2016). *An Introduction to Human Resource Management*, SAGE Publications.
- Wisenberg, Brin, Dinah (2021). *AI's Potential Role in Employee Discipline Draws Attention in Europe*, SHRM - Society for Human Resources Management. Récupéré le June 15, 2021 2021. de <https://www.shrm.org/resourcesandtools/hr-topics/global-hr/pages/europe-ai-employee-discipline.aspx>
- World.Economic.Forum (2020). *The Future of Jobs Report 2020*, Research Report, 161 p. Récupéré de <https://www.weforum.org/reports/the-future-of-jobs-report-2020>
- Xiao, F. , Z. Guo, Y. Ni, X. Xie, S. Maharjan et Y. Zhang (2019). « Artificial Intelligence Empowered Mobile Sensing for Human Flow Detection », *IEEE Network*, vol. 33, no 1, p. 78-83. <https://doi.org/10.1109/MNET.2018.1700356>
- Yarger, Lynette Kvasny, Fay Cobb Payton et Bikalpa Neupane (2020). « Algorithmic equity in the hiring of underrepresented IT job candidates », *Online Inf. Rev.*, vol. 44, p. 383-395. <https://www-emerald-com.proxy2.hec.ca/insight/content/doi/10.1108/OIR-10-2018-0334/full/pdf?title=algorithmic-equity-in-the-hiring-of-underrepresented-it-job-candidates>.

# Annexes

## Annexe 1

### Gabari des courriels d'invitation aux entrevues

**From:** gracia iskandar

**Sent:** Tuesday, December 7, 2021 12:35 PM

**To:** xxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxx

**Subject:** Invitation à participer au projet de recherche - Entretien (dirigeant) ou (expert contenu RH) ou (concepteur de l'IA)

Bonjour xxxxxxx,

Vous êtes approché(e) pour participer à mon projet de recherche : Intelligence artificielle et décisions en gestion ressources humaines sous la supervision de Michel Cossette, professeur agrégé à HEC Montréal et Xavier Parent-Rochelleau, professeur adjoint à HEC.

#### 1. Renseignements sur le projet de recherche

Dans le cadre de ce projet, nous souhaitons atteindre trois objectifs:

- 1) cartographier les processus RH et les décisions découlant de ceux-ci,
- 2) répertorier les attentes des parties prenantes à l'égard des fonctions de l'IA, ainsi que les facteurs qui facilitent et ceux qui nuisent au déroulement d'un projet de développement et d'implantation de l'intelligence artificielle,
- 3) évaluer les enjeux liés à l'intelligence artificielle et la performance du système, surtout, vis-à-vis la qualité des données et des recommandations.

#### 2. Aspect d'éthique de la recherche

(*Nom de la firme*) a accepté de participer à ce projet de recherche. Les observations ont comme objectif d'enrichir notre compréhension du projet.

Le comité d'éthique de la recherche de HEC Montréal a statué que la collecte de données liée à la présente étude satisfait aux normes éthiques en recherche auprès des êtres humains. Pour toutes questions en matière d'éthique que vous jugerez pertinentes, n'hésitez pas à nous les adresser.

#### 3. Confidentialité des renseignements personnels obtenus

Tous les membres de l'équipe de recherche s'engagent à protéger les renseignements personnels obtenus. Nous avons déjà signé un engagement de confidentialité.

Votre participation à ce projet de recherche doit être totalement volontaire. Vous pouvez refuser de participer à l'observation en nous demandant de retirer en partie ou en totalité vos propos ou ceux vous concernant de ces données de recherche. Vous pouvez nous contacter directement et confidentiellement à cet effet (adresse courriel ci-dessus).

À l'amiable, vous êtes invités à participer, en tant que dirigeant ou (expert contenu RH) ou (concepteur de l'IA), à un entretien individuel enregistré (audio) qui sera mené tous les jours de travail au cours de la semaine pour approximativement une heure de temps, du 15h à 17h selon votre disponibilité.

Au cas où vous acceptez notre invitation, veuillez **remplir et signer le formulaire de consentement de participer à l'entrevue** ci-joint et **nous le renvoyer avec votre disponibilité** (voir le tableau ci-dessous). Les cases ombrées sont réservées.

Jour	15h – 16h	16h – 17h
Jeudi 12/9/21		
Vendredi 12/10/21		
Lundi 12/13/21		
Mardi 12/14/21		
Mercredi 12/15/21		
Jeudi 12/16/21		
Vendredi 12/17/21		

Votre participation est très appréciée. Merci à l'avance de votre coopération.

Cordialement,

Gracia Iskandar

FORMULAIRE DE CONSENTEMENT À UNE ENTREVUE EN ORGANISATION

**1. Renseignements sur le projet de recherche**

Vous avez été approché(e) pour participer au projet de recherche suivant :  
Intelligence artificielle et décisions en GRH

Ce projet est réalisé par :

Étudiante à la maîtrise à HEC Montréal :	Directeur :	Co-Directeur :
GRACIA ISKANDAR	MICHEL COSSETTE	XAVIER PARENT-ROCHELEAU
Tél: 000-000-0000	Tél: 514-340-7038	Tél: 514-340-6895
Courriel :	Courriel :	Courriel :
<a href="mailto:gracia.iskandar@hec.ca">gracia.iskandar@hec.ca</a>	<a href="mailto:michel.cossette@hec.ca">michel.cossette@hec.ca</a>	<a href="mailto:xavier.parent-rocheleau@hec.ca">xavier.parent-rocheleau@hec.ca</a>

**Résumé :** Avec les développements rapides de l'intelligence artificielle, celle-ci peut contribuer à la prise de décisions en gestion des ressources humaines. Le présent projet de recherche vise à comprendre les enjeux sous-jacents à son utilisation. Trois objectifs sont poursuivis dans cette recherche, soit 1) cartographier les processus RH et les décisions qui peuvent survenir, 2) les attentes des parties prenantes envers l'IA et 3) évaluer la performance de l'IA dans la prise de décisions RH.

**2. Aspect d'éthique de la recherche**

La recherche est menée par Gracia Iskandar, stagiaire financée par l'organisme MITACS, financement auquel participe également l'organisation Airudi. Michel Cossette, professeur agrégé à HEC Montréal, en assure la direction et Xavier Parent-Rocheleau, professeur adjoint. Votre organisation a accepté de participer à ce projet de recherche. Votre organisation nous a fourni votre nom comme répondant potentiel à ce projet de recherche. Votre participation à ce projet de recherche doit être totalement volontaire. Vous pouvez refuser de répondre à l'une ou l'autre des questions. Il est aussi entendu que vous pouvez demander de mettre un terme à la rencontre, ce qui interdira au chercheur d'utiliser l'information recueillie. Le comité d'éthique de la recherche de HEC Montréal a statué que la collecte de données liée à la présente étude satisfait aux normes éthiques en recherche auprès des êtres humains. Pour toute question en matière d'éthique, vous pouvez communiquer avec le secrétariat de ce comité au (514) 340-6051 ou par courriel à [cer@hec.ca](mailto:cer@hec.ca). N'hésitez pas à poser au chercheur toutes les questions que vous jugerez pertinentes.

**3. Confidentialité des renseignements personnels obtenus**

Vous devez vous sentir libre de répondre franchement aux questions qui vous seront posées. Le chercheur, de même que tous les autres membres de l'équipe de recherche, le cas échéant, s'engagent à protéger les renseignements personnels obtenus en assurant la protection et la sécurité des données recueillies, en conservant tout enregistrement dans un lieu sécuritaire, en ne discutant des renseignements confidentiels qu'avec les membres de l'équipe de recherche et en n'utilisant pas les données qu'un participant aura explicitement demandé d'exclure de la recherche. Les entrevues et les notes prises lors de l'entrevue et lors de l'élaboration des verbatim seront anonymisées. Si toutefois vous décidiez de vous retirer de la recherche dans un délai d'une semaine, veuillez nous contacter afin de nous procéder au retrait de votre enregistrement et des dites notes. Au-delà de ce délai, tout matériel sera anonymisé et nous ne pourrions plus retracer l'identité des personnes.

De plus les chercheurs s'engagent à ne pas utiliser les données recueillies dans le cadre de ce projet à d'autres fins que celles prévues, à moins qu'elles ne soient approuvées par le Comité d'éthique de la recherche de HEC Montréal. Notez que votre approbation à participer à ce projet de recherche

