

Université de Montréal

**Analyse des prédicteurs de l'attribution de caractéristiques
humaines à l'intelligence artificielle dans un contexte
criminologique**

Par Juliette Tremblay

École de Criminologie
Faculté des Arts et Sciences

Mémoire présenté
En vue de l'obtention du grade de Maître
En Criminologie
Option générale avec mémoire

Septembre 2023

© Juliette Tremblay, 2023

Université de Montréal
École de Criminologie

Ce mémoire intitulé

Analyse des prédicteurs de l'attribution de caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle dans un contexte criminologique

Présenté par
Juliette Tremblay

A été évalué(e) par un jury composé des personnes suivantes

Jean-Pierre Guay
Président-rapporteur

Francis Fortin
Directeur de recherche

David Décary-Héту
Membre du jury

Résumé

L'omniprésence de l'intelligence artificielle (IA) est indéniable, que ce soit dans son utilisation de tous les jours jusqu'à son utilisation dans divers domaines comme la médecine ou le service à la clientèle. Cette technologie fera sans aucun doute partie intégrante de la vie de chaque individu dans un futur rapproché. Par conséquent, il est aussi indéniable de penser que ces technologies feront éventuellement partie intégrante du domaine de la criminologie, que ce soit par le biais de la police prédictive, d'algorithmes d'aide à la décision en termes de récidive, de l'utilisation de la reconnaissance faciale dans les tâches policières ou peut-être de l'accompagnement aux citoyens dans les processus judiciaires. En conséquence, il est important de comprendre comment les individus faisant partie du domaine perçoivent l'intelligence artificielle afin de mieux comprendre comment les individus percevront l'IA lors de l'implantation potentielle d'une telle technologie. Cette étude vise donc à mettre en lumière l'effet des facteurs sociodémographiques, des perceptions de l'intelligence artificielle en général ainsi que des facteurs liés aux types de personnalités en relation avec le fait d'attribuer des caractéristiques humaines à l'IA. Pour y arriver, des données ont été colligées à l'aide d'un questionnaire en ligne posant des questions notamment sur les facteurs sociodémographiques, les différents aspects de la personnalité ainsi que sur l'utilisation et les perceptions générales des technologies d'intelligence artificielle.

Les résultats ont permis de souligner que les facteurs sociodémographiques tels que le genre et le domaine d'activité professionnelle, soit de travailler dans la police, sont corrélés à l'échelle *Attribution de caractéristiques humaines à l'IA (ACHIA)*. En effet, le genre est associé à une corrélation positive faible indiquant que le fait d'être un homme a une légère influence sur l'échelle *ACHIA*. Ensuite, le fait de travailler dans la police est inversement corrélé signifiant que ceux travaillant dans la police peuvent avoir une légère tendance à répondre en défaveur de l'échelle *ACHIA*. En revanche, les traits de personnalité n'ont pas montré d'effet significatif sur cette perception, ce qui permet de mettre en lumière que certaines recherches supplémentaires sont nécessaires pour approfondir cette relation complexe. De plus, l'analyse de régression linéaire multiple a permis d'obtenir un modèle de prédiction de l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA. Le modèle de prédiction de l'*ACHIA* est présenté dans le tableau 9 du chapitre résultats. Ce modèle a permis de faire ressortir que seules les variables « Bonnes connaissances

par rapport à l'intelligence artificielle » et « IA a le potentiel de remplacer les tâches professionnelles » sont capable de prédire le fait d'attribuer des caractéristiques humaines à l'IA. Ainsi, plus une personne a de bonnes connaissances par rapport à l'intelligence artificielle, plus celle-ci aura tendance à attribuer des caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle. De même, plus une personne pense que l'IA a le potentiel de remplacer ses tâches professionnelles, plus celle-ci attribuera des caractéristiques humaines à l'IA.

Enfin, la recherche sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle devrait être explorée davantage dans le futur afin d'approfondir notre compréhension de la relation complexe entre les humains et cette technologie émergente.

Mots clés : intelligence artificielle, assistant virtuel, perceptions de l'intelligence artificielle, types de personnalités, analyse factorielle, analyse de régression linéaire multiple

Abstract

The omnipresence of artificial intelligence (AI) is undeniable, whether in its everyday use or in various fields such as medicine or customer service. This technology will undoubtedly become an integral part of every individual's life in the near future. Therefore, it is also undeniable to think that these technologies will eventually become an integral part of the field of criminology, whether through predictive policing, decision-making algorithms regarding recidivism, the use of facial recognition in police tasks, or perhaps assisting citizens in judicial processes. Consequently, it is important to understand how individuals in the field perceive artificial intelligence to better understand how individuals will perceive AI during the potential implementation of such technology. This study aims to shed light on the effect of sociodemographic factors, perceptions of artificial intelligence in general, and personality-related factors in relation to attributing human characteristics to AI. To achieve this, data was collected using an online questionnaire, posing questions on sociodemographic factors, different aspects of personality, as well as the use and perceptions of artificial intelligence technologies.

The results emphasized that sociodemographic factors such as gender and professional field, specifically working in the police, are correlated with the Attribution of Human-like Characteristics to AI (ACHIA) scale. Indeed, gender is associated with a weak positive correlation indicating that being a man slightly influences the ACHIA scale. Furthermore, working in the police is inversely correlated, meaning that those working in the police may have a slight tendency to respond unfavorably to the ACHIA scale. On the other hand, personality traits did not show a significant effect on this perception, highlighting the need for further research to deepen this complex relationship. Additionally, multiple linear regression analysis yielded a prediction model for attributing human characteristics to AI. The ACHIA prediction model is presented in Table 9 of the results chapter. This model revealed that only the variables "Good knowledge of artificial intelligence" and "AI has the potential to replace professional tasks" are capable of predicting the attribution of human characteristics to AI. Thus, the more a person has good knowledge of artificial intelligence, the more likely they are to attribute human characteristics to artificial intelligence. Similarly, the more a person thinks that AI has the potential to replace their professional tasks, the more they will attribute human characteristics to AI.

Finally, research on attributing human characteristics to artificial intelligence should be further explored in the future to deepen our understanding of the complex relationship between humans and this emerging technology.

Keywords: artificial intelligence, virtual assistant, perceptions of artificial intelligence, personality types, factor analysis, multiple linear regression analysis

Table des matières

| | |
|---|-----|
| Résumé..... | iii |
| Abstract..... | v |
| Table des matières..... | vii |
| Liste des tableaux..... | x |
| Liste des sigles..... | xi |
| Liste des abréviations..... | xii |
| Remerciements..... | xiv |
| Introduction..... | 15 |
| Chapitre 1 – Revue de littérature..... | 18 |
| 1.1 Intelligence artificielle : mise en contexte..... | 19 |
| 1.1.1 Définition de l’intelligence artificielle..... | 19 |
| 1.2 Intelligence artificielle et domaine de la criminologie..... | 21 |
| 1.2.1 Outils d’IA dans le système de justice..... | 22 |
| 1.2.2 Utilisation de l’IA par les agences d’application de la loi..... | 25 |
| 1.3 Perceptions de l’intelligence artificielle..... | 28 |
| 1.3.1 Perceptions de l’intelligence artificielle en fonction de facteurs sociodémographiques..... | 30 |
| 1.3.2 L’utilisation de l’IA et l’influence sur sa perception..... | 32 |
| 1.3.3 Une meilleure connaissance de l’intelligence artificielle comme facteur d’acceptation..... | 34 |
| 1.4 Intelligence artificielle et types de personnalité..... | 35 |
| Chapitre 2 – Problématique..... | 45 |
| 2.1 Objectifs de recherche..... | 47 |
| Chapitre 3 – Méthodologie..... | 49 |
| 3.1 Échantillon..... | 49 |
| 3.1.1 Caractéristiques des participants..... | 49 |
| 3.1.2 Considérations éthiques..... | 49 |
| 3.1.3 Procédure d’échantillonnage..... | 49 |
| 3.1.4 Recrutement des participants..... | 50 |

| | |
|---|-----|
| 3.2 Provenance des données | 51 |
| 3.2.1 Matériel | 51 |
| 3.2.2 Mesures | 52 |
| 3.3 Procédure de collecte | 53 |
| 3.3.1 Méthode de collecte de données | 53 |
| 3.3.2 Déroulement sur la plateforme en ligne pour tous les participants..... | 53 |
| 3.3.3 Conception de la recherche | 54 |
| 3.3.4 Traitement des données et diagnostic | 55 |
| 3.4 Opérationnalisation | 56 |
| 3.4.1 Variable dépendante..... | 56 |
| 3.4.2 Variables indépendantes | 57 |
| 3.5 Stratégie d'analyse | 65 |
| 3.5.1 Statistiques descriptives | 65 |
| 3.5.2 Analyse factorielle | 66 |
| 3.5.3 Matrices d'intercorrélation..... | 67 |
| 3.5.4 Régression linéaire multiple | 68 |
| 3.6 Limites méthodologiques..... | 69 |
| 3.6.1 Limites de la méthodologie..... | 69 |
| 3.6.2 Limites des données..... | 70 |
| Chapitre 4 – Résultats | 72 |
| 4.1 Analyses descriptives..... | 72 |
| 4.1.1 Caractéristiques sociodémographiques des participants | 72 |
| 4.1.2 Perceptions générales de l'intelligence artificielle | 77 |
| 4.2 Analyse factorielle | 80 |
| 4.3 Analyses bivariées | 84 |
| 4.4 Facteurs influençant l'attribution de caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle | 90 |
| Chapitre 5 – Discussion des résultats..... | 93 |
| 5.2 Identification des facteurs permettant de prédire l'ACHIA..... | 95 |
| Conclusion | 102 |
| Bibliographie..... | 105 |

| | |
|---|------|
| Annexes..... | i |
| Annexe 1 : Annonce de sollicitation..... | i |
| Annexe 2 : Formulaire de consentement | ii |
| Annexe 3 : Questionnaire sociodémographiques et perceptions de l’IA..... | viii |
| Annexe 4 : Questionnaire sur les types de personnalité | xi |
| Annexe 5 : Visuel du fonctionnement de la plateforme en ligne..... | xiv |
| Annexe 6 : Matrice d’intercorrélation dans les items sur les utilités de l’intelligence artificielle | i |
| Annexe 7 : Matrice d’intercorrélation entre les scores de personnalité du Big 5 et l’échelle ACHIA..... | i |

Liste des tableaux

| | |
|--|-----------|
| Tableau 1 : Statistiques descriptives des caractéristiques sociodémographiques..... | 74 |
| Tableau 2 : Statistiques descriptives des caractéristiques sociodémographiques de l'échantillon | 76 |
| Tableau 3 : Statistiques descriptives des variables de l'IA en général..... | 78 |
| Tableau 4 : Statistiques descriptives des variables de perceptions de l'utilité de l'IA | 80 |
| Tableau 5 : Matrice des composantes^a | 83 |
| Tableau 6 : KMO et Test de Bartlett | 84 |
| Tableau 7: Matrice d'intercorrélation entre les variables sociodémographiques et l'échelle ACHIA | 86 |
| Tableau 8 : Matrice d'intercorrélation des liens avec l'intelligence artificielle | 89 |
| Tableau 9 : Régression linéaire multiple entre la variable ACHIA et les variables sociodémographiques et de perceptions générales de l'IA | 92 |

Liste des sigles

IA : Intelligence artificielle

VD : Variable dépendante

VI : Variable indépendante

ACHIA : Attribution de caractéristiques humaines à l'IA

Liste des abréviations

Etc. : Et cætera

Et al.: Et Collaborateurs

Je dédie ce mémoire à moi-même, fière du travail accompli

Remerciements

Le marathon est bientôt terminé. C'est déjà l'heure, l'heure tant attendue de remettre mon mémoire. Enfin, toutes ces heures, ces efforts, ces pleurs, ces rires, ce stress, ces amitiés, ces relations académiques, ces montagnes russes d'émotions, ces questionnements auront porté fruit. La ligne d'arrivée est palpable et j'en suis reconnaissante.

Ce projet n'aurait jamais pu voir le jour sans mon système de support moral. Je tiens à remercier mon directeur de recherche, professeur et mentor académique, Francis Fortin. Merci de m'avoir accompagnée dans cette aventure. Merci de m'avoir appuyée, d'avoir répondu à mes centaines de questions (à peu près tout le temps), de m'avoir guidée lorsque j'étais mêlée comme un jeu de cartes, mais surtout, de m'avoir encouragée ainsi que de m'avoir incité à persévérer dans cette épreuve.

Je tiens aussi à remercier mes merveilleuses collègues de maîtrise Charlotte Nadon et Marie Gonçalves. Charlotte, merci de m'avoir éclairée lorsque fût le temps de jouer dans SPSS, parce que Dieu sait que j'étais complètement dans le néant. À Marie, je pense sincèrement que je n'y serais pas arrivée sans nos sessions de rédaction dans le nord. Nos moments d'étude avec du « take out », un petit verre de vin ou une petite *whiteclaw* à la main, m'ont fait tant de bien. Sans ces moments de rédaction, qui sait à quelle date nous aurions remis notre mémoire! Merci d'avoir été mon soutien moral et ma référence lors de notre parcours académique.

Merci à mes parents, Nathalie, Antoine et Julie, de m'avoir appuyée tout au long de mes études. Merci de m'avoir appris à être structuré et organisé. Je sais que mon choix de parcours est plutôt atypique, mais merci de m'avoir challengée, d'avoir joué à l'avocat du diable afin d'être certaine que je fasse les bons choix : je sais maintenant que je suis réellement dans le bon domaine. Merci de m'avoir supportée moralement, même quand j'étais épuisée. Votre support lors de mon parcours fut sans aucun doute une grande source de motivation. Merci de m'avoir accompagnée dans le bon chemin. Je suis maintenant bien outillée afin de commencer ma vie de jeune adulte. J'espère que vous serez fiers.

Introduction

L'omniprésence de l'intelligence artificielle (IA) est indéniable, que ce soit dans son utilisation de tous les jours jusqu'à son utilisation dans divers domaines comme la médecine ou le service à la clientèle. Cette technologie fera sans aucun doute partie intégrante de la vie de chaque individu dans un futur rapproché. L'intelligence artificielle est définie par la *Déclaration de Montréal pour un développement responsable de l'intelligence artificielle* (2018) comme étant : « l'ensemble des techniques qui permettent à une machine de simuler l'intelligence humaine, notamment pour apprendre, prédire, prendre des décisions et percevoir le monde environnant. Dans le cas d'un système informatique, l'intelligence artificielle est appliquée à des données numériques. » (p.19). Cependant, l'utilisation de technologies d'intelligence artificielle ne vient pas sans enjeux éthiques, comme : les enjeux de vie privée, de transparence ou de biais des machines.

Depuis les années 1950, lors de la publication des travaux d'Alan Turing proposant la possibilité de programmer un ordinateur afin qu'il se comporte de manière intelligente (Buchanan, 2005), les travaux de recherches scientifiques sur l'intelligence artificielle n'ont cessé d'évoluer dans plusieurs domaines. Que ce soit la machine *DeepBlue* ayant vaincu le champion du monde d'échec Gary Kasparov au programme *AlphaGo* développé par *Google* ayant été en mesure de battre le champion du jeu de *Go* jusqu'au développement d'outils intelligents utilisés dans la vie de tous les jours comme *Alexa* d'*Amazon* ou bien *Siri* d'*Apple*, le développement des technologies est un phénomène bien présent et en constante évolution. Cependant, au-delà des enjeux éthiques soulevés par l'IA, d'autres domaines un peu moins risqués se développent rapidement. Par exemple, les technologies d'apprentissage en ligne, dont l'usage a été accentué par la pandémie, ont permis l'ouverture d'innovations technologiques utilisant les possibilités de l'IA. Ainsi, dans un futur rapproché, chaque étudiant pourrait avoir devant lui un agent conversationnel, aussi appelé chatbot, qui agirait de la même façon qu'un client, qu'un patient, qu'un suspect ou qu'un prévenu. Par exemple, un agent conversationnel simulant les réponses d'un patient peut permettre aux infirmières de se pratiquer à effectuer des examens physiques avec plus de précision autant dans ses interactions, que dans le choix des diagnostics (Chang, Hwang et Gau, 2021). Par conséquent, il est aussi indéniable de penser que ces technologies feront éventuellement partie intégrante du domaine de la criminologie, que ce

soit par le biais de la police prédictive, d'algorithmes d'aide à la décision en termes de récidive, de l'utilisation de la reconnaissance faciale dans les tâches policières ou peut-être de l'accompagnement aux citoyens dans les processus judiciaires. Dans ce cas, il est important de comprendre comment les gens du domaine perçoivent l'intelligence artificielle afin de mieux comprendre comment les individus percevront l'IA lors de l'implantation d'une telle technologie.

Plusieurs études ont été effectuées sur les perceptions de l'intelligence artificielle dans différents contextes. Par exemple : les émotions associées à l'intelligence artificielle (Kankanamge et al., 2021), la perception envers certaines capacités et comportements humains pouvant être transmis aux outils d'IA (Criado et al., 2020), les perceptions de l'IA dans un contexte de magasinage en ligne (Nagy et Hajdu, 2021) et les perceptions d'étudiants en médecine sur le futur de la radiologie en fonction de l'avènement des technologies (Sit et al., 2020). Certaines études se sont aussi penchées sur les possibles explications dans la variation des perceptions de l'intelligence artificielle chez les individus. Par exemple : certaines études ont exploré l'impact des différents types de personnalités sur la perception générale de l'IA (Gessl et al., 2019), d'autres ont regardé l'impact de certains facteurs sociodémographiques comme l'âge, le genre ou bien le niveau de scolarisation (Charness et Boot, 2009) ; Goswami et Dutta, 2016; COTEC, 2020), tandis que certaines ont choisi d'observer l'impact d'une utilisation préalable de l'IA sur la perception de celle-ci (Fritsch et al. (2022)).

En fonction des différentes études effectuées jusqu'à maintenant dans le domaine et afin de combler un manque dans cette littérature, ce mémoire a comme objectif principal de comprendre l'effet des facteurs sociodémographiques, des perceptions de l'intelligence artificielle en général ainsi que les facteurs de traits de personnalités sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA chez les acteurs du domaine de la criminologie. De façon spécifique, cette étude vise à mettre en lumière quelles sont les caractéristiques qui définissent le groupe de personnes enclines à attribuer des traits humains à l'intelligence artificielle, et ainsi faire ressortir les distinctions qui caractérisent les répondants dans leur propension à accorder des caractéristiques humaines à l'IA. Cette recherche fournira des informations précieuses pour mieux comprendre les configurations de facteurs qui influencent le fait d'attribuer des caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle.

Afin de parvenir aux objectifs établis, différentes stratégies d'analyse ont été utilisées. En premier lieu, des analyses de statistiques descriptives ont été effectuées afin de dresser un portrait des caractéristiques sociodémographiques des participants et ainsi mieux comprendre la constitution de l'échantillon. Ceci a aussi permis de faire ressortir les différences dans l'échantillon pour chaque énoncé traitant des perceptions générales de l'IA. En second lieu, une analyse factorielle a été effectuée à partir de données récoltées lors du questionnaire afin de faire ressortir les dimensions qui seront ultérieurement utilisées afin de prédire l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA. En troisième lieu, cette étude a eu recours aux matrices d'intercorrélations à titre d'analyses bivariées afin de faciliter l'identification des variables qui présentent des liens étroits, ainsi que celles qui sont indépendantes les unes des autres. En quatrième lieu, la recherche a eu recours aux analyses multivariées, plus précisément à l'analyse de régression linéaire pour établir le meilleur modèle permettant de prédire un score élevé à l'échelle « Attribution de caractéristiques humaines à l'IA ».

Ce mémoire se divise en cinq différentes sections. Dans un premier temps, la revue de littérature permet d'effectuer une mise en contexte sur l'intelligence artificielle et explore les différentes études ayant trait aux perceptions de l'IA. En deuxième temps, la problématique permet de faire ressortir les différents manques dans les écrits scientifiques, d'expliquer comment la présente étude comblera cesdits manques et permettant aussi de décrire les objectifs de recherche. Dans un troisième temps, la section sur la méthodologie permet de mettre en lumière l'échantillon, la provenance des données, la procédure de collecte, l'opérationnalisation des variables, la stratégie d'analyse ainsi que les limites méthodologiques. En quatrième temps, les résultats des différentes analyses effectuées seront présentés. En cinquième temps, et pour ainsi conclure, une discussion des résultats sera effectuée afin de mettre en relation les résultats de la présente étude avec ceux des différentes recherches présentées lors de la recension des écrits.

Chapitre 1 – Revue de littérature

Ce chapitre présente une revue de la documentation scientifique sur l'intelligence artificielle dans le but d'effectuer une mise en contexte de la présente étude. La première section se concentrera sur la définition précise de l'intelligence artificielle, établissant ainsi les bases conceptuelles nécessaires pour comprendre son rôle dans le domaine de la criminologie. Par la suite, l'impact de l'IA dans le système de justice sera examiné, en étudiant les outils d'IA utilisés pour prédire le risque de récidive, prendre des décisions sur la libération conditionnelle et la réinsertion, ainsi que pour prédire les résultats des procédures judiciaires. L'utilisation de l'IA par les agences d'application de la loi sera également abordée, en analysant les systèmes de police prédictive, les technologies de reconnaissance faciale et leur influence sur le pouvoir discrétionnaire des agents de la paix. Par ailleurs, les limites de l'utilisation de l'IA dans le domaine de la criminologie seront soulignées, notamment en ce qui concerne la nécessité de régulation, les atteintes aux droits individuels et la création de biais dans les systèmes d'IA. Dans la troisième section, les multiples facettes des perceptions de l'intelligence artificielle seront examinées, en explorant les différents points de vue, l'utilisation de l'IA et les enjeux de définition associés à cette technologie. Les facteurs sociodémographiques seront également analysés pour comprendre comment ils peuvent influencer ces perceptions et offrir une vision approfondie des attitudes envers l'IA. Enfin, la dernière section se concentrera spécifiquement sur l'impact des traits de personnalité tels que l'extroversion, l'amabilité, l'attention aux détails, le neuroticisme et l'imagination sur les attitudes envers l'IA, contribuant ainsi à approfondir la compréhension de cette relation complexe et multidimensionnelle. Les facteurs sociodémographiques et les types de personnalité ont été approchés lors de la recherche en mode exploratoire afin d'observer si des facteurs personnels ainsi que de personnalité influenceraient l'attribution de caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle.

1.1 Intelligence artificielle : mise en contexte

1.1.1 Définition de l'intelligence artificielle

Même si l'intelligence artificielle est un domaine d'intérêt de plus en plus présent pour le milieu universitaire, les entreprises ainsi que pour les différentes institutions publiques, il n'existe aucune définition standardisée de celle-ci (Samoili et al., 2020). En effet, il semble que chaque domaine a une définition différente de l'intelligence artificielle, rendant son étude difficile (Kaplan et Haelein, 2019). Cependant, la définition choisie lors d'une étude est importante, car celle-ci orientera les choix effectués lors de l'étude (Wang, 2019). Les contours de la définition de l'IA sont sujets à plusieurs discussions dans les travaux de recherche et amènent beaucoup de confusion dans le domaine (Kok et al., 2002). On observe aussi que les définitions se concentrent sur les paramètres d'une cible idéale, comme l'obtention d'une IA éthique, et non d'un concept mesurable pour la recherche (Samoili et al., 2020). Il est aussi important de mentionner que les définitions de l'intelligence artificielle varient en fonction de l'époque et qu'elles changent extrêmement rapidement.

De manière générale, l'intelligence se définit comme un ensemble de fonctions psychiques et physiques permettant la connaissance, la compréhension de l'environnement qui nous entoure ainsi que l'interprétation de faits pouvant se résumer à la faculté de connaître et de comprendre (Dubois, 2011). Ainsi, on associe l'intelligence artificielle à ses capacités d'apprentissage. Sans celles-ci, un système d'intelligence artificielle ne serait pas en mesure d'exécuter des tâches et de s'améliorer à partir d'expériences antérieures, car le développement de nouvelles compétences est dû aux capacités d'apprentissage d'un système intelligent (Le Cun, 2016). Dans l'ensemble des définitions disponibles dans les écrits scientifiques, il est possible de retenir certains concepts sur l'intelligence notamment : la capacité de connaître, de comprendre, les capacités d'apprentissage ainsi que de résolution de problèmes.

Il est possible d'observer certaines ressemblances à travers les différentes définitions de l'IA rapportées dans le milieu de la recherche. Le HLEG (High-Level Expert Group on Artificial Intelligence), mandaté par la Commission européenne, décrit l'IA comme des systèmes logiciels (parfois matériels) conçus par l'homme qui, pour atteindre un objectif

complexe, perçoivent leur environnement en acquérant et interprétant des données, raisonnent sur ces connaissances, et décident des meilleures actions à entreprendre (Samoili et al., 2020). De même, Annoni et al. (2018) définissent l'IA comme toute machine ou algorithme capables d'observer, d'apprendre et de prendre des mesures intelligentes en se basant sur l'expérience acquise. La définition issue de la European AI Strategy qualifie l'IA comme des systèmes qui affichent un comportement intelligent en analysant leur environnement pour atteindre des objectifs spécifiques (Samoili et al., 2020). Enfin, Haenlein et Kaplan (2019) définissent l'IA comme la capacité d'un système à interpréter correctement des données externes, à apprendre de ces données et à utiliser ces apprentissages pour atteindre des objectifs spécifiques grâce à une adaptation flexible. Bien qu'il n'existe pas de définition universelle de l'IA, des similitudes se dégagent, comprenant la perception de l'environnement, le traitement de l'information, la prise de décision, l'apprentissage autonome et l'atteinte d'objectifs spécifiques (Samoili et al., 2020).

Une des définitions de l'intelligence artificielle a été élaborée par la *Déclaration de Montréal pour un développement responsable de l'intelligence artificielle* (2018) et semble avoir été conceptualisée en interrogeant plusieurs chercheurs de différents domaines. Cette définition vient ainsi cadrer et orienter le reste de cette recherche.

« L'intelligence artificielle (IA) désigne l'ensemble des techniques qui permettent à une machine de simuler l'intelligence humaine, notamment pour apprendre, prédire, prendre des décisions et percevoir le monde environnant. Dans le cas d'un système informatique, l'intelligence artificielle est appliquée à des données numériques. » (Déclaration de Montréal pour un développement responsable de l'intelligence artificielle, 2018, p.19). »

Déoulant du principe d'apprentissage, on a conceptualisé l'IA en fonction de son niveau de spécialisation. On distingue deux types d'IA : l'IA faible et l'IA forte (Haiech, 2020; Borana, 2016). Premièrement, l'intelligence artificielle *faible* se concentre sur une expertise en particulier tandis que l'IA *forte* peut couvrir plusieurs domaines (Haiech, 2020). Borana (2016) décrit le principe de l'IA faible simplement par l'ajout d'une fonctionnalité dans un écosystème déjà existant. Cette fonctionnalité pouvant facilement être intégrée à un ordinateur afin de le rendre plus utile (Borana, 2016). Deuxièmement,

l'IA dite forte est le principe que les machines visant, jusqu'à un certain point, à dupliquer l'esprit humain (Borana, 2016). Ainsi, il sera possible, dans un futur proche, d'être entourés de machines fonctionnant comme des êtres humains simulant l'intelligence d'un cerveau humain.

Les définitions antérieures contribuent à une meilleure compréhension de la nature de l'intelligence artificielle et de ses multiples nuances. La section suivante mettra en évidence l'intersection entre l'intelligence artificielle et le domaine de la criminologie en examinant les études portant sur les outils d'IA utilisés dans le système de justice, ainsi que l'utilisation de l'intelligence artificielle par les agences d'application de la loi. Cette analyse permettra de mieux comprendre les limites de l'utilisation de l'IA dans le contexte de la criminologie.

1.2 Intelligence artificielle et domaine de la criminologie

Aujourd'hui, pratiquement chaque individu utilise l'IA dans son quotidien, par exemple, lorsqu'une personne demande à *Alexa* ou *Google* d'effectuer certaines tâches à sa place. Cependant, les individus utilisent aussi des technologies d'intelligence artificielle sans nécessairement en avoir conscience. Par exemple, lorsqu'une compagnie utilise des algorithmes afin de proposer du contenu personnalisé en se basant sur le comportement en ligne de chacun. Il est aussi possible d'observer l'avènement des outils d'intelligence artificielle dans le domaine de la criminologie notamment dans le système de justice ainsi que dans les agences d'application de la loi. Cette section explorera les divers aspects de l'utilisation de l'intelligence artificielle dans le système de justice, notamment les outils d'IA pour la prédiction du risque de récidive, les décisions sur la libération conditionnelle et la réinsertion, ainsi que la prédiction des résultats des procédures judiciaires. En outre, il examinera également l'utilisation de l'IA par les agences d'application de la loi, y compris les systèmes de police prédictive, les technologies de reconnaissance faciale et l'impact de ces outils sur le pouvoir discrétionnaire des agents de la paix. Enfin, le paragraphe abordera les limites de l'utilisation de l'intelligence artificielle, notamment le besoin de régulation, les atteintes aux droits et la création de biais dans le système.

1.2.1 Outils d'IA dans le système de justice

L'intégration croissante des outils d'intelligence artificielle (IA) dans le système de justice représente une avancée significative et prometteuse pour certains. En raison de ses capacités de traitement de l'information et d'analyse des données, l'IA offre des perspectives innovatrices pour améliorer divers aspects du domaine juridique. En effet, l'IA est en mesure de traiter de vastes quantités de données juridiques, d'identifier des schémas complexes et de fournir des informations pertinentes aux parties prenantes. L'utilisation de l'IA dans le système de justice est aussi nommée la justice prédictive. Celle-ci consiste à utiliser des données afin de fournir des outils algorithmiques utiles aux différents acteurs judiciaires comme les juges et les avocats afin de les assister dans l'analyse et les traitements des différents dossiers (Benyekhlef et Zhu, 2018). Ces outils peuvent être employés pour faciliter des tâches telles que la prédiction du risque de récidive, le soutien pour la prise de décisions judiciaires notamment dans la détermination de la libération conditionnelle ainsi que de la réinsertion, et même pour la prédiction des résultats de procès. Dans cette section, nous procéderons à l'analyse de la situation actuelle de la justice prédictive pour ensuite aborder l'impact de l'utilisation de l'AI pour accomplir les différentes tâches dans ce domaine.

La prédiction de la récidive est une des composantes ayant mobilisé énormément d'énergies au cours des dernières décennies (Bigras, 2007). De manière générale, la prédiction du risque de récidive est basée sur une approche actuarielle : on utilise des données empiriques afin de mesurer les chances qu'un individu commette une nouvelle infraction et mette en danger la sécurité publique (Bagaric et al., 2022). L'outil évalue notamment les antécédents du détenu, son comportement en prison, son casier judiciaire ainsi que celui de ces proches et plusieurs autres facteurs afin de prévoir si celui-ci est susceptible de récidiver (Raufert, 2015). La prédiction vise à évaluer les délinquants à partir de multiples facettes afin de prédire leur risque de récidive, mais aussi de déterminer la nécessité d'octroyer une détention provisoire (Benyekhlef et Zhu, 2018). Cependant, l'attribution d'un score de risque de récidive a aussi pour effet d'affecter la peine octroyée (Simmler et al., 2023). Divers instruments sont actuellement employés pour établir un indice de probabilité de récidive, par exemple des instruments tels que PSA (Public Safety

Assessment) et COMPAS (Correctional Offender Management Profiling for Alternative Sanctions). Le PSA a été mis en application à partir de l'année 2017 dans l'État du New Jersey, en substitution des audiences pour la libération sous caution. Il repose sur l'analyse d'une base de données englobant 1,5 million d'affaires jugées aux États-Unis. Neuf variables clés (comme l'âge, le casier judiciaire, les motifs des poursuites, etc.) sont prises en considération pour élaborer un indice gradué de 1 à 6. D'autre part, l'outil COMPAS évalue le risque de récidive en fonction de six principaux facteurs, à partir d'un ensemble de 137 variables (G'sell, 2020). En complément, depuis 2017, le logiciel HART (Harm Assessment Risk Tool), conçu par l'université de Cambridge, est en phase d'expérimentation au sein de la police de Durham, Royaume-Uni, et est employé durant les périodes de garde à vue pour évaluer le niveau de risque de récidive représenté par un suspect, facilitant ainsi les prises de décision policières concernant la prolongation de la détention ou la libération (Nicolas-Gréciano, 2021). Le principal objectif de la mise en place de ces systèmes est de standardiser et d'augmenter l'efficacité du système pénal (Simmler et al., 2023). Ces outils sont considérés, dans les écrits scientifiques, comme fournissant une objectivité et une meilleure efficacité au processus de prise de décision (Bagaric et al., 2022). Par contre, ceux-ci doivent être utilisés avec prudence afin de s'assurer de respecter un cadre éthique (Berly et al., 2020).

Un autre aspect notable de la justice prédictive réside dans son rôle d'assistance à la prise de décision concernant la libération conditionnelle et la réinsertion des détenus. (Raufert, 2015). Les tribunaux utilisent les systèmes d'intelligence artificielle afin d'évaluer la probabilité de fuite d'une personne en attente de procès pour ensuite décider si celle-ci pourra obtenir une libération conditionnelle (Završnik, 2020). Le texte de Raufert (2015) nous permet de constater qu'aux États-Unis, 4/5 des comités d'évaluation de libération sous conditions utilisent désormais de tels outils d'intelligence artificielle, par exemple, la commission des libérations conditionnelles de l'état de la Pennsylvanie a recourt, depuis 2013, aux prévisions générées par apprentissage automatique (Machine Learning Forecast) pour fournir des informations aux membres de la commission, les assistant ainsi dans une évaluation plus précise des risques présentés par un candidat à la libération conditionnelle (Berk, 2017). Ce type d'outil a le potentiel d'apporter plusieurs améliorations au système de justice. Les outils d'intelligence artificielle permettent

notamment d'éviter la subjectivité des juges dans leur prise de décisions (Bagaric et al., 2022) et permettent aussi de réduire le nombre de personnes en détention préventive en accélérant le temps de traitement des dossiers sans toutefois faire augmenter le taux de criminalité (Bagaric et al., 2022). Par ailleurs, les recherches menées par Gipson Rankin (2021) mettent en évidence que les instruments d'évaluation des risques se révèlent généralement plus performants que les avis d'experts et présentent une marge d'erreur comparable à celle des juges et des commissions de libération conditionnelle. Néanmoins, il convient de souligner que ces outils ne sont pas exempts de défauts. En effet, les modèles prédictifs se fondent exclusivement sur des données historiques, ne prenant ainsi pas en considération les facteurs socio-économiques, les biais systémiques et les évolutions comportementales futures dans leurs calculs (Raufert, 2015). Par conséquent, bien que les outils d'évaluation des risques offrent des avantages indéniables, il est essentiel de les considérer avec prudence et de les compléter par une analyse holistique prenant en compte ces aspects afin de garantir des décisions justes et équitables dans le système de justice.

Un autre aspect abordé dans la littérature scientifique concernant la justice prédictive concerne l'exploitation d'outils d'intelligence artificielle visant à prédire les résultats des procédures judiciaires, offrant ainsi un soutien aux divers intervenants dans certaines étapes du processus judiciaire. Certains systèmes comme *Case Law Analytics* ainsi que *Predictice* utilisent l'apprentissage automatique afin d'analyser les décisions antérieures à une cause pour ensuite prédire les résultats possibles pour des cas similaires (Benyekhlef et Zhu 2018). Ce type d'outil permet ainsi de prévenir les litiges, de fournir des prédictions rapides et économiques pour les parties prenantes et d'améliorer l'efficacité du système de justice (Brigant, 2018; Benyekhlef et Zhu 2018). La quantification des risques juridiques présente de nombreux avantages, notamment une compréhension accrue et une plus grande accessibilité et transparence dans le domaine de la justice, une amélioration des processus décisionnels, une gestion plus efficiente des ressources et une réduction de la congestion des tribunaux (Benyekhlef et Zhu 2018). Certains outils visent aussi la résolution de conflits en ligne pour des conflits de basse intensité en droit civil permettant ainsi d'apporter une contribution significative dans ce domaine notamment en raison du volume important d'affaires (Benyekhlef et Zhu 2018). En raison de la forte demande en matière de litiges civils de basse instance, les outils d'intelligence artificielle

bénéficient d'un accès étendu à une vaste quantité de données, leur permettant ainsi de proposer des solutions plus efficaces aux parties concernées. Les systèmes d'assistance juridique personnelle, tels que les chatbots, font également appel à l'intelligence artificielle afin de fournir des conseils juridiques de base aux utilisateurs ordinaires (Surden, 2019). Par exemple, le laboratoire de cyberjustice de l'Université de Montréal développe l'outil Procezeus, un chatbot utilisant l'intelligence artificielle afin d'offrir un portrait juridique d'un conflit à un justiciable (Benyekhlef et Zhu 2018). Cependant, ce type de justice prédictive risque d'affecter la nature même du droit et pose des risques quant à l'interprétation de la loi, cela risquerait notamment de dépersonnaliser la justice et d'altérer la subtilité des raisonnements juridiques au profit de l'efficace du système (Brigant, 2018). En conclusion, bien que l'utilisation croissante de la justice prédictive basée sur l'intelligence artificielle offre des avantages indéniables en termes d'efficacité du système juridique, il est essentiel d'être conscient des risques inhérents.

1.2.2 Utilisation de l'IA par les agences d'application de la loi

L'utilisation d'outils d'intelligence artificielle par les agences d'application de la loi représente une évolution significative dans le paysage de la sécurité publique. Les avancées technologiques en matière d'IA offrent aux forces de l'ordre des capacités améliorées pour lutter contre la criminalité et maintenir l'ordre public. Ces outils permettent de traiter de grandes quantités de données, d'analyser des schémas complexes et de fournir des informations précieuses pour la prévention et la détection des infractions. Les agences d'application de la loi utilisent l'IA pour la prédiction de la criminalité, la reconnaissance faciale et bien d'autres domaines. Toutefois, il convient de prendre en compte l'impact potentiel de ces technologies sur le pouvoir discrétionnaire des agents de l'application de la loi.

Les systèmes de police prédictive sont utilisés par les agences d'application de la loi afin de prédire les crimes et d'aider la gestion des stratégies policières (Chan & Bennett Moses, 2016). Les logiciels de police prédictive sont des outils mathématiques et analytiques permettant d'identifier les activités criminelles potentielles (Gerritsen, 2020). Par exemple, avec l'inquiétude croissante concernant la crise des opioïdes, les gouvernements peuvent être intéressés par l'utilisation d'algorithmes prédictifs afin de

cibler les crimes liés aux drogues (Isaac, 2018). En effet, certains corps de police utilisent déjà ces systèmes dans leurs activités. Par exemple, la police d'Amsterdam utilise le *CAS (Crime Anticipation System)* afin de prédire les crimes ayant un fort impact comme les vols ou les cambriolages (Gerritsen, 2020). Le *CAS* recueille des données telles que l'historique des incidents criminels, la distance par rapport aux suspects connus et les informations démographiques pour prédire la probabilité qu'un crime se produise dans les prochaines semaines (Gerritsen, 2020). D'un autre côté, la police de Tucson utilise le système Coplink CS. Ce système exploite les habitudes et les associations des criminels pour aider les agents de la police à mieux enquêter. (Hauck, 2002). Cette technologie est largement utilisée de manière volontaire par les unités d'enquêtes ainsi que par les analystes criminels et s'est avérée efficace pour améliorer la fermeture des affaires (Hauck, 2002). Pour y parvenir, cet algorithme capture les connexions entre les personnes, les lieux, les événements et les véhicules, basés sur les crimes passés (Hauck, 2002). La police de Los Angeles utilise elle aussi un système de police prédictive, soit *PredPol*, afin de prédire où et quand des crimes pourraient potentiellement se produire en fonction du type de crime, de l'emplacement ainsi que de l'heure et la date (Gerritsen, 2020). Cet algorithme attribue à chaque personne arrêtée un score de menace de 1 à 500+, qui influence la manière dont la police cible et gère les individus. Cependant de tels algorithmes peuvent entraîner une surveillance disproportionnée des minorités par la police (Bagaric et al, 2022). En effet, suite aux résultats des systèmes de police prédictive, les individus d'un groupe en particulier peuvent être plus souvent l'objet de patrouilles dites préventives conduisant au ciblage de profils géographiques spécifiques qui peuvent constituer une discrimination indirecte (Blount, 2022). Ainsi, il est possible d'observer que les systèmes de police prédictive peuvent être utiles, mais amènent aussi à certains enjeux éthiques.

Les technologies de reconnaissance faciale ont gagné en popularité ces dernières années et sont devenues omniprésentes dans de nombreux domaines. Elles utilisent des algorithmes sophistiqués pour identifier, analyser et reconnaître les visages humains. Grâce à ces avancées technologiques, la reconnaissance faciale est désormais utilisée dans des applications variées, notamment dans le domaine de la sécurité et la surveillance. Ces technologies soulèvent des préoccupations en matière de vie privée, de sécurité et de potentielles discriminations. Effectivement, les recherches abordant le sujet mettent en

évidence le fait que les technologies de reconnaissance faciale présentent principalement des biais discriminatoires à l'encontre des individus appartenant à des groupes ethniques minoritaires, en particulier les personnes de couleur (Nzobonimpa, 2022). De plus, études sur le sujet révèlent que cette technologie a produit des résultats médiocres, en particulier lorsqu'elle est confrontée à des individus issus de diverses origines ethniques et que les taux d'erreurs sont significativement élevés, car ces personnes sont plus vulnérables à des identifications incorrectes par les systèmes (Nzobonimpa, 2022).

Les écrits scientifiques soulèvent aussi un manque d'encadrement de ces technologies. Au Canada, il existe une absence de législation spécifique ou de politiques fédérales qui encadrent les technologies de reconnaissance faciale (Nzobonimpa, 2022). Ainsi, l'utilisation grandissante de ces technologies par des organismes publics, notamment les agences d'application de la loi, suscite des débats sur le besoin de réglementer l'usage de ces technologies (Nzobonimpa, 2022).

Les outils d'IA ont un impact sur le pouvoir discrétionnaire des policiers. En effet, pour être efficace, la police utilise la discrétion pour prendre des décisions rapidement et en fonction de la situation immédiate, cette caractéristique étant au centre de leurs actions quotidiennes (Blount, 2022). Cependant, bien que les programmes de prévention de la criminalité, tels que les évaluations de risques, fonctionnent techniquement de manière impartiale, ils affectent l'utilisation de la discrétion dans le travail policier (Blount, 2022). La mise en œuvre d'algorithmes prédictifs entraîne des conséquences imprévues, notamment la réduction du pouvoir discrétionnaire, ce qui peut diminuer les biais et améliorer la surveillance, mais aussi conduire au scepticisme et à la résistance de la part des policiers (Bagaric et al., 2022). En outre, l'utilisation de l'intelligence artificielle dans la police signifie que certaines tâches de police traditionnelles seront remplacées par l'automatisation, et les agents de police perdront certaines des compétences de base associées à la police, dont leur pouvoir discrétionnaire (Joh, 2019). De ce fait, les écrits scientifiques soulèvent une inquiétude particulière soit : le transfert du pouvoir discrétionnaire vers des entités non judiciaires comme les systèmes d'intelligence artificielle (Gipson Rankin, 2021).

1.3 Perceptions de l'intelligence artificielle

Une multiplicité de facteurs peut influencer la perception générale de l'intelligence artificielle d'un individu. En effet, l'utilisation préalable de technologies, l'âge, les types de personnalité et plusieurs autres familles de facteurs peuvent avoir un impact sur la façon de percevoir l'IA. De plus, certaines familles de facteurs sont plus souvent analysées dans les écrits scientifiques. Par exemple, il est possible d'observer une plus grande étendue d'études analysant l'influence des facteurs sociodémographiques sur la perception générale de l'IA et moins d'études couvrant l'effet des types de personnalité sur celle-ci. Lors de cette section, il sera question de la perception de l'intelligence artificielle dans différents contextes. Seront abordés : les perceptions de l'intelligence artificielle dans les recherches scientifiques, l'influence de l'utilisation antérieure d'outils d'IA sur la perception de celle-ci ainsi que le besoin d'avoir une meilleure définition de l'IA dans le but de mieux la comprendre et ainsi mieux la percevoir. Pour terminer cette section, les perceptions de l'IA en fonction des différents types de personnalité seront présentées.

La plupart des études se basent sur un modèle précis afin de mesurer la perception de leurs participants sur l'acceptation et l'adoption de nouvelles technologies pouvant se résumer à la perception d'un utilisateur sur l'intelligence artificielle. Ce modèle est le modèle d'acceptation de la technologie aussi appelé TAM (*Technology acceptance model*) qui observe deux aspects mesurant l'acceptation d'une technologie soit : son utilité et sa facilité d'utilisation (Davis, 1989). La manière dont un individu perçoit l'intelligence artificielle est impactée par les capacités humaines qu'il estime pouvoir transférer à cette technologie (Criado et al., 2020). Dans leur étude, Criado et al. (2020) ont inclus une dimension servant à observer la perception des participants sur les capacités et comportements humains pouvant être transmis aux applications d'intelligence artificielle. Leur étude était constituée d'un sondage en ligne mené auprès des directeurs des systèmes d'information responsables des politiques ministérielles dans les gouvernements fédéraux de deux pays, le Mexique et l'Espagne... Les résultats ont montré que, dans les deux pays, les participants perçoivent que l'intelligence artificielle peut être utile (et remplacer l'humain) pour : surveiller, anticiper, se souvenir ainsi qu'analyser (Criado et al., 2020). D'un autre côté, l'étude des auteurs permet d'établir que certaines capacités sont perçues comme ne pouvant pas être remplacées par l'IA. Celles-ci sont : de ressentir, de moraliser, de créer

ainsi que d'agir (Criado et al., 2020). Ainsi, les participants pensent que ces capacités humaines ne pourront être remplacées par les technologies d'IA.

Certaines études ont cherché à comprendre la perception générale des individus à propos de l'utilisation de l'intelligence artificielle. En effet, l'étude de Kankanamge et al. (2021) indique que 72% de l'échantillon a une perception positive sur l'utilisation de l'IA. De plus, ces auteurs ont voulu enquêter sur les émotions des participants en ce qui a trait à l'intelligence artificielle. Ils ont été en mesure d'établir que 52% des individus, soit plus de la moitié de leur échantillon, sont soit enthousiastes, excités ou optimistes face au futur de l'IA tandis que 36% des individus de leur échantillon ressentaient des émotions comme de l'inquiétude, de l'incertitude ou de la confusion face au futur de l'intelligence artificielle (Kankanamge et al., 2021). Des proportions légèrement plus élevées ont été recensées dans une étude européenne. En effet, lors de son étude, la Commission européenne (2017) a distribué un questionnaire dans 28 pays posant des questions liées à la perception générale de l'intelligence artificielle. Dans cette étude, la Commission européenne a été en mesure de déterminer qu'environ 61% des Européens qui composent l'échantillon ont une attitude positive (soit très positive ou positive) vis-à-vis les robots et l'intelligence artificielle (Commission européenne, 2017).

D'autres études ont tenté d'affiner le concept de perception positive envers l'IA. D'abord, Lozano et al. (2021) mentionnent que trois composantes doivent être respectées afin qu'une personne perçoive l'IA positivement. Ces composantes sont : la personne doit penser que l'IA peut être bonne pour la société, la personne doit avoir un minimum d'intérêt pour les découvertes scientifiques ainsi que les avancées technologiques et finalement la personne doit penser que les robots sont nécessaires pour effectuer des emplois difficiles et dangereux (Lozano et al., 2021). Ensuite, Cui et Wu (2019) ont remarqué que la perception positive de leurs répondants pouvait se scinder en deux pôles : l'intelligence artificielle est perçue de manière plus bénéfique que risquée. Les gens sont plus concernés par les bénéfices possibles de l'IA que par les risques de ces technologies. L'étude de Lozano et al. (2021) permet aussi de voir l'autre côté de la médaille, soit les perceptions négatives de l'intelligence artificielle. En effet, les chercheurs mentionnent que trois différentes catégories d'individus ont une attitude négative par rapport à l'IA. Premièrement, les individus qui ont du mal à s'adapter aux innovations (Lozano et al.,

2021). Deuxièmement, les individus pensant que les innovations technologiques entraînent des pertes d'emplois, notamment l'utilisation de robots, et troisièmement, les gens pensant que les outils technologiques détériorent la communication entre les individus (Lozano et al., 2021). Il est aussi important de mentionner que la perception générale des individus sur les différents aspects de l'IA reste indéfinie, large et plutôt floue (Fritsch et al.2022). En effet, la plupart des études se concentrent sur un sujet particulier ayant attiré aux perceptions de l'IA, par exemple son utilité ou la confiance des utilisateurs, ou s'intéresse à un domaine particulier, par exemple les perceptions des travailleurs de la santé sur l'IA.

1.3.1 Perceptions de l'intelligence artificielle en fonction de facteurs sociodémographiques

Les facteurs sociodémographiques peuvent influencer différentes facettes de la perception de l'intelligence artificielle. En effet, les différentes études ont tenté de regarder l'effet de certains facteurs parmi ceux-ci : l'âge, le genre, le niveau d'éducation ainsi que le type d'emploi. Ces différentes caractéristiques seront présentées dans la section qui suit.

Premièrement, les études portant sur l'âge ont fait l'objet d'examen dans la littérature. L'étude de la Fondation COTEC (2020) a déterminé qu'un des groupes ayant le plus souvent changé sa perspective et qui est le plus sceptique sur l'intelligence artificielle est composé des jeunes entre 18 et 30 ans. Cependant, l'étude de Kankanamge et al. (2021) permet d'observer que les jeunes générations ont une attitude positive par rapport à l'acceptation de l'IA. En effet, les jeunes sont plus ouverts aux nouvelles expériences et technologies, ce qui peut engendrer une influence positive sur leur attitude à l'égard de l'intelligence artificielle (Park et Woo, 2022). D'un autre côté, certaines études mentionnent que les personnes plus âgées sont moins portées à accepter les nouvelles technologies et ont tendance à montrer plus de méfiance et de peur envers les nouvelles technologies et ont ainsi moins confiance dans leur utilisation (Gessl et al., 2019; Park et Woo, 2022). Ainsi, le degré d'acceptation envers les nouvelles technologies diminuerait lorsque l'âge augmente (Gessl et al., 2019). De plus, lors de leur étude, Charness et Boot (2009) ont émis comme hypothèse que l'acceptation parmi les groupes plus âgés serait plus faible que les groupes plus jeunes, car les personnes plus âgées ont tendance à être moins informées et expérimentées avec les différentes technologies. L'article d'Antes et al.

(2021) va dans le même sens en mentionnant que les personnes plus âgées sont moins ouvertes à la technologie que leurs compatriotes plus jeunes. Cependant, certaines études sont arrivées à la conclusion qu'il n'y avait aucune différence significative entre les différents groupes d'âge en ce qui a trait à l'acceptation des technologies (Gessler et al., 2019; Abdullah et Fakieh, 2020). Gessler et al. (2019) explique ce phénomène en affirmant que les nouvelles générations d'adultes et de personnes plus âgées sont plus adeptes de la technologie que la génération antérieure et qu'ainsi, l'écart d'utilisation de la technologie entre les personnes âgées et les jeunes diminue.

Deuxièmement, en ce qui concerne le genre, les résultats des différentes études analysées apparaissent contradictoires. Pour commencer, certaines études ont découvert que les hommes ont significativement plus d'expérience avec la technologie que les femmes et seraient donc plus experts sur le sujet (Goswami et Dutta, 2016; Gessler et al. 2019). De plus, les hommes sont plus intéressés par l'évolution et les développements technologiques que les femmes puisque la probabilité qu'un homme ait une perception positive de l'IA est 1,5 fois plus grande que pour les femmes (Lozano et al., 2021). Antes et al. (2021) ajoutent sur le sujet en mentionnant que les hommes sont moins concernés par les risques de l'IA que les femmes. Lors de leur étude, Gessler et al. (2019) ont aussi émis comme hypothèse qu'il y aurait une différence entre les femmes et les hommes, dans ce cas que les hommes auraient un meilleur score sur l'acceptation des technologies et que ceux-ci auraient tendance à avoir plus d'expériences avec les technologies. Cependant les résultats de leur étude ont permis de révéler que les effets du genre sur l'acceptation des technologies étaient non significatifs (Gessler et al., 2019) et que le genre ne prédisait pas les attitudes envers l'IA (Kaya et al., 2022). Par ailleurs, les femmes seraient plus aptes à changer leurs perspectives sur l'IA et sont aussi plus sceptiques en ce qui concerne l'IA (Fondation COTEC, 2020). Troisièmement, les écrits scientifiques sur le niveau de scolarité seront observés. Les gens ayant un niveau plus faible d'éducation sont ceux étant les plus concernés avec les effets potentiels de l'IA sur les inégalités sociales ainsi que sur l'utilisation et la confiance envers l'intelligence artificielle (Kankanamge et al., 2021; Fondation COTEC, 2020). Gessler et al. (2019) avaient aussi émis comme hypothèse que l'acceptation des technologies serait moins grande lorsqu'une personne présente un moins haut niveau d'éducation. Les auteurs ont aussi suggéré que le niveau d'acceptation des

technologies augmenterait en fonction d'un haut niveau d'éducation (Gessl et al., 2019). Cependant, comme pour les dernières catégories présentées, Gessl et al. (2019) n'ont trouvés aucun lien significatif entre le niveau d'éducation et l'acceptation des technologies. Au contraire, Fritsch et al. (2022) ont déterminé que plus un participant avait un niveau élevé d'éducation, plus celui-ci avait une affinité envers les technologies. Il est aussi intéressant de mentionner que les gens ayant une plus grande littéracie scientifique auront tendance à observer les risques associés à l'IA en fonction des risques soulevés par les experts et les scientifiques (Cui et Wu, 2019).

Quatrièmement, cette section portera sur les différences soulevées en lien avec le type d'emploi. Il existe des différences significatives sur le point de vue de l'IA en fonction du type d'emploi : les techniciens sont plus susceptibles d'être exposés aux avancés technologiques de l'IA et donc ont plus de craintes quant à la survie de leur emploi à cause de l'IA (Abdullah et Fakieh, 2020). Cependant, dans leur cas, les médecins et infirmières n'avaient pas les mêmes craintes par rapport à l'IA, car leur emploi nécessite une interaction humaine et directe avec les patients (Abdullah et Fakieh, 2020). D'un autre côté, l'étude de Kankanamge et al. (2021) a révélé que les emplois avec une orientation techniques avaient plus tendance à avoir confiance en l'utilité de l'IA. Enfin, l'étude d'Antes et al. (2021) a permis de déterminer que les gens ayant un statut d'employé à temps plein étaient plus ouverts aux technologies d'IA et avaient moins de craintes envers celles-ci. De ce fait, le type d'emploi d'un individu affecte sa perception des différentes technologies d'IA.

1.3.2 L'utilisation de l'IA et l'influence sur sa perception

L'utilisation antérieure d'une technologie d'intelligence artificielle affecte la perception générale de l'IA. En effet, dans leur étude portant sur les perceptions des bibliothécaires au Canada et aux États-Unis sur l'intelligence artificielle, Hervieux et Wheatley (2021) ont découvert qu'environ 77% de ceux-ci ont indiqué utiliser de l'intelligence artificielle dans leur vie personnelle et environ 60% ont indiqué utiliser des assistants virtuels dans leur vie personnelle. De plus, l'étude de Fritsch et al. (2022) a permis de voir que l'utilisation d'outils technologiques était très forte dans leur échantillon. En effet, environ 90% de leur population ont indiqué qu'ils utilisent quotidiennement des

ordinateurs, des téléphones intelligents ou d'autres outils technologiques (Fritsch et al., 2022). Les auteurs ont observé que la majorité des répondants ont rapporté avoir des valeurs positives en ce qui concerne la confiance lors de l'utilisation desdits appareils technologiques (Fritsch et al.2022). En étudiant les réactions d'utilisateurs de l'assistant virtuel *Alexa* de *Amazon*, Lopatovska et al. (2019) ont observé que 52% des participants ont rapporté être satisfait des réponses reçues de leur assistant tandis que 42% ont indiqué être neutre par rapport à la satisfaction des réponses reçues (Lopatovska et al., 2019). Lors de leur étude, Gessl et al. (2019) avaient pour hypothèse que les gens ayant de l'expérience antérieure avec la technologie afficheraient une meilleure acceptation des technologies. Par exemple, une personne utilisant des assistants virtuels accepterait mieux les technologies et aurait donc une meilleure perception de ceux-ci. Ces observations ont été confirmées par plusieurs études précédentes, notamment celles de Heerink (2011) ainsi que Melenhorst et Bouwhuis (2004), constatent aussi qu'un niveau plus élevé d'expérience avec les technologies en général faisait en sorte d'accroître l'acceptation d'autres technologies. Ainsi, plusieurs études mettent en évidence l'importance des expériences individuelles passées dans la formation des attitudes envers une certaine technologie (Müller et Richert, 2018; Park et Woo, 2022). L'expérience antérieure avec les technologies peut aussi améliorer la capacité d'une personne à voir les mérites d'une autre technologie et, par contre-coup, peut augmenter l'intention d'utiliser d'autres technologies (Gessl et al., 2019). De plus, les confrontations antérieures avec une autre technologie peuvent contribuer à l'aisance et au confort qu'une personne aura avec les technologies (Gessl et al., 2019).

En résumé, plus une personne utilise des technologies, plus il sera facile pour elle d'accepter d'utiliser d'autres technologies et de voir le positif et l'utilité d'autres technologies, et donc d'avoir une meilleure perception globale de celle-ci. L'étude d'Antes et al. (2021) ainsi que l'étude de Cave et al. (2018) vont aussi dans le même sens en mentionnant que l'ouverture à l'usage de technologie d'IA peut être due partiellement à la familiarité de l'IA et que les perceptions et attentes envers l'IA sont habituellement développées à partir d'expériences antérieures avec des applications d'intelligence artificielle.

De plus, Cui et Wu (2019) mentionnent que les connaissances perçues qu'un individu peut avoir sur l'intelligence artificielle sont liées à une perception positive des

bénéfices de l'IA. Ainsi, plus une personne pense qu'elle a des connaissances dans le domaine, plus elle perçoit l'IA de manière positive. Par ailleurs, les auteurs soulignent que la pertinence personnelle, c'est-à-dire le degré de pertinence de l'IA pour un individu, constitue un prédicteur d'une perception positive (Cui et Wu, 2019). Dans ce cas, lorsqu'une personne pense que l'IA est pertinente soit pour son travail ou dans sa vie personnelle, elle fera un effort pour mieux comprendre la technologie et aura ainsi une perception plus positive de celle-ci. Pour ajouter, dans leur étude axée principalement sur la perception des professeurs sur les technologies d'intelligence artificielle en éducation, Choi et al. (2021) ont pu observer que lorsqu'un professeur trouve qu'il est pratique d'utiliser un outil d'IA, il sera plus enclin à avoir confiance en cet outil. Ainsi, les professeurs perçoivent que l'IA est bénéfique si son utilisation est pratique. En outre, plus un professeur a confiance en l'outil d'IA, plus il aura tendance à l'adapter à plusieurs utilisations. Dans leur étude, Nagy et Hajdu (2021) arrivent environ aux mêmes conclusions que Choi et al. (2021), en observant toutefois les perceptions de l'IA dans un contexte de magasinage en ligne. Les résultats de leur étude indiquent que plus une personne a confiance en l'intelligence artificielle, plus la personne considérera que les outils d'IA sont utiles. Un niveau de confiance plus élevé envers les outils d'IA fera en sorte que la personne aura une perception plus positive de ces outils. Donc, si une personne n'a pas confiance en l'outil d'IA, moins elle va penser que cet outil est utile (Nagy et Hajdu, 2021).

1.3.3 Une meilleure connaissance de l'intelligence artificielle comme facteur d'acceptation

Dans leur article, Hervieux et Wheatley (2021) mentionnent qu'étant donné la prévalence de l'IA dans la société numérique d'aujourd'hui, il aurait été attendu que tous les participants de leur étude indiquent faire une utilisation personnelle de l'IA. Cependant, les auteurs ont anticipé que ce ne serait pas le cas en raison de la confusion générale sur ce que constitue réellement l'IA (Hervieux et Wheatley, 2021). De plus, l'étude menée par Sit et al. (2020) révèle que les participants de leur recherche, des étudiants en médecine, qui ont reçu une formation sur l'intelligence artificielle, ont évalué de manière plus positive leurs compétences dans l'utilisation de cette technologie. Au contraire, les étudiants n'ayant pas

reçu de formation sur l'IA démontraient un intérêt à recevoir de l'enseignement sur le sujet, car ceux-ci comprennent la croissance importante de l'IA dans le domaine médical (Sit et al., 2020). Les auteurs soulignent aussi le fait que les étudiants ayant suivi des cours sur l'IA dans leurs cursus avaient une meilleure compréhension de celle-ci et de ses performances, se sentaient plus aptes à travailler aux côtés de l'IA dans le futur et que connaître mieux l'IA fait en sorte que ceux-ci craignent moins de travailler avec ces technologies (Sit et al.2020). En allant dans le même sens, l'article de Castagno et Khalifa (2020) indique que la plupart des professionnels de la santé ne comprennent pas réellement les principes de l'IA faisant en sorte que ceux-ci s'inquiètent des conséquences potentielles. La plupart n'étant pas au courant des bénéfices que peut avoir l'IA dans le domaine de la santé, ceci indiquant un besoin en éducation sur le sujet (Abdullah et Fakieh, 2020). Castagno et Khalifa (2020) expliquent que cette discordance et cette confusion par rapport à l'IA peuvent être dues à la résistance du monde médical à adopter des technologies qu'ils ne comprennent pas et craignent. Cependant, Cui et Wu (2019) mentionnent que plus les gens sont informés, moins ils perçoivent de risques vis-à-vis la technologie. De plus, les personnes confiantes en leurs connaissances sur la technologie perçoivent mieux les avantages de nouvelles technologies émergentes que ceux ayant moins confiance et donc moins de connaissance. Ainsi, plus une personne possède une bonne compréhension de l'IA, moins elle en aura peur et plus elle percevra cette technologie de manière positive. Par ailleurs, l'exploration de l'intelligence artificielle en relation avec les divers types de personnalité se révèle cruciale pour approfondir notre compréhension des attitudes envers cette technologie émergente.

1.4 Intelligence artificielle et types de personnalité

Une dimension particulièrement d'intérêt sur les perceptions de l'IA est de mettre en perspective les types de personnalités individuelles des personnes évaluées. Les différences dans les traits de personnalité peuvent jouer un rôle crucial dans la façon dont les individus perçoivent les technologies émergentes telles que l'IA. Certains types de personnalités peuvent être naturellement plus réceptifs et enthousiastes face aux avantages potentiels de l'IA, tandis que d'autres peuvent être plus méfiants ou réticents en raison de

certaines préoccupations. Afin de mieux comprendre ces nuances, la prochaine section s'intéresse aux différentes personnalités et leur relation avec la perception générale de l'IA.

Selon Funder (2001), la personnalité peut être définie comme étant les « structures récurrentes de pensées, d'émotions et de comportements d'un individu, ainsi qu'aux mécanismes psychologiques — cachés ou pas — qui sous-tendent ces structures » (Funder, 2001, p. 2). De manière plus globale, Saucier et Goldberg (2006) mentionnent que « la personnalité, c'est l'ensemble des attributs, qualités et caractéristiques qui distinguent le comportement, les pensées et les sentiments des individus. » (Saucier et Goldberg, 2006, p.267). Ainsi, on peut émettre l'hypothèse que la personnalité d'une personne peut influencer sa perception globale de l'intelligence artificielle. Les travaux de recherche sur ces questions soulèvent que les types de personnalité peuvent être de bons prédicteurs de la perception générale de l'IA comme l'acceptation des technologies, l'intention d'utiliser les technologies ou bien même la confiance en celle-ci (Antes et al., 2021; Gessl et al., 2019; Cachero et al., 2022; Lacroux et Martin-Lacroux, 2022). Les psychologues de la personnalité considèrent deux modèles comme représentant le mieux la structure de la personnalité (Cachero et al., 2022). Ces deux modèles sont : le modèle à cinq facteurs communément appelé le *Big Five* ainsi que le modèle hiérarchique à trois facteurs (PEN) d'Eysenck (Cachero et al., 2022). Cependant, une comparaison entre les deux modèles a permis d'observer que le *Big Five* présente plus d'avantages notamment l'exhaustivité du modèle ainsi que la fiabilité des mesures (Cachero et al., 2022). C'est pour ces raisons que le modèle du Big Five demeure le plus utilisé lors de la recherche sur la personnalité (Cachero et al., 2022). C'est pourquoi lors de cette étude, ce modèle sera utilisé afin de décrire les différents aspects de la personnalité. Les résultats des différentes études vues dans cette recension seront donc présentés en fonction des cinq aspects de la personnalité définis par le *Big five* soit : l'extroversion (*extroversion*), l'amabilité (*agreeableness*), l'attention aux détails (*conscientiousness*), le neuroticisme (*neuroticism*) ainsi que l'imagination (*openness*).

La recherche récente a exploré les liens entre les traits de personnalité et les attitudes envers l'intelligence artificielle, suscitant un intérêt croissant dans ce domaine (Kaya et al., 2022). Étant donné que la personnalité est un prédicteur important des attitudes dans divers domaines, il était essentiel de déterminer si elle avait une valeur prédictive

spécifique en ce qui concerne les attitudes envers l'IA (Schepman et Rodway, 2022). Des études ont suggéré que la personnalité peut jouer un rôle significatif dans la formation des attitudes individuelles envers l'IA (Park et Woo, 2022). Les concepts de personnalité tels que les cinq grands traits (*Big Five*) ont été identifiés comme ayant une influence significative sur l'intention comportementale d'utiliser l'IA (Park et Woo, 2022). Les résultats jusqu'à présent indiquent que les traits de personnalité contribuent à expliquer les attitudes envers l'IA, même après avoir pris en compte d'autres facteurs tels que le sexe, l'âge et l'expérience antérieure avec l'IA. Cependant, la littérature existante présente des preuves mitigées, soulignant le besoin d'investigations supplémentaires pour approfondir notre compréhension de la relation entre les traits de personnalité et les attitudes envers l'IA (Kaya et al., 2022).

Les traits personnels des utilisateurs et des intentions comportementales sont au cœur du développement d'outils d'intelligence artificielle, selon les recherches récentes (Young Lee et al., 2021). Cette connaissance peut permettre aux praticiens de sélectionner et de former des individus présentant des attitudes positives envers l'IA dans le cadre de la mise en œuvre de cette technologie au sein des organisations (Park et Woo, 2022). En identifiant les groupes de personnes susceptibles de bénéficier d'une formation spécialisée avant de travailler dans des environnements d'IA, il est possible de mieux préparer les individus à leur utilisation (Sindermann et al., 2022). De plus, la connaissance des caractéristiques personnelles et liées à l'IA qui influencent les attitudes envers cette technologie peut orienter l'amélioration des produits d'IA pour les rendre plus acceptables à l'avenir (Sindermann et al., 2022). Ces connaissances peuvent également servir de base à l'élaboration de stratégies personnalisées visant à établir des attitudes positives envers l'IA (Sindermann et al., 2022).

Il convient de noter qu'il existe un manque d'études spécifiques portant sur des outils particuliers tels que les systèmes d'assistant vocal basés sur l'IA (AIVAS). Par exemple, les recherches empiriques faisant le lien entre les traits personnels des utilisateurs et l'utilisation des AIVAS sont encore rares (Young Lee et al., 2021). De même, la relation entre les traits de personnalité et les attitudes des consommateurs envers la réalité augmentée (AR) est également insuffisamment explorée (Srivastava, 2021). En outre, la relation entre la personnalité et la confiance envers les machines reste relativement peu

étudiée (Matthews et al., 2021). De ce fait, on associe certains traits de personnalités à la perception de l'AI.

Perceptions de l'intelligence artificielle en fonction des types de personnalité

Les personnes extraverties sont décrites comme plus sociales et optimistes (Asendorpf et Neyer, 2012). Ainsi, Gessl et al. (2019) s'attendaient à ce que les gens plus enclins et plus disposés à socialiser soient aussi ceux étant capable de reconnaître de manière positive les capacités sociales de l'IA (comme les assistants virtuels). De plus, Svendsen et al. (2013) ont été en mesure de constater que l'extraversion était positivement corrélée à l'intention d'utiliser des technologies. Les personnes extraverties ont tendance à manifester des réactions émotionnelles positives envers les agents conversationnels et les nouvelles technologies qui favorisent l'interaction sociale et le plaisir personnel (Park et Woo, 2022). En outre, les individus extravertis et émotionnellement stables se sentent généralement plus à l'aise en présence de robots, mais cela ne se traduit pas nécessairement par une confiance accrue envers ces technologies (Matthews et al., 2021). Ces résultats soulignent l'importance des traits de personnalité dans la formation des attitudes envers l'IA et les agents conversationnels, et suggèrent que l'extraversion peut influencer les réactions émotionnelles et les préférences en matière d'interaction technologique. Cependant, des recherches récentes ont montré une association négative entre le trait d'extraversion et les attitudes envers l'IA, suggérant que les introvertis peuvent présenter des attitudes plus positives envers cette technologie (Schepman et Rodway, 2022). D'un autre côté, les recherches de Gessl et al. (2019) ainsi que de Kaya et al. (2022) n'ont trouvé aucun effet significatif entre l'extroversion et l'acceptation des technologies. Les auteurs, Gessl et al. (2019), mentionnent que l'absence de relation peut être expliquée par le fait que la sociabilité accrue des individus extravertis ne se traduit pas nécessairement avec les entités non humaines (l'IA) comme les assistants virtuels.

Les personnes ayant un haut score d'amabilité ont tendance à éviter les conflits, à être optimiste ainsi que d'être positif avec les autres ainsi que positifs face à leur perception de leur environnement (Herzberg et Roth, 2014). Dans un même ordre d'idée, les auteurs Gessl et al. (2019) s'attendaient à ce que les personnes aimables aient tendance à accorder plus de poids aux opinions des autres et de leurs pairs. Lors de leur étude, l'amabilité s'est avérée être la dimension de la personnalité qui avait le plus grand nombre d'association

avec les dimensions de l'acceptation des technologies (Gessl et al., 2019). De façon similaire, l'étude de Özbek et al. (2014) ainsi que l'étude de Devaraj et al. (2008) ont permis de mettre en lumière une corrélation positive entre la perception de l'utilité de l'intelligence artificielle et l'amabilité. De plus, les individus agréables ont tendance à être plus accommodants et à mieux s'adapter aux changements de la vie quotidienne provenant des innovations technologiques (Kaya et al, 2022). De leur côté, Park et Woo (2022) ont été en mesure d'observer que l'amabilité est susceptible d'être associée à des attitudes positives envers l'IA, en particulier dans les contextes qui favorisent la coopération. Cependant, l'étude d'Antes et al. (2021) a souligné que l'IA peut causer de l'injustice sociale et aussi créer une perte d'interaction interpersonnelle. Celles-ci pourraient faire en sorte que les individus forts en amabilité soient plus préoccupés par le remplacement des humains dans certains secteurs par les technologies d'IA.

Les individus ayant un score élevé d'attention aux détails sont des personnes appréciant l'efficacité et le respect des règles (Herzberg et Roth, 2014). Ainsi, lors de leur recherche, Gessl et al. (2019) avaient comme hypothèse que les personnes ayant un score plus fort d'attention aux détails obtiendraient un score plus élevé en termes de perception de l'utilité de l'intelligence artificielle ainsi que de perception de facilité d'utilisation des outils d'IA. De plus, les technologies d'IA se veulent être des outils utiles permettant d'aider les humains dans leurs tâches du quotidien et pourrait donc être une option intéressante pour une personne ayant un sens accru de la régulation et de l'efficacité, soit une personne ayant un haut score d'attention aux détails (Gessl et al., 2019 ; Park et Woo, 2022). Cependant, les auteurs (Gessl et al., 2019) n'ont trouvé aucun lien significatif entre l'attention aux détails, l'utilité perçue de l'IA et la facilité d'utilisation perçue. De même que pour la recherche de Kaya et al. (2022) ayant soulevée que le trait de personnalité de l'attention aux détails n'a pas été un prédicteur significatif des attitudes tant positives que négatives envers l'IA. Gessl et al. (2019) justifient ces résultats en mentionnant que ce type de personnes peut avoir besoin de plus d'informations sur la technologie étudiée afin de l'accepter, car ceux-ci ont une tendance au respect des règles, à l'efficacité et à la réglementation (Gessl et al.2019). Ils auraient donc besoin de s'assurer que la technologie réponde à tous ces critères avant de l'accepter. Cependant, certaines études suggèrent qu'il existe un effet négatif des traits de personnalité sur les attitudes envers l'intelligence

artificielle (IA) et les technologies associées. Par exemple, l'attention aux détails a été associée à des émotions négatives dans le contexte de l'IA (Park et Woo, 2022). De plus, les individus ayant un score élevé d'attention aux détails peuvent percevoir l'IA comme un obstacle à leurs performances professionnelles et à leur sécurité d'emploi, ce qui peut contribuer à une attitude négative envers cette technologie (Park et Woo, 2022). Dans cette lignée, les personnes présentant des valeurs élevées d'attention aux détails sont plus susceptibles d'avoir une attitude négative envers l'interaction avec certains outils spécifiques comme les robots (Müller et Richert, 2018). Ces résultats suggèrent que les traits de personnalité tels que l'attention aux détails peuvent influencer négativement les attitudes envers l'IA et les technologies émergentes.

Plusieurs études ont porté plus précisément au neuroticisme dans l'évaluation des perceptions de l'intelligence artificielle. Les gens ayant des scores plus élevés de neuroticisme ont tendance à souffrir d'anxiété, de dépression et ainsi de vivre des émotions négatives (Asendorpf et Neyer, 2012). Premièrement, l'étude de Gessl et al. (2019) a permis de découvrir que le neuroticisme est corrélé positivement avec l'anxiété et corrélé négativement avec les différentes facettes de la perception de l'IA. Les auteurs Gessl et al. (2019) s'attendaient à ce que les individus hauts en neuroticisme perçoivent les technologies d'IA comme difficile à utiliser, car ces individus ont tendance à avoir de la difficulté à faire face à des situations et expériences nouvelles comme l'utilisation d'un nouvel outil d'IA. De ce fait, les individus présentant un score élevé en neuroticisme ont tendance à réagir de manière négative face aux événements stressants et à adopter moins de stratégies de coping constructives en réponse aux conflits (Park et Woo, 2022). Ainsi, plus une personne a un score élevé de neuroticisme, moins elle perçoit la technologie comme facile d'utilisation. Certains auteurs mentionnent que ces résultats peuvent s'expliquer par le fait que les individus avec un haut score en neuroticisme ont aussi de hauts niveaux d'anxiété et d'insécurité (Gessl et al., 2019 ; Park et Woo, 2022) et sont donc moins prompts à être indulgents envers les technologies (Kaya et al., 2022). De plus, les études d'Özbek et al. (2014) ainsi que de Devaraj et al. (2008) ont trouvé une association négative entre le neuroticisme et la perception de l'utilité de l'IA. Comme vu ci-haut, les personnes ayant un score élevé de neuroticisme sont des individus ayant des émotions négatives. Deuxièmement, Cui et Wu (2019) dévoilent que les émotions négatives comme

l'inquiétude, la colère ainsi que la peur, toutes des émotions vécues constamment chez les personnes fortes en neuroticisme, sont associées à des situations à risques. Ainsi les individus ayant des émotions négatives envers l'IA, percevront moins les avantages de l'intelligence artificielle et vont ainsi avoir tendance à déconseiller son utilisation. Troisièmement, lorsqu'un individu ayant un score haut en neuroticisme est exposé à des résultats inconsistants de la part de l'IA, par exemple un assistant virtuel qui n'est pas en mesure de comprendre ce que la personne veut dire, cette personne aura significativement moins confiance en l'outil technologique (Lacroux et Martin-Lacroux, 2022). Ils expliquent que ceci peut être dû au fait qu'un individu haut en neuroticisme a tendance à être plus prudent et à prendre des décisions avec aussi plus de prudence (Lacroux et Martin-Lacroux, 2022). De ce fait, le neuroticisme est le trait de personnalité ayant le plus grand impact sur l'intention globale d'utiliser les technologies d'IA (Cachero et al. (2022).

Pour conclure, les personnes ayant un score élevé d'imagination sont des individus ayant un désir élevé d'ouvertures aux nouvelles expériences (Herzberg et Roth, 2014). Ainsi, les chercheurs Gessl et al. (2019) s'attendaient à retrouver une relation positive entre l'attitude et le plaisir reliés aux technologies d'intelligence artificielle. Leurs résultats ont suggéré que l'imagination était négativement corrélée à la confiance envers l'IA (Gessl et al., 2019). Cependant, lors de leur étude, Devaraj et al. (2008) ont obtenu des résultats contraires : l'imagination était positivement associée à la perception de l'utilité des technologies. Plusieurs études soulignent le rôle important de l'imagination dans les attitudes envers l'intelligence artificielle et les nouvelles technologies. Par exemple, dans l'étude de Kaya et al. (2022) l'imagination a été identifiée comme le seul prédicteur significatif des attitudes positives envers l'IA. De plus, les personnes ouvertes aux nouvelles expériences, qui ont donc un score élevé d'imagination, ont tendance à utiliser et à accepter les nouvelles technologies (Park et Woo, 2022). Pour ajouter, l'ouverture d'esprit peut jouer un rôle bénéfique chez les personnes plus âgées en favorisant une meilleure capacité d'apprentissage et de développement cognitif (Park et Woo, 2022). Des études menées en Chine ont également révélé que l'imagination était positivement associée à l'acceptation de l'IA (Sindermann et al., 2022). Enfin, dans le domaine de la réalité augmentée, le trait de personnalité « imagination » a eu un impact significativement positif sur la perception de la facilité d'utilisation et de l'utilité perçue de cette technologie

(Srivastava, 2021). Dans l'ensemble, ces résultats mettent en évidence le rôle clé de l'imagination dans les attitudes et l'acceptation des nouvelles technologies d'intelligence artificielle.

En conclusion, les travaux de recherches sur ces questions permettent d'observer que les résultats peuvent varier complètement en fonction du contexte de l'étude, mais que certains aspects peuvent influencer la perception générale de l'IA. La personnalité est définie comme l'intégration stable et individualisée de comportements, d'émotions et de cognitions d'un individu, basée sur ses réactions à l'environnement. Le modèle le plus utilisé pour étudier la personnalité est le modèle du Big Five, qui comprend les dimensions de l'extroversion, de l'amabilité, de l'attention aux détails, du neuroticisme et de l'imagination. Les personnes extraverties ont tendance à évaluer positivement les capacités sociales de l'IA, mais les études analysées n'ont pas été en mesure de trouver de lien significatif entre l'extroversion et l'acceptation des technologies. En outre, les personnes aimables accordent généralement plus de poids aux opinions des autres, ce qui peut influencer leur perception et leur acceptation de l'IA. Par ailleurs, les personnes ayant une forte attention aux détails peuvent avoir besoin de plus d'informations sur la technologie avant de l'accepter, en raison de leur préférence pour l'efficacité et le respect des règles. Qui plus est, les personnes ayant un score élevé de neuroticisme peuvent percevoir l'IA comme difficile à utiliser en raison de leurs émotions négatives et de leur tendance à l'anxiété et à l'insécurité. Enfin, les personnes ayant une forte imagination peuvent avoir une attitude positive envers l'IA, mais cela peut être contradictoire avec leur confiance envers l'IA. De ce fait, les différents aspects de la personnalité peuvent avoir un impact sur l'acceptation des technologies d'IA, l'intention d'utilisation et la confiance envers l'IA. Cependant, l'influence précise des traits de personnalité sur les attitudes envers l'IA reste encore peu claire et peut dépendre de divers facteurs (Park et Woo, 2022). En somme, cette recension avait pour but de soulever les différentes définitions de l'intelligence artificielle pour ensuite mieux comprendre son application dans le domaine de la criminologie. Cette revue des écrits scientifique s'est aussi concentrée sur ce qui peut affecter les perceptions de l'intelligence artificielle pour ensuite mettre en lumière l'impact des traits de personnalité sur les perceptions de l'IA. De ce fait, les définitions de l'intelligence artificielle varient et ne sont pas standardisées, ce qui rend son étude complexe. Cette

recension des écrits a permis d'observer que l'IA est utilisée pour diverses tâches, notamment dans la prédiction du risque de récidive, les décisions sur la libération conditionnelle et la réinsertion, ainsi que la prédiction des résultats des procédures judiciaires. Ces outils d'IA peuvent fournir des informations pertinentes et aider les acteurs judiciaires à prendre des décisions plus objectives et efficaces. Cependant, ils soulèvent également des questions éthiques et de régulation en raison de leur dépendance aux données historiques, risquant de créer des biais dans le système de justice. De plus, les avancées technologiques par rapport à l'utilisation de l'intelligence artificielle dans les agences d'application de la loi offrent des capacités améliorées pour lutter contre la criminalité et maintenir l'ordre public en permettant le traitement de grandes quantités de données, l'analyse de schémas complexes et la prévention des infractions. Les outils d'IA sont utilisés pour la prédiction de la criminalité, la reconnaissance faciale, et d'autres domaines. Cependant, l'utilisation de ces technologies soulève des préoccupations concernant la vie privée et les discriminations potentielles, notamment la création de biais envers les minorités. De plus, l'adoption de l'IA peut influencer le pouvoir discrétionnaire des agents de police, posant des questions sur la régulation et les conséquences sociales de ces technologies. Cette recension c'est aussi penché sur les facteurs sociodémographiques tels que l'âge, le genre, le niveau d'éducation et le type d'emploi comme pouvant influencer différents aspects de la perception de l'intelligence artificielle. Les études montrent des résultats mitigés, avec certaines indiquant que les jeunes générations sont plus ouvertes à l'IA, tandis que d'autres suggèrent que les générations plus âgées sont plus sceptiques. Les hommes semblent être plus experts et positifs envers l'IA, mais les résultats varient également selon les études. Les personnes ayant un niveau d'éducation plus élevé ont tendance à avoir une meilleure perception générale de l'IA. Le type d'emploi peut également jouer un rôle, avec des techniciens étant plus préoccupés par l'impact de l'IA sur leur travail, tandis que les professions axées sur l'interaction humaine peuvent être moins inquiètes. Toutefois, la complexité de ce sujet nécessite davantage de recherches pour mieux comprendre ces facteurs et leur influence sur la perception globale de l'IA. Enfin, les types de personnalités ont été explorés en lien avec l'intelligence artificielle afin de mieux comprendre l'impact que peut avoir la personnalité sur les différentes perceptions de l'IA. Les recherches ont permis de constater que les personnes extraverties peuvent être

plus ouvertes aux capacités sociales de l'IA, tandis que les personnes aimables peuvent être influencées par les opinions des autres. Les individus attentifs aux détails peuvent avoir besoin de plus d'informations avant d'accepter l'IA, tandis que le neuroticisme peut entraîner une perception négative de l'IA. Enfin, les personnes imaginatives peuvent avoir une attitude positive envers l'IA, mais leur confiance envers l'outil peut être mitigée. Cependant, les résultats de différentes études sur ce sujet varient en fonction du contexte et des facteurs étudiés. Des recherches supplémentaires sont nécessaires pour mieux comprendre ces liens et améliorer l'acceptation de l'IA dans notre vie quotidienne.

Chapitre 2 – Problématique

La revue de littérature a permis de faire un survol des connaissances sur l'intelligence artificielle et de soulever les enjeux et limites ayant trait à l'utilisation de l'IA dans le domaine de la criminologie. Les différentes utilisations d'outils d'intelligence artificielle dans le système de justice et de l'application de la loi ainsi que des enjeux entourant l'utilisation de tels outils dans le domaine de la criminologie ont aussi été explorées. La recension des écrits a aussi permis de mettre en lumière des études sur les perceptions de l'IA, dont certaines études portant sur la perception des caractéristiques, et comportements humains pouvant être transmis aux technologies d'IA, comme de monitorer ou bien d'analyser. D'autres études ont permis d'examiner les perceptions de l'IA dans plusieurs pays différents et de constater que ces perceptions peuvent varier selon le pays. Certaines études ont également analysé l'incidence des connaissances perçues ou des connaissances préalables sur les perceptions de l'intelligence artificielle. Les études ont permis de mettre en lumière que l'utilisation antérieure d'une technologie d'intelligence artificielle affecte la perception générale de l'IA. Les écrits scientifiques relèvent aussi l'importance d'avoir une meilleure définition de l'IA, car la confusion générale sur ce que constitue l'IA peut avoir un effet sur la perception d'un individu sur celle-ci. Il fut aussi possible d'observer que les facteurs sociodémographiques, comme l'âge, le genre, le niveau d'éducation ainsi que le type d'emploi, peuvent avoir un impact sur la perception générale de l'intelligence artificielle. Enfin, les différents types de personnalités ont un impact sur les différents aspects de la perception de l'IA. En effet, la documentation scientifique soulève que les types de personnalité sont de bons prédicteurs et déterminants des différentes facettes de la perception de l'IA.

Ainsi, on remarque que les travaux de recherches sur les perceptions de l'intelligence artificielle négligent souvent un domaine essentiel de l'IA soit : l'anthropomorphisation. L'anthropomorphisation, également appelée anthropomorphisme, est le fait d'attribuer des caractéristiques, des comportements, des émotions ou des intentions humaines à des objets, des animaux ou des phénomènes qui ne sont pas humains (Dictionnaire Larousse en ligne, s.d.). Alors que l'IA se déploie de manière croissante dans le domaine de la criminologie et de la justice, avec des applications allant de l'analyse

prédictive du comportement criminel à l'assistance juridique automatisée, il est impératif d'évaluer les implications de l'attribution de caractéristiques humaines à ces systèmes. En effet, il est possible de penser qu'à mesure que l'acceptation de la possibilité d'attribuer des traits humains à l'intelligence artificielle augmente, il devient de plus en plus plausible de considérer que cette intelligence artificielle possède la capacité de substituer les individus et qu'elle est en voie de le réaliser dans un futur proche. Cette problématique amène à questionner la manière dont l'anthropomorphisation de l'IA influence la perception de cette technologie. Par conséquent, la recension des écrits a permis de constater que peu de recherches étudient l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA. Ainsi, si l'IA est attribuée de capacités de raisonnement et de prise de décision similaires à celles des humains, elle pourrait contribuer à l'analyse de dossiers et rendre des décisions liées à la réinsertion ou la libération conditionnelle, à l'évaluation du risque de récidive d'un contrevenant et à la recommandation de sanctions judiciaires, ce qui aurait des implications sur le système judiciaire notamment une meilleure efficacité dans le traitement des dossiers et un potentiel désengorgement des tribunaux. En résumé, l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA peut influencer la manière dont nous percevons son potentiel dans le domaine de la criminologie, en affectant divers aspects notamment son utilisation en prévention avec des systèmes comme *PredPol*, en analyse par exemple afin de prédire le risque de récidive ou d'orienter la possibilité d'une libération conditionnelle ou affectant aussi les décisions légales comme avec les outils de prédiction de litige *Predictice* et *Case Law Analytics*. Cela signifie aussi que certaines personnes sont prêtes à faire confiance l'IA même pour des tâches qu'on considère exclusivement humaines : créer, analyser, etc.

Ainsi, la présente étude contribue à accroître les connaissances sur l'attribution des caractéristiques humaines à l'IA, avec une application particulière au domaine de la criminologie. Les chercheurs peuvent utiliser cette étude comme point de départ pour approfondir davantage l'analyse du lien entre l'attribution des caractéristiques humaines à l'IA et les divers traits de personnalités, ainsi que leur relation avec les facteurs sociodémographiques.

2.1 Objectifs de recherche

Pour pallier les limites identifiées dans la section précédente, la présente étude regroupera l'analyse de facteurs sociodémographiques, de traits de personnalités ainsi que de perception générale de l'intelligence artificielle afin de mettre en lumière les prédicteurs du fait d'attribuer des caractéristiques humaines à l'IA. De ce fait, attribuer des caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle (IA) signifie accorder à cette technologie des qualités, des comportements, des capacités ou des traits qui sont généralement associés aux êtres humains. Cela peut inclure des attributs liés notamment à l'intelligence, la conscience, aux émotions ou tout autre aspect du fonctionnement humain. La tendance à percevoir l'IA comme étant similaire à un être humain se manifeste par l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA. Cette perception sera évaluée en fonction de la manière dont les participants attribuent des actions considérées comme typiquement humaines à l'IA, telle que la capacité à monitorer, l'analyse, la capacité de se souvenir, la création, et autres. De plus, cette étude explore les perceptions des individus du domaine de la criminologie en contraste avec plusieurs autres domaines afin de mieux comprendre les perceptions dans ce domaine particulier.

L'objectif principal de l'étude est de comprendre l'effet des facteurs sociodémographiques, des perceptions de l'intelligence artificielle en général ainsi que les facteurs de traits de personnalités sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA, notamment chez les acteurs du domaine de la criminologie.

En effet, les facteurs sociodémographiques peuvent avoir une influence sur la l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA. La littérature a permis de soulever que l'âge, le genre, le niveau de scolarité ainsi que le type d'emploi peuvent avoir un impact sur la perception générale de l'intelligence artificielle et ainsi affecter la manière dont un individu peut attribuer des caractéristiques humaines à l'IA. Les facteurs visant la perception générale de l'artificielle peuvent aussi avoir une influence sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA. Ces facteurs regroupent notamment l'utilisation préalable de l'IA ainsi les connaissances perçues qu'un individu peut avoir sur l'IA. Enfin, certaines études sur les perceptions de l'intelligence artificielle explorent le lien avec les types de personnalité. Les études analysent les différents traits de personnalité du Big 5 soit

l'extroversion, l'amabilité, l'attention aux détails, le neuroticisme ainsi que l'imagination afin de comprendre comment les traits de personnalité peuvent influencer l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA.

De façon spécifique, cette étude vise à mettre en lumière quelles sont les caractéristiques qui définissent le groupe de personnes enclines à attribuer des traits humains à l'intelligence artificielle, et ainsi faire ressortir les distinctions qui caractérisent les répondants dans leur propension à accorder des caractéristiques humaines à l'IA.

L'intelligence artificielle détient le potentiel d'une intégration croissante dans le système judiciaire et éventuellement de supplanter les acteurs humains dans le processus décisionnel. Il est par conséquent impératif d'examiner en profondeur les facteurs prédictifs de l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA afin d'améliorer notre compréhension de son acceptation à venir.

La section suivante, à savoir la méthodologie, se consacrera à décrire en détail l'établissement de l'échantillon de l'étude, la source des données utilisées, la procédure de collecte des données, l'opérationnalisation des variables étudiées, ainsi que les différentes stratégies d'analyse mises en œuvre. Par ailleurs, les limites inhérentes à cette étude seront également exposées afin de fournir une vision équilibrée des contraintes méthodologiques qui peuvent influencer la validité et la généralisation des résultats obtenus. Cette section jouera un rôle essentiel en offrant aux lecteurs une compréhension approfondie des choix méthodologiques et des considérations clés qui ont façonné le processus de recherche et de collecte de données.

Chapitre 3 – Méthodologie

3.1 Échantillon

3.1.1 Caractéristiques des participants

L'échantillon est constitué de 246 personnes entre 18 et 66 ans. L'échantillon est prédominé par des femmes soit 215 femmes contre 31 hommes. L'échantillon est aussi majoritairement constitué de Canadiens soit 203 comparativement à 38 Européens. En ce qui a trait à la scolarité de l'échantillon, 211 participants sont de degré universitaire tandis que 35 participants ont un diplôme préuniversitaire. De plus, 127 participants ont obtenu ou complètent un diplôme dans le domaine de la criminologie tandis que 118 participants ont un diplôme dans une autre discipline.

3.1.2 Considérations éthiques

Préalablement au recrutement des participants, les chercheurs ont soumis le projet au Comité d'éthique de la recherche- Société et culture (CER-SC) de l'Université de Montréal afin d'obtenir un certificat éthique permettant d'effectuer une recherche avec des humains. En date du 20 janvier 2022, suite à cette soumission, un certificat d'éthique fut obtenu.

3.1.3 Procédure d'échantillonnage

L'équipe de recherche a ensuite eu recours à une phase test pendant laquelle 6 membres de l'entourage du directeur et de la chercheuse ont testé (volontairement) la plateforme en ligne de l'étude. Cette étape était nécessaire pour tester les consignes et les éventuels problèmes informatiques.

L'étude ne comportait aucun critère d'exclusion. Ainsi, toute personne désirant participer était invitée à le faire. Cependant, l'échantillon fut constitué de 246 participants.

3.1.4 Recrutement des participants

Les étapes de recrutement étaient différentes en fonction des 3 groupes de personnes mentionnés dans la section ci-haut soit : les étudiants en criminologie, les policiers ainsi que les citoyens en général.

D'abord, les participants en criminologie ont été sollicités par l'entremise d'une publication sur 3 pages Facebook : celle du groupe du baccalauréat en criminologie et du baccalauréat en sécurité et études policières, celle du certificat en enquête et renseignement ainsi que celle du groupe des étudiants aux cycles supérieurs en criminologie. Les chercheurs ont obtenu préalablement l'accord d'un des administrateurs de chaque groupe Facebook avant d'effectuer la publication. La publication contenait une description de l'étude, la durée en temps de l'étude, la possibilité de gagner une carte cadeau de chez Amazon pour les participants à l'étude et le lien vers la plateforme en ligne de l'étude (voir Annexe 1). Le message a été republié sur les pages une semaine avant la date de fin de la collecte de données mentionnant qu'il restait une semaine pour participer à l'étude. Aussi, une classe de l'École criminologie à Montréal a été visitée afin de solliciter la participation des étudiants, suivant l'approbation du professeur. Des étudiants en criminologie de l'Université de Lausanne ont aussi été sollicités par courriel par le professeur Quentin Rossy. Dans les deux cas, la chercheuse principale est intervenue en présence pour les cours de Montréal et par courriel pour Lausanne. Dans ces communications, les chercheurs ont présenté aux étudiants la description de l'étude. Tous les étudiants ont eu accès à la même plateforme en ligne et ont signé électroniquement le même formulaire de consentement.

Des participants œuvrant dans le milieu de l'application de la loi ont ensuite été contactés par courriel via une liste d'envoi courriel du directeur de recherche Francis Fortin (le directeur de GARDESO est responsable de la liste d'envoi) sur GARDESO : Groupe sur l'Analyse, la Recherche et le Développement en Source Ouverte. La publication contenait une description de l'étude, la durée en temps de l'étude, la possibilité de gagner une carte cadeau de chez Amazon pour les participants à l'étude et le lien vers la plateforme en ligne de l'étude (voir Annexe 1).

Finalement, les participants du grand public ont été contactés par Facebook par l'entremise d'une publication sur les pages Facebook et LinkedIn personnelles du directeur de recherche et de la chercheure principale avec le même message général. Une semaine avant la fin de la durée de la collecte de donnée prévue le 30 avril 2022, la chercheure principale a réécrit une publication sur ses pages personnelles mentionnant qu'il restait une semaine pour participer à l'étude, suivant ensuite le même message décrivant l'étude mentionnée ci-haut. « L'effet boule de neige » a donc été utilisé pour le recrutement. Le directeur de recherche et la chercheure principale ont aussi demandé à leur entourage de participer à l'étude, s'ils étaient intéressés. Les membres de l'entourage qui ont participé avaient aussi l'autorisation de transmettre l'annonce de sollicitation (voir Annexe 1) aux gens qu'ils pensaient être intéressés par l'étude.

Les participants avaient la possibilité de gagner un prix en échange de leur participation au projet. Les participants qui complétaient toutes les étapes de l'étude étaient invités à laisser leur adresse courriel à la fin de l'étude s'ils souhaitaient participer au concours. Le concours consistait en un tirage parmi les participants ayant donné leur adresse courriel à la fin de l'étude. Les prix du tirage consistaient en quatre cartes cadeaux de 50\$ chez Amazon. Lorsque la collecte de données fut terminée, les chercheurs ont procédé au tirage. Le « random number generator » de Google fût utilisé afin de déterminer un chiffre au hasard entre 98 et 361, soit les chiffres correspondant aux ID des participants. Les gagnants ont été avisés par courriel.

3.2 Provenance des données

3.2.1 Matériel

Toutes les données de l'étude ont été récoltées à partir d'une plateforme en ligne. La plateforme en ligne fut créée par le directeur de recherche qui fut responsable de programmer la plateforme en fonction des besoins spécifiques de la présente étude. La plateforme en ligne a été conceptualisée afin d'accompagner les participants dans toutes les étapes de l'étude. Il convient de prendre connaissance de l'Annexe 5 afin de mieux comprendre, de manière visuelle, le fonctionnement de la plateforme en ligne de l'étude. Le questionnaire de test de personnalité utilisé dans cette étude est le *French Adaptation*

of the *Mini-International Personality Item Pool (Mini-IPIP)* développé par Laverdière et al. (2020). La collecte de données s'est déroulée entre le 22 mars et le 30 avril 2022.

3.2.2 Mesures

De nombreuses questions de type Likert allant de 1 à 5 ont été utilisées pour la mesure des perceptions. Toutes les questions de type Likert avaient comme choix : 1- Totallement en désaccord, 2- En désaccord, 3- Ni en désaccord, ni en accord, 4- En accord, 5- Totallement en accord. Les différents types de données collectées lors de la participation à l'étude sont :

- Le genre;
- L'âge;
- Les années d'études, le dernier diplôme obtenu;
- Le domaine d'étude, le domaine professionnel, le nombre d'années dans le domaine professionnel, l'occupation du temps dans une semaine, la catégorie d'emploi;
- L'utilisation d'assistant virtuel dans la vie personnelle, le type d'assistant virtuel utilisé;
- La perception des participants vis-à-vis l'Intelligence artificielle sur une échelle Likert de 1 à 5
 - Les connaissances par rapport à l'intelligence artificielle ;
 - La perception positive de l'IA en général;
 - L'accès aux assistants virtuels ou à l'IA a-t-il eu un impact sur sa vie personnelle;
 - L'utilisation des technologies d'IA dans le cadre de leur emploi
 - Le potentiel de l'IA d'améliorer leur milieu de travail;
 - Le potentiel de l'IA de remplacer leurs tâches professionnelles
- La perception de l'utilité de l'IA vis-à-vis les comportements et capacités typiquement humaines ci-dessous sur une échelle Likert de 1 à 5 :
 - Monitorer
 - Analyser
 - Agir

- Interagir
 - Se souvenir
 - Anticiper
 - Ressentir
 - Créer
 - Décider
- Les questions relatives à la personnalité du participant sur une échelle Likert de 1 à 5 (voir Annexe 4)
 - La liste de toutes les questions que le participant a posées au chatbot (non utilisé dans cette étude)
 - Le questionnaire de rétroaction sur l'expérience (non utilisé dans cette étude)

3.3 Procédure de collecte

3.3.1 Méthode de collecte de données

Les données ont été obtenues grâce à la plateforme en ligne comprenant le questionnaire en ligne. Les chercheurs ont aussi eu recours à une phase test, soit une phase préalable à l'étude avec six membres de l'entourage du directeur et de la chercheuse qui ont testé (volontairement) la plateforme en ligne de l'étude. Le lien de l'étude a donc été envoyé par courriel aux personnes de l'entourage qui furent intéressées à tester la plateforme en ligne. Aucun résultat ne fut conservé pour cette phase. À chaque étape complétée par le participant, les données furent collectées dans une base de données. Ainsi, il est arrivé que certains participants n'aient pas terminé l'étude au complet. Cependant, si ceux-ci avaient passé la première étape, soit le consentement, il était tout de même possible d'avoir accès à certaines informations comme leurs données sociodémographiques ou leur type de personnalité en fonction des étapes de l'étude qu'ils ont franchi.

3.3.2 Déroulement sur la plateforme en ligne pour tous les participants

D'abord, le formulaire de consentement fut présenté aux participants (Annexe 2). Ensuite, les personnes qui acceptaient de participer furent amenées à la première partie de l'étude : ils remplissaient le questionnaire qui porte sur des questions liées à leur profil

sociodémographique, leurs perceptions de l'intelligence artificielle ainsi qu'un test de personnalité (Annexe 3). Le questionnaire en ligne fait partie d'une étude plus large sur l'intelligence artificielle et les assistants virtuels. Cependant, le mémoire s'est concentré seulement sur les données récoltées lors du questionnaire.

Toutes les données ont été récoltées à la fin de chaque étape franchie par le participant. Ces données ont été stockées sur la base de données de la plateforme en ligne. Par la suite, ces données ont été extraites vers le logiciel SPSS afin d'effectuer les analyses statistiques de l'étude.

3.3.3 Conception de la recherche

La recherche est de type exploratoire et vise ainsi à clarifier un problème plus ou moins défini soit : l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA, le tout dans le domaine de la criminologie. La présente recherche sert donc à produire des connaissances sur ce phénomène plutôt inexploré dans les travaux de recherches (Trudel et al., 2006). Par exemple, dans le cas de la présente étude, l'intention est de comprendre l'effet des facteurs sociodémographiques (VI), des perceptions de l'intelligence artificielle en général (VI) ainsi que les facteurs de types de personnalités (VI) sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA (VD) chez les acteurs du domaine de la criminologie. La recherche se concentre également à mettre en lumière quelles sont les caractéristiques qui définissent le groupe de personnes enclines à attribuer des traits humains à l'intelligence artificielle, et ainsi faire ressortir les distinctions qui caractérisent les répondants dans leur propension à accorder des caractéristiques humaines à l'IA. De plus, ceci est une étude avec groupes multiples. Cette étude utilise des groupes multiples à deux niveaux : lors du recrutement des participants ainsi que lors de la partie traitement de l'étude. Premièrement, lors du recrutement, les chercheurs ont ciblé trois groupes distincts soit les gens travaillant dans le milieu policier, les étudiants d'un domaine relié à la criminologie ainsi que les professionnels appartenant à un autre milieu. La classification dans un groupe est déterminée par les caractéristiques du participant. Par exemple, si celui-ci mentionne qu'il étudie en criminologie, il sera classé dans le groupe étudiant en criminologie. Les participants des différents groupes n'ont pas eu d'intervention ou d'instructions différentes. Cette division en trois groupes est simplement une distinction à des fins de recrutement

ainsi qu'à des fins d'analyse. Par exemple, en faisant trois différents groupes ceci permet d'être en mesure de les comparer pour voir s'il y avait des variations dans l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA en fonction du groupe de recrutement. Ainsi, il était possible de comparer ces trois groupes à des fins de statistique.

3.3.4 Traitement des données et diagnostic

Suite à la collecte de données, les chercheurs ont procédé à l'examen et au traitement de ces données en deux étapes. Premièrement en effectuant l'identification de l'élimination des valeurs aberrantes, deuxièmement en procédant au recodage de certaines variables afin d'obtenir des variables dichotomiques qui seront utilisées lors de l'analyse. Pour l'identification et l'élimination des valeurs aberrantes, la procédure suivante a été mise en place : une analyse de fréquence a été réalisée sur l'ensemble des données afin de repérer les valeurs inappropriées pour l'étude. Par exemple, les participants dont l'âge était inférieur à 18 ans ont été supprimés pour des raisons éthiques. De plus, les participants dont les réponses étaient insensées ont été filtrés. Par exemple : un participant qui mentionne avoir 23 ans, mais qui mentionne aussi travailler dans son domaine depuis 75 ans. Dans le cas de réponses non congruentes au questionnaire, une analyse plus approfondie de toutes les réponses du participant était effectuée. Si la majorité de ses réponses ne concordaient pas, le participant était retiré. Ensuite, l'équipe de recherche est passée au travers des scripts des conversations entre les participants et l'agent autonome afin de voir s'il y avait des conversations anormales. Par exemple, un participant qui a posé une seule question au chatbot à 57 reprises fut détecté lors de cette étape. Au total, 18 participants ont été filtrés lors du processus, 15 d'entre eux ont été filtrés, en raison du fait qu'ils ont simplement visité le site, mais n'ont rempli aucune information de l'étude.

Lors du traitement des données, des variables liées aux types de personnalité ont également été créées. Le but étant d'obtenir une variable permettant de calculer le score total du participant pour chaque aspect de la personnalité. Afin de définir les aspects de la personnalité, cette recherche s'est basée sur l'étude de Laverdière et al. (2020) faisant une recherche touchant au Big 5. Leur article mentionne que « Le Big Five, ou le modèle à cinq facteurs (FFM) de la personnalité, est le modèle dominant dans psychologie des traits. » (Laverdière et al., 2020, p. 2). « Les traits du Big 5 [...] ont émergé de décennies de

recherche et ont été célébrés pour leur capacité à simplifier un nombre autrement écrasant de traits. » (Pytlik Zilling et al., 2002, p.847). Les traits du Big 5 sont définis par Laverdière et al. (2020) comme Neuroticisme, Extraversion, Amabilité, Attention aux détails et Imagination. Ainsi, cinq variables ont été créées permettant de calculer le total du score des participants pour chaque trait de personnalité.

Deux variables ont été créées pour le calcul des perceptions des participants concernant l'intelligence artificielle. Les deux variables sont : le score total des perceptions des actions possibles de l'IA ainsi que le score total des perceptions de l'IA. Ces deux variables furent créées en additionnant les questions leur étant reliées.

3.4 Opérationnalisation

Dans la présente étude, plusieurs variables ont été utilisées à différents niveaux. Pour ce qui est de la variable dépendante de l'étude soit « Attribution de caractéristiques humaines à l'IA » (*ACHIA*), celle-ci fut opérationnalisée à partir de cinq variables abordant les perceptions de l'utilité de l'intelligence artificielle vis-à-vis des caractéristiques typiquement humaines. En ce qui concerne les variables indépendantes, celles-ci sont opérationnalisées par les caractéristiques sociodémographiques des participants, les perceptions générales de l'intelligence artificielle ainsi que par des variables de type de personnalité. Il est important de noter que les variables présentées dans la prochaine section ne sont pas toutes les variables de l'étude, mais bien celles qui furent utilisées lors de l'analyse factorielle ainsi que pour l'analyse multivariée. De plus, les données de cette étude proviennent toutes d'une base de données créée dans le cadre de l'étude elle-même suite à la collecte de données auprès des participants.

3.4.1 Variable dépendante

L'attribution de caractéristiques humaines à l'IA (ACHIA). Le terme ACHIA définit cette variable et sera utilisé pour la décrire dans la présente étude. Celle-ci sera décrite plus en détail dans la section résultats. Cette variable fut créée à la suite de l'analyse factorielle. La variable « Attribution de caractéristiques humaines à l'IA » combine les variables « l'intelligence artificielle peut être utile pour Décider », « pour Agir », « pour Ressentir », « pour Créer » ainsi que « pour Anticiper ». Pour chaque affirmation ci-haut

les participants pouvaient répondre une valeur de 1 à 5. Ainsi, pour cette échelle, les valeurs peuvent varier de 5 à 25. De cette façon, plus les réponses d'un participant à cette échelle se rapprochent de 25, plus celui-ci attribue des caractéristiques humaines à l'IA. Cette échelle étant continue, il n'y avait aucune codification à faire. Cette variable sera utilisée lors des analyses multivariées afin de prédire les facteurs qui permettent à une personne d'attribuer des caractéristiques humaines à l'IA.

3.4.2 Variables indépendantes

Âge. Cette variable permettait de mieux comprendre l'échantillon et ainsi être en mesure d'observer certaines différences entre les personnes plus âgées et les plus jeunes. Cette variable fut créée à partir de la question « Quel est votre âge? ». Les participants étaient invités à écrire leur âge précis. Ce fut utilisé dans le cadre des analyses bivariées.

Genre. Cette variable avait pour but de classifier les participants en fonction de leur genre afin d'être en mesure d'effectuer des comparaisons entre le genre et l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA. Cette variable fut créée à partir de la question « Quel est votre genre? ». Les participants avaient trois choix de réponses soit : Femme, Homme ou Autre. La question fût recodée avec seulement les valeurs Homme et Femme, car aucun participant de l'échantillon n'avait inscrit être dans la catégorie de genre : autre. Cette variable fut utilisée dans les analyses bivariées et multivariées.

Européen. Cette variable fut créée à partir de la question « Quelle est votre nationalité? ». Les options offertes aux répondants étaient : Canada, France, Suisse ou autre. Ces différentes catégories ont ensuite été utilisées afin de créer une variable permettant d'observer l'effet d'être européen. Ainsi, les catégories France et Suisse ont été codifiées 1 tandis que les catégories Canada et autre ont été codifiées 0, et ce, afin de créer la variable « Européen » ayant comme descriptif « Le répondant est européen ». Cette variable fut utilisée dans les analyses bivariées.

Dernier diplôme complété. Cette variable permettait de classifier les différents degrés d'études à des fins de comparaison. Cette variable fut créée à partir de la question « Quel est votre dernier diplôme obtenu ou en cours? ». Les options s'inscrivant aux

répondants étaient : Secondaire, Collégial, Universitaire 1^{er} cycle, Universitaire 2^e cycle et Universitaire 3^e cycle. Cette variable fut utilisée dans le cadre des analyses bivariées.

Travaille dans le domaine de la criminologie. Cette variable fut créée à partir de la question « Dans quel domaine professionnel travaillez-vous? ». Cette variable était de type qualitatif et les participants n'avaient aucun choix de réponse. Ainsi, ceux-ci pouvaient inscrire de la manière qu'ils souhaitaient le nom de leur domaine professionnel. Cependant, cela entraînait une multitude de résultats différents. Pour cette variable, la création et la codification de 18 catégories ont été effectuées pour regrouper presque tous les domaines énumérés. Ces catégories sont : (1) Éducation (2) Administration (3) Agence d'application de la loi (4) Relation d'aide (5) Crimes financiers (6) Renseignement (7) Répartition d'appel d'urgence (8) Communication (9) Police (10) Informatique (11) Sécurité (12) Tourisme (13) Enquêtes (14) Santé (15) Gouvernement fédéral (16) Ingénierie (17) Justice (18) Autre. Ces différentes catégories ont ensuite été utilisées afin de créer une variable dichotomique permettant de comparer les gens du domaine de la criminologie aux autres domaines. Ainsi, les catégories « Agence d'application de la loi » « Relation d'aide » « Crimes financiers » « Renseignement » « Répartition d'appel d'urgence » « Police » « Sécurité » « Enquêtes » ont été codifiées 1 tandis que toutes les autres catégories ont été codifiées comme 0. Cette variable fut utilisée dans les analyses bivariées.

Travaille dans la police. Cette variable fût créée à partir de la question : « Dans quelle catégorie d'emploi appartenez-vous? ». Les participants avaient quatre choix soit : Civil dans une agence d'application de la loi, Employés de la fonction publique, Policier ainsi qu'Autre domaine. Cette variable fut ensuite recodée afin de regrouper la catégorie « Policier » ainsi que la catégorie « Civil dans une agence d'application de la loi ». Dans le cadre de cette étude, les participants ayant répondu Civil dans une agence d'application de la loi sont considérés comme des analystes policiers. Le souhait était de regrouper ces deux groupes afin d'observer les effets de travailler dans un corps policier comparativement aux autres catégories d'emploi. Cette variable fût nommée « q17_travaille_police » ayant comme descriptif « Dans quelle catégorie d'emploi appartenez-vous ? (Policiers et analystes) ». La catégorie Autre fût codifiée 0 tandis que la

catégorie Policiers et Analystes fût codifiée 1. Cette variable fut utilisée dans le cadre des analyses bivariées et multivariées.

Accès à des assistants virtuels et à l'IA et son impact sur la vie personnelle. Cette variable avait pour but de mesurer l'impact d'avoir accès à des assistants virtuels ou des technologies d'intelligence artificielle sur la vie personnelle des participants. Cette variable fût créée à partir de la question : « Avoir accès à des assistants virtuels ou à l'intelligence artificielle a eu un impact sur ma vie personnelle? ». Les participants avaient comme choix de réponse des affirmations sur une échelle Likert de 1 à 5 soit : 1- Totalemment en désaccord, 2- En désaccord, 3-Ni en désaccord, ni en accord, 4- En accord et 5- Totalemment en accord. Les participants avaient aussi le choix de ne pas répondre si ceux-ci n'utilisaient pas d'assistant virtuel ou d'IA dans leur vie personnelle. Cette variable fut utilisée dans le cadre de l'analyse multivariée.

Connaissances par rapport à l'intelligence artificielle. Cette variable avait pour but de mesurer les connaissances perçues d'un individu par rapport à l'intelligence artificielle. Cette variable fut créée à partir de la question « J'ai de bonnes connaissances par rapport à l'intelligence artificielle? » Les participants avaient comme choix de réponse des affirmations sur une échelle Likert de 1 à 5 soit : 1- Totalemment en désaccord, 2- En désaccord, 3-Ni en désaccord, ni en accord, 4- En accord et 5- Totalemment en accord. Cette variable fut utilisée dans le cadre des analyses bivariées et multivariées.

Perception de l'intelligence artificielle positive. Cette variable a pour but de mesurer la perception positive des participants par rapport à l'intelligence artificielle. Cette variable fut créée à partir de l'affirmation « De manière générale, je perçois l'intelligence positivement ». Les participants avaient comme choix de réponse des affirmations sur une échelle Likert de 1 à 5 soit : 1- Totalemment en désaccord, 2- En désaccord, 3-Ni en désaccord, ni en accord, 4- En accord et 5- Totalemment en accord. Cette variable fut utilisée lors des analyses bivariées.

Nombre d'assistants personnels du répondant. Cette variable permet de mesurer le nombre d'assistants personnels qu'utilisent les participants. Cette variable fût créée à partir de la question « Est-ce que vous utilisez des assistants virtuels dans votre vie personnelle

par exemple Siri de Apple, Alexa de Amazon, Cortana de Microsoft et/ou Google Home? (Oui ou non, si oui mentionnez lequel) ». Les participants étaient donc en mesure d'écrire les assistants virtuels qu'ils utilisent. Ainsi, les noms d'assistants virtuels inscrits par les participants furent recodés de manière quantitative pour créer cette nouvelle variable soit : Nombre d'assistants personnels du répondant. De ce fait, si une personne inscrivait utiliser Alexa ainsi que Siri, son score à cette variable était comptabilisé à 2. Celle-ci fut utilisée dans l'analyse bivariée.

Satisfaction des réponses de l'assistant virtuel. Cette variable permettait de mesurer la satisfaction de répondants vis-à-vis les réponses que leur fournissait leur assistant virtuel. Cette variable fut créée à partir de la question « En général, je suis satisfait des réponses que je reçois de mon assistant virtuel. Les participants avaient comme choix de réponse des affirmations sur une échelle Likert de 1 à 5 soit : 1- Totalemment en désaccord, 2- En désaccord, 3-Ni en désaccord, ni en accord, 4- En accord et 5- Totalemment en accord. Cette variable fut utilisée dans le cadre de l'analyse bivariée.

Utilisation de technologies d'IA dans l'emploi. Cette variable avait pour but de permettre de mesurer l'utilisation des outils d'IA dans le cadre professionnel des répondants. Cette variable fut créée à partir de l'affirmation « J'utilise des technologies d'intelligence artificielle dans le cadre de mon emploi ». Les participants avaient comme choix de réponse des affirmations sur une échelle Likert de 1 à 5 soit : 1- Totalemment en désaccord, 2- En désaccord, 3-Ni en désaccord, ni en accord, 4- En accord et 5- Totalemment en accord. Cette variable fut utilisée dans le cadre de l'analyse bivariée.

IA a le potentiel d'améliorer le milieu de travail. Cette variable avait pour objectif de quantifier le degré de conviction d'un participant quant au potentiel de l'intelligence artificielle d'améliorer son milieu de travail. Cette variable fut créée à partir de l'affirmation « L'intelligence artificielle a le potentiel d'améliorer mon milieu de travail ». Les participants avaient comme choix de réponse des affirmations sur une échelle Likert de 1 à 5 soit : 1- Totalemment en désaccord, 2- En désaccord, 3-Ni en désaccord, ni en accord, 4- En accord et 5- Totalemment en accord. Cette variable fut utilisée dans le cadre des analyses bivariées et multivariées.

IA a le potentiel de remplacer les tâches professionnelles. Cette variable avait pour objectif de mesurer le degré de conviction d'un participant quant au potentiel de l'intelligence artificielle de remplacer ces tâches professionnelles. Cette variable fût créée à partir de l'affirmation « L'intelligence artificielle a le potentiel de remplacer les tâches professionnelles ». Les participants avaient comme choix de réponse des affirmations sur une échelle Likert de 1 à 5 soit : 1- Totalemment en désaccord, 2- En désaccord, 3-Ni en désaccord, ni en accord, 4- En accord et 5- Totalemment en accord. Cette variable fût utilisée dans le cadre des analyses bivariées et multivariées.

IA utile pour ... Ces variables se basent sur l'étude de Criado et al. (2020). Dans leur étude intitulée : « Chief Information officers' perceptions about artificial intelligence : A comparative study of implications and challenges for the public sector » ceux-ci ont exploré une dimension qu'ils nomment : Capacités humaines et comportements basés sur l'intelligence artificielle. Les différentes capacités humaines explorées dans leur étude ont été reprises afin de les explorer dans un contexte différent. Ces capacités humaines ont été traduites au français vu le public cible. Ainsi, les capacités humaines et comportements utilisés dans la présente étude sont : Monitorer, Analyser, Agir, Interagir, Se souvenir, Anticiper, Ressentir, Créer ainsi que Décider. Dans le cadre de cette étude, l'équipe de recherche cherchait à voir ce que les gens pensaient sur ces différents comportements. Ainsi, ces questions ont été posées : « L'intelligence artificielle peut être utile pour Monitorer », « L'intelligence artificielle peut être utile pour Analyser », « L'intelligence artificielle peut être utile pour Agir », « L'intelligence artificielle peut être utile pour Interagir », « L'intelligence artificielle peut être utile pour Se souvenir », « L'intelligence artificielle peut être utile pour Anticiper », « L'intelligence artificielle peut être utile pour Ressentir », « L'intelligence artificielle peut être utile pour Créer » et « L'intelligence artificielle peut être utile pour Décider ». Pour chacune des questions/ affirmations, les participants avaient comme choix de réponse des affirmations sur une échelle Likert de 1 à 5 soit : 1- Totalemment en désaccord, 2- En désaccord, 3-Ni en désaccord, ni en accord, 4- En accord et 5- Totalemment en accord. Les réponses des participants ont ainsi été codifiées de 1 à 5 en fonction des choix ci-haut. Les neuf variables ont été utilisées dans le cadre de l'analyse factorielle. Cependant, seulement les variables L'intelligence artificielle peut être utile pour Décider, Agir, Ressentir, Créer ainsi qu'Anticiper ont été utilisées dans le cadre

de l'analyse multivariée. En effet, ces cinq variables ont été utilisées pour la création de l'échelle « Attribution de caractéristiques humaines à l'IA ».

Neuroticisme. Cette variable permet de mesurer le score à l'échelle de neuroticisme des participants. Cette échelle fût créée à partir des variables « J'ai de fréquentes sautes d'humeur », « Je suis facilement contrarié », « Je suis détendue la plupart du temps » et « Je me sens rarement déprimé ». À ces questions, chaque participant devait répondre de 1 à 5 si l'affirmation leur correspondait. 1 étant Totalemment en désaccord et 5 étant totalement en accord. Ces variables sont définies par Laverdière et al. (2020) comme étant les variables permettant de mesurer le neuroticisme. Dans leur étude, Laverdière et al. (2020) avaient pour but d'adapter au français l'échelle « Mini-International Personality Item Pool (Mini-IPIP) ». Cette échelle est vérifiée et reconnue internationalement. Elle mesure les Big Five soit les cinq grands types de personnalité soit le neuroticisme, l'extraversion, l'amabilité, l'attention aux détails et l'imagination. Les variables énumérées ci-haut proviennent ainsi de leur étude. Cependant, afin de créer une échelle pouvant mesurer le degré de neuroticisme d'une personne, certaines manipulations ont dû être effectuées. Afin de bien comprendre les manipulations effectuées, il est important de comprendre ce qu'est le neuroticisme soit : « une tendance à vivre des émotions négatives (colère, hostilité, dépression, anxiété...) » (Psychomédia, 2012). En raison du caractère intrinsèquement négatif du neuroticisme, les scores des variables présentant des affirmations positives ont été inversés. De ce fait, les variables « Je suis détendu la plupart du temps » et « Je me sens rarement déprimé » ont été ajustées afin d'inverser leur score. Ainsi, afin d'obtenir l'échelle score neuroticisme, les variables « J'ai de fréquentes sautes d'humeur », « Je suis facilement contrarié », « Je suis détendu la plupart du temps- Question 309 avec score inversé » ainsi que « Je me sens rarement déprimé- Question 319 avec score inversé » ont été additionnées. Étant donné que les participants pouvaient répondre de 1 à 5 pour chaque affirmation, les scores des participants à l'échelle pouvaient donc varier entre 5 et 25. Ainsi, plus un participant approche du score de 25, plus celui-ci aura tendance à vivre des émotions négatives. Cette échelle étant continue, il n'y avait aucune codification à effectuer. Cette variable fut utilisée dans le cadre de l'analyse bivariée.

Extraversion. Cette variable permet de mesurer le score à l'échelle d'extraversion des participants. Cette échelle fût créée à partir des variables « J'ai tendance à rester en retrait », « Je ne parle pas beaucoup », « Je suis le boutentrain dans les partys » et « Je parle à plusieurs personnes dans les partys ». À ces questions, chaque participant devait répondre de 1 à 5 si l'affirmation leur correspondait. 1 étant Totalement en désaccord et 5 étant totalement en accord. Comme expliqué pour la variable précédente, les variables ici présentées sont définies par Laverdière et al. (2020) comme étant les variables permettant de mesurer l'extraversion. Cependant, afin de créer une échelle pouvant mesurer le degré d'extraversion d'une personne, certaines manipulations ont dû être effectuées. En effet, les variables « Je ne parle pas beaucoup » et « J'ai tendance à rester en retrait » ont été ajustées afin d'inverser leur score. Ainsi, afin d'obtenir l'échelle score extraversion, les variables « Je suis le boutentrain dans les partys » et « Je parle à plusieurs personnes dans les partys », « Je ne parle pas beaucoup - Question 306 avec score inversé » ainsi que « J'ai tendance à rester en retrait - Question 316 avec score inversé » ont été additionnées. Étant donné que les participants pouvaient répondre de 1 à 5 pour chaque affirmation, les scores des participants à l'échelle pouvaient donc varier entre 5 et 25. Ainsi, plus un participant approche du score de 25, plus celui-ci aura tendance à être extraverti. Cette échelle étant continue, il n'y avait aucune codification à effectuer. Cette variable fut utilisée dans le cadre de l'analyse bivariée.

Amabilité. Cette variable permet de mesurer le score à l'échelle d'amabilité des participants. Cette échelle fût créée à partir des variables « Je sympathise avec les sentiments des autres. », « Je ressens les émotions des autres », « Les problèmes des autres ne m'intéressent pas. » et « Je ne suis pas vraiment intéressé par les autres ». À ces questions, chaque participant devait répondre de 1 à 5 si l'affirmation leur correspondait. 1 étant Totalement en désaccord et 5 étant totalement en accord. Les variables présentées dans cette étude sont définies par Laverdière et al. (2020) comme étant les indicateurs de l'amabilité. Néanmoins, pour élaborer une échelle permettant de quantifier le degré d'amabilité d'un individu, certaines manipulations ont été nécessaires. En effet, les variables « Les problèmes des autres ne m'intéressent pas. » et « Je ne suis pas vraiment intéressé par les autres » ont été ajustées afin d'inverser leur score. Ainsi, afin d'obtenir l'échelle score amabilité, les variables « Je sympathise avec les sentiments des autres. »,

« Je ressens les émotions des autres », « Les problèmes des autres ne m'intéressent pas. - Question 307 avec score inversé » ainsi que « Je ne suis pas vraiment intéressé par les autres - Question 317 avec score inversé » ont été additionnés. Étant donné que les participants pouvaient répondre de 1 à 5 pour chaque affirmation, les scores des participants à l'échelle pouvaient donc varier entre 5 et 25. Ainsi, plus un participant approche du score de 25, plus celui-ci aura tendance à être aimable. Cette échelle étant continue, il n'y avait aucune codification à effectuer. Cette variable fut utilisée dans le cadre de l'analyse bivariée.

Attention aux détails. Cette variable permet de mesurer le score à l'échelle d'attention aux détails des participants. Cette échelle fut créée à partir des variables « J'accomplis les tâches ménagères sans délai », « J'aime l'ordre », « J'oublie souvent de ranger les choses là où elles vont. » et « Je suis désordonné. ». À ces questions, chaque participant devait répondre de 1 à 5 si l'affirmation leur correspondait. 1 étant Totalement en désaccord et 5 étant totalement en accord. Les variables présentées ci-dessus sont définies par Laverdière et al. (2020) comme étant les indicateurs de l'attention aux détails. Cependant, pour élaborer une échelle visant à quantifier le niveau d'amabilité d'un individu, certaines manipulations ont été jugées nécessaires. En effet, les variables « J'oublie souvent de ranger les choses là où elles vont » et « Je suis désordonné » ont été ajustées afin d'inverser leur score. Ainsi, afin d'obtenir l'échelle score attention aux détails, les variables « J'accomplis les tâches ménagères sans délai », « J'aime l'ordre », « J'oublie souvent de ranger les choses là où elles vont - Question 308 avec score inversé » ainsi que « Je suis désordonné - Question 318 avec score inversé » ont été additionnées. Étant donné que les participants pouvaient répondre de 1 à 5 pour chaque affirmation, les scores des participants à l'échelle pouvaient donc varier entre 5 et 25. Ainsi, plus un participant approche du score de 25, plus celui-ci aura tendance à avoir une grande attention aux détails. Cette échelle étant continue, il n'y avait aucune codification à effectuer. Cette variable fut utilisée dans le cadre de l'analyse bivariée.

Imagination. Cette variable permet de quantifier le score obtenu par les participants à l'échelle d'imagination. Cette échelle fut créée à partir des variables « J'ai une imagination fertile », « Je n'ai pas d'intérêt pour les idées abstraites », « J'ai de la difficulté

à comprendre les idées abstraites » et « J'ai très peu d'imagination ». À ces questions, chaque participant devait répondre de 1 à 5 si l'affirmation leur correspondait. 1 étant Totalemment en désaccord et 5 étant totalement en accord. Les variables exposées précédemment sont désignées par Laverdière et al. (2020) comme étant les indicateurs de l'attention aux détails. Cependant, pour élaborer une échelle visant à quantifier le niveau d'amabilité d'un individu, certaines manipulations ont été jugées nécessaires. En effet, les variables « J'ai de la difficulté à comprendre les idées abstraites » et « J'ai très peu d'imagination » ont été ajustées afin d'inverser leur score. Ainsi, afin d'obtenir l'échelle score imagination, les variables « J'ai une imagination fertile », « Je n'ai pas d'intérêt pour les idées abstraites », « J'ai de la difficulté à comprendre les idées abstraites - Question 315 avec score inversé » ainsi que « J'ai très peu d'imagination - Question 320 avec score inversé » ont été additionnées. Étant donné que les participants pouvaient répondre de 1 à 5 pour chaque affirmation, les scores des participants à l'échelle pouvaient donc varier entre 5 et 25. Ainsi, plus un participant approche du score de 25, plus celui-ci aura tendance à avoir une grande imagination. Cette échelle étant continue, il n'y avait aucune codification à effectuer. Cette variable fut utilisée dans le cadre de l'analyse bivariée.

3.5 Stratégie d'analyse

3.5.1 Statistiques descriptives

La première étape de l'analyse fut d'effectuer des analyses de statistiques descriptives. Les analyses descriptives ont été divisées en deux catégories : les caractéristiques sociodémographiques ainsi que les statistiques sur les variables de perceptions générales de l'intelligence artificielle. Une décomposition des analyses descriptives a été effectuée dans le but de mieux les comprendre et d'établir une distinction entre elles. L'analyse descriptive a permis de dresser un portrait des caractéristiques sociodémographiques des participants afin de mieux comprendre qui faisait partie de l'échantillon. Les variables de perceptions de l'IA ont également été soumises aux analyses descriptives dans un deuxième bloc. Ceci a permis de mieux faire ressortir les différences dans l'échantillon pour chaque énoncé traitant les perceptions générales de l'IA. Ces analyses seront présentées plus en profondeur dans le chapitre suivant.

3.5.2 Analyse factorielle

L'objectif étant de comprendre l'effet des facteurs sociodémographiques, des perceptions de l'intelligence artificielle en général ainsi que les facteurs de traits de personnalités sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA, notamment chez les acteurs du domaine de la criminologie. Ainsi, afin de comprendre ce phénomène, les chercheurs ont eu recours à l'analyse factorielle. L'analyse factorielle de type exploratoire a été utilisée afin de voir si la solution factorielle proposée par SPSS confirmerait les hypothèses de départ. Ce type d'analyse permettait aussi d'insérer différents indicateurs de l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA afin d'explorer et de trouver la matrice de composantes la plus intéressante. L'analyse factorielle de type exploratoire cherche à réduire un nombre important d'informations à quelques grandes dimensions (Kim et Mueller, 1978). De ce fait, « la série de variables originales est réduite en une plus petite série qui explique la plupart de la variance dans la série originale. » (Berger, 2021). Plus précisément, l'analyse factorielle par composantes principales a été utilisée. L'analyse en composantes principales diffère un peu de l'analyse factorielle. En ce sens, l'analyse en composantes principales (ACP) cherche à expliquer la plus grande part de variance possible en fournissant un nouveau jeu de variables, aussi nommées composantes principales (Berger, 2021). Ce type d'analyse produit une solution unique (Berger, 2021). En somme, l'analyse factorielle théorique est une méthode permettant d'élucider la structure latente des variables observées en identifiant les facteurs partagés qui influencent ces variables mesurées. À l'inverse, l'Analyse en Composantes Principales a pour objectif de réduire le nombre des variables mesurées à un ensemble de composantes restreintes, afin de saisir autant d'informations que possible des variables mesurées, tout en minimisant le nombre de composantes nécessaires (Park et al., 2002). L'utilisation de l'ACP plutôt que l'AF fut choisie, car celle-ci permet de faire ressortir des facteurs distincts en fonction des indicateurs principaux de l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA et permet d'analyser la variance expliquée de toutes les variables incluses dans le calcul.

De façon à mesurer l'attribution de caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle, il fut déterminé que celle-ci portait sur une grande dimension, soit l'utilité de l'IA à effectuer des tâches dites humaines. L'hypothèse sous-jacente était que plus un

individu considère que l'IA est utile pour effectuer des tâches typiquement humaines, plus il sera enclin à percevoir que les caractéristiques de l'IA se rapprochent de l'humain. Par conséquent, les chercheurs ont choisi d'interroger les participants sur leur perception de l'utilité de l'IA pour exécuter des actions traditionnellement humaines. Pour cette dimension, neuf questions commençant toutes par « L'intelligence artificielle peut-être utile pour... » suivi d'une action typiquement humaine ont été posées. Les participants avaient comme choix des réponses de type Likert soit : Totalement en désaccord, en désaccord, ni en désaccord, ni en accord, en accord et totalement en accord. En agissant de cette manière, cette recherche suppose donc qu'une dimension générale de perception de l'utilité de l'IA à exécuter des tâches humaines existe et que le positionnement des participants face à cette dimension prédit leur positionnement sur chaque variable mesurée. L'objectif de cette analyse est d'identifier les dimensions qui permettent de prédire la perception d'un individu qui considère l'intelligence artificielle comme étant semblable à un être humain. Cette analyse permettra de faire ressortir les composantes (dimensions) principales (voir tableau 5) de l'utilité de l'IA. L'une des composantes résultantes de cette analyse servira à la création de l'échelle « Attribution de caractéristiques humaines à l'IA » (ACHIA). L'analyse factorielle fut effectuée sur les variables d'utilité de l'IA, en utilisant des critères établis grâce à l'étude de Criado et al. (2020). Lors de leur étude, ceux-ci testaient la plupart des capacités et comportements humains en fonction de leur remplacement par l'intelligence artificielle. Cette échelle sera ensuite utilisée comme variable dépendante dans les analyses bivariées et multivariées.

3.5.3 Matrices d'intercorrélation

Dans le but d'explorer les relations entre les variables, des matrices d'intercorrélations entre les diverses variables sous étude ont été élaborées. Ces matrices avaient pour but de fournir une représentation concise et structurée des relations entre les variables étudiées, permettant ainsi d'examiner les degrés d'association et de dépendance entre celles-ci. De ce fait, les matrices d'intercorrélations offrent une vue d'ensemble des schémas de corrélation et des interactions potentielles entre les différents facteurs mesurés, ce qui permet de détecter les relations significatives. En outre, cette approche permettait de faciliter l'identification des variables qui présentent des liens étroits, ainsi que celles qui

sont indépendantes les unes des autres. De ce fait, plusieurs matrices d'Intercorrélation ont été effectuées. Il est possible de retrouver une matrice d'intercorrélations présentant les corrélations entre les variables en lien avec les perceptions générales de l'intelligence artificielle et l'échelle ACHIA (Tableau 8), une autre présentant les corrélations entre les types de personnalité et l'échelle ACHIA (Annexe 7) ainsi qu'une permettant de faire ressortir les corrélations entre les variables sociodémographiques et l'échelle ACHIA (Tableau 7). Les variables ayant manifesté une corrélation significative avec l'échelle ACHIA ont ensuite été sélectionnées pour les analyses multivariées.

3.5.4 Régression linéaire multiple

En ce qui concerne les analyses multivariées, des analyses de régression linéaire multiples ont été effectuées. En se basant sur l'analyse factorielle par composantes principales, la recherche avait le désir de comprendre ce qui prédit l'une des composantes ressorties dans l'analyse factorielle soit : le fait d'attribuer des caractéristiques humaines à l'IA. Les résultats de l'analyse de régression linéaire ont permis de comprendre les facteurs qui prédisent le fait d'attribuer des caractéristiques humaines à l'IA. Ces analyses ont pour objectif global de décrire les relations entre une variable dépendante et plusieurs variables indépendantes (Foucart, 2006). Ces analyses permettent aussi d'effectuer des prévisions, et ainsi prédire la variance, de la variable dépendante en fonction des variables indépendantes (Foucart, 2006). Les variables indépendantes peuvent aussi être nommées : facteurs. Ainsi, la variable dépendante à l'étude fut l'échelle *ACHIA*. Cette variable fut testée en relation avec plusieurs variables indépendantes s'étant révélées significatives lors des analyses bivariées, soit des variables sociodémographiques ainsi que des variables de perceptions de l'intelligence artificielle. Ces variables furent testées dans une régression linéaire multiple à l'aide du logiciel SPSS 25 afin de trouver le modèle le plus significatif, soit le modèle qui offre la meilleure prédiction d'un score élevé sur l'échelle *ACHIA*. Les résultats de cette régression linéaire multiple seront présentés dans le chapitre qui suivra.

3.6 Limites méthodologiques

3.6.1 Limites de la méthodologie

La méthodologie de la présente recherche comporte trois limites importantes à souligner. Premièrement, la méthode de collecte par questionnaire en ligne fait en sorte que le répondant est laissé à lui-même et ne peut être aidé, par exemple par un interviewer (O’Leary et Miller, 2003). De ce fait, plusieurs textes, soient ceux de McGuirk et O’Neil (2016), Adams et Cox (2008) et O’Leary et Dowds (2003) mettent en lumière le fait que les questions ne peuvent pas avoir le même sens pour tout le monde et c’est pourquoi elles doivent être très précises, claires et ne contenir aucune ambiguïté, car il n’y a personne pour aider les participants à clarifier les questions. Pour surmonter ces contraintes, l’équipe de recherche a pris des mesures pour garantir sa disponibilité par le biais de la correspondance électronique, offrant ainsi aux participants la possibilité de communiquer avec elle en cas de besoin. Les coordonnées des chercheurs ont été incluses dans le formulaire de consentement, permettant ainsi aux participants ayant des interrogations de contacter directement l’équipe de recherche. Deuxièmement, le questionnaire ne porte pas uniquement sur les perceptions générales de l’IA, mais couvre plusieurs sujets, dont les traits de personnalité et les questions sociodémographiques. Ceci fait en sorte que seulement quelques questions et ainsi seulement quelques variables touchent directement à l’attribution de caractéristiques humaines à l’IA. Nonobstant, l’intention principale était d’adopter une approche plus globale et holistique en limitant le nombre de questions adressées aux participants. Toutefois, l’équipe de recherche a pris conscience que cette approche pourrait exercer une influence sur les résultats obtenus. De plus, l’intelligence artificielle peut être vue d’une manière différente par chaque participant. Ainsi, il peut y avoir une marge d’erreur pour les questions concernant l’intelligence artificielle. Cependant, afin de limiter cette marge d’erreur, l’équipe de recherche avait fourni aux participants une définition commune de l’intelligence artificielle afin d’uniformiser la définition de l’IA soit : « L’intelligence artificielle (IA) désigne l’ensemble des techniques qui permettent à une machine de simuler l’intelligence humaine, notamment pour apprendre, prédire, prendre des décisions et percevoir le monde environnant. Ce sont des systèmes autonomes capables d’accomplir des tâches complexes que l’on croyait réservées

à l'intelligence naturelle. » (Déclaration de Montréal pour le développement responsable de l'IA, 2018).

3.6.2 Limites des données

Les données de l'étude comportent certaines limites. Premièrement, la méthode d'échantillonnage utilisée peut introduire certains biais. En effet, la méthode d'échantillonnage volontaire peut faire en sorte que les personnes qui décident de participer à l'étude sont celles qui s'intéressent assez à la question étudiée soit : l'attribution de caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle. Ainsi, « cela suppose un problème de généralisation des résultats : il est impossible de savoir si les volontaires se comportent de la même façon que ceux qui appartiennent à la population cible, mais qui n'ont pas répondu. » (Deschênes, p.42, 2014). De ce fait, l'auto sélection des participants entraîne une représentation incomplète de la population. De plus, l'utilisation de l'échantillon de convenance empêche la généralisation des résultats. En optant pour un échantillon de convenance, les participants étaient choisis de manière pratique ou disponible, plutôt que de manière aléatoire ou réellement représentative de la population étudiée. Par conséquent, les conclusions basées sur l'échantillon de l'étude ne peuvent être étendues à l'ensemble de la population de manière fiable, car elles pourraient ne pas refléter de manière précise les caractéristiques et les comportements de la population globale. Deuxièmement, l'étude ne comporte aucun critère d'exclusion afin que cette étude puisse chercher le plus grand nombre de participants, mais aussi afin que cette étude puisse s'appliquer à la population en général. Cependant, il sera difficile de généraliser les résultats à la population en général avec un échantillon de 246 participants. Néanmoins, l'échantillon à l'étude est tout de même pertinent pour le domaine de la criminologie, car il permet de comparer des individus du domaine de la criminologie avec ceux issus d'autres domaines. Cette approche s'avère pertinente, car elle offre une occasion unique d'analyser les caractéristiques spécifiques des personnes impliquées dans le domaine de la criminologie et de les confronter à des groupes de référence provenant d'autres secteurs. Une telle comparaison peut fournir des aperçus significatifs sur les facteurs distinctifs et les tendances comportementales propres aux professionnels de la criminologie, ainsi que sur les éventuelles différences et similitudes avec les individus exerçant dans d'autres domaines. De ce fait, cette approche peut enrichir

notre compréhension globale des profils et des dynamiques professionnelles spécifiques à la criminologie, tout en offrant des bases pour de futures recherches comparatives interdisciplinaires.

Chapitre 4 – Résultats

Dans ce chapitre, les résultats des différentes analyses effectuées lors de cette étude seront présentés. Premièrement, les résultats des analyses univariés seront décrits, soit les analyses descriptives portant sur les caractéristiques sociodémographiques des participants ainsi que sur les perceptions générales de l'intelligence artificielle. Deuxièmement, ces analyses préliminaires amènent par la suite à l'analyse factorielle. Troisièmement, les analyses bivariées sont présentées à l'aide de matrices d'intercorrélations afin d'étudier et quantifier les relations linéaires entre deux variables et ainsi mesurer la force et la direction de l'association entre ces variables. Quatrièmement, l'analyse de régression linéaire multiple a été utilisée pour observer et mesurer les facteurs permettant de prédire l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA.

4.1 Analyses descriptives

4.1.1 Caractéristiques sociodémographiques des participants

Le tableau 1 fait état des participants. Il est apparent que la plus grande proportion des participants est composée de femmes (88,6%). En ce qui a trait aux questions du domaine professionnel ainsi que du domaine d'étude, les participants étaient invités à répondre à la question de manière qualitative. Afin d'obtenir des catégories plus intéressantes aux fins d'analyses, la chercheuse principale a procédé au regroupement des réponses par catégories de domaines. La plus grande proportion de l'échantillon à effectuer des études dans le domaine de la criminologie (34,3%), suivi du programme de sécurité et études policières (12,9%) ainsi que les études en administration (12,4%). Pour ce qui est du domaine professionnel des participants, les trois domaines les plus proéminents sont la relation d'aide (13,6%) ainsi que les domaines de la police et de l'administration, tous deux à 10,4%. Il est aussi intéressant de mentionner que 51,9% des participants appartiennent à une catégorie d'emploi qui n'est ni dans le domaine policier et ni au sein d'une des organisations du gouvernement. Cependant, 20,2% des participants travaillent comme civil dans une agence d'application de la loi et 20,2% des participants sont des employés de la fonction publique, dont seulement 7,8% travaillent dans le domaine policier.

Le tableau 2 fait état d'une variable continue étant aussi une caractéristique sociodémographique des participants. Il est observable que la moyenne d'âge des participants est de 29,7 ans, variant de 18 ans au minimum et allant à 66 ans au maximum, avec un écart type de 10,1. Le mode, soit la valeur la plus fréquente de l'ensemble de données pour l'âge, est de 22 ans et la médiane est de 26 ans.

Tableau 1 : Statistiques descriptives des caractéristiques sociodémographiques

| Variable | Réponses | Nombre | (%) |
|--|-------------------------------|---------------------|-------|
| Genre | Femme | 187 | 88,6% |
| | Homme | 24 | 11,4% |
| Discipline du dernier diplôme obtenu ou en cours | Criminologie | 72 | 34,3% |
| | Sécurité et études policières | 27 | 12,9% |
| | Administration | 26 | 12,4% |
| | Psychologie | 12 | 5,7% |
| | Science politique | 12 | 5,7% |
| | Sciences sociales | 11 | 5,2% |
| | Science forensique | 10 | 4,8% |
| | Communications | 9 | 4,3% |
| | Matière analysée | 7 | 3,3% |
| | Santé | 6 | 2,9% |
| | Biens et matériaux | 5 | 2,4% |
| | Autre | 3 | 1,4% |
| | Droit | 3 | 1,4% |
| | Économie | 3 | 1,4% |
| | Art | 2 | 1,0% |
| | Catégorie d'emploi | Technique policière | 2 |
| Autre domaine | | 67 | 51,9% |
| Employés de la fonction publique | | 26 | 20,2% |
| Civil dans une agence d'application de la loi | | 26 | 20,2% |
| Domaine professionnel | Policier | 10 | 7,8% |
| | Relation d'aide | 17 | 13,6% |
| | Police | 13 | 10,4% |
| | Administration | 13 | 10,4% |
| | Éducation | 12 | 9,6% |
| | Renseignement | 11 | 8,8% |
| | Sécurité | 10 | 8,0% |
| | Enquêtes | 6 | 4,8% |
| | Tourisme | 6 | 4,8% |
| | Autre | 5 | 4,0% |
| | Santé | 5 | 4,0% |

| | | |
|--|---|------|
| Agence d'application de la loi (hors police) | 5 | 4,0% |
| Informatique | 4 | 3,2% |
| Crimes financiers | 4 | 3,2% |
| Justice | 3 | 2,4% |
| Ingénierie | 3 | 2,4% |
| Gouvernement fédéral | 3 | 2,4% |
| Communication | 3 | 2,4% |
| Répartition d'appels d'urgence | 2 | 1,6% |

Tableau 2 : Statistiques descriptives des caractéristiques sociodémographiques de l'échantillon

| | Nombre | Moyenne | Écart type | Médiane | Mode | Maximum | Minimum |
|-----|--------|---------|------------|---------|------|---------|---------|
| Âge | 211 | 29.7 | 10.1 | 26 | 22 | 66 | 18 |

4.1.2 Perceptions générales de l'intelligence artificielle

Le tableau 3 représente les variables reliées aux perceptions générales de l'intelligence artificielle. Pour toutes ces variables, les participants devaient choisir une réponse entre 1 et 5 (1- Totalemment en désaccord, 2- En désaccord, 3-Ni en désaccord ni en accord, 4- En accord, 5- Totalemment en accord). Pour la variable sur les connaissances de l'IA, 32,2% ont répondu 2- En désaccord et 27,5% 4- En accord. En ce qui a trait à la variable touchant directement les assistants virtuels, soit de savoir si l'IA a eu un impact sur la vie personnelle, 41,7% des participants ont inscrit 0-Ne s'applique pas. Par contre, pour la variable sur le potentiel de l'IA d'améliorer le milieu de travail, 53,1% des répondants ont inscrit être en accord avec cet énoncé. Ainsi, plus de la moitié des participants pensent que l'IA peut améliorer leur travail. Pour la variable mesurant le potentiel de remplacer les tâches professionnelles, 40,8% des participants sont en désaccord, ainsi ceux-ci pensent que l'IA ne remplacera pas leurs tâches. Ainsi, il est possible d'observer qu'en général, les participants pensent que l'IA peut améliorer leur milieu de travail, mais ne remplacera pas leurs tâches professionnelles. Les variables mentionnées ci-haut ont été présentées afin de comprendre quelles sont les variables présentes dans l'échantillon visant les perceptions générales de l'intelligence artificielle. Cependant, la suite de l'étude se concentrera sur les variables présentées dans la prochaine section soient : les variables visant précisément l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA, soit les variables de perception de l'utilité de l'IA.

Tableau 3 : Statistiques descriptives des variables de l'IA en général

| Variable | Réponses | Nombre | (%) |
|---|-------------------------------|--------|-------|
| Bonnes connaissances par rapport à l'intelligence artificielle | Totalement en désaccord | 10 | 4,7% |
| | En désaccord | 68 | 32,2% |
| | Ni en désaccord, ni en accord | 69 | 32,7% |
| | En accord | 58 | 27,5% |
| | Totalement en accord | 6 | 2,8% |
| Impact sur la vie personnelle d'avoir accès à un assistant virtuel ou à l'intelligence artificielle | Ne s'applique pas | 88 | 41,7% |
| | Totalement en désaccord | 5 | 2,4% |
| | En désaccord | 21 | 10,0% |
| | Ni en désaccord, ni en accord | 64 | 30,3% |
| | En accord | 30 | 14,2% |
| L'intelligence artificielle a le potentiel d'améliorer le milieu de travail | Totalement en désaccord | 8 | 3,8% |
| | En désaccord | 17 | 8,1% |
| | Ni en désaccord, ni en accord | 56 | 26,5% |
| | En accord | 112 | 53,1% |
| | Totalement en accord | 18 | 8,5% |
| L'intelligence artificielle a le potentiel de remplacer les tâches professionnelles | Totalement en désaccord | 35 | 16,6% |
| | En désaccord | 86 | 40,8% |
| | Ni en désaccord, ni en accord | 43 | 20,4% |
| | En accord | 45 | 21,3% |
| | Totalement en accord | 2 | 0,9% |

Le tableau 4 indique les variables représentant plusieurs actions possibles de l'intelligence artificielle. Les participants devaient aussi répondre de 1 à 5 s'ils étaient 1-

Totalement en désaccord, 2- En désaccord, 3-Ni en désaccord ni en accord, 4- En accord, 5- Totalement en accord. Les neuf prochaines variables qui seront présentées sont toutes des affirmations commençant comme ceci : L'intelligence artificielle peut être utile pour... À l'aide du tableau 4, il est possible d'observer que les variables Se souvenir, Monitorer ainsi qu'Analyser sont celles pour lesquelles les participants ont indiqué être le plus en accord. En effet, en ce qui a trait à l'utilité de l'IA à se souvenir, la moyenne des répondants est de 4,43 avec un écart type de 0,914. Ainsi, la plupart sont en accord avec le fait que l'IA est utile pour se souvenir. De plus, pour ce qui est de Monitorer, la moyenne est de 4,01 avec un écart-type de 1,002. Ainsi la moyenne des participants est en accord avec le fait que l'IA est utile pour monitorer. Pour ce qui est de l'utilité de l'IA pour Analyser, la moyenne est de 3,71 avec un écart-type de 1,095. Ceci permet de voir que sensiblement, la plupart des participants tendent à croire que l'IA est utile pour analyser. Cependant, il est aussi notable de remarquer qu'en ce qui a trait à Ressentir, Décider ainsi qu'à Agir, la plupart des répondants sont en désaccord avec le fait que l'IA peut être utile pour ces actions. Ainsi, pour ce qui est d'être utile pour Ressentir, la moyenne est de 1,64 et l'écart-type de 0,948. Dans ce cas, la plupart des participants de l'échantillon sont tanguant entre le fait d'être totalement en désaccord et le fait d'être en désaccord avec l'énoncé. Quant au fait d'être utile pour Agir, la plupart des répondants sont ambivalents entre être en désaccords et être neutre. En effet, la moyenne pour l'action d'Agir est de 2,69 et l'écart-type de 1,161. En ce qui concerne le fait d'être utile pour Décider, une moyenne de 2,69 et un écart-type de 1,149 sont observés. Ainsi, la plupart des répondants sont ambivalents entre être en désaccord et être neutre. En ce qui concerne le fait d'être utile pour Anticiper (Moyenne 3,42; E.T 1,112), pour Créer (Moyenne 3,11; E.T 1,182) ainsi que pour Interagir (Moyenne 3,01; E.T. 1,146), il est possible de noter que la plupart des participants sont neutres par rapport à ces actions possibles de l'IA.

Tableau 4 : Statistiques descriptives des variables de perceptions de l'utilité de l'IA

| | Moyenne | Écart Type | Nombre |
|--|---------|------------|--------|
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Agir | 2,69 | 1,161 | 211 |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Ressentir | 1,64 | ,948 | 211 |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Créer | 3,11 | 1,182 | 211 |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Décider | 2,69 | 1,149 | 211 |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Monitorer | 4,01 | 1,002 | 211 |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Analyser | 3,71 | 1,095 | 211 |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Interagir | 3,01 | 1,146 | 211 |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Se souvenir | 4,43 | ,914 | 211 |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Anticiper | 3,42 | 1,112 | 211 |

4.2 Analyse factorielle

Afin de faire ressortir les différentes composantes (structures sous-jacentes complexes des données de l'étude) de l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA chez les acteurs du domaine de la criminologie, les items en lien avec l'utilité de l'AI ont été utilisés. Ces variables sont celles permettant de mesurer les perceptions de l'utilité de l'intelligence artificielle face aux tâches dites humaines. Une matrice d'intercorrélation est à l'Annexe 6 et présente les associations entre les différents items. Ainsi, pour cerner les différentes dimensions de la perception de l'intelligence artificielle chez l'échantillon,

l'analyse factorielle fut utilisée, plus précisément, l'analyse par composantes principales. Ainsi, l'analyse en composantes principales cherche à « représenter les variables observées en un nombre minimum de composantes qui expliquent une part de la variance aussi large que possible » (Berger, 2021). Ce type d'analyse maximise la variance expliquée par les facteurs aussi appelés composantes. L'équipe de recherche a donc effectué une extraction par la méthode d'analyse en composantes principales (ACP) avec rotation orthogonale (Varimax). La rotation orthogonale est la rotation généralement utilisée dans l'ACP (Berger, 2021). Ainsi, ce type de rotation sera utilisé lors des présentes analyses, car l'ACP est la méthode choisie. Avec ce type d'analyse, le nombre de composantes résultant du calcul est défini par le logiciel. Les résultats de cette analyse permettent d'observer que trois composantes distinctes ont été extraites lors de l'analyse.

Le tableau 5 présente les résultats de l'analyse factorielle. Les indicateurs faisant partie de la première composante sont : l'intelligence artificielle peut être utile pour Décider, pour Agir, pour Ressentir, pour Créer, pour Anticiper, pour Monitorer, pour Interagir et pour Analyser. Ainsi, cette dimension a été nommée: Composante 1 : *Attribution de caractéristiques humaines à l'IA (ACHIA)*, car presque toutes les tâches dites humaines ont été extraites dans cette composante. De ce fait, plus le participant est en accord avec plusieurs items, plus l'on peut présupposer que cette personne attribuera des caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle. Ainsi, les résultats du tableau 5 présentent la fiabilité de l'échelle *ACHIA* (variable dépendante de l'étude) qui fera l'objet d'analyses plus poussées plus tard dans la recherche. La composante 1 a été choisie, car elle présentait une forte cohérence interne. Les items saturant sur plusieurs facteurs ont été évalués, mais la composante 1 s'est révélée la plus pertinente pour l'analyse et les objectifs de recherche. Les indicateurs faisant partie de la deuxième composante sont : l'intelligence artificielle peut être utile pour Anticiper, pour Se souvenir, ainsi que pour Monitorer. Cependant, il est possible de remarquer une corrélation négative entre certains indicateurs, ce qui fait en sorte qu'une partie de l'échantillon pense que l'intelligence artificielle n'est pas utile pour Agir, Ressentir et Interagir. La deuxième composante a donc été étiquetée: *l'IA peut Aider*. Ce qui veut dire que l'IA peut Anticiper, se Souvenir et Monitorer, mais qu'elle est inutile pour Agir, Ressentir ainsi qu'Interagir. L'IA serait donc inutile pour les tâches requérant plus d'interaction. Ceci permet de comprendre le fait qu'un groupe de

participants pensent que l'IA peut aider, mais n'attribuent pas de caractéristiques humaines à l'IA et ne pourrait donc pas accomplir toutes les tâches humaines. Finalement la dernière composante générée par l'analyse étant la Composante 3 : *l'IA peut seulement nous donner des réponses*. Les indicateurs de ces composantes sont : l'intelligence artificielle peut être utile pour Se Souvenir et pour Interagir. Cependant, un des indicateurs de la composante est négatif ce qui fait en sorte que les participants qui pensent que l'IA peut être utile seulement pour Se Souvenir et Interagir pensent aussi que l'IA n'est pas utile pour Analyser. Ainsi, l'IA est utile pour Se Souvenir et Interagir, mais est inutile pour Analyser. Dans cette dimension, l'IA serait seulement utile lorsque l'humain a besoin de réponse.

Tableau 5 : Matrice des composantes^a

| | Composantes | | |
|--|-------------|-------|-------|
| | 1 | 2 | 3 |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Décider | ,734 | | |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Agir | ,730 | -,358 | |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Ressentir | ,645 | -,378 | |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Créer | ,634 | | |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Anticiper | ,506 | ,500 | |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Se souvenir | | ,553 | ,513 |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Monitorer | ,405 | ,422 | |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Interagir | ,456 | -,393 | ,613 |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Analyser | ,440 | | -,607 |

Note. Méthode d'extraction : Analyse par composantes principales.

a. 3 composantes extraites.

Avec le logiciel SPSS, la mesure de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) et le test de sphéricité de Bartlett ont été générés à la suite de l'extraction. Ces deux tests doivent être exécutés suite à l'analyse par composantes principales afin de déterminer si la solution proposée par SPSS représente un ensemble cohérent et mesure adéquatement le phénomène qui cherche à être expliqué. La mesure de KMO « évalue la cohérence de l'ensemble des variables et donc s'il existe une solution factorielle acceptable pour représenter les relations

entre variables » (Berger, 2021, p.15). De ce fait, un coefficient élevé du test de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) indique la présence d'une solution factorielle statistiquement admissible permettant de représenter les relations entre les variables étudiées (Berger, 2021). Comme il est possible de constater dans le tableau 6, la mesure d'adéquation de la solution est de 0,733, ce qui fait en sorte que la valeur de KMO se situe entre une valeur dite moyenne (valeurs à 0,7) et une valeur dite méritoire (0,8). Ceci indique que les indicateurs choisis et insérés dans l'analyse, soit les variables q200 à q208, représentent un ensemble cohérent et représentent une mesure adéquate de l'attribution de caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle. Pour ce qui est du test de sphéricité de Bartlett, celui-ci « vérifie l'hypothèse nulle selon laquelle toutes les corrélations seraient égales à zéro. » Ainsi, le test doit être significatif et la valeur doit donc être plus petite que 0,05. Comme il est possible d'observer dans le tableau 6, le test de Bartlett est significatif à 0,000 indiquant qu'une analyse factorielle est utile avec les données à l'étude. Le KMO et le Test de Bartlett ont donc permis de diagnostiquer la solution factorielle proposée comme étant la meilleure solution possible. Il est aussi important de noter que l'échelle présente un Alpha de Cronbach de 0,715 pour les 9 items. Cette mesure permet d'estimer la cohérence interne des éléments d'un test ou d'une échelle. Ce résultat suggère que l'échelle a une fiabilité acceptable.

Tableau 6 : KMO et Test de Bartlett

| | | |
|--|--------------------|---------|
| Kaiser-Meyer-Olkin Mesure de l'adéquation de l'échantillonnage | | ,733 |
| Test de Sphéricité de Bartlett | Chi-Square Approx. | 336,865 |
| | df | 36 |
| | Sig. | ,000 |

4.3 Analyses bivariées

Pour valider les facteurs pouvant influencer la variable dépendante, une analyse des relations a été effectuée en examinant trois blocs de variables soit : les facteurs

sociodémographiques, les relations des répondants avec l'IA et les dimensions de la personnalité. Ces facteurs reflètent les variables utilisées dans les études pour mesurer l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA.

Le tableau 7 présente la matrice d'intercorrélation entre les variables sociodémographiques et l'échelle ACHIA. En observant les résultats significatifs pour l'échelle ACHIA, on observe que le genre est associé à une corrélation positive faible ($r = ,174$ $p < 0.05$). Cela indique que le fait d'être un homme a une légère influence sur l'échelle ACHIA. Aussi, le fait de travailler dans la police entraîne une corrélation négative faible ($r = -,138$ $p < 0.05$), ce qui signifie que ceux qui travaillent dans la police peuvent avoir une légère tendance à répondre en défaveur de l'échelle ACHIA. Enfin, les autres variables testées comme l'âge, le fait d'être européen, le dernier diplôme complété, le nombre d'années dans le domaine ainsi que le fait de travailler en criminologie n'ont aucune incidence sur l'échelle ACHIA.

Tableau 7: Matrice d'intercorrélation entre les variables sociodémographiques et l'échelle ACHIA

Corrélations

| | | Âge | Genre | Européen | Dernier diplôme complété | Nombre d'années dans le domaine | Travail domaine Criminologie | Travail dans la police | Échelle ACHIA |
|---------------------------------|-------------------------|--------|-------|----------|--------------------------|---------------------------------|------------------------------|------------------------|---------------|
| Âge | Pearson Corrélation | 1 | ,164* | ,043 | ,184** | ,808** | ,133 | ,162* | ,076 |
| | Niveau de signification | | ,017 | ,533 | ,007 | ,000 | ,139 | ,018 | ,274 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 125 | 125 | 211 | 211 |
| Genre | Pearson Corrélation | ,164* | 1 | ,057 | ,047 | ,085 | -,014 | ,076 | ,174* |
| | Niveau de signification | ,017 | | ,413 | ,500 | ,344 | ,875 | ,274 | ,011 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 125 | 125 | 211 | 211 |
| Européen | Pearson Corrélation | ,043 | ,057 | 1 | ,372** | ,090 | -,068 | ,159* | -,098 |
| | Niveau de signification | ,533 | ,413 | | ,000 | ,319 | ,453 | ,020 | ,157 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 125 | 125 | 211 | 211 |
| Dernier diplôme complété | Pearson Corrélation | ,184** | ,047 | ,372** | 1 | ,060 | -,036 | ,113 | -,041 |
| | Niveau de signification | ,007 | ,500 | ,000 | | ,505 | ,693 | ,102 | ,553 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 125 | 125 | 211 | 211 |
| Nombre d'années dans le domaine | Pearson Corrélation | ,808** | ,085 | ,090 | ,060 | 1 | ,192* | -,066 | ,114 |
| | Niveau de signification | ,000 | ,344 | ,319 | ,505 | | ,032 | ,463 | ,207 |
| | N | 125 | 125 | 125 | 125 | 125 | 125 | 125 | 125 |
| Travail domaine Criminologie | Pearson Corrélation | ,133 | -,014 | -,068 | -,036 | ,192* | 1 | -,511** | ,112 |
| | Niveau de signification | ,139 | ,875 | ,453 | ,693 | ,032 | | ,000 | ,213 |
| | N | 125 | 125 | 125 | 125 | 125 | 125 | 125 | 125 |
| Travail dans la police | Pearson Corrélation | ,162* | ,076 | ,159* | ,113 | -,066 | -,511** | 1 | -,138* |
| | Niveau de signification | ,018 | ,274 | ,020 | ,102 | ,463 | ,000 | | ,046 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 125 | 125 | 211 | 211 |
| Échelle ACHIA | Pearson Corrélation | ,076 | ,174* | -,098 | -,041 | ,114 | ,112 | -,138* | 1 |
| | Niveau de signification | ,274 | ,011 | ,157 | ,553 | ,207 | ,213 | ,046 | |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 125 | 125 | 211 | 211 |

*. Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

Le tableau 8 présente les résultats des corrélations de Pearson et indique les relations entre les différentes variables liées à l'intelligence artificielle (IA) et leur propension à attribuer des caractéristiques humaines à l'IA (échelle ACHIA). D'abord, la question portant sur les connaissances des participants en matière d'IA, montre une corrélation positive significative avec l'échelle ACHIA ($r = 0,281$, $p < 0,001$). De ce fait, plus une personne indique avoir de bonnes connaissances par rapport à l'IA, plus cette personne attribue des caractéristiques humaines à l'IA. Ensuite, de manière similaire, la question sur la perception générale positive de l'IA présente également une corrélation positive significative avec les autres variables ($r = 0,266$, $p < 0,001$). Ainsi, plus une personne perçoit l'IA de manière positive, plus celle-ci aura tendance à attribuer des caractéristiques humaines à l'IA. Puis, il a aussi été question de la satisfaction à l'égard des réponses des assistants virtuels comme *Alexa* ou *Google home*. Cette question montre une corrélation positive significative avec l'échelle ACHIA ($r = 0,213$, $p = 0,020$). Ceci permet de comprendre que plus un individu est satisfait des réponses qu'il reçoit de la part d'un assistant virtuel, plus il aura tendance à attribuer des caractéristiques humaines à l'IA. Des questions ont aussi été posées quant à l'impact de l'IA sur la vie personnelle et professionnelle des répondants. L'impact de l'IA sur la vie personnelle montre une corrélation positive significative avec plusieurs variables, mais notamment avec l'échelle ACHIA ($r = 0,295$, $p = 0,001$). Ceci indique que plus une personne affirme que l'IA a un impact sur sa vie personnelle, plus elle aura tendance à attribuer des caractéristiques humaines à l'IA. Pour ajouter, la question concernant l'utilisation de l'IA dans le cadre professionnel présente une corrélation positive significative avec l'échelle ACHIA ($r = 0,172$, $p = 0,012$), ce qui signifie que ceux qui affirment qu'ils utilisent une technologie d'IA dans le cadre de leur emploi auront tendance à répondre en faveur à l'échelle IACH. Les questions sur le potentiel d'amélioration du milieu de travail et le remplacement des tâches professionnelles par l'IA montrent toutes deux des corrélations positives significatives avec l'échelle ACHIA ($r = 0,304$, $p < 0,001$ pour Q15, et $r = 0,347$, $p < 0,001$ pour Q16). Cela indique que ceux qui perçoivent un potentiel d'amélioration ou de remplacement grâce à l'IA ont également tendance à attribuer des caractéristiques humaines à l'IA.

Il est aussi question de la personnalité dans les études sur la perception générale de l'IA. Ainsi, le tableau disponible en Annexe (Annexe 7) permet d'observer les résultats de

la présente étude en lien avec les scores de personnalité. Les résultats montrent que les différents types de personnalité, tels que mesurés par le *Big 5*, n'ont pas d'influence sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA par la mesure de l'échelle ACHIA. Les raisons pouvant expliquer ces résultats seront discutées dans la section interprétation des résultats.

Tableau 8 : Matrice d'intercorrélation des liens avec l'intelligence artificielle

Corrélations

| | | Bonnes connaissances par rapport à l'intelligence artificielle. | Perçois l'intelligence artificielle positivement. | Nombre d'assistants personnels du répondant | Satisfait des réponses de l'assistant virtuel. | Accès à des assistants virtuels et IA a un impact sur la vie personnelle | Utilisation de technologies d'IA dans l'emploi | IA a le potentiel d'améliorer le milieu de travail | IA a le potentiel de remplacer les tâches professionnelles | ACHIA |
|--|-------------------------|---|---|---|--|--|--|--|--|--------|
| Bonnes connaissances par rapport à l'intelligence artificielle. | Corrélation Pearson | 1 | ,200** | ,256** | ,278** | ,190* | ,368** | ,122 | ,155* | ,281** |
| | Niveau de signification | | ,003 | ,000 | ,002 | ,036 | ,000 | ,078 | ,024 | ,000 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 120 | 123 | 211 | 211 | 211 | 211 |
| Perçois l'intelligence artificielle positivement. | Corrélation Pearson | ,200** | 1 | ,124 | ,341** | ,328** | ,029 | ,358** | ,130 | ,266** |
| | Niveau de signification | ,003 | | ,072 | ,000 | ,000 | ,677 | ,000 | ,060 | ,000 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 120 | 123 | 211 | 211 | 211 | 211 |
| Nombre d'assistants personnels du répondant | Corrélation Pearson | ,256** | ,124 | 1 | ,251** | ,236** | ,145* | ,068 | ,058 | ,111 |
| | Niveau de signification | ,000 | ,072 | | ,006 | ,009 | ,035 | ,327 | ,402 | ,109 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 120 | 123 | 211 | 211 | 211 | 211 |
| Satisfait des réponses de l'assistant virtuel. | Corrélation Pearson | ,278** | ,341** | ,251** | 1 | ,282** | ,126 | ,175 | ,038 | ,213* |
| | Niveau de signification | ,002 | ,000 | ,006 | | ,002 | ,171 | ,055 | ,678 | ,020 |
| | N | 120 | 120 | 120 | 120 | 115 | 120 | 120 | 120 | 120 |
| Accès à des assistants virtuels et IA a un impact sur la vie personnelle | Corrélation Pearson | ,190* | ,328** | ,236** | ,282** | 1 | ,160 | ,465** | ,294** | ,295** |
| | Niveau de signification | ,036 | ,000 | ,009 | ,002 | | ,077 | ,000 | ,001 | ,001 |
| | N | 123 | 123 | 123 | 115 | 123 | 123 | 123 | 123 | 123 |
| Utilisation de technologies d'IA dans l'emploi | Corrélation Pearson | ,368** | ,029 | ,145* | ,126 | ,160 | 1 | ,278** | ,275** | ,172* |
| | Niveau de signification | ,000 | ,677 | ,035 | ,171 | ,077 | | ,000 | ,000 | ,012 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 120 | 123 | 211 | 211 | 211 | 211 |
| IA a le potentiel d'améliorer le milieu de travail | Corrélation Pearson | ,122 | ,358** | ,068 | ,175 | ,465** | ,278** | 1 | ,416** | ,304** |
| | Niveau de signification | ,078 | ,000 | ,327 | ,055 | ,000 | ,000 | | ,000 | ,000 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 120 | 123 | 211 | 211 | 211 | 211 |
| IA a le potentiel de remplacer les tâches professionnelles | Corrélation Pearson | ,155* | ,130 | ,058 | ,038 | ,294** | ,275** | ,416** | 1 | ,347** |
| | Niveau de signification | ,024 | ,060 | ,402 | ,678 | ,001 | ,000 | ,000 | | ,000 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 120 | 123 | 211 | 211 | 211 | 211 |
| ACHIA | Corrélation Pearson | ,281** | ,266** | ,111 | ,213* | ,295** | ,172* | ,304** | ,347** | 1 |
| | Niveau de signification | ,000 | ,000 | ,109 | ,020 | ,001 | ,012 | ,000 | ,000 | |
| | N | 211 | 211 | 211 | 120 | 123 | 211 | 211 | 211 | 211 |

** . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

* . Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

4.4 Facteurs influençant l'attribution de caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle

L'objectif de cette section est d'identifier les facteurs qui permettent de prédire un score élevé sur l'échelle « Attribuer des caractéristiques humaines à l'IA » (*ACHIA*). À cet effet, l'analyse se concentre sur l'impact des facteurs sociodémographiques et des éléments influant sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA. Cette section sert aussi à comprendre la force prédictive des facteurs (variables indépendantes) identifiés par le modèle. Afin d'y parvenir, la régression linéaire multiple comme type d'analyse multivarié fut utilisée. Comme mentionné dans la section sur les analyses factorielles, celles-ci ont permis de trouver trois dimensions distinctes à l'échantillon soit : 1. l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA ,2. l'IA peut aider et 3. l'IA juste utile pour nous donner des réponses. Il a donc été choisi de se concentrer sur la composante 1, car celle-ci amenait à répondre aux objectifs de recherche. Ainsi, à l'aide de cette composante, l'échelle « Attribuer des caractéristiques humaines à l'IA » (*ACHIA*) fut créée. Pour l'élaboration du modèle multivarié, il fut déterminé de sélectionner les variables ayant une signification statistique en analyse bivariée. L'échelle *ACHIA* fut ainsi utilisée comme variable dépendante.

Le tableau 9 présente les résultats de l'analyse de régression linéaire entre le fait d'attribuer des caractéristiques humaines à l'IA et les variables sociodémographiques, ainsi que de perception générale de l'IA. Ainsi, on constate que la variable « Bonnes connaissances par rapport à l'intelligence artificielle » et « IA a le potentiel de remplacer les tâches professionnelles » sont statistiquement significatives au seuil de 0,05 (avec $p=0,027$ et $p=0,019$ respectivement). Ces résultats suggèrent que ces variables ont un impact statistiquement significatif sur l'échelle *ACHIA*. Ceci indique que les individus qui ont de bonnes connaissances par rapport à l'IA et ceux pensant que l'IA a le potentiel de remplacer leurs tâches professionnelles attribuent des caractéristiques humaines à l'IA. Toutefois, on constate que les variables relatives au genre, au fait de travailler dans la police, à la perception que les assistants personnels ont eu un impact dans la vie personnelle

et au fait que l'IA peut faciliter les tâches professionnelles ne sont pas significatives. Notons que les statistiques de tolérance sont toutes supérieures à 0.1, indiquant qu'il n'y a pas de problèmes significatifs de multi colinéarité dans le modèle.

Tableau 9 : Régression linéaire multiple entre la variable ACHIA et les variables sociodémographiques et de perceptions générales de l'IA

Coefficients^a

| Modèle | Coefficients Non-Standardisés | | Coefficients Standardisés | | Statistiques de multi colinéarité | | |
|--|-------------------------------|------------|---------------------------|--------|-----------------------------------|-----------|-------|
| | B | Std. Error | Beta | t | Sig. | Tolérance | VIF |
| 1 (Constante) | ,950 | ,359 | | 2,649 | ,009 | | |
| Genre | ,254 | ,196 | ,108 | 1,297 | ,197 | ,961 | 1,040 |
| Travaille dans la police | -,220 | ,164 | -,110 | -1,344 | ,182 | ,979 | 1,021 |
| Bonnes connaissances par rapport à l'intelligence artificielle. | ,149 | ,067 | ,188 | 2,242 | ,027 | ,940 | 1,064 |
| Accès à des assistants virtuels et IA a un impact sur la vie personnelle | ,108 | ,085 | ,119 | 1,268 | ,207 | ,752 | 1,329 |
| IA a le potentiel d'améliorer le milieu de travail | ,102 | ,081 | ,122 | 1,254 | ,212 | ,699 | 1,431 |
| IA a le potentiel de remplacer les tâches professionnelles | ,157 | ,066 | ,216 | 2,376 | ,019 | ,801 | 1,249 |

a. Variable Dépendante: Attribuer des caractéristiques humaines à l'IA (ACHIA)

R2 :0,234 ; R2 ajusté : 0,194

Chapitre 5 – Discussion des résultats

L'objectif principal de la présente recherche était de comprendre l'effet des facteurs sociodémographiques, des perceptions générales de l'intelligence artificielle ainsi que les facteurs de types de personnalités sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA, notamment chez les acteurs du domaine de la criminologie. La présente section sera divisée en deux sections soit : l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA ainsi que l'identification des facteurs qui permettent de prédire le fait d'attribuer des caractéristiques humaines à l'IA.

Cette recherche a contribué à surmonter la limite relative à l'anthropomorphisation (le processus par lequel des caractéristiques humaines sont attribuées à des technologies, notamment l'IA) de l'intelligence artificielle en évaluant de manière systématique le degré auquel les individus attribuent des caractéristiques humaines à l'IA. Cette évaluation a été effectuée à l'aide d'un questionnaire spécialement élaboré, portant sur la perception de l'utilité de diverses caractéristiques généralement associées à l'humain. En outre, l'étude a investigué les facteurs qui peuvent influencer ce phénomène d'anthropomorphisation de l'IA, tel que les expériences antérieures avec la technologie et les interactions avec l'IA, évaluées au moyen d'un questionnaire dédié.

En effet, cette étude a examiné divers facteurs influant sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle et a permis de mettre en lumière les caractéristiques qui définissent le groupe de personnes enclines à attribuer des traits humains à l'intelligence artificielle et faire ressortir les distinctions qui caractérisent les répondants dans leur propension à accorder des caractéristiques humaines à l'IA. Ainsi, les résultats de l'étude ont mis en lumière que seuls les individus possédant une connaissance approfondie de l'IA et une familiarité avec diverses technologies liées à l'IA, ainsi que ceux anticipant le remplacement de leurs tâches professionnelles par l'IA, ont montré une propension à attribuer des caractéristiques humaines à cette technologie. Par conséquent, les résultats ont révélé que le genre ne joue pas un rôle significatif dans cette attribution, mettant en avant l'importance des expériences individuelles et des caractéristiques personnelles dans la perception de l'IA. Cela élargit la perspective au-delà du genre, suggérant que d'autres déterminants interviennent dans la manière dont l'IA est perçue comme humaine. De plus, le statut professionnel de policier n'a pas montré de lien significatif

avec cette attribution, contredisant les hypothèses précédentes concernant leur sensibilité aux enjeux liés à l'IA. Cela souligne l'importance d'étudier de près comment les professionnels, en particulier les policiers, perçoivent l'IA et attribuent des traits humains à cette technologie, en vue d'anticiper leurs réponses aux avancées technologiques et de personnaliser les politiques et formations en conséquence. Par ailleurs, la connaissance en IA a été identifiée comme un élément clé influençant l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA, corroborant ainsi des recherches antérieures. Les individus familiers avec les technologies et formés en IA ont montré une meilleure perception et acceptation de cette dernière, soulignant le besoin d'une éducation accrue et d'une meilleure compréhension de l'IA pour une intégration responsable et effective. Pour ajouter, les résultats ont mis en lumière une corrélation entre la perception du remplacement des tâches professionnelles par l'IA et l'attribution de caractéristiques humaines à cette dernière. Cependant, cette relation nécessite des investigations supplémentaires pour une compréhension approfondie. Enfin, l'étude ne montre aucune influence des types de personnalité sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle, contredisant des recherches antérieures. Les cinq grands traits de personnalité n'ont pas permis de prédire la propension à attribuer des caractéristiques humaines à l'IA. Ces résultats appellent à une réévaluation de la relation entre les types de personnalité et l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA, mettant en évidence la complexité de ces interactions et la nécessité de recherches complémentaires pour mieux comprendre ces liens. En somme, cette étude offre des perspectives cruciales pour orienter les futures recherches et élaborer des politiques et formations adéquates en matière d'IA.

Afin de parvenir à mesurer l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA et pouvant donc être utile pour remplacer certaines tâches humaines, une analyse factorielle a été effectuée. Ce type d'analyse a permis de déterminer la variable dépendante de l'étude. Dans cette analyse, les variables permettant de mesurer les perceptions de l'utilité de l'intelligence artificielle face aux tâches dites humaines ont été incluses afin d'obtenir différentes composantes pouvant expliquer cet aspect. Comme mentionné dans la section sur les analyses factorielles, ce type d'analyse a permis de trouver trois dimensions distinctes à l'échantillon soit : 1. *l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA*, 2. *l'IA peut aider* et 3. *l'IA juste utile pour nous donner des réponses*. Cependant, Criado et al. (2020) ont observé que leurs participants perçoivent l'utilité

de l'IA seulement pour certaines capacités humaines soit: monitorer, anticiper, se souvenir ainsi qu'analyser. Ainsi, contrairement aux résultats de Criado et al. (2020), la composante 1 de l'analyse factorielle a permis de mettre en lumière qu'il existe une dimension regroupant des indicateurs différents soit : être utile pour Décider, Agir, Ressentir, Créer, Anticiper, Monitorer, Interagir ainsi qu'Analyser. Ainsi, à l'aide de cette composante, l'échelle *ACHIA (attribuer des caractéristiques humaines à l'IA)* a été créée. L'échelle *ACHIA* fut utilisée comme variable dépendante. De plus, cette échelle permettait de déterminer quels types de personnes semblaient attribuer des caractéristiques humaines à l'IA. Il est donc possible d'interpréter que les gens ayant un score élevé sur cette échelle sont ceux étant les plus favorables à l'utilisation de l'IA et perçoivent donc l'IA comme étant capable de mimer les caractéristiques humaines.

5.2 Identification des facteurs permettant de prédire l'ACHIA

Cette discussion abordera les conclusions essentielles de l'étude. Ainsi, cinq conclusions majeures émergent des résultats obtenus dans le cadre de cette recherche. Les variables ayant un impact sur l'échelle *ACHIA* seront examinées en fonction de trois grandes catégories de facteurs analysés : la catégorie des variables sociodémographiques mettra en lumière l'effet du genre et de l'emploi dans le domaine. Concernant la catégorie des perceptions générales de l'intelligence artificielle, l'accent sera mis sur le niveau de connaissance concernant l'IA ainsi que sur la perception du potentiel de remplacement des tâches professionnelles en ce qui concerne l'attribution de caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle. En ce qui concerne la catégorie des traits de personnalité, il sera question de l'absence d'influence des différents types de personnalité sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA. Premièrement, l'analyse de régression a révélé que l'effet du genre sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA n'est pas significatif. Ceci va dans le même sens que certaines recherches antérieures révélant que le genre ne constitue pas un prédicteur de la perception générale de l'IA, sans observer de distinction entre les sexes en ce qui concerne les attitudes envers cette technologie (Gessl et al., 2019; Kaya et al., 2022). En même temps, les résultats de la présente étude vont à l'encontre d'autres travaux de recherches soulevés lors de la revue de littérature mentionnant que les hommes possèdent une meilleure perception générale de l'IA en raison de leur expérience plus poussée avec la technologie (Goswami et Dutta, 2016; Gessl et al., 2019). Les hommes semblent être plus familiers et compétents dans l'utilisation des

nouvelles technologies, ce qui peut contribuer à une meilleure compréhension et acceptation de l'IA. Pourtant, bien que des liens puissent être établis entre la littérature existante et la présente étude, les résultats peuvent diverger, car la variable dépendante de l'étude était un peu différente des autres études soit : l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA.

Deuxièmement, les résultats de la régression ont permis de mettre en évidence que le fait de travailler dans la police n'a pas de lien significatif avec l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA. Ainsi, travailler dans la police ne permet pas de prédire si un participant attribuera des caractéristiques humaines à l'IA. Ces constats contredisent plusieurs études qui suggéraient que les policiers manifestent généralement une attitude défavorable envers l'intelligence artificielle, montrant ainsi une moindre propension à attribuer des traits humains à l'IA et à envisager que celle-ci puisse les remplacer à l'avenir. Notamment, il est plausible de penser que les professionnels de la police soient plus conscients des enjeux liés aux outils d'IA dans leur travail, ce qui pourrait influencer négativement leur perception de cette technologie. Certains systèmes de police prédictive, tels que *PredPol*, ont été mis en place pour anticiper les crimes en fonction de divers paramètres, tels que le type de crime, l'emplacement et l'heure (Gerristen, 2020). Cependant, de telles méthodes algorithmiques peuvent entraîner une surveillance disproportionnée des minorités, entraînant un ciblage discriminatoire de certains groupes (Bagaric et al., 2022; Blount, 2022). Les technologies de reconnaissance faciale, largement utilisées dans le domaine de la police, ont également été critiquées pour leurs biais discriminatoires à l'encontre des individus de groupes ethniques minoritaires (Nzobonimpa, 2022). Les taux d'erreurs élevés de ces technologies face à la diversité des origines ethniques ont également été soulignés dans la littérature (Nzobonimpa, 2022). De plus, l'utilisation d'algorithmes prédictifs peut entraîner une diminution du pouvoir discrétionnaire des agents de police (Bagaric et al., 2022). Le pouvoir discrétionnaire est une caractéristique centrale de leurs actions quotidiennes et son élimination par l'automatisation peut engendrer du scepticisme et de la résistance de la part des policiers (Blount, 2022). Enfin, l'introduction de l'intelligence artificielle dans la police entraîne une automatisation de certaines tâches traditionnelles, ce qui pourrait conduire à une perte de compétences de base chez les agents de police, y compris leur pouvoir discrétionnaire (Joh, 2019). Dans l'ensemble, ces constatations soulèvent des considérations importantes sur l'impact de l'intelligence artificielle dans le domaine de la police et les effets potentiels sur les attitudes des professionnels à l'égard de cette technologie

émergente. Toutefois, les recherches existantes examinent généralement la perception globale de l'IA, sans se concentrer spécifiquement sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA. À la lumière de ces éléments, il était concevable de supposer que cette recherche aurait pu mettre en lumière le rôle de l'appartenance à la police en tant que prédicteur de l'attribution de caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle. Toutefois, cette association ne s'est pas avérée statistiquement significative dans le contexte spécifique de cette étude. Dans cette optique, il s'avère pertinent, pour les futures recherches, de mener une exploration approfondie de la sous-population des professionnels de la police et d'investiguer les motifs pour lesquels ces derniers n'ont pas démontré de signification statistique dans le modèle de régression. L'examen dans des études futures de l'attribution de caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle par les policiers revêt une importance cruciale. Les policiers occupent un rôle central dans l'introduction et le développement des technologies liées à l'IA dans le domaine de la sécurité et de la justice, où leur compréhension de ces technologies influe sur leur utilisation et leur efficacité. Comprendre la façon dont les policiers perçoivent l'IA et apprécient ses traits humains permet d'anticiper leur réceptivité aux avancées technologiques. L'absence de reconnaissance ou d'appréciation des caractéristiques humaines attribuées à l'IA par les policiers peut entraver son intégration efficace dans leurs pratiques professionnelles. De plus, cette analyse éclaire les décideurs politiques et les concepteurs de technologies sur les besoins spécifiques en formation des professionnels de la sécurité, facilitant ainsi l'adaptation des politiques et des stratégies technologiques pour tirer pleinement parti de l'IA, en tenant compte des perceptions des acteurs clés du secteur de la sécurité.

Troisièmement, les résultats de l'étude ont mis en évidence que le niveau de connaissance des participants en matière d'intelligence artificielle permet de prédire l'attribution de caractéristiques humaines à celle-ci. Les résultats sont cohérents avec des études antérieures qui ont également mis en évidence l'impact des connaissances en matière d'IA sur l'acceptation de cette technologie. Par exemple, Gessl et al. (2019) ont constaté que les individus ayant une expérience antérieure avec les technologies, tels que les assistants virtuels, ont affiché une meilleure acceptation et perception positive de celles-ci. Des recherches antérieures menées par Heerink (2011) et Melenhorst et Bouwhuis (2004) ont également confirmé que des niveaux élevés d'expérience avec les technologies générales augmentent l'acceptation d'autres technologies. Les connaissances perçues d'un individu sur l'IA ont également été identifiées

comme un prédicteur d'une perception positive des avantages de l'IA (Cui et Wu, 2019). Ainsi, plus une personne se considère comme ayant des connaissances dans le domaine de l'IA, plus elle est susceptible de percevoir cette technologie de manière positive. La formation sur l'IA a également été associée à de meilleures connaissances et à une perception plus positive de cette technologie. Par exemple, l'étude menée par Sit et al. (2020) a révélé que les participants qui ont reçu une formation sur l'IA, tels que des étudiants en médecine, ont évalué de manière plus positive leurs compétences dans l'utilisation de cette technologie. En effet, les personnes confiantes en leurs connaissances sur l'IA ont tendance à percevoir davantage d'avantages dans l'utilisation de nouvelles technologies émergentes, réduisant ainsi leurs inquiétudes et leur peur vis-à-vis de cette technologie. Cependant, la relation entre les connaissances et l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA peut être complexe. En effet, la littérature existante indique que les connaissances perçues en matière d'IA influencent positivement la perception générale de cette technologie. Toutefois, aucune étude spécifique abordant l'impact des connaissances perçues sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA n'a été identifiée. Néanmoins, il est envisageable de considérer que si un individu possède une bonne compréhension de l'intelligence artificielle et en a une perception adéquate, il est susceptible de penser que celle-ci attribuera des traits humains à l'IA.

Quatrièmement, les résultats de l'étude ont révélé que le remplacement des tâches professionnelles par l'IA est un facteur prédictif de l'attribution de caractéristiques humaines à cette dernière. Ces résultats sont cohérents avec d'autres recherches menées dans le secteur de la métallurgie, qui ont révélé que malgré les risques liés à l'IA (comme la vie privée, les biais, la discrimination, les accidents ou les défaillances), cette technologie est principalement appréhendée comme une opportunité pour le secteur. Les participants estiment que l'IA pourrait permettre une meilleure optimisation des tâches liées à leur emploi (Gréselle-Zaibet et Dejoux, 2023). Ils considèrent que l'IA va transformer leur métier plutôt que le remplacer, avec plus de 92,71% des sondés exprimant cette conviction. La grande majorité des participants pensent que cela leur permettra de réaliser des tâches à valeur ajoutée, les rendra plus productifs et leur libérera du temps (Gréselle-Zaibet et Dejoux, 2023). Cependant, malgré ces opportunités perçues, les participants considèrent que l'IA ne pourra jamais se substituer au caractère humain nécessaire dans certaines tâches. Cette perception est corroborée par d'autres recherches, comme l'étude qualitative sur les perceptions des recruteurs en Belgique menée par Martins Oliveira

(2022), où l'IA est considérée comme des lignes directrices ou des points de départ, plutôt que des décideurs autonomes (Simmler et al., 2023). Toutefois, il existe peu d'études disponibles sur les relations entre le remplacement des tâches professionnelles et l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA. Cependant, des liens peuvent être établis entre l'étude menée par Gréselle-Zaibet et Dejoux (2023) et la présente recherche, suggérant que si les individus considèrent que l'IA est capable de libérer du temps, de remplacer leurs tâches, et autres actions, cette perception prédit leur inclination à attribuer des caractéristiques humaines à l'IA. Néanmoins, d'autres recherches doivent être entreprises pour approfondir cette relation, mieux la comprendre et ainsi la rendre davantage accessible dans la littérature.

Dernièrement, les résultats de la présente étude ont révélé une absence d'influence des différents types de personnalité sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle, comme évaluée à travers la mesure de l'échelle ACHIA. Cette conclusion va à l'encontre de plusieurs travaux de recherche qui suggèrent que les types de personnalité peuvent être des prédicteurs significatifs de la perception générale de l'IA. Certaines études ont suggéré que la personnalité, notamment les cinq grands traits (Big Five), peut jouer un rôle important dans la formation des attitudes individuelles envers l'IA (Park et Woo, 2022; Lacroux et Martin-Lacroux, 2022). Par exemple, des études antérieures, telles que celles menées par Svendsen et al. (2013) et Park et Woo (2022), ont mis en évidence une corrélation positive entre l'extraversion et l'intention d'utiliser des technologies, mais les résultats de la présente étude ne montrent aucun effet significatif en ce qui concerne l'association entre l'extraversion et l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA. En effet, les résultats de la recherche rejoignent ceux d'autres études, notamment celles de Gessl et al. (2019) et de Kaya et al. (2022), qui n'ont trouvé aucun effet significatif entre l'extraversion et l'acceptation des technologies, y compris l'IA. Une explication possible avancée par Gessl et al. (2019) est que la sociabilité accrue des individus extravertis peut ne pas nécessairement se traduire par une acceptation particulière envers des entités non humaines telles que les assistants virtuels. En ce qui concerne l'amabilité, les résultats de la présente recherche sont en discordance avec plusieurs études ayant trouvé une corrélation positive entre l'amabilité l'acceptation des technologies et la perception de l'utilité de l'IA (Gessl et al., 2019; Özbek et al., 2014 ; Devaraj et al., 2008). En revanche, le trait d'attention aux détails n'a montré aucun lien significatif avec l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA, ce qui rejoint les résultats de Gessl et al. (2019) ainsi que de Kaya et al. (2022).

Gessl et al. (2019) justifient ces résultats en mentionnant que ce type de personnes peut avoir besoin de plus d'informations sur la technologie étudiée afin de l'accepter, car ceux-ci ont une tendance au respect des règles, à l'efficacité et à la réglementation. En ce qui concerne le neuroticisme, les résultats de la présente recherche sont en discordance avec les écrits scientifiques montrant que ce trait de personnalité est associé à une perception négative de l'IA, en particulier en ce qui concerne la facilité d'utilisation perçue. En effet, les études ont constaté une corrélation négative entre le neuroticisme et différentes facettes de la perception générale de l'IA (Gessl et al., 2019; Park et Woo, 2022). D'autres recherches ont également trouvé une association négative entre le neuroticisme et la perception de l'utilité de l'IA (Özbek et al., 2014 ; Devaraj et al. 2008 ; Cachero et al., 2022). Enfin, pour ce qui est du trait d'imagination, les résultats de la présente étude sont en contradiction avec toutes les études soulevées lors de la revue de littérature. En effet, celles-ci ont trouvé une corrélation négative entre l'imagination et la confiance envers l'IA (Gessl et al., 2019) et d'autres ont mis en lumière une association positive entre l'imagination et la perception de l'utilité de l'IA, ainsi qu'une acceptation et une utilisation accrues des nouvelles technologies (Kaya et al., 2022; Park et Woo, 2022; Srivastava, 2021). Toutefois, aucune des études scientifiques examinées dans la revue de littérature n'a mis en évidence l'absence de lien entre l'imagination et l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA. Les disparités observées entre les résultats de la présente étude et ceux de la littérature peuvent être attribuées au faible nombre d'études abordant spécifiquement l'attribution de caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle. De plus, aucune étude n'a examiné directement la relation entre l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA et les traits de personnalité. Cette lacune dans la littérature peut expliquer pourquoi cette relation n'a pas été mise en évidence dans notre étude. Des recherches futures sont nécessaires pour approfondir notre compréhension de cette relation complexe et pour mieux appréhender les mécanismes sous-jacents.

En conclusion, cette recherche a permis de mieux comprendre l'effet des facteurs sociodémographiques, des perceptions de l'intelligence artificielle en général ainsi que les facteurs de traits de personnalités sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA chez les acteurs du domaine de la criminologie. Les résultats soulignent l'importance des connaissances en matière d'IA et de la perception du potentiel de remplacement des tâches professionnelles dans la formation des attitudes envers l'attribution de caractéristiques humaines à l'intelligence

artificielle, tandis que les facteurs sociodémographiques tels que le genre et le domaine d'activité professionnel peuvent également jouer un rôle. En revanche, les traits de personnalité n'ont pas montré d'effet significatif sur cette perception, mais des recherches supplémentaires sont nécessaires pour approfondir cette relation complexe. L'approfondissement de cette relation complexe est essentiel afin d'obtenir une compréhension approfondie et nuancée des facteurs qui influent sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle. Cette démarche permettrait d'identifier des nuances subtiles qui pourraient avoir des répercussions significatives sur l'acceptation, l'utilisation et l'intégration de l'IA dans les domaines de la sécurité et de la justice. En comprenant mieux comment les variables comme les connaissances en IA, les perceptions du rôle de l'IA, les caractéristiques individuelles et professionnelles interagissent et influent sur cette perception, nous pouvons élaborer des approches plus précises pour guider l'interaction entre les humains et l'IA. Cela est crucial pour maximiser les avantages de l'IA tout en minimisant les risques et les malentendus, contribuant ainsi à une utilisation éthique et efficace de cette technologie émergente dans le domaine de la criminologie.

Ainsi, la présente étude permet de mettre en lumière le fait que la perception de l'intelligence artificielle (IA) comme possédant des caractéristiques humaines revêt une importance particulière dans le contexte criminologique. Cette perspective peut influencer la manière dont les acteurs du domaine de la criminologie interagissent avec l'IA et envisagent son rôle dans les systèmes judiciaires et sécuritaires. Si l'IA est perçue comme ayant des traits humains, notamment la capacité de remplacer des tâches professionnelles, cette perception peut engendrer une série de répercussions. Elle peut affecter les attentes concernant les performances de l'IA, ses responsabilités et son niveau de fiabilité dans les domaines liés à la sécurité et à la justice. De plus, cette perception peut influencer les décisions et les stratégies adoptées par les acteurs du système judiciaire en ce qui concerne l'utilisation de l'IA dans des contextes criminologiques spécifiques comme le remplacement des juges vers des robots dans certaines instances. Il est donc essentiel d'examiner de manière approfondie comment cette attribution de caractéristiques humaines à l'IA peut influencer les dynamiques et les résultats dans le domaine de la criminologie. Cette réflexion critique permettra de mieux comprendre les implications de cette perception et d'orienter de façon éclairée l'intégration et l'utilisation de l'IA dans le domaine de la sécurité et de la justice.

Conclusion

L'omniprésence de l'intelligence artificielle est indéniable, que ce soit dans l'utilisation de tous les jours jusqu'à celle dans les milieux médicaux et techniques. Par conséquent, il est aussi indéniable de penser que ces technologies feront éventuellement partie intégrante du domaine de la criminologie, que ce soit par le biais de la police prédictive, d'algorithmes d'aide à la décision en termes de récidive, de l'utilisation de la reconnaissance faciale dans les tâches policières ou peut-être de l'accompagnement aux citoyens dans les processus judiciaires. Dans ce cas, il est important de comprendre comment les gens du domaine attribuent des comportements humains à l'IA afin de mieux comprendre comment les individus vont percevoir l'IA lors de l'implantation potentielle d'une technologie. Ainsi, la présente étude contribue à accroître les connaissances sur l'attribution de caractéristique humaines à l'IA avec une application particulière au domaine de la criminologie.

L'objectif principal de ce mémoire était de comprendre l'effet des facteurs sociodémographiques, des perceptions de l'intelligence artificielle en général ainsi que les facteurs de traits de personnalités sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA, notamment chez les acteurs du domaine de la criminologie. De façon spécifique, cette étude vise à mettre en lumière quelles sont les caractéristiques qui définissent le groupe de personnes enclines à attribuer des traits humains à l'intelligence artificielle, et ainsi faire ressortir les distinctions qui caractérisent les répondants dans leur propension à accorder des caractéristiques humaines à l'IA. Pour ce faire, une analyse factorielle fut effectuée afin de déterminer la variable dépendante de l'étude. Ce type d'analyse a permis de trouver trois dimensions distinctes à l'échantillon soit : 1. *l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA*, 2. *l'IA peut aider* et 3. *l'IA juste utile pour nous donner des réponses*. La décision a donc été prise de se concentrer sur la composante 1, car elle permettait de répondre au présent sous-objectif de recherche. L'échelle « Attribution de caractéristiques humaines à l'IA » (*ACHIA*) a donc été créée. Ainsi, les gens ayant un score élevé sur cette échelle sont ceux qui attribuent des caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle. Les résultats ont permis de souligner que les facteurs sociodémographiques tels que le genre et le domaine d'activité professionnel, soit de travailler dans la police, sont corrélés à l'échelle « attribution de caractéristiques humaines à l'IA ». En effet, le genre est associé à une corrélation positive faible indiquant que le fait d'être un homme

a une légère influence sur l'échelle *ACHIA*. Pour ajouter, le fait de travailler dans la police entraîne une corrélation négative faible signifiant que ceux travaillant dans la police peuvent avoir une légère tendance à répondre en défaveur de l'échelle *ACHIA*. En revanche, les traits de personnalité n'ont pas montré d'effet significatif sur cette perception, ce qui permet de mettre en lumière que certaines recherches supplémentaires sont nécessaires pour approfondir cette relation complexe. De plus, l'analyse de régression linéaire multiple a permis d'obtenir un modèle de prédiction de l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA. Ce modèle a permis de faire ressortir que seules les variables « Bonnes connaissances par rapport à l'intelligence artificielle » et « IA a le potentiel de remplacer les tâches professionnelles » sont capables de prédire le fait qu'une personne attribue des caractéristiques humaines à l'IA. Ainsi, plus une personne a de bonnes connaissances par rapport à l'intelligence artificielle, plus celle-ci aura tendance à attribuer des caractéristiques humaines à l'IA. De même, plus une personne pense que l'IA a le potentiel de remplacer ses tâches professionnelles, plus celle-ci attribuera des caractéristiques humaines à l'IA.

Enfin, la recherche sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA devrait être explorée davantage dans le futur afin d'approfondir notre compréhension de la relation complexe entre les humains et cette technologie émergente. En nous concentrant spécifiquement sur l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA, il est possible de mieux saisir les implications psychologiques et sociologiques de cette assimilation cognitive. Comprendre comment les individus attribuent des caractéristiques humaines à l'intelligence artificielle est crucial pour évaluer l'acceptation et l'adoption de cette technologie dans divers domaines, tels que la criminologie, le système de justice et la police. Ces perceptions peuvent influencer la façon dont les individus interagissent avec l'IA et comment ils envisagent son rôle dans leur quotidien. En examinant spécifiquement l'attribution des caractéristiques humaines à l'IA, les prochaines études pourraient approfondir l'identification des facteurs sociodémographiques et des traits de personnalité qui pourraient être associés à cette perception particulière. Ces connaissances peuvent informer la conception de stratégies de communication et de formation, notamment dans les services de police ou auprès des acteurs du système de justice, visant à promouvoir une meilleure compréhension de l'IA et à atténuer les craintes éventuelles liées à son adoption. Enfin, en considérant spécifiquement l'attribution de caractéristiques humaines à l'IA, ceci permet d'enrichir les débats sur la relation entre les êtres humains et la technologie,

et mieux comprendre comment cette perception peut façonner notre société et nos interactions sociales à l'ère de l'IA.

Bibliographie

- Abdullah, R. Fakieh, B. (2020). Health Care Employees' Perceptions of the Use of Artificial Intelligence Applications: Survey Study. *Journal of Medical Internet Research*, 22 (5).
[doi:10.2196/17620](https://doi.org/10.2196/17620)
- Adams, A. et Cox, A. L. (2008). Questionnaires, in-depth interviews and focus groups. Dans P., Cairns et A. L., Cox (dir.), *Research Methods for Human Computer Interaction*. (p.17-34). Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Annoni, A., Benczur, P., Bertoldi, P., Delipetrev, B., De Prato, G., Feijoo, C., Fernandez Macias, E., Gomez Gutierrez, E., Iglesias Portela, M., Junklewitz, H., Lopez Cobo, M., Martens, B., Figueiredo Do Nascimento, S., Nativi, S., Polvora, A., Sanchez Martin, J.I., Tolan, S., Tuomi, I. and Vesnic Alujevic, L. (2018). *Artificial Intelligence: A European Perspective*. Craglia, M. éditeur. Publications Office of the European Union, Luxembourg. Doi:10.2760/11251. <https://publications.jrc.ec.europa.eu/repository/handle/JRC113826>
- Antes, A. L., Burrous, S. Sisk, B. A. Schuelke, M. J., Keune, J. D., DuBois, J. M. (2021). Exploring perceptions of healthcare technologies enabled by artificial intelligence: an online, scenario-based survey. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 21 (221).
<https://doi.org/10.1186/s12911-021-01586-8>
- Anthropomorphiser. (s.d.) Dans *Dictionnaire Larousse en ligne*.
<https://www.larousse.fr/dictionnaires/francais/anthropomorphiser/3905>
- Asendorpf, J. B., Neyer, F. J. (2012) . *Psychologie Der Persönlichkeit*. Berlin: Springer-Verlag.
- Bagaric, M., Svilar, J., Bull, M., Hunter, D., & Stobbs, N. (2022). The solution to the pervasive bias and discrimination in the criminal justice system: transparent and fair artificial intelligence. *American Criminal Law Review*, 59(1), 95-148.
https://heinonline.org/HOL/Page?handle=hein.journals/amcrimlr59&div=7&g_sent=1&ca_sa_token=&collection=journals
- Bell, S. (2009). Experimental Design. *International Encyclopedia of Human Geography*, 672-675.
<https://doi.org/10.1016/B978-008044910-4.00431-4>
- Benyekhlef, K., Zhu, J. (2018). Intelligence artificielle et justice : justice prédictive, conflits de basse intensité et données massives. *Les cahiers de propriété intellectuelle*, 30 (3), 789-826. <https://cpi.openum.ca/files/sites/66/3.Intelligence-artificielle-et-justice-justice->

[pre%CC%81dictive-conflits-de-basse-intensite%CC%81-et-donne%CC%81es-massives.pdf](#)

- Berger, J-L. (2021). Analyse factorielle exploratoire et analyse en composantes principales: guide pratique. *HAL Open Science*, 1-45. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-03436771v1>
- Berk, R. (2017). An impact assessment of machine learning risk forecasts on parole board decisions and recidivism. *Journal of Experimental Criminology*, 13, 193-216. <https://doi.org/10.1007/s11292-017-9286-2>
- Berly, A., Manaouil, C., Derveaux, A. (2020). L'intelligence artificielle peut-elle aider à estimer le risque de récidive dans les comportements violents ? *Médecine & Droit*, 2020 (163), 105-109. <https://doi.org/10.1016/j.meddro.2020.02.001>
- Bigras, J. (2007). *La prédiction de la récidive chez les délinquants sexuels* [thèse de doctorat, Université de Sherbrooke]. Bibliothèque et Archives Canada. <https://library-archives.canada.ca/eng/services/services-libraries/theses/Pages/item.aspx?idNumber=311228001>
- Blount, K. Using artificial intelligence to prevent crime: implications for due process and criminal justice. *AI & Society* (2022). <https://doi.org/10.1007/s00146-022-01513-z>
- Borana, J. (2016). *Applications of Artificial Intelligence and Associated technologies*. Proceeding of International Conference on Emerging Technologies in Engineering, Biomedical, Management and Science [ETEBMS-2016]. Jodhpur National University. https://www.cs.buap.mx/~aolvera/IA/2016_Applications%20of%20IA.pdf
- Brigant, J. (2018). Les risques accentués d'une justice pénale prédictive. *Archives de philosophie du droit*, 60, 237-251. <https://doi.org/10.3917/apd.601.0252>
- Brouillette-Alarie, S. (2011). *Évaluation de la validité prédictive de la Statistique-99R et de ses dimensions* [Mémoire de maîtrise, Université de Montréal]. Papyrus. <https://papyrus.bib.umontreal.ca/xmlui/handle/1866/8379>
- Buchanan, B. G. (2005). A(very) Brief History of Artificial Intelligence. *AI Magazine*, 26 (4), 53-60. <https://doi.org/10.1609/aimag.v26i4.1848>
- Cachero, C., Rico-Juan, J. R., Macia, H. (2022). Influence of personality and modality on peer assessment evaluation perceptions using Machine Learning techniques. *Expert Systems With Application*, 213 (C), 1-16 . <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119150>

- Cajolet-Laganière, H., Martel, P., Masson, C-É. (2023). Abstraction. Dans *USITO Le dictionnaire Université de Sherbrooke*. <https://usito.usherbrooke.ca/d%C3%A9finitions/abstraction>
- Castagno, S. Khalifa, M. (2020). Perceptions of Artificial Intelligence Among Healthcare Staff: A Qualitative Survey Study. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 3. DOI:[10.3389/frai.2020.578983](https://doi.org/10.3389/frai.2020.578983)
- Cave, S., Craig, C., Dihal, K., Dillon, S., Montgomery, J., Singler, B., & Taylor, L. (2018). *Portrayals and perceptions of AI and why they matter*. The Royal Society. <https://doi.org/10.17863/CAM.34502>
- Chan, J., Bennett Moses, L. (2016). Is Big Data challenging criminology? *Theoretical Criminology*, 20 (1), 21-39. DOI: 10.1177/1362480615586614
- Chang,,C-Y., Hwang, G-J., Gau, M-L. (2021) Promoting students' learning achievement and self-efficacy: A mobile chatbot approach for nursing training. *British Journal of Educational Technology*, 53 (1), 171-188. <https://doi.org/10.1111/bjet.13158>
- Charness, N., Boot, W. R. (2009). Aging and Information Technology Use: Potential and Barriers. *Current Directions in Psychological Science*, 18 (5), 253–258. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8721.2009.01647.x>
- Choi, S. Jang, Y. Kim, H. (2022). Influence of Pedagogical Beliefs and Perceived Trust on Teachers' Acceptance of Educational Artificial Intelligence Tools. *International Journal of Human-Computer Interaction*. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2049145>
- Coeckelbergh, M. (2019). Artificial Intelligence: Some ethical issues and regulatory challenges. *Technology and Regulation*, 2019, 31-34. <https://doi.org/10.26116/techreg.2019.003>
- Criado, J. I., Sandoval Almazan, R., Valle-Cruz, D., Ruvalcaba Gómez, E. (2020). Chief information officers' perceptions about artificial intelligence. *First Monday*, 26 (1) DOI: 10.5210/fm.v26i1.10648
- Cui, D., & Wu, F. (2021). The influence of media use on public perceptions of artificial intelligence in China: Evidence from an online survey. *Information Development*, 37(1), 45–57. <https://doi.org/10.1177/0266666919893411>
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 319-340.

- Déclaration de Montréal pour le développement responsable de l'IA. (2018). *Lexique*. Déclaration de Montréal – IA Responsable. <https://www.declarationmontreal-iaresponsable.com/la-declaration>
- Deschênes, M. (2014). *Le web social, un levier de développement professionnel?* Collège O'Sullivan de Québec. http://interactive.ca/publications/mdeschenes_devpro.pdf
- Devaraj, S. , Easley, R. F., Crant, J. M. (2008). Research Note how Does Personality Matter? Relating the Five-factor Model to Technology Acceptance and Use. *Information Systems Research*, 19 (1), 93–105. <https://doi.org/10.1287/isre.1070.0153>
- Dongare, A.D., Kharde, R.R., Kachare, A.D. (2012). Introduction to Artificial Neural Network. *International Journal of Engineering and Innovative Technology*, 2 (1), 189-193
- Dubois, D. M. (2011). Intelligence naturelle et intelligence artificielle. *Acta Europeana Systemica*, 1, p.1-10. https://orbi.uliege.be/bitstream/2268/109074/1/Daniel_M_Dubois-Intelligence_Naturelle_et_Intelligence_Artificielle-Acta_Europeana_Systemica-2011.pdf
- Commission Européenne. (2017) *Attitudes towards the impact of digitisation and automation on daily life*. Special Eurobarometer 460. <https://europa.eu/eurobarometer/surveys/detail/2160>
- Foucart, T. (2006). Colinéarité et regression linéaire. *Mathématiques et sciences humaines*, 44 (173), 5-25. <https://doi.org/10.4000/msh.2963>
- Fondation COTEC (2020). III Encuesta COTEC sobre percepción social de la innovación en la sociedad española. Informe del estudio cuantitativo. <https://cotec.es/proyecto/iii-encuesta-cotec-sobre-percepcion-social-de-la-innovacion/>.
- Fritsch, S. Blankenheim, A. Wahl, A. Hetfeld, P. Maasen, O. Deffge, S. Kunze, J. Rossaint, R. Riedel, M. Marx, G. Bickenbach, J. (2022). Attitudes and perception of artificial intelligence in healthcare: A cross-sectional survey among patients. *DIGITAL HEALTH*, 8, 1-16. doi:[10.1177/20552076221116772](https://doi.org/10.1177/20552076221116772)
- Funder, D. C. (2001). *The personality puzzle*. W W Norton & Co.
- Gerritsen, C. (2020). Big data and criminology from an AI perspective. Dans B. Leclerc et J. Cale (dir.), *Big Data* (1e éd., p. 1-148). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781351029704>
- Gessl, A. S. Schlögl, S. Mevenkamp, N. On the perceptions and acceptance of artificially intelligent robotics and the psychology of the future elderly. *Behaviour & Information Technology*, 38 (11), 1068-1087. <https://doi.org/10.1080/0144929X.2019.1566499>

- Gipson Rankin, S. M. (2021). Technological tethers: potential impact of untrustworthy artificial intelligence in criminal justice risk assessment instruments. *Washington and Lee Law Review*, 78(2), 647-724. https://heinonline.org/HOL/Page?handle=hein.journals/waslee78&div=18&g_sent=1&cas_token=&collection=journals
- Goswami, A., Dutta, S. (2016). Gender differences in technology usage—A literature review. *Open Journal of Business Management*, 04 (01),51-59, [10.4236/ojbm.2016.41006](https://doi.org/10.4236/ojbm.2016.41006)
- Gréselle-Zaïbet, O., Dejoux, C. (2023). Perception du rôle de l'IA dans le processus de transformation des conditions de travail : investigation basée sur le dialogue social dans le secteur de la métallurgie. *Revue de gestion des ressources humaines*, 02 (128), 3-21, <https://doi.org/10.54695/grh.128.2.0003>
- G'sell, F. (2020). Les progress à petits pas de la « justice prédictive » en France. *ERA Forum*, 21, 299-310. <https://doi.org/10.1007/s12027-020-00618-6>
- Haenlein, M., Kaplan, A. (2019). A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence. *California Management Review*, 61 (4), 5-14. <https://doi.org/10.1177/0008125619864925>
- Haiech, J. (2020). Parcourir l'histoire de l'intelligence artificielle, pour mieux la définir et la comprendre. *Médecine Sciences*, 36 (10), 919-923. https://www.medecinesciences.org/en/articles/medsci/full_html/2020/08/msc200112/msc200112.html
- Hauck, R. V., Atabakhsb, H., Ongvasith, P., Gupta H., Chen, H. (2002). Using Coplink to analyze criminal-justice data. *Computer*,35 (3), 30-37. doi: 10.1109/2.989927.
- Heerink, M. (2011). *Exploring the influence of age, gender, education and computer experience on robot acceptance by older adults* [communication par affiche]. HRI '11: Proceedings of the 6th international conference on Human-robot interaction, Lausanne. <https://doi.org/10.1145/1957656.1957704>
- Hervieux, S. Wheatley, A. (2021). Perceptions of artificial intelligence: A survey of academic librarians in Canada and the United States. *The Journal of Academic Librarianship*, 47 (1), 1-11. <https://doi.org/10.1016/j.acalib.2020.102270>
- Herzberg, P. Y., Roth, M. (2014). *Persönlichkeitspsychologie*. Berlin: Springer-Verlag.

- Isaac, W. S. (2018). Hope, hype, and fear: the promise and potential pitfalls of artificial intelligence in criminal justice. *Ohio State Journal of Criminal Law*, 15(2), 543-558. https://heinonline.org/HOL/Page?handle=hein.journals/osjcl15&div=37&g_sent=1&casa_token=&collection=journals
- Joh, E. E. (2019). The Consequences of Automating and Deskilling the Police. *UCLA Law Review Discourse*, 67, 133-164. https://heinonline.org/HOL/Page?handle=hein.journals/ucladis67&div=10&g_sent=1&casa_token=&collection=journals
- Kankanamge, N., Yigitcanlar, T. Goonetilleke, A. (2021). Public perceptions on artificial intelligence driven disaster management: Evidence from Sydney, Melbourne and Brisbane. *Telematics and Informatics*, 65, 1-16. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2021.101729>
- Kaplan, A., Haenlein, M. (2019). Rulers of the world, unite! The challenges and opportunities of artificial intelligence. *Business Horizons*, 63 (1), 37-50.
- Kaya, F., Aydin, F., Schepman, A., Rodway, P., Yetisensoy, O., Kaya, M. D. (2022). The Roles of Personality Traits, AI Anxiety, and Demographic Factors in Attitudes toward Artificial Intelligence. *International Journal of Human-Computer Interaction*. DOI: 10.1080/10447318.2022.2151730
- Kim, J.-O., Mueller, C. (1978). *Introduction to factor analysis. What it is and how to do it.* (Series: Quantitative applications in the social sciences. 7e éd, vol.13) Sage, Beverly Hills.
- Kok, J. N., Boers, E. J. W., Kusters, W. A., Van der Putten, P. (2002). *Artificial intelligence: Definition, Trends, Techniques and Cases.* Unesco- EOLSS. <https://www.eolss.net/sample-chapters/c15/e6-44.pdf>
- Lacroux, A., Martin-Lacroux, C. (2022). Should I Trust the Artificial Intelligence to Recruit? Recruiters' Perceptions and Behavior When Faced with Algorithm-Based Recommendation Systems During Resume Screening. *Frontiers in Psychology*, 13. doi: [10.3389/fpsyg.2022.895997](https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.895997)
- Laverdière, O., Gamache, D., Morin, A. J. S., & Diguier, L. (2020). French adaptation of the mini-ippip: a short measure of the big five. *European Review of Applied Psychology*, 70. <https://doi-org.ezproxy.usherbrooke.ca/10.1016/j.erap.2019.100512>
- Lopatovska, I. Rink, K. Knight, I. Raines, K. Cosenza, K. Williams, H. Sorsche, P. Hirsch, D. Li, Q. Martinez, A. (2019). Talk to me: Exploring user interactions with the Amazon Alexa.

Journal of Librarianship and Information Science, 51 (4), 984-997.
[10.1177/0961000618759414](https://doi.org/10.1177/0961000618759414)

Lozano, I. A., Molina, J. M., Gijon, C. (2021). Perception of Artificial Intelligence in Spain. *Telematics and Informatics*, 63, 1- 14. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2021.101672>

Matthews, G., Hancock, P. A., Lin, J., Panganiban, Ap. R., Reinerman-Jones, L., Szalma, J. L., Wohleber, R. W. (2021). Evolution and revolution: Personality research for the coming world of robots, artificial intelligence, and autonomous systems. *Personality and Individual Differences*, 169 (1). <https://doi.org/10.1016/j.paid.2020.109969>

Martins Oliveira, M. (2022). *Intelligence artificielle appliquée au processus de recrutement - Les perceptions des recruteurs* [Mémoire de Maîtrise, Université de Liège]. Master Thesis Online. <https://matheo.uliege.be/handle/2268.2/16352>

McGuirk, P. M., O'Neill, P. (2016). Using questionnaires in qualitative human geography. Dans I. Hay (dir.), *Qualitative Research Methods in Human Geography* (pp. 246-273). Don Mills, Canada: Oxford University Press.

Melenhorst, A.-S., & Bouwhuis, D. G. (2004). When do older adults consider the internet? An exploratory study of benefit perception. *Gerontechnology*, 3(2), 89–101. <https://doi.org/10.4017/gt.2004.03.02.004.00>

Müller, S. L., Richert, A. (2018). The Big-Five Personality Dimensions and Attitudes to-wards Robots: A Cross Sectional Study. *Proceedings of the 11th Pervasive Technologies Related to Assistive Environments Conference*, 405-408. <https://doi.org/10.1145/3197768.3203178o>

Nagy, S. Hajdu, N. (2021). Consumer Acceptance of the Use of Artificial Intelligence in Online Shopping: Evidence from Hungary. *Amfiteatru Economic*, 23 (56), 155-173. DOI: 10.24818/EA/2021/56/155

Nicolas-Gréciano, M. (2021). L'intelligence artificielle : nouvel outil au service de la prévention de la récidive ? *Cahiers de la sécurité et de la justice : Revue de l'institut des hautes études du ministère de l'intérieur, Hors-série*, 99- 107. https://www.researchgate.net/profile/Erwan-Dieu/publication/350855106_The_Volunteers_of_Desistance_VoD_a_concrete_French_link_between_restorative_justice_and_desistance_engversion_journal_Cahiers_de_la_Secu

rite_et_de_la_Justice_Revue_de_l'Institut_des_hautes_etudes_du_M/links/6076a04d299b
f1f56d56576e/The-Volunteers-of-Desistance-VoD-a-concrete-French-link-between-
restorative-justice-and-desistance-engversion-journal-Cahiers-de-la-Securite-et-de-la-
Justice-Revue-de-l'Institut-des-hautes-etudes-du.pdf#page=100

- Nzobonimpa, S. (2022). Algorithmes et intelligence artificielle : une note sur l'état de la réglementation des technologies utilisant la reconnaissance faciale automatique au Canada et aux États-Unis. *Revue Gouvernance/ Governance Review*, 19 (2), 99-114. <https://doi.org/10.7202/1094078ar>
- O'Leary, R., Dowds, L. (2003). Questionnaires and structured interview schedules design. Dans R. L. Miller et J. Brewer (dir.), *The A-Z of Social Research* (p. 250-255). SAGE Publications, Ltd.
- O'Leary, R., Miller, R. (2003). Questionnaires and structured interview schedules. Dans R. L. Miller et J. Brewer (dir.), *The A-Z of Social Research* (p. 253-255). SAGE Publications, Ltd.
- Özbek, V., Alnıaçık, Ü., Koc, F., Akkılıç, M. E., Kaş, E. (2014). The Impact of Personality on Technology Acceptance: A Study on Smart Phone Users. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 150, 541–55. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.09.073>
- Park, J., Woo, S. E. (2022). Who Likes Artificial Intelligence? Personality Predictors of Attitudes toward Artificial Intelligence. *The Journal OF Psychology*, 156 (1), 68-94. <https://doi.org/10.1080/00223980.2021.2012109>
- Park, H. S., Dailey, R., Lemus, D. (2002). The Use of Exploratory Factor Analysis and Principal Components Analysis in Communication Research. *Human Communication Research*, 28 (4), 562-577. <https://doi.org/10.1111/j.1468-2958.2002.tb00824.x>
- Pytlik Zillig, L. M., Hemenover S. H., Dienstbier R. A. (2002). What Do We Assess When We Assess a Big 5 Trait? A Content Analysis of the Affective, Behavioral, and Cognitive Processes Represented in Big 5 Personality Inventories. *Personality And Social Psychology Bulletin*, 28 (6), 847-858. <https://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.1177/0146167202289013>
- Raufert, X. (2015). « Police prédictive » : les belles histoires de l'Oncle Predpol. *Sécurité Globale*, 3-4 (3-4), 95-110. <https://www.cairn.info/revue-securite-globale-2015-3-page-95.htm>

- Samoili, S., Lopez Cobo, M., Gomez Gutierrez, E., De Prato, G., Martinez-Plumed, F. and Delipetrev, B. (2020). *AI WATCH. Defining Artificial Intelligence*. Publications Office of the European Union, Luxembourg. Doi:10.2760/382730. <https://publications.jrc.ec.europa.eu/repository/handle/JRC118163>
- Saucier, G., Goldberg, L.-R. (2006). Personnalité, caractère et temperament: la structure translinguistique des traits. *Psychologie Francaise*, 51, 265-284. <https://doi.org/10.1016/j.psfr.2006.01.005>
- Sasaki, C. (2022). *Deep learning pioneer Geoffrey Hinton receives prestigious Royal Medal from the Royal Society*. U of T News. <https://www.utoronto.ca/news/deep-learning-pioneer-geoffrey-hinton-receives-prestigious-royal-medal-royal-society>
- Schepman, A., Rodway, P. (2022). The General Attitudes towards Artificial Intelligence Scale (GAAIS): Confirmatory Validation and Associations with Personality, Corporate Distrust, and General Trust. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 39 (13), 2724-2741. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2085400>
- Simmler, M., Brunner, S., Canova, G., Schedler, K. (2023). Smart criminal justice: exploring the use of algorithms in the Swiss criminal justice system. *Artificial Intelligence and Law*, 31, 213–237. <https://doi.org/10.1007/s10506-022-09310-1>
- Sindermann, C., Yang, H., Elhai, J.D., Yang, S., Quan, L., Li, M., Montag, C. (2022). Acceptance and Fear of Artificial Intelligence: associations with personality in a German and a Chinese sample. *Discover Psychology* 2 (8) <https://doi.org/10.1007/s44202-022-00020-y>
- Sit, C. Srinivasan, R. Amlani, A. Muthuswamy, K. Azam, A. Monzon, L. Poon, D. S. (2020). Attitudes and perceptions of UK medical students towards artificial intelligence and radiology: a multicentre survey. *Insights into Imaging*, 11 (14), 1-6. DOI:[10.1186/s13244-019-0830-7](https://doi.org/10.1186/s13244-019-0830-7)
- Srivastava, A., Dasgupta, S.A., Ray, A., Bala, P.K. and Chakraborty, S. (2021). Relationships between the “Big Five” personality types and consumer attitudes in Indian students toward augmented reality advertising. *Aslib Journal of Information Management*, 73 (6), 967-991. <https://doi.org/10.1108/AJIM-02-2021-0046>
- Surden, H. (2019). Artificial Intelligence and Law: An Overview. *Georgia State University Law Review*, 35 (4), 1305-1337. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3411869

- Svendsen, G. B., Johnsen, J-A. K., Almås-Sørensen, L., Vittersø, J. (2013). Personality and Technology Acceptance: the Influence of Personality Factors on the Core Constructs of the Technology Acceptance Model. *Behaviour & Information Technology*, 32 (4): 323–334. <https://doi.org/10.1080/0144929X.2011.553740>
- Trudel, L., Simard, C., & Vonarx, N. (2006). La recherche qualitative est-elle nécessairement exploratoire. *Recherches qualitatives*, 5, 38-55. https://www.researchgate.net/profile/Lorraine-Savoie-Zajc/publication/237504691_Comment_peut-on_construire_un_echantillonnage_scientifiquement_valide/links/560951f408ae1396914a0131/Comment-peut-on-construire-un-echantillonnage-scientifiquement-valide.pdf
- Wang, P. (2019). On defining artificial intelligence. *Journal of Artificial Intelligence*, 10 (2), 1-37.
- Young Lee, K., Lorn, S., Kiljae, L., Chang, Y. (2021). The continuation and recommendation intention of artificial intelligence-based voice assistant systems (AIVAS): the influence of personal traits. *Internet Research*, 31 (5), 1899-1939. DOI: 10.1108/INTR-06-2020-0327
- Završnik, A. (2020). Criminal justice, artificial intelligence systems, and human rights. *ERA Forum* 20, 567–583. <https://doi.org/10.1007/s12027-020-00602-0>

Annexes

Annexe 1 : Annonce de sollicitation

Bonjour à tous!

Dans le cadre de mon projet de maîtrise portant sur la création d'un assistant virtuel servant à la simulation d'une entrevue avec un plaignant dans le cas d'une personne disparue, je suis à la recherche de participants qui souhaitent être enquêteurs d'un jour! Les participants pourront ainsi m'aider dans mon projet en testant cet outil.

Dans cette étude, vous aurez à remplir un formulaire de consentement, un questionnaire sociodémographique et sur l'intelligence artificielle, à suivre une petite formation sur les informations importantes à savoir dans une enquête de personne disparue, effectuer la simulation d'enquête ainsi qu'un questionnaire de satisfaction. Le tout étant d'une durée approximative entre 30 et 40 minutes.

Cette étude sera effectuée complètement en ligne, vous pourrez donc commencer l'étude au moment qui vous convient et le tout dans le confort de votre maison sans jamais avoir à vous déplacer!

De plus, un tirage sera effectué parmi les participants de l'étude et vous permet d'avoir la chance de gagner une des 4 cartes cadeaux de 50\$ chez Amazon!

Voici le lien vers l'étude pour y participer : (lien sera inséré ici)

Merci pour votre aide et votre participation!

Annexe 2 : Formulaire de consentement



FORMULAIRE D'INFORMATION ET DE CONSENTEMENT

L'utilisation d'un chatbot dans les simulations d'entrevues d'enquête

Chercheuse principale

Juliette Tremblay, Étudiante à la Maîtrise, Université de Montréal

Directeur de recherche

Francis Fortin, Centre International de Criminologie Comparée, Université de Montréal

Bonjour,

Vous êtes invité(e) à participer à un projet de recherche portant sur le test d'un outil de type *chatbot* permettant de simuler une entrevue d'enquête dans un dossier fictif de personne disparue. Veuillez prendre le temps de considérer les renseignements contenus dans le présent formulaire d'information et de consentement avant de vous décider. Votre participation à ce projet est volontaire. Vous êtes donc libre de refuser d'y prendre part.

Description du projet de recherche

Ce projet de recherche vise à tester un outil de type *chatbot* permettant de simuler une entrevue d'enquête dans un dossier fictif de personne disparue. Ces tests seront menés auprès d'un échantillon réparti 3 groupes : des étudiants de l'Université de Montréal, des policiers ainsi que des civils.

Participation attendue au projet

La participation à cette étude est offerte complètement en ligne. L'ensemble du questionnaire est d'une durée approximative de 25 minutes. Votre participation sera découpée en plusieurs étapes.

Vous devrez répondre à un questionnaire portant sur vos caractéristiques sociodémographiques ainsi que vos perceptions sur l'intelligence artificielle. *Durée : 5 minutes maximum.*

Vous serez ensuite dirigé vers des consignes concernant la recherche de personnes disparues. *Durée : 5 minutes maximum.*

Ensuite, la phase test débutera. Vous pourrez effectuer la simulation d'entrevue avec le chatbot et obtenir le plus d'informations possible sur la personne disparue. *Durée 10 minutes.*

À la fin du test, vous serez amené à remplir un questionnaire de rétroaction. *Durée : 5 minutes maximum.*

Facultatif : Vous pourrez ensuite nous laisser votre adresse courriel si vous souhaitez faire partie du concours vous permettant de gagner **une des quatre cartes cadeaux de 50\$ chez Amazon**. Cette participation n'aura aucune répercussion sur vous et votre courriel ne sera pas associé à vos réponses. Nous placerons les courriels dans une liste Excel numérotée de 1 à n. Nous demanderons à Google de tirer un chiffre de 1 à n (ex: roll 1d50) quatre fois. Les 4 chiffres obtenus seront déclarés gagnants et seront contactés par courriel. La liste de courriels sera ensuite détruite. Tirage prévu le 1^{er} avril 2022

Avantages de la participation au projet

Vous ne retirerez aucun avantage personnel à participer à ce projet de recherche.

Risques et inconvénients de la participation au projet

Il y a peu de risques liés à votre participation. Les inconvénients à votre participation concernent le temps nécessaire à la participation à l'étude. Le risque qu'on puisse vous identifier sera réduit au maximum.

Confidentialité des données de la recherche

Tous les renseignements recueillis seront traités de manière confidentielle. Votre identité ne sera pas divulguée. Le présent questionnaire est anonyme si vous ne laissez pas votre adresse courriel pour le concours. Cependant, si vous laissez votre adresse courriel, celle-ci sera conservée dans une base de données différente de la base de données contenant les réponses aux questionnaires. Ainsi, par souci de confidentialité, votre adresse courriel ne pourra être reliée aux réponses que vous avez fournies lors de l'étude. Aucune donnée nominative n'est demandée. De plus, aucune information permettant de vous identifier d'une façon ou d'une autre ne sera publiée. Les membres de l'équipe de recherche doivent signer un formulaire d'engagement à la

confidentialité, c'est-à-dire qu'ils s'engagent à ne pas divulguer d'informations permettant de vous identifier. La plateforme numérique utilisée pour le Chatbot assure le respect de la vie privée et la confidentialité des participants, ne transmet les données recueillies à aucun tiers, n'effectue aucun croisement avec des données issues d'autres sources et n'utilise pas les données à des fins différentes de celles mentionnées dans le présent formulaire.

Il est possible que nous devions permettre l'accès aux dossiers de recherche au comité d'éthique de la recherche de l'Université de Montréal à des fins de vérification ou de gestion de la recherche. Tous adhèrent à une politique de stricte confidentialité.

Diffusion des résultats de la recherche

Les résultats du projet seront diffusés en tant que données de groupe. Cela signifie que vous ne pourrez pas obtenir vos résultats individuels. Si vous souhaitez obtenir un résumé écrit des résultats généraux de la recherche, veuillez indiquer une adresse où nous pourrions vous le faire parvenir :

Email : _____

Adresse physique : _____

Compensation financière pour la participation à la recherche

Vous ne recevrez aucune compensation financière pour votre participation à la recherche. Cependant, vous avez la chance de gagner une des quatre cartes cadeaux de 50\$ chez Amazon si vous participez à toutes les étapes de l'étude et si vous consentez à nous laisser votre courriel à la fin de l'étude. Votre courriel sera utilisé seulement pour le tirage et afin de vous contacter si vous gagnez un des prix. Les 4 participants qui auront gagné une carte cadeau seront contactés par courriel. Nous allons passer aléatoirement les courriels des participants, qui nous auront laissé leur courriel à la fin de l'étude (qui auront donc consenti à être entrés dans le concours), dans un logiciel reconnu de tirage de concours. Les participants qui auront gagné seront avisés

par courriel. Lorsqu'ils auront accusé de réception du dit courriel, nous enverrons la carte cadeau électronique à la même adresse courriel.

Liberté de participation à la recherche et droit de retrait

Votre participation est volontaire. Vous pouvez refuser de participer au projet sans avoir besoin de vous justifier. Votre participation à ce projet est entièrement volontaire et vous pouvez à tout moment avant d'avoir soumis vos réponses vous retirer de la recherche en fermant la plateforme en ligne, sans devoir justifier votre décision et sans conséquence pour vous. Vous aurez un numéro unique d'identifiant qui vous sera attribué et communiqué au début de l'étude, donc si vous désirez vous retirer suite à la complétion de l'étude, vous aurez simplement à mentionner votre numéro au chercheur par courriel afin que le chercheur détruise vos données.

Personnes- ressources

Si vous avez des questions concernant cette recherche, vous pouvez contacter Juliette Tremblay, chercheuse principale. Par email au juliette.tremblay@umontreal.ca

Si vous souhaitez vous renseigner sur vos droits ou pour formuler toute plainte, vous pouvez contacter le Comité d'éthique de la recherche –Société et culture de l'Université de Montréal à l'adresse suivante : cersc@umontreal.ca. Vous pouvez aussi contacter l'ombudsman de l'Université de Montréal au (514)343-2100 ou à l'adresse suivante : ombudsman@umontreal.ca

Utilisation secondaire des données

Les données recueillies dans le cadre du présent projet de recherche pourraient être d'intérêt pour d'autres activités de recherche, notamment dans le cadre de projet de maîtrise ou de doctorat. Si vous y consentez, vos données pourront être utilisées dans le cadre d'autres projets de recherche sous la responsabilité de Juliette Tremblay ou Francis Fortin.

J'accepte que les données recueillies dans le cadre de cette étude soient utilisées, par le chercheur ou des étudiants, pour des projets de recherche semblables, qui auront été approuvés par un comité d'éthique de la recherche dans le respect des mêmes principes de confidentialité et de protection des informations. Oui Non

Identification de la personne ou de son organisation

Dans le cadre de la recherche, il est prévu que la présentation des données ne permette pas de vous identifier. Nous connaissons seulement votre courriel si vous désirez participer au concours, cependant les courriels seront contenus dans une base de données différente de la base de données contenant les réponses à l'étude. Tous les courriels seront détruits après la phase de collecte. Il ne sera pas possible de faire le lien entre votre courriel pour le concours et les résultats du sondage, car ils seront sur deux listes séparées. De plus, comme mentionné précédemment, vous vous verrez attribuer un numéro unique d'identifiant, c'est seulement par ce numéro unique d'identifiant que nous pourrons vous identifier et vous associer à vos réponses.

Consentement à la recherche

Engagement de la chercheure

La chercheure s'engage à respecter ce qui a été convenu au présent formulaire d'information et de consentement et demeure disponible pour répondre à toutes questions au sujet de cette recherche.

Déclaration du participant

- Je comprends que je peux prendre mon temps pour réfléchir avant de donner mon accord ou non à participer à la recherche.
- Je peux poser des questions à l'équipe de recherche et exiger des réponses satisfaisantes.
- Je comprends qu'en participant à ce projet de recherche, je ne renonce à aucun de mes droits ni ne dégage les chercheurs de leurs responsabilités.
- J'ai pris connaissance du présent formulaire d'information et de consentement et j'accepte de participer au projet de recherche.

Vous avez deux options

Si vous avez des questions ou préoccupations quant à votre participation vous pouvez choisir de fermer la fenêtre du présent document et communiquer avec la chercheure avant d'indiquer votre choix.

J'accepte

Je n'accepte pas (Si vous cochez cette case, arrêtez de remplir ce formulaire)

L'original du formulaire sera conservé à l'Université de Montréal. Le projet de recherche et le présent formulaire de consentement ont été approuvés par le Comité d'éthique de la recherche – Société et culture de l'Université de Montréal le XX MOIS 2021.

Date de la version du présent formulaire : 11-11-2021

Annexe 3 : Questionnaire sociodémographiques et perceptions de l'IA

Quel est votre genre ?

Femme

Homme

Autre

Quel est votre âge? (Précisez)

Quel est votre nationalité?

Canada

France

Suisse

Autre

Quel est votre dernier diplôme obtenu ou en cours?

Secondaire

Collégial

Universitaire 1^{er} cycle

Universitaire 2^e cycle

Universitaire 3^e cycle

Dans quelle discipline avez-vous obtenu votre dernier diplôme ou la discipline de votre diplôme en cours? (Précisez)

Dans votre semaine, qu'est-ce qui vous occupe pour 80% de votre temps?

Études

Travail

Études et travail à 50-50

Dans quel domaine professionnel travaillez-vous? (Précisez)

Depuis combien d'années travaillez-vous dans ce domaine? (Précisez)

Dans quelle catégorie d'emploi appartenez-vous?

Civil dans une agence d'application de la loi

Employés de la fonction publique

Policiers

J'ai de bonnes connaissances par rapport à l'intelligence artificielle?

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

De manière générale, je perçois l'intelligence artificielle positivement

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

Est-ce que vous utilisez des assistants virtuels dans votre vie personnelle par exemple Siri de Apple, Alexa de Amazon, Cortana de Microsoft et/ou Google Home? (Oui ou non, si oui mentionnez lequel)

Oui, j'utilise un ou des assistants virtuels

Non, je n'utilise aucun assistant virtuel

Si oui, mentionner lesquels :

En général, je suis satisfait des réponses que je reçois de mon assistant virtuel

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

Avoir accès à des assistants virtuels ou à l'intelligence artificielle a eu un impact sur ma vie personnelle.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

J'utilise des technologies d'intelligence artificielle dans le cadre de mon emploi.

Oui

Non

Ne sait pas

L'intelligence artificielle à le potentiel d'améliorer mon milieu de travail

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

L'intelligence artificielle a le potentiel de remplacer mes tâches professionnelles

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

Pour chacune des capacités et comportements humains mis en liste ci-dessous inscrire, sur une échelle de 1 à 5, si vous pensez que l'intelligence artificielle peut être utile pour :

| | Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| Monitorer | | | | | |
| Analyser | | | | | |
| Agir | | | | | |
| Interagir | | | | | |
| Se souvenir | | | | | |
| Anticiper | | | | | |
| Ressentir | | | | | |
| Créer | | | | | |
| Décider | | | | | |

Annexe 4 : Questionnaire sur les types de personnalité

Je suis le boutentrain dans les partys.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

Je sympathise avec les sentiments des autres.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

J'accomplis les tâches ménagères sans délai.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

J'ai de fréquentes sautes d'humeur.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

J'ai une imagination fertile.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

Je ne parle pas beaucoup.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

Les problèmes des autres ne m'intéressent pas.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

J'oublie souvent de ranger les choses où elles vont.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

Je suis détendu la plupart du temps.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

Je n'ai pas d'intérêt pour les idées abstraites.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

Je parle à plusieurs personnes différentes dans les partys.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

Je ressens les émotions des autres.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

J'aime l'ordre.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

Je suis facilement contrarié.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

J'ai de la difficulté à comprendre les idées abstraites.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

J'ai tendance à rester en retrait.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

Je ne suis pas vraiment intéressé par les autres.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

Je suis désordonné.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

Je me sens rarement déprimé.

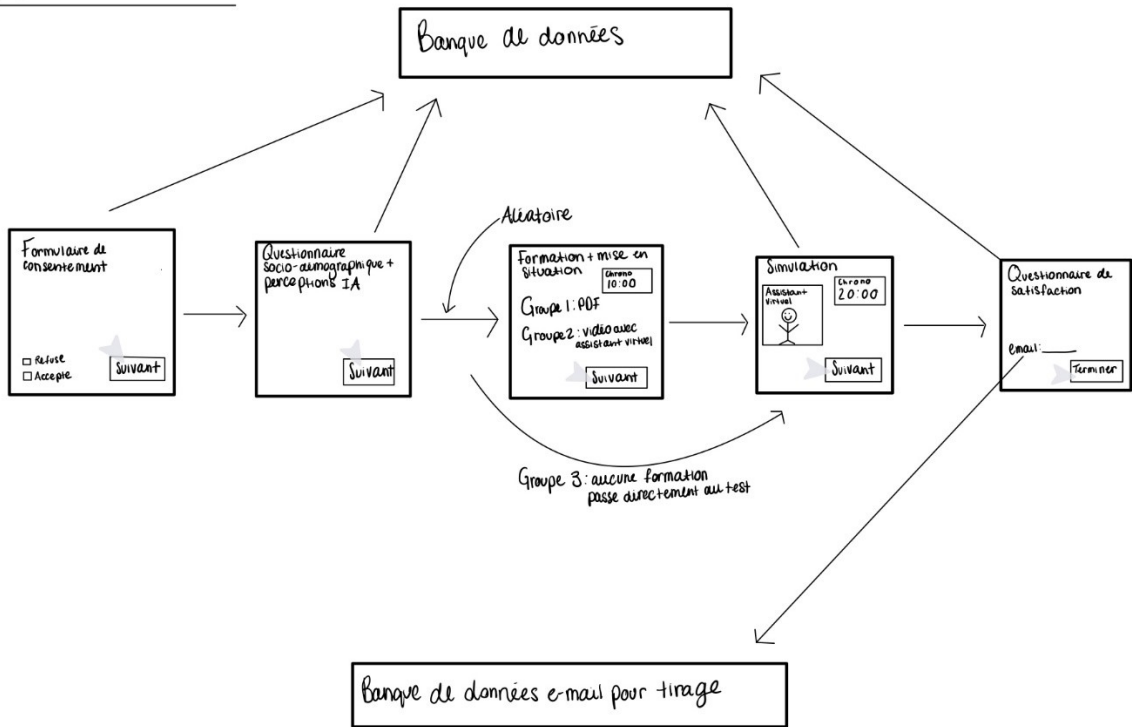
| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

J'ai très peu d'imagination.

| Totalement en désaccord | En désaccord | Neutre | En accord | Totalement en accord |
|-------------------------|--------------|--------|-----------|----------------------|
| | | | | |

Annexe 5 : Visuel du fonctionnement de la plateforme en ligne

Devis de recherche



Annexe 6 : Matrice d'intercorrélation dans les items sur les utilités de l'intelligence artificielle

Annexe 6 : Matrice d'intercorrélation dans les items sur les utilités de l'intelligence artificielle
Corrélations

| | | L'intelligence artificielle peut être utile pour Monitorer | L'intelligence artificielle peut être utile pour Analyser | L'intelligence artificielle peut être utile pour Agir | L'intelligence artificielle peut être utile pour Interagir | L'intelligence artificielle peut être utile pour Se souvenir | L'intelligence artificielle peut être utile pour Anticiper | L'intelligence artificielle peut être utile pour Ressentir | L'intelligence artificielle peut être utile pour Créer | L'intelligence artificielle peut être utile pour Décider |
|--|-------------------------|--|---|---|--|--|--|--|--|--|
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Monitorer | Corrélation Pearson | 1 | ,099 | ,241** | ,045 | ,217** | ,277** | ,116 | ,131 | ,173* |
| | Niveau de signification | | ,151 | ,000 | ,511 | ,002 | ,000 | ,094 | ,057 | ,012 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Analyser | Corrélation Pearson | ,099 | 1 | ,176* | -,081 | ,097 | ,235** | ,177** | ,287** | ,305** |
| | Niveau de signification | ,151 | | ,011 | ,240 | ,159 | ,001 | ,010 | ,000 | ,000 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Agir | Corrélation Pearson | ,241** | ,176* | 1 | ,410** | ,097 | ,149* | ,453** | ,317** | ,506** |
| | Niveau de signification | ,000 | ,011 | | ,000 | ,158 | ,030 | ,000 | ,000 | ,000 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Interagir | Corrélation Pearson | ,045 | -,081 | ,410** | 1 | ,201** | ,079 | ,257** | ,203** | ,201** |
| | Niveau de signification | ,511 | ,240 | ,000 | | ,003 | ,253 | ,000 | ,003 | ,003 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Se souvenir | Corrélation Pearson | ,217** | ,097 | ,097 | ,201** | 1 | ,272** | -,042 | ,232** | ,114 |
| | Niveau de signification | ,002 | ,159 | ,158 | ,003 | | ,000 | ,547 | ,001 | ,099 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Anticiper | Corrélation Pearson | ,277** | ,235** | ,149* | ,079 | ,272** | 1 | ,244** | ,235** | ,223** |
| | Niveau de signification | ,000 | ,001 | ,030 | ,253 | ,000 | | ,000 | ,001 | ,001 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Ressentir | Corrélation Pearson | ,116 | ,177** | ,453** | ,257** | -,042 | ,244** | 1 | ,275** | ,443** |
| | Niveau de signification | ,094 | ,010 | ,000 | ,000 | ,547 | ,000 | | ,000 | ,000 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Créer | Corrélation Pearson | ,131 | ,287** | ,317** | ,203** | ,232** | ,235** | ,275** | 1 | ,380** |
| | Niveau de signification | ,057 | ,000 | ,000 | ,003 | ,001 | ,001 | ,000 | | ,000 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 |
| L'intelligence artificielle peut être utile pour Décider | Corrélation Pearson | ,173* | ,305** | ,506** | ,201** | ,114 | ,223** | ,443** | ,380** | 1 |
| | Niveau de signification | ,012 | ,000 | ,000 | ,003 | ,099 | ,001 | ,000 | ,000 | |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 |

** . p<0,01

* . p<0,05

Annexe 7 : Matrice d'intercorrélation entre les scores de personnalité du Big 5 et l'échelle ACHIA

Corrélations

| | | ACHIA | Score total attention aux détails | Score total neuroticisme | Score total amabilité | Score total imagination | Score total extraversion |
|-----------------------------------|----------------------------|-------|--------------------------------------|-----------------------------|--------------------------|----------------------------|-----------------------------|
| ACHIA | Corrélation Pearson | 1 | ,035 | -,034 | ,035 | ,023 | ,037 |
| | Niveau de signification | | ,612 | ,619 | ,612 | ,736 | ,593 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 |
| Score total attention aux détails | Corrélation Pearson | ,035 | 1 | -,051 | 1,000** | -,167* | -,119 |
| | Niveau de signification | ,612 | | ,462 | ,000 | ,015 | ,085 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 |
| Score total neuroticisme | Corrélation Pearson | -,034 | -,051 | 1 | -,051 | ,002 | -,073 |
| | Niveau de signification | ,619 | ,462 | | ,462 | ,978 | ,289 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 |
| Score total amabilité | Corrélation Pearson | ,035 | 1,000** | -,051 | 1 | -,167* | -,119 |
| | Niveau de signification | ,612 | ,000 | ,462 | | ,015 | ,085 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 |
| Score total imagination | Corrélation Pearson | ,023 | -,167* | ,002 | -,167* | 1 | -,034 |
| | Niveau de signification | ,736 | ,015 | ,978 | ,015 | | ,623 |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 |
| Score total extraversion | Corrélation Pearson | ,037 | -,119 | -,073 | -,119 | -,034 | 1 |
| | Niveau de signification | ,593 | ,085 | ,289 | ,085 | ,623 | |
| | N | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 | 211 |

** . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

* . Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).