



HAL
open science

Des IA et des Hommes

Cédric Baudet, Maximiliano Jeanneret Medina, Matthieu Delaloye

► **To cite this version:**

Cédric Baudet, Maximiliano Jeanneret Medina, Matthieu Delaloye. Des IA et des Hommes. AIM 2023, Association Information et Management, May 2023, Dijon, France. hal-04167777

HAL Id: hal-04167777

<https://hal.science/hal-04167777>

Submitted on 21 Jul 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Distributed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License



DIJON 2023

Des IA et des Hommes

*Cédric Baudet**

Maximiliano Jeanneret Medina ***

*Matthieu Delaloye****

* HEG Arc, HES-SO // University of Applied Sciences Western Switzerland, Neuchâtel, Switzerland

** Human-IST Institute, University of Fribourg, Fribourg, Switzerland

*** Office cantonal des systèmes d'information et du numérique, Etat de Genève, Suisse

Résumé :

Cette recherche vise à répondre à deux questions. Quels sont les facteurs qui contribuent ou qui restreignent l'adoption, l'acceptation et l'usage des IA par les institutions et les fonctionnaires ? Comment tirer profit de ces facteurs dans un processus d'adoption, d'acceptation et d'usage des IA dans le secteur public ? Pour y répondre, nous avons mobilisé une méthodologie de recherche mixte au travers de *focus group* avec des fonctionnaires en Suisse. Notre cadre théorique s'appuie sur UTAUT et sur le programme de recherche sur l'adoption et l'usage des IA proposé par Venkatesh. Nous présentons les facteurs d'adoption, d'acceptation et d'usage par l'opérationnalisation de UTAUT. De plus, nous présentons une combinaison de UTAUT et du « Processus d'Adoption des Technologies de l'Information » comme guide pour analyser l'adoption puis l'acceptation et l'usage dans une visée processuelle. Enfin, nous proposons des recommandations managériales pour les projets d'IA du secteur public.

Mots clés :

ia; utaut ; adoption ; usage ; secteur public

Of AI and Men

Abstract:

This research aims to answer two questions. What factors contribute to or constrain the adoption, acceptance, and use of AI by institutions and public servants? How can we take advantage of these factors in a process of adoption, acceptance, and use of AI in the public sector? To answer these questions, we have mobilized a mixed research methodology through a focus group with civil servants in Switzerland. Our theoretical framework is based on UTAUT and the AI adoption and usage research agenda proposed by Venkatesh. We present the factors of adoption, acceptance, and use through the operationalization of UTAUT. Furthermore, we present a combination of UTAUT and the "IT innovation adoption process" as a guide to analyze adoption and then acceptance and use in a processual approach. Finally, we propose managerial recommendations for public sector AI projects.

Keywords:

ai; utaut ; adoption ; use; public sector

Des IA et des Hommes

1. Introduction

Une enquête menée par le groupe Eraneos¹ révèle que l'industrie suisse accuse du retard en matière de numérisation (ICTJournal, 2021b). Les causes mises en lumière par cette enquête sont multiples. Parmi elles, citons le manque de stratégie numérique, la non-inclusion de la numérisation dans la culture d'entreprise ou encore les faibles investissements financiers dans les projets numériques. Les administrations publiques suisses ne font pas mieux que l'industrie privée. À ce propos, les parlementaires fédéraux ou encore l'ONU alarment l'opinion publique depuis de nombreuses années sur les risques qui découlent du retard de la Suisse en matière de cyberadministration (Le Temps, 2021). Afin de combler ce retard, les administrations publiques suisses s'intéressent toujours plus aux technologies de l'intelligence artificielle (IA) (ICTJournal, 2021a). Le constat est le même dans les autres pays européens. Le rapport AI Watch publié par la Commission européenne relève que les pays européens ont un intérêt croissant pour l'IA et qu'ils ont alloué des fonds pour stimuler l'adoption et les usages de l'IA au sein des gouvernements (Tangi et al., 2022; van Noordt & Misuraca, 2022).

Kaplan et Haenlein (2019) définissent l'IA comme « *la capacité d'un système informatique à interpréter correctement des données externes, à apprendre à partir de ces données et à utiliser ces apprentissages pour atteindre des objectifs et des tâches spécifiques grâce à une adaptation flexible* ». À ce jour, les recherches sur l'IA dans le domaine public demeurent peu nombreuses (Sousa et al., 2019) et fragmentées (Wirtz et al., 2021). Si la littérature scientifique s'accorde sur l'intérêt croissant du secteur public pour l'IA ainsi que sur le large éventail des bénéfices de ses potentielles utilisations (Sousa et al., 2019), elle en souligne également les défis pour mener à son adoption, à son acceptation puis à son usage (Zuiderwijk et al., 2021). Dans ce contexte, la communauté scientifique se doit d'étudier tant systématiquement (Sousa et al., 2019) qu'empiriquement (van Noordt & Misuraca, 2022) la question de l'adoption, de l'acceptation et des usages de l'IA par les citoyens, mais aussi par les fonctionnaires et par les institutions publiques (Geske & Leyer, 2022; Sun & Medaglia, 2019; Wirtz et al., 2021).

La communauté scientifique et celle des praticiens s'accordent ainsi sur les potentiels impacts positifs de l'IA dans le contexte des administrations publiques tout en soulignant les risques de non-adoption par les fonctionnaires (voir Dwivedi et al., 2021, Venkatesh, 2022 ou encore ICTJournal, 2021b). Afin de répondre à cette problématique, nous avons mené une recherche exploratoire auprès de fonctionnaires en Suisse. Nous adressons cette problématique au travers de deux questions de recherche complémentaires. Premièrement, quels sont les facteurs qui contribuent ou qui restreignent l'adoption, l'acceptation puis l'usage des IA par les institutions et par les fonctionnaires ? Deuxièmement, comment tirer profit de ces facteurs dans le processus d'adoption, d'acceptation puis d'usage des IA dans le secteur public ?

Cette communication se structure en cinq sections. Après avoir introduit notre sujet dans une première section, nous présentons une revue de littérature sur l'IA dans le secteur public.

¹ Le groupe Eraneos (anciennement AWK) est spécialisé en conseil en gestion et en technologie informatique

Dans une troisième section, nous exposons notre cadre théorique qui s'appuie sur une version récente de UTAUT et du programme de recherche sur l'adoption et l'usage de l'IA proposés par Venkatesh (2022). La méthodologie de cette recherche exploratoire est décrite dans une quatrième section. Dans une cinquième section « Résultats », nous présentons les facteurs qui mènent à l'acceptation, à l'adoption puis à l'usage de l'IA dans le secteur public. Dans une sixième section, nous proposons une combinaison de UTAUT et du « Processus d'Adoption des Technologies de l'Information » comme guide pour analyser l'adoption puis l'acceptation et l'usage dans une visée processuelle. De plus, nous exposons des recommandations managériales pour faciliter l'adoption, l'acceptation et l'usage des IA dans le secteur public.

2. Intelligence artificielle dans le secteur public

L'IA est l'une des préoccupations majeures du secteur public (Sousa et al., 2019; Wirtz et al., 2019, 2021). Afin d'offrir une vision holistique de ce phénomène, nous avons conduit une revue de littérature en considérant des travaux qui étudient l'IA dans le secteur public en tant que principal et unique phénomène et sans sous-champ d'application particulier. Pour cela, nous avons constitué un corpus de connaissances composé d'un côté de revues systématiques de littérature scientifique et d'un autre côté de littérature grise. Nous relevons des points communs entre ces deux types de documents, notamment d'un point de vue conceptuel, mais aussi en raison de la participation d'auteurs identiques sur ces deux types de documents (Tangi et al., 2022; van Noordt & Misuraca, 2022).

Au travers d'une analyse préliminaire de ce corpus de connaissance, nous avons constaté que plusieurs travaux se sont succédé pour analyser l'étendue 1) des applications (incluant les opportunités et potentialités), 2) des techniques et 3) des défis de l'IA dans le secteur public (voir Tangi et al., 2022, p. 32). Nous constatons également que ces travaux révèlent que les fonctionnaires devraient améliorer leurs connaissances des concepts de l'IA (ibid.). Ces constats nous ont amenés à analyser en profondeur quatre aspects dans notre corpus de connaissances : la conceptualisation de l'IA, ses applications, ses défis ainsi que les techniques mobilisées. Nous relevons que si les travaux couvrent en majorité les applications de l'IA, la conceptualisation, les types et techniques et les défis de l'IA ont jusqu'à présent été moins explorés. Le tableau 1 synthétise notre analyse du corpus de connaissance initial en classant les travaux par année de publication, puis par ordre alphabétique. Le corpus de connaissance initial a été consolidé par des apports théoriques, contextuels ou encore historiques afin de proposer une revue de littérature holistique.

Référence	Méthode				IA			
	Echantillon (N)	Type doc.	Période	Contribution	Conceptualisation	Applications	Types et techniques	Défis
Sousa et al. (2019)	59	A	2000-2018	D, C	-	x	x	~
Valle-Cruz et al. (2019)	78	A, L, AC, R, O	1970-2018	D	x	x	-	~
Wirtz et al. (2019)	30	A	-	D, C	x	x	~	x
Ballester (2021)	25	N/D	-	D, C	x	x	~	~

Wirtz et al. (2021)	189	A	-	D	-	x	-	x
Zuiderwijk et al. (2021)	26	A, AC	-	D	-	x	-	x
Tangi et al. (2022)	28 / 686	R / R, O	-	D	x	x	x	x
van Noordt & Misuraca (2022)	250	R, O	-	D	-	x	x	~
Madan & Ashok (2023)	73	A, AC	2010-2021	D	-	-	x	x

Type de document : article scientifique (A), livre (L), acte de conférence (AC), rapport (R), autre (O), non défini (N/D)

Contribution : descriptive (D), conceptuelle (C)

Modalités d'analyse de l'IA : contribution principale (X), contribution partielle (~), abordé en surface ou non traité (-)

Tableau 1 - Méta-analyse concernant l'IA appliquée au secteur public

2.1 Conceptualisation de l'IA

La plupart des nations de l'Union européenne soulignent la nécessité d'améliorer la sensibilisation des fonctionnaires, d'accroître leurs connaissances sur l'IA, pour *in fine* adopter cette technologie (Tangi et al., 2022).

Bien que l'IA fasse régulièrement la une de la presse, elle est souvent mal comprise. Cela peut s'expliquer par la grande diversité des définitions à travers le temps (Russell & Norvig, 2020), mais également, car aucune définition n'est communément acceptée (Valle-Cruz et al., 2019; van Noordt & Nurske, 2022). Cette limitation a notamment eu des implications sur les méta-analyses publiées. Comme l'IA est utilisée comme un terme générique, un mot-valise ou encore un *buzzword*, les chercheurs ont eu des difficultés à discerner l'utilisation de l'IA pour un cas donné (Tangi et al., 2022; van Noordt & Misuraca, 2022). De manière surprenante, Madan & Ashok (2023) obtiennent un nombre plus important de projets utilisant le *machine learning* (ML) que l'IA alors que le ML est généralement considéré comme un sous champ de l'IA (Jordan & Mitchell, 2015; Russell & Norvig, 2020). Clarifier les fondements de l'IA et en tirer des définitions nous semble alors nécessaire.

Les fondements de l'IA remontent aux premiers travaux philosophiques d'Aristote (Russell & Norvig, 2020) en passant par ceux de Descartes (Buchanan, 2005). Ce n'est qu'en 1956, que la dénomination intelligence artificielle (IA) a été mentionnée par John McCarthy afin de désigner la première conférence consacrée à ce sujet. D'un point de vue général, l'IA se réfère à une machine dotée d'intelligence. En d'autres termes, il s'agit d'une activité ou d'un comportement intelligent effectué par une machine lorsque ce même comportement est observé chez des humains (Simmons & Chappell, 1988). Pour Russell & Norvig (2020), les dimensions « humain / rationnel » ainsi que « pensée / comportement » conduisent à quatre manières de voir l'intelligence, chacune ayant donné lieu à des programmes de recherche distincts : 1) agir humainement, 2) penser humainement, 3) penser rationnellement et 4) agir rationnellement. La première approche, matérialisée par le célèbre test de Turing, est sans doute la plus connue (*ibid.*). Plus récemment et dans une visée orientée « système d'information », Kaplan et Haenlein (2019) proposent une définition, présentée dans notre

introduction, qui fait directement référence aux IA dites apprenantes qui mobilisent les techniques et méthodes issues du ML et du *deep learning* (DL).

Le manque de définition communément acceptée de l'IA a conduit tant les chercheurs (p. ex. Valle-Cruz et al., 2019) que les experts à en proposer. Pour le groupe d'experts en IA nommé par la Commission européenne (Tangi et al., 2022, p. 10), l'IA « *désigne les systèmes faisant preuve d'un comportement intelligent en analysant leur environnement et en prenant des mesures - avec un certain degré d'autonomie - pour atteindre des objectifs spécifiques. Les systèmes fondés sur l'IA peuvent être purement logiciels, agissant dans le monde virtuel (p. ex. assistants vocaux, logiciels d'analyse d'images, moteurs de recherche, systèmes de reconnaissance de la parole et de visages) ou l'IA peut être intégrée dans des dispositifs matériels (p. ex. robots avancés, voitures autonomes, drones ou applications de l'internet des objets).* ». Partiellement reliée à la définition de Kaplan & Haenlein (2019), cette dernière définition mentionne des formes concrètes que peut prendre l'IA et ses liens avec d'autres concepts tels que l'autonomie (Hancock, 2017).

Il semble important de préciser que toutes les IA ne sont pas égales en intelligence. Les IA sont généralement catégorisées en trois stades qui donnent lieu aux classes suivantes : IA faible, IA générale et super IA (Kaplan & Haenlein, 2019; Kelly et al., 2023; Wirtz et al., 2019). À ce jour, les IA que nous mobilisons au quotidien au travers d'un assistant tel que Siri sont faibles, car elles s'appliquent à un domaine spécifique et sont incapables de résoudre de manière autonome des problèmes issus d'autres domaines (Kaplan & Haenlein, 2019). Les IA générales sont applicables à plusieurs domaines et sont capables de résoudre de façon autonome des problèmes issus d'autres domaines. Finalement, les super IA s'appliquent à n'importe quel domaine et sont capables de résoudre instantanément des problèmes dans tous les domaines en surpassant les capacités humaines. D'autres classifications vont notamment distinguer les types d'intelligences (p. ex. cognitive, émotionnelle, sociale, artistique) et donner lieu à d'autres types d'IA (Kaplan & Haenlein, 2019).

2.2 Applications de l'IA : opportunités, potentialités et implémentations

Les travaux de notre corpus de connaissance se sont principalement penchés sur le potentiel de l'IA appliqué au secteur public et ses défis. Wirtz et al. (2019) suggèrent dix domaines d'application de l'IA dans le domaine public en décrivant leur création de valeur. En s'appuyant sur ces travaux, Valle-Cruz et al. (2019) ont constaté que seuls des travaux normatifs et exploratoires ont été publiés. Parmi les dix fonctions gouvernementales de l'OCDE, Sousa et al. (2019) démontrent que les services publics génériques, les affaires économiques et la protection de l'environnement font l'objet du plus grand nombre d'études liées à l'IA.

En juin 2022, chercheurs et spécialistes ont conjointement apporté une vue d'ensemble de la situation concernant l'adoption de l'IA dans le secteur public en Europe (Tangi et al., 2022). Parmi les 27 états membres de l'Union européenne plus la Norvège, 24 d'entre eux ont publié une stratégie officielle. Ces nations optent généralement pour une approche plurielle couplant une stratégie orientée sur les données, sur les capacités internes et sur le réseau externe. Par ailleurs, les auteurs soulignent une évolution marquée, passant d'expérimentations et de projets pilotes à un riche ensemble d'applications et de solutions utilisées quotidiennement

permettant d'accroître l'efficacité et l'efficacités de l'état. En effet, 686 cas impliquant l'IA, dont 38% arrivés à leur terme, ont été menés dans 30 pays européens. Ces applications sont en majorité mises en œuvre au niveau national et s'appliquent aux services publics. Ces avancées sont régulièrement rapportées par la presse spécialisée (AlgorithmWatch, 2021). Finalement, le territoire européen est marqué par une vision de l'IA dans le respect de l'humain et visant à utiliser cette technologie pour le bien de la société et non à des fins malveillantes. Sans pour autant se concentrer sur le secteur public en particulier, Kelly et al. (2023) observent des considérations culturelles similaires. Ces derniers indiquent que dans certains scénarios la nécessité du contact humain subsiste, quelle que soit l'utilité ou la facilité d'utilisation perçue de l'IA.

Précisons enfin qu'en Suisse, la Confédération s'est dotée d'un centre de compétence en IA². Signalons également la création d'un centre de compétence national pour le développement et l'implémentation de l'intelligence augmentée³.

2.3 Types et techniques d'IA mobilisées

Les méta-analyses s'intéressant aux types et techniques d'IA dans le secteur public s'accordent sur l'important recours aux techniques de ML (Tangi et al., 2022). D'après Jordan & Mitchell (2015), le ML est une discipline axée sur deux questions interdépendantes : 1) comment construire des systèmes informatiques qui s'améliorent automatiquement par l'expérience ? 2) quelles sont les lois fondamentales en matière de statistique, de calcul et de théorie de l'information qui régissent tous les systèmes d'apprentissage, y compris les ordinateurs, les humains et les organisations ? Le ML se distingue de la programmation traditionnelle par des règles qui sont créées à partir des données. Bien que les formes de ML soient nombreuses, le DL est la forme la plus répandue. Le DL consiste en l'apprentissage automatique d'une structure complexe à partir de grands ensembles de données brutes *via* plusieurs niveaux de représentation de ces données (LeCun et al., 2015). Chaque niveau, couche ou module peut être vu comme un filtre qui effectue des opérations mathématiques simples ou non linéaires de distillation de l'information pour alimenter la couche supérieure légèrement plus abstraite. Plus les couches de représentations sont nombreuses, plus le réseau est profond, d'où l'origine du terme *deep*. L'usage de réseaux de neurones artificiels (inhérents au DL) est la technique la plus récurrente et a été désigné comme fournissant des résultats positifs dans plusieurs domaines d'application du secteur public (Sousa et al., 2019).

2.4 Défis de l'IA

Les défis relatifs à l'introduction de l'IA dans le secteur public demeurent. Sousa et al. (2019) soulignent l'importance de considérer les implications éthiques. Par ailleurs, Valle-Cruz et al. (2019) classent les défis et les implications négatives de l'IA sur l'activité des institutions publiques sous le prisme du cycle des politiques publiques. Dans le même temps, Wirtz et al. (2019) ont regroupé les défis en quatre dimensions : l'implémentation technologique, les lois et réglementations, l'éthique ainsi que les implications sociétales (c.-à-d. la transition de la vie sociale et de l'interaction humaine induite par l'IA ainsi que les défis sociaux associés à ces

² <https://cnaai.swiss/fr/>

³ <https://swisscai.ch/fr/>

changements). Ballester (2021) organise les défis selon les données nécessaires à l'IA, les tâches et actions qu'elle peut accomplir et ses impacts. Parmi neuf risques de l'IA identifiés par Wirtz et al. (2021), les risques juridiques et réglementaires sont les défis les plus fréquemment mentionnés dans la littérature, suivi des risques éthiques, de vie privée et sociaux. Finalement, les défis de l'IA sont examinés sous la forme de tensions par Madan & Ashok (2023) qui indiquent une importante lacune dans la compréhension de ces tensions dans la création de valeur publique. Ces tensions, qui se réfèrent à l'équité, la transparence, la vie privée ou encore aux droits de l'homme requièrent une meilleure compréhension contextuelle et processuelle de l'adoption et de la diffusion de l'IA dans l'administration publique.

Alors que le secteur public a engagé des ressources considérables pour mener des projets d'IA, les impacts de ces initiatives sont encore peu étudiés. L'acceptation, l'adoption et la diffusion de l'IA dans le secteur public ont fait l'objet de travaux récents (Kelly et al., 2023; Madan & Ashok, 2023). La communauté scientifique recommande d'analyser les facteurs sous-jacents à l'acceptation et à l'adoption de l'IA dans le secteur public en empruntant notamment la perception des différentes parties prenantes (Wirtz et al., 2021), la manière dont les administrations publiques évoluent, les moyens qui facilitent le changement organisationnel, la façon dont les emplois des fonctionnaires se transforment ou encore les actions qui mènent les fonctionnaires à collaborer avec leurs systèmes d'IA (van Noordt & Misuraca, 2022). Tandis que des systèmes d'IA substituant le travail humain sont attendus (Brynjolfsson & Mitchell, 2017; Wirtz et al., 2019), les fonctionnaires positionnés en première ligne de ces changements ont, jusqu'à présent, suscité peu d'intérêt de la communauté scientifique. De plus, les travaux qui vont dans ce sens restent exploratoires (van Noordt & Misuraca, 2022). Par exemple, Greiner et al. (2020) ont exploré les préférences des fonctionnaires qui devraient collaborer avec différents types d'IA ainsi que les facteurs de rejets pour chacun de ces types. Il nous semble ainsi approprié de contribuer au débat scientifique sur ce domaine en s'intéressant à l'adoption, à l'acceptation puis à l'usage des IA dans le secteur public.

3. Cadre théorique

Comme cadre théorique, nous nous appuyons sur le modèle *Unified Theory of Acceptance and Use of Technology* (UTAUT) ainsi que sur le programme de recherche sur l'adoption et l'usage des IA proposés par Venkatesh (2022). En effet, UTAUT a été opérationnalisé pour de nombreuses technologies, est considéré comme valide par la communauté scientifique en système d'information et est applicable dans les situations où l'utilisation de la technologie n'est pas volontaire (Baudet & Lebraty, 2018). Selon Venkatesh lui-même (2022), UTAUT peut être opérationnalisé pour étudier l'adoption et l'usage des IA.

UTAUT présente quatre variables causales qui peuvent prédire l'intention d'utilisation et l'usage d'une technologie : 1) la performance espérée par l'utilisateur ; 2) l'effort attendu pour utiliser la technologie ; 3) l'influence sociale telle que l'usage effectif de collègues et 4) les conditions facilitatrices comme les besoins, l'expérience de l'utilisateur ou encore l'infrastructure organisationnelle et technique pour soutenir l'usage de la technologie. Le sexe, l'âge, l'expérience ou encore l'utilisation volontaire sont des variables modératrices de

l'influence des variables causales précitées (Venkatesh et al., 2003). Quatre antécédents qui peuvent impacter l'adoption et l'utilisation d'une technologie sont exposés par Venkatesh (2022) : 1) les caractéristiques individuelles ; 2) les caractéristiques de la technologie ; 3) les caractéristiques environnementales et enfin 4) des interventions telles que de la formation ou encore des techniques de gamification. La figure 1 présente UTAUT (Venkatesh, 2022).

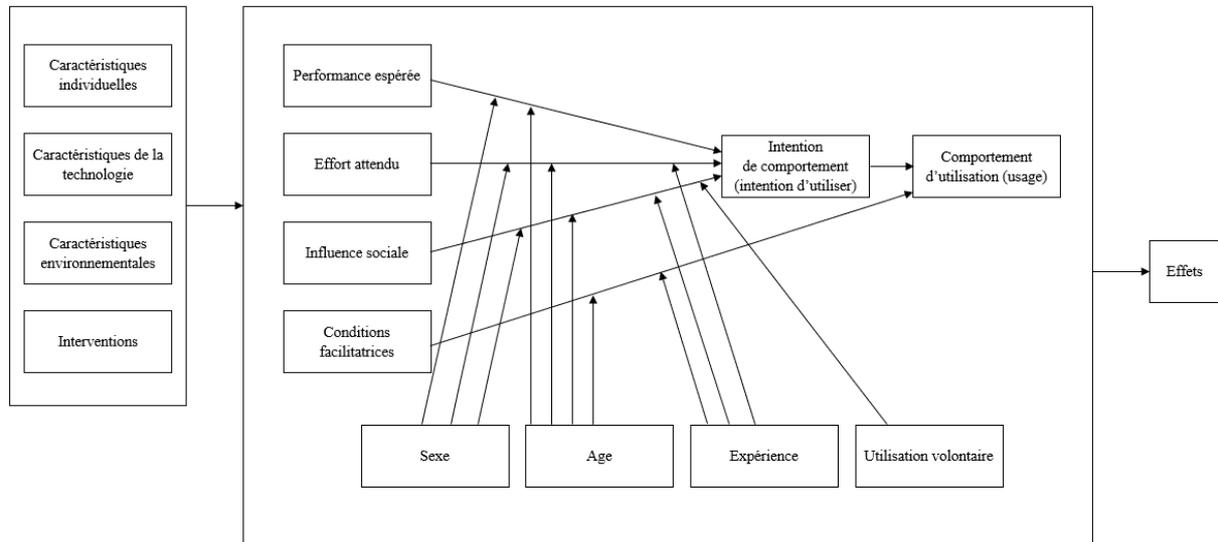


Figure 1 – UTAUT (adapté de Venkatesh, 2022)

Bien que considéré comme mature, le courant de l'adoption et de l'usage des technologies révèle de nombreuses zones d'ombres qu'il convient encore d'éclairer (Venkatesh et al., 2014). L'adoption et l'usage d'une technologie offrent des opportunités de recherche sur l'identification 1) d'antécédents ; 2) de variables modératrices ; 3) de nouveaux construits ou encore 4) de nouveaux résultats ou de nouvelles conséquences (Venkatesh, 2022).

C'est certainement dans ce contexte que Venkatesh a proposé récemment un agenda de recherche sur l'adoption et l'usage de l'IA au travers du prisme de la gestion des opérations (2022). L'auteur observe que l'un des obstacles majeurs à l'exploitation des avantages d'une technologie reste encore corrélé à son adoption et à son utilisation efficace. Ainsi et bien que certains problèmes soient typiques de toute mise en œuvre technologique, il existe des caractéristiques uniques de l'IA qui entravent son adoption et son usage au niveau organisationnel et individuel (ibid.). Selon Venkatesh (ibid.), les problèmes évoqués ici peuvent être étudiés au travers du modèle UTAUT. Nous présentons ces problèmes ainsi que leurs voies futures de recherche dans le tableau 2.

Caractéristique	Type de problème	Description	Voies de recherche UTAUT
Boîte noire	Problèmes avec les outils d'IA	Le modèle de ML ou de DL est souvent une boîte noire et l'utilisateur a peu ou pas de visibilité sur l'algorithme ou le processus sous-jacent qui rend la décision. Il est peu probable que les utilisateurs acceptent cette situation, surtout s'ils en sont responsables des conséquences.	Caractéristiques individuelles
Erreurs du	Problèmes avec les	Un modèle de ML ou de DL est une représentation simplifiée de la réalité. Un modèle est voué par	Caractéristiques de

modèle	outils d'IA	définition à faire des erreurs qui peuvent diminuer la confiance des utilisateurs envers l'IA et ainsi avoir un impact négatif sur son acceptation et son usage.	la technologie
Apprentissage des modèles	Problèmes avec les outils d'IA	L'IA apprend et améliore ses performances et sa précision. En cas de données limitées ou de faible qualité, l'apprentissage sera limité.	Caractéristiques environnementales
Biais du modèle	Problèmes avec les outils d'IA	Les modèles de ML ou de DL ont tendance à présenter des biais, dont certains peuvent être émergents et inconnus au départ. Plus les biais se développent, plus l'acceptation et l'usage des utilisateurs seront limités.	Interventions
Préjugé des utilisateurs	Problèmes avec les utilisateurs	Selon leur vécu et leurs expériences, les utilisateurs ont des préjugés qui peuvent mener à des erreurs de jugement pires que les erreurs commises par des IA. Les utilisateurs peuvent avoir plus confiance dans leur jugement que dans celui d'une IA.	Caractéristiques individuelles Caractéristiques de la technologie
Aversion pour les algorithmes	Problèmes avec les utilisateurs	Certains utilisateurs peuvent présenter une aversion envers les algorithmes (au cœur des IA).	Caractéristiques environnementales Interventions
Plus de parties prenantes	Problèmes particuliers en relation avec la gestion des opérations	Certains cas d'usage d'IA dans le domaine de la gestion des opérations doivent considérer un grand nombre de données de nombreuses parties prenantes.	Caractéristiques individuelles
Données incomplètes et/ou manquantes	Problèmes particuliers en relation avec la gestion des opérations	Les modèles de ML ou de DL s'appuient sur des données incomplètes ou manquantes. Ce problème risque d'être exacerbé par la participation d'un grand nombre de parties prenantes et notamment de parties prenantes extraorganisationnelles, ce qui peut être le cas dans un contexte de gestion des opérations.	Caractéristiques de la technologie
Hypothèse inconnue ou incorrecte	Problèmes particuliers en relation avec la gestion des opérations	Les modèles de ML ou de DL s'appuient sur des hypothèses. Dans un contexte de gestion des opérations, les hypothèses formulées peuvent être inconnues ou incorrectes. Cela peut contribuer directement à certains des problèmes, tels que les erreurs de modèle, exposés plus haut.	Caractéristiques environnementales
Paysage changeant	Problèmes particuliers en relation avec la gestion des opérations	Dans la gestion des opérations, la chaîne de production de bien ou de services peut être longue, composée d'activités variées, de multiples parties prenantes et de nombreuses données hétérogènes. Cette situation peut contribuer aux problèmes évoqués plus haut.	Interventions

Tableau 2 – Caractéristiques qui entravent l'adoption et l'usage d'IA (adapté de Venkatesh, 2022)

Venkatesh (ibid.) appelle la communauté scientifique à étudier au travers d'UTAUT l'adoption et l'usage de l'IA par les employés et leurs organisations dans un contexte de

gestion des opérations. Nous répondons à cet appel en empruntant le cadre théorique présenté ici pour répondre aux deux questions de recherche proposées. Ainsi, quels sont les facteurs qui contribuent ou qui restreignent l'adoption, l'acceptation puis l'usage des IA par les institutions et par les fonctionnaires ? Comment tirer profit de ces facteurs pour faciliter l'adoption, l'acceptation puis l'usage des IA dans le secteur public ?

4. Méthodologie de recherche

Nous avons conduit une recherche exploratoire de mars 2021 à juillet 2022 en Suisse. Nous avons opté pour une méthodologie de recherche mixte au travers de *focus group* en distanciel avec des fonctionnaires. Un *focus group* est une approche de recherche qui consiste à mener une discussion ciblée pour comprendre un sujet d'intérêt en impliquant un petit groupe de personnes possédant certaines caractéristiques et fournissant des données qualitatives (Krueger & Casey, 2015, p. 32).

4.1 Terrain de recherche et population

Notre recherche exploratoire a été conduite dans le domaine public. En 1976 déjà, Rainey, Backoff et Levine mettaient en lumière les différences entre le secteur public et le secteur privé tout en exposant leur rapprochement en matière de pratiques managériales. La littérature du domaine (voir par exemple Rosacker et al., 2008 ou Campbell et al., 2010) s'accorde sur le fait que le secteur public est constitué d'un ensemble d'institutions administratives qui fournissent des biens et des services pour le compte d'un gouvernement. Ces institutions sont généralement marquées par leur mission de service public, par leur dépendance budgétaire à un État, ainsi que par les stratégies politiques qui les gouvernent. Bozeman et Kingsley (1998) affirment d'ailleurs que bien que leur survie en tant qu'institution soit généralement assurée, les actions motivées par la politique peuvent entraver leur planification stratégique à long terme et ainsi leur capacité à mettre en œuvre et à maintenir des systèmes d'information efficaces.

Notre terrain de cette recherche est caractérisé par le fédéralisme de la Suisse. Le pouvoir est réparti entre la Confédération, les 26 cantons et les quelque 2000 communes du pays. Ces trois niveaux du système fédéral sont autonomes conformément au principe de subsidiarité. « Selon ce principe, la responsabilité d'une action publique, lorsqu'elle est nécessaire, doit être allouée à la plus petite entité capable de résoudre le problème d'elle-même. Si un canton n'est pas en mesure de s'acquitter de la tâche qui lui a été confiée, l'entité supérieure, c'est-à-dire la Confédération, devrait l'aider »⁴.

La population sur laquelle nous nous sommes appuyés dans cette recherche peut être qualifiée d'exception suisse (Bachelard, 2004). En effet, les employés de la fonction publique de la Confédération, des cantons ou des communes n'ont pas de statut protégé et n'ont pas de garantie d'emploi⁵. Afin de recruter des employés de la fonction publique désireux de participer aux *focus group*, nous avons envoyé un appel à participation par courriel à des

⁴ <https://www.ch.ch/fr/systeme-politique/fonctionnement-et-organisation-de-la-suisse/federalisme/#principe-de-subsidiarite>

⁵ <https://www.bar.admin.ch/bar/fr/home/prestations-publications/publications/actualites-de-l-histoire/comment-les-fonctionnaires-sont-devenus-des-employes.html>

fonctionnaires. Nous nous sommes appuyés sur la liste de distribution de l'association eGov Innovation Center. Cette association, composée de membres des secteurs privé, public et académique, est le « centre de compétence suisse romand en cyberadministration qui a pour but de promouvoir la réalisation d'innovations dans le secteur public » (eGov Innovation Center, 2022). Nous avons également publié l'appel à participation au travers du réseau social numérique professionnel *LinkedIn*. 47 fonctionnaires ont répondu à notre appel. Nous en avons présélectionné 39 en privilégiant la diversité de fonctions (élus, cadres ou collaborateurs), d'institutions et de provenance géographique. Nous avons veillé à obtenir un échantillon constitué de représentants des trois niveaux du système fédéral suisse (Confédération, cantons et communes). *In fine*, 19 participants, 2 femmes et 17 hommes ont participé à cette recherche. La population ayant participé aux *focus group* est présentée plus en détail dans le tableau 3.

Participant	Genre	Niveau de fonction	Elu	Niveau du système fédéral	Domaine de compétence	Phase du projet IA	Focus Group
P1	Homme	Collaborateur	Non	Canton	IT / SI	Int.	1
P2	Homme	Collaborateur	Oui	Canton	Métier	Impl.	1
P3	Homme	Collaborateur	Non	Canton	IT / SI	Int.	1
P4	Homme	Cadre	Oui	Commune	Métier	Int.	1
P5	Homme	Collaborateur	Non	Canton	IT / SI	En dev.	1
P6	Femme	Cadre	Non	Canton	IT / SI	Int.	2
P7	Homme	Collaborateur	Non	Canton	IT / SI	En dev.	2
P8	Homme	Collaborateur	Non	Canton	IT / SI	Int.	2
P9	Homme	Collaborateur	Non	Canton	IT / SI	Int.	2
P10	Homme	Cadre	Non	Commune	Métier	Int.	2
P11	Homme	Collaborateur	Non	Confédération	IT / SI	Int.	3
P12	Homme	Cadre	Non	Commune	Métier	En dev.	3
P13	Homme	Cadre	Non	Canton	Métier	Int.	3
P14	Homme	Cadre	Non	Canton	IT / SI	Int.	3
P15	Homme	Cadre	Non	Commune	Métier	Int.	3
P16	Homme	Cadre	Non	Confédération	IT / SI	Impl.	4
P17	Femme	Cadre	Non	Canton	IT / SI	Int.	4
P18	Homme	Cadre	Non	Commune	Métier	Int.	4
P19	Homme	Collaborateur	Non	Canton	IT / SI	Int.	4

Phase du projet IA le plus avancé dans l'organisation : intérêt (Int.), planifié (Plan.), en développement (En dev.), implémenté (Impl.)

Tableau 3 – Population ayant participé aux focus group

4.2 Récolte de données

Un modérateur a conduit quatre *focus group* d'une durée de deux heures ainsi qu'un *focus group* de test qui nous a permis de valider notre démarche méthodologique. Un observateur était également présent. Les *focus group* se sont déroulés en trois phases.

Dans une première phase, le modérateur a exposé la visée de la recherche, puis a décrit le processus du *focus group* et les règles de fonctionnement de ce dernier (micro, chat, partage d'écran, etc.). Chaque participant s'est présenté et a proposé une définition de l'IA. Afin que chacun puisse s'appuyer sur une compréhension commune de ce qu'est l'IA, le modérateur en a proposé une définition tirée de la littérature scientifique (Simmons & Chappell, 1988), puis a clarifié la différence entre de l'IA, de l'automatisation ou encore de la robotique.

La deuxième phase avait pour objectif d'explorer les usages de l'IA dans le domaine public. Pour cela, un stimulus visuel a été projeté aux participants. Ce stimulus était composé de la couverture d'un journal professionnel (ICTJournal, 2021a) qui titrait « Des algorithmes dans les administrations publiques ». Nous avons ensuite mobilisé des techniques projectives (Colucci, 2007). Nous avons projeté la partie de phrase suivante aux participants : « Une IA mise en place dans mon activité... ». Le modérateur a demandé aux participants de compléter cette phrase à l'aide du logiciel d'interaction *Mentimeter*. Les résultats ont été présentés à l'ensemble des personnes présentes dans le *focus group*. Nous précisons que ces deux premières phases nous ont permis d'estimer le niveau de connaissance en IA des participants, mais aussi de cadrer la troisième phase avec une définition ainsi que des cas d'utilisation d'IA acceptés par l'ensemble des participants.

Dans la troisième phase, nous avons proposé de nouveaux stimuli sous la forme de deux extraits vidéo présentant chacune une IA dans une activité d'administration. L'objectif consistait à évaluer et à identifier les facteurs d'acceptation ou de rejet des fonctionnaires pour ces deux IA qui proposent un service avec une finalité différente. À cette fin, nous avons conçu les deux vidéos par *storyboarding* en nous appuyant sur le modèle UTAUT. Nous avons veillé à mettre en évidence tous les construits UTAUT et en particulier « effort attendu », « performance espérée » ainsi que les variables antécédentes qui peuvent faire émerger les leviers ainsi que les freins dans l'acceptation d'une IA par les fonctionnaires. Nous avons implémenté les deux extraits vidéo à l'aide de *ToonyTool.com*. L'un de ces extraits présente une IA destinée à automatiser une tâche fastidieuse et peu valorisante pour le fonctionnaire. Une IA d'automatisation et plus précisément une *Robotic Process Automation* (RPA) pour automatiser la copie de données d'un fichier PDF vers une application métier a été présentée. L'autre extrait présente une IA qui prend une décision importante de façon autonome concernant l'octroi d'un subside financier. Le *storyboarding* ainsi que des images des vidéos peuvent être consultées aux annexes A, B et C. Afin de ne pas biaiser les résultats, les extraits vidéo ont été introduits aux participants de façon neutre par le modérateur, puis présentés dans des ordres différents dans chaque *focus group*. Après la projection de chacun des extraits vidéo, nous avons interagi via *Mentimeter* avec les participants au travers de cinq questions fermées (échelle de Likert à cinq échelons), puis de 5 questions ouvertes. Conformément au cadre théorique présenté plus haut, les questions ont été établies en nous appuyant sur le modèle UTAUT (Venkatesh et al., 2003). Nous avons opérationnalisé UTAUT quantitativement, mais aussi qualitativement afin d'identifier de nouveaux facteurs d'acceptation et d'élargir les techniques de recherche (Baudet & Lebraty, 2018).

Bien qu'il existe de nombreux modèles pour évaluer l'acceptation des technologies, nous avons privilégié UTAUT à d'autres modèles tels que TAM pour plusieurs raisons. Premièrement, l'une des limites du modèle TAM est qu'il n'est applicable que dans les situations où l'utilisation de la technologie est volontaire. Étant donné que dans la plupart des cas, les membres des organisations sont tenus d'utiliser les systèmes d'information, nous avons repris l'hypothèse que le modèle UTAUT explique mieux l'utilisation d'IA dans une organisation gouvernementale (Gupta et al., 2008). Deuxièmement, UTAUT est largement mobilisé et validé dans un contexte cyberadministratif. Troisièmement et comme exposé dans la section 3 « cadre théorique », Venkatesh (2022) appelle la communauté scientifique à

mobiliser le modèle UTAUT comme fondement théorique pour étudier l'adoption et l'usage de l'IA, tout en évoquant qu'il est nécessaire d'opérationnaliser UTAUT afin de considérer les caractéristiques des IA. Le guide mobilisé dans la troisième phase du *focus group* peut être consulté à l'annexe D.

4.3 Traitement des données

Chaque *focus group* a fait l'objet d'un enregistrement vidéo, puis a été retranscrit dans des documents Word. Les interactions avec les participants via *Mentimeter* ont été extraites au format CSV.

Des statistiques descriptives (cf. section « 5. Résultats ») nous ont permis d'analyser les réponses aux cinq questions fermées. Nous avons comparé les résultats statistiques des deux types d'IA présentés aux participants en les regroupant par construits UTAUT. Les données quantitatives obtenues dans cette recherche exploratoire n'ont pas pour objet de soutenir une analyse causale et ainsi de valider des relations entre des variables indépendantes et dépendantes. UTAUT a d'ores et déjà été validé au travers de telles analyses et en particulier à l'aide d'équations structurelles. Dans notre recherche, il s'agit de mettre en lumière l'intention d'utilisation des participants des *focus group* pour chacune des IA présentées.

Afin de compléter les résultats quantitatifs, nous désirions faire émerger de nos données des facteurs qui contribuent ou qui restreignent l'adoption puis l'usage des IA par les fonctionnaires, mais également qui nous permettent d'analyser comment en tirer profit dans le processus l'adoption puis l'usage des IA. Dans le contexte de cette recherche exploratoire, nous avons opté pour un traitement qualitatif des réponses aux questions ouvertes. Afin de nous assister lors de l'analyse des données, nous nous sommes appuyés sur le logiciel d'aide à l'analyse de données qualitatives NVivo. Nous avons adopté NVivo pour sa flexibilité ainsi que pour les fonctionnalités qui facilitent la présentation des données, des traitements réalisés et des résultats obtenus (Point & Baudet, 2022).

NVivo nous a facilité l'opérationnalisation de la démarche de *Grounded Theory* à visée conceptuelle proposée par Gioia et al. (2012). Nous avons privilégié cette démarche à celle de la *classic Grounded Theory* glaserienne (1992) ou encore à l'approche straussienne (1990) pour plusieurs raisons. Premièrement, Gioia s'inscrit bien dans l'esprit inductif de la *Grounded Theory* proposé par Glaser tout en modérant le précepte de *no preconception*. Pour Gioia, s'il est adéquat d'analyser les données avec le moins d'idées prédéterminées, l'analyste mène ses recherches avec son vécu et ses connaissances. La démarche de Gioia met en lumière un processus inférentiel abductif qui nous permet de faire émerger des facteurs d'adoption de nos données tout en nous inscrivant dans notre cadre théorique UTAUT. Deuxièmement, Gioia propose un guide méthodologique structuré. Troisièmement, Gioia met l'accent sur la présentation des données et des résultats traités par *Grounded Theory*.

Dans les retranscriptions au format texte des quatre *focus group*, 220 unités d'analyse de l'ordre d'une phrase ou de portions de phrases ont été codées. 61 concepts ont émergé lors du codage de premier ordre pour 23 thèmes lors du codage de deuxième ordre. *In fine*, les thèmes ont été agrégés dans les construits et les antécédents du modèle UTAUT (les codes sont présentés à la section « 5. Résultats »). Deux analystes ont participé au codage et ont discuté des résultats jusqu'à l'obtention d'un consensus.

5. Résultats

Cette section expose les résultats quantitatifs et qualitatifs de notre recherche en trois temps. Dans un premier temps, nous présentons les résultats obtenus sur l'intention d'utiliser une IA par les fonctionnaires (niveau individuel). Dans un deuxième temps, nous nous penchons sur l'acceptation des IA par les fonctionnaires (niveau individuel). Dans un troisième temps, nous présentons les résultats sur l'adoption des IA par les institutions (niveau organisationnel).

5.1 Intention d'utiliser une IA à un niveau individuel

En analysant les premiers résultats quantitatifs (cf. figure 2), nous constatons que les participants aux *focus group* ont légèrement plus l'intention d'utiliser l'IA RPA destiné à automatiser une tâche fastidieuse que l'IA qui prend une décision importante de façon autonome concernant l'octroi d'un subside financier ($M_{IA-RPA}=3,36$; $M_{IA-DEC}=3,0$).

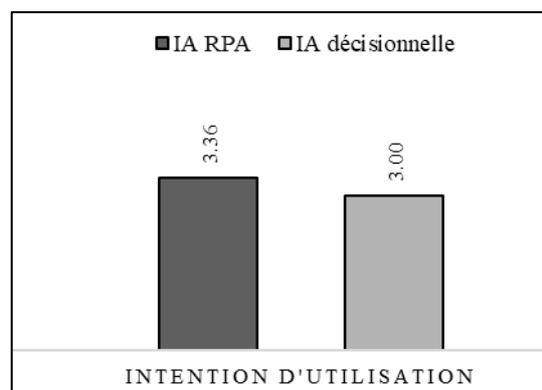


Figure 2 – Résultats quantitatifs concernant l'intention d'utilisation

Nous complétons ces résultats par les perceptions associées à ces deux IA et qui confirment nos résultats quantitatifs. De façon générale, le traitement des données qualitatives démontre que les participants ont généralement perçu positivement l'utilisation de l'IA dans leur institution. Cela s'explique par leur rôle de cadre ou encore leur affinité avec le domaine informatique. L'intention d'utilisation est identique chez les fonctionnaires fédéraux, cantonaux et communaux.

5.2 Acceptation des IA à un niveau individuel

5.2.1. Facteurs d'acceptation et d'usage de l'IA par les fonctionnaires - selon les construits UTAUT

Construit performance espérée : selon nos résultats quantitatifs (cf. figure 3), les participants s'accordent sur les potentiels gains en productivité offerts par les deux IA ($M_{IA-RPA}=3,86$; $M_{IA-DEC}=3,64$). Notre analyse qualitative (cf. tableau 4) démontre que les fonctionnaires acceptent une IA qui leur permet de réaliser un travail administratif efficace. Les participants mentionnent des gains en ressources humaines, en temps, et en qualité. Ces gains, directement reliés à l'automatisation induite par l'IA, peuvent également bénéficier aux citoyens ainsi qu'à l'institution (niveau organisationnel). Concernant l'IA décisionnelle, quelques participants ont été dubitatifs quant à sa capacité de prise de décision (P4, P16),

notamment par son manque d'humanité (P12) ou encore par la difficulté à en expliquer le résultat (P5, P16).

« prendre de la décision par une intelligence artificielle et de pouvoir garantir une équité dans la décision me semble être pas du tout démontrable » (P5)

A *contrario*, d'autres participants ont évoqué une meilleure équité de traitement des citoyens et en raison de la procédure effectuée de manière automatique par une machine sans émotion (P5, P11, P14, P15).

« ça permettrait d'avoir une égalité de traitement, ce qui est mon but. D'un côté il y aurait du bénéfique car l'équité doit être respectée envers les citoyens, et de l'autre ça met un peu les aspects émotionnels de côté » (P15)

« si on arrive à rendre des décisions plus égalitaires, plus fair, plus rapides. Alors là on atteindrait le but, l'IA serait une aide au support à la décision » (P11)

Construit effort attendu : selon nos résultats quantitatifs (cf. figure 3), il semble qu'il soit facile d'apprendre à utiliser ces deux IA ($M_{IA-RPA}=3,64$; $M_{IA-DEC}=3,21$). L'analyse qualitative (cf. tableau 4) laisse apparaître que le construit « effort attendu » est marqué par l'effort des fonctionnaires qui concerne en premier lieu la compréhension de l'IA, notamment ses principes techniques. Les participants ont évoqué qu'à ce jour, les fonctionnaires ont rarement les compétences nécessaires pour nourrir et utiliser ces IA (P1, P6, P7, P16, P17, P18, P19).

« c'est vrai qu'on n'est pas des spécialistes et puis on n'a pas de ressources si effectivement il y a du travail technique à faire au départ, en amont, c'est là que ça va être compliqué » (P19)
« on n'a pas encore les compétences » (P1)

« on l'a vu avec le chatbot pour répondre aux questions COVID. Il [le système] a été abandonné parce que le service n'arrivait pas à mettre en place l'arbre décisionnel suffisant et assez pertinent pour répondre vraiment aux questions posées par les gens » (P6)

Lors de la présentation des participants, certains ont évoqué leurs faibles connaissances dans le domaine de l'IA. De plus, nous avons identifié quelques incompréhensions lors des discussions ouvertes.

« on a les processus automatisés et ce que j'attends de l'intelligence artificielle ou ce qu'on a déployé chez nous, c'est vraiment une automatisation des processus, ça veut dire que on a économisé des ressources » (P7)

Dans une moindre mesure, l'utilisation de l'IA requiert un changement des pratiques individuelles des fonctionnaires tel que le passage du papier au numérique pour certaines procédures (P1, P2, P12).

Construit influence sociale : selon nos résultats quantitatifs (cf. figure 3), l'usage de l'IA RPA sera plus soutenu par les collègues et les supérieurs que l'IA décisionnelle ($M_{IA-RPA}=3,14$; $M_{IA-DEC}=2,86$). Lors de la récolte des données qualitatives (cf. tableau 4), les participants ont donné leur avis sur leur perception du soutien des systèmes IA par des collaborateurs et cadres de leur organisation. Il est pressenti que les cadres et les collaborateurs exerceront une influence positive ou négative sur l'acceptation de l'IA auprès de leurs équipes ou collègues. Cette influence est souvent relative à l'automatisation engendrée par l'IA. Concernant la potentielle perception des collaborateurs, un avis positif est

majoritairement relaté (P1, P4, P7, P15, P17, P18). Les participants orientés sur le métier expliquent que leurs collègues verraient d'un bon œil une IA permettant de diminuer la charge de travail liée aux tâches répétitives et rébarbatives.

« je pense que les gens y serait assez favorable au niveau des collaborateurs. Parce que finalement on a simplement passablement de choses à faire, suffisamment de job à faire, et s'il y a 10-15% qui peut être gagné pour des tâches répétitives il n'y aurait pas de souci »
(P18)

Concernant la potentielle perception des cadres, l'opinion la plus récurrente se réfère à leur appréciation positive de l'utilisation de l'IA dans leurs équipes (P2, P4, P11, P16). Ceux-ci verraient des gains en efficacité apportés par l'IA.

« en tant que cadre, je serais très positif, pour autant qu'on ait une solution qui fonctionne »
(P4)

« je suis convaincu que chez XXX les supérieurs seront toujours d'accord d'insérer des processus automatisés pour libérer des ressources » (P11)

L'influence sociale est à considérer avec les peurs associées à l'IA (voir chapitre 5.2.2).

Construit conditions facilitatrices : selon nos résultats quantitatifs (cf. figure 3), les participants estiment ne pas avoir les conditions facilitatrices optimales et en particulier les ressources nécessaires pour utiliser ces IA ($M_{IA-RPA}=2,36$; $M_{IA-DEC}=2,29$). Lors du traitement des données qualitatives (cf. tableau 4), nous avons fait émerger l'influence positive de la participation des fonctionnaires envers l'acceptation de l'IA. De ce fait, les fonctionnaires seraient acteurs du changement. Nous précisons que le paramétrage de l'IA RPA était formellement explicité dans un extrait vidéo (cf. annexe B). Mieux encore, si les utilisateurs métier sont demandeurs de changement, la technologie serait davantage acceptée. Finalement, les participants ont souligné l'importance d'accompagner les collaborateurs et les cadres dans ce changement (P2, P6, P7).

« ça demanderait encore plus d'accompagnement des personnes internes, donc vraiment leur expliquer les raisons [...] la manière de d'accompagner les personnes serait encore plus importante » (P2)

5.2.2. Facteurs d'acceptation et d'usage de l'IA par les fonctionnaires - selon les antécédents UTAUT

Caractéristiques individuelles : au travers des résultats qualitatifs (cf. tableau 5), nous constatons que la peur touche autant les cadres que les collaborateurs. Cette peur se réfère au remplacement du fonctionnaire par l'IA. Un cadre de l'état pourrait avoir tendance à rejeter un système d'IA impactant négativement le nombre d'employés sous sa responsabilité (P1, P7).

« je me souviens d'un chef de service de XXX qui m'a dit, écoute, tes systèmes sont supers. Mais ça viendra après que je sois parti à la retraite. Parce que je sais l'impact, je sais que ça va me couper de moitié, mon budget personnel où mon personnel etc. Et moi je n'ai pas envie de vivre ça » (P7)

Le remplacement de ressources humaines par une IA est considéré comme possible, mais sans impacter le nombre d'emplois du domaine public en raison de l'importante charge de travail dans ce domaine (P16, P18).

Caractéristiques technologiques : lors du traitement des données qualitatives (cf. tableau 5), nous avons identifié des préoccupations quant aux capacités des modèles d'IA à fournir un niveau de qualité de service suffisant, de manière fiable et avec un résultat obtenu explicable (P1, P6, P8, P11, P16, P18).

« la question qui nous a préoccupés c'est vraiment la fiabilité de l'algorithme » (P16)

Caractéristiques environnementales : elles se décomposent (cf. tableau 5) en thèmes relatifs à l'administration publique (à ses processus et à la proximité des fonctionnaires pour les citoyens), aux contraintes légales (la protection des données et la responsabilité des IA lors de la prise de décision - P16, P17) et au contrôle que pourrait exercer un gouvernement.

« qui est responsable si on utilise des chatbot et que le chatbot donne une fausse information, une information erronée où partiellement qui conduit à une mauvaise décision avec des conséquences négatives pour celui qui a posé sa question » (P16)

Intervention : nous constatons (cf. tableau 5) que la formation des fonctionnaires est une voie à privilégier avec notamment des formations sur demande lorsqu'une lacune de compétence est identifiée (P7, P8, P16).

5.2.3. Résultats bruts issus de l'analyse à un niveau individuel

La figure 3 présente une synthèse des résultats quantitatifs selon les construits UTAUT « performance espérée », « effort attendu », « influence sociale » et « conditions facilitatrices ».

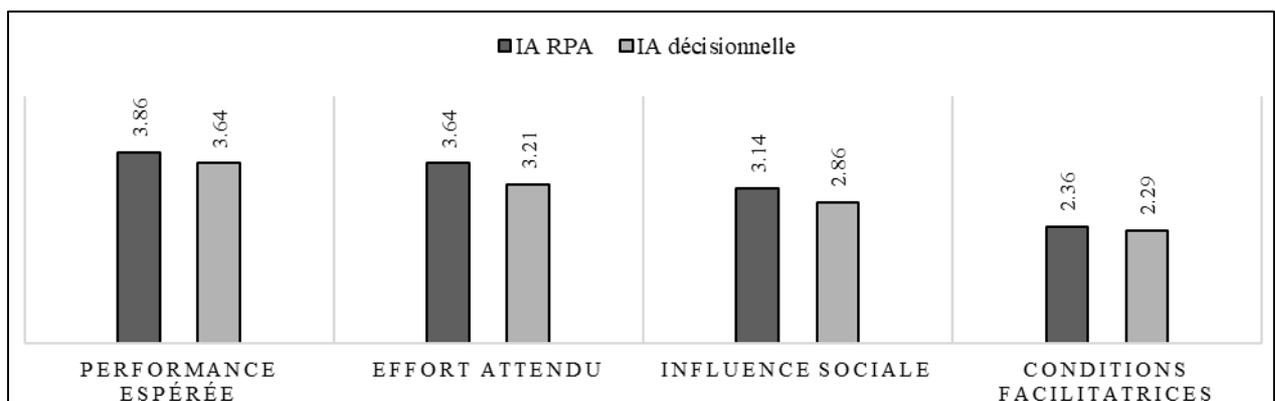


Figure 3 – Résultats quantitatifs selon les construits UTAUT

La synthèse des résultats de l'analyse à un niveau individuel (codage) des données qualitatives est présentée aux tableaux 4 et 5.

Construits UTAUT	Thèmes de 2 ^e ordre	Concepts de 1 ^{er} ordre
Performance espérée (PE)	Efficacité	Automatisation
		Citoyen
		Qualité
		Ressources humaines
		Temps

	Equité	Décision équitable
Effort attendu (EA)	Spécialisation	Sensibilisation à l'IA
		Connaissance de l'IA
		Compétence pour nourrir/utiliser l'IA
	Changements de pratiques et habitudes	Procédure papier
Influence sociale (IS)	Cadre	Difficulté de gestion
		Gain en ressources
	Collaborateur	Diminution des tâches
		Enthousiasme pour la technologie
Conditions facilitatrices (CF)	Conduite du changement	Accompagnement
		Communication
		Participation directe
		Acquisition de compétences nécessaires
		Disponibilité
	Impulsion	Métier demandeur
		Situation d'urgence

Tableau 4 – Résultats du codage des données qualitatives selon les construits UTAUT

Antécédents UTAUT	Thèmes de 2e ordre	Concepts de 1er ordre
Caractéristiques individuelles	Peur	Remplacement du fonctionnaire
		Perte de contrôle
		Perte de statut social
		Projet difficile
Caractéristiques technologiques	Modèle IA	Explicabilité
		Fiabilité
		Qualité
Caractéristiques environnementales	Administration publique	Processus
		Proximité des fonctionnaires pour les citoyens
	Contraintes légales	Protection des données
		Responsabilité
	Contrôle	Contrôle du gouvernement
		Imposition d'un choix
Intervention	Formation	Formation

Tableau 5 – Résultats du codage des données qualitatives selon les antécédents UTAUT

5.3 Adoption des IA à un niveau organisationnel

En plus d'évoquer leurs perceptions quant à l'acceptation de l'IA dans le domaine public, les participants ont également discuté des leviers permettant de favoriser l'adoption de la technologie à un niveau organisationnel. Ces discussions ont été introduites par les participants ayant un niveau d'expérience plus avancé (cf. tableau 3) et concernent

principalement les construits UTAUT « efforts attendus » et « conditions facilitatrices » (cf. tableau 6).

5.3.1. Facteurs d'adoption de l'IA par l'institution

Construit performance espérée : Les gains en performance évoqués par les participants concernent tant le fonctionnaire ou le citoyen (niveau individuel) que l'institution (niveau organisationnel). Ainsi, nous renvoyons le lecteur au chapitre 5.2.1 ainsi qu'au tableau 4.

Construit efforts attendus : l'adoption de projets impliquant l'IA passe premièrement par des efforts analytiques. Il s'agit notamment de la manière d'aborder un projet IA en prenant en compte le système d'information de manière holistique (P5, P6, P7, P11, P14) et l'importance de la définition du besoin (P2, P5, P15, P16, P19).

« qualifier de qu'est-ce qu'on a besoin, qu'est-ce qu'on veut reprendre exactement... dans la définition du besoin on a eu pas mal d'énergie à mettre » (P2)

Deuxièmement, les participants se sont accordés sur l'importance de la communication interne tant sur la compréhension (P11, P12, P16, P17), sur les apports (P12, P14, P15, P16, P17) que sur la finalité de l'IA (P12, P16, P17). Il semble primordial d'expliquer que l'IA n'est pas là pour remplacer, mais pour soutenir et améliorer le travail des fonctionnaires.

« la communication, elle prend toute son importance parce qu'il faut communiquer, montrer les avantages que ça peut amener » (P15)

Bien entendu, des compétences techniques, rarement acquises, sont nécessaires pour mettre en œuvre, nourrir et utiliser ces IA (P1, P6, P7, P16, P17, P18, P19). Parmi d'autres efforts, les participants ont mentionné la nécessité d'adapter des règles organisationnelles ou encore de respecter les lois et réglementations sur la protection des données lors de l'utilisation d'IA disponibles au travers de services en ligne (P1, P5).

Construit influence sociale : Lors de la récolte des données qualitatives (cf. tableau 4), les participants ont donné leur avis sur leur perception du soutien des systèmes IA par des collaborateurs et cadres de leur organisation. Toutefois, les *focus groups* et nos analyses n'ont pas fait émerger de données concernant l'influence sociale des institutions (niveau organisationnel).

Construit conditions facilitatrices : trois impulsions facilitant l'initiation de projets IA ont été mentionnées : la demande du métier (P1, P2, P5), la nécessité de répondre à une situation d'urgence (p. ex. crise, P1, P2, P3, P4) ou encore la volonté politique (P6, P7, P15, P16).

« pour moi c'est vraiment de pouvoir trouver le projet et l'adhésion du politique. S'il y a ça, ça serait top » (P6)

Concernant la conduite du changement, le point le plus important consiste à disposer de compétences nécessaires liées à la technologie et à ses impacts (P1, P4, P5, P7, P16, P17). Dans une moindre mesure, les participants ont mentionné la nécessité de communiquer, d'accompagner les collaborateurs, de disposer et de prioriser les ressources, mais aussi d'avancer progressivement dans la mise en œuvre de projets IA. Les participants ont encore souligné l'importance de la collaboration tant à l'interne (p. ex. entre les services d'un même état, P6, P15) qu'à l'externe (c.-à-d. entre états, entreprises privées et institutions universitaires, P1, P2, P6, P7), ainsi que la participation des collaborateurs dans la mise en

œuvre de l'IA (P6, P7, P8). Il est également primordial de mettre en œuvre une gouvernance de l'IA en octroyant un droit à l'expérimentation et à l'erreur tout en considérant les conséquences de l'IA et de la protection des données qui alimenteront les systèmes d'IA.

5.3.2. Résultats bruts issus de l'analyse à un niveau organisationnel

La synthèse des résultats de l'analyse à un niveau organisationnel (codage) des données qualitatives est présentée au tableau 6.

Construits initiaux UTAUT	Thèmes de 2 ^e ordre	Concepts de 1 ^{er} ordre
Performance espérée	Voir tableau 4	Voir tableau 4
Effort attendu (EA)	Analytique ^{1,2}	Approche globale du système d'information
		Définition du besoin
	Communication ¹	Apports de l'IA
		Compréhension de l'IA
		Finalité de l'IA
	Compétence/spécialisation ^{2,3}	Technique
	Culture ^{2,3,4}	Pratiques des fonctionnaires
Culture organisationnelle		
Influence sociale (IS)	N/A	N/A
Conditions facilitatrices (CF)	Collaboration ^{2,3,4}	Collaboration interne
		Collaboration externe
		Participation des collaborateurs
	Conduite du changement ^{1,2,3,4}	Accompagnement des collaborateurs
		Avancement progressif
		Communication interne
		Acquisition de compétences nécessaires
		Ressources humaines suffisantes
	Gouvernance ²	Droit à l'erreur
		Positionnement de l'IA dans le SI
		Protection des données
	Impulsion ¹	Métier demandeur
		Situation d'urgence
		Volonté politique
	Prérequis aux systèmes d'IA ²	Données
		Infrastructure technologique

Initialisation (1) : Comprendre l'utilité, les bénéfices et les conséquences souhaitées de l'IA

Décision d'adoption (2) : Comprendre et explorer les idées potentielles et les stratégies d'évaluation en tenant compte des perspectives techniques, financières et stratégiques pour la décision d'adoption de l'IA.

Implémentation (3) : Acquérir, déployer l'IA et préparer l'organisation en conséquence.

Adoption et usage (4) : Etablir l'acceptation par les utilisateurs et l'utilisation effective de l'IA pour les cas d'utilisation.

Tableau 6 – Résultats du codage des données qualitatives dans une visée processuelle

6. Discussion

L'adoption d'une technologie peut être étudiée par le prisme des modèles causaux et processuels proposés dans la littérature en système d'information. La communauté scientifique distingue deux principales approches pour analyser la problématique de l'adoption : 1) l'approche « facteurs » et 2) l'approche processuelle (Benbasat, 1984; Rogers et al., 2014). Cette section présente un guide destiné à identifier les facteurs d'adoption, d'acceptation et d'usage d'une technologie dans une approche processuelle. Enfin et en nous appuyant sur ce guide, nous proposons des recommandations managériales pour faciliter l'adoption, l'acceptation puis l'usage des IA dans le secteur public.

6.1 Guide pour identifier les facteurs d'adoption, d'acceptation et d'usage des technologies dans une approche processuelle

Nos résultats nous permettent de confirmer les propos de Venkatesh (2022) sur la possibilité de mobiliser UTAUT comme fondement théorique pour étudier l'adoption, l'acceptation et l'usage des IA. Toutefois, UTAUT est à son origine un modèle statique à mobiliser pour expliquer ou pour prédire l'acceptation et l'usage d'une technologie à un niveau individuel (Venkatesh, 2016 ; Radhakrishnan & Chattopadhyay, 2020). Or, nos résultats nous mènent à penser qu'un projet de mise en œuvre d'un système d'information (d'une IA) est un processus qui touche tant le niveau organisationnel que le niveau individuel. Ainsi, il nous semble nécessaire de considérer un projet de mise en œuvre d'une IA comme un processus et de distinguer l'adoption d'une IA à un niveau organisationnel de son acceptation et de son usage à un niveau individuel. Afin de répondre à ce constat, nous nous sommes penchés sur le Processus d'Adoption des Technologies de l'Information (PATI) proposé par Hameed et al. (2012).

PATI (cf. figure 4) présente une approche processuelle de l'adoption et se fonde sur les modèles causaux et processuels du champ de l'adoption et de l'usage des technologies. PATI emprunte un niveau d'analyse organisationnel ainsi qu'un niveau d'analyse individuel tout en exposant un processus en trois étapes pour l'adoption des technologies de l'information. Lors de l'étape d'initialisation, l'organisation est sensibilisée aux apports de la technologie et formule une proposition d'adoption. L'étape suivante consiste à prendre une décision d'adoption de la technologie ainsi qu'à allouer des ressources à l'institution pour son implémentation. L'étape d'implémentation se divise entre le niveau organisationnel et individuel. Elle comprend ainsi l'acquisition de la technologie par l'organisation, mais également l'acceptation puis l'usage par les utilisateurs.

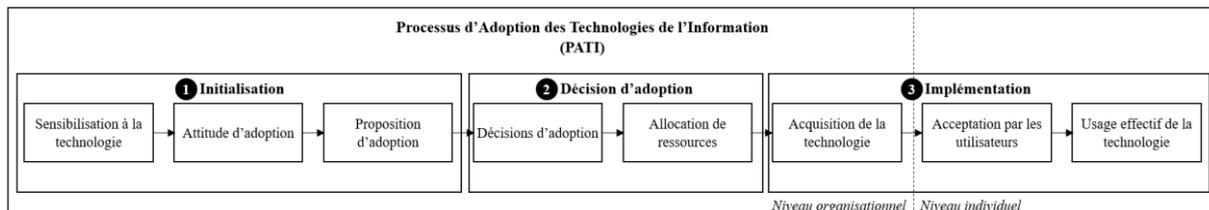


Figure 4 – Processus d'Adoption des Technologies de l'Information (Hameed et al., 2012)

PATI et UTAUT sont considérés comme des modèles valides par la communauté scientifique. Nous proposons de les adapter et de les combiner afin de guider les chercheurs et les praticiens lors de l'identification des facteurs d'adoption, d'acceptation et d'usage des technologies (cf. figure 5). Dans une première étape et afin de nous inscrire dans le cadre théorique UTAUT, nous avons scindé l'analyse organisationnelle de l'analyse individuelle du modèle PATI en proposant une quatrième étape d'acceptation et d'usage des technologies. Dans ce contexte, l'étape d'acceptation et d'usage intègre les variables explicatives de UTAUT (« intention de comportement » et « comportement d'utilisation »). Dans une deuxième étape, nous avons relié les antécédents, les construits ainsi que les variables modératrices du modèle UTAUT au modèle PATI. En effet, ces derniers peuvent être mobilisés sur chacune des phases de PATI afin d'identifier les facteurs qui contribuent ou qui restreignent l'adoption puis l'acceptation et l'usage d'une technologie.

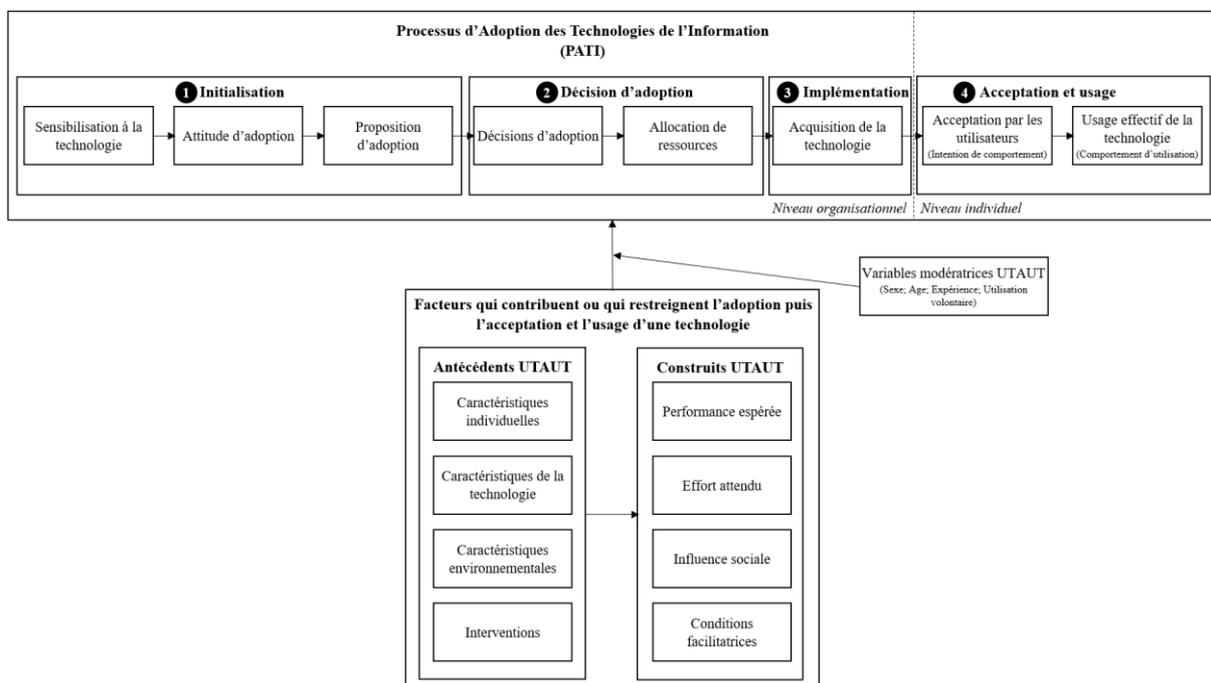


Figure 5 – Guide pour identifier les facteurs d'adoption puis d'acceptation et d'usage des IA dans une approche processuelle

6.2 Recommandations managériales pour faciliter l'adoption, l'acceptation puis l'usage des IA dans le secteur public

Étant donné que le secteur public ne peut pas directement copier les stratégies de transformation numérique et les pratiques en matière d'IA du secteur privé (Zuiderwijk et al., 2021), cette contribution met en lumière les facteurs qui mènent à l'adoption puis à l'acceptation (ou au rejet) et à l'usage (ou au non-usage) des IA dans le secteur public.

Nous constatons que les cadres et collaborateurs du secteur public ont tendance à accepter une IA demandant moins d'effort de mise en œuvre et proposant une finalité moins sujette à débat. Dans ce contexte et afin de lever les freins pour l'acceptation d'une IA, former les fonctionnaires sur les principes de l'IA est une priorité. Comprendre les principes de fonctionnement d'une IA réduit l'effort attendu perçu par les fonctionnaires pour sa mise en

œuvre. Communiquer clairement sur la finalité ainsi que sur les bénéfices apportés par une IA impacte positivement son adoption, son acceptation et son usage dans le secteur public. Enfin, nos résultats démontrent qu'il est nécessaire de considérer l'IA dans une vision holistique des systèmes d'information et cela plus particulièrement lors de la décision d'adoption d'une IA par une institution.

Afin d'exposer comment tirer profit des facteurs précités pour faciliter l'adoption, l'acceptation puis l'usage des IA dans le secteur public, nous proposons des recommandations managériales (cf. Tableau 7). Ces recommandations managériales ont émergé en mobilisant le guide présenté plus haut (cf. figure 5).

Phase	Visée	Propositions managériales pour faciliter l'adoption et l'usage des IA par les fonctionnaires
1. Initialisation	Comprendre l'utilité, les bénéfices et les conséquences souhaitées de l'IA.	Identifier clairement les apports et la finalité de l'IA pour les collaborateurs, les cadres et les décideurs politiques. Former les collaborateurs au numérique et à l'IA.
2. Décision d'adoption	Comprendre et explorer les idées potentielles et les stratégies d'évaluation en tenant compte des perspectives techniques, financières et stratégiques pour la décision d'adoption de l'IA.	Investiguer l'IA dans une visée système d'information. Prendre en compte les impulsions (p. ex. politique, métier, urgence). Identifier les prérequis technologiques (données, infrastructure).
3. Implémentation	Acquérir, déployer l'IA et préparer l'organisation en conséquence.	Acquérir les compétences nécessaires à l'implémentation. Favoriser la collaboration interne et externe. Préparer un plan de gouvernance et conduire le changement.
4. Acceptation et usage	Faire accepter aux utilisateurs l'IA et promouvoir son usage effectif au travers de cas d'utilisation métier.	Communiquer clairement les bénéfices escomptés et les limites de l'IA selon le public cible. Accompagner les utilisateurs.

Tableau 7 – Recommandations managériales pour faciliter l'adoption, l'acceptation et l'usage des IA dans le secteur public

6. Conclusion

Cette recherche vise à répondre à deux questions de recherche. Premièrement, quels sont les facteurs qui contribuent ou qui restreignent l'adoption, l'acceptation puis l'usage des IA par les institutions et par les fonctionnaires ? Nous avons fait émerger les principaux facteurs en opérationnalisant le modèle UTAUT. Deuxièmement, comment tirer profit de ces facteurs dans le processus d'adoption, d'acceptation puis d'usage des IA dans le secteur public ? Nous y avons répondu en proposant des recommandations pour faciliter l'adoption, l'acceptation et l'usage des IA dans le secteur public.

Trois apports principaux peuvent être mis en lumière. Premièrement, nous avons répondu à l'appel de Venkatesh (2022) en opérationnalisant UTAUT avec des données empiriques. Deuxièmement, la combinaison des modèles UTAUT et PATI peut servir de guide pour analyser l'adoption puis l'acceptation et l'usage dans une visée processuelle. Troisièmement, nous proposons des recommandations managériales pour faciliter l'adoption, l'acceptation puis l'usage des IA dans le secteur public.

Deux limites importantes méritent d'être soulignées. Premièrement, la population des *focus group* ne contenait pas de fonctionnaires de première ligne, alors qu'ils peuvent être particulièrement touchés par la mise en œuvre d'IA. Cette recherche doit ainsi compléter ses résultats en interrogeant cette population. Deuxièmement, un effort de conceptualisation doit encore être fourni pour intégrer au mieux les modèles UTAUT et PATI.

Une piste future de recherche nous semble d'intérêt. Nous suggérons d'étudier les IA en tant que systèmes d'information agentiques (Baird & Maruping, 2021). Ainsi, des recherches peuvent s'intéresser aux IA agentiques qui déclenchent de façon autonome des actions et qui doivent assumer les responsabilités des tâches réalisées.

Remerciements

Nous tenons à remercier l'association eGov Innovation Center pour le financement de ce projet de recherche. Nous tenons aussi à remercier chaleureusement l'ensemble des fonctionnaires ayant donné de leur temps pour participer aux *focus group* dès la fin des premières vagues de la pandémie de la COVID-19.

Références

- AlgorithmWatch. (2021). *Automating Society Report 2020*. <https://automatingsociety.algorithmwatch.org/report2020/switzerland/>
- Bachelard, B. (2004). Exception suisse: la fin du statut de fonctionnaire. *Commentaire*, 27(1), 230-232.
- Baird, A., & Maruping, L. M. (2021). The Next Generation of Research on IS Use: A Theoretical Framework of Delegation to and from Agentic IS Artifacts. *MIS Quarterly*, 45(1b), 315–341.
- Ballester, O. (2021). An Artificial Intelligence Definition and Classification Framework for Public Sector Applications. *The 22nd Annual International Conference on Digital Government Research (DG.O'21)*, 67–75. <https://doi.org/10.1145/3463677.3463709>
- Baudet, C., & Lebraty, J.-F. (2018). V. Fred D. Davis – L'acceptation d'un modèle par les systèmes d'information. In *Les Grands Auteurs en Systèmes d'information* (pp. 108–126). EMS Editions. <https://doi.org/10.3917/ems.walsh.2018.01.0108>
- Benbasat, I. (1984). An analysis of research methodologies. *The Information Systems Research Challenge*, 47(79), 88–13.
- Bozeman, B., & Kingsley, G. (1998). Risk culture in public and private organizations. *Public administration review*, 109-118.
- Brynjolfsson, E., & Mitchell, T. (2017). What can machine learning do? Workforce implications. *Science*, 358(6370).
- Buchanan, B. G. (2005). A (very) brief history of artificial intelligence. *AI Magazine*, 26(4), 53–60.

- Campbell, J., McDonald, C., & Sethibe, T. (2010). Public and private sector IT governance: Identifying contextual differences. *Australasian Journal of Information Systems*, 16(2).
- Colucci, E. (2007). "Focus groups can be fun": The use of activity-oriented questions in focus group discussions. *Qualitative Health Research*, 17(10), 1422–1433. <https://doi.org/10.1177/1049732307308129>
- Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., Duan, Y., Dwivedi, R., Edwards, J., Eirug, A., Galanos, V., Ilavarasan, P. V., Janssen, M., Jones, P., Kar, A. K., Kizgin, H., Kronemann, B., Lal, B., Lucini, B., ... Williams, M. D. (2021). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57(July), 0–1. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002>
- eGov Innovation Center. (2022). *eGov Innovation Center*. <https://www.egovinnovation.ch/>
- Gesk, T. S., & Leyer, M. (2022). Artificial intelligence in public services: When and why citizens accept its usage. *Government Information Quarterly*, 39(3), 101704. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2022.101704>
- Gioia, D. A., Corley, K. G., & Hamilton, A. L. (2012). Seeking Qualitative Rigor in Inductive Research: Notes on the Gioia Methodology. *Organizational Research Methods*, 16(1), 15–31. <https://doi.org/10.1177/1094428112452151>
- Glaser, B. G. (1992). *Basics of grounded theory analysis: Emergence vs forcing*. Sociology press.
- Greiner, C., Jovy-Klein, F., & Peisl, T. (2020). AI as Co-workers: An Explorative Research on Technology Acceptance Based on the Revised Bloom Taxonomy. *Proceedings of the FutureTechnologies Conference (FTC)*, 1, 27–36.
- Gupta, B., Dasgupta, S., & Gupta, A. (2008). Adoption of ICT in a government organization in a developing country: An empirical study. *Journal of Strategic Information Systems*, 17(2), 140–154. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2007.12.004>
- Hancock, P. A. (2017). Imposing limits on autonomous systems. *Ergonomics*, 60(2), 284–291. <https://doi.org/10.1080/00140139.2016.1190035>
- Hameed, M. A., Counsell, S., & Swift, S. (2012). A conceptual model for the process of IT innovation adoption in organizations. *Journal of Engineering and Technology Management*, 29(3), 358–390. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jengtecman.2012.03.007>
- ICTJournal. (2021a). *Des algorithmes dans les administrations publiques*. <https://www.ictjournal.ch/articles/2021-03-30/des-algorithmes-dans-les-administrations-publiques>
- ICTJournal. (2021b). *L'industrie suisse accuse du retard en matière de numérisation*. <https://www.ictjournal.ch/etudes/2021-03-19/lindustrie-suisse-accuse-du-retard-en-matiere-de-numerisation>
- Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255–260. <https://doi.org/10.1126/science.aaa8415>
- Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15–25. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.08.004>
- Kelly, S., Kaye, S. A., & Oviedo-Trespalacios, O. (2023). What factors contribute to the acceptance of artificial intelligence? A systematic review. *Telematics and Informatics*, 77(February). <https://doi.org/10.1016/j.tele.2022.101925>
- Krueger, R. A., & Casey, M. A. (2015). *Focus Groups : A Practical Guide for Applied*

- Research* (SAGE (ed.); 5th ed.). SAGE.
- Le Temps. (2021). *Pourquoi le retard numérique de la Suisse est dramatique*. <https://www.letemps.ch/opinions/retard-numerique-suisse-dramatique>
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Madan, R., & Ashok, M. (2023). AI adoption and diffusion in public administration: A systematic literature review and future research agenda. *Government Information Quarterly*, 40, 101774. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2022.101774>
- Point, S., & Baudet, C. (2022). Pour une justification du choix d'adoption, de l'intention d'usage et de l'utilisation effective du logiciel NVivo. *Management International-Mi*, 26(spécial), 279–294.
- Radhakrishnan, J., & Chattopadhyay, M. (2020). Determinants and Barriers of Artificial Intelligence Adoption—A Literature Review. *International Conference on Transfer and Diffusion of IT (TDIT 2020)*, 89-99.
- Rainey, H. G., Backoff, R. W., & Levine, C. H. (1976). Comparing public and private organizations. *Public administration review*, 36(2), 233-244.
- Rogers, E. M., Singhal, A., & Quinlan, M. M. (2014). Diffusion of innovations. In *An integrated approach to communication theory and research* (pp. 432–448). Routledge.
- Rosacker, K. M., & Olson, D. L. (2008). Public sector information system critical success factors. *Transforming Government: People, Process and Policy*, 2(1), 60-70.
- Russell, S., & Norvig, R. (2020). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*.
- Simmons, A. S. A. B., & Chappell, S. G. (1988). *Artificial Intelligence-Definition and Practice*. 13(2), 14–42.
- Sousa, W. G. de, Melo, E. R. P. de, Bermejo, P. H. D. S., Farias, R. A. S., & Gomes, A. O. (2019). How and where is artificial intelligence in the public sector going? A literature review and research agenda. *Government Information Quarterly*, 36(4), 101392. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2019.07.004>
- Strauss, A., & Corbin, J. (1990). *Basics of qualitative research*. Sage publications.
- Sun, T. Q., & Medaglia, R. (2019). Mapping the challenges of Artificial Intelligence in the public sector: Evidence from public healthcare. *Government Information Quarterly*, 36(2), 368–383. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2018.09.008>
- Tangi, L., van Noordt, C., Cobetto, M., Gattwinkel, D., & Pignatelli, F. (2022). *AI Watch. European landscape on the use of artificial intelligence by the public sector* (Publicatio). <https://doi.org/10.2760/39336>
- Valle-Cruz, D., Sandoval-Almazan, R., Ruvalcaba-Gomez, E. A., & Ignacio Criado, J. (2019). A review of artificial intelligence in government and its potential from a public policy perspective. *20th Annual International Conference on Digital Government Research (Dg.o 2019)*, 91–99. <https://doi.org/10.1145/3325112.3325242>
- van Noordt, C., & Misuraca, G. (2022). Artificial intelligence for the public sector: results of landscaping the use of AI in government across the European Union. *Government Information Quarterly*, 39(3), 101714. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2022.101714>
- van Noordt, C., & Nurske, R. (2022). Conceptual challenges of researching Artificial Intelligence in public administrations. *23rd Annual International Conference on Digital Government Research (Dg.o 2022)*, 183–190. <https://doi.org/10.1145/3543434.3543441>
- Venkatesh, V. (2022). Adoption and use of AI tools: a research agenda grounded in UTAUT. *Annals of Operations Research*, 308(1–2), 641–652. <https://doi.org/10.1007/s10479-020->

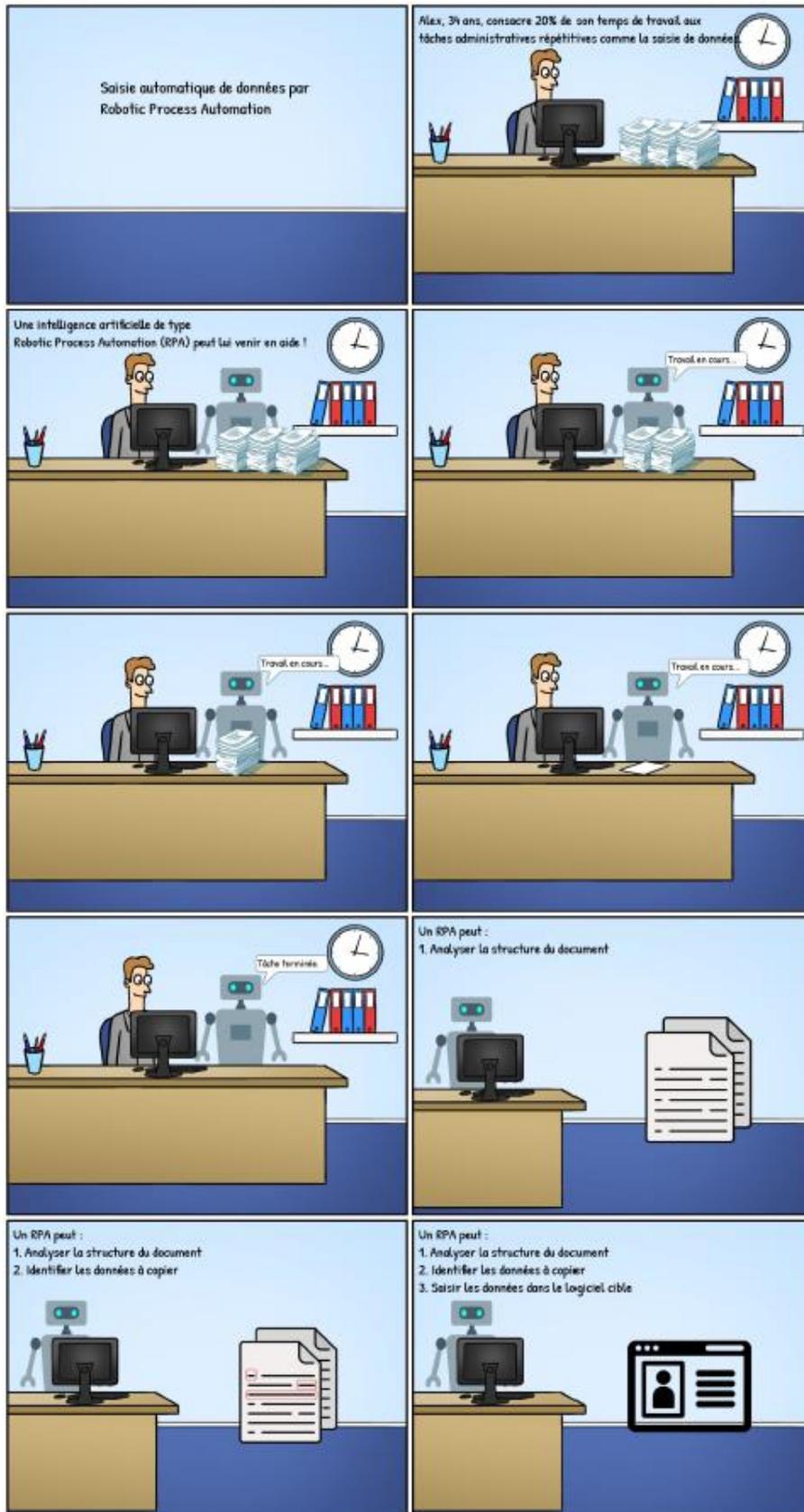
- Venkatesh, V., Morris, M. G., & Davis, F. D. (2014). Individual-level technology adoption research: An assessment of the strengths, weaknesses, threats, and opportunities for further research contributions. In *Computing Handbook, Third Edition: Information Systems and Information Technology* (pp. 25–38). CRC Press. <https://doi.org/10.1201/b16768>
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. *MIS Quarterly*, 27(3), 425–478.
- Venkatesh, V., Thong, J. Y., & Xu, X. (2016). Unified theory of acceptance and use of technology: A synthesis and the road ahead. *Journal of the association for Information Systems*, 17(5), 328-376.
- Wirtz, B. W., Langer, P. F., & Fenner, C. (2021). Artificial Intelligence in the Public Sector - a Research Agenda. *International Journal of Public Administration*, 44(13), 1103–1128. <https://doi.org/10.1080/01900692.2021.1947319>
- Wirtz, B. W., Weyerer, J. C., & Geyer, C. (2019). Artificial Intelligence and the Public Sector—Applications and Challenges. *International Journal of Public Administration*, 42(7), 596–615. <https://doi.org/10.1080/01900692.2018.1498103>
- Zuiderwijk, A., Chen, Y.-C., & Salem, F. (2021). Implications of the use of artificial intelligence in public governance: A systematic literature review and a research agenda. *Government Information Quarterly*, 38(3), 101577. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.giq.2021.101577>

Annexes

Annexe A. Storyboarding générique pour concevoir les vidéos

PROJECT <u>IA dans le secteur public</u>			PAGE _____ / _____					
SCENE #:	SHOT #:	SHOT SIZE: 30s	SCENE #:	SHOT #:	SHOT SIZE: 30s	SCENE #:	SHOT #:	SHOT SIZE: 30s
Problème			Solution			Exemple (concret)		
• Cas secteur public			• Intelligence artificielle • Prise de décision automatique ou automatisation de tâches • Base de connaissance / de données existante / règles					
SCENE #:	SHOT #:	SHOT SIZE: 30s	SCENE #:	SHOT #:	SHOT SIZE: 30s	SCENE #:	SHOT #:	SHOT SIZE:
Utilisation Limites en discussion			Apports					
• Mettre en évidence «effort attendu» selon UTAUT			• Mettre en évidence «performance espérée» selon UTAUT					

Annexe B. Extrait vidéo d'IA Robotic Process Automation



Pour fonctionner, cela nécessite :

1. Une formation à la solution RPA
2. Un paramétrage (pour chaque type de document)



Concrètement, il faut paramétrer l'automatisation, soit les étapes manuelles faites par Alex



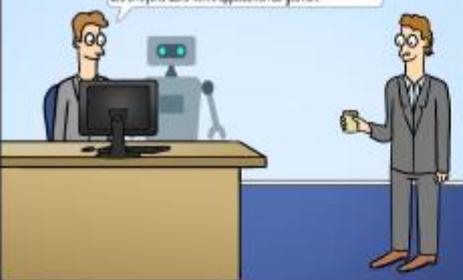
Concrètement, il faut paramétrer l'automatisation, soit les étapes manuelles faites par Alex



Concrètement, il faut paramétrer l'automatisation, soit les étapes manuelles faites par Alex



Regarde Damien, j'ai automatisé la copie des données des citoyens dans notre application de gestion



C'est bien ! Tu as fait cela en combien de temps ?



J'ai suivi la formation sur le rôle du RPA pendant une journée puis le paramétrage spécifique à mon document m'a pris 3 heures.



Où ? Peux-tu présenter ce travail lors de la prochaine séance de service ?



Oui, sans problème !

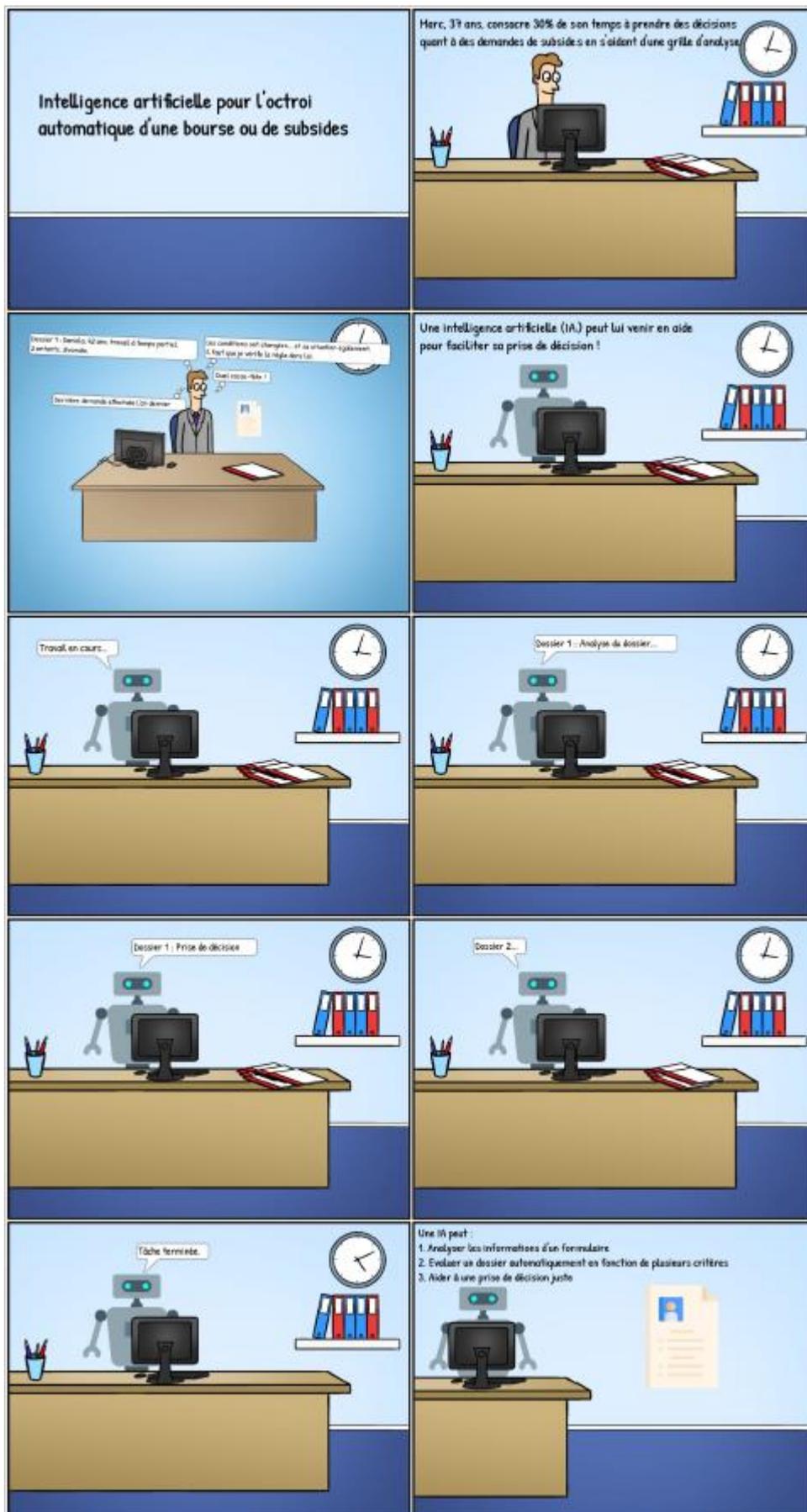


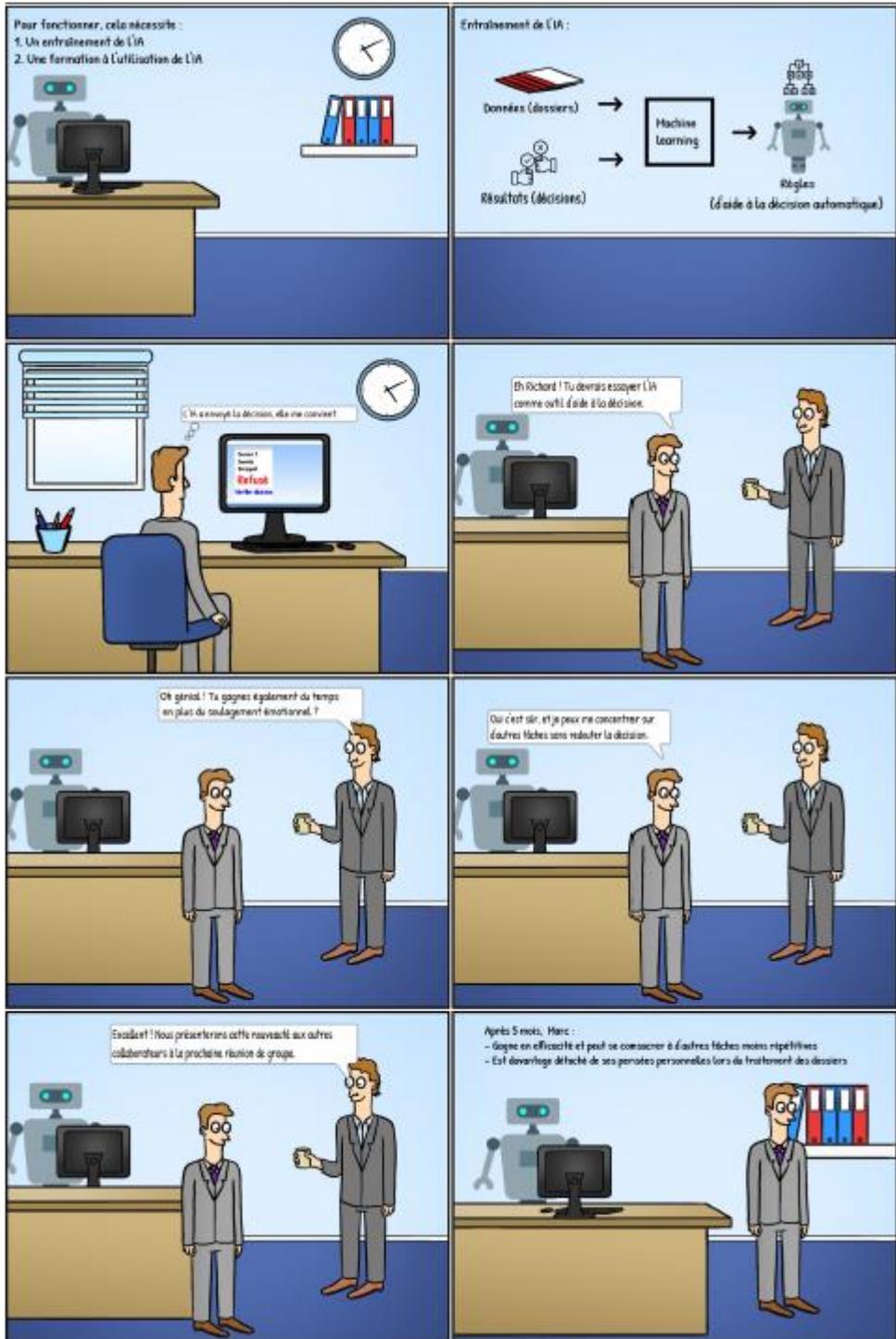
Après 3 mois, Alex :

- Consacre 20% de son temps à des tâches moins répétitives
- N'a plus fait d'erreurs de saisies



Annexe C. Extrait vidéo d'IA qui prend une décision de façon autonome





Annexe D. Guide mobilisé pour évaluer et identifier des facteurs d'acceptation lors dans la 3e phase des *focus group*

Questions fermées posées aux participants au travers de *Mentimeter*.

Construit UTAUT	Question	Mesure
Performance espérée	L'utilisation de cette IA me permettrait de gagner en productivité	Likert à cinq échelons de totalement en désaccord à totalement d'accord
Effort attendu	Il me serait facile d'apprendre à utiliser cette IA	Likert à cinq échelons de totalement en désaccord à totalement d'accord
Influence sociale	Mes collègues et mes supérieurs soutiendraient l'utilisation de cette IA	Likert à cinq échelons de totalement en désaccord à totalement d'accord
Conditions facilitatrices	Nous disposons de toutes les ressources nécessaires (p. ex. temps, financière, compétence) pour utiliser cette IA	Likert à cinq échelons de totalement en désaccord à totalement d'accord
Intention de comportement	Je prévois d'utiliser cette IA dès qu'elle sera disponible	Likert à cinq échelons de totalement en désaccord à totalement d'accord

Questions ouvertes posées aux participants au travers de *Mentimeter*.

Construit UTAUT	Question
Performance espérée	Quels seraient les apports de l'utilisation de cette IA ?
Effort attendu	Quels efforts sont nécessaires pour utiliser cette IA ?
Influence sociale	Comment cette IA serait-elle soutenue par vos collaborateurs ? et vos supérieurs ?
Conditions facilitatrices	Quelles sont les conditions idéales pour mettre en place cette IA ?
Intention de comportement	Qu'est-ce qui vous ferait utiliser cette IA ?