



HAL
open science

Les facteurs d'adoption de l'intelligence artificielle : une analyse sous les cadres TAM et TOE

Baptiste Gautier

► **To cite this version:**

Baptiste Gautier. Les facteurs d'adoption de l'intelligence artificielle : une analyse sous les cadres TAM et TOE. Gestion et management. 2022. dumas-03919720

HAL Id: dumas-03919720

<https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-03919720>

Submitted on 3 Jan 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 - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License

Mémoire de stage

Les facteurs d'adoption de l'intelligence artificielle.

Une analyse sous les cadres TAM et T-O-E

Présenté par : GAUTIER Baptiste

**Entreprise d'accueil : Oze-Energies
51 Av. de Paris, 94300 Vincennes**

Date de stage : du 04/04/22 au 26/08/22

**Tuteur entreprise : CHARBIT Maurice
Tuteur universitaire : HOAREAU Emilie**

**Master 2 Management des Systèmes
d'Information
Spécialité Intelligence des données
2021 - 2022**



Mémoire de stage

Les facteurs d'adoption de l'intelligence artificielle.

Une analyse sous les cadres TAM et T-O-E



Présenté par : Baptiste Gautier

**Entreprise d'accueil : Oze-Energies
51 Av. de Paris, 94300 Vincennes**

Date de stage : du 04/04/22 au 26/08/22

**Tuteur entreprise : CHARBIT Maurice
Tuteur universitaire : HOAREAU Emilie**

**Master 2 Management des Systèmes d'Information
Spécialité Intelligence des données
2021 - 2022**

Avertissement :

Grenoble IAE, au sein de l'Université Grenoble Alpes, n'entend donner aucune approbation ni improbation aux opinions émises dans les mémoires des candidats aux masters en alternance : ces opinions doivent être considérées comme propres à leur auteur.

Tenant compte de la confidentialité des informations ayant trait à telle ou telle entreprise, une éventuelle diffusion relève de la seule responsabilité de l'auteur et ne peut être faite sans son accord.

RÉSUMÉ

Ce travail s'intéresse à la question des facteurs d'adoption de l'intelligence artificielle. Pour mener notre étude, nous avons eu recours à deux modèles : le *Technology-Organization-Environment* (T-O-E) introduit par Tornatzky & Fleischer en 1990, décrivant des facteurs globaux, relatifs au contexte de l'entreprise. Le second modèle utilisé est le *Technology Acceptance Model* (TAM) introduit par Davis en 1985, qui se focalise sur des facteurs centrés sur l'utilisateur. Cette analyse bidimensionnelle a été ensuite corroborée par 5 entretiens, permettant de valider ou non des hypothèses de la littérature. Il apparaît que des contextes globaux comme la forte pression concurrentielle ou la disponibilité de la technologie soient de forts stimulants à l'adoption de solutions d'intelligence artificielle, de même que la position de la direction face à ces technologies ainsi que sa communication par rapport à celles-ci. Sur le plan utilisateur, il apparaît que le modèle de Davis fonctionne, bien que deux facteurs exogènes non négligeables interviennent pour freiner la démarche d'adoption : Le risque d'erreur sur des tâches sensibles ainsi que la problématique de la suppression de poste (réelle ou perçue) pouvant être entraînée par la mise en place de telles solutions.

MOTS CLÉS : Intelligence artificielle, apprentissage automatique, T-O-E, TAM, adoption

REMERCIEMENTS

Je tiens en préambule à mon travail à remercier Maurice Charbit, pour ses conseils avisés et son accompagnement tout le long de mon stage. En plus d'être un personnage sympathique, il possède ce talent d'arriver à se rendre intelligible même au novice sur des sujets complexes. C'était un plaisir de travailler avec lui, sa connaissance poussée du domaine rendant les partages d'expériences toujours très instructifs et passionnants. Travailler avec lui m'a fait me rendre compte que la route de la connaissance est longue et qu'un grand fossé nous sépare encore, mais c'est avec plaisir que je chemine sur celle-ci pour progresser toujours plus.

J'aimerais également remercier Mme Hoareau pour son encadrement et ses conseils ayant éclairés la lanterne de mon travail, ceci me permettant d'éviter de me perdre dans l'obscurité à de nombreuses reprises.

Un grand merci ensuite aux personnes qui ont accepté de prendre de leur temps afin d'être interviewées pour mon étude. C'est grâce à leur aide que j'ai pu mener mon étude à son terme.

Enfin, puisque la page de l'IAE se tourne avec ce travail, je tiens à remercier Maxime, Eric, Ludovic, ainsi que Lucas, Louis, Margaux, Sacha, Sébastien, Tibaut, Izem, Idriss, Marielle, Loïc et tous les autres pour ces deux ans.

SOMMAIRE

INTRODUCTION	9
PARTIE 1 - LES ENSEIGNEMENTS DE LA LITTERATURE	11
LA NOTION D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE	12
LE TECHNOLOGY ACCEPTANCE MODEL (TAM)	17
LE CADRE TECHNOLOGY–ORGANIZATION–ENVIRONMENT (T-O-E).....	18
PARTIE 2 - LES VOIES DE L'EXPERIMENTATION	23
PRESENTATION DE L'ECHANTILLON ET DE LA PROCEDURE.....	24
ANALYSE DES RESULTATS	26
LIEN AVEC LES RESULTATS DE LA LITTERATURE	28
CONCLUSION	30

INTRODUCTION

En 2019, Statista dans son *Digital Economy Compass* annonçait que le nombre de données stockées dans le monde serait multipliée par 45.5 entre 2020 et 2035. Cette hausse exponentielle n'est que la continuité de ce que nous connaissons déjà : Entre 2010 et 2020, le nombre de données stockées fut déjà multiplié par 23.5. Cette croissance fulgurante aura de nombreux impacts, dont certains déjà visibles actuellement. On peut penser au développement des solutions d'analyses et d'exploitations de ces données. Dans le travail qui suit, nous allons nous focaliser sur un type de solution spécifique : Les solutions d'intelligence artificielle. Fruit du fantasme des uns et de la sûre-communication des autres, les spéculations et les passions autour des solutions d'intelligence artificielle sont nombreuses. Cette surexposition, mû notamment par les promesses issues de la science-fiction aura eu des effets divers. D'un côté, comme en témoignent Andrew Ng, Geoffrey Hinton ou encore Yann Lecun, elle aura permis nombre de financements pour développer la recherche dans le domaine. Les GAFAM notamment, très axés sur les solutions digitales soutiennent le domaine de façon importante – On peut mentionner par exemple que 2 des librairies les plus connues et utilisées permettant de faire du *Deep Learning* sur Python sont financées l'une par Facebook (Torch) et l'autre par Google (TensorFlow). De l'autre, l'illusion aura conduit nombre de startups et d'investissements dans le mur, aveuglés par la lumière de promesses impossibles à mettre en œuvre concrètement ou irréalisables. En effet, tout le monde connaît l'IA c'est un fait. Ou plutôt tout le monde en connaît le *fantôme* qu'il s'en fait, sa représentation (pour reprendre le terme de Günther Anders). Et de fait, qui connaît réellement ce dont on parle quand on parle d'IA ? Qui connaît les GLM, les réseaux de neurones, les forêts d'arbres aléatoires, les *gradient boosting* et autres modèles prédictifs ? Qui connaît les algorithmes de clustering, de réduction de dimensions ou d'optimisation ? Enfin et c'est le sujet qui sera traité ici, qui connaît les conditions de mise en œuvre et d'adoption des solutions d'intelligence artificielle ?

La motivation de ce mémoire part d'un constat : Toutes les entreprises connaissent l'IA et la majorité d'entre elles possèdent des bases de données. Dès lors, quelles sont les conditions pour que celles-ci sautent le pas ? Quels sont les prérequis au niveau de l'entreprise et des utilisateurs pour que des solutions d'IA soient adoptées ? Cette démarche ne se basera sur aucune superstition (contrairement à certains articles de presse encore trop nombreux sur le sujet) : *ni rire, ni pleurer, ni haïr, mais comprendre* disait Spinoza. Mais, *de facto*, on observe que dans nombre d'entreprises (et notamment des PME), il y'a des bases de données mais que ces données ne sont pas exploitées par des solutions d'IA. Ainsi pouvons-nous formuler notre problématique : *Quels sont les facteurs d'adoption des solutions d'intelligence artificielle ?*

Pour orienter notre réponse au problème nous aurons recours à 2 cadres théoriques issus de la recherche en système d'information : Le *Technology Acceptance Model* (TAM) centré sur l'utilisateur et le *Technical-Organization-Environment* (T-O-E) centré sur le contexte de l'entreprise. Ces cadres nous permettront de guider nos entretiens. Nous procéderons ainsi en deux temps. Dans un premier temps, nous définirons plus en avant la notion d'IA, puis nous verrons la notion d'adoption à travers nos 2 cadres d'analyse : le TAM et le TOE. Dans un second temps viendra une partie expérimentale, où nous analyserons les résultats d'entretiens passés avec des professionnels ayant adoptés ou non des solutions d'IA et essaieront de tirer des grandes tendances de ces entretiens, tout en comparant nos résultats avec la littérature.

PARTIE 1

-

LES ENSEIGNEMENTS DE LA LITTÉRATURE

Ce n'est qu'au début du crépuscule que la chouette de Minerve prend son envol.

*Hegel – **Principe de la philosophie du droit***

LA NOTION D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

La première difficulté quand on aborde l'intelligence artificielle est que tout le monde en connaît l'existence sans vraiment savoir clairement ce qu'elle définit. Les films et livres de science-fiction ont en effet motivés beaucoup de fantasmes autour du domaine. Yann Lecun¹ définit l'IA comme ceci : *La capacité pour les machines d'exécuter des tâches et de résoudre des problèmes par des moyens normalement attribués aux humains* – pour marquer la différence avec l'informatique « classique ». En effet, le paradigme de l'informatique classique demande à l'utilisateur de saisir un ensemble de règles formelles qui seront automatisées par la suite. L'IA elle, déduit ces règles à partir de données, il ne reste qu'à lui donner une procédure et à laisser la magie opérer. L'avantage notable de cette définition est que celle-ci est très générique, et de fait, elle permet d'englober les différentes formes que peuvent prendre les solutions d'intelligence artificielle. Le grand désavantage en revanche, c'est également sa généralité qui ne permet pas de comprendre concrètement ce dont on parle. Dès lors, la lanterne du novice ne sera que peu éclairée par cette définition. Il me paraît alors important, pour bien définir ce dont on parle, d'aborder les différents champs de l'intelligence artificielle sans rentrer dans les détails techniques. A noter que l'IA n'est qu'une technologie, et que c'est tout l'enjeu d'un data scientist, que de voir comment appliquer cette technologie à un domaine ou à une problématique métier précise.

Premièrement, nous l'avons vu, le terme d'intelligence artificielle, regroupe de nombreuses choses. Par exemple, le domaine du *Cognitive Robotic Process Automation*, mêle à la fois une partie importante d'apprentissage automatique (ou *machine learning*) ainsi qu'une partie de robotique. Le *Traitement Automatique du Langage* ou (TAL équivalent français du NLP), mêle lui intelligence artificielle et sciences du langage. Dans notre étude, nous ne nous cantonnerons qu'aux solutions usant d'apprentissage automatique (un adjuvant de l'IA donc, traduit de l'anglais *machine learning*). Cela par souci de simplicité du cadre. Le *machine learning* (équivalent anglais de l'apprentissage automatique) est défini par le dictionnaire d'Oxford comme :

L'utilisation et le développement de systèmes informatiques capables d'apprendre et de s'adapter sans suivre des instructions explicites, en utilisant des algorithmes et des modèles statistiques pour analyser et tirer des inférences à partir de motifs dans les données.

¹ VP & Chief AI Scientist at Meta and Silver Professor at NYU affiliated with the Courant Institute of Mathematical Sciences & the Center for Data Science

C'est une définition plus approfondie reprise de celle d'Arthur Samuel édicté en 1958 :

Le machine learning c'est un champ d'études visant à donner aux ordinateurs la capacité d'apprendre sans être explicitement programmé.

Pour comprendre quels sont les différents champs de possibilités du *machine learning*, une bonne approche peut être de consulter la carte établie par Pedregosa et Al. (2011), dans l'optique de choisir le meilleur estimateur (voir l'annexe 2). Voici un schéma récapitulatif mêlant la carte et mes connaissances personnelles :

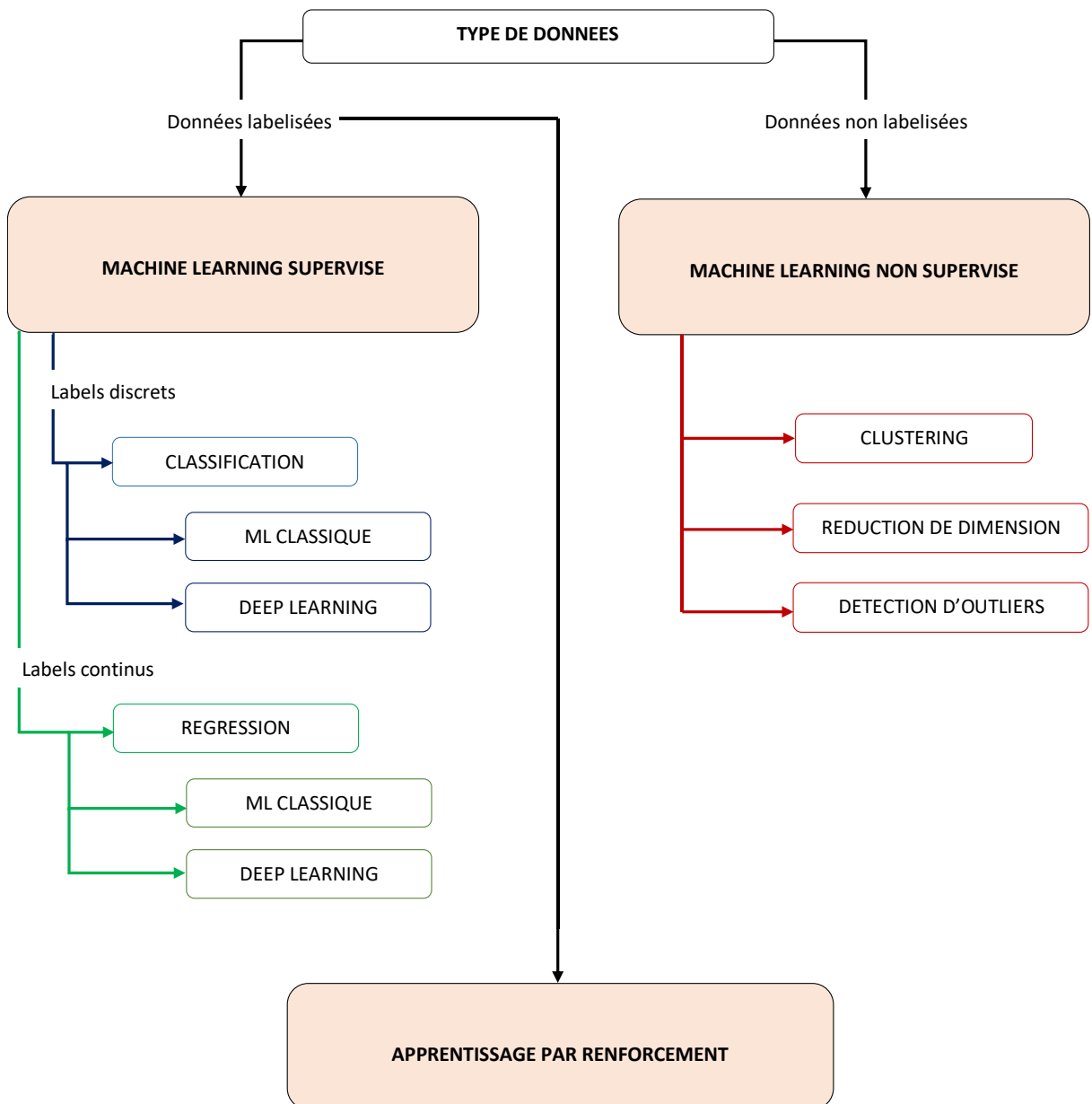


Figure 1 : Une topologie des solutions d'intelligence artificielle

Plusieurs précisions sont à apporter concernant le schéma. J'ai choisi de classer les algorithmes dans 3 grandes familles en fonction des paradigmes axiologiques à leur bases : L'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé, ainsi que l'apprentissage par renforcement. C'est un classement bien sûr arbitraire car il est possible de recouper les algorithmes des différentes familles entre eux. De même, les sous-sections identifiées ne sont pas complètement exclusives entre elles, par exemple l'algorithme UMAP basé sur les variétés riemanniennes et la théorie des graphes est un algorithme de réduction de dimension qui peut également servir à faire du clustering sur des données de grandes dimensions, de même par exemple pour les cartes auto-adaptatives ou les machines de Boltzmann. Développons à présent les différentes faces du *machine learning* identifiées dans notre schéma :

L'apprentissage supervisé nécessite des données labélisées. Cela signifie que l'on doit disposer d'une base de données contenant un ensemble d'observations, segmentées en variables (notées X) et en cibles (notée y). Par exemple, si je souhaite prédire le prix d'un bien immobilier, la cible sera le prix et les variables seront les différentes variables utilisées pour prédire ce prix (la taille de la maison, le nombre d'étages, le nombre de salles de bains, ...). Je réalise donc une estimation de y à partir de mes variables X en passant par un modèle, une fonction f . L'objectif du *machine learning* supervisé est que mon estimation $f(X)$ soit la plus proche possible de ma cible y par ajustement des paramètres, regroupés dans un vecteur θ . On a, pour ce faire, recours à une « fonction de coût » C mesurant l'erreur entre mon estimation $f(X)$ et ma cible y . L'objectif est donc de minimiser le coût (une mesure de l'erreur) en faisant varier les paramètres. Plus formellement, on cherche θ^* tel que :

$$\theta^* = \min_{\theta} C(f(X), y)$$

En travaillant sur l'ensemble du jeu de données, on cherche à estimer les paramètres du modèle de sorte à minimiser le coût, ou l'erreur entre la prédiction et la réalité. L'algorithme peut traiter des données continues (un prix, une température, etc) ou des données discrètes (quel animal est représenté sur cette image, ce cancer est-il bénin ou non, etc). Ce qui changera sera la fonction de coût, variant entre des notions pressenties par Laplace (avec l'*erreur moyenne en valeur absolue*) ou Gauss (avec l'*erreur quadratique moyenne*) ou des combinaisons des deux avec la *Huber Loss* pour les cibles continues ainsi que des notions introduites par le travail de Claude Shannon (1948) comme l'*entropie croisée*, ou la *divergence de Kullback-Leibler* pour les cibles discrètes. Voici un schéma récapitulatif du processus de *machine learning* supervisé :

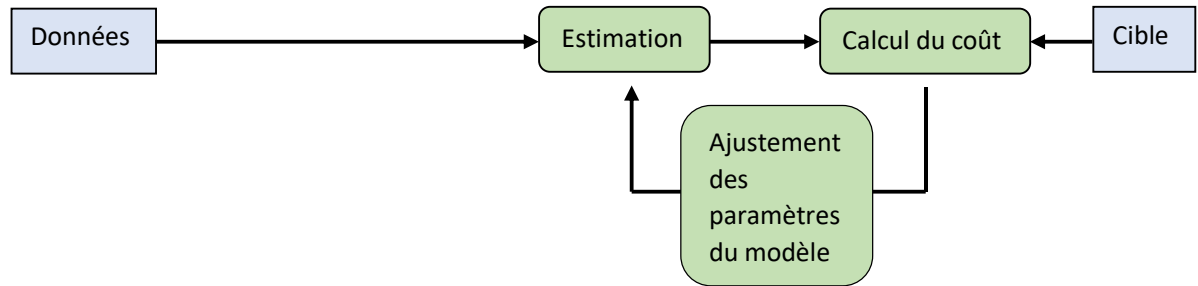


Figure 2 : Machine learning supervisé

Enfin, en fonction du type de problème, on peut choisir d'utiliser des algorithmes de *machine learning* « classiques » (type régression linéaire, *support vector machine* ou arbres de décisions) ou des algorithmes de *deep learning*. Les algorithmes de *deep learning* sont utilisés sur des grands volumes de données dans des contextes où l'on ne souhaite pas obtenir une pondération par variable. En effet, pour reprendre l'exemple de la modélisation du prix d'une maison, le *machine learning* nous donne les poids associés à chaque variable, on sait alors si la variable est importante ou non dans notre prédiction. On pourra ainsi dire si c'est plutôt la taille de la maison, sa surface extérieure, son nombre de salles de bains ou autre qui joue de façon importante sur le prix. Cela n'est plus possible en *deep learning*. On retrouve beaucoup d'algorithmes de *deep learning* dans le domaine de la *vision par ordinateur* ou le *traitement automatique des langues* notamment, c'est-à-dire dans des domaines où le détail des poids des variables ne nous intéresse pas.

Le second point, le *machine learning* non supervisé regroupe des techniques où l'on ne dispose pas d'informations sur les cibles. Nous ne disposons que de données et l'objectif est de trouver une structure dans celles-ci ou d'en réduire la dimension. Par exemple, si l'on dispose de données sur des clients et qu'on souhaite les segmenter en différentes classes, ou que l'on souhaite comprendre quelles variables ont le plus de poids pour représenter les données (i.e expliquent le plus de variance dans le cas Bro & Smilde (2014) avec l'analyse en composantes principales). Voici un schéma de ce que peuvent être des solutions non supervisées basé sur les travaux de Bro & Smilde (2014) et de Likas & al. (2003) :

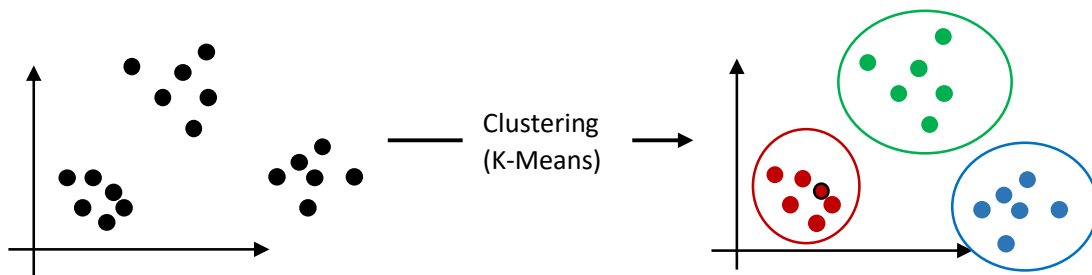


Figure 3 : Machine learning non supervisé : K-Moyennes - Clustering

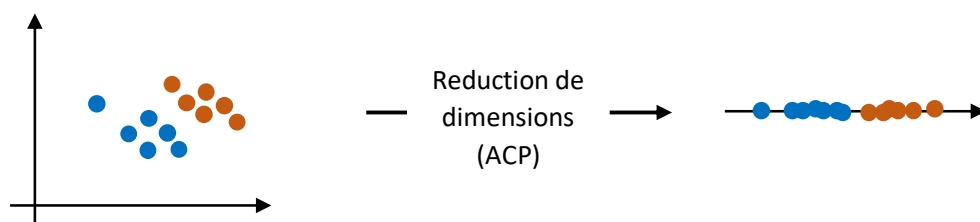


Figure 4 : Machine learning non supervisé - Analyse en composantes principales - Réduction de dimension

Le dernier type de *machine learning* qui conclura cette partie, c'est l'apprentissage par renforcement. L'idée derrière ce type d'algorithmes est d'avancer par itérations, donnant des récompenses lorsque l'algorithme (ou « l'agent ») choisit les bons états et des pénalités lorsqu'il en choisit des mauvaises. Par exemple, dans le cas d'un jeu d'échec ou du jeu de go, l'objectif est de gagner la partie. Cependant, à chaque coup, il est difficile de déterminer si c'est un coup gagnant ou perdant. Il faut donc suivre une procédure de long terme, récompensant ou pénalisant chaque itération pour maximiser les chances d'atteindre la victoire, en arbitrant entre gains à long terme et gains à court terme. C'est ce type d'algorithme que l'on utilise lorsque l'on veut développer un système adaptatif, faisant varier son comportement en fonction de son environnement. Par exemple, le système *AlphaGo* est un exemple de ce type d'algorithme. Voici un schéma récapitulatif du fonctionnement de ces algorithmes (basé sur le travail de Van Hasselt & Al. (2016)).

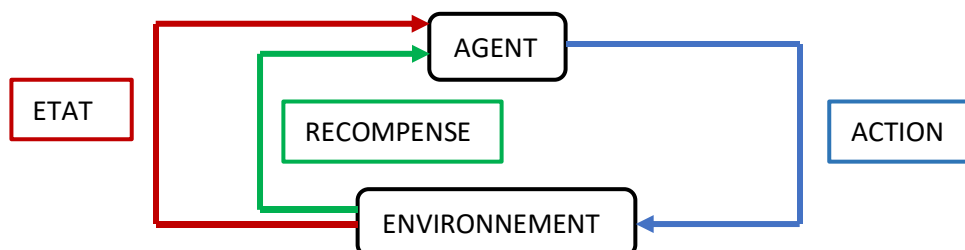


Figure 5 : Apprentissage par renforcement

Ainsi, nous sommes maintenant clairs sur ce qui se cache derrière la notion d'intelligence artificielle. Il y'a donc 3 grandes familles d'algorithmes : Ceux permettant de prédire une donnée à partir d'un résultat, ceux permettant de structurer ou de réduire la dimension des données, ainsi que ceux permettant de suivre une procédure maximisant le gain à long terme. Evidemment, ceux-ci peuvent être combinés pour obtenir de meilleures performances. Le talent du *data scientist*, c'est justement de réussir à appliquer ces algorithmes théoriques à des exemples concrets. Il convient maintenant de développer la notion d'adoption, à travers les modèles retenus pour cette étude.

LE TECHNOLOGY ACCEPTANCE MODEL (TAM)

Le premier modèle décrivant l'adoption que nous utiliserons est le *Technology Acceptance Model* (TAM) introduit par Davis (1985) dans sa thèse au MIT intitulée : *A technology acceptance model for empirically testing new end-user information systems: Theory and results*. Ce modèle se focalise sur les individus, étudiant leur perception de l'utilité et de la facilité d'utilisation d'une technologie et en déduisant une intention de comportement qui se transformera en comportement réel vis-à-vis de la technologie. Comme le soulignent bien Atarodi & al. (2019), le modèle TAM est très populaire en système d'informations de par sa robustesse et la validité de ses résultats. Le TAM aura été largement étudié, il existe des versions annexes du TAM permettant notamment de rajouter certaines variables au modèle comme le TAM2 introduit par Vankatesh & Davis (2000) incluant la notion de norme sociale et de processus cognitive dans le modèle. Dans ce travail, nous ne nous focaliserons que sur le TAM « classique » tel qu'énoncé par Davis en 1985 puis par Davis & al. en 1989. Voici le schéma récapitulatif du modèle :

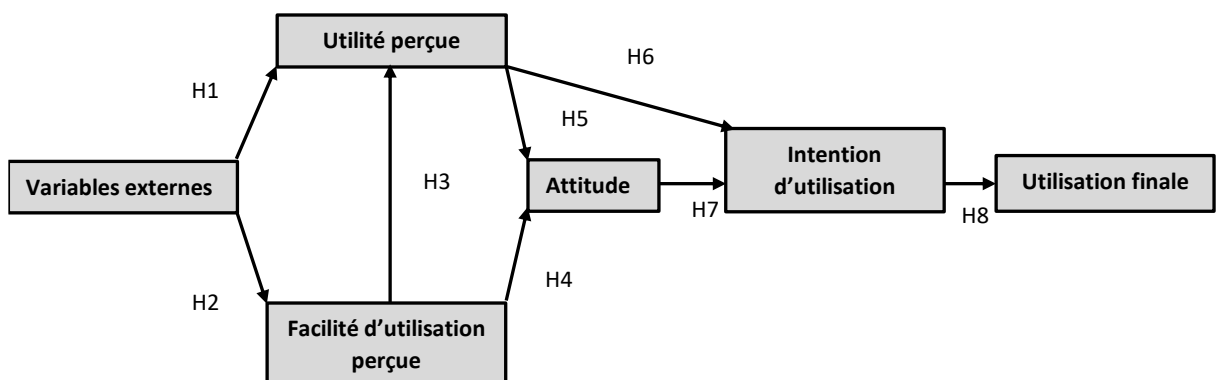


Figure 6 : Le modèle TAM

Plusieurs hypothèses sont tacites dans ce schéma, j'ai choisi de les spécifier par souci de clarté. Nos entretiens permettront d'estimer la validité de celles-ci pour le cas spécifique des solutions d'intelligence artificielle. D'abord, concernant les variables externes. En se basant sur le travail de

Burton-Jones & Hubona (2006), on choisira ici de ne retenir que 3 variables externes *à priori* : l'âge, le niveau d'études et le niveau d'expérience avec des solutions d'intelligence artificielle. D'autres sont envisageables, notamment celles considérées dans le TAM2 mais nous nous cantonnerons dans notre étude à celles-ci pour la partie théorique. Ainsi ces variables externes auraient un effet sur l'utilité perçue (première hypothèse) ainsi que sur la facilité d'utilisation perçue (seconde hypothèse). A noter que, selon Davis, l'utilité perçue correspond au *degré auquel l'individu croit qu'utiliser le système augmentera sa performance au travail*. La facilité d'utilisation *perçue* décrit elle la *perception de l'utilisateur de l'effort qu'il faudra faire pour adopter cette technologie*. On notera également que la facilité d'utilisation perçue aura un impact sur l'utilité perçue (troisième hypothèse), l'individu réalisant un arbitrage entre le gain correspondant à l'utilité perçue et le coût en termes d'effort nécessaire. Ces 2 notions, influenceront l'attitude de l'utilisateur vis-à-vis de la technologie à adopter (quatrième hypothèse et cinquième hypothèse), c'est-à-dire le fait qu'il soit plutôt favorable ou non à l'utilisation de cette technologie. Cette attitude (sixième hypothèse) ainsi que l'utilité perçue (septième hypothèse) conditionneront l'intention d'utilisation qui elle-même conditionnera l'utilisation finale (huitième hypothèse). Nous essaierons à travers nos entretiens de vérifier si ces hypothèses sont bien valides ou si certains points font défauts. On notera que mis à part pour la troisième et la sixième hypothèse, le modèle de Davis peut être vu comme Markovien – à savoir que chaque état du modèle ne dépend uniquement que de l'état précédent.

A noter que, comme l'abordent Atarodi & al. (2019), de nombreuses interrogations sont possibles vis-à-vis du TAM. A savoir notamment quel est le poids prédictif précis des variables du TAM ou quel est le rôle et l'influence des variables extérieures. Nous ne nous épancherons pas sur ces questions-là, notamment du fait que les résultats de la littérature sont parfois contradictoires entre eux.

LE CADRE TECHNOLOGY–ORGANIZATION–ENVIRONMENT (T-O-E)

Maintenant que nous avons vu le premier modèle, le modèle centré utilisateur, il a été choisi dans cette étude de retenir également un cadre plus global : Le T-O-E. Ce choix est motivé par une observation simple des choses de la nature. En effet, rares sont les phénomènes ne s'expliquant que sur une seule échelle. Dans les sciences physiques, les phénomènes quantiques ont toujours un impact, de façon agrégée sur la macro-physique. De façon symétrique, tout évènement au niveau macroscopique est explicable par une agrégation d'évènement quantique. En économie, les choses fonctionnent de la même façon. L'individu est toujours influencé dans ses choix par des phénomènes macroéconomiques (politique monétaire, politique budgétaire, etc). Ainsi, l'économiste souhaitant une vision globale est obligé d'intégrer une vision macroéconomique à ses analyses microéconomiques et *vice-versa*. Ici, la démarche est donc la même. Et de fait, on peut supposer que tous les individus

d'une entreprise soient favorables à la mise en place d'une technologie, si les conditions *sine qua non* ne sont pas réunies, l'adoption ne pourra pas se faire. Par exemple, si je souhaite intégrer une solution de tableur pour tous mes employés et que ceux-ci sont favorables mais que je n'ai pas d'ordinateurs dans mon entreprise, l'adoption de ladite technologie n'est pas possible. L'exemple peut paraître trivial, mais la question qu'il pose est bien réelle : Quels sont les facteurs nécessaires à l'adoption de l'IA au niveau de l'organisation ? C'est cette démarche qui suit dans la partie suivante.

Pour essayer de proposer une taxonomie des facteurs d'adoption au niveau de l'organisation, nous avons recours au modèle T-O-E (Technology Organisation Environment) introduit par Tornatzky & Fleischer dans *The processes of Technological Innovation* en 1990. Le livre décrit le processus d'innovation du berceau à la tombe, du développement de l'innovation à son implémentation (ou son abandon). Le T-O-E est le cadre mis en place par Tornatzky & Fleischer pour comprendre les facteurs globaux, au niveau de l'entreprise permettant d'influencer l'adoption d'une innovation technologique. Le cadre se focalise donc sur 3 aspects éponymes au nom du modèle : Le cadre *technologique*, le cadre *organisationnel* ainsi que le cadre *environnemental*. A noter que pour la description du modèle, je reprends la présentation faite par Baker dans *The technology-organization-environment framework* (2012).

Le premier contexte mis en exergue par le modèle est donc le contexte technologique. Le contexte technologique englobe toute technologie pertinente pour l'entreprise : Que ce soit des technologies déjà utilisées ou d'autres non utilisées mais disponibles sur le marché et/ou utilisées par les concurrents. A noter qu'il existe plusieurs types d'innovations technologiques et que leur facilité d'acceptation différera en fonction du type d'innovation étudié. Selon Tushman & Nadler (1986) ainsi que le cours dispensé par Céline Péréa sur l'innovation, on retiendra ici trois types d'innovations :

- Les innovations incrémentales, qui produisent de nouvelles versions ou introduisent de nouvelles fonctionnalités sur des produits déjà existants. Ce genre d'innovation est facilement adopté par les utilisateurs.
- Les innovations de rupture ou « radicales », produisant des différences significatives avec les produits déjà existants (exemple : Le smartphone par rapport aux téléphones portables précédents). Ce genre d'innovation est difficilement adopté par l'utilisateur.
- Les innovations « synthétiques », intermédiaires entre les deux autres. Elles correspondent à des innovations ou des technologies connues qui sont utilisées à de nouvelles fins ou de façon différente.

Nous avons vu avec Mmrd Perea qu'il faut voir ces trois points comme trois jalons sur une droite et que, plus il y'a rupture avec ce qui était fait précédemment pour l'utilisateur, plus l'adoption sera

difficile à mettre en œuvre. L'intelligence artificielle est ici assez intéressante à classer. Cela car, sur un plan technique elle se situe en rupture avec ce qui se faisait précédemment. Les règles et relations ne sont plus édictées par l'informaticien, elles sont déduites par la machine. Cependant pour l'utilisateur, une solution d'IA peut paraître – si elle est intégrée dans l'ERP ou dans l'environnement de travail utilisé – comme une innovation incrémentale : une simple nouvelle fonctionnalité dans un interface et un environnement connu. Il est dès lors intéressant ici de recueillir des témoignages d'informaticiens et d'experts métiers pour voir si cette différence de perception supposée se vérifie.

Le second contexte souligné par le modèle est le contexte organisationnel. Celui-ci est défini par Baker (2012) comme *les caractéristiques et ressources de l'entreprise, incluant les relations entre les employés, la communication au sein de l'entreprise, la taille de l'entreprise et le nombre de ressources disponibles*. Il y a certaines observations que la littérature nous apprend sur le lien entre le contexte organisationnel et l'adoption des innovations. Le premier point que l'on peut noter nous vient de Burns & Stalker (1962). Ceux-ci stipulent que des structures « organiques » au sens de Burns & Stalker auraient plus tendance à être favorables à l'innovation et à l'adoption de nouvelles technologies. Les structures « organiques » possèdent certaines caractéristiques : ce sont des structures où le management se fait de façon horizontale, c'est-à-dire où le pouvoir est détenu par les employés (en opposition aux structures « mécaniques » où le management se fait de façon verticale, et où le pouvoir est détenu par des managers de façon pyramidale). Ces structures, plus flexibles que les structures mécaniques, peuvent faire varier les équipes dans leur taille ou leur composition ainsi que les degrés de responsabilité de chacun. Elles encouragent aussi, les communications « horizontales », entre les équipes.

Un autre point essentiel est la communication de la part de la direction de l'entreprise. En effet, Tushman & Nadler (1986) montrent bien que la communication de la direction vis-à-vis des solutions technologiques influencera l'adoption ou non des dites solutions. Plus exactement, si la direction de l'entreprise promeut l'adoption de ces solutions par une communication favorable, une intégration de celles-ci dans sa stratégie d'entreprise et récompensant les innovations de façon formelle et informelle, alors l'adoption des solutions sera plus facilement mise en place. En revanche, si la direction choisit de ne rien faire et est rétive au changement, l'adoption de nouvelles innovations se verra freinée.

Enfin, les deux derniers points organisationnels importants sont la taille et la « slack organisationnelle » selon les travaux de March & Simon (1958) ainsi que de Rogers (1995). On observe par exemple qu'il existe une corrélation positive entre la taille de l'entreprise et la facilité d'adoption des solutions technologiques. Cependant, Baker (2012) nous dit qu'une critique de la littérature est que le concept de « taille » est assez vague et difficilement quantifiable, il faudrait une

autre mesure plus précise pour évaluer cette notion. Dans notre étude, nous retiendrons le type d'entreprises (PME / TPE / Grands groupes, etc). Enfin la *slack* est définie par Donada & Dostaler (2005) comme *les ressources disponibles non nécessaires pour le fonctionnement normal de l'organisation*. C'est donc une mesure des ressources potentielles de l'entreprise. Franquesa & Brandyberry (2009) nous montrent que ce potentiel joue un rôle favorable dans l'adoption d'innovations technologiques.

Le dernier contexte du T-O-E est le contexte environnemental. Le contexte environnemental inclus notamment le nombre de concurrents (monopole, oligopole, marché atomisé), le type de concurrence (concurrence par le prix type Bertrand-Nash ou par les quantités type Cournot-Nash), le type de marché, les barrières à l'entrée éventuelles, les technologies utilisées par la concurrence ainsi que la réglementation. En matière d'intelligence artificielle, le combustible de ces solutions sont les données. Ainsi, toutes les solutions d'IA sont conditionnées et régulées en Europe par le Règlement Général sur la Protection des Données (RGPD) dont l'objectif est, selon son article premier, *la protection des libertés et droits fondamentaux des personnes physiques, et en particulier leur droit à la protection des données à caractère personnel*.

Concernant les apports de la littérature à propos du cadre environnemental du T-O-E, on peut d'abord citer Mansfield (1968) et Mansfield & al. (1977) qui suggèrent qu'une concurrence intense entre les acteurs du marché incite à la mise en place et l'adoption d'innovations. Cela dans un objectif de différenciation pour les firmes voir même de création d'un nouveau marché sur lesquels celles-ci seront en situation de monopole au moins pendant un temps. Toujours concernant les acteurs du marché, les travaux de Kamath & Liker (1994) suggèrent que les firmes dominantes sur un marché mènent la danse en matière d'innovation et d'adoption des innovations, influençant les firmes plus petites à innover pour suivre le rythme.

Sur la réglementation enfin, celle-ci peut être favorable ou non à l'innovation en fonction du marché. La législation mise à part, notamment avec la RGPD couvrant toutes les problématiques sur les données et défendue farouchement par la CNIL en France, l'Etat dispose de 3 armes en matière de réglementation (pouvant stimuler ou au contraire freiner l'innovation) : Les normes, les taxes, les subventions. Les normes agissent comme des seuils à ne pas dépasser, sous peine d'être soumis à une amende. Les taxes agissent comme des coûts supplémentaires pour les entreprises dus à des « mauvais comportements ». Les subventions agissent comme un gain de profit pour les entreprises.

Le modèle T-O-E s'articule donc en trois pôles majeurs, permettant de décrire le contexte d'une entreprise et sa propension à adopter ou non une innovation technologique. Le modèle peut être résumé par le schéma suivant repris de Tornatzky & Fleischer (1990) :

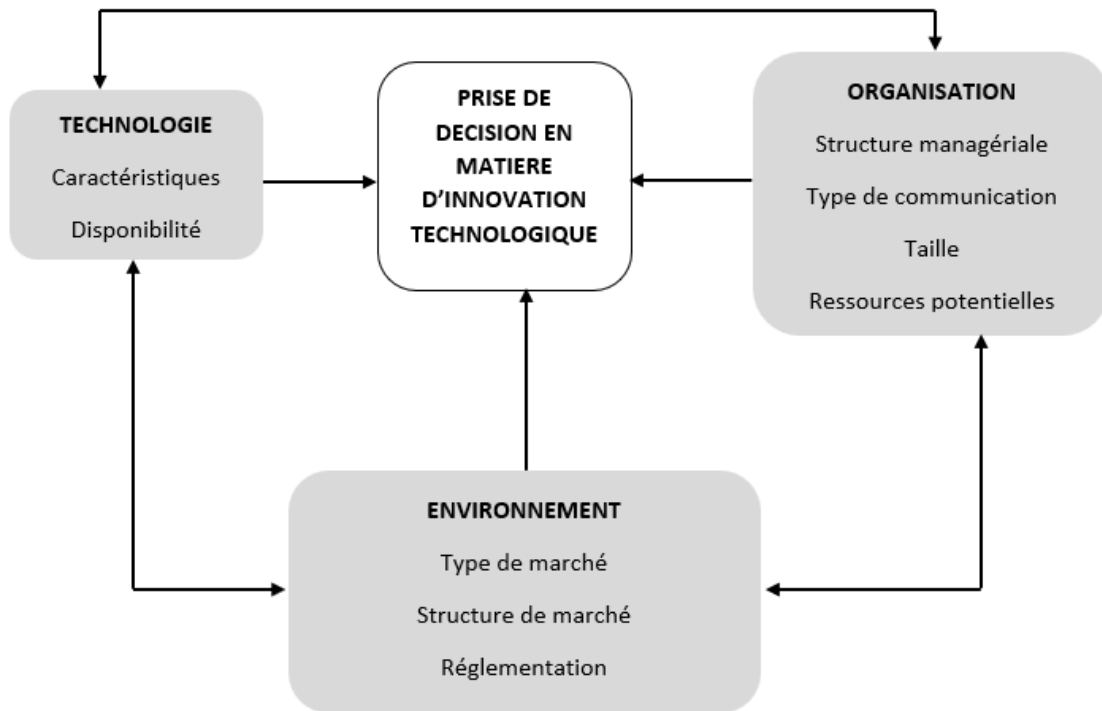


Figure 7 : Le modèle T-O-E

Maintenant que nous avons présenté ce qu'est l'intelligence artificielle et que nous avons abordé les deux modèles socles de notre analyse – à savoir le TAM pour la partie centrée utilisateur et le T-O-E pour la partie centrée entreprise – nous pouvons dès lors chercher à tester la validité de ces modèles dans le cas de l'IA sur des situations concrètes à travers l'étude présentée dans la seconde partie.

PARTIE 2

-

LES VOIES DE L'EXPERIMENTATION

Ce n'est pas assez d'avoir l'esprit bon, le principal est de l'appliquer bien.

*Descartes – **Discours de la méthode***

PRESENTATION DE L'ÉCHANTILLON ET DE LA PROCEDURE

Pour tester la validité empirique de nos modèles nous avons choisi de réaliser des entretiens détaillés sur des individus ayant adopté dans leur carrière professionnelle des solutions d'intelligence artificielle et d'autres n'en ayant, pour l'heure, jamais adoptées. L'idée est d'essayer de déterminer quels sont les facteurs divergents ou convergents pour les deux groupes d'individus. Les questions posées lors des entretiens différeront en fonction de si l'individu a déjà adopté ou non une solution d'IA. Il convient de préciser que j'ai choisi volontairement de ne pas interviewer des individus déjà experts dans des solutions IA. Je voulais ici avoir des retours d'équipes métiers ou n'ayant que peu de connaissance dans le domaine. Les guides d'entretien sont disponibles en annexe, en voici toutefois le plan :

- Présentation de l'étude, du cadre et des conditions de publication, d'anonymisation et d'enregistrement de l'entretien
- Questions concernant l'entreprise de l'individu (suivant les principaux points abordés du T-O-E). Les questions sont les mêmes pour les deux guides d'entretien.
- Questions concernant l'individu et/ou des expériences vécues vis-à-vis de l'adoption de solution d'IA. Si celui-ci n'a jamais utilisé de solutions d'IA, questions sur sa disposition à utiliser de telles solutions. Cette partie est construite en suivant les différentes étapes du TAM.

Concernant l'anonymisation, il a été décidé de ne publier dans ce travail que le prénom de l'individu, la première lettre de son nom de famille et son poste. Cela ainsi que le sexe de l'individu, son âge et sa familiarité avec les solutions d'IA. Cela dans l'optique de tester si l'hypothèse de Burton-Jones & Hubona (2006) sur les variables externes aux modèles est concluante ou non dans notre cas. Les entretiens ont été réalisés à l'oral, face à face ou par téléphone, enregistrés mais leur retranscription ne sera pas publiée. Seuls seront publiés des verbatims permettant d'illustrer des tendances tirées des entretiens. Il s'agit d'une analyse qualitative, aucune métrique ne sera utilisée et aucune analyse quantitative ne sera réalisée dans notre étude.

Concernant l'échantillon, les individus interviewés sont issus de 2 entreprises différentes : Orange et Abiolab.

Abiolab est une PME d'un peu moins de cent employés, réalisant des analyses dans les domaines de la santé, de l'environnement et de l'agro-alimentaire. Son siège social est basé à Montbonnot Saint Martin, mais l'entreprise est présente également à Sorgues, à Saint-Nazaire, à Saint-Aubin et en Suisse. Abiolab n'a pour l'heure pas adopté de solution d'intelligence artificielle même si ce serait un projet en étude. En effet, des problématiques se font ressentir notamment au niveau de l'équipe

d'ordonnancement, chargée d'organiser les tournées des préleveurs qui s'occupent d'aller chercher les échantillons chez les clients pour les ramener au laboratoire afin de les faire analyser. Ces tournées dépendent de nombreux paramètres comme les horaires et les disponibilités clients, les distances entre les clients, la rentabilité d'une tournée, etc. L'entreprise envisage donc de laisser une solution d'intelligence artificielle gérer la création de ces tournées qui seront ensuite validées ou invalidées par un humain. Il y'a également une problématique d'automatisation de la validation des rapports d'essais (rapports envoyés au client suite à l'analyse). Dans cette entreprise, nous avons réalisés 3 entretiens : Alain G. directeur général de l'entreprise, Julie B. responsable administration des ventes et Adrien G. informaticien. Cela afin d'avoir la vision de différents individus de l'entreprise.

La seconde entreprise étudiée ici est Orange. Orange est une multinationale d'environ 83 000 employés français et 143 000 employés au total (chiffres de 2020). Orange est une entreprise de télécommunications, grand secteur de développement de l'intelligence artificielle. Elle incube nombre de projets d'intelligence artificielle dans différents secteurs. Dans notre étude nous nous sommes focalisés sur un type de projet de gestion de la relation client : La mise en place de Chatbot. Le Chatbot est un assistant de messagerie, permettant de traiter les demandes client et de les rediriger au besoin vers le personnel adapté. Le Chatbot permet un gain de temps aux équipes et une augmentation de la performance en matière de relation client. Les personnes interviewées au sein d'Orange sont Béatrice M. et Béatrice P.

Voici un tableau récapitulatif de l'échantillon dont nous disposons pour notre étude :

Tableau 1 : Echantillon interviewé

NOM	ENTREPRISE	POSTE	SEXE	AGE	FAMILIARITE IA
Alain G.	ABIOLAB	Directeur General	H	56	NON
Julie B.	ABIOLAB	Responsable ADV	F	37	NON
Adrien G.	ABIOLAB	Informaticien	H	27	NON
Béatrice M.	ORANGE	Ressources Humaines	F	55	OUI
Béatrice P.	ORANGE	Manager GRC	F	62	OUI

ANALYSE DES RESULTATS

Nous disposons donc d'entretiens issus de deux entreprises très différentes dans leur structure. En effet, comme mentionné précédemment, Abiolab et Orange n'ont, en termes de taille, de part de marché et de structure peu de choses en commun.

La première est une PME d'une centaine d'employés dont le marché est porté par la réglementation. En effet, il est obligatoire ou très fortement recommandé pour un certain nombre d'établissements de réaliser des analyses sur la qualité de l'air, de l'eau ou de l'alimentaire (on pensera notamment aux établissements scolaires, aux hôpitaux ou aux restaurants et cantines). La majorité du chiffre d'affaires d'Abiolab se fait donc sur des clients B2B. Parmi les acteurs du marché on retrouve, selon le directeur général, « 2/3 très gros laboratoires se partageant 50% de la part de marché [...]. Des laboratoires publics sur une échelle plus locale, héritage des laboratoires départementaux, se partageant eux environ 30% de la part de marché. Et des laboratoires privés, plus petits, plus flexibles que les laboratoires publics et se partageant le reste du marché ». Abiolab est l'un des plus gros laboratoires en termes de chiffre d'affaires de cette dernière catégorie. C'est un marché « traditionnel », où les technologies d'intelligence artificielle ne sont pas encore très développées (sauf par les plus gros acteurs) et où la concurrence se fait par le prix et la qualité de service caractérisée notamment par la rapidité (« rapidité et qualité de l'intervention, bonne réactivité aux alertes, rapidité de l'analyse et de la transmission du rapport, service de SAV »).

La seconde est une grande entreprise, située historiquement sur le marché oligopolistique des télécommunications (Orange est l'héritière de France Telecom). Orange est le leader, possédant environ un tiers du marché, le reste étant détenu par SFR en seconde position, puis Bouygues et Free environ à égalité. Le reste étant partagé par de petits acteurs. C'est un marché très concurrentiel, en B2C, où deux dimensions prédominent : Le prix et la qualité de service. L'aspect concurrentiel fort mêlé à une taille importante induit un nombre de ressources disponibles important et rend le marché très favorable à l'innovation principalement sur « le digital » pour reprendre le mot des employés interviewés. Orange se place donc sur un contexte technologique en perpétuelle évolution où chacun cherche à se démarquer notamment par l'innovation. Par ce fait et par le fait de la quantité de données importante que traite Orange, notamment en matière de service client, le terrain se voit très fertile à l'implémentation de solution d'intelligence artificielle. Le Chatbot en est un des nombreux exemples.

On voit également qu'en terme de contexte technologique, ces entreprises ont peu en commun. Sur le plan environnemental, même si la structure de marché n'est pas la même et que leur taille – et donc leur rôle diffère également – chacun se situe sur un marché très concurrentiel. Prix avantageux et qualité de service sont des enjeux majeurs pour chacune de ces entreprises. Sur le plan

organisationnel, celles-ci présentent des similitudes. En effet, chacune fonctionne sur une structure pyramidale traditionnelle tout en accordant une place importante aux retours des équipes métiers et en leur accordant une certaine autonomie, dans la mesure du possible. La communication par la direction se fait en faveur de l'innovation et du changement chez les deux acteurs, tant que ceux-ci permettent une hausse de la performance.

Sur le plan des ressources enfin, chacune dispose à son niveau, d'une *slack potentielle*, pouvant réunir les ressources nécessaires, en interne ou par l'aide de prestataires, à la réalisation d'un projet.

En première analyse, ce qu'il ressort de tous les entretiens, c'est la difficulté à définir précisément l'intelligence artificielle. Tous en ont une idée, mais celle-ci n'est pas forcément très précise. Chacun s'appuie sur des exemples qu'il lui aura été donné (le projet de Chatbot pour Orange ou le projet d'automatisation des tournées client ou des rapports d'essais pour Abiolab). Il y'a là un premier facteur important à mon sens : Il est nécessaire d'avoir une interface, un individu maîtrisant les solutions d'IA qui en comprennent les possibilités et enjeux et qui puisse appliquer ces solutions aux problématiques métiers de l'entreprise. Il lui faut alors une double compétence : Une dans la technique et une dans la compréhension globale des processus de l'entreprise.

L'un des aspects intéressants évoqué chez les deux entreprises, c'est que les solutions ou projets de solutions sont toujours motivés par une volumétrie importante de données ou de tâches à réaliser. C'est-à-dire qu'on envisage les solutions d'IA sur des tâches qui nécessitent d'être répétées infiniment. L'objectif étant d'améliorer la performance de l'entreprise, de « gagner du temps » ou de « désengorger les flux d'appels entrants ». On peut tirer ici notre second facteur, l'aspect de répétabilité d'une tâche et son caractère chronophage sont des facteurs qui semblent stimuler la décision d'implémenter une IA.

Enfin, un point relevé par Béatrice P. et son expérience avec les Chatbot concerne le suivi nécessaire d'une solution d'IA lors de son implémentation. Il apparait que le suivi par les équipes métiers de la solution soit essentiel afin que celles-ci puissent faire leurs retours aux équipes techniques afin que la solution serve le mieux possible la partie métier. Si ce suivi n'est pas assuré, alors les résultats de la solution divergeront de l'objectif initial et, en dernière instance, la solution ne sera pas adoptée. Il semblerait que cet accompagnement soit en réalité nécessaire tout au long de la vie de la solution, afin que celle-ci puisse évoluer en permanence pour mieux servir les équipes métiers – cela tout particulièrement dans des problématiques de gestion de la relation client, ou les attentes clients peuvent évoluer constamment.

LIEN AVEC LES RESULTATS DE LA LITTERATURE

La première chose qu'il convient de préciser, avant de lier les résultats obtenus avec ceux de la littérature et que les conclusions tirées ici ne se basent que sur deux entreprises. Pour tester la validité de nos modèles, et spécifiquement du T-O-E, il faudrait avoir recours à une base de données d'entreprise plus large. J'en ai pleinement conscience et c'est une des limites que je mets à mon étude. Tous les résultats présentés ci-après doivent être considérés en conséquence de ce postulat.

Concernant le T-O-E d'abord. Il apparaît que, comme mentionné précédemment, les deux entreprises diffèrent au niveau de leur contexte technologique et environnemental. Cependant, sur ce dernier, les hypothèses retenues, à savoir celles stipulant qu'un contexte concurrentiel fort encourage l'innovation et que le leader du marché mène la danse en matière d'innovation semblent validées. En effet, la pression concurrentielle - nous l'avons dit - constitue un défi majeur pour les deux entreprises et c'est un point qui est revenu sur tous les entretiens lorsque la question a été de savoir pourquoi avoir adopté une solution d'IA. La seconde hypothèse est intrinsèquement liée à la première et aux autres contextes. Cela car la place de leader et la pression concurrentielle incitent l'entreprise à innover en permanence et notamment sur le secteur de l'IA afin de rester leader sur le marché.

Sur le cas de l'IA, le contexte technologique joue lui aussi un rôle important. En effet, les solutions d'IA étant des solutions techniquement maîtrisées par peu d'individus, il est nécessaire pour mener un projet de la sorte d'avoir des experts à disposition en interne ou comme prestataires. Sans experts, pas d'IA, c'est le constat sur le plan technologique.

Sur le plan organisationnel, l'hypothèse de Tushman & Nadler (1986) selon laquelle la communication du top management et son attitude vis-à-vis des solutions de l'intelligence artificielle en conditionnerait l'adoption semble validée, partiellement tout du moins. En effet, la situation décrite par Alain G. nous informe qu'il aurait été possible pour l'entreprise de ne pas implémenter d'IA (comme le font la majorité des concurrents) mais c'est bien sous l'impulsion de la direction que le projet sera mis en place. En revanche, il est encore trop tôt pour savoir si l'acceptation des utilisateurs sera conditionnée ou non par cet enthousiasme de la hiérarchie. Enfin, l'hypothèse de la taille et de la *slack* comme impactant l'adoption d'une innovation formulée par March & Simon (1958) ainsi que par Rogers (1995) semble vérifiée pour nos deux entreprises. Enfin l'hypothèse sur le type d'organisation de Burns & Stalker (1962) est invérifiable, car nous disposons de deux entreprises à structure pyramidale.

Concernant le TAM, il apparaît que les hypothèses formulées par Davis (1985) soient valides à une exception près cependant dans le cas de l'IA. En effet, bien que la facilité d'utilisation perçue et que l'utilité d'utilité perçue soient reconnues, amenant une attitude favorable vis-à-vis de l'IA, il se

peut que l'intention d'utilisation ne soit pas retenue. Cela pour une problématique que Béatrice M. qualifie de problématique « éthique ». En effet, se pose la question du choix d'assigner une partie du travail faite par l'Homme à l'IA, pouvant dans certains cas amener à des fermetures de postes. C'est dans ce cas-là que malgré une attitude favorable, l'intention d'utilisation sera défavorable. Le choix est donc conditionné également par un facteur exogène au modèle : un facteur éthique. Il y'a également beaucoup de cas où l'utilité perçue et la facilité d'utilité perçue sont reconnus, mais l'attitude et donc l'intention d'utilisation est négative. Cela par peur pour l'employé de « se faire remplacer » ou par « peur que le travail ne soit pas bien fait ». D'où l'importance d'un suivi du projet. Enfin, concernant les variables externes et l'hypothèse de Burton-Jones & Hubona (2006) selon laquelle l'âge, le degré de familiarité avec le système et le niveau d'études influencerait la facilité d'utilité perçue et l'utilité perçue, notre étude ne nous permet pas de conclure. En effet, l'échantillon trop faible et hétéroclite dont nous disposons ne permettent pas de conclure sur ce point-là. Je recommanderais de récupérer un nombre de retours important et de procéder de façon quantitative, par le moyen d'un coefficient de corrélation ou d'une régression logistique (ce qui est à peu de choses près la même chose car les résultats obtenus par les deux méthodes sont fortement corrélés).

CONCLUSION

Nous avons, au travers de cette étude, cherché à comprendre quels pouvaient être les facteurs d'adoption de l'intelligence artificielle. Après avoir défini concrètement ce qu'était l'intelligence artificielle ainsi que l'adoption à travers deux modèles théoriques nous ayant servi de cadre pour l'étude - le *T-O-E* de Tornatzky & Fleischer (1990) ainsi que le *TAM* de Davis (1985) - nous avons mené des entretiens afin de voir si les résultats obtenus correspondaient avec les cadres et hypothèses tirés de la littérature.

Sur le contexte général de l'entreprise, il apparaît que la pression concurrentielle soit un fort stimulant à l'adoption des solutions d'IA, de même que la place sur le marché où l'on constate que les firmes dominantes ont tendance à plus innover. Le contexte technologique et plus spécifiquement la facilité d'accès aux solutions d'IA (en interne ou par le biais de prestataires) joue également un rôle majeur – étant donné que les compétences techniques au niveau de l'IA ne semblent pas être très répandues dans les entreprises. Enfin, sur le plan organisationnel, il semblerait que les ressources potentielles ainsi que la taille de l'entreprise et la communication vis-à-vis des solutions d'IA de la part de la direction aient également un rôle.

Sur un aspect centré utilisateur, nous n'avons pas eu de retours spécifiques vis-à-vis d'une caractéristique (type âge, sexe, ou niveau d'étude) influençant le processus d'adoption de l'IA. En revanche, bien qu'il semble que le modèle de TAM décrit assez bien le processus, on observe que l'attitude vis-à-vis de la solution n'est pas le seul facteur impactant l'intention d'utilisation et qu'un facteur exogène éthique vient jouer un rôle. De même, il apparaît dans certains cas que même si la facilité d'utilisation perçue ainsi que l'utilisation perçue soient reconnues par l'utilisateur, celui-ci peut être défavorable à la solution par peur de se faire remplacer tout ou partie de son travail par la solution d'IA envisagée.

Enfin, il apparaît selon un témoignage que le suivi de la solution et l'évolution de son paramétrage régulier, conformément aux retours des équipes métiers, soient essentiels à l'adoption d'une solution d'IA. En effet, particulièrement dans ce cas-ci, on peut vite arriver à une solution ne correspondant pas aux exigences précises des utilisateurs. De plus, si ces dernières évoluent, une maintenance nécessaire de la solution est nécessaire.

Il convient de préciser que le faible nombre d'entretien ne permet pas de tirer des inférences à partir de nos résultats. En effet, le faible nombre d'individus interviewés (5) et le faible nombre d'entreprises étudiées (2) ne permettent pas de tester toutes les hypothèses en profondeur et d'extraire de nos données des motifs et des conclusions généralisables. Cependant, ce travail peut être

vu comme une porte d'entrée, une piste pour d'éventuels travaux futurs pouvant s'appuyer sur les quelques conclusions détaillées au-dessus.

BIBLIOGRAPHIE

Atarodi, S., Berardi, A. M., & Toniolo, A. M. (2019). Le modèle d'acceptation des technologies depuis 1986: 30 ans de développement. *Psychologie du Travail et des Organisations*, 25(3), 191-207.

Baker, J. (2012). The technology–organization–environment framework. *Information systems theory*, 231-245.

Bro, R., & Smilde, A. K. (2014). Principal component analysis. *Analytical methods*, 6(9), 2812-2831.

Burns, T., & Stalker, G. M. (1962). *The management of innovation*. Chicago: Quadrangle Books.

Burton-Jones, A., & Hubona, G. S. (2006). The mediation of external variables in the technology acceptance model. *Information & management*, 43(6), 706-717.

Davis, F. D. (1985). *A technology acceptance model for empirically testing new end-user information systems: Theory and results* (Doctoral dissertation, Massachusetts Institute of Technology).

Davis, F. D., Bagozzi, R. P., & Warshaw, P. R. (1989). User acceptance of computer technology: A comparison of two theoretical models. *Management science*, 35(8), 982-1003.

Donada, C. & Dostaler, I. (2005). Relational Antecedents of Organizational Slack: An Empirical Study into Supplier-Customer Relationships. *M@n@gement*, 8, 25-46

Franquesa, J., & Brandyberry, A. (2009). Organizational slack and information technology innovation adoption in SMEs. *International Journal of E-Business Research (IJEER)*, 5(1), 25-48.

Kamath, R. R., & Liker, J. K. (1994). *A second look at japanese product development*. Harvard Business Review, 72(6), 154–170

Likas, A., Vlassis, N., & Verbeek, J. J. (2003). The global k-means clustering algorithm. *Pattern recognition*, 36(2), 451-461

Mansfield, E. (1968). *Industrial research and technological innovation*. New York: Norton.

Mansfield, E., Rapoport, J., Romeo, A., Villani, E., Wagner, S., & Husic, F. (1977). *The production and applicaiton of new industrial technology*. New York: Norton.

March, J. G., & Simon, H. A. (1958). *Organizations*. New York: Wiley.

Rogers, E. M. (1995). *Diffusion of innovations* (4th ed.). New York: The Free Press.

Tornatzky, L. G., and M. Fleischer. 1990. *The Process of Technology Innovation*. Lexington, MA: Lexington Books.

Tushman, M., & Nadler, D. (1986). Organizing for innovation. *California Management Review*, 28(3), 74–94.

Samuel, A. L. (1988). Some studies in machine learning using the game of checkers. II—recent progress. *Computer Games I*, 366-400.

Scikit-learn: Machine Learning in Python, Pedregosa et al., *JMLR* 12, pp. 2825-2830, 2011

Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication. *The Bell system technical journal*, 27(3), 379-423.

Van Hasselt, H., Guez, A., & Silver, D. (2016, March). Deep reinforcement learning with double q-learning. In *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence* (Vol. 30, No. 1).

TABLES DES FIGURES

FIGURE 1 : UNE TOPOLOGIE DES SOLUTIONS D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE.....	13
FIGURE 2 : MACHINE LEARNING SUPERVISE	15
FIGURE 3 : MACHINE LEARNING NON SUPERVISE : K-MOYENNES - CLUSTERING.....	16
FIGURE 4 : MACHINE LEARNING NON SUPERVISE - ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES - REDUCTION DE DIMENSION	16
FIGURE 5 : APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT.....	16
FIGURE 6 : LE MODELE TAM.....	17
FIGURE 7 : LE MODELE T-O-E.....	22

TABLE DES ANNEXES

ANNEXE 1 : GUIDE D'ENTRETIEN DE NON ADOPTION	36
ANNEXE 2 : GUIDE D'ENTRETIEN D'ADOPTION (2 ERREURS CI-DESSOUS)	38
ANNEXE 3 : CARTE SCIKIT-LEARN SUR LE CHOIX DU MEILLEUR ESTIMATEUR	40

ANNEXE 1 : GUIDE D'ENTRETIEN DE NON ADOPTION

Présentation du cadre de l'étude

- Information sur le mémoire (Problématique, cadre TOE/TAM)
- Objectif de l'entretien
- Information anonymisation, question de confidentialité (résultats présentés sous forme agrégés)
- Information sur l'enregistrement

Présentation de l'individu

Nom / Poste / âge / expérience

Entreprise : domaine d'activité / taille / type d'entreprises (nb salariés) / hiérarchie / etc

Des solutions d'IA envisagées/réalisées dans l'entreprise ?

Pouvez-vous définir l'IA ?

TOE

Technologique :

Avez-vous des bases de données ? Avez-vous un contrôle de qualité de vos données ?

Quel est le contexte technologique sur le marché ? (bcp de solutions mises en place ou stagnation ?)

Savez-vous s'il existe des technologies de l'ordre de l'IA chez vos concurrents ? Pour quels besoins ?

Avez-vous des experts permettant de mettre en place ce type de solutions ? Si non, ces experts sont-ils accessibles facilement ?

Organisationnel :

Management :

Quel est la structure managériale de votre entreprise ? (Système pyramidale ?)

Quel niveau d'autonomie et de responsabilité est accordé aux équipes ?

Quel est le rôle des managers (proche de l'équipe ou top management) ?

Communication :

Les ordres sont-ils descendants et remontent ou la communication se fait elle latéralement entre les équipes / de bas en haut ou de la circonférence au centre ?

Quel est le point de vue du top management vis-à-vis des innovations technologiques ? (Preneurs de risques, réticents, ... ?)

Tailles et ressources :

Quelle est la taille de l'entreprise ?

Disposez-vous d'une marge de manœuvre importante en termes de ressources ?

Environnemental :

Quel est la structure du marché ? (Barrières à l'entrée / nombre d'entreprises / type de marchés, ...)

Quel est la régulation sur le plan juridique ?

TAM

Infos variables extérieurs :

Age / niveau d'étude / Familiarité avec les systèmes

Facilité d'utilité perçue :

Si on implémentait une telle solution, pensez que vous maîtriserez l'outil facilement (en termes de facilité d'utilisation) ? Vous y adapteriez facilement ? (soucis nouvelle interface / nouveau fonctionnement / flexibilité / Dans l'ERP ? / Ailleurs ?)

Utilité perçue :

Selon vous, y'aurait-il utilité à un tel système ? (gain de temps / gain de mémoire / meilleure performance / GRC / ...)

Attitude :

Quelles sont vos ressentis par rapport à ces solutions ? (Vois d'un bon œil / perte de temps ...)

Intention :

Seriez-vous prêt à utiliser une telle solution si elle était implémentée et fonctionnelle demain ?

ANNEXE 2 : GUIDE D'ENTRETIEN D'ADOPTION

Présentation du cadre de l'étude

- Information sur le mémoire (Problématique, cadre TOE/TAM)
- Objectif de l'entretien
- Information anonymisation, question de confidentialité (résultats présentés sous forme agrégés)
- Informations sur l'enregistrement

Présentation de l'individu

Nom / Poste / Age / Familiarité avec les systèmes

Entreprise : domaine d'activité / taille / hiérarchie / etc

Des solutions d'IA mises en place dans l'entreprise au sein desquels vous avez participé ? Qu'est ce qui a motivé ces solutions ?

Pouvez-vous définir l'IA ?

TOE

Technologique :

Avez-vous des bases de données ? Avez-vous un contrôle de qualité de vos données ?

Quel est le contexte technologique sur le marché ?

Savez-vous s'il existe des technologies de l'ordre de l'IA chez vos concurrents ?

Avez-vous des experts permettant de mettre en place ce type de solutions ? Si non, ces experts sont-ils accessibles facilement ?

Organisationnel :

Management :

Quel est la structure managériale de votre entreprise ? (Système pyramidale ?)

Quel niveau d'autonomie et de responsabilité est accordé aux équipes ?

Quel est le rôle des managers (proche de l'équipe ou top management) ?

Communication :

Les ordres sont-ils descendants et remontent ou la communication se fait elle latéralement entre les équipes / de bas en haut ou de la circonférence au centre ?

Quel est le point de vue du top management vis-à-vis des innovations technologiques ? (Preneurs de risques, réticents, ... ?)

Tailles et ressources :

Quelle est la taille de l'entreprise ?

Disposez-vous d'une marge de manœuvre importante en termes de ressources ?

Environnemental :

Quel est la structure du marché ? (Barrières à l'entrée / nombre d'entreprises / type de marchés, ...)

Où se situe Orange sur le marché ?

Quel est la régulation sur le plan juridique ?

TAM

Infos variables extérieures :

Age / niveau d'étude / Familiarité avec les systèmes

Facilité d'utilité perçue :

A l'implémentation de la solution, quelle ont été votre/vos employés perceptions en termes de facilité d'utilisation ? (Peut on les segmenter par âge / domaine d'études / ... ?)

Utilité perçue :

Quelle ont été les ressentis vis-à-vis de l'utilité perçue de la solution ?

Attitude :

Quels ont été les ressentis vis-à-vis de la solution ? (Favorable / défavorable ?)

Intention :

Les intentions d'utilisations furent-elles en adéquations avec l'attitude ?

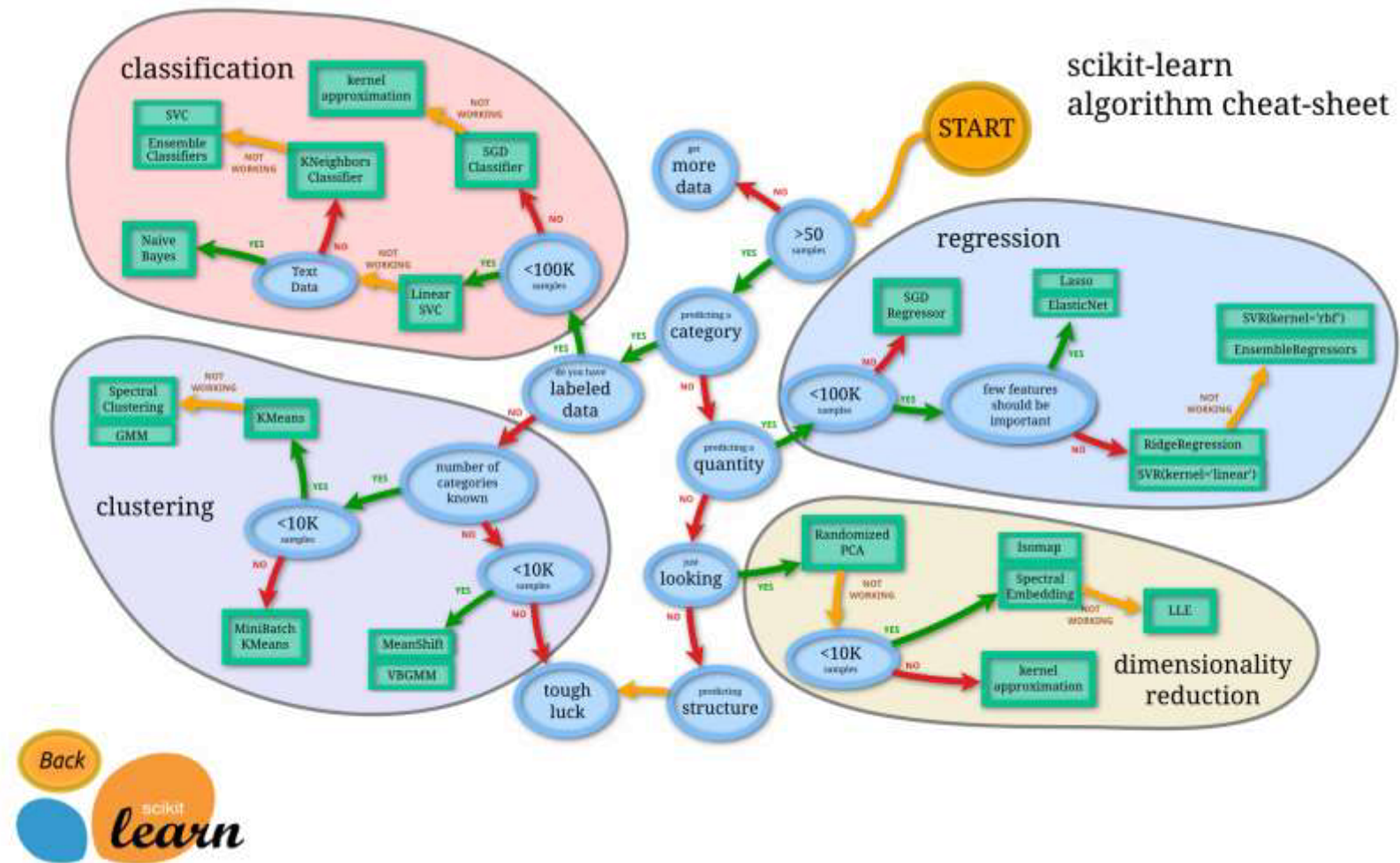
Utilisation finale :

Après implémentation de la solution, les utilisateurs ont-ils bien suivis le cheminement décrit plus haut ou y'a-t-il eu un changement soudain vis-à-vis de la solution ? A-t-elle bien fonctionné ?

Retour d'expérience :

Voyez-vous une ou plusieurs conditions *sine qua non* à l'adoption de l'IA ? (Que vous avez pu constater dans un projet ou sur plusieurs)

ANNEXE 3 : CARTE SCIKIT-LEARN SUR LE CHOIX DU MEILLEUR ESTIMATEUR



TABLES DES MATIERES

DECLARATION ANTI-PLAGIAT	5
REMERCIEMENTS	7
SOMMAIRE.....	8
INTRODUCTION.....	9
PARTIE 1 - LES ENSEIGNEMENTS DE LA LITTERATURE.....	11
LA NOTION D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE	12
LE TECHNOLOGY ACCEPTANCE MODEL (TAM)	17
LE CADRE TECHNOLOGY–ORGANIZATION–ENVIRONMENT (T-O-E).....	18
PARTIE 2 - LES VOIES DE L'EXPERIMENTATION.....	23
PRESENTATION DE L'ECHANTILLON ET DE LA PROCEDURE.....	24
ANALYSE DES RESULTATS	26
LIEN AVEC LES RESULTATS DE LA LITTERATURE	28
CONCLUSION	30
BIBLIOGRAPHIE	32
TABLES DES FIGURES	34
TABLE DES ANNEXES	35
TABLES DES MATIERES	41