

Influence de l'utilité perçue sur l'intention d'utiliser l'IA pour l'optimisation du processus de recrutement dans les start-up au Bénin

Influence of perceived usefulness on the intention to use AI to optimize the recruitment process in start-ups in Benin

HOUNTIKPO AWANOU Rachelle S.

Doctorante

Faculté des Sciences Economiques et de Gestion (FASEG)

Université d'Abomey-Calavi (UAC)

Laboratoire de Recherches en Analyse Stratégique des Organisations (LARSO)

(BENIN)

WOROU HOUNDEKON Rosaline Dado

Professeur Titulaire des Universités en Sciences de Gestion

Faculté des Sciences Economiques et de Gestion (FASEG)

Université d'Abomey-Calavi (UAC)

Laboratoire de Recherches en Analyse Stratégique des Organisations (LARSO)

(BENIN)

Date de soumission : 22/11/2025

Date d'acceptation : 07/01/2026

Pour citer cet article :

HOUNTIKPO AWANOU R. S., et WOROU HOUNDEKON D., R. (2026), Influence de l'utilité perçue sur l'intention d'utiliser l'IA pour l'optimisation du processus de recrutement dans les start-up au Bénin. Revue Internationale des Sciences de Gestion « Volume 9 : Numéro 1 » pp : 25 – 49

Digital Object Identifier : www.doi.org/10.5281/zenodo.19451686

Résumé

L'objectif principal poursuivi par cette recherche est de déterminer l'influence de l'utilité perçue sur l'intention d'utiliser l'IA pour l'optimisation du processus de recrutement dans les start-up au Bénin. Dans ce cadre, nous avons adopté une méthodologie mixte, combinant des approches qualitatives et quantitatives. La posture épistémologique de notre travail repose sur un paradigme positiviste aménagé. Des entretiens ont été réalisés et un questionnaire a été administré à un échantillon de 235 individus acteurs des start-ups au Bénin. Les outils de modélisation par équations structurelles (SPSS et AMOS) ont permis de tester les relations entre ces variables et de confirmer la robustesse de nos hypothèses. Les résultats de la recherche ont validé les hypothèses formulées. Premièrement, l'utilité perçue de l'IA, mesurée à travers des dimensions telles que l'efficacité du recrutement, la réduction des biais et l'automatisation des tâches, a montré une influence positive et significative sur l'intention d'utiliser l'IA pour optimiser le processus de recrutement dans les start-ups béninoises.

Mots clés : start-ups, intention d'utilisée, Intelligence artificielle, utilité perçue, optimisation du processus de recrutement.

Abstract

The main objective of this research is to determine the influence of perceived usefulness on the intention to use AI to optimize the recruitment process in startups in Benin. To this end, we adopted a mixed-methods approach, combining qualitative and quantitative methods. The epistemological stance of our work is based on a modified positivist paradigm. Interviews were conducted and a questionnaire administered to a sample of 235 individuals involved in startups in Benin. Structural equation modeling tools (SPSS and AMOS) were used to test the relationships between these variables and to confirm the robustness of our hypotheses. The research results validated the formulated hypotheses. First, the perceived usefulness of AI, measured through dimensions such as recruitment efficiency, bias reduction, and task automation, showed a positive and significant influence on the intention to use AI to optimize the recruitment process in Beninese startups.

Keywords: start-ups, intended use, artificial intelligence, perceived usefulness, recruitment process optimization.

Introduction

La question des relations entre technologie et organisations a suscité de nombreuses recherches, notamment sur l'impact de ces technologies sur les organisations. Par exemple, on peut apprendre de la littérature que l'intégration des nouvelles technologies dans la société affecte son organisation (Debbabi, 2014 ; Laval et Guilloux, 2010 ; Gunia, 2002 ; Woodward, 1965), sa structuration hiérarchique (Huault, 1998) ou ses réseaux informels (Laval et Guilloux, 2010 ; Gunia, 2002). Par ailleurs, divers auteurs soutiennent que cet effet est modéré par la taille de l'entreprise (Debbabi, 2014) et les valeurs managériales (Laval et Guilloux, 2010). En raison de la puissance sans précédent de l'apprentissage automatique dans des domaines en constante expansion, la diffusion à grande échelle de l'intelligence artificielle (IA) sous diverses formes dans les environnements de travail semble désormais inévitable (Zouinar, 2020).

L'IA et la mondialisation obligent les entreprises à s'adapter à un monde en constante évolution. Les organisations sont confrontées aux exigences d'une nouvelle génération, dite Génération Alpha (Kamal et Mercanti-Guérin, 2023), qui cherche du sens et du plaisir dans son travail. Nous sommes inondés de nouveaux outils et, au-delà des informations qu'ils génèrent, nos sociétés sont en mutation, et de nombreux auteurs s'accordent à dire que nous sommes dans une ère de transition entre modernité et postmodernité (Dubois, 2020).

Les rôles des professionnels des RH sont diversifiés. Cela comprend le recrutement et l'embauche, l'établissement d'un système de classification des emplois et de rémunération, la planification de la formation des employés, la planification des besoins en personnel, l'interprétation des clauses des négociations collectives, etc. En GRH, Meijerink et al., (2021) ont défini l'IA comme étant une vaste catégorie d'algorithmes logiciels qui permettent aux ordinateurs d'effectuer des activités de GRH nécessitant généralement une intervention cognitive et humaine. L'IA offre la possibilité de réduire les coûts liés aux RH, d'augmenter l'efficacité de leur gestion et de renforcer le rôle stratégique des professionnels des RH dans les organisations (Hennebert et Bourguignon, 2021). Cependant, la recherche montre que la mise en œuvre de l'IA pour les RH peut transformer les tâches et la relation de l'organisation avec ses employés. L'IA change fondamentalement la façon dont le travail est effectué, permettant une gestion plus efficace des effectifs, augmentant ainsi la productivité organisationnelle et améliorant la prestation de services.

Les RH doivent donc désormais chercher à comprendre les nouveaux enjeux liés à l'introduction de l'IA (Agrawal et al., 2017), tels que : la gestion anticipative des talents, l'adaptation des méthodes de formation, la promotion de la collaboration intergénérationnelle, l'optimisation des processus de recrutement et même favoriser la mobilité interne. Les pratiques RH changent de paradigme grâce à l'IA.

Au Bénin, l'écosystème des start-up connaît une croissance notable, soutenue par des politiques publiques favorables à la transformation numérique et à l'innovation. Dans ce contexte, l'adoption de l'IA devient un enjeu stratégique pour améliorer la compétitivité. Cependant, l'intégration de ces technologies dépend fortement de la perception des utilisateurs. La question centrale de cette recherche porte alors sur : quelle est l'influence de l'utilité perçue sur l'intention d'utiliser l'IA pour l'optimisation du processus de recrutement au sein des start-up béninoise ?. De façon spécifique, nous nous intéressons aux préoccupations suivantes: l'efficacité perçue influence-t-il l'intention d'utiliser l'intelligence artificielle pour l'optimisation du processus de recrutement dans les start-up au Bénin ? (1), quelle est l'influence de la réduction des biais lors du processus sur l'intention d'utiliser l'intelligence artificielle pour l'optimisation du processus de recrutement dans les start-up au Bénin ? (2) et L'automatisation des tâches par l'IA influence-t-il l'intention d'utiliser l'intelligence artificielle pour l'optimisation du processus de recrutement dans les start-up au Bénin? Il s'agit ainsi pour nous d'analyser de façon générale l'influence de l'utilité perçue sur l'intention d'utiliser l'IA pour l'optimisation du processus de recrutement au sein des start-up béninoise.

Sur le plan théorique, cet article enrichit les modèles classiques d'acceptation de la technologie, comme le TAM (Technology Acceptance Model), en introduisant des variables spécifiques au contexte béninois. Elle met en évidence l'importance de la dimension contextuelle dans l'adoption de l'IA dans des environnements à ressources limitées, comme ceux des start-ups béninoises.

D'un point de vue managérial, la présente recherche offre des recommandations pratiques pour les dirigeants des start-ups béninoises, soulignant la nécessité de mettre en place une formation continue pour les employés et de renforcer le soutien institutionnel pour faciliter l'adoption de l'IA. Elle recommande également une adaptation locale des outils d'IA pour les rendre plus pertinents aux réalités culturelles et économiques locales. Après avoir abordé la partie théorique de cette recherche, nous développons la démarche méthodologique ayant

favorisé la collecte et le traitement des données. Suivront ensuite la présentation des résultats et enfin les discussions et implications de ces résultats.

1. Cadre théorique de la recherche

1.1. L'intelligence artificielle

De façon générale, de multiples définitions de l'IA sont à distinguer (Collins et al., 2021). La définition développée par le groupe d'experts de haut niveau sur ce concept établi par la Commission européenne met l'accent sur trois éléments fondamentaux :

- ✓ ils consistent en un ensemble de techniques (algorithmes simples ou d'apprentissage, reconnaissance d'images, traitement du langage naturel, etc.) qui permettent l'analyse de grandes quantités de données de différents types, structurées ou non structurées ;
- ✓ ils interagissent avec l'environnement, à l'aide de capteurs pour comprendre et/ou modifier l'environnement ;
- ✓ ils ont la capacité d'apprendre et de s'adapter, exerçant finalement une puissante influence sur le comportement et la prise de décision.

Elle permet de comparer les listes de candidatures avec les opportunités d'emploi, de proposer des formations et des conseils de carrière adaptés, d'identifier les salariés risquant d'être licenciés ou de mieux comprendre les phénomènes sociaux dans une entreprise (Rosenbaum, 2019). L'intelligence artificielle, dans les organisations, s'impose comme un levier pour transformer les pratiques managériales et RH et apporter une aide à la décision face à la complexité organisationnelle (Dejoux, Gréselle-Zaïbet, 2021). Les entreprises et les organisations doivent arbitrer entre les coûts, les bénéfices respectifs et les objectifs poursuivis (Geuze, 2022).

1.2. Les start-ups

Les start-up sont des organisations innovantes qui ont besoin de l'IA pour fournir des solutions (solutions qui exploitent l'IA pour créer des tableaux de bord qui affichent les variables d'engagement, de motivation et de satisfaction des employés) d'optimisation de gestion de la mobilité combinant évaluation, formation, propositions de cours, des postes et programmes de développement des compétences et surtout du recrutement. Etant dans un environnement hautement concurrentiel, les start-up doivent recourir aux outils innovants pour attirer, fidéliser et développer les ressources humaines. En effet, les technologies de l'IA sont de plus en plus utilisées pour automatiser le processus de recrutement. Selon des études,

l'automatisation du processus de recrutement présente plusieurs avantages pour les entreprises. Tout d'abord, le coût et la durée du processus de recrutement peuvent être considérablement réduits (d'environ 70 %) et son efficacité triplée (Jia et al., 2018). A terme, les start-ups se caractériseront par un fort potentiel de croissance. Messonnier (2015, p.11) soulignent cependant que ces structures « ne doivent pas être confondues avec des entreprises à forte croissance (souvent appelées « gazelles ») » et que ces trois caractéristiques (innovation, fort potentiel de croissance, business model actuel) doivent être réunies pour être considérée comme une start-up.

1.3. Optimisation du processus de recrutement

Elle est l'ensemble des actions qui visent à améliorer l'efficacité, la rapidité, la qualité des recrutements et les différentes compétences ou talents tout en réduisant le coût et les erreurs de sélection. Il consiste à rendre le processus plus rapide, fiable, stratégique et plus adapté aux besoins réels de l'organisation.

1.4. La théorie unifiée de l'acceptation et de l'utilisation de la technologie

Cette théorie a été proposée par Venkatesh et al., (2003). Pour ces auteurs, la théorie unifiée de l'acceptation et de l'utilisation des technologies est plus complète que le modèle TAM développé précédemment. Cette théorie montre que le concept d'attitude envers le comportement n'est plus présenté comme un prédicteur de l'intention comportementale. Enfin, cette théorie est plus proche d'un modèle de comportement planifié que d'un modèle de comportement rationnel. Les attitudes, y compris la performance attendue et l'effort attendu, sont placées au même niveau que les normes subjectives correspondant à l'influence sociale et aux conditions facilitatrices. Venkatesh et al. (2003) incluent une première définition de l'influence externe avec le concept de conditions facilitatrices. Cependant, comme le montre la revue de littérature de Venkatesh et al. (2016), cela ne semble pas suffisant. Plusieurs auteurs ont proposé d'enrichir le modèle avec des variables liées au contexte d'utilisation, telles que la culture d'entreprise (Dasgupta et Gupta, 2012) et l'équité perçue (Hess et al., 2010).

D'autre part, un certain nombre d'auteurs ont proposé d'inclure la confiance dans la théorie, avec des résultats confirmant l'importance de cette proposition (Casey et Wilson-Evered, 2012 ; Oh et Yoon, 2014 ; Schaupp et Carter, 2010 ; Wang et al., 2012 ; Weerakkody et al., 2013). La confiance peut être considérée comme un prédicteur de l'intention d'utilisation.

1.5. La Théorie de l'Action Raisonnée

La théorie de l'action raisonnée s'appuie sur les travaux originaux de Fishbein sur les processus psychologiques par lesquels les attitudes peuvent prédire le comportement (Fishbein, 1976a), mais les attitudes seules ne suffisent pas à prédire le comportement. Fishbein et Ajzen (1975) ont proposé une théorie de l'action raisonnée (TAR), qui vise à prédire et à expliquer le comportement volontaire des individus. Pour ce faire, les chercheurs s'appuient sur l'intention comportementale, qui est considérée comme le déterminant direct le plus proche et le plus important du comportement (Fishbein, 1980 ; Sheeran, 2002). En ce sens, l'intention comportementale fait référence aux facteurs de motivation qui conduisent au comportement. Ces facteurs de motivation reflètent la volonté d'une personne d'adopter un comportement, la conscience du plan d'action ou la décision de s'efforcer d'adopter un comportement (Sheeran, 2002). L'intention comportementale indique donc l'intensité du désir d'une personne d'adopter le comportement requis pour atteindre un objectif particulier. La TAR est considérée comme l'une des théories les plus fondamentales et les plus influentes dans l'approche du comportement humain (Wang et al., 2009).

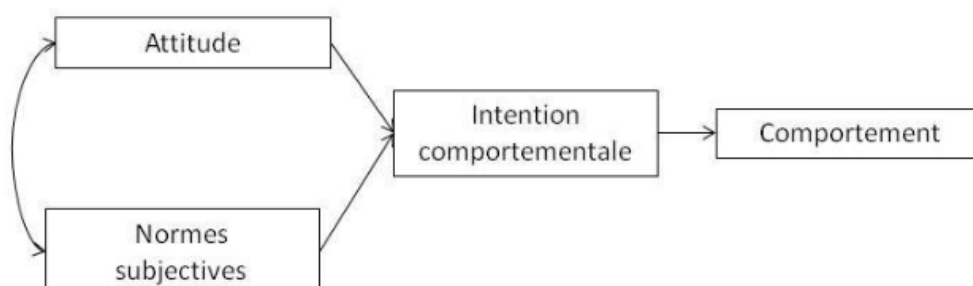
En ce qui concerne le premier principe, la TAR s'applique aux comportements volontaires sur lesquels l'individu a un contrôle total. Par rapport au deuxième principe, le comportement est le résultat d'une décision. Cette décision prend en compte toutes les informations dont dispose l'individu et les conséquences du comportement. Le comportement est donc le produit d'une prise de décision rationnelle, planifiée et contrôlée. Cependant, une distinction est à faire entre la rationalité de la décision et son aspect raisonné.

Dans la TAR, les individus effectuent un processus de prise de décision juste avant d'agir, en tenant compte des informations disponibles, ce qui n'implique pas que la décision soit rationnelle (Ajzen et Fishbein, 2000), mais constitue simplement un processus de traitement de l'information dans lequel l'individu est actif (Giger, 2008).

Ajzen et Fishbein (1975) ont modélisé les intentions comportementales comme dépendant de deux facteurs : les attitudes et les normes subjectives. En gros, les attitudes sont les évaluations favorables ou défavorables des individus concernant l'exécution d'un comportement (Ajzen et Fishbein, 1980), tandis que les normes subjectives correspondent au respect que l'individu accorde aux recommandations des personnes importantes pour lui en

vue de sa propre réalisation comportementale. Les attitudes et les normes subjectives sont les seuls éléments présents dans la TAR pour prédire les intentions comportementales.

Figure 1 : La TAR d'après Ajzen et Fishbein (1975)



Source : Ajzen et Fishbein (1975)

1.6. La revue empirique et hypothèses de recherche

L'utilité renvoie à l'adéquation entre d'une part les fonctionnalités du système, c'est-à-dire ce qu'il permet de faire, et l'utilisateur d'autre part, c'est-à-dire ses besoins, ses buts et ses caractéristiques fonctionnelles (Burkhardt et Sperandio, 2004 ; Terrade et al., 2009). Loup-scande (2010) distinguent deux aspects de l'utilité : « l'utilité-destination » (ce en quoi le système est utile, d'un point de vue absolu) et « l'utilité-valeur » (la plus-value apportée par l'artefact et l'avantage perçu par l'utilisateur). L'utilité est un concept proche de l'avantage relatif et l'utilité perçue des Technology Acceptance Models (TAM).

La TAM repose sur le fait que deux croyances en particulier, l'utilité perçue ("perceived usefulness") et la perception de la facilité d'utilisation ("perceived ease of use") sont d'une importance primordiale pour les comportements d'acceptation de l'utilisation des ordinateurs. Davis (1989) a défini l'utilité perçue comme l'évaluation de la probabilité subjective de l'utilisateur que l'utilisation d'une application (ou système informatique) augmente sa performance dans la réalisation des tâches dans l'organisation dont cette personne fait partie. D'où notre première hypothèse H1.

H1: l'efficacité perçue du recrutement influence positivement l'intention d'utiliser l'intelligence artificielle pour l'optimisation du processus de recrutement dans les start-up au Bénin.

L'utilité se réfère à la correspondance entre, d'une part, les fonctionnalités d'un système, c'est-à-dire ce qu'il permet d'accomplir, et, d'autre part, l'utilisateur, c'est-à-dire ses besoins, objectifs et caractéristiques fonctionnelles (Burkhardt et Sperandio, 2004 ; Terrade et al., 2009). Ces auteurs identifient plusieurs dimensions de l'utilité perçue, telles que : l'efficacité

du processus, la réduction des biais grâce à l'utilisation de l'intelligence artificielle, et l'automatisation des tâches. Selon Loup-Scande (2010), l'utilité peut être subdivisée en deux aspects : la « utilité-destination » (qui mesure l'utilité du système de manière absolue, en fonction de son aptitude à répondre aux besoins fondamentaux) et la « utilité-valeur » (qui évalue la valeur ajoutée par l'artefact et l'avantage perçu par l'utilisateur). Au regard de ce qui précède, notre seconde hypothèse peut être formulé comme suit:

H2: la réduction des biais du recrutement influence positivement l'intention d'utiliser l'intelligence artificielle pour l'optimisation du processus de recrutement dans les start-up au Bénin.

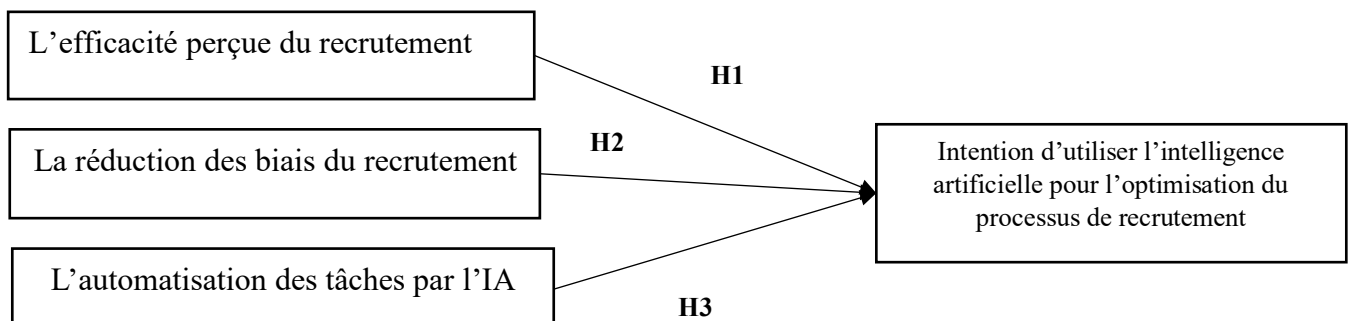
L'utilité perçue, en tant que concept, s'apparente à la notion d'avantage relatif et d'utilité perçue dans le cadre des modèles d'Acceptation de la Technologie (TAM). Dans le contexte de cette recherche, nous mettons en avant les dimensions proposées par Burkhardt et Sperandio (2004) et Terrade et al. (2009), qui nous permettent d'évaluer l'impact de l'introduction de nouvelles technologies sur les utilisateurs et leur expérience perçue. D'où H3 suivante:

H3: L'automatisation des tâches par l'IA influence positivement l'intention d'utiliser l'intelligence artificielle pour l'optimisation du processus de recrutement dans les start-up au Bénin.

❖ **Modèle théorique de la recherche**

Au regard du développement littéraire fait ci-dessus, nous proposons le modèle théorique suivant :

Figure 2 : Modèle théorique de la recherche



Source : adapté de la littérature

2. Méthodologie de recherche

Toute recherche scientifique comme le notent Perret et Séville (2007) exige une démarche rigoureuse basée sur une approche épistémologique conduisant au choix des outils de collecte et de traitement des données. Ainsi, la présente recherche s'inscrit dans une posture positiviste avec une démarche hypothético-déductive.

Notre démarche méthodologique est quantitative (exploratoire et confirmatoire) visant à évaluer l'influence d'utilité perçue sur l'intention d'utiliser l'IA dans l'optimisation du processus de recrutement dans les start-up au Bénin. Cette approche qui nous a conduit à un raisonnement hypothético-déductif.

Dans le contexte de notre approche quantitative, l'adoption du paradigme de Churchill revêt une importance considérable. En effet, son utilisation permet d'harmoniser les bases méthodologiques existantes en relation avec notre problématique, tout en coordonnant notre phase exploratoire pour élaborer des instruments de mesure de grande qualité.

En respectant la démarche de Churchill (1979), la phase exploratoire comporte (04) étapes (la spécification du domaine des construits, la génération d'un échantillon d'items, le choix des mesures des variables, le choix des mesures de la variable indépendante)

➤ La mesure de la fiabilité

Vernette (1991) a formulé une définition de la fiabilité en termes de la capacité d'un instrument à reproduire les mêmes résultats lorsqu'il est utilisé à plusieurs reprises dans des conditions identiques. Ainsi, la fiabilité d'une échelle de mesure réside dans sa capacité à reproduire des résultats identiques lorsqu'elle est employée de manière répétée pour évaluer un même phénomène. L'évaluation de la fiabilité ou de la cohérence interne des échelles repose sur l'utilisation de deux indicateurs principaux : l'alpha de Cronbach (α) et le Rhô de Joreskog (ρ). L'alpha de Cronbach (α) représente l'indicateur de fiabilité le plus reconnu et le plus utilisé, conformément aux affirmations de Thietart (2014). Pour la phase exploratoire de notre recherche, nous adoptons un seuil minimal de (0,60), conformément aux préconisations de Nunally et al. (1967) en la matière. Après la phase exploratoire, le paradigme de Churchill préconise une étape confirmatoire.

L'Analyse Factorielle Confirmatoire

$$\alpha = \left[\frac{k}{k-1} \right] \left[1 - \frac{\sum \sigma_i^2}{\sum \sigma_i^2 + 2 \sum \sigma_{ij}} \right]$$

Avec :

- k = nombre d'items ;
- σ_i^2 = la variance d'item i (erreurs aléatoires);

L'analyse factorielle confirmatoire poursuit l'objectif de soumettre la version du questionnaire purifié à de nouveaux examens en matière de fiabilité et de validité, selon les préceptes d'Evrard et al. (2009). Cette étape englobe les cinquièmes, sixièmes et septièmes étapes du processus de Churchill, qui concernent la collecte de données et l'évaluation de la fiabilité de l'échelle. La taille de l'échantillon choisie pour cette phase s'élève à 235 individus, un choix justifié par la recommandation de recourir à un échantillon dépassant 150 individus lors de l'emploi d'équations structurelles, comme le préconisent Jolibert et Jourdan (2006).

➤ **Estimation de la fiabilité de l'échelle**

✓ **Vérification des conditions d'application**

L'utilisation des équations structurelles requiert des conditions relatives à la taille de l'échantillon et à l'identification du modèle. Il est à noter que la recommandation en vigueur stipule qu'un échantillon devrait comporter plus de 150 individus (Jolibert et Jourdan, 2006). En outre, Jolibert et Jourdan (2006) insistent sur l'importance de l'identification du modèle d'équations structurelles dans le cadre de la résolution du problème en question. L'auteur spécifie que le degré de liberté (dl) se calcule conformément à la méthode décrite par (Jolibert et Jourdan, 2006).

$$dl = \frac{1}{2} [(p + q)(p + q + 1)] - t \quad \text{Avec}$$

p : nombre d'indicateurs endogènes (y)
q : nombre d'indicateurs exogènes

L'appréciation du degré de liberté se fait en trois points.

- Si $dl = 0$, alors le modèle est dit « juste identifié ». L'ajustement du modèle aux données est parfait, mais sans aucun intérêt théorique parce qu'il ne peut être testé.
- Si $dl > 0$, alors le modèle est qualifié de « sur identifier ». Le modèle peut être testé, c'est l'objectif de tout modèle d'équations structurelles.
- Si $dl < 0$, alors le modèle est dit « sous-identifié ». Il ne peut avoir de solution calculée.

✓ **Choix d'une méthode d'estimation**

Plusieurs méthodes d'estimation sont à disposition. Notre choix s'est porté sur la méthode des moindres carrés généralisés (GLS), étant donné que, couramment admis, les données

recueillies lors d'études en sciences de gestion ne suivent pas une distribution conforme à une loi normale (Roussel et al., 2005). Par conséquent, cette méthode se révèle appropriée pour surmonter ces contraintes (Roussel et al., 2005).

✓ Adéquation du modèle

Selon Roussel et al., (2005), il existe trois familles d'indices d'ajustement à savoir:

- les indices absolus : ils mesurent la manière dont un modèle reproduit les données.
- les indices incrémentaux : ils permettent de comparer plusieurs modèles.
- les indices de parcimonie : ils permettent d'éviter de surestimer les modèles ayant assez de paramètres.

✓ Évaluation et interprétation du modèle

Elle s'appuie sur deux indicateurs qui permettent d'apprécier la fiabilité et la validité. Nous précisons que l'estimation de la fiabilité de l'échelle et celle de la validité représentent respectivement les sixièmes et septièmes étapes de la démarche de Churchill.

✓ Test de fiabilité

Nous optons pour le rhô de Jöreskog, car il s'adapte davantage aux méthodes des équations structurelles, englobant les termes d'erreurs et les contributions factorielles (Roussel et al., 2005). De plus, il est généralement considéré comme une amélioration par rapport à l'alpha de Cronbach. Conformément aux recommandations de Fornell et Larcker (1981), nous retenons le seuil de 0,7 comme valeur pour ce coefficient. Le calcul du rhô de Jöreskog (ρ_y) s'effectue de la manière suivante :

$$\rho_y = \left[\frac{(\sum_{i=1}^n \lambda_i)^2}{(\sum_{i=1}^n \lambda_i)^2 + \sum \text{var}(\varepsilon_i)} \right]$$

Avec :

- Rhô de Jöreskog ou Rhô de Joreskog: indice de la fiabilité de cohérence interne de la mesure de la variable théorique y.
- λ La contribution factorielle (Loading) de l'indicateur i sur sa variable théorique, issue d'une analyse factorielle confirmatoire.
- $\text{Var}\varepsilon = 1 - \lambda_i^2$: Variance du résidu de l'indicateur i.

✓ Test de la validité

L'examen de la validité sert donc à confirmer si une échelle mesure véritablement ce que l'on tente d'évaluer. Pour cela, il est impératif que l'échelle soit fiable (Churchill, 1979). Selon Evrard et al. (2009), trois types de validité sont à considérer : la validité de prédiction (ou validité nomologique), la validité "faciale" (ou validité de consensus), et enfin, la validité de trait (ou validité de construit).

3. Les Résultats et les discussions

3.1. Résultats

Notre travail de recherche est de déterminer l'influence de l'utilité perçue sur l'intention d'utiliser l'IA. Cette étape consiste à évaluer en profondeur la fiabilité de l'échelle de mesure utilisée. Elles sont structurées comme suit :

- ✓ vérifié l'adéquation des données et testé la normalité, les valeurs manquantes et l'homogénéité de l'échantillon ;
- ✓ vérifié la factorisation et la cohérence globale des données. Pour ce faire, nous avons utilisé deux indicateurs clés : l'indice de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) (dont la valeur doit être comprise entre 0,5 et 1) et le test de sphéricité de Bartlett (dont la significativité doit être d'au moins 5 %) ;
- ✓ établi deux critères clés pour optimiser la méthode de mesure. Premièrement, le coefficient de corrélation de tous les items doit être supérieur à 0,5 et présenter une bonne communalité, ce qui est cohérent avec les recherches d'Evrard et al. (2009). Deuxièmement, nous avons testé la différence entre les saturations des items sur plusieurs axes factoriels, qui doit être supérieure à 0,3. Enfin, nous avons effectué une analyse dimensionnelle des données et retenu les axes dont les valeurs propres étaient supérieures à 1, indiquant qu'ils expliquaient une plus grande proportion de la variance que la moyenne.

Tableau 11: Répartition selon le sexe de l'échantillon exploratoire

| Genre | | Effectifs | Pourcentage | Pourcentage valide | Pourcentage cumulé |
|--------|-------|-----------|-------------|--------------------|--------------------|
| Valide | Femme | 34 | 21,0 | 21,0 | 21,0 |
| | Homme | 128 | 79,0 | 79,0 | 100,0 |
| | Total | 162 | 100,0 | 100,0 | |

Source : Résultat de nos enquêtes

A la lecture de ce tableau l'échantillon est composé majoritairement des hommes soit 79,0 %. Le pourcentage des femmes enquêtées est de 21,0 %. Les enquêtés ont un niveau d'instruction élevé. En effet, le tableau montre que 29,6% des responsables des start-up ont le diplôme de Master, 23,5 % ont le Baccalauréat, 38,3 % ont la Licence, 7,4 % ont un Doctorat et 1,2 % seulement ont un niveau secondaire.

➤ **Validation de l'échelle de mesure de l' " Utilité perçue "**

Nous entamons maintenant la phase de validation de l'échelle de mesure de la variable « Utilité perçue ». Conformément aux principes directeurs exposés dans la section méthodologique de cette recherche, la phase de validation est divisée en deux étapes : la phase d'exploration (axée sur les dimensions de l'échelle de mesure) et la phase de confirmation. Lors de cette phase, nous utilisons la méthode des équations structurelles pour réaliser une analyse psychométrique détaillée de l'échelle dans l'échantillon final de recherche.

➤ **L'Analyse Factorielle Exploratoire**

Cette section traite de l'utilisation de l'analyse en composantes principales pour affiner et dimensionner l'échelle de mesure de l'utilité perçue.

➤ **Analyse en Composante Principale**

Avant de procéder à une analyse exploratoire, la factorisation des données doit être évaluée à l'aide de l'indice KMO (Kaiser-Meyer-Olkin) et du test de sphéricité de Bartlett. Les résultats de ces évaluations sont présentés dans le tableau suivant.

Tableau 4: Test des conditions de factorisation

| Indice KMO et test de Bartlett | | |
|--|-------------------|----------|
| Indice de Kaiser-Meyer-Olkin pour la mesure de la qualité d'échantillonnage. | | ,806 |
| Test de sphéricité de Bartlett | Khi-carré approx. | 1353,691 |
| | ddl | 129 |
| | Signification | ,000 |

Source : Résultat de nos enquêtes

L'examen des données de ce tableau, révèle que l'indice KMO dépasse le seuil de 0,5, ce qui signifie que les données se prêtent à la factorisation. De plus, le test de sphéricité de Bartlett est significatif au seuil de 1 %, ce qui permet de réfuter l'hypothèse nulle d'absence de corrélation entre les différents items liés à la variable « Utilité perçue ». Par conséquent, nous

pouvons procéder à l'analyse en composantes principales. Les résultats de ces opérations sont exposés dans le tableau ci-dessous.

L'analyse minutieuse du tableau montre que l'analyse en composantes principales avec rotation Varimax a permis d'identifier trois dimensions dans l'échelle de mesure de l'utilité perçue. Les valeurs propres de ces trois dimensions expliquent un pourcentage satisfaisant de 61,332 % de la variance totale, un résultat conforme aux normes actuelles en sciences sociales (60 % selon les recommandations de Hair et al., 2014). Les dimensions de l'utilité perçue identifiées reflètent une utilité axée sur l'efficacité du recrutement, la réduction des biais lors du recrutement, et l'automatisation des tâches. La matrice des composantes présentait trois facteurs, chacun avec des saturations factorielles supérieures au seuil de Roussel (2005) de 0,65. Par conséquent, ces trois facteurs (15 items au total) ont été retenus pour la phase d'analyse suivante, conformément aux recommandations de Hair et al. (2016).

➤ **Fiabilité de l'échelle " Utilité perçue "**

Tableau 2 : Fiabilité de l'échelle de l'utilité perçue

| Fiabilité de l'échelle de mesure Utilité perçue | |
|--|--------------------------------------|
| Dimensions | Coefficient alpha de Cronbach |
| Réduction des biais | 0,827 |
| Efficacité du recrutement | 0,806 |
| Automatisation des tâches | 0,818 |

Source : Résultat de nos enquêtes

Il est à noter que, bien que la littérature scientifique exige généralement un coefficient alpha de Cronbach supérieur ou égal à 0,7, d'autres chercheurs, tels que Nunally et al. (1967), après l'étude de Thiétart (2014), estiment qu'un coefficient alpha de Cronbach supérieur ou égal à 0,6 est acceptable pour une recherche exploratoire. En tenant compte de ces facteurs, nous pouvons évaluer la fiabilité des différentes variables qui composent la structure de l'utilité perçue.

➤ **Étude de la validité discriminante et convergente de l'utilité perçue**

Les résultats du tableau montrent que les valeurs mises en évidence indiquent que les dimensions restent fiables, puisque l'indice de fiabilité répond aux critères d'acceptation (supérieur à 0,7, comme recommandé par Hair et al., 2016). Par conséquent, chaque item des différentes dimensions de la variable « Utilité perçue » répond aux exigences de fiabilité, tant

au niveau de l'analyse exploratoire (coefficient alpha de Cronbach) que de l'analyse confirmatoire (rho_A et fiabilité composite).

Tableau 3 : Etude de la validité convergente de la variable utilité perçue

| | REDU_BIAI | EFF_RECR | AUTO_TACH | UTIL_PERC |
|---|-----------|----------|-----------|-----------|
| Average Variance Extracted (AVE) | 0,643 | 0,605 | 0,647 | 0,663 |

Source : Résultat de nos enquêtes

Les résultats montrent que le construit présente une validité convergente, la variance moyenne extraite (AVE) dépassant le seuil de 0,5. On constate que les dimensions « Réduction des biais », « Efficacité du recrutement » et « Automatisation des tâches » sont clairement utiles pour mesurer la variable « Utilité perçue ». La validité discriminante évalue les coefficients de corrélation entre les différentes dimensions.

Nous avons analysé attentivement ces deux aspects de validité à l'aide de la matrice de corrélation présentée dans le tableau suivant :

Tableau 4 : Matrice des corrélations des items de l'Utilité perçue

| Corrélations | | | | |
|---------------------|-----------|----------|-----------|-----------|
| | REDU_BIAI | EFF_RECR | AUTO_TACH | UTIL_PERC |
| REDU_BIAI | 0,876 | | | |
| EFF_RECR | 0,620 | 0,854 | | |
| AUTO_TACH | 0,147 | 0,318 | 0,835 | |
| UTIL_PERC | 0,778 | 0,540 | 0,546 | 0,882 |

** . La corrélation est significative au niveau 0.01 (bilatéral).

Pour les corrélations hors de la diagonale principale, il convient de souligner que la corrélation la plus élevée est de 0,778, observée entre les variables « REDU_BIAI » et « UTIL_PERC », ce qui est conforme à nos attentes. Pour tester la validité discriminante de notre modèle, nous avons choisi le test HTMT recommandé par Henseler et al. (2015).

Tableau 5: Test de HTMT (validité discriminante)

| | REDU_BIAI | EFF_RECR | AUTO_TACH | UTIL_PERC |
|------------------|-----------|----------|-----------|-----------|
| REDU_BIAI | | | | |
| EFF_RECR | 0,145 | | | |
| AUTO_TACH | 0,219 | 0,506 | | |
| UTIL_PERC | 0,490 | 0,548 | 0,781 | |

HTMT¹ < 0,85

Source : Résultat de nos enquêtes

➤ **Analyse factorielle du premier ordre**

Le tableau suivant met en exergue les différents indices d’ajustement générés suite à l’analyse factorielle de premier ordre.

Tableau 6: Résultat de l’analyse factorielle confirmatoire de premier ordre de la variable (UTIL_PERCU)

| Type d’indice | Indices absolus | | | | | Indices incrémentaux | | | Indice de parcimonie |
|-------------------|-----------------|-------|-------|--------|--------|----------------------|-------|-------|----------------------|
| Nom de l’indice | χ^2 | GFI | AGFI | RMR | RMSEA | NFI | TLI | CFI | χ^2/DL |
| Valeurs seuils | | > 0,9 | > 0,9 | < 0,08 | < 0,08 | > 0,9 | > 0,9 | > 0,9 | ≤5 |
| Valeurs du modèle | 418,46 | 0,893 | 0,939 | 0,07 | 0,059 | 0,903 | 0,906 | 0,904 | 2,214 |

Source : Résultat de nos enquêtes

Tous les critères d’indices absolus, incrémentaux et de parcimonie sont globalement respectés. On peut donc conclure que le modèle issu de l’AFE s’ajuste globalement aux données.

➤ **Analyse factorielle de second ordre de la variable (UTIL_PERCU)**

La vérification de la qualité d’ajustement du modèle de mesure est assurée par l’examen des indices suivant.

Tableau 7 : Résultat de l’analyse factorielle confirmatoire de second ordre de la variable (UTIL_PERCU)

| Type d’indice | Indices absolus | | | | | Indices incrémentaux | | | Indice de parcimonie |
|-------------------|-----------------|-------|-------|--------|--------|----------------------|-------|-------|----------------------|
| Nom de l’indice | χ^2 | GFI | AGFI | RMR | RMSEA | NFI | TLI | CFI | χ^2/DL |
| Valeurs seuils | | > 0,9 | > 0,9 | < 0,08 | < 0,08 | > 0,9 | > 0,9 | > 0,9 | ≤5 |
| Valeurs du modèle | 434,69 | 0,987 | 0,934 | 0,018 | 0,09 | 0,920 | 0,964 | 0,904 | 2,349 |

Source : Résultat de nos enquêtes

Tous les critères d’indices absolus, incrémentaux et de parcimonie sont globalement respectés. On peut donc conclure que le modèle issu de l’AFE s’ajuste globalement aux données.

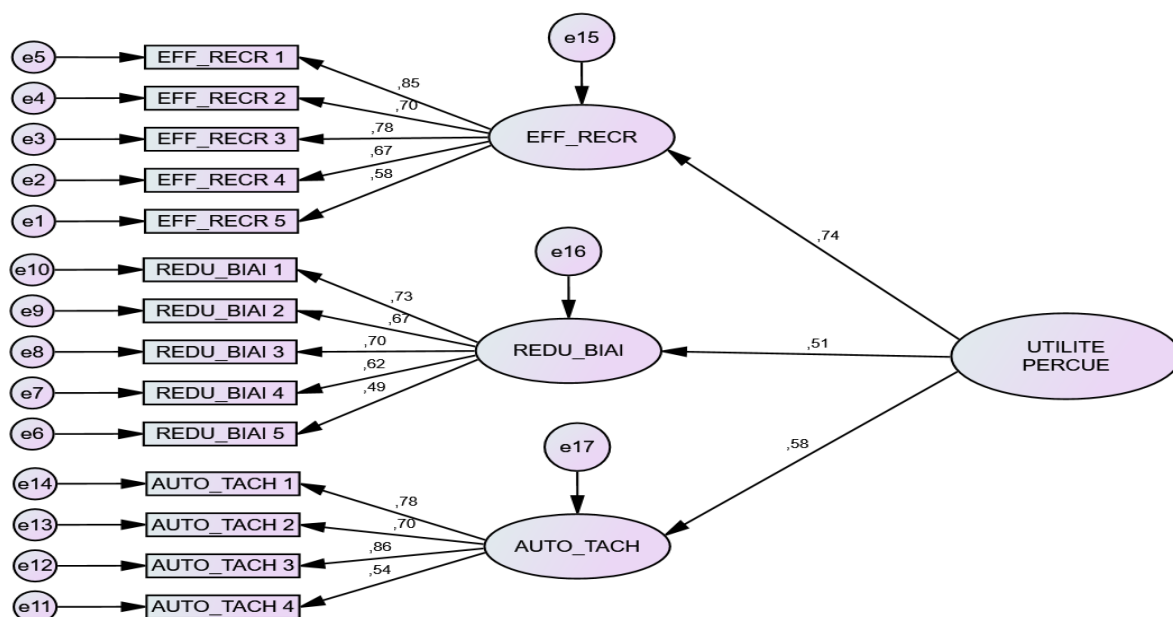
➤ **Fiabilité, validité des échelles de mesure**

La fiabilité des échelles de mesure de la phase confirmatoire est appréciée par le calcul du rho de Joreskog. Le rho de Joreskog est satisfaisant à partir de 0,7 (seuil de satisfaction). Pour ce qui concerne la validité, nous avons retenus celles convergente et celle discriminante dans cette recherche. Pour faire le test de validité convergente, il faut vérifier si les items de mesure d'un même construit sont suffisamment corrélés entre eux. Cela passe par le calcul du rho de validité convergente (pvc) qui est satisfaisant lorsque sa valeur est supérieure à 0,5 selon Jolibert et Jourdan (2006). Pour ce qui est du test de validité discriminante, il faut voir si les différentes mesures d'un construit ont des corrélations suffisamment faibles avec des construits distincts. Cette validité discriminante est vérifiée si et seulement si la validité convergente pour chaque facteur est supérieure au carré des corrélations entre le facteur et chacun des autres facteurs (Evrard et al., 2000).

❖ **Analyse du test d'hypothèse et discussions des résultats**

Il s'agit en effet de modèles réflectifs qui s'adaptent à l'usage du logiciel AMOS. Les variables latentes ainsi que les autres sont liées entre elles par des liaisons de cause à effet, formant ainsi un « modèle causal » ou « modèle structurel ».

Figure 2: Structure factorielle de second ordre des dimensions de la variable (UTIL_PERCU)



Source : Résultat de nos enquêtes

✓ Test de l'utilité perçue sur l'intention d'utiliser l'intelligence artificielle

La variable utilité perçue étudiée dans cette recherche est décomposée en trois (3) dimensions : l'efficacité du recrutement, la réduction des biais et l'automatisation des tâches. Ces trois (3) variables quantitatives sont en relation avec l'intention d'utiliser l'IA. Comme indiqué dans la méthodologie, les hypothèses sont vérifiées grâce à l'analyse de trois paramètres à savoir les coefficients de régression (β), le t de Student et la Probabilité (P) dans le tableau Régression Weights du Logiciel AMOS 22. Nous pouvons conclure que ces coefficients indiquent une influence positive et significative de chacune des variables de l'utilité perçue sur l'intention d'utiliser l'IA. Par conséquent, les hypothèses **H1, H2 et H3 sont confirmées au seuil de 5%**.

3.2. Discussion des résultats

Les résultats de cette recherche relative à l'influence de l'utilité perçue sur l'intention d'utiliser l'IA pour l'optimisation du processus de recrutement dans les start-up au Bénin, révèlent une corrélation significative entre l'utilité perçue de l'intelligence artificielle (IA) et l'intention des dirigeants des start-ups béninoises d'adopter cette technologie pour améliorer leurs processus de recrutement. Plus précisément, lorsque les dirigeants estiment que l'IA peut améliorer l'efficacité et la rentabilité du recrutement, leur intention d'intégrer cette technologie devient plus forte. Ce constat est pleinement aligné avec les principes du modèle de l'acceptation de la technologie (TAM) développé par Davis (1989), selon lequel l'utilité perçue est un facteur majeur influençant l'intention d'adopter une technologie. L'idée que plus l'outil est perçu comme utile, plus il est susceptible d'être adopté, est particulièrement pertinente dans des environnements où l'adoption des technologies est déterminée par la perception de leur valeur ajoutée, comme c'est le cas dans les start-ups béninoises.

Les résultats confirment que l'IA, lorsqu'elle est perçue comme utile, est vue comme un levier stratégique qui peut optimiser le processus de recrutement. Cela rejoint les conclusions de Venkatesh et al. (2003), qui ont démontré que la simplicité d'utilisation et l'utilité perçue sont des facteurs essentiels pour favoriser l'adoption d'une technologie. Par exemple, l'IA dans le processus de recrutement peut être perçue comme un moyen de réduire les coûts de gestion tout en améliorant l'efficacité des processus. Cette perception positive contribue à l'intention d'adopter la technologie, car les dirigeants cherchent à maximiser les bénéfices tout en minimisant les investissements nécessaires.

Cependant, malgré l'alignement de nos résultats avec les prédictions du modèle TAM, plusieurs facteurs contextuels influencent également cette dynamique dans le contexte béninois. En effet, bien que les avantages théoriques de l'IA soient largement reconnus, des facteurs économiques et culturels viennent tempérer l'adoption de cette technologie. Dans un environnement à ressources limitées, les dirigeants des start-ups perçoivent souvent l'IA comme un coût supplémentaire plutôt que comme un investissement à long terme. Ce phénomène est souligné dans des recherches récentes, comme celles de Véry et Cailluet (2020), qui indiquent que dans des contextes de ressources limitées, les perceptions de coût et de bénéfice ne sont pas toujours alignées, ce qui peut ralentir l'adoption de technologies, même lorsque leurs avantages sont évidents. En particulier, le manque de formation et de ressources techniques peut conduire les dirigeants à voir l'IA comme une technologie complexe et coûteuse, ce qui ralentit son adoption.

Conclusion

Cette recherche s'est orientée autour de l'exploration de l'impact du développement technologique, en particulier l'intelligence artificielle (IA), sur l'optimisation du processus de recrutement dans les start-up béninoises. Ainsi, l'objectif poursuivi est de déterminer l'influence de l'utilité perçue sur l'intention d'utiliser l'IA pour l'optimisation du processus de recrutement dans les start-up au Bénin.

Dans le cadre de cette recherche, nous avons adopté une méthodologie purement quantitative. La posture épistémologique de notre travail repose sur un paradigme positiviste, visant à tester empiriquement les hypothèses issues de la littérature existante. Le mode de raisonnement est basé sur une approche hypothético-déductive, où nous avons formulé des hypothèses à partir des théories existantes et testé leur validité à travers une collecte de données empirique, suivie d'une analyse statistique. Nous avons utilisé des entretiens semi-directifs pour collecter des données qualitatives auprès des dirigeants de start-ups et des questionnaires quantitatifs pour valider les relations hypothétiques entre les variables étudiées. Les outils de modélisation par équations structurelles (SPSS et AMOS) ont permis de tester les relations entre ces variables et de confirmer la robustesse de nos hypothèses. Les résultats de la recherche ont validé les hypothèses formulées.

Cette recherche présente des limites. Les limites de cette étude sont liées à la taille de l'échantillon et à sa focalisation sur un nombre restreint de start-ups béninoises. Ces

limitations ouvrent des perspectives de recherche futures. Enfin, des recherches futures pourraient s'intéresser à la gouvernance éthique de l'IA, notamment la gestion des données personnelles et la transparence des algorithmes.

Références bibliographiques

- ✓ Agrawal A., Gans J.S. & Goldfarb A. (2017), "What to Expect From Artificial Intelligence", MIT Sloan Management Review. Consulté à l'adresse: <https://sloanreview.mit.edu/article/what-to-expect-from-artificial-intelligence>
- ✓ Ajzen, I., & Fishbein, M. (1969). The prediction of behavioral intentions in a choice situation. *Journal of experimental social psychology*, 5(4), 400-416.
- ✓ Ajzen, I., & Fishbein, M. (1970). The prediction of behavior from attitudinal and normative variables. *Journal of experimental social Psychology*, 6(4), 466-487.
- ✓ Berrebi-Hoffmann I., 2019, « Ce que les algorithmes nous disent des transformations du travail. Acteurs, controverses et usages du machine learning », dans E. Bourdu, M. Lallement, P. Veltz et T. Weil, *Le Travail en mouvement*, Paris, Mines ParisTech, p. 182-193.
- ✓ Bournois, F., Point, S., & Voynnet-Fourboul, C. (2002). L'analyse des données qualitatives assistée par ordinateur. *Revue française de gestion*, 71-84.
- ✓ Chau, P. Y., & Tam, K. Y. (1997). Factors affecting the adoption of open systems: an exploratory study. *MIS quarterly*, 1-24.
- ✓ Chevalier F. et Dejoux C., (2021). Intelligence artificielle et Management des ressources humaines : pratiques d'entreprises. *Annales des Mines - Enjeux Numériques*, 2021, 15, pp.94-105. hal-03353080
- ✓ Chevalier F. et Dejoux C., (2021). Intelligence artificielle et Management des ressources humaines : pratiques d'entreprises. *Annales des Mines - Enjeux Numériques*, 2021, 15, pp.94-105. hal-03353080
- ✓ Chevalier, F., & Fournier, C. (2020). Education en ligne : la crise accélère la mutation. *KALIKA M.(éd.) L'impact de la crise sur filemanagement, Éditions EMS*, 187-192.
- ✓ Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS quarterly*, 319-340.

- ✓ Defélix, C., Boulaire, M. L., Monties, V., & Picq, T. (2014). La compétence collective dans le contexte de la globalisation du management : retrouver le lien avec la performance. @ *GRH*, (2), 31-50.
- ✓ Dejoux C., et Gréselle-Zaïbet, O. (2021). Introduction. *Management & Avenir*, 122, 115-119. <https://doi.org/10.3917/mav.122.0115>
- ✓ Dejoux C., et Gréselle-Zaïbet, O. (2021). Introduction. *Management et Avenir*, 122, 115-119. <https://doi.org/10.3917/mav.122.0115>
- ✓ Dejoux, C., et Léon, E. (2018). *Métamorphose des managers... : à l'ère du numérique et de l'intelligence artificielle*. Pearson.
- ✓ DuBois, C., DeVries, T. J., Haley, D. B., Lawlis, P., & Merkies, K. (2019). Farm manager involvement in an equine on-farm welfare assessment: Opportunities for education and improvement. *Animal Welfare*, 28(2), 173-181.
- ✓ Ezratty, O. (2019). Les fumeuses prévisions sur le futur de l'emploi. *Constructif*, (3), 11-15.
- ✓ Haenlein, M., et Kaplan, A. (2019). A brief history of artificial intelligence: On the past, present, and future of artificial intelligence. *California management review*, 61(4), 5-14.
- ✓ Hennebert, M. A., & Bourguignon, R. (2021). La gestion des ressources humaines à l'ère numérique: occasion stratégique ou risque de marginalisation?.
- ✓ Kamal, Z., & Mercanti-Guérin, M. (2023). Marques et Metavers: comment séduire la génération Alpha?. In *W3AC Conference*.
- ✓ Lepper, M. R. (1985). Microcomputers in education: Motivational and social issues. *American psychologist*, 40(1), 1.
- ✓ Lippert, S. K. (2007). Investigating postadoption utilization: An examination into the role of interorganizational and technology trust. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 54(3), 468-483.
- ✓ Martinet, A.-CH. (1990). « Epistémologie et Sciences de Gestion ». Paris: Economica.
- ✓ Meijerink et al., (2021)
- ✓ Miles, M. B., et Huberman, A. M. (2003). Analyse des données qualitatives. De Boeck Supérieur.
- ✓ Nations Unies. Commission Economique pour l'Afrique (2021-08). L'intelligence artificielle en Afrique : possibilités à saisir, défis à relever et considérations de politique générale. Addis Abeba.: © NU. CEA,. <https://hdl.handle.net/10855/48011>

- ✓ Perret, V., et Séville, M. (2003). Méthodes de recherche en Management, chapitre 1.
- ✓ Popper, A. N., & Fay, R. R. (1999). The auditory periphery in fishes. *Comparative hearing : fish and amphibians*, 43-100.
- ✓ Roche, C. (2023). La Théorie du Concept des Normes ISO à l'Ere Numérique. *Digital Scholarship in the Humanities*, 38(Supplement_1), i73-i82.
- ✓ Lapointe, L., & Rivard, S. (2024). Un modèle multiniveau de résistance à la mise en œuvre de la technologie de l'information. *MIS Quarterly*, 29(3), 461-491.
- ✓ Le Boterf, G. (1994). De la compétence : Essai sur un attracteur étrange. Éditions d'Organisation.
- ✓ LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.
- ✓ Lu, Y., & Yeung, W. L. (1998). A framework for evaluating web-based business opportunities. *International Journal of Electronic Commerce*, 3(2), 7-26.
- ✓ McCarthy, J. (1956). Qu'est-ce que l'intelligence artificielle ? Actes de la conférence de Dartmouth.
- ✓ McKinsey. (2024). Étude sur l'impact de l'automatisation par l'IA dans les services.
- ✓ McKinsey. (2020). Comment la COVID-19 a fait basculer les entreprises au-delà du seuil technologique et transformé durablement les entreprises. Rapport McKinsey & Company, octobre 2020.
- ✓ Mintzberg, H. (1973). *The Nature of Managerial Work*. Prentice Hall.
- ✓ Mintzberg, H. (1989). *Mintzberg on Management: Inside Our Strange World of Organizations*. Free Press.
- ✓ Mintzberg, H. (2006). *Managing*. Berrett-Koehler Publishers.
- ✓ Nielsen, J. (1993). *Usability Engineering*. Morgan Kaufmann.
- ✓ OpenAI. (2023). GPT-4 Technical Report. arXiv preprint arXiv:2303.08774.
- ✓ Otley, D. (2022). Gestion de la performance et contrôle de gestion : Où en sommes-nous maintenant ? *The British Accounting Review*, 54(4), 101-140.
- ✓ Outseki, K., & Obad, A. (2020). Vers une théorie de la contingence de la conception organisationnelle : examen et programme de recherche. *Management Review Quarterly*, 70(4), 569-595.
- ✓ Oxford Insights. (2023). *Government AI Readiness Index 2023*. Rapport Oxford Insights.
- ✓ Pelletier, C. (2015). Strategic alignment: A model for organizational transformation. *Journal of Business Strategy*, 36(3), 3-14.

- ✓ Peterson, T. O., & Van Fleet, D. D. (2004). The ongoing legacy of R. L. Katz: An updated typology of management skills. *Management Decision*, 42(10), 1297-1308.
- ✓ Rajnai, Z., & Kocsis, Z. (2018). The role of digital technologies in organizational resilience. *Journal of Business Research*, 89, 1-10.
- ✓ Russell, S., & Norvig, P. (2010). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Prentice Hall.
- ✓ Samson, D., & Gloet, M. (2024). Innovation et mesure de la performance. *International Journal of Innovation Management*, 23(2), 145-167.
- ✓ Sannino, A., & Engeström, Y. (2021). Studies of expansive learning: Foundations, findings and future challenges. *Educational Research Review*, 15(1), 1-24.
- ✓ Schwab, K. (2016). *The Fourth Industrial Revolution*. World Economic Forum.
- ✓ Shaheen, M., & Pradhan, S. (2024). Explorer le rôle de l'intelligence artificielle dans l'amélioration de la performance organisationnelle : une revue systématique de la littérature. *Technological Forecasting and Social Change*, 143, 119-133.
- ✓ Senge, P. M. (2006). *The Fifth Discipline: The Art and Practice of the Learning Organization*. Doubleday.
- ✓ Shackel, B. (1991). Usability—Context, framework, practice, and evaluation. In A. Monk (Ed.), *People and Computers V* (pp. 33-48). Cambridge University Press.
- ✓ Simons, R. (1995). *Leviers de contrôle : Comment les managers utilisent des systèmes de contrôle innovants pour stimuler le renouvellement stratégique*. Harvard Business School Press.
- ✓ Soussan, I., & Helmi, D. (2024). Contrôle de gestion et légitimité dans le secteur public : revue bibliométrique. *Revue du contrôle, de la comptabilité et de l'audit*, 8(2), 247-271.
- ✓ Sossou, G., & Gbahou, A. (2024). Comment l'intelligence artificielle contribue à améliorer la performance de la chaîne logistique. *Journal de la Logistique*, 14(2), 34-51.
- ✓ Tegmark, M., Russell, S., Bengio, Y., Brynjolfsson, E., Christiano, P., Hibbard, B., ... & Ziegler, G. (2024). *L'utilisation malveillante de l'intelligence artificielle : se prémunir contre les risques existentiels*. Presses Universitaires d'Oxford.
- ✓ Tengblad, S. (2006). Is there a 'new managerial work'? A comparison with Henry Mintzberg's classic study 30 years later. *Journal of Management Studies*, 43(7), 1437-1461.
- ✓ Topol, E. J. (2019). High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nature Medicine*, 25(1), 44-56.

- ✓ Van Der Meer, R. (2020). The impact of AI on the workforce. *Journal of Business Research*, 112, 1-10.
- ✓ Venkatraman, N., & Ramanujam, V. (2024). Mesure de la performance des entreprises dans la recherche stratégique : une comparaison des approches. *Academy of Management Review*, 11(4), 801-814.
- ✓ Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. In *Advances in neural information processing systems* (pp. 5998-6008).
- ✓ Weick, K. E. (1979). *The Social Psychology of Organizing*. McGraw-Hill.
- ✓ Wilden, R., Gudergan, S., Nielsen, B. B., & Lings, I. (2023). Dynamic capabilities and organizational agility. *Journal of Business Research*, 157, 113541.
- ✓ Zouinar, M. (2020). *L'impact de l'IA sur le travail humain*. Éditions de l'INRS.