



Journal Homepage: -www.journalijar.com

INTERNATIONAL JOURNAL OF ADVANCED RESEARCH (IJAR)

Article DOI:10.21474/IJAR01/22565
DOI URL: <http://dx.doi.org/10.21474/IJAR01/22565>



RESEARCH ARTICLE

IMPACT DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE GENERATIVE SUR LA PERFORMANCE ORGANISATIONNELLE DES ENTREPRISES DU SECTEUR PUBLIC DU BENIN

Dossou Yovo Koffi Herve Bertrand¹ and Rosaline D. Worou Houndekon²

1.Docteur en Sciences de Gestion, Universite d'Abomey-Calavi (UAC), Laboratoire de Recherches en Analyse Stratégique des Organisations (LARSO), Bénin.

2.Professeur Titulaire, Laboratoire de Recherche en Analyse Stratégique des Organisations, Universite d'Abomey-Calavi, Benin.

Manuscript Info

Manuscript History

Received: 06 November 2025

Final Accepted: 08 December 2025

Published: January 2026

Key words:-

Digital competence, openness, interpretation of results, public enterprises.

Abstract

This research analyzes the influence of the integration of generative artificial intelligence on the organizational performance of Beninese public companies. A quantitative survey was conducted among 160 employees and managers, and the data collected was processed using SPSS 27. The results reveal that, although useful, employees' digital skills do not have a significant effect on performance. On the other hand, openness to change and the ability to interpret AI-generated results appear to be key determinants. The ability to use AI results, on the other hand, does not translate into a noticeable difference, suggesting that organizations still face difficulties in transforming technological advances into concrete actions. Thus, the study highlights that organizational performance depends less on simply possessing technical skills than on the ability to contextualize and strategically integrate AI into work processes.

"© 2026 by the Author(s). Published by IJAR under CC BY 4.0. Unrestricted use allowed with credit to the author."

Introduction:-

L'intelligence artificielle (IA) constitue aujourd'hui l'une des innovations technologiques les plus marquantes de la quatrième révolution industrielle (Zhang et al., 2024). Elle définit un ensemble de techniques et de systèmes capables de simuler certaines fonctions cognitives humaines, telles que l'apprentissage, la reconnaissance de formes, la prise de décision et l'adaptation à des environnements complexes (Russell & Norvig, 2020 ; Dwivedi et al., 2023). Depuis une dizaine d'années, elle s'impose comme une innovation majeure, bouleversant en profondeur les modes de production, de gestion et de décision dans de nombreux secteurs. De nombreux travaux (Brynjolfsson & McAfee, 2017 ; Davenport & Ronanki, 2018) mettent en évidence que l'IA, et en particulier l'IAG, n'est pas seulement un outil de modernisation technologique, mais constitue un véritable levier de performance organisationnelle, susceptible d'améliorer l'efficacité, la rapidité et la qualité du travail. Cependant, l'intégration de l'IA dans le secteur public ne va pas sans défis. Plusieurs études (Mateescu & Elish, 2019 ; OCDE, 2021) rappellent que son adoption peut se heurter à des obstacles liés aux compétences numériques des salariés, à la résistance au changement, aux enjeux éthiques et à l'adaptation des structures organisationnelles. Pour Mateescu et Elish (2019), l'arrivée d'outils d'IA peut être perçue par certains agents comme une menace pour leur autonomie professionnelle, voire pour la

Corresponding Author:-Dossou Yovo Koffi Herve Bertrand

Address:-Docteur en Sciences de Gestion, Université d'Abomey-Calavi (UAC), Laboratoire de Recherches en Analyse Stratégique des Organisations (LARSO), Bénin.

sécurité de leur emploi. Cette perception nourrit des attitudes défensives, ralentissant l'adoption efficace des nouvelles technologies. L'OCDE (2021) insiste sur le fait que l'utilisation de l'IA dans les services publics soulève des interrogations sur la protection des données personnelles, la transparence des algorithmes et la responsabilité des décisions automatisées. Dans un contexte où la confiance des citoyens vis-à-vis des institutions publiques est parfois fragile, toute dérive ou perception d'injustice liée à l'usage de l'IA peut porter atteinte à la légitimité des administrations et freiner leur modernisation. Asongu et Odhiambo (2020) révèlent que l'efficacité des réformes technologiques repose fortement sur le niveau d'alphabetisation numérique des agents publics. Lorsque ces derniers manquent de compétences adaptées, les outils technologiques risquent d'être sous-utilisés, voire détournés de leurs finalités initiales.

Dans le contexte africain, l'intégration de l'intelligence artificielle générative (IAG) dépasse la seule dimension technologique et soulève des enjeux stratégiques liés à la gouvernance et au développement. Selon l'Union Africaine (2022), l'IA est appelée à jouer un rôle clé dans la transformation numérique du continent, en offrant des opportunités considérables pour améliorer la prestation des services publics, renforcer la transparence et accroître l'efficacité administrative. Mhlanga (2023) a mis en évidence que l'adoption de l'IA reste limitée par la faiblesse des infrastructures numériques, le manque de compétences spécialisées et l'insuffisance des capacités d'investissement public dans les technologies avancées. C'est dans ce cadre contrasté, entre promesses d'innovation et contraintes structurelles, que s'inscrit le cas du Bénin. Conscient des défis à relever mais également des opportunités offertes, le pays s'est distingué en élaborant une stratégie nationale pour l'intelligence artificielle couvrant la période 2023-2027 (Tall et al., 2024). Orchestrée par le Ministère du Numérique et de la Digitalisation et adoptée en janvier 2023, cette stratégie positionne le Bénin comme un pionnier dans la sous-région en définissant des domaines prioritaires tels que l'éducation, la santé, l'agriculture et le tourisme.

L'introduction progressive de l'IAG dans ces secteurs pourrait d'une part, assurer l'amélioration de la qualité des services rendus et des conditions de travail et d'autre part, promouvoir le risque d'accentuation des inégalités de compétences numériques et de surcharge cognitive pour les agents publics. Cette ambivalence met en lumière la pertinence d'interroger empiriquement les effets concrets de l'intégration de l'IA sur la performance organisationnelle des entreprises publiques. L'enjeu est de combler une lacune dans la littérature scientifique, encore limitée sur l'impact de l'IA dans les administrations africaines et de fournir aux décideurs publics des éléments d'analyse leur permettant d'orienter les stratégies de transformation numérique et d'accompagner efficacement les agents dans leur adaptation. Dès lors, une question centrale guide cette recherche : dans quelle mesure l'intégration de l'intelligence artificielle générative influence-t-elle la performance organisationnelle des entreprises du secteur public béninois ? Pour y répondre, la présente étude s'organise autour de trois axes : une revue de la littérature, la méthodologie adoptée, et la présentation suivie de la discussion des résultats empiriques obtenus.

Revue de littérature:-

L'intelligence artificielle générative (IAG) désigne une branche spécifique de l'IA qui s'appuie sur des modèles d'apprentissage profond, notamment les réseaux de neurones, capables de produire du contenu nouveau (texte, images, son, code, analyses) à partir de données d'entraînement (Goodfellow et al., 2014 ; Bommasani et al., 2021). L'intelligence artificielle générative (IAG) définit un ensemble de technologies d'apprentissage automatique capables de créer de nouveaux contenus (texte, image, son, code, etc.) à partir de données existantes. Contrairement aux formes traditionnelles d'IA, centrées sur la reconnaissance de patterns et la prise de décision, l'IAG se distingue par sa capacité à générer des sorties originales (Dwivedi et al., 2023). Des modèles comme GPT (Generative Pre-trained Transformer), DALL-E ou encore Stable Diffusion constituent des exemples emblématiques (Zhang et al., 2024).

Théorie de l'auto-efficacité et IAG:-

La Théorie de l'auto-efficacité développée par Albert Bandura (1997) postule que le sentiment d'auto-efficacité correspond à la croyance qu'un individu a en sa capacité à organiser et exécuter les actions nécessaires pour atteindre un résultat souhaité. Cette croyance subjective influence non seulement le niveau d'effort et de persévérance face aux difficultés, mais également la qualité de l'exécution des tâches et la résilience face aux obstacles. Dans le contexte professionnel, l'auto-efficacité conditionne l'engagement, la motivation et, in fine, la performance au travail. Appliquée à l'intelligence artificielle générative (IAG), cette théorie suggère que les salariés exposés à ces technologies peuvent développer une plus grande confiance dans leur capacité à réaliser efficacement leurs missions. L'IAG fournit des ressources cognitives et informationnelles, telles que la rédaction automatique de documents, l'analyse de données complexes ou la synthèse de rapports, qui permettent aux agents de réduire l'incertitude et

d'améliorer la précision de leurs actions. Cette assistance technologique favorise une perception de maîtrise et de contrôle sur les tâches, renforçant le sentiment d'efficacité personnelle.

D'autres recherches confirment ce lien entre technologies intelligentes et auto-efficacité. Liu et coll. (2023) montrent que l'utilisation de systèmes fonctionnant sur l'IA augmente la perception de compétence des employés en les soutenant dans des tâches complexes. Shrestha et coll. (2019) mettent en évidence que les outils d'IA peuvent réduire l'anxiété liée à l'incertitude décisionnelle et à la complexité des missions. Par ailleurs, Zhou et al. (2022) et Dwivedi et al. (2023) soulignent que l'IA favorise la créativité et la performance en libérant du temps pour des activités à forte valeur ajoutée et en stimulant la confiance organisationnelle. Dans un contexte où la maîtrise des outils numériques varie considérablement entre les agents, l'auto-efficacité constitue un déterminant essentiel de l'adoption et de l'usage efficace de l'IAG. Les salariés qui perçoivent ces outils comme des ressources permettant d'accomplir leurs tâches avec succès sont davantage susceptibles d'adopter activement l'IAG, ce qui peut améliorer leur performance individuelle et collective. En revanche, un faible sentiment d'auto-efficacité peut freiner l'intégration des technologies et accentuer les écarts de performance, surtout dans un contexte où les programmes de formation et de renforcement des compétences restent limités.

Théorie de l'amplification des capacités et IAG:-

La Théorie de l'amplification des capacités s'inscrit dans la perspective selon laquelle les technologies intelligentes agissent comme des prolongations des capacités humaines, plutôt que comme des substituts (Licklider, 1960 ; Davenport & Kirby, 2016). Cette approche considère que l'innovation technologique ne vise pas à remplacer les compétences humaines, mais à les étendre, les enrichir et les compléter, permettant aux individus d'accomplir des tâches plus complexes, de prendre des décisions plus éclairées et de développer leur créativité. Dans le contexte de l'intelligence artificielle générative (IAG), cette théorie suggère que l'usage de ces technologies dans le secteur public permet aux agents d'augmenter leurs capacités opérationnelles et cognitives. L'IAG offre un accès rapide et structuré à de grandes quantités de données, facilite la production de documents ou d'analyses complexes et accélère la résolution de problèmes administratifs. Ainsi, les salariés peuvent se concentrer sur des activités à forte valeur ajoutée, comme la planification stratégique, le conseil décisionnel ou l'innovation dans les services, tout en laissant les tâches répétitives ou computationnelles à l'outil (Brynjolfsson & McAfee, 2017 ; Dellermann et al., 2019). Shrestha et al. (2019) montrent que l'usage de systèmes d'IA générative favorise l'innovation et la créativité organisationnelle, en permettant aux employés de tester rapidement différentes hypothèses et scénarios. Liu et coll. (2023) démontrent que l'IAG renforce la capacité des agents à traiter des informations complexes et à prendre des décisions plus rapides et précises. Dans le secteur public, l'IAG constitue un levier stratégique pour amplifier les compétences des salariés et améliorer la performance des entreprises.

Lien entre IAG et performance des entreprises:-

La performance est traditionnellement réalisée à travers des indicateurs tels que l'efficacité, la productivité, la qualité des services rendus aux citoyens, la réactivité organisationnelle et la capacité d'innovation (Bouckaert & Halligan, 2008). L'introduction de l'intelligence artificielle générative (IAG) transforme profondément ces dimensions, en fournissant aux agents publics des outils capables d'automatiser certaines tâches administratives répétitives, d'accéder rapidement à des informations complexes, de synthétiser des données massives et de générer des analyses ou des rapports décisionnels. Cette transformation a pour effet direct de libérer du temps pour des activités à forte valeur ajoutée et de soutenir une prise de décision plus rapide et mieux informée (Brynjolfsson & McAfee, 2017).

Plusieurs auteurs ont montré que l'usage de l'IAG peut accroître la productivité individuelle et collective en particulier les erreurs, en facilitant la coordination entre les services et en améliorant la planification des activités (Davenport & Miller, 2022 ; Dellermann et al., 2019). Shrestha et al. (2019) ont observé que les agents publics utilisant des systèmes génératifs pouvaient traiter des volumes de données plus importants tout en développant une meilleure capacité d'analyse stratégique.

Liu et coll. (2023) ont également souligné que l'IAG pouvait renforcer la confiance des agents dans l'exécution de leurs tâches, en leur fournissant des recommandations structurées et des modèles prédictifs sur lesquels s'appuyer, ce qui correspond à un renforcement du sentiment d'auto-efficacité. Cependant, les effets de l'IAG ne sont pas uniquement positifs. L'adoption de ces technologies soulève des enjeux organisationnels et humains importants. La réussite de l'intégration dépend en grande partie des compétences numériques des agents, de leur capacité à interpréter et utiliser correctement les résultats générés par l'IA, et de leur ouverture au changement (Mateescu & Elish, 2019 ; OCDE, 2021). Des travaux récents mettent en évidence que l'IAG peut également générer des risques cognitifs, tels que la surcharge d'informations ou la dépendance excessive aux recommandations automatisées,

pouvant limiter la prise d'initiative et la créativité (Brynjolfsson & McAfee, 2017 ; Davenport & Kirby, 2016). L'IAG, en amplifiant les capacités des agents, peut ainsi devenir un levier stratégique pour améliorer la performance au travail. La littérature met en évidence que l'IAG ne se limite pas à un simple outil technologique, mais qu'elle joue un rôle clé de la performance. Afin de vérifier cette réalité dans notre contexte, nous avons établi un lien entre certains déterminants de l'IAG et la performance des organisations.

Compétences numériques des agents et performance organisationnelle:-

Les compétences numériques identifient l'ensemble des savoir-faire, connaissances et attitudes permettant à un individu d'utiliser efficacement les technologies de l'information et de la communication (TIC) pour accomplir des tâches professionnelles, résoudre des problèmes et s'adapter à des environnements numériques complexes (Van Laar et al., 2017). Selon Asongu et Odhiambo (2020), la maîtrise des outils numériques permet aux agents publics de traiter rapidement des volumes importants d'informations, d'automatiser certaines tâches administratives et de prendre des décisions mieux informées. L'absence de compétences numériques adaptées peut, au contraire, constituer un frein majeur à la performance. Mateescu et Elish (2019) soulignent que les agents ayant des difficultés à utiliser efficacement les outils d'IA peuvent se sentir dépassés ou anxieux face aux systèmes automatisés, ce qui entraîne des retards, des erreurs ou une sous-utilisation des technologies mises à leur disposition. De plus, l'OCDE (2021) note que cette lacune peut accroître les inégalités internes au sein des organisations, en favorisant les agents mieux formés et en marginalisant ceux dont les compétences sont limitées, ce qui peut réduire la cohésion organisationnelle et la performance globale des équipes. Dans le contexte de l'IAG, ces compétences sont particulièrement déterminantes, car elles conditionnent la capacité des agents à interpréter les résultats générés par les systèmes, à identifier les recommandations pertinentes et à intégrer ces extrants dans leurs processus de travail (Shrestha et al., 2019 ; Liu et al., 2023). Ce constat nous amène à émettre l'hypothèse ci-après : H1 : Les compétences numériques influencent positivement et significativement la performance organisationnelle des entreprises du secteur public

Esprit d'ouverture au changement des agents et performance organisationnelle:-

L'esprit d'ouverture au changement, également appelé « ouverture au changement organisationnel » ou « adaptabilité au changement », désigne l'attitude positive et la disposition psychologique des individus à accepter, s'adapter et s'engager dans des processus de transformation au sein de leur organisation (Vakola, 2014 ; Oreg, 2006). Pour les auteurs, les agents ouverts au changement sont plus susceptibles de tirer parti des innovations technologiques pour améliorer l'efficacité, la qualité et la rapidité de leurs tâches (Judge & Thoresen, 1999 ; Armenakis et al., 2007). Dans le cadre de l'IAG, un agent disposé à accepter les transformations numériques sera capable d'intégrer les outils génératifs dans son processus de travail, d'adopter de nouvelles méthodes de traitement de l'information et de collaborer efficacement avec ses collègues autour des technologies avancées. Shrestha et al. (2019) montrent que l'ouverture au changement favorise l'expérimentation avec les outils d'IA et réduit l'appréhension face à la complexité des systèmes automatisés, ce qui se traduit par une performance améliorée et une productivité accrue. De plus, l'IAG, en offrant des ressources cognitives et informationnelles supplémentaires, permet aux agents ouverts au changement de mieux structurer leur travail, de gérer plus efficacement des tâches complexes et de se concentrer sur des missions à forte valeur ajoutée (Brynjolfsson & McAfee, 2017). Les apports de ces auteurs nous amènent à émettre l'hypothèse ci-dessous : H2 : L'esprit d'ouverture au changement influence positivement et significativement la performance organisationnelle des entreprises du secteur public

Capacité d'interprétation des résultats et performance organisationnelle:-

La capacité d'interprétation des résultats générés par l'intelligence artificielle (IA) se réfère à l'aptitude des agents à comprendre, analyser et utiliser efficacement les informations produites par des systèmes intelligents pour prendre des décisions éclairées (Shrestha et al., 2019 ; Ghasemaghaei & Calic, 2020). La littérature souligne que la performance au travail est fortement liée à la capacité des agents à interpréter correctement les résultats générés par les systèmes automatisés. Une interprétation correcte permet non seulement de réduire les erreurs décisionnelles, mais aussi d'améliorer l'efficacité des processus et la qualité des services rendus aux citoyens (Davenport & Ronanki, 2018 ; Brynjolfsson & McAfee, 2017). Ainsi, dans le cadre de l'IAG, un agent capable de décoder un rapport généré pourra automatiquement identifier des tendances pertinentes, proposer des actions adaptées et optimiser la gestion des ressources publiques. Mateescu et Elish (2019) indiquent que la complexité et l'opacité de certains algorithmes peuvent créer un « déficit de compréhension », caractérisé par l'efficacité des agents et limitant l'impact positif de l'IA sur la performance organisationnelle. H3 : La capacité d'interprétation des résultats de l'IA influence positivement et significativement la performance organisationnelle des entreprises du secteur public

Capacité d'utilisation correcte des résultats et performance organisationnelle:-

La capacité d'utilisation correcte des résultats renvoie à l'aptitude des agents à appliquer de manière appropriée les informations, recommandations et analyses produits par les systèmes intelligents pour améliorer l'efficacité opérationnelle et la qualité du service rendu (Shrestha et al., 2019 ; Ghasemaghaei & Calic, 2020). Cette compétence va au-delà de la simple interprétation des résultats : elle implique de transformer les données en actions concrètes et pertinentes dans le cadre des missions quotidiennes. Une utilisation correcte des sorties permet de rationaliser les processus administratifs, de réduire les erreurs décisionnelles et d'optimiser la gestion des ressources humaines et matérielles (Brynjolfsson & McAfee, 2017 ; Davenport & Ronanki, 2018). Dès lors, un agent capable de transformer les recommandations générées par un outil d'IAG en décisions opérationnelles adaptées pourra améliorer la réactivité du service public, accroître la satisfaction des usagers et renforcer la crédibilité de l'administration. À l'inverse, une utilisation inappropriée des résultats produits par l'IAG peut limiter l'impact des technologies sur la performance au travail. L'OCDE (2021) souligne que la mauvaise application des résultats peut générer des décisions erronées, des pertes de temps, ou encore des tensions organisationnelles. De plus, Mateescu et Elish (2019) rappellent que les agents peuvent parfois se reposer aveuglément sur les systèmes intelligents, ce qui peut conduire à des dérives décisionnelles et à une performance dégradée. Ainsi, la capacité à utiliser correctement les résultats générés par l'IA constitue un facteur clé de la réussite de l'intégration technologique dans le secteur public. H4 : La capacité d'utilisation correcte des résultats de l'IA influence positivement et significativement la performance organisationnelle des entreprises du secteur public

Cadre méthodologique de la recherche:-

Nous avons adopté une approche méthodologique quantitative. La collecte des données s'appuie sur un questionnaire construit à partir des échelles de mesure rigoureusement définies pour chacune des variables étudiées.

Mesure des variables:-

Pour la mesure des variables de l'étude, nous avons retenu des échelles de la littérature existante. Ainsi, la variable indépendante « IAG » est opérationnalisée à travers 28 items regroupés en quatre dimensions. La compétence numérique est appréhendée à partir de 6 items couvrant l'accès à la gestion des contenus numériques, l'empathie numérique, l'utilisation des médias numériques, la sécurité numérique, la communication de contenus numériques et la création de contenus numériques. Cette échelle a été développée par Fan et Wang (2022) et validée ultérieurement par Kryukova et al. (2022) ainsi que par Urakova et al. (2023). L'esprit d'ouverture au changement est mesuré par 5 items relatifs à la réaction positive au changement, à la recherche de changement, à la flexibilité cognitive, à la prédisposition au changement et au soutien au changement. Ces dimensions sont issues des travaux de Fabio et Gori (2015). Par ailleurs, la capacité d'interprétation des résultats de l'IA et la capacité d'utilisation correcte des résultats de l'IA sont mesurées respectivement par 8 et 6 items, adaptés des contributions de Selten et Klievink (2024) ainsi que de Andhika et Supriyono (2025). S'agissant de la performance organisationnelle, nous retenons les dimensions proposées par Bouckaert et Halligan (2008), à savoir l'atteinte des objectifs fixés, le rapport coût-résultats, la qualité du service rendu aux citoyens et la capacité d'innovation et de transformation. Ces échelles ont également été reformulées et adaptées pour correspondre au contexte spécifique de notre étude. L'ensemble des items a été évalué à l'aide d'une échelle de Likert en cinq points, allant de 1 (Pas du tout d'accord) à 5 (Tout à fait d'accord), afin de mesurer avec précision l'intensité des perceptions et opinions des répondants.

Choix et Méthode d'échantillonnage:-

Dans le cadre de cette recherche, la population mère est constituée de l'ensemble des agents et responsables des entreprises publiques du Bénin. Ces acteurs, du fait de leur rôle dans la gestion administrative, la production de services publics et la mise en œuvre des politiques de modernisation numérique, constituent des répondants particulièrement pertinents pour étudier les relations entre intelligence artificielle générative (IAG) et performance organisationnelle dans le secteur public. Selon les données officielles issues des rapports du ministère de l'Économie et des Finances (2024), le Bénin compte plusieurs entreprises publiques exploitées dans des secteurs stratégiques tels que l'énergie, les transports, les télécommunications et les services financiers. La cible de l'étude est donc définie comme étant l'ensemble des agents en exercice au sein de ces entreprises publiques au moment de la collecte des données. L'unité d'observation est ainsi constituée par l'agent ou le responsable public, qu'il occupe une fonction technique, administrative ou de direction. Compte tenu de la taille importante et de la dispersion géographique de cette population, cette recherche opte pour un échantillonnage non probabiliste par convenance, qui repose sur la sélection des répondants accessibles et disposés à participer à l'étude. Ce choix méthodologique se justifie par la difficulté d'obtenir une base de sondage exhaustive, tout en garantissant la mobilisation d'un échantillonnage représentatif des différentes catégories d'agents publics concernés par l'usage ou l'exposition à l'IAG. Par rapport à la

taille de l'échantillon, nous retenons les critères proposés par Haïr et al. (2017), qui recommande pour les modèles d'équations structurelles un ratio de 5 à 10 observations par item. Dans notre étude, les échelles de mesure comportent 32 items, ce qui implique une taille minimale comprise entre 160 et 320 répondants. En tenant compte des contraintes de faisabilité, l'échantillon a été fixé à 160 agents publics.

Méthode de collecte et technique d'analyse des données:-

Les données de cette recherche ont été recueillies au moyen d'un questionnaire administré face à face à 160 agents et responsables des entreprises publiques. Pour l'analyse, les données ont été traitées à l'aide de SPSS 27 pour les statistiques descriptives et les tests de fiabilité, et de SmartPLS 4 pour les analyses confirmatoires et l'estimation du modèle structurel. La méthode des moindres carrés partiels a été retenue, car elle est adaptée aux modèles complexes et aux données ne respectant pas toujours les conditions de normalité (Hair et al., 2019).

Présentation et discussion des résultats de l'étude:-

Cette troisième partie est consacrée à l'examen des données recueillies, dans le but de mettre en lumière les effets de l'IAG sur la performance organisationnelle.

Analyse descriptible des résultats de l'étude:-

Nous présentons les résultats relatifs aux tests statistiques et aux liens entre les variables.

Tableau 1 : Statistiques descriptives sur la compétence numérique

| | N | Minim um | Maxim um | Moyen ne | Ecart type |
|--|-----|----------|----------|----------|------------|
| Je sais accéder facilement aux contenus numériques dont j'ai besoin pour mon travail. | 160 | 1 | 5 | 3,96 | ,448 |
| Je comprends les émotions et besoins des autres lorsqu'ils utilisent les outils numériques. | 160 | 1 | 5 | 4,95 | ,375 |
| J'utilise efficacement différents médias numériques dans mon travail. | 160 | 1 | 5 | 4,01 | ,438 |
| Je protège mes données et celles de mon organisation en respectant les règles de sécurité numérique. | 160 | 1 | 5 | 3,95 | ,622 |
| Je suis capable de partager et transmettre clairement des informations sous format numérique. | 160 | 1 | 5 | 4,17 | ,420 |
| Je crée et j'adapte des contenus numériques pour répondre aux besoins de mon travail | 160 | 1 | 5 | 4,13 | ,392 |

Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

Les résultats de ce tableau indiquent un bon niveau global de compétences numériques. La dimension la mieux évaluée est la compréhension des émotions et besoins des autres lors de l'usage des outils numériques ($M = 4,95$; $\sigma = 0,375$), traduisant une forte compétence socio-émotionnelle. Les capacités de partage d'informations ($M = 4,17$; $\sigma = 0,420$) et de création/adaptation de contenus numériques ($M = 4,13$ $\sigma = 0,392$) confirment une bonne aisance communicationnelle et créative. Toutefois, des marges de progression apparaissent dans l'accès aux contenus numériques ($M = 3,96$; $\sigma = 0,448$) et surtout dans la sécurité des données ($M = 3,95$; $\sigma = 0,622$), cette dernière montrant une forte hétérogénéité des pratiques.

Tableau 2 : Statistiques descriptives sur l'esprit d'ouverture au changement

| | N | Minim um | Maxim um | Moyen ne | Ecart type |
|--|-----|----------|----------|----------|------------|
| Je considère les changements dans mon environnement de travail comme des opportunités positives. | 160 | 1 | 5 | 4,26 | ,372 |
| Je cherche volontairement de nouvelles façons d'améliorer ou de transformer mes méthodes de travail. | 160 | 1 | 5 | 4,19 | ,399 |
| Je parviens à voir une même situation de plusieurs points de vue différents. | 160 | 1 | 5 | 3,95 | ,713 |
| Je suis prêt à modifier mes habitudes de travail quand cela | 160 | 1 | 5 | 3,88 | ,605 |

| | | | | | |
|---|-----|---|---|------|------|
| est nécessaire pour progresser. | | | | | |
| J'encourage mes collègues et mon organisation à adopter des changements bénéfiques. | 160 | 1 | 5 | 4,87 | ,454 |

Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

L'analyse des statistiques descriptives montre que les répondants présentent un esprit d'ouverture au changement globalement élevé. L'item « J'encourage mes collègues et mon organisation à adopter des changements bénéfiques » obtient la moyenne la plus élevée ($M = 4,87$; $\sigma = 0,454$), indiquant une attitude proactive dans la promotion des changements organisationnels. Les changements sont également perçus comme des opportunités positives ($M = 4,26$; $\sigma = 0,372$), et les répondants cherchent à améliorer ou transformer leurs méthodes de travail ($M = 4,19$; $\sigma = 0,399$). La capacité à voir une situation sous plusieurs points de vue ($M = 3,95$; $\sigma = 0,713$) et à modifier ses habitudes lorsque nécessaire ($M = 3,88$; $\sigma = 0,605$) est légèrement moins marquée, signalant des marges d'amélioration dans la flexibilité cognitive et comportementale.

Tableau 3 : Statistiques descriptives sur la capacité d'interprétation des résultats IA

| | N | Minimu m | Maxim um | Moyen ne | Ecart type |
|---|-----|----------|----------|----------|------------|
| Je comprends clairement le sens des résultats produits par l'outil d'intelligence artificielle que j'utilise. | 160 | 1 | 5 | 4,05 | ,428 |
| Je peux identifier les hypothèses implicites ou les conditions qui sous-tendent les résultats fournis par l'IA. | 160 | 1 | 5 | 3,96 | ,396 |
| Je suis capable de repérer quand un résultat généré par l'IA semble incohérent ou douteux. | 160 | 1 | 5 | 3,93 | ,404 |
| Je connais les limites et les biais possibles des analyses produites par l'IA. | 160 | 1 | 5 | 3,08 | ,430 |
| Je peux expliquer en termes simples à un collègue la signification d'un rapport ou d'une recommandation générée par l'IA. | 160 | 1 | 5 | 4,01 | ,388 |
| Je sais vérifier si la qualité des données d'entrée a pu influencer le résultat produit par l'IA. | 160 | 1 | 5 | 3,94 | ,433 |
| Je peux situer et comparer les résultats de l'IA au regard du contexte opérationnel (procédures, règles, priorités). | 160 | 1 | 5 | 3,99 | ,409 |
| Je suis capable d'évaluer la fiabilité d'une recommandation issue de l'IA avant de l'appliquer. | 160 | 1 | 5 | 2,95 | ,442 |

Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

Les résultats montrent que les répondants possèdent une bonne compréhension des outils d'intelligence artificielle, notamment pour interpréter les résultats ($M = 4,05$; $\sigma = 0,428$), expliquer les recommandations à des collègues ($M = 4,01$; $\sigma = 0,388$) et situer les résultats dans le contexte opérationnel ($M = 3,99$; $\sigma = 0,409$). Ils sont également capables d'identifier les hypothèses implicites, de repérer des résultats incohérents et de vérifier la qualité des données d'entrée ($M \approx 3,93-3,96$), traduisant une utilisation analytique modérée. En revanche, la connaissance des limites et biais de l'IA ($M = 3,08$; $\sigma = 0,430$) et la capacité à évaluer la fiabilité d'une recommandation avant application ($M = 2,95$; $\sigma = 0,442$) sont moins développées, soulignant des marges d'amélioration dans l'usage critique et sécurisé des outils d'IA.

Tableau 4 : Statistiques descriptives de la performance organisationnelle

| | N | Minim um | Maxim um | Moyen ne | Ecart type |
|--|-----|----------|----------|----------|------------|
| Je parviens généralement à atteindre les objectifs qui me sont assignés dans mon travail. | 160 | 1 | 5 | 3,94 | ,355 |
| Je veille à ce que le rapport entre les moyens mobilisés et les résultats obtenus reste satisfaisant. | 160 | 1 | 5 | 4,04 | ,455 |
| Je considère que la qualité du service public fourni est au centre de mes préoccupations professionnelles. | 160 | 1 | 5 | 3,98 | ,458 |
| Je propose ou adopte régulièrement de nouvelles méthodes | 160 | 1 | 5 | 3,92 | ,465 |

| | | | | | |
|--|--|--|--|--|--|
| de travail pour améliorer la performance de mon organisation | | | | | |
|--|--|--|--|--|--|

Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

Les répondants affichent un niveau globalement satisfaisant de performance individuelle et d'engagement professionnel. Ils veillent particulièrement à l'efficacité des moyens mobilisés par rapport aux résultats obtenus ($M = 4,04$; $\sigma = 0,455$) et considèrent la qualité du service public comme une priorité ($M = 3,98$; $\sigma = 0,458$). L'atteinte des objectifs assignés ($M = 3,94$; $\sigma = 0,355$) et l'adoption de nouvelles méthodes pour améliorer la performance organisationnelle ($M = 3,92$; $\sigma = 0,465$) montrent une attitude proactive, avec une homogénéité relative des perceptions parmi les répondants.

Analyse factorielle exploratoire:-

Tableau 5 : Analyse en composantes principales

| | Intelligence artificielle générative | | | | | Performance organisationnelle | | | | | |
|--------------------------------------|--------------------------------------|-------------|-------------|-------------|----------------|--------------------------------------|----------------------------|------------------|--|--|--|
| | Composantes | | | | | | | | | | |
| | CMP_N UM | ESP_CH G | CAI_RI A | CAU_R IA | Commul atés | PERF_ORG | Matrice des composantes | Communa lités | | | |
| CMP_NUM 1 | ,849 | | | | ,783 | PER_ORG 1 | ,891 | ,794 | | | |
| CMP_NUM 3 | ,701 | | | | ,498 | PER_ORG 2 | ,745 | ,555 | | | |
| CMP_NUM 4 | ,790 | | | | ,667 | PER_ORG 3 | ,812 | ,660 | | | |
| CMP_NUM 6 | ,770 | | | | ,674 | PER_ORG 4 | ,791 | ,626 | | | |
| ESP_CHG 1 | | ,643 | | | ,839 | Variance totale expliquée | 65,89 | | | | |
| ESP_CHG 3 | | ,723 | | | ,696 | KMO | ,778 | | | | |
| ESP_CHG 4 | | ,712 | | | ,567 | Test de sphéricité de Bartlett | Khi-carré approx. | 301,017 | | | |
| CAI_RIA 1 | | | ,844 | | ,744 | | ddl | 6,000 | | | |
| CAI_RIA 2 | | | ,738 | | ,684 | | Signification | ,000 | | | |
| CAI_RIA 3 | | | ,671 | | ,751 | Unidimensionnel | | | | | |
| CAI_RIA 5 | | | ,834 | | ,654 | | | | | | |
| CAI_RIA 7 | | | ,718 | | ,718 | | | | | | |
| CAI_RIA 8 | | | ,721 | | ,572 | | | | | | |
| CAU_RIA 1 | | | | ,833 | ,745 | | | | | | |
| CAU_RIA 2 | | | | ,809 | ,548 | | | | | | |
| CAU_RIA 3 | | | | ,924 | ,905 | | | | | | |
| CAU_RIA 4 | | | | ,899 | ,826 | | | | | | |
| Varianc e totale expliquée | 69,24 | | | | | | | | | | |
| KMO | ,798 | | | | | | | | | | |
| Test de sphéricité de Bartlett | Khi-carré approx. | 2032,15 | | | | | | | | | |
| | ddl | 136,00 | | | | | | | | | |
| | Significa tion | <,000 | | | | | | | | | |
| | Multidimensionnelle | | | | | | | | | | |

Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

Les résultats du tableau montrent la variable « intelligence artificielle générative est multidimensionnelle et présente quatre dimensions telles que la compétence numérique ; l'esprit d'ouverture au changement ; la capacité d'interprétation des résultats de l'IA et la capacité d'utilisation correcte des résultats de l'IA. Ces items initialement de 25 s'est réduits à 17 après rotation se regroupe en quatre avec un coefficient factoriel $> 0,65$ avec une bonne représentativité $> 0,45$. Sur l'ensemble de ses items l'indice de KMO = 0,798 et le test de sphéricité de bartlett est significatif montrant ses items expriment 69,24% de l'intelligence artificielle générative.

Tableau 6 : Test de normalité

| Tests de normalité | Kolmogorov-Smirnov ^a | | | Shapiro-Wilk | | |
|--------------------|---------------------------------|-----|------|--------------|-----|------|
| | Statistiques | Ddl | Sig. | Statistiques | ddl | Sig. |
| CMP_NUM 1 | ,175 | 160 | ,000 | ,880 | 160 | ,000 |
| CMP_NUM 3 | ,161 | 160 | ,000 | ,895 | 160 | ,000 |
| CMP_NUM 4 | ,164 | 160 | ,000 | ,883 | 160 | ,000 |
| CMP_NUM 6 | ,146 | 160 | ,000 | ,886 | 160 | ,000 |
| ESP_CHG 1 | ,155 | 160 | ,000 | ,887 | 160 | ,000 |
| ESP_CHG 3 | ,176 | 160 | ,000 | ,890 | 160 | ,000 |
| ESP_CHG 4 | ,169 | 160 | ,000 | ,895 | 160 | ,000 |
| CAI_RIA 1 | ,203 | 160 | ,000 | ,889 | 160 | ,000 |
| CAI_RIA 2 | ,177 | 160 | ,000 | ,889 | 160 | ,000 |
| CAI_RIA 3 | ,182 | 160 | ,000 | ,886 | 160 | ,000 |
| CAI_RIA 5 | ,167 | 160 | ,000 | ,890 | 160 | ,000 |
| CAI_RIA 7 | ,191 | 160 | ,000 | ,875 | 160 | ,000 |
| CAI_RIA 8 | ,162 | 160 | ,000 | ,885 | 160 | ,000 |
| CAU_RIA 1 | ,171 | 160 | ,000 | ,890 | 160 | ,000 |
| CAU_RIA 2 | ,158 | 160 | ,000 | ,890 | 160 | ,000 |
| CAU_RIA 3 | ,171 | 160 | ,000 | ,883 | 160 | ,000 |
| CAU_RIA 4 | ,167 | 160 | ,000 | ,893 | 160 | ,000 |
| PER_ORG 1 | ,158 | 160 | ,000 | ,884 | 160 | ,000 |
| PER_ORG 2 | ,158 | 160 | ,000 | ,889 | 160 | ,000 |
| PER_ORG 3 | ,177 | 160 | ,000 | ,880 | 160 | ,000 |
| PER_ORG 4 | ,147 | 160 | ,000 | ,888 | 160 | ,000 |

Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

Les résultats indiquent que : pour le test de Kolmogorov-Smirnov pour tous les items composants chaque variable, les valeurs p (Sig.) sont $< 0,001$, indiquant que les distributions ne sont pas normales. Pour le test de Shapiro-Wilk les valeurs p (Sig.) sont également $< 0,001$ pour tous items composants chaque variable, renforçant la conclusion que les distributions des variables ne sont pas normales. Ainsi dans notre contexte où les tests de normalité indiquent que les données ne sont pas normalement distribuées, l'utilisation de PLS-SEM est non seulement appropriée, mais recommandée selon les critères de Hair et al. (2019).

Analyse factorielle confirmatoire:-

Tableau 7 : fiabilité et validité convergente

| | Alpha de Cronbach | Fiabilité composite (rho_c) | Variance moyenne extraite (AVE) |
|----------|-------------------|-----------------------------|---------------------------------|
| CAI_RIA | 0,806 | 0,864 | 0,519 |
| CAU_RIA | 0,836 | 0,893 | 0,683 |
| CMP_NUM | 0,857 | 0,869 | 0,886 |
| ESP_CHG | 0,861 | 0,875 | 0,828 |
| INT_ARGV | 0,751 | 0,842 | 0,575 |
| PER_ORG | 0,756 | 0,842 | 0,574 |

Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

Les résultats du tableau indiquent que les items regroupés par catégories mesurent les dimensions qu'ils sont censés mesurés ($AVE > 0,5$) et présentent une très bonne cohérence interne (Alpha de cronbach $> 0,7$). La cohérence interne est confirmée par la fiabilité composite ($\rho_c > 0,7$) correspondance rho de joreskög (Haïr et al,2018)

Tableau 8 : Indice HTMT

| | CAI_RIA | CAU_RIA | CMP_NUM | ESP_CHG | INT_ARGV | PER_ORG |
|----------|---------|---------|---------|---------|----------|---------|
| CAI_RIA | | | | | | |
| CAU_RIA | 0,690 | | | | | |
| CMP_NUM | 0,440 | 0,611 | | | | |
| ESP_CHG | 0,344 | 0,322 | 0,448 | | | |
| INT_ARGV | 0,238 | 0,302 | 0,356 | 0,383 | | |
| PER_ORG | 0,312 | 0,280 | 0,412 | 0,287 | 0,176 | |

Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

Le tableau montre les indices HTMT $< 0,85$ (Henseler et al.2018) indiquant que les dimensions sont bien distinctes les unes des autres confirmant ainsi la validité discriminante.

Tableau 9 : Multicolinéarité des items

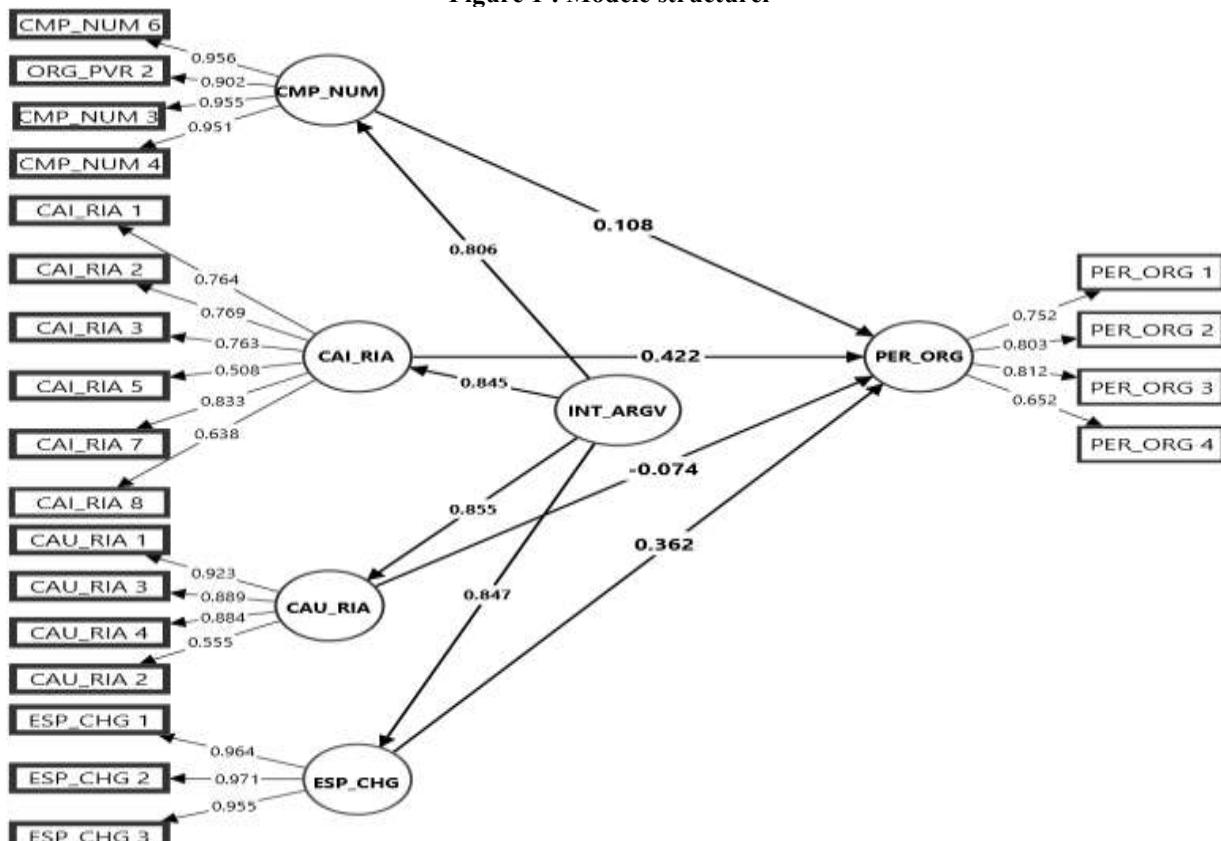
| | VIF | | |
|-----------|-------|-----------|-------|
| CAI_RIA 1 | 1,748 | ESP_CHG 1 | 1,195 |
| CAI_RIA 2 | 2,453 | ESP_CHG 2 | 1,947 |
| CAI_RIA 3 | 1,754 | ESP_CHG 3 | 1,772 |
| CAI_RIA 5 | 1,168 | ORG_PVR 2 | 2,232 |
| CAI_RIA 7 | 2,922 | PER_ORG 1 | 1,405 |
| CAI_RIA 8 | 1,260 | PER_ORG 2 | 1,633 |
| CAU_RIA 1 | 2,600 | PER_ORG 3 | 1,598 |
| CAU_RIA 2 | 1,215 | PER_ORG 4 | 1,475 |
| CAU_RIA 3 | 2,766 | CMP_NUM 3 | 1,325 |
| CAU_RIA 4 | 2,498 | CMP_NUM 4 | 2,987 |
| | | CMP_NUM 6 | 1,719 |

Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

Le tableau indique que les items ne présentent pas un problème de multicolinéarité (VIF < 3).

Le niveau de signification est déterminé à partir de la valeur t de Student dérivée du processus de 5000 rééchantillonnage ou d'amorçage. La technique unilatérale est utilisée, où $p < 0,05$ pour établir un intervalle de confiance entre 5 % et 95 %.

Figure 1 : Modèle structurel



Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

Le SRMR du modèle structurel était de 0,116, ce qui montre une bonne adéquation entre le modèle conceptuel et les données observées.

Tableau 10 : coefficient de détermination R2

| | R-carré | R-carré ajusté |
|---------|---------|----------------|
| CAI_RIA | 0,715 | 0,714 |
| CAU_RIA | 0,731 | 0,730 |
| CMP_NUM | 0,649 | 0,649 |
| ESP_CHG | 0,718 | 0,717 |
| PER_ORG | 0,605 | 0,601 |

Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

Le pouvoir prédictif des construits endogènes indique des valeurs de R2substantielles de 0,714 (capacité d'interprétation des résultats de l'IA), de 0,730 (capacité d'utilisation des résultats de l'IA), de 0,581 (compétence numérique), de 0,649 (esprit d'ouverture au changement), de 0,717 (intégration de l'IA générative) et de 0,601(performance organisationnelle).

Tableau 11: taille de l'effet f2

| | carré f |
|--------------------|---------|
| CAI_RIA -> PER_ORG | 2,697 |
| CAU_RIA -> PER_ORG | 3,026 |

| | |
|---------------------|-------|
| CMP_NUM -> PER_ORG | 4,665 |
| ESP_CHG -> PER_ORG | 5,507 |
| INT_ARGV -> CAI_RIA | 2,507 |
| INT_ARGV -> CAU_RIA | 2,719 |
| INT_ARGV -> CMP_NUM | 1,853 |
| INT_ARGV -> ESP_CHG | 2,542 |

Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

Afin d'évaluer si un construit omis a un impact substantiel sur les construits endogènes, les tailles d'effet (f2) ont été réalisé. Les résultats du tableau indiquent les effets forts allant de 1,853 à 2,719 non seulement entre les dimensions et la variable « intégration artificielle générative », mais aussi entre les dimensions de l'intégration de l'intelligence artificielle générative et la performance organisationnelle avec les effets forts allant de 2,697 à 4,665 (Hair et al.2017)

Tableau 12 : qualité prédictive Q2

| | SSO | SSE | Q ² (= 1-SSE/BSP) |
|----------|---------|---------|------------------------------|
| CAI_RIA | 239,994 | 128,918 | 0,463 |
| CAU_RIA | 217,402 | 106,134 | 0,512 |
| CMP_NUM | 270,236 | 113,094 | 0,581 |
| ESP_CHG | 178,993 | 40,925 | 0,771 |
| INT_ARGV | 185,893 | 130,693 | 0,397 |
| PER_ORG | 187,339 | 120,613 | 0,356 |

Source : résultats issus des données empiriques, 2025

L'évaluation de la qualité prédictive Q2 vient renforcer la capacité prédictive du modèle après l'évaluation de R2. Le tableau 12 montre que les valeurs des prédictions Q2 de 0,463 (capacité d'interprétation des résultats de l'IA), de 0,512 (capacité d'utilisation des résultats de l'IA), de 0,581 (compétence numérique), de 0,771 (esprit d'ouverture au changement), de 0,397 (intégration de l'IA générative) et de 0,356 (performance organisationnelle) sont satisfaisantes confirmant la significativité et la pertinence des relations structurelles du modèle (Hair et al., 2022).

Tableau 13 : Tests d'hypothèses

| Hypothèses | β | Écart-type | Statistiques T | Valeurs P | Décision |
|---------------------|---------|------------|----------------|-----------|-----------|
| INT_ARGV -> CMP_NUM | 0,806 | 0,015 | 52,865 | 0,000 | |
| INT_ARGV -> ESP_CHG | 0,847 | 0,013 | 65,748 | 0,000 | |
| INT_ARGV -> CAI_RIA | 0,845 | 0,015 | 56,433 | 0,000 | |
| INT_ARGV -> CAU_RIA | 0,855 | 0,011 | 77,524 | 0,000 | |
| CMP_NUM -> PER_ORG | 0,108 | 0,145 | 0,743 | 0,458 | Infirmée |
| ESP_CHG -> PER_ORG | 0,362 | 0,128 | 2,827 | 0,005 | Confirmée |
| CAI_RIA -> PER_ORG | 0,422 | 0,057 | 7,444 | 0,000 | Confirmée |
| CAU_RIA -> PER_ORG | -0,074 | 0,073 | 1,022 | 0,307 | Infirmée |

Les résultats du tableau indiquent que les dimensions de la variable « l'intelligence artificielle générative actionnent la performance organisationnelle. En effet la compétence numérique a un effet positif ($\beta = 0,108$; $t = 0,743$ et $P = 0,458$) et non significatif sur la performance organisationnelle. Ainsi la compétence numérique des employés n'est pas suffisante pour déclencher un effet significatif infirmant ainsi H1. Pour l'esprit d'ouverture au changement, il a un effet positif ($\beta = 0,362$; $t = 2,827$ et $P < 0,05$) et significatif sur la performance organisationnelle. Ainsi le personnel est doté d'un esprit d'ouverture au changement remarquable qui actionne les inputs pour favoriser la croissance de la performance organisationnelle confirmant ainsi H2. En ce qui concerne la capacité d'interprétation des résultats de l'IA générative, elle affecte positivement ($\beta = 0,422$; $t = 7,444$ et $P < 0,001$) et très significatif sur la performance organisationnelle. Ainsi le degré d'interprétation des résultats de l'IA générative par le personnel est

assez élevé et déclenche l'augmentation de la performance organisationnelle confirmant ainsi H3. Quant à la capacité d'utilisation des résultats de l'IA générative, elle a un effet non seulement négatif ($\beta = -0,074$; $t = 1,022$ et $P = 0,307$) mais également non significatif sur la performance organisationnelle. Ainsi la capacité d'utilisation des résultats d'IA générative du personnel n'est pas suffisante pour stimuler la performance organisationnelle infirmant ainsi H4.

Discussions des résultats de l'étude:-

Les résultats de l'étude montrent d'abord que la compétence numérique, bien qu'importante, ne se traduit pas automatiquement par une de la performance organisationnelle. Cela rejoint les constats de van Laar et al. (2017) qui précisent que les compétences numériques ne deviennent créatrices de valeur que lorsqu'elles sont articulées avec des compétences cognitives et socio-émotionnelles. De même, Vuorikari et al. (2022) soulignent que la maîtrise technique seule reste insuffisante si elle n'est pas accompagnée d'une vision de l'usage du numérique dans l'organisation. Ainsi, dans le contexte béninois, les agents peuvent maîtriser certains outils, mais si cette compétence n'est pas liée aux logiques d'innovation ou à la stratégie de l'entreprise, son impact reste limité. En revanche, l'ouverture au changement apparaît comme un facteur déterminant. Les travaux de Oreg, Vakola et Armenakis (2011) rappellent que l'acceptation du changement est un préalable indispensable à toute transformation organisationnelle. Nos résultats confirment cette idée en montrant que les agents qui cultivent une flexibilité cognitive et une disposition à tester de nouvelles pratiques contribuent activement à l'amélioration de la performance. Comme l'indiquent Di Fabio et Gori (2016), les individus dotés d'une forte ouverture au changement développé des attitudes positives face à l'innovation, ce qui facilite la mise en œuvre de technologies comme l'IA générative.

La capacité d'interprétation des résultats générés par l'IA ressort comme centrale. Shrestha, Ben-Menaem et von Krogh (2021) expliquent que l'IA ne crée de valeur que lorsqu'elle est intégrée dans des processus de prise de décision où l'humain vous apporte Faraj, Pachidi et Sayegh (2018) dans leurs travaux sur la collaboration humain-IA. Nos résultats illustrent parfaitement ce rôle d'« interprète » que jouer doivent les employés sans cette capacité, l'IA reste un outil technique, mais avec elle, elle devient un véritable levier stratégique. Enfin, la capacité d'utilisation des résultats de l'IA générative ne montre pas d'effet positif, ce qui peut surprendre. Mais plusieurs auteurs éclairent que le risque d'une utilisation mécanique ou non critique des sorties de l'IA peut mener à des erreurs stratégiques si les résultats ne sont pas contextualisés (Jarrahi, 2018). De même, Longoni, Morewedge et Jozkowski (2019) montrent que l'adoption aveugle des recommandations algorithmiques peut réduire la qualité des décisions et même créer une dépendance non souhaitée. Nos résultats aboutissent donc que l'interprétation doit précéder l'utilisation, et que les mécanismes de formation, d'encadrement et de contrôle doivent accompagner la mise en œuvre de l'IA générative dans les organisations.

Conclusion:-

Cette recherche analyse l'influence de l'intégration de l'intelligence artificielle générative sur la performance organisationnelle des entreprises publiques béninoises. Pour ce faire, une approche quantitative a été mobilisée à travers un questionnaire administré auprès de 160 agents et responsables, et les données ont été traitées avec SPSS 27 et SmartPLS 4. Les résultats montrent que la compétence numérique des employés, bien qu'utile, ne produit pas d'effet significatif sur la performance, tandis que l'esprit d'ouverture au changement et surtout la capacité d'interprétation constituent des résultats de l'IA des facteurs déterminants. En revanche, la capacité d'utilisation des résultats de l'IA ne se traduit pas par une significative, traduisant un manque de dispositifs organisationnels adaptés pour transformer les apports technologiques en actions concrètes. De plus, l'étude enrichit la littérature sur l'IA et la performance organisationnelle en soulignant l'importance des dimensions cognitives et culturelles, et pas uniquement techniques. Sur le plan managérial, elle invite les dirigeants du secteur public à renforcer la formation à l'interprétation des résultats et à promouvoir une culture d'adaptation et d'ouverture au changement pour tirer pleinement parti des innovations technologiques. Toutefois, l'échantillon restreint à l'approche strictement quantitative limite la portée des résultats. De futures recherches pourraient élargir la taille de l'échantillon et intégrer des approches qualitatives ou comparatives pour mieux saisir les dynamiques organisationnelles spécifiques.

Références bibliographiques:-

1. Asongu, SA, et Odhiambo, NM (2020). Les défis des affaires en Afrique : une revue systématique. *Journal of African Business*, 21(1), 1–25

2. Brynjolfsson, E., et McAfee, A. (2017). Machine, plateforme, foule : exploiter notre avenir numérique. WW Norton & Company.
3. Brynjolfsson, E., et McAfee, A. (2017). Machine, plateforme, foule : exploiter notre avenir numérique . WW Norton & Company.
4. Davenport, TH et Ronanki, R. (2018). Intelligence artificielle pour le monde réel. *Harvard Business Review*, 96 (1), 108–116.
5. Di Fabio, A., et Gori, A. (2016). Développement d'un nouvel instrument d'évaluation de l'acceptation du changement. *Frontiers in Psychology*, 7, 802.
6. Fabio, A., and Gori, A. (2015). Measuring adolescent life satisfaction : psychometric properties of the satisfaction with life scale in a sample of italian adolescents and young adults. *J. Psychoeduc. Assess. Advance online publication*.
7. Faraj, S., Pachidi, S., et Sayegh, K. (2018). Travailler et s'organiser à l'ère des algorithmes d'apprentissage. *Information et Organisation*, 28 (1), 62–70.
8. Gillwald, A. (2020). L'état des TIC en Afrique. Document de politique de recherche sur les TIC en Afrique.
9. Jarrahi, MH (2018). Intelligence artificielle et avenir du travail : Symbiose homme-IA dans la prise de décision organisationnelle. *Business Horizons*, 61 (4), 577–586.
10. Longoni, C., Morewedge, CK et Jozkowski, KN (2019). Résistance à l'intelligence artificielle médicale. *Journal of Consumer Research*, 46 (4), 629–650.
11. Mateescu, A., et Elish, MC (2019). L'IA en contexte : le travail d'intégration des nouvelles technologies . Institut de recherche Données et Société.
12. Mhlanga, D. (2023). Intelligence artificielle en Afrique : opportunités, défis et implications. *AI*, 4 (1), 67–91.
13. Oreg, S., Vakola, M. et Armenakis, A. (2011). Réactions des bénéficiaires du changement au changement organisationnel : une analyse de 60 ans d'études quantitatives. *The Journal of Applied Behavioral Science*, 47 (4), 461–524.
14. Russell, S., et Norvig, P. (2020). Intelligence artificielle : une approche moderne (4e éd.). Pearson.
15. Shrestha, YR, Ben-Menahem, SM, et von Krogh, G. (2021). Structures décisionnelles organisationnelles à l'ère de l'intelligence artificielle. *California Management Review*, 63 (4), 1–25.
16. Tall, A., Ahouansou, R. et Bio, A. (2024). Stratégie nationale d'intelligence artificielle du Bénin 2023-2027 . Ministère du Numérique et de la Digitalisation, République du Bénin.
17. Tall, L., Niang, M., Fofana, F., Faye, C., Cissé, M., Mboup, NF, Mingou, I., Ndiaye, TK, & Sall, S. (2024). Intelligence artificielle : Levier pour un développement durable en Afrique. Première partie : Éthique et politiques publiques. Analyse des cadres politiques, juridiques, institutionnels et éthiques pour une IA responsable en Afrique de l'Ouest : les cas du Bénin, du Burkina Faso, de la Côte-d'Ivoire et du Sénégal. Dakar : CODESRIA.
18. van Laar, E., van Deursen, AJ, van Dijk, JA et de Haan, J. (2017). La relation entre les compétences du 21e siècle et les compétences numériques : une revue systématique de la littérature. *Les ordinateurs dans le comportement humain*, 72, 577-588.
19. Vuorikari, R., Kluzer, S., et Punie, Y. (2022). *DigComp 2.2 : Le cadre de compétences numériques pour les citoyens – Avec de nouveaux exemples de connaissances, de compétences et d'attitudes*. Office des publications de l'Union européenne.