

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

Manuscript Info

Manuscript History

Received: xxxxxxxxxxxxxxxx
Final Accepted: xxxxxxxxxxxx
Published: xxxxxxxxxxxxxxxx

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.

Copy Right, IJAR, 2019,. All rights reserved.

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. Loin de se limiter aux organisations privées, ces transformations touchent également le secteur public, soumis à des exigences accrues d'efficacité, de transparence et de performance. Dans cette dynamique, l'intelligence artificielle générative (IAG), fondée sur l'utilisation de modèles d'apprentissage profonds capables de produire du texte, des images ou encore des analyses complexes, occupe une place centrale dans les débats contemporains.

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 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.

25 Dans un contexte où la confiance des citoyens vis-à-vis des institutions publiques est parfois fragile, toute dérive ou
26 perception d'injustice liée à l'usage de l'IA peut porter atteinte à la légitimité des administrations et freiner leur
27 modernisation. Asongu et Odhiambo (2020) révèlent que l'efficacité des réformes technologiques repose fortement
28 sur le niveau d'alphabétisation numérique des agents publics. Lorsque ces derniers manquent de compétences
29 adaptées, les outils technologiques risquent d'être sous-utilisés, voire détournés de leurs finalités initiales.

30 Dans le contexte africain, l'intégration de l'intelligence artificielle générative (IAG) dépasse la seule dimension
31 technologique et soulève des enjeux stratégiques liés à la gouvernance et au développement. Selon l'Union Africaine
32 (2022), l'IA est appelée à jouer un rôle clé dans la transformation numérique du continent, en offrant des
33 opportunités considérables pour améliorer la prestation des services publics, renforcer la transparence et accroître
34 l'efficacité administrative. De plus, la lenteur des procédures ou encore le déficit d'accessibilité des services, l'IAG
35 apparaît comme un levier d'innovation susceptible de simplifier les interactions entre l'État et les citoyens. Toutefois,
36 cette perspective optimiste est contrebalancée par des contraintes spécifiques au contexte africain. Mhlanga (2023) a
37 mis en évidence que l'adoption de l'IA reste limitée par la faiblesse des infrastructures numériques, le manque de
38 compétences spécialisées et l'insuffisance des capacités d'investissement public dans les technologies avancées. À
39 cela s'ajoute l'écart persistant entre les pays africains en termes de maturité numérique, qui freine l'émergence d'une
40 stratégie régionale cohérente et renforce les disparités internes et interétatiques (Gillwald, 2020).

41 C'est dans ce cadre contrasté, entre promesses d'innovation et contraintes structurelles, que s'inscrit le cas du Bénin.
42 Conscient des défis à relever mais également des opportunités offertes, le pays s'est distingué en élaborant une
43 stratégie nationale pour l'intelligence artificielle couvrant la période 2023-2027 (Tall et al., 2024). Orchestrée par le
44 Ministère du Numérique et de la Digitalisation et adoptée en janvier 2023, cette stratégie positionne le Bénin comme
45 un pionnier dans la sous-région en définissant des domaines prioritaires tels que l'éducation, la santé, l'agriculture et
46 le tourisme. L'introduction progressive de l'IAG dans ces secteurs pourrait d'une part, assurer l'amélioration de la
47 qualité des services rendus et des conditions de travail et d'autre part, promouvoir le risque d'accentuation des
48 inégalités de compétences numériques et de surcharge cognitive pour les agents publics. Cette ambivalence met en
49 lumière la pertinence d'interroger empiriquement les effets concrets de l'intégration de l'IA sur la performance
50 organisationnelle des entreprises publiques. L'enjeu est de combler une lacune dans la littérature scientifique, encore
51 limitée sur l'impact de l'IA dans les administrations africaines et de fournir aux décideurs publics des éléments
52 d'analyse leur permettant d'orienter les stratégies de transformation numérique et d'accompagner efficacement les
53 agents dans leur adaptation. Dès lors, une question centrale guide cette recherche : dans quelle mesure l'intégration
54 de l'intelligence artificielle générative influence-t-elle la performance organisationnelle des entreprises du secteur
55 public béninois ? Pour y répondre, la présente étude s'organise autour de trois axes : une revue de la littérature, la
56 méthodologie adoptée, et la présentation suivie de la discussion des résultats empiriques obtenus.

57 **1- Revue de littérature**

58 L'intelligence artificielle générative (IAG) désigne une branche spécifique de l'IA qui s'appuie sur des modèles
59 d'apprentissage profond, notamment les réseaux de neurones, capables de produire du contenu nouveau (texte,
60 images, son, code, analyses) à partir de données d'entraînement (Goodfellow et al., 2014 ; Bommasani et al., 2021).
61 L'intelligence artificielle générative (IAG) définit un ensemble de technologies d'apprentissage automatique
62 capables de créer de nouveaux contenus (texte, image, son, code, etc.) à partir de données existantes. Contrairement
63 aux formes traditionnelles d'IA, centrées sur la reconnaissance de patterns et la prise de décision, l'IAG se distingue
64 par sa capacité à générer des sorties originales (Dwivedi et al., 2023). Des modèles comme GPT (Generative Pre-
65 trained Transformer), DALL-E ou encore Stable Diffusion constituant des exemples emblématiques (Zhang et al.,
66 2024).

67 **1.1. Théorie de l'auto-efficacité et IAG**

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

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

91 **1.2. Théorie de l'amplification des capacités et IAG**

92 La Théorie de l'amplification des capacités s'inscrit dans la perspective selon laquelle les technologies intelligentes
93 agissent comme des prolongations des capacités humaines, plutôt que comme des substituts (Licklider, 1960 ;
94 Davenport & Kirby, 2016). Cette approche considère que l'innovation technologique ne vise pas à remplacer les
95 compétences humaines, mais à les étendre, les enrichir et les compléter, permettant aux individus d'accomplir des
96 tâches plus complexes, de prendre des décisions plus éclairées et de développer leur créativité. Dans le contexte de
97 l'intelligence artificielle générative (IAG), cette théorie suggère que l'usage de ces technologies dans le secteur
98 public permet aux agents d'augmenter leurs capacités opérationnelles et cognitives. L'IAG offre un accès rapide et
99 structuré à de grandes quantités de données, facilite la production de documents ou d'analyses complexes et accélère
100 la résolution de problèmes administratifs. Ainsi, les salariés peuvent se concentrer sur des activités à forte valeur
101 ajoutée, comme la planification stratégique, le conseil décisionnel ou l'innovation dans les services, tout en laissant
102 les tâches répétitives ou computationnelles à l'outil (Brynjolfsson & McAfee, 2017 ; Dellermann et al., 2019).
103 Shrestha et al. (2019) montrent que l'usage de systèmes d'IA générative favorise l'innovation et la créativité
104 organisationnelle, en permettant aux employés de tester rapidement différentes hypothèses et scénarios. Liu et coll.
105 (2023) démontrent que l'IAG renforce la capacité des agents à traiter des informations complexes et à prendre des
106 décisions plus rapides et précises. Dans le secteur public, l'IAG constitue un levier stratégique pour amplifier les
107 compétences des salariés et améliorer la performance des entreprises.

108 **1.3. Lien entre IAG et performance des entreprises**

109 La performance est traditionnellement réalisée à travers des indicateurs tels que l'efficacité, la productivité, la qualité
110 des services rendus aux citoyens, la réactivité organisationnelle et la capacité d'innovation (Bouckaert & Halligan,
111 2008). L'introduction de l'intelligence artificielle générative (IAG) transforme profondément ces dimensions, en

112 fournissant aux agents publics des outils capables d'automatiser certaines tâches administratives répétitives,
113 d'accéder rapidement à des informations complexes, de synthétiser des données massives et de générer des analyses
114 ou des rapports décisionnels. Cette transformation a pour effet direct de libérer du temps pour des activités à forte
115 valeur ajoutée et de soutenir une prise de décision plus rapide et mieux informée (Brynjolfsson & McAfee, 2017).

116 Plusieurs auteurs ont montré que l'usage de l'IAG peut accroître la productivité individuelle et collective en
117 particulier les erreurs, en facilitant la coordination entre les services et en améliorant la planification des activités
118 (Davenport & Miller, 2022 ; Dellermann et al., 2019). Shrestha et al. (2019) ont observé que les agents publics
119 utilisant des systèmes génératifs pouvaient traiter des volumes de données plus importants tout en développant une
120 meilleure capacité d'analyse stratégique. Liu et coll. (2023) ont également souligné que l'IAG pouvait renforcer la
121 confiance des agents dans l'exécution de leurs tâches, en leur fournissant des recommandations structurées et des
122 modèles prédictifs sur lesquels s'appuyer, ce qui correspond à un renforcement du sentiment d'auto-efficacité.

123 Cependant, les effets de l'IAG ne sont pas uniquement positifs. L'adoption de ces technologies soulève des enjeux
124 organisationnels et humains importants. La réussite de l'intégration dépend en grande partie des compétences
125 numériques des agents, de leur capacité à interpréter et utiliser correctement les résultats générés par l'IA, et de leur
126 ouverture au changement (Mateescu&Elish, 2019 ; OCDE, 2021). Des travaux récents mettent en évidence que
127 l'IAG peut également générer des risques cognitifs, tels que la surcharge d'informations ou la dépendance excessive
128 aux recommandations automatisées, pouvant limiter la prise d'initiative et la créativité (Brynjolfsson & McAfee,
129 2017 ; Davenport & Kirby, 2016). L'IAG, en amplifiant les capacités des agents, peut ainsi devenir un levier
130 stratégique pour améliorer la performance au travail. La littérature met en évidence que l'IAG ne se limite pas à un
131 simple outil technologique, mais qu'elle joue un rôle clé de la performance. Afin de vérifier cette réalité dans notre
132 contexte, nous avons établi un lien entre certains déterminants de l'IAG et la performance des organisations.

133 **1.3.1 Compétences numériques des agents et performance organisationnelle**

134 Les compétences numériques identifient l'ensemble des savoir-faire, connaissances et attitudes permettant à un
135 individu d'utiliser efficacement les technologies de l'information et de la communication (TIC) pour accomplir des
136 tâches professionnelles, résoudre des problèmes et s'adapter à des environnements numériques complexes (Van Laar
137 et al., 2017). Selon Asongu et Odhiambo (2020), la maîtrise des outils numériques permet aux agents publics de
138 traiter rapidement des volumes importants d'informations, d'automatiser certaines tâches administratives et de
139 prendre des décisions mieux informées. L'absence de compétences numériques adaptées peut, au contraire,
140 constituer un frein majeur à la performance. Mateescu et Elish (2019) soulignent que les agents ayant des difficultés
141 à utiliser efficacement les outils d'IA peuvent se sentir dépassés ou anxieux face aux systèmes automatisés, ce qui
142 entraîne des retards, des erreurs ou une sous-utilisation des technologies mises à leur disposition. De plus, l'OCDE
143 (2021) note que cette lacune peut accroître les inégalités internes au sein des organisations, en favorisant les agents
144 mieux formés et en marginalisant ceux dont les compétences sont limitées, ce qui peut réduire la cohésion
145 organisationnelle et la performance globale des équipes. Dans le contexte de l'IAG, ces compétences sont
146 particulièrement déterminantes, car elles conditionnent la capacité des agents à interpréter les résultats générés par
147 les systèmes, à identifier les recommandations pertinentes et à intégrer ces extraits dans leurs processus de travail
148 (Shrestha et al., 2019 ; Liu et al., 2023). Ce constat nous amène à émettre l'hypothèse ci-après :

149 ***H1 : Les compétences numériques influencent positivement et significativement la performance***
150 ***organisationnelle des entreprises du secteur public***

151 **1.3.2 Esprit d'ouverture au changement des agents et performance organisationnelle**

152 L'esprit d'ouverture au changement, également appelé « ouverture au changement organisationnel » ou « adaptabilité
153 au changement », désigne l'attitude positive et la disposition psychologique des individus à accepter, s'adapter et
154 s'engager dans des processus de transformation au sein de leur organisation (Vakola, 2014 ; Oreg, 2006). Pour les

155 auteurs, les agents ouverts au changement sont plus susceptibles de tirer parti des innovations technologiques pour
156 améliorer l'efficacité, la qualité et la rapidité de leurs tâches (Judge & Thoresen, 1999 ; Armenakis et al., 2007). Dans
157 le cadre de l'IAG, un agent disposé à accepter les transformations numériques sera capable d'intégrer les outils
158 génératifs dans son processus de travail, d'adopter de nouvelles méthodes de traitement de l'information et de
159 collaborer efficacement avec ses collègues autour des technologies avancées. Shrestha et al. (2019) montrent que
160 l'ouverture au changement favorise l'expérimentation avec les outils d'IA et réduit l'appréhension face à la
161 complexité des systèmes automatisés, ce qui se traduit par une performance améliorée et une productivité accrue. De
162 plus, l'IAG, en offrant des ressources cognitives et informationnelles supplémentaires, permet aux agents ouverts au
163 changement de mieux structurer leur travail, de gérer plus efficacement des tâches complexes et de se concentrer sur
164 des missions à forte valeur ajoutée (Brynjolfsson & McAfee, 2017). Les apports de ces auteurs nous amènent à
165 émettre l'hypothèse ci-dessous :

166 ***H2 : L'esprit d'ouverture au changement influence positivement et significativement la performance***
167 ***organisationnelle des entreprises du secteur public***

168 **1.3.3 Capacité d'interprétation des résultats et performance organisationnelle**

169 La capacité d'interprétation des résultats générés par l'intelligence artificielle (IA) se réfère à l'aptitude des agents à
170 comprendre, analyser et utiliser efficacement les informations produites par des systèmes intelligents pour prendre
171 des décisions éclairées (Shrestha et al., 2019 ; Ghasemaghaei & Calic, 2020). La littérature souligne que la
172 performance au travail est fortement liée à la capacité des agents à interpréter correctement les résultats générés par
173 les systèmes automatisés. Une interprétation correcte permet non seulement de réduire les erreurs décisionnelles,
174 mais aussi d'améliorer l'efficacité des processus et la qualité des services rendus aux citoyens (Davenport & Ronanki,
175 2018 ; Brynjolfsson & McAfee, 2017). Ainsi, dans le cadre de l'IAG, un agent capable de décoder un rapport généré
176 pourra automatiquement identifier des tendances pertinentes, proposer des actions adaptées et optimiser la gestion
177 des ressources publiques. Mateescu et Elish (2019) indiquent que la complexité et l'opacité de certains algorithmes
178 peuvent créer un « déficit de compréhension », caractérisé par l'efficacité des agents et limitant l'impact positif de
179 l'IA sur la performance organisationnelle.

180 ***H3 : La capacité d'interprétation des résultats de l'IA influence positivement et significativement la performance***
181 ***organisationnelle des entreprises du secteur public***

182 **1.3.4 Capacité d'utilisation correcte des résultats et performance organisationnelle**

183 La capacité d'utilisation correcte des résultats renvoie à l'aptitude des agents à appliquer de manière appropriée les
184 informations, recommandations et analyses produits par les systèmes intelligents pour améliorer l'efficacité
185 opérationnelle et la qualité du service rendu (Shrestha et al., 2019 ; Ghasemaghaei & Calic, 2020). Cette compétence
186 va au-delà de la simple interprétation des résultats : elle implique de transformer les données en actions concrètes et
187 pertinentes dans le cadre des missions quotidiennes. Une utilisation correcte des sorties permet de rationaliser les
188 processus administratifs, de réduire les erreurs décisionnelles et d'optimiser la gestion des ressources humaines et
189 matérielles (Brynjolfsson & McAfee, 2017 ; Davenport & Ronanki, 2018). Dès lors, un agent capable de transformer
190 les recommandations générées par un outil d'IAG en décisions opérationnelles adaptées pourra améliorer la
191 réactivité du service public, accroître la satisfaction des usagers et renforcer la crédibilité de l'administration.

192 À l'inverse, une utilisation inappropriée des résultats produits par l'IAG peut limiter l'impact des technologies sur la
193 performance au travail. L'OCDE (2021) souligne que la mauvaise application des résultats peut générer des
194 décisions erronées, des pertes de temps, ou encore des tensions organisationnelles. De plus, Mateescu et Elish
195 (2019) rappellent que les agents peuvent parfois se reposer aveuglément sur les systèmes intelligents, ce qui peut
196 conduire à des dérives décisionnelles et à une performance dégradée. Ainsi, la capacité à utiliser correctement

197 les résultats générés par l'IA constitue un facteur clé de la réussite de l'intégration technologique dans le secteur
198 public.

199 ***H4 : La capacité d'utilisation correcte des résultats de l'IA influence positivement et significativement la***
200 ***performance organisationnelle des entreprises du secteur public***

201 **2- Cadre méthodologique de la recherche**

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

204 **2-1 Mesure des variables**

205 Pour la mesure des variables de l'étude, nous avons retenu des échelles de la littérature existante. Ainsi, la variable
206 indépendante « IAG » est opérationnalisée à travers 28 items regroupés en quatre dimensions. La compétence
207 numérique est appréhendée à partir de 6 items couvrant l'accès à la gestion des contenus numériques, l'empathie
208 numérique, l'utilisation des médias numériques, la sécurité numérique, la communication de contenus numériques et
209 la création de contenus numériques. Cette échelle a été développée par Fan et Wang (2022) et validée ultérieurement
210 par Kryukova et al. (2022) ainsi que par Urakova et al. (2023). L'esprit d'ouverture au changement est mesuré par 5
211 items relatifs à la réaction positive au changement, à la recherche de changement, à la flexibilité cognitive, à la
212 prédisposition au changement et au soutien au changement. Ces dimensions sont issues des travaux de Fabio et Gori
213 (2015). Par ailleurs, la capacité d'interprétation des résultats de l'IA et la capacité d'utilisation correcte des résultats
214 de l'IA sont mesurées respectivement par 8 et 6 items, adaptés des contributions de Selten et Klievink (2024) ainsi
215 que de Andhika et Supriyono (2025).

216 S'agissant de la performance organisationnelle, nous retenons les dimensions proposées par Bouckaert et Halligan
217 (2008), à savoir l'atteinte des objectifs fixés, le rapport coût-résultats, la qualité du service rendu aux citoyens et la
218 capacité d'innovation et de transformation. Ces échelles ont également été reformulées et adaptées pour correspondre
219 au contexte spécifique de notre étude. L'ensemble des items a été évalué à l'aide d'une échelle de Likert en cinq
220 points, allant de 1 (Pas du tout d'accord) à 5 (Tout à fait d'accord), afin de mesurer avec précision l'intensité des
221 perceptions et opinions des répondants.

222 **2.2 Choix et Méthode d'échantillonnage**

223 Dans le cadre de cette recherche, la population mère est constituée de l'ensemble des agents et responsables des
224 entreprises publiques du Bénin. Ces acteurs, du fait de leur rôle dans la gestion administrative, la production de
225 services publics et la mise en œuvre des politiques de modernisation numérique, constituent des répondants
226 particulièrement pertinents pour étudier les relations entre intelligence artificielle générative (IAG) et performance
227 organisationnelle dans le secteur public. Selon les données officielles issues des rapports du ministère de l'Économie
228 et des Finances (2024), le Bénin compte plusieurs entreprises publiques exploitées dans des secteurs stratégiques tels
229 que l'énergie, les transports, les télécommunications et les services financiers. La cible de l'étude est donc définie
230 comme étant l'ensemble des agents en exercice au sein de ces entreprises publiques au moment de la collecte des
231 données. L'unité d'observation est ainsi constituée par l'agent ou le responsable public, qu'il occupe une fonction
232 technique, administrative ou de direction.

233 Compte tenu de la taille importante et de la dispersion géographique de cette population, cette recherche opte pour
234 un échantillonnage non probabiliste par convenance, qui repose sur la sélection des répondants accessibles et
235 disposés à participer à l'étude. Ce choix méthodologique se justifie par la difficulté d'obtenir une base de sondage
236 exhaustive, tout en garantissant la mobilisation d'un échantillonnage représentatif des différentes catégories d'agents
237 publics concernés par l'usage ou l'exposition à l'IAG. Par rapport à la taille de l'échantillon, nous retenons les critères

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

242 **2.3 Méthode de collecte et technique d'analyse des données**

243 Les données de cette recherche ont été recueillies au moyen d'un questionnaire administré face à face à 160 agents et
 244 responsables des entreprises publiques. Pour l'analyse, les données ont été traitées à l'aide de SPSS 27 pour les
 245 statistiques descriptives et les tests de fiabilité, et de SmartPLS 4 pour les analyses confirmatoires et l'estimation du
 246 modèle structurel. La méthode des moindres carrés partiels a été retenue, car elle est adaptée aux modèles complexes
 247 et aux données ne respectant pas toujours les conditions de normalité (Hair et al., 2019). Les relations ont été
 248 utilisées à partir des coefficients de régression, des indices de qualité d'ajustement et de la significativité statistique
 249 des hypothèses grâce à la procédure de bootstrapping.

250 **3- Présentation et discussion des résultats de l'étude**

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

253 **3-1 Analyse descriptive des résultats de l'étude**

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

255 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

256 Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

257 Les résultats de ce tableau indiquent un bon niveau global de compétences numériques. La dimension la mieux
 258 évaluée est la compréhension des émotions et besoins des autres lors de l'usage des outils numériques ($M = 4,95 ; \sigma$
 259 $= 0,375$), traduisant une forte compétence socio-émotionnelle. Les capacités de partage d'informations ($M = 4,17 ; \sigma$

260 = 0,420) et de création/adaptation de contenus numériques (M = 4,13 σ = 0,392) confirment une bonne aisance
 261 communicationnelle et créative. Toutefois, des marges de progression apparaissent dans l'accès aux contenus
 262 numériques (M = 3,96 ; σ = 0,448) et surtout dans la sécurité des données (M = 3,95 ; σ = 0,622), cette dernière
 263 montrant une forte hétérogénéité des pratiques.

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

	N	Minimum	Maximum	Moyenne	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 est nécessaire pour progresser.	160	1	5	3,88	,605
J'encourage mes collègues et mon organisation à adopter des changements bénéfiques.	160	1	5	4,87	,454

265 Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

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

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

Statistiques descriptives					
	N	Minimum	Maximum	Moyenne	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	160	1	5	3,93	,404

l'IA semble incohérent ou douteux.					
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

275 Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

276 Les résultats montrent que les répondants possèdent une bonne compréhension des outils d'intelligence artificielle,
277 notamment pour interpréter les résultats ($M = 4,05$; $\sigma = 0,428$), expliquer les recommandations à des collègues ($M =$
278 $4,01$; $\sigma = 0,388$) et situer les résultats dans le contexte opérationnel ($M = 3,99$; $\sigma = 0,409$). Ils sont également
279 capables d'identifier les hypothèses implicites, de repérer des résultats incohérents et de vérifier la qualité des
280 données d'entrée ($M \approx 3,93-3,96$), traduisant une utilisation analytique modérée. En revanche, la connaissance des
281 limites et biais de l'IA ($M = 3,08$; $\sigma = 0,430$) et la capacité à évaluer la fiabilité d'une recommandation avant
282 application ($M = 2,95$; $\sigma = 0,442$) sont moins développées, soulignant des marges d'amélioration dans l'usage
283 critique et sécurisé des outils d'IA.

284 **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 de travail pour améliorer la performance de mon organisation	160	1	5	3,92	,465

285 Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

286 Les répondants affichent un niveau globalement satisfaisant de performance individuelle et d'engagement
287 professionnel. Ils veillent particulièrement à l'efficacité des moyens mobilisés par rapport aux résultats obtenus (M

288 = 4,04 ; $\sigma = 0,455$) et considèrent la qualité du service public comme une priorité (M = 3,98 ; $\sigma = 0,458$). L'atteinte
 289 des objectifs assignés (M = 3,94 ; $\sigma = 0,355$) et l'adoption de nouvelles méthodes pour améliorer la performance
 290 organisationnelle (M = 3,92 ; $\sigma = 0,465$) montrent une attitude proactive, avec une homogénéité relative des
 291 perceptions parmi les répondants.

292 3-2 Analyse factorielle exploratoire

293 **Tableau 5** : Analyse en composantes principales

	Intelligence artificielle générative					Performance organisationnelle		
	Composantes							
	CMP_NUM	ESP_CHG	CAI_RIA	CAU_RIA	Commulatsés	PERF_ORG	Matrice des compantes	Communalités
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
Variance totale expliquée	69,24				
KMO	,798				
Test de sphéricité de Bartlett	Khi-carré approx.	2032,15			
	ddl	136,00			
	Signification	<,000			
	Multidimensionnelle				

294 Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

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

301 **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

302 Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

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

309 3-3 Analyse factorielle confirmatoire

310 **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

311 Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

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

315 **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	

316 Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

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

319 **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

320 Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

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

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

325 **Figure 1 : Modèle structurel**



326
 327 Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

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

330 **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

331 Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

332 Le pouvoir prédictif des construits endogènes indique des valeurs de R2substantielles de 0,714 (capacité
 333 d'interprétation des résultats de l'IA), de 0,730 (capacité d'utilisation des résultats de l'IA), de 0,581 (compétence
 334 numérique), de 0,649 (esprit d'ouverture au changement), de 0,717 (intégration de l'IA générative) et de
 335 0,601(performance organisationnelle).

336 **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

337 Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

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

343 **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

344 Source : résultats issus des données empiriques, 2025

345 L'évaluation de la qualité prédictive Q2 vient renforcer la capacité prédictive du modèle après l'évaluation de R2.
346 Le tableau 12 montre que les valeurs des prédictions Q2 de 0,463 (capacité d'interprétation des résultats de l'IA), de
347 0,512 (capacité d'utilisation des résultats de l'IA), de 0,581 (compétence numérique), de 0,771 (esprit d'ouverture
348 au changement), de 0,397 (intégration de l'IA générative) et de 0,356 (performance organisationnelle) sont
349 satisfaisantes confirmant la significativité et la pertinence des relations structurelles du modèle (Hair et al., 2022).

350 **Tableau 13** : Tests d'hypothèses

Hypothèses	β	Écart-type	Statistiques T	Valeurs P	Intervalle de confiance		Décision
					2.5%	97.5%	
INT_ARGV -> CMP_NUM	0,806	0,015	52,865	0,000	0,772	0,833	
INT_ARGV -> ESP_CHG	0,847	0,013	65,748	0,000	0,820	0,870	
INT_ARGV -> CAI_RIA	0,845	0,015	56,433	0,000	0,813	0,873	
INT_ARGV -> CAU_RIA	0,855	0,011	77,524	0,000	0,833	0,877	
CMP_NUM -> PER_ORG	0,108	0,145	0,743	0,458	-0,137	0,419	Infirmée
ESP_CHG -> PER_ORG	0,362	0,128	2,827	0,005	0,075	0,594	Confirmée
CAI_RIA -> PER_ORG	0,422	0,057	7,444	0,000	0,311	0,533	Confirmée
CAU_RIA -> PER_ORG	-0,074	0,073	1,022	0,307	-0,222	0,049	Infirmée

351 Source : Résultats de nos enquêtes, 2025

352 Les résultats du tableau indiquent que les dimensions de la variable « l'intelligence artificielle générative actionnent
353 la performance organisationnelle. En effet la compétence numérique a un effet positif ($\beta = 0,108$; $t = 0,743$ et $P =$
354 $0,458$) et non significatif sur la performance organisationnelle. Ainsi la compétence numérique des employés n'est
355 pas suffisante pour déclencher un effet significatif infirmant ainsi H1.

356 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
357 performance organisationnelle. Ainsi le personnel est doté d'un esprit d'ouverture au changement remarquable qui
358 actionne les inputs pour favoriser la croissance de la performance organisationnelle confirmant ainsi H2.

359 En ce qui concerne la capacité d'interprétation des résultats de l'IA générative, elle affecte positivement ($\beta = 0,422$;
360 $t = 7,444$ et $P < 0,001$) et très significatif sur la performance organisationnelle. Ainsi le degré d'interprétation des
361 résultats de l'IA générative par le personnel est assez élevé et déclenche l'augmentation de la performance
362 organisationnelle confirmant ainsi H3.

363 Quant à la capacité d'utilisation des résultats de l'IA générative, elle a un effet non seulement négatif ($\beta = - 0,074$; t
364 $= 1,022$ et $P = 0,307$) mais également non significatif sur la performance organisationnelle. Ainsi la capacité
365 d'utilisation des résultats d'IA générative du personnel n'est pas suffisante pour stimuler la performance
366 organisationnelle infirmant ainsi H4.

367 **3-4 Discussions des résultats de l'étude**

368 Les résultats de l'étude montrent d'abord que la compétence numérique, bien qu'importante, ne se traduit pas
369 automatiquement par une de la performance organisationnelle. Cela rejoint les constats de van Laar et al. (2017) qui
370 précisent que les compétences numériques ne deviennent créatrices de valeur que lorsqu'elles sont articulées avec
371 des compétences cognitives et socio-émotionnelles. De même, Vuorikari et al. (2022) soulignent que la maîtrise
372 technique seule reste insuffisante si elle n'est pas accompagnée d'une vision de l'usage du numérique dans
373 l'organisation. Ainsi, dans le contexte béninois, les agents peuvent maîtriser certains outils, mais si cette compétence
374 n'est pas liée aux logiques d'innovation ou à la stratégie de l'entreprise, son impact reste limité. En revanche,
375 l'ouverture au changement apparaît comme un facteur déterminant. Les travaux de Oreg, Vakola et Armenakis
376 (2011) rappellent que l'acceptation du changement est un préalable indispensable à toute transformation
377 organisationnelle.

378 Nos résultats confirment cette idée en montrant que les agents qui cultivent une flexibilité cognitive et une
379 disposition à tester de nouvelles pratiques contribuent activement à l'amélioration de la performance. Comme
380 l'indiquent Di Fabio et Gori (2016), les individus dotés d'une forte ouverture au changement développé des attitudes
381 positives face à l'innovation, ce qui facilite la mise en œuvre de technologies comme l'IA générative.

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

394 **Conclusion**

395 Cette recherche analyse l'influence de l'intégration de l'intelligence artificielle générative sur la performance
396 organisationnelle des entreprises publiques béninoises. Pour ce faire, une approche quantitative a été mobilisée à
397 travers un questionnaire administré auprès de 160 agents et responsables, et les données ont été traitées avec SPSS
398 27 et SmartPLS 4. Les résultats montrent que la compétence numérique des employés, bien qu'utile, ne produit pas
399 d'effet significatif sur la performance, tandis que l'esprit d'ouverture au changement et surtout la capacité
400 d'interprétation constituant des résultats de l'IA des facteurs déterminants. En revanche, la capacité d'utilisation des

401 résultats de l'IA ne se traduit pas par une significative, traduisant un manque de dispositifs organisationnels adaptés
402 pour transformer les apports technologiques en actions concrètes.

403 De plus, l'étude enrichit la littérature sur l'IA et la performance organisationnelle en soulignant l'importance des
404 dimensions cognitives et culturelles, et pas uniquement techniques. Sur le plan managérial, elle invite les dirigeants
405 du secteur public à renforcer la formation à l'interprétation des résultats et à promouvoir une culture d'adaptation et
406 d'ouverture au changement pour tirer pleinement parti des innovations technologiques. Toutefois, l'échantillon
407 restreint à l'approche strictement quantitative limite la portée des résultats. De futures recherches pourraient élargir
408 la taille de l'échantillon et intégrer des approches qualitatives ou comparatives pour mieux saisir les dynamiques
409 organisationnelles spécifiques.

410 **Références bibliographiques**

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

413 Brynjolfsson, E., et McAfee, A. (2017). *Machine, plateforme, foule : exploiter notre avenir numérique*. WW Norton
414 &Company.

415 Brynjolfsson, E., et McAfee, A. (2017). *Machine, plateforme, foule : exploiter notre avenir numérique*. WW Norton
416 &Company.

417 Davenport, TH et Ronanki, R. (2018). Intelligence artificielle pour le monde réel. *Harvard Business Review*, 96 (1),
418 108–116.

419 Di Fabio, A., et Gori, A. (2016). Développement d'un nouvel instrument d'évaluation de l'acceptation du
420 changement. *Frontiers in Psychology*, 7, 802.

421 Fabio, A., and Gori, A. (2015). Measuring adolescent life satisfaction : psychometric properties of the satisfaction
422 with life scale in a sample of italian adolescents and young adults. *J. Psychoeduc. Assess.* Advance online
423 publication.

424 Faraj, S., Pachidi, S., et Sayegh, K. (2018). Travailler et s'organiser à l'ère des algorithmes d'apprentissage.
425 *Information et Organisation*, 28 (1), 62–70.

426 Gillwald, A. (2020). *L'état des TIC en Afrique*. Document de politique de recherche sur les TIC en Afrique.

427 Jarrahi, MH (2018). Intelligence artificielle et avenir du travail : Symbiose homme-IA dans la prise de décision
428 organisationnelle. *Business Horizons*, 61 (4), 577–586.

429 Longoni, C., Morewedge, CK et Jozkowski, KN (2019). Résistance à l'intelligence artificielle médicale. *Journal of*
430 *Consumer Research*, 46 (4), 629–650.

431 Mateescu, A., et Elish, MC (2019). *L'IA en contexte : le travail d'intégration des nouvelles technologies*. Institut de
432 recherche Données et Société.

433 Mhlanga, D. (2023). Intelligence artificielle en Afrique : opportunités, défis et implications. *AI*, 4 (1), 67–91.

434 Oreg, S., Vakola, M. et Armenakis, A. (2011). Réactions des bénéficiaires du changement au changement
435 organisationnel : une analyse de 60 ans d'études quantitatives. *The Journal of Applied Behavioral Science*, 47 (4),
436 461–524.

- 437 Organisation de Coopération et de Développement Économique (OCDE). (2021). *État de mise en œuvre* Éditions
438 OCDE. <https://doi.org/10.1787/1cd40c44-fr>
- 439 Russell, S., et Norvig, P. (2020). *Intelligence artificielle : une approche moderne* (4e éd.). Pearson.
- 440 Shrestha, YR, Ben-Menahem, SM, et von Krogh, G. (2021). Structures décisionnelles organisationnelles à l'ère de
441 l'intelligence artificielle. *California Management Review*, 63 (4), 1–25.
- 442 Tall, A., Ahouansou, R. et Bio, A. (2024). *Stratégie nationale d'intelligence artificielle du Bénin 2023-2027*.
443 Ministère du Numérique et de la Digitalisation, République du Bénin.
- 444 Tall, L., Niang, M., Fofana, F., Faye, C., Cissé, M., Mboup, NF, Mingou, I., Ndiaye, TK, & Sall, S. (2024).
445 *Intelligence artificielle : Levier pour un développement durable en Afrique. Première partie : Éthique et politiques*
446 *publiques. Analyse des cadres politiques, juridiques, institutionnels et éthiques pour une IA responsable en Afrique*
447 *de l'Ouest : les cas du Bénin, du Burkina Faso, de la Côte-d'Ivoire et du Sénégal*. Dakar : CODESRIA.
- 448 Union Africaine (2022). *Stratégie de l'Union Africaine pour l'intelligence artificielle*. Commission de l'Union
449 Africaine.
- 450 van Laar, E., van Deursen, AJ, van Dijk, JA et de Haan, J. (2017). La relation entre les compétences du 21e siècle et
451 les compétences numériques : une revue systématique de la littérature. *Les ordinateurs dans le comportement*
452 *humain*, 72, 577-588.
- 453 Vuorikari, R., Kluzer, S., et Punie, Y. (2022). *DigComp 2.2 : Le cadre de compétences numériques pour les*
454 *citoyens – Avec de nouveaux exemples de connaissances, de compétences et d'attitudes*. Office des publications de
455 l'Union européenne.