Revue Internationale des Sciences de Gestion
ISSN: 2665-7473
Volume 9 : Numéro 4

Effets de l'intelligence artificielle sur les capacités d'accès à l'emploi des jeunes diplômés des universités.

Effects of Artificial Intelligence on the Employment Access Capabilities of University Graduates.

MAGNIDE Mèdéssè Justin,
Doctorant
Ecole Doctorale des Sciences Economique et de Gestion (ED-SEG)
Université d'Abomey-Calavi
Laboratoire de Recherche sur les Performances et Développement des Organisations. (LARPEDO)
République du Bénin

TCHOKPONHOUE Ahodédji Henri,
Enseignant-chercheur
Institut Universitaire de Technologie
Université de Parakou
Laboratoire de Recherche sur les Performances et Développement des Organisations. (LARPEDO)
République du Bénin

HOUNKOU Cossi Emmanuel,
Professeur titulaire des universités du CAMES
Enseignant-chercheur
Faculté des Sciences Economiques et de Gestion,
Université d'Abomey-Calavi, Abomey-Calavi,
République du Bénin

Date de soumission : 15/10/2026

Date d'acceptation : 08/11/2026

Pour citer cet article :

MAGNIDE M. J. & al. (2026) « Effets de l'intelligence artificielle sur les capacités d'accès à l'emploi des jeunes diplômés des universités », Revue Internationale des Sciences de Gestion « Volume 9 : Numéro 4» pp : 979 - 997

Résumé

Cette recherche a pour objectif de déterminer les effets de l'intelligence artificielle (IA) sur la capacité d'accès à l'emploi par les jeunes diplômés des universités. Les variables de l'étude ont été identifiées à partir d'une revue critique de la littérature et d'entretiens exploratoires menés auprès de treize (13) recruteurs et responsables des ressources humaines. En mobilisant une démarche méthodologique mixte, les données quantitatives et qualitatives recueillies portent sur un échantillon de 575 diplômés et sont analysées à l'aide des logiciels SPSS et Alceste. Les résultats montrent que la maîtrise des outils d'IA améliore significativement le développement des compétences recherchées. Ils révèlent aussi que l'usage stratégique de l'IA dans les démarches de recherche d'emploi renforce l'employabilité des diplômés. Enfin, l'intégration de ces technologies dans les pratiques de recrutement accroît les opportunités d'insertion professionnelle.

Mots-clés : Intelligence artificielle, employabilité, insertion professionnelle, diplômés, Bénin

Abstract

This research aims to determine the effects of artificial intelligence (AI) on the ability of university graduates to access employment. The study's variables were identified through a critical literature review and exploratory interviews conducted with thirteen (13) recruiters and human resources managers. Employing a mixed-methods approach, the study analyzes quantitative and qualitative data collected from a sample of 575 graduates, using SPSS and Alceste software. The results show that proficiency in AI tools significantly enhances the development of sought-after skills. They also reveal that the strategic use of AI in job-seeking efforts strengthens graduates' employability. Finally, the integration of these technologies into recruitment practices increases opportunities for professional integration.

Keywords: Artificial intelligence, employability, professional integration, graduates, Benin

Introduction

Les progrès continus de l'informatique ont favorisé la diffusion d'outils d'automatisation regroupés sous l'appellation d'intelligence artificielle (IA). Ces dispositifs s'imposent progressivement comme l'un des principaux facteurs de transformation des économies, des organisations et des pratiques de gestion (Brynjolfsson et al., 2021 ; Clémençon, 2021). Leur diffusion modifie non seulement les processus de production, mais également les modalités de recherche, d'appariement et de sélection des compétences sur le marché du travail (Acemoglu et Restrepo, 2018 ; Woods et al., 2020).

Cette mutation intervient dans un contexte où l'insertion professionnelle des jeunes diplômés des universités devient de plus en plus incertaine (Kobre, 2022 ; Qachar, 2025). Longtemps considéré comme un gage d'accès à l'emploi, le diplôme ne garantit plus une transition rapide et durable vers le marché du travail (Kobre, 2022 ; Labbani, 2024). Les employeurs recherchent désormais des candidats qui associent des qualifications académiques solides, des compétences numériques, une capacité d'adaptation et une aptitude à évoluer dans des environnements technologiques changeants (Tahiri et Qachar, 2024).

Dans cette logique, l'IA apparaît à la fois comme une source de transformation des emplois et comme un instrument susceptible de renforcer l'employabilité des diplômés (Giraud et al., 2021). Les compétences en IA peuvent constituer un facteur de différenciation dans l'insertion professionnelle (Villani et al., 2018). L'utilisation d'outils d'IA générative peut également faciliter la construction du projet professionnel, la préparation des candidatures et l'identification des opportunités d'emploi.

Parallèlement, les systèmes intelligents transforment les pratiques de recrutement en automatisant certaines opérations telles que le tri des curriculum vitae, l'appariement des profils et la présélection des candidats (Gélinas et al., 2022 ; Woods et al., 2020). Cette évolution crée une relation nouvelle entre compétences technologiques, stratégies individuelles de recherche d'emploi et processus organisationnels de recrutement. Toutefois, l'accès aux technologies d'IA ne produit pas mécaniquement une meilleure insertion. L'efficacité de leur usage dépend notamment du niveau de maîtrise numérique, de la capacité d'adaptation, de la qualité de la formation et de l'accompagnement institutionnel (Magnidé et al., 2026).

Les travaux consacrés à l'IA et à l'insertion professionnelle indiquent que son adoption peut favoriser le développement de compétences adaptées au futur du travail et, indirectement, renforcer l'employabilité des étudiants (Villani et al., 2018 ; Giraud et al., 2021 ; Gélinas et al.,

2022). D'autres travaux soulignent le rôle de l'adaptabilité et des compétences transversales dans l'employabilité perçue des jeunes diplômés (Lee et al., 2022 ; Tchokponhoue, 2023 ; Tahiri et Qachar, 2024 ; Cabot, 2025). Rares sont cependant les études qui mesurent empiriquement le lien entre les usages de l'IA et l'accès effectif à l'emploi, en particulier en Afrique subsaharienne.

Dès lors, la question n'est plus seulement de savoir si l'IA transforme l'emploi, mais de déterminer dans quelle mesure les jeunes diplômés peuvent la mobiliser pour améliorer leur accès au marché du travail. Cette recherche répond à la question principale suivante : quels sont les effets de l'intelligence artificielle sur la capacité d'accès à l'emploi des jeunes diplômés des universités béninoises ? Trois questions spécifiques en découlent : (i) l'utilisation des outils d'IA dans la recherche d'emploi accroît-elle la probabilité d'accès à l'emploi ? (ii) la maîtrise de compétences IA applicables accroît-elle cette probabilité ? (iii) l'intégration de ces aptitudes dans le profil des candidats l'accroît-elle également ?

Pour y répondre, l'article présente d'abord la revue de la littérature, le cadre théorique et les hypothèses (section 1), puis la méthodologie (section 2). Les résultats sont exposés à la section 3 et discutés à la section 4. La conclusion synthétise les apports, les limites et les perspectives de la recherche.

1. Revue de littérature, cadre théorique et hypothèses

L'essor de l'IA conduit à repenser les conditions dans lesquelles les jeunes diplômés construisent et valorisent leur employabilité. Au-delà de sa dimension technologique, l'IA devient un instrument de travail susceptible de transformer les comportements individuels et organisationnels associés à la recherche d'emploi. Cette transformation s'inscrit dans un marché du travail où les compétences numériques et la capacité d'adaptation occupent une place croissante dans les critères de recrutement (Felten et al., 2021). Si de nombreux travaux portent sur l'adoption de l'IA (Gélinas et al., 2022 ; Giraud et al., 2021), peu l'associent explicitement à la capacité d'accès à l'emploi des jeunes diplômés (Lee et al., 2022 ; Cabot, 2025). Cette section examine les mécanismes par lesquels l'IA pourrait constituer un levier d'accès à l'emploi, puis les articule dans un cadre théorique d'où découlent les hypothèses.

1.1. Maîtrise des outils d'IA et développement des compétences

La maîtrise des outils d'IA constitue désormais une dimension importante des compétences professionnelles (Giraud et al., 2021). L'évolution rapide des technologies numériques oblige

les individus à actualiser continuellement leurs connaissances pour suivre les transformations des activités. L'IA n'est donc plus seulement un instrument d'automatisation ; elle est aussi un support d'apprentissage et d'acquisition de nouvelles compétences.

Selon Autor (2015), les transformations technologiques modifient la nature des tâches et accroissent la valeur des compétences complémentaires à la technologie. Cette complémentarité suggère que la valeur professionnelle de l'IA dépend en partie de la capacité des individus à l'utiliser efficacement. Brynjolfsson et al. (2021) montrent en outre que l'introduction de technologies à usage général comme l'IA exige des investissements complémentaires en compétences et en organisation. La maîtrise de ces outils implique ainsi de comprendre leurs fonctionnalités, d'interpréter leurs résultats et de mobiliser leurs productions de manière pertinente, dans une logique d'apprentissage continu (Rogliano, 2022).

Felten et al. (2021) soulignent que l'exposition des activités professionnelles à l'IA varie selon les tâches et les compétences mobilisées. Les diplômés doivent donc développer des compétences leur permettant de travailler avec les systèmes intelligents, et non de les utiliser de manière occasionnelle. Toutefois, un usage fréquent ne signifie pas que l'utilisateur en maîtrise les mécanismes ou les limites. Une véritable compétence suppose un usage critique, autonome et responsable (Tahiri et Qachar, 2024 ; Rogliano, 2022). La maîtrise de l'IA pourrait ainsi contribuer à réduire certains écarts entre les compétences acquises à l'université et celles recherchées par les employeurs.

1.2. Usage stratégique de l'IA et employabilité des demandeurs d'emploi

L'IA transforme les modalités d'accès à l'information, de développement des compétences et de recherche d'opportunités professionnelles (Clémençon, 2021). Dans le champ de l'employabilité, son usage stratégique renvoie à la capacité des demandeurs d'emploi à mobiliser ces outils en fonction d'objectifs professionnels précis. Fugate et al. (2004) conçoivent l'employabilité comme un construit psychosocial associant l'identité professionnelle, l'adaptabilité personnelle et le capital social et humain. L'IA peut renforcer certaines de ces composantes en facilitant l'identification des compétences recherchées, l'adaptation des candidatures aux postes visés et la présentation du parcours.

Acemoglu et Restrepo (2018) montrent que les technologies modifient la structure des tâches et conduisent les organisations à recomposer les compétences valorisées. Cette recomposition impose aux demandeurs d'emploi une capacité permanente d'apprentissage. L'usage stratégique de l'IA suppose alors une démarche intentionnelle qui combine recherche

d'information, apprentissage, personnalisation des candidatures et préparation aux épreuves de sélection (Giraud et al., 2021). Son effet dépend néanmoins de la maîtrise numérique et du jugement critique de l'utilisateur : un usage non critique peut produire des candidatures standardisées et réduire la différenciation des profils (Gélinas et al., 2022).

1.3. Intégration de l'IA dans le recrutement et opportunités d'insertion

L'intégration de l'IA dans les processus de recrutement constitue l'une des transformations majeures des pratiques d'insertion professionnelle (Gélinas et al., 2022). Woods et al. (2020) montrent que les technologies numériques modifient les méthodes utilisées pour attirer, évaluer et sélectionner les candidats. Les recruteurs peuvent consacrer davantage de temps aux activités qui requièrent un jugement humain, tandis que les outils automatisés trient et apparient les profils. Pour les jeunes diplômés confrontés à un marché concurrentiel, cette capacité d'appariement peut réduire certaines difficultés de la transition entre université et emploi.

Les effets des technologies sur l'emploi dépendent toutefois de leur interaction avec les compétences et les tâches des travailleurs (Acemoglu et Restrepo, 2018). L'intégration de l'IA dans le recrutement fait donc émerger de nouvelles exigences en matière de compétences numériques. Köchling et Wehner (2020) attirent par ailleurs l'attention sur les biais algorithmiques susceptibles d'affecter l'équité des décisions. L'IA peut ainsi simultanément élargir l'accès aux opportunités et créer de nouvelles formes de sélection fondées sur la maîtrise technologique. Pour les jeunes diplômés, l'enjeu consiste à rendre visibles, dans leur profil, des compétences compatibles avec ces nouvelles pratiques (Benchekroun et Merioumi, 2023).

1.4. Cadre théorique et formulation des hypothèses

Le cadre théorique de cette recherche articule quatre approches complémentaires autour d'une idée centrale : l'IA est une ressource dont la conversion en emploi n'est pas automatique. L'approche par les capacités de Sen (1999) fournit le cadre intégrateur. Elle distingue les ressources dont dispose un individu, les facteurs de conversion qui lui permettent de les transformer en possibilités réelles, et les accomplissements effectifs. Appliquée à notre objet, elle conduit à considérer l'accès aux outils d'IA comme une ressource, la maîtrise et la valorisation de ces outils comme des facteurs de conversion, et l'accès à l'emploi comme l'accomplissement observé. La notion de « capacité d'accès à l'emploi » retenue dans le titre de l'article renvoie à cette perspective. Trois théories précisent ensuite les mécanismes de conversion et fondent chacune une hypothèse.

Utilisation des outils d'IA et théorie de la recherche d'emploi. La théorie de la recherche d'emploi (Mortensen, 1986) analyse l'accès à l'emploi comme le résultat d'un processus coûteux de prospection, dont l'issue dépend de l'intensité et de l'efficacité de la recherche. L'approche de l'employabilité de McQuaid et Lindsay (2005) ajoute que les stratégies de recherche font partie intégrante de l'employabilité. En réduisant le coût de l'information, en élargissant le champ des offres identifiées et en améliorant la qualité des candidatures, l'utilisation des outils d'IA devrait accroître l'efficacité de la recherche et, par conséquent, la probabilité d'obtenir un emploi (Woods et al., 2020). Cet effet suppose cependant un usage régulier et raisonné (Tahiri et Qachar, 2024). D'où l'hypothèse suivante :

H1 : L'utilisation des outils d'IA dans la recherche d'emploi accroît la probabilité d'accès à l'emploi des jeunes diplômés.

Compétences IA applicables et théorie du capital humain. Selon la théorie du capital humain (Becker, 1964), les connaissances et compétences sont des investissements qui accroissent la productivité et donc la valeur des individus sur le marché du travail. La maîtrise de compétences IA directement applicables à des tâches professionnelles constitue une forme de capital humain spécifique dont la valeur augmente à mesure que les tâches sont recomposées par la technologie (Autor, 2015 ; Felten et al., 2021). Ces compétences ne produisent toutefois leurs effets qu'en complément des connaissances académiques et des compétences relationnelles (Tahiri et Qachar, 2024). Cette réflexion conduit à l'hypothèse suivante :

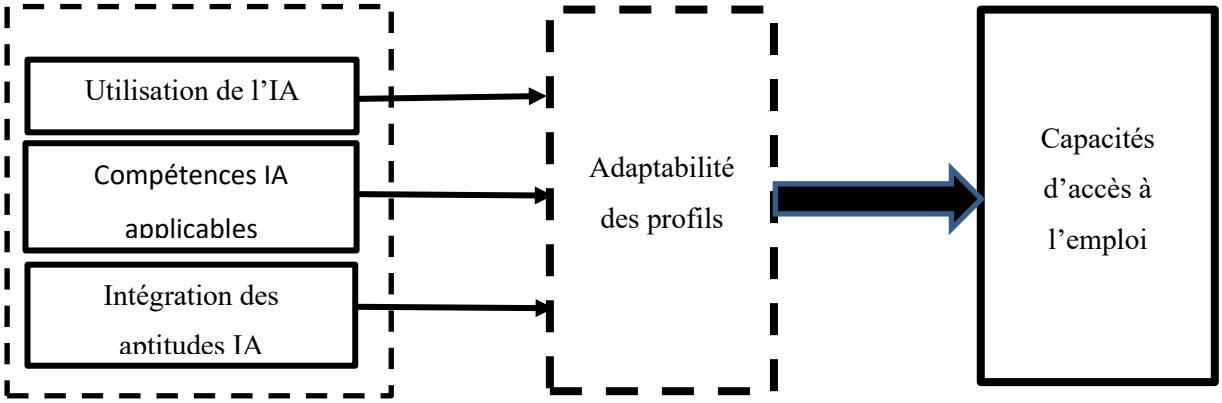
H2 : La maîtrise de compétences IA applicables accroît la probabilité d'accès à l'emploi des jeunes diplômés.

Intégration des aptitudes IA dans le profil et théorie du signal. Selon la théorie du signal (Spence, 1973), en situation d'information imparfaite, les employeurs se fondent sur des signaux observables pour inférer la productivité des candidats. Une compétence ne contribue à l'embauche que si elle est perçue par le recruteur. Mentionner des aptitudes IA dans le curriculum vitae, les attester par des réalisations ou des certifications et les valoriser en entretien transforme ces aptitudes en signal. Ce signal est d'autant plus utile que les outils de tri automatisés privilégient les profils dont le contenu correspond aux compétences recherchées (Woods et al., 2020 ; Köchling et Wehner, 2020). Sur cette base, l'hypothèse suivante est retenue :

H3 : L'intégration des aptitudes IA dans le profil des candidats accroît la probabilité d'accès à l'emploi des jeunes diplômés.

Les trois hypothèses portent donc sur une même variable dépendante, l'accès à l'emploi, et correspondent à trois étapes successives de la conversion de la ressource IA : l'usage (H1), la maîtrise (H2) et la valorisation (H3). Le modèle conceptuel de la recherche se présente comme suit (schéma 1).

Schéma 1 : Modèle conceptuel.



Source : Auteurs, 2026

2. Méthodologie de la recherche

La recherche suit une démarche mixte séquentielle exploratoire : une phase qualitative a servi à identifier et à préciser les variables, puis une phase quantitative a permis de tester les hypothèses.

2.1. Population, échantillon et collecte des données

La population étudiée est constituée des jeunes diplômés des universités publiques béninoises titulaires au moins d'une licence, ayant obtenu leur diplôme au cours des cinq dernières années et âgés de 35 ans au plus, qu'ils occupent un emploi ou qu'ils en recherchent un au moment de l'enquête. Les participants ont été sélectionnés par choix raisonné, une technique d'échantillonnage non probabiliste qui vise à retenir des personnes susceptibles de fournir des informations pertinentes sur le phénomène étudié. Un questionnaire a été administré à 750 diplômés des universités d'Abomey-Calavi, de Parakou et d'Abomey, en face à face et en ligne, entre Janvier et Février 2026. Au total, 575 questionnaires complets et exploitables ont été retenus, soit un taux de réponse de 76,7 %.

La phase qualitative a reposé sur treize (13) entretiens semi-directifs menés auprès de 07 recruteurs, de 02 responsables des ressources humaines et 04 d'experts de l'insertion professionnelle. Le guide d'entretien portait sur les usages de l'IA dans le recrutement, les

compétences numériques attendues des candidats et les difficultés d'insertion des jeunes diplômés. Les entretiens, d'une durée moyenne de 15 minutes, ont été enregistrés, retranscrits puis analysés par classification descendante hiérarchique avec le logiciel Alceste (Reinert, 1983).

2.2. Questionnaire et mesure des variables

Le questionnaire comportait quatre parties : (A) les caractéristiques sociodémographiques et académiques du répondant ; (B) sa situation au regard de l'emploi ; (C) ses pratiques de recherche d'emploi (supports de réception des offres, outils de préparation des candidatures, expérience de la présélection, accompagnement reçu), mesurées par des questions fermées à modalités nominales ou dichotomiques (oui/non) ; (D) trois échelles de mesure correspondant aux variables explicatives du modèle.

La variable dépendante (Y), l'accès à l'emploi, est dichotomique. Elle prend la valeur 1 lorsque le répondant occupe un emploi salarié ou exerce une activité indépendante rémunérée au moment de l'enquête, et 0 sinon. Les trois variables explicatives sont mesurées chacune par quatre items évalués sur une échelle de Likert à cinq points (1 = pas du tout d'accord ; 5 = tout à fait d'accord). Les items ont été formulés à partir de la revue de littérature et des entretiens exploratoires (tableau 1). Pour chaque variable, un score est calculé comme la moyenne des quatre items (étendue théorique de 1 à 5), après vérification de la cohérence interne par l'alpha de Cronbach, dont le seuil d'acceptabilité est fixé à 0,70 (Nunnally, 1978).

Tableau 1 : Opérationnalisation des variables du modèle

Variable	Items	Échelle et construction
Accès à l'emploi (Y)	Situation au moment de l'enquête : en emploi (salarié ou indépendant) / sans emploi	Dichotomique : 1 = en emploi ; 0 = sinon
Utilisation des outils d'IA (X1)	U1. J'utilise des outils d'IA pour rechercher des offres d'emploi. U2. J'utilise l'IA pour rédiger ou adapter mon CV et mes lettres. U3. J'utilise l'IA pour préparer mes entretiens d'embauche. U4. Je consulte des plateformes d'emploi intégrant des alertes ou recommandations par IA.	Likert à 5 points ; score = moyenne de U1 à U4
Compétences IA applicables (X2)	C1. Je sais formuler des requêtes adaptées à un outil d'IA. C2. Je sais vérifier et corriger les résultats produits par l'IA. C3. Je sais utiliser l'IA pour accomplir des tâches de ma discipline. C4. J'ai suivi une formation à l'usage professionnel de l'IA.	Likert à 5 points ; score = moyenne de C1 à C4
Intégration des aptitudes IA dans le profil (X3)	I1. Mon CV mentionne mes compétences en IA. I2. Je mets en avant ces compétences lors des entretiens. I3. Je dispose de réalisations ou certifications attestant ces compétences. I4. J'adapte mon profil aux logiciels de tri automatisé des candidatures.	Likert à 5 points ; score = moyenne de I1 à I4

Source : Auteurs, 2026

2.3. Méthodes de traitement et d'analyse

Les données ont été saisies dans Excel puis importées dans SPSS Statistics 27.0. L'analyse comporte trois étapes. Des statistiques descriptives présentent d'abord l'échantillon et les variables. Des tests du khi-deux d'indépendance de Pearson examinent ensuite les associations entre les pratiques de recherche d'emploi et la satisfaction des candidats à l'égard de leur démarche ; lorsque plus de 20 % des effectifs théoriques sont inférieurs à 5, le test exact de Fisher ou un regroupement de modalités est utilisé. Enfin, les hypothèses sont testées par une régression logistique binaire, adaptée à une variable dépendante dichotomique (Hosmer et al., 2013). Le modèle s'écrit :

$$\ln [\, p / (1 - p) \,] = \beta 0 + \beta 1 X1 + \beta 2 X2 + \beta 3 X3$$

où p désigne la probabilité d'accès à l'emploi, X1, X2 et X3 les scores des trois variables explicatives et β0 à β3 les paramètres estimés par maximum de vraisemblance. La significativité de chaque coefficient est appréciée par la statistique de Wald, $W = (B / ES)^2$, qui suit une loi du khi-deux à un degré de liberté. Les effets sont interprétés au moyen des rapports de cotes, Exp(B), et de leurs intervalles de confiance à 95 %. La qualité du modèle est évaluée par le test

omnibus du rapport de vraisemblance, le −2 log-vraisemblance, les pseudo-R^2 de Cox et Snell et de Nagelkerke, le test de Hosmer et Lemeshow et le taux de classement correct. L'absence de multicolinéarité est vérifiée par les facteurs d'inflation de la variance (VIF < 5). Le seuil de signification retenu est de 5 %.

3. Résultats

3.1. Résultats de la phase qualitative et description de l'échantillon

L'analyse Alceste du corpus des 13 entretiens a produit 5 classes lexicales stables, représentant 79 % des unités de contexte élémentaires classées. Les classes portent respectivement sur les usages de l'IA dans la recherche d'emploi, les compétences numériques attendues par les recruteurs, la valorisation de ces compétences dans les candidatures. Ces classes ont servi à formuler les items des trois échelles du tableau 1.

Le tableau 2 présente les caractéristiques des variables du modèle. Parmi les 575 répondants, 30 % occupaient un emploi au moment de l'enquête. Les alphas de Cronbach sont tous supérieurs au seuil de 0,70, ce qui confirme la cohérence interne des échelles.

Tableau 2 : Statistiques descriptives et fiabilité des échelles (n = 575)

Variable	Moyenne	Écart-type	Minimum – maximum	α de Cronbach
Accès à l'emploi (Y = 1), en %	30,0 %	—	0 – 1	—
Utilisation des outils d'IA (X1)	3,62	0,84	1 – 5	0,842
Compétences IA applicables (X2)	3,48	0,91	1 – 5	0,876
Intégration des aptitudes IA (X3)	3,71	0,79	1 – 5	0,814

Source : Calcul des auteurs, 2026

3.2. Pratiques de recherche d'emploi et satisfaction des candidats

Les tableaux 3 et 4 croisent les pratiques de recherche d'emploi avec la satisfaction déclarée des candidats à l'égard de leur démarche. Les pourcentages sont calculés sur l'effectif total (n = 575) ; le complément à 100 % correspond aux non-réponses.

Tableau 3 : Supports d'information, outils de préparation et présélection selon la satisfaction des candidats (en % de l'effectif total)

Satisfaction	Supports de réception des offres d'emploi				Test
	Réseaux sociaux	**Alertes des outils d'IA**	**Affichage ANPE et autres**	**Groupes de recrutement**	
Oui	2	2	0	54	$\chi^2 = 95{,}24$; ddl = 3 ; $p < 0{,}001$
Non	15	2	2	20	
	Outils d'aide à la préparation des candidatures				
	IA pour le CV et la lettre	IA pour les révisions	Assistance des cabinets	Autres	
Oui	17	37	22	2	$\chi^2 = 44{,}16$; ddl = 3 ; $p < 0{,}001$
Non	0	11	2	5	
	Fréquence de présélection				
	Une fois	Trois fois	Parfois	Souvent	
Oui	0	2	13	2	$\chi^2 = 3{,}78$; ddl = 3 ; $p = 0{,}286$
Non	4	1	66	8	

Source : Calcul des auteurs, 2026

Tableau 4 : Collecte d'information, accompagnement et ajustement des candidatures selon la satisfaction des candidats (en % de l'effectif total)

Satisfaction	Oui	Non	Test
	Facilité dans la collecte d'information		
Oui	70	10	$\chi^2 = 2{,}42$; ddl = 1 ; $p = 0{,}120$
Non	17	1	
	Accompagnement par l'IA		
Oui	10	8	$\chi^2 = 2{,}84$; ddl = 1 ; $p = 0{,}092$
Non	28	52	
	Ajustement des informations et réussite de la sélection		
Oui	69	11	$\chi^2 = 2{,}42$; ddl = 1 ; $p = 0{,}120$
Non	17	1	

Source : Calcul des auteurs, 2026

La majorité des candidats satisfaits reçoivent les offres par les groupes de recrutement (54 %), alors que les réseaux sociaux sont surtout mentionnés par les candidats insatisfaits (15 %). Le recours à l'IA pour les révisions (37 %) et pour la rédaction du CV et des lettres (17 %) est principalement associé aux candidats satisfaits. À l'inverse, la majorité des répondants déclarent ne pas avoir bénéficié d'un accompagnement par l'IA (60 %), et ce sont surtout des candidats insatisfaits (52 %). Ces associations bivariées décrivent les pratiques des répondants ; elles ne permettent pas, à elles seules, de tester les hypothèses, qui relèvent du modèle multivarié présenté ci-après.

3.3. Qualité du modèle de régression logistique

Le tableau 5 présente les indicateurs d'évaluation du modèle. Le test omnibus est significatif ($\chi^2 = 24{,}681$; ddl = 3 ; $p < 0{,}001$), ce qui indique que le modèle avec les trois variables

explicatives s'ajuste mieux que le modèle nul. Le R^2 de Nagelkerke indique que le modèle explique 31,2 % % de la variance de l'accès à l'emploi. Le test de Hosmer et Lemeshow n'est pas significatif (p = […] > 0,05), ce qui signale un ajustement satisfaisant. Le modèle classe correctement 78,0 % % des répondants. Les VIF, compris entre 1,12 et 2,47, écartent tout problème de multicolinéarité.

Tableau 5 : Indicateurs d'évaluation du modèle

Indicateur	Valeur	Critère d'interprétation
Test omnibus (χ^2, ddl = 3)	24,681 ; p < 0,001	p < 0,05 : modèle supérieur au modèle nul
−2 log-vraisemblance	98,426	Plus faible = meilleur ajustement
R^2 de Cox et Snell	0,219	Part de variance expliquée (borne max. < 1)
R^2 de Nagelkerke	0,312	Part de variance expliquée (0 à 1)
Test de Hosmer et Lemeshow (χ^2, ddl = 8)	6,214 ; p = 0,623	p > 0,05 : ajustement satisfaisant
Taux de classement correct (seuil 0,5)	78,0 %	À comparer au modèle nul
VIF (minimum – maximum)	1,12 – 2,47	< 5 : absence de multicolinéarité

Source : Calcul des auteurs, 2026

3.4. Estimation du modèle et test des hypothèses

Le tableau 6 présente les coefficients estimés, les statistiques de Wald, les rapports de cotes et leurs intervalles de confiance à 95 %.

Tableau 6 : Résultats de la régression logistique binaire (variable dépendante : accès à l'emploi)

Variable	B	ES	Wald	ddl	p	Exp(B)	IC 95 % Exp(B)
Utilisation des outils d'IA (X1)	2,132	0,244	76,35	1	< 0,001	8,43	[5,23 ; 13,60]
Compétences IA applicables (X2)	0,438	0,208	4,43	1	0,035	1,55	[1,03 ; 2,33]
Intégration des aptitudes IA (X3)	1,116	0,232	23,14	1	< 0,001	3,05	[1,94 ; 4,81]
Constante	1,479	0,171	74,81	1	< 0,001	4,39	–

Source : Calcul des auteurs, 2026. B : coefficient ; ES : erreur standard ; IC : intervalle de confiance.

Le tableau 7 présente la matrice de corrélation des estimations des paramètres produits par SPSS. Il s'agit des corrélations entre les coefficients estimés, et non entre les variables elles-mêmes. Aucune n'excède 0,311 en valeur absolue, ce qui confirme la stabilité des estimations.

Tableau 7 : Matrice de corrélation des estimations des paramètres

	Constante	X1	X2	X3
Constante	1,000			
Utilisation des outils d'IA (X1)	0,212	1,000		
Compétences IA applicables (X2)	0,153	−0,090	1,000	
Intégration des aptitudes IA (X3)	0,131	−0,213	−0,311	1,000

Source : Calcul des auteurs, 2026

Les trois coefficients sont positifs et significatifs au seuil de 5 %. L'utilisation des outils d'IA présente l'effet le plus marqué (B = 2,132 ; p < 0,001) : chaque point supplémentaire sur l'échelle d'utilisation multiplie la cote d'accès à l'emploi par 8,43, toutes choses égales par ailleurs. H1 est confirmée**.** Les compétences IA applicables ont un effet positif mais plus modeste (B = 0,438 ; p = 0,035) : un point supplémentaire multiplie la cote par 1,55, et la borne inférieure de l'intervalle de confiance (1,03) reste proche de 1. H2 est confirmée, avec une réserve sur l'ampleur de l'effet. L'intégration des aptitudes IA dans le profil a un effet positif et significatif (B = 1,116 ; p < 0,001), la cote étant multipliée par 3,05. H3 est confirmée**.** Le tableau 8 synthétise ces résultats.

Tableau 8 : Synthèse du test des hypothèses

Hypothèse	Relation testée	Exp(B)	p	Décision
H1	Utilisation des outils d'IA → accès à l'emploi	8,43	< 0,001	Confirmée
H2	Compétences IA applicables → accès à l'emploi	1,55	0,035	Confirmée
H3	Intégration des aptitudes IA → accès à l'emploi	3,05	< 0,001	Confirmée

Source : Auteurs, 2026

4. Discussion des résultats

Les résultats confirment que l'IA constitue une ressource pertinente pour l'accès à l'emploi des jeunes diplômés, mais ils montrent aussi que ses trois dimensions n'ont pas le même poids. Cette hiérarchie éclaire les mécanismes de conversion décrits par l'approche par les capacités (Sen, 1999).

Les résultats relatifs à l'hypothèse H1 rejoignent la théorie de la recherche d'emploi (Mortensen, 1986) : en réduisant le coût de l'information et en améliorant la qualité des candidatures, l'utilisation des outils d'IA accroît l'efficacité de la prospection. Ce résultat est cohérent avec les travaux de Woods et al. (2020) sur la numérisation des méthodes de sélection, ainsi qu'avec ceux de Kobre (2023), pour qui le profil des demandeurs d'emploi doit évoluer avec les transformations technologiques. Les résultats descriptifs vont dans le même sens : les candidats satisfaits de leur démarche recourent davantage à l'IA pour préparer leurs candidatures. L'ampleur de l'effet (rapport de cotes de 8,43) appelle toutefois la prudence. Dans une enquête transversale, une causalité inverse ne peut être exclue : les diplômés déjà en emploi peuvent être davantage exposés aux outils d'IA dans le cadre de leur travail et déclarer, de ce fait, un usage plus intensif.

Quant aux résultats relatifs à l'hypothèse H2, ils sont conformes aux disposition de la théorie du capital humain (Becker, 1964) et à l'idée de complémentarité entre technologie et

compétences (Autor, 2015 ; Acemoglu et Restrepo, 2018). L'effet est cependant le plus faible des trois. Ce résultat suggère que les compétences IA, prises isolément, ne suffisent pas : elles doivent être mobilisées dans la recherche d'emploi et rendues visibles aux recruteurs pour produire un effet. Il rejoint les observations de Tahiri et Qachar (2024) et de Kobre (2022), selon lesquels le diplôme et les compétences techniques doivent être complétés par des compétences transversales et une capacité de valorisation. La mesure déclarative des compétences peut également atténuer l'effet estimé, les répondants n'évaluant pas tous leur niveau avec la même exigence.

Les résultats relatifs à l'hypothèse H3 apportent un éclairage par la théorie du signal (Spence, 1973). Une aptitude n'améliore l'accès à l'emploi que si elle est perçue par l'employeur. L'intégration des compétences IA dans le CV, leur attestation par des réalisations et leur mise en avant en entretien transforment une compétence en signal, d'autant plus utile que les outils de tri automatisé privilégient les profils dont le contenu correspond aux attentes des postes (Woods et al., 2020). Ce résultat rappelle toutefois les risques soulignés par Köchling et Wehner (2020) : si le recrutement algorithmique favorise les candidats qui maîtrisent ses codes, il peut accentuer les inégalités entre diplômés selon leur accès au numérique et à la formation.

Ces résultats doivent être lus à la lumière des facteurs externes qui conditionnent l'insertion : disponibilité des postes, exigences des employeurs, concurrence entre candidats et adéquation entre formation et besoins du marché (Kobre, 2022 ; Magnidé et al., 2026). L'IA améliore la position du candidat dans le processus de recrutement, mais elle ne remplace ni le jugement personnel, ni les compétences relationnelles, ni la connaissance du marché. Une dépendance excessive à ces outils peut produire des candidatures standardisées (Gélinas et al., 2022). L'usage raisonné de l'IA, fondé sur la personnalisation et la vérification des informations, demeure la condition de son efficacité.

Dans le contexte béninois, ces résultats plaident pour l'intégration de formations pratiques à l'usage professionnel de l'IA dans les cursus universitaires et dans les dispositifs d'accompagnement à l'insertion (Rogliano, 2022 ; Tchokponhoue, 2023). Ces formations gagneraient à couvrir les trois dimensions mises en évidence : l'usage de l'IA dans la recherche d'emploi, la maîtrise de compétences applicables et leur valorisation dans les candidatures. Les services d'orientation et les structures de promotion de l'emploi pourraient également sensibiliser les diplômés aux pratiques de recrutement automatisé.

Conclusion

Cette recherche vise à déterminer les effets de l'IA sur les capacité d'accès à l'emploi des jeunes diplômés des universités béninoises. Une démarche mixte séquentielle a été mobilisée : treize entretiens exploratoires analysés avec Alceste ont permis d'identifier les variables, puis une enquête auprès de 575 diplômés, traitée par des tests du khi-deux et une régression logistique binaire, a permis de tester les hypothèses.

Les résultats montrent que l'utilisation des outils d'IA, la maîtrise de compétences IA applicables et l'intégration de ces aptitudes dans le profil des candidats sont toutes trois positivement et significativement associées à la probabilité d'accès à l'emploi. L'effet de l'utilisation est le plus marqué, celui des compétences le plus modeste. Ces résultats suggèrent que la valeur de l'IA sur le marché du travail tient moins à la possession de compétences qu'à leur mobilisation dans la recherche d'emploi et à leur visibilité auprès des recruteurs.

Sur le plan théorique, la recherche montre l'intérêt d'articuler l'approche par les capacités avec les théories du capital humain, de la recherche d'emploi et du signal pour analyser la conversion d'une ressource technologique en insertion professionnelle. Sur le plan pratique, elle invite les universités à intégrer des compétences numériques appliquées dans les cursus et les dispositifs d'accompagnement, et les diplômés à associer ces outils à leurs connaissances, à leur jugement critique et à leurs aptitudes relationnelles. Pour les employeurs, l'enjeu consiste à considérer les compétences liées à l'IA comme un complément aux qualifications académiques, tout en veillant à l'équité des procédures automatisées.

Les conclusions doivent être interprétées au regard de plusieurs limites. L'échantillonnage par choix raisonné ne permet pas de généraliser les résultats à l'ensemble des diplômés béninois. Le caractère transversal de l'enquête ne permet pas d'établir de causalité et n'exclut pas une causalité inverse. Les variables explicatives reposent sur des déclarations des répondants. Enfin, le modèle n'intègre pas de variables de contrôle telles que le sexe, le niveau et la discipline du diplôme, l'université d'origine ou l'ancienneté du diplôme. De futures recherches pourraient introduire ces variables, adopter un dispositif longitudinal et tester, au moyen d'équations structurelles, le rôle médiateur de l'adaptabilité des profils dans la relation entre usages de l'IA et accès à l'emploi.

Références

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018). The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment. *American Economic Review, 108*(6), 1488-1542.

Amer, M., Hilmi, Y., & El Kezazy, H. (2024, April). Big Data and Artificial Intelligence at the Heart of Management Control: Towards an Era of Renewed Strategic Steering. In The International Workshop on Big Data and Business Intelligence (pp. 303-316). Cham: Springer Nature Switzerland.

Autor, D. H. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives, 29*(3), 3-30.

Becker, G. S. (1964). *Human capital: A theoretical and empirical analysis, with special reference to education*. National Bureau of Economic Research.

Benchekroun, B., & Merioumi, W. (2023). La contribution de l'innovation ouverte sur l'insertion professionnelle des jeunes diplômés marocains via les startups. *Revue Française d'Économie et de Gestion, 4*(6).

Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2021). The productivity J-curve: How intangibles complement general purpose technologies. *American Economic Journal: Macroeconomics, 13*(1), 333-372.

Cabot, L. (2025). *Comment les politiques publiques d'insertion professionnelle des jeunes diplômés diffèrent-elles entre le Québec et la France, et quels impacts ces politiques ont-elles sur le chômage des jeunes ?*

Clémençon, S. (2021). Les mégadonnées et l'essor de l'intelligence artificielle. *Cahiers français, 419*(1), 68-76.

Dounia, G., Chaimae, K., Yassine, H., & Houda, B. (2025). ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND BIG DATA IN MANAGEMENT CONTROL OF MOROCCAN COMPANIES: CASE OF THE RABAT-SALE-KENITRA REGION. Proceedings on Engineering, 7(2), 925-938.

ESSAHLI, F. E., & HILMI, Y. (2026). L'intelligence artificielle et l'évolution du métier de contrôleur de gestion. Revue Internationale de Management et d'Économie, 1(Spécial).

Felten, E., Raj, M., & Seamans, R. (2021). Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses. *Strategic Management Journal, 42*(12), 2195-2217.

Fugate, M., Kinicki, A. J., & Ashforth, B. E. (2004). Employability: A psycho-social construct, its dimensions, and applications. *Journal of Vocational Behavior, 65*(1), 14-38.

Gélinas, D., Sadreddin, A., & Vahidov, R. (2022). Artificial intelligence in human resources management: A review and research agenda. *Pacific Asia Journal of the Association for Information Systems, 14*(6), 1.

Giraud, L., Hernandez, S., Autissier, D., & McGonigal, A. (2021). L'évolution des compétences managériales face à l'essor de l'intelligence artificielle : une approche par les méthodes mixtes. *Management & Avenir, 122*(2), 143-169.

Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression* (3e éd.). Wiley.

KAIZAR, C., Dounia, G. A. G. A., & HILMI, Y. (2026). Intelligence artificielle et contrôle de gestion: leviers d'accountability et de gouvernance efficace. Agence Francophone, 576-607.

Kobre, A.-K. (2022). *Insertion professionnelle des jeunes diplômés des universités publiques et privées au Burkina Faso : analyse des facteurs déterminants* [Thèse de doctorat, HESAM Université]. https://theses.hal.science/tel-03935627/

Kobre, A.-K. (2023). *L'insertion professionnelle des jeunes diplômés au Burkina Faso*. Éditions Universitaires Européennes. https://hal.science/hal-04322139/

Köchling, A., & Wehner, M. C. (2020). Discriminated by an algorithm: A systematic review of discrimination and fairness by algorithmic decision-making in the context of HR recruitment and HR development. *Business Research, 13*(3), 795-848.

Labbani, O. (2024). Politique d'emploi et d'insertion professionnelle des jeunes diplômés en Algérie : l'arrêté n° 1275 « un diplôme/une startup ». *Revue de droit comparé du travail et de la sécurité sociale*, (3), 148-163.

Lee, H.-I., Zhang, Z., & Wang, W. (2022). De l'université au monde du travail : l'insertion professionnelle des jeunes diplômés chinois du français langue étrangère. *Francisola : Revue indonésienne de la langue et la littérature françaises, 7*(1), 34-47.

Magnidé, M. J., Tchokponhoue, A. H., & Hounkou, C. E. (2026). Déterminants de l'accès à l'emploi au Bénin : s'agit-il de contingence structurelle ou comportementale ? *Annales de l'Université de Parakou, série Sciences économiques et de gestion, 11*(1), 20-40.

McQuaid, R. W., & Lindsay, C. (2005). The concept of employability. *Urban Studies, 42*(2), 197-219.

Mortensen, D. T. (1986). Job search and labor market analysis. Dans O. Ashenfelter & R. Layard (dir.), *Handbook of labor economics* (vol. 2, p. 849-919). North-Holland.

Nunnally, J. C. (1978). *Psychometric theory* (2e éd.). McGraw-Hill.

Qachar, A. (2025). Insertion professionnelle des jeunes diplômés au Maroc : quelles limites pour les politiques publiques ? Analyse des dispositifs Idmaj, ANAPEC et Forsa. *Revue Internationale du Chercheur, 6*(3).

Reinert, M. (1983). Une méthode de classification descendante hiérarchique : application à l'analyse lexicale par contexte. *Les Cahiers de l'analyse des données, 8*(2), 187-198.

Rogliano, L. (2022). *La formation à l'éthique du numérique dans l'enseignement supérieur (ingénierie et filières scientifiques) entre injonctions politiques et pratiques de terrain à*

l'heure de la crise écologique et de l'essor de l'intelligence artificielle. Quelles pistes d'évolution pour les formations ? Thèse de doctorat, Université libre de Bruxelles.

Sen, A. (1999). *Development as freedom*. Oxford University Press.

Spence, M. (1973). Job market signaling. *The Quarterly Journal of Economics, 87*(3), 355-374.

Tahiri, H., & Qachar, A. (2024). L'impact des soft skills sur l'insertion professionnelle des jeunes diplômés dans le secteur industriel. *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics, 5*(3), 128-147.

Tchokponhoue, A. H. (2023). Formation initiale et entrepreneuriat des jeunes diplômés : cas des étudiants béninois. *Revue Française d'Économie et de Gestion, 4*(3).

Villani, C., Bonnet, Y., Berthet, C., Levin, F., Schoenauer, M., Cornut, A. C., & Rondepierre, B. (2018). *Donner un sens à l'intelligence artificielle : pour une stratégie nationale et européenne*. Mission parlementaire.

Woods, S. A., Ahmed, S., Nikolaou, I., Costa, A. C., & Anderson, N. R. (2020). Personnel selection in the digital age: A review of validity and applicant reactions, and future research challenges. *European Journal of Work and Organizational Psychology, 29*(1), 64-77.