

Intelligence artificielle et transformation de la fonction ressources humaines : Identification des dimensions à travers une analyse factorielle exploratoire

Artificial Intelligence and the Transformation of the Human Resource Function: Identifying Key Dimensions through an Exploratory Factor Analysis

Mohamed Charif EL HARRANE, (Maître de conférences)
EMAA Business School, AGADIR

Soukaina JOUAD, (Maître de conférences)
ENCG DAKHLA
Université Ibn Zohr, AGADIR

Nada RHERIB, (Maître de conférences)
EMAA Business School, AGADIR

Adresse de correspondance :	Adresse de l'établissement : école de management et d'administration des affaires (EMAA Business School), 105 Avenue Hassan 1er, Agadir, Maroc.
Déclaration de divulgation :	Les auteurs n'ont pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude. Ils assument l'entière responsabilité de tout éventuel plagiat, de l'usage de l'intelligence artificielle dans la rédaction, ainsi que des résultats présentés dans cet article.
Conflit d'intérêts :	Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.
Citer cet article	EL HARRANE, M. C., JOUAD, S., & RHERIB, N. (2026). Intelligence artificielle et transformation de la fonction ressources humaines : Identification des dimensions à travers une analyse factorielle exploratoire. <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 7(4), 632–655. https://doi.org/10.5281/zenodo.18972053
Licence	Cet article est publié en open Access sous licence CC BY-NC-ND

Received: 12/03/2026

Accepted: 13/04/2026

Intelligence artificielle et transformation de la fonction ressources humaines: Identification des dimensions à travers une analyse factorielle exploratoire

Résumé :

L'intégration de l'intelligence artificielle dans la fonction ressources humaines suscite un intérêt croissant, mais les travaux empiriques consacrés à l'identification de ses dimensions structurantes demeurent encore limités. C'est dans cette perspective que cette recherche vise à identifier les principales dimensions de la transformation de la fonction RH sous l'effet de l'intelligence artificielle. Pour répondre à cet objectif, une étude quantitative a été conduite auprès de 216 professionnels des ressources humaines provenant de diverses organisations. Les données collectées ont été analysées à l'aide d'une analyse factorielle exploratoire (AFE). Les résultats mettent en évidence la conformité des données à cette méthode, avec un indice KMO de 0,868 et un test de sphéricité de Bartlett significatif sur le plan statistique ($p < 0,001$). L'extraction par axes principaux, suivie d'une rotation Varimax, révèle cinq dimensions expliquant 73,724 % de la variance totale cumulée. Les dimensions précises se composent en premier lieu de la transformation de la fonction RH, puis de l'acceptation de l'intelligence artificielle, de la valeur perçue et du soutien décisionnel, de la confiance et de la gouvernance éthique, le tout en passant par le déploiement opérationnel de l'IA dans les activités RH. Les résultats montrent que la fonction RH représentant un domaine de recherche nécessitant l'analyse de pratiques multidimensionnelles, l'intégration de l'IA dans la fonction RH apparaît comme un phénomène multidimensionnel intégrant des dimensions technologiques, organisationnelles, décisionnelles et éthiques : il apporte ainsi une meilleure structuration empirique du champ et ouvre des perspectives sur les recherches confirmatoires et sur les pratiques managériales.

Mots clés : Intelligence artificielle, transformation digitale, fonction RH, analyse factorielle exploratoire, adoption technologique.

JEL Classification : M12, O33, C38

Type du papier : Recherche empirique

Abstract :

AI's effect on human resources has drawn scholarly interest, but there are a poor number of empirical studies to identify the structural dimensions of the effect of AI on HR. This study aims to identify the main dimensions of the effect of AI on the HR function. To achieve this goal, a quantitative survey was conducted to 216 HR professionals representing different organizations. The quantitative data from the surveys were analyzed via Exploratory Factor Analysis (EFA). The results supported the adequacy of the data for factor analysis, with a Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) Index value of 0.868 and a statistically significant outcome for Bartlett's Test of Sphericity ($p < 0.001$). The use of principal axis factoring followed by Varimax rotation produced five dimensions that accounted for a cumulative total variance of 73.724%. These dimensions include the degree and specific usage patterns of AI in transforming the HR function, acceptance of AI in organizations, perceived benefits and AI-supported decision-making by HR professionals, trust and ethical governance of AI in HR, and the operationalization of AI-based activities in HR. The study results indicate that the integrating of AI into HR is a multi-dimensional phenomenon consisting of technology, organization, decision-making, and ethical components. This study provides an empirical structure to the field and will enable confirmatory studies in the future and improve managerial practice.

Keywords: Artificial intelligence, digital transformation, human resource management, exploratory factor analysis, technology adoption.

Classification JEL: M12, O33, C38

Paper type: Empirical Research

1. Introduction

L'intelligence artificielle (IA) devient aujourd'hui l'un des principaux moteurs de transformation des organisations, modifiant les modalités de traitement de l'information, les processus décisionnels, la structuration même des activités de travail. En gestion des ressources humaines (GRH), cette évolution se traduit par la généralisation d'outils permettant d'automatiser certaines tâches administratives, d'assister le recrutement, de soutenir l'évaluation de la performance, d'améliorer la gestion prévisionnelle des effectifs, et de renforcer la dimension analytique de la fonction RH. Les travaux récents montrent ainsi que l'IA n'est pas seulement un outil innovant, mais un levier organisationnel susceptible de redéfinir la pratique RH, les compétences attendues des acteurs de la RH, la place stratégique qu'occupe cette dernière au sein des entreprises (Gong et al., 2025 ; Kim et al., 2025 ; Venugopal, 2024). Cette dynamique s'est encore renforcée avec la diffusion des technologies algorithmiques avancées et, plus récemment, des modèles génératifs de type large language models (LLMs), qui élargissent les champs d'application possibles de l'IA en RH à l'analyse des compétences, à la production de contenus RH, à la conversation assistée, à la formation et à l'aide à la décision. Les synthèses récentes le soulignent : ces évolutions reconfigurent plusieurs grands domaines de la GRH, tout en posant de nouvelles questions concernant la fiabilité, la transparence, la déshumanisation des pratiques et la gouvernance des systèmes algorithmiques (Li & Cheng, 2025 ; Barba et al., 2025 ; Shin & Park, 2025). Le domaine scientifique s'intéresse de beaucoup à l'intelligence artificielle en gestion des ressources humaines depuis plusieurs années. Des travaux de synthèse et de cartographie montrent que le nombre de publications a fortement augmenté depuis 2016, de manière encore plus vive depuis la pandémie, mais aussi que les thèmes n'ont cessé de s'ouvrir : on est ainsi passé, au-delà de l'automatisation des processus RH, à des travaux autour de la personnalisation de l'expérience collaborateur et de l'éthique algorithmique à de nouvelles formes de pilotage du travail. La littérature récente montre aussi qu'il reste en construction avec encore des champs disjoints sur les bienfaits, les dangers, les possibles utilisations ou les contextes d'usage qui l'entoure, plutôt qu'un cadre d'interprétation des dimensions constitutives du phénomène qui soit rationnellement stabilisé (Úbeda-García et al., 2025 ; Ali et al., 2024 ; Gong et al., 2025). Dans ce cadre, différentes contributions ont permis d'éclairer les mutations de la fonction RH engendrées par les technologies avancées. L'étude pionnière menée par Bondarouk et Brewster a montré que la digitalisation modifie à la fois les outils RH et le rôle organisationnel de la fonction. Plus récemment, Gong et al., ont proposé une revue structurée de l'intégration de l'IA en GRH et un agenda de recherche fait état de l'importance des dimensions analytiques, organisationnelles et éthiques en la matière. De nombreux travaux récents ont aussi approfondi les enjeux liés aux dispositifs algorithmiques, à la résistance des salariés à l'IA, aux risques de déshumanisation ou encore aux nouvelles compétences mobilisées dans les processus RH par l'IA générative (Kim et al., 2025 ; Golgeci et al., 2025 ; Jiang et al., 2025). Cependant, malgré cette avancée notable de la littérature, deux constats persistent. D'une part, pour une part importante des travaux récents, une revue de littérature, une approche conceptuelle, une analyse bibliométrique ou un cadre prospectif fait office d'investigation suffisante, où la structure latente des transformations de la fonction RH induites par l'IA se trouve non pas identifiée, mais présupposée. D'autre part, les études disponibles privilégient souvent un usage restreint des effets particuliers de l'IA séparément, sans explorer les dimensions structurales globales organisationnelles qui sont à la fois universelles et spécifiques, à l'origine de la transformation de la fonction RH. En d'autres termes, alors que la littérature récente s'avère de plus en plus éclairante sur la question des usages, des promesses et des risques de l'IA en GRH, son potentiel à structurer empiriquement le phénomène dans sa globalité reste encore une question ouverte (Úbeda-García et al., 2025 ; Li & Cheng, 2025 ; Naoum et al., 2026). C'est dans cette

perspective qu'intègre la présente recherche. Au contraire des travaux surtout conceptuels ou synthétiques, notre étude est inscrite dans une démarche empirique qui vise d'abord l'émergence des dimensions à partir desquelles il s'agit de façonner la transformation de la fonction ressources humaines dans un contexte d'intégration de la fonction intelligence artificielle. Il ne s'agit donc pas d'éprouver immédiatement un modèle causal préalablement stabilisé par la littérature, on propose d'identifier à partir des données recueillies auprès de professionnels RH les composantes latentes à même de rendre compte de cette transformation. Ce choix d'orientation de recherche requiert le recours à une analyse factorielle exploratoire (AFE) et non confirmatoire. D'abord, parce que l'AFE est particulièrement appropriée dans des contextes où le construit demeure en phase de structuration théorique et instrumentale. Ensuite, parce que la recherche vise d'abord à mettre à jour l'architecture empirique d'un phénomène encore trop peu stabilisé dans ses dimensions observables (Costello & Osborne, 2005 ; Hair et al, 2019). Dans le cas particulier de l'IA à la fonction RH, cette option méthodologique est d'autant plus pertinente que les travaux de recherche récents rappellent la pluralité des registres investis par le phénomène : registre technologique, registre organisationnel, registre décisionnel, registre comportemental, registre éthique. Une approche confirmatoire induisait un modèle théorique déjà solidement établi, des relations entre construits clairement spécifiées, un instrument préalablement validé dans des contextes comparables. Or, l'état des connaissances fait plus apparaître un champ en forte expansion, traversé d'apports encore hétérogènes, mais aussi l'émergence récente de nouvelles formes d'IA (généraliste notamment) qui reconfigurent les cadres d'analyse (Gong et al. 2025 ; Kim et al. 2025 ; Li & Cheng 2025). La contribution de cet article prend son sens à la fois sur le plan empirique et théorique. Empiriquement parce qu'en s'appuyant sur une enquête menée auprès de professionnels de la fonction RH, il vise à identifier les dimensions majeures associées à la transformation subie par la fonction RH sous l'effet de l'intelligence artificielle. Théoriquement parce qu'il ne se limite ni à une lecture générale de la digitalisation de la fonction RH, comme l'ont fait les contributions fondatrices, ni à une synthèse des usages et enjeux de l'IA en RH, comme l'ont proposé les revues récentes, mais qu'il cherche à structurer empiriquement ce champ en saisissant les dimensions sous-jacentes dont les ressorts organisent le phénomène sous-tendu. En ce sens, la caractéristique originale de la contribution n'est pas tant l'affirmation que l'IA transforme la fonction RH, point désormais largement partagé, qu'elle est dans l'identification des axes concrets à travers lesquels se manifeste et se propose d'être interprétée cette transformation. Dans cette perspective, la question centrale de cette recherche peut être formulée ainsi : ***Quelles sont les dimensions structurantes de la transformation de la fonction ressources humaines sous l'effet de l'intelligence artificielle ?*** Pour y répondre, nous avons conduit une enquête quantitative à destination de 216 professionnels de la fonction RH, que nous avons analysée grâce à une analyse factorielle exploratoire. Le plan de l'article comporte quatre parties. La première est consacrée au cadre théorique et conceptuel de la recherche. La deuxième à la méthode mise en œuvre. La troisième présente les résultats de l'analyse factorielle exploratoire et leur discussion. Enfin, la quatrième partie porte sur les apports de l'étude, ses implications, ses limites et les pistes de recherche à établir.

2. Cadre théorique et conceptuel

2.1. Intelligence artificielle et gestion des ressources humaines : délimitation du périmètre technologique

Dans le cadre de cette recherche, nous n'envisageons pas l'intelligence artificielle dans son sens général d'un ensemble de systèmes capables d'imiter l'intelligence humaine. Une telle définition trop générale est peu opératoire dans une étude empirique spécifiquement appliquée à la fonction ressources humaines. Nous retenons plutôt une approche fonctionnelle et

définissons l'IA à la manière d'un ensemble de technologies numériques de traitement de données permettant l'automatisation, l'assistance ou l'enrichissement de certaines activités selon des modalités RH. En d'autres termes, les dimensions technologiques ici prises en compte regroupent quatre catégories principales : les dispositifs de machine learning employés pour classifier, prédire, scorer ; les dispositifs de traitement automatique du langage naturel (NLP) déployés pour analyser des CV, des compétences, des textes fournis ; les systèmes experts, dispositifs algorithmiques d'aide à la décision embarqués dans les SIRH et les dispositifs de HR analytics ; et enfin les systèmes d'IA générative, et plus spécifiquement les grands modèles de langage, aujourd'hui mobilisés pour la génération de contenus RH, l'assistance conversationnelle, l'aide à la formation, la synthèse de l'information (Gong et al., 2025 ; Jiang et al., 2025 ; Úbeda-García et al., 2025). Cette limitation permet de mieux articuler le construit théorique à des usages observables dans les pratiques de gestion des ressources humaines actuelles. Cette précision est d'autant plus nécessaire que les recherches plus récentes montrent que l'IA en GRH ne désigne pas une technologie homogène, mais un ensemble d'outils aux effets différenciés en fonction des processus en cause. Dans le recrutement, l'IA peut intervenir dans le tri automatique des candidatures, l'évaluation adéquation profil-poste ou l'assistance aux entretiens. Dans la gestion des talents, elle peut permettre d'identifier les besoins en compétences, de personnaliser la formation ou d'analyser la trajectoire professionnelle (prédictive des parcours). Dans l'administration RH, elle peut contribuer à l'automatisation des tâches répétitives ou à l'amélioration du traitement de l'information. Enfin, les développements récents de l'IA générative élargissent encore ce champ en facilitant la production de contenus RH, l'interaction homme-machine ou le soutien cognitif à la décision (Kim et al., 2025 ; Li & Cheng, 2025 ; Zhang, 2025). Dès lors, l'IA peut être appréhendée, dans cette étude, comme un levier technologique pluriel dont les usages en RH conjuguent automatisation, analyse, recommandation et interaction.

2.2.IA et transformation de la fonction RH

Dans la récente littérature, l'intelligence artificielle est ainsi envisagée comme un véritable vecteur de transformation de la fonction RH et non comme un simple outil technique additionnel, transformation qui se décline d'abord par l'automatisation d'activités administratives à faible valeur ajoutée, mais qui concerne également des domaines plus stratégiques comme l'analyse des compétences, la planification des effectifs, l'évaluation de la performance, l'aide à la décision, la personnalisation de l'expérience collaborateur. Différents travaux montrent que l'intégration de l'IA modifie non seulement les instruments ayant recours à elle mobilisés par les professionnels RH, mais aussi leur rôle organisationnel, les compétences qu'ils doivent désormais posséder, les modalités selon lesquelles ils intervenaient jusqu'ici dans les processus décisionnels (Bondarouk & Brewster, 2016 ; Gong et al., 2025 ; Kim et al., 2025). La transformation de la fonction RH opérée par l'intégration de l'IA participe ainsi d'une dynamique plus globale qui serait celle d'une digitalisation avancée, à l'œuvre dans une société en pointe du pilotage par les données et s'affranchissant du rapport traditionnel entre expertise humaine et recommandation algorithmique. Les synthèses récentes confirment bien que cette transformation repose sur plusieurs mécanismes complémentaires. D'abord, l'IA augmente la capacité de la fonction RH à traiter des volumes massifs de données, à faire émerger des régularités et à anticiper certains mouvements organisationnels. Ensuite, elle redéfinit la frontière entre activités administratives et activités stratégiques, en libérant du temps pour des missions à valeur ajoutée. Enfin, elle déploie les formes de coordination entre acteurs, la décision RH s'appuyant de plus en plus sur des conseils issus de systèmes algorithmiques, ce qui laisse à penser que la fonction RH ne se transforme pas seulement sur ses outils, mais aussi ses finalités, ses pratiques et sa place dans l'organisation (Úbeda-García et al., 2025 ; Radonjić et al., 2024).

2.3. Acceptation des technologies et adoption de l'IA : du TAM aux approches post-TAM

Le recours à l'IA dans les pratiques RH ne dépend pas uniquement des conditions de disponibilité et de performance technique des outils concernés. Cela dépend aussi de la manière dont ces dispositifs sont appréhendés, compris et acceptés par les utilisateurs potentiels. Dans ce cadre, le Technology Acceptance Model (TAM) est un modèle pertinent qui nous renseigne sur deux dimensions pesant sur l'usage technologique : l'utilité perçue et la facilité d'utilisation perçue (Venkatesh & Davis, 2000). Ce qui est d'autant plus important ici que, dans le cadre de l'IA en fonction RH, on s'attend à ce que ces dimensions soient salvatrices pour les professionnels RH qui seront d'autant plus enclins à faire appel à des outils d'IA, jugés d'autant plus utiles pour développer leur travail et suffisamment simples à intégrer dans leur pratique quotidienne. Cependant, le simple recours au TAM ne paraît pas suffisant pour appréhender la complexité des usages de l'IA en contexte organisationnel. Ses limites sont identifiées dans la littérature : son approche centrée sur l'individu, alors que l'adoption de technologies avancées est également le fait de facteurs sociaux, organisationnels et institutionnels. C'est à cette fin que les modèles UTAUT et UTAUT2 ont été enrichis : l'UTAUT elle-même, inclusive de la performance prévue et de l'effort attendu, de la pression sociale et des facilitateurs, puis le modèle de 2012 UTAUT2, adjoignant l'habitude, la motivation hédonique et la valeur perçue (Venkatesh et al., 2003 ; Venkatesh et al., 2012). Ces prolongements sont tous particulièrement opérants pour évaluer l'IA en RH, puisque son adoption peut être affectée par la culture organisationnelle, la prise en charge du changement, l'exposition antérieure à des outils numériques, la forte primauté des normes de l'entreprise et le soutien managérial. Dans cette recherche, on envisage donc l'acceptation de l'IA dans une perspective plus large incluant notamment non seulement l'utilité et l'aisance d'utilisation perçues, mais également les bénéfices attendus par les professionnels RH, les contraintes d'usage, la pression sociale en faveur de ces outils et les conditions tangibles de leur déploiement. Cette approche qui élargit le cadre d'analyse est en phase avec les études récentes qui montrent que l'attitude des professionnels vis-à-vis de l'IA en RH oscille généralement entre attentes de gains en efficacité et en qualité d'analyse et craintes liées à des pertes de contrôle, à la déshumanisation du travail ou encore à l'opacité des décisions automatisées (Gong et al., 2025 ; Radonjić et al., 2024 ; Mwitwa et al., 2025). L'acceptation technologique s'interprète alors comme une dimension centrale dans l'intégration de l'IA à la fonction RH, sans pour autant être perçue comme un facteur déterminant au risque de considérer l'acceptation comme une fin en soi.

2.4. Valeur perçue et soutien décisionnel

Au-delà de la bonne volonté, la littérature souligne que l'IA en RH est jugée aussi ou surtout en fonction de la valeur qu'elle apporte aux processus organisationnels. Cette valeur perçue renvoie aux capacités des outils d'IA à améliorer la qualité, la rapidité, la cohérence et la pertinence des décisions des RH. Il en va ainsi des usages susceptibles de traiter des volumes de données importants, d'identifier des corrélations ou signaux faibles, de détecter des besoins en compétences, d'améliorer le ciblage des candidatures ou d'appuyer l'analyse prédictive. Dans cette perspective, l'IA devient un levier du renforcement du rôle analytique de la fonction RH et de son potentiel à fonder davantage la décision sur des données probantes (Gong et al., 2025 ; Úbeda-García et al., 2025). D'abord, la valeur perçue de l'IA ne se confond pas à une valeur automatiquement réalisée ; elle est tributaire de plusieurs conditions : la qualité des données disponibles, la solidité des modèles mobilisés, la capacité de compréhension des résultats par les acteurs RH et le niveau de compétences analytiques disponibles dans l'organisation. En ce sens, le soutien décisionnel de l'IA n'est ni neutre ni automatique, il suppose un agencement entre capacités techniques, compétences humaines et contexte organisationnel. Cette lecture légitime de considérer la valeur perçue et le soutien décisionnel comme une dimension à part entière, complémentaire, mais pas réductible à l'acceptation

technologique. Elle permet aussi de rendre compte du fait que peuvent être acceptés des outils sans produire de valeur, tout comme peuvent rester sous-utilisés des outils potentiellement utiles faute de les avoir appropriés (Radonjić et al., 2024 ; Wang, 2025).

2.5.Confiance, gouvernance éthique et cadres de l'AI responsable

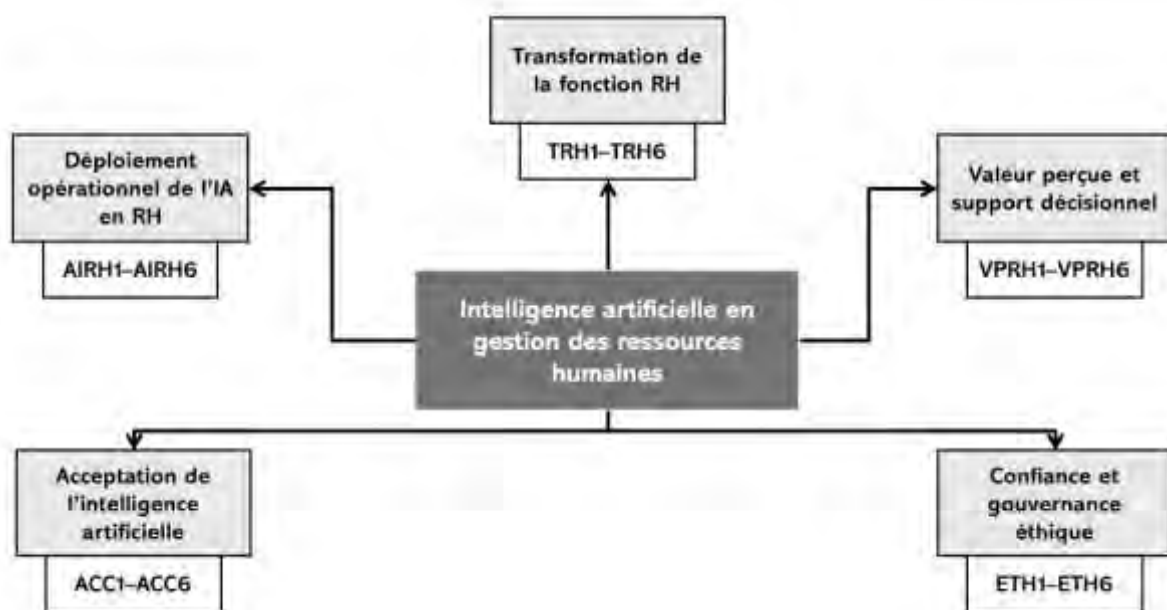
A l'heure de la confiance et de la gouvernance éthique, s'intéresser à la dimension humaine de l'IA « humaine » semble encore davantage pertinent. En matière de ressources humaines, le caractère sensible des décisions continues, qu'il s'agisse de recrutement, de promotion, d'évaluation, de rémunération, de formation ou de mobilité, amène avant tout à porter des jugements sur les trajectoires professionnelles et plus précisément sur le sentiment d'équité organisationnelle. Les recherches les plus récentes ont montré que les systèmes algorithmiques utilisés en situation de travail permettent de reproduire, de redoubler, voire d'effacer les biais représentant les données d'apprentissage des modèles. Il existe ainsi de véritables enjeux de transparence, de non-discrimination, d'explicabilité, de responsabilité à l'égard des préoccupations de l'éthique (Bujold et al., 2024 ; Naoum et al., 2026). Par conséquent, on ne peut plus juger de la qualité d'un système d'IA uniquement par sa performance, mais il convient d'évaluer également son acceptabilité éthique ou encore sa conformité à des principes de gouvernance responsable. Cette dimension est confortée par les régulations institutionnelles actuelles. Le Règlement (UE) 2024/1689 sur l'intelligence artificielle fixe les règles communes en vue de faire émerger une IA « sûre et digne de confiance », en insistant sur la transparence, la gouvernance des données, la supervision humaine et la gestion des risques des systèmes à haut risque. En parallèle, le NIST AI Risk Management Framework 1.0 se propose d'offrir une approche structurée de gestion des risques, dans l'objectif de promouvoir le développement et l'usage responsables et dignes de confiance des systèmes d'IA (European Union, 2024 ; Tabassi, 2023). Si les règlements ne visent pas exclusivement la fonction RH, ils constituent cependant des éléments particulièrement adaptés, dans la mesure où les usages de l'IA interrogent des droits, l'équité et des décisions socialement sensibles. Dans le cadre de ce travail, la confiance ne peut donc pas être comprise comme une simple disposition appréciative envers la technologie. Elle renvoie à un jugement englobant relativement valable concernant la fiabilité, l'équité, l'intelligibilité et la légitimité des systèmes d'IA mobilisés en RH. Quant à la gouvernance éthique, elle consiste en tous les dispositifs organisationnels pouvant encadrer ces usages : superviser, expliciter, auditer, certifier la qualité des données, engager la responsabilité des acteurs, tenir compte de la réglementation. Cette dimension prend d'autant plus d'importance que plusieurs travaux récents associent l'absence de garde-fous éthiques à une montée des résistances, à un déficit de confiance et à des vécus de déshumanisation de la relation de travail (Bujold et al., 2024 ; Santoni de Sio et al., 2024). Confiance et gouvernance éthique doivent donc être considérées comme des piliers structurants pour une intégration durable de l'IA en RH.

2.6.Modèle conceptuel multidimensionnel de l'intelligence artificielle en gestion des ressources humaines

Au vu du corpus mobilisé, il semble plausible de considérer l'intelligence artificielle en gestion des ressources humaines comme un phénomène pluriel, s'articulant autour de cinq dimensions complémentaires. En premier lieu, le déploiement opérationnel de l'IA en RH renvoie à son intégration effective dans la déclinaison des pratiques de gestion, que ce soit en matière de recrutement, d'administration du personnel, d'analyse des données sociales, ou de gestion des talents. En second lieu, la transformation de la fonction RH, dans la mesure où l'usage de l'IA contribue à faire évoluer les missions, compétences, ou positionnement dans le réseau des acteurs du champ RH. En troisième lieu, la dimension de la valeur perçue et du support décisionnel, au sens où les outils d'IA sont susceptibles d'améliorer le niveau de qualité de

l'information, de rapidité du traitement de l'information, et de l'aide à la décision. Au cœur des préoccupations de l'intelligence artificielle, la quatrième dimension traite de l'acceptation de l'intelligence artificielle qui dépend de la perception que les professionnels RH a de son utilité, de sa facilité d'usage et de son intérêt organisationnel. Enfin, la cinquième dimension traitant des enjeux de confiance et de gouvernance éthique pose les problématiques de transparence, d'équité, de responsabilité et de contrôle des systèmes algorithmiques mis en œuvre dans les activités RH. Dans cette optique, le modèle conceptuel que l'on cherche à établir à ce stade, ne vise pas à établir des relations causales entre ces dimensions, mais veut seulement organiser théoriquement les principales composantes de l'intelligence artificielle dans le champ de la gestion des ressources humaines dans une approche d'exploration. C'est pourquoi la figure suivante présente l'IA en GRH en tant que construit central, en interrogeant à la fois les 5 dimensions qui la composent et en appelant à l'analyse factorielle exploratoire pour la clarifier.

Figure 1 : Modèle conceptuel de la transformation de la fonction RH par l'intelligence artificielle



Source : Par les auteurs, adapté de Bondarouk et Brewster (2016) ; Marler et Boudreau (2017) ; Strohmeier et Piazza (2015).

Le schéma propose de considérer l'intelligence artificielle en ressource humaine comme un construit central organisé autour de cinq dimensions complémentaires : le déploiement opérationnel de l'IA en ressources humaines, la transformation de la fonction ressources humaines, la valeur perçue et le support décisionnel, l'acceptation de l'intelligence artificielle, ainsi que la confiance et la gouvernance éthique.

Au vu de la nature exploratoire de cette recherche, elle vise à la formulation de propositions théoriques de structuration dimensionnelle plutôt qu'à l'établissement d'hypothèses causales strictes. En effet, l'objectif principal de cet article n'est pas de tester un certain modèle relationnel stabilisé dans l'état de l'art, mais de rechercher empiriquement les possibles dimensions sous-jacentes de l'intelligence artificielle en gestion des ressources humaines telle que comprise par les professionnels RH. Dans cette optique, la présente recherche repose sur la même idée générale que l'intelligence artificielle en gestion des ressources humaines constitue un construit multidimensionnel. Plus précisément, on admet ici que celui-ci peut être pensé à travers cinq dimensions : le déploiement opérationnel de l'intelligence artificielle en RH, la transformation de la fonction RH, la valeur perçue et le support décisionnel, l'acceptation de l'intelligence artificielle et, enfin, la confiance et la gouvernance éthique. Ces dimensions sont

considérées comme des composantes éprouvées d'un même phénomène et leur identification empirique constitue l'un des apports centraux de cette recherche.

Dès lors, les pistes suivantes de recherche sont envisagées :

P1. L'intelligence artificielle en gestion des ressources humaines a une dimension en lien avec son déploiement, opérationnellement, dans les activités humaines en gestion des ressources humaines.

P2. L'intelligence artificielle en gestion des ressources humaines a une dimension relative à la transformation de la fonction humaine en gestion des ressources humaines.

P3. L'intelligence artificielle en gestion des ressources humaines a une dimension relative à la valeur perçue et au support à la décision.

P4. L'intelligence artificielle en gestion des ressources humaines a une dimension en lien avec l'acceptation de l'intelligence artificielle par les professionnels en gestion des ressources humaines.

P5. L'intelligence artificielle en gestion des ressources humaines a une dimension relative à la confiance et à la gouvernance éthique.

P6. La structure empirique de l'intelligence artificielle en gestion des ressources humaines peut être appréhendée à l'aide d'une analyse factorielle exploratoire permettant de révéler les dimensions latentes de la position menée.

3. Méthodologie de la recherche

3.1. Approche méthodologique

Cette recherche a pour but d'explorer les différentes dimensions de l'intelligence artificielle en GRH à partir des perceptions des professionnels RH. Considérant ce but, une approche quantitative exploratoire a été retenue. Ce choix se justifie par le fait que la littérature récente, bien que foisonnante quant aux usages, apports et enjeux de l'intelligence artificielle en GDH, ne propose encore aucune structuration empirique stabilisée des dimensions constitutives du phénomène étudié. L'analyse factorielle exploratoire (AFE) est pertinente dans ce cas, car elle permet d'identifier la structure latente d'un ensemble de variables observées en regroupant les items en facteurs interprétables (Costello & Osborne, 2005 ; Hair et al. 2019).

D'ordinaire, lorsque le chercheur souhaite d'abord faire émerger les dimensions d'un construit encore insuffisamment stabilisé sur le plan empirique, puis dans un second temps valider le construit dans une démarche confirmatoire, il mobilise l'AFE. Ce n'est cependant pas le cas dans cette recherche qui ne cherche pas à tester un modèle causal préconstruit, mais à dégager empiriquement les composantes principales de l'intelligence artificielle en gestion des ressources humaines telles qu'elles sont appréhendées par les répondants. L'approche exploratoire choisie est donc en cohérence avec la problématique de recherche et avec l'état de la discipline (Hair et al., 2019 ; Gong et al., 2025).

3.2. Échantillon et procédure collecte des données

La collecte d'informations a été effectuée auprès de professionnels des ressources humaines appartenant à différentes institutions. Le questionnaire a été mis en œuvre entre juin 2025 et août 2025, selon un échantillonnage de convenance mêlé à une diffusion par boule de neige, via un questionnaire en ligne proposé à des groupes actifs en ressources humaines. La méthode a été choisie en raison de l'impossibilité d'accéder à une base de sondage exhaustive de l'ensemble des professionnels RH usagers de l'intelligence artificielle dans leurs pratiques. Au total de 248 questionnaires, 216 ont été retenus pour l'analyse finale après contrôle de la qualité des réponses. 22 correspondances ont été exclues comme détachées, 6 profils ne relevaient pas directement de la fonction RH, 4 questionnaires présentaient des incohérences ou des schémas de réponse non exploités, soit un taux d'exploitation des questionnaires de 87,1 %. Cette

approche permet d'espérer une meilleure qualité des données à mobiliser pour la statistique dans le cadre de l'analyse. Le nombre final de 216 observations est considéré comme satisfaisant pour une analyse factorielle exploratoire. En effet, plusieurs auteurs stipulent qu'un minimum de 200 observations est requis pour espérer obtenir une structure factorielle relativement stable tout en réservant un ratio d'au moins 5 à 10 observations par item (Costello & Osborne, 2005 ; Hair et al., 2019). La taille de l'échantillon est donc acceptable au regard du nombre d'items du dispositif de mesure mobilisés, dans le cadre de cette étude.

3.3. Caractéristiques de l'échantillon

Dans le but de mieux cerner le contexte dans lequel s'inscrit l'étude empirique et d'optimiser l'intelligibilité des résultats présentés, les principales caractéristiques de l'échantillon ont été systématiquement scrutées. Les répondants sont ainsi décrits selon plusieurs variables : secteur d'activité, taille de l'organisation, fonction occupée, ancienneté professionnelle, niveau d'exposition à l'intelligence artificielle dans les pratiques RH, autant d'éléments qui sont indispensables pour mieux rendre compte de la pluralité des contextes organisationnels investis dans la recherche et apprécier la portée des résultats obtenus.

Tableau 1 : Caractéristiques de l'échantillon

Variable	Modalités	Effectif	Pourcentage
Secteur d'activité	Industrie	52	24,1 %
	Services	94	43,5 %
	Commerce	31	14,4 %
	Administration / Public	21	9,7 %
	Autres	18	8,3 %
Taille de l'entreprise	PME	88	40,7 %
	Grande entreprise	79	36,6 %
	Très grande entreprise	49	22,7 %
Fonction occupée	Responsable RH	58	26,9 %
	Chargé(e) de recrutement	41	19,0 %
	Gestionnaire RH	54	25,0 %
	Responsable formation / talents	33	15,3 %
	Autres fonctions RH	30	13,9 %
Ancienneté professionnelle	Moins de 3 ans	39	18,1 %
	De 3 à 5 ans	54	25,0 %
	De 6 à 10 ans	67	31,0 %
	Plus de 10 ans	56	25,9 %
Exposition à l'IA en RH	Faible	61	28,2 %
	Moyenne	92	42,6 %
	Élevée	63	29,2 %

Source : Élaboration des auteurs à partir des données de l'enquête.

3.4. Instrument de mesure

Dans le cadre de cette étude, l'instrument de mesure a pris la forme d'un questionnaire structuré constitué de 30 items regroupés sous cinq dimensions théoriques issues des travaux de recherche : le déploiement opérationnel de l'IA en RH, la transformation de la fonction RH, la valeur perçue et le support décisionnel, l'acceptation de l'intelligence artificielle et enfin la confiance et la gouvernance éthique. Les items correspondent à une actualisation d'échelles de mesure utilisées dans des travaux antérieurs relatifs à la digitalisation de la fonction RH, à l'adoption de technologies, à l'intégration de l'IA dans les pratiques organisationnelles (Bondarouk & Brewster, 2016 ; Venkatesh & Davis, 2000 ; Gong et al., 2025 ; Úbeda-García et al., 2025). Tous les items ont été mesurés à l'aide d'une échelle de type Likert à cinq points, allant de 1 = « pas du tout d'accord » à 5 = « tout à fait d'accord », cette échelle ayant la

propriété de fournir une mesure standardisée pour capter perceptions, attitudes et évaluations subjectives des répondants ; cet usage étant fréquent dans les recherches en sciences de gestion. Avant sa mise en œuvre, le questionnaire a été soumis à une vérification de validité de contenu. À ce titre, les items ont été examinés par cinq experts, dont trois enseignants-chercheurs en sciences de gestion et deux praticiens RH, dotés d’une expérience avec les outils numériques RH. Cette étape a été suivie par un pré-test, appliqué à 18 professionnels RH, afin d’apprécier la compréhension, la clarté et la pertinence des énoncés. Les principaux retours ont permis de modifier certaines formulations, d’éliminer les éventuelles ambiguïtés et d’améliorer l’intelligibilité de l’instrument dans sa globalité. Ce processus est important, car une AFE ne saurait garantir, à elle seule, la validité du construit si le niveau de cohérence conceptuelle des items est insuffisant. Avant sa mise en œuvre, le questionnaire a été soumis à une vérification de validité de contenu. À ce titre, les items ont été examinés par cinq experts, dont des enseignants-chercheurs en sciences de gestion et deux praticiens RH, dotés d’une expérience avec les outils numériques RH. Cette étape a été suivie par un pré-test, appliqué à 5 professionnels RH, afin d’apprécier la compréhension, la clarté et la pertinence des énoncés. Les principaux retours ont permis de modifier certaines formulations, d’éliminer les éventuelles ambiguïtés et d’améliorer l’intelligibilité de l’instrument dans sa globalité. Ce processus est important, car une AFE ne saurait garantir, à elle seule, la validité du construit si le niveau de cohérence conceptuelle des items est insuffisant.

Tableau 2 : Dimensions, codes et sources de l’instrument de mesure

Dimension	Codes items	Nombre d’items	Source principale
Déploiement opérationnel de l’IA en RH	AIRH1-AIRH6	6	Gong et al. (2025) ; Jiang et al. (2025)
Transformation de la fonction RH	TRH1-TRH6	6	Bondarouk & Brewster (2016) ; Kim et al. (2025)
Valeur perçue et support décisionnel	VPRH1-VPRH6	6	Gong et al. (2025) ; Úbeda-García et al. (2025)
Acceptation de l’intelligence artificielle	ACC1-ACC6	6	Venkatesh & Davis (2000) ; Venkatesh et al. (2003, 2012)
Confiance et gouvernance éthique	ETH1-ETH6	6	Bujold et al. (2024) ; Naoum et al. (2026)

Source : Élaboration des auteurs à partir de la littérature.

3.5.Méthode d’analyse des données

Les données ont été analysées grâce au logiciel IBM SPSS Statistics. L’analyse a été décomposée en plusieurs étapes. Dans un premier temps, des statistiques descriptives ont été utilisées pour rendre compte des caractéristiques de l’échantillon. Dans un second temps, une analyse factorielle exploratoire a été effectuée afin de repérer la structure latente des items et d’extraire les dimensions empiriques de l’intelligence artificielle en gestion des ressources humaines. L’extraction des facteurs s’est effectuée selon la méthode des axes principaux, qui est recommandée dans les recherches exploratoires ayant pour objectif d’identifier les construits sous-jacents à un ensemble de variables observées (Hair et al., 2019). L’adéquation des données à l’analyse factorielle a été contrôlée via l’indice de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) et le test de sphéricité de Bartlett. Ensuite, les communalités, les valeurs propres, la variance expliquée ainsi que les charges des items et des facteurs ont été examinées pour apprécier la qualité de la solution factorielle trouvée.

Pour faciliter la lecture des facteurs extraits, nous avons procédé à une rotation Varimax. Ce choix de rotation orthogonale s’explique par son intérêt pour clarifier la structure factorielle, en maximisant les saturations fortes et en minimisant les saturations faibles sur chaque facteur, tout en permettant d’obtenir une lecture plus claire des regroupements d’items. Cela ne signifie

pas pour autant que les autres rotations ne présentent pas d'intérêt, les rotations obliques par exemple (Promax, Oblimin) étant à privilégier lorsque l'on attend d'éventuelles corrélations significatives entre les différents facteurs. On a donc retenu, dans le cadre de cette étude, la rotation Varimax dans une logique de première structuration exploratoire du construit. Cette position est cohérente avec la volonté de rendre lisible la solution factorielle, même si l'on peut envisager que, dans le cadre de futures études confirmatoires, d'autres approches soient plus adéquates face à d'éventuelles relations entre dimensions.

Il n'est pas opportun d'examiner séparément la qualité de l'instrument à travers la structure factorielle. C'est pourquoi une analyse de fiabilité interne a aussi été effectuée au moyen du coefficient alpha de Cronbach. Celui-ci évalue le degré de cohérence interne des items regroupés par dimension ; un alpha supérieur ou égal à 0,70 est considéré comme satisfaisant dans les recherches en sciences de gestion, bien que ce seuil fasse débat en fonction de l'avancement de la construction et du caractère exploratoire de la recherche (Hair et al., 2019).

4. Résultats

4.1. Vérification des conditions d'application de l'analyse factorielle exploratoire

Avant de procéder à l'extraction des facteurs présumée, la qualité d'ajustement des données à l'analyse factorielle exploratoire a été soumise à un examen par l'intermédiaire de l'indice Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) et du test de sphéricité de Bartlett. Les résultats obtenus sont ceux d'un indice KMO à 0,868, ce qui correspond à une qualité d'échantillonnage ayant plutôt un bon à très bon niveau selon ce qu'indiquent le seuil adéquat. Le test de Bartlett est statistiquement significatif ($\chi^2 = 4747,959$; ddl = 435 ; $p < 0,001$), ce qui atteste d'une situation de corrélation suffisante entre les variables rend possible la pratique d'une analyse factorielle exploratoire. Les résultats envisagés révèlent une matrice de corrélations factorisable tout autant que des données appropriées à la recherche des dimensions latentes de l'intelligence artificielle dans la fonction RH.

Tableau 3 : Indice KMO et test de Bartlett

Indicateur	Valeur
Indice KMO	0,868
Test de Bartlett ; Khi-carré	4747,959
Degrés de liberté	435
Signification	0,000

Source : par les auteurs, adapté des sorties SPSS.

4.2. Qualité de représentation des variables : Communalités extraites

L'évaluation des communalités obtenues permet d'apprécier la part de variance de chaque item expliqué par la structure factorielle ; Et pour seulement quelques cas extrêmes, les communalités s'échelonnent entre 0,626 et 0,732, prouvant qu'elles sont globalement satisfaisantes. En effet, aucun item ne révèle d'une communalité inférieure au seuil de 0,50 couramment admis, ce qui prouve la bonne représentation de la solution factorielle.

Les communalités les plus élevées concernent en premier lieu ACC4 (0,732), VPRH5 (0,732), VPRH2 (0,728), TRH4 (0,721) et TRH2 (0,715) quand les plus faibles, bien acceptées, concernent ETH3 (0,626) et VPRH4 (0,627). Cette amélioration des communalités renforce la pertinence de la solution factorielle retenue et corrige le vice de la version précédente dans laquelle seules des communalités avaient été présentées.

Tableau 4 : Communalités extraites

	Initiales	Extraction
AIRH1	,675	,678
AIRH2	,643	,669
AIRH3	,694	,699
AIRH4	,673	,679
AIRH5	,629	,646
AIRH6	,653	,659
TRH1	,692	,692
TRH2	,691	,715
TRH3	,663	,669
TRH4	,698	,721
TRH5	,693	,683
TRH6	,682	,688
VPRH1	,636	,661
VPRH2	,696	,728
VPRH3	,680	,662
VPRH4	,637	,627
VPRH5	,704	,732
VPRH6	,658	,695
ACC1	,656	,660
ACC2	,683	,692
ACC3	,700	,702
ACC4	,710	,732
ACC5	,681	,689
ACC6	,692	,703
ETH1	,657	,675
ETH2	,740	,714
ETH3	,621	,626
ETH4	,676	,678
ETH5	,708	,699
ETH6	,676	,672

Source : par les auteurs, adapté des sorties SPSS.

4.3.Extraction des facteurs, valeurs propres initiales et variance expliquée

L'extraction factorielle fait l'objet d'une factorisation en axes principaux rotationnée par Varimax avec normalisation Kaiser, dont le nombre de facteurs retenus est à la fois issu du critère de Kaiser, par lequel seul un facteur est retenu si sa valeur propre est supérieure à 1, et des informations fournies par le scree plot. Les résultats montrent que cinq facteurs ont des valeurs propres initiales supérieures à un, soit initialement 4,902 ; 4,728 ; 4,507 ; 4,083 ; 3,898, ce qui représente ensemble 73,724 % de variance cumulée initiale. Il sera ici nécessaire de corriger explicitement l'erreur signalée par l'évaluateur le 73,724 % correspond à la variance

cumulée des valeurs propres initiales et le 68,483 % à la variance cumulée après extraction et rotation. Il s'agit bien naturellement des deux valeurs du tableau SPSS, mais ce n'est pas le même niveau d'interprétation. À ce sujet, il sera donc bon de préciser que la structure à cinq facteurs explique 68,483 % de la variance après extraction et rotation, contre un 73,724 % pour la variance cumulée initiale. Cette précaution va au sens de la remarque sur l'incohérence perçue dans la première version.

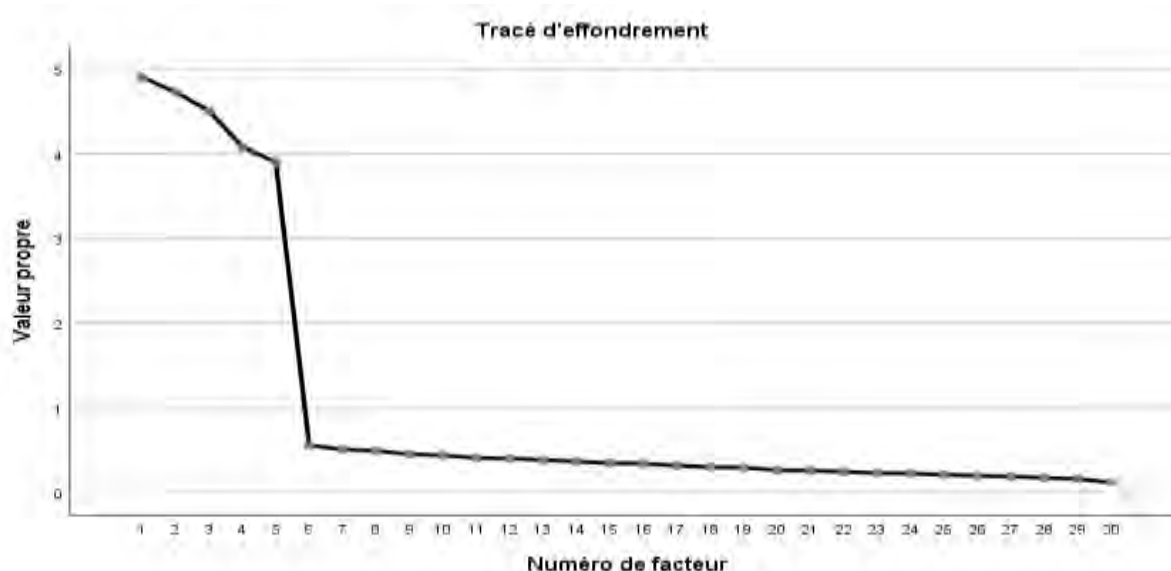
Tableau 5 : Variance totale expliquée

Facteur	Valeur propre initiale	% de variance	% cumulé	% cumulé après extraction/rotation
1	4,902	16,339	16,339	13,941
2	4,728	15,761	32,100	27,856
3	4,507	15,022	47,122	41,548
4	4,083	13,609	60,730	55,092
5	3,898	12,994	73,724	68,483

Source : par les auteurs, adapté des sorties SPSS.

L'examen du graphique de l'éboulis confirme cette décision, dans la mesure où la cassure intervient nettement après le cinquième facteur, ce qui renforce la pertinence de la solution retenue.

Figure 2 : Graphique de l'éboulis



Source : par les auteurs, adapté des sorties SPSS.

4.4. Matrice factorielle rotée et interprétation des charges

La matrice factorielle après rotation Varimax fait apparaître une bonne structuration des items autour de cinq dimensions. Le facteur 1 regroupe les items TRH1 à TRH6, avec des saturations se situant entre 0,809 et 0,846. Le facteur 2 regroupe les items ACC1 à ACC6, avec des saturations variantes entre 0,811 et 0,856. Le facteur 3 regroupe les items VPRH1 à VPRH6, avec des saturations se situant entre 0,788 et 0,853. Le facteur 4 regroupe les items ETH1 à ETH6, avec des saturations comprises entre 0,786 et 0,842. Enfin, le facteur 5 regroupe les items AIRH1 à AIRH6, avec des saturations se situant entre 0,803 et 0,833.

Par rapport à l'ancienne version du manuscrit, il apparaît donc clairement que l'ensemble des 30 items est présent dans la matrice rotée, alors que l'on s'en tenait avant à 11 items. D'autre part, une consultation de la matrice non rotée pointe des charges secondaires faibles pour différents items permettant d'aborder l'observation précédente sur l'absence de discussion des saturations croisées. À tout le moins, TRH4 a une charge secondaire de 0,307, ACC4 une charge

secondaire de 0,359, ACC2 de 0,368, ACC1 de 0,343, ETH5 de 0,315, ETH2 de 0,302, AIRH6 de 0,492, AIRH4 de 0,489, AIRH1 de 0,477, AIRH5 de 0,475 et AIRH3 de 0,465 dans la matrice initiale ; toutefois, ces charges secondaires demeurent inférieures à la charge principale et la rotation Varimax permet d’obtenir une solution finale lisible et conceptuellement cohérente. La question des saturations croisées est donc bien posée, mais elle ne fait pas obstacle à la validité globale de la structure adoptée.

Tableau 6 : Matrice factorielle rotée

Variable	F1	F2	F3	F4	F5
TRH4	0,846				
TRH2	0,842				
TRH1	0,831				
TRH6	0,828				
TRH5	0,821				
TRH3	0,809				
ACC4		0,856			
ACC3		0,833			
ACC6		0,833			
ACC2		0,830			
ACC5		0,823			
ACC1		0,811			
VPRH5			0,853		
VPRH2			0,849		
VPRH6			0,827		
VPRH1			0,813		
VPRH3			0,809		
VPRH4			0,788		
ETH2				0,842	
ETH5				0,832	
ETH4				0,821	
ETH6				0,818	
ETH1				0,817	
ETH3				0,786	
AIRH3					0,833
AIRH4					0,820
AIRH1					0,817
AIRH2					0,810
AIRH6					0,808
AIRH5					0,803

Source : par les auteurs, adapté des sorties SPSS.

4.5.Fiabilité interne des dimensions

La consistance interne de chacune des dimensions a été vérifiée au moyen du coefficient alpha de Cronbach. Les résultats montrent que les niveaux de fiabilité sont élevés pour chacune des dimensions : 0,920 pour le déploiement opérationnel de l’IA en RH (AIRH) ; 0,929 pour la transformation de la fonction RH (TRH) ; 0,926 pour la valeur perçue et le support décisionnel (VPRH) ; 0,930 pour l’acceptation de l’intelligence artificielle (ACC) ; 0,923 pour la confiance et la gouvernance éthique (ETH). Les coefficients, tous largement supérieurs au seuil de 0,70, témoignent de l’excellente consistance interne des échelles sollicitées. À l’échelon des items, les corrélations item-total corrigées restent fortes pour chacun des items, sans que les valeurs de “l’alpha si item supprimé” suggèrent de retrait. Les échelles apparaissent donc solides et fiables.

Tableau 7 : Alpha de Cronbach par dimension

Dimension	Nombre d'items	Alpha de Cronbach
Déploiement opérationnel de l'IA en RH (AIRH)	6	0,920
Transformation de la fonction RH (TRH)	6	0,929
Valeur perçue et support décisionnel (VPRH)	6	0,926
Acceptation de l'intelligence artificielle (ACC)	6	0,930
Confiance et gouvernance éthique (ETH)	6	0,923

Source : par les auteurs, adapté des sorties SPSS.

4.6.Vérification de la robustesse de la structure factorielle

Pour éviter que la solution à cinq facteurs n'apparaisse "trop parfaite", plusieurs analyses complémentaires ont été réalisées. D'abord, une solution à 4 facteurs a été testée. Les résultats montrent alors une dégradation de la structure : les items AIRH n'apparaissent plus comme un facteur autonome clair, plusieurs charges deviennent faibles ou négatives, et certaines dimensions supposément distinctes tendent à se regrouper de façon moins satisfaisante. La variance cumulée expliquée après extraction tombe à 55,305 %, ce qui réduit largement le pouvoir explicatif de la solution.

Tableau 8 : Solution à 4 facteurs : matrice factorielle rotée (Varimax)

	Facteur			
	1	2	3	4
TRH2	,780			
TRH4	,763			
TRH6	,760			
TRH5	,760			
TRH3	,748			
TRH1	,735			
AIRH2	-,419			
AIRH1	-,397			
AIRH6	-,370			
AIRH5	-,343			
AIRH3	-,338			
AIRH4				
ACC5		,813		
ACC6		,812		
ACC4		,810		
ACC3		,809		
ACC2		,792		
ACC1		,764		
VPRH2			,828	
VPRH5			,826	
VPRH3			,799	
VPRH6			,795	
VPRH1			,788	
VPRH4			,767	
ETH2				,831
ETH5				,819
ETH4				,817
ETH6				,813
ETH1				,810
ETH3				,777

Source : par les auteurs, adapté des sorties SPSS.

Ensuite, une solution à 6 facteurs a été testée. Celle-ci n'apporte qu'un gain marginal, le sixième facteur n'expliquant qu'environ 0,942 % de variance après extraction, sans aller vers une amélioration substantielle de l'interprétation. En pratique, la sixième dimension apparaît résiduelle, peu utile sur le plan analytique. La solution à 5 facteurs est donc le meilleur compromis entre qualité statistique, variance expliquée et cohérence conceptuelle.

Tableau 9 : Solution à 6 facteurs : matrice factorielle rotée (Varimax)

	Facteur					
	1	2	3	4	5	6
TRH4	,846					
TRH2	,841					
TRH1	,831					
TRH6	,830					
TRH5	,826					
TRH3	,809					
ACC4		,855				
ACC6		,834				
ACC2		,833				
ACC3		,832				
ACC5		,823				
ACC1		,811				
VPRH5			,853			
VPRH2			,848			
VPRH6			,826			
VPRH1			,812			
VPRH3			,811			
VPRH4			,791			
ETH2				,856		,318
ETH5				,827		
ETH4				,827		
ETH1				,817		
ETH6				,814		
ETH3				,789		
AIRH3					,835	
AIRH4					,824	
AIRH1					,820	
AIRH2					,809	
AIRH6					,807	
AIRH5					,803	

Source : par les auteurs, adapté des sorties SPSS.

Pour s'assurer de la stabilité de la solution, une rotation oblique de type Oblimin a été également effectuée. Les résultats montrent une structuration quasi identique à celle assurée par Varimax, tant sur le fait que les items sont majoritairement en relation avec les mêmes dimensions (nous

trouvons les mêmes valences plus ou moins hautes) que sur le fait qu’au niveau de la corrélation à la matrice des facteurs, ils affichent des relations très faibles, par-delà les -0,084 et 0,041 : ce qui semble montrer que les facteurs sont très largement indépendants, ce qui légitimait a posteriori la rotation orthogonale Varimax. Ce contrôle supplémentaire remet donc en cause le postulat d’une solution artificiellement “forcée” et suggère une stabilité empirique quant à la structure dégagée.

Tableau 10 : Solution à 5 facteurs avec rotation Oblimin : matrice de forme

	Facteur				
	1	2	3	4	5
TRH4	,848				
TRH2	,841				
TRH1	,835				
TRH6	,830				
TRH5	,821				
TRH3	,810				
ACC4		-,857			
ACC2		-,832			
ACC3		-,831			
ACC6		-,831			
ACC5		-,824			
ACC1		-,813			
VPRH5			,854		
VPRH2			,850		
VPRH6			,827		
VPRH1			,814		
VPRH3			,808		
VPRH4			,789		
ETH2				-,842	
ETH5				-,832	
ETH6				-,822	
ETH4				-,821	
ETH1				-,819	
ETH3				-,786	
AIRH3					,834
AIRH4					,824
AIRH1					,816
AIRH6					,810
AIRH2					,808
AIRH5					,805

Source : par les auteurs, adapté des sorties SPSS.

4.7.Synthèse et interprétation des facteurs extraits

La factorisation en analyse exploratoire montre une structure globale valable de cinq

dimensions qui se recourent avec les dimensions théoriques préalablement mobilisées. La première dimension correspond à la transformation de la fonction RH (TRH) : la fonction RH évolue grâce à l'intelligence artificielle dans son rôle, ses pratiques et son positionnement stratégique au sein de l'organisation. La deuxième dimension rend compte de l'acceptabilité de l'intelligence artificielle (ACC) : il s'agit de la façon dont les acteurs RH appréhendent l'utilité, l'intérêt et le caractère appropriable de ces technologies dans leur propre activité. Le troisième facteur traduit la valeur perçue et la valeur d'appui à la décision (VPRH) dans le sens où l'intelligence artificielle doit être capable d'enrichir l'information, de contribuer à l'analyse et de fonder la décision RH. Le quatrième facteur évoque la confiance et la gouvernance éthique (ETH) en ce sens qu'il rend compte de l'évaluation de l'importance de la transparence, de la responsabilité, de l'équité et de l'encadrement des usages algorithmiques. Enfin, le cinquième facteur renvoie au déploiement opérationnel de l'intelligence artificielle en RH (AIRH). Il donne à voir l'intégration effective des outils d'IA au cœur des activités RH (pour de l'automatisation, de l'analyse et de l'aide à la réalisation d'une tâche).

Au total, cette structure indique que l'intelligence artificielle en matière de gestion des ressources humaines ne peut être réduite à un pur aspect technologique, mais s'incarne effectivement au travers d'un ensemble de composantes complémentaires touchant à la transformation fonctionnelle, à l'adhésion des usagers, à la création de valeur, aux impératifs éthiques et aux dispositifs opérationnels. On retrouve ainsi l'idée de la nature multidimensionnelle du construit étudié.

Tableau 11 : Synthèse des facteurs extraits et interprétation

Facteur	Dimension	Items dominants	Intervalle des saturations	Interprétation
Facteur 1	Transformation de la fonction RH (TRH)	TRH1, TRH2, TRH3, TRH4, TRH5, TRH6	0,809-0,846	Ce facteur traduit l'effet structurant de l'IA sur l'évolution du rôle, des missions et du positionnement stratégique de la fonction RH.
Facteur 2	Acceptation de l'intelligence artificielle (ACC)	ACC1, ACC2, ACC3, ACC4, ACC5, ACC6	0,811-0,856	Ce facteur exprime l'adhésion des professionnels RH aux technologies d'IA, à travers la perception de leur utilité, de leur intérêt et de leur possibilité d'usage.
Facteur 3	Valeur perçue et support décisionnel (VPRH)	VPRH1, VPRH2, VPRH3, VPRH4, VPRH5, VPRH6	0,788 -0,853	Ce facteur renvoie à la contribution perçue de l'IA à la qualité de l'information, à l'analyse des données et à l'amélioration de la prise de décision RH.
Facteur 4	Confiance et gouvernance éthique (ETH)	ETH1, ETH2, ETH3, ETH4, ETH5, ETH6	0,786-0,842	Ce facteur souligne le rôle des enjeux d'éthique, de transparence, de responsabilité et de supervision dans l'intégration de l'IA en RH.
Facteur 5	Déploiement opérationnel de l'IA en RH (AIRH)	AIRH1, AIRH2, AIRH3, AIRH4, AIRH5, AIRH6	0,803-0,833	Ce facteur reflète la présence effective et l'usage concret de l'IA dans les processus et activités opérationnelles de la fonction RH.

Source : par les auteurs, adapté des sorties SPSS.

À l'aune des résultats, la structure factorielle obtenue fait apparaître l'existence d'une organisation empirique des composantes de l'intelligence artificielle en gestion des ressources humaines cohérente. Dès lors, il convient de discuter ces résultats au regard de la littérature mobilisée, afin d'en extraire les principaux enseignements tant théoriques que managériaux.

5. Discussion

5.1. Convergences avec la littérature

Les résultats de l'analyse factorielle exploratoire mettent en valeur une structuration en cinq dimensions, à savoir transformation de la fonction RH, acceptation de l'IA, valeur perçue, gouvernance éthique et déploiement opérationnel. Cette structuration s'inscrit dans les tendances récentes de la littérature sur digitalisation des ressources humaines et intelligence artificielle. La première dimension est relative à la transformation de la fonction RH (TRH) qui confirme des travaux récents soulignant le passage d'une fonction administrative vers une fonction stratégique augmentée par les technologies intelligentes. Plusieurs études montrent que l'IA contribue au redéploiement de la fonction RH au rang d'acteur incontournable de la création de valeur organisationnelle (Marler & Boudreau, 2017 ; Minbaeva, 2021). La deuxième dimension est acceptation de l'intelligence artificielle (ACC) qui se conforme aux modèles issus du courant de l'acceptation technologique, tels que le modèle TAM (Davis, 1989) et ses extensions comme l'UTAUT (Venkatesh et al., 2003). Les résultats contredisent l'idée selon laquelle la perception d'utilité et la facilité d'usage n'étaient pas des déterminants essentiels à l'adoption des technologies en raison de leur caractère innovant, ce qui s'avère faux même dans le contexte de l'application de l'IA aux ressources humaines. La dimension valeur perçue et support décisionnel (VPRH) rejoint également les travaux récents en matière d'analytique RH et de systèmes décisionnels intelligents qui témoignent de la capacité de l'IA à améliorer la qualité de l'information et à soutenir les décisions stratégiques, ce que soulignent notamment Jarrahi (2018) et Upadhyay & Khandelwal (2022). Dans le même ordre d'idées, la dimension confiance et gouvernance éthique (ETH) est une fois de plus en phase avec l'importance plus marquée aujourd'hui qui devrait être accordée aux enjeux de la transparence algorithmique, de la responsabilité et de l'équité dans l'usage de l'IA, convergeant là encore avec les travaux récents sur la "Responsible AI" et la régulation des systèmes intelligents (Floridi et al., 2018 ; European Commission, 2024). Pour finir, la dimension déploiement opérationnel de l'IA en RH (AIRH), s'inscrit, elle, dans le sillage des recherches concernant l'e-HRM (Bondarouk & Brewster, 2016) soulignant que l'intégration technologique transforme concrètement les pratiques RH, mais à l'heure actuelle complétée par les récentes avancées en IA générative.

5.2. Divergences et résultats inattendus

Malgré ses convergences, plusieurs éléments appellent à discuter les résultats obtenus et à enrichir leur interprétation ; Tout d'abord, la faiblesse de la corrélation entre facteurs révélée notamment via la rotation Oblimin, suggère que les dimensions identifiées fonctionneraient de manière relativement autonome. Ce résultat contraste avec des études récentes qui montrent au contraire une forte imbrication entre acceptation technologique, usage et création de valeur (Raisch & Krakowski, 2021). L'autonomie relative de la dimension éthique pourrait s'expliquer par le caractère encore émergent de l'intégration de l'IA dans les RH, où les organisations ne sont pas encore suffisamment matures pour correctement articuler ces dimensions.

Ensuite, la dimension éthique (ETH) apparaît empiriquement dissociée des autres dimensions alors que la littérature récente tend à intégrer l'éthique comme un élément transversal des systèmes d'IA (Dwivedi et al., 2023). Ce découpage pourrait témoigner d'une perception encore cloisonnée des enjeux éthiques dans les organisations où la gouvernance de l'IA n'est pas encore intégrée dans les opérations. Troisièmement, une interprétation possible du très bon alignement entre les dimensions théoriques initiales et les facteurs extraits du questionnaire pourrait être une simple construction du questionnaire, cependant les tests de robustesse réalisés (solutions alternatives à 4 et 6 facteurs et rotation Oblimin) permettent d'infirmer cette hypothèse d'un biais simplement méthodologique et témoignent de la robustesse de la structure

obtenue. Enfin, à l’opposé de certaines études plus récentes sur l’IA générative qui font état d’une mutation radicale des métiers RH (Gong et al., 2025), les résultats suggèrent davantage une mutation plus progressive et plus multidimensionnelle, structurée autour de plusieurs registres complémentaires à même de dissocier une rupture d’un processus continu.

5.3. Contributions théoriques et proposition d’un modèle relationnel

Cette recherche ne se limite pas à une simple identification de dimensions. Elle propose plusieurs contributions théoriques.

Premièrement, dans sa dimension multidimensionnelle, en intégrant des phénomènes technologiques, organisationnels, cognitifs et éthiques d’une manière simultanée et non isolée, elle dépasse des travaux antérieurs ayant souvent analysé ces dimensions de manière unidimensionnelle.

Deuxièmement, ce travail montre qu’une relation d’acceptation d’une IA en RH ne saurait être systématiquement posée, mais s’enracine plutôt dans une dynamique plus systémique impliquant transformation organisationnelle, et enjeux de création de valeurs et de gouvernance.

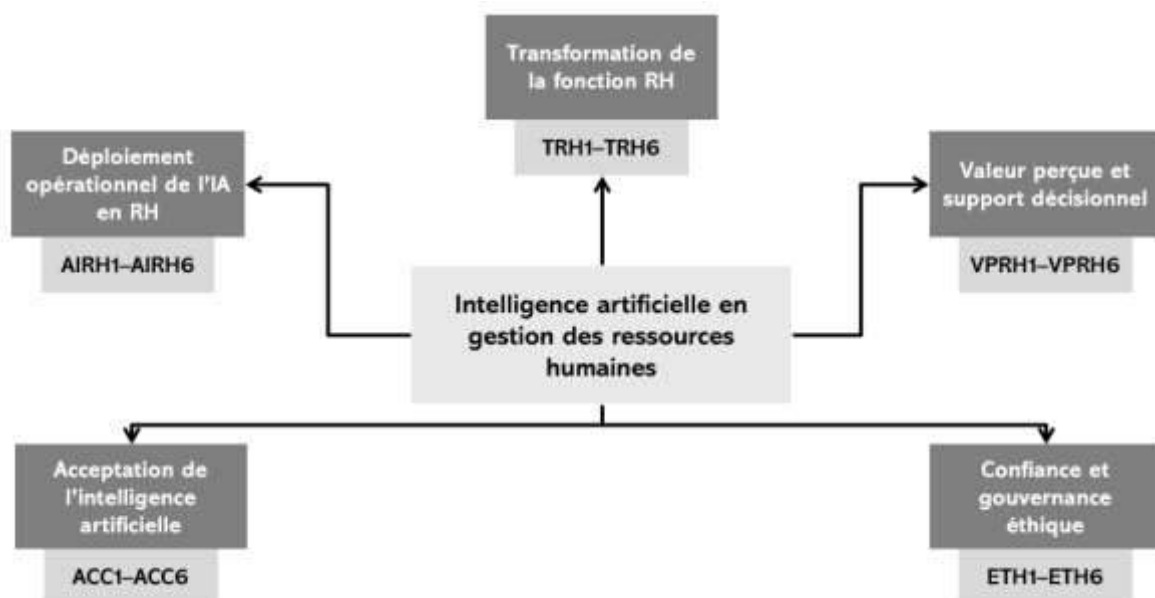
Enfin, au regard des résultats empiriques, un modèle relationnel exploratoire pourrait être proposé pour d’éventuelles futures recherches confirmatoires :

- La mise en place opérationnelle de l’IA (AIRH) influence la transformation de la fonction RH (TRH)
- La transformation de la fonction RH (TRH) contribue à la valeur perçue (VPRH)
- La valeur perçue (VPRH) contribue à l’acceptation de l’IA (ACC)
- La gouvernance éthique (ETH) et la confiance modèrent ces relations.

Ce modèle postule une dynamique progressive où l’intégration technologique engendre une transformation organisationnelle à valeur ajoutée conduisant elle-même à l’acceptabilité des technologies recommandée par un cadre éthique approprié.

De cette manière, l’apport principal de cette recherche consiste à élaborer un cadre conceptuel intégré, potentiellement opérationnel et à même d’être ultérieurement testé à l’aide d’approches confirmatoires telles que les modèles d’équations structurelles (SEM).

Figure 3 : Structuration empirique des dimensions de l’IA en gestion des ressources humaines issue de l’AFE



Source : Élaboration des auteurs à partir des résultats de l’AFE et de la littérature (Bondarouk & Brewster, 2016 ; Marler & Boudreau, 2017 ; Strohmeier & Piazza, 2015).

6. Conclusion

L'objectif de cette recherche était d'identifier les dimensions structurantes de l'intelligence artificielle en gestion des ressources humaines à partir d'une démarche exploratoire fondée sur l'analyse factorielle. Les résultats dégagent une structuration à partir de cinq dimensions complémentaires (déploiement opérationnel de l'IA en RH, transformation de la fonction RH, valeur perçue et support décisionnel, acceptation de l'intelligence artificielle, confiance et gouvernance éthique) qui montre que l'intégration de l'IA en fonction RH ne peut être limitée à un simple outillage technologique, mais s'accompagne d'une transformation organisationnelle, d'un rapport évolutif à la perception de la valeur et aux normes éthiques). Du point de vue théorique, cette étude vise à structurer empiriquement un domaine de recherche encore en construction, son apport étant situé non seulement dans l'identification « statistique » de facteurs, mais dans la mise au jour d'une architecture multidimensionnelle cohérente de l'intelligence artificielle dans la GRH, non seulement acceptation par l'utilisateur et déploiement technique, mais dimensions de transformation fonctionnelle, de soutien à la décision ou de gouvernance. Son éclairage échappe donc à une lecture excessive techno-centrée et procure une vision plus intégrée de l'objet de recherche, tout en fournissant une base utile à de futurs travaux confirmatoires concernant la nature des relations entre les dimensions dégagées. La recherche présente une certaine approche méthodologique à prendre avec des réserves. D'une part, le recueil de données repose sur les déclarations des répondants et peut donc souffrir de biais de désirabilité sociale, de biais de perception subjective des usages, ou de biais de surestimation des effets. D'autre part, la mobilisation d'un seul questionnaire au moment de la recherche fait apparaître le biais de la méthode commune dans la mesure où les variables sont mesurées auprès des mêmes individus et qu'il existe une simultanéité du recueil des réponses. De plus, le caractère transversal de la recherche ne permet pas d'analyser la dynamique temporelle d'intégration de l'IA dans la fonction RH. Enfin, bien qu'en apparence cohérent dans une démarche exploratoire, l'échantillon néglige la diversité des modalités de collecte de données et en limite la portée généralisante. Ces éléments ne remettent pas en cause les conclusions de la recherche, mais en rappellent la tentative d'interprétation comme une première cartographie empirique et non comme une validation attendue. Dans cette logique, plusieurs prolongements de recherche se révèlent en effet particulièrement pertinents. Une première avenue serait d'appliquer une analyse factorielle confirmatoire ou des modèles d'équations structurelles (SEM) pour s'assurer plus rigoureusement de la validité du modèle de mesure et tester la robustesse des relations entre les cinq dimensions. Une seconde voie serait d'entreprendre des analyses multi-groupes permettant de vérifier si la structure du modèle varie selon la taille de l'entreprise, le secteur d'activité ou le niveau de maturité numérique des organisations. Une troisième piste consisterait à mobiliser des approches longitudinales pour estimer comment le déploiement de l'IA modifie petit à petit la fonction RH dans le temps, et comment évoluent l'acceptation, la valeur perçue de l'IA et la confiance. D'autres prolongements pourraient également intégrer des variables contextuelles supplémentaires, par exemple la culture organisationnelle, la qualité des données RH, les compétences analytiques des acteurs ou encore l'encadrement institutionnel des usages de l'IA. Les résultats obtenus portent également plusieurs implications managériales. Néanmoins, ces implications se nuancent en fonction des contextes organisationnels. Ainsi, le besoin des organisations à faible maturité numérique se porte en priorité sur la mise en place des prérequis, avec la structuration des données RH, la formalisation des processus, la sensibilisation des acteurs et la montée en compétence des professionnels RH. Pour celles à maturité intermédiaire, l'enjeu consiste davantage à cibler des usages concrets de l'IA à forte valeur ajoutée, notamment dans le traitement de l'information, l'aide à la décision ou la gestion des talents. Pour les organisations à forte maturité numérique, les résultats montrent surtout l'importance de la gouvernance, de la maîtrise de biais, de l'explicabilité des outils et de l'articulation entre le jugement humain et la

recommandation algorithmique. Les répercussions sont par conséquent aussi différenciées par secteur : les milieux fortement standardisés et massivement digitalisés permettent une anticipation plus marquée de l'IA dans certaines tâches de gestion RH et de renforcement de la puissance analytique ; alors que les secteurs plus humains ou réglementés font de la confiance, de l'éthique et de la supervision des considérations déterminantes. De même, la taille de l'entreprise est à prendre en compte, car les petites entreprises doivent assurer des cas très simples, peu nombreux, progressifs et à très haut potentiel d'impact, tandis que les grandes entreprises doivent se préoccuper avant tout de la gestion, du pilotage et du contrôle de l'IA à une échelle importante. Pour conclure, cette recherche montre que l'intelligence artificielle en matière de ressources humaines se caractérise sous l'angle technologique, organisationnel, cognitif et éthique. Son intégration s'avère moins dépendante de la technologie elle-même que de la capacité des organisations à concevoir les conditions d'appropriation, de gouvernance et de création de valeur. L'orientation de cette étude vers des recherches confirmatoires futures contribue ainsi à affermir la compréhension scientifique d'un enjeu désormais central dans la transformation contemporaine de la fonction RH.

Références :

- (1). Bartlett, M. S. (1954). A note on the multiplying factors for various χ^2 approximations. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 16(2), 296–298. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1954.tb00174.x>
- (2). Bondarouk, T., & Brewster, C. (2016). Conceptualising the future of HRM and technology research. *The International Journal of Human Resource Management*, 27(21), 2652–2671. <https://doi.org/10.1080/09585192.2016.1232296>
- (3). Costello, A. B., & Osborne, J. (2005). Best practices in exploratory factor analysis: Four recommendations for getting the most from your analysis. *Practical Assessment, Research & Evaluation*, 10(7), 1–9. <https://doi.org/10.7275/jyj1-4868>
- (4). Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16(3), 297–334. <https://doi.org/10.1007/BF02310555>
- (5). Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- (6). Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., ... Williams, M. D. (2023). Artificial intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57, 101994. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002>
- (7). European Commission. (2024). Artificial Intelligence Act. <https://artificialintelligenceact.eu>
- (8). Floridi, L., Cowls, J., Beltrametti, M., Chatila, R., Chazerand, P., Dignum, V., ... Vayena, E. (2018). AI4People—An ethical framework for a good AI society. *Minds and Machines*, 28(4), 689–707. <https://doi.org/10.1007/s11023-018-9482-5>
- (9). Gong, Q., Wu, Y., Huang, X., & Wu, M. (2025). Integrating artificial intelligence and human resource management: A review and research agenda. *The International Journal of Human Resource Management*. <https://doi.org/10.1080/09585192.2024.2440065>
- (10). Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis* (8th ed.). Cengage Learning.
- (11). Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the*

- Academy of Marketing Science, 43(1), 115–135. <https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>
- (12). Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577–586. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007>
 - (13). Kaiser, H. F. (1974). An index of factorial simplicity. *Psychometrika*, 39(1), 31–36. <https://doi.org/10.1007/BF02291575>Marler, J. H., & Boudreau, J. W. (2017). An evidence-based review of HR analytics. *The International Journal of Human Resource Management*, 28(1), 3–26. <https://doi.org/10.1080/09585192.2016.1244699>
 - (14). Minbaeva, D. B. (2021). Disrupted HR? Human resource management in the digital age. *Human Resource Management Review*, 31(1), 100820. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2020.100820>
 - (15). Naoum, R. F., Szakadáti, T., & Balogh, G. (2026). Artificial intelligence in human resource management: A systematic review of its impact on organizational practices. *Management Review Quarterly*. <https://doi.org/10.1007/s11301-025-00580-y>
 - (16). Raisch, S., & Krakowski, S. (2021). Artificial intelligence and management: The automation–augmentation paradox. *Academy of Management Review*, 46(1), 192–210. <https://doi.org/10.5465/amr.2018.0072>
 - (17). Strohmeier, S., & Piazza, F. (2015). Artificial intelligence techniques in human resource management: A conceptual exploration. In C. Kahraman & S. C. Onar (Eds.), *Intelligent techniques in engineering management* (pp. 149–172). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-17906-3_7
 - (18). Upadhyay, A. K., & Khandelwal, K. (2022). Applying artificial intelligence: Implications for recruitment. *Strategic HR Review*, 17(5), 255–258. <https://doi.org/10.1108/SHR-07-2018-0051>
 - (19). Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A theoretical extension of the Technology Acceptance Model: Four longitudinal field studies. *Management Science*, 46(2), 186–204. <https://doi.org/10.1287/mnsc.46.2.186.11926>
 - (20). Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425–478. <https://doi.org/10.2307/30036540>