Business Intelligence Management Studies
Vol. 14, No.54, Winter 2026; P 175-216
ims.atu.ac.ir
DOI: 10.22054/ims.2025.86244.2626

ATU PRESS

Original Research
Accept: 11 August 2025
Revise: 15 July 2025
Receive: 02 June 2025
eISSN: 2821-0816
ISSN: 2821-0964

Artificial Intelligence in Human Resource Management with a Positive Approach: A Framework for Employee Flourishing

MinaSadat Mousavi — PH.D Candidate, Faculty of Economics, Management and Administrative Sciences, Semnan University, Semnan, Iran

AbbasAli Rastgar – — Professor Faculty of Economics management and administrative sciences, Semnan university, Semnan, Iran

Mohsen Shafiei Nikabai — Professor Faculty of Economics management and administrative sciences, Semnan university, Semnan, Iran

Abstract

This study aims to elucidate the mechanisms through which artificial intelligence (AI) impacts human resource management (HRM) from a positive psychology perspective and to propose a hierarchical framework for enhancing employee flourishing .The applied-developmental research employed a mixed-methods approach. The sample consisted of 15 experts in AI and HRM selected via purposive sampling. Data were collected through semi-structured interviews using an interview guide. Thematic analysis and Interpretive Structural Modeling (ISM) were applied for data analysis .A five-layer framework was developed encompassing strategic drivers, technological enablers, positive psychological constructs, learning processes, and organizational outcomes. The framework highlights that successful AI adoption requires integrating technological capabilities, algorithmic fairness, and psychological support for employees .This research fills a gap in

– Corresponding Author: a_rastgar@semnan.ac.ir

How to Cite: Mousavi, M., Rastgar, A. A., Shafiei Nikabai, M. (2026). Artificial Intelligence in Human Resource Management with a Positive Approach: A Framework for Employee Flourishing, *Journal of Business Intelligence Management Studies*, 14(54), 175-216. DOI: 10.22054/ims.2025.86244.2626

the smart HRM literature by offering a comprehensive, synergistic model that integrates strategic, technological, and psychological dimensions .AI implementation alone is insufficient; it must be accompanied by robust strategic infrastructure, data governance, and psychological empowerment to achieve simultaneous human flourishing and organizational productivity. The proposed framework serves as a practical guide for managers and a foundation for future quantitative studies.

1. Introduction

The rapid advancements in Artificial Intelligence (AI) technologies have transformed various sectors, with Human Resource Management being no exception. AI's integration into RRM has shifted its role from a purely administrative function to a strategic partner in organizational innovation (Vrontis et al., 2023). Technologies such as machine learning algorithms, big data analytics, and predictive systems now assist in vital HR processes, including recruitment, performance evaluation, and career development, with unprecedented precision and speed (Dlamini, 2023). Despite the immense potential of AI to enhance organizational efficiency, challenges related to algorithmic bias, transparency, and employee trust have surfaced, as evidenced by failed implementations like Amazon's gender-biased hiring algorithm (Thakur et al., 2025). A global survey by McKinsey revealed that while 55% of large companies employ AI systems in their HR processes, only 28% of employees find these systems fair and trustworthy. This discrepancy highlights a crucial gap: the need for AI systems that are not only technologically advanced but also psychologically supportive, fostering trust and well-being among employees. Recent studies have emphasized that AI adoption among Generation Z employees is linked to their job satisfaction, transparency in algorithms, and psychological support (Deloitte, 2025).

The growing importance of AI in HRM, coupled with its potential positive or negative impact on employee well-being, calls for a responsible, human-centric approach to technology integration. In this context, Positive Psychology in HRM focuses on empowering employees, enhancing intrinsic motivation, and fostering flourishing through organizational practices. Integrating Positive Psychology with

AI in HRM has the potential to create a balanced approach where both technological advancement and employee well-being are prioritized.

Research Objectives

This study aims to fill a gap in the existing literature by developing a comprehensive, synergistic framework that integrates the strategic, technological, and psychological dimensions of AI in HRM. Specifically, the study seeks to design a hierarchical framework that promotes employee flourishing, ensuring that AI systems contribute not only to organizational productivity but also to the psychological well-being of employees.

Research Questions

- How does Artificial Intelligence impact Human Resource Management practices from a Positive Psychology perspective?
- What are the critical factors for successfully integrating AI into HRM while promoting employee flourishing?
- How can a hierarchical framework be developed to balance technological, psychological, and organizational factors in AI-driven HRM systems?

Methodology

This study adopts a mixed-methods approach, combining both qualitative and quantitative research techniques. The research is applied-developmental, focusing on a sample of 15 experts in Artificial Intelligence (AI) and Human Resource Management (HRM), selected through purposive sampling. Data were collected via semi-structured interviews using an interview guide, followed by thematic analysis to identify key themes. Additionally, Interpretive Structural Modeling (ISM) was employed to structure and analyze the relationships between the identified factors, resulting in a five-layer framework for integrating AI in HRM to enhance employee flourishing.

Findings

After recording and accurately transcribing the interviews, the researchers initiated the thematic analysis process according to established guidelines in qualitative studies (Lochmiller, 2021). This

process involved multiple readings of the texts and the division of the data into meaningful units (typically sentences or paragraphs related to specific concepts), resulting in the extraction of 75 initial codes. These codes were then refined through repeated revisions and axial coding, ultimately being categorized into 15 organizing themes and, finally, into 5 overarching themes. These overarching themes represent the major dimensions influencing the successful application of Artificial Intelligence (AI) in Human Resource Management (HRM) from a Positive Psychology approach. To ensure data validity, the analyses were conducted by two or more independent researchers, and after conducting consensus meetings and aligning the codes, agreement on the themes was reached (Cristello Sarteau et al., 2024).

The key indicators influencing the integration of Artificial Intelligence (AI) in Human Resource Management (HRM) with a Positive Psychology approach are categorized into several dimensions. Managerial factors include HR strategy, data governance, and leadership in digital transformation. Psychological factors focus on enhancing psychological capital, promoting autonomy, fostering meaningful work, and ensuring enjoyment at work. Technological factors address AI capabilities, real-time analytics, and algorithmic fairness to support transparency and trust. Process factors emphasize the importance of organizational learning, knowledge sharing, and personalized learning paths. Finally, Human Resource factors highlight talent retention, career development, and organizational commitment. Each dimension consists of specific sub-themes that are essential for creating a balanced approach to AI integration in HRM that promotes both employee flourishing and organizational success.

The findings from the qualitative analysis were integrated into the Interpretive Structural Modeling (ISM) process to develop a hierarchical framework. The ISM approach was employed to identify the relationships and dependencies among the key variables extracted from the thematic analysis. The resulting five-layer model illustrates the necessary sequential process for achieving employee flourishing through AI integration in Human Resource Management.

In this model, each layer represents a distinct set of factors that contribute to the overall goal. Layer 1 (Strategic Drivers) includes variables such as HR strategy, data governance, and leadership in digital transformation. Layer 2 (Technological Enablers) encompasses

the capabilities of AI in HRM, real-time analytics, and algorithmic fairness. Layer 3 (Psychological Factors) focuses on elements like psychological capital, employee autonomy, and meaningful work. Layer 4 (Learning Processes) highlights organizational learning and knowledge sharing. Finally, Layer 5 (Organizational Outcomes) is concerned with talent retention and career advancement.

Discussion and Conclusion

The findings of this study indicate that transitioning from merely adopting Artificial Intelligence (AI) technologies to achieving human capital flourishing is a gradual, dependent, and hierarchical process. Each layer's successful implementation depends on the full establishment of the components in the preceding layer. This layered structure shows that any disruption or weakness at one level can have a cascading effect on higher layers, ultimately undermining the entire system's effectiveness.

In Layer 1, strategic drivers such as HR strategy alignment with AI, data governance, and digital transformation leadership play a foundational role. The position of these components at the bottom of the model emphasizes the critical role of strategic policy and organizational leadership in the success of technological transformations. This finding aligns with studies like McKinsey and Stanford's Digital Maturity Index))))))) which highlight that without strong strategic commitment and effective data governance, even the most advanced AI tools cannot lead to sustainable outcomes.

In Layer 2, technological enablers including AI capabilities in HRM, real-time analytics, and algorithmic fairness are emphasized. The key point at this level is the simultaneous consideration of fairness alongside technical factors, which ensures that technological productivity is only realized when employees' perceived legitimacy is maintained. Our findings align with warnings from Varma et al. (2023) on the costs of perceived discrimination and the IEE 7010 standards for technological well-being.

Layer 3 focuses on four psychological constructs: psychological capital, autonomy support, meaning, and work enjoyment. These constructs represent employees' psychological responses to an AI-driven environment. Recent studies like Sadeghi (2024) show that

supporting autonomy can reduce technological stress and facilitate the adoption of AI**.**

Layer 4 involves knowledge processes such as internal user experience, organizational learning, and knowledge sharing. This layer acts as a bridge between psychological constructs and organizational outcomes. Field evidence, like Dlamini (2023), suggests that investing in real-time learning and creating knowledge-sharing channels significantly enhances employee productivity**.**

Finally, in Layer 5, long-term outcomes like talent retention and career advancement are achieved only when the underlying four layers work cohesively. This aligns with Deloitte (2025), which stresses the importance of continuous learning to prevent skill erosion in the AI age.

Recommendations

1. Comprehensive Approach: Future research and practice in AI-driven HRM should integrate technological, psychological, and ethical dimensions, avoiding one-dimensional approaches. A holistic model addressing all these aspects will ensure better outcomes for both organizational efficiency and employee well-being.
2. Human Feedback Mechanisms: AI systems in HRM should incorporate continuous employee feedback loops to ensure fairness, transparency, and trust. Organizations should prioritize the integration of human input into algorithmic processes, especially in recruitment and performance evaluation.
3. Ethical Models and Real-World Application: Organizations must go beyond theoretical discussions of algorithmic fairness and implement practical, evaluative models. Clear, actionable standards should be established to monitor and correct biases within AI systems in real-time.
4. Addressing Psychological Aspects: It is crucial to focus on the psychological impact of AI adoption, particularly in reducing technological anxiety. HRM systems should be designed to support employee autonomy, meaning, and motivation while fostering a positive work environment.
5. Localization of AI Frameworks: AI systems in HRM must be tailored to the specific cultural and organizational context of each

region. The involvement of local experts and stakeholders ensures the framework aligns with local values and operational practices.

6. Step-by-Step Implementation: Organizations should adopt a phased approach to implementing AI in HRM, starting with the foundational layers such as strategic alignment and data governance before moving to more complex technological and psychological integration
7. Focus on Continuous Learning and Adaptation: Organizations must invest in continuous learning programs and knowledge-sharing platforms to help employees adapt to AI systems. This will facilitate smoother transitions and foster a culture of innovation and personal growth.
8. Future Research Focus: Future studies should explore the long-term effects of AI on employee flourishing, with a focus on different organizational cultures and levels of digital maturity. Comparative research across various industries and regions can help refine AI integration strategies.

Limitations

1. The study primarily focused on large and medium-sized organizations, limiting the generalizability of the findings to smaller organizations or specific industries.
2. Data were mainly collected from perceptual sources, which may increase the likelihood of response bias. Future research should incorporate objective data and mixed-methods approaches.
3. The research was conducted within a specific cultural and geographical context, which may limit its applicability across different regions. Comparative studies across countries with varying levels of digital maturity could provide deeper insights.
4. Future research could explore the role of moderating variables such as organizational culture, AI technology type, and employee demographics in the AI-HRM relationship.

Keywords: Artificial Intelligence, Human Resource Management, Psychological Capital, Algorithmic Fairness, Talent Retention, Career Advancement.

مقاله پژوهشی تاریخ ارسال: ۱۴۰۳/۰۳/۱۲ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۰۴/۱۴ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۵/۲۰ ISSN: 2821-0964 eISSN: 2821-0816

مطالعات مدیریت کسب و کار هوشمند
سال چهاردهم، شماره ٥٤، پاییز ١٤٠٤، ص ١٧٥ تا ٢١٦
ims.atu.ac.ir
DOI: 10.22054/ims.2025.86244.2626

هوش‌مصنوعی در مدیریت منابع انسانی با رویکرد مثبت‌گرا: چارچوبی برای شکوفایی کارکنان

میناسادات موسوی — دانشجوی دکتری دانشکده اقتصاد، مدیریت و علوم اداری، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران

عباسعلی رستگار * — استاد و عضو هیئت‌علمی دانشکده اقتصاد، مدیریت و علوم اداری دانشگاه سمنان، سمنان، ایران

محسن شفیعی نیک‌آبادی — استاد و عضو هیئت‌علمی دانشکده اقتصاد، مدیریت و علوم اداری دانشگاه سمنان، سمنان، ایران

چکیده

چارچوبی سلسله‌مراتبی برای ارتقای شکوفایی کارکنان انجام شد. روش پژوهش حاضر از نوع مطالعه کاربردی-توسعه‌ای با رویکرد آمیخته است. جامعه آماری شامل ۱۵ خبره در حوزه هوش‌مصنوعی و منابع انسانی بود که با استفاده از نمونه‌گیری هدفمند انتخاب شدند. داده‌ها از طریق مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته و ابزار راهنمای مصاحبه گردآوری شد و برای تحلیل داده‌ها از تحلیل مضمون و مدل‌سازی ساختاری-تفسیری استفاده گردید. یافته‌ها نشان داد که چارچوب پنج‌لایه‌ای شامل پیشران‌های راهبردی، توانمندسازهای فناورانه، سازه‌های روان‌شناختی مثبت، فرایندهای یادگیری و پیامدهای سازمانی طراحی شده است. این چارچوب نشان می‌دهد که موفقیت در بهره‌گیری از هوش‌مصنوعی نیازمند ادغام ابعاد فناورانه، عدالت الگوریتمی و حمایت روان‌شناختی کارکنان است. نوآوری این پژوهش در ارائه چارچوبی جامع است که ابعاد راهبردی، فناورانه و روان‌شناختی را به‌طور هم‌افزا ترکیب کرده و خلأ موجود در ادبیات مدیریت منابع انسانی هوشمند را پر می‌کند. در نتیجه‌گیری، استقرار فناوری هوش‌مصنوعی به‌تنهایی کافی نیست و باید با تقویت زیرساخت‌های راهبردی، حاکمیت داده و حمایت روان‌شناختی کارکنان همراه شود تا شکوفایی انسانی و بهره‌وری

* نویسنده مسئول : a_rastgar@semnan.ac.ir

سازمانی به‌طور هم‌زمان تحقق یابد. این چارچوب می‌تواند به‌عنوان راهنمایی کاربردی برای مدیران و پایه‌ای برای مطالعات آینده باشد.

کلیدواژه‌ها: هوش‌مصنوعی، مدیریت منابع انسانی، سرمایه روان‌شناختی، عدالت الگوریتمی، نگهداشت استعداد، مسیر پیشرفت شغلی.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

مقدمه

پیشرفت چشمگیر فناوری‌های هوش‌مصنوعی در چند سال گذشته، مدیریت منابع انسانی را از یک نقش اجرایی صرف به شریکی راهبردی در نوآوری‌های سازمانی بدل کرده است (Vrontis et al., 2023). الگوریتم‌های یادگیری ماشین، تحلیل کلان‌داده و سامانه‌های پیش‌بینی‌گر اکنون می‌توانند فرآیندهای حیاتیِ جذب، انتخاب، ارزیابی عملکرد و مسیر شغلی را با دقت و سرعت بی‌سابقه‌ای پشتیبانی کنند (Dlamini, 2023). بااین‌حال، تجربه‌های ناموفق همچون سوگیری جنسیتی الگوریتم استخدام آمازون نشان داده که فقدان شفافیت و نظارت اخلاقی می‌تواند اعتماد ذی‌نفعان را به‌یکباره از میان ببرد (Thakur et al., 2025, Varma, Dawkins & Chaudhuri, 2023). علاوه بر این، پیمایش جهانی مک‌کینزی نشان می‌دهد که درحالی‌که حدود ۵۵٪ از شرکت‌های بزرگ از سامانه‌های هوش‌مصنوعی در فرایندهای منابع انسانی استفاده می‌کنند، تنها ۲۸٪ از کارکنان این سامانه‌ها را «منصفانه» و «قابل‌اعتماد» می‌دانند. این شکاف ادراکی، اهمیت توجه هم‌زمان به فناوری و روان‌شناسی کارکنان را دوچندان می‌سازد. همچنین، مطالعاتی مانند دلویته[1] (۲۰۲۵) نشان می‌دهند که پذیرش فناوری‌های هوشمند در میان کارکنان نسلِ زد ارتباط مستقیمی با تجربه معنادار شغلی، شفافیت الگوریتم‌ها و فضای حمایتی دارد. به گزارش پیمایش جهانی پی‌دبلیوسی[2] (۲۰۲۴)، بیش از ۶۸٪ از مدیران منابع انسانی در صنایع فناوری، از کاربرد هوش‌مصنوعی در غربال‌گری و تحلیل عملکرد استفاده می‌کنند؛ اما تنها ۳۱٪ از آن‌ها، تجربه مثبت کارکنان را در اولویت قرار داده‌اند. این شکاف، اهمیت رویکردهای نوینی را برجسته می سازد که بتوانند فناوری را در خدمت شکوفایی انسانی به‌کارگیرند. در همین راستا، مطالعات نشان دادند که ادغام این فناوری در فرآیندهای منابع انسانی می‌تواند پیامدهای دوگانه‌ای برای کارکنان داشته باشد؛ از یک‌سو، بهبود کارایی و کاهش تبعیض و از سوی دیگر، افزایش نگرانی‌ها درباره امنیت شغلی، حریم خصوصی و

1 Deloitte
2 PwC

عدالت (Sadeghi, 2024)؛ بنابراین، مسئلهٔ اصلیِ امروزِ سازمان‌ها نه «استفادهٔ بیشتر» از هوش‌مصنوعی، بلکه «استفادهٔ مسئولانه و انسان‌محور» از آن است.

در چارچوب نگرش مدیریت منابع انسانی مثبت‌گرا، تمرکز بر توانمندسازی، انگیزش درونی و شکوفایی کارکنان می‌تواند نقش «قطب‌نمای اخلاقی» را در استقرار فناوری‌های هوشمند ایفا کند و از افتادن در دام کارایی بی‌روح جلوگیری کند (Farinha & Pina, 2025). یکپارچه‌سازی این رویکرد با هوش‌مصنوعی، هنگامی اثربخش است که سه رکن مکمل یعنی شفافیت الگوریتمی، عدالت داده‌محور و حفظ کرامت انسانی به‌صورت نظام‌مند در چرخه عمر سامانه (طراحی، آموزش، به‌روزرسانی و نظارت پس از اجرا) تعبیه شود (Pooja & Sareen, 2025). برای مثال، توضیح‌پذیری مدل[1] و گزارش‌گری برخط خطاهای تبعیض‌آمیز می‌تواند اعتماد کارکنان را به تصمیم‌های خودکار تقویت کند و زمینه تقویت سرمایه روان‌شناختی آنان یعنی امید، تاب‌آوری، خوش‌بینی و خودکارآمدی را فراهم آورد. تحقق این چشم‌انداز درگرو رعایت مجموعه‌ای از معیارهاست: (۱) شفافیت در منطق انتخاب متغیرها و وزن‌دهی به آن‌ها، (۲) تضمین توازن میان حریم خصوصی و تحلیل داده‌های فردی، (۳) سازوکار اعتراض[2] برای تصمیم‌های خودکار و (۴) برنامه‌های توسعه مهارت دیجیتال تا کارکنان صرفاً «مصرف‌کننده» الگوریتم‌ها نباشند بلکه به کنشگران فعال تبدیل شوند (Ahmad, Saleem & Hussain, 2025). استاندارد بین‌المللی آی‌ای‌ای‌ای ۷۰۱۰ دقیقاً با همین فلسفه شکل‌گرفته و شاخص‌های کمّی و کیفی از رضایت شغلی و حس معناداری تا میزان استرس ناشی از نظارت الگوریتمی را برای ارزیابی اثرات فناوری‌های هوشمند بر بهزیستی انسان پیشنهاد می‌دهد (Schiff et al., 2020). پایبندی به این استاندارد، به سازمان‌ها امکان می‌دهد با برقراری فرایند ممیزی اخلاقی دوره‌ای و مشارکت ذی‌نفعان (کارکنان، اتحادیه‌ها، بخش حقوقی و متخصصان داده)، ارزش خلق‌شده توسط هوش‌مصنوعی را به نفع رشد و شکوفایی انسانی هدایت کنند.

1 explainability
2 appeal

باوجود رشد روزافزون مطالعات در این حوزه، مرور پیشینه پژوهش نشان می‌دهد که فقدان یک چارچوب نظری-کاربردی جامع که هم‌زمان رویکرد مثبت‌گرا در مدیریت منابع انسانی، اصول اخلاقی و مسئولانه هوش‌مصنوعی و شکوفایی کارکنان را در یک ساختار یکپارچه مورد تأکید قرار دهد، در ادبیات مشخص است. ازاین‌رو، هدف مطالعه حاضر ارائه چارچوبی مفهومی برای تبیین نحوه هم‌افزایی میان هوش‌مصنوعی و مدیریت منابع انسانی مثبت‌گرا با تمرکز بر ارتقاء شکوفایی کارکنان است. این پژوهش با رویکرد آمیخته اجرا شده است. ابتدا با تحلیل مضمون کیفی از طریق مصاحبه‌های نیمه‌ساختاری با خبرگان حوزه هوش‌مصنوعی-منابع انسانی، شاخص‌های کلیدی استخراج‌شده و سپس با استفاده از مدل‌سازی ساختاری–تفسیری[1]، این شاخص‌ها در یک چارچوب سلسله‌مراتبی قرار گرفتند تا متغیرهای راهبردی، میانجی و پیامدی شناسایی گردد. پرسش بنیادین پژوهش چنین است: چگونه می‌توان با ادغام هوش‌مصنوعی و مدیریت منابع انسانی مثبت‌گرا، چارچوبی برای ارتقای شکوفایی کارکنان طراحی کرد؟ پاسخ به این پرسش می‌تواند مبنای سیاست‌گذاری داده‌محور، طراحی سامانه‌های هوشمند منابع انسانی و مطالعات تجربی آینده قرار گیرد.

مبانی نظری

در راستای بررسی نحوه هم‌افزایی میان فناوری‌های هوش‌مصنوعی و رویکرد مثبت‌گرا در مدیریت منابع انسانی باهدف ارتقای شکوفایی کارکنان، چارچوب نظری پژوهش حاضر با تکیه بر حوزه‌های نظری اصلی زیر تدوین گردیده است:

- هوش‌مصنوعی در مدیریت منابع انسانی

کاربرد هوش‌مصنوعی در حوزه مدیریت منابع انسانی در سال‌های اخیر رشد چشمگیری یافته است (Vrontis et al., 2023) و به‌موازات آن نظریه‌های متعددی برای تحلیل پذیرش این فناوری توسط کارکنان و مدیران ارائه شده‌اند.:

1 interpretive structural modeling (ISM)

نظریه پذیرش فناوری[1]: این مدل بیان دارد که پذیرش و استفاده از یک فناوری نوین، عمدتاً تابعی از دو عامل است: درک مفید بودن[2] و درک سهولت استفاده[3]. بر این اساس، زمانی که کاربران تصور کنند یک فناوری در بهبود عملکرد شغلی‌شان مؤثر است و کار با آن برایشان ساده است، تمایل بیشتری برای استفاده خواهند داشت (Howard, Restrepo & Chang, 2017). در کاربردهای منابع انسانی نیز، اگر کارکنان یا مدیران احساس کنند سیستم‌های مبتنی بر هوش‌مصنوعی عملکرد شغلی‌شان را بهبود می‌بخشد و کار با آن نیازمند مهارت پیچیده نیست، احتمال پذیرش و تعامل بیشتر بالا می‌رود (Almedia et al., 2025). نظریه قابلیت‌های فناورانه[4]: این نظریه تأکید دارد که هر فناوری دارای مجموعه‌ای از قابلیت‌ها یا فرصت‌هاست که در تعامل با کاربران آشکار می‌شود. (Vargas, Gomes & VargasVallejos, 2024). در زمینه منابع انسانی، قابلیت‌های فناورانه هوش‌مصنوعی می‌تواند شامل تحلیل دقیق داده‌های رفتار کارکنان، پیشنهادهای خودکار برای ارتقای عملکرد، یا شناسایی استعدادهای پنهان باشد (Vrontis et al., 2023)؛ اما این قابلیت‌ها تنها در صورتی فعال می‌شوند که کارکنان و مدیران آن‌ها را درک کرده و در جهت تحقق اهداف سازمانی به‌کار گیرند (Arslan et al., 2022).

- روانشناسی مثبت‌گرا و شکوفایی کارکنان

رویکرد روان‌شناسی مثبت‌گرا در مدیریت منابع انسانی با تأکید بر تقویت توانمندی‌ها و سرمایه روان‌شناختی، جایگاهی کلیدی در طراحی نظام‌های منابع انسانی هوشمند دارد (Paroli, 2025). این رویکرد شامل مفاهیم زیر است:

نظریه سرمایه روان‌شناختی[5]: این نظریه شامل چهار مؤلفه کلیدی است: امید، تاب‌آوری، خوش‌بینی و خودکارآمدی (Chaffin, Luthans & Luthans, 2023).

---

1 technology acceptance model
2 perceived usefulness
3 perceived ease of use
4 technological capabilities
5 psychological capital

فناوری هوشمند در منابع انسانی، اگر به‌صورت انسان‌محور طراحی شود، می‌تواند ابزار مؤثری برای تقویت این مؤلفه‌ها باشد (Audretsch & Kariv, 2025). سیستم‌های یادگیری تطبیقی، بازخورد بلادرنگ[1] و مسیرهای رشد شغلی مبتنی بر داده‌های رفتاری می‌توانند احساس خودکارآمدی و امید را در کارکنان افزایش دهند (ătănescu, Frunzaru & Stefanita, 2024) و هم‌چنین الگوریتم‌هایی نمایش پیشرفت کارکنان، حس خوش‌بینی و تاب‌آوری آن‌ها را تقویت می‌کنند (Kellerman & Selligman, 2023).

نظریه خودتعیین‌گری[2]: این نظریه بیان می‌کند که برای شکوفایی روان‌شناختی، سه نیاز اساسی باید برآورده شود: خودمختاری، شایستگی و ارتباط اجتماعی (Fredrick & Ryan, 2023). این نظریه می‌تواند راهنمای طراحی سامانه‌هایی باشد که به‌جای کنترل، استقلال کارکنان را تقویت کرده و امکان انتخاب و بازخورد را فراهم کنند (Smith et al., 2025). اگر تصمیم‌های تنها از سوی الگوریتم‌های مبهم اتخاذ شود، احتمال دارد که حس کنترل درونی و استقلال کارکنان تضعیف گردد (Edwards et al., 2024)؛ بنابراین، فراهم‌سازی امکان بازخورد، دخالت انسانی و گزینه‌های انتخاب، از ملزومات طراحی اخلاقی هوش‌مصنوعی است (Akinrinola et al., 2024).

مدل شکوفایی: مدل پرما[3] توسط سلیگمن (۲۰۱۱) توسعه‌یافته و پنج مؤلفه را برای شکوفایی انسان معرفی می‌کند: لذت[4]، مشارکت[5]، روابط مثبت[6]، معنا[7] و دستاورد[8] (Seligman, 2011). این مدل می‌تواند به‌عنوان معیاری برای سنجش تأثیر فناوری هوش‌مصنوعی بر تجربه کلی کارکنان مورد استفاده قرار گیرد (Spitki, 2024).

نظریه عدالت سازمانی۹: این نظریه عدالت را به سه دسته تقسیم می‌کند: عدالت

---

1 real-time feedback
2 Self-determination theory
3 perma
4 pleasure
5 engagement
6 positive relationships
7 meaning
8 achievement
9 organizational justice theory

توزیعی (نتایج عادلانه)، عدالت رویه‌ای (فرآیندهای تصمیم‌گیری منصفانه) و عدالت تعاملی (رفتار محترمانه و شفاف) (Ghany, 2022). در سیستم‌های هوش‌مصنوعی در مدیریت منابع اسنانی، رعایت این ابعاد، به‌ویژه عدالت رویه‌ای، حیاتی است (Rodgers et al., 2023). اگر الگوریتم‌ها باعث شوند تصمیم‌ها بدون شفافیت یا بازخورد انسانی اتخاذ شوند، حس بی‌عدالتی در کارکنان افزایش می‌یابد (Ghasemaghaei & Kordzadeh, 2024).

باوجود رشد فزاینده مطالعات پیرامون کاربرد هوش‌مصنوعی در مدیریت منابع انسانی، همچنان تعدد موضوعی و تمرکز منفرد بر جنبه‌های فنی یا سازمانی، مانعی برای شکل‌گیری چارچوب‌های جامع و بین‌رشته‌ای محسوب می‌شود. اغلب پژوهش‌های پیشین به موضوعاتی مانند دقت الگوریتم‌ها، کاهش هزینه‌ها یا بهبود بهره‌وری پرداخته‌اند (Arslan et al., 2022؛ Budhwar et al., 2024)، اما کمتر به این پرسش اساسی پاسخ داده‌اند که: «قابلیت‌های هوش‌مصنوعی چگونه می‌توانند به‌طور مستقیم مؤلفه‌های روان‌شناختی را در محیط‌های کاری فعال کنند؟».

برای مثال، پژوهش رودریگرز و همکاران (۲۰۲۳) گرچه بر اهمیت شفافیت و پاسخ‌گویی الگوریتمی تأکید داشته، اما فاقد مشارکت معنادار ذی‌نفعان انسانی در طراحی بوده و مسیر اجرایی روشنی برای پیاده‌سازی عدالت در سیستم‌های هوشمند ارائه نکرده است. در همین راستا، مطالعه قاسم‌زاده و کردزاده (۲۰۲۴) با وجود اتکای مفید به داده‌های چندمنبعی و تحلیل بین صنعتی، بیش از آنکه به مؤلفه‌های روان‌شناختی بپردازد، صرفاً بر پیامدهای عملکردی تمرکز کرده و ابعاد مهمی چون احساس تبعیض، استرس و کنترل‌پذیری کارکنان را نادیده گرفته است.

مرور نظام‌مند بوجلد و همکاران (۲۰۲۳) بر ۱۰۷ مطالعه تجربی نشان می‌دهد که تنها حدود ۱۵٪ از آن‌ها به ملاحظاتی مانند عدالت، شفافیت، یا حریم خصوصی پرداخته‌اند و آن‌هم عمدتاً با رویکرد کمّی و بدون مشارکت فعال خبرگان انسانی بررسی شده‌اند (Bujold et al., 2023). همچنین، همچنین، پژوهش‌هایی نظیر فرینیا و پینا (۲۰۲۵) و

سگکولی و همکاران (۲۰۲۳)، باوجود تأکید بر تلفیق روان‌شناسی مثبت‌گرا با اخلاق هوش‌مصنوعی، فاقد مدل‌های عملیاتی و چارچوب‌های اجرایی منطبق با بسترهای سازمانی واقعی بوده‌اند.

در همین زمینه، پژوهش ژانگ و همکاران (۲۰۲۲) که به کاربرد الگوریتم‌ها در فرآیند جذب پرداخته است، هرچند به تفکیک نقش انسان و ماشین توجه دارد، اما تأثیر آن بر عدالت ادراک‌شده یا انگیزش شغلی کارکنان را بررسی نکرده است. به‌طور مشابه، میلر و تنسلی[1] (۲۰۲۳) در زمینه پیش‌بینی عملکرد با استفاده از یادگیری ماشین، فاقد چارچوب‌های اخلاقی و سازوکارهای بازخورد انسانی در تصمیم‌گیری بوده است. همچنین، نصر و فرج (۲۰۲۳) با اشاره به چالش‌های فرهنگی و حقوقی در پیاده‌سازی سیستم‌های هوشمند منابع انسانی، راهکارهای مؤثری برای تطبیق این فناوری‌ها با بافت بومی ارائه نکرده‌اند.

در سطح بومی نیز، مطالعه احمدی (۱۴۰۲) نشان داده که ادراک کارکنان از سامانه‌های هوش‌مصنوعی منابع انسانی به‌شدت متأثر از شفافیت الگوریتم‌ها و امکان مداخله انسانی در تصمیم‌گیری‌هاست؛ بااین‌حال، تمرکز محدود آن بر یک سازمان خاص، قابلیت تعمیم نتایج را کاهش داده است. علاوه بر این، مطالعه رضایی و همکاران (۱۴۰۱) نیز نشان داد که ادراک کارکنان از سیستم‌های هوش‌مصنوعی با سطح اعتماد سازمانی آن‌ها مرتبط است؛ هرچند این پژوهش با تکیه بر رویکرد کمّی، از تحلیل پیامدهای روان‌شناختی عمیق‌تری نظیر اضطراب شغلی یا احساس فقدان اختیار غفلت کرده است. همچنین، پژوهش نیک‌نام و ابراهیمی (۱۴۰۰) با تمرکز بر سیاست‌گذاری پیاده‌سازی هوش‌مصنوعی در واحدهای منابع انسانی بخش دولتی، ابعاد ساختاری و نهادی مهمی را شناسایی کرده، اما تحلیل آن بیشتر بر فرآیندهای کلان استوار بوده و مشارکت کارکنان و تجربه انسانی آن‌ها در مواجهه با این سیستم‌ها را نادیده گرفته است. پژوهش حاضر با رویکردی انسان‌محور و بهره‌گیری از مشارکت فعال خبرگان، در پی پوشش این خلأها از طریق ارائه

1 Miller & Tansley

چارچوبی عملیاتی و زمینه‌مند است.

درنتیجه، سه خلأ اصلی در ادبیات شناسایی می‌شود: نخست، فقدان چارچوبی مفهومی که ابعاد فناورانه (توانمندسازی الگوریتمی)، روان‌شناختی (سرمایه روانی و مؤلفه‌های پرما) و اخلاقی (عدالت سازمانی) را به‌صورت یکپارچه و هدفمند در راستای شکوفایی کارکنان تلفیق کند؛ دوم، کمبود تحلیل‌های تفسیری مبتنی بر داده‌های کیفی و دیدگاه‌های میدانی خبرگان؛ و سوم، فقدان بهره‌گیری از روش‌های پژوهش آمیخته که بتواند یافته‌های کیفی را با مدل‌سازی ساختاری–تفسیری تلفیق نماید.

پژوهش حاضر باهدف پاسخ به این خلأها، چارچوبی نظری–کاربردی طراحی می‌کند که سازمان‌ها را در بهره‌گیری هوشمندانه، مسئولانه و انسان‌محور از فناوری‌های نوین منابع انسانی یاری می‌رساند؛ به‌گونه‌ای که علاوه بر ارتقاء اثربخشی سازمانی، شکوفایی انسانی نیز تضمین گردد (Pilotti, 2024, Al-Faouri et al., 2024, Segkouli et al., 2023). از طرف دیگر با آن‌که برخی مطالعات پیشین به موضوعاتی نظیر عدالت الگوریتمی پرداخته‌اند، اما نوآوری این پژوهش در چند جنبه کلیدی قابل‌توجه است: نخست، بازتعریف عدالت سازمانی در قالب شاخص‌های قابل‌سنجش و منطبق با زمینه‌های فرهنگی ایران؛ دوم، طراحی چارچوبی سلسله‌مراتبی با استفاده از روش‌شناسی آمیخته که پیوندی میان عوامل فناورانه، روان‌شناختی و اخلاقی برقرار می‌سازد؛ و سوم، بهره‌گیری از مشارکت فعال خبرگان برای ایجاد چارچوبی عملیاتی و قابل‌کاربرد. این عوامل موجب شده‌اند عدالت الگوریتمی در این پژوهش نه‌فقط به‌عنوان مفهومی نظری، بلکه به‌عنوان مؤلفه‌ای راهبردی در طراحی سیستم‌های هوشمند منابع انسانی مطرح شود.

روش تحقیق

پژوهش حاضر از منظر هدف کاربردی و ازنظر ماهیت در مطالعات کاربردی- توسعه‌ای جای دارد که باهدف تبیین نحوه هم‌افزایی میان هوش‌مصنوعی و مدیریت منابع انسانی با رویکرد مثبت‌گرا در ارتقای شکوفایی کارکنان انجام شد. رویکرد پژوهش آمیخته (کیفی- کمی) است، زیرا ادبیات پیشین چارچوب جامع و عملیاتی برای تبیین روابط میان

ابعاد فناورانه، روان‌شناختی و اخلاقی ارائه نکرده‌اند. هم‌چنین، استخراج شاخص‌ها به داده‌های تجربی از خبرگان نیاز دارد که از طریق روش کیفی بهتر قابل‌دستیابی است. ثالثاً، مدل‌سازی ساختاری–تفسیری امکان تحلیل روابط میان متغیرهای پیچیده را در شرایطی که داده‌های کمی گسترده در دسترس نیست، فراهم می‌سازد (Naz, Gulab & Aslam, 2023).

مرحله اول: تحلیل مضمون کیفی، برای شناسایی شاخص‌های کلیدی هم‌افزایی میان هوش‌مصنوعی و مدیریت منابع انسانی مثبت‌گرا. جامعه آماری در این مرحله، خبرگان حوزه هوش‌مصنوعی و مدیریت منابع انسانی بودند. با استفاده از نمونه‌گیری هدفمند با ملاک حداکثر تنوع[1]، تعداد ۱۵ نفر از خبرگان انتخاب شدند. تعیین تعداد مشارکت‌کنندگان بر اساس رویکرد اشباع نظری[2] صورت گرفت؛ به‌طوری‌که پس از مصاحبه سیزدهم، تحلیل داده‌ها نشان داد که مقوله‌ها به تکرار رسیده‌اند و مفهوم جدیدی استخراج نمی‌شود. بااین‌حال، دو مصاحبه نهایی جهت اطمینان از ثبات مضامین و تکمیل پوشش زمینه‌های متنوع تخصصی انجام شدند. این رویکرد با توصیه‌های گست و همکاران (۲۰۰۶) و ساندرز[3] و همکاران (۲۰۱۸) در پژوهش‌های کیفی هم‌راستا است. انتخاب خبرگان بر اساس دارابودن شرایط خبرگی و با توجه به سه ملاک کلیدی مطابق با معیارهای پیشنهادی پاتون (۲۰۱۵) مدنظر قرار گرفت: تجربه عملی یا مدیریتی مؤثر در طراحی، پیاده‌سازی یا ارزیابی سامانه‌های منابع انسانی مبتنی بر هوش‌مصنوعی در سطح سازمانی؛ سابقه علمی معتبر شامل نگارش مقاله یا حضور فعال در پروژه‌های پژوهشی مرتبط با هوش مصنوعی، منابع انسانی، یا تحول دیجیتال سازمانی؛ حداقل ۱۰ سال تجربه تخصصی در یکی از زمینه‌های مرتبط با دامنه پژوهش در سطح ملی یا بین‌المللی. ترکیب نمونه به‌گونه‌ای انتخاب شد که شامل تنوع نقش‌های حرفه‌ای و سازمانی باشد؛ ازجمله استادان دانشگاه، مشاوران منابع انسانی، مدیران ارشد فناوری اطلاعات و طراحان

1 maximum variation sampling
2 Theoretical Saturation
3 Saunders

سیستم‌های منابع انسانی. به‌منظور اعتبارسنجی این ملاک‌ها، در فرم اولیه دعوت به مصاحبه، از افراد خواسته شد رزومه حرفه‌ای خود را ارسال کرده و بر اساس پرسشنامه غربالگری اولیه، شرایط احراز سنجیده شد.

برای گردآوری داده‌ها از مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته استفاده شده است. چارچوب پرسش‌ها به‌صورت قیفی طراحی گردید و شامل محورهایی همچون: تجربه مواجهه با هوش‌مصنوعی در حوزه منابع انسانی، دیدگاه نسبت به عوامل مؤثر در شکوفایی کارکنان در محیط دیجیتال، الزامات طراحی مسئولانه سیستم‌های هوشمند منابع انسانی بوده است. هر مصاحبه بین ۴۵ تا ۶۰ دقیقه زمان برده و پس از رضایت‌نامه کتبی، ضبط و سپس به‌صورت کامل پیاده‌سازی شده است. تحلیل داده‌ها با استفاده از تحلیل مضمون[1] و در چهار مرحله انجام شد که با رویکرد براون و کلارک (۲۰۰۶) سازگار است: آشنایی اولیه با داده‌ها (مطالعه چندباره متن مصاحبه‌ها)، کدگذاری اولیه (استخراج مفاهیم پایه از عبارات معنادار (کدگذاری باز)، خوشه‌بندی مفاهیم مشابه در قالب مضامین فرعی و اصلی (کدگذاری محوری) و سازمان‌دهی مفاهیم، بازبینی و تأیید دسته‌بندی‌ها با استفاده از تحلیل اجماعی میان سه پژوهشگر مستقل. برای افزایش اعتبار تحلیل، از روش تطبیق درون‌موضوعی، بازبینی همتایان[2] و بازخورد مشارکت‌کنندگان استفاده شده است. فرآیند کدگذاری در نرم‌افزار مکس‌کیودی‌اِی انجام شد تا امکان ردیابی شفاف مسیر داده به نظریه فراهم گردد.

مرحله دوم: مدل‌سازی ساختاری–تفسیری که ابزاری برای ساخت ساختار سلسله‌مراتبی میان مؤلفه‌ها بر مبنای قضاوت خبرگان است (Bahari Sejahrood et al., 2023). در این پژوهش، از این مدل‌سازی برای تعیین نوع رابطه میان شاخص‌های شناسایی‌شده و سطح‌بندی آن‌ها به‌عنوان متغیرهای راهبردی، میانجی و پیامدی استفاده شد. ابزار و مراحل شامل: تدوین ماتریس مقایسه زوجی مفهومی[3] از طریق پرسشنامه ساختاریافته برای هر یک

1 thematic analysis
2 peer review
3 structural self-interaction matrix (ssim)

از خبرگان، ساخت ماتریس دسترسی[1]، ساده‌سازی، بررسی تراکنش‌ها و تعیین سطوح سلسله‌مراتبی و ترسیم چارچوب نهایی. برای اعتبار درونی داده‌های کیفی، از روش سه‌سویه‌سازی پژوهشگران و اعتبارسنجی مشارکتی[2] استفاده شد. در بخش مدل‌سازی ساختاری- تفسیری، پایایی از طریق ضریب توافق میان قضاوت‌های خبرگان (همبستگی کندال[3]) بررسی گردید و نتایج بالای ۰/۷ تأیید شد.

تحلیل داده‌ها و یافته‌ها

مرحله اول، تحلیل مضمون کیفی: باهدف شناسایی مؤلفه‌های کلیدی مؤثر، مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته با ۱۵ خبره حوزه هوش‌مصنوعی- مدیریت منابع انسانی انجام شد.

جدول ۱. ویژگی‌های جمعیت‌شناختی خبرگان پژوهش

ویژگی‌های جمعیت‌شناختی		فراوانی	درصد
جنسیت	مرد	۹	٪۶۰
	زن	۶	٪۴۰
سن	کمتر از ۳۵ سال	۴	٪۲۷
	۳۵ سال تا ۴۵ سال	۶	٪۴۰
	۴۵ سال و بالاتر	۵	٪۳۳
تحصیلات	کارشناسی ارشد	۱۱	٪۷۳
	دکتری	۴	٪۲۷
سابقه کاری	۱۰ تا ۲۰ سال	۱۰	٪۶۷
	بالای ۲۰ سال	۵	٪۳۳

پس از ضبط و پیاده‌سازی دقیق مصاحبه‌ها، پژوهشگران فرآیند تحلیل مضمون را مطابق با دستورالعمل‌های معتبر در مطالعات کیفی (Lochmiller, 2021) آغاز کردند. این فرایند شامل بازخوانی‌های مکرر متن‌ها و تفکیک داده‌ها به واحدهای معنایی (معمولاً جملات یا

1 reachability matrix
2 member check
3 kendall's coefficient

پاراگراف‌های مرتبط با مفاهیم خاص) بوده که درمجموع ۷۵ کد اولیه استخراج گردید. این کدها پس از بررسی‌های مکرر و با استفاده از کدگذاری محوری در قالب ۱۵ مقوله سازمان‌دهنده و نهایتاً در ۵ مقوله فراگیر دسته‌بندی شدند. این مقوله‌های فراگیر نمایانگر ابعاد کلان تأثیرگذار بر موفقیت کاربرد هوش‌مصنوعی در منابع انسانی با رویکرد مثبت‌گرا بودند. برای تضمین اعتبار داده‌ها، تحلیل‌ها به‌صورت دو یا چند پژوهشگر مستقل انجام و پس از برگزاری جلسات هم‌اندیشی و تطبیق کدها، اجماع بر سر مضمون‌ها حاصل شد (Cristello Sarteau et al., 2024). همچنین با ارائه یافته‌ها به برخی از مصاحبه‌شوندگان صحت تفسیر داده‌ها مورد تأیید قرار گرفت. شاخص‌ها و ابعاد استخراج‌شده، به‌تفصیل در جدول ۲ ارائه شده است و نشان می‌دهد که عوامل مدیریتی، روان‌شناختی مثبت‌گرا و فناورانه به‌صورت ترکیبی در خلق ارزش هوش‌مصنوعی نقش دارند.

جدول ۲. شاخص‌های اثرگذار هوش‌مصنوعی در مدیریت منابع انسانی با رویکرد مثبت‌گرایی

مقوله‌های فراگیر	مقوله‌های سازمان‌دهنده	شماره مقوله سازمان‌دهنده	مضامین پایه
عوامل مدیریتی	راهبرد منابع انسانی	۱	نقشه شایستگی دیجیتال برای کارکنان سازمان | طراحی مشاغل آینده | برنامه جانشین‌پروری مبتنی بر هوش‌مصنوعی |هدف‌ها و نتایجِ کلیدی تجربه کارکنان | شاخص سلامت سرمایه انسانی
	حاکمیت داده و شفافیت	۲	کمیته اخلاق و حاکمیت داده | دستورالعمل شفاف‌سازی الگوریتمی | حق اعتراض و بازبینی کارکنان | گزارش دوره‌ایِ سوگیری الگوریتمی | ممیزی منظم مدل‌های هوش‌مصنوعی
	رهبری تحول دیجیتال	۳	مربیگری مثبت‌گرا |الگوی یادگیرنده | روایات آینده‌سازِ انگیزشی برای کارکنان | تفویض اختیار دیجیتال | جشن گرفتن موفقیت‌های کوچک

مقوله‌های فراگیر	مقوله‌های سازمان‌دهنده	شماره مقوله سازمان‌دهنده	مضامین پایه
عواملِ روان‌شناختی / مثبت‌گرا	سرمایه روان‌شناختی	۴	تمرین امیدمندی | طرح تقویت تاب‌آوری | چالش روزانه خوش‌بینی | کارگاه خودکارآمدی | روایت‌های انگیزشی برای کارکنان
	حمایت از خودمختاری	۵	انتخاب آزادِ مسیر شغلی | هدف‌گذاری شخصی | آزادی گزینش ابزار کار | زمان‌بندیِ انعطاف‌پذیر | اختیار متوقف‌سازی الگوریتم توسط کارکنان هنگام خروجی نادرست
	معنا و هدف	۶	نقشه‌ی اثر اجتماعی | روایت اثرگذاری بر مشتری | آیین هدف مشترک | هم راستاسازی ارزش‌های فرد و شغل | گفت‌وگوی ترسیم مقصد شغلی
	لذت و سرگرمی کار	۷	ایجادِ خُرده‌لحظه‌های شاد | بازی‌وارسازیِ وظایف | موسیقیِ محیطیِ سازگار | چالش هفتگیِ سرگرم‌کننده | باشگاه علایق مشترک خارج از محیط رسمی سازمان
عواملِ فناورانه	قابلیت‌های هوش‌مصنوعی در منابع انسانی	۸	غربالگری اخلاق‌محور رزومه‌ها | پیش‌بینی احتمال خروج کارکنان از سازمان | توصیه‌های مسیر رشد شغلی | شناسایی مهارت‌های پنهان | همتاسازی هوشمند تیم‌ها با پروژه‌های مرتبط
	تحلیل بلادرنگ	۹	نمایش آنی احساسات کارکنان برای نمایش شاخص شادی/استرس تیم روی یک پنل مدیریتی | هشدار انحرافِ عملکردی | پیش‌بینی نیازهای مهارتی | روند خلق نوآوری | نمایش مکانی/سازمانی ریسک‌ها (امنیت، ظرفیت، خروج نیرو) روی یک نقشه حرارتی
	عدالت الگوریتمی	۱۰	شاخص توازن گروه‌ها بین گروه‌های جنسیتی/قومیتی | فیلتر زدایش سوگیری برای کاهش تعصب پنهان | آزمون برابریِ نتایج | الگوریتم یادگیریِ منصفانه | گزارش توزیع خطا

مقوله‌های فراگیر	مقوله‌های سازمان‌دهنده	شماره مقوله سازمان‌دهنده	مضامین پایه
	تجربه کاربر	۱۱	رابط محاوره‌ای چت‌محور یا صوتی | طراحی دسترس‌پذیر برای همه (رعایت کنتراست رنگ، زیرنویس و ناوبری صفحه‌کلید) | حالت تیره چشم‌نواز با رنگ‌های سازگار و خوانا | گردش‌کار یک‌کلیکی | تنظیمات شخصی‌سازی حریم
عواملِ فرآیندی	یادگیری سازمانی	۱۲	درس‌آموخته‌های هفتگی | نشست بازتابِ پروژه برای مرور موفقیت‌ها و خطاها | کتابخانه ویدئوییِ دانش | مسیر یادگیریِ اختصاصی با توجه به نقش و شکاف مهارتی هر فرد | تحلیل شکاف مهارتی
	اشتراک‌گذاری دانش	۱۳	ویکی درون‌سازمانی | سامانه پیشنهاد ایده | بازارچه تجربه‌های برتر | کانال پرسش‌وپاسخ | سخنرانی‌های الهام‌بخشِ درون‌شرکتی (سبک تِد[1])
عواملِ منابع انسانی	نگهداشت استعداد	۱۴	تحلیل ریسکِ ترک کار | برنامه راهبری (منتورینگ) | چرخش شغلیِ افقی | مزایای منعطف | شاخص تعلقِ سازمانی
	مسیر پیشرفت شغلی	۱۵	نقشه پلکانیِ ترفیع | گواهی مهارتِ پلکانی | گفت‌وگوی توسعه شغلی | مربی‌گری هوش‌مصنوعی برای مسیر شغلی | پیشنهاد شغل از درون‌سازمان

مرحله دوم، مدل‌سازی ساختاری- تفسیری: به‌منظور تبیین روابط علی میان ۱۵ شاخص کلیدی استخراج‌شده و تعیین سطح اهمیت و جایگاه آن‌ها در ساختار کلی، مدل‌سازی ساختاری–تفسیری به کار گرفته شد (Ardeshiry et al., 2024). بر اساس داده‌های کیفی و نظرات خبرگان، ماتریس مقایسه زوجی ساختاری با استفاده از نمادهای V (متغیر i بر j تأثیر دارد)، A (متغیر j بر i تأثیر دارد)، X (رابطه دوسویه) و O (عدم وجود رابطه) تعیین شده است که در جدول ۳ نشان داده شده است.

1 TED

جدول ۳. ماتریس ساختار روابط درونی متغیرها

	۱	۲	۳	٤	٥	٦	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱٤	۱٥
۱	-	X	X	V	V	V	V	V	V	V	V	V	V	V	V
۲	X	-	X	V	V	V	V	V	V	V	V	V	V	V	V
۳	X	X	-	V	V	V	V	V	V	V	V	V	V	V	V
۴	A	A	A	-	X	X	X	A	A	A	V	V	V	V	V
۵	A	A	A	X	-	X	X	A	A	A	V	V	V	V	V
۶	A	A	A	X	X	-	X	A	A	A	V	V	V	V	V
۷	A	A	A	X	X	X	-	A	A	A	V	V	V	V	V
۸	A	A	A	V	V	V	V	-	X	X	V	V	V	V	V
۹	A	A	A	V	V	V	V	X	-	X	V	V	V	V	V
۱۰	A	A	A	V	V	V	V	X	X	-	V	V	V	V	V
۱۱	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	-	X	X	V	V
۱۲	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	X	-	X	V	V
۱۳	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	X	X	-	V	V
۱۴	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	-	X
۱۵	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	X	-

پس‌ازآن، این ماتریس به ماتریس دستیابی صفر و یک در جدول ۴ تبدیل گردید. در این مرحله با الگوریتم فلوید–وارشال، روابط غیرمستقیم میان متغیرها را نیز به ماتریس اضافه‌شده که مسیرهای پنهان تأثیرگذاری را آشکار می‌سازد (Alawamleh et al., 2023, Das, Kiron & Pramod, 2024).

جدول ٤. ماتریس دستیابی

	۱	۲	۳	٤	٥	٦	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱٤	۱٥
۱	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
۲	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
۳	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
۴	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1
۵	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1
۶	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1
۷	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1
۸	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
۹	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
۱۰	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
۱۱	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1
۱۲	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1
۱۳	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1
۱۴	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
۱۵	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1

در ماتریس حاصل از این محاسبه، مشاهده شد که سطرهای ۱ تا ۱۳ که نماینده شاخص‌های کلیدی مفهوم موردپژوهش هستند و به دلیل تراکم بالای روابط دوسویه و ارتباطات متقابل، به ماتریسی کاملاً متصل تبدیل شده‌اند. این امر نشان‌دهنده وجود شبکه‌ای پیچیده و درهم‌تنیده از تأثیرات متقابل در میان این متغیرهاست که مدیریت و سیاست‌گذاری در این حوزه‌ها نیازمند توجه هم‌زمان و هماهنگ به چندین شاخص به‌صورت هم‌زمان است. چنین ساختاری، انعکاس واقعی تعاملات پیچیده و اثرات دوطرفه

میان فناوری‌های هوشمند، سرمایه روان‌شناختی و سازوکارهای مدیریتی است که نمی‌توان آن‌ها را به‌صورت مستقل و مجزا تحلیل کرد. از منظر تحلیل مدل‌سازی ساختاری-تفسیری، این شاخص‌ها به‌عنوان متغیرهای میانجی یا راهبردی باقدرت نفوذ بالا شناخته می‌شوند که نقش تعیین‌کننده‌ای در شکل‌دهی به سطوح پایین‌تر سلسله‌مراتب ایفا می‌کنند. این ویژگی همچنین تأکید می‌کند که هرگونه مداخله در یکی از این متغیرها، به‌طور غیرمستقیم بر سایر شاخص‌ها نیز تأثیرگذار خواهد بود و درنتیجه رویکردهای سیستماتیک و جامع برای مدیریت این مؤلفه‌ها ضروری است ((Abbasi, Shirazi & Mohamadi, 2024). در گام بعدی برای طبقه‌بندی متغیرها در سطوح مختلف سلسله‌مراتبی، همان‌طور که در جدول ۵ نشان داده شده است، ابتدا دو مجموعه کلیدی برای هر شاخص تعیین می‌شود. مجموعه دستیابی[1]: شامل خود شاخص و تمامی شاخص‌هایی است که از طریق مسیرهای مستقیم یا غیرمستقیم تحت تأثیر آن قرار می‌گیرند. مجموعه پیشایندی[2]: مجموعه‌ای است از خود شاخص و تمامی شاخص‌هایی که تأثیرگذار بر آن شاخص هستند. پس از تعیین این دو مجموعه برای هر شاخص، مجموعه اشتراک[3] به‌عنوان اشتراک مجموعه‌های دستیابی و پیشایندی تعریف می‌شود.

جدول ۵. مجموعه‌های دستیابی، پیشایندی و اشتراک شاخص‌ها برای تعیین سطوح

شاخص	مجموعه دستیابی	مجموعه پیشایندی	اشتراک
۱	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15	1, 2, 3	1, 2, 3
۲	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15	1, 2, 3	1, 2, 3
۳	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15	1, 2, 3	1, 2, 3
۴	4, 5, 6, 7, 11, 12, 13, 14, 15	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10	4, 5, 6, 7

1 reachability set
2 antecedent set
3 intersection set

شاخص	مجموعه دستیابی	مجموعه پیشایندی	اشتراک
۵	4, 5, 6, 7, 11, 12, 13, 14, 15	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10	4, 5, 6, 7
۶	4, 5, 6, 7, 11, 12, 13, 14, 15	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10	4, 5, 6, 7
۷	4, 5, 6, 7, 11, 12, 13, 14, 15	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10	4, 5, 6, 7
۸	4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15	1, 2, 3, 8, 9, 10	8, 9, 10
۹	4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15	1, 2, 3, 8, 9, 10	8, 9, 10
۱۰	4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15	1, 2, 3, 8, 9, 10	8, 9, 10
۱۱	11, 12, 13, 14, 15	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13	11, 12, 13
۱۲	11, 12, 13, 14, 15	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13	11, 12, 13
۱۳	11, 12, 13, 14, 15	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13	11, 12, 13
۱۴	14, 15	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15	14, 15
۱۵	14, 15	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15	14, 15

شاخص‌هایی که مجموعه دستیابی و پیشایندی‌شان کاملاً منطبق باشد (یعنی مجموعه اشتراک برابر با هر دو مجموعه دستیابی و پیشایندی باشد)، در بالاترین سطح سلسله‌مراتب قرار می‌گیرند؛ زیرا این شاخص‌ها نمی‌توانند تأثیرگذار بر شاخص‌های دیگری باشند که خود تحت تأثیر آن‌ها قرار نگرفته باشند (Weber, 2021). این شاخص‌ها در هر مرحله شناسایی‌شده و پس از اختصاص به سطح موردنظر، از مجموعه کل حذف می‌شوند و فرآیند تعیین سطوح برای شاخص‌های باقی‌مانده تکرار می‌شود تا همه متغیرها در سطوح سلسله‌مراتبی جایگاه یابند. خروجی این تعیین سطح در جدول ۶ نشان داده شده است.

جدول ٦. تعیین سطح شاخص‌های مدل‌سازی ساختاری- تفسیری

شماره سطح	شاخص‌های هر سطح	کارکرد اصلی
سطح ۱– پیشران‌های راهبردی (پایه هرم)	راهبرد منابع انسانی، حاکمیت داده و شفافیت، رهبری تحول دیجیتال	زیرساخت سیاست‌گذاری و جهت‌گیری کلان سازمان
سطح ۲– محرک‌های فناورانه	قابلیت‌های هوش‌مصنوعی در منابع انسانی، تحلیل بلادرنگ، عدالت الگوریتمی	فراهم‌کردن سازوکار تکنیکی برای اجرای راهبردها
سطح ۳– محرک‌های روان‌شناختی	سرمایه روان‌شناختی، حمایت از خودمختاری، معنا و هدف، لذت و سرگرمی کار	ارتقای انگیزش و درگیری عاطفی کارکنان
سطح ۴– فرایندهای یادگیری و تجربه	تجربه کاربر، یادگیری سازمانی، اشتراک‌گذاری دانش	نهادینه‌سازی دانش و بهبود مستمر شیوه‌های کار
سطح ۵– پیامدهای نهایی (رأس هرم)	نگهداشت استعداد، مسیر پیشرفت شغلی	خروجی قابل‌مشاهده برای سازمان و کارکنان

به‌این‌ترتیب، چارچوب پنج‌لایه‌ی حاضر بیان می‌کند که تحقق پایدار مسیرهای پیشرفت شغلی (لایه ۵) مستلزم حرکت پله‌به‌پله از تقویت پیشران‌های راهبردی (لایه ۱)، استقرار مؤلفه‌های فناورانه (لایه ۲)، ارتقای شاخص‌های روان‌شناختی (لایه ۳) و نهادینه‌سازی یادگیری سازمانی (لایه ۴) است. شکل ۱ نمودار سلسله‌مراتبی پنج‌لایه را نشان می‌دهد که با استفاده از تحلیل جدول ۳ تا ۶ استخراج شده است. در این شکل، هر مستطیل نمایانگر متغیرهایی است که در فرآیند سطح‌بندی با قدرت نفوذ و وابستگی یکسان، در یک لایه جای گرفته‌اند. پیکان‌ها صرفاً روابط یک‌طرفه بین لایه‌های متوالی را نشان می‌دهند تا جریان تأثیرگذاری از لایه‌های پایین‌تر به بالا را به وضوح برجسته سازند. روابط دوسویه یا درون‌سطحی که در ماتریس روابط ساختاری با نماد X ثبت‌شده بود، برای افزایش خوانایی در نمودار حذف شده‌اند؛ زیرا این روابط به هم‌سطح شدن متغیرها در همان لایه منجر شده‌اند.

جای‌گیری پیشران‌های راهبردی در سطح پایه‌ای مدل ساختاری-تفسیری، بیانگر نقش زیربنایی و تأثیرگذار آن‌ها در فعال‌سازی سایر مؤلفه‌هاست. این امر با منطق روش

مدل‌سازی معادلات ساختاری هم‌راستا است، چراکه این روش، عوامل با بیشترین نفوذ و کمترین وابستگی را در سطوح پایین قرار می‌دهد (Warfield, 1974؛ Sushil, 2012). مؤلفه‌هایی مانند «رهبری تحول»، «راهبرد منابع انسانی» و «حاکمیت داده» در تحلیل این پژوهش، به‌عنوان پیش‌شرط‌هایی برای شکل‌گیری اعتماد فناورانه و انگیزش روان‌شناختی شناسایی شدند. یافته حاضر با نتایج پژوهش‌هایی نظیر وارفیلد[1] (۲۰۱۰)، بولینسکا-استانگرکا و باگینسکا[2] (۲۰۱۹)، میر و همکاران (۲۰۲۰) و مهدی‌خوانی و یزدانی (۲۰۲۰) و هم‌خوانی دارد که در آن‌ها نیز عوامل راهبردی در پایین‌ترین سطح مدل‌های سلسله‌مراتبی منابع انسانی دیجیتال قرار گرفته‌اند.

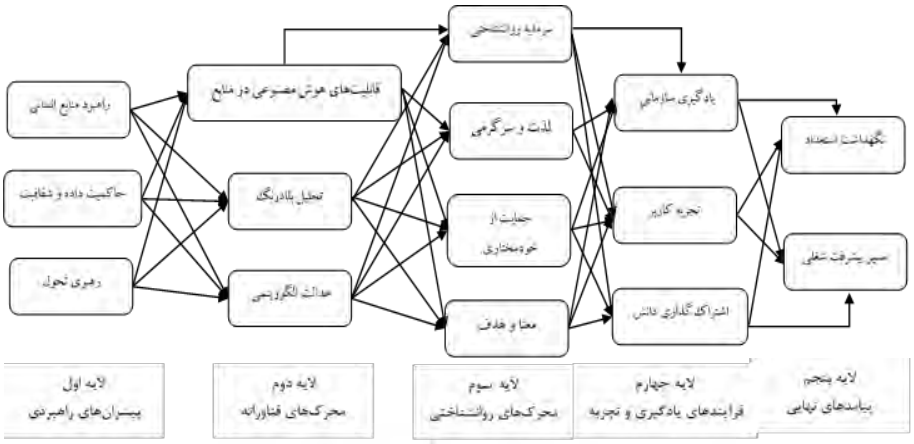
بحث و نتیجه‌گیری

یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که گذار از صرف به‌کارگیری فناوری‌های هوش‌مصنوعی به دستیابی به شکوفایی سرمایه انسانی، فرایندی تدریجی، وابسته و سلسله‌مراتبی است؛ به‌طوری‌که شکل‌گیری مؤثر هر سطح، درگرو استقرار کامل مؤلفه‌های سطح زیرین آن است. این ساختار لایه‌ای بیانگر آن است که اختلال یا ضعف در هر لایه می‌تواند اثر مضاعفی بر لایه‌های فوقانی داشته باشد و درنهایت، اثربخشی کل سیستم را تضعیف نماید.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

1 Warfield
2 Bulińska-Stangrecka & Bagieńska

شکل ۱. چارچوب ساختاری- تفسیری مفهوم موردپژوهش (طراحی‌شده توسط مؤلفین پژوهش)



در لایه نخست، سه پیشران راهبردی شامل «راهبرد منابع انسانی همسو با هوش‌مصنوعی»، «حاکمیت داده و شفافیت» و «رهبری تحول دیجیتال» نقش زیرساختی ایفا می‌کنند. جای‌گیری این مؤلفه‌ها در پایین‌ترین سطح مدل، نشان‌دهنده نقش بنیادین سیاست‌گذاری کلان و رهبری سازمانی در موفقیت هرگونه تحول فناورانه است. این یافته با مطالعاتی نظیر گزارش مک‌کینزی (۲۰۲۴) و شاخص بلوغ دیجیتال دانشگاه استنفورد (۲۰۲۵) هم‌راستا است که نشان داده‌اند بدون تعهد راهبردی و حاکمیت داده مؤثر، حتی پیشرفته‌ترین ابزارهای هوش‌مصنوعی نیز نمی‌توانند به نتایج پایدار منتهی شوند.

در لایه دوم، توانمندسازهای فناورانه شامل «قابلیت‌های هوش‌مصنوعی در منابع انسانی»، «تحلیل بلادرنگ» و «عدالت الگوریتمی» قرار گرفته‌اند. نکته کلیدی در این سطح، هم‌عرض قرار گرفتن عدالت در کنار عوامل فنی است. این ترکیب حاکی از آن است که بهره‌وری فناورانه تنها زمانی تحقق می‌یابد که مشروعیت ادراکی کارکنان حفظ شود. یافته‌های ما با هشدارهای وارما و همکاران (۲۰۲۳) درباره هزینه‌های تبعیض ادراک‌شده و همچنین با استانداردهای آی‌ای‌ای ۷۰۱۰ در حوزه بهزیستی فناورانه هم‌خوان است. تعامل متقابل این سه مؤلفه، حلقه‌ای حیاتی در زنجیره تأثیرگذاری فناوری بر عوامل انسانی محسوب می‌شود.

لایه سوم بر چهار سازه روان‌شناختی سرمایه روان‌شناختی، حمایت از خودمختاری، معنا و لذت کار متمرکز است. این سازه‌ها درواقع پاسخ روانی کارکنان به محیطی هستند که از طریق هوش‌مصنوعی بازطراحی شده است. بررسی‌های اخیر مانند صادقی (۲۰۲۴) نیز نشان داده‌اند که حمایت از خودمختاری می‌تواند استرس فناورانه را کاهش داده و پذیرش فناوری را تسهیل کند.

لایه چهارم شامل فرایندهای دانشی مانند «تجربه کاربر داخلی»، «یادگیری سازمانی» و «اشتراک‌گذاری دانش» است. این لایه حلقه اتصال سازه‌های روان‌شناختی با پیامدهای کلان سازمانی به‌شمار می‌رود. این لایه اهمیت انتقال دانش، یادگیری مستمر و ارتقاء رضایت شغلی را در تحقق نتایج سازمانی روشن می‌سازد. شواهد میدانی مانند دلامینی (۲۰۲۳) نشان می‌دهد که سرمایه‌گذاری در یادگیری بلادرنگ و ایجاد کانال‌های اشتراک دانش، می‌تواند به‌طور معناداری بهره‌وری کارکنان را ارتقا دهد.

در لایه نهایی، پیامدهای بلندمدت مانند «نگهداشت استعداد» و «مسیر پیشرفت شغلی» تنها زمانی پایدار می‌شوند که چهار لایه زیرین با انسجام و پشتیبانی متقابل عمل کنند. این یافته با گزارش دیلویت (۲۰۲۵) که بر لزوم آموزش مستمر برای جلوگیری از فرسایش شایستگی کارکنان در عصر هوش‌مصنوعی تأکید دارد، هم‌راستا است.

برای درک بهتر جایگاه چارچوب پیشنهادی، لازم است آن را در پرتو ادبیات موجود بررسی کنیم. مرور انتقادی بر مطالعات پیشین نشان می‌دهد که علی‌رغم رشد چشم‌گیر ادبیات پیرامون هوش‌مصنوعی در منابع انسانی، اغلب آن‌ها به‌صورت تک‌بعدی به یکی از ابعاد فنی، روان‌شناختی یا اخلاقی پرداخته‌اند. به‌طور مثال، مطالعه جفری و همکاران (۲۰۲۴) با تمرکز بر استفاده از الگوریتم‌ها در فرایند جذب، تنها به بهبود دقت تصمیم‌گیری اشاره‌کرده و از تأثیر این فرایند بر انگیزش، احساس عدالت یا ادراک شغلی کارکنان غفلت کرده است. همچنین، پژوهش یوپال، آواستی، اسریواستارا[1] (۲۰۲۴) که به پیش‌بینی عملکرد شغلی با استفاده از یادگیری ماشین پرداخته، فاقد هرگونه سازوکار ارزیابی

1 Uppal, Awasthi, & Srivastava

بازخورد انسانی یا مشارکت کارکنان در بهبود الگوریتم‌ها بوده و تنها به خروجی فنی بسنده کرده است. در حوزه اخلاقی نیز، مطالعه جدید مارجانویک، سِسز-کِسمانویک و ویدگن[1] (۲۰۲۲) عدالت الگوریتمی را در قالب اصول نظری تحلیل کرده، اما فاقد مدل اجرایی یا شاخص‌های ارزیابی در محیط واقعی سازمانی بوده است. از سوی دیگر، پژوهش کیم، فردولینو و گرین‌هاو[2] (۲۰۲۳) که به ابعاد روان‌شناختی دیجیتال پرداخته، تمرکز خود را صرفاً بر اضطراب فناورانه گذاشته و از هم‌افزایی آن با ابعاد سازمانی و اخلاقی غفلت کرده است. در مطالعات داخلی نیز، پژوهش احمدی (۱۴۰۲) با تأکید بر ادراک کارکنان نسبت به شفافیت هوش‌مصنوعی، تصویری توصیفی از چالش‌ها ارائه می‌دهد اما به تحلیل علّی بین متغیرهای زمینه‌ای و پیامدهای رفتاری نمی‌پردازد. همچنین مطالعه بیدختی و همکاران (۱۴۰۱) علی‌رغم بررسی تطبیقی پیامدهای هوش‌مصنوعی، چارچوبی منسجم برای هدایت تحول سازمانی ارائه نکرده است. در مقابل، پژوهش حاضر با رویکرد تلفیقی خود، سه تمایز کلیدی دارد: نخست، یکپارچگی نظری و روشی: این مدل، نه‌تنها مؤلفه‌های فناورانه، روان‌شناختی و اخلاقی را به‌صورت ساختاری تلفیق می‌کند، بلکه از روش‌شناسی آمیخته برای تعمیق درک کیفی و اولویت‌بندی عملیاتی بهره می‌گیرد. دوم، رویکرد سلسله‌مراتبی علّی: به‌جای ارائه لیستی از عوامل، روابط پیش‌نیازی میان لایه‌ها استخراج‌شده که امکان طراحی مداخلات مرحله‌به‌مرحله را برای سازمان‌ها فراهم می‌سازد. سوم، کاربردپذیری بومی‌سازی‌شده: شاخص‌ها و سازه‌ها نه از مدل‌های وارداتی، بلکه با مشارکت فعال خبرگان بومی طراحی شده‌اند تا بافت فرهنگی و سازمانی ایران را در نظر بگیرند. این وجوه تمایز، پژوهش حاضر را از سطح توصیف صرف فراتر برده و آن را به مدلی عملیاتی و راهبردی در حوزه تحول دیجیتال منابع انسانی تبدیل کرده‌اند. از منظر کارکردی نیز، چارچوب ارائه‌شده نشان می‌دهد که قابلیت‌های فناورانه هوش‌مصنوعی تنها زمانی به شکوفایی انسانی منجر می‌شوند که با سازوکارهای روان‌شناختی و سازمانی تلفیق شوند. برای مثال، الگوریتم‌های تحلیل بلادرنگ اگر در بستر

1 Marjanovic, Cecez-Kecmanovic, & Vidgen
2 Kim, Freddolino, & Greenhow

حمایت از خودمختاری، شفافیت و عدالت اجرا شوند، می‌توانند نه‌تنها بهره‌وری را افزایش دهند بلکه احساس معنا، رشد فردی و تعلق سازمانی را نیز ارتقاء دهند. این پیوند در محیط‌های سازمانی با سطوح بلوغ دیجیتال متفاوت نیز قابلیت انطباق دارد؛ به‌گونه‌ای که در سازمان‌های پیشرفته، تأکید بر عدالت الگوریتمی و یادگیری مستمر می‌تواند نوآوری شغلی را تحریک کند، درحالی‌که در سازمان‌های در حال گذار، فراهم‌سازی زیرساخت‌های حاکمیتی و فرهنگی شرط اول محسوب می‌شود؛ بنابراین، تعامل میان فناوری و شکوفایی یک سازوکار ایستا نیست، بلکه وابسته به سطح آمادگی سازمان، فرهنگ حاکم و سبک رهبری است؛ و چارچوب پیشنهادی می‌تواند با تنظیم متناسب اجزای خود، در این محیط‌های متنوع عملیاتی شود.

پیشنهادهای کاربردی

۱- تخصیص بودجه مستقل برای ممیزی ادواری سوگیری‌های الگوریتمی: هیئت‌مدیره سازمان‌ها باید بودجه مستقلی را برای ممیزی دوره‌ای سوگیری‌های الگوریتمی تخصیص دهند و منشور حاکمیت داده را تصویب کنند. این اقدام به جلوگیری از اثرات منفی سوگیری‌ها و تضمین عدالت ادراکی کمک می‌کند.

۲- ایجاد کمیته راهبری عدالت فناوری: پیشنهاد می‌شود سازمان‌ها کمیته‌ای متشکل از نمایندگان فنی، منابع انسانی و کاربران نهایی ایجاد کنند تا به‌صورت دوره‌ای عملکرد الگوریتم‌ها را ممیزی و اصلاح کنند. این کمیته می‌تواند نقش مهمی در حفظ عدالت الگوریتمی و بهبود عملکرد سیستم‌ها ایفا کند.

۳- استقرار قهرمانان هوش‌مصنوعی در واحدهای کاری: سازمان‌ها باید «قهرمانان هوش‌مصنوعی» را در هر واحد کاری منصوب کنند تا پیوندی میان دانش فنی و برنامه‌های غنی‌سازی شغلی ایجاد شود. این افراد با کمک به تقویت سازه‌های روان‌شناختی مثبت و تسهیل پیاده‌سازی فناوری، می‌توانند مقاومت کارکنان را در برابر تغییرات فناورانه کاهش دهند.

۴- استفاده از شاخص‌های بهزیستی فناورانه استاندارد: استفاده مستمر از شاخص‌های

بهزیستی فناورانه استاندارد مانند آی‌ای‌ای ۷۰۱۰ برای پایش تعادل میان بهره‌وری و شکوفایی انسانی توصیه می‌شود. این شاخص‌ها به‌عنوان ابزارهای عملیاتی می‌توانند به‌طور مؤثری به بررسی تأثیر فناوری بر رفاه کارکنان کمک کنند.

۵- آینده‌نگری و توسعه فناوری‌های مولد: با توجه به رشد فناوری‌های مولد مانند جی‌پی‌تی و سیستم‌های تصمیم‌یار خودآموز، مدیریت منابع انسانی باید به سمت شخصی‌سازی تجربیات کارکنان، خودکارسازی تصمیم‌های استراتژیک و پیش‌بینی نیازهای شغلی حرکت کند.

محدودیت‌ها

۱- تمرکز بر سازمان‌های بزرگ و متوسط: نمونه پژوهش عمدتاً بر سازمان‌های بزرگ و متوسط متمرکز بود و امکان تعمیم‌یافته‌ها به سازمان‌های کوچک‌تر یا صنایع خاص نیازمند پژوهش بیشتر است.

۲- استفاده از داده‌های ادراکی: داده‌های جمع‌آوری‌شده عمدتاً از منابع ادراکی بوده که احتمال بروز اریبی پاسخ‌دهی را افزایش می‌دهد. استفاده از داده‌های عینی و روش‌های ترکیبی در مطالعات آتی توصیه می‌شود.

۳- محدودیت‌های جغرافیایی و فرهنگی: پژوهش حاضر در یک محدوده فرهنگی و جغرافیایی خاص انجام شده است که محدودیت‌هایی در تعمیم جهانی ایجاد می‌کند. مطالعات مقایسه‌ای بین کشورها با سطوح مختلف بلوغ دیجیتال می‌تواند به تعمیق فهم این حوزه کمک کند.

۴- عدم بررسی نقش متغیرهای تعدیلی: این پژوهش نقش متغیرهای تعدیلی مانند فرهنگ‌سازمانی، نوع فناوری هوش‌مصنوعی و ویژگی‌های جمعیت‌شناختی کارکنان را بررسی نکرده است. پژوهش‌های آتی می‌توانند این ابعاد را در نظر بگیرند.

۵- نیاز به رویکردهای طولی: به دلیل تحولات سریع فناوری و تغییرات محیط کاری، مطالعات آینده باید از رویکردهای طولی برای بررسی اثرات بلندمدت هوش‌مصنوعی بر سرمایه انسانی استفاده کنند. این پژوهش‌ها می‌توانند به طراحی سیاست‌ها و راهکارهای

پایدارتری منجر شوند.

سپاسگزاری

از تمام خبرگان و صاحب‌نظران که در پژوهش حاضر کمک کرده‌اند، کمال تشکر و امتنان را داریم.

تعارض منافع

تعارض منافعی در خصوص این مقاله وجود ندارد.

ORCID

MinaSadat Mousavi **https://orcid.org/0000-0001-5079-2286**
AbbasAli Rastgtar **https://orcid.org/0000-0001-6834-7682**
Mohsen Shafiei Nikabadi **https://orcid.org/0000-0002-9744-960X**

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

منابع

۱. احمدی، س. (۱۴۰۲). تحلیل ادراک کارکنان از سامانه‌های هوش‌مصنوعی در مدیریت منابع انسانی. *فصلنامه مدیریت منابع انسانی نوین*، ۱۵ (۲)، ۳۵–۵۸.

۲. بیدختی، م.، رضوانی، ر. و قنواتی، س. (۱۴۰۱). بررسی تطبیقی پیامدهای استقرار هوش‌مصنوعی در عملکرد منابع انسانی. *پژوهش‌های نوین در مدیریت*، ۲۱ (۴)، ۸۹–۱۰۸.

۳. صادقی، م. (۱۴۰۳). نقش حمایت از خودمختاری در کاهش استرس فناورانه و پذیرش فناوری‌های نوین. *مجله روانشناسی کاربردی*، ۱۸ (۱)، ۲۵–۴۷.

References

1. Abbasi, A., Shirazi, B., & Mohamadi, S. (2024). A multilevel model for organizational productivity management: an interpretive structural modeling approach. International *Journal of Productivity and Performance Management*, 73(10), 3363-3387.
2. Ahmad, N. R., Naseer, A., Chishti, M. A., & Gul, H. (2025). Psychological impacts of AI dependence: Assessing the cognitive and emotional costs of intelligent systems in daily life. *Review of Applied Management and Social Sciences*, 8(2), 45–62.
3. Ahmad, R., Saleem, S., & Hussain, S. (2025). Ethical and Legal Challenges of Artificial Intelligence: Implications for Human Right. *Journal of Law, Society and Policy Review*, 2(01), 10-25.
4. Ahmadi, S. (2023). Analysis of employee perceptions of artificial intelligence systems in human resource management. Journal of Modern Human Resource Management, 15(2), 35–58.
5. Akinrinola, O., Okoye, C. C., Ofodile, O. C., & Ugochukwu, C. E. (2024). Navigating and reviewing ethical dilemmas in AI development: Strategies for transparency, fairness, and accountability. *GSC Advanced Research and Reviews*, 18(3), 050-058.
6. Alawamleh, M., Al-Twal, A., Lahlouh, L., & Jame, R. O. (2023). Interpretive structural modelling of organizational innovation factors: An emerging market perspective. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 9(2), 100067.
7. Al-Faouri, E. H., Abu Huson, Y., Aljawarneh, N. M., & Alqmool, T. J. (2024). The role of smart human resource management in the relationship between technology application and innovation performance. *Sustainability*, 16(11), 4747.

8. Almeida, F., Junça Silva, A., Lopes, S. L., & Braz, I. (2025). Understanding recruiters' acceptance of artificial intelligence: Insights from the Technology Acceptance Model. *Applied Sciences*, 15(2), 746.
9. Ardeshiry, H., Kamali, E., Rostami, A., & Safari Gerayli, M. (2024). Designing a model of smart financial monitoring in public sector accounting: Using the interpretive structural modeling (ISM). *International Journal of Nonlinear Analysis and Applications*, 15(7), 17-28.
10. Arslan, A., Cooper, C., Khan, Z., Golgeci, I., & Ali, I. (2022). Artificial intelligence and human workers interaction at team level: a conceptual assessment of the challenges and potential HRM strategies. *International Journal of Manpower*, 43(1), 75-88.
11. Audretsch, D. B., & Kariv, D. (2025). Emotional resources and knowledge management: a gender perspective on human-centric innovation amidst crises. *Journal of Knowledge Management*.
12. Bahari Sejahrood, M. A., Khozain, A., Gorganli Doji, J., & Naderian, A. (2023). Provide a model of auditors' professional ethics behaviour with emphasis on ethical climate using interpretive structural modelling from the professional experts' perspective. *International Journal of Nonlinear Analysis and Applications*, 14(1), 1509-1523.
13. Bidokhti, M., Rezvani, R., & Ghavani, S. (2022). A comparative study of the outcomes of artificial intelligence implementation in human resource performance. New Research in Management, 21(4), 89–108.
14. Brynjolfsson, E., & Mitchell, T. (2024, November 22). Artificial intelligence and the future of work [Report]. *Stanford Digital Economy Lab*. https://digitaleconomy.stanford.edu/news/qa-ai-and-the-future-of-work-with-erik-brynjolfsson-and-tom-mitchell/
15. Budhwar, P., Malik, A., De Silva, M. T., & Thevisuthan, P. (2022). Artificial intelligence–challenges and opportunities for international HRM: a review and research agenda. *The InTernaTIonal Journal of human resource managemenT*, 33(6), 1065-1097.
16. Bulińska-Stangrecka, ,,, & Bagieńska, .. 2211)). RR practices for supporting interpersonal trust and its consequences for team collaboration and innovation. Sustainability, 11(16), 4423.
17. ,B,, ,, .. J. 2222)). The Westminster Parliament's impact on KK AI strategy. *Missing Links in AI Governance*, 191.
18. Chaffin, T. D., Luthans, B. C., & Luthans, K. W. (2023). Integrity, positive psychological capital and academic performance. *Journal of Management Development*, 42(2), 93-105.

19. Cristello Sarteau, ,,, Muthukkumar, ,,, Smith, ,,, BusbyWWitehead, ,,, Lich, K. H., Pratley, R. E., ... & Kahkoska, A. R. (2024). Supporting the 'lived expertise'of older adults with type 1 diabetes: an applied focus group analysis to characterize barriers, facilitators, and strategies for self management in a growing and understudied population. *Diabetic Medicine*, 41(1), e15156.
20. Das, S. S., Kiron, K. K. R., & Pramod, V. R. (2024). Interpretive Structural Modeling (ISM): A literature review.
21. Deloitte. (2025). Deloitte Global Gen Z and Millennial Survey 2025.
22. Dlamini, S. (2023). Artificial Intelligence in Human Resource Management: Advanced Computing Systems for Talent Analytics and Decision Making. *Journal of Advanced Computing Systems*, 3(12), 10-17.
23. Edwards, M. R., Zubielevitch, E., Okimoto, T., Parker, S., & Anseel, F. (2024). Managerial control or feedback provision: How perceptions of algorithmic HR systems shape employee motivation, behavior, and well beig *Human Resource Management*, 63(4), 691-710.
24. Farinha, J., & Pina, M. D. F. A. (2025). The Impact of Positive Leadership on Employee Engagement, Productivity, and Talent Retention in the Era of Artificial Intelligence. *In Approaching Employee Experience Management With Data Science* (pp. 197-222). IGI Global Scientific Publishing.
25. Frederick, C., & Ryan, R. M. (2023). The Energy behind Human 10 Flourishing: Theory and. *The Oxford handbook of self-determination theory*, 215.
26. Ghany, P. D. M. A. (2022). Explaining the effect of Organizational Justice on Job Satisfaction and Work Performance. *International Journal of Social Science and Human Research*, 5(12), 5758-5809.
27. Ghasemaghaei, M., & Kordzadeh, N. (2024). Understanding how algorithmic injustice leads to making discriminatory decisions: An obedience to authority perspective. *Information & Management*, 61(2), 103921.
28. Hakami, E., & Hernandez-Leo, D. (2021, April). Investigating the Well-being Impacts of Educational Technologies Supported by Learning Analytics: An application of the initial phase of IEEE P7010 recommended practice to a set of cases. *In LAK21: 11th international learning analytics and knowledge conference* (pp. 269-279).
29. Hassan, Z. Y. (2025). AI-Driven Horizons: Shaping the Future of Global Quality Assurance in Higher Education. *AI and Ethics, Academic*

Integrity and the Future of Quality Assurance in Higher Education, 105.

30. Hennink, M., & Kaiser, B. N. (2022). Sample sizes for saturation in qualitative research: A systematic review of empirical tests. *Social science & medicine*, 292, 114523.
31. Hew, K. F., Huang, W., Du, J., & Jia, C. (2023). Using chatbots to support student goal setting and social presence in fully online activities: Learner engagement and perceptions. *Journal of Computing in Higher Education*, 35(1), 40-68.
32. Howard, R., Restrepo, L., & Chang, C. Y. (2017). Addressing individual perceptions: An application of the unified theory of acceptance and use of technology to building information modelling. *International Journal of Project Management*, 35(2), 107-120.
33. Jafri, S., Upreti, S., Saiyad, F. B. J., Madhukar, K. S., Chaturvedi, V. M., & Divakaran, P. (2024, March). Effectiveness of artificial intelligence for enhancing decision-making process of recruitment in HRM process. *In 2024 IEEE International Conference on Contemporary Computing and Communications (InC4)* (Vol. 1, pp. 1-6). IEEE.
34. Kellerman, G. R., & Seligman, M. E. (2023). Tomorrowmind: Thriving at work with resilience, creativity, and connection—now and in an uncertain future. *Simon and Schuster*.
35. Kim, .. ,,, Freddolino, .. ,,, & Greenhow, .. 2222)). Older adults' technology anxiety as a barrier to digital inclusion: a scoping review. *Educational Gerontology*, 49(12), 1021-1038.
36. Mahdikhani, M., & Yazdani, B. (2020). Transformational leadership and service quality in e-commerce businesses: The role of trust and team performance. *International Journal of Law and Management*, 62(1), 23-46.
37. Marjanovic, O., Cecez-Kecmanovic, D., & Vidgen, R. (2022). Theorising algorithmic justice. *European Journal of Information Systems*, 31(3), 269-287.
38. McKinsey & Company. (2025, March). The state of AI: Global survey.
39. Mir, U. B., Sharma, S., Kar, A. K., & Gupta, M. P. (2020). Critical success factors for integrating artificial intelligence and robotics. *Digital Policy, Regulation and Governance*, 22(4), 307-331.
40. Nakao, Y., Strappelli, L., Stumpf, S., Naseer, A., Regoli, D., & Gamba, G. D. (2023). Towards responsible AI: A design space exploration of human-centered artificial intelligence user interfaces to investigate fairness. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 39(9), 1762-1788.

41. Naz, N., Gulab, F., & Aslam, M. (2022). Development of qualitative semi-structured interview guide for case study research.
42. Paroli, P. (2025). Exploring the Role of Psychology in Strategic Human Resource Management: A Qualitative Perspective with Literature Review. *Golden Ratio of Human Resource Management*, 5(1), 71-82.
43. Pilotti, L. (2024). The Emergent Smart Organisation with Emotional Potentials as Source of Creativity and Collaborative Intelligence in Responsible Companies: Well-being, Participation, Resilience and Spirituality over Competences for Possible Happiness. *In Place Based Approaches to Sustainability Volume II: Business, Economic, and Social Models* (pp. 229-247). *Cham: Springer Nature Switzerland*.
44. Pooja, L., & Sareen, P. J. (2025). Optimizing Workplace Happiness: Integrating Artificial Intelligence for Employee Well-Being. *In AI for Large Scale Communication Networks* (pp. 241-264). IGI Global.

References [in Persian]

1. Rodgers, W., Murray, J. M., Stefanidis, A., Degbey, W. Y., & Tarba, S. Y. (2023). An artificial intelligence algorithmic approach to ethical decision-making in human resource management processes. *Human resource management review*, 33(1), 100925.
2. Sadeghi, M. (2024). The role of autonomy support in reducing technological stress and adopting new technologies. *Journal of Applied Psychology*, 18(1), 25–47.
3. Sadeghi, S. (2024). Employee Well-being in the Age of AI: Perceptions, Concerns, Behaviors, and Outcomes. *arXiv preprint arXiv*:2412.04796.
4. Schiff, D., Ayesh, A., Musikanski, L., & Havens, J. C. (2020, October). IEEE 7010: A new standard for assessing the well-being implications of artificial intelligence. *In 2020 IEEE international conference on systems, man, and cybernetics (SMC)* (pp. 2746-2753). Ieee.
5. Segkouli, S., Giakoumis, D., Votis, K., Triantafyllidis, A., Paliokas, I., & Tzovaras, D. (2023). Smart Workplaces for older adults: Coping ‘ethically’with technology pervasiveness. *Universal Access in the Information Society*, 22(1), 37-49.
6. Smith, A., van Wagoner, H. P., Keplinger, K., & Celebi, C. (2025). Navigating AI Convergence in Human–Artificial Intelligence Teams: A Signaling Theory Approach. *Journal of Organizational Behavior*.
7. Spitko, E. G. (2024). Workplace AI and Human Flourishing. *Conn. L. Rev.*, 57, 231.

8. ătănescu, .. ,,, Frunzaruz ,,, & Stefanita, .. 2222)). Self-regulated learning, self-efficacy and life-long learning: the mediating role of future orientation. *Kybernetes*.
9. Tandon, A., Dhir, A., Malik, A., Budhwar, P., & Kaur, P. (2025). Exploring the duality of perceptions: Insights into uncertainties, aversion and appreciation towards algorithmic HRM. *Human Resource Management*, 64(2), 583-616.
10. Thakur, R. A., Talukdar, M., Iyer, S., Liu, L. C., Chen, C. L., & Singh, A. (2025). AI and Employee Well-Being: Assessing the Ethical Implications of AI-Driven Human Resource Practices in Indian Universities. *Journal of Ecohumanism*, 4(1), 2338-2351.
11. Uppal, A., Awasthi, Y., & Srivastava, A. (2024). Machine learningbased approaches for enhancing human resource management using automated employee performance prediction systems. *International Journal of Organizational Analysis*.
12. Vargas, G. B., Gomes, J. D. O., & Vargas Vallejos, R. (2024). A framework for the prioritization of industry 4.0 and lean manufacturing technologies based on network theory. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 35(1), 95-118.
13. Varma, A., Dawkins, C., & Chaudhuri, K. (2023). Artificial intelligence and people management: A critical assessment through the ethical lens. *Human Resource Management Review*, 33(1), 100923.
14. Varma, A., Dawkins, C., & Chaudhuri, K. (2023). Artificial intelligence and people management: A critical assessment through the ethical lens. *Human Resource Management Review*, *33*(1), 100923.
15. Vrontis, D., Christofi, M., Pereira, V., Tarba, S., Makrides, A., & Trichina, E. (2023). Artificial intelligence, robotics, advanced technologies and human resource management: a systematic review. *Artificial intelligence and international HRM*, 172-201.
16. Warfield, J. N. (2010). Developing subsystem matrices in structural modeling. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, (1), 74-80.

17.Weber, R. (2021). Constructs and Indicators: An Ontological Analysis. *MIS Quarterly*, 45(4).

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

استناد به این مقاله: موسوی، میناسادات.، رستگار، عباسعلی.، شفیعی نیک‌آبادی، محسن. (۱۴۰۴). هوش‌مصنوعی در مدیریت منابع انسانی با رویکرد مثبت‌گرا: چارچوبی برای شکوفایی کارکنان، *مطالعات مدیریت کسب وکار هوشمند*، ۱۴(۵۴)، ۱۷۵-۲۱۶. DOI: 10.22054/ims.2025.86244.2626

Journal of Business Intelligence Management Studies is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License..