

人工智能大模型在企业绩效管理中的应用机理与发展趋势

任美潼

南京邮电大学管理学院, 江苏 南京

收稿日期: 2025年9月29日; 录用日期: 2025年10月14日; 发布日期: 2025年11月13日

摘要

在数字化与智能化浪潮下, 人工智能大模型在企业绩效管理中的应用逐渐成为管理创新的重要方向。通过多模态数据处理、智能决策支持与流程自动化, 人工智能不仅提升了绩效考核的科学性与客观性, 还在薪酬优化、员工发展和战略目标分解等方面展现优势。研究表明, 大模型驱动的绩效管理体系有助于推动企业从经验驱动向数据驱动转型, 实现管理效能与员工满意度的双重提升。然而, 技术应用仍面临数据安全、算法偏见与可解释性不足等挑战, 亟需通过数据治理、算法优化和组织变革加以应对。未来, 人工智能将在人力资源与绩效管理的深度融合中走向行业化、伦理化与个性化, 为企业构建更智能、公平和可持续的管理新范式提供支撑。

关键词

人工智能大模型, 绩效管理, 人力资源管理, 薪酬优化

Application Mechanisms and Development Trends of AI Large Models in Enterprise Performance Management

Meitong Ren

School of Management, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing Jiangsu

Received: September 29, 2025; accepted: October 14, 2025; published: November 13, 2025

Abstract

In the wave of digitalization and intelligent transformation, the application of large AI models in enterprise performance management has gradually become an important direction for management

文章引用: 任美潼. 人工智能大模型在企业绩效管理中的应用机理与发展趋势[J]. 电子商务评论, 2025, 14(11): 680-687. DOI: 10.12677/ecl.2025.14113488

innovation. Through multimodal data processing, intelligent decision support, and process automation, AI not only enhances the scientificity and objectivity of performance evaluation but also demonstrates advantages in compensation optimization, employee development, and strategic goal decomposition. Studies show that performance management systems driven by large models help enterprises shift from experience-driven to data-driven management, achieving dual improvements in management efficiency and employee satisfaction. However, the application of these technologies still faces challenges such as data security, algorithmic bias, and insufficient interpretability, which urgently require solutions through data governance, algorithm optimization, and organizational change. In the future, the deep integration of AI with human resource and performance management will move toward industrialization, ethicalization, and personalization, providing support for building a smarter, fairer, and more sustainable management paradigm for enterprises.

Keywords

AI Large Models, Performance Management, Human Resource Management, Compensation Optimization

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

1.1. 研究背景与意义

在数字化浪潮席卷全球的当下,人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术凭借其强大的数据处理与智能分析能力,已深度渗透至医学、工程、农业、组织管理等多个领域,成为推动产业变革与社会进步的核心驱动力[1]。我国政府高度重视人工智能与数字基础设施的协同发展,在2021年7月发布的《新型数据中心发展三年行动计划》中,明确将AI与新型数据中心融合发展列为战略重点,为技术创新与产业应用提供了政策指引[2]。在企业管理实践中,AI正逐步重塑传统决策模式,尤其在人力资源管理领域展现出广阔应用前景。以德勤集团的财务管理机器人、怡安科技的财务管理SaaS云平台,以及IBM公司的人工智能员工管理系统为代表,AI技术的广泛应用在一定程度上降低了企业运营成本,并通过流程自动化与数据驱动的决策机制,推动组织结构向更高层次的敏捷化与信息化融合[3]。研究表明,采用AI技术的企业在人力资源管理的效率与成本等维度通常会出现一定程度的改善,但效果取决于组织就绪度、治理机制与员工采纳等条件[4]。基于现有证据,可以认为AI有助于增强企业核心竞争力,并推动管理者在一定程度上重估人力资源管理的战略价值;在此背景下,对人力资源管理体系进行有序优化与迭代被视为可能提升组织绩效的可行路径。

人力资源管理被视为企业治理的关键支点,不仅承担组织日常运转的枢纽职能,也为核心竞争力的形成与巩固提供制度与能力基础。人工智能作为汇集计算机科学、数学与心理学等多学科的前沿技术,旨在赋予机器处理复杂认知任务的能力,其应用范围正持续向各类社会与经济场景扩展。在数字化与信息化浪潮的驱动下,人工智能凭借强大的数据分析与处理能力,已成为重塑企业人力资源管理模式的核心引擎,尤其在招聘选拔、人才培养与绩效管理等场景中展现出较为显著的系统性优势。通过构建智能算法模型,企业得以实现人才画像精确刻画、招聘流程效能提升,同时借助个性化培训方案与动态绩效评估体系,推动人力资源管理向精细化、科学化与企业信息化融合方向进阶。

随着深度学习、自然语言处理等AI技术的迭代突破,人力资源管理智能化进程加速驶入快车道。企

业通过将 AI 技术深度嵌入人力资源管理系统,逐步实现招聘流程自动化、绩效评估智能化与薪酬策略动态化的管理变革。这些举措有效增强了人力资源管理的效能,并帮助企业在市场博弈中构建独特优势。在这样的背景下,围绕人工智能技术在人才管理领域的作用机制、落地方法与障碍因素进行系统探讨,既可为企业的数字化转型与企业信息化升级提供可操作的依据,也能为实现可持续发展提供坚实的理论支撑。

1.2. 研究现状与技术演进

人力资源管理作为企业制定并实施的一系列政策与管理活动[5],在数智化浪潮的冲击下正经历着前所未有的深刻变革。近年来,算法在工作场所的应用加速扩展,算法管理逐渐成为企业人力资源管理的新范式[6]。企业通过在人力资源决策全流程与机制中引入 AI 技术,有助于减少人为决策的主观偏见,降低人力资源从业者的行政工作负荷,并在一定程度上提升了企业的运营效能与经济效益。同时,围绕技术赋能组织变革的学术讨论形成了较为清晰的谱系:以“增效论”为代表的研究强调深度学习与自然语言处理有助于提升人力资源规划的精准度[7];“替代论”则指出流程自动化可能对基础性岗位产生替代效应[8]。在实务证据方面,AI 在标准化流程与数据分析辅助决策中呈现出较为显著的效率优势[9]。进一步来看,员工对算法的主观公平与可信感知,会显著影响技术的采纳与实际成效[11][12];现场研究亦发现,基于数据与机器学习的绩效反馈在一定程度上提升绩效并强化信任[13],而信任受系统可靠性、透明度与可解释性影响,并呈现分情境的“梯度特征”[9]。同时,不同年龄、岗位与教育群体在技术适应性与收益上存在异质性[14],提示在特定行业与岗位进行差异化分析的必要性。

然而,AI 在人力资源管理领域的实际应用仍面临诸多瓶颈。首先,人力资源管理系统复杂性远超一般业务场景,其决策过程需要综合考量技能匹配度、团队协作氛围、组织文化契合度等大量软性指标。受制于现有 AI 模型对非结构化数据的解析能力局限,导致预测结果与实际需求之间存在显著偏差[10]。其次,雇佣决策直接关系个体职业发展与社会公正正义,算法的不透明性(即算法黑箱)可能加剧程序正义的缺失,进而引发法律纠纷与舆论危机[12]。此外,员工心理感知、组织环境特征以及社会文化因素,均会对人力资源管理活动产生重要影响,使得企业在引入 AI 技术时面临更高的决策风险。

针对现有研究,来自人机交互、信息系统和人力资源管理领域的研究者强调,现有研究基础仍不充分。Tambe 等研究发现,员工对 AI 的认知偏差显著降低其应用效果。即使企业在数字化转型方面投入积极,AI 具备较大潜能,但只要员工对 AI 决策心存排斥,企业运作可能会面临负面影响[11]。另外,值得注意的是,现有研究仍缺乏对人工智能能力在人力资源管理中的具体作用机制及其对组织实际结果的系统性证据。虽然 Brynjolfsson 和 McAfee 早在 2014 研究了人工智能如何改变企业竞争格局,但随着市场越来越复杂,学者们主张进一步研究企业如何将数据、算力与算法等 AI 能力与人力资源流程、治理安排与绩效目标相结合,并将其转化为可持续的人才与组织优势[15]。因此,有必要从人力资源管理视角系统检验人工智能能力对企业人力资源绩效管理等关键环节的影响,明确其作用机制与边界条件,以提升理论解释力与实践指导价值。

2. 大模型赋能绩效管理的机理与价值

2.1. 多模态数据处理能力

在数字化转型浪潮下,头部企业已率先将人工智能大模型应用于人力资源管理场景,在一定程度上展现其处理多模态数据的核心优势。华为依托盘古大模型构建 L1 级行业模型,实现对员工履历、项目成果、绩效反馈等结构化与非结构化数据的融合分析,为人才评估与发展规划提供精准支持;阿里巴巴借助人工智能系统,对简历文本、面试视频、岗位描述等多类型数据进行语义解析,提升了简历筛选与面

试评估效率；腾讯则通过智能推荐引擎，整合岗位需求文档、候选人技能图谱、行业人才流动数据等信息，实现招聘需求与人才供给的动态匹配。这些实践体现了大模型在处理文本、图像、音视频等多元数据时的卓越性能，能够有效打破数据壁垒，挖掘数据背后的深层价值。此外，顺丰依托人工智能大模型构建的人力资源管理平台，创新性地融合物流行业特性，将员工配送时效、客户评价录音、交通地理信息等多源数据纳入分析体系。通过自然语言处理技术解析客户语音评价，结合 GPS 轨迹数据与配送时效指标，系统能够全面评估员工工作表现，并针对性地制定培训计划与绩效激励方案。字节跳动则通过大模型对员工创作内容、协作沟通记录、在线学习行为等数据进行跨模态分析，精准识别员工潜力与技能短板，为个性化职业发展路径规划提供数据支撑。这些案例表明，人工智能大模型不仅能够高效处理多类型数据，还能通过数据关联分析洞察业务需求，推动人力资源管理从经验驱动向数据驱动转型。

2.2. 智能决策与数据驱动的管理效能提升

伴随人工智能技术的持续迭代，越来越多的企业开始在人才管理场景中开展应用探索，期望据此提高管理效能、优化与迭代决策质量，并进一步增强员工满意度与组织认同感。在薪资评定与绩效考核中，人工智能依托大数据分析整合多源信息，诸如不同城市的平均薪资水平、GDP 增速、平均就业率与失业率以及区域经济发展状况等指标；经由算法建模与深度分析，系统能够对员工薪酬与工作表现作出更为客观、精确的判断，从而一定程度上弱化传统流程中常见的主观偏差。这种以数据为基础、以模型为支撑的评估方式，有助于提升薪酬决策的公正性与透明度，也有助于激发员工投入，提升满意度与留任意愿[16]。相较之下，传统绩效评价高度依赖人工收集与整理信息，既耗时费力，又容易受个人判断影响而产生偏差。引入人工智能后，绩效管理逐步走向自动化与智能化：系统可实时获取与岗位相关的关键指标，如工作产出、项目进度与客户满意度等，并通过机器学习与数据分析自动生成评估报告。报告除量化评分外，还包含针对性的诊断与改进建议，便于管理者更加全面把握员工表现，制定更具证据支撑的提升方案。通过上述机制，绩效管理的效率、准确性与可操作性得到同步增强，组织由此形成以数据驱动的人力资源决策闭环。

2.3. 算法治理与可追溯的公平评估机制

传统人力资源管理中，绩效评估与薪酬决策常因主观偏见、信息不对称等问题引发公正性争议，而人工智能大模型通过规则化算法与透明化评估流程与机制，为管理决策的公正性提供一定的技术支撑。大模型基于预设的评估规则与客观数据，能够有助于消除人为情感因素、经验差异导致的评价偏差。例如，在绩效评分环节，模型可将员工 KPI 完成度、项目贡献度、同事协作评价等多维度数据进行标准化处理，通过统一的权重分配算法生成量化得分，降低因管理者个人偏好造成的评分失衡。大模型通过建立可追溯的评估逻辑，增强决策过程的透明度。系统可实时记录数据采集、算法计算、结果生成的全流程信息，员工能够通过可视化界面查询评估依据，了解得分构成与改进方向，减少因“黑箱操作”引发的信任危机。同时，人工智能还可通过定期审计算法模型，识别潜在的评估偏差，如对特定性别、年龄群体的无意识歧视，通过调整数据权重与算法参数，提升评估标准的公平性与普适性。这种技术赋能的评估机制，不仅提升了员工对管理决策的认可度，也为企业构建公平的职场环境提供了数字化解决方案。

3. 面向企业信息化的绩效管理应用图谱

3.1. 战略导向的绩效目标分解

企业战略目标的有效落地，离不开科学合理的绩效目标分解机制。传统模式下，目标制定往往依赖管理层经验判断，容易出现与战略脱节、部门间协同不足等问题。而人工智能技术的应用，能够通过数

据分析将企业整体战略拆解为可量化、可执行的部门与个人目标。如果一个制造企业希望制定年度产能扩张计划，人工智能大模型帮助自动分析各生产线的设备利用率、人员配置等数据，结合市场需求预测，将总目标细化到车间、班组甚至个人，确保每个层级的任务与企业战略紧密关联。通过这种方式，企业不仅提升了目标设定的精准度，还能根据市场变化实时调整目标，使绩效管理在一定程度上成为战略执行的有力支撑。

3.2. 全周期智能评估体系

传统绩效评估流程繁琐，从数据收集、分析到结果反馈往往耗时耗力，且容易受到人为因素干扰。人工智能技术构建的全周期智能评估体系，在一定程度上改变了这一现状。例如，金融机构引入 AI 评估系统可以帮助完成日常工作数据，如业务完成量、客户满意度评分等自动采集上传，员工撰写的工作总结、项目报告等文本资料也能通过自然语言处理技术进行语义分析，提取关键绩效信息。系统基于预设规则和历史数据，自动生成多维度评估报告，并针对每位员工提出改进建议。这种实时、动态的评估模式，不仅节省了人力成本，还能帮助管理者及时发现问题，为员工提供更有针对性的指导。

3.3. 数据驱动的薪酬优化与迭代策略

薪酬设计直接关系到企业的人才竞争力和运营成本。以往企业制定薪酬方案时，多依赖市场调研数据和主观判断，难以兼顾公平性与激励性。借助人工智能，企业可以整合内部绩效数据、外部行业薪酬水平、区域经济指标等多维度信息，通过算法模型分析不同岗位、不同绩效表现对应的合理薪酬区间。在实践中，互联网企业适合利用人工智能大模型系统监测到某技术岗位市场需求激增，结合内部员工绩效表现，及时调整该岗位薪酬策略，既有利于避免了核心人才流失，又将人力成本控制在预算范围内。AI 技术能模拟不同薪酬方案对员工积极性和企业成本的影响，帮助管理者做出更科学的决策。

3.4. 个性化发展路径规划

每个员工的职业诉求和发展潜力各不相同，传统“一刀切”的培训和晋升模式难以满足个性化需求。人工智能通过分析员工的工作履历、绩效数据、技能测试结果等信息，为每位员工绘制能力画像。基于这一画像，系统能够识别员工的优势与短板，并结合企业发展需求和行业趋势，推荐个性化的培训课程、项目实践机会和职业发展路径。在实际应用中，对于技术能力突出但管理经验不足的员工，系统可以建议其参与管理类培训并承担跨部门项目；对于沟通协调能力强的员工，则推荐其向市场营销或客户管理方向发展。这种定制化的发展规划，既能激发员工的工作热情，也有助于企业实现人才的精准培养和合理配置。

4. 现存挑战与优化策略

4.1. 数据安全风险防控

在人工智能与人力资源管理加速融合的情境下，数据安全与隐私保护已成为企业治理的关键议题。随着 AI 在绩效管理、薪酬决策等场景的扩展应用，企业需采集、存储并处理大量员工个人信息，包括身份资料、工作表现与薪酬福利等敏感数据。一旦发生泄露或被不当利用，既会严重侵害员工隐私，并可能引发法律合规风险并损害企业声誉。

为应对上述挑战，企业需构建全流程数据安全防控体系：在技术层面，应采用加密传输、访问控制、数据匿名化等技术手段，确保数据在收集、存储、传输和使用过程中的安全性；在管理层面，需建立数据分级分类制度，明确各岗位数据操作权限，实施定期安全审计与风险评估；在制度层面，需制定清晰

的数据使用规范与隐私声明，明确数据收集目的及范围，确保符合《个人信息保护法》等相关法律法规要求，同时保障数据处理的透明度与员工知情权[17]。针对 AI 可能带来的算法偏见，企业还应开展周期性模型审查与优化迭代，确保数据处理与决策结果的公平性，避免因技术缺陷引发不公。

4.2. 算法偏见治理

在人工智能深度融入人力资源管理的过程中，算法偏见成为威胁管理公平性与员工权益的潜在风险。算法偏见并非单一技术缺陷，而是由技术层面的数据与模型局限、多元主体的设计与使用倾向以及制度与文化环境的导向叠加所致[18]。由于训练数据的偏差、算法设计缺陷或参数设置不合理，AI 系统在绩效评估、薪酬决策、人才选拔等场景中，可能产生对特定性别、年龄、种族群体的无意识歧视，导致评估结果失真、晋升机会不均等问题，不仅损害员工信任感，还可能引发法律纠纷与舆论危机。

为有效治理算法偏见，企业需从数据、算法、流程三个维度构建系统性解决方案。在数据治理方面，需严格审查数据采集来源，避免因样本偏差导致结果倾斜；通过数据清洗、平衡采样等技术，消除数据集中隐含的歧视性特征，并建立动态监测机制，定期评估数据的公平性指标。在算法优化层面，引入公平性约束算法，在训练过程中强制修正偏差，例如通过调整损失函数权重，使不同群体的评估标准保持一致。在管理流程与机制上，建立跨部门审查机制，由人力资源专家、技术人员和员工代表共同参与算法规则制定与结果校验；设立员工申诉渠道，允许对疑似不公平的 AI 决策提出复核，确保管理过程的程序正义。同时，企业应将算法偏见治理纳入合规培训体系，提升管理者与技术人员的伦理意识，从根源上规避技术应用中的公平性风险。

4.3. 提升可解释性策略

人工智能在企业信息化管理中的“黑箱”特性，常使员工对评估结果和决策逻辑产生质疑，进而削弱技术应用的信任基础。大模型复杂的算法结构与数据处理过程，导致绩效评分、薪酬调整等结果难以被直观理解，影响员工接受度与管理效能。

为破解这一难题，企业需从技术工具与沟通机制双管齐下。在技术层面，引入可解释人工智能技术，将模型决策依据转化为可视化图表与通俗化语言，清晰呈现各数据指标对结果的贡献权重；运用局部可解释模型无关解释算法，针对个体评估结果生成专属解释报告，说明得分高低的具体原因。在管理层面，AI 系统输出初步评估结论后，由人力资源专员结合算法解释结果，与员工进行面对面沟通，补充业务场景的实际考量因素，确保员工既理解技术逻辑，又认可决策合理性。同时定期发布算法透明度报告，公开模型训练数据来源、评估规则与优化过程，增强员工对 AI 系统的信任。在此基础上，仍需以算法规制为抓手并以人为本，通过制度与价值双重约束重建人机—人际信任，推动并完善可信赖的人工智能生态[19]。

4.4. 组织变革推进机制

人工智能技术的落地应用，往往要求企业进行管理模式的深度变革。传统企业人力资源管理流程的惯性、员工对新技术的抵触心理，以及企业管理团队数字化能力的不足，可能成为阻碍 AI 应用的关键瓶颈。基于数字化转型情境的研究表明，组织逻辑在结构—流程—设计三维上呈现多重情景特征，并在“垂直化/扁平化”“持续性/变革性”与“结构/人”的张力中重构，因此人工智能技术落地需与组织创新、资源共享与社会价值导向的调整协同推进[20]。

为此，企业需构建系统化的变革推进体系。首先可以采取分阶段试点，选取某一业务部门或管理模块作为试点，通过小范围应用验证技术可行性，收集员工反馈并优化方案，再逐步向全组织推广。其次，

加强员工技能培训,针对企业人力资源管理人员开展数据分析、算法逻辑等专业课程,提升其技术应用能力,面向全体员工开设 AI 认知普及课程,通过案例展示与互动体验,消除对技术替代岗位的误解,增强接受度。推动组织文化转型同样重要,将数据驱动、敏捷决策的理念融入日常管理,明确人工智能与人工判断的权责边界,确保技术应用既能发挥效率优势,又不脱离人性化管理本质。

5. 结论与展望

人工智能与人力资源管理的融合已成为行业发展的必然趋势,人工智能技术的深度应用已成为推动企业管理数字化转型的核心动力。从实践来看, AI 大模型通过多模态数据处理能力、智能决策支持及自动化流程优化,在一定程度上提升了绩效管理的精准度与效率,实现了从战略目标分解到个性化发展规划的较为系统的支持。在技术融合层面,数字孪生、区块链与隐私计算等技术的协同应用,为构建可信、高效的管理体系提供了新路径;而在行业实践中,医疗、零售、金融等领域的定制化解决方案,正逐步打破传统管理模式的边界。整体而言, AI 在人力资源管理领域的应用价值已得到初步验证,但如何在效率提升与人文关怀之间实现平衡,仍需理论与实践层面的持续探索。

展望未来,人工智能与人力资源管理的深度融合将呈现多维度发展态势。在技术层面,随着数字技术的迭代演进,跨技术融合将成为较为重要的方向,为管理场景的智能化升级提供更强大的支撑;在应用层面,行业特性与技术解决方案的适配性将进一步增强,推动管理策略从普适化向定制化转型。值得关注的是,技术应用背后的伦理治理与组织变革需求将愈发凸显,如何在技术创新中兼顾员工权益保护、在管理效率提升中保持人性化温度,将成为行业发展的核心命题。

人工智能在人力资源管理中的角色将不仅限于工具创新,更将推动整个管理范式的重构。这一过程需要技术开发者、企业管理者与行业监管者的多方协同,在技术可行性、管理有效性与伦理合规性之间寻求更为适当的平衡。未来的人力资源管理,有望在技术赋能与人文价值的互动融合中,走向更具前瞻性、包容性与可持续性的发展新征程。

参考文献

- [1] Morgenstern, J.D., Rosella, L.C., Daley, M.J., Goel, V., Schünemann, H.J. and Piggott, T. (2021) "AI's Gonna Have an Impact on Everything in Society, So It Has to Have an Impact on Public Health": A Fundamental Qualitative Descriptive Study of the Implications of Artificial Intelligence for Public Health. *BMC Public Health*, **21**, Article No. 40. <https://doi.org/10.1186/s12889-020-10030-x>
- [2] P.S., V. (2023) How Can We Manage Biases in Artificial Intelligence Systems—A Systematic Literature Review. *International Journal of Information Management Data Insights*, **3**, Article ID: 100165. <https://doi.org/10.1016/j.jiime.2023.100165>
- [3] Jesuthasan, R. (2017) Hr's New Role: Rethinking and Enabling Digital Engagement. *Strategic HR Review*, **16**, 60-65. <https://doi.org/10.1108/shr-01-2017-0009>
- [4] Cjotere, W.W. (2019) Implementation Talent Management to Improve Organization's Performance in Indonesia to Fight Industrial Revolution 4.0.
- [5] Margherita, A. (2022) Human Resources Analytics: A Systematization of Research Topics and Directions for Future Research. *Human Resource Management Review*, **32**, Article ID: 100795. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2020.100795>
- [6] Suh, H., Shahriree, N., Hekler, E.B. and Kientz, J.A. (2016) Developing and Validating the User Burden Scale: A Tool for Assessing User Burden in Computing Systems. *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, San Jose, 7-12 May 2016, 3988-3999. <https://doi.org/10.1145/2858036.2858448>
- [7] Frey, C.B. and Osborne, M.A. (2017) The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, **114**, 254-280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- [8] 穆胜. 人力资源七大云趋势[J]. 商界(评论), 2015(3): 88-92.
- [9] Frik, W. (2015) Synthesis Technology Doesn't Always Beat Labor. *Harvard Business Review*, **93**, 126-127.
- [10] Jarrahi, M.H., Newlands, G., Lee, M.K., Wolf, C.T., Kinder, E. and Sutherland, W. (2021) Algorithmic Management in

- a Work Context. *Big Data & Society*, **8**. <https://doi.org/10.1177/20539517211020332>
- [11] Tambe, P., Cappelli, P. and Yakubovich, V. (2019) Artificial Intelligence in Human Resources Management: Challenges and a Path Forward. *California Management Review*, **61**, 15-42. <https://doi.org/10.1177/0008125619867910>
 - [12] Lee, M.K. (2018) Understanding Perception of Algorithmic Decisions: Fairness, Trust, and Emotion in Response to Algorithmic Management. *Big Data & Society*, **5**. <https://doi.org/10.1177/2053951718756684>
 - [13] Tong, S., Jia, N., Luo, X. and Fang, Z. (2021) The Janus Face of Artificial Intelligence Feedback: Deployment versus Disclosure Effects on Employee Performance. *Strategic Management Journal*, **42**, 1600-1631. <https://doi.org/10.1002/smj.3322>
 - [14] 彭剑锋. 新一代人工智能对组织与人力资源管理的影响与挑战[J]. 中国人力资源开发, 2023, 40(7): 8-14.
 - [15] Brynjolfsson, E. and McAfee, A. (2014) The Second Machine Age. *Nz Business*, **14**, 1895-1896.
 - [16] 王锦锋, 耿玉成. 大数据综合试验区设立、信息化与流通业绩效优化[J]. 商业经济研究, 2024(23): 15-18.
 - [17] 王琳仪. 人工智能在人力资源决策中的应用与思考[J]. 中国市场, 2024(14): 107-110.
 - [18] 王玉龙, 曾润喜. 算法偏见的生成逻辑与治理[J/OL]. 电子政务, 2025(10): 100-107. <https://link.cnki.net/urlid/11.5181.TP.20250331.1030.002>, 2025-09-22.
 - [19] 董青岭. 人工智能时代的算法黑箱与信任重建[J]. 人民论坛·学术前沿, 2024(16): 76-82.
 - [20] 徐雯, 高静美, 刘顺伟. 数字化转型背景下组织逻辑的情景特征、矛盾解析与调整趋势[J]. 财经问题研究, 2025(9): 62-72.