

量化“非结构化”：AI 赋能人力资源管理研究新范式*

——一项基于 143 篇文献的系统性综述

• 牛彦淞 杜 旌

(武汉大学经济与管理学院 武汉 430072)

【摘要】人工智能正深刻变革社会科学的研究范式，为人力资源管理领域的方法论创新提供了新契机，但我们对人工智能赋能人力资源管理研究还缺乏全面认识。本文采用系统性文献综述法，以 79 本核心国际期刊为检索来源，基于大语言模型辅助筛选与人工全文评估的两阶段流程，最终获取 143 篇文献，旨在厘清人工智能在人力资源管理研究方法中的应用路径、分布特征与发展趋势。研究发现，人工智能的应用主要聚焦于三条路径：一是变量识别与测量，利用自然语言处理等技术将文本、音频、视频等非结构化数据转化为可量化的变量，突破传统自陈式问卷的局限；二是验证变量间关系，借助机器学习算法探索传统线性模型难以捕捉的复杂非线性关系；三是主题归纳与定性解释，运用主题建模等技术从大规模文本中提炼核心主题。三条路径的共同特征在于对非结构化数据的量化和分析，这正是人工智能相较于传统研究方法的核心优势。从应用分布看，招聘与配置、员工关系管理是采用人工智能进行研究最集中的两个领域，主要得益于这两个领域积累了大量易于获取的数字化文本与行为数据；而薪酬福利、培训开发等领域采用人工智能进行研究的文献有限。技术路径以机器学习和自然语言处理为主，大语言模型的兴起正逐步拓展人工智能在质性研究中的应用空间。未来研究应提升 AI 方法论的透明度与报告规范性，建立统一的技术术语体系以促进跨学科交流；应发挥大语言模型在理论生成与质性分析中的潜力，从而做出更大的理论贡献；需审慎应对大语言模型介入研究全流程引发的数据保密、结果可复现性及过度依赖等伦理挑战，确保 AI 赋能研究创新的同时不损害学术诚信与科学严谨性。

【关键词】人工智能 人力资源管理 研究方法 文献综述

中图分类号：C93-03

文献标识码：A

* 基金项目：国家自然科学基金“控制-自主视角下平台管理对零工‘接单’策略的影响机制研究”(72272113)。

通讯作者：杜旌，E-mail: jdu@whu.edu.cn。

1. 引言

人工智能(Artificial Intelligence, AI)被定义为能够自动积累经验(即理解客观环境)并不断从过去的经验中学习以执行认知任务的人造工具(Pan et al., 2023)。以机器学习(Machine Learning, ML)、自然语言处理(Natural Language Processing, NLP)等为代表的人工智能技术,催生了以数据、算法和算力为核心的“计算社会科学”新范式,拓展了传统社会科学的数据边界与分析深度(刘景江等, 2023)。特别是2022年ChatGPT问世后,大语言模型(Large Language Model, LLM)展现出革命性的描述与分析能力:它不仅能协助生成无监督主题聚类或可视化理论时间线,显著降低文献整合与理论构建的门槛,更能通过系统化的假设检验,赋能研究者在问题探索中挖掘更深层的理论贡献(Grimes et al., 2023)。

人力资源管理是社会科学研究的重要领域之一,研究议题聚焦于“人-组织”匹配关系的优化、雇佣关系制度与流程的规范化设计、员工态度与行为的内在心理机制,并致力于探究这些因素对组织效能与可持续发展的深远影响(赵曙明等, 2019)。面对错综复杂的管理现象,传统实证范式往往受限于有限的变量选择与线性假设,存在一定局限。但AI技术作为研究方法能够带来多重优势,从而拓展和深化人力资源管理研究,具体体现在以下三个方面:

第一,大数据背景下,AI方法能挖掘更多的潜在变量,特别是能够高效处理海量非结构化数据(如文本、语音、视频或游戏数据),将其转化为可测量的变量,弥补了传统自陈式问卷以及简单量化指标的局限(Oswald et al., 2020)。第二,在模型构建与分析深度方面,机器学习等算法可以应对预测变量数量超过样本量的情况,有效识别变量间复杂的非线性关系和相互作用,帮助研究人员探索和识别传统线性模型难以揭示的复杂模式。研究者也可以利用多个机器学习模型对同一问题进行预测,提高结果的稳健性(Oswald et al., 2020)。第三,自然语言处理等技术使研究人员能够以更系统、更客观的方式从文本数据中进行演绎和归纳,尤其在定性研究中,自动化编码与文本分析能够发现更多传统编码中可能被忽略的文本特征,提升定性编码的效率和客观性(Campion & Champion, 2025)。

人工智能正以前所未有的深度与广度,重塑着人力资源管理领域的研究范式,其影响已贯穿数据收集、分析建模乃至理论构建的全过程。从数据层面看,非结构化数据的可量化性打破了传统问卷与档案数据的边界;从分析层面看,机器学习算法对复杂非线性关系的揭示能力,超越了传统统计模型的局限;从理论构建层面看,基于大规模文本的归纳与演绎正在催生新的理论发现路径。当前,研究者们在不同子领域对AI方法的探索呈点状分布,缺乏一个整合性的框架。本研究通过系统性综述,描绘人工智能在人力资源管理研究方法中的应用现状,厘清其在不同研究主题下的技术偏好与主要贡献,并在此基础上前瞻性地探讨其方法论挑战与未来发展路径,旨在为研究者提供一个清晰的全局性框架,以促进该领域研究的规范化、深化理论贡献并审慎应对伦理挑战。

2. 研究设计与方法

本研究遵循 Snyder(2019)提出的系统性文献综述步骤, 研究过程包括制定搜索策略、文献搜索与筛选、文献分析及论文撰写四个环节。

2.1 检索范围

本研究旨在系统梳理人工智能在人力资源管理(Human Resource Management, HRM)领域作为研究方法的进展。为精准界定本综述的检索范围, 研究团队首先在期刊层面进行了严格筛选。本文以 Journal Citation Reports (JCR) 中的 Management 与 Business 分类为基础, 获取了总计 739 本相关期刊的列表。

随后, 为高效评估这些期刊与 HRM 研究的相关性, 本文利用 WPS 多维表格的 AI 字段(采用 WPS 集成的 DeepSeek-R1 深度思考模型)进行辅助判断。AI 被设定为“精通 AI 与 HRM 交叉研究的资深学者”的角色, 根据期刊标题判断该期刊内容是否与人力资源管理有关, 并输出判定结果“是”或“否”。

经过 AI 筛选与人工复核, 最终确定了一个包含 79 本核心期刊(如 *The Academy of Management Annals*、*Academy of Management Journal* 等)的目标列表, 该列表基本涵盖了人力资源管理领域的主流国际期刊, 具体期刊目录请见知网增强出版附录 1。随后, 本研究的文献检索工作便聚焦于 Web of Science 核心合集数据库中这 79 本目标期刊所发表的相关文献。

2.2 AI 技术涵盖范围与关键词检索

人工智能技术有四个关键特征: 学习能力、理解环境、自主操作和模仿人类解决认知任务(Pan et al., 2023)。从技术路径上看, 机器学习使计算机具备从大量数据中学习的能力, 是实现 AI 的主流方法, 其可细分为监督学习、无监督学习等。从应用领域上看, 自然语言处理和计算机视觉(Computer Vision, CV)是 AI 的两个重要方向, 其目的分别是让计算机能够“理解和生成”人类自然语言, 以及“识别和理解”物理世界。技术与应用这两种分类维度高度交叉: NLP 与 CV 在技术实现上, 均依赖于机器学习, 特别是深度学习的算法模型。

鉴于 AI 技术的多样性和交叉性, 以及近年来生成式大语言模型的快速涌现, 为全面覆盖 AI 及其前沿技术, 本研究构建了以下完整的检索关键词集合, 包含从算法逻辑到机器学习再到生成式大语言模型的技术关键词: artificial intelligence、AI、algorithm、robot、machine learning、deep learning、neural network、large language model、LLM、natural language processing、NLP、transformer model、GPT-3、GPT-4、ChatGPT、GPT * (* 为通配符, 用于模糊匹配)、Claude、Gemini、Llama、Llama-2、

Llama-3、PaLM、PaLM-2、T5、Text-To-Text Transfer Transformer、RoBERTa、Mistral、Mixtral、BLOOM、Falcon、BERT、Bidirectional Encoder Representations from Transformers、ERNIE、Qwen、GLM-4、Kimi、DeepSeek、Spark、InternLM。文献检索时间截至 2025 年 8 月 25 日。

2.3 大语言模型辅助的文献筛选与编码过程

通过对上述目标期刊进行检索，共获得初始文献 2517 篇。参考 Campion 和 Campion(2025)采用大语言模型对文献进行编码和属性分类的操作，研究团队将文献信息导入 WPS 多维表格，实施了两阶段筛选程序：

首先，在 AI 辅助筛选阶段，研究团队在 WPS 多维表格中建立新的 AI 字段，并设定了综合提示词。该提示词为 AI 赋予了“精通 AI 与 HRM 交叉研究的资深学者”的角色，要求其依据一套旨在区分“无关、实证、理论、综述与方法”等文章类型的分类标准，自动剔除无关文章。

具体的判定标准为：通过阅读文章标题和摘要，判断其是否同时满足“研究对象为人力资源管理环节”和“涉及人工智能相关技术作为研究方法”这两个纳入条件。经大语言模型逐条初筛与人工复核，依据此标准共剔除不相关文献 2345 篇，保留 172 篇。

随后，研究团队对这 172 篇文献进行了人工全文评估，进一步剔除不符合研究范围的文献，保留了 129 篇有效文献；此外，为确保文献覆盖的全面性，经人工搜索，补充了 4 篇来自人力资源管理，10 篇来自应用心理学、社会学、经济学领域的文献，这些文献也都采用人工智能进行相关研究。具体文献检索过程如图 1 所示。

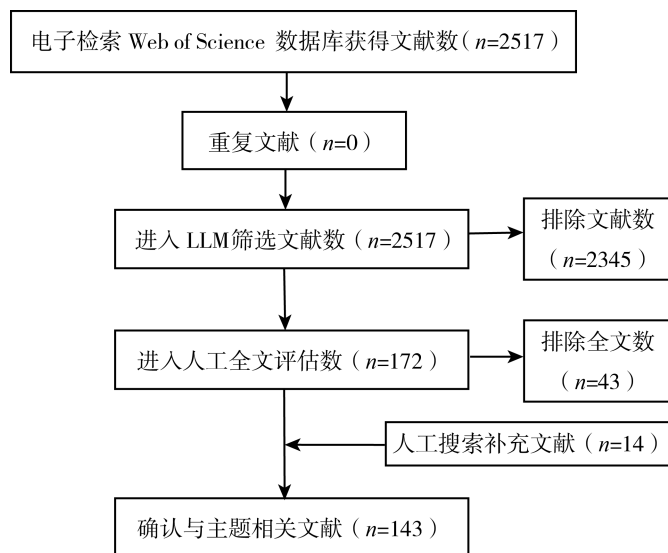


图 1 文献检索过程

2.4 期刊发表统计情况

从期刊来源看, 人力资源管理领域将 AI 作为研究方法的文献分布相对集中。发表数量较多的期刊是 *Organizational Research Methods*(21 篇) 和 *Journal of Applied Psychology*(18 篇), 其次是 *Personnel Psychology*(11 篇)、*International Journal of Selection and Assessment*(9 篇)、*Leadership Quarterly*(6 篇)、*Human Resource Management Journal*(5 篇)、*International Journal of Human Resource Management*(5 篇)、*Management Review Quarterly*(5 篇), 其余统计详见知网增强出版附录 2。

3. 人力资源管理研究中 AI 的应用

如图 2 所示, 最终纳入分析的 143 篇文献可被划分为四种类型: 实证文章、方法文章、综述文章与理论文章。实证文章基于经验数据, 采用定性或定量方法进行分析; 方法文章聚焦于探讨与改进 AI 研究方法本身; 综述文章旨在回顾和梳理已有成果; 理论文章则侧重于展望 AI 作为研究方法在人力资源管理领域的应用前景。

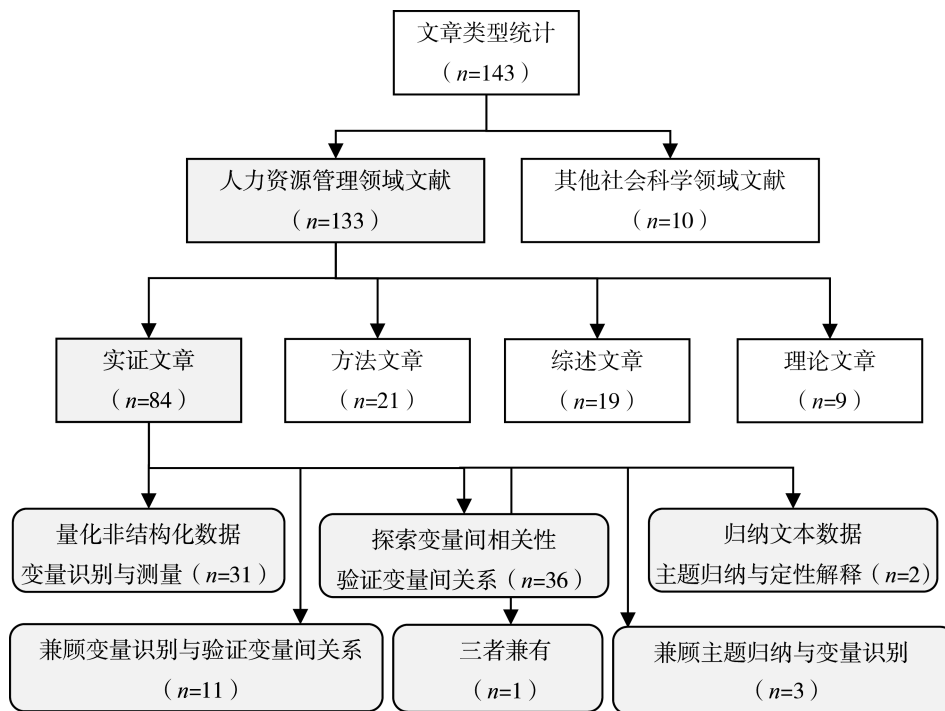


图 2 文章类型统计

在数量最多的实证文章中, 根据研究目的和数据处理方式的差异, 本研究将其分为三类:

第一类是量化非结构化数据，以实现变量的识别与测量。研究者可以从大量的访谈文本、绩效评语或社交媒体内容中提取并量化先前难以测量的构念。例如，Speer等(2024b)利用 ChatGPT-3.5/4 对数千条绩效评语进行李克特式评分，并与专门微调的有监督 NLP 模型比较，证实了大语言模型对于绩效评分的可行性。

第二类是探索变量间相关性。以机器学习为代表的 AI 技术，能够有效识别数据间相关性，进行事件预测。Somers(2018)使用人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)识别主管支持、工作方法控制与员工幸福感之间的非线性关系，发现当主管支持低于某一阈值时，即使小幅下降也会导致工作压力急剧上升，而高于该阈值后，支持度的增加对幸福感的影响逐渐减弱。

第三类是归纳文本数据。此类研究旨在归纳文本数据，其逻辑更贴近传统的定性研究范式。在这类研究中，AI 技术主要被用于归纳、描述和提炼文本内容的核心主题与模式，辅助研究者进行解释和理解，但并不必然将文本特征转化为数值变量。它与前两种实证路径的区别在于是否对数据进行了量化处理(Campion & Campion, 2025)。

量化非结构化数据与探索变量间相关性构成了从变量到关系的紧密链条，前者是手段，后者是目的。但机器学习算法由于自身缺乏理论解释能力，只能从大数据中迭代构建稳健的预测模型，以此辅助理论建构(刘景江等, 2023)。因此，相较于前两类研究，单纯利用 AI 技术进行定性归纳与主题解释的研究较少。而大语言模型的兴起逐渐改变了这一局面，AI 技术已具备向研究者提供理论见解的能力，从而赋能质性研究。

如图 3 所示，从历年发文量来看，以“变量识别与测量”和“验证变量间关系”为代表的量化路径构成了研究的主体，且整体数量呈增加趋势；而“主题归纳与定性解释”类的研究相对较少。此外，在实证研究中，同时采用上述多种路径的“混合研究”(例如，既进行变量识别又进行主题归纳)数量有限，且没有明显上涨趋势。

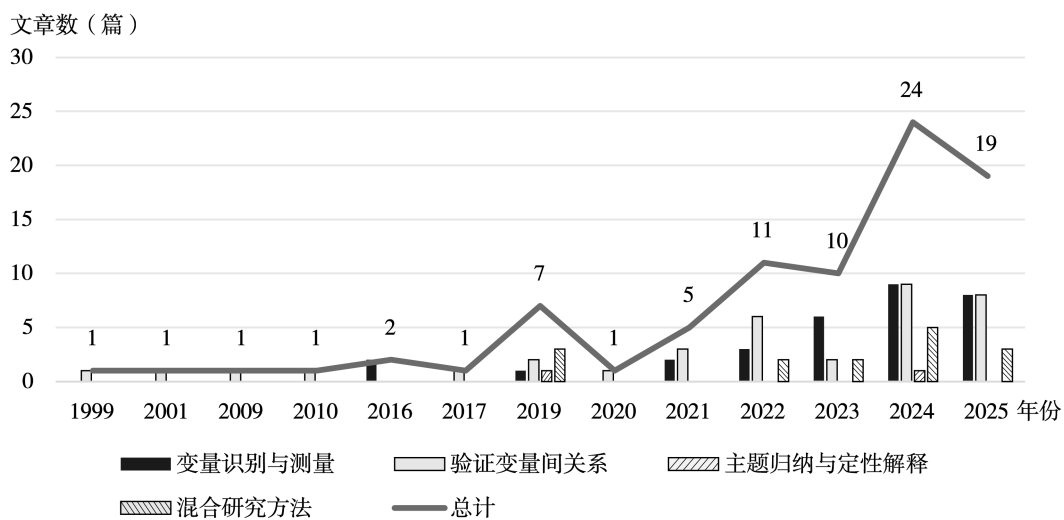


图 3 人力资源管理领域实证文章研究方式统计

在此方法论分类的基础上, 本文进一步依据人力资源管理的不同职能对文献进行了划分, 具体涵盖人力资源规划、招聘与配置、培训与开发、绩效管理、薪酬福利管理、员工关系管理。统计发现, 在运用 AI 作为研究方法的实证文献中, 研究主题主要集中于招聘与配置(32 篇)和员工关系管理(32 篇)这两个领域, 具体统计见图 4 与知网增强出版附录 3。

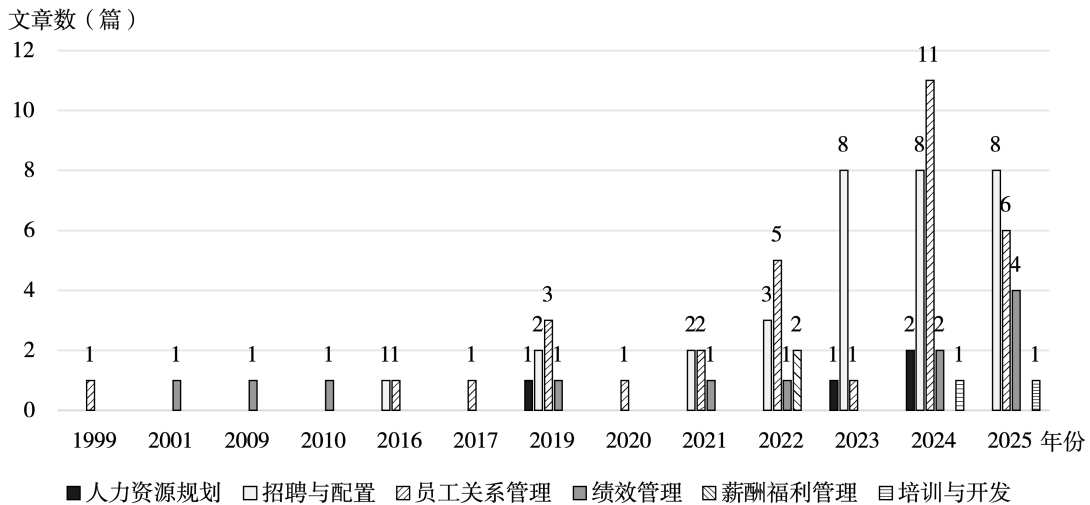


图 4 人力资源管理领域实证文章类型统计

3.1 AI 变量识别与测量

如图 5 所示, 基于人工智能技术的变量识别和测量已经应用在人力资源管理的多个职能板块中。人工智能技术在变量识别与测量中的应用, 在于将海量非结构化数据转化为可测量的变量。这一转换过程主要通过自然语言处理、机器学习等技术实现。研究者可以采用监督学习路径, 即先由人类专家对一部分样本数据进行编码(例如, 将文本评语标注为“高绩效”或“低绩效”), 再训练机器学习模型来“学习”专家的评分模式, 并以此实现对海量数据的自动评分。

研究者也可以采用无监督学习的方法, 在没有预先干预和标注数据的情况下, 自动从数据中挖掘潜在的主题或模式。随后通过构建相关公式将其转化为可测量的变量。例如, Choudhury 等(2019)采用无监督的潜在狄利克雷分配主题模型(Latent Dirichlet Allocation, LDA), 从访谈文本中提取出 100 个潜在主题, 并通过计算主题熵(topic entropy)衡量每位 CEO 在沟通中涉及话题的广度与多样性, 从而构建出反映其沟通风格的量化指标。无论是哪种路径, 最终目的都是利用 AI 技术将原始的、非结构化的信息转化为可用于后续统计建模的结构化变量, 从而拓展组织研究所能测量的构念范围。

3.1.1 个体层面变量测量

人工智能驱动测量方法最常被应用于识别与测量个体层面的构念, 其分析对象涵盖了外部候

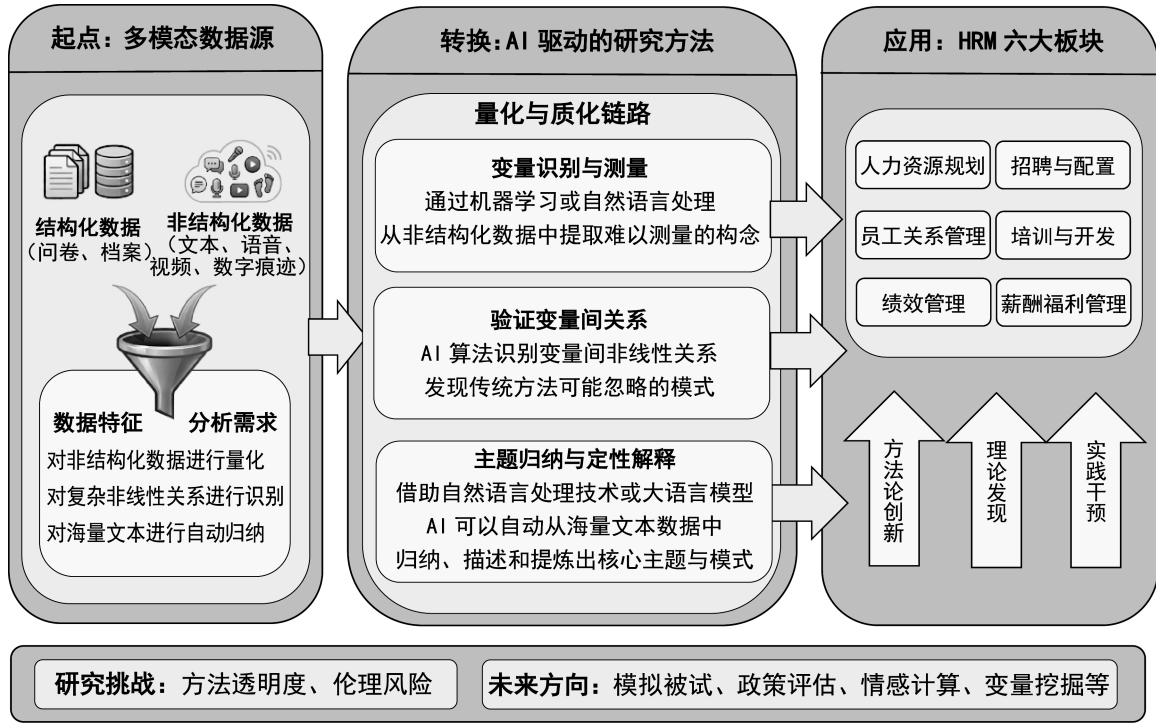


图 5 本文研究总览图

选人、内部员工及管理者。在招聘与配置领域的研究中,研究核心在于如何从候选人的数字化行为痕迹中评估其个体特质。例如,有研究者从求职者与聊天机器人的对话文本中推断人格特质(Fan et al., 2023),或从视频面试的多模态信息中提取个人特征(Hickman et al., 2022, 2024),或从社交媒体的语言模式中评估自恋与智力水平(Härtel et al., 2024)。这种思路也被用于员工关系管理领域的研究,以测量个体的特质与行为。有学者利用词嵌入技术分析新闻媒体数据以预测领导力感知(Bhatia et al., 2022),或通过结合主题模型、情感分析及面部编码来识别 CEO 的沟通风格(Choudhury et al., 2019)。对于普通员工,研究者则关注测量其情绪、态度与行为,例如,通过面部识别捕捉情绪数据(Shen et al., 2025),或利用机器学习区分个人互联网使用行为(Li et al., 2024),乃至通过分析社交媒体推文来量化人机协作中的员工压力(Klonek et al., 2025)。

3.1.2 组织层面变量测量

除了个体, AI 技术也被用于测量更为宏观的组织层面构念。在员工关系管理中,大语言模型被用来分析员工评论,从而构建新的组织文化距离测量方法(Brede et al., 2025)。同样地,在绩效管理领域,研究的分析单元也从个体延伸至组织层面,用以识别系统性的绩效失败风险。例如,Reader 等(2024)利用自然语言处理技术对组织文化文本进行主题建模,从中提取出与制度失败相关的“压力目标”特征,并结合统计模型揭示了这些组织层面的压力源与企业丑闻之间的关系机制。这种组织层面的分析也见于培训与开发环节,例如,Seo 等(2025)利用梯度提升机算法对大规模员工数据进行分析,识别出“创新奖励”“家族型组织文化”是预测组织信任的关键组织层面变量。Ahn 等(2025)运用

LDA 主题模型, 从员工评论中识别出文化主题, 并通过构建年度文化主题向量来比较不同组织间的文化相似性。

3.1.3 优化测量流程与拓展数据来源

AI 的另一个贡献在于创新与优化了传统的心理测量流程。在量表编制阶段, 研究者利用大语言模型创建题项池, 以提升效率和覆盖面(Hernandez et al., 2023)。在量表使用阶段, 机器学习在识别“诈答”行为上显示出优于传统方法的准确率(Nie et al., 2025; Speer et al., 2021)。同时, 针对传统量表篇幅过长的问題, Speer 等(2024a)的研究证明了监督学习算法在特征降维上的价值, 成功将量表长度缩减了约 74%, 同时保留了其核心信效度。

在众多非结构化数据源中, 语音和视频数据作为一种新兴的数据模态备受关注, 但其应用也带来了关于技术公平性与构念效度的挑战。一方面, 研究揭示了自动语音识别系统在处理不同群体语音时存在系统性偏差(Hickman et al., 2025a)。另一方面, 学者们也深入探讨了这类自动化测量构念的效度问题。Hickman 等(2025b)的研究发现, 在自动面试中, 仅言语行为对测量候选人的认知能力有效。而 Stevenor 等(2024)则提出了更审慎的观点: 即使 AI 评分与人类面试官评分高度一致, 但若两者都不能有效关联未来的工作绩效, 那么这种自动化测量的价值就十分有限。

3.2 AI 验证变量间关系

在使用 AI 技术将非结构化数据转化为量化指标后, 研究者可利用机器学习等方法, 探索变量之间的复杂关系, 并对未来事件做出精准预测。

3.2.1 个体层面变量关系验证

在个体变量预测层面, 离职预测是员工关系管理环节应用最广泛的议题。相较于逻辑回归, 人工神经网络等模型在预测员工离职方面具有更高的准确率(Somers, 1999)。为构建模型, 研究者使用了包括个人特征、工作历史及从文本评论中提取的人格特质在内的多源数据(Choudhury et al., 2021; Wu et al., 2024), 并证明了随机森林、决策树等机器学习算法能有效识别高离职倾向群体(Veglio et al., 2025; Yuan et al., 2024)。除了离职, 研究者也致力于预测员工的其他状态, 例如, 运用支持向量机预测职场专业人士的压力水平(Pabreja et al., 2022)。

在人力资源规划和培训与开发领域, 研究者运用协同过滤算法预测员工未来的职业流向(Min et al., 2024), 或通过监督学习显著提升职业兴趣量表对个人未来职业选择的预测精度(Song et al., 2024)。在招聘与配置场景中, 研究发现基于 BERT 的大语言模型能自动且准确地为面试回答打分, 并额外解释入职后的绩效差异(Koenig et al., 2023), 也有研究证明机器学习能在保持同等预测效度的前提下, 有效减少所需的心理测量指标数量, 从而提升筛选效率(Landers et al., 2023)。有学者采用增益模型(uplift modeling)方法, 以识别并评估何种保留策略对特定员工群体最为有效(Rombaut et al., 2020)。在绩效管理的激励议题上, Opitz 等人(2025)利用机器学习算法识别出不同员工对激励方案的异质性反应, 并证实了基于此的针对性激励分配能够有效提升员工的整体绩效表现。

除了提升预测精度,机器学习更重要的价值在于揭示传统线性模型难以捕捉的复杂非线性关系。例如,在人力资源规划的研究中,有学者将 ANN 作为结构方程模型的补充,分别揭示了工作倦怠与满意度在不同世代员工中的非线性模式,以及人力资源分析能力对组织绩效的复杂影响机制 (Abubakar, 2019; Arora et al., 2024)。在薪酬福利管理领域, Schulz 等人 (2022) 的研究也发现,薪资不平等与员工对管理者的信任之间并非简单的线性关系,而是呈现出曲线效应。这些研究凸显了 AI 在深化理论、发现新模式方面的独特潜力。

3.2.2 管理者与组织层面变量关系验证

在管理者与组织层面,研究者开始将机器学习与员工关系管理中的领导力研究相结合 (Lee et al., 2022),或利用非线性模型揭示领导特质与角色占据的复杂关联 (Doornenbal et al., 2022)。在绩效管理领域有关“CEO 效应”的探讨中,有研究证实了 CEO 任期等特征对公司财务表现的预测作用 (Nwafor et al., 2025),而 Shimao 等 (2025) 则采用一种创新的方法论,通过多种机器学习模型进行样本外预测,发现 CEO 信息并未显著提升对公司绩效的预测精度,从而促使学界重新审视传统研究所强调的“CEO 效应”的实际预测效力。此外,预测的范围也扩展到了团队和组织效能,例如,通过分析会议中的非语言信号来预测会议生产力 (Zeyda et al., 2024),或分析 HRM 实践对公司销售额的影响 (Lee et al., 2024)。

3.3 AI 主题归纳与定性解释

除了前述以量化为主要目标的路径外,人工智能在 HRM 研究中也用作定性研究的辅助工具。Sajjadiani (2024) 的研究以计算扎根理论为核心,首先运用结构主题模型从 Reddit 职场对话中归纳出 18 种压力主题,发现在线社交应对是一个双向、情绪敏感且受职业背景影响的过程。Schmiedel 等 (2019) 采用结构主题模型对 Glassdoor 上的员工评论进行挖掘,自动识别出员工关注的议题,并建立了文本主题与组织文化感知之间的关系。

除定性分析外, Saleem 等 (2024) 将 AI 作为实验干预手段,利用 AI 驱动增强写作平台 (HireNext Job Posting Assessment) 对招聘广告进行包容性重写,并与原始版本进行对比测试。研究发现,18~35 岁的加拿大低学历青年对 AI 修改后的广告表现出显著偏好,且这一偏好在女性、低收入及残障人士等群体中更为强烈,证实了 AI 写作工具可在不改变职位要求的前提下,有效提升岗位吸引力并促进招聘公平。

3.4 人力资源管理综述、方法和理论文章中 AI 的应用

除了实证研究外,本文还梳理了相关的综述、方法及理论文章。这些文献主要从方法论构建与理论反思的角度,探讨了 AI 技术在 HRM 研究中的应用规范与发展方向,具体展现了如下趋势:

第一,研究者开始利用人工智能技术进行“计算文献综述”,通过主题建模、科学计量等方法对海量文献进行自动化分析,以识别特定领域的核心主题与演化路径 (Antons et al., 2023; Pan et al.,

2023)。另一些基础性的方法文章则聚焦于如何将非结构化的文本转化为可供分析的结构化数据, 例如, 为研究者如何应用主题建模提供了教程与指引(Schmiedel et al., 2019), 并系统性地梳理了文本分析方法的分类与最佳实践(Campion & Campion, 2025)。

第二, 针对机器学习长期存在的“黑箱”问题(Wang, 1995), 新的研究致力于提升模型透明度, 例如采用 Local Interpretable Model-Agnostic Explanations 软件包等事后解释工具来理解模型的预测依据(Chowdhury et al., 2023), 或强调提升数据预处理等关键步骤的报告透明度, 以确立研究的可追溯性(Valtonen et al., 2024)。此外, 也有研究开发了新的分析技术, 旨在更好地平衡人员选拔中对多样性与绩效等复杂结果的权衡(Song et al., 2023)。

第三, 理论与方法文章共同指出, AI 正从单纯的数据分析工具, 演变为能够参与理论生成(Shrestha et al., 2021)和知识整合(Malik et al., 2025)的协作伙伴(Thau et al., 2025)。但与此同时, 相关文献也保持了审慎的态度: 一方面, 提出了避免在研究中误用 AI 的实用指南(Lorenz et al., 2024); 另一方面, 则对“算法治理”的客观性声明进行批判(Diefenhardt, 2025), 并强调即使在 AI 时代, 人类研究者在问题定义与理论阐释等环节的价值仍是不可替代的(Block et al., 2024)。

4. 结论与讨论

4.1 AI 在 HRM 研究方法中的应用现状

人工智能的崛起正驱动社会科学研究范式的深刻变革。机器学习与自然语言处理等技术的突破, 成功将文本、影像及数字痕迹等海量非结构化数据纳入量化分析范畴, 实现了从微观行为捕捉到宏观现象追踪的方法论创新, 提升了研究的广度与客观性。人力资源管理作为社会科学的重要领域, 急需探索人工智能在该领域的应用, 以推动其研究的深化与发展。

本文对 143 篇文献进行系统性综述, 尝试回答“AI 如何作为研究方法赋能人力资源管理研究”这一核心议题, 主要有三个研究发现:

第一, 在应用路径上, AI 技术主要通过三种方式赋能 HRM 研究: 一是作为变量识别与测量的工具, 突破传统自陈式问卷的局限, 将非结构化数据转化为数值变量; 二是作为验证变量关系的手段, 探索复杂的非线性关系; 三是进行主题归纳与定性解释, 辅助研究者深度解读文本数据。

第二, 从应用分布来看, AI 作为研究方法的应用在 HRM 各模块中的发展尚不均衡。招聘与配置和员工关系管理是当前应用最为集中、成果最为丰富的两个领域, 这可能得益于这两个领域积累了大量易于获取的数字化文本与行为数据(如简历、员工评论、社交媒体信息等)。相比之下, AI 技术在薪酬福利管理、培训与开发等领域的应用仍处于初步探索阶段, 存在较大的研究潜力。

第三, 与传统研究范式相比, AI 的价值已超越单纯的数据分析工具, 开始引发研究范式的重构。现实中的个体与组织行为往往充满复杂性与非线性, 这使得传统验证线性中介效应、调节效应的研究面临挑战, 而以机器学习为代表的 AI 技术擅长捕捉复杂的非线性关系, 恰好能弥补这一短板。未来的研究重心将不再满足于寻找显著的统计指标, 而是转向解释 AI 发现的那些反直觉的、复杂的

模式。

在此背景下, AI 虽然能基于概率计算发现“是什么”, 却难以从社会学层面解释“为什么”。人类研究者的角色将发生转变: 从单纯的“规律发现者”转变为“意义的赋予者”。具体而言, 研究者需要承担两项新任务: 一是通过定性研究、实验手段或更严谨的因果推断方式, 验证 AI 所发现的模式背后的理论逻辑, 剔除虚假相关; 二是将 AI 发现的微观、琐碎的复杂规律, 抽象为管理者可理解、可执行的简明理论。这种人机协作将革新理论构建的路径: AI 发挥假设生成的功能, 负责从海量数据中挖掘潜在的新规律; 而人类研究者则更专注于理论建构与边界界定, 重点考察情境、文化与伦理等 AI 难以捕捉的复杂条件, 从而确保数据结果具有真实的管理学意义。

4.2 AI 在 HRM 研究方法中的应用展望

除人力资源管理领域的相关文献外, 本文还整合了社会学、心理学等社会科学领域应用 AI 技术的前沿文献, 以求拓展思路, 发掘 AI 应用潜力。基于此, 在展望部分, 本文提出六个未来的研究方向。

第一, 基于多维非结构化数据挖掘新构念, 并利用 AI 追踪动态演变。例如, 自动转录的音频数据(如语音语调)、面试小组互动中的交流行为, 乃至编程任务的代码正确率等(Campion & Campion, 2023)。已有学者发现, 通过测量音频数据可发现主播方言对销售的倒 U 形影响(杨强等, 2024); 利用机器学习整合多维变量可有效测算“职业可替代风险”这一复杂构念(王林辉等, 2022); 在情感计算方面, 现有研究不仅追踪了海量推文中的社会情绪演变(龚为纲等, 2023), 还证实了混合方法及专用大模型能显著优化预测精度(范小云等, 2022; 姜富伟等, 2024)。这说明未来可利用 AI 技术在时间尺度上对海量数据进行动态分析, 以刻画员工情绪、组织变革等现象的动态发展趋势, 提高对研究对象整体的刻画能力与效率。

第二, 不断延展和挖掘大语言模型在质性研究中的能力, 让人工智能从“预测”变量关系进阶到“解释”理论机制, 从而提升研究的理论贡献。以机器学习为代表的 AI 技术本身并不能提供理论解释(刘景江等, 2023), 但大语言模型的出现正改变这一局面, 以 DeepSeek-R1 模型为例, 其具备“思维链”(Chain-of-Thought) 等能力, 使模型输出过程具有可解释性, 从而更直接地参与理论形成。未来 AI 在研究中的角色边界, 将取决于研究者的认识论选择: 是坚持“工具性假设”, 视 AI 为单纯处理数据的程序; 还是采纳“建构性假设”, 承认 AI 具备发现数据背后理论逻辑的能力(Pratt, 2025)。这一认识论层面的抉择, 将决定 AI 介入理论构建的深度。

第三, 探索大语言模型作为“模拟被试”的实验新范式。这与上文讨论的“AI 辅助质性分析”不同, 它将 AI 作为数据生成的主体。研究发现, 经提示词工程处理的 LLM 可以模拟不同的人格特质(焦丽颖等, 2025), 并在一定程度上复现真实社会调查的数据分布(龚为纲和黄思源, 2025)。未来或可利用 LLM“数字替身”来事前预演不同管理干预措施的潜在效果。但也有研究对经典社会科学实验进行了复刻, 发现大语言模型在涉及种族、性别等敏感话题的实验中复现成功率较低, 表明该方法仍存在一定的局限性(Cui et al., 2025)。

第四, 建立清晰、统一的 AI 技术术语规范。当前部分研究描述 AI 方法时存在概念界定不清的

问题。自然语言处理、机器学习、文本挖掘等不同分类标准下的术语常被混合使用, 导致了定义的模糊性, 这易引发混淆并阻碍跨学科交流, 也可能导致研究高估或误解人工智能的实际作用(Pan et al., 2023)。未来有必要建立清晰、统一的 AI 术语规范, 并详细报告模型构建、训练与验证的关键细节, 以增强研究的严谨性、可比性与可复现性。

第五, 利用机器学习进行异质性因果效应评估。HRM 研究目前主要将 AI 用于变量测量和关系探索, 而社会学与经济学已开始将其用于政策评估。面对“谁从政策中受益更多”的问题, 机器学习能够切分高维异质性变量, 实现对个体层面政策效应的估计(陶旭辉等, 2023)。这一思路可迁移至 HRM 领域, 用于事后评估某项组织内政策对不同群体的个性化影响, 从而超越传统的“平均效应”分析。

第六, 关注 AI 介入研究全流程的潜在风险。以 ChatGPT、DeepSeek 等为代表的大语言模型正扮演“合作研究者”的角色, 提升研究效率(Thau et al., 2025)。但其带来的风险不容忽视:(1)研究的保密性风险。如果使用 AI 转录或分析访谈数据, 我们是否知道这些数据会被如何使用?(2)结果的可靠性风险。生成式 AI 是基于概率的建模工具, 缺乏对学术语境的深层理解, 可能出现“幻觉”现象, 生成看似合理但实则失真的内容。(3)学术不端风险。其内容生成能力也可能被滥用于伪造数据、编造文献(Grimes et al., 2023)。如何在善用其优势的同时, 构建有效规范机制以应对相关风险, 是未来研究者急需解决的核心议题。

4.3 研究局限

本研究存在一定局限性: 第一, 在文献筛选上, 本研究将搜索范围限定于人力资源管理领域的国际期刊。虽符合文献梳理的研究目标, 但也排除了其他领域期刊或非期刊文献中的相关研究。第二, 在实证文章分类标准上, 本文将 84 篇实证文章划分为三类。该框架有助于依照管理学范式理解 AI 技术的应用路径, 但这一分类标准并非完全互斥。举例来说, 使用无监督机器学习技术进行主题归纳与定性解释的研究, 在分析中也可能报告用于验证的数值指标。因此研究者主要依据文章报告的核心研究目标进行归类, 具有一定主观性。未来研究可探索其他综合性分类框架。第三, 在技术涵盖范围上, 本研究纳入了多种 AI 技术。虽然这有助于全面把握 AI 技术在 HRM 领域作为研究方法的应用现状, 但也限制了对单一 AI 技术或特定应用场景的分析深度。

◎ 参考文献

- [1] 焦丽颖, 李昌锦, 陈圳, 等. 当 AI “具有”人格: 善恶人格角色对大语言模型道德判断的影响[J]. 心理学报, 2025, 57 (6).
- [2] 刘景江, 郑畅然, 洪永森. 机器学习如何赋能管理学研究? ——国内外前沿综述和未来展望[J]. 管理世界, 2023, 39 (9).
- [3] 王林辉, 胡晟明, 董直庆. 人工智能技术、任务属性与职业可替代风险: 来自微观层面的经验证据[J]. 管理世界, 2022, 38 (7).

- [4] 赵曙明, 张敏, 赵宜萱. 人力资源管理百年: 演变与发展[J]. 外国经济与管理, 2019, 41 (12).
- [5] Abubakar, A. M. Using hybrid SEM-artificial intelligence: Approach to examine the nexus between boreout, generation, career, life and job satisfaction[J]. Personnel Review, 2019, 49 (1).
- [6] Ahn, Y., Greve, H. R. Cultural spawning: Founders bringing organizational cultures to their startup [J]. Organization Science, 2025, 36 (1).
- [7] Antons, D., Breidbach, C. F., Joshi, A. M., et al. Computational literature reviews: Method, algorithms, and roadmap[J]. Organizational Research Methods, 2023, 26 (1).
- [8] Arora, M., Mittal, A. Enhancing organizational performance through HR analytics capabilities: Mediating influence of innovative capability and moderating role of technological turbulence [J]. The International Journal of Human Resource Management, 2024, 35 (19).
- [9] Bhatia, S., Olivola, C. Y., Bhatia, N., et al. Predicting leadership perception with large-scale natural language data[J]. The Leadership Quarterly, 2022, 33 (5).
- [10] Block, J., Kuckertz, A. What is the future of human-generated systematic literature reviews in an age of artificial intelligence? [J]. Management Review Quarterly, 2024, 74 (4).
- [11] Brede, M., Gerstel, H., Wöhrmann, A., et al. Mind the gap: The effect of cultural distance on mergers and acquisitions—Evidence from Glassdoor reviews[J]. Review of Managerial Science, 2025, 19 (8).
- [12] Campion, E. D., Campion, M. A. A review of text analysis in human resource management research: Methodological diversity, constructs identified, and validation best practices [J]. Human Resource Management Review, 2025, 35 (2).
- [13] Campion, M. A., Campion, E. D. Machine learning applications to personnel selection: Current illustrations, lessons learned, and future research[J]. Personnel Psychology, 2023, 76 (4).
- [14] Choudhury, P., Allen, R. T., Endres, M. G. Machine learning for pattern discovery in management research[J]. Strategic Management Journal, 2021, 42 (1).
- [15] Choudhury, P., Wang, D., Carlson, N. A., et al. Machine learning approaches to facial and text analysis: Discovering CEO oral communication styles [J]. Strategic Management Journal, 2019, 40 (11).
- [16] Chowdhury, S., Joel-Edgar, S., Dey, P. K., et al. Embedding transparency in artificial intelligence machine learning models: Managerial implications on predicting and explaining employee turnover[J]. The International Journal of Human Resource Management, 2023, 34 (14).
- [17] Cui, Z., Li, N., Zhou, H. A large-scale replication of scenario-based experiments in psychology and management using large language models[J]. Nature Computational Science, 2025, 5 (8).
- [18] Diefenhardt, F. Automating the managerial gaze: Critical and genealogical notes on machine learning in personnel assessment[J]. The International Journal of Human Resource Management, 2025, 36 (14).
- [19] Doornenbal, B. M., Spisak, B. R., Van Der Laken, P. A. Opening the black box: Uncovering the leader trait paradigm through machine learning[J]. The Leadership Quarterly, 2022, 33 (5).
- [20] Fan, J., Sun, T., Liu, J., et al. How well can an AI chatbot infer personality? Examining psychometric properties of machine-inferred personality scores [J]. Journal of Applied Psychology,

- 2023, 108 (8).
- [21] Grimes, M., Von Krogh, G., Feuerriegel, S., et al. From scarcity to abundance: Scholars and scholarship in an age of generative artificial intelligence[J]. *Academy of Management Journal*, 2023, 66 (6).
- [22] Härtel, T. M., Schuler, B. A., Back, M. D. “LinkedIn, LinkedIn on the screen, who is the greatest and smartest ever seen?”: A machine learning approach using valid LinkedIn cues to predict narcissism and intelligence[J]. *Journal of Occupational and Organizational Psychology*, 2024, 97 (4).
- [23] Hernandez, I., Nie, W. The AI-IP: Minimizing the guesswork of personality scale item development through artificial intelligence[J]. *Personnel Psychology*, 2023, 76 (4).
- [24] Hickman, L., Bosch, N., Ng, V., et al. Automated video interview personality assessments: Reliability, validity, and generalizability investigations [J]. *Journal of Applied Psychology*, 2022, 107 (8).
- [25] Hickman, L., Langer, M., Saef, R. M., et al. Automated speech recognition bias in personnel selection: The case of automatically scored job interviews[J]. *Journal of Applied Psychology*, 2025, 110 (6).
- [26] Hickman, L., Saef, R., Ng, V., et al. Developing and evaluating language-based machine learning algorithms for inferring applicant personality in video interviews[J]. *Human Resource Management Journal*, 2024, 34 (2).
- [27] Hickman, L., Tay, L., Woo, S. E. Are automated video interviews smart enough? Behavioral modes, reliability, validity, and bias of machine learning cognitive ability assessments[J]. *Journal of Applied Psychology*, 2025, 110 (3).
- [28] Klonek, F., Parker, S. Does AI at work increase stress? Text mining social media about human-AI team processes and AI control[J]. *Journal of Organizational Behavior*, 2025.
- [29] Koenig, N., Tonidandel, S., Thompson, I., et al. Improving measurement and prediction in personnel selection through the application of machine learning[J]. *Personnel Psychology*, 2023, 76 (4).
- [30] Landers, R. N., Auer, E. M., Dunk, L., et al. A simulation of the impacts of machine learning to combine psychometric employee selection system predictors on performance prediction, adverse impact, and number of dropped predictors[J]. *Personnel Psychology*, 2023, 76 (4).
- [31] Lee, A., Inceoglu, I., Hauser, O., et al. Determining causal relationships in leadership research using machine learning: The powerful synergy of experiments and data science[J]. *The Leadership Quarterly*, 2022, 33 (5).
- [32] Lee, M., Lee, G., Lim, K., et al. Machine learning-based causality analysis of human resource practices on firm performance[J]. *Administrative Sciences*, 2024, 14 (4).
- [33] Li, Y. N., Law, K. S., Yu, B., et al. Different impacts of hedonic and utilitarian personal Internet usage behaviour on well-being and work engagement: A daily examination[J]. *Journal of Occupational and Organizational Psychology*, 2024, 97 (3).
- [34] Lorenz, F., Lorenzen, S., Franco, M., et al. Generative artificial intelligence in management

- research: A practical guide on mistakes to avoid[J]. *Management Review Quarterly*, 2026, 76(1).
- [35] Malik, F. S., Terzidis, O. A hybrid framework for creating artificial intelligence-augmented systematic literature reviews[J/OL]. (2025-04-29). *Management Review Quarterly*, 2025. <https://doi.org/10.1007/s11301-025-00522-8>.
- [36] Min, H., Yang, B., Allen, D. G., et al. Wisdom from the crowd: Can recommender systems predict employee turnover and its destinations? [J]. *Personnel Psychology*, 2024, 77 (2).
- [37] Nie, W., Hernandez, I., Tay, L., et al. A comparison of the response-pattern-based faking detection methods[J]. *Journal of Applied Psychology*, 2025, 110 (8).
- [38] Nwafor, C. N., Nwafor, O. Z., Omenihu, C. M., et al. Do CEO traits matter? A machine learning analysis across emerging and developed markets[J]. *Administrative Sciences*, 2025, 15 (7).
- [39] Opitz, S., Sliwka, D., Vogelsang, T., et al. The algorithmic assignment of incentive schemes[J]. *Management Science*, 2025, 71 (2).

注：因篇幅限制，参考文献未全部列出，若需更多文献请联系作者。

**Quantifying the “Unstructured”: A New Paradigm for AI-Enabled Human
Resource Management Research
— A Systematic Review Based on 143 Articles**

Niu Yansong Du Jing

(Economics and Management School, Wuhan University, Wuhan, 430072)

Abstract: An increasing number of scholars have begun applying artificial intelligence (AI) to human resource management (HRM) research. Drawing on a systematic literature review of 143 studies, this paper aims to map the current state and future trajectories of AI applications in HRM research methodology. The findings reveal that AI-driven methodological approaches primarily concentrate in three areas: variable identification and measurement, testing relationships between variables, and thematic induction and interpretation. These three applications collectively highlight AI’s core advantage over traditional research methods—namely, its capacity to quantify and analyze unstructured data. Existing research is predominantly focused on the functional domains of recruitment and staffing as well as employee relationship management, with machine learning and natural language processing constituting the dominant technical pathways. Future research should prioritize enhancing the transparency and reporting rigor of AI methodologies, deepening theoretical contributions, and thoughtfully navigating the ethical and practical challenges posed by large language models throughout the entire research process.

Key words: Artificial intelligence; Human resource management; Research methods; Literature review

责任编辑：路小静