

• 专题:双清论坛“大模型时代数智商务的理论与方法” •

DOI: 10.3724/BNSFC-2025-0014

数智商务系统的知识发现研究现状与未来*

张 瑾¹ 王成翰¹ 王黎烨^{2**}

1. 中国人民大学 商学院,北京 100872

2. 中国传媒大学 经济与管理学院,北京 100024

[摘 要] 在提升企业科学管理水平的背景下,数智商务系统知识发现扮演着将“数据资源”转化为“知识能力”进而形成“决策优势”的关键作用。本文以数智商务系统的技术演进为主线,系统梳理企业在不同技术阶段下知识发现能力的演变路径与典型应用场景,揭示以预训练大模型和多智能体系统为代表的新兴技术,推动企业知识发现从“静态分析”向“动态生成”的模式转型,和从“辅助决策工具”向“决策主体系统”的范式跃迁。聚焦企业知识发现所面临的新挑战与新需求,本文最后提出“多智能体协同、多模态融合、多系统组合、多规范治理”的未来研究方向。研究旨在为构建面向未来的数智知识发现体系提供理论参考,助力企业用好数智红利,推动管理升级和组织跃迁。

[关键词] 数智商务系统;知识发现;人工智能;智能体

当前,企业数智化不断深化,生成式人工智能、大模型和智能体等智能技术与企业管理实践深入耦合,数智商务系统已成为支撑企业数智化决策和高质量发展的核心基础设施。数智商务系统是在数字商务系统的基础上演化而来的新一代商业智能体系。它以数字化为基础、以智能化为核心,通过人工智能模型对企业数据进行语义理解与知识抽取,形成可解释、可迁移的知识结构,并通过人机协同机制,将知识发现结果转化为智能决策与价值创造路径。相较于以流程自动化和数据整合为主的数字商务系统,数智商务系统实现了从“数字运营”到“智能经营”、从“信息管理”到“知识管理”的范式跃迁,是推动企业迈向智能经济与新质生产力的重要支撑形态。

伴随企业从信息化、数字化再到智能化一路走来,企业数据驱动管理的实现载体从商务智能系统逐步进化到数字商务系统,进而升级为数智商务系统。商务智能实现了“数据到信息”的转换,使企业能够理解业务现

象;数字商务系统实现了“信息到价值”的转化,使企业能够在数字化环境中运营与协同;而数智商务系统则进一步实现了“数据到知识与智慧”的跃迁,使企业能够在复杂环境中进行智能学习与知识发现。三者的关系呈现出由“分析驱动”到“运营驱动”再到“智能驱动”的递进逻辑,也体现了企业管理范式从“信息化”向“数智化”的根本转变。

数智商务系统的核心竞争力已从数字化运营能力转向知识发现与智能决策能力,因此,知识发现(Knowledge Discovery)作为数智商务系统的关键环节,正从传统的信息汇总工具演化为支撑战略判断与智能决策的能力中枢。知识发现旨在从海量数据中提取有价值的模式和知识,包括数据选择、预处理、转换、挖掘与解释等多个步骤,强调通过算法模型将“数据”转化为“知识”^[1]。图1展示了知识发现的典型过程,这一过程随着大数据和人工智能技术的发展,正在被重新定义和拓展。

收稿日期:2025-07-17; 修回日期:2025-10-25

* 本文根据国家自然科学基金委员会第406期“双清论坛”讨论的内容整理。

** 通信作者,Email:wangliye@cuc.edu.cn

本文受到国家自然科学基金项目(72442016,72202221,72472151,72072177)以及中国传媒大学中央高校基本科研业务费专项资金的资助。

引用格式: 张瑾,王成翰,王黎烨. 数智商务系统的知识发现研究现状与未来. 中国科学基金,2025,39(5):705-715.

Zhang J, Wang CH, Wang LY. Knowledge discovery in intelligent business systems: Current research and future directions. Bulletin of National Natural Science Foundation of China, 2025, 39(5): 705-715. (in Chinese)

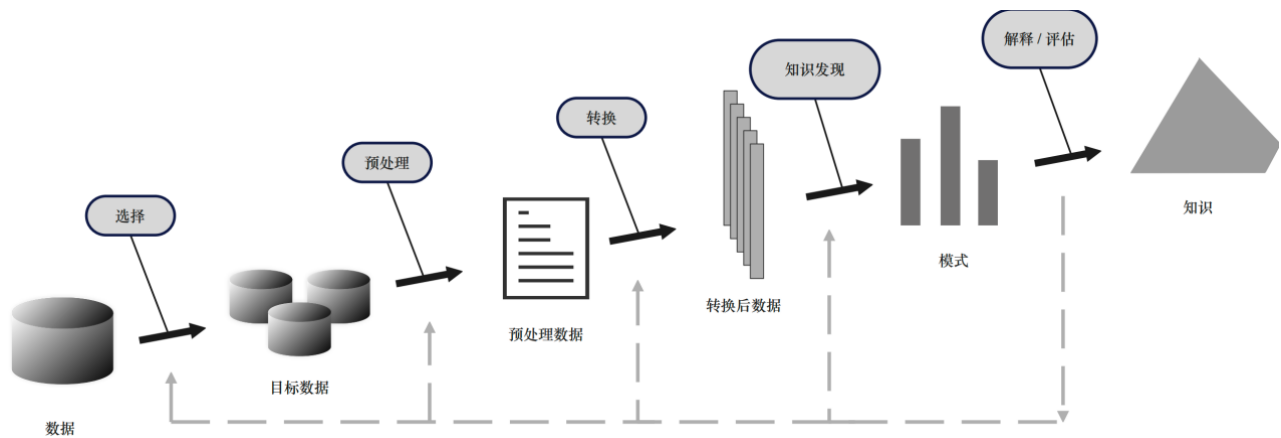


图1 知识发现的典型过程

Fig.1 Typical Process of Knowledge Discovery

相较于早期静态、线性的浅层知识抽取方式,当前商务知识发现呈现出场景多样化、数据复杂化、技术智能化与合规体系化的综合特征^[2],形成了由“场景、数据、技术、合规”四个关键维度共同形成的知识发现框架。在这一多维体系中,“技术”是推动知识发现演化的核心驱动力。技术的持续发展不仅显著提升了企业处理非结构化信息、构建预测模型与模拟决策场景的能力,更从根本上推动了企业的信息化、数字化与智能化进程。而这一进程本身又深刻重塑了其他三个关键维度:企业的信息化、数字化和智能化不仅催生出更加复杂与动态的业务场景,也生成了涵盖文本、图像、语音等多模态形式的庞大数据资源,同时对数据使用、模型输出、算法责任等方面提出了更加严苛的合规要求。可以说,技术推动了企业数智基础的构建,带来场景复杂化、数据多样化与规制精细化,这些因素共同塑造和形成当代数智商务系统知识发现的方法范式、能力边界与治理挑战。

以技术为主线,回顾数智商务系统知识发现技术演进的脉络,其大致经历四个阶段的迭代。第一阶段基于数据挖掘的知识发现,以关联规则、聚类分析、决策树等为代表,强调结构化数据中的模式提取,是知识发现过程的起点。第二阶段基于机器学习的知识发现,随着监督学习、无监督学习与集成算法的发展,知识发现开始具备一定的预测与自适应能力。第三阶段基于深度学习的知识发现,神经网络模型的引入打破了特征工程的瓶颈,提升了对图像、文本、语音等非结构化数据的处理能力。第四阶段基于大语言模型与生成式人工智能的知识发现,预训练模型与多智能体系统的兴起,标志着知识发现进入“生成+推理+交互”的智能阶段,不再仅依赖数据驱动,而具备了模拟行为、自动决策与知识生成

的综合能力。

正是在这一演进路径下,数智商务系统的知识发现能力从“静态分析”迈向“动态生成”,从“辅助决策”跃升为“决策主体”的基础支撑。在此背景下,本文旨在围绕数智商务系统中知识发现的发展现状与未来趋势,以技术演变为主线聚焦以下三个关键问题展开探讨:从历史角度来看,商务知识发现技术经历了哪些关键的演进阶段?立足当下,当前商务知识发现系统的技术特征和企业应用如何?面向未来,在“多智能体协同”“多模态融合”“多系统组合”“多规范治理”等方面,有哪些值得探索和关注的科学研究问题?通过对上述问题的系统分析,本文期望为构建面向未来的数智商务知识发现理论框架与应用实践提供有价值的参考。

1 数智商务系统知识发现的研究沿革

1.1 基于数据挖掘的知识发现

数据挖掘算法旨在从海量数据识别潜藏的结构、模式与异常,为知识发现与决策优化提供支持,现有方法可归纳为三个主要类别:关联规则挖掘、聚类分析与离群值检测。关联规则挖掘从海量事务数据库中发现频繁项之间的潜在共现和关联知识。例如,Agrawal等^[3]提出Apriori算法,从大型超市交易数据中自动发现商品的共购模式。Sarwar等^[4]将关联规则挖掘引入电商平台的推荐系统,提出基于商品的协同过滤方法,在推荐效果上超越了基于用户相似度的传统策略。聚类分析通过衡量对象特征间的相似性,将数据划分为同质群体。Shi与Malik^[5]以图划分视角提出规范化切割聚类算法,在像素相似性图上优化全局准则,实现了对视觉对象的自动聚类检测。离群值检测旨在识别数据集中与大多数样本显著不同的少数对象,对于欺诈交易、网络

入侵检测以及医疗诊断异常的发现具有价值。Knorr和Ng^[6]通过考察数据点在给定半径范围内的邻居数量,将少于阈值邻居数的对象判定为离群点,并基于此定义提出了适用于多维数据的高效检测算法,其有效性在运动员赛季统计数据的离群点识别任务中得到验证。

基于数据挖掘的知识发现已在零售营销、金融风控与医疗健康三方面场景取得了广泛应用。在零售营销领域,数据挖掘技术主要涵盖购物篮分析^[3]、客户分群^[7]以及风险检测^[8]。Wang等^[7]通过集群趋势分析揭示了“重要保留客户”“发展客户”“忠诚客户”与“普通客户”等群体的价值演化轨迹,并提出差异化营销策略。Mukherjee等利用频繁项集挖掘技术捕捉在多件商品上反复协同评论的候选评论者组,借助群体间成员重叠所带来的联动线索,对群体可疑度进行了整体推断^[8]。在金融风控领域,数据挖掘技术的应用主要聚焦于欺诈检测^[9]、投资资产分析^[10]和风险预警^[11]等关键场景。Mantegna等^[10]通过对资产价格时间序列的无监督层次聚类自动识别经济关联紧密的资产集群,并通过层次树中节点的分叉距离反映影响资产价格的经济因子权重。医疗健康领域的数据挖掘研究则主要集中于患者分群与亚型识别^[12]、异常病情监测^[13]等。例如,Harpaz等^[13]基于医疗健康不良事件报告与电子病历数据,应用经验贝叶斯几何均值与比值失衡分析方法识别药物与不良事件之间的潜在关联信号。

1.2 基于机器学习的知识发现

在数智商务系统中,根据是否依赖标签数据,机器学习方法通常分为无监督学习方法和有监督学习方法,前者用于探索性知识挖掘,后者则用于目标导向型知识发现任务。无监督学习方法从未标注数据中自动识别潜在结构和未知知识,方法主要包括潜在变量模型(Latent Variable Models)和浅层表示学习模型(Representation Learning Models)。

无监督学习方法中的潜在变量模型假设企业数据由不可观测的潜在结构生成,通过刻画数据生成过程或识别潜在变量以揭示数据背后的深层规律^[14];其在商务场景的典型算法包括基于混合分布的聚类模型(如高斯混合模型)、时序潜变量模型(如隐马尔可夫模型)、低维潜因子模型(如因子分析)以及隐狄利克雷分布模型等。其中,隐狄利克雷分布模型在数智商务系统中尤为常用,能够从企业文本数据中抽取主题结构并支撑下游分析。例如,Brown等^[15]利用隐狄利克雷分布模型提取上市公司年报的主题分布,发现所获取的主题知识可将财务造假预测的准确率提升59%;Zhong与Schweidel^[14]将隐狄利克雷分布与隐马尔可夫模型结合,提出多潜在

变点主题模型,以刻画企业丑闻发生后用户在社交媒体上话题讨论的时序演化特征。浅层表示学习则聚焦于从高维数据中抽取关键特征并构建具有语义的低维表示,通常不依赖深度网络训练,而强调几何或统计投影的表征获取。代表方法包括奇异值分解、非负矩阵分解以及流形或邻域保持的可视化投影。相关应用表明,此类方法能够有效刻画市场结构与竞争关系。例如,Matthe等^[16]设计多目标动态市场结构映射框架,融合多维尺度分析、Sammon映射与t-SNE等多种表示学习方法,用于动态揭示企业在不同时期的竞争定位演化路径;Gabel等^[17]基于skip-gram模型对购物篮数据中的产品进行向量化训练,以捕捉其在市场结构中的相对定位。

有监督学习方法通过对标注样本进行训练,能够从输入特征中学习并输出变量之间的映射规则,从而实现对未来事件的预测与判断。数智商务系统中常用的有监督学习方法包括回归模型、支持向量机、基于树的集成学习模型等^[18]。回归模型通常用于建模输入特征和输出数据之间的线性联系。例如,Liu等^[19]通过逻辑回归模型,揭示了企业员工技能相似性、员工流动网络相似性、员工社群重叠等指标在预测企业间人力资本竞争的作用。Luan等^[20]基于求职者的认知能力、尽责性和非结构化面试评分,使用逻辑回归和Lasso回归预测员工的未来工作表现。支持向量机将输入数据映射到高维特征空间,在该空间中构建最优分类超平面,从而有效识别数据间的非线性关系。例如,Dong等^[21]基于支持向量机模型,发现了金融社交媒体中情感、情绪、主题、词频和网络结构等特征对识别企业财务舞弊行为具有重要作用。Frankel等^[22]使用支持向量机从企业年报和电话会议信息中识别股票市场的预测因子。基于树的集成学习方法通过组合多个决策树模型,提升高维复杂数据中模型的鲁棒性和泛化能力,广泛用于多变量交互条件下的知识发现任务。例如,Gu等^[23]使用随机森林模型,从高维度、复杂的股票数据中提取具有预测能力的信号,有效预测个股或市场组合的预期收益。何瑛等^[24]则使用LightGBM模型整合多个企业特征和高管特征数据对企业违规行为进行预测。

传统机器学习方法具有参数量小、计算成本低、逻辑透明、可解释性强等优势,适用于企业结构化数据与中低复杂度文本数据的知识发现任务^[25]。因此,在企业运营管理、市场营销、财务管理、战略管理等典型管理场景中被广泛应用。在市场营销领域,机器学习被用于市场细分^[26]、个性化推荐^[27]、舆情监测^[28]等知识发现任务,有助于精准识别用户群体,提升客户响应效率。

在运营管理领域,机器学习的典型应用包括产品需求预测^[29]、排队时间估计^[30]、酒店收益建模^[31]等,为企业优化流程与资源配置提供数据支持。而在战略管理领域,机器学习被广泛应用于竞争战略分析^[32]、技术创新路径挖掘^[33]、高管特质识别与行为预测^[34]等领域,帮助企业从数据中洞察战略方向与组织行为模式。

1.3 基于深度学习的知识发现

在数智商务系统中,深度学习方法能够执行复杂的非线性变换,在不同抽象层次学习数据表示,从而揭示潜藏于庞杂数据中的模式与规律,显著减少对特征工程的依赖^[35]。需要注意的是,尽管表示学习在机器学习和深度学习中均有涉及,但两者在目标和实现方式上存在显著差异。在机器学习中,表示学习主要侧重于将原始数据转换为适合后续任务的特征表示,通常依赖于浅层模型和人工设计特征;而在深度学习中,表示学习通过多层神经网络自动从数据中学习出层次化的特征表示,能够捕捉更复杂的模式和结构。

实践中常用的深度学习方法包括全连接网络、卷积网络、循环网络、注意力机制、图神经网络以及深度强化学习。不同方法的选择取决于任务需求与数据特征。全连接网络能够灵活组合高维特征,适用于以稠密向量形式表示的数据。例如, Lee等^[36]基于该结构构建“概念分配网络—共享嵌入网络—线性分类器”,自动挖掘可追溯的管理决策概念。He等^[37]利用全连接网络拟合复杂的协同过滤函数,在隐反馈推荐数据上取得精度提升。卷积网络具有局部感知和平移不变特性,适合处理图像、视频帧等网格拓扑数据。循环网络擅长捕获长短期序列依赖,适用于自然语言与时间序列等顺序数据分析。Zhang等^[38]提出卷积—循环多视角模型,先以卷积层捕获局部语义,再利用循环层建模跨句级依赖,有效提高产品采纳意图检测的精度。注意力机制能够为序列不同位置动态分配权重,适合长序列或中远程依赖的建模和解释。Chen等^[39]在在线评论分析中引入多层次注意力机制,细粒度捕捉时序动态,实时更新销售预测。图神经网络可有效表达非欧式结构中的复杂交互关系,适合分析社交网络、知识图谱等图结构数据。例如, Ying等^[40]通过结合随机游走采样与图卷积网络,高效学习商品节点嵌入表示,并部署于工业级推荐系统。深度强化学习在部分可观测环境下能有效学习最优策略,适用于动态环境中需要持续决策的交互式系统。Song等^[41]将客户获客问题建模为部分可观测马尔可夫决策过程,借助深度循环Q网络对用户点击流进行策略优化,显著提高获客效率。Cai等^[42]将营销预算分配问题转化为深度强化学习问题,实现营销资源配置方案的自动

优化。

基于深度学习的知识发现已形成一条“表示学习—模式提炼—知识推断”的系统链路,在市场营销、金融决策与人力资源管理等业务场景取得广泛应用。在市场营销领域,典型应用场景涵盖评论分析^[43]、个性化推荐^[44]与营销指标预测^[45]。在金融决策领域,深度学习聚焦于资产定价^[46]、投资组合优化^[47]和风险控制^[48]任务。在人力资源管理中,深度学习应用于人才招聘^[49]、员工绩效预测^[50]和流失风险预警^[51]等任务。

数智商务系统中知识发现能力的演进过程沿着数据挖掘、机器学习、深度学习形成了一条相对清晰的技术主线,由早期面向结构化数据的共现挖掘、聚类与离群检测,扩展至借助无监督、有监督机器学习实现的判别与预测,再发展为端到端深度神经网络体系。伴随着技术的演进,知识发现的功能重心也从“模式识别”逐步转向“预测与解释”,并进一步拓展到“策略优化”。在此演进过程中,多项挑战急需新的能力来应对和满足。首先,数据形态由单一的结构化数据扩展至文本、图像、语音和图结构等多模态数据,导致跨模态对齐与语义融合成为亟待解决的基础性问题。其次,方法层面存在可解释性与性能间的长期权衡,传统方法强于透明可控,深度模型优于复杂情境适配。最后,工程治理上对数据规模、标注成本、在线适配与合规审计提出更高要求,这使得单一模型和静态流程难以支持动态业务需求与跨系统协同。

2 生成式人工智能驱动の数智商务系统知识发现研究现状

2.1 数智商务系统知识发现的技术迭代现状

深度学习模型由于高质量标注数据的匮乏往往陷入欠拟合,或者因过度依赖有限训练样本而表现出过拟合,缺乏跨域泛化能力。为克服这一瓶颈,学界提出了预训练—微调范式,其核心思想是在大规模通用数据集上首先进行弱监督预训练,使模型习得可迁移的通用特征表示,然后在特定任务的小规模数据集上通过微调对参数进行局部更新,以注入任务相关先验并优化下游性能。预训练—微调范式在人工智能多个子领域引发深刻技术变革,其中最典型的是自然语言处理领域。在语言理解任务中,掩码式语言模型BERT系列极大提升了文本表征质量^[52]。在语言生成任务中,自回归训练的GPT系列展现了强大的生成式语言建模潜力^[53]。由于生成式语言建模任务具有更高的难度上限,学者们在模型探索过程中不断扩展参数规模,推动了以GPT-4为代表的预训练大语言模型的诞生。这类模型在数学、物

理、化学、工程、法律、心理与健康等多学科领域展现出接近人类的综合推理与问题求解能力^[54]。在此基础上,Susarla等^[55]通过研究强调生成式模型对学术与产业知识创造的双刃剑属性,从问题识别与研究设计、数据获取与分析、解释与理论建构、撰写与传播的研究全流程系统梳理其潜在增益与可能失范,为规范化应用提供框架性指引。Doshi等^[56]验证了大语言模型在“战略替代方案评估”中的有效性,提出以“多源、多轮、可聚合”的生成式评估来支撑战略预测与商业模式优选的实践范式。Liu等^[57]关注大模型应用中的数字年龄歧视问题,提出后处理式偏差缓解框架,展示了将单模型反思、多模型协作与强化学习信号引入生成式系统以提升公平性的可行路径。

然而,大语言模型的设计初衷并非作为通用智能助手,其决策机制本质上是为了精确预测下一个内容片段,间接实现对输入序列包含任务的理解与执行。这种机制与人类在解决复杂任务时所采用的规划制定、分步实施、持续记忆回顾及动态调整等高级认知过程存在本质差异。针对这一能力差距,学界提出了基于大语言模型的智能体概念,将大语言模型置于决策核心地位,辅以感知、记忆、规划、行动等多层功能架构,使模型能够实现目标分解、动态信息检索以及专用接口调用等复杂决策与执行功能,从而提升其在多领域任务中的智能表现^[58]。在经济金融应用上,林建浩与孙乐轩^[59]指出,大模型借助人类对齐属性可被设计为智能体来模拟个体在阅读后的信念形成与决策过程,形成文本、信念和行动的新应用场景。Zhang等^[60]提出的FinAgent系统将多模态市场情报感知、记忆检索、反思学习与工具增强模块有机耦合,在数据稀疏、分布移位与强噪声环境中仍能获得稳健、可迁移的知识发现与决策性能。Zhao等^[61]通过构建竞争性餐饮市场的智能体仿真模型,发现菜单动态变化、顾客的多重选择以及顾客分组对市场“差异化—模仿”循环产生了削弱效应,从而为市场参与者的运营决策提供了重要的知识支持。

当前智能体系统的研究主要形成了两类系统形态与两种实现机制。从系统形态来看,狭义智能体强调高度自主性,能够端到端地完成感知、规划、记忆与行动的闭环迭代,无需人工介入,展现出完整的自组织与自适应能力。而广义智能体则支持由人类预先定义工作流程,将大语言模型集成于包含异构工具与外部知识源的协同框架之中^[62]。在实现机制方面,现有技术路线主要分为规则驱动与训练驱动两种;规则驱动方式依赖于精心设计的prompt规则、模块化流程或有限状态机,对智能体的决策路径进行显式约束^[63];而训练驱动范式

则通过指令微调或强化学习,将规划与行动能力内化到模型参数中,使模型能够在推理过程中自发生成适应性策略^[64]。相比之下,规则驱动方法具有工程实现简便、部署效率高的优势,而训练驱动方法则展现出更强的泛化能力和持续自适应性,成为提升智能体自主决策水平的重要方向。

综上所述,数智商务系统的知识发现方法从深度学习迭代到以大语言模型为核心的智能体阶段。随着以GPT-4为代表的大规模预训练语言模型不断扩展参数规模与跨模态能力,并与感知—记忆—规划—行动一体化的智能体架构深度耦合,该范式已逐步发展为数智商务系统知识发现的技术主干,为多模态融合、自动化决策与可解释推理的后续研究奠定基础。

2.2 基于大语言模型和智能体的数智商务系统知识发现

数智商务系统中知识发现技术由深度学习逐步演进至大语言模型与多智能体系统,这一进程不仅体现了知识发现底层技术架构的持续升级,更标志着知识发现范式向“复合知识”“弱监督知识”和“行动性知识”跃迁。

(1) 从单一知识提取转向复合知识生成

以大语言模型为代表的生成式人工智能不仅具备从企业数据中提取知识的能力,更具备深层次的知识理解、语义联结与跨域重构能力。在此驱动下,企业的商务知识发现模式从原本仅关注从内部数据提取单一事实型知识,转变为动态的“知识提取—知识整合—知识输出”的复合知识生成过程。这一过程不仅能高效整合数智商务系统中结构化和非结构化数据资源,还能实现多源信息语义融合与推理式重组,实现对市场营销、产品创新、组织学习等企业活动的智能支撑。例如,针对企业市场结构分析,传统的市场营销研究需要通过消费者实地调研获取消费者观点,或者从在线评论、社交媒体、企业购物篮等数据中挖掘消费者感知和产品市场定位^[26,38],而使用大语言模型能够直接生成产品的市场结构相关知识,在无需人类被试参与和额外数据输入的情况下生成可靠的品牌相似性和品牌属性评分^[65]。而在对消费者访谈数据的分析中,生成式人工智能也能有效从数据中识别核心思想,将其归纳为关键主题并对访谈结果进行总结^[66]。

企业的知识获取也不再仅依赖静态数据库,而是可以通过人智协作实现基于语境的实时知识构建。企业在面对复杂问题时,不仅从历史数据中查找已有答案,还能通过与以大语言模型为代表的生成式人工智能的协作交互构建新的洞见、预测潜在趋势,极大地提升企业知识工作的价值密度与战略性。例如,大语言模型通

过对广告内容提供实时反馈和修改意见,能够有效提高非专家员工撰写的广告文案质量,使其创作内容接近专家水平^[67]。在生成式人工智能的辅助下,客户服务代表每小时解决的聊天数量显著增加,并能够生成企业知识库中不存在的解决方案^[68]。

(2) 从有监督知识学习转为弱监督知识迁移

机器学习和深度学习高度依赖人工标注,模型泛化迁移能力有限。相对而言,生成式人工智能依托其强大的上下文理解与语义建构能力,能够在缺乏大规模标注数据的条件下,通过零样本泛化(zero-shot generalization)、少样本提示学习(few-shot prompting)等机制,完成多样化知识发现任务。例如,Doshi等^[56]通过让大语言模型模拟员工、投资人等多元评估主体,实现了对商业计划书成功与否的零样本预测。姜富伟等^[69]在金融场景中引入少量市场情绪标签,对大语言模型进行微调,实现了在情感分类任务中的性能跃升。这些都表明了生成式人工智能模型在缺乏充分标注资源的条件下,依然具备任务理解和知识发现能力。

此外,生成式人工智能模型通过与检索增强生成(Retrieval-Augmented Generation, RAG)技术的结合,让企业知识发现系统具备适应性和可迁移性。一方面,企业借助RAG机制实时接入政策文件、行业报告、竞争对手动态等外部数据源,引导知识发现系统进行基于上下文的知识更新与任务适配,无需重新训练主模型即可快速应对新业务场景,完成外部知识实时融合的动态微调^[70]。另一方面,企业也可将内部数据转化为可检索信息,通过RAG嵌入通用大模型中,赋予模型领域专属知识发现与推理能力,实现企业领域知识迁移^[71]。

(3) 从描述性知识发现转向行动性知识发现

生成式人工智能与多智能体系统的结合显著提升了模拟建模的可信度。在特定的数智商务场景中,企业能够将各决策主体实例化为基于大模型的智能体,并将场景中的现实逻辑映射为工作流程规则。通过在该场景沙盒中运行并调整不同的运营策略与参数,企业能够模拟真实世界中主体的交互与决策过程,从而预测可能的结果。管理者可以利用得到的预测结果进行当下的决策,这一过程为知识获取与利用提供了新的范式,本文将之称为行动性知识发现。受限于模拟建模算法的智能化不足和高设计门槛,经典的知识发现方法往往侧重于描述性分析,即通过概括和描绘数据的普遍特性及内部结构来“描述”数据^[1]。相比之下,新兴数智化技术的引入推动企业知识发现从静态、事实性的描述提取向动态、目标导向的行动执行转型,呈现从“知道什么”向

“知道如何做”“先做什么”“为什么这样做”的跃迁^[72]。

范式的转变是企业知识从被动使用向主动驱动的升级,知识不再只是辅助企业管理者做出决策,而是直接参与任务建模与执行过程,成为驱动企业流程自动化、提升决策智能和增强组织敏捷性的核心资源。例如,Yu等^[73]构建了一个具备“管理者—分析师”双层结构的多智能系统,用于模拟金融投资任务。在该系统中,多个分析师智能体分别处理来自文本、音频、结构化数据等多模态信息,提炼投资洞察并上报至管理智能体;管理智能体则融合分析结果、风险预警组件输出以及历史决策反思信息,完成投资决策生成与调整。该系统在多个实证场景中展现出显著的收益优势,凸显出多智能体系统在复杂任务中的知识协同、策略优化与决策执行能力。

3 商务知识发现未来研究机会与挑战

数智商务系统知识发现未来研究的核心是服务中国企业科学管理水平和全球竞争力的提升,重点突出一个“多”字,围绕场景、数据、技术、合规四维度展开为如下几个关键研究问题和发展方向,如图2所示。

3.1 面向多智能体协作的知识发现

“斯坦福小镇”实验证明,人类社会行为在某种意义上可以被“可信模拟”。在数智商务系统中,企业组织行为、用户互动场景、市场反馈机制等复杂现象也可通过多智能体模拟进行重构。企业商务知识发现的基础将从“静态数据挖掘”转向“动态行为模拟”与“多主体博弈推演”。这一转变意味着,知识发现不仅是对“既有数据”的模式挖掘,还可通过生成式多智能体协同模拟,提前构造出可能的组织行为与商业趋势,并反向推导出决策线索与行动方案,形成“数据—模拟—知识—决策”的多智能体系统知识发现和管理决策闭环。在多智能体协作知识发现方面,一些有待探索的科学问题包括:(1)智能体行为建模与身份体系设计,如何设计和建构可长周期运行的、具备人格与组织角色的智能体模型,支持跨周期知识累积与行为演化;(2)交互式商业场景生成算法,如何开发智能体间的沟通协议、协作机制与博弈策略,支持在复杂商业环境中生成多样化管理场景;(3)可信模拟有效评估机制,如何构建基于现实企业行为数据的对比验证机制,用于评估生成场景的真实性与决策参考价值;(4)社会伦理与协同治理机制,探究多智能体系统中信息偏差、决策偏见、组织伦理等潜在风险的技术与行为治理方式,确保模拟与应用的合理边界。

3.2 面向多模态数据融合的知识发现

随着生成式人工智能技术对多模态数据的处理能

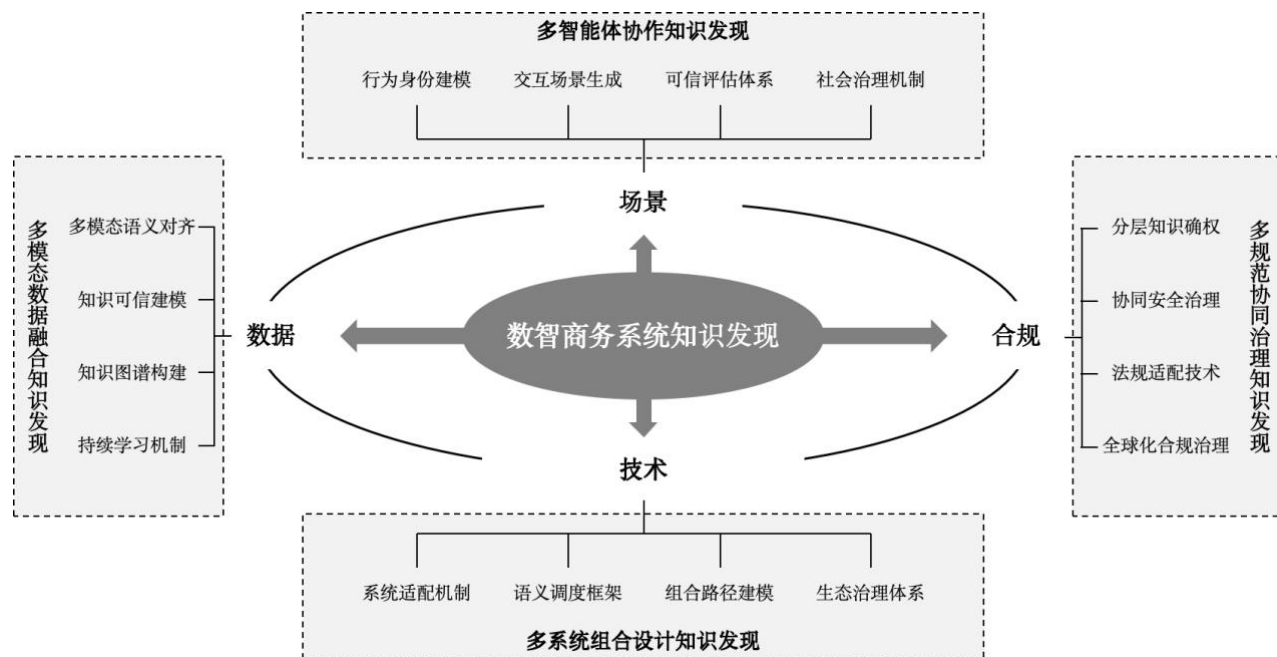


图2 数智商务系统知识发现的研究机会

Fig.2 Research Opportunities for Knowledge Discovery in Digital Commerce Systems

力增强,多模态数据融合知识发现将成为未来数智商务系统的关键能力。不同数据模态之间的关联往往隐藏更有价值的知识,如何精准对齐、融合和推理多模态中的语义碎片成为未来研究的关注焦点。从模态对齐和知识发现的角度而言,未来可能的研究方向包括:(1)模态间语义对齐机制和方法,如设计跨模态自监督学习框架,实现音图文数据在语义空间的统一映射,打破模态语义鸿沟;(2)多模态知识可信度建模,设计可量化多模态信息可靠性的评价指标体系,如视频来源权重、语音可信度标记等,支持高质量知识产出;(3)多模态知识图谱构建,例如,构建支持文本、图像、语音共同嵌入的知识图谱,形成可追溯、可演化的“多模态知识网络”,服务于跨境贸易、合同审查等高复杂度企业管理决策任务;(4)情境化持续学习机制,构建具备“场景记忆能力”的多模态系统,使其在企业运营交互中不断积累认知经验,逐步优化数智商务系统的管理决策建议。

3.3 面向多系统组合设计的知识发现

随着智能体深入应用,“以智能体为统一接口、整合企业多数字系统”的新型系统设计与知识发现模式正在浮现。在该模式中,多系统是指企业内部在职能与数据边界上彼此独立又相互依赖的子信息系统,如企业资源规划、客户关系管理、商业智能软件等^[74,75],其沉淀的是稳定的业务流程与可信的数据资产。多智能体系统并非对既有信息系统的替代,而是作为覆盖其上的智能中枢,承担目标分解、语义理解、策略生成与执行协

同等关键功能。凭借自然语言理解与任务规划能力,在复杂业务语境中实现跨系统的语义协调与意图驱动的指令生成,从而优化系统间的信息流动与任务调度,提升企业整体的运营效率与决策智能化水平。这种智能体中枢模式将推动数智商务系统的设计范式从“模块式搭建”转向“智能体调度式协同”。未来可能的研究方向包括:(1)智能体与企业数字生态适配机制,即企业如何通过标准化接口与协议,将现有的数字系统封装为智能体调用单元,形成可理解、可调用的智能体工具集;(2)跨系统语义理解与调度框架,如开发面向多系统知识发现的中间语义层,支持多模态输入、多系统输出的任务映射机制,实现智能体间协同、系统间联动;(3)组合型知识发现路径建模,例如,研究如何基于历史任务流程、系统调用日志和智能体行为轨迹,挖掘组合式知识生成路径,实现任务—系统—数据的优化调度;(4)系统生态治理与调度信任机制,研究建立多系统组合过程中智能体调度的信任评估体系,包括权限控制、数据来源验证、系统调用合规性分析等,确保智能体调度安全可靠。

3.4 面向多规范协同治理的知识发现

在开展国际跨境业务时,企业往往需整合多国数据资源进行知识发现,但不同司法辖区对数据跨境流动及人工智能模型训练提出了日益严格且不尽一致的限制。针对这些多规范约束,未来可能的研究方向包括:(1)分层知识确权模型的构建,探索如何基于联邦学习与区块链技术设计机制,实现跨主体数据主权保护与知识贡献

的可信溯源与权益分配;(2)智能体协同安全治理,为解决模型幻觉、数据泄露等治理隐患,构建以行为可控为核心的智能体协同防御体系,实现对知识发现全过程的可追溯、可审计,并在多智能体知识发现场景中,通过技术机制与组织治理协同,防范知识污染与合规风险等问题;(3)跨地域法规差异与全球化合规适配,探究在多地域监管环境下,知识发现系统如何动态适配区域法律法规与伦理规范,以及如何设计“政策AI”智能体系统,支持企业在跨域知识生成过程中自动合规。

4 总结与展望

数智商务系统的知识发现正经历从数据驱动向智能生成的深刻转型。本文梳理了其从数据挖掘、机器学习到深度学习的演进路径,分析了大语言模型和智能体等前沿技术推动下的新研究趋势,并提出“多智能体协同、多模态融合、多系统组合、多规范治理”四个方面未来的研究方向,呼应企业在模拟推演、跨模态理解、系统协同与全球合规等方面的实践需求。未来,数智商务系统的知识发现将朝着智能化、生成化、系统化与规范化方向发展,需在保障数据主权与合规安全的前提下,实现智能技术与企业场景的深度融合,构建可信、可控、可用的知识发现体系,助力企业实现科学决策与高质量发展。

参考文献

- [1] Fayyad U, Piatetsky-Shapiro G, Smyth P. Knowledge discovery and data mining: Towards a unifying framework. *Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 1996; 82—88.
- [2] Martinez-Plumed F, Contreras-Ochando L, Ferri C, et al. CRISP-DM twenty years later: From data mining processes to data science trajectories. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2021, 33(8): 3048—3061.
- [3] Agrawal R, Srikant R. Fast algorithms for mining association rules in large databases. *Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases*. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1994; 487—499.
- [4] Sarwar B, Karypis G, Konstan J, et al. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms. *Proceedings of the 10th International Conference on World Wide Web*. Hong Kong, China. ACM, 2001; 285—295.
- [5] Shi JB, Malik J. Normalized cuts and image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(8): 888—905.
- [6] Knox EM, Ng RT. Algorithms for mining distancebased outliers in large datasets. *Proceedings of the International Conference on Very Large Data Bases*. Citeseer, 1998; 392—403.
- [7] Wang SH, Sun LF, Yu Y. A dynamic customer segmentation approach by combining LRFMS and multivariate time series clustering. *Scientific Reports*, 2024, 14(1): 17491.
- [8] Mukherjee A, Liu B, Glance N. Spotting fake reviewer groups in consumer reviews. *Proceedings of the 21st International Conference on World Wide Web*. Lyon, France. ACM, 2012; 191—200.
- [9] Bolton RJ, Hand DJ. Statistical fraud detection: A review. *Statistical Science*, 2002, 17(3): 235—255.
- [10] Mantegna RN. Hierarchical structure in financial markets. *The European Physical Journal B - Condensed Matter and Complex Systems*, 1999, 11(1): 193—197.
- [11] Fronzetti Colladon A, Remondi E. Using social network analysis to prevent money laundering. *Expert Systems with Applications*, 2017, 67: 49—58.
- [12] Miotto R, Li L, Kidd BA, et al. Deep patient: An unsupervised representation to predict the future of patients from the electronic health records. *Scientific Reports*, 2016, 6: 26094.
- [13] Harpaz R, Vilar S, Dumouchel W, et al. Combining signals from spontaneous reports and electronic health records for detection of adverse drug reactions. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 2013, 20(3): 413—419.
- [14] Zhong N, Schweidel DA. Capturing changes in social media content: A multiple latent changepoint topic model. *Marketing Science*, 2020, 39(4): 827—846.
- [15] Brown NC, Crowley RM, Elliott WB. What are you saying? Using topic to detect financial misreporting. *Journal of Accounting Research*, 2020, 58(1): 237—291.
- [16] Matthe M, Ringel DM, Skiera B. Mapping market structure evolution. *Marketing Science*, 2023, 42(3): 589—613.
- [17] Gabel S, Guhl D, Klapper D. P2V-MAP: Mapping market structures for large retail assortments. *Journal of Marketing Research*, 2019, 56(4): 557—580.
- [18] 马长峰, 陈志娟, 张顺明. 基于文本大数据分析的会计和金融研究综述. *管理科学学报*, 2020, 23(9): 19—30.
- [19] Ma CF, Chen ZJ, Zhang SM. A survey on accounting and finance research based on textual big data analysis. *Journal of Management Sciences in China*, 2020, 23(9): 19—30. (in Chinese)
- [20] Liu YY, Pant G, Sheng ORL. Predicting labor market competition: Leveraging interfirm network and employee skills. *Information Systems Research*, 2020, 31(4): 1443—1466.
- [21] Luan SH, Reb J, Gigerenzer G. Ecological rationality: Fast-and-frugal heuristics for managerial decision making under uncertainty. *Academy of Management Journal*, 2019, 62(6): 1735—1759.
- [22] Dong W, Liao SY, Zhang ZJ. Leveraging financial social media data for corporate fraud detection. *Journal of Management Information Systems*, 2018, 35(2): 461—487.
- [23] Frankel R, Jennings J, Lee J. Disclosure sentiment: Machine learning vs. dictionary methods. *Management Science*, 2022, 68(7): 5514—5532.
- [24] Gu SH, Kelly B, Xiu DC. Empirical asset pricing via machine learning. *The Review of Financial Studies*, 2020, 33(5): 2223—2273.
- [25] 何瑛, 任立祺, 于文蕾, 等. 公司和高管特征与上市公司违规行为——基于机器学习的经验证据. *管理科学学报*, 2024, 27(6): 43—68.
- [26] He Y, Ren LQ, Yu WL, et al. Corporate and managerial individual

- characteristics and listed company violation: Evidence from a machine learning approach. *Journal of Management Sciences in China*, 2024, 27(6): 43—68. (in Chinese)
- [25] 陈国青, 吴刚, 顾远东, 等. 管理决策情境下大数据驱动的研究和应用挑战——范式转变与研究方向. *管理科学学报*, 2018, 21(7): 1—10.
- Chen GQ, Wu G, Gu YD, et al. The challenges for big data driven research and applications in the context of managerial decision-making: Paradigm shift and research directions. *Journal of Management Sciences in China*, 2018, 21(7): 1—10. (in Chinese)
- [26] Culotta A, Cutler J. Mining brand perceptions from twitter social networks. *Marketing Science*, 2016, 35(3): 343—362.
- [27] Pan YC, Wu DS. A novel recommendation model for online-to-offline service based on the customer network and service location. *Journal of Management Information Systems*, 2020, 37(2): 563—593.
- [28] Schweidel DA, Moe WW. Listening in on social media: A joint model of sentiment and venue format choice. *Journal of Marketing Research*, 2014, 51(4): 387—402.
- [29] Chuang HH, Chou YC, Oliva R. Cross-item learning for volatile demand forecasting: An intervention with predictive analytics. *Journal of Operations Management*, 2021, 67(7): 828—852.
- [30] Ang EJ, Kwasnick S, Bayati M, et al. Accurate emergency department wait time prediction. *Manufacturing & Service Operations Management*, 2016, 18(1): 141—156.
- [31] Chen J, Xu YF, Yu PW, et al. A reinforcement learning approach for hotel revenue management with evidence from field experiments. *Journal of Operations Management*, 2023, 69(7): 1176—1201.
- [32] Pant G, Sheng ORL. Web footprints of firms: Using online isomorphism for competitor identification. *Information Systems Research*, 2015, 26(1): 188—209.
- [33] Arts S, Cassiman B, Gomez JC. Text matching to measure patent similarity. *Strategic Management Journal*, 2018, 39(1): 62—84.
- [34] Harrison JS, Thurgood GR, Boivie S, et al. Measuring CEO personality: Developing, validating, and testing a linguistic tool. *Strategic Management Journal*, 2019, 40(8): 1316—1330.
- [35] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature*, 2015, 521(7553): 436—444.
- [36] Lee DK, Cheng ZQ, Mao CF, et al. Guided diverse concept miner (GDCM): Uncovering relevant constructs for managerial insights from text. *Information Systems Research*, 2025, 36(1): 370—393.
- [37] He XN, Liao LZ, Zhang HW, et al. Neural Collaborative Filtering Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web. Perth Australia. International World Wide Web Conferences Steering Committee, 2017: 173—182.
- [38] Zhang Z, Wei X, Zheng XL, et al. Detecting product adoption intentions via multiview deep learning. *INFORMS Journal on Computing*, 2022, 34(1): 541—556.
- [39] Chen G, Huang LH, Xiao SY, et al. Attending to customer attention: A novel deep learning method for leveraging multimodal online reviews to enhance sales prediction. *Information Systems Research*, 2024, 35(2): 829—849.
- [40] Ying R, He RN, Chen KF, et al. Graph Convolutional Neural Networks for Web-Scale Recommender Systems Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. London, United Kingdom. ACM, 2018: 974—983.
- [41] Song YC, Wang WB, Yao S. Customer acquisition via explainable deep reinforcement learning. *Information Systems Research*, 2025, 36(1): 534—551.
- [42] Cai TC, Jiang JY, Zhang WP, et al. Marketing Budget Allocation with Offline Constrained Deep Reinforcement Learning Proceedings of the Sixteenth ACM International Conference on Web Search and Data Mining. Singapore, Singapore. ACM, 2023: 186—194.
- [43] Liu X, Lee D, Srinivasan K. Large-scale cross-category analysis of consumer review content on sales conversion leveraging deep learning. *Journal of Marketing Research*, 2019, 56(6): 918—943.
- [44] Urban G, Timoshenko A, Dhillon P, et al. Is deep learning a game changer for marketing analytics? *MIT Sloan Management Review*, 2020, 61(2): 70—76.
- [45] Nguyen N, Johnson J, Tsiros M. Unlimited testing: Let's test your emails with AI. *Marketing Science*, 2024, 43(2): 419—439.
- [46] Chen LY, Pelger M, Zhu J. Deep learning in asset pricing. *Management Science*, 2024, 70(2): 714—750.
- [47] Olorunnimbe K, Viktor H. Deep learning in the stock market—a systematic survey of practice, backtesting, and applications. *Artificial Intelligence Review*, 2023, 56(3): 2057—2109.
- [48] Egressy B, Von Niederhäusern L, Blanuša J, et al. Provably powerful graph neural networks for directed multigraphs. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2024, 38(10): 11838—11846.
- [49] Qin C, Zhu HS, Xu T, et al. An enhanced neural network approach to person-job fit in talent recruitment. *ACM Transactions on Information Systems*, 2020, 38(2): 1—33.
- [50] Yang K, Lau RYK, Abbasi A. Getting personal: A deep learning artifact for text-based measurement of personality. *Information Systems Research*, 2023, 34(1): 194—222.
- [51] Sun Y, Zhuang FZ, Zhu HS, et al. Modeling the impact of person-organization fit on talent management with structure-aware attentive neural networks. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2023, 35(3): 2809—2822.
- [52] Devlin J, Chang MW, Lee K, et al. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. Proceedings of NAACL-HLT: Vol. 1. Minneapolis, Minnesota, 2019: 4171—4186.
- [53] Brown TB, Mann B, Ryder N, et al. Language models are few-shot learners. Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems. Vancouver, BC, Canada. 2020: 1877—1901.
- [54] Wang Y, Ma XG, Zhang G, et al. MMLU-Pro: A more robust and challenging multi-task language understanding benchmark. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2024, 37: 95266—95290.
- [55] Susarla A, Gopal R, Thatcher JB, et al. The Janus effect of generative AI: Charting the path for responsible conduct of scholarly activities in information systems. *Information Systems Research*, 2023, 34(2): 399—408.
- [56] Doshi AR, Bell JJ, Mirzayev E, et al. Generative artificial intelligence and evaluating strategic decisions. *Strategic Management Journal*, 2025, 46(3): 583—610.
- [57] Liu Z, Qian SY, Cao SR, et al. Mitigating age-related bias in large language models: Strategies for responsible artificial intelligence

- development. *INFORMS Journal on Computing*, 2025: ijoc.2024.0645.
- [58] Xi ZH, Chen WX, Guo X, et al. The rise and potential of large language model based agents: A survey. *Science China Information Sciences*, 2025, 68(2): 121101.
- [59] 林建浩, 孙乐轩. 大语言模型与经济金融文本分析: 基本原理、应用场景与研究展望. *计量经济学报*, 2025, 5(1): 1—34.
- Lin JH, Sun LX. Text analysis in economics and finance with large language models: Fundamentals, applications, and future prospects. *China Journal of Econometrics*, 2025, 5(1): 1—34. (in Chinese)
- [60] Zhang WT, Zhao LX, Xia HC, et al. A Multimodal Foundation Agent for Financial Trading: Tool-Augmented, Diversified, and Generalist. *Proceedings of the 30th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. Barcelona, Spain. ACM, 2024: 4314—4325.
- [61] Zhao QL, Wang JD, Zhang YX, et al. CompeteAI: Understanding the competition dynamics of large language model-based agents. *Proceedings of the 41st International Conference on Machine Learning*, 2024: 61092—61107.
- [62] Wang L, Ma C, Feng XY, et al. A survey on large language model based autonomous agents. *Frontiers of Computer Science*, 2024, 18(6): 186—345.
- [63] Li G, Hammoud H, Itani H, et al. Camel: Communicative agents for “mind” exploration of large language model society. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2023, 36: 51991—52008.
- [64] Zhou Y, Zanette A, Pan J, et al. ArCHer: Training language model agents via hierarchical multi-turn RL. *International Conference on Machine Learning*. PMLR, 2024: 62178—62209.
- [65] Li PY, Castelo N, Katona Z, et al. Frontiers: Determining the validity of large language models for automated perceptual analysis. *Marketing Science*, 2024, 43(2): 254—266.
- [66] Arora N, Chakraborty I, Nishimura Y. Express: AI-human hybrids for marketing research: Leveraging LLMs as collaborators. *Journal of Marketing*, 2024: 00222429241276529.
- [67] Chen ZN, Chan J. Large language model in creative work: The role of collaboration modality and user expertise. *Management Science*, 2024, 70(12): 9101—9117.
- [68] Brynjolfsson E, Li D, Raymond L. Generative AI at work. *The Quarterly Journal of Economics*, 2025, 140(2): 889—942.
- [69] 姜富伟, 刘雨旻, 孟令超. 大语言模型、文本情绪与金融市场. *管理世界*, 2024, 40(8): 42—59.
- Jiang FW, Liu YM, Meng LC. Large language model and textual sentiment analysis in Chinese stock markets. *Journal of Management World*, 2024, 40(8): 42—59. (in Chinese)
- [70] Zhao ZH, Fan WQ, Li JT, et al. Recommender systems in the era of large language models (LLMs). *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2024, 36(11): 6889—6907.
- [71] Fan WQ, Ding YJ, Ning LB, et al. A Survey on RAG Meeting LLMs: Towards Retrieval-Augmented Large Language Models. *Proceedings of the 30th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. Barcelona, Spain. ACM, 2024: 6491—6501.
- [72] 赵鑫, 窦志成, 文继荣. 大语言模型时代下的信息检索研究发展趋势. *中国科学基金*, 2023, 37(5): 786—792.
- Zhao X, Dou ZC, Wen JR. The development of information retrieval in the era of large language model. *Bulletin of National Natural Science Foundation of China*, 2023, 37(5): 786—792. (in Chinese)
- [73] Yu Y, Yao Z, Li H, et al. FinCon: A synthesized LLM multi-agent system with conceptual verbal reinforcement for enhanced financial decision making. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2024, 37: 137010—137045.
- [74] Markus ML, Tanis C. The enterprise systems experience-from adoption to success. *Framing the Domains of IT Research: Glimpsing the Future Through the Past*, 2000, 173(2000): 207—173.
- [75] Hendricks KB, Singhal VR, Stratman JK. The impact of enterprise systems on corporate performance: A study of ERP, SCM, and CRM system implementations. *Journal of Operations Management*, 2007, 25(1): 65—82.

Knowledge Discovery in Intelligent Business Systems: Current Research and Future Directions

Jin Zhang¹ Chenghan Wang¹ Liye Wang^{2*}

1. School of Business, Renmin University of China, Beijing 100872, China

2. School of Economics and Management, Communication University of China, Beijing 100024, China

Abstract Driven by scientific management in enterprises, knowledge discovery in databases plays a critical role in transforming enterprises' data resources into knowledge capabilities, and further into decision-making advantages. This study centers around the technological evolution of intelligent business systems, systematically reviews the developmental trajectory of enterprise knowledge discovery capabilities and typical application scenarios across different technological stages. We reveal how emerging technologies, represented by pre-trained large models and multi-agent systems, are shifting enterprise knowledge discovery paradigmatic from static analysis to dynamic generation, and from decision-support tools to decision-making agents. In response to the new challenges and demands facing enterprise knowledge discovery, this paper proposes future research directions characterized by multi-agent collaboration, multimodal integration, multi-system orchestration, and multi-level governance. The study aims to provide theoretical insights for constructing a future-oriented intelligent knowledge discovery framework, helping enterprises capitalize on the digital-intelligence dividend and advance toward management innovation and organizational transformation.

Keywords intelligent and digital business systems; knowledge discovery; artificial intelligence; AI agent

张 瑾 中国人民大学商学院教授, 博士生导师。入选国家高层次人才计划青年学者, 获教育部高等学校科学研究优秀成果奖、北京市哲学社会科学优秀成果奖等荣誉。在 *MIS Quarterly*、《管理世界》等期刊发表学术论文30余篇。主持国家自然科学基金项目5项。主要教学与研究领域包括人工智能与数字经济、大数据分析与管理、机器学习与商务智能等。

王黎烨 中国传媒大学经济与管理学院副教授。在 *ACM Transactions on Information Systems*、*Decision Support Systems* 等期刊发表学术论文多篇。主持国家自然科学基金青年科学基金项目(C类)、专项项目子课题等。主要教学与研究领域包括大数据管理与分析、商务智能与机器学习、电子商务、数字媒介等。

(责任编辑 张 强)

* Corresponding Author, Email: wangliye@cuc.edu.cn