

• 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-2025.06.12.0004

垂域大模型驱动下的商业计算新范式*

杨 帅^{1†} 金 佳^{2,3†} 潘 煜^{2**}

1. 东华大学 旭日工商管理学院,上海 200051

2. 脑机协同信息行为(教育部和上海市)重点实验室,上海 201620

3. 上海外国语大学 国际工商管理学院,上海 201620

[摘 要] 随着企业智能化进程的加快,商业计算作为计算社会科学的重要分支,逐步从传统商业分析演进为融合大数据与人工智能的智能系统。然而,现有商业计算实践仍受制于多源数据的异构性与动态性、模型可解释性不足以及系统部署复杂度等问题,限制了其在复杂商业环境中的广泛应用。为应对上述挑战,本文提出智能时代的商业计算新范式,即以垂域大模型为驱动、以行业与领域为中心、真实业务场景为导向的商业计算体系。本文构建了“数据层—系统层—业务层—保障层”的四层研究框架,系统阐释了垂域大模型在商业计算中的技术路径与理论逻辑。该框架在有效整合多源异构数据、增强模型透明度与动态适应性及降低算力成本等方面展现出一定优势,能够提升商业计算系统在多元业务场景中的适应性与稳健性。进一步地,本文选取营销计算与组织计算两个典型应用场景,剖析了其关键科学问题,揭示了垂域大模型在应对外部市场动态与内部管理复杂性中的应用价值。最后,本文探讨了该新范式在人机协同机制、智能融合路径、信息更新策略及商业计算生态依赖等方面的研究难点与未来趋势,旨在为企业智能决策提供理论参考与方法支撑。

[关键词] 商业计算;垂域大模型;企业智能化;营销计算;组织计算

1 背景

1.1 商业计算

在过去近二十年中,社会科学经历了一场持续推进的“计算革命”,催生了一个新兴的跨学科研究领域——计算社会科学(Computational Social Science, CSS),该领域在社会科学界与计算机科学界均引发了广泛而深远的关注^[1]。计算社会科学被定义为一种以复杂且大规模的人类行为数据为研究对象,运用计算方法揭示社会行为模式的研究范式。其数据来源包括语言、地理位置与移动轨迹、社会网络、图像、视频等多种形式的非结构化或半结构化数据,以及基于模型生成的模拟数据^[2]。这场范式变革一方面得益于互联网技术的突飞猛进,使得全球数十亿人的社会交往、经济活动、政治参与和文化

实践都实现了数字化,由此催生出人类历史上前所未有的海量行为数据。另一方面,计算机科学方法的广泛应用使研究者能够有效处理相较传统社会科学数据(如调查问卷或实验数据)更为复杂、非结构化且未经预设的数据环境。同时,社会科学的理论框架为数据分析提供了重要指导,确保研究的深度与解释力。

商业计算(Business Computing)是计算社会科学的重要分支,聚焦于在商业情境下,运用计算方法处理复杂且大规模的商业行为数据,以理解和预测用户等利益相关者行为,并优化企业运营。该领域继承了计算社会科学的跨学科范式,融合人工智能、数据科学、统计学与经济学等学科的方法,构建了从数据采集到模型构建的完整研究框架。商业计算不仅注重技术层面的数据处

收稿日期:2025-06-12; 修回日期:2025-10-23

† 共同第一作者。

* 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:13311887777@163.com

本文受到国家自然科学基金项目(72271166,72372023,71942003)的资助。

引用格式: 杨帅,金佳,潘煜. 垂域大模型驱动下的商业计算新范式. 中国科学基金,2025,39(5):716–727.

Yang S, Jin J, Pan Y. A new paradigm of business computing driven by domain-specific foundation models. Bulletin of National Natural Science Foundation of China, 2025, 39(5): 716–727. (in Chinese)

理与建模,还强调解释性分析与预测性建模的有机结合。其核心是通过大数据与先进算法,揭示商业系统中的行为模式、趋势及潜在关联,从而为企业提供科学决策依据。随着企业智能化的加速推进,商业计算的作用愈加凸显,从早期依赖简单统计的商业分析,逐步演进为以大数据与人工智能为支撑的智能商业系统,为企业提供了更高效、精准的运营支持。

1.2 企业智能化的演进

企业智能化是指通过信息技术、数据分析和人工智能技术优化企业运营、决策和资源配置的过程。这一进程不仅推动了商业计算的发展,也为理解商业计算在现代企业中的角色提供了重要视角。企业智能化的演进历程大致可划分为信息化、数字化与智能化三个阶段。在企业智能化的初步探索阶段,计算机技术开始应用于企业场景中,主要承担基础数据处理与存储功能,显著提升了财务计算、库存管理等基础运营的效率与准确性。同时,企业逐步构建信息系统,其中物料需求计划(Material Requirement Planning, MRP)系统的引入尤为关键,实现了对生产资源的系统化管理,标志着企业进入信息化时代。

21世纪初,企业逐渐迈向数字化阶段,企业资源规划(Enterprise Resource Planning, ERP)系统被广泛部署,整合了财务、采购、生产、销售等内部业务流程,实现了数据集集中管理与流程协同,有效提升了资源配置效率^[3]。在此基础上,客户关系管理(Customer Relationship Management, CRM)与供应链管理(Supply Chain Management, SCM)系统的应用进一步拓展了企业对外部关系的数据化管理能力。其中,CRM系统通过整合客户信息和自动化服务提升了客户体验,SCM系统则优化了供应链协同效率与风险控制能力,推动了企业内外部数据的深度融合。

自2010年代起,企业智能化进入加速发展阶段,业务流程自动化成为提升效率的关键路径。机器人流程自动化(Robotic Process Automation, RPA)等技术的应用使得大量重复性、规律性的业务流程实现自动化,显著减少了人为错误并提升了处理速度。同时,企业对数据分析与决策支持的需求日益增强,商业智能(Business Intelligence, BI)与数据挖掘技术的广泛应用推动企业决策模式从经验驱动向数据驱动转变。近年来,人工智能技术(如机器学习、自然语言处理、计算机视觉等)逐步嵌入企业智能客服、个性化推荐、图像识别、语音识别等业务场景,有效提升了客户体验与运营效率。此外,大数据与云计算技术的发展为企业提供了强大的数据处理能力,加速了智能化技术在企业中的应用,为企业实现更高水平的智能决策与资源优化提供了坚实基础。

因此,企业智能化不仅是企业信息系统演进的结果,也为商业计算提供了丰富的应用场景。

1.3 商业计算面临的挑战

随着数据体量与智能化程度的提升,商业计算在行为建模、趋势预测和资源优化中发挥着关键作用,成为支撑企业智能化决策的核心支柱。然而,商业计算在这一过程中也面临诸多挑战。首先,数据的异构性和动态性增加了数据整合与建模的难度。商业数据来源广泛,同时涵盖结构化与非结构化数据,不同类型的数据在格式、语义和处理方法上存在较大差异。并且,数据的实时性与频繁更新对传统静态分析方法提出挑战,增加了数据整合与建模的难度^[2]。其次,主流机器学习模型(如深度神经网络)常因“黑箱”特性导致决策过程不透明,限制了其在高风险、强监管场景中的应用。企业需兼顾预测准确性与模型可解释性,以满足合规性要求和增强决策信任。此外,大规模商业数据计算对算力资源依赖性强,虽然分布式计算框架能够提升计算效率,但其部署和维护成本较高。此外,数据处理过程中存在数据泄露、隐私侵犯等风险,尤其在涉及敏感客户信息的场景中,需严格遵守数据保护法规。

为应对上述挑战,垂域大模型(Domain-specific Foundation Models)成为关键突破方向。垂域大模型是针对特定行业预训练的大型深度学习模型,通过结合领域知识和数据特征,能有效理解复杂业务场景。这些模型通过预训练和微调技术,有效整合结构化与非结构化数据,适应多变业务需求。同时,垂域大模型通过采用SHAP(SHapley Additive exPlanations)和LIME(Local Interpretable Model-agnostic Explanations)等可解释性方法提升模型透明度,从而更好地满足金融、医疗等强监管领域的合规要求^[4]。此外,垂域大模型在特定领域内能灵活应对数据更新,减少重复建模需求,提升效率。结合云计算,垂域大模型可降低算力成本,而通过隐私保护技术如联邦学习,能减少数据安全风险,如在不共享原始数据的情况下训练模型^[5]。这些特性推动商业计算支持企业智能化迈向更高水平。下文将对此进行具体阐述。

2 大模型与商业计算

2.1 大模型的发展与局限

近年来,以DeepSeek、ChatGPT、PaLM、ERNIE、LLaMA等为代表的大语言模型(Large Language Models)不断迭代升级,逐步从早期的语言生成工具演化为具备复杂推理与多模态处理能力的通用智能计算基础设施。凭借其强大的语言理解与生成能力,大语言

模型在商业计算领域展现出巨大的应用潜力,正深度融入企业运营的多个核心环节,成为驱动数字化转型与智能升级的关键技术基础。例如,大语言模型在客户服务系统中可构建高效的对话代理,支持商品信息自动生成、FAQ问答以及售前售后咨询^[6];在营销自动化方面,大语言模型能够基于用户行为数据和产品特征生成个性化广告文案与创意内容^[7];在企业知识管理与商业智能应用中,大语言模型可结合问答系统与自动摘要技术,从结构化与非结构化数据中提取关键信息,构建智能知识库,支持对销售数据、客户行为等的语义分析;大语言模型还可嵌入企业的决策支持系统,对市场趋势、竞品动态等信息进行自动化分析。此外,在日常管理中,模型也可应用于自动生成报告、分析表格数据、总结会议纪要等,提升组织运行效率。尤其是随着开源模型的不断涌现与优化,大语言模型的部署门槛不断降低,为中小企业提供了普惠化的智能计算能力,进一步加速了商业计算的广泛应用与创新实践。因此,大语言模型正逐步重塑企业在信息处理、知识管理与数据智能等核心任务中的技术范式与价值逻辑,成为新一代商业计算体系的重要基础设施^[8]。

尽管大语言模型在通用任务中取得显著进展,但其实际应用仍面临诸多局限。这些局限不仅制约了模型的可持续发展,也对智能系统的广泛部署提出了严峻挑战。首先,计算成本高昂是大语言模型普及的核心障碍之一。通用大模型训练需成百上千张 GPU,成本动辄数百万美元;即使是部署阶段,若需实时响应大规模请求,仍需较高算力成本。尤其在需要持续微调与动态更新以适应任务变化的场景下,这一过程将带来沉重的资源负担,极大限制了模型在资源受限环境中的推广与应用。

其次,数据安全与合规问题日益突出^[9]。大模型的训练常依赖海量数据,其中可能包含敏感或私密信息。在缺乏透明数据管理与有效脱敏机制的前提下,极易引发隐私泄露与合规风险,例如违反 GDPR 等法规^[4,10]。同时,大语言模型在预训练阶段可能因数据分布偏差而携带性别、种族等偏见,导致输出不当结果。尽管通过对抗训练等去偏技术可缓解此问题,但模型决策过程仍缺乏清晰的逻辑路径与因果链条,难以满足透明度、责任归属及可信性等关键需求^[11]。

最后,通用大语言模型在专业领域任务中的初始适应能力限制了其泛化效能。虽然通用模型在开放任务中表现优秀,但在涉及专业术语复杂、语义逻辑严谨的领域任务中,其准确性与鲁棒性均明显下降。通过领域微调和参数高效调整可在一定程度上改善模型性能,然

而该过程依赖大量领域数据支持,难以实现真正意义上的“即插即用”^[12]。

2.2 垂域大模型与商业计算

通用大模型的上述局限也影响了其在商业场景中的应用,催生了垂域大模型的兴起。垂域大模型通过在特定行业语料基础上的深度微调或参数高效微调,融合知识图谱与业务流程,实现对特定场景语义与任务目标的精准适配。相比传统商业计算依赖大量人工特征设计,垂域大模型通过参数高效微调显著减少人工成本,同时提升算力利用效率^[13]。其次,垂域大模型通常依赖特定领域的的数据,其数据收集与使用过程更可监管、更易于追溯,通过更具针对性的差分隐私等技术可更有效地进行脱敏处理,从而缓解通用大模型的数据安全与合规问题。此外,与通用模型相比,垂域模型基于大量领域专属数据进行训练,在理解与生成特定领域专业内容方面表现出更高的准确性,可在多样化商业任务中实现快速适配^[14]。

当前,垂域大模型已在金融风控、智慧医疗、工业制造、营销推荐等多个领域实现初步应用落地。例如,FinBERT等模型在金融文本分析中显著优于传统方法,展现出强大的语义理解与领域适配能力^[15];基于 BERT 架构的中文金融大语言模型可通过分析文本数据提取市场情绪信号,为资产价格短期趋势预测提供辅助支持^[16]。在此基础上,商业计算正从依赖结构化数据与规则引擎的传统范式,转型到以垂域模型为基础的知识驱动与数据感知并重的新模式。2023年,微软 Azure OpenAI 平台正式支持企业基于 GPT-4 进行垂域微调与场景定制,在制造、零售等领域实现了试点部署。这标志着“商业计算的垂域模型化”已从技术探索进入系统构建与实践落地阶段,为企业打造智能中台、增强竞争优势提供了新路径。

2.3 垂域大模型驱动商业计算的研究框架

本文提出,智能时代亟需以垂域大模型为驱动,以行业与领域为中心,构建面向真实业务场景的商业计算体系。换言之,智能时代的商业计算应当以垂域大模型为基础,通过模型驱动的知识抽取与智能推理,提升企业决策的科学性与敏捷性,实现经营效率与决策效果的协同优化。由此,本文构建了“数据层—系统层—业务层—保障层”的四层研究框架(图1),系统呈现商业计算从多源数据融合到组织及生态协同的演进路径。在该框架中,垂域大模型不仅是工具资源,更是驱动商业智能体系重构的核心动力,主要体现在其在数据语义抽取、知识推理、决策生成及治理协同等环节的深度嵌入,推动企业智能计算能力的迭代与扩展。

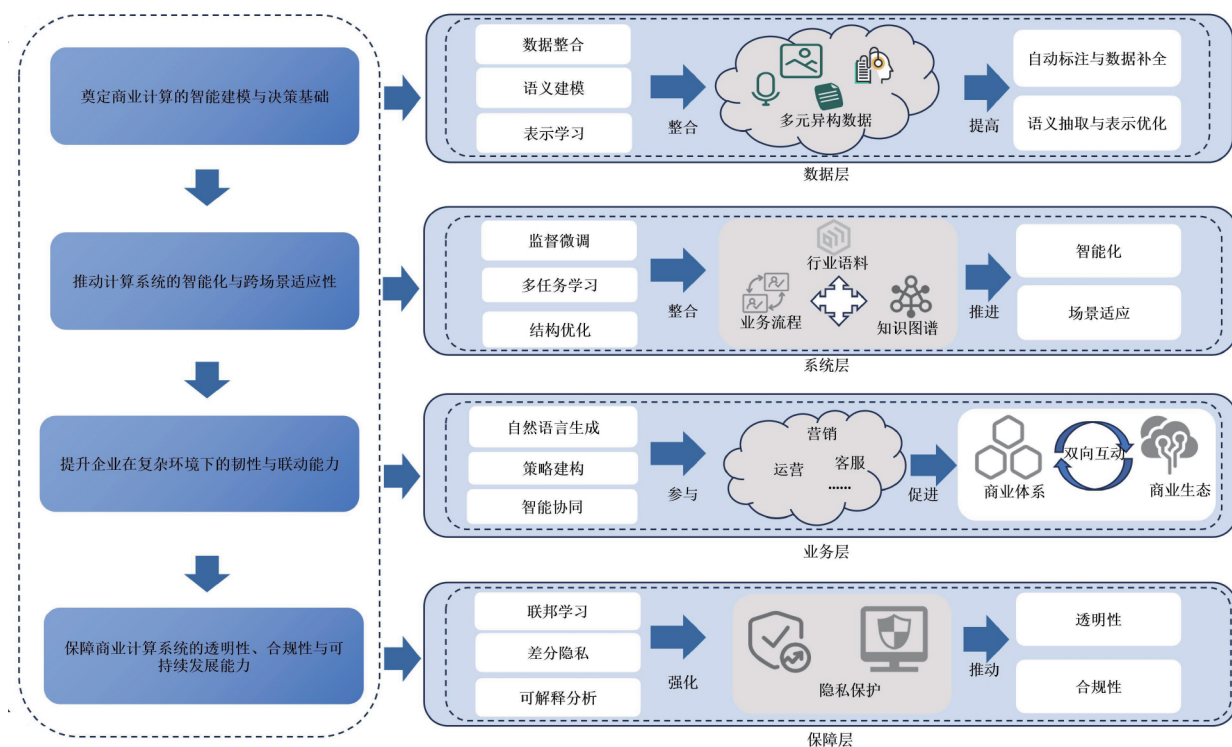


图1 垂域大模型驱动商业计算的研究框架

Fig.1 Research Framework of Business Computing Driven by Domain-specific Foundation Models

数据层是商业计算的核心基础,垂域大模型对该层的驱动作用主要体现在多源异构数据的整合与语义建模能力。大模型能够通过通过对非结构化数据(如文本、图像、对话记录)的语义理解与表示学习,突破传统系统对结构化数据的依赖,释放“数据资产再发现”潜力,强化人机协同的数据获取与管理^[17]。在这一环节,垂域大模型依托大规模预训练实现语义抽取与表示优化,整合结构化、半结构化及非结构化数据的语义空间,并结合推理能力进行自动标注与数据补全,提升语义质量与标签精度,为商业计算的智能建模与决策奠定数据基础。

系统层聚焦垂域大模型的构建与部署,其驱动作用在于通过行业语料、知识图谱及业务流程的深度整合,推动计算系统的智能化与跨场景适应性。大模型依托监督微调、多任务学习与结构优化,形成兼具领域适应性与任务迁移能力的模型体系。具体而言,监督微调使模型精准理解行业术语与业务逻辑;多任务学习通过共享底层网络和任务权重平衡实现多任务联合训练,提升泛化能力;结构优化增强其不同业务场景下的灵活性。在此过程中,大模型一方面以生成式能力驱动多功能模块智能化,另一方面通过分布式训练框架和高效算力调度优化系统性能,确保模型在多样化计算负载下的稳定与高效运行。

业务层强调商业体系重构与商业生态联结的双向

互动机制。垂域大模型的自然语言生成能力使其能够参与到营销、运营、客服等核心场景中,生成策略建议,驱动企业从“人指导系统”向“人机共创流程”跃迁^[18,19]。一方面,大模型的应用促进企业在组织结构、职能配置与业务流程方面进行系统性调整,支持采购策略、市场预测、客户分析等实时决策,推动企业向协同式智能组织转型。另一方面,模型通过API接口、中台模块等形式延展至外部协作主体,强化企业与客户、供应商及平台间的跨组织数据互联与智能协同,构建开放、互嵌的商业生态。体系重构与生态联结相互促进,共同提升企业在复杂环境下的韧性与联动能力。

保障层聚焦系统的安全治理与可持续演进。随着可解释性、安全性及伦理规范等议题日益成为智能系统部署的核心要求,模型在应用过程中被要求引入审计机制、角色清晰化及信任建设机制^[20]。垂域大模型在该层中为安全、合规与信任体系提供智能支撑。一方面,通过联邦学习、差分隐私等技术强化隐私保护,如采用隐私预算分配与客户端采样等工程手段,实现在跨域协同中的效用—隐私可验证平衡与合规可审计^[21];另一方面,在安全治理中发挥主动作用,如自动识别潜在数据泄露风险、生成使用规范提示。结合可解释性分析、责任追溯与信任建设机制,该层有效保障商业计算系统的透明性、合规性与可持续发展能力。

综上,该四层框架层层递进,构成了商业计算系统演进路径。垂域大模型在各层中不断嵌入、参与并驱动数据理解、系统构建、业务决策与治理控制,既缓解了通用大模型在商业适应性上的不足,也为企业在复杂环境中构建智能决策体系提供了理论支持。

3 商业计算研究领域与典型应用场景科学问题

在人工智能技术加速演进与大数据资源持续积累的背景下,商业计算正日益成为企业提升决策效率与竞争韧性的关键支撑手段,应用到营销、运营、财务、人力资源与供应链管理等多个领域,构成外部响应与内部演进的双重路径。然而,在实际应用中,商业计算仍面临一系列挑战。如图2所示,企业内部各职能单元的智能化程度参差不齐,其中内部职能智能化水平普遍偏弱,外部职能虽已初步实现技术应用,但整体协同性不足。与此同时,不同规模企业间的技术落差亦加剧了该问题,表现在中小企业在智能化部署上显著滞后于大型企业,导致整体呈现出“外强内弱”与“弱者更弱”的不均衡发展态势。因此,构建基于垂域大模型驱动的商业计算框架,已成为实现组织智能全局优化与商业生态高效协作的迫切路径选择。

为进一步识别商业计算中的关键科学问题,本文选择营销计算与组织计算作为两个典型应用场景进行深入探讨。二者分别代表企业在外部与内部两个核心维度的智能化转型,而且在研究挑战上具有互补性。其中,营销计算聚焦需求洞察、偏好解析、产品推荐、服务反馈等决策过程,强调应对外部环境的不确定性与动态性,以提升对市场需求的敏捷响应能力为核心;而组织计算则聚焦企业内部结构与流程,侧重优化流程与资源利用效率,突出内部系统的稳定性与协同性。通过同时

考察这两个场景,本文能够更系统地揭示商业计算在复杂商业环境中的适用性,并为商业计算理论与方法在不同层面的应用推广提供支撑。

3.1 面向企业外部:垂域大模型驱动营销计算的科学问题

随着智能感知技术的不断发展以及以大模型为代表的人工智能能力持续跃升,营销计算逐渐成为企业提升用户触达效率与优化营销决策的重要路径。本文将营销计算定义为在智能感知环境下,依托人工智能(含大模型)与计算技术,对消费者需求、营销内容、投放策略等进行实时分析、动态预测与智能优化,从而推动营销效果最大化和消费者体验最优化。与传统依赖人工经验和静态数据的营销方式不同,营销计算强调以数据驱动、计算优化与人机协同为基础,实现消费者与产品或服务之间的高效智能匹配,助力消费者更便捷地发现契合自身需求的个性化推荐内容(如虚拟试衣^[22,23])。其核心在于以多源数据为基础、以智能计算为引擎,贯通需求洞察、偏好解析、产品推荐与服务反馈等关键环节,形成闭环式智能营销体系。而垂域大模型的引入为营销计算注入了具备行业知识、用户理解与任务通用能力的智能中枢,构建以用户需求演化为核心驱动的营销知识图谱与决策模型。垂域大模型驱动下的营销计算推动企业营销模式从经验驱动向科学决策转型,重塑以用户为中心的营销创新体系。

营销计算的三大核心要素为数据感知、智能引擎与人机协同,三者相互支撑、协同演化。首先,数据感知是营销计算的基础。多源数据能够提供更全面的信息,帮助研究人员更好地理解消费者行为和决策过程^[24]。通过图像识别、语音分析、自然语言处理与生理信号感知等技术手段,营销计算可实时捕捉用户行为轨迹,识别

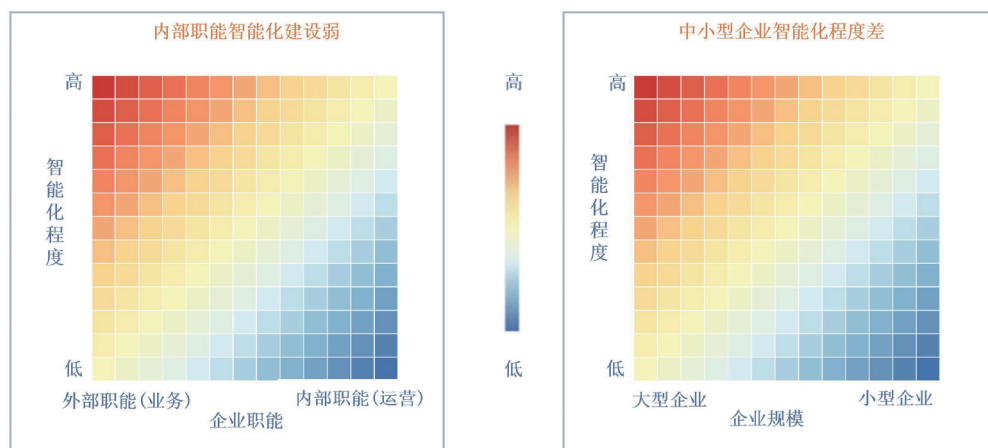


图2 需求牵引的商业计算问题领域

Fig.2 Demand-driven Problem Domains in Business Computing

潜在偏好与情绪状态,为后续策略建模提供高质量输入,进而构建真实、动态、可计算的消费者认知模型。其次,智能引擎是营销计算中策略生成与优化的核心模块,负责从感知数据中提取关键行为特征,并依托大模型完成多模态内容生成与策略决策输出。该模块主要持续提升系统对复杂场景的泛化与动态响应能力,是推动营销从经验导向向智能驱动转型的关键技术支柱。再次,人机协同为营销计算系统提供语境适应性与创意生成能力。在大数据分析 with 模式识别方面,人工智能具备显著优势^[25];而在人文语境理解、情感共鸣表达与创意策略构建方面,人类则仍不可替代^[26]。在人机协同机制下,人工智能负责大规模消费者行为的模式提取与趋势预测,人类决策者则基于人工智能提供的洞察进行策略再创造,同时通过纠错反馈优化 AI 模型,确保营销输出既具效率、又具温度。人机协同机制不仅提升了营销执行的准确性与多样性,也实现了从辅助决策到共创策略的跃迁^[27]。

在理论研究与技术实现层面,营销计算面临若干亟需深化研究的关键科学问题。从数据维度看,异构与多模态数据的高效融合是核心挑战。海量消费者行为数据呈现多模态、多语言、非结构化与非形式化等特征^[28],现有动态嵌入方法仍面临高效融合和实时性挑战,亟需发展具备高维语义理解与动态感知能力的智能数据处理架构。从模型维度看,消费者偏好建模与推荐机制仍需突破。例如,现有消费者偏好模型多基于短时行为分析,难以有效刻画用户短期兴趣与长期价值观之间的动态演化关系,需要构建融合多时间尺度并可迁移的偏好建模框架。同时,当前推荐系统依赖固定模型结构,难以快速响应用户需求变化与多模态输入的复杂性,需要发展具备动态更新与内容共创能力的新型推荐范式。在交互机制方面,服务代理主要依赖消费者行为数据进行训练,并以用户代理形式参与决策,但该机制易引发感知偏差与自选择偏差,这些偏差又反向输入系统,形成负反馈循环,导致模型算法的预测与决策效能降低^[29]。此外,在大模型训练过程中,隐私保护对数据共享的限制与对大规模、高质量数据的依赖之间仍存在矛盾,如何实现数据安全性与模型效能的平衡,是亟需解决的前沿难题。

3.2 面向企业内部:垂域大模型驱动组织计算的科学问题

随着以人工智能为核心驱动之一的新质生产力改变了组织对资源的获取、转化和经营的方式,商业计算优化了现有管理系统的封闭性、独立性和静态特征。以职位权力和自上而下构成的组织层级为指挥链的企业

组织模式面临巨大冲击,经验性的管理模式也将走向科学性的组织计算新阶段。本文所关注的组织计算,指运用垂域大模型等技术来优化组织活动,实现人机协调,提高企业内部组织结构效率,优化组织决策的全流程管理。组织计算利用散落在组织物理场景和组织数字场景中的多源数据,对宏观的组织决策和战略分析、中观的部门团队分工与整合、微观的个体员工行为有效性进行全面深入的分析、判断和预测,并提出优化建议。进一步,垂域大模型驱动组织计算,为企业构建一个考虑了外部环境 with 内部要素、实现组织下一阶段发展目标的组织结构模型。该模型既吸收组织生命周期规律、行业发展等规律性参数,又考虑了企业个性化的动态要素,基于战略目标进行组织结构优化仿真模拟,为企业管理体系的优化提供科学决策。

与面向外部的营销计算类似,组织计算的核心要素也包括数据感知与识别、组织计算建模以及深度人机协作。首先,与营销计算相似,数据感知与识别能力也是组织计算的基础。但是,在处理多模态、复杂性、实时追踪等问题的基础上,组织计算更强调对显性行为数据和协作行为数据的分析能力。组织计算模型识别的不仅是有形组织活动产生的数据,如人效业绩、沟通频率、流程节点等,更为重要的是流淌于行动主体的内隐心理活动、行动主体间的互动数据,乃至由点及面的跨结构影响,以及如何将这些数据真实、高效地纳入组织计算模型构建中。其次,组织计算需要结合内外部数据和具体活动情境,构建可动态适配组织变化的活动有效性模型,计算出管理要素配置的最优解。然而,组织管理活动最后都需要行为主体来落实,并且组织活动一旦实施就难以撤回、重演,背后是巨大的成本投入。因此模型计算的结果需要融合不同行为主体的动机、认知和情感涌动状态下的数据,考虑不同层面群体性要素与组织网络结构的共同演化^[30]。再者,随着机器智能的发展,人机协作在组织管理活动中的深入程度进入新的阶段。一方面,人机协作从操作任务层面进一步深入到战略全局层面;另一方面,机器智能的智能性、能动性逐步提高,人机协作的深入程度在自动化和增强化的交替组合中螺旋上升^[31]。因此,组织计算的另一核心要素是深度人机合作。组织管理的研究对象也从围绕人的劳动与分工所构筑的个体—团队—组织,发展为围绕人机协作开展的新型结构。

组织计算解放了传统组织管理活动中人力的投入,释放了对一线管理单元的限制,增强了组织资源的利用效率。但是,支撑运行垂域大模型进行组织管理仍面临诸多关键科学问题。从宏观层面看,需要形成合适的方

法论,解决企业如何从连续实时的、组织内外部多源多模态数据中提炼信息价值的问题。垂域大模型驱动的组织计算要实现组织演进方向、实际发展阶段、目标实现愿景三重联动的量化分析。此外,组织宏观层面垂域大模型要与组织的最高决策团队形成有效的人机协同模式,兼顾决策质量的稳定性和个性化创造性。从中观层面看,组织计算要识别并融合正式组织结构和非正式组织结构的不同数据。其次,垂域大模型驱动的组织计算要基于行业、战略、发展周期等要素建立组织设计的规律模型,又需要识别组织动态变化的资源要素和战略目标,计算模拟出组织结构优化模型。中观层面垂域大模型还要与职能专家、业务领导形成有效的人机协作团队,实现变革的渐进性和激进性优势的同步发挥。从微观层面看,首先,如何基于个体、领导乃至团队行为规律,形成组织成员行为预测模型,构建人才画像,并进一步推动人力资源管理职能模块的变革,真正实现人才管理的个性化协议,将是重要议题。再者,一切组织计算有赖于数据的沉淀,而员工层面数据的有效性、可靠性依赖于员工对机器智能的正确认识和充分信赖。因此人机信任、机器智能厌恶、偏好等起点问题^[32]仍然值得深思。

总的来说,营销计算主要面向企业外部市场环境,以提升企业对市场需求的敏捷响应能力为核心,而组织计算则聚焦企业内部结构与流程,以优化内部流程与资源利用效率为重点,强调内部系统的稳定性与协同性。二者的协同研究,有助于构建从外部市场适应到内部运营优化的完整商业计算框架,推动企业在复杂环境下实现智能化转型。

4 商业计算研究难点

垂域大模型作为推动商业计算范式跃迁的重要力量,其嵌入企业管理与运营过程仍面临多层次、系统性的挑战。这些挑战不仅体现为传统自动化范式在面对组织复杂性与非结构任务时的能力边界,也揭示了大模型对商业系统的影响具有多重冲击:认知链路的断裂、角色界限的模糊、信息处理的偏差和反馈失真以及系统协同能力的不足。本文认为,垂域大模型驱动的商业计算,其核心难题不在于单一技术性能,而在于如何重构从思维链到决策链再到执行链的一体化智能体系,进而重塑企业的运营逻辑与数据生态。为此,有必要从四个维度系统识别商业计算的瓶颈,包括人机协同商业计算的运行模式,管理者、员工、机器智能的识别与融合,算法认知结构,以及商业生态系统适配性。本节围绕这四个视角展开讨论。

4.1 管理的科学性与艺术性融合:人机协同商业计算的运行模式

商业计算面临一个根本性的挑战,即如何有效整合管理的“科学性”与“艺术性”两个特征。管理从诞生之初就体现出这两种特征的交织。一方面,其以科学理性为基础,强调通过数据、模型与标准流程来实现效率提升与最优化决策^[33-35]。另一方面,管理又深植于组织文化、价值判断与情境判断之中,这种“艺术性”属性体现在品牌构建、战略制定与人员激励等高度非结构化的任务上^[36]。正是这种双重性,使得当前的商业计算难以完全用标准算法或自动化系统加以解决。

首先,科学性与艺术性的双重属性使得商业计算无法覆盖全部管理场景。尽管人工智能擅长处理结构化数据并在预测分析中展现强大能力,但现实中的管理问题往往涉及模糊性、语境性甚至伦理性的变量,难以高效编码为可计算的输入,导致模型在处理此类复杂管理问题时存在局限^[37,38]。其次,目前的商业计算也无法适应复杂的商业环境。商业环境的复杂性要求决策具备动态适应性,而现有算法在复杂商业环境的实时性和多模态适应性方面仍有限制。更为根本的是,算法的目标设定依赖人类定义的战略和伦理约束,它们只能在既定的目标函数下运作,而这些目标往往必须由人类根据组织战略、伦理边界与社会责任加以定义与调节^[39]。

“人机协同”的商业计算模式有望有效应对上述挑战。相较于“机器替代人类”的自动化逻辑,“人机协同”强调人类与人工智能的互补性,主张构建一种“共创式”的决策机制。在这一模式中,人工智能主要负责处理大规模的数据分析、模式识别与行为预测等可计算任务,而人类则在目标设定、战略取舍与复杂判断中扮演核心角色,实现人类价值观的约束和决策灵活性的支持^[40]。例如,在电商领域,人工智能可以依据用户行为数据自动推荐产品或调整广告出价,但最终的推荐策略是否符合品牌定位、是否涉及伦理风险,仍需人类管理者进行干预与裁量。要实现真正有效的人机协同,不仅依赖于技术层面的模型透明性与可解释性,更要求管理者具备基本的数据素养和算法理解力,能够主动参与模型设定、输出审查与动态调整。此外,以往研究也强调组织需要构建一种“协同治理机制”,即将人工智能嵌入团队协作与组织流程中,使其成为增强人类判断而非取代判断的辅助工具。

管理“科学性”与“艺术性”的融合不仅定义了商业决策的本质,也深刻塑造了商业计算的实现逻辑。人机协同商业计算模式通过将人工智能的运算优势与人类的判断智慧有机结合,为应对非结构化、伦理敏感与动

态复杂的管理任务提供了全新路径,为企业在不确定性中提供一种理性与人类价值观引导的决策机制,从而推动未来管理范式的深度演进。

4.2 图灵测试:管理者、员工、机器智能的识别与融合

随着大语言模型等生成式人工智能嵌入企业流程,工具与操作者的界限逐渐模糊,管理者、员工与智能系统的互动呈现出前所未有的交互性与不确定性^[41]。这种变化引发了角色误识别、信任错位及责任模糊等治理挑战,成为实现商业计算高效协同的关键障碍。在此背景下,图灵测试作为经典的人工智能辨识机制^[42,43],提供了一种值得借鉴的治理思路。图灵测试传统上被用来评估机器行为是否在对话中与人类难以区分,而在商业计算语境下,其价值在于通过明确人机角色边界,构建有效的协同机制。

首先,从识别视角,随着人工智能语言行为的日益拟人化,企业有必要建立清晰的人工智能身份识别机制,避免员工将AI输出误判为人类决策,导致责任与信任失衡。例如,通过交互界面的语气风格、标签提示等方式标注AI身份^[44],来提升交互透明度。

其次,从适应角度,图灵测试揭示的不仅是识别难题,更是人工智能是否能够被组织成员接受为有效协作对象的问题。人工智能在语言流畅性和行为逻辑上的持续进步,使其在某些情境中接近“不可区分”的表现边界。但若缺乏可解释性,反而可能引发过度信任AI的决策过程或不信任反弹。为此,组织可在交互设计中引入适度拟人化表达,同时结合逻辑链路展示与上下文提示,使员工理解模型逻辑而非盲目信任^[45,46]。

进一步,从融合角度,企业可考虑设立人工智能协调官等角色,在关键业务节点中促进人机目标协同与角色澄清。这种机制能增强人类在协作过程中的能动性,同时也有助于塑造人工智能作为“共创伙伴”而非“替代者”的组织认知,从而推动商业计算从自动化向人机共创演进。

因此,图灵测试在商业计算中的当代表达,不在于判断机器是否像人,而在于如何引导组织构建一套识别、适应并融合人工智能的治理机制。这种机制将是实现高质量人机协同、增强商业计算系统韧性的重要路径。

4.3 算法桎梏:信息茧房与贝叶斯信息更新

在解决人机角色与协作问题的同时,商业计算还面临另一个深层次挑战,即如何在推荐算法驱动下维持信息输入的多样性与认知判断的开放性。随着算法在内容分发、广告推送与用户建模中的广泛应用,平台构建的信息空间趋向封闭和同质,优化仍面临挑战,这一现象被称为“信息茧房”与“过滤气泡”^[47,48]。信息茧房不

仅反映了算法结构对认知环境的深刻重构,也对基于理性更新的判断机制构成了系统性制约。

本质上,推荐系统所基于的算法逻辑是最大化用户兴趣匹配与行为响应。这一目标导向促使平台不断依据用户的历史偏好进行内容过滤与排序,从而推送“更可能被点击”的信息^[49]。在这一过程中,用户接触到的信息逐步趋同于其已有立场与兴趣偏好,形成一种“技术性强化的选择性暴露”,大幅削弱了异质意见的可见性^[50,51]。与传统意义上的认知偏误不同,信息茧房是平台机制与用户行为协同塑造的结果,它通过信息过滤限制多样性,强化认知偏见和决策偏差,进而干预了信念的形成与演化路径。

问题的根本在于这种算法驱动的内容供给结构与贝叶斯信息更新模型之间的矛盾。根据贝叶斯推理逻辑,个体应在接触到新证据后,根据其可信度与更新权重修正原有信念,实现判断的渐进性优化^[52]。但在现实中,推荐算法所提供的信息并非中性或全面,而是高度迎合用户既有偏好,从而系统性地削弱了数据源的独立性和内容多样性。这种偏向性输入使得贝叶斯更新在实际应用中逐渐演变为偏向性信息更新,用户因算法持续推送同质内容,被动接受更多与自身一致的信息,进而排斥或低估矛盾证据,最终陷入认知封闭^[53,54]。

更复杂的是,平台优化机制往往优先考虑用户停留时间、点击概率、长期满意度和平台收益等指标,而非促进多元化的信息接触。这一“注意力导向”的推荐逻辑,在商业语境中表现得尤为显著:用户所接触到的产品、观点与服务,往往是过往行为的反馈,从而限制了探索性选择与判断弹性^[55,56]。平台并非中立的信息中介,而是主动干预认知过程的参与者,其对内容流动路径的塑造,也改变了“什么信息能够被看见”的结构逻辑。

针对上述问题,研究者提出了多种算法干预与认知引导路径,试图重构理性的信息更新机制。一方面,认知心理学研究表明,通过引入“真实性判断”与“延迟反馈”等介入机制,可以显著降低用户对误导性信息的接受程度^[57]。另一方面,平台层面的策略设计也在不断优化:如在推荐模型中引入信息多样性权重,设计跨立场内容的推荐接口,或通过人为设定的干预点推动异质接触的发生^[58]。

总而言之,信息茧房问题不仅仅是用户偏好的自我强化,更是算法结构性选择的结果。它体现了商业计算在信息呈现机制上与认知更新之间的内在关联。要实现真正理性的信息整合,必须在平台架构中引入对贝叶斯模型前提条件的“结构性修复”,包括信息输入的独立性、多样性与真实性。

4.4 商业计算大模型的生态依赖:从思维链到智能系统组织化

商业计算面临的第四个挑战是其生态依赖。随着大模型逐步嵌入企业运营与决策流程,商业计算正在形成一种以模型为核心、以系统为边界、以生态为支撑的新型计算范式。其商业价值的实现高度依赖于一系列协同机制的完善构建,包括思维链推理方式、运营组织模式、软件支撑体系与数据治理生态等。

首先,思维链(Chain-of-Thought, CoT)推理方式被用于提升大模型处理多步推理与复杂任务的能力。通过模拟人类的逐步思考过程,CoT将传统一跳式输入输出扩展为可解释的逻辑链条,有助于模型进行任务分解、过程透明与逻辑自洽^[59]。在商业情境中,CoT推理适用于财务分析、战略规划、客户洞察等高复杂度任务中的结构化演绎,有利于增强人类用户的信任感与审核能力。然而,其对动态上下文的适应性不足使其难以处理生态系统中高度耦合、非线性和反馈驱动的问题,因此需要与其他动态学习和上下文记忆机制相结合(如树状思维链、工具增强推理机制),才能在商业实际中发挥系统性智能^[60]。

其次,商业垂域大模型的运营模式逐渐呈现出“模型服务化嵌入企业流程”的组织化趋势。不同于传统软件售卖逻辑,大模型以API、模型服务或SaaS形式嵌入企业流程,并围绕提示词设计、数据调用、人机互动与反馈循环构建新的服务价值链。例如,OpenAI的ChatGPT企业服务或Anthropic的Claude Pro通过“模型即服务”(MaaS)模式运作,结合多轮交互、定制微调、插件生态等方式嵌入销售支持、客服响应、内容生成等多个商业节点。该模式的关键在于模型的灵活适配能力,即通过微调和模块化接口实现与企业流程、知识、标准的对接。

再次,软件是垂域大模型商业计算落地的核心支撑之一。当前,围绕大模型形成了庞大的工具链体系,支持从数据标注到推理优化的全流程,涵盖数据标注、模型微调、Prompt管理、多模型协同及推理优化等环节,如Label Studio、LoRA、PromptLayer、LangChain、AutoGen和vLLM等。这些软件不仅提升了大模型的可用性与可控性,更支持大模型从实验工具向业务应用的转化,嵌入CRM、ERP、BI等企业级系统中。尤其是LangChain类框架所支持的工具增强推理能力,使得大模型能够调用数据库、搜索引擎、代码执行器等外部资源,扩展了其商业任务覆盖边界^[61]。因此,垂域大模型在软件生态中的模块化集成能力是提升商业计算效率的关键。

最后,数据生态构成垂域大模型商业计算的底层逻辑。无论是在预训练阶段对大规模通用语料的依赖,还

是在企业部署中对领域数据、知识图谱与反馈日志的调用,数据已成为商业模型效能与差异化的核心竞争要素。在此过程中,数据生态呈现出三个特征:其一,数据来源结合公开语料、企业私有数据和交互数据,强化了模型的组织专属性;其二,数据治理需求显著提升,需通过差分隐私和自动化审计工具等技术建立数据清洗、脱敏、标签与审计机制;其三,反馈数据成为模型持续进化的关键资源,通过人类偏好反馈(Reinforcement Learning from Human Feedback, RLHF)、在线日志优化(Direct Preference Optimization, DPO)等技术路径实现模型的动态微调与行为对齐。因此,大模型的商业能力不仅依赖单纯的预训练数据量,更依赖从实时数据反馈到模型适配再到任务再定义的循环能力。

因此,商业计算中的垂域大模型构建不再是单点算法能力的简单叠加,而是一个涵盖推理机制、运营体系、软件生态与数据循环的系统化过程。在这一体系中,思维链提供了清晰可控的推理路径,但唯有与生态嵌合、反馈驱动与组织整合机制相结合,才能转化为企业的系统性智能优势。这一逻辑不仅塑造了未来企业的智能基础设施,也重新界定了“计算”在商业环境中的内涵。

此外,需强调的是,不同行业(金融、医疗、制造)在数据特征、业务流程复杂度及监管环境等方面存在较大差异,因此垂域大模型在行业应用中呈现出多样化的适配需求。换言之,商业计算在具体行业的落地过程中,必须结合行业特性进行定制化调整。鉴于本文旨在构建具有普适性的研究框架,其重点在于总结与提炼垂域大模型在商业计算中的共性挑战及解决思路,以增强理论框架的通用性与推广价值。未来研究可通过跨领域对比分析进一步深入探讨各行业的个性化适配问题。

5 结语

本文立足于企业智能化转型背景,提出了以垂域大模型为驱动的商业计算新模式,旨在为企业智能决策提供系统化的理论框架与技术路径。与传统依赖结构化数据与规则引擎的商业分析模式不同,该范式以行业与领域为中心,通过“数据层—系统层—业务层—保障层”四层研究框架,实现从多源数据融合到组织与生态协同重塑的系统跃迁。本文通过对营销计算与组织计算两个典型应用场景的深入剖析,揭示了商业计算在应对外部市场动态与内部管理复杂性中的关键科学问题。在此基础上,本文进一步指出商业计算未来的研究重点应聚焦于人机协同机制优化、智能主体融合模式、信息更新与反馈路径以及大模型生态构建等核心议题,以推动企业智能化决策体系的持续演进与创新发展。

参 考 文 献

- [1] Hofman JM, Watts DJ, Athey S, et al. Integrating explanation and prediction in computational social science. *Nature*, 2021, 595(7866): 181—188.
- [2] Lazer DMJ, Pentland A, Watts DJ, et al. Computational social science: Obstacles and opportunities. *Science*, 2020, 369(6507): 1060—1062.
- [3] Shang SR, Seddon PB. Assessing and managing the benefits of enterprise systems: The business manager's perspective. *Information Systems Journal*, 2002, 12(4): 271—299.
- [4] Radford A, Kim JW, Xu T, et al. Robust speech recognition via large-scale weak supervision. *Proceedings of the International Conference on Machine Learning*, 2023, 139: 28492—28518.
- [5] Wei K, Li J, Ding M, et al. Federated learning with differential privacy: Algorithms and performance analysis. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2020, 15: 3454—3469.
- [6] Brynjolfsson E, Li D, Raymond L. Generative AI at work. *The Quarterly Journal of Economics*, 2025, 140(2): 889—942.
- [7] 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.
- [8] Thapa S, Shiwakoti S, Shah SB, et al. Large language models (LLM) in computational social science: Prospects, current state, and challenges. *Social Network Analysis and Mining*, 2025, 15(1): 4.
- [9] 林杰, 姜天略. 企业管理信息系统的的社会安全治理能力成熟度模型研究. *上海管理科学*, 2025, 47(2): 32—42.
Lin J, Jiang TH. Maturity model of data security governance capability for enterprise management information system. *Shanghai Management Science*, 2025, 47(2): 32—42. (in Chinese)
- [10] Yang S, Wu T, Liu S, et al. ThreatModeling-LLM: Automating threat modeling using large language models for banking system. *arXiv preprint*, 2024, arXiv:2411.17058.
- [11] Chu Z, Wang Y, Li L, et al. A causal explainable guardrails for large language models// *Proceedings of the 2024 on ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security*. New York, ACM, 2024: 1136—1150.
- [12] Gururangan S, Marasović A, Swayamdipta S, et al. Don't stop pretraining: Adapt language models to domains and tasks. *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. Online. Stroudsburg, PA, USA: ACL, 2020: 8342—8360.
- [13] Yao Y, Huang S, Wang W, et al. Adapt-and-distill: Developing small, fast and effective pretrained language models for domains. *arXiv preprint*, 2024, arXiv:2106.13474.
- [14] Chen H, Chen H, Zhao Z, et al. An overview of domain-specific foundation model: Key technologies, applications and challenges. *arXiv preprint*, 2024, arXiv:2409.04267.
- [15] Huang AH, Wang H, Yang Y. FinBERT: A large language model for extracting information from financial text. *Contemporary Accounting Research*, 2023, 40(2): 806—841.
- [16] 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—64.
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—64. (in Chinese)
- [17] Cillo P, Rubera G. Generative AI in innovation and marketing processes: A roadmap of research opportunities. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2025, 53(3): 684—701.
- [18] Arora N, Chakraborty I, Nishimura Y. AI-human hybrids for marketing research: Leveraging large language models (LLMs) as collaborators. *Journal of Marketing*, 2025, 89(2): 43—70.
- [19] 米加宁, 李天宇, 董昌其. 大语言模型引致知识生产方式变革与决策范式的重构. *管理世界*, 2025, 41(7): 40—58, 72, 59.
Mi JN, Li DY, Dong CQ. Large language models driving the transformation of knowledge production and the reconstruction of decision-making paradigms. *Journal of Management World*, 2025, 41(7): 40—58, 72, 59. (in Chinese)
- [20] 黄河燕, 李思霖, 兰天伟, 等. 大语言模型安全性: 分类、评估、归因、缓解、展望. *智能系统学报*, 2025, 20(1): 2—32.
Huang HY, Li SL, Lan TW, et al. A survey on the safety of large language model: Classification, evaluation, attribution, mitigation and prospect. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2025, 20(1): 2—32. (in Chinese)
- [21] Shao JW, Wu FZ, Zhang J. Selective knowledge sharing for privacy-preserving federated distillation without a good teacher. *Nature Communications*, 2024, 15: 349.
- [22] Yang S, Xiong GY. Try it on! Contingency effects of virtual fitting rooms. *Journal of Management Information Systems*, 2019, 36(3): 789—822.
- [23] Yang S, Xiong GY, Mao HF, et al. Virtual fitting room effect: Moderating role of body mass index. *Journal of Marketing Research*, 2023, 60(6): 1221—1241.
- [24] Luo XM, Jia N, Ouyang EY, et al. Introducing machine-learning-based data fusion methods for analyzing multimodal data: An application of measuring trustworthiness of microenterprises. *Strategic Management Journal*, 2024, 45(8): 1597—1629.
- [25] McKinney SM, Sieniek M, Godbole V, et al. International evaluation of an AI system for breast cancer screening. *Nature*, 2020, 577(7788): 89—94.
- [26] Le Mau T, Hoemann K, Lyons SH, et al. Professional actors demonstrate variability, not stereotypical expressions, when portraying emotional states in photographs. *Nature Communications*, 2021, 12: 5037.
- [27] Shanks I, Scott ML, Mende M, et al. Cobotic service teams and power dynamics: Understanding and mitigating unintended consequences of human-robot collaboration in healthcare services. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2025, 53(2): 463—489.
- [28] 曾大军, 李一军, 唐立新, 等. 决策智能理论与方法研究. *管理科学学报*, 2021, 24(8): 18—25.
Zeng DJ, Li YJ, Tang LX, et al. Decision intelligence research: Theory and methods. *Journal of Management Sciences in China*, 2021, 24(8): 18—25. (in Chinese)
- [29] 陈国青, 任明, 卫强, 等. 数智赋能: 信息系统研究的新跃迁. *管理世界*, 2022, 38(1): 180—196.
Chen GQ, Ren M, Wei Q, et al. Data-intelligence empowerment: A new leap of information systems research. *Journal of Management World*, 2022, 38(1): 180—196. (in Chinese)
- [30] 万怡, 郑路, 罗家德, 等. 社会计算的内涵与前瞻. *清华社会学评论*, 2023(2): 189—204.
Wan Y, Zheng L, Luo JD, et al. The connotation and prospect of social

- computing. *Tsinghua Sociological Review*, 2023(2):189—204. (in Chinese)
- [31] Raisch S, Krakowski S. Artificial intelligence and management: The automation-augmentation paradox. *Academy of Management Review*, 2021, 46(1):192—210.
- [32] Qin X, Zhou X, Chen C, et al. AI aversion or appreciation? A capability-personalization framework and a meta-analytic review. *Psychological Bulletin*, 2025, 151(5):580—599.
- [33] Brynjolfsson E, McElheran K. The rapid adoption of data-driven decision-making. *American Economic Review*, 2016, 106(5):133—139.
- [34] Simon HA. What computers mean for man and society. *Science*, 1977, 195(4283):1186—1191.
- [35] Taylor FW. *The Principles of Scientific Management*. New York: Harper Brothers, 1911.
- [36] Mintzberg H. A new look at the chief executive's job. *Organizational Dynamics*, 1973, 1(3):21—30.
- [37] Faraj S, Pachidi S, Sayegh K. Working and organizing in the age of the learning algorithm. *Information and Organization*, 2018, 28(1):62—70.
- [38] Shrestha YR, Ben-Menahem SM, von Krogh G. Organizational decision-making structures in the age of artificial intelligence. *California Management Review*, 2019, 61(4):66—83.
- [39] Binns R, Van Kleek M, Veale M, et al. 'It's reducing a human being to a percentage': Perceptions of justice in algorithmic decisions. *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. Montreal QC Canada. ACM, 2018:1—14.
- [40] Dellermann D, Ebel P, Söllner M, et al. Hybrid intelligence. *Business & Information Systems Engineering*, 2019, 61(5):637—643.
- [41] 房俨然, 谢小云, 施俊琦. 生成式人工智能与人力资源管理研究: 工作流程分析的视角. *中国科学基金*, 2024, 38(5):820—830.
Fang YR, Xie XY, Shi JQ. Human resource management research in the era of generative artificial intelligence: A work-flow analysis perspective. *Bulletin of National Natural Science Foundation of China*, 2024, 38(5):820—830. (in Chinese)
- [42] Turing AM. Computing machinery and intelligence// Epstein R, Roberts G, Beber G, eds. *Parsing the Turing Test: Philosophical and Methodological Issues in the Quest for the Thinking Computer*. Netherlands: Springer, 1950. 23—65.
- [43] French RM. The turing test: The first 50 years. *Trends in Cognitive Sciences*, 2000, 4(3):115—122.
- [44] Khan MA, Asadi H, Zhang L, et al. Application of artificial intelligence in cognitive load analysis using functional near-infrared spectroscopy: A systematic review. *Expert Systems with Applications*, 2024, 249:123717.
- [45] Pataranutaporn P, Liu R, Finn E, et al. Influencing human-AI interaction by priming beliefs about AI can increase perceived trustworthiness, empathy and effectiveness. *Nature Machine Intelligence*, 2023, 5(10):1076—1086.
- [46] Vaccaro M, Almaatouq A, Malone T. When combinations of humans and AI are useful: A systematic review and meta-analysis. *Nature Human Behaviour*, 2024, 8(12):2293—2303.
- [47] Pariser E. *The filter bubble: How the new personalized web is changing what we read and how we think*. New York: Penguin, 2011.
- [48] Sunstein CR. *Designing Democracy: What Constitutions Do*. Oxford: Oxford University Press, 2001.
- [49] Bozdag E. Bias in algorithmic filtering and personalization. *Ethics and Information Technology*, 2013, 15(3):209—227.
- [50] Bakshy E, Messing S, Adamic LA. Political science. Exposure to ideologically diverse news and opinion on Facebook. *Science*, 2015, 348(6239):1130—1132.
- [51] Cinelli M, De Francisci Morales G, Galeazzi A, et al. The echo chamber effect on social media. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2021, 118(9):e2023301118.
- [52] Tenenbaum JB, Griffiths TL, Kemp C. Theory-based Bayesian models of inductive learning and reasoning. *Trends in Cognitive Sciences*, 2006, 10(7):309—318.
- [53] Corner A, Whitmarsh L, Xenias D. Uncertainty, scepticism and attitudes towards climate change: Biased assimilation and attitude polarisation. *Climatic Change*, 2012, 114(3):463—478.
- [54] Taber CS, Lodge M. Motivated skepticism in the evaluation of political beliefs. *American Journal of Political Science*, 2006, 50(3):755—769.
- [55] Barberá P, Jost JT, Nagler J, et al. Tweeting from left to right: Is online political communication more than an echo chamber? *Psychological Science*, 2015, 26(10):1531—1542.
- [56] Lazer DMJ, Baum MA, Benkler Y, et al. The science of fake news. *Science*, 2018, 359(6380):1094—1096.
- [57] Pennycook G, Rand DG. Lazy, not biased: Susceptibility to partisan fake news is better explained by lack of reasoning than by motivated reasoning. *Cognition*, 2019, 188:39—50.
- [58] Rothschild D, Malhotra N. Are public opinion polls self-fulfilling prophecies? *Research & Politics*, 2014, 1(2):2053168014547667.
- [59] Stechly K, Valmeekam K, Kambhampati S. Chain of thoughtlessness? An analysis of CoT in planning. *Neural Information Processing Systems*, 2024.
- [60] Goli A, Singh A. Frontiers: Can large language models capture human preferences? *Marketing Science*, 2024, 43(4):709—722.
- [61] Chen S, Wang Y, Wu Y-F, et al. Advancing tool-augmented large language models: Integrating insights from errors in inference trees. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2024b, 37:106555—106581.

A New Paradigm of Business Computing Driven by Domain-specific Foundation Models

Shuai Yang^{1†} Jia Jin^{2, 3†} Yu Pan^{2*}

1. Glorious Sun School of Business and Management, Donghua University, Shanghai 200051, China

2. Key Laboratory of Brain-Machine Intelligence for Information Behavior (Ministry of Education and Shanghai), Shanghai 201620, China

3. School of Business and Management, Shanghai International Studies University, Shanghai 201620, China

Abstract With the accelerating process of enterprise intelligence, business computing (i.e., an important branch of computational social science) has evolved from traditional business analytics into intelligent systems integrating big data and artificial intelligence. However, current practices remain constrained by the heterogeneity and dynamism of multi-source data, insufficient model interpretability, and the complexity of system deployment, which limit its broad application in complex business environments. To address these challenges, this paper proposes a domain-specific foundation model-driven technical architecture as a potential breakthrough. It constructs a four-layer research framework encompassing the data layer, system layer, business layer, and governance layer, systematically outlining the evolution of business computing. The framework demonstrates advantages in effectively integrating multi-source heterogeneous data, enhancing model transparency and dynamic adaptability, and reducing computational costs, thereby improving the adaptability and robustness of business computing systems across diverse operational contexts. Building on this framework, the study examines two representative application contexts (i.e., marketing computing and organizational computing) to systematically analyze their core scientific issues and showcase the value of domain-specific foundation models in addressing external market dynamics and internal management complexities. Finally, it outlines key future research directions for business computing, including human-AI collaboration mechanisms, intelligent integration pathways, information updating strategies, and ecosystem dependencies, aiming to provide theoretical guidance and methodological support for enterprise intelligent decision-making.

Keywords business computing; domain-specific foundation models; enterprise intelligence; marketing computing; organizational computing

潘 煜 上海外国语大学脑机协同信息行为教育部重点实验室主任,教授、博士生导师。教育部长江学者特聘教授、“百千万人才工程”国家级人选、国家有突出贡献中青年专家、国务院特殊津贴专家。研究领域为信息行为、商业计算、类脑智能计算。主持国家自然科学基金重点项目、科技创新2030-重大项目等研究项目。曾获教育部高等学校科学研究优秀成果奖(人文社会科学)、蒋一苇企业改革与发展学术基金奖、中国信息经济学奖、吴文俊人工智能科技进步奖(2项)、省科技进步奖等奖项。

杨 帅 东华大学旭日工商管理学院教授,博士生导师,国家文化英才工程(青年),上海东方英才计划(青年)。主持国家自然科学基金项目3项,研究成果发表于*Journal of Marketing Research*、*MIS Quarterly*、*Information Systems Research*、*Journal of Management Information Systems*等期刊,曾获Winter AMA Marketing Educators' Conference年会全会最佳论文奖、*Journal of Marketing Management*期刊最佳论文高度赞扬奖等荣誉。

金 佳 上海外国语大学国际工商管理学院教授,博士生导师,脑机协同信息行为(教育部和上海市)重点实验室副主任,上海市青年拔尖人才。主持国家自然科学基金面上项目、重点项目子课题,教育部人文社会科学基金项目等10余项国家和省部级课题。曾获浙江省科技进步二等奖、吴文俊人工智能科学技术进步三等奖、国家教学成果二等奖、上海市教学成果特等奖等荣誉。

(责任编辑 张 强)

† Contributed equally as co-first authors.

* Corresponding Author, Email: 13311887777@163.com