

大模型应用对商业银行新质生产力的影响研究

肖宇 李博文

「摘要」近年来，大数据、机器学习、自然语言处理等通用人工智能技术迎来了新一轮发展热潮。作为人工智能领域的一项重大突破，大模型的广泛应用为众多行业的发展提供了强劲动能。商业银行在开展数字化转型的过程中对于大模型的使用也愈发普遍，通过梳理商业银行大模型的技术路线和应用场景可以发现，其主要从数字技术和数据要素两个维度推动形成商业银行新质生产力。一方面，以智能客服、数字员工、智能研发和智能运维为代表的大模型应用场景正在重塑商业银行的数字技术生态；另一方面，以智能营销、产品创新、智能研究、智能风控为代表的大模型应用场景在数据要素的价值挖掘过程中发挥着重要作用。通过在数字技术和数据要素双重维度上持续发力，大模型应用将推动商业银行的生产方式朝着技术创新和数据驱动的方向不断变革。然而，当前商业银行大模型应用也存在不少问题，例如缺失行业认可的场景应用范式、缺少高质量训练数据、缺乏安全性和可信度等。未来，商业银行应着力培育行业应用范式，提升应用管理水平，提高训练数据质量，探索使用合成数据，加强算法优化能力，健全风险防护机制。以期更好发挥大模型在推动商业银行新质生产力发展过程中的积极作用，实现商业银行的持续增长和金融业的高质量发展。

「关键词」ChatGPT；大模型；人工智能；自然语言处理；商业银行新质生产力

「中图分类号」F830.33

「文献标识码」A

「文章编号」1003-1812(2024)10-0066-15

DOI:10.16127/j.cnki.issn1003-1812.2024.10.003

一、引言

随着自然语言处理工具ChatGPT的横空出世，全球范围内的通用人工智能迎来了新一轮发展热潮，并受到广泛关注。从过往的实践经验来看，每一轮人工智能技术的进步对产品分配、产业链升级、劳动力结构优化等方面均具有促进作用，甚至在综合国力的竞争格局中扮演着愈发关键的角色。近年来，我国大力扶持以大型语言模型(LLM, Large Language Model, 以下简称大模型)为代表的人工智能发展，并且高度重视人工智能治理，出台了一系列政策制度(见表1)以规范发展环境、预防发展风险、提高发展质量。人工智能是发展新质生产力的重要引擎¹，通过将人工智能与各产业深度融合，能够不断提升企业生产过程的自动化、智能化、信息化水平，实现生产成本的下降和生产效率的提升，从而推进新质生产力的形成和发展。

作为人工智能领域的一项重大突破，大模型在此轮科技创新浪潮中处于领先地位，其在自然语言处

作者简介：肖宇，中国社会科学院亚太与全球战略研究院副研究员；李博文，中国社会科学院大学应用经济学院博士研究生。

基金项目：本文为中国社会科学院登峰战略重点学科“一带一路”(编号：2023DFZDQY01)的阶段性研究成果。

表 1 人工智能相关政策制度

发布时间	发布机构	文件名称	相关内容
2017年7月	国务院	《新一代人工智能发展规划》	提出面向2030年我国新一代人工智能发展的指导思想、战略目标、重点任务和保障措施
2017年12月	工业和信息化部	《促进新一代人工智能产业发展三年行动计划(2018-2020年)》	加快人工智能产业发展,推动人工智能和实体经济深度融合
2020年7月	国家标准化管理委员会、国家发展改革委、科技部等部门	《国家新一代人工智能标准体系建设指南》	加强人工智能领域标准化顶层设计,推动人工智能产业技术研发和标准制定
2020年9月	科技部	《国家新一代人工智能创新发展试验区建设工作指引(修订版)》	构建有利于人工智能发展的良好生态,打造新一代人工智能创新发展样板
2021年1月	全国信息安全标准化技术委员会	《网络安全标准实践指南-人工智能伦理安全风险防范指引》	防范人工智能伦理安全风险
2021年9月	国家新一代人工智能治理专业委员会	《新一代人工智能伦理规范》	将伦理道德融入人工智能全生命周期
2022年3月	中共中央办公厅、国务院办公厅	《关于加强科技伦理治理的意见》	完善科技伦理体系,提升科技伦理治理能力
2022年7月	科技部、教育部、工业和信息化部等部门	《关于加快场景创新以人工智能高水平应用促进经济高质量发展的指导意见》	系统指导各地方和各主体加快人工智能场景应用
2023年6月	国务院办公厅	《国务院2023年度立法工作计划》	预备提请全国人大常委会审议人工智能法草案
2023年7月	国家发展改革委、教育部、工业和信息化部等部门	《生成式人工智能服务管理暂行办法》	促进生成式人工智能健康发展和规范应用
2023年10月	中央网信办	《全球人工智能治理倡议》	提出发展人工智能应坚持相互尊重、平等互利的原则
2023年12月	国家数据局、中央网信办、科技部等部门	《“数据要素×”三年行动计划(2024-2026年)》	建设高质量语料库和基础科学数据集,支持开展人工智能大模型开发和训练
2024年6月	中央网信办、工业和信息化部、国家发展改革委等部门	《国家人工智能产业综合标准化体系建设指南(2024版)》	加强人工智能标准化工作系统谋划

来源:作者整理。

理和视频图像生成等方面的卓越性能,为软件开发、工业制造、医疗服务等行业的发展提供了强劲动能。金融行业一直以来都是智能化、信息化、科技化的先行者,金融机构的数字化转型过程也始终将人工智能技术与各业务流程深度融合作为核心环节。大模型凭借其强智能性、强通用性、强交互性的特点,在金融市场情绪识别和预测(Huang et al., 2023; Kanelis & Siklos, 2024)、公司财务分析(Bronzini et al., 2024)、经营风险控制(Xing, 2024)、投资组合管理(Ko & Lee, 2024)等方面展现出了强大的应用潜力,能够进一步拓宽金融机构的产品创新、效率改善和成本优化路径,从而有助于实现金融市场的有序发展、金融风险的有效控制以及金融包容性的有力提升。特别是对于商业银行而言,将大模型等新兴人工智能技术深度应用于展业过程,能够深刻影响商业银行的运作模式和服务方式,实现银行业务的颠覆式创新突破,培育和发展商业银行新质生产力。

当前,学术界关于商业银行新质生产力的研究较少,现有研究主要集中于金融新质生产力领域,且对于金融新质生产力的概念界定和基本内涵尚未形成共识。陆岷峰(2024)认为,金融新质生产力是指把握科技创新趋势,运用数字化技术为金融业赋能,不断提升金融服务质效,进而推动金融业创新发展。张壹帆等(2024)则研究了数字金融对金融新质生产力的促进作用,认为数字金融通过改善金融服务效率、提升金融包容性、提高金融产品个性化程度以及推动金融创新等路径,促进金融新质生产力的发展,并在论证过程中强调信息科技与人工智能技术在金融领域的具体应用。从现有研究来看,大多数学者在探讨金融新质生产力时仅仅侧重于数字技术这一角度,而忽视了数据要素可能产生的驱动作用。大模型作为数字技术和数据要素有机结合的产物,在商业银行数字化转型过程中已有诸多成功实践。因此,本文选择将大模型应用作为切入点,探讨其对商业银行新质生产力的影响。本文可能的边际贡献在于:第一,将数字技术和数

据要素的有机融合作为突出特征,提出商业银行新质生产力的基本概念,为后续金融新质生产力的相关理论研究提供新的分析视角;第二,从选型方式、部署方式和使用模式三个维度总结出商业银行大模型应用的技术路线,并从具体的应用场景出发,论述了大模型应用对商业银行新质生产力的促进作用,为商业银行加快引入大模型技术推动数字化转型进程提供理论支撑;第三,提示了商业银行在应用大模型的过程中可能出现的问题以及应对措施,为商业银行合理、高效、安全地使用大模型技术提供路径参考。

二、大模型的技术溯源和发展趋势

(一)大模型的定义和发展路径

中国信通院发布的《大模型治理蓝皮报告——从规则走向实践(2023年)》指出:大模型(LLM, Large Language Model)²指的是具有超大参数规模,建立在多头自注意力机制Transformer架构之上,以深度神经网络为基础,用海量文本数据预训练而成的语言模型。简而言之,大模型是指能够自动学习语言规律,生成类似人类语言文本的机器学习模型。作为自然语言处理(NLP, Natural Language Processing)的一项关键技术,大模型在问答系统、机器翻译和文本生成等领域具有强大的应用潜力,大模型的应用和发展对于变革内容生成方式、探索通用人工智能、拓展人机交互空间等方面具有积极推动作用。

近年来,大模型技术迭代升级的速度越来越快,也使其在具体应用过程中的“不可能三角”问题愈发突出,即大模型在专业性、泛化性和经济性三方面难以兼得。正是由于该问题的广泛存在,大模型的发展路径被区分为通用大模型和行业大模型两类。通用大模型的研发目标是提高其通识能力,即强调模型的泛化性,在一定程度上牺牲了模型的经济性和专业性,在实际应用中难以满足特定行业或机构的具体需求,并且存在生成幻觉³高发、专业能力不足等问题。因此,各行业及机构更倾向于使用行业大模型,这种针对特定行业或领域进行专门训练和优化的模型,经过该行业或领域的数据微调,能够更好满足某些专业性较高的特定需求(施锦诚、王迎春,2024)。

从具体动因来看,一方面,机构为了提高商业竞争力,有动机寻求性能最佳且最经济的模型,利用行业内的专业数据甚至机构自身掌握的独特数据对模型进行微调,使其帮助机构更好实现盈利目标;另一方面,通用大模型在训练及应用中使用的数据集和参数并未对外公布,其运维环节处于黑箱之中,机构在使用过程中难以全面掌握所有技术细节。并且,通用大模型提供服务时需要机构将私有数据、敏感数据等商业秘密上传至公有云中进行处理,这极大增加了数据泄露的风险,导致机构基于安全考量会尽量避免使用通用大模型。商业银行在展业过程中积累了大量客户数据和经营信息,这些数据资源逐渐作为一项重要的生产要素融入日常的经营管理之中,对商业银行同业竞争力的提高和运营安全性的保障等方面具有重要意义。因此,相较于通用大模型,商业银行普遍偏好应用行业大模型(见图1)。

(二)大模型的技术溯源

自1906年俄国数学家安德烈·马尔可夫(Andery Markov)提出马尔可夫链以来,对语言进行建模研究已有百余年历史,大模型则是语言模型最新发展阶段的产物。从其进化历程来看,语言模型的发展先后经历了统计语言模型、神经网络语言模型、预训练语言模型和大语言模型四个阶段。

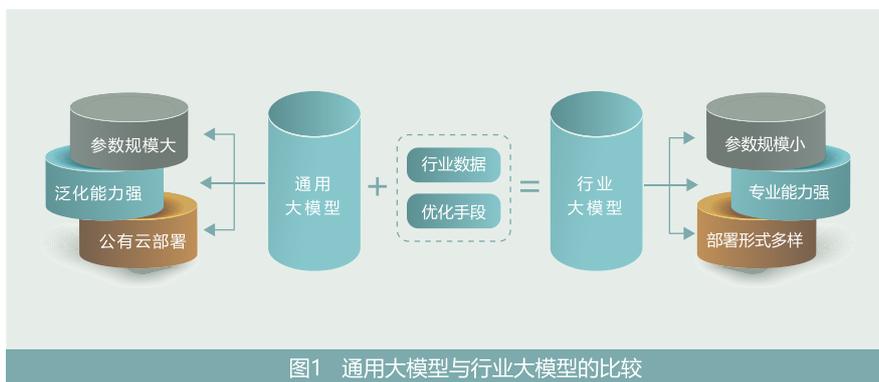


图1 通用大模型与行业大模型比较

来源：腾讯研究院《行业大模型调研报告》，作者整理。

这类语言模型仅在小规模数据的应用过程中具有较好效果。

第二阶段，即神经网络语言模型，大致时间为20世纪90年代至21世纪10年代。随着深度学习技术的出现，循环神经网络(RNN, Recurrent Neural Network)、卷积神经网络(CNN, Convolutional Neural Networks)和长短时记忆网络(LSTM, Long Short-Term Memory)等算法在这一阶段被应用于语言模型的构建过程，对于不同长度的序列数据均具备良好的处理能力，能够帮助模型捕捉更复杂的语言结构，使其在完成各类任务时表现更加出色。

第三阶段，即预训练语言模型，大致时间为21世纪10年代至2020年。在这一阶段，支持模型运用大规模语料进行无监督学习，并且能够在特定任务上进行微调的Transformer⁴架构出现，该架构的出现意味着自然语言处理技术的重大突破。例如，基于Transformer架构的双向编码器表示变换器(BERT, Bidirectional Encode Representations from Transformer)通过双向训练提高了文本理解能力，以及生成式预训练变换器(GPT, Generative Pre-trained Transformer)在生成预训练的基础上拥有了强大的文本生成能力。

第四阶段，即大语言模型阶段，大致时间为2020年至今。随着机器学习技术的进一步发展，多模态数据开始被用于模型训练，自然语言处理进入了大模型阶段。此阶段的模型能够将文本、语音、图像等不同模态的信息进行融合，从而具备了大数据、大算力和多模态的技术优势。其中，多模态对于模型能力的提升十分显著。一方面，多模态预训练模型可以学习不同模态数据之间的对应关系，将不同类型的数据进行连接、匹配和关联，能够更好完成图像标注和视觉问答等任务；另一方面，多模态预训练模型还可以实现不同模态数据的相互转化和生成，使得模型的创作角度和模式更加丰富。多模态技术的加入真正实现了语言模型从感知世界、理解世界向创造世界的重要跃迁。

(三) 大模型的发展趋势

第一，从注重决策支持到注重生成能力。早期的人工智能主要用于决策支持和分类任务，通过分类回归对数据进行分析，如预测、分类和推荐系统。随着技术进步，模型的研发重点开始转向生成能力，能够生产新的数据和内容，应用范围逐步拓展至内容创新、科学研究和人机交互等领域。

第二，从单模态模型到多模态模型。早期的人工智能模型在训练和应用过程中通常专注于文本或图像等单一类型的数据，随着算法和架构的优化，模型的复杂度不断增加，出现了可以同时处理多种数据的大

第一阶段，即统计语言模型阶段，大致时间为20世纪50年代至90年代。在该阶段中，n-gram模型和隐马尔可夫模型(HMM, Hidden Markov Model)等统计模型是研究重点，这些模型的设计原理是将词语之间的概率关系利用数学统计方法进行建模，

模型,通过在不同模态间进行信息整合,显著增强了模型处理复杂任务的能力。

第三,训练数据的规模和质量不断提高。计算资源的丰富使得大模型的训练数据规模快速增长,质量不断优化。2024年5月,阿里研究院发布的《大模型训练数据白皮书》显示:GPT模型架构从第1代到第4代均较为相似,而用来训练的数据规模和质量差异显著。GPT-1是由4.8G未过滤原始数据训练,GPT-2是由经人类过滤后的40G数据训练,GPT-3是由从45T原始数据中过滤的570G数据训练,而GPT-4则在前代基础上加入了高质量人类标注进行训练。

第四,模型架构和优化技术不断突破。最初的自然语言处理模型多基于循环神经网络,这些模型在处理长序列数据时能力有限。随着Transformer架构的提出,特别是自注意力机制的引入,模型能够更好地捕捉长程依赖关系,序列数据处理能力得以增强。进一步地,混合架构的采用使得大模型能够更好地兼顾不同类型数据。此外,在模型参数规模扩大的同时,模型压缩技术(如知识蒸馏、剪枝和量化⁵)被用以缩减机器学习模型的大小、复杂度和计算量,加速模型的推理过程并减少内存占用,增强了大模型的易用性和可用性。为应对超大规模模型的训练和推理需求,模型加速技术⁶也在这一过程中不断进步。

三、商业银行大模型的技术路线

(一) 商业银行大模型的选型方式

商业银行在使用大模型的过程中主要有三种选型方式,包括直接应用开源大模型、联合研发专属大模型以及采购商用模型。对于第一种选型方式而言,尽管已有的部分开源大模型能够较好地处理金融领域的相关任务,商业银行可直接将其应用于日常经营过程,但是对开源大模型的使用要求商业银行具备自主研发模型应用、开展后期维护与更新迭代的能力,并且需要商业银行承担较高的数据泄露和合规风险。因此,出于技术要求和安全性的考虑,商业银行对于直接应用开源大模型往往慎之又慎,基本只会在模型的研究和测试阶段有所涉及。在具体实践过程中,商业银行通常会采取联合研发和商业采购的形式应用大模型技术。一方面,商业银行通过与高等院校、科研院所和科技企业开展合作,充分整合业界的实际经验、学界的前沿成果和科研机构的技术支持等优势资源,推动大模型在银行业务中的高效落地和持续创新,对于商业银行掌握技术主动权具有重要意义。另一方面,商业银行也可以直接从科技企业采购成熟的商用大模型,能够有效缩短研发周期、降低研发成本、规避研发风险,迅速提升自身业务流程的智能化水平,借助服务供应商的持续更新和技术支持,也能够保证商业银行的大模型应用在长期内具备竞争力。

(二) 商业银行大模型的部署方式

在商业银行确定选型后,便需要考虑大模型的部署方式,常见的部署方式包括公有云部署、行业云部署、私有云部署和混合云部署⁷。如果采用公有云部署,商业银行将无法完全掌握数据的存储和管理权限,可能会面临较高的数据安全风险,并且出于维护商业竞争力的角度考量,商业银行也更倾向于不采取此类部署方式。私有云部署虽然可以较好地保护信息安全,具备较高的应用灵活性,但是这也意味着需要承担高昂的资金和人力成本,只有经营规模较大的商业银行有动机选择私有云部署。综合来看,若要平衡大模型应用的经济性和安全性,商业银行应采用行业云部署和混合云部署。但是,由于大模型在各商业银行中

的应用刚刚起步，相关云基础设施的建设尚不完善，当前掌握大模型技术的商业银行仍将私有云部署作为首选。相较于大型银行，中小银行对于云基础设施的需求更加迫切，随着未来行业云的不断发展完善以及混合云的解决方案不断成熟，中小银行应用大模型技术的步伐也将不断加快。

（三）商业银行大模型的使用模式

通用大模型对自然语言具有极强的理解能力，但其缺乏某些垂直领域的专业知识，在处理专业任务时可能面临困难。商业银行在引入大模型时需要利用行内数据库和专有知识库等资源，与大模型的理解能力、生成能力、掌控能力相结合，进行行业定制和机构定制，从而生成相应的行业大模型。这与当前主流的行业发展思路一致，即行业大模型通常生长于通用大模型之上。商业银行之所以在培育自己的大模型时选择这种方式，是因为大模型在设计和研发阶段需要投入大量的数据和算力资源，且需要强大的技术和人才储备，这就导致商业银行从头自研大模型的难度极高。因此，从大模型应用的现实情况来看，商业银行主要采用API调用和提示工程、模型微调和二次增训等使用模式，以降低大模型的研发门槛，提高模型精确性，拓宽模型应用场景，推动大模型加速落地。

API调用和提示工程是大模型早期应用的最佳选择，对于中小商业银行在短期内以有限成本提升智能化水平具有积极作用。直接使用API接口调用基础预训练大模型，将其与银行现有业务进行适配，对深度技术储备的要求不高，能够在展业流程中快速部署人工智能技术，提高银行运营效率。为达到更好效果，可以在调用API接口的同时开展提示工程，即通过优化提示语句激发大模型的潜在能力，有效引导大模型基于内在知识完成特定任务，从而进一步优化使用体验。通过API调用与提示工程相结合，商业银行可以在低成本的前提下拓展其智能化服务范围，且可根据业务需求进行灵活调整。但是，对基础预训练大模型的直接运用可能会产生一些问题，例如难以保证模型在专业任务中的准确性和可控性、模型的鲁棒性较差等。

模型微调和二次增训则是更深入的模型定制化过程，适用于数字化程度较高且具有较强技术能力的商业银行。通过在现有大模型的基础上，利用银行自身的业务数据进一步调整部分参数，可以使其更好地适应银行业务场景。一般而言，微调是在考虑成本投入和应用效果后的折中选择。微调的过程往往涉及对原有大模型重要参数或部分结构的调整，需要多次迭代才能实现预期目标。因此，模型微调相较于API调用和提示工程需要耗费更长时间以及投入更多计算资源。然而，与从头研发模型相比，微调由于只对模型进行局部调整，训练所需的数据量仍然较少，更具经济性。对于模型微调而言，决定其最终成效的因素是数据质量，如微调后的模型性能仍然不符合预期，就需要进行二次增训，即运用内外部数据集对模型进行全面的重新训练。与微调相比，二次增训需要投入更多的数据和计算资源，其不是在现有模型基础上的精细化调整，而是试图从根本上增强模型性能，使其能够全面适应银行业务的需要。

四、大模型应用对商业银行新质生产力发展的促进作用

（一）商业银行新质生产力的基本概念

本文认为，商业银行新质生产力是指商业银行在数字化转型过程中，对数字技术与数据要素进行深度

融合与充分运用,对于提升商业银行创新能力、发展效率、市场竞争力和经营安全性具有强大推动作用的金融业先进生产力质态。理解商业银行新质生产力的基本概念,需要基于数字技术和数据要素的双重角度,充分认识到数字技术的应用在商业银行新质生产力发展过程中的核心地位,以及数据要素的融入对商业银行新质生

产力发展的驱动作用。与商业银行传统生产力不同的是,新质生产力更加注重技术创新和数据驱动下的生产方式变革,旨在通过数字化、信息化、智能化和自动化的技术手段,实现商业银行的持续增长和高质量发展。

从定义来看,实现数字技术和数据要素的双向奔赴是商业银行发展新质生产力的必由之路,大模型之所以能够在这一过程中脱颖而出,成为商业银行发展新质生产力的重要载体,是因为其独特的技术优势正好契合商业银行日趋复杂化和多元化的业务需求(见图2)。首先,大模型最大的技术特征就是强大的自然语言生成和处理能力,这种能力能够帮助商业银行在激烈的市场竞争中提供更高效和个性化的客户服务,进而提升客户满意度和忠诚度。同时,这一能力还能够帮助银行在产品营销、文档处理、合规审查等应用场景中实现降本增效,进一步提升其市场竞争力。其次,数据逐渐成为推动商业银行发展转型的核心生产要素,银行正迫切需要通过数据驱动的创新来开发新的产品和服务。大模型所具备的计算能力能够在短时间内处理大量的非结构化数据,从而最大限度地释放金融数据的潜力,帮助银行更全面地洞察市场并提供更多的产品创新机会。最后,商业银行在引入新技术时需要兼顾易用性、经济性和安全性。大模型自身具备很高的适应性和拓展性,在经过微调和迁移学习等方式训练后能够出色地完成各类任务,并且,完成训练后的大模型可以以极低的边际成本提供服务,在保证易用性的同时具有较好的经济性。此外,大模型的多层架构允许在应用过程中实施严格的权限管理和隐私保护,在预训练中也有很多成熟的手段确保数据隐私和安全,能够降低数据泄漏和滥用的风险,使其在融入商业银行业务流程时更为安全可靠。

(二) 数字技术: 大模型应用助力数字技术场景落地

大模型应用正在全面重塑商业银行的数字技术生态,并推动其在多个关键业务领域的场景落地,有力提升了银行的整体运营效率和服务质量。作为商业银行数字化转型的核心引擎,大模型在智能客服、数字员工、智能研发和智能运维等领域展现出了强大的应用潜力。首先,利用大模型对自然语言的理解和生成能力,具备多轮对话功能的智能客服系统显著提升了客户交互体验。其次,基于大模型技术的数字员工承担了大量重复和繁琐的任务,成为银行日常经营的得力助手。再次,大模型的代码生成和模型优化能力加

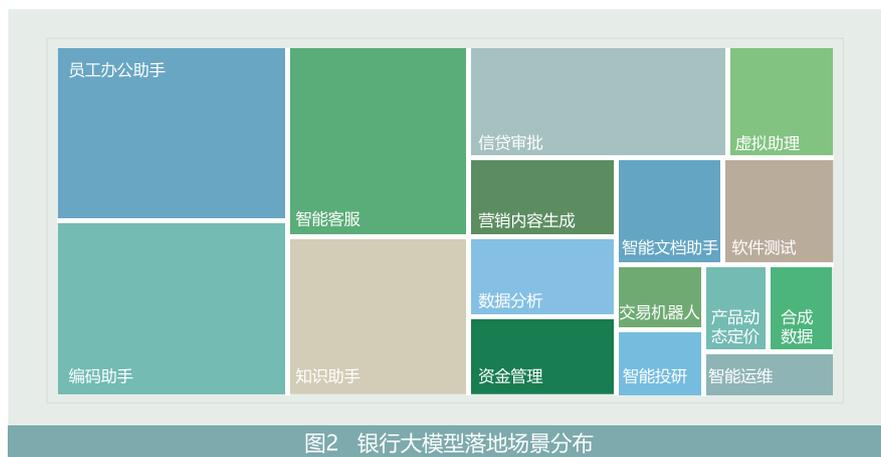


图2 银行大模型落地场景分布

来源:沙丘智库《2024年金融业生成式AI技术应用跟踪报告》⁸。

速了智能研发进程，有效缩短了银行研发周期，有助于银行在技术创新过程中保持竞争优势。最后，依托于大模型的实时分析和预测能力，智能运维实现了银行核心系统的高效、稳定运行。具体而言：

第一，智能客服。传统的银行客服系统通常依赖人工处理客户咨询，不仅耗时耗力，还可能因为客服人员知识不足和情绪波动导致服务质量不一致。在此前的数字化转型过程中，商业银行普遍引入了智能客服技术，其服务流程是先植入问题与答案模版，再识别客户意图，最后进行一对一匹配。这种方式难以应对复杂多变的自然语言对话环境，客户体验不佳，且需要商业银行频繁更新问答库，后期维护成本较高。在引入大模型技术的基础上，将金融领域的数据和经验加入定向垂直训练过程，可以使智能客服系统实现处理多轮对话的功能，能够更好地识别客户意图并提供个性化的解决方案，提升应答效率和质量。例如，中国农业银行大模型 Chat ABC 面向内部客服人员提供远程银行 AI 辅助问答助手，该助手基于远程银行问答数据完成了训练微调，可以在多轮问答中识别客户主要意图，结合远程银行知识库和知识图谱生成拟人回答，有效提升了坐席人员的答复效率。此外，基于大模型技术的智能客服系统在业务高峰期扩展服务能力的边际成本极低，能够最大程度上减少客户的等待时间，并可以提供 24/7 全天候服务。因此，基于大模型技术的智能客服系统不仅提升了运营效率，还进一步降低了银行在客户服务上投入的人工成本。

第二，数字员工。大模型技术推动了商业银行“数字员工”的广泛应用，为银行经营流程自动化注入了全新活力。数字员工不仅可以承担传统意义上的后台操作任务，如数据录入、报告生成和业务审批等，还能够参与到更加复杂的决策过程中。利用大模型所具备的强学习能力和推理能力，数字员工可以从海量数据中提取关键信息，帮助决策流程实现自动化和标准化，提高决策响应速度。例如数字员工可在分析大量经营和交易数据的基础上，生成实时报告和预警信息，并根据事先掌握的处理规则采取行动，避免人工干预可能造成的时机延误和操作风险，辅助银行作出更加精准和快速的决策。同时，数字员工的加入还能够大幅增加商业银行的人机协同效率。例如，北京银行搭建的“京智助手”大模型对话机器人具有行内知识问答、数据分析、任务执行等功能，已被应用于协调办公、合规管理等场景。大模型的理解能力可以辅助合规人员比对行内文件、产品信息和交易流程等与相关法律法规的冲突之处，规避人为疏漏可能导致的合规风险。数字员工通过分担重复和繁琐的任务，让人类员工可以集中精力处理更具创造性和战略性的工作。

第三，智能研发。对于计算机程序开发而言，大模型的一项重要贡献在于其可以为自然语言向编程语言的转化提供支持。一方面，银行信息科技部门的员工可以运用大模型技术辅助完成信息系统设计、代码生成和补全、代码翻译和注释、代码纠错和预测试等工作，提高研发效率和质量。例如，中国农业银行大模型 Chat ABC 面向行内研发人员提供辅助编程服务，通过对行内多个系统的历史代码和代码规范进行微调，能够实现 Java、Python、JavaScript、SQL 等计算机语言的代码生成、补全和解释功能，在前端、后端、单元测试等多类研发编码场景中发挥作用。华侨银行和微软 Azure OpenAI 合作开发的 OCBC GPT“家族”（见表 2）中的 OCBC Wingman 工具可以实现开发人员使用编码助手手动生成、调试和改进计算机代码，自 2023 年 5 月推出该工具以来，开发生产力提高了约 20%；另一方面，大模型运用其理解和生成能力，可以实现以自然语言方式呈现的指令文字和以编程语言方式呈现的代码片段之间的相互转化，在此过程中，

表 2 OCBC GPT “家族” 工具箱

工具名称	适用员工类型	功能介绍	实施情况
OCBC Wingman	开发人员	用于自动生成、调试和改进计算机代码的编码助手	自 2023 年 5 月推出该工具以来, 生产力提高了约 20%
OCBC Whisper	销售人员、客服人员	语音转文本技术, 用于分析与客户的所有销售电话, 以自动识别销售过程中潜在的异常情况 客服中心用于实时转录和汇总通话内容	目前正在进行试点
OCBC Buddy	所有员工	内部知识库, 功能类似于聊天机器人, 为员工提供有关银行政策和信息 (如医疗报销和年假事宜) 的快速解答, 可搜索超过 15 万页 OCBC 内部页面和文档 允许员工使用该应用程序记录面对面会议, 并在会议结束后将会议的完整记录立即通过电子邮件发送给会议召开者	所有员工平均每月使用 30000 次以上
Document AI	财务人员、风控人员、合规人员	通过拖放过程从文件中提取和汇总关键信息	将每份文件提取信息所需的时间从 30 分钟缩短至 1 分钟

来源: OCBC 官网⁹, 本文整理。

业务人员无需掌握数据库原理和编程知识, 此项功能能够帮助非技术人员更好完成数据查询、报表制作等工作。例如, 平安银行在 Chat BI 项目中应用了 Bank GPT 的金融理解能力, 为业务人员和管理层提供即时的数据分析服务, 该系统在业务人员面临数据相关问题时能迅速给出精确答案, 实现无缝对接。在新技术引入和应用场景探索过程中, 智能研发系统能够支持银行进行快速实验和迭代, 确保技术方案的高效性和可行性。通过大模型技术的辅助, 商业银行能够更好地响应市场需求变化, 保持技术领先优势。

第四, 智能运维。商业银行传统的运维模式往往依赖人工进行流程监控和故障排查, 效率低下且存在人为失误的可能性。大模型通过对大量历史运维数据和经验的学习, 能够实现对银行系统的实时监控、故障检测和自动化处理。通过对系统潜在风险的识别, 智能运维系统能够做到提前预警并提供优化建议, 减少了系统停机的可能性, 规避了随之产生的运营风险。例如, 上海银行正在探索将大模型应用于故障分析和解决场景, 在结合历史生产事件解决工单、运维文档和问答知识库的基础上, 能够在故障发生时自动给出故障分析和解决方案, 从而提升运维人员的事件解决效率。同时, 智能运维系统还能够实时分析业务需求和系统负载情况, 动态调整算力资源配置, 及时发现并解决系统中的潜在安全隐患, 确保安全性和稳定性。利用大模型技术, 商业银行能够实现更高效、更智能、更可靠的技术运维, 保障银行核心系统的稳定运行和核心业务的持续开展。

(三) 数据要素: 大模型应用赋能数据要素价值挖掘

大模型应用不仅在数字技术领域产生了深刻影响, 还在数据要素的价值挖掘过程中起着重要作用, 推动商业银行在数据驱动的经营模式下实现创新和突破。随着数据资源愈发成为商业银行的核心资产, 数据要素也逐渐被作为一项重要的生产要素投入到银行经营发展之中, 大模型的加入使得数据要素被高效地处理和利用, 发挥出更大的商业价值。首先, 大模型通过对客户数据的深度分析, 匹配出高度个性化和定制化的营销策略, 提高了营销活动效率和质量, 助力银行客户群体的拓展以及客户满意度的提升。其次, 大模型在产品创新中的应用为银行提供了基于数据资源的创新思路, 帮助银行设计出更符合市场需求的金融产品和服务, 从而有利于增强其市场竞争力。再次, 大模型能够自动地对海量金融数据进行处理和分析, 作出敏锐的市场洞察和全面的机会预测(杨望等, 2024), 为银行的战略决策提供强大支撑。最后, 智能风控系统能够通过通过对银行全部交易数据和客户信息的实时监控, 进行风险评估并作出动态调

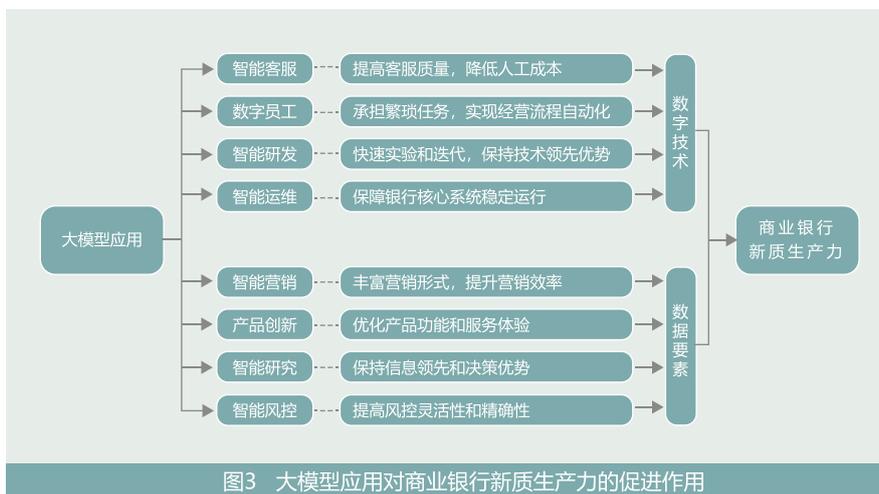


图3 大模型应用对商业银行新质生产力的促进作用

整。通过大模型对数据要素的深度赋能，商业银行能够充分挖掘数据资源的潜在价值，实现数据驱动下的创新发展(见图3)。具体而言：

第一，智能营销。通过分析海量客户数据，例如历史交易数据、社交媒体活动和家庭背景信息等，大模型能够精准识别客户的需求、偏好和行为模式，从而有利于提升银行营

销活动的精准性，增强客户的满意度和忠诚度。经过微调和二次增训后的大模型，能够帮助银行预测市场趋势，及时调整营销策略，并根据优化后的营销策略智能生成营销话术和文案，通过对话形式为客户递送最新的产品资讯，丰富营销形式和拓客渠道。民生银行正探索将行内掌握的知识库、产品库、聊天记录等数据资源进行充分运用，尝试利用大模型技术辅助营销人员进行客户意图理解，自动生成营销内容及提供营销文案，自动完成各类分析报告，提高营销成功率。同时，大模型凭借其数据检索和提取能力，可为客户提供定制化投资建议和图文推送，确保营销服务的温度和精度，对于提高客户转化率具有积极意义。例如，平安银行借助Bank GPT优秀的文案生成能力，将过往营销历史中产生的海量数据投入模型训练，最终实现了针对不同客户批量生成个性化营销文案，从实际效果来看，Bank GPT极大程度上帮助了平安银行营销运营团队提升客户粘性和业务转化率。

第二，产品创新。大模型通过对财务报表、市场数据和客户反馈等数据资源的整合分析，能够识别出潜在的市场需求和创新机会，利用历史市场数据对不同产品方案的市场表现进行模拟分析，能够有效降低创新风险。商业银行可以充分利用大模型给出的相关建议，设计出更符合客户需求的金融产品和服务。例如，基于对客户交易行为和投资偏好的分析，大模型可以帮助银行开发出个性化的理财产品或贷款方案。利用集中式内部数据库，从内部电子邮件以及销售人员、交易员和客户之间的聊天记录等来源中获取信息数据，汇丰银行开发了自己的生成式人工智能工具——AI Markets，为机构投资者客户提供了可以跨资产类别执行任务的数字助理，能够为其生成定制化金融市场分析，辅助其访问汇丰银行的实时和历史跨资产数据集，并浏览最新的市场见解。此外，大模型的数据挖掘能力还能够在银行进行产品创新的过程中，为其提供实时的市场反馈信息，帮助银行及时优化产品功能和服务体验，确保银行在激烈的同业竞争中占据有利地位。

第三，智能研究。大模型技术能够帮助银行研究人员从大量分散的报告中挖掘关键信息和核心观点，抓取债市、股市、汇市等多个市场板块的资讯内容，自动生成研究报告，提供市场预测和投资建议，帮助银行更快地了解市场动向，支持银行更好地作出战略决策。例如，中国工商银行已经开始尝试综合运用大模型的核心信息提取、智能文本生成等能力，将行内存储的和金融市场产生的海量交易数据和文本数据进

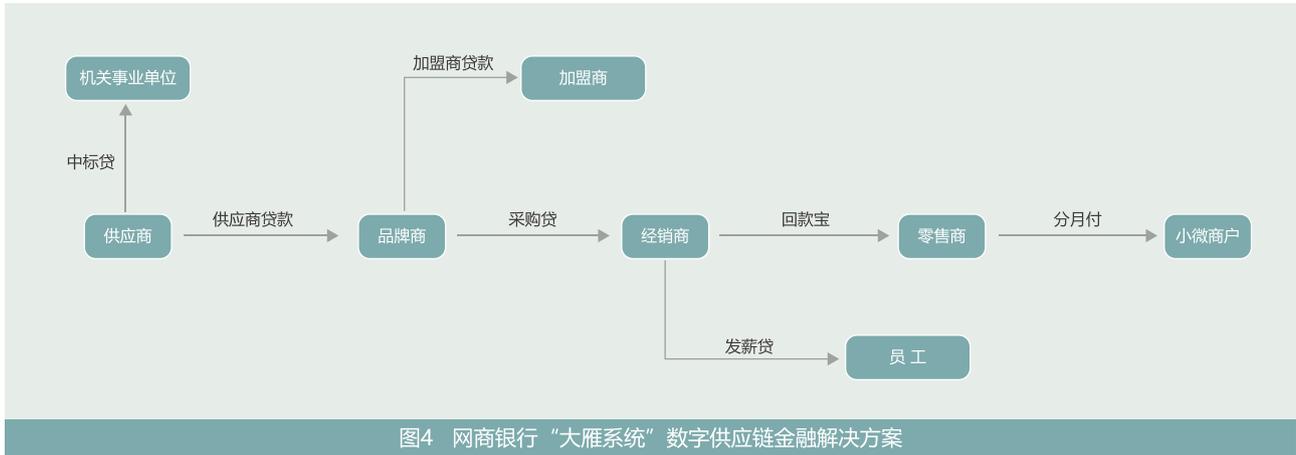


图4 网商银行“大雁系统”数字供应链金融解决方案

行抓取、整合、归纳、提炼，使得投研简报生成时间从1小时缩短至5分钟。此外，大模型还可以不间断学习历史和当前的研究数据，持续优化分析模型和研究方法，提高研究结果的可靠性和准确性。大模型应用下的智能研究不仅为银行提供了更科学的决策依据，还进一步促进了知识的积累和共享，提高了研究效率，有利于商业银行在瞬息万变的 market 环境中保持信息领先和决策优势。

第四，智能风控。对于包括商业银行在内的金融机构而言，数据的可靠性、准确性和时效性是风险控制过程中的关键要素。大模型在处理规模较大和复杂度较高的数据时具有独特优势，其底层算法有助于发现数据中的隐藏趋势和模式，能够帮助商业银行在更短时间内发现潜在风险。利用大模型具备的机器学习、数据挖掘等技术，可以帮助商业银行进行风险模拟和压力测试，进而提高风险管理模型的灵活性和精确性，并根据市场数据和信息反馈对风控策略进行实时优化，降低贷前、贷中、贷后各环节的业务风险。例如，作为将人工智能技术应用于信贷风控领域的先行者，网商银行于2024年4月宣布升级大雁系统，将大模型应用于产业链金融业务(见图4)。一方面，该系统通过读取海量的商品信息、企业关系信息，形成产业链图谱，帮助银行识别全产业链上下游的小微企业；另一方面，运用大模型的信息解析能力，对小微企业的经营状况进行评估。目的在于确保小微企业能够规模化地获得便捷灵活的资金支持，从而推动产业链的资金融通和运转效率提升，保障该行产业链金融业务的安全性。

五、大模型应用推动商业银行新质生产力发展的路径探析

(一) 培育行业应用范式，提升应用管理水平

大模型在商业银行业务中的应用潜力巨大，但是由于大模型的选型、部署、训练、维护等环节较为复杂，加之当前在金融领域尚无普遍认可的场景应用范式，导致大模型的应用效果难以复制和推广。银行在大模型的引入和部署过程中，面临方向不明、策略不清的困境，难以作出兼具系统性、合理性、可持续性的顶层设计。各银行在发展大模型应用的过程中基本采取“摸着石头过河”的模式，对于大模型的能力边界、适用场景、评测指标、应用风险等因素缺乏充分考量。然而，大模型在研发和应用阶段需要消耗大量的资金、人力和技术资源，一旦落地失败，银行将承担比较高昂的试错成本，造成资源的分散

和浪费,甚至导致金融风险的累积和发生。此外,开发大模型应用需要在银行内开展跨地域、跨部门、跨团队的协调合作,对银行自身的组织能力形成了考验。如果缺乏良好的应用管理水平,即使大模型顺利落地,在后续的应用和维护过程中也将面临诸多问题,导致大模型难以发挥促进商业银行新质生产力形成和发展的作用。

为破解这一困境,应积极培育银行业应用范式,提升应用管理水平。首先,商业银行应从顶层设计着手,制定明确的模型应用战略和发展规划,包括对大模型整体目标、核心任务和应用场景的详细设计。可以围绕人工智能的应用和发展在银行内设立专门的战略委员会,负责整合各业务部门的需求和意见,制定统一的技术路线和实施方案,确保大模型的应用能够紧密围绕银行的核心业务需求展开,避免在设计和规划过程中可能出现的盲目性和随意性。其次,银行间应保持密切合作,加快推动应用范式的建立。通过共享成功案例和实践经验,帮助其他银行更好地理解大模型应用,在此基础上建立适合自身的应用模式,选取业务价值高、实施完备度高、风险可控的业务场景优先落地。与此同时,金融监管机构和银行业协会也应积极参与,推动建立统一的银行业大模型应用技术标准和操作规范,打造大模型试点应用,探索使用监管沙箱等治理方式,确保大模型应用的可控性、安全性和透明度。最后,商业银行需要提高自身的应用管理水平,加强对大模型研发和应用过程的协调,保障数据处理、算法优化和系统集成等环节顺利开展。结合数字化转型的整体趋势,商业银行可以引入大模型项目管理工具和监控平台,对大模型的开发、部署和运维进行全程跟踪,及时发现和解决潜在问题,定期评估大模型应用效果,结合实际业务发展需要对大模型应用策略进行调整和优化。

(二) 提高训练数据质量,探索使用合成数据

人工智能领域的学者普遍认为,算法、算力和数据是支撑大模型发展的三大基石。大模型诞生之初,其主流的发展范式是专注于改进代码,对于数据集的关注较少。随着深度学习网络的进步,从代码到神经网络架构这一环节的问题已经基本解决,接下来应专注于寻找数据的改善方法,即从“大”数据转向“好”数据(Strickland & Andrew, 2022)。也就是说,将来决定模型性能的并不是数据规模,而是数据质量(肖仰华, 2024)。高质量的数据可以更好地模拟客观世界,使得大模型预测的概率分布尽可能逼近实际数据的真实分布。一方面,高质量数据对于提升模型的准确性和稳定性具有重要作用。原因在于,高质量数据通常需要经过梳理、分类、清洗等处理环节,这将使其包含更准确和更丰富的信息,能够帮助大模型更好地理解数据结构和规律,从而提升生成内容的准确性和模型运行的稳定性。另一方面,高质量数据所具备的多样性有助于降低大模型对特定数据集的依赖,提升大模型的鲁棒性和泛化能力。通过混合不同来源数据以及对现有数据进行变换或扩充,可以增强训练数据的代表性和多样性,提升大模型执行任务的泛化能力。一直以来,金融领域特别是银行业每天产生的数据量非常庞大,可用于大模型二次增训的数据规模十分可观。但是,金融领域知识和数据的储存形式繁多,若要从中提炼出高质量数据用于训练,则需要银行持续进行前期和后期的维护更新工作,还需要针对各业务难点逐一收集专家经验,这都将耗费大量人力物力。并且,金融数据敏感性较高,银行出于信息安全的角度考虑对于数据共享缺乏动机,导致单一机构所掌握的高质量数据有限,一定程度上影响了大模型的训练效果。

为了更好地提升大模型应用效能,银行应积极构建高质量金融数据集,同时尝试在研发阶段采用合成

数据进行训练。一方面,银行应进一步加强数据治理,通过建立统一的数据管理体系和标准,保障数据的完整性、一致性和准确性。数据治理包括对数据的采集、清洗和存储等全流程的持续监控和管理,银行可以考虑引入自动化数据处理工具,提高数据清洗效率,减少人为干预带来的偏差和失误,同时还应定期对数据进行审计和评估,维持模型微调 and 投入生产后的数据连贯性和准确性,确保模型所用数据始终处于高质量状态。同时,还应做好敏感数据的拦截和检查工作,重视对数据偏见、数据滥用等问题的风险防范,完善大模型私域管理和权限隔离机制,增强数据流动的安全性和可控性。此外,还应借助行业力量,建立银行业高质量公共语料库,分享非敏感数据或经过匿名化处理的数据,尝试打破大模型应用中的数据孤岛现象,减少单一银行的数据处理成本,提升整个行业的大模型应用水平。另一方面,银行在大模型的训练过程中,可以探索使用合成数据以提高模型性能,利用其可控性、安全性、经济性的特点解决高质量数据供给不足的问题。首先,银行数据通常涉及交易信息、客户背景等高度敏感内容,直接使用真实数据进行模型训练可能引发隐私泄露风险,利用合成数据进行训练,可以在确保合规的前提下,不以牺牲信息安全为代价对大模型进行训练和优化。其次,合成数据的突出优势在于其可以解决银行数据集中的样本偏差问题。真实数据集中的某些场景样本可能不足,对于少数群体或异常行为的刻画较少,这会导致模型在遇到此类状况时表现不佳。合成数据则可以通过生成额外的样本来扩充数据集,帮助大模型在训练中更全面地学习银行业务场景中所有可能发生的情况,使其在应对如市场波动或金融危机这类罕见或极端事件时能有更好的表现。最后,通过合成数据和真实数据的结合使用,可以有效降低大模型应用的投入产出比,显著缩短大模型落地时间。特别是在早期开发阶段,合成数据为开发团队提供了一种灵活且低成本的测试手段,能够实现大模型的快速迭代和性能验证。在银行大模型应用逐步成熟后,则可以使用真实数据对其进行微调和优化,确保大模型能够在真实展业场景中达到预期效果。

(三) 加强算法优化能力,健全风险防护机制

当前,大模型在实际应用阶段面临一系列可信度和安全性问题,如生成“幻觉”、隐私保护和科技伦理等。对于可信度而言,大模型在生成内容时可能会输出与事实不符或者具有误导性的信息,加之大模型本身具有复杂性和不透明性,使用者难以完全掌握其数据来源、计算过程和推理逻辑等信息,如果对模型输出的结果过度依赖或盲信盲从,则可能会严重影响银行的经营过程和决策质量。对于安全性而言,银行大模型在运行过程中需要处理大量的敏感数据,这些数据通常涉及客户的个人信息和财务状况,如果在模型处理过程中被滥用或泄漏,不仅会使得客户面临直接或间接损失,还会严重损害银行的声誉和公信力。此外,由于大模型的使用需要处理和分析大量的个人信息,如果算法设计不当,则可能会使得银行在展业过程对某些群体形成歧视进而造成待遇的不平等,这不仅违反行业伦理规范,甚至有可能引致法律纠纷。商业银行在大模型的应用过程中如果不能妥善解决这些问题,不仅会影响银行的业务安全,还可能会导致其丧失客户信任,从而对银行的整体运营产生负面影响。

为了应对上述挑战,商业银行应从算法能力和风控机制着手,提高大模型的可靠性和安全性。首先,银行应积极开展产学研合作创新,提高大模型算法的透明度、可预测性和可解释性,确保其能够准确反映现实情况并作出合理预测和决策。充分运用联邦学习和迁移学习等手段,增强大模型的自适应能力和复杂状况处置能力,并在运维过程中充分考虑用户体验,建立用户参与和反馈机制,将用户对于大模型应用的

需求纳入算法改进和优化环节。其次，银行应建立起完善的数据合规和管理体系，采取严格的技术措施，如数据加密和匿名化处理等，确保数据的处理过程严格遵守相关法律法规。同时，还应积极参与银行业和金融监管机构的隐私保护和安全标准制定过程，推动形成统一的隐私保护框架和安全防护标准。最后，银行在大模型设计、研发和应用的全流程，应始终坚持以客户为中心的理念，确保模型算法和数据处理符合行业伦理规范。通过引入适当的公平性检查机制，定期评估模型应用是否存在潜在的偏见和歧视，并在此基础上加强对员工的职业伦理教育和道德培训，提升其在从业过程中的伦理意识和责任感，始终坚持以客户利益和社会公平为基本导向。■

(责任编辑:韩娟)

注释:

¹ 中国政府网, https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202403/content_6939337.htm.

² 目前业界对大模型并没有形成明确统一的定义,大模型狭义上可指代大型语言模型,广义上则指代包含语言、声音、图像等数据来源的多模态大模型。本文所讨论的大模型均取其广义上的理解。

³ 生成幻觉是指模型按照流畅正确的语法规则产生的包含虚假信息甚至无意义内容的文本。一般认为,幻觉产生的本质原因是大模型的输出结果是根据概率推理而成,这导致了大模型可能针对一个原本模糊或者不确定的预测,给出一个“过度自信”的结果。

⁴ Transformer架构是一种为处理序列数据而设计的神经网络架构,它不依赖时间递归,而是利用自注意力机制(Self-Attention)来捕捉输入序列中各个位置间的依赖关系。通过这种机制和并行计算,Transformer架构能够有效地处理长序列,使模型的训练效率显著提升。

⁵ 知识蒸馏是一种训练小型模型以模仿大型模型行为的方法,保留大型模型主要功能的同时降低了计算和存储需求。剪枝是一种去除模型中不重要或冗余参数的方法,一般可以在不显著影响模型性能的情况下减小模型的大小和计算需求。量化是一种减少模型参数和运算中数字精度以降低模型的存储需求和计算复杂度的技术,可适用于多种模型和任务,并显著减少存储和计算需求。

⁶ 模型加速主要包括训练环节和推理环节。在训练环节,主要针对计算量、通信、内存进行优化。在推理环节,优化手段包括使用专用硬件加速器加速计算过程、使用并行化和分布式推理提高推理吞吐量并减少推理时间、使用缓存和预取策略降低内存访问延迟等。

⁷ 公有云是指第三方提供商通过公共网络为用户提供的云服务,用户可以通过网络访问云并享受各类服务,包括并不限于计算、存储、网络等。行业云是由行业内起主导作用或掌握关键资源的组织建立和维护,以公开或半公开方式,在确保数据安全的前提下,向行业内部或相关组织提供的云服务。私有云是为一个组织单独使用而构建的一种云服务形式。混合云是两个或两个以上(公有云、行业云和私有云)云的集合体。

⁸ 统计截止时间为2024年7月28日。由于四舍五入的处理,各个部分的总和为精确地等于100%。

⁹ OCBC官网, <https://www.ocbc.com/group/media/release/2023/ocbc-is-first-singapore-bank-to-roll-out-generative-ai-chatbot-to-all-employees-globally>.

参考文献:

[1]Huang A H,Wang H,Yang Y.FinBERT:A Large Language Model for Extracting Information from Financial Text[J].Contemporary Accounting Research,2023,40(2):806-841.

[2]Kanelis D,Siklos P L.The ECB Press Conference Statement:Deriving a New Sentiment Indicator for the Euro Area[J].CAMA Working Paper,2024.

[3]Bronzini M,Nicolini C,Lepri B,A Passerini,J Staiano.Glitter or Gold?Deriving Structured Insights from Sustainability Reports Via Large Language Models[J].EPJ Data Science,2024,13(1):1-41.

[4]Xing F.Financial Risk Tolerance Profiling from Text[J].Information Processing & Management,2024,61(4):103704.

[5]Ko H,Lee J.Can ChatGPT Improve Investment Decisions?From a Portfolio Management Perspective[J].Finance Research Letters,2024(64) 105433.

[6]陆岷峰.数字技术赋能民营经济高质量发展:作用机制、问题指向及实现路径[J].求知,2024(7):22-25.

[7]张壹帆,孙嘉雯,陆岷峰.铸造新质生产力:科技金融与科技创新深度融合的路径与模式研究[J].农村金融研究,2024(5):70-

80.

[8]施锦诚,王迎春.大模型创新变革:新模式、新挑战与新趋势[J].中国科技论坛,2024(7):31-40,51.

[9]杨望,徐慧琳,王钰淇.构建GPT大模型的经济循环体系:理论框架与发展路径[J].新疆师范大学学报(哲学社会科学版),2024,45(3):73-85.

[10]Strickland E.Andrew Ng,Ai Minimalist:The Machine-learning Pioneer Says Small is the New Big[J].IEEE Spectrum,2022,59(4):22-50.

[11]肖仰华.人工智能大模型发展的新形势及其省思[J].人民论坛·学术前沿,2024(13):33-43.

A Study of the Impact of Large Modeling Applications on New Quality Productive Forces in Commercial Banks

XIAO Yu LI Bo-wen

Abstract: In recent years, general artificial intelligence technologies such as big data, machine learning, and natural language processing have ushered in a new round of development boom. As a major breakthrough in the field of artificial intelligence, the wide application of big models has provided strong momentum for the development of many industries. The use of big models by commercial banks in the process of digital transformation has also become more and more common, and by combing the technical routes and application scenarios of big models in commercial banks, it can be found that they mainly promote the formation of new quality productive forces of commercial banks from the two dimensions of digital technology and data elements. On the one hand, the big model application scenarios represented by intelligent customer service, digital staff, intelligent R&D and intelligent operation and maintenance are reshaping the digital technology ecology of commercial banks; on the other hand, the big model application scenarios represented by intelligent marketing, product innovation, intelligent research, and intelligent risk control play an important role in the process of mining the value of data elements. Through continuous efforts in the dual dimensions of digital technology and data elements, the big model application will promote the production mode of commercial banks to change continuously in the direction of technological innovation and data-driven. However, there are many problems with the current big model application in commercial banks, such as the lack of industry-recognized scenario application paradigm, the lack of high-quality training data, and the lack of security and credibility. In the future, commercial banks should focus on cultivating industry application paradigms, improving application management, enhancing training data quality, exploring the use of synthetic data, strengthening algorithm optimization capabilities, and improving risk protection mechanisms. In order to better utilize the positive role of big models in promoting the development of new quality productive forces of commercial banks, and to realize the sustained growth of commercial banks and the high-quality development of the financial industry.

Key Words: ChatGPT; Large Model; Artificial Intelligence; Natural Language Processing; New Quality Productive Forces in Commercial Banks