

人工智能在金融领域的应用研究进展^{*}

廖高可 李庭辉

摘要:人工智能在金融领域的应用使得金融与人工智能深度融合,这种融合凸显了人工智能技术在金融领域的广泛应用。人工智能等新一代信息技术的快速发展驱动金融领域的发展逐渐向智能化迈进。本文首先系统梳理了人工智能在金融领域应用的发展阶段和方向。其次,从技术进步、资本支持、环境改变三个宏观因素以及数据资源、成本优势、效率改善三个微观因素分析了人工智能影响金融发展的理论机制。再次,从生产、消费和就业三个角度分析了人工智能应用于金融领域产生的经济社会效应,以及相关的风险和监管研究。最后,总结了人工智能在金融领域应用的研究进展,并对未来的研究问题进行了展望。

关键词:人工智能 金融发展 效应分析 风险监管

人工智能广泛应用于金融领域,不仅为金融领域实现了价值创造,而且逐渐实现了金融服务的智能化、个性化和定制化(Cao,2022;Cao et al,2021;Dhar & Stein,2017)。在此背景下,人工智能在金融领域的应用引起了广泛关注,成为交叉学科研究的主要方向,研究文献数量亦呈现显著增长趋势。目前,国内外均高度重视人工智能的理论研究与实务发展,但有关人工智能在金融领域的应用方面缺乏系统性的梳理和总结。鉴于人工智能应用于金融领域的特殊性,人工智能影响金融发展的理论机制、经济效应、风险与监管协调等问题成为人工智能在金融领域应用研究中的重点内容。基于此,本文在梳理人工智能在金融领域的应用阶段与结构层次的基础上,阐述重点内容的研究进展,并对未来研究方向进行展望。

一、人工智能在金融领域应用的发展阶段与方向

金融领域未来的系统将是人工智能、大数据、云计算、区块链等新一代信息技术为核心要素,以基础化应用、通用化应用和个性化应用为系统层次结构,可实现金融服务智能化、个性化和定制化的综合系统,具有理论创新和应用场景突出的特点(Dwivedi et al,2019;Wamba et al,2021;Wang et al,2020)。尽管人工智能已经在金融领域得到深层次的应用,但其应用过程具有阶段性,应用方向具有结构层次性。从阶段性看,人工智能在金融领域的应用阶段可划分为萌芽阶段、渗透阶段和融合阶段;从结构层次性来看,其主要包括基础化应用、通用化应用和个性化应用。

(一)人工智能在金融领域应用的发展阶段

1. 人工智能应用的萌芽阶段。20世纪60年代至80年代是人工智能应用的萌芽阶段,这个阶段的显著特征是信息传输技术在金融领域的渗透,标志性事件是1967年巴克莱银行第一台自助存取款机的投放。人工智能应用的萌芽阶段研究因金融业务需求推动,研究内容以信息传输技术与金融具体业务相结合为主,智能化程度较低。一方面是数字和电子传输业务的发展推进了支付、自助、风险管理等业务智能化研究(Arslanian & Fischer,2019)。随着20世纪跨境金融业务增多,电子传输等信息技术渗透到金融支付领域,数字技术对金融的全球联系和支付结算具有显著的促进作用(Ar-

^{*} 廖高可,广州大学金融研究院,邮政编码:510006,电子邮箱:liaogaoko@hnu.edu.cn;李庭辉(通讯作者),广州大学经济与统计学院,邮政编码:510006,电子邮箱:lith@gzhu.edu.cn。基金项目:中国博士后科学基金面上项目“数字金融特征对系统性风险的影响研究”(2022M720879)。感谢匿名审稿专家的宝贵意见,文责自负。

ner et al, 2015; Lerner, 2013)。另一方面是金融业规模的扩展推进了数字化技术研究。随着数字和信息技术在金融业务中的应用,金融机构的业务转向数字化办公、电子支付、自助服务、风险管理等智能业务,其规模的快速增长(Gabor & Brooks, 2017),也使得许多纸质文本管理转向了电子文本管理(Milana & Ashta, 2021)。

2. 人工智能应用的渗透阶段。20世纪80年代至21世纪初期是人工智能应用的渗透阶段,这个阶段的显著特征是金融领域利用互联网技术连接金融产品、服务和客户,产品、服务、客户之间的互联渗透着人工智能技术的应用。人工智能应用的渗透阶段受金融网络化推动,该阶段相关研究的内容主要涉及金融网络化的效能以及风险管理。一方面,互联网技术突破时空限制,促进了对分布式信息的处理与整合,推进了金融运行效能的相关研究。互联网技术的发展促使金融领域智能程度得以提升,进而降低了交易成本,增强了信息处理能力,提高了金融体系效率(Mishkin & Strahan, 1999)。Franklin et al(2002)认为,金融利用互联网技术促进了信贷发展,加剧了金融脱媒,智能化的渗透弥补了传统金融的不足。Au & Kauffman(2008)研究发现,移动支付的迅速发展、信息技术的进步和扩散有助于金融运行效率的提高。金融行业依靠互联网技术的网络化极大地降低了交易成本,减少了信息不对称,扩大了金融市场的规模,提高了市场流动性(Langley, 2017; Thompson, 2017)。另一方面,互联网技术在金融领域的应用推进了风险管理的研究。基于技术进步的金融发展过程并不是线性的,其中充斥着各种冲突,包括新技术对旧技术的淘汰,旧技术建立起来的运行机制和组织结构无法适应新技术的生产力等问题(Arner et al, 2016)。Berger et al(2009)认为,互联网技术与金融业务的有机结合将形成全新的金融模式,传统的风险管理将不再适用。人工智能的渐进式渗透使不同金融主体之间的相互联系更加紧密,风险更容易在金融体系中传播。

3. 人工智能应用的融合阶段。21世纪初期至今是人工智能应用的融合阶段,其显著特征是金融业与大数据、人工智能等新兴技术的深度融合。这个阶段的研究受金融智能化推动,研究内容主要涉及智能化金融模式的创新以及对用户情绪的分析。一方面是人工智能实现了对传统金融活动的颠覆,促进信用中介、信息收集、风险定价、投资决策等金融活动智能化、标准化、自动化发展,推进了对智能化金融模式的相关研究。金融领域的商业模式通过广泛使用人工智能,以自动化方式提供各种金融产品或服务(Biallas & O'Neill, 2020; Paul, 2019)。此外,人工智能与金融的融合可以整合长尾市场,缓解信息不对称,提高资金配置效率和金融风险管理能力(Li & Li, 2022; Tian et al, 2021)。Arli et al(2020)认为,人工智能在金融领域的应用能够实现金融业务服务和数据处理的流水式作业,金融业务流程的身份识别、自然语言处理、全方位感知、交互式服务等使得许多金融活动可以由机器代替。另一方面,人工智能在金融领域的应用推动了金融业与企业、利益相关者和消费者群体等互动方式的改变,推进了对用户情绪挖掘的研究。Cui(2022)认为,在金融决策时,人工智能聊天机器人的拟人化激活了更大的心理风险依恋,从而使得消费者表现出更强的风险厌恶倾向,导致投资决策中的风险厌恶显著增加。此外,由于金融交易者的风险感知和隐私需求具有强异质性,也使得人们因隐私等问题而对智能金融服务产生了信任问题(Bouhia et al, 2022; Northey et al, 2022)。

(二)人工智能在金融领域应用的发展方向

随着人工智能与金融的持续深度融合,人工智能在金融领域得到了广泛的应用,金融与信息科学的学者对相关主题进行了系统化的研究。这类研究更聚焦于对海量数据信息的处理,以及从海量数据信息中挖掘出与金融相关的内容进行分析和运用。从相关研究的方向来看,人工智能在金融领域的应用具有系统化结构,根据应用方向的技术特征与应用场景可以分为基础应用、通用应用和个性化应用。

1. 人工智能在金融领域的基础应用。基础应用旨在研究人工智能在金融领域进行有效运行的底层逻辑问题,通过将信息科学领域的算法与模型融入金融业务中,为金融行业的高效稳定运行提供算法和模型的支持,这一方向的研究内容主要涉及算法与模型在数据处理中的有效性分析。

人工智能在金融领域的基础应用为金融智能化发展提供底层技术支持,相关算法与模型可促进金融中的预测、定价、欺诈、信用评估等问题研究。在预测研究方面,Nag & Mitra(2002)认为,各种

经典计量经济模型不能有效预测货币汇率,与各种计量经济模型相比,基于神经网络和遗传算法的混合人工智能技术算法具有更好的预测性能,在精度和效度等性能上均更稳健。在定价研究方面,Broadie & Cao(2008)通过引入一种新的人工智能算法,提升了使用蒙特卡罗方法研究美式期权定价的有效性。Černý & Kyriakou(2011)提出一种改进的快速傅立叶变换定价算法,以有限差分、前向密度卷积算法和蒙特卡罗模拟为基准研究期权定价问题,其在算力和速度上均具有显著优势。在金融欺诈研究方面,Ravisankar et al(2011)应用一系列数据挖掘方法(多层前馈神经网络、遗传规划、支持向量机、概率神经网络等)研究企业财务报表欺诈问题,发现概率神经网络优于不涉及特征选择的数据挖掘技术,而遗传规划和概率神经网络优于所有其他的特征选择技术。

随着人工智能技术的不断突破以及计算机计算能力的显著提高,深度学习模型为处理海量数据和建立复杂而准确的学习模型提供了基础支持。Huang et al(2021)认为,人工智能技术在处理金融问题时的准确性优于传统统计方法,特别是在处理非线性模式时,神经网络、专家系统、变分模态分解和混合智能系统等方法在信用评估、投资组合管理、金融预测和规划领域应用的准确性显著优于传统的统计方法。

人工智能在金融领域的基础应用可以为海量数据的处理和分析提供更可靠的技术支持(Lee et al,2021)。传统金融征信信息通常只包含较强的金融属性,如信用、信用卡、外汇、民间借贷等金融交易数据;与传统的信用信息系统不同,人工智能模型的研究集成了大数据和互联网技术,考虑了金融、政府公共服务、生活以及社会数据(Angelini et al,2008),这些人工智能模型打破了数据孤岛,覆盖了多样化的数据源(Bahrammirzaee,2010)。因此,人工智能模型适用于传统金融模型无法解决的更复杂的场景。Gunnarsson et al(2021)认为深度学习是管理高维信用特征数据的有效方法,基于深度学习的信用评估模型可以从数千个数据项和数万个变量中获取大量数据,建立众多的信用风险预测子模型,并将这些模型集成到学习中,获得综合信用评分。与严重依赖金融信息可用性和专家经验的传统方法相比,人工智能在金融领域的基础应用可以通过异构数据源自动识别隐藏模式,从而在评估风险时实现更好的用户分析。

2. 人工智能在金融领域的通用应用。通用应用旨在研究人工智能在金融领域应用的一般性场景问题,将基础化应用中的技术和算法具体应用到金融交易场景中,具体内容是面向应用对象进行场景式设计研究,具体的应用对象包括商业性金融机构和金融监管部门。

一方面,就金融机构来看,通用场景涉及信用评价、客户关系管理和商业模式创新。在信用评价研究方面,Yeh et al(2012)通过比较传统的信用评价和基于随机森林、粗糙集理论等人工智能的信用评级方法发现,人工智能方法在信用评级中不仅可以更有效地提取市场价值,而且在预测等方面更有效和更精准。Han et al(2013)通过比较研究支持向量机和传统方法在信用评估中的差异发现,支持向量机不仅降低了信用评估的复杂度,加快了收敛速度,而且获得了更好的效度和精准度。

客户关系管理主要是基于人工智能对金融交易业务的通用场景进行设计,如识别客户信息,预防欺诈等。Abdou et al(2016)认为,人工智能不仅能够通过级联相关神经网络帮助金融机构部门进行预测和决策,还能够将人工智能融入微观审慎和宏观审慎监管、信息管理、预测或监测欺诈等活动。Zhou et al(2022)研究了移动设备场景中的信用欺诈问题,认为使用梯度提升决策树能够有效识别移动设备支付中银行卡注册中的欺诈监测问题。Goode(2018)通过比较不同方法在欺诈检测中的表现,研究了客户身份信息识别问题,结果发现,商业银行采用的生物识别技术可以用于客户身份验证,并能提高效率和安全性。Zhang et al(2021)认为,深度学习在信用卡欺诈识别中比传统的异常值监测方法更为有效。

商业模式创新主要是通过人工智能实现传统金融业态和模式的突破。Mahalakshmi et al(2022)认为,人工智能和机器学习改变了金融机构生成和使用数据洞察的方式,推动了新型商业模式的创新。人工智能在金融领域的通用应用打破了传统的支付、信贷以及保险的商业模式,并衍生出了加密货币、P2P 借贷、云保险等新型金融业态和商业模式。

另一方面,就金融监管来看,通用场景涉及使用人工智能技术进行合规性监管和报告。传统的金融监管由于时间和人力成本高,覆盖率低,无法满足大多数场景的监管需求,而人工智能在金融监管中的应用致力于建立更健全的监管体系,实现监管流程的全覆盖(Thakor,2020)。在人工智能的帮助下,受到严格监管的公司可以使用云计算、机器学习和区块链等新技术,快速地扩展业务,并同时履行其义务,而不需要使用广泛而昂贵的合规运营基础设施(Larsen & Gilani,2017)。

对企业而言,人工智能可以通过识别监管规定的产品和服务、业务模式、控制和操作程序,帮助企业应对监管和合规要求,控制和管理金融监管风险,实现监管报告、业务系统和数据合规。Buckley et al(2020)认为,欧盟的金融服务和数据保护监管改革推动了监管机构对人工智能的使用,以支持更高效、稳定、普惠的金融体系。Danielsson et al(2022)认为,人工智能正在迅速改变金融系统的运作方式,并为风险管理机构和金融监管当局提供帮助。

3. 人工智能在金融领域的个性化应用。个性化应用是人工智能在金融领域个性化场景中的应用,是将基础应用中的技术和算法具体应用于用户个性化需求的金融场景。人工智能面对用户个性化需求,通过结合跨领域的知识图谱、因果推理、深度学习等,赋予机器思维逻辑和认识能力,解决用户的个性化需求,自动适应用户的偏好,提升用户满意度。这一层次的研究内容主要涉及人工智能在用户的个性化需求与偏好中的应用。

第一,个性化需求研究主要涉及人工智能对用户个性化需求的处理。随着经济社会的发展,金融用户不再局限于金融机构提供的通用型服务,金融机构需要更多地应用人工智能来解决日益增长的个性化需求。Lee & Shin(2020)认为,人工智能可以帮助银行满足用户的个性化需求;银行使用机器学习来分析各种交易场景,将产品价格与价值匹配,并增加银行收入。Gigante & Zago(2023)研究了人工智能在个性化银行中的应用,银行应用人工智能可以为银行和其客户带来巨大的经济和非经济利益,客户可以合理和负担得起的价格从超级定制服务中受益。

第二,受益于对大数据的处理能力,人工智能能够全面挖掘客户信息,匹配用户需求。Kadim & Sunardi(2023)在研究理财产品推荐服务中发现,人工智能通过用户数据刻画用户特征,构建个性化的行为模型,通过将马科维茨的投资组合理论与传统的推荐方法相结合,实现客户的个性化投资需求。Ngai et al(2021)认为,大数据分析可以整合来自多个通信渠道(电话、电子邮件、短信等)的数据,协助客服人员全面了解客户问题的背景,并解决客户的个性化问题。此外,基于自然语言编程、机器学习的聊天机器人和语音助手,通过收集用户的个性化数据,能够在金融服务的各个阶段为用户提供24小时帮助,提升用户体验,减轻员工负担(Kamoonpuri & Sengar,2023)。

第三,用户偏好研究主要涉及人工智能在挖掘用户偏好中的应用以及用户对人工智能的接受程度。大多数财富经理使用基于报表系统的简单规则分析不能有效描述用户偏好,而Bahrammirzaee(2010)认为,基于人工智能的智能代理可以结合结构化金融和非结构化的行为数据评估客户的投资风格和风险承受能力,从而精确描述用户偏好。在研究偏好对投资意愿的影响时,Dwivedi et al(2019)研究发现,心理、动机和偏好均会影响个人的投资意愿,其中偏好在客户的投资意愿中发挥了核心作用。Cui(2022)研究发现,基于人工智能的聊天机器人会改变用户对金融投资选择的偏好。此外,也有研究认为人工智能并不能替代真实理财顾问,Larkin et al(2022)研究发现,虽然人工智能能够分析数据并自主决策,但用户更偏好从真实理财顾问那里获得投资建议。

二、人工智能影响金融发展的理论机制

传统金融业成本高、效率低,无法满足个性化需求,这为人工智能在金融领域的应用提供了机会。而人工智能在大数据、互联网、区块链等信息技术的支持下能够大幅降低金融交易成本,提升金融服务效率;智能化的产品和服务可以满足个性化的金融需求,充分弥补传统金融业的不足。人工智能在成本和效率上的优势拓展了其应用于金融领域的广度和深度(Arslanian & Fischer,2019)。鉴于此,该部分从成本和效率的受益主体角度考察人工智能影响金融发展的理论机制,具体包括宏观理论机制和微观理论机制。

(一)人工智能影响金融发展的宏观理论机制

人工智能影响金融发展的宏观理论机制主要体现在技术进步、资本支持以及环境改变三个方面。技术进步推动了金融模式的创新,为金融发展提供技术驱动力;资本支持解决了金融发展的资金需求,驱动了大量人工智能企业的诞生;用户对金融服务便利性和个性化的需求进一步改变了金融生态环境,倒逼传统金融业拥抱人工智能。

1. 技术进步对金融发展的影响。技术进步会推动各种应用领域开展技术升级,金融领域是连接不同利益主体的核心领域,技术进步特别是基础技术能力创新成了人工智能影响金融发展的重要理论机制。技术进步在金融领域的应用能够更有效地解决或改善金融领域存在的特殊性问题,如信息不对称、“劣币驱逐良币”等典型事实(Mishkin,1999;Philippon,2015)。Boot et al(2021)研究了技术进步对金融中介的影响,通过大数据和人工智能的结合而崛起的数字平台优化了金融服务模式,改善了资金供求双方的信息不对称问题。技术进步也推动了金融发展向数字化和智能化的改变。Gomber et al(2018)通过研究技术进步对金融领域的影响发现,技术进步促进了金融领域的主流产品和服务更加全面的数字化;通过数字化技术促进了更多的金融创新模式出现;新型金融创新模式与人工智能的进一步融合,如在线支付、加密货币等技术的深度应用,促进了相关的支付平台、智能合约等纵深发展,这些技术递进式地驱动了人工智能在金融领域的应用。Coccia(2019)认为,技术进步不仅能够驱动经济增长,而且能够推动产业转型,人工智能在金融领域的应用改变了金融服务流程,驱动金融服务向智能化发展。

从具体人工智能技术对金融发展的影响来看,神经网络技术在金融业的应用推动了新一轮的算法革命,神经网络技术的应用可以完善数据治理方案,并以此提升金融预测的准确性。Yeh & Chen(2020)认为,神经网络技术可以提高预测的准确性,通过集成神经网络方法测量和分析社交媒体活动和出资人资本的大数据,可以预测金融项目的成功率。Serrano(2022)认为,投资者通过使用随机神经网络能提升房地产价格、股票市场指数价格和加密货币价格预测的准确性。在技术进步的加持下,通过神经网络与大数据等技术实现金融行情自主学习,不仅可以对金融资产的价格进行预测,还可以根据环境变化实时做出智能决策,为人工智能影响金融发展提供技术渠道(Gu et al,2020)。

2. 资本支持对金融发展的影响。金融发展对资本的需求与资本逐利实现了双向的“吸引力”,进而推动着人工智能在金融领域的迅速发展。从资本逐利的角度看,短期内对人工智能在金融领域的投资不一定能够获利,但许多国家从宏观战略角度考虑,都会较大程度地支持人工智能在金融领域的投资与研发:一方面,资本对人工智能等新技术本身的逐利,特别是风险资本对新技术的投资,往往能够获得更多的利润;另一方面,政府对人工智能在金融领域投资的背书能够减少逐利过程中的不确定性,大量资本在新的竞争环境中面临的风险也得到降低,进而相应地影响金融发展方向(Vrontis et al,2020;Troise et al,2022)。

在金融发展对资金需求方面,对金融领域中人工智能技术的投入使得资金需求存在大量缺口。Panetta(2017)认为,信息技术和社交媒体进入金融系统的供给端,使得与人工智能相关的金融服务需求增加,进而促使金融领域发展人工智能需要更大的资金。在经济发达、风险资本充裕的国家,金融领域的人工智能技术能够获得充足的资本投入并实现快速发展,而其他国家对金融领域人工智能的投入仍然面临大量的资金缺口(Haddad & Hornuf,2019;Alkhazaleh,2021),金融领域人工智能技术的投资需要精细化。Chen et al(2019)认为,机器人咨询和区块链技术是金融领域人工智能技术中最有价值的投资。Campanella(2023)则指出,资本市场对人工智能的大规模投资不足以获得竞争力,但在特定产品上进行有针对性、精心策划的投资有利于提升金融业的竞争力。

此外,人工智能在金融领域应用早期发展阶段的盈利性具有较强的不确定性,鉴于资本的逐利性,相关研究主要从各国政府对金融领域开展人工智能技术应用的政策支持上进行。Bredt(2019)研究了德国人工智能的发展规划,德国联邦政府将在未来5年投资30亿欧元研究人工智能,而黑森州将建立一个新的以人工智能为导向的应用研究和商业发展研究所,并在未来5年投资10亿欧元用于数字化发展,这些研究都影响金融的未来发展方向。Fu & Mishra(2022)通过研究全球对金融

领域应用人工智能技术的支持情况发现,国际上对金融领域应用人工智能技术的投资在持续增长。逐利的资本增加了金融领域应用人工智能技术的投资,进一步促进人工智能技术在金融领域的融合发展。

3. 环境改变对金融发展的影响。金融交易环境的改变一方面是金融交互环境的改变,用户因人工智能发展而对服务质量的要求在提升,金融机构需要实时解决用户需求;另一方面是风险事件对金融运行环境的改变,导致需要金融创新来应对潜在的金融风险。

从用户交互环境的改变来看,语音识别和自然语言处理的发展使机器与客户能通过交互式智能问答界面进行交流,改善了必须由人工对接客户的环境,提升了客户的服务体验(Etzioni, 2011; Shum et al, 2018)。Butler(2020)通过研究客户需求对金融发展的影响发现,传统服务不能满足客户的实时个性化需求,而人工智能使金融机构能够提供更新、更有效的个性化服务。随着金融运行基础环境的改善,移动宽带、5G等基础设施在很大程度上为人工智能在金融领域的应用提供了基础环境,从而满足客户对信息实时更新等方面的个性化需求(Tyagi & Boyang, 2021)。

风险事件主要涉及金融危机以及新冠疫情大流行对金融运行环境的改变。2008年的金融危机促使国家和国际监管机构提高了金融领域的监管要求,促进了人工智能在金融领域的应用。Laah-anen et al(2019)研究发现,2008年金融危机后金融业监管环境发生了显著的改变,银行提供的服务环境与现代客户不断上升的标准、需求存在的差距越来越大,风险因素增加,故后金融危机时代必须对传统金融机构实行更加严格的监管。Treu(2022)认为,2008年金融危机的原因是新的金融服务的出现,改变了传统的金融服务环境。在新冠肺炎大流行的影响下,愈发凸显了人工智能在应对重大风险事件过程中的作用,进一步促进了金融与人工智能的融合(Chen et al, 2021)。

(二)人工智能影响金融发展的微观理论机制

金融领域产生的海量数据资源为人工智能在金融领域的应用提供了潜在的推动力;人工智能缓解了金融服务的时空限制,降低了信息不对称,为相关应用提供了成本优势;人工智能还能够为用户提供更便利的服务,提升服务效率,为其应用提供效率支撑。归纳来看,人工智能对金融发展影响的微观理论机制主要体现在数据资源、成本优势以及效率改善三个方面。

1. 数据资源对金融发展的影响。金融领域的的数据资源具有数据量大、数据产生速度快以及数据种类丰富的特征。人工智能的应用需要大量数据来训练模型,金融领域丰富的数据资源就成为其基础性材料。数据资源的增长促进了包括金融在内的多个行业在数据分析方面的进步,为人工智能的应用提供了机遇。Gai et al(2018)提出了数据驱动的金融发展框架,认为人工智能的应用将在安全隐私、数据技术、硬件与基础设施、应用管理和服务模式五个方面发挥重要作用。

人工智能的发展丰富了数据资源的获取渠道。Flavian et al(2020)认为,随着信息与通信领域技术的不断发展,人们的许多活动和社交空间从线下转移到线上,移动设备的使用丰富了人工智能获得数据的渠道。Oh et al(2023)研究了非结构化数据转化为结构化数据的方法,将客户评论数据由文本数据转化为数值数据,实现对客户情绪的量化分析,拓展了数据资源的获取渠道,提升了数据资源的丰富性。

人工智能连接社会活动的各利益主体,其丰富的数据资源促进一系列新兴工具和方法在金融领域的应用,进而影响金融发展。大量的数据资源为人工智能的模型训练提供了有效的支撑,Nor(2019)采用数据挖掘技术获取数据资源,并利用该数据资源建立更有效的个人破产预测模型,实现了对个人破产的精准预测。Jakšič & Marinč(2019)认为,银行传统的信用评估系统只使用了少量的数据资源,但通过人工智能技术能够建立众多的信用风险预测子模型,金融行业以数千个数据项和数万个变量为基础,对信用风险预测子模型进行集成学习,为金融机构的信用评估系统提供了更可靠的评估结果。Remolina(2020)研究发现,尽管新冠肺炎大流行导致许多行业停止运营,但传统金融机构正试图利用数据驱动的解决方案应对与新冠肺炎大流行相关的挑战,相应地促进了基于数据驱动的人工智能的发展。

2. 成本优势对金融发展的影响。人工智能在金融领域应用的成本一般由产品与软件研发费用、设备购置费用等构成,业务多以虚拟服务为主,不受时空限制;随着应用业务量和产品增加,规模效应显

现,边际成本逐渐减小。人工智能的应用也可以在一定程度上降低金融交易成本。Philippon(2015)研究发现,美国金融中介单位成本自2000年开始上涨,到2010年达到历史最高水平;在大数据、互联网、区块链等人工智能技术的支持下,金融中介的交易成本对各个利益相关者都实现了大幅降低。

第一,从企业角度来看,人工智能可以降低企业的财务成本和信息成本。基于人工智能的算法交易不但能通过加强金融系统信息功能而降低交易成本,并且可以通过缓解企业融资约束而降低企业财务成本(Shim & Shin,2016)。企业可以通过对人工智能的应用来优化组织内部和组织间的业务流程,实现企业财务成本的下降;也可以通过人工智能的应用减少发行股票时的信息不对称性,实现企业融资过程中信息成本的降低(Puschmann,2017;Begenau et al,2018)。

第二,从银行角度来看,人工智能可以降低金融机构的管理成本和运营成本。Saksonova & Kuzmina-Merlino(2017)认为,2008年的金融危机暴露了传统银行体系的缺陷,由于人工智能技术在银行中的应用,其信息传输移动性和可视化降低了银行管理成本。金融机构应用数据挖掘、智能识别、人工智能机器人、区块链和大数据等人工智能技术,实现了金融机构的系列业务智能化营运,促进了金融机构智能化发展,进而降低了金融机构的营运成本(Königstorfer & Thalmann,2020)。

第三,从用户角度看,人工智能能帮助用户以更低的成本获得信贷等金融业务,从而增加用户收入和就业机会,减少收入不平等(Ahluwalia et al,2020;Lai & Samers,2021)。Acemoglu & Restrepo(2022)研究发现,当劳动力成本上升时,政府鼓励人工智能技术发展将产生两个方面的效应,即劳动效率提升和新增人工智能等新就业岗位,从而减少收入不平等。

3. 效率改善对金融发展的影响。效率的改善一方面在于人工智能的应用能推出多种智能化金融产品满足消费者的需求,更注重客户的服务体验,改善服务客户的效率;另一方面人工智能通过其自身的性能优势,在纳入大量信息进行分析的同时具备更快的执行速度,提高数据处理效率以及资源配置效率。

第一,在改善客户服务效率方面,人工智能技术可以高效地存储和管理客户数据,从而更有效地缓解信息不对称,比传统方式更方便、更高效地实现支付和结算。例如,人工智能技术使客户在线支付和移动访问成为可能。在线支付大幅提高了支付效率;通过手机和互联网等移动访问大幅改善了金融机构的服务效率。人工智能的技术手段可以简化企业业务处理中的审批流程,节省相关部门的审批时间,提高业务处理效率(Gomber,2017)。传统的通用性金融产品面对极大差异化客户群体,其通用性服务难以充分满足客户的个性化需求,而人工智能的应用则改善了通用性金融产品和服务,可以提供以客户为导向的业务模式(Wang et al,2021)。

第二,在数据处理效率的改善上,人工智能的应用使得业务处理和信用评估效率都得到提升。Fuster et al(2019)研究了人工智能对贷款处理效率的改善,结果发现,在贷款风险相同的情况下,利用人工智能技术对抵押贷款市场上的贷款申请进行审批的速度比传统贷款机构快20%。Berg et al(2020)研究了人工智能对信用评估效率的改善,结果发现人工智能能够更高效地匹配用户数字足迹信息与信用评估信息的内容,提高信用评估的效率。

第三,在资源配置效率方面,通过人工智能的精准识别提升资本配置效率。传统的金融机构对没有抵押担保的弱势群体违约概率等无法识别,这使得弱势群体获得信贷机会更少。金融机构利用大数据建模和人工智能技术对弱势群体等目标客户的违约概率进行智能判断,从而建立健全信用评级体系;以智能化技术建立的信用评价体系可以精准识别和判断目标客户风险,增加弱势群体获得信贷的机会,进而提高市场的资本配置效率(Wang & He,2020)。

三、人工智能在金融领域应用的效应研究

人工智能在金融领域的应用对经济和社会产生了持久的影响。这种持久影响源于人工智能的应用改变了经济和社会核心环节的运行方式(Chang et al,2020;Gozman et al,2018)。在国民经济运行过程中,生产和消费存在相互引致效应,就业与生产、消费均存在因果关联。从生产环节看,就业数量与质量为生产提供了人力资本的基础;从消费环节来看,劳动者同时也是消费者的主要主体。

鉴于此,该部分聚焦于探讨人工智能在金融领域应用的生产效应、消费效应和就业的效应。

(一)人工智能在金融领域应用的生产效应

1.人工智能在金融领域的应用对生产规模的影响。人工智能的应用使得金融部门的许多业务数字化和虚拟化,金融业务量和产品在不受时空限制时规模效应显现,金融部门自身生产规模得以扩大(Vinuesa et al,2020)。随着人工智能技术与金融业务的深度融合,金融产业根深蒂固的商业系统流程也发生改变,通过网络化形式扩大生产规模,产业链单个环节的主体逐步扩展整合(Olan et al,2022),生产规模得以扩大。Bholat & Susskind(2021)研究发现,人工智能在金融领域的应用越来越广泛,创造了智能咨询、智能借贷、监控预警、智能客服等一系列具有创新性的金融服务,扩大了金融机构部门的业务规模。

其次,人工智能的应用挖掘了原有市场以外的潜在需求,进而使得生产规模扩大。挖掘原有市场以外的潜在需求体现在两个方面,一是人工智能对金融发展的创新产生了相应的市场需求。人工智能的应用改变了市场资金运行方式,从而产生一系列相关的市场需求,如图像识别技术的广泛应用,使得数字支付技术得到广泛应用,进而出现资金支付平台,新增了市场需求,扩大了生产规模(Parker & Appel,2021)。二是金融流转速度加快刺激了市场的潜在需求。在金融部门业务规模扩大的同时,与具体业务相关的资金支付业务相应扩大且流转速度加快,如支付平台等数字化和人工智能技术场景化的广泛应用;同时,与实物运动对应的资金运行流转速度加快,进一步使得实物运动流转速度加快,从而扩大了潜在的市场规模(Zhao & Sun,2021)。

最后,政策引导使企业生产规模适应性扩大。全球大部分政府都在追求可持续发展目标,故各经济主体需要有相应的政策引导可持续发展。政策引导人工智能在金融领域的深入应用使得社会生产规模得以扩大。政府为了实现可持续发展目标就需要投资相应的基础设施项目,而这些项目具有融资约束的特征,融资约束矛盾的解决需要政府政策引导。基于此,政府可以通过人工智能对符合可持续发展目标的项目提供支持,从而使得企业实现生产规模的适应性扩大(Abbasi,2021;Tao et al,2022)。

2.人工智能在金融领域的应用对生产效率的影响。从金融部门的生产效率来看,人工智能通过影响金融深度和金融广度可以提升金融部门的生产效率。人工智能对金融服务深度的影响主要体现在挖掘与客户相关的信息方面;对挖掘的客户信息进行分析可以缓解信息不对称,进而为客户提供个性化服务等。Lee et al(2021)在研究中小企业融资时发现,金融机构利用人工智能技术有效挖掘中小企业的信息能够精准匹配中小企业资金需求,缓解金融机构与中小企业之间的信息不对称。Shanmuganathan(2020)研究发现,人工智能技术应用到金融领域后,金融机构能够提供多种智能化金融产品来满足消费者的个性化需求;个性化服务既能降低单一产品的交易成本,又能提高消费者效用,通过范围经济效应实现金融领域效率的提升。人工智能对金融服务广度的影响主要体现为金融普惠性的提升。Bholat & Susskind(2021)研究发现,人工智能以低成本和高效率的优势延伸了金融市场的服务边界;通过智能化服务聚焦长尾市场,满足了80%的中小企业和低收入人群的金融需求。服务边界的延伸和长尾市场的聚焦拓展了金融服务的广度,进而提升了金融部门的效率。此外,人工智能可以促进银行之间的竞争。金融机构为了保持竞争优势,会不断利用人工智能技术更新其产品和服务,这些产品和服务可以帮助企业获得长期信用贷款,更好地满足不同企业的生产需求,进而提升金融部门效率(Shah et al,2022)。

从企业部门生产效率来看,人工智能通过改变企业投入要素影响生产效率。对初创企业而言,原始资金的成本是限制企业发展的重要因素,Ahluwalia et al(2020)认为,基于区块链技术的人工智能可以解决创业生态系统中一些固有的低效率问题,显著降低创业生态系统中创业者、天使投资人、风投等利益相关者的交易成本,进而降低初创企业的资金成本,提升初创企业的生产效率。在企业正常的生产经营环节中,人工智能技术可识别企业资金链上的风险点,进而提高企业生产效率。Begenau et al(2018)在研究资金投入链时发现,人工智能的应用改善了企业的融资环境,减少了融资的不确定性,提升了企业资金投入的稳定性。Ling et al(2021)研究发现,新冠肺炎大流行增加了企业

的融资约束,而人工智能在金融领域的应用可以帮助企业更有效地获得融资,降低资金投入链断裂的风险。在资金运营链上,Lv & Xiong(2022)研究发现,企业资金运营效率与人工智能水平呈正相关关系,人工智能应用越深、覆盖范围越广,越有利于提高当地企业的资金运营效率。在资金回笼链上,Jia et al(2022)构建了基于人工智能的财务决策支持系统,从而发现通过人工智能技术的综合应用可以有效提高资金回笼的及时性和准确性,并降低财务决策成本。

(二)人工智能在金融领域应用的消费效应

1. 人工智能在金融领域的应用对消费质量的影响。人工智能在金融领域以低成本和高效率的优势扩大了金融服务覆盖范围,通过智能化服务聚焦长尾市场提高了弱势群体的收入水平和消费质量。人工智能的应用提升了居民收入水平,从根本上提高了居民的消费潜力,Zhang et al(2020)研究了2010—2014年间人工智能的应用对中国家庭收入的影响,发现人工智能的应用提高了家庭收入,而对农村家庭收入提高的显著性更强。Wang & He(2020)研究了人工智能的应用对中国农村农民贫困脆弱性的影响,发现人工智能的应用改善了农村农民的贫困脆弱性,提高了农村的收入水平。Arner et al(2020)在研究城乡消费差距时发现,人工智能水平的提高能够增加城乡居民收入,进而促进家庭消费,缩小城乡消费差距。此外,人工智能的应用有助于居民消费从生存型转向享受型,同时缓解居民消费资金的流动性约束,进而提高居民的消费质量(Li et al,2021)。

人工智能应用除了通过增加收入和提升消费质量影响家庭消费外,还可以通过改变消费行为影响家庭消费。在交易主体之间的相互信任方面,通过大数据分析可以缓解交易主体之间的信息不对称问题,使交易更加安全透明,使得消费过程更加便捷高效,人们也更容易获得消费信贷来促进消费(Beck et al,2018)。Luo et al(2022)研究发现,人工智能技术的应用使得以信用卡、消费贷、移动支付为主流产品的消费金融快速扩张,支付的便利性改变了消费者的生活和消费方式。在交易方式的便利性上,基于人工智能的智能化金融产品和服务使消费者需求和欲望更容易得到满足。Li et al(2020)利用中国家庭金融调查的数据研究发现,基于人工智能的金融服务为用户提供网上购物、数字支付、在线信贷、购买金融产品和互联网商业保险等提供了更多的便利性,从而促进了家庭消费。

2. 人工智能在金融领域的应用对数字消费鸿沟的影响。人工智能技术的应用是非均质的,差异化的人工智能应用水平导致信息、技术的拥有程度、应用程度均存在差别,进而造成的信息落差可能会导致数字消费鸿沟。一方面,基础设施和资源的匮乏会导致人工智能技术的接入鸿沟。Hinson et al(2018)研究发现,非洲国家农村地区电力以及通信基础设施不足以及其他资源的缺乏阻碍了人工智能的应用。Odei-Appiah et al(2022)也发现,即使在人工智能带来了经济和社会生活的变革的地区,人工智能应用的地域不平衡也会导致消费者在获取和使用人工智能机会方面存在差异。人工智能发展的不平衡加剧了全球的不平等,形成了技术边缘区域和数字消费鸿沟(Boamah et al,2021)。

另一方面,人工智能接受主体的差异会导致人工智能应用的消费鸿沟。对于初次应用人工智能的地区,其服务效率受到限制。Nedungadi et al(2018)研究发现,在发展中国家中存在许多首次接触人工智能技术的用户,他们的数字素养较低,限制了人工智能技术的应用。另外,消费者对于陌生技术存在天然的排斥心理,Longoni et al(2019)研究发现,人工智能在考虑客户的独特特征和环境方面不如人工服务提供者,这导致了消费者的排斥心理。目前人工智能的应用能够替代人类完成常规任务,但无法复制人类的非常规能力,如抽象的分析能力、人际交往和社会行为能力等,因此,一些消费者天然抗拒对人工智能的使用(Bholat & Susskind,2021)。Northey et al(2022)在研究客户接受金融建议的研究中发现,在零售银行环境中,消费者更相信人工金融顾问的建议,对人工智能投资顾问的金融建议接受程度较低;人工金融顾问对客户投资意向的影响比人工智能对其投资意向的影响更为显著。

(三)人工智能在金融领域应用的就业效应

1. 人工智能在金融领域的应用对就业的抑制效应。人工智能的应用将替代诸多传统金融岗位,从而造成就业率下降。在人工智能应用于金融具体场景的研究中可以发现,人工智能的应用替代了传统金融业的许多岗位。在投行和证券研究等金融服务领域中,投资顾问和行业分析报告等岗位的主要工作就是撰写研究报告,但人工智能技术的应用,使自然语言处理及OCR技术可以方便快捷地

完成固定格式的文档撰写工作,并最终形成文档(Qi & Xiao, 2018),相应地,原来的人工岗位被替代。基于人工智能的智能投顾替代传统投资顾问, Belanche et al(2019)研究发现,借助计算机和量化交易技术,能够为经过问卷评估的客户提供量身定制的资产投资组合建议,以最少量人工干预的方式帮助投资者进行资产配置及管理。在企业管理领域,人工智能技术的应用能够优化企业管理流程。 Brownsword(2019)研究发现,智能合约利用编程的方式可以便捷可靠地实现特定情况下合约的自动执行,让程序代替人类完成既定的操作。 Mosteanu & Faccia(2020)研究指出,应用人工智能技术处理单证业务是通过金融中心系统完成的,故人工智能技术处理一方面便于对交易文件实现网络追踪,保障交易的安全性,另一方面比传统的信用证结算方式程序简便。基于此,人工智能技术可以替代人工对单证的处理。

2. 人工智能在金融领域的应用对就业的创造效应。虽然人工智能的应用可能会替代部分传统岗位,但是人工智能技术创造了许多新兴业态,进而提供了更多的就业机会,促进了就业率的提升。 Autor(2015)认为,只关注人工智能就业的替代效应可能会导致对技术应用与就业机制之间的误解,机器人或自动化流程提高了工人操作任务的价值,提高了企业对劳动力的需求。 Autor & Salomons(2017)基于19个国家35年来的全行业和全国数据研究了人工智能技术应用、就业、生产率三者之间的关系,研究发现,部门生产率的增长会增加收入和支出,从而提升总体就业率。自动化和人工智能通过综合机制提高生产率,生产效率提高所带来的资本积累增加了升级机器的机会,升级的机器需要更多的劳动力参与操作和维护,从而产生更多的就业机会(Acemoglu & Restrepo, 2022)。此外,人工智能的发展本身也创造了大量的人工智能技术应用方面的就业岗位。人工智能推动了许多新兴产业的发展,如软件开发商、硬件制造商、数据分析、移动技术和电子商务平台等产业,这些产业的发展为劳动力市场带来了新的就业岗位(Chemmanur et al, 2020)。

3. 人工智能在金融领域的应用对就业的转型效应。人工智能技术应用的不同阶段对就业的影响具有不确定性,因此相关研究认为其对就业的长期影响是中性的,人工智能带来的技术进步使就业市场由劳动力向人力资本转型。人工智能的应用虽然会替代部分岗位,但也会带来一些工作岗位。 Autor(2015)研究发现,自动化过程不会消除工作岗位,但会改变工作结构,新的工作岗位被创造出来以取代旧的工作岗位。 Su(2018)研究发现,人工智能导致的失业是结构性失业,自动化的任务需要更少的劳动力,从而导致失业,但是市场将创造新的就业机会来解决失业问题,产生补偿效应。 Das(2019)认为,就业与技术进步之间具有互补性,人工智能虽然会侵蚀金融领域的许多工作岗位,但是对工作岗位的创造将抵消其引发的失业问题。 Rupeika-Apoga & Wendt(2021)研究发现,人工智能将使就业市场向人力资本转型,从事低技能职位的人可能会因为自动化而失去工作,但可以通过再培训向高技能职位转型。

四、人工智能在金融领域应用的风险与监管

人工智能在金融领域的应用能提供许多创新性应用场景,也相应地会引致新的风险;金融监管更多依赖现有的金融结构设计监管框架,与人工智能推动的金融发展存在结构性错位。基于此,文献主要围绕人工智能应用的风险、监管策略、风险与监管协同政策三个方面进行研究。

(一)人工智能在金融领域应用的风险研究

1. 人工智能在金融领域应用的技术风险。人工智能在金融领域的应用推动产生了许多新型的金融应用场景,然而这类应用场景在人工智能技术上具有同质性,这种同质性容易引致技术性风险。人工智能的底层算法和运算模式具有同质性,一旦这些技术被破译或遭受黑客攻击,那么所有应用这些技术的金融业务体系都会在短时间内陷入瘫痪,风险将溢出至金融体系的各个主体,引发系统性风险(Cao, 2022; Khiaonrong & Goh, 2020)。此外,基于人工智能模型的分析结果具有确定性,确定性使基于人工智能的金融分析容易被诱导至错误的结果。基于自动交易算法的交易模式,在数据输入情形确定的情况下,其交易结果是确定的, Arnoldi(2016)研究指出,人类交易员可以通过破解自动算法,导致其执行相反的操作,引致市场操作风险。黑客人员也可以通过操纵算法决策所依

据的数据来控制算法交易者的决策,Nehemya et al(2020)研究发现,攻击者即使在不知道交易算法内部工作原理的情形下,依然可以通过实时操纵输入数据流获得对算法交易机器人的控制。

2.人工智能在金融领域应用的泄露风险。人工智能需要通过信息技术分析大量的用户信息数据以实现金融智能化应用,而大量信息数据在使用过程中若缺乏相应的技术保护,便会导致数据泄露引致用户安全风险。鉴于金融领域交易的特殊性,使用金融服务的用户均需提供详细的个人信息,因此金融服务商不仅掌握了诸如证件号码、手机号码等大量用户真实身份信息,同时还掌握了用户银行卡号、卡片验证码、卡片有效期、客户住址、电话、交易记录等大量敏感性信息,这使得人工智能技术在应用过程中存在较大的用户信息资料泄露隐患(Liu et al,2021;Mehrban et al,2020)。用户信息泄露将进一步导致用户风险,Goncharenko & Miglionico(2019)认为,用户自己在注册时会提供用户的姓氏、工作或学习地点、居住地、生活习惯、婚姻状况、地理位置等信息,当社交网络用户的个人数据泄露被用于不法的用途时,用户就面临被欺诈的风险。Cao et al(2021)认为,敏感数据是不能免费获取的信息,非法使用这些信息可能会导致在日常生活中出现价格、政治和其他方面的歧视,对用户造成损害或伤害。人工智能在数据保护技术上不能与其发展相匹配或者存在技术漏洞导致客户信息数据被恶意盗取,将给金融市场带来极大的不稳定性。

3.人工智能在金融领域应用的业务风险。尽管人工智能技术的应用使金融体系更加高效和智能,但并未改变金融业务风险,甚至在某些方面强化了金融业务风险。由数据驱动的智能交易策略在宏观经济环境稳定的情形下才适用,在面临经济动荡的环境时可能会做出错误的决策(Carstens,2018)。Chemmanur et al(2020)在对人类和自动化系统执行交易的差异研究中发现,自动化交易系统倾向于在经济动荡时期减少交易,这可能进一步加剧金融市场风险。此外,人工智能技术的应用增强了不同主体之间的关联性,导致风险在高度关联的背景下传播速度更快,风险传染性更强。在国家之间金融风险传染的研究中,Engle et al(2015)发现,人工智能技术的应用强化了系统性风险在不同经济主体之间的扩散。在金融机构与金融市场之间金融风险传染的研究中,Benoit et al(2017)发现,人工智能技术的应用使得金融机构与市场的关联性更加紧密,单个金融机构或市场所受到的变动与冲击将通过部门间的紧密联系导致风险传播速度更快,传染效应更为强烈。人工智能技术在金融领域的应用使得利益相关者的节点呈现网络特征,这种网络连接了不同市场、区域和业务,网络特征又强化了风险的传染性,进一步导致跨业务、跨市场、跨区域传染过程更复杂,传播速度更快,影响范围更大(Pacelli et al,2022)。

(二)人工智能在金融领域应用的监管研究

1.人工智能对金融监管机构的影响。人工智能技术在金融领域的应用有助于金融监管机构更准确地掌握风险的传播路径和风险位置,更早地识别金融风险;同时,人工智能技术的应用也可以为金融监管提供系统性风险形成和扩散的实时信息。在信用风险的监管方面,Chao et al(2022)认为,使用机器学习、生物识别和自然语言处理等智能技术,有助于整合用户的个性化需求和差异化风险偏好,根据用户行为数据准确描绘用户画像,形成准确的用户行为评估,以强化信用风险监管。在资金流动的监管方面,Herskind et al(2020)构建了一种基于区块链的自动现金流架构,该框架实现了现金流的完全透明,从而降低了被欺诈的概率。在系统性风险监管方面,Bhattacharya et al(2020)认为,金融监管需要构建多方位、多情景的风险评价指标体系,通过人工智能实现对金融风险数据的动态监测,对风险集聚和扩散的实时预警。Horel & Giesecke(2020)认为,通过人工智能可以建立异构风险案例数据,以便标注、识别和监测潜在的风险,实现对系统性风险行为的全面监管。

2.人工智能对企业财务监管的影响。人工智能不但可以帮助监管机构实现对风险的监管,而且能够帮助企业监管其自身的财务状况,降低企业的财务风险。企业财务风险与现金流量的变化类型具有非常强的关联性,而不同类型的资金流量变化与企业运营阶段具有相关性,故探索财务风险与现金流量变化之间的规律,可以区分企业不同的财务危机阶段。Khemakhem & Boujelbene(2018)利用人工神经网络和决策树构建了企业风险预测模型,结果表明,盈利能力、还款能力、偿付能力、信用报告持续时间、担保、公司规模、贷款数量、所有权结构和银企关系持续时间是预测违约的关键因

素。Khemakhem et al(2018)进一步将人工智能与统计技术结合,通过人工智能和统计方法建立了企业财务与风险之间的关系,为企业财务风险监管提供了方法论基础。在企业自身的经营管理方面, Kim et al(2020)利用深度神经网络对企业的运营进行了评估,并设计了合适的网络框架来分析和处理企业数据,提升了对企业财务风险的监管能力。在企业财务风险指标的监管方面, Vaghfi & Darabi(2019)通过决策树、支持向量机和贝叶斯分类方法,发现了财务风险与通货膨胀之间的直接关系,以及非行权率、股票收益率和经营性现金流比率对财务的负面影响,从而帮助企业将监管目标由问题转向指标。

3. 人工智能对监管效率的影响。人工智能通过已成熟的大数据和云计算技术建立实时、动态的监管系统, 能实现监管数据的共享与集成, 优化金融机构资产端和负债端等业务的监管流程, 建立数据驱动的算法监管体系, 最终提升监管效率。人工智能技术有助于将监管的重点从事后应对问题转移到风险发生之前的识别和防范。Arner et al(2016)认为, 监管机构可以在人工智能的帮助下获得对市场的实时洞察, 从而提前识别风险。人工智能技术也能提高监管机构与被监管对象之间的协调性, Sui & Li(2018)研究了基于复杂网络的多部门协调监管机制, 通过人工智能实现多机构的工作机制和优化布局, 协调监管的配套实施方法和管理规定, 提高了监管效率。目前, 对于人工智能技术在金融领域应用中的监管研究更为细致, 在金融交易流程的监管方面, Baek et al(2019)认为, 通过人工智能技术给钱包贴上可识别交易的标签可以帮助金融机构、私营部门、金融情报机构和政府机构识别和检测涉及非法活动的交易, 强化交易过程监管。Chao et al(2022)认为, 区块链技术可以利用市场交易行为, 以及账户、交易所之间的相互关系, 实现对募资和黑市的监控预警; 区块链技术还可以实时利用链上的所有交易信息和贷款交易的公众账簿实现监管信息的实时获取, 从而增强监管的及时性。

(三)人工智能在金融领域应用的政策研究

为了防范人工智能技术在金融领域应用中的潜在风险, 各个国家都出台了一系列政策法规和监管框架, 以加强人工智能技术赋能金融与引致风险的协调性。相关政策研究主要体现在创新发展、信息安全以及智能监管三个方面。

1. 人工智能在金融领域应用的创新发展政策。随着人工智能技术的发展, 政府需要引导金融机构在运用新技术推动金融创新的同时能够积极应对人工智能技术带来的冲击; 金融机构单方面拥抱人工智能新技术的动力不足, 政府需要通过政策进行引导。在政策引导下, 金融机构通过创建新机构、寻找合作伙伴以及研发新技术等方式参与金融竞争, 挖掘长尾用户的潜在需求。金融机构也需要根据技术应用中产业链的各个环节, 设计个性化的金融服务产品和平台(Gomber et al, 2018)。鉴于人工智能具有就业替代效应, 政策上要求引导金融从业人员提前应对工业机器人、人工智能技术等冲击, 加快提升金融从业人员的信息技能, 促进就业结构调整与平滑过渡(Das, 2019)。面对技术性原因造成的金融行业摩擦性失业, 政策需要从人才转型的角度进行引导。金融从业人员通过灵活的教育或培训等方式掌握新技能, 也积极从单纯性人工操作向依托人工智能提供智能化的金融优质服务方向转型, 以适应金融智能化产业链的人才需求(Acemoglu & Restrepo, 2022)。

2. 人工智能在金融领域应用的信息安全政策。人工智能应用中的核心技术若非自主掌握则具有不可控性, 且容易引起金融的技术性风险; 政策推动人工智能技术应用过程中, 以保障金融信息安全为底线。金融机构如果完全依赖外部的人工智能技术, 则无法清楚理解应用过程中的运行机制。一旦系统运行存在漏洞、逻辑陷阱或者其他恶意程序, 使用者将面临信息等技术性威胁, 因此实现关键技术的自有化是推动人工智能在金融领域中应用的基础(Vrontis et al 2020)。相关政策推动金融机构自主研发核心技术, 构建新一代自主可控的信息系统。对于需要依赖其他机构提供服务的应用, 应通过调整应用架构、应用网络隔离等手段, 保证由外部因素引发的风险在可控范围之内, 从而确保金融信息安全(Chao et al 2022)。通过政策指引积极主动推进自主可控技术的应用, 用自主研发的技术手段来确保信息安全, 加强安全管理与监控, 保证系统行为可以监控和追溯, 安全问题可以发现并控制, 以防范人工智能在金融领域应用中的风险(Horel & Giesecke, 2020)。

3. 人工智能在金融领域应用的智能监管政策。人工智能推进金融业态智能化,金融监管也必然需要实现智能化,使监管和被监管机构技术上具有适配性。大数据、人工智能和区块链技术对金融领域的渗透会远大于其他领域,但制度需要保持连续性的特征,使得金融监管制度转换的速度远远落后于人工智能技术在金融领域中的应用速度,导致金融监管中出现许多创新与监管之间的非协同问题。Arner et al(2017)基于国际上监管沙盒制度的比较,强调监管部门应转变监管理念,政策应该积极引导发展智能监管,采用监管沙盒模式鼓励金融创新。Arner et al(2018)认为,智能监管可以实现接近实时和相称的监管制度,识别和解决风险,同时促进更有效的合规监管,故政府应该推动智能监管的发展。Magnuson(2018)研究发现,金融市场的潜在风险对监管政策和手段提出了更高的要求;在人工智能技术应用的背景下,监管机构不仅要关注大型金融机构相关的风险,而且需要关注人工智能技术引致的小型、分散的金融市场风险。

五、总结与展望

人工智能的快速发展及其在金融领域中的应用正在颠覆和改变着金融行业,本文系统梳理人工智能在金融领域应用的相关研究发现:首先,人工智能技术应用已经成为金融服务行业不可或缺的一部分,人工智能在整个金融服务行业已得到广泛应用。其次,人工智能从技术进步、资本支持、环境改变三个宏观因素以及数据资源、成本优势、效率改善三个微观因素影响金融发展。再次,人工智能的应用对经济和社会的影响具有异质性。最后,人工智能在金融领域的应用涉及风险与监管问题。目前文献对人工智能在金融领域应用中的方向、理论机制、社会经济效应、风险与监管方面已取得了一定成果,但仍有以下几个问题值得进一步研究。

1. 金融人工智能交叉学科及其研究内容体系构建。尽管目前有大量研究关注人工智能的发展以及信息技术在金融领域的应用,但相关研究主要是以金融研究的视角或者信息科学的视角进行研究,缺乏将金融人工智能作为独立的交叉学科分支进行分析。由于人工智能的应用具有新兴技术与金融业的双重属性,未来的研究可以将金融人工智能作为独立的分支进行研究,推动金融智能化领域的发展。

2. 人工智能底层技术在金融领域应用中的场景化研究。大量研究在分析人工智能的应用时,主要从成本和效率角度分析其相对传统金融服务的优势。然而,面对服务者由人类转变为人工智能的转变,个人的接受程度以及在接受人工智能金融服务时的情绪差异也是影响人工智能在金融领域应用的重要因素。不同文化背景下,人们对人工智能技术接受度,消费者基于人工智能情景实现交易的意愿等均具有显著差异;员工对待人工智能系统角色的情绪会影响其工作秩序。因此,进一步结合用户情绪探索人工智能的应用与场景化问题将是未来研究的一个重要方向。

3. 人工智能在金融领域应用过程中影响效应的量化研究。目前有大量研究关注人工智能在金融领域应用的社会经济影响,但相关研究主要以理论分析为主,缺乏相应的实证分析,人工智能应用中的相关数据可获得性低,且缺乏相应的统计核算标准。人工智能应用中的经济社会效应评估依赖于人工智能资产的测算,但人工智能应用场景具有动态性、多样化、非标准化的特征,使得相关研究成果的结论较为片面,不足以反映人工智能在金融领域应用中的真实情况。未来可以从人工智能的生产、流转和使用方面逐步建立人工智能相关的数据核算标准和体系,以充实实证分析研究。

4. 人工智能在金融领域应用过程中发展与监管的结构性错位研究。已有文献强调了人工智能在预防风险以及监管中的价值,而忽略了人工智能应用通常领先于监管的现实情况。随着人工智能的不断发展,新型数字交易的兴起可能会导致新型的市场操纵和金融风险,而相应的监管手段往往是在风险发生后才出现。因此,如何通过人工智能发现潜在的风险源,解决发展与监管的结构性错位问题,将成为未来人工智能在金融监管领域的研究重点。

总而言之,人工智能在金融领域的应用是数字经济发展中的一个重要主题。目前的应用正处于金融智能化的起步阶段,而我国在人工智能技术应用领域拥有广阔的市场和潜力,需要牢牢把握人工智能的自主可控性,充分发挥人工智能对数字经济的积极影响,推动金融高质量发展。

参考文献:

- Abbasi, K. et al(2021), "FinTech, SME efficiency and national culture: Evidence from OECD countries", *Technological Forecasting and Social Change* 163, no.120454.
- Abdou, H. A. et al(2016), "Predicting creditworthiness in retail banking with limited scoring data", *Knowledge-Based Systems* 103:89—103.
- Acemoglu, D. & P. Restrepo(2022), "Demographics and automation", *Review of Economic Studies* 89(1):1—44.
- Ahluwalia, S. et al(2020), "Blockchain technology and startup financing: A transaction cost economics perspective", *Technological Forecasting and Social Change* 151, no.119854.
- Angelini, E. et al(2008), "A neural network approach for credit risk evaluation", *Quarterly Review of Economics and Finance* 48(4):733—755.
- Arli, D. et al(2020), "Do consumers really trust cryptocurrencies?", *Marketing Intelligence & Planning* 39(1):74—90.
- Arner, D. W. et al(2015), "The evolution of Fintech: A new post-crisis paradigm", *Georgetown Journal of International Law* 47:1271—1315.
- Arner, D. W. et al(2017), "FinTech, RegTech and the reconceptualization of financial regulation", *Northwestern Journal of International Law & Business* 37(3):371—413.
- Arner, D. W. et al(2018), "The emergence of RegTech 2.0: From know your customer to know your data", *Journal of Financial Transformation* 44(1):79—86.
- Arner, D. W. et al(2020), "Sustainability, FinTech and financial inclusion", *European Business Organization Law Review* 21(1):7—35.
- Arnoldi, J. (2016), "Computer algorithms, market manipulation and the institutionalization of high frequency trading", *Theory, Culture & Society* 33(1):29—52.
- Arslianian, H. & F. Fischer(2019), *The Future of Finance*, Palgrave Macmillan.
- Baek, H. et al(2019), "A model for detecting cryptocurrency transactions with discernible purpose", Eleventh International Conference on Ubiquitous and Future Networks, Jul 02—05, Split, Croatia.
- Bahrammirzaee, A. (2010), "A comparative survey of artificial intelligence applications in finance: Artificial neural networks, expert system and hybrid intelligent systems", *Neural Computing and Applications* 19(8):1165—1195.
- Beck, T. et al(2018), "Payment instruments, finance and development", *Journal of Development Economics* 133:162—186.
- Begenau, J. et al(2018), "Big data in finance and the growth of large firms", *Journal of Monetary Economics* 97:71—87.
- Belanche, D. et al(2019), "Artificial intelligence in FinTech: Understanding robo-advisors adoption among customers", *Industrial Management & Data Systems* 119(7):1411—1430.
- Berg, T. et al(2020), "On the rise of fintechs: Credit scoring using digital footprints", *Review of Financial Studies* 33(7):2845—2897.
- Bholat, D. & D. Susskind(2021), "The assessment: Artificial intelligence and financial services", *Oxford Review of Economic Policy* 37(3):417—434.
- Boamah, E. F. et al(2021), "A network understanding of FinTech (in) capabilities in the global South", *Applied Geography* 135, no.102538.
- Boot, A. et al(2021), "Fintech: What's old, What's new?", *Journal of Financial Stability* 53, no.100836.
- Bouhia, M. et al(2022), "Drivers of privacy concerns when interacting with a chatbot in a customer service encounter", *International Journal of Bank Marketing* 40(6):1159—1181.
- Bredt, S. (2019), "Artificial intelligence (AI) in the financial sector—Potential and public strategies", *Frontiers in Artificial Intelligence* 2, no.16.
- Broadie, M. & M. Cao (2008), "Improved lower and upper bound algorithms for pricing American options by simulation", *Quantitative Finance* 8(8):845—861.
- Brownsword, R. (2019), "Regulatory fitness: Fintech, funny money, and smart contracts", *European Business Organization Law Review* 20(1):5—27.
- Buckley, R. P. et al(2020), "The road to RegTech: The (astonishing) example of the European Union", *Journal of Banking Regulation* 21(1):26—36.

- Butler, T. (2020), ‘What’s next in the digital transformation of financial industry?’, *IT Professional* 22(1):29–33.
- Campanella, F. et al(2023), “FinTech in the financial system: Towards a capital-intensive and high competence human capital reality?”, *Journal of Business Research* 155, no. 113376.
- Cao, L. (2022), “AI in finance: Challenges, techniques, and opportunities”, *ACM Computing Surveys (CSUR)* 55(3):1–38.
- Cao, L. et al(2021), “Data science and AI in FinTech: An overview”, *International Journal of Data Science and Analytics* 12:81–99.
- Černý, A. & I. Kyriakou(2011), “An improved convolution algorithm for discretely sampled Asian options”, *Quantitative Finance* 11(3):381–389.
- Chang, V. et al(2020), “How blockchain can impact financial services: The overview, challenges and recommendations from expert interviewees”, *Technological Forecasting and Social Change* 158, no. 120166.
- Chao, X. et al(2022), “Regulatory technology (Reg-Tech) in financial stability supervision: Taxonomy, key methods, applications and future directions”, *International Review of Financial Analysis* 80, no. 102023.
- Chemmanur, T.J. et al(2020), “Recent developments in the fintech industry”, *Journal of Financial Management, Markets and Institutions* 8(1), no. 2040002.
- Coccia, M. (2019), “A theory of classification and evolution of technologies within a Generalised Darwinism”, *Technology Analysis & Strategic Management* 31(5):517–531.
- Cui, Y.G. (2022), “Sophia Sophia tell me more, which is the most risk-free plan of all? AI anthropomorphism & risk aversion in financial decision-making”, *International Journal of Bank Marketing* 40(6):1133–1158.
- Danielsson, J. et al(2022), “Artificial intelligence and systemic risk”, *Journal of Banking & Finance* 140, no. 106290.
- Das, S.R. (2019), “The future of fintech”, *Financial Management* 48(4):981–1007.
- Dwivedi, Y.K. et al(2019), “Re-examining the unified theory of acceptance and use of technology (UTAUT): Towards a revised theoretical model”, *Information Systems Frontiers* 21(3):719–734.
- Flavián, C. et al(2020), “Mobile payments adoption: Introducing mindfulness to better understand consumer behavior”, *International Journal of Bank Marketing* 38(7):1575–1599.
- Fu, J. & M. Mishra(2022), “Fintech in the time of COVID–19: Technological adoption during crises”, *Journal of Financial Intermediation* 50, no. 100945.
- Fuster, A. et al(2019), “The role of technology in mortgage lending”, *Review of Financial Studies* 32(5):1854–1899.
- Gai, K. et al(2018), “A survey on FinTech”, *Journal of Network and Computer Applications* 103:262–273.
- Gigante, G. & A. Zago(2023), “DARQ technologies in the financial sector: Artificial intelligence applications in personalized banking”, *Qualitative Research in Financial Markets* 15(1):29–57.
- Gomber, P. et al(2017), “Digital finance and FinTech: Current research and future research directions”, *Journal of Business Economics* 87(5):537–580.
- Gomber, P. et al(2018), “On the fintech revolution: Interpreting the forces of innovation, disruption, and transformation in financial services”, *Journal of Management Information Systems* 35(1):220–265.
- Goncharenko, I.A. & A. Miglionico(2019), “Artificial intelligence and automation in financial services: The case of Russian banking sector”, *Law and Economics Yearly Review* 8(1):125–147.
- Goode, A. (2018), “Biometrics for banking: Best practices and barriers to adoption”, *Biometric Technology Today* 2018(10):5–7.
- Gozman, D. et al(2018), “The innovation mechanisms of fintech start-ups: Insights from SWIFT’s innotribe competition”, *Journal of Management Information Systems* 35(1):145–179.
- Gunnarsson, B.R. et al(2021), “Deep learning for credit scoring: Do or don’t?”, *European Journal of Operational Research* 295(1):292–305.
- Haddad, C. & L. Hornuf(2019), “The emergence of the global fintech market: Economic and technological determinants”, *Small Business Economics* 53(1):81–105.
- Han, L. et al(2013), “Orthogonal support vector machine for credit scoring”, *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 26(2):848–862.
- Herskind, L. et al(2020), “BitFlow: Enabling real-time cash-flow evaluations through blockchain”, *Concurrency and Computation: Practice and Experience* 32(12):e5333.

- Hinson, R. et al(2019), "Transforming agribusiness in developing countries: SDGs and the role of FinTech", *Current Opinion in Environmental Sustainability* 41:1-9.
- Horel, E. & K. Giesecke(2020), "Significance tests for neural networks", *Journal of Machine Learning Research* 21(1):9291-9319.
- Huang, Y. et al(2021), "A new financial data forecasting model using genetic algorithm and long short-term memory network", *Neurocomputing* 425:207-218.
- Jakšič, M. & M. Marinč(2019), "Relationship banking and information technology: The role of artificial intelligence and FinTech", *Risk Management* 21(1):1-18.
- Jia, T. et al(2022), "Design of digital and intelligent financial decision support system based on artificial intelligence", *Computational Intelligence and Neuroscience* 2022:1-7.
- Kadim, A. & N. Sunardi(2023), "Financial management system (QRIS) based on UTAUT model approach in Jabodetabek", *International Journal of Artificial Intelligence Research* 6(1), no. 1.
- Kamoonpuri, S. Z. & A. Sengar(2023), "Hi, May AI help you? An analysis of the barriers impeding the implementation and use of artificial intelligence-enabled virtual assistants in retail", *Journal of Retailing and Consumer Services* 72, no. 103258.
- Khemakhem, S. et al(2018), "Credit risk assessment for unbalanced datasets based on data mining, artificial neural network and support vector machines", *Journal of Modelling in Management* 13(4):932-951.
- Khemakhem, S. & Y. Boujelbene(2018), "Predicting credit risk on the basis of financial and non-financial variables and data mining", *Review of Accounting and Finance* 17(3):316-340.
- Khiaonarong, T. & T. Goh(2020), "FinTech and payments regulation: An analytical framework", *Journal of Payments Strategy & Systems* 14(2):157-171.
- Kim, A. et al(2020), "Can deep learning predict risky retail investors? A case study in financial risk behavior forecasting", *European Journal of Operational Research* 283(1):217-234.
- Laahane, S. A. R. A. et al(2019), "FinTechs: Their value promises and disruptive potential", *ACRN Oxford Journal of Finance and Risk Perspectives* 8(2):59-70.
- Lai, K. P. & M. Samers(2021), "Towards an economic geography of FinTech", *Progress in Human Geography* 45(4):720-739.
- Larkin, C. et al(2022), "Paging Dr. JARVIS! Will people accept advice from artificial intelligence for consequential risk management decisions?", *Journal of Risk Research* 25(4):407-422.
- Larsen, K. & S. Gilani(2017), "RegTech is the new black—The growth of RegTech demand and investment", *Journal of Financial Transformation* 45:22-29.
- Lee, C. C. et al(2021), "Does fintech innovation improve bank efficiency? Evidence from China's banking industry", *International Review of Economics & Finance* 74:468-483.
- Lee, I. & Y. J. Shin(2020), "Machine learning for enterprises: Applications, algorithm selection, and challenges", *Business Horizons* 63(2):157-170.
- Li, J. et al(2020), "The impact of digital finance on household consumption: Evidence from China", *Economic Modelling* 86:317-326.
- Li, J. et al(2021), "The effects of online consumer credit on household consumption level and structure: Evidence from China", *Journal of Consumer Affairs* 55(4):1614-1632.
- Ling, S. et al(2021), "Impact of COVID-19 on financial constraints and the moderating effect of financial technology", *Emerging Markets Finance and Trade* 57(6):1675-1688.
- Liu, Y. L. et al(2021), "Resistance to facial recognition payment in China: The influence of privacy-related factors", *Telecommunications Policy* 45(5), no. 102155.
- Luo, S. et al(2022), "Does fintech innovation promote enterprise transformation? Evidence from China", *Technology in Society* 68, no. 101821.
- Lv, P. & H. Xiong(2022), "Can FinTech improve corporate investment efficiency? Evidence from China", *Research in International Business and Finance* 60, no. 101571.
- Magnuson, W. (2018), "Regulating FinTech", *U. C. L. A. Law Review* 71(4):1167-1226.
- Mahalakshmi, V. et al(2022), "The role of implementing artificial intelligence and machine learning technologies in the finan-

- cial services industry for creating competitive intelligence”, *Materials Today : Proceedings* 56:2252–2255.
- Mehrban, S. et al(2020), “Towards secure FinTech: A survey, taxonomy, and open research challenges”, *IEEE Access* 8:23391–23406.
- Mosteanu, N. R. & A. Faccia(2020), “Digital systems and new challenges of financial management – FinTech, XBRL, blockchain and cryptocurrencies”, *Quality-Access to Success Journal* 21(174):159–166.
- Nag, A. K. & A. Mitra(2002), “Forecasting daily foreign exchange rates using genetically optimized neural networks”, *Journal of Forecasting* 21(7):501–511.
- Nedungadi, P. P. et al(2018), “Towards an inclusive digital literacy framework for digital India”, *Education + Training* 60(6):516–528.
- Nehemya, E. et al(2020), “When bots take over the stock market: Evasion attacks against algorithmic traders”, Ben-Gurion University Working Paper, No. 48550.
- Ngai, E. W. et al(2021), “An intelligent knowledge-based chatbot for customer service”, *Electronic Commerce Research and Applications* 50, no. 101098.
- Northey, G. et al(2022), “Man vs machine: How artificial intelligence in banking influences consumer belief in financial advice”, *International Journal of Bank Marketing* 40(6):1182–1199.
- Odei-Appiah, S. et al(2022), “Fintech use, digital divide and financial inclusion”, *Digital Policy, Regulation and Governance* 24(5):435–488.
- Oh, S. et al(2023), “Marketing strategies for fintech companies: Text data analysis of social media posts”, *Management Decision* 61(1):243–268.
- Olan, F. et al(2022), “Sustainable supply chain finance and supply networks: The role of artificial intelligence”, *IEEE Transactions on Engineering Management*, forthcoming.
- Pacelli, V. et al(2022), “The extreme risk connectedness of the new financial system: European evidence”, *International Review of Financial Analysis* 84, no. 102408.
- Panetta, F. (2017), “Digital innovation in the Italian financial industry”, *Bancaria* 10:54–56.
- Puschmann, T. (2017), “Fintech”, *Business & Information Systems Engineering* 59(1):69–76.
- Qi, Y. & J. Xiao(2018), “Fintech: AI powers financial services to improve people’s lives”, *Communications of the ACM* 61(11):65–69.
- Ravisanakar, P. et al(2011), “Detection of financial statement fraud and feature selection using data mining techniques”, *Decision Support Systems* 50(2):491–500.
- Remolina, N. (2020), “Towards a data-driven financial system: The impact of COVID–19”, SMU Centre for AI & Data Governance Research Paper, No. 3660874.
- Rupeika-Apoga, R. & S. Wendt(2021), “FinTech in Latvia: Status quo, current developments, and challenges ahead”, *Risks* 9(10), no. 181.
- Saksonova, S. & I. Kuzmina-Merlino(2017), “Fintech as financial innovation – The possibilities and problems of implementation”, *European Research Studies Journal* 20(3A):961–973.
- Serrano, W. (2022), “The random neural network in price predictions”, *Neural Computing and Applications* 34(2): 855–873.
- Shah Hosseini, M. A. et al(2022), “A systematic literature review of bank-fintech collaboration”, *Journal of Business Management* 14(2):199–227.
- Shanmuganathan, M. (2020), “Behavioural finance in an era of artificial intelligence: Longitudinal case study of robo-advisors in investment decisions”, *Journal of Behavioral and Experimental Finance* 27, no. 100297.
- Shim, Y. & D. H. Shin(2016), “Analyzing China’s fintech industry from the perspective of actor-network theory”, *Telecommunications Policy* 40(2–3):168–181.
- Sui, X. & L. Li(2018), “Guarantee network model and risk contagion”, *Chaos, Solitons & Fractals* 106:323–329.
- Tao, R. et al(2022), “Can Fintech development pave the way for a transition towards low-carbon economy: A global perspective”, *Technological Forecasting and Social Change* 174, no. 121278.
- Thakor, A. V. (2020), “Fintech and banking: What do we know?”, *Journal of Financial Intermediation* 41, no. 100833.
- Tian, X. et al(2021), “Data-driven approaches in FinTech: A survey”, *Information Discovery and Delivery* 49(2): 123–135.

- Treu, J. (2022), "The Fintech sensation – What is it about", *Journal of International Business and Management* 5(1):1–19.
- Troise, C. et al(2022), "Entrepreneurship and fintech development: Comparing reward and equity crowdfunding", *Measuring Business Excellence* 26 (1):52–63.
- Vaghfi, S. H. & R. Darabi(2019), "Validation of artificial intelligence algorithms in predicting financial distress in the industrial and mining sector with emphasis on the role of macroeconomic, financial, managerial and risk", *Iranian Journal of Trade Studies* 23(91):213–243.
- Vrontis, D. et al(2020), "Intellectual capital, knowledge sharing and equity crowdfunding", *Journal of Intellectual Capital* 22(1):95–121.
- Wang, R. et al(2021), "Fintech development and bank risk taking in China", *European Journal of Finance* 27(4–5): 397–418.
- Wang, X. & G. He(2020), "Digital financial inclusion and farmers' vulnerability to poverty: Evidence from rural China", *Sustainability* 12(4), no. 1668.
- Wang, Y. et al(2021), "Can fintech improve the efficiency of commercial banks? —An analysis based on big data", *Research in International Business and Finance* 55, no. 101338.
- Yeh, C. C. et al(2012), "A hybrid KMV model, random forests and rough set theory approach for credit rating", *Knowledge-Based Systems* 33:166–172.
- Yeh, J. Y. & C. H. Chen(2020), "A machine learning approach to predict the success of crowdfunding fintech project", *Journal of Enterprise Information Management* 35(6):1678–1696.
- Zhang, X. et al(2020), "Fintech, growth and inequality: Evidence from China's household survey data", *Singapore Economic Review* 65(S1):75–93.
- Zhang, X. et al(2021), "HOBA: A novel feature engineering methodology for credit card fraud detection with a deep learning architecture", *Information Sciences* 557:302–316.
- Zhao, J. & L. Sun(2021), "Research on financial control of enterprise group based on artificial intelligence and big data", *Annals of Operations Research*, forthcoming.
- Zhou, G. et al(2022), "The impact of fintech innovation on green growth in China: Mediating effect of green finance", *Ecological Economics* 193, no. 107308.

Research Progress on the Applications of Artificial Intelligence in Finance

LIAO Gaoke LI Tinghui

(Guangzhou University, Guangzhou, China)

Abstract: The deep integration of finance and information technology makes fintech become an important branch of interdisciplinary research. In recent years, the rapid development of new generation of information technology such as artificial intelligence has driven fintech to gradually move towards intelligence, and has exerted profound impacts. Firstly, this paper systematically reviews the evolution and the basis of the hierarchy of fintech. Secondly, this paper analyzes the driving forces of fintech from three macro perspectives, technological progress, capital support, and environmental change, as well as three micro perspectives, data resources, cost advantage, and efficiency improvement. Thirdly, this paper analyzes the economic and social effects of fintech from the perspectives of production, consumption, and employment, as well as the latest progress of fintech risk and regulation research. Finally, this paper summarizes the research progress of fintech, and prospects the future research direction of fintech.

Keywords: Artificial Intelligence; Financial Development; Effect Analysis; Risk Regulation

(责任编辑:刘洪愧)

(校对:李仁贵)