

· 专题二:基于人工智能技术的工商管理发展 ·

## 人工智能技术驱动的公司财务研究进展

许年行\* 王崇骏 刘佳琪

中国人民大学商学院,北京 100872

**[摘要]** 人工智能技术拓展了财务学的研究领域和研究方法。本文系统性地梳理与回顾了2004—2023年发表在国内外顶级期刊的453篇相关文献,构建了人工智能技术与公司财务交叉研究的分析框架。一方面,人工智能技术的广泛应用颠覆性地影响公司决策、证券市场、信贷市场等经济活动,为财务学研究提供了新场景。另一方面,人工智能技术强大的信息挖掘能力使得财务学研究得以克服部分传统研究中的难题,更好地开展事件预测、因果推断和处理非结构数据构建变量。同时,本文总结了人工智能技术与财务学交叉研究面临的问题与挑战。最后,探讨了该领域未来发展趋势与潜在研究机会,包括如何基于中国独特的制度背景构建人工智能技术与财务学交叉研究的新理论、新问题和新方法。

**[关键词]** 人工智能技术;机器学习;公司财务;研究进展

近年来,由于金融科技的兴起,以机器学习为代表的人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术受到了政策支持和实务界与学术界的关注。党的二十届三中全会提出要健全经济高质量发展体制机制,健全因地制宜发展新质生产力体制机制,健全促进实体经济和数字经济深度融合制度,人工智能作为当下具有前沿性与重要性的数智技术,在推动发展新质生产力上有着巨大潜力。此外,党的十九届五中全会通过《中共中央关于制定国民经济和社会发展的第十四个五年规划和2035年远景目标的建议》,明确指出要“加快数字化发展,建设数字中国”,关注包括人工智能技术在内的数字经济重点产业,推动人工智能技术通用化和行业性开放平台建设。在学术界,人工智能技术在公司财务研究中得到越来越多应用,也推动了财务学研究的发展。人工智能技术通过提取多维、异构与复杂数据中的特征与信息,不仅能够优化企业、投资者以及其他利益相关者的决策能力,也能够为财务学领域的相关研究提供新的研究工具与推断方法。

基于人工智能技术应用所开展的公司财务研究,有如下两大特点:一方面是更加注重模型的整体



许年行 中国人民大学商学院财务与金融系主任,教授、博士生导师。主要研究方向是公司金融、气候金融、金融科技。已在本领域 *Journal of Financial Economics*、*Management Science*、*Contemporary Accounting Research*、*Review of Finance*、《经济研究》、《管理世界》等期刊发表论文40余篇。先后获得国家自然科学基金杰出青年科学基金项目、优秀青年科学基金项目资助,获得中组部首批“青年拔尖人才”、教育部长江青年学者、全国优秀博士学位论文奖,荣获中国教师发展基金会首届“卓越青年研究生导师奖励基金”。

预测能力提升,并将人工智能技术广泛应用于金融资产价格预测、企业与个人信贷与财务风险评估等领域;另一方面,使用海量的非结构化复杂数据,通过人工智能技术强大的信息挖掘能力构建新的研究变量,拓展了新的研究维度。

图1展示了人工智能技术与公司财务交叉研究的热点框架图。本文将基于此梳理人工智能技术与公司财务交叉研究的最新进展,并总结该领域研究面临的问题与挑战,进而对未来潜在的研究机会进行展望。一方面,从学科发展的角度来看,人工智能技术与公司财务研究的交叉将在很大程度上提升公

收稿日期:2024-06-27;修回日期:2024-10-23

\* 通信作者,Email: nhxu@ruc.edu.cn

本文受到国家自然科学基金项目(72225005)的资助。

司财务研究的科学性,有助于在一些传统研究中存在瓶颈的领域实现突破,本文通过对现有研究成果进行回顾与分析,挖掘人工智能技术与公司财务交叉研究领域的热点、重点与难点,为后续推动该领域研究的发展提供助力。另一方面,从理论与实践意义的角度来看,人工智能模型的迭代优化需要输入大量数据,我国拥有丰富的多维、异构、海量、高频数据,而会计、财务作为现代经济发展运行过程中重要的数据载体,因此在我国推动人工智能技术与公司财务交叉研究具有重要的理论与实践意义,本文立足国内外前沿研究成果,致力于为人工智能技术与公司财务的中国化研究增启智慧。

## 1 人工智能技术与公司财务研究进展

### 1.1 相关文献描述性统计分析

#### 1.1.1 纵向趋势

图 2 展示了 2004—2023 年在国际和国内顶刊上发表的人工智能技术与公司财务领域相关研究在时间维度上的统计结果。



图 1 人工智能技术与公司财务研究热点框架图

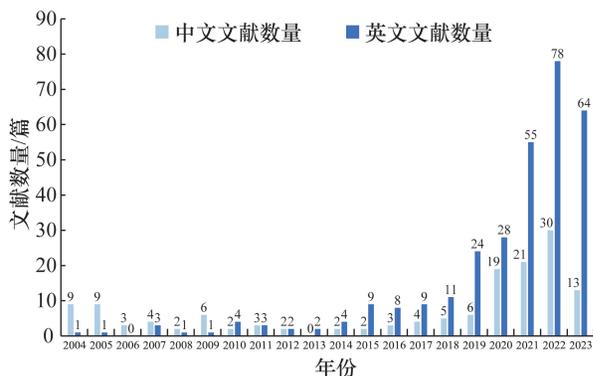


图 2 国内外人工智能技术与公司财务领域论文发表情况

从图 2 可见,随着时间的推移,人工智能技术与公司财务领域的研究呈现显著的增长趋势。在最初十余年的时间内(2004 年至 2018 年),文献数量呈现小幅增加,表明该领域研究逐渐受到更多学者的关注。在 2019 年,该领域的发文数量呈现迅速增长的趋势,这可能与财务学国际顶级期刊 *Review of Financial Studies* 出版了金融科技特别专刊“Special Issue: To Fintech and Beyond”有关。随后几年,相关文献数量从 2019 年的 30 篇跃升至 2022 年的 108 篇,增长幅度接近 300%<sup>①</sup>。可以看出,在近几年内,人工智能技术在公司财务领域内受关注的程度明显上升,并陆续有较多研究成果发表于中英文高水平期刊上。

从中英文期刊来看,中英文期刊的发表均呈现增长趋势,但存在一定差异。自 2013 年以来,相关领域英文文献的数量一直显著多于中文文献,表明国际学术界对人工智能技术相关研究的关注更早,重视程度更高。而从文献的增长情况来看,在 2013 年至 2022 年内整体来看英文文献增长速度较快,但在 2019 年至 2022 年之内中文文献数量的增长速度高于英文文献,体现了国内学术界对该领域的不断投入和研究活动的增加,也表明中文文献在未来进一步的增长潜力。

#### 1.1.2 横向结构

图 3 展示了人工智能技术与公司财务领域论文按照研究方式分类的统计结果。该领域的研究主要可以分为四类研究方式:首先,采用人工智能技术进行预测的研究最受学者关注,涉及 229 篇文献,占总文献数量的 50.55%。这表明大多数研究着重于利用人工智能技术来预测财务学领域的各种变量和趋势。其次,以人工智能技术应用作为研究场景、运用人工智能技术构建新变量的研究方式也较为流行,分别有 127 篇和 66 篇文献,占总文献数量的 28.04%和 14.57%。另外,也有部分学者关注运用人工智能技术进行因果推断,共包括 23 篇文章,占比 5.08%。基于研究问题的不同,所采用的研究方式也会有所差别,在进行研究时,应当根据研究问题和研究方式,采取合适的人工智能方法。

图 4 展示了所统计人工智能技术与公司财务文献使用的主要机器学习方法。该部分选取了运用机器学习方法的 252 篇实证类文章,其中,222 篇文章阐明了具体的机器学习方法,30 篇文章未阐明具体

① 2023 年尚未统计完整,截至 9 月已有 77 篇文献发表。

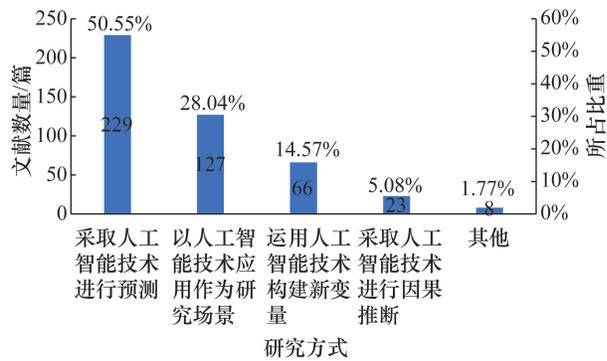


图3 人工智能技术与公司财务领域文献按研究方式分类统计情况

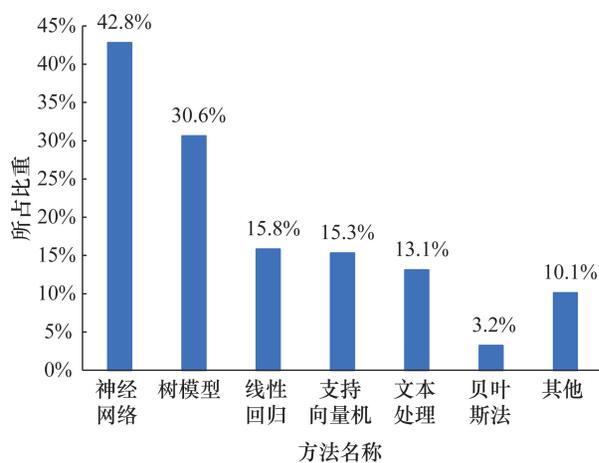


图4 机器学习方法使用情况统计

方法<sup>①</sup>。根据图4可知:第一,神经网络模型是最为常用的机器学习方法,42.8%的文章使用了一种或多种神经网络方法。该方法近年来蓬勃发展,超过三分之一使用神经网络的文章发表于2020年及以后。在使用该方法的研究中(95篇),使用中国情境与数据的研究(下称中国研究)数量最多(56篇,占58.9%)。第二,有30.6%的文章使用了树模型。这些树模型主要包括:随机森林(Random Forest)、极端梯度提升(eXtreme Gradient Boosting, XGBoost)等。根据本文所整理的文献,使用这类方法的文章最早出现于2008年,但多数文章发表于2022年及以后。第三,有15.8%的文章使用了LASSO(Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)、弹性网(Elastic Net)、岭回归(Ridge Regression)等线性回归方法,15.3%的文章使用了支持向量机(Support Vector Machine, SVM)或者支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)方法。最后,随着近年来越来越多文本信息在财务

与金融研究中被使用,潜在狄利克雷分布(Latent Dirichlet Allocation, LDA)、BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)等文本处理方法也受到了学者们的广泛使用,占所统计文献的13.1%。

## 1.2 运用机器学习进行预测

随着人工智能技术的发展和在资本市场中的应用,这为公司财务的研究提供了新方法、新思路和新问题。人工智能技术中的机器学习技术能够处理变量间的非线性关系,从多维、异构和复杂数据中提取数据特征与信息,构建预测精度更高的模型进行预测。因此,下文主要从资产价格、企业风险、企业决策与绩效等三个方面梳理机器学习在预测方面的研究进展。

### 1.2.1 运用机器学习预测资产价格

机器学习技术能够挖掘和利用金融数据中包含的与资产价格变动相关的信息<sup>[1]</sup>,帮助更好地预测未来资产价格,给出可盈利的资产配置决策,为资产定价领域研究提供更多的实证证据。总的来看,现有运用机器学习预测资产价格的研究主要关注了机器学习技术在预测个股和股票投资组合、债券、基金、金融衍生品等各类金融资产价格和收益上的表现,主要包含了机器学习技术对比、模型改进等研究角度。

(1) 运用机器学习方法提升股价预测效率,获得更好的投资收益。学者们比较了各个机器学习算法,构建股票收益预测模型及投资组合,发现机器学习算法能够有效地识别异常因子,其投资策略能够获得比传统线性算法和所有单因子更好的投资绩效<sup>[2,3]</sup>。有学者综述了应用机器学习技术识别资产定价因素的最新进展,发现在预测股票收益时,与传统方法相比,所有机器学习方法在样本外可预测性方面都有了实质性的改进<sup>[4]</sup>。此外,通过应用随机森林、神经网络、卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)等机器学习算法,能够估计了性能更优的资产定价模型,构建超额收益更高的投资组合<sup>[5-7]</sup>。学者们利用机器学习技术,通过构建稳健随机贴现因子就资产定价中的高维度预测问题进行了探索<sup>[8]</sup>。部分研究则通过使用“共同搜索”算法来识别同行公司并衡量其相对重要性,发现投资者的网络搜索信息中也包含了基本面相关信息,能够为投资者定价提供有效信息<sup>[9]</sup>。同时,有学者运用

<sup>①</sup> 需要注意的是,由于某些文章使用多种机器学习的方法,因此下图中机器学习方法的计数加总大于222。

多种机器学习算法发现投资者可以根据历史信息赚取超额收益<sup>[10]</sup>。

在此基础上,学者们尝试进一步改进了机器学习模型,提升了模型的预测性能。Ordered-Weighted-LASSO模型能够发掘股票之间的关联性,该模型构建的强关联性投资组合表现显著强于其他标准化方法所构建的组合<sup>[11]</sup>。现有文献还通过使用一种“堆叠”的方式将许多线性与非线性的股价预测模型结合起来,并实现了更为精准的股价预测<sup>[12]</sup>。此外,为了缓解动量股票的双峰现象并提高收益的可预测性,他们通过机器学习开发了一种新的横截面预测模型,并且发现该模型显著优于现成的机器学习模型<sup>[13]</sup>。有学者采用了两种机器学习方法(正则化和交叉验证)用于投资组合优化<sup>[14]</sup>。研究者使用强化学习(Reinforcement Learning, RL)来研究连续时间均值-方差(Mean-Variance, MV)投资组合的选择问题,从而在探索和开发之间实现最佳折衷<sup>[15]</sup>。还有研究首次系统提供了关于长短期超额投资组合回报与总市场超额回报的时间序列可预测性之间的联系,利用包含机器学习、预测组合和降维在内的收缩技术,从而助力于实现在高维环境中有效地提取预测信号<sup>[16]</sup>。为了排除数据挖掘的争论,有研究通过构造基本面信号宇宙,表明基本面对横截面股票收益的预测不太可能由数据挖掘驱动,超额收益可以用错误定价解释<sup>[17]</sup>。

(2) 运用机器学习方法预测债券、基金、金融衍生品等其他金融资产价格。在债券定价层面,有学者通过机器学习发现,交易商过去使用的战略定价是债券价格上涨的有力预测因素<sup>[18]</sup>。部分研究提出了监督自适应群 LASSO(SAGLASSO)方法,能够从众多宏变量中构造简约回报预测因子,并发现构造的宏观变量对超额债券收益具有显著的样本外预测能力<sup>[19]</sup>。而有研究则表明机器学习方法,特别是极端树和神经网络(Neural Network, NN),可以检测到统计上较大的债券回报的可预测变化,同时能带来样本外经济收益<sup>[20]</sup>。在预测基金收益时,研究者将四种机器学习方法应用于对冲基金选择的横截面收益预测,发现深度神经网络是最有效的<sup>[21]</sup>。有学者开放了限制“数据窥探”(data snooping)的模型用以改进资产定价模型,在对冲基金绩效评估的背景下说明了实证相关性<sup>[22]</sup>。在金融衍生品定价方面,研究者们将蒙特卡洛算法与机器学习技术相结合,使用随机梯度下降(Stochastic Gradient Descent, SGD)优化方法,可以获得欧洲看涨期权价

格良好的近似值,同时缩短计算时长<sup>[23]</sup>。有研究发现即使在考虑交易成本之后,非线性机器学习模型在股票期权的多空组合中能产生统计上和经济上可观的利润<sup>[24]</sup>。

### 1.2.2 运用机器学习预测企业风险

如何在公司危机出现之前对其进行预警无疑对保护投资者和债权人的利益具有重要意义,也是财务学研究的一个重点。机器学习的预测功能使得其已经成为金融行业预测企业各类风险的一种重要手段,本文从以下两类风险对过往研究进行总结:企业总体风险和信贷风险。

(1) 运用机器学习技术来预测企业总体风险。文献的算法技术随着机器学习算法不断更新迭代。现有研究采用人工神经网络方法构建了以公开数据预测公司财务困境的有效模型<sup>[25]</sup>;有学者构建递延所得税异动指标,以决策树模型验证了其预测上市公司违规风险的能力<sup>[26]</sup>;有研究验证了品牌资产指标对于预测公司未来风险的重要价值<sup>[27]</sup>。有学者采用自然语言材料和技术开发了基于风险感知的风险评级模型<sup>[28]</sup>;而也有部分研究通过采用融合卷积神经网络和长短期记忆网络模型构建了财务风险预警动态模型<sup>[29]</sup>;有研究者在研究品牌资产与企业未来风险的过程中使用了梯度提升树(XGBoost)算法以提升精度<sup>[27]</sup>;通过使用多种机器学习方法来测度企业债务的违约损失(Loss Given Default, LGD),发现持续的模型性能监控和基准测试对健全模型风险管理至关重要<sup>[30]</sup>。此外,有研究利用信息融合技术,结合支持向量机和逻辑回归模型,建立了基于数据挖掘的公司财务预警模型,发现该方法能够提高预测准确率,并在实证研究中证明了信息融合方法的有效性<sup>[31]</sup>。研究通过机器学习方法中的轻量梯度提升机算法分析证券分析师评级数据,验证分析师是否能够识别公司财务舞弊风险<sup>[32]</sup>。同时也有研究运用机器学习的吉布斯随机搜索算法构建了财务欺诈风险特征筛选框架,并基于大数据对上市公司的财务报表进行了特征因子识别与预测<sup>[33]</sup>。

(2) 运用机器学习方法识别企业的信贷风险。早期文献并未对企业规模进行细致划分,主要基于信贷变动提出信用风险预警决策模型<sup>[34]</sup>。随着小微企业贷款需求日益增加,建立行之有效的小微企业信用评级模型已成为学术界和实务界关注的焦点。同时,由于机器学习系统决策过程的不可见性以及违约样本比例的严重失衡,现有机器学习算法

存在各种局限性而未能得到进一步应用,为此,学者们一直致力于改进机器学习在企业信贷识别方面的算法应用。有学者在已有的神经网络信贷预测模型基础上提出一种基于多目标规划和 SVM 的企业信用评估模型以优化预测结果<sup>[35]</sup>;通过构建 Focal Loss 修正交叉熵损失函数的信用风险评价模型,对此前模型因样本识别不足导致的偏误进行了有效修正<sup>[36]</sup>。还有研究利用文本挖掘技术和上市公司年报管理层讨论与分析数据,构建多维度文本信息预警模型,发现该方法能有效提高上市公司信用风险的预测准确性<sup>[37]</sup>。

### 1.2.3 运用机器学习预测绩效、决策与行为

机器学习在预测企业绩效、决策与行为方面的研究也取得了新的进展。

(1) 运用机器学习预测企业绩效。基于“价值创造观”和公司治理,研究者用排序因变量模型和人工神经网络技术预测了价值损害型企业财务状况的五种变化趋势<sup>[38]</sup>。有学者提出用支持向量机方法预测上市公司的财务业绩,通过实验发现径向基核函数(Radial Basis Function, RBF)效果最佳<sup>[39]</sup>。另一部分研究则利用机器学习的 Boosting 回归树探究了高管个人特征对中国上市公司业绩的预测性,发现了高管持股比例和年龄对公司业绩的非线性预测能力<sup>[40]</sup>。还有学者利用文本分析方法和 LASSO 模型开发了一个基于文本的下行风险度量模型,能够通过公司年度报告评估该模型预测未来企业运营策略的能力<sup>[41]</sup>。

(2) 运用机器学习预测决策与行为。采用反向传播(Back Propagation, BP)神经网络对 CEO 的总报酬、年薪和持股价值及其决定因素进行训练和学习,发现神经网络模型相对于传统线性回归模型的预测能力有显著提升<sup>[42]</sup>。通过使用机器学习中的马尔科夫链蒙特卡罗框架和吉布斯抽样算法进行基金业绩关联特征的大数据提取,发现利用特征筛选后的指标建立的模型能较好地预测未来基金的业绩表现<sup>[43]</sup>。而利用神经网络动态时间规整(Dynamic Time Warping, DTW)模型设计了一个自适应框架用于检测现代证券交易电子系统中的非法交易行为,证明该方法在识别可疑的非法内幕交易案例方面比其他替代方法取得了显著进展<sup>[44]</sup>。也有研究运用了机器学习方法将风险投资社群按照成立年限与影响力范围划分成三组,发现这些风险投资社群由相近成立年限和功能风格的风险投资公司组成。风险投资社群的资产规模越大,被投公司的发展成

熟越快、创新能力越强<sup>[45]</sup>。

### 1.3 运用机器学习构建新变量

机器学习方法在处理海量、多维、异构和复杂的文本、图像、音频和视频数据时具有优势,对于结构化数据中各变量间不同形式的复杂关联也能更好处理,对非结构化数据和变量间关联所包含的增量信息的挖掘有助于我们构建颗粒度更细、精度更高的变量,从更加全面和立体的角度研究公司财务和资本市场相关问题。

(1) 运用机器学习处理文本信息构建变量。首先,学者们运用机器学习模型在公司财报、管理层讨论与分析(Management Discussion and Analysis, MD&A)、盈余电话会议纪要等公司披露文本中提取增量信息。研究者使用财务收益电话会议领域的问答数据进行机器学习训练,将识别出的术语表应用于财报电话会议后的同期股市反应,发现了经济相关性<sup>[46]</sup>。现有研究还采用单词嵌入模型(Word Embedding Model)分析并构建衡量公司文化的新变量,发现公司文化会显著影响企业运营效率、风险承担、盈余管理、高管薪酬设计、公司价值和交易活动<sup>[47]</sup>。进一步的研究则采用关键字发现算法(Keyword Discovery Algorithm)识别盈余电话会议参与者对公司面临气候变化风险的关注程度,并通过企业环保相关岗位招聘、绿色创新水平等验证了这一度量的有效性<sup>[48]</sup>。此外,学者们还尝试运用多种机器学习算法来衡量文本情绪、信息相似度以及构建金融词典<sup>[49-51]</sup>。其次,证券分析师是资本市场上重要的信息中介,机器学习技术能够帮助学者从分析师报告中挖掘更多的增量信息。通过运用支持向量机的机器学习分类算法可以发现分析师报告中的前瞻性语句的情感向市场传递了增量信息<sup>[52]</sup>。而 LDA(Latent Dirichlet Allocation)的主题模型构建了基于分析师报告文本的衡量公司创新水平的新方式,从而弥补了只从研发投入和专利产出衡量公司创新水平这种传统方法的不足<sup>[53]</sup>。还有研究则利用朴素贝叶斯方法估计出分析师研究报告的文本语调,发现分析师积极的文本语调显著降低了所追踪公司的股价同步性<sup>[54]</sup>。最后,部分研究还研究和挖掘媒体新闻和社交平台中的情绪等信息,讨论媒体和投资者情绪对微观和宏观经济的影响。有学者利用文本挖掘技术和情感分析方法,利用网络股市论坛文本、股票交易等数据构建了投资者情绪指标,均发现构建的投资者情绪指数能够提高股价和股指走势预测的准确度和精度<sup>[55, 56]</sup>。此外,借助自然语

言处理算法程序(SnowNLP)挖掘上市公司的百度新闻报道中的媒体情绪倾向得分,能够考察媒体情绪对分析师预测行为的影响及其传导机制<sup>[57]</sup>。其他研究者则分别运用机器学习方法从新闻报刊、股票论坛评论中提取投资者情绪信息并用以探究其对宏观经济与股票市场的影响<sup>[58-60]</sup>。此外,部分学者基于社交平台的文本数据构建了新变量,通过 receitiviti API 计算机语言分析天使投资人 Twitter 简介中反映的人物性格,进而分析其对联合投资的影响<sup>[61]</sup>。部分研究通过文本挖掘技术分析新浪财经博客数据,探讨投资者社会互动对股市政策效应的影响<sup>[62]</sup>。

(2) 运用机器学习处理图像信息构建变量。机器学习方法应用不止于对文本的识别和分析,随着相关算法的发展,图像分析技术也逐渐应用于财务学领域之中,为高维度数据分析提供了支持。首先,学者们基于 Kickstarter 众筹平台提取的数据,采用面部检测技术衡量了创业者面部的可信度,发现创业者面部可信度与众筹活动的成功概率正相关<sup>[63]</sup>。也有研究应用显著注意力模型(Saliency Attentive Model)研究股价图表中的视觉注意力权重如何影响股价的统计特征<sup>[64]</sup>。而基于 CNN 模型挖掘新闻图片中的情绪信息来构建月度投资者情绪指数,也能够预测市场投资回报率<sup>[65]</sup>。

(3) 运用机器学习处理结构化数据构建变量。除了对非结构化数据的处理,对于传统的结构化数据,机器学习也能够很好地刻画非线性关系,帮助构建新变量。有研究利用我国资本市场特有的 ST 现象和机器学习方法构造了一个新的刻画上市公司财务困境的测度指标  $PrST$ ,发现构造的财务困境指标  $PrST$  能有效解释股票横截面收益<sup>[66]</sup>。有学者运用 PLS 技术聚合现有投资者分歧指标,构建了一个偏最小二乘分歧指数,表明该指数在样本内外都能显著地预测市场收益<sup>[67]</sup>。有学者利用机器学习将所有异象汇总为一个错误定价信号,表明该信号能构建有利可图的投资策略<sup>[68]</sup>。

#### 1.4 运用机器学习进行因果推断

得益于机器学习处理复杂数据的能力,机器学习在因果推断上也有一定的应用潜力。传统解释性计量模型难免存在模型误设的隐患,当变量数量较多且互相之间存在关联时容易产生多重共线性等问题,从而影响估计系数的精确性和解释力。机器学习方法能够识别变量间复杂的交互关系、提取关键

变量,从而能够克服传统方法的诸多缺陷。LASSO 方法可以被运用于处理协变量选择的问题,得到关于不确定性与市场流动性间关系的更稳健估计<sup>[69]</sup>。有研究利用双选 LASSO(double-selection LASSO)方法缓解遗漏变量误差问题,发现房地产经纪人并没有利用信息优势获取超额利润<sup>[70]</sup>。研究者们还利用渐进梯度回归树模型(gradient boosting regression tree)归纳出我国科创板企业上市融资的三类决定因素:研发水平、成长性和公司治理水平<sup>[71]</sup>。

#### 1.5 以人工智能技术应用作为研究场景

##### 1.5.1 人工智能技术应用对公司决策的影响

(1) 人工智能技术对企业行为的影响。首先,人工智能等新技术能够有效提高公司的投资与创新效率。具体而言,高精尖数据分析技术的应用可以通过识别、访问、组合和部署现有知识来加速企业的创新过程<sup>[72]</sup>。同时,公司聘用擅长数据分析的员工能够提升公司创新绩效<sup>[73]</sup>。此外,机器学习技术也能够协助公司优化融资决策。研究者们比较了随机森林模型(RF)、神经网络模型(NNET),广义加性模型(Generalized Additive Model, GAM)、梯度提升机(Gradient Boosting Machine, GBM)和 LASSO 模型对公司理想状态下杠杆率预测能力,发现相比于线性模型与 LASSO 模型,机器学习模型的预测效率和效果都有了显著改进,说明人工智能技术可以帮助管理层增强资本结构调整能力<sup>[74]</sup>。最后,随着越来越多的投资者使用人工智能技术下载、抓取与分析上市公司年报文本内容,企业也将针对这一现象策略性地改变信息披露行为。有学者发现当人工智能读者(AI reader)下载公司年报的频率上升时,上市公司越有可能在年报中有针对性地纳入算法认为正面的词汇,隐藏算法认为负面的词汇,并且有针对性地增强公司年报文本的可读性<sup>[75]</sup>。

(2) 人工智能技术对公司治理的影响。上市公司的各利益相关方之间的信息不对称问题是造成代理问题的重要原因,因此建立完善、健全的监督机制是提升公司治理的重要手段。人工智能技术极大地提高了对信息与数据的处理与运用能力,有效地降低了监督治理成本,因而有助于推动上市公司实现更好的治理。大数据处理技术使得信息使用者能够实时收集高颗粒度的公司基本面指标、消费者交易信息以及公司经营的卫星图像。这些新信息不但能够降低信息使用者的搜寻成本,还能够引导经验丰

富的投资者参与到公司治理的过程中。对公司治理的最终效果体现为抑制了经理人的投机交易,并且提高了经理人的投资效率<sup>[76]</sup>。此外,有学者基于LASSO、Ridge、神经网络、XGBoost等算法,探索机器学习在帮助公司挑选董事上的作用。研究发现,机器算法能够帮助公司有效识别业绩不佳的董事,这表明了人工智能技术在改善公司治理上的巨大潜力<sup>[77]</sup>。

#### 1.5.2 人工智能技术应用对投资者的影响

人工智能技术应用会影响投资者行为。行为金融理论指出,投资者由于存在心理偏差导致其投资决策产生非理性行为,而以智能投顾等金融科技应用将能够有效缓解投资者心理偏差的影响。有学者探讨了存在机器人投顾与客户互动情况下,投资者如何解决自适应均值方差投资组合优化问题,并分析了在这一新框架下投资者的投资策略变化<sup>[78]</sup>。部分研究探讨了业内常用的机器人投资策略,分析了智能投顾为特定人群(如低收入和/或低学历投资者)带来的益处<sup>[79]</sup>。而关于智能投顾对投资者组合构建及其对投资收益的影响,现有研究发现采用智能投顾服务的投资者投资分散度不足的问题得到了缓解,同时包括处置效应、趋势追逐在内的诸多行为偏差程度也有所减弱<sup>[80]</sup>。此外,金融科技公司汇集了包括另类数据在内的诸多数据源,利用人工智能技术对这些不同来源的另类数据进行整合与分析,能够为投资者提供更为丰富的信息来帮助提升决策效率<sup>[81]</sup>。

#### 1.5.3 人工智能技术应用对银行与信贷市场的影响

(1) 人工智能技术对借款人的影响。银行在发放贷款时对利率设定的自主裁量权会造成部分客户在借贷过程中受到价格歧视,这一现象在信息不对称更为严重、银行议价能力更强的样本中更为突出,而大数据与信息技术的广泛应用能够降低信息不对称并显著改善贷款定价中的价格歧视问题<sup>[82]</sup>。有实验发现相比于人类信贷员,基于人工智能算法构建的授信模型能够对借款人不同维度的面部特征赋予了更准确的权重,拥有更小的判断偏差,进一步佐证了人工智能技术在降低融资摩擦中所起的作用<sup>[83]</sup>。同时,基于蚂蚁金服的数据发现,大数据分析使得抵押物在信贷中的作用减弱,这也将有助于缓解中小微客户所面临的融资约束问题<sup>[84]</sup>。然而,有部分研究发现人工智能技术的应用也可能会加剧

信贷市场的不平等现象。基于美国的抵押贷款数据,研究发现相比于传统的Logit模型,机器学习模型的应用虽然能够略微增加银行的信贷供给,但却使美国的少数族裔更难以获得银行贷款<sup>[85]</sup>。

(2) 人工智能技术对商业银行经营的影响。人工智能技术的应用能够提高商业银行的信息处理与预测能力,从而实现更加精确、灵活的风险管理与防控。现有研究基于AdaBoost算法构建了针对银行业宏观危机的预测模型,发现其相比于传统模型拥有更好的预测能力<sup>[86]</sup>。研究者们还探讨了基于人工智能技术的银行内部风险管理模型及其对商业银行经营所产生的影响,研究发现这些机器学习模型下银行所需要的资本准备金与面临的信用风险均显著下降<sup>[87]</sup>。此外,也有研究发现机器学习方法也能够强化银行对借款人的风险识别与预测能力<sup>[88]</sup>。同时,学者们还关注了人工智能技术应用如何影响银行经营绩效与发展战略,发现人工智能技术等金融科技创新一方面改善了银行的资本充足率和管理效率;另一方面却引入了竞争从而降低了银行的资产质量与盈利水平<sup>[89]</sup>。而关于人工智能技术如何影响商业银行数字化转型进行了理论探索,学者们指出人工智能等金融科技技术的冲击将促使商业银行基于自身禀赋条件(规模大小、数据积累、软信息甄别能力)选择服务对象与发展方向<sup>[90]</sup>。

#### 1.5.4 人工智能技术对宏观领域的影响

人工智能技术的应用也被多项研究证实会对宏观发展产生影响。例如,工业机器人的应用将对劳动力市场产生影响,不仅会显著减少地区外来劳动力的迁入率,同时能够缩小不同阶层的劳动收入差距<sup>[91, 92]</sup>。此外,通过对人脸识别应用展开研究发现,社会动荡会加速人工智能技术的应用,而人工智能技术的应用会反过来减少社会动荡<sup>[93]</sup>。然而,人工智能技术的宏观应用也存在一定的局限性。有学者指出了应用人工智能技术解决宏观问题的三个挑战:一是人工智能技术的应用也会对环境产生影响,因此需要关注其在一般均衡中的总效应,这会对人工智能技术的决策带来挑战;二是人工智能技术应用需要数据支持,但由于信息披露等原因,大部分情况仅能获得实际中的部分数据,而通过这些数据来推测整个宏观环境可能会存在偏差;三是每一次宏观危机都具有一定的特殊性,人工智能技术基于历史信息进行预测可能会存在一定偏误<sup>[94]</sup>。

## 2 人工智能技术应用于公司财务研究面临的问题与挑战

### 2.1 算法局限问题

现有研究对人工智能算法的局限性展开了讨论。首先,一些研究指出人工智能技术还不能考虑到人们对事物结果的预期影响。随着人工智能技术的广泛应用,信息使用者也会考虑到人工智能技术的底层逻辑,进而根据这些预期改变相关决策,因此仅依靠人工智能技术进行决策的精确度难以长存。其次,人工智能技术需要数据支持,这意味着在无法获取大量数据或者获取数据有明显偏差的领域,人工智能技术的应用效能可能受到限制。最后,人工智能技术仅关注了事物发展中的共性问题,但是现有环境的特殊性不断增多。随着世界范围内经济政策不确定性日益增大,人工智能技术的决策可能依然面临许多挑战<sup>[94]</sup>。

与传统的计量方法相比,人工智能算法存在至少如下三个局限:第一,人工智能算法在外推性方面表现较差。现有的人工智能技术与公司财务研究方法主要为用特定的数据训练各类人工智能模型,比较模型的预测性能并选取表现最好的模型。这种方法依赖数据集和样本区间,训练出的模型具有独特性,仅适用于该研究问题,难以推广到其他的研究问题和研究领域。第二,目前人工智能技术中的诸多算法各有优劣,并没有最优的人工智能算法,在公司财务领域的应用存在局限。由于目前人工智能算法的各个模型各有优劣,并不存在最优模型,对于具体的研究话题,需要分别考虑所有模型的预测性能,通过比较选出最优的模型进行研究,与计量模型相比,存在明显局限。第三,人工智能算法的解释性较差。公司财务领域研究的一个关键问题是因果推断,尽管有学者将人工智能算法应用于因果推断问题,但由于人工智能算法存在“黑箱”,模型的输入变量对输出变量的影响大小和具体的影响机制难以识别,与常用的计量模型相比可解释性较差,因此在因果识别方面的应用存在局限性。

此外,人工智能技术在部分情境下会由于模型过拟合、输入数据质量等原因做出有偏的决策,即“算法偏误”问题。一些文献对该现象在不同公司财务领域的表现进行了探讨。有学者将人工智能算法神经网络与线性判断模型(LDA)、传统判断模型(Logit)对比后发现:在预测公司危机方面,神经网络

系统具有“黑箱”问题,模型的运用准确性难以得到保障<sup>[95]</sup>。另一部分学者则发现基于算法的量化基金在策略的灵活性上不及基金经理管理的基金<sup>[96]</sup>。同时,也有研究指出,金融科技创新使投资者表现出明显的行为偏差,包括处置效应、趋势追逐和等级效应等,也使投资者参与了更多由注意力引发的交易,最终可能令投资者蒙受损失<sup>[80, 97]</sup>。

### 2.2 数据保护与隐私问题

人工智能技术的发展与监管制度的完善速度存在差异,人工智能技术进展可能超出现有监管框架的跟进能力,导致AI财务活动监管不足,增加监管风险。一方面,人工智能技术能够获取并分析消费者的个人数据,使得数字平台能够针对性地给消费者推送差异化信息,暴露了消费者的个人偏好。有学者发现,虽然人工智能技术可以帮助大数据更好地促进经济增长,但数字平台获取并共享用户数据的过程会导致算法不平等,意志薄弱的消费者会暴露于诱惑商品的掠夺性广告中,产生意志坚强和薄弱的消费者之间的福利差距,对消费者的保护难以实现<sup>[98]</sup>。另一方面,在一些情境中,人工智能系统需要获取并处理、交易用户个人信息、移动足迹等敏感数据,这将导致用户的数据隐私泄露风险。研究者基于移动应用市场,探讨了用户数据隐私偏好对用户行为的影响,进而分析了用户数据隐私偏好与资本市场经济后果之间的关系<sup>[99]</sup>。此外,学者们还研究了用户对数据隐私的关注和其数据共享行为的动态关系,考察了用户在数据隐私需求和数字服务带来的好处之间的权衡行为<sup>[100]</sup>。

## 3 人工智能技术与公司财务的未来研究方向

### 3.1 构建基于人工智能技术与财务学交叉研究的新理论

人工智能技术引领的新一轮科技革命和产业变革对企业财务和资本市场定价产生重大而深远的影响。人工智能技术为财务学理论创新提供了新的研究情境,对传统财务学理论提出了重大挑战。利用人工智能技术和大模型深入挖掘海量、复杂、高维、异构数据,并结合中国独特的制度背景进行财务学理论创新势在必行。

(1) 中国资本市场制度改革和理论创新。中国资本市场正处于高质量发展和创新变革的重要时期。一方面,在我国这样的新兴市场中,人工智能技

术应用产生了新现象和新模式,研究前景广阔。我国的金融科技平台发展迅猛,已经具有成熟的运作模式和广泛的受众群体,为我们开展此方面的研究提供了大量丰富、有趣的数据和情景,值得我们深入挖掘。另一方面,我国的资本市场具有散户投资者主导的群体结构,可以归纳总结散户投资者行为偏差的特征及其与机构投资者的不同,进而考察人工智能技术的引入如何影响不同类型投资者的行为偏差及其作用机理。最后,可以立足于我国特殊的交易制度,考察市场交易制度对人工智能技术应用的影响。

(2) 人工智能技术与公司财务智能化理论创新。二十大报告指出经济发展需要推动制造业高端化、智能化和绿色化转型升级。收集和挖掘中国企业高频高维、非结构化的财务数据,基于人工智能技术和大模型,研究如何实现财务流程自动化改造,通过自动监测企业财务活动来智能识别企业财务风险并建立预警机制,以及对投资、融资、营运和分配全链条进行建模预测和分析,从而实现财务决策的智能化。更为重要的是,应该归纳总结我国不同于西方的制度背景,进而分析在不同制度背景下人工智能技术对公司财务的影响是否不同,为何不同,从而构建基于中国情景的人工智能技术与公司财务的理论体系。

(3) 有为政府框架下的人工智能技术与公司财务理论。在我国,政府是驱动人工智能技术治理体系建设的重要因素。首先,政府会通过相关的产业政策、政府购买活动、融资支持、推动相关人才培养等手段直接促进人工智能技术相关产业与公司的发展,同时也能够通过处罚性和非处罚性监管措施对于人工智能技术应用引起的数据隐私安全、公平与效率问题等进行风险防控,因此在我国情景下开展人工智能技术与公司财务交叉研究时可以将政府部门的行为和目标函数与相关理论模型有机结合起来,考察政府参与对人工智能技术应用的影响。此外,我国有着规模庞大的国有企业,这类企业的目标函数与私营企业存在一定差异,在未来的研究中可以考察不同类型企业在人工智能技术运用中的角色与作用。最后,官员晋升激励能够影响地区人工智能技术投资水平,在未来的研究中还可以考察官员晋升激励对人工智能技术与公司财务交叉研究的影响。

### 3.2 探索人工智能技术应用情景下的财务学研究新问题

人工智能技术的不断发展为财务学的长足进步提供了新的选题契机。从研究选题视角来看,基于人工智能技术应用场景的研究话题不会局限于传统的财务金融话题,如资产定价、业绩评价、风险评估、财务决策等,也将进一步延伸至新兴财务领域。

(1) 在公司环境和社会责任领域的应用研究。当前,已有研究将人工智能技术应用于公司环境和社会责任(E&S)的度量。例如,利用新的人工智能技术(FinBERT),从公司披露的社会责任公告文本中提取相关的信息,构造社会和责任变量<sup>[10]</sup>。未来,还可以采用人工智能技术度量企业的环保表现是否言行一致。一方面,通过更先进的数据挖掘技术和文本分析技术,能够更全面地挖掘、更准确地识别企业社会责任报告和其他环境相关披露中所含的信息;另一方面,人工智能技术能够帮助学者们更准确地度量企业的真实环境绩效,包括真实排污水平、实质性绿色创新等。因此,未来研究可以考虑将人工智能技术应用于企业“漂绿”这一新的场景,分析人工智能技术是否有助于减缓企业的“漂绿”行为。

(2) 在金融安全领域的应用。随着人工智能技术的兴起,金融领域的数据隐私保护、算法模型安全、资本市场交易秩序等涉及金融安全的问题也逐渐得到关注。在未来的研究中,既可以利用人工智能技术识别违规交易、上市公司虚假信息披露等问题,也可以聚焦人工智能技术的应用对金融机构运营效率、对资本市场参与者信息安全是否有“双刃剑”作用。比如,利用人工智能技术对“内幕信息”做出精准认定,支持金融监管机构履行职责;利用人工智能技术识别大股东掏空等行为,维护公开公平公正的资本市场秩序;探究保险公司、银行、券商等金融机构使用人工智能技术的优势和缺点,包括智能保单设计、银行坏账率、机器人分析师可靠性等相关问题。

(3) 法律、法规等正式制度对人工智能技术应用的影响。人工智能技术的发展伴随着国家人工智能技术相关政策的出台,人工智能技术扶持政策有助于深化人工智能技术在财务领域的应用,扩大人工智能技术对财务领域的影响。一方面,人工智能技术应用在带来效率的提升的同时,也带来了诸如

公平与效率、算法歧视、数据隐私与安全等问题,这可能会引起监管部门的注意,加强对人工智能技术应用的安全审查和监管,制定规范化和标准化要求。因此,有必要讨论人工智能技术在财务领域的应用如何受到相应法律法规政策的影响,且在对此展开研究时需要考虑我国相关法律制度的内生变化。同时,人工智能技术应用的产权保护也是一个值得研究的话题。产权保护一方面激励了研发人员的创新,另一方面也提升了同行业人员学习现有知识的成本,如何制定产权保护政策,促进人工智能技术在财务行业应用的效果,是一个有趣且重要的问题。

(4) 独特、丰富传统文化等非正式制度对人工智能技术应用的影响。我国历史悠久,文化源远流长,除了法律等正式制度外,许多中国特色的非正式制度对于财务、金融等相关决策也产生了深远的影响。首先,社会文化对管理层理念的影响可能会导致公司的人工智能技术相关决策产生差异,而社会资本则会影响投资者对人工智能技术的应用,在未来的研究中可以对此展开探索。其次,这些非正式制度的存在产生了软信息,未来的研究中可以挖掘这些信息在改进人工智能模型上的潜能并讨论软信息对于人工智能技术应用的影响。最后,人工智能技术的应用也会与文化等非正式制度产生交互,技术进步将对文化带来影响,而文化也会反作用于技术的应用形式以及应用效果,在未来可对此展开深入研究。

### 3.3 挖掘人工智能技术在财务学研究应用中的新方法

目前,财务学研究中应用的机器学习方法仍有一定的提升空间。一方面,当前研究在选择机器学习算法时仍较多使用随机森林、支持向量机与集成学习等传统算法,未来可以基于生成式人工智能、深度学习、迁移学习、ChatGPT等更加前沿的算法展开研究。另一方面,未来在算法选择时可以尝试更多地结合研究问题特点选择、开发更为定制化的模型,从而增强算法与研究问题的适应性。同时,可以进一步考虑人工智能技术在动态情景和特殊情景下的适应性,分析在复杂的情境下运用人工智能技术对公司财务的影响。最后,现有研究主要关注人工智能技术对公司财务的单向影响,未来研究中可以关注人机共生、人机互动等带来的新影响。

## 4 结语

本文回顾了2004—2023年发表在国内外期刊

上的关于人工智能技术与公司财务的相关文献,梳理并分析了这些文献的发展现状与趋势。然后,重点探讨了人工智能技术与财务学交叉研究中的研究进展,包括运用机器学习预测变量、运用机器学习方法处理非结构化数据、运用机器学习进行因果推断和以人工智能技术应用为研究场景的相关文献。第三,本文归纳了人工智能技术驱动下公司财务研究面临的问题与挑战,包括公平与效率问题、算法局限问题、数据保护与隐私问题。最后,对人工智能技术驱动公司财务研究的未来发展趋势与潜在研究机会进行了探讨与展望。

人工智能技术在公司财务领域的应用场景日益增多。在“人工智能+”时代,实务中的公司财务管理正从信息化向数字化、智能化不断转型。在政策推动和行业创新的共同驱动下,我国人工智能技术与金融业务深度融合,衍生出了很多新业态、新场景,深刻地推动了金融领域变革。

人工智能技术在公司财务实践中的应用也为未来的研究带来了新的方向:(1) 新理论。财务智能化广泛于实务的应用有助于推动公司财务理论的变革创新,未来的研究可以关注在人工智能技术应用背景下传统的公司财务难题面临的新研究情景和潜在创新,同时结合中国特色问题,构建具有中国特色的人工智能技术与公司财务交叉新理论体系。(2) 新问题。除了传统的公司财务问题,人工智能技术的发展也为新兴问题的研究提供了新的方向与可能,例如人工智能技术应用与ESG、金融安全、正式制度与非正式制度等问题的交叉研究。(3) 新技术。人工智能技术已经发展到大模型阶段,未来的研究可以进一步将最新的人工智能技术与算法运用到财务学研究中。此外,未来研究中可以关注人机共生、人机互动等新的人工智能技术带来的影响。

**致谢** 感谢李哲、李念、董睿、谢蓉蓉、柯劲婧、张按笛、宋丹雯、杨若明、祖春雨、盖震、苏逸辰、王楚莹等同学对本文做出的贡献。

## 参 考 文 献

- [1] 赵琪,徐维军,季昱丞,等.机器学习在金融资产价格预测和配置中的应用研究述评.管理学报,2020,17(11):1716—1728.
- [2] 李斌,邵新月,李玥阳.机器学习驱动的基本面量化投资研究.中国工业经济,2019(8):61—79.

- [3] Gu SH, Kelly B, Xiu DC. Empirical asset pricing via machine learning. *The Review of Financial Studies*, 2020, 33(5): 2223—2273.
- [4] Karolyi GA, Van Nieuwerburgh S. New methods for the cross-section of returns. *The Review of Financial Studies*, 2020, 33(5): 1879—1890.
- [5] Breitung C. Automated stock picking using random forests. *Journal of Empirical Finance*, 2023, 72: 532—556.
- [6] Chen LY, Pelger M, Zhu J. Deep learning in asset pricing. *Management Science*, 2024, 70(2): 714—750.
- [7] Jiang JW, Kelly B, Xiu DC. (Re-)imagining price trends. *The Journal of Finance*, 2023, 78(6): 3193—3249.
- [8] Kozak S, Nagel S, Santosh S. Shrinking the cross-section. *Journal of Financial Economics*, 2020, 135(2): 271—292.
- [9] Lee CMC, Ma P, Wang CCY. Search-based peer firms: Aggregating investor perceptions through Internet co-searches. *Journal of Financial Economics*, 2015, 116(2): 410—431.
- [10] Brogaard J, Zareei A. Machine learning and the stock market. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2023, 58(4): 1431—1472.
- [11] Hiraki K, Sun CP. A toolkit for exploiting contemporaneous stock correlations. *Journal of Empirical Finance*, 2022, 65: 99—124.
- [12] Zhao AB, Cheng TT. Stock return prediction: Stacking a variety of models. *Journal of Empirical Finance*, 2022, 67: 288—317.
- [13] Han C. Bimodal characteristic returns and predictability enhancement via machine learning. *Management Science*, 2022, 68(10): 7701—7741.
- [14] Ban GY, El Karoui N, Lim AEB. Machine learning and portfolio optimization. *Management Science*, 2018, 64(3): 1136—1154.
- [15] Wang HR, Zhou XY. Continuous-time mean-variance portfolio selection: a reinforcement learning framework. *Mathematical Finance*, 2020, 30(4): 1273—1308.
- [16] Dong X, Li Y, Rapach DE, et al. Anomalies and the expected market return. *The Journal of Finance*, 2022, 77(1): 639—681.
- [17] Yan XM, Zheng LL. Fundamental analysis and the cross-section of stock returns: a data-mining approach. *The Review of Financial Studies*, 2017, 30(4): 1382—1423.
- [18] Griffin JM, Hirschey N, Kruger S. Do municipal bond dealers give their customers “fair and reasonable” pricing? *The Journal of Finance*, 2023, 78(2): 887—934.
- [19] Huang JZ, Shi Z. Machine-learning-based return predictors and the spanning controversy in macro-finance. *Management Science*, 2023, 69(3): 1780—1804.
- [20] Bianchi D, Büchner M, Tamoni A. Bond risk premiums with machine learning. *The Review of Financial Studies*, 2021, 34(2): 1046—1089.
- [21] Wu WB, Chen JQ, Ben Yang Z, et al. A cross-sectional machine learning approach for hedge fund return prediction and selection. *Management Science*, 2021, 67(7): 4577—4601.
- [22] Giglio S, Liao Y, Xiu DC. Thousands of alpha tests. *The Review of Financial Studies*, 2021, 34(7): 3456—3496.
- [23] Becker S, Jentzen A, Müller MS, et al. Learning the random variables in Monte Carlo simulations with stochastic gradient descent: machine learning for parametric PDEs and financial derivative pricing. *Mathematical Finance*, 2024, 34(1): 90—150.
- [24] Bali TG, Beckmeyer H, Mörke M, et al. Option return predictability with machine learning and big data. *The Review of Financial Studies*, 2023, 36(9): 3548—3602.
- [25] 马若微. 基于RS与ANN的上市公司财务困境预测模型的实证研究. *南开管理评论*, 2006, 9(3): 85—91.
- [26] 酃金梁, 吴谣, 雷曜, 等. 有效预警上市公司违规的递延所得税异动指标和人工智能模型. *金融研究*, 2020(8): 149—168.
- [27] Hasan MM, Taylor G, Richardson G. Brand capital and stock price crash risk. *Management Science*, 2022, 68(10): 7221—7247.
- [28] Bhatia S. Predicting risk perception: new insights from data science. *Management Science*, 2019, 65(8): 3800—3823.
- [29] 肖毅, 熊凯伦, 张希. 基于TEI@I方法论的企业财务风险预警模型研究. *管理评论*, 2020, 32(7): 226—235.
- [30] Olson LM, Qi M, Zhang XF, et al. Machine learning loss given default for corporate debt. *Journal of Empirical Finance*, 2021, 64: 144—159.
- [31] 张亮, 张玲玲, 陈懿冰, 等. 基于信息融合的数据挖掘方法在公司财务预警中的应用. *中国管理科学*, 2015, 23(10): 170—176.
- [32] 伍彬, 刘云菁, 张敏. 基于机器学习的分析师识别公司财务舞弊风险的研究. *管理学报*, 2022, 19(7): 1082—1091.
- [33] 袁先智, 周云鹏, 严诚幸, 等. 财务欺诈风险特征筛选框架的建立和应用. *中国管理科学*, 2022, 30(3): 43—54.
- [34] 庞建敏. 企业信用风险度量 and 预警决策支持系统研究. *金融研究*, 2006(3): 111—117.

- [35] 张目, 周宗放. 基于多目标规划和支持向量机的企业信用评估模型. 中国软科学, 2009(4): 185—190.
- [36] 杨莲, 石宝峰. 基于 Focal Loss 修正交叉熵损失函数的信用风险评价模型及实证. 中国管理科学, 2022, 30(5): 65—75.
- [37] 李成刚, 贾鸿业, 赵光辉, 等. 基于信息披露文本的上市公司信用风险预警——来自中文年报管理层讨论与分析的经验证据. 中国管理科学, 2023, 31(2): 18—29.
- [38] 吴超鹏, 吴世农. 基于价值创造和公司治理的财务状态分析与预测模型研究. 经济研究, 2005, 40(11): 99—110.
- [39] 蒋艳霞, 徐程兴. 基于集成支持向量机的企业财务业绩分类模型研究. 中国管理科学, 2009, 17(2): 42—51.
- [40] 陆瑶, 张叶青, 黎波, 等. 高管个人特征与公司业绩——基于机器学习的经验证据. 管理科学学报, 2020, 23(2): 119—139.
- [41] Avramov D, Li MW, Wang H. Predicting corporate policies using downside risk: a machine learning approach. Journal of Empirical Finance, 2021, 63: 1—26.
- [42] 郭玲玲. 基于 BP 神经网络的上市公司 CEO 报酬实证研究. 管理评论, 2011, 23(10): 110—117.
- [43] 袁先智, 刘海洋, 周云鹏, 等. 基金关联特征提取的大数据随机搜索算法及应用. 管理科学, 2020, 33(6): 41—53.
- [44] James R, Leung H, Prokhorov A. A machine learning attack on illegal trading. Journal of Banking & Finance, 2023, 148: 106735.
- [45] Bubna A, Das SR, Prabhala N. Venture capital communities. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 2020, 55(2): 621—651.
- [46] Barth A, Mansouri S, Wöbbecking F. “let me get back to you”—a machine learning approach to measuring NonAnswers. Management Science, 2023, 69(10): 6333—6348.
- [47] Li K, Mai F, Shen R, et al. Measuring corporate culture using machine learning. The Review of Financial Studies, 2021, 34(7): 3265—3315.
- [48] Sautner Z, Van Lent L, Vilkov G, et al. Firm-level climate change exposure. The Journal of Finance, 2023, 78(3): 1449—1498.
- [49] Frankel R, Jennings J, Lee J. Disclosure sentiment: machine learning vs. dictionary methods. Management Science, 2022, 68(7): 5514—5532.
- [50] 蒋艳辉, 马超群, 熊希希. 创业板上市公司文本惯性披露、信息相似度与资产定价——基于 Fama-French 改进模型的经验分析. 中国管理科学, 2014, 22(8): 56—63.
- [51] García D, Hu XW, Rohrer M. The colour of finance words. Journal of Financial Economics, 2023, 147(3): 525—549.
- [52] 马黎珺, 伊志宏, 张澈. 廉价交谈还是言之有据? ——分析师报告文本的信息含量研究. 管理世界, 2019, 7: 182—200.
- [53] Bellstam G, Bhagat S, Cookson JA. A text-based analysis of corporate innovation. Management Science, 2021, 67(7): 4004—4031.
- [54] 吴武清, 赵越, 闫嘉文, 等. 分析师文本语调会影响股价同步性吗? ——基于利益相关者行为的中介效应检验. 管理科学学报, 2020, 23(9): 108—126.
- [55] 戴德宝, 兰玉森, 范体军, 等. 基于文本挖掘和机器学习的股指预测与决策研究. 中国软科学, 2019(4): 166—175.
- [56] 尹海员, 吴兴颖. 投资者高频情绪对股票日内收益率的预测作用. 中国工业经济, 2019(8): 80—98.
- [57] 张宗新, 吴钊颖. 媒体情绪传染与分析师乐观偏差——基于机器学习文本分析方法的经验证据. 管理世界, 2021, 37(1): 170—185.
- [58] 部慧, 解峥, 李佳鸿, 等. 基于股评的投资者情绪对股票市场的影响. 管理科学学报, 2018, 21(4): 86—101.
- [59] 姚加权, 冯绪, 王赞钧, 等. 语调、情绪及市场影响: 基于金融情绪词典. 管理科学学报, 2021, 24(5): 26—46.
- [60] 范小云, 王业东, 王道平, 等. 不同来源金融文本信息含量的异质性分析——基于混合式文本情绪测度方法. 管理世界, 2022, 38(10): 78—95.
- [61] Block JH, Fisch CO, Obschonka M, et al. A personality perspective on business angel syndication. Journal of Banking & Finance, 2019, 100: 306—327.
- [62] 杨晓兰, 王伟超, 高媚. 股市政策对股票市场的影响——基于投资者社会互动的视角. 管理科学学报, 2020, 23(1): 15—32.
- [63] Duan Y, Hsieh TS, Wang RR, et al. Entrepreneurs' facial trustworthiness, gender, and crowdfunding success. Journal of Corporate Finance, 2020, 64: 101693.
- [64] Bose D, Cordes H, Nolte S, et al. Decision weights for experimental asset prices based on visual salience. The Review of Financial Studies, 2022, 35(11): 5094—5126.
- [65] Obaid K, Pukthuanthong K. A picture is worth a thousand words: measuring investor sentiment by combining machine learning and photos from news. Journal of Financial Economics, 2022, 144(1): 273—297.
- [66] 梁墨, 李鸿翔, 张顺明. 基于 ST 预测的财务困境测度与股票横截面收益. 中国管理科学, 2023, 31(2): 138—149.
- [67] Huang DS, Li JY, Wang LY. Are disagreements agreeable? Evidence from information aggregation. Journal of Financial Economics, 2021, 141(1): 83—101.

- [68] Tobek O, Hronec M. Does it pay to follow anomalies research? Machine learning approach with international evidence. *Journal of Financial Markets*, 2021, 56: 100588.
- [69] Rehse D, Riordan R, Rottke N, et al. The effects of uncertainty on market liquidity: evidence from Hurricane Sandy. *Journal of Financial Economics*, 2019, 134(2): 318—332.
- [70] Liu CH, Nowak AD, Smith PS. Asymmetric or incomplete information about asset values? *The Review of Financial Studies*, 2020, 33(7): 2898—2936.
- [71] 陆瑶, 施函青. 我国科技企业融资的决定因素研究——基于科创板企业的机器学习分析. *金融研究*, 2022(9): 132—151.
- [72] Wu L, Lou BW, Hitt L. Data analytics supports decentralized innovation. *Management Science*, 2019, 65(10): 4863—4877.
- [73] Tambe P. Big data investment, skills, and firm value. *Management Science*, 2014, 60(6): 1452—1469.
- [74] Amini S, Elmore R, Öztekin Ö, et al. Can machines learn capital structure dynamics? *Journal of Corporate Finance*, 2021, 70: 102073.
- [75] Cao SA, Jiang W, Yang BZ, et al. How to talk when a machine is listening: corporate disclosure in the age of AI. *The Review of Financial Studies*, 2023, 36(9): 3603—3642.
- [76] Zhu C. Big data as a governance mechanism. *The Review of Financial Studies*, 2019, 32(5): 2021—2061.
- [77] Erel I, Stern LH, Tan CH, et al. Selecting directors using machine learning. *The Review of Financial Studies*, 2021, 34(7): 3226—3264.
- [78] Capponi A, Ólafsson S, Zariphopoulou T. Personalized robo-advising: enhancing investment through client interaction. *Management Science*, 2022, 68(4): 2485—2512.
- [79] D'Hondt C, De Winne R, Ghysels E, et al. Artificial Intelligence Alter Egos: who might benefit from robo-investing? *Journal of Empirical Finance*, 2020, 59: 278—299.
- [80] D'Acunto F, Prabhala N, Rossi AG. The promises and pitfalls of robo-advising. *The Review of Financial Studies*, 2019, 32(5): 1983—2020.
- [81] Grennan J, Michaely R. FinTechs and the market for financial analysis. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2021, 56(6): 1877—1907.
- [82] Cerqueiro G, Degryse H, Ongena S. Rules versus discretion in loan rate setting. *Journal of Financial Intermediation*, 2011, 20(4): 503—529.
- [83] Chen ZY, Liu YJ, Meng JJ, et al. What's in a face? an experiment on facial information and loan-approval decision. *Management Science*, 2023, 69(4): 2263—2283.
- [84] Gambacorta L, Huang YP, Li ZH, et al. Data versus collateral. *Review of Finance*, 2023, 27(2): 369—398.
- [85] Fuster A, Goldsmith-Pinkham P, Ramadorai T, et al. Predictably unequal? the effects of machine learning on credit markets. *The Journal of Finance*, 2022, 77(1): 5—47.
- [86] Casabianca EJ, Catalano M, Forni L, et al. A machine learning approach to rank the determinants of banking crises over time and across countries. *Journal of International Money and Finance*, 2022, 129: 102739.
- [87] Fraisse H, Laporte M. Return on investment on artificial intelligence: the case of bank capital requirement. *Journal of Banking & Finance*, 2022, 138: 106401.
- [88] Butaru F, Chen QQ, Clark B, et al. Risk and risk management in the credit card industry. *Journal of Banking & Finance*, 2016, 72: 218—239.
- [89] Zhao JS, Li XH, Yu CH, et al. Riding the FinTech innovation wave: FinTech, patents and bank performance. *Journal of International Money and Finance*, 2022, 122: 102552.
- [90] 张一林, 郁芸君, 陈珠明. 人工智能、中小企业融资与银行数字化转型. *中国工业经济*, 2021(12): 69—87.
- [91] 陈媛媛, 张竞, 周亚虹. 工业机器人与劳动力的空间配置. *经济研究*, 2022, 57(1): 172—188.
- [92] 陈东, 秦子洋. 人工智能与包容性增长——来自全球工业机器人使用的证据. *经济研究*, 2022, 57(4): 85—102.
- [93] Beraja M, Kao A, Yang DY, et al. AI-tocracy. *The Quarterly Journal of Economics*, 2023, 138(3): 1349—1402.
- [94] Danielsson J, MacRae R, Uthemann A. Artificial intelligence and systemic risk. *Journal of Banking & Finance*, 2022, 140: 106290.
- [95] Altman EI, Marco G, Varetto F. Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking & Finance*, 1994, 18(3): 505—529.
- [96] Abis S. Man vs. machine: quantitative and discretionary equity management. *SSRN Electronic Journal*, 2020: 3717371.

- [97] Barber BM, Huang X, Odean T, et al. Attention-induced trading and returns: evidence from robinhood users. *The Journal of Finance*, 2022, 77(6): 3141—3190.
- [98] Liu Z, Sockin M, Xiong W. Data privacy and algorithmic inequality. *SSRN Electronic Journal*, 2023: 4448301.
- [99] Bian B, Ma XC, Tang H. The supply and demand for data privacy: evidence from mobile apps. *SSRN Electronic Journal*, 2021: 3987541.
- [100] Chen L, Huang Y, Ouyang S, et al. Data privacy and digital demand. Working Paper of Luohan Academy, 2023.
- [101] Li K, Mai F, Wong G, et al. Female equity analysts and corporate environmental and social performance. *SSRN Electronic Journal*, 2022: 4154013.

## Research Progress of Corporate Finance Driven by Artificial Intelligence Technology

Nianhang Xu\* Chongjun Wang Jiaqi Liu

*Business School, Renmin University of China, Beijing 100872*

**Abstract** Artificial intelligence (AI) technologies have significantly broadened the research field and methodologies of finance. This paper systematically reviews 453 pertinent articles published in leading domestic and international journals from 2004 to 2023, establishing an analytical framework for examining the cross-research of AI technologies and corporate finance. On the one hand, the widespread application of AI disruptively influences economic activities, including corporate decision-making, securities markets, and credit markets, thereby creating novel contexts for financial research. On the other hand, the powerful information extraction capabilities of AI empower finance research to surmount several challenges inherent in traditional studies, thereby enhancing event prediction, causal inference, and the processing of unstructured data for variable construction. Furthermore, this paper identifies the issues and challenges encountered in the cross-research of AI and finance. Finally, it discusses future development trends and potential research opportunities within this domain, particularly focusing on how to develop new theories, research questions, and methodologies informed by China's unique institutional context.

**Keywords** artificial intelligence technology; machine learning; corporate finance; research progress

(责任编辑 陈鹤 张强)

---

\* Corresponding Author, Email: nhxu@ruc.edu.cn