

人工智能在财务欺诈与风险预警中的应用研究综述

王晨阳

(吉林工程技术师范学院 经济与管理学院, 吉林 长春 130052)

摘要: 随着企业财务环境变得越来越复杂, 财务欺诈行为给经济秩序造成了极大的威胁, 传统的检测手段对于新型的欺诈手段越来越难以应对。人工智能技术依靠自身强大的数据处理及模式识别性能, 给财务风险防控赋予了新的解决途径。本文系统梳理了人工智能在财务欺诈识别和风险预警方面的相关研究, 主要对监督学习、无监督学习、深度学习等关键技术方法特点和应用场景进行分析。实践中发现, 用人工智能技术建立的预警模型可以及时、准确地发现异常财务指标和隐藏的欺诈行为。目前的研究还存在着数据质量依赖度高、模型可解释性不高等问题, 未来还要继续探索多模态数据融合、轻量化模型部署等方向, 促进人工智能技术在财务风控领域的深入应用和创新发展。

关键词: 人工智能; 财务欺诈; 风险预警; 机器学习; 金融科技

一、引言

伴随着数字经济时代的发展, 企业财务活动变得越来越频繁、复杂, 财务欺诈行为也变得越来越隐蔽, 手法越来越多样, 传播速度越来越快, 给市场秩序以及企业可持续发展带来了严重的挑战。传统的财务风险防控主要是依靠人工审计和静态规则引擎, 对于海量的异构数据以及不断变化的欺诈手段, 其识别效率低下、反应不及时的问题越来越明显。近些年来, 人工智能技术凭借在数据处理、模式识别以及预测分析方面所表现出的突出优势, 给改善财务欺诈识别及风险预警能力赋予了新的途径。当前大数据和智能算法深度融合发展之下, 人工智能能够对异常交易、可疑财务指标实行实时监测, 并从历史数据当中找出隐藏的风险规律, 让风控模式由原来的“事后的补救”变成“事前的防范”。

将人工智能技术引入到财务风控领域有重大的理论和实践意义。从理论角度来讲, 有利于充实智能风控的方法体系, 推进多学科交叉融合, 给财务信息学, 风险管理以及人工智能的协同创新赋予学术支持。就实践而言, 依靠人工智能的预警系统可以有效地提高企业内部控制的效率, 减少由于欺诈而造成的直接或间接损失, 增加投资者信心, 提高市场透明度。除此之外, 在全球监管日趋严格的大环境里, 人工智能的使用也能使企业更好的遵守法律法规, 提高企业的合规管理能力。因此, 对人工智能在财务欺诈识别、风险预警的应用情况进行系统梳理, 对人工智能的技术路径以及实施中存在的问题进行深入分析, 对于智能财务风控体系的建立和完善有着重要的意义。

二、人工智能技术在财务欺诈检测中的理论基础与方法体系

(一) 财务欺诈检测的核心技术框架: 机器学习与深度学习方法

机器学习、深度学习是人工智能在财务欺诈检测中用到的主要技术。这些技术从大量的财务数据中自动学习欺诈行为的潜在模式, 对之前的人工审核和规则引擎是一次重大升级。机器学习分为监督学习、无监督学习以及半监督学习, 在不同的数据条件下、适用场合它们发挥着各自的作用。监督学习方法适合有足够的历史欺诈标签数据的情况。模型通过对已有的

作者简介: 王晨阳(2005-), 女, 本科, 研究方向为财务管理。

“正常”和“欺诈”样本进行学习，得到分类器来预测新的交易是否风险。逻辑回归、决策树、随机森林、支持向量机等属于经典算法，可以有效地识别出已知类型的欺诈行为，分类精度较高。通过对交易金额、交易次数、交易时间、交易地点等各方面的分析，可以准确地识别出异常的支付行为。

当缺少欺诈样本的标签时，无监督学习方法有独特的优势。此方法认为欺诈行为是数据中少数异常点，用聚类或者异常检测技术将它与正常模式区分开来。孤立森林算法用随机分割特征空间的方式隔离异常点，自编码器用重建输入数据的方式发现不能用常规规则定义的隐蔽异常。该类方法善于发现新的或者未知的欺诈手段，给企业风险防控提供前瞻性的视角。

深度学习作为机器学习的延伸，由于它强大的非线性拟合能力，在处理高维、序列化以及非结构化的财务数据方面表现突出。循环神经网络，特别是长短期记忆网络，能够很好地捕捉到交易流水中的时序关系，并且可以识别出短期内高频小额转账这种复杂的欺诈模式。卷积神经网络可以用于发票图像、合同文本等非结构化数据的分析，辅助识别伪造凭证。黄波在研究中认为，深度学习模型可以从复杂的交易网络中找出人力难以发现的隐蔽联系，使资金舞弊识别更加深入广泛^[1]。实践中常采用混合模型策略来兼顾检测的准确性和泛化能力。监督学习精准打击已知欺诈，无监督学习探索未知风险，两者相互配合。整个技术框架的实施一般按照数据采集和预处理、特征工程、模型训练、部署监控的闭环流程进行。田婷认为，建立可以不断学习、动态调整的智能风控系统是当前技术应用的主要方向^[2]。随着技术的不断进步，这些方法把财务欺诈检测从静态、被动的规则审查推进到了动态、主动的智能预警的新阶段。

（二）自然语言处理技术在财务文本分析与异常识别中的应用

自然语言处理技术是人工智能领域中一项很重要的分支，在财务欺诈检测方面有独特的价值。财务活动产生了大量的非结构化文本数据，包括财务报告、管理层讨论与分析、审计意见、合同条款、新闻舆情、内部通讯记录等。传统的方法很难高效、深入地挖掘文本中隐藏的风险信号，自然语言处理技术可以自动解析文本语义、识别情感倾向、检测异常表述，从而给风险预警提供重要的线索。

从技术实现角度看，自然语言处理在财务文本分析中的运用主要有以下几个重要的部分。首先进行文本预处理和向量化，用分词、去除停用词、词形还原等方式将原始文本转化为结构化数据，再用词袋模型、词嵌入等方式将词语映射成数值向量，为后续分析打下基础。其次为特征提取和语义分析，用命名实体识别技术自动提取文本中的人名、公司名、金额、时间等重要信息；用情感分析判断文本表述的积极或消极倾向，对管理层展望章节的语调进行分析可以间接反映企业潜在风险；用主题模型从大量文档中自动发现隐含的主题，发现异常关注点或者回避话题。

异常识别属于自然语言处理技术在财务风控中的主要应用。结合人工智能技术的文本分析能够从海量非结构化信息中自动捕捉风险信号，实现对财务危机的更全面监控[3]。通过对同一企业不同时期财务报告文本的对比，可以发现表述风格、用词习惯、信息披露完整性等的变化，这些变化可能意味着财务操纵。企业会在出现负面业绩的时候，有意使用复杂、模糊的语言来掩盖真相，在关键的风险领域减少披露的细节。自然语言处理模型可以将这些文本特征量化的表示出来，再与正常的企业相比较，从而发现异常的模式。

自然语言处理技术在合同审查以及合规检查中也起到了一定的作用。自动合同分析系统可以对大量的商业合同进行快速的扫描，找出异常条款、非标准表述和潜在的法律风险，从而找到可能存在的欺诈性行为或违规操作。舆情监控中自然语言处理技术可以对新闻、社交媒体等公开信息源进行实时分析，找出和企业有关的负面报道或者市场谣言，给风险预警提

供外部数据支撑。

尽管自然语言处理技术在财务文本分析方面有巨大的潜力,但是它的应用还存在一些问题。模型对于语境的理解程度不高,不能很好地把握财务文本里的专业术语以及隐含的意义,各个行业、企业之间表达的习惯存在差别,需要模型具有较好的领域适应性,文本数据的质量好坏不一,噪声干扰较多,对预处理和特征工程有着较高的要求。预训练语言模型等先进技术发展以后,自然语言处理在财务文本分析的准确性、鲁棒性方面会有更好的表现,为企业风险防控提供更加智能的解决办法。

三、人工智能在财务风险预警中的实践应用与效果评估

(一) 基于时序数据分析的财务风险预警模型构建与验证

基于时序数据分析的财务风险预警模型建立,是依靠企业财务数据随时间变化的规律,发现潜在风险的早期信号。传统的财务分析大多用截面数据做静态比较,时序模型关注的是各个时间点连续的动态变化趋势、周期性的波动和结构上的突然改变,因而更精准地发现了风险累积的过程。模型建立过程中,首先要对原始财务时间序列数据进行预处理,即填补缺失值、平滑异常值、季节性调整,从而保证数据质量达到建模要求。接下来就是通过特征工程来提取一些时序特征,比如财务指标增长率、财务指标波动率、滑动平均、趋势偏离度等,可以很好地刻画出企业经营是否稳定、健康。

人工智能驱动的财务风险管理机制大大提高了企业防范风险的能力,使风险管理由被动防御转变为自动预防^[2]。关于模型的选择,用于财务风险预警的时序分析方法所用的模型主要有两种,即传统的时序模型和机器学习时序模型。传统的方法如自回归积分滑动平均模型(ARIMA)善于描述财务指标自身线性相关关系以及趋势的改变,机器学习方法尤其是长短记忆网络(LSTM)和时序卷积网络(TCN),可以学习复杂的非线性时序模式,对多变量相互影响下风险演变情况建模。LSTM通过其门控机制来记忆长期依赖关系,可以很好地预测现金流断裂、偿债能力恶化等中长期风险;TCN利用因果卷积结构来高效地处理高频率的财务数据,适合于短期流动性风险的实时监测。

人工智能技术的运用可以明显改善企业财务管理的效率和准确性,时序预警模型就是达成这一目的的关键技术途径^[4]。模型的验证是保证预警有效的重要环节。一般采用时间序列交叉验证的方法,按照时间先后的顺序划分训练集和测试集,模拟模型在真实环境中预测的性能。评价指标不能仅限于准确率、召回率这些分类指标,还要考虑预警的及时性,第一次发出预警的时刻和风险真正爆发的时刻之间相差多久。在实际运用的时候,模型要定时回测更新,宏观经济周期,行业政策改变这些外部环境的影响就要考虑进去。但模型建立也存在挑战,如财务数据低频会使得信号滞后、模型对于极端事件(黑天鹅事件)预测能力较弱等,需要结合专家的经验来综合判断。

总体上看,依靠时序数据分析的预警模型给予企业更为敏感、更前卫的风险预知。伴随着实时数据处理能力不断进步和算法的持续优化,此类模型对于提高风险识别时效性、减少误报率具有明显的优势,是智能财务风控系统不可缺少的重要组成部分。

(二) 多源数据融合下的企业信用风险评估与预警系统

企业信用风险评价和预警系统的建立,正由单一维度分析传统财务报表转向多源数据综合智能评估^[5]。在2025年的技术环境下,企业内部财务数据、交易流水、纳税记录、供应链信息等与外部的行业舆情、司法诉讼、行政处罚、市场宏观指标等一起构成评价企业信用状况的丰富数据基础。人工智能技术的价值所在就是可以将这些异构、多模态的数据进行有效的整合和关联分析,从而更加全面、动态地刻画出企业真实的信用画像。

实践中信用风险评估系统一般会用分层融合的策略^[6]。数据接入层利用应用程序编程接口、数据抽取工具等手段，将企业资源计划系统、银行、税务、工商、征信机构等各个渠道的结构化和非结构化数据汇聚到一起。在特征工程阶段用自然语言处理技术解析新闻公告、裁判文书等文本，提取负面事件信号；用图计算技术分析企业股权结构、担保链关系，识别潜在关联风险传导路径。这些衍生特征同传统的财务比率、经营指标一起使用，使风险识别的维度得到很大程度的提升。

人工智能技术依靠深度学习、自然语言处理等先进技术手段，极大地提高了风险管理的效率，实现了风险识别和评估的智能化突破^[7]。模型构建环节一般采用集成学习的方法，把逻辑回归、梯度提升决策树等各种算法的优点结合起来，来提高模型的稳定性以及泛化能力。系统会根据企业历史信用表现和多维特征数据的关系，自动产生信用评分。评分低于阈值或者出现异常波动的关键指标（比如现金流突然紧张，涉诉信息突然增多）时，系统就会自动发出警报，并且通过可视化的仪表盘或者消息推送的方式通知风控人员。

此类系统应用的效果体现在几个方面。从评估维度上看，克服了单纯依靠财务数据的滞后性缺陷，可以更早地发现由经营环境、法律纠纷、管理层声誉等非财务因素引发的潜在风险。从时效性上看，系统可以对风险信号进行近实时的监控，由原来的按照季或年进行信用复审的被动方式转变为主动的动态预警。但是系统的效果很大程度上取决于数据的好坏合规。数据来源广泛也带来了数据标准不统一、更新频率不同、隐私安全等问题，在系统设计之初就应该建立严格的数据治理机制。

随着联邦学习等隐私计算技术日趋成熟，不交换原始数据，进行联合建模也变得可行，在保护商业秘密和个人隐私的前提下，扩大可信数据源的使用范围，使企业信用风险评估更加智能化、安全化。

四、研究总结与未来展望

本文对人工智能在财务欺诈识别、风险预警等领域的研究进展和应用情况做了系统的梳理。据研究显示，以机器学习、深度学习、自然语言处理为代表的人工智能技术可以明显提高识别异常财务模式、隐蔽欺诈特征的能力，使风险防控由原来滞后的人工审查转变为及时的智能化预警。经由形成综合多源数据的智能分析模型，公司可提前察觉潜藏的风险，从而优化财务透明度及内控韧性。

未来人工智能在财务风控领域的深入发展还存在很多问题和机会。技术上要解决模型可解释性的问题，使用可解释的人工智能技术提高模型的决策过程的透明度以满足审计、监管的要求。另外要探究使用联邦学习这样的隐私计算技术，在保障数据安全的前提下开展跨机构数据合作，进而改善模型的泛化能力。大语言模型等技术发展以后，可以借助对财务报告、公开资讯等非结构化文本展开深度语义分析，从而更有效地找出管理层讨论中蕴含的风险信号。此外，轻量化模型在边缘设备上的部署可以实现更低的延迟，更广的覆盖，进行实时的风险监控。预计到 2026 年，集多模态数据分析、自适应学习于一身的下一代智能风控系统会在提升企业风险韧性、维持市场稳定等方面发挥更加重要的作用。

参考文献：

- [1] 黄波. 人工智能算法在企业财务管理中的应用分析[J]. 市场周刊, 2025, (27): 113-116.
- [2] 田婷. 基于人工智能的财务风险预测与控制机制研究[J]. 经济技术协作信息, 2025, (11): 0193-0195.
- [3] 刘卉卉. 人工智能技术在企业财务危机预警中的应用[J]. 知识经济, 2025, (15): 73-75.
- [4] 齐彦婧. 大数据背景下人工智能技术在企业财务管理中的应用 [J]. 经济技术协作信息, 2025, (9): 0097-0099.

- [5] 黄鑫. 数字化转型对企业财务风险管理的影响[J]. 产业与科技论坛, 2025, 24(18) : 55-57.
- [6] 王一铭. 面向跨域个人信用评价的异构联邦学习算法研究[D]. 长春工业大学, 2025.
- [7] 陈晓芳. 人工智能算法在金融会计风险识别中的应用研究[J]. 中小企业管理与科技, 2025, (16) : 122-124.

Research Review on the Application of Artificial Intelligence in Financial Fraud Detection and Risk Early Warning

WANG Chenyang

(School of Economics and Management, Jilin Engineering Normal University, Changchun, Jilin 130052, China)

Abstract: As corporate financial environments grow increasingly complex, financial fraud has become a major threat to economic stability. Traditional detection methods are increasingly inadequate in addressing emerging fraud tactics. Leveraging its powerful data processing and pattern recognition capabilities, artificial intelligence technology offers new solutions for financial risk prevention. This paper systematically reviews research on AI applications in financial fraud identification and risk early warning, focusing on analyzing the characteristics and practical applications of key techniques such as supervised learning, unsupervised learning, and deep learning. Practical experience shows that AI-based early warning models can effectively detect abnormal financial indicators and hidden fraudulent activities. Current research still faces challenges including high dependence on data quality and low model interpretability. Future efforts should explore multimodal data integration and lightweight model deployment to promote deeper application and innovative development of AI technology in financial risk control.

Keywords: Artificial intelligence; Financial fraud; Risk warning; Machine learning; Fintech