

基于BP神经网络的财务风险识别及监测模型构建

朱沁仪*, 蒋盈盈

宁波工程学院经济与管理学院, 浙江 宁波

收稿日期: 2026年4月21日; 录用日期: 2026年5月21日; 发布日期: 2026年6月5日

摘要

在财务信息日益复杂、舞弊手段不断演化的背景下, 财务风险的有效识别成为保障资本市场透明度的重要课题。传统方法多依赖人工判断与静态指标, 难以应对风险的非线性、隐蔽性与时变性。本文引入BP神经网络技术, 构建适用于财务领域的智能监测模型。模型设计从行业特征出发, 融合多源数据, 强化其动态适应能力与稳健性, 并提出涵盖风险特征提取、数据处理、模型训练与监测生成的系统流程。研究致力于提供一套理论与实践相结合的技术方案, 为财务风险的前置干预和数字化监管提供可行思路。

关键词

财务报告, 财务报告, BP神经网络, 监测模型, 风险识别

Construction of a Financial Risk Identification and Monitoring Model Based on BP Neural Network

Qinyi Zhu*, Yingying Jiang

School of Economics and Management, Ningbo University of Technology, Ningbo Zhejiang

Received: April 21, 2026; accepted: May 21, 2026; published: June 5, 2026

Abstract

Against the backdrop of increasingly complex financial information and evolving fraud techniques, the effective identification of financial risks has become a critical issue for ensuring capital market

*通讯作者。

transparency. Traditional methods, which largely rely on manual judgment and static indicators, struggle to cope with the nonlinearity, concealment, and time-varying nature of risks. This paper introduces BP neural network technology to construct an intelligent monitoring model tailored to the financial domain. Grounded in industry characteristics and integrating multi-source data, the model design enhances dynamic adaptability and robustness, while proposing a systematic process that encompasses risk feature extraction, data processing, model training, and monitoring generation. The study aims to provide a technical solution that integrates theory with practice, offering feasible insights for the proactive intervention of financial risks and digital supervision.

Keywords

Financial Reporting, Financial Reporting, BP Neural Network, Monitoring Model, Risk Identification

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

财务报告是企业信息披露的核心渠道,其可靠性直接影响市场主体的判断基础与制度运行效率。近年来,随着财务舞弊案例不断暴露,资本市场对报告真实性的敏感性显著提升。传统风险识别手段以经验判断和指标分析为主,难以应对企业财务操作中出现的复杂性、多样性与动态演变趋势。

在此背景下,国家《关于进一步加强财会监督工作的意见》¹明确提出强化会计信息质量监督、严厉打击财务舞弊的要求,为财务报告风险监测技术的创新提供了政策导向。随着人工智能技术的发展,BP神经网络凭借其非线性映射、自适应学习等特性,在处理复杂非线性关系和动态风险特征方面展现出显著优势,为突破传统方法瓶颈提供了新路径。

基于此,本文尝试将BP神经网络引入财务风险识别框架中,结合行业适配需求与数据特征,构建结构清晰、响应及时的智能监测模型,探索提升风险辨识效率的路径,并为相关监管机制提供技术支撑与理论依据。

2. 文献综述

2.1. 财务报告风险研究现状

在当前经济转型和金融市场发展的背景下,资本市场的功能日益成为促进资源配置和社会财富增值的重要工具。财务报告作为资本市场的“信息基石”,其质量对资源配置效率与投资者决策至关重要。随着经济业务复杂化、交易结构隐蔽化,财务报告风险日益凸显,董事会规模、独立董事比例、审计委员会独立性、股权集中度以及管理层的持股比例均为影响高管财务报告舞弊的重要因素[1]。近年来,恒大地产、康美药业等恶性财务造假案件的发生暴露了传统财务报告风险识别方法的滞后性。现有手段多依赖静态指标,难以应对复杂交易设计、跨期调节等隐蔽性财务造假手段。企业审计财务报表层次财务风险主要来源于行业环境、政策环境和监管环境等外部环境因素,以及战略目标、高管特征和财务管理等内部管理因素[2]。国家发布的《关于进一步加强财会监督工作的意见》明确要求强化会计信息质量监督,严厉打击财务舞弊,以维护资本市场秩序,推动市场的透明性与公正性。

¹参见《关于进一步加强财会监督工作的意见》(2023年修正)。

传统财务风险识别体现在“事后、人工、被动”的风险防控过程,即主要应对通过人工搜集事后数据信息,这种路径偏被动,且难以应对复杂多变的市场环境,对企业各运营部门应用价值并不高[3]。GONE理论认为,舞弊由G(Greed, 贪), O(Opportunity, 机会), N(Need, 需要)、E(Exposure, 暴露)四因子组成[4]。据中国证监会2023年发布的数据,截至当年6月底,已有多家上市公司因财务报告造假行为被予以行政处罚,涉及金额累计超过100亿元,财务舞弊问题在当前监管环境下具有较强隐蔽性与破坏力,带来较高的财务风险。全球经济一体化和企业财务复杂性逐渐增加,财务报告的风险已成为企业、投资者和监管机构关注的焦点。风险预警的本质是利用风险量化测评的结果,对风险进行定级,然后作出警示[5]。在风险识别层面,早期研究多采用Logistic回归、判别分析等统计模型,特征选择依赖人工经验,识别准确率有限。近年来,学者开始尝试将机器学习方法引入财务舞弊识别,但针对动态、非线性、高维数据的自适应建模能力仍显不足。

2.2. 人工智能应用于风险监测模型的研究现状

在数字化转型背景下,由于企业财务风险产生了新的变化,以往的风险管理体系难以有效识别和管控新风险,因而企业需要及时转变风险应对策略,构建新型智能化风险应对管理模式[6]。在此形势下,人工智能技术凭借其强大的数据处理、模式识别与预测分析能力,为风险监测模型的发展带来了新的契机与变革,在商业领域的应用范围逐步扩大。集成学习方面,与XGBoost集成算法相比,LightGBM模型在财务舞弊预测的准确率、召回率、AUC指标等方面表现更优,更适合用于我国上市公司的财务舞弊模型预测[7]。

数字化转型为企业带来了海量的数据,而这些数据信息有利有弊,如何将大量的数据信息进行有效整合并运用于企业财务风险识别中,是企业的重要关键[3]。在财务报告舞弊识别这一具体应用场景而言,虽然已有较为广泛的应用,但目前人工智能技术仍有较大进步空间,具有较强的局限性。人工智能在风险监测模型应用中,因涉及复杂数据关联分析、舞弊特征动态学习等难题,目前相关研究仍处于起步探索阶段,对精准识别财务报告风险、构建高效适配模型的实践支撑仍较为有限。

不过深度学习技术进一步拓展了识别能力,BP神经网络作为早期深度学习的代表算法,在财务舞弊识别中表现优异。有研究选取京津冀上市公司数据,“运用决策树、SVM和GA-BP神经网络三种模型进行舞弊识别,提高了预测准确率”[8]。图神经网络(GNN)方面,“引入供应链关系知识图谱并结合异构变换器方法(HGT),AUC达85.10%,较最优机器学习方法提升5.19个百分点”[9]。总体而言,人工智能与数据挖掘技术在财务报告舞弊检测领域正呈现出从监督学习向集成学习与深度学习演进、从孤立特征分析向结构化关系建模拓展的多元化发展图景。

3. 基于BP神经网络财务报告风险监测模型构建原理

3.1. BP神经网络基本原理

BP神经网络模型是把一组样本的输入输出变成一个非线性优化问题,使用了最优化中最普遍的梯度下降算法,用迭代运算求解权,加入隐节点使得优化问题的可调参数增加,从而可以逼近精确解[10]。该网络结构组成包括输入层、隐含层和输出层。BP神经网络不断通过输出值与实测值之间的误差反馈,来调整隐含层的权值与阈值,直到达到最小误差[11]。其运行机制为,不断根据输出结果和实际数据之间的误差反馈,对隐藏层的权值与阈值进行动态调整,将误差降低至最小水平。

3.2. BP神经网络与财务报告风险监测的适配性

BP神经网络能够用于财务报告风险的监测,关键在于其技术特性与风险监测的本质需求高度契合,

主要体现在以下三个方面:

第一, 非线性映射能力契合风险成因的复杂性。财务报告风险通常由内部控制缺陷、管理层动机变化以及外部监管环境等多重因素非线性叠加所致。例如, 当企业内部控制体系薄弱, 同时所处行业面临外部监管趋严, 可能诱发管理层实施高估收入或隐瞒负债等舞弊行为。BP 神经网络通过多层隐藏层实现非线性变换, 能够有效识别并学习“风险特征组合 - 风险结果”之间潜在的复杂关系, 例如, “治理结构动荡 + 审计费用异常波动 + 高资产负债率”等联合特征, 往往预示着风险的上升趋势。与传统线性模型相比, BP 神经网络在捕捉此类非线性特征关系方面具有显著优势, 提升了监测模型的准确性与敏感性。

第二, 自适应学习能力适配风险特征的动态性。财务报告风险并非静态存在, 而是随着企业经营活动、监管政策及财务造假手段的变化而不断演进。例如, 部分企业通过设计复杂的关联交易结构, 掩盖真实的财务状况。在此背景下, 监测模型若不能适时更新、吸收新的风险模式, 极易出现识别滞后或误判。BP 神经网络具备较强的自我更新能力, 可以通过持续训练将最新的案例数据纳入学习过程, 动态调整内部权重结构。这种机制使模型能在面对不断变化的风险特征时, 始终保持较高的响应性与适应性, 进而更有效地支持财务风险的前瞻性识别和监测。

第三, 与风险评估流程的时序适配性。财务报告风险监测的有效性, 不仅在于模型对复杂风险特征的捕捉能力, 更体现在其能否及时介入企业财务信息流中, 前移风险识别的时间节点。在实际应用中, 企业的年报、半年报等数据往往在形成初期就已体现出潜在的风险信号, 而传统识别手段往往依赖于报表披露后的分析, 存在时效滞后问题。BP 神经网络具有对非当期财务数据建模并输出监测结论的能力, 能够在风险尚未实际发生前, 通过对历史财务特征的学习和模式识别, 从而实现风险前置识别。评估模型可以在审计人员实施风险评估程序前以少量的信息判断被审计单位可能的风险水平[12], 这一能力在财务风险监测场景中同样具有实际意义, 有助于企业管理层提前开展风险应对措施, 也为监管机构和内部审计提供了更具时效性的决策依据。

4. 基于 BP 神经网络的财务报告风险监测模型的具体设计

4.1. 模型设计原则

4.1.1. 针对性与行业适配原则

随着经济的不断发展, 各行各业市场竞争差异化日益明显, 宽泛适用的监测模型已无法满足特定行业的需要[13], 在进行财务报告风险的监测模型设计时, 有必要充分考量各行业在运营方式、财务结构及其风险表现上的显著差异。BP 神经网络作为一种具有强学习能力和非线性映射特征的算法, 适用于构建复杂的风险识别模型。然而, 为确保模型具备较高的有效性, 仍需基于具体行业的数据特征与业务逻辑, 合理选择输入变量与模型结构。通过提升模型与行业场景之间的匹配程度, 不仅有助于提高风险识别的精准性, 也能增强模型在实际应用中的稳定性与解释力, 从而更好地支持风险的监测目标。

4.1.2. 多源数据融合与动态适配原则

财务报告风险的产生通常受多种内外部因素共同作用, 单一数据来源难以全面反映其复杂性。因此, 模型设计应注重多维数据的协同整合, 并通过动态机制有效跟踪风险随时间变化的特征。在电力系统风险评估领域, 融合设备运行数据、气象数据和地理信息数据, 通过基于规则、统计或机器学习的方法, 实现更精准的风险评估[14]。该思路为财务风险监测提供了可借鉴的方向。在构建监测模型时, 应融合财务指标、非财务变量及内外部审计信息等多源数据, 并建立动态更新机制, 使模型参数能够根据数据结构和环境变化进行自我调整, 从而提升对风险的敏感性与适应性。

4.1.3. 模型鲁棒性与泛化能力原则

在财务报告风险监测模型设计中,除了关注行业特征和多源数据融合,模型的鲁棒性与泛化能力同样不可忽视。财务数据往往包含噪声且样本分布存在变化,模型需具备一定的容错性和适应性,能够稳定识别不同环境下的风险信号。同时,具备良好泛化能力的模型可以避免过拟合,实现对未知样本的有效预测,从而增强模型在实际应用中的可靠性和实用性。因此,在设计 BP 神经网络模型时,应合理选择训练策略和正则化方法,以提升模型的稳定性和适应不同财务情境的能力。

4.2. 模型具体设计流程与要求

基于前述模型设计原则,本研究构建的财务报告风险监测模型遵循系统化设计流程,确保理论指导与实际应用的紧密结合,具体包括以下四个步骤。

第一步:多维度风险特征提取

鉴于财务报告风险的复杂性,本模型设计广泛提取关键风险特征,覆盖财务与业务两个层面。具体包括:重点关注收入与成本等核心业务数据间的逻辑一致性;识别财务指标异常,如关键账户余额显著波动及财务比率异常变动;同时,重视文本信息中潜在的风险因素,如会计政策变更说明的合理性及财务报告附注的模糊措辞。

第二步:数据清洗与标准化处理

在完成特征提取后,本研究对收集的原始数据进行严格清洗,剔除重复、缺失及异常值,确保数据准确完整。随后,对不同格式和量纲的数据执行标准化处理,保证其符合 BP 神经网络输入要求,为模型训练提供稳定可靠的数据基础。

第三步:BP神经网络模型训练与风险识别

经过数据预处理和标准化后,输入本模型的 BP 神经网络进行训练。模型通过不断调整权重与阈值,学习历史案例中的风险特征和模式。训练完成后,模型能够对实时财务报告数据进行风险评估,精准识别潜在风险,为审计提供科学支持。

第四步:监测报告生成与模型动态优化

模型运行结束后,本模型生成详细的风险监测报告,涵盖风险识别过程、关键风险点及风险等级,并提出针对性审计建议。为保证模型的持续有效性,结合最新财务数据和审计环境,模型支持动态参数调整。同时,采用自适应阈值机制,结合企业行业特征和经营周期动态调整监测标准,最大限度减少误报与漏报,提高模型实用性和准确性。

5. 结论与启示

在当前审计环境不断演变的背景下,如何准确识别财务报告中的风险,成为保障市场公平与强化企业内部治理的重要课题。针对传统方法在面对非线性、多源异质数据等问题上的识别瓶颈,本文基于 BP 神经网络提出了一套面向财务报告风险的智能监测模型,并对其适用原理、核心设计逻辑以及技术实现路径进行了系统性探讨。

研究表明, BP 神经网络具备强大的非线性表达能力和动态学习机制,能够较好地捕捉财务报告风险的复杂成因与变化趋势。在模型构建过程中,遵循了行业差异性、多源数据融合以及鲁棒性等设计理念,有效提升了模型的泛化能力和实务适应性。通过“多维特征提取-数据处理标准化-网络训练识别-结果输出与迭代优化”四个核心环节,该模型实现了从静态财务信息到动态风险判断的智能转化,提升了风险识别的前置性和精准度。

本研究所得出的经验可为后续财务监测模型设计提供以下几点思路:

- (1) 模型应嵌入行业特征及动态反馈机制, 突破单一财务指标判断带来的监测盲区;
- (2) 需持续引入更新数据以增强模型适应性, 构建具备“自学习-自更新”能力的模型体系;
- (3) 重视风险结果的可读性与实操性, 使其更好地服务于管理层风险响应与监管层合规监控。

后续研究可进一步考虑结合深度神经网络、图模型等先进方法, 挖掘数据间潜在的结构性风险信号, 同时加强模型与实务案例之间的联动验证, 推动智能监测技术在企业财务治理中的深入落地。

基金项目

2025 年度省级大学生创新创业训练计划项目(S202511058036): 基于 BP 神经网络的财务报告重大错报风险预警模型构建。

参考文献

- [1] 吴革, 叶陈刚. 财务报告舞弊的特征指标研究: 来自 A 股上市公司的经验数据[J]. 审计研究, 2008(6): 34-41.
- [2] 曾珍红. 企业审计重大错报风险的成因、评估与防范研究[J]. 金融文坛, 2024(6): 45-47.
- [3] 杭慧芹, 许苏兰. 数字化转型背景下企业财务风险识别与管控探讨[J]. 财会通讯, 2022(24): 131-134, 170.
- [4] 陈关亨. 我国上市公司财务报告舞弊因素的实证分析[J]. 审计研究, 2007(5): 91-96, 90.
- [5] 申秦, 倪雪婷, 成诚. 政府财务报告制度改革视角下高校财务风险预警研究[J]. 财会通讯, 2022(6): 126-130.
- [6] 周子涵. 数字化转型背景下企业财务风险管理体系建设[J]. 财务与会计, 2024(2): 70-71.
- [7] 丁佐琴, 孙梦丹, 汪小龙. 基于 LightGBM 的上市公司财务舞弊预测模型研究[J]. 西部经济理论论坛, 2025, 36(6): 25-39.
- [8] 张雅宁, 杜昀昊, 王瑞, 等. 基于数据挖掘的京津冀上市公司财务舞弊识别研究[J]. 江西电力职业技术学院学报, 2020, 33(2): 126-127.
- [9] 朱珊珊, 马腾云, 吴昊天, 等. 基于供应链知识图谱扩展与解释的财务报表舞弊检测[J]. 理论与应用电子商务研究杂志, 2025, 20(1): 26.
- [10] 邓庆山, 梅国平. 基于 BP 神经网络的虚假财务报告识别[J]. 系统工程, 2009, 27(10): 70-75.
- [11] 周鹏, 马军, 马云蕾, 等. 基于 BP 神经网络和粒子群优化算法的林木蒸腾耗水模型[J/OL]. 宁夏工程技术: 1-5. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/64.1047.N.20250630.1719.002.html>, 2025-07-16.
- [12] 蒋晗毅. 基于 BP 神经网络的审计重大错报风险评估模型的构建与应用研究[D]: [硕士学位论文]. 徐州: 中国矿业大学, 2021.
- [13] 刘敏, 彭子豪, 平卫英. 地方政府债务风险监测预警——基于可解释机器学习的分析[J]. 西安财经大学学报, 2025, 38(6): 3-15. <https://doi.org/10.19331/j.cnki.jxufe.20250716.001>
- [14] 王栋梁. 基于大数据分析的电力系统风险评估与预警模型[J]. 数字技术与应用, 2025, 43(6): 116-118.