

Research on AI-enabled credit risk management in the whole process

Yuge He

Suzhou Institute of Trade and Economics, Suzhou, Jiangsu, 215000, China

Abstract

Currently, artificial intelligence is profoundly impacting the development of the financial industry. This paper aims to explore the application of AI technology in the entire process of credit risk management, analyze its limitations, and propose innovative approaches. Through analysis, it is found that AI technology can significantly enhance the efficiency of credit risk management, optimize customer experience, and promote fintech innovation. However, issues such as uneven data quality, lagging risk models, and fragmented business processes constrain the effectiveness of AI technology. Future credit risk management should leverage machine learning to optimize data processing, build intelligent early warning models, introduce knowledge graphs to bridge data silos, and apply natural language processing to assist manual reviews.

Keywords

artificial intelligence; credit risk management; machine learning; knowledge graph; financial technology

AI 赋能信用风险全流程管理研究

何雨格

苏州经贸职业技术学院, 中国·江苏 苏州 215000

摘要

当前人工智能正在深刻影响着金融行业的发展, 本文旨在探索AI技术在信用风险全流程管理中的应用, 分析其面临的局限性, 并提出创新路径。通过分析本文发现AI技术能够显著提升信用风险管理效率, 优化客户体验, 促进金融科技创新, 但同时数据质量参差不齐、风险模型滞后、业务流程割裂等问题制约了AI技术的发挥。未来信用风险管理应运用机器学习优化数据处理, 构建智能预警模型, 引入知识图谱打通数据孤岛, 并应用自然语言处理辅助人工审核。

关键词

人工智能; 信用风险管理; 机器学习; 知识图谱; 金融科技

1 引言

随着大数据、云计算、人工智能等新一代信息技术的快速发展, 以技术驱动的数字转型正在重塑金融行业的发展格局, 2021 年中共中央、国务院印发的《“十四五”数字经济发展规划》明确提出, 要推动数字技术与金融深度融合, 增强金融业数字化、智能化发展能力。在此背景下, 人工智能逐渐成为信用风险管理领域的“新引擎”, 为提升风险管理水平、优化客户服务体验提供了新的思路, 然而当前信用风险管理在 AI 技术应用过程中仍存在诸多局限, 亟须理论和实践的进一步探索。本文拟对 AI 赋能信用风险全流程管理进行研究, 以期对相关领域的数字化转型升级提供有益参考。

2 AI 技术应用在信用风险全流程管理中的现实意义

2.1 提升信用风险管理效率, 降低人力成本

随着信贷业务的快速发展, 信用风险管理所面临的数据量与日俱增, 对风险识别和处理效率提出了更高要求, 在此背景下, 人工智能技术在信用风险管理领域的应用恰逢其时。通过部署智能化的风险管理系统, 金融机构能够利用机器学习算法, 在最短时间内完成对海量数据的采集、清洗与分析, 快速识别出高风险客户, 并自动生成风险提示, 从而显著提升风险应对速度。

2.2 优化客户服务体验, 提高市场竞争力

银行等金融机构开展信贷业务, 不仅要控制风险, 更需要为客户提供优质服务, 提升客户满意度和忠诚度, 而 AI 技术的应用恰恰能在这两个方面实现完美平衡。智能化的信用风险管理流程, 可最大限度地简化审批手续, 加快放款速度, 让资金及时、准确地投放到优质客户手中^[1]。客户

【作者简介】何雨格 (1985-), 女, 满族, 中国黑龙江哈尔滨人, 博士, 讲师, 从事信用管理、普惠金融研究。

的融资需求得到快速响应,办理信贷业务的便捷性大为提高,同时人工智能还可应用于客户画像、信用评分等环节,为客户提供个性化的产品推荐与授信方案。

2.3 促进金融科技创新,助力业务转型升级

当前,金融科技正处于快速发展期,AI、区块链、云计算等新技术层出不穷,面对日新月异的金融科技浪潮,传统金融机构亟须加快数字化转型步伐,而信用风险管理正是转型的突破口之一。将AI技术引入信用风险管理,是顺应金融科技发展大势的必然选择。人工智能可为信用风险管理领域带来诸多模式创新,比如在风险定价方面,机器学习算法能够通过海量数据训练,自动生成个性化的风险定价模型,做到以客制宜、精准定价。再如反欺诈领域,人工智能可深度挖掘多源异构数据,通过行为分析、图像识别等手段,精准识别欺诈行为,构建立体化的反欺诈体系。

3 当前信用风险全流程管理的局限性

3.1 数据质量参差不齐,缺乏有效整合

纵观当前金融机构信用风险管理的数据基础,普遍存在着数据质量不一、缺乏统一标准的问题。由于信贷业务线条复杂,涉及环节众多,内部各业务条线往往各自为政,使用不同的数据采集和存储标准。这就导致同一个客户在不同业务系统留下的数据存在不一致,甚至出现冲突和错漏。此外,外部数据的质量更是难以把控。尽管金融机构通过征信系统、网络爬取等多渠道获取了大量外部数据,但真实性、时效性却参差不齐,噪音和冗余数据也较多。而数据清洗和标注工作的难度之大,常常令分析人员望而却步。更重要的是由于缺乏统一的主数据管理,不同来源、不同业务条线的数据往往处于“孤岛”状态,金融机构无法将其有效整合,也难以建立统一的数据视图。这就导致宝贵的数据资源没能得到充分利用,大大限制了数据分析的广度与深度,这种数据割裂、碎片化的现状,无疑成为人工智能技术应用于信用风险管理的一大“桎梏”。

3.2 风险模型滞后,预测能力有待提升

大多数金融机构采用传统的评分卡模型来评估信用风险,而这类模型主要基于历史数据进行训练和验证,由于模型迭代周期长,参数更新不够敏捷,往往难以及时反映市场环境和客户状况的变化,尤其在经济形势波动较大、“黑天鹅”事件频发的情况下,静态的风险评估模型很容易失去准确性和预测力。此外,评分卡模型通常以结构化数据为主,对非结构化数据的利用不足,容易忽视对借款人软信息的考量,影响风险判断的全面性^[2]。更为关键的是,传统的风险预测模型在设计之初就已经预设特征和权重,缺乏持续学习和优化的能力。面对不断变化的风险环境,其预测精度往往大打折扣,甚至出现严重偏差。

3.3 业务流程割裂,缺乏全局视角

纵观信用风险管理的全流程,从客户准入、授信审批

到贷后管理、催收处置,涉及环节之多、部门之广,不可谓不复杂,然而目前许多金融机构对各业务条线的管理仍然采用“条块分割”的模式。每个部门只关注自身业务,缺乏横向协同和信息共享,整个信用风险管理链条呈现出断裂、割裂的状态。这就导致难以建立统一的客户信用档案,无法实现全流程的风险预警和管控。举例而言,贷审环节认定的高风险客户信息,往往不能及时传导至放款和贷后管理部门,当客户出现逾期时,催收部门才恍然大悟,但风险化解的最佳窗口期已然失去。此外,条线割裂还可能引发责任推诿、管控真空等问题,影响风险处置的有效性,而割裂的业务流程也让AI技术的整体效能大打折扣。

3.4 人工审核效率不高,专业人才匮乏

无论是对授信申请进行尽职调查,还是对逾期客户实施催收,大多需要风控人员亲力亲为,但人工处理效率往往难以跟上业务发展速度,成为风险管控的瓶颈所在。以贷前调查为例,风控人员需要查阅大量信息,甄别真伪,还要实地走访,费时费力不说,差旅成本也相当可观。若申请材料出现瑕疵,还需要来回沟通、反复核查,进一步拉长了审批周期,而在贷后管理方面,对逾期客户的催收更是难度颇高。风控人员需要逐一电话催缴,工作强度大、效率低,稍有疏忽还容易酿成呆坏账。

4 AI技术赋能信用风险全流程管理的创新路径

4.1 运用机器学习优化数据处理与特征工程

在大数据时代,海量信息如潮水般涌来,对金融机构的数据治理能力提出了更高要求,面对纷繁芜杂的结构化和非结构化数据,传统的人工处理方式已然力不从心。机器学习技术的出现,为数据质量提升和特征优化带来了新的解决方案,无监督学习算法如聚类、关联规则等,能够自动发现数据中的模式和关系,快速识别异常值和噪声,并予以清洗和修正。这不仅大幅提升了数据处理效率,也显著改善了数据质量。有监督学习算法如决策树、随机森林等,可通过特征重要性分析,筛选出对信用风险影响最为显著的变量,从而实现特征优选^[3]。与人工经验判断相比,这种数据驱动的特征选择方法更加客观、准确,能够最大限度地挖掘数据价值。此外,对于非结构化数据如文本、图像等,还可利用自然语言处理、计算机视觉等技术,提取隐藏其中的信用风险特征,比如从企业的财务报告、法律文书中自动抽取财务指标、风险事件等关键信息,用以丰富借款人画像,提升风险识别的全面性。

4.2 构建动态更新的智能风险预警模型

风险无时不在,因势而变,尤其在当前复杂多变的经济金融环境下,影响信用风险的因素不断增多,风险事件也愈发频繁。静态的风险评估模型已难以应对瞬息万变的风险态势。为保持风险预警的前瞻性和准确性,金融机构亟需引入具备持续学习能力的动态风险预警模型。在线学习技术的

应用让智能风控模型焕发新的生机,有别于传统的离线学习范式,在线学习能够实时接收最新风险事件数据,并据此调整模型参数,使其对环境变化做出快速响应。以信用评分模型为例,当特定行业面临系统性风险时,在线学习算法可捕捉相关指标的异常波动,自动调高所属行业风险权重,做到未雨绸缪、防患于未然^[4]。当然面对“黑天鹅”事件引发的剧烈市场波动,即便是在线学习也难免捉襟见肘,此时,迁移学习方法便可大显身手。它能够利用已有场景下的风险识别知识,快速迁移至新的应用场景,大幅缩短模型适应期。

4.3 应用知识图谱技术打通业务数据孤岛

在信用风险管理领域,客户信息分散、数据孤岛林立的现象普遍存在,这些问题如果得不到根本解决,即便引入再先进的人工智能技术,也难以发挥出应有的效能。知识图谱技术的出现为打破数据壁垒、促进业务协同提供了新的思路,知识图谱本质上是一种语义网络,它通过构建实体、属性、关系三元组,将分散在各业务条线的结构化和非结构化数据进行关联映射、融合统一,形成一个涵盖产品、客户、行为等多维信息的立体化知识库。在此基础上,风险管理人员可从全局视角审视客户信用状况,实现信息共享、业务协同,这有助于及早识别和化解风险传染,防范局部风险演变为系统性风险^[5]。举例而言,某银行通过构建企业知识图谱,将信贷、理财、同业等条线的机构客户数据进行融合,梳理出错综复杂的股权结构、关联交易网络。当某集团企业旗下子公司出现债务违约时,Knowledge Graph模型可迅速推断出母公司及其他下属企业的信用风险水平,为信审核查提供情报支持,力避风险扩散、蔓延。

4.4 引入自然语言处理与知识推理辅助人工审核

在信用风险管理的诸多环节中,面对铺天盖地的非结构化信息,风控人员常常疲于奔命,却又难辨真伪,NLP和知识推理技术的引入,为解决这一难题提供了新的思路。NLP擅长处理文本类非结构化数据,通过分词、词性标注、句法分析等步骤,可快速提取借款人的关键信息,如身份属性、偿债能力、信用记录等。尤其是近年来深度学习技术的发展,更是让NLP在语义理解、情感分析等方面步入新的台阶,比如对借款人提交的资金用途说明进行语义分析,

若发现“投资”“回报”等高频词汇,则该笔贷款很可能是套路贷,风险不容小觑。自然语言处理搭配知识推理,更能让信审工作事半功倍。基于行业知识库的推理引擎,可以从信贷申请材料中提炼出隐含的风险特征,揭示表象数据背后的信用风险真相,比如某信贷申请人提交了一份看似合法的房产证明,但知识推理引擎通过比对房产登记信息发现其为PS修改而成,属于伪造材料。再如某借款人自述收入状况良好,但推理模型通过对其流水明细的分析,发现多笔大额现金支出,且支出时点恰好对应附近赌场的营业时间,这显然与其自述相矛盾,其还款能力和意愿都存在重大隐患。类似上述场景在信贷审核中比比皆是,NLP和知识推理的创新应用,能够极大地提高审核人员的工作效率以及风险识别能力。

5 结语

AI技术与信用风险管理的融合发展,既是顺应金融科技变革大势所趋,也是实现信用风险管理数字化、智能化转型的必由之路。通过系统梳理AI赋能信用风险管理的现实意义、局限性与创新路径,本文认为未来亟需从数据治理、模型优化、流程再造、人才培养等方面入手,充分释放AI技术的赋能价值,全面推动信用风险管理迈向智能时代。这不仅有利于提升风险管控水平、优化客户服务体验,更将助力信用管理行业高质量发展。

参考文献

- [1] 张志清,郝婧宇.推进智慧监管:探索“监管+AI”新路径——以市场监管部门推进信用风险分类管理为例[J].中国市场监管研究,2023(09):33-36.
- [2] 王修齐,孙洪安.构筑重点领域全流程信用监管机制[N].烟台日报,2021-10-12(004).
- [3] 王晓菲,刘继端,詹梓雯,等.基于AI与传统风险度量模型下房地产企业信用风险度量分析[J].商讯,2021(20):89-91.
- [4] 胡明国.“互联网+”时代下商业银行信用风险智慧模型体系构建思考[J].中国城市金融,2019(11):42-45.
- [5] 李亮,胡承军.“三个优化”完善村镇银行信用风险全流程管理[J].中国农村金融,2019(21):26-27.