

金融科技背景下商业银行信用风险评估应用框架初探

谢可凡

广西大学中国 - 东盟经济学院, 广西 南宁

收稿日期: 2025年5月21日; 录用日期: 2025年6月6日; 发布日期: 2025年7月11日

摘要

近年来,我国商业银行的信用风险管理经历了从主观到客观、从定性到定量、从静态到动态的转变,这当中得益于金融科技的快速发展为银行提供新的机遇。在这一背景下,本文探讨了金融科技在商业银行信用风险管理中的应用,重点分析了大数据和人工智能如何优化风险识别、控制和监测流程,并介绍了相关模型在风险评估中的具体实践。为商业银行提高风险管理的效率和准确性,更好地应对经济环境中的不确定性挑战提供一定参考。

关键词

金融科技, 商业银行, 信用风险, 风险管控

A Preliminary Study on the Application Framework for Credit Risk Assessment in Commercial Banks in the Context of Financial Technology

Kefan Xie

China-ASEAN School of Economics, Guangxi University, Nanning Guangxi

Received: May 21st, 2025; accepted: Jun. 6th, 2025; published: Jul. 11th, 2025

Abstract

In recent years, credit risk management in Chinese commercial banks has undergone a significant

文章引用: 谢可凡. 金融科技背景下商业银行信用风险评估应用框架初探[J]. 金融, 2025, 15(4): 716-725.

DOI: 10.12677/fin.2025.154076

transformation, evolving from subjective to objective, qualitative to quantitative, and static to dynamic approaches. This shift has been enabled by the rapid development of financial technology (FinTech), which has opened new opportunities for banks. Against this backdrop, this paper investigates the application of FinTech in credit risk management within commercial banks, with a particular emphasis on how big data and artificial intelligence (AI) enhance the processes of risk identification, control, and monitoring. Furthermore, it examines the practical implementation of relevant models in risk assessment. The study provides valuable insights for commercial banks seeking to improve the efficiency and accuracy of their risk management practices, thereby better addressing the uncertainties inherent in the economic environment.

Keywords

Financial Technology, Commercial Banks, Credit Risk, Risk Management

Copyright © 2025 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

近年来,我国商业银行的信用风险管理经历了从主观到客观、从定性到定量、从静态到动态的转变,这一系列变化标志着商业银行风险管理水平的显著提升。现如今随着数据科学技术的发展,商业银行越来越多采用基于历史数据的数理统计分析方法来评估借款人的信用状况,增强了风险识别的客观性和准确性。与此同时,传统的风险测定方式往往侧重于定性的描述,缺乏精确度量;此外,在传统的风险管理模式下,由于借款人信息获取渠道有限且更新周期较长,很难有效衡量其信用风险的变化情况,风险管理大多表现为静态管理。随着经济社会数字化转型的推进以及风险量化技术的进步,商业银行能够获得更多种类的数据,并具备更强的数据处理能力,这使得银行能够实现对借款人信用风险的动态监测和管理,有效提升了风险管控的时效性和精准度。

在当前科技创新时代背景下,金融科技的应用与发展对于商业银行等金融机构的发展至关重要。在国家层面来看,我国对于金融科技创新的政策支持在近年来不断推出,且力度逐渐加大。2022年1月,中国人民银行颁布《金融科技发展规划(2022~2025年)》,对新时期金融科技的发展提出指导意见并明确发展思路,该规划对以银行为代表的金融机构高质量推动金融科技转型,在迈入“积厚成势”的新阶段以高度的整体水平与丰富的核心竞争力贡献金融力量。2023年10月我国召开的中央金融工作会议指出,要做好科技金融、数字金融等“五篇大文章”,大力支持实施创新驱动发展战略,加强对新科技、新赛道、新市场的金融支持,把更多金融资源用于促进科技创新,促进金融为经济社会发展提供高质量服务,这对科技赋能金融提出深切期盼。会议同样强调了防范化解金融风险的重要性,在科技赋能金融快步发展的过程中,把握好快和稳的关系。

在金融行业内来看,2022年1月10日发布的《关于银行业保险业数字化转型的指导意见》也指出,以数字化转型推动银行业、保险业高质量发展,构建适应现代经济发展的数字金融新格局,不断提高金融服务实体经济的能力和水平,有效防范化解金融风险。在强大政策推动力与银行自身急需发展的需求的共同作用下,商业银行如何利用金融科技加强自身建设、强化风险管控,实现高质量发展正成为一项重要的课题。

2. 相关概念界定

2.1. 金融科技

金融科技(FinTech)是金融与科技两大领域结合的产物,这一概念最早可以追溯到 20 世纪 90 年代,当时是由美国花旗银行成立的金融服务技术联盟提出的。最初,金融科技这个术语仅指金融机构后端使用的计算机技术。随着时间的推移,它的含义逐渐扩展。金融稳定理事会进一步将金融科技定义为“金融服务中以科技技术为基础的创新”,这种创新能够产生新的业务模式、应用程序、流程或产品,并对金融服务的提供方式产生重大影响。与之相对应的科技金融这一概念,则更多地强调了金融业务与科技手段相结合的理念,它关注的是如何通过科技创新来推动金融行业的变革和发展[1]。

金融科技在当今学术界一般指的是利用现代信息技术手段对传统金融服务进行创新和改进的过程,其核心在于技术如何改变金融服务的提供方式。通过深度融合互联网、大数据、人工智能、区块链等一系列前沿技术,金融科技为金融领域带来了革命性的创新解决方案。这些方案不仅优化了传统金融服务的流程,使得金融服务更加便捷、高效,还大大降低了运营成本,提升了服务质量和整体效率。商业银行通过数字化转型和金融科技发展会产生信息改善效应,缓解信息不对称,从而降低信用风险[2]。

2.2. 金融科技主要技术

2.2.1. 人工智能

人工智能是研究人类智能活动的规律,构造具有一定智能行为的人工系统,目前已在知识处理、模式识别、自然语言处理、智能机器人等多个领域取得举世瞩目的成果,并形成了多元化的发展方向。人工智能和机器学习为自动化和机器人作出了重大贡献。聊天机器人和自动化是金融服务行业的新兴技术,可以减少工时,提高客户关系质量,并提高盈利能力。人工智能在金融风险管理中的应用主要有神经网络模型、专家系统、支持向量机模型、混合智能等方面[3]。

2.2.2. 区块链

区块链是一种新兴的金融服务技术趋势,正在改变我们所知道的金融世界,但它仍处于采用的早期阶段。区块链显然对财务功能有重大影响,大多数组织将在设想新的金融运营模式时逐步采用该技术。区块链技术与互联网金融的强强联合下,对民众的征信信息体系进行了规划建设。两者的融合是新时代下大胆的创新,互联网金融在大规模的发展下出现信息不对称的现象,这为区块链技术与互联网金融的融合创造了条件,通过区块链技术的工作原理,能够准确地获得互联网金融行业的信息,并对这些数据进行分析,推动互联网金融行业的信息共享,解决信息不对称的问题,同时降低了金融机构的经营成本。在我国金融领域,区块链技术已经应用到跨境支付、证券市场、贸易金融的场景之中[4]。

区块链在互联网金融行业的演化过程分为三个部分,首先是以局域网作为核心的阶段,20 世纪末期,西方国家将区块链技术与国家数据库信息结合,实现了互联网金融服务,我国也根据对互联网的发展研究引入区块链技术;之后自 21 世纪以来,互联网金融行业结合区块链技术将第三方支付扩展进来,网络证券市场逐步形成;最后随着大数据时代的到来,区块链技术已经成为互联网金融的核心技术,电子汇款项目正式普及。当前区块链技术在应收账款模式、预付账款模式、存货融资模式中对信用风险管控均有较广泛的应用[5]。

2.2.3. 大数据

大数据分析是金融科技在风险防控中的核心组成部分。金融机构通过收集和处理海量数据,包括客户的交易记录、信用评级、风险承受水平等相关数据信息,来识别潜在的风险点。在大部分商业银行的

信贷业务中,通常会利用大数据分析技术来评估借款人的信用风险,以确定适配其风险水平的贷款额度,同时也能在一定程度上预测潜在的违约风险。此外,大数据还可以用于客户行为分析,通过对历史数据的学习,预测客户需求的发展趋势以及市场波动,从而提前采取措施防范风险[6]。

2.3. 商业银行信用风险

2.3.1. 信用风险

信用风险,又称违约风险(Default Risk),是指经济主体未能履行其契约责任,或者其信用质量发生不利变动,从而导致债权人或交易对手遭受经济损失的可能性。这种未能履约的行为可能表现为延迟支付、不足额支付或完全不支付本金、利息或其他约定的款项。广义的信用风险不仅包括直接的违约损失,还包括因交易对手信用等级下降而导致的资产市场价值减损的风险。巴塞尔协议中,将信用风险操作性地定义为:因交易对手未能履行其合同义务,或其信用状况恶化,从而导致银行可能遭受经济损失的风险[7]。

商业银行信用风险特指商业银行作为债权人或交易对手,在其从事的各类表内外信用业务活动中,由于借款人、债券发行人、交易对手或其他债务人未能按照合同约定履行其义务或其信用状况发生负面变化,导致银行预期收益无法实现、资产价值下降,甚至本金遭受损失的风险。其主要源于其核心业务,如发放贷款、进行债券投资、提供担保、开立信用证、从事金融衍生品交易等。其不仅影响银行的盈利能力和资产质量,严重时甚至可能威胁到银行的偿付能力和生存,并可能通过风险传染引发系统性金融风险。

2.3.2. 商业银行信用风险的来源与表现形式

商业银行信用风险是指受经济活动中的不确定因素影响,导致借款人预期收益与收益目标产生偏离,造成借款人无法或不愿到期履行还本付息协议,最终使商业银行自身的贷款本息出现损失的可能性[8]。商业银行的信用风险主要包括贷款风险、投资风险、表外业务风险、结算风险等。

3. 商业银行信用风险管控现状

3.1. 我国商业银行信用风险状况

从整体层面来看,当前资产端收益水平下行叠加负债端成本改善效果不足导致商业银行净息差持续收窄,2024年,我国银行净息差收窄至1.52%的历史低位,29家A股上市银行中,超九成银行净息差同比收窄。在贷款利率下行以及投资收益率下滑的双重作用下,商业银行资产收益水平不断下降;存款定价水平在宏观调控下虽有所降低,但随着存款定期化趋势的加强,负债端资金成本下降幅度较缓[9]。

从2019年开始,随着全球新冠肺炎疫情暴发,加之近年经济形势波动等因素叠加影响,我国近年银行不良贷款率(见表1)虽有所下降,但城商行与农商行相较于国有及股份制大行仍有进一步下降的空间,这当中解决商业银行信用风险管理当中存在的问题是一项较为重要的议题。

3.2. 商业银行信用风险管控流程

商业银行信用风险管控流程包括风险识别,风险控制,风险监测和贷后管理这几个方面。在风险识别方面,可以分为定性识别和定量识别两个方面开展客户评级和债项评级,并通过标准法或内部评级法等方法来计量信用风险。在这当中,定性识别主要是从整体上把握客户如期偿还债务的意愿和能力,而定量识别则是通过财务比率分析和现金流量分析等手段对潜在风险进行量化。基于信用风险的定性和定量识别,可以在符合条件当中的信用风险的计量结果提交给授信审批委员会进行审议。在风险控制过程中,通常包括限额管理、信贷审批、经济资本配置等具体方法来实现[10]。

Table 1. Non-performing loan rate of commercial banks in China from 2018 to 2024 (Unit: %)
表 1. 2018~2024 年我国商业银行不良贷款率情况(单位: %)

银行类型	年份						
	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
大型商业银行	1.41	1.38	1.52	1.37	1.31	1.27	1.25
股份制商业银行	1.71	1.64	1.50	1.37	1.32	1.30	1.25
城市商业银行	1.79	2.32	1.81	1.90	1.85	1.91	1.82
农村商业银行	3.96	3.90	3.88	3.63	3.22	3.18	3.04

数据来源: 国家金融监督管理总局。

(1) 限额管理

限额管理是指商业银行针对单一法人或集团法人客户,在一定时期内所能承受的最大信用风险暴露进行确定和管理的过程。当某一客户的信用风险暴露达到或超过既定的限额时,应采取更为严格的准入审批程序或提高审批层级以控制风险。限额管理主要包括四个方面的内容:单一客户限额管理、集团客户限额管理、区域限额管理和组合限额管理。单一客户限额管理是指对每个单独的借款人设定的最高信用风险暴露限额,集团客户限额管理涉及对拥有共同控制权的多个法人实体的整体信用风险暴露进行管理,区域限额管理针对的是特定地理区域内所有客户,较为贴近区域性商业银行的管理要求,组合限额管理侧重于对整个信贷组合的风险进行管理和控制[11]。

(2) 信贷审批

信贷审批是商业银行风险管理的核心环节之一,它涵盖了贷款定价机制和贷款发放机制。商业银行在信贷审批过程中实行授权管理制度和授信审批制度,并遵循以下基本原则:一是审贷分离原则:负责贷款营销和发放的部门与负责审批的部门必须保持独立运作,避免利益冲突。二是统一考虑原则:即对借款人所有可能引发信用风险的表内外业务风险暴露进行统一考虑和计量,不仅要考虑其现有的贷款,还要包括其潜在的债务、担保责任以及其他任何形式的信用承诺。三是展期重申原则:对任何信用风险暴露的展期业务都应作为一个独立的信用决策重新进行风险评估,并且必须经过正常的审批程序[12]。

(3) 资本配置

为了进一步细化信用风险管理,商业银行会为信用风险分配一定比例或额度的经济资本,从而有助于提高银行自身在发生信用风险损失时的应对能力,确保银行运营的安全性和稳健性,保障银行的整体财务稳定[13]。

在风险监测方面,常用的方法包括设立信用风险监测指标和阈值和信用风险评估和压力测试。首先是确定关键的信用风险指标,如不良贷款率、逾期贷款比例,并设定适当的阈值,一旦超过或接近阈值,需要采取相应的措施进行监测和控制。其次需要定期进行信用风险评估和压力测试。不仅要定期评估借款人的信用状况,对不同类型的借款进行分类和评级,还要适时进行压力测试,模拟不同市场环境下的信用风险情况,以确保银行自身能够承受各种不利情况。

贷后管理方面,商业银行通常采取贷款转让和贷款重组等方式来控制信用风险,贷后管理是商业银行确保贷款业务安全进行、规避贷款风险等运营发展风险的重要手段[14]。其中贷款转让是指商业银行将已经发放但未到期的贷款有偿转让给其他金融机构的行为,通过将贷款转让给其他金融机构,银行可以减少单一贷款或借款人群体所带来的集中风险,并获得即时的资金流入,同时还可以通过贷款转让手续费等形式增加额外收入,有助于银行调整其资产组合,增加多样性和灵活性。贷款重组是指当债务人因种种原因无法按原有合同履约时,商业银行为降低客户违约风险引致的损失,而对原有贷款结构(期限、

金额、利率、费用、担保等)进行调整、重新安排、重新组织,以达到回收部分贷款本金,减少潜在的损失的目的。

4. 商业银行信用风险评估分析模型

20 世纪 90 年代以前,这是信用风险模型的传统发展阶段,信用风险模型主要依靠现阶段具有丰富审批经验的贷款发起人,以及信贷公司的财务状况,对信用风险评估结果进行分析、评价和呈现。典型的方法有:专家方法、Z 评分模型和 ZETA 模型。这类方法不可避免地主观,无法准确衡量信用风险的多少。根据国际清算所的要求和计量经济学的发展,国外一些大型金融机构已经开始将工程思维和定量经济学原理应用于商业银行的信用风险控制,开发了多个定量模型。

4.1. KMV 模型

KMV 模型由 Kealhofer、McQuown 和 Vasicek 开发,基于 Merton 于 1974 年提出的期权定价理论,通过企业的股权价值和市场波动率推导资产价值和违约概率[15]。该模型属于结构性信用风险模型,核心假设是将企业的股权视为对其资产的看涨期权。模型通过计算资产价值、违约点和违约距离,生成预期违约频率(EDF),帮助银行判断客户是否可能违约。这使得银行能够更动态地调整信贷策略。与以前的模型相比,它的创新之处在于从借款公司股东的角度来评估。

为了实际的会计目的,该模型采用了著名的 Black-Scholes (B-S)期权定价公式,将公司的股权视为一个看涨期权,其行使价等于公司的负债,而期权的基值则等于公司的资产价值。如果公司的资产价值低于其负债价值,公司就选择破产,否则就违约。该模型在商业银行的信用风险管理中的实际运用主要聚焦于贷款审批与定价、信用限额管理、投资组合管理等方面。

在应用 KMV 模型时,通常需要先收集企业的股权价值、股权波动率、债务结构以及无风险利率等相关数据,并使用 BSM 模型的两个方程,通过迭代算法求解资产价值和资产波动率,之后再根据企业的债务结构确定违约点及计算违约距离,得到违约概率[16]。

4.2. Credit Risk+模型

受精算思维和财产保险方法的启发,瑞士信贷于 1997 年基于财产保险的精算方法开发了一个 Credit Risk+模型。模型假设每个借款人的违约事件独立服从泊松分布,违约概率由历史数据或内部评级确定。模型将贷款组合的损失分解为两个部分:违约事件是否发生和损失严重性。通过卷积方法, Credit Risk+生成组合的损失分布,输出预期损失和非预期损失,为银行提供量化的风险指标。

该模型基于违约概率、损失严重性和敞口等数据,将组合按行业或地区分为若干风险类别,为每个类别设定违约率均值和波动性后,使用泊松分布生成每笔贷款的违约概率,并通过卷积算法计算整个组合的损失分布[17]。

Credit Risk+模型关键创新在于引入了“违约率波动性”,通过伽马分布模拟违约率受宏观经济或行业因素的影响,从而捕捉违约的相关性。模型通常以解析解形式输出损失分布,计算效率高,适合大规模组合分析。与其他定量模型相比,这一模型需要更少的条件参数,量化过程不需要考虑太多对于信用风险研究通用的假设,适合多样化的贷款组合。但其违约相关性假设较为简单,可能无法充分反映复杂经济环境下的风险集中[18]。

4.3. Credit Metrics 模型

Credit Metrics 模式是由 J.P. Morgan 和几家金融公司共同于 1997 年开发的一种基于信用评级迁移的信用风险评估框架,核心目标是量化贷款组合因信用质量变化导致的损失分布[19]。

该模型根据历史数据构建一个信用评级矩阵，以估计一些无报价的流动资产的信用风险，并使用 VAR 方法计算整个投资组合的风险值。模型假设每笔贷款或债券的信用质量在未来可能发生变化，这些变化由历史评级迁移矩阵驱动。

模型操作的具体步骤如下：第一，收集组合中每笔资产的当前信用评级、评级迁移矩阵、损失给定违约、敞口以及收益率曲线数据。第二，基于历史评级迁移矩阵模拟资产在未来一年内的评级变化，同时通过资产相关性矩阵捕捉资产间的联合行为。第三，使用蒙特卡洛模拟生成大量情景，计算每种情景下组合的市场价值变化，汇总为损失分布。第四，提取关键风险指标，如 VaR 或 UL，用于风险管理和资本分配[20]。

Credit Metrics 模型的优点在于其对信用评级迁移的动态建模，能够捕捉信用质量的渐进变化，而不仅仅是违约事件。模型适用于多种资产类别，包括贷款、债券和衍生品，且通过蒙特卡洛模拟提供详细的损失分布。模型对相关矩阵的准确性敏感，错误的相关性假设可能导致风险估计偏差[21]。与 Credit Risk+模型相比，该模型在捕捉评级迁移方面更全面，但计算效率较低；与 KMV 模型相比，该模型更适合多样化组合，但对市场数据的依赖较少。在商业银行中，Credit Metrics 广泛应用于贷款组合优化、资本要求计算和压力测试。

4.4. 人工智能模型

在科技进步和现代统计技术的不断发展过程中，20 世纪 90 年代以来，学者将人工智能结合到评价信用风险模型当中。其中，具有代表性的就是神经网络、支持向量机、随机森林。

人工神经网络(Artificial Neural Network)能够通过学习数据集中的模式来执行复杂的非线性映射任务。其关键特性包括非线性处理能力、并行处理以及自学习能力，这些特性使得它特别适合于处理如信用风险评估这样复杂的问题。例如，基于 BP 神经网络的模型可以被训练来评估借款人的信用等级，其中每一层神经元代表不同的特征权重，输出层则给出违约的概率估计。在贷前调查过程中，通过匹配相应神经网络模型，使其能够根据申请人的基本信息和财务数据自动给出贷款审批的建议[22]。

支持向量机(Support Vector Machine, 简称 SVM)属于一种以统计学习理论为依据的机器学习方法。它可以通过学习随机类别线附近的准确信息，来自动寻找可以更好地进行分类的支持向量。SVM 的核心是最大化分类边界，通过支持向量，即离超平面最近的样本点确定分类器。对于非线性可分数据，SVM 使用核函数将数据映射到高维空间，实现复杂分类。因此，得到的分类器也可以在类别分离的基础上，将类别之间的间距最大化，进而达到更好的推广和一流的识别精度，对于小的随机样本十分高效。在模型构建方面，SVM 基于业务理解来选择或构建与信用评分高度相关的特征，并通过交叉验证来选择最佳的模型参数。一旦模型训练完成并通过验证，就会被部署到生产环境中，用于中小企业和零售贷款评估[23]。

随机森林(Random Forest)是一种集成学习算法，通过构建多棵决策树并聚合其预测结果进行分类或回归[24]。它通过两种随机化机制提高稳定性和泛化能力：一是自助采样，从原始数据集中有放回抽样生成子集；二是特征随机选择，在每个节点分裂时随机选择特征子集。随机森林通过整合财务数据、行为数据和外部数据预测违约概率，其集成特性使其对噪声数据具有较强容忍度。该模型可输出特征重要性排名，帮助银行识别债务收入比、信用查询次数等关键风险驱动因素，适合用于零售贷款、信用卡风险评估等数据量大、特征多样化的场景。

5. 商业银行信用风险模型应用

5.1. 通用模型应用

通用模型是商业银行信用风险管理的核心组成部分，通过评估借款人或资产的信用质量，生成信用

评分或评级，为违约概率、损失严重性和敞口的预测提供依据。按监管要求建设的以客户主体信用评级和债项评级为根本，并以评级结果驱动应用策略的决策工具如贷款定价、额度测算等。

通用模型在实现程度上又可划分为面向业务和面向监管两个大类，外部评级模型是面向业务，即以满足先评级再授信的要求对客户主体进行的评级，目前大部分银行都是使用面向业务模型；内部评级模型面向监管，是按巴塞尔协议要求建立的内评体系即零售内评和非零售内评。目前仅国有银行、股份制银行及上市或准备上市的商业银行、农商银行；省级农信由于数据积累不足和多法人体系的问题当前都没有建立面向监管的模型。个人评级模型由于业界已经逐步用自动决策模型替代。

5.2. 自动决策类模型应用

自动决策类模型通过自动化流程实现快速准确的信用风险决策，广泛应用于商业银行贷款审批、信用评分和实时风险监控，显著提升了银行运营效率。该模型是零售评分卡与互联网金融大数据风控融合而成一种创新模式，其评级对象为业务产品。模型以申请打分卡(A卡)、行为打分卡(B卡)和催收打分卡(C卡)为载体。当前银行的创新零售业务和标准零售业务都采用了基于产品的自动决策模型体系。申请评分卡通过评估潜在借款人的个人信息、财务状况和信用历史等因素来辅助决策；行为评分卡则是在贷款发放后使用，基于借款人在贷款期间的还款行为和其他相关数据，如逾期还款次数、还款金额等，来评估其继续履行合同的可能性，从而及时调整信用额度；催收评分卡是在贷款逾期或违约后使用的模型，为银行提供有效的催收策略意见参考[25]。

目前大部分商业银行在大力进行个人贷款业务同时，也逐步探索互联网金融模式。在传统个人贷款业务中，由于个人贷款业务具有笔数多、单笔金额小、数据丰富的特征，决定了需要对其进行智能化、概率化的管理模式。而当前的自动决策模型可以实现量化信用风险，辅助决策管理。个人贷款在审批过程中：借款申请人提出贷款申请后，系统自动进行借款人评价，借款人信用达到要求后，借款申请人才可能被批准获得贷款。通过大数据验证借款申请人所提供信用资料的真实性解决贷款申请人的信用资料不全以及信贷业务员的职业操守和业务素质等原因的制约，更好地体现对个人客户的信用状况的评价客观公正性。在贷款发放后，采用行为分析风险驱动的贷后管理模式，采用差异化贷后的方式解放信贷人员生产力，从而集中精力拓展新客户。在客户逾期后，采用统一的贷款催收及回收模式，对借款人的还款率，失联率等进行预测，降低催收成本，提升回收效果。

新兴互联网业务方面，随着金融科技基础设施的完善，移动支付的普及，征信大数据的积累，我国线上信贷市场迎来爆发期。互联网业务办理主要的特点之一即为手续简单，办理效率高，传统的审批模式对于此类业务形式并不适用，因此银行机构在开展互联网业务时大多基于自动决策模型进行审批决策，保证效率提升的同时进行风险控制[26]。基于互联网的迭代思维，按照个贷“普惠金融”的战略定位，聚焦当前银行存在的获客难、审批效率低、资金利用效率低等问题，大多银行都在加快建设和推广“互联网个人贷款”产品，并在产品研发中将自动决策类模型作为风控的一个重要环节加以应用。

5.3. 风控规则管理

风控规则管理通过规则引擎和动态规则调整优化信用风险控制，确保业务流程的合规性和适应性，广泛应用于贷款审批、欺诈防范和组合管理。规则引擎基于预定义标准自动执行决策，适用于零售贷款筛选等标准化流程，确保决策一致性并满足监管要求[27]。

在欺诈防范中，规则引擎通过检测异常行为触发实时预警，降低欺诈损失。动态规则调整利用实时数据，优化风险阈值，使银行能够在经济下行时收紧贷款标准或在增长期放宽限制，提升风险管理的灵活性。

在高净值客户或企业贷款业务中，动态规则支持个性化风险策略，优化贷款条件并控制敞口。在组合管理中，规则系统执行分散化政策并监控总体风险，支持资本充足率合规。风控规则管理通过快速执行和动态适应性增强业务韧性，但需强大的数据支持和持续监控，以避免频繁调整带来的运营复杂性。

5.4. 风控数据应用

在当前监管要求变化的情况下，银保监会将新资本协议纳入监管指标，这一指标的具体实施是一项系统性建设工程，涉及银行组织架构、管理制度、流程规范和系统建设的项目群，整个项目群会有几十个相关咨询项目、IT 系统建设项目。因此当前风控数据应用在系统和数据层面主要涉及以下方面：

(1) 内部评级系统。内部评级系统主要是针对第一支柱中的信用风险，主要功能在于对每一笔资产业务的风险级别进行评估，并计算出每笔业务的违约概率。在这当中需要确定每个产品的评级方案和违约概率计算方式，并针对各产品近几年的违约情况按资本管理办法中的方式进行建模。

(2) RWA 系统。RWA 系统是新资本协议合规进程中最主要的项目之一，负责自动计算信用风险、市场风险和操作风险下的风险加权资产(RWA)，最终获得资本充足率，并生成全行及合并报表层面的监管报告和信息披露文件[28]。

(3) 风险集市。为了满足 RWA 计算的需求，需要从数据仓库中每日提取大量的数据。由于这些计算涉及复杂的金融指标，因此通常需要建立一个专门的风险集市来开展对新资本协议的实施数据处理[29]。

(4) 关联系统。新资本协议的实施除了新建内部评级系统、RWA 系统、风险集市外，许多系统还会涉及流程改造、功能调整、数据修改。如个人及对公贷款系统、信用卡系统等。

(5) 数据仓库。数据仓库是所有新资本协议相关系统获取数据的基础。其运行的过程需要提供高效且稳定的数据服务，确保数据的准确性和及时性。数据仓库的服务质量直接影响到 RWA 和其他关键指标的计算结果，因此必须确保其批量数据服务的稳定性和数据质量的校验机制[30]。

6. 结语

商业银行信用风险管理的转型与金融科技的深度融合，为我国银行业的高质量发展和风险防控能力的提升提供了重要机遇。商业银行将模型和数字技术的综合应用，不仅缓解了信息不对称、获客难和效率低等传统难题，还通过整合多维数据为无信用记录客户提供了金融服务，助力金融包容性目标的实现。然而模型解释性不足、数据隐私保护和频繁规则调整带来的复杂性仍是当前面临的挑战。未来商业银行应持续深化金融科技应用，完善可解释性技术与数据治理机制，加强与监管机构的沟通协作，平衡创新与稳健的关系，以科技赋能推动风险管理向智能化、动态化和精细化方向迈进，为服务实体经济和促进经济社会高质量发展贡献更大力量。

参考文献

- [1] 韩晨宇, 张颖. 金融科技赋能商业银行信用风险管理探究[J]. 商讯, 2023(16): 64-67.
- [2] 朱小能, 李雄一. 金融科技与银行信用风险: 加剧还是降低[J]. 山西财经大学学报, 2022, 44(11): 39-52.
- [3] 于孝建, 彭永喻. 人工智能在金融风险管理领域的应用及挑战[J]. 南方金融, 2017(9): 70-74.
- [4] 方鹏, 赵凡, 王保全, 等. 区块链 3.0 的发展、技术与应用[J]. 计算机应用, 2024, 44(12): 3647-3657.
- [5] 冯珊珊, 李永梅. 区块链技术在供应链金融信用风险管理中的应用研究[J]. 征信, 2022, 40(2): 59-65.
- [6] 李超. 大数据背景下商业银行信贷业务与风险管理创新[J]. 老字号品牌营销, 2022(3): 65-67.
- [7] Giesecke, K. (2004) Credit Risk Modeling and Valuation: An Introduction. *SSRN Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.479323>
- [8] 黄若虹. 股份制商业银行信用风险管理研究[J]. 现代商业, 2023(6): 133-136.

- [9] 许爱荣, 孙良涛, 王浩夫. 净息差收窄, 银行业转型经营承压——基于已上市 19 家系统重要性银行数据分析[J]. 金融市场研究, 2025(2): 131-139.
- [10] 王晓娟. 商业银行金融风险防控策略探析[J]. 现代营销(上旬刊), 2024(3): 62-64.
- [11] 武越川. 商业银行风险限额管理体系构建的思考[J]. 金融纵横, 2022(1): 82-88.
- [12] 陈晓颖, 江明哲. 引入有效推演机制提高银行信贷审批质量[J]. 新金融, 2024(2): 46-51.
- [13] 邓宇. 大型商业银行资本配置的内外考量[J]. 中国银行业, 2024(9): 63-65, 83.
- [14] 王潘婷, 谢家迅. 浅谈加强商业银行贷后管理的措施[J]. 中国市场, 2023(15): 52-55.
- [15] Valaskova, K., Gavlakova, P. and Dengov, V. (2014) Assessing Credit Risk by Moody's KMV Model. *2nd International Conference on Economics and Social Science (ICESSE 2014)*, Shenzhen, 29-30 July 2014, 40-44.
- [16] 章影. 基于 KMV 模型的上市银行信用风险管理研究[J]. 金融客, 2024(12): 36-38.
- [17] Gundlach, M. and Lehrbass, F. (2013) *CreditRisk+ in the Banking Industry*. Springer Science & Business Media.
- [18] 徐言. 基于 CreditRisk + 模型的银行小额贷款信用风险防控问题研究[D]: [硕士学位论文]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2022.
- [19] Gupton, G., Finger, C.C. and Bhatia, M. (1997) *Credit Metrics Technical Document*. J.P. Morgan & Co. Incorporated.
- [20] 王旭东. CreditMetrics 模型在我国 MBS 信用风险度量中的应用研究[D]: [硕士学位论文]. 长春: 长春大学, 2021.
- [21] 潘仔豪. 基于商业银行信用风险 Credit Metrics 模型的改进[J]. 现代营销(信息版), 2020(2): 57.
- [22] 李雨蔓, 卫恒军. 人工智能算法在银行信用贷款业务的应用综述[J]. 中国商论, 2021(18): 130-132.
- [23] 王博, 鄢若兰. 基于机器学习技术的中小银行风险早期预警系统研究[J]. 华北金融, 2022(3): 73-85.
- [24] 冯仪凡. 中国银行业系统性风险度量与预测[D]: [硕士学位论文]. 上海: 上海师范大学, 2024.
- [25] 林炜. 信用评分方法在信贷风险管理中的应用[J]. 信息系统工程, 2021(8): 143-145.
- [26] 燕鹏飏, 田甜, 刘志敏, 等. 个人信用贷款量化风控技术的应用实践[J]. 金融科技时代, 2023(3): 10-13.
- [27] 刘洋, 陈媛. 经济新常态下商业银行信贷风险管理问题研究[J]. 时代金融, 2023(2): 84-86.
- [28] 辛兵海, 郝培, 程栋. 中国银行业风险加权资产的风险敏感性[J]. 金融与经济, 2023(1): 26-38.
- [29] 陈路, 郑敏. 风险数据集市整合之路[J]. 中国金融电脑, 2021(4): 41-42.
- [30] 义天鹏. 银行湖仓一体大数据平台的探索与实践[J]. 金融科技时代, 2024, 32(5): 64-71, 75.