

人工智能等金融科技赋能期货行业 高质量发展模式研究

课 题 名 称 人工智能等金融科技赋能期货行业高质量发展模式研究

课题合作单位 广发期货-研究所

课题负责人 陈尚宇

提 交 日 期 2025 年 12 月 26 日

摘 要

本课题聚焦人工智能等金融科技赋能期货行业高质量发展的模式与路径，系统研究了 AI 技术在期货市场价格发现、风险监控等核心环节的应用实践与潜在价值。研究表明，以机器学习为代表的 AI 技术能够有效突破传统分析模式的信息处理瓶颈与模型局限，推动行业向数据智能驱动转型。

在价格发现与决策支持方面，本文以黄金期货为实证对象，构建并比较了 XGBoost 动态滚动窗口模型与深度神经网络（DNN）模型。研究发现，XGBoost 模型在价格水平预测上表现稳健，能较好捕捉短期趋势与极端行情拐点；而在进行价格涨跌方向预测时，XGBoost 出现显著过拟合，而引入 Dropout、早停机制等正则化技术的 DNN 模型则展现出更优的泛化能力，样本外预测准确性显著提升，为交易决策提供了更稳定的信号支持。

在风险监控领域，本文以原油期货极端风险预测为案例，展示了 AI 技术在全研究流程中的赋能作用：从基于大模型（如 Wind Alice）智能生成研究思路与代码，到利用 XGBoost 算法构建预测模型。所建模型在测试中表现出较高的整体准确率（92.78%）与风险检出率（77.78%），且通过引入“预警阈值动态校准”和“风险等级精细划分”模块，进一步增强了模型的实用性与适应性。

展望未来，AI 技术将与期货行业深度融合，其应用场景将从工具辅助向具备自主规划与执行能力的智能代理(Agent)拓展，涵盖智能投研、自动化风控、程序化交易及客户服务等多个环节。同时，本文也提示 AI 应用伴生的技术“黑箱”、数据安全、模型趋同加剧市场波动以及合规责任界定等风险与挑战。因此，推动期货行业高质量发展需在积极拥抱技术创新的同时，构建与之匹配的治理与监管框架，以实现科技赋能与风险控制的平衡。

关键词：人工智能 价格发现 风险监控 机器学习
XGBoost 量化信号

目录

一、人工智能赋能期货行业趋势	1
(一) 人工智能发展历程与应用场景.....	1
(二) AI 在金融市场中的应用研究综述.....	3
(三) 本课题的研究方向与创新性.....	5
二、AI 辅助价格发现与决策	7
(一) AI 赋能文献整合.....	7
(二) XGBoost 模型：AI 驱动价格预测的核心工具.....	8
(三) AI 赋能价格决策的核心价值.....	12
(四) AI 驱动模型演进：从价格预测到涨跌幅刻画的结构升级.....	12
(五) 改进后模型的预测能力评估与价格发现效果验证.....	14
三、大宗商品极端风险预测	16
(一) 风险预测概述.....	16
(二) 研究思路生成.....	16
(三) 代码自动生成.....	19
(四) 模型训练与测试.....	21
(五) 测试结果展示.....	22
(六) 进一步模型优化.....	30
(七) 风险预测小结.....	31
四、研究结论与未来 AI 赋能期货行业趋势	32
(一) 研究成果总结.....	32
(二) 展望未来 AI 赋能期货行业的场景拓宽.....	34
(三) AI 应用的挑战与风险.....	37
参考文献	39

图表目录

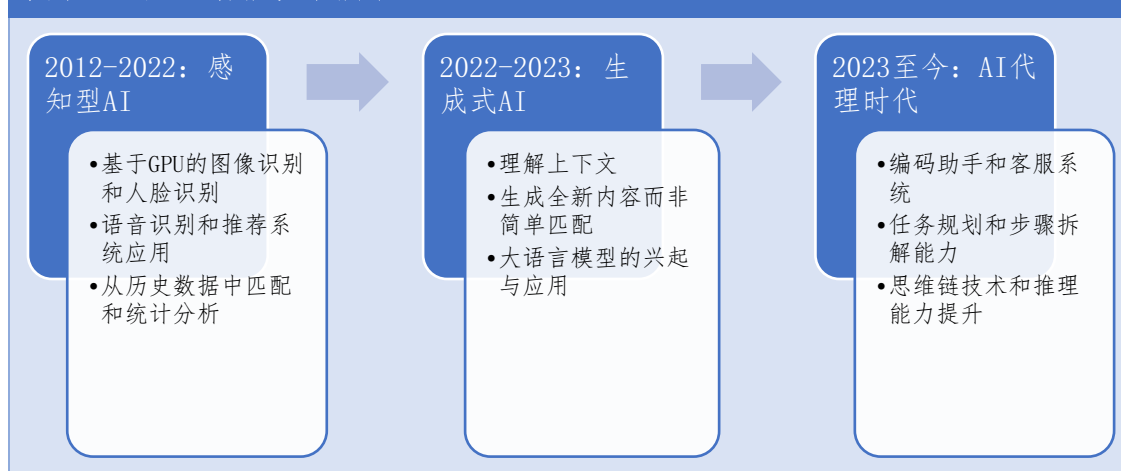
图表 1: 人工智能发展历程.....	1
图表 2: 人工智能应用金融行业细分模块.....	3
图表 3: 沪金价格预测.....	11
图表 4: 滤波方式优缺点对比.....	15
图表 5: 人工智能提取研究思路.....	18
图表 6: 部分代码展示.....	21
图表 7: 基础评估指标.....	23
图表 8: 滚动准确率变化.....	24
图表 9: 累计检出率随时间变化.....	24
图表 10: ROC 曲线.....	25
图表 11: 精确率-检出率曲线.....	26
图表 12: 混淆矩阵.....	26
图表 13: 样本风险分类.....	27
图表 14: 综合评估指标.....	28

一、人工智能赋能期货行业趋势

（一）人工智能发展历程与应用场景

2025年，人工智能主题随着国产AI大模型DeepSeek的横空出世成为科技行业和资本市场上的超级主题。实际上，人工智能方面的研究和相关科技的发展于十年前就有迹可循，并在近些年取得了跃升式的突破。从它的功能定位区分，2012-2022年人工智能主要以感知型AI应用为主，实现基于GPU的图像识别和人脸识别、语音识别和对历史数据的匹配和统计分析。2022-2023年开始出现生成式AI，这就让它开始具备创造性功能，能够在理解上下文的基础上产出新内容。更近的时期，近两年，则是通用人工智能（AGI）或是AI代理开始快速迭代并为社会所熟知的时代。这两种概念都预示着人工智能体将可以更全面地执行具体工作任务，包含规划、拆解、输出任务结果等全链条和流程，无限接近真实人类工作者的执行力。

图表 1：人工智能发展历程



随着人工智能大模型的完善，社会对于它在数学、物理、化学等基础科学领域的潜在贡献和逻辑推理、多线程规划、信息理解学习等基本能力层面的认可度也在上升。社会各行各业正在加快人工智能技术的渗透，以探索其多样化的应用场景。立足于当下，学界普遍认为标准化程度高、主观生产要素低的行业或工种将更显著受益于人工智能技术带来的生产力革命，例如医学诊断、软件编程、文档管理、财务结算等等。而本课题将深入研究人工智能在金融行业，尤其是期货市场上的应用模式和赋能行业高质量发展的路径。

目前，金融行业对 AI 的应用探索主要集中于投研、投资和服务三大模块，头部券商、银行、保险以及期货公司都已开始布局相关 AI 功能模块的上线。首先，在投研场景下，人工智能可以凭借其强大的信息数据处理能力，实现高效的标准化基础研究报告生成，并辅助研究员进行深度专题研究工作。而在投资场景中，人工智能可以搭建交易策略、实时监测市场风险，跟踪异动行情，助力于全天候、多资产、多策略组合交易决策机制的建设，尤其是在开发量化策略多因子模型方面具有显著增益。最后，在服务性场景里，许多金融机构已经将 AI 助手作为内部治理和外部宣传的重要工具，实践中可以有效降低企业日常运营成本、提升办公效率并改善投资者的用户体验。

图表 2：人工智能应用金融行业细分模块

投研			
新闻阅读	研报观点问答	日报早评	深度研报写作
路演解析	PPT制作	行业周报	热点事件分析
投资			
突发事件分析	多模态信息处理	投资思路整理	产业知识库
风险监控	异常分析	市场热点跟踪	智能编程
服务			
智能客服	文档整理	知识助手	内容审核
办公助手	营销助手	合规问答	APP对话机器人

对于期货细分市场而言，以上的应用场景开发同样适用，并且在此之上，基于期货这类高杠杆衍生品的特点，我们认为更加关键的应用领域将聚焦在风险监控主题上。期货本身具有价格发现、风险分散和资产配置三大核心功能，而在证监会越来越重视中小投资者保护的背景下，对期货市场风险监控的复杂性和要求随之上升。考虑期货市场运行过程中涉及庞杂的交易数据和交易账户、高杠杆资金的流动和高波动品种，人工智能技术的应用可以降低风险监控的成本，同时提升监管机制的反应效率。因此，未来期货市场高质量发展的路径设计必然需要围绕人工智能技术应用于价格监控、风险监控这两大主题展开。

（二）AI 在金融市场上的应用研究综述

国际层面，自 2010 年代以来，AI 在期货等金融市场的

应用不断深化，逐步从辅助分析拓展至智能交易、风险控制与市场监管等多个层面。一些主要交易所和监管机构较早启动相关探索，例如美国交易所在 2017 年即测试利用 AI 辅助市场监控，提升识别异常交易行为的效率；美国商品期货交易委员会（CFTC）则于 2024 年发布专题工作函，明确指出 AI 在风控与交易执行中可能引发数据偏差、模型失控等七类风险，并开启公众咨询以完善监管框架。与此同时，大量华尔街机构已将 AI 广泛应用于实盘系统中，如高盛开发的 Marquee 平台可在分钟级别内生成风险敞口预警与对冲建议，摩根大通部署基于强化学习的 AI 交易模型，每秒生成上百万策略并动态优化交易路径，实现对市场变化的快速响应与超额收益捕捉。总体来看，国际在 AI 赋能期货市场方面已形成“实战推动—学术支撑—监管协同”三位一体的格局，在提高市场运行效率的同时，也对 AI 模型的稳健性与可控性提出更高要求。

而 AI 在我国期货市场的应用已逐步从风控辅助向交易决策和客户服务等多个环节拓展，整体呈现出场景导向强、落地路径清晰、但深度与系统性仍有待加强的特点。一方面，应用主要集中在价格预测、趋势识别、套利建模和风险预警等核心业务环节，典型如华泰期货部署高频因子与机器学习算法预测螺纹钢、燃料油等品种短线走势，并实现策略实盘部署；青马投资等私募则基于 AI 构建跨期套利模型，用于

真实交易环境。国内学术研究主要集中在价格预测、趋势判断和波动率建模等方向，广泛应用 LSTM、Transformer、XGBoost 等算法提升预测精度。例如，范彩云等（2024）运用 ML-DMA 方法提升黄金期货预测性能，曹振芳（2024）融合多因子与深度网络模型提高黄金价格预测的准确率与稳健性。在趋势判断方面，斯燕等（2024）利用 LSTM 模型对铁矿石价格走势进行分类预测，提供辅助决策信号。在风险控制领域，胡越等（2023）提出双重 XGBoost 模型提升农产品波动率建模精度，邢钰等（2024）则聚焦原油期货的极端风险预警，通过机器学习模型识别价格尾部跳跃行为，有效增强系统性风险防控能力。强化学习等方法也被引入对冲模拟与动态仓位管理中，拓展了 AI 在复杂风险场景中的应用边界。然而，当前研究在实际执行机制与监管适配方面仍明显滞后；对投资者行为引导与适当性管理的研究也仍停留在行为识别与内容推荐阶段，尚未深入制度设计与合规治理。

（三）本课题的研究方向与创新性

近年来 AI 人工智能技术正成为应对上述挑战的核心力量，深度融入期货公司投资研究、客户服务、风险管理等关键环节——在投研领域实现信息与策略智能生成，在客户服务端全天候高效响应，在风控中提供精准的套期保值方案。其中最重要的是，目前 AI 在期货市场中的应用正从传统的效率助手向决策引擎快速升级，在技术上加强迭代，赋能最

核心的投研业务，通过提升研发效率和研发质量，推动行业的高质量发展。本课题运用目前最新最前沿的大模型技术，除了运用 AI 工具对相应的学术文献进行整合外，还重点立足于数学模型层面，运用 AI 人工智能在 XGBoost 模型的基础上开发黄金价格预测系统，基于得到的结果分析，再进一步升级为 DNN 模型，来对模型中的权重参数不断进行调整优化，预测输出与实际输出之间的误差。同时引入 Dropout、参数正则化和早停机制等防过拟合设计，训练模型的泛化能力，实现模型的可解释性与分布预测上的准确性，最终使数学模型从“静态线性”走向“动态非线性+因果可解释”。

在期货市场风险监测和控制上，本课题通过 XGBoost 机器学习算法探索原油期货价格极端风险，从宏观、中观到微观等指标设置来量化相关风险对资产价格带来的冲击，一方面增加了“预警阈值动态校准”模块和“风险等级精细划分”模块来提高风险指标监测的敏感度，另一方面对指标进行滚动预测，降低“风险漏判”带来的投资损失，实现事前、事中和事后的全流程把控。

二、AI 辅助价格发现与决策

在期货市场价格发现与投资决策环节，人工智能技术可以通过文献智能分析、模型构建与预测等方式，突破传统决策模式的信息处理瓶颈与精度限制，为市场参与者提供更高效、精准的决策支持。其中，AI 工具的文献整合能力与 XGBoost 等智能模型的预测能力，成为了赋能价格发现的核心抓手。

（一）AI 赋能文献整合

期货价格预测涉及海量文献与复杂模型，传统人工梳理方式存在效率低、信息碎片化等问题，而 AI 工具（如豆包）通过自然语言处理与智能分析技术，实现了文献核心信息的快速提炼与整合，为价格决策提供坚实的理论与方法支撑。

我们以范彩云等（2024）《基于 ML-DMA 的黄金期货价格预测研究》这一核心文献作为复现目标文献，AI 工具的赋能过程主要体现在三方面：一是精准定位研究重点，通过关键词识别与语义分析，快速抓取文献中黄金期货价格的影响因素、核心模型及关键结论，避免人工阅读中的信息遗漏；二是梳理模型逻辑框架，自动拆解 XGBoost 模型的工作原理，并可视化模型应用流程，如数据预处理→模型训练→预测输出，降低技术门槛；三是提取实证关键数据，智能识别文献中 XGBoost 模型的预测性能指标、变量重要性排序，为后续模型复现提供精准参考。

相较于人工梳理, AI 工具将文献分析周期从数天缩短至数小时, 同时多维度信息结构化的呈现方式, 能够帮助我们快速把握价格预测的核心逻辑与技术要点, 为决策模型的构建与代码开发奠定基础。

(二) XGBoost 模型: AI 驱动价格预测的核心工具

作为人工智能领域经典的集成学习模型, XGBoost 凭借其强大的非线性拟合、特征学习与防过拟合能力, 在黄金期货价格预测中展现出显著优势。结合动态滚动窗口设计后, 模型进一步适配了金融时间序列的时变性特征, 成为辅助价格决策的可靠 AI 工具。

1. XGBoost 模型的 AI 技术优势

XGBoost (极端梯度提升树) 本质是基于决策树的集成学习算法, 其智能化特征主要体现在: 一是自适应特征学习能力, 可自动挖掘变量间的复杂非线性关系, 无需人工预设特征组合, 尤其适配黄金期货价格受技术指标、宏观经济等多维度变量交互影响的特点; 二是动态优化与防过拟合设计, 通过梯度提升策略迭代优化弱学习器, 同时引入正则项与树结构限制, 有效避免模型过度拟合训练数据, 提升预测稳健性; 三是高效处理高维数据, 能够在多维度变量的复杂数据集中快速筛选核心特征, 降低数据冗余对预测精度的影响; 四是可解释性较强, 相较于 LSTM 等黑箱模型, XGBoost 能输出特征重要性排序, 帮助决策者理解价格驱动逻辑, 为决

策提供可追溯的依据。

而动态滚动窗口设定的融入，进一步强化了模型的实战价值，通过固定大小的训练窗口按时间顺序滑动，每次仅预测目标个样本点，避免了传统静态训练中“未来信息泄露”的问题，同时让模型能够实时适配市场趋势变化，提升短期预测的准确性。

2. XGBoost 动态滚动窗口模型：黄金期货价格预测实践

基于 AI 工具（如豆包）对文献核心信息的智能梳理与提炼，我们明确了模型复现的关键参数、数据标准与流程逻辑，并依托 AI 自动生成代码的能力，高效完成了 XGBoost 动态滚动窗口模型的开发与验证，最终实现沪金价格的预测，充分验证了 AI 工具辅助价格决策的实际有效性。整个复现过程中，AI 不仅是文献信息的整合者，更是代码开发的核心赋能者，大幅缩短了技术落地周期，降低了人工开发的误差风险。

参考文献中黄金期货数据的选取标准与变量维度，我们确定以上海期货交易所黄金期货主力合约 2008 年 2 月 26 日至 2025 年 11 月 30 日的每日交易数据为基础，其中特征矩阵涵盖共 26 个技术行情指标，目标变量设定为“下一期收盘价”，数据来源统一为 Wind 数据库。数据处理流程与代码逻辑保持一致：

(1) 数据清洗模块（AI 自动生成）：代码内置空值检测

与删除函数，自动识别并剔除日期为空的无效记录；同时通过 `shift()` 时序移位函数构建“下一期收盘价”目标变量，避免人工编写时的索引错位问题，保障时间序列的完整性与连续性。

(2) 滚动窗口设置模块 (AI 自动生成): 代码支持自定义训练窗口规模，通过 `for` 循环逻辑实现“固定窗口滑动-单次预测 1 个样本点-预测后窗口纳入新样本”的动态流程，完全匹配文献中“避免未来信息泄露”的核心要求，无需人工手动编写循环判断条件。

(3) 标准化处理模块 (AI 自动生成): 代码集成 `MinMaxScaler` 标准化函数，并通过窗口内局部拟合逻辑，实现“每次窗口滑动时重新拟合标准化规则、仅用当前训练集数据进行标准化”，从代码层面杜绝了传统静态标准化中“用未来数据优化当前模型”的问题，AI 工具在生成代码时已自动规避此类逻辑漏洞。

(4) 模型参数配置模块 (AI 自动生成): 基于文献中 `XGBoost` 模型的最优参数范围，AI 自动生成参数字典，内置适配回归任务的损失函数，预设学习率 0.1、最大树深度 6、弱学习器数量 100 等关键参数，并固定随机种子以保证结果可复现。同时代码预留参数调整接口，支持后续通过网格搜索进一步优化，兼顾自动化与灵活性。

代码通过循环迭代实现动态滚动预测，每次滑动窗口时，

提取当前训练区间数据训练 XGBoost 模型，对下一个样本点进行预测并反标准化还原为原始价格尺度，最终输出完整的测试集预测结果。该流程完全模拟了实际交易中的决策场景——基于历史有限信息进行短期预测，贴合市场参与者的实际操作逻辑。

图表 3：沪金价格预测



复现结果显示，XGBoost 动态滚动窗口模型的预测精度与实战适配性均表现较好：测试集均方根误差（RMSE）为 4.47，平均绝对误差（MAE）为 2.88，验证了 AI 自动生成的模型代码是具有可靠性的。从决策应用来看，模型的核心价值体现在两方面：一是短期趋势精准捕捉，从可视化结果来看，AI 代码自动生成的 matplotlib 绘图模块，清晰呈现了预测曲线与实际沪金价格曲线的贴合情况，尤其在 2013 年沪金价格大幅下跌、2020 年疫情期间价格波动等极端行情中，模型仍能捕捉到价格的拐点，避免了传统静态模型的滞后性。

在市场平稳时段，模型能基于历史数据快速识别价格运行规律，预测误差控制在合理范围。二是决策风险可控，通过特征重要性输出，模型可明确当前时段影响价格的核心因子，帮助投资者理清决策逻辑，而非盲目依赖预测结果。值得注意的是，AI 代码在可视化环节还自动优化了图表样式，例如添加网格线、区分实际价格与预测价格的颜色/线型，使得趋势对比更加直观，无需人工调整图表参数，进一步提升了结果分析的效率。

（三）AI 赋能价格决策的核心价值

AI 技术通过文献智能整合与 XGBoost 模型构建结合，在期货价格发现与决策中实现了两方面的突破：一方面是 AI 工具解决了传统决策中文献梳理效率低、信息碎片化的问题，为模型构建提供了高效支撑。另一方面是 XGBoost 模型凭借其强大的 AI 学习能力，突破了传统模型难以处理复杂非线性关系的局限。二者的有机融合不仅帮助市场参与者更快速、精准地把握价格运行规律，还通过可解释性分析与风险可控性设计，降低了决策风险，推动期货价格决策从“经验驱动”向“数据智能驱动”转型。同时，标准化的代码实现让该方法具备较强的可复制性，可为其他期货品种（如原油、铁矿石等）的价格预测提供参考，为期货市场价格发现功能的优化提供了切实可行的 AI 赋能路径。

（四）AI 驱动模型演进：从价格预测到涨跌幅刻画的

结构性升级

在前期研究中，我们已基于机器学习模型对黄金期货价格水平进行预测，并验证其在趋势刻画方面的有效性。然而，从价格发现机制的深化角度看，单纯的价格点位预测难以充分反映市场对未来信息的定价过程。相较之下，价格涨跌幅及其方向判断更直接对应市场交易行为，是衡量价格发现效率与指导交易决策的重要变量。因此，我们进一步将建模目标由价格预测拓展至黄金期货日频涨跌幅预测。

在模型选择上，初期尝试采用 XGBoost 模型对黄金期货涨跌幅进行分类预测。然而实证结果显示，该模型存在明显的过拟合现象：训练集准确率超过 99%，而测试集准确率仅约为 50%，样本外预测能力显著不足。这说明模型在样本内高度拟合历史数据，但并没有有效地学习到具有稳定泛化能力的价格变动规律，难以在实际的市场环境中发挥价格发现功能。

过拟合问题在金融时间序列建模中其实一直是普遍性的问题，其根源在于金融数据样本量有限、噪声较高且分布较为不稳定。对于黄金期货日频数据而言，样本规模相对有限，而涨跌幅变量本身波动剧烈、信噪比较低，使得 XGBoost 这类基于树结构分裂的模型在反复切分样本空间时，容易对局部特征与偶然波动产生过度依赖，从而削弱了模型的样本外泛化能力。

针对以上问题，我们将模型表现与过拟合特征反馈到大模型，请求其从模型结构与正则化角度提出改进建议。AI 在综合分析数据频率、样本规模及模型特性后指出：在小样本、低频的金融场景下，XGBoost 虽具备较强的拟合能力，但其离散分裂结构更容易放大过拟合风险。相比之下，深度神经网络（DNN）通过连续参数化建模，并在引入适当正则化约束后，更有利于学习平滑、稳定的映射关系，提升模型的泛化能力。

参考上述 AI 的建议，我们将预测模型升级为 DNN 结构，并重点引入防过拟合设计，包括引入 Dropout 层，设置早停等方式以降低模型对局部特征的依赖。模型训练结果表明，DNN 模型在保留模型非线性表达能力的同时，有效改善了样本内与样本外预测表现之间的偏离问题。

（五）改进后模型的预测能力评估与价格发现效果验证

在完成模型结构升级并引入正则化约束后，我们进一步对改进后的 DNN 模型在黄金期货价格涨跌预测中的表现进行系统评估。样本划分方面，我们将 2024 年及以前的数据作为样本内数据集，2025 年数据作为样本外测试集，严格按照时间顺序进行切分，以避免未来信息泄露。在样本内数据中，进一步按照 2：8 的比例划分为训练集与交叉验证集，用于模型参数的学习与泛化能力评估。同时，针对涨跌样本分布

不均的问题，在训练阶段引入重采样机制，使上涨与下跌样本比例保持在 1 : 1，以此来减少类别不平衡对模型学习方向的干扰。

在模型训练过程中，我们同时引入早停机制与自适应学习率衰减策略以增强训练的稳定性。当验证集损失函数连续 5 轮未出现下降时，触发早停条件并终止训练。同时，当验证集损失函数连续 3 轮没有得到改善时，则自动将学习率按原水平的 0.1 倍进行衰减。上述机制的共同作用，能够有效抑制模型在后续迭代中对训练样本的过度拟合，并提高参数收敛过程的稳健性。在此设定下，模型最终于第 28 轮触发早停条件并停止训练。

图表 4：滤波方式优缺点对比

模型	样本内 准确率	样本外 准确率	F1 分数 (测试集)	过拟合特征
XGBoost	>99%	≈50%	≈0.5	显著
DNN	56.24%	55.74%	0.6932	较弱

从训练集结果来看，DNN 模型的准确率为 56.24%，F1 分数达到 0.6716，表明模型已能够在样本内学习到一定程度的方向性定价信息。相较于单纯追求高准确率，模型在召回率层面表现更为突出，达到 85.05%，说明模型对价格上涨阶段具有较强的识别能力，更有利于捕捉黄金价格变动信号。

在交叉验证集与样本外测试集上，模型预测表现保持相

对稳定。测试集准确率为 55.74%，F1 分数提升至 0.6932，召回率达到 82.99%，说明模型在完全未参与训练的数据区间内仍然具备一定的泛化能力，模型在不同数据集之间并未出现明显的性能塌陷，显著优于之前 XGBoost 模型在样本外仅约 50%准确率的表现，表明过拟合问题已得到有效缓解，模型输出信号具备更高的稳定性与实际应用价值。

三、大宗商品极端风险预测

（一）风险预测概述

大宗商品的极端风险预测是期货市场重要的研究领域之一，是指价格在短时间内出现大幅度下跌的现象，通常会引起市场恐慌和投资者信心的丧失，对其进行预测对于市场稳定和风险管理具有重要意义。原油作为能源和化工基石，其价格波动影响深远，提高原油期货极端风险预测能力对保障能源安全、经济稳定至关重要。本文尝试使用人工智能技术用于原油期货价格的极端风险预测，从实施过程来看包括研究思路生成、代码自动生成、模型训练与测试、测试结果展示、进一步模型优化等步骤。

（二）研究思路生成

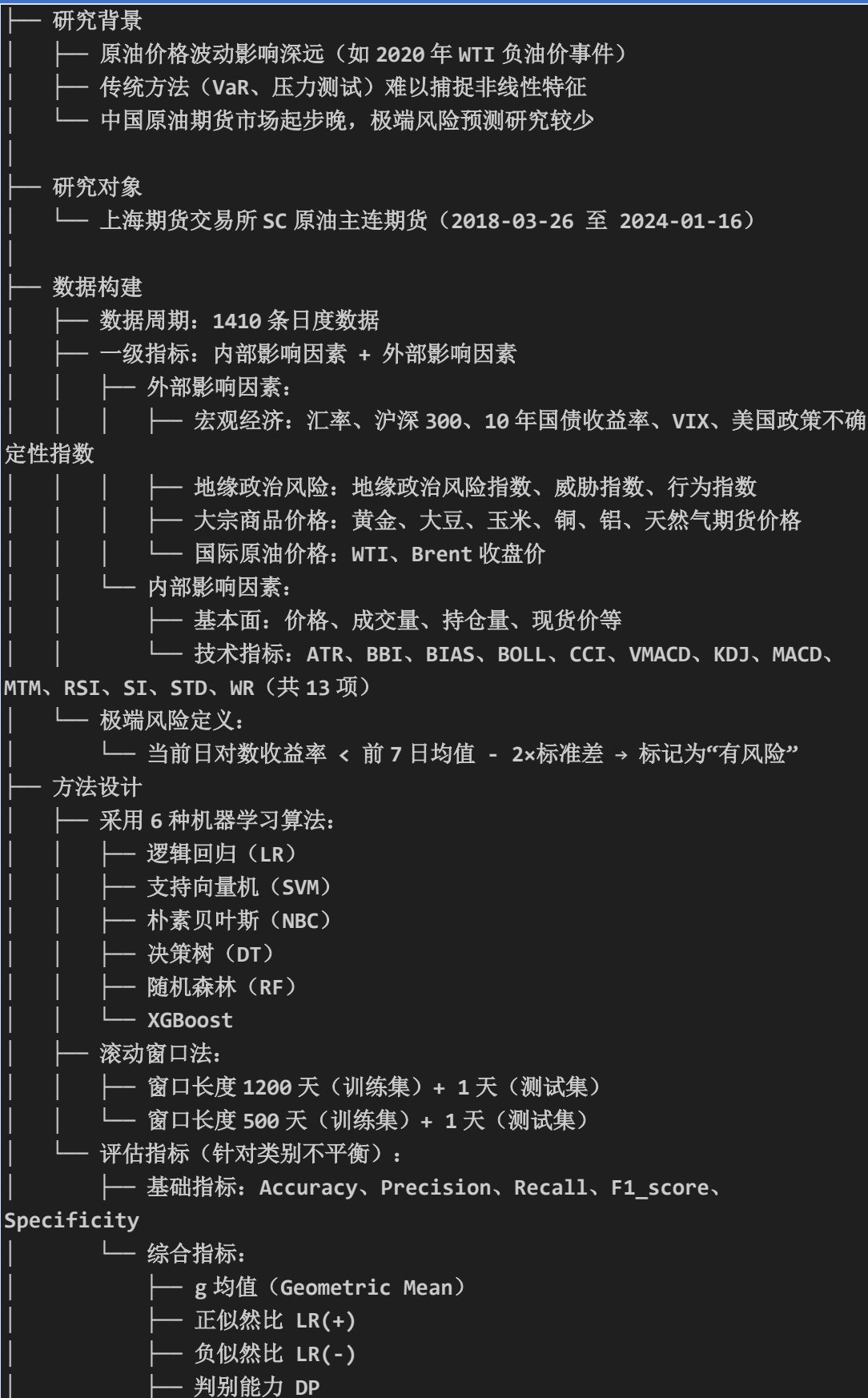
以往关于某个问题的研究主要是通过文献检索的方式查阅相关研究进展，人工智能技术的应用可以极大提高这个步骤的效率。当前市场上人工智能应用众多，金融领域的人工智能应用 Wind Alice 是万得研发的金融大语言模型，融合

了海量金融数据的强大分析工具，为金融机构提供多样化业务场景下的实时智能服务，并为金融从业人员提供全新的、智能化的工作体验。相比于通用的大模型应用，**Wind Alice** 更专注于金融分析这个领域，依托积累的金融数据构建强大分析能力的基础，使用千亿级参数的强大架构，在理解复杂金融概念和分析多变金融场景的精准度上表现出色，应用场景多样且具有广泛的适用性，可以适用于投资分析、风险管理、客户服务等多种金融场景。

我们将上述问题提交给大模型之后，**Wind Alice** 给出了相关的思路框架，围绕价格剧烈波动识别、驱动因子量化与模型训练三大核心环节系统设计研究路径，构建了从定义、因子、模型的完整闭环。根据这个研究框架检索相关的报告和文献，人工智能技术在文献阅读方面能够快速地进行读取，例如自动生成摘要，形成摘要模型，识别并结构化研报中的关键要素，判断报告的整体或局部段落的情绪倾向，跨报告对比与一致性分析。

通过收集一系列的关于原油期货价格极端风险预测的文章，我们使用大模型分析对比相关文献的内容，提取主要思路和关键信息如下：

图表 5：人工智能提取研究思路



- 平衡准确性 BA
- 加权平衡准确度 WBA
- 约登指数 YI

数据来源：Wind 广发期货

（三）代码自动生成

经过上述生成研究框架进行文献报告的分析之后发现，研究的关键在于数据构建和方法设计部分。对于量化的研究，可以进一步借助人工智能技术分析其中用到的量化方法并自动生成代码，节约研究时间提升研究效率。AI 生成代码的核心在于深度学习和自然语言处理，模型通过对大规模代码数据集的训练，学习代码的语法、结构和模式，从而能够根据输入生成符合逻辑的代码，AI 代码生成工具从简单的代码补全功能，逐渐向智能化、通用化方向发展，甚至能够自动生成完整的代码模块，优化代码结构。但是仍然会存在理解不到位的情况，因此我们拆解任务步骤，通过每段任务模块化的方式逐步调用并进行人工调试。

首先是数据构建，对于 AI 生成代码，需要提供给 AI 关于使用的数据接口的知识库，在学习相关接口之后才能准确编写相应的函数。其中基本面数据可以使用 Wind Alice 本身和万得数据接口打通，可以较为准确地调用相关函数，以及检索要使用的数据 id。原油期货价格的影响因素分为外部因素和内部因素，外部因素主要是宏观经济指标，由于宏观数据众多，我们可以在使用大模型时加入限制，要求给出宏观

因素与原油价格之间的因果关系以及传导路径，经过多轮提问之后聚焦核心的 7 项指标，最终调用万得数据接口，生成相关的获取数据的代码。外部因素还包括相关的其他相关的大宗商品价格，例如黄金、铜、铝、天然气，以及金融市场的重要指数，例如沪深 300、标普 500、纳斯达克指数。

内部因素是指原油期货价格交易中产生的开高低收、成交量、持仓量等数据，进而衍生计算的技术指标。我们通过调用 AI 分析各种技术指标的含义以及使用方式和适用的情景，从而确定技术指标使用的范围以及参数，最终包括 ATR 真实波幅、BBI 多空指数、BIAS 乖离率、BOLL 布林线、CCI 顺势指标、VMACD 量指数平滑异同平均、KDJ 随机指标、MACD 指数平滑异同平均、MTM 动力指标、RSI 相对强弱指标、SI 摆动指标、STD 标准差、WR 威廉指标。

参考已有研究文献，我们对极端风险的情形进行定义，如果某一时刻的期货价格对数收益率小于前七天对数收益率的均值减去两倍的标准差，则该时刻被标记为有风险 (label 为 1)，否则被标记为无风险 (label 为 0)。至此完成了解释变量和目标变量的收集整理，生成的部分代码如下：

图表 6：部分代码展示

```
# 宏观因素
wind_id = {
    '美元指数': 'M0000271',
    '美国十年期国债收益率': 'G0000891',
    "中国制造业 PMI": 'M0017126',
    "中国 GDP 不变价当季同比": 'M0039354',
    "中国官方储备黄金": 'M5542240',
    "全球黄金供应量": 'D4805856',
    "全球黄金储备量": 'U9597475',
}
wind_data=WIND.edb("".join(wind_id.values()), start_date, end_date)
wind_df=pd.DataFrame(wind_data.Data, index=wind_data.Codes,
columns=pd.to_datetime(wind_data.Times)).T
wind_df=wind_df.rename(columns={v:k for k,v in wind_id.items()})
wind_df["日期"]=wind_df.index
```

```
# 计算原油主力的对数收益率（无须减 1）
df['log_ret'] = np.log(df['原油主力']) - np.log(df['原油主力'].shift(1))

# 初始化极端风险标签列
df['risk_label'] = 0

# 使用前 7 天对数收益率均值 - 2 倍标准差构造标签
window = 7
for t in range(window + 1, len(df)):
    past_returns = df['log_ret'].iloc[t - window:t]
    threshold = past_returns.mean() - 2 * past_returns.std()
    current_return = df['log_ret'].iloc[t]

    if current_return < threshold:
        df.iloc[t, df.columns.get_loc('risk_label')] = 1
```

数据来源：Wind，广发期货研究所

（四）模型训练与测试

借助 AI 模型生成解释变量和预测变量的代码之后，我们修改整合相关数据用于最终的模型训练。其中效果评价部分处理常见的准确率(Accuracy)、精确率(Precision)、检出率

(Recall)、得分(F1_score)等常见指标，风险标签的数据量远低于非风险标签的数据量，因此需要在此基础上引入针对不平衡数据集的评估指标。根据文献中给出的计算公式，我们需要借助 AI 工具转化为可执行的代码。

AI 根据公式转换为代码的过程，是将数学语言通过语义理解和模式匹配，转化为符合编程规范、高效且可执行的代码。这一过程依赖于大规模训练数据、符号解析能力和对编程生态（如常用库）的深度理解，首先是需要读懂文章中出现的数学公式，包括识别符号、理解结构、关联上下文；其次是将数学概念映射为编程语言中的实现方式，包括对常见模式使用预定义代码模板，将公式中的符号转换为变量名，选择合适的第三方库，推断类型与维度，确保张量维度匹配；最后是验证与反馈，包括单元测试、用户反馈修正。

最后我们采用移动窗口法，使用 XGBoost 机器学习算法探索原油期货价格极端风险的预测情况，使用过去一段窗口期的数据集进行训练和参数寻优，最终得到模型各指标测试数据。

（五）测试结果展示

1. 基础评估指标

基础评估指标是衡量模型核心性能的关键维度，本模型各指标数值如下：

图表 7：基础评估指标

评估指标	指标数值
训练窗口数据量	1600
测试窗口数据量	263
准确率 (Accuracy)	92.78%
精确率 (Precision)	48.28%
检出率 (Recall)	77.78%
虚警率 (FAR)	6.12%
F1-score	0.5957
AUC-ROC	0.9515
PR-AUC	0.5884

数据来源：广发期货研究所

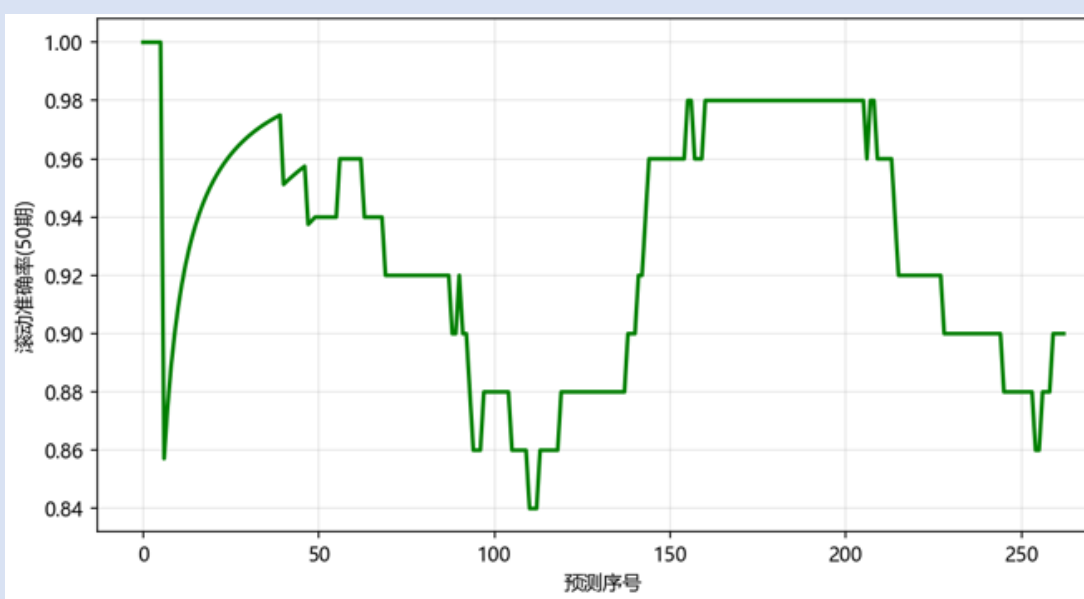
从其中几个主要指标来看：

模型整体预测能力较为优异。准确率达 92.78%，能够稳定适配原油期货市场的时序波动特性。

模型能够有效捕捉原油期货的极端风险事件。检出率 77.78%，可大幅降低“风险漏判”带来的投资损失，满足风险防控的核心需求。

模型的误预警成本可控。虚警率 6.12%，对于投资者而言，少量误预警带来的交易机会损失远小于漏判风险带来的巨额损失，符合行业普遍可接受范围。

图表 8：滚动准确率变化

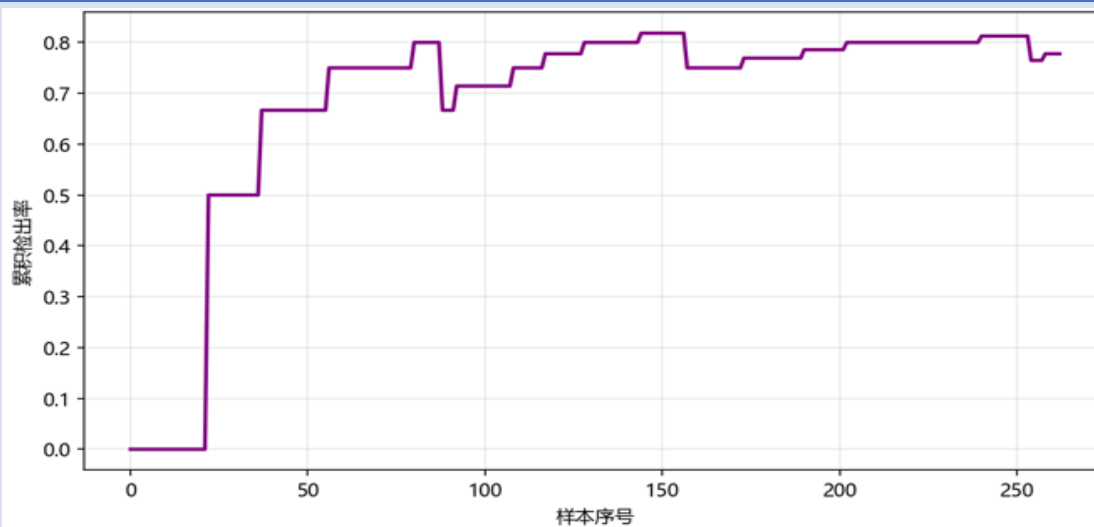


数据来源：广发期货研究所

从滚动准确率变化来看：

模型的预测性能具有较强的稳定性。滚动准确率基本在 0.9 以上，仅在小部分时间降低到 0.84-0.9 之间。这验证了模型的快速适应能力和滚动窗口迭代训练的优势。

图表 9：累计检出率随时间变化

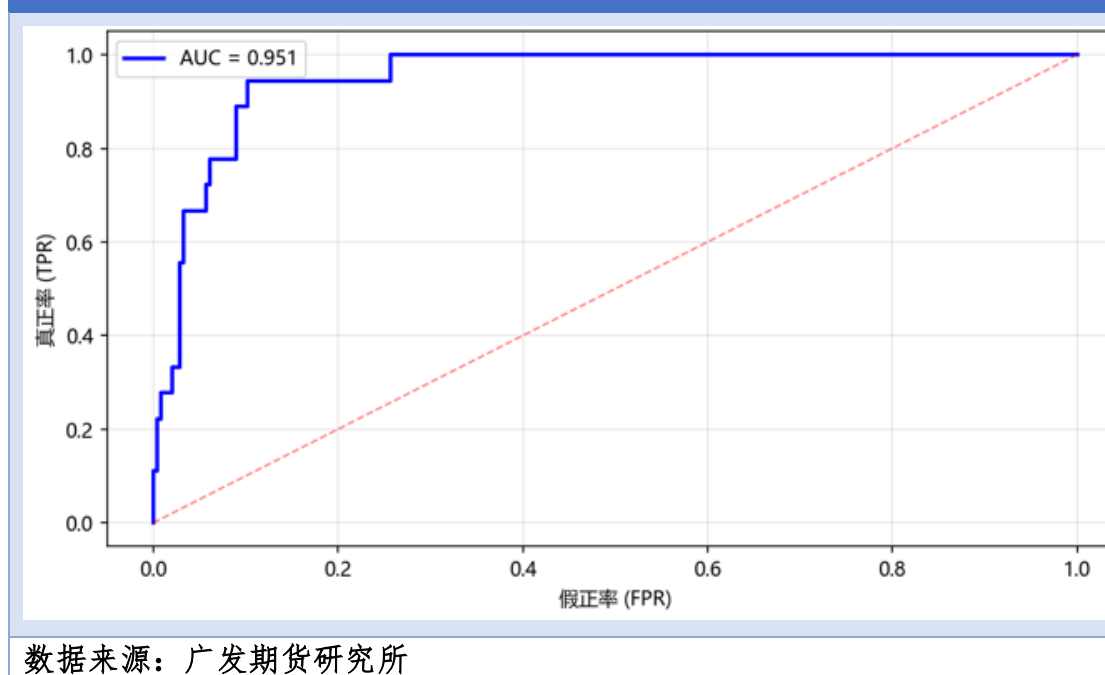


数据来源：广发期货研究所

从累计检出率随时间变化可见：

模型的高风险检出能力具有一致性。随着风险样本数据的暴露，累积检出率逐步上升并稳定在 77%-78% 区间。这表明模型不会因预测周期的延长而出现衰减。这一特征有利于长期风险管理对模型稳定性的需求。

图表 10：ROC 曲线

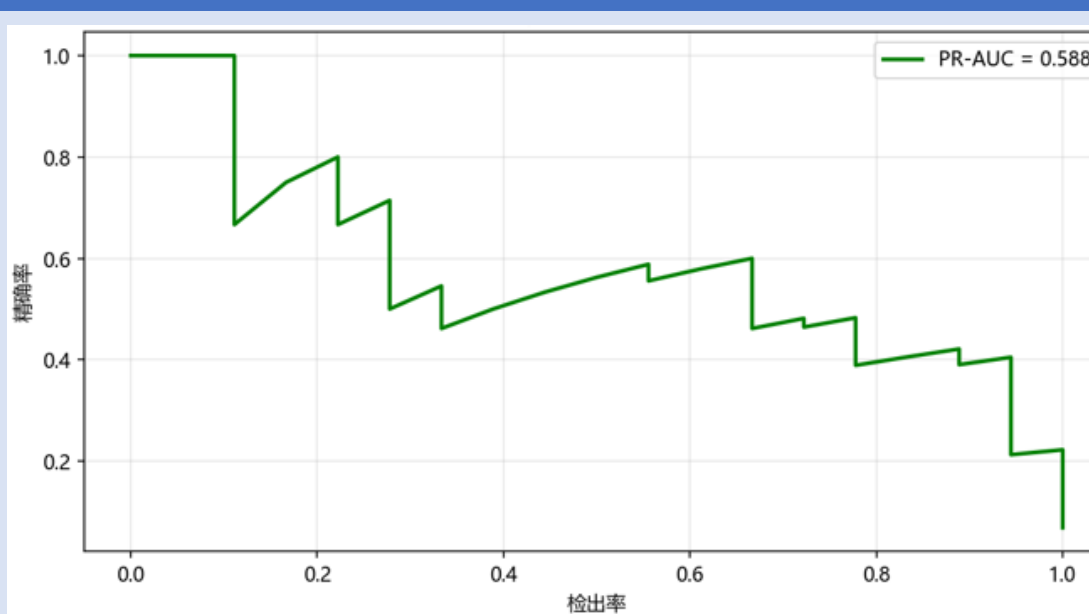


数据来源：广发期货研究所

从 ROC 曲线可见：

模型具有较强的风险区分能力。模型的 ROC 曲线明显偏离参考线，且曲线下面积达到 0.951。这表明即使调整分类阈值，仍能保持较为优异的预测性能。例如当假正率 (FPR) 控制在 5% 以内时，真正率 (TPR) 仍可达到 70% 以上；当假正率放宽至 10% 时，真正率可提升至 90% 以上。这为投资者提供了灵活的阈值调整空间，可根据自身风险承受能力选择合适的预警标准。

图表 11：精确率-检出率曲线



数据来源：广发期货研究所

从精确率-检出率曲线来看：

模型在“全面捕捉风险”的同时，能够较好地控制预警的准确性。当检出率提升至 78% 时，精确率仍保持在 48% 以上。

图表 12：混淆矩阵

	预测低风险	预测高风险	样本总数
实际低风险	230 (真阴性 TN)	15 (假阳性 FP)	245
实际高风险	4 (假阴性 FN)	14 (真阳性 TP)	18

数据来源：广发期货研究所

基于混淆矩阵数据，可得出以下结论：

(1) 模型能够比较准确识别原油期货的正常波动状态。230 个实际低风险样本被准确预测为低风险，占实际低风险样本的 93.88%，这为投资者提供了稳定的交易环境判断依据。

(2) 模型捕捉极端风险的核心能力优异。14 个实际高风险样本被准确预测为高风险，占实际高风险样本的 77.78%。

(3) 虚警率在可接受范围内。15 个实际低风险样本被误判为高风险，占实际低风险样本的 6.12%，从实际环境分析，此类误判可能导致投资者错失短期交易机会，但考虑到极端风险带来的损失远大于短期机会成本，6.12%的虚警率是可接受的。

图表 13：样本风险分类				
	精确率	检出率	F1-score	样本数
低风险样本	0.98	0.94	0.96	245
高风险样本	0.48	0.78	0.60	18
加权平均	0.73	0.86	0.78	263
宏平均	0.95	0.93	0.94	263
数据来源：广发期货研究所				

从样本风险分类数值可见：

(1) 低风险样本的各项指标数值均处于较高水平。这表明模型能够精准识别原油期货的正常波动状态，对于占比 93.16%的低风险样本，预测准确率较高，可有效避免因误判低风险为高风险而干扰正常交易决策，为投资者提供稳定的常规交易环境判断依据。

(2) 高风险样本存在较高检出率的核心优势。78%的检出率可以使大部分极端风险能够被有效捕捉。0.60 的 F1-score 表明，模型在高风险样本的“准确识别”与“全面识别”之间达到了较好平衡，符合极端风险预警“优先检出、兼顾准确”的核心目标。

(3) 模型整体平均性能优异。加权平均和宏平均各项指

标均表现良好，证明模型既能够适配多数类（低风险）的常规预测需求，又能够满足少数类（高风险）的极端预警需求。

2. 综合评估指标

针对极端风险预测中典型的类别不平衡问题，仅依靠基础评估指标难以全面衡量模型性能。本次模型引入了 7 项综合评估指标，从多维度对模型进行综合评估，具体数值与解读如下：

图表 14：综合评估指标	
综合指标	指标数值
G-Mean （几何均值）	0.8545
LR(+) （阳性似然比）	12.7037
LR(-) （阴性似然比）	0.2367
DP （诊断准确率）	2.1958
BA （平衡准确率）	0.8583
WBA （加权平衡准确率）	0.8180
YI （尤登指数）	0.7166
数据来源：广发期货研究所	

从各项综合评估指标数据来看：

（1）模型在兼顾高风险事件检出与低风险事件准确识别方面表现优异。**G-Mean**（几何均值）为灵敏度与特异度的几何平均数，专门用于评估类别不平衡场景下的模型性能，数值越接近 1 越好。0.8545 的 **G-Mean** 表明，模型有效规避了模型过度偏向多数类（低风险）而忽视少数类（高风险）的问题，契合极端风险预警的核心需求。

(2) 模型预警信号参考价值较高。综合 LR(+)与 LR(-)来看:

LR(+) (阳性似然比) 表示模型发出高风险预警时, 实际为高风险的概率与实际为低风险的概率之比, 数值越大说明预警信号的“可信度”越高。12.7037 的 LR(+)表明, 当模型发出高风险预警时, 实际发生极端风险的概率是未发生极端风险概率的 12.7 倍, 投资者收到预警后, 采取风险规避措施的收益整体大于成本。

LR(-) (阴性似然比) 表示模型发出低风险信号时, 实际为高风险的概率与实际为低风险的概率之比, 数值越小说明低风险信号的“可靠性”越高。0.2367 的 LR(-)处于较低水平, 表明模型发出低风险信号时, 实际发生极端风险的概率较低。

(3) 模型能够有效区分原油期货的高风险与低风险状态。DP (诊断准确率) 主要衡量模型对风险状态的整体诊断能力, 数值越大说明诊断能力越强。2.1958 的 DP 值表明, 模型诊断精度较高。

(4) 模型在极端不平衡场景下, 仍能保持平衡预测能力。BA (平衡准确率) 为灵敏度与特异度的算术平均数, 消除了样本分布不平衡对准确率的影响, 更客观地反映模型的真实性能。0.8583 的 BA 值表明, 模型能有效避免传统准确率因偏向多数类而产生的误导性。

(5) 模型在重点关注高风险样本的前提下, 仍能保持较

好的整体预测平衡。**WBA**（加权平衡准确率）通过赋予高风险样本更高权重，以贴合“风险预警高优先级”的实际需求。**0.818**的**WBA**值表明，模型既确保了高风险事件的检出率，又未过度牺牲低风险样本的预测准确性。

（6）模型在极端风险预警中能有效筛选高风险样本并排除低风险样本。**YI**（尤登指数）越接近**1**说明模型的诊断效能越好。**0.7166**的**YI**值处于较高水平，表明模型筛选高风险样本并排除低风险样本的有效性。

（六）进一步模型优化

在以上模型预测输出结果的基础上，**AI**进一步对模型进行了优化，增设了“预警阈值动态校准”模块和“风险等级精细划分”模块，具体如下：

（1）预警阈值动态校准模块

该模块的核心目标，是解决固定阈值难以适配市场结构动态变化的问题，以实现“市场自适应”的阈值调整机制。

该模块的优化思路，是基于最近**50**个滚动窗口的预测数据，每**10**个窗口重新计算最优阈值（采用尤登指数最大化原则）。同时，引入市场波动率系数（以**ATR**指标为代理变量），当市场波动率处于高位时（ $ATR > \text{历史均值} + \text{标准差}$ ），适当降低阈值以提升检出率；当市场波动率处于低位时（ $ATR < \text{历史均值} - \text{标准差}$ ），适当提高阈值以降低虚警率。

该模块优化之后，在高波动场景下，阈值下调使检出率提升到了 85%以上；在低波动场景下，阈值上调使虚警率降到了 3%以下。

（2） 风险等级精细划分模块

该模块的核心目标，是将单一的“高/低风险”二元判断升级为多等级风险评估，以提供更精细化的决策依据。

该模块基于预测风险概率的分布特征，划分为 4 个风险等级：

极低风险：预测概率 <0.2 ，对应实际低风险概率 $>98\%$ ，可正常持仓交易；

低风险： $0.2 \leq$ 预测概率 <0.4 ，对应实际低风险概率 $>90\%$ ，可维持现有持仓，但需关注市场动态；

高风险： $0.4 \leq$ 预测概率 <0.6 ，对应实际高风险概率 $>45\%$ ，需减仓或对冲风险；

极高风险：预测概率 ≥ 0.6 ，对应实际高风险概率 $>70\%$ ，需平仓或建立对冲头寸。

该模块将不同风险等级对应到不同的交易策略，以满足不同风险承受能力投资者的需求，实现个性化的风险管理。例如，保守型投资者可在“高风险”及以上等级时考虑全部平仓；激进型投资者可在“极高风险”等级时采取对冲措施。

（七） 风险预测小结

本章通过人工智能技术赋能原油期货极端风险预测，实现了“研究思路生成-代码自动生成-模型训练与测试-测试结果展示-进一步模型优化”路径全流程智能化，大幅提升了研究效率和模型性能。优化后的模型整体准确率 92.78%，高风险检出率 77.78%，虚警率 6.12%，能够有效平衡“风险检出”与“准确预警”的需求，各项综合评估指标表现良好。“预警阈值动态校准”模块和“风险等级精细划分”模块将模型预测结果进一步优化，大幅提升了该模型的实用价值。

四、研究结论与未来 AI 赋能期货行业趋势

（一）研究成果总结

1.人工智能应用于期货市场价格发现：

在期货市场价格发现与投资决策中，AI 技术通过文献智能整合与智能模型构建，有效突破传统决策局限，推动决策模式向“数据智能驱动”转型。在我们初步的研究中，XGBoost 动态滚动窗口模型作为核心预测工具，它的自适应特征学习、防过拟合等优势，能够适配黄金期货价格的复杂影响因素及时变性，在对 2008 年 2 月至 2025 年 11 月的沪金数据预测中，RMSE 达 4.47、MAE 为 2.88，较为精准地捕捉到了短期趋势与极端行情拐点，且可输出特征的重要性，降低决策的风险。

为深化价格发现，我们的模型目标进一步从价格预测拓

展到了涨跌幅预测，而 XGBoost 因过拟合（训练集准确率超 99%，测试集仅约 50%）表现不佳。经 AI 建议，我们将模型升级为 DNN 模型，并引入 Dropout、参数正则化和早停机制等防过拟合设计后，模型泛化能力显著提升，样本内准确率 56.24%、样本外 55.74%，测试集 F1 分数 0.6932，过拟合问题得到缓解，输出的信号更加稳定。此外，AI 赋能的标准化代码具备可复制性，可为其他期货品种价格预测提供参考，为期货市场价格发现功能优化提供可行路径。

2. 人工智能应用于期货市场风险监测：

在本课题的第三部分中，我们尝试使用人工智能技术用于原油期货价格的极端风险预测，介绍了金融领域常用的大语言模型，利用 AI 人工智能技术提取研究思路 and 关键信息，分段生成数据构建、方法设计、效果评估等步骤的代码，通过建立知识库和优化提示词的方式提高代码生成质量，最终使用 XGBoost 机器学习算法探索原油期货价格极端风险的预测情况，使用过去一段窗口期的数据集进行训练和参数寻优，最终得到模型各指标测试数据。从基础评估指标来看，模型整体预测能力较为优异，准确率达 92.78%，检出率 77.78% 可大幅降低“风险漏判”带来的投资损失，虚警率 6.12% 模型的误预警次数可控。从滚动预测的结果来看，滚动准确率仅在小部分时间降低到 0.84-0.9 之间，体现了模型的快速适应能力和滚动窗口迭代训练的优势，累计检出率逐步上升

并稳定在 77%-78% 区间，表明模型不会因预测周期的延长而出现衰减。针对极端风险预测中典型的类别不平衡问题引入了 7 项综合评估指标，其中 G-Mean 为 0.8545 说明模型在兼顾高风险事件检出与低风险事件准确识别方面表现优异。

在以上预测效果的基础上借助 AI 人工智能技术进一步对模型进行了优化，增设了“预警阈值动态校准”模块和“风险等级精细划分”模块，动态校准也就是在高波动场景下阈值下调，使检出率提升到了 85% 以上；在低波动场景下阈值上调，使虚警率降到了 3% 以下。等级划分是将二元判断升级为 4 个风险等级，从而对应到不同的交易策略，以满足不同风险承受能力投资者的需求，实现个性化的风险管理。

（二）展望未来 AI 赋能期货行业的场景拓宽

展望未来，AI 代理（Agent）作为人工智能演进的重要形态，正逐步从“工具辅助”转向“自主协作”。以大语言模型为“大脑”，工程上整合规划、工具、行动与记忆四大模块，具备理解上下文、拆解任务、调用工具、持续学习的能力，可主动规划并执行复杂流程，而非仅响应指令。在期货行业中，未来 AI 的应用场景也会进一步拓宽，有望融合于投研、风控、交易与服务等核心环节，形成体系化的智能解决方案。

1、智能投研体系

在辅助投资研究方面，AI 可通过“研报快读代理”自动解析海量研报、新闻与数据，实现核心观点提取、并整合成

结构化内容输出，帮助高效整合提炼信息，同时可以辅助生成宣传图、长文本等产品。帮助解决投研工作中信息传递慢和信息衰减等问题，缩短投资决策周期。此外 AI 算法还可以为投资者提供个性化的投顾方案，根据投资者的风险偏好、财务状况与投资目标，提供智能化的投资管理。

2、风险监控与合规管理

AI 在期货行业合规风控领域的应用，将逐步实现“规则库+AI 模型”的智能化升级。合规审查方面，通过构建监管规定及历史案例知识库，结合自动化审查引擎，系统可实现分钟级合规审查，覆盖大部分审查场景，以改善人工审查标准化程度低、信息同步成本高、历史案例查询困难等问题。

风险控制方面，AI 可以借助异常检测与关系建模等技术，通过交易、通讯、市场行为等多元数据学习潜在关联，实时识别跨账户协同操纵、层叠挂单、虚假报单等复杂市场操纵行为。例如在沙特资本市场管理局（CMA）的试点中，AI 系统对“拉高出货”行为的检出率达到历史样本的 80%，显著高于传统检测手段，为监管与金融市场机构的合规风控提供了高精度、高效率的支持工具。

3、投资决策与交易执行

在投资决策支持层面，未来 AI 还可能进一步借助深度学习模型从原始行情数据的信息中自动挖掘特征与因子。AI 的优势在于能够高效处理多维度数据，可以融合行情、基本

面、舆情、产业链等多维度信息，捕捉微观市场中的规律，构建复合型因子，同时具有学习和迁移能力，还可以迅速根据市场环境变化调整模型参数，并进行不同品种间的模型迁移，辅助投资经理快速形成投资决策。

在交易执行层面，AI 将推动交易系统向自适应、多目标的方向演进。基于强化学习的交易代理能够在多资产环境中动态评估各标的表现、市场风险与交易成本等，自主完成仓位分配、换仓时点与订单执行方式的决策，并通过模拟盘与实盘数据持续迭代策略。此外，深度学习模型未来或可直接从高频行情数据中学习并预测多周期价格走势，为程序化交易与量化对冲提供更灵敏、更自动化的信号支持。

4、优化客户服务与运营管理流程

AI 通过自然语言处理与流程自动化技术，未来或将重构期货公司的中后台服务模式。举例而言，智能客服代理可以 24 小时响应客户咨询，解释合约规则、费率结构与持仓风险；而财务与运营代理则能自动处理发票归集、报销审核、报告生成等流程化作业。此外，在组织管理层面，AI 工具正在推动企业内部沟通、目标协同与知识传承的革新，通过信息高效流转与智能协作平台，构建新型组织生态。

综上所述，未来 AI 在期货行业的应用可能会从单一工具迈向系统化、代理化的新阶段，推动行业向更高效的方向发展。

（三）AI 应用的挑战与风险

人工智能技术在期货市场应用不断深化，一方面为行业发展注入新动能，另一方面也催生了一系列复杂的技术、市场与合规风险：

1、技术性风险

AI 模型存在可解释性缺失的问题，会对金融行业的信息透明度带来挑战。基于深度学习与大模型的 AI 系统，决策逻辑高度复杂，如同“黑箱”，难以被理解和追溯。例如，若 AI 模型拒绝某笔交易或触发风控警报，却无法提供清晰、符合业务逻辑的解释，可能导致投资者难以信任其判断，合规审查亦无法有效进行，甚至可能引发纠纷。

模型还会面临数据安全与技术攻击的风险。AI 模型的训练和运行依赖海量数据，其中可能包含敏感的客户信息、交易记录及未公开数据。数据收集、使用过程中存在泄露、滥用风险。此外，模型本身可能成为攻击目标，例如通过对抗性样本干扰其判断，或篡改模型参数植入后门，从而操纵其输出，为市场操纵或欺诈行为提供技术掩护。

2、市场性风险

容易放大市场波动与加剧“羊群效应”。如果多家市场参与者采用同源或策略高度相似的 AI 模型，且缺乏差异化设计，可能在某些情形下形成趋同的交易行为，加剧单边市场波动，引发或放大极端行情。AI 驱动的程序化交易具有速度

和规模上的优势，但可能使得局部风险以更快速度传导至整个系统。

可能出现新型市场操纵与规避监管等行为。AI 的复杂性和隐蔽性，为新型市场操纵行为提供了工具。例如，可能出现利用 AI 进行跨账户、跨市场协同下单的行为，识别和关联可疑行为会变得更加困难。还可能存在利用 AI 生成深度伪造的市场信息或舆论等行为，影响市场价格走势。

3、合规性风险

责任界定和追责困难可能为合规监管带来新的挑战。当 AI 系统做出违规决策时，其责任主体是模型开发者、提供方还是使用机构，界定模糊，给追责带来困难。传统金融监管框架基于规则和事后审查，比较难适应 AI 模型的动态优化和自主决策特性，容易形成监管滞后的风险。

技术隐蔽下的信息不对称容易引发利益冲突。AI 模型可能放大训练数据中存在的历史偏见，或在利益驱动下被刻意设计。例如，智能投顾模型可能被调整为优先推荐高佣金产品，而非符合客户最佳利益的产品；订单执行系统可能被算法优化，将最优费用偏向特定账户，这些行为都可能加剧信息不对称，损害行业公平性原则。这些隐含的算法偏见和利益冲突因技术不透明，可能难以被传统合规审查手段发现。

综上所述，AI 在赋能期货市场发展的同时，也催生了很多新的风险。未来，推动 AI 在期货市场的稳健应用，需要构

建全面的人工智能应用治理与监管体系，涵盖风险分级管理、算法审计、差异化监管、跨境协同等多个层次。制度创新与技术创新需要并驾齐驱，才能高效把握 AI 带来的机遇、防范其潜在风险，确保期货市场在智能化转型中维持稳定、公平与高效发展。

参考文献

- [1] International AI Safety Report Expert Group. (2025). 2026 International AI Safety Report: First Critical Update — New Capabilities and Risk Impacts (Report No. DSIT 2025/033). UK
- [2] 范彩云, 童君逸, 程俊彦, 周勇. 基于 ML-DMA 的黄金期货价格预测研究[J]. 数理统计与管理, 2024, 43(3): 541-558. DOI: 10.13860/j.cnki.sltj.20240509-009.
- [3] 邢钰, 郭苗伊, 苏小园. 基于机器学习算法的我国原油期货价格的极端风险预测[J]. 长春工程学院学报(社会科学版), 2024, 25(4): 40-44. DOI: 10.3969/j.issn.1009-8976.2024.04.008.
- [4] 王星月, 王晓玲. 机器学习在金价时间序列预测中的应用[J]. 统计与管理, 2024, 39(10): 14-22. DOI: 10.16722/j.issn.1674-537x.2024.10.007.

- [5] 张小艺,柴泳旭. 基于 ARIMA-GARCH 的原油期货价格预测研究[J]. 北方经贸, 2024, (12): 88-92.
- [6] 张润泽. (2023). 个人养老金 FOF 基金业绩影响因素研究. 时代金融 (11), 72-75.
- [7] 孙景云,邴贵英. 一种融合多源数据信息的沪铜期货价格预测新方法[J]. 运筹与管理, 2025, 34(03): 163-169.
- [8] 斯燕,陈艺. 基于 LSTM 神经网络模型的铁矿石期货市场实证研究[J]. 中国集体经济, 2024, (02): 100-103.
- [9] 冯景,王长军,杨东,等. 机器学习驱动的农产品进销决策——以新疆棉为例[J]. 工业工程与管理, 2024, 29(05):94-103.DOI:10.19495/j.cnki.1007-5429.2024.05.010.
- [10] 周亮. 利率结构、市场摩擦与跨期套利——基于机器学习的预测 [J]. 统计与决策, 2022, 38(22): 142-147. DOI:10.13546/j.cnki.tjyj.2022.22.027.
- [11] 胡越,王桑原,覃浩恒,等. 基于双重 XGBoost 模型的农产品期货波动率预测——以玉米期货为例[J]. 系统管理学报, 2023, 32(02): 332-342.
- [12] 靳慧娜,张金良,白祥. 基于分解重构的欧盟碳排放权市场波动率预测研究——新冠疫情、俄乌冲突背景下[J]. 上海节能, 2024, (04): 630-640.
- [13] 邱冬阳,丁玲,何一夫. 基于高频数据和 EN-LSTM 的黄金期货短期波动率预测[J]. 运筹与管理, 2024, 33(03):

184-190.

- [14] 杨科,付胜杰,田凤平. 基于收缩和稀疏方法的商品期货市场已实现协方差矩阵动态建模与预测[J]. 系统管理学报, 2023, 32(06): 1282-1298.