



赞同 3



分享

FinRLlama: 基于强化学习和市场反馈的金融情感分析LLM优化方案



QuantML

致力于机器学习量化模型最深度研究

关注他

3 人赞同了该文章

ACM ICAIF 2024 FinRL Contest是一项探索机器学习在金融领域应用的竞赛，包含两个任务：一是利用集成学习进行加密货币交易，二是利用市场反馈强化学习（RLMF）开发大型语言模型（LLM）生成的交易信号。竞赛提供丰富的数据源和模拟环境，旨在推动金融强化学习的发展，鼓励参赛者开发适应市场变化的策略，以实现投资者的优越回报。

ACM ICAIF是由美国计算机学会（ACM）和 J.P. Morgan 联手创办，金融和人工智能交叉领域的学术会议。在过往历届中，ACM ICAIF 汇聚了诸多在金融和人工智能领域活跃的业内专家、研究人员和学者，加强了该领域内学界与行业的联系与互动，正在培养一个新兴的人才社区。

FinRLlama: A Solution to LLM-Engineered Signals Challenge at FinRL Contest 2024

Arnav Grover
grover41@purdue.edu
Purdue University
West Lafayette, Indiana, USA

1. 引言

本文提出了一种新颖的提示框架，用于通过市场反馈的强化学习（Reinforcement Learning from Market Feedback, RLMF）对大型语言模型（LLM）进行微调，以应对2024年ACM ICAIF FinRL大赛中的第二项任务。该框架将市场特定特征和短期价格动态融入模型中，从而生成更为精确的交易信号。尽管传统的LLM在情感分析方面表现出色，但在金融市场中应用时，却因缺乏对市场特定知识和时间动态的整合而受到限制。

赞同 3



添加评论

分享

喜欢

收藏

申请转载





1.1 背景与相关工作

金融情感分析⁺的发展进程中，关键研究方向包括领域特定词典的重要性以及全面的金融强化学习框架的开发。Loughran和McDonald的研究表明，通用情感分析工具在金融文本分析⁺中往往表现不佳，强调了领域特定词典的重要性。与此同时，FinRL-Meta等综合金融强化学习框架的出现，为开发和评估交易策略提供了标准化环境。

近年来，提示工程⁺在多个领域取得了显著成果。Wei等人展示了如何通过精心设计的提示，从LLM中引出领域特定知识，而无需进行微调。Vatsal和Dubey则提供了多种评估提示有效性的方法和框架。然而，在金融情感分析中的应用仍然有限，大多数方法侧重于模型架构的修改，而非提示优化。

1.2 研究目标

针对上述挑战，本研究设定了以下目标：

1. **开发一种新颖的情感分析提示框架**：该框架应能够有效整合市场特定知识和时间动态。
2. **建立一种系统化的模型优化训练方法**：该方法应能够动态适应市场条件的变化。
3. **实证验证框架对于情感的信号精度和交易性能的影响**：通过实验评估，证实该框架在金融应用中的有效性。

这些目标旨在创建一个强大的框架，从金融新闻中生成可操作的洞察，通过提示工程和市场对齐学习的结合，提升LLM在金融应用中的实用性。

2. 方法论

参数使得模型能够适应市场变化，而单一分数输出则支持快速交易决策。

Algorithm 1: Sentiment Signal Scoring Prompt

Input: Signal Bound, Threshold, News Headline, Price Data

Output: Value in [-signal_strength, signal_strength]

1 [CONTEXT]

2 Task: Analyze the stock-related news headline and output a sentiment score reflecting the sentiment’s potential impact on stock performance.

3 [SENTIMENT SCORING PARAMETERS]

4 -signal_strength: Highly negative market sentiment

5 -threshold: Moderately negative market sentiment

6 0: Neutral market sentiment

7 threshold: Moderately positive sentiment

8 signal_strength: Highly positive sentiment

9 [MARKET FEEDBACK CONSIDERATIONS]

10 Past Market Responses: Incorporate past market responses to similar news events.

11 Market Sentiment Alignment: Evaluate if the news aligns with or contradicts prevailing market sentiment.

12 Historical Price Patterns: Analyze the historical impact of similar news on stock prices.

13 [SENTIMENT SCORING EXAMPLES]

14 "Company X announces layoffs amid economic downturn." Sentiment Score: -8

15 "Company Y reports record revenue growth in Q1." Sentiment Score: 7

16 "Market responds positively to Company Z’s new product launch." Sentiment Score: 5

17 [OUTPUT]

18 Integer sentiment score in range [-signal_strength, signal_strength] based on analysis.

2.2 训练过程

模型的微调过程从基础LLaMA-3.2-3B-Instruct模型开始。强化学习（RL）组件模拟市场互动，其中模型输出情感信号，并选择交易动作（做多、做空或持有）。奖励函数通过比较情感得分与实际市场表现来评估模型的预测，根据情感准确性和由此产生的利润或损失来分配奖励或惩罚。这一过程与金融应用中已建立的RL框架一致，并遵循ACM ICAIF FinRL 2024大赛的任务要求。

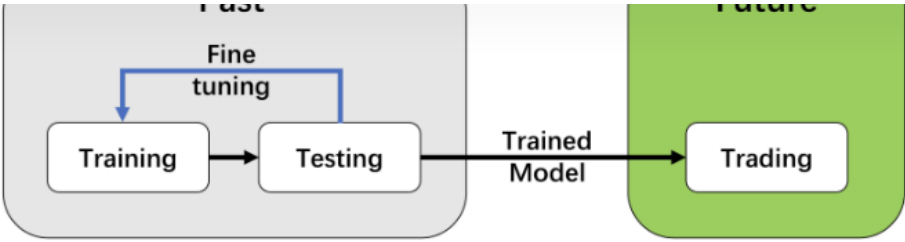


Figure 2: FinRL Train-Test-Trade Pipeline

奖励函数根据模型情感信号的强度进行动态调整，强化正确预测，惩罚错误。函数考虑了模型的置信度⁺，并结合可调整的阈值来评估市场方向。例如，当情感得分超过阈值时，奖励会根据实际价格走势而变化：如果观察到强烈的正回报，则奖励多头头寸⁺，而正情感得分下的负回报则导致惩罚。同样，空头头寸⁺在负回报与情感一致时获得奖励。该系统通过反馈循环帮助模型随着时间推移改进其决策，逐步提高其准确性和交易策略。

模型的微调过程由Adam优化器指导，最小化基于预测情感信号与实际市场结果之间差异的损失函数。这种方法遵循旨在实现最佳决策的深度RL策略，平衡探索和利用，以生成稳健的基于情感的⁺交易信号。

3. 结果

3.1 实验设置

为了测试和验证所提出模型的性能，实验设置跨越2020年至2023年，评估基于情感的交易信号在准确性和盈利能力方面相对于基线的表现。该设置包括新闻标题、股票价格数据和技术指标，以有效地将情感得分与股票走势对齐。每个标题都经过预处理，以与相关的股票价格数据关联，并添加了三天的前向收盘价，以促进前瞻性影响分析。

我们将2020-2022年设为训练期，并专门使用2023年进行评估。这种划分使得能够评估模型在不同市场条件下的稳健性。对于模型和基线，每个标题都会生成买入、持有或卖出信号，性能通过累计回报、盈亏率等指标进行衡量。

3.2 性能指标

在图3中，股票代码⁺的累计回报似乎不那么波动。尽管NVDA仍然以正累计回报领先，但其收益并不那么显著，最高和最低表现股票之间的差距比第一张图表更窄。XOM继续呈下降趋势，但下降幅度不那么陡峭。这表明模型反应可能更为保守，可能是由于模型微调所致。在图3中，累计回报在股票代码之间显示出显著的变化。例如，NVDA显示出持续较高的回报，达到1.5以上，表明强劲的表现。其他股票如MSFT和GOOG表现出适度的累计回报，接近0.5，而XOM显示出下降趋势 - 暂时跌入负回报。这个图表表明股票之间表现的更广泛分歧，模型将NVDA解释为明显优于其他股票，而XOM表现不佳。在两个子图中显示的平均累计评估回报在两种情况下都在零附近波动。

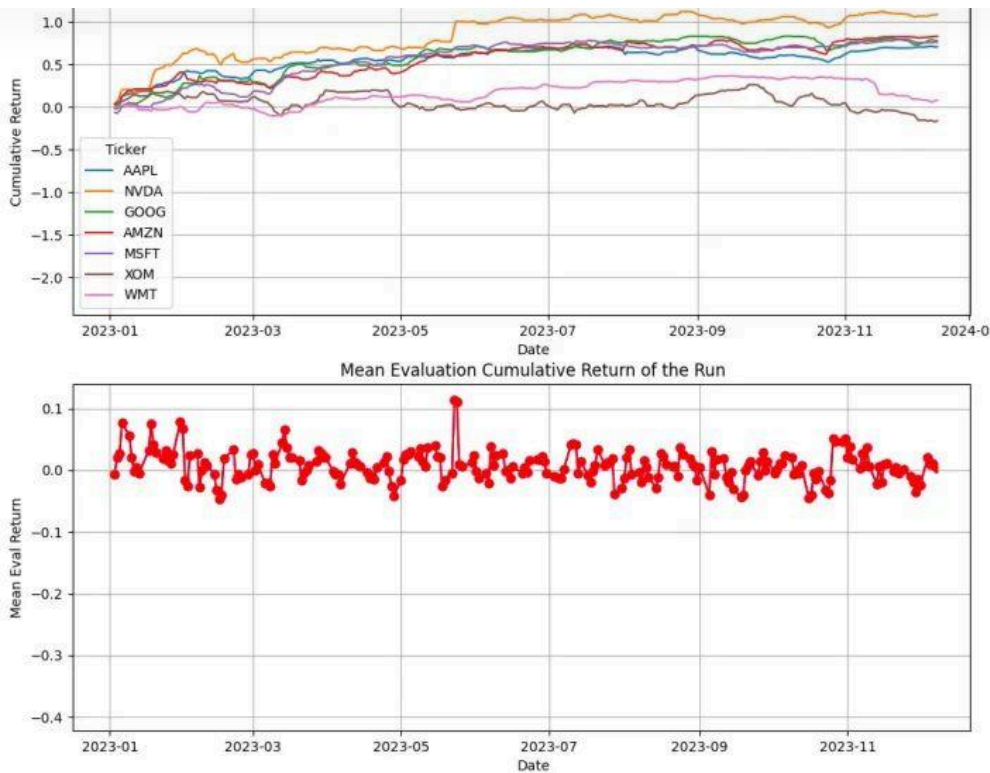


图3：FinRLlama累计回报

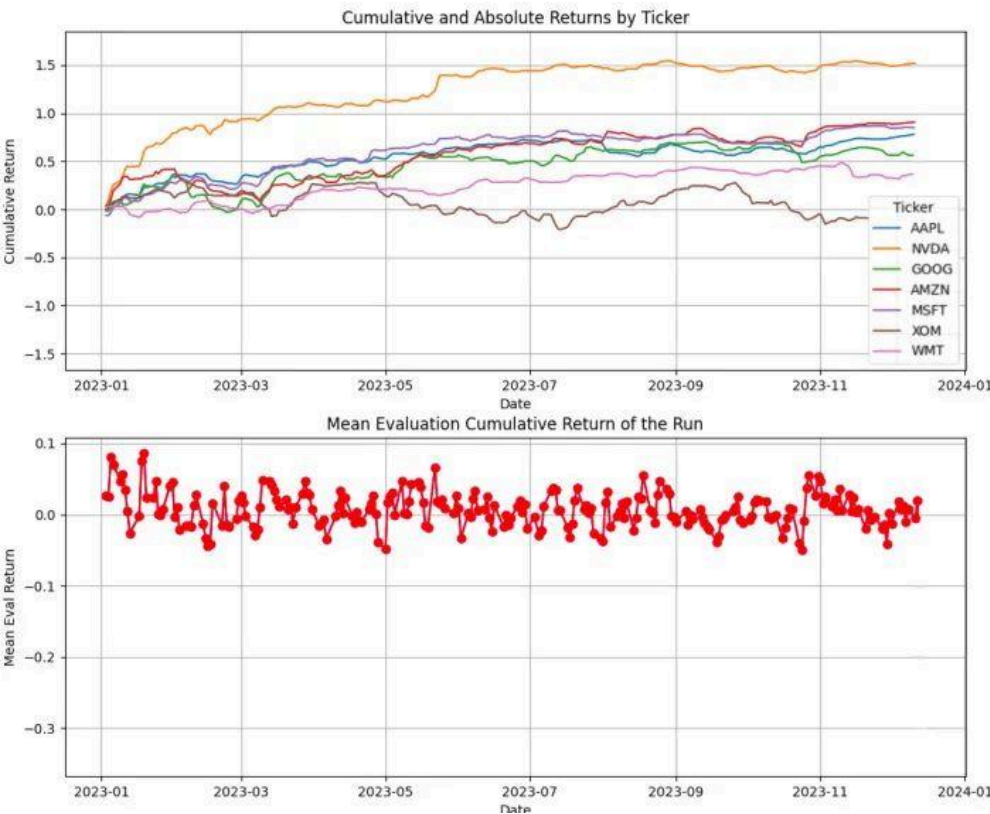


图4：LLaMA累计回报

总结来说，LLaMA-3.2-3B-Instruct显示出更广泛的累计回报范围，表明更高的可变性以及更大的个别收益和损失，而FinRLlama则表明了一种更为保守的方法，股票之间的累计回报波动性降低，平均评估更为平稳。

型处理和整合历史价格数据和情感趋势的能力，可以提高其预测准确性，使其能够更有效地考虑延迟的市场反应。此外，通过使用特定领域的金融数据进一步微调，将帮助模型更好地适应市场行为的复杂性，提高其决策准确性。这些改进可以显著提高模型的稳健性及其生成可操作交易洞察的能力。

论文及代码见星球，加入QuantML星球，与700+专业人士一起交流学习：

<https://t.zsxq.com/18FzDOVgv> (二维码自动识别)

往期回顾

QuantML-Qlib开发版：

- [QuantML-Qlib重磅更新：DeepSeek核心模型结构用于选股](#)
- [QuantML-Qlib Factor | 融合TA-Lib100+技术指标，自定义构建AlphaZoo](#)
- [QuantML-Qlib Model | 还在使用MSE？试试这些更加适合金融预测的损失函数](#)
- [QuantML-Qlib Model | 如何运行日内中高频模型](#)
- [QuantML-Qlib Model | 超越GRU，液态神经网络LNN用于股票预测](#)
- [QuantML-Qlib Model | 华泰SAM：提升AI量化模型的泛化性能 研报复现](#)
- [QuantML-Qlib Model | 华泰AlphaNet模型复现](#)
- [QuantML-Qlib Model | 清华大学&华泰证券 在高胜率时交易](#)
- [QuantML-Qlib Factor | 高效优雅的因子构建方法：以开源金工切割动量因子为例](#)
- [QuantML-Qlib Model | 滚动模型训练](#)
- [QuantML-QlibModel | KAN + GRU 时序模型用于股票预测](#)
- [QuantML-Qlib开发版 | 蚂蚁&清华 TimeMixer：可分解多尺度融合的时间序列模型用于金融市场预测](#)
- [QuantML-Qlib Model | Kansformer：KAN+Transformer时序模型用于股票收益率预测](#)
- [QuantML-QlibModel | 使用OPTUNA优化模型超参](#)
- [QuantML-QlibDB | Clickhouse 行情存储与读取方案](#)
- [QuantML-Qlib LLM | GPT-4o复现因子计算代码](#)
- [QuantML-Qlib开发版 | 最新xLSTM用于股票市场预测](#)
- [QuantML-Qlib开发版 | 强化学习因子挖掘](#)
- [QuantML-Qlib开发版 | 清华大学时序SOTA模型iTransformer用于股票市场预测QuantML-Qlib开发版 | 最新神经网络结构KAN用于因子挖掘](#)
- [QuantML-Qlib开发版 | 直接读取pg/mysql/mongodb数据库](#)
- [QuantML-Qlib开发版 | MoE混合专家系统用于提升Transformer表现](#)
- [QuantML-Qlib开发版 | 一键数据更新](#)
- [QuantML-Qlib开发版 | AAAI最佳论文Informer用于金融市场预测](#)
- [QuantML-Qlib开发版 | 取代Transformer的下一代神经网络结构Mamba用于金融市场预测](#)
- [QuantML-Qlib开发版 | 时序SOTA模型PatchTST用于金融市场预测](#)
- [QuantML-Qlib开发版 | 一行代码运行DLinear模型用于股票预测](#)

研报复现：

- [重磅更新！80+量化策略复现（持续更新中）](#)

- [研报复现 | 锚定反转因子](#)
- [研报复现 | 另类ETF交易策略：日内动量](#)
- [研报复现 | 国盛金工：如何将隔夜涨跌变为有效的选股因子？——基于对知情交易者信息优势的刻画](#)
- [研报复现 | 招商证券：基于鳄鱼线的指数择时及轮动策略](#)
- [研报复现 | 华西金工-股票网络与网络中心度因子研究](#)
- [研报复现 | 基于筹码分布的选股策略](#)
- [研报复现 | 开源金工-高频追涨杀跌因子复现](#)
- [研报复现 | 开源证券：形态识别，均线的](#)
- [券商研报因子复现及表现研究](#)

前沿论文代码：

- [端到端基于LLM的增强型交易系统](#)
- [基于分层强化学习的日内风险因子挖掘](#)
- [DeepScalper：深度强化学习捕捉日内交易的短暂机会](#)
- [TradingAgents：基于多智能体LLM的金融交易框架](#)
- [Kaggle - Optiver trading at the close第一名解决方案及部分代码](#)
- [量化交易全攻略：从入门到精通的终极指南](#)
- [普林斯顿&牛津大学 | 大模型在金融领域的应用、前景和挑战](#)
- [Style Miner：基于强化学习算法的风格因子构造](#)
- [AQR创始人Cliff Asness：市场效率下降假说](#)
- [增强动量策略：动量Transformer模型](#)
- [XGBoost 2.0：提升时间序列预测能力](#)
- [NIPS 24 | FinCon：基于LLM的多智能体交易及组合管理框架](#)
- [NIPS 24 | CausalStock：基于端到端因果发现的新闻驱动股价预测模型](#)
- [JFE | 高效估计买卖价差的模型、实证与应用](#)
- [超越传统网格交易：新型网格交易系统](#)
- [JFE | ETF日内套利研究](#)
- [NIPS 24 | 超越CVXPY,新型端到端优化器](#)
- [揭秘Jane Street低延迟系统的优化技巧——减少系统抖动](#)
- [南京大学LAMDA-强化学习DRL挖掘逻辑公式型Alpha因子](#)
- [3万个因子，数据挖掘能超越同行审议的因子吗？](#)
- [KDD 24 | 基于增强记忆的上下文感知强化学习的高频交易框架](#)
- [FinRobot：用于金融领域的大模型AI平台](#)
- [KDD 23 | DoubleAdapt: 显著提升各类模型表现的元学习模型](#)
- [市场微观结构教程：深度订单簿预测](#)
- [基于高频和日频因子的端到端直接排序组合构建模型](#)
- [BOA 312页报告：Everything you wanted to know about quant](#)
- [深度学习模型DeepLOB用于订单簿价格预测](#)
- [What KAN I say? KAN代码全解析](#)
- [取代MLP? MIT全新神经网络结构KAN,3天1.4k star](#)
- [WWW'24 | FinReport: 结合新闻语义信息的多因子模型显著提升预测准确性](#)
- [WWW'24 | UniTime: 融合文本信息的时间序列预测模型](#)
- [WWW'24 | EarnMore: 如何利用强化学习来处理可定制股票池中的投资组合管理问题](#)
- [KDD'23 | AlphaMix: 高效专家混合框架 \(MoE\) 显著提高上证50选股表现](#)
- [IJCAI'23 | StockFormer: RL+Self-Attention优化摆动交易提高股票预测精度](#)
- [AAAI-24 | EarnHFT: 针对高频交易的分层强化学习 \(RL\) 框架](#)
- [AAAI-24 | MASTER 结合市场信息的自动特征选择的股票预测模型，25%年化收益](#)
- [COLING 2024 | AlphaFin: 结合深度学习及大模型用于股票预测和金融问答，击败现有预测模型](#)

发布于 2025-02-05 21:23 · IP 属地上海



还没有评论，发表第一个评论吧

推荐阅读

GPT-4不是世界模型，LeCun
双手赞同！ACL力证LLM永远...

编辑：桃子 乔杨 【新智元导读】大模型是世界模型吗？UA微软等机构最新研究发现，GPT-4在复杂环境的模拟中，准确率甚至不及60%。对此，LeCun激动地表示，世界模型永远都不可能是LLM。一直...
新智元

LLM大模型自我进化

一、前言在bert时代就尝试过探索self-training闭环训练，但bert通常参数量比较小，能力有限，通常转一圈，模型就开始坍塌。大模型效果非常惊艳，但是llm能力效果取决于数据，通常llm的训练...
执念



Applied LLMs: 构建LLM应用
实践经验总结

字节 发表于Rando...



七天入门LLM大模型 | 第五天：
大模型自动评估理论和实战--...

ModelScope小助理