

# FinAgents: 基于反身性理论的多智能体金融投资系统

叶茂<sup>1</sup> 叶邦盛<sup>2</sup> 谢崇波<sup>1</sup>

1. 四川信息职业技术学院; 2. 上海财经大学

**摘要:** 针对中国 A 股市场信息异质性强、市场行为复杂多变的特点, 设计了一种融合反身性理论的多智能体金融投资系统 FinAgents。FinAgents 参考了近年领先的多智能体金融框架, 扩展和优化智能体分工、通信机制、风险控制等核心环节, 有效实现了多角色智能体协作与认知升级。通过引入反身性反馈回路, 各智能体能够根据市场变化自主调整信念和行为, 提高了系统对 A 股行情波动的应对能力和市场行为的模拟精度, 并提高了风险控制能力。实证结果表明, 该系统在累积回报、最大回撤及自适应性等方面均优于传统量化和普通多智能体模型, 为智慧金融决策构建提供了创新路径。

**关键词:** 多智能体系统; 反身性理论; 大模型微调; A 股市场; 金融风险控制

## 引言

人工智能和金融科技的发展, 使金融市场研究进入智能化与协作化阶段。中国 A 股市场信息异质性强、投资者结构复杂、政策因素频繁, 市场波动常带有非理性与情绪化特征, 传统量化模型难以有效应对。多智能体系统 (MAS) 因能模拟分析师、研究员、交易员和风控经理等角色协作, 成为提升市场拟真度和决策稳健性的重要工具。现有框架如 FinCon 与 TradingAgents 在风险控制和角色分工方面已有探索, 但仍存在市场反馈不足、实时性欠佳等问题。索罗斯的反身性理论强调信念与行为的循环作用, 为理解并模拟 A 股市场的动态特征提供了新的思路。基于此, 本文提出 FinAgents 系统, 将反身性反馈机制引入 MAS, 优化智能体分工、通信与风险控制设计。研究旨在提高市场模拟精度和策略稳健性, 为智慧金融决策和投研模式创新提供参考。

## 1 相关工作

多智能体系统 (Multi-Agent System, MAS) 因具备角色分工和协作优势, 已成为金融研究的重要工具。通过模拟分析师、研究员、交易员和风控经理等角色, MAS 能够较真实地再现投研过程, 提升市场行为解释力和系统稳健性。大量研究表明, 在复杂市场环境下, 分层结构与组织化决策机制有助于缓解信息过载和通信冗余, 使各角色在保持专业性的同时提升整体执行效率。在风险控制方面, 学者普遍强调条件风险价值 (CVaR) 等方法的重要性。通过单期与跨期双层约束, MAS 能够动态调节风险敞口, 并结合新闻舆情等非结构化数据增强应对突发事件的能力。这类机制不仅提升了风险管理的灵活性, 也拓展了金融市场仿真的应

用边界。

近年来, 大语言模型 (LLM) 的发展为 MAS 引入了新的研究路径。通过文本向量化和自然语言提示, 历史交易经验可以转化为可学习的知识结构, 支持跨任务迁移和持续学习。相关研究显示, 这一方法显著提高了市场模拟的精度, 并在投资建议生成方面展现出潜力。已有代表性框架如 FinCon 和 TradingAgents 分别在风险控制与多角色协作上进行探索。FinCon 通过改进信念学习提升了风险管理水平, TradingAgents 则强调多角色分工与信息交互对市场模拟的价值。然而, 这些框架仍存在市场反馈模拟不足、实时性响应不强等局限。

## 2 FinAgents 多智能体模型

### 2.1 多智能体协作决策模型

FinAgents 系统中, 定义智能体集合  $A=\{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ , 其中  $A_i$  表示第  $i$  个智能体 (分析师、研究员、风控、交易员、基金经理等)。每个智能体在时刻  $t$  的状态表示为:

$$S_i^t = \{O_i^t, B_i^t, H_i^t\} \quad (1)$$

其中:

$O_i^t$  为智能体  $i$  在时刻  $t$  的观察信息;

$B_i^t$  为智能体  $i$  的信念状态;

$H_i^t$  为智能体  $i$  的历史决策记录。

智能体  $i$  的决策函数定义为:

$$\pi_i(a_i^t | S_i^t, M_{i,j}^t) = LLM_i(S_i^t, M_{i,j}^t; \theta_i) \quad (2)$$

其中  $M_{i,j}^t$  表示智能体  $i$  与其他智能体  $j$  间的通信消息,  $\theta_i$  为智能体  $i$  使用的  $LLM_i$  大模型参数。

### 2.2 反身性反馈环路建模

基于反身性理论, FinAgents 系统建立了“认知 -

行为-市场”反馈的闭环模型。定义市场状态  $M^t$  与智能体集体信念  $B^t = \{B_1^t, B_2^t, \dots, B_n^t\}$  之间的相互作用:

$$M^{t+1} = f(M^t, A^t, \epsilon^t) \quad (3)$$

$$B^{t+1} = g(B^t, M^t, C^t) \quad (4)$$

其中:

$A^t = \{a_1^t, a_2^t, \dots, a_n^t\}$  为所有智能体的行动集合;

$\epsilon^t$  为外部随机扰动;

$C^t$  为智能体间的通信信息。

反身性强度系数  $\alpha$  控制反馈环路的强度:

$$B_i^{t+1} = (1-\alpha)B_i^t + \alpha \cdot \text{Update}(B_i^t, M^t, C_i^t) \quad (5)$$

该算法旨在刻画“认知—行为—市场”的闭环过程。首先,根据各智能体的行动和当前市场状态计算市场影响,并生成包含交易行为和随机扰动的临时市场状态。随后提取相对价格变化等市场信号,驱动智能体更新信念,并将预测历史用于后续置信度计算。系统在此基础上形成新的集体信念并更新市场状态。如果智能体信念的平均变化幅度低于阈值,则触发收敛检查,并通过衰减因子调整反身性强度。最终,市场状态与信念在迭代过程中逐步收敛,实现对复杂市场反馈的动态模拟。

### 2.3 CVaR 风险控制机制

系统采用条件风险价值 (CVaR) 进行风险监控。给定置信水平  $\alpha \in (0,1)$ , 投资组合收益  $R$  的 CVaR 定义为

$$CVaR_\alpha(R) = E[R | R \leq CVaR_\alpha(R)] \quad (6)$$

其中  $CVaR_\alpha(R)$  为风险估值。实际计算中,可表示为:

$$CVaR_\alpha(R) = -\frac{1}{\alpha} \int_0^\alpha CVaR_\beta(R) d\beta \quad (7)$$

双层风险控制机制中,单期风险约束为:

$$CVaR_{\alpha_1}(R^t) \geq -\theta_1 \quad (8)$$

跨期风险约束为:

$$E_{t=1}^T(CVaR_{\alpha_2}(R^t)) \geq -\theta_2 \quad (9)$$

其中  $\theta$  为风险阈值参数。本文使用动态风险阈值调整机制,根据市场整体处于牛市、熊市或者震荡市来选择风险系数。

## 3 核心系统设计

FinAgents 的核心在于通过结构化的多智能体协作与反身性反馈,实现投研与交易的动态优化。系统运行遵循“分析—研究—辩论—风控—交易”的链条,不同角色在调度机制下协作,形成闭环的决策体系。

在协作机制上,系统采用结构化语言与自然语言的双向传递,使分析师、研究员和风控等角色能整合观点并动态调整。反身性反馈进一步推动信念修正,

使系统在市场变化中保持灵活性与适应性。

在数据层面,系统整合 A 股行情、财务指标和舆情信息,通过并行采集与数据库存储实现统一管理和快速查询。这为智能体提供实时而多维的输入,保证了分析的完整性和准确性。

在推理与优化上,系统结合不同大模型的优势:利用语义理解模型提升智能体的分析能力,同时通过本地化模型提高推理效率。多模型协同使系统在准确性和实时性之间取得平衡,并支撑角色间的差异化知识储备与专业化分工。

## 4 实验与评估

为验证 FinAgents 系统的有效性,本文以 A 股市场为研究对象,构建了融合多源信息的数据集。结构化数据涵盖 K 线、成交量、财务指标和因子数据,非结构化数据包括新闻快讯、政策公告和社交媒体评论。经过时间对齐与归一化处理,保证不同智能体在仿真中的输入一致。实验部署在本地高性能服务器,支持并行回测与模拟盘交易,并以 MongoDB 和 Redis 实现快速数据检索。

实验设计设置三类对照模型:一是传统量化模型,采用动量与反转因子策略;二是多智能体模型,但不含反身性反馈;三是本文提出的 FinAgents 系统。为确保公平性,所有模型均使用相同股票池、初始资金、交易规则与风险约束,并与沪深 300 指数及同期持股策略进行比较。评价指标包括累计收益、夏普比率、最大回撤和决策效率。

结果显示,FinAgents 在收益与风险控制方面显著优于对照模型。在 2022 年市场极端波动期间,FinAgents 能及时收缩风险敞口,将最大回撤控制在 10% 以内,而传统量化与无反身性反馈的模型普遍表现出追涨杀跌的倾向。整体回测中,引入反身性机制后系统累计回报率由 34.68% 提升至 47.25%,夏普比率明显提高,体现出更强的稳健性与适应性。

此外,FinAgents 在重大事件窗口中表现出更高的拟真度。多角色智能体通过辩论与信念修正,有效再现了现实投研机构中的观点分歧和市场情绪传染过程。反身性反馈机制帮助系统避免陷入历史路径依赖,使智能体能随市场动态调整信念,实现更快的收敛与更优的决策。综合来看,FinAgents 在模拟精度和抗风险能力上均展现出明显优势,为复杂市场环境下的智慧金融提供了可行的技术路径。

## 5 结语

本文构建了基于反身性理论的多智能体金融投资系统 FinAgents,在分工协作、通信机制和风险控制上

进行了改进。实验表明,该系统在收益、回撤和自适应性等方面优于传统量化与常规模型,能够更真实地模拟A股市场的非理性波动,并提升策略稳健性。

不足之处在于反身性反馈周期依赖超参数,信念多样性与共识机制仍需优化。未来可结合深度强化学习改进激励与风险分担,并扩展至跨市场和多资产环境。总体来看,FinAgents为智慧金融决策与复杂市场建模提供了可行路径,具有一定理论价值与实践意义。

#### 参考文献:

- [1] 彭志. 量化投资和高频交易: 风险、挑战及监管 [J]. 南方金融, 2016(10):84-89.
- [2] Pendharkar P C, Cusatis P. Trading financial indices with reinforcement learning agents [J]. Expert Systems with Applications 103:1-13.
- [3] Yangyang Yu, Zhiyuan Yao, FINCON: A Synthesized LLM Multi-Agent System with Conceptual Verbal Reinforcement for Enhanced Financial Decision Making, arXiv:2407.06567v3, Nov.2024
- [4] Yijia Xiao, Edward Sun, TradingAgents: Multi-Agents LLM Financial Trading Framework, arXiv:2412.20138v7, Jun.2025
- [5] 吴怀军. 索罗斯金融反身理论的理性阐释——基于博弈分析视角 [J]. 财会月刊, 2012,(36):79-81.
- [6] 况欢, 李惠敏, 曾盛敏. 反身性理论与股市价格运动趋势 [J]. 西南民族大学学报 (人文社科版), 2004.
- [7] 王树娟, 黄渝祥. 基于 GARCH-CVaR 模型的我国股票市场风险分析 [J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2005, 33(2):4.
- [8] 顾明, 熊志涛, 陈海强. 聪明的贝塔: 来自 A 股市场因子动量效应的实证研究 [J]. 计量经济学报, 2024,4(03):653-672.