

QuantaAlpha: 用大模型做量化因子挖掘

——量化研究参考系列之一

报告发布日期

2026年04月07日

证券分析师

刘静涵

执业证书编号: S0860520080003

香港证监会牌照: BSX840

liujinghan@orientsec.com.cn

021-63326320

研究结论

- 文献信息:** 本次分享的论文由上海财经大学、QuantaAlpha 团队、斯坦福大学、北京大学、中山大学、东南大学联合撰写, 于 2026 年 2 月发表于 arXiv 预印本平台 (编号: arXiv:2602.07085), 标题为《**QuantaAlpha: An Evolutionary Framework for LLM-Driven Alpha Mining**》大语言模型驱动的进化式 Alpha 因子挖掘框架。
- 推荐理由:** 论文提出了一套将大语言模型 (LLM) 与进化算法深度融合的 Alpha 因子挖掘新框架——QuantaAlpha。通过多智能体协作模拟专业量化研究员的工作流程, 将因子挖掘的完整研究过程纳入进化体系, 覆盖假设生成、因子构建、代码实现、回测检验、迭代优化全环节, 实现因子挖掘过程的白盒化、可溯源、高效率。
- 核心框架:** QuantaAlpha 以大语言模型为核心, 完整模拟量化研究员研究流程, 构建“提出假设→构建因子→回测检验→迭代优化→因子池维护”一体化自动因子挖掘体系, 可生成收益稳健、风险可控且逻辑可解释的 Alpha 因子。**1) 初始假设:** LLM 生成 10 个独立互补的假设, 多方向并行挖掘, 避免局部最优与因子拥挤。**2) 因子实现:** 三类智能体协同, 将假设转为结构化因子, 经符号化与 AST 转化并施加三重约束, 完成回测与轨迹记录。**3) 迭代优化:** LLM 主导定向进化, 精准修正失效环节、交叉复用优质逻辑, 高效提升因子质量。**4) 因子筛选:** 设置 Rank IC、低冗余、容量三重门槛, 择优纳入因子库。
- 亮点分析: 对比 QuantaAlpha 与自研 DFQ 遗传规划系统, 共有五大核心升级:****1) 初始种群:** 从随机生成转为 LLM 结合金融逻辑驱动, 初始因子质量更高、无效探索更少;**2) 进化方式:** 从盲目随机试错, 转为基于完整研究轨迹的定向逻辑修复与有效重组;**3) 进化对象:** 从单纯优化因子公式, 升级为优化整套研究过程并实现研究经验复用;**4) 冗余管控:** 从单一数值约束, 升级为结构化去重、复杂度限制与语义校验的多维管控;**5) 可解释性:** 从先出公式再补逻辑, 变为先有金融逻辑再生成因子, 显著提升可靠性与投研实用性。
- 实证结果:** 论文实验以沪深 300 为核心标的, 采用 GPT-5.2 进行回测, 结果显示其在年化收益、ICIR 及回撤控制上均大幅超越 Alpha158 等基准; 将因子直接应用于中证 500 与标普 500, 四年累计超额收益达 130% - 160%, 跨市场表现极强。团队复现方面, 我们修正了原始数据划分可能存在的泄露问题, 使用通义千问基于 13 个价量方向挖掘出 21 个因子, 在严格样本外验证中, 因子虽具备一定选股能力, 但 ICIR 偏低、组合波动较大, 信号尚显稚嫩。对比论文挖掘 350 个因子的规模, 当前挖掘量与迭代轮次存在显著差距, 这也是目前超额收益与稳定性不足的核心原因, 后续需扩大挖掘规模以进一步提纯因子。
- 优化方向: 结合 A 股市场特性与团队 DFQ 系统实践, 提出以下优化方向:****1) 特征维度:** 从仅用 6 类基础日频价量数据, 升级为融合日内高频、基本面数据, 对接 DFQ 成熟 70 维日频特征体系, 充分挖掘微观市场信息;**2) 算子体系:** 从 6 大类通用量化算子, 升级为补充多参数截面交互、非线性激活、动态条件筛选类算子, 精准适配 A 股交易规则与非线性波动特征;**3) 评估标准:** 从单一 IC/RankIC、收益指标, 升级为新增行业 / 市值中性化 IC 筛选指标, 剥离系统性风格暴露, 过滤伪 Alpha 信号提纯真超额收益;**4) 股票池范围:** 从仅沪深 300 窄池挖掘, 升级为扩展至全市场并分板块定制挖掘, 大幅提升因子跨池泛化能力与实盘适配性。

风险提示

- 量化模型基于历史数据分析, 未来存在失效风险, 建议投资者紧密跟踪模型表现。
- 极端市场环境可能对模型效果造成剧烈冲击, 导致收益亏损。

目录

1、文献信息：多校联合研发 QuantaAlpha，2026 年 2 月 arXiv 重磅发布....	4
2、推荐理由：LLM + 进化算法融合，破解量化因子挖掘行业痛点.....	4
3、核心框架：全流程自动化体系，实现因子挖掘可解释、高效率.....	5
3.1 初始假设：多样化逻辑假设拓宽研究广度.....	5
3.2 因子实现：多智能体协同完成从想法到落地.....	5
3.3 迭代优化：定向进化替代随机试错.....	6
3.4 因子筛选：多层门槛把控因子库质量.....	6
4、亮点分析：对比 DFQ 遗传规划，实现全维度技术升级.....	7
4.1 初始种群：从随机生成到 LLM 结合金融逻辑生成.....	7
4.2 进化方式：从随机排列到轨迹级逻辑定向修复.....	7
4.3 进化对象：从进化公式到进化完整研究过程.....	8
4.4 冗余管控：从单一数值约束到多维管控.....	8
4.5 可解释性：从先公式后逻辑到先逻辑后公式.....	8
5、实证结果：沪深 300 表现远超基准，复现仍有优化空间.....	9
5.1 论文实验设计与核心结论.....	9
5.2 复现情况与结果说明.....	10
6、优化方向：贴合 A 股特性，三方面升级实现实盘能力提升.....	11
6.1 拓宽特征维度.....	11
6.2 扩充算子库.....	11
6.3 补充中性化评估维度.....	12
7、风险提示.....	12

图表目录

图 1: QuantaAlpha 对比传统方法 / 同类 LLM 方法: 全流程进化体系实现三重融合, 破解行业核心痛点	5
图 2: QuantaAlpha 全流程解析: LLM 驱动多环节闭环, 实现因子挖掘白盒化、可溯源	7
图 3: QuantaAlpha 论文实验核心参数配置: GPT-5.2 + 沪深 300 标的, 多基准对比保障结果有效性	9
图 4: QuantaAlpha 沪深 300 核心回测指标: IC 达 0.1501, 年化超额 27.75%, 大幅超越同类基准	9
图 5: QuantaAlpha 跨市场表现: 中证 500 / 标普 500 四年累计超额 130%-160%, 泛化能力极强	10
图 6: QuantaAlpha 复现数据集优化: 修正数据划分偏差, 严格规避泄露保障泛化能力评估严谨性	10
图 7: QuantaAlpha 复现样本外回测: 因子具备选股能力, 挖掘规模不足致收益与稳定性待提升	11

量化投资行业前沿理论与技术迭代提速，海外顶尖量化研究成果中蕴藏着诸多可借鉴的新思路、新框架，为 A 股量化因子挖掘与策略研发提供重要参考。为此，我们推出量化研究参考系列报告，聚焦海外顶刊、预印本平台发布的量化领域前沿文献，通过深度拆解核心逻辑、实证结果与创新价值，结合 A 股市场特性及本土投研实践开展适配性分析，提炼可落地的优化方向与应用思路，为投资者提供专业、前沿的研究参考。本期为系列首篇，重点解析大语言模型驱动的进化式 Alpha 因子挖掘框架 QuantaAlpha，探索 AI 与量化因子挖掘融合的新路径。

1、文献信息：多校联合研发 QuantaAlpha，2026 年 2 月 arXiv 重磅发布

本次分享的论文由上海财经大学、QuantaAlpha 团队、斯坦福大学、北京大学、中山大学、东南大学联合撰写，于 2026 年 2 月发表于 arXiv 预印本平台（编号：arXiv:2602.07085），标题为《QuantaAlpha: An Evolutionary Framework for LLM-Driven Alpha Mining》大语言模型驱动的进化式 Alpha 因子挖掘框架。

2、推荐理由：LLM + 进化算法融合，破解量化因子挖掘行业痛点

论文提出了一套将大语言模型（LLM）与进化算法深度融合的 Alpha 因子挖掘新框架——QuantaAlpha。首次通过多智能体协作模拟专业量化研究员的工作流程，将因子挖掘的完整研究过程纳入进化体系，覆盖假设生成、因子构建、代码实现、回测检验、迭代优化全环节，实现因子挖掘过程的白盒化、可溯源、高效率。该框架在沪深 300 样本内取得显著效果：基于 GPT-5.2 的信息系数（IC）达 0.1501，年化超额收益（ARR）27.75%，最大回撤（MDD）仅 7.98%，在预测能力、收益水平与风险控制上均显著优于传统模型与同类 LLM 挖掘方法。

当前量化因子挖掘在国内已发展十余年，各机构 Alpha 因子库规模日趋庞大，传统人工挖掘效率难以适配市场快速迭代需求，主流因子挖掘路线长期存在难以克服的痛点：

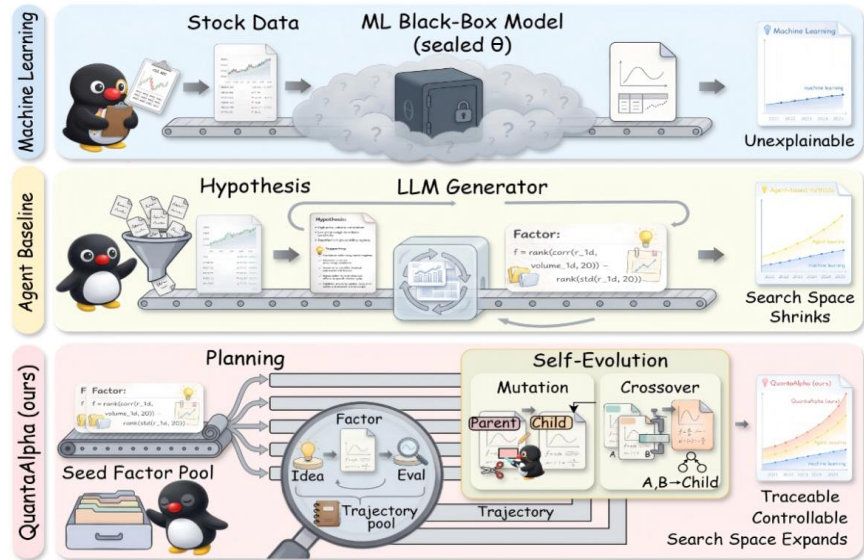
1. 传统遗传规划方法：以显式公式组合生成因子，可解释性强，但进化过程高度随机、缺乏金融逻辑引导，挖掘效率低、无效因子多；模型不具备金融语义理解能力，仅依赖随机试错，易生成无经济学含义的噪声因子，样本外失效风险高。
2. 机器学习方法：以 LightGBM、LSTM、Transformer 为代表的模型拟合能力强、可自动挖掘非线性特征，但模型具有明显的黑箱属性，决策逻辑不可解释，且模型失效时难以定位核心原因，实际落地中风险可控性较弱。
3. LLM 方法：近年来 RD-Agent、AlphaAgent 等方法相继涌现，通过大语言模型直接生成因子代码并结合回测结果筛选因子，一定程度上提升了因子挖掘的自动化程度，但仍存在明显缺陷：迭代过程依赖瞬态上下文的随机重生成，无法有效继承与复用验证有效的经验；回测噪声易导致语义漂移，使因子逐步脱离原始经济含义；因子同质化现象突出，难以实现高效、多样化的研究思路探索。

针对上述行业痛点，QuantaAlpha 实现了系统性突破：它不再将 LLM 视为纯粹的代码生成工具，而是通过多智能体分工 + 全流程轨迹级进化，将因子研发全流程“假设提出——因子构建——代码实现——回测迭代”纳入统一进化体系。核心创新在于将进化对象从因子公式，升级为模仿人脑思考的完整研究轨迹，通过轨迹级变异与交叉进化，让每一个因子均具备清晰、可追溯的生成逻辑。该框架最终实现了“三重融合”：既保留了传统遗传规划的白盒可解释性，又具备

有关分析师的申明，见本报告最后部分。其他重要信息披露见分析师申明之后部分，或请与您的投资代表联系。并请阅读本证券研究报告最后一页的免责申明。

深度学习的非线性特征挖掘能力，同时有效解决了同类 LLM 方法迭代低效、语义漂移、因子拥挤等问题，为量化 Alpha 因子研究提供了全新的技术思路与实践方向。

图 1: QuantaAlpha 对比传统方法 / 同类 LLM 方法: 全流程进化体系实现三重融合, 破解行业核心痛点



数据来源: 东方证券研究所 & 《QuantaAlpha_An_Evolutionary_Framework_for_LLM_Driven_Alpha_Mining》

3、核心框架：全流程自动化体系，实现因子挖掘可解释、高效率

QuantaAlpha 的核心框架以大语言模型为核心驱动力，模拟专业量化研究员的完整研究流程，搭建“提出假设→构建因子→回测检验→迭代优化→因子池维护”的全流程自动化体系，最终生成兼具稳健收益能力与风险控制效果的 Alpha 因子，且全流程保持逻辑可解释、研发路径可追溯，解决了传统因子挖掘中“随机试错、逻辑脱节、迭代低效”的核心问题。

3.1 初始假设：多样化逻辑假设拓宽研究广度

QuantaAlpha 的挖掘流程从初始投资假设生成切入，由 LLM 基于价值背离、波动率状态、动量反转、市场微观结构等经典量化研究维度，生成 10 个具备明确金融逻辑、相互独立且彼此互补的初始投资假设，而后对每个假设方向独立开展因子挖掘。该设计能够有效避免传统方法易出现的局部最优、因子同质化拥挤等问题，通过多方向并行挖掘，从源头提升因子发现的广度与多样性，让后续迭代有了更多优质基础。类比量化机构组建 10 人专项研究团队，每人负责一个独立方向同步研究、最后汇总成果。相比单一研究员的随机试错，实现了研究效率的质的提升。

3.2 因子实现：多智能体协同完成从想法到落地

在确定初始投资假设后，QuantaAlpha 通过三类智能体分工协作，将抽象的投资假设转化为可回测、可执行的量化因子，全过程严格保持逻辑一致性与结构合规性，避免想法与落地脱节：

1. Idea Agent (想法智能体) → 投资方向的结构化落地：

将 3.1 输出的粗粒度宏观研究方向，细化为可落地、可执行的结构化投资假设。其基于三方面核心输入开展工作：①当前市场状态与历史挖掘轨迹经验；②金融理论与实证形成的领域先验知识；③明确的参数规范（如“10 日高低点”“20 日窗口期”），最终输出具备清晰市场机制、明确信号逻辑、限定参数范围的可执行假设，为后续因子构建提供具体、精准的研发指引，避免研究方向与实际落地脱节。类似于量化团队负责人首先根据团队研究储备，划定 10 个独立的研究课题（如“隔夜因子”“波动率因子”“量价背离因子”），分配给不同研究员；Idea Agent 的工作相当于单个研究员，接到课题后，结合市场现状、经典理论，制定具体的研究方案（如“隔夜因子具体做跳空幅度与波幅的比值，窗口期选 20 日”），形成可直接动手研究的具体思路。

2. Factor Agent（因子智能体）→ 从结构化假设到可执行因子：

这是本文最核心的技术创新点之一。Factor Agent 不是直接写代码，而是采用“符号化表达 + 抽象语法树（AST）”的方式，先将假设转化为标准数学表达式，经结构校验后再编译为可执行代码，确保假设逻辑与程序实现完全对齐。同时施加三层约束以保证因子质量：1）语义一致性约束：假设、表达式、代码三者逻辑统一，避免逻辑漂移；2）复杂度约束：控制表达式长度与基础特征数量，降低过拟合风险；3）冗余性约束：通过结构匹配过滤高度相似因子，缓解因子拥挤。

3. Evaluation Agent → 因子回测评估：

基于 Qlib 回测框架开展标准化回测，评估因子 IC、Rank IC、年化收益、最大回撤等核心指标，并将所有结果录入轨迹档案，为下一阶段的进化优化提供完整依据。

3.3 迭代优化：定向进化替代随机试错

这是 QuantaAlpha 与传统遗传规划最本质的区别：传统遗传规划的变异、交叉完全随机，仅通过“碰运气”生成新因子；而 QuantaAlpha 由 LLM 主导进化方向，采用有目标、可继承、强逻辑的迭代方式，实现因子的持续进化：

1. 变异（Mutation）：定点诊断，局部优化。

当因子回测表现不佳时，系统不会随机重试，而是由 LLM 回溯整条研究轨迹，精准定位导致失效的关键步骤，仅对问题部分进行修正，保留已验证有效逻辑，实现精准优化。

2. 交叉（Crossover）：复用优质经验，实现逻辑层面的强强联合。

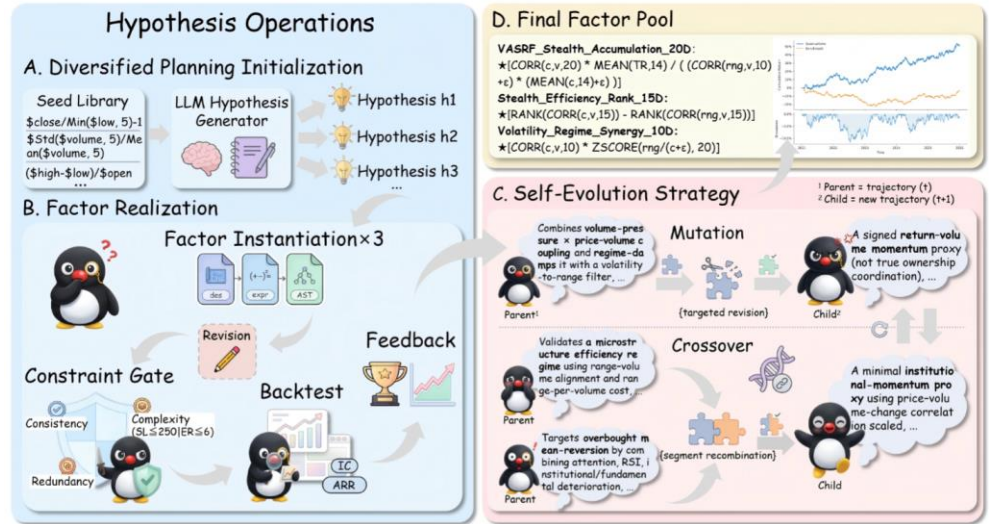
从历史表现优异的多条挖掘轨迹中，提取各自的核心精华片段（如因子 A 的有效动量信号、因子 B 的波动率状态判断逻辑），在投资假设层面进行有意义的逻辑组合与重构，而非简单的公式拼接，形成更综合、更稳健的新一代因子，实现优质经验的复用与强化。

3.4 因子筛选：多层门槛把控因子库质量

为保证最终输出的因子库兼具高收益性、低冗余性、强多样性，QuantaAlpha 在每轮进化迭代结束后，为新生成的因子设置三层硬性入池门槛，只有全部满足条件的因子，方可纳入最终优质因子库：1）按 Rank IC 从高到低排序，优先纳入预测能力更强的因子；2）与池中已有因子的绝对相关系数 ≤ 0.7 ，避免因子冗余；3）因子池容量上限为当轮总因子数的 50%，实行“优中选优”。

论文实证结果显示，当挖掘约 350 个因子（对应 11-12 轮进化迭代）时，策略的收益 - 风控表现达到最优平衡；后续继续迭代进化，反而会引入冗余信息，导致因子整体质量下滑、策略表现恶化。

图 2：QuantaAlpha 全流程解析：LLM 驱动多环节闭环，实现因子挖掘白盒化、可溯源



数据来源：东方证券研究所 & 《QuantaAlpha_An_Evolutionary_Framework_for_LLM_Driven_Alpha_Mining》

4、亮点分析：对比 DFQ 遗传规划，实现全维度技术升级

我们在因子选股系列专题《DFQ 遗传规划价量因子挖掘系统》中推出过 DFQ 遗传规划模型，加入自定义的特征和算子，指定适应度指标，从一个随机种群出发，可以通过多代进化得到更优子代。挖掘过程可以重复多轮，从而可以得到多个适应度高、低相关、有显式表达式的选股因子。本节我们将 QuantaAlpha 框架与团队自研的 DFQ 遗传规划价量因子挖掘系统做对比，具体分析 QuantaAlpha 针对传统遗传规划因子挖掘的痛点，所实现的核心技术突破与优化升级。

4.1 初始种群：从随机生成到 LLM 结合金融逻辑生成

DFQ gplean 做法：初始种群按照预设的公式树深度随机生成，初代存在大量无金融逻辑的低质量无效因子，前期算力和时间多耗费在无意义的探索上。

QuantaAlpha 增量：依托 LLM 掌握的海量金融专业知识，以用户提供的投资思路为基础，生成多个在语义、结构上互补的研究方向与投资假设，初代因子便具备清晰的金融逻辑，从挖掘起点就规避无效探索，提升初代种群的整体质量与多样性。

4.2 进化方式：从随机排列到轨迹级逻辑定向修复

DFQ gplean 做法：变异（如子树变异、点变异、提升变异）和交叉完全随机，本质上是在对公式树进行排列组合，进化没有明确方向，模型并不知道公式为什么表现不好，无法定位因子失效原因，只能依赖大量随机试错来驱动优胜劣汰，迭代效率偏低。

QuantaAlpha 增量：以回测收益为奖励信号，实现有方向、有记忆的进化。变异由 LLM 主导，通过自我反思，精准定位挖掘轨迹中的失效关键步骤，仅对问题环节做局部修正，保留已验证的有效逻辑；交叉则从多条高质量挖掘轨迹中，提取互补的核心逻辑片段在假设层面重构，而非简单公式拼接。该设计能让进化脱离盲目随机游走，实现定向高效迭代。。

4.3 进化对象：从进化公式到进化完整研究过程

这是 QuantaAlpha 最核心的创新，也是其与传统遗传规划的本质区别。

DFQ gplean 做法：进化的核心主体是因子公式树本身，每代从上一代公式树出发，经随机变异、交叉生成新公式树，再按适应度筛选，仅关注因子结果优化，无对研发过程的追溯与复用。

QuantaAlpha 做法：将进化主体升级为完整的因子挖掘轨迹，一条轨迹对应一次全流程因子研发：初始投资假设→因子构建→代码实现→回测评估。这意味着框架并非进化单一公式，而是进化整套量化研究的思考框架。因子失效并非单纯公式问题，而是研发某一推理步骤的偏差，优化也仅针对该步骤修正，而非重新随机生成，让每一次进化都基于已有的研究经验，实现经验的可继承、可复用。

4.4 冗余管控：从单一数值约束到多维管控

DFQ gplean 做法：采用“被动约束 + 数值惩罚”组合策略，通过限制公式长度、进化剪枝、在适应度评价中添加相关性数值惩罚来控制因子冗余与复杂度，但存在明显局限：仅能过滤数值高度相关的因子，无法识别核心逻辑一致、仅数学表达不同的结构性冗余；公式长度限制僵化，易误剪有效逻辑，也不易阻止逻辑冗余的因子生成。

QuantaAlpha 的增量：突破传统单一数值约束模式，构建结构逻辑去重 + 多维度复杂度约束 + 语义一致性校验的全流程主动管控体系，从生成端源头保障因子质量：

1. 结构逻辑去重：引入抽象语法树技术，将因子公式转化为树形结构节点（节点对应算子 / 特征 / 运算逻辑），通过计算树形结构的相似程度，量化因子核心逻辑的重合度，即便因子数值相关性低，若核心计算逻辑高度相似仍判定为冗余并过滤，从根本上解决“换汤不换药”的结构性冗余问题；
2. 多维度复杂度约束：摒弃单一公式长度限制，从三方面做立体管控 —— 符号表达式长度 ≤ 250 字符、自由参数占比 < 50%、底层原始特征 ≤ 6 个，既避免公式冗长、参数过多导致的过拟合，又防止特征堆砌引发的逻辑混乱，兼顾因子逻辑完整性与泛化能力；
3. 语义一致性校验：将语义校验作为因子回测的前置关卡，通过 LLM 验证“市场假设 → 数学表达式 → 可执行代码”三者的语义忠实度，若存在逻辑偏差则直接拦截，避免因 LLM 幻觉导致的逻辑脱节，进一步保障因子池质量。

4.5 可解释性：从先公式后逻辑到先逻辑后公式

DFQ gplean 做法：虽能生成显式数学表达式的因子，但其以随机组合为核心，通过算子、特征的随机拼接进化筛选出统计显著的因子，本质是“先生成符合统计规律的公式，再反向解读背后可能的市场逻辑”。该模式下大量因子难以赋予明确经济学意义，易出现数据拟合的伪因子，可解释性大打折扣，样本外有效性与稳定性也难以保障。

QuantaAlpha 的增量：因子挖掘由假设驱动，从根源解决可解释性不足的问题。LLM 先基于金融理论、市场规律与历史挖掘经验，生成具备明确逻辑支撑的投资假设，再通过语义一致性约束、结构化转化等技术，确保后续因子代码生成全程与初始假设高度匹配，无逻辑漂移。即 QuantaAlpha 的每一个因子都是“先有明确市场逻辑，再转化为可计算公式与代码”，公式是逻辑的具象化表达，而非随机组合产物。最终留存的因子不仅有显式表达式，更能清晰对应背后的市场机制与经济学意义，可解释性大幅提升，也为因子验证、组合优化与风险控制奠定坚实逻辑基础，有效降低伪因子带来的模型风险。

5、实证结果：沪深 300 表现远超基准，复现仍有优化空间

5.1 论文实验设计与核心结论

论文实证以沪深 300 为研究标的，训练集 2016-2020 年，测试集 2022-2025 年，采用 GPT-5.2 作为核心大语言模型，选取 Alpha158（传统人工因子集）、AlphaAgent（LLM 因子挖掘框架）、RD-Agent（微软开源智能研究系统）作为对比基准开展回测。

在沪深 300 样本内，QuantaAlpha 在核心指标上全面领先基准方法：IC 达 0.1501，年化超额收益 27.75%，最大回撤仅 7.98%，在预测能力、收益水平与风险控制上均显著优于传统模型与同类 LLM 挖掘方法。将该框架在沪深 300 上挖掘的因子直接应用于中证 500 与标普 500，4 年累计超额收益达 130% - 160%，展现出极强的跨市场泛化能力。

图 3：QuantaAlpha 论文实验核心参数配置：GPT-5.2 + 沪深 300 标的，多基准对比保障结果有效性

设置项	内容
股票池	沪深 300 (CSI 300)
训练集	2016-01-01 至 2020-12-31
测试集	2022-01-01 至 2025-12-26
基础特征	open/high/low/close/volume/vwap (6 个日频价量特征)
算子库	时间序列、截面、数学、技术指标、逻辑、辅助等 6 类约 60 个算子
回测策略	TopKDropout, 每期持有 Top 50 只股票
进化轮次	共约 15 轮, 350 个因子时表现最优

数据来源：东方证券研究所 & 《QuantaAlpha_An_Evolutionary_Framework_for_LLM_Driven_Alpha_Mining》

图 4：QuantaAlpha 沪深 300 核心回测指标：IC 达 0.1501，年化超额 27.75%，大幅超越同类基准

指标	QuantaAlpha	AlphaAgent	RD-Agent
IC	15.01%	9.66%	5.31%
Rank IC	14.65%	9.42%	6.33%
年化收益率 (ARR)	27.75%	15.54%	9.91%
最大回撤 (MDD)	7.98%	12.89%	14.82%
信息比率 (IR)	332.51%	193.28%	125.02%
卡玛比率 (CR)	347.74%	120.56%	66.87%

数据来源：东方证券研究所 & 《QuantaAlpha_An_Evolutionary_Framework_for_LLM_Driven_Alpha_Mining》

图 5: QuantaAlpha 跨市场表现: 中证 500 / 标普 500 四年累计超额 130%-160%, 泛化能力极强

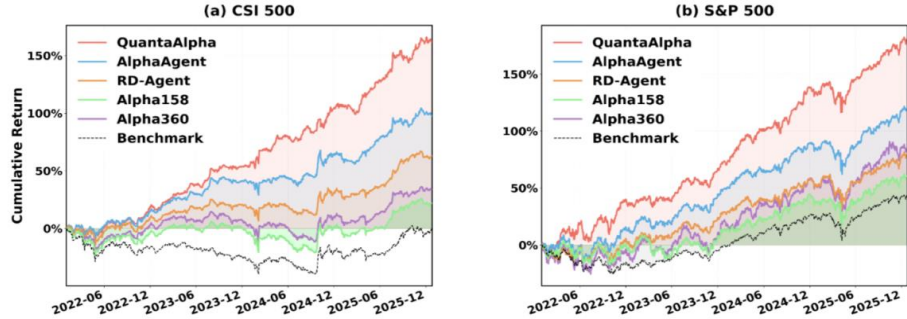


Figure 1: Cumulative excess returns of different approaches on CSI 500 and S&P 500.

数据来源: 东方证券研究所 & 《QuantaAlpha_An_Evolutionary_Framework_for_LLM_Driven_Alpha_Mining》

5.2 复现情况与结果说明

我们基于论文开源代码 (<https://github.com/QuantaAlpha/QuantaAlpha>), 完成了初步复现验证。在复现过程中, 我们发现原始挖掘流程存在数据划分的潜在偏差: 原始代码中, QuantaAlpha 的因子挖掘与进化流程, 以测试集 (segments.test) 上计算的 RankIC 作为候选因子评价标准、驱动搜索方向, 测试集与最终评价区间高度重叠, 相当于挖掘过程提前“看到”了评测数据, 易导致模型效果高估。

为严谨评估模型泛化能力, 我们对数据划分进行优化调整: 以 2016-2021 年数据完成全流程因子挖掘, 2022-2025 年作为完全独立的样本外验证窗口, 严格规避数据泄露风险。

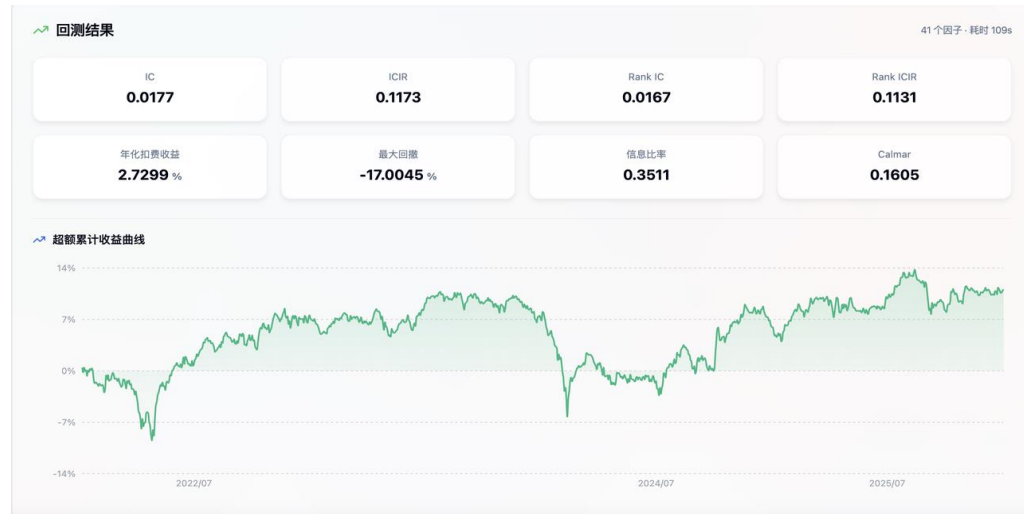
图 6: QuantaAlpha 复现数据集优化: 修正数据划分偏差, 严格规避泄露保障泛化能力评估严谨性

数据集	区间	用途
训练集	2016-01-01 至 2019-12-31	LightGBM 因子合成模型训练
验证集	2020-01-01 至 2020-12-31	LightGBM 早停调参
挖掘反馈集	2021-01-01 至 2021-12-31	因子挖掘阶段的 RankIC 反馈 (挖掘时可见)
样本外测试集	2022-01-01 至 2025-12-26	最终样本外评价 (挖掘阶段完全不可见)

数据来源: 东方证券研究所绘制

复现阶段, 我们选用阿里云通义千问 qwen3.5-plus-2026-02-15 作为核心模型, 初始设置 13 个价量类挖掘方向: 成交量比率与放量确认、振幅与高低价区间、均线比率与趋势、实体比例与多空力量、高低价相对位置、多周期动量组合、价格相对均线位置、波动率与价格稳定性、RSV 与超买超卖、影线比例与 K 线形态、收益率波动与风险、量价背离与确认、成交量标准化特征, 累计消耗近 100 万 token, 最终挖掘得到 21 个有效因子。样本外回测基于 CSI300 股票池, 采用 TopK Dropout 策略、LightGBM 模型合成因子, 测试区间为 2022-01-01 ~ 2025-12-26。

图 7: QuantaAlpha 复现样本外回测：因子具备选股能力，挖掘规模不足致收益与稳定性待提升



从 21 个自研因子与 Alpha148 (20) 的组合表现来看，当前复现结果具备 alpha 雏形，但信号强度与稳定性仍有提升空间：1) 因子层面：IC、Rank IC 处于有效区间，说明因子具备一定截面选股能力，但 ICIR 偏低，信号稳定性不足；2) 组合层面：扣费后年化超额收益有限，最大回撤幅度较大，净值曲线波动明显，在 2022 年初、2024 年初出现两次显著回撤，反映组合对市场风格切换的敏感度较高；3) 互补性验证：自研因子与 Alpha148 (20) 合并后，组合年化收益、IR 及 Calmar 比率均有改善，说明两类因子在收益维度存在互补性，合并后组合性价比更优。

我们认为，当前效果偏弱的核心原因是挖掘规模不足：原论文累计挖掘 350 个因子（约 11-12 轮迭代），本次仅挖掘 21 个因子，迭代轮次、计算量与论文存在显著差距，组合信号尚未充分提纯。

6、优化方向：贴合 A 股特性，三方面升级实现实盘能力提升

QuantaAlpha 框架在 AI 驱动因子挖掘上具备创新性，但从实盘落地角度看，仍存在多处可优化空间。结合 A 股市场特性与团队 DFQ 系统实践，提出以下优化方向：

6.1 拓宽特征维度

论文仅使用开盘、收盘、高低价、成交量、均价 6 类日频价量数据，特征维度偏窄，信息挖掘不充分。

我们建议引入日内高频数据、基本面数据，并对接团队在之前研究报告《DFQ 强化学习因子组合挖掘系统》中成熟的 70 维日频特征体系，捕捉更微观的市场结构与行为信息。

6.2 扩充算子库

论文采用 6 大类算子构建因子，包含时间序列、截面、数学、技术指标、逻辑及辅助算子，覆盖基础统计、经典技术指标与简单条件判断，但算子体系以通用量化计算为主，缺乏针对 A 股

市场交易规则、微观结构的特色算子，且复杂逻辑与多维度交互类算子覆盖有限，因子表达能力难以适配 A 股独特的市场特征。

我们建议在原有 6 大类通用算子基础上，对接团队在之前研究报告《DFQ 强化学习因子组合挖掘系统》、《DFQ 机器学习行业轮动模型》中成熟的算子库，重点补充多参数截面交互算子、非线性激活算子和动态条件筛选算子，适配 A 股交易规则与非线性波动特征，同时遵循论文简洁性约束，平衡因子表达能力与可解释性。

6.3 补充中性化评估维度

论文以 IC/RankIC、年化收益等为核心评价指标，依托 TopK 策略完成因子效果验证，但全程未对因子进行行业、市值中性化处理。A 股市场存在显著的板块轮动、风格分化特征，未做中性化的因子收益易掺杂行业贝塔、市值风格等系统性暴露，部分 IC 可能来自风格 beta 而非真正的超额 Alpha，与论文追求挖掘稳健、可泛化 Alpha 因子的核心目标存在偏差。

我们建议增加行业/市值中性化 IC 作为筛选指标（即我们 DFQ 系统中一直使用的适应度标准），通过剥离行业、市值等系统性风格暴露，有效过滤伪 Alpha 信号，确保挖掘出的因子具备纯超额收益属性。

7、风险提示

1. 量化模型基于历史数据分析，未来存在失效风险，建议投资者紧密跟踪模型表现。
2. 极端市场环境可能对模型效果造成剧烈冲击，导致收益亏损。

分析师申明

每位负责撰写本研究报告全部或部分内容的研究分析师在此作以下声明：

分析师在本报告中对所提及的证券或发行人发表的任何建议和观点均准确地反映了其个人对该证券或发行人的看法和判断；分析师薪酬的任何组成部分无论是在过去、现在及将来，均与其在本研究报告中所表述的具体建议或观点无任何直接或间接的关系。

投资评级和相关定义

报告发布日后的 12 个月内行业或公司的涨跌幅相对同期相关证券市场代表性指数的涨跌幅为基准（A 股市场基准为沪深 300 指数，香港市场基准为恒生指数，美国市场基准为标普 500 指数）；

公司投资评级的量化标准

- 买入：相对强于市场基准指数收益率 15%以上；
- 增持：相对强于市场基准指数收益率 5% ~ 15%；
- 中性：相对于市场基准指数收益率在-5% ~ +5%之间波动；
- 减持：相对弱于市场基准指数收益率在-5%以下。

未评级 —— 由于在报告发出之时该股票不在本公司研究覆盖范围内，分析师基于当时对该股票的研究状况，未给予投资评级相关信息。

暂停评级 —— 根据监管制度及本公司相关规定，研究报告发布之时该投资对象可能与本公司存在潜在的利益冲突情形；亦或是研究报告发布当时该股票的价值和价格分析存在重大不确定性，缺乏足够的研究依据支持分析师给出明确投资评级；分析师在上述情况下暂停对该股票给予投资评级等信息，投资者需要注意在此报告发布之前曾给予该股票的投资评级、盈利预测及目标价格等信息不再有效。

行业投资评级的量化标准：

- 看好：相对强于市场基准指数收益率 5%以上；
- 中性：相对于市场基准指数收益率在-5% ~ +5%之间波动；
- 看淡：相对于市场基准指数收益率在-5%以下。

未评级：由于在报告发出之时该行业不在本公司研究覆盖范围内，分析师基于当时对该行业的研究状况，未给予投资评级等相关信息。

暂停评级：由于研究报告发布当时该行业的投资价值分析存在重大不确定性，缺乏足够的研究依据支持分析师给出明确行业投资评级；分析师在上述情况下暂停对该行业给予投资评级信息，投资者需要注意在此报告发布之前曾给予该行业的投资评级信息不再有效。

免责声明

本证券研究报告（以下简称“本报告”）由东方证券股份有限公司（以下简称“本公司”）制作及发布。

。本公司不会因接收人收到本报告而视其为本公司的当然客户。本报告的全体接收人应当采取必要措施防止本报告被转发给他人。

本报告是基于本公司认为可靠的且目前已公开的信息撰写，本公司力求但不保证该信息的准确性和完整性，客户也不应该认为该信息是准确和完整的。同时，本公司不保证文中观点或陈述不会发生任何变更，在不同时期，本公司可发出与本报告所载资料、意见及推测不一致的证券研究报告。本公司会适时更新我们的研究，但可能会因某些规定而无法做到。除了一些定期出版的证券研究报告之外，绝大多数证券研究报告是在分析师认为适当的时候不定期地发布。

在任何情况下，本报告中的信息或所表述的意见并不构成对任何人的投资建议，也没有考虑到个别客户特殊的投资目标、财务状况或需求。客户应考虑本报告中的任何意见或建议是否符合其特定状况，若有必要应寻求专家意见。本报告所载的资料、工具、意见及推测只提供给客户作参考之用，并非作为或被视为出售或购买证券或其他投资标的的邀请或向人作出邀请。

本报告中提及的投资价格和价值以及这些投资带来的收入可能会波动。过去的表现并不代表未来的表现，未来的回报也无法保证，投资者可能会损失本金。外汇汇率波动有可能对某些投资的价值或价格或来自这一投资的收入产生不良影响。那些涉及期货、期权及其它衍生工具的交易，因其包括重大的市场风险，因此并不适合所有投资者。

在任何情况下，本公司不对任何人因使用本报告中的任何内容所引致的任何损失负任何责任，投资者自主作出投资决策并自行承担投资风险，任何形式的分享证券投资收益或者分担证券投资损失的书面或口头承诺均为无效。

本报告主要以电子版形式分发，间或也会辅以印刷品形式分发，所有报告版权均归本公司所有。未经本公司事先书面协议授权，任何机构或个人不得以任何形式复制、转发或公开传播本报告的全部或部分内容。不得将报告内容作为诉讼、仲裁、传媒所引用之证明或依据，不得用于营利或用于未经允许的其它用途。

经本公司事先书面协议授权刊载或转发的，被授权机构承担相关刊载或者转发责任。不得对本报告进行任何有悖原意的引用、删节和修改。

提示客户及公众投资者慎重使用未经授权刊载或者转发的本公司证券研究报告，慎重使用公众媒体刊载的证券研究报告。

东方证券研究所

地址：上海市中山南路 318 号东方国际金融广场 26 楼

电话：021-63325888

传真：021-63326786

网址：www.dfzq.com.cn

东方证券股份有限公司经相关主管机关核准具备证券投资咨询业务资格，据此开展发布证券研究报告业务。

东方证券股份有限公司及其关联机构在法律许可的范围内正在或将要与本研究报告所分析的企业发展业务关系。因此，投资者应当考虑到本公司可能存在对报告的客观性产生影响的利益冲突，不应视本证券研究报告为作出投资决策的唯一因素。