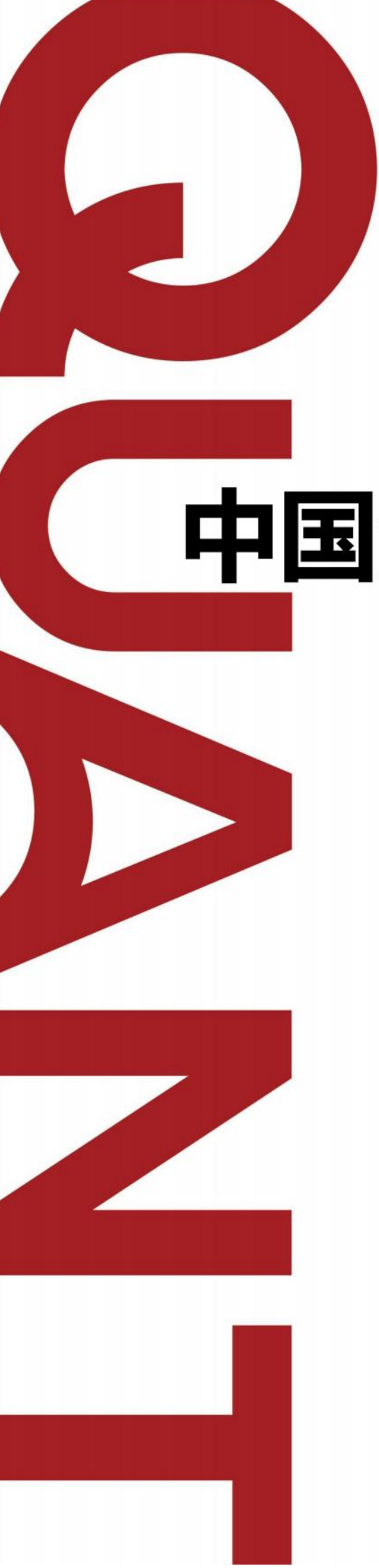


2024/25年度 中国量化投资白皮书





若有光 led With a Pearlescent Glimmer

林尽水源，便得一山，山有小口，仿佛若有光。便舍船，从口入。初极狭，才通人。复行数十步，豁然开朗。

寻光。回首白皮书第一年我们在研究行业，关于人才、组织和前沿应用；第二年我们在加大数据量夯实已有认知；到第三年，我们重塑了问卷体系，从数据到因子到组合到交易，**Alpha**如何产生？在极端市场环境下，投资机构在如何应对？在流言蜚语中，谁是量化的他者？在未来，量化**AI**是唯一的圣山？

行至第四年，我们再次设问，正如这个行业所面对的：当因子衰减不可逆，我们往何处去？是往越来越精微的**Alpha**，还是寻找更广阔的市场，甚至拥抱**Beta**？机构在**Beta**端和**Alpha**端分别在做什么研究？宏观、择时、分域建模、频段融合，**Alpha**还有什么待解题目？**AI**在此领域还将带来什么变革，是效率还是真正的黄金？多频段、多品种、多市场，哪些策略可以直接平移？什么样的市场特征适合中国量化进入？

我们尽量贴着量化的身影走，在易变(**volatile**)、不确定 (**uncertain**)、复杂 (**complex**)、模糊 (**ambiguous**) 的环境中，在拥挤的人潮中找到量化的的小豁口，探索前进的方向。



目录

01

关键数据及结论

第一章 市场演进

- P07 冲击挑战：二波四折 冲击中的信仰危机
- P11 策略收益：先负后正 各策略收益特征凸显
- P15 监管升级：扶优限劣 重塑行业规则
- P18 策略演化：从单维博弈到生态竞争
- P19 行业格局：规模压缩、尾部出清与新封神榜
- P26 生态嬗变：被动崛起与个人脉冲入场
- P34 未来展望：谨慎乐观 策略拥挤度最悲观

02

第二章 策略研究

- P36 供需失衡超额衰减成共识
- P38 频段扩容：中频强化 两极收敛
- P44 宏观研究：问题的终局？从宏观配置到中观轮动
- P49 分域建模：基本面量化新生机？
- P61 择时研究：不择时-瞎择时-动态择时
- P66 多资产量化：各类资产齐头并进 债券策略下个蓝海？
- P68 量化出海：大风起兮云飞扬
- P82 因子策略：比例重置
- P94 算法交易：模拟与实盘的诡辩
- P100 业绩归因：失效与偏差

03

第三章 技术栈

- P108 五代技术迭代：快灵弹安标定
- P111 现代技术栈：Python生态+自研核心组件
- P114 技术架构新视角：大模型引发嬗变
- P115 智算基础设施云化：效率与安全的平衡
- P118 量化出海：业务拓展突破地域限制

04

第四章 极端风控

- P120 2024年危与机
- P128 吹尽狂沙始见金 未来风控展望
- P140 银行+反向压力测试+宏观冲击传导



05

第五章产品：此起彼伏谁主沉浮

- P146 全景综述：冰与火之歌
- P148 市场中性：困境与破局
- P152 DMA：辉煌刹那 清退终章
- P156 股票多空：监管重塑转型
- P163 T0策略：毫秒之争
- P170 指数增强：群雄逐鹿红海淘金
- P179 北交所：政策红利下的机遇
- P182 打板策略：涨停狂潮与退潮危机
- P191 可转债高频：波动的艺术与算力的较量
- P198 CTA策略：趋势重启与截面分化
- P208 期权：收益分化 成交新高

06

第六章AI革命

- P219 现状：重要性前所未有往深处迭代
- P228 大语言模型：应用场景分化
- P231 AI未来：蒲公英式AI探索 多模态端到端

07

第七章最佳实践

- 半轶私募 博道基金 国金基金 国泰君安资管 华泰柏瑞 景顺长城
- 九坤投资 杭州龙旗科技 茂源量化 明汨投资 磐松资产 时代复兴
- 世纪前沿 微观博易 象限资产 远澜 展弘资产 正定私募 正仁量化 竹润投资





关键数据及结论

主线叙事：2024 年中国量化投资行业三大主线：监管重塑规则、市场异常波动冲击倒逼策略迭代、技术加速分化。市场经历多次尖峰时刻，数据显示：量化机构最主要压力来自极端行情以及监管压力，紧随其后是募资困难、规模压力、风格切换及因子有效性降低。

监管升级：2024 年最核心影响因素，成为普遍行业共识：“监管”一词在数据中出现频率最高（超 50 次），且覆盖多个子项（如私募新规、程序化交易限制、高频交易管控、DMA 业务收紧等）。但是从长期来看，监管在“扶优限劣”，有利于行业发展。对比 2023 年与 2024 年白皮书未来预期数据可以发现，监管环境改善超预期，监管政策评分提升幅度最大（+0.30），看好比例从 41.31% 升至 44.50%。

行业格局：当前，量化私募行业呈现规模收缩、强者迭代、新锐突围与尾部出清并行的格局。

未来预期：对于未来，行业整体呈“谨慎乐观”态势，整体评分 3.27，但指标间方差显著，反映行业对未来的判断存在“技术乐观主义”与“策略内卷焦虑”的矛盾。

Alpha：七成量化机构认为 A 股量化超额收益正在衰减。Alpha 衰减可归因为市场效率提高、竞争加剧、数据获取与分析能力提升、投资者行为变化、数据和信息过度透明化、政策变化，技术优势、制度优势消散、量化策略拥挤，一致性过强、信息扩散速度加快等。调研数据显示，核心原因集中于策略同质化与供需失衡（占比 42.11%），次要原因包括监管收紧（11.96%）和市场效率提升（13.40%）。

方法论革新：量化行业反复强调持续迭代，但也持续面临“策略同质化”质疑。2023 年白皮书答卷显示：预测未来一年量化市场挑战中，策略方法论集中差异较小成为排名第二的共识。近年量化机构核心能力自评中，策略多样性自评也得分较低。此时，机构不得不开始探索其原本不擅长的方向，如宏观、基本面、择时、出海。当然还有已有策略的深化，例如风控、多频段融合。

频段融合：2024 年，量化行业整体重心向中低频迁移，细分频段差异显著，呈现“总体降频、中频强化、高频收缩、超低频边缘化”的特征。机构也在探索频段融合与动态换手，使得整个交易频率与市场的交易状况匹配性更强。

宏观量化：2024 年，25.84% 的量化机构增加了宏观数据的使用权重；31.10% 的机构进行了全球宏观政策、事件研究，尤其是极端行情后，20.57% 的机构增加了宏观因子，同时 2025 年量化机构战略优先级最高的三项能力建设方向中，宏观量化排名第六。

分域建模：25.84% 的机构增加了基本面数据的使用，另外分别还有 14.35%、12.92%、21.05%、22.49% 的机构增加了关联数据、一致预期、舆情、事件型数据的使用。基本面量化一直是行业持续的方向，分域建模则是细分方向之一。数据显示，实际接近三成的机构建立的是统一模型，不做单独分域。当前风格分域、基准分域、行业分域等各类分域方式渗透率大约在 20%-30%，很多机构同时采取混合分域，方法论呈现多样性。

择时：传统多因子选股模型的 Alpha 遭遇瓶颈时，拥抱 Beta 势在必行，而且选股与择时能创造低相关性的收益。问卷调研结果显示，有 49 家机构将其列入 2025 年量化机构战略优先级最高的三项能力建设方向，在所有战略排名中位列第四。甚至只有 13.88% 的调研对象表示完全不择时，尤其是在 5 月交易量下跌之后，可以看到机构进行了降仓操作，或者自动动态配长、中、短周期模型权重。

2024 年择时方法论在进化，但并不统一，呈现百花齐放的情况。所有单一的方法论都没有渗透到 40%，目前最主流的做法是仓位控制，只有 17.27% 的调研对象表示完全不择时。很多机构会对此题多选，采取多种方式联合择时，例如基于宏观周

期、动量、估值和市场情绪构建自上而下和自下而上的因子择时方案。当然也有机构选择其他并说明为“瞎择时”。从最终择时效果来看，市场普遍已存正面状态，认为择时已经贡献收益，虽然显著低于持仓收益（ $\Delta 1.75$ 分）、选股（ $\Delta 0.99$ 分），但已经明显高于打新和套利。

多资产：对比过往三年调研数据，量化机构对各投资研究标的的参与率逐步上升，例如股票、期货、期权、债券四大类资产分别都上升了7.80%、13.44%、3.88%与3.27%，即便债券这类资产，传统上认为信用债非标准化程度高，国债波动率低，参与者以银行、保险等传统机构为主，但量化机构的参与率其实也在小幅走高。

策略出海：六成量化机构拥有出海计划，但全球化进程呈现金字塔形分布，绝大多数机构处于早期探索阶段，大多数都是尚未实施海外行动，其中三成处于了解阶段，仅21.53%的机构真正迈出了步伐，方式包括牌照获取（10.05%）+设立办公室（9.57%）+成熟募资（1.91%），而且仅1.91%策略成熟并开启募资，成功案例稀缺。第一层级包括美国与中国香港，分别有47.62%与57.14%的机构表示有意参与；第二层级包括欧洲、新加坡、日本等发达地区，约有20%机构表达出积极意愿；而印度、韩国、越南等亚洲新兴市场则构成第三梯队，机构意向在10%左右。相较之下，媒体热度较高的印尼、巴西、中东等地区，实际在机构量化策略布局中的占比不足10%。

出海过程中市场规则与数据结构差异（51.59%）是最大障碍，其次为策略水土不服（42.06%）和人才（41.27%）/通道（38.1%）问题紧随其后，显示策略本地化能力、资源匹配不足的痛点。技术性障碍（如链路直连、夜盘交易）、政策限制（外汇管制）、资源短板（人才、资金）共同构成复杂阻力，导致选项分散化。链路部署（21.43%）和资金匹配（27.78%）占比较低，或因仅头部机构触及技术深水区，而中小机构更关注基础性障碍（如市场规则）。

多因子：总体呈现以下3点变化：基本面权重增加，组合探索动态赋权，高频数据HI+AI人工智能继续深度融合。

收益归因：连续两年，量化机构对于收益的归因较为近似。两年间归因框架基本一致（Alpha/Beta/打新/持仓/交易等），没有颠覆性变化，整体结构稳定，局部微调。

AI探索：连续四年，调研数据都显示，AI是量化机构认为最重要的研究方向之一。到了本年度，随着Deep Seek出圈，各类数据都共同指向，AI的重要性被放在了前所未有的重要位置，被认为是拓宽量化边界重要手段。调查结果显示，人工智能在机构2025年的各项能力建设优先级中综合得分最高，达到5.03，并且在第一位的选择中占比达到了29.69%。

“您认为下一代AI最可能突破的量化投资领域是？”编写组对其进行设问，通过合并同类项与语义归类，可以发现：1.从数据分布来看，由于市场分化、技术代际以及风险偏好不同，行业对于AI的下一代应用总体看法类似蒲公英——主干（AI技术）明确，但种子（应用方向）向多维空间飘散，最高占比趋势未形成共识，存在显著长尾。2.根据词频统计，总体可归纳行业期待集中于模态数据融合、全流程自动化、高频交易智能化、智能择时与动态调仓、可解释性与动态风控等五大趋势方向。所有方向均指向“输入数据的广义化”与“决策权让渡给机器”这一方向，从人工制定规则→AI自主生成逻辑（如AutoML）。

技术栈：当前量化机构技术栈由“Python生态底座+自研核心组件+商业专业工具”构成。

Python生态系统主导：Python以97.12%的比例成为绝对主流，相关工具（如NumPy、Pandas、scikitlearn）也高度流行，驱动从数据分析（NumPy/Pandas >64%）到机器学习（scikit-learn 61%，PyTorch 49%）全流程，反映了Python在量化领域的统治地位。

自研工具在回测、风控、优化等关键环节占比30%-60%，成为竞争壁垒，其中集中攻坚核心环节包括回测系统（60.43%）、风控监控（49.64% vs Barra: 48.2%）、组合优化（自研：33.81% > 头部开源工具）、特征工程（23.02%）。

基础设施呈现标准化：开发，VSCode（63%）+Jupyter（51%）+Git（30%）；数据库，MySQL（60%）+PostgreSQL



(35%) + DolphinDB (26%时序专用)；商业工具仅在风险管理 (Barra) 等专业领域不可替代。

机器学习传统方法主导：机器学习远高于深度学习 (PyTorch 49%, TensorFlow 32%)。

技术栈稳中求进：Rust/Go/Ray 等新兴技术渗透率均<11%，行业优先稳定成熟方案。

危机应对：量化机构将极端风控应对放置在了整个能力建设第三个方向。而且在极端行情之后，机构在策略底层、市场研判、政策理解、危机响应都得到了成长。2 月份期间，调整策略与未调整的人各占一半，调整的类目包括因子权重 (51.18%)、杠杆比率 (49.41%)、交易执行 (48.82%)、指数成分 (45.88%)。

以上为机构做出的即时操作调整，实际上量化机构所做的中长期系统优化，更能影响后续的策略表现。数据显示：机构确实存在应变双阶段，中长期来看，机构做出了多方位的动作，第一优先级是收紧风格因子约束 (36.69%)、加强流动性风控 (26.62%)、收紧成分股约束 (25.90%) 以及因子拥挤度测算 (20.14%)。次级优先级包括基差管理 (19.42%) 以及加入宏观风险因子 (18.71%) 等。另外仅有 15.83% 的机构未做任何调整。

BigQuant 人工智能 量化投资交易平台

Democratize AI to empower investors

产品体验入口: <https://bigquant.com/>

获取企业版: 400-681-7060

官方邮箱: contact@bigai.cn



面向下一代 AI 量化投研

多模型协同集成

集成 10+ 主流领先 AI 大模型，
支持混合部署、实现。



量化投研专用

支持数据因子、策略开发、投研分
析、风险控制、交易执行、实现量
化投资全流程赋能。



AI 企业级架构

AI 工作流自动化、智能化，实现多模
态命令交互、AI 驱动的代码编辑，企
业级 AI 智能体、工具集成、满足金融
机构团队管理安全合规要求。



专注 AI 量化服务

PB 级量化数据



PB 级量化专有标准
金融数据+新型投资
大数据，支持各类数
据定制，满足不同投
资需求

海量因子库



2000+ 基础因子库，
AI 支持挖掘更多衍生
因子，先人一步，发
现更多市场机会

因子构建与分析



表达式引擎创建多样
化因子库，支持对因
子进行全方位分析，
更快发现有效因子

可视化开发环境



模块化的可视化开发
环境，与 python 代
码版无缝集成，提高
策略开发效率

高级优化



超参搜索、组合优化
器、滚动训练、归因
分析等，高端玩家的
自定义装备



风险声明

《中国量化投资白皮书》由本编写组共同撰写。

本文件不存在邀约或招揽购买或出售任何证券的企图，也不构成在会受到法律或法例限制或禁止的任何司法权区购买或出售证券的邀约或招揽。阁下作为读者，有责任就本文件及其所载资料保密，不得复制或披露全部或部分内容予任何其他人，在没有书面同意之前，阁下不得使用本文件作任何用途。

本文件并未考虑到任何人士的目标、风险容忍度、财务状况或需要。本文件的内容不应被视为法律、税务、投资或其他意见，如需要，阁下应寻求相关专业顾问的意见。本文件所载信息并不足够对任何投资计划做出全面评估，阁下不应依赖本文件所载信息。潜在投资者在做出与本文件内提及之投资计划有关的投资决策时，应完全以适当的尽职调查作为决策准则。潜在投资者不应仅依赖本文件的内容做出投资决定。潜在投资者应阅读相关基金的募集说明书、基金合同以获得更多信息（包括投资政策、风险因素、费用、收费及其它资料）。

证券投资具有一定风险。根据《私募投资基金募集行为管理办法》及其他相关法律法规的有关规定，参与基金的人士应为风险识别、评估、承受能力较强的合格投资者。投资产品的价格及其收益存在涨跌变动，而过往的产品业绩数据并不预示其未来的表现。本资料所含数据计算和排名仅用于专业机构分析参考，并不构成广告或销售要约，或买入任何证券、基金或其他投资工具的建议。本文件内提述的相关投资等可能涉及投资风险。

本文件内的案例仅供参考，概不保证任何特定投资目标将会达成或任何期望达致该等目标的投资策略将会成功。本文件内提述的能力仅适用于有经济能力及愿意承受投资策略所带来风险的人士，未来表现无法预知。本报告可能载有的意见、预测及其他前瞻性的陈述均受不同风险及不确定因素影响，实际事件或结果可能与该等前瞻性陈述所载者截然不同。

本文件显示的实际或模拟过往表现不应被视为日后表现的指标。本公司不会就本文件所载的资料、意见及结论之准确性或完整性，明示或默示做出任何陈述或保证。于撰写本文件时，本公司依赖外部资料来源的准确性及全面性，并未独立验证此等资料。在法律容许的最大程度下本编写组不对任何因使用本报告、其内容或其他因本报告而引致或所涉及的损失负责。

本文件内含保密信息，仅供收件人使用。在未征得事前书面同意前，阁下不得复制或分发或披露全部或部分内容予任何其他人。



数据说明

本年度《中国量化投资白皮书》问卷调研 1973 人次尝试作答，最终回收问卷 293 份，编写组去除非量化机构、非技术、非投研岗位，以及回答速度较快答卷，保留有效问卷 209 份。

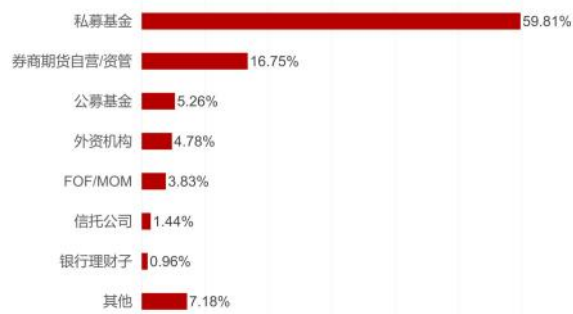
风险提示：量化行业，规模决定生存逻辑，职位决定认知差异，不同机构及个人选项会出现非常大的差异，从完成率、放弃作答点统计以及选项切换分析，可以看出，许多参与者对于选项出现犹豫。

本次问卷受限于问卷设计、样本获取、数据整理方式，可能与实际市场情况存在偏差与测算主观性问题。白皮书涉及问卷数据只反映受访者对自己理解程度的主观评价，并不一定准确反映其实际能力水平，不同受访者对评分标准可能存在认知差异，因此数据更多地反映受访者自我认知的总体趋势，而非严格的能力测试结果，其认知与态度可能存在幸存者偏差。

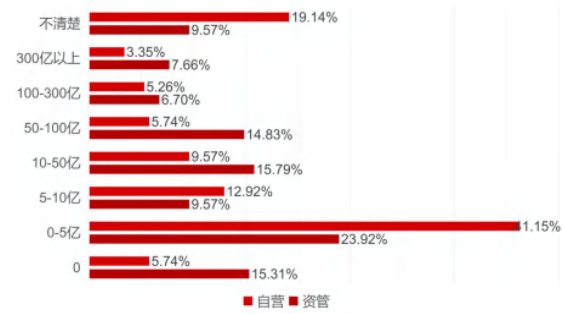
■ 图表 参与问卷人次

总参与人次	1973 人次	总回收问卷	293 份
有效问卷	209 份	保留 PRO 版问卷	139 份
保留简版问卷	70 份	平均答题时长	1354.09 秒

■ 图表 参与问卷机构分布



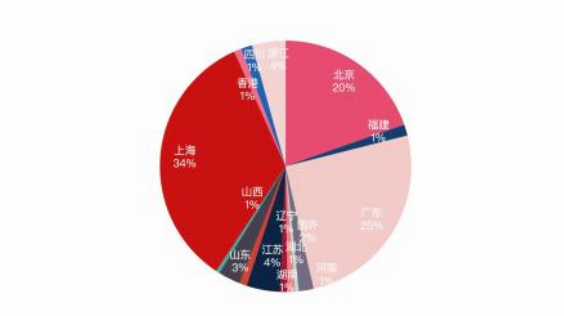
■ 图表 参与问卷机构管理规模差异



■ 图表 机构人数规模及增减情况



■ 图表 受调地理分布



■ 图表 参与职位信息

选项	小计	比例	选项	小计	比例
投资经理	66	31.58%	合规风控	0	0%
量化研究员	86	41.15%	市场销售	2	0.96%
数据分析师	10	4.78%	产品运营	4	1.91%
量化开发工程师	26	12.44%	HR/财务等职能部门	1	0.48%
IT 和基础设施	6	2.87%	其他	8	3.83%

数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调研



第一章 市场演进

market = (chaos * regulation).transform
lambda x: x ** resilience,
genesis=True)



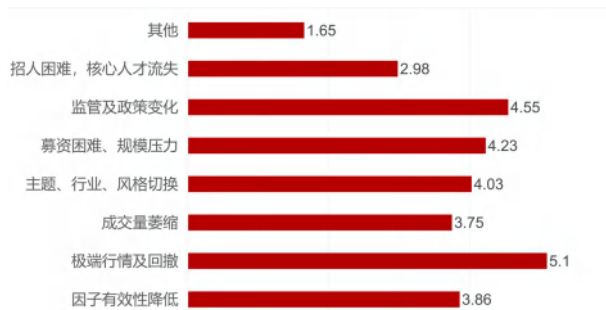
1.1 冲击挑战：二波四折 冲击中的信仰危机

回溯 2024 年，堪称量化“多事之年”，行业经历多次“尖峰时刻”，许多人遭遇从业以来最大冲击，市场走势二波四折，各个阶段均给量化人提出了不同挑战。

数据显示，2024 年量化机构面临的最主要的压力源是**极端行情**以及**监管压力**，其次是**募资困难**、**规模压力**、**风格切换及因子有效性降低**，深刻反映了 2024 年行业大事记，也与 2023 年白皮书中对于来年市场挑战的预测高度一致。

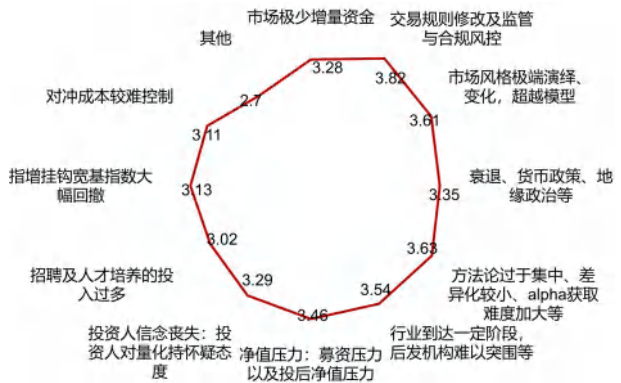
编写组以“回顾 2024 年，您认为对国内量化影响最深的三大标志性事件/现象是”为题，邀请从业者对 2024 年进行回顾。整体回答较为分散，但仍然清晰地揭示了 2024 年中国量化行业的三大主线：**监管重塑规则**、**市场异常波动冲击倒逼策略迭代**、**技术应用加速分化**。反映出 2024 年量化行业面临的是多因素交织的复杂环境，在监管重塑与策略革新的双螺旋中进入深度调整期，机构需在**监管适应性**、**策略市场应变能力**两个维度夯实自身能力。

■图表 2024 年量化机构所面临的压力程度【总分 7 分】



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

■图表 2023 年预测未来一年量化市场挑战【总分 5 分】



数据资料来源：《2023 中国量化投资白皮书》问卷调查

■图表 2024 年对国内量化影响最深的三大标志性事件/现象【词云统计】



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

■图表 回顾 2024 年，量化机构认为对国内量化影响最深的三大标志性事件/现象部分内容

年初期权熔断	程序化信息报送	负超额	信心的重新建立	924 后成交量放大	红利股
高频监管政策收紧	柜台交易数量限制	拔网线	春节前的“限制”交易	量化之王西蒙斯逝世	港股暴涨
2024 年初针对量化交易一系列声讨	高频交易策略拥堵	九月底基差灾难	退市和罚款增加	国家层面政策的转向	部分机构被定向监管

67 月份交易量萎靡	国庆前股市猛涨与 SSE 宕机	AI 技术井喷式发展	基差升水到极限	人工干预现象	国债期货行情
头部机构业绩集体回撤	指数大发展	转融通关闭	幻方宣布 2.5 亿自购	融券暂停—转战场外	人工智能 AI 算法更多进入量化
四季度日均成交额过万亿	私募数据可得性下降	量化背锅	通缩环境	窗口指导禁止卖出	小微盘踩踏令投资人认识到量化也不是万能的，理智投资
9 月份股指期货爆仓	贸易战	卷	ETF 急速扩张	10 月科创板暴涨	资本保守
DeepSeek 对基座大模型的扩散	DeepSeek 问世	幻方量化宣布退出中性策略	部分量化机构公关和与监管沟通的失效	9 月底指数爆拉使得中性策略集体规模缩减	8 月私募新规的私募推广考验

数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

2024 年量化行业面临的挑战可以被归纳为以下七个方向：

挑战 1：二月危机。2 月初，小微盘崩盘（提及超 30 次），雪球产品密集敲入→基差大幅走阔→中性策略赎回→中小盘股流动性危机。量化行业经历了一波 Beta 和 Alpha 遭遇双杀的极端行情。据浙商研究数据，沪深 300 指增、中证 500 指增及中证 1000 指增的超额回撤峰值分别达 2.62%、7.04%和 5.61%，修复时长分别为 5 周、6 周和 7 周。头部量化私募自营产品及 DMA 策略亏损超 50%，部分产品清盘，行业管理规模缩水。此危机促使行业对全年小微盘流动性溢价重估，量化机构被迫降低小微盘暴露，转向中大盘及基本面因子（如央企红利）。

挑战 2：信仰危机。市场冲击打破了量化 Alpha “稳赚不赔”的神话，对于量化的质疑声从看客层面蔓延至投资人层面，促使投资者重新评估量化产品的风险收益特征。

尤其是一些中性策略依赖小微盘暴露而非 Beta 中性暴露，也被投资人质疑为“假中性”。策略有效性受疑，叠加市场环境恶化，募资也成为 2024 年最大挑战之一。

挑战 3：监管合规。4 月 12 日，“国九条”颁布引发小盘股短期恐慌性下跌，量化超额出现短暂波动。同日，《关于股票程序化交易报告工作有关事项的通知》征求意见稿发布，其中“300 笔+20000 笔”的要求使得部分双边换手百倍以上且单一产品规模偏大的管理人降频。

挑战 4：流动性缩减。5 月，指数整体震荡下行，A 股成交量逐步缩减，8 月末成交额同比缩减超 40%。9 月 18 日达到年内低点，仅为 4817.34 亿。低成交环境导致各类量化策略遭遇回撤，直接导致了换手的被动下降，部分低频管理人年化双边换手甚至不足 15 倍。其中高频产品的超额净值增速明显放缓。数据显示，A 股成交额 8000 亿为高频策略超额收益的分水岭：低成交环境（小于 8 千亿）周平均超额收益率仅为 0.02%，高成交环境（大于 8 千亿）周平均超额收益率达到 0.28%。

挑战 5：信仰再次危机。5 月，30 亿规模的私募瑞丰达跑路，该机构产品涉及多家券商托管，且投资人中包含大量券商资管及自营部门，均可获取所托管私募产品的底层数据，由此引发了行业信任危机。

挑战 6：9.24 行情。9.24 行情也被反复提及（超 20 次）。9 月末，在政策组合拳的刺激下，指数快速拉升。在此背景下，选股超额难以获取。与此同时，9 月 27 日交易所发生盘中成交异常，上午 10:08 后延迟和成交确认缓慢现象尤为明显，投资者无法进行卖出或撤单操作。当天上午 10:15 至 11:15，上交所的交易量仅为 65 亿元，远低于同期深交所的 1944 亿元交易量，使得部分日内策略“停摆”了几十分钟。另一方面，指数的连续大涨使得中性产品的对冲端面临爆仓压力，产品内如若没有足够流动性追加股指期货保证金，或者交易商没有给予一定的缓冲时间，对冲端可能会被直接强平，最终造成单周二出现-3%的实际亏损。



此外，2024 年 2 月份后大部分管理人的风格敞口有所收紧，把握住指数外超额的难度进一步加大。尽管市场成交上升提供了一部分交易型（T0）超额，但总体难以弥补超额的回撤。后续随着两市成交量上升，交易成本下降，对量化投资带来明显利好；同时个股波动率上升，包括时间序列上和横截面上的波动，有利于量价策略和选股获取超额收益。

挑战 7：抖音炒股。随着一轮暴涨之后，大盘整体进入盘整状态，但个股和概念炒作此起彼伏，包括“东方”“东南西北中”、“数字”概念股、海南概念股、“韩国概念股”、“蛇年概念股”（如川发龙蟒、龙柏集团等）、“谷子经济”等。早期量化机构难以追踪概念，但随着个人投资者占比提升，形成错误定价，截面波动率反映了市场内部个股的分化程度，而滚动波动率则用于刻画市场整体的动态波动情况，10 月之后量化超额收益提升明显。

下半年，部分机构提及“风控模型失效”“策略参数需动态调整”，表明机构以前所未有的重视程度重新审视风控系统问题，主要涉及以下三个方面：1.传统风控模型难以预测“黑天鹅”事件（如政策突变导致的流动性枯竭）；2.止损机制在极端行情下易引发连锁抛售（如 2 月小微盘踩踏）；3.压力测试存在空白，多数机构未针对“监管干预+市场失灵”设计复合型风险应对预案。

直至 10 月后，市场的成交与波动大幅回暖，超额重回舒适运作的环境。

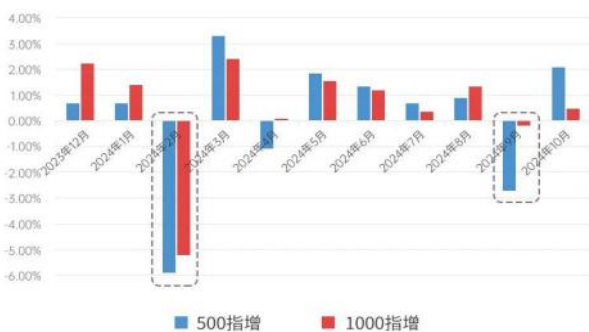
■图表 量化指增产品平均业绩



■图表 量化指增产品超额



■图表 量化指增月度超额

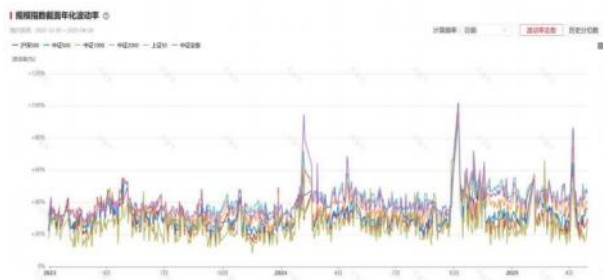


■图表 2021-2024 各指增超额对比

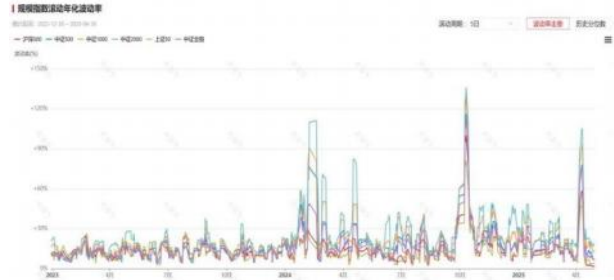


数据资料来源：wind 好买基金研究中心

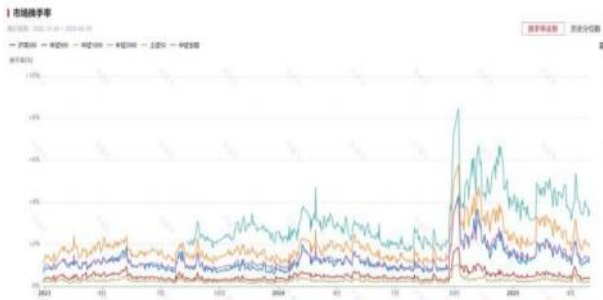
■图表 规模指数截面年化波动率(当日日频波动率年化)



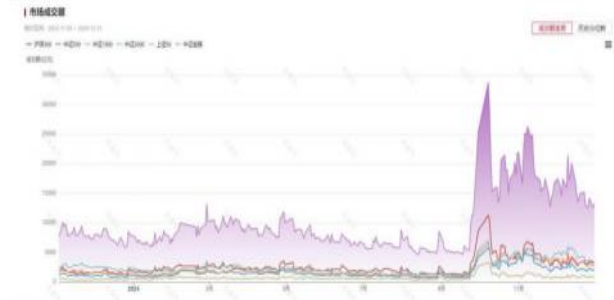
■图表 规模指数滚动年化波动率(滚动周期为 5 个交易日)



■图表 市场换手率



■图表 市场成交额变化



数据资料来源：火富牛



1.2 策略收益：“先负后正” 各策略收益特征凸显

2024 年 A 股量化呈现明显的“先负后正”特征：

上半年量化 Beta、Alpha 双杀，下半年虽然 Beta 收复了大量失地，但代表量化核心超额价值的中性产品在 2024 年的收益仅为 4.47%，创六年新低，较 2020 年峰值 25.94%下降了 21.47%。【详见第五章节】

在极端的市场情况下，2024 年，各策略也呈现了其明显的收益特征，其中：

CTA 策略方面，2024 年 CTA 终迎“大年”，趋势策略表现突出，股指期货、国债期货、商品期货在不同阶段均有盈利机会。二季度步入宽幅震荡阶段后，波动率的中枢出现了显著的抬升情况，因子呈现周期性，2024 上半年量价强于基本面，而下半年基本面强于量价，上半年贵金属带动商品各品种趋势性上涨，不同周期的量价因子均有所表现，下半年宏观驱动减弱，部分品种基本面逻辑过硬，基本面因子表现良好。总体分策略来看，中短周期优于中长，趋势好于截面，主观 CTA 依然分化。

主观股票策略方面，股票类收益高（29.57%），但风险控制薄弱（波动率 34.45%同类最高），悬殊差距，暴露个体管理人能力差异极大，存在少量冠军产品扭曲整体分布。TOP10%产品平均收益 579.08%，显著高于中位数 4.59%（差距达 125 倍）。

债券策略方面，2024 年，中国国债市场迎来了历史性的牛市，国债收益率屡创新低，多只债券 ETF 规模创下新高。12 月 13 日上午，30 年期国债收益率下破 2.0%大关，一度低至 1.9975%，而前 2 日，10 年期国债收益率同步跌破了 2.0%。

期权策略方面，最大回撤 35.84%为全品类最高，但索提诺比率为 106.84，揭示其隐含非对称风险暴露。

■ 图表 2024 年 A 股量化呈现显著的“先负后正”特征

2023 年年初至 6 月 28 日					6 月 28 日至 12 月 27 日				
策略	绝对收益	对标收益	超额收益（绝对值）	超额收益（几何法）	策略	绝对收益	对标收益	超额收益（绝对值）	超额收益（几何法）
300 指增	-2.02%	0.89%	-2.91%	-2.88%	300 指增	15.49%	15.00%	0.49%	0.43%
500 指增	-11.12%	-8.96%	-2.16%	-2.37%	500 指增	24.78%	19.35%	5.43%	4.55%
1000 指增	-14.10%	-16.84%	2.74%	3.29%	1000 指增	30.33%	26.05%	4.28%	3.40%
量化选股	-11.22%	-23.28%	12.06%	15.72%	量化选股	28.48%	32.95%	-4.47%	-3.36%
市场中性	-0.68%	0%	-0.68%	-0.68%	市场中性	2.64%	0%	2.64%	2.64%

*量化选股（以中证 2000 为基准计算超额），数据资料来源：公众号不迷路的小财迷

■ 图表 2024 年度托管外包产品各策略绝对收益表现

策略	正收益占比	年平均收益	TOP20%平均收益	TOP10 平均收益	策略	正收益占比	年平均收益	TOP20%平均收益	TOP10 平均收益
股票策略	69.69%	17.84%	65.82%	1416.73%	多策略	72.73%	-1.56%	18.43%	16.80%
市场中性	55.56%	4.47%	11.15%	11.05%	债券策略	71.63%	8.23%	31.49%	103.43%
股票多空	79.52%	9.22%	32.45%	30.17%	组合基金	69.05%	6.9%	46.61%	72.56%
量化股票策略	74.49%	16.78%	41.22%	54.12%	套利策略	88.68%	40.63%	63.08%	62.76%



主观策略	59.86%	29.57%	99.05%	579.08%	管理期货	76.64%	26.29%	91.34%	143.46%
指数增强 300	92.86%	24.36%	26.62%	25.19%	期权策略	58.57%	30.18%	110.39%	80.55%
指数增强 500	90.59%	10.11%	19.82%	23.21%	多策略	63.67%	29.70%	92.90%	194.47%
指数增强 1000	84.00%	8.95%	22.48%	29.38%	宏观策略	73.15%	39.26%	63.56%	106.42%
可转债策略	90.91%	9.17%	31.14%	16.98%					

数据资料来源：中信建投托管部，数据截至 2024 年 12 月 31 日

■ 图表 托管外包产品年度策略业绩表现

	2019 年	2020 年	2021 年	2022 年	2023 年	2024 年
股票策略	28.94%	48.64%	21.78%	-6.15%	9.10%	17.84%
股票市场中性	5.40%	25.94%	5.38%	7.59%	8.12%	4.47%
股票多空	19.87%	22.86%	21.62%	3.01%	4.07%	9.22%
量化股票策略	21.00%	41.76%	37.83%	9.52%	22.55%	16.78%
主观股票策略	37.08%	58.38%	25.64%	-9.31%	6.81%	29.57%
指数增强 300	-	-0.10%	-1.13%	-8.18%	1.90%	24.36%
指数增强 500	41.06%	39.36%	23.82%	-9.75%	4.88%	10.11%
指数增强 1000	8.55%	2.62%	29.30%	-4.35%	10.06%	8.95%
可转债策略	-6.64%	-0.74%	-0.62%	2.75%	9.24%	9.17%
量化多策略	0.51%	26.96%	16.11%	5.57%	3.29%	-1.56%
债券策略	1.20%	8.00%	-1.17%	1.71%	5.77%	8.23%
组合基金	2.41%	18.81%	13.77%	-7.19%	2.09%	6.90%
套利策略	1723%	66.92%	10.39%	10.47%	5.72%	40.63%
管理期货	1.46%	31.12%	16.25%	7.26%	-2.59%	26.29%
期权策略	4.85%	11.16%	-8.15%	-0.49%	8.59%	30.18%
多策略	32.70%	28.60%	41.95%	-0.44%	4.18%	29.70%
宏观策略		21.42%	32.23%	3.54%	4.82%	39.26%

数据资料来源：中信建投托管部，数据截至 2024 年 12 月 31 日

■ 图表 2024 年托管外包产品各策略基金主要业绩指标

	收益率	最大回撤	信息比率	波动率	夏普比率	索提诺比率	卡玛比率
股票策略	17.84%	23.19%	0.45	30.54%	0.59	1.19	1.43
股票市场中性	4.47%	9.39%	0.53	9.99%	0.41	0.76	1.21
股票多空	9.22%	10.16%	0.81	13.40%	0.70	1.49	2.33



量化股票策略	16.78%	26.67%	0.49	31.90%	0.54	0.87	0.90
主观股票策略	29.57%	22.87%	0.20	34.45%	0.88	1.90	2.46
指数增强 300	24.36%	10.67%	1.53	20.55%	1.20	2.08	2.85
指数增强 500	10.11%	24.01%	0.45	28.33%	0.34	0.52	0.49
指数增强 1000	8.95%	28.54%	0.91	33.02%	0.27	0.41	0.40
可转债策略	9.17%	10.07%	0.28	15.28%	0.87	6.73	6.04
量化多策略	-1.56%	8.75%	0.11	15.23%	1.24	2.51	1.96
债券策略	8.23%	6.46%	-1.03	9.72%	2.53	7.56	8.72
组合基金	6.9%	19.81%	0.28	21.94%	0.17	0.50	0.73
套利策略	40.63%	5.43%	2.67	19.47%	2.53	13.31	17.75
管理期货	26.29%	13.98%	1.13	21.28%	1.70	5.29	7.05
期权策略	30.18%	35.84%	0.71	59.34%	0.65	106.84	211.80
多策略	29.70%	27.78%	-0.15	40.37%	0.49	3.66	3.60
宏观策略	39.26%	14.74%	-0.14	32.17%	1.75	44.23	68.01

数据资料来源：中信建投托管部，数据截至 2024 年 12 月 31 日

■ 图表 2024 年托管外包产品各策略收益率分位值

	10%分位	20%分位	25%分位	50%分位	75%分位
股票策略	34.78%	19.70%	16.85%	7.09%	-2.21%
股票市场中性	9.84%	6.00%	5.09%	0.52%	-5.43%
股票多空	27.25%	18.84%	14.16%	7.01%	0.64%
量化股票策略	37.00%	25.75%	21.11%	12.46%	-0.46%
主观股票策略	46.15%	25.95%	17.88%	4.59%	-9.10%
指数增强 300	27.91%	21.92%	21.22%	17.70%	8.70%
指数增强 500	18.49%	16.33%	14.65%	9.97%	3.17%
指数增强 1000	21.28%	17.92%	16.16%	7.71%	0.28%
可转债策略	13.41%	12.98%	12.26%	7.64%	4.50%
量化多策略	17.13%	17.10%	17.01%	16.39%	-0.12%
债券策略	21.71%	12.92%	9.79%	5.07%	-1.03%
组合基金	34.63%	23.11%	18.22%	4.75%	-1.90%
套利策略	49.60%	41.59%	31.51%	11.83%	2.41%
管理期货	58.82%	36.44%	31.06%	14.43%	0.74%
期权策略	41.40%	13.94%	8.87%	2.41%	-4.84%
多策略	43.12%	27.94%	19.96%	5.03%	-5.45%
宏观策略	28.81%	19.98%	18.13%	4.96%	-0.67%

数据资料来源：中信建投托管部，数据截至 2024 年 12 月 31 日

■ 图表 观察池量化股票策略 2024 年收益率统计

	均值	最大值	25%分位数	中位数	75%分位数	最小值
300 指增	23.86%	34.60%	19.20%	24.21%	28.52%	9.16%
500 指增	18.53%	36.26%	12.51%	18.05%	23.28%	4.14%
1000 指增	24.72%	85.45%	15.06%	23.40%	29.97%	-5.17%
市场中性	4.69%	25.71%	1.29%	4.33%	8.16%	-9.09%

数据资料来源：浙商资管

■ 图表 2015-2024 年各策略收益情况

分类	二级分类	2024	2023	2022	2021	2020	2019	2018	2017	2016	2015
股票策略		-2.50%	-1.39%	-11.76%	9.87%	28.40%	23.66%	-13.65%	7.32%	-5.58%	28.65%
	股票多头	-1.51%	-2.17%	-12.98%	8.95%	29.36%	24.17%	-14.41%	7.75%	-6.07%	29.20%
	股票市场中性	-1.96%	5.30%	1.74%	6.47%	12.26%	8.39%	1.20%	2.06%	-0.63%	19.64%
	股票多空	-9.60%	0.01%	-9.00%	17.59%	28.10%	25.41%	-10.86%	4.81%	-4.29%	34.33%
	指数增强	-7.99%	2.19%	-9.43%	20.30%	32.11%	35.12%	-19.42%	7.95%	10.73%	13.08%
管理期货		2.79%	2.70%	3.20%	10.61%	27.69%	12.08%	3.29%	1.00%	6.29%	23.79%
	CTA 复合	1.37%	2.18%	1.62%	9.83%	25.92%	11.45%	2.86%	1.04%	5.42%	22.00%
	CTA 套利	2.89%	6.87%	9.64%	11.50%	22.66%	11.12%	5.00%	3.39%	6.78%	12.54%
	CTA 趋势	5.10%	1.91%	3.37%	11.81%	33.10%	13.96%	4.14%	0.25%	9.45%	28.82%
套利策略		0.24%	5.80%	1.90%	7.12%	12.82%	10.71%	2.32%	1.99%	4.23%	19.65%
	套利对冲策略	-0.67%	5.64%	1.76%	7.21%	11.31%	10.18%	1.63%	1.91%	4.55%	18.93%
	复合套利策略	2.29%	6.17%	2.24%	6.89%	17.47%	13.05%	6.08%	2.48%	2.46%	25.43%
宏观策略		5.28%	-3.54%	-9.14%	11.44%	27.74%	16.58%	-4.87%	7.89%	5.33%	41.87%
	主观宏观	5.24%	-4.26%	-9.90%	10.64%	27.53%	16.87%	-5.00%	8.05%	5.37%	40.41%
	量化宏观	5.42%	0.27%	-3.89%	18.33%	29.99%	12.36%	-2.09%	2.54%	3.76%	136.70%
债券基金		2.99%	5.24%	3.89%	6.81%	5.63%	4.65%	1.53%	2.95%	3.51%	6.13%
	强债	0.64%	5.18%	5.88%	17.30%	13.02%	11.66%	2.58%	3.37%	2.76%	40.01%
	纯债	4.44%	8.13%	8.01%	9.27%	7.03%	6.81%	1.93%	5.40%	1.55%	18.81%
	固收复合策略	2.73%	3.79%	1.65%	4.59%	4.79%	4.10%	1.48%	2.82%	3.58%	5.54%
组合基金		-0.71%	-0.62%	-7.13%	6.06%	20.65%	15.11%	-5.41%	5.85%	-2.80%	18.60%
	组合基金 MOM	4.58%	0.26%	-4.11%	16.87%	40.91%	19.35%	-4.75%	0.86%	0.73%	9.38%
	组合基金 FOF	-0.79%	-0.63%	-7.18%	5.90%	20.35%	15.07%	-5.41%	5.91%	-2.87%	18.78%

数据资料来源：浙商资管



1.3 监管升级：扶优限劣重塑行业规则

监管升级被行业认为是 2024 年最核心影响因素之一：“监管”一词在数据中出现频率最高，且覆盖多个子项（如私募新规、程序化交易限制、高频交易管控、DMA 业务收紧等）。典型包括《程序化交易新规》落地、灵均投资处罚、交易所报撤单限制等，均指向监管从“粗放式”转向“精细化”管理：整体显示出监管框架系统性升级，包括技术监控革新、处罚机制强化和策略透明化要求。

详细来看，2024 年，监管层针对量化交易推出多项“组合拳”，从上到下包括新“国九条”《私募证券投资基金运作指引》以及《程序化交易新规》，涵盖程序化交易报告制度、高频交易限制及异常交易处罚机制，标志着量化行业进入强监管时代。同时宁波灵均因 1 分钟内抛售 25 亿元股票导致市场异动，被沪深交易所暂停交易并公开谴责，成为程序化交易新规后首个重大处罚案例。

其中《程序化交易新规》因涉及对高频界定条件，尤其受到市场关注。但从实际来看，其直接影响有限：多数高频策略因规模或挂单量未达监管阈值，暂不受界定标准约束。如以单账户 1 亿规模，年化双边换手率 200 倍的日内策略为例，其平均日挂单约 7000 至 8000 笔，距离规定的 2 万笔红线距离较远。如果换手率维持 200 倍，单账户规模接近 3 亿，才会接近交易所界定的条件。

监管同步披露：当前，国内私募量化投向 A 股的规模在 1 万亿左右。根据相关研究，采用日内高频策略的资金规模不超过 2000 亿，其余为日间或多频段融合策略。2020 年至 2024 年 7 月，量化交易占全市场成交额的比重由 20% 上升至 30%，高频占比由 10% 上升至 20%。2024 年来，高频交易占比略降，主因是高频管理人募资难度加大，也有部分日内策略选择降频，头部机构通过控制规模、调整换手率或策略频率，提前适应监管导向。

在许多量化从业者看来，监管趋严，“扶优限劣”本身是趋势，而且并非坏事。对比 2023 年与 2024 年的白皮书未来预期数据显示，监管环境改善超预期，监管政策评分提升幅度最大（+0.3），看好比例从 41.31% 升至 44.50%。许多量化机构认为，规范的量化整体环境有助于行业从快速生长，有序进入平稳发展阶段。

当然从短期看，监管对行业产生冲击，量化机构的合规成本飙升，策略被迫转型，其中：1. 高频策略因交易频率限制和佣金成本增加，有效容量下降，直接削弱传统套利收益；2. 融券 T+0 受限进一步压缩套利空间。3. 机构降频，4. 中小机构因合规成本高企面临淘汰，许多机构在 2024 年在合规方面倾注了非常大的力量。

部分机构预测 2025 年下半年或出台期货市场程序化交易细则，跨境监管协作框架加速落地。

■ 图表 2024 年影响量化私募行业的相关法规

时间	发布机构	文件名称	内容及意义
4 月 12 日	国务院	2024 年新“国九条”	指明了资本市场中长期发展的具体方向，强调支持公募、私募基金行业的高质量发展，丰富产品类别和可投资资产；提出加强机构监管、交易监管，出台程序化交易监管规定，制定私募证券投资基金运作规则等。
4 月 30 日	基金业协会	《私募证券投资基金运作指引》	该运作指引共 42 条，新规的核心要点主要体现在募集存续、适当性要求、业绩披露、申赎开放、投资运作、场外衍生品、债券投资要求、程序化交易要求及过渡期等多个方面。指引于 2024 年 8 月 1 日起施行，设置 24 个月过渡期。运作指引预计在短期对部分量化策略形成挑战。长期来看，监管方向是“扶优限劣”，运作指引有助于规范私募行业整体发展，提升存续管理人运作水平，切实保护投资者利益。未来头部效应将会进一步凸显，行业利润和市场份额有望向行业龙头集中，资金和人才也会逐步往优质的私募集中，中小型私募机构或将面临更大的竞争压

			力。
5月15日	中国证监会	《证券市场程序化交易管理规定（试行）》	国内首部关于量化交易的法规。规定充分考量程序化交易对资本市场的两面性作用，并非“否定程序化交易”，而是确保程序化交易相对其他投资者的公平性。高频交易差异化监管、收费，预计“T+0”、日内等策略将受到一定影响，行业整体仍维持积极、稳定的发展态势。
6月7日	沪、深、北 三地交易所	《程序化交易管理实施细则（征求意见稿）》	意见稿对程序化交易报告管理、交易行为、信息系统、高频交易等做出更细化的规定；《细则》意见稿首次明确了高频交易的认定标准以及异常交易行为的范畴，并且明确沪股通、深股通适用与内地相同的交易监控标准。《细则》的出台将意味着量化行业和监管进入更加规范的发展阶段

数据资料来源：编写组整理

■ 图表 其他影响规则

6月1日	上期能源、郑商所、大商所、中金所	推出 2024 年有关降费方案，对交割手续费等实施减免调整；7 月 1 日，上期所拟取消 FOK 和 FAK 指令产生的异常交易行为豁免。对 CTA 策略来说，进一步加强高频交易监管，有利于维护市场公平。
7月10日	证监会	批准暂停转融券业务，提高融券保证金比例。交易所融券保证金率由 80% 提升至 100%，私募基金由 100% 提升至 120%，自 7 月 22 日起实施。存量转融通合约于 9 月 30 日前了结。

数据资料来源：编写组整理

■ 图表 《私募证券投资基金运作指引》 部分内容梳理

严格募集要求	初始实缴募集资金规模不得低于 1000 万元； 连续 60 个交易日资产净值低于 500 万元，应当停止申购；停止申购后，连续 120 个交易日资产净值低于 500 万元，应当进入清算程序。
控制杠杆水平	总资产不得超过基金净资产的 200%，不得通过场外衍生品规避杠杆限制，不得参与场外配资； DMA 业务不得超过 2 倍杠杆，进一步控制业务杠杆水平。 参与雪球结构衍生品等场外期权或收益凭证的合约名义本金不得超过基金净资产的 25%；
规范投资运作	集中度“双 25%”要求：单只基金投资同一资产不超过基金规模 25%，全部基金投资同一资产不超过资产规模的 25%。 开放式私募证券投资基金原则上不设置预警线和止损线。
程序化交易	对开展程序化交易的私募证券基金，从内控制度、系统、档案保管、程序化交易报告、突发事件应对等方面提出更规范的要求。 与《证券市场程序化交易管理规定（试行）》保持内容一致。
落实主体责任	禁止保本保收益，实现净值化管理，公平对待各类投资者； 不得通过场外衍生品、资管产品等规避监管要求； 规范业绩报酬计提机制，与投资者利益保持一致。

数据资料来源：中国证券投资基金业协会，中信证券研究部

■ 图表 《程序化交易管理实施细则（征求意见稿）》重点内容

报告管理	程序化交易投资者应当报告以下信息：（一）账户基本信息，包括投资者名称、证券账户代码、指定交易的会员、产品管理人等；（二）账户资金信息，包括账户的资金规模及来源，杠杆资金规模及来源、杠杆率等；（三）账户交易信息，包括交易策略类型及主要内容、交易指令执行方式、最高申报速率、单日最高申报笔数等；（四）交易软件信息，包括软件名称及版本号、开发主体等；（五）联络信息，包括会员、投资者联络人及联系方式等；（六）本所要求报告的其他信息。
交易行为管理	交易所对可能影响系统安全或者正常交易秩序的异常交易行为重点监控： 瞬时申报速率异常，是指极短时间内申报笔数巨大，即 1 秒钟内申报、撤单笔数达到一定标准；



高频交易管理	频繁瞬时撤单，是指日内频繁出现申报后迅速撤单、全日撤单比例较高，即全日发生多次 1 秒钟内申报又撤单的情形，且全日撤单比例达到一定标准； 频繁拉抬打压，是指日内多次在单只或者多只股票上出现小幅拉抬打压，即全日多次出现个股 1 分钟内涨（跌）幅度和期间投资者成交数量占比达到一定标准； （四）短时间大额成交，是指短时间内买入（卖出）金额特别巨大，加剧本所主要指数波动，即上证综合指数或科创 50 指数 1 分钟内涨（跌）幅度、期间投资者主动买入（卖出）金额及占比达到一定标准；（五）交易所认为需要重点监控的其他异常交易行为。
	交易所对高频交易实施重点监管，并且可以在程序化交易报告、交易收费、交易监管、行情获取等方面对存在高频交易的投资者提出差异化管理要求。其中，高频交易包括：（一）单个账户每秒申报、撤单的最高笔数达到 300 笔以上；（二）单个账户单日申报、撤单的最高笔数达到 20000 笔以上；（三）本所认定的其他情形。
	沪股通、深股通投资者，按照内外资一致的原则，参照适用本细则报告管理、交易行为管理、高频交易管理等相关规定。沪股通投资者在本所市场进行程序化交易的，应当向其委托的香港联合交易所有限公司参与者报告账户基本信息、资金信息、交易策略等，联交所参与者将报告信息提供给联交所，并由联交所通过沪港通监管合作安排，提供给本所。具体报告要求由本所另行规定。

数据资料来源：上海证券交易所、深圳证券交易所、北京证券交易所《程序化交易管理实施细则（征求意见稿）》，中信证券研究部

■ 图表 《程序化交易管理实施细则（征求意见稿）》相关影响

管理人出清	提高行业准入门槛，逐步改善“小乱散差”行业现象；机构清退给予一定过渡期，对行业整体影响有限。根据基金业协会披露，截至 2024 年 3 月私募证券投资基金小于 500 万元的产品规模约几十亿元，且包含大量无实际运作“壳产品”；规模长期低于 500 万元的起算时间定为 2025 年 1 月 1 日，给予相关机构一定过渡期；
投资规范	严控杠杆水平和集中度，引导稳健投资、分散投资，降低市场非理性波动。 DMA、融资融券等杠杆产品规模持续压降，场外衍生品交易更加规范、透明，机构风控制度将趋于完善； “双 25%”要求下组合投资分散化程度提升，押注式投机行为将被动减少，更考验机构资产配置和资源整合能力； 开放式产品原则上不再设置预警线、止损线，避免因管理人显著降仓而进一步增大市场波动；
交易方面	差异化监管高频交易、重点监控异常交易，量化策略将更加重视基本面投资和中长期投资，服务经济高质量发展。高频交易面临额 外报告、从严监管、差异化收费等要求，投资成本显著上升；私募量化重心将逐步转移到中低频或其他策略上，换手率降低、组合 市值提升，策略迭代发展更加稳健、规范；短期部分 TO、高频策略业绩将受到影响，对大型私募管理人的影响相对有限；
信披方面	细化披露内容和渠道要求，打击不规范业绩展示行为，促成行业公平、公正竞争。规定不得向无销售委托关系的机构或个人提供基 金净值，不得将小规模、短时间产品业绩用作宣传，净值披露将迎变革；不同本土、外资管理人统一信息披露要求，私募行业公平、 公正竞争生态进一步优化。

数据资料来源：上海证券交易所、深圳证券交易所、北京证券交易所《程序化交易管理实施细则（征求意见稿）》，中信证券研究部

1.4 策略演化：从单维博弈到生态竞争

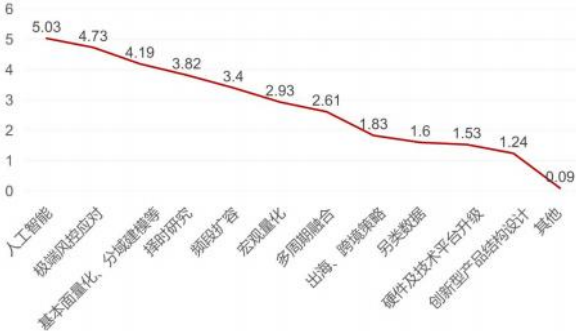
尽管量化行业反复强调策略持续迭代，但也持续面临市场“策略同质化”的质疑。2023 年白皮书答卷预测未来一年量化市场挑战中，“策略方法论集中差异较小”排名第二，而在 2024 年量化机构核心能力自评中，策略多样性自评得分同样较低。

尤其是在机构与行业规模扩张之后，所有机构都积极在各个赛道布局，量化机构甚至不得不拓展其传统非核心的领域，如宏观、基本面、择时与出海，并深化已有策略，例如风控与多频段融合。【详见第二章节】

以择时为例，传统量化因择时胜率低不做择时。但 2024 年 2 月份之后，机构正在经历“从不择时持续满仓”到“仓位择时”到多类择时演变，部分机构将择时视为 Alpha 收益来源之一。

图表 2025 年量化机构战略优先级最高的三项能力建设方向

选项	综合得分	第 1 位	第 2 位	第 3 位
人工智能	5.03	19(29.69%)	21(32.81%)	24(37.5%)
极端风控应对	4.73	21(35%)	16(26.67%)	23(38.33%)
基本面量化、分 域建模等	4.19	21(40.38%)	20(38.46%)	11(21.15%)
择时研究	3.82	13(26.53%)	15(30.61%)	21(42.86%)
频段扩容	3.4	24(58.54%)	14(34.15%)	3(7.32%)
宏观量化	2.93	17(47.22%)	13(36.11%)	6(16.67%)
多周期融合	2.61	9(27.27%)	15(45.45%)	9(27.27%)
出海、跨境策略	1.83	4(16.67%)	7(29.17%)	13(54.17%)
另类数据	1.6	2(9.52%)	9(42.86%)	10(47.62%)
硬件及技术平 台升级	1.53	4(20%)	5(25%)	11(55%)
创新型产品结 构设计	1.24	4(25%)	4(25%)	8(50%)
其他	0.09	1(100%)	0(0%)	0(0%)



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调研



1.5 行业格局：规模压缩、尾部出清与新封神榜

当前，量化私募行业呈现规模压缩、强者迭代、新锐突围与尾部出清并行的格局。

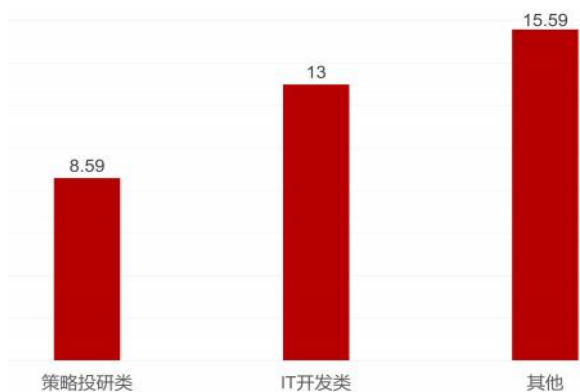
1.5.1 规模压缩

行业在集中度提升的同时蕴含着不确定性。募资规模成为 2024 年压力 top3。

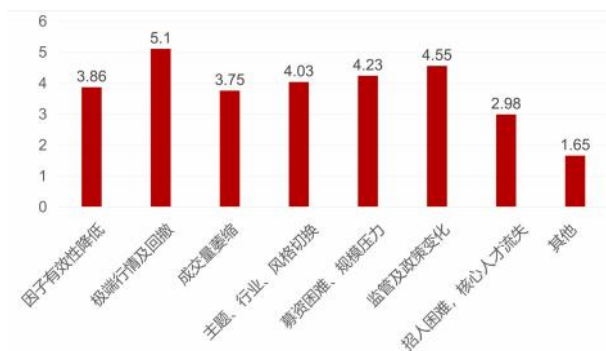
虽然从从业人员数据上看，量化机构规模仍然在不断扩大，量化行业仍然处于快速发展期，机构在保持投研核心竞争力的同时，正在加强技术基础设施和运营支持体系的建设。

但从总管理规模以及新增机构数量等各项数据显示出，行业内部仍面临行业头部格局重塑，尾部机构出清的情况。

■ 图表 单家机构人员增减数量（平均值）



■ 图表 2024 量化机构面临压力



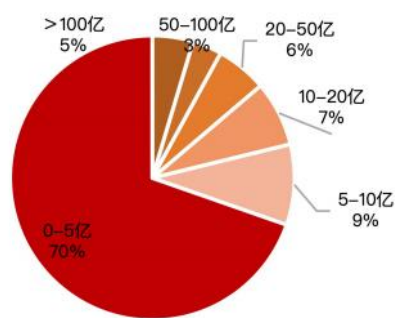
数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

■ 图表 未来 3 年量化行业竞争状态



数据资料来源：《2023 中国量化投资白皮书》问卷调查

■ 图表 量化私募资管规模分布



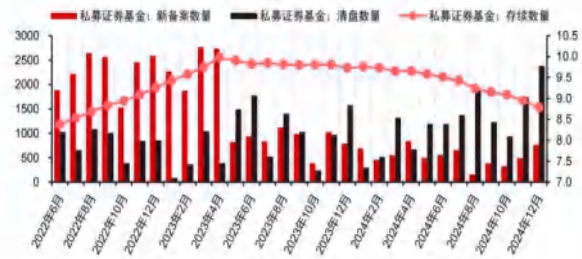
数据资料来源：海通证券《2023 年度私募基金年度报告》2024-2-8

中信研究数据显示：2021 年开始，量化私募规模停留在 1.5 万亿左右，几乎没有较大变化，2024Q4 量化私募管理人的整体资产管理规模约为 1.40 万亿元，在整体私募市场规模中占比为 26.35%，较 2023 年末（28.96%）显著下降。

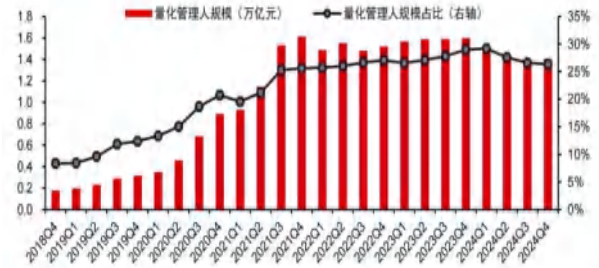
截至 2024 年 12 月，量化私募管理人持有股票市值 7680 亿元，相比 2023 年末 1.08 万亿元有所缩减。除沪深 300 指增外，其他主流股票量化策略规模均有压缩。国内股票量化私募管理人（包含指数增强、量化选股、市场中性及 DMA）的资产规模约 8370 亿元，相比 2023 年末的 1.21 万亿元显著下降。尤其是 DMA，受微盘股下跌行情、杠杆融资约束收紧等影响，业务压缩明显，资产规模从超 3500 亿元跌至约 880 亿元，持有股票市值从 2900 亿元跌至约 700 亿元。

公募基金方面，根据中信研究测算，量化规模共计 2952.3 亿元，2024 全年规模下降 6.9%，超 2000 亿元。

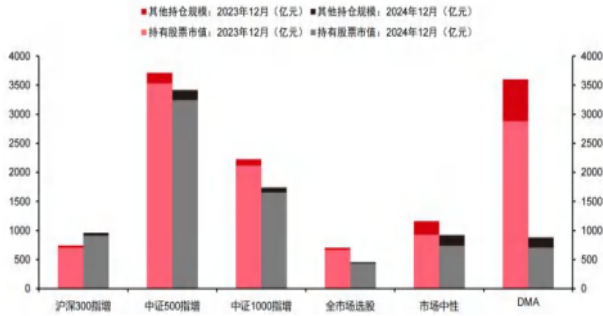
■ 图表 国内私募证券基金产品备案、清盘情况



■ 图表 国内量化私募管理人整体规模及其占比（测算）



■ 图表 国内股票量化私募管理人资产管理规模变化（测算）



■ 图表 国内量化公募基金规模及在权益型公募基金中占比



中信研究《量化基金跟踪与 2025 年展望：整装再出发》

数据资料来源：中国证券投资基金业协会，中信证券研究部测算；注：上述季度均为测算数据，截至 2024 年 12 月。

■ 图表 核心管理人及产品数量统计

策略	0~5 亿		5 亿~10 亿		10 亿~20 亿		20 亿~50 亿		50 亿~100 亿		100 亿以上	
	管理人	产品	管理人	产品	管理人	产品	管理人	产品	管理人	产品	管理人	产品
全市场	6,973	39,951	448	9,107	264	7,820	224	10,592	92	7,493	85	14,531
主观多头	4,325	23,338	240	4,459	119	3,423	107	4,694	34	2,398	34	5,292
量化多头	414	2,906	23	688	26	831	16	918	14	1,293	20	5,924
股票多空	146	785	5	131	4	102	2	36	2	111	2	53
股票市场中性	152	1,077	21	434	9	338	17	952	6	726	4	710
纯债策略	133	995	18	413	23	652	17	655	5	172	4	293
债券增强	30	295	5	69	4	111	3	86	--	--	1	54
债券复合策略	99	589	17	336	8	237	7	223	5	216	2	344
转债交易策略	22	178	3	89	1	45	1	65	--	--	--	--
主观 CTA	215	1,361	21	394	4	89	2	74	--	--	1	34
量化 CTA	291	2,257	20	539	15	706	10	591	6	633	1	81
期权策略	66	537	3	90	1	28	3	125	--	--	--	--
其他衍生品策略	11	90	--	--	--	--	2	255	1	127	--	--
宏观策略	139	848	5	90	5	101	4	207	4	296	2	153
套利策略	84	684	11	349	6	221	4	372	1	100	2	223
复合策略	815	4,525	42	790	30	758	15	573	10	768	9	1,292

F0F	207	1,471	14	291	13	352	15	882	5	705	1	76
MOM	1	1	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--

数据资料来源：私募排排网 中信期货研究所

1.5.2 强者迭代

量化之争，早已从量价单维博弈向全面竞争的深刻转型。私募量化行业头部集中现象严重，形成“飞轮效应”：业绩好的机构形成口碑和规模，吸引了人力、资金、资源的大幅涌入，随之在算力、数据、投研等方面不断积累，资管规模不断扩大，而资源的增加又促成了良好业绩的产生。通过构建“人才-技术-资本-监管”四位一体的壁垒，头部量化私募管理规模可占到全部量化管理规模的 50% 以上。（本数据源自招商证券《国内量化私募行业周报》更新至 2024 年 7 月 26 日）

2024 年来看，行业管理规模总量后降后升，经历“收缩-再扩张”的波动。

头部机构方面，2024 年 600 亿以上机构仅存幻方，2025 年恢复至“四大天王”，但名字略有变化，衍复跃升为新头部。

而腰部机构（50 亿-100 亿）新陈代谢加速，呈现“高流动性”特征，经历 2 月与 9 月两轮市场冲击，在本轮风控系统不健全的机构快速滑向中小型区间。

2023 一季度 50 亿以上总数约 41 家，2024 年总数升至 50 家，2025 一季度则进一步增至 55 家。

但需要特别说明的是，随着行业舆论生态恶化以及机构自身定位等思考，到 2025 年第一季度，许多机构不再进入第三方统计。

例如 100 亿以上机构包括桥水中国、佳期投资、金锴资产、宽德投资、博润银泰、图灵基金、千宜投资；50 亿以上机构有顽岩资产、磐松资产、上海睿量、千衍基金、喜岳投资、德劲投资、腾胜投资等不再对部分第三方披露资管规模。

■ 图表 近三年 50 亿以上机构变化

资产规模	时间区间	数量	机构
50 亿-100 亿	2023 第一季度	15	艾方资产、涵德投资、赫富投资、宽投资产、龙旗科技、洛书投资、蒙玺投资、平方和、千宜投资、乾象投资、锐天投资、思晔投资、仲阳天王星、象限投资、展弘投资
	2024 第一季度	19	艾方资产、白鹭资管、呈瑞投资、国恩资本、赫富投资、宽投资产、量派投资、洛书投资、蒙玺投资、磐松资产、平方和、千宜投资、申毅投资、盛冠达资产、思晔投资、天算量化、图灵基金、仲阳天王星、象限投资
	2025 第一季度	20	艾方资产、超量子、德贝基金、国恩资本、涵德投资、鲁民投、宽投资产、洛书投资、蒙玺投资、鸣熙资产、纽达投资、平方和、千惠资本、千象投资、锐天投资、思晔投资、微观博易、象限投资、展弘投资、正赢资产
100 亿-150 亿	2023 第一季度	8	白鹭资管、博普资产、茂源资本、念空念觉、千象投资、稳博投资、致诚卓远、卓识基金
	2024 第一季度	14	博普资产、进化论资产、龙旗科技、鸣石基金、念空念觉、千象投资、千宜投资、乾象投资、锐天投资、思颀投资、通怡投资、顽岩投资、展弘投资、致诚卓远
	2025 第一季度	16	博普、金戈量锐、进化论资产、龙旗科技、鸣石基金、念空念觉、乾象投资、思颀投资、通怡投资、稳博投资、信弘天和、正定私募、致诚卓远
150 亿~	2023 第一季度	6	黑翼资产、金戈量锐、进化论资产、鸣石投资、世纪前沿、思颀投资
200 亿	2024 第一季度	6	黑翼资产、金戈量锐、茂源资本、信弘天和、因诺资产、卓识基金

200 亿-400 亿	2025 第一季度	6	启林投资、因诺资产、卓识基金
	2023 第一季度	5	佳期投资、宽德私募、启林投资、天演资本、因诺资产
	2024 第一季度	5	启林投资、世纪前沿、稳博投资、宽德私募、天演资本
	2025 第一季度	4	黑翼资产、量派投资、茂源量化、世纪前沿、天演资本
400 亿-600 亿	2023 第一季度	3	诚奇资产、衍复投资、金锬资产
	2024 第一季度	5	诚奇资产、九坤投资、灵均投资、明泓投资、衍复投资
	2025 第一季度	6	诚奇资产、灵均投资
600 亿+	2023 第一季度	4	幻方量化、九坤投资、灵均投资、明泓投资
	2024 第一季度	1	幻方量化
	2025 第一季度	4	幻方量化、九坤投资、明泓投资、衍复投资

数据资料来源：公众号《量化投资与机器学习》

1.5.3 新锐突围

在量化投资领域，策略同质化必然导致 Alpha 衰减与挤出效应。随着量化赛道上的竞争变得越来越激烈，过往相对简单的方式获取超额的难度加大，各家开始进入到更深细节的比拼（比数据源、比模型/信号源、比交易环节）。

2024 年上半年市场磐松较为热门，下半年市场视线则聚焦北正定，南量派。这三家机构明显风格迥异，代表着不同的突围方向。

其中磐松在“隐秘的角落”中寻找股票关系，精挖因子 100 多个，高频量价仅 10%，由于策略中高频量价因子比例较少，管理人换手率也比较低，指增策略年化换手 12 倍。【详见本书第七章节】

量派同为海归派，在短周期中名列前茅。【详见 2023 年白皮书第六章节】

正定则是本土土派，基于纯量价数据建模，使用非线性模型拟合并预测的多周期策略（短频信号浓度较高）。【详见本书第七章节】

1.5.4 尾部出清

规模决定着量化私募的生存哲学，直接决定了竞争力、压力感受状态及未来规划目标，不同机构所面临的压力不同，对于小型及尾部机构在 2024 年最大的问题就是生存压力，运营成本覆盖跌破警戒线。

■图表 不同类型机构面临的首要压力、次生压力及压力传导机制

机构类型	首要压力	次生压力	压力传导机制
超大型	监管政策变化 (8.2)	策略同质化 (7.5)	规模越大→监管关注度指数级上升
大型	募资困难 (7.9)	风格切换 (7.1)	资金方要求与策略容量矛盾加剧
中型	人才流失 (6.8)	因子失效 (6.2)	人才被头部机构溢价挖角
小型	极端行情 (7.4)	交易能力 (6.9)	风险准备金不足放大波动冲击
微型	生存压力 (8.5)	募资困难 (8.1)	规模<5 亿→运营成本覆盖率跌破警戒线



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调研

2025 年 1 季度起，基金业协会新增登记私募证券管理人 17 家，注销 157 家，净注销 140 家，私募证券管理人资格延续宽出严进态势。小型管理人不管是从国内外量化基金内分离自主创业，还是应届毕业生从头开始，所面临的启动阶段的成本和难度都在升高。新产品备案比过往提出了更高的要求，意味着初创型私募在起步阶段受到的限制相比过去指数级上升，而实盘产品业绩的时间长度和节点又影响着一系列后续的业务开展。在起步阶段许多小规模管理人失去了尝试的机会。牌照、人才等生产要素阶段性更难获取，赛道内竞争加剧，以及市场、财富、监管环境并不友好，使得初创型量化私募如今面对的挑战和困难相较于 2~3 年之前明显增加，创业压力亦随之增加。

■ 图表 新增及注销登记私募证券管理人数量

月份	登记数量	注销数量	净注销数量
2024 年 4 月	5	-27	-22
2024 年 5 月	2	-68	-66
2024 年 6 月	5	-45	-40
2024 年 7 月	6	-20	-14
2024 年 8 月	6	-83	-77
2024 年 9 月	3	-24	-21
2024 年 10 月	0	-29	-29
2024 年 11 月	6	-30	-24
2024 年 12 月	7	-42	-35
2025 年 1 月	5	-101	-96
2025 年 2 月	3	-14	-11
2025 年 3 月	9	-42	-33

■ 图表 2025 年 1 季度私募证券管理规模总体变化

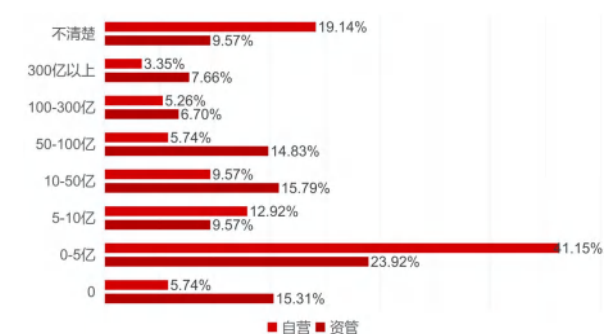
规模较上季度变化	管理人数量
规模上升	183
规模下降	104
规模不变	7540
总计	7827

数据资料来源：基金业协会

■ 图表 量化机构竞争优势

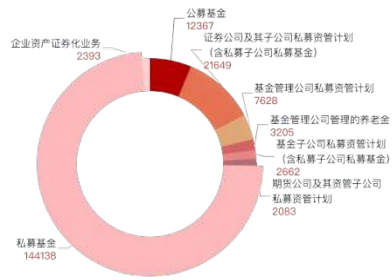


■ 图表 量化机构规模区间

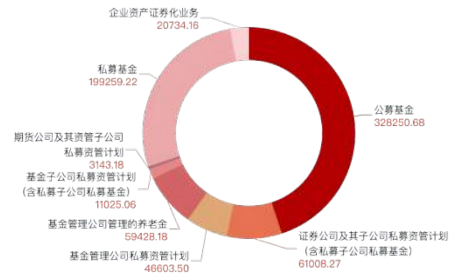


数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调研

■图表 2024 年第四季度各类型资产管理业务存量（产品数量）



■图表 2024 年第四季度各类型资产管理业务存量（产品规模）



数据资料来源：基金业协会

■图表 私募产品发行数量分布

产品数量	机构数量	占比	累计占比	产品数量	机构数量	占比	累计占比
1-5 只	19,822	51.23%	51.23%	21-50 只	2,769	7.16%	79.23%
6-10 只	4,378	11.32%	62.55%	51-100 只	1,033	2.67%	81.90%
11-20 只	3,681	9.52%	72.07%	101+只	7,012	18.10%	100%
总计	38,695	100%	-				

数据资料来源：基金业协会



1.6 生态嬗变：被动崛起与个人脉冲入场

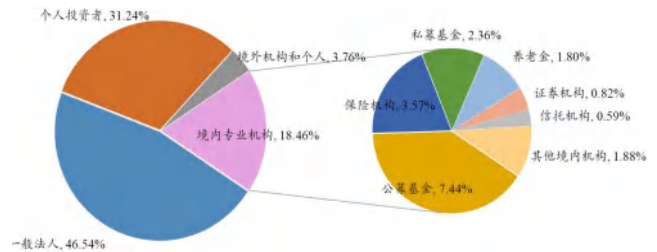
市场价格、交易量与投资者行为相互影响，共同塑造市场生态，并深刻影响量化策略中 Alpha 的厚度与持续性。2024 年先抑后扬、两轮脉冲的行情中，除国家队资金的稳定作用外，其他投资者的进出打破了原有的线性演变。

■ 图表 A 股投资者结构分类（按照管理机构类型划分）



数据资料来源：中国证券投资基金业协会，华西证券研究所

■ 图表 流通市值口径：2025Q1 A 股市场投资者持股结构（测算值）



数据资料来源：中国证券投资基金业协会，Wind，华西证券研究所

1.6.1 被动投资：“越跌越买”削弱 Alpha

2024 年，被动投资在全球范围内呈现迅猛发展态势，据上交所《ETF 行业发展报告（2025）》，截至年底，全球挂牌交易的 ETF（含 ETP）超 1.3 万只，资产总规模达到 15.09 万亿美元，较 2023 年底增加 30%。近 20 年的规模年均复合增长率超 20%，产品数量更是连续 20 年保持正增长。

2024 年是境内 ETF 市场成立二十周年，从 2004 年第一只 ETF 成立到 2020 年 ETF 规模首次突破万亿，境内 ETF 市场经历了 17 年；而到第二个万亿仅用了 3 年；到第三个万亿，仅用了 9 个月。截至 2024 年底，境内 ETF 总规模已达 3.7 万亿。

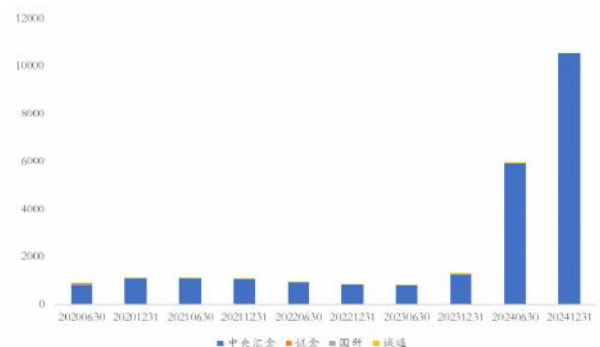
到 2024 年第三季度，中国被动型基金持股市值（3.2 万亿元）首次超越主动权益基金（3.0 万亿元）。至年末，ETF 市场规模达 3.7 万亿元（年增长 83%），成交额占 A 股总成交比例升至 10%。

此外该报告中 10914 份调研问卷显示高达 47.2% 的用户在 2020 年之后才初次尝试 ETF 投资，此时正值金融市场历经诸多变革、新机遇不断涌现之际；另有 31.2% 的用户选择在 2018 年至 2019 年期间投身于 ETF 投资浪潮之中。

■ 图表 2024 年境内新上市 ETF 情况

产品类型	数量只数	占比(%)	发行规模(亿元)	占比(%)
股票	131	79	947	85
宽基	60	36	704	63
行业	9	5	26	2
主题	46	28	147	13
策略	16	10	69	6
跨境	33	20	118	11
债券	1	1	48	4
总计	165	100	1113	100

■ 图表 2024 年国家队配置 ETF 规模显著提升（亿元）



数据资料来源：Wind，平安证券研究所

从投资者结构看，不同指数权益基金呈现明显分化。

宽基 ETF：机构投资者占比超六成。流动性好、透明度高，是机构重要配置工具。

中央汇金在宽基 ETF 中规模领先，发挥“稳定器”作用，有助于降低个股或行业剧烈波动。具体到持有结构，中央汇金在宽基 ETF 中净值规模超过其他机构总和，有利于推动被动投资发展，平缓个股或特定行业板块的剧烈波动，发挥着资本市场“稳定器”作用。

Smart Beta 基金：机构占比略超半数。

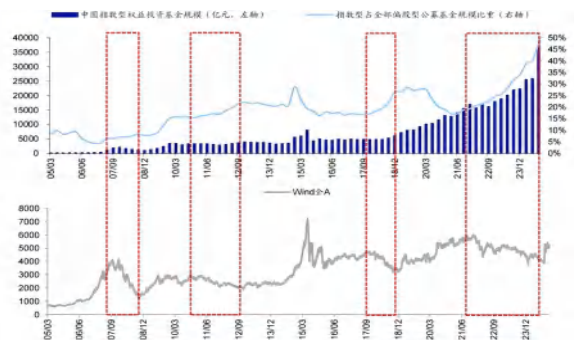
行业主题风格指数基金：个人投资者主导。相比其他 ETF 产品呈现短持高换手特征，平均持有时长为 346 天，略低于宽基 ETF 的平均持有时长。每 11 天就会发起一次交易，相比宽基 ETF 13 天一次，背后所折射出的交易意图也更为强烈，投资人试图通过更加频繁的操作，精准把握行业轮动带来的投资机遇。

国内被动投资的扩张与主动权益基金表现呈现显著负相关，典型时期包括 2011-2014 年、2017-2018 年以及 2021 年至今。具体来看，“越跌越买”的配置特征叠加被动投资的崛起显著强化了 Beta 工具的传导逻辑，指数定价权开始崛起，并迅速改变了资金结构，引起市场流动性和波动性等微观结构的变化，进而影响不同策略的收益能力。被动化趋势给基本面投资、量化投资等主流投资策略都带来了新的挑战和机遇，具体包括：

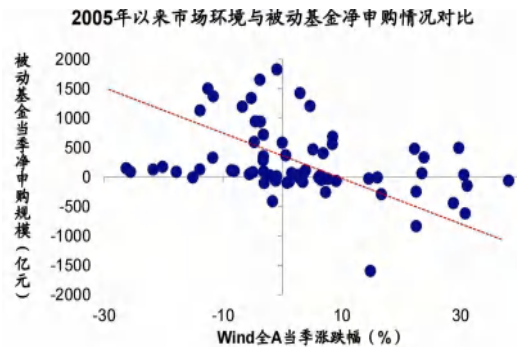
1.流动性：ETF 规模增加通常利好大盘/中盘股流动性，但市场剧烈波动时可能受短期冲击。ETF 规模增加通常有助于降低大盘/中盘股波动率，但市场剧烈波动时可能短期推高波动率。

2.Alpha 挖掘：被动规模扩张使利用错误定价套利更困难（中金研究），增加 Alpha 因子挖掘难度。市场信息反应速度变慢，削弱传统 Alpha 因子（如动量/反转、估值因子）表现。

■ 图表 过去约二十年里我国被动投资在偏弱市环境下明显发展



■ 图表 被动资金或呈现“越跌越买”的现象



数据资料来源：Wind，海通证券研究所

■ 图表 被动化趋势对量化策略的有效性影响分析

策略类型	影响	影响	机会
指数增强	中性偏负	Alpha 下降：传统 Alpha 因子收益衰减、成分股收益趋同、调仓时间点竞争加剧（如成分股调整）；	策略受关注度提升，被动产品需求带动指增策略需求
主动量化	负面	Alpha 下降：传统 Alpha 因子收益衰减、股票收益相关性上升；	稳定性下降：风格轮动难度提高、特殊市场环境下波动加大
事件驱动	相对正面	与市场 Beta 相关性低、依赖具体事件而非持续性因子、套利空间受市场结构影响相对较小；	指数调整套利、ETF 套利



当前管理人对 ETF 的应用包括中性对冲，套利策略以及 ETF 因子投研。

■ 图表 量化机构当前 ETF 相关策略研究实践

机构	ETF 使用形式	机构	ETF 使用形式
机构 A	ETF 折溢价套利：包括境内 ETF 和跨境 ETF 的申赎套利。日内交易，胜率在 90% 以上，但单笔盈利幅度较小。 境内 ETF 套利一般在一季度和四季度的套利行情会比较好，主要源于公募的调仓经常发生在该时间段。在这个过程中，大量资金的进出可能会导致 ETF 折溢价的发生。 境外 ETF 套利包括纳指、恒生、日经等。由于结算时间需要 T+3 至 T+6 天，所以日度估值方面会存在一定偏差。	机构 D	ETF 套利策略包括 ETF 期现套利 和 ETF 申赎套利。交易品种为主流宽基指数，以上证 50、沪深 300、中证 500、中证 1000 为主。采用程序和人工相结合的交易方式，交易员有权调整参数。交易频率取决于价差收敛速度，大部分在 1 天到几天。 ①期现套利的原理：当现货指数被低估，某个交割月份的期货合约被高估时，卖出该期货合约，同时买入现货建立套利头寸。等待基差收敛(每月交割日必定回归)。当现货和期货价格差距趋于正常时将期货合约平仓，同时卖出现货，获得套利润。 ②申赎套利的原理：当同一个 ETF 在两个市场上的价格存在价差的时候，就有了套利的空间。根据价差方向的不同有折价套利和溢价套利两种情况。 折价套利(反向套利)是当 ETF 的市价小于 IOPV(基金份额参考净值)时，在二级市场买入 ETF，然后赎回 ETF 得到一篮子股票并立即卖出这一篮子股票。 溢价套利(正向套利)是当 ETF 的市价大于 IOPV 时，在二级市场买入一篮子股票，申购 ETF 份额，然后在二级市场卖出该 ETF。
机构 B	其量化套利策略现阶段以可转债套利策略为主，细分有： a.可转债套利：包括事件类、定价类及统计类等多种套利逻辑； b.股票类套利：包括折价套利、网下打新、事件套利等； c.基金类套利：包括 ETF 申赎、折溢价套利、LOF 折溢价套利等； d.其他套利：包括期权套利、期现套利、跨期套利、跨市与跨品种套利等。	机构 E	多策略套利 1 号以 ETF 为主要交易标的，融合期现套利、瞬时套利、延时套利、强弱套利、事件套利等多种方式，组合为多元化的 ETF 套利策略。 ETF 套利策略融合高频 T0 信号，获取日内延时套利机会。
机构 C	指增型 ETF 因子：利用指数增强型 ETF 的每日申购赎回清单 (PCF) 披露，将基金经理对股票的实际配置权重与基准标的指数成分权重对比，得到个股相对配置 (又称“超低配”) 比例，利用这种信息形成“指增 ETF 因子”。 该过程可理解为根据基金经理的实际持仓倾向构建个股相关的信号。	机构 F	ETF 多空策略：模型与高频股指策略基本一致，将多头方向由股指期货变为 4 类宽基的现货 (ETF)，空头方向依旧用股指期货进行择时敞口调整，形成短平快交易逻辑，获取稳健基础上的波动率收益、基差收益和短周期 Beta 收益。

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

《ETF 行业发展报告（2025）》的 10914 份调研问卷报告还折射了目前 ETF 类投资人的画像及交易行为。

图表 投资人选择 ETF 核心原因



图表 不同类型 ETF 产品用户持有时长

细分类型	平均持有时长	持有时长中位数
宽基 ETF	361 天	84 天
行业 ETF	346 天	83 天

数据资料来源：Wind，海通证券研究所

图表 场内外投资金额对比

对比维度	场内 ETF	场外指数基金
人均保有金额	60,388 元	25,950 元
核心用户特征	资金实力雄厚，追求快速配置	操作便捷，申购门槛低
产品优势	交易成本低、效率高	申赎机制简单
投资者行为倾向	灵活调整，博取潜在收益	投资金额趋于保守

图表 不同类型 ETF 用户行为对比

产品类型	平均持有时长	持有时长中位数	平均交易间隔
宽基 ETF	361 天	84 天	13 天/次
行业 ETF	346 天	83 天	11 天/次

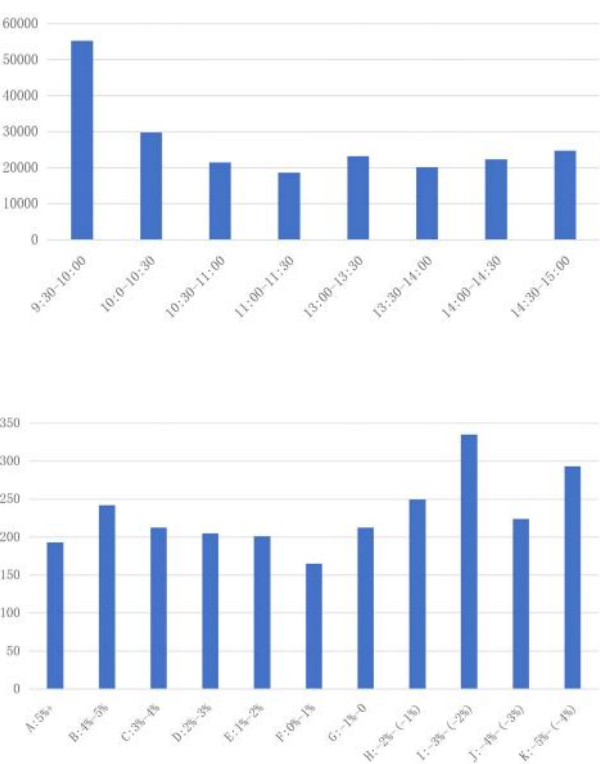
行为差异总结：行业 ETF 用户持有时间更短、交易更频繁，意图捕捉行业轮动机会。

数据资料来源：天弘基金 编写组整理

图表 日内交易高峰时点对比

类型	核心时段	交易占比	原因分析
场内 ETF	开盘第 1 小时内	39%	1.隔夜信息集中爆发 2.羊群效应明显 3.快速调整持仓
场外指数基金	收盘前半小时内	高度集中	1.以收盘净值为成交价 2.减少日间波动干扰 3.预判全天走势更稳妥

图表 日内成交金额（百万）分布



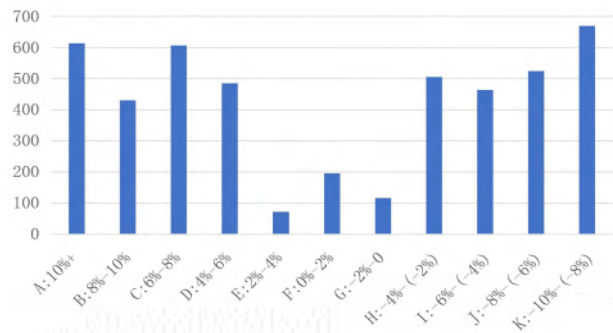
图表 不同涨跌幅下 ETF 赎回率

当日涨跌幅区间	赎回率	当日涨跌幅区间	赎回率
>5%	4.67%	-1%~0%	1.36%
4%~5%	1.29%	-2%~-1%	1.52%
3%~4%	1.85%	-3%~-2%	1.91%
2%~3%	1.41%	-4%~-3%	1.60%
1%~2%	1.75%	-5%~-4%	3.18%
0%~1%	2.17%	<-5%	4.21%



■图表 历史涨跌幅对申购的影响

时间维度	涨跌幅阈值	用户行为变化
当周	≥8%	日均申购人数显著提升
当日	大跌	申购人数激增，越跌越买
当日	大涨	申购相对克制（避免追涨）



数据资料来源：天弘基金，编写组整理

1.6.2 个人投资者：脉冲入场 4 年出场

2020 年以来，A 股个人投资者持股占比逐年下跌，从 50.2%降至 36.0%。

变化发生在 9 月 24 日国新办新闻发布会之后，市场短时间内的大幅上涨推动了投资者关注的大幅上升，各种社交媒体对于股市的讨论量也迅速飙升。

如有报道称抖音万人直播间能撬动的资金体量超过普通游资，甚至有直接荐股引发个股涨停等异动的情况存在，被质疑存在合规问题。

与此同时，加持 AI 后非法荐股内容的传播速度呈指数级增长。截至 2024 年 10 月 11 日，根据“抖音安全中心”微信公众号发布的数据，抖音累计治理股市相关违规账号 3600 余个、违规内容 15000 余条。并且由于 AI 生成的非法荐股信息比以往更具可信性和针对性，投资者更容易跟风买入被推荐的股票。当这些非法荐股者通过操纵市场、反向操作等手段获利时，跟风的投资者就会遭受巨大的财产损失。

■图表 A 股投资者持股市值及占比（万亿元，%）

机构类别	2020	2021	2022	2023	2024
公募基金	4.9(6.2)	6.5(7.1)	5.6(7.1)	5.2(6.7)	6.2(8.4)
外资	3.4(4.3)	3.9(4.3)	3.2(4.1)	2.8(3.6)	2.7(3.7)
私募基金	2.5(3.2)	4.0(4.4)	3.8(4.8)	4.0(5.1)	3.5(4.8)
社保	0.2(0.3)	0.3(0.3)	0.3(0.4)	0.3(0.4)	0.3(0.4)
企业年金	0.2(0.2)	0.3(0.3)	0.3(0.4)	0.3(0.4)	0.3(0.4)
信托机构	0.5(0.7)	0.7(0.8)	0.7(0.8)	0.6(0.8)	0.6(0.8)
券商资管	0.6(0.8)	0.4(0.4)	0.3(0.4)	0.2(0.2)	0.2(0.3)
银行理财	0.7(0.9)	0.5(0.6)	0.5(0.6)	0.4(0.5)	0.4(0.6)
机构持仓市值/占比	14.8(18.7)	18.4(20.2)	16.5(21.0)	15.7(20.3)	16.3(22.2)
个人投资者	39.7(50.2)	44.2(48.6)	35.3(45.0)	32.7(42.2)	26.4(36.0)
一般法人	24.5(31.1)	28.4(31.2)	26.6(33.9)	29.0(37.5)	30.7(41.8)
A 股流通市值合计	79	91.0	78.5	77.5	73.5

数据资料来源：Wind，华创证券，注：2024 年数据：公募、私募截至 24Q3；外资、保险、企业年金、券商资管、银行理财、一般法人持股截至 24Q2；社保采用 23 年数据估算；信托截至 23Q4；个人投资者持股市值=A 股流通市值-其他投资者持股市值

华创研究整理媒体平台对 A 股的搜索热度，观察本轮行情下的自媒体传播，总结了如下特点：

■ 图表 本轮个人投资者行为特征（华创研究）

广度	发布会后 5 个交易日，即实现多平台（微信→抖音/快手/头条→小红书）快速扩散，短视频平台主导。
深度	覆盖不同年龄层（青年/中年）和地域（一、二线/三、四线），风格各异（如小红书年轻女性更稳健）。
成交	受直播带货习惯影响（冲动购买、高频退货），可能推升成交换手率。
持续	日均 2 万亿成交额与平台讨论热度高度相关（截至 10/25 仍处高位）。
杠杆	信息情绪扩散的“媒介杠杆”效应，助推场外资金入市，提升风险偏好。

数据资料来源：华创研究，编写组整理

研究认为，个人投资者给投资者的印象是多变、羊群、非理性，这种行为模式如果作为个体，是很难研究的，但如果作为一个整体，其行为恰恰是最好预测的。目前针对本轮个人投资者行为的专门研究较少，但是新时代证券研究所一份 2007-2011 年，2017-2019 年两轮投资人出清过程的一些规律：

1.熊市反弹难引返场：出清过程中的反弹难吸引散户大规模回流，削弱反弹幅度。出清结束后，散户进场则会放大市场利好。**2.交易活跃度指示意义：**个人投资者离场结束，市场活跃度将逐步回升。历史显示（2006-2007，2014-2015 牛市前），交易量常领先市场企稳。2019Q1 交易量脉冲式反弹或预示牛市前夕。股指与交易量趋势背离时，股指常向交易量靠拢。**3.离场结束到集中入场约需 1 年：**市场底部及牛市初期，开户数会随反弹脉冲式回升但不持续。散户集中入场通常滞后指数企稳约 1 年。

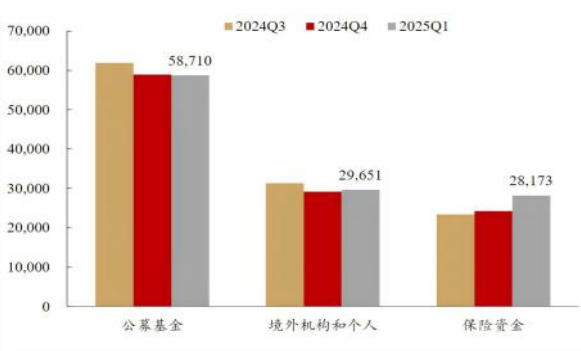
■ 图表 个人投资者两次出清特征对比

时间段	持股市值占比调整时间	持股市值占比调整幅度	低点前半年上证综指调整幅度	低点前半年持股市值占比调整幅度
2007 年至 2011 年	4 年	-32.20%	-19.39	-1.93%
2015 年中至 2018 年	3.5 年	-9.27%	-12.42	-0.82%

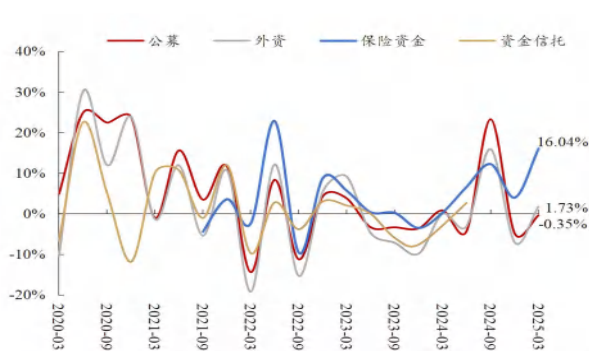
数据资料来源：Wind，新时代证券研究所

1.6.3 聪明资金：持仓数量停止按日披露

■ 图表 A 股已披露的专业机构投资者持股总市值（亿元）



■ 图表 A 股已披露的专业机构投资者持股总市值环比增速



数据资料来源：公募基金季报，中国人民银行，中国银保监会，中国信托业协会，wind，华西证券研究所



一直以来，对量化而言，北上资金是一个相对来说有代表性，并且容易统计的量。但 2024 年 4 月 12 日，沪深港三大交易所分别对沪深港通交易信息披露机制进行调整。从 2024 年 5 月 13 日起，北上资金实时净流入金额不再披露。希望通过减少北上资金实时披露来降低市场情绪的波动。

调整后，沪深股通方面，港交所调整了交易信息实时披露安排，不再披露沪深股通实时买入交易金额、卖出交易金额和交易总额；沪深股通当日额度余额大于或等于 30% 时，显示“额度充足”；小于 30% 时，实时公布额度余额。

2024 年 8 月 16 日起，北上资金单只证券的托管机构持仓数量亦停止按日披露。

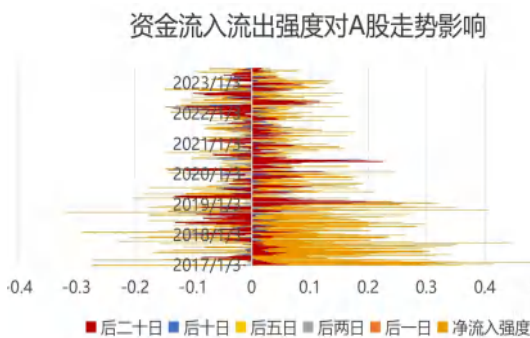
沪深港交易所将盘后披露安排调整为：每日收市后披露沪深股通成交总额及总笔数、ETF 成交总额、当日前十大成交活跃证券名单及其成交总额，并按月度、年度公布前述数据的汇总情况。每季度第 5 个沪深股通交易日公布上季度末单只证券沪深股通投资者合计持有数量。

■ 图表 北向资金调整要点总结表

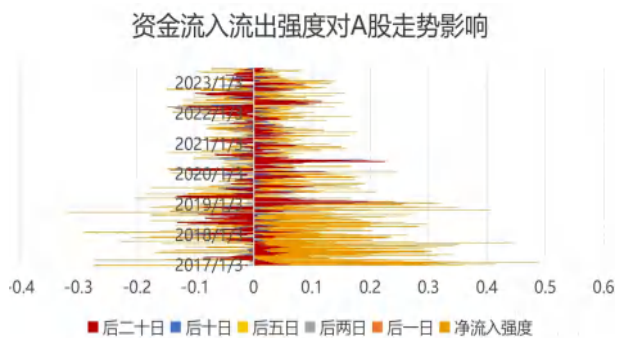
调整类别	保留披露内容	取消披露内容	调整类别	保留披露内容	取消披露内容
实时数据	额度余额<30%时显示具体数值	实时买入/卖出金额	定期汇总数据	月度成交总额/笔数汇总	无
	额度余额≥30%时显示"额度充足"	实时交易总额		年度成交总额/笔数汇总	
盘后数据	沪深股通成交总额及总笔数	单只证券实时买卖明细	持仓数据	季度末单只证券投资者合计持有量（季度披露）	单只证券托管机构持仓（日度）
	ETF 成交总额	非前十证券成交明细			实时持仓变动
	前十大活跃证券名单及成交总额				

数据资料来源：编写组整理

■ 图表 资金流入流出强度对 A 股走势影响



■ 图表 资金流入流出强度对 A 股走势影响



数据资料来源：中信证券研究

境外投资者作为 A 股市场的重要参与者，主要通过 QFII、北向交易（陆股通）等渠道布局，同时境外上市 A 股 ETF、富时 A50 股指期货等衍生品为观察外资动向提供了多元视角。

主要观察维度包括：**境外上市 A 股 ETF**：其申赎率与北向资金流向相近，折溢价率反映 A 股收市期间外资预期。期权持仓异动、杠杆 ETF 高换手率蕴含交易信号并预示短期波动。截至 2024 年 6 月末，在美国、欧洲、中国香港等地上市的中国 ETF 规模接近 4000 亿元，其中 181 只产品持有 A 股，规模达到 2423 亿元。**富时 A50 期指**：盘前、盘后涨跌幅则是当日交易

动向的预期和延续，与当日北向资金流和 A 股当日涨跌幅保持较高相关性。**北向资金（陆股通）**：外资配置主通道，2017 年后定价话语权提升，被视为“聪明资金”。其构成复杂（短线/中线结合，套利为主），行为敏感、进出频繁，代表快速反应的机构偏好。基于陆股通数据构建的流入流出信号可用于预测短期指数走势；再跟踪每日市场个股涨跌停表现，辅助定性判断市场情绪。

■ 图表 北向资金调整要点总结表

工具类型	核心功能	信号价值	数据关联性
境外 A 股 ETF	申赎机制反映外资需求	▶ 申赎率 $\approx$ 北向资金净流向	与北向资金净流入高度同步
		▶ 折溢价率 $\rightarrow$ A 股休市期外资预期	
		▶ 杠杆 ETF 高换手率 $\rightarrow$ 预示短期波动	
期权挂钩 ETF	多空押注工具	▶ 期权持仓异动 $\rightarrow$ 外资交易信号	对 A 股次日开盘有领先指示作用
		▶ 看涨/看跌比例 $\rightarrow$ 方向性预期	
富时 A50 期指	盘前/盘后交易	▶ 盘前涨跌 $\rightarrow$ 预示当日 A 股走势	与当日北向资金流、A 股涨跌幅强相关
		▶ 盘后涨跌 $\rightarrow$ 延续次日情绪	

■ 图表 北上资金在各行业上的定价权：2019 年北向资金定价权有明显提升（%）

板块	行业	2017 年	2018 年	2019 年	2020 年	2021 年	2022 年	2023 年	2024 年
金融	银行	6	7	11	13	22	21	21	21
	非银金融	6	7	9	11	17	15	14	11
	房地产	7	8	17	18	20	11	13	12
科技	电子	6	8	10	11	12	10	10	8
	通信	5	10	14	13	13	7	6	7
	计算机	10	9	13	11	11	9	7	6
	传媒	6	8	11	10	14	13	12	10
消费	医药生物	7	9	12	12	10	10	12	10
	食品饮料	14	17	19	16	18	20	20	21
	家用电器	12	13	20	20	15	17	19	13
周期	基础化工	5	7	10	9	9	10	12	11
	交通运输	6	9	14	14	18	17	18	18
	有色金属	6	10	13	13	12	13	15	10
	机械设备	5	9	14	13	14	13	14	10
制造	汽车	9	9	14	14	12	12	19	13
	公用事业	8	8	16	16	12	15	19	17
	国防军工	5	7	10	10	8	7	8	5
	电力设备	5	8	14	13	12	10	15	16

数据资料来源：Wind、开源证券研究所



1.7 未来展望：谨慎乐观 策略拥挤度最悲观

对于未来，从业人员对量化行业整体呈“谨慎乐观”态势，整体评分 3.27，但指标间方差显著，反映行业对未来的判断存在“技术乐观主义”与“策略内卷焦虑”的矛盾。编写组将指标划分为三类：

■ 图表 量化人对下一年度行业预期

预期类型	指标
显著乐观 (>3.5)	市场 Beta、新技术应用
中性偏积极 (3.2-3.5)	策略创新、监管环境、截面回报差异、Alpha
悲观共识 (<3.0)	策略拥挤度

■ 图表 2024 年量化机构所面临的压力程度



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

量化策略的理想市场特征通常包括：广泛的可投资标的、充足的流动性、低交易成本、显著的截面回报差异、多样化的股票和行业代表性、适度的波动性以及充分的数据支持。

其中前沿新技术的应用 (3.81) 及市场 Beta (3.51) 乐观度排名前列，9 月之后，市场成交量及波动率修复，以及 DeepSeek 的出现，使得机构对于宏观复苏及政策驱动行情呈现积极心态；流动性、波动率和截面回报差异是影响 Alpha 产生的关键因素。可以发现流动性、波动率的改善都对 Alpha 产生形成正面影响，从业者普遍信心较强；但策略拥挤度、极端行情概率上升时，行业会更为悲观。

连续两年对比来看，市场参与者的关注点和预期呈现以下关键变化趋势：

1. 监管环境改善超预期，监管政策评分提升幅度最大 (+0.30)，看好比例从 41.31% 升至 44.50%。但尾部风险仍存，显著恶化预期占比 7.35%，显示政策敏感性未完全消退。

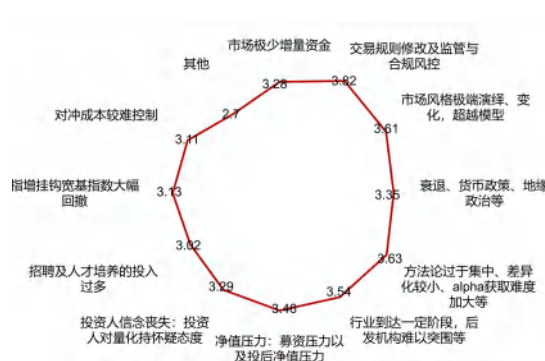
2. 策略创新评分 3.3 vs 策略拥挤度 2.77，显示行业在积极创新的同时面临内卷压力，反映出行业对“黑天鹅”事件和策略同质化的深度担忧。极端行情发生的概率成为最悲观领域（显著恶化占比 8.61%），同时对于策略拥挤度市场也持有普遍悲观的态度，如果拥挤度+极端行情叠加，市场闪崩的可能性仍然存在，因此各机构都在积极打造自身的极端行情防御体系。

3. 前沿新技术应用取代传统科技创新概念，预期评分从 3.26 飙升至 3.81（行业最高），显示生成式 AI 等技术革命正在重构行业认知，且新技术乐观派占比达 65.55%（略微好转 45.45%+显著好转 20.10%），形成明确共识。

■ 图表 核心指标预期演变

指标维度	2023 年平均分	2024 年平均分	变化趋势	关键发现
市场β	3.41	3.51	↑ +0.10	牛市预期强化，看涨比例达 53.11%
流动性	3.32	3.43	↑ +0.11	宽松预期明确，看涨比例 47.84%
超额α	3	3	0	获取难度仍高，但悲观情绪缓解

■ 图表 2023 年量化机构所面临的压力程度





监管环境	2.98	3.28	↑ +0.30	政策预期显著改善，利好占比 44.50%
------	------	------	------------	-------------------------

数据资料来源：《2023-2024 中国量化投资白皮书》问卷调研

数据资料来源：《2023 中国量化投资白皮书》问卷调研

■ 图表 2024 年量化人对下一年度行业前景的预期

题目\选项	显著恶化	略微恶化	大致相同	略微好转	显著好转	平均分
Alpha 衰减	13(6.22%)	52(24.88%)	82(39.23%)	47(22.49%)	15(7.18%)	3
策略创新	3(1.44%)	27(12.92%)	98(46.89%)	67(32.06%)	14(6.7%)	3.3
市场 Beta	6(2.87%)	24(11.48%)	68(32.54%)	80(38.28%)	31(14.83%)	3.51
极端行情出现概率	18(8.61%)	45(21.53%)	71(33.97%)	53(25.36%)	22(10.53%)	3.08
策略拥挤度	17(8.13%)	65(31.1%)	84(40.19%)	36(17.22%)	7(3.35%)	2.77
流动性	7(3.35%)	28(13.4%)	74(35.41%)	69(33.01%)	31(14.83%)	3.43
波动率	7(3.35%)	36(17.22%)	61(29.19%)	80(38.28%)	25(11.96%)	3.38
截面回报差异	4(1.91%)	36(17.22%)	98(46.89%)	63(30.14%)	8(3.83%)	3.17
前沿新技术的应用	1(0.48%)	8(3.83%)	63(30.14%)	95(45.45%)	42(20.1%)	3.81
监管政策及舆论环境	11(5.26%)	26(12.44%)	79(37.8%)	80(38.28%)	13(6.22%)	3.28
小计	87(4.16%)	347(16.6%)	778(37.22%)	670(32.06%)	208(9.95%)	3.27

数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调研

■ 图表 2023 年量化人对下一年度行业前景的预期

题目\选项	显著好转	略微好转	大致相同	略微恶化	显著恶化	平均分
超额 Alpha	10(5.43%)	52(28.26%)	64(34.78%)	44(23.91%)	14(7.61%)	3
市场行情 Beta 走势	17(9.24%)	67(36.41%)	64(34.78%)	30(16.3%)	6(3.26%)	3.41
成交量、流动性	11(5.98%)	69(37.5%)	71(38.59%)	27(14.67%)	6(3.26%)	3.32
监管政策及舆论导向	7(3.8%)	33(17.93%)	68(36.96%)	57(30.98%)	19(10.33%)	2.98
交易、策略集中度	4(2.17%)	38(20.65%)	80(43.48%)	54(29.35%)	8(4.35%)	2.83
研究新方法论	8(4.35%)	55(29.89%)	74(40.22%)	41(22.28%)	6(3.26%)	3.26
科技创新	18(9.78%)	52(28.26%)	74(40.22%)	34(18.48%)	6(3.26%)	3.26
小计	65(3.19%)	301(14.75%)	741(36.32%)	711(34.85%)	222(10.88%)	

数据资料来源：《2023 中国量化投资白皮书》问卷调研

第二章 策略研究

```
strategy = Universe.fold(  
    lambda v: (v * ∞).quantum_entangle(),  
    dialectic=True)
```



*本章节因避免内容与历年白皮书内容重复，删除了大量数据、因子、模型组合基础框架内容，聚焦探索，请建议搭配历年白皮书阅读。

2.1 供需失衡 超额衰减成共识

2024 年 9 月之前，量化市场对于超额衰减的感受几乎是一致，这一趋势被 9 月行情打断，超额迎来回升。

但从总体调研数据来看，七成量化机构认为 A 股量化超额收益正在衰减，影响因素多样：市场效率提高、竞争加剧、数据获取与分析能力的提升、投资者行为的变化、数据和信息的过度透明化、政策变化，技术优势、制度优势消散、量化策略拥挤，一致性过强、信息扩散速度加快等等。

其中调研数据显示，核心原因集中于策略同质化与供需失衡（占比 42.11%），次要原因包括监管收紧（11.96%）和市场效率提升（13.40%）。

2019 年至 2021 年，国内量化私募行情走好，吸引了大量资金，总管理规模从 6900 亿一路飙升至 1.5 万亿左右。在行业规模迅速扩张的同时，量化方法论在逐渐发展得精细化、普及化，然而可投标品种、对冲工具缺乏，以及策略迭代却未出现明显代际差，反而造成了市场观感上，策略设计趋同与竞争拥挤的普遍现象。

一方面机构在高频因子、人工智能、基本面及另类数据中反复挖掘，但总体来看规模及超额容量天花板显现：高频策略因流动性限制难以扩容，中低频策略则因竞争加剧导致收益下滑，供需矛盾突出。

另一方面，2021 年至 2024 年，随着市场民声沸腾，监管限制在逐步收紧，包括高频交易限制（如报撤单频率监控）、融券规则调整、算法备案制等政策，进一步压缩了套利空间，冲击了高频和套利型策略。

此外市场效率边际提升，外资和机构资金占比上升（目前约 20%-30%），部分削弱了传统 Alpha 因子的有效性，但个人投资者主导的波动性仍存，市场尚未达到半强有效。

但也有约 30% 的机构认为，超额收益未衰减，核心来自新技术潜力（21.05%）与市场结构变化（8.61%）。技术突破方面，部分机构尝试另类数据（卫星图像、供应链数据）和 AI 模型（Transformer、图神经网络）；结构性机会方面，股指期货期权等衍生品扩容、北交所等新市场提供差异化 Alpha 来源，但规模有限，难以覆盖全市场衰减。

总体来看，尽管 42.11% 的机构承认同质化是主因，但仍有 21.05% 认为新技术可抵消衰减，量化机构的共识是策略同质化引发的供需矛盾是当前超额收益衰减的核心矛盾，而监管和技术因素为次要推手。尽管少数机构押注新技术突破，但行业整体仍处于“存量博弈”阶段，需警惕策略失效与规模增长的负反馈循环。

在此背景下，借鉴海外成熟市场的经验具有一定意义。海外市场的量化交易核心的发展理念是对冲交易和低延迟交易，发展出了股票多空策略、全球宏观策略、统计套利策略、事件驱动策略、做市商策略等，以此来获取超额收益。由于交易环境不同，相较于美国的套利和跨资产策略，国内策略更多地依赖单市场内的股票选择，更多以统计套利、基本面量化为主，其余策略类型在国内适用度都整体偏低。

面对市场变化，信息率（IR）可以作为衡量策略绩效的重要指标。根据 $IR=IC \times \sqrt{BR}$ 的公式，策略有效性的提升不仅依赖于预测准确率（信息系数，IC），更取决于可独立判断的投资机会数量（投资广度，BR）。这意味着，除精细化深耕每一套策略外，机构还需拓宽视野，从标的种类、交易市场、交易频段等多个维度扩展策略边界。

因此国内量化机构除了在多因子领域继续深挖的同时，还可以在以下 4 个方向上进行突围：

1. 频段扩容：2024 年，量化行业整体重心向中低频迁移，细分频段差异显著，呈现“总体降频、中频强化、高频收缩、超低频边缘化”的特征。机构也在探索频段融合与动态换手，使得整个交易频率与市场的交易状况性更强。



2.策略细化：包括分域建模、择时研究等。

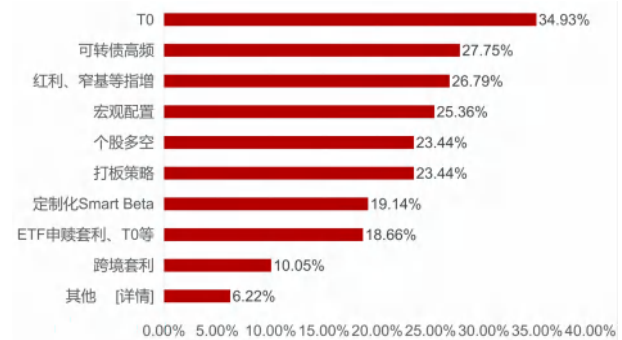
3.品种突破：除了在 A 股和期货传统策略之外，在全球多个市场进行探索。

4.丰富产品：增加 T0、打板，窄基、可转债高频等配置。

■ 图表 2024 年量化机构对 Alpha 衰减的认知



■ 图表 2024 年量化机构在策略上进行的新增了尝试或布局



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调研

2.2 频段扩容：中频强化、两极收敛

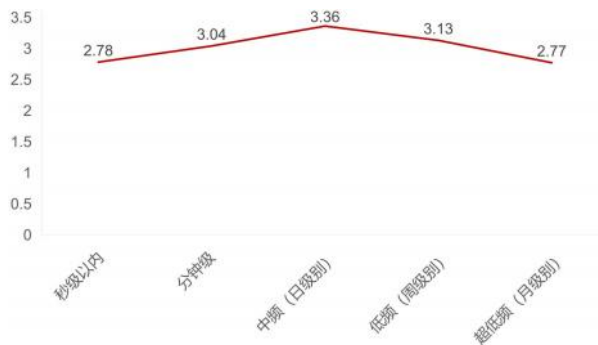
从调研数据来看，2024 年主要在中频（日级别）以及低频（周级别）上做最核心投入，往高频和低频方向递减，行业策略频段呈现“中频强化、两极收敛”的特征，秒级策略更是 24.63% 机构完全退出，但是量化机构几乎各个频段都有覆盖。

具体而言，日级别中频策略展现出最强的景气度：52.63% 的机构选择维持现有投入，另有 28.23% 的机构表示“加码投入”，10.05% 将其视为“核心支柱”，合计加码比例达 38.28%，其平均重要性评分（3.36）在所有频段中居首。低频策略方面，53.11% 的机构选择维持，20.1% 进一步加码，尽管激进程度略逊于中频，但其平均分达到 3.13，显示出机构在低频配置上的稳健意愿。

中低频策略之所以成为主战场，背后逻辑主要基于四方面考量：1. 符合现今的监管趋势；2. 中低频策略完美平衡容量与收益；3. 适配基本面量化融合趋势；4. 机构资金定制化需求。

而超低频（月级别）则几乎被策略性放弃，53.11% 维持现状但平均分最低（2.77），17.7% 的机构完全退出并且 11% 的机构缩减投入。细分到机构类别上可以发现，私募基金、券商自营资管以及外资有三成缩减投入，有两成私募在此频段完全退出，而公募基金和保险资管则维持现状或增加投入。

■ 图表 2024 年策略频段覆盖重心变化



■ 图表 2024 年策略频段覆盖重心变化细节



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

2.2.1 整体降频

量化机构逐步信号全频段覆盖，预测层面从 Tick 级别到一月以上时间均有，但在总体交易层面，策略“降频”已成为大势所趋，这一趋势背后的逻辑，既包含对市场环境的响应，也体现了策略容量、监管压力与因子演进的协同结果：

1. 随着管理规模的不断扩大，量化行业逐步暴露出短周期策略的容量瓶颈。高频量价因子自 2017 年兴起至今已发展超过 8 年，期间虽有持续优化与策略演化，但“拥挤交易”愈发严重。相比之下，中低频因子（如日级、周级的量价、基本面及融合因子）具备更长生命周期、更强容纳能力，也因此逐步成为策略主流选择。

2. 市场行情变化也加速了“降频”进程。问卷数据显示，在波动及交易量下跌时，35.41% 的量化机构采取的措施之一也是降频。尤其是 2024 年初至 9 月，A 股持续弱势震荡，量价因子主导的策略表现承压，导致大量机构处于相对被动状态。典型如 2024 年 9 月 18 日，A 股日成交额跌至 4817.34 亿元的阶段性低点，换手率同步下降，多家低频管理人年化双边换手率甚至不足 15 倍。在此背景下，部分机构迅速调整策略配置，引入更多中频、基本面与另类因子，以增强策略抗压性与稳定性。例如星阔量化在一年内将因子库从 3000 个扩展至近 6000 个，并将原本 90% 为量价类因子的结构，调整为 60%-65% 量价因子 + 25% 基本面因子 + 15% 另类因子的多元布局。

3. 监管趋严是“降频”的另一关键推动力。2024 年，证监会发声宣布将进一步推动程序化交易，这直接增加了高频交易



的监管压力。

在量化私募降频的趋势下，公募量化却反向而行，换手逐年提升。一方面，交易费用的持续下降和 AI 算法的发展，使得公募量化产品在方法论和交易频率层面加速迭代；另一方面，部分机构公募产品已开始大规模引入机器学习与高频因子，策略频率从传统的月度扩展至周度、日间甚至日内级别。此外，一些公司的量化产品交易获得了对反向交易的豁免，在交易层面进一步给公募量化产品松绑。

但需要指出的是，总的信号频段只是结果。目前量化领域竞争越来越激烈，不同的交易频率有其适应的市场行情，如果仅擅长某一类因子或者某一个频段的预测，在多变的市场环境下可能会遭遇逆周期时出现回撤，而更全面的频段覆盖有利于降低超额收益曲线的波动。

策略的“降频”效果主要取决于管理人的中低频因子库储备质量及丰富程度，这对管理人的投研能力、底层技术积累，以及投研的精细化程度要求更高。因此，对管理人而言，全频段趋势预测不仅是一次技术和策略的升级，整体战略方向。【详见第七章 世纪前沿等访谈】，2024 年人才市场一个很大趋势就是中周期人才的招募。从纯频维度来说，目前市场呈现两个前沿突破方向：频段融合与动态换手。

■图表 波动及交易量下跌时，量化机

构采取的措施[多选题]

■图表 量化机构 2024 年策略频段覆盖重心变化：[矩阵量表题]

选项	小计	比例	题目\选项	完全退出	缩减投入	维持现状	增加投入	核心支柱	平均分
降频	74	35.41%	秒级以内	50(23.92%)	17(8.13%)	86(41.15%)	42(20.1%)	14(6.7%)	2.78
降仓	78	37.32%	分钟级	28(13.4%)	15(7.18%)	95(45.45%)	62(29.67%)	9(4.31%)	3.04
自动动态分配长、中、短周期模型权重	51	24.4%	中频(日级别)	7(3.35%)	12(5.74%)	110(52.63%)	59(28.23%)	21(10.05%)	3.36
暂停部分易受冲击的策略	57	27.27%	低频(周级别)	16(7.66%)	21(10.05%)	111(53.11%)	42(20.1%)	19(9.09%)	3.13
保持观察暂不操作	52	24.88%	超低频(月级别)	37(17.7%)	23(11%)	111(53.11%)	28(13.4%)	10(4.78%)	2.77
其他	4	1.91%	小计	138(13.21%)	88(8.42%)	513(49.09%)	233(22.3%)	73(6.99%)	3.01

数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调研

2.2.2 频段融合

单个频段因子会面临诸多掣肘以及信息瓶颈，以日度频段为例。这种策略调仓时对交易成本并不敏感，且信号及时性较差，往往忽略了更快的交易型因子这一重要 Alpha 来源。若简单缩短交易周期以捕捉更快信号，又可能因高昂交易成本侵蚀收益。

频段扩容的趋势催生了对频段融合能力的更高要求，但融合并非简单的赋予权重，或是简单的回测搭建，其核心是构建一个优化算法，整合快慢信号、控制交易成本以及风险，使得模型算法、策略，在组合达到最优。通过多尺度表征学习和跨频段正则化效应，提升鲁棒性。使得总体表现来看，“单频段数据集+单模型”<“单频段数据集+多模型”<“多频段数据集

+多模型”

在实操过程中，全频段覆盖的难点主要体现在两方面：

1.首先得无明显频段短板。全频段其核心特点为多周期覆盖、多因子融合、动态调整，这需要管理人既要有处理量价数据针对短周期波动的预测能力，又要有处理基本面数据及另类数据对中长期收益预测的能力。能将预测模型覆盖分钟级别至日级别（1分钟、1小时、1天、1-3天），量化机构需要每分钟都做截面预测，预测覆盖多个时间周期。

2.如何平衡、分配不同预测周期的权重是其中攻克难点。

不同频段数据天然捕捉市场不同维度的动力学特性，理解市场波动的分层结构是实施有效融合的基础。如蒙玺投资所说，常见的市场波动，包含短期的快速波动、中期的阶段性变化以及长期的趋势性走势：

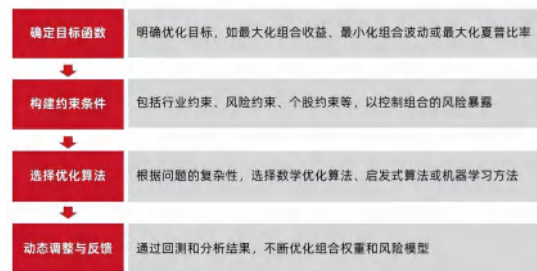
高频数据（如Tick/分钟级）揭示市场微观结构（如订单流失衡、流动性冲击）；短期波动往往受市场情绪、突发事件、短期资金流动等影响，快速而频繁。如某上市公司的年报不及预期，可能引发公司股价短期内下跌。

中频数据（如小时/日级）反映短期趋势与事件驱动效应（如新闻脉冲、日内周期），更多与行业周期、宏观经济政策的阶段性调整相关。如房地产行业，政策收紧阶段相关企业股价可能会受到压制，政策放松后又可能回升；

低频数据（如周/月级）则表征宏观资金流动和基本面变化。主要由公司基本面、行业长期发展趋势以及宏观经济的长期走势决定。一家具有核心竞争力、处于朝阳行业的公司，股价在长期内往往呈现出向上趋势。

全频段架构天然适配多任务学习。模型可联合优化不同时间尺度（如分钟、小时、日）的收益预测目标，而通过任务间的参数共享与知识迁移，模型能够学习到更通用的市场表征，有效提升泛化能力，避免对单一频段或任务的过拟合。通过融合多频段特征，模型能同时学习短期噪声中的局部模式和长期趋势中的全局规律。长短期依赖建模：结合LSTM（捕捉短期序列）和Transformer（建模长期依赖），利用全频段数据实现更高效的时间序列表征。

■图表 全频段组合优化步骤



数据资料来源：蒙玺投资

■图表 量化机构多频段实践

机构	策略细节	机构	策略细节
机构A	AI模型开发流程：①第一层人工挖掘的因子和特征。人工挖掘因子主要是高质量的基本面因子和少量高频因子，总共约300多个。特征主要是中低频的量价因子，主要运用机器学习中的深度学习进行挖掘，总共约100多个。这一层的因子和特征的整体数量不多，但对质量有较高的标准和要求。	机构D	数据层面全部使用level2的行情数据。只使用量价数据，不使用基本面数据，也不使用文本或者新闻舆情相关的另类数据。 在流入模型之前量价数据先经过数据处理平台“批流一体引擎”。批流一体引擎会在毫秒级内将大量原始量价数据加工



②第二层工作是将人工挖掘的因子和机器学习挖掘的特征，分别输入两个不同的神经网络进行训练，之后输出 1000 多个实盘因子。 其中人工因子方面，通过神经网络的主要作用是降低其相关性。同时会对原始因子进行信息维度拆解，降低单因子失效的负面影响。 ③最终输出用树模型加神经网络进行加权，完成加权后进行组合优化。组合优化目前对全 A 等权和最大化收益率去做。 模型层面采用多频段、多周期的预测方法，平均预测周期大部分集中在 20 天。主要做日间信号，主要集中在早盘的半个小时进行交易。 策略基本按照季度进行迭代。未来将集中在两个方向进行优化和迭代。在因子和加权方面，会继续增加多样化，增强模型的泛化能力。另外将加强风险研究。可能会在贝塔或者其他风格因子上适当设置敞口限制。	成模型可以识别的结构，并且输入到机器学习模型中，从而预测未来一段时间不同股票在不同频段上的涨跌幅、波动率、夏普比率等目标。 目前有效运作的机器学习子模型接近 60 个，每个子模型被赋予的权重和仓位都相对均衡。即使某个子模型在过去一段时间内表现良好，也不会将仓位提得过高。每个子模型对应不同的维度，例如有些子模型可能仅预测未来一分钟的区间收益率。再将多元化的预测周期、预测目标和模型类型复合起来，组成多元化的子策略。
2019-2020 年：迭代统计套利策略；研发基于机器学习、遗传算法、逻辑推理等全频段多因子选股策略。 2021-2023 年：实盘上线全频段选股策略，融合日内日间量价因子和基本面因子，实现全频段周期选股。	模型层面采用多频段、多周期的预测方法，平均预测周期大部分集中在 20 天。主要做日间信号，主要集中在早盘的半个小时进行交易。 策略基本按照季度进行迭代。未来将集中在两个方向进行优化和迭代。在因子和加权方面，会继续增加多样化，增强模型的泛化能力。另外将加强风险研究。可能会在贝塔或者其他风格因子上适当设置敞口限制。
因子库中有 2500 多个因子，实盘因子有 2000 个左右，涵盖量价因子、基本面因子、事件驱动因子、另类因子、机器因子等。其中量价因子约占 70%。另类因子约占 20%，基本面因子约占 10%。 通过机器学习和深度学习的方式对因子进行组合，生成 20 多个投资组合。以多周期的预测组合为主，其中最短的预测周期为 15 分钟，最长的预测周期为 5 天。组合优化完成之后通过自研的算法交易下单。	

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

2.2.3 动态换手

当前多数卖方研究仍集中于换手率本身作为因子使用，较少涉及对动态换手机制的深入探讨。**事实上，换手率往往是多个子策略最后的结果而非动因，甚至在同一机构内部，不同子策略与产品之间的换手率也存在明显差异。**

■图表 量化机构指增不同换手率

机构 A	股票年化双边换手率 30 倍，持仓周期 8-12 天。 基本面套利策略持仓周期 5-10 天。量化宏观策略持仓周期为月线级别。中长期趋势策略持仓周期 5-10 天，短线策略持仓周期 3-5 天。
机构 B	小市值指增的年化换手率在 50-80 倍，其他策略的年化换手率在 30-50 倍。
机构 C	部分产品会叠加 T0。500 指增年化双边换手率 50 倍左右，叠加 T0 换手率可以达到 100 倍。 1000 指增年化双边换手率 80 倍左右，叠加 T0 后换手率可以达到 200 倍。
机构 D	指增产品持股 1200 只左右，个股持仓占比不超过 1%。500 指增年化双边换手率 40 倍左右，1000 指增年化双边换手率 60-70 倍。
机构 E	300 指增持股 500-700 只。年化双边换手率 150 倍左右。500 指增持股 800 只左右，年化双边换手率 80-100 倍。1000 指增持股 1500-2000 只，年化双边换手率 120 倍左右。

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

从频率与市场行情匹配的角度来看，高频和低频策略适配不同市场阶段。以 2024 年为例，量化高换手组在 5-8 月的低波动行情中，超额显著低于低换手组，而在 9-10 月市场大幅上涨后，随着市场流动性快速提升，高换手组超额收益曲线上行陡峭度远高于低换手组。

磐松对于交易成本的认知也可以解释这一现象：交易成本= $a \times \text{交易金额} + f(\text{交易金额}, \text{流动性})$ ，其中换手率作为评估流动性的指标之一，其较低通常意味着流动性较差，买卖订单难以快速匹配，从而引发较高的冲击成本。

■ 图表 按换手率分组周度超额（6-8 月）



■ 图表 按换手率分组周度超额（9-11 月）



数据资料来源：火金牛

关于换手率的设置，从调研结果来看，有部分机构会主观或者固定地设置换手率，有两三成的机构在做各类尝试，包括：根据冲击成本、短中长周期轮动或者市场流动性以及多种因素去动态调整换手率。例如在问卷调查“波动及交易量下跌时，量化机构采取了何种措施”问题的回答中，有 22.3% 的机构常常自动动态分配长、中、短周期模型权重。

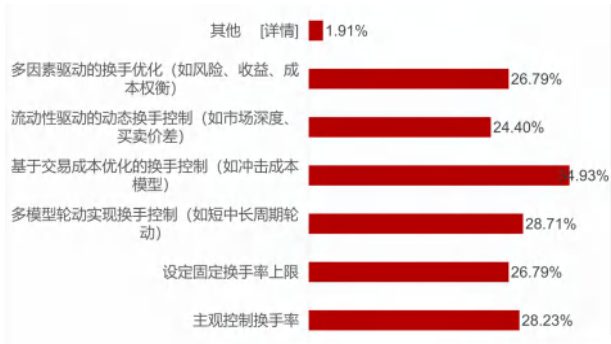
■ 图表 根据市场情况调整换手率部分机构的具体做法

机构名称	具体做法
机构 A	策略 100% 基于量价数据，子策略间不带固定比例，完全基于市场实时行情进行动态调整。持仓周期相对较短，在市场的快速反应中寻求超额回报。交易时间分布在全天，但实际交易集中于活跃时段，换手率会根据市场情况有所波动。
机构 B	策略的换手率也会随市场流动性变化，长期在 50 倍到 75 倍左右，市场流动性特别好时会有适当增益
机构 C	换手率依赖于市场活跃程度，大约在年化 30-40 倍，
机构 D	换手率会根据市场信号强弱，以及市场的成交量而变化，目前年化双边换手率在 50-80 倍（2023 年达到 150 倍左右）
机构 E	换手率会根据市场信号强弱，以及市场的成交量而变化，年化双边换手率在 80-150 倍
机构 F	可依据市场变化，在低频、高频、中频间快速切换，动态调配长、中、短周期模型权重，实现自适应换手。基于强化学习的方法，综合考虑资金活跃度、资金流向、当前持仓状态、换仓及交易成本等因素，将从分钟级到 20 日级的全频段信号进行动态换手，换手率在 80-200 倍间灵活变动。

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理



■ 图表 量化机构对动态换手的探索



■ 图表 波动及交易量下跌时，量化机构采取的措施

选项	小计	比例
降频	74	35.41%
降仓	78	37.32%
自动动态分配长、中、短周期模型权重	51	24.4%
暂停部分易受冲击的策略	57	27.27%
保持观察暂不操作	52	24.88%
其他	4	1.91%
本题有效填写人次	209	

数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调研

2.3 宏观研究：问题的终局？从宏观配置到中观轮动

2.3.1 收益起飞 宏观迎来大年

2024 年，宏观迎来大年，利率分化、商品波动、权益市场反弹驱动下，为宏观策略提供了丰富的交易机会：国内十年期国债收益率大幅下行，由年初的 2.5%附近一度降至 1.7%附近；美债市场高波动趋势延续，降息交易进入后半程；商品市场震荡反复，总体呈现“先涨后跌”的走势格局，尤其是贵金属全年表现亮眼。行至 2025 年一季度，头部宏观产品收益率已突破 11%。

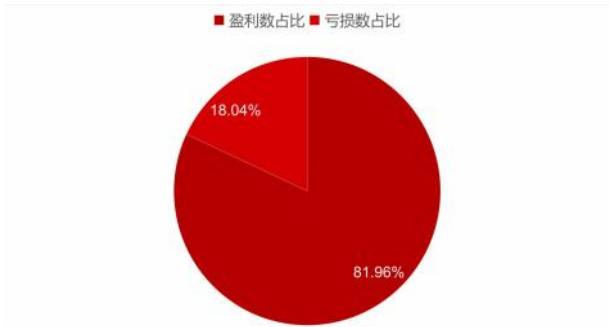
从全球对冲基金的业绩结果上看，2024 年排名前 10 的基金里有 7 只为宏观策略/多策略基金。而国内宏观基金也迎来了较好的业绩，如第一章节所述，中信托管数据中，73.15%宏观基金收益为正，平均收益为 39.26%，前 20%机构收益为 63.56%，前 10%的机构收益为 106.42%。远超其他类型收益，并延续到了 2025 年前一季度。

■ 图表 2024 全球对冲基金业绩中排名前 10 的基金

基金名称	策略类型	2024 年收益率	基金名称	策略类型	2024 年收益率
Discovery	宏观策略	52.0%	Bridgewater China*	宏观策略	35.0%
PointState	宏观策略	47.9%	Rokos*	宏观策略	30.7%
Contour	股票策略	47.8%	Third Point Investors	多策略	28.7%
Zimmer Infrastructure Fund	能源基建多头	37.0%	Kepos Alpha	系统宏观	28.0%
DE Shaw Oculus	宏观多策略	36.1%	Owl Creek Overseas Fund	股票多空	27.5%

数据来源：量化投资与机器学习

■ 图表 宏观对冲策略一季度收益分布及盈亏状况



数据资料来源：朝阳永续

■ 图表 多策略与宏观策略表现

	正收益占比	年平均收益	TOP20%平均收益	TOP10 平均收益
多策略	63.67%	29.70%	92.90%	194.47%
宏观策略	73.15%	39.26%	63.56%	106.42%

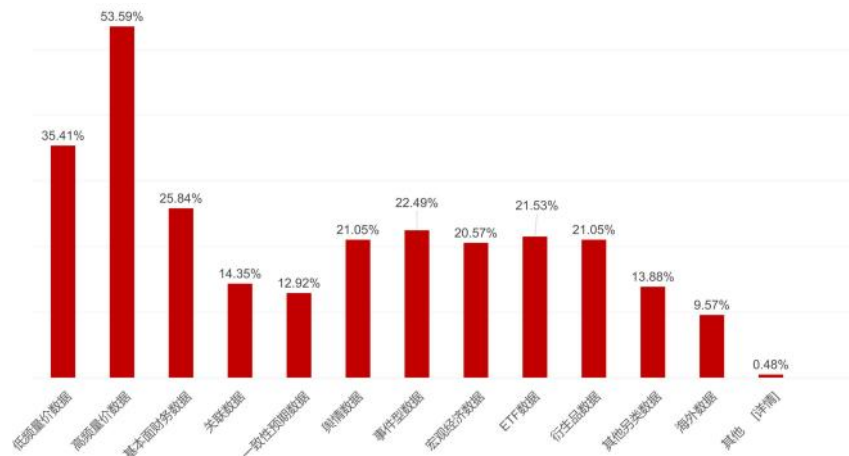
数据资料来源：中信托管



2.4.2 六成机构增加宏观因子

问卷调研数据显示，2025 年量化机构战略优先级最高的三项能力建设方向中，宏观量化排名第六。2024 年有 20.57% 的量化机构增加了宏观数据的使用权重；33.49% 的机构在策略中加入了宏观风险因子，尤其是极端行情后，20.57% 的机构增加了宏观因子。

■ 图表 量化机构 2024 年增加了使用权重的数据类型

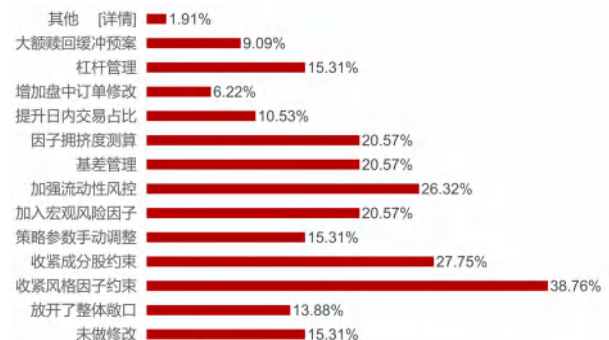


数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调研

■ 图表 量化机构宏观实践



■ 图表 极端行情后，策略和风控所做调整或优化方向



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调研

宏观因子通常包括经济增长、通货膨胀、市场波动性等，它们影响所有投资者和资产价格。

广发证券总结了对市场影响较大的 25 个宏观因子，并定义四类宏观因子事件(短期高低点、连续上涨下跌、创历史新高新低、因子走势反转)来表现宏观因子的走势，并从历史上寻找有效因子事件。接着采用历史均线，将宏观因子走势分为趋势上行和趋势下行，然后统计历史上宏观指标趋势对于资产未来一个月收益率的影响，筛选在宏观指标处于不同的变化趋势下，平均收益存在显著差异的资产，最终总结了宏观因子趋势对权益市场的影响。

■ 图表 对市场影响较大的宏观因子

跟踪 25 个宏观指标			宏观因子	因子事件	影响方向	主要影响范围
PMI	全社会用电量：累计同比	消费者信心指数	PMI	短期高点	正向	中小盘股票
CPI 同比	固定资产投资：累计同比	美国 10 年期国债收益率	CPI 同比	连续下跌	正向	全市场股票
PPI 同比	社会消费品零售总额：当月同比	美元指数	M2 同比	连续下跌	正向	全市场股票

贸易差额：当月	工业增加值：当月同比	WTI 原油	国债收益率	短期高点	负向	大盘股
金融机构新增人民币贷款	铁路货运量：当月同比	新增非农就业人数	理财收益率	连续下跌	正向	全市场股票
			新增人民币贷款	短期高点	正向	全市场股票
社会融资规模：当月	10 年期高信用债收益率	波罗的海干散货指数（BDI）：月	海外市场部分指标			
M0 同比	10 年期国债到期收益率（AA 以上平均）	人民币：实际有效汇率指数	美元指数	短期高点	正向	全市场股票
M1 同比	10 年期信用利差	-	WTI 原油	连续下跌	正向	全市场股票
M2 同比	理财产品预期年收益率：1 年	-	新增非农就业	短期高点	负向	大盘股

数据资料来源：广发证券发展研究中心

2.3.3 从多策略走向宏观

宏观策略由于具备体系宏大、框架完备的特点，被美国大量头部资管机构采用，例如桥水的“全天候策略”等。然而，尽管“宏观”是市场热议的话题，在国内私募基金领域，真正专注于并擅长宏观量化策略的管理人仍属相对小众。私募排排网数据显示，国内宏观策略产品占比仅约 1%。

从发展路径来看，目前国内的多数机构都是从单一资产出发，逐步扩充到多资产，随后加入系统性宏观策略。如以股票起家的泓湖、半夏，以商品起家的凯丰与远澜，以债券起家的银叶等。

在投资方法上，国内宏观策略呈现出主观与量化并存、主动与被动互补的多样化趋势。

其中，乐瑞是典型的主观宏观量化机构，其“新宏观策略”采用“四季均衡+主观宏观”的双重结构。四季均衡策略作为底仓部分，强调在不判断经济或市场未来走势的前提下，通过跨周期、跨资产配置实现风险对冲和波动控制；权益部分配置宽基指数，债券端仅投利率债，商品端集中于贵金属、原油、有色等宏观敏感品种。而增强部分则以主观宏观择时与轮动为核心，根据股债商的表现进行多空切换，灵活配置资产以获取 Alpha 收益。

与乐瑞不同，泓湖目前则是典型的量化宏观机构。2010 年至 2017 年，其策略仍以主观宏观判断为主，但自 2018 年起，泓湖便进入系统化量化宏观投资阶段，通过总结提炼决定股票、债券、商品三大类资产中长期走势的基本面因素，建立数据跟踪体系，搭建宏观策略研究框架，进行持续跟踪，并获取系统性推送的交易信号。

远澜则是典型的主动宏观机构，与被动宏观相比，会采用更为积极的管理。其宏观策略由五大子策略组成，实现了动态配置，【详情可见第七章远澜的最佳实践访谈】具体包括：

■ 图表 根据市场情况调整换手率部分机构的具体做法

机构名称	具体做法
经济周期	基于货币、信用等高频宏观因子，预判未来 1-3 个月市场交易的主线逻辑，例如通过“普林格周期”定位股债商配置方向。
情绪周期	捕捉 1-2 周的短期市场情绪，如在 2024 年 9.24 行情前精准布局股指多头，并在情绪过热时及时止盈。
多因子定价	根据经典的 CTA 趋势因子，跟踪底层标的价格，给出相应的头寸输出。
多因子定价	通过纳入多个可以对标的价格产生潜在影响的因素，提供更全面的风险评估和资产定价，如铜品种同时跟踪宏观、产业库存、基差等多维度数据。
风险预警	针对“黑天鹅”事件快速调仓，例如俄乌冲突时增持黄金避险。此策略不强调收益，重点关注对组合回撤的控制，对整体组合提供下

行保护。

数据资料来源：远澜投资

在投资方法日益多元的格局中，交睿则将国内的宏观环境创新性地分为 8 类。除了关注通胀和经济增长两类风险之外，还需要关注政策的变化，特别是利率政策。因此其在定义国内宏观环境时，有三个关键变量：经济增长、利率政策、通货膨胀。由于每个维度都有超预期或低于预期的表现，最终可以得到 8 种不同的宏观环境阶段。

■图表 交睿投资定义的 8 类宏观环境

序号	环境表述	经济增长	利率政策	通货膨胀	状态解读
1	复苏前期	+	-	-	维持低利率环境以刺激经济复苏
2	复苏后期	+	+	+	经济动能真正恢复，通胀开始修复
3	过热前期	+	+	+	通胀型增长，经济动能加速
4	过热后期	-	+	+	供给过剩，经济动能放缓
5	滞胀前期	-	+	+	开始采取紧缩政策以抑制通胀
6	滞胀后期	-	-	-	需求受到抑制，通胀得到缓解
7	衰退前期	-	-	-	需求下行，货币宽松
8	衰退后期	+	-	-	悲观预期已充分反应，政策加码

数据资料来源：公众号道间即事

交睿指出，除宏观风险外，市场波动率的变化是另一关键风险维度。不同策略（如 CTA 适应高波动、卖权适应低波动）对波动环境有不同适应性。因波动率持续变化，单一策略并非始终有效。因此，构建大类资产配置框架需同时考量宏观和波动率两个维度。

■图表 交睿大类资产配置的框架



数据资料来源：公司资料

此外需要注意的是虽然宏观策略本身已经通过多资产、分行业对冲，但还有机构会利用期权/期货非线性收益对冲尾部风险，如宁水策略的大类资产配置参考美林时钟的衰退、复苏、过热、滞胀等经济周期，再根据国内的实际情况调整股票、商品、国债三大类资产的配置，其中股票策略中如果个股的基本面没有发生变化，持股周期一般在 1 年以上，持有期间会依托

自主研发的量化交易系统赚取中短期的波段收益。在市场下跌时一般不会降低仓位，而是用股指期货对冲。

■ 图表 国内宏观管理人过去 5 年收益表现

管理人简称	管理规模	2023 年收益	2024 年收益	2023 年收益	2022 年收益	2021 年收益
机构 A	50 亿-100 亿	14.93%	29.49%	11.02%	11.14%	16.86%
机构 B	100 亿以上	9.00%	88.23%	23.11%	11.56%	27.90%
机构 C	20 亿-50 亿	5.71%	29.22%	10.21%		
机构 D	100 亿以上	5.62%	14.58%			
机构 E	50 亿-100 亿	5.08%	52.52%	-27.55%	-12.18%	9.43%
机构 F	50 亿-100 亿	4.10%	298.16%	-20.29%	-16.51%	10.49%
机构 G	20 亿-50 亿	3.87%	28.55%			
机构 H	100 亿以上	2.32%	15.72%	3.03%		
机构 I	50 亿-100 亿	1.98%	28.84%			
机构 J	100 亿以上	1.36%	19.92%			
机构 K	50 亿-100 亿	1.22%	25.65%			
机构 L	50 亿-100 亿	-0.03%	26.64%	12.44%	3.36%	-4.82%
机构 M	20 亿-50 亿	-0.88%	-1.86%	-2.28%	8.32%	5.50%
机构 N	20 亿-50 亿	-1.78%	33.91%	28.22%	-14.78%	10.67%
机构 O	10 亿-20 亿	-2.20%	26.55%			
机构 P	50 亿-100 亿	-2.31%	0.85%	-18.64%	0.09%	71.48%
机构 Q	20 亿-50 亿	-3.28%	14.15%	-2.39%	14.43%	28.775
机构 R	20 亿-50 亿	-4.79%	23.03%	24.39%	7.69%	6.03%
机构 S	50 亿-100 亿	-8.27%	35.52%	-4.37%	-5.32%	-6.85%

*数据截至 2025.4.11

数据资料来源：私募排排网



2.4 分域建模：基本面量化新生机？

2.4.1 基本面量化新生机？分域建模

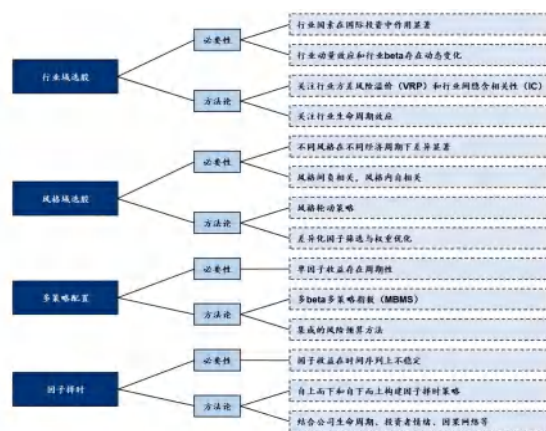
2025 年量化机构战略优先级最高的三项能力建设方向，基本面量化、分域建模排名第三。调研显示，25.84%的机构增加了基本面数据的使用，另外分别还有 14.35%、12.92%、21.05%、22.49%的机构增加了关联数据、一致预期、舆情、事件型数据的使用，延续了行业基本面量化发展的方向。

早期的基本面量化存在两大问题：一是信息时效性较差；二是用法粗糙。进入 2024 年后，行业普遍开始探索更精细的使用方式，但“到底能做到多精细”仍是核心问题。

■ 图表 基本面量化研究框架



■ 图表 基本面量化研究思路



数据资料来源：华泰研究

目前行业主流做法大致可以分为三类：1.基金经理深度推荐；2.引入另类数据；3.构建垂类模型。

基金经理推荐即 Alpha capture。例如博普投资股票基本面量化策略就采用量化与主观结合的形式：首先使用财务基本面因子，用量化模型挑选核心股票池，再通过深度研究行业和个股进行主观选股，投资范围覆盖 A 股、港股、美股，持股几十只，年化双边换手率 10 倍左右。

另类数据方面，而由于面临数据不完整、供应商杂乱、清洗难度大等主要问题，机构在另类数据使用上则显得五花八门。另类数据的定义和其他量化管理人不同，范围限定在除了在同花顺、朝阳永续、东方财富等容易直接买到的“红海”数据以外的数据。很多管理人认为数据更“蓝海”、解读更深更会有更好的超额。

这类差异化数据及因子包括：

资金流向（发现市场交易信号及时交易获利）

行业因子（通过行业数据预测行业内个股涨幅）

情绪因子（研究市场新闻、舆论情绪构建个股情绪面因子）

事件因子（依据事件发生的可能性进行胜率分析）

其他因子（已有大量逻辑清晰、实盘效果强的 ALPHA 另类因子）。

但各家管理人几乎不披露具体使用类型，只会大体分为消费数据、社交数据、产业链数据、互联网数据等。

在另类数据使用深度上，以最广泛应用的分析师一致预期为例，问卷结果数据显示：

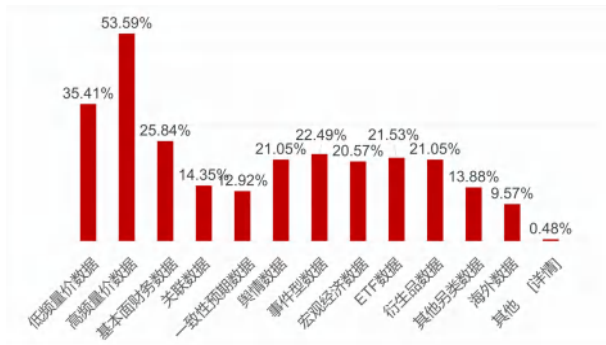
直接应用：盈利预测/目标价/评级变化，这类可以直接“拿来主义”直接使用第三方供应商的方法，仍是主流，整个渗透率接近七成；

二次加工：分析师过往预测准确度、分析师首次覆盖、NLP 情感分析、分析师修正等变化等需要二次加工的，占比也突破四成，部分接近五成；

深度加工：过往预测与全市场预测偏离度、短期与长期预测的准确性差异、预测受股价波动影响、分析师覆盖公司数量等、行业突发事件的影响、分析师研报发布频率、公司业务复杂度、预测周期长短、社交媒体分析师的影响、分析师奖项与其预测准确度之间的关系、指数对分析师预测的影响、研报文字长度等真正需要深度加工等需要深度加工的占比也是超过 10%。

3.分域建模：传统多因子模型通常进行全市场统一排序，虽可通过行业、市值中性化等方法规避部分差异，却忽略了不同“域”（如宽基、行业、风格、生命周期）内股票特性、参与者行为、驱动因素及定价逻辑的本质区别。分域建模正是基本面量化走向“精细化”的核心体现——在不同领域（如行业、风格、主题）运用差异化因子或模型，提升因子有效性与模型适应性。许多机构会用子策略针对不同市场环境和投资目标进行分域建模

■图表 量化机构 2024 年增加使用权重的数据类型



■图表 2023 年目前哪些情况限制了量化机构另类数据的使用



■图表 在使用行业研究报告时，量化机构加工因子类型



■图表 分析师一致预期加工难度

层级	代表指标	普及率	技术门槛
直接应用层	盈利预测/目标价	69.78%	★☆☆☆☆
二次加工层	分析师历史准确度/首次覆盖/NLP 情感	43.17%-48.92%	★★★☆☆
深度加工层	预测偏离度/长短周期差异/覆盖密度	28.06%-37.41%	★★★★☆
边缘信息层	教育背景关联	6.47%	★★★★★

数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调研

■图表 量化机构对其另类数据的使用表述

机构名称	具体做法
机构 A	以关联动量为例：当两家公司有某种联系，如处在同一行业，或者供应链上下游，或者有相似的基本面，一个公司股价的涨跌与另一个公司相关，具有跨公司收益的可预测性。例如茅台的股价出现涨跌时可能会影响龙二、龙三的白酒类股票。可以根据这个逻辑进行模型构建并预测；也可以通过基本面或另类数据，如供应链等构建股票之间的关联关系矩阵，同时建模量价的特征。当拥有量价特征和关联关系矩阵之后，可以构成图结构的数据。这时用机器学习的图神经网络或者 Transformer 模型就会得到一个考虑了传导关系后的两大特



征，在此基础上进行股票收益预测。这样串联起来就是既隐含了一定的逻辑关系，同时又采用了较复杂的机器学习模型表达出来的策略。

里面每一部分的输入输出都有事先设计好的思路。每个部分要选择哪些数据和技术，都基于需要完成的任务来决定。

机构 B	数据方面：除常用的量价、基本面数据外，每年额外有千万级别另类数据购买成本，构建来自全球 200+ 的另类数据库。
机构 C	根据从上半年因子层面的归因分析来看，目前量价因子的收益贡献占比大概是 36%，基本面和分析师因子的贡献占比大概是 43%，另类因子大概是 21% 左右。
机构 D	日内量价类因子对于提升超额收益的稳定性贡献较大，长线的基本面、新闻和另类数据因子换手率相对较低，不受市场成交量影响，在交易量和波动率较低的市场环境中对超额收益有较大的贡献，与量价类因子形成互补。

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

案例：大模型增强下的文本选股策略

本研究基于开源大模型 Qwen3-8b 增强 BERT-FADT 策略，构建效果更为稳定的 LLM-FADT 策略。具体而言，华泰研究利用 Qwen3-8b 模型对原始分析师文本进行多角度重构，包括标题新解、行情催化剂、“言外之意”、潜在风险、收益指引共 5 个角度。基于原始文本与重构文本，华泰研究逐一训练 XGBoost 模型，最终合并为一个选股因子，这一策略华泰研究称为 LLM-FADT。从测试结果上看，LLM 增强后的 LLM-FADT 多头等权组合和因子增强组合累计超额收益持续优于 BERT-FADT。

构建流程：与前期报告《人工智能 63：再探文本 FADT 选股》（20221028）基本一致。具体而言，首先，华泰研究选择前期报告已构建的微调版 FinBERT，这里的微调过程指使用带标注的新闻舆情数据对 FinBERT 进行微调，使得 FinBERT 可以在测试集上获得较高的预测准确率；接着，使用该模型对研报文本进行语义编码，提取 FinBERT 的 CLS 层 768 维向量作为研报文本语义表达；最后，将上述得到的特征向量作为特征输入给 XGBoost 模型，训练 XGBoost 模型并构建因子值。

值得强调的是，输入给微调版 FinBERT 的研报文本包括 6 类：原始文本、标题新解、行情催化剂、“言外之意”、潜在风险、收益指引，后 5 个部分即为大模型对原始文本进行额外解读的视角。FinBERT 将以上文本逐一转化为文本特征向量，由此一来，后续的 XGBoost 模型训练时将获得更为丰富的文本信息输入。

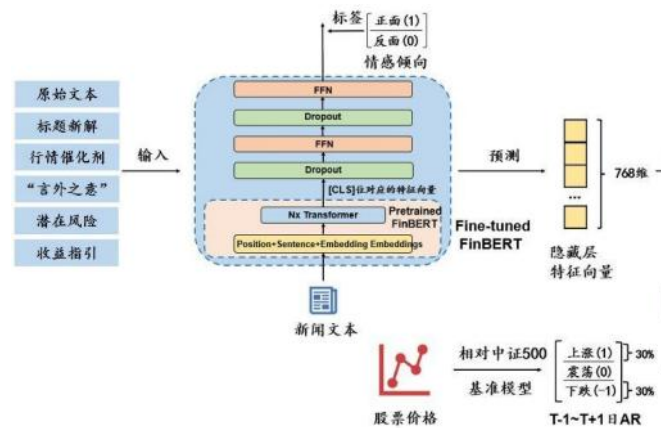
测试结果：从因子分层回测、组合回测等角度对比不同研报文本的效果。对不同研报文本形成的因子分 10 层回测，结果如下：对于分层 1 收益而言，行情催化剂文本绝对收益与超额收益均领先于其余文本，对于分层 10 收益，“言外之意”文本低于其余文本。从分层单调性看，由大模型生成的 5 类文本基本呈现分层 1 到分层 10 收益单调下降趋势，显示其作为选股因子具备一定有效性。

对比不同文本因子的相关性，潜在风险文本因子相对于其他因子普遍较低，在 0.5 左右，标题新解、“言外之意”和收益指引均与原始文本相关性较高，在 0.7 左右，而行情催化剂与原始文本相关性较低，在 0.6 左右。总的来看，不同维度文本相比于原始文本可能具备独特的增量信息。

■ 图表 分析师文本的“博观”视角

提出问题
标题是否聚焦核心信息，是否需要重构
内容是否着重凸显行情催化剂
原文内容之外隐含哪些信息
有无潜在风险尚无明确表达或遗漏

■ 图表 LLM-FADT 构建流程示意图



数据资料来源：华泰金工《人工智能 92：大模型增强下的文本选股策略 LLM-FADT》



2.4.2 多种分域方式 寻找特性

在 2023 年的最佳实践访谈中，多数机构都在进行分域建模，调查数据结果显示，仅有接近三成的机构建立的是统一模型，不做单独分域，风格分域、基准分域、行业分域等各类分域方式渗透率大约在 20%-30%，很多机构同时采取混合分域，方法论呈现多样性。

■ 图表 量化机构分域方式及占比

选项	小计	比例	选项	小计	比例
使用统一模型，无分域	59	28.23%	基于特征逻辑的自定义分域（如风格、风险敞口等）	65	31.1%
参数微调	45	21.53%	基于机器学习动态调整分域（如聚类分析、分层模型）	69	33.01%
独立特征工程	59	28.23%	多维度混合分域（如行业+市场+资产类别）	47	22.49%
行业、板块分域	58	27.75%	其他	3	1.44%

数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调研

■ 图表 分域选股思路基本流程

寻找高质量的域	域内寻找高 Alpha 因子	构造特定域另类因子	拒绝平庸股票
· 金股域	· 大盘域：北向因子	· 专精特新域：专利数据	· 各自优秀的单因子间非线性结合
· 科创板+创业板	· 小盘域：成长、高频量价因子	· 成长域：机构调研	空间更大
· 专精特新域	· 红利域：国企因子	· 中证 1000 域：绩优基金持仓因子	全局 Z-score 可能只选中平庸股
· 超预期域		· 大消费域：消费大数据	票，浪费持仓效率
· 基金重仓域			

数据资料来源：信达证券研究中心

具体来看，当前分域方式多样，主要包括按风险特征、指数分域、行业板块、生命周期或主题等多个维度进行拆解与建模。

指数分域——

例如华泰柏瑞因子层面都是共享的，但根据基础指数进行不同建模，例如 1000、2000 指增会有更多短期模型。由于基本面数据 Alpha 不足，未来信息主要通过卖方分析师的报告来获取，但对于中证 1000，卖方覆盖率并不高，大约超过 2/3，中证 2000 的覆盖率则更低仅有一半，当覆盖率低时，模型的信息自然会下降，IC 也会降低。所以在中证 2000 指增上，首选用短期模型，1000 指增上则是两种模型都在跑。【详见最佳实践 华泰柏瑞】

■ 图表 量化机构分基准指数建模实践

机构 A	沪深 300 指增：量价因子贡献占比 50%，基本面因子占比 30%，新闻舆情因子占比 10%，另类数据因子 10%；中证 500 指增：量价因子贡献占比 70%，基本面因子占比 20%，新闻舆情与另类数据占比 10%。	机构 C	300 指增持股 400 只左右；500 指增持股数量 1800-2000 只；1000 指增持股 1400-1600 只；量化选股持股 1000-2000 只。个股持仓上限 1% 以内。
	中证 1000 指增：量价因子贡献占比 80% 以上，基本面、新闻舆情与另类数据占比 20% 以内；300 指增持股 800-1000 只。500 指增持股 1800-2300 只。1000 指增持股 2500-3000 只。小市值指增持股数量 3000 多只。		
机构	300 指增持股 200 多只，500 指增持股 500-800 只，1000 指增持股	机构	300 指增持股 500-700 只。年化双边换手率 150 倍左右。



构 B	1000-1500 只，量化选股持股 300-500 只。	构 D	500 指增持股 800 只左右，年化双边换手率 80-100 倍。 1000 指增持股 1500-2000 只，年化双边换手率 120 倍左右。
--------	-------------------------------	--------	--

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

■ 图表 图灵各指增线风控标准

	全市场	300	1000	小市值	全市场	300	1000	小市值
业绩基准	全市场等权指数	沪深 300	中证 1000	万得小市值指数	Barra 风险因子	0.3 标准差	0.2 标准差	0.3 标准差
成分股占比	100%	100%	40-50%	90%	行业偏离	≤3%	≤2%	≤3%
持股数量	800-1200 只	250-300 只	800-1200 只	800-1200 只	个股偏离	≤1%	≤0.5%	≤1%
换手倍数	80-100 倍	80-100 倍	80-100 倍	80-100 倍	运行起始时间	2022/9	2023/5	2023/5

数据资料来源：图灵基金

■ 图表 2020Q2 西部利得中证 500 因子暴露

2020/6/30	西部利得中证 500	中证 500 指数	2020/6/30	西部利得中证 500	中证 500 指数
贝塔	53.72	51.32	动量	75.01	63.87
盈利性	66.12	46.72	估值	68.6	57.56
成长	66.87	47.17	规模	87.46	83.78
杠杆率	43.07	49.33	波动率	55.1	51.38
流动性	56.86	51.8			

数据资料来源：远川投资评论

风格分域——

风格投资的特征是：短期内会产生资产的过度协同运动，在中期诱导风格和资产层面的动量，在长期内产生逆转。另外成长股和价值股在不同经济阶段的表现截然不同。风格域选股通过划分不同的风格类别，如价值、成长、动量等，灵活调整投资组合，以捕捉不同风格股票在特定时期的超额回报。

过于宽泛的风格划分可能掩盖不同风格内部的细微差异，而过于狭窄的风格划分可能导致样本量不足，影响因子的统计显著性。因此，如果只局限于单一行业或风格域内的选股，可能会错过其他行业和风格的投资机会，也难以有效分散风险。理想的策略是在细分与综合之间找到平衡，例如通过构建跨行业的选股模型，同时考虑行业轮动策略，来提升整体的预测效力。

对于不同的风格域，选股的侧重点可能存在较大差异。《标准普尔选股指南》作者指出，筛选成长型股票时应当着眼于预估市盈率和成长率。且由于低市值股票往往具有更大的成长空间，应该在低市值的领域寻找个股。

■ 图表 成长价值 GARP 策略的分域建模

分 域	成长型策略	筛选指标	分 域	成长型策略	筛选指标
成 长 域	传统指标	股价、市值、预期 PE、PE、PB、PS、分析师 评级股价、市值、ROE、预期长期成长率、提 供投资评比券商数	价 值 域	传统指标	股价、市值、预期 PE、PE、PB、PS、 分析师评级



选股策略	预期成长率高且股东权益报酬率高销售收入与获利率	股价、市值、权益负债率、毛利率、5 年期营收增速	选股策略	聪明又安全的大市值型价值股	股价、市值、机构持股百分比、12 个月前 PE、股息率
	未被发现的璞玉	股价、市值、过去 5 年 EPS 年复合增速、提供投资评比分析师数		财务结构优异的价值型股票	股价、市值、PB、流动比率、标准普尔公允价值评比
	相对成长性高	股价、市值、公司/行业成长率、公司/基准指数成长率		将价值返回给公司内外部股东的股票	股价、市值、PB、ROE、内部人购买股票
GARP 型选股策略	低 PEG 比率且基础稳固的 GARP 型股票	股价、市值、PEG、ROE、产权比率、提出评比券商数、当前券商评级、12 个月前 EPS		股价销售收入比低且受到高度评价的股。	股价、市值、PS、过去 4 个季度 EPS 超预期比率、当前券商评级、提出投资评比的券商数
	不使用 PEG 比率情况下筛选 GARP 型股票	股价、市值、成长比率、PB、PS、分析师评级		-	-
选股策略	筛选获利优异的 GARP 型股票	股价、市值、PEG、毛利率、最近 90 天利润超预期百分比		-	-

数据资料来源：《标准普尔选股指南》，华泰研究

事件分域——

以机构调研为例，信息包含基于投资者关系活动记录表整理，包含特定对象调研、业绩说明会、现场参观、分析师会议、路演活动、投资者接待日常活动、媒体采访、一对一沟通、新闻发布会等。

过往数据显示：深交所、上交所科创板覆盖度高，上交所主板、北交所覆盖度较低。机构抱团解体后，小市值风格强势时，机构调研视线存在分散迹象，对相对冷门标的的调研热情会明显上升。由于存在“披露期”“静默期”转换再叠加假期效应，机构调研明细在月历上分布存在明显差异：5、9、11 月调研次数普遍较多，2、10 月调研次数较少。调研活动参与机构以券商、基金、私募为主，长期存在多元化趋势。多数年份调研域相对全指有正超额。

■图表 调研域精细因子组合

因子概述	因子类别	因子算法/构建方式	因子概述	因子类别	因子算法/构建方式
调研域×绩优主题型基金	-	建立“个股-基金-基金经理”映射，根据过去 240 交易日主题产品表现构建主题型基金选股因子。	调研域×成长	基本面，捕捉业绩边际好转。	单季度净利润同比平滑：(净利润同比差分-过去 8 期净利润同比差分均值)/过去 8 期净利润同比差分标准差其中：净利润同比差分=本季度净利润_去年同期净利润，含业绩预告、快报
		1.个股：找到对应主题标签(TMT、金融地产、周期制造、消费、医药、其他) 2.基金：找到当期隶属该主题的主题型基金，统计过去 240 交易日收益率作为基金得分 3.基金经理：按基金经理分组求取基金得分均值，截面求取“位序/总人数”作为基金经理得分			
券商金	-	1.本月新进调研金股：上月无调研、本月有	调研域×	-	标准化分析师预期调整=mean(调研域内分析

股×调 研域	调研的金股； 2.3 个月内新进调研金股：过去 4-6 个月无 调研、最近 3 个月有调研的金股； 3.本月有调研金股； 4.3 个月内有调研金股。	分析师 预测	师本次预测与上次预测之差) /std(所有分析师 本次预测与上次预测之差)
调研域 ×机构 热度	调研衍生， 热度与收 益弱正相 关 机构热度因子：过去 3 个月历次活动参与调 研机构数量加总	量价×反 转因子	量价，回避右 侧性调研 过去 20 个交易日涨跌幅的相反数
调研域 ×估值	基本面，寻 求高安全 边际 BP 因子：最新净资产/总市值		

统计日期：2015/1/1-2022/12/31

数据资料来源：万得、聚源、信达证券研发中心

特质分域——

此外，在大类资产建模上，不少机构将央国企、科技股两个大股票池进行分域，针对细分股票池选择合适的选股因子并调整因子权重，一方面使选股因子更能体现出主题特征，另一方面也可增厚策略收益，使超额收益更加稳健。

具体来看，在该分域类型的选股因子体系中，往往按共性和个性可将因子分为通用因子和行业特色因子。“共性”意味着所有行业都关心的指标，例如资产收益率 ROE(TTM)、营业现金比率、全员劳动生产率、资产负债率等作为国企选股的通用因子；同时国企相比于民企的重要特征之一是分红较多，因此银河证券将股息率也纳入通用因子中。

■ 图表 央国企主题选股基本面因子：通用因子

指标类型	指标名称	说明
通用因子	股息率（TTM）	国有企业相比民营企业而言分红更多、更稳定，是投资者关注的特征之一
	资产负债率	2023 央企业绩考核指标，负向因子
	ROE(TTM)	2023 央企业绩考核指标，反映企业的盈利能力
	营业现金比率	经营现金流/营业总收入，2023 央企业绩考核指标，反映企业的销售质量
	全员劳动生产率	营业总收入/员工人数，2023 央企业绩考核指标，反映企业的经营效率

数据资料来源：中国银河证券研究院

而“个性”则意味着该指标在某些行业非常重要、某些行业则不看重，依据各行业逻辑的不同对三级行业进行分类，将所有行业划分为红利型、成长型两大类，其中红利型包括资源品、公用事业、房地产、银行、证券、其他 6 大类，成长型包括先进制造、软件服务和消费 3 大类。

在红利型行业中，对于资源品、房地产等成熟型行业，行业发展空间受限，更需要关注企业的盈利能力和营运效率，因此对于资源品行业通常加入 ROIC 反映盈利能力和营运效率，对于房地产行业采用预收账款+合同负债增速反映销售情况、存货周转率反映营运效率等；对于公用事业行业，新的投资可能带来增长点，通常选择资本支出/折旧摊销反映企业扩张；银行和证券更关注流动性与抗风险能力，通常选择资本充足率、流动性覆盖率等指标。



成长型行业则应突出其成长属性，对于先进制造和软件服务行业，企业增长点来自科技创新，通常加入成长能力和研发投入的指标；对于消费行业增长点则来自企业扩张、销售增长与市占率的提高，通常用预收账款+合同负债增速反映销售情况，用资本支出/折旧摊销反映企业扩张。

行业分域——

据问卷统计，目前有 29.06%的量化机构在进行行业分域。

不同行业的业务模式、竞争格局、盈利稳定性等不同，会影响选股因子的有效性。如必需消费品集群业绩稳定性高，适合紧抱龙头长期持有，尽量少做择时；而加工制造类行业是我国当前的经济支柱，适合精选个股，可以通过适当的波段操作增厚收益；处于生命周期成熟或衰退阶段的行业整体格局比较稳定，通常作为基础配置盘存在。

回顾 2024 年绝大多数行业收涨，但各行业上涨时间节点和持续周期频率不完全一致，所以部分量化机构认为，行业轮动频率的关注是资产配置重点方向。也有机构按照行业进行分域，行业间分化的收益一直持续较大，因此获取行业轮动的 Beta 分化收益的性价比日益凸显。西部利得在行业方面会先剔除难以捉摸的领域，如金融股的走势并不一定跟随业绩而是跟随政策，猪周期的判断难以用量化因子来衡量，这些都是主观投资更为擅长的领域，在量化并不适用。

同时，西部利得重新对行业做了更准确的分类，如将汽车行业中的商用车、公用事业中的环保归类到机械设备行业；将化工行业中与电子股、半导体股走势一样的股票放到电子行业。在新的分类标准下，再基于行业景气度做轮动。

■ 图表 适用行业

不适用的行业		适用的行业		
房地产	银行	白酒	建筑材料	计算机
水电煤	多元金融	医药生物	航运港口	煤炭有色
国防军工	畜禽养殖和饲料	化工	非白酒食品	汽车
建筑装饰	航空机场	电子	铁路公路物流	钢铁
证券	保险	传媒	家用电器	通信

数据资料来源：开源证券 西部利得

此外，有的研究也会因此在股票层面先进行风格中性化回归，再将残差合成为行业轮动因子，达到行业轮动因子的风格中性化。【东方：周频多因子行业轮动模型 2024.1.22】

生命周期分域——

除持仓主题外，还有机构尝试更深层次的分域框架——将企业生命周期作为因子建模的重要切入点。这类研究观点在海外文献中已有系统探讨。例如，Klein、Tresl 与 Yilanci（2025）在《The Journal of Portfolio Management》上发表的研究中，通过 1989 至 2022 年间对 13,000 余家美国公司的现金流路径分析，将企业划分为导入期、成长期、成熟期、衰退期与衰落期五个阶段，并深入揭示了不同生命周期阶段下因子风险溢价的系统性差异。具体来看，规模因子与价值因子在导入期与衰落期表现更优，动量因子在成长期优势明显，而盈利因子则在成熟期收益最稳健。研究还表明，若能在策略中纳入公司生命周期的考量，则获取因子溢价的效率更高。使用这种有条件的策略对比传统的无条件方法，月度收益可额外提升 0.32%，年化约为 3.9%。这说明将生命周期信息纳入因子策略，不仅能带来更高的夏普比率，也能提升投资的风险调整后收益。

资金流分域——

主题分域也是近年来量化机构探索的方向之一。以公募基金持股为例，研究发现公募持仓占比时序因子分组超额收益在

各股指中呈现出“U型”效应：即公募重仓持仓占比较高（1-3组）和持仓占比较低（8-10组）均存在显著的正超额收益，该效应在中证500和中证1000中尤为突出。

基于此，中银证券将公募重仓股中持仓占比高的股票定义为白马股，该类股票特征为市场机构认可度高，机构资金往往呈现“抱团效应”，持股集中度相对较高；定义公募重仓股中持仓占比较低，或者首次纳入的股票为黑马股。该类股票特征为刚受到部分机构关注，或者机构整体关注度较低，未形成广泛的共识，持股集中度相对较低。

围绕这一分域逻辑，中银证券首先将持仓占比时序因子按分位数排序，对于公募白马股，将小于0.5的因子rank值赋值为0，仅保留高持仓占比部分的因子值；对于公募黑马股，将大于0.5的因子rank值赋值为0，仅保留低持仓占比部分的因子值，保证后续分域选股的纯粹性。随后分别对白马股因子和黑马股因子进行重构。

因子重构方面，对于白马股，考虑到其“机构抱团”属性带来的集中度风险，通常叠加低换手率等因子以规避过度拥挤，同时引入盈余动量因子作为筛选标准，捕捉那些在财报披露后获得市场积极反应的公司，从而提升组合的上涨潜力。对于黑马股，则更关注捕捉“边际关注”带来的机会。一种有效方式是在低持仓占比因子的基础上叠加“边际加仓”因子，识别公募基金在本期新近加仓的个股；此外，通过PB-ROE排序差衡量估值与盈利匹配度，进一步挖掘被市场低估、具备估值修复可能的潜在标的。

人工智能分域——

当然，也有33.01%的机构才已经使用了机器学习来进行动态调整分域（如聚类分析、分层模型）。

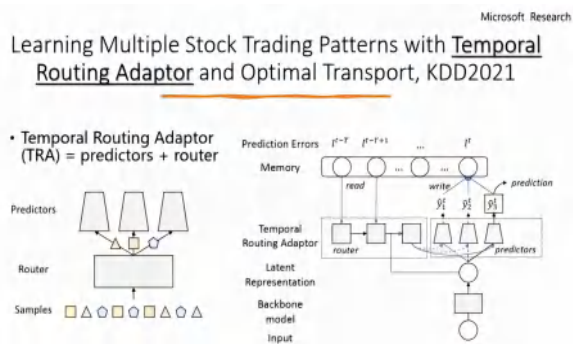
华泰研究认为，未来金融工程卖方研究可能会探索：因子对齐问题：包括损失函数、强化学习等。异质性问题包括时变规律学习、分域规律学习；大模型的启示包括多任务学习、多模态学习、工程优化等；生成模型的启示包括扩散模型、GPT的应用等。

■ 图表 人工智能分域基础应用

基本原理	模型应用
股票间存在相互影响	领域知识：图神经网络
	基本思想：将邻居股票的因子加到自身因子上，学习股票间影响。
	残差图注意力网络：将收益拆解成板块间关联、跨板块关联、残差三部分。关联关系采用自注意力机制。
不同股票复杂度不同	采用门控机构建样本自适应网络，门控单元参数通过梯度下降优化，实现不同复杂度的股票样本经历不同深度网络。
	损失函数： $\mathbf{l} = \mathbf{l}_M + \lambda \mathbf{l}_G, \quad \mathbf{l}_G = \frac{1}{ L } \sum_{l \in L} \left(\frac{1}{ B } \sum_{i \in B} g_{l,i} - t_l \right)^2$

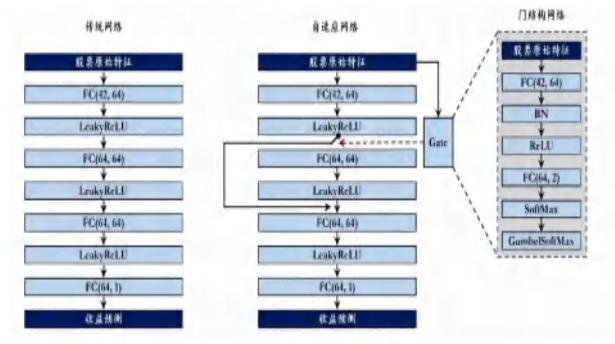
数据资料来源：华泰研究

■图表 TRA 模型



数据资料来源：Learning Multiple Stock Trading Patterns with Temporal Routing Adaptor and Optimal Transport

■图表 DDG-DA 模型



数据资料来源：Predict the Unseen Future Distribution: DDG-DA (Li et al., 2022) Convolutional Networks with Adaptive Inference Graphs

2.4.3 分域合成

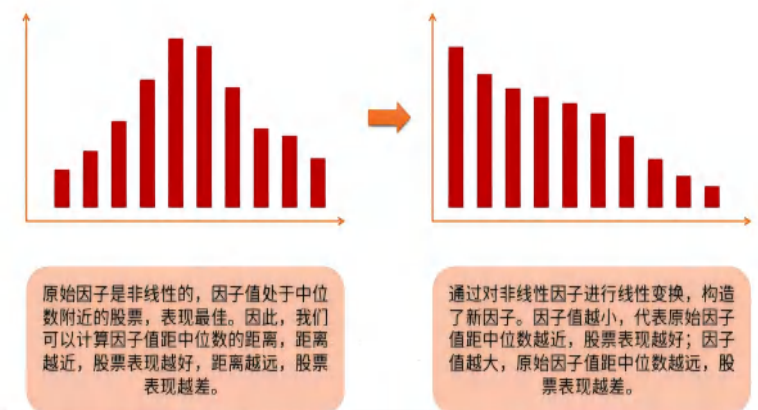
在多因子模型中，因子合成是重要的步骤之一。

按照因子维度划分，当只有一个分域因子时，简单的做法是使用分域因子分别对选股因子进行离散型分域，或者使用连续型分域对选股因子进行加权，最后整合得到综合选股因子；而当分域因子不止一个时，学术界也提出了动态情景 Alpha 模型（Dynamic Contextual Alpha）来解决存在多个分域因子的情形。

当前业内常见的做法是采用直接等权合成的方式对因子池进行组合，且在 2022 年后，基本面加权表现落后于等权，原因在于当一个有效的选股因子被越来越多地使用，因子就会趋于失效，当行情演绎到极致后，该因子呈现反转特征，超预期的股票无法再带来超额收益，而是贡献负向超额收益。但需要注意的是，由于不同类型的因子具备不同的表达，如果将不同类型因子直接等权合成，势必会丢失部分信息。

此外，线性回归也是传统的因子模型组合的常见方法，但随着因子数目的增长，尤其是加入了部分非线性因子后，线性模型也就无法有效地处理因子之间的关系，主要产生了以下 3 个问题：1.模型的多重共线性如何解决；2.非线性因子如何进行线性变换；3.因子间隐藏关系如何深度挖掘。这些问题可以通过机器学习或深度学习模型解决。

■图表 非线性因子转换为线性因子图示

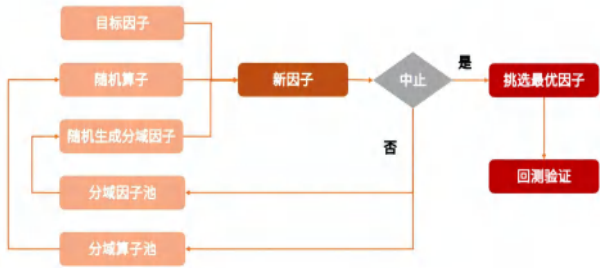


数据资料来源：广发证券研究所

光大研究借助遗传规划算法寻找未知的分域，模仿生物学种群演化进程，从复杂的原始数据和原始算子中，筛选出潜在有效的目标因子和分域因子以及分域方式。需要设定分域是否有效的标准，通过计算原始因子的 Rank IC (RawIC) 和分域之后新因子的 Rank IC (NewIC)，如果 NewIC 大于 RawIC，就认为分域操作有效。

具体操作中，首先需要验证方法的有效性，可以采用固定计算公式，遍历目标因子和分域因子的方式来验证。对于目标因子来说，最好设置为一些已经失效的因子，这样改进的效果才更明显，比如动量因子、估值因子、市值因子等。对于分域因子来说，最好设置为一些有交易逻辑的因子，比如收益率、换手率、交易量等。

■图表 分域因子改进研究框架



■图表 遗传规划流程图



数据资料来源：光大证券研究所



2.5 择时研究：不择时-瞎择时-动态择时

一直以来，量化私募普遍声称“不择时”，这是由于择时的实际操作极具挑战和难度，许多学术和实证研究都指出，在时间序列上资产价格的收益率具有很强的随机性，就算某一期限内具备相应的特征，这种特征可能也是随时间变化的。此外进行量化择时，一般需要引入外部指标，然而外部指标对资产收益率的影响，也不仅仅是简单的线性或正负关系，可能需要进一步引入比较复杂的模型来拟合这种效应，这也额外加大了择时的难度。

2024 年成为转折点，越来越多的机构开始主动探索择时策略。传统多因子选股模型 Alpha 遭遇瓶颈之时，拥抱 Beta 显然势在必行，而且选股与择时能创造完全不同低相关的收益。问卷调研结果显示，有 49 家机构将其列入 2025 年量化机构战略优先级最高的三项能力建设方向，在所有战略排名中位列第四。甚至只有 13.88% 的调研对象表示完全不择时，尤其是在 5 月交易量下跌之后，可以看到机构进行了降仓操作，或者自动动态分配长、中、短周期模型权重。

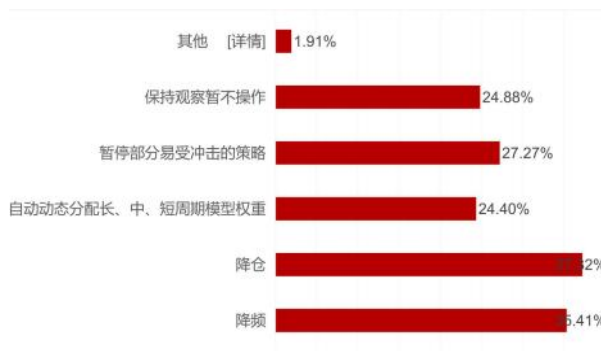
纵观整个择时策略，可以分为三个代际：从完全不择时到基差择时，通过灵活对冲找到策略平衡点，演化到混合择时。

从 2024 年来看，择时方法论在进化，但并不统一，呈现百花齐放的情况，所有单一的方法论都没有渗透到 40%，目前主流的做法是仓位控制。诸多机构对此题进行了多选，采取多种方式联合择时，例如基于宏观周期、动量、估值和市场情绪构建自上而下和自下而上的因子择时方案。当然也有机构选择其他并说明为“瞎择时”。

■ 图表 择时位于 2025 年策略探索第四重点



■ 图表 波动及交易量下跌时，量化机构采取了多类措施



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调研

■ 图表 择时方法论

选项	比例	实践方式	选项	比例	实践方式
不择时	13.88%	被动跟踪指数、逆向投资、长期持有策略	技术指标驱动择时	25.84%	利用数量化分析方法,通过技术指标(如均线、MDCD、RSI 等)组合,对交易标的进行低买高卖的操作,希望获得稳健超额收益的方法。
风格择时	30.14%	对于大小盘风格,考虑到可投资性以及超大盘和微盘股的“独立行情”,利用分位数+流动性筛选机制进行划分; 对于价值成长风格,补充分析师预期指标丰富对成长和价值维度的刻画,综合考虑个股的价值和成长大类得分,并基于分位数筛选和设定单项得分阈值划分价值和成长,使得两者互斥且保有自身特点。	宏观经济指标驱动择时	21.53%	对不同标的建立特定的宏观因子库,以预测收益为直接目标来筛选因子、优化参数。 优点在于灵活性较高,能够充分考虑各种因素。缺点在于极易出现过拟合现象,单一变量较难确定与因子之间是否存在实质性的解释和被解释的关系,甚至影响方向都可能是模糊的,总体受参数、测试区间影响较大。

行业择时	21.53%	产业链传导模型、分析师预期差监测、行业拥挤度指标	基于机器学习择时策略	23.44%	利用 SVM、随机森林等算法挖掘复杂市场规律，处理高维非线性关系。通过多因子（比如超买超卖、动量指标等）选择进入场时机。
仓位控制	37.22%	波动率目标法、Black-Litterman 模型、VaR 限额管理	高频数据驱动的日内择时	17.22%	例如针对上证 50、沪深 300、中证 500 和中证 1000 股指期货标的，从持仓、基差、趋势、估值和宏观角度构建了因子组。
择时对冲	26.79%	用股指期货做杠杆交易，控制空头敞口按照指数走势、波动率、基差成本三个方向做监控，根据模型择时信号决策不断调整风险敞口做“不完全对冲”，以使得净多头敞口保持在 0-80 之间浮动，例如在上涨市中降低期货空头的头寸，获得市场上涨收益和超额收益；在下跌市中提高期货空头头寸，控制风险，获得对冲市场风险后的超额收益，并利用量化择时模型以规避市场风险赚取双重超额收益。	其他	2.87%	市场情绪策略：通过量化的情绪指标捕捉市场极端点，“别人恐惧时贪婪别人贪婪时恐惧”。社交媒体情绪分析（股吧/微博情感值）、期权波动率指数（VIX）、融资融券余额变化、涨跌停变化、连板高度变化、连板率破板率、公众号阅读量等建立情绪指标极端值数据库，设置预警机制。 追踪聪明钱原理：通过分析主力资金动向预判市场转折，核心逻辑是量在价先关键指标包括大单资金净流入率、北向资金实时数据、ETF 申赎规模、股指期货基差变化等。
事件驱动择时	28.71%	NLP 舆情监测、财报语义分析、历史事件统计			

数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

从实际量化机构对最终业绩归因来看，择时收益贡献已逐步显现，虽然显著低于持仓收益（Δ 1.75 分）、选股（Δ 0.99 分），但已经明显高于打新和套利。也有机构明确划分择时与选股的贡献占比。例如正仁“潮汐系列”选股与择时贡献收益比例为 1/3-1/2，当波动大的时候能达到 1/2。

■ 图表 量化机构认为当前行业业绩总体归因



■ 图表 量化机构对于择时的实践



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

■图表 量化机构认为当前行业业绩总体归因应为

题目\选项	一成	二成	三成	四成	五成	六成	七成	八成	九成	十成
Pure Alpha	24(11.48%)	27(12.92%)	33(15.79%)	29(13.88%)	37(17.7%)	16(7.66%)	18(8.61%)	17(8.13%)	3(1.44%)	5(2.39%)
Smart Beta	9(4.31%)	20(9.57%)	45(21.53%)	27(12.92%)	31(14.83%)	32(15.31%)	18(8.61%)	17(8.13%)	7(3.35%)	3(1.44%)
Pure Beta	26(12.44%)	29(13.88%)	19(9.09%)	29(13.88%)	36(17.22%)	26(12.44%)	22(10.53%)	12(5.74%)	4(1.91%)	6(2.87%)
网下打新等收益	99(47.37%)	32(15.31%)	14(6.7%)	14(6.7%)	22(10.53%)	14(6.7%)	8(3.83%)	4(1.91%)	1(0.48%)	1(0.48%)
持仓收益	3(1.44%)	8(3.83%)	10(4.78%)	22(10.53%)	47(22.49%)	39(18.66%)	35(16.75%)	29(13.88%)	12(5.74%)	4(1.91%)
交易收益	9(4.31%)	19(9.09%)	27(12.92%)	32(15.31%)	42(20.1%)	32(15.31%)	19(9.09%)	16(7.66%)	10(4.78%)	3(1.44%)
配置	17(8.13%)	23(11%)	22(10.53%)	28(13.4%)	35(16.75%)	27(12.92%)	19(9.09%)	22(10.53%)	13(6.22%)	3(1.44%)
选股	9(4.31%)	23(11%)	25(11.96%)	28(13.4%)	29(13.88%)	32(15.31%)	24(11.48%)	28(13.4%)	8(3.83%)	3(1.44%)
择时	32(15.31%)	34(16.27%)	27(12.92%)	28(13.4%)	32(15.31%)	16(7.66%)	18(8.61%)	11(5.26%)	7(3.35%)	4(1.91%)
套利	55(26.32%)	30(14.35%)	23(11%)	13(6.22%)	29(13.88%)	25(11.96%)	14(6.7%)	15(7.18%)	3(1.44%)	2(0.96%)
小计	283(13.54%)	245(11.72%)	245(11.72%)	250(11.96%)	340(16.27%)	259(12.39%)	195(9.33%)	171(8.18%)	68(3.25%)	34(1.63%)

数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

■图表 择时方案效果策略星级

模型方法 模型训练期	动量因子			波动率因子		
	52 周	104 周	156 周	52 周	104 周	156 周
经典线性回归	★★★★	★★★★	★★★★	★☆	★☆	★★☆
主成分回归	★★★★	★★★★	★★★★	★☆	★★★★	★★☆
逻辑回归	★★★★	★★★★	★★★★	-	-	★★☆
支持向量机	★★☆	★★☆	★★★★	☆	☆	★☆
单层神经网络	★★★★	★★★★☆	★★★★	★☆	★☆	-
XGBoost	★★★★	★★★★☆	★★★★☆	★☆	★★★★☆	★☆

*-表示 0 星级，择时策略效果很差；数据资料来源：同花顺，中信期货研究所

具体实践方面，从仓位动态调节、对冲敞口配置，到宏观周期判断、风格因子权重切换，主流量化机构已形成多元化的择时体系。

■图表 部分量化机构择时探索

机构	介绍	机构	介绍
机构 A	强化学习+Level 2+订单流波动率，15 分钟预测、周度因子模型更新；仓位 60%~140%；不使用股指期货，采用两融加杠杆。择时与选股低相关，波动大时择时贡	机构 I	多头敞口的动态择时模型，主要基于的是股指期货 CTA 信号做降频筛选而来，判断未来股指上涨或是下跌，结合当前的大盘的点位，主要是估值的历史分位数，再做敞口增减的调整。这个敞口的增减调整并不会特

	献可达 50%。		别频繁，也没有固定的频次，但拉长时间来看，差不多季度左右调整。
机构 B	自研指数结合个股高频信号，自动调节仓位（0%-100%），收益归因中 Alpha 占比达 86%以上，择时核心在于控制回撤。	机构 J	原有选股模型含风格约束，后引入风格择时，适应市场轮动；中性策略通过基差择时调控敞口。
机构 C	AI 模型驱动日内快速仓位调节，目标在 Alpha+Beta 双收益，换手 80-100 倍。	机构 K	仓位择时，风格择时。择时模型基于当前市场估值平衡仓位，主要看 PB、PE，仓位择时根据量价数据进行仓位调整。
机构 D	纯择时选股纯自营，年化约 20%-30%。资管策略天问 1 号中择时选股根据模型对大势预判决定仓位。50%为指增，其中 30%为纯指增一直满仓，20%择时选股根据模型预测在 0-20%之间调整，在复合策略及部分指增中带来正向收益贡献，属于稀缺额度。	机构 L	宏观策略会根据经济周期：根据远澜构建的货币、信用、增长、通胀等核心宏观因子来判断未来 1-3 个月市场更有可能交易的经济周期，依此对股债商做相对应的头寸分配。其中情绪周期：根据远澜构建的情绪类型因子构建盘面情绪周期，根据情绪周期对大类资产择时。
机构 E	AI 算法驱动个股与仓位，因子达千级，日内仓位大幅变动（可日内从满仓到空仓）。	机构 M	量价驱动、无宏观判断，每日收盘后仓位择时，纯量化系统自动化交易。
机构 F	拥挤度+估值分位+情绪等多维信号决定可转债/大小市值配置权重，调控仓位。	机构 N	指数成分股的占比没有硬性要求，一般在 40%-50%。行业偏离度在 3% 以内，风格敞口在 0.25-0.35 倍标准差左右。会根据市场风格来决定敞口大小，有一定的因子择时，在市场风格切换较快时会缩小敞口。
机构 G	基本面因子用于筛选个股，减少个股的退市风险，通过基本面因子筛选后剩下 2000 多只作为股票池。量价因子用于择时交易，约 80%是反转类型的因子。小票的波动较大，通过预测拐点进行高抛低吸可以积累较好的收益。	机构 O	通过人工智能，挖掘了大量的有效因子（基本面因子、量价因子、另类因子等）。行情不同，各因子权重不同，自适应于各种行情。日内高频模型利用高频数据从时序上预测个股涨跌，从而决定产品仓位。
机构 H	股指多空+ETF 多空策略，分市场强弱三种情景控制多空仓位配置。	机构 P	5000 只股票筛选，依据股指模型/流动性/波动率等评估风险动态控仓（10%-100%）。

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

其中多数**仓位择时策略**以短期信号驱动仓位弹性调整为核心，目标在于增强收益稳定性与控制回撤风险。例如，正仁策略结合强化学习算法与 Level 2 订单流波动率，构建 15 分钟级别的仓位预测模型，并按周度频率对子模型进行更新。其仓位控制范围在 60%-140%之间，完全剥离股指期货，通过两融杠杆实现杠杆放大。

对冲择时策略则是通过判断市场强弱情境对多空头寸进行调节。鸣石构建股指与 ETF 的多空对冲策略，根据市场三类强弱状态切换配置方向；白鹭则将 CTA 模型输出的股指期货信号作为核心输入，结合当前市场点位的估值历史分位数，形成季度频次的多头敞口调整机制。

因子择时策略以因子权重的动态调整与组合敞口的灵活控制为核心。仲阳根据市场风格轮动对组合敞口进行调整，在风格切换较快时主动收缩敞口以控制风险，保持风格中性；顺义成构建了覆盖基本面、量价与另类因子的因子库，并引入 AI 进行自适应权重调整，以适应不同行情的因子表现差异；紫杰则强调“反转因子”在小市值股票中的择时作用，策略以拐点



预测为导向，在高波动品种中进行高抛低吸操作，有效提升交易边际收益。此外，量化机构积极构建因子择时指标库，如海浦已积累了约 1000 个择时因子。中信期货总结了六类择时因子，包括估值、换手率、Beta、因子离散度、波动率及因子动量。

■ 图表 择时因子

估值	对于个股来说，逢估值低时买入，在估值高时抛出。对于个股多空组合的因子而言，可能也存在同样的估值结构，并产生相应的择时信号。在每一个截面期，根据因子值对当前截面期的股票进行排序，分为 N 组，因子估值的公式化定义为：当前截面期因子估值=第 1 组股票的 PB 中位数值/第 N 组股票的 PB 中位数值
换手率	换手率在两个角度可以为因子收益率提供相应的预测信息：一是从历史上看，换手低的股票，往往具有更高收益，此因子整体来看是一个典型的负向因子；二是换手率代表权益被交易的水平，也可以理解为标的资产交易的一个拥挤程度，越是拥挤的因子，其定价就越充分，往往预示着其超额收益的逐步收缩。在每一个截面期，分别计算个股过去 13、26、52 周的换手率（turn）。根据因子值对当前截面期的股票进行排序，分为 N 组，因子换手率的公式化定义为：当前截面期因子换手率=第 1 组股票的 turn 中位数值/第 N 组股票的 turn 中位数值
Beta	Beta 代表权益收益率对市场收益率的敏感程度，也是个股风险的常见测度。在原理上，Beta 或可以为因子收益率的变化做出极大程度的解释，如果能够准确预估 Beta 的影响，便可以有效外推到因子收益率。 在每一个截面期，分别计算个股过去 13、26、52 周的周度收益率与沪深 300 周度收益线性回归的回归系数（Beta）。根据因子值对当前截面期的股票进行排序，分为 N 组，因子 Beta 的公式化定义为：当前截面期因子 Beta=第 N 组股票的 Beta 中位数值/第 N 组股票的 Beta 中位数值
因子离散度	因子离散度代表指数样本内个股在因子上暴露的区分程度。因子离散度高，说明个股在该因子上的暴露相差较大，反过来运用该因子，就越有可能更容易地选出优势和劣势个股。极端例子是，如果某一因子离散度为 0，那么该因子将不具备任何的选股能力。在每一个截面期，根据因子值对当前截面期的股票进行排序，分为 N 组。因子离散度的公式化定义为：当前截面期因子离散度= 第 1 组股票因子值中位数-第 N 组股票因子值中位数
波动率	理论上，在权益市场中，波动越高往往对应风险更大，从定价角度看，投资者寻求的风险溢价也就越高，这可能会带来收益率对应的变化。但是实际中，低波动率往往对应更高的收益，这可能是由于市场参与者的非理性行为驱动：投资者可能存在彩票偏好，对高波动率资产需求过度，造成相应的权益资产估值虚高，而估值兑现的过程非常复杂，有时甚至漫长。在每一个截面期，根据因子值对当前截面期的股票进行排序，分为 N 组，再分别计算过去 13、26、52 周的多头和空头组合（第 1 组和第 N 组）的收益波动率，取比值。因子收益波动率的公式化定义为：当前截面期因子收益波动率=多头波动率/空头波动率
因子动量	动量效应可能源于投资者对短期涨跌的反应过度，从结果上看，动量的方向也不总是完全一致。这导致“动量”经常和另外一个词，也就是“反转”放在一起讨论。在短期上，反转效应往往强于动量，而长期上又可能有所不同。因此，动量投资是比较复杂的，需要通过经验或模型识别动量效应的方向。因子动量是借鉴个股的动量效应，寻求解释因子表现的持续性问题。在每一个截面期，分别计算因子过去 13、26、52 周的 RankIC 均值和标准差，RankIC 是截面期个股收益率与上一期因子值之间的秩相关系数。因子动量的公式化定义为：当前截面期因子动量= RankIC 均值/RankIC 标准差

数据资料来源：中信期货研究所

值得一提的是，宏观因子择时能力正在获得关注。过去，宏观因子在择时中的表现差强人意。根据华安研究对比，2005 – 2014 年期间，宏观因子的 IC（信息系数）表现普遍较低，胜率虽高但 ICIR（信息比率）衰减快，效果不稳。而在 2015 – 2024 年，宏观因子的整体有效性显著提升，例如：房屋新开工面积同比：IC 从 2.90%提升至 4.08%，ICIR 达 2.319，胜率仍维持 75%；零售销售总额：IC 从 1.84%提升至 3.10%，ICIR 为 1.197，胜率达 100%；用电量累计同比：IC 高达 4.60%，ICIR 2.483，择时价值显著增强。可以发现宏观数据的择时价值正在逐步释放。

2.6 多资产量化：各类资产齐头并进 债券策略下个蓝海

2.6.1 标的参与率飙升 三年上升 10%

对比过往三年调研数据，量化机构对各投资研究标的的参与率逐步上升，例如股票、期货、期权、债券四大类资产分别上升了 7.80%、13.44%、3.88%与 3.27%，即便债券这类资产，传统上认为信用债非标准化程度高，国债波动率低，参与者以银行、保险等传统机构为主，但量化机构的参与率其实也在小幅走高。

■图表 量化机构 2022-2024 年投资研究标的

选项	2022 年比例	选项	2023 年比例	选项	2024 年比例
A 股	78.68%	A 股股票	79.76%	股票	87.56%
期货	53.81%	期货	58.33%	期货	71.77%
期权	31.98%	期权	36.31%	期权	40.19%
债券	28.93%	债券	32.14%	债券	35.41%
港股	18.78%	港股	16.67%	ETF	47.37%
美股	14.72%	美股	13.1%	外汇	8.61%
新兴市场股票	7.61%	新兴市场股票	3.57%	加密货币	10.53%
数字货币	14.72%	数字货币	5.36%	其他	4.31%
其他	3.05%	场外衍生品	25%	-	-
(空)	3.05%	其他	6.55%	-	-

数据资料来源：《2022-2024 中国量化投资白皮书》问卷调研

2.6.2 债券策略 下一个蓝海？

债券市场长期被视为“量化荒漠”，即便有部分量化机构开始尝试参与，其参与形式仍较为有限，主要集中在以下几类：

- 1.在实际操作中，更多仍以偏主观的方法为主。目前市场上涉及债券策略的多为主观型机构，如合晟资产、善择基金、深高投资、白鲸投资、利位投资等，这些机构基于自身研究进行债券投资，不使用系统化量化方法。
- 2.一些机构聚焦于可转债领域，主要采用套利类策略，方法论上以高频为主，依赖市场中短期价格波动获取超额收益。
- 3.在商品 CTA 策略中，部分机构将国债期货作为金融期货的一种进行配置，与传统商品期货更依赖价量因子、现货价格、库存、仓单、会员持仓、利润等基本数据不同，国债期货策略中更多采用宏观数据进行建模，策略周期上也多以中长线为主。
- 4.还有部分机构在闲置资金管理方面，将债券资金或国债逆回购作为低风险收益来源。这类配置的背后，往往出于以下几点考虑：

首先是市场机制的限制。当前大部分债券交易量集中在银行间市场，采用场外 OTC 模式，单笔交易门槛通常为 1000 万元以上，限制了中小量化机构的进入。同时，银行间市场主要依赖人工询价与做市商报价机制，与量化策略所依赖的电子化集中竞价系统存在天然冲突。目前量化机构所熟悉、擅长的交易所市场在债券整体交易中占比较低。



其次是量化工具缺乏。在以“买入持有”为主导的传统机构投资框架下，高频交易、套利等量化策略缺少对手盘，也缺乏相应的衍生工具进行风险对冲与策略扩展。

第三，策略定价层面也面临挑战。公开市场中，不同债券指数的夏普比率多在 0.4-0.6 之间，整体性价比较低；国债本身具备较强的“肥尾”特征，极端情况发生概率更高；而在信用债领域，由于缺乏统一定价基准，同一评级债券间的利差可达 300 个基点（如 AA+ 的城投债），模型难以捕捉其中的非财务因素，例如地方政府隐性担保等。这些特点使得债券资产在数据处理、风险控制等方面的建模难度远高于股票（股价统一）、期货（标准化合约）等标的，数据清洗成本显著增加。而除可转债以外，多数债券的日均换手率不足 1%，相比 A 股平均 2.5% 的换手率明显偏低，难以支持基于流动性的统计套利策略。

部分机构开始参与海外债券市场。在此类市场中，除利率因素外，整体市场规模更大、投资工具更丰富、品类更多元、制度机制更规范。相比之下，海外债市在多个维度上均领先于境内市场，对不少量化机构而言已成为具有较高确信度的资产配置方向。（更多内容详见第五章产品章节）

■ 图表 债券相关参与机构

机构	债券相关策略要点
机构 A	信用债（市级/省会级 AA+，久期 1.5 年）、可转债（双低+基本面筛选，持仓 2-3 个月）、国债期货（高频）、复合策略中债券为底仓。
机构 B	主要为中性策略，10% 转债高频（日内 5-30 分钟预测）、10% 股指高频；净值曲线与中性产品低相关甚至负相关。
机构 C	多元化 CTA 含三类国债期货，目标波动率 10%、费后夏普 1，策略频率为中频（持续交易），模型持续优化（已超 110 个）。
机构 D	可转债：全市场筛选，60 只左右，估值低配后轮动；复合策略为波动率均衡（可转债+CTA+低频股票+反脆弱）。
机构 E	国债期货策略为主，当前以 30 年期为核心；大类资产配置基于宏观周期，细分为股债商等组合。
机构 F	量化套利为主（70%-75% 可转债套利，15%-20% 股票套利），策略包含事件类、定价类、一篮子便宜债等；持仓 100-120 只转债，IC/IM 对冲。
机构 G	可转债为主（蒙特卡罗等模型估值、黑名单剔除、轮动操作），持仓 30-50 只、持有 1-2 周，收益来自“折价收敛”；IM 对冲，部分策略加入多因子量价提升平滑性。
机构 H	信用债与利率债结合，强调自建信评体系+高效券池管理；策略包括高收益债、利差交易、国债期货套利；年化收益 7.58%、最大回撤 1.56%、夏普 6.21。

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

2.7 量化出海：大风起兮云飞扬

2.7.1 出海趋势：大风起兮云飞扬

2024 年国内量化私募规模曾因 A 股波动缩水至 7000 亿元，尽管 2025 年初回升至 9000 亿元，但策略同质化与超额收益收窄问题突出，全球化配置成为重要事项。

根据白皮书问卷调研，203 家机构的调研数据，六成机构量化机构拥有出海计划，但全球化进程呈现金字塔形分布，绝大多数机构处于早期探索阶段，大多数都是尚未实施海外行动，其中三成处于了解阶段，仅 21.53% 的机构真正迈出了步伐，其中：牌照获取（10.05%）+设立办公室（9.57%）+成熟募资（1.91%），而且仅 1.91% 策略成熟并开启募资，成功案例稀缺。

在接下来的一年，有 19% 的机构将其放在了来年战略优先级最高的三个方向之一。次于本土策略探索，作为补充或次要方向。虽然占位并不高，但仍有 24 家机构将其选入前三，说明存在一定的需求，可能在特定领域或机构中有较大潜力。

■ 图表 量化机构“出海”所处阶段[多选题]

选项	小计	比例	选项	小计	比例
没有出海计划	83	39.71%	海外市场策略已运作成熟，开启募资	4	1.91%
了解阶段，尚未实施	57	27.27%	已注册海外牌照	21	10.05%
募集海外资金投向国内策略	18	8.61%	已设立海外办公室	20	9.57%
研究海外市场，暂未开始交易	34	16.27%	已经招聘海外人员	9	4.31%
已海外实盘	36	17.22%	其他	2	0.96%

■ 图表 量化机构“出海”所处阶段[多选题]

出海阶段	机构数量	占比	阶段特征
本土坚守型	83	39.71%	专注国内市场，暂无出海计划
战略观望型	91	43.54%	包含了解阶段（27.27%）+研究市场（16.27%），处于信息收集与风险评估期
跨境试水型	54	25.83%	涵盖募资回国（8.61%）+实盘交易（17.22%），初步尝试跨境运作
深度布局型	45	21.53%	牌照获取（10.05%）+设立办公室（9.57%）+成熟募资（1.91%），构建全球化基础设施

■ 图表 2025 年量化机构战略优先级最高的三项能力建设方向

选项	综合得分	第 1 位	第 2 位	第 3 位	小计
人工智能	5.03	19(29.69%)	21(32.81%)	24(37.5%)	64
极端风控应对	4.73	21(35%)	16(26.67%)	23(38.33%)	60
基本面量化、分域建模等	4.19	21(40.38%)	20(38.46%)	11(21.15%)	52
择时研究	3.82	13(26.53%)	15(30.61%)	21(42.86%)	49
频段扩容	3.4	24(58.54%)	14(34.15%)	3(7.32%)	41
宏观量化	2.93	17(47.22%)	13(36.11%)	6(16.67%)	36



多周期融合	2.61	9(27.27%)	15(45.45%)	9(27.27%)	33
出海、跨境策略	1.83	4(16.67%)	7(29.17%)	13(54.17%)	24
另类数据	1.6	2(9.52%)	9(42.86%)	10(47.62%)	21
硬件及技术平台升级	1.53	4(20%)	5(25%)	11(55%)	20
创新型产品结构计	1.24	4(25%)	4(25%)	8(50%)	16
其他	0.09	1(100%)	0(0%)	0(0%)	1

数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

2.7.2 出海实践：数据+募资+实盘

当前，国内量化机构的出海路径主要分为三类：1.募资出海；2.数据出海；3.策略出海，各个规模机构按照资产管理规模、创始人是否拥有海外背景以及其他资源禀赋分阶段进行。

募资出海：

多数机构选择先从牌照及募资开始出海进程，主要源于两个原因：首先海外更低的利息利率、融资杠杆、融券资源，海外资金实惠、规模大、时间长，在较长的一段时间内不会有流动性压力，可以专注在投研上；其次许多中国居民离岸资产会天然优先选择国内的优质机构。这部分机构主要从海外募集美元基金投向 A 股，为 A 股提供更多的流动性。

从实际操作上看，海外募资的第一步往往是取得合规牌照。据私募排排网不完全统计，截至 2023 年 12 月，拥有香港 9 号牌照，或者通过间接方式布局海外资产的“出海私募”共有 74 家，但这里面统计在册的只有量化私募仅有千象资产、宁波幻方量化、佳期投资、金锳私募、金戈量锐、进化论资产、九坤投资、龙旗科技、鸣石基金、喜岳投资、上海天演等 13 家机构，与编写组实际市场观感相差较大，由于香港 9 号牌披露为英文，且大多数私募中英文关联度极低，这部分一直统计难度较大。

从募资最终实际情况来看，头部基金规模已经能达到 40 亿美金，另外有一些机构主要瞄准主权财富基金等，典型如龙旗、喜岳、金戈量锐等已经有许多海外资金，以龙旗为例海外投资者占比近 50%，资金来源包括海外退休金、银行理财 FOF 和国家主权基金。国内券商、三方渠道代销占 40%，其余为机构直销及高净值客户。

随着牌照运营、人才招聘的推进，许多机构也实际化运营。例如明汭在中国香港、新加坡有办事处，纽约为第二研发中心，有 20 多名研发人员；宽德在纽约成立办公室以接触海外投资者；宏锡基金将投研人员分为期权、机器学习、基本面量化、商品指增、海外品种等小组。此外，一些机构也将出海作为人才储备的重要渠道。尽管海外策略无法直接迁移到国内市场，但海外人才在方法论、企业文化与系统架构上的经验，正逐步与国内体系融合，产生“1+1>2”的协同效应。

■ 图表 百亿量化私募出海名单

公司简称	内地私募公司	持香港 9 号牌的公司（中文）	持香港 9 号牌的公司（英文）
世纪前沿	海南世纪前沿私募基金管理有限公司	前沿资产管理（香港）有限公司	Frontier Asset Management(Hong Kong) Limited
佳期投资	上海佳期投资管理有限公司	佳期投资（香港）有限公司	JQ Investments(HK)Limited
金锳私募	上海金锳私募基金管理有限公司	金锳资产管理（香港）有限公司	Jinde Asset Management(Hong Kong) Limited

金戈量锐	宁波金戈量锐资产管理有限公司	金戈量锐资产管理（香港）有限公司	JinGe Asset Management(HK)Limited
九坤投资	九坤投资（北京）有限公司	/	Ubiquant Asset Management Co.,Limited
量派投资	上海量派投资管理有限公司	/	QuantPi Investment Limited
龙旗科技	杭州龙旗科技有限公司	龍旗科技（香港）有限公司	Longqi Scientific(Hong Kong)Limited
明泓投资	上海明泓投资管理有限公司	/	Jupiter Research Capital(Asia)Limited
鸣石基金	上海鸣石私募基金管理有限公司	鸣石投资（香港）有限公司	Mingshi Investment Management Limited
幻方量化	宁波幻方量化投资管理合伙企业（有限合伙）	幻方投资管理（香港）有限公司	High-Flier Capital Management(Hong Kong) Limited
千象资产	上海千象资产管理有限公司	千象资产管理有限公司	/
天演资本	上海天演私募基金管理有限公司	天演资本有限公司	Tianyan Capital Limited
因诺资产	因诺（上海）资产管理有限公司	/	INNO Investment

数据资料来源：私募排排网，截至 2025 年 4 月

数据出海:

许多机构也从海外获取数据，核心目的是带来策略启发，数据显示 2024 年有 9.57%的机构增加了海外数据的研究。

海外策略验证有助于深度解构收益本土策略来源——例如有的收益来源于制度性约束（涨停板、T+1、融券限制），有的来自市场错误定价（个人投资者占比、机构行为模式），有的来自市场微观结构（如订单簿特征等）。这种收益来源的精细化拆解，本质上推动了策略多样性的构建，通过识别不同市场中稳定的 Alpha 因子（如流动性溢价、监管套利、行为偏差），最终形成具备强鲁棒性的多市场配置体系。

机构实践层面，子午会将国内数据以及三方合作海外数据进行融合，将多源数据维度宽是作为其优势之一，用于优化机器学习模型的输入。

而对于 CTA 以及宏观策略来说，海外数据的获取也是其策略当中必不可少的。如元盛国内策略主要为**趋势跟踪+系统化宏观**，融合了基本面信号，而海外则为**100%趋势跟踪**，这源于一些数据是国内有而海外比较少的，例如交易所发布的商品仓单数据，或者市场上较为完善的商品产业链上的产量、销量等数据，这些商品如果以国内为主导，产业链是比较集中在中国的，在国内的产量和使用量很多甚至可以占到整体全世界的 50%+。

■ 图表 元盛在中国已发策略产品线

	元盛中国多元化（CDP）	元盛全球势进（QDLPMMT）	元盛跨境双享（Combo）
概览	中国境内 CTA	全球主流市场趋势跟踪 CTA	25%中国境内 CTA+75%全球多元化 CTA
投资范围	中国期货市场（超过 50 种，中国商品、股指以及债券期货）	全球主流的宏观期货市场（150 个品种，包括各国债券、利率、外汇、股指、商品）	中国期货市场+全球主流的和另类的宏观期货市场（包括各国债券利率、外汇、股指、商品）
模型信号	趋势跟踪作为策略的基础信号，结合其他与趋势跟踪在风险回报特征上互补的技术面量化和基本面量化信号。	100%趋势跟踪	趋势跟踪+系统化宏观 其中元盛全球多元化宏观策略前身为 1997 年发行的元盛旗舰基金，采用数量化、系统化和研究驱动型的模型，本质上是技术分析型，而非“基本分析型”系统，全球期货市场：超过 200 种期货品种，以



方向性头寸，包括多头或空头，取得与其他主要资产类别的长期低关联度。		多元化趋势跟踪策略为主，同时包括其他基于价格或非价格数据的策略 投资策略。趋势追踪：跟踪每日价格波动及其他数据，如果预期价格上涨，则建立多头仓位；如果预期价格下跌，则建立空头仓位；交易频率为中长期趋势：非高频交易。 中国境内 CTA	
投资组合风险	约 10-12%长期波动率	约 10-12%长期波动率	约 12-15%长期波动率
特点	将全球经验本土化，14 年业绩历经中国市场检验；旨在提供传统股债之外的另类资产配置	将全球研发基石的趋势跟踪模型单独呈现为产品；旨在提供一揽子更广泛的、全球股债之外的战略配置	独特的产品结构，旨在大幅提高资金利用效率；适当提高风险水平，同时获取境内外跨周期的

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

2.7.3 目标市场：香港跳板 美国

越来越多的量化机构选择以“自有资金试水”开启策略出海路径，若初期验证效果良好，再逐步通过 QDII 或券商提供的 TRS 国内收益互换方式发行产品募资，进入规模化运作阶段。目前，TRS 的年化资金成本一般为 2.5%至 3%左右，对策略要求仍有一定门槛。

放眼全市场，一般认为，广泛的可投资标的、充足的流动性、低交易成本、截面回报的差异、多样化的股票和行业代表性、适度的波动性、充分的数据是量化策略的理想市场特征，也是选择目标市场的主要标准。

根据对 126 家具有出海意向的机构调研，可将其目标市场分为三个层级，

第一层级包括美国与中国香港，分别有 47.62%与 57.14%的机构表示有意参与；

第二层级包括欧洲、新加坡、日本等发达地区，约有 20%机构表达出积极意愿；

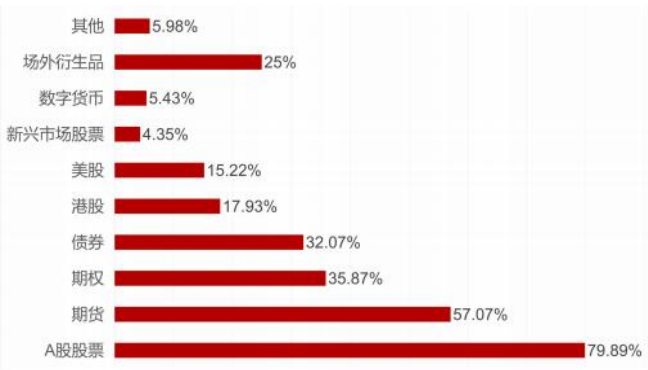
而印度、韩国、越南等亚洲新兴市场则构成第三梯队，机构意向在 10%左右。相较之下，媒体热度较高的印尼、巴西、中东等地区，实际在机构量化策略布局中的占比不足 10%。

其中香港（57.14%）作为离岸金融枢纽，是国内量化机构跨境投资的“跳板”，但预测更多体现为“通道型”布局，做募资、牌照业务，从 2023 年的数据来看，有 17.93%机构真正参与交易港股。美国（47.62%）是唯一高占比的发达市场，体现其资本流动性、市场成熟度优势，已与日本（20.63%）欧洲（15.87%）、拉开显著差距。从 2023 年的数据来看，美股市场实际已经参与率为 15.22%。

■图表 2024 年量化机构已经投资和即将投资的目标市场:[多选题]

选项	小计	比例	选项	小计	比例
中国	107	84.92%	新加坡	23	18.25%
美国	60	47.62%	越南	7	5.56%
香港	72	57.14%	印尼	4	3.17%
欧洲	20	15.87%	巴西	3	2.38%
日本	26	20.63%	中东	4	3.17%
韩国	8	6.35%	其他	4	3.17%
印度	14	11.11%			

■图表 2023 年量化机构当前投资研究标的:



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

值得注意的是，从 2024 年的新闻和数据上来看，机构在小众市场的注意力有所增多，例如私募排排网报道：

以量派投资为例，除在国内推出“量化多头+指增+中性+CTA”多策略组合外，还同步拓展海外市场，取得香港 4 号/9 号牌照，并尝试将 A 股市场验证有效的短周期模型复制至**韩国、印度等新兴市场**，同时吸引**中东主权基金等长期资金**。

明汨投资亦于 2025 年将量化视野扩展至亚太市场，重点布局**韩国、日本和印度**，以中国量化团队在高频交易上的积累，切入尚未完全竞争化的市场阶段，以获取潜在的 Alpha 收益。

在落地策略上，CTA、宏观与主观多头对外的步伐也更早，CTA 和宏观策略是具备天然的跨市场基因，落地海外市场的动力和路径相对更为清晰。2024 年**铜**的上涨便与 AI 相关产业需求上升、**矿山供应收紧、地缘障碍**有关。由于不同交易所定价的金属对地缘因素反应不同，**美国定价的铜因运输链紧张而更具弹性**，整体拉动效应更强。

宏观策略方面，泓湖投资构建以中国与美国为核心的六大类资产框架——中国的股、债、商，美国的股、债、商——构成其全球宏观视角下的主要配置轴线。

主观多头策略也在不断扩展覆盖面，例如磐泽香港管理资产规模已达 7 亿美元，除了 A 股、港股和美股外，也已将触角延伸至**日本、韩国、澳大利亚**等市场。通过与外资投行、研究机构的深度合作，借助非中概公司调研、分析师路演与实地考察，形成对本地市场更加深入的基本面理解。

■图表 全球主要股票市场的市值、公司数目与换手率

交易所	上市股票市值 (十亿美元)	上市公司数目	日均成交额 (百万美元)	年化换手率 (成交额/市值)	投资者平均持股月数 (12 个月/换手率)
美国	53,846	5,649	208,558	97%	12.4
中国内地	10,568	5,361	118,568	280%	4.3
泛欧交易所	6,797	1,915	10,017	37%	32.6
日本	6,660	3,940	27,112	102%	11.8
印度	4,639	2,417	9,218	50%	24.2
港交所	3,870	2,611	8,829	57%	21



英国	3,136	1,872	4,038	32%	37.3
加拿大	3,082	3,578	7,974	65%	18.6
德国	2,216	491	4,413	50%	24.1
中国台湾	2,020	1,016	8,591	106%	11.3
瑞士	1,986	222	2,636	33%	36.2
韩国	1,978	2,572	15,134	191%	6.3
澳大利亚	1,733	2,055	3,664	53%	22.7
南非	956	283	1,027	27%	44.7
巴西	931	353	4,666	125%	9.6
西班牙	738	800	1,243	42%	28.5
俄罗斯	650	828	961	37%	32.5
新加坡	570	625	774	34%	35.4

注：数据截至 2024 年 4 月，美国包括纽交所和纳斯达克；泛欧交易所的 GDP 采用欧盟国家 GDP；换手率使用截至 2024 年 4 月连续 12 个月的成交额计算

数据资料来源：WFE，Wind，中金公司研究部

案例：印度末日期权波动率交易策略

2024 年 4 月 10 日，Jane Street 向美国纽约南区地方法院提起诉讼。称，2 名跳槽到 Millennium 的前雇员 Douglas Schadewald 和 Daniel Spottiswood 在离开时带走了一项“高度机密”和“非常有价值、独特和专有的”自营交易策略，导致公司遭受重大损失。要求获得赔偿，并下令禁止 Millennium 和交易员使用这一策略。

两名交易员声称，他们在 Jane Street 建立的印度期权业务，是基于他们的经验和专业知识，而不是任何秘密的“算法或自动信号”。Millennium 也同样辩称，多年来它一直活跃在印度市场。后来在法庭听证会上了解到，该策略是以印度期权市场为中心，在 2023 年为 Jane Street 创造了 10 亿美元的利润。要知道印度期权市场的规模在过去五年中呈爆炸式增长，吸引了 Citadel Securities、Jump Trading、Jane Street 和 Millennium 等公司的兴趣。

印度末日期权波动率交易策略利用印度市场中零售交易活跃所导致的期权溢价偏高机会，结合量化动量与波动率信号进行操作。依托每日止损机制与实时风险监控系統构建严格的风险管理框架。通过卖权获得溢价、通过趋势追踪方向性交易，保持日内高频、无隔夜敞口交易，并严谨风控，1%回撤即平仓的硬性止损，程序生成信号+人工执行=高效可控交易。

■ 图表 策略基本要素表

交易特点	只做指数期权，不做个股期权，80%做到期日当天（作为空头，当日市场参与者以多头占多数，限制了日内价格的上限范围，保证了高流动性以及适量的价格波动），100%日内交易，0%隔夜敞口（90%的情况下，剩余10%情况隔夜，但有对冲保护），30-50次每日交易，80%卖权+20%买权，胜率85%。			
业绩	盈利天数占比	90%	年化收益率	20.0%
	盈利日的平均收益率	0.13%	年化波动率	4.7%
	亏损天数占比	10%	夏普比率	3.0x
	亏损日的平均收益率	-0.10%	最大回撤	-2.1%
风险控制	日内止损机制：每日设置1.5%-2%的净值回撤止损，确保单日风险可控。			
	实时风险监控：系统持续追踪监管政策变动、期权隐含波动率、持仓的关键行权价位等关键风险因子。			
	动态仓位管理：通过实时仪表板监控Delta敞口，防止仓位过度集中于单一方向或标的。			
	顺势交易原则：在市场呈现明确趋势时，顺势建仓以提升交易胜率与风险收益比。			
基金风险控制	隔夜风险控制：尽量减少隔夜持仓；如有空头期权持仓，将通过买入更远价位的多头期权进行对冲，降低跳空风险。			
	市场风险：通过高频交易以及确保在交易日结束前平仓来减少市场波动带来的风险；1%日回撤则停止交易并实施硬止损			
	在策略风险：办公室配备备用发电机，能够在紧急情况下提供两天的备用电力，确保硬件系统的功能性；确保软件系统的及时更新、数据的加密，以及进行定期的漏洞评估。			
适宜环境	市场走势相对稳定，波动率收敛，价格围绕核心区间波动。			
	隐含波动率显著高于实际波动率，提供良好的“波动率溢价”以供卖方赚取时间价值。			
不利环境	市场流动性充足，个人投资者参与度高，使得期权定价更容易出现高估，提升策略边际收益。			
	高波动、宽幅震荡行情，例如价格单日波动超过两倍标准差，容易触发止损或Gamma风险上升。			
	走势反复、无序的震荡市，期权卖方难以有效捕捉区间，头寸容易被来回扫损。			
	在此类环境中，我们会适当降低仓位，并选择更虚值的期权进行卖出，以控制尾部风险。			

数据资料来源：Gao Capital

印度市场：

按场内衍生品成交手数计算，2023 年全球排名前三的交易所为印度国家证券交易所、巴西交易所和芝加哥商业交易所集团。其中印度成交量为 848.17 亿手，同比增长 122.5%。根据监管数据，2023-24 年印度指数期权交易的名义价值增加了一倍多，从一年前的 447.69 万亿美元增至 907.09 万亿美元。占据全球股指期货合约交易量的 84%；其中日间交易占比达到 99%。

印度个人投资者账户数量自 2020 年以来增加了两倍多，达到约 1.6 亿个。尤其是年轻人开始流行疯狂购买股票和期权。



印度证券交易委员会指出，2024 财年有超过 900 万个人和公司涉足指数衍生品，造成了 5168.9 亿卢比（61.8 亿美元）的损失。个人投资者为了以小博大，进行期权交易，不愿长期投资只想投机，印度证券委员会（SEBI）报道 90% 的活跃个人投资者交易者在交易期权合约中亏损。隐含波动率的增加，为套利提供了更多的机会。这种增加的套利机会又进一步吸引了更多的参与者进入衍生品市场，形成了正向循环，推动衍生品交易量进一步增长。

印度的股市制度方面：从 1992 年即实行注册制，有健全的退市制度，近几年上市公司数量维持在 6000 家左右。个人投资者执行 T+0 交易制度，而机构是 T+3，个人投资者的流动性远远高于机构，核心目的是让机构减少利用信息差和时间差，这种不对等交易制度，制约了机构频繁交易，短线高频无法在股票市场实施。同时政策对大额减持有非常严格的规定，另外有丰富的衍生品工具增加股指和股票市场的流动性。

除了 Jane Street, Millennium Management、Graviton、Alphagrep、Jump Trading、Tower Capital 和 Citadel Securities 等高频交易巨头在印度声名鹊起。即使是纯手工操作的末日日内双卖策略，即简单粗暴地卖出跨式期权组合也能够实现年化 20% 的回报，回撤较小。

但印度证券交易委员会于 7 月 30 日发布了最新强监管措施，主要包括：提升股指期货合约规模下限，提前收取期权手续费，精简周合约数量以及合约交割前提升保证金等。一周前，印度政府还宣布从 10 月 1 日起将股指期货交易税率翻一番。周二，印度证券交易委员会（SEBI）提议将指数期权的最低交易金额提高三倍以上，减少每周到期的合约数量并提高利润率。

■ 图表 中印期权对比

	中国	印度
品种	沪深 300 股指期货、中证 1000 股指期货、上证 50 股指期货	印度期权产品品种多、到期频率快，合约每周到期，高波动性+高流动性，对高频交易十分有利，2023 年，BSE BANKEX 合约的到期日从星期五更改为星期一，这意味着现在印度的交易者每天都有到期日。其中日间交易占比达到 99%
交易模式	合约月份为当月、下 2 个月及随后 3 个季月，T+1 的交易模式，一定有隔夜敞口	T+0 的交易模式，无隔夜敞口、降低风险、增加流动性
交易量	全球衍生品市场 2023 交易量占比 11.5%	全球衍生品市场 2023 交易量占比第一：印度 61.8% 遥遥领先，其次为美国（13%）、中国（11.5%）巴西（6%）、欧洲（3.6%）、其他（4.1%），其中 2024 年名义价值每日平均值，NIFTY 50 交易量 1.64 万亿美元；S&P500 交易量 1.44 万亿美元。印度占据全球股指期货合约交易量的 84%

■ 图表 印度各交易日到期期权品种

	中国	印度
周一	Nifty Midcap Select BANKEX	跟踪 NSE 上市中盘公司表现的股票市场指数 代表 BSE 上主要银行类股票表现的指数
周二	Nifty Financial Services 25/50	由金融服务行业的公司组成，采用 25/50 限额规则限制单一成分股比例的指数
周三	Nifty bank	跟踪 NSE 上最具流动性和大盘银行股表现的指数
周四	Nifty 50	代表 NSE 上市的 50 家最大印度公司的加权平均值的基准指数
周五	BSE SENSEX	BSE 上市的 30 家稳定且财务状况良好的公司

数据资料来源：编写组整理

越南市场：

■ 图表 越南部分交易规则

交易费	费率高，软件交易 0.15% 佣金，买入、卖出各 0.15%，自动缴纳 0.1% 税；证券托管费每月 0.4 盾/股，按天计算。证券转进出费每次 0.5 盾/股，上限 50 万盾；
交易模式	为 T+2，卖出股票后两天资金到账；
借贷服务	IVS 提供资金借贷服务，利息每天 0.038%。
海外投资	中国投资人提现需提交书面材料，IVS 汇款至指定账户。

行业分布	各板块的市值结构分化明显，其中超过一半市值属于银行（35.85%）、住宅房地产（12.98%）、食品消费（8.62%）等三个板块；在 VN30 指数权重中也可以看出，金融地产占绝对权重，超过 60%；这些行业在城市化快速发展收益，也是经济体发展的支柱产业，因此受到越南本国市场的大量青睐。其次是油气（6.51%）、工业地产等资本密（5.00%）以及航空（4.82%）集型产业。
估值水平	2024 年越南指数 VNINDEX 动态市盈率约 10.1 倍，处低位，2025-2026 年前瞻市盈率分别为 10.3 和 8.1 倍，估值具吸引力

■ 图表 越南涨跌停限制

交易所名称	日度涨跌幅限制	备注
胡志明交易所	± 7%	新上市股票或停牌 25 天以上股票复牌首日适用的价格区间为参考价的 ± 20%
河内交易所	± 10%	新上市股票或停牌 25 天以上股票复牌首日适用的价格区间为参考价的 ± 30%
河内 UpCom	± 15%	新上市股票或停牌 25 天以上股票复牌首日适用的价格区间为参考价的 ± 40%

■ 图表 越南交易时间

股票交易所	时间	北京时间	当地时间	交易时段
胡志明交易所	上午交易时间	10:00 am-10:15am	9:00am-09:15am	开盘集合竞价
		10:15am-12:30pm	9:15 am-11:30 am	连续交易
		10:00am-12:30pm	9:00am-11:30am	大宗交易
		13:00pm-15:30pm	13:00pm-14:30pm	连续交易
	下午交易时间	15:30pm-15:45pm	14:30pm-14:45 pm	收盘集合竞价
		14:00pm-16:00pm	13:00pm-15:00 pm	大宗交易
河内交易所	上午交易时间	10:00am-12:30pm	9:00am-11:30am	连续交易&大宗交易
		14:00pm-15:30 pm	13:00 pm-14:30pm	连续交易
	下午交易时间	15:30pm-15:45pm	14:30pm-14:45pm	收盘集合竞价
		14:00pm-16:00pm	13:00pm-15:00pm	大宗交易
	盘后交易时间	15:45 pm-16:00 pm	14:45 pm-15:00pm	盘后交易
河内 UpCom	上午交易时间	10:00 am-12:30 pm	9:00am-11:30am	连续交易&大宗交易
	下午交易时间	14:00pm-16:00pm	13:00 pm-15:00pm	连续交易&大宗交易

数据资料来源：编写组整理



2.7.4 市场挑战：水土不服 差异过大

对于量化私募而言，出海无异于在陌生的环境重新构建一个新公司、新策略，一切在国内所遇到的问题在海外都会遇到甚至更为严重。调查显示：**市场规则与数据结构差异**（51.59%）是最大障碍，其次为**策略水土不服**（42.06%）和**人才**（41.27%）/通道（38.1%）问题紧随其后，显示策略本地化能力、资源匹配不足的痛点。技术性障碍（如链路直连、夜盘交易）、政策限制（外汇管制）、资源短板（人才、资金）共同构成复杂阻力，导致选项分散化。链路部署（21.43%）和资金匹配（27.78%）占比较低，或因仅头部机构触及技术深水区，而中小机构更关注基础性障碍（如市场规则）。

■ 图表 在出海过程中，量化机构面临的主要挑战

选项	小计	比例	选项	小计	比例
策略：水土不服，难以照搬	53	42.06%	资金：难以精准匹配国内量化的国际投资人	35	27.78%
市场：规则、数据结构差异过大	65	51.59%	通道：外汇管制或 QDII/跨境收益互换通路不顺	48	38.1%
时间：跨时交易及夜盘交易	41	32.54%	链路：难以实现直连交易所或 colo 部署	27	21.43%
人才：海外专业人才缺乏	52	41.27%	其他	5	3.97%

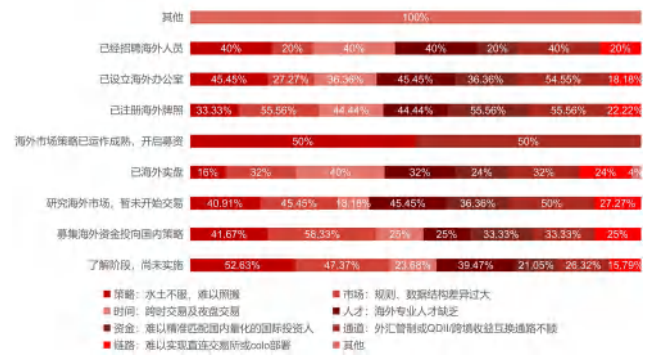
*本题有效填写人次:126；数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调研

各机构在出海过程中所面临的挑战有一些共性，但选项显得十分分散。也许正是因为各自所处的阶段不同，导致的这种分散性。但总体可以发现，**市场规则差异是贯穿始终的基础性障碍**（各阶段选择率 $\geq 33\%$ ）；但初期的时候量化机构可能会出现认知偏差，**机构在了解阶段易高估直接套用中国策略的可能性**（26.32%选择策略问题），低估海外机构差异。**通道问题随阶段推进持续加重**（从了解阶段 31.58%→成熟期 100%）；**人才缺口在组织实体化后急剧凸显**（设立办公室阶段达 66.67%）。

■ 图表 根据机构出海进程，挑战呈现“三阶段跃迁”规律：

阶段	核心挑战群	典型代表数据
探索期 (了解阶段/ 研究市场)	市场规则认知障碍	了解阶段机构：市场规则差异
	策略本土化焦虑	研究市场机构：策略水土不服
攻坚期 (注册牌照/ 设立办公室)	基础设施搭建困境	已注册牌照机构：通道问题
	人才-通道双重瓶颈	设立办公室机构：人才缺乏
成熟期 (实盘运作/ 开启募资)	资金链路深度整合	成熟机构：通道问题
	跨时区技术运维	实盘机构：夜盘交易

■ 图表 出海阶段与挑战对比分析



*本题有效填写人次:126；数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调研

数据显示：各机构在出海过程中遭遇的挑战呈现出显著的地域分化，主要可归纳为“成熟市场结构性适配困难、离岸枢纽政策与资源制约、新兴市场基础设施瓶颈”三类特征。

成熟市场：朝往美国市场发展的机构主要面临的是**策略水土不服**（50%）与**市场规则差异**（50%）双重困难，机构主导低波动 VIX 生态与国内迥然不同；**欧洲市场最大的痛点则是跨时区交易**（80%），对盘中调仓、模型同步、运维保障等构成实际障碍；而**人才缺口**（66.67%）则是日本市场最大的挑战。

离岸枢纽：香港由于仍受外汇管制影响（36%），跨境资金调度存在不确定性，同时本地量化专业人才供应不足（52%），限制团队落地能力；**市场规则差异（83.33%）**则是与新加坡市场的首要障碍。

新兴市场：100%的机构表示受到印度市场规则差异的严重制约；100%机构在巴西遭遇链路部署难题。

市场差异过大确实是各家机构面临的最重要挑战，以中美市场为例，包括交易所、交易规则、数据使用、交易成本、市场参与者、监管政策等都迥然不同。在实际过程中，包括市场准入条件，运营成本，募资情况，竞争对手也是量化私募需要考量的因素之一。

值得一提的是，汇率因素亦是影响出海基金表现的重要变量。例如，一度由于日本央行超预期加息，国际市场出现“借日元买美股”等拥挤交易，导致踩踏式风险释放，引发美股市场大幅动荡。

■ 图表 中美股票市场的比较

类别	中国	美国	类别	中国	美国
交易市场	单一市场	多个交易所市场深度高	个人投资者占交易量比例	61.35%	20%
交易规则	T+1 交易制度融券受限制有涨跌幅限制	T+0 交易制度融券机制成熟无涨跌幅限制	指数基金 ETF 规模	2.3 万亿 RMB	50 万亿 RMB
交易成本	总体较高买卖价差印花税...	低	总市值	90 万亿 RMB	350 万亿 RMB
市场参与者	个人投资者占比高	机构为主	公司结构	周期股、金融股	消费股、科技股
监管政策	仍在完善过程中，变化快	相对稳定	活跃投资者数量	5000 万	1.66 亿
前 10%大市值股票成交金额占比	38%	46%	专业机构持股占比	21.69%	60%
			年换手率	448%	109%

数据资料来源：Tower，蒙玺投资

2.7.5 借船出海 第三方服务选择

在策略、数据、募资等多维度推进出海的过程中，量化私募往往难以独立完成所有环节，第三方服务机构成为“借船出海”的关键抓手。律所、会所、托管、运营等机构为策略在海外落地提供基础保障，当然**券商及投行是其中重中之重**。

而机构选择海外 PB 的主要原因包括：综合成本、研究与数据服务、资本引荐、券池。

根据问卷调查总结发现选择主经纪商本质是构建跨境交易的操作系统，需在成本控制、数据获取、资本对接间寻找动态平衡。通常建议采用“3+2”策略，即锚定 3 个核心 PB（全能型+区域专精型+技术特化型），保留 2 个备用 PB 应对突发监管风险。最终通过 PB 组合实现成本最优、风险分散、机会捕捉的三角平衡

■ 图表 在出海过程中，选择主经纪商(Prime Broker) 主要基于什么原因

选项	综合得分	小计	选项	综合得分	小计
综合成本	5.31	51	全球业务品种与交易执行	3.58	37
研究与数据服务	4.94	46	合作接入效率、速度	2.67	32



资本引荐资源与能力	4.85	45	品牌公信力背书	2.21	29
低延迟接入与系统稳定性	3.9	41	国内业务合作绑定	1.09	20
券池与流动性资源	3.76	37	其他	0.35	9

数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调研

2.7.6 他山之石：海外机构及策略

规模：根据 Aurum 的数据，2024 年全球对冲基金各策略收益为正，但是资金流出，虽然同比增长了 1922 亿美元，达到 3.1 万亿美元，但增长主要由净正收益 (+\$283.6bn) 推动，净流出 (-91.4bn) 所抵消。

收益：全年对冲基金加权收益为 11.3%，平均收益为 10.3%，平均而言，规模较大的对冲基金表现较好。业绩中值为 9.3%。多策略是最强的表现策略，在资产加权基础上回报率为 13.6%。量化策略排名倒数第二，回报率为 8.7%。

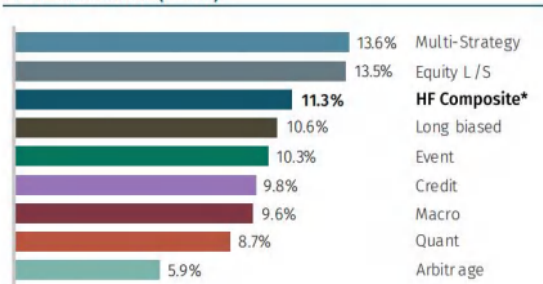
量化：细分到量化基金，目前统计中的共有 461 家，管理规模为 3520 亿美金。总体规模增长 234 亿美金，由于正收益带来的流入为 318 亿美金，流出为 35 亿美金，资本流入为 495 亿美金，流出 544 亿美金。

全年：2024 年，海外量化策略年初表现非常强劲，在第一季度所有主策略中表现最佳。量化策略在一月、三月和四月均优于其他所有主策略。**该策略表现最强劲的月份是二月，当时上涨了 3.0%。**2 月份业绩表现的重要驱动因素是量化宏观 (+4.2%) 和量化 CTA (+4.1%) 子策略的表现。4 月之后，量化策略表现不佳，连续四个月出现负收益，并且直到年底最后两个月才开始产生可观的回报。该策略表现最差的月份是 8 月，下跌了 1.7%。这主要是由于量化宏观 (-4.5%) 和量化 CTA (-3.1%) 这两个子策略受到美元走弱的影响表现不佳。

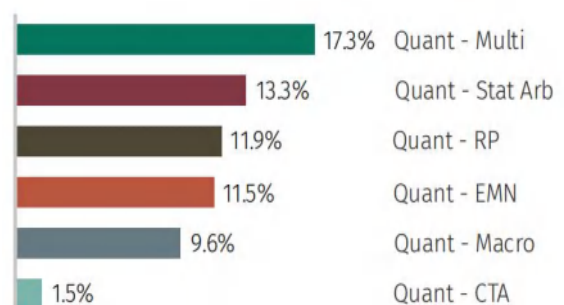
子策略：2024 年量化策略的总体表现为 +8.7%，**表现最强的子策略是量化多策略** (+17.4%，五年夏普率为 1.4，五年总回报率为 9.9%)，有九个月实现了正收益，在所有 37 个行业子策略中表现最佳。相比之下，**量化 CTA 表现最差**成为拖累整体量化表现的主要因素。统计套利、量化股票市场中性以及风险溢价都表现相对较好。

■ 图表 2024 年各策略对冲基金回报情况

NET RETURN (1 YR)



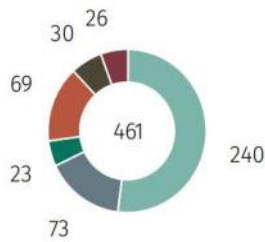
■ 图表 2024 年量化细分策略对冲基金回报情况



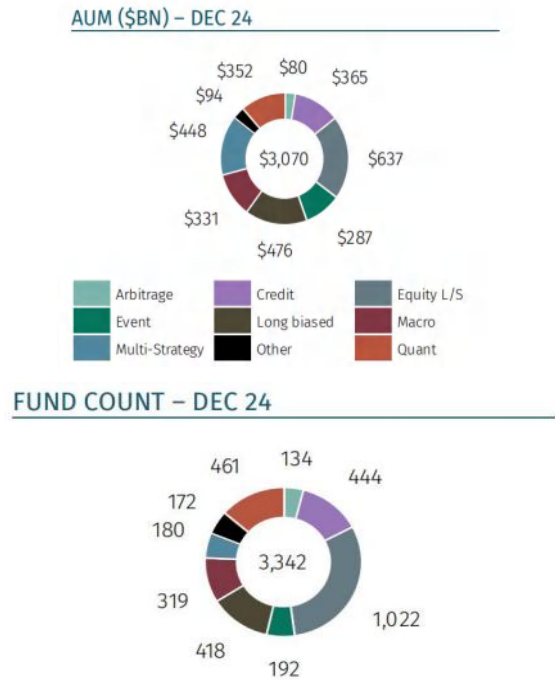
■ 图表 2024 年量化各策略对冲基金资产管理规模



NO. OF FUNDS – DECEMBER 2024



■ 图表 2024 年量化细分策略对冲基金数量



数据资料来源：Aurum

■ 图表 所有策略 2024 月度表现

	1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月	年化
量化	1.38%	0.69%	1.81%	0.72%	0.41%	0.87%	0.36%	0.84%	0.66%	1.03%	2.14%	1.91%	13.59%
多空	1.34%	3.15%	2.13%	-1.22%	1.49%	1.03%	0.57%	0.87%	1.30%	0.64%	2.35%	-0.87%	13.45%
多策略	0.21%	2.79%	2.68%	-1.75%	1.94%	1.00%	0.99%	1.55%	2.52%	-1.55%	1.98%	-2.07%	10.60%
偏多	0.34%	1.09%	2.04%	-0.42%	1.50%	-0.10%	1.00%	0.89%	1.41%	0.11%	2.24%	-0.23%	10.27%
信贷	0.94%	0.67%	0.92%	0.52%	1.03%	0.65%	0.94%	0.66%	1.05%	0.50%	0.98%	0.48%	9.76%
事件驱动	0.65%	0.25%	1.78%	0.38%	0.64%	-0.10%	1.04%	0.05%	1.72%	0.19%	2.02%	0.64%	9.64%
宏观	1.91%	3.02%	2.98%	1.32%	-0.79%	-0.41%	-0.88%	-1.71%	0.33%	-0.31%	1.62%	1.44%	8.72%
套利	0.50%	0.33%	0.57%	0.47%	0.00%	0.32%	0.49%	0.34%	0.95%	0.72%	0.57%	0.47%	5.87%
对冲基金综合	1.01%	1.84%	2.05%	-0.21%	0.91%	0.51%	0.55%	0.49%	1.30%	0.16%	1.92%	0.24%	11.29%
债券	-1.38%	-1.26%	0.55%	-2.52%	1.31%	0.14%	2.76%	2.37%	1.70%	-3.35%	0.34%	-2.15%	-1.69%
股票	0.13%	4.10%	2.91%	-3.50%	3.76%	1.63%	1.99%	2.14%	2.22%	-2.37%	3.76%	-2.75%	14.49%

数据资料来源：Aurum

■ 图表 量化细分策略 2024 年月度表现

	1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月	年化
Quant	1.91%	3.02%	2.98%	1.32%	-0.79%	-0.41%	-0.88%	-1.71%	0.33%	-0.31%	1.62%	1.44%	8.72%
Quant-Multi	3.03%	1.55%	2.60%	-0.19%	-0.25%	3.09%	0.55%	2.28%	-0.13%	0.57%	2.27%	0.83%	17.35%
Quant-Stat Arb	1.73%	0.72%	1.95%	-0.11%	1.05%	2.49%	0.25%	2.62%	0.26%	-1.05%	1.74%	1.00%	13.35%
Quant-RP	2.35%	1.89%	3.34%	-0.96%	1.68%	0.83%	0.14%	-0.36%	0.31%	-0.25%	2.57%	-0.10%	11.95%



Quant -EMN	2.64%	0.17%	1.95%	1.12%	0.60%	1.27%	-0.77%	1.41%	-0.19%	0.44%	0.69%	1.67%	11.51%
Quant-Macro	2.11%	4.17%	3.13%	3.14%	-1.94%	-1.51%	-0.86%	-4.48%	0.14%	2.34%	0.66%	2.64%	9.56%
Quant-CTA	0.94%	4.09%	3.31%	1.29%	-1.28%	-2.22%	-2.03%	-3.06%	0.97%	-3.30%	2.13%	0.99%	1.50%
HF Composite	1.01%	1.84%	2.05%	-0.21%	0.91%	0.51%	0.55%	0.49%	1.30%	0.16%	1.92%	0.24%	11.29%
Bonds	-1.38%	-1.26%	0.55%	-2.52%	1.31%	0.14%	2.76%	2.37%	1.70%	-3.35%	0.34%	-2.15%	-1.69%
Equities	0.13%	4.10%	2.91%	-3.50%	3.76%	1.63%	1.99%	2.14%	2.22%	-2.37%	3.76%	-2.75%	14.49 %

数据资料来源：Aurum

■ 图表 海外量化代表机构

类别	代表机构（知名）	代表机构（其他）
高频交易公司	Hudson River Trading、Jump Trading、Virtu、Tower Research	HAP、QuantLab、Headlands
自营交易公司	Jane Street、Citadel Securities、IMC、Optiver、Akuna、DRW、SIG、Five Rings	Old Mission Capital、TransMarket Group、GTS、Volant、Flow
多管理人（平台型基金）	Millennium、Point72/Cubist、Citadel、Balyasny、Exodus Point、WorldQuant	GSA、Tudor、Engineers Gate、Schonfeld、Verition、Centiva、Walley
对冲基金	集中协作型	Squarepoint、Aquatic、Voleon、TGS、G-Research
	基本面型	-
	其他	Brevan Howard、Guggenheim、Highbridge、Laurion、Teza、Quadrature、Qube
另类资产管理公司	MAN Numeric、AQR、BlackRock、PanAgora、AllianceBernstein、Winton、Bridgewater	-
被动资产管理公司	PIMCO、Fidelity	State Street、Invesco
银行	Morgan Stanley、Goldman Sachs、Bank of America、JP Morgan、Citi、Deutsche Bank、Barclays、UBS、Credit Suisse	Societe Generale、Wells Fargo、HSBC、Nomura、BnP Paribas

数据资料来源：Wallstreet Quant

2.8 多因子策略：比例重置

国内股票量化机构基本逃不开多因子方法论，从数据加工为因子，再经组合最后交易执行，过往三年白皮书已经有大量连篇累牍的报告。

2024 年，多因子方面总体呈现以下 3 点变化：**基本面权重增加，组合探索动态赋权，高频数据 HI+AI 人工智能继续深度融合。**

2.8.1 比例重置 基本面增加权重

过去几年，人工智能与高频量价过去很长一段时间主导着量化迭代的逻辑，**通常在实操中量化机构一般会最终根据 300、500、1000、中性等各类产品分配不同的因子比重，最常见的为 70-80%量价类因子+20-30%（基本面因子+ 舆情和另类因子），以追求因子之间的低相关性。**但 2024 年，部分机构配置比例和业绩贡献发生了变化，

以龙旗为例，2023 年年底时，其量价因子占比大概 2/3 左右，基本面和另类因子占比大概在 1/3 左右。2024 年经过策略迭代后，目前量价因子降低到 50%~60%的范围，基本面和另类因子占比提高到将近 40%左右，目前换手率属于中频，年化双边 50 倍到 60 倍，基本不会受到所谓的高频差异化收费的影响。

2024 年世纪前沿的模型则分别在 4 月、6 月和 7 月先后进行了三次迭代更新。中长周期的量价因子、基本面和分析师因子以及另类因子都进行了迭代：比如量价因子的更新迭代比例大概在 30%，基本面和分析师因子的更新迭代比例大概在 10%，另类因子的更新比例大概在 10%左右。总的来看，因子迭代的更新比例大概在 50%左右。从 2024 上半年归因分析来看，量价因子的收益贡献占比约 36%，基本面和分析师因子约 43%，另类因子约 21%。基本面和另类因子贡献占比会更多。同时，公司在年初的时候，策略已经对基本面因子的权重有所调整。

这与调研数据基本相符，2024 年量化机构对于增加使用权重的数据类型，**除了五成多的高频量价数据之外，基本面财务、事件型数据等也在增加权重，显得更为均衡。**

■ 图表 各频段数据类型及特点

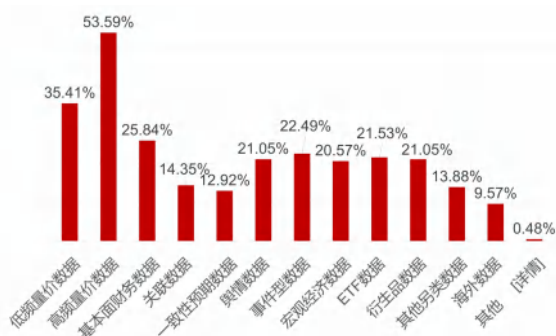
类别	高频数据	中频数据	低频数据	超低频数据
特点	频率极高，通常在毫秒、微秒级别，每秒甚至可以记录数百次变化，数据量巨大	频率适中，通常在分钟级、小时级，每日产生大量数据，涵盖更长时间区间	频率较低，通常在日、周、月、季度或年度级别，更适合长周期分析	更新频率极低，通常几年才会发生一次变化，主要用于周期性、长期趋势分析
数据类型	行情数据（Market Quotes）：即最优买价、最优卖价、买量、卖量等信息。通常以毫秒级或微秒级的频率更新。适合用于捕捉价格变化的短暂机会，如闪电套利、价差套利等策略。	分钟线数据（Minute Bars）：记录每分钟的开盘价、收盘价、最高价、最低价和成交量，是日内策略的基础数据。	日线数据（Daily Data）：即每日市场收盘后的股票、指数或其他资产的价格、交易量等数据，是量化研究和策略开发中的基础数据。	年线数据（Annual Data）：每年的开盘价、最高价、最低价和收盘价，以及年度收益率和波动率。用于判断超长期的趋势和周期。
	逐笔成交数据（Tick Data）记录每笔成交的时间、价格、成交量等信息，广泛用于高频交易（HFT）策略。	小时线数据（Hourly Bars）记录每小时价格和成交信息，用于日内波段操作、日内趋势跟踪策略。	周线数据（Weekly Data）：周线级别的开盘价、最高价、最低价和收盘价（OHLC）数据。比日线数据更能反映市场的中期趋势。	



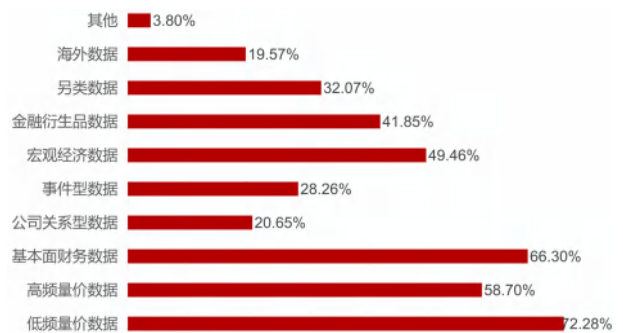
应用场景	盘口数据（Order Book Data）：记录每时每刻的买卖挂单情况，包括价格、数量、买卖深度等，用于短线和流动性策略。	波动率、收益率（Volatility>Returns）：分钟级或小时级的波动率、收益率数据，可用于衡量短期价格波动	月线数据（MonthlyData）：即每月的开盘价、最高价、最低价和收盘价。	长期宏观数据（Long-term
	交易事件数据（TradeEventData）：包含市场中任何交易行为引发的事件，如涨停、断崖式下跌、闪崩等事件发生时的详细信息。	成交量和成交额数据（Volumeand Turnover Data）：即每分钟或每小时的成交量和成交额数据，适合量价分析，判断市场短期的供需变化，或者结合价格变化评估市场买卖力量。	季线数据（QuarterlyData）：即每季度的高开低收数据以及季度波动率。	EconomicData）：如人口增长率、长周期债券收益率，反映较长时间经济趋势财务报表数据（Financial
	订单流数据（OrderFlowData）：即下单、撤单、成交等细节，反映市场中的订单活动。可帮助了解买卖双方的力量对比，可以用于订单流驱动策略。	技术指标数据（Technical IndicatorData）：如移动平均线（MA）等基于分钟级或小时级数据计算，适用于趋势跟踪和技术分析策略。	历史事件数据（Historical Event Data）：包括金融危机、战争、科技革命等重要历史事件，帮助模型进行极端情况的应对设计。	Statement Data）：即企业的收入、净利润等。在选股、估值和风险分析中起到重要作用。
	高频数据主要用于高频交易策略，如套利、做市和流动性策略。这类策略依赖于实时数据的快速分析与决策，力求在短时间内捕捉微小价格波动获利。	中频数据适用于日内交易策略和波段操作策略。例如，通过分析分钟线数据，可以捕捉日内趋势或反转机会。此外，基于小时线数据的波动率模型可以有效地控制日内风险。	低频数据适用于中长期的趋势跟踪、资产配置和基本面分析等策略。此外，针对一些常见的分析框架（如 Barra、Axioma 等），都是基于日频的公司数据和季度的财报数据等获得的。广泛应用于风险管理、因子分析和组合优化。	超低频数据通常适用于资产配置和风险管理的长期规划。可以帮助宽客理解长期经济周期的波动，并在策略中引入应对罕见事件的冗余机制。

数据资料来源：蒙玺投资

■ 图表 量化机构 2024 年增加了使用权重的数据类型



■ 图表 量化机构 2023 年使用的数据类型



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

2.8.2 机器学习挖掘+高频因子继续深度融合

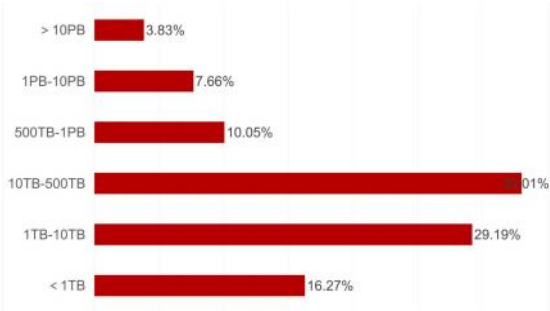
行业早期因子挖掘以人为核心，挖掘遗传规划技术为主，通过改进适应度指标、优化非线性因子使用方法等，提升因子挖掘能力；随后引入神经网络，利用独特网络结构实现因子挖掘与合成；接着图神经网络挖掘分析师共同覆盖关联信息；当

前则用大语言模型、多智能体系统，构建全新因子挖掘系统，技术手段日益丰富。同时也不断改进模型结构和算法，并注重模型融合，将不同模型或因子的优势结合，使选股效果持续优化，提升投资策略的有效性。

数据利用方面，从单一的量价数据挖掘，逐步发展到综合高频、低频全频段量价数据，以及分析师共同覆盖等基本面关联数据，实现对多类型数据的深度分析与有效利用，挖掘出更具价值的因子。

算力方面，针对因子挖掘过程中计算量大的问题，引入 GPU 加速技术，对高频因子计算、遗传规划因子挖掘等环节进行优化，大幅缩短计算时间，显著提高挖掘效率，为快速迭代和实时分析提供支持。

■图表 量化机构目前存储的数据量级



■图表 量化机构目前所使用的 GPU 和 CPU 数量：

	<10TFLOPS	10-100TFLOPS	100-500TFLOPS	500-1000TFLOPS	>1000TFLOPS	不清楚
GPU	38 (18.18%)	37 (17.7%)	28 (13.4%)	21 (10.05%)	8 (3.83%)	77(36.84%)
CPU	26 (12.44%)	39 (18.66%)	35 (16.75%)	15 (7.18%)	12 (5.74%)	82(39.23%)

数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

从各家量化私募机构的介绍资料来看，几乎找不出信息含量，几乎大家只会一笔带过因子总量、大的分类权重（基本面+量价因子+另类因子）、挖掘方式（人工挖掘+机器挖掘），这部分仍然是保密性较高的内容。

从 2024 年卖方研究输出的 6000 多份观点报告来看，因子是重要占比，但实际以因子业绩跟踪为主，极少量的新因子挖掘，其中基本面因子和高频因子的研究数量不分伯仲。

过往三年，高频数据及高频因子一直是行业重点关注方向。

高频因子是一种通过分析交易数据中的短时间内的波动模式、价格变化和成交量等信息，来捕捉市场瞬间交易机会的量化投资方法。

■图表 高频因子分类

因子	因子介绍
价格和波动性因子	这类因子主要关注短期内的价格变动和波动，例如最高价、最低价、收盘价等价格数据，以及价格波动率、价格跳空等波动性信息。
成交量和流动性因子	这类因子关注市场的成交量、成交额、挂单量等交易数据，以及市场的流动性状况，例如买卖方向、买卖价差、流动性消耗等。
订单簿因子	这类因子基于订单簿数据，关注市场参与者的交易意愿和行为，例如买卖盘口、市价委托比例、委托成交率等。
市场传导因子	这类因子关注市场之间的信息传递，如价格传导、成交量传导等，以及不同市场、不同品种之间的相关性和共整性。

数据资料来源：BigQuant

■图表 BigQuant 内部分高频因子字段

资 金 流 向 类 (大单动向)	hf_netinflow_rate_exlarge_order_act 特大单净买入比率→反映机构资金的净流入强度	订 单 簿 核 心 指 标	hf_buy_value_exlarge_order_act 特大单主动买入金额→机构急迫性买入
	hf_netinflow_rate_large_order_act 大单净买入比率→主力资金的净买入意愿		hf_sell_value_exlarge_order_act 特大单主动卖出金额→机构砸盘力度
	hf_net_inflow_value 净买入金额→市场整体资金流入/流出规模		hf_num_trades 成交笔数→市场交易频率
	hf_tot_volume_bid-hf_tot_volume_ask 委买总量-委卖总量→实时买卖盘压力差（需组合计算）		
市 场 波 动 类 (价格变化)	hf_real_std 已实现波动率(1 分钟) →短期价格波动剧烈程度	关 键 时 段 行 为	hf_open_netinflow_rate_exlarge_order_act 开盘特大单净买入比率→早盘机构动向
	hf_real_var_3 开盘后半小时波动率→早盘价格稳定性		hf_close_netinflow_rate_exlarge_order_act 尾盘特大单净买入比率→机构尾盘偷袭信号
	hf_real_var_6 收盘前半小时波动率→尾盘价格异动预警		hf_trend_str_1 时间段 1 趋势强度→早盘趋势持续性
	hf_cross_night_chg 隔夜涨幅→跳空缺口风险		
成交量特征类	hf_volume_auction_am_ratio 集合竞价成交量占比→开盘参与热度	统 计 特 征	hf_corr_vp_1 量价相关性 →上涨/下跌时放量有效性
	hf_volume_skew 成交量偏度(1 分钟) →成交量分布不对称性（预判放量/缩量）		hf_real_skew 价格偏度 →极端涨跌事件概率
	hf_ratio_volume_1 时间段 1 成交量占比→关键时段交易活跃度		hf_volume_kurtosis 成交量峰度 →突发巨量可能性
集合竞价信号	hf_price_chg_stage2 集合竞价第二阶段涨幅→开盘价方向预判	市 场 情 绪	hf_continuous_volume_ratio 连续竞价成交占比 →盘中真实交易热度
	hf_price_decrease_stage2 集合竞价价格平稳下行→抛压信号		
	hf_price_range_stage1 集合竞价第一阶段振幅→开盘前多空博弈强度		

数据资料来源：BigQuant

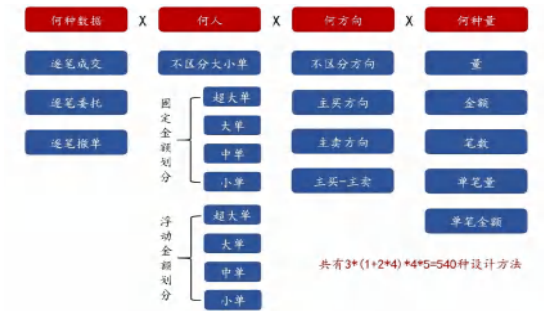
这类数据和因子具有更丰富和更高维度的样本，能够刻画更精细的市场行为，与人工智能应用一直是行业关注的 TOP3 方向之一。但从 2024 年来看，讨论热度在渐渐消退，主要原因可能在于随着高频因子的逐渐普及，此项研究也不再神秘；其次因子的同质性较高、拥挤度升高，有效性逐渐减弱。

随着市场的发展与竞争的加剧，尤其是机器学习模型的普及，连续性的因子构建方法已经越来越难有增量，而且与众多低频数据构建的因子存在较高的相关性。因子有连续性的构建方式，即基于某一段连续的数据计算因子，比如计算股票每日第一小时的分钟涨跌幅序列的标准差；而离散化的构建方式，则基于几个离散的数据点计算因子，比如每个股票都根据当天的实际交易情况，找到几个关键的时间点，再利用这些时间点附近的数据构建因子。

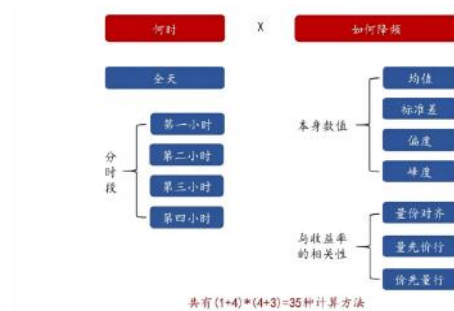
近些年，已经有很多因子研究者利用分钟数据构建离散化的因子，但有效性也在快速衰减，但也很容易被机器学习等模型提取到，关于获取更多增量信息的方向，国盛认为是“**逐笔等高频数据+离散化的因子构建方式**”。逐笔数据由于其数据量庞大且不规整，目前几乎没有研究者直接将其输入到机器学习等模型中。对于逐笔数据的普遍用法，先将逐笔降频为分钟或者秒级别的数据，再人为或者借助机器学习等模型来挖掘因子，而直接利用原始逐笔数据、批量构建离散化因子的做法相对

较少。

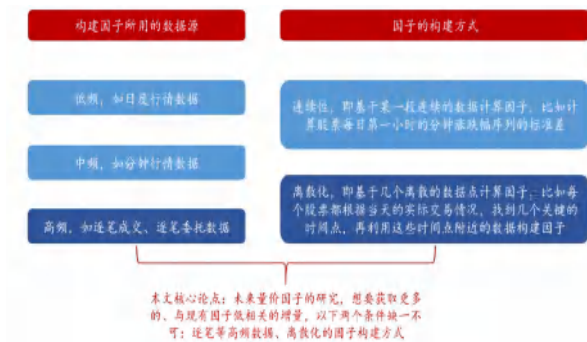
■图表 资金流指标的设计框架



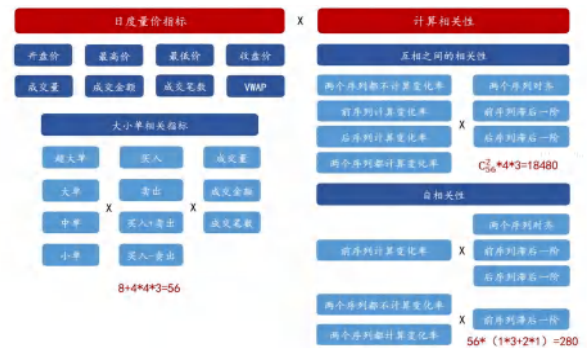
■图表 将分钟资金流指标降频为日度因子值



■图表 未来量价因子研究的重点：高频数据+离散化构建方式



■图表 日频量价相关性因子的构建方法



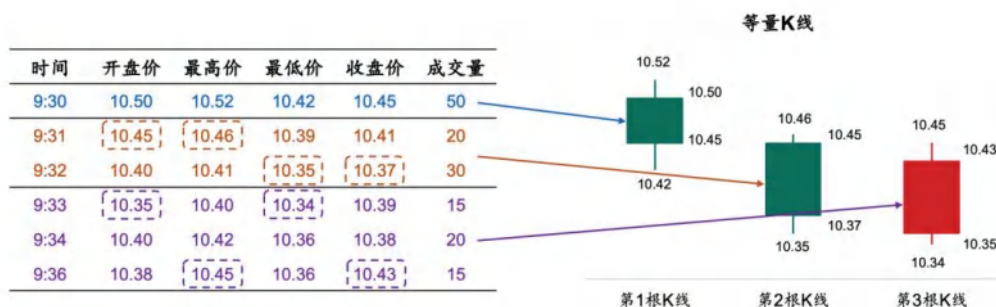
数据资料来源：国盛证券研究所整理

案例：华泰证券《与时偕行：AI 模型如何应对数据漂移》

华泰研究从因子端、模型端、标签端三个角度，提出对高频量价模型的改进方案：

1.因子端：引入大语言模型生成的分钟线、等量K线和tick因子，以更全面地捕捉市场信息；分钟线数据包括股票每分钟的开盘价、最高价、最低价、收盘价、成交金额、成交量、成交笔数等数据。基于分钟线数据，利用大语言模型生成100个因子，以刻画股票日内收益、价格波动、成交分布、量价相关性等特征，具体构建方法参考《GPT 因子工厂 2.0：基本面与高频因子挖掘》（2024-9-26）。

■ 图表 等量K线构建方法

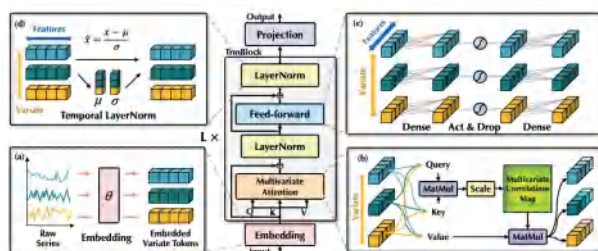


数据资料来源：华泰研究

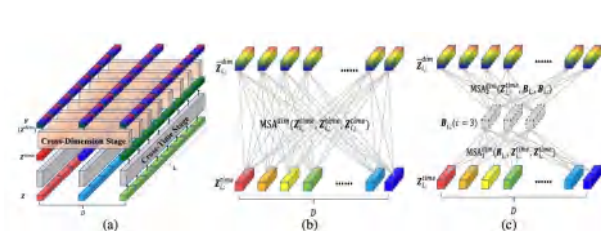
2.模型端：采用Transformer架构，并借鉴iTransformer和Crossformer模型，通过引入变量间注意力机制，提升对高频数据的表征能力；Transformer的核心机制是多头注意力，能够捕捉输入序列中不同位置间的依赖关系。注意力机制具有强大的泛化能力，能够灵活地建模复杂的关系。华泰研究探讨如何将注意力机制应用于变量间的依赖关系，以增强对因子间交互作用的建模。

iTransformer (InvertedTransformer) 核心理念是将时间序列维度反转。具体来说，iTransformer将每个变量的时间序列嵌入为独立的token，并通过自注意力机制捕捉变量间的相关性，同时利用前馈网络学习每个变量的非线性表示。这种设计使得iTransformer能够更好地处理多变量时间序列中的复杂依赖关系，同时避免了传统Transformer在处理长序列时性能下降和计算爆炸的问题。实验表明，iTransformer在多个真实世界数据集上取得了最先进的性能，展现了其在多变量时间序列预测中的强大能力。Crossformer 核心创新在于同时捕捉多变量时间序列中跨时间和跨维度的依赖关系。Crossformer通过维度分段嵌入 (Dimension-Segment-Wise Embedding) 将每个变量的时间序列分段嵌入为2D向量数组，并通过两阶段注意力 (Two-Stage Attention) 机制分别捕捉时间维度和变量维度上的依赖关系。此外，Crossformer采用分层编码器-解码器 (Hierarchical Encoder-Decoder) 结构，利用不同尺度的信息进行预测。这种设计使得Crossformer能够更高效地建模多变量时间序列中的复杂关系，并在多个真实世界数据集上取得了领先的性能。

■ 图表 iTransformer 模型网络结构



■ 图表 Crossformer 模型网络结构



数据资料来源: iTransformer: Inverted transformers are effective for time series forecasting, 华泰研究

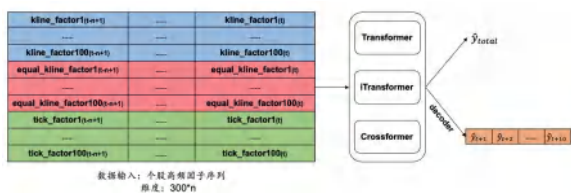
Crossformer: Transformer utilizing cross-dimension dependency for multivariate time series forecasting

标签端: 将预测目标从未来 10 日总收益调整为未来 10 日逐日收益序列, 以提供更细粒度的投资信号。此前的深度学习选股模型, 通常是未来一段时间的总收益作为预测目标, 很少对收益率序列展开预测, 比如逐日收益。与直接预测总收益相比, 预测逐日收益序列可能具有以下优势: 第一, 逐日预测能够更好地捕捉市场短期波动特征, 提供更细粒度的投资信号, 从而帮助投资者理解市场动态并制定灵活的决策策略。第二, 逐日预测能够充分利用更高信息密度的标签数据, 提升模型的训练效果。

收益序列预测类似于机器翻译, 是一种“序列到序列”任务 (seq2seq), 即输入因子序列, 输出收益序列。此场景下, Transformer 的 decoder 模块可以发挥重要作用。相比于 encoder, decoder 有两处关键改动: 一是加入掩码多头注意力, 学习目标序列间的依赖性, 掩码的目的是避免未来信息泄露; 二是通过多头注意力学习输入序列和目标序列间的关联。此外, decoder 在训练和推理阶段也有所差异: 例如预测 $T+5 \sim T+6$ 的收益, 训练阶段可以使用 $T \sim T+5$ 的真实收益序列辅助训练, 而推理阶段采用自回归生成机制, 即以 $T \sim T+5$ 的预测收益序列作为输入, 生成下一时刻的预测, 再以此类推, 这样能够保证 T 时刻在不使用任何未来信息前提下输出 $T \sim T+10$ 的收益序列。

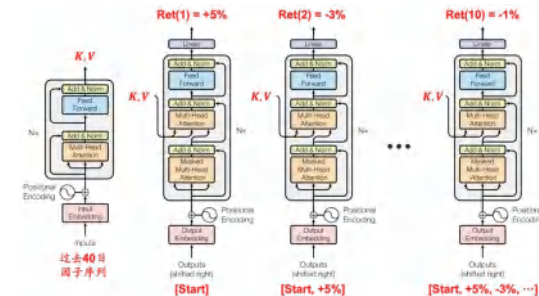
实证结果表明, 因子端和模型端的改进方案均能提升选股效果, 而标签端的改进方案在目前单周期组合优化的框架下并无优势, 可能需要探索更适用的场景。

■ 图表 多角度改进高频因子模型



数据资料来源: 华泰研究

■ 图表 收益序列预测模型网络结构



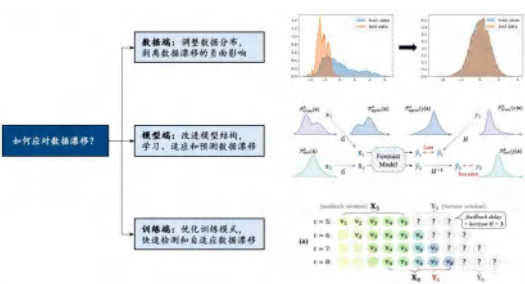
数据资料来源: Attention is all you need, 华泰研究

另外值得关注的是, 在多因子策略演进的过程中, AI 在建模方式上的突破也正逐步回应量化选股面临的核心挑战之一:

数据分布漂移 (Distribution Shift) 与非平稳性 (Non-Stationarity)。

华泰研究针对数据漂移的问题, 学术界提出了多种应对方法, 从改进视角出发主要可归纳为数据分布、模型结构、训练模式三个维度。

■ 图表 数据漂移的三种应对思路



数据资料来源: 华泰研究

■ 图表 文献汇总

改进视角	作者	年份	期刊会议	标题
数据分布	Panagiotis	2020	TNNLS	Deep Adaptive Input Normalization for Time Series Forecasting
	Kim	2021	ICLR	Reversible Instance Normalization for Accurate Time-Series Forecasting against Distribution Shift
	Liu	2022	NIPS	Non-stationary Transformers: Exploring the Stationarity in Time Series Forecasting
	Fan	2023	AAAI	Dist-TS: A General Paradigm for Alleviating Distribution Shift in Time Series Forecasting
	Du	2024	ICML	Adaptive Learning and Forecasting of Time Series
模型结构	Du	2021	ICML	DDO-DA: Data Distribution Generation for Predictable Concept Drift Adaptation
	Lu	2022	ICLR	Out-of-distribution Representation Learning for Time Series Classification
	He	2023	ICML	Domain Adaptation for Time Series Under Feature and Label Shifts
	Wang	2023	NIPS	Drift doesn't Matter: Dynamic Decomposition with Diffusion Reconstruction for Unstable Multivariate Time Series Anomaly Detection
	Chen	2024	KDD	Calibration of Time-Series Forecasting: Detecting and Adapting Context-Driven Distribution Shift
训练模式	Pham	2022	ICLR	Learning Fast and Slow for Online Time Series Forecasting
	Zhang	2023	NIPS	OneNet: Enhancing Time Series Forecasting Models under Concept Drift by Online Ensembling
	Zhao	2023	KDD	DoubleAdapt: A Meta-learning Approach to Incremental Learning for Stock Trend Forecasting
	Zhao & Shen	2024	KDD	Proactive Model Adaptation Against Concept Drift for Online Time Series Forecasting

数据资料来源: Arxiv, Google Scholar, 华泰研究



围绕数据分布漂移问题所做的研究。前沿研究中较有代表性的是由上海交通大学以及阿里的 Li 等人于 2024 年发表于 AAAI 的会议论文，该研究提出了 Master (MARket-guided Stock Transform ER) 模型，主要做出了两方面的创新：

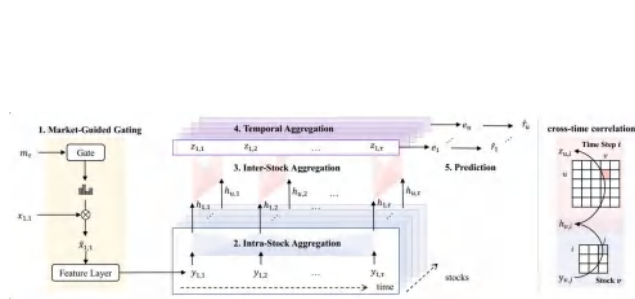
1. 市场特征门控模块：将市场状态以宽基指数对应指标的形式显式表达，并通过门控模块输入神经网络，对个股特征进行动态加权；

2. 多维注意力特征提取模块：模型主体由两层标准自注意力层以及一层简化注意力层堆叠而成，前两层分别提取每只股票时序变化的信息、单个截面各个股票间的信息，最后一层对时序信息进行聚合得到当前时间步的输出。

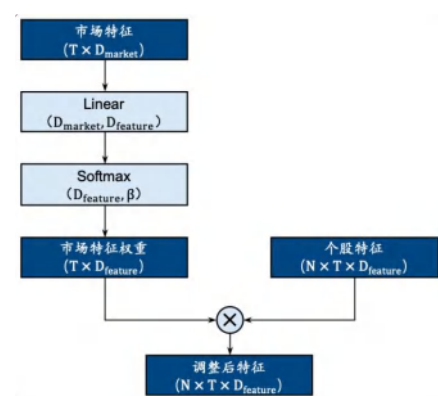
Master 模型针对数据分布漂移的解决方案可归类为模型结构的优化。与 Chen 等 (2024) 研究思路类似，将市场特征视作模型预测时的上下文信息，在不同的上下文背景（市场环境）下对模型进行微调（调整输入特征权重）。模型整体框架如下。

Master 模型适应数据漂移的关键在于市场特征门控模块，其底层结构如图所示。

■ 图表 Master 模型框架



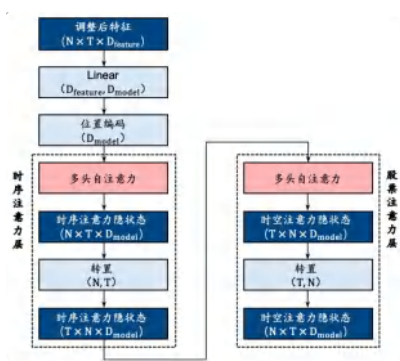
■ 图表 市场特征门控模块



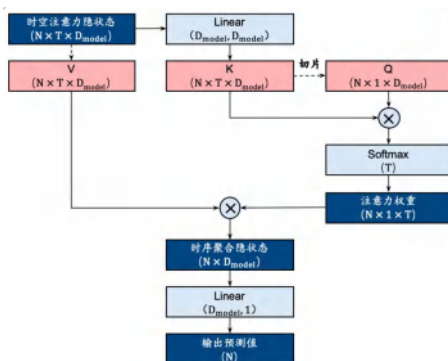
数据资料来源：Li 等 (2024) MASTER:Market-GuidedStockTransformerforStockPriceForecasting, 华泰研究

该模块接受两部分输入，分别为市场信息特征和常规的个股特征，其中市场信息特征的维度为 $T \times D_{\text{market}}$ ， T 为时序长度， D_{market} 为市场特征数。经一层线性层以及 Softmax 层变换后即可得到归一化的市场特征权重，该权重即不同市场状态下的个股特征重要性。其中 Softmax 层中还引入了一个额外参数，用于控制市场特征对于个股特征的缩放幅度。将得到的市场特征权重与个股特征在后两个维度上直接相乘即可实现根据不同市场状态对个股的各特征权重进行动态调整。模型主体部分也有别于传统 Transformer 模型。作者手动设计了三层注意力层用于提取和聚合不同维度的特征，各层结构如下图所示。

■ 图表 时序、股票注意力特征提取层



■ 图表 时序特征聚合层



数据资料来源：Li 等 (2024) MASTER:Market-GuidedStockTransformerforStockPriceForecasting, 华泰研究

其中前两层采用标准的多头自注意力层，分别提取时序维度 T 以及股票维度 N 上的注意力特征，最终输出一个包含时空注意力特征的隐状态层。最后一层以该隐状态作为输入，将该隐状态的最后一个时间步作为查询向量，计算其与其他时间步之间的注意力权重，再与输入隐状态点积，将前两层提取的所有时间步信息聚合到最后一个时间步作为模型输出。



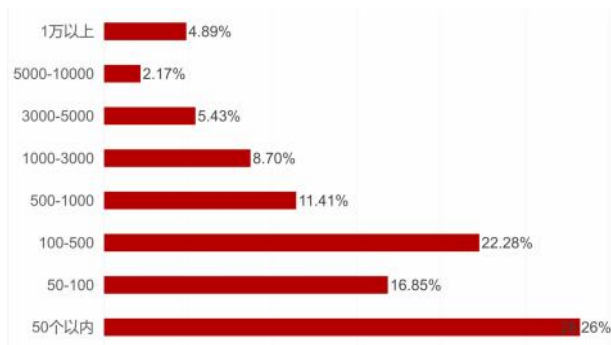
2.8.3 动态赋权：组合优化的范式升级

行业共识认为，投研日常像西西弗斯，每天带着坚定的信念，不断挖掘新因子，训练新模型，在因子或模型失效前，挖掘更新的因子或模型。过去一年，随着行情的极端变化，这个速度在加快，部分机构如星阔谈到其因子迭代的速度从最初的从 2023 年的季频加速到 2024 年的这个月频，让研究员的成果或者创新更快的进入实盘；赫富则是每季度以约 10%-15% 的速度迭代因子模型；磐松因为偏向中低频，对因子的逻辑性和可解释性要求较高，因子每年迭代 5%-10%；金戈量锐类似，其模型线性和非线性混合，整体偏截面，有少量时序因子，因子组合每半年会调整大约 10%-15%。

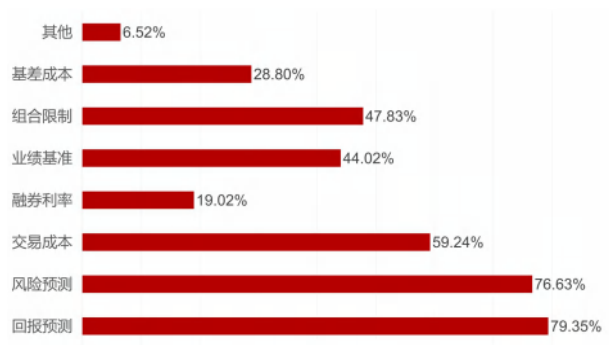
随着因子的累积以及加快开发，机构因子体系已经具备相当复杂性和多元性，如部分机构因子库中储备的因子有上万个，但实际实盘因子在 100 个左右。拿到巨量因子之后，机构又要重新面临一个课题：如何筛选因子、替换因子、因子赋权、组合优化迭代，以及在不同的市场环境下，策略本身的战略是否会有最优调整等。信弘天禾路演时就表示，其业绩贡献上 60% 来自因子预测，40% 来自模型组合。在此背景下，机构也在加快组合速度，在因子组合和组合优化上面，2024 年以来保持了每 2-3 周一个版本的迭代更新。

而卖方方面也在研究传统多因子模型逐渐引入自适应机制，例如基于门控机制的动态因子加权模型（如 ADWM 模型），通过实时市场状态调整因子权重，提升策略对市场风格突变的适应能力。华泰证券、东方证券的研究也表明，此类模型在行业轮动和选股中显著优于传统静态加权方法。

■ 图表 量化机构目前的实盘因子数量：



■ 图表 目前量化机构所使用的组合优化器涵盖哪些？



数据资料来源：《2023 中国量化投资白皮书》问卷调研

案例：华泰证券《PortfolioNet：神经网络求解组合优化》

在 Alpha 策略的传统研究范式中，“单因子测试-多因子合成-组合优化”是策略构建的三部曲。目前的 AI 量价模型已经实现前两个步骤的端到端建模，但第三步组合优化环节由于数学原理复杂、难以实现反向传播，鲜有人将其与 AI 量价模型打通、实现一站式的参数优化。当下，因子挖掘与组合优化仍处于“各行其是”的状态，这种“两阶段”模式的弊端是显而易见的。强大的网络结构能够挖出有效的因子，然而有效的因子并不意味着有效的投资组合。在组合构建阶段，除预期收益率之外，成分股的权重、行业的偏离度、风格暴露的偏离度，都是优化算法需要考虑的重要因素。传统的 AI 量价模型一般以收益率作为单一优化目标，未考虑这些风控约束条件，挖出的因子很可能偏离最优组合的“靶心”。

■ 图表 指数增强场景常见的组合优化问题

$$\begin{aligned} & \max_w \sum w_i F_i \\ \text{s.t.} \quad & \sum w_i = 1 \\ & -\delta_{insd} \leq \text{行业偏离} \leq \delta_{insd} \\ & -\delta_{stk} \leq \text{个股偏离} \leq \delta_{stk} \\ & -\delta_{sty} \leq \text{风格偏离} \leq \delta_{sty} \\ & \text{成分股权重} \geq \delta_{bch} \\ & \text{换手率} \leq \delta_{turn} \\ & \text{跟踪误差} \leq \delta_{track} \end{aligned}$$

数据资料来源：华泰研究

华泰证券总结了以下三个结论：

1. 传统的量价因子模型单独训练，梯度传递未与组合优化环节打通，优化目标也与组合决策过程存在偏离；
2. 数值相同、方向不同的“预测误差”，可能造成截然不同的“决策误差”。
3. 预测误差并不是量价模型的“金标准”，能否引导做出正确的投资决策才是“金标准”

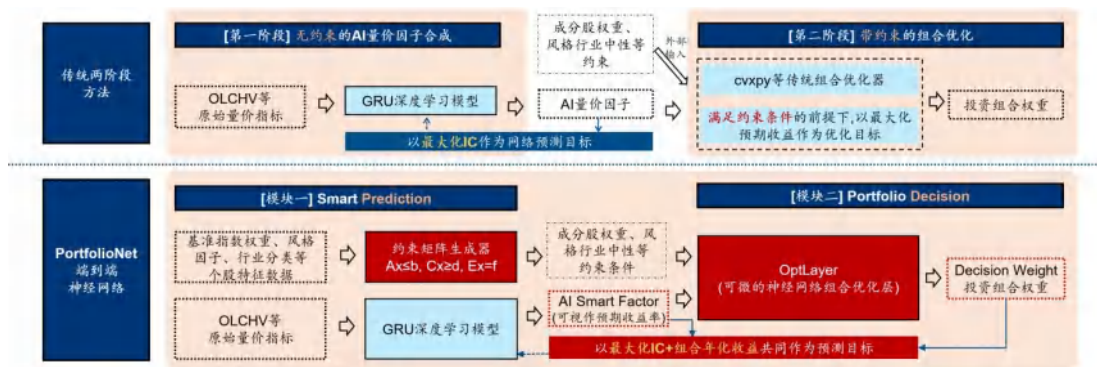
如何解决“两阶段”组合优化的痛点？寻找可微的组合优化框架，将约束条件融入因子挖掘的网络结构中，或是有效的解决思路。在前期研报《神经网络组合优化初探》(2022-01-09) 中，华泰研究曾基于 cvxpylayers 框架开展了将神经网络应用于大类资产配置的组合优化探索。此后，学界业界陆续提出了 LinSAT、SPO+、NCE 等神经网络组合优化算法。经综合比选，华泰研究选取 LinSAT 作为本研究的底层算法，这一开源算法求解准确度高、运行速度快、较为贴合金融投资场景，是行之有效的的基础方法论。

华泰研究基于端到端的思想提出了 PortfolioNet 神经网络。这一网络达成了由“原始数据输入”至“投资组合输出”的一站式建模。具体来说，网络在传统 GRU 模型基础之上，增加了约束矩阵生成器与组合优化层，并且以 IC 与组合收益率同时作为优化目标，引导网络向组合整体效益最大化的方向开展梯度下降。该网络内的所有参数可以实现联合优化，克服了传统两阶段方法各自为战、陷入局部最优的痛点。而在样本外决策环节，本着“精益求精”的目的，可考虑将网络输出的端到端因子套用传统的外部优化器，求解得到更优的投资组合。

端到端模型可有力解决传统两阶段法的痛点。具体来说，端到端组合优化就是将组合约束求解融入因子挖掘的网络结构中，通过单个神经网络来完成从输入、预测到组合优化决策的全流程，所有参数联合训练、同步进行梯度传递。网络不再简单地以预测误差作为损失函数，而是全局考虑预测误差、决策优劣等情况，采取类似于多任务学习的思路，化“局部最优”为“全局最优”。这样一来，模型不一定能预测出最精确的收益率向量，但能够引导做出最优的投资决策。



■ 图表 传统两阶段方法与 PortfolioNet 端到端神经网络结构对比



数据资料来源：华泰研究

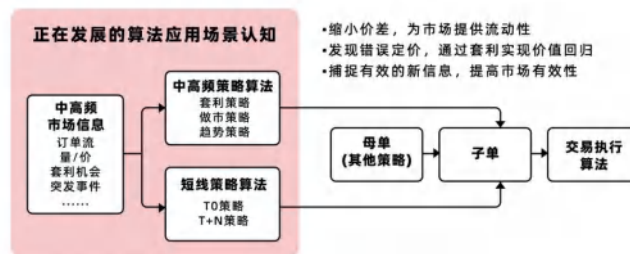
2.9 算法交易：模拟与实盘的诡辩

2.9.1 理解算法交易

目前，算法交易执行已经成为一门比较成熟的技术，在量化行业应用广泛：算法交易在欧美市场所有股票交易中占比超过 80%；海外对冲基金 95% 的股票交易由算法交易完成；据中国证券业协会数据显示，2024 年量化交易占比已突破 30%，日内策略产品规模同比激增 70%。

量化交易的执行环节承载了从策略设计到收益兑现的重要责任，直接决定了策略执行的效率、成本以及实际收益。程序化交易的范围很大，最典型的是算法交易。所谓算法交易，通过数学模型和计算机程序，将订单分解为多个小单并优化执行路径，核心目标是以平滑交易带来的市场冲击，最优成本完成交易以及隐藏交易意图，隐藏母单的真实体量。

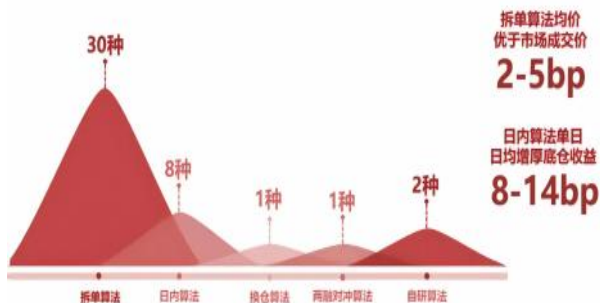
■ 图表 算法交易场景



数据资料来源：蒙玺投资

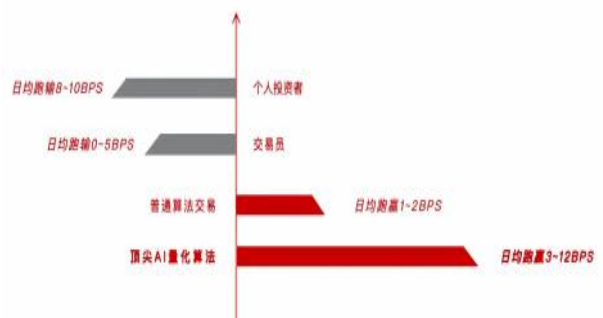
根据上海证券交易所发布的研究报告，沪市买卖金额 90 万元的平均冲击成本为 52BP。对比来看，在实际行业内，高性能的算法交易可以将冲击成本控制 在 5BP-15BP。而平均持仓成本每降低 1BP，以 200 倍换手率测算，年化收益就能提升约 2%。某头部券商负责人也曾披露过，其算法交易系统可将冲击成本降低 35%-55%，单客户年交易量提升 6-10 倍。这种交易效率提升使得 T0 算法服务业务线的佣金收入实现了 300% 的年复合增长。

■ 图表 算法交易数量



数据资料来源：蒙玺投资

■ 图表 顶尖 AI 算法无论从容量，持续性，迭代速度都远超普通算法和人工交易员



*以全天交易为例，基准参考为跑赢/跑输 TWAP/VWAP

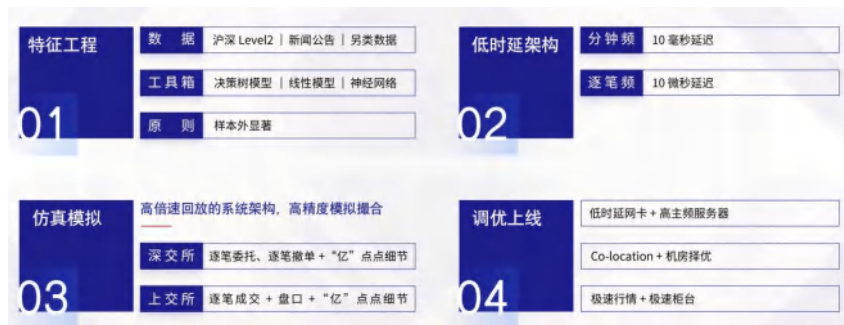
数据资料来源：皓兴

目前各家机构随着策略降频，更依赖于预测，而非交易执行，所以如上任白皮书所述，量化私募大部分采用自建的交易系统（275/366），占比 75%。其中在算法交易模块，部分自建，部分使用第三方算法交易厂商。



对于后者，随着技术成熟，算法交易厂商如雨后春笋，已经在不断角逐市场，**依靠业绩、价格、响应速度、产品迭代等维度打磨各自竞争力**。厂商通常将自己开发的交易系统布置在券商机房，管理人通过厂商提供的交易软件进行算法母单下单，厂商再在券商机房进行拆单，交易系统则每日/周期性生成 TCA 分析报告。在客户提供数据的情况下，可为客户定制化 impact model。需要注意的是，厂商对于客户的交易不感知，所有报告都为后端自动发送。

■ 图表 算法交易涉及技术情况



数据资料来源：卡方

目前第三方算法交易厂商提供了丰富的产品，包括：1.T0 高频策略交易；2.算法拆单；3.持仓收益增厚。

这些产品经过多个代际的发展，已非机械地拆单，需要比拼日内 Alpha、盘口的理解以及交易执行，包括：

1.日内 Alpha 理解：算法每日更新 A 股所有股票的微观结构信息，微观结构信息会作为交易模型和冲击模型的重要输入，最终得以预测股票价格，成交量的分布，让算法在合适的价格，合适的流动性下进行交易。在此阶段，算法交易厂商也会根据微观结构制定特征与因子，包括中频/高频信号混合优化。

2.盘口理解：预测微观层面订单簿的动向，让算法决定使用什么方式进行交易，多个高频信号实时捕捉盘口信息并做出预测，每个子单都会根据信号对自己的行为进行修正，在微观层面进行执行优化，充分避免不同账户多个母单交易同样 Alpha 信号时可能产生的拥挤和踩踏，精准的盘口信号是大容量策略的保证。

3.交易执行：低延时，高频率的交易可以通过精细化优化执行速度、交易时间、交易频率、撤单与否、时刻保持订单链路通畅用更快的速度，更高的效率达到自己的交易目的。

■ 图表 算法逻辑

1.Data	处理原始数据，包括逐笔成交逐笔委托等 level2 数据的清洗。
2.Factor	根据结构化的数据，生成对股票短周期收益率有预测作用的特征因子。
3.Model	针对未来 0.5、1、2、5、10min 收益率（或涨跌分类）当作标签 y，选取上一个环节生成的因子（或衍生变量）当作输入，用最近的 3 个月历史数据做深度学习训练（包括但不限于 LSTM,CNN,GRU,Xgboost,Lightgbm 等），生成预测模型。
4.Signal	输入最近的数据（因子、衍生变量），带入预测模型运算，生成对未来收益率的预测信号，再根据预测信号，优化成交逻辑后进行交易，使盈利额最大

■ 图表 算法结构

行情处理模块	接收行情并过滤脏数据，将原始数据处理成统一格式后放入缓存池，多线程行情处理模块读取缓存池内数据，生成策略服务所需的订单簿数据后输出；
策略服务	连接行情处理模块，将接收到的处理后的行情信息推送给 AI 模型进行即时预测，预测结果通过高效的通信协议进行分发给交易终端。
交易终端	连接交易接口，将接收到的策略预测信号与预分配的交易任务相结合，向柜台发送委托指令，并跟踪委托执行情况。

数据资料来源：技术厂商

当然，其中也会融合风控的考虑。在交易系统前端，中端，后端都有相互匹配的风控模块，包括实时监控市场冲击、订单完成度、市场流动性、撤单率、可用资金状态等，并在任一风险指标超出正常范围时及时预警，可尽快感知市场变化以做出相应调整。

■ 图表 风控指标

风控指标	简要说明	支持方式	风控层 级	X 默认 值	Y 默认值 (%)	备注
废单率	X 分钟内废单笔数占委托笔数的比例不得高于 Y	预先设置	高级	1	20	
撤单率或委撤比	X 分钟内撤单笔数占委托笔数的比例不得高于 Y	预先设置	高级	60	40	
成交申报比	X 分钟内成交数量占委托数量的比例不得低于 Y	预先设置	高级	60	60	
发单流量	X 分钟内委托笔数不得高于 Y	预先设置	最高级	1 秒	199 笔	每秒 199 笔，每日 11999 笔
价格波动监控	X 分钟内委托方向的价格波幅超过 Y 暂缓下单	预先设置	高级	3	2	
市场参与度	X 分钟内成交数量占市场总成交数量的比例不得高于 Y	预先设置	高级	3	10	
最低委托金额	(可拆情况下) 最小的子单金额不得低于 X 元	预先设置	高级	2000	-	
委托价格偏离限 定	子单委托价格偏离市场最新价的百分比不得高于 Y (买入为正向偏离，卖出为负向偏离)	预先设置	高级	-	0.3	
最小发单间隔	X 分钟内发单数量不得超过 1 次	预先设置	高级	10 毫秒	-	
最小撤单间隔	X 分钟内撤单数量不得超过 1 次	预先设置	高级	10 毫秒	-	
单票敞口最大金 额/股数	单只证券持有敞口不得超过 X 元/股	预先设置	高级	20%	-	
账户敞口最大金 额	单账户持有敞口不得超过 X 元	预先设置	最高级	10%	-	
自买自卖控制	同账户同时有未成交买单、卖单的控制	不会有这个下 单。	最高级	-	-	

数据资料来源：算法交易厂商

■ 图表 算法特殊情况处理

特殊情况	处理逻辑
柜台堵单，较长时间不能返回子单回报	1.维持持仓冻结，等待回报；2.尝试进行三次撤单操作；3.对应交易所不再进行报单。
行情数据断开，算法长时间无法获取最新行情	1.切换备选行情；2.一键回复初始仓位
交易标的证券封死停板价，仍存在单边敞口	1.停板价挂单等待平仓&T+1 处理，风险条款免责，在触及停板前会触发平仓。
存在单边敞口，但交易标的证券封死停板价后短时间开板	停板价报单
交易过程中，客户通过其他交易渠道卖出部分持仓或减少可用资金导致不足	T+1 处理，客户风险条款限制



客户连续下达多笔完全相同的 T0 交易母单，超过可用资金或可用持

按初始计划运行，如发现错误，T+1 处理；客户风险条款限制

仓数量

不足一手零碎股处理

T+1 处理，客户风险告知条款

集合竞价、盘后定价阶段参与逻辑

不参与

数据资料来源：算法交易厂商

尤其是在针对高频新的监管环境下，对于瞬时申报速率异常、频繁瞬时撤单、频繁拉抬打压、短时间大额成交、分区间买卖差额控制等都有要求，算法通过引入防自成交和撤单比率等风险控制指标，以确保交易的安全性、稳定性以及合规性。

在这个方面，管理人需要能深入理解高频定义及差异化收费，300 笔每秒的流速控制及 20000 笔全天的总量控制，高频报备及算法拆单豁免，做到报备及比对，异常行为监管，管理人设置每 X 分钟，成交量及成交占比上限。

目前许多算法机构撤单率为 20% 左右，部分机构撤单率在 5-7%，对于申报笔数可以做到精准控制，满足券商和管理人的合规及其他需求。在触发交易时，委托单及拆单逻辑为了确保最大程度的完成交易，算法也对成交逻辑进行了优化和控制，一次报单最大量不超过管理人授权市值的 20%，以及 10 秒内算法预计能成交量，取孰大，剩余部分继续以此逻辑报单。

为了评价算法交易质量，可以关注每日生成交易成本分析（TCA）这个重要指标，其包含所有可行的交易指标、不同交易指标下的成本分布、异常点报警、成本时序分析等，同时需要深入总结该周期内的市场风格，分析交易特点以及成本。

2.9.2 典型 T0 交易算法

T0 交易算法，即管理人自己拥有股票底仓，通过当日买卖，在保持底仓不变的前提下，获取额外收益。当前第三方厂商也可提供票池，于每个交易日 8:30 左右自动发送，票池每日更新约 15-20%。

■ 图表 算法针对不同底仓的交易情况

指标	中证 1000 底仓	中证 500 底仓	指标	中证 1000 底仓	中证 500 底仓
换手率	150-200 倍	130-160 倍	总账户日胜率	约 85%	约 75%
撤单率	约 20%	约 20%	总账户周胜率	约 95%	约 85%
个股胜率	约 55%	约 50%	日内最大敞口	10%	10%
			隔夜敞口	无	无

数据资料来源：算法交易厂商

从适用性来看，高波动性股票通常更适合 T0 交易。以过去 3 个交易日振幅大于 5% 的个股为例，这类标的存在更大的套利空间，具备较高的日内收益潜力。票池筛选逻辑通常基于多个维度，如：过去 20 个交易日的日均回测收益率、3 个交易日的平均振幅与平均收益率，以及针对 T0 策略的专属评级体系。

■ 图表 T0 算法适合的交易标的

深交所							
A 股买卖	两融担保品买卖	两融信用买卖	场内基金	场内债券	国债逆回购	个股期权	可转债
√	√	√	×	×	×	×	×
上交所							

A 股买卖	两融担保品买卖	两融信用买卖	场内基金	场内债券	国债逆回购	个股期权	可转债
√	√	√	×	×	×	×	×

数据资料来源：算法交易厂商

T0 算法顾名思义，为短周期预测模型，以 0.5-10 分钟为主，如果拉长周期，较大波动致使风险升高，且预测准确度也会大大降低。这部分收益稳定于年化 4% 以上，在波动率和交易量放大行情增厚更高的情况下，预期年化收益能达 15%-18%。而对于普通 80-100 倍换手量化策略，叠加这类算法之后，换手倍数则可达 150-200 倍，交易量显著提高。

从容量角度来看，不同厂商的 T0 算法承载能力差异显著。例如某机构就称，较优容量约 100 亿元，在 30 亿-50 亿元之间业绩处于市场领先水平，50 亿-100 亿业绩处于市场靠前位置，规模如果继续扩大，业绩会有所下降。但算法不断研究迭代，也会不断提升绩效水平，以保持持续的竞争力。

当然，算法业绩也会出现回撤。近一年以来算法业绩出现最大回撤为千分之 2.6，其主要原因为上海证券交易所出现较为严重的系统故障，行情报错，无法成交导致敞口未能平齐，由不可抗力造成。统计发现，市场原因造就的单日最大回撤约为万分之三，连续最大回撤天数为 3 天，原因通常在于成交量极度萎靡，市场高开低走，出现阴跌情况。

2.9.3 未来趋势 强化学习应用

目前算法交易经历了四代发展，从第一代相对被动的算法交易，逐步纳入了更多的风险，应用了更加精细的模型，到部分结合智能信号的主动算法，甚至完全依赖智能信号的智能算法。

■ 图表 算法交易代际发展

第一代	算法交易相对被动，常见的有 TWAP (Time Weighted Average Price) 算法、VWAP (Volume Weighted Average Price)。处理这类算法时，需要根据市场均价的变化委托拆单。
第二代	交易算法将机会成本和风险成本纳入分析框架中，不仅考虑了冲击成本，还试图用更加精细的模型来描述股票价格的随机运动，追求比 TWAP、VWAP 更好的执行价格。 比较代表性的包括执行差额 (IS) 策略 (按照执行价格和期望价格差来拆分大单)、MOC (让成交价尽可能接近闭市价格)、MOO (让成交价尽可能接近开市价格)、Peg/Pegging (让成交价尽可能接近某一档价格)。
第三代	主要为了不暴露交易订单，保证订单可以按给定比例逐步暴露直至全部成交。基于策略的投资组合搜寻方式：策略不断迭代，复杂场景设置、学习成本高。
第四代	随着人工智能、机器学习等技术的引入，算法交易从静态模型，逐渐演变成部分结合智能信号的主动算法，甚至完全依赖智能信号的智能算法，由此诞生了第四代算法技术。委托股票量、总委托量占比、母单时间长短及交易时段为输入，智能决策最优交易执行方案，根据母单委托特征，智能路由到最佳算法，最常见的是 T0 日内策略，根据智能信号，捕捉交易拐点，通过买卖、融资融券等方式，获取价差，交易完成后，持仓不变，赚取额外收益。

数据资料来源：蒙玺投资

■ 图表 算法交易典型 TWAP VWAP 场景

类别	TWAP 算法	VWAP 算法
全称	时间加权平均价格算法	成交量加权平均价格算法
定义	一种简单的被动交易算法将大额交易订单均匀地分配到指定的时间段内执行，以获取该时间段内的平均价格	一种更为灵活的被动交易算法根据市场的实时交易情况动态调整交易量，以参与市场的主要交易流



工作原理	TWAP 算法会根据交易总量和指定的时间段，计算出每个时间单位内需要执行的交易量在每个时间单位内，算法会按照指定的交易量进行买入或卖出操作	VWAP 算法会监控市场的实时成交情况，包括成交量、成交价格、交易方向等当市场出现较大的交易流时，算法会根据这些交易流的方向和大小，动态调整自己的交易量，以跟随市场的主要交易趋势
应用场景	适用于对交易时间有明确要求，且对价格敏感度不高的场景，如基金定投等	适用于需要快速响应市场变化，且对价格敏感度较高的场景，如高频交易、对冲交易等
特点	更加灵活简单	注重以接近市场整体交易平均价的价格进行交易，适用于长时间执行的大额交易
局限	订单规模很大的情况下，均匀分配到每个节点上的下单量仍然较为可观，仍有可能对市场造成一定的冲击	

数据资料来源：蒙玺投资

近年来，强化学习（RL）在算法交易中备受关注。

从结构上看，强化学习是一种通过与环境交互学习最优策略的机器学习方法，包含了环境、状态、行动、奖励、策略五大要素。通过反复交互与训练，强化学习让智能体（Agent）从过去的行为中学习，以优化未来市场中的交易决策。其以决策过程的优化为核心，通过模拟交易环境，让算法在试错中不断学习，逐渐找到实现收益最大化或风险最小化的策略。而算法交易的目的，是在一定目标下寻找成本最小的解决方案，例如设计最短路径，让小白鼠走出迷宫。所以从本质来看，强化学习非常适合用于高效学习。

■ 图表 强化学习交易五大要素

环境	状态	行动	奖励	策略
市场作为环境，提供实时的价格、交易量、市场情绪等信息	表示环境的特定时刻，例如股票价格、收益率、波动率等	算法可以采取的交易行为，如买入、卖出、持仓或调整仓位	每次动作的收益反馈，例如每笔交易的盈亏、策略的累积收益或风险调整收益率	决定在某种状态下选择某种动作的规则。强化学习的目标是找到能够最大化奖励的最优策略

数据资料来源：蒙玺投资

一般情况下，用强化学习进行投资组合管理时，更能获得优秀的策略：这是因为强化学习可以将手续费和风险考虑进去，在目标设定方面灵活分配权重。但是需要注意的是，虽然强化学习在量化领域应用很有潜力，但它并非完美。首先，强化学习可以尝试很多权重分配的可能，将奖励信号从多资产的向量变成一个标量，似乎“抹平”了一些信息，可能需要更多的尝试才能获得较好的结果，训练结果如何不确定性较大。其次，做量化问题时都要面临训练集和测试集分布差异较大的问题，学术界研究投资组合管理问题使用的是跨度长达数年的低频数据，问题更为突出。

针对这两大问题，学术界做了一些尝试：

1. 在网络结构的设计上，使用最新的监督学习领域的进展抓取多资产序列的时间和空间特征。
2. 针对测试集和训练集数据分布不同的问题，学者对投资组合管理中的强化学习算法进行了改进。一种是对抗学习，对模型进行一定攻击；另一种是采样，对数据进行更灵活的采样。通过这些方式，实现更好的泛化性能和鲁棒性。

2.10 业绩归因：失效与偏差

对于量化机构而言，业绩归因不仅是策略迭代的基石，也是风险控制与投资沟通的重要环节。每日，量化机构基本都会做盘后分析。内容主要是对全场的股票进行 Tick 级别的回撤，包括业绩归因、策略研究分析，以及对交易执行进行评估，以持续迭代，来应对不同的市场环境。

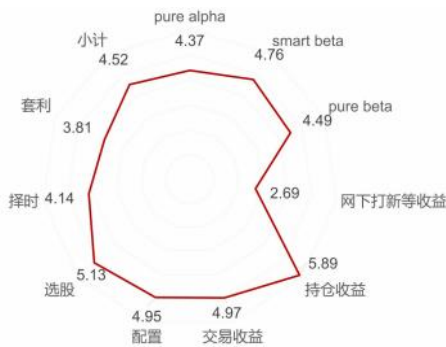
很多机构以投研人员的激励主要根据策略、因子等业绩归因情况来分配奖金。总结来看，业绩归因对量化的关键价值主要体现在三个方面：1.避免回撤重蹈覆辙；2.模型因子由各种信号通过验证和归因生成；3.与其他机构做同质化比较。

而对外部投资者而言，业绩归因也同样重要。若想真正理解一只量化基金的运行机制，仅看净值曲线远远不够，还需通过归因拆解来剖析收益来源。如市场中性策略基本分解公式为：总收益=交易收益+选股收益+基差收益+择时收益+交易成本；股票多头策略基本分解公式为：总收益=基准收益+交易收益+选股收益+择时收益+交易成本。而在现实中，整个归因分析更为复杂。

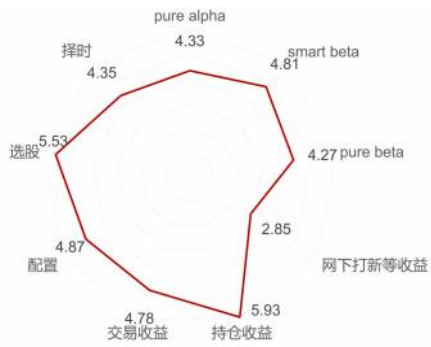
白皮书调研数据显示，量化机构连续两年归因框架基本一致（Alpha/Beta/打新/持仓/交易等），没有颠覆性变化，整体结构稳定，局部微调。多数平均分波动在 ± 0.2 以内，如 Alpha 从 4.33→4.37，属于自然波动范围，反映行业策略的延续性。

国内量化机构自身在做归因分析的时候，基本会从两个方面：行情归因、因子层面归因。其中后者多数重视量价因子、基本面、分析师、另类因子等的收益贡献占比。需要注意的是 CTA 略有不同，更注重分板块、分策略例如截面时序、动量反转等。

■图表 2024 年量化机构收益归因



■图表 2023 年量化机构收益归因



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

2.10.1 收益归因方法

要判断“超额收益从何而来”以及“收益是否具备可持续性”，科学的收益归因方法至关重要。目前业界较常采用的归因方式主要包括两大类：基于产品净值的归因分析与基于每日交易和持仓的归因分析。

■图表 归因分析方式

类别	基于净值的归因分析	基于每日交易和持仓数量的归因分析
方法	通过产品净值，判断组合的整体风格以及各个风格对于组合收益的贡献	对投资组合的实际持仓进行分析归因
适用场景	偏重归纳：用于“外界”对于产品的判断，或粗略估计一个研究人员的风格偏好和综合能力的指标，产品净值不仅仅有策略本身的 Alpha 能力，还叠加了择时能力、产品约束、对冲成本、申购赎回等等一系列因素，对研究人员的综合能力要求很高	偏重演绎：更能反映策略的 Pure Alpha，但是需要详细的持仓信息以及交易情况



优点	数据少且操作简单，适用范围广，内外部人员均可使用	归因结果更为详细准确
缺点	精准度有限	数据多且获取难度大
典型	·CAPM 模型、TM 模型、TM-FF3 模型	Brinson 归因模型；Barra 风险模型；AXIOMA 模型
适合	货币基金、短期债基、中长期债基、普通股票型基金、偏股混合基金、灵活配置基金	股票型基金

数据资料来源：蒙玺投资

2.10.2 Brinson 归因模型

其中，Brinson 归因模型通过界定投资经理资产管理能力，自上而下地将组合超额收益分解为选股收益、择时收益和交叉收益。这种归因方式适用于股票投资基金，需要在给定时刻基金的持仓数据（含持有的证券及数目）。而横截面持仓数据越多，数据越完备，归因分析也会越准确。

按此模型，投资组合的超额收益可以分解为资产配置贡献（AR）、个股选择贡献（SR）、交互贡献（IR）。

例如：某股票型基金 2023 年跑赢沪深 300 指数 4.2%（基金收益 9.5% vs 指数 5.3%），投资者希望了解超额收益的真正来源：究竟是研究人员精准的行业布局能力，还是选股能力？或是两者兼有？如果使用 Brinson 归因模型拆解产品超额收益，则需要以下步骤：

■ 图表 Brinson 归因模型及实例

步骤	主要内容	归因结果				
		行业	基准权重	基准收益率	基金权重	基金实际收益率
第一步 提取行业权重及收益数据	第一步，选取沪深 300 指数作为基准，按 GICS 一级行业分类，提取行业权重及收益数据	信息技术	15%	8%	20%	14%
		消费	30%	6%	35%	9%
		金融	25%	3%	15%	5%
		工业	20%	4%	25%	7%
		医疗	10%	-2%	5%	3%
第二步 三层归因分解	(1) 资产配置贡献（AR）即研究人员根据大类资产的强弱走势，判断哪类资产将来收益会比较高。衡量行业超配/低配带来的收益：（基金权重-基准权重）×基准行业收益率	·信息技术：(20%-15%)×8%=+0.4%				
		·消费：(35%-30%)×6%=+0.3%				
		·金融：(15%-25%)×3%=-0.3%				
		·工业：(25%-20%)×4%=+0.2%				
		·医疗：(5%-10%)×(-2%)=+0.1%				
	(2) 个股选择贡献（SR） 在股票市场能否选出高于市场基准收益的资产，即在相同资金分配比例下，能否获得更高的收益。	合计配置效应：0.4%+0.3%-0.3%+0.2%+0.1%=+0.7%				
		·信息技术：15%×(14%-8%)=+0.9%				
		·消费：30%×(9%-6%)=+0.9%				
		·金融：25%×(5%-3%)=+0.5%				

第三步 归因全景图	衡量行业内选股能力：基准权重×（基金行业收益率-基准行业收益率）	·工业：20%×(7%-4%)=+0.6%
		·医疗：10%×(3%-(-2%))=+0.5%
		合计选股效应：0.9%+0.9%+0.5%+0.6%+0.5%=+3.4%
	交互贡献（IR）=TR-AR-SR，是该分析方法无法解释的收益。	·信息技术：(20%-15%)×(14%-8%)=+0.3%
	反映超配行业同时选股增强的协同效果：（基金权重-基准权重）×（基金行业收益率-基准行业收益率）	·消费：(35%-30%)×(9%-6%)=+0.15%
		·金融：(15%-25%)×(5%-3%)=-0.2%
		·工业：(25%-20%)×(7%-4%)=+0.15%
		·医疗：(5%-10%)×(3%-(-2%))=-0.25%
		合计交互效应：0.3%+0.15%-0.2%+0.15%-0.25%=+0.15%
	总超额收益=配置效应+选股效应+交互效应	4.2%≈0.7%+3.4%+0.15%=4.25%
		（注：细微差异源于计算取整）

数据资料来源：蒙玺投资

总结来看，Brinson 归因模型与实际投资联系紧密，直接精准。对输入数据的要求不高，研究人员只需组合基准在各大类资产上的配置权重及对应的收益率，就能实现对投资管理过程的各个环节（含投资基准、市场择时、行业配置和标的选择）的绩效贡献的评估。但在当前的量化行业中，除了磐松称收益约 80%由选股贡献，约 20%由行业配置贡献，较少其他机构以此分类。

2.10.3 Barra 归因模型

Barra 风险模型方便研究人员分析过往业绩的来源和风险暴露，可以用来进一步优化投资策略。目前应用最广泛的 Barra 因子，是 2018 年 8 月上线的中国权益市场风险模型 The Barra China Equity Model，即 CNE6 版本。其将市场风格理解为以下表格中的几类，其中每类因子的收益率和方差，代表了相应风格的收益率和方差。通过构建对应的模型，即可以得到各因子的收益率、方差、因子暴露、因子有效性及择时有效性。基于此，也能进一步分析投资组合的超额收益来源和风险敞口。

Barra 风险模型主要用于多因子选股分析和结构化风险因子分析。

例如：假设某成长风格基金 2023 年收益达 15%，波动率 25%，远超同期沪深 300 指数的 18%波动率。研究人员用 Barra 风险模型拆解这只基金收益和风险时，重点需要解决两个问题：1.超额波动来自哪些风险因子；2.如何在控制风险的前提下保持收益能力。

■图表 Barra 归因步骤及示例

步骤	主要内容	风险因子	归因结果		
			基金暴露值	市场中性值	因子波动率
第一步 建立风险坐标体系	采用 BarraCNE6 模型，将风险分解为 10 类因子 暴露值>0 表示正向暴露，如高动量；<0 表示反向暴露，如小市值)	市值 (Size)	-1.2	0	4.20%
		价值 (Value)	0.8	0	3.10%
		动量	1.5	0	5.00%



		(Momentum)			
		波动率（Vol）	0.6	0	6.30%
		行业集中度		-	7.80%
通过方差分解计算各因子对总风险的贡献，步骤如下：					
1.确定因子暴露（即 FactorExposure，衡量投资组合对某一因子的敏感度），通常用回归分析计算					
Rp=α+β1F1+β2F2⋯⋯βnFn+ϵ					
其中 Rp 为投资组合收益；α为截距项；βi 为因子 Fi 的暴露；Fi 为因子收益；ϵ为残差项					
最终，得到每个因子的暴露系数βi。					
第二步 拆解风险贡献	2) 计算因子方差贡献（即 FactorVarianceContribution，衡量每个因子对投资组合收益波动的贡献）		风险来源	风险贡献度	关键发现
	$\text{Var}(R_p) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \beta_i \beta_j \text{Cov}(F_i, F_j) + \text{Var}(\epsilon)$ ·Cov(Fi,Fj) 为因子收益的协方差；Var (ϵ) 为残差方差 因子贡献方差为： $\text{Contribution of } F_i = \beta_i^2 \text{Var}(F_i) + \sum_{j \neq i} \beta_i \beta_j \text{Cov}(F_i, F_j)$		市值因子	0.38	严重暴露小市值股票
			动量因子	0.22	追逐高动量个股
			波动率因子	0.15	持有高波动股票
			行业集中度	0.18	超配新能源行业
			残差风险	0.07	个股特异性风险
这表示因子 Fi 自身及其与其他因子的协方差对投资组合方差的贡献。					
第三步 风险归因和策略优化	发现问题：1.小市值陷阱：-1.2 的市值暴露（相当于比市场多配置 120%的小盘股），贡献最大风险；2.动量过热：1.5 的动量暴露使组合易受趋势反转冲击；3.行业扎堆：新能源行业权重达 35%，远超市场基准的 12%				
	优化措施：1.市值平衡：将小微盘股占比从 45%降至 30%，市值暴露从-1.2 调整至-0.8；2.动量分散：纳入部分逆向策略标的，动量暴露从 1.5 降至 1.0；3.行业对冲：新增 5%的消费电子持仓，降低新能源行业集中度				
第四步 优化效果验证	指标	优化前		优化后	
	年化波动率	25%		20%	
	市值因子贡献	38%		22%	
	夏普比率	0.60		0.75	

数据资料来源：蒙玺投资

2.10.4 超额回撤归因

通过前述步骤，研究人员已能将模糊的波动率指标转化为具体的因子暴露图谱，并拆解收益来源。然而，超额收益本身具备一定的脆弱性，其回撤往往并非简单的策略暂时失效，更可能源自模型在特定市场环境下暴露的风险因子出现非线性衰减。以多因子模型为例，当价值因子（低 PB/PE）与动量因子（追涨杀跌）在风格切换中形成对立时，因子间的负相关性可能瞬间转为正相关，导致策略净值呈现断崖式下跌。

基于此，机构也会不断对行情进行归因。例如，2024 年 3 月-6 月产品处于超额震荡修复阶段，其中在 4 月的风格转换周期里面，由于动量信号的预测没有跟上，对业绩产生了波动。虽然波动幅度和波动率远不及 2 月与 9 月极端，但机构也会据此对整个策略和模型进行迭代和更新。

当然随着模型越加复杂，量化机构的归因也在面临挑战。部分投资人也会担心量化模型使用纯神经网络模型，以非理性组合为主，业绩归因中不可解释的部分占比较多，超额可能会存在较大的潜在波动。所以为了防止过拟合，在输入端做更多筛选，比如运用一定经济学意义支撑、逻辑性和可解释性更强的数据和因子，无效信息会人为切除掉。

此外，研究人员对超额归因时，通常基于量化交易的特点和历史上交易呈现的规律，分析一些常见指标：例如小微盘风格走强，有利于相应指数增强类策略获取超额收益；震荡行情更适合量化策略获取超额等。

■ 图表 超额回撤归因

策略负超额诱因	简介	案例
因子拥挤	当全市场 70% 的量化策略同时采用小市值+低波动率因子时，因子溢价被过度透支	2018 年 A 股因子踩踏事件中，头部私募集体减仓导致小市值因子单月失效-12.3%
市场风格切换	不同策略都有其适用的市场环境，一旦市场风格切换，策略如果不能及时调整，则可能引发负超额	2021 年 4 季度，市场风格轮动，此前强势的周期股骤跌，引发中证 500 指增相关产品回撤
政策和经济环境	政策变动或经济数据不佳可能导致市场预期恶化，进而影响策略表现	—
流动性问题	当管理规模突破策略容量 80% 时，每增加 10% 规模将导致年化超额收益衰减 1.5-2%	某机构指增产品曾因交易冲击成本，实际收益较模拟回测缩水 37%
过度拟合	在构建量化模型时，如果过度拟合了历史数据，即过多地依赖历史数据的特定模式，可能会导致模型在未来的表现不佳。这样的策略在真实市场中可能会失效。	—
数据质量问题	策略的有效性取决于使用的数据的质量和准确性。如果数据出现错误或缺失，可能会导致策略的信号不准确，从而失效。	—
技术问题	量化交易策略可能受到技术问题的影响，比如交易平台故障、网络延迟等，这些问题可能导致策略的执行出现错误或延迟。	—
模型失效	很多量化交易策略使用机器学习模型来预测价格走势或执行交易决策。如果模型泛化能力没有那么强，就可能导致策略失效。	—

数据资料来源：蒙玺投资

历史经验也表明，市场周期性是导致超额回撤的根本原因。回顾全球量化行业发展，每隔一段时间，量化策略超额会出现一次大的回撤，在这之后，大多也会迎来一波上涨，修复回撤。作为研究人员，应该对市场保持敬畏，不断迭代策略、提升技术，以扎实的专业能力熬过市场周期，走出超额回撤。超额回撤与负超额并非一无是处，几乎每一次量化行业的重大突破，技术和策略的高效迭代，都是研究人员抵御超额回撤做的尝试。可以说，研究人员如何穿透海量数据的表象，深入理解策略模型的脆弱边界与适应能力，最终决定了他们获取超额收益的上限。

2.10.5 回测与实盘的偏差

在实际状况中还会出现回测与实盘巨大偏差的情况。可以将偏差类型细分为未来数据、数据问题、交易冲击、过拟合、Beta 变化、人为干预风险以及缺乏压力测试七大类。其中，针对未来数据这类偏差，可以采取 8 种方法避免，分别为：1.拉



长回测时间区间；2.滚动回测；3.最优值近邻测算；4.回测买卖点调整；5.减少人为干预；6.使用稳定拆单算法；7.统一数据源；8.代码一致性管理。

■ 图表 回测与实盘偏差来源及示例

偏差类型	具体原因	示例/说明
未来数据	程序错误	预测 2023 年 8 月 17 日收益时误用 8 月 18 日数据
	人为主观干预	基于历史经验（如 2015 年股灾）在回测中人为调仓，导致结果失真
数据问题	质量、数据时效性	回测的准确性与所用数据的质量直接相关。数据缺失、错误，或者不准确可能导致回测结果的偏差。确保数据来源可靠，清洗工作到位，对回测来说很重要。
	数据完整性	某些市场或资产类别的历史数据可能不完全或质量差，尤其是对于新兴市场或特定品种。选择时效性较强且能够反映市场变化的数据至关重要。
交易冲击	市场冲击成本	在流动性不足的股票（日成交<500 万）中实盘买入 100 万，导致价格冲击
	滑点与成交问题	回测中通常假设策略可以按理论价格即时成交，但实盘中，尤其是在高频交易或低流动性市场中，滑点可能导致价格偏离，例如回测用开盘价买入，实盘用开盘前 5 分钟均价，价差累积影响收益
	执行延迟	实盘中存在网络延迟、交易系统排队等问题，可能导致订单无法及时执行
过拟合	参数优化过拟合	策略过度优化以适应历史数据的波动和噪音（模型过于复杂），常见原因有：1.训练数据大小过小，并且未包含足够的样本，无法准确代表所有可能的输入数据值；2.训练数据包含大量噪声数据（不相关的信息）；3.模型在单个数据样本集上训练时间过长；4.模型复杂程度较高，穷举参数组合导致极值陷阱（如某组参数仅对特定时段有效）
	机器学习过拟合	模型在训练数据上表现优异，但泛化能力差（如数据量不足或噪声干扰）
Beta 变化	市场环境差异	回测期（如牛市）与实盘期（如熊市）Beta 特征显著不同，策略失效
人为干预	交易系统故障	光大乌龙指事件（系统缺陷导致异常交易）
风险	主观调仓干扰	亏损时减仓、盈利时加仓，破坏策略纪律性
缺乏压力测试	-	在进行回测时，应验证策略在不同市场环境中的表现。例如，策略是否能在牛市和熊市中都稳定获利？是否对特定市场事件（如金融危机或“黑天鹅”事件）有较强的适应性？通过跨时期和跨市场的回测，可以验证策略的鲁棒性，确保其在多变的市场条件下依然有效。
	-	很重要的一点是，好的策略都要经过压力测试，即能否接受策略最差的表现。否则，在实盘中遇到了回撤，非常考验投研的心态，只有对自己的策略足够自信，才能坚持下去。

数据资料来源：蒙玺投资

■ 图表 未来数据避免方法

方法	实施要点	补充说明
1.拉长回测时间区间	日频策略：回测≥10 年数据	需考虑市场制度变革对策略的影响（如涨跌幅限制调整）
	高频策略：回测≥3 年数据，覆盖规则变动（如科创板注册制）	
2.滚动回测	逐 K 线回测代替向量化回测	减少未来数据泄漏风险，但计算成本较高
3.最优值近邻测算	参数优化后测试相邻参数组，收益波动小则过拟合概率低	若参数微调导致收益骤降，则弃用该参数组合
4.回测买卖点调整	以开盘 5 分钟/10 分钟均价替代开盘价测算	更贴近实盘交易场景（如算法拆单成交均价）

5.减少人为干预	策略全自动化运行，避免手动调仓	需设置严格风控阈值（如最大回撤 $\geq 10\%$ 时自动止损）
6.使用稳定拆单算法	优先保证系统稳定性（如 TWAP/VWAP 算法），而非追求极致绩效	单次系统故障损失（ $\geq 0.5\%$ ）可能远超算法优化收益
7.统一数据源	回测与实盘采用同一数据供应商（如 Wind/聚宽）	避免因数据清洗规则不同导致因子计算偏差
8.代码一致性管理	回测与实盘共享核心逻辑代码	需特殊处理差异点： -仓位管理（回测允许负仓位，实盘禁止） -订单撮合机制适配

第三章 技术栈

edge = (eigenvector @
market.memory) *
np.exp(-volatility**2)



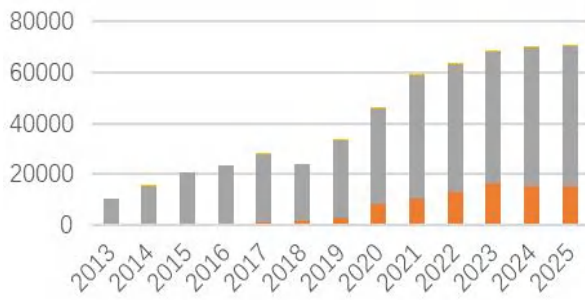
·本章内容由编写组携手阿里云合作撰写

历年白皮书下载地址：<https://bigquant.com/quantpaper/4th>

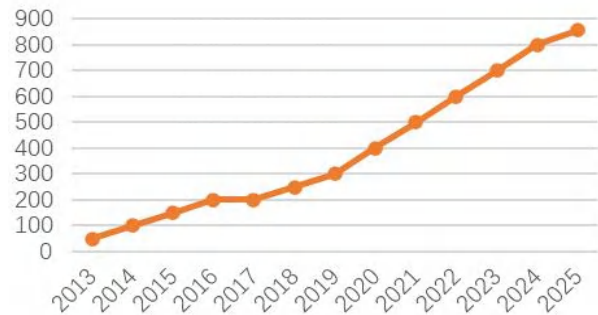
3.1 五代技术迭代：快灵弹，安标定

国内量化私募起步于 2013 年，从最早的 50 家公司，百亿的资金规模，较同期证券私募资金规模占比仅为 1%；至 2017 年量化投资企业突破 200 家，资金规模首次突破千亿，较同期证券私募资金规模占比增长为 3.7%，开始高速发展；于 2021 年量化投资企业突破 500 家，规模突破万亿大关，较同期证券私募占比超过 20%，成为国内证券市场不可或缺的组成部分。到 2025 年 4 月，国内拥有量化投资企业 856 家，资金规模突破 1.5 万亿，较同期证券私募占比为 27.2%。其中百亿量化为 39 家，甚为可观。

■ 图表 量化规模占比



■ 图表 量化私募数量



数据资料来源：私募排排网

在此过程中，量化投研与技术衍化经历了四个代际的发展。

■ 图表 不同代际主流策略模式与技术要求

代际	主流策略	技术要求
量化 1.0 2013 年—2015 年	把“知道赚钱的策略”变成“能够赚钱的执行”，是以传统的多因子模型为主，中低频策略；	数据量：TB 级别，手动处理数据 因子挖掘：Python-NumPy/MATLAB 做量价和基本面因子挖掘 训练：CPU 单机训练为主，尝试 GPU 如 K40，周级训练 回测：以 BackTrader 为主
量化 2.0 2016 年—2018 年	从“大盘中隐藏的信息差”到“操作交易的时间差”，以中高频/高频因子为主，追求超额稳定度提升；	数据量：大 TB 级别，尝试另类数据 因子挖掘：Skicikit-learn、LightGBM 为主，机器学习如随机森林、SVM 代替传统统计方法，开始尝试非结构化数据 训练：转向 GPU 单训练，如 P100/V100，尝试多卡训练复杂策略；Pytorch/TensorFlow 开始普及 回测：自研回测平台，引入风控模型；小时级
量化 3.0 2019 年—2021 年	从“轰轰烈烈的技术差”与“红红火火的算力差”，以机器学习、深度学习架构的技术红利，与算力提升带来的迭代速度提升，来驱动盈利；	数据量：小 PB 级别，另类数据占比超 30% 因子挖掘：Pytorch、TensorFlow+Keras 为主，深度学习如 CNN/RNN 来处理图像和时序数据，通过强化学习来优化交易路径 训练：A100 多卡集群为主，Horovod、DeepSpeed 分布式训练框架普及 回测：分布式回测平台如 Dask，引入 AI 驱动的策略优化缩小偏差
量化 4.0 2022 年—2025 年	从“消除多余的枝丫”到“酝酿 AI 的萌芽”，突破万亿后的分化再平衡，多策略、多资产、多	数据量：大 PB 级别，实时数据占比超 50% 因子挖掘：大语言模型处理非结构化数据，强化学习实现动态策略调整



下一代畅想	信号、多频段融合；挖掘风控、AI、另类数据的价值等。	训练：H100 近千卡集群，Megatron 等框架，探索量子机器学习如 PennyLane 等 回测：AI 驱动回测平台，如 Alpaca Markets 等，模拟实时市场
	从“海量数据的提取 AI 化”到“实时策略的智能体博弈化”，大模型对海量多模态数据的可解释化提取，业务流程编排自动化，多资产的多策略实时化产出，多策略博弈胜出为王等	数据量：EB 级别，多模态数据占比超过 80% 因子挖掘：量子计算与边缘 AI 结合、跨模态大模型，做实时策略动态调整 训练：H200、GB200 的大规模集群，驱动大模型的多智能体做工作流式策略 回测：多智能体模拟交易市场生态，以存量策略做博弈回测验证

数据资料来源：阿里云整理

量化投研机构，面临当前的市场竞争格局，总体呈现以下特征：

■ 图表 机构特征

AI 与算力竞争白热化	幻方的“萤火”、宽德的“WILL”、鸣石的“创世纪”、九坤的“全链条”等一系列 AI 实验室的创立，人才与算力双向集中，亿元级算力与顶尖科学家成为入场券。
策略周期缩短	因子的同质化程度变高，量化因子的半衰期缩短，市场进入存量算子竞争。预计到 2029 年，因子半衰期可能降至小时级，因此以 AI 驱动的实时迭代系统才是未来的生存之道。相应地，数据处理提速、因子挖掘提速、训练提速、回测提速，才可进一步保障因子的有效周期。
存量竞争下的生存空间压缩	头部百亿级量化私募主导市场，中小量化公司面临备案门槛提升与运营成本增长的双重压力，需要以差异化策略进行突围，在另类数据挖掘中寻找细分领域机会。
风控体系升级	静态风控：策略的量化数据占比过重，基本面及另类数据的因子价值有待进一步正视，才能在策略的有效性上防止过拟合。动态风控：关注实时舆情的价值，及时做好风控干预及因子约束，避免在市场突变中遭遇大幅回撤。
AI 及大模型的可解释性探索	AI 及大模型的先进性，叠加金融领域的专业性，使大模型的应用领域，不应只局限于因子挖掘与多模态数据处理上，更应动态作用于量化行业的全流程当中，增强其可解释性，实时进行策略模型的快速迭代。

数据资料来源：阿里云整理

在实际过程中，量化机构陷于“既要快（响应业务）、又要稳（系统安全）、还要省（控制技术债）”的不可能三角。一方面快不起来：48.2%需求变化 vs 41%交付阻塞；其次稳不住：32%研究泄漏风险 vs 27%系统安全缺陷；另外还省不了：48%技术栈混乱 vs 31%开源掌控不足。此外在细节上，敏捷性缺失（>40%）：业务需求变化快（48.2%）与交付周期长（41.01%）形成恶性循环；技术债堆积（>45%）：技术栈复杂（48.2%）与系统弹性不足（48.2%）互为因果；安全与协同短板（>30%）：研究保护需求（32.37%）与开源掌控不足（31.65%）凸显治理缺口。

■图表 量化机构在技术系统架构演进中面临的核心挑战



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

■图表 量化市场面临的挑战



数据资料来源：阿里云

以快速迭代的技术+快速弹性的资源承载快速变化的业务，仍是量化机构在相当长的时间里所要持续去满足的需求。

如宽德 IT 业务部门所说：一个优秀的 IT 人员应当具备业务驱动、技术本领和产出结果三个维度考量。以业务为驱动需要深入细节，掌握隐藏在业务属性中未清晰表达的潜在需求，同时需要提高对于数据的敏感性，深入挖掘数据捕捉业务发展的趋势和潜在问题。以技术为手段。需要专精于技术研究和开发，确保核心竞争力。前面我们提到，打造顶级的量化 IT 平台需要极致的硬件、软件以及维护能力，每一个方向都有其技术深度和广度，其中任何一个领域的专家都能为团队增砖添瓦。勇于创新，拥抱开源，保持对新技术、新方向的敏锐关注，是非常重要的品质。

乾象技术团队将量化研究业务特点总结为三大特征：研究任务突发化：高弹性；研究任务多样化：灵活性；研究内容需保护：隔离性。



3.2 现代技术栈：Python 生态底座 + 自研核心组件

量化系统的整合程度相当高，从架构层面来看，行情/策略/回测/交易是一个不可分割的整体。

数据调研结果显示：当前量化交易技术栈由“Python 生态底座+自研核心组件+商业专业工具”构成：

生态系统主流化：Python 以 97.12%的比例成为绝对主流，相关工具（如 NumPy、Pandas、scikit-learn）高度流行，驱动从数据分析（NumPy/Pandas>64%）到机器学习（scikit-learn61%,PyTorch49%）全流程，反映了 Python 在量化领域的统治地位。

因子挖掘配合化：机器学习（XGBoost51%、LightGBM44%）和深度学习（PyTorch49%,TensorFlow32%）配合作业。

自研核心壁垒化：在回测、风控、优化等关键环节占比 30%-60%。其中回测系统（60.43%）、风控监控（49.64%vsBarra: 48.2%）、组合优化（33.81%>头部开源工具）、特征工程（23.02%）。

基础产品通用化：开发：VSCode（63%）+Jupyter（51%）+Git（30%）；数据库：MySQL（60%）+PostgreSQL（35%）+DolphinDB（26%时序专用）；商业工具仅在风险管理（Barra）等专业领域不可替代。

新兴技术观望化：Rust/Go/Ray 等新兴技术采纳率均<11%，尚待进一步成熟。

■ 图表 量化机构当前技术栈使用

编程语言	Python 和 C++的组合是量化交易的标准（Python 用于策略开发，C++用于执行引擎），其他语言多为补充。	绝对统治者：Python(97.12%)无可争议的核心，贯穿整个技术栈。因其易用性、丰富库（如 Pandas、NumPy）和社区支持。 重要补充：C++(57.55%)主要用于高性能计算、低延迟交易系统核心模块。 小众选择：Java(16.55%)，go(10.07%)，R(10.07%)，Rust(7.19%)通常用于特定子系统（如底层基础设施、特定数据分析）或历史遗留项目。如 R 用于统计分析，Rust 用于系统级优化 洞见：Python&C++是行业标准组合。其他语言是补充或特定场景应用。Python 生态的主导地位决定了后续许多工具的选择。
	VSCode 和 PyCharm 是主力开发环境，Jupyter 用于探索分析。Git+Conda 是协作和环境管理的基础设施。K8s/Ray 在分布式计算/部署上有应用但普及度不高。自研工具主要解决特定内部流程需求。	主流 IDE/编辑器： VSCode(62.59%)：免费、轻量、插件生态丰富，成为首选。 PyCharm(45.32%)：Python 专业 IDE，适合大型复杂项目。 JupyterNotebook(51.08%)：交互式开发、数据探索、原型验证的必备工具。 Git(30.22%)：主流的代码版本管理和协作工具。 Conda(21.58%)：Python 环境与包管理的首选。 其他工具（使用率较低）： 终端编辑器：Vim(13.67%),sublime(7.91%) 其他 IDE：IntelliJIDEA(7.91%) 调度/集群：K8s(6.47%)，Slurm(3.6%)，Ray(3.6%) 自研：自研(17.99%)可能包括内部协作平台、代码审查工具、特定的开发框架或部署流程。
数据管理 (数据库)	MySQL 和 PostgreSQL 是存储结构化数据的主力。DolphinDB 作为专业时序库获得显著采用。MongoDB 和 Redis 满足非结构化和缓存需求。时序	关系型数据库主流： MySQL(60.43%)：最流行的通用关系型数据库。 PostgreSQL(34.53%)：功能更强大的关系型数据库选择。 时序数据库代表：

计算引擎	数据库整体有需求 (DolphinDB, InfluxDB, QuestDB) , 但 DolphinDB 在量化领域优势明显。没有显著的自研数据库选项列出。	DolphinDB(25.9%)：在量化领域专门优化的时序数据库，表现突出。 NoSQL/缓存代表： MongoDB(25.9%)：流行的文档数据库，用于存储非结构化或半结构化数据。 Redis(20.86%)：高性能内存缓存和数据结构存储。 轻量级/嵌入式： SQLite(20.14%)：本地/嵌入式数据库，适合小型应用或缓存。 其他时序/专用 DB（使用率较低）： InfluxDB(8.63%)，QuestDB(5.04%)，RocksDB(4.32%)，Cassandra(3.6%)
	NumPy+Pandas 是数据处理的金标准。GPU 加速(CuPy)和高效内存库 (polars)在性能敏感场景有应用。分布式计算(Spark/Dask)和流处理 (Kafka)使用率中等偏低，反映许多机构数据规模或实时性要求尚未达到临界点。自研引擎主要用于满足特定性能或功能需求。	基础计算核心： NumPy(66.19%)：数值计算基石。 Pandas(64.75%)：数据分析与处理的核心库。 加速计算： CuPy(13.67%)：利用 GPU 加速 NumPy 计算。 分布式/并行计算： Dask(10.07%)、ApacheSpark(10.79%)：用于处理超出单机内存的数据集或并行计算。 流处理： ApacheKafka(13.67%)：主流的流数据消息队列。 ApachePulsar(7.91%)、Bytewax(2.88%)：其他流处理选项，使用率较低。 高效内存处理： arrowpolars(12.23%)：内存效率高的 DataFrame 库。 自研：自研(18.71%)可能包括高性能计算框架、特定的数据处理管道、低延迟数据访问层。
	scikitlearn+(XGBoost/LightGBM)是量化策略中传统机器学习的主力。PyTorch 在深度学习中领先，但 TensorFlow 仍有可观份额。特征工程环节自研倾向明显(自研 2,23.02%)，表明因子挖掘和特征构造是策略核心竞争力和差异化所在。自动化特征工程工具普及度低。	传统机器学习核心： scikitlearn(61.15%)：机器学习算法库的绝对主流。 XGBoost(51.08%)：梯度提升树模型标杆。 LightGBM(43.88%)：高效的梯度提升树框架。 深度学习框架： PyTorch(48.92%)：领先的深度学习框架，在研究和新模型实现上优势明显。 TensorFlow(32.37%)：成熟的深度学习框架，仍在广泛使用。 特征工程工具： tsfresh(6.47%)、featuretools(6.47%)：自动化特征工程库，使用率不高。 前沿计算： JAX(4.32%)：自动微分和加速计算框架，主要在研究前沿应用。 自研：自研(23.02%)可能包括专有因子库、定制化的特征处理方法、领域特定的特征生成器、内部模型训练框架。
组合优化	CVXPY 和 PyPortfolioOpt 是开源首选。自研优化器(33.81%)与头部开源工具比例相当甚至略高，是组合优化环节最显著的特点。这表明标准工具难以	开源优化库主导： CVXPY(41.01%)：用于凸优化建模的流行 Python 库。 PyPortfolioOpt(31.65%)：专门针对金融投资组合优化的库。 商业求解器（使用率较低）：



回测执行	满足量化交易中复杂的实际约束（交易成本、市场冲击、整数手数、特定风险模型等），机构投入资源开发定制化解决方案。商业求解器作为底层引擎可能被集成在自研系统中。	MOSEK(10.07%)、GUROBI(7.91%)、CPLEX(6.47%)、MindOpt(7.19%)：高性能商业数学规划求解器。 通用优化工具： ORTools(5.76%)：Google 的运筹学工具集。 其他：其他(10.07%) 自研：自研(33.81%)比例非常高！可能包括定制化的优化算法（处理交易约束、非线性、整数规划等）、与内部执行系统集成的优化器、专有风险模型驱动的优化器。
	回测与执行是量化交易的核心竞争力所在，自研比例(60.43%)远高于其他环节。机构需要高度定制化、能精确模拟市场微观结构（滑点、流动性、订单簿）、支持复杂策略逻辑、并与风控和实盘交易无缝集成的系统。	自研为王： 自研(60.43%)：该环节绝对主导！覆盖回测引擎、模拟交易、实盘交易系统。核心是策略逻辑验证、性能评估和交易执行。 主流开源回测框架： Backtrader(35.25%)：最受欢迎的开源回测框架。 其他框架/工具（使用率低）： VectorBT(9.35%)、Zipline(8.63%)、Qlib(8.63%)、FastTrading(7.91%) 执行相关： SmartOrderRouting(5.76%)：通常作为自研执行系统的一部分或集成外部服务。
	Backtrader 是开源回测的主要选择，但其份额远低于自研系统。	
风控&监控	风险管理和监控是生命线，自研系统(49.64%)与行业标准商业方案(Barra,48.2%)几乎平分秋色。自研系统满足实时性、定制化风控规则、内部指标监控和与交易系统深度集成的需求。Barra 提供权威的风险模型和基准。监控工具(Grafana,Prometheus,ELK)主要用于系统健康和性能指标的可视化与分析。	自研与商业标杆并重： 自研(49.64%)：主导地位！用于实时风险监控、限额管理、业绩归因、异常报警等。 Barra(48.2%)：行业标准的商业风险模型和系统，用于因子风险暴露管理和绩效分析。 开源/自建工具（使用率中等偏低）： PyRisk(13.67%)：开源风险库。 Empyrical(8.63%)：开源业绩和风险指标计算库。 监控可视化： Grafana(8.63%)：流行的指标监控可视化工具。 Prometheus(6.47%)：监控和时序数据库，常与 Grafana 搭配。 ElasticStack(6.47%)：日志管理和分析平台。

数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

3.3 技术架构新视角：大模型引发嬗变

当前对于技术的发展，最大的变量是大模型。【大模型对策略应用详见第六章】

大模型在量化领域具备一定的发挥空间，构建融合大模型的投研平台，可以使得策略研究员更聚焦在金融及策略研究上，

■ 图表 传统公式量化到大模型量化代际变化

对比项	传统公式量化	传统自动化量化	大模型量化
方式描述	专业人员做公式设计	机器学习、深度学习算法	金融领域大模型
金融知识理解	专业人员具备金融领域知识	无金融属性	具备金融领域知识及泛化知识
因子及策略 可解释性	可归因至经济学原理	黑盒化	可通过思维链显式解释
效率	偏低	高	高
非结构化数据	无法直接处理	专用的算法做处理	可处理
非线性关系	无法有效捕捉	可以捕捉	善于捕捉
因子复用性	强	差	强
适合团队	小团队	大团队	大团队
合规性	合规敏感(可解释)	合规不敏感(黑盒化)	参半
适合场景	低频交易	高频交易	待考证
数据要求	几乎量价	大量量价+少量基本面+微量另类	中量量价+中量基本面+中量另类
算法要求	数学公式	机器学习、深度学习算法	深度学习算法做验证
算力要求	CPU 为主	K40/K80 > A10/V100/P100 > 4090/A100	A100/H20/H200

数据资料来源：阿里云整理

工程化、代码、验证等均交给 MultiAgent 协作来完成。

大模型的基础是大数据+大算力，大数据+大算力也意味着需要匹配更高速的网络和更稳定的运维。这就直接催生了如 AI 平台开发、AI 训练优化、AI 推理优化、云平台架构师、网络优化工程师等岗位的迫切需求。

同时对于原有的数据组，也面临着数据量急剧膨胀的技术挑战，而大模型意味着可以处理更多的数据，并将这些数据处理为量化所使用的数据，因此当基础数据的效用已经被充分挖掘后，对于另类数据的丰富程度和准确程度将会有更高的要求。

当大模型的生态日益完善、前沿探索不断深入、大模型及其之上构建的多智能体组合，极有可能部分取代当前量化领域中诸多复杂的技术栈，成为下一个代际的主流。但这不代表大模型对当前的量化会是全面的取代，相反，大模型及其衍生能力，会是全面的助力，辅助研究员充分展现其经验与才能，实现更高效的 Alpha。



3.4 智算基础设施云化：效率与安全的平衡

量化投资业务的蓬勃发展，驱动研究领域持续创新。机构覆盖的市场越广、交易频段越多、策略领域越细分，其研发任务就越密集，对计算、存储的需求也呈指数级增长。相应地，基础设施架构也从单机向集群演进，从私有云向混合云扩展成为必然趋势。

业务驱动的“技术爆炸”使得资源需求难以精确预估。量化机构往往被迫进行超量资源规划，但经验表明，即便如此也常显不足。这既是行业活力的体现，也倒逼 IT 团队加速优化基础设施架构。

数据调研显示，当前核心交易完全不接受上云的机构占比最高（36.36%），主要出于安全性与可控性的要求；26.79%的机构虽暂未使用云但计划未来上云，正在采用混合云架构或局部用云的机构占比达 47.85%。说明国内量化领域对云架构以及云技术的接纳仍处于中期阶段，其核心驱动力在于寻求效率与成本的优化，平衡安全与敏捷的需求。

在采用混合云的机构中，业务部署模式呈现清晰规律：

训练与回测上云： 模型训练场景需要快速搭建与灵活尝试环境；回测场景则对算力弹性（瞬时数万至数十万核 CPU 需求）要求极高。云计算的弹性伸缩与按量付费特性在此类场景优势显著。

核心交易本地化： 交易系统对低时延和安全性的极致要求，使得其部署在本地 IDC 仍是主流选择。

这种模式有效结合了云的资源弹性和本地部署的安全可控，成为当前量化机构的主流架构选择。

多云灾备占比 12.44%， 表明部分机构将云用于灾难恢复，增强业务连续性，但比例较低，可能因灾备需求在量化领域相对次要或已有本地解决方案。规避单一云服务商故障风险，确保服务高可用性，通常分布在策略研发、数据备份等非实时交易场景。

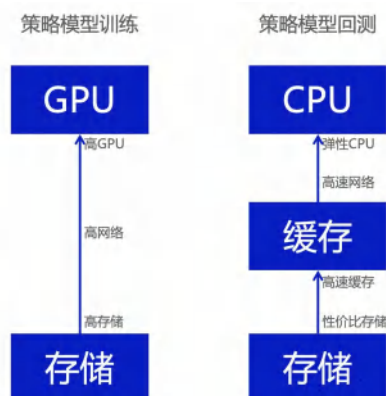
Two Sigma 路演时曾指出，其在 2016 年之前就已跻身全球超级计算机站点前 250 名，但此后选择了全面拥抱云计算。这一转变的核心洞察在于：未来的算力竞争力，将越来越取决于机构在云平台上进行弹性投入的能力和意愿。这种投入的核心价值，正体现在海量数据的快速回测和新策略的高效开发验证上。对于交易执行本身而言尤其是中频领域，算力需求并非首要矛盾；但对于策略的持续创新和迭代，强大的、可伸缩的云算力已成为不可或缺的基石。

■ 图表 当前量化机构云采纳情况



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

■ 图表 量化模型训练与回测



数据资料来源：阿里云

量化业务流程中，策略模型训练与回测是对基础设施要求最高、最紧迫的两个环节，其效率直接决定有效策略的生成速度。

策略模型训练，对基础设施的要求，有以下方面：

1.高存储：以 A 股为例，数据集是以过去 N 年近 4000 只股票的交易数据为基础，以随机时间点后的前偏移量交易明细数据为数据单元，经过模型框架的调度，被高速高频加载进内存以及 GPU 进行训练，所展现的要求是：随机 4K 的 IOPS 要高，单 GPU 节点加载可达百万 IOPS；吞吐速度要高，单 GPU 节点读取可达 25GB/s 或更高。

2 高网络：基于 RDMA（Remote Direct Memory Access）的数据高速移动，绕过了操作系统的网络协议栈等待，减少用户空间与内核空间的多次拷贝开销，直接从存储端加载进应用端内存。主要有 InfiniBand 和 RoCEv2 两种方案，当下可提供 200/400Gbps/端口的基础网络能力。

3.高 GPU：以分类、回归、聚类、决策等为主要目标的各类机器学习/深度学习算法，对浮点运算、矩阵计算等进行大规模并行作业有极高要求，正是 GPU 的发挥领域。量化模型规模普遍较小，因此单卡的 3090/4090 即可满足要求。大型团队考虑到 GPU 稳定性及集群化作业的可调度性，L20/A100/A800 等卡型是主要需求。

支撑基础设施的是各类训练框架（如 Scikit-learn, XGBoost, PyTorch, TensorFlow 等），也有云服务商提供一体化 AI/ML 训练平台。平台的选择与定制需考量企业规模、模型复杂度及团队偏好，技术栈的兼容性与持续演进能力是关键挑战

■ 图表 PAI 平台



数据资料来源：阿里云

这样的一体化 AI/ML 训练平台，在功能上是对自建技术栈的弥补，对于中小团队的快速能力补齐非常友好；在性能上，以满足以上提到的基础设施要求为目标。存储，可对接对象存储、文件存储、分布式存储，并可利用 GPU 的本地 NVME SSD 盘进行缓存加速，以提高训练性能；网络，以 200Gbps/端口为主的交换机，通过 segment+pod 的多级高网 RoCE-V2 架构，可组建万卡的超大集群；GPU，各类主流 GPU 与自主可信 GPU 可供选择。充分发挥了云的优势，按需、按量地享受基础设施与 PaaS 平台。



策略模型回测，对基础设施的要求，有以下几方面：

性价比存储：基于回测任务的不确定性以及弹性，日常不需要昂贵介质（如 NVME SSD）来存储数据；也不同于训练时的数据直供 GPU，回测时数据需要被复制到超大批量分布式任务中进行测试，瞬时的吞吐能力会超过固定容量 NVME SSD 上限，因此，“性价比存储+可扩展吞吐加速缓存”的组合更适合。

吞吐加速缓存：以 NVME SSD 盘的高速吞吐能力为基础，以可按需横向扩展的能力为依托，来满足回测的时候吞吐短时间内要求非常大的需求。

弹性 CPU：回测任务的弹性，需要在一两个小时内完成一批量模型的回测，以及及时推向实盘交易，因此，短时间内弹出几万及至几十万核算力是其基本要求。

如果在自建 IDC 中完成策略模型回测，就需要为了每天可能只使用 1-2 小时的场景，去配备多达几十万核的额外算力，这对服务器、网络、机柜、空间、电力、运维监控等均是巨大的浪费和挑战。

云的优势正是在于弹性、按需使用和付费，这是回测场景天然形成匹配，因此也不难理解行业内云的接受程度日益提高，混合云架构日益增多的现象。

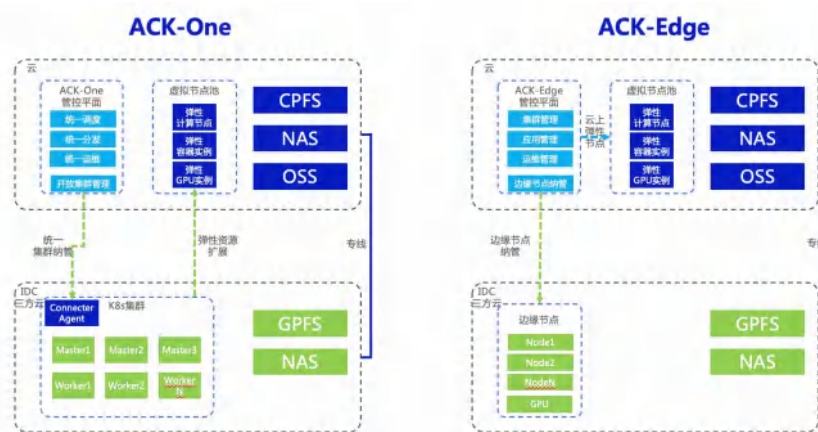
以容器为例，云上提供了 ACK-One 和 ACK-Edge 两种形态的混合云弹性算力支持功能。ACK-One 提供了统一的管控功能，可将 IDC 中若干个 K8s 集群，以及云上新弹出的 K8s 集群做统一的调度与管控，既提高管控效率，又满足弹性算力需求。ACK-Edge，则以云上提供的管控为主，将 IDC 当中的多种异构节点进行统一纳管，省去 IDC 中重复建设成本；满足云上弹性的同时，减少 IDC 管控压力。

同时，作为 IaaS 平台，承载回测这样的大规模分布式任务，在 K8s 自有容器化任务调度的基础上，必须拥有更多承接 AI 任务的组件能力，诸如 workflow 编排的 KubeFlow+Argo、AI 任务调度、AI 作业生命周期管理、AI 制品管理等能力。

以此，在免去硬件资源、机房资源的不合理开销的同时，也可直接复用云上统一管控、发布、监控、运维、告警等能力，进一步降低运营成本，提高运营效率。

基础设施方面，存储，极具性价比的对象存储，可用于回测数据的存储；缓存加速，具有 NVME SSD 本地盘的弹性计算节点，可用于分布式缓存加速节点的快速横向线性扩展，以按需放大读吞吐；弹性 CPU，海量的弹性计算节点，每分钟弹出数千台的速度，Spot 方式竞价获得比按量付费更优的性价比。结合固定资源，充分结合了效率与成本，可更具有性价比地完成回测任务。

■ 图表 弹性容器集群形态



数据资料来源：阿里云

3.5 量化出海：业务拓展突破地域限制

量化投资行业，交易系统的网络链路如同血管般决定策略生命线的活力。传统自建网络架构在行业早期可满足低频要求。但随着交易市场的覆盖度、策略的复杂度、频段覆盖的广度、市场波动的速度等，其内生性瓶颈逐渐显现。

1.跨地域交易的速度天花板。传统运营商很难完全覆盖所有的交易所，与多运营商构建专线网络，延时、抖动等质量无持续稳定保障且价格昂贵，实际端到端的延时受限于运营商BGP协议的收敛速度。例如上海~香港的链路，一般稳定在31.5ms，但运营商可能会出现8-22ms的延时波动。

2.线路冗余的脆弱性。配备两条专线做主备或浮动，故障恢复依赖人工干预或校验。2022年某头部券商就因光缆中断导致量化交易系统瘫痪127分钟，直接损失超千万。

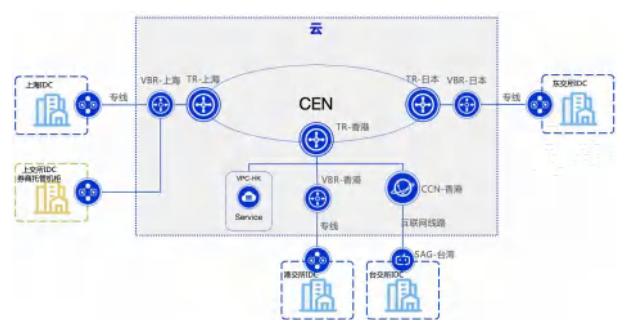
3.线路扩容的滞后性。传统运营商，硬件采购、升级扩容等流程，周期甚至长达1个月以上。某量化投资在2023年CTA策略扩容期间，因突发流量激增导致30%的订单因网络拥塞失效。

云供应商与各大运营商进行合作，在多运营商之上封装一层网络平台，遍布全国乃至全球的可用区。

■ 图表 云覆盖地区



■ 图表 全球化组网



数据资料来源：阿里云

以阿里云为例，覆盖全球近30个主要城市，近90个可用区，辐射200多个国家，拥有3000多边缘节点，其中海外近1000边缘节点，足可满足全球各大交易所的就近接入。

云企业网结合转发路由器以及全球加速服务，可在全球边缘节点的基础上，可做企业全球网络的便捷管理，通过专线/VPN/互联网/4G等多种途径，任意连接全球的IDC/交易所/移动终端等，打造灵活、可靠、大规模的企业级云上网络。

多种冗余线路配置、分钟级扩容变更，使企业应用在面临专线故障、业务洪峰时可更加从容应对，真正实现云技术助力量化投资的持续稳定Alpha收益。

第四章 极端风控

storm = RiskVortex(
eye=calm,
wall=ResilienceMatrix(
yield_curve % chaos))

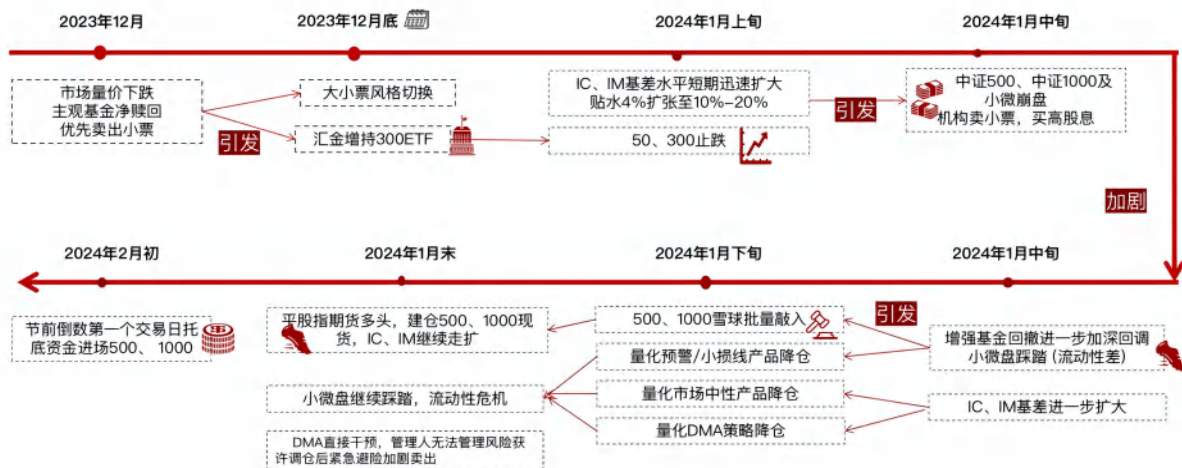


4.1 2024 年危机演绎

4.1.1 二月危机雪球与 DMA 掀起风暴

对于二月的危机复盘，再连篇累牍都不为过。2024 年 1 月下旬-2 月初，雪球大量的敲入诱发负面情绪，之后市场经历“市场量价下跌，主观基金净赎回优先卖出小票——雪球集中敲入引发基差快速扩大——对冲成本快速增加导致 DMA 亏损平仓——DMA 多头部分平仓导致小微盘股踩踏——暴露在小微盘的主动增强基金回撤进一步加深回调——资金入场拉升 500/1000 ETF，导致市值分布不均的指增超额收益回调——DMA 直接干预，管理人无法管理风险，后紧急避险加剧卖出”连锁反应的多个阶段。

■ 图表 2023 年 12 月-2024 年 2 月量化流动危机演变



数据资料来源：编写组整理

回顾市场背景，可以根据世纪前沿的情况梳理时间节点：2020 年末-2021 年年初，市场多次出现单日千亿资金抢购一只基金首发的疯狂盛况。但经过三年大熊市的煎熬，其中部分三年期封闭基金在 12 月底面临开放，叠加市场持续负反馈状态，以大盘成长股为首的主观股票基金持续净赎回，跑得越晚亏得越多的心理在投资者心中逐渐蔓延。在流动性递减的情况下，规模较大的管理人通常会选择卖出小票以应对负债端的赎回压力。市场情绪进一步脆弱化，避险情绪提升，最终指数的下跌逐渐蔓延到中小市值。

自 1 月 18 日国家队开始花费大量资金买入沪深 300ETF，使得沪深 300 稳定在 3200 点以上水平，而 500 和 1000 指数则因为雪球敲入带来的卖盘影响下加速下跌。此时的市场已在恐慌情绪中。市场参与者基于观察到的行为形成了 300 指数是安全的共识，大量抛售小票而买入 300 成分股。这个共识在 22 至 26 日逐渐形成，并在 1 月 29 日至 2 月 2 日迅速强化。

在大小盘风格出现极致分化的情况下，量化私募的 500 指增超额在前一周表现还很稳定，中位数约为 0%。而后一周的超额中位数则到了-4%，基本破了各家的单周回撤历史记录。基于上述信息可以发现，量化产品自 1 月中起就开始面对资金面的不利影响，并且是逐渐加速的。由于量化策略本身有吸收资金面波动，稳定市场截面的作用，因此在前两周（1 月 15 日-26 日）的超额影响有限。但当市场风格一直走极致的单边行情时，量化的吸收能力被耗尽，随后市场的流动性迅速消失，量化超额也开始出现加速亏损。



这个过程在2月初达到临界点，市场整体进入极度悲观甚至恐慌的状态，小微盘股票流动性开始枯竭，这些压力在最后一周内变成现实。2月5日-7日，大量资金买入500和1000的指数ETF，正好对应了绝大部分量化资金的对冲或对标端，指数相对非成分股票大幅跑赢，导致量化超额进一步出现大幅亏损。同时进一步引发中证2000等小市值股票的流动性缺失，市场的微观结构出现失衡，成分股持仓比例不足也成为超额回撤的核心原因。在此期间，部分避险资金会选择将大/小市值股票切换为中市值（中证500及中证1000指数）成分股，进一步形成资金踩踏。

■ 图表 1月22日-2月2日沪深300与沪深300-中证2000指数收益差

指数涨跌幅	沪深300	中证2000	中证500	中证1000	沪深300-中证2000指数收益差
1月22日-1月26日	1.96%	-1.41%	0.17%	-0.70%	3.37%
1月29日-2月2日	-4.63%	-16.78%	-9.23%	-13.19%	12.15%

数据资料来源：世纪前沿

■ 图表 节前两周的市场涨跌幅数量和指数变化情况

	上涨数量	下跌数量	主板跌停数	上证50	沪深300	中证500	中证2000
1月29日	474	4591	83	-0.43%	-0.90%	-1.97%	-3.49%
1月30日	228	4852	87	-1.45%	-1.78%	-2.29%	-3.19%
1月31日	306	4765	184	-0.73%	-0.91%	-2.45%	-5.26%
2月1日	1078	3947	99	-0.27%	0.07%	-0.39%	-1.06%
2月2日	368	4704	108	-0.86%	-1.18%	-2.47%	-4.47%
2月5日	378	4704	1368	1.18%	0.65%	-2.26%	-9.49%
2月6日	3586	1464	135	2.82%	3.48%	7.75%	2.02%
2月7日	2132	2932	282	1.09%	0.96%	6.32%	-2.80%
2月8日	4671	400	7	0.36%	0.64%	0.80%	8.75%

数据资料来源：灵均投资

本轮量化危机（2024-01-19至2024-02-08）的剧烈程度远超预期，市值因子的波动已经超过历史上模型训练的任何一次极端情况，同时这一轮回撤也击穿了每家量化管理人单周超额回撤的历史记录。不同管理人业绩分化较大，表现处于前1/4分位的管理人取得了小幅的正收益（+0.1%），表现处于后1/4的管理人本轮回撤幅度为6.7%，收益中位数为-2.4%。

规模因素也在此次危机中发挥显著影响：大型管理人资产管理规模较大，但调整模型和减仓不如中小型管理人灵活，在危机中受伤更大。其中100亿以上管理人平均跌幅达到7.1%，50亿-100亿管理人平均跌幅为4.6%，50亿以下管理人平均跌幅则在3%~4%之间。

这轮风波对管理人的极限操作能力进行了严峻考验：以子午为例，在2023年12月8日微盘股暴跌期间，当时市场流传“DMA分红”触发暴跌的传闻，加之美股曾出现因同质策略集中赎回引发的流动性危机，为避免类似事件重演，子午选择降低风险敞口，将风格暴露从0.3个sigma收紧至0.1。此后，随着市场进入被动调仓期，基差在1月15日一度扩大至年化12%左右。考虑到超额收益的不稳定性，以及春节假期长达10天所带来的时间成本，子午决定调整策略，转向平衡中性仓位以获

取更具确定性的基差收益，当时该收益大约在年化 8%。随后，由于雪球结构性产品的集中敲入，基差快速收敛，甚至出现升水，子午也在年化 4% 左右水平及时锁定了这部分收益。若后续市场超额环境改善，年化 4% 的基差也可视作合理的对冲成本；若环境未修复，则仍可保留相对确定的收益空间。一直到 2 月 6 日，市场各项指标逐步修复，子午也开始逐步重新建仓，并将风格敞口提升至 0.2-0.3 的水平，策略逐步回归常态。

4.1.2 九月突变市场博弈全新变化

9 月，量化机构迎来年度第二大回撤。据火富牛数据显示，股票市场中性策略整体录得平均值约 3% 的回撤，尤其是中频量价（70-120 倍）受创最为严重，跌幅接近 4%。

■ 图表 9 月股票中性策略表现（%）

股票市场中性策略	收益平均值	收益中位数
复合大厂	-3.11	-3.26
高频量价高换手（>120 倍）	-2.21	-2.87
中频量价中高换手（70-120 倍）	-3.85	-3.61
低频量价低换手（<70 倍）	-0.23	-0.23
基本面数据主导	-2.61	-2.39

数据资料来源：火富牛

此次回撤与 2 月截然不同，由诸多原因引起：9 月市场呈现“先抑后扬”的走势，在月底超预期政策“大礼包”发布的催化下，市场短短 6 天时间就从 2600 多点强势拉回至 3000 点，行情反转之快超出多数人预期。然而 9 月 27 日，上交所出现的宕机情况导致所有的上交所股票、期权的海量交易无法成交，进而引发了多重市场扰动，整个传导链条为：

1. 资金被迫涌入深交所股票现货市场，导致深交所股票暴涨，深成指盘中最高涨幅 7.89%，创业板指数盘中最高涨幅 12%；当天进一步催化，深交所被涨到不能再涨后，日内资金兑现，11 点 15 分左右后上交所逐步开始恢复交易，兑现资金立刻涌入上证交易所寻求补涨，但上交所依然没有完全恢复交易，上午死机期间积累排队的交易单没有完成，外加系统还没有完全恢复，成交继续无法达成，现货不行使得资金再次被迫挤压至股指期货市场。

2. 第一波因无法在上交所现货交易，涌入期货市场的资金外加第二波日内回转增仓期指的资金，导致现货无法交易未涨的情况下，上证主连期指最高涨至 9.6%，深圳主连最高涨至 10%；

3. 上述①+②的原因，催化发生了原因③：中证 1000 期指 2410 指数从原先一直贴水的状态，9.22 号之前，IC 远期合约年化贴水为 5.5%，IM 远期合约年化贴水为 10.15%，均属相对正常范围。变为迅速升水达到了创造历史的 4.4%，远期也有 3 个多点，IC 远期合约转变为年化升水 13.39%，IM 远期合约则是年化升水 9%。全市场 1000 中性产品的空头端保证金比例瞬间进入预警值甚至需要强平的程度。很多中性管理人只能补充保证金或者平掉一部分期指空头头寸，中性策略平掉空头头寸意味着必须也同时要平掉现货股票仓位，于是又衍生出两个问题为原因④：

1. 期指空头平掉，期指空头压力变小，涨幅更凶猛；

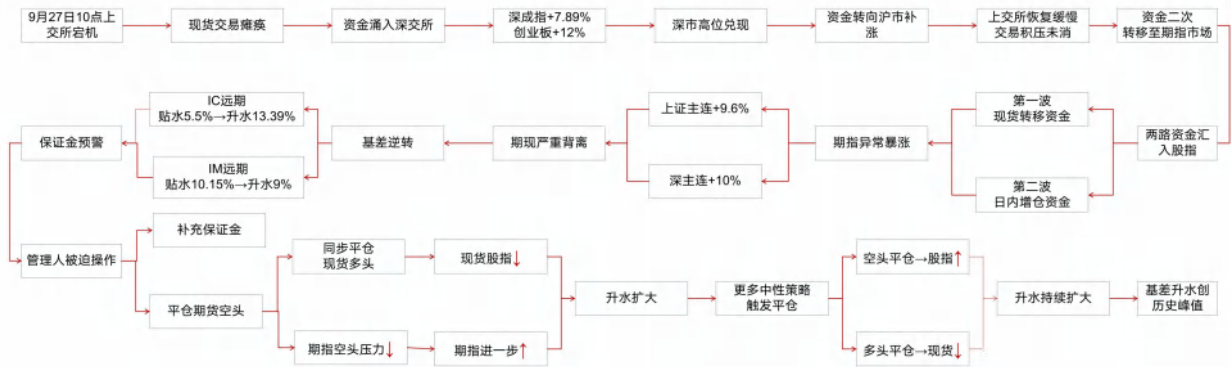
2. 中性产品平掉空头端，多头端的股票现货也要平掉，那现货股指就会下跌。

两个原因一个加速期指的上涨，一个加速现货股指的下跌，升水越来越严重；由此因素引发的再次催化原因⑤：一部分



中性平仓升水变大，就会导致另一部分中性不得不平仓，由此加剧循环，最终导致股指期货升水达到了有史以来最高值。

■ 图表 2023 年 9 月回撤演变



数据资料来源：编写组制图

4.1.3 二三季度低波动低成交下的量化发展

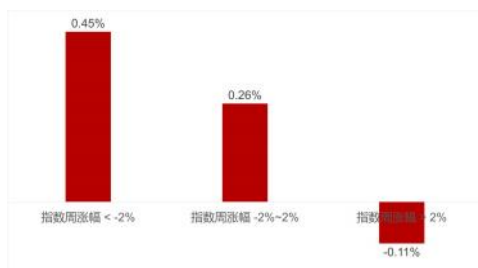
按惯例，每年二三季度都是量化积累阿尔法的阶段，一方面，市场活跃度和成交量较一季度有所回升，另一方面，小盘成长风格逐渐占优，有利于策略捕捉阿尔法。此外，上市公司一季报披露后，信息环境改善，策略模型拥有更丰富的博弈空间。

但在 2024 年却偏离了上述惯性，二季度险象环生，不仅经历了“国九条”波澜，而且在 3 季度初又面临冰量成交。

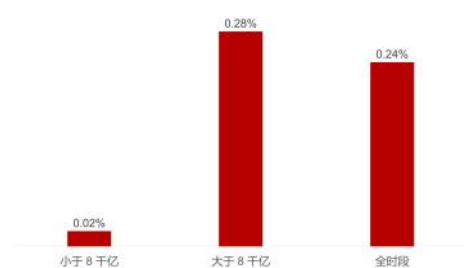
4 月中旬，资本市场迎来新“国九条”发布，其中对于分红和退市的要求直接冲击了小微市值股票，并在周末发酵后，阶段性出现较强的“卖小买大”的一致预期，小微盘出现破位大跌。极端的“一九”行情使得量化股票策略出现了一定的超额回撤，尤其是部分高频量价策略，达到 2 个点以上回撤。4 月 16 日晚，证监会回应：上市公司仅分红不达标不会被退市，退市指标并非针对“小盘股”。市场对小市值股票的担忧有所缓解，资金开始回补小市值，流动性也开始修复，策略超额逐步恢复。但 4 月的波动并非仅由政策触发，也有策略本身的问题。例如部分量化机构复盘发现，中低频高波动的动量信号在风格快速切换期失效显著，未能及时响应风格转换，成为超额回撤的重要来源之一。

进入 6 月，投资者对于强刺激预期逐渐减弱，市场交投活跃持续下降，成交不断萎缩，成交额在月底甚至萎缩至 6000 亿水平，而对许多量化来说，8000 亿水平基本上代表了市场现存各类资管策略的流动性枯竭指标，在此之下超额相对难以获取。尤其是对于高频策略收益。有卖方估计日成交额在 8000 至 1 万亿时，中枢每提升 1000 亿，对高频策略年化超额提升约 7%。日成交额超过 1 万亿时，流动性对高频策略的边际贡献快速衰减。

■ 图表 500 指数周涨幅对应私募 500 指增周超额



■ 图表 全 A 成交额与高频 500 指增周超额收益



数据资料来源：国泰君安证券研究

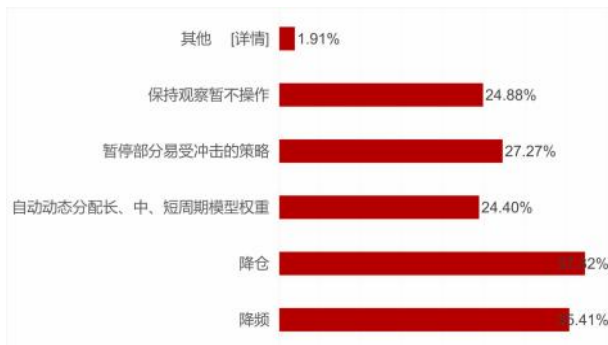
同时交易所对年报的密集问询又一次打击小微盘预期。6月6日晚，证监会再次回应，短期之内退市公司不会明显增加。但并未扭转市场整体疲弱格局。宽基指数方面表现普遍不佳：上证50下跌2.73%，沪深300下跌3.30%，中证500跌6.89%，中证1000重挫8.58%。6月24日，国家队入场干预大盘宽基指数，“非对称救市”现象再次上演。

三季度市场进一步冰封。7月，A股市场延续缩量下跌，主要宽基指数继续回调，北向资金持续流出，市场交投陷入冰点；8月，受到外资流出的影响和在公募基金赎回压力下，权益市场延续缩量下跌，两市的成交量萎缩至5000亿左右的平台，情绪低迷、交投较弱的情况尚未得到改善。9月月中前，各大宽基指数的整体波动率较上月出现明显的减弱，在市场缺乏交投活跃度的大环境下，不同宽基指数都在降波阴跌。直到第四季度，市场波动变大，多空分歧差异增大，为量化找寻超额提供了更好环境，11月单月部分机构有近6%左右超额。

从交易风格来看，量化策略最难适应的情形通常包括：**市场成交量低迷、大盘风格占优、题材与热点集中度高**。另外量化本身又是流动性重要的提供者与受益者。市场成交量缩至4000-5000亿元时，量化成交占比甚至可达近50%。

当市场流动性较差时，主观投资一般增加逆向配置和低估值资产；流动性改善时，配置成长风格资产；流动性泛滥时，适度参与事件驱动和主题投资。而据问卷数据统计，大部分量化机构则会选择主动干预（降频/降仓/暂停策略），仅24.88%观望，凸显量化机构对波动敏感性。其中大多数机构会选择降频、降仓等直接降低风险的举措，部分管理人则会根据流动性进行换手率的优化，或者在策略中提升日间策略的比重从而降低换手率。此外有24.4%机构会自动动态分配长、中、短周期模型权重，其背后逻辑在于：量化机构的策略通常覆盖从分钟级到季度级的不同持仓周期。其中，日内量价类因子在提升超额收益的稳定性方面作用显著，但高度依赖流动性；而长周期的基本面、新闻及另类数据因子换手率较低，受市场成交量影响较小，在低成交量、低波动的市场环境下更能贡献稳定超额，与量价类因子形成良好互补。

■图表 波动及交易量下跌时，量化机构采取了何种措施



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

■图表 4月、6月主要指数表现

日期	沪深300	中证500	中证1000	中证2000	中证2000-中证500	招商证券市场中性私募指数
2024/4/15	2.11%	1.18%	-0.96%	-4.07%	-5.26%	-0.40%
2024/4/16	-1.07%	-2.77%	-4.18%	-7.16%	-4.38%	-1.31%
2024/4/17	1.55%	2.85%	4.36%	6.66%	3.80%	1.01%
2024/6/4	0.75%	1.29%	0.55%	-0.99%	-2.28%	-0.68%
2024/6/5	-0.58%	-1.20%	-1.31%	-2.19%	-0.99%	-0.45%
2024/6/6	-0.07%	-0.93%	-2.16%	-3.92%	-2.99%	-0.30%
2024/6/7	-0.50%	-0.38%	0.44%	1.83%	2.21%	0.58%
2024/6/24	-0.54%	-2.14%	-3.31%	-4.02%	-1.87%	-0.28%
2024/6/25	-0.54%	-0.89%	-0.82%	0.10%	0.98%	—

数据资料来源：火富牛

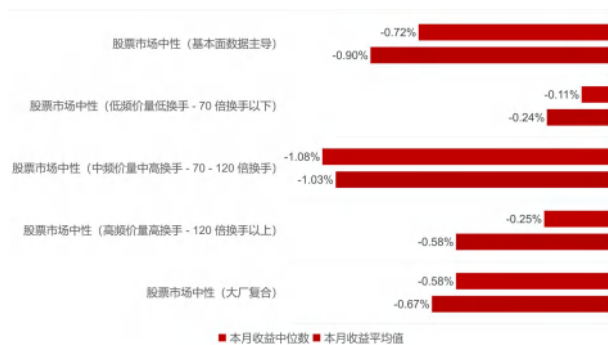
■ 图表 4 月量化私募中性产品表现



■ 图表 5 月量化私募中性产品表现



■ 图表 8 月量化私募中性产品表现



■ 图表 9 月量化私募中性产品表现



数据资料来源：火富牛

4.1.4 十年量化：八轮中性危机

市场中性策略作为 A 股量化私募的核心策略之一，自 2014 年底以来，市场中性策略经历了大大小小约 8 次较大的回撤（回撤幅度达到 3% 以上或接近 3%）。

■ 图表 2024 年至今 8 轮中性量化回撤

序号	发生时间	回撤幅度	回撤时间
1	2014 年 11 月 28 日至 2014 年 12 月 19 日	-2.88%	3 周
2	2015 年 6 月 12 日至 2015 年 7 月 3 日(危机余波持续至 2015 年 9 月 30 日)	-6.13%	3 周(+余波 13 周)
3	2015 年 12 月 25 日至 2016 年 1 月 29 日(危机余波持续至 2016 年 5 月 27 日)	-3.76%	5 周(+余波 16 周)
4	2016 年 11 月 25 日至 2017 年 6 月 2 日	-2.81%	27 周
5	2021 年 9 月 17 日至 2022 年 4 月 29 日	-6.23%	31 周
6	2022 年 8 月 19 日至 2022 年 10 月 28 日	-3.47%	9 周
7	2024 年 1 月 12 日	-	-
8	2024 年 9 月 23 日	-	-

数据资料来源：公众号小苏分析师

将中性量化回撤原因进行拆解，可以发现大部分时期，大小盘风格的逆转是市场中性策略回撤的主要原因。2017~2018 年之前主要体现为以中证 500、中证 1000 为代表的中小盘股相对沪深 300 为代表的大盘股的风格逆转，2017~2018 年之后，量化管理人逐渐转向中证 500 股指期货对冲，大小盘风格的逆转主要体现为以中证 2000 为代表的小微盘股相对中证 500、中

证 1000 为代表的中小盘股的风格逆转。

而造成大小盘风格成为市场中性策略回撤“主因”的根源，可归结为以下两点：

- 1.中长期而言，中小盘风格相对大盘风格存在显著的正超额，市值风格是长期有效的风格，是量化超额的重要来源；
- 2.量化股票基金因为持仓分散，在中小盘、小微盘上有着天然的暴露。

■ 图表 中性量化回撤原因拆解

序号	发生时间	原因拆解
2014 年 11 月	一九分化行情+大小盘风格逆转	当时只有沪深 300 股指期货（IF 合约），市场中性策略普遍采取 IF 对冲，股票多头端采取沪深 300 指增策略；2013 年以来市场由中小盘风格主导，多数量化管理人在中小盘风格上暴露严重；2014 年 11 月 22 日，央行自 2012 年降息两年多后重启降息，引发了金融股和沪深 300 指数的暴涨行情，而中证 500 和中证 1000 等中小盘股涨幅较小，相对沪深 300 指数发生急剧的超额回撤。2014 年 11-12 月两个月时间回撤幅度高达 27.0%和 34.9%；对冲端股指期货基差也出现阶段性正向波动，对市场中性策略也有一定的负面影响，但相对而言影响程度较小。
2015 年 6 月	泡沫、股灾、救市、流动性危机和极端基差	2015 年 6 月中旬，以中小盘为主导的牛市泡沫行情演绎到极致，牛市戛然而止，股市崩盘，中小盘超额随之出现急剧逆转；股灾期间多次上演千股跌停的情形，出现流动性危机，投资者不计成本的抛售，2015 年 6 月 15 日至 7 月 8 日短短 17 个交易日，中证 500、中证 1000、中证 2000 跌幅分别高达 42.82%、45.93%、46.88%；国家队启动救市，但主要买入以沪深 300 为代表的大盘股。同时，中金所自 8 月 25 日先后出台了多次股指期货交易限制政策，包括调整手续费、上调持仓保证金（最高上调至 40%）、对股指期货开仓和持仓数量进行限制等等，股指期货出现罕见的极端贴水，主要合约 IF 年化贴水达 14%，期间中小盘超额发生三次明显的回撤。
2015 年 12 月	股市熔断、流动性危机与股指深度贴水	2016 年 1-5 月：这一轮市场中性策略危机发生在股市熔断期间，与第二轮危机具有较多的相似之处，但程度较第二轮危机缓和。 股市熔断导致的流动性危机触发了大小盘风格短期逆转，2015 年股指期货政策调整导致的负基差后遗症持续存在，2016 年股指期货基差长期处于深度贴水状态，对市场中性策略的影响更多体现为长期的对冲成本，而非短期的基差变动。
2016 年 11 月	核心资产崛起的二八分化行情	2016 年 12 月-次年 5 月：核心资产崛起的二八分化行情 这一轮市场中性策略危机背后仍然在于大小盘风格的切换，但相对前几次而言，这一次是中长期的风格切换，而不是短期的急速切换。 一方面以核心资产为代表的大盘成长股崛起，另一方面，以中证 500、中证 1000 为代表的中小盘股泡沫破灭。股指期货端延续了 2016 年长期贴水状态，但贴水幅度较 2016 年有所缓和。
2021 年 9 月	少数行业因子的快速逆转	1.由于沪深 300 指增超额相对有限，2017-2018 年前后，市场中性产品多头端逐渐采用中证 500 指增策略，对冲端采取 IC 对冲； 2.这一次大小盘风格较为稳定，其他风格因子整体而言波动也不大； 3.股指期货基差呈现小幅波动，但对市场中性策略而言影响不大； 4.少部分行业因子出现了急剧波动，主要体现在采掘、钢铁、基础化工等少数周期品行业，在以 2021 年 9 月 17 日为界的前后 3 个月，这些行业先快速上涨后快速下跌，波动幅度达到 30-40%。 这一轮危机还有一个背景是，量化行业经历了 2016-2017 年的低潮后，管理人对策略模型进行了迭代：一方面多头端从沪深 300 指增为主转向中证 500 指增为主，对冲端从 IF 转向 IC；另一方面策略模型从简单的基本面为主的初级模型转向更为复杂的以量价统计套利为主并结合机器学习、非线性组合的新一代模型。 经过迭代后，量化行业迎来了 2019-2021 年三年大发展的黄金时代，量化私募基金行业规模接近万亿。在规模快速扩张的背景下，量化超额的回撤也带来了一些踩踏。



2022 年 8 月	小盘风格温和逆转	这一轮风格的逆转来自以中证 1000、中证 2000 为代表的小盘股、小微盘股相对以中证 500 为代表的中盘股的超额逆转，而前四轮主要体现为以中证 500、中证 1000 为代表的中盘股、小盘股相对沪深 300 为代表的大盘股的超额逆转，且风格逆转相对温和，同时股指期货基差贴水小幅收敛。
---------------	----------	---

数据资料来源：公众号小苏分析师

对前六轮市场中性策略危机期间的产品层面与管理人层面回撤分布进行统计，可以发现：

首先，从产品层面来看，回撤中位数基本处于-1.64%至-5.14%区间，其中第五轮（-4.91%）与第一轮（-5.14%）明显高于其他时期，显示出整体市场环境对策略稳定性冲击显著加大。值得注意的是，第五轮危机中 10%分位数的回撤达到-19.60%，为六轮中最深，表明部分产品可能在个股极端行情、风格因子失效等多重因素下遭遇了剧烈冲击。

而从管理人层面观察，整体回撤分布略优于产品层面，尤其在 90%与 75%分位数上表现出一定的韧性，但其尾部风险却同样不容忽视。第五轮与第二轮管理人层面 10%分位数回撤分别达到-18.73%与-21.28%，显示即使是机构级的风险控制体系在极端市场中也难以完全对冲系统性风险。尤其是第六轮中性危机中，尽管市场回撤较温和（产品中位数为-2.41%，管理人为-2.74%），但管理人层面 10%分位数达到了-40.55%的极端水平，说明个别管理人可能暴露了过度集中、对冲失效等深层次问题。

■ 图表 前六轮市场中性策略危机中基于产品层面的回撤统计

	第一轮	第二轮	第三轮	第四轮	第五轮	第六轮
90%分位数	-0.38%	-0.47%	-0.23%	-0.77%	-0.21%	-0.18%
75%分位数	-2.22%	-1.21%	-0.69%	-1.90%	-1.56%	-1.14%
中位数	-5.14%	-2.81%	-1.64%	-3.37%	-4.91%	-2.41%
平均值	-6.32%	-6.87%	-4.20%	-5.04%	-8.19%	-3.95%
25%分位数	-7.88%	-8.35%	-5.65%	-6.26%	-11.24%	-4.83%
10%分位数	-15.83%	-17.83%	-9.68%	-11.36%	19.60%	9.30%

■ 图表 前六轮市场中性策略危机中基于管理人层面的回撤统计

	第一轮	第二轮	第三轮	第四轮	第五轮	第六轮
90%分位数	-0.21%	-0.57%	-0.35%	-0.61%	-0.23%	-0.29%
75%分位数	-0.88%	-1.62%	-0.90%	-1.85%	-1.37%	-1.17%
中位数	-3.81%	-5.08%	-2.36%	-3.51%	-4.24%	-2.74%
平均值	-4.97%	-9.61%	-5.27%	-5.30%	-7.57%	-4.39%
25%分位数	-6.29%	-14.00%	-7.00%	-7.00%	-10.35%	-5.33%
10%分位数	-10.72%	-21.28%	-15.00%	-13.18%	18.73%	-40.55%

数据资料来源：公众号小苏分析师

4.2 吹尽狂沙始见金 未来风控展望

如前所述，2024 年量化行业经历多轮挑战，且各个时间段所面临的挑战不尽相同。各个机构也在危机中，重新淬炼风控模型，从《2024 中国量化投资白皮书》数据来看，量化机构将极端风控应对放置在了整个能力建设第二个方向。而且在极端行情之后，机构在策略底层、市场研判、政策理解、危机响应都得到了成长。

4.2.1 半数临时调整 长期风控收紧

具体来看，2024 年 2 月份极端行情期间，约有一半量化机构进行了策略调整，调整类目包括因子权重（48.82%）、杠杆比率（50.59%）、交易执行（51.18%）、指数成分（54.12%）等。

■ 图表 2025 年量化机构战略优先级最高的三项能力建设方向是？



■ 图表 极端行情后，量化机构的成长



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

■ 图表 2024 年初极端行情期间，量化机构的策略调整

题目\选项	没有调整	调整	题目\选项	没有调整	调整
交易仓位	62(36.47%)	108(63.53%)	模型优化	68(40%)	102(60%)
指数成分	78(45.88%)	92(54.12%)	交易执行	83(47.43%)	87(51.18%)
杠杆比率	84(49.41%)	86(50.59%)	其他	113(66.47%)	57(33.53%)
因子权重	87(51.18%)	83(48.82%)	小计	575(48.32%)	615(51.68%)

数据资料来源：《2023 中国量化投资白皮书》问卷调查

以上为机构做出的即时操作调整，实际上量化机构所做的中长期系统优化，更能影响后续的策略表现。

数据表明中长期来看，机构做出了多方位的动作，**第一优先级是收紧风格因子约束（38.76%），加强流动性风控（26.32%）以及收紧成分股约束（27.75%）。而次级优先级则包括因子拥挤度测算，基差管理以及加入宏观风险因子（均为 20.57%）等。仅有 15.31%的机构表示未做任何调整。**

许多机构在此阶段，夯实了其风控模型，重视对小微盘的约束。但关键问题在于如何实现精细化风控，约束力度如何既能有效控制回撤，又不至于过度削弱收益。**这种风险与收益之间的动态平衡，成为 2024 年量化行业关注的核心，也是导致业绩显著分化的重要原因。**

收紧风控参数和增加风控因子是常见的两种做法，行业内对是否应纳入某个新因子往往存在争议和审慎态度。主要的顾



虑集中在以下几个方面：

策略盈利能力的影响：MSCI 的研究团队曾发现，当投资组合的 alpha 来源与风险模型因子存在重叠时，过于完善的风险模型可能把本可计入 alpha 的部分划为可预测的风险，从而降低信息比率¹。但也有观点认为 Pure Alpha 本身应该能超越各种风险调整，如果 Alpha 收益被纳入风险因子解释，说明该 Alpha 并不 Pure。

模型复杂度与解释成本增加：每新增一个因子，模型结构就更复杂一分，所需要理解的新概念变多，解析组合风险暴露时也更耗时耗力。

过拟合与稳健性风险：因子增加意味着使用更多自由度去拟合历史数据，模型可能因包含大量因子而出现过拟合历史噪声的情况。如果某些因子仅仅在样本内有效，但缺乏可靠的经济逻辑支撑，其过去表现可能是偶然的相关，一旦市场 Regime 改变就失效。

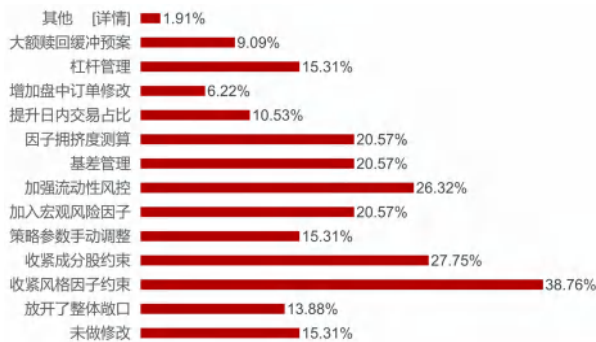
在因子丰富度与稳健性之间寻求平衡需要精细度，MSCI 风险模型的因子结构时通常遵循几项核心原则：

统计显著性和独特性（提升解释力）：新因子的加入首先应能显著提高模型对资产收益的解释能力。衡量标准包括：加入该因子后模型的拟合优度提高（如横截面回归的 R² 增加），因子收益 t 统计显著，以及在样本外的预测能力改善。同时，新因子的信息应尽量独立于已有因子，与现有因子的相关性要足够低，才能提供非冗余的新维度。

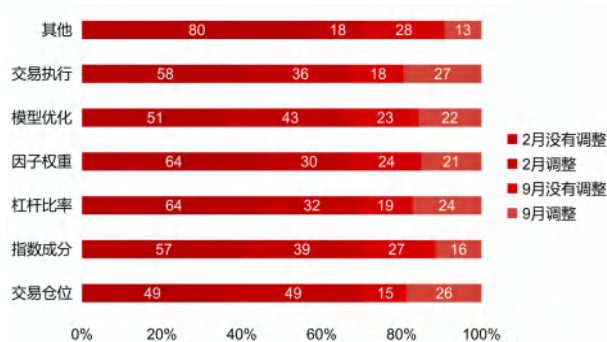
清晰的逻辑含义（经济合理性）：一个风险因子应当有直观且合理的经济含义，能够被解释和理解。这不仅有助于投资者信任模型输出，知道因子在衡量什么风险，也往往意味着因子反映的现象具有持久的经济驱动而非偶然相关，从而提升模型稳健性。

市场需求和适用性：在中国市场，国企改革、科创浪潮等带来的特殊风险，需要本土模型给予特殊衡量，例如 MSCI 最新的中国股票风险模型中便涵盖了国有持股因子，以刻画国企与民企收益率差异这一中国特色风险。

■ 图表 极端行情后，策略和风控所做调整或优化方向



■ 图表 2024 年初极端行情期间，策略进行了何种调整？



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调研

在经历了多轮市场回撤后，量化行业究竟向哪些方向不断迭代和成长？回顾来看，市场中性策略的回撤主要源于大小盘风格的逆转，其次是基差失控。此外由于收益同向，风险同向，拥挤度测算显得尤为重要。

4.2.2 客观看待小市值 未来关注非线性风险

经历 2、4、6 月，市场对小市值走向另外一种极端，走向极度厌恶。

从理论来看，根据市场无效性假说，小市值公司股价可能因流动性较差容易被低估。风险溢价理论显示，小市值公司在经济周期中波动性更大，承担了更高的系统性风险。为此，投资者对其收益的期望会更大从行为经济学角度看，大多数投资

者倾向于关注热门板块或大盘股，小市值股票更容易被忽略，加剧了价格偏离。这为投资者提供了超额收益的机会。最后，相比其他标的，小市值股票通常具有较高的增长潜力和灵活性，能够迅速适应市场变化和抓住新的商业机会。

从 A 股实际来看，市场波动率和成交量提升，小微盘策略拥有更好地创造轮动收益的环境。若出现较大行情，小微盘股票通常更具弹性。

追溯小市值策略的历史，小市值策略在中美都是有效的。从美股经验的复盘来看：小盘风格占优的情况大多出现在经济滞涨或者有重大外部事件影响等环境。从国内经验来看，疫情之后的近几年，小盘风格相对表现得更好。而回溯小市值策略从 2013-2023 年最近 10 年的表现来看，每年也都有正收益。

而且，小市值确实与量化结合更好，源于以下三个方面：

1.较高的超额收益潜力-小市值股票机构参与度低，量价因子（小市值指增策略主要为量价因子，基本面因子和另类数据占比较低）更容易捕捉市场机会，累积超额。

2.较强的策略灵活性和适应性-量化策略通过调仓轮动交易，可以更快适应市场变化，尤其是震荡市中表现突出；

3.相比成熟的大盘股赛道，中小盘股研究较少，量化策略更易发现机会。较大的回撤修复能力-中小盘股票多为“专精特新”等政策扶持企业，估值修复和成长空间较大，因此在回撤市场中能迅速修复，表现优于传统指增策略。

另外量化超额收益来源不只局限于市值因子，因为这两年小市值股票表现更好，市场以为量化超额都是通过小市值来获取，但是如 2020 年偏大市值股票的市场风格也能获取到不错的超额同时各家管理人在 300 指增内也能创造超额。所以市值风格对超额的影响，只是一个因素，没有绝对的影响。

最后，小微盘股票虽然基本面成长存在较大不确定性，但并不代表就是垃圾股。当前散户和量化交易仍然是主要的参与资金。小微盘股票面临的政策面影响，一是需要严格关注财务造假数据，退市政策；二是由于 IPO 受限，未来可能会通过兼并重组来解决，这种方式对小微盘股会比较有利；三是 A 股短期内并不会进入港股化，主要因素是政策面的支持，股票再往下暴跌的可能性很低。

在此背景下，部分机构也针对小微盘做了更为精细的单独风控，例如盛冠达提出了“三段式风险调控模型”：短期层面，紧盯市值中位数与市净率估值水平，在低估区域内允许高仓运作，反之降低仓位；中期维度，通过回避年报披露期、业绩预告期等敏感窗口防范集中抛售风险；长期策略，若政策面发生不利变化，则全面退出小微盘风格，转向红利或弱周期风格策略。

■ 图表 小微盘股票风控

短期：关注估值指标	密切关注微盘股市值中位数和市净率中位数水平，在合理估值水平之下，全仓小微盘股票运作；在合理估值水平之上，保持较低仓位运作。
中期：关注流动性指标，阶段性回避小微盘股票的敏感期。	年报披露密集期、业绩预告期，投资者常常担心业绩不理想而抛售小盘股。产品会结合当时的估值情况，可能会短期退出小盘策略避险。
长期：关注政策面及市场动态，全面退出小微盘策略切换至红利策略。	A 股政策面如果发生重大变化，导致对小微盘股票的生态发生根本性影响。那么产品会全面退出小微盘策略，切换至已实盘运作两年的红利策略。
如果小微盘股票被明显高估，考虑但不限于以下方式回避风险：	适当减仓；中证 1000 看跌期权保护；视估值情况将仓位从小微盘挪到大盘红利或者弱周期红利策略；其他能够降低波动风险的资产类项目。

数据资料来源：盛冠达

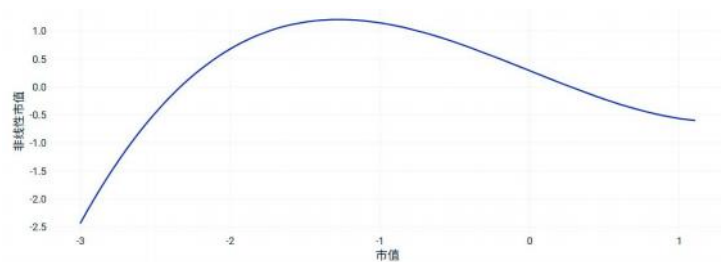
Barra 风险因子本质上是将股票市场从几千只股票的维度降维到几十个因子的维度，但是这背后依赖的是线性模型的假设，

即假设因子与股票收益率之间的关系是线性的。然而，因子非线性特征广泛存在，利用神经网络等机器学习模型挖掘非线性信息在量化策略中已经很常见了，但是在风险管理中引入对于因子非线性特征的风险管理目前并不常见。在风险模型中捕捉这些非线性因素的一种直接方法，是加入现有因子的非线性变换作为附加因子，例如百分位排序、多项式变换或对数变换。如果因子之间存在交互作用，还可以引入交叉项，例如 $\text{Beta} \times \text{Size}$ ，以考虑这些因子之间的相互影响。这些概念早已为人所知，自 1997 年以来，MSCI 就在股票因子风险模型中引入了一个非线性市值因子（市值的立方并对市值因子做中性化），以反映中盘股的贡献。

最典型的例子莫过于 2024 年 2 月微盘股危机。如果想控制组合在微盘股的暴露，仅仅控制市值因子的暴露度恐怕是不够的。假如量化模型依旧错误地给出看多微盘股的信号，即使通过人工干预调整市值因子暴露度至中性水平，依旧有很大的概率模型会保留微盘股的仓位，只是额外调入更多的大盘股来降低组合整体的市值因子暴露，形成一种“哑铃型”仓位，这种情况无法避免二月初微盘股回撤。

下图展示了 MSCI 定义的非线性市值因子暴露度与个股市值的关系。可以看出，对于大盘股和微盘股，非线性市值因子的暴露度都是负的，因此上面提到的“哑铃型”组合也一定在这个因子上会有比较明显的负暴露，也即必须同时控制市值因子与非线性市值因子的暴露度才能真正地控制组合在微盘股的暴露。

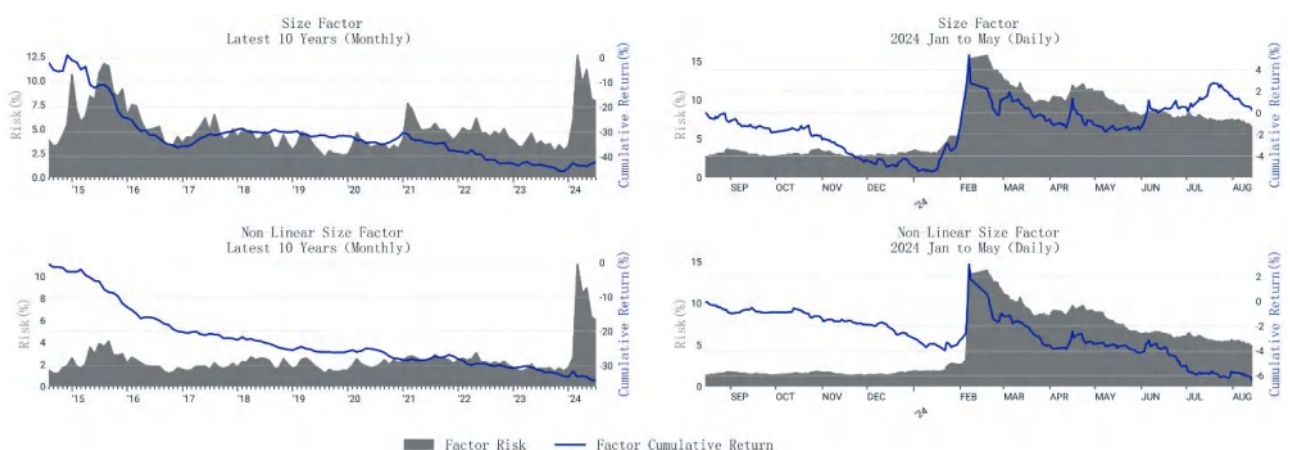
■图表 市值、非线性市值对应关系



数据资料来源：MSCI

与市值因子在二月量化危机期间的波动率达到历史新高相比，非线性市值因子的波动率变化其实更为夸张：

■图表 市值因子波动



数据资料来源：MSCI

MSCI 研究团队在 2021 年的一项研究中提出并验证了一种“机器学习因子”的方法来系统性地刻画风险因子的非线性特征：以未来一个月的股票特质收益（即用线性因子模型无法解释的残差收益）作为预测目标，以股票在当期的各项风格因子暴露为输入特征，训练多种机器学习模型来捕捉因子暴露与后续残差收益之间的隐藏模式，即先剥离了线性因子部分的收益，

专门针对残差部分建模，从而确保机器学习模型提取的正是线性模型未能捕获的非线性信息。

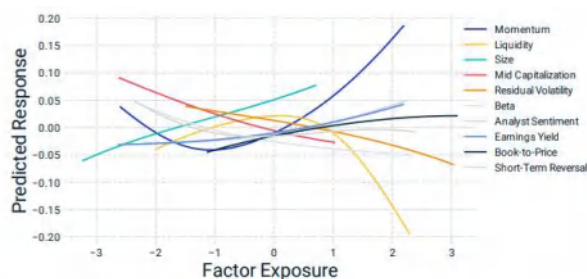
实验结果表明，这种机器学习模型从因子暴露中提炼出的非线性因子（即机器学习因子）对股票收益具有显著的解释力提升。同时，这一机器学习因子本身表现出稳定的超额收益特征，可被视为一个提供稳健阿尔法的因子。

机器学习算法的一个缺点是其“黑箱”特性。然而也存在一些方法，如特征重要性和 Partial Dependence，可以在一定程度上揭示这个黑箱的内部机制。具体来说，MSCI 采用标准方式定义 Partial Dependence：即将预测结果视为某个给定输入变量取值的函数，并对所有其他输入变量的取值固定值。

例如，机器学习算法发现，具有非常高（超过 2 个标准差）动量因子暴露的股票表现比线性模型的预期高出约 0.15 到 0.20 个标准差；而具有非常高流动性因子暴露的股票表现则比线性模型的预期更差。

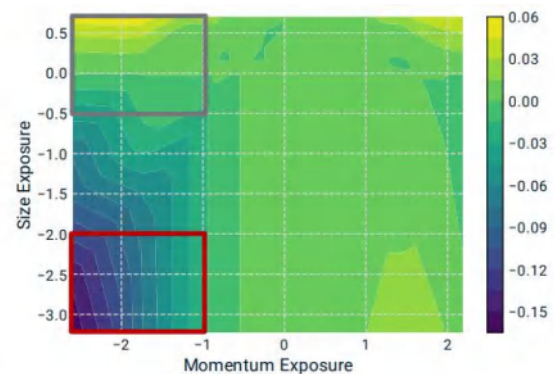
因子间的交互作用是机器学习捕捉到另一种非线性关系。例如，动量与市值因子之间的交互项对机器学习模型的输出有显著影响。这说明股票收益中存在因子交互效应（如“小盘股动量”的独特效应），而这些效应并未在传统线性模型中得到体现。

■ 图表 因子暴露与预期



Partial dependence for the 10 most important features in the neural network model. Model is trained over full in-sample period of January 1996 to December 2007. The y-axis units are standardized deviation (z-score) of specific returns.

■ 图表 因子交互效应



We defined bi-variate interaction as the ML model's predicted response minus the univariate partial dependence contributions from each of the two inputs, which is plotted in the contours.

数据资料来源：MSCI

4.2.3 流动性监测与拥挤度控制

当前风控模型的演进方向也越来越重视流动性监测与拥挤度控制。

例如鸣熙的指增产品依托全天候风控模型开展风险对冲，在 2024 年春节前后的小市值危机期间，一旦模型被触发，会通过自研的风险优化器自动对风险敞口进行惩罚，并会随着预测信号的增强，指数级地加大惩罚力度。

■ 图表 鸣熙自研的风控体系



数据资料来源：鸣熙

最近两年，随着我国指增策略产品矩阵逐渐丰富，小市值指增、全 A 等权指增、中证 1000 指增、中证 2000 指增、国证 2000 指增等逐渐崭露头角。此类策略获取 Alpha 的内在逻辑均为通过多因子模型（价值/成长/动量/质量等），叠加交易优化



(减少滑点、冲击成本) 实现超越基准的收益。

与其他量化策略相比，指增策略侧重不同，交易习惯不同，超额来源小众，对缓解量化策略的交易拥挤度存在正向作用；与中证 500 指增相关性低，对投资者来说，可与现有策略形成补充，降低系统性风险。同时，这类策略对管理人能力的依赖性强，很考验机构的综合实力，如持续迭代因子库的能力、风控能力等。

此外，这些策略与市场风格的关联也比较大。当小盘风格占优时（如流动性宽松、风险偏好上升），这类策略往往同步跑赢大盘；但在防御行情中（如 2023 年），则表现不一。

■图表 五种中小市值量化指增策略

维度	小市值指增	全 A 等权指增	中证 1000 指增	中证 2000 指增	国证 2000 指增
成分股	无固定指数，管理人自主筛选市值最低的 200-500 只个股（通常市值<30 亿）	包含全市场股票（剔除 ST/*ST），每只股票权重相同（约 0.02%）	成分股市值排名 801-1800 位，实质是中小盘（百亿市值占比超 50%）	成分股市值排名 1801-3800 位，真小微盘（市值<50 亿占比 90%+），专精特新企业占比达 32%	成分股市值排名 1001-3000 位，包含更多细分行业龙头，市值分布较中证 2000 略大
风格暴露	风格极度偏向小微盘，因子暴露集中在高波动、高换手领域	对微盘股暴露约 65%	行业偏向成长赛道	介于中证 1000 和小市值之间	中证 1000 和中证 2000 之间
核心 Alpha 来源	小盘流动性溢价（年化 4%-6%）+事件驱动（重组/定增）	等权重再平衡红利（年化 2%-3%）+全市场反转效应	成长风格 Beta（医药/科技）+基本面因子（ROE 改善）	政策红利（专精特新补贴）+高频波动套利	细分行业龙头盈利弹性（毛利率跃升）+产业链事件驱动
波动性	小市值指增>中证 2000 指增>国证 2000 指增≈全 A 等权指增>中证 1000 指增				
流动性	中证 2000 成分股日均成交额仅 1.2 亿（小市值指增标的可能<5000 万）极端行情下小微盘股单日抛压可达日均成交 10 倍（2024 小微盘暴跌期间）				
收益特征	高波动、高弹性	中低波动稳 Alpha	相对平稳	极高波动，潜在高收益	极高波动，潜在高收益
策略容量	50 亿以内	百亿级	单策略承载>50 亿	单策略承载 10 亿-20 亿	单策略承载 10 亿-20 亿
市场风格	风格切换频繁的震荡市	单边上涨或结构性行情	科技成长主线、中小盘占优期	新兴产业红利期、小微盘流动性改善	高波动、高成长性的牛市
适合投资者	风险偏好较高的投资者	风险偏好适中、追求稳健超额收益的投资者	能平衡收益和风险的投资者	政策红利追逐者	对小盘股投资感兴趣、能承受较高波动且投资期限较长的投资者

数据资料来源：蒙玺投资

MSCI 个股拥挤度模型₇则纳入了动量、估值、波动率、换手率和做空意愿（由于覆盖度原因，做空意愿指标不会纳入 A 股个股拥挤度的计算）等指标。强劲买压与资本流入推高股价，导致其呈现高价格动量和高估值。同时，异常活跃的资金流动会推升交易量，提高换手率（交易量/流通股数），并扩大价格波动幅度，从而推升波动率。当更多投资者认为股价上涨过快时，做空意愿预计将增强。

通过分析上述五个指标的时间序列变化（即当前因子暴露水平与自身历史对比），可识别异常股票。具体方法为：将每

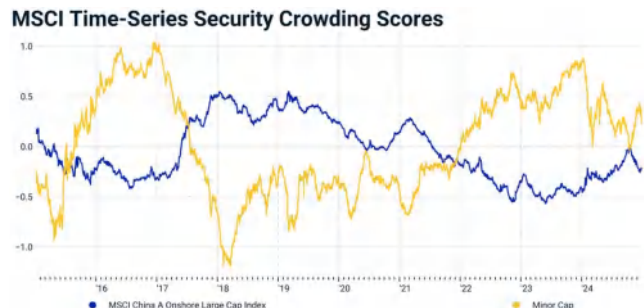
项指标的当前横截面因子暴露值，按其过去五年历史数据进行标准化处理（Z-score）。最具“拥挤”特征的股票将在多个维度呈现显著高于历史水平的数值。

下图展示了 MSCI China A Onshore Large Cap Index 代表的大盘股以及全市场市值最小的 300 只股票代表的小微盘股，自 2015 年初-2024 年底的 MSCI 个股拥挤度打分。数据显示：以上证 50 和沪深 300 代表的核心资产及大盘股在 2017 年底拥挤度达到最高，之后经历熊市，于 2021 年初核心资产机构抱团瓦解后，正式开启了小微盘股强势的行情。而小微盘股的拥挤度在 2024 年底其实就已至近五年新高，之后不久便发生了二月危机。

■ 图表 拥挤度指标传导机制



■ 图表 MSCI 个股拥挤度打分



数据资料来源：MSCI

4.2.4 主题轮动时与聚类分析

如前所述，主题突出时，量化策略也会出现不适应性。现实中，市场常出现短期主题炒作（如热点概念），且相关标的数量有限。若将此类主题定义为标签型因子，会出现：

统计显著性不足：主题持续时间短，样本量小，难以通过统计检验；

维护成本高昂：动态更新大量临时因子将大幅增加模型运维负担。

但若完全忽略此类短期聚集性风险，当组合涉足相关主题时，风险极易被低估。

传统股票模型假设个股特异性收益互不相关。在全市场组合层面，该假设基本成立——MSCI 针对全市场投资组合测试模型的风险预测准确性，结果显示预测总体上是无偏的³。然而特定场景下该假设存疑：

逻辑漏洞：因子模型无法捕捉所有收益驱动源（尤其仅对局部有效的因子），此类遗漏因子的影响会被归入特异性收益，导致股票间残差收益产生相关性；

风险隐患：若组合过度集中持有关联股票群（如业务相似但风险分类不同的标的），特异性风险分散效果将大打折扣。

然而，这一假设在特定情况下可能不成立。部分投资者指出，对于那些业务特征相似但被划分到不同风险类别的股票集群，或者特定领域的股票，因子模型未必能完全捕捉所有驱动收益的因素。

特别是某些因子，它们仅对市场中的局部子集有效，而对整体市场无效。这些被遗漏因子的影响，最终会体现在股票的残差收益上，导致股票之间的特差收益出现非零相关性。如果一个组合过度集中持有这类关联性强的股票，其实际分散效果就可能低于预期。

例如，（前）海通证券和（前）国泰君安的收益相关性长期超 30%，假如组合当中持有这两只股票，但还是按照上面的公式去计算组合风险，那么一定会低估组合的个股特异性风险。



行业细分问题：为了实现简洁的行业因子结构，通常量化机构仅考虑一级行业作为行业因子。实际上，子行业股票之间可能会表现出不同的价格走势。即使在同一个子行业内部，表现也可能不一致。为了解释这些“遗漏”的残差收益，增加类似行业的新因子并不是理想的做法，因为会导致因子结构臃肿。MSCI 选择识别出高度相似的股票集群或同类组 (Peer Groups)，并在每个同类组内直接估算股票之间的特异性相关性。

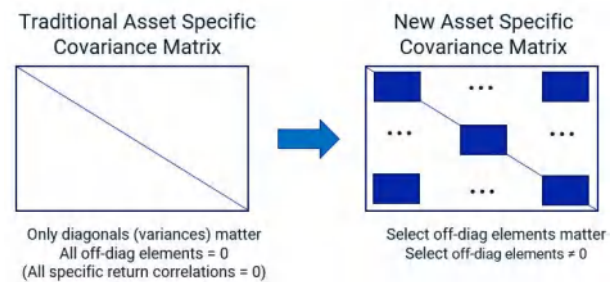
MSCI 利用同类相似度评分 (Peer Similarity Scores⁴) 来识别同类组。在下表中列出了构成成对相似度评分的五个组成部分。最终的成对相似度评分是这五个组成部分的加权总和。以相似度评分作为两只股票之间的距离函数，并采用层次聚类 (hierarchical clustering) 的方法将股票分组成小集群。聚类过程中一个关键的参数是距离阈值 (即相似度评分)，它代表同一集群中任意两只股票之间所允许的最大距离。为了在集群的中位规模与集群数量之间取得平衡，MSCI 选取了估算范围内股票之间相似度评分的第 98 百分位数作为阈值。

基于这一阈值，截至 2024 年 12 月 31 日，MSCI 在 A 股市场范围内共得到了约 961 个包含两只或更多股票的集群。集群内股票数量的中位数为 3 只股票。在识别出这些集群后，便可直接根据每个集群中股票的特异性收益序列，估算其特异性相关矩阵。因此整个市场范围内最终得到的特异性相关矩阵是一个非对角矩阵，而不是原先的对角矩阵。

■ 图表 2024 年初极端行情期间，量化机构的策略调整

组件	权重	说明
业务描述相似度	35%	基于公司公开披露文件中业务描述文本计算的文本向量余弦相似度
基本面相似度	15%	基于公司基本面指标和规模特征计算的特征向量余弦相似度
收益率相关性	15%	个股特异性收益之间的皮尔逊相关系数
新闻共现相似度	15%	基于新闻共同提及关系构建的图嵌入向量余弦相似度
ESG 议题权重相似度	20%	基于 ESG 关键议题权重分布计算的向量余弦相似度

■ 图表 特异性相关矩阵



数据资料来源：MSCI

在下面的表格中，MSCI 抓取了 2024 年 12 月 31 日在 A 股市场的部分聚类结果，可以看出 MSCI Peer Groups 能够将申万二级、三级行业识别出来（如食品饮料行业中的白酒与调味品）。

除此之外也观察到很多跨行业的聚类结果（例如表格中的第三组）。由于 MSCI Peer Groups 每季度都会根据最新的同类相似度评分更新聚类结果，因此某些短期的主题概念相关的股票及其聚集性风险也能够一定程度上被识别出来。

■ 图表 聚类示例（基于 2024 年 12 月 31 日中国新一代模型 CNELEFMTR）

集群	公司名称	申万一级行业	申万二级行业	申万三级行业	集群	公司名称	申万一级行业	申万二级行业	申万三级行业
白酒集群	泸州老窖	食品饮料	白酒 II	白酒 III	调味品集群	安琪酵母	食品饮料	调味发酵品 II	调味发酵品 III
	山西汾酒	食品饮料	白酒 II	白酒 III		涪陵榨菜	食品饮料	调味发酵品 II	调味发酵品 III
	古井贡酒	食品饮料	白酒 II	白酒 III		海天味业	食品饮料	调味发酵品 II	调味发酵品 III
	舍得酒业	食品饮料	白酒 II	白酒 III	汽车集群	赛力斯	汽车	乘用车 II	综合乘用车 III
	水井坊	食品饮料	白酒 II	白酒 III		江淮汽车	汽车	商用车 II	货车 III
						北汽蓝谷	汽车	乘用车 II	新能源乘用车 III

4.2.6 阿尔法模型的“自我强化”陷阱

此外，许多管理人也开始警惕阿尔法模型的“自我强化”陷阱。由于模型存在路径依赖的问题，利用模型找规律时有挖掘超额的时间段和验证超额的时间段，所以机构容易在回测阶段因历史数据高收益而过度拟合，进而忽视未来风险。例如 2023 年小市值行情极强，模型可能在训练过程中“发现”小盘敞口即超额收益来源，从而在实盘中不自觉地放大该风格暴露。

但实际上，随着行业在风格敞口的暴露有所增加，制作模型时越是需要谨慎和克制。真正长期有效的模型应具备多样化的收益来源与轮动适应性，而非押注于某一时段的风格漂移。策略能否经受住市场风格全面轮转的考验，才是其“穿越周期”能力的最终验证。现实问题在于，市场与投资者是否愿意给予管理人这种时间窗口。

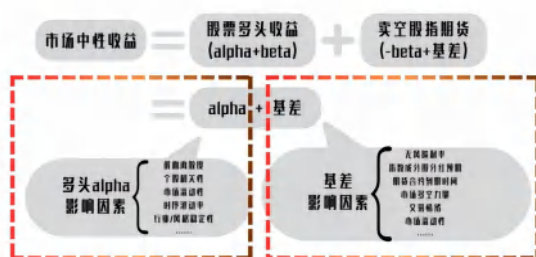
4.2.7 基差控制 从被动到主动到策略

在市场尾部风险发生时，中性策略的对冲端的期指敞口往往会出现同步放大。管理人通常采用两种应对策略：一是持有近月合约，提高对冲效率；二是整体减仓，以控制净暴露和基差冲击。

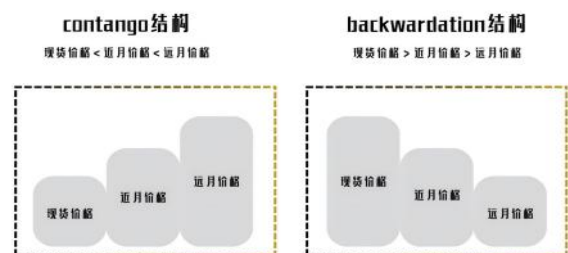
从建仓时点来看，期货升贴水直接影响策略效果：贴水时（指数>期指），因最终现货向期货收敛，不利于建仓；反之，升水（指数<期指）则有助于锁定额外正收益，因此，基差择时能力成为中性策略模型构建的重要一环。

国内股指期货市场每日同时挂牌四个合约，分别为当月、下月及两个季月合约。以中证 500 股指期货为例，近月合约临近交割，价格通常逐步向现货收敛；而远月合约则更容易受到指数波动率驱动，基差波动性更强。这一结构对中性策略建仓点位的判断和持仓调整带来建模挑战，管理人需结合交割周期（一般为合约到期月的第三个星期五，遇节假日顺延）对仓位和基差收益进行动态调控。

■ 图表 市场中性收益影响因素



■ 图表 股指期货的期限结构



数据资料来源：杭州龙旗

2024 年 1 月的雪球产品“敲入潮”尤其加剧了基差波动，凸显出基差管理在风控体系中的重要性：1 月首两周的市场普跌后，500 和 1000 指数在第三周（1 月 15 日至 19 日）接近雪球的敲入密集区（编者注：据测算，中证 500 雪球的集中敲入区间在 4300 点至 4900 点之间，中证 1000 雪球的集中敲入区间在 4600 点至 5300 点之间）。

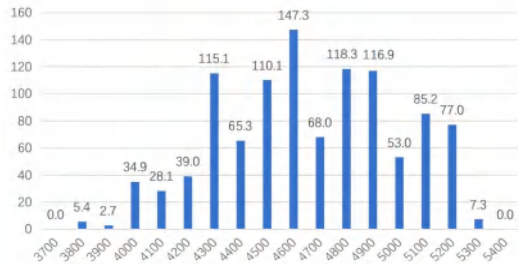
为应对雪球结构敲入，券商交易平台需要减仓其作为对手方持有的股指期货。

与此同时，国有银行、中字头国企等避险板块在资金支持下企稳拉升，对市场产生虹吸效应，进一步加重市场避险情绪，中小市值指数继续加速下跌。大量的集中敲入导致中证 500 和中证 1000 股指期货基差贴水快速持续扩大，基差扩张到年化

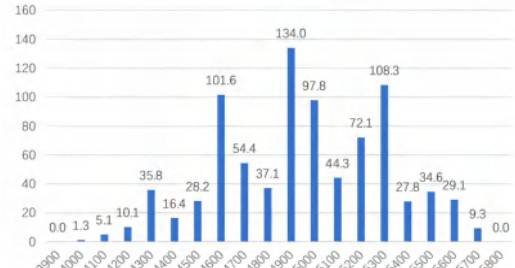


20 点以上的罕见水平。

■图表 中证 500 雪球在不同指数点位的融入合约规模估算（亿）

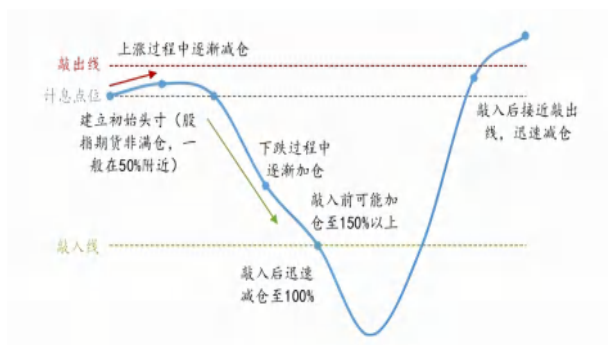


■图表 中证 1000 雪球在不同指数点位的融入合约规模估算（亿）



数据资料来源：信达研究

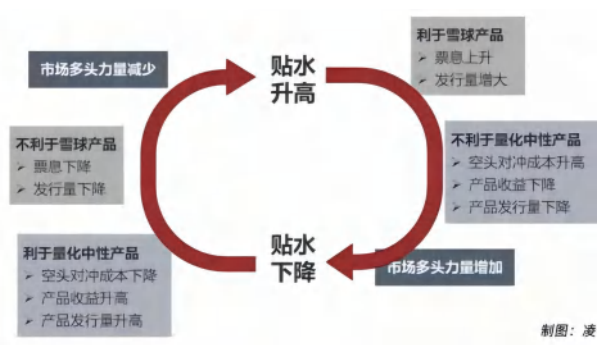
■图表 雪球发行方股指期货仓位运作示意图



注：蓝色曲线为雪球产品对应标的物走势模拟图

数据资料来源：国泰君安证券研究

■图表 雪球与对冲交易的相互影响



数据资料来源：《中国量化投资季刊·2022 夏》《穿透雪球》

■图表 股指多空策略三种情景

市场情况	策略操作
市场不明	选择无风险敞口的波动率收益赚取逻辑，赚超短期或短周期基差，持仓周期为半个小时到一个小时
市场强势	保持多头高位运作，空头适度降仓，赚取多头方向 Beta 收益
市场弱势	多头适度降仓，空头高位运作，赚取空头方向 Beta 收益。

数据资料来源：鸣石投资

从 2024 年全年看，对冲成本总体可控。上半年多头对冲基本无明显成本，部分时期甚至还能实现浮盈；尽管四季度波动加剧，对冲代价上升，全年整体成本仍控制在 5% 以内，较往年偏高，但未至失控。

在此背景下，许多管理人在策略中叠加基差套利和基差管理逻辑，控制了浮盈浮亏；也有机构单独生成股指多空策略，多头和空头方向均交易 4 类股指期货主力合约（50、300、500、1000），例如鸣石该策略单笔胜率为 65%，单笔盈亏比在 1.5 以上，靠短平快模式和薄收益积累收益。此外，还有部分管理人开发了衍生 ETF 多空策略，该模型与高频股指策略基本一致，将多头方向由股指期货变为 4 类宽基的现货（ETF），空头方向依旧用股指期货进行择时敞口调整，形成短平快交易逻辑，获取稳健基础上的波动率收益、基差收益和短周期 Beta 收益。

■图表 部分管理人对冲端管理

机构 A	多空策略的敞口范围在 0-80%，目前维持在 50%的敞口水平。敞口调整的依据主要有三个：市场波动率、股指期货基差、股指 CTA 择时信号。
机构 B	市场中性多头端为 500 指增，空头端使用股指期货和融券，根据基差和券源情况决定。零敞口对冲，不做择时。
机构 C	多头端 60%以上为 1000 指增，30%左右为 500 指增。空头端用股指期货对冲，不用融券。会依靠模型进行基差择时，在基差升水的时候建仓，贴水的时候获利了结。
机构 D	多头端全市场选股。对冲端使用股指期货对冲，会做基差择时，并非长期保持零敞口。
机构 E	中性策略为完全对冲，不做基差择时。多头端为 500 指增，对冲端以股指期货为主。
机构 F	市场中性策略多头端为 500 指增，对冲端以股指期货为主，四个股指均有可能用到，融券较少使用，空头端资金约占 20%。
	另外开发期现套利策略：期现套利策略是股票现货和股指期货之间的套利，零敞口，纯量化交易。量价、基本面占比各 50%左右。多头端持有一揽子股票，对冲端持有股指期货，四个股指均有参与。与市场中性相似，不同之处在于，中性策略是固定时间换仓，而期现套利策略会视基差情况灵活换仓。
机构 G	市场中性策略：多头端为各个指增混合使用，对冲端使用 300、500 股指期货。会做基差择时，对冲成本较高时会使用融券对冲。
	灵活对冲策略：敞口不完全对冲，一般对冲比例在 80%以下。
机构 H	市场中性策略：空头端主要用期指对冲。会做基差择时，对冲成本高的时候会选择不开仓。
	择时对冲策略：在指增策略的基础上叠加股指 CTA。期货端多空头均有，采用高频时序趋势跟踪策略，根据市场行情进行对冲或增强。股票多头端仓位 75%，股指期货仓位在-75%至+75%之间波动。即理论仓位在 0%至 150%。股指期货的持仓周期大多为日内或短隔夜。

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

4.2.8 尾部风险管理

1952 年马科维茨（Markowitz）发表的一篇具有影响力的论文标志着量化风险管理的开端，提出以波动率（标准差）作为风险度量指标。波动率至今仍是金融领域核心指标，原因有三：

- 1.天然偏好分散化投资，且均值-方差优化存在解析解。
- 2.成熟计量模型（如 Barra 多因子模型）能有效预测波动率。
- 3.市场化交易基础：波动率还可以直接在公开市场上进行交易（如美国的 VIX 指数及其他国家的相关指数），也可以通过衍生品间接交易。

2024 年频发的极端风险事件促使市场重新审视尾部风险。在此背景下，预期亏损（Expected Shortfall, ES）作为替代性风险度量工具凸显价值——其独特之处在于专注下行风险，尤其适用于收益分布呈现厚尾性与不对称性（即下行风险显著异于上行收益）的场景。其数学定义为： $s_{\rho} = E[L_h/L_h = -r^T h, L_h \geq VaR_{\rho}(h)]$ 。

具体定义为：在投资组合的损失 L_h 超过该组合在置信水平 ρ 下的在险价值（Value-at-Risk, $VaR_{\rho}(h)$ ）时，损失的条件期望值。预期亏损有时也被称为条件在险价值（Conditional Value-at-Risk, CVaR）、平均在险价值（Average Value-at-Risk, AVaR）、尾部在险价值（Tail Value-at-Risk, TVaR），以及预期尾部损失（Expected Tail Loss, ETL）。

例如投资一个组合，预期平均收益 10%，实际收益可能有高有低，存在风险。预期亏损（Expected Shortfall, ES）衡量的



是在最差 10% 的情况下，平均收益会比预期收益低多少？这种衡量方式的特点：

1. 只关心亏损或低收益部分，不像标准差会同时考虑好与坏的波动。
2. 反映了实际的潜在损失情况，不仅仅考虑某个极端点（如在险价值 VaR），而是平均了一段较差区间的损失。

尽管预期亏损（Expected Shortfall, ES）非常适合度量尾部风险，但关键是如何准确地预测这种另类的风险度量。若采用正态模型测算 ES，对于股票类线性资产，其结果将退化为波动率的固定倍数。这意味着正态风险模型无法提供额外信息。要真正发挥 ES 的尾部风险度量价值，必须构建非正态风险模型。

除了模型之外，资产收益情景也很重要。其中一种非参数方法采用资产的历史收益作为预测收益情景。这种方法避免了对收益分布的任何假设，但它假定历史中的收益能代表未来表现。然而，波动率（及协方差）会随时间变化，某些资产也可能并没有足够的历史数据（例如新股上市），或者其历史数据可能已不再具有代表性（例如公司从成长型转为价值型、小盘转为大盘，或从一个行业转向另一个行业）⁹。

另外一种方法采用蒙特卡洛模拟（Monte Carlo simulation）来生成资产收益情景。这种方法的好处在于：

1. 分布灵活性：股票收益往往表现出厚尾（fat tails）和偏态(skewness)，蒙特卡洛模拟不依赖任何严格分布假设，可以处理任意分布和尾部行为。
2. 优化高效性：组合优化时，目标函数会变成线性函数，从而可以利用线性规划等方法高效求解。
3. 情景扩展能力：与直接使用历史收益情景相比，蒙特卡洛模拟可以生成成千上万个超越历史观测范围的合成情景，可规避特定时期偏差，还能在优化过程中引入“假设情景”，例如市场崩盘来实现压力测试。

但关键挑战是如何使得生成的收益情景更符合市场真实环境，因为需确保模拟情景符合市场联动本质——每个情景应反映因子级系统性冲击（而非个股独立波动）。例如在“全市场暴跌+价值因子上涨”情景中：具有较高市场 Beta 和价值因子暴露的股票将会出现更极端的表现。

总结来说，MSCI 通过以下步骤在组合优化过程中控制预期亏损风险：

1. 在考虑 Barra 因子间相关性的同时利用蒙特卡洛模拟因子收益率情景；
2. 利用股票对因子的暴露度将因子收益率情景转换为股票收益率情景，同时考虑每只个股的特异性风险部分；
3. 最后，将模拟的股票收益率情景纳入优化器目标函数惩罚项（或作为约束条件）完成组合优化。

4.3 银行+反向压力测试+宏观冲击传导

目前国内量化策略投资人和管理人的风险沟通更多地集中在波动、回撤及追踪误差等较浅的层面上。而事实是，由于国内私募基金可投资资产类别及范围相对较窄，同时部分量化私募管理人的策略同质化较高，此类指标难以有效刻画管理人组合产品的真实风险，更不能提供最关键的风险透明度。目前应用广泛的 Barra 多因子风险模型可以从某些程度解决股票类型资产的风险透明度问题，因此在国内得到了广泛引用，但是对于其他类型资产策略（比如 CTA 或期权策略），风险沟通仍然是一个极大的空白。

而在海外，前述提到的一些广泛使用的风险指标，包括 VaR 以及压力测试，已成为海外风险对话的核心语言。以 MSCI 公司旗下的 RiskMetrics HedgePlatform® 为例。它通过对冲基金的头寸及持仓数据进行风险分析，帮助投资者更好地管理对冲基金投资。在保护投资策略细节的前提下，提供投资组合整体风险信息，如整体风险暴露、敞口与杠杆、风险因子敏感、Value at Risk (VaR)、情景分析与压力测试、风险分解与因子归因、风格漂移分析、业绩来源分析、流动性风险指标整体风险暴露、杠杆水平和市场因子敏感度，使投资者判断基金风险状况、策略稳定性，以及识别潜在异常风险事件。

4.3.1 海外银行业风控实践与指标

与国内量化市场近十年的发展路径类似，海外量化对冲基金与大型银行的市场风险及尾部风险控制技术框架，在过去几十年中经过了多次市场危机的教训和监管升级的倒逼，实现了从依赖静态模型和统计指标（线性多因子模型、敏感性指标、VaR）向动态系统化管理（各种拥挤度测算、极端场景下的流动性预警、动态预期损失 Expected Shortfall）的深刻演变。

■ 图表 海外尾部风险管理的监管趋势演进

巴塞尔 FRTB 与向预期损失 (ES) 的转变	诸如巴塞尔资本协议交易账簿基础性审查内部模型法 (FRTB IMA) 等监管框架要求使用 ES (Expected Shortfall) 而非 VaR (Value at Risk)，以便更好地捕捉尾部风险和非线性损失行为，尤其是在压力情境下。
强制性压力测试计划	全球监管机构——包括美联储 (CCaR/DFAST)、欧洲银行管理局 (欧盟范围压力测试)，以及香港金融管理局/证券及期货事务监察委员会——要求系统重要性机构开展针对信用风险、市场风险和流动性风险的严格压力测试。
反向压力测试的监管预期	监管者越来越期望金融机构开展反向压力测试，以识别可能威胁业务连续性的脆弱环节。
流动性与赎回风险监控	对于资产管理公司和共同基金而言，全球各地的监管机构正在加强对流动性错配风险的监管力度，特别是在尾部情境和赎回压力下。
增强的信息披露与报告要求	欧洲的 AIFMD、UCITS 和偿付能力 II 等监管制度要求详细披露压力测试结果、尾部风险敞口，以及资本影响。
全球监管趋同	由国际证监会组织 (IOSCO)、金融稳定委员会 (FSB) 和国际清算银行 (BIS) 等牵头的跨境协调工作正在推动尾部风险监管的一致性，特别是针对全球活跃的资产管理公司和金融机构。
巴塞尔 FRTB 与向预期损失 (ES) 的转变	诸如巴塞尔资本协议交易账簿基础性审查内部模型法 (FRTB IMA) 等监管框架要求使用 ES (Expected Shortfall) 而非 VaR (Value at Risk)，以便更好地捕捉尾部风险和非线性损失行为，尤其是在压力情境下。



强制性压力测试计划

全球监管机构——包括美联储（CCaR/DFAST）、欧洲银行管理局（欧盟范围压力测试），以及香港金融管理局/证券及期货事务监察委员会——要求系统重要性机构开展针对信用风险、市场风险和流动性风险的严格压力测试。

数据资料来源：MSCI

传统的风险管理手段中对于风险的量化计量主要是以 VaR（Value at Risk）为主。VaR 作为风险计量的统计量，具有客观性、可以进行返回检验和情景概率可知的特点。但是 VaR 本身有捕捉尾部风险的局限性，VaR 不衡量尾部损失的严重程度，对肥尾事件（黑天鹅）极度不敏感。因此，压力测试这一具备前瞻性的尾部风险管理的核心工具在现今“黑天鹅”事件层出不穷的市场中显得更为重要。

■ 图表 几种在监管/行业中广泛使用的风险指标的比较

	VaR	压力 VaR	预期尾部损失 (ES)	压力测试	杠杆	希腊字母敏感性
非周期性	✓ (可以校准模型以减少周期性)	✓	✓	✓	✓	✓
模型的稳健性	✓	✓	✓	✓		✓
日常稳定性		✓	✓	✓	✓	
对历史数据的数据要求	需要较少的历史数据	需要分析大量的历史数据，以确保选择的时期是合适的	需要较少的历史数据	需要较少的历史数据	不需要历史数据	不需要历史数据
有效捕捉尾部风险	✓ (可通过模型校准捕捉尾部风险)	✓	✓	✓		
作为系统性风险指标的实用性				✓ (单个基金的结果容易汇总)	✓ (单个基金的结果容易汇总)	✓

数据资料来源：MSCI

在过去十多年间，也有越来越多的银行等各类机构及监管单位不满足于传统的先因后果的压力测试分析方式而更多地采用先果后因的反向压力测试方法。

4.3.2 反向压力测试

反向压力测试的核心是从一个预设的基金或策略巨额负损益情境出发（例如突破风险限额、发生重大净值亏损或触发流动性危机），反向推导出可能导致该结果的市场条件或冲击情景。不同于传统压力测试（通常是问“如果发生 X，会怎么样？”），反向压力测试则是问：“必须发生什么，才会导致我们损失非常大？” 反向压力测试帮助基金管理人识别潜在脆弱点（即根据资产组合的损失额度找到一组风险因子和其变化幅度），发现常规 VaR 或情景分析中可能忽略的风险，提升投资组合的韧性，强化投资人信心，并优化内部风控与应急响应能力。

反向压力测试以预设的极端亏损场景（如突破风险限额、重大净值回撤或流动性危机）为起点，反向推导出可能导致该结果的市场条件或冲击情景。其核心命题是：“需发生何种冲击，才会导致巨额损失？” 与传统压力测试（“若发生 X，结果如何？”）形成方法论互补，帮助识别组合脆弱点（量化致损风险因子及幅度）；捕捉常规 VaR/情景分析遗漏的尾部风险；

增强组合韧性、风控能力及投资者信心。

在实践中，反向压力测试通常包括五个关键步骤，从定义确定目标组合和“失败”情境开始，逐步推演可能触发的市场冲击，最终形成可操作的风险应对措施。

反向压力测试的操作步骤具体为：1. 确定目标组合；2. 设定损失阈值；3. 构建单/多因子冲击情景；4. 分析解读；5. 行动建议。

■ 图表 反向压力测试的操作步骤

确定目标组合	不同的投资组合在逆向压力测试分析中可能对应完全不同的情景。例如，适用于股票多空基金的情景与适用于固定收益基金的情景可能截然不同。
设定损失阈值	损失阈值具有主观性，但同时反映了基金管理人的风险偏好。这一设定需要综合考虑基金的投资策略、基金管理机构的业务特点与风险文化，以及投资者结构等因素。
构建单/多因子冲击情景	利用内部风险系统或外部建模工具，对这些潜在冲击进行建模与模拟。通过量化分析，产出可能导致这些情境发生的市场冲击组合，比如股市大幅下跌、利率上升、信用利差扩大、汇率贬值或市场波动率飙升等。 情景的计算过程可以利用敏感性法或模拟法。许多海外基金，尤其是多资产基金或具有大量衍生品敞口的基金，通常会使用 MSCI 的 RiskMetrics® RiskManager® 敏感性法来生成多维度的情景网格（例如涵盖股票、利率和信用等因子），以进行深入的风险分析。RiskManager 历史模拟法也是评估投资组合在合理压力情景下是否具有充分对冲能力的有力工具。比如，在模拟的损益分布尾部，出现最大亏损的时间点通常对应于一些知名的市场危机事件，例如 2008 年金融危机或 2020 年新冠疫情引发的市场冲击。然而，也有可能这些极端损失来源于一些不那么显著或意料之外的日期。在这种情况下，有必要对这些时期进行深入分析，理解其背后的市场驱动因素，并评估类似情景再次发生的可能性。
分析解读	识别组合中最脆弱的头寸，评估现有对冲策略的有效性，并判断流动性缓冲是否充足。
行动建议	最后，根据分析结果制定可行的应对措施，例如调整投资组合结构、增强风险分散、优化对冲方案、加强流动性管理，或更新投资人沟通和信息披露策略。

数据资料来源：MSCI

反向压力测试的流程不仅能帮助基金更全面地识别潜在风险，还能在面对极端但具有启示性的市场情境时，提升决策的前瞻性和稳健性。“分析解读”和“行动建议”是先进且运作良好的基金管理中至关重要的组成部分，同时也是一个持续迭代的过程。一些美国领先的对冲基金每天可以运行多达 300 至 400 个情景模拟，并将这些结果用于指导其投资决策。

4.3.3 宏观经济模型因子冲击传导

对于境内的量化私募管理人来说，国内市场仍然是一个强政策导向的市场，因此在通过宏观经济模型设立压力测试情景的时候也需要考虑到在不同宏观情景下可能产生的政策对各类资产和风险因子的影响（参考 2024 年 9 月份的 924 政策）。更重要的是，政策产生的影响一般无法被基于历史数据产生的量化模型预测，因此也给国内的管理人和投资人通过压力测试预测和管理尾部风险提出了更高的要求。

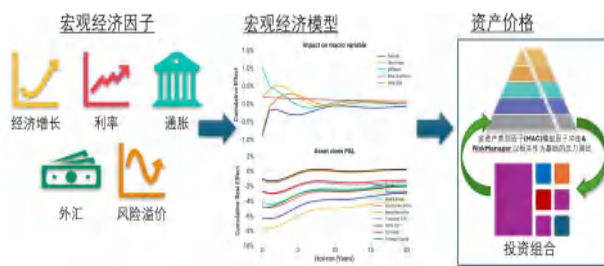
近年来，宏观经济模型在理论和应用方面都取得了显著进展，为压力测试的情景生成提供了更有力的工具。宏观经济模型构建了系统性框架，关联宏观冲击（如 GDP、利率、通胀）与投资组合层面风险，将经济冲击转化为市场变量：利率、信用利差、股票收益、波动率等，甚至 MSCI 的宏观经济模型还可以将此类宏观冲击转化为 Barra 风险因子，帮助投资人和管理

人从不同维度，不同视角解读投资组合层面的风险。

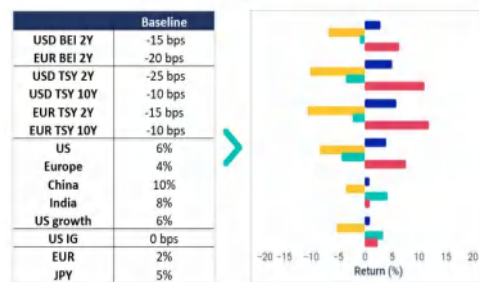
MSCI Macro-Finance Model 宏观经济模型的核心是一个全球计量经济引擎，该引擎结合了历史数据和前瞻性预期，用于模拟广泛的宏观经济情景。这些情景通过实证数据中观察到的关系以及理论上的联动机制进行校准，例如利率变化对股票估值的影响，或通胀意外对债券收益率的影响。该模型支持基准预测和压力环境下的情景生成，包括用户自定义的冲击情景，如滞胀、货币紧缩或地缘政治危机。

该模型的一大特色在于能够在每一个宏观情景下生成一致的跨资产反应。例如，在高通胀冲击的情景中，模型会同时调整通胀挂钩债券收益率、压缩股票估值倍数、扩大信用利差，并考虑货币贬值，所有这些调整均基于历史和结构上相符的敏感性关系。这使得投资者能够在一个统一的框架下，全面评估投资组合的表现，同时捕捉市场风险与宏观风险的暴露。

■ 图表 宏观经济模型



■ 图表 宏观经济模型因子冲击传导细节



数据资料来源：MSCI

参考文献

1. Jyh-Huei Lee, Dan Stefek. 2008. "Do Risk Factors Eat Alphas?" MSCI Research Insight
2. George Bonne, Jun Wang, Howard Zhang. 2021. "Machine Learning Factors: Capturing Nonlinearities in Linear Factor Models." MSCI Research Insight.
3. Jay Yao, Jun Wang, Andrew DeMond, Carlos Puertas. 2024. "MSCI China Local Equity Factor Trading Model (CNELEFMTR): Empirical Notes." MSCI Model Insight.
4. Howard Zhang, George Bonne. 2019. "Peering into Peer Selection: Quantifying company similarity" MSCI Research Insight
5. Fama, Eugene. 2014. "Two pillars of asset pricing." American Economic Review
6. Greenwood, Robin, Shleifer, Andrei, and You, Yang. 2019. "Bubbles for Fama." Journal of Financial Economics
7. George Bonne, Jay Yao. 2022. "MSCI Security Crowding Model" MSCI Model Insight
8. 2024. "MSCI Optimizer 24.1 User Guide"
9. Lisa R. Goldberg, Michael Y. Hayes, and Ola Mahmoud, 2011. "Minimizing Shortfall." MSCI Barra Research Insights.
10. 2025. BarraOne Analytics Gu



第五章 量化产品

market_waves = Fourier.transform(
demand * supply,
freq=human_emotion)



5.1 2024 年产品全景综述：冰与火之歌

2024 年量化私募市场呈现显著的结构化分化，不同策略表现折射出市场环境、监管政策与技术创新的复杂博弈，呈现冰火不同天的状态。

有的在战略收缩：如中性系产品，包括 DMA、多空，以及融券 T0。

也有全新崛起的产品线：例如打板策略、可转债高频。

也有在起起伏伏的策略，包括期权低波策略以及 CTA 迎来第二春。

总体来看：

1.市场中性策略：遭遇对冲成本激增与超额收益衰减的双重挤压。9 月股指基差大幅波动更引发产品追保危机，部分产品单周回撤超 5%，迫使头部机构如幻方量化转向纯多头策略；

2.DMA 策略：年初受小微盘流动性危机冲击，陷入赎回螺旋，叠加杠杆限制与融券规模收缩，全年管理规模缩水超 60%；

3.T0 策略：受高频量化监管及融券资源稀缺影响，策略门槛显著提升。头部机构凭借硬件优势与海外经验相对稳健，但中小团队则被迫转型自营或退出市场；

4.股票多空策略：受转融通暂停冲击，券源供给紧缩导致大量管理人清退。少数转向中性策略。

另一方面市场环境的剧烈变化也催生了新的投资方向：

1.打板策略：部分产品在 9 月成交放量期单周收益超 60%。然而，同质化竞争与较低的资金利用率促使头部机构转向“排板+T0+ETF 套利”复合策略；

2.可转债策略：依托波动率扩张与定价模型迭代，部分机构通过捕捉日内价差实现收益。但信用风险甄别与条款博弈复杂度提升，正推动策略向 AI 化转型；

3.另外传统指数增强产品也因为 A500 出现，规模扩大。**中证 A500 指增**凭借行业分布均衡成为行业新蓝海，吸引大批私募量化机构布局。

红利在 2024 年大火，大盘股超额获取难度较高，而且红利指数样本自由（100 只），更是加大了选股难度，所以如何在红利指数上做出超额是一个难点。整个收益可以拆解为：指数收益+红利收益+增强收益，在增强部分，有的机构增加了行业轮动，有的增加了宏观因子，有的增加了下跌保护，或者加入主观想法。

4.北交所主题产品：受益于回测时间增加、流动性改善和“专精特新”政策红利，成为小众私募布局的新方向。

期货期权在这个过程中则面临较大过山车式行情：

1.CTA 策略：地缘冲突推升商品价格波动，部分品种走出趋势性行情，年内收益均值接近 10%。但截面策略受板块轮动加速拖累表现分化；

2.期权策略：经历史诗级波动，9 月隐含波动率飙升至 90%催生单日涨幅高达 240 倍的合约。卖方策略遭遇双杀冲击，行业头部更趋向于“波动率曲面套利+高频做市”的量化套利模式。

在剧烈市场切换和政策频繁扰动的背景下，依赖单一策略模式的脆弱性愈发暴露。管理人主动将不同收益来源、风险属性与周期特性的策略模块深度耦合、动态调配。包括“打板+T0+ETF 套利”等战术组合；战略层面则构建多策略、多资产、多周期的立体化收益来源。例如：1.在传统 CTA 趋势跟踪中融合截面统计套利，捕捉板块轮动机会；2.将可转债波动率交易与股票多空阿尔法捕捉结合，利用衍生品对冲信用风险并提升资金效率；3.将北交所“专精特新”主题纳入多资产配置框架，

分散单一市场风险等。

策略复合化的核心目标，是构建更具韧性的“全天候”收益能力，从而降低对单一市场因子或政策环境的过度依赖。而这一策略进化方向的底层支撑，是算力、算法与数据处理能力的极限竞赛。头部机构凭借在硬件基础设施、尖端算法及独特数据源上的持续巨额投入，不断拉大领先优势。



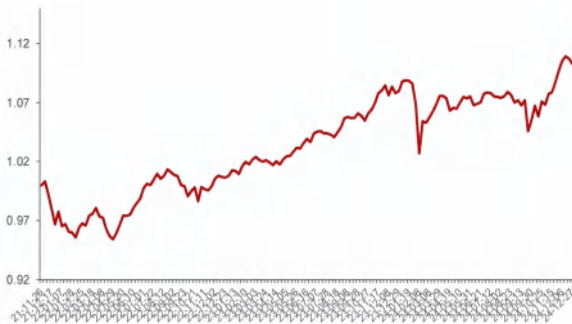
5.2 市场中性：困境与破局

市场回顾：基差惊涛骇浪，超额收益承压

2024 年 10 月幻方量化发布公告，宣布放弃中性策略，逐步将对冲全系列产品投资仓位降低至 0，并免除后期对冲系列产品的管理费，许多机构将其作为中性产品的风向标。

在此之前，中性策略刚刚经历了在市场大涨中的逆市下跌。私募排排网数据显示，9 月 23 日至 10 月 11 日期间，中性策略平均收益为-0.89%，约 72%的产品录得负收益，部分产品单周回撤超 5%，期间内单产品最大回撤达 37.51%。

■图表 股票中性基金净值走势



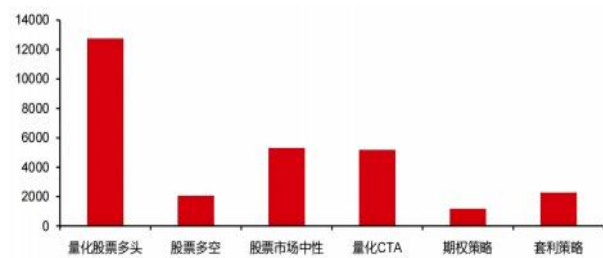
■图表 股票中性基金业绩对比

指标	25%分位数	中位数	75%分位数
周收益率	-0.65%	-0.31%	0.00%
近 1 月收益率	0.08%	0.38%	1.08%
近 3 月收益率	2.05%	5.12%	10.76%
近 6 月收益率	-0.03%	3.36%	7.91%
2024 年收益率	-7.17%	2.23%	5.14%
近 1 年收益率	-6.52%	2.05%	5.39%
近 1 年最大回撤	6.60%	9.02%	19.44%
近 1 年夏普比	-0.44	0.33	0.49
近 1 年卡玛比	-0.33	0.47	0.70

数据资料来源：招商期货，注：数据截至 2024 年 12 月

据中信证券统计，截至 2024 年 12 月，全市场量化私募产品约 2.8 万只，其中中性产品存续约 5300 只产品。但持股规模受整体清退等影响下跌至 920 亿元。2024 年新增备案约 800 只，大型机构如衍复 2024 年备案 17 只中性策略产品，相比 2023 年的 11 只新增 6 只，正定备案 20 只，相比 2023 年新增 19 只。

■图表 各量化策略类型产品数量分布



数据资料来源：中信证券研究所。注：数据截至 2024 年 12 月

■图表 分策略私募量化产品备案数量

	2021 年	2022 年	2023 年	2024 年	2025 年前 4 月
中性策略	1493	900-1000	1260	约 800	318
指增策略	约 500	约 800	547	约 1200	684
CTA 策略	491	390	153	798	246

数据资料来源：公开资料整理

■图表 部分私募管理人各类产品规模占比

机构 A	总规模约 400 亿，市场中性约 150 亿，300 指增约 15 亿，5000 指增 80 亿，1000 指增 40 亿，空气指增 65 亿，2000 指增约 10 亿+(2024.Q3)	机构 E	总规模 180 亿+，中性+混合中性规模超 80 亿+，CTA 规模 80 亿+，指增 60 亿+ (2025.2)
------	---	------	--



机构 B	总规模约 150 亿, 100 亿 500 指增, 20 亿 1000 指增, 20 亿中性策略 (2025.3)	机构 F	总规模 65 亿+, 量化多头 40 亿+, 中性 10 亿+ (2024.11)
机构 C	总规模 100 亿+, 其中 1000 指增 3 亿+, 剩余部分中性、500 指增各占一半 (2024.12)	机构 G	总规模约 43 亿, 量化多头 27 亿+, 市场中性 15 亿+, CTA0.7 亿 (2025.3)
机构 D	总规模约 120 亿, 指增 85 亿, 市场中性 10 亿, 其他策略 24 亿 (2025.3)	机构 H	总规模约 47 亿, 中性 40 亿, CTA5 亿+ (2025.1)

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

中性产品多头端一般利用量化模型筛选个股，空头端则通过股指期货、融券、期权和收益互换等工具对冲，收益主要取决于多头端 Alpha、空头端对冲成本。空头端损益与基差密切相关，建仓时期货贴水会产生对冲成本，产品运作期间，短期基差剧烈变化也会导致净值波动。例如 2024 年 9 月底，中证 500 期货基差年化收益率周内从-6.04%骤升至 69.47%，市场中性产品因持有期货空头端，需承担基差扩大带来的亏损，导致净值出现短期账面浮亏。

2024 年中性策略两次大的回撤都是源于市场动荡引起的基差波动，因此很多管理人转为进行基差管理的策略，即根据基差情况灵活选择是否进行空头端的对冲。

■ 图表 各管理人中性策略主要多头收益及对冲手段

机构	多头端	对冲手段	特点	机构	多头端	对冲手段	特点
机构 A	中证 500 指增	IC	产品策略一致，年化收益约 13%，无 1000 中性和 300 中性，目前都是标准的 500 中性	机构 L	对标沪深 300 和中证 500	IF、IC 为主，融券为辅	完全对冲，持股约 600 只，中低频量价为主
机构 B	中证 500 指增	IC	全量价数据，年化收益 16-17%	机构 M	中证 500 指增	IC	无融券，零敞口
机构 C	日内高频 T0	多指数（IF、IC、IM）混合对冲	低延时 T0 策略，95%机构投资者，等市值对冲，做空市值敞口不超过 2%	机构 N	中证 500 指增	IC 及融券	零敞口对冲，不做择时，一般持股 1000-1500 只
机构 D	沪深 300、中证 500、中证 1000 指增	分产品匹配 IF、IC、IM	产品系列较齐全，分产品主要对标沪深 300、中证 1000，对冲敞口不超过 3%	机构 O	60%以上 1000 指增，30%左右 500 指增	IC、IM	不用融券。会依靠模型进行基差择时，在基差升水的时候建仓，贴水的时候获利了结
机构 E	套利获取价差收益	多指数（IF、IC、IM）混合对冲	与主流中性策略模型相关性低，预期年化收益 10%以内，最大回撤整体可控	机构 P	全市场选股	多指数（IF、IC、IM）混合对冲	会做基差择时，并非长期保持零敞口
机构 F	全市场选股	IF/IC/IM 各三分之一混合对冲	80%的资金用于股票多头，20%的资金卖空股指期货对冲，年化收益约 13%	机构 Q	中证 500 指增和 1000 指增混合	IC、IM、融券结合	中高频，单个股的仓位上限 2%以内
机构	全球资产	主要跨境收益互换，搭配	资产配置灵活，对冲手段丰富	机构 R	中证	IM 为主	完全对冲，不做基差择时



G	配置	个股融券、股指期货，未来布局个股期权工具		500 指增			
机构 H	股票市场事件驱动	多指数（IF、IC、IM）混合对冲	股票市场中性为主、辅以股票多头、CTA 及事件驱动多策略	机构 S	全市场选股	多指数（IF、IC、IM）混合对冲	会做基差择时，对冲成本高的时候会选择不开仓
机构 I	500 指增	IC 为主	指增模型控制 Barra 风格对冲端结合价格和流动性等做管理	机构 T	全市场选股	IC、IM、ETF 融券	指数增强、量化选股和市场中性的多头端共用一套选股模型，全市场选股，持股数量 800 只以上，个股持仓上限 0.5%
机构 J	全市场选股	多指数（IF、IC、IM）混合对冲	完全等市值对冲，选股范围不主动选择微盘，且在策略中叠加基差套利和基差管理逻辑	机构 U	全市场中性、1800 中性	多指数（IF、IC、IM）混合对冲	1800 中性以股指成分股为主，规避对于中小票的风格
机构 K	中证 500、1000 指增	IC、IM	中证 500、1000 指增各 50%，等市值对冲	机构 L	对标沪深 300 和中证 500	IF、IC 为主，融券为辅	完全对冲，持股约 600 只，中低频量价为主

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

挑战 1：大小市值错配与对冲手段局限

市场中性策略的核心在于剥离市场 Beta，获取纯 Alpha 收益。目前被反复诟病的问题是多头小市值风险暴露与空头端大市值对冲之间的严重错配。在利好行情时能“两头通吃”，通过做多微盘股持续稳定地获得 Alpha 收益，同时做空 IC、IM 基于较低的贴水甚至升水降低成本增强收益。但在大盘行情可能遭遇“两头打脸”。

多头端：在微盘股强劲动量的驱动下，由管理人主动或模型驱动，在多头端往往持有大量中证 2000 及更小的微盘股。空头端主流对冲工具（IF、IC、IM）成本可控，调用方便，但无法完整有效对冲多头端波动性更大的微盘股风险敞口。

有机构推出“1800 中性”尝试，多头端持仓 90%以上集中于沪深 300、中证 500、中证 1000 成分股。这种审慎的风险暴露管理使其在 2 月市场下行中表现优异（多头回撤相对可控，且空头对冲有效性更高）。

也有机构寻求多元化的（但受限的）对冲手段。主流方式为多指数混合动态对冲，根据市场风格动态调整比例，这是成本与流动性平衡下的主流选择，但仍无法解决小微盘错配问题。

同时部分机构引入个股或 ETF 融券，旨在更精准对冲、降低基差影响。但券源稀缺、融券成本高企，导致该方式规模受限，难以成为主流，且场内券源限制加剧了这一困境。也有机构使用跨境收益互换、股指期货、个股期权等多种工具进行更灵活、跨市场的风险对冲。

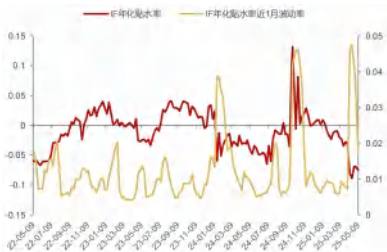
总结来看，有效对冲工具的匮乏（尤其针对小微盘）是导致中性策略在微盘行情下风险暴露错配并表现脆弱的根本性结构困境，主动限制风险暴露（如 1800 中性）是当前务实选择，但也意味着策略空间的收缩。

挑战 2：基差极端波动与系统性冲击

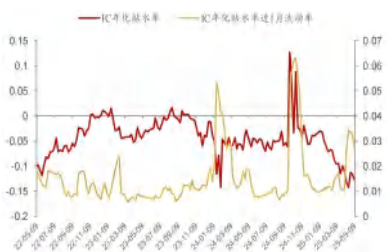
以股指期货为核心对冲工具的市场中性策略在 2024 年的收益表现主要受制于基差波动。年内 2 月和 9 月爆发的极端基差异动，彻底颠覆了该策略“低波动、稳收益”的传统逻辑框架。

具体而言，IM 合约基差自 2024 年 1 月起出现超预期走阔，年化贴水率从前两年的平均-5%急剧下探至-15%以下，且全年中枢维持在-10%水平，这意味着中性策略的对冲成本较前两年增加约 5%。更为严峻的考验出现在 9 月市场异动期间，当管理人基于-10%贴水水平建立的对冲头寸，遭遇基差短期内逆转至+10%升水状态时，空头端便会瞬时产生 20%的浮亏。

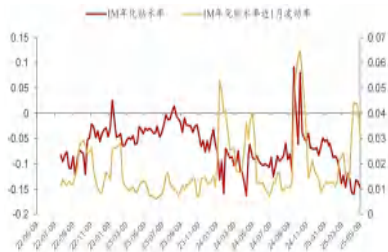
■图表 近三年 IF 对冲环境



■图表 近三年 IC 对冲环境



■图表 近三年 IM 对冲环境



*数据时间 2022 年 5 月-2025 年 5 月，数据资料来源：招商期货

虽然基差终将随合约到期收敛，但期间衍生出的保证金追缴压力迫使管理人面临两难抉择：若通过减持多头仓位筹措资金，将导致空头敞口被动扩大；若选择直接平仓对冲头寸，则需永久性承担基差损失并错失市场反弹机会。而流动性危机最终演化为策略层面的实质性亏损，成为当年中性策略产品普遍出现大幅回撤的核心诱因。

追保方面，在 2024 年 9 月 26 日的市场波动中，部分采用 85/15 风险敞口的中性策略产品因保证金不足触发追保机制。由于股票头寸需 T+1 日结算资金才能转入期货账户补保，多家量化私募当日向期货公司申请暂缓强平。然而次日市场跳涨 5%，导致原定补保资金再度不足，叠加 9 月 27 日上交所系统故障导致股票端无法平仓，流动性压力延迟至节后。

据某量化私募运作报告披露，9 月 27 日全市场中性策略普遍面临保证金缺口，期货经纪商集中强平推动主力合约涨停，基差单日扩大至 5%。按 70%多头仓位测算，基差变动导致产品净值损失约 3.26%。当日系统性风险传导形成负反馈循环：中性产品受 5%敞口限制条款约束，在 3%基差升水时强制平仓，空头平仓推高期货价格，同时多头股票抛压加剧现货下跌，进一步扩大基差。截至 9 月 30 日，持续的市场异动使部分 27 日补保的产品再次触发强平阈值，即便幸存产品在 10 月 8 日市场开盘后仍面临平仓压力。

这一系列事件暴露出传统中性策略在极端市场环境下的脆弱性，当基差波动突破历史阈值时，不仅对冲成本会显著侵蚀超额收益，更可能通过保证金机制形成负反馈循环，使得风险管理手段本身成为风险源头。

目前基差风险管理框架的构建本质上是市场参与者应对基差波动的适应性进化，少量管理人原本便在策略中涵盖了一定基差管理策略，也有部分管理人在非常极端的基差环境下进行了人为的干预。

具体来看，基差管理的主要逻辑大致分为人工干预、动态对冲比例优化及跨期套利三类。

■图表 现有基差管理框架的三类逻辑

方法	核心操作	适用场景
人工干预	深度贴水时降仓/切换期货合约	极端行情应急
动态对冲比例优化	量化优化 IF/IC/IM 对冲比例（综合超额预期+对冲成本）	常态环境精细化管理
跨期套利	选择同品种内性价比最优合约	降低展期成本

数据资料来源：编写组整理



5.3 DMA：辉煌刹那 清退终章

政策急刹：从叱咤风云到戛然而止

2023 年，经济弱复苏+微盘股行情中，中性产品亮眼，叠加最高 4 倍杠杆的 DMA 则更是叱咤风云，策略产品平均能达到 40%以上的年化收益水平，稳博投资甚至在 2023 年做出超过 130%年化收益的 DMA 产品，其管理规模也在一年内增长近 200 亿达到 350 亿。核心额度较难获取，甚至部分管理人要求配货。

■图表 DMA 发展脉络

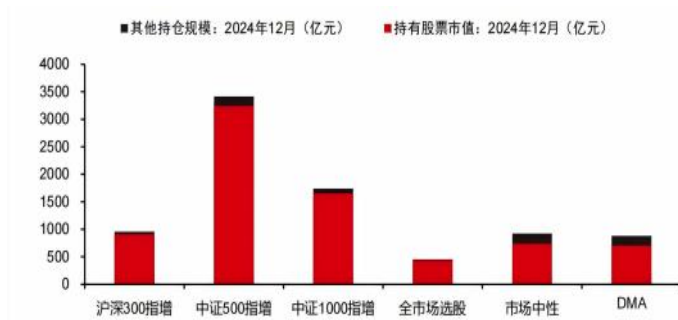
2021 年	互换新规，DMA 站上舞台	证券业协会发布《证券公司收益互换业务管理办法》（中证协发〔2021〕276 号）、《关于<证券公司收益互换业务管理办法>保证金管理有关规定的适用意见》，从交易商管理、投资者适当性管理、交易标的及合约管理、保证金管理、风险管理、禁止行为、数据报送及监测监控、自律管理等八个方面对收益互换业务提出了规范要求。第十七条.收益互换业务不得挂钩私募基金及资管计划等私募产品、场外衍生品，证监会认可的情形除外。AB 互换由此退出历史舞台。
2023 年	监管趋严	自 2023 年 11 月 9 日开始，按管理人维度每日日终量化 DMA 业务不得超过 11 月 8 日终规模，管理人下不同产品间可以做额度调整。因其高收益，DMA 规模一度达 3000 亿元以上。和量化 DMA 业务同时被限制规模的还有场外个股融券，管理人名下场外个股融券不再新增。
2024 年	降杠杆	2024 年春节前小微盘股暴跌，部分 DMA 产品单周亏损 50%，引发踩踏式抛售。2024 年 2 月，监管部门进一步限制杠杆率至 1:1 以下，市场规模降至约 1000 亿左右，防范系统性风险。

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

2024 年 DMA 同时受到市场和监管的双重打击。2024 年 3 月，证监会不再接收新增的 DMA 策略产品备案，并要求私募基金承诺做到“三个不新增”：**不新增合约、不新增投资人、不新增募集规模**。至此，DMA 策略进入存量清理阶段。在 9 月的市场巨震中，DMA 策略也没能在市场再次掀起浪花。

据中信证券研究部测算，截至 2024 年 12 月 DMA 策略规模已降至 880 亿元，不到巅峰时的三分之一，存量策略也集中于私募自营。

■图表 2024 年 12 月股票量化私募策略规模分布



数据资料来源：中信证券研究部

从运作逻辑来看，DMA 的本质是杠杆工具与交易通道技术融合。

管理人向券商自营柜台支付最低 25%的保证金，券商交易柜台收到保证金之后会再出 75%的资金，通过这种模式，管理人可以挂钩 100%的多头名义本金，起到放大四倍杠杆的效果。

另外，该产品底层挂钩策略必须满足多空监管要求，且在风控方面做了诸多规定。例如，持股数量不少于 50 只，单票集

中度不超过 5%，多空对冲标的相关性须不低于 80%，多头或空头的净敞口不高于 20%等。

■图表 DMA 模式不同底层策略监管要求

类型	要求	保证金要求
中性策略	分散度：多头或空头收益互换挂钩股票不少于 50 只	
	集中度：单一股票对应的合约名义本金占多方或空方股票对应的合约名义本金的比例不高于 5%	·覆盖交易或衍生品风险敞口
	相关性：多头与空头收益互换挂钩标的的过去一年相关系数不低于 80%	·不低于与单一对手方开展的多头或空头名义本金孰高的 25%
	敞口：多头收益互换名义本金与空头收益互换名义本金的比例不低于 80% 且不高于 120%	
	股票、窄基指数、信用债：挂钩标的为股票、窄基股票指数及其产品、信用债的	·保证金比例不得低于合约名义本金的 100%
其他策略	有对应期货：有对应期货或集中交易品种的	·保证金比例不得低于同一品种的期货或集中交易品种对应保证金比例
	宽基指数、无对应期货：挂钩宽基股票指数及其产品，无对应期货品种的	·保证金比例不得低于 50%
策略组合	(股票多头+股指空头)+股指多头场外多空互换+场内股指多头 1/(25%+15%)=2.5 倍	

数据资料来源：东方财富

而对于挂钩宽基指数的策略，保证金比例则不得低于合约名义本金的 50%，即最高可形成 2 倍杠杆，这对管理人利用 DMA 做指数增强策略形成了一定政策空间。其余策略保证金比例则不得低于 100%。从监管要求可以看出，DMA 能做的策略并不限于中性策略，并且市场已经衍生出指增 DMA、个股互换、保证券雪球等，只是因其杠杆属性难以备案成立资管产品，大部分其他策略的尝试只限于私募自营。

众生图谱：小众参与 杠杆变化

DMA 最大的价值在于作为一个杠杆工具，对于杠杆的处理，管理人一般并不会在一开始就打满仓位拉到 4 倍杠杆，而是以 1-3 倍杠杆运作至有一定安全垫后再增加杠杆，资金成本也相对可控，普遍控制在年化 4%左右。值得注意的是，部分机构曾发行过纯指增 DMA，杠杆率则控制在最高 2 倍。

■图表 2024 年 2 月以前部分管理人 DMA 产品概况

管理人	对冲端	杠杆	资金成本	最大回撤
机构 A	IC、IM 混合	2-4 倍，根据过去半年波动率动态调整，恒定在 15%年化波动；根据回测净值，周度收益率年化波动率在 12%。	3.8%-4.2%，不用的时候不算成本	回测约 7%，发生在 21 年年初
机构 B	场外融券对冲，平均持仓几百只券	2-4 倍，先打安全垫，净值 1.15-1.2 后上 4 倍杠杆	4%左右，不用的时候不算成本	回测数据 2021 年 10 月-3.5%，实盘-0.46%。
机构 C	IC	前期 1-3 倍，跑出安全垫后加到 4 倍，后期不择时。	3.6%-4%，不用的时候不算成本	预计回撤 16%-20%



机构 D	IC	1 倍, 有安全垫后, 放大杠杆倍数, 最高 3 倍。	4.10%	约 7%, 发生在 2023 年 7 月
机构 E	IM	4 倍, 前期会 2-3 倍打出一些安全垫, 后期 4 倍长期运行	4-4.2%, 根据券商供给决定, 动态计息	约 4%, 发生在 2023 年 7 月
机构 F	根据对标指数对应调整, 对标 500, 则为 IC 对冲	2-4 倍	4%-5%, 不用的时候不算成本	约 3.79%, 发生在 2023 年 5 月
机构 G	IM, 等市值完全对冲	4 倍	4%	-0.72%, 发生在 2023 年 6 月
机构 H	无对冲	2 倍	4%	-
机构 I	IC	4 倍, 第四季度可能会降杠杆	4%	最大回撤发生在 2023 年 03 月 10 日-4 月 7 日, 最大回撤 11.91%
机构 J	IC、IM、IF	杠杆 2.5 倍	4%左右	最大回撤发生在 2022 年 12 月 23 日-12 月 30 日
机构 K	IC、IM 混合	2-4 倍, 根据模型参数设置	3.8%-4.2%, 不用的时候不算成本	约 7%, 发生在 2023 年 6 月
机构 L	IM 对冲	3-4 倍, 基本维持在这个杠杆比例, 后面可能会调杠杆比例	4%左右	最大回撤 8.2%, 发生在 2024 年 3 月 22 日-4 月 10 日

■ 图表 2024 年 2 月以前部分管理人 DMA 产品概况 (接上表)

管理人	预计年化收益率	风控	产品开放情况	特色
机构 A	29%	不选 ST 或根据预测有潜在 ST 可能的股票, 也会对财务造假过的股票剔除。	<180 天, 1% 180 天≤D <365, 0.5% D≥365, 0%	根据目标波动率 15% 调控杠杆比例; 机器学习的端到端, 在 DMA 里比较少见, 高频换手 (150 倍)
机构 B	杠杆后根据不同比例乘杠杆系数减成本预计 30% 以上	选股: 流动性最好 3000 只 模型: 自建风控模型	6 个月软锁, 赎回费 2%, 周开每周五申赎; 目前申购需要配售	场外融券对冲, 相比较股指对冲更有特色, 换手 100 倍-150 倍之间
机构 C	预计收益 45.6%-65.6	剔除 ST 和流动性极差、极小市值的股票; 多头端控制跟基准指数的跟踪误差; 对冲端严格控制多空市值敞口	周开【每周一、二、三开放申购, 每周 1 开放赎回, 没有软硬锁要求】	量价为主, 中低频换手 (60 倍)
机构 D	预计收益 18%	按照《管理办法》风控要求	每周三 (遇节假日顺延至下一工作日)	一半量价一半基本面, 中低频换手 40 倍
机构 E	预计 40%+	剔除 ST 等风险警示类股票, 剔除低价股、小市值, 剔除财务造假类股票等可能存在风险的股票	周开, 预计硬锁半年	高频纯量价, 2024 年加入了高频, 目前换手 200 倍
机构 F	从历史业绩看, 预计年化约 52%	持仓数量 1000 只左右; 个股集中度 < 0.5%; 多空敞口 < 1%	日度开放申购, 赎回每周三; 软锁 6 个月, 赎回费 1%	量价为主 (80%-90%)

机构 G	-	敞口 0.5 个标准差；持仓 500-1000 只， 单票不超过 1%	周开，无软硬锁要求	交易时间只在 2 点-2 点 45 分， 其他时间不交易，不参与集合竞 价换手 80 倍，如果把换手切换到 到交易时间，其实算高频
机构 H	-	敞口 0.5 个标准差	周开，没有软硬性要求	2 倍指增，不带对冲
机构 I	2023 年以来 45.87%	不留敞口，持仓 1500 只票左右；个股集 中度≤0.5%	日开，没有软硬性	基本面为主，低频换手（30 倍）
机构 J	2023 年以来收益 46.72%	等市值对冲不留敞口； 持仓数量 1500-2000 只股票 个股集中度 < 2%	周开，没有软硬性要求	国内老牌大私募；量价为主，换 手 150 倍
机构 K	29%	不选 ST 或根据预测有潜在 ST 可能的股票， 也会对财务造假过的股票剔除。	日开，没有软硬性要求	80%的量价、20%的基本面 + 另类换手 80 倍左右
机构 L	2023 年以来收益 18.60%	等市值对冲不留敞口；持仓数量 1000-1200 只票；个股集中度 < 2%	每周二、周四开放；没有 赎回费	40%日内量价、20%日间量价 20%基本面、20%另类； 换手 150-200 倍

数据资料来源：公众号二级尽调员 数据截至 2023 年中



5.4 股票多空：监管重塑转型

紧箍咒落下 游戏规则改写

2024 年多空策略的困境，与年内密集出台的融券监管政策直接相关。自 1 月证监会全面暂停限售股出借并将转融券申报调整为次日可用后，量化多空策略的运作框架即面临重构。

到 7 月，转融券业务暂停及将私募基金的融券保证金比例上调至 120%，A 股融券余额从 318.5 亿元骤降至 162.4 亿元，券源供给断崖式收缩使依赖融券对冲的机构陷入流动性困境。

多空策略被迫向以股指期货对冲的中性策略、低波动 ETF 对冲与基本面因子迭代转型。

■ 图表 转融通限制政策时间线

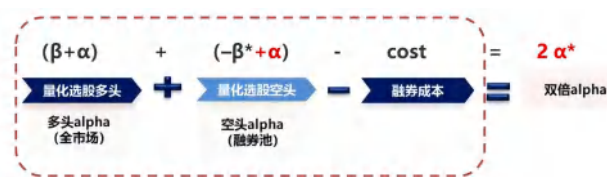
实践	规则	具体要求
2023 年 10 月	初步优化融券与转融通规则	上交所发布《优化融券交易和转融通证出借交易相关安排》，要求投资者融券保证金比例不得低于 80%（私募基金不低于 100%），并限制限售股、战略配售股在解禁期内出借。战略投资者在前 5 个交易日内出借股票比例受限（单日≤20%，合计≤50%），防止利益输送。
2024 年 1 月	全面暂停限售股转融通出借	证监会宣布全面暂停限售股出借，并调整转融券市场化约定申报由实时可用（T+0）改为次日可用（T+1），分阶段实施。暂停限售股出借政策生效，限制战略投资者在限售期内出借股票。
2024 年 2 月	暂停新增转融券规模与强化监管	证监会暂停新增转融券规模，存量转融券合约逐步了结，并严禁券商为变相 T+0 交易提供融券服务。
2024 年 3 月	明确禁止限售股转融通与衍生品限制	证监会《关于加强上市公司监管的意见》首次明确禁止限售股转融通出借、限售股股东融券卖出，并禁止大股东参与以本公司股票为标的的衍生品交易。
2024 年 7 月	暂停转融券业务与保证金比例上调	证监会批准暂停转融券业务，存量合约展期不得晚于 9 月 30 日了结。融券保证金比例由 80% 上调至 100%（私募基金 120%），抑制高频交易。
2025 年 3 月	全面禁止战略配售限售股转融通	证监会修订《证券发行与承销管理办法》，明确禁止战略投资者在限售期内出借股份，防止变相减持。

数据资料来源：公开资料整理

股票多空策略是通过同时持有多头和空头头寸来对冲市场风险、追求绝对收益的投资策略。其核心在于利用多空组合的相对强弱差异获利，而非依赖单一市场方向。投资组合不仅能够部分规避市场的 Beta 风险，还能够的多空两端分别获得 Alpha 收益，即双倍 Alpha。

现实运作中，由于涉及个股融券，这一模式高度依赖量化私募管理人可获得的券源情况，因此策略组合的难度要高于其他的量化股票策略。

■ 图表 股票多空策略收益来源



数据资料来源：上海弈倍投资

■ 图表 市场主要多空策略特色及风控

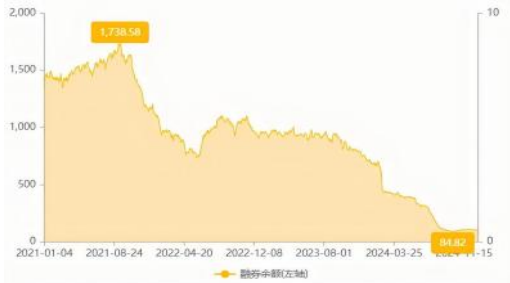
机构	策略信息	机构	策略信息
机构 A	基本面和量价因子在 25%-50%之间；通过优化器自动调节权重；换手 60-80 倍；多头和空头各有 1000 只票	机构 H	量价 45%、基本面 55%；多头持仓 300-400 只；空头持仓 300-400 只；换手 70 倍左右；个股集中度≤1%
机构 B	基金经理有 10 年以上；多空策略经验，50%左右量价；换手 100 倍左右；多头选 400-800 只票；空头选 400-600 只票；个股集中度≤0.5%	机构 I	量价 50%、基本面 30%、另类 20%；多头持仓 200-300 只；空头持仓 200-300 只；换手 100 倍左右
机构 C	量价为主；中频多空策略实盘 3 年升级后多空换手；300 倍左右；多空各持仓 300-500 只左右；个股集中度≤1%	机构 J	多头持仓 400-500 只；空头持仓 200-300 只；多头双边换手 10-倍；空头双边换手 130 倍；个股集中度=2%；
机构 D	量价 80%、基本面 20%；换手 50-70 倍；多头持仓 400 只左右；空头持仓 500 只左右；个股集中度≤1%	机构 K	纯量价；每天持仓 30%-40%；多头持仓数量 500 只；空头持仓数量 100 只；波动率控制在 8%-12%左右；
机构 E	量价 10%、基本面 30%；另类 30%、动量类 30%；每天换 15%；多头持仓 300 只、空头持仓 200 只；空头用实时券	机构 L	纯量价；低频，换手大概是 40-60 倍；多头和空头相加的数量是变化的过程；可能是空头 > 多头；也可能是多头 > 空头；
机构 F	多头为中证 1800 里选股；空头为模型预测为负；换手 50 倍；多头：500-800 只；空头：300-400 只	机构 M	量价 85%、基本面 15%；低频，换手 30 倍；多头持仓 1000 只票；空头持仓 500 只票；
机构 G	量价因子一半，其他因子一半；多空各 300-500 只；日换手 20%；个股集中度=2%	机构 N	纯量价；高频，换手 400 倍；多头换手 50%；空头换手 25%；多空各持仓 300 只票左右；

数据资料来源：安晟多空周报

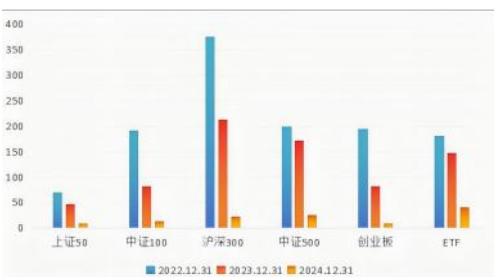
券源是股票多空策略成败的关键，而 2024 年的监管限制却堵上了转融通这条融券最大来源渠道。在 2024 年 7 月前，转融通通过证金公司整合机构券源（如公募基金、战略投资者）再转借给券商，形成了大量的融券资源。2021 年转融券余额曾超过 1500 亿，占融券总规模的 80%以上。但 2024 年 7 月因监管暂停新增业务，存量合约于 9 月 30 日清零，目前无法通过该渠道获取新券源。

当前还可提供券源的路径只剩下券商自有券源、机构直接出借，以及约定购回式交易。

■ 图表 融券余额变化



■ 图表 各板块场内融券余额变化



数据资料来源：choice

■ 图表 主要融券来源及其特征

融券来源	操作方式	局限	占场内券源规模比例
转融通	证金金融公司将自有或依法筹集的资金和证券出借给	利用监管漏洞产生权益披露问题，如出借期间	历史峰值占比超过



	证券公司，供其开展融资融券业务的经营活动。出借人覆盖基金、保险、社保等机构投资者，以及上市公司股东	股份不计入股东名下，可能导致定期报告信息失真。需通过证金公司二次转借，融券时效性相对较差（T+1 以上）	80%，当前为 0%
券商自有券源	券商通过自营业务持有的非限售流通股，可直接出借给客户	规模受券商资本实力制约，头部券商覆盖标的较多，中小券商券源稀缺	当前占比约 40%-50%
机构投资者直接出借	公募基金、保险资管等长期持有机构，可将持仓股票出借给券商或客户	需穿透核查出借目的，禁止变相减持或操纵股价。不同券商标的种类有所不同。	当前占比约 30%-40%
约定购回式交易	投资者短期向券商卖出证券并约定回购，期间券商可临时使用这些券源	规模较小且期限短，不稳定	当前占比约 5%-10%

数据资料来源：公开资料整理

管理人应对：重写规则

有第三方整理了各家多空策略机构对于融券政策具体的应对措施，磐松的公告显示，由于融券保证金比例上调，自 2024 年 7 月 22 日起磐松“多空对冲”产品系列结构调整多头 90%股票，对冲端 50%融券+40%股指期货；“杠杆指增”产品系列的结构不变，正常运作不受影响。而多空对冲产品处于过渡期，如果后续无券可融，将转化为纯中性产品，费率将由目前的 0+20%下降为 0+15%。

除了磐松，锋滔表示如果两融没有自建券池，那只能做中性策略。榕树海做了场外多空、转中性策略两个预案。弈倍则考虑 9 月 30 日之后，采取三个可能性方案：非转融券方案，转为中性策略，转为进取型中性策略。

还有很多私募基金在新规之后开始和券商签订 SACC 协议，选择在场外进行融券对冲。相关人士透露场外的融券资源实际比场内要多。但问题在于场外不太稳定，随时可能面临券源被赎回的风险。半鞅在融券限制后策略暂时转变为股指期货混合对冲，但其近期又表示获得了部分券源开始重新进行融券对冲。

■ 图表 多空策略管理人对融券限制的应对

管理人	细分策略	影响和应对	管理人	细分策略	影响和应对
机构 A	量化多空	2024 年 7 月 13 日起，不再新增产品投资者由于融券保证金比例上调，自 2024 年 7 月 22 日起【多空对冲】产品系列结构调整多头 90%股票，空头 50%融券+40%股指期货；【杠杆指增】产品系列的结构与产品的正常运作不受影响	机构 F	量化多空	后续不做场内，场外看政策导向
机构 B	量化多空	保证金比例调整的影响相对较小，9 月 30 日后，融券来源转为场内非转融券或者场外	机构 G	量化多空	空头调整为 55%融券+45%股指期货
机构 C	量化多空	6 月初券源规模有显著下降的时候多空产品已经切换为股指期货对冲，目前本质是中性产品，多头是沪深 300、中证 500 和中证 1000 成分股混合，对应 IF、IC、IM 的期货对冲	机构 H	量化多空	若无自建券池，转为中性策略
机构 D	主观多空	国内策略以收益互换为主，整体融券比例很低，对	机构 I	量化多空	考虑转为中性增强策略，股指期货混合对冲，

策略影响很有限			现在又开始融券		
机构 E	量化多空	场外暂时不受影响，空头端转为 65%融券+30%股指期货，后续没有券源则全部换成股指期货	机构 J	量化多空	考虑转为场外多空、中性策略

数据资料来源：公众号 i 资管工厂

变体 1：转向 ETF 融券对冲

截至 2024 年 12 月 31 日的场内融券余额数据显示，ETF 基金同样受融券限制规模有所收缩，2024 年 ETF 融券余额均值为 81.35 亿，至年末，融券余额降至 45.08 亿元，但相较于个股几乎 95%的降幅，ETF 成为为数不多可供选择的场内融券标的。其中中小盘指数 ETF 似乎成为多空策略融券的核心对冲工具，南方中证 1000ETF 以 16.77 亿元的融券余额居榜首，南方中证 500ETF 以 11.03 亿元紧随其后，前 10 名中仅 4 只个股（贵州茅台、招商银行、五粮液、中国平安）跻身榜单，且融券规模总和不足 3 亿元。虽然总规模下降幅度仍较大，但也在一定程度上反映出部分私募机构被迫将空头敞口转向 ETF 市场，尤其中证 1000、中证 500 等中小盘指数 ETF 因其成分股数量多、市场中性策略对冲需求集中，成为稀缺券源的“战略要地”。

同时，政策约束下的券源争夺推高了资金成本，2024 年 A 股融券综合利率中位数从年初的 6.5%升至年末的 15%-20%，科创板融券利率峰值曾达 25%，导致多空策略收益空间被大幅压缩。与此同时，个股券源的枯竭使得传统股票多空策略名存实亡，即便是贵州茅台这类流动性极佳的核心资产，其融券余额也仅为 ETF 规模的 6.5%，以个股融券精确对冲或获取 Alpha 的策略对大部分量化机构已行不通。

■ 图表 场内融券余额最大的前 20 只证券（截至 2024 年 12 月 31 日）

证券代码	证券简称	融券余额（万元）	证券代码	证券简称	融券余额（万元）
512100.SH	南方中证 1000ETF	167,715.18	588000.SH	华夏上证科创板 50 成分 ETF	4,721.52
510500.SH	南方中证 500ETF	110,285.40	601318.SH	中国平安	4,606.88
159845.SZ	华夏中证 1000ETF	31,525.87	600839.SH	四川长虹	4,328.11
560010.SH	广发中证 1000ETF	27,646.94	601398.SH	工商银行	4,311.25
510300.SH	华泰柏瑞沪深 300ETF	19,376.00	300059.SZ	东方财富	4,300.73
600519.SH	贵州茅台	10,834.88	600010.SH	包钢股份	4,171.60
512880.SH	国泰中证全指证券公司 ETF	8,511.83	512480.SH	国联安半导体 ETF	3,945.86
159629.SZ	富国中证 1000ETF	6,800.25	601998.SH	中信银行	3,816.36
600036.SH	招商银行	6,767.82	601006.SH	大秦铁路	3,710.33
000858.SZ	五粮液	4,769.68	600418.SH	江淮汽车	3,645.38

数据资料来源：choice

■ 图表 2024 年场内融券余额均值最大的前 20 只 ETF

证券代码	证券名称	2024 年融券	2024-12-31	证券代码	证券名称	2024 年融券	2024-12-31
		余额均值（万 元）	融券余额（万 元）			余额均值（万 元）	融券余额（万 元）
510500.SH	中证 500ETF	284850.27	110285.40	512480.SH	半导体 ETF	5591.57	3945.86



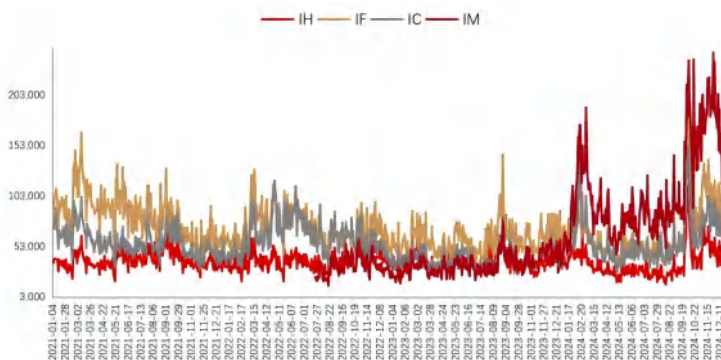
512100.SH	中证 1000ETF	212678.88	167715.18	510050.SH	上证 50ETF	3692.16	3142.16
159845.SZ	中证 1000ETF	97315.28	31525.87	588030.SH	科创 100 指数 ETF	3225.95	1973.40
560010.SH	中证 1000ETF 指数	57183.94	27646.94	159995.SZ	芯片 ETF	3193.16	2320.76
510300.SH	沪深 300ETF	17932.63	19376.00	512760.SH	芯片 ETF	3126.14	1583.22
159629.SZ	1000ETF	16085.70	6800.25	515790.SH	光伏 ETF	3105.55	1471.57
159633.SZ	中证 1000ETF 易方达	12198.05	1475.40	588220.SH	科创 100ETF 基金	3048.23	0.00
159922.SZ	中证 500ETF	8742.03	1813.74	588080.SH	科创板 50ETF	2935.55	91.30
512500.SH	中证 500ETF 华夏	8262.18	2648.09	512010.SH	医药 ETF	2688.80	2860.57
588000.SH	科创 50ETF	6052.64	4721.52	512880.SH	证券 ETF	2637.29	8511.83

数据资料来源：choice

变体 2：转向股指期货对冲

融券的另一个替代工具便是股指期货，融券限制后大部分多空策略转为利用股指期货对冲的中性策略。2024 年，期指市场成交量实现了显著增长。从日均成交量来看，截至 2024 年 12 月 20 日，IH、IF、IC 和 IM 的日均成交量分别为 3.69 万手、6.82 万手、5.90 万手和 10.83 万手。与 2023 年同期相比，除了 IH 的日均成交量下降了 1.65%外，其他三个品种均录得不同程度的增长，IM 成交量更是较 2023 年激增了 207.47%。在持仓量方面，IM 也上涨 84.75%。

■图表 股指期货近三年成交量



数据资料来源：长江期货研究咨询部

但期指升贴水的剧烈波动带来新的风险敞口，9 月跳涨的基差升水对于已持有空头的管理人形成巨大的账面浮亏和追保压力，而四季度的深度贴水又给其带来额外的对冲成本。

融券的限制重塑了多空策略的行业竞争格局。拥有自营券池和跨境资源的头部机构，通过持有股指期货空头+部分融券的模式，可以勉强维持多空策略运行，但其收益空间受到一定程度的压缩；而依赖公共券源的中小机构则遭遇系统性出清，超 60%的多空策略产品已完成清盘或策略迁移，剩余存续产品普遍转向以股指期货对冲为核心的市场中性策略。值得注意的是，原先市场知名的多空策略产品目前基本已不公开披露净值，还有不少明星产品都显示已被清算。

变体 3：杠杆指增

A 股市场，融券新规将私募融资融券保证金提升至 120%，130/30 的结构刚好满足融券限制。同时随着杠杆率的增加，投资组合的边际效用在不断下降，因此杠杆指增策略不能一味地提升杠杆率，130/30 是一个较为优化的比例。

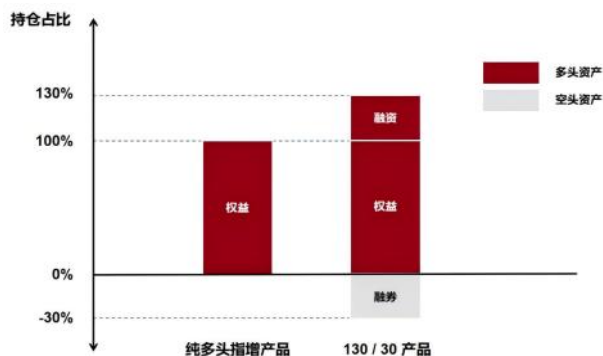
部分机构也陆续推出了 130/30 产品，“100%纯多头指增+30%融资做多+30%融券做空”的投资组合，它能够充分利用融资融券工具，给进取型投资者提供一种更高杠杆率、更高风险，以及更高超额收益的指数增强产品。

在两融新规落地后，130/30 结构可以最大化利用保证金。以初始资金为 100 万的产品举例：

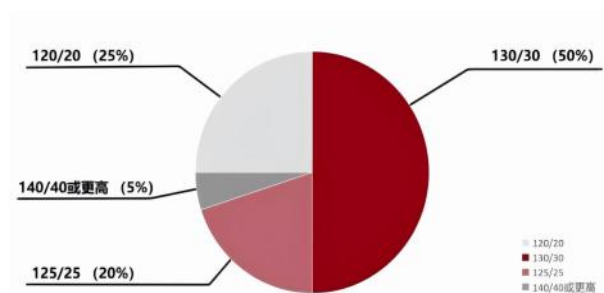
1. 融资买入需要占用 100% 的保证金，融资买入 30 万后占用 30 万保证金；
2. 融券卖出也需要占用 100% 的保证金，融券卖出 30 万后占用 30 万保证金；
3. 权益部分为 100 万股票持仓，假设平均折算率约 0.65，可提供 65 万保证金，足够应对融资融券所需。

据第三方统计的海外市场杠杆指增产品分布：120/20 占 25%、125/25 占 20%、130/30 占 50%，140/40 或更高杠杆率的产品则不足 5%。

■ 图表 杠杆指增持仓结构



■ 图表 海外市场杠杆指增产品数量占比



数据资料来源：磐松资产

涅槃之后：业绩大考

多空策略在政策调整后，较少市场机构进行公开的整理，也有部分机构不再对外披露业绩，同时 2024 年影响因素非常多，所以较难对融券政策影响进行归因。

例如磐松仅将部分融券仓位转为股指期货仓位。2024 年磐松多空对冲 1 号收益 20.39%，年度最大回撤 3.80%，得益于与多家券商的深度合作，以及自研的投资组合优化器。在先发优势下，磐松有相对其他量化机构更广阔的融券范围、更可控的融券成本、更稳定的风险控制。在 7 月融券策略暂停前后，磐松多空对冲 1 号也受到影响，净值由上升趋势进入盘整，而随后在 9 月的市场巨震中发生了产品的最大回撤，但净值迅速反弹又恢复上涨，融券策略的转变并没有显著影响磐松多空策略的运行。

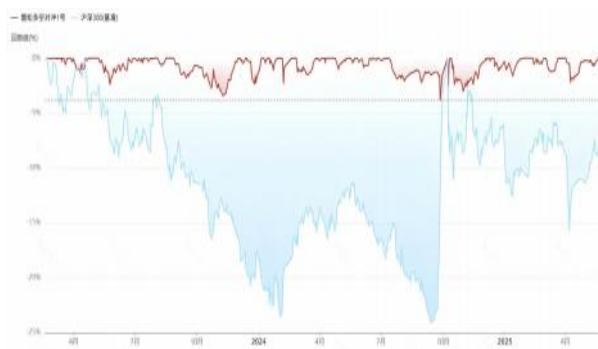


■图表 磐松多空对冲 1 号策略产品净值表现



数据资料来源：火富牛

■图表 磐松多空对冲 1 号动态回撤



数据资料来源：火富牛

5.5 T0 策略：毫秒之争

规则重塑 风起云涌

据中国证券业协会数据，2024 年程序化交易（含高频交易）占 A 股交易金额的比例已超 30%，其中高频交易则占程序化交易的 60%左右。

日内高频交易又称 T0 策略，买入卖出交易在日内完成。可以更好地应对日内股票价格波动的风险，以及隔夜持仓因为非交易时间段的事件、政策、舆情带来的负面因素。

目前国内股票市场实行 T+1 的交易制度，如果要实现日内买卖，就要求在交易之前有持仓 1 日以上的标的作为底仓，或是在交易日 T0 通过买入股票+融券\收益互换卖出。

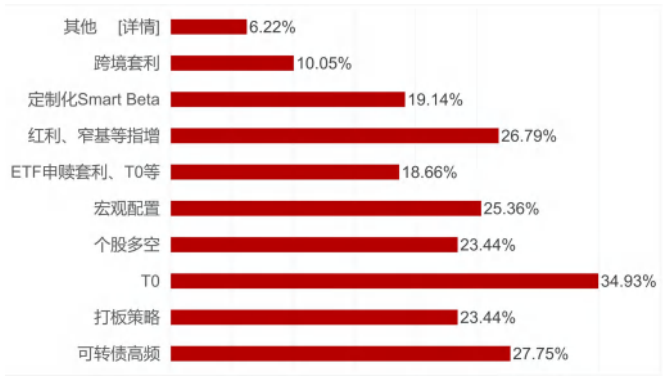
2024 年 4 月 30 日晚，《私募证券投资基金运作指引》颁布严格禁止可能导致不公平交易或者利益输送的日内反向交易。规定甫一落地，市场迅速出现“量化 T0 策略将成历史”的行业解读。加上 2 月转融券业务收紧、T+0 融券通道关闭、“国九条”高频交易限制及最新运作指引的出台，已系统性改变 T0 策略生存环境。

但是实际上：1.融券 T0 受限，但底仓 T0 却仍有效。且市场上存在大量的中低频 Alpha 策略管理人，持仓周期长，本身适合运用 T0 策略在 Alpha 策略上做一部分收益增强；

2.924 行情以后，A 股成交量大幅增加，T0 策略迎来了最适于获取收益的一段时光，市场上较多低波热钱涌入市场；

3.在白皮书的问卷调研中，仍然 34.93%的受访机构表示在 2024 年新增了 T0 策略方面的布局，居量化机构在 2024 年布局策略第一。

图表 2024 年量化机构新增策略布局问卷调研结果



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调研，此题为多选题，选项之和超过 100%

图表 T0 策略交易要素

基本	收盘后，所持股票仓位与开盘前保持一致，不隔夜或	交易	高频交易（操作周期通常为 Tick 和分钟级别）
原则	不隔午盘。	特点	日内交易（持仓周期短，当日平仓，收盘保持股数不变）。
盈亏	单笔盈利少，交易次数多。最终盈利取决于股票的日	策略	综合大盘和板块走势、股票特性、短期形态与趋势，以及盘口信息等，采用不同，打法或多种打法同时进行，同时辅助程序化提高交易效率和风控。
水平	内波动和流动性。周期短，胜率高，盈利稳定，基本	特性	
	不受宏观和大盘影响。		
制度	1.A 股投机性强、波动率高	统计	1.胜率高：达到 80%甚至更高，按交易日亏损天数少



基础	2.T+1 交易制，机构日内不允许反向交易	原理	2.止损小：一倍手续费
	3.不能顺利卖空		3.盈亏比高，对的时候赚得多
交易	1.不受指数和宏观影响，盈利稳定，具体盈利水平取决于个股日内波动和流动性。	交易	1.容量小：盘口和流动性限制、好票（券源）少或成本高
	2.盘活长期仓位，提高周转率，降低持仓成本，获得额外收益。		2.策略同质性高：高频量价数据为主，因子相似度高
优势	3.辅助其他交易，建仓时短线会有更好的进场点，平仓时会有更明确的卖点。随着交易规模增加，投资者议价能力增强，合作券商资源会优先倾斜，交易成本会进一步下降	劣势	3.交易规则限制：手续费、撤单率、短线频繁交易
影响因素	高市场换手率；高市场波动率；高日内振幅【振幅=（最高价-最低价）/开盘价】，高成交（成交额跌破 8000 亿，T0 策略的整体获利难度较大）		

数据资料来源：公开资料整理

人机对决：量化铁骑 vs 手工游侠

按照交易方式，T0 策略可分为融券 T0，底仓 T0 以及人工 T0 与程序化 T0。

其中，人工 T0 运营的本质是重资产模式，人工团队单兵作战上限仅能覆盖 3-5 只个股，在底仓规模动辄数十亿的战场难成主力，30 人团队管理 5 亿-6 亿规模时，年化收益需超 8%才能覆盖成本。

当前融券环境剧变使得传统融券对冲业务收缩，迫使多数团队收缩至自营业务。此类高成本模式在后端分成机制下仅在大年能实现超额收益，常态年份到手收益约 8%。

■ 图表 T0 策略分类

分类	定义	风险点
融券 T0	管理人首先在券商创立两融账号，并在券商的两融名单基础上选取适合进行日内交易的股票名单进行交易，买入股票的同时利用融券卖出，以此来变相实现 T0 交易，所以融券 T0 的主要成本在于两融利率。	1.券源的稳定程度：融券 T0 对券源的要求较高，因此需要明确管理人与券源提供方是否有长期的合作关系。 2.融券的数量和规模：融券的数量对策略的容量有较为直接的影响，一般而言，融券的数量和规模越高， 3.券源的利率水平：适合做日内交易的券息较高，因此需要交易团队根据自身能力特点选择特定的股票。
按策略逻辑编辑	完全复制或部分复制指数构造出底仓，之后利用底仓进行日内交易，而为了避免底仓的净值波动导致产品净值出现波动，底仓 T0 利用股指期货或指数 ETF 融券等方式进行对冲，因此底仓 T0 对基差走势较为敏感，投资者在选择底仓 T0 时也需要对基差进行合理的判断。	1.基差：如果使用股指期货对底仓对冲，则需要关注基差的变化情况，避免因基差剧烈波动导致策略收益出现较大程度波动。 2.底仓构成：有些管理人会采取部分复制底仓，以此来选取更多适合进行日内交易的股票，部分复制底仓的产品相较于完全复制底仓的产品净值波动也会更大。 3.收益拆解：一般而言，底仓 T0 的收益由三个部分组成：对冲成本+跟踪误差+T0 收益，其中 T0 策略的收益才是对管理人日内交易能力的直观反映。

人工 T0	聚焦于几十只股票，收益弹性更强，但是会受到交易员的影响，一般成熟的交易员收益更加稳定，每日交易的权限可达 2000 万以上，单靠反应手速，就能捕捉日内高点与低点。人工 T 能 T 出深度，也能比程序拿到更好的单笔收益，这也是为什么券息大战，报价靠前的都是人工团队。而初级的交易员每日的交易限额会在 500 万以下。 交易员往往会参考流动性、波动率、日内振幅、成本等因素选择自己认为相对比较好做的券，汇总后由公司向合作的券商报券，借券的期限往往以 7、14、28 天为主。由于每个交易员可监控的股票数量及可操作的资金相对有限（一般每个交易员 10-15 只券），人工 T0 策略成本更高，对股票的要求较高，收益弹性更强，规模受制于交易团队人员数量。	1.业绩差异：不同的交易员负责不同的产品，收益存在差距。一般每个 T0 交易员的平均管理半径在 1000 万-1500 万左右，过高和过低都需要了解原因。市场头部的 T0 管理人规模超 10 亿。 2.风险管理：每个交易员头寸的限额、亏损的限额、隔夜敞口的控制、产品端每日亏损的限额等等，如 1% 亏损提醒，2% 亏损强制平仓。 4.券源的成本及稳定性：高价券还是普通券；券息成本；与哪些券源关系较好，供券是否稳定等。
	按交 易方 式	
程序 化 T0	优势在于利用高频数据可以对全市场股票进行监测，成熟的模型可以快速复制到市场上的大部分股票上，对于个券选择不“挑剔”，普通的一篮子券就可以满足。 程序化 T0 策略收益较为稳定，但是弹性较低，策略运营成本更低，可覆盖股票数量更多，规模上限更高。成交次数多，持仓分散，但是相较于交易员，缺乏对市场的灵活应对。 程序 T0 可以大致分为高频（秒钟级别到分钟级别）和中低频（分钟级别到小时级别）。高频的程序 T0 换手更高，胜率较高，盈亏比较低；而中低频的程序 T 换手较低，胜率一般，而盈亏比较高。	1.交易系统：自主研发的交易系统稳定性更好，部分机构会采用交易商提供的交易系统，但不同券商柜台可能在系统速度上存在一定的不同，这会导致程序 T 的产品在不同券商的交易结果不一致。 2.预测周期：按照预测周期的不同，可以分为 Tick 级别、分钟级别、小时级别等等，预测周期越短，胜率越高，策略容量也越小。 3.风险管理：包括单笔交易的止损、单日的亏损限额、隔夜敞口的控制、时间上的止损等。当市场环境不佳时是否会减少开仓频率，降低风险的同时增加收益。 交易标的：算法交易在频率上跟部分高频的程序 T 同处于一个赛道，所以可能会吃掉程序 T 的部分收益。最好避开量化多头管理人的选股盲区，不太会有太多的算法交易冲进来挤压程序 T 的利润空间，故而可投资性更强。

数据资料来源：公开资料整理

■图表 手工 T0 策略形态

联动	个股所属板块为近期热点板块，同板块多只票同时拉升甚至涨停时，个股会跟随板块走出较大的行情。
突破	例如，个股下午开盘受大盘和市场整体氛围影响快速下跌将近 4%，随后同板块多数个股随大盘有反弹迹象，做多进场，随后有色金属板块指数继续反弹，加仓。
趋势延续	个股在高位形成平台，有收敛迹象，向上突破时进场。
接飞刀	个股前一波趋势走出后，回调不大的情况下，第二波一般会继续走出较为流畅的趋势
	个股快速大幅下跌之后，有新增垫单出现，参照物（期指：IC、IF、IH、IM；板块：关注板块的启动，领涨股涨停）配合上涨，进场。

数据资料来源：公开资料整理

■图表 程序 T0 产品及表现

产品名称	成立日期	近一月收益	近一年收益	产品名称	成立日期	近一月收益	近一年收益
------	------	-------	-------	------	------	-------	-------



机构 A	2021-04-16	1.19%	18.96%	机构 N	2022-07-04	0.28%	8.91%
机构 B	2022-05-06	0.31%	15.77%	机构 O	2022-11-02	1.24%	8.56%
机构 C	2022-06-27	1.74%	14.43%	机构 p	2020-03-30	1.17%	7.45%
机构 D	2017-12-25	0.57%	13.12%	机构 Q	2020-06-15	0.22%	7.43%
机构 E	2020-09-09	0.29%	12.77%	机构 R	2019-09-09	0.44%	7.5%
机构 F	2022-09-13	0.42%	12.68%	机构 S	2022-10-21	0.37%	5.66%
机构 G	2022-11-16	0.78%	1.75%	机构 T	2020-06-15	0.09%	5.30%
机构 H	2020-08-27	0.29%	1.26%	机构 U	2019-06-12	0.25%	4.43%
机构 I	2022-01-07	0.29%	10.59%	机构 V	2021-09-15	0.08%	2.38%
机构 J	2020-08-14	0.10%	10.09%	机构 W	2021-10-18	0.00%	1.92%
机构 K	2022-12-01	0.55%	9.60%	机构 X	2021-04-08	-1.11%	-0.31%
机构 L	2020-03-30	0.98%	9.59%	机构 Y	2020-04-21	-10.67%	-8.59%
机构 M	2022-10-26	-0.15%	9.12%	机构 Z	2022-08-03	-14.40%	-13.21%

数据资料来源：国泰君安证券研究

■ 图表 手工 T0 收益表现

产品名称	成立日期	近一月收益	近一年收益	产品名称	成立日期	近一月收益	近一年收益
机构 A	2021-04-16	1.19%	18.96%	机构 N	2022-07-04	0.28%	8.91%
机构 B	2022-05-06	0.31%	15.77%	机构 O	2022-11-02	1.24%	8.56%
机构 C	2022-06-27	1.74%	14.43%	机构 p	2020-03-30	1.17%	7.45%
机构 D	2017-12-25	0.57%	13.12%	机构 Q	2020-06-15	0.22%	7.43%
机构 E	2020-09-09	0.29%	12.77%	机构 R	2019-09-09	0.44%	7.5%
机构 F	2022-09-13	0.42%	12.68%	机构 S	2022-10-21	0.37%	5.66%
机构 G	2022-11-16	0.78%	1.75%	机构 T	2020-06-15	0.09%	5.30%
机构 H	2020-08-27	0.29%	1.26%	机构 U	2019-06-12	0.25%	4.43%
机构 I	2022-01-07	0.29%	10.59%	机构 V	2021-09-15	0.08%	2.38%
机构 J	2020-08-14	0.10%	10.09%	机构 W	2021-10-18	0.00%	1.92%
机构 K	2022-12-01	0.55%	9.60%	机构 X	2021-04-08	-1.11%	-0.31%

数据资料来源：国泰君安证券研究

底仓 TOVS 融券 T0：模式对比

T0 策略中双创、涨停板、次新股为主更好做 T，但做空成本更高，往往券息在 8% 以上，部分甚至可能超过 15%；而低波动的券（主板为主）相对难做 T，做空成本比较低，大致在 4%-6% 的区间。

不同于融券 T0 买入券商两融名单里的股票，然后融券卖出。底仓 T0 顾名思义就是完全复制或部分复制指数构造出底仓

进行日内交易，为避免底仓波动影响产品收益，利用股指期货或者 ETF 融券方式进行对冲。

从融券 T0 转型做底仓 T0 没有那么容易，就算全复制仍然会有跟踪误差，具备一定的门槛。部分机构会拉入一些指数之外的票，这些票能够建出跑赢大盘的底仓且数量足够大，然后再提供给 T0 策略去交易，这样就是两种收益的叠加，与指数的偏离也不会太大，所以回撤可控。

在产品层面，早前市场会有少量 T0 单独形成产品，头部量化机构则通过“Alpha+T0”，叠加增厚收益约年化 2%-3%，将传统量价因子与日内交易结合形成复合超额。

■图表 部分管理人 T0 策略增强

机构 A	早期的策略是基本面 Alpha+T0, 2022 年初策略迭代成为当前的量价 Alpha+T0。量价 Alpha 方面提高了价量和高频统计量因子的占比。T0 方面主要使用交易所数据，结合机器学习算法，预计可以为指增产品增厚约 2%-3% 的年化收益。 指数增强叠加 T0 之后，年化双边换手率 80-100 倍。
机构 B	指数增强部分产品会叠加 T0。500 指增年化双边换手率 50 倍左右，叠加 T0 换手率可以达到 100 倍。1000 指增年化双边换手率 80 倍左右，叠加 T0 后换手率可以达到 200 倍。
机构 C	持股 600 只左右，指数成分股占比 30% 左右。年化双边换手率：不叠加 T0 约 60 倍，叠加 T0 后可到 150 倍。
机构 D	指增策略持仓 400-500 只，指数成分股占比没有硬性约束，一般在 40%-45% 左右。个股持仓上限 1% 以内。年化双边换手率 40-50 倍，叠加 T0 换手率 100 倍以上。
机构 E	2000 指增年化双边换手率 30 倍左右，加上程序化 T0 约为 80-100 倍。
机构 F	投研团队分为 2 个项目小组，再细分为因子挖掘、组合、算法、T0、交易、投研技术支持、CTA、多空策略 8 个研究小组。
机构 G	自建底仓，从 3800 只股票的大票池开始，通过基本面因子进行基础性筛选，构建起一个包含 800 至 1000 多支股票的分散化持仓作为多头底仓，这部分底仓具有一定的 Alpha 属性，再用对冲工具严格约束，保持多空 2% 的跟踪误差。 在因子方面，的 T0 策略则主要依赖量价因子，贡献占比 90%，采用中证 500 和中证 1000 指数的混合等市值对冲，也会使用 ETF 对冲，根据贴水率和 ETF 融券成本调整比例，策略换手率 120 倍左右。 预期年化收益率 4-5 个点，最大回撤预期控制在 2 个点以内。
机构 H	完全复制指数，其中成分股中 70%-80% 会做高频 T+0 策略，剩下的成分股中低波动个股有 20%-30% 会做阿尔法策略，与 T0 策略形成互补。

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

■图表 顽岩星球对冲策略

策略类型	中性策略，日内高频 T0 量价策略为主
因子贡献	80% 的超额收益来源于量价因子
选股范围	全市场选股，持仓标的 1500+，选股池标的超过 4000 只
换手率	双边换手约 100 倍，每天卖出 20% 仓位同时再买进 20% 仓位
选股收益	分为特质性收益和风格暴露收益，特质型收益占比 95%，赚取 Pure Alpha，交易收益占比 5%
对冲端	股指期货进行多指数（IF、IC、IM）混合对冲
交易方式	自研选股信号，替代 Vwap、Twap
技术投入	投入数千万的低延时交易系统，全链路低于 10 微秒，具备快速迭代的能力

数据资料来源：顽岩资产



T0 适应的市场环境与策略壁垒

如前所叙述，“四高”环境有利于 T0 策略运行。即高市场换手率+高市场波动率+高日内振幅【振幅=（最高价-最低价）/开盘价】+，高成交（成交额跌破 8000 亿，T0 策略的整体获利难度较大）。华宝证券采用中证 800 指数过去 20 个交易日的波动率，并计算过去三年的历史分位数，将高于 80%分位数划分为高区间段，低于 20%分位数划分为低区间段，其他处于正常区间段，以此来进行统计。

从统计结果来看：

- 1.当市场处于高换手状态时，T0 策略收益较好，随着市场换手率的降低，策略收益、收益>0 的占比以及稳定性明显降低，尤其当市场换手率处于低位时，周度平均收益仅为 0.08%；
- 2.当市场处于高波状态时，平均收益显著提升，周度平均收益达到 0.49%，收益>0 占比以及稳定性也显著提高；
- 3.当日内振幅处于高位时，T0 策略收益表现最好，平均周度收益达到 0.3%，且收益>0 占比以及稳定性也表现较好。

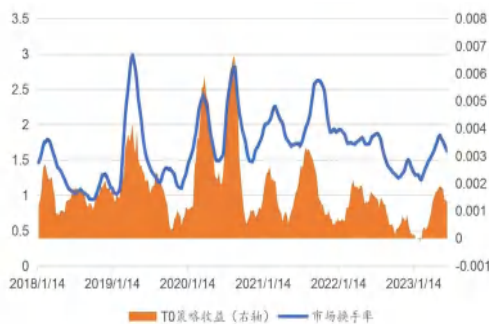
■ 图表 T0 策略在不同市场换手率情况下统计情况

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max	>0 占比	稳定性
low	229	0.08%	0.31%	-1.54%	-0.07%	0.02%	0.22%	1.37%	59.50%	0.27
balance	728	0.16%	0.40%	-1.89%	-0.03%	0.08%	0.31%	2.68%	67.73%	0.39
high	188	0.47%	0.79%	-1.04%	0.00%	0.24%	0.70%	4.48%	79.52%	0.60

■ 图表 T0 策略在不同市场波动率情况下表现情况

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max	>0 占比	稳定性
low	219	0.14%	0.31%	-0.51%	-0.01%	0.08%	0.25%	1.62%	69.80%	0.45
balance	725	0.13%	0.40%	-1.89%	-0.06%	0.08%	0.29%	2.68%	64.74%	0.32
high	191	0.49%	0.76%	-0.73%	0.00%	0.29%	0.77%	4.48%	79.19%	0.65

■ 图表 T0 策略收益与市场换手率情况



■ 图表 T0 策略收益与市场波动率情况



■ 图表 T0 策略与日内振幅情况

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max	>0 占比	稳定性
low	98	0.13%	0.39%	-1.54%	-0.07%	0.07%	0.29%	1.37%	66.29%	0.33
balance	790	0.16%	0.41%	-1.89%	-0.03%	0.08%	0.32%	3.33%	68.11%	0.39
high	258	0.30%	0.68%	-1.00%	-0.02%	0.10%	0.46%	4.48%	69.00%	0.45

■ 图表 T0 策略收益与日内振幅情况

数据资料来源：华宝证券研究创新部

T0 策略去除了大部分风险，但其本身的风险控制有其特殊之处，尤其如果涉及手工 T0，除了刚才列举的交易风控，还包括如下风控。

■ 图表 常见 T0 风险控制

交易层面	匹配市场环境和个股特性，主动放弃部分机会，只做高确定性机会
操作层面	分成多笔交易，严格单笔风控和每日总额度风控，设置绝对止损额或相对止损额（每日不超过市值的千分之一）

- 167 -

历年白皮书下载地址：<https://bigquant.com/quantpaper/4th>

现场监督	当日达到总体止损额度，交易员必须停止交易；连续两笔亏损强制停止交易 10 分钟以上，保证账户安全
风控内容	内控和外控：单笔止损、连续亏损、最大亏损额；过午、隔夜、临近涨跌停风险 合规风险：票、价、量、撤单、委托笔数、隔日高买低卖.....

数据资料来源：公开资料整理

值得注意的是，2024 年券商和极速服务商针对个人投资者提供了 T0 收益增厚服务：通过日内波段程序化交易降低持仓成本“实现交易平权”。

据不完全统计，目前已有 20 多家券商面向一般投资者推出或正计划推出 T0 算法服务，有券商回测 2023-2024 年持有中信证券（600030）并进行 T0 算法交易，发现可以为其提供 3.32% 的年化增强收益，这对于套牢或长期投资获取股息收益的投资者已十分有利，并在一定程度上缓和了散户与量化投资者的矛盾。【更多内容详见第二章算法交易】



5.6 指数增强：群雄逐鹿 红海淘金

指数增强一直为国内量化主要发行的产品，而 2024 年核心变化在于 A500 及红利指增。

A500：中国版标普 500 鏖战正酣

2024 年 9 月，作为承载“中国版标普 500”定位的创新宽基指数，是 2024-2025 公募基金发行 ETF 后，量化机构新增指数增强备案、规模扩容的中坚力量。

该指数覆盖 92 个细分行业龙头，新兴产业权重占比达 41%，精准映射经济转型升级方向。发布三个月内，相关产品规模即突破 3400 亿元，22 只场内 ETF 单日成交峰值达 381 亿元，创下 A 股宽基指数规模扩张速度纪录。截至 2024 年末，中证 A500 指数年内涨幅达 24%，显著跑赢主流宽基指数。

指数化浪潮催生衍生策略创新。2024 年 10 月，磐松资产备案首只中证 A500 量化增强产品，拉开私募布局序幕。截至 2025 年 4 月，共有 216 只私募 A500 指增产品完成备案，其中百亿私募成备案主力，54 家百亿私募备案 A500 指增产品达 174 只，占到总量的 80.56%。其中宽德投资、黑翼资产、世纪前沿备案数量位居前三，分别备案 58 只、39 只、17 只。此外，茂源量化、衍复投资等机构同样加速布局，单家备案 5-9 只。A500 指增成为各家私募量化机构争相布局争夺的高地。

■图表 私募量化 A500 指数增强产品备案

基金名称	备案产品数量	备案产品数量	基金名称	备案产品数量	备案产品数量	基金名称	备案产品数量	备案产品数量
宽德投资	37	58	茂源量化	9	9	明泓投资	6	6
黑翼资产	38	39	衍复投资	7	7	卓识投资	5	5
世纪前沿	16	17	量派投资	7	7	进化论资产	5	5

2024 年 6 月-2025 年 4 月累计，备案产品数量（2025 年 1-4 月）

数据资料来源：公开资料整理

中证 A500 指数的核心创新在于行业均衡选样、ESG 筛选机制及互联互通资格要求，打破了传统宽基指数仅以市值或流动性为标准的局限：**1.行业均衡**：通过“三级行业全覆盖，一级行业再平衡”的选样方式，覆盖了 35 个中证二级行业和 90 个三级细分行业，远超沪深 300（覆盖 63 个三级行业）和中证 500（83 个三级行业），有效避免了传统指数的行业盲区。**2.ESG 筛选**：剔除中证 ESG 评级 C 级以下的公司，强调可持续发展理念，契合境内外长期资金的配置需求。**3.互联互通**：成分股均为陆股通标的，便于国际资本参与，推动中国资产全球化配置。

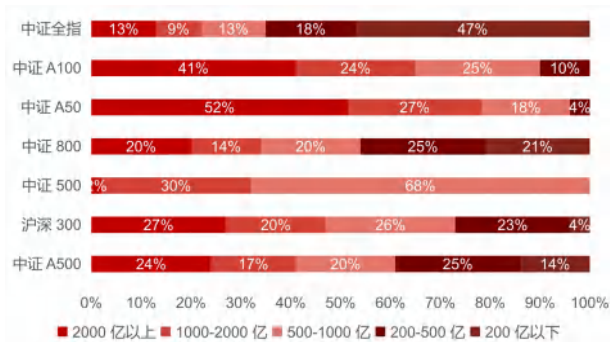
■图表 中证 A500 指数 VS 沪深 300 指数编制

指数名称	中证 A500 指数	沪深 300 指数
发布日期	2024 年 9 月 23 日	2005 年 4 月 8 日
样本空间	同中证全指指数的样本空间：指数样本空间由同时满足以下条件的 A 股和红筹企业发行的存托凭证组成：1.非 ST、*ST 证券；2.科创板证券和北交所证券：上市时间分别超过一年和两年；3.其他证券：上市时间超过一个季度，除非该证券自上市以来日均总市值排在前 30 位。	指数样本空间由同时满足以下条件的非 ST、*ST 沪深 A 股和红筹企业发行的存托凭证组成：1.科创板证券、创业板证券：上市时间超过一年；2.其他证券：上市时间超过一个季度，除非该证券自上市以来日均总市值排在前 30 位。

选择标准	1.对于样本空间内符合可投资性筛选条件的证券,剔除中证 E5G 评价结果在 C 级以下的上市公司证券;	
	2.选取同时满足以下条件的证券作为待选样本: · 样本空间内总市值排名前 1500; · 属于沪股通或深股通证券范围; · 对主板证券,在所属中证三级行业内自由流通市值占比不低于 2%;	沪深 300 指数样本是按照以下方法选择经营状况良好、无违法违规事件、财务报告无重大问题、证券价格无明显异常波动或市场操纵的公司:1.对样本空间内证券按照过去一年的日均成交额由高到低排名,剔除排名后 50%的证券;2.对样本空间内剩余证券,按照过去一年的日均总市值由高到低排名,选取前 300 名的证券作为指数样本。
	3.在待选样本中,优先选取三级行业自由流通市值最大或总市值在样本空间内排名前 1%的证券作为指数样本。	
	4.在剩余待选样本中,从各中证一级行业按照自由流通市值选取一定数量证券,使样本数量达到 500 只,且各一级行业自由流通市值分布与样本空间尽可能一致。	
加权方式	调整市值加权	自由流通市值加权分级靠档
权重上限	单个样本权重不超过 10%, 前五大样本权重合计不超过 40%	无
调整周期	每半年调整一次	

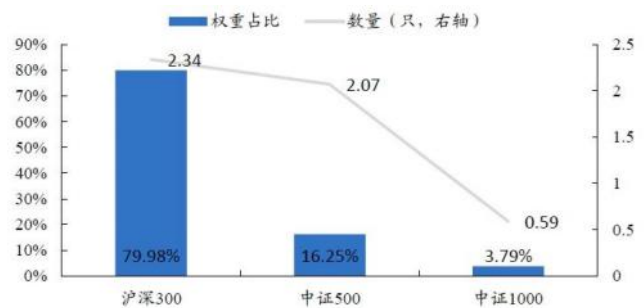
数据资料来源:公开数据整理

■ 图表 中证 A500 指数与主流规模指数自由流通市值分布对比



数据资料来源: Wind, 公众号基尔摩斯, 截至 2025/3/31

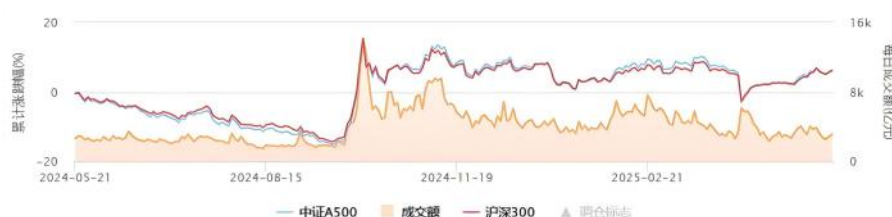
■ 图表 中证 A500 指数与主流规模指数重合度



数据资料来源: 开源研究

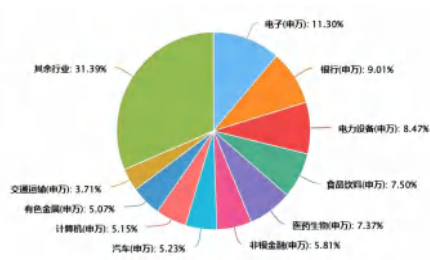
而对于量化指增而言, 这样的编制设计使其有了独特的配置价值: **1. 新经济权重突出:** 成分股中“专精特新”企业占比 41%, 超配电力设备、医药生物等新质生产力行业, 契合中国经济转型升级趋势。 **2. 超额收益潜力:** 与沪深 300 相比, 中证 A500 减少了金融、地产等传统行业权重, 行业分散性更高, 量化模型更容易挖掘个股 Alpha。其中包含的较小市值细分行业龙头部分不仅增大其收益弹性和超额收益空间, 又避免了整体的市值风格暴露。

■ 图表 中证 A500 与沪深 300

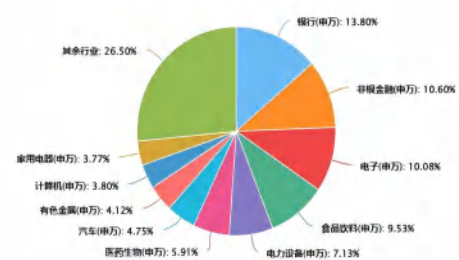




■图表 中证 A500 成分股行业分布



■图表 沪深 300 成分股行业分布



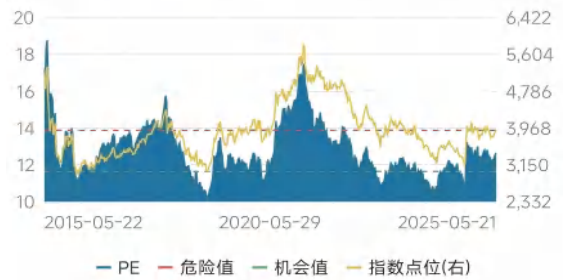
■图表 中证 A500PE-TTM 分位

当前值:14.68 分位点:82.35% 危险值:14.68 机会值:14.15
指数点位:4599.67 最大值:14.86 平均值:14.40 最小值:13.76



■图表 沪深 300PE-TTM 分位

当前值:12.65 分位点:55.58% 危险值:13.89 机会值:11.65
指数点位:3916.38 最大值:18.78 平均值:12.76 最小值:10.23



■图表 中证 A500 成分总市值分布



■图表 沪深 300 成分总市值分布



数据资料来源: Wind、Choice, 截至 2025.3.31

当前, 中证 A500 缺乏衍生品对冲工具, 费率优势随主流宽基降费减弱, 加之历史业绩较短, 短期仍需经受市场周期考验。但长期来看, 其行业均衡特性与政策导向的高度契合, 注定将成为机构资产配置的核心战场。不过由于 A500 的实盘业绩较短, 各家产品的超额收益、回撤控制仍在持续观察中。

■图表 A500 指增表现

管理人	2023 年收益	2023 年超额	累计收益	累计超额	成立时间
机构 A	6.93%	3.76%	6.26%	4.29%	2024/12/3
机构 B	6.74%	3.57%	6.64%	2.00%	2024/12/23
机构 C	10.58%	7.41%	13.68%	10.45%	2024/11/29
机构 D	10.30%	3.90%	10.30%	3.90%	2025/1/17
机构 E	9.67%	6.50%	9.62%	8.74%	2024/12/13

数据资料来源: 公众号看山财富笔记, 截至 2025.3.19

以鸣熙资本各指数策略作对比。鸣熙共有四条产品线，除对标指数不同外均采用相同的个股预测模型和相同的风险管理体系。超额表现对比：中证 1000 指增>中证 500 指增>中证 A500 指增。可以发现各指增产品线在行业、风格、Pure Alpha 上均为正贡献，并以 Pure Alpha 为主。

鸣熙使用自研的行业分类标准，各个指增策略线在行业上的暴露较小。策略的风险优化器也为自研，拥有一些自研的风格因子。从市值上分析，中证 A500 指增以大盘股为主；中证 500 指增以中盘股和大盘股为主；中证 1000 指增则以中盘股为主；从价值成长上分析，中证 A500 指增持仓中成长型>混合型>价值型；中证 500 指增持仓较为均衡；中证 1000 指增的持仓中价值型>混合型>成长型。

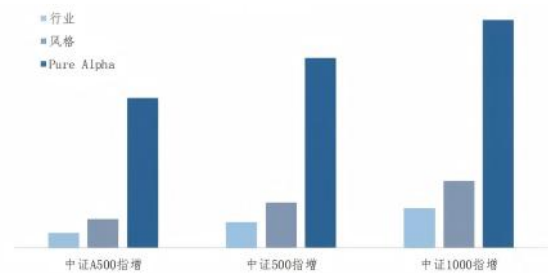
从策略表现、行业风格分布等来看，相比其他指数，中证 A500 指增更接近沪深 300 指增，超额收益也基本处于沪深 300 与中证 500 之间。某头部私募测算显示，A500 指增的超额收益潜力比沪深 300 高出 40%，接近中证 500 指增水平。因此只要不出意外，各家 300 指增的业绩增加 40%，就是它做 A500 指增的正常水平。

而选择 A500 指增作为投资标的时，可以着重观察管理人沪深 300 管理业绩及超额情况。头部量化大厂做 A500 指增有优势，团队基因、技术壁垒、过往经验都可以直接迁移。

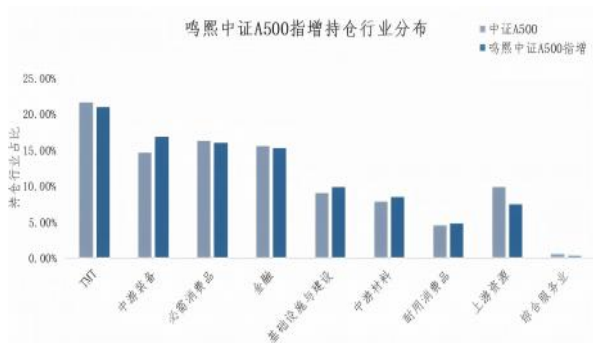
■图表 鸣熙 2025 年 3 月指数增强月度表现

	指数增强策略条线	指数月度表现	相对指数的表现	策略运作
1	中证 A500	-0.32%	显著跑赢	符合预期
2	中证 500	-0.04%	显著跑赢	符合预期
3	中证 1000	-0.70%	显著跑赢	符合预期

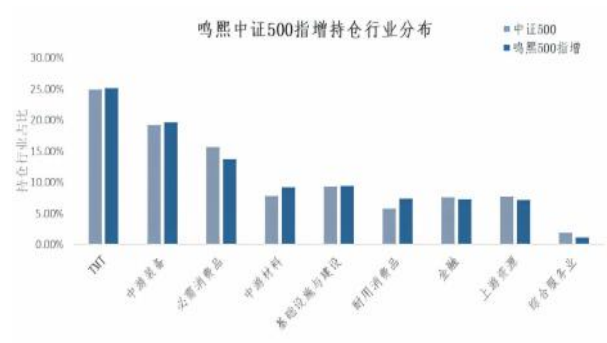
■图表 2025 年 3 月指数增强月度超额归因



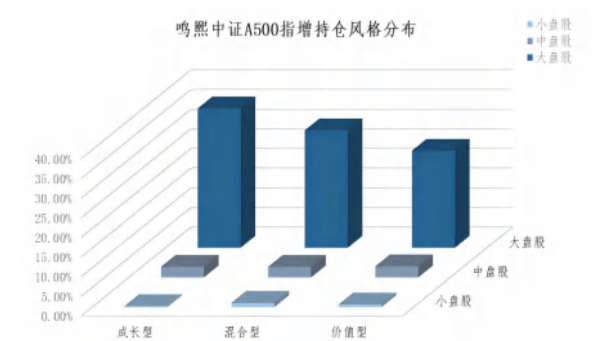
■图表 2025 年 3 月中证 A500 指增持仓行业分布



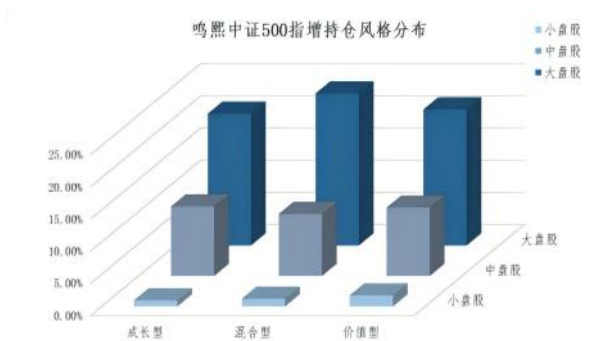
■图表 2025 年 3 月中证 500 指增持仓行业分布



■图表 2025 年 3 月中证 A500 指增持仓风格分布



■图表 2025 年 3 月中证 500 指增持仓风格分布





数据资料来源：鸣熙资本

九坤投资近几年罕有大规模发行新的策略产品，本轮 A500 新产品研发是做好了充分的策略研究、回测和产品研判后推出。九坤在指增赛道的底层框架完备且成熟，指增策略团队经验丰富，对各类子策略有较为深入的研究。九坤投资的策略一贯以高度分散化著称，对标行业广泛。对于 A500 指数而言，其选股行业分布相较于其他主流宽基指数更为分散且均匀，这意味着指数本身的约束相对较小，为超额收益的获取提供了更多选择和机会，即超额收益的多样性更佳。

■ 图表 九坤中证 A500 指增产品

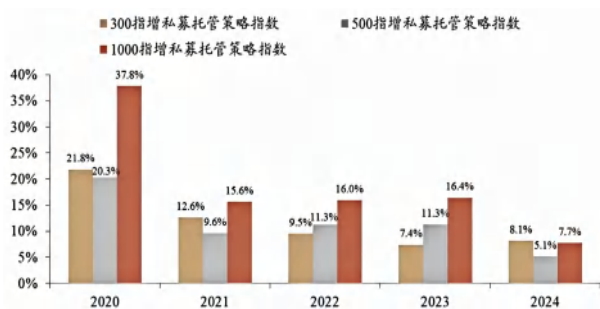
产品名称	九坤元嘉中证 A500 指数增强 1 号量化
持仓风格	A500 成分股占持仓市值在 60%-70%；沪深 300 指数成分股占持仓市值在 60%-70%；市值排名前 1800 的股票占整体市值 85%左右
风格约束	0.2-0.3 倍标准差，行业偏离 5%左右
因子占比	量价 70%，基本面 20%，另类 10%
换手率	年化双边 40 倍左右，根据市场交投活跃度有浮动

数据资料来源：九坤投资

而据国金证券的研究，2024 年中证 500 与中证 1000 指增超额分布离散度较大。其对中证 500 指增选取 54 个样本，发现收益在 5%-6%区间内的管理人数量最多。同时极端值差距也较大，最低超额收益为-7.4%，最高则达 23.8%。其中一部分原因和管理人的策略差异有关，但也有很大一部分原因来自不同管理人在极端行情下的人工干预方式，例如对敞口的干预、对成分股占比的干预等。

对中证 1000 指增选取 45 个样本，2024 年超额收益优于中证 500 指增，其中收益在 15%-18%区间内的管理人数量最多。少数管理人表现突出，超额收益超 35%。整体而言，尽管 2024 小盘股波动剧烈，但大部分管理人的 1000 指增仍能获得超越 500 指增的超额收益。

■ 图表 私募托管策略指数年度超额收益



■ 图表 2024 年指数行情



注：数据整合自国君、招商、中信三家，经样本数量加权后得到综合托管策略指数。2024 年纳入该托管观察池中 300 指增、500 指增、1000 指增产品数量分别为 125 只、337 只、331 只。数据资料来源：公众号去码头搞点基金，西部证券

红利指增：四大方式破解大盘小样本挑战

窄基指数增强是指聚焦于特定行业、主题或风格指数的增强策略，通过量化模型在跟踪基准的同时获取超额收益。本质是一种 Smart Beta，通过在特定因子上的暴露来获取超额收益，常见如红利、价值、成长、质量、动量等。而其中的红利策略，就是筛选股息率高、分红稳定的股票作为投资标的。

■ 图表 主要红利指数对比

	上证红利指数	深圳红利	中证红利	中证红利低波 100	沪深 300 红利低波	中证红利低波	中证中央企业红利
指数代码	000015.SH	399324.SZ	000922.CSI	930955.CSI	930740	H30269	000825.CSI
覆盖成分股范围	上海证券交易所	深圳交易所	沪、深	沪、深	沪、深	沪、深	沪深两市国有企业
选股主要规则	股息率高	分红金额高低	股息率高	股息率高、波动率低	股息率高、波动率低	股息率高、波动率低	股息率高
股息率计算周期	过去三年	过去三年	过去三年	过去三年	过去三年	过去三年	过去三年
成分股数量	50	40	100	100	50	50	50
加权方式	股息率加权	累计分红及成交额加权	股息率	股息率波动率	波动率倒数加权	股息率加权	股息率加权
更新频率	每年	每年	每年	每个季度，不限制样本调整比例	每半年一次	每年一次，每次调整比例不超过 20%	每年调整一次，每次调整比例不超过 20%
权重限制	单只不超过 10%，低市值样本不超过 1%	单只不超过 15%，前五大合计不超过 60%	个股不超过 10%，低市值样本占比不超过 0.5%	单一二级行业的占比不超过 20%	无限制	个股占比不超过 15%	个股比例不超过 10%

数据资料来源：星阔投资

■ 图表 中证红利指数编制方式

指数样本	沪深市场中 100 只现金股息率高、分红较为稳定，并具有一定规模及流动性的上市公司证券。
选样标准	流动性筛选：过去一年日均总市值排名在前 80%；股息率筛选：过去一年日均成交金额排名在前 80%；低波动筛选：过去三年连续现金分红且过去三年股利支付率的均值和过去一年股利支付率均大于 0 且小于 1。
加权方式	样本采用股息率加权，且单个样本权重不超过 10%，总市值在 100 亿元以下的单个样本权重不超过 0.5%。
成分股特征	市值分布相对均衡：以中大盘股为主，总市值超千亿的个股有 30 只，小于 200 亿的公司仅 28 只，加权平均市值约 1536 亿元。能发挥在不同市值区间上分散选股的优势。 行业涵盖全面分散：金融占比 22.59%，工业占比 19.30%，原材料占比 17.17%，可选消费占比 11.47%，主要消费占比 7.71%。助于量化指增策略在控制行业风格暴露的前提下，实现更好的超额表现。 具备高盈利和高成长属性：以权重合计 16.12% 的前十大成分股为例，如下表所示，平均市盈率和 ROE 均较高，盈利能力较强。高成长股往往也是更适合基本面量化发挥价值的场域，因此对于擅长基本面量化的管理人来说，也会有更好的超额空间。 资本面活跃度较高：成分股中有 97 只属于互联互通标的，对于外资会有较强的吸引力；红利类 ETF 在 2024 年资金持续净流入，12 月的净申购更是创下全年之最。中证红利指数 ETF 规模在近两年迅速扩张，而量化指增策略在更活跃的资金流通中也更可能获取超额。 低波特征减弱：过去三年年化波动率约 18%，相比于过往的“低波”属性，2024 年以来红利指数的时序波动率呈扩大趋势，但仍低于沪深 300(22%)。指数整体股息率约 4.5%，显著高于沪深 300(2.8%)。

历史表现	长期收益：近十年累计收益 153.20%，年化 9.72%，跑赢同期沪深 300（累计收益 11.54%，年化 1.10%）。
	风险指标：最大回撤约 35%(2015 年股灾期间)，小于同期沪深 300(47%)。
	市场适应性：在震荡市（如 2016、2021 年）表现突出，但在牛市（如 2019、2020 年）弹性较弱。

数据资料来源：Wind，星阔投资，杭州龙旗

红利指数在利率中枢下行时，展现出类固收资产的配置价值，其成分股不仅要求连续三年现金分红且股息率排名居前，更通过 ROE、净利润等财务指标构建双重安全边际，有效规避了高波动标的短期扰动。其在熊市行情中防御性强，在牛市行情中，除了 2019-2021 年间的表现不及沪深 300 指数，绝大多数情况下红利指数都能做到跟随市场行情上涨。因此“能涨抗跌”的属性使其具备长期配置价值。

■图表 红利指数持有胜率（%）

正收益胜率	持定期平均收益率	中位数收益率	正收益占比	最大收益率	最小收益率
持有两年	17.93	17.47	99.20	41.56	-2.48
持有一年	9.96	8.77	95.00	37.23	-11.01
持有六个月	5.19	4.44	82.60	27.28	-12.13

数据资料来源：Wind，使用分红复权的全收益指数计算，截至 2025 年 5 月

红利指数还可分为红利低波（H30269.CSI）和红利质量（931468.CSI）。在不同的年份中，二者占优的情况也有显著差异，互有强弱：从更长期的视角来观察，红利质量呈现出高收益、高波动的特点，收益弹性更大；而红利低波则在熊市风格中展现出更强的防御性。

但经历过一年的热捧，红利什么时候值得买？伴随大众对红利策略、高股息的认可价值逐步提高，相关红利指数的波动有所放大，内部成分股涨跌分化也更加明显，从估值（PE）来看，当前红利资产估值处于相对合理的中位水平；从股息率、股债息差和拥挤度指标判断，未来一年获得合理预期回报的概率较高，适合作为投资组合的底仓，还能起到一定的防御作用；不过，红利和成长风格的比价已经出现反转迹象，如果成长风格持续强势，红利资产的表现可能会受限。

■图表 红利指数拥挤度指标

指标	最新值	近三年	近五年	指示绝对收益预期	指示相对表现预期	指标	最新值	近三年	近五年	指示绝对收益预期	指示相对表现预期
PE	7.54	96.90%	86.30%	中性	中性	拥挤度（成交额占比）	3.20%	40.70%	28.50%	积极	积极
	6.35	79.50%	87.70%	积极	积极		1.45	77.10%	86.30%	-	-
	4.72	98.70%	99.20%	积极	积极		-	-	-	-	-

数据资料来源：盈米基金研究院，截至 2025.4.29

通常在大盘股里做超额的难度较高，而且红利指数样本很自由（100 只），更是加大了选股难度，所以如何在红利指数上做出超额是一个难点。整个收益可以拆解为：指数收益+红利收益+增强收益，在增强部分有的机构增加了行业轮动，有的增加了宏观因子，有的增加了下跌保护，或者加入主观想法。如：

1. 鸣熙通过多因子优化、行业轮动和策略叠加等，在保持红利指数核心特征（高股息率）的基础上获取超额收益。而这也是量化选股在做的：通过大量的因子/特征捕捉到行情变化的信息，由模型给出当下行情中股票的预测涨跌，持有表现更好的股票。只要预测的准确率在 50% 以上，长此以往便能对标指数积累超额收益。

■ 图表 鸣熙红利增强策略核心思路

多因子优化	红利因子：高股息率是红利指数的核心特征，但单一因子可能失效，需与其他因子结合。
	质量因子：加入 ROE、盈利稳定性、现金流等质量因子，筛选基本面更优质的公司。
	动量因子：加入短期动量（如过去 6 个月收益率），捕捉市场趋势。
	低波动因子：加入低波动因子，降低组合风险。
行业轮动	行业分散：红利指数的行业通常集中在金融、能源、公用事业等传统行业，需通过行业轮动降低集中度风险。
	行业景气度：根据宏观经济和行业景气度，动态调整行业配置。例如，在经济复苏期增加周期行业配置，在经济下行期增加防御性行业配置。
策略叠加	基本面策略：在红利指数成分股中，选择 ROE 较高、盈利增长稳定、负债率较低的个股。
	事件驱动：利用分红政策、回购计划、ETF 数据等事件驱动机会，获取超额收益。
	T0 策略：亦可以使用程序化 T0 策略增厚收益
风险管理	风险控制：通过因子暴露度控制、行业分散和个股分散，降低组合风险。
	动态调整：根据市场环境动态调整因子权重和行业配置，避免因子失效或行业风险
	成长因子：加入盈利增长率、营收增长率等成长因子，提升组合的成长性。

数据资料来源：鸣熙资本

2. 龙旗认为，红利质量呈现出高收益、高波动的特点，收益弹性更大；而红利低波则在熊市风格中展现出更强的防御性。风格轮动、热点更迭，红利家族中不同的成分会在不同的行情下占优，只要能以一定的胜率选到这些相对占优的成分，就能取得超出指数的超额收益。同时，红利指数又受到股息率这一挂钩基本面的关键指标影响，因此，宏观环境（如 PMI、通胀率、社融规模）、流动性（如中债利率、美债利率）、企业盈利和股息（如营收、净利润、股权风险溢价）等宏观经济和基本面因子，对于红利指增的选股能够起到较为显著的作用。

3. 星阔红利 100 指增原策略为 300 指增，2023 年 11 月底改为红利低波 100 指增。原因在于，公司整体研究方向为蓝筹量化。研发背景是 2021 年 2 月之后，国内的宽基指数处于震荡状态下跌趋势，2021 年以来，各种宽基指数都经历了 40-50% 的最大回撤，这种情况下即使有超额，指增策略的收益也很难让客户满意。同时利率和 GDP 增速也处于下行状态。因此希望脱离宽基指数去做一些相对小众、贝塔可能表现更好的产品。另外，2023 年推出的国九条非常重视红利资产，因此公司顺应国九条的指导方向开展了红利指增方面的研究。

■ 图表 星阔红利指增产品

持仓风格	全市场选股。持股数通常在 100-150 只，上限不超过 250 只。
	单股持仓上限不高于 2%。指数成分股占比 50% 以上，根据市场情况实时调整
保护措施	加入看跌期权的保护，以控制产品的回撤和波动率。使用 300 和 1000 的深度虚值看跌期权，每年成本控制在 2% 以内
	以量价因子为主，贡献率在 50% 以上
因子占比	
换手率	年化双边换手率约 70 倍





数据资料来源：星阔投资，私募排排网

其实红利低波 100 指数本身具有不少优势，它过去十年中有九年都是正收益，平均年化收益 7% 左右，而年内的最大回撤在大多数年份都是 15% 以内。

4. 盛冠达红利增强策略则采取采用主观+量化的方式。曾经表示将储备弱周期红利策略，即选择股息率高的股票作为投资标的。该策略是对红利策略进行了改良，重点是去掉了中证红利里面周期性比较强的行业，例如煤炭、石油、有色、航运、化工。这些行业处于顶峰的时候分红很好，但买入这类公司容易遇到估值陷阱，后市经常会出现比较大的回调。

■ 图表 盛冠达红利增强策略配置

投资策略	(1) 以股息率为核心指标的选股策略，对标中证红利指数。
	通过红利策略筛选的股票往往具备基本面良好、现金流充沛、盈利能力稳定、波动率较低、分红率/股息率较高等特征。
选股策略	采用基本面量化筛选+多因子打分框架进行股票池构建，通过定性指标将股票池分为核心池、卫星池、配置池三类。
	通过选取现金流稳定、长期稳定分红、分红比例较高的上市公司，获取长期稳健收益。
	① 以个股股息率、分红意愿、分红能力的情况为评价基础，划定拟投红利股池。
	② 以宏观政策面、盈利持续性、稳定性还有行业周期性特征、市值特征为评价基础，划定核心池卫星池。
	③ 从行业景气度及个股基本面公司治理结构等维度出发，在各股票池中优中选优，精选各池中高质量的明星股。
组合构件	辅助机构行为，分析师预测及市场特征跟踪，对精选的红利股进行监控与评价，提升精选股票组合的胜率。
	最终根据以上三个池子构建股票组合。
	以精选的个股为基础，综合评估 A、H 股的投资性价比，兼顾组合股息率，对高景气行业低估值股票和高胜率高赔率的标的适度超配。
	持仓以大票为主，流动性更佳，行业集中度不超过 10%，年化双边换手率 10-20 倍。
选股因子及因子赋权模型	核心池持有（40-60%）+卫星池轮动（20-30%）+配置池高频（5-20%）。
	核心池为大市值-弱周期板块；卫星池为中大市值-强周期+大金融；配置池为中小市值-全行业+高股息。
	通过核心-卫星-配置，构建三套多因子生命周期选股模型，一套资产配置优化模型。
	主观层面依据资方风险收益特征目标，适当微调选股模型的个性定制，以及风格与行业的比例优化。
风控措施	在对标约束规则范围内最大化优化风险收益比和最大回撤值，除了核心因子（市值/股息等）其他部分权重分配，都以组合夏普最优为目标。
	通过自主开发的投资管理系统，对所有产品的头寸和净值进行风控管理。主要从降低组合波动和降低个股波动两方面进行风控：
	(1) 降低组合波动：
	① 应对股票估值波动：以蓝筹为主，提高中大市值权重。风格行业组合适度分散。
	② 应对证券市场波动：通过积极调仓，仓位控制在 80%-100%。其次是低波动低贝塔，以防御性资产为主。
	③ 应对风格转换波动：以大盘价值为主，风格上偏稳健。同时适度均衡，安排了三个不同风格的池子，以应对风格转换。
	(2) 降低个股的波动：
	① 应对企业经营波动方面，选股标准有：壁垒高-垄断寡头牌照类；背景硬-国企央企为主，民营龙头为辅助；盈利稳-企业的成熟经验，利润稳定。
	② 实行强弱周期高低配：经济右侧偏复苏阶段，低配强周期；经济持续再景气阶段，高配弱周期。
	③ 实行分类交易：通过波段交易平滑短期市场偏离；当股价出现异动时按不同体系股票池的风格标准进行应对。

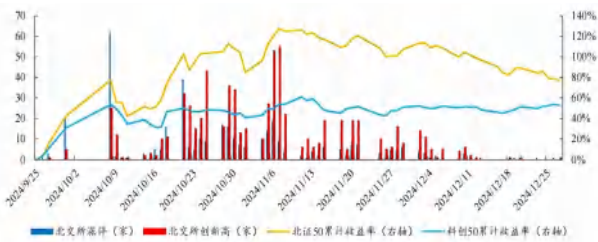
数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

5.7 北交所：政策红利下的机遇

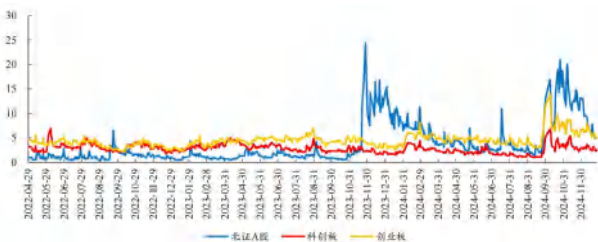
回顾北交所：行情驱动 政策红利与流动性跃迁

2024 年，北交所流动性改善，全年成交额从 2023 年的 7274 亿元提升到 2024 年接近 3 万亿元。指数走高，在北证 50 指数在 2024 年 11 月 8 日最高触及 1469.57 点，创下历史新高。

图表 2024 年 9 月后北交所科创板行情对比



图表 北交所、创业板、科创板换手率对比



数据资料来源：开源证券

2022 年市场低迷之时，北交所日均成交额不足 10 亿元，换手率长期低于 1%。早前，量化机构受限于**成立时间短，缺乏对冲工具，股票数量少、成交量低、股票市值小**的特性，使得大量量化无法参与，或无法形成有容量且长期有效的策略产品。

图表 A 股各股票交易所基础信息

指标	上海证券交易所	深圳证券交易所	北京证券交易所	合计/平均
上市公司数量 (家)	2,325	2,873	266	5,464
股票总市值 (亿元)	526,802.66	335,425.03	7,809.18	870,036.87
平均每家市值 (亿元)	226.58	116.79	29.36	124.24
2024 年日均成交额 (亿元)	4,461	6,063	122	10,619
平均每家成交额 (亿元)	2.02	2.39	1.02	1.81
平均市盈率 (倍)	13.73	24.77	64.56	37.58
平均换手率 (%)	0.89	2.4	7.03	4.55

数据资料来源：公开资料整理，截至 2025 年 5 月

图表 北交所与科创板基本要素对比

对比维度	北交所	科创板 (上交所)	核心差异总结
市场定位	服务“专精特新”中小企业，聚焦先进制造业、现代服务业 (如机械设备、新材料)	服务“硬科技”企业，重点支持半导体、生物医药、高端装备等战略新兴产业	北交所侧重中小型成长企业，科创板聚焦核心技术突破的科技龙头
上市标准	四套“市值+财务”标准： • 最低市值 2 亿元 (标准一) • 研发投入 ≥ 3% (标准二)	五套“市值+财务”标准： • 最低市值 10 亿元 (标准一) • 研发投入 ≥ 15% (标准二)	北交所门槛更低，对研发投入要求更宽松；科创板更强调技术壁垒和国际竞争力
投资者门槛	• 日均资产 50 万元+2 年经验 • 已开通科创板权限者免验资	• 日均资产 50 万元+2 年经验 • 风险评级 C4 及以上	北交所对已开通科创板的投资者更便利，科创板风险控制更严格
交易规则	• 首日不设涨跌幅，次日 ± 30%	• 前 5 日不设涨跌幅，之后 ± 20%	北交所波动弹性更大 (30%涨跌幅)，科



	• 单笔申报≥100 股，1 股递增	• 单笔申报≥200 股，1 股递增	创业板流动性更强（20%涨跌幅）
转板机制	可转板至科创板/创业板（需满足连续挂牌 1 年、股东≥1000 人等条件）	无转板机制，退市后进入新三板	北交所提供上升通道，科创板企业需退市后重新上市
政策支持	• 地方政府最高 3000 万元上市补贴	• 企业所得税 15%优惠	科创板侧重技术研发补贴，北交所侧重融资和转板支持
	• 推出可转债融资工具	• 地方政府最高 5000 万元研发补贴	
流动性表现	换手率较高（周换手率 44.93%），但整体流动性弱于科创板	流动性更强，科创 50ETF 规模超千亿，外资覆盖率达 57.5%	科创板吸引机构资金和外资，北交所以散户和短期资金为主
估值特点	平均市盈率约 20 倍，90%企业市值<50 亿元	平均市盈率超 60 倍，高研发企业市销率为核心指标	科创板估值更高但波动大，北交所估值低但潜在修复空间大
行业分布	机械设备（22%）、电力设备（10%）、基础化工（10%）	电子（38%）、医药生物（20%）、机械设备（15%）	科创板以半导体和生物医药为主，北交所更偏向传统制造业升级领域
适用企业阶段	年营收 1 亿-3 亿元的中小企业，未盈利但技术成熟项目	营收≥3 亿元的成熟科技企业，需证明技术国际领先性	北交所适合早期成长型企业，科创板适合技术突破期的行业龙头

数据资料来源：公开资料整理

2024 年，北交所共有 23 只新股上市，上市首日平均涨幅达 217.69%，其中铜冠矿建（920019.BJ）首日涨幅高达 731.41%，方正阀门（920082.BJ）首日涨幅超 500%。

北交所打新规则与主板有所不同，北交所打新以现金申购、比例配售为核心规则，具有无市值门槛的优势，但实际的资金占用和比例配售使打新收益相较于总资金的比例并不高，只能略微提供收益增厚。

至 2024 年底，新股中签率低至 0.097%，打新冻结资金峰值达 2243 亿元，即以此极端情况为例，若参与打新 1 亿元，资金需被占用 3 天，却只能获配 97,000 元，按照首日平均涨幅 217.69%来计算，约盈利 11,4159 元，收益约为 0.11%。

■ 图表 北交所沪深主板的打新规则对比

对比维度	北交所	沪深主板
申购条件	需开通北交所权限：	无需单独权限，但需满足市值要求：
	①20 个交易日日均资产≥50 万	①T-2 日前 20 个交易日日均市值≥1 万元
	②2 年以上交易经验	②沪市/深市市值分开计算
	③风险等级 C4+	
申购方式	全额现金冻结申购，无需持股市值	市值配售：根据持仓市值获得申购额度，中签后缴款
配售规则	按比例配售：	摇号抽签：
	①申购越多获配越多	①沪市每 1000 股配一个号
	②碎股按申购量优先分配	②深市每 500 股配一个号
申购单位	100 股起购，以 100 股递增	沪市：1000 股起购，深市：500 股起购
涨跌幅限制	首日不设限，次日起±30%	前 5 日不设限，第 6 日起±10%（主板）或±20%（创业板/科创板）
资金解冻时间	T+2 日返还未中签资金	中签后 T+2 日 16:00 前缴款
中签率特点	较高（参与门槛高，资金量决定配售比例）	较低（参与人数多，摇号随机性大）

主要风险	①流动性分化（部分个股日成交额<5000 万）	①新股定价市场化后破发概率上升
	②高波动性可能引发破发	②首日无涨跌幅导致价格波动大

数据资料来源：公开资料整理

管理人与策略：从排除到选股到独立试水

基于北交所的规则与情况，此前机构剔除股票的时候会包括北交所与 ST 股票，核心原因就是原因在于流动性过低，但随着目前部分指数里（例如中证 500）已出现北交所成分股，所以也有可能为了减小跟踪误差而被动有所配置。

量化机构在此板块主要交易策略为 T0 策略、打板策略与打新。

某机构到 2025 年 1 月管理规模约 20 亿，与大部分量化管理人不同，目前只交易弹性大的品种，如北交所、创业板、科创板、可转债等。

■图表 某机构“北交所+”策略

数据	运用 Tick 级/分钟级/小时级等，不同密度的数据，研发出不同预测周期的因子，把握市场脉动。
交易品种	主要交易弹性比较大的品种（北交所、创业板、科创板、可转债），可转债交易品种根据资金量持仓（50-100 只）；北交所交易品种根据资金量持仓（50 只-80 只）
收益来源	北交所多头 Alpha+现金打新
策略	多头端不同风格的量化多头策略搭建而成多策略模型，通过多因子多策略选股的方法选出 40-60 只股票，获得超额收益

数据资料来源：私募排排网

在 2024 年 9 月以前，受制于北交所的流动性问题，该机构做多品种的复合策略，后续随着改善，才将部分可转债仓位转换至北交所。而即便流动性有所改善，但短时间内较大规模的加减仓都有可能影响产品的净值，因此为了应对对于其他策略几乎不造成影响的产品申赎，同时也留了一部分仓位。

该机构用人工加量化的方式决定每一个子策略的加减仓比例问题，以数据为导向，然后靠人工把握。最终形成“北交所+”的策略，负责人表示，北交所的仓位大约维持在七成，其余则是“+”的部分。产品运作不到两年收益 199.21%，最大回撤 33.6%。

此外，另有一家管理人产品底层为 50 只北交所股票，每周调仓一次。回撤主要通过仓位的控制，不空仓，至少保持 30% 的仓位，视行情情况仓位加至最多 70%。剩余资金主要参与北交所打新或者国债逆回购增厚收益，并积极参与战略配售。另一个很重要的增厚收益来源是在底部时，产品会拿出一定的仓位布局部分绩优成长低估股，并不会轻易卖出，直至获得满意的收益。



5.8 打板策略：涨停狂潮与退潮危机

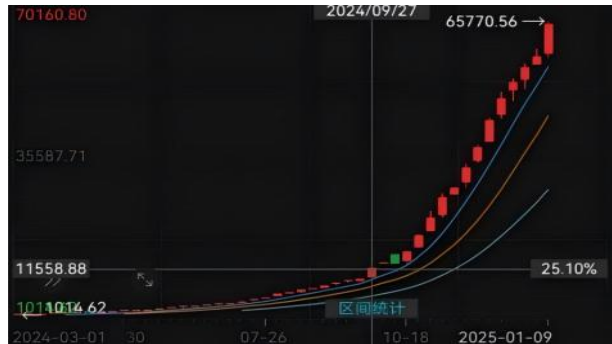
生态透视： 流动推升打板 衍生花样子策略

20.86%的机构在 2024 年对打板策略进行了新增尝试或布局。

2024 年量化打板策略表现亮眼，收益大幅提升，尤其是 9 月 24 日之后市场成交额快速增加，部分打板策略产品一天收益可达 5% 左右。Wind 打板指数 9 月底以前指数成交额不足万亿，10 月接近 5 万亿，11 月超 3 万亿，12 月超 2 万亿。

■图表 打板策略收益率与最大回撤

区间收益	收益率	最大回撤
2022 年	12.3%	-0.7%
2023 年	9.1%	-1.6%
2024 年（截至 10 月）	31.3%	0.6%



数据资料来源：公众号债市硫磺岛

打板是 A 股特色交易策略，指在股票涨停（或接近涨停）时买入，期望后续交易日股价继续上涨获利。其存在基础是中国 A 股特有的涨跌幅限制制度（主板 10%，创业板/科创板 20%，ST 对应 5%/20%，北交所 30%）。

1996 年底涨停板制度实施后，因其清晰逻辑和潜在高收益，吸引了普通投资者关注。2003 年大熊市期间，“宁波敢死队”凭借快速精准的操作在弱势市场中获利，被视为打板策略的早期代表。

随着策略演进，逐渐发展出多种模式，包括量化打板——利用算法分析历史数据（如涨停次数、成交量、市场情绪、题材、人气、流通盘等）提供投资信号。量化打板在 2020-2021 年达到巅峰，部分私募年收益达 70%-80% 甚至更高。2024 年尤其是 10 月以后，打板策略再次迎来春天，但 2025 年初杭州某打板私募出现暴雷，2 天回撤 20% 的新闻也有出现。打板策略的容量通常较小，规模在 2 亿-3 亿之间。通常单个管理人规模不超过 5 亿，较少对外大规模募资。所以市场对其更易妖魔化。

目前打板有多种分类标准，按时间分类为早盘打板、午盘打板及尾盘打板；按手法可以分为扫板、灵活排板、正常打板以及打回封（二封三封等）。不同类别的操作要点及使用场景各有不同。

在实际操作中，投资者往往会采用一些特定的打板战法，这些战法通常结合了上述时间和手法的分类，形成了系统化的操作策略，如：

盘前板开盘前先选择好几支比较有确定性的票，在集合竞价时参与抢单，同时也需要交易人员对盘面报价排队情况有较丰富的判断经验，提高胜率，但是这类策略比较吃速度，需要用到成本比较高的快速通道，国内能做的券商也不多，因此整体容量不大，属于高成本、中风险、高收益的策略；盘中首板往往是市场对股票基本面或突发事件反应的初期阶段，盘中涨停的时候买入，会采用排板、扫板、回封板等方式。一般打首板胜率较前者弱一些，但机会更多容量更大，回封时买入确定性较高，一般持有 1-2 天就会平仓；题材龙头一般对题材有高确定性时买入，持仓时间较长，高风险高收益，更加考验交易人员能力；高标接力原理类似于“三板定龙头”，一般 2-3 板以后买入，甚至 4 板的时候买入，炸板风险高，不过如果能封住则后期收益较大。

图表 打板策略分类（时间和主题）

分类	具体类型	操作要点	特点及适用场景	分类	具体类型	操作要点	特点及适用场景
时间	早盘打板 9:30-10:00	1.按涨速选择: 9点30-10点、11点25分-13点30分观察涨速榜, 9点35分前按涨速筛选, 剔除半年以上未涨停股 2.按量比选择: 9点25分后将竞价量比前20名加入自选, 去掉前一天涨停股, 开盘后观察走势及量能决定是否打板, 量能不足可等二封 3.按时间选择: 11点30分前后选首板涨停股, 关注11点25分后涨速榜; 龙头股断板跳水时选涨速向上的补涨股	资金活跃, 市场关注度高, 易发现热点题材, 但竞争压力大, 对反应速度和判断力要求高, 适合有较强盯盘能力和快速决策能力的投资者	主题	分仓首板	早上集中买入/全天买入, 纯隔日, 早上卖/全天卖, 分散度高	中市值为主, 大市值波动低, 小市值难上仓位, 全年波动, 隔日窄幅波动, 行情来时和结束时宽幅
	午盘打板 13:00-14:00	1.情绪转折后的打板: 关注午盘后市场情绪转折, 如大盘由跌转涨或由涨转跌时的机会 2.板块轮动中的打板: 留意午盘板块轮动, 如券商板块启动时的龙头股涨停机会 3.午盘直线拉升型打板: 类似早盘直线拉升型, 需敏锐盘感和快速反应能力	竞争压力相对较小, 但对市场情绪把握要求高, 适合对市场情绪变化有较好判断力的投资者		题材龙头	3板以后, 全年波动, 隔日窄幅波动, 行情来时和结束时宽幅, 集中度较高, 单股可能20%+, 追求题材深度和广度, 持续性强	中大市值, 要求流动性高, 全年波动, 隔日宽幅波动, 偶尔有交易空窗期
	尾盘打板 14:30-15:00	1.尾盘封板后的打板: 个股尾盘下午2点后封板, 需预判封板可能性并排队; 2点半后封板可能需排在1/4之前 2.龙头股断板跳水时的补涨机会: 选择涨速向上的补涨股 3.尾盘偷袭型打板: 关注主力资金在尾盘最后几分钟突然拉涨停的情况, 需迅速反应买入	资金较为确定, 次日封单概率高, 但不确定性大, 反应时间少, 适合风险承受能力较高且对个股尾盘走势有研究的投资者		高标接力	首板, 波段持股(情绪周期), 反复进出, 集中度较高, 单股可能20%+	个股市场地位高, 有更高连板及后排结构需求, 中小市值, 要求流动性高, 隔日宽幅波动, 较少有交易空窗期

图表 打板策略分类（手法）

类别	操作要点	特点及适用场景	类别	操作要点	特点及适用场景
扫板	在未涨停但出现大单扫货, 盘感判断大概率涨停	盘口强的强势股, 上板分时呈高斜率/直线拉升走势, 要求投资者具备敏	正常打板	在大单吃最后一档时, 跟随买入, 如2023年5	兼具扫板的果断和排板的稳健, 需把握主力资金大单行为, 对盘



	停时，主动挂涨停价扫单买入，如 2021 年 7 月 16 日易事特涨停过程	锐盘感和快速反应能力，适合对盘口语言有深入理解和丰富实战经验的投资者	月 25 日鸿博股份和 2020 年 12 月 24 日郑煤电的情况	口有敏锐观察力和准确判断力，是许多投资者的常用方式
灵活排板	封板后，达到心理封单量后，立即挂涨停价排队，如 2021 年 6 月 19 日强趋势股广誉远的情况	封板前留一两档，慢慢吃货或对倒增量，多为弱板、烂板。需准确判断封单量和排单位置，越晚封板排单越靠前，相对稳健，适合对市场环境和个股特性把握较好的投资者	打回第一次封板失败后，打二封或三封等，如 2021 年 6 月 1 日海南椰岛的情况	一封确定性不够，如量能不够、主力试盘等。要求投资者准确判断资金二次进攻意愿和强度，难度相对较大，适合有丰富实战经验和敏锐市场嗅觉的投资者

数据资料来源：公开资料整理

涨停板根据资金性质可以分为机构趋势板、技术反弹板和游资合力板。其中游资合力板是打板技术的核心目标，而游资也被普遍认为是打板市场中重要的参与者。

游资喜欢打板的主要原因是短期带来高收益，股票在涨停后第二天往往会有一个惯性继续上涨，此时就可以根据这个惯性来进行套利。

同时，打板具有一定的确定性，当股票涨停时，意味着股票处于强势阶段，后市上涨的概率也会相对较大。例如，顶级游资往往在第二个涨停板进场，因为第一个涨停板的个股太多，很难看出哪只是真正的龙头，而敢上第二板，意味着个股从激烈的竞争中脱颖而出，有可能成为龙头股。在游资主导的行情下，专注研究涨停板是把握市场机会的关键。

市场将主要的打板资金分为几大类，包括传统游资：以龙头战法（赵老哥）、锁仓流（欢乐海岸）、首板套利（佛山派）为主；量化机构：高频打板（华鑫上海）、平铺套利（中金湖滨路）、通道优势（华泰总部）；地域集群上为江浙系（章盟主、方新侠）、深圳系（欢乐海岸）、成都系（成都帮）、福建系（六一中路），另外还有跟酒风险特征包括坐庄型（腾得系）、激进型（温州帮）、高位接盘型（余哥）等。

近几年随着 A 股市场打板策略受到越来越多的机构投资者的关注，这种小资金造富神话的策略，已经从民间大 V、游资过渡到金融机构也开始布局了。

■ 图表 涨停板的分类

分类标准	涨停板类型	介绍
资金性质	机构趋势板	受机构资金抱团推动，通常很少连板，适合潜伏或低吸，不适合打板。趋势涨停后往往伴随调整。
	技术反弹板	个股深跌后技术性反弹，短线资金制造的涨停，通常是一日游行情，潜伏资金会在涨停当日大量出货。
	游资合力板	打板的核心目标，由短线投机资金推动，形成市场合力，通常具有连板潜力和较好的溢价空间。

数据资料来源：公众号野生量化员

■ 图表 部分打板私募收益情况

机构	具体策略	2024 年收益	2025 年收益(截至 5.9)	成立以来最大回撤	产品费率
私募 A	盘前排板(主观)	34.40%	4.31%	-4.71%	1%+30%
私募 B	盘前排板(量化)	38.41%	2.17%	-3.52%	1.5%+20%
私募 C	盘前排板+盘中打板	73.01%	5.42%	-21.28%	1%+30%
私募 D	打板 FOF	22.55%	4.43%	-11.75%	1%+10%

私募 E	盘前排板	14.14%	3.97%	-8.12%	1.5%+20 以下收 20%，20%以上收 40%
私募 F	盘前排板+盘中打板	21.21%	8.23%	-0.75%	1%+30%

数据资料来源：公众号 i 资管工厂

核心壁垒：速度、信息与风控

影响打板的核心门槛涵盖选股、速度、风控三大维度。

1.选股：市场普遍低估打板策略的选股重要性。由于情绪溢价第二天上涨的概率会相对高，可以选择次日抛出或继续持有。选股考虑的要素主要有两个方面：基本面与政策敏感度；题材与情绪捕捉。

基本面与政策敏感度方面：

私募 A 在选股时会首选重大重组利好、市场预期一致、有重大重估特征的标的，次选政策利好发布或公司正面公告；

私募 B 则利用包含 300 多个基本面因子及量价因子的多因子模型筛选交易池，有效过滤财务风险、退市风险等；

私募 C 则通过基本面研究识别出明天的一字涨停板，包括基于主板基本面和市场定价准确估计涨停板数、对股票重大利好带来的潜在涨幅进行精准估计。

题材与情绪捕捉方面：

私募 A 关注封单买卖盘资金流及结构特征、集合竞价数据、股票筹码分布结构等指标，以此分析市场情绪和资金动向，在筛选标的时也会叠加热点题材；

私募 B 均衡基金则利用形态识别模型结合情绪指标共振确定交易信号；

私募 C 每天盘前梳理热点概念，结合市场实际表现，判断股票冲击涨停价的可能性。

■ 图表 不同打板机构选股情况对比

机构	策略名称	信息分析能力	标的筛选能力
机构 A	强势股策略	关注封单买卖盘资金流及结构特征、集合竞价数据、股票筹码分布结构等指标，以此分析市场情绪和资金动向	首选重大重组利好、市场预期一致、有重大重估特征的标的； 次选政策利好发布或公司正面公告，叠加热点题材的标的
机构 B	量化溢价策略	多因子模型筛选交易池，包含 300 多个基本面因子及量价因子，可有效过滤财务风险、退市风险等；形态识别模型结合情绪指标共振确定交易信号；多因子择时模型自动择时，判断市场牛熊以调整仓位	通过多因子模型和形态识别模型，筛选出有较高概率上涨的标的
机构 C	集合竞价一字涨停板抢单策略	基本面研究识别出明天的一字涨停板，包括基于主板基本面和市场定价准确估计涨停板数、对股票重大利好带来的潜在涨幅进行精准估计	基于对基本面、交易机制的理解和强大的建模能力，筛选出明天最强势的一字涨停板股票清单
机构 D	涨停价买入，次日卖出	每天盘前梳理热点概念，结合市场实际表现，判断股票冲击涨停价的可能性	以涨停为核心，选择有可能拉升至涨停价的股票，通过分散持股控制风险，每只股票占总资金的 1/15



数据资料来源：公众号牛牛白话投资

2.速度

交易周期短是短线策略的突出特点之一，打板作为短线策略中的一类，速度对于其成功率至关重要，尤其是对于盘前板。

■图表 短线策略分类

短线策略类型	介绍
打板	买点在涨停或者接近涨停的那一刻，确定性较强。
半路	买点一般在涨幅+5%到+8%之间，涨停前就买入，确定性中等。
低吸	买点一般是在-10%到+1%之间，确定性相对弱。

数据资料来源：公众号牛牛白话投资

通过比较不同机构的策略，可以总结发现交易硬件/资源+自研交易系统/算法是机构打板的重要武器。

■图表 不同打板机构交易通道及技术系统对比

机构	交易通道	技术系统	机构	交易通道	技术系统
机构 A	专属快速交易通道（沪深双边市场）	配备优质硬件设备、高速网络环境	机构 C	无特殊交易通道 依赖（盘中扫板买入，不涉及排撤）	卖出端：40%人工+60%算法（TWAP 等分笔卖出算法） 仓位管理：分仓模型
机构 B	业内前列的极速交易通道（速度具备代差优势）	自研程序化下单算法 AI 算法重构交易模型 自动化卖出解决方案（一揽子程序化策略） 自研交易系统（支持全流程量化）	机构 D	集成多家券商的集合竞价委托通道；证券公司专用席位优化配置	自研抢单监控系统： 1.股票智能委托系统（多券商统一高效下单） 2.统一运维监控平台（数据库+委托单可视化分析） 3.风控及撤单系统（一键撤单+自动化风控） 4.数学建模能力：将交易机制转化为实盘排队算法

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

部分机构搭建自研交易的平台，包括将参数调到和交易所频率一致等磨合过程，花费大量很长的精力，为了对时还购入了 8000 美元原子钟，与交易所对盘的频率，间隔时间差需要精确到毫秒以内，抢占排队优势。

某机构利用自研发单算法，将高配版程序化交易团队和实战经验结合，实现了多策略程序化下单执行，实现了交易的灵活，同时通过 AI 算法实现交易模型重构，进一步提高模型绩效；

基于对溢价策略的长期量化研究，实现了一揽子卖出的程序化解决方案，就持仓标的复杂多变的情况提供针对性卖出对策。

3.风控体系

成功的打板策略应该在追求高收益的同时，有效控制风险，保持合理的风险调整后收益水平。

打板的风控需从多维度构建系统化体系，可以分为仓位管理、交易、风险预防、执行效率和分散策略五个方面。

■ 图表 不同打板机构的风控措施

风控维度	机构 A	机构 B	机构 C	机构 D
仓位管理	单票集中度 ≤2.5%90%资金配置 逆回购/货币基金	牛熊周期动态调仓（熊市低 仓、牛市高仓） 单票持仓 < 10%	隔夜仓位 ≤ 10% 大部分时间空仓，仅持仓连板期标的	单票最大仓位 7%，单热点 ≤ 20%，日均持仓 717 只
交易准则	次日开板即卖，不及预期 止损绝不格局博弈， 撤单快	全流程量化执行（自动化卖 出）	集合竞价前挂单、中撤单 一键撤单应对极端情况	隔夜持仓，次日 TWAP 算法分 笔卖出，波动大时人工介入
风险预防	首选重大重组等确定性 利好好标的 次选政策+题材标的	300+基本面因子过滤财务/ 退市风险形态识别+情绪指 标共振筛选标的	精准预估一字板涨停持续性仅参与最 强势标的	盘前梳理热点概念，筛选冲击涨 停价潜力标的
执行效率	专属快速通道+高速 网络，确保撤单与卖出 效率	自研交易系统（速度具代差优 势） 全流程量化（风控、择时、卖 出自动化）	自研抢单监控系统（多券商委托+一 键撤单） 交易机制建模优化排队优先级	无交易通道依赖，扫板买入不拥 挤，算法与人工结合提升卖出效 率
分散策略	低仓位+高流动性资 产	年交易标的超 1000 支多因 子+多形态模型广覆盖	聚焦一字板抢单，通过低仓位实现风险 分散	分仓做首板，标的分散追求平均 收益，非等权仓位适应流动性和 监管要求

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

核心指标：封板率、炸板率、买入成功率

除了常规夏普率、胜率等，评价打板策略一般还会关注封板率、炸板率、买入成功率、盈亏比等维度，即便这些指标都达到预期，投资人也应结合当下市场整体成交量、波动率、赛道拥挤程度、系统性风险等因素综合考虑持有或退出这类策略。

封板率：封板率是首板买入端一个综合能力的体现，也是很难提高的一个数据。封板率的提高，可以从这几个方面入手：图形审美、题材理解、换手理解、股性把握、大单主动性、排撤经验和技巧、看盘界面设置及看盘能力。

涨停板成功率：涨停板在不同阶段的成功率存在明显差异。具体表现在以下几个方面：

■ 图表 不同阶段涨停板成功率统计

连板阶段	成功率范围	连板阶段	成功率范围
1 板进 2 板	50%-60%	3 板进 4 板	30%-40%
2 板进 3 板	40%-50%	4 板及以上	低于 20%

数据资料来源：公众号野生量化员



这些数据表明，随着连板次数的增加，涨停板的持续性呈现递减趋势，也与市场资金博弈的规律相符。每增加一个涨停板，都需要更多的资金参与和更强的市场共识，而随着高度的增加，这种共识越来越难以形成。

■ 图表 影响涨停成功率的因素及逻辑

市场环境	牛市环境下涨停持续性更好，资金充足；熊市或震荡市场信心不足，炸板率较高
个股特性	龙头股由于在板块中的领导地位，吸引更多资金关注，涨停板持续性相对较好
资金面因素	主力资金态度直接影响涨停板形成和持续，需警惕主力资金通过拉涨停吸引散户跟风后出货

数据资料来源：公众号野生量化员

在评估打板策略的有效性时，盈亏比和资金曲线是两个关键指标，它们直接反映了策略的盈利能力、风险水平和稳定性。

盈亏比：盈亏比是衡量交易策略质量的重要指标，它反映了每笔交易的平均收益与平均亏损之比。通过对大量历史数据的分析，可以对打板策略的盈亏比进行科学测算。在量化打板策略中，盈亏比的测算主要涉及两个关键因素：炸板率和隔天溢价。炸板率是指股票在涨停后次日未能继续涨停的概率；隔天溢价是指股票在涨停后次日的开盘价格相对于涨停价的溢价水平。

在实际操作中，打板策略的盈亏比通常呈现“高收益、高风险”的特征。一方面，成功的打板操作可以获得 10% 甚至更高的单日收益率；另一方面，失败的打板可能导致显著亏损，尤其是在市场情绪恶化时。因此，科学的仓位管理和严格的风险控制对于维持正向的盈亏比至关重要。

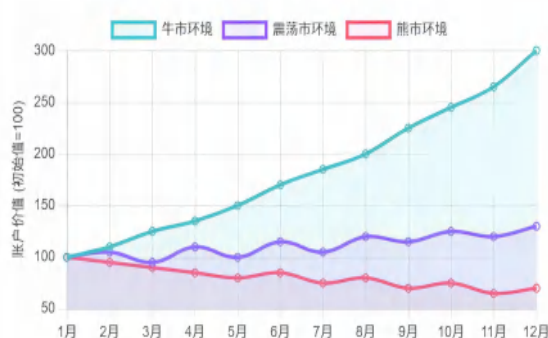
资金曲线：资金曲线是评估交易策略稳定性的直观工具，它反映了账户资金随时间的变化趋势。在不同市场环境下，打板策略的资金曲线表现出明显的差异。

■ 图表 打板策略盈亏比测算

打板策略盈亏比测算



■ 图表 不同市场环境下打板策略资金曲线



数据资料来源：公众号野生量化员

量化打板策略也有其不同的适应环境。

在牛市环境中，市场整体氛围积极，资金充足，涨停板的持续性较好，打板策略的资金曲线通常呈现出稳步上升的趋势。此时，打板策略的成功率和盈亏比都相对较高，资金增长速度较快。

在震荡市中，市场情绪波动较大，涨停板的持续性不如牛市，但仍有较多结构性机会。此时，打板策略需要更加注重选股和择时，资金曲线可能出现小幅波动但总体向上。

在熊市环境中，市场信心不足，资金谨慎，涨停板的持续性较差，打板策略的成功率和盈亏比都相对较低。此时，资金曲线可能出现明显回撤，需要更加严格的风险控制措施。

对于策略，风险调整后的收益评估也需要考虑以下几个方面：

首先是**最大回撤风险**。打板策略在市场情绪恶化时，可能出现连续失败的情况，导致资金大幅回撤。因此，需要设置合理的止损机制，控制单笔交易的最大亏损比例。

其次是**交易频率与资金利用效率**。打板策略的交易频率较高，资金周转速度快，但同时也意味着更高的交易成本和更低的资金利用效率。因此，需要在交易频率和资金利用效率之间找到平衡点。

第三是**市场流动性风险**。涨停板的股票可能会因为大量买单堆积而导致成交量较小，当投资者想要卖出时，可能会面临流动性不足的问题，难以在理想的价位顺利出货。这增加了交易执行的难度和不确定性。

综合考虑以上因素，成功的打板策略应该在追求高收益的同时，有效控制风险，保持合理的风险调整后收益水平。这要求投资者具备完善的交易系统、严格的风控纪律和持续的学习能力。

前景展望：政策悬剑与模式进化

打板策略在 2025 年是否能延续 2024 年的发展态势，需要从市场环境、策略优势及风险等多方面综合分析。

有利因素方面包括 1.市场活跃度提升；2.量化技术发展；3.政策推动。

在政策推动方面：一方面打板与总量宽松政策相适应。行业内认为总量政策宽松是打板策略走红的宏观内涵。未来国内宏观的最大确定性是流动性充裕，货币政策率先发力、财政政策随后而至。

2024 年 9 月及 12 月政治局会议是总量政策的转折点，“超常规逆周期调节”表明了托底资产价格的决心、确定了流动性充裕的格局。后续货币与财政的组合有望向美国看齐，货币政策创造适宜的流动性环境、财政政策积极出台提振风险偏好。由于经济基本面修复是慢变量，相比宽基指数，打板策略的底层资产是更加契合总量宽松格局的。

另一方面，全面注册制后“连板”效应减弱，打板策略由重大利好驱动。央国企要提倡市值管理，市值管理一个重要手段就是收并购。12 月 17 日，国资委针对央企部署了《关于改进和加强中央企业控股上市公司市值管理工作的若干意见》，在细化 10 号文要求的基础上，对于央企的市值管理工具箱进行了进一步阐明。从具体工具来看，并购重组作为本轮央企开展价值创造的主工具，政策利好不断涌现，意在促进企业发展实现新质生产力；回购增持工具则作为支持股价的快速反应工具，建立常态化运用机制；分红工具作为基础工具进行投资者预期管理；分拆上市作为补充工具，政策窗口有望逐渐打开。

收并购作为打板中的重大利好事件，有望给打板在 2025 年带来更多机会。

而在不利因素方面，则主要包括：1.市场情绪趋于理性；2.监管政策影响；3.竞争加剧。

2024 年底至 2025 年初，A 股市场经历了从“主题炒作盛行”到“回归理性”的转变。

2024 年 12 月后市场波动加剧，后期入场资金难以在剧烈波动中盈利，这种背景下，依赖短期情绪驱动的打板策略成功率可能下降。监管层对市场交易行为的监管力度不断加强，打板策略可能面临监管风险，如被认定为异常交易等。

此外 2025 年 2 月，上海证券交易所和深圳证券交易所面向各会员单位及其他交易参与人下发通知，拟在行业内进一步加强主机交易托管服务管理，强调公平交易。

■ 图表 打板策略的政策举例

年份	政策名称	主要内容	对打板交易的影响
2023	沪深交易所发布《主板股票异	规定异常交易行为类型和标准，如连续竞价阶段特定情形下的交	限制游资短线交易及“人肉打板”伪量



年	常交易实时监控细则》	易将被重点监控；明确会员客户交易行为管理职责；规定自律监管措施及从重情形	化机构；压缩高频 TO 策略盈利空间；促使量化机构注重合规，营造良好生态
2024 年	《关于深化科创板改革服务科技创新和新质生产力发展的八条措施》（中国证券监督管理委员会发布）	严把入口关，优先支持“硬科技”企业上市；开展深化发行承销制度试点；优化科创板上市公司股债融资制度；完善交易机制，防范市场风险；加强科创板上市公司全链条监管	间接影响打板交易，提升上市公司质量，从源头减少股价异常波动，打击欺诈发行等乱象，维护市场秩序，减少打板中的违法违规操作
2025 年	沪深北三大交易所同步发布《程序化交易管理实施细则》	划定高频交易“红线”，明确每秒申报或撤单达 300 笔以上等为高频交易；限制频繁瞬时撤单；引导量化交易投资者分散交易，减少对个股冲击；监管单家机构管理的所有产品短时间内集中交易情况；研究差异化收费方案，收取流量费、撤单费	约束量化打板等程序化交易行为，减少市场冲击，维护交易公平，压缩量化打板策略盈利空间

数据资料来源：公开资料整理

■ 图表 竞争加剧对打板策略的影响

具体内容		影响表现
买入层面	受限于涨停板制度封住涨停后买入量受限炸板时易过度成交	涨停封板时难以加仓扩大收益炸板时可能被动买入过多，导致亏损扩大
卖出层面	冲击成本扩大上涨标的无法在高位全部成交下跌标的需承担更高流动性成本	上涨时无法兑现全部预期收益下跌时被迫接受更低卖出价，放大损失

数据资料来源：公众号躺平阿尔法

5.9 可转债高频：波动的艺术与算力的较量

债券市场：机构静持、散户主导

2024 年，可转债市场总规模自 2015 年以来首次出现年度下滑，新发可转债仅 42 只，28 只到期退市，存续转债平均余额下降。同时中小盘占比上升，转债整体市值中位数呈现下移趋势。

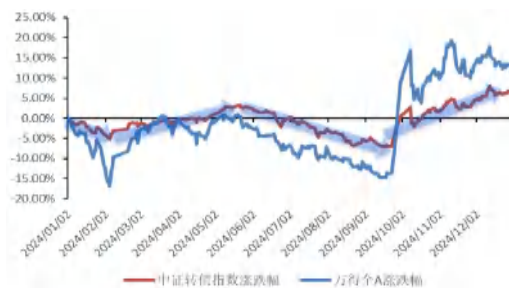
这种“规模微缩+结构下沉”的市场格局，进一步提升了投资难度。

一方面大市值、流动性好的转债越来越稀缺，小微盘转债虽波动性高，但交易流动性差、信用风险高，难以兼顾收益与安全。

另一方面，受市场波动与信用冲击影响，2024 年可转债市场估值体系出现明显错位，大量转债价格低于面值甚至低于纯债价值。

例如，8 月 23 日跌破面值转债数量达到 183 支，8 月 22 日跌破 90 元转债数量达到 74 支，双双创下历史新高。其中不乏具备高评级、正股无恶化的个券，其定价明显受到流动性折价和情绪因素驱动。这种偏离基本面与条款价值的极端定价，为量化机构和套利资金提供了理想的“定价差收敛”机会。

■图表 指数呈“w”型，表现一波三折（%）



数据资料来源：Wind，华创证券

■图表 存续可转债数量、总市值等

指标	具体数值（截至 2024 年 12 月 25 日）	指标	具体数值（截至 2024 年 12 月 25 日）
存续可转债数量	534 只	新发行融资额	387.57 亿元
总市值	7388.19 亿元	新发行数量	42 只

数据资料来源：Wind

持有结构与交易结构方面，2024 年可转债市场的一个显著特征是“机构静持、散户主导”的结构分裂。

数据显示，尽管机构投资者（如公募基金、社保基金、保险公司等）合计持有市值占比超过 80%，但其换手率较低，基本以配置性持仓为主。而日均成交中超过 50% 的成交量由自然人贡献，意味着散户交易行为对市场短期波动影响显著加剧，极易在局部事件中诱发踩踏效应。

据私募排排网整理，2024 年末，共有 9 家百亿私募旗下产品合计现身 49 只可转债的十大持有人名单，合计持有市值约为 31.81 亿元。

其中主观私募仍是可转债绝对主力持仓机构，尤其是资产管理规模较大的头部私募，往往将可转债作为资产配置的重要组成部分，形成组合构建与中长期配置；而量化私募持仓规模仍非常有限，通常将转债视为策略目标，通过频繁交易、低仓轮动进行微观博弈，持仓极为轻量化。



■图表 9 家百亿私募 2024 年末可转债持仓概况

名称	模式	持有只数	2024 年末持有市值（万元）	名称	模式	持有只数	2024 年末持有市值（万元）
睿郡资产	主观	19	254530	林园投资	主观	3	1563
合晟资产	主观	11	33057	锐天投资	量化	3	1305
宁泉资产	主观	5	21716	千宜投资			
迎水投资	主观	1	3041	茂源量化	量化	2	533
盈峰资本	主观	3	1660	总计	-	49	318099

数据资料来源：私募排排网

根据复熙资产、守朴资产等十余家机构的观点以及上述的市场行情描述，可以将 2024 年可转债策略的收益来源分为五大 Alpha 来源以及四大 Beta 来源：

■图表 收益类型，来源及解释

收益类型	收益来源	逻辑解释
Alpha	低价债估值修复套利	大量转债因情绪恐慌、评级下调或流动性危机“跌破面值”“债底被打穿”，但基本面并未恶化，估值存在明显偏离。
	条款博弈套利（下修/强赎）	转债条款触发在行为金融角度属于“可预测但未被定价”的事件，利用市场滞后反应获取套利空间
	高波动情绪博弈+T0 轮动	情绪推动下，短期资金冲击拉动价格大幅上行，为高频策略/事件驱动策略提供空间
	信用分化+错杀反转	信用分化阶段，优劣券价差被放大，错杀标的估值回归将创造反向收益
	高频定价偏差/流动性溢价	相同基本面个券交易行为差异大，利用流动性因素实现择时、轮动
Beta	红利+中高平价轮动策略	系统性修复阶段，低估值资产整体回归均值，顺势持有即可获得收益
	市场估值均值回归（趋势持仓）	转债的股性使其在主题风格轮动中受益于正股行情，红利、科技等风口提升转债价格中枢
	固收+配置型策略	一级市场收缩叠加资金回流，形成被动托底效应，增强系统性收益率
	供给收缩+资金回流型顺势策略	在利率低位或权益波动放大时，转债作为平衡资产受益资金流入

数据资料来源：编写组整理

策略情况：多元化，精细化，差异化

随着可转债市场流动性增强、定价体系日趋复杂，越来越多的量化私募机构开始将可转债纳入核心策略体系。可转债自 1991 年在国内最初发行，距今已有三十余年的历史，发展的过程中投资策略也在逐步丰富，从早期的单一套利模型，到如今涵盖定价偏差、事件驱动、高频轮动、博弈策略等多样手段，量化机构对可转债市场的参与已呈现多元化，精细化，差异化

三大趋势。

中邮证券将其分为了四个阶段：

■ 图表 可转债发展的四个阶段

阶段	策略	介绍
早期简单策略阶段	纯债投资策略	在可转债市场发展初期，市场规模较小，投资者主要将可转债视为一种固定收益工具，类似于普通债券。他们关注可转债的票面利率、到期时间等债券属性，以获取稳定的利息收入为主要目标，投资决策相对简单。
	打新策略	随着市场的发展，投资者发现新发行的可转债在上市后往往会有一定的溢价，于是打新策略逐渐兴起。投资者通过申购新发行的可转债，在上市后迅速卖出，以获取短期的差价收益。这种策略在市场初期成功率较高，吸引了大量投资者参与。
基于条款和价格的策略发展阶段	双低策略	即选择价格低且转股溢价率低的可转债。该策略认为，价格低的可转债具有一定的安全边际，而低溢价率则意味着可转债与正股的联动性较强，当正股上涨时，可转债有更大的机会跟随上涨。双低策略在市场中得到了广泛应用，成为一种经典的可转债投资策略。
	下修策略	投资者关注可转债的下修条款，当正股价格持续下跌，触发下修条件时，公司可能会向下修正转股价格，从而提升可转债的转股价值。投资者可以通过提前布局这类可转债，等待下修机会来获取收益。
	强赎策略	当正股价格大幅上涨，达到强制赎回条件时，公司可能会行使赎回权。投资者需要密切关注强赎条款，在公司发布强赎公告前，及时卖出可转债或转股，以避免因强赎而导致的损失。同时，也可以利用强赎前的市场波动进行短期交易获利。
多元化与精细化策略阶段	行业轮动策略	结合宏观经济形势和行业发展趋势，选择不同行业的可转债进行投资。例如，在经济复苏期，增加对周期行业可转债的配置；在经济衰退期，加大对防御性行业可转债的投资。通过行业轮动，提高投资组合的收益。
	成长股策略	关注具有良好成长潜力的公司所发行的可转债。这些公司的股票在未来可能有较大的上涨空间，从而带动可转债价格上升。投资者需要对公司的基本面、行业前景等进行深入研究，以筛选出具有投资价值的成长股可转债。
	量化投资策略	利用数学模型和计算机程序，对可转债市场进行大数据分析和挖掘，寻找投资机会。量化投资策略可以克服人类情绪的影响，实现更加客观、高效的投资决策。例如，通过建立多因子模型，综合考虑可转债的价格、溢价率、正股基本面等因素，筛选出具有较高投资价值的可转债。
最新发展趋势	结合红利策略	红利相关资产受到关注，结合红利策略进行可转债投资，可能为投资组合带来额外收益。例如，选择那些分红稳定、股息率较高的公司所发行的可转债，不仅可以享受债券的固定收益和转股潜力，还能获得一定的红利收入。
	关注信用风险定价	随着市场的发展，投资者对信用风险的认识和定价能力不断提高。在选择可转债时，更加注重对发行主体信用状况的评估，通过合理的信用风险定价，选择具有较高性价比的可转债。
	利用衍生品进行风险管理	一些投资者开始利用衍生品工具，如股指期货、期权等，来对冲可转债投资组合的风险。例如，通过买入看跌期权，在市场下跌时保护投资组合的价值；或者利用股指期货进行套期保值，降低系统性风险。

数据资料来源：中邮证券

若对可转债量化策略进行细分，则可分为以下三类：**定价套利策略、统计套利策略以及高频交易策略。**



■图表 量化可转债类型·

策略类型	具体策略	策略描述
定价套利策略	折价套利	通过蒙特卡洛模型对可转债实时定价，当市场价格低于理论价值时买入，配合股指期货对冲正股风险，等待折价收敛获利
	条款博弈	捕捉下修转股价、强制赎回等条款触发机会，利用 NLP 解析上市公司公告预测下修概率
统计套利策略	转股溢价率套利	当转股溢价率高于历史均值时，做空可转债同时买入正股，利用价差回归获利
	跨品种配对交易	选取同一行业正股相关性高的可转债，构建价差回归模型
高频交易策略	做市商策略	通过 FPGA 硬件加速系统，在毫秒级更新买卖报价，赚取价差收益，适用于流动性好的热门转债
	日内择时策略	基于分时成交量与波动率特征，在 T+0 规则下进行高频波段操作，持仓周期通常小于 2 小时

数据资料来源：公众号一川财经

汇富联合（管理规模约 15 亿）表示目前市场上 85%-90%的可转债策略为双低折溢价策略，该策略在市场行情不佳时回撤较大。而聚焦于交易型机会的可转债 T+0 交易在市场向好时能提供超额收益，市场不佳时可回补隔夜交易的回撤，起到收益平滑的作用，使整个策略表现更为稳健。

在机构实践层面，依据策略的核心逻辑可以大致将目前各家量化机构与可转债相关的策略分为四大类：套利类，交易驱动策略，基本面量化策略以及固收+策略。

2024 年，参与可转债市场的量化私募涵盖从大型资产管理机构到小型策略团队。不同规模之间的机构特点有所不同：小型机构擅长精细套利、捕捉估值失衡和事件博弈，适合在波动大、市场非理性时获取阿尔法；中型机构最具策略多样性与弹性，应对复杂行情能力强，适合构建“全天候策略体系”；大型机构更适合基于“趋势、行业、宏观逻辑”进行系统配置，构建高稳定性产品线，满足机构客户需求。

■图表 不同规模机构策略特点比较

维度	小型机构（<10 亿）	中型机构（10—50 亿）	大型机构（>50 亿）
策略核心	精细套利、日内高频	多策略融合、事件博弈	稳健配置、板块轮动
交易节奏	高频为主	中频轮动+部分日内	中低频、趋势跟踪
模型依赖	极高（定价/信号主导）	中高（辅助决策+轮动执行）	中低（配置+择时为主）
仓位管理	动态轮动、集中策略	分层配置+组合动态调节	底仓稳定+增强型轮动
风险控制	模型止损、黑名单制度	信号阈值、择时调仓、组合分散	组合对冲、久期控制、压力测试
适配行情	市场极端波动/条款频繁期	情绪错杀+事件窗口+风格切换	红利风格+政策回暖阶段
代表策略	折价套利、T+0 交易	多因子轮动、下修套利	中高平价轮动、固收+增强

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

量化机构对可转债的建仓通常秉持“广覆盖、严筛选”的原则。多数策略组合持仓数量在 50 至 100 只之间，如安值投资通过日常估值模型筛选出 540 只转债中折价最深的 50 只轮动持有，汇富联合则每日构建 100 只“高波动、高流动性”转债池，

并由 6 位交易员分别负责十几个券的 T+0 操作

■图表 机构的持仓数量情况

机构名称	持仓数量
机构 A	约 50 只（折价最深 50 只）
机构 B	100 只精选债池
机构 C	可转债：50-100 只； 北交所：50-80 只
机构 D	持仓 80 只左右，平时在 60-100 只波动
机构 E	稳健型：60-100 只；平衡型：50-100 只

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

这种广泛持仓的目的主要有两方面：一是增强组合抗波动能力，避免集中风险；二是提升交易信号密度，更充分捕捉市场错配与短期波动的机会。尤其是在高频策略中，标的数量与波动覆盖范围直接决定了策略的持续输出能力。

值得注意的是，尽管分散化是共识，但不同机构在分散策略下的风格迥异。例如，复熙资产强调“债性强、低价优、基本面扎实”的个券挑选逻辑，而悬铃资产更偏好“股债联动强、溢价率稳定”的股性转债，并通过构建“股债轮动区间”模型实现日内套利。

与传统“持有到期”的转债投资不同，量化策略的显著特征是高换手、高周转、信号驱动。根据披露数据，量化私募可转债策略年化换手率普遍在 30 倍以上，部分中高频策略（如巨量均衡）高达 165 倍年化，即平均每 4.5 个交易日完成一轮仓位轮动。

这种高换手的背后是严格的模型主导决策体系。以安值投资为例，其采用基于蒙特卡洛模拟的定价模型，每天对市场上超过 500 只转债进行上万次正股路径模拟，获得每日估值，再按“折价率”从低到高排序，选取最便宜的一组建仓。每日模型运行时间达 4 至 6 小时，交易执行完全依托估值逻辑，自动化调仓。

T+0 策略机构则依赖量价模型与行为金融信号，如盘中波动率、资金净流、盘口行为等，构建买卖时点判断体系。例如，巨量均衡使用多因子+趋势/反转信号模型组合交易，捕捉日内价格波动带来的套利机会。

■图表 机构策略运用模型/框架

机构名称	策略核心逻辑	模型或工具框架
机构 A	蒙特卡洛模拟定价、择机买入折价转债	自研定价模型（每日模拟上万路径）
机构 B	折价转债轮动+条款事件博弈+股债联动套利	模型定价+条款触发监控系统
机构 C	T+0 日内趋势与反转交易	多周期趋势/反转信号组合
机构 D	多因子择券+高频 T+0+隔夜信号仓	多因子打分+日内信号组合
机构 E	高频择时+价格动量驱动交易	高频交易系统+自动仓位调节机制
机构 F	多头持仓+事件博弈+波段轮动	多因子评分+条款事件追踪+行业因子
机构 G	基本面择券+错杀修复+平衡型轮动	自建数据库+低价筛选因子+轮动模型

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理



■ 图表 可转债常用指标

赎回条款(cn cbond redemption)	该表提供了可转债的赎回条款详细信息，包括债券编码、赎回条款、赎回价格说明、有条件赎回价、到期赎回价、条件赎回的开始与结束日期、赎回停止交易日和转股日、发行人资金到账日、相对赎回期、每年可赎回次数以及赎回触发的最大计算时间周期等指标。
分析指标(cn cbond analyze metric)	该表提供了全面的可转债投资指标，包括债券的基本信息（如债券编码、已计息天数、应计利息、下一个付息时间）、债券的期限信息（如剩余期限天数、加权剩余期限按本息）、转股信息（如累计转股比例、转股价、转股比例等）、纯债信息（如纯债价值、纯债溢价率、纯债到期收益率）、正股信息（如正股市盈率、正股市净率）以及其他重要的财务指标（如隐含波动率、剩余额、回售触发价、赎回触发价等）。
修正条款(cn cbond revise item)	该表提供了全面的可转债投资指标，包括债券的基本信息（如债券编码、已计息天数、应计利息、下一个付息时间）、债券的期限信息（如剩余期限天数、加权剩余期限按本息）、转股信息（如累计转股比例、转股价、转股比例等）、纯债信息（如纯债价值、纯债溢价率、纯债到期收益率）、正股信息（如正股市盈率、正股市净率）其他重要的财务指标（如隐含波动率、剩余额、回售触发价、赎回触发价等）。
可转债分钟数据(cn cbond bar1m)	该表专注于提供可转债市场的分钟级别行情数据，包括可转债的代码、名称、昨日收盘价每分钟的开高低收、成交笔数、成交量、成交金额。可以帮助投资者进行短期市场分析、捕捉价格波动以及制定高频交易策略。
利息条款(cn cbond interest)	该表提供了可转债的利息条款详细信息，包括债券编码、票面利息说明、补偿利息及其说明、是否随存款利息调动、是否有利息补偿、利息补偿是否包含当期利息等。
修正条款(cn cbond revise)	该表详细记录了可转债的修正条款信息，包括债券编码、是否存在特别向下修正条款、修正结束日期、向下修正触发的最大和具体时间区间、触发比例、是否采用算数平均、特别修正幅度、修正次数限制以及修正开始日期等数据
转股条款(cn cbond conversion)	该表详细列出了可转债的转股条款信息，关键字段包括债券编码、转股代码、转股简称、转股价格及其调整日、转股比例、转股的起始与结束日期、是否有强制转股条款及相关日期和价格、未转股的余额和比例，以及转股价格是否随派息调整等。
基本信息(cn cbond basic info)	该表提供了可转债的基本信息数据，包括可转债及其对应正股的基本信息（如证券简称、正股代码、正股简称）、上市和退市日期、面值、发行期限、价格、发行总额、起息日期、到期日期、发行利息、发行评级等。
回售条款(cn cbond resale)	该表详细记录了可转债的回售条款信息，包括债券编码、有条件和无条件回售价、回售的开始与结束日期、相对回售期、回售触发的时间周期和比例、回售登记日、每年回售次数、利息处理方式、无条件回售条款、时点回售数、附加回售价格说明和回售公告日等。
最新评级(cn cbond rating)	该表详细记录了可转债的最新评级信息，包括最新评级、评级变化、评级时间、评级类型、评级机构以及对应的债券编码。 这些信息可以帮助投资者评估债券的信用风险、理解评级变化的历史轨迹，以及评级的时间有效性。
风险收益指标 (cn_cbond_risk_return)	该表提供了全面的可转债风险和收益分析指标，包括债券的基本信息（如债券编码、计息天数、应计利息）、期限信息（如剩余期限天数和年数、含权债行权剩余年限等）、付息和行权信息（如首个付息日、上一付息日、下一个行权日等）、现金流信息（如指定日现金流、指定日本金现金流、指定日利息现金流），以及风险评估指标（如到期收益率、行权 YTM、基点价值、久期、凸性、赎回收益率隐含违约率等）。

数据资料来源：BigQuant

风控机制：模块化，全面覆盖选券 筑安全边际

在高换手与高波动策略框架下，多数量化机构采取“事前+事中+事后”三级风控架构：

事前风控：通过信用评级、正股是否 ST、债券余额与条款限制等建立“黑名单制度”，明确排除高风险券种，构建安全底仓池。

事中风控：设置浮动止损比例（如回撤 3%-5%即退出），配合信号回测系统判断市场是否进入失效状态。部分机构如安值投资在触发阈值后立即召开投决会议，评估是否采取临时调仓或暂停交易。

事后评估：每周/每月对模型效果进行回测检验，并调整因子参数、择时机制。系统若出现“拟合失效”，则会触发风控干预暂停该因子的运行。

此外，在对冲层面，多数机构采用 Delta 动态对冲策略，部分通过个股融券，部分利用中证 1000 指数期货来构建对冲敞口。

例如，安值投资设定对冲比例为 0.3，即每 100 万转债多头敞口，配置 30 万元空头对冲，确保在股市大跌时转债组合净值不出现大幅波动。

■图表 量化机构风控对比

机构名称	风控结构	核心风控措施	亮点机制或细节
机构 A	事前+事中	黑名单过滤（ST、低评级）、模拟误差阈值、每日止损评估	模型失效触发投决机制+Delta 对冲比设定
机构 B	分仓风控+事件仓位	主仓分散+条款套利 5—10%限制，风险资产如妖债控制在 25%以下	动态调仓机制+强赎/下修实时跟踪模型
机构 C	多维信号止损	自动止盈止损、趋势反转识别后减仓、无隔夜仓限制	资金净流入+盘中信号二级确认+风格因子适配
机构 D	隔夜仓位控制	黑名单过滤、隔夜仓不超 60%、日内择时与隔夜择时分离执行	信号权重可调+动态调仓系统
机构 E	高频风险监控	高频风控系统，极限波动识别+秒级限价撤单	批量风控执行系统，仓位控制自动化
机构 F	策略分仓+择时调仓	每类策略控制在组合 10—30%，回撤评估后启用备用因子切换	策略容错+模型更新滚动机制

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理



5.10 CTA 策略：趋势重启与截面分化

年度回眸：阔别三年 重回视野

过去三年，CTA 策略经历了从大起大落到重回聚光灯的全过程。在历经 2022 年的“翻车”（市场平均收益率：2.83%），2023 年“出清”（市场平均收益率：2.38%），而 2024 年（市场平均收益率：12.18%）则是趋势回归、策略再度崛起的高光时刻。

■图表 2022-2024 三年 CTA 市场环境、策略表现等

年份	市场环境特征	策略总体表现	核心特征与差异化	持仓周期表现
2022 年	极端宏观扰动+商品无序震荡	集体“翻车”，大面积回撤	主观优于量化；多周期混合策略韧性较强	中长周期在趋势中获利，震荡时短周期配置优势显现
2023 年	低位震荡+频繁反转	分化严重，部分修复	上半年空头获利、下半年震荡分化	上半年短周期表现最强，长周期在反转中承压
2024 年	趋势行情回归+多资产轮动	策略回暖，表现亮眼	趋势策略大年，金融期货贡献增强	中短周期优于中长，主观策略继续分化

数据资料来源：公开资料整理

■图表 2024 年市场行情演绎

时间段	市场特征	特征细节
一季度	年初低波震荡 交投清淡	2024 年，商品市场开年延续了 2023 年持仓量和交易量的双重走低的行情，节后复工复产进度偏缓，海内外宏观也有待明朗，商品交投较为清淡。在波动率持续走低的情况下，趋势策略和基本面策略都迎来不小的挑战，只能尽量减少在震荡中的磨损，以这两类策略为主的管理人在 1-2 月大多遭遇回撤。
二季度	品种结构性分化	3 月-5 月，南华商品指数整体涨幅不大，缺乏各板块普适性的行情，但有色、贵金属等板块出现明显的结构性机会，且趋势较为连续，有利于量价趋势跟踪类因子发挥。 进入 6 月份，商品市场反转频率加快，波动率快速下降长短周期趋势跟踪类因子环境变差，但是不少品种开始回归基本面数据所支持的方向，基本面类因子适配性较高。
三季度	波动率大幅抬升	7 月中旬，“衰退交易”主导了期货市场的情绪，不少前期已有下跌的板块和品种继续向下突破，长短周期波动率双双抬头，利好时序量价策略。9 月末商品迎来大幅反弹行情，波动迅速提升，但此阶段行情主要由政策和预期驱动，与基本面有所背离。
四季度	波动率有所回落	随着市场情绪平复，长短周期波动率均有不少回落，多数品种以震荡走势为主。但展望未来，特朗普 2.0 时代叠加地缘政治等不确定性因素，商品仍存在较大的潜在波动空间。

数据资料来源：白鹭资管

2025 年初有行业发起一份问卷调查，了解 CTA 当前行业现状及未来判断，总共回收 110 份问卷，问卷结果如下：

1.在 2025 年市场机遇方面，市场看好机会在商品趋势跟踪策略的表现，股指 CTA 策略也受到较多关注。机器学习 CTA 和截面 CTA 策略的支持率均为 36.08%。

2.在风险认知上，卖权策略被认为风险最大，占比 61.86%，固收量化（主要指国债）和风险平价/宏观策略的风险也较高，分别为 26.8%和 23.71%。

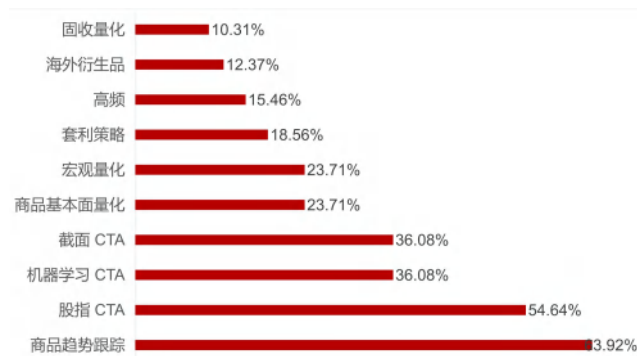
3.从数据类型看，目前量化 CTA 主要使用机器学习与量价数据的结合，而完全不使用机器学习的占到 1/4 左右。

4.在算法应用上，树模型和线性模型最受欢迎，占比分别为 55.1%和 51.02%。有不少管理人初步探索机器学习策略，会先测试原有的线性因子，而树模型、XGBoost 算法，能够有效处理高维特征和特征间的相关性，减少了特征预筛选的必要性，是很多投研人员的首选。

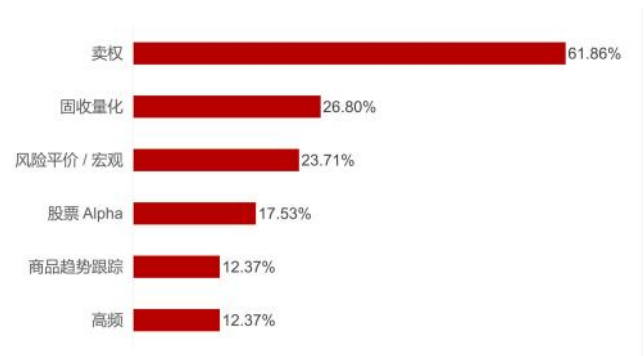
5.从具体使用的模型来看，非线性机器学习模型已经是短周期和中周期 CTA 的主流，占比超过 60%；而在长周期 CTA 里面，线性或者不使用机器学习的交易者占比更多。

6.在涉及方法论的使用上，金融数据信噪比低被认为是主要的难点。这也是模型容易过拟合的主要原因；认为方法论不成熟的比例并不是特别高，这或许说明，大家已经普遍认可机器学习（见到过成功应用的案例），并且都在积极尝试；选择算力成本的比例不高，说明量化 CTA 中应用的机器学习模型复杂程度和硬件投入还比较低，难点主要还是在模型和因子层面。

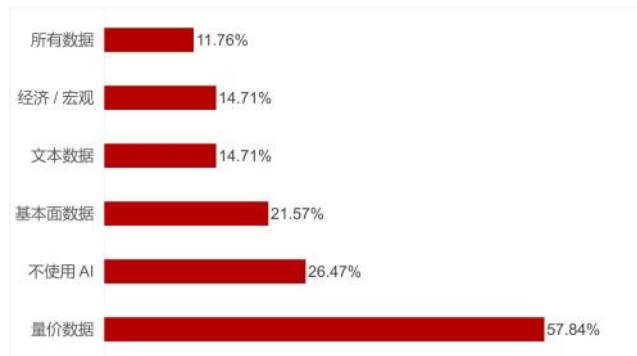
■ 图表 未来一年，CTA 领域的机会主要在哪里



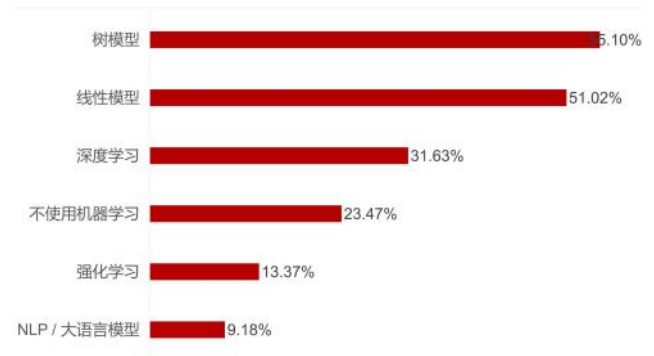
■ 图表 未来一年，哪种策略面临最大的风险



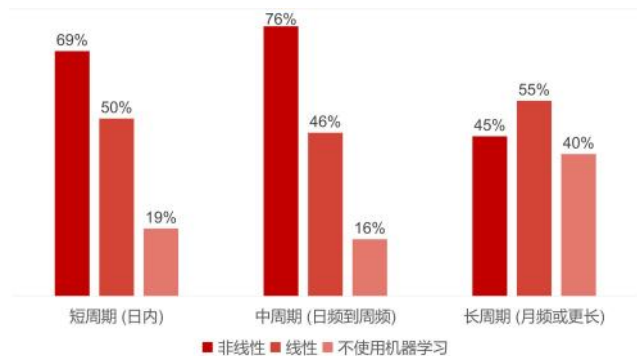
■ 图表 机器学习应用的数据类型



■ 图表 应用的机器学习算法



■ 图表 按交易频率划分模型



■ 图表 机器学习在量化投资应用的难点



数据资料来源：公众号净值还在水上

将 CTA 策略三年起伏周期和现状结合，可以发现 CTA 策略的生存逻辑正在从“纯趋势”走向“多策略+多因子+智能化”



驱动，策略适应性的强弱成为穿越行情的关键指标。

趋势 1：多策略

美国市场在 5 年或者 10 年内才实现的许多策略在国内市场已经实现 Beta 化，市场趋势会倒逼行业策略颗粒度就得由粗糙走向精细。目前，市场上 CTA 策略的种类纷繁复杂，从方法论（主观、量化）、持仓周期（日内、短周期、中周期、长周期）、投资标的（商品、股指）、策略类型（规则类、预测类）、建模方式（时序、截面）等方面可以有多个维度的分类方法。

■ 图表 CTA 分类维度、类型及说明

分类维度	分类类型	说明
方法论	主观策略	基于人工判断和交易员经验进行操作
	量化策略	依赖程序和模型进行自动化交易，排除人为干扰
持仓周期	日内	持仓时间小于 1 天，交易频率高，强调短线波动
	短周期	持仓 1~5 天，结合高频与波段特征
	中周期	持仓 1 周至 1 个月，追求趋势跟踪或均值回归
	长周期	持仓周期超过 1 个月，强调基本面或宏观趋势
投资标的	商品	交易标的为期货商品，如原油、农产品、有色金属等
	股指	主要交易 IH、IF、IC、IM，相比商品 CTA 策略，股指 CTA 可以更加便捷和快速地获取现货变化的信息，基于股票指数期货的价格波动来进行交易，尤其是针对标普 500 等世界主要指数的交易。
	利率/债券	参与利率期货或国债期货交易
	外汇	交易全球主要货币
策略类型	趋势跟踪	价格会按一定趋势运动且历史会重演，发现并跟踪趋势以持续获利，趋势变化时则清仓了结。适宜标的物价格涨跌趋势明显且持续时间长的市场环境，不适应商品价格横盘或没有明显价格趋势的情况；机构会在上涨行情下做多，下跌行情下做空，在震荡市场容易判断失误 低胜率，主要收益“尖峰厚尾”的后尾。
	趋势反转	价格向价值回归，在市场出现拐点时捕捉交易机会，通常左侧入场，高抛低吸。
	基本面	通过研究现货、产业供需来决定商品期货的价格，基于产业逻辑以及宏观数据进行决策
	统计套利	捕捉市场中偏离正常范围的定价，通过做多低估值品种，做空高估值品种，利用相关合约或相关市场之间的价差变化，分为价差收敛或价差扩散来获取盈利。包括期限套利/跨市场套利/跨品种套利/跨期套利
	期货主观	单边趋势/跨品种套利/跨期套利
建模方式	时序建模	基于单资产历史价格序列建模（如 ARIMA、LSTM）
	截面建模	基于多资产的横截面特征建模（如动量、反转等风格因子）

数据资料来源：《中国量化投资季刊 2023 秋刊》

■ 图表 国际 CTA 策略研发体系变迁

第一阶段	第二阶段	第三阶段
基于量价的单一趋势跟踪策略	基于不同维度的多个单独子策略的组合	基于数据驱动以机器学习为核心的复合策略

(目前全球主流 CTA 策略框架体系) (自适应各种市场行情)

数据资料来源：象限投资

为了评价各类量化策略在实际应用中的表现特征，部分机构用四个维度的形式以更直观地感受。其中纵轴（Y 轴）代表策略的预期收益水平与可预测性，越向上表示收益越高、模型对收益的预测能力越强；而横轴（X 轴）则代表策略对市场波动性的敏感程度，包括一阶的波动率（Volatility）和二阶波动（Volga），越向右表示策略波动性高、对市场剧烈变动反应更强。

图表 不同策略收益



数据资料来源：公众号 AlphaTracker

而在具体实践层面，机构将主流量化 CTA 策略产品可以被分为“期货大厂”“期货混合”“期货时序”“期货截面”“中高频”“股指 CTA”“混合套利”“跨期套利”“期货套利”九个维度，代表机构如表格所示：

图表 CTA 策略类型及代表机构

类型	私募机构
量化期货（期货大厂）	珏朔资产、远澜基金、会世私募、文谛资产、涵德投资、均成资产
量化期货（混合）	华澄私募、远澜基金、半鞅私募基金、中舍资产、量派投资、文谛资产、蜂起资本、兰盈量投私募、均成资产
量化期货（时序）	珏朔资产、众壹资产、会世私募、友山基金、涵德投资、旭诺资产、智信融科、霄昇资产、龙帆资产、与取投资、道智投资、弘源泰平、晋江泉智私募、明得浩伦投资、芷瀚资产
量化期货（截面）	佑维投资、安值投资、远澜基金、博普科技、均成资产、智龙资本、量信投资、定达资产、溯数投资
量化期货（中高频/另类）	智信融科、智龙资本、半鞅私募基金、鼎一基金、量派投资、武汉九招私募、博润银泰投资、兰盈量投私募
量化期货（股指）	尊和资产、量派投资、启元资产、均成资产、旭诺资产、朴时投资、睦沣投资、蒙特卡罗基金、唐德投资
期货套利（混合套利）	宏锡
期货套利（跨期套利）	远澜，千象、宏锡、
期货套利（跨市场套利）	远澜、元盛

数据资料来源：火富牛，公开资料整理

而私募机构也逐渐从单一策略发展到多策略，以下列举了典型的多策略的量化 CTA 机构。

图表 典型的多策略量化 CTA 机构

机构	多策略情况
机构 A	CTA 策略分为 11 个大类 100 个子策略，除了常见的期限结构、趋势反转、基本面类策略，还有宏观、期权等策略。



机构 B	基本面策略、量价趋势类策略、宏观策略、跨期套利、跨境套利、跨品种套利以及围绕股票指数的新型 CTA 策略等
机构 C	量化趋势策略约 80%，套利策略约 20%；趋势策略是全品种覆盖，只做右侧顺势跟踪，包含 30%高频，40%中频和 30%低频；复合策略是量化 CTA 叠加指增策略或中性策略。一般 CTA 占比 30%以内，指增或中性占比 70%
机构 D	以中长周期趋势跟踪策略为主，叠加短周期量化波段、对冲套利为辅（即量化 CTA-中长期趋势风格）
机构 E	涵盖趋势类、截面类、另类策略
机构 F	60%-70%截面多空策略，30%-40%时序中低频趋势策略
机构 G	早期以量价策略为主，2023 年起迭代为混合多策略 CTA，仍以量价为主；CTA 策略包括方向和对冲两类，交易频率中频，能获取较高的 Sharpe，有效控制回撤。其中占比较大的是趋势策略、均值回归、跨品种套利策略和时间序列模型等策略
机构 H	主要分为商品期货和股指期货两大类策略，相对独立：商品部分以截面策略为主，占比 80%左右，时序策略占比 20%左右；股指部分为纯时序策略；商品部分占比约 2/3，由多个子策略构成，子策略主要由人工挖掘，注重逻辑；截面策略包括全品种多空以及板块内多空，多空市值接近
机构 I	中周期 CTA 策略，杠杆设定在 3-4 倍，目标年化波动率为 10%-15%，保证金比例 30%，因子组合涵盖时间序列因子、截面因子、偏独因子和基差因子等；平均持仓周期约 3-5 天；策略规模容量适中，与市场中性策略相关性低，收益率受市场日间趋势影响，交易品种 30-40 个，单个品种最高交易量不超 12%-13%； 短周期 CTA 策略覆盖 40 多个品种，包含日内 CTA 策略和超高频 CTA 策略；高频 CTA 策略规模容量较小，为 2 亿-3 亿
机构 J	子策略包括趋势跟踪、跨期套利、期现套利、跨品种套利，以套利策略为主，套利对基本覆盖全品种，偏中高频交易。
机构 K	中长线趋势策略占 30%，中短线趋势策略占比 20%，期限结构占 30%，另类数据策略占 20%
机构 L	基本面策略占比 50%，趋势策略占比 25%，其他量价类子策略占比 25%。商品、股指、国债全品种覆盖。
机构 M	包含趋势跟踪（中长周期趋势为主，通过趋势指标，辅以波动率管理，组合优化方法，捕捉大宗商品的周期性行情。遇到趋势性行情时短期爆发性强，市场反转或震荡时可能会亏损，收益呈脉冲特征）、期限结构（做多处于贴水状态的品种，做空处于升水状态的品种）、基本面量化（量化的方法根据各类因子计算出品种的供需状况。供给大于需求，则做空该品种；供给小于需求，则做多该品种）三个子策略，按照波动率等权进行仓位分配。
机构 N	以趋势跟踪为主、搭配基本面量化、期限结构等市场主流策略，同时有自己的另类策略。其中趋势策略 50%，基本面 15%，期限结构 15%，其他策略 20%。

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

具体以半鞅为例，其将公司 CTA 策略分为 11 个大类 100 个子策略，除了常见的期限结构、趋势反转、基本面类策略，还有宏观、期权等策略。同时公司又将 11 大类策略又被细分为 Beta 类和 Alpha 类两大类，趋势类策略是明显 Beta 类策略，而 Smart Beta 类策略包括，期限、结构、库存等。此外，为了进一步覆盖更多的盈利点，半鞅预期在一年内扩充到 15 个大类，扩大策略分散度。

■ 图表 半鞅 CTA 策略分类

策略名称	大类策略简介	
Carry	期限结构策略	包括日内和日间、期限套利策略等
EVT Event Driven	事件驱动策略	对期货市场造成扰动的国内外重大事件
FD Fundamental	基本面策略	针对单一行业的基本面策略
MR Mean Version	反转策略	均值回归类策略，包括日内和日间策略等

Macro	宏观因子策略	考虑全球宏观因素，如美国债券利率，其他国家汇率等
Option	期权相关策略	利用期权的价格信息交易期货
Seasonal	日历效应策略	考虑节假日效应，农作物生长周期等
TF Trend Followingg	隔夜趋势追踪策略	包括日内和日间，有隔夜仓位
TF_ST Trend Followingg	非隔夜趋势追踪策略	没有隔夜仓位的趋势追踪策略
Technical	技术类	使用量价数据，但是并没有明显的 TF 和 MR 特征，例如盘口信号
Volume	量价协同策略	成交量情况判断市场涨跌的持续性

数据资料来源：半鞅私募

远澜则针对 CTA 市场资金、产业和宏观的定价方式，分别制定了三大底层策略：基本面策略、量价趋势类策略和宏观策略，此外也有跨期套利、跨品种套利、跨境套利以及股指 CTA 等。

■ 图表 远澜 CTA 策略体系汇总表

策略类别	策略子类/方向	核心特征与方法
量价趋势类策略	规则型策略	以一系列预设交易规则作为开仓逻辑 信号简单明确，如涨/跌、-1/0.1 等，仅表明方向，不判断强度
	预测型策略	利用机器学习方法对未来价格进行方向与幅度预测 不仅判断涨跌，还预测涨跌概率、预期收益
	因子型策略	构建量价因子+基本面因子进行挖掘 以量化因子筛选驱动交易信号，强调因子收益的系统性和可重复性
基本面策略	通用基本面量化	基于通用基本面因子，在全品种中寻找统一规律 同一模型、同一参数配置，标准化建模与交易
	深度基本面量化	基于具体品种的产业链背景，深入挖掘专属数据与逻辑 强调逻辑闭环、可解释性，用主观认知赋能量化建模
套利策略	跨期套利	利用同一品种不同交割月间的时间结构变化获利
	跨品种套利	基于同类或替代品之间的相对价格关系构建套利逻辑，如铁矿焦炭、豆油棕榈油等
	跨境套利	主要依赖基本面信息预测跨境价差变化 包括库存、利润、进出口、汇率、税率等 并非统计套利，不强调价差回归或动量
	宏观策略	—— 综合考虑宏观资金、政策、周期、供需等因素进行择时和配置
股指期货策略	新型 CTA（指数增强）	通过高频数据合成深度订单簿、构造微观因子，进行中性化/低频化处理 将微观结构映射到指数层面，增强预测精度

数据资料来源：远澜投资

趋势 2：多因子

相较于股票量化策略已经广泛采用的多因子体系，CTA 策略在多因子建模与归因分析上尚处于发展阶段。尽管目前 CTA



因子尚不如股票策略体系完备，但近年来，随着管理人对于因子的颗粒度、时效性及有效性的持续打磨，CTA 策略多因子体系正逐步走向精细化、结构化。目前 CTA 策略的因子体系可大致分为三类：量价因子、基本面因子、另类因子。下表列出各类因子示例及其特点：

■ 图表 CTA 策略常见因子分类

分类	主要因子举例	特点与说明
量价因子	动量因子、反转因子、期限结构因子、波动因子、流动性因子、均价突破因子、偏度因子	源自市场行为数据，适合趋势捕捉与交易信号生成。一般响应速度快，技术驱动较强。
基本面因子	库存、订单、产业链利润、持仓变化因子、价值类因子、Beta 因子等	来源于供需及宏观产业数据，强调经济逻辑与供给驱动，信号持续性强，更具“周期属性”。
另类因子	宏观因子、期权因子、引入卫星图像（如港口库存）、新闻情绪（如大宗商品相关报道的情感分析）	人工挖掘的话逻辑性、经济金融学意义会更强，但相关性也会比较高；机器学习挖掘的逻辑性会弱，也容易产生过拟合。

数据资料来源：公众号丸富富的尽调手册

根据不同风格也可以将 CTA 因子分为商品 CTA 因子、股指 CTA 因子及国债 CTA 因子，各个因子在 2024 年呈现出不一样的特点与表现。

商品 CTA 因子依然呈现出周期性，2024 上半年量价强于基本面，而下半年基本面强于量价，这也符合宏观驱动定价逻辑下，量价表现好于基本面这一特征。上半年贵金属带动商品各品种趋势性上涨，不同周期的量价因子均有所表现，下半年宏观驱动减弱，部分品种基本面逻辑过硬，基本面因子表现良好。

股指因子的主要收益为 10 月份的大涨阶段，大部分因子明显获利，时序、截面均有上佳表现。而 2 月份虽然市场波动较大，但因子走势有所分化，短周期好于中长，且截面因子表现一般，也符合年初风格大幅切换、大小盘轮动策略获利较难的情况。其余时间，市场波动走低、成交并不活跃，股指因子处于蛰伏期，总体震荡磨损。

受益于趋势行情的延续，国债因子基本录得正收益，且收益连贯性较好，其中表现最为亮眼的是中长周期时序动量因子。

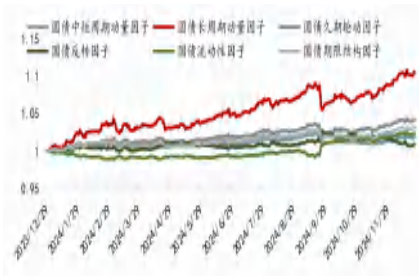
■ 图表 商品 CTA 风格因子 2024 年走势



■ 图表 股指 CTA 风格因子 2024 年走势



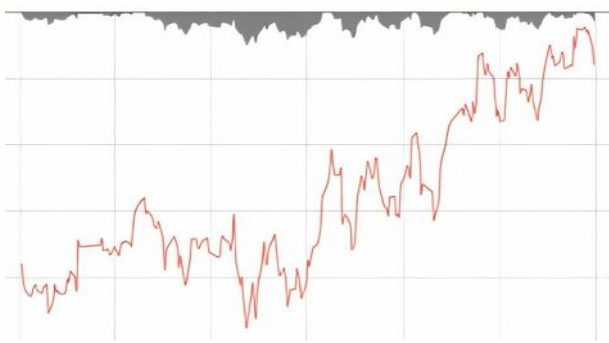
■ 图表 国债 CTA 风格因子 2024 年走势



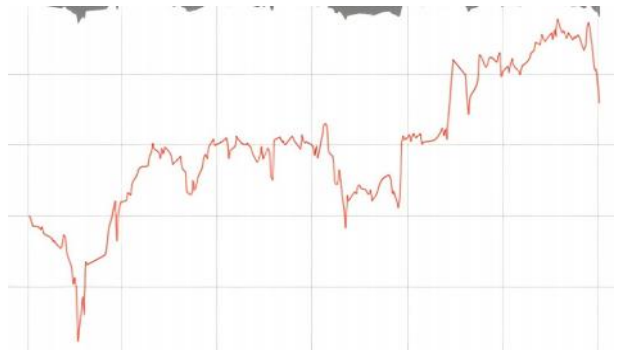
数据资料来源：浙商证券资产管理，数据时点：2024 年 12 月 31 日

另类因子则是需要格外被重点关注的因子。2024 年另类因子表现良好，代表因子包括宏观因子与期权因子。

■图表 宏观风格因子 2024 年业绩走势



■图表 期权因子 2024 年业绩走势



数据资料来源：Wind，浙商资管

2024 年涌现出一批业绩表现优秀的宏观对冲管理人，通过宏观数据高频化的方式去构建 CTA 因子同样对于一些波动性较大的品种有一定预测效果。部分管理人的实盘因子中有相当一部分的宏观数据占比，这类因子和量价策略相关性较低，能够提供长期差异化的正向收益。商品 CTA 因子依然呈现出周期性，2024 上半年量价强于基本面，而下半年基本面强于量价，这也符合宏观驱动定价逻辑下，量价表现好于基本面这一特征。上半年贵金属带动商品各品种趋势性上涨，不同周期的量价因子均有所表现，下半年宏观驱动减弱，部分品种基本面逻辑过硬，基本面因子表现良好。

相较于传统量价因子，宏观因子具备更强的跨品种适用性与低相关性特征，能够在趋势不明显或量价信号失效的阶段，提供稳定的收益补充。这类因子的引入，显著提升了策略的多样性与稳健性。但宏观因子需要关注的几个特征：

- 1.宏观数据颗粒度较粗糲，即使外汇、债券利率变动数据也都是日频数据。
- 2.数据量需要不断拓展外围，大量使用纷繁多样的数据，其中包括海外数据

期权数据作为价格衍生品的重要组成部分，也是 CTA 策略的来源。部分波动性较大的品种在行情启动前，其对应期权标的的往往会出现显著增仓特征，成为预测期货走势的先行信号。其认为越来越多的学术成果显示，衍生品反过来对原生品价格也会产生影响。以美国为例，特定标的在期权到期日期时，期权会对现货价格产生很大拉扯作用。而且交易期权的人往往更专业，对个人风险偏好和从业经验等要求更高，标的范围将更专业的投资者限定在其中进行交易，蕴含的信息量也会更大，因此对期货交易具有很强的指导作用。很多时候在交易期权时所抒发的观点比交易量更为重要，例如风险的上行和下行时期权是先行的，杠杆更高。这些隐含信息推导未来期货方向。

在因子具体研究实践方面，则可以参考安贤和交叉智能的例子。

安贤的因子库涵盖约 2000 个因子，广泛应用于量化 CTA 策略和股票 Alpha 策略，其中 CTA 策略中更偏向使用量价类因子。其因子主要依靠人工挖掘，强调因子的金融逻辑性，以降低过拟合风险并延缓因子的衰减速度。研究员通常通过跟踪国内外最新的学术成果，结合分析师报告或自身对市场的观察，提出初步研究方向，再借助数据分析等工程化手段进行验证。

其复合型 CTA 策略底层有多个低相关的子策略。各个子策略层面会定期对阿尔法因子进行优化赋权，每个策略层面都会过一道风控。因为不同的期货品种会有自己的特性，所以会针对一些偏时序类的子策略会单独建模。

而交叉智能则专注 AI 量化投资领域，目前主要运营 CTA 跨期套利策略，其因子研究有以下四点突出的特点：

- 1.因子研究平台：因子创建、因子检验、因子跟踪、因子监控全生命周期开发管理，高效回测平台，全品种全周期分钟级回测。
- 2.因子逻辑性强：通过人工智能方法和人工专家相结合，因子具有较好的金融和逻辑含义和统计一致性。



3.因子库筛选严格：具有上百个长期盈利性因子，使得单因子具备较好效果。因子相关性严格控制。 4.因子划分维度多样：因子类别划分、刻画趋势、动量、波动性、周期性、市场情绪等多种维度。高中低频度数据深入挖掘融合。

■图表 交叉智能因子研究

主要因子举例	
因子研究平台	因子创建、因子检验、因子跟踪、因子监控全生命周期开发管理，高效回测平台，全品种全周期分钟级回测。
因子筛选方法	通过人工智能方法和人工专家相结合，因子具有较好的金融和逻辑含义和统计一致性。
因子库筛选标准	具有上百个长期盈利性因子，使得单因子具备较好效果。因子相关性严格控制。
因子划分类别	因子类别划分、刻画趋势、动量、波动性、周期性、市场情绪等多种维度。高中低频度数据深入挖掘融合。

数据资料来源：交叉智能

趋势 3：智能化

相较于股票量化策略，CTA 策略在市场结构、数据形态、驱动机制等方面呈现出显著差异，业内普遍认为相较于股票，CTA 策略对于人工智能的应用更晚。

■图表 股票与 CTA 不同维度对比

对比维度	股票	CTA
市场结构与参与者	市场结构庞大，标的数量多，外部参与者分散，量化策略盈利空间较大。	交易品种较少，专业投资者集中，市场竞争更依赖专业能力。
价格驱动因素	受宏观经济、政策、公司基本面等多外在因素影响，未来半小时内涨跌较难预测。	内生驱动因素更简单纯粹（如供需关系、库存等），模型训练难度相对较低。
数据规模与模型复杂度	数据支撑强大，可采用复杂深度学习网络（如多层神经网络），依赖大量数据训练。	数据量较少（尤其缺乏逐笔数据），需精简网络结构，注重参数优化和抗过拟合能力。
策略周期与数据特性	适合短周期预测，机器学习算法因数据丰富更易发挥作用。	长周期策略更常见，需平衡策略可解释性与泛化性，避免过度依赖噪音数据。
数据处理复杂度	交易时间统一，数据对齐难度低。	存在夜盘、不同品种开盘时间差异，需额外处理数据对齐和时间戳同步问题。

数据资料来源：半鞅

由于 CTA 标的数量有限（约几十个主流品种），其结构更适合时间序列分析而非截面预测。象限指出，相比股票策略中常用的横截面预测，CTA 策略更依赖时序建模，以避免在稀疏数据上的拟合风险。

当前 CTA 策略中，人工智能主要用于行情预测。半鞅强调预测目标的设定至关重要——如果模型目标偏向“反转”风格（如截面信号），则模型更容易学习震荡或均值回归特征；反之，如果目标偏向时序预测，则更容易捕捉趋势变化。

这直接影响了模型。例如，在短周期场景下，市场多呈现震荡格局，模型若训练过程中偏向反转因子，可能出现以下

问题:

- 1.策略对趋势行情不敏感，在连续上涨或下跌行情中频繁试图做反转交易，反而造成亏损；
- 2.策略在反转风格上的风险暴露过高，造成收益偏态与回撤风险上升。

关于人工智能在 CTA 策略中的应用现状【详见 5.10 CTA 策略第一小节】，此处不再赘述。

在机构具体实践层面，象限和交叉智能则是两家在 CTA 策略中全流程应用 AI 的典型机构。

许多海外量化机构在 2010 年开始小范围尝试人工智能。

自 2013 年始，象限就紧跟技术趋势，在业务中运用机器学习。发展至今，其已经实现 100%各个环节的机器学习应用。

由于机器学习存在黑箱效应，因此需要人工从输入角度进行筛选，运用经济学意义支撑的数据防止过拟合问题。整体策略迭代过程为象限模型先基于历史数据构建，同时依据实时行情建立仓位。当实时行情产生新数据后，会自动反馈到历史数据模型中，使模型能够自主学习和更新。

而交叉智能则将 AI 嵌入因子构建、预测、风控、执行等全流程，形成以深度学习为核心的“AI for CTA”闭环系统。

其通过机器学习和人工智能相结合，在价差上做交易的跨期、跨品种套利，多周期统计套利时序策略，主要做回归，价差趋势较少，跨期占比 70%；目前处于流水线模式，分为因子、模型、算法，因子有上百个，模型数十个。

■图表 AI 算法赋能量化投资全流程



数据资料来源：交叉智能



5.11 期权：收益分化 成交新高

策略收益：环境依赖显著，分化加剧

2024 年，期权策略产品呈现显著的收益分化特征，正收益产品数量占比超过 77%，头部产品表现亮眼。

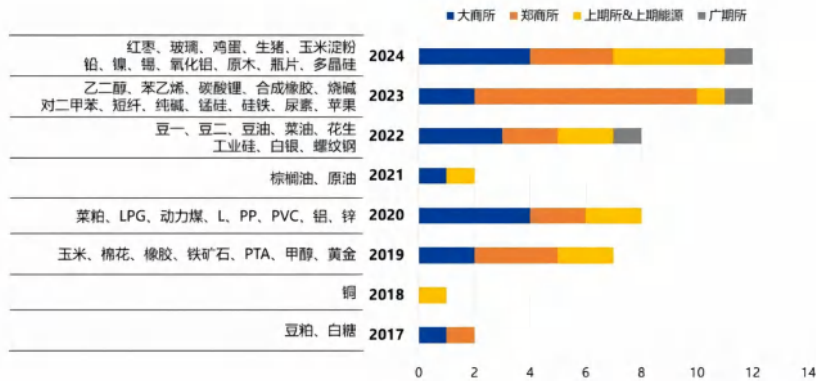
■ 图表 2024 年期货及衍生品策略旗下各子策略收益分布

策略	基金数量	正收益	占比	平均值	5%分位数	25%分位数	75%分位数
主观 CTA	343	269	78.43%	18.53%	87.90%	31.06%	1.59%
量化 CTA	739	576	77.94%	10.84%	48.79%	17.65%	1.54%
期权策略	203	157	77.34%	6.62%	48.64%	11.75%	1.06%
其他衍生品策略	24	20	83.33%	23.23	99.95%	45.21%	7.13%

数据资料来源：私募排排网

当前，期权市场品种布局持续完善。2024 年新增聚丙烯、碳酸锂等 12 个期权品种后，上市品种达 62 个。包括 3 个股指期权+9 个 ETF 期权构成金融衍生品基础层；50 个商品期货期权+航运指数期权。

■ 图表 商品期权上市历程



数据资料来源：公开新闻，兴业期货投资咨询部

成交金额方面，2024 年，期权成交额再创新高，2024 年 10 月达到 876 亿元，同比增长 328%，创下历史最高纪录。其中原因一部分在于 9.24 行情的助推，另一部分则在于转融通合约在 9 月彻底暂停后部分空头对冲需求的转移。

■ 图表 期货期权基本要素对比

对比维度	期货市场	期权市场
上市品种数量	146 个（商品期货 121 个，金融期货 25 个）	64 个（商品期权 52 个，金融期权 12 个）
总成交额	约 600 万亿元（商品期货占比 65%，金融期货 35%）	约 1.3 万亿元（商品期权 7853 亿元，金融期权 5215 亿元）
总成交量	85 亿手（商品期货占 80%，金融期货 20%）	11.69 亿手（商品期权）+3.2 亿手（金融期权），合计约 14.89 亿手
主要品种	商品：螺纹钢、铁矿石、原油； 金融：沪深 300 股指期货、中证 1000 股指期货	商品：纯碱、白银、PTA 期权； 金融：中证 1000 股指期权、创业板 ETF 期权
参与者结构	套保企业（50%）、投机者（40%）、机构投资者（10%）	机构投资者（60%）、做市商（25%）、量化基金（10%）、散户（5%）

风险特征	高杠杆、双向风险（多空均可能亏损）、价格波动直接影响损益	买方风险有限（权利金为上限），卖方风险较高（理论无限亏损），非线性收益（Gamma 效应）

*数据截至 2024 年底，数据资料来源：公开资料整理

但相比期货市场约 600 万亿的年总成交额，期权市场仅 1.3 万亿的规模，这使期权策略的套利空间与对波动的承载力也相对有限。据火富牛数据，目前市场共有 71 家管理人进行期权交易，受限于期权策略的容量问题，大部分参与者以小型管理人为主，10 亿规模以下的管理人有 58 家，占比 73%，除极少数管理人外，每家管理人的纯期权策略产品规模基本小于 2 亿，大部分策略规模在 3000 万-1.5 亿之间。

期权也因交易四个方向的特点，衍生出丰富的策略种类，主要可以分为方向性策略、波动性策略、保险/避险型策略及套利策略。而被各家私募管理人应用最多的策略是波动率策略及套利策略。

■ 图表 期权常见量化策略

策略类型	核心逻辑	收益来源	主要风险	关键操作
做多/做空波动率	构建 Delta 中性组合，剥离标的涨跌影响，纯粹交易隐含波动率变化。	隐含波动率上升（做多）或下降（做空）带来的期权价格变动。	波动率预测偏差；动态对冲成本过高。	动态调整 Delta 对冲；结合历史波动率分析隐含波动率高低。
波动率曲面套利	识别不同期限/行权价的期权隐含波动率曲面上的定价偏差（高估/低估点）。	波动率曲面局部定价错误回归正常带来的套利收益。	曲面结构突变；流动性不足导致无法及时平仓。	拟合波动率曲面模型；多空组合对冲整体波动率和方向风险。
时间价值收益	卖出期权获取时间价值，利用期权价值随时间衰减的特性。	期权时间价值的衰减（Theta 收益）。	标的价格大幅波动导致行权风险（卖方最大亏损无上限）。	筛选高时间价值+低行权概率合约；动态展仓优化风险收益比。
方向性收益	通过期权组合表达对标的涨跌或波动区间的观点（如牛市价差、领口策略等）。	标的价格按预期方向或区间变动带来的收益。	方向判断错误；波动率下降抵消价格收益。	灵活组合看涨/看跌期权；结合保护性期权对冲尾部风险。

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

■ 图表 期权常见量化策略收益来源

策略类型	收益稳定性	与标的关联性	收益来源独特性	适用场景
波动率交易	中	极低（Delta 中性）	交易波动率预期变化	波动率高位（做空）或低位（做多）
曲面套利	高	低	捕捉曲面局部定价偏差	市场定价效率短期失衡
时间价值收益	中高	中	时间衰减的确定性收益	低波动震荡市场；行权概率可控时
方向性收益	低	高	杠杆化方向收益+精细化区间观点	对标的涨跌/波动范围有明确预期时

数据资料来源：白鹭资管机构资料

■ 图表 部分期权策略管理人策略情况

管理人	规模	主要特点	策略
机构 A	0-5 亿	定位在年化 8%，回撤 2% 以内的卖权产品，适合在低波产品线中配置。	将 CTA 模型与期权模型结合，根据期权组合特点，挖掘出适合期权交易的 CTA 量化交易因子，构建出以卖方交易为



			主的多套期权交易策略。
机构 B	5 亿-10 亿	卖权和买权同时持有，二叉树模型计算希腊值，波动率的相关性。	1.波动率曲面套利 2.期权价差套利 3.日历套利 4.对角套利
机构 C	0-5 亿	日内交易频率高，在控制卖权策略风险前提下去博取高收益，追求收益可持续增长，回撤修复快。	1.期权双卖时间价值策略 2.期权波动率交易策略 3.期权行情趋势策略 4.期权保险策略（5）盘中高频
机构 D	5 亿-10 亿	基于基本面的研究从配置的方向性卖权表达。总体的优势在于团队的板块上的产业背景很强。预计年化 15%，回撤 3%。	商品期权的单边卖权，做基本面趋势支撑点位的判断，卖出虚值期权。
机构 E	0-5 亿	核心是波动率交易，即隐含波动率与实际波动率的回归，通常更倾向于卖方，同时结合 Delta 中性策略和中短线趋势策略以增强投资效果。	1.隐含波动率交易 2.截面套利 3.短线趋势策略
机构 F	0-5 亿	专注于期权相关的波动率套利，覆盖所有上市的期权品种，包括 ETF、指数和商品期权。	1.波动率曲面套利 2.期权做市商策略
机构 G	5 亿-10 亿	适合中波位置的行情。业绩时间足够长，遇见的升波行情经验比较足，属于期权双卖中做得比较强的管理人。定位年化 14%回撤 3%。	1.波动率溢价模块：IV-HV 差值进行仓位控制 2.波动率预测模型：1-3 天的波动率走势。3.波动率曲面模块：寻找低估的合约进行对冲。4.CTA 对冲模块：用 CTA 的信号应用到期权上进行对冲。
机构 H	0-5 亿	以 B-S 期权定价模型为参考基准坚持数据建模，以数学逻辑发现期权波段交易及组合套利交易机会，实现相对客观的组合对冲以应对期货极端波动风险。曲面为主，正 Gamma 机会比较小，有机会会上两层仓。	1.正 Gamma 择时 2.波动率偏度套利策略 3.波动率月间套利策略
机构 I	0-5 亿	作为期权市场中老牌的管理人，红锚在期权上以业绩的稳定著称，年化在 6%左右，整体收益比较看商品的波动率水平。	商品期权定价卖波：根据 IV 相较于 HV 的溢价筛选商品品种，挑选 Delta 小于 0.1 以内的合约开卖权，持有到期，过程中通过期货去对冲 Delta 上的敞口。不同品种 straddle 不太一样，有双卖也有单卖。
机构 J	0-5 亿	采用四种主要的交易策略，涵盖波动率趋势套利、波动率曲面套利、平价套利和波动率均值回归对冲套利。预期年化收益率为 17.2%，实际年化收益率达到 10%以上。最大回撤：3.77%	1.波动率趋势套利策略 2.波动率曲面套利 3.平价套利 4.波动率均值回归对冲套利

数据资料来源：火富牛尽调报告

警惕尾部风险 波动率策略转折之年

如前章 CTA 策略所述，市场认为 2025 年卖权策略被认为风险最大。这可能源于市场对于 2024 年尾部风险的认知。

2024 年成为波动率策略的转折年：2 月受小微盘股动荡影响，隐含波动率急速攀升至 52.3% 的五年峰值，叠加标的指数单月下跌 14.7%，引发 Delta 中性框架下的双卖策略大幅回撤，期权策略指数也创出 2017 年以来的最大回撤 6.16%；9 月市场急涨期间，沪深 300 指数 20 日波动率突破 40%，再次冲击波动率空头策略的风控阈值。

由于国内期权隐含波动率（IV）长期高于实际波动率（RV）约 3-8 个百分点，如沪深 300ETF 期权 IV 均值 22%，RV 均值 18%，形成稳定“波动率溢价”。故而双卖策略又是波动率策略的主流。而该策略的过度拥挤是期权策略在 2024 年 2 月及

9月遭受重创的主要原因。

“双卖”又称跨式/宽跨式卖出策略，是指同时卖出相同标的、相同到期日的虚值认购（Call）和虚值认沽（Put）期权，通过收取权利金和时间价值衰减获利，适用于震荡行情或波动率下行的市场环境。

这种策略在震荡行情中有三个收益来源：

1. **时间价值衰减**：Theta 随到期日临近加速衰减，卖方每日获得时间价值收益；
2. **波动率下行**：隐含波动率（IV）下降带来的 Vega 收益；
3. **权利金收入**：双卖策略收取双份权利金，提升资金利用率。

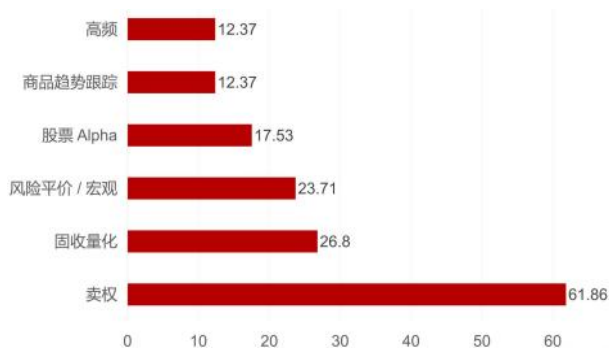
在 2022-2023 年低波低振幅的市场环境下，这三项稳定的收益来源形成了期权策略的稳定收益表现，但同时该策略也面临两个极大的尾部风险：

1. **方向性风险**：标的价格突破行权价区间导致单边亏损；
2. **波动率风险**：IV 上升或“黑天鹅”事件引发价格剧烈波动的 Gamma 暴露。

对于方向性风险，大部分管理人都会配合 Delta 对冲，即大部分双卖策略会使用股指期货或者 ETF 期权，让整个投资组合的 Delta 实现中性，标的涨跌基本不会对其形成影响。

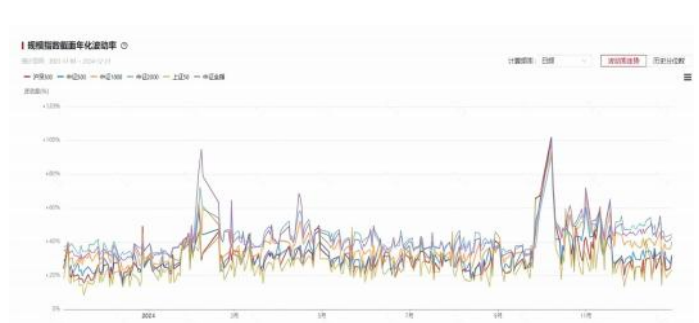
因此双卖策略主要暴露的风险是 Gamma 和 Vega，当标的价格出现单边突破或波动率异常飙升时，义务仓头寸的 Gamma 风险敞口将呈指数级放大，2024 年 2 月市场急跌期间沪深 300ETF 沽购合约隐含波动率同步跃升 42%，导致部分没有尾部风险保护的双卖策略产品单周回撤超 20%。尽管市场常态下波动率处于均值回归区间，使得通过 Delta 对冲与 Theta 收割构建的“时间价值套利”模式具备较高胜率，但尾部风险始终存在。

■ 图表 未来一年策略风险问卷调研结果



数据资料来源：公众号净值还在水上

■ 图表 规模指数截面年化波动率



数据资料来源：火富牛

雪球期权：焦点未褪，创新迭出

2023 年 11 月和 2024 年 2 月雪球产品集体敲入之后，市场声音渐息。在此之前，挂钩中证 500、中证 1000 的雪球产品一度密集发行，年化票息达 15%-25%，峰值出现在 2023 年 12 月至 2024 年 1 月，最高达 **2144 亿元人民币**。2024 年，因 2023 年四季度中证 1000 指数下跌触发大量敲入，监管收紧雪球备案，全年发行量下降约 30%，票息降至 12%-18%。

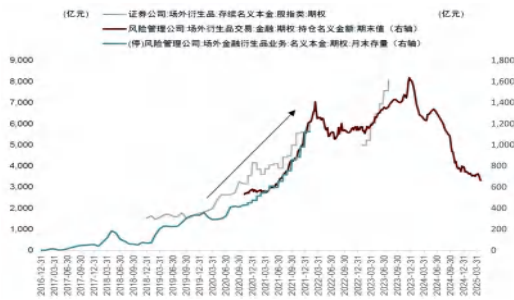
中金公司基于券商和期货风险子公司的场外衍生品规模的历史高度线性相关性，估计至 2025 年 5 月 DCN 和雪球产品的总规模大约在 1000 亿元左右，规模明显下降。



■图表 券商间金融场外期权规模与风险管理公司场外期权规模的历史相

■图表 雪球类结构产品预估规模

关系数



数据资料来源：中金公司研究部，截至 2025 年 4 月

经过多年的市场发展演变，雪球结构本身也衍生出非常丰富的变种。除了传统的经典结构外，还扩展形成票息类雪球、价格类雪球以及限损类雪球等主要类别。

■图表 雪球策略分类

类型	细分	特点
普通雪球	经典雪球、反向雪球	只要后市标的价格下跌幅度在一定的区间内，那么投资者就能得到固定年化票息，并且价格在这个区间维持的时间越久，获得的收益也会越高，这个雪球也会越大。
票息类雪球	早利雪球、红利雪球、凤凰雪球、蝶变雪球	越早敲出票息越高，或在未敲入时以固定期限进行票息分红。
价格类雪球	降敲雪球、降落伞雪球、救生艇雪球、双降雪球、FCN	敲出线可设置逐期下降，也可以设置仅仅到期日最后一次观察日下降。下调敲出价能提高敲出人的获利机会，具有风险规避的特点。
限损类雪球	OTM 雪球、壁虎雪球	调低执行价格低于期初价格，敲入未敲出时，额外增加一层保护机制，风险更小。劣势是敲出票息相对经典雪球略低。
二元小雪球	小雪球、增强型雪球、彩虹雪球	在传统雪球基础上，降低了购买门槛，取消了敲入条款，底层采用固收+期权的策略，这种结构使得产品整体风险较为可控。

数据资料来源：公开资料整理

目前受监管要求，投资雪球结构产品除需满足合格投资者要求外，投资门槛也调整为 1000 万以上起投，各大券商发行频率也较过去有明显下降。

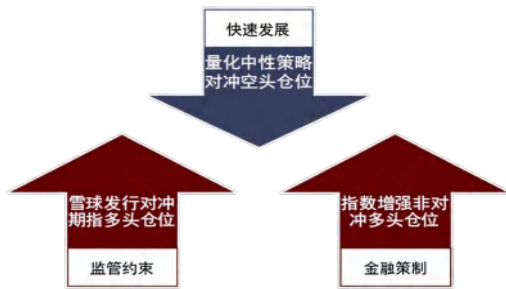
■图表 目前仍在发行的凤凰型雪球

产品结构	凤凰型自动敲入敲出	敲入观察日	第 1 个运作期内每一交易日观察
挂钩标的	中证 1000 指数 (000852.SH)	敲出价格系数	$(103 - (i-1) \times 0.5)\%$ (敲出观察日 $i=1, 2, \dots, 22$)
运作期	约 2 年	敲入价格系数/或有分配障碍价格系数	65%
敲出观察日	一般前 2 个月不观察，第 3 个月起约每月观察敲出一次 (如遇非交易日则顺延至下一交易日)	观察频率	约每月一次 (12 次/年)
每月或有分配比例	0.83% (非年化)	-	-

数据资料来源：招商财富

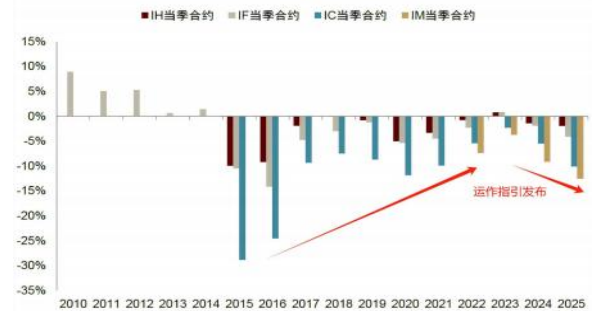
雪球与中性产品一直作为股指期货的多头与空头方角力，随着雪球期权敲入及 2025 年上半年陆续到期，股指期货期指多头的关键力量逐步减弱，其影响直接反映在基差水平的变化上：IC 合约贴水率自 2015 年起持续收窄的趋势发生逆转，从 2023 年私募新规发布后明显反弹。但长期来看，当负基差持续处于高位区间时，市场将启动自我调节机制：一方面，其他参与方可能逐步补充多头力量；另一方面，场外期权交易平台也可能缓慢恢复其原有角色。这一机制在 2023 年负基差触及极值时已得到验证，未来仍需综合经济基本面周期、股票市场自身波动及参与主体力量变化等多重因素动态评估。

■图表 股指期货多空力量



数据资料来源：中金公司研究部

■图表 分年度统计股指期货年化贴水率的年度均值



数据资料来源：中金公司研究部

变体 1：波动生息（波动率挂钩票息）

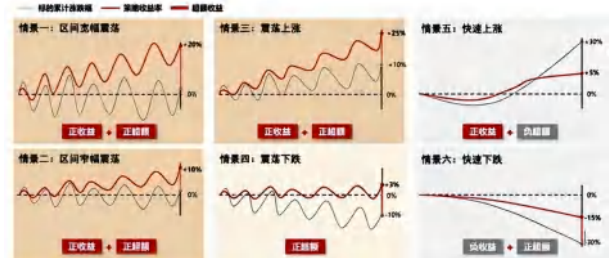
雪球之后，波动生息及 DCN 渐兴。

波动生息策略是一种利用市场波动获取收益的量化投资策略，通过动态调整仓位、高频低买高卖在震荡行情中积累收益。策略以标的证券（如股票、指数 ETF）的历史波动率为基准，动态调整交易网格密度。与传统网格交易不同，其网格间距并非固定，而是根据波动率水平灵活优化：高波动市场扩大网格间距，避免频繁交易损耗；低波动市场则缩小网格间距，捕捉微小波动机会。通过科学锚定波动率+纪律性日频交易，在震荡市中挖掘收益，尤其适合规避择时难题、追求稳健超额回报的投资者。其核心价值在于将市场波动转化为“生息”资产。

■图表 波动生息策略原理



■图表 六种经典场景的策略收益情况



数据资料来源：凌瓴数科

波动生息策略共历经了三个主要迭代：

1.0 版本：基于雪球期权的对冲策略，研发波动生息策略，并应用于宽基指数，作为雪球期权（场外衍生品）的场内净值化版本。



2.0 版本：将应用场景扩展至股票和 ETF，针对性地优化“低买高卖”的交易节奏并增设持仓上限。

3.0 版本：利用机器学习算法和人工智能技术，对策略参数进行智能优化，根据所选标的设定策略参数，提高策略胜率，降低策略风险。

■ 图表 波动生息策略运作

交易触发	每日盘尾比较当前价与前日收盘价，上涨则卖出，下跌则买入，单日仅交易一次。
仓位动态调整	初始持仓约 30%-40%（根据基准价与震荡区间位置决定）； 下跌时逐步加仓至满仓（策略规模对应股数），上涨时逐步减仓至清仓。 满仓后若继续下跌，持仓不变；反弹后恢复减仓与波动交易。
止盈条件	预设震荡区间上限（通常≤基准价 120%），在定期观察日（如每周/每月）若收盘价突破上限，则触发止盈清仓。
止损保护	设置预警价（通常≤区间下限），跌破后逐步减仓而非一次性清仓，控制回撤。

数据资料来源：公开资料整理

波动生息策略收益场景相对广泛，其以波动率为锚，根据标的证券每日的涨跌幅，进行日频的低买高卖交易，持续累积波动收益，适合区间震荡和震荡上涨行情，往往能同时实现正收益和正超额，且波动越大越好。

即使标的价格下跌，策略同样可以利用下跌中的震荡，通过波动交易，不断降低买入成本，实现相对于标的本身的超额收益。

■ 图表 波动生息策略在不同场景下的收益特征

场景	收益情况
最佳场景	宽幅震荡行情（年化收益可达 20%-40%）
次优场景	震荡上涨（收益增强）或震荡下跌（通过波动交易降低亏损）
劣势场景	单边快速上涨（跑输标的）或单边暴跌（虽控制回撤但仍可能亏损）

数据资料来源：公开资料整理

相对于其他策略，其策略优势明显：1.弱化择时，无需预判方向，依赖波动率即可交易；2.灵活申赎，底层为高流动性资产（如 ETF/期货），支持随时申购赎回；3.风险可控，最大回撤显著低于标的（组合策略回撤可控制在 11% vs 个股 35%）；4.低门槛，百万起投，低于雪球产品（千万级专业投资者）。

而利用波动生息策略的以上特点，投资者也可以实现“持仓解套”“低价建仓”和“绝对收益”三个目的。

■ 图表 波动生息三大应用场景

场景	操作逻辑
持仓解套	浮亏持仓叠加波动交易，通过高频操作摊薄成本（例：昆仑万维 4 个月解套 15%浮亏）
左侧低成本建仓	初始轻仓，下跌中分步买入并配合波段减持，最终满仓成本低于市场均价
绝对收益组合	多标的分散配置，利用相关性平滑收益，追求低回撤稳定回报

数据资料来源：凌瓴数科

波动生息策略的发行机构普遍提供高度定制化服务，投资者可依据风险偏好与收益目标，自主选择挂钩股票、ETF 等具有一定波动性的优质证券标的。产品收益特征与标的资产波动率呈现显著正相关，典型表现为：在标的维持合理震荡区间时，波动率越高则策略收益积累效率越强。

具体案例中，2025 年 4 月 7 日以中证 1000 指数（5496.44 点）为标的构建的策略，在 4 月 11 日指数下跌至 5962.19 点的

过程中，通过高频波动交易实现 5.46%的绝对收益；而机构定制的均胜电子（600699.SH）专属策略，更在标的下跌 20.5%的市场环境下，凭借精准的网格交易和贴水收益捕捉，逆势取得 18.7%正收益，超额收益达 39.2%。

■图表 均胜电子波动生息策略表现（2023/8/23-2024/8/22）



数据资料来源：凌瓴数科

■图表 波动生息与传统策略对比

策略类型	波动生息策略	传统网格交易	指数增强策略
收益依赖	波动率+贴水+现金管理	价格波动	指数上涨+Alpha
仓位管理	动态调整（30%-100%）	固定网格仓位	长期满仓
最大风险	标的暴跌且无反弹（亏损≤标的跌幅）	破网风险（流动性不足）	满仓暴露市场风险
适用行情	震荡市>震荡上涨>震荡下跌>单边市	窄幅震荡	牛市
策略类型	波动生息策略	传统网格交易	指数增强策略

数据资料来源：公开资料整理

当然，跟传统雪球产品相比，波动生息策略如果区间震荡，波动率很低，有可能达不到收益预期。二是不承诺收益，收益亏损都以实际净值为准。

长期来看，波动生息策略如若普及**可能平抑极端波动但延长震荡周期**。其高频低买高卖机制在 2025 年 1-5 月使中证 500 指数日内振幅收窄 0.3 个百分点，但同时也**导致市场在关键阻力位积聚更多套利空**。

值得注意的是，当策略规模超过标的流动性的 15%时（如 2025 年 4 月某创业板 ETF 案例），可能引发流动性共振风险，需通过分散标的和容量监控予以规避。

变体 2：DCN 动态票息票据

DCN(Dynamic Coupon Note，动态票息票据)是一种结构化金融产品，核心逻辑是通过挂钩指数（如中证 500、中证 1000 等）的波动和期货贴水，为投资者提供“类固收”收益，每月固定派息，相当于一个没有敲入线的凤凰结构（雪球）。

DCN 产品通过结构性改造规避监管限制：尽管其内核仍为挂钩指数的衍生品，但通过取消敲入敲出条款、改用行权价设计，从而将投资门槛降至 100 万元。通过“非雪球化”的条款表述（如月度派息替代敲出、到期观察替代敲入）实现与雪球类似的市场效果，从而规避 25%仓位限制。

作为雪球的“平替”工具，DCN 在降低门槛的同时牺牲了收益弹性。其市场容量受限源于监管套利空间收窄与波动率红利消退的双重压制。



其风险暴露也被许多人质疑，底层是做多股指，跌破计息价格之后就是跌多少亏多少，收益结构主要受波动率、股指期货贴水、尾部风险三大块影响。另外派息观察日指数只要跌过派息价（一般是初始价 70%-80%），当月票息也直接清零。产品虽然设了止盈价，但市场收益也是变幻莫测。

从市场参与方来说，DCN 代替了雪球成为期货市场的多头力量之一，但容量与影响远不及雪球。对市场也难以造成如 2024 年 2 月般的大幅影响，敲出的平仓影响也相对可控。

■ 图表 DCN 结构与雪球结构对比

特征	DCN 结构	雪球结构
终止机制	观察期内达标即提前终止（止盈终止）	观察期内触发敲出则提前终止（敲出终止）
锁定期	存在（如 3 个月不观察终止）	存在（如 1 个月不观察敲入敲出）
票息支付	每月达标即付非年化票息（如 1.3%/月）	未敲出时按月支付年化票息（如 20%年化）
本金风险	到期未终止时承担标的跌幅亏损	敲入且未敲出时承担亏损
阈值设置	分阶段（末期止盈阈值降低）	一般固定敲出/敲入阈值

数据资料来源：中金公司研究部

■ 图表 DCN 核心条款与收益规则

派息机制	自动止盈	风险兜底
每月观察目标的收盘价≥派息价（通常为期初价的 70%-85%），投资者即可获得 1%-1.5% 的月票息（非年化）	若标的涨至止盈价（通常为 103%），产品提前终止，投资者收回本金及累计票息；到期日止盈价大幅降至 70%-80%，提高胜率	若到期未止盈且标的下跌，亏损幅度=标的跌幅-累计票息收益，形成风险缓冲（例如指数跌 35%，实际亏损可能仅 20%）

数据资料来源：弘酬投资

■ 图表 常见 DCN 产品结构

结构名称	DCN 结构	
标的	中证 1000 指数	
期限	24 个月	
锁定期	3 个月（即前三个月不观察终止）	
计息观察频率	每月	
止盈终止观察频率	每月	
止盈终止价格	100%（最后一个观察日 68%）	
期间计息价格	85%	
月度票息（费前）	1.3%（非年化）	
付息事件	在任一期间计息观察日，标的当日收盘价格/期初价格大于或等于期间计息观察价格，发生付息事件，获得当月票息。	
止盈终止事件	在任一止盈终止观察日，标的当日收盘价格/期初价格大于或等于止盈终止价格，则发生止盈终止事件，本交易于该观察日提前止盈终止。	
结构收益情形	提前/到期终止	月度付息收益率*计息次数

(不考虑产品层费用)	至到期均未发生止盈终止	$\text{MIN}(0, (\text{期末价格}/\text{期初价格}-1)) + \text{月度付息收益率} \times \text{计息次数}$
		产品或面临亏损
流动性安排	不支持期间申购赎回	

数据资料来源：公开资料整理

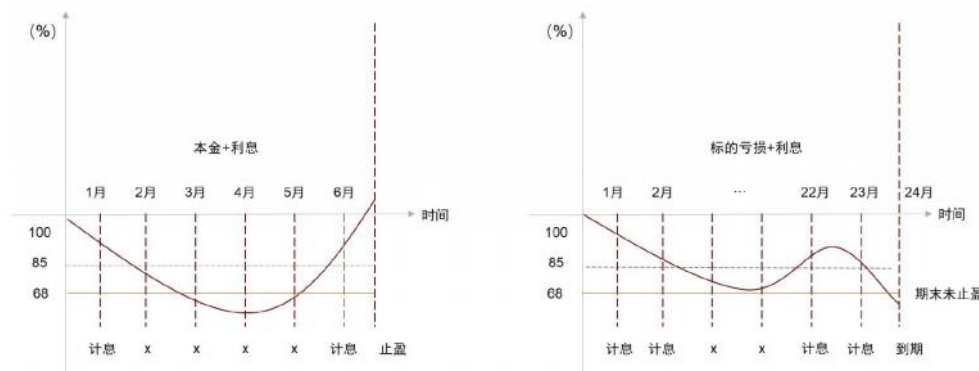
与雪球结构相类似，DCN 通过 Delta 对冲+期货贴水套利实现票息支付，盈利核心在于贴水收益与票息的错配，包括：

1. Delta 动态对冲：券商根据标的涨跌动态调整股指期货头寸（下跌加仓、上涨减仓），通过“低买高卖”赚取波动率收益。

2. 期货贴水收益：券商持有贴水期货（如中证 1000 年化贴水 15%-20%），基差收敛带来稳定套利收益。

3. 剩余资金增厚收益：仅需 15%-50%保证金建仓期货，剩余资金投向货币基金或固收产品，年化增厚 2%-5%。DCN 的票息是刚性支出（如每月 1.3%），若贴水率收窄（如从 18%降至 3%），交易台需依赖其他收益补足缺口，比如加杠杆。

■ 图表 DCN 策略收益结构图



数据资料来源：中金公司研究部

第六章 AI革命

epoch = (legacy_systems >>
neural_dawn).disrupt(
lambda x: x ** singularity)



BigQuant 人工智能 量化投资交易平台

Democratize AI to empower investors

产品体验入口: <https://bigquant.com/>

获取企业版: 400-681-7060

官方邮箱: contact@bigai.cn



面向下一代 AI 量化投研

多模型协同集成

集成 10+ 主流领先 AI 大模型，
支持混合部署、实现。



量化投研专用

支持数据因子、策略开发、投研分
析、风险控制、交易执行、实现量
化投资全流程赋能。



AI 企业级架构

AI工作流自动化、智能化，实现多模
态命令交互、AI驱动的代码编辑，企
业级AI智能体、工具集成、满足金融
机构团队管理安全合规要求。



专注 AI 量化服务

PB 级量化数据



PB 级量化专有标准
金融数据+新型投资
大数据，支持各类数
据定制，满足不同投
资需求

海量因子库



2000+ 基础因子库，
AI 支持挖掘更多衍生
因子，先人一步，发
现更多市场机会

因子构建与分析



表达式引擎创建多样
化因子库，支持对因
子进行全方位分析，
更快发现有效因子

可视化开发环境



模块化的可视化开发
环境，与python 代
码版无缝集成，提高
策略开发效率

高级优化



超参搜索、组合优化
器、滚动训练、归因
分析等，高端玩家的
自定义装备



6.1 现状：重要性前所未有 往深处迭代

连续四年调研数据显示，AI 一直被量化机构认为是最重要的研究方向之一。到了本年度，随着 DeepSeek 出圈，各类数据都共同指向，AI 的重要性更被放在了前所未有的重要位置，已成为拓宽量化边界重要手段。

调研结果显示，人工智能在机构 2025 年的各项能力建设优先级中综合得分最高，达到 5.03，且在第一位的选择中占比达到了 29.69%。

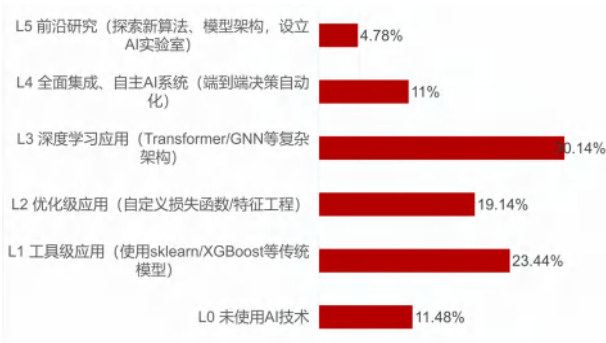
■ 图表 2025 年量化机构战略优先级最高的三项能力建设方向是？



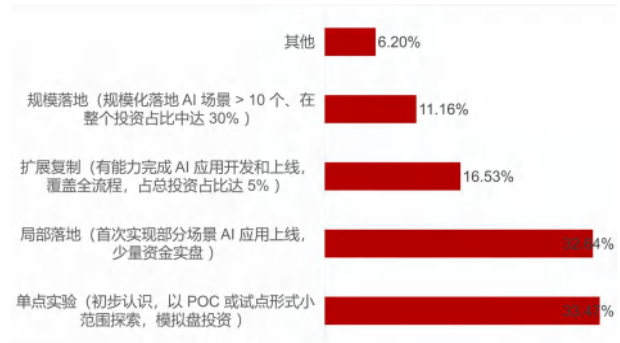
■ 图表 2023 年，预计大幅精力投入研究的环节为：



■ 图表 2024 年本公司的机器学习/人工智能量化应用阶段为



■ 图表 2021 年当前本公司的机器学习/人工智能量化应用阶段为



数据资料来源：《中国量化投资白皮书》问卷调查

事实上自 2021 年白皮书伊始，编写组便开展了对人工智能应用的调研，核心趋势可以被总结为：网络在朝着深度的方向不断发展。

通过对比 2021 年（模型擅长度）与 2022 年（实际任务应用）数据，可以发现量化机构在 AI 算法选择上呈现出“从传统模型向深度学习迁移，大模型本地化、垂直领域精细化”的特点，具体表现为：

1. **神经网络的普及率大幅提升**：2021 年其擅长度仅 3.75（排名第 6），2022 年则成为收益预测、高频交易等任务的主导技术（使用率超 30%），到 2024 年，L3（深度学习）已占比 30.14%，上述变迁反映出多数机构完成从传统模型到深度学习的转型，典型应用包括：Transformer 用于处理高频量价序列；GNN 分析产业链关联（如新能源车供应链传导效应）等。

2. **强化学习也从边缘到主流**：2021 年其擅长度最低（3.29），但在 2022 年高频交易、策略优化中应用率超过 20%。

3. **树模型与集成学习保持稳定**：传统方法仍为结构化数据处理的基石，但相对重要性下降。

4. **图模型与聚类模型渗透加速**：擅长度与应用率的差距缩小，反映复杂关系建模需求增长。

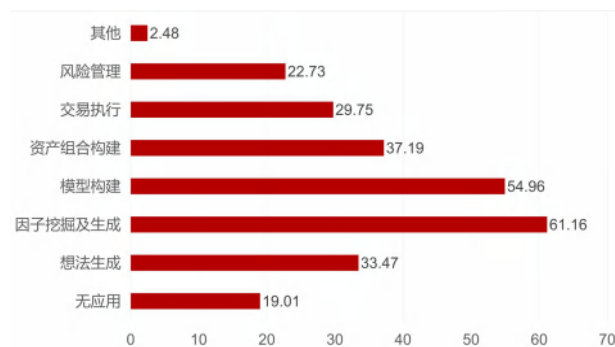
5. **L4 端到端自动化更多是路径选择**：投研理念、人才储备、系统耦合复杂度决定了机构的选择。



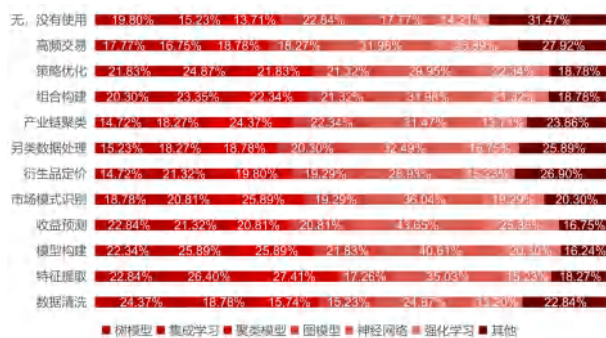
■图表 2021 年数据量化人擅长的机器学习/人工智能量化模型：（1 为无研究，7 为非常擅长）



■图表 2022 年当前本司的机器学习/人工智能量化应用阶段为



■2022 年利用 AI 算法处理的任务



■2022 年机构机器学习/人工智能量化应用阶段



数据资料来源：《中国量化投资白皮书》问卷调查

当前的量化策略，以人工数据公式、机器学习、深度学习等算法进行 Alpha 因子挖掘。又随发展时间段分为传统的公式化因子挖掘，和现在的自动化因子挖掘：

公式化因子挖掘，是基于金融理论、统计规律、市场经验等，以资深人员设计数学公式或规则的方式，从市场中抽象出可计算的指标，如技术面、基本面、另类因子等，再由金融研究人员从金融理论出发来设计公式，因此逻辑清晰，可解释性强，无需大量的数据与算力做验证，且符合市场直觉。但相应地，因子质量会非常依赖研究员的经验与市场认知，因子的开发周期较长，无法做到全面市场的覆盖，无法处理非结构化数据与价格的非线性关系。适合于小型团队、合规敏感的团队，以及相对低频的策略，追求长期稳定但相对低收益。

自动化因子挖掘，是纯粹通过机器学习、深度学习或自动化特征，从海量数据中自动进行有效因子的发现，无需人工设计公式，以算法（回归、分类、遗传、决策等）通过数据驱动的方式来学习市场规律。如 XGBoost 等树模型来生成非线性因子、CNN 来处理图像、RNN 来处理时序数据、AutoSklean 来自动搜索最优因子组合和超参等。因只有少量的人工干预，纯以不同算法进行组合作业，因此效率较高，市场覆盖全面，可以捕捉因子的非线性关系，以及非结构化数据与价格的非线性关系。但相应地，未有金融理论专业知识作为出发点，因子的逻辑较难解释，黑盒化，因子复用性无法保证，且需要海量的数据与算力做保障。适合大型团队、合规不那么敏感的团队，以及高频策略和多策略组合，避免单一因子风险，追求高投入高风险的高收益。

■图表 量化机构机器学习实践

机构	机器学习贡献	机构	机器学习贡献
机构 A	50%人工挖掘因子+50%机器挖掘因子	机构 G	95%人工挖掘因子

机构 B	人工挖因子为主	机构 H	因子以人工挖掘为主，包含量价关系、市场逻辑、基本面、另类数据等
机构 C	因子产生量：投资逻辑占 50%+数理统计占 30%+研究报告占 15%+机器学习算法挖掘占 5%	机构 I	70%人工挖掘+30%机器挖掘
机构 D	因子数量超过 10 万个，并且每月增加或更新 10%的因子，50%机器挖掘+50%人工挖掘	机构 J	20%人工挖掘+80%机器学习
机构 E	人工挖掘因子超过 10 万个，机器挖掘因子超过 6000 万个，其中入选鸣石因子池的共 30000 多个因子	机构 K	人工挖掘因子占 20%，机器挖掘因子占 80%
机构 F	目前都是人工挖掘的因子，70%量价因子、25% 基本面因子、5%另类因子	机构 L	因子构成为 20%基本面因子+20%人工量价因子+60%机器学习因子，新增因子 20-30 个/月，总因子数量超过 1000 个

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

■图表 人工挖掘 vs 机器挖掘因子对比

特点	人工挖掘	机器挖掘
挖掘方式	基于对金融市场的深刻理解	基于金融大数据自动挖掘因子
挖掘效率	低，依赖人工经验	高，可以自动化处理海量数据
创新能力	有限，受制于人类思维局限	强，可以发现复杂的非线性关系
解释性	强，有明确的经济学逻辑	弱，部分"黑盒"特性
过拟合风险	相对较低	相对较高，需要严格控制
适应性	弱，难以适应快速变化的市场	强，可以持续学习新数据

数据资料来源：黑翼资产

从机构实践来看，可以分为重型氪金的大型机构以及弯道超车的新锐机构。**大型机构设立专门实验室或专门研究团队，大力购进算力，所有赛道进行布局。**在具体方面，相较于幻方对于基础模型钻研探索，九坤致力于开放地参与前沿 AI 技术研究，探索通用技术并推动其场景应用，还在多个细分领域开展了多元化研究拓展，加速 AI 在应用领域落地；而明汨风格则更倾向将 AI 应用于金融领域竞争，其应用方向主要是通过 AI 提升模型迭代速度，优化金融市场数据处理能力。

与一些老牌量化私募相比，新兴机构对于 AI 在量化投资中的应用更为大胆与创新。以倍漾、正仁、正定、半鞅四家量化私募为例，均自研核心组件（包括编译器、强化学习框架、交易系统），确保技术护城河。倍漾彻底抛弃专家经验，彻底用数据驱动的方式进行全流程机器学习；正仁则专注非线性策略探索，构建动态择时与自适应换手的投资体系；正定则依托低延迟技术，通过多元神经网络捕捉高维度、非线性数据的深层关系，高频迭代保障模型的适应性。

■图表 新锐机构的人工智能实践

私募	AI 实践
机构 A	因子工程：在原始数据基础上，用多维向量刻画交易标的，将因子发现任务全部交予机器学习，借助 AI 挖掘因子。 完全自主研发 AI 编译器，主要使用两个关键技术： 第一，自动混合精度加速。针对不同的计算设备，在生成中间代码的阶段进行混合精度加速，不同的计算设备上不同的数据格式速度是不一样的，有些设备还有一些专有格式，如 Intel 的 CPU 上有 bfloat16,HopperGPU 上有 fp8,FPGA 上有定长浮点数等。



第二，端到端的低延时优化。通用 AI 编译器往往只关注单一模型在特定运行时的性能。例如传统编译器在部署阶段的工作流会经过编译的模型会生成模型 cpp 文件、头文件、通用库函数文件和一个运行时的 so 库，在部署阶段需要连接对应的运行时库来运行模型，在使用时，由于一些通用预处理操作的存在，会增加大量的 overhead，这对于极端的延时敏感程序是不友好的。倍漾 AI 编译器通过合理的接口设计，可以最小化模型的运行时环境，做到模型运行时内存零拷贝，同时倍漾设计了高度仿真的模拟环境，可以通过评估在仿真环境中的模型延时进一步优化模型代码。

2020 年确立 AI 驱动研究体系，开发深度学习投研框架，并于 2021 年获得融资建设私有云算力中心，为 AI 模型运行提供算力支持。2024 年完成强化学习架构升级，持续完善投研技术基础。

非线性领域创新：在前沿非线性领域探索，采用逆向过程，从历史数据学习策略后做统计检验与模型归因，分析潜在逻辑。同时，严格进行统计检验和模型置信度评估，规避非线性模型“黑箱”风险，确保底仓超额收益源于中性选股能力，而非风险因子暴露。

强化学习择时：尝试使用强化学习进行择时，于 2024 年初推出潮汐系列指增。该系列通过综合分析指数成分股、股指期货 Level2 数据、个股订单流波动率等多维度数据，借助强化学习系统生成仓位管理信号。仓位调整范围为标准化满仓指增的 $\pm 1/3$ ，日度滚动训练，每 15 分钟预测，每周调整子模型库，仓位在 60%-140%波动，通过两轮融资买入，不涉及股指期货账户。择时效果与波动率相关，选股与择时收益贡献比在 1/3-1/2 间，波动大时可达 1/2。

动态换手策略：对强化学习模型架构和神经网络结构优化，将强化学习置于外层，以监督学习结果为输入，采用多尺度研究周期挖掘深层有效特征。与传统量化管理人固定换手率不同，正仁依据市场变化，在低频、高频、中频间快速切换，动态调配长、中、短周期模型权重，实现自适应换手。通过强化学习方法，输入资金活跃度和流向等信息，结合持仓状态、交易成本等因素，动态分配不同模型权重，换手率在 80-200 倍灵活变动。

端到端选股流程：策略采用端到端非线性逻辑，摒弃传统因子挖掘过程。选股流程包含特征工程、模型预测、组合优化、交易执行四部分。基础选股模型具备先模型后特征、强化学习总体优化、全流程风险控制的特色。

组合优化：利用强化学习奖惩机制，将夏普等信息纳入，优化预测网络参数、股票涨跌预测等，实现对组合的总体优化，把组合优化融入端到端量化投资思路中。在此过程中，人的认知发挥关键作用，负责特征方向确定、强化学习架构及奖惩机制设计等上层组织工作。

全流程风控：前置风控：在特征工程环节，采用风险因子中心化算子，使神经网络挖掘符合风控条件的逻辑，避免因非线性黑箱和风控问题导致回撤。

因子暴露控制：严格控制市值和非线性市值因子暴露在 0.1 个标准差以内，其他风险因子平均在 0.3 左右，申万一级行业偏离 5%，选股域限定在 2000 以内的票，杜绝微盘暴露。

动态风控调整：在特殊时期，如 2024 年强化学习迭代时，收紧基本指数偏离度至 0.8%，在控制回撤同时，保持较高超额收益，提升夏普比率。

起家于低延迟交易技术，在日内信号处理、低延迟架构搭建以及交易执行算法方面优势明显

特征工程重逻辑、手工主导：基于 100%纯价量数据构造特征，旨在清晰、全面地刻画多维度市场信息，且特征本身不具备预测能力。目前以手工挖掘为主、机器挖掘为辅，强调特征背后的逻辑。储备特征量约 2000 个，实盘应用 300 个左右，这些精选特征为后续模型训练提供关键数据支撑。

预测模型基于深度学习：运用深度学习神经网络进行非线性拟合和预测，通过多元神经网络捕捉高维度、非线性数据间的深层关系，能有效挖掘复杂市场数据中的规律。同时，高频迭代保证模型随市场动态变化而及时调整，维持良好适应性。

优化器融合风控与交易规则：优化器内嵌风控系统，涵盖 Barra 风格因子控制、个股集中度控制、行业偏离度控制等多方面，严格把控风险。同时写入交易规则，如 A 股 T+1 规则、交易成本等。在诸多约束条件下，以最大化夏普比率为目标，生成合理的目标仓位。

交易执行智能化：自研多进程交易系统保障交易执行的鲁棒稳定性，利用自研算法降低盘口执行成本，减少交易损耗。搭配外部监控系统，实现实时风控，确保交易过程安全、稳定、高效，保障投资策略的顺利实施。

早期技术布局：团队自 2018 年开始测试机器学习模型，开发高频 Alpha 策略，为半熟成立后的技术迭代奠定基础。

端到端 AI 模型与多因子选股：实现“工业流水线级”端到端优化，覆盖数据处理、模型训练、策略生成全流程，每年迭代升级投研环节；采用 CNN、RNN 等神经网络模型，直接学习原始行情数据或提炼特征，将因子挖掘与合成整合至同一网络层（端到端模型），减少人工干预，提升量价信息挖掘效率。

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

公募基金对于人工智能的应用与私募相比则更晚一些。中国证券报发现近来将 AI 技术融入日常策略之中正成为各家公募基金量化投资团队的最新尝试，已涵盖指数增强、因子挖掘、自然语言处理、交易执行等多场景。

其中博道认为在 AI 领域，许多公募基金与卖方研究的探索主要集中在量价因子挖掘和因子合成两个维度，尚未突破传统研究范式的桎梏。而对于未来人工智能方向华泰柏瑞量化计划设计 AI 框架，包括量化和传统基本面的投资模式，并且不局限于多因子。利用垂类模型，将主动的知识与 AI 结合，提升竞争力。浙商、华泰柏瑞等机构也共同指出 AI 的“黑箱”风险、过拟合问题，行业普遍认可需通过约束模型、强化风控、优化人才结构实现可持续发展。

■ 图表 公募基金在 AI 应用的例子

公募名称	AI 应用
机构 A	推出“AI+量化”的富国致盛量化选股股票型基金
机构 B	以机器学习算法为研究重心，开发量化投资策略。
机构 C	上线了 AI 类策略，积极探索人工智能在量化投资中的应用。
机构 D	其应用于传统框架下的量价因子挖掘，经过前瞻性的研究和不断迭代，现已拓展到全流程框架。
机构 E	量化与海外投资部多年前已应用自然语言处理技术分析金融文本，当前利用 AI 技术提升处理非结构化数据的能力，深化对复杂信息的理解，为投资研究提供更强大的武器。
机构 F	搭建起涵盖 300 多个选股因子的因子库，并构筑了“核心+卫星”的量化策略体系。 2024 年以来，市场短期波动加大，团队进一步引入机器学习技术，通过挖掘投资者交易行为因子
机构 G	量化投资部使用大语言模型分析市场上海量的新闻、研报信息，给个股每日更新情绪打分，并将其作为一个因子应用在量化模型中，取得了超越传统基本面因子的效果。
机构 H	量化投资在 AI 方面的应用和实践可追溯到 2015 年，2016 年开始的实盘量化产品是基于机器学习的框架实现的。
机构 I	首只公募量化产品路博迈 A500 指数增强运用人工智能量化投资策略来做增强收益，使用深度神经网络模型，在海量数据中挖掘市场特征，将不同因子的权重进行动态调整以适应不同市场风格，且注重数据更迭以及策略的调整频率。
机构 J	申请注册了“EFundGPT”和“易识观澜”等商标
机构 K	AI 交易员正式上线

数据资料来源：公开资料整理

而在人工智能迅猛发展的当下，除了以上 AI 股票领域的应用，还体现为多资产、多流程、全领域三大特点。

6.1.1 全领域

除了资管类的机构，交易所、券商、金融科技公司等都在人工智能领域不断探索。

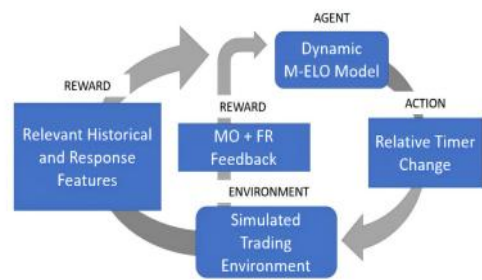
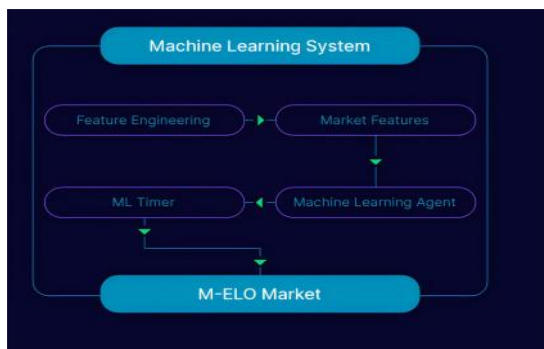
2024 年 6 月，上海证券交易所内刊发表《基于人工智能的动态中点订单研究与建议》一文，介绍了纳斯达克利用 AI 实时调整订单等待期的创新举措。



早在 2023 年 9 月，纳斯达克交易所就宣布美国证监会（SEC）批准其推出全球首个用于交易所的 AI 订单类型——动态中点延时订单（Dynamic Midpoint Extended Life Order，或 DM-ELO）。此前，纳斯达克传统的中点延时订单（M-ELO）采用固定等待期（Holding Period）匹配买卖双方，存在一定局限性。而 DM-ELO 借助 AI 实时调整等待期，显著降低交易等待时间，改善了交易结果。测试显示，新订单类型使订单成交率提高 20%，价格滑点减少 11%。基于此，纳斯达克计划基于 AI 增强机制推出更多动态市价订单类型。

纳斯达克运用强化学习方法训练 AI 计时器，以提高订单成交率、降低成交价格滑点为目标，采用深度 Q 网络表示动作策略。在竞价阶段，AI 机器人依据过去 30 秒内的行情信息进行等待期调节。纳斯达克共选取 142 个特征指标评估市场情形，涵盖 M-ELO 历史订单、NBBO 历史行情、过去 N 秒买卖量等。AI 机器人以 0.25ms 为步长，在 0.25ms 至 2.5ms 范围内调节等待期，每 30 秒调节一次，全天 780 次。当市场极端波动时，启动保护机制，将等待时间延长至 12ms。纳斯达克先在模拟环境训练 AI 计时器，再用真实市场数据回测，并定期重新训练深度 Q 网络以适应市场变化。测试结果显示，与固定 10 毫秒等待期的 M-ELO 相比，DM-ELO 每股加权平均综合效益提升 31.7%，其中订单成交率提升 20.3%，价格滑点下降 11.4%，整体优于其他固定或随机等待时长的 M-ELO 订单，充分展现出 AI 在求解最优化问题上的巨大优势。

■图表 动态 M-ELO 订单定时器机制



数据资料来源：Briverse

上交所深入研究后，结合自身市场情况提出一系列建议：

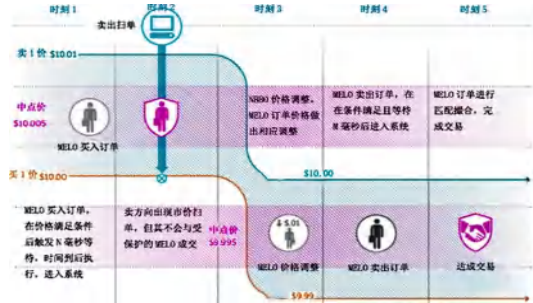
其一，研究中点订单机制，满足中长期专业机构交易需求。当前盘中阶段，交易者下单经券商传输至交易所，等待行情到达指定价格执行。若行情波动大或市场状态变化，可能造成交易者以不利的价格成交，由此带来的价格冲击也会影响市场平稳运行。中点订单能实时调整报价，降低价格冲击和执行成本，配合限价和保护期机制可降低价格风险，更好地服务专业机构和大宗交易者连续竞价阶段的交易需求。

其二，研究盘中波动保护机制、程序化交易等新型交易方式。新型交易方式在提升交易效率、增强市场流动性方面有积极作用，但在特定市场环境下，如市场大涨大跌时，趋同的止盈止损策略可能加剧市场波动。目前无价格涨跌幅限制股票设有盘中临停机制，对于有涨跌幅限制的股票，可参考 M-ELO 做法，在盘中出现近期波动指标极值时，对程序化交易采取限速限流等限制措施，缓解其对市场的冲击。

其三，探索将人工智能应用于动态复杂多因子数字监管场景。传统一线监管和风险监测模式大多采用“基于规则的信息系统+专家人工处理”，难以应对市场规模扩大、产品丰富、交易复杂、风险交叉及数据激增带来的新问题，对复杂多因子数据进行快速、智能分析方面的需求大增。例如，交易监管方面，可在现有手段基础上增加人工智能实时监测机制，构建人工智能模型，输入近期订单簿、成交、监测指标、异常交易或波动特征数据训练，盘中实时识别异常并报警或者处置；风险监

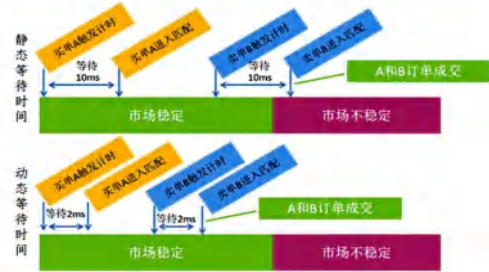
测方面，利用人工智能复杂多因子分析能力，训练目标指数或标的历史交易数据、宏观中观舆情数据及风险指标数据，每日根据特征值动态更新，进行风险识别、预警和处置。

■ 图表 M-ELO 订单交易工作机制



数据资料来源：上海证券交易所

■ 图表 DM-ELO 订单工作机制



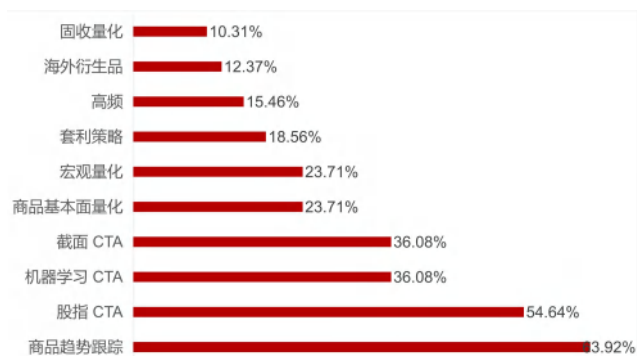
数据资料来源：上海证券交易所

6.1.2 多资产

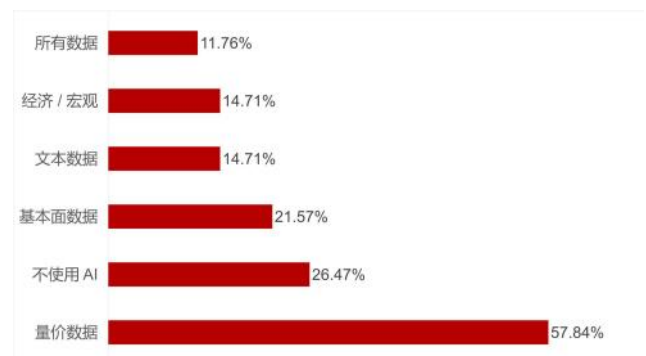
人工智能在量化投资中的扩展，不仅体现在股票策略上的渗透与重构，也正逐步进入多资产领域，典型代表即为 CTA 策略。相较于股票，CTA 策略对于人工智能的应用更晚。一方面 CTA 总体样本数据更少，另一方面 CTA 定价更多由供需驱动价格，有大量异质基本面数据，因此无法直接将股票的方法论照搬。

但随着 2022-2024 年，三年 CTA 量化的低迷，明显市场对于此方法论的探索更多，数据调研显示，量化 CTA 对于机器学习的关注排在前列（36.08%），仅次于商品趋势跟踪及股指 CTA，并与截面 CTA 持平；使用数据方面，以量价和机器学习结合为主（57.84%），完全不使用的人工智能的比例仅在四分之一左右；机器算法方面，树模型（55.1%）和线性模型（51.02%）最受欢迎，大语言模型的使用比例不足 10%；非线性模型是短中周期的机构的主流选择，而长周期的机构则更偏向于使用线性模型或不使用机器学习。【详见 5.10 CTA 策略 趋势 3：智能化】

■ 图表 未来一年，机构觉得 CTA 领域的机会主要在哪里

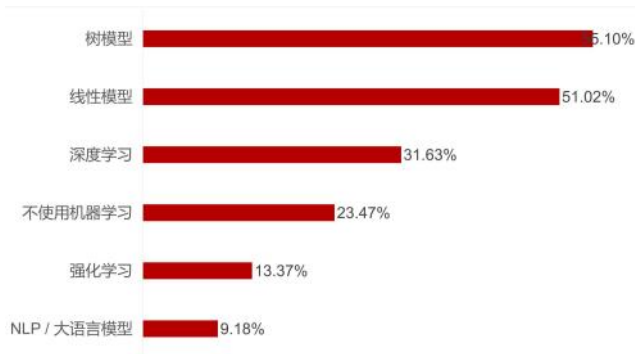


■ 图表 机构主要使用机器学习分析什么类型的数据？

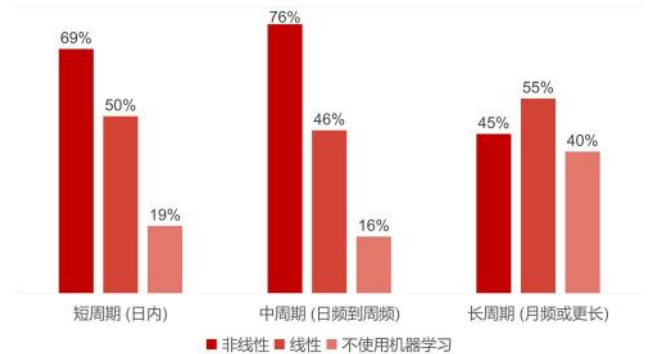




■图表 哪种类型的机器学习算法对您最有用



■图表 按交易频率划分模型类型



数据资料来源：公众号净值还在水上

在具体实践上，业内通常认为 CTA 领域机器学习偏向于预测，在短周期预测时，发生连续的趋势行情较少，而反转震荡更多。于是为了提高胜率，模型在训练过程中可能会采用更多反转震荡的因子来预测，特别是机器学习比线性模型对参数更加敏感。导致这样训练的策略可能：1) 在反转风格上的暴露大。2) 对于趋势行情的到来不敏感，甚至会不停尝试做反转交易，在一些连续性的行情中并不讨好，甚至形成亏损。所以 CTA 策略在应用人工智能时需要关注预测目标，如果预测目标是偏反转、偏截面的模型，那么捕捉到的都是偏反转信息，如果预测目标偏时序，那么模型捕捉到的就并非反转。

从实践路径看，已有部分机构形成较为系统的探索。如黑翼资产虽未成立专门实验室，但自 2017 年起便布局 AI 算法团队，全流程应用 AI 技术，通过机器学习优化 CTA 策略并使用动态风险控制模型；千象资产则借助 AI 辅助策略迭代，利用知识图谱整合产业链数据；象限资产整个预测模型 100%利用机器学习。

■图表 CTA 量化私募人工智能应用情况

机构名称	AI 应用
机构 A	2017 年组建 AI 算法团队，AI 技术覆盖数据收集到交易执行全流程。核心应用：机器学习优化 CTA 策略、动态风险控制模型。
机构 B	AI 辅助策略迭代，知识图谱整合产业链数据。
机构 C	与中科大共建实验室，采用“手术室教学”培养人才，开发“监管政策解读专家”。2025 年 2 月启动 AI 实验室，招募实习生。大模型应用：数据清洗、策略生成。
机构 D	预测模型 100%依赖机器学习技术。
机构 E	大模型多场景探索：辅助代码开发、研报阅读、市场情感分析、宏观推演。·金融工程方向已实现 AI 与订单簿预测等功能对接，模型半小时内可输出规范代码。

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

6.1.3 多算法

人工智能在量化策略中的演进，除了在股票与多资产维度上的深度融合，算法本身也呈现出不断拓展与迭代之势，强化学习正是其中最具突破性的方向之一，目前已有 16.55%的机构进行了相关方面的实践，具体实践方向却不尽相同：

正仁尝试使用强化学习进行择时，自 2024 年初推出“潮汐”系列指增策略，利用强化学习模型综合指数成分股、股指期货 Level2、订单流波动率等多源数据生成仓位信号。其架构上采用“强化学习外置、监督学习内核”的多层结构：先由监督学习模型提取多尺度周期内的深层特征，再以强化学习方式动态调整模型权重，结合资金活跃度、持仓状态与交易成本等因

素，实现 80 至 200 倍区间的高频换手。这种结构在保留稳健性基础上大幅增强策略对短期市场结构变化的响应能力。

时代复兴则侧重于强化学习在思维链和损失函数方面的应用，并提出对于目前中国人工智能技术两个方向，1.信息的低损压缩，2.高效率在诸多复杂可能性中间的有效检索。其中第一个方向仍然使用大语言模型，第二个方向则是强化学习。

此外，强化学习在因子挖掘，组合优化，高频交易，期权定价等方面也均有广泛的实践与运用。

■图表 量化机构对于强化学习的研究

机构	AI 实践
机构 A	目前深度强化学习应用于高频交易，与 DeepSeek-V3 结合优化投资组合
机构 B	强化学习用于期权定价
机构 C	思维链的训练方面，时代复兴于 2024 年 7 月引入思维链能力（Cot），并运用强化学习训练思维链，通过特有的数据标注模式和强化学习，激发出模型针对用户输入的不同问题，产生切题的、信息含量高的、动态的思维链，并称之为稠密的思维链，即 DenseCoT 损失函数方面，使用了强化学习的思路进行训练第二阶段的损失函数，最终模型的输出是每个资产权重，同时把不出现极端配置权重作为一个激励设定从而对模型提要求，并在实际使用中加上硬性边界
机构 D	2024 年：完成强化学习架构升级。潮汐系列上线交易，实现动态换手+择时。对强化学习模型架构和神经网络结构进行优化，将强化学习置于外层，以监督学习结果为输入，采用多尺度研究周期挖掘深层有效特征
机构 E	因子挖掘方式：人工和机器学习均有。 组合优化：基于强化学习的非线性组合为主，线性组合为辅。
机构 F	开放地参与前沿 AI 技术研究，例如 2 月曾发表关于全面深入的类 R1 强化学习模型训练动态过程分析的学术文章。

数据资料来源：编写组根据各机构路演整理

■图表 卖方对于强化学习的研究

研报题目	应用方向	证券名称
《使用深度强化学习解决高维多期环境下的组合配置》	组合优化	华安金工
《风险规避型强化学习模型在投资组合优化中的应用》	组合优化	华安金工
《StockFormer:基于 Transformer 的强化学习模型探究》	组合优化/因子挖掘	民生证券
《强化学习模型轮动框架下的行业配置》	组合优化	中金
《深度风险模型与强化风险模型的构建及组合优化》	因子挖掘/组合优化	民生证券
《强化学习与基于 RRL 的因子合成方法》	因子挖掘	东北证券
《如何使用强化学习优化动态资产配置？》	组合优化	华安金工

数据资料来源：wind



6.2 大语言模型：应用场景分化

大模型的出现，尤其是 2023 年 DeepSeek 的发布，意图识别+推理能力得到极大加强，且成本大幅降低。大模型是否可应用于量化领域，以及可应用于哪些场景是个业界持续探索的话题。

相较于传统量化所关注的要点，可以发现大模型有以下 6 点需要关注：

- 1.金融知识：大模型具备广泛的知识储备，以金融知识微调后的大模型具备金融理解能力与泛化能力
- 2.可解释性：大模型的链式思维及强大代码能力、推理能力，可显式对因子及策略进行金融解读与解释
- 3.效率：从海量数据中训练而来的泛化能力，进行市场全面覆盖时，处理效率依赖于算力，无需人员的过度干预
- 4.非结构数据：多模态数据的识别与处理已是当前大模型的主要能力之一
- 5.非线性关系：将结构化数据与多模态数据向量化后进行距离有效性关联是大模型的主要能力之一
- 6.因子质量：根据其强化学习能力，通过 Frewshot，对少量高质量因子的完整案例进行学习与模仿，再通过逻辑推理能力，

模拟人类思维进行高质量因子的挖掘

而量化机构也迅速响应这股技术浪潮，全面拥抱大模型，在实践中根据其业务需求和技术策略进行权衡。

问卷调研结果量化机构倾向于“稳中求进”，优先通过本地部署现有模型（45.93%）保障基础能力，再结合调优（30.14%）和垂直模型（25.84%）提升效果。与此相对，少数机构尝试建立自研团队或投入底层算法创新，但占比仅为 9.57%，显示出行业整体对高成本投入仍较为谨慎，短期内更聚焦于“可快速落地”的方案组合（如本地部署+轻量调优）。

■ 图表 当前量化机构大模型实践



■ 图表 目前量化机构人工智能的应用领域



数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调研

当前量化机构在大模型应用领域的布局呈现明显的分层特征，既聚焦于提升投研效率和策略开发速度的“效率型应用”，也在逐步探索风险可控的“核心业务渗透”。

整体架构上，大模型应用遵循由外围向核心的渗透路径：从辅助层（投研开发、策略启发、思路生成）→数据层（数据清洗、因子构建）→决策层（调参优化、组合生成）→执行层（交易执行、下单控制），渗透深度与机构风险容忍度高度相关。实践中，量化机构普遍强调“AI 增强人力”而非完全替代，优先在非实时、高人力成本、容错率高的环节落地模型能力，避免对交易主链造成系统性冲击。

■图表 AI 研报解读



■图表 编程辅助或 debug



数据资料来源：BigQuant

■图表 量化机构大模型布局/实践

机构	应用	核心功能点
TwoSigma	ProphetNet 平台 + 多智能体系统	1. 处理非结构化数据（政策/财报/新闻）提取情绪指标与隐性逻辑 2. 构建“金融元宇宙”，策略模型博弈优化
Winton	大模型 + 因果推断	1. 处理另类数据 2. 模型对抗训练增强鲁棒性 3. 构建可解释 AI 系统
DEShaw	多模态大模型 + 强化学习	1. 融合价格序列/新闻文本/分析师评级等数据 2. 优化交易执行策略
幻方	萤火二号大模型	优化订单流预测
金锴	大模型策略生成器	自动编写交易算法并回测
衍复	大模型风格轮动训练	调整因子暴露控制动态风险对冲
微软	RDAgent	全流程自动化：因子挖掘→回测→优化→迭代→策略生成
Virattt	AIHedgeFund（开源）	1. 构建多策略 AI Agent 模拟器 2. 风控+组合管理+回测模块联动
万得	Alice 平台	自然语言生成指数策略：输入→策略生成→回测→报告→迭代
百炼	大模型 Agent 构建平台	1. 提供 LLM 接入/Agent 构建/Workflow 编排 2. 全流程自动化数据清洗与因子挖掘 3. 支持复杂策略协同研发
远澜	大模型应用方面进行了许多探索和实验，包括辅助代码开发、阅读经济数据、金工研报、宏观基本面研报，给出市场情感并进行宏观推演。例如订单簿预测时，需要将一些数据和逻辑写成预测代码可能需要三四天的时间，而模型在半小时內就能够输出符合规范的代码	
博时基金	2024 年初在昇腾服务器上部署 DeepSeek-v1 模型，作为智能开发工具的基座；同年 8 月升级至 DeepSeek-v2，并于 2025 年初完成 DeepSeek-R1 的本地化部署，探索其在投研、投顾等场景的应用。	
富国基金、中欧基金	2024 年完成 DeepSeek 系列开源模型的私有化部署，计划在投研、客服等领域逐步落地。	
天弘基金	对 DeepSeek 技术进行全面跟进，包括模型测试、自研大模型训练及强化学习路径开发，部分探索已取得进展。	



	创立 AllMind 专注于研究通用大语言模型（LLM）相关底层算法和工程技术的创新。AllMind 短期内会着眼于训练一个基于金融数据的专项大模型，也会着眼于解决当前大模型存在的一些痛点，比如提升大模型的逻辑推理能力，减轻大模型的幻想问题，探索大模型是否能进行自主创新。 AllMind 在未来还会和学术及产业界合作，在新材料、医药研发、AI 助手等领域尝试大模型的应用，终极使命是以探索人工智能技术边界为契机，深入理解人类意识的本质。
念空科技	创始人认为：“大型语言模型(LLM)在数学计算和逻辑推理任务处理方面表现出色。但现有的训练方法，如监督微调(SFT)和强化学习(RL)，分别面临着过拟合、对高质量思维链(CoT)的依赖、奖励破解和训练不稳定等限制。提出了新框架，一个自适应的混合训练框架，在优化过程中动态平衡 SFT 和 RL。新框架使用 SFT 在预热阶段建立基本推理能力，然后在后续训练阶段切换 SFT 与 GRPO 算法混合训练。通过梯度范数调整训练概率，新框架确保了训练方案之间的平滑过渡，在探索不同路径的同时保持核心推理能力。在 GSM8K、MATH 和 KK 数据集上的实验表明，新框架在无需额外数据的情况下表现出色，性能优于传统的 SFT、RL 和混合方法。”
宽德投资	2025 年 2 月 24 日正式发布实验室招聘信息。实验室作为独立孵化的创业型研究机构，专注于打造“科研领域的超级科技助手”，目标不仅限于金融场景，还向通用人工智能（AGI）领域拓展
时代复兴	注于人工智能+基础科学+行业垂直场景，已经构建了宏观、配置、做市策略等基金业务，同时在生物科研、汽车行业（围绕本地端的车辆语音模型）垂直领域等进行构建。【具体细节详见第七章时代复兴最佳实践】

数据资料来源：机构资料整理

但实际上还要考虑到大模型相应的不足之处：

- 1.随机性：大模型是基于大量数据的统计与搜索进行分析，以其相关性进行文字的预测生成，并带有一定的随机性；因此需要校验其稳定性
- 2.模型幻觉：大模型在预测时，面对事实性问题，由于缺乏对事实的深刻理解，以及无标准答案需要推理生成的问题时，尚存在一定的幻觉，虽然可通过 RAG\微调\RL\FrewShot 来降低幻觉，但无法保障在泛化场景中完全消除
- 3.准确性：当历史信息中出现一个场景的不同结果时，大模型对数字的准确度把握可能出现不足
- 4.情绪缺陷：市场的交易者是投资者、交易员、研究员，因此具有个人情绪；大模型虽然在接受提问时具备一定的意图识别能力，但是在海量的数据当中提取其背后交易风格或情绪时，尚显能力不足

6.3 AI 未来：蒲公英式 AI 探索 多模态端到端引导方向

围绕“您认为下一代 AI 最可能突破的量化投资领域是？”这一设问的回答结果，编写组通过合并同类项与语义归类，可以发现：

1.从数据分布来看，由于市场分化、技术代际以及风险偏好不同，行业对于 AI 的下一代应用总体类似蒲公英——主干（AI 技术）明确，但种子（应用方向）向多维空间飘散，最高占比趋势未形成显著共识，存在显著长尾。

2.根据词频统计，总体可归纳行业期待集中于模态数据融合、全流程自动化、高频交易智能化、智能择时与动态调仓、可解释性与动态风控等五大趋势方向。其中所有趋势均指向“输入数据的广义化”与“决策权让渡给机器”这一方向，从人工制定规则演变为由 AI 自主生成逻辑（如 AutoML）。

趋势一：模态数据融合与非结构化信息建模，“数据边界”的打破被普遍认为是 AI 在量化中的重大机会。文本、图像、卫星遥感、社交舆情、语音等非结构化数据正逐渐成为因子与信号的重要来源。

趋势二：全流程自动化与 AI Agent 化，AI 正在从“工具”向“投研助手”甚至“自主策略生成体”演进。“写策略”“自动调参”“代码生成”“Agent 建模”等表述高频出现，预示着端到端投研流程自动化的加速。

■ 图表 AI 策略广场



■ 图表 AI 研报解读



■ 图表 定制代码开发



■ 图表 代码模块与因子特征



数据资料来源：BigQuant

■ 图表 BigQuant AI Agent 已部署用法

自动选择	让 AI 智能匹配最适合的智能体
期货策略	期货策略生成智能体，辅助用户编写策略代码，准确率更高，覆盖数据、策略思想范围更广
数据搜索	辅助用户探索数据，根据用户需求，找到相关数据表和数据字段
DAI 助手	辅助用户编写数据查询、处理、因子实现等需求的 dai sql/python 代码



策略生成	辅助用户编写策略代码，将选股思路和条件转化为可执行和可输出具体结果的策略代码
图表助手	BigCharts 是 BigQuant 平台数据可视化包，用户可以快速生成图表，展示数据分析结果。BigCharts AI 助手可以帮助用户快速了解 BigCharts 的使用方法和生成示例代码，解决在使用过程中遇到的问题。
AI 选股器	辅助用户将选股思路和条件转化为可执行和可输出具体结果的选股 SQL
AI 对话	一般性对话或探讨量化投资研究和技术，且不属于其他智能体

数据资料来源：BigQuant

趋势三：高频交易智能化，AI 对微观交易结构的理解与预测能力，正推动高频策略与交易执行的范式更新。高频交易、算法执行、拆单技术、滑点控制等成为关键词高频领域。

趋势四：智能择时与动态调仓（占比 19%），AI 助力下的择时体系正从静态规则走向智能演化。“择时探索”“动态组合优化”“资产轮动”等领域不断涌现出 AI 驱动的新方案。

趋势五：可解释性与动态风控，AI 策略的“黑箱”属性与实际运行中的不可控风险，促使机构将“可解释性”与“风控系统智能化”作为下阶段重点。调研中“风险控制”“极端行情预测”“模型可解释性”等关键词出现频繁。

蒲公英式 AI 探索推进量化投资领域的技术发展呈现多线程进行，各机构根据自身资源和战略选择不同突破方向，增强行业的多样性。与此同时，单一方向的突围可能会瞬间改变原有行业生态结构。

■ 图表 下一代 AI 最可能突破的量化投资领域

自动化建模与策略优化	基础代码维护、数据自动处理、日频选股、组合优化、高频交易与算法执行的智能化、特征工程、数据处理、算法交易、开源生态框架、非结构化数据的深度挖掘与实时情绪分析、高频交易、端到端组合优化、因子挖掘、日内交易、因子探索、非结构化数据清洗与构建、日内高频策略、快速交易算法和执行、全自动执行、数据筛选深度学习、强化学习决策、多模态建模、因子挖掘、新闻文本因子、另类非结构化数据清洗、指增、数据处理、因子挖掘、非结构化数据利用、端到端、宏观信号、文本选股、特征工程、基本面量化、处理基础准备工作，如洗数据、低频、另类因子的拓展、组合优化、区块链、另类因子挖掘、因子选择、多模态数据处理、基本面量化、宏观策略、宏观配置、分域建模、因子生成、高频、因子管理、时序因果分析、因子挖掘投研、数据清洗、因子、行业风格配置、宏观量化（多信息+图网络）、股票、回测框架、自动化模型生成和迭代、组合优化、自主交易、组合优化、算法交易、量化择时、打板、高频、所有涉及价格预测的、machine Alpha、另类数据处理、因子构建、高频交易、择时、模型的可解释性、择时、股票、舆情分析、监控、写策略、股票、多因子挖掘、自主交易、组合构建、非结构化数据挖掘、多模态技术与复杂数据处理、基本面因子、agent based 量化、因子挖掘、深度特征提取、因子挖掘、强化学习、宏观量化
可解释与风险控制	运营自动化、交易错误信息自动处理和应急、研报分析、模型构建、ESG 与可持续投资的量化整合、组合优化、模型迭代、资产配置、跨媒体因果图谱、强化学习与自适应策略优化、短期价格预测、因子合成、因子择时、择时探索、另类数据的获取、基本面非结构化信息分析、因子生成、深度探索、大模型训练、微观结构模式识别、文本搜索、生产维护、宏观因子时序预测、新兴市场策略、风险平价、特征工程、绩效归因、市场情绪分析、因子挖掘、仓位对冲、情绪指标、另类数据整理、事件驱动策略、担任初级分析师、事件驱动、计算量的放大、算法交易、ESG、模型预测精度、强化学习、因子挖掘、ETF 轮动、smartBeta、智能投顾、自然语言处理、基本面、模型预测、高速实时大数据处理、算法交易拆单、模型优化、模型、情感分析、期权、时序预测、市场环境自适应调节参数、智能决策、自主分析、智能交易、因子挖掘、另类因子挖掘、数字货币、数据处理、machine Alpha、舆情监控、事件驱动建模、事件驱动交易、端到端自助交易决策、风险管理、超额、衍生品、量化门槛变低、抓取数据、期权、时序信号检测、垂直大模型、因子加权、端到端决策、可解释性与透明性提升、组合优化、多模态模型主观、流程自动化、盘口预测及拆单技术、事件驱动、大语言模型、不知道、文本分析、辅助编程、多模态数据整合与实时决策、舆情监控

多模态数据融合与知识驱动	销售自动化、自动交易、市场情绪分析、特征提取、复杂非线性关系的智能捕捉、模型、运算速度、范式建构、智能芯片与异构计算架构、跨领域融合与多模态大模型、多因子策略与统计套利、参数调优、行业择时、宏观预判、模型可解释性地提高、更独立的风控系统、组合优化、新的因子、极端应对、组合权重自动化优化、替代平庸分析师、风险预警、微观风险识别、低历史数据新兴品种策略、轮动、多频段模型组合、信号生成、多模态学习、因子择时、风险预警、宏观解析、风险控制、宏观策略、提高研究速度、另类数据运用、进一步排除情绪干扰、智能风控、个性化资产、模型开发、另类数据、训练出稳定的量化模型、无、高频交易、交易智能、事件分析、无、交易执行、开发和迭代加速、量化模型预测、因子挖掘、数据、被动投资、期货、风控、其他、舆情分析、自主学习、金融 LLM、舆情监测、NLP、专家系统、指增优化、machine Alpha、因子验证、策略生产、择时交易、选股、多源数据融合、容量、债券、多领域融合、交易、海外、自动化迭代、多模型协同、因子挖掘、端到端高频预测、边缘计算与实时决策、特征工程、资产配置、极端行情预测技术、CTA、因果推断、不知道、图像分析、另类策略、动态自适应与强化学习驱动的策略优化、新闻驱动策略
	多模态因子、高频交易优化、因子挖掘自动化、交易策略、另类数据 Alpha、可解释的非线性模型、组合优化、知识图谱、事件驱动、RL 模型特征挖掘、交易决策、NLP、多品种多周期融合、高频交易、医疗、多因子、事件驱动语义分析、时间系列预测、强化学习驱动 AI 交易自动化、模型、高频交易、因子、GPT+NLP、数据深度挖掘分析、端到端全自动策略、新闻舆情的事件驱动、高频交易行为、数据处理、因子研究、组合优化、期货、低频量化代码编写、基本面、金融、AI agent、因子研究、数字货币、类似于行研对个股的深度分析、因子选股、基本面量化、模型、量化选股、策略、数据采集、数据清洗、多模态、股票、自动化投研分析、公司业务与财务分析、多模态数据、择时、因子挖掘、交易效率提升、端对端模型、自然语言交互量化流程、组合优化、共同基金逐渐指数化、脑机结合、期权风控、风控、基本面量化、选股、另类数据融合与跨模态预测、因子挖掘、因子挖掘、个股投资、择时对冲、配置、事件驱动、level2 数据普及、另类数据融合、时序预测、交易执行、速度、因子挖掘、执行交易方面、因子挖掘、行业配置、因子挖掘、自动生成算法、高频量化交易、虚拟币、端对端、高效因子挖掘、交易策略、挖因子、程序编写、端到端模型/策略、执行
	因果推断引擎、风险预测、调参、CTA、feature 选择、基于非结构化信息的逻辑融合模型、特异性特征、新闻舆情、大模型多因子、风控、优化组合、机器学习效率、情绪建模、法律、组合优化、基于智能体的量化开发协作模式、组合优化、AI 模型可解释性增强、因子、组合优化、组合优化、知识图谱、减少人工成本、数据增强、债券交易、因子开发、策略开发自动化、组合优化、压力测试、股票、低频因子挖掘、事件、医疗、general AI、交易算法、数字货币、宏观判断、因子择时、择时、因子挖掘、量化股票择时、模型、智能策略、投研思路拓展、另类数据、期货、强化学习、宏观分析、因子挖掘、选股、代码生成和优化、短周期预测、图神经网络运用、多模态数据处理、因子挖掘、对冲基金逐渐量化、算力、ETF 择时、风格、自然语言处理、择时、生成式 AI 驱动的市场博弈模拟、执行算法优化、风格切换、量化 CTA、CTA、基本面量化、宏观数据高频化、端到端投研、交易择时、因子挖掘、速度、因子合成、模型训练、高频交易、宏观择时、低频和长周期策略、多因子选股模型、期货、整体行情预测、风险控制、趋势预测、因子挖掘、大规模另类数据的处理、择时、因子、新策略研发
建模	
交易	
风控	宏观经济模型、另类数据、文本信息、高频、模型调优、非平稳问题中的自动平稳化建模、多模态、量价、深度学习择时、因子解释、风控、因子自动化挖掘、组合优化、教育、风控、助力轻量化团队发展、交易策略优化、无、组合优化、算法预测、交易速度、待定、优化风险控制、不确定性推理与决策分析、跨市场交易联动、模型优化、交易执行优化、交易执行、和投研的结合、外汇、低频仓位管理、加密货币、能源分布、aiops、组合优化、数字货币、政策解析、风控、贝塔、组合优化、智能投顾、模型、智能交易、代码辅助、无、期权、风控、风险识别、新模型的创新、因子、风险控制、多模态数据复合预测、强化学习挖掘因子、动态策略优化和风险管理、舆情分析、衍生品扩容、液冷、对冲、基差管理、宏观量化、套利、超高频自适应交易（纳秒级强化学习）、交易系统优化、交易频率、外盘量化、期权、波动率预测、优惠数据源、交易执行、智能风控、速度、端对端、因子挖掘、组合优化、热点追踪、多模态大模型调度、套利交易、期权、实时策略修改、择时、数据、汇册、宏观策略、另类数据、优化、高频交易、可解释性 AI 与动态风险管理

数据资料来源：《2024 中国量化投资白皮书》问卷调查

第七章 最佳实践

特别说明：本章节所有文字内容的搜集和整理均基于2024年12月至2025年2月期间访问的资料和数据。在此期间引用和参考的各类市场分析和研究报告，均以当时的市场环境为基础。请注意，由于市场环境的动态变化，后续可能会发生较大变化，敬请读者在阅读时尽量避免对本书中的内容和引用资料进行曲解。

半鞅私募基金：从股票到 CTA 的机器学习迁移

“人工智能”+“股票 Alpha”，这是市场对于半鞅的印象，资源禀赋在人工智能，深度应用于广阔的 A 股市场。

但在 2024 年，公司经过 3 年积累，正在努力将机器学习经验迁移至 CTA。

从 2021 年开始，CTA 危机 alpha 之名就被市场反复质疑，在市场 CTA 信心崖底之时，悲观情绪弥漫之际，半鞅为何逆流做此决策？AI 从股票迁移到 CTA 革新一个范式，又将面临何种挑战？

01 一场基于技术信仰的战略远征

迁移动作并非心血来潮，而是一场基于深刻市场洞察、坚实技术积累和长远发展考量的“技术远征”。理解半鞅此次迁移的动机，核心在于洞察国内外量化市场的结构性差异以及当前国内商品期货市场的独特机会窗口。

尽管面临数据差异、模型泛化、极端行情适应等多重挑战，但凭借扎实的基础设施建设和对风险控制的深刻认知，半鞅尝试在 CTA 的低谷期，用 AI 技术开辟一条差异化的突围之路。这场“逆流而上”的迁移，不仅是对其技术能力的全面检验，更可能为国内量化 CTA 领域的发展注入新的技术活力和可能性。其成败，将深刻影响市场对“AI+CTA”价值的重新评估。

“在短周期领域，机器学习颠覆传统 CTA 赛道是非常确定的，只是时间问题。”王芹说道。

“半鞅在股票 Alpha 领域构筑了强大的机器学习基因库，过去三年，我们依托这套技术体系，在高度竞争的环境中持续创造了优异的、经风险调整后的收益。”半鞅执行事务合伙人兼投资总监王芹在阐述迁移背景时指出，“一个有趣的对比是，我们看到许多成熟的海外量化团队，在其 CTA 策略中仍然大量依赖线性模型或基于规则的交易。而国内的量化同行，无论是在股票还是逐渐兴起的 CTA 领域，都在更积极地拥抱复杂的机器学习模型。”

这种差异的背后，王芹认为，深层次的原因是市场有效性的鸿沟。“海外市场，尤其是欧美成熟市场，发展历史长、参与者结构成熟、信息传递效率极高。在这种环境下，许多线性的 Smart Beta 因子（如价值、动量、低波动等）已经对市场波动和收益来源有了相当充分的解释力，获取超额收益（Alpha）的边际难度极大，过于复杂的非线性模型可能面临‘过犹不及’的风险。”

她分析道，“反观国内市场，无论是股票还是商品期货，发展时间相对较短，市场微观结构、参与者行为模式仍在演进中，存在更多未被充分定价的非线性关系、短期市场异象以及由行为金融学驱动的定价偏差。这正是机器学习，尤其是深度学习这类擅长捕捉复杂非线性模式的技术，能够大显身手的地方。”

02 跨越鸿沟：股票与 CTA 的机器学习应用差异巨大

王芹解释说：将机器学习应用于股票和 CTA 无法直接照搬，这是差异非常大的两个领域。

■ 图表 股票及期货市场的差异

	股票	期货
市场宽度	超 5000 只	超 80 个品种



数据特点	包含最细颗粒度的逐笔委托/逐笔成交	仅推送 500ms 的切片数据
预测类型	截面预测占主导	时序预测占主导
交易时间	交易时间统一	各品种不统一
流动性分布	个股的流动性截面排序基本保持稳定	品种受到政策/季节影响较大

从市场层面看：股票标的域非常庞大，行业分散，外部参与者相对分散，给了截面预测很大的盈利空间。同时股票有许多无法量化的宏观因素在驱动 beta，较难预测未来半小时股票时序涨跌，因此股票的时序预测一般在 10 分钟以内的水平。而 CTA 的品种较少，驱动因素单一，截面预测的宽度较窄，很难做出跟股票 ALPHA 一样夏普很高的组合。但好消息是期货内生驱动 beta 的因素更统一，使得预测分钟至半小时级别的绝对涨跌幅成为可能。

从模型层面看：机器学习算法通常需要大量的数据来训练，适用于预测周期更短的策略。而对于长周期、有噪音的数据，信息有限的内容更有益的做法是，注意策略的可解释性和泛化性，强调简单且有效。股票端有强大的数据支撑，深度学习网络构建可以非常复杂而不至于过拟合。而在 CTA 端，由于期货品种数量大幅小于股票数量，需要控制参数量，寻找最优解，保证模型的泛化能力。从短周期预测来入手，从而增加独立样本量，是缓解期货市场数据量较小的方法之一。同时时序神经网络（例如 Transformer）对时序信息的预测能力很强，对于 CTA 的时序预测任务有天然适应性。

在数据细节上：商品整个交易时间并不像股票那么统一，有的品种有夜盘，有的没有夜盘，金融和商品期货开盘时间也不同。同一个品种，在历史上也发生过数次交易规则的变化。对于时序模型，虽然可以单品种处理，但是单品种在历史上的流动性分布也不均匀，给模型训练带来较大的扰动。除此之外，主力合约的切换，也会从时序上扰动数据特征。对于截面模型，在数据处理或者数据对齐上需要做很多工作。同时国内期货市场只推送 500ms 切片数据，缺少逐笔委托和逐笔成交，如何更好地利用切片数据成为做好模型的关键。

03 反转交易与极端行情的适应

AI 在应用至期货领域的时候，面临的诸多挑战，包括主要交易反转，以及极端行情适应性等疑问。

“机器学习天然喜欢大数据，因此在高频量价上具有较强优势，夏普会比较高。短周期预测时，机器学习模型更容易通过微观数据学到反转特征，但是并不意味着在大的趋势行情中短周期机器学习模型无法盈利。相反，大的长周期波段往往在短周期上蕴含着极端情绪后的反转。”王芹解释说。

王芹谈道：极端行情中，如果市场特征在训练数据中没有出现过，可能会导致预测准确度下降。另外还会出现是否将某一段时间的极端行情加入训练集中会严重影响模型样本外的表现，这种现象的本质是模型对极端行情的过拟合。严格的风控体系至关重要——确保任何行情下亏损可控。从另外一个角度来看，如果交易频率够高，越有可能尽早切换方向，对行情的适应能力会越强。

04 新技术与 Domain-Knowledge 的融合

机器学习技术往 CTA 上迁移离不开团队在 CTA 领域的充分积累。半鞅在 2021 年就开始组建 CTA 团队，团队成员在 CTA 领域深耕超过 10 年，对期货市场的交易特征、参与者结构、风险特点都有充分的认知。在往机器学习技术迁移之前，半鞅

CTA 团队已经在微观数据上积累超过 2 年，并通过线性模型建立 baseline，为后续的机器学习模型开发提供参考。

2021 年：组建 CTA 研究团队，搭建 CTA 条线从数据到交易的 pipeline

2022 年：上线传统的规则类策略，包括趋势追踪、期限结构等策略

2023 年：开始研究期货市场微观数据，根据盘口信息构建因子

2024 年：上线微观数据因子相关的线性预测模型

2025 年：利用积累的微观数据特征，迁移机器学习技术到 CTA 上

机器学习在任何领域的运用都建立在对领域知识的充分掌握基础上，特征构建需要对市场微观结构的充分理解，模型搭建需要知道想要提取的信息类型，标签设定需要充分结合交易规则。半鞅在 CTA 上的 domain-knowledge 积累与机器学习技术相互碰撞，为技术上的突破积蓄力量。

05 基础设施加速迁移进程

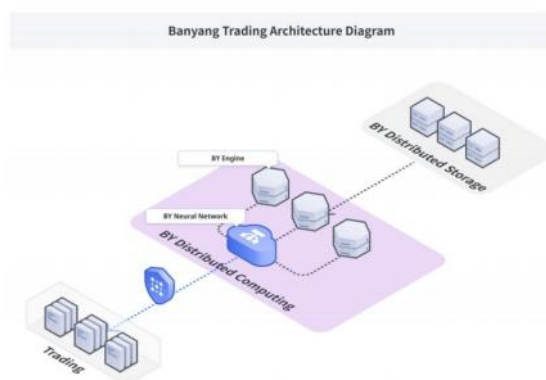
半鞅能坚定推进此次技术迁移，其前瞻性构建的底层基础设施提供了强大支撑，这些底座包括：

超低延迟流处理引擎：2025 年上线的核心系统，实现了全市场 5000+ 只股票订单簿的实时还原以及因子计算的端到端总延迟 < 0.01ms。这不仅为股票高频策略提供了极致性能，其设计理念和架构同样服务于对延迟敏感的 CTA 策略，为未来进一步提升期货策略的调仓频率奠定了物理基础。

高性能分布式计算平台：提供 > 293.2 PetaFLOPS 的总浮点计算能力；采用 400Gb/s InfiniBand 超高速网络互联；集群总随机读取带宽(1MB Block Size) > 600GB/s。该平台具备强大的横向扩展能力，可通过增加存储及计算节点持续扩容。其意义在于：

1. 加速模型训练：处理海量历史数据和复杂特征工程，大幅缩短模型研发周期。
2. 支持大规模回测：快速验证策略想法在不同市场环境、不同参数组合下的表现。
3. 赋能高效仿真：在接近实盘的环境下测试策略逻辑和风控。
4. 快速试错迭代：对于开拓 CTA 这类新方向，能快速验证大量假设、模型结构和特征组合，显著提升研发效率。

■ 图表 半鞅交易交易架构图





博道基金：与优秀同行

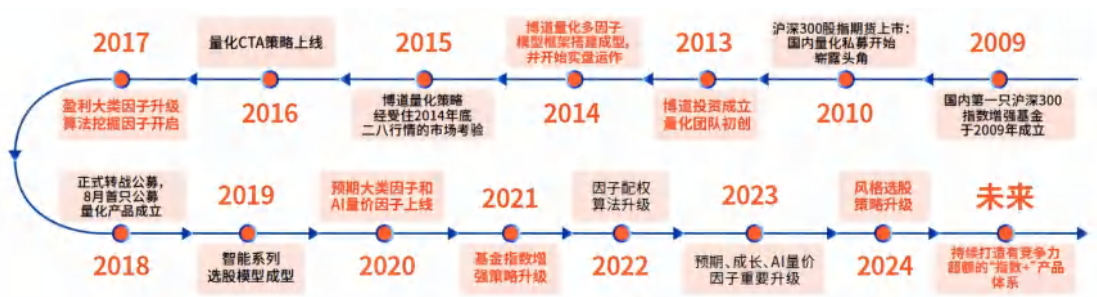
“与优秀同行”，在博道基金大会议室的墙上，这句话被放在了一个极为显眼的位置。

远看是一句话，近看是一种烙印，这种烙印也被镌刻进了博道基金量化的精神内在，从策略研发到 AI 探索到产品设计。当然，学我者生，似我者死，这句话放在投资界依然成立，所以博道基金也有自身独特的发展路径。

01 行业：公募私募各占鳌头

“与优秀同行”，博道量化团队从不乏行业观察视角。

“公募量化和私募量化赛道有所不同，以我个人的成长经历和对行业的观察来看，双边超额收益来源不同。”博道基金量化投资总监杨梦表示，**量化私募与公募同树异果，从策略方向、产品部署、技术部署、人才组织形式到最后的净值呈现，各有不同。**



博道基金是一家非常有特点的公募基金，其前身上海博道投资管理公司由专业自然人于2013年发起创立，两年后的2015年便进入百亿私募俱乐部，此后开始申请设立公募，2017年博道基金获准设立，并于2018年获证监会批准正式开始展业。这样的DNA使得博道基金拥有私募和公募的双重视角。

2011年，杨梦硕士毕业之后加入农银汇理，2014年底以投资经理助理的身份加入博道，现担任量化投资总监。她亲自参与了公司量化团队的搭建，涵盖模型、策略体系构造及团队分工等等。十余年间，杨梦及其团队亲历了中国量化发展的几乎所有重要阶段，策略研发也一直紧跟行业前沿。

2014年，量化私募第一波大爆发，彼时最火的策略是市场中性，博道量化团队当时主攻日度预测级别的多因子模型。2015年股指期货开始深度贴水，团队开始扩展CTA策略条线。2016年后，量化私募第二波大爆发，交易增强策略大行其道，而博道基金彼时在筹备转公募，其团队的研究重心也向中低频领域转向，模型也在原有基础上不断进行迭代。

杨梦坦言，私募量化在交易端更具优势，她曾跟一些优秀的私募投资经理有过交流。“他们研究团队直接和交易团队按全天均价结算，而公募基金交易费用加上冲击成本我们都预估单边至少20个bp，都是在这种场景下去反推架设整个模型的预测能力的。”也正因如此，国内公募基金一向专注于中低频领域。

而这也造就了“大小年”之别。从2021年开始，虽然私募量化的策略更多样化，但是整个赛道在经历了几次规模大爆发后，总体已经达到相对饱和的状态，所有可实现的策略优势均被迅速扩张的规模稀释，逐渐失去2021年之前相对公募量化的压倒性的超额优势。一个直观的体现是，2021年公募量化表现亮眼，时值基本面投资大年，恰好契合了公募量化的彼时相

对优势的领域。而后续的 2022-2023 年由于行情偏小市值、量价与反转，平均而言量化私募更胜一筹。

“但是公募量化群体近年也在快速迭代！就日频级别的模型预测而言，个人认为部分量化公募的能力在私募量化群体中也是有一定的竞争力的。”并且从费后收益的角度来看，部分公募量化产品与私募量化也具有一定的可比性。当然，私募策略更丰富，但是水多鱼多，量化私募的选择透明度仍有待提升。这两年，杨梦也陆续接触到一些过去买私募量化产品的客户转向买公募量化。“他们购买量化私募时，经常面临筛选难度大的问题。”而公募基金历史业绩透明度、可追踪性和可延续性具备相对优势。

02 产品：别具特色的产品化布局思路

产品化布局是博道量化的特色之一，将“与优秀同行”的理念注入了产品设计各个环节，除了主流的宽基指增之外，还有主动量化系列，启航、远航、久航三个产品；赛道指增包括消费、成长与红利三个产品。

指数增强系列		主动量化系列		风格量化系列		低波系列			
标准指增 80%指数成分股限制		灵活指增 不受80%成分股限制		PK主动选股		Smartβ+α		量化固收+	
博道沪深300增强 007044 沪深300指数		博道沪深300量化增强 022866 沪深300指数+行业配置		博道启航混合 006160 (均衡风格) 45%*中证500+45%*沪深300		博道大盘价值 021915		博道和瑞 016637 (低波选股)	
博道中证500增强 006593 中证500指数		博道中证A500增强 022745 中证A500指数		博道远航混合 007126 (基金指增) 885001偏股混合型基金指数		博道大盘成长 022003			
博道中证800增强 023499 中证800指数		博道科创综指增强 (拟) 科创综合指数		博道久航混合 008318 (基金指增) 885001偏股混合型基金指数		博道小盘价值 (拟)			
博道中证1000增强 017644 中证1000指数						博道小盘成长 (拟)			

指数增强系列		主动量化系列		风格量化系列		低波系列			
标准指增 80%指数成分股限制		灵活指增 不受80%成分股限制		PK主动选股		Smartβ+α		量化固收+	
博道沪深300增强 007044 沪深300指数		博道沪深300量化增强 022866 沪深300指数+行业配置		博道启航混合 006160 (均衡风格) 45%*中证500+45%*沪深300		博道大盘价值 021915		博道和瑞 016637 (低波选股)	
博道中证500增强 006593 中证500指数		博道中证A500增强 022745 中证A500指数		博道远航混合 007126 (基金指增) 885001偏股混合型基金指数		博道大盘成长 022003			
博道中证800增强 023499 中证800指数		博道科创综指增强 (发售中) 科创综合指数		博道久航混合 008318 (基金指增) 885001偏股混合型基金指数					
博道中证1000增强 017644 中证1000指数									

风险提示：以上内容仅供参考，具体信息请以基金的基金合同、招募说明书、基金产品资料概要等法律文件为准。

2018 年博道基金开始发布第一个量化产品，最初的产品布局思路是将私募期间实盘最久的两个指增模型呈现给投资者，启航，远航，久航三款产品都是类似的设计思路。

三个产品的考核标准是与主动选股 PK 业绩。策略跑了一段时间之后杨梦发现：“2019-2020 年，主动投资平均业绩大幅



超越主流宽基指数，主动投资的平均投资风格和主流宽基指数有较大的差异性，利用宽基指增去和全部权益产品比业绩，会面临风格上的较大波动。于是我们开始琢磨改造产品，进行系统化的产品布局，首先于 2021 年 6 月份拿远航开始改造，升级为直接对标主动基金的长期平均业绩去做指数增强。”

这个策略的难点在于主动选股型基金指数是一个基金指数，没有成分股，所以没法直接对其进行直接指数增强。杨梦选择分成两个步骤：1. 先把所有基金进入持仓穿透，再拼凑在一起，将基金指数变成股票指数。2. 再利用多因子模型进行指增。

2023 年 7 月，博道基金又开始对久航进行改造，希望重新焕发其生命力。经过两年多远航的运营与机构沟通，杨梦发现基金增强的需求仍然非常旺盛，主动选股基金是庞大的群体，有将近 3 万亿市场规模。许多人和机构都在考虑如何挑选主动基金，以满足自己的职业生涯或者为产品设定投资目标。

基于此，博道基金将久航也打造成对标主动股基中位数的产品，但与远航的做法有所差异，两者超额收益的路径截然不同。远航采用的是标准做法，即拟合基准+多因子模型增强+个股控制行业偏离，追求信息比最大化；而久航则追求超额收益弹性最大化，将主动股基的策略风格抽象为大盘价值，大盘成长，小盘价值，小盘成长，均衡型和轮动型六大类，分别建立相应的 Smart Beta 策略去对标这六类风格的基金，每个子策略的目标是追求对该类风格基金业绩有竞争力的超额收益，最后将这六类选股策略按照主动股基中各风格的占比配置在久航产品里。

2021 年之前，很多机构都是基于人的视角去挑选基金产品，这套方法论在 2021 年之后的几年里遭遇了比较大的挑战，因为基于人的视角无法完全区分业绩中由风格带来的收益和真正的超额能力。后来观察到各类机构也开始迭代，逐步对各个基金经理进行多个纬度的标签化，比如有些是赛道型的风格，有些是价值选股理念，有些是成长选股理念等。这套方法的科学之处在于能够将 Beta 和 Alpha 进行一定的剥离，可以将配置 Beta 和配置 Alpha 分层进行，加强对最终业绩呈现的把控度。机构自行判断各类风格配置 Beta，再在每个 Beta 类别中寻找具备超额收益能力的主动选手，从选择基金的角度来讲，是比较系统化并且能够做出成果的较为科学的路径。久航的整体运作思路正是基于对专业机构迭代行为的学习而设置。

除此之外，博道基金在产品研发过程中还推出了赛道型指增产品，基于中信风格指数系列将行业分为五大类：消费、周期、稳定、成长、金融，选择了消费和成长两个长期 Beta 更为优质的赛道布局了相应的增强产品，同时布局了红利增强产品，作为对周期、金融、稳定三个赛道的优质投资方式总结，从赛道上构成了一个完整的产品空间，践行“为投资者优选 Beta”的产品布局理念。

接下来，博道基金还将构建完整的风格量化系列产品，大盘价值、大盘成长、小盘价值、小盘成长，即俗称的 Smart Beta+Alpha。在推广久航过程中，杨梦感受到了较大的市场需求，好些机构都询问是否可以将 6 个子策略单独发行、拆开销售，以便于机构自己去做配置。“也有路演和沟通过程中，有机构会认为它不就是押单风格的产品，但这实际上这并不是这个系列产品的核心价值所在。”杨梦解释，保持单风格只是为了让产品投资风格清晰不漂移，降低投资者跟踪和选择的烦恼，“押单风格本身没有价值，真正的价值是在保持单风格的基础上，还要有竞争力的超额收益，这才是产品最终对投资者的价值所在。”

2024 年 9 月，博道量化投资部又开始尝试运作“固收+”的产品。对于此，博道量化团队进行了深入的思考，认为“固收+”产品本身已经承载了投资者对绝对回报的期待，产品的策略设计中应该主要考虑绝对回报的路径和可能性，而减少对于相对排名或者说超额收益弹性的考量，这是和股票型产品很不一样的地方。基于此，博道量化团队创设了一个非常另类的选股方式，操作分为两个步骤，第一步是选择预测下行风险相对较低的股票构成股票池，第二步在此基础上再追求收益的弹性，这样跑出来的股票组合，在不用依赖于仓位择时能力的情况下，股票策略本身就可以有较好的波动控制和绝对回报能力。将

这个选股策略以一定的仓位中枢，配置在不同目标波动率特征的“固收+”产品中，希望可以为投资者创造差异化的体验良好的量化“固收+”产品。

03 方法论的均衡：传统多因子模型和 AI 全流程框架并重

在杨梦的分析框架中，超额收益不可控的回撤主要归因于三类情形：其一，因子配置方向出现系统性偏差；其二，风险控制阈值调整失当导致风格因子波动超限；其三，模型有效性出现衰减，此类问题通常需通过策略迭代与算法优化逐步解决。刚好一一对应，总结博道量化的三大特色：因子配权均衡、风控均衡和方法论均衡。其中最重要的一点是方法论的均衡。

对于各类策略收益来源，杨梦都保持中性没有偏见。“逻辑、流程设计、效果方面能说服我的东西，我觉得都是可以加入模型体系。我们永远都不会让一个方法论成为我们策略体系的全部，收益来源越广泛越稳定，所以我们其实不排斥任何一个子策略类型，只要它有助于增强最后结果的稳定性。”

目前博道量化团队实盘运作的模型有两套：传统框架多因子模型+AI 全流程框架的多因子模型，权重各占一半。

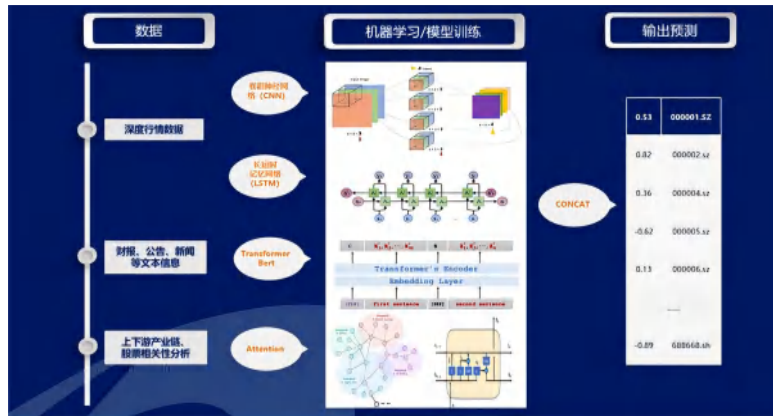
传统框架下的多因子模型是目前公募广泛使用的一套方法论，也是博道量化团队实盘最久的模型。整个架构设计主要以人脑挖掘信息为主，包括基本面相关因子的挖掘，以及挖掘完成后如何配权等。

- **因子库**：坚持基本面因子与量价因子并重。PRICE = EPS * PE，基于超额收益来源的底层逻辑，寻找对股票未来收益“排序情况”有预测能力的股票标签，目前已建立涵盖6大类共几百个因子组成的因子库，全面适应市场特征。
- **因子配权**：动态反转均衡，内部保持轮动。基本面因子和量化因子各有适应的市场环境，周期轮动中阶段性表现存在差异，但拉长时间来看，风格此消彼长，基于减小超额收益波动、避免配权损耗的考虑，选择均衡因子权重，追求可持续的超额收益。从业绩归因分析上看，两大类因子给产品的超额贡献大致均衡。



在 AI 领域，许多公募基金与卖方研究的探索主要集中在量价因子挖掘和因子合成两个维度，尚未突破传统研究范式的桎梏。博道量化团队较早也是将其应用于传统框架下的量价因子挖掘，经过前瞻性的研究和不断迭代，现已拓展到全流程框架。

目前业内对 AI 全流程框架尚未形成统一标准定义，杨梦在解释其所理解的 AI 全流程框架时明确表示，该体系的构建一定程度上是受到 2019 年幻方量化路演中对外披露的 AI 研究框架启发。AI 全流程方案的核心思路在于信息提取方式与传统框架不同，完全依赖 AI 算法，直接让 AI 模型面对真实世界的所有信息，每种类型的数据信息都需要用对应的适合和擅长处理的算法去提取，最终希望产生有意义的结果。“产生 idea 并不困难，无非是数据+model 的堆叠，然而要产生合理结果，要经过漫长的尝试。”杨梦解释，从第一个版本到目前为止，博道量化团队已经迭代了 100 多个版本。



风险提示：上图内容仅供参考，不构成任何投资建议及承诺。

关于两套模型在实盘中的配比，杨梦团队选择了两者均衡的做法，在她看来，人工智能方法论并不是必然优于传统研究框架。例如在面对 2024 年 2 月小市值股票流动性危机时，传统经验框架对市场运行规律的拟合度更高，因为这次冲击属于非常规外部冲击，反之，2024 年 9 月市场快速上涨行情中，AI 策略适应性则显著优于传统框架，因为这一轮源于市场内生性规律推动，AI 策略的适应性会更迅速。“虽然在不同框架下信息提取方式体现出差异化，但结果来看，最终超额收益的差距并不大，而且更多体现出互补性”。

本轮生成式 AI 的技术革命又将如何影响投研策略？杨梦分享了她与一位 AI 前沿的专家的交流，他很困惑表示自己很早就开始入行，同学和朋友陆续分批奔赴华尔街，前几代监督式学习场景中都获得了巨大成功。然而最新的生成式 AI 场景没有听到过成功案例。

杨梦认为，投资界与科学界还是有所不同。在科学界，高质量的输入决定了高质量的输出，科学领域的大模型通过通读顶尖的 paper，可以较快成为对应领域的“专家”角色，进而指导研究人员如何研究、研究哪个领域、如何思考和扩展。而在投资界，公开可以获得的文字等信息信噪比都较低，真正高质量的输入其实存在于各家买方团队和基金经理的操作记录中，而这些信息不会公开，也就是真正管用的 FLOW 都处于高度保密状态，很难成为大模型的原始训练素材。

而且，哪怕解决了信息问题，能够完整解析所有买方基金经理的操作模式并将其纳入投资决策框架，但股票市场的反身性特征依然构成难以克服的认知障碍，因为任何由人类参与的市场系统均呈现动态演变的非线性特征，当策略本身成为市场行为的组成部分时，其作用对象的运行规律已发生适应性改变。这种主客体交互作用导致的认知偏差，构成了投资领域区别于其他学科的本质特征。

“在科学界，真理是永恒存在的，我们要做的事情只是发现它，然而在投资界永恒存在的真理是模糊、抽象、理解千差万别的，所以投资界反而可能是 AI 最后才能攻克的领域之一。”

04 因子配权均衡：从轮动配权到均衡配权

博道基金量化策略的第二个特色是因子配权均衡。

在私募业务发展阶段，博道量化团队主要采用动量轮动加权策略进行投资组合构建。该策略通过对各类因子过去一段时间的表现评估，实施动态权重调整。作为当时量化多因子模型的主流实践范式，尽管该策略并非最优策略框架，但在 2019 年之前的私募实践中保持了一定的有效性。

然而随着机构投资者对市场定价权的阶段性巨幅跃升，市场的有效性发生了变化。“2019 年之后大类因子之间再也无法

和平共处，风格演绎越来越极致，导致价值、成长，动量和反转之间的割裂。”在这种情况下，博道原来的轮动模式就遇到了问题，并最终体现在 2020 年第四季度业绩中，这是杨梦公募实践以来遇到的第一个坎坷。

“我们所谓的坎坷的定义并非仅仅指超额回撤，而是与同行平均的差异性曲线遇到波动。核心原因是第四季度，价值和成长之间是巨幅切换轮动。我们意识到不能沿袭这种简单的动量轮动的方式。”之前杨梦一直有困惑，这种轮动的方式下，因子体系一旦发生变化，很多结论就会变掉，稳定性并不强。

杨梦坦言，到 2021 年下半年，当时正值中周期场景的切换，在第三季度的时候回看过去两年左右，动量类因子显著跑赢，导致当时有 80% 左右都在偏基本面动量的因子上，到 12 月份价值因子开始大幅上涨，这种模型带来的偏配的弊端一下子显露。

这两轮四季度的回撤使得杨梦开始系统地思考因子配权：“我到底想实现什么目的？我的做法能否实现我的目的？”

大类因子之间轮动是为了防范一段时间内大类因子失效。在她看来，2019 年以来的市场环境，通过非常简单地追动量方式已经无法确保能够赚取因子动能的钱，反而会因模型非常依赖时间参数，调长或者调短参数都会使得结果会面临一定的随机性。

“我后来发现不能这样思考这个问题，如果认为某大类因子失效，应该直接剔除它，而不是通过轮动体现短周期的风格轮回。”考虑清楚这个问题之后，杨梦就关闭了因子轮动，并重写了一个模块。将因子分成两级分类，一级分类是动量还是反转，二级往下再分类，最后在约束一级分类等权的情况下求解最终的因子配权。形成均衡配权，但是追求大类因子内部轮动的配权方式。

“无论哪种配权方式，我认为这纯粹是一种选择，可能并无优劣之分，我相信无论采用哪种方式，都无法保证一种方法一直占便宜或者一直吃亏。在一个完整的风格周期之后，所有收益和亏损都会逐渐平滑。从长周期角度来看，超额收益的差异性仍然来自底层大类因子的有效性，所以团队更多地把精力放在这个长期护城河上，而选择在因子配权端关掉可能的损耗和波动。”

05 风控均衡：“一切依据都要从模型和策略出发”

博道基金第三个特色是风控均衡。在 2024 年 2 月份之前，杨梦一直选择中等程度的风控参数，既非行业内最为严格的风险约束模式，亦非完全放任的宽松策略框架，而是通过动态平衡实现风险收益的优化配置。远航系列市值风格为 0.3，因为拟合基准有一定波动，为了留出冗余空间，所以比较低，标准指增的参数设置在 0.5，非标准指增追求弹性就设计在了 0.8。“我们原来选参数大致上是依据压力测试，历史上最惨的时刻挨个测一遍，选一个自己能接受的范围，就是这么一个原则，也很简单。”杨梦笑了起来。

经过 2024 年春节小市值风波，市场显然出现了新的压力测试场景。在重新进行压力测试以后，将所有产品的市值敞口控制标准统一降至 0.3 倍以内。杨梦特别指出，这一现象并非基于对大小市值风格机会的主观判断，而是在遵循同样一套参数选择的原则下，做出的应对。

研究团队曾进行过对比分析：在未经历极端风格演绎前，尽管量化模型已明确暴露市值风险敞口，且参数设置者完全知晓小市值因子大幅波动可能引发的冲击，但大部分的策略参数仍会选择维持既有配置。这种决策偏差本质上是人性的体现，具体表现为对策略调整的畏难心理——相较于重构因子体系所需的系统性工作，维持既有参数设置显然更符合认知省力原则。稍微放松风控参数就会形成超额业绩，收益波动也没有受到太大影响，但如果这些业绩想要以 Pure Alpha 含量更高的形式实现其实非常艰难，需要很大的迭代才能提升一点点。



而在市场经历极端波动时，投资团队往往会陷入深度自我怀疑并承受显著心理压力。基于过往经验教训，博道量化团队选择了主动规避任何可能导致策略失控的潜在风险。因此在 2024 年 2 月底，市场波动趋于平静以后，博道量化团队非常果断将所有产品的标准差市值敞口降至 0.3，从适中的风控参数选择，走向了适中偏紧的风控参数选择，“从研究角度分析，这是天然地让我们自己陷入更艰难的投研环境。”

许多人会问杨梦是否会再放开，杨梦坚定说道：“我们在更加艰难的场景下重新进行了一些探索，很快便找到了通过进一步提高底层模型预测能力来提升模型超额能力的路径，基本可以弥补因为风控参数收紧可能带来的超额损耗。事实证明，首先将自己置于艰难的环境中，反而更有利于激发团队研究的潜力，所以未来我们将始终坚持在适中偏紧的风控参数选择中”

风险提示：基金管理人承诺以诚实信用、勤勉尽责的原则管理和运用基金财产，但不保证基金一定盈利，也不保证最低收益。基金的过往业绩并不代表其将来表现，基金管理人管理的其他基金的业绩亦不构成对本基金业绩表现的保证，基金收益存在波动风险。投资有风险，基金管理人提醒投资者基金投资的“买者自负”原则，在做出投资决策后，基金运营状况与基金净值变化引致的投资风险，由投资者自行承担。敬请投资者认真阅读基金的基金合同、招募说明书、基金产品资料概要等相关法律文件，了解产品风险等级，做好风险测评，根据自身风险承受能力选择与之相匹配的风险等级产品。基金具体风险评级结果以销售机构提供的评级结果为准。

国金基金：深耕机器学习，力争构建平稳超额曲线

01 技术转型与策略奠基：从 IT 架构师到量化实战

作为国内早期将量化投资写入公司核心战略的公募基金，国金基金的量化之路始于差异化竞争。2011 年公司成立时，公募行业的竞争已十分激烈。国金将目光投向海外成熟的对冲基金模式，确立了“固收+量化”的双核驱动战略，旨在实现策略互补，力争为客户创造绝对收益。

2013 年国金基金开始搭建多个量化团队，汇集了学术派、实战派、海外背景人才，并在策略方向上保持多元化。2016 年公司开始成立专门的事业部，探索机器学习在投资中的应用。事业部制需要强大的平台支持，国金为此投入建设了投研系统和交易接口。在此背景下，拥有技术背景的姚加红也走上了量化投资之路。

姚加红最初负责构建“大 IT 平台”，但实践中遇到数据整合和灵活性挑战。他观察到过度追求因子数量可能导致随机性，转而更看重信号质量。基于对量化策略本质的深入思考，以及当时公司发展阶段的需要，姚加红在从事多年技术工作后，毅然转向策略研发。

对新技术的好奇心驱动他从零开始。2011-2013 年是其潜心研究的时期。人工智能是他深感兴趣的领域，经过钻研，他获得实盘机会，2015 年开始运用 MLP 模型进行趋势预测，并用 C++ 实现 MLP 推理过程，这套方法论曾在股指期货上取得了显著成效，验证了预测型策略的有效性。

2016 年起，姚加红开始管理自己的第一只专户产品新智能 1 号，产品成立至今，累计收益率将近 150%，年化 10% 左右。2019 年 4 月，国金与招行私行合作的中证 500 指增 1 号成立，产品成立至今收益率 195%，超额收益达到了 196% 的水平。业绩媲美头部量化私募（相关数据统计截至 2025.06.06）。

02 人工智能持续赋能：构建多标的、多周期的多策略框架

姚加红团队早在 2015 年，就开始用 GPU 训练 MLP 神经网络，并在股指期货高频实盘上成功应用。他表示：“其实我们在 2015 年就已经在股指期货上做 MLP 实盘，事后总结的话，团队的最大优势就是很早就开始用机器学习模型，而且也做得比较深，因为那个时候包括开源的代码和工具上不像现在这么充分，但需求又多，比如做股指期货，要先保证速度，就只能自己手动去敲 C++ 代码，从底层去实现 MLP，但当时都是靠团队自己去实现。2015 年团队开始购买显卡，用 GPU 做神经网络训练。所以说这些事情我们做得都很早，然后刚好又赶在这十几年里，是人工智能技术发展特别快，那我们也是有着不错的底子，又不停迭代，包括注意力机制、CNN、树模型等都是后续加上的，但底层一直都是机器学习。”

国金量化策略的核心在于构建一套底层统一的多标的、多周期的多策略框架：

统一的策略框架：国金量化策略当前有约几十个子模型，由选股、行业、风格三大类构成。风格和行业模型针对每一个风格和行业单独建模，预测风格因子、行业因子的未来收益。在策略运作过程中，针对每一个模型发出的预测信号，结合模型对应的预测周期汇总叠加。以上，便是多标的、多周期的多策略框架。

这套策略模型覆盖全市场所有个股，应用于不同的产品线（包含公募产品和专户产品），而非为不同的产品开发独立的



模型。姚加红在调研时曾提及：“我们的感觉是做了这么多年下来，尽量统一比较好，持续性也会更好一些。模型要是有效，那就应该对大市值股票有效，对小市值股票也是有效的。”

在超额收益的分解上，主要分为三个部分：风格因子收益预测、行业与热点收益预测、个股特异收益预测(Pure Alpha)。姚加红对于如何保持超额平稳性，也有自己的独到看法：“我们追求的是行业，风格，个股的超额收益要均衡。比如追求个股特异收益的同时也会追求风格行业收益；同时对于风格行业收益不会针对某一个行业或者风格固定的做多做空，都是基于模型预测结果去做一个有限制的暴露，对各部分收益追求均衡。另外就是针对时间区间做不同的短中长周期，针对不同的时间段，训练不同的模型。目标是三者的贡献相对均衡，理想状态各占 1/3，以增强策略的稳健性。”

基于不同的产品线，组合优化器也会根据其具体要求构建最终组合：比如公募的指增产品按照基金合同约定，指数成分内选股不能低于 80%，主动量化产品则无严格的成分内限制，但会对风格和行业偏离度进行约束。具体看，当前国金的公募主动量化产品标准差不超 ± 0.5 ，行业偏离度则是控制在 5%-10%；公募指增更为严格，标准差为 ± 0.3 ，行业偏离 3%。姚加红曾指出：“不同产品在满足约束条件的情况下，最大化预期收益并控制好跟踪误差/风险。”

相较传统的多因子策略框架，姚加红曾详细阐述过国金量化策略的差异化：“传统的多因子策略比较依赖不停挖单个阿尔法因子，甚至因子库的数量很庞大，动不动上亿个因子，可以按照最简单的规则选择出过去表现最好的一批得到完美的净值曲线；但是 you 从一亿个随机数中，也可以一样轻松选过去表现最好的得到一样的曲线，但你也知道它是不可持续的。所以以相当于挖因子的时候很讲究，但结果很难避免成为随机数的状态。所以我们也一直没用的这个方法，我们还是系统化去做，只是没有极端到端到端。”

需要指出的是，在国金的量化策略中，因子被称为“特征工程”，在输入加工时其实并不太关注因子的 Alpha 属性。在输出结果上，也没有像部分端到端模型那样追求直接输出组合仓位，而是不同子模型的预测收益叠加出的总体预期收益，对股票进行排序，再根据不同产品的具体约束，得到不同基准和限制条件下的投资组合。所以姚加红形容他们的做法是“接近于传统多因子及端到端策略之间的方法”。

不仅是追求超额收益来源的多元化，在风险体系的控制上，国金也进行了迭代升级：2024 年初，市场剧烈波动，全市场量化产品普遍经历了较大幅度的超额回撤。事后，国金也在波动中吸取了教训，对风格暴露、市值偏离、个股流动性限制等硬性约束进行了强化，显著降低了超额的波动率和组合最大回撤风险。具体看：

Alpha 模型升级：避免超额收益过度依赖某一两个因子，将更多因子纳入预测模型，使得收益来源更为分散，提升策略的平稳性。

约束风险敞口极值：明确限制风格因子的暴露范围，即使当市场出现剧烈波动时，紧急调仓不到位，也能保证组合风险基本可控。

加强个股流动性管理：设定个股持仓上限，从根本上降低对微盘股的暴露和流动性冲击风险。

明确产品定位和风险收益特征：主动量化产品：风控限制相对宽松，保持策略弹性以追求超额最大化；指增产品：实施更为严格的风控，确保跟踪误差和超额的平稳性。

03 未来畅想：持续关注新技术，进一步丰富产品线

近年来，人工智能的技术迭代和场景落地持续受到关注。对于这些新技术后续能否应用到量化投资场景中，姚加红表示，会在人才储备及 GPU 算力上进行持续投入。对于大语言模型(LLM)，当前在量化投资中的应用场景和成本效益仍需观察，但

保持关注。后续也会开发不同风险收益特征的产品（如红利低波、科技成长等），满足多元化的配置需求，但底层框架依旧保持机器学习的核心逻辑。

在大众眼中，量化作为“黑盒”策略，仿佛一直蒙着一层神秘的面纱。但对于量化超额收益的竞争力，姚加红反而认为是比较好进行评估的：“相关主观，我觉得量化的评价指标本身就更加暴力一些，直接看超额的稳定性和绝对值大小。比如看信息比率（超额的夏普比率），年化超额。”



国泰君安资管：当我们谈量化的时候，我们整整三小时在谈什么

国泰君安资管量化投资部总经理胡崇海（以下简称“国君资管”），自称社恐，刚一见面却手里提着专门提前给访谈组买的咖啡。整个聊天氛围轻快，倏尔就到 3 小时，成为历届白皮书访谈最长时长。

4 小时 14 分，这是胡崇海第一次跑马拉松的成绩，现在的他已连续多届在上海马拉松“破三”，达到国家专业二级运动员水准，每个月跑步 300 多公里。

持之以恒，不乱节奏，所有需要长期投入的事，都和马拉松别无二致，投资亦是如此，尤其是量化。“以时间换空间，没法单天暴涨 20 厘米，但 Alpha 集腋成裘，我们也不要神话量化也不要污名量化。”胡崇海说道。

节奏跑、重复跑、间歇跑，提升马拉松成绩有很多种方法；level2 数据、多策略、盘中实时计算，胡崇海也有自己量化三板斧，这条路径，明显和当前的公募基金量化路径迥然不同。

01 团队+产品：我们在如饥似渴地探索量化

国泰君安资管量化组里有 12 个小伙伴，分布在投资、研究、IT 和交易等环节，但这些琐碎杂事儿胡崇海并不假手于人，自己接路演、写 PPT、接访谈、见投资人，当然甚至包括买咖啡。

核心的目的是让团队保持研究的纯粹，12 个人，纯粹的技术派。“我们的定位是要好好做研究，而不是做业绩和产品。投研是量化最核心的部分，整个团队能不断探索自己的边界，需要在有限的资源做到最优。”

他笑着说道：“可能对很多机构来说会不可思议，我们有的校招新人刚满 3 年就提任基金经理，因为我们想让年轻人在这里有完整的职业生涯通道，不用当螺丝钉，不用做边角料活儿，当然如果能力可以，要我卸任他们提任都可以。”

带团队，做研究，他称整个团队对于信息、知识、投研、交易保持一种滚烫的“饥渴”，还未正式进入访谈，他就请华泰金工研究“莅临指导”，希望能专门探讨最新几个系列研报。

2021 年，国君资管获取公募牌照，在此之前胡崇海在公司一直管理量化专户和小集合等私募业务，所以打法也更偏私募风格。目前团队在管规模 150 亿，其中公募 90 亿，量化私募业务 60 亿，公募产品包括 500 指增、1000 指增、全市场选股、红利选股、双创量化选股。

500 指增于 2021 年末发行，被许多投资人定位为胡崇海开端之作。以其稳定的超额收益模型，逐步建立市场认知度，日益受到投资者关注。在中证 500 指增小试牛刀之后，胡崇海在 2022 年下半年发行了国泰君安中证 1000 指增。被投资人定位为更为平滑的超额曲线，虽然 1000 指数 Beta 近年走势较弱，但与 500 指增形成 Alpha 和 Beta 的互补，在量化的主赛道上进一步丰富了产品矩阵。

2022 年胡崇海又推出科技创新精选，一个以科创板+创业板为主要方向的量化选股基金。科创板在主营业务上、股价走势上都差异较大，围绕科创板股票，胡崇海加入如专利因子、研发投入等维度另类因子，使得模型对于这类股票的跟踪和分析更透彻、更及时。

300 指增方面，这并非传统量化擅长的选股，缘于票数少，且主动机构大量参与其中，定价效率颇高。2023 年 4 月，国君资管 300 指增成立，但被市场形容为有波幅无升幅，直到 2024 年胡崇海将因子构成调整为 40%基本面因子+60%量价因子

以及多策略体系，拓展不同的因子来捕捉超额开始渐受瞩目。

2024 年，中证红利指数受市场追捧，该指数在下行期间股票相对抗跌且具备高股息收益，具备防御属性。但中证红利指数仅有 100 只成分股的样本空间，直接在此基础上构建增强策略并非理想选择。同时传统红利增强策略通常聚焦于高股息率股票的筛选与刻画，其线性化逻辑框架易导致持股集中度偏高，进而引发超额收益波动率放大。所以胡崇海以中证红利指数为基准，将股票池的**成分股扩展至全市场**，**可以多至大几百个**，**叠加基本面因子+量价因子+实时交易**，对组合每日进行微调，使表现响应更为及时，放松跟踪误差约束，自由度和超额潜力也更大，凸显出相对有竞争力的表现。

■ 图表 国泰君安资管量化各产品线

产品	指数特征	特色
300 指数增强	成分股较少，且主动机构大量参与其中，定价效率颇高	60%基本面因子+40%量价因子，多策略严风控
500 指数增强	量化传统赛道	稳健型的 Alpha，多策略严风控
1000 指数增强	量化传统赛道	进取型的 Alpha，多策略严风控
双创指数增强	成分股主营业务上、股价走势上差异较大	加入如专利因子、研发投入等维度另类因子，量价为主
中证红利指数增强	相对抗跌且具备高股息收益，具备防御属性	成分股扩展至全市场，叠加基本面因子+量价因子+实时交易

02 策略迭代：从降频到多策略

“煎熬才能带来迭代。”这两年，胡崇海 PPT 中经常会用到这句话。

在他看来，唯有经历深度焦虑与彻夜难眠的煎熬，方能催生系统性升级的内在驱动力。若市场平稳运行，当策略表现稳健时，仅需遵循规范流程进行因子迭代即可。“但策略好好的仍然出现回撤，而回撤就是证明，市场老师出的题你考错了，但我们得知道，市场永远是对的。”

说到极端情况，胡崇海快速输出兴奋起来，但他又略带羞涩地说道：“迭代有点矫情，就是打补丁，这个市场在不断变化，每一年都有新情况、新的数据、新的参与群体。做好迭代、克服焦虑的唯一办法是多分析，找到规律、问题、原因，并且对其做出解释：回撤是由策略失效导致的还是模型没有适应导致的？市场发生了什么变化？我们是否有适应的模式？原本能适应的模式为什么不适应了？”

从私转公，国泰君安资管所做的第一次大型策略迭代就是降频。

2023 年，市场迎来一波低波行情，A 股市场整体处于低波行情中，最初国君资管将所管公募基金、私募基金维持着相同的 25 倍换手。“但我们发现在这种市场环境下，整个市场信号不断变化，每次交易信噪比和性价比都在不断降低时，相比其他公募基金所擅长的基本面打法，我们的换手没有任何优势，整个 Alpha 的厚度已经无法兑现，甚至形成独家劣势。”在高频交易策略未能实现预期收益后，胡崇海团队陷入深度自我怀疑，期间甚至面临市场策略高频交易行为是否单纯为母机构创造交易佣金的质疑。在此压力下，团队被迫进行策略重构，系统性降低交易频率。

当然降频并非想降就能降，简单地降低换手，如何保持降低换手的同时保持 Alpha，需要先找规律再找问题然后给予解释，涉及整个策略体系包括预测周期等等各个方面，团队一边摸索一边实施，整整花了 6 个月逐渐调整策略。

戴着镣铐跳舞，是公募基金量化面临的窘境。例如：**1.选股域天然决定了 Alpha 的厚度，但公募量化成分股约束带来了**



更窄的选股域；2.每一笔交易都要经历 100 个左右风控，还需要时刻考虑成本约束；3.甚至公募基金有一些禁买池，以避免追高接盘的隐含道德风险；4.同时更低的换手限制，使得各家机构聚焦低频策略。

胡崇海尝试在其中寻找到一种折中方案：与量化私募、传统老牌公募量化形成差异竞争，寻找中周期 Alpha。虽然降频，但仍然是使用的 level2 数据以及盘中实时交易，保留对市场的信息量吸收以及快速响应。

在保持自身核心竞争力的同时，国泰君安资管枕戈待旦，继续打磨迭代自己的三板斧：1.level2 高频数据及因子；2.走向多策略；3.盘中实时计算。

现在国泰君安资管已经形成 2000 多个因子，逻辑清晰的 5 大策略，单个大策略下又有 5~6 个子策略，每个策略都有不同的风险偏好和投资逻辑。例如部分子策略聚焦中长期逻辑主线，部分子策略捕捉 11 点早盘基本面信息，部分子策略则专注尾盘量价信号挖掘。在模型训练维度，既有采用深度神经网络模型的策略，也有基于传统机器学习算法的策略，不同策略间实施差异化数据输入与差异化训练周期。这种多维度的策略设计旨在通过策略多样性实现以下目标：**降低策略间相关性、增强市场环境适应性、构建策略失效防护机制**。“现在大类宽基指数 Alpha 的特性都不一样，需要根据其特征定制其 Alpha 策略、交易频率以及风险控制。”

“基本面和量价在日内分布并不一样，Alpha 也不是在一天之内均匀冒出来。”胡崇海举例，比如早上交易最活跃的前半小时，基本面的反应通常会好一些，公募基金也主要是在这个时间段进行交易，但流动性虽然好，但有股票高开，一定的概率向上冲击，更高的冲击成本并不利于交易。所以**国君资管量化只交易 11 点后市场**，即便换手率低、成交稀疏也没关系，由于已经经过一段时间的量价博弈，模型吸收了一部分的成交信息量以及估值变化，而越往后走量价的主导性会更强。所以国君资管早盘（11 点后）的策略会偏更多基本面，而下午量价权重会更高。

03 盘中实时计算：日内重估排序及关联度

从胡崇海举的例子当中，可以看到其多策略的一个**重要支撑就是盘中信号系统**，这也是国君资管在同行中有口皆碑的优势。

多数量化产品采用盘后计算、次日交易的模式，盘中信号顾名思义在盘中实时产生。以估值因子为例，日内的估值因子数据不会随着行情波动而变化。但**日内一只股票涨跌 20 个点，它的估值、横截面上的排序、股票之间关联度、网络结构的变化、风险模型都在变化，包括基准权重也会实时调整**，这些数据加入到模型和投资组合当中，可以实时生成信号，寻找更优的替代股票，实时交易，构建一个更精准的策略，更大程度地降低 Alpha 风格化的趋势，以适应不同的市场环境。“同一个信号怎么用得好是决定性因素，而不是说只一味想着去提高信号强度。”胡崇海解释道。

实时计算带来的究竟是 Alpha 强度还是稳定性？胡崇海坦诚主要是后者，策略并不注重日内的涨幅，但通过落袋为安提升夏普，能获得更高的确定性。

实时计算涉及许多细节，包括如何避免日内反向、大额申赎冲击等情况。

日内反向交易被列为异常交易行为之一，但日内交易通常涉及大量的买卖操作，频繁的交易可能会导致策略执行不当，尤其是在市场波动较大的情况下，容易出现反向。胡崇海对此“淡定”，他解释，每日换手 20% 的买入与卖出，当前 50 多个策略也就是 50 多个组合，确实可能会增加产生日内反向的概率，但每日换手只有 5%，反向概率就逐步降低。

其次，当前投资组合优化环节当前设置比较灵活，卖出的股票会进入禁买，在下一批自动加入，当日即使无法买到已经出售的股票（例如美的），但可以优化选择附近的股票进行操作（例如格力），以此寻找一个次优的解决方案。“**量化本身**

就是寻找模糊的准确性，公募禁止日内反向是硬约束，寻找次优解看起来有损耗，但其实最终整体结果也未必差太多，但没有组合优化，每日的买卖轧差就会越来越大，长期积累的跑冒滴漏就会失控。”

在大额申赎方面，国君资管从未择时，开盘就购买，但开盘如果通过现货购买就会给后续的调仓带来巨大的困扰，国君资管采取的方式是先购入期货多头，然后在尾盘逐渐换成现货的方式。

“同样都是 Alpha，但平稳的 Alpha、相对糟糕且波动很大的 Alpha、可复制的 Alpha 以及不可复制的 Alpha，四者之间有很大差别，我们通过这种交易来提升稳定性。”

如前所述，目前国君资管已经形成了 50 多个不同的策略和投资组合，涉及几十上百种约束，有的约束会计算得较慢，都要实时盘中实时计算，目前团队支持秒级别的方案，但胡崇海认为相关优化空间仍然很大。无论是组合优化层面，还是产品多策略之间的联合优化，或者跨期优化，包括神经网络领域，需要进行矩阵化计算，对于算力和算法都有较高要求。

04 市场：不要神话量化，模型的周期性远比想象更强

2023 年 9 月，胡崇海在招商银行内部进行过一次路演，开篇第一句话就是：“不要神话量化”。

彼时小盘股 Alpha、贝塔双击，量化策略普遍走势良好，产生了大量曝光。“小盘可以做出 Alpha 这不奇怪，甚至微盘 2000 指增 20% 的年化收益都不奇怪，量化 Alpha 就是以时间换空间，并非一天 20 个点，而是一点点累积最后得以熨平 Beta。”

胡崇海说道：小盘股没有信仰，大家无法把握其投资价值，因此才产生分歧和波动率，从而产生 Alpha。“我们甚至不知道是先有高波动再有 Alpha，还是先有 Alpha 再有高波动，但小盘股一跌就刹，再陷入流动性危机，如果加上杠杆危机来临时更会‘炸裂’。”所以量化只是资产配置中的一部分。一个市场很难同时兼具稳定的高 Beta 和高波动带来的 Alpha，在大盘股走强尤其是一九行情里，主观的定价能力以及最终业绩反而会胜过量化。

“模型的周期性往往比我们想象中更强，长周期来看其实都是均值回归。风格一吹就三年，要做爆款很容易，也许是一个好的量化策略探索，但是未必是一个很好的公募量化商业模式。”这些思考来源于胡崇海经历过很多极端的行情和环境。2014 年进入资管行业初期，胡崇海策略体系从设计中性对冲产品起步，锚定绝对收益目标。然而，固定基差成本导致产品竞争力受限，叠加基差与 Alpha 收益的双重波动风险，使得投资者在市场下行期更倾向于配置债券资产。这一经历促使胡崇海从职业生涯伊始便建立了严格的风格约束机制。后续在 2015、2016 年及 2024 年极端市场环境中反复出现的风险事件，进一步强化了其对市场周期性波动的风险控制意识。

胡崇海认为，市场不断脉冲式从一种极端走向另外一种极端，在周期中，每次风格切换都是对模型的考验，量化是否能控制极端因子的行情，量化需要做好准备。不管是成长和价值，不管是大票还是小票，升频与降频，还是风险追求 (Risk On) 或者风险回避 (Risk Off) 切换，抑或是全球对于中国资产配置的买入卖出，都在周期之中。而未来，是否真正具备策略韧性，抗回撤、抗击打能力将是量化团队的核心竞争能力。

万物皆周期，近处且看 2024 年 2 月、4 月、6 月、9 月，都在不断冲击着量化人的神经。

2 月是胡崇海从业以来最煎熬的时期之一，即便 1 月份他已经发现市场有三天非常极端，对市场保持了高度警惕，但后续禁止净卖出操作使得损失迅速拉大。“这与 2016 年的熔断相似，一个月下跌二十几个点，非常痛苦，无法调整。所以平时对于风险需要有所敬畏，可能一次性冲击就会被市场击溃。”

在他看来，2 月是市场的极端演绎，但实际上每次风格切换周期重现时，都需要策略有所调整。过去三年从红利低波到动量走强然后在年底阶段性失效，价值风格好了三年，很多股票 PE 达到历史高点。“如果有行情应该也要轮动到成长了，



当价值走强时，市场偏理性的，很多基本面都能定价。而回到成长，成长强调故事与梦想，刻画成长最好的方式又变成量价。”

而即便同样都是成长，也会有不同的故事。包括这一波成长也并非“真成长”，成长因子没有起来，但是成长的 Beta 起来了。（编者注：即便某些公司的基本面（成长因子）并没有显著改善。在这种情况下，即使公司没有实质性增长，投资者仍可能因为市场整体风险偏好上升而推动这些股票的价格上涨，形成“成长的 Beta”）

胡崇海认为，A 股的 Alpha 看起来很容易做，但是已经形成周期，个人投资者主导市场，投资市场环境都是间歇性的，非理性繁荣时有发生，但周期性恰巧是 Alpha 不喜欢的，从业者需要慢慢接受 Alpha 在时间和空间上的非线性分布，而且 Alpha 的非线性特征可能会越来越强的事实。

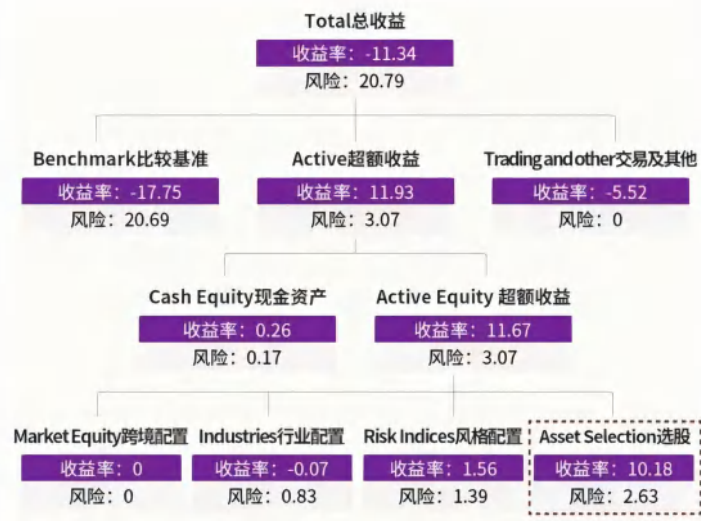
胡崇海认为，未来市场极端可能还会经常发生，每年都可能遭遇看似十年一遇的行情，黑天鹅总是比想象中多，“市场总会均值回归，在回归时风格暴露怎样都会挨一刀。公募基金申赎非常方便，浪了一波之后，投资人会立即剁手赎回，甚至出现一致性赎回动作，如何挣到的钱就会如何亏损回去，如果真的能具备风格择时，不如做主观产品。”

而且在胡崇海看来，这样的极端行情高发，核心在于量化同质化程度越来越重，方法论已经逐渐走向统一，不管是 level2 高频数据及因子的使用、人工智能甚至端到端都逐渐进入了各类机构的工具箱，市场疯狂内卷一旦遭遇强烈外力干扰，例如 2024 年 2 月雪球及基差问题，各家会出现一致性动作和资方的统一赎回，各种行为交叉在一起形成连锁反应和共振，放大了影响。“十几倍标准差是什么概念？我们可能终其一生都不会遇到，但是实际出现的概率远比我们想象地高，风格稍微暴露多一点就会导致回撤非常夸张，2023 年 IM4 个涨停板简直是量化特别是对冲管理人的噩梦。”

国君资管通过历史回溯发现，基本面和高频三七开的配比能带来较好的结果，也能在不同的市场阶段发挥各自优势。比如 2022 年是比较适合基本面量化的，到了 2023 年高频量化又更加有效。在不同的市场环境下，线性和非线性指标呈现的价值不同，但不变的是，一个不断迭代的量化模型才能维持稳健的 Alpha 能力。尤其是未来如果在成交缩量 and 低波的市场环境下，量化如何生根发展是面临的难题。

胡崇海时常有很多思考与感慨，例如为什么现在的风控体系大多数是所有 Barra 风险因子控在 0.2 倍标准差？在他看来，因为很多量化机构风控体系都是在市场各种极端行情的捶打下慢慢完善的，0.2 倍标准差的风险约束遭遇十几甚至几十倍标准差事件时依然难以招架，市场会在低波情况下突然爆发高波，反之亦然。2007 年美国量化崩溃（meltdown）的时候，很多机构直接消亡，在此环境下想要安全地存活下去必须做好风控，这些都是经过历史教育得出的结论。成长和价值、大盘和小盘都有周期，量化需要降低对某大类因子/风险的偏好。所以，**目前国泰君安资管的在因子进入模型训练时就已经将行业 Beta、市值、流动性、波动率、动量和反转等因子进行了中性化**，“我们这样做不一定正确，也并不一定讨巧，只是长期坚持了。”

“因为模型许多时候是回看三年，但近两年都是低波，如何能适应环境，就需要 Pure Alpha，换句话说，即使非常困难的 300 或者越来越困难的 500，在风格控制得很严格的情况下，即使控到 0.1 倍标准差，甚至 300 指数增强里面维持各类风格中性是否还有可持续的 Alpha，这是要不断审视的。”9 月是对量化的一次大型冲击，那冲击缓和之后，量化是否能在下次冲击到来之时做得更好，或者在危机中不至于倒下。有机构拆解过胡崇海的收益来源，从 Barra 业绩归因看，**国君中证 500 指增 A 这个产品的超额收益几乎全部来自选股，并非通过行业偏离或者风格偏离实现收益。在 2022 年费前 11.93% 的超额收益中，行业配置贡献度为 -7bp，风险暴露带来的回报率为 1.56%，Pure Alpha 贡献了 10.18%，也就是绝大多数的超额收益。**



量化机构没必要参与风格暴露，其中公募基金显得尤其没动机，胡崇海“不能接受每年将指增做成指减，这是我们的底线。”

他解释因为市场定位上，公募基金是普惠产品，有非常公平、便捷的购买渠道、较低的起购门槛、几乎永续存在的产品，基于此，量化公募基金收益的凸性当然重要，但更重要的是对于超额收益波动有更严格的自我要求，才能对公众有所交代。

“即便不宣传，很多亲朋好友都买了，而且有的人甚至可能是拿了养老金来买基金，如果亏得多了实在是不好意思呀。”胡崇海笑了起来。

商业模式上，公募基金只提取管理费用，不提业绩报酬，如果没有可持续的 Alpha，规模再大业绩一旦不达预期也会迅速缩水，所以还不如老老实实做好业绩，追求稳中求胜。相比量化私募需要旗舰产品经常崭露头角，才能被市场看到，公募只要做出业绩都会有各类渠道展示，即便有的投资者只看年度排名和绝对收益，不看最大回撤、信息比率等指标，但是酒香一定不用担心巷子深。有人每日关注净值与超额，也有人追求长期收益率，有人偏好业绩的进攻性，也有人喜欢超额的复制性，但只要十年如一日地精耕细作，在市场当中做出特色，让每只基金具备配置价值，始终是我们追求的目标，国君资管量化团队最希望通过不断努力逐渐获得长线资金的认可，与时间做朋友。



华泰柏瑞：基本面量化的一锚双翼

华泰柏瑞的量化团队传承深厚。2012 年，在巴克莱全球投资担任过基金经理的田汉卿加入公司，从零开始，系统性地打造了华泰柏瑞如今的量化投研平台，建立了经历周期考验的实力量化投资团队，并以基本面量化为核心，逐步展开，拓展能力圈，经过多年发展，华泰柏瑞的量化投资团队已经形成一锚双翼多策略的投研平台。

2025 年 4 月底，经过近 13 年的团队建设和投研平台打磨，华泰柏瑞量化投研团队成功完成带头人交接。由第一天即加入团队，之后 10 多年一直担任量化投资部门总监的盛豪接棒，继续带领华泰柏瑞量化投资团队稳打稳扎，不断深入研究，进行模型迭代，在 AI 迅速发展的大环境下，探索新的投资方法和投资策略。

本报告在采访田汉卿和盛豪两位量化团队负责人的基础上形成。

01 以基本面量化为锚

以巴克莱全球投资为代表的基本面量化投资的发展历程，经历了从财务报表分析（1985 年）、投资者情绪研究（20 世纪 90 年代）、盈利质量挖掘（1995 年后）、资金流向解读（2000 年后）、宏观分析融入（2005 年）、非结构化数据探索（2010 年前后）到人工智能/机器学习应用（2010 年后）的演进。（资料来源：《中国资产管理市场 2023-2024》贝莱德）

2013 年开始直到 2017 年四季度，这种投资模式在国内一度风靡整个行业，无论公募还是私募的基本面量化策略均受到市场的追捧，这一阶段中，华泰柏瑞旗下的多只基本面量化产品都是当年市场中备受关注的公募基金。

2017 年 10 月开始，市场呈现极端结构化特征，只有少数行业的少数股票能大幅跑赢市场，私募量化领域基本面量化投资策略的管理规模开始缩水，以日间量价以及日内回转等技术面指标为主的量化投资策略开始兴起。而公募量化基金则受到反向交易等限制，加之其优势领域主要为基本面量化投资，仍坚持在该领域深耕，成为资本市场一道不一样的风景，别有天地。

华泰柏瑞量化团队认为，从长期视角来看，短期量价因子所能承载的资金容量有限，资金之间的竞争很快会稀释 alpha。公募基金作为一种永续且开放的产品，其根本使命，是努力为投资人提供长期稳健的资产配置工具。鉴于此，公募基金并不适合将投资的根基建立在短期量价策略之上。在短期策略赛道上，若海外顶尖机构凭借雄厚的资本和深厚的技术积累入场，竞争会更加白热化，短期策略的 alpha 将越发稀薄。而基本面研究高度依赖对本土市场、政策、产业生态及企业文化的深刻理解，这正是海外机构“异地作战”时的天然短板。因此，在这一领域，凭借本土优势，国内量化投研团队能够有底气在基本面量化投资策略上与任何外来竞争者抗衡，甚至占据更为有利的位置。

在华泰柏瑞，将基本面融入量化策略，不仅是一种因子加工的方法，更类似于一种“沉浸式”基本面信息暴露。

“公司究竟值不值这么多钱，短期可以乱炒，但是最终会回归基本面，所以基本面量化投资是有锚的。二级市场最终会发挥资源配置的功能，给出合理定价。”在华泰柏瑞，量化投资部门与权益研究部门紧密配合，彼此实时沟通、交流。一旦产生基于基本面的投资逻辑构想，即可立即将其转化为编程代码，融入量化模型之中。每周量化团队投研人员都会与主动基本面研究团队共同会议，包括每日晨会、研究部周会和每两个月召开一次的投决会，以及共享主动研究部门的所有研究成果，包括推荐的金股和重点股。

华泰柏瑞的量化投资团队紧跟股票市场基本面，包括个股、行业和宏观层面。投研人员经常与券商的研究员交流沟通。

“我们不只是一要听卖方研究员的结论，而更是要听结论背后的投资逻辑，这些逻辑中站得住脚的，经过实证研究，最后都可以变成量化投资的因子。”团队还将6个基金经理进行分工，各自重点关注一些行业，确保所有行业都有量化团队成员覆盖，以此补充当时的量化模型可能没有考虑到的投资信息和投资逻辑。每周二下午，量化基金经理之间还会一起交流，根据行业情况分享新内容。在团队看来：“基本面量化投资不能没有基本面投资经验，这与技术面量化不同，无法纯靠数学建模，好的基本面量化基金经理要在脱离模型的情况下也能做到行业平均水平。”

驱动股票市场股价的因素，除了上市公司的基本面，投资人行为也至关重要。不同投资期限（股票平均持有期限），投资人行为的影响力是不同的。越是短期，投资人行为相对于基本面的影响力越强。“对于市场的跟踪，你不能聪明太多，只能聪明半步，否则乱拳打死老师傅。”华泰柏瑞基本面量化的视角里，可以将市场信息拆解为3个部分：一是噪音，二是主题、热点，三是因子。噪音的市场影响比较短期，对于投资期限在3-6个月的基本面量化投资策略而言，可以忽略。主题热点部分，影响时间较长，如判断还将持续，应当适当控制对它的暴露。而因子可分为alpha因子与风险因子，alpha因子中长期有超额收益，风险因子虽然同样长期影响股票价格，但其超额收益最终会均值回归为零，需要对其做中性化处理。

团队认为，无论采用何种投资方法，投资活动归根结底都是基于信息的交易行为。促成这种交易的动因是每个人掌握的信息不同，对于未来市场价格走势的判断不同，所以量化需要关注的是驱动市场的信息。信息可以分为：过去、未来以及当下的信息：过去信息，可以包括报表披露、数据披露、新闻等等；我们认为的未来信息主要为卖方研究员的预测判断信息；而现在信息则可以是资金流信息，它反映的是机构、散户决策交易行为。把以上所有驱动力进行聚合，找出未反映在定价中的alpha信息，可以构建量化投资的因子模型。“因为这个市场并非基本面预测很好就能够赚钱，市场上有些投资人不按照套路出牌，对股价进行炒作，与基本面逻辑可能是背离的，而此时则需要理性处理。”所以这也就是团队所认为的：“对于市场的研判，你不能聪明太多，有时只能聪明半步，提前两步有可能乱拳打死老师傅。”

在基本面量化投资领域中，基本面投资演绎到极致的就是窄基赛道，例如上证50指增。

目前华泰柏瑞量化投资共有指数增强、MaxAlpha、量化对冲三个投资赛道，其中指数增强覆盖上证50、沪深300、中证500、1000、2000以及创业板指及科创板指等主要指数。“主动投资优势在基本面研究，一个基本面研究团队高品质覆盖300-500只股票就很好了。如果要跟随2000只股票就非人力所能及。而量化投资擅长的是覆盖股票的宽度（决策数量），因此在宽基指数增强上更有优势。窄基指增宽度下降，跟踪偏离不能太大，还要争取足够稳定的超额，就必须提升IC，所以单靠量化模型是不能满足要求的。”盛豪讲到，一开始公司提出做上证50指数增强，团队曾十分犹豫，认为这是主观所长。后来团队中一位经济学专业出身的基金经理，对纯基本面也很感兴趣，于是开始试水。

“上证50成分股归到具体某一行业可能只有1只或者2-3只股票，历史统计规律有效性不强。”盛豪讲到，所以华泰柏瑞的方法是先将股票池扩充，提高模型的宽度。由于此时模型有效性可能还是不够强，所以还需要与主观团队更多深入沟通绑定，通过基金经理跟踪每一只指数成分股，剔除可能有问题的股票，降低风险，提升Alpha。

整个经济发展都在数据化的过程中，团队认为，未来捕捉数据的手段越来越多，所以可以在基本面量化上探索更多维度，包括我们已经研究的行业轮动，正在研究的宏观量化，甚至包括个股的基本面分析等。大语言模型给量化研究打开了一扇新的窗户，从数据收集到数据分析，使量化模型可以把更多的定性分析量化。



02 以短周期、另类数据为翼

华泰柏瑞在基本面量化基础上增加了两个侧翼：短周期模型+结合 AI 的另类数据。

华泰柏瑞量化团队认为，虽然高频交易在 A 股市场受限（没有个股的 T+0 交易），但持有期在几天至几周的短期投资是完全可以实现的，而且可以为股票市场提供流动性。2018 年开始，华泰柏瑞量化团队在不断精进中长期基本面量化模型的基础上，不断丰富侧翼，加大了对短期模型的开发，借助机器学习等前沿技术工具，搭建了专属的自然语言处理系统（NLP），从结构化数据拓展到大量另类数据处理，大大拓展了数据处理边界能力。

证券市场的规律是，持仓周期越短、交易频率越高的投资策略越需要依靠技术面信息，反之，中长期低频的定价主要由基本面信息驱动。

经过深入分析，华泰柏瑞最后把短期策略的换手周期定位在了周度。周度在高频和中低频之间，高频高换手策略拥挤度高，获取超额收益的难度大，对于策略迭代、交易速度等方面的要求显著增加。相较而言，周度换手的策略有不错的超额空间。这个中间点股价表现既会受到公司基本面信息变化的影响（如事件等），也会受到投资者交易行为的影响，需要的是技术面和基本面相融合的能力，所以华泰柏瑞的短期模型选择以技术面为主导，以基本面信息为辅，叠加事件驱动因子。

相较于基本面分析的成熟体系，短期模型需要从 0 到开始搭建，需要打磨很多细节。因此，华泰柏瑞出于谨慎考量，模型研发完成后，先在自有资金和种子资金上运作，又经过了数年持续打磨，才在面对个人投资者的公募基金产品上运用。“例如在股票池的处理上，新开发的短期模型曾经损失过一些超额收益，原因就是变为 ST 的股票没有迅速做剔除处理，而基本面量化模型所有的小毛刺都已经在长期的投资磨炼中处理得很干净。”盛豪说道。

在华泰柏瑞量化团队看来，影响资本市场定价的信息，除了结构化数据以外，还有大量的非结构化信息，或者称为另类数据。为了用量化的方法加工非结构化信息，华泰柏瑞量化团队早在 2018 年就开始布局自然语言处理（NLP）系统，对公告、研究报告、新闻舆情、专利等海量文本数据进行系统性的分析，致力于从“字里行间”发现被市场忽略的有价值的信息。当谷歌于 2018 年 10 月发布革命性的 BERT 模型，华泰柏瑞迅速跟进，基于此架构进行了深度的研究和调整，成功研发并打磨出参数达一亿级别的中文金融文本处理模型，并将其高效应用于投资策略、风险管理与舆情监控等领域。2022 年末，ChatGPT 惊艳问世，生成式大语言模型（LLM）开启了 AI 的新纪元，并由此引发了全球 NLP 技术的爆发式发展。华泰柏瑞再次快速反应，积极探索并利用这些前沿工具，在公司内部完成了多个大语言模型的本地化部署，将海量的非结构化信息转化为驱动投资决策的信息，部分成果已在实际投资组合中发挥作用。除了上述的自建信息处理能力，华泰柏瑞也持续积极外拓数据的边界。

当前，在华泰柏瑞，AI 与机器学习也已经被应用到多个不同的领域，包括数据收集，数据处理，因子构建，因子融合等等。

针对不同的基准指数，华泰柏瑞采取分域建模。“不同业绩基准的投资策略，对应不同的股票池。不同股票背后博弈的参与者交易行为不同，这就是我们为什么要分域建模。”盛豪介绍，目前华泰柏瑞的因子层面都是共享的，因为每个因子实际上就是一个投资逻辑，但不同域的效果可能并不完全相同，华泰柏瑞会根据不同域中每个因子的长期表现，决定因子权重，比如在中证 1000、2000 指增中会应用更多短期因子。

“中证 1000 是一个分水岭，在此之前例如沪深 300、中证 500 指增，基本面量化模型和短期模型都可以，但到 1000、2000 指增的时候就会面临基本面数据覆盖度不足的问题。”盛豪解释，基本面方面的“未来信息”主要通过卖方分析师的报告来

获取。而对于中证 1000，卖方研究的覆盖率并不高，大约不超过 2/3。中证 2000 的覆盖率则更低，仅有一半左右。当覆盖率较低时，因子的信息率自然会下降。所以在中证 2000 指增上，选用短期模型，1000 指增上则是两种模型都可以使用。

“我们构建一锚双翼的体系，既要让主锚稳固，也要使侧翼有效。”盛豪进一步阐述道，“因此，我们也会密切关注市场上各类策略的表现，特别是以短周期见长的私募量化，这既是检验自身能力的方式，也是了解投资者的关切。对于公募和私募量化，市场一直有很多讨论。”

他认为，在量价方面，量化私募前期可能领先半步，在研究、算力等方面投入更早一些。但从核心能力看，总体差距目前已经快速收敛，优秀的公募量化策略同样富有竞争力，尤其是考虑费后的全景超额收益时。早些年量化私募主要有短周期日内量价、T0 策略和打新等方式，叠加中小微盘股价反弹的 beta 机会，确实获得了较高的阶段性收益。但随着市场有效性提升和策略容量的逐渐饱和，这类策略的超额收益正逐步回归常态。在观察市场时，如果只聚焦于每年表现最顶尖的个案，可能带来幸存者偏差，参考投资策略的行业 median 业绩或许能得到对于该策略更加公允的认知。

比如盛豪观察发现，2024 年前 9 个月在短期量化模型方面，公募量化和百亿私募量化策略的 Alpha 中位数相差无几，而 2024 年全年的业绩在业绩报酬提成之后两者到手收益率也同样相差无几，并且私募量化管理人的超额收益差别会很大。不同的收益背后是不同的风险暴露，部分高换手策略在追求极致超额的同时，承担了更大的风险，也伴随着更大的回撤波动和更显著的业绩分化。

从这个角度来看，公募量化和私募量化的主要区别在投资策略上，公募量化侧重基本面量化，而当前的私募量化以短期量化模型为主。同类量化策略相比的话，比如均在短期量化模型上，公募量化与私募量化差别并不大，甚至在 2024 年前 9 个月公募的短期模型有阶段性优势。

对于未来盛豪判断认为，近几年受低频宏观因素的影响，基本面因子尤其是估值因子的表现受到抑制，短期量价模型的 Alpha 更高一些，但投资策略的表现均呈现一定的周期性，长期来看投资策略的表现终会回归。年化单边换手率 20 多倍的量化投资策略容量是有限的，私募量化加上公募量化，总体资金容量已经几乎达峰。由于投资策略容量受限，alpha 自然会被摊薄，这使得未来基本面量化模型的表现可能会更优一些。

03 风控 区分主题与风格轮动

对于基本面量化最容易被诟病的超额波动较大的话题，华泰柏瑞量化团队的理念在于关注因子信息比率而非单一 Alpha，同时避免“赌因子动量”陷阱，区分出噪音、主题与因子，从而审慎管理风险暴露。

“我们尽量寻找正超额因子，但没有任何一个因子的超额收益能够持续线性上升，波动在所难免。”控制波动首先要控制风险，所以要把多个因子结合起来使用从而降低波动性。对华泰柏瑞量化团队而言并非单个因子的 Alpha 越高越好，而是关注因子加入后是否能提高整个 alpha 模型的信息比率。（注：信息比率是用来衡量风险调整后的 alpha）“有时候投资者经常会忘记使用多因子的理由，认为单因子也可以、择时也可以，反而犯一些初级的错误。”盛豪指出。

华泰柏瑞对于风险的暴露认知并不局限于风控环节，在策略底层构建以及市场认知层面也有深入考量。

从策略端来看，短期模型、AI 模型需要警戒风险。盛豪指出，模型迭代通常采用滚动时间窗口（如持续更新为“最近两年”数据），需要不断学习新的时间窗口投资人的行为，迭代旧的时间窗口。例如训练过去两年，过了一个月，就会更新查看最近的两年。这个行为本质上是因子动量，即短期哪些因素表现好，策略就会给予更多权重。其本质是赋予近期表现好的因子更高权重，即“因子动量”。这种机制在顺境中会形成“自加强”循环：策略表现好→吸引资金流入→推动相关资产价



格上涨->策略表现更好。然而，当策略容量触及上限或 Alpha 衰减时，循环将迅速逆转为“自减弱”：资金赎回->被迫卖出->价格下跌->策略表现恶化。“因此，追逐因子轮动短期内可能提升收益，但也会显著放大潜在回撤幅度。”盛豪总结道。

如前所述，华泰柏瑞量化投资团队将市场信息解构为三类：噪音（短期无序波动）、主题/热点（中期趋势）和因子（长期有效驱动）。团队策略是：

严格中性化风险因子：对无长期 Alpha 贡献、仅带来波动的风险因子进行严格对冲控制。“有些因子从长期来看的表现是‘上蹿下跳’的，并没有 Alpha。”盛豪讲到，华泰柏瑞的解决方案是严格市值中性化处理：例如剥离市值风险因子影响后，模型可独立筛选大盘、中盘、小盘中的优质成长股。

2023 年小市值风格演绎到极致时，华泰柏瑞承受了来自投资人的压力。“有的同行规模因此激增”、“你们策略太稳了，我喜欢高锐度（波动大）的产品”等声音不绝于耳。团队理解机构投资人有基于年度考核的现实考量，但也清醒地认识到：“这些诉求的潜台词是投资者自信能精准择时退出。但市场转向往往快于预期，绝大多数人在转向到来时根本来不及赎回。”因此，团队顶住压力，坚持不对小市值因子进行暴露，不将长期风险控制置于短期规模扩张之上。

审慎管理主题暴露：华泰柏瑞会对每个主题进行单独审查，对持续时间较长的主题（如曾持续走强的“光模块”），团队采取独特的风控手段——控制“负暴露”。“我们绝不追高，但会将原有的低配（负暴露）调整为中性配置（标配），精确主题择时是很难的，这样在主题回调时争取不会有实质性损失。”量化投资团队负责人盛豪解释道。他同时透露，过去此操作依赖人工判断，目前正在探索利用 AI 模型进行主题识别与暴露管理的自动化。

长期视角评估因子：团队坚持至少观察因子 5-10 年的长期表现，同时分析其近 2 年的趋势，以此为基础进行更均衡的因子赋权。即使在因子阶段性失效时，也不会仓促大幅削减其权重，而是留出研究窗口分析原因，避免因市场短期波动而过度反应。盛豪表示，正是这种审慎的暴露管理，使华泰柏瑞量化产品在市场剧烈波动期通常能较好平滑风险，争取保持较为稳定的 Alpha 表现，力争避免了业绩大起大落。

在团队看来，2024 年 A 股市场经历了两轮显著波动：2 月的小盘股大跌行情与 9 月的大盘大涨行情。其实这两轮波动并不相同，9 月下旬市场整体抬升后，流动性泛滥催生对“垃圾股”、概念股的炒作。这类标的普遍具有“三无”特征：无机构持仓、无盈利支撑、无基本面逻辑，基本面模型较难追踪到这部分个股。“从投资本质看，这种行情不可持续，最终必然均值回归。”盛豪强调。因此华泰柏瑞选择坚守策略不做激进调整：

团队通过主题风控机制缓冲冲击：对热点主题中的龙头股进行标配处理，避免在极端行情中低配带来的反向伤害。盛豪表示。这一策略在 2024 年 11-12 月验证成效：中证 2000 指增产品 Alpha 显著回升，部分归功于前期对主题暴露的精准控制。

04 探索海外 知兴替明得失

2024 年底，华泰柏瑞基金在境外设立子公司的申请获证监会批复，立意积极“出海”，探索全球化投资路径，为全球投资者提供多元化、便利化的投资渠道。量化人不断以国际市场为镜，知兴替明得失，尝试探索未来的发展路径。

国际上基本面量化领域的代表为 BGI 和 AQR，2017 年境外的基本面量化进入大热阶段。“那个时候在华尔街，如果不谈因子投资，感觉就不是投资圈的人，除了因子投资，采用单因子的 smartbeta 策略，也受到大量机构投资者追捧。”但大热之后，基本面因子中的估值因子曾一度失效，由少量头部上市公司驱动市场，大型上市公司例如“FAANG”股票推动指数上涨，投资风潮又转向基本面。“那个时期，木头姐的基金有多猛，分散投资的人就有多惨，所以我们认为合理的投资策略没有好坏之分，只有周期之分，只是处于周期的不同阶段。”盛豪分析道。

2017 年之后，美国量化普遍提高了换手率，增加了短期信号的权重，A 股也基本沿袭了相同的路径。但华泰柏瑞坚持了原来的策略，在申赎量不是很多的情况下，甚至主动降低策略换手率。“遇到逆风时如何处理？我们不会盲目行动，跟在别人后面跑永远跑不赢，走自己的路就好。”盛豪阐述团队的策略定力。

如今，华泰柏瑞设立香港子公司，决意参与更多国际化竞争，为国内投资人提供海外 beta 配置工具，并在能力范围内的市场争取收获 alpha 收益。

团队分析，当前国内公募基金出海方兴未艾，要高质量地覆盖境内外不同市场中大量上市公司的基本面很困难。相较而言，量化只要有充足的数据，无论是结构化数据还是另类数据，都可以通过处理数据产生策略，即便远离本土也可投资作战，更具优势。

05 量化产品 有所为有所不为

在公募量化混合型基金中，成立时间满 10 年，而且期间每一年都可以战胜业绩基准的只有两只产品，分别是华泰柏瑞量化先行混合和华泰柏瑞量化优选混合。求稳，是华泰柏瑞量化的标签，也是其管理产品的标签。在访谈过程中，编写组与投研团队就各类新兴产品的看法进行了交流。但有所为有所不为，是华泰柏瑞量化投资团队始终坚持的。（数据来源：基金定期报告，2015 年至 2024 年，基金的过往业绩并不预示其未来表现，基金管理人管理的其他基金的业绩并不构成基金业绩表现的保证，完整业绩备注详见文末）

“如果一个产品，投资人比较难以理解其真实风险的话，我们是不去做。”“比如说，我们知道市场缺乏杠杆类产品，但是历史上的分级基金绝大部分投资人无法理解其真正的风险，很容易亏钱，所以我们选择不做。我们希望做的产品是长期都有其生命力的——可以给投资人争取长期收益的。”

在长期主义的理念下，华泰柏瑞量化投资团队致力于打造可以给投资人创造价值的产品，努力创造长期较为稳定的超额收益，旗下产品的长期业绩不斐，超额收益最大回撤也长期控制较优，在过去十年中累计给投资人创造了 40 多亿元的基金利润。（数据来源：基金定期报告，基于所有公募基金 2015 年至 2024 年基金年报披露的基金净利润的统计，其中主动量化基金样本采用 Wind 基金分类中的指数增强基金和主动量化基金合并统计）

备注：华泰柏瑞量化先行混合 A 成立于 20100622，自 2018 年 1 月 27 日起业绩比较基准由原“沪深 300 指数×80%+上证国债指数×20%”变更为“中证 500 指数收益率×95%+银行活期存款利率×5%”，2015 年-2024 年收益依次为 69.15%、-0.71%、19.22%、-25.57%、31.03%、27.29%、18.82%、-14.70%、-3.33%、7.94%，同期业绩比较基准为 6.98%、-8.16%、17.32%、-29.45%、25.09%、19.94%、14.83%、-19.30%、-7.01%、5.40%。历任基金经理：田汉卿（20150318-20250428）、盛豪（20210917 至今）。华泰柏瑞量化先行混合 C 设立于 20200928，2021-2024 年收益依次为 17.59%、-15.33%、-4.10%、7.07%，业绩比较基准收益同 A 类。历任基金经理：田汉卿（20200928-20250428）、盛豪（20210917 至今）。华泰柏瑞量化优选混合成立于 20141217，2015-2024 年每年收益依次为 34.94%、2.65%、24.37%、-22.28%、36.20%、29.58%、3.57%、-16.25%、-7.21%、14.41%，业绩比较基准为：95%*沪深 300 指数收益率+5%*银行活期存款利率(税后)，同期收益依次为 5.70%、-10.63%、20.63%、-24.12%、34.14%、25.86%、-4.85%、-20.58%、-10.79%、14.04%。历任基金经理：田汉卿（20141217-20200713）、盛豪（20151013 至今）、雷文渊（20220805 至今）、竺涵宇（20241111 至今）。以上数据来自基金定期报告。



风险提示：基金有风险，投资需谨慎。如需购买相关基金产品，请您关注投资者适当性管理相关规定，提前做好风险测评，并根据您自身的风险承受能力购买与之相匹配的风险等级的基金产品。基金的过往业绩并不预示其未来表现，基金管理人管理的其他基金的业绩并不构成基金业绩表现的保证。基金投资需注意投资风险，请仔细阅读基金合同、基金招募说明书及产品资料概要等法律文件，了解基金的具体情况。

景顺长城：ETF 不是一个刻板业务

2024 年，中国 ETF 市场迎来爆发式增长，规模从 8000 亿突破 2 万亿，为投资者提供了便捷的投资工具。A500 等产品的发行更一度掀起市场热潮。然而，短期内的激烈竞争也使得行业陷入内卷，甚至引发市场对指数表征及定价效率的讨论。众多参与者深度投入却未能充分获利。回归 ETF 的工具、被动、产品本质，出路何在？若创新是突破内卷的关键，方向又在哪儿？

01 叩问时代洪流 3 年规模超 14 倍增长

· ETF 属于舶来品。全球首只 ETF 于 1993 年在美国发行。2004 年，中国第一支 ETF 出现。20 年来，市场格局、规模数量、市场受众度、市场份额都有非常快速的发展。

做好 ETF 需要把脉时代，景顺长城绕过路，也踩过坑。回顾 20 年 ETF，景顺长城将其梳理为三个阶段。

1.0 阶段（2004-2014）：表征市场走势。此阶段机构聚焦于寻找合适标的指数并实现有效跟踪。上证 50、沪深 300 等宽基 ETF 应运而生。市场参与者较少，产品成功更依赖指数本身的长期收益和对市场走势及中国经济的表征能力。同指数下多只 ETF 罕见，机构重在获取优质标的指数，以此打开市场空间。当标的指数产生超额收益且契合市场风格轮动时，更容易获得份额。

2.0 阶段（2014-2020）：行业主题盛行。基金公司对 ETF 业务重视度提升。同时，A 股投资者风险偏好较高，市场长期呈现结构性行情，不同环境下总有部分风格或行业主题表现突出，市场对行业主题类 ETF 的需求激增。基金公司通过发行有色金属、新能源等行业主题 ETF 捕捉机会，规模快速上升。行业逐步构建起从产品设计、营销推广到投资管理的完整链条，为 2019-2020 年 ETF 发行潮奠定了基础。景顺长城于 2013 年发展 ETF 业务，初期从宽基、Smart Beta 入手，与市场需求错配，进展并不顺利。

3.0 阶段（2022 至今）：宽基回归主导。沪深 300、A500、创业板指、科创 50 等宽基指数重获市场焦点，规模持续扩张。2024 年行业规模突破 2 万亿，竞争白热化，基金公司普遍采取自上而下战略，投入空前，由公司领导牵头，多部门紧密协作。ETF 与投顾融合、ETF 轮动策略等形成产业链闭环。2021 年底，景顺长城重整旗鼓时，主要赛道已被领先者占据，破局成为最大难题。

“同质化竞争导致已有产品胜算不大，当时市面上已经有 20 个沪深 300ETF，相同的产品、费率和跟踪误差对于投资者而言高度雷同。他们更需要一个更加高效的被动解决方案，Beta 的升级。”市场会给予最好的答案，景顺长城这次围绕市场需求，重新打出了两张牌：“国际化”“特色化”。三年时间，实现了 ETF 规模超 14 倍的增长，重新在国内 ETF 领域占据了一席之地。（数据来源：Wind，截至 2025/5/31）

02 叩问特色赋权 从纳指科技与红利低波说起

“ETF 是规模生意，规模上升后边际成本会降低，最终达到边际成本趋于 0 的业务。”“美国 ETF 市场 CR3 和 CR10 份额分别高达 73%和 83%（数据来源：ETFDB），而 2023 年底中国 A 股非货 ETF 的 CR3 和 CR10 分别为 48.4%和 81.2%（数据来



源：iFind,截至 2024/12/31)。海外巨头在边际成本极低时能展开激烈价格战，中小公司难以在成熟产品线上竞争，被迫转向特色化路径，如以主动 ETF 闻名的 Dimensional、深耕杠杆 ETF 的 ProShares 等，通过细分领域创新建立优势，形成有序竞争生态。

2023-2024 年，美国 ETF 创新聚焦于在 ETF 中嵌入更复杂结构，包括针对单资产、单公司或单类资产的多空、杠杆等设计，例如做多特斯拉同时做空福特的 ETF，为投资者提供表达特定观点的工具。

相比之下，国内中小基金公司往往只能发行同质化产品，导致份额向头部集中，市场结构失衡。而市场营销、人员工资、系统采购、跟踪指数授权费等涉及一系列成本，需要规模达到几十亿才能实现盈亏平衡，这使得中小公司需达到规模平衡点并建立品牌认知，方能实现稳定现金流。

景顺长城在特色化上深入探索。为便于投教，公司构建了“ETF 动物园”概念，如谐音“那只柯基”的纳指科技，象征沉稳的红利低波水豚（卡皮巴拉）。公司强调：“ETF 是工具，理解客户需求比做工具本身更重要。”

纳指科技的优化升级：2021 年，景顺长城计划引入母公司成功的纳斯达克 100 指数 ETF，但国内市场已有 10 只同类产品且头部规模巨大。

所以景顺长城选择在次指数上进行优化。公司转而分析中国投资美股科技股的客户画像和交易行为，发现投资者核心需求是纯粹的“美股科技”，而纳斯达克 100 作为市值加权指数包含百事可乐、星巴克等消费股，科技“暴露不纯”。鉴于纳斯达克 100 过去十年收益主要来自硬科技，景顺长城向指数公司建议剔除非科技成分股，最终推出了“纳指科技”。这一差异化升级被证明是成功的，其规模和受欢迎程度体现了差异化对中小公司的必要性。

纳指科技的加权巧思：标准指数常采用等权，但景顺长城向指数公司建议为纳指科技选择市值加权。其逻辑在于科技行业强者恒强，市值加权更契合；而产业初期赛道（如创新药）则更适合等权。此外，在纳指科技设计初期，并非完全遵循指数原始权重。团队基于对“Beta 升级”的思考，认为若投资者追求科技增长，对于当时涨幅领先的英伟达，应将其权重上限设定为法规允许的 15%（而非原始市值加权的 9.8%或简单设为 10%），以便投资者充分捕捉其后续潜力。这一调整基于系统性研究、归因分析和科技产业基本面判断。

红利低波 100 赋权方式更为特别，该指数采用股息率/波动率加权，并在二级行业设置权重限制。其核心逻辑在于满足投资者对高股息（降低投资久期）和低波动（波动具有粘性）的双重需求。结合两者能在风险加大时控制回撤，上涨时借助股息迅速恢复，震荡市中获得稳定股息。针对某些分红多但波动大的周期行业，指数通过筛选波动率并加权，精准匹配客户需求。其优异表现使之成为全市场近两年表现最佳的红利低波指数之一，规模从初始 8000 万峰值时接近百亿。（数据来源 Wind，截至 2025/5/31）

红利低波，谜底在谜面。“很多市场投资者都想要红利低波策略，核心希望通过高股息率降低投资久期，波动率具有粘性，低波很难短时间变成高波，因此我们将两者结合，在风险加大时回撤控制得更好，在上涨时由于股息加持，可以迅速恢复。在震荡市时也可以获得既定的较高股息。由于某些周期行业的分红较多，但波动较大，因此景顺长城选择再次筛选波动率并加权，精准匹配客户对红利低波的需求。”

红利低波本质是 Smart Beta 策略。理解其收益来源（股息率因子贡献 vs. Beta 收益）需要专业的产品策略设计视角，而非简单数值拆分。因子构建需通过历史回测验证其显著性和在多周期环境下的持续有效性，因子不稳定可能导致策略失效，这是基金管理人研究的重点。

时点的选择也是关键，时间窗口需要聚焦于人迹罕至之时。纳指科技与全球芯片 LOF 等均发行于市场低迷期。虽然前期

规模小、盈利难，管理费可能难以覆盖指数管理和授权成本，但从长期看，有效策略终将吸引资金流入，形成可持续发展潜力。

“ETF 自诞生起就与交易紧密相关，反映了投资者对投资弹性的需求。”景顺长城表示，未来将继续深化特色化道路：一是引入多资产（如黄金、跨境资产、REITs 等，探索其他上市公司资产融入 ETF 生态链的新形式）；二是引入多数据、多因子（如在指数编制中纳入分析师预期数据，更有效排除股息率骤降风险；探索现金流因子等新兴因子在国内的应用）。

指数本身具有分散化、降低波动的特性。底层资产的拓展至关重要。除了黄金、跨境资产外，像 reits 这类资产，未来可能会融入 ETF 生态链。同时其他上市公司的资产能否以新的形式进入 ETF 生态链，成为推动行业发展的重要力量。

多策略方面，从数据运用层面来看，股票指数编制过程中基本未纳入分析师预期数据，盈利数据和基本面数据主要来源于已发布的财务报告。以股息率指标为例，当前对上市公司股息率的考量多基于历史数据，而引入预期数据后，能更有效地排除股息率可能大幅下降的上市公司带来的潜在风险。

此外，新兴的投资因子融入指数编制也将为指数发展注入新活力。例如，现金流因子相关产品在美国市场已发展成熟且具备一定规模。在国内市场，此类产品未来有望成为 ETF 领域的新兴力量。

对因子的认知本身也可体现指数编制方面，当前 ETF 同样存在优化空间。以成长价值策略指数为例，目前成长指数和价值指数的编制方式较为简单，价值指数通常依据市净率（Pb）、市盈率（PE）等指标选取估值较低的上市公司；成长指数则选择历史盈利增速最高、估值较高的公司。

然而，编制方法与实际价值投资理念存在诸多相悖之处。例如在价值投资中，多数主动型基金经理遵循的重要原则是选择低估值的优质公司，但因为若公司基本面不佳，每股收益（EPS）持续下滑，即便估值便宜，也容易陷入价值陷阱。因此，应先筛选出优质公司，再从其中选取低估值的标的，更贴合价值投资理念。

03 叩问国际布局：创业板 50ETF 出海实践

国际化是双向的。景顺长城在引进纳斯达克科技、标普消费等优质资产的同时，也致力于将中国优质资产推向世界。

目前 MSCI 全球指数中中国权重与其经济地位尚不完全匹配，且近年 A 股震荡导致海外资金阶段性流出。然而，中国资产估值处于低位，安全边际高。2023 年底至 2024 年初，头部科技企业盈利预期显现强烈反转信号。

依托母公司境外生产能力和对优秀 A 股工具的需求，景顺长城展开中外联动。2024 年 6 月 18 日，在创业板 50 指数发布十周年暨中爱建交 45 周年之际，景顺在爱尔兰等欧洲五大交易所成功挂牌欧洲首只创业板 50ETF。

国际化进程面临语言、法规、市场环境、投资者情绪、客户认知等多重挑战。该项目历时一年多，协调境内外 30 多家机构、超 100 位工作人员，召开 160 余次会议，文件修改逾 200 次。经过不懈努力，最终指数编制修改、法律文书和产品申请获得了欧盟监管机构的许可，并顺利拿到上市批准，按时在指数发布十周年和中爱建交 45 周年这一重要时刻完成了挂牌和交叉上市。ETF 上市后，景顺集团随即在欧洲和中东地区面向主要客户推广了创业板 50 指数，并于 2024 年 10 月联合深交所完成了对海外机构投资者的集中拜访。

在这个过程中，从选址考量、适配需求以及海外布局策略都体现出景顺的深思熟虑。

选址考量：欧洲主要基金集散地为卢森堡（适用欧洲法，文件用德/法语）和爱尔兰（适用英国法，文件用英语）。创 50ETF 主要面向英伦三岛、欧盟平台及中东客户（主要使用英语），且契合中国与中东国家及“一带一路”合作重点，故选择爱尔兰上市（上市后可覆盖欧盟全境）。



适配海外需求：为促进 ETF 国际化，需针对海外市场特点调整。A 股高波动性对海外投资者构成挑战。可考虑对指数进行降波处理。此外，海外投资者更关注上市公司盈利能力和长期持有获取盈利增长，而非估值波动。在现阶段，编制指数时可增加盈利考量指标，使产品更易被接受。

渐进式策略：实现国际化需循序渐进。投资者对 A 股配置价值的认知需要时间，市场自身也需完善。景顺长城建议从香港起步——其国际化环境便利，若获得本地及在港国际投资者认可，有助于提升知名度。作为中国特别行政区，在香港开展业务和推广也相对便利。立足香港后，可逐步拓展至亚洲（东南亚、日本），再进军欧美市场。

04 叩问行业嬗变 正在形成的生态圈与未来图景

ETF 无疑是很好的产品形式，但国内 ETF 用 1 年的时间走过了海外十多年的发展道路，但欲速则不达，近年来行业内部的过度竞争导致全行业参与主体普遍面临盈利困境的讨论持续升温。

在海外，被动投资超越主动管理是渐进过程（2023 年中美国被动规模首超主动）。而国内 ETF 被动管理规模虽已超越主动，但 A 股尚未达到定价完全公允、超额收益消失的阶段。被动投资成为最优配置选择的前提，是主动管理已将超额收益充分挖掘。尽管如此，当前格局仍有积极意义：促使市场更充分认识 ETF 优势，提升投资者使用意识，推动市场成熟。

交易在 A 股 ETF 发展中始终占据重要地位，是其区别于海外市场的显著特征，行业主题 ETF 的兴起即是体现。但交易型投资者易亏损。市场普遍认为，构建投顾 ETF 组合和完善生态圈，是提升投资者盈利水平、实现市场良性循环的关键。

这个生态圈包含指数公司、公募基金、券商、流动性服务商（做市商）及长期配置者。管理人的本职是做好产品，并在流动性上投入资金和对手盘资源。做市商需要更好的交易策略和清晰对手盘管理，在客户大量交易需求时，能及时场内申赎、控制折溢价、降低客户交易成本。交易端已衍生出申赎套利、T0 等策略。

1. 申赎套利：当二级市场价格高于净值时，机构在一级市场申购并在二级市场卖出获利（如申购价 1 元，卖出价 1.01 元）。
2. 跨境套利挑战：涉及不同市场开市时间和资金交收效率，需管理参数、市场判断和对冲策略以降低不确定性。

3. T0 及配置策略：T0 利用底仓高频交易捕捉瞬时价差；配置策略在长期持有的同时捕捉申赎/日内机会。

另外，金融机构（基金、券商）向投资者提供定投、网格交易、单产品择时等策略工具。其中公募管理人因深度参与指数研发，对其参数和因子有效性认知更强，能更高效地为投资者提供策略。

ETF 具备费率低、持仓透明、资金效率高、可实时参与一二级市场等优势。但也有观点认为其定价效率存在问题，主要体现在：

指数编制：可能纳入质量欠佳或表征性不强的股票，偏离投资目标。但指数本身具有新陈代谢能力（如标普 500 成分股随产业变迁更迭）。若指数存在缺陷，市场资金会流向更具定价效率的 ETF。

流动性：部分 ETF 流动性差，增加投资者交易成本。全球 ETF 数量庞大（2023 年底美国近 4000 只，欧洲超 2000 只），流动性不足普遍存在。这要求基金公司投入流动性生态建设（配套系统、做市商、衍生品对冲工具等），帮助投资者更有效地发现价格。

2023 年底上证 50 指数权重调整纳入寒武纪引发关注，套利行为导致 ETF 溢价高达 3%-5%，造成指数剧烈波动和巨量成交。部分投资者认为问题核心在于指数纳入机制。对比标普指数（编制方法综合考量市值并保留自由裁量权，避免纳入泡沫股和随意调整优质股权重，因而产生超额收益并吸引基金付费挂靠），上证 50 编制规则相对简单，易被套利资金利用，可能

无法真实反映经济，损害投资者利益。未来需警惕指数准入门槛附近的庄股活动和蓝筹股被挤出风险，有观点建议短期可增加主动投资以规避被动指数风险。

景顺长城的观点认为，ETF 一级市场（实时净值）和二级市场（交易价格）在有效市场中应贴合。但当个股或市场有效性降低时（如个股涨停导致无法买入，投资者转而买入 ETF 推高溢价），价格会出现偏离。这种短期内存在的定价效率缺陷，是监管和管理人持续致力优化的方向。极端事件会推升交易成本，但从长期看，这种波动也能反映市场情绪。基金管理人期望通过增强流动性使交易价格贴合净值，让投资者能以最低成本获取指数。在溢价过高时，公司会发布风险提示并配合监管采取停牌等措施。ETF 作为一篮子投资，其黑天鹅风险远低于个股。最终，市场会回归理性，成交价格将较好反映实时净值。

ETF 道阻且长，非一日之功。景顺长城在此过程中，由于 A 股市场的独特性，需要从工具和策略上深入探索符合本土市场的经验。

工具（投顾融合）：海外宽基长牛经验（如基于标普 500 的组合策略）难以直接应用于高波动、大幅回撤的 A 股。国内组合构建需考虑为投资者择时，适配其需求。因此，多产品组合发展慢于单产品策略。定投、网格交易、单产品择时等更受欢迎。探索 A 股特色的 ETF 投顾融合，实现投资者盈利，需经历漫长的本土化实践。国内投顾行业尚处于初期，可借鉴的成熟经验有限。

细节（策略适配）：A 股特点要求在构建 ETF 生态时关注细节。以美国成熟的核心卫星策略（核心配标普 500+行业风格轮动）为例，在 A 股应用面临挑战（如中证 500 回撤可达 15%-20%）。需本土化调整，例如在市场低位（如上证 2800/2900 点以下）构建核心仓位提高安全性，再辅以行业轮动增厚收益。这类细节探索是未来行业各方需重点研究的方向。



九坤投资：何不再问 科学投资

作为行业先行者，九坤从第一天起，就将自己定位为一家以科技为内核的公司，旗帜鲜明地践行“科学投资”理念。

“科”听起来正确而乏味，“技”却总是更吸引眼球。

行至中盘，深水竞渡。那些最基础的问题，反而最接近本质，也越容易被忽略：科学投资的底层方法论究竟是什么？方法论创新和技术迭代如何协同？科学投资的长期竞争力如何构建？带着这些问题，我们与九坤面对面，再问“科学投资”。

01 回归本质：在数据与直觉中寻找“抗脆弱性”

2012 年是九坤科学投资之路的起点，彼时中国金融市场对量化投资概念仍然陌生。这一年，清华大学“姚班”博士王琛和毕业于北大数院的姚齐聪带着来自华尔街的量化经验，联合创办九坤投资，用数学模型和算法捕捉市场中的非理性，提升定价效率。

科学首先意味着对无知的坦诚，思辨是科学投资本质的内核。九坤投资市场研究负责人郭泓辰坦言，我们从不预设自己掌握真理，而是用数据不断证伪假设。19 世纪末，当牛顿力学与电磁学矛盾凸显时，洛伦兹等数学家试图用复杂公式修补漏洞，最终爱因斯坦凭借相对论的提出重构了物理体系。在他看来，这一理念贯穿九坤的策略构建。科学投资比拼的不只是算力或模型复杂度，更是一套不断提升认知的系统性方法论，这也是过去大家容易忽略的部分。量化通过分析数据，一开始往往是小数据的科学分析，总结初始的规律，提出假设，然后计算和验证，在过程中引入新的信息并不断迭代。很多代科学技术的发展，比如人工智能，都是基于这套思维体系。

而高质量先验认知，将缩短这个过程，甚至避免从一开始就在错的方向上用力过猛。

这在九坤投资的投研体系中有非常具体的体现：我们不能只依赖数据，而要在长期过程中形成对数据的动态直觉，让先验认知逐渐贴近市场真相。虽然市场参与者的注意力机制在日常决策中具备优势，然而在投资场景下却可能阻碍人过度关注眼前信息，忽视长期规律；人们偏爱验证自身观点的证据，回避反向信号。

02 方法论是内功，技术是引擎

方法论创新和技术迭代是一对翅膀的两翼。虽然是否引入计算机程序化交易、是否融合 AI，本身不能定义量化，但离开了极致的技术迭代，在当前技术重塑千行百业的语境下，科学投资难以翱翔。

AI 的发展拓展了量化的能力边界，提升了整体的投研效率和执行效率，并使得传统方法难以切入的问题得到启发和解决。在技术布局这件事情上，九坤既是先行者，更是实战派。

自 2019 年左右，九坤在深度融合 AI 的条件下，基于较大规模的实盘资金，提升投资结果。AI 团队成员来自顶尖院校、互联网及科技公司、科研院所，技术储备兼具广度和深度。2020 年起，九坤先后围绕算法、数据和算力等方面，建立了内部实验室。其中，Ubiquant AI Lab 当前重点的方向是开放协作的推动垂域大模型的研发，加速 AI 在其他重要应用领域的落地。

值得注意的是，科研与量化的内核虽然相同，但是金融市场的数据在快速增加，且信噪比很低，这与其他科学实验场景又有很大的区别。近年来，九坤围绕量化投资这一独具特点的场景和其所面对复杂的金融生态系统，在多个细分方面的技术难点上攻坚，致力于开发符合行业需求、匹配自身投资体系的 AI 解决方案，包括但不限于行业模型开发、金融数据知识图谱、数据治理、硬件潜能挖掘、组合优化器、可解释性研究等等，从而在实际场景中实现更加严丝合缝的应用结果。这种务实导向使得九坤的技术投入始终与资管业务形成闭环。这里面既有纯技术探索，也有需求驱动型创新。

2025 年 2 月，有科技媒体关注到一篇由 Ubiquant AI Lab、微软亚洲研究院和其他独立研究人员共同撰写的一篇学术文章，主要是关于全面深入的类 R1 强化学习模型训练动态过程分析。5 月下旬，团队又低调地发表了一篇关于单样本熵最小化（One-shot Entropy Minimization）的论文，为大语言模型后训练提供了一种比传统强化学习更高效简洁的思路。

机械化采矿取代了铁锄，但矿产位置如大海捞针，仍需结合经验缩小查找范围。AI 模型可快速总结市场规律，最终仍需研究员结合市场认知判断其经济意义。这让九坤的策略迭代既避免过拟合陷阱，又防止陷入数据沼泽。

只有人，才能形成直觉、认知，了解如何使用数据，从而实现创新。人才无疑是完成九坤科学投资方法论最不可或缺的拼图。

■ 图表 单样本熵最小化（One-shot Entropy Minimization）



■ 图表 类 R1 强化学习模型训练动态过程分析



03 人才：慢培养+硬协作 科学创新没有捷径

2023-2024 年，国内量化竞争格局几乎重塑。这种新的格局，对普通管理人而言意味着从单维到多维的竞争，但对九坤而言，其所在的头部生态位决定了其战略视角必须更前置一些：在行业发展的多轮曲线中，九坤一次又一次地成为“无人区”最新的探路者之一。

“创新无法被规划，人才密度可以对抗创新的不确定性。”截至 2025 年，九坤已经建立起国内规模领先的团队，投研和



技术人员的质量和数量稳步提升，人员背景逐步靠拢国际量化巨头的配置。

“优秀”是追随者的目标，但只是创新者的起点。在高质量人才选拔的基础上，九坤还有自己独特的人才品味。郭泓辰引用科学家杨振宁的观点：“每个人在每个时刻都有一些直觉，这些直觉多半是正确的，可是也有一些需要修正，需要加入一些新的观念，变成新的较正确的直觉。”优秀的量化研究者能够在数学严谨性与直觉之间找到精妙的平衡，这是量化人才筛选过程中注重“洞察力”“科学素养”以及“问题构建能力”的原因所在。

早期量化行业的策略开发如同挖矿竞赛，研究员比拼的是从海量数据中批量挖掘因子的效率。如果一个研究员开发 100 个策略只有 1 个有效，而顶尖研究员能做到 10 个策略中 1 个有效，这就是生产力的代际差距。

这种能力无法速成，九坤采取自主培养。许多机构更倾向来即可用的成熟人才，然而九坤认为，自主培养能确保方法论的一致性。

九坤近年来设立过揽月计划、梧桐计划、雁栖计划等多项特色人才培养计划，连续 8 年举办 Ubiquant Challenge 赛事，是国内量化首个自主的竞赛 IP，吸引了海内外的量化新星，共吸引了来自清华、北大、麻省理工、斯坦福、卡内基梅隆大学等众多国内外顶尖高校超过 6000 多支队伍报名参赛。另外，2022 年还曾在 kaggle 举办量化竞赛，该竞赛曾在 2023 年被华泰金工引用研究，引起业界讨论。

系列竞赛具有极高的竞争性与淘汰率，拔得头筹的选手可以获得加入九坤的机会。“尽管竞赛中涌现的策略思路并不足以管理人所，但重要的是我们发掘到了具备科学素养的人才，也为行业新星提供了成长和交流的机会。”九坤为人才设定了一套成长体系，大概三年左右时间，一名优中选优的应届毕业生才能成为独当一面的策略研究员。

人与技术的协同确保低相关的新因子持续涌入，而兑现这种低相关性的，是科学的人才组织方法——策略开发需要自由探索，落地则必须依赖工程化、标准化流程。九坤有多个投研小组，每个研究组如同独立实验室，既需要在特定领域深入钻研，又可以与其他团队共享底层基础设施。同时，还建立了中央优化机制，负责策略聚合、评估与二次优化。由于不同的市场各自具有其特点和相应的市场结构，同一个因子或投资逻辑在不同市场的场景下可能因风控约束、市场交易规则和综合特征等因素而表现各异。上述体系有利于适应最真实的市场现状。

04 策略：追求 Pure Alpha 的长期主义者

亲历中国资本市场 13 年，九坤积累了海量的历史数据和完整的实战经验，也形成了自身独特的处世哲学。

“我们不仅衡 Smart Beta，只考虑 Pure Alpha。”郭泓辰斩钉截铁：长期主义是除科学投资外另一个烙印在九坤基因里的理念，“阶段性的困难在于短期的排名稍逊，但从长期的角度解决困难背后的本质才能标本兼治、固本培元。”九坤认为长期主义的定调能够鼓励团队成员对策略最本质的东西进行研究。

“可以想想为什么美股长期收益很高，但主流的配置方法中几乎从不会去全仓美股？Beta 本身存在赢家诅咒，当市场都蜂拥而至时，Beta 就会出问题。”在九坤的价值坐标系里，最深的护城河往往藏在“不做什么”的选择中：不做风格漂移的产品，不追风口型技术，不赚认知范围之外的钱。“Pure Alpha 是最核心的东西，我们不应该把时间浪费再去研究其他。”例如，九坤的多空策略中虽存在择时仓位调节机制，但其本质是风险管理的工具而非阿尔法来源。其风险敞口调整更像是精密的温度调节装置，而非押注市场情绪的赌局。

在九坤看来，这并不比主观判断更保守，反而对科学投资的坚决贯彻。后续的事实证明，在 2024 年几次特殊行情期间，

九坤的整体策略运行依然保持稳定，长期超额收益韧性凸显。

九坤相信，所能挖掘到 Alpha 的来源越多，对各种市场的抵抗力就越强，受到各种风险因素的干扰就越小，长期的稳定性就更有保证，这套逻辑闭环是驱动九坤对 Pure Alpha 极致追求的重要原因。

“当然，整个市场是非常多样化的，大家有不同的超额来源。但在规模以上的管理人来说，需要更深入地考虑可持续性。”这种理念在 2024 年得到验证——证监会发布的《程序化交易管理细则》对高频交易征收额外费用，导致依赖 Tick 级数据的机构策略容量骤降 30%。而九坤早在几年前就将年化换手率严格控制，目前平均在 50-75 倍。凡此种种“提前半步”的克制，使其在政策变化中保持策略稳定性。

另一方面，九坤在资管上“有所为”的部分也沿袭了这种长期主义和科学投资的思路。例如，2023 年 8 月，九坤率先对标华证 A 股科技创新 1000 指数推出相关产品，被认为有望以金融的方式支持国家重点支持的创新领域。而在直销上，九坤开放丰富的产品策略线，“我们能根据需求评估提供个性化的产品策略，并将客户的长期投资目标和风险偏好作为出发点进行配置。”——凡此种种，都是九坤对长期主义的深刻践行。

05 启示录：面向未来 构建韧性

当量化行业管理规模突破万亿门槛时，其角色已从“市场跟随者”转变为“结构共建者”之一。对于风险的控制关乎机构自身，关乎行业也关乎整个市场。

“尾部事件之所以叫尾部，就是因为是超出数学预期以外，所以最重要的还是敬畏市场。”2024 年 2 月极端风波同样带给了九坤深刻的审思。“当市场处于剧烈波动时，参与者往往难以判断短期震荡与长期范式转换的界限。这种不确定性促使机构持续优化风控体系。”近年，九坤不断夯实风控模型，迭代为数学上更连续、可动态调整的精细化调整模块。

对极端风险的防御能力，是系统工程，不仅体现在投资决策层面，更仿佛捶打着底层基础设施的韧性。在风险预演层面，九坤建立了多重防御机制，包括但不限于对尾部风险进行建模，形成不同维度的风险预算，当行业风格分化、流动性以及波动率突变时科学测算策略冲击程度等等。基础设施方面则设有“云平台+灾备机房”，确保极端情况下交易系统稳定运行，风控部门也会通过情景模拟测试不同市场冲击。

对于量化行业的未来，九坤的展望带着冷峻的清醒。“超额收益的衰减不是危机，而是行业成熟的标志。”当被问到九坤未来的前进方向时，郭泓辰笑了笑，“这是一个哲学问题。”九坤是在做投资的过程中不仅专注投资本身，而是一直在培育其所依托的科学土壤，不断获得“资管能力提升→科技投入加大→资管效益增强”的正向循环反馈，成就了现在九坤的行业地位。郭泓辰坦言：“谁也不知道 50 年后这个行业会变成什么样，但拥抱科技，拥抱科学，将是我们长期坚持的事情。”



龙旗：起念不执念，守正亦出奇

“从 2011 年回国创业开始，我们一路经历了量化投资在中国从萌芽阶段走向百花齐放的十多年。”在访谈中，龙旗私募创始人朱晓康说道。

作为国内最早一批专注量化投资的私募基金管理人之一，龙旗的成长轨迹几乎贯穿了中国量化投资的发展史。从最初的基本面量化起步，到后来的量价模型突破，再到策略多元化、择时建模、人工智能探索，龙旗始终保持着持续进化的姿态。

这家老牌量化机构的核心竞争力，不仅体现在业绩曲线的韧性，更体现在面向未来的组织架构、策略理念与文化机制的深度积累。

01 从头出发的勇气与重构突破的决心

朱晓康早年供职于巴克莱全球投资部和贝莱德科学主动股票投资部，拥有丰富的全球量化投资经验。2011 年，他选择回国创办龙旗，成为最早一批布局国内市场的量化基金管理人之一。朱晓康进入市场已经有 20 多年，2008 年金融危机、2015 年股灾、2022 年疫情风暴、2024 年小盘股危机——他都在业务第一线亲历并应对。

“极端行情改变了很多东西，但也锤炼了真正的能力。”朱晓康回忆，2015 年的夏天，是中国量化投资的第一次分水岭。那年下半年股指期货交易受限，直接打断了量化行业的初始节奏。龙旗当时已达到 80 亿管理规模，却也不得不主动退还资金，重启策略方向。“当时我们管理规模可能是国内行业最大的之一，”朱晓康回忆道，“但交易被锁死，基差成本最高时达到惊人的 50% 以上。”这意味着，若坚持做市场中性策略，先要覆盖 50% 的亏损，再叠加保证金限制，策略实际已无法运行。

“当时只有市场中性产品，不像今天有大量指增策略。资金退回不是权衡，是唯一选择”。他坦言，在那个时间节点，所谓“先发优势”在高压监管下几乎被清零。“活下来需要两个条件：第一是不能有执念，意味着敢于否定自己；第二是持续创新，这才是穿越困境的根本。”

这种面对冲击的理性判断，是龙旗的核心气质之一——不执着于一时对错，而是持续寻找长期稳健的路径。

更深远的影响是，整个行业进入了长达三年半的“冷冻期”（约 2015 年下半年到 2018 年底）。“从股指期货的隔夜持仓量上，可以明显看到这一趋势，直到 2019 年才逐渐开始恢复正常。”这三年半时间让行业彻底洗牌，大家重新回到了统一的起跑线。

02 策略迭代与 AI 探索

龙旗创立之初以基本面量化为主，但 2015 年的剧变迫使他们在 2016 年“打破已有的能力边界、大胆尝试量价赛道”。在流动性收缩、基差高企的环境下，传统基本面策略即使能产生年化 30% 的阿尔法，也无法覆盖高昂的成本。转型量价，是为了寻求更高换手、更高收益可能性的新路径。

然而，“你让一个研究基本面的团队，转向理解盘口、换手率、订单流的世界，这不只是数据频度的改变，更是方法论的革新。”朱晓康坦言，“这个挑战是方方面面的”。数据量激增，底层技术支持、研究理念都需要转变。经过几年时间的内部学习与磨合，最终换来了龙旗策略维度的显著扩展。

龙旗 2019 年正式上线中高频机器学习选股策略 1.0，从基本面策略完全切换，运用机器学习选股模型寻找因子非线性关系，预测股票短期波动趋势。代表产品“红旭”，在中证 500 指数大幅波动的背景下，仍连续三年实现 35% 左右的超额收益。这一成功不仅验证了团队的研究方向，也为公司后续的策略组合优化提供了信心。2021 年龙旗将量价因子与基本面因子进行融合，迭代出中高频机器学习选股策略 2.0。2022 年，进一步融合另类因子，推出中频机器学习选股策略 3.0。由于更低频维度信息的加入，模型本身的换手需求下降，因此交易频率略有下降。



如今，龙旗形成了量价因子 70%，基本面因子 20%，另类因子 10% 的构成。但朱晓康强调，他们并非运行独立的策略再进行人为平衡，而是“把不同维度的信息都提供给机器学习模型，让它自由地去选取；平衡的工作实际上是交易模型在做。”

对于席卷行业的 AI 热潮，朱晓康保持谨慎的乐观。“3-5 年内完全将 AI 用于量化投资存在较高的过拟合风险，但在更长的时间段内 AI 可能带来颠覆性的影响。”龙旗目前以人工因子挖掘为主，结合机器学习进行非线性组合。朱晓康认为这是一个不错的组合：“因为我们了解底层因子的逻辑，当我们阶段性遇到挑战困难时，我们知道是为什么。”对于完全采用 AI 挖掘因子，龙旗也在尝试，但尚未大规模应用。这种稳中求进的态度既保持了对前沿技术的探索，又避免了激进投入带来的风险。朱晓康指出投资场景的特殊性在于“信噪比非常低”，这限制了纯粹 AI 模型的发挥空间。他观察到国内对 AI 在投资上的应用似乎比海外更激进，对 AI 探索也持开放态度：“任何事情我都没有执念。”

未来，龙旗对于 AI 仍然保持务实与开放的态度。更注重与策略直接相关的 AI 方向，结合自己的认知规划相关资源投入，而非盲目购入算力。关于非线性模型未来的研究方向，龙旗持续进行各类尝试，并在实盘中一直保持谨慎态度。

对于另类数据，朱晓康认为是潜在的“差异化竞争优势增长点”。他表示，在信息同质化严重的背景下，非结构化数据与新型行为信号有望拓展边界。目前龙旗另类因子占比约 10%，未来将持续投入，但态度务实。朱晓康说道：“不是说我们希望投入多少就一定有帮助。不会闭着眼睛买所有可能找到的另类数据，关键在于数据能否有效提升模型预测力。”

03 远离噪音，透明协作

龙旗是国内少见地把总部设在杭州的量化私募。办公楼坐落在绿意盎然的西溪湿地，四面树荫环绕，远离街市。龙旗希望打造一个相对远离市场噪音的环境，为投研提供更高的专注度。“想做好投资，必须要有独立的思考、独立的策略、独立的研究，而不是过度关注市场、把精力放在各种可能的小道消息上面。所以我们是有意地希望远离市场噪音，把核心精力放



在投研上。”

走进龙旗的办公楼，几乎看不到封闭空间，取而代之的是开放的研究大厅。这里践行着与众不同的团队架构。“不是 PM 制也不是流水线制”，而是“统一团体、自由分工”。朱晓康强调，“我们更像学术共同体。”研究员如同硕博生，可以自主选择研究方向，选择时 mentor 给予一定的建议或指导，但并不会强制干预。团队内部保持开放、合作、共享的交流机制，研究成果阶段性共享，确保资源最优配置。谈及重复研究问题，朱晓康表示“当同事知道你在做 A 方向时，除非有颠覆性思路，否则不会重复劳动。”

同时，对于研究成果的评估，龙旗采用类似学术界的“引用（Citation）机制”，以因子被采用的频率作为客观评价标准。“你做的因子如果被多个模型调用，那它的权重自然更高。”朱晓康说，“这比单纯的 KPI 打分更公平，也更科学。”这套机制催生了独特的“因子超市”：策略开发者可自由选用库中因子组合建模。某位研究员开发的优质因子，可能同时被 10 个模型调用，其贡献值自然攀升。而无人问津的因子，则如不被引用的论文般沉寂。这种看重“被引用”的文化，也反映了龙旗对团队创新能力的重视：真实有效的创新，不靠主观宣称，而靠策略系统的自动筛选与市场的验证。

这种体系建设为龙旗创新提供了活力，但是也面临着人才单飞的风险。对此，朱晓康笑着说，是有团队成员离开的情况发生。“我从来不担心任何人离开，龙旗实盘使用的策略都是最近一年上线的，根本不会是两年以前的东西。”朱晓康认为，“真正的竞争对手是优秀的量化机构，而不是某个月离开的前同事。”

04 策略创新与全球视野

过去两年，A 股经历了剧烈的风格轮换。从 2022 年的系统性悲观，到 2024 年初的估值反弹，每一次市场变化都考验着量化模型的适应性。朱晓康并不讳模型偶尔“打脸”的现实：“理论上，我们当然希望有个神一般的机制，在每个节点都能做出完美判断。但实际上，这种精确择时很难。”

龙旗的做法，是构建独立的择时模型条线，不直接干预其他核心策略仓位。这一模型于 2016 年启动，至今已稳定运行多年。起初针对股指期货流动性限制带来的对冲效能衰减问题，公司创新性研发低频率择时对冲产品，通过 Beta 端收益捕获机制补偿绝对收益产品面临的高额基差成本。随着策略实践的深入，团队发现长周期择时容易导致组合波动率抬升，叠加国内量化市场从中低频向高频演化的趋势。于是在 2018 年初对择时对冲产品进行了调整，去掉了对冲，将原来的低频率择时策略改为高频择时，运用更高频的仓位调节来捕获市场波动的收益，平均 2~3 天自动调仓，同时捕获 Alpha 和 Beta 收益。

于是，龙旗就形成了颇具特色的量化择时产品，运用机器学习择时模型动态调整多头仓位，解决人工择时难的痛点，在选股模型的基础上叠加择时模型，择时模型释放择时信号，通过仓位管理进行择时，获取择时收益。当下龙旗的择时信号是日内和中短期预测相结合。在这个频率进行预测的机构相对偏少，也为龙旗的择时策略构建了一定的护城河。其代表产品“巨星一号”，在日内交易中可以实现仓位 0%-100% 的灵活调整。在“地狱模式”的 A 股市场，龙旗量化择时策略长期经过市场严酷检验，8 年两度穿越牛熊。从成立以来到 2024 年 9 月底，产品年化收益跑赢同期全市场所有公募基金，最大回撤小于同期收益 TOP20 的所有公募基金。年度最大回撤均控制在 10% 左右，2023 年获得 Wind 五年期最强私募基金多头产品。

龙旗穿越牛熊的长期业绩，也吸引了海外投资者的青睐，目前龙旗有约 40% 的资金来源于海外投资者。“海外投资者更加重视机制稳定性和风控逻辑是否可解释。”为此，龙旗在模型开发上更加重视长期稳定与抗压回撤能力。朱晓康认为，未来中国量化私募走向全球是必然趋势。尽管制度、税收、流动性等壁垒存在，但中国团队在策略创新与工程实现能力方面，具备相当优势。

从基本面量化起步，到多因子融合与系统择时，龙旗始终坚持“以正为纲、以奇为要”的原则，在复杂的市场中稳步前

行。每一次创新背后，都是对自我认知的重构与体系能力的夯实。当我们问朱晓康，是什么让龙旗在数次极端行情中“活下来”，他回答：“不设执念，持续创新。当市场颠覆时，否定自己比坚持更难，走出困境的唯一路径是让创新成为本能。”

这种精神不仅支撑龙旗在过去十余年穿越周期，也为整个行业树立了一个长期主义的样本。从早期探索到如今百家争鸣的行业格局，龙旗既是亲历者，也是先行者。



茂源量化：1+1=2² 在平台化中寻求规模效益

在量化投资领域，有这样一家公司，它以豪迈之姿闯出一片天地。正如其创始人郭学文在创业初期写下的那句话，“碧血染黄沙，金戈驰骏马，我们是真英雄，怎会假？”这句话也成为了公司一路走来的真实写照。从早期用 FORTRAN 写出中国市场上最早的高频策略代码，在 CCTV 实盘大赛中一鸣惊人，到如今构建起强大的投研技术平台，探索国际化发展道路，茂源始终在突破与成长。

01 开山辟海 英雄时代

草莽时代，要打出一片天下，靠的是见微知著的洞察与开山辟海的执行。

深圳，下午，太阳很暖。

郭学文斜靠在沙发上，与编写组对话。他语速缓慢而沉稳，身材劲瘦，目光如炬，透露出与量化行业大多数人不太一样的气质。

“你们是不是以为做量化策略一定很难？”

“不是的，它可以很简单。”

他或许称得上是一位传奇人物。14 岁考上清华，80 年代末被公派到英国读博士。学成归来后，他投身创业浪潮，所创立的公司有的被收购，有的成功上市。前半程的实业创业经历，让他早早实现了财务自由。

2012 年，他用 Fortran 写出了可能是中国市场最早的高频策略代码，开启了他创业的下半程。

当时郭学文团队还很小，策略没人做，所以只能“老将出马”。那时股指期货市场处于发展初期，虽然已经可以电脑接收行情下单，但鲜有人参与，所以下单速度不存在竞争的问题。“股指期货买卖单每半秒钟刷新一次数据，买单多就涨，卖单多就跌，规律性很强，这也符合基础逻辑。”所以郭学文制定了一个策略，买单 5 档加起来如果超过卖单 1 倍，就买入，倒过来就卖出。“这就是后来我们知道叫‘单因子模型’的东西，但当时我们还不知道什么是因子。”

由于逻辑极为简单，回测结果显示盈利，一切来得似乎太过轻松，他在国庆节假期给同伴们发了一封邮件，希望大家一起找错。整个假期，众人都未发现任何问题，随后郭学文便开启了实盘操作。彼时，CCTV 期货大赛已进行了几个月。

主持人告诉他：“现在来有些晚啊！”

10 月份完成技术调试，月底便开始交易，郭学文以最低资金量 11 万入场，买 1 手股指期货，两个月后凭 394% 的收益赢得 CCTV 大赛第一名。“这应该是中国第一个有记录的高频策略。”

郭学文登上电视，一些在海外的交易员看到中国量化开始发展，纷纷回国参战。郭学文将他们戏称为“看过猪跑的人”。“即使只看过猪跑也非常有用，他们比没有看过的人更知道该做什么。”

“随着更多交易者的加入，市场变得拥挤，策略失效很快。我们就不断增加新的预测逻辑，逐步演进成后来我们才知道叫‘多因子模型’的东西。”这是中国量化的草莽时代，充满了“未被污染”的数据，纯粹地反映着市场参与者的情绪。

大鹏一日同风起，扶摇直上九万里。量化的帷幕自此徐徐拉开，同一时间，茂源也开启了成长之路。

2015 年，市场遭遇剧烈波动，股指期货基本被叫停，众多量化机构纷纷将目光转向股票赛道，试图在新的领域寻找突破。

然而茂源量化此时却没有第一时间跟随大部队，郭学文回忆：“大家都在转股票，但我们有商品期货业务线，经营上没有压力，也就没动。许多年后才发现，大家都去到了一个更大的市场，我们进入股票市场晚了好几年。”郭学文笑了起来：“我不是交易出身，也不怕别人笑话，当时甚至不知道股票市场比期货市场大得多！”尽管早已释然，但有时候郭学文也会想，“如果我们早 5 年进入股票市场，会是什么样？”

茂源埋头努力，奋起直追。2020 年茂源开始做股票资管，年底规模突破 10 个亿，2021 年底百亿，随后很快便宣告封盘。

02 平台建设 网状投研

2012 年赢得 CCTV 大赛后，有机构组织获奖者“走进华尔街”，这一次郭学文见到了诸多华尔街头部量化机构，包括文艺复兴。这次华尔街之行，给郭学文带来了前所未有的震撼和启发，也为茂源如今富有特色的组织结构埋下了伏笔。

“文艺复兴的组织方式让我们印象深刻，尤其是其‘知识共享’的理念。”郭学文回忆道，“我们像小学生走到大学生课堂，那种震撼可想而知，交流中了解了许多他们是如何组织大团队进行创新研究的。”茂源也最早从此学习到了平台的概念。

如今，和郭学文交流时，他更多着眼于平台建设这一宏大蓝图，而非具体某个单一策略。凭借多年经验与深刻洞察，他清楚认识到，当一家量化机构发展到一定规模，必然要实现多策略、多频段的全方位布局，不能再依赖于某一种特定路径前行。在他看来，真正让茂源在竞争激烈的市场中脱颖而出的，正是其强大的投研平台及其对策略迭代的有力赋能。



茂源极为重视平台建设。其平台现已整合数据、因子、组合、风控模型、算法、回测、盘后分析等全流程，支持双向投研：既有从数据到组合的生产流程，也有下游向上游提出需求的定制化模式。针对性更明确的生产模式、体系化的分工与融合提升了效率，因子和策略的共享则带来效率的倍增效应。茂源持续投入硬件，过去几年存储几乎每半年翻一倍，计算资源则每年翻一倍。

到 2022-23 年，为适应公司发展新阶段的需要，茂源对组织架构进行了战略性的调整，从“流水线式”工作模式调整为网状投研架构。通过这次变革，知识的更高效复用得以实现，公司的策略迭代速度大幅提升，各小组更加专注于自身领域的深耕细作，追求将每个环节做到极致。

“我们努力打造世界顶级的量化交易公司，通过持续创新，实现研究、技术和管理平台的卓越。我们聘请有主人翁精神、善于创新的专业人才，通过团队合作，实现平方级的规模效益，使公司实现跨越式发展，也使每一位员工有机会成长为行业顶尖的各领域专家。”在公司某个会议室的墙上，这段价值观文字赫然在目，旁边还写了个公式“ $1+1=2^2$ ”。这是能代表茂源组织特色的一个公式，在重视合作与创新的环境中，团队看见了不断超越的可能性。

“我们逐渐形成网状投研模式，与业界其他公司有很大的差异，这可能并没有好坏之分，而是我们希望在平台上实现个体效率最大化，使团队合作变得容易，成果共享变得简单，无需整天开会，减少折腾。”平台的核心关注点之一在于资源复用程度，其投研机制必须支持资源复用，而这一点在投研平台上达成。郭学文庆幸在公司成立之初就有了平台化的决心，这



也就使得后期无需承担过高的迁移成本。

新的团队加入时，郭学文也看重与其他信号的融合。例如，近期公司引入了一个新团队，他们的信号本身要构建一个独立且波动较小的策略，但发现与其它信号相关性低。因此，公司决定将其与其他组别的信号进行融合。若其中单个信号质量足够优良，则可以在其它信号的加持下成为一个单独的策略。

在郭学文看来，任何一个行业中优秀公司的核心都是实现规模效益，如果无法实现规模效益，那么这个公司便没办法规模化。“一流人才吸引超一流人才。”郭学文强调，目前他在茂源的角色更接近于“博士生导师”，凭借广泛视野与各团队深入交流，协助判断研究方向的可行性和潜力，并下功夫补齐发展中的短板。

“比如你要选一个博士课题，有个方向有可能冲击诺贝尔奖，然而按照目前情况，5年内基本没有可能完成，到时候或许会面临无法毕业的困境。如果你执意要继续推进，我们可能也愿意陪你赌一把，但我并不建议你这么做。如果换一个足够优质的题目，且完成的把握较大，所需时间也在可控范围内，那选择这样的题目可能是更优的。”郭学文认为，这与投入产出有关，做量化研究不能设定过于宏大的目标，否则可能永远无法取得结果。

03 辩证风控 谋局未来

2024年2月，市场经历一轮剧烈的波动，给行业内的各方参与者都上了一堂深刻的风险教育课，也预示着中国量化市场正逐步走向成熟。这场风波中，茂源虽在三周前便敏锐察觉到了市场的异常变化，但经过审慎权衡与考量，最终未采取减仓行动。

“并非不想去做，也非定力超凡，当时决策的确非常艰难。”郭学文坦言，“一方面，难以精准预判变化时点；另一方面，市场流动性和交易限仓也使实际操作层面面临挑战。”他提及2008年金融危机时华尔街的一个案例：当时量化机构普遍回撤很大，投资人要求减仓，找投资总监签字实施。然而，当时其中一家的负责人在度假，联系不上，因此无法执行减仓操作。直至下周负责人度假归来，才开始讨论减仓事宜，可此时市场已恢复至正常状态，也就没有减仓的必要了，他们成为危机中业绩最为出色的机构之一。

“历史回测不能当真，其实过往的实盘也不能太当真。”在郭学文看来，危机期间的决策必须谨慎而精准。他认为，在危机时刻，随意调仓往往适得其反；而危机过后盲目收紧风险参数，也很可能是一种错误行为。“我们投资的是未来，而非过去。实际上，当市场出现大幅回撤和波动时，往往意味着危险已经得到一定程度的释放，这种情况下，或许放松风控管制会带来更好的结果。当然，做这个决定并不容易。”

接下来，茂源也将围绕着国际化、资产配置两个课题做文章。

对于茂源而言，将策略推广到海外市场这一举措，看起来就如同其股票业务一样，也显得晚了些。不过从各头部机构的进度来看，大家仍处于类似的起跑阶段。公司需要扎扎实实地熟悉海外交易规则，谨慎地验证自己的竞争力，之后通过平台化优势实现突破，不能操之过急。

在郭学文看来，不少公司因为国内业务发展受阻才想开拓国际市场，以寻找新的出路。但若国内市场都无法取得竞争力，到了国外同样会举步维艰。当一个优秀的平台具备组织大规模的投研的时候，出海这个命题也就不再那么难解决。这一点有些像华为，他们高效地组织起“十万个年薪十万美金的工程师”，从此便打遍天下无敌手。

谈到中国量化行业未来的发展，郭学文认为未来十年将是我们赶超世界先进水平的机遇期，十年后中国将出现“千人团队、万亿资管”的世界顶级量化私募机构。这样的机构会呈现出几个特点，其一是全品种覆盖，含股票、债券、商品、外汇

等。其二是全频段覆盖，含高频、中频、低频等。其三是全市场覆盖，美洲、欧洲、亚洲等。其四是收益来源，从纯 Alpha 发展到 Alpha + Beta，通过大类资产配置赚大市的钱。“和许多其他行业一样，中国人在量化行业也在卷世界，未来十年将是我们的主场！”



明汭投资：科技与人才驱动的量化征程

回顾明汭的发展历程，从引入华尔街先进的量化理念，到通过机器学习等前沿技术重构本土化能力；从深耕价量模型，到拓展宏观多资产配置策略；从专注于 A 股，到着手布局海外市场并在美股等市场开展实盘交易，“量化先行者”明汭每一步“抓铁有痕、踏石留印”的探索都是国内量化机构成长的缩影。展望未来，随着明汭逐步构建更多元化的策略框架，并在全球资产管理领域崭露头角，人才作为量化发展的核心引擎，重要性日益凸显。

01 本土启航 规模与策略协同演进

2014 年，明汭投资在上海对冲基金产业园成立，彼时中国 A 股市场的量化投资占比尚不足 5%。公司展开早期本土化实践，逐步打开局面。

2015 年 2 月，明汭发行首只产品“明汭稳健增长 1 期”，精准捕捉当年上半年 A 股牛市尾端行情，取得了不错的收益。尽管随后股灾来袭，明汭多头产品凭借风险控制能力仍然实现了年底净值新高。当年年底，明汭管理规模接近 30 亿元。

2017 年明汭持续丰富产品线及策略；2018 年新增一位合伙人解环宇，“空降”担任投资总监，与“华尔街量化老兵”裘慧明形成“90 后&70 后”的搭档，并构建了覆盖全周期、多策略、多品种的量化资产管理平台。

作为国内较早一批将人工智能技术成功应用到金融市场的私募机构，明汭管理规模节节突破：2019 年年底突破 300 亿元，2020 年年中突破 500 亿元。在此过程中，通过不断调整策略容量与募资节奏的匹配度，力求将客户的风险偏好与产品的风险收益进一步适配。

公司发展的早期或许可以是个人的英雄主义，但增长到一定规模后，团队高效协同就将成为必然要求。

在明汭，整体组织架构风格指向“扁平化、高效率、强协作”，推行“小组协作+项目制管理”模式，鼓励成员在实践中学习。项目团队通常由 2-5 人组成，确保每个项目都获得充分地关注和支持。不同背景的成员在项目中碰撞，合力解决复杂问题。得益于此，公司构建了覆盖短、中、长周期，以及基本面、事件驱动、统计套利（日内/日间）等多维度的策略体系，为后续发展奠定了坚实的技术基础。

02 多箭齐发 拓展能力边界

明汭认为，中国量化机构在技术投入、风险控制及多策略融合等方面的实践沉淀，为其参与全球竞争提供了基础条件。

在技术投入方面，明汭将以“硬基建”与“软研发”双重赋能：

1.在基础设施建设方面：每年投入超亿元人民币用于部署算力资源，目前已构建高性能计算集群，未来将持续在智力和算力领域加大投入。在明汭看来，**部署算力资源并非难点，关键在于实现算力资源调配的最大化利用。**

2.在科技研发方面：专注于金融垂类模型的研发与应用，未来将在机器学习、深度学习等领域持续加码，探索更多前沿技术的应用创新，以提升投资决策效率，确保在多元市场环境中保持优异表现。

在风险控制及多策略融合方面，明汭将从“横向拓展”与“纵向深耕”双向突破：

1.在宽度方面：不断提升品种和策略的丰富性，结合自身对市场的深刻理解，围绕“全周期、多策略、多品种”持续投

入研究力量，储备更多低相关策略以实现超额收益来源多元化。除持续优化全周期价量因子外，深入探索基本面因子，并前瞻性布局另类数据因子等新兴领域。

2.在深度方面：持续提升全流程的系统化、精细化程度。国内量化行业已进入高质量发展的新阶段，明汭致力于全方位提升能力，不断优化投资流程、运营服务、客户沟通与品牌建设等环节。

明汭认为，单一策略难以分散风险及抵御周期，**但通过科学构建收益来源多元及分散的策略组合，有助于提升产品收益风险比和客户持有体验**——通过低相关性策略的组合配置，形成“东方不亮西方亮”的风险分散效应。未来一段时间里，国内经济环境、国际宏观环境仍存在较强的不确定性，多策略的组合配置将可能成为应对不确定性因素的重要考虑。

其中，宏观对冲策略作为海外对冲基金的主流策略之一，也是明汭积极布局的方向，未来将成为公司新的业务增长点，具备巨大的潜力。

03 全球布局 勇立量化出海潮头

2020 年，在持续深耕 A 股的同时，明汭正式启动国际化布局战略，并相继在纽约、香港、新加坡设立办公室，围绕“中国股票、美国股票、全球期货、其他股票市场”四个维度稳步推进。目前，美国、韩国市场的实盘交易已稳定运行，日本、印度等亚洲主要市场的筹备工作也在积极推进，全球布局已初具雏形。

其中，美股市场体量极为庞大，市值约为中国股票市场的 5 倍，交易量约达中国的 3 倍以上。尽管获取 alpha 难度大，但因其市场深度与多元机会，仍成为全球资管机构的必争之地。

明汭认为，中国资管行业的大发展必然要走向国际化，策略需要先“走出去”，不能仅局限于国内资本市场。公司致力于成为国际一流的资产管理机构，将继续深化国际布局，拓展全球市场。而对于“国际一流”，明汭投资也有清晰的定义：成为国际主要资本市场的重要参与者、拥有国际一流人才梯队与组织文化。

国内量化机构国际化布局的核心动机是缩小与国际顶尖机构的差距，并参与全球主要资本市场以提升综合竞争力。第一，帮助机构利用全球化布局，实现“多市场、多策略”的收益来源；第二，彰显中资机构投资实力，增强在国际金融市场的话语权；第三，使得客户类型构成更多元化，有益于管理人长期稳健发展。

国际化不仅能带来更多市场机会，还能吸引全球顶尖人才，为公司注入新鲜血液；团队的多元化也有利于保持创新活力。明汭鼓励成员定期跨国交流，提供不同办公室的出差交流机会，促进知识共享和技术进步。

在人才选拔上，明汭采取海内外同步推进的策略：公司在北美设立投研中心，吸引大量海外顶尖量化人才，为模型开发提供前沿技术支持；同时积极在国内高校挖掘人才，尤其是北大、清华等顶尖学府的毕业生。明汭始终认为，优秀量化人才的核心在于具备跨学科的知识结构和综合能力，而非局限于特定的学术背景。

未来明汭将进一步深化国际布局，拓展全球市场。随着海外管理规模占比的提升，最终将实现与国内管理规模的持平甚至超越。为此，公司将持续招募对当地市场有深刻理解、具备国际化视野、技术功底深厚且善于跨文化协作的顶尖人才，增强团队的国际竞争力，确保在不同市场中都能获得良好的交易条件和人才支持。

人才选拔 Q&A

1.在明汭，从事量化最需要具备哪些心理特征以及特质？



- **逆商**：明汭特别看重“逆商”，即在逆境中如何处理自己的情绪，迅速找到问题并解决。量化投资是一个充满挑战和不确定的工作，优秀的量化人才需要具备强大的心理韧性，能够在高压下迅速锁定并解决问题。
- **自驱力**：量化投资需要的是那些“有足够的热情和十二分的努力”的人，他们具备钻研精神，愿意去琢磨，不会轻易对问题下结论，而会不断追问是否有别的可能性。
- **分享和合作**：明汭的文化强调“分享和合作”，团队整体持续开发和迭代完善的能力是关键。团队成员之间相互学习、相互激发，才能形成组织战斗力。
- **热情和好奇心**：量化人才需要对技术有极大的热情和好奇心，愿意不断学习和探索新的技术。
- **工程和技术能力**：量化领域非常看重工程能力，尤其是在代码编写和优化方面的能力。
- **系统化思考**：明汭现阶段最为看重候选人是否具备足够的系统化思考和解决问题的能力，通过一个个项目训练团队的系统思维，逐步培养其形成全局思考的工作习惯。

2. 明汭在人才的“选、用、育、留”四个方面有哪些特殊之处？

- **选**：明汭在招聘时非常注重候选人的技术能力和自驱力，尤其是那些具备扎实数理基础和工程能力的人才。会通过面试中提出数量众多、灵活多变的相关问题来考察候选人的工程能力和数理基础。比起名校背景，公司更看重个人的实际技术水平、发展潜力和真正的兴趣。
- **用**：明汭采用扁平化的管理模式，避免层级冗余，让每位研究员能够直接接触到高层决策者，提高协作效率，为员工提供更大发展空间。
- **育**：明汭有一套完善的培养体系，包括明确的 mentor 带教计划，帮助新员工快速融入并提升；注重培养人才，避免高淘汰率赛马模式；鼓励新人自由开放式思考，大胆描述问题，同时在验证环节确保结果的可信度。
- **留**：明汭通过提供良好的工作环境和机会来留住人才。公司非常注重员工的职业发展，会尽力让每位员工都能发挥自己的优势，保持较低的离职率。明汭有明确的晋升路径，通过提供多样化的项目和机会，确保员工能在公司内找到适合自己的发展方向。

3. 公司的培养体系/培训体系包含哪些？如何跟踪每个阶段人才的成长轨迹？

- 新人进入公司后，会通过 mentor 的指导来适应公司的文化和工作方式。明汭会通过项目的方式让新人快速融入团队，同时提供必要的技术支持。通过参与实际项目，新人在实践中不断提升自己的技能。明汭会根据每位研究员的兴趣和特长，为其设计个性化的成长路径。
- 研究员在积累一定经验后，会被赋予更多独立研究的任务。明汭会根据研究员的表现，逐步赋予其更多责任，使其通过参与更复杂的研究任务得到成长，甚至有机会领导项目。与带教 mentor 及时反馈也可以帮助员工提供更多的资源和支持，帮助其在专业领域内不断深耕。

4. 公司是否有针对于人才的长期激励方案及防止核心人才流失的方案？

对于核心骨干，明汭会针对性提升其工作体验，极力满足核心骨干的个性化需求，形成不断自我挑战和突破的成长氛围，围

绕短中长周期打造员工成长计划。

5. 研究员遭遇研究瓶颈时，公司如何帮助其突破能力边界？

- 跨领域交流：明汭鼓励研究员与其他领域的同事进行交流，通过跨领域的碰撞来激发新的思路。
- 导师指导：明汭的导师制度较为完善，导师会根据研究员的具体情况提供个性化的指导和支持。
- 项目轮换：通过项目轮换的方式，让研究员接触到不同的研究领域，帮助其找到新的兴趣点和突破口；不断提供新的项目和挑战，帮助研究员跳出舒适区，激发新的灵感。

6. 校招和社招的人才在职业发展路径上有哪些差异，考核维度有哪些独特标准？

- 校招人才：校招人才通常会从基础研究做起，逐步积累经验。校招人才在初期会通过导师指导和项目实践来快速成长。考核维度主要集中在学习能力、动手能力和对新技术的接受效率上。
- 社招人才：社招人才更注重过往的工作经验和专业技能。他们通常会直接参与到更复杂的项目中，需要更快地适应工作环境并独立承担项目。考核维度更多集中在实际工作中的表现、解决问题的能力和对现有团队的适应能力上。

7. 明汭对年轻从业者有哪些职业发展建议？

- 保持好奇心和自驱力：量化投资需要始终保持好奇心和自驱力，不断探索新的领域和技术。
- 注重实践：量化投资不仅是理论上的建模，更重要的是实践中的应用，因此年轻从业者需要注重实践能力的培养。
- 持续学习：鼓励持续学习，通过多维度的知识积累来提升自己的综合能力，尤其是在技术快速迭代的背景下，保持学习的习惯至关重要。
- 勇于挑战自我：不要害怕失败，通过不断地尝试和实践来提升自己的能力，才有可能突破能力边界。

8. 明汭为吸引年轻人才做了哪些努力？

- 提供多样化的职业发展路径：明汭为年轻人才提供了多样化的职业发展路径，确保每位年轻人都能找到适合自己的发展方向。
- 注重培养和提升：明汭通过完善的培养体系和 mentorship 计划，帮助年轻人才快速成长。明汭非常注重培养新人，希望能帮助其尽快成为团队的核心成员。
- 参与校园活动：明汭积极参与校园活动，如赞助活动竞赛、支持学术交流、举办技术讲座等，吸引更多的年轻人才加入。
- 提供有竞争力的薪酬和福利：明汭为年轻人才提供了有竞争力的薪酬和福利，确保他们能够在公司内安心工作和发展。

招聘主张

- 1、追逐热爱，全世界都是我的舞台
- 2、一起做一些有意义有意思的事 Do cool things that matter

- 3、专业化分工 多项目协作
- 4、打造有终身学习能力的国际一流人才梯队
- 5、阻碍我们发展的瓶颈一直都是寻找顶尖人才的能力
- 6、来明泓 开启量化天赋发现之旅

磐松：躬身实干

磐松，2022 年在上海成立，声名鹊起，发展迅速。在 2024 年上半年，市场对“磐松”的关注度颇高，曾有传闻将投资策略大致分为“磐松”和其他类型。而到 2024 年下半年，公司也面临了一些不同看法和讨论。

拨云见日，去看磐松，穿越层层迷雾，磐松凭何脱颖而出？

01 磐松：一种专注

磐松市场部 Abby，编写组面对面见过三次。

第一次是 2023 年秋，磐松 1 岁，编写组正在撰写多空策略，她做开场路演，胸口还戴着党徽，刚刚参加完党课赶过来。在投资部 Chris 开始之前，先大致介绍了公司、策略、产品，那时候她初入职场，但已经非常沉着专业，令人印象深刻。

第二次是 2024 年底，磐松 2 岁，换了新办公室，但因为养猫办公椅被抓了许多痕迹，但大家不以为意。她介绍了团队新的扩张情况，又与 Chris 一起对许多问题进行了解答，交流很是充分。

第三次是在 2023 年春节前，我们在某机构一楼闸机遇到，时近春节，各投资机构基本已经基本不再展业，但她却仍在带着同事拜访路演，奋战到最后。

磐松的专注，举“市”皆知。磐松是一个实干家，也是一个创新者。

商业上：磐松在费率设置上提出了一些创新思路，根据客户不同的投资期限和风险偏好，推出了“只收取管理费”和“只计提业绩报酬”的产品。

赛道上：磐松专注低频赛道 30%基本面因子+30%低频动量+30%低频另类+10%量价策略。打破量化高频起家低频扩容的通用模式，并不符合当时行业的审美。

策略上：即便磐松自己不乏大量内容输出，但优化器仍然对外界像一个谜，寻找相关但隐蔽信息+无 Barra 弹性控风险+实时券，其策略有其独到之处，甚至一度引领风潮。

经过 2 年发展，磐松核心投研和技术部门已经细分为 4 大部门：研究部负责模型预测与因子挖掘，包括从价值、质量、动量以及事件驱动等多个维度去挖掘因子，目前达到每年更换 10%左右因子的更新速度；组合优化部则主要负责优化器的更新迭代，包括算法迭代、优化加速等；投资部执行交易决策及分析交易结果，包括针对实盘业绩进行跟踪、参数调整、业绩归因等；信息技术部主要为构建部门系统及硬件软件维护，包含数据与所有数据平台的对接和清洗等工作，以及内部如何加速代码优化代码框架和结构，同时还会涉及平台部署等。

02 专注回报预测：相关但是隐蔽

在这个从量化投资诞生之日就开始卷的 fundamental 赛道，磐松凭何脱颖而出？

用好“相关但是隐蔽”的信息，在磐松投研团队看来，是低频预测模型的第一性原理。因为“相关但是显眼”的信息，例如订单簿的变化会被高频模型发现并且充分利用，轮不到低频交易。而理解什么样的新闻容易被过度反应或反应不足，再慢慢交易反转或动量，则是典型的低频交易者。



目前磐松模型输入因子主要包括高频/量价关系、价值、质量、动量、间接动量、情绪以及事件驱动七大因子组。其中间接动量根据关联模型而来，刻画的是 5000*5000 两两股票之间存在的复杂多样关联度，例如龙头股票领涨会导致其他同行股票在未来跟涨；或者供应链相关。这类模型输入数据广泛、多变、复杂，问题规模较大难度高，有隐蔽信息增量，但同时又不容易被市场参与者发掘，反应不足，正是贴合“相关但是隐蔽”这一原则。

■ 图表 磐松因子大类

名称	投资逻辑	名称	投资逻辑
高频	利用高频数据度量短期的供需失衡	间接动量	相关公司的间接信息会传导至自身
价值	相似的公司，估值低的预期收益高	情绪	当情绪比较极端时，未来会发生反转
质量	财务质量好的公司应该有更高的估值	事件驱动	近期或预期的事件，导致市场定价改变
动量	在不同维度上，预期自身趋势的持续		

■ 图表 直接信息/间接信息的关联度，信息扩散及利润空间

	关联度	信息的扩散	主动管理的利润空间
直接信息	强相关	市场参与者容易获取，且被快速反映在股价中	随着量化策略竞争加剧，主动管理的利润空间越来越小
间接信息	弱相关	处理间接信息的技术门槛高，市场参与者反应不足	间接信息的隐蔽性和高处理难度，保持了主动管理的利润空间

磐松曾以《关联视角下的回报预测》为题撰文分析这个策略。关联模型构造方法有的符合直觉、逻辑，统计上却不显。磐松将其具体分为两大类别，十几个信号：

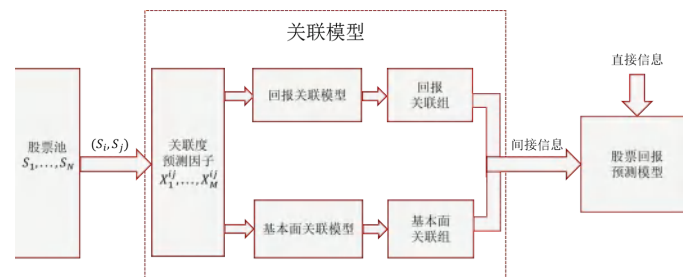
1. 回报关联模型：该模型预测两只股票未来回报相关性。高相关性意味可能有同一批市场参与者在同时关注和交易。但应该给予这类信号更低的权重，因为作为样本内拟合的结果，噪音较大。

2. 基本面关联模型：顾名思义，高基本面变化相关性往往意味着两家公司业务相似或是二者存在产业链上下游等关系。例如：1.同一个行业；2.地理位置靠近；3.股票回报、周转率、波动率的相关性；4.财报数据、分析师预测的相关性；5.主营业务、收入来源的相关性；6.风格 Beta（市场、价值、动量、大小盘等）的相似度；7.上下游产业链关系；8.公司间竞争、合作关系；9.专利相似度；10.股东构成相似度。

再如：茅台与许多白酒企业存在关联关系，但有的高关联度上市公司与酿酒行业无关，该现象反直觉却暗含信息。如中国中免就号称“免税茅台”，美的集团常被称为“家电茅台”，这些公司都是行业龙头，以高估值、业绩优良而被赋予了较高的投资价值，关联模型显示被同一批市场参与者同时关注、交易着，尤其是偏好大盘蓝筹、白马的专业投资机构，容易形成抱团现象。

在实践部分，磐松将关联组应用于 1.间接动量因子组中衡量相关股票的表现。2.质量因子组中，作为公司基本面质量的对比基准。

■ 图表 关联模型流程



“相关但隐蔽”同样可以映射到磐松的行业及市场模型，目前行业及市场模型通用做法不多。行业模型可以理解为对整个行业进行整体预测，但并非研究预测具体行业好坏，而是同样一个因子不同行业有不同的表现，磐松采用了一些方法将其标准化。Chris 解释道，行业并非一直都有效，一旦回撤，发生的周期和时间会更长，但基本上不太有超过两三个月都是负贡献的。在预测时，行业模型的离散度非常小。例如个股涨跌最大能从-10 到+10 之间，而行业预测可能也就在-1 到+1 之间。此模型叠加到个股上时，影响不会特别大，但在长周期行业配置上有一定的指导作用。

市场模型也并不是传统理解上的宏观模型。目前磐松对宏观研究的关注较少，实际上市场模型是在 Beta 套利。长期来看，高 Beta 股票的市场溢价与整体市场溢价并不一致。做多市值较大的高 Beta 股票和做空市值较小的低 Beta 股票，使整体 Beta 保持中性趋势，就会使得风险趋近于零，并获得套利机会。

03 专注组合优化：潜心研究优化器、效用函数和非线性成本

磐松成立以来，先后共发表了 8 篇系列文章，“以系统性投资的方法论进行价值投资”“预测未来一个月左右的股票回报”“股票回报预测模型共有 7 个信号组”“磐松只有一套投资组合优化器”……即便如此，市场对其优化器的认知仍然偏于黑箱，因为其做法并不算市场通用，预测模型+风控模型，许多机构将其拆开，磐松是将其合在一起，寻求最大化效用函数，所谓**效用函数=超额收益-交易成本-风险-风格偏离+其他**。

效用函数是一个多账户多周期的函数，基于此，组合优化器融合回报模型、风险模型、交易成本模型，同时随着市场情况的变动，及时更新融资融券利率和额度、业绩基准的变动、投资组合的限制条件等信息。优化器每日多次运行，生成需要交易的券单，在此过程中需要同时优化向所有产品账户分配券单和流动性。

该优化器经历了 4 轮大型迭代，维持着 1-2 周的更新频率以迭代优化加速、衍生变量、产品母子结构、跨账户标的限制、支持不同周期账户规模不同等。以跨账户标的限制为例，同一个券商茅台最多融资 15,000 手，需要集成多个券商实时跨账户融券。支持不同周期账户规模不同则是指提前输入未来申购赎回的数据，支持多周期决策，不同 AUM 的自由决策等。

交易成本也是磐松在卷的内容。Chris 解释道，许多机构在规模线性上升之后，无法维持原来的超额收益，核心是没有刻画规模的上涨对于交易冲击成本的非线性影响，例如 1 亿的产品规模和一个 10 亿的产品规模，其持仓一定不是单纯地直接乘以 10 倍。冲击成本的非线性使得效用与风险都是并非一次项，需要不断优化效用函数。

在磐松，交易成本分为线性与非线性两个部分。线性成本买卖价差预测、券商手续费、交易所印花税等，非线性成本则刻画了市场对交易造成的冲击，磐松将预测设为公式：**交易成本=a*交易金额+f(交易金额, 流动性)**。其中 $a \times$ 交易金额是交易成本中的线性部分， $f(\text{交易金额}, \text{流动性})$ 是衡量冲击成本的非线性函数，可以用市值、换手率、波动率、动量交易等多个指标来评估流动性，例如：



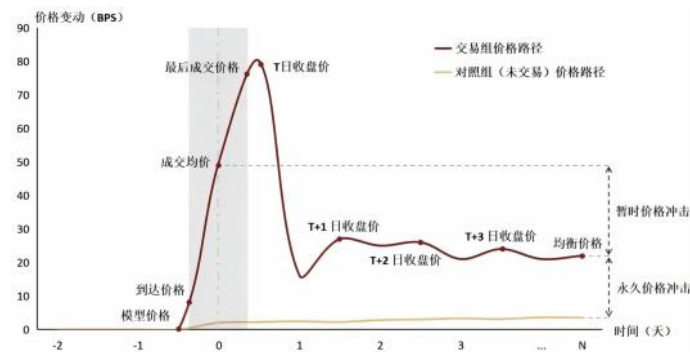
1. 公司市值：市值较小的股票通常流动性较差，带来较高的冲击成本。

2. 换手率：换手率较低通常意味着流动性较差，买卖订单难以快速匹配，从而引发较高的冲击成本。

3. 波动率：交易高波动的股票时需要承受较大的价格波动。这可能会导致更差的流动性和更高的冲击成本。

4. 动量交易：当某只股票短期内涨（跌）幅较大时，通常意味着卖（买）方流动性已经被大量消耗，此时买入（卖出）该股票的冲击成本将上升。

■ 图表 交易造成的暂时价格冲击



如图所示：

暂时价格冲击=成交均价-交易后均衡价格，体现流动性提供者在交易中要求的流动性溢价。

永久价格冲击=交易后均衡价格-对照组（未交易）均衡价格，体现交易信息对价格的持续性影响。

磐松存储并深入分析所有交易数据，从而对交易成本模型进行优化和参数调整。此外，交易后的价格路径分析能直观对比不同算法供应商提供的交易执行绩效。通过对不同算法供应商之间的交易单权重分配，从而降低交易成本。

指数增强、中性策略等每个产品都有着各自的投资目标，不同产品之间存在流动性竞争，由于磐松只有一套预测模型，假设一只股票预期回报非常高，那么每个产品都会有很强烈动机买入这只股票，如果所有股票买入同一只股票，会严重低估所有产品共同造成的市场冲击。如果简单地分配流动性，限制每个产品对单个股票的交易，再对每个产品进行独立优化，则无法将流动性物尽其用。融券额度也是类似的逻辑，因此综合所有产品同时求解，每个产品既考虑到了自己需要怎么去交易，又能看到其他产品的影响，优化器会公平合理地分配流动性和融券额度。

如何对优化过程加速，多账户多周期的代价是庞大的规模问题和缓慢的求解速度。随着账户数量、投资逻辑、投资标的的增加，问题规模也会日益增长，目前的优化器问题中有超过一千万个变量和一千万个组合限制，在不添加加速逻辑的情况下，求解这样的巨大数学优化问题需要几天时间，在几乎不损失求解精度的情况下大幅提高求解速度。通过精准缩小可行域，利用并进行计算，将求解时间控制在分钟级，使得调仓具备时效性。

尤其是磐松的绝对收益类策略。“国内融券制度和对冲制度与国外不同，需要结合 A 股实际情况，例如券息即使不用也要全付等特殊情况进行单独建模，并定期进行加速项目。” Chris 解释道，优化器需要完成所有模型以及所有产品的优化，规模比较大，如果不进行速度线性加速，那么至少是指数平方及以上的时间增加。“即使未来账户再多，我们也会要求 15 分钟内完成盘中实时优化求解。”

04 专注风险控制：无 Barra 软风控 去 PB

磐松数据披露合规透明，产品在渠道披露每日净值，四级估值表也及时提供。2021 年底有投资人拿到磐松深度数据后持续跟踪，他发现磐松 Barra 控制得比较有规律但不会很严格，始终有节奏地正反暴露在 1 个标准差附近。在他看来，磐松不像追逐 Pure Alpha，而是追逐风格，且风格博得很准。而且买入后股票短期涨跌随机，但 15 天以后收益集中爆发，持有周期越长，期望收益越高。“非常反直觉，一般预测周期越长，未知因素越多，胜率就会越低。”

Chris 解释道，首先所有的风险都是 Alpha，只是随着交易拥挤不再是直线向上的收益，波动加大之后大家将其称之为风格。例如一般价值策略在 2019 年至 2023 年间表现很差，但在 2024 年大幅回弹，这在一定程度上解释了主观基金在长期沉寂后，2024 年表现强劲。放眼更长时段，一般价值策略的收益承受着剧烈的周期性波动，并且均值有向下的趋势。Alpha 与风格逻辑相同、原理类似、只是构建方式不同。

针对价值相关的 Alpha 因子是否有效，可能更多是细节处理不同，例如磐松的价值类信号结合了更复杂的数据，并且采用了更精细的构建方法，例如公司成长性调整、无形资产调整和关联模型降低估值噪音等。比如上市公司隐性资产例如研发投入、无形资产调整等，这些其实可以属于价值，调整过后可以成为 Alpha 因子。

其次，15 天以后收益集中爆发听上去反直觉，但磐松基于月频预测，短期内会有噪音。Chris 解释，如果预测更侧重于 1 天、2 天、3 天、5 天等周期预测，自然短期表现更好。而在磐松策略内，日频模型+月频模型效用占比和最终实际贡献占比为 2:8，例如事件驱动、高管增减持等变量月频表现更好，因为存在缓慢发酵的现象。

再次，磐松的风控模型与许多量化机构的风控模型其实并不完全等同，公司自建了大量风险因子，数量远超 Barra，风控刻画的内容比 Barra 更为复杂，同时研究部也会对风险因子模型不断进行迭代，确保风险模型的预测值真实有效、符合当前市场情况。另外公司还会考虑风险因子之间的相关性，不是机械地控制所有的风险因子，而是总体控制总暴露以及跟踪误差，单个风险因子暴露更偏软控。软控即惩罚系数，例如 2024 年 9 月底整体市场波动率高企，持续高于 2 月份最高水平。在这种情况下，协方差矩阵会随着 VIX 指数(波动率指数) 变化，VIX 变大则协方差矩阵变大，模型会更多地考虑风险，更少地考虑收益，对风险惩罚更加严重。

小市值暴露是 2024 年机构“谈虎色变”的一个词，在磐松这个叫 smallcapBeta 因子，硬控正负 0.2，实控平均年度为 0.1，“因为 smallcap 的股票占大多数，所以并非有明显暴露，有时候可能极端情况下在 0 附近，甚至到负的也有可能，这是动态调整的结果。”

这并非行业的常规做法，考虑相关性操作更为复杂。控制标准差只需要在优化时增加线性条件即可。而软性控制在进行二次优化时，需要刻画协方差矩阵相关，由于算力、算法以及建模的要求较高，难度较大，求解速度较慢。

不采用 Barra 风险模型也是磐松来自对风险的底层认知。磐松曾经谈到过：对 Barra 的了解基本来自早期路演时的反向学习。之前一直很诧异，为什么一个风险模型会被如此广泛地应用，而机构投资者却觉得很正常。后来深入学习之后发现 CNE-6，公式都写得非常具体，比如流动性风险因子是用周期的换手率计算等等，这也就理解为什么量化管理人普遍使用 Barra，“因为确实太方便了，但当很多管理人采用同样的风险模型时，一个不可避免的情况就是当风险爆发时，大家会按照同一个模型‘去风险’，形成拥挤的交易进而造成踩踏。”

交易对手方风险也是磐松风险认知的一部分。“交易对手风险 (Counterparty Risk) 是指交易一方 (被迫) 不遵守合同条款所带来的风险，是任何成熟的资产管理公司都必须思考的问题。为什么多空对冲产品一开始就要用母子结构？原因之一就是分散交易对手风险，一旦有极端情况出现有更大的操作空间，组合优化器才能做出最符合投资者利益的决策。如果管理人没有丰富的经验，或者对投资过程的稳健性没有高要求，可能会做出绑定一家 PB 的决策，实际承担风险的当然还是投



资者。”

多空对冲产品还构建了实时券预约系统。以往融券是以预约券为主，券商会在前一天晚上或者第二天开盘前，将当天可融的券单提供给客户。不过获取券单的顺序会有所优先及分类。磐松的到来推动了券商金融科技进步，从过去的隔夜手工约券逐渐发展为盘中 api 程序化实时约券。

2024 年下半年，磐松业绩遭遇挑战。9 月底市场交易活跃，量化超额普遍上涨，但是磐松业绩并不亮眼，9 月 20 日到 11 月底区间超额 2.44%。

“首先所有量化预测模型本身存在周期性的情况。”Chris 谈到，在磐松，因子模型至少需要观察一年，年初表现实际上已经超出预期，但并不保证下半年一定会有类似超额，在低频投资领域，发生 3-6 个月的回撤都是再正常不过的事情。2024 年 9-10 月，高成交量对于量价策略管理人更为有效，而磐松平均换手 10-20 倍，策略讲究逻辑关系，并不占优。

其次，磐松因为策略因子讲究可解释性，当股票因为市场一些之前未发生过的影响因素干扰正常价格波动，策略就会出现预测成功率降低的情况。10 月份抖音炒股非常盛行时，市场噪音非常大，磐松并不适应。在 10 月中旬网信办出手对于抖音大 v 炒股模式进行了严厉打击后，磐松股票预测模型胜率也迅速回升。

“我们相信这些事物长期平均会回归，因此在不理性情绪逐渐退潮之后市场终究会达到应有的位置。”磐松更希望市场理性看待超额、波动和回撤的情况，毕竟低频策略具有大容量，超额波动较大，回撤时间可能较长等特点。磐松也尝试内部归因策略适应的环境，但目前来看，因为公司运营时间不久，随机性很大，而且归因会很复杂，很难做出简单的结论，目前来看 3-6 个月确实是低频投资领域中很正常的波动。2024 年的整体表现情况上半年更好下半年出现差异，也是符合预期的，与建模时所用到的假设或者框架相符合。

而且比起超额最大回撤，磐松更关注年化跟踪误差，例如回撤集中发生在某 2 个月，可能超额回撤较大，但是最后以年度为时间单位，跟踪误差、超额收益最后可能达到预期，这更符合低频投资中合理的情况。

除了这些市场情况，磐松定期会进行头脑风暴以及压力测试，思考实盘中遇到的各种情况，即便是小概率事件如交易所宕机等，都会在生产环境中进行灾备，让损失最小化，实现及时快速调整。优化器的框架给其很大的发挥空间，很多市场变化可以用数学的方式刻画，足够灵活。

时代复兴：端到端与宏观的碰撞

与时代复兴沟通，极易陷入信息洪流中，这可能源于其自身策略的复杂性：端到端+宏观策略。

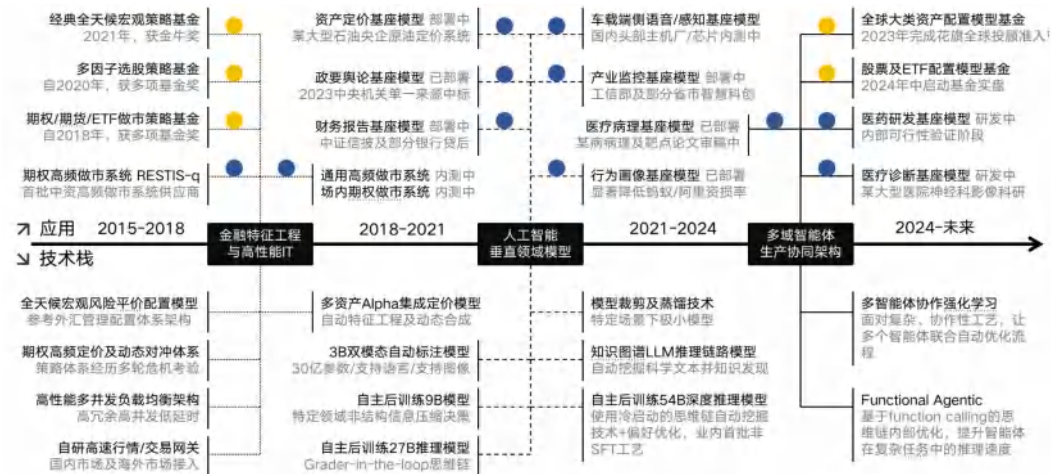
时代复兴运用语言模型（LLM）是将世界宏观领域信息进行低损压缩，进而达成日频调仓的类全天候宏观交易策略。该过程包含了足量数据的自动标注框架、开源模型后训练、多模型协同、强化学习过程。模型将 Transformer 架构与基于循环神经网络（RNN）的其他领先语言大模型架构相融合，并基于强化学习技术赋予模型自我学习与自我优化的能力，能够根据市场变化调整算法，保障其分析和预测的准确性保持在训练目标水平。其宏观策略通过输入 1970 年至今可能影响金融市场价格的数据（股、债、商品、外汇），同时每日调仓，年度换手率达 100-150 倍。

陌生的专有名词+复杂的前沿模型+宏观量化这个还在探索的新兴场域，都使得编者需要花费大量时间来对沟通信息进行消化。时代复兴为宏观量化这一领域注入了全新视角。正因如此，围绕相关内容展开的沟通交流，自然别具意义。

01 路径选择:端到端+宏观策略认知

2015 年时代复兴以做市策略起家，之后转型构建了全球宏观投资框架。目前公司境内外合并人民币管理规模超 50 亿元，70%的投资者为机构投资人。团队超 50 人，其中投资及科研人员 28 人。

■ 图表 技术栈与应用全景图



数据资料来源：时代复兴

要深入领会时代复兴的内涵，需先洞悉其路径抉择。

端到端+宏观策略概念非常“前卫”，如何让机构人员理解这一逻辑呢？时代复兴认为，“端到端的方法论本身天然缺乏可解释性，所以对机构投资者沟通的重点不应在对策略理解上，而应在对 AI 方法论的理解以及对样本外业绩的观察上。”

对于传统量化方法论和 AI 方法论的差别，时代复兴认为：量化模型体系是一种符号化推理系统，其合理性建立在一个基本假设之上，即总有低自由度的数理模型可以解释高自由度的客观世界，但这个假设事实上总归存在边界；而 AI 方法论则打破了这个边界，运用高自由度模型去解释高自由度世界，从而显著提高了方法论生命力。传统的量化框架依赖于以人类为核



心的知识提取及合成架构，存在边际创造力递减的问题，也存在人类科研组织通过分工提高垂直效率但同时降低协同效率的矛盾问题，“我们坚信一切价格行为都可以被建模，也坚信建模方法论存在范式革命的空间”在董事长周俊看来，我们现有的诸多领域的理论研究，也许都将在打破建模自由度的新方法范式下获得超预期发展，即便这个过程是波折的。数学的范畴论，显示出不同数学领域间的彼此逻辑兼容问题；物理学在宏观和微观理论上也存在类似问题，这可能代表了低自由度的经典方法论系统的某种局限。人工智能所代表的高自由度方法论，在某种意义上与人的思想特征同源，具备某种坚实的第一性原理特征。所以端到端+宏观策略并不是一种静态策略或者模式，而是一种开放式、动态的、具备批判反思能力并持续迭代的控制论体系。“所以与其说是创造策略，不如说是创造能做策略的类人能力”。

时代复兴认为，AI对投资机构而言已经从选择题转变为必答题。“在历史上，宏观交易策略往往以个人英雄主义为主，如索罗斯、德鲁肯米勒等人凭借个人判断做出惊人交易。但长期来看，宏观交易缺乏稳定的择时能力。”主要原因在于：

- 1.市场并非完全由宏观变量驱动，交易行为和技术性因素也起决定性作用。
- 2.宏观数据发布滞后，而市场价格前瞻性。
- 3.单一宏观变量往往无法解释市场变化，多个因素交织影响价格走势。

未来能够突破这一困境的方法之一是AI主导的全资产配置模型，即在全球市场中持续优化“效率前沿”，构建动态适应的投资组合，而非过度依赖人的主观判断。一种可能的方案是综合下面三个特征：

- 1.超大规模数据融合（类似LLM训练，将所有影响市场的时间序列数据放入模型）。
- 2.基于Transformer等非线性算子来建模，突破传统线性因子的局限性。
- 3.强化学习+贝叶斯优化，持续在市场中自适应优化交易策略。

因此，依赖于本轮新的AI技术压缩与提取信息能力的提升，宏观交易“杀死歌利亚”的时刻可能才有出现的机会。

时代复兴也曾尝试进行线性建模和各种宏观因子的挖掘，但随后放弃了，周俊认为这种方法并不过时，但存有局限性：

1.对于股票市场而言，因子挖掘与线性模型是成立的，但宏观因子的特性使其难以简单套用该模式。即便最为传统且朴素的宏观模型——美林时钟，在其四个象限内，从宏观指标到宏观环境的映射，也从未假定必须是线性关系。而风险平价模型，仅仅借助协方差矩阵来规避对宏观周期的预测。

2.在股票市场中，虽然因子挖掘与线性模型在一定情况下成立，但宏观因子往往并不适用。毕竟，将纳斯达克的整体市净率与原油的市净率作比较，毫无意义。若在此情形下仍用线性模型去刻画收益率并建模，就如同试图构建一个连激活层都没有的全连接网络模型，难以精准反映市场实际情况。“如果宏观环境到资产价格本身是弱联系，那线性关系这种，每一个弹性系数都非常明确的模型看起来就更加不合时宜。”

目前各家机构已经将深度学习、强化学习应用到了各个环节，但时代复兴也并不认为端到端一定是必由之路。公司选择端到端的路线是实践的结果，而非预设。

公司从理论层面的严谨推导，到实践场景中的反复验证，股票Alpha多因子模型均已充分展现出其作为成熟投资分析框架的可靠性。传统方案仍然适用于资产类别多，系统性风险很容易刻画的市场。许多成熟投资机构依然以均值方差框架为基本工具，以线性模型为主流，只是尝试在一些关键环节上进行例如Boost或者LightGBM之类的非线性替换。权益类市场噪音是巨大的，很容易触发过拟合的问题。非端到端的模型流程自身就有比较大的正则化效果，尤其是当因子的市场逻辑易于理解。但这里面最关键的是，在高噪音、弱相关条件下，基于信号与预测的联合正态分布假设进而得到的最优无偏线性估计是

一个很不错的近似，这时投资管理基本定律 $IR=IC*BR$ 发挥作用，因为这时候宽度 BR 可以堆数量堆得很大。

端到端模型宏观策略竞争核心在哪里？对宏观的理解，数据还是模型参数？

宏观经济的信息集极为丰富，并具备较为理想的信噪比，但传统的宏观交易架构对宏观信息的有效压缩难度较大。时代复兴认为，在传统宏观交易框架下，由于人类的记忆深度广度与广域长链推理能力存在一定局限，限制了信息压缩效率；宏观交易员在日常交易中，往往需要凭借自身的直觉、天赋、本能来形成快速反应机制。经典架构的信息压缩能力受限，这事实浪费了宏观信息的高信噪比特征。宏观信息背后具备复杂且真实的经济学含义和产业逻辑，是由千行百业的庞大系统内生形成的，因此具备很好的信噪比，很难扭曲或造假，因此如果能对宏观信息进行有效压缩，很可能对市场预期差的形成和变化具备较好的预测能力。

时代复兴认为，直接的宏观事件是稀疏的，但好在事件本身对市场的作用并不是单纯的输入、输出关系，往往会通过很多别的代理变量路径影响市场。很多时候造成市场影响的往往并非是事件本身，而是大量的人们对这个事件的讨论、分析和一致预期。例如如果没有任何市场参与者去讨论特朗普的胜选，那这个事件对市场将不会有任何冲击。正是这些讨论、分析和市场的反应路径特征本身形成了大量的历史样本，而这些历史本身足够让模型学会如何应对，它不需要知道这些特征究竟是不是来自某个具体的总统候选人的胜选事件。这些具体的反应路径特征数据会被纳入模型世界观察，并以参数形式内化为模型的高维推理及判断能力。

“深度学习的发展，我们在宏观时间序列建模上迎来了范式转变。”时代复兴解释，传统方法需要人为筛选特征，而以 Transformer 为代表的一系列新的模型则能够将所有可能影响宏观经济、市场动态的信息直接纳入训练，不受变量选择的限制。尤其是类似自注意力这样的加权机制能够自动并学习不同信息间的深层联系，使模型能够动态适应市场变化。

02 资产配置框架 从系统求解开始

落实到策略实践，宏观世界可以使用的数据与信息几乎是无限的，如何确定使用哪些部分？这就类似大语言模型（LLM）的训练方式中，模型不再需要精挑细选特定作家的文本，而是可以直接输入人类所有的语言 Tokens，让模型在海量数据中自主学习最佳的语义结构。同理，在宏观时间序列预测中，时代复兴可以将所有可能影响市场的变量包括宏观经济数据、经济事件、市场交易数据、市场观点及逻辑、重要公司基本面数据甚至部分舆情一并纳入，使模型能够在更广泛的信息环境下自适应地捕捉市场规律。这种方法不仅避免了人工特征的偏见，也突破了传统统计方法的自由度瓶颈，使预测更具鲁棒性和前瞻性。

在模型的视野里，不同的数据来源意义是动态的。在美联储的转向周期中，有表决权的主席的历史表态情况可能具备极高权重，在财报季，头部公司的 Capex 预期增长可能具备极高权重。反而在金融领域，区分“知识”和“信息”是相当重要的。要让一个语言模型代替人类理解宏观经济，需要将历史的新闻进行标注，并特意区分了知识和信息，例如明天要下雨是信息，而“因为冷空气抵达，明天要下雨”则是知识。

单 token 智力密度不高，所以时代复兴增加了中间层，进行机器标注，遍历 1970 年后的黑天鹅和“灰犀牛”，筛选影响大类资产预期和预期变化的主线，是交易员可以看到的所有信息，分为事件、事件的解读、价格等部分。早期模型的后训练数据为经过标注的几千万个 token，并对训练数据的平衡度做了人工权重调整，将外生的世界观察调整为宏观交易员视角的世界观察。时代复兴采用后训练数据按照时间划分 + 重采样的方式。即，通过时间戳筛选，尽可能地避免 2024 年的知识被训



练到 2023 年会被使用到的基座上等。时代复兴的模型后训练数据起始于 1970 年至今，并进行日度微调。

然而，市场普遍认为，近年来经济形势变化极为迅速，致使诸多过往经验难以进行外推应用。在较早时期，尤其是最初构建数据集时，经济规律似乎更为简洁明了。在此背景下，一个亟待探讨的问题浮现：这种现象究竟是源于人们的归因谬误，还是世界本身确实已变得更加混沌复杂？这一疑问，也构成了时代复兴所面临的主要挑战之一。例如之前很多历史性事件并未出现，这些现象致使全球经济的底层逻辑在全新的时代背景下发生了根本性转变。例如连续疫情、脱钩、大通胀、加息导致底层逻辑发生了变化。所以需要通过微调的方式将信息内化到这个模型。假设在未来某个时点出现类似疫情的情况，例如全面战争，模型会通过某种机制进行控制，但模型也会和人类认知重大黑天鹅事件的模式类似，存在一个自适应调整过程。

03 实践验证：世界的多资产求解之道

从宏观角度来看，全球整个交易时段都完成了一个完整的定价，包括亚洲交易时段。而美国交易时段具有较强的日历特征，因此在盘中处理时没有太多问题。在信息传播与接收的过程中，常出现这样一种情形：面对相同的信息，中国群体与美国群体的反应存在显著差异。在此种状况下，若过度依赖实时数据进行分析或决策，反而可能引发一系列问题。亚洲交易时段和美欧交易时段的投资者共同完成对一天发生的全部信息定价。整个定价需要一天两个市场的人完成交易才能够涉及这一层结束。他理解在过去的交易日中，不同交易时段对类似信息有不同创新机制，并在某些高维机制中理解这个事情，无需在标注层面对其做特殊判断。

在宏观领域，资产的选择也极具门道，时代复兴的核心理念是：资产类别的覆盖面应该尽可能实现维度全面，使模型能够通过投资组合充分兑现模型能力。在这一框架下，资产的选择主要基于市场底层字母表（Market Alphabet）的完整性，而非人为设定的分类标准。只要这个可交易资产完善，使得在不同的市场情况下，模型都有希望诠释观点的标的进行选择，那么就可以沿着不同的路径交易出类似的风险收益来。

目前模型交易不超过 50 个大类资产标的，包括股债商汇，但资产选择逻辑不是基于传统的固定类别划分，而是确保标的能够覆盖影响全球市场的核心变量，包括但不限于：

股票：权益类资产（股票指数、相关 ETF、系统重要性个股等）。

债券：政府债券（短期、长期）。

商品：原油、金属、农产品等。

市场情绪：波动率指数（VIX）。

汇率：主要货币对、美元指数、新兴市场货币。

这种跨资产类别的全面性，使模型能够在市场变化时灵活调整权重，降低单一因子对收益的影响，从而构建出更稳健、更具持续性的投资组合。

世纪前沿：致广大 尽精微

“我不相信天是蓝的，我不相信雷的回声，我不相信梦是假的，如果陆地注定要上升，就让人类重新选择生存的峰顶。新的转机和闪闪星斗，正在缀满没有遮拦的天空。”

——海子《回答》

2023 年是对世纪前沿最佳实践访谈的第三年，世纪前沿一如既往，同时保持交流的克制以及交流的真诚，对于能说的知无不言，对不能说的保持一种交流的审慎态度，这使得我们对世纪前沿的刻画既熟悉又陌生，与其说我们交流出了一种投研的细节，不如说是交流出了一些投研的精神：质疑底层、怀疑一切、慢即是快。

01 打破立论：供给变化，并非超额衰减

2024 年初，关于中国量化私募超额水平的衰减几成行业共识，这也是 2023 年白皮书的立论：超额衰减之后，行业该朝着哪些方向突破？

但这个立论在抛出之初就被世纪前沿创始人陈家馨否认了：“我并不认为这是行业共识。”

他复盘了全年行情，2024 年初量化超额确实实现较难，核心原因在于：

1.交易量减少。市场主要成交量由量化机构供给，根据相关测算，量化交易目前每日可向市场稳定提供 2000 亿元左右的交易额，成为了活跃市场的重要源头之一。

2.市场缺乏大型主题。尤其是 2 月和 4 月行业超额表现较差，这主要是风格切换导致，但并非源于整个市场量化环境的恶劣。

3.部分冲击事件打破了市场原本平衡、常态、稳定、波动内的运行状态。尤其对于流动性提供者而言，全市场同向的交易势必受到冲击。但到下半年 9 月之后，国家金融政策方向转变，吸引了大量资金入市，流动性定价发生改变，需求更大，量化超额也就应市上涨。

■图表 量化私募管理占比变化

年份	私募证券基金规模(万亿)	量化私募规模(万亿)	量化私募规模占比	年份	私募证券基金规模(万亿)	量化私募规模(万亿)	量化私募规模占比
2016	2.77	0.09	3%	2021	6.12	1.46	24%
2017	2.29	0.13	6%	2022	5.56	1.5	27%
2018	2.24	0.18	8%	2023	5.6	1.63	29%
2019	2.45	0.42	17%	2024	5.31	1.40	26%
2020	3.77	0.7	19%				

数据资料来源：中金财富、中信证券、基金业协会、世纪前沿

但回顾过去 5 年的量化行业超额收益，不仅需要分门别类，还需要看供求关系。

“量化超额预期主要取决于两方面，一是流动性需求，二是价格发现。”陈家馨谈到，在海外，这是两种完全独立的职能以及不同的逻辑体系，由高频做市商和量化投资机构分别担任，世纪前沿预测周期更多偏向于中高频，主要为市场提供流



动性服务。在这里，流动性提供并非狭义上的在买一卖一上挂单，等待对手成交的情况。从宏观概念上讲，例如当主流交易需求是买入时，就会使得价格短时间有所抬升，而当做市商的需求与主流交易需求相反，是相对均值回归的交易，就已经在向市场提供流动性。这个概念甚至可以扩展到任意周期，甚至在长达几年的跨度上，在估值低时买入，估值高时卖出，都可以称为流动性提供。

尤其是在流动性较差的小微盘股方面，量化交易在 15 亿元以下的股票上交易占比接近四成，可以一定程度上改善相关股票的流动性，这种稳定的流动性供给在市场相对疲软、流动性相对匮乏时显得尤为重要。

■ 图表 非 1800 成分股中小盘成交额占比从 10%+ 攀升至 35%+



陈家馨认为，以提供流动性、量价为主的做法在 2019 年之后才渐成为量化主流。而在此之前，量化行业更多是价格发现，尤其以多因子模型框架为代表，做周期更长的预测，主要收益来源偏长周期的统一套利+基本面因素。

从供求关系来看：2019 年量化兴起后，市场紧接着迎来了三年牛市。量化作为新兴事物，总规模较小，却面临着市场上大量的流动性需求，由于缺乏足够资金来满足这一需求，因此不同股票之间的波动极为剧烈。2021 年大量资金进入量化之后流动性需求得到满足，波动减少，超额收益则明显下降。2023-2024 年市场下行，市场流动性下降，呈现交易意愿下降的态势，持货的人不愿意割肉，持币的人不愿意购买，市场交易者没有出于长期配置或者博收益的角度主动进行交易，导致总交易额下行。但在此背景下，量化总资金依然维持在 2021 年的高位，所以供需不平衡，超额收益的下行也较为合理。但即使在这种环境下，舆论仍然认为量化一枝独秀，甚至达到了群起而攻之的程度。

陈家馨看好后市：“外部环境较差，但既然已经开始行动，市场就有决心撑起内部估值，改善中国自己的资产负债表。当然这个过程中，多空博弈肯定会比较激烈，看空的人离开，看多的人进入市场，总流动性需求就会改善，而量化机构也会相应做出调整。部分机构侧重于基本面研究，拉长投资周期，风格偏向价值投资；还有些规模较小的机构，则选择转向更高频交易方向，抢占先机，这些机构都在以各自的方式寻求突破。”

02 怀疑一切：高频切多因子赛道 去噪还是取信

目前世纪前沿高中低频多个频段全覆盖，其中高频主要被当作一种交易执行方式，它能够以低成本甚至负成本的形式，实现中低频信号带来的超额收益，其最高频的持仓时间仅为分钟级。中高频通过捕捉在较短时间内的股票价差波动获利，由于股票日内波动相较于日间和长周期波动更小，所以其能够在风格快速切换时更快地适应变化。低频策略综合运用量价数据和基本面分析，持仓时间通常在 15 天至一个月以上，目前是主要的收益来源。

国内量化机构多为高频起家，随后切入多因子赛道，探索期很大程度上决定了后续的发展壮大。2018 年，世纪前沿登记为私募基金管理人，开启 Alpha 中低频策略开发。随后在 2019-2020 年研发中性、指增策略并对外管理资金，并于 2021 年规

模突破百亿，整个节奏看起来十分丝滑。

“当然我们也有阵痛期，看起来很丝滑的原因是很早就意识到高频与中低频的不同。”陈家馨解释，很多公司的阵痛期被市场观测到，是因为它们依靠纯高频能力先扩大规模、打开市场局面，但到达一定规模之后却突然发现中低频策略虽然规模容量大，但超额无法继续向上提升，于是在投资者的密切关注下开始了阵痛转型。

“高频偏时序预测，低频偏截面，验证周期会有所不同，高频实盘两三天基本就可以确定有无信心，一星期就基本可以证实或证伪，决定是否继续使用或者舍去该策略。而低频周期下，几个月甚至一年不赚钱也并不意味策略失效。”在陈家馨眼中，**这是两种策略差异的表象，其本质在于取信（增强信号强度）还是去噪（降低信号噪音），这是两种截然不同的逻辑。**

陈家馨介绍道，实际上世纪前沿 2015 年成立时，在期货高频交易领域已取得较好收益，并于 2016-2017 年在股票上采用融券 T0 的方式进行中低频策略的尝试，但很快发现相关方法论无法直接平移套用。**“高频交易有非常大的数据量，最主要的挑战是在海量数据中提取信息，IC 积少成多。**随着策略发展，大的方法论迭代升级，模型也变得越来越复杂。所以无论是浅显的方法、简单的模型，还是机器学习和深度学习等复杂、拟合能力强的方法，都有应用的可能性。在高频场景中，因为足够多的数据和参照物，可以一直推演。但在**低频场景中，最主要的挑战并非提取信息，而是排除噪音。**研究时会看到许多假阳性情况，仿佛各个信息都有用，但到实盘大部分都无效。”

取信还是去噪，这两种逻辑大相径庭。在陈家馨看来，**虽然严格来说没有任何一种方法是错误的，但是每种方法都有其应用边界。**在最高频时，线性与非线性的组合基本相差无几。但如果在低频领域希望用一个拟合能力非常强的模型，把所有数据内的方向都整合出来，反而会掉进陷阱里。因为低频场景大量数据在微观，或者周期较短的情况下很多都重复过，很多数据也在多个维度表述的是同一个故事，例如 2019-2021 年的成长和新能源，在数据整体特性一致的情况下，低频使用暴力挖掘或者深度学习会制造灾难，如果拿一年的数据讨论因子表现好坏，可能只是因为它刚好反映了消费股、新能源股的好坏，如果套用非线性模型，后面很容易崩溃，所以用线性的方法做数据挖掘反而相对安全。**低频研究的重点是在有限的数据和观察的前提下，首先保证得到的信息正确，然后逐渐细微调整、改进，调高信噪比，压制提取物中的噪声。**

所以从高频到低频，很多机构很难在一开始就找到正确的方向。世纪前沿甚至发现，已有的认知局限反而限制了低频策略开发，于是花费了整整一年半的时间来寻找合适的低频人选。“我们那个时候开始密切接触大量的低频研究员，其中许多人是基于过往的高频经验，依靠数据挖掘，手写一堆因子，从而非常快速地积累大量因子去运用到模型中。当然这套打法并非完全不可用，但模型可能会很快失效。在 2019-2020 年，这一方式也逐渐显现出局限性”。2020 年，世纪前沿才开始对外管理资金，有了实盘业绩。当时，公司找来如今的低频负责人，重新改造系统，搭建新的低频研究平台，构建低频内容与框架，让低频和已有的高频实现了良好结合。

低频组策略研讨会会定期沟通研究，负责人会不断追问研究员：每个因子做了什么样的思考？如何拿到的数据？数据是否正确？如何处理？为何建构这样的方法？在具体建构方法时，编写的公式是否符合逻辑？建构这个方法后进行了哪些测试？本身的处理方式是否符合预期？如果有不符的情况，后面的改动是基于怎样的想法进行的？是否在有效边界内使用？

“一直在质疑，这是一个优秀的低频研究员应该具备的特质。”陈家馨说道，低频组一直质疑自己完成的每一件事情，默认策略存在问题，需要尝试各种方法和角度挑战，最后发现尝试了各种方法都无法证明策略是错误的，才开始有些信心。

“更重要的不是线性与否，而是更好地理解方法。例如选择使用过去一年的参数，那么必须意识到这一年的风格有非常强的依赖，而量化需要敏感地尝试各种方法排除这些特殊特征。如果使用人工智能黑盒，那我们甚至连切片的时间也未必非常清楚，可能只是将很长的一段历史放入其中，里面某一个变量与时间有关，例如市值是一个与时间相关的函数，使用非线



性可能将总市值切分为几段，某几段恰好对应某几年，到 2024 年，刚好与现在的总市值相差无几，就会有相似的操作逻辑。由于混入了复杂的非线性模型，你无法了解其具体用途，出现问题也不知道如何补救。随着时间推移，问题将会越来越严重。”

在组合环节也是一样，组合得为风险负责，这涉及各种风格、行业等更长周期的变化，Alpha 的特性以及因子周期。中低频的因子多空，高的夏普率可能到 5-6，低的可能就在 1 左右，将这种级别的因子合并，最好采用线性组合方式实现。目前世纪前沿组合层面已经全部采用线性模型，“多因子流程中，数据与模型位于前后两端，对于清晰度、可解释性的要求更高，任何小错误后续都需要付出巨大代价才能发现，甚至形成亏损。前端基础牢固，后端也要有可靠的检验机制，从而在中间可以有更多的发挥空间。”

03 慢即是快 研究精微

许多机构将量化获取 Alpha 的过程主要概括为数据、因子、模型等，但世纪前沿将其扩展为研究、开发和运维三个关键环节。

其中研究阶段涉及深入的市场分析和数据挖掘，旨在构建准确的市场预测模型，并在加入组合管理，交易和风控考量后，形成一个全面的投资策略。

开发环节则负责将研究成果转化为实际可执行的交易策略，包括与实时数据源和券商下单系统的对接，确保策略能够在实盘交易中得到有效执行。

运维环节能确保技术系统和策略能够按照既定设计稳定运行，避免因各种意外情形导致实际交易与策略不一致，从而造成风险，例如执行数据交易接口故障，这需要借助数据及交易监控自动化预警系统，对意外事件迅速反应。

世纪前沿底层涉及股票和期货两种不同的标的，因此实际上交易执行也是分为两个不同的小组。

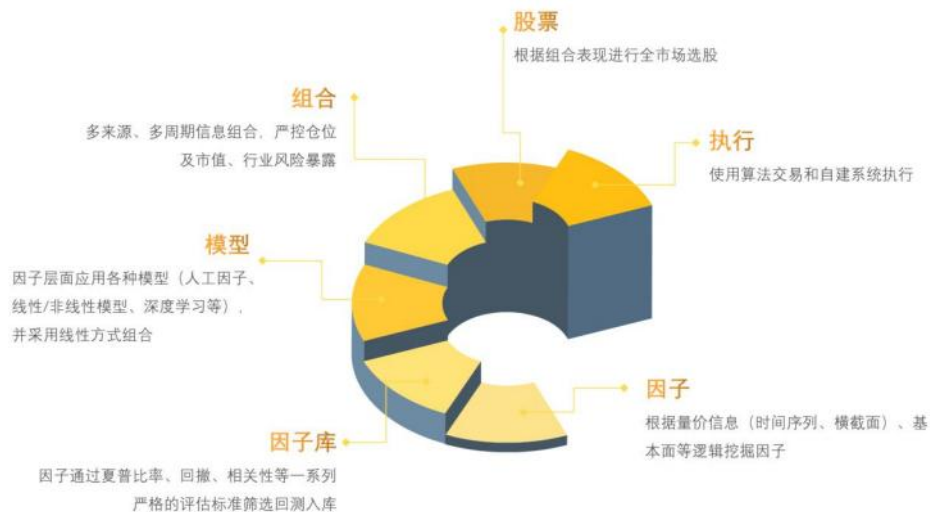
在这三个环节中，研究是创造超额收益的源泉，开发是将研究成果具体实现的过程，而运维则是确保策略顺畅运作的保障。简而言之，研究决定了投资业绩的潜在上限，而开发和运维则共同决定了在这一上限内能够实现的收益水平。例如目前在交易执行环节，世纪前沿效果比市面上的供应商显著。现在比较火的供应商基本上是参考 TWAP 下单，优化效果在 1-2 个 bps 上，而世纪前沿目前的优化效果在 3-5 bps。在这个过程当中，世纪前沿也会参考外部供应商的优化效果进行内部的对比，来使得自己的执行效果得到提升。

在以上这些环节中，世纪前沿都在坚守一种慢即是快的精神，而想要保持稳定获取超额收益的竞争力，各个环节的软硬件实力都变得至关重要。1) 在每个方向上进行深度挖掘，数据和系统方面的细节将决定策略的表现，比如信号的构建逻辑、数据的质量、回测系统的鲁棒性与合理性等。2) 要有足够多样化的收益来源，并且在组合层面充分考虑因子周期性回撤的应对方法。规模的增长会不可避免地带来信号的周期性波动，这就对组合管理和风控带来了更高要求。3) 降低交易执行成本，随着高频交易的竞争变得更加激烈，整体交易规模也在不断增加，这可能会对交易带来市场冲击，所以对组合进行优化和管理也会更加重要。

以研究框架为例，虽然继续多轮迭代，但也是更多立足在原有基础上进行更精细的调整和观察。例如在数据处理方式上进行改进或者引入其他信息增加联动，进行细节、参数和训练方法的改进，逐步提高模型的性能或效果。“如果前面漏洞太多，后面直接垮塌，基本没有别的选择，只能重新开始这个过程，整个事情都要被打断重来。”陈家馨介绍，世纪前沿架构相对解耦，在设计之初难以建立一个庞大的系统，而且系统内部全部被绑定，也难以迭代升级。所以小的更新和迭代进步是一个持续过程。其中研究平台为每个研究员提供便利，包括获取数据的便捷渠道和对研究成果的有效评估机制。生产平台接

入实时数据进行组合优化，最后推送到所有交易机。低延迟交易平台主要负责交易执行，管理大量数据、低延迟因子以及高频交易部分。同时它会读取 Alpha 平台输出的关于目标持仓的调整指令，确定调整位置。

2021 年初公司对研究平台进行了一次大幅度升级，Alpha 模型发生了重大转变，所以研究平台做了切换支持，支持中频因子，并且将组合架构做得更加完善，使得整个组合超额波动率显著减少，风险控制也显著优于之前。“研究成果与技术平台的升级密不可分。只有通过升级才能使前面的研究成果落地。”世纪前沿也即将迎来新的迭代，即 Alpha 运维系统，预计 2025 年一季度也会有新的迭代。这是世纪前沿基于 2023 年众多研究成果开发的，只有经过这样的迭代才能够发挥更好的作用。





微观博易：精于微，成于恒

在中国量化投资行业，有一家公司鲜少在公开场合露面，却在业内频繁被提及为高频量化“第一梯队”。他们很少做市场宣传，却在拓展资管业务的首年，规模便迅速突破 50 亿。这家公司就是微观博易。凭借连续七年正收益和主力策略夏普率超 30 的亮眼业绩，持续吸引业内关注。面对外界的好奇，创始人 Carl 的回答冷静而务实：“我们只是把该做的事情做到极致。”这位曾在国际一流自营交易机构任职的计算机博士，将技术工匠精神深深植入了微观博易的基因。

01 高频的“最后一公里”

Carl 在美国获得计算机博士学位，曾先后在 Google、Bank of America 和国际高频自营机构 IMC Financial Market 任职。谈到微观博易的创立背景，Carl 表示，最初并没有复杂的战略蓝图，而是源于“热爱”和“擅长”。“创办公司，一方面是出于对量化交易强烈的兴趣，另一方面是我们在市场微观结构和高频交易的理解上有深厚的积累。”2014 年，微观博易成立。与国内许多量化机构不同，微观博易从一开始就坚定选择高频交易作为起点，因为创始团队对该领域有足够的理解与信心。

“我们不清楚高频的最后一公里长什么样——许多量化公司其实并未真正走过那段路，也未曾亲眼见过”。

所谓高频交易的“最后一公里”，指的是从策略信号生成到订单执行全链路的极致优化。为此，微观博易构建了完整的自主技术体系，包括微秒级、跨资产类别的极速交易系统，精密的策略分析及回测平台，以及集计算集群、高性能存储和高带宽低延迟网络为一体的私有云投研平台。

Carl 形象地比喻道：“高频交易就像一件精细的工艺品，每个环节都需要极致打磨。无论是定价模型、执行策略、软件架构、硬件系统还是网络通信，任何一个环节都可能决定成败。”关于低延迟研究和技术投入是否有最优边际，Carl 指出，高频交易行业的信息壁垒较高，而探索未知因素通常需要巨大的投入和长期积累，短期难以见到直接回报，“但可以明确的是，跟国际顶尖水平相比，我们在这方面依然有广阔的潜力和提升空间。”

02 寻找定义问题的人

微观博易的招聘试题以“烧脑”著称。例如：如何用控制论计算办公楼男厕的最优坑位数量？如何通过红包抽奖数据倒推微信红包的分配算法？Carl 表示，这些问题靠网上刷题是无法找到标准答案的。“我们考察的是应聘者是否具备将复杂现实问题迅速抽象成模型和算法的能力，以及日常是否有这样的思维习惯和好奇心。”

在人才背景上，微观博易不仅聚集了众多海内外知名高校毕业生，也吸引了不少来自全球顶尖高频交易机构（如 Citadel、IMC、Optiver、Virtu 等）的资深业内人才。Carl 指出，国内教育体系偏重解题技巧，而量化领域更需要的是“定义问题的能力”。这不仅体现在策略构建上，比如将市场现象抽象为可适用的模型、识别其假设边界，并及时根据市场变化进行调整；也体现在系统开发中，比如将交易规则转化为可配置的算法和可扩展的功能模块，以确保系统适应不断变化的交易需求。

在组织架构上，与许多量化公司采用 Silo（筒仓式）小团队模式不同，微观博易从创立之初就坚持走 Centralized 的集中式架构。相较于 Silo 模式，这种架构的显著优势在于，它有助于团队高效协作与资源整合，避免重复建设，同时最大化全局利益。同时，从人性角度来看，Silo 模式虽然为不同团队提供独立发展空间，也激发了一定程度的创新动力，能够在短期内

提升局部效率；但长期来看，这种模式往往容易诱发内部的恶性竞争。在资源有限的情况下，团队之间可能出现对系统资源、资金调配、管理关注的争夺，甚至形成“零和博弈”式的文化氛围，削弱公司内部的信任与协同，阻碍长期积累。微观博易选择 Centralized 模式，正是为了避免这种因架构分裂带来的行为扭曲，通过统一平台推动组织合作，构建真正具备长期主义精神的团队氛围。

“你每天来到公司上班，是希望身边坐着的是互助互利的战友，还是彼此防备、存在直接利益冲突的敌人？”

当然，Centralize 模式也意味着更高的门槛——短期投入大、见效慢，团队组建难度高，需精准筛选具有专业能力与长期价值观的人才。基于此，公司始终保持对高端人才的渴求，并在持续扩招中。“Talent > Model > Profit”是微观博易始终秉持的人才理念。Carl 表示：“我们一直都求贤若渴，只是优秀的人太难招。”

03 T0 敲开资管大门，Alpha 成增长主力

2024 年，微观博易的资管产品凭借 94.23% 的周度胜率，在量化多头胜率排名中名列前茅。

Carl 认为，资管业务是公司长远发展的战略重点。他指出：“高频交易虽然阿尔法密度高，但容量有限；而资管业务，特别是中低频资管业务，能够支撑更加持久且更具规模的扩展。”自 2019 年起，微观博易系统性地将业务方向从衍生品拓展至股票业务，并通过自营资金进行试水。经过几年的发展，目前股票类业务主要由资管资金承接。公司在管理架构上并未将自营与资管策略进行硬性切割，而是搭建统一的投研平台，辅以风控、合规和策略审查机制，以确保两者之间协同顺畅与信息安全。

在日内策略方面，微观博易于 2024 年凭借其多年精心打磨的 T0 策略，在资产管理领域成功破局。其核心竞争力来自三方面的十余年沉淀。预测：整合多源、多频度的高频数据，依托多年的因子库沉淀及持续迭代的线性、非线性模型，遵循“守正出奇”的预测方法论；执行：依靠精密的交易执行策略，通过微秒级的低延迟系统最大化定价差的实现；风控：实现盘中多维度实时监控、盘后全流程盈亏归因。

在中低频的策略方面，微观博易在 2020 年成立了专门的 Alpha 投研团队。由于公司始终坚持“先策略后市场”的经营理念，直至 2023 年，公司评估 Alpha 策略能够充分满足资管业务的需求后，才开始逐步推向市场。在 24 年“量化之殇”事件之后，恰逢行业对风控严谨、叠加交易增厚机制的产品需求上升，Alpha 策略迅速放量，获得广泛客户认可，成为资管业务后续发展的增长主力。

关于高频策略与中低频策略的异同，Carl 指出：“高频策略对日内极短行情的预测非常精准，统计学相关性高，仅需行情数据即可决策，几乎无需应对隔夜风险。而中低频策略则不仅需要处理隔夜风险，还需结合宏观、基本面与非结构化数据进行建模，对策略预测与风险建模的要求更高。”

在实践中，微观博易不断探索高频与中低频策略的有机融合。在策略研发方面，借助高频交易积累的市场微观结构数据和经验，中低频策略的精细度与稳定性得到了显著提升；在产品的设计方面，公司将 T0 与 Alpha 策略深度融合：T0 策略通过高频算法实现高效换仓与持仓内的 T0 操作，获取日内短期收益；Alpha 策略则融合了长短期预测以及基本面、量价、另类数据，识别市场热点并突破策略容量限制，实现天级别以上的投资收益。两类策略在因子设计与模型框架层面实现一定程度的共享，并通过统一的交易系统平台打通各频度、各标的的交易逻辑，协同提升收益曲线的平滑度与风险控制能力。

此外，对于资管业务而言，微观博易的 Centralized 架构相对 Silo 还有两个显著好处：一是团队稳定性强，难以分裂，不会因策略业绩归属问题产生内耗；二是同类策略由统一团队开发，产品逻辑、风控框架和交易执行具备高度一致性，有助于



构建清晰透明、可持续复用的投资能力闭环。

目前，微观博易在资管业务上构建了三条产品线：T0 策略、T0 Plus 策略（T0 与 Alpha 策略的融合）以及 Alpha 策略，并发行了适配多个宽基指数的产品。截至 25 年 6 月，公司资管规模已接近百亿。

04 做好本分，就能做好风控

当量化行业因 2024 年微盘股踩踏事件陷入信任低谷时，微观博易的风控体系展现出卓越的稳定性。这一切归功于公司近乎严苛的风控标准。针对 Alpha 策略，微观博易严格控制行业与风格因子的风险敞口，通过自定义风险因子规避极端行情风险，并设立事前黑名单，主动规避潜在暴雷个股；公司还基于公告与新闻监控系统，实时筛查高风险标的。Carl 直言，对外宣称同样的风格约束，在不同的公司，其实现路径可能有着本质区别。

“去年 2 月的回撤让我重新认识了整个行业——那些回撤超过某个阈值的产品，问题不在策略本身，而在公司的战略和价值观。”

正是基于这样的理念，微观博易的产品具备清晰特征：不参与 ST 股、不偏重小盘微盘股、不押注风格、不依赖政策博弈，真正依靠策略能力与技术优势获取超额收益。Carl 提到，公司在面对 2024 年 2 月和 9 月两轮市场极端行情时，并未调整风控机制，而是凭借现有框架与中高频策略的协同体系，确保整体产品的稳健性，展现出高度抗压的风险控制能力。

回顾微观博易的十年历程，这不仅仅是一段技术突破和细节打磨的故事，更是一个团队在数据世界中持续构建秩序的过程。他们注重微秒之间的胜负之争，同时也在宏观波动中寻找确定机会。公司深刻理解：在策略之上有系统，在技术之上有方法，在组织之上有信仰。他们相信，唯有将每个细节做到极致，从无序中寻找有序，才能将对交易的热爱转化为持续的 Alpha，在量化投资的海洋中不断稳步前行。

象限资产：当 AI 赋能 CTA

2022 年是期货行业的一个关键转折点，围绕“危机 Alpha”的讨论甚嚣尘上。面对市场信心的动摇，一批深耕技术的机构选择了不同的回应方式。以象限资产为代表的 CTA 机构，通过持续十余年的人工智能研究和应用，验证了趋势策略的新范式在中国市场也具有强大的生命力。就在许多机构刚刚开始尝试机器学习等技术时，象限已在实战中建立了一整套由人工智能驱动的策略体系。

01 先行者的坚持：本土经验与全球视野的深度融合

张晔是象限资产创始人，曾就读于清华大学、哥伦比亚大学等国内外知名高校，攻读计算机科学、运筹学以及金融学等多个跨学科专业，拥有扎实的数理与金融背景，并在国际顶级投资银行与对冲基金的工作中积累了丰富的科技与金融行业实践经验。2013 年张晔归国创立思晔投资，两年后成立象限资产。作为国内首批将人工智能技术系统化应用于期货市场的对冲基金，象限资产开创性地在中国构建了基于机器学习的 CTA 策略体系，推动了中国期货量化投资向智能化、专业化、全球化方向演进。

历史同期，美国殿堂级量化机构慕本·里奇菲尔德（Millburn Ridgefield，于 1971 年成立于纽约，是海外管理期货领域的龙头机构，全球管理规模超百亿美元）进入中国市场，其拥有全球最长实盘历史业绩的管理期货产品。张晔在华尔街工作期间就与慕本有着密切的联系，自慕本进入中国市场以来，双方就保持着密切的技术交流与战略对话。随着合作的深化，一个共同的愿景逐渐清晰：打造一家既具备国际顶尖量化水准，又深谙中国本土市场特性的 CTA 旗舰机构。

经过深入探讨，双方最终决定以象限资产作为这一战略合作的核心平台。在随后的数年中，张晔与慕本逐步确立了在中国的深度合作模式，踏上了新的合作征程。从知识产权的角度，研究合作框架由张晔与慕本签署，双方共同享有。从股权的角度，象限由张晔个人持股 60%，慕本持股 40%，并于 2019 年正式完成股权变更。

双方合作不仅是本土经验与国际顶级量化基因的深度融合，更开创了中外量化机构深度合作的新模式，形成了独特的国际化视野与本土化实践相结合的研究体系。值得注意的是，双方的合作研究不但涵盖中国商品期货市场，也会兼顾布局全球多元化交易品种。这种差异化的研究思路源于双方对于市场特性的深刻认知——即便交易同一品种，海内外市场的价格驱动逻辑往往存在显著差异。比如数据方面，与其他管理人更关注国内数据有所不同，象限会用到大量海外数据，特别是一些与国际相关，且国内较少拥有定价权的品种。正因如此，象限资产也做出了与国内同类管理人的业绩区分度。

通过查阅三方平台数据得知：2020 年，在美国货币政策宽松和全球性通胀驱动股市利好的大背景下，象限 CTA 产品表现十分亮眼。其全年费后收益远超当年沪深 300、标普 500 等全球资本市场股票指数涨幅，并且难能可贵地将回撤水平控制在 3% 以内。这一出色成绩引发投资人的广泛关注，众多投资者踊跃参与认购。然而，在交出 2020 年阶段性亮眼成绩单后，象限资产于 2021 年初却做出了令人意外的举动，暂停了所有产品申购，并在公司官微发布了致投资者的一封信：《2020 年度总结暨暂停资金募集公告》。张晔对此给出了解释：“从策略容量的角度来看，运行规模还有较大的空间，但我们并不想因为成为国内第一家纯 CTA 策略的百亿私募机构，让投资人过度担忧热钱流入，长期产品收益是我们更关注的事情。”在张晔看来，尽量不在规模维度超前于这个时代，不过度发展，希望默默扮演好自己在细分领域的角色。规模并非象限资产追求的

首要目标，在技术维度持续突破，长期为投资者赚钱才是最为看重的。

某头部券商高管曾表示：“象限的风格并不张扬，但它代表了一种对时代节奏的清醒认知。”

02 象限的人工智能探索：AI 的真正价值不是取代人 而是增强人

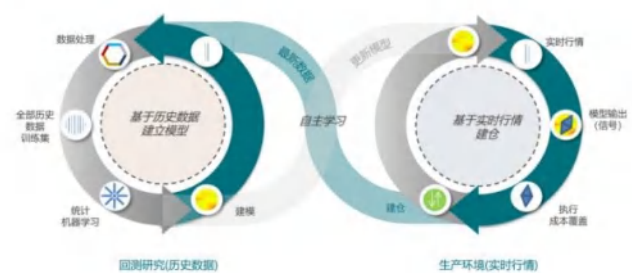
象限从 2013 年即开始专注人工智能 CTA 策略，这实际上是遥遥领先于时代发展的。象限将全球 CTA 的发展历程总结为三个阶段：1. 基于量价的单一趋势跟踪策略，2. 基于不同维度的多个单独子策略组合，这是当前全球主流 CTA 策略框架体系。3. 基于数据驱动、以机器学习为核心，可以自适应各种市场行情的复合策略，并坚定认为这是未来的发展方向。

许多海外量化机构在 2010 年代开始小范围尝试人工智能。自创立伊始，象限就紧跟技术趋势，在业务中尝试运用机器学习技术。发展至今，已经实现 100% 各个环节的机器学习应用。由于机器学习存在黑箱效应，因此需要人工从输入角度进行筛选，运用经济学意义支撑的数据防止过拟合问题。整体策略迭代过程为象限模型先基于历史数据构建，同时依据实时行情建立仓位。当实时行情产生新数据后，会自动反馈到历史数据模型中，使模型能够自主学习和更新。

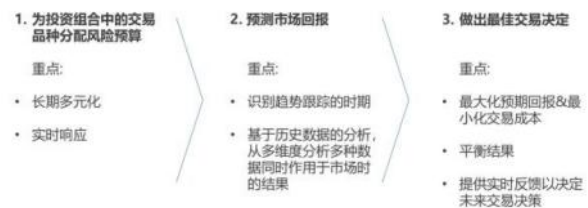
■ 图表 模型自动化、迭代过程

自动化、迭代过程

象限资产建立了一个独有的、自适应市场的、易拓展的策略研究框架
优于传统的从数据中提取alpha的方法



■ 图表 象限投资策略流程



从整体行业来看，投资组合的构成往往以基于单因子的线性组合形式开展，然而不同因子对趋势的影响以及它们之间的相互作用关系均会随着时间而变化。因此象限策略致力于在不同阶段捕捉这些因子间相互影响的变化，以使得叠加后的交易信号能更准确地反映当前市场环境下的交易预测结果。

相较于第二阶段多个单独子策略的体系，基于人工智能的 CTA 将形成更为有机的整体，因子之间的相互影响也被纳入考量。而象限目前已在第三个方向经历了长期的发展实践，其模型不仅能够提取单一数据遗漏的信息，还可以相互评估多个数据种类对市场的共同作用，经测算，象限与传统趋势跟踪策略的相关性约为 0.5，两者可起到很好的互补作用。

CTA 的可交易标的比股票更少，一些专业的投资机构更倾向于建立细分领域的垂直模型。从数学角度来看，通用性更广泛的模型效果会更好。因此象限追求的是交易本质逻辑，而非具体品种。与基本面相比，量化更多是从交易视角捕捉充分信息，以帮助做出大概率正确的决定。例如波动率处于怎样的情况，更多是偏向趋势性信息，这些信息的底层受哪些逻辑冲击影响是象限大的分析框架。如果有特色内容，研究也会加入另类因子进行分析。

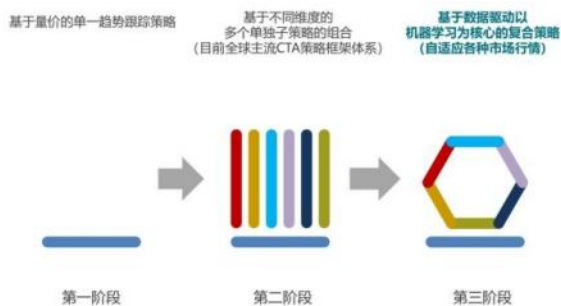
股票有 Barra 等体系，但在 CTA 领域尚未形成类似具有共识的标准化框架。商品市场的特性决定了其与股票市场的本质差异：大宗商品缺乏统一的经营主体与财务数据，各品种受供需、政策等多元因素驱动，导致机构间的策略逻辑与因子定义难以达成共识。这种碎片化特征使得收益归因更多停留在机构内部研究层面，无法建立跨机构的可比性体系。

研究方法上，许多投资人习惯了人工智能做截面预测，对全市场进行评分，但由于 CTA 品种较少，截面策略并不总是有

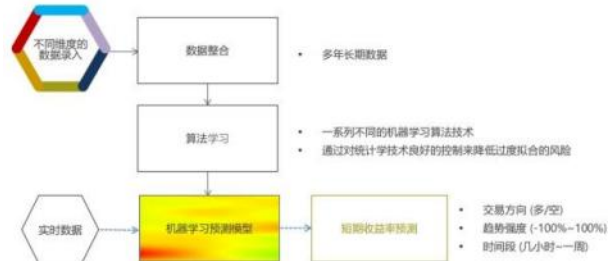
效，象限基于人工智能技术应用的管理期货策略本质上是对趋势跟踪的时序进行建模。例如有 $N \times T$ 的面板数据，如果 N 足够大，就可以提供许多横截面信息。如果是 T 很大 N 很小的数据结构，就会与横截面研究方式产生很大区别。强行使用横截面，容易数据拟合，挖掘出偏颇结果。与股票市场 T 和 N 都很大有所不同，商品市场数据 T 大 N 小，这种特性决定了 CTA 策略采用得当的时间序列分析会更有效，而非股票领域常见的横截面多空组合——多空组合中为了配对而配对可能适得其反。这种区别体现在模型层面也会出现差别，深度学习在 CTA 领域参数和数据的研究更加精细，因为方向不同。

在模型运用层面，象限对于单一市场，更倾向于模型输出对应的唯一有效交易判断。多个模型预测可能会有截然相反的结果，这些结果不可能都正确。模型之间结果打架通常的做法是各自抵消，直接加权。但从象限的角度看来，越是出现这种情况，越需要越辩越明，并选择回归到模型之间的逻辑关系，最终形成结论。象限始终坚持在因子设计阶段引入经济学与行为金融学的结构性假设，通过“算法+认知”的方式打磨模型的可解释性与稳健性，他们认为，AI 是增强人类判断力的工具。象限的建模目标从一开始就非常清晰。在算法初始设计时，就需要进行前置思考，而不是先通过暴力挖掘得出结果后再进行挑选。

■ 图表 国际 CTA 策略研发体系变迁



■ 图表 象限 AI 模型试图揭示不同维度的数据在市场中的关联结构



AI 在 CTA 领域的优势不在于预测单一市场走势的绝对精度，而在于在高度不确定的市场环境中，持续识别相对概率更高的趋势路径。与其说 AI 改变了交易，不如说它重塑了我们对“交易本质”的理解方式。

03 追求平衡，风控至上，拒绝极端

在持仓周期方面，象限属于中周期 CTA，平均持仓约为两周。持仓情况较为灵活，5 天以内、6-15 天以及 16-100 天的持仓比例由模型依据实际市场行情实时调整与决定，并非从投研角度事先规定固定持仓周期。象限认为交易信号具有三个关键维度：多空方向判断；趋势强度评估，范围从 -100% 到 +100%；以及趋势持续时间预测。在交易信号产生上，象限以分钟级别对市场进行连续不断的预测。数据体系融合量价数据(65%)与基本面，涵盖价格、衍生品及非价格多维信息。尤其重视衍生品数据对原生资产的价格牵引效应，例如美国市场期权到期日对现货价格的显著影响。值得注意的是，专业交易者在期权市场传递的市场预期比交易量更具参考价值。学术研究揭示，衍生品与原生品存在双向价格传导机制，打破传统单向关联认知。

象限 CTA 策略的风控体系全面内嵌于模型框架，在投资管理委员会监督下实施全流程管控。投委会由中外成员各三位组成，所有策略更新上线均需经审议通过方可执行。交易环节采用自动执行，全流程无需人工干预，由合规风控人员实时监控。为应对极端行情，设置模拟与实际交易的偏差校验机制，确保风控有效性。

象限管理期货策略坚持底层逻辑，通过风险预算控制投资风险。其风险预算体系根植于慕本 20 世纪 80 年代提出的 Volatility Budgeting 理念，与同期桥水提出的 Risk Parity 形成理论呼应。该体系均衡分配各板块风险预算，避免收益过度依赖单



一品种。例如 2024 年阶段性的黄金行情中，部分机构因贵金属超配获得高收益，但面临不可预知风险时可能产生剧烈波动。针对高波动品种，象限采用隐含波动率调整机制：波动率越高则仓位配置越低，反之则提升配置权重，模型设定单一品种持仓上限 5%，单板块上限 15%，确保组合不被特定品种主导。象限通过稳健品种增加风险敞口、高波动品种降低敞口的动态平衡，实现风险分散与概率制胜。

04 风险阿尔法 穿越数次风暴

基于历史统计，中国股市超过 60% 的时间处于震荡或下行周期，仅约 30% 时段呈现上涨态势。象限 CTA 策略与权益市场长期保持低相关性，自策略运行以来，完整运行年度全部实现年度正收益，并在多次极端市场环境中展现出穿越风暴的稳健特性。

■ 图表 历史业绩

年度	一月	二月	三月	四月	五月	六月	七月	八月	九月	十月	十一月	十二月	全年收益
2024 年	-2.69%	-0.96%	1.76%	-0.37%	-1.14%	-1.31%	4.10%	1.37%	3.72%	0.11%	0.11%	1.52%	6.15%
2023 年	2.32%	-5.24%	1.46%	0.30%	5.40%	-4.01%	0.71%	1.69%	0.12%	0.88%	-0.75%	1.32%	3.84%
2022 年	6.78%	0.31%	4.29%	0.30%	0.20%	-0.05%	4.40%	-1.82%	0.34%	2.04%	-3.57%	2.22%	16.09%
2021 年	-0.70%	4.52%	0.51%	0.00%	1.68%	-1.87%	0.50%	-2.51%	2.63%	2.73%	-3.14%	-0.22%	3.90%
2020 年	1.79%	6.54%	13.23%	-0.83%	0.42%	2.09%	6.43%	0.77%	0.64%	-1.20%	4.49%	5.40%	46.63%
2019 年	0.83%	0.27%	-2.65%	2.63%	2.65%	0.18%	-0.98%	4.76%	-2.32%	-1.05%	1.42%	2.45%	8.23%
2018 年	0.20%	0.04%	5.73%	-1.57%	2.31%	-0.68%	4.22%	-2.16%	-0.60%	2.42%	6.21%	0.37%	17.31%
2017 年	1.38%	1.26%	1.11%	0.00%	0.57%	-0.78%	3.92%	1.61%	-1.18%	1.31%	0.21%	1.62%	11.50%
2016 年	-2.25%	7.23%	0.78%	0.11%	-5.68%	6.02%	-3.41%	0.22%	-1.68%	7.04%	5.02%	2.66%	16.15%
2015 年	-1.58%	-0.34%	3.55%	1.02%	-1.32%	1.73%	6.43%	1.09%	0.75%	2.83%	4.58%	-2.07%	17.58%
2014 年	3.32%	1.10%	1.43%	-0.89%	2.18%	1.08%	3.21%	3.50%	4.82%	0.95%	-1.23%	2.14%	23.68%
2013 年								-2.19%	2.17%	-1.01%	1.16%	-0.92%	-0.85%

典型的时间节点包括三个：

1.2018 年中美贸易战期间（2 月-12 月），象限获得了+17.07% 的费后收益回报。

2.2020 年第一季度新冠疫情爆发，受此影响，象限在 2020 年一季度便取得+23.37% 的费后收益回报。市场生产逻辑随之改变，各行各业停工停产，导致大宗商品供给与需求严重失衡，众多品种价格明显下跌。随着人们对新冠疫情了解增多，市场出现反弹，后续不少品种收获上涨收益。年底铜等许多品种在如火如荼地复工复产以及通货膨胀等因素影响下，甚至超过前期高点，带来较好的收益机会。

3.2022 年，由于俄乌冲突导致大宗商品在全球格局发生颠覆性变化，贸易线路和供需关系调整，下半年 CTA 宏观环境不佳，可象限凭借强大的自适应性以及出色的风控，全年依旧获得+16.09% 的费后收益回报率。

总体而言，在商品市场波动率上升，商品价格上涨或下跌趋势较为明显的市场环境下，具有更多盈利机会。而在趋势反

转以及趋势不明显的偏震荡市场环境中，盈利相对困难。象限的主要优势在于，即便处于震荡的市场环境，也具备一定的盈利可能。某中金 FOF 投资经理接受采访时强调："市场波动率突破阈值（逾 10%）时，象限捕捉收益的能力将显著增强，波动越剧烈，收益来源越多元。"

展望 2025 年市场格局，象限资产认为，美国政策层面的高度不确定性将成为关键变量。2023 年四月对华加征关税等举措表明，贸易争端难以在短期内彻底解决。作为具备国际化视野与布局的机构，象限依托对中国及海外舆情的实时跟踪与深刻理解，鼓励投资者保持高度理性的思考和健康的心态，提前做好资产配置。从美国战略视角看，其核心目标在于通过关税等工具对华施压，而关税本质上是服务于更广泛地缘政治博弈的战略工具。因此，随着特朗普开启新的政治周期，预计后续政策波动与市场动荡可能持续发酵。



远澜：宏观量化的 5 个梯度

宏观认知判断如何转换到交易层面？

这是远澜投资宏观策略介绍卷首的一个疑问，也点题了宏观量化策略一直以来面临的挑战。

疑问下附有两个答案：

Howard Marks: Getting the odds on your side（站在概率的一边）。

James Simons: Math is the key（数学是关键）

但这两个形而上学的答案明显省略了中间步骤，2023 年，远澜宏观量化策略上线，他们的答案是：经济周期+情绪周期+经典趋势+风险预警+多因子定价模型。

01 策略排兵布阵 从宏观到多因子落地

宏观策略讲求排兵布阵，使用多兵种配合的方式弥补单一策略的劣势，同时交易多个受宏观影响的品种，通过品种之间的内生的多样性进一步提升组合的稳定性。

远澜宏观策略整个策略分为 5 个层级/子策略，经济周期+情绪周期+经典趋势+风险预警+多因子定价模型，按照波动率暴露，分配比例分别为经济周期 45%，情绪周期 +多因子定价商品+经典趋势 40%，风险预警 15%。整体策略以经济周期为长周期基础构建 3 个月及以上级别的底层交易方向，情绪周期协助抓取短周期内的分歧带来的多空变化，经典趋势在交易层面协助完成严格的头寸控制，风险预警模块在交易中实时监控并规避极端风险，多因子定价模型协助动态调整各子逻辑权重。

其宏观量化指数编纂的策略逻辑主要由五块部分组成：

■ 图表 远澜宏观量化指数编制策略逻辑

• 经济周期：	根据远澜构建的货币、信用、增长、通胀等核心宏观因子来判断未来 1-3 个月市场更有可能交易的经济周期，依此对股债商做相对应的头寸分配
• 情绪周期：	根据远澜构建的情绪类型因子构建盘面情绪周期，根据情绪周期对大类资产择时
• 经典趋势：	根据经典的趋势因子，跟踪底层标的的价格，给出相应的头寸输出
• 风险预警：	根据远澜构建的宏观风险预警因子做相对应的避险操作
• 多因子定价模型：	跟踪大类定价的宏观和基本面的定价因子，动态调整组合中因子权重

• **经济周期：**构建增长、通胀、货币等宏观因子，同步指标和领先指标，判断未来 1-3 个月市场更有可能交易的经济周期，依此对股债商做相对应的头寸分配，持仓约 3 个月。远澜于 2020 年起开始搭建宏观数据库，例如：国内生产总值 (GDP)、失业率、通货膨胀率、利率、工业生产指数、零售销售数据、贸易数据、消费者信心指数、企业投资、货币供应量、房屋市场数据等，根据这些核心宏观因子来分析不同经济周期阶段的特点，以及各指标之间的关系，从而理解宏观经济的动态，通过分析海内外主要经济体的经济数据，从而得到基本的长期方向性头寸。

将本策略定义为宏观量化策略，但是实际上宏观比重仅占一半。“我们认为投资整体上是一个非常困难的事情，任何单个策略方法都无法完全覆盖，各有其高光和不利，需要利用一揽子的方法动态管理应对不断变化的市场，其他部分都是为了

弥补宏观不足而设计。”创始人王凯解释道。单策略有很强的生命周期，非适应期可能亏损很严重甚至失控状态，所以需要若干个风格迥异的策略彼此配合，才能实现低相关。

很多时候市场谈周期，都是康波周期、库存周期这种年度级别的周期，最小的库存周期大约都能达到4年，但远澜并不会考虑如此长的交易维度。所以实际上在策略逻辑里，所谓经济周期实际研究时更加关注的是价格周期的变化，即盘面博弈的周期，盘面正在博弈什么样的故事。例如2024年第四季度中央出台了許多政策，经济本身尚未起到变化，但观察盘面已经经历了几个轮回。“这些价格周期轮回背后驱动什么？大家心理预期的变化。心理预期的变化主要是交易者认为未来可能会往哪个方向发展，我们就是在尝试捕捉这些问题。”

• **情绪周期**：即大浪中的小浪，构建独立于经济周期的盘面情绪、资金流向、风险偏好因子，反映盘面高估/低估，情绪周期模型基于市场在短期内所处的位置，寻找符合一致情绪的交易方向，在相对微观层面判断短期方向性头寸，从而提高组合整体胜率，以实现大类资产择时以及经济周期的第一层对冲，换手为3周到1个月。

经济周期是一个季度级别的换手行情，可能会出现波浪上涨或者波浪下跌的情况。如果顺着行情的方向会出现回调，情绪周期核心能够配合经济周期，在回调过程中减小亏损。陈鹏解释，情绪周期的使用因子并非宏观数据，而是智能监控到的风险偏好变化，例如聪明资金的变化决定策略比如点位、多空。

市场情绪与政策方向相辅相成，在9.24政策出台之前，由于价格处于较低位置，情绪周期已经被监测到，一些资金已经投入其中。真正的政策是在9.24出台，之前外媒的吹风，从新闻角度已经能够感受到一些。在数据层面非常明显。由于价格足够低，策略给出了一个很高的多头，在国庆前的一波，由于价格涨幅非常快策略已经多头全部退出。

• **经典趋势**：根据经典的趋势因子，跟踪底层标的价格，给出相应的头寸输出。趋势策略加入的主要目的是防止情绪周期策略对冲失效，在实际交易的过程中，还是有可能碰上经济周期策略和情绪周期策略恰好都开出同样的方向，但是行情快速反向移动的情况，因此，在策略组合中，我们加入了只看价格的策略，我们需要这个策略在任何时候都开出顺势的头寸，因此对于这部分策略的要求是，开仓灵敏，最终我们选择了最为简单有效的传统趋势因子，如均线、通道、突破等，实现对经济周期策略的第二层对冲。

• **风险预警**：在宏观周期模型的框架下，风险预警模型主要针对短期内的宏观风险快速开出避险仓位从而对整体组合提供下行保护，例如“黑天鹅”与“灰犀牛”事件，此模型不强调收益，重点关注对组合回撤的控制，主要为避险操作。模型重点监控供、需端风险，例如战争、自然灾害、罢工等导致的供给缺失，此时为空权益，多商品。需要重点监控地缘政治指数、灾害指数、罢工指数等。经济危机、进入衰退导致的需求端下降，此时为多黄金债券，空股票商品。重点监控VIX、不确定性指数、意外指数等。此模型在常态交易时间段仓位为0，只在极端行情下开出避险头寸，开仓时间段占比小于5%，以实现经济周期的第三层极端风险对冲。

• **多因子定价模型**：跟踪大类定价的宏观和基本面的定价因子，动态调整组合中因子权重。用于解释资产的回报与多个风险因子之间的关系。通过纳入多个可以对标的价格产生潜在影响的因素，提供更全面的风险评估和资产定价。远澜宏观量化策略使用多因子定价模型进行精细化的滚动式组合优化，辅助最终仓位的产出。简而言之，即追踪宏观、基本面、量价哪个模型的解释力更高，提高哪类定价因子权重，相比等权配置更为灵活。目前模型覆盖：原油，黄金，铁矿，豆粕，股指，国债。其中以铜为例，包括宏观、产业、情绪三个方面大因子。

■ 图表 以铜为例多因子定价

宏观

国内：增长因子、短端利率、国内企业生产订单强度汇率因子、中美利差

海外：需求因子、通胀预期短端利率、长端利率、全球制造业



产业	库存：Comex 库存、LME 库存铜矿港口库存、铜现货/交割库库存、保税	基差：LME0-3、现货升贴水精废替代效应
	区库存（不可流通库存）	
情绪	价格：现货价格、海外价格资金：资金增量、头部倾向风险偏好	融资需求：洋山港溢价\融资意愿

02 拆解宏观公式 量化的另外一种故事

$y=f(x)$ ，每种量化策略大约都可以归一到这样一个极简公式，核心是定义 y ，并求解 f 。

宏观策略在海外虽然是一大类策略，但在国内并非主流，据私募排排网统计，各类机构统计仅有 1%-2% 的机构参与其中。远澜投资创始人王凯认为，这主要是三方面原因导致的：一方面国内资金主要在单一市场，相关资产的定价并不能被传统解释。同时，A 股整体市场通过增长而不是盈利，也不能被宏观模型所解释。再次，研究宏观的卖方和买方虽然很多，但宏观相关的公开表达的观点总是模糊的，难以从概念直接转化到交易，例如具体价格、头寸。

远澜投资初探量化一直以交易为生，目前的主要策略也是数理统计型、深度基本面类、行为金融逻辑驱动型策略，数学公式才是团队熟悉的行为模式，在陈鹏看来，量化实际上构建的是一些具有一定概率优势的模型，结合对风险的控制能力以及交易经验，将所有相关内容组装起来。

目前国际上宏观主观和宏观量化两个流派，主观流派的打法是根据基金经理的认知，结合他们的想象力和推理能力对未来做出判断，给出持仓头寸，这也是当前最为主流的做法，但收益特征偏肥尾，同时交易能力弱，很难控制回撤和波动。

而宏观量化所有判断都是基于数据，核心即使用何种数据、在何种市场上交易以及使用何种模型去构建它。每个子策略胜率假设在 51、52%，通过多个子策略放大概率优势，最多到 58%；处理海量数据；日频换手，交易更平滑。

“在宏观方面，你可以讲述政策、数据的变化以及未来中美关系等，这些都是可以发挥的空间。因此宏观给人的感觉是只要我能抓住故事的主线，我就可以做好交易。有非常厉害的人，主观经理就是这样做的。他们能够感知并抓住市场会朝哪个方向发展。对我们来说，目前还不具备这样的能力。因此我们的方式是通过数据捕捉数据上的微小变化，并根据数据变化的倾向构建盘面可能会讲述的故事，这是和主观判断的最核心区别。”

与传统量化相比，宏观量化更考验量化机构何种能力？在认知层面是否存在较大差异？陈鹏认为，宏观周期的判断需要对社会有抽象且符合逻辑的认知，这也是远澜这几年策略逐渐演化和认知的方向。2020 年之前该策略主要以量价为主，仅关注价格相关数据，以此数据捕捉信息。这些明显不够，量价一方面偏右侧，相对而言更偏滞后，是盘面已经显现的内容，商品期货真正具有解释性的有两点：基本面与宏观，要构建真正有预测力的模型，或者解释价格变化，需要以此出发。

宏观不缺宏大叙事，博弈方更为复杂深刻，除了传统的交易对手方，甚至有的交易机构认为，宏观博弈包括各国央行和政府的意识形态等，而这也并非量化所擅长的部分。

陈鹏说道，有人尝试对政策对 0-10 打分，但是政策存在滞后和漂移，几乎只能主观使用，量化难以吸收完整，而且量化所考虑的时间尺度不同，对于央行政策端或者经济体之间的博弈，动辄是 10 年级的驱动，对于远澜来说考虑的是月度维度。站在不同的维度看待世界考虑角度就会截然不同，处理方式也不同。以 10 年级别或者更长的维度看，中间的正负 10% 波动可能都会并不关心。而站在月度维度考虑，正负 10% 可能导致交易结构有很大差异。主观可能会关注现在经济位置，政策制定者会关注当前和未来的发展方向。但量化关注的更多是边际变化，边际变化对资产价格产生的影响。

政治体本身会出台财政政策和货币政策以平抑经济波动，但这并非量化所擅长的部分。陈鹏也坦诚，目前模型并不支持对政策的解读，这对于量价模型来说是一个很大的挑战。首先很难将其翻译成量化的语言，其次频次非常低，主观可以做出非常快速的应对，但并非量化所长。但好在，政策本身是年级别的干扰，同时虽然政策对市场一定会有短时的损失冲击，但整体对市场的影响一定是受到年级变化的影响。政策具有明显的趋势性和连贯性，例如美联储不会反复调整加减息政策，永远是缓慢的调节，同时边看边走，大的方向不会改变。国内的财政、货币政策工具越来越多，使用频次越来越高，但政策方向一致，都是宽松的方向，同时会根据实施效果加码。

所以陈鹏认为，对于事件冲击和政策变化带来的宏观变化，目前正在尝试两种方式来弥补。一是不断提升自己的主观判断能力，并通过主观策略的介入来提升策略的稳定性，二是通过大模型捕捉变化，目前正在探索基于新闻舆情，尝试用各种大模型加工，给出大类资产配置建议。“目前我们策略运行不加主观判断，但我们清楚地认识到主观的重要性。量化的能力欠缺在于很难把握一些由事件影响导致的盘面快速变化的交易机会。比如一些大级别的政策发布或者风险触发，数据端不会有太大变动，但是盘面可能走出巨大的行情，就像 2023 年 9 月这轮行情，主观能意识到行情变化，而量化信号很可能会空 A 股死得很惨，远澜幸运之处是没有 A 股空头。”

在选择股票债券商品中，远澜宏观量化选择了美国、日本、德国、中国的股债商以及黄金多类资产，这里面都是发达市场资产，是否存在较多同向性？观点表达的完整性、敏感性和相关性之间会有什么影响什么是宏观配置的核心点？

陈鹏选择这四个国家主要是基于 GDP 排名，其分配比例也是按照 GDP 贡献度计算，配置品种以及策略是基于远澜认知或者对组合表现的希望来实现。由于它们的体量足够大，因此整体市场交易者会更理性，由市场驱动具备更强的周期性。新兴国家例如越南和印度可能会有明显的投机资金驱动，解释力反而更不好，更多是增长的故事，远澜宏观偏向于做流动性、关注度最多的市场，这使资产价格捕捉能力更强。当前，中国的 A 股权益市场是个特立独行的市场，但陈鹏认为随着时间推移，它将逐渐趋同于全球市场。尤其在当前的国际环境下，A 股也必须将自己推向完全由市场决定的地位。

除了观点表达的完整性、敏感性和相关性之间会有什么影响？陈鹏解释，首先，对于这些股票债券以及全球主流的大宗商品，如果进行相关性分析，它们本身就处于低相关状态。同时多个子策略之间本身相关性较低，而且各品种经过交易信号作用后的收益相关性呈现一个更低的状态，使得策略在进一步放大品种的多样性。

在选择资产之后，一种方式是轮动资产，另一种方式是对冲资产。这是两种不同的方式。最终是想要追求享受这些资产 Beta 的同时熨平波动。不是所有增长指标都做成一个模型，而是拆开来多个子模型对冲，远澜有两种方式构建模型。第一种方式是将所有数据集成到一个维度，例如只用一个数据表达当前的增长情况，包括消费和进出口等。第二种方式是每个子模型关注不同的事物，例如一个模型只盯消费，另一个模型只盯进出口、生产状态等。那么第二种方式一定是偏局限的判断，但由于看得更广泛，把所有相关的东西集合起来，最后可能得到更公允的判断，使得兼听则明，偏信则暗。在实际使用时，远澜采取两种方式集合。

■ 图表 策略相关性矩阵

	经济周期	情绪周期	多因子定价	经典趋势	风险预警
经济周期	1.000	0.117	0.056	0.505	-0.121
情绪周期	0.117	1.000	0.394	0.029	0.107
多因子定价	0.056	0.394	1.000	-0.010	0.109



经典趋势	0.505	0.029	-0.010	1.000	-0.224
风险预警	-0.121	0.107	0.109	-0.224	1.000

03 从数据出发 回归数据

数据，量化之始。而宏观数据尤其繁杂，有的领先，有的滞后；有的稀疏，有的密集；有的偏直接，有的偏间接；有的解释性更强，有的解释力度更弱。

2020 年远澜开始构建基本面模型和宏观模型，其中数据处理是其重中之重，团队花费三年时间进行基础性工作，包括对数据的筛选、筛选。这也就是为什么宏观策略成型较慢的原因，公开数据非常多，有几百万条，很多都无法使用，需要对其进行筛选与验证，有的数据存在异样点，需要进行同比或者环比处理，这些都是基础入库操作，需要花费大量时间，没有捷径可行。而且模型还高度依赖另类数据，主流数据的信息含量不高，可行性较差，更新速度较慢。“陈鹏说道。

数据预处理是一开始，还有对数据的解释，”必须有严格坚实的逻辑基础。陈鹏说道，宏观数据繁杂，市场会认为逻辑混乱，难以提炼。但却有一些基础、坚实且不变的逻辑，例如基本面非常简单，供需两方的力量对商品价格的影响是直接的，直接影响现实。宏观影响具有一些基础逻辑。例如简单如美林时钟，各类机构质疑其越转越快，但其逻辑非常扎实，包括扩展出来的一系列周期判断，宏观量化是寻求的是其中不变的部分，即内在蕴含的规律。在经济过热期，货币呈现非常宽松的状态，经济体增长良好，通胀也处于上行阶段。在这种阶段，人们会购买各种资产，这使得社会对经济体、资产产生强烈的向上引力和转力，对商品、股票和债券等都直接产生影响。所谓过热期配置商品，复苏期配置权益都有其合理之处。而判断转速关键是：1.使用何种数据观察世界，高频还是低频；2.如何定义数据变化。使用快节奏和慢节奏定义数据变化，得到的结论可能南辕北辙，而且我们需要对使用周期有所预期，不能期望 100%安全，量化争取 50%以上的胜率即可，通过累加的概率优势来放大交易结果已经是确定了。

宏观数据不仅面临繁杂问题，还有可信度以及数据滞后、缓慢的问题，当前远澜宏观模型数据使用为最高日频，信号日频，预测及持仓 3 周（情绪周期）到 3 个月（经济周期）陈鹏认为只要使用就不要质疑可信度，首先只能信赖数据，只要市场交易这个数据，就不需要应对，无论真假，不会有人认为自己比国家统计的更聪明。而针对数据偏慢的问题，远澜自建了自己的核心数据库，官方公布的月度频次数据在远澜的体系里面更多是背景性数据，他们利用高频数据、预期数据，寻找与统计数据的差值。“高低频数据有预期差，收益来源也是预期差，都是看边际变化。”

领先和滞后数据，远澜通常只考虑两个问题：一个问题是同步为主，同步即描述当前状态、更新频率更慢，领先是更新频率快，这很反直觉，远澜解释道：我们知道比月频更快的数据描述的通常只是局部信息，如果月频的描述维度是一个面，那高频数据一定只是面上的某些点。策略尝试通过尽可能收集点，集合模拟面的状态。信噪比需要从不同视角和维度来看。高频数据在高频世界中观察，低频数据在低频世界中观察，信噪比其实相差不多。高频之所以能够做得优秀，是因为高频事件的级别不同。对于分钟级别而言，全天有 300 分钟的交易时间，累积微弱概率优势，只要正确率在 50%以上，大概赚 160 分钟，整体全年就可以赚钱。

=而对于方差之外的数据，远澜通常不会直接扔掉，“而是把它拽回来，将其做两倍方差一个极限值来替代让模型不要太注意这个点。”

04 “我们讨论量化时 是欠拟合还是过拟合影响更大？”

数据之后是模型，宏观和资产价格本身是弱联系，甚至在历史上不乏宏观和资产价格之间存在相互背离的关系，陈鹏问了一个意料之外情理之中的问题：“我们在讨论量化时，是欠拟合影响更大还是过拟合影响更大？”

陈鹏认为，许多量化和模型都在追求在防范过拟合，同时又认为模型需要学习，没有学出什么东西是一种欠拟合状态。“我认为过拟合的影响远大于欠拟合，过拟合是让模型记住了所有事情，但在未来不可能完全发生同样的事情。这也就是为什么许多过拟合的模型在实盘或样本外的表现都远远不及预期。而欠拟合是指模型的复杂度小于真实世界的复杂度，然而宏观世界的复杂度非常高，我们所做的所有事情都是欠拟合。追求有逻辑的欠拟合状态，反而可能更适合交易。欠拟合只要捕捉到交易中的某些信息，就能将其转化为交易盈利。我们不奢求每次都能赚取很多利润，这是不现实的事情。”

欠拟合就是未拼凑出完整的宏观故事，那是否会使得交易方向南辕北辙？在陈鹏看来，我们需要接受欠拟合带来的错误的同时不要让资产组合造成巨大亏损。这也是为什么在宏观模型中，增加了其他策略来进行弥补。

目前分为三种主流分类：1. 纯线性模型，即美元指数下跌之后利好黄金和铜，这是线性逻辑。2. 非线性逻辑，数据整合成例如动量、情绪因子等多维度因子，然后将这些因子与价格结合构建成非线性模型。最典型的是神经网络，它变成一个多维度的 x 与一个多维度的 y 之间的联系，由于系统复杂难以解释。3. 端对端，简单理解即不关心这些数据的含义，然后 x 和 y 之间直接构建一个更黑的盒子，由系统自己完成因子生成部分。

据陈鹏介绍，当前宏观模型完全放弃复杂模型，因为宏观数据低频，容易过拟合，但这并非一个非常简单的线性模型，他对其的定义是一个人为约束的非线性模型。如何理解人为约束的非线性模型？就是底层会有一个隐含状态，隐含状态是从宏观数据到资产价格中间可能隐含的一个相对经济周期状态。首先判断隐形状态，然后再判断接下来如何进行交易。中间层之间的联系是线性的，由于隐含状况的存在，它变成了人为约束的非线性问题。

■ 图表 三类模型对比

类型	代表方法	远澜选择	原因
线性模型	美元跌→黄金涨	$\times$	忽略状态切换
纯非线性模型	神经网络	$\times$	可解释性差
约束非线性模型	状态依赖线性映射	✓	平衡逻辑与灵活性

05 从宏观到微观 远澜策略生态圈

目前远澜的宏观策略在独立运行，但 2025 年会逐渐将宏观策略加入策略的成分中，以可以更好地覆盖大宗商品的定价。

王凯重新回顾了渔场理论。大海里有很多鱼，很多获得利润的机会，每种工具都有它擅长捕捉鱼的类型，在 2024 年这种大级别行情中，有些事情宏观能赚钱，阿尔法主要是通过截面统计套利，出现回吐或者不利表现，是策略属性的一部分。要将某种工具打造到没有任何缺陷是非常困难的事情。多策略显然会形成互补性，带来更稳定的结果。

远澜创始人王凯介绍道，CTA 市场有几种定价，包括资金、产业和宏观的定价，远澜大致分别针对这三大类的底层策略包括基本面策略、量价趋势类策略和宏观策略。当前公司八成投资人都是专业投资者，基于其需求选择偏好策略，对于每个重要子策略类型，都有其代表产品，以方便投资者进行归因。



其中量价类策略，包含高中低三种换手，低换捕捉 Beta，中高换捕捉宽幅震荡。按动量性质构建时序与截面，两种趋势跟踪策略。建模方式则包括规则、预测、因子型。其中规则型指交易的开仓逻辑是基于一系列的规则。信号往往是涨、跌或者-1，0.1 等。只有方向而没有大小强弱。预测型指对未来一段时间的涨跌进行预测往往不只判断涨跌，而且预测涨跌幅度等信息，以机器学习做法居多。因子型则是构建量价因子+基本面因子，进行因子挖掘，与基本面策略最主要的区别在于：基本面策略不做因子挖掘，全部是产业链等逻辑驱动。

基本面类策略包含通用基本面量化与深度基本面量化，通用基本面量化基于通用因子，对全品种寻找统一的规律，使用同样的模型、同样的参数，来进行交易。深度基本面量化则根据品种的产业链背景，深度挖掘该品种独有的数据及逻辑，为其定制一套专属策略。用主观对量化赋能，以产业链逻辑为背景进行建模，注重逻辑性，可解释性。

另外，远澜还有跨期、跨境及跨品种套利。跨境套利主要依赖基本面信息，包括库存仓单、机械结构、利润、进出口生产利润、进出口相关数据、费率税率以及汇率信息，可以预测商品基本面粉差变化，中国是商品期货大国，所以交易品种中，总有一部分是中国的商品，例如中国的铜&伦敦的铜；中国的原油&美国的原油；中国的铁矿&新加坡的铁矿；中国的棉花&美国的棉花；中国的棕榈油&马来西亚的棕榈油。因此，并不必然进行价差回归或者价差动量，更多取决于基本面预测方向或者顺逻辑预测方向，这与统计套利存在一定差异。

跨境套利 2024 年相对艰难。在过去几个月中，人民币汇率出现过异动，虽然单纯的人民币汇率在历史上比较常见，但是叠加其他因素使得跨境策略在 2023 年下半年会出现约两三年一遇的级别回撤。“当然任何事物并非所有时间都有效，我们在不利的时候能够防守，而在有利的时候发挥作用。”王凯介绍，总体来讲，跨境策略的容量和交易难度带来的进入门槛较高，很难简单地使用人民币进行交易。基本有两种方案，一种是国内期货用人民币交易，海外通过 QDII 或者收益互换进行交易。另一种是海外品种资源用美元交易，国内品种选择其中可用美元交易的国际化品种。但无论使用何种方式都需要进行前期设置，而且整个交易成本较高，想要克服交易成本就无法做过于短期的预测。同时海外数据相对于国内获得更具挑战性。因此由于门槛的存在，本策略是长期而言仍然是比较有效的策略。

另一方面，关于股指期货，远澜看到了许多机会，正在加紧投入研究。经过 2024 年 9、10 月份的行情，整个股票市场的情绪、资金体量、波动性和流动性都已经上升了一个台阶，也将带来更多交易型和投资型的机会。方法路径上，股指期货底层是大量的成分股，由微观数据驱动，远澜将高频数据重新合成深度订单簿、计算因子进行中性化和低频化处理，并将其映射到指数层面进行预测，这比仅观察指数本身价格序列做预测，在信息层面能够有更多增益，从结果来说也能够做得更加精准，使其产生与传统 CTA 相比更底层化信息、更精细化运作能力的新型 CTA。因此围绕股票指数的新型 CTA 是远澜 2025 年布局的重点。

从技术和模型层面来看，基于股票上能够工作的神经网络驱动的端对端模型，远澜也将探索平移到商品上进行尝试和实验。“我们一直坚定地认为量化所做的事情就是实现知识的自动化。在市场交易中要想获得自己的认知优势，需要长期积累训练自己的物理神经网络。或者更广义的角度而言，人类的文明的发展就是有不断的更高的自动化的程度来驱动，而大模型的出现使得 AI 已经成为人类历史上前所未有的事情。”远澜虽然技术能力无法进行大模型研发，但在大模型应用方面进行了许多探索和实验，包括辅助代码开发、阅读经济数据、金工研报、宏观基本面研报，给出市场情感并进行宏观推演。“它已经基本达到人类专家的水平，然而比人类专家的效率要高很多。”在不同的策略中，目前远澜的程度有所不同，例如宏观推演，AI 作为定性观察助手，目前远澜正在进行平行观察，希望后续能够进一步补充甚至替代人的决策。而有的偏金融工程的方向已经开始实现对接，例如订单簿预测时，需要将一些数据和逻辑写成预测代码可能需要三四天的时间，而模型在半小时内就

能够输出符合规范的代码。

AI 的幻觉与可解释性一直是行业使用时较为审慎的原因之一，尤其是幻觉与金融的严谨仿佛背道而驰。但王凯却认为，一方面对其要求是合乎逻辑，而非绝对正确。有一句话就是说如果你有 3 个经济学家，可能你会得到 4 种不同的观点。金融领域同样存在大量模糊、噪音或者时间尺度上的不确定性。例如，预测 A 股涨到 5000 点只要给足够时间总是正确的。不管是一周、一月或是一年，更多的是要顺应逻辑和方法合理。而如果对于 AI 在此方面也没有过于眼科的要求，只要逻辑合理，西蒙斯也认为量化中最重要的是常识，AI 在此已然足够而且效率比人高 100 倍。

其次，幻觉不一定是一件坏事。例如写因子需要有创造力，这时创造力与幻觉之间难以区分。例如要求 AI 复现报告，有的报告写得比较简略，但 AI 能通过因子名称或者简述，幻觉实现内容，也许并不适合，但合乎逻辑也能带来启发。



展弘：套利策略的错觉与真实

国内套利策略，位居百亿的机构凤毛麟角，大众认知里，套利策略总与高频率、高夏普、低回撤绑定，天然与小规模共生。

实际上，与展弘的交流，打破了一些固有的策略错觉与预期，反而更接近套利策略的底层与真实。

真实 1：从数学游戏到基本面套利

“套利的本质是对认知差的定价权争夺。”展弘投资合伙人黎扬海一针见血。用词精确，仿佛这些内容在他脑子里面捶打了多遍，如同展弘这家机构策略本身。当多数机构沉迷于价差回归的数学期望时，展弘选择了一条更“重”的路径——25 年产业经验沉淀为“基本面量化”的护城河。

黎扬海，同时拥有有色金属领域与银行国际部的履历，超过 25 年的实盘经验，2014 年联合创立展弘，专注于套利。

不同市场的定价机制存在天然差异，而同一宏观事件，如政策调整、供需冲击等在不同地域、不同市场结构下引发的定价反应往往不同。展弘专注于研究并利用国内外对同一基本面事件产生的商品定价差异，将产业洞察转化为系统性的套利机会，这构成了展弘的“基本面量化”核心实践。

套利底层逻辑涵盖价差回归以及基本面驱动。展弘按照交易标的分为商品类套利和证券类套利。其中商品类套利展弘非常专一地只做贵金属和有色金属的内外盘跨市场套利，即通过捕捉国内商品期货市场与外盘，如伦敦金属交易所 LME 的铜、铝、铅、锡、镍，纽约商品交易所 COMEX 的黄金、白银之间的价差获利。

许多人认为，套利由价差回归即可，基本面在此部分作用较少，但实际上是一个明显认知误区。“大宗商品价格更多是宏观因素、大型机构行为以及全球供需基本面的反映，而非少数参与者能够轻易操纵，这为基于基本面逻辑的套利提供了相对纯净和稳定的环境。”黎扬海提到相较于股票市场存在的企业个体风险、估值泡沫以及容量限制问题，大宗商品基本面主要来自宏观。

当一切回归基本面的时候，交易时机的选择就成了重要的一环。展弘的基本面研究建立在宏观经济周期、产业供需格局、企业经营数据的三级分析框架上。通过跟踪全球货币政策、财政政策及地缘政治事件，判断大类资产的趋势方向。“我们寻求的就是在宏观层面出现较大偏差的时候，判断这种偏差能否有效地回归。”例如，中美两国在政策层面的变动，如美联储的加息降息、特朗普的关税政策、国内的宏观刺激政策，以及“黑天鹅”事件或异常政策，常导致同一商品在中美市场出现较大价差，此时便是展弘的入场时机。

针对大宗商品，除了宏观，展弘还将重点放在中观层面上，团队成员还会基于多年产业经验，展弘构建了覆盖库存周期、产能利用率、替代品竞争的产业数据库。通过深入分析宏观条件与产业端状况，如矿端与冶炼厂的矛盾、冶炼厂与下游加工厂的矛盾，以及产业库存、供需、市场情绪、加工费谈判等因素，判断价差能否回归正常，进而挖掘交易机会。

微观层面的信息反而是展弘无需关注的，许多时候微观层面聚焦于单个企业的发展，而企业发展面临诸多不确定性，例如关税政策可能对企业造成颠覆性影响。

数据方面，国内数据多在白天发布，海外数据多在晚上发布，但由于展弘交易的品种多为国际定价，像黄金、白银等，

海外数据才是导致价格偏差的主要因素。国内数据，如冶炼端、生产商和下游加工环节的数据虽有影响，但相比之下，海外数据的影响力更大。

数据汇总后，展弘会首先确定交易方向，比如决定是买国内、空国外，或是相反。其次确定参与仓位，不同品种情况各异。确定好方向和仓位后，会生成一系列交易指标，后续交易便交给系统依据指标自动执行，无需人工干涉。

是否可根据这类信息进行因子建模？这是量化人的疑问，许多人也在此领域进行了尝试，但黎扬海表示并不看好。展弘对产业数据进行量化分析，但并不从中提取因子。只是对其进行分析和筛选，进而做出判断和交易决策。与股票投资不同，需要从小票中找出上涨因子并据此交易，展弘的“因子”相对固定，就是产业原始数据，关键在于对这些数据的分析筛选，判断哪些数据在特定环节中起关键作用。

“若要挖掘多因子、寻求另类因子，就必须持续不断地更新因子库，因为所有的因子随着市场环境的变动都面临失效。”在他看来，许多量化机构热衷于精巧的结构设计，比如运用多因子模型，但所有因子库都需频繁更新，而且一旦资金规模扩大，必然会对业绩产生较大影响，同样导致因子失效。与之不同的是，展弘并不寻求这类另类因子，也不采用此类复杂架构。

“回顾那些伟大的投资者，他们投资的底层原理往往是不复杂的。”

承载规模较小也是市场对于套利策略的误区。“全球大宗市场包括石油、金属等市场流动性极佳，容量巨大，远超 A 股。即便是百亿级别的资金管理规模，在大宗商品市场建仓的冲击成本也相对较低的。”黎扬海解释。



展弘的基本面套利策略在长期业绩中体现出低波动、高夏普比的特征：

展弘稳进 1 号 7 期为代表作，自 2017 年底运作以来，年化复合收益率 6.28%，其收益主要来自商品跨境套利、股票指数套利及债券套利等。

展弘量化套利 1 号为纯套利策略，包含商品跨境套利、股票指数套利，自 2018 年运作以来，年化复合收益率 6.8%。

■图表 展弘稳进 1 号 7 期累计净值曲线



■图表 展弘量化套利 1 号累计净值曲线





真实 2：风险认知 宏观是扰动因素

许多人会误以为，市场微观结构差异会是套利的扰动因素，宏观不是。但实质上恰恰相反，当市场环境复杂多变、宏观面波动剧烈的时候，甚至“黑天鹅”事件的频繁发生，会显著增强内外盘套利的难度，投资难度显著增大。

“2023、24 年是很难熬的两年，风险事件特别多。”回顾起过去两年，黎扬海谈到，期货端的风险点主要源于政策变化。其中尤其是 2023 年 9 月，人民币汇率波动致使黄金和有色金属市场出现巨大偏差。汇率触及 7.3，央行面临一定压力，市场传出央行暂停购金举措的传闻，这使得国内黄金价格与海外黄金价格出现较大偏离。

进入 2024 年，此类宏观扰动事件更为频繁。4 月，英美对俄罗斯实施制裁，全面封锁俄罗斯的铜、铝、镍在 LME 的交仓，导致镍等有色金属价格大幅波动。5 月 15 日，美国 COMEX 市场出现剧烈波动，期货平仓情况异常激烈，引发价格大幅偏离，众多资金的操作使得美国期货市场价格出现巨大偏差。

当下，全球经济格局日益紧张，对各类资产价格产生了深远影响，尤其在内外盘套利领域，宏观因素俨然已成为最为关键的扰动因素之一。

以大宗商品为例，当美国推行激进的货币政策，如大幅加息或降息时，美元的国际汇率会随之大幅波动。由于国际大宗商品多以美元计价，美元汇率的波动直接传导至商品价格，进而使得国内外商品期货市场的价格差发生显著变化。在中美贸易摩擦加剧阶段，关税政策的频繁调整也使得相关商品在进出口环节成本出现不确定性，这进一步扰乱了内外盘价差原本的稳定状态。例如，某些加征高额关税的商品，其国内市场价格因进口成本上升而相对国际市场价格产生偏离，这种偏离可能在短期内呈现无序状态，给传统基于基本面供需关系的内外盘套利策略带来极大挑战。

对于这些不可控的“黑天鹅”事件风险管理体系必须是全方位的，而非单纯依赖波动率或回撤阈值来应对风险。

在配置方面，展弘同时交易商品类套利和证券类套利，两者互为补充，去分散风险。在市场情绪乐观、风险事件较少时，内外盘套利通常能获取合理利润；一旦风险因素显著增加，展弘会降低大宗商品仓位，此时 A 股、港股、美股等市场的大幅波动又为 ETF 交易创造了大量机会。例如在当前关税环境下（2025 年 4 月），展弘在大宗商品上的仓位配置较低，关税引发的市场波动导致股票市场大幅震荡，而展弘的可转债套利策略在此过程中发挥了积极作用，因此始终处于盈利状态，每日都能贡献较为可观的利润。

在细节层面，展弘对有着非常严格的交易要求，“我们对自己的定位很清晰，也很简单，就是控制回撤。”在黎扬海看来，资产管理的长久之道在于有效控制回撤，过度追求利润必然伴随高风险。过去多年，展弘的产品收益率可能会随着市场的行情出现波动，但是回撤一直在逐年收敛，胜率呈上升趋势。“绝不暴露方向性敞口，严格的一多一空轧平，只做价格收敛，不跨品种不跨期在市场出现价格偏差时把握机会获利，若无机会则维持稳健。即使市场出现明显趋势性机会时，展弘也绝不暴露方向性敞口，只在当前基本面明确支持价差回归时入场。”

展弘“一多一空”操作模式非常严苛，要求在同一时刻针对同一品种，利用其在两个市场出现的价差进行交易，同时锁定汇率风险。例如，若在国内市场做多 1 吨铜，就在海外市场做空 1 吨铜；国内做多一定量黄金，海外就做空等量黄金。这种操作不涉及跨品种、跨时间段或延迟交易。

市场上常见的配对交易，如黄金与白银，或者一些股票多头搭配股指空头，或者跨品种套利，黎扬海并不认可：“严格来说并非针对同一标的，实际上是在暴露风险敞口。”在进行投资配对时，不能仅仅依据数据计算，依赖简单的数理模型和

历史数据回溯，更应从基本面的去理解。例如，跨品种套利中以黄金和白银、铜与锌为例，尽管两者相关性较强，但将逻辑上不相关或并非完全相关的资产进行配对，缺乏坚实的基本面支撑，价格也可能出现较大偏离。“这些资产即便存在一定相关性，本质上仍是不同的东西。通过这种方式盈利，往往并非基于对投资逻辑的深刻理解，更多是运气使然。”

这也是其他机构难以复制展弘策略的原因之一。许多机构试图涉足展弘的领域，但往往发现困难重重。因为当市场出现价差时，如何准确判断这是真正的交易机会而非陷阱，并非易事。单纯依赖历史数据筛选交易机会，在市场平稳时或许能盈利，但一旦突发异常事件，就可能遭受重创。比如，在 2024 年英美制裁俄罗斯以及美国商品市场的相关事件中，不少参与者因风控不当而爆仓。

“我们“基本量量化”并非试图预测价格的绝对涨跌，而是聚焦于基于基本面理解的“价差”波动。”自 2017 年至今，产品收益有所降低，这也给展弘带来了一定压力。但在黎扬海看来，展弘从一开始就明确，若投资者单纯追求高收益，展弘的产品并非最佳选择。展弘将自身定位为资产配置当中不可缺少的一环，类固收产品，无论大盘如何变动，展弘追求的是稳定的收益。

完全无回撤是另外一个方向的认知误差。黎扬海介绍道，当市场出现政策变动或矛盾冲突时，建仓之后价差有可能进一步扩大。而非建仓时的期望价差缩小，就会产生浮亏。“这类投资决策并非简单的数理统计，当我们判断认为可以入场时，事件可能尚未结束，或者还有更大的偏差出现，此时就需要重新审视决策是否正确。”黎扬海解释，所有交易决策只能基于当前情况。

套利需要交易确定性，但是世界正在朝着不确定性方向发展，全球生产国、消费国及资源国角色重构。理论上可能导致中美之间大宗商品价差进一步扩大，从长远视角为套利策略带来更多机会。此前，在关税政策尚未出台时，展弘曾预测未来会出现更大的资产跨境价差波动。这一预测主要基于美国竞选，但黎扬海也并不会贸然加仓博波动性的扩大，而是倾向于在波动性放大后把握价差收窄的机会。“作为价差回归策略的参与者，在市场大幅波动时，可能带来更多套利机会，但其中风险也相应增加，且变化难以预测，例如特朗普政策的不确定性。在有其他稳定盈利策略的情况下，展弘倾向于选择低风险且有回报的策略，而非贸然参与高风险的波动市场。”只有待市场不确定性降低，如关税政策稳定、中美博弈缓和、波动趋于平稳、“黑天鹅”事件减少时，展弘才会再加大投入，追求在风险可控前提下的合理收益。

旨在更贴近交易实践——时刻将风险和收益做一体化考虑，执行多层次、立体化的风控措施



真实 3：从 ETF 套利进阶到动态组合管理

商品类套利+证券类套利形成了展弘独具特色的复合套利品种。许多人在理解 ETF 套利的时候会狭隘地理解为申赎套利，截至 2025 年，展弘的证券类套利，总规模达**亿。包括：



基差套利：股指期货与现货存在价格收敛机制和到期实物交割机制。当期货大幅升水时进行正向基差套利锁定价差，当期货大幅贴水时融券进行反向基差套利锁定价差。

ETF 折溢价套利：QDII 类 ETF 与境外指数往往存在较大折溢价，通过一二级市场申赎机制可以进行套利。利用境外相应股指期货对持有的股票多头进行对冲，利用汇率期货在入场时锁定汇率波动。

事件驱动套利：境内股票 GDR 发行时相对 A 股存在较大折价，通过买入 GDR 同时融入相同数量期限的 A 股卖出可锁定价差，利用以上策略中所持正股可作为参与网下打新额度，利用打新增厚收益。

商品类套利+证券类套利的比例会随着市场不断调整。

以展弘稳进 1 号策略为例，2024 年 7 月子策略占比约为 30%商品跨市场套利+40%股指期货套利+20%ETF 套利，2024 年 11 月子策略占比约为 15%商品套利+73%证券套利+12%现金管理。

黎扬海解释，当股市成交量稳定在 1.5 万亿以上时，市场活跃度稳定，由此产生的错误定价使股指跨期套利、股指基差套利等策略持续性存在交易机会。所以交易团队对黄金跨境套利进行了减仓，同时增加了估值跨期套利、估值基差套利等策略的占比。当黄金跨境价差中枢已基本稳定时，策略风险相对于之前的明显下降，随着交易团队对黄金跨境价差进行高抛低吸的操作，策略有望持续地提供现金流收入，逐步修复前期回撤。

涉及多个标的，又对宏观具备充满认知，展弘如何看待宏观量化，是否会朝着这个方向发展？黎扬海谈到，“面对各类宏观事件，交易时机与方向的判断极为复杂。比如一个事件发生，难以确定是在交易事件的预期阶段，还是预期中的预期；是基于经济衰退预期交易，还是围绕复苏预期操作。不同人对同一宏观事件的解读大相径庭，有人视为经济复苏信号，有人却认为是衰退前奏。”而且，宏观政策存在诸多不确定性。以美元利率为例，很多人认为美元利息高到一定程度必然降息，前两年就有人基于此观点进行交易布局，笃定美元从 2%多涨到 5%多后必将降息，进而开展相关交易路演。但在实际短期交易策略中，这种简单逻辑极易被市场打脸。2023-2024 年，不少人提前布局美元降息交易，结果却事与愿违。

此外，不同文化背景下对宏观政策的理解也存在巨大差异。例如，花旗关于关税的报告逻辑，与我国政策制定思路截然不同。国内在宏观交易方面的经验相对初级，海外机构在这方面经验更为丰富，资金实力也更为雄厚，他们在数据挖掘、信息分析等方面投入巨大。

宏观交易很多时候在期货端体现，且市场博弈充分，策略底牌易被看穿。在这种情况下，交易复杂度极高。展弘并非完全不涉足宏观领域，只是对其心怀敬畏。相比之下，展弘更倾向于在宏观分析基础上，深入开展中观层面研究，聚焦产业端，如冶炼厂等实际环节，这样更具可控性。

展弘始终专注于交易严格能够交仓、在逻辑和知识体系内说得通的品种，不会因心存侥幸去触碰存在明显漏洞的交易机会。“见得多了、懂得多了，就会越害怕”。展弘从业时间越久，越如履薄冰。因此，展弘不断充实知识，提升交易与认知能力，只赚取自己能够理解和把握的利润，对于超出自身能力范围的收益不强求。

正仁：潮汐有变 AI 有恒

刘卢琛、刘旭晖、夏炳煜三个发小，从高中开始认识拜了把子，大学一个在北大，一个到了浙大，一个去了清华，毕业后再聚首，于 2020 年成立了现在的正仁。

因为新生，所以在创始人身上还能看到一些意气风发的学生气，也正因为新生，正仁的择时指增、动态换手框架，与当下传统量化模式截然不同，展现出锋芒。

01 初心如磐：从挚友携手到 AI 量化拓荒

刘卢琛、刘旭晖、夏炳煜凭借各自专业背景，为正仁注入强大技术基因。

刘卢琛，正仁策略研究负责人，北京大学计算机科学博士，博士后（深度学习方向），最早于人工智能顶级会议 AAAI 提出异质事件长短期记忆网络，曾在机器学习顶级会议、期刊发表多篇前沿学术论文。

刘旭晖，正仁执行董事，浙江大学生物医学工程与仪器科学博士（人工智能方向），是国内首批 AI 时序问题研究学者。

夏炳煜，正仁 IT 负责人，清华大学物理学博士（高性能数值计算方向），也是清华大学量化投资交易协会主席。

团队成员在 AI 顶级会议期刊上发表论文数十篇。

学生时代，三人就对人工智能在量化投资中的应用非常感兴趣。当时，虽然市场已有人尝试使用人工智能，但大多仅将其作为流程工具，而他们坚信人工智能在量化投资领域有更大潜力。

“量化数据很多，而且建模逻辑正确与否能快速获得市场反馈，进而反哺技术的提升。”抱着这种信念，他们决心创业，而且创造出和现有投研路径并不相同的方向。“如果只是做和别人一样的事情，我们就不应该成立。”

创业初期，条件艰苦，没有办公室三人就在麦当劳热烈讨论公司规划、技术应用和投资策略，直到卫生阿姨赶人接着再找下家咖啡店。

2020 年，正仁确立了 AI 驱动的研究体系，并开发完成了深度学习投研框架；2021 年，获得超过 6000 万股权融资，建设私有云算力中心；2022 年，核心投研体系完成多次迭代，各产品线趋于稳定，正仁在量化投资市场逐渐站稳脚跟；2024 年，完成强化学习架构升级。潮汐系列上线交易，实现动态换手+择时，使投资策略更灵活，适应市场变化。

如初设想，正仁完全摒弃了传统多因子量化研究模式和人工交易逻辑，采用深度学习、强化学习技术，建立一套可以研究和训练各类行情策略投研框架，走了一条与传统量化机构不尽相同的发展路径。

许多机构从小规模自营高频起步，而正仁则是依靠着刘旭晖在一级市场的资源，出让 10% 的股份获得了 6000 万的现金，并立即全部投入到研发和硬件设备来积累核心技术，组建来自世界顶尖高校的研发团队，二十多人历时 9 个多月集体重构 IT 架构和研发基础设施。

“那段时间业绩尚未崭露头角，我们又不肯放开风控去赚风格的钱，每年还有几千万的固定投入，压力非常非常大，机构资金听不懂，市场对人工智能缺乏系统性的概念，投资人还是会问业绩归因和基本面因子占多少，而这也非常难沟通。”

因为没有大量的线性因子积累，没有“舒适圈”，这样的“劣势”逼着正仁付出更大的努力，在前沿的非线性领域不断突破创新。为了避免非线性模型带来的“黑箱”风险，正仁的策略的基础模块都会经过更严格的统计检验和模型置信度评估，



确保底仓的超额收益源于纯粹的中性选股能力，而非市值等风险因子暴露。

如今，与其说正仁是一个雄心勃勃挣钱的金融机构，更不如说它像一个博士后站。全职员工 33 人，其中研发团队占 80% 以上，囊括奥林匹克金牌得主 5 名，ACM 世界金牌得主 1 名。几位创始人会帮助优秀的实习生完成毕业论文的方向性规划，团队成员这几年来也参与发表了几十篇高水平论文，甚至包括 2024 年一篇《nature》子刊。

公司内已经逐渐形成金融、数理和人工智能交叉学科培养模式，同时公司还与清华、北大的机器学习实验室保持密切合作，形成了一个不同于科研评价体系的真实场景，以期望能让机器学习和大数据管理等不同领域的人才，在这个平台上锤炼自身能力，并不断探索突破，从而抽象出一些核心创新点来反哺学术界。

02 策略革新：潮汐指增+动态换手

截至 2025 年 1 月，正仁整体管理规模超过 18 亿。具体有指数增强、中性和潮汐三个系列。指数增强包括沪深 300、A500 和中证 1000 指增，2 亿规模；中性策略 8 亿规模；潮汐系列有潮汐 300、潮汐 A500 和潮汐 1000，8 亿规模。

最初，正仁采用全成分内选股做 300 指增，优点是规避选股池和基准指数差异带来的极端尾部回撤，这一思想也在后来 24 年初小微盘崩盘的行情中得以验证。随后，正仁扩展选股范围，从全市场中动态筛选跟基准对标较好的选股池，并引入更严格的风控。

同时正仁开始使用强化学习在择时上进行尝试，并于 2024 年初推出潮汐系列指增。潮汐，顾名思义，如同潮涨潮落一样，动态地用 AI 去调整仓位，这是一套灵活的择时系统，独立于选股系统，呈现低相关性。

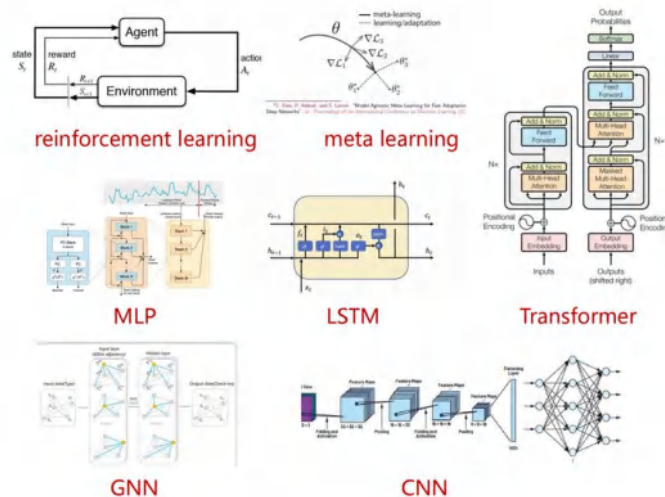
该择时系统主要综合分析**股票指数+成分股+股指期货**等多维度数据，通过强化学习系统给出仓位管理信号。每 15 分钟做一次预测，其仓位调整范围在 60% - 140% 之间，且不开设股指期货账户，而是通过两融进行融资买入。择时效果与波动率相关，择时贡献收益占比约为 25%，当波动大的时候能达到 40% 以上。

市场中部分人看到正仁运用两融进行操作，便简单地将潮汐系列指增策略归类为杠杆类指数增强。对此，刘旭晖解释道：“实际上它的底层是整个行业的迭代，我们从原先标准的选股指增变成了综合择时和选股。”

潮汐系列的推出主要源于正仁认为市场仍然存在择时需求。90% 的客户联络管理人是为了听私募观点，而非购买产品，核心是因为指增体验不好：大牛市时，谁都能买到涨停票，所以量化收益不如集中持仓，指增能够大卖只是源于市场牛市情绪煽动，并非底层逻辑真的被市场投资者所认可；而熊市时，如果无脑满仓，则必然会亏损。总结来看，可以发现量化指增只有在震荡时才具有吸引力。

而择时的核心目标是在震荡市时能够积累非常好的超额，能在牛市加仓，熊市降仓。基于此，正仁判断择时产品具有较大的市场吸引力。

然而，“牛市加仓，熊市降仓”这短短 8 个字知易行难，里面涉及诸多复杂细节：“在什么点位换仓，指增还有风控要求，不能把行业偏离度太大了，如果都是早上加下午减，那一堆 Barra、子模型、比例全都乱套了。它的难点在于择时频率与换仓频率要一致，才能够一直动态调整。”为攻克这些难题，正仁历经多轮实践探索。第一代实现方式是统计学，第二代是监督学习，第三代则为强化学习，最终基于第三代模型实现正仁实盘操作。



2024 年，正仁 300 指增的异军突起正是来源于此，其选股年化超额约为 15%，选股为 90%成分股，市值等敞口设为 0.1 个标准差。择时成功地做到了放大阿尔法，在 2,3 月成功加仓，5 月份之后平均仓位降至 6,7 成，到 9 月 24 日行情之后又恢复了仓位。最终其 300 指增在年内实现 32.8% 的超额收益，最大回撤仅为 2%。灵活调仓+动态换手两个切换，极大程度弥补了传统指增策略的弊端，尤其是在 9 月 24 日之后为正仁策略贡献了选股之外的独立的收益来源，刘旭晖将其视为正仁的“超深护城河”。

动态换手也是正仁在策略上的创新突破，这项技术对强化学习模型架构和神经网络结构进行优化，将强化学习置于外层，以监督学习结果为输入，采用多尺度研究周期挖掘深层有效特征。区别于传统量化管理人固定换手率，正仁可依据市场变化，在低频、高频、中频间快速切换，动态调配长、中、短周期模型权重，实现自适应换手。

夏炳煜解释道，机构的长、中、短周期模型功能各异，长周期模型捕捉长期趋势股，短周期模型抓取短期动量或反转信号，他们的输入和建模都是不同的两类策略。大多数机构选择平均分仓，而正仁选择动态切换不同模型，将从分钟级到 20 日级的全频段信号进行动态换手。

这个思路与预测频率与择时模型相近，通过基于强化学习的方法，输入资金活跃度和资金流向等信息，连续给不同模型动态分配权重，同时考虑到当前持仓状态，考虑换仓、交易成本等决策是否需要切换。换手随着行情动态调整，在 80-200 倍间灵活变动。

强化学习在围棋、星际争霸等可模拟场景中表现卓越，但金融市场具有单向性。正仁巧妙假设模型不影响市场，基于此探索多种路径，如设计 agent 仓位动态变化，构建独特策略体系，为动态换手高效运行提供技术支撑。

正仁也坦言，其择时模型并非万能，在某些市场情况下也存在不擅长之处，不过由于选股和择时具备一定的低相关性，所以将这两者结合，收益会更佳。

在量化投资领域，综合分析贝塔必然绕不过宏观，行业对择时的探索很多时候基于人工，也基于宏观层面，但市场认为 AI 对宏观信息的反馈不一定比人工快、胜率高。

对于这一质疑，刘旭晖解释道：“这个择时策略一般基于右侧。”他进一步说明，模型无法预测明天是否降息等宏观事件，但当降息等事件发生后，订单流会发生变化，模型也会跟上。正仁选择预测周期为 15 分钟，刘旭晖表示：“我可以错过 15 分钟，我们的信号不会特别极端，从看空到极度看多，它会逐渐上涨。我可能一个 15 分钟、两个 15 分钟、三个 15 分钟都还没调过来，但是强化学习是连续决策，我会逐步跟随趋势过去。”



由于单纯择时胜率并不高，所以许多机构避而不谈，甚至宣传从不择时。三年前，正仁也曾持有类似观点，认为“要做统计学高胜率的策略，择时样本量不足”。但随着技术的不断突破，正仁发现强化学习技术在择时领域展现出巨大潜力。“择时并非一定要强化学习，只是这个技术与前沿贴近较多，未来天花板的高度会很高，它可以进步的空间一定会比基于规则的更牛，因为模型是自己长出来的，而非现成的。”

03 选股基石：非线性逻辑下的模型构建与风控坚守

回到基础选股模型，刘旭晖当年并没有向前辈吹牛，他也坚持了自己的做法。

正仁的策略采用端到端非线性逻辑，摒弃了传统的因子挖掘过程。整个选股流程主要分为特征工程、模型预测、组合优化、交易执行四个关键部分。基于个股逐笔、快照、K线等量价数据、基本面财务数据、研报等几种类型的数据进行分析，数据源为85%量价+5%基本面+10%另类数据。



即便是基础选股模型，正仁也有自己的特色之处：1.先模型后特征；2.强化学习总体优化；3.风险控制全流程。

谈到端到端，投资人总认为是人工智能“激进派”框架。对此，夏炳煜表示：“我们也谨小慎微在做尝试。”正仁的这些特色并非一蹴而就，而是在逐步探索中实现的。

如前所述，正仁认为非线性与线性是完全逆向的一个过程。逆向过程决定了正仁“先模型后特征”的模式。刘旭晖分析：市场普遍的做法是在高开低收、基本面等原始数据上，发展一些浅层次理论，进而生成了“一级因子”。而随着研究的不断深入，逻辑越发复杂，一些公司可能用很多年时间积累了二级、三级等深度因子。然而每一级的因子随着时间演进，被越来越多的人研究识别到，那么基于这些因子做的线性策略就会失效。

那么非线性又该怎么理解呢？刘旭晖拿起一张纸巾：“你可以这么理解非线性，我把它折叠过来了，可能中间的这些环节我都没走，直接构建价量和交易动作之间的相关关系，就如同找到了五级因子。”

他强调，非线性研究之所以能跳过中间的这些步骤，要归功于人工智能技术和计算机硬件的革命。此外非线性研究自身隐含了极强的统计学规律和持续稳定性，是经过大量历史数据和验证的结果，并非大多数人口中说的“不可控”。

“量化研究也是一样的，人工智能可以找到很多我们用今天的金融学语言暂时描述不清的因子或特征，可能一百年后某个经济学家的研究成果可以描述清楚。所以它只是暂时无法解释，但不代表它不正确，也不代表它不稳定。简单讲，非线性的函数拟合的目的就是为了找打破常规认知，但符合客观规律的特征。这个观点，在业内已经形成了一定程度上的基础共识。”

从端到端的量化投资思路，非常自然会将组合优化纳入考量，但目前很多机构却并未特别成功地实现。正仁的思路是利用强化学习奖惩机制，将夏普等信息重新纳入，使长期的表现也会体现到反向传播里面。通过这种方式，正仁实现了对预

测网络里的参数、股票涨跌预测等进行总体优化。

在这个过程中，人的认知起到了关键作用。“深度学习是一个拟合的工具，不管是深度学习还是强化学习，人的工作是替换不了的。”

虽然这些工具可以更高效地搜索表达式、挖掘特征，实现十倍或者百倍的效率提升，但是更上层的组织仍然需要人工完成，例如特征的方向，是侧重于开盘相关信息，还是长周期相关性信息，以及强化学习里面整个架构、奖惩机制都是由人设计。“让机器完全自己完成并不现实。我们最终希望整个环节都能够建立一套深度学习框架，而不是使用类似 IC 的中间指标或者监督学习预测涨跌幅。”

为避免因非线性黑箱和风控问题，正仁在特征工程环节做了风控前置处理，即风险因子中性化算子，让神经网络挖掘满足风控条件的逻辑，避免因非线性黑箱和风控问题导致回撤。另外在因子暴露方面，严格控制市值和非线性市值因子暴露在 0.1 个标准差以内，其他风险因子平均在 0.5 左右，申万一级行业偏离 5%。另外选股域严格控制，2000 以外的票很少进入选股池。“如果不进行前置风控或者算子化风控，那么可能更容易拟合到事后需要进行风控的事项。而在进行事后风控时，超额下降的速度会非常快。”

“风控是一种规则，是对策略的制约。阿尔法一定是在相同的风控约束条件下进行衡量，打开风控会在一定程度上增加收益与回撤，这变成了权衡。”刘旭晖谈到，在特殊时期，如在大型迭代下，正仁会收紧风控，例如 2024 年强化学习进行了一轮迭代，正仁选择收紧基本指数的偏离度到 0.8%。因为此时模型预测能力更强，在控制回撤的同时，超额收益能够保持较高水平或者不明显下降，这样夏普反而更高。

正仁还在期待一次又一次的技术突破。

“文本这方面深入挖掘的空间很大。”夏炳煜谈到，2014 年左右，行业靠技术突破在微博上抓取舆情。随着大模型技术的发展，如果未来大家真的找到一个特别好的方法来快速处理各种新闻，包括音频、视频等多模态，甚至可以从新闻文本快速找到内在的、与市场涨跌相关，类似于事件驱动的策略，分析与市场的量价信息和新闻的联动，并快速地实现场内的交易信号，一定有一天可以实现技术的第二次突破。



正定私募：极致之上

正定私募作为量化黑马闯入大众的视角，经历五年蛰伏与积淀，于 2024 年焕发出蓬勃生机，为量化行业注入了全新的活力与基因。作为一支由年轻人创立的量化团队，正定私募近年来展现出惊人的成长速度，其管理规模更是迅速突破百亿大关，成为行业内备受瞩目的存在。

值得关注的是，在量化投资这一起源于华尔街的新兴技术手段被引入国内市场的过程中，相关管理人团队往往具备海外留学经历或行业背景。然而，正定私募却是白手起家，团队汇聚了众多本土化顶尖人才，凭借前沿的技术和原创的理念，深深植根于中国市场，同时放眼全球，致力于成为一家立足本土、影响世界的量化对冲基金。

这家新锐的百亿量化基金管理人，其核心价值观之一便是在人工智能及机器学习领域所追求的 SOTA (State-Of-The-Art)，即最极致的状态。这一价值观充分展现了正定私募希望通过对技术锐度的极致追求，以及时间复利的理性沉淀，为中国量化行业的发展探索出全新版图的决心与愿景。

01 创造力、好奇心与敬畏心

2019 年，三位创始人秉承对极致技术的追求，毅然决然地放弃年薪百万的工作机会，带着对未知的好奇心与渴望创新的勇气，正式进入量化的航海之旅。公司名称“正定”取自数学概念「正定矩阵」，该矩阵所有特征值都是正数，可以看作是线性代数领域内恒为正数的意义，寓意公司业绩长青。「正定」一指正心、正念，代表了团队创业的初心和经营价值观；二指正收益，代表公司朴素的投资回报追求。「矩阵」意指团队，公司成立之初便将人才战略和团队意识凝入底层发展理念，致力于持续打造高密度人才矩阵。“我们觉得这个矩阵能代表整个团队向上求索、乐观积极的态度，于是有了这个名字。”公司创始人蒋林浩在访谈中坦言。

从零到一的开创对于这个年轻的团队而言既有吸引力又有挑战性，“没有背景经验，创业时最大的考验其实是对方向的抉择。”蒋林浩回忆正定私募的起步阶段，最重要的其实是决定：做什么市场、走什么技术路线、用什么模型、做什么频段；其次是从无到有的构建和探索，“从最简单的抓数据、洗数据开始，每行代码都是自己敲出来的”。正是从零到一的构建过程，锻造了正定强大的学习和解决问题的能力，以及对未来继续开拓创新的信心。而这背后的驱动力，来自创始团队对技术的极致追求以及对未竟之地的强烈好奇。

在这家公司身上能感受到的另一个鲜明的团队性格是敬畏心——居安思危、顺势而为。这种敬畏首先体现在策略研究上，虽然团队以深度学习见长，但公司没有执着于端到端完全依赖模型，“我们不认为模型可以凌驾或脱离市场，研究员必须深入了解交易和市场，才能设计出好的研究框架和模型结构”。其次是在商业决策上，在公司早期的研究体系策略表现最突出的巅峰时期，正定做了一个重要的决定——开始探索深度学习预测模型。这个决策背后，是创始团队对舒适圈的居安思危，“虽然当时策略表现很不错，但我们觉得这套策略建立壁垒很难，也不容易泛化，很难沿着这个技术路径带公司走到行业顶尖的高度，公司一定要探寻更具潜力的技术方向。而预测能力更容易形成技术壁垒和跨市场泛化能力，有希望作为更长期竞争力的根基。”当然探索都有代价——团队超半数人才和资源投入到尚未验证的新方向，“这样的决定意味着舍弃了为当下策略投入优化的眼前收益，但战略就是需要做取和舍。”也正是这个决定，正定实现了围绕深度学习技术从零到一的突破，

带来了后续成长曲线的大幅飞跃，“真正让我们兴奋的不是我们此刻做出了多强的成果，而是我们证明了自己拥有不断创新成长的能力”。

02 对顶尖人才的重视和投入

翻阅正定私募的团队履历，恍若闯入“学霸宇宙”：20+枚奥赛金牌、程序设计大赛全国纪录保持者、深度学习顶会一作云集。三位创始人是清华同班同学且同为奥赛金牌选手、同样怀抱纯粹的技术理想。正定是为数不多在人力资源上持续“显著超配”的私募，“我们招人标准一直很高，规模很小的时候就在天天跟大厂抢人，很荣幸真的有这么多顶尖人才被我们的创业理想打动，选择加入我们。”

除了在筛选和招聘方面做了很多努力之外，正定认为要更好地让人才发挥才能、持续成长、留住人才，还需要打造优秀的组织土壤。正定也在尝试打造属于自己的企业文化和组织架构：以“能力与文化”双维度选人，既看天花板，也看是否契合团队价值观；着眼长期发展，构建一个高密度人才的、高效协作的组织体系。在引进外部经验者时，正定并不盲从，还是以解决问题作为导向，看相关的经验能否真正务实地帮助团队更加高质量、更优雅地解决实际问题。

值得一提的是，他们对奥赛金牌选手的管理观也颇具见地。面对满屋“最强大脑”，他们并不会照搬其他公司的管理方式，而是从战略目标与愿景出发，探寻适合自己的协作机制：

- * 统一愿景：锚定“成为世界一流的量化对冲基金”的目标；
- * 高效协同：研究维度纵向深耕，交易市场广谱拓展；
- * 激发内驱：营造“极致创新”氛围，让顶尖人才自我驱动。

“当周围人都比你强还比你拼，躺平反而成了最难的事。”一位研究员这样调侃道。

03 极客团队的极致追求

正定以低延迟交易技术起家，同时在深度学习技术领域持续深耕多年，这使得其在交易、预测、算法执行等方面均积淀了有竞争力的技术成果。“想要在这个行业有所建树，首先需要找到自己的长板，其次长板还要足够长。”本着创业以来就秉持的极致技术追求，历经多年投入，正定构建起精细化的投研和交易体系，包括高效、可扩展的高性能研究平台，低延迟、鲁棒性强的实盘交易系统，这些投入和成果使策略高效迭代、快速转化生产成为可能。

目前正定正聚焦于以深度学习作为核心的研究体系，并加大算力和人才的投入。正定的技术探索之路也做过很多其他的尝试，团队早期也曾使用统计方法、线性模型、随机森林等等。在有了一定的技术积累和对问题的理解和认知后，核心团队开始尝试使用深度学习模型。“我们学生时代，是深度学习技术快速发展并展现出巨大潜力的时代，很多人都是有技术信仰的”。经过快速迭代和验证之后，团队确定了方向，并开始了探索和深挖的征途。“深度模型的优势是可以将很多问题通过算力来解决，大大提高了研究迭代的效率；技术本身在预测能力上的潜力也被多个行业验证优于传统统计或机器学习。更快的迭代效率、更高的天花板，让我们相信这是一个可能重塑行业格局、有希望带领公司走向下一个高点的技术方向。”

而在模型之上，正定更强调研究员的重要性和价值。深度模型有很多经典的结构和框架，并不意味着可以简单粗暴地从教科书上生搬硬套到量化交易。怎样设计模型能够更好地利用数据、利用算力、直指交易的本质，优雅地提升预测力和盈利能力，是一项极具创造性的工作，需要对深度模型和交易本身都有深刻的理解和积累才能做好。这又回到了顶尖人才的重要



性，量化研究最核心的竞争力还是认知和驾驭模型的能力，还是顶尖人才的竞争力。

当然技术始终在快速发展，正定的基因包含着对技术和创新的执着追求。“下一个十年、二十年乃至更久，又会诞生出什么样的新技术，是一个值得畅想的问题，希望正定能走在最前沿。”

04 稳中求进，成为量化行业的长期主义

2025 年，正定私募步入百亿规模。在这个阶段，核心团队决定稳中求进。“当我们把百亿看作新的起点，我们需要追求的不仅是极致和创新，也要把团队的‘齿轮’捂热、把人才的‘地基’打深，为下一次加速蓄力。”谈及未来的发展方向，正定当下将重点围绕深度学习预测体系持续投入，完善策略精细化管理链路，打造具有长期竞争力的量化策略。同时审慎评估能力边界，控制良好的发展节奏，推动公司资管事业稳定有序增长。

正定私募的愿景自始至终是“成为一家技术领先的顶尖华人对冲基金”。因此，“技术”、“突破”、“创新”成为公司文化的高频词汇。在招聘方面，蒋林浩还提到，有些顶尖的人才，即便开出显著更高的薪酬，候选人可能仍会因为理想和愿景选择其他的行业 and 方向，例如大模型——“这些人才期待着改变世界，不仅看薪酬，追求的还有影响力、参与度和成就感”。正定私募未来想做的，就是成为“追求极致的人才背后的组织平台”。

展望未来，正定私募力求打造充满责任感、心怀正念、追求卓越、不断创新的企业文化。蒋林浩总结道：“在过去几年的发展过程中，我们深刻地认知到真正的长期壁垒，是人才密度、组织能力与技术路径的复利耦合。我们希望正定私募不仅仅是一个成功的企业，更是一个对社会、对行业、对每一个客户和员工都充满责任感并产生价值和贡献的企业，我们笃定又期待正定私募在未来能从中国走向世界。”

竹润投资：“固收玩家”杀入量化红海

固收转向量化，并非易事。以债券策略见长的竹润投资，正经历这样一场战略调整。

竹润投资以债券团队为主，2023 年底却在城投债领域积累规模超 80 亿元后，主动清退了部分固收产品，增设业务第二曲线转向量化选股领域。

业内“固收+”策略（债券为主，辅以权益资产）机构并不鲜见，主观与量化，股票与债券，但实际上这是截然不同的赛道。债券投资本身高度依赖机构自建的数据库、信用评估体系以及一定的“市场信仰”，所以竹润干脆打造了全新的 90 后量化团队，展现出不同于传统资管机构的风格。

01 固收拥抱量化，90 后掌舵新航向

竹润投资的量化探索是其战略转型的关键一步。公司成立于 2015 年，2019 年获得私募牌照，2022 年管理规模突破 85 亿元，2023 年固收类产品规模接近百亿——其发展轨迹与城投债市场的过往周期紧密相关。

固收基因深刻植根于公司。创始人乐征楠曾任财通证券固收交易员，基于对城投债的深刻理解，搭建了以协议回购、城投债为核心的策略体系。早期核心成员如交易主管靳丹（曾任职兴业银行、交行固收部门）、投资经理诸葛恒中（曾任职汇添富、永赢基金）均来自传统金融机构。固收团队曾管理产品实现年化收益超 7%、最大回撤低于 2% 的业绩，并获得金牛奖、金阳光奖等行业奖项。

2023 年底，公司决定主动清退部分固收产品，判断来自“城投债市场接近周期性尾声”——尽管标准化城投债维持零违约记录，但净融资额转负、政策红利消退已成现实。公司并未完全摒弃固收基因，而是将量化作为“固收+”策略的新支点。

在此次转型中，年轻的量化团队走上前台，平均年龄不到 30 岁，采用扁平化管理架构，强调成员的多面手能力。核心量化投资经理出身知名量化交易机构，当前主攻中低频策略。而对于外界关于团队经验的关注，团队回应称核心框架与体系已相对成熟。据团队提供数据，其量化策略实现了年化收益 15%+ 的业绩，表现优于同期量化行业平均水平。

02 “固收+”基因打底，中低频为主、高频为辅

将固收的防守基因，通过策略矩阵转化为量化的进攻纪律，并在资管行业的新竞争格局中寻求风险与收益的平衡点，这是竹润的生存之道。竹润的量化转型建立在原有“固收+”增强策略体系之上。该体系对风险收益进行分层管理：

底仓：以城投债（提供稳定票息）和协议回购（利用场外与场内利率差套利）构成安全基础。

增强：当产品净值突破特定阈值（如 1.03、1.15）时，逐步加入可转债、量化策略、股票多头等工具，增强部分仓位上限可达 30%。

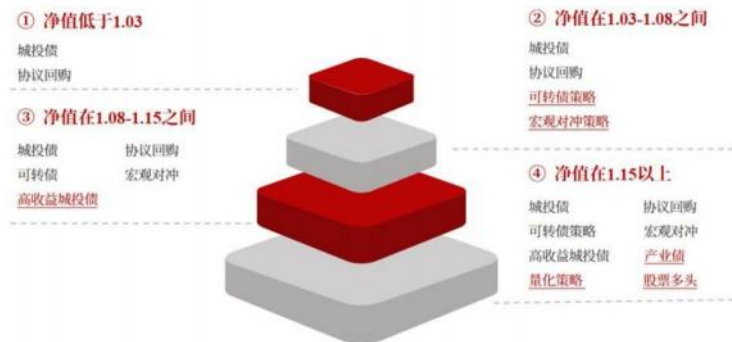
风控：严格控制城投债质押率（AA+以上地区平台债 $\leq$ 70%）、单只产业债持仓（ $\leq$ 5%）、日内 T+0 交易规模（ $\leq$ 净值 2%）。

在风险管理方面，竹润投资构建了涵盖事前、事中、事后环节的三级防御体系，强调刚性制度与灵活判断的结合。团队表示，虽然行业普遍采用 Barra 风控模型，且其模型在 Barra 因子上的暴露控制在 0.3 以内，但也建立了自有风控体系（具体



因子未公开)。

对于近期市场热议的“多频段融合”策略概念，团队态度审慎，认为其本质是组合不同频率策略，实现难度不高。



这一“固收打底、量化增强”的组合在 2023 年展现出一定的抗压能力。其 R4 级产品（策略组合：城投债+可转债+量化多头）在当年沪深 300 指数下跌 12.6% 的背景下，实现了超过 10% 的正收益。支撑该策略的是固收团队积累的 600 余家城投平台数据库及正在发展的量化策略。

竹润量化团队表示，当前模型重点在中低频领域，高频策略正在测试半小时级别，分钟级暂未涉及。团队认为，中低频策略在当前环境下更具操作性和适应性。并且容量大、可实现性强、因子有效性相对明确，利于优先验证模型的有效性和盈利能力。面对 2024 年二三季度季度 A 股日均成交萎缩的情况，团队指出中低频策略受成交量影响相对较小，但对测试中的高频信号应用则较为谨慎，坦言在市场流动性不足时不会重点使用高频策略。

团队对高频领域的探索仍在继续，目标是将高频信号作为现有中低频策略的“增强插件”，例如用于优化指数增强策略的换手率，而非单独发行高频产品。对于高频数据处理等技术挑战，团队表示现有措施和基础设施能够应对当前需求。团队接下来的挑战，包括年轻量化团队策略的长周期验证尚需时间、高频领域基础设施有待完善，以及对分钟级策略在特定行情下的谨慎态度。团队成员表示，当前市场环境提供了补足短板的机会。

03 展望 2025：贝塔与流动性的双重机遇

对于 2025 年的量化投资环境，竹润量化团队给出两点核心判断：

1. 侧重贝塔收益：认为市场中性策略当前性价比相对较低，更看好指数增强（指增）和量化多头策略。尤其看好中证 1000、科创板等指数，认为其成分股特性更利于多因子模型捕捉超额收益（阿尔法）。

2. 流动性是关键：团队认为，未来两到三年 A 股的关键变量在于流动性环境与产业变革。充足的流动性（团队提出“日均万亿成交即具备操作空间”）是量化策略运行的基础，而 AI、高端制造等领域的产业升级则提供结构性机会。团队以科技产业（提及 DeepSeek 等）的潜在发展为例，表达了对 2025 年市场的信心。其转型逻辑或在于：城投债依赖的“信仰”面临周期挑战，而量化依赖的“数据”驱动时代正迎来发展机遇。

鸣谢

在撰写本书的过程中，引用了大量来自量化私募基金的PPT和公开资料。这些资料为本书提供了宝贵的参考和启示，使得本书能够更深入地探讨量化投资策略和实践。

在此，谨向所有以上机构表示由衷的感谢。

此外，还要感谢所有在互联网上公开分享研究成果和市场分析的个人和机构。你们的慷慨分享不仅丰富了本书的研究内容，也推动了整个量化投资领域的知识传播和交流。

尽管本书在引用这些资料时已尽力注明出处，但如有疏漏之处，敬请谅解，并欢迎各位读者和相关机构指正。

再次感谢所有为本书提供帮助和支持的机构和个人！

THANKS

宽邦科技

宽邦科技是一家人工智能平台科技公司，成立于2016年，核心团队主要来自微软亚洲研究院等一线AI企业和金融机构。在AI平台、投资算法、量化引擎、新型投资大数据等技术上持续前沿探索，研发了企业级全栈AI平台BigAI和低门槛、端到端的AI投资平台BigQuant等金融科技基础平台，为投资者和投资机构提供投资管理的从数据分析、因子挖掘、策略研究、AI建模、组合构建、回测模拟到实盘交易的全周期AI赋能，已服务数十万量化投资者和银行、证券、保险、基金等多家头部金融机构。

华泰证券

华泰证券股份有限公司（“华泰证券”或“公司”）是一家领先的科技驱动型综合证券集团。自1991年成立以来，华泰证券积极把握中国资本市场改革开放的历史机遇，在业内率先以金融科技助力转型，用全业务链服务体系为个人和机构客户提供专业、多元的证券金融服务，综合实力和品牌影响力位居国内证券业第一方阵，步入国际化发展的全新阶段。秉承“高效、诚信、稳健、创新”的核心价值观，华泰证券将全面实施数字化赋能下的财富管理和机构服务“双轮驱动”发展战略，致力成为兼具本土优势和全球影响力的一流投资银行。我们的优势：科技驱动的中国证券行业转型开拓者；开放的数字化财富管理平台为更多客户提供高效的专业服务；充分把握新经济崛起机遇的一流投资银行业务；兼具规模优势与创新优势的综合性资产管理平台；全球布局创造发展新机遇；兼具专业和技术优势的全面风险管理；一流的人才团队和多元的股东基础。

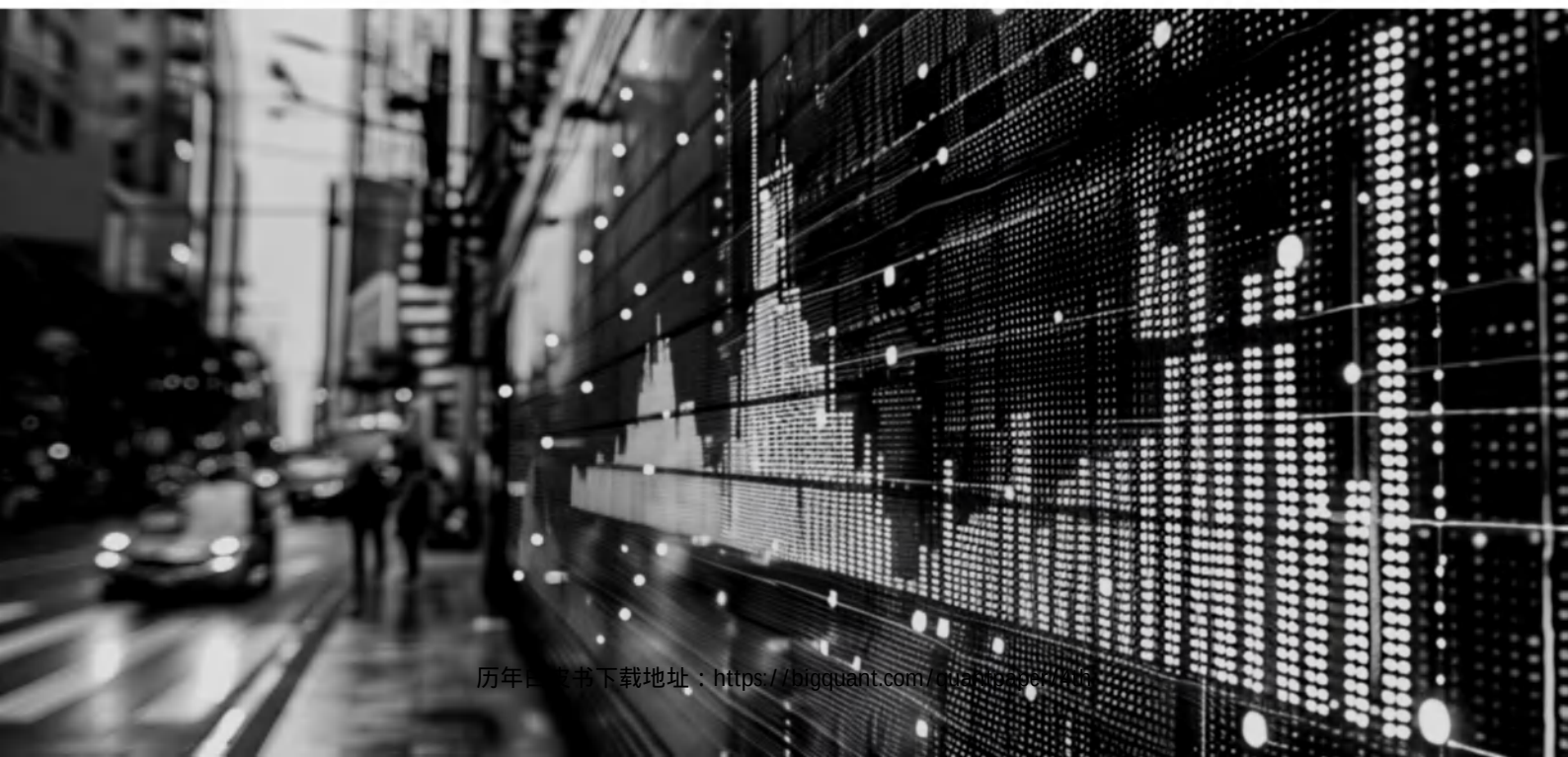
金融阶

金融阶，金融科技人才猎聘专家，为职帮人力机构旗下细分品牌。从2009年成立的职帮人力金融事业部至今，在金融行业的人才猎聘领域已有15年的持续专注与积累。

金融阶作为国内最早专注量化金融领域的猎聘机构之一，凭借在量化投资、对冲基金、金融科技、AI、区块链等领域人才猎聘方向的资源积累、专业理解、服务效率等多方面领先优势，已获得了业内量化机构和Quant精英的青睐。

阿里云

阿里云成立于2009年，是全球云计算服务重要引领者，基础设施遍及30个地理区域，89个可用区。阿里云专注服务私募量化行业，解决方案覆盖行情接入，策略研发，策略回测，实盘交易等核心场景，涉及计算、存储、网络、数据库、机器学习等服务。通过强化全球基础设施，助力私募量化机构应对瞬息万变的金融市场，多年来落地诸多私募机构客户案例。Gartner2024年报告，阿里云在亚太地区市场份额上升0.8%，继续保持第一。



如您希望就相关问题进一步交流, 请联系:

	林晓明 华泰证券研究所 金融工程首席研究员 17611535731 linxiaoming@htsc.com S0570516010001/BPY421		梁举 宽邦科技创始人 18111650803 jliang@bigai.cn		何子修 金融阶创始人 13923705098 ivan.ho@finelite.cn
---	--	---	--	---	--

	何康 华泰证券研究所策略首席 兼金工联席首席 15210597767 hekang@htsc.com S0570520080004/BRB318		陈旭 宽邦科技 市场总监 13540394180 xchen@bigai.cn		高媛 曾任华锐技术 机构部负责人 18516230203 umigao0305@gmail.com
---	--	---	--	---	--

	黄俊 金融阶 合伙人/资深猎头顾问 13129561205 junco.huang@finelite.cn		冉庆坤 阿里云 18021030125 ranqingkun.rqk@alibaba-inc.com		苑晓亢 MSCI 13540394180 Kayson.Yuan@msci.com
--	--	--	--	--	---

	历彦启 阿里云 18310658114 licheng.lyq@alibaba-inc.com		张睿 MSCI 18149706667 Rui.zhang@msci.com		张志 紫光晓通 13510330208 zgsm_zhangz@thunis.com
---	---	---	--	---	--



2024年白皮书



白皮书合作

华泰研究·上海

上海市浦东新区东方路18号保利广场E座23楼

华泰研究·深圳

深圳市福田区益田路 5999 号基金大厦 10 楼

华泰研究·北京

北京市西城区太平桥大街丰盛胡同28号太平洋保险大厦 A座 18 层

宽邦科技·成都

成都市高新区交子大道中海国际D座 1701

金融阶·深圳

广东省深圳市宝安区新安街道海纳科技大厦7028



《中国量化投资白皮书》编委会

主编：梁 举 林晓明 何子修 王永祥 史永明 赵 凡

撰稿：陈 旭 黄 俊 何 康 高 媛 熊 赞 郭婷婷 赵洪炯 常如心 王晨宇 历彦启
冉庆坤 苑晓亢 张 睿 唐安然 周冰萌

美编：陈 旭



本报告(含电子版)版权归属联合出品方宽邦科技、华泰证券、金融阶所有。未经正式授权，任何转发、影印、盗版、引用、篡改的行为均属侵权，版权方将保留对其法律追诉之权利。