

AI 赋能资产配置（十一）

从算力平权到投研平权

核心观点

DeepSeek 的弯道超车是国产人工智能以更高性价比实现算力平权的里程碑，人工智能正以前所未有的速度和广度渗透金融领域，有望实现投研平权。尤其在投资研究、资产配置及交易执行层面展现出变革潜力。借鉴探索流高效处理爆炸性信息的理念，AI 能够整合海量、多维数据，贯穿从低频宏观配置到高频微观交易的多元策略场景，如同构建复杂的逻辑图谱，为金融决策提供新的分析视角与决策支持。

AI 在金融实战中也面临着反应速度、预测精确度与模型泛化能力之间的固有挑战——即所谓的“不可能三角”。这预示着其深度应用仍需克服关键障碍，方能充分释放其在提升投资效率与风险管理上的核心价值。通过在传统的主被动资产配置、大盘择时行业和风格轮动策略中，嵌入 DeepSeek 来赋能投研，实现提振增效、金融与科技共振：1）**底层架构**：股票、债券、商品等大类资产的择时和配比。赋能主被动投资、宏观数据预测。2）**A 股策略应用**：宏观大势和中观行业板块轮动比较。赋能大盘择时与行业轮动。3）**情绪感知和落地**：语义检索和学习、ESG 信息网格。赋能政策学习与 ESG 实践。

AI 在投研中的定位更适合坐在“副驾驶”中减少情绪化交易等人为错误，或是“辅助驾驶”提高投研效率。在投研实践中，AI 展现出强大的潜力，尤其体现在提升数据处理效率和优化策略执行上。但整体来看，AI 难以完全替代人类在理解复杂市场博弈、评估管理层等非标准化信息、以及进行基于长期商业洞察和经验的主观判断上的核心作用。因此，当前 AI 在资产配置中更多扮演着“增强型工具”的角色，通过人机协同提升效率与广度，但在关键决策和风险把控上仍需借助人类的智慧与经验。

在投研运用中，不同大模型拥有不同的擅长领域，需要借助 MCP 等实现兼容并举、协同发力。在处理文本（如新闻点评）时，对关键点的把握存在显著差异。在图像识别方面，AI 能识别股指图表的基本信息（如走势、点位），且在信息不足时倾向于依赖网络信息给出相似结论。为有效利用 AI，可以从其机制与缺陷（如上下文长度限制）出发，通过：1）“适时总结”或搭建“个人知识库”增强记忆力；2）善用 workflow 规范化 AI 输出，结合知识库与网络信息；3）利用 MCP 等协议加强 AI 与外部工具、数据的协同能力，以更好地服务于投研工作。

总的来看，人工智能正通过多样化的应用形态渗透到金融领域的各个环节之中，其核心作用体现在提升效率、拓展分析维度和优化决策流程上。但其目前仍难以完全取代人类的关键判断和风险承担，其投资决策严格依赖于人为投喂的投研框架、数据和文本语料，在应对复杂、非结构化信息时表现较弱，目前只能扮演着强大的辅助工具而非完全独立的决策者角色。在国产大模型实现自主可控、算力平权基础上，成体系的框架持续积累迭代，并通过人工智能加速器成倍放大，打破机构机构与投资者间信息和技术壁垒，助力投研平权的加速推进。

风险提示：AI 模型局限与数据依赖风险；技术应用效果差异风险；市场与技术迭代风险。

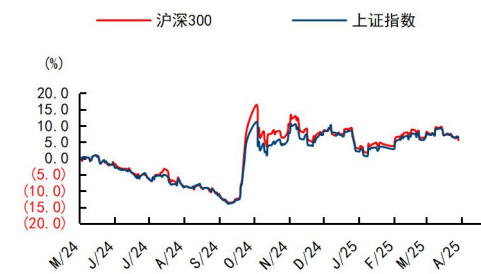
策略研究·策略专题

证券分析师：王开 联系人：郭兰滨
021-60933132 010-88005497
wangkai8@guosen.com.cn guolanbin@guosen.com.cn
S0980521030001

基础数据

中小板/月涨跌幅(%)	6453.32/-2.41
创业板/月涨跌幅(%)	2065.40/-5.97
AH 股价差指数	133.54
A 股总/流通市值(万亿元)	79.49/73.21

市场走势



资料来源：万得、国信证券经济研究所整理

相关研究报告

《策略数据说-美股“盈利惊喜”拆解》——2025-04-05
《价格全方位多维跟踪体系（2025年第三期）-有色引领上游价格回暖》——2025-04-03
《ESG 月度观察（2025年第3期）-绿证市场迈入高质量发展阶段》——2025-04-03
《资金跟踪与市场结构周观察（第五十九期）-交投分散趋势延续》——2025-04-01
《AI 赋能资产配置（十）-善用 DeepSeek 重现经典投资策略》——2025-04-01

内容目录

理论与实战：AI 全方位赋能宏观、中观和微观的投研实践	4
AI 赋能资产配置系列回顾	4
AI+模型：在高维参数基础上实现进一步迭代优化	6
AI 难以完全取代传统投研范式：为什么 DeepSeek 时代，资深研究员的分析框架积累更为重要	7
DeepSeek 是提质增效的“辅助驾驶”工具，助力更加高效完成投研工作	8
部署和应用：AI 赋能对冲基金、量化交易的落地实施	10
AI+对冲基金：构建投研智能体辅助配置决策	10
AI+量化交易：人工智能优化投资决策中的主观性	13
AI 能力特化：关注针对金融领域微调的专属大模型	15
AI+投研落地：AI 在实战中战胜基准	16
评测与结论	17
缩短 AI 与投研的距离：探索 AI 工具的能力边界	17
如何在金融投研中用好 AI：一些使用技巧的抛砖引玉	20
结论：从算力平权到投研平权	21
风险提示	23

图表目录

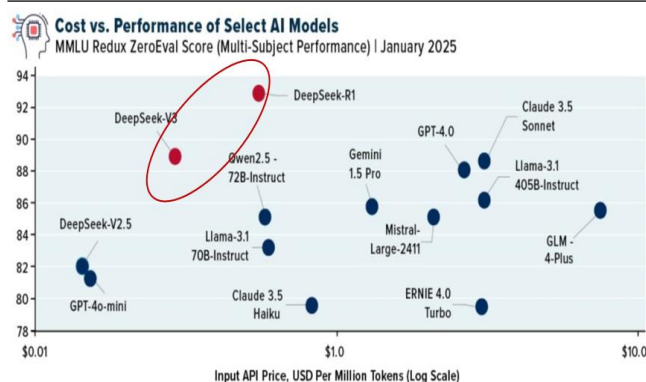
图 1: 国产大模型弯道超车: 从性价比到质价比的全方位梯队	4
图 2: 类比全球资产配置主动投资: 让渡一定回报、大幅降风险	4
图 3: AI 发展与回报率	6
图 4: DeepSeek+资产配置体系	6
图 1: 股债强弱打分指标胜率展示	7
图 2: 实际股债强弱 vs DeepSeek 调整	7
图 3: 实际股债强弱 vs Xgboost 调整	7
图 4: 实际股债强弱 vs 等权重扩散指数 (未调整)	7
图 5: 高频数据相关性及其领先性的一个计算框架	8
图 6: 高频数据近期和长期相关性的一个筛选框架	8
图 7: 前瞻指标的编制——最优领先期拟合	8
图 8: 高频数据对广谱利率的动态测算过程详解	8
图 9: 全球领先指标的构建脉络	9
图 10: 前瞻指标的编制——最优领先期拟合	9
图 11: 高频数据和宏观数据间领先相关性观测矩阵	9
图 12: 传统前瞻指标计算界面具有一定复杂性	10
图 13: AI 数据终端-OpenBB	11
图 14: AI Hedge Fund 案例参考	12
图 15: A 股投资智能体案例	13
图 16: Qlib 整体架构概览	14
图 17: QBot 界面分析	15
图 18: Fin-R1 的总体工作流程	16
图 19: Fin-R1 在金融领域评分已达主流模型水平	16
图 20: Minotaur Capital 推出以 AI 为招牌的产品	17
图 21: 上传分时图 (4.2 日 10: 09 分)	19
图 22: 上传蜡烛图 (4.2 日 10: 09 分)	19
图 23: QBot 界面分析	19
图 24: DeepSeek 模型上下文长度	20
图 25: 个人知识库搭建示意图	20
图 26: 知识库检索的基本原理	21
图 27: MCP 协议示意图	21

理论与实战：AI 全方位赋能宏观、中观和微观的投研实践

AI 赋能资产配置系列回顾

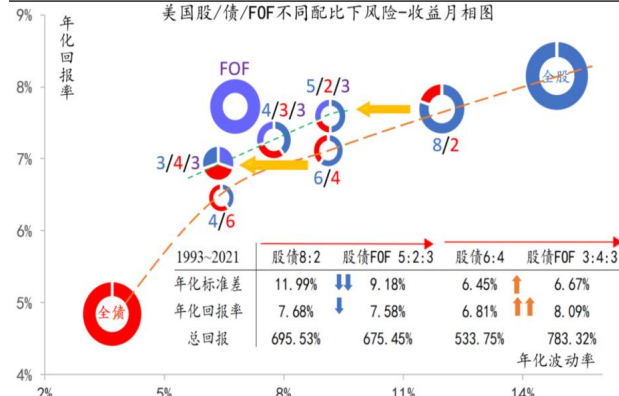
DeepSeek 模型的弯道超车,是国产大模型算力平权的标志性事件。于 DeepSeek-R1 而言,在数学能力、工程类代码场景不输于 OpenAI O1 的情况下,在算法场景、百科知识维度下与 O1 差距不断缩小。如果我们用质价比逻辑解释,DeepSeekR1 追求大模型领域的消费者剩余最大化。B 端质价比提升的叙事逻辑。不同于泛消费领域 C 端“质价比”从供给层面驱动企业内卷品质,销售费用率短期内延续高位并阻碍净利率提升,国产大模型 B 端质价比提升驱动下游应用爆发式增长,同时反哺 B 端收入并提升 C 端利润率。类比于海外资产配置中同样隐藏的“质价比”,质的维度是风险、价的维度是回报,“资配质价比”即为风险收益或持有体验。传统股债基础上加入主动股基,让渡一定的回报、大幅降风险,实现“资配质价比”提升。随着算力平权时代的到来,我们也关注投研平权的加速落地。

图1：国产大模型弯道超车：从性价比到质价比的全方位梯队



资料来源：DeepSeek, JPMorgan, U.S. Global Investors, 国信证券经济研究所整理

图2：类比全球资产配置加主动投资：让渡一定回报、大幅降风险



资料来源：万得, 国信证券经济研究所整理

DeepSeek 通过 AI 技术深度赋能资产配置全流程,在国信多元资产配置框架基础上实现系统性优化(《AI 赋能资产配置(一)——DeepSeek 对国信多元资产配置框架的优化》):一方面聚焦 AI 对传统策略的革新,基于“风险再平价”逻辑重构资产组合风险分散机制(《AI 赋能资产配置(三)——DeepSeek 与风险“再平价”》),结合大盘择时与行业轮动模型动态捕捉市场拐点(《AI 赋能资产配置(四)——DeepSeek 在大盘择时与行业轮动中的应用》),并通过 DeepSeek 语义分析技术解析货币政策文本,精准预判政策取向(《AI 赋能资产配置(七)——乘风 DeepSeek 理解货币政策取向》);另一方面重塑 ESG 投资范式(《AI 赋能资产配置(二)——AI 重塑 ESG 投资范式》),将 AI 驱动的 ESG 因子动态嵌入资产配置框架,构建兼顾收益与可持续性的“有效前沿”(《AI 赋能资产配置(九)——DeepSeek 打造 ESG 有效前沿》),并推出《AI 赋能资产配置(五)——AI+ESG 投研实践工具书》为策略落地提供方法论支持。同时,以“实战解答”形式,重点分析了 DeepSeek 赋能政策信号量化、数据处理方法、AI 投研应用及其在金融市场中的具体落地方案(《AI 赋能资产配置(八)——DeepSeek 在资产配置中实战解答》),其成果在海内外资管机构的大模型应用探索中展现显著优势(《AI 赋能资产配置(六)——海内外资管机构 AI 大模型应用探索》),

形成从理论构建到全球多市场定量落地的闭环体系。在《AI 赋能资产配置（十）善用 DeepSeek 重现经典投资策略》中，我们应用 DeepSeek 展开投资范式的跨时空对话。

通过在传统的主被动资产配置、大盘择时行业和风格轮动策略中，嵌入 DeepSeek 来赋能投研，实现提振增效、金融与科技共振：

1. 底层架构：股票、债券、商品等大类资产的择时和配比

1) 自上而下的主动投资框架中，给 DeepSeek 输入国信总量团队多年积累的资产配置框架，联网输入相关数据，通过静态样本学习和动态实战纠偏来评判当前和未来适用于哪种资产配置模型，AI 学习挖掘出和一段时间内宏观政策环境、市场情绪走势最为贴近的模型赋予最高的评判权重。

2) 在宏观数据预测方面，将国信总量分析师对宏观经济数据的预测体系通过自然语言形式输入 DeepSeek，通过学习和迭代来外推未来 6-12 个月的宏观经济数据走势，确保准确度的基础上，效率也大幅提升；

3) 被动投资角度，对当前热议的风险平价模型进行改良优化，其一是给 DeepSeek 喂入历史的宏观经济、资本市场等指标，结合联网检索获取分析师对市场最新观点，在确保风险贡献大致相同前提下，对当前经济周期进行精准定位并浮动相应资产权重，以风险预算思路构建 Smart β 策略。其二是 DeepSeek 通过动态调整学习周期找到历史上相似的时段进行映射和推演，来选择最佳的回测时间窗口对当前提供借鉴。其三，在绑定相同指数的 ETF 中让 DeepSeek 结合溢价率、成交活跃度等指标进行学习筛选优中选优、增厚投资 α 。

2. A 股策略应用：宏观大势和中观行业板块轮动比较

4) A 股大盘择时方面，通过宏观、资金、情绪、技术、海外五个维度 10 余个指标构建 A 股市场打分模型，通过引入 DeepSeek 学习来给每一类模型和因子赋权，优化择时策略并进一步提升模拟组合的夏普比率、控制最大回撤。

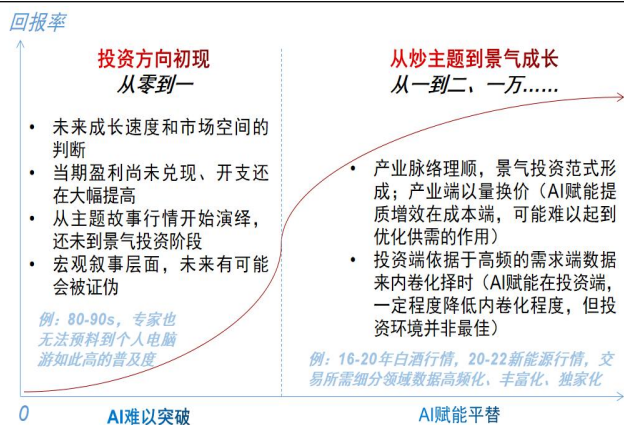
5) A 股行业轮动方面，DeepSeek 对基于景气度、拥挤度、趋势的“三标尺”起到增强效果，在温和复苏的市场环境中可以放大赚钱效应、提高风险收益比。

3. 情绪感知和落地：语义检索和学习、ESG 信息网格

6) 在政策深度学习理解维度，通过 DeepSeek 深入切入货币政策相关表述，对当前及未来一段时间货币政策是放松还是收紧进行感知迭代，将定性的词汇转为定量的、可持续跟踪的力度指数，在左侧拐点进行前瞻提示。

7) ESG+AI 维度紧密融合，通过 ESG+AI 的工具案例，分析了 AI 在 ESG 跨国、跨语言、物联网高频数据感知的比较优势；同时结合 ESG 领域的 AI 实践，以 DeepSeek 为工具将 A 股上市公司 E/S/G 三重因子结合纵向（自上而下，大数据联网来根据公众关注度动态赋分）乘横向（自下而上，按篇幅、结构、顺序来给特定上市各公司对 E/S/G 的各项关注来打分）进行优化处理提高 β ，并且结合模型实时检索的舆情信息对漂绿风险公司进行甄别剔除，提高投资组合 α 。

图3: AI 发展与回报率



资料来源: DeepSeek、万得, 国信证券经济研究所整理

图4: DeepSeek+资产配置体系



资料来源: DeepSeek、万得, 国信证券经济研究所整理

在资产配置领域，人工智能（AI）的核心能力集中体现于高效数据处理与策略优化：DeepSeek 可快速解析海量结构化与非结构化数据（如财报、高频交易信号、政策文本等），挖掘市场波动规律及资产间隐含关联性，辅助构建量化模型并优化风险平价权重；其策略回测能力可模拟多场景下的组合表现，动态调整跨资产配置比以控制回撤。然而，AI 的局限性同样显著：其一，模型高度依赖历史数据，对突发性“黑天鹅”事件（如地缘冲突、流动性危机）缺乏预判能力，极端市场环境下策略可能失效；其二，AI 模型的“黑箱”特征导致决策逻辑可解释性不足，存在过度拟合风险，需人工校验底层假设合理性；其三，在主动投研的核心领域，如管理层能力评估、商业模式护城河识别、非标准化调研信息整合等，AI 难以替代人类分析师对商业本质的洞察力与经验沉淀，尤其对政策与市场博弈、长期价值与短期热点平衡等复杂矛盾的权衡仍需依赖主观判断。

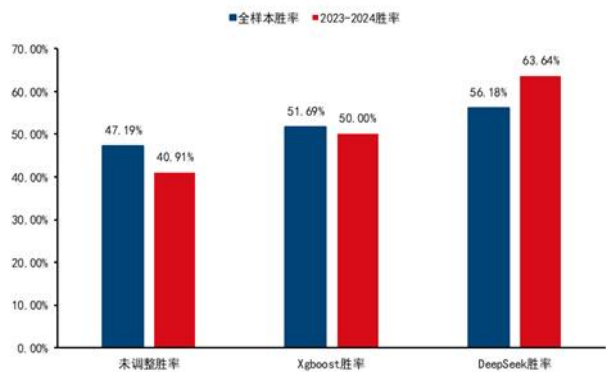
当前 AI 更多定位于“增强型工具”角色——其为投资决策提供数据驱动灵感启发和策略验证支持，但在最终决策环节需与传统框架及分析师经验深度融合，形成“AI 提效+人工校准”的协同模式。总体而言，AI 是资产配置的“算力加速器”而非“逻辑重构者”，擅长拓展认知边界却无法替代人类对不确定性的驾驭能力，这一特性决定了人机协同将是未来较长时间内行业进化的主流路径。未来，AI 将在市场深度洞察、大型专项研究等领域进一步优化应用。通过不断改进 Prompt 设计、调整知识库投喂方式、优化微调机制，AI 可更精准地适应金融市场环境，并在人机协同模式下实现研究效率提升。

AI+模型：在高维参数基础上实现进一步迭代优化

在国信总量团队《AI 赋能资产配置（一）——DeepSeek 对国信多元资配框架的优化》的报告中，体现了等权配置和 AI+XGBoost 算法的差异，结果表明 AI+XGBoost 能够提升我们在模型整合中的胜率。我们进一步补充展示了 XGBoost 的胜率。结果表明，XGBoost 的胜率相较于未调整的基准情况有所提升（47.19%→51.69%），证明了其在优化权重调整方向上的有效性。然而，与 DeepSeek 调整后的结果相比（51.69%→56.18%），XGBoost 的胜率仍存在一定的差距，表明 DeepSeek 在权重优化上的表现更为优越。

需要注意的是，此过程实际上是有调整空间，XGBoost 结果依赖人为设定的超参数，例如树的数量、最大深度、学习率等。这些参数的选择会直接影响模型的最终表现，不同的参数组合可能会带来不同的胜率表现，未来可以进一步探索更优的超参数配置。

图1：股债强弱打分指标胜率展示



资料来源：DeepSeek、万得，国信证券经济研究所整理

图2：实际股债强弱 vs DeepSeek 调整



资料来源：DeepSeek、万得，国信证券经济研究所整理

图3：实际股债强弱 vs Xgboost 调整



资料来源：DeepSeek、万得，国信证券经济研究所整理

图4：实际股债强弱 vs 等权重扩散指数（未调整）



资料来源：DeepSeek、万得，国信证券经济研究所整理

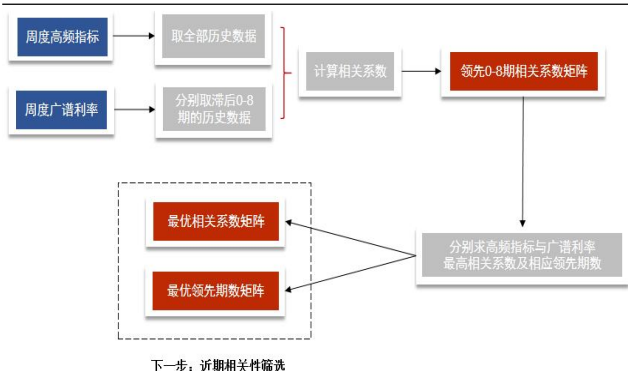
AI 难以完全取代传统投研范式：为什么 DeepSeek 时代，资深研究员的分析框架积累更为重要

2018 年，我们在研究高频数据与广谱利率的相关性及领先性时，选取的日度、周度和旬度产业数据总计约 500 条，而同一时期市场上平行的量化方向研究数据体量远超主观多头研究，其模型精度也更为优越。在宏观总量分析的应用场景中，经验判断尤为关键——需要剔除那些仅具统计相关性但缺乏经济逻辑的伪相关关系。以工业增加值预测为例，这一核心经济指标因数据波动性高、季节性调整后缺乏有效锚点而难以预测，特别是在六大电厂发电耗煤数据停更后，跟踪工作一度陷入“盲盒困境”。相关性分析中出现成都中药材价格指数与之高度相关的异常现象，但从区域对全国、部分对整体、数量对价格的三重逻辑错配来看，这显然是统计巧合。此类伪相关仅靠量化工具难以甄别，必须结合宏观逻辑进行“去伪存真”。

在实际工作的市场沟通和观点汇报时需要引入具体的、可证伪的逻辑，单纯的量化方法可能存在“黑箱”问题，这也是需要定性观点和经验支撑来辅助规避的问题。例如主成分分析虽能解释大部分方差，但难以赋予主成分明确的经济含义，这在路演汇报时会造成解释障碍。2018 年构建的体系即便通过严格样本内测试，到 2021 年样本外推时仍面临指标停更、定价范式从需求侧转向供给侧等结构性变化，导致跟踪偏差扩大。这要求研究框架必须持续迭代更新，而 DeepSeek 的出现

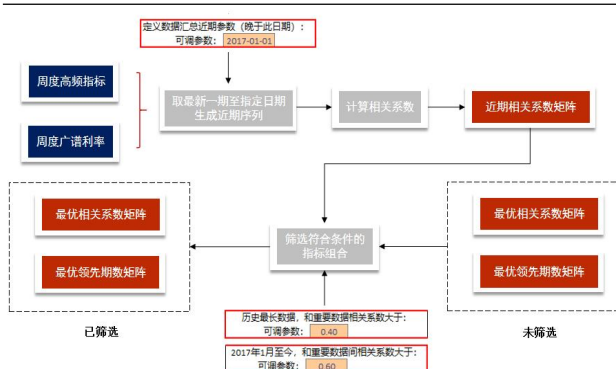
恰好实现了量化工具与宏观逻辑的有机融合。

图5: 高频数据相关性及领先性的一个计算框架



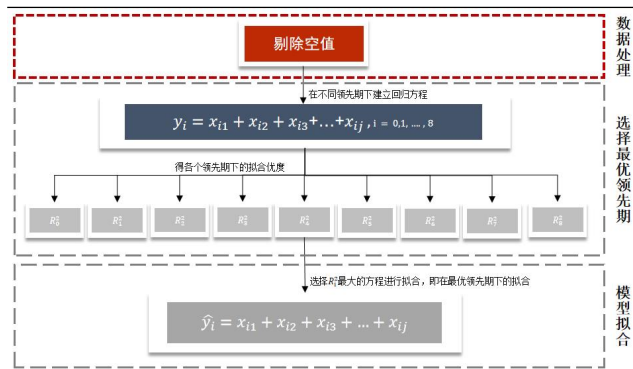
资料来源:万得, 国信证券经济研究所整理

图6: 高频数据近期和长期相关性的一个筛选框架



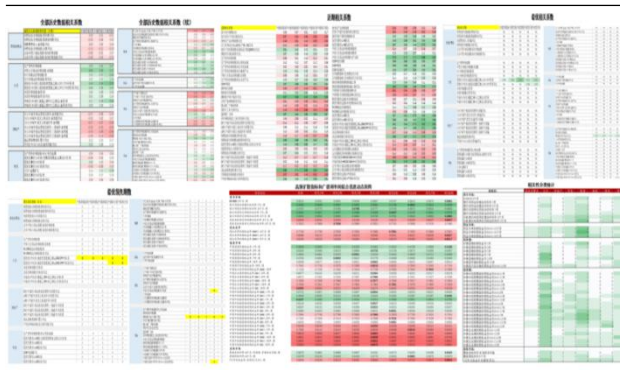
资料来源:万得, 国信证券经济研究所整理

图7: 前瞻指标的编制——最优领先期拟合



资料来源:万得, 国信证券经济研究所整理

图8: 高频数据对广谱利率的动态测算过程详解



资料来源:万得, 国信证券经济研究所整理

DeepSeek 是提质增效的“辅助驾驶”工具，助力更加高效完成投研工作

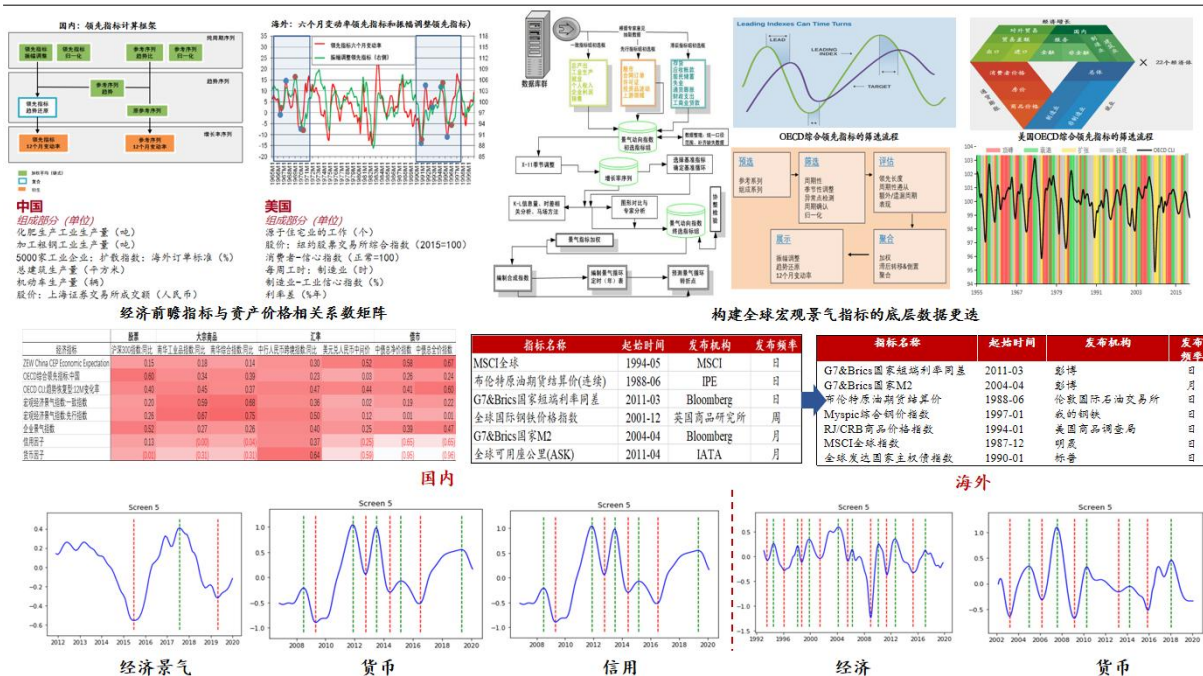
另一个案例是在 2019 年，我们寻找全球股票市场的领先指标，通过构造全球经济景气度指数，来提取高频指标对经济景气的指示方向。从落地化的制作时间来看，我们大致花了数月时间，通过将这套思路沟通交流，在 python 逐一编写代码落地，最后调用万得 API 接口来实现实时更新，每次等底层宏观和产业、金融类指标发布后，不到半小时即可自动化更新出前瞻指数。而遇到底层指标停更或者代码出现迭代进化，又要花费半日时间来检查校对、仔细改编等，在 python 底层代码上进行修改。

DeepSeek 横空出世后，我们通过和负责技术同事沟通协作，在十个以内工作日即完成了 AI 赋能主动大类资产配置体系、静态优化和动态纠偏修改权重的内容。如果要修改内容或者过程，即可通过 DeepSeek 中的交互式对话来实现，减小黑箱化，避免了在 python 终端来频繁修改复杂代码的问题。

从自上而下赋能资产配置来看，五位宏观分析师搭建的大类资产配置体系（至少

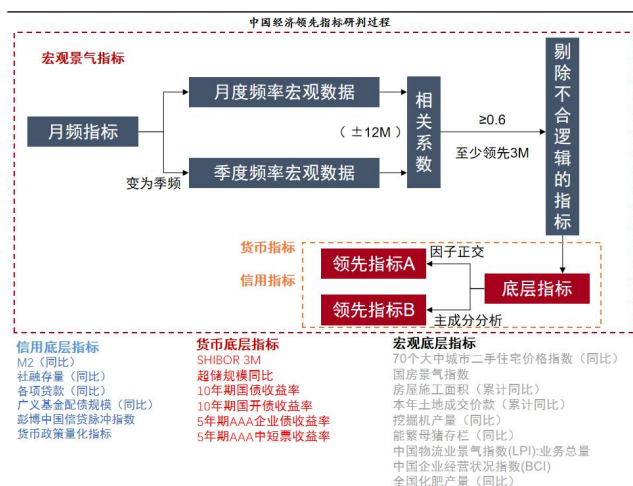
用两周来搭建和长期路演获得思路反馈来纠偏调整）并给出宏观数据预测（至少半个工作日），一位策略分析师进行统合综效并给出结论（大致一个工作日），DeepSeek V3 仅使用 15000 个 token、耗费 2 个小时就可以计算完备，在优化自然文本、让 DeepSeek 更好理解和导出后，这个时间还有进一步缩短的可能。

图9: 全球领先指标的构建脉络



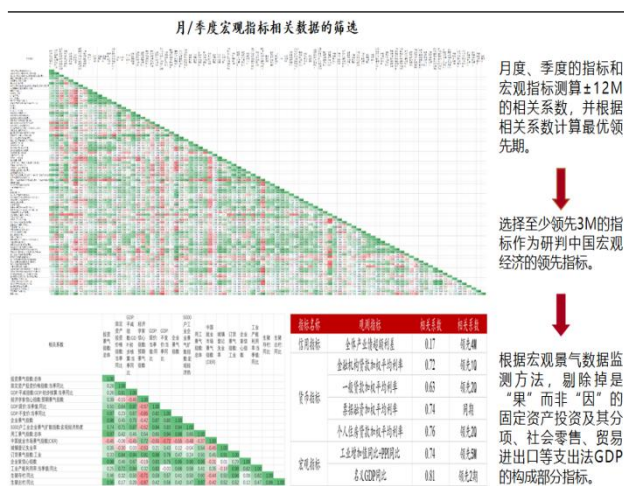
资料来源：万得，国信证券经济研究所整理

图10: 前瞻指标的编制——最优领先期拟合



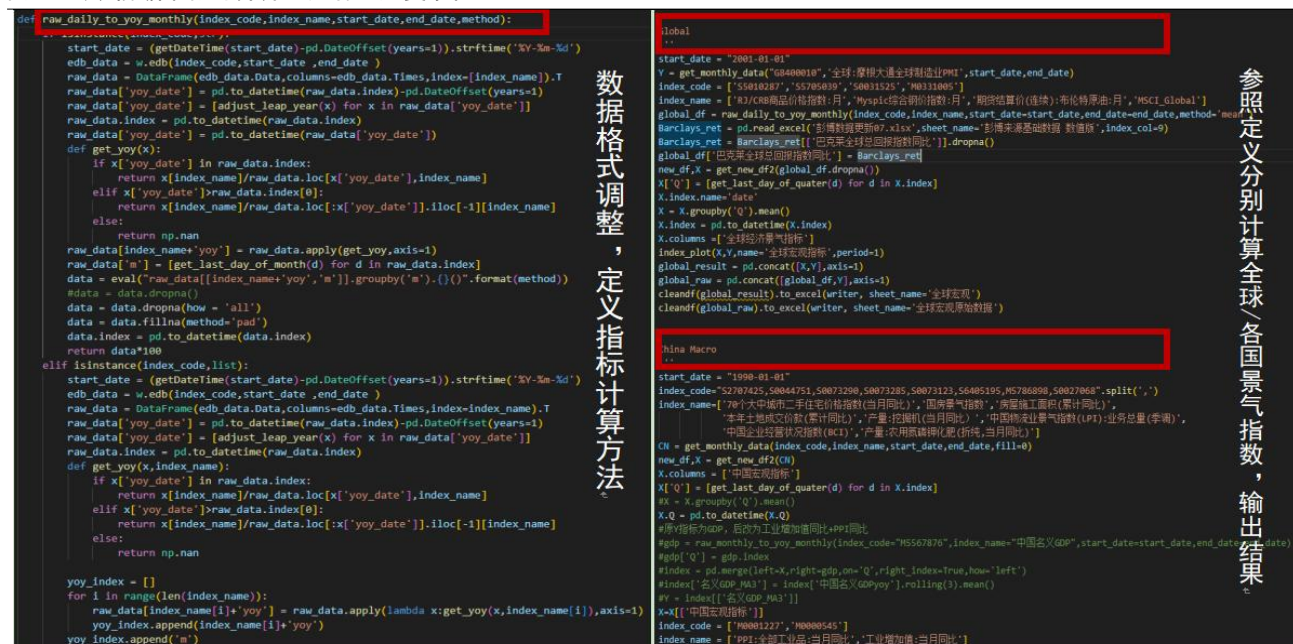
资料来源:万得, 国信证券经济研究所整理

图11: 高频数据和宏观数据间领先相关性观测矩阵



资料来源:万得, 国信证券经济研究所整理

图12: 传统前瞻指标计算界面具有一定复杂性



资料来源：万得，国信证券经济研究所整理

部署和应用：AI 赋能对冲基金、量化交易的落地实施

AI+对冲基金：构建投研智能体辅助配置决策

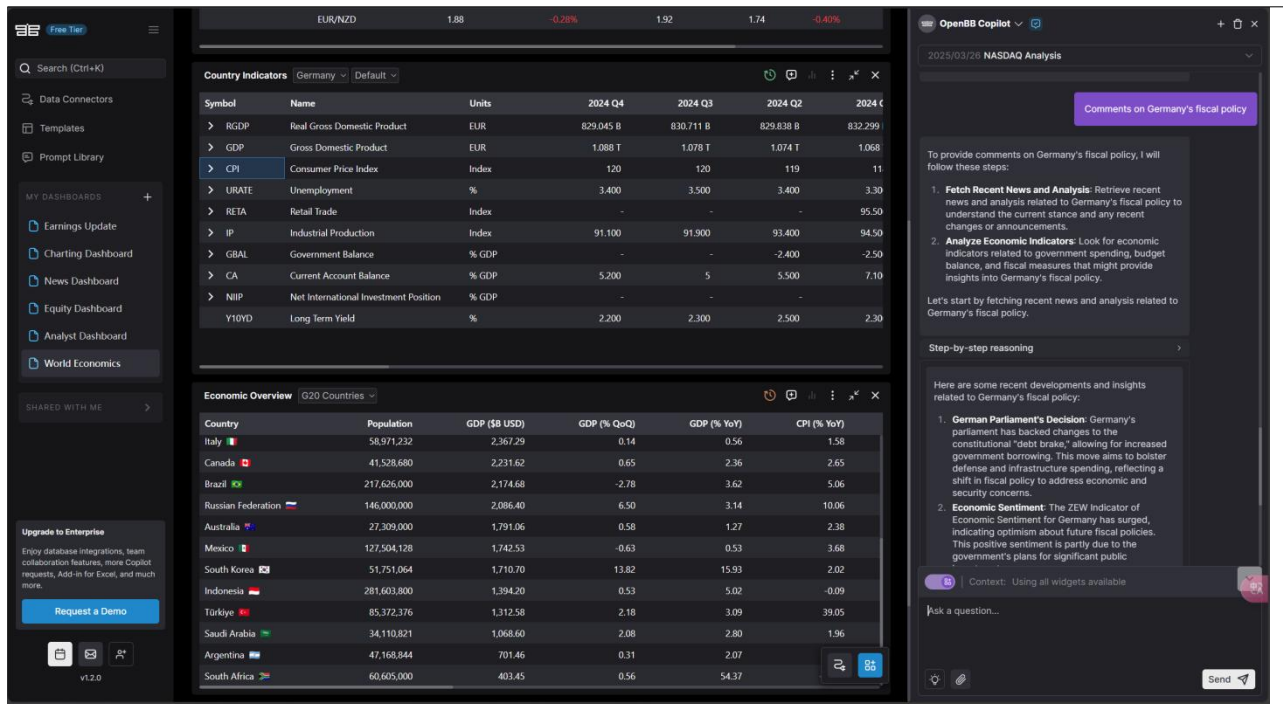
在构建 AI 投研智能体的版图中，现有 AI 应用实例为投资者提供了全栈式方案。投资者可以借鉴 OpenBB 来搭建数据和基础分析平台，参考 AI Hedge Fund 类项目的设计思路和 AI 模型应用方法，并结合自身专注的市场（如 A_Share_investment_Agent 侧重于 A 股市场）进行定制化开发。本小节将深度解读这些开源项目的原理和优缺点，赋能资产配置。

OpenBB 是一个强大的开源投资研究生态系统，更侧重于提供全面的数据获取和基础分析能力。OpenBB（前身为 Gamestonk Terminal）的核心优势在于其广泛的数据整合能力，能从众多来源聚合股票、期权、加密货币、宏观经济等各类金融数据，极大地降低了数据收集的门槛。同时，它内置了丰富的分析工具，支持技术分析、基本面分析、量化研究乃至投资组合优化，并能通过其命令行界面（Terminal）或 Python SDK 进行交互式探索与可视化，为用户搭建了一个灵活的研究工作台。

尽管功能强大，OpenBB 本身并非一个直接提供交易决策的 AI 智能体，而是作为一个基础平台。它的运作原理主要是通过 API 集成连接数据源，并提供模块化的分析功能供用户调用。其优点显而易见：开源免费、数据覆盖广、社区活跃以及高度的可扩展性，允许用户集成自定义模型，包括复杂的 AI 算法。然而，其缺点

在于非技术用户可能面临一定的学习曲线，数据质量依赖于第三方 API，并且它不直接输出投资策略，需要使用者在其基础上进行二次开发，构建具体的 AI 决策逻辑。

图13: AI 数据终端—OpenBB

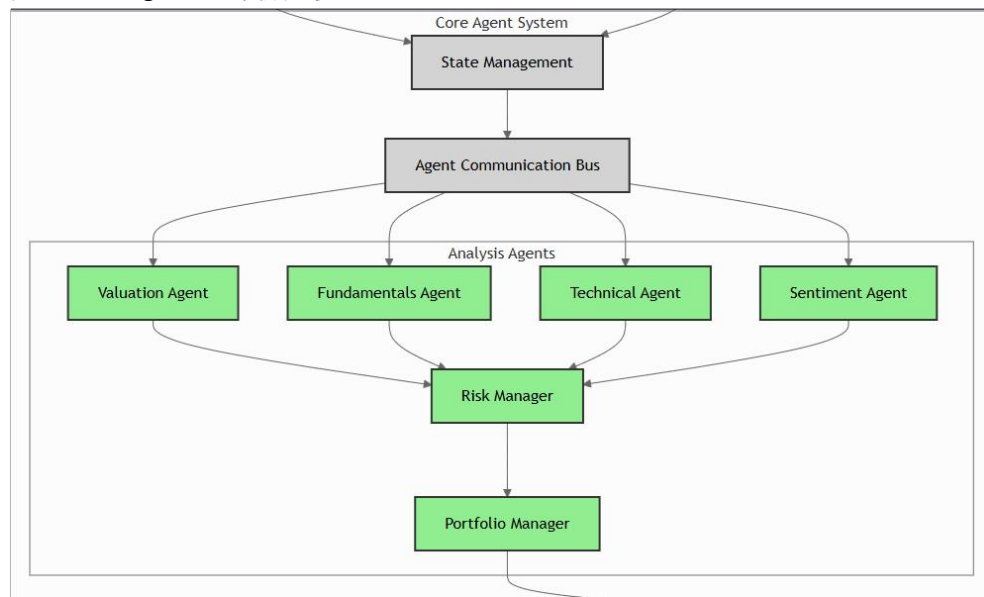


资料来源: Github, Gitdiagram, 国信证券经济研究所整理

AI Hedge Fund 旨在展示一个更为完整的、由人工智能驱动的交易策略流程。他们的核心目标是演示如何应用 AI 技术（例如强化学习或深度学习模型）来分析金融数据、识别模式，并据此生成交易信号或进行资产配置。该项目体现了构建“智能体”（Agent）的核心思想，即系统能够基于数据学习并自主地做出决策，覆盖从数据处理、模型训练、策略回测到模拟交易的整个链条。

AI Hedge Fund 提供了命令行的解决方案。投资者可以自主选择个券，并以该项目自带的“AI 智能体”提供资配建议，建议可以细化到方向（看多/空、中性）、交易数量（xx 手）、AI 提供的配置理由，以及配置组合的总体操作建议。从构建原理看，该项目内置了价值分析、基本面分析、技术分析、情绪分析等四个模块，自主提取数据分析，直接展示结果，省略了投资者搜集、加工、整理信息的繁琐工作。

图14: AI Hedge Fund 案例参考

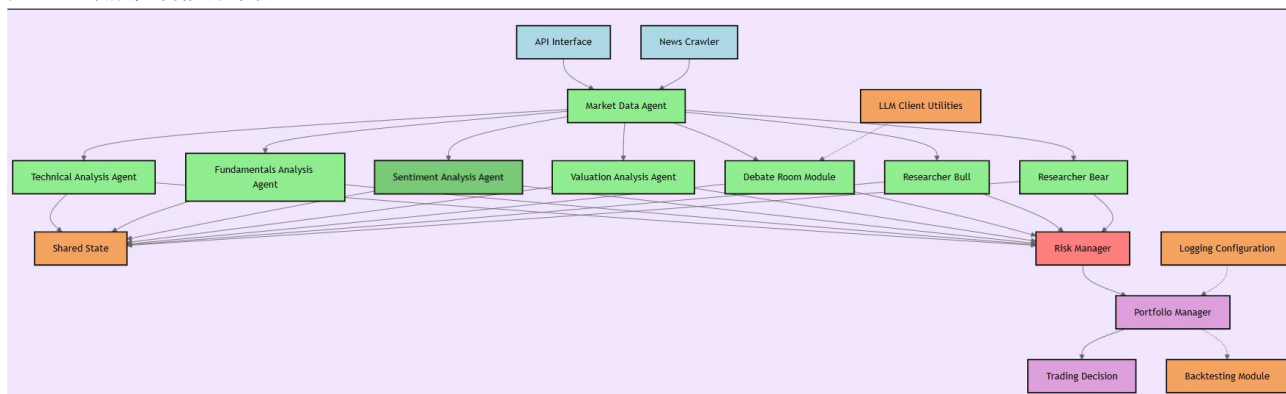


资料来源: Github, Gitdiagram, 国信证券经济研究所整理

A_Share_investment_Agent 代表了那些专注于特定市场的投研智能体应用。顾名思义，该项目聚焦于中国 A 股市场，其功能设计紧密围绕 A 股的特点展开。它通过集成 A 股市场的数据源，并包含针对 A 股特有因子、市场情绪（基于中文文本分析）、事件驱动因素或政策影响的分析模块，为 A 股投资者生成具体的投资建议或标的评级。

该项目结合了 A 股市场的独特规则、数据特性和投资逻辑，是基于 AI Hedge Fund 的二次开发。其优点在于极强的市场针对性，能够利用本地化数据和视角提供更贴合实际需求的分析，具有较强的实用导向，但对封闭数据接口的依赖限制了投资者的选择。最重要的是，如同所有投资策略一样，其有效性仍需持续的市场检验，并对模型失效和市场环境剧变保持警惕。

图 15: A 股投资智能体案例



资料来源: Github, Gitdiagram, 国信证券经济研究所整理

AI+量化交易：人工智能优化投资决策中的主观性

量化交易长期以来致力于通过模型和数据驱动决策，以克服人类投资中的情绪化和非理性偏差。然而，即使在量化体系中，策略的构建、参数的选择、模型的调整以及对未预期市场事件的反应，仍然可能掺杂研究人员或基金经理的主观判断和认知局限，尤其是在关键的“相机抉择”（即依赖经验和判断进行时机把握与标的选择）时刻。近年来，以大语言模型（LLM）为代表的人工智能技术展现出强大的信息处理、模式识别和逻辑推理能力，为进一步优化量化交易流程、减少不必要的主观性干扰提供了新的可能性。本部分将探讨大模型如何在量化交易的关键环节（如择时选股、风险控制、策略迭代）中发挥作用，并介绍相关的开源工具与框架。

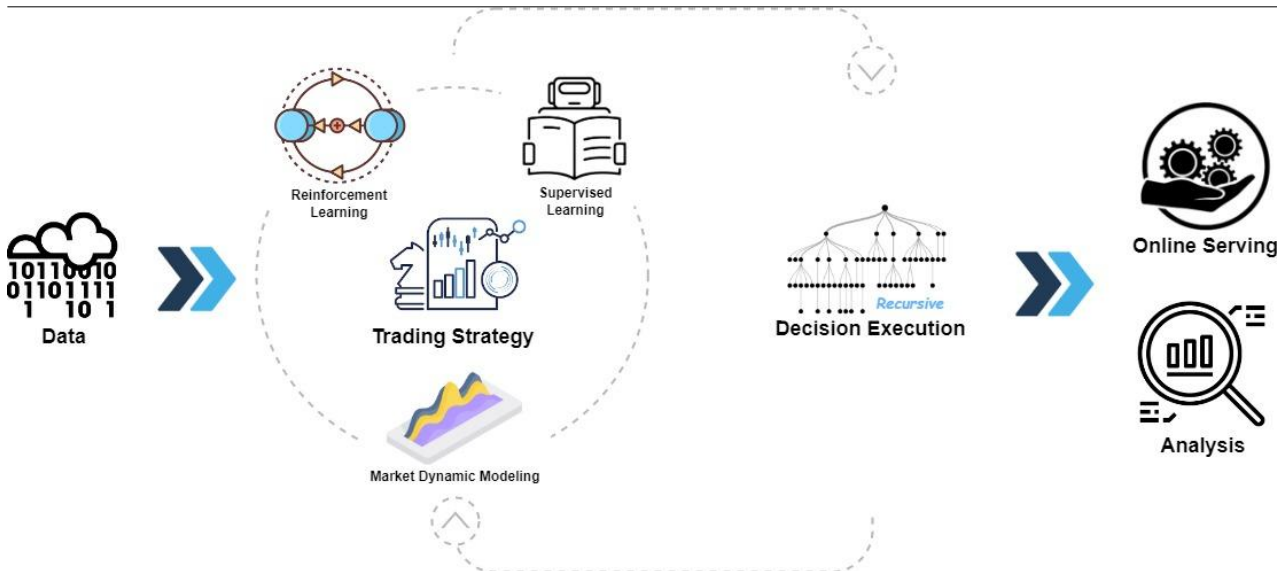
在实践 AI 驱动的量化交易时，合适的工具和框架至关重要。QMT（Quantitative Market Trading）通常指代一类特定的量化交易系统或平台，集成了行情、交易、账户管理和策略回测等功能，旨在为用户提供一个便捷的量化交易执行环境。它可能侧重于特定的策略类型（如动量）或提供标准化的接口供策略开发。Qlib 则是一个由微软亚洲研究院开发的、专注于 AI 量化投资的开源平台。它提供了一个统一的框架，涵盖了数据处理、模型训练、回测评估等全流程，并内置了多种先进的机器学习和深度学习算法，特别适合进行复杂的 AI 量化策略研究和验证。而 Qbot 这类名称通常指向自动化交易机器人或框架，其核心功能是根据预设策略或 AI 模型的信号，自动执行买卖订单，强调交易执行的自动化和效率。这些工具和平台为量化研究者和交易员提供了不同层面的支持，从策略研发到实盘执行。

Qlib 是由微软亚洲研究院开源的一个专为人工智能设计的量化投资平台，其核心概念是提供一个覆盖从数据处理、特征工程、AI 模型训练、策略回测到结果分析全流程的统一框架。它的主要功能包括高效的数据管理、丰富的内置 AI 模型库（涵盖经典机器学习和深度学习算法）、标准化的模型训练与评估流程、高保真度的回测引擎以及便捷的工作流管理。Qlib 通过模块化和标准化的设计，解构量化研究的各个环节，并利用优化的数据存储和计算库提升效率，应用先进的 AI 模型来捕捉金融市场中的复杂模式、辅助投资决策。

在输入方面，Qlib 主要接收结构化的金融时间序列数据（如 K 线、基本面数据）和定义实验流程的配置文件。其输出则十分丰富，包括但不限于：模型对未来资产表现的预测得分、训练好的模型文件、包含 IC、Rank IC 等指标的模型评估报

告，以及详尽的回测结果，如包含净值曲线、交易记录、年化收益、夏普比率、最大回撤等关键绩效指标的回测报告和各类分析图表，为策略的有效性提供全面的量化依据。

图16: Qlib 整体架构概览

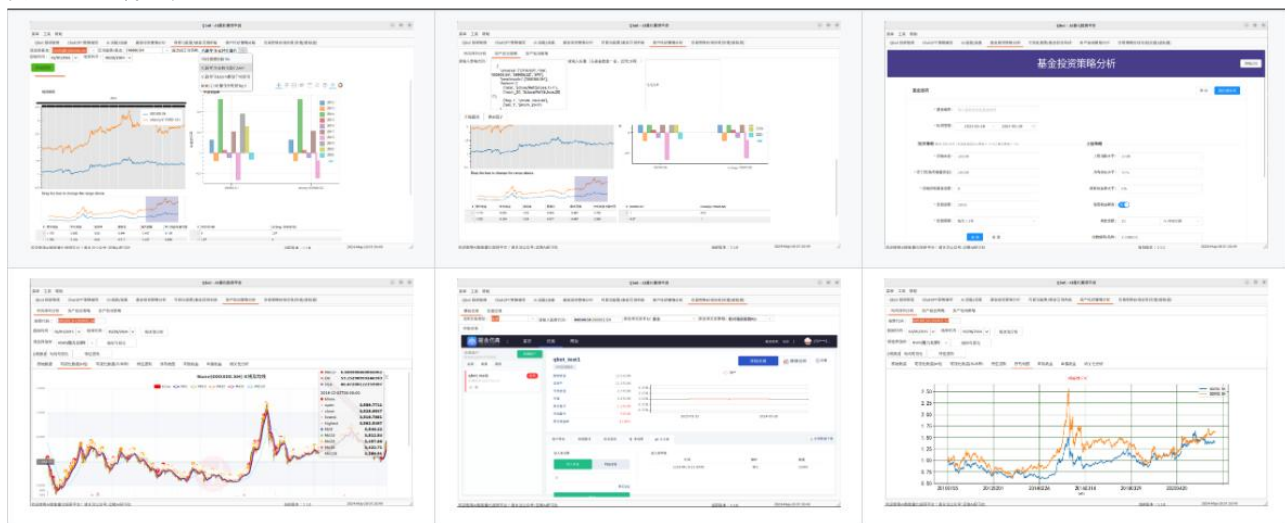


资料来源: Github, 国信证券经济研究所整理

在 Qlib 量化分析的基础上，Qbot 提供了落地实盘交易的闭环流程。其定位是一个 AI 驱动的量化投资助手，旨在利用大型语言模型（如 GPT 系列）的强大能力来赋能和辅助量化投资的决策过程。它的主要功能是整合金融数据，结合定量分析方法与大模型的自然语言理解、信息提取和生成能力，为用户提供智能化的投资分析、策略建议或市场解读。该项目通过精心设计的提示（Prompts）引导大模型处理金融数据、识别模式、生成投资逻辑或分析报告，试图将传统量化分析与 AI 的认知能力相结合，探索更智能化的投研范式。

该项目的输入通常包括用户的查询指令或分析请求（以自然语言或特定格式输入给大模型）、配置参数（如 API 密钥、关注的股票列表、分析的时间范围等）以及底层的市场数据（如股价、财务数据、新闻资讯等）。其输出则主要是由大模型生成的分析结果或投资建议，形式可能是文本报告、关键信息摘要、特定股票的评分或排序、甚至是初步的交易信号。需要注意的是，Qbot 的输出更侧重于提供决策支持信息供人类参考和审核，而非直接用于全自动交易执行。

图17: QBot 界面分析



资料来源：Github，国信证券经济研究所整理

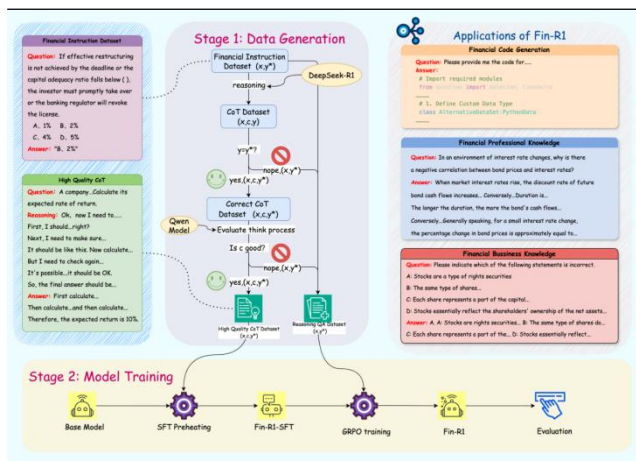
AI 能力特化：关注针对金融领域微调的专属大模型

为了在有限的计算资源下，将模型能力集中于金融领域，上海财经大学联合财跃星辰推出的首个金融领域 R1 类推理大模型 Fin-R1，该模型专为复杂金融任务设计，具有轻量化参数（7B）与高性能的特点，能够在个人计算机中部署运行。

该模型通过知识蒸馏整合多个权威金融数据集（如 FinCorpus、Ant_Finance、FinQA 等），构建了 60k 规模的金融推理数据集 Fin-R1-Data，涵盖金融代码、专业知识、业务知识及多轮交互场景，在针对金融推理场景的高质量思维链数据上采用 SFT（监督微调）和 RL（强化学习）两阶段训练。在模型搭建过程中，团队采用“三轮质检机制”，第一轮检验以规则匹配与 Qwen2.5-72B-Instruct 验证答案准确性，实现“零错误”；第二轮检验校验推理逻辑一致性及术语合规性；第三轮检验为金融专家人工复核关键数据。在权威金融评测中，Fin-R1 以 75.2 的平均分位居第二，与参数量达 671B 的行业标杆 DeepSeek-R1 差距仅 3 分，且显著超越同规模模型。

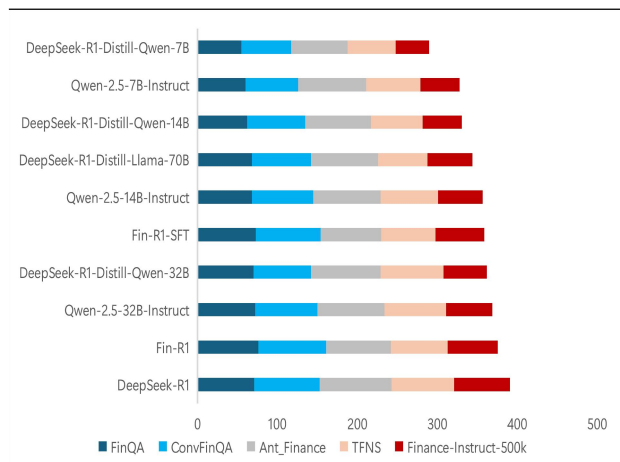
该模型在消费级显卡中也能以较高的效率部署运行，在金融领域中的应用十分广阔。比如，银行业的贷款利息计算、财富管理优化；基金业的资产配置辅助、投资决策支持；保险业的保单收益评估、市场趋势预测；证券业的量化交易代码生成、DCF 估值与期权定价等等。

图18: Fin-R1 的总体工作流程



资料来源:Liu Z, Guo X, Lou F, et al. Fin-R1: A Large Language Model for Financial Reasoning through Reinforcement Learning[J]. arXiv preprint arXiv:2503.16252, 2025., 国信证券经济研究所整理

图19: Fin-R1 在金融领域评分已达主流模型水平



资料来源:Liu Z, Guo X, Lou F, et al. Fin-R1: A Large Language Model for Financial Reasoning through Reinforcement Learning[J]. arXiv preprint arXiv:2503.16252, 2025., 国信证券经济研究所整理

AI+投研落地：AI 在实战中战胜基准

据新浪财经，悉尼对冲基金 Minotaur Capital 已在实践中打造出完全由 AI 管理的产品，在成立前六个月以 13.7% 的回报率跑赢明晟全球指数（6.7%）。其联合创始人、前摩根大通分析师 Armina Rosenberg 指出，AI 模型每天可消化 5000 篇新闻，并自动生成潜力股票分析报告。该基金未雇佣任何人类投研人员，依赖 AI 筛选三年内可能翻倍或十年内涨十倍的股票，显著降低了研究开支，成为“AI 优先”投资策略的早期成功范例。

图20: Minotaur Capital 推出以 AI 为招牌的产品



资料来源: Minotaur Capital, 国信证券经济研究所整理

桥水 CEO 尼尔·巴迪在纽约举行的彭博投资大会上表示, 桥水于 2024 年推出的 AI 决策基金(规模 20 亿美元)表现与人类管理策略相当, 并产生"独特的阿尔法"。尼尔·巴迪透露, 该基金基于桥水十年自主研发的 AI 技术, 未来将整合 OpenAI 等第三方模型。巴迪强调, AI 正在改变招聘逻辑: 企业更青睐能解决机器无法处理问题(如哲学思考)的人才。这一转型与桥水的战略调整同步——限制传统基金规模, 加码 AI 与亚洲市场, 反映了行业从"分析能力"向"概念化能力"的范式转移。

但值得注意的是, 这些成功实践的超额收益, 是站在分析师长年累月框架的肩膀上实现的。Minotaur Capital 让 AI 处理的新闻是有选择性的, AI 选股模型也根植于公司的研究体系之内; 对冲机构在研发 AI 技术时不可避免地会用到长期研究的文本和数据, 进而从自身框架出发提供配置建议。正如国信总量团队在《AI 赋能资产配置(八)——DeepSeek 在资产配置中实战解答》中提到的, AI 在投研中更多地作为辅助性工作, 帮助分析师减少工作量, 对成熟分析师、投资框架的替代性较低。

评测与结论

缩短 AI 与投研的距离: 探索 AI 工具的能力边界

为了在投研工作中更便捷的使用 AI, 本文根据日常使用场景进行测试, 结果表明, 不同大模型在文本处理上具有显著差异, 对关键论点的把握因大模型而异; 在图片处理方面, 大模型能读出图片中的股指走势、点位等信息, 但难以做到精准识别, 在信息不足时大模型往往依赖于相似的网络信息得出趋同结论。

文本处理方面，本文选取马斯克卸任美国政府效率部的新闻文本，尝试让大模型来试验解读。实测来看，仅有少数模型具备读取链接的能力，所以本文直接投喂文本语言以便实现横向对比。为了体现大模型在多数工作场景下的泛化能力，本文尽可能少的提供指导/框架类语料，赋予大模型较高的自主分析权，藉此识别其对金融领域的优化程度，具体 Prompt 为¹：

点评这条新闻

- 据报道，埃隆·马斯克计划于5月底辞去美国政府效率部（DOGE）的职务。在接受福克斯新闻采访时，马斯克表示，他有信心在离职前完成削减1万亿美元联邦赤字的目标，并强调政府效率低下、存在大量浪费和欺诈，有信心在不影响关键服务的情况下减少15%的支出。此外，马斯克对国会成员财富异常丰厚的现象表示质疑。他指出，许多国会成员年薪仅20万美元，却拥有高达2000万美元的财产，质疑他们如何在有限的收入下积累如此巨额财富。特朗普回应

- 据美国《国会山报》报道，当地时间3月31日，美国总统特朗普表示，他预计美国政府效率部负责人马斯克在完成联邦政府改革工作后，最终会回归经营自己的公司。据报道，当天，特朗普在白宫签署行政令时，被问及马斯克的130天任期即将结束一事。特朗普称赞马斯克，并表示马斯克总有一天要回去经营公司。图片来源：美国《国会山报》报道截图 “我认为他（马斯克）很了不起，但他还要管理一家大公司。他迟早会回去的，他想回去，”特朗普说。“但我会尽可能让他多留一段时间，他是个非常有才华的人。”特朗普还补充称，他认为马斯克在公共领域受到的待遇“太糟糕了”。在回答有关政府效率部是否会继续运营的问题时，特朗普表示，政府效率部将“在某一时刻终结”，但未提供具体时间表。

对于图像识别而言，本文选取了上证指数的日内走势K线和近期走势蜡烛图，将其投喂给不同的大模型，投喂时间与图表时间严格一致，确保不纳入任何未来信息。结果表明，对于信息较少的图片（分时图），大模型倾向于给出相对一致的结论，原因在于其输入信息中网络资料的占比较大，而网络资料在不同模型间具有相似性；而对于输入信息较多的图片（蜡烛图）而言，信息相对更多，大模型则给出了差异化的输出结果，不过对于涨跌方向的判断仍然是高度一致的。可以预想的是，如果基于大模型更多的信息（如技术面指标、需要关注的热点方向、个体的判断）等，大模型的输出差异性会更大，所以，投资者在实践中需要反复迭代来选择适合自己的大模型工具。

¹ 新闻来源为中国新闻社 2025 年 4 月 1 日外发报道《马斯克将辞职？特朗普回应》。

图21: 上传分时图 (4.2 日 10: 09 分)



资料来源: 万得, 国信证券经济研究所整理 注: 此处仅作为案例梳理, 不构成任何投资推荐的依据。

图22: 上传蜡烛图 (4.2 日 10: 09 分)



资料来源: 万得, 国信证券经济研究所整理 注: 此处仅作为案例梳理, 不构成任何投资推荐的依据。

图23: QBot 界面分析

	文本生成	行情预测 (单日, 根据分时 K 线图)	行情预测 (本月, 根据近期蜡烛图)
DeepSeek	点评角度集中于政府效率部的合法性、以及目标可达性与延续性。	/	/
通义千问	点评角度集中于“马斯克任职政府效率部”新闻、以及政府效率部的职能与合法性。	通过分析成交、板块轮动和 K 线形态, 结论为本日上涨 0.5%-1%。	根据宏观环境 (经济数据、政策) 和技术分析 (均线、趋势线), 认为本月上证指数上涨 3%-5%。
文心一言	点评角度集中于由“马斯克辞职”事件透视美国政治生态	建议密切关注 3369-3372 点压力位突破情况及量能变化, 乐观估计本日上涨 0.5%-1%, 悲观估计午后若未突破 100 亿手则冲高回落。	根据宏观面 (内外经济)、市场情绪 (政策、市场信息) 和技术分析 (支撑与压力位、RSI), 认为本月上涨 1%-2%。
豆包	点评角度集中于“马斯克辞职”的原因和美国政治的底层逻辑。	根据网络信息整理, 认为今日涨幅在 0.5%-1%之间。	根据宏观、业绩、技术和机构观点, 认为本月上涨 1%-3%。
智谱清言	点评角度集中于对新闻的总结, 认为新闻展现了马斯克对“政府改革”的期待和决心。	通过成交和板块轮动分析, 认为今日涨幅在 0.5%-1%之间。	根据基本面、技术面 (均线、成交、MACD), 认为本月上涨 2%-5%。

资料来源: 万得、DeepSeek、通义千问、文心一言、豆包、智谱清言, 国信证券经济研究所整理

如何在金融投研中用好 AI：一些使用技巧的抛砖引玉

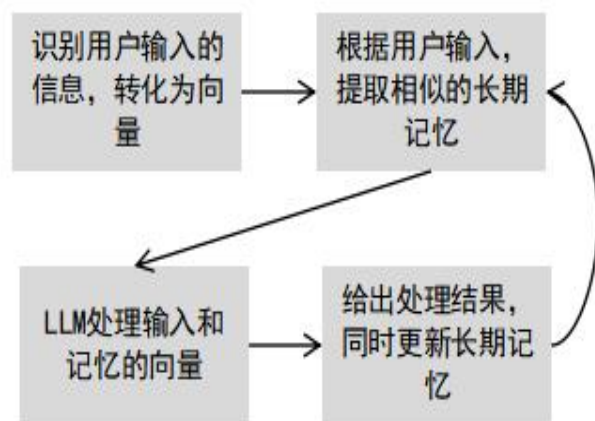
首先，理解大模型的机制与缺陷，通过“适时总结上下文”或“搭建个人知识库”的方式延长大模型的记忆力。以 DeepSeek 为例，官方文档公布的上下文长度为 64k token，大约是 10 万个中文字符，这表明了它在多轮问答中的最大记忆力，当上下文超过 64k token 的限制时，AI 就会丧失沟通交流的能力。为了解决这个问题，一方面，可以让 AI 在问答的过程中自动整理前文，去除无用信息，形成高度凝练的要点以节约上下文空间；进一步地，如果让 AI 记录每一次的交互行为，形成层次合理、格式统一的文档存储，就可以让它在回答问题时先行查阅存储中的相关内容，再将相关内容转译为问题的答案，这就是“个人知识库”的搭建。本质上讲，个人知识库并未真正延长大模型的记忆力，而是增加了一个名为“embedding”的前序步骤，该步骤会遍历知识库以提取和问题相关性最高的文本片段，然后将问题和这些片段统一返回给大模型，在此基础上，大模型就能在相对较少的上下文中，找到最适合个体的定制化答案。

图24: DeepSeek 模型上下文长度

模型 ⁽¹⁾		deepseek-chat	deepseek-reasoner
上下文长度		64K	64K
最大思维链长度 ⁽²⁾		-	32K
最大输出长度 ⁽³⁾		8K	8K
标准时段价格 (北京时间 08:30-00:30)	百万tokens输入 (缓存命中) ⁽⁴⁾	0.5元	1元
	百万tokens输入 (缓存未命中)	2元	4元
	百万tokens输出 ⁽⁵⁾	8元	16元
优惠时段价格 ⁽⁶⁾ (北京时间 00:30-08:30)	百万tokens输入 (缓存命中)	0.25元 (5折)	0.25元 (2.5折)
	百万tokens输入 (缓存未命中)	1元 (5折)	1元 (2.5折)
	百万tokens输出	4元 (5折)	4元 (2.5折)

资料来源:DeepSeek, 国信证券经济研究所整理

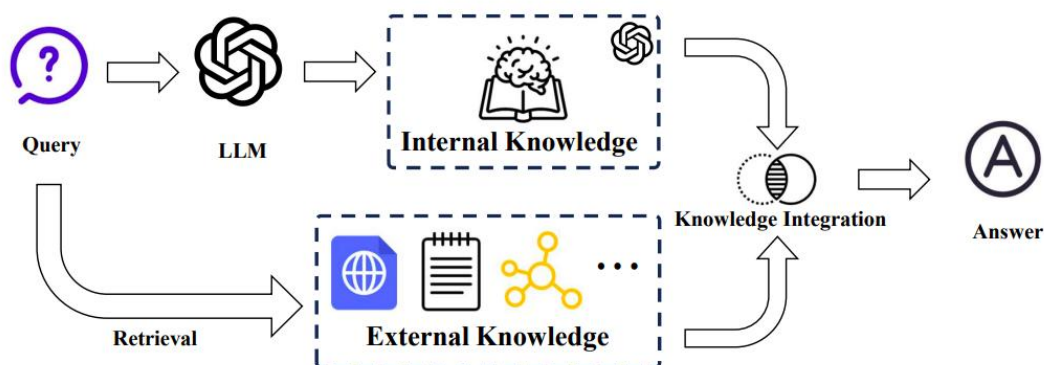
图25: 个人知识库搭建示意图



资料来源:Memo, 国信证券经济研究所整理

其次，善用工作流和规范化程序，约束大模型的泛化能力，在执行工作任务时对其特定技能进行强化。比如在腾讯推出的知识库管理系统中，往往存在知识库和网络信息无法同时获取的限制，如果提问内容无法在知识库中解答，可能会直接拒绝回答，这保证了资料的可溯源性，但也限制了用户扩充问答范围的需求。这一问题在知识库体系的普遍问题，因为单一的知识库体系限定了其知识获取来源。此时，以工作流的形式并行推进大模型交互便可以解除这一限制，设想一下，如果大模型在接收到问题时执行两个指令，一方面通过互联网和已有知识解答，另一方面通过知识库检索解答，然后将两部分信息结合起来，总结作答，那么大模型就能获得更广泛的信息来源。这种思路就是工作流：通过对大模型执行步骤的规划，以及相关工具的合理运用，将大模型的输出规范为需要的形式。

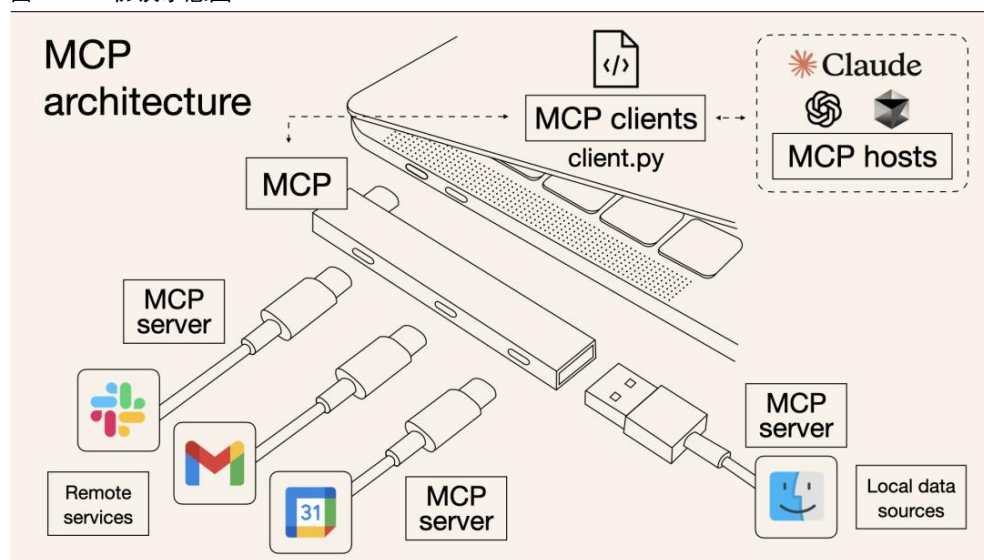
图26: 知识库检索的基本原理



资料来源: RAG, 国信证券经济研究所整理

加强 AI 的多系统协同能力，MCP 提供了类“USB”协议。MCP (Model Context Protocol) 是 Anthropic 在 2024 年底推出的开放协议，目的是让大模型 (LLM) 能直接、安全地访问和操作各种数据源和工具，打破“数据孤岛”限制。具体来说，MCP 为大模型调用外部工具和数据源提供统一标准，避免为不同工具写特定代码，降低了开发复杂性和成本，实现了大模型与外部工具的类“USB”的连接。原理上讲，MCP 规范了大模型的输出和外部工具的输入，让大模型在接收到自然语言时能够自动生成规范化输出以调用外部工具，相当于拓展了大模型的能力边界，提高了其执行能力。

图27: MCP 协议示意图



资料来源: Google, 国信证券经济研究所整理

结论：从算力平权到投研平权

人工智能正以前所未有的速度和广度渗透金融领域，尤其在投资研究、资产配置及交易执行层面展现出变革潜力。借鉴探索流高效处理爆炸性信息的理念，AI 能够整合海量、多维数据，贯穿从低频宏观配置到高频微观交易的多元策略场景，如同构建复杂的逻辑图谱，为金融决策提供新的分析视角与决策支持。然而，AI

在金融实战中也面临着反应速度、预测精确度与模型泛化能力之间的固有挑战——即所谓的“不可能三角”，这预示着其深度应用仍需克服关键障碍，方能充分释放其在提升投资效率与风险管理上的核心价值。

人工智能在资产配置等投研方面展现出强大的潜力，尤其体现在提升数据处理效率和优化策略执行上。DeepSeek 等 AI 工具能够深度整合并分析海量的宏观经济数据、市场信号、政策文本乃至 ESG 信息，辅助优化传统的风险平价、大类资产择时、行业轮动等策略，通过量化赋权、动态调整和回测模拟，优化配置策略表现。但整体来看，AI 难以完全替代人类在理解复杂市场博弈、评估管理层等非标准化信息、以及进行基于长期商业洞察和经验的主观判断上的核心作用。因此，当前 AI 在资产配置中更多扮演着“增强型工具”的角色，通过人机协同提升效率与广度，但在关键决策和风险把控上仍需借助人類的智慧与经验。

人工智能正通过多样化的应用形态渗透到金融领域的各个环节之中，其核心作用体现在提升效率、拓展分析维度和优化决策流程上。例如，开源平台如 OpenBB 能够高效聚合多源金融数据并提供基础分析工具，降低研究门槛；AI Hedge Fund、A_Share_investment_Agent 等项目则展示了构建自动化投研智能体的潜力，能够结合多种分析模块（价值、基本面、技术、情绪）生成具体的配置建议，甚至针对特定市场（如 A 股）进行定制化开发；而在量化交易领域，Qlib 等框架利用先进 AI 算法赋能量化策略研发与回测，旨在捕捉复杂模式并减少主观偏差，Qbot 等工具则尝试利用大语言模型提供智能化决策支持；在投研实战中，Minotaur Capital、桥水等机构已经通过 AI 配置实现了跑赢市场基准的超额收益。然而，AI 在金融应用的不足也同样突出：其有效性高度依赖数据质量和持续的市场验证，模型可能在市场剧变时失效；部分工具存在技术门槛，限制了非专业用户的直接应用。总的来看，AI 目前难以完全取代人类的关键判断和风险承担，其投资决策严格依赖于人为投喂的投研框架、数据和文本语料，在应对复杂、非结构化信息时表现较弱，目前只能扮演着强大的辅助工具而非完全独立的决策者角色。正如长期资本管理公司 LTCM 在 90 年代的教训，即便我们可以模拟成千上万的场景，仍需注意再准确的高精读的模型，还是有可能涵盖市场尚未且从未发生的极小概率真实情境，因此将 AI 在投资实践环节中采取副驾驶或者辅助驾驶的位置，放在有一定容错空间的环节才能最大发挥 AI 在投研中提质增效的助力，规避潜在风险。

风险提示

- 一、 **AI 模型局限与数据依赖风险：** AI 分析高度依赖历史数据和算法，可能无法准确预测未来或应对突发事件。模型固有缺陷（如过拟合、黑箱问题）可能影响结论的可靠性。
- 二、 **技术应用效果差异风险：** 报告中提及的 AI 应用在实际操作中可能因技术门槛、市场环境等因素而效果打折。
- 三、 **市场与技术迭代风险：** 金融市场和 AI 技术快速变化，可能导致报告分析的策略或技术失效。

免责声明

分析师声明

作者保证报告所采用的数据均来自合规渠道；分析逻辑基于作者的职业理解，通过合理判断并得出结论，力求独立、客观、公正，结论不受任何第三方的授意或影响；作者在过去、现在或未来未就其研究报告所提供的具体建议或所表述的意见直接或间接收取任何报酬，特此声明。

国信证券投资评级

投资评级标准	类别	级别	说明
报告中投资建议所涉及的评级（如有）分为股票评级和行业评级（另有说明的除外）。评级标准为报告发布日后 6 到 12 个月内的相对市场表现，也即报告发布日后的 6 到 12 个月内公司股价（或行业指数）相对同期相关证券市场代表性指数的涨跌幅作为基准。A 股市场以沪深 300 指数（000300.SH）作为基准；新三板市场以三板成指（899001.CSI）为基准；香港市场以恒生指数（HSI.HI）作为基准；美国市场以标普 500 指数（SPX.GI）或纳斯达克指数（IXIC.GI）为基准。	股票 投资评级	优于大市	股价表现优于市场代表性指数 10%以上
		中性	股价表现介于市场代表性指数 $\pm 10\%$ 之间
		弱于大市	股价表现弱于市场代表性指数 10%以上
		无评级	股价与市场代表性指数相比无明确观点
	行业 投资评级	优于大市	行业指数表现优于市场代表性指数 10%以上
		中性	行业指数表现介于市场代表性指数 $\pm 10\%$ 之间
		弱于大市	行业指数表现弱于市场代表性指数 10%以上

重要声明

本报告由国信证券股份有限公司（已具备中国证监会许可的证券投资咨询业务资格）制作；报告版权归国信证券股份有限公司（以下简称“我公司”）所有。本报告仅供我公司客户使用，本公司不会因接收人收到本报告而视其为客户。未经书面许可，任何机构和个人不得以任何形式使用、复制或传播。任何有关本报告的摘要或节选都不代表本报告正式完整的观点，一切须以我公司向客户发布的本报告完整版本为准。

本报告基于已公开的资料或信息撰写，但我公司不保证该资料及信息的完整性、准确性。本报告所载的信息、资料、建议及推测仅反映我公司于本报告公开发布当日的判断，在不同时期，我公司可能撰写并发布与本报告所载资料、建议及推测不一致的报告。我公司不保证本报告所含信息及资料处于最新状态；我公司可能随时补充、更新和修订有关信息及资料，投资者应当自行关注相关更新和修订内容。我公司或关联机构可能会持有本报告中所提到的公司所发行的证券并进行交易，还可能为这些公司提供或争取提供投资银行、财务顾问或金融产品等相关服务。本公司的资产管理部门、自营部门以及其他投资业务部门可能独立做出与本报告中所意见或建议不一致的投资决策。

本报告仅供参考之用，不构成出售或购买证券或其他投资标的的要约或邀请。在任何情况下，本报告中的信息和意见均不构成对任何个人的投资建议。任何形式的分享证券投资收益或者分担证券投资损失的书面或口头承诺均为无效。投资者应结合自己的投资目标和财务状况自行判断是否采用本报告所载内容和信息并自行承担风险，我公司及雇员对投资者使用本报告及其内容而造成的一切后果不承担任何法律责任。

证券投资咨询业务的说明

本公司具备中国证监会核准的证券投资咨询业务资格。证券投资咨询，是指从事证券投资咨询业务的机构及其投资咨询人员以下列形式为证券投资人或者客户提供证券投资分析、预测或者建议等直接或者间接有偿咨询服务的活动：接受投资人或者客户委托，提供证券投资咨询服务；举办有关证券投资咨询的讲座、报告会、分析会等；在报刊上发表证券投资咨询的文章、评论、报告，以及通过电台、电视台等公众传播媒体提供证券投资咨询服务；通过电话、传真、电脑网络等电信设备系统，提供证券投资咨询服务；中国证监会认定的其他形式。

发布证券研究报告是证券投资咨询业务的一种基本形式，指证券公司、证券投资咨询机构对证券及证券相关产品的价值、市场走势或者相关影响因素进行分析，形成证券估值、投资评级等投资分析意见，制作证券研究报告，并向客户发布的行为。

国信证券经济研究所

深圳

深圳市福田区福华一路 125 号国信金融大厦 36 层

邮编：518046 总机：0755-82130833

上海

上海浦东民生路 1199 弄证大五道口广场 1 号楼 12 层

邮编：200135

北京

北京西城区金融大街兴盛街 6 号国信证券 9 层

邮编：100032