

AI 赋能资产配置（十八）

LLM 助力资产配置与投资融合

核心观点

核心结论：①LLM 重塑资产配置的信息基础。传统量化策略主要依赖结构化数值数据，对舆情、政策、财报等非结构化信息的吸收不足，而 LLM 通过强大的文本理解与逻辑推理能力，将这些信息转化为结构化因子，显著提升投研响应速度与前瞻性。②真正的落地不依赖单一模型性能，依赖“LLM+实时数据+优化器”的协作机制。通过模型分工，LLM 负责认知与推理，外部 API 与 RAG 提供实时信息支撑，数值优化器完成配权计算，形成可执行、可解释的投资 Agent。③当前 LLM 在舆情信号提取、财报解析、投资推理和 Agent 构建等多个环节已具备可操作路径，具备增强传统资产配置体系的现实基础。④未来随着强化学习与多智能体架构的发展，LLM 将从“辅助工具”走向“核心推理与交互中枢”，资产配置将从静态决策向智能化、动态演进转变，重塑买方投研与策略执行逻辑。

信息优势重构，信号维度显著拓展。LLM 使得舆情、财报、政策文本等软信息可以被高效提取、量化并嵌入配置模型。FinBERT、FinGPT、BloombergGPT、PloutosGPT 等模型在情绪识别、文本解析与投资推理上已经展现出明确优势。非结构化信息的系统化利用，增强了市场预期感知能力，使策略具备更高的灵敏度与前瞻性。

落地路径明确，技术栈可复制。通过模块化设计，LLM 与 API、RAG、数值优化器形成分工协作：在信息端，LLM 负责文本理解与逻辑推理；在数据端，外接 API 与 RAG 提供实时行情、财报与宏观变量；在决策端，优化器完成资产配权与约束求解。这种结构既提升了策略的稳定性与可解释性，也具备较强的可扩展性，适用于多资产配置。

从信号提取到 Agent 执行，形成全链条能力。案例一与案例二展示了 LLM 在舆情与财报场景下的定量因子提取与配置应用；案例三则构建了完整的 Agent，实现从信息收集、信号提取，到优化配置与执行输出的闭环落地，为机构投资提供可操作范式。

智能化资产配置加速演进，应用边界持续拓展。展望未来，LLM 与强化学习、Auto-Agent、多智能体系统及个性化投研平台的深度结合，将推动资产配置从工具化向系统化、从线性流程向智能演进过渡，成为买方机构构建信息优势与策略护城河的核心技术路径。

风险提示：结论受模型存在不确定性、数据质量、市场环境因素影响，本文不构成任何投资建议。

策略研究·策略专题

证券分析师：王开

021-60933132

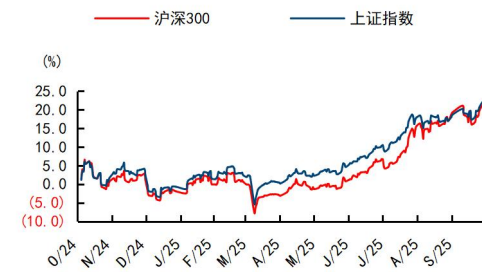
wangkai8@guosen.com.cn

S0980521030001

基础数据

中小板/月涨跌幅(%)	8253.14/0.92
创业板/月涨跌幅(%)	3229.58/2.48
AH 股价差指数	119.43
A 股总/流通市值(万亿元)	96.97/89.08

市场走势



资料来源：Wind、国信证券经济研究所整理

相关研究报告

《估值周观察(10月第3期) - 全球普涨，A股成长反弹》——2025-10-26
《策略观点-积跬步，行稳致远》——2025-10-21
《估值周观察(10月第2期)-价值抗跌，成长承压》——2025-10-20
《ESG热点周聚焦(10月第2期) - 工信部启动2025年度绿色工厂推荐工作》——2025-10-12
《估值周观察(10月第1期) - 市场高低切，周期品领涨》——2025-10-12

内容目录

一、信息优势再造：LLM 重塑投研链条	4
二、从文本到配置：LLM 嵌入投资流程	4
三、案例分析：从信号识别到投资 Agent	6
四、结论与展望	10
风险提示	11

图表目录

图1：不同 LLM 金融变体的功能特性与应用场景	5
图2：LLM 在不同投资流程环节发挥的功能	6
图3：用 LLM 捕捉舆情信号增强配置前瞻性的流程图	7
图4：用 LLM 解析财报信号驱动收益预测与配置优化的流程图	8
图5：投资 Agent 的全流程落地	10

一、信息优势再造：LLM 重塑投研链条

传统金融建模长期依赖于结构化数值数据，如股票价格、收益率和宏观经济指标等。这类数据确实能够刻画市场的部分状态，但它们始终只反映了市场的一面。**金融市场的另一个核心特征是信息的非结构化特性。**无论是新闻报道、分析师研报、财报电话会议记录，还是社交媒体舆情，这些文本信息往往包含着市场预期、情绪变化与关键的定性洞察，是传统数值数据难以直接捕捉的。这一部分信息过去往往依赖人工研读与经验判断，在时效性与客观性上存在天然局限。

大语言模型（Large Language Models, LLM）的出现，为这一局面提供了全新的解法。得益于其在自然语言理解、信息提取和逻辑推理上的强大能力，LLM 能够高效地处理海量非结构化文本，将原本模糊、分散的舆情、政策、行业信号转化为结构化的量化因子，直接嵌入投研和资产配置流程中。这意味着投资者在应对复杂市场时，信息处理和响应的速度与深度均能得到显著提升。

在实际投资工作中，从信息收集、信号提取，到收益预测、组合配置和风险管理，几乎每一个环节都可以嵌入 LLM 模块。例如，FinBERT 与 FinGPT 可以识别新闻与财报中的情绪信号；BloombergGPT 具备强大的金融文本理解和结构化信息抽取能力；PloutosGPT 能够结合文本与结构化数据生成投资推理与配置建议；而 LLaMA 与 FinLlama 则适用于私有化部署，用于搭建面向投研团队智能体（Agent）决策系统。通过这些模型的组合，投资流程在信息敏感性、决策解释性以及配置灵活性方面都得到了显著强化。

然而，LLM 并非万能，它在投资领域的价值更多体现在对传统投研体系的“增强”而非“替代”。一方面，它拓宽了信号输入维度，让投研体系能够系统性吸收非结构化信息；另一方面，它提升了信息响应的速度，使得配置决策更灵敏、更接近市场真实动态；更重要的是，它能输出具有可解释性的投资推理与策略说明，有助于投资委员会决策与合规留痕。

与此同时，LLM 并非万能工具，也需要关注其短板。LLM 的知识存在时间滞后，难以直接处理高频高维的金融数据，输出存在不确定性与幻觉风险。如果不加约束地将其用于资产配置，可能反而带来较大偏差与投资风险。因此，一个现实且可落地的方向是让 LLM 与传统量化体系形成优势互补：让 LLM 负责认知与逻辑推理，而实时数据的获取与高阶数值计算则交由专业的数据接口与优化工具。本文正是基于这一思路，结合前沿研究与应用实践，构建一条“LLM + 实时 API + RAG + 数值优化器”的资产配置流程，并通过典型应用场景进行说明，为机构投资者提供具备可执行性的技术路径与方法论框架。

二、从文本到配置：LLM 嵌入投资流程

LLM 在金融领域的应用已经形成了两大类主流方向：其一是面向文本信息处理的模型，如 FinBERT、FinGPT、BloombergGPT 等，专注于情绪识别、信息抽取与舆情信号量化；其二是面向推理与决策支持的模型，如 PloutosGPT、InvestLM、LLaMA 系列，擅长投资逻辑生成、情景推演和配置建议。这两类模型共同构成了从“读懂信息”到“形成投资结论”的完整链路，使得投资机构能够更系统地吸收、解释并利用外部信息优势。

在投研工作流中，LLM 的典型嵌入环节包括舆情分析、财报解析、收益预测、配置建议与压力测试。FinBERT、FinGPT 和 FLANG 主要处理新闻与社交媒体舆情，通过高精度情绪识别形成情绪因子；BloombergGPT 和 Mengzi-BERT-fin 则更适合

解析公告、财报与研报，提取基本面与行业信号；PloutosGPT 和 InvestLM 通过结合结构化数据与专家视角，进行投资推理和情景模拟；而 LLaMA 与 FinLlama 则能在私有环境下搭建多智能体决策系统，将这些信息模块有机整合，构成完整的投研-配置链条。

但要真正落地到投资实务中，仅依赖 LLM 并不足够。**LLM 存在三个结构性局限。**首先，它基于训练语料形成的认知容易带来幻觉与不稳定性，对同一问题多次提问可能得出不同结果，在投资场景中风险极高。其次，通用 LLM 无法主动获取实时信息，知识存在时间滞后，在财报、行情、政策事件快速变化的环境中容易脱节。最后，LLM 虽然擅长推理，但在数值优化领域远不如专业求解器稳定和高效，尤其在多资产协方差估计、权重优化与约束求解等环节。

因此，一个更现实的应用路径，是通过“模块化分工”让 LLM 与量化方法互补。首先，在认知与幻觉层面，通过提示工程与多次调用统计形成稳定的资产池，以减少模型输出的随机性与偏差。其次，在实时性层面，借助外接 API 与 RAG（检索增强生成）将财报、行情与宏观变量等实时结构化信息注入模型上下文，实现信息的动态更新。最后，在高阶计算层面，将配权与优化交给专业的数值优化器，如 Markowitz 均值-方差优化或 Black-Litterman 框架，并结合权重约束与行业分散度，实现位于有效前沿的最优组合。

在这一逻辑下，LLM 不再承担“全能型”的任务，而是专注于其真正擅长的部分——逻辑推理、信息融合和策略生成。实时数据与优化计算则交由专业工具完成。这种分工不仅能够避免让 LLM 误入不擅长的高阶计算环节，也提升了整个投资流程的稳健性、透明度与可解释性。

最终，通过这一思路，可以形成一个具有实际操作性的“投资 Agent”：LLM 负责理解投资者目标与约束并生成结构化任务描述；外部数据层通过 API 与 RAG 检索最新市场信息，为推理提供事实基础；数值优化器完成配权计算；LLM 最终输出投资说明与风险提示。这一流程既保留了 LLM 的推理与认知优势，又确保了实时性与精度，成为面向买方机构的可落地资产配置技术路径。

图1：不同 LLM 金融变体的功能特性与应用场景

模型体系	金融变体	核心优势	典型任务	落地场景
GPT 系列	Ploutos（基于 GPT-4）	多模态融合（文本+结构化数据）、可解释性强	股票走势预测、配置建议生成	中短期策略信号生成（与量化团队对接）
BERT 系列	FinBERT-19/20/21, RoBERTa-fin, Mengzi-BERTbase-fin	情绪识别精度高、轻量、可快速部署	舆情分析、情绪因子提取	战术配置 / 短周期行业轮动
T5 系列	BBT-FinT5（中文金融专用）	文本生成 & 理解统一框架	中文舆情、摘要、事件抽取	中文市场监测 / 舆情信号预警
ELECTRA	FLANG	计算效率高，擅长实体识别与情绪分析	金融头条解析、关键信息识别	高频舆情信号处理 / 信息流交易
BLOOM	BloombergGPT, XuanYuan 2.0	规模大，多语言，针对金融微调	金融对话、市场解读	研究辅助 / 咨询型交互
Llama 系列	FinGPT, FinLlama, InvestLM	开源、灵活、低成本部署	投资建议、问答、舆情、配置辅助	内部部署 / 私域模型搭建

资料来源：《A Survey of Large Language Models for Financial Applications: Progress, Prospects and Challenges》Yuqi Nie, Yaxuan Kong, Xiaowen Dong, John M. Mulvey, arXiv preprint arXiv:2406.11903 (2024)，国信证券经济研究所整理

图2: LLM 在不同投资流程环节发挥的功能

投资环节	推荐模型	功能侧重点	投资用途
财报解析	GPT-4 / Ploutos / FinGPT	文本理解 + 数值信息融合	基本面因子生成
舆情因子	FinBERT / FinGPT / FLANG	情绪识别 + 行业聚合	战术配置 / 轮动
收益预测	GPT-4 / Ploutos	混合时序预测	预测 μ 向量
配置建议	PloutosGPT / InvestLM	投资推理 + 配置生成	配置决策支持
压力测试	LLaMA + FinGPT	智能体模拟 + 场景演练	风险管理

资料来源:《A Survey of Large Language Models for Financial Applications: Progress, Prospects and Challenges》Yuqi Nie, Yaxuan Kong, Xiaowen Dong, John M. Mulvey arXiv preprint arXiv:2406.11903 (2024), 国信证券经济研究所整理

三、案例分析：从信号识别到投资 Agent

本节通过三个具有代表性的场景,展示 LLM 在资产配置与投资决策中的应用方式。前两个案例分别侧重于单一场景的 LLM 应用:舆情信号与财报信号如何转化为资产配置中的定量因子,提升策略的灵敏度与前瞻性。而第三个案例则超越单点,构建了一个完整的投资 Agent 流程,强调 LLM 与外接实时数据源和数值优化器的协同落地,展示了从信息→信号→优化→执行的全链条投资应用。

(一) 舆情信号增强配置前瞻性

在实际投资中,市场情绪往往领先于价格变化。财经新闻、公司公告和社交媒体舆情构成了投资者预期与风险偏好的核心来源。然而,传统资产配置策略主要依赖历史收益率、协方差和基本面指标,难以吸收并量化这些“软信息”。随着 LLM 的发展,投资者可以将舆情信号转化为结构化的“情绪因子”,嵌入 Black-Litterman 或均值-方差优化(MVO)等资产配置框架中,实现更灵敏、更前瞻的动态配置策略。

这一策略的核心流程包括三个步骤。第一步,通过 LLM 从财经文本和舆情流中提取市场情绪信号。舆情数据来源于主流新闻媒体(如彭博、路透、CNBC、财新、华尔街见闻)、社交媒体(Twitter、Stocktwits、Reddit、微博)以及公司公告与财报标题。FinBERT(BERT 金融变体)用于英文舆情的高精度分类;FinGPT(GPT 金融变体)用于通用舆情识别与摘要;FLANG(ELECTRA 变体)提供高效的情绪标签;Mengzi-BERTbase-fin(中文 RoBERTa 变体)解析中文金融舆情。通过行业标签或资产代码聚合,可实现日频甚至更高频的信号更新。

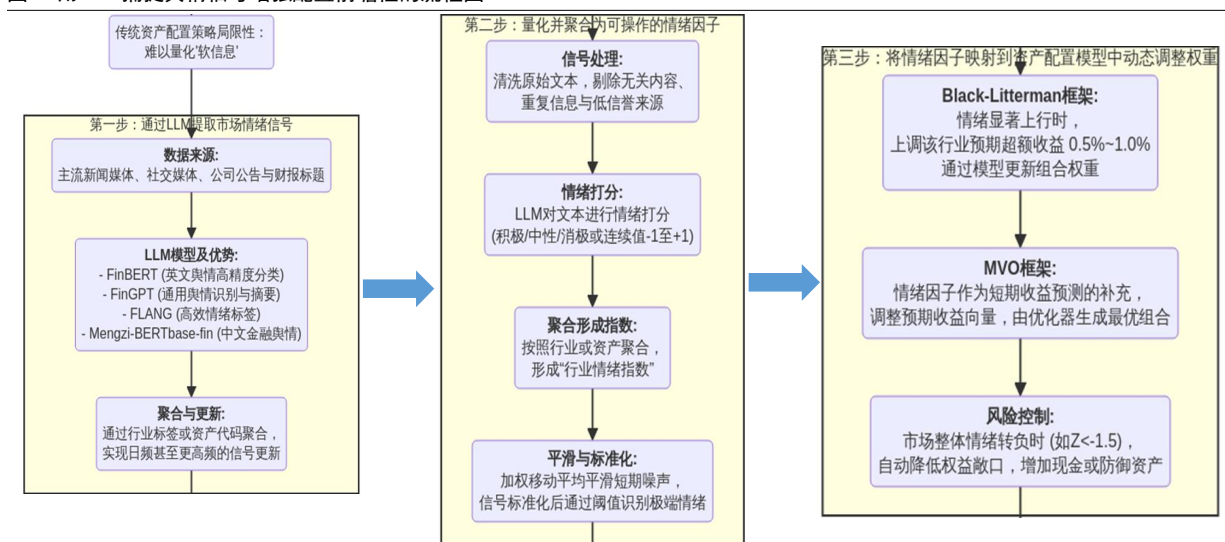
第二步,将这些信号量化并聚合为可操作的情绪因子。在信号处理阶段,先清洗原始文本,剔除无关内容、重复信息与低信誉来源,再用上述 LLM 模型对文本进行情绪打分(积极/中性/消极或连续值-1 至+1)。随后按照行业或资产聚合,形成“行业情绪指数”,并通过加权移动平均平滑短期噪声。信号标准化后,通过阈值(如 $|Z| > 1.5$)识别极端情绪状态。

第三步,将情绪因子映射到资产配置模型中,动态调整权重。在 Black-Litterman 框架中,当某行业情绪显著上行时,上调该行业预期超额收益 0.5%~1.0%,再通过模型更新组合权重;在 MVO 框架中,则直接将情绪因子作为短期收益预测的补

充，调整预期收益向量，再由优化器生成最优组合。当市场整体情绪转负时（如 $Z < -1.5$ ），自动降低权益敞口，增加现金或防御资产，控制下行风险。

基于情绪信号的 LLM 资产配置方法能够提前捕捉市场预期变化，响应灵敏，信号来源丰富且兼容传统配置框架，便于集成实施。但同时也需注意舆情信号存在噪声和潜在偏差，依赖模型质量与过滤机制，在极端行情下可能出现过度反应，因此需配合风险约束与置信度控制机制。

图3：用 LLM 捕捉舆情信号增强配置前瞻性的流程图



资料来源：Manus，国信证券经济研究所绘制

（二）财报信号驱动收益预测与配置优化

财报信息是最具信号价值的来源之一。财报不仅反映企业经营状况，还隐含未来盈利趋势、管理层预期和行业景气度。传统财报分析多依赖人工研读或结构化财务指标，存在信息滞后和维度受限的问题。随着 LLM 在金融文本理解领域的突破，投资者可以在财报发布后快速提取关键财务与非财务信号，并将其嵌入收益预测与资产配置模型，形成高效的财报驱动动态配置框架。

整个策略的逻辑分为三个步骤。首先是文本解析。BloombergGPT 作为主力信息解析模型，在英文财报、公告和卖方研报的摘要、要点提取和结构化信息抽取方面具有高精度，尤其适合复杂财报段落的自动解析。GPT-4 与 PloutosGPT 负责多模态信息融合（数值 + 文本）与逻辑推理，PloutosGPT 借助“后视镜提示”与动态 token 加权机制提高盈利趋势预测的可解释性。FinGPT 与 Mengzi-BERTbase-fin 适用于中文财报和公告解析，可快速提取收入、利润、成本率、现金流等结构化指标；FinBERT 用于捕捉财报中的情绪与语气，例如前瞻指引中的积极或保守倾向、风险表述频率与管理层信心信号。

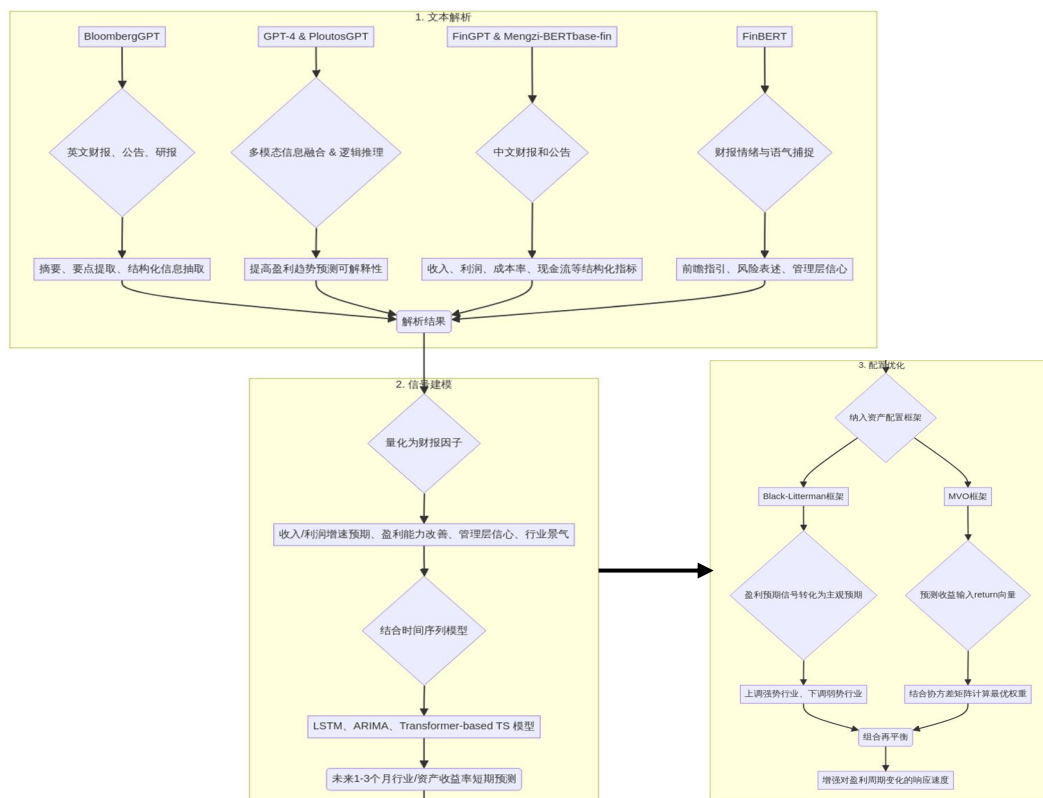
第二步是信号建模。解析结果被量化为财报因子，包括收入与利润增速预期、盈利能力改善倾向、管理层信心指数、行业景气评分等。这些因子与时间序列模型（如 LSTM、ARIMA 或 Transformer-based TS 模型）结合，对未来 1-3 个月的行业或资产收益率进行短期预测。相关研究显示，PloutosGPT 在市场波动期的预测准确率显著优于单纯统计方法。

第三步是配置优化。预测结果作为输入被纳入资产配置框架：在 Black-Litterman

框架下，将盈利预期信号转化为主观预期，上调强势行业预期收益，下调弱势行业；在 MVO 框架下，直接将预测收益输入 return 向量，结合协方差矩阵计算最优权重。财报发布时间同步触发组合再平衡，增强了对盈利周期变化的响应速度。

这一策略的优势在于：财报信号具备高价值密度和时效性，LLM 大幅提升了对长篇财报的解析能力，使信号更稳定；与传统配置框架兼容性强，易于集成；能在短时间内实现从财报发布到配置调整的闭环响应。其局限性在于财报文本复杂、异质性高，对模型与过滤机制要求严格，也仍需人工投研验证与解释。

图4：用 LLM 解析财报信号驱动收益预测与配置优化的流程图



资料来源：Manus，国信证券经济研究所绘制

（三）投资 Agent 的全流程落地

在资产配置的实务中，仅仅依靠单一信息源或模型往往难以形成稳定可靠的策略输出。相比之下，一个整合了 LLM、实时数据接口与数值优化器的 Agent 系统，能够将逻辑推理、信息提炼与专业计算进行模块化分工，实现自动化、稳健且可解释的投资流程。这个案例不同于前两个单一场景的应用，而是展示一个可直接落地的整体解决方案。

核心思路是：LLM 负责认知与逻辑推理，API 与 RAG（检索增强生成）提供实时信息支撑，数值优化器完成配权计算，最终由 LLM 输出可解释的投资建议与报告。整个流程可以分为三个阶段。

第一阶段是选股认知训练。LLM 不直接依赖实时行情，而是以其知识语料作为长期先验认知层，并通过外接数据库补足时效性不足的短板。我们使用两类数据源：一类来自 LLM 自身（如 GPT5 截止 2024 年 6 月的内部语料），作为历史知识与语

义背景；另一类通过外部 API 与 RAG 实时更新，确保模型认知对齐当下市场。Tavily API 用于实时新闻信息检索，Yahoo Finance API 获取历史与当下的价格和财务数据。RAG 将这些外部信息切分、向量化并检索相关片段，再注入 LLM 上下文，使其回答锚定在真实数据上。

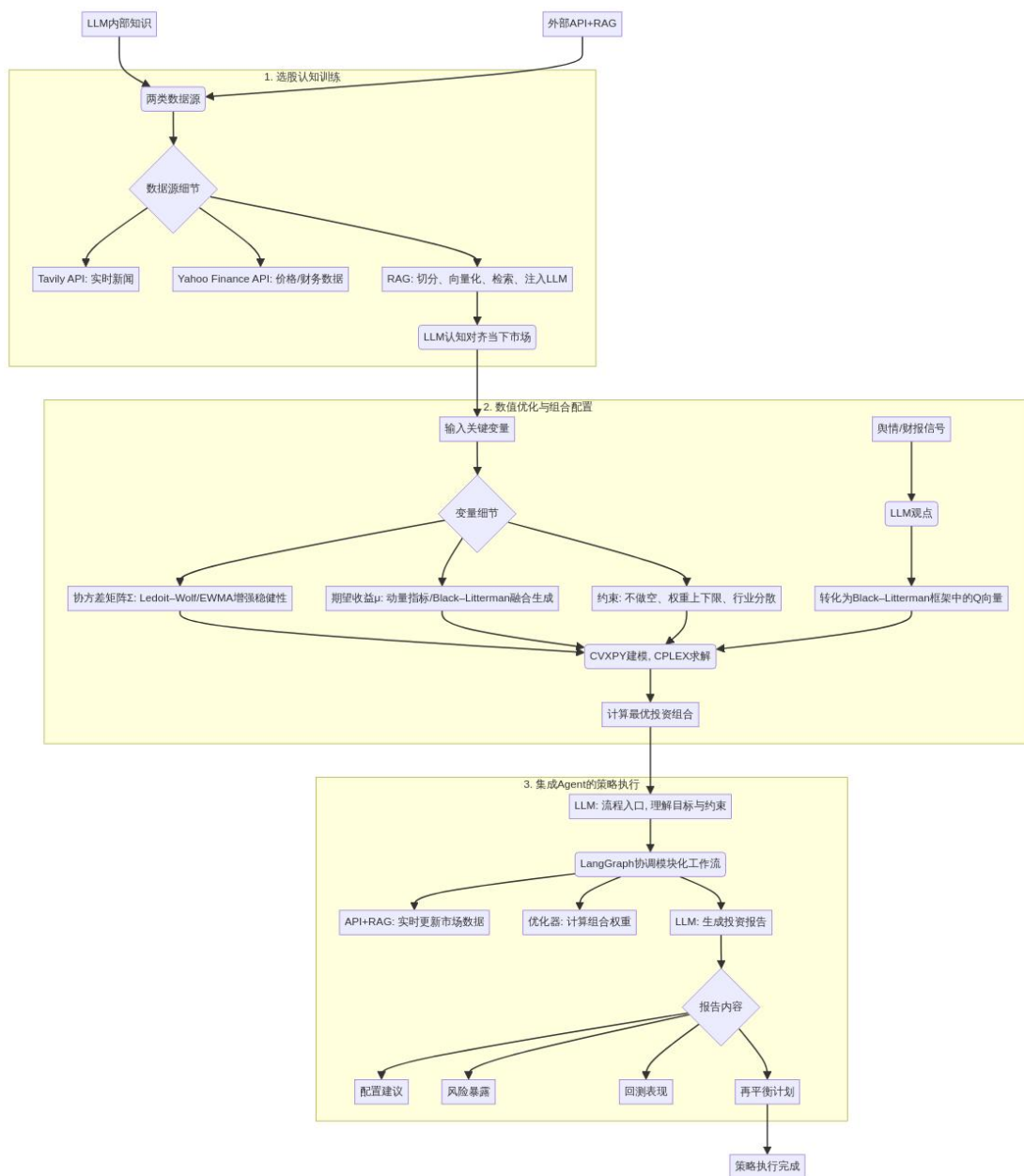
在此基础上，我们通过标准化的提示工程（Prompt Engineering）和高频多轮采样，构建一个稳定的选股认知框架。以“为高风险偏好投资者从标普 500 成分股构建高收益组合”为例，提示中明确资产类型、收益目标、行业分散度与权重约束，多轮调用（20-30 次）后对结果进行频率统计，将高频出现的标的形成“备选资产池”，有效降低随机噪声与幻觉风险。

第二阶段是数值优化与组合配置。我们将 LLM 生成的备选资产池及外部行情数据输入数值优化器。协方差矩阵 Σ 使用过去 2-3 年日频数据估计，并通过 Ledoit-Wolf 收缩或 EWMA 平滑来增强稳健性；期望收益 μ 则使用动量指标或 Black-Litterman 观点融合生成。优化使用 CVXPY 建模，CPLEX 求解，结合不做空约束、权重上下限、行业分散约束等现实条件，计算出最优投资组合。若结合舆情或财报信号，还可将 LLM 的观点转化为 Black-Litterman 框架中的 Q 向量，进一步增强配置的市场感知力。

第三阶段是集成 Agent 的策略执行。LLM 作为流程入口，理解投资目标与约束，组织信息与逻辑；API 与 RAG 实时更新市场数据；优化器计算组合权重；最终由 LLM 生成投资报告，输出配置建议、风险暴露、回测表现与再平衡计划。LangGraph 用于协调这一模块化工作流，使整个链条能够实时响应外部市场变化。该 Agent 系统不仅限于股票，也可扩展至 ETF、债券、大宗商品等多资产场景。

这一案例体现了 LLM 的真正价值所在：不是替代传统量化框架，而是强化其认知与推理能力，将复杂信息转化为结构化决策输入。通过与专业数据接口和数值优化器的协作，形成清晰的责任边界和可复用的策略流程。LLM 不负责精确计算与数据抓取，优化器不负责解释，数据层只专注于稳定性和可复现。这种结构既能保证策略执行的稳健性，又保留了 LLM 的灵活性和解释能力，是目前机构投资者实现智能化投研落地的现实路径。

图5：投资 Agent 的全流程落地



资料来源：Manus，国信证券经济研究所绘制

四、结论与展望

随着大语言模型在金融领域的应用不断深化，其在资产配置中的角色正在从“辅助工具”逐步演变为“核心推理与交互中枢”。过去，投资流程依赖量化模型与人工经验的结合，对非结构化信息的吸收和利用有限；而如今，通过 LLM 的语言

理解、逻辑推理与信息组织能力，非结构化信息得以系统化地进入投资决策链条，为资产配置打开了新的信号维度和策略空间。

要实现真正的落地，关键不在于单一模型的性能，而在于一整套“协作机制”的构建。其一是模型的分工协作，让 LLM 专注于认知、推理与交互，而让 API 与优化器承担数据与数值计算任务；其二是数据的实时性与准确性，这是连接认知与执行的桥梁；其三是优化器与风险管理框架，为策略提供可执行性和稳健性保障。这种分工不仅提升了策略的灵活性与可解释性，也确保了在复杂市场环境下的稳健性。

展望未来，LLM 在资产配置中的应用将不再局限于信号识别与策略生成，而将与强化学习、Auto-Agent、多智能体系统及个性化投研平台深度融合，形成更智能、更自主的资产管理体系。投研人员与模型不再是单向交互，而是通过高频对话、情景推演与策略反馈形成闭环。这意味着资产配置将从静态决策走向动态演进，从线性流程走向智能系统，迈入下一代智能化资产管理的新阶段。

风险提示

结论受到模型本身的不确定性、数据质量、市场环境变化等因素的影响，本文不构成任何投资建议。

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

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