

AI 赋能资产配置（八）

DeepSeek 在资产配置中的实战解答

核心观点

本报告总结了近期交流中，投资者对 DeepSeek 赋能资产配置的具体关注，并进行了详细的回答。总的来说，本文关注 AI 赋能资产配置的技术细节，重点分析了政策信号量化、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 可以有效量化政策信号强弱及其对市场的影响。 AI 在文本信号解析方面展现了强大的文本理解与量化能力。通过 NLP 技术，AI 可以提取政策关键词、分析情感倾向、识别历史相似性，并构建学习解读指数。例如，通过 DeepSeek 深入学习体会货币政策表述中措辞变化。通过 AI 逐期文本对比分析结合市场反应回测，可建立标准化的信号量化体系。

在 AI 数据投喂中，应遵循因果一致性原则，避免回测纳入未来信息。 在资产配置模型训练过程中，严格遵循因果一致性原则，确保数据时间逻辑合理，避免未来信息泄露。研究可采用逐期迭代学习方式，使 AI 能够适应市场环境变化，提高策略的稳健性和可解释性。相比全样本学习，逐期投喂数据能更好地动态优化短周期策略，提升市场适应性。

在数据处理方面，AI 的优势在于对大规模多维度信息的有效整合。 除了宏观变量，还可引入流动性、市场情绪、估值等综合指标，增强 AI 对市场行为的理解。但过度引入高维数据可能导致信息权重偏移，因此需精准选取关键变量，以提升策略解释力与前瞻性。

结合本地知识库，AI+RAG 能够有效实现已有配置框架的落地。 当前 AI 在知识库构建方面存在数据选择偏差问题，可借鉴 RAG（检索增强生成）方法，通过检索-增强-生成流程提升 AI 的信息提取与分析能力。例如，AI 在基金分析时，可先检索基金历史表现、市场环境等关键信息，再结合模型生成分析结果，提高解读精准度。

结构化 Prompt 设计与实时逻辑输出，确保 AI 赋能的可靠性。 为了确保 AI 计算的可靠性，本研究采用结构化 Prompt 设计，明确计算逻辑，并结合代码方式进行交互，以实现可追溯性和结果可复现性。此外，在策略构建过程中，AI 结合宏观预测调整权重，使资产配置更具稳健性。

现阶段，AI 与投研的结合应用仍有局限性。 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。

风险提示：模型过拟合风险；数据口径调整风险；AI 推理的不稳健性。

策略研究 · 策略深度

证券分析师：王开 021-60933132
wangkai8@guosen.com.cn
S0980521030001

证券分析师：董德志 021-60933158
dongdz@guosen.com.cn
S0980513100001

联系人：郭兰滨

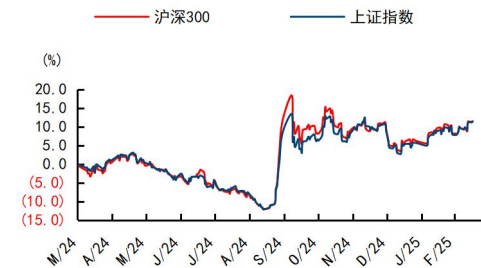
010-88005497

guolanbin@guosen.com.cn

基础数据

中小板/月涨跌幅 (%)	6847.32/3.41
创业板/月涨跌幅 (%)	2228.64/2.11
AH 股价差指数	128.51
A 股总/流通市值 (万亿元)	82.54/75.90

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

- 《价值投资新范式(七)-风格投资复合视角——重构与迁移》——2025-02-25
- 《2025年A股市场春季展望——科技浪潮引领资产价值重估》——2025-02-20
- 《“新质生产力”系列专题(九)-并购重组赋能新质生产力》——2025-02-15
- 《2025年价值投资新范式(六)-国企突围》——2025-01-18
- 《策略实操系列(二十三)——A股总股东回报的来源解析》——2024-12-31

内容目录

一、DeepSeek 交互准备：语料制作与数据优化	4
问题 1：是否可以结合更加丰富高维的数据来优化资产配置，例如结合宏观、市场行为和政策信号，提升 AI 对市场的理解和预测能力？	4
问题 2：如何应对投喂数据“非收敛性”带来的挑战？	4
问题 3：如何优化投资/基金研究知识库构建？AI 在长文本检索的效果如何提升？	5
问题 4：AI 是否更擅长政策文本分析，从定性解读到定量建模？	6
问题 5：投喂底稿时是否包含自身的研究范式与逻辑？其结论是否可能与市场主流观点存在差异？这是否会影响到 AI 输出结果的准确性？	7
二、DeepSeek 交互实践：指令设计与接口调用	7
问题 1：具体 prompt 构建方式	7
问题 2：AI 代码提问和窗口提问的区别，具体实现逻辑	8
问题 3：运用 AI 时，能否以文本互动的方式提供思考逻辑（每一步）；在 AI 对风险贡献、回溯周期的调整结果中，具体数字代表的含义，实践中如何引导 AI 给出该数字	9
三、DeepSeek 训练与学习：模型优化与应用实践	10
问题 1：历史数据学习期间是否就用了未来数据	10
问题 2：在投喂语料时，逐期喂入数据进行迭代优化，是否优于全样本学习？	10
问题 3：AI 计算结果的可验证性：是否可以通过算法输出与自主代码计算进行对比验证？	11
问题 4：XGboost 模型的作用是什么？优化效果如何？	11
问题 5：AI 计算的稳定性与可解释性：为何多次运行结果可能存在差异？这种问题该如何解决？	12
问题 6：AI 对主动管理型产品赋能后，能否在中长期维度跑赢被动型产品？请客观评价 AI 在资产配置中的作用。	12
四、DeepSeek 未来展望：客户研究支持与落地	13
问题 1：AI 能为研究员提供什么服务？	13
问题 2：资管机构大规模部署 AI 设施，那么基金经理和研究员如何与 IT 部门之间形成有效的沟通？	14
问题 3：海内/外资管机构 AI 投研的应用情况如何？	14
风险提示	17

图表目录

图 1: DeepSeek 实现央行货币政策委员会文本对比分析案例	4
图 2: DeepSeek 实现央行货币政策委员会文本情感分析	4
图 3: 检索增强生成 (RAG) 原理	5
图 4: DeepSeek 全自动打分 (仅投喂政策文本)	6
图 5: DeepSeek 半自动打分 (投喂政策文本+分析师框架)	6
图 6: 常见 Prompt 的构建方式	8
图 7: DeepSeek 页面端请求	9
图 8: DeepSeek API 接口访问	9
图 9: DeepSeek API 参数含义	9
图 10: 避免未来数据污染的操作路径举例	10
图 11: 股债强弱打分指标胜率展示	12
图 12: 实际股债强弱 vs DeepSeek 调整	12
图 13: 实际股债强弱 vs Xgboost 调整	12
图 14: 实际股债强弱 vs 等权重扩散指数 (未调整)	12
图 15: AI 赋能总量研究: “两维度” AI 含量指标的构建	14
图 16: Aladdin 平台的主要功能	15
图 17: Spectrum 平台及 SpectrumGPT	15
图 18: AI 投研应用落地示范	16
表 1: 资产价格走势 “不收敛” 带来的问题	5
表 2: “窗口提问” 和 “API 调用” 方式的对比	8
表 3: 逐期投喂 vs 全样本投喂	11

一、DeepSeek 交互准备：语料制作与数据优化

问题 1：是否可以结合更加丰富高维的数据来优化资产配置，例如结合宏观、市场行为和政策信号，提升 AI 对市场的理解和预测能力？

在资产配置优化过程中，除了传统的宏观变量，**流动性、市场情绪、估值、政策信号等因素** 同样可能对市场表现产生关键影响。AI 的核心价值在于**将结构化（数字）与非结构化数据（自然语言）结合，优化市场判断逻辑**，从而提升资产配置的前瞻性和有效性。

市场情绪、估值、政策文本等因素的引入可以帮助 AI 捕捉更多信号、优化资产配置结果。例如，AI 可以对各类文件进行文本解析和学习解读，提取政策关键词、情感倾向、信号强度，构建政策周期指数，并结合市场反应进行回测，从而提升对市场趋势的判断能力。

图 1：DeepSeek 实现央行货币政策委员会文本对比分析案例



资料来源：DeepSeek、央行货币政策委员会、国信证券经济研究所整理

图 2：DeepSeek 实现央行货币政策委员会文本情感分析



资料来源：DeepSeek、央行货币政策委员会、国信证券经济研究所整理

问题 2：如何应对投喂数据“非收敛性”带来的挑战？

在资产配置中，一些资产（如黄金、部分国债）存在**长期趋势性、不收敛的特性**，即便使用大模型进行调整，也可能难以达到理想的收敛效果。AI 可能无法通过历史学习准确指导当下决策，因为这类资产的走势往往受**短期动量、市场预期、宏观流动性变化**等因素影响较大，而非单纯的均值回归或历史数据模式。

表1: 资产价格走势“不收敛”带来的问题

问题	具体原因
历史模式失效	如果某资产的走势完全由当前市场驱动，而非历史统计规律，AI 可能难以学习到有效的交易信号
动量驱动 vs. 均值回归	AI 训练通常倾向于识别均值回归模式，而某些资产（如黄金、商品）可能受动量交易影响更大，导致 AI 误判趋势拐点
政策 & 流动性影响	黄金、国债等资产的趋势往往与 全球流动性、央行政策、地缘风险等非传统因子相关，单纯依赖历史数据建模可能忽略这些重要变量

资料来源：国信证券经济研究所整理

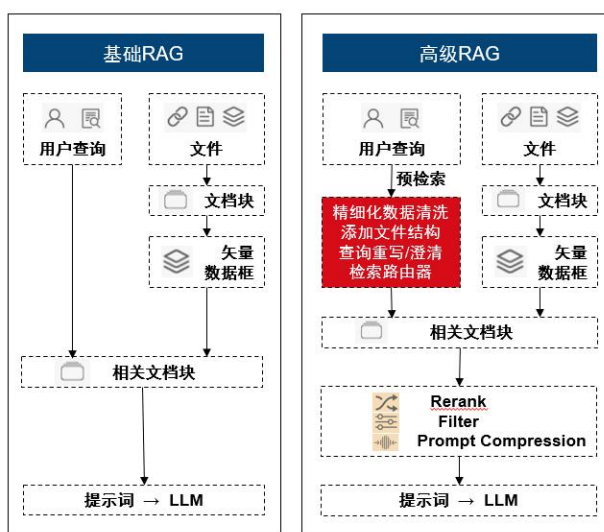
针对这一问题，我们可以引入**动量因子**，让 AI 在训练时不仅关注均值回归因子，还要识别**资产的趋势特征**。例如，对于黄金、国债等短期受市场动量驱动的资产，AI 需要学习趋势延续的信号，而非仅依赖历史均值进行回归预测。例如让 AI 学会区分收敛性与趋势性资产，针对趋势性资产（如黄金、商品）和收敛性资产（如股债）采用不同的建模方法。

此外，还可以结合市场预测数据，减少 AI 对历史模式的依赖。传统基于历史数据的模型可能在面对市场趋势突变时失效，因此需要引入**市场情绪、资金流向，或分析师预测**等前瞻性数据，帮助 AI 在更广泛的信息维度下优化判断。

问题 3: 如何优化投资/基金研究知识库构建？AI 在长文本检索的效果如何提升？

在 AI 知识库构建方式中，模型通常依赖**预训练的知识**，而当文本数据量庞大、涉及领域复杂时，AI 可能会遇到信息筛选困难、内容覆盖不均、生成结果偏差等问题。因此，**直接投喂大量文本并不能保证 AI 能精准获取关键信息，反而可能让 AI 在无关信息中迷失**。而解决内容选择有偏的方法的问题，可以借助 RAG (Retrieval-Augmented Generation, **检索增强生成**) 构建知识库。

图3: 检索增强生成 (RAG) 原理



资料来源：Gao et al., 2023. Retrieval-augmented generation for large language models: A survey. *arXiv preprint arXiv:2312.10997*, 2., 国信证券经济研究所整理

RAG 的目的是通过从知识库检索相关信息来辅助大语言模型生成更准确、更丰富的文本内容。它包括“检索”“增强”“生成”三个步骤。例如，当 AI 需要回答“某只基金的历史业绩与市场环境的关系”时，RAG 先进行检索，从知识库中提取基金历史表现、市场波动情况、宏观经济数据等关键信息，然后通过增强机制，将这些信息作为上下文输入到生成模型，最终让 AI 综合分析基金的收益来源、波动原因、与经济周期的关联，并给出基于历史数据的判断，而不仅仅是基于模型内部的预训练知识。

表 1: RAG 对检索生成能力的优化

流程	优化的过程/原理
检索	从预先建立的知识库中检索与问题相关的信息。这一步的目的是为后续的生成过程提供有用的上下文信息和知识支撑
增强	将检索到的信息用作生成模型的上下文输入，以增强模型对特定问题的理解和回答能力。这一步的目的是将知识融入生成过程中，使生成的文本内容更加丰富、准确和符合用户需求
生成	结合 LLM 生成符合用户需求的回答。生成器会利用检索到的信息作为上下文输入，并结合大语言模型来生成文本内容

资料来源: Gao et al., 2023. Retrieval-augmented generation for large language models: A survey. *arXiv preprint arXiv:2312.10997*, 2. 国信证券经济研究所整理、

问题 4: AI 是否更擅长政策文本分析，从定性解读到定量建模？

AI 在政策文本分析中确实更擅长从定性到定量的转化过程。我们最近在研究货币政策语义分析，就是一个典型的从定性解读到定量评分的实践案例。

在定性分析方面，AI 可以精准识别货币政策的措辞变化、情绪倾向、政策导向，例如分辨“灵活适度”与“松紧适度”等表述的微妙差异。在定量分析方面，我们利用 AI 对不同货币政策表述进行评分赋值，并结合历史数据进行回测，发现 AI 计算出的政策信号评分与市场的实际反应高度吻合，能够较准确地学习理解政策变化对市场流动性、利率走势、资产价格的影响。

图 4: DeepSeek 全自动打分（仅投喂政策文本）



资料来源: DeepSeek、央行货币政策委员会、万得，国信证券经济研究所整理

图 5: DeepSeek 半自动打分（投喂政策文本+分析师框架）



资料来源: DeepSeek、央行货币政策委员会、万得，国信证券经济研究所整理

问题 5：投喂底稿时是否包含自身的研究范式与逻辑？其结论是否可能与市场主流观点存在差异？这是否会影响 AI 输出结果的准确性？

在投喂底稿时，我们确实**包含了自身的研究范式、逻辑框架以及对市场的独特理解**，这也是 AI 训练过程中需要考虑的重要因素。相较于直接使用市场公开数据，我们希望 AI 能够学习自身**研究体系的核心逻辑**，而不仅仅是对市场主流观点的复述。

由于研究范式的不同，我们的结论**确实可能与市场主流观点存在差异**。但这并不一定意味着 AI 输出的结果会因此失真，因为我们更希望 AI **输出正确的结论而非市场一致性结论**。如果 AI 仅基于市场主流数据训练，其输出可能更倾向于“共识逻辑”，但如果投喂的数据更多反映我们自身的研究框架，AI 的结论可能会更符合我们的分析思路，甚至发现市场共识之外的机会。

不过，**过度依赖单一范式可能会导致 AI 预测的局限性**。因此，我们可以采取**平衡策略**，即在 AI 训练过程中，结合**自身研究逻辑 + 市场主流数据**，让 AI 在了解市场关切的基础上，评判两类结论的有效性。

二、DeepSeek 交互实践：指令设计与接口调用

问题 1：具体 prompt 构建方式

在构建 Prompt 过程中，常见的方法包括 RTF、TAG、BAG 等。这些框架可以帮助我们让 AI 更精准地理解指令，提高输出的稳定性和可控性。我们的项目使用了 R-T-F (Role-Task-Format) 模式对 prompt 进行构建。

Role (角色)：定义 AI 在任务中的角色，使其具备特定的思考方式。例如：“假设作为一名宏观经济分析师” 或 “假设作为一位量化交易策略师”。

Task (任务)：明确 AI 需要完成的核心任务，如“基于给定的宏观数据预测未来的流动性趋势”或“分析社融数据对股债市场的影响”。我们对任务执行提出了相对具体的提法，包括①让 AI 理解国信短期资产配置框架，学习分析师逻辑和底层数据的对照关系；②挖掘不同周期下何种短期框架更有效；③给定分析师预测的 2025 年周期，请给出五大框架的权重。

Format (格式)：要求 AI 按特定格式输出，如表格、Markdown、JSON、简要分析等，以确保结果符合使用需求。本报告让 AI 输出为向量的形式，以便后续的计算。

图6: 常见 Prompt 的构建方式

Prompt范式	Prompt逻辑	Prompt结构	Prompt示例	适用
R-T-F [角色-任务-格式]	让 AI 以特定角色理解政策, 输出标准化结构	Act as a [ROLE] → Create a [TASK] → Show as [FORMAT]	“(角色) 请你以宏观经济分析师的角度, (任务) 对中央货币政策委员会的(具体提法)进行分析, (格式)判断它为收紧/中性/宽松, 并给出思考过程”	轻量 精准 适合 一般任务
T-A-G [任务-行为-目标]	让 AI 明确解读任务、具体分析方式, 对结果加以分析	Define [TASK] → State the [ACTION] → Clarify the [GOAL]	“(任务) 比较最近三次例会的政策表述; (行为) 提取核心关键词并分析措辞变化; (目标) 找出货币政策基调的微调信号”	工作方式与目标既定的 批量化任务
B-A-B [之前-之后-途径]	投喂前后情况, 并让 AI 给出调整途径	Explain [BEFORE] → State [AFTER] → Describe [BRIDGE]	“(之前) 当前你给出的判断是(BEFORE); (之后) 我想要更加精细化的回答; (途径) 找出货币政策基调的微调信号”	对比前后 纠偏任务
C-A-R-E [情境-行为-结果-例子]	让 AI 结合情境, 具体分析政策表述的结果, 并投喂案例	Give the [CONTEXT] → Describe the [ACTION] → Clarify the [RESULT] → Give the [EXAMPLE]	“(情境) 你要分析美联储货币政策会议纪要的文本, 判断其整体情感倾向(鹰/中/鸽)。(行为) 请对我下面给定文本进行情感分析, 识别出关键情绪。(结果) 输出一个简明的分析结果, 包括情感倾向、情感分数。(例子) 委员会认为, 当前通胀水平依然高于目标, 需要保持限制性政策以确保通胀回落至2%——鹰派, 0.95”	全能指令 适合 复杂任务
R-I-S-E [角色-输入-步骤-预期]	让 AI 以系统化方式, 分步解析政策影响	Specify the [ROLE] → Describe the [INPUT] → Ask for [STEPS] → Describe the [EXPECTATION]	“(角色) 你是一位宏观经济分析师, (输入) 我将输入美联储货币政策会议纪要的文本, (步骤) 请你帮我①提取关键词②进行情感分析③给出一致性结论。(预期) 你需要返回情感倾向、情感分数”	步骤明确, 适合 序贯类任务

资料来源: 国信证券经济研究所整理

问题 2: AI 代码提问和窗口提问的区别, 具体实现逻辑

在与 AI 交互时, 主要有网页端直接提问与 API 服务调用两种方式, 各自适用于不同的应用场景。

表2: “窗口提问”和“API 调用”方式的对比

方式	优势	局限
网页端	操作简单、上手快, 用户可以直接输入问题, 通过特定的 Prompt 范式快速获得 AI 生成的分析结果	适用于单次查询, 但难以用于批量处理或深度嵌入业务流程。如果需要多轮交互或处理大量文本, 用户需手动整理结果, 不够高效
API 接口	更强的可扩展性, 可将 AI 能力嵌入数据分析流程、量化建模框架或企业系统, 实现批量文本处理、定制化分析、结构化数据输出	允许动态调整模型参数(如温度、上下文窗口、最大响应长度等), 优化模型稳定性, 确保 AI 在政策文本分析、金融数据解析等任务中的高效性和可控性

资料来源: 国信证券经济研究所整理

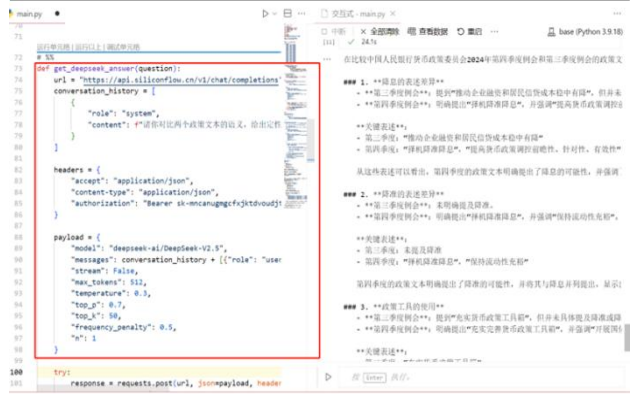
窗口提问更适合即时查询和小规模交互, 而 API 方式则更适合系统化的数据分析任务。在已有研究中, 我们选择 API 调用模式, 以提升 AI 在政策文本解析、金融市场分析等任务中的自动化处理能力, 使其能够更精准地服务于资产配置与投资决策。

图7: DeepSeek 页面端请求



资料来源: DeepSeek、国信证券经济研究所整理

图8: DeepSeek API 接口访问



资料来源: DeepSeek、国信证券经济研究所整理

DeepSeek API 调用的关键参数设置, 包括模型选择、文本长度 (max_tokens)、控温参数 (temperature)、多样性控制参数 (top_p) 等。右侧代码示例展示了如何在 API 请求中调整这些参数, 以实现不同需求的政策分析任务。通过优化这些参数, 可以更精准地控制 AI 的输出, 使其适应政策解读、代码生成、市场分析等不同应用场景。

图9: DeepSeek API 参数含义

<p>➤ Model 参数: 选择特定的AI模型, 不同模型的能力、训练数据、生成文本的质量和成本可能会有所不同</p> <p>➤ max_tokens 参数: 最大输出长度。控制AI一次最多可以生成多少个token, 最大不能超过16384</p> <ul style="list-style-type: none"> ➤ 50-100: 简短回答 (如概括、定义) ➤ 200-300: 中等长度的政策解读 ➤ 500-1000: 详细的政策分析或长文本回答 <p>➤ temperature 参数: 答案的随机性。</p> <ul style="list-style-type: none"> ➤ 参数越低, AI 回答更保守、更稳定、更确定, 适合政策分析、代码生成等任务 ➤ 参数越高, AI 回答更随机、更优创造性, 适合写作、创意类任务 <ul style="list-style-type: none"> ✓ 0.1-0.3: 政策分析、代码 [确定性] ✓ 0.4-0.6: 学术讨论、策略评估 [适度发散] ✓ 0.7-1.0: 故事写作、头脑风暴 [创造力] <p>➤ top_p 参数: AI 答案的多样性。核采样 (nucleus sampling) 控制AI选词的范围</p> <ul style="list-style-type: none"> ➤ 0.3-0.5: 非常稳定, 适用于精准回答 ➤ 0.7-0.9: 适度多样化, 适合政策分析 	<pre>def get_deepseek_answer(question): url = "https://api.siliconflow.cn/v1/chat/completions" conversation_history = [{ "role": "system", "content": "# 请你对比两个政策文本的语义, 给出定性" }] headers = { "accept": "application/json", "content-type": "application/json", "authorization": "Bearer sk-mcanugmcfjktvdvudjt" } payload = { "model": "deepseek-ai/DeepSeek-V2.5", "messages": conversation_history + [{"role": "user", "stream": False, "max_tokens": 512, "temperature": 0.3, "top_p": 0.7, "top_k": 50, "frequency_penalty": 0.5, "n": 1 }] } response = requests.post(url, json=payload, headers=headers)</pre>
---	---

资料来源: 国信证券经济研究所整理

问题 3: 运用 AI 时, 能否以文本互动的方式提供思考逻辑 (每一步); 在 AI 对风险贡献、回溯周期的调整结果中, 具体数字代表的含义, 实践中如何引导 AI 给出该数字

AI 在思考逻辑和结果输出上是可以实现逐步推理的, 即以文本互动的方式提供每一步的计算逻辑和推理过程。但在实际应用中, 由于 AI 需要处理大量数据, 每一步都输出推理细节会显著增加计算时间, 因此更常见的做法是在关键节点进行可视化或结构化输出, 以提高效率。比如, 在报告《AI 赋能资产配置: DeepSeek 对国信多元资产配置框架的优化》中, AI 就是基于我们提出的问题, 优化五个短周期框架的权重, 并通过历史数据判断哪些框架在不同市场环境下更有效, 证明了 AI

具备可解释的思考过程。

在 AI 对风险贡献、回溯周期的调整结果中，具体数字的含义本质上就是上调或下调的百分比。我们在 Prompt 设计时，已经提前设定了基于指数收益率和波动率进行权重调整的规则，并告诉 AI 调整必须是零和的（即某资产上调，其他资产需相应下降），同时让 AI 遵循风险平价的原理。

实践中，关键在于 Prompt 设计，确保 AI 能够按照设定逻辑进行优化，并在输出时保持可解释性。例如，我们可以让 AI 先给出风险调整的依据，再提供调整后的权重变化及其对投资组合的影响，从而保证 AI 的计算过程是透明且符合预期的。

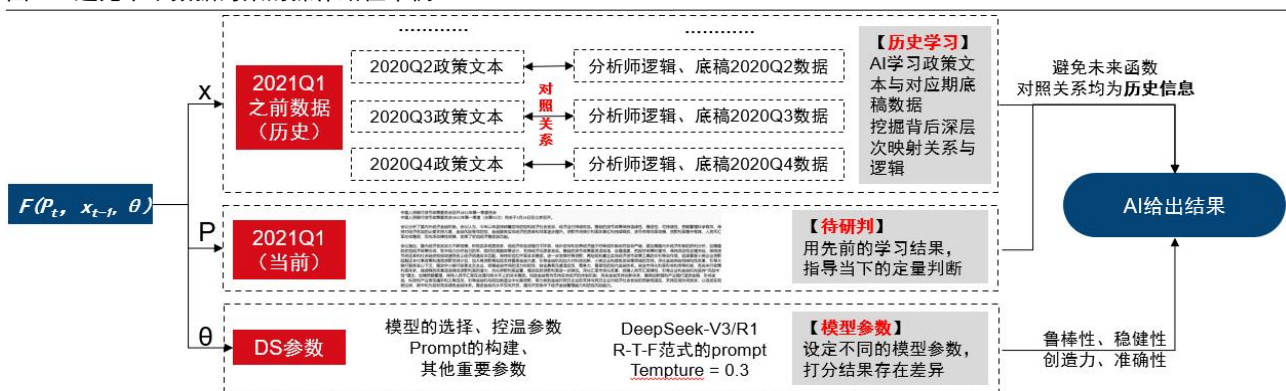
三、DeepSeek 训练与学习：模型优化与应用实践

问题 1：历史数据学习期间是否就用了未来数据

在资产配置模型的训练过程中，我们严格确保数据的时间逻辑符合金融市场的真实决策环境。在历史数据学习阶段，我们未使用任何未来数据，而是基于历史数据与市场目标的映射关系，提取关键信号，以优化未来的资产配置策略。

在实际应用中，我们通过编程方式与 AI 交互，并使用 Prompt 进行引导，确保在每个时间点上，AI 仅基于历史数据进行推理，而不包含任何未来信息，从而严格遵循金融市场的时间因果逻辑。

图 10：避免未来数据污染的操作路径举例



资料来源：国信证券经济研究所整理

问题 2：在投喂语料时，逐期喂入数据进行迭代优化，是否优于全样本学习？

从金融市场的动态特性与资产配置的适应性角度来看，逐期喂入数据、逐步迭代优化更符合实际应用需求，并具备更好的稳定性和可解释性。

相比于一次性代入全样本数据进行训练，逐期喂入数据的主要优势在于时序一致性，避免未来信息泄露，同时让模型能够在不同市场环境、周期变化下逐步学习，构建更具适应性的资产配置策略。在股债资产配置、政策信号解析等需要时序敏

感性的应用场景，逐期迭代学习的优势更为明显。

表3: 逐期投喂 vs 全样本投喂

全样本学习优势	逐期迭代学习优势
全面性: 能够利用所有历史数据进行学习，提高对长期趋势的捕捉能力	时序一致性: 严格按照时间顺序输入数据，避免未来信息泄露
稳定性: 适用于长期趋势分析，能够识别结构性变量	市场适应性: 能动态调整策略，更好地适应市场的周期性变化
全局最优: 可能找到历史数据下的“最优”权重或因子组合	动态优化: 可以逐步调整权重，优化短周期资产配置策略
计算集中: 一次性训练完成，适用于大规模数据建模	计算高效: 计算负担分散，适合实时优化和策略更新

资料来源：国信证券经济研究所整理

问题 3：AI 计算结果的可验证性：是否可以通过算法输出与自主代码计算进行对比验证？

AI 计算的可验证性主要取决于 计算逻辑的透明度、输入数据的一致性，以及提示词（Prompt）的设计。在标准化的计算任务中，AI 的计算结果可以与人工或传统代码计算进行对比，确保其可靠性。一个简单的例子是，ChatGPT 内置 Python 引擎，当我们提供清晰的需求和数据，AI 能够编写代码进行计算，并输出可验证的结果。只要提示词设计合理，计算逻辑明确，AI 计算的过程是可追溯、可对比的。

在更复杂的金融建模和预测任务中，AI 计算的可验证性不仅取决于 算法本身，还取决于 项目设计和数据输入。例如，在我们关于 社融数据估算 的项目中，我们将 国信的估算框架、底层数据 投喂给 AI，发现 AI 计算的结果与分析师的计算结果基本一致，说明 AI 能够准确学习并复现已有的计算逻辑。

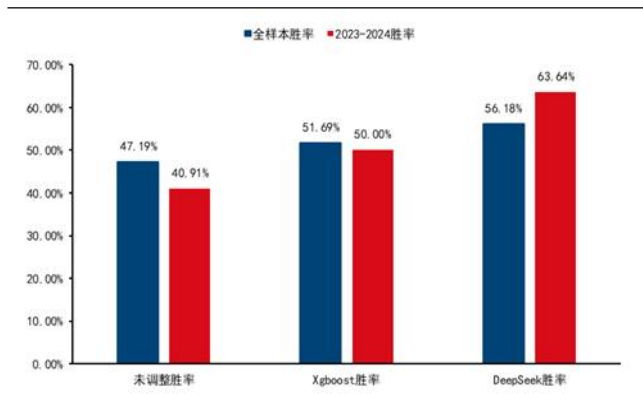
问题 4：XGboost 模型的作用是什么？优化效果如何？

XGBoost 的作用在于提供一个先验的、具有指导意义的权重调整方向，从而防止 AI 在优化过程中出现无序或低效的权重变动。

在我们的实验中，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。

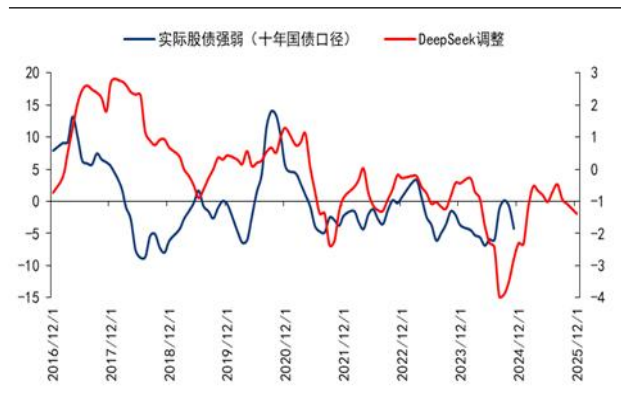
需要注意的是，此过程实际上是有调整空间，XGBoost 结果依赖人为设定的超参数，例如树的数量、最大深度、学习率等。这些参数的选择会直接影响模型的最终表现，不同的参数组合可能会带来不同的胜率表现，未来可以进一步探索更优的超参数配置。

图 11: 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 12: 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 13: 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 14: 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

问题 5: AI 计算的稳定性与可解释性: 为何多次运行结果可能存在差异? 这种问题该如何解决?

由于大模型生成的内容存在一定的随机性, 同一问题在不同调用时可能会出现细微差异, 甚至在部分情况下可能生成不符合事实的内容 (即“幻觉”问题)。对此, 我们可以采取重复抽样验证的方式, 通过多次调用 AI 进行结果对比, 确保核心结论的一致性。此外, 还可优化 Prompt 设计, 采用结构化输入方式, 使 AI 在固定的逻辑框架内进行推理, 降低生成偏差, 提高稳定性。

问题 6: AI 对主动管理型产品赋能后, 能否在中长期维度跑赢被动型产品? 请客观评价 AI 在资产配置中的作用。

长周期看, 主动配置表现弱于不如被动配置, 和市场的有效性和信息传播速度有关。中长周期中市场往往逐渐趋于有效, 信息能够快速被吸收和反映在资产价格中, 这使得主动管理策略难以持续发现被低估或高估的资产, 从而难以获得超越市场平均水平的收益。AI 发挥宏观范式轮动、情绪资金面观测、市场观点调研等方面的优势, 精准识别资产轮动中的配置机会, 前瞻判断市场风险, 有望在中场

周期实现主动策略的有效超额。

AI 进行道与术的结合，更加公允审慎、独立客观，规避情绪和主观意愿的扰动。在资产配置体系中，自上而下或自下而上的配置逻辑可以看成策略之“道”，具体数据和指标拟合可看作策略之“术”。在传统配置逻辑下，人往往会难以权衡这两个方面的重要性，出现重“道”轻“术”或重“术”轻“道”的“合成谬误”。从定位来看，AI 学习搜集的广度和深度远超人类，可以成为投研领域的重要工具；但难以检索和学习人类未发现的信息，且 AI 自身的逻辑和框架性较弱，不会颠覆底层架构范式并导致投研岗位冲击，对主动基金经理也很难取代。

以 AI+自上而下配置为例，剖析其作用和局限性。宏观对大类资产（股债商）的股债比价权衡角度最精准，AI 赋能后的胜率在七成以上；对中观领域而言，股票的风格因子（高低估值、成长价值）和债券期限/信用策略也有一定支撑（借助 AI 对数据和指标的判断，胜率可达 6 成左右）；但 AI 在行业维度的有效性较弱，比如 AI 选择不出计算机这类开支高、短期没有盈利兑现的行业，且宏观面对行业盈利的指引，多数情况下难以映射到股价表现（市场往往会提前交易），因此 AI 难以从自上而下的逻辑推导至行业/股票配置。在这种情形下，偏技术的范式分析效果往往更好，AI 可以通过资本市场指标的拟合来赋能技术分析。

四、DeepSeek 未来展望：客户研究支持与落地

问题 1：AI 能为研究员提供什么服务？

大模型在投研工作落地环节包括“数据处理”“热点追踪”“宏观研究”“资产配置”“市场洞察”和“大型课题研究”等领域。由于这些领域的复杂性不同，AI 对投研效率的改善程度也有所差异。从应用层级来看，可以分为初级应用、中级应用和高级应用。

在初级应用阶段，AI 主要承担数据清理、热点追踪和指标计算等任务。例如，AI 能够自动归纳市场信息，使热点追踪效率提升。这些任务相对标准化，AI 可完全自动执行，因此 AI 含量理论上可达 100%

在中级应用阶段，AI 主要辅助专题研究、宏观分析和资产配置优化。例如，国信总量团队尝试用 AI 对社融进行预测，发现 AI 能结合历史数据和框架引导，使预测误差降低。资产配置方面，AI 通过优化国信短周期框架模型权重，使资产配置胜率从 39%提升至 60%以上。虽然 AI 能够在中级应用领域发挥重要作用，但由于 AI 仍需人类决策者提供研究框架，因此整体 AI 含量约为 60%。

在高级应用阶段，AI 主要用于市场深度洞察和大型课题研究。尽管 AI 在数据处理和分析方面有优势，但仍然难以独立完成完整的研究逻辑和因果推理，高级应用的 AI 含量约为 40%。

图 15: AI 赋能总量研究：“两维度”AI 含量指标的构建

	初级研究和辅助工作		专题研究和进阶工作		深度研究和重点服务		AI 含量 ↓
	指标搭建	热点追踪	宏观研究	资产配置研究	市场深度洞察	大型研究课题	
初级应用 (Copilot) AI 承担子任务, 无反思能力	工作内容: 提供指标和构建方法, 让 AI 生成数据报表/计算公式。 AI 完成度: 高高高 (AI 对数据计算方法十分了解。)	工作内容: 提供政策文本和思路, 让 AI 生成点评文字。 AI 完成度: 高高高 (AI 的文本归纳和总结能力很强。)	工作内容: 给定材料的命题作文, 如基本面预测、选股分析、财报与业绩、国策研究。 AI 完成度: 高高高 (AI 的短链思维能力较好。)	工作内容: 给定材料的命题作文, 如大类资产配置、行业比较、主题研究。 AI 完成度: 高高高 (AI 的短链思维能力较好。)	工作内容: 搜集研究材料, 汇总已有观点, 提供写作素材。 AI 完成度: 高高高 (AI 在有引导的情况下能够较好完成各项工作。)	工作内容: 理解客户需求, 汇总已有研究, 为课题框架提供补漏。 AI 完成度: 高高高 (AI 对文本理解、搜集、整理快于个人。)	100%
中级应用 (AI Agent) AI 承担系列任务, 能自主反思修改	工作内容: 提供指标, 让 AI 自主思考构建逻辑, 并提供反馈。 AI 完成度: 高高 (AI 了解总量数据体系, 但对方法了解较少。)	工作内容: 提供政策文本, 让 AI 自主点评。 AI 完成度: 高高高 (AI 的文本搜集、对比、总结能力很强。)	工作内容: 给定上文, 独立承担某一节的研究, 让 AI 思考行文主题和结构, 生成数据、图表和文字。 AI 完成度: 高高 (AI 可以准确理解前后文内容, 但难以保证研究框架的完整性。)		工作内容: 对研究中的特定结论进行分析, 提供深度解析和论证, 思考全文逻辑的一致性, 批判性审视全文框架, 提供关键数据和方法的灵感。 AI 完成度: 高高 (AI 对具象文字、数据学习理解较准确, 但对抽象的逻辑、框架、思维理解较差, 易出现答非所问的情况。)	60%	
高级应用 (Agentic AI) AI 独立设计、完成并自主修改任务	工作内容: 给定 AI 需要的指标, 让它自主思考数据和构建方法。 AI 完成度: 高高 (AI 可能提供创新性的数据思路, 但指标搭建能力较弱。)	工作内容: 直接让 AI 点评某事件。 AI 完成度: 高高高 (AI 可以精准找出大部分热点事件, 并形成快速点评。)	工作内容: 提供报告主题/想法, 让 AI 自主生成完整研究报告, 确保前后观点一致, 具备一定创新性。 AI 完成度: 高 (AI 撰写与专业金融术语和研报语言仍有差距, 行文原创性较弱, 对特定研究领域创新点的理解有所不足。)		工作内容: 提供深度研究的方向, 研究中要解释的主要矛盾, 以及现阶段市场 (客户) 的核心关切, 让 AI 完成完整报告。 AI 完成度: 难以完成 (对于原创性/可参照材料较少的研究议题, AI 理解能力较差, 在研究方向受阻时另辟路径的能力不足, 现阶段, AI 仍是依赖输入的“Token 机器”而非真正具有思维能力的“人工智能”。)	40%	
AI 含量 →	77%	100%	67%		43%		

资料来源: 国信证券经济研究所整理

问题 2: 资管机构大规模部署 AI 设施, 那么基金经理和研究员如何与 IT 部门之间形成有效的沟通?

基金经理和研究员在与 IT 部门沟通时, 可以围绕核心需求和技术落地两个方面展开。

在核心需求方面, 需要向 IT 部门清晰传达研究团队的数据结构、底稿来源、核心逻辑以及目标导向。例如, 明确当前资产配置框架依赖的关键变量 (如宏观数据、估值、市场情绪等), 并说明 AI 赋能的具体优化方向 (如权重动态调整、因子筛选、政策信号量化等)。

在技术落地方面, 需要重点关注合规性和数据安全, 在本地部署 AI 模型的情况下, 如何确保内部信息的合理存取、权限管理、数据脱敏等。例如, 敏感数据是否需要加密存储, AI 访问的数据范围如何设定, 是否可以做到不同用户角色的权限区分, 以及本地知识库的更新机制是否符合合规要求。

问题 3: 海内/外资资管机构 AI 投研的应用情况如何?

国外资管机构依托“技术先发+基建完善+数据成熟”三大优势, 加速推动 AI 大模型的应用: 第一, 成熟的金融市场与数据生态。美国上市公司信息披露的制度较为完善, 信息披露的标准化程度高, 为大模型训练提供了高质量、低噪声的数据训练集, 而国内机构常受数据碎片化与标注成本制约。第二, 金融科技基础设施建设的早期建设与未来扩建。早期的金融科技基建 (如标准化 API 接口、云原生架构) 能大幅降低模型部署门槛, 避免重复造轮子, 而基建投资规模还在扩大, 贝莱德投资研究院估计到 2030 年数据中心和 AI 芯片的投资每年可能超过

7000 亿美元，相当于美国 GDP 的 2% 以上。第三，技术先发优势。国外头部资管机构早在 AI 大模型爆发式发布前就已构建了专属 AI 平台与系统，如 2024 年初正在开发的 Aladdin AI Copilot（“副驾驶”），将大模型进一步应用到 Aladdin 平台，加速 AI 创新迭代；SpectrumGPT 通过自然语言处理技术，帮助分析师处理和分析大量文本数据，并实时解答分析师的问题。

图 16: Aladdin 平台的主要功能



资料来源: Aladdin, 国信证券经济研究所整理

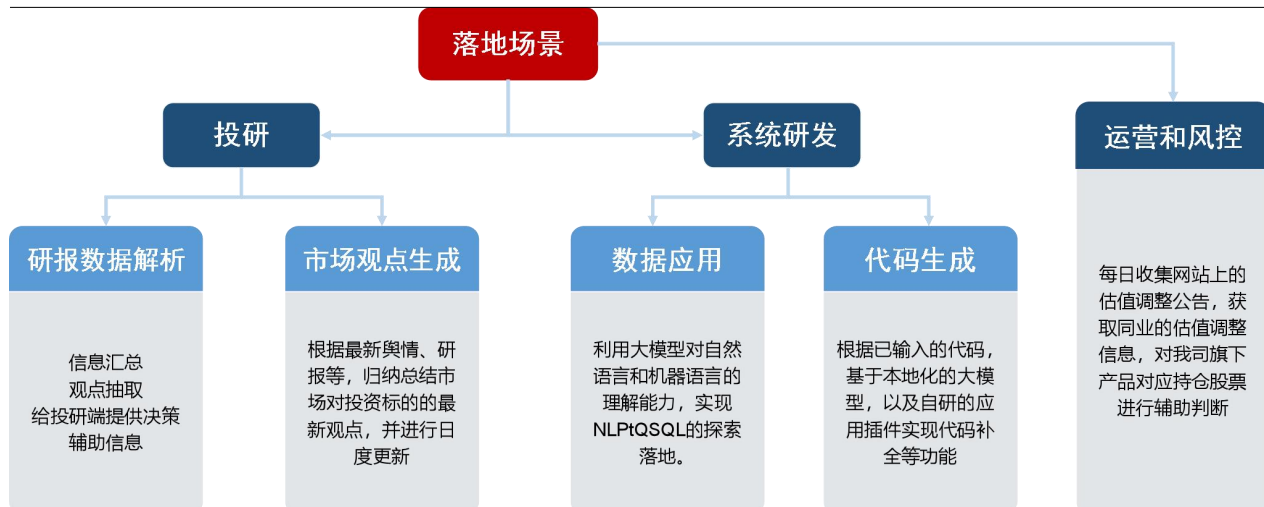
图 17: Spectrum 平台及 SpectrumGPT



资料来源: Spectrum, 国信证券经济研究所整理

在 DeepSeek 加持下, 国内资管机构也已形成大量的 AI 投研应用。DeepSeek 精准契合了资管机构对降本增效、安全合规及自主迭代的核心诉求, 助推快速落地应用: (1) 模型算法优化, 显著降低成本和提升效率。Deepseek 能在保持高性能的同时大幅减少算力消耗, 使资管机构能够以更低成本实现高频交易分析、风险预测等复杂任务; (2) 国产属性强化数据安全壁垒。DeepSeek 完全基于国内技术生态构建, 支持私有化部署和本地化数据存储, 避免跨境传输引发的合规风险; (3) 开源特性赋予灵活内嵌能力。DeepSeek 的开源性质使资管机构可深度定制功能模块, 无缝集成至现有投研系统或风控平台。相比于通义千问、豆包、Kimi 等闭源模型, 开源模型的优势在于数据的本地化和私有化带来的安全性和标准性。

图 18: AI 投研应用落地示范



资料来源：上海金融科技产业联盟创新监管联合实验室，国信证券经济研究所整理

风险提示

第一，模型过拟合风险，DeepSeek 的训练依赖于投喂的框架语料与底稿数据，多维框架下存在过拟合风险；
第二，数据口径调整风险，宏观指标统计口径的调整可能带来 AI 配置结论的改变；
第三，AI 推理的不稳健性，AI 模型的输出结论具备一定随机性，多次生成可能产生不同的结果。

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.GSI）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±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显观点
	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±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