

AI 赋能资产配置（四）

DeepSeek在大盘择时与行业轮动中的应用

总量策略 · 资产配置

证券分析师：陈凯畅
021-60375429
chengkaichang@guosen.com.cn
S0980523090002

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

DeepSeek从宏观、中观、微观层面全链路赋能策略研究。宏观层面，DeepSeek能够在宏观经济周期预测、市场投资风格预测中起到一定的赋能作用，在识别领先指标、信号捕捉、拐点识别、情绪识别、量价验证等维度进行预测和监测；中观层面，DeepSeek应用的核心场景包括竞争格局实时监控、行业轮动策略优化；微观层面则主要聚焦于上市公司财务异常检测、另类数据资产定价、交易面动态解析等。本文从大盘择时和行业轮动两个维度对DeepSeek赋能传统策略研究进行分析与实践。

大盘择时层面，DeepSeek动态赋权多因子择时能够起到较好的效果。我们采用宏观、资金、情绪、技术、海外五个维度10余个指标构建权益市场打分模型，基准模型通过对五维因子简单加总得出择时观点，通过引入DeepSeek实现动态因子赋权和自适应窗口调整，实现对原有择时策略的优化。从结果上看，DeepSeek优化后的动态赋权模型显著优于基准，在测试集上实现了1.04的夏普比率，同时融入DeepSeek的各类策略在最大回撤控制上相较基准策略有所提升。

行业轮动层面，DeepSeek对基于景气度、拥挤度、趋势的“三标尺模型”起到了一定的增强作用。DeepSeek在行业轮动策略上能够通过攻破刚性阈值陷阱、破解因子割裂来解决“三标尺模型”的局限，从结果上看，2020-2024年，DeepSeek赋能后行业轮动策略在最大回撤控制上相较等权指数优化幅度达到41%。2025年一季度，DeepSeek赋能后的轮动模型，在温和上涨的市场环境中进一步放大了赚钱效应，风险收益比同样优于行业等权策略。

AI赋能策略研究的最优路径：AI+RAG+Agent技术体系。1) 动态知识更新：RAG持续注入实时数据（如2025年行业等权指数），避免传统LLM策略的“时间衰减”问题；2) 风险控制强化：Agent通过预设规则（如最大回撤阈值）自动终止高风险操作，结合RAG的拥挤度指标实现多维风控；3) 执行效率提升：Agent自动化完成策略验证全流程，较人工操作效率大幅提升。

风险提示：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；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；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

- [01] 研究框架
- [02] 大盘择时：DeepSeek动态赋权多因子择时
- [03] 行业轮动：DeepSeek强化三标尺行业轮动
- [04] AI赋能策略研究未来路径：AI+RAG+Agent
- [05] 结论

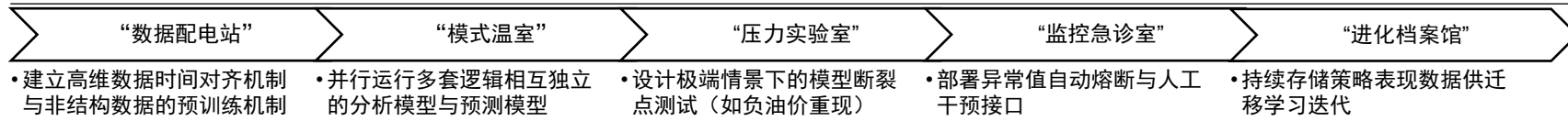
DeepSeek全面赋能策略研究

图：从宏观到微观，DeepSeek赋能投研全链路



资料来源：国信证券经济研究所整理

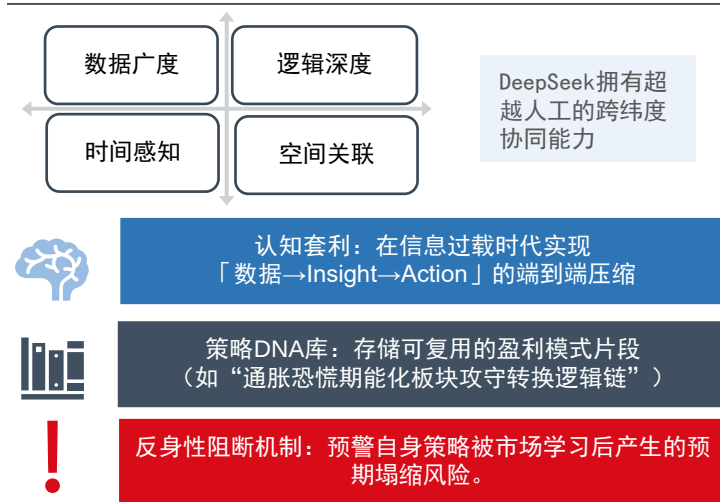
图：DeepSeek启发投研的执行闭环，从研究到策略落地的六步法



资料来源：国信证券经济研究所整理

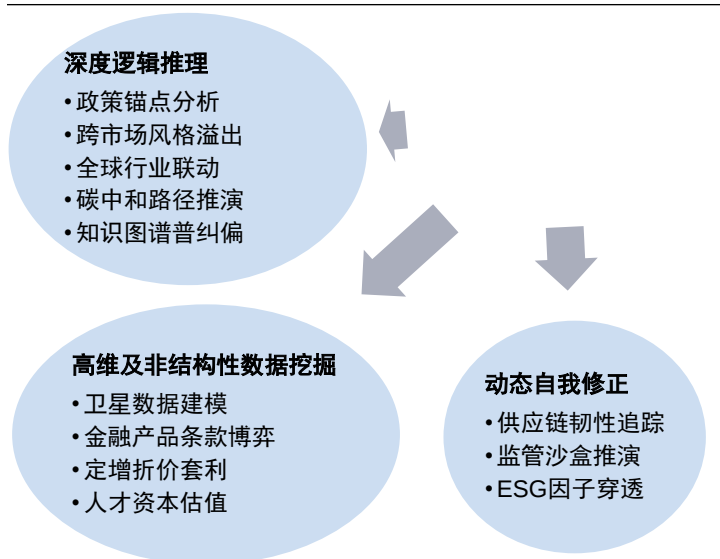
请务必阅读正文之后的免责声明及其项下所有内容

图：DeepSeek从研究工具到Alpha工厂



资料来源：国信证券经济研究所整理

图：DeepSeek重要优势体现在拓展场景中



资料来源：国信证券经济研究所整理

由“数浪”引入：大模型处理金融时序数据仍有优化空间

- 案例：要求DeepSeek根据波浪理论，对上证指数（30分钟行情）进行浪潮研判。

图：上传历史数据要求DeepSeek数浪操作截图

根据波浪理论，对文件中上证指数（30分钟行情）进行上涨浪潮和下跌浪潮的历史研判，标明每浪的时间节点

2025-02-16 16:55

ima DeepSeek R1

思考过程 (用时56秒) ^

好的，我需要根据用户提供的上证指数30分钟数据，使用波浪理论来识别上涨和下跌浪潮，并标明每个波浪的时间节点。首先，我需要温习一下艾略特波浪理论的基本概念。确认驱动浪和调整浪的结构，比如驱动浪通常分为5个子浪（1、2、3、4、5），而调整浪通常分为3个子浪（A、B、C）。同时需要注意波浪的规则，例如浪3不能是最短的驱动浪，浪4不能进入浪1的价格区间等。

接下来，我需要仔细分析用户提供的数据。数据涵盖的时间范围从2025年1月9日到2025年2月14日，每个交易日有多个时间点的记录（如10:00、10:30等）。我需要逐行查看每个时间点的开盘价、最高价、最低价、收盘价，以及成交量和成交额，识别价格的高低点和趋势变化。

首先，确定主要的驱动浪（上涨浪潮）和调整浪（下跌浪潮）。在上涨驱动浪中，寻找5个子浪的结构，每个子浪再进行细分，需要结合成交量的变化，比如在第三浪中通常伴随成交量放大。在调整浪中，寻找A、B、C三浪的结构，通常A浪下跌，B浪反弹，C浪再次下跌并可能创新低。

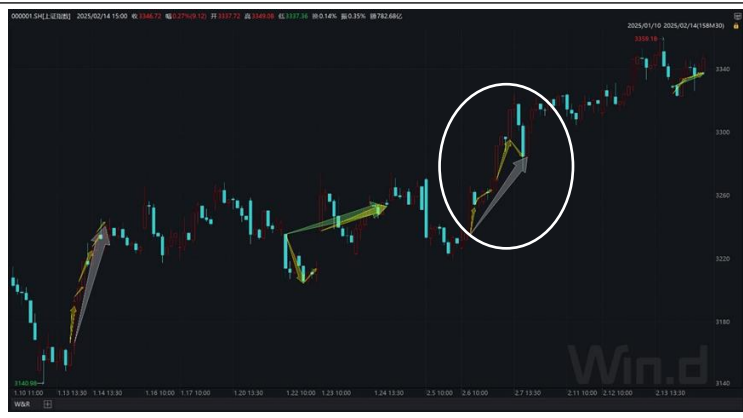
资料来源：万得，ima，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

图：根据DeepSeek的回答标记出的主浪



资料来源：万得，ima，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

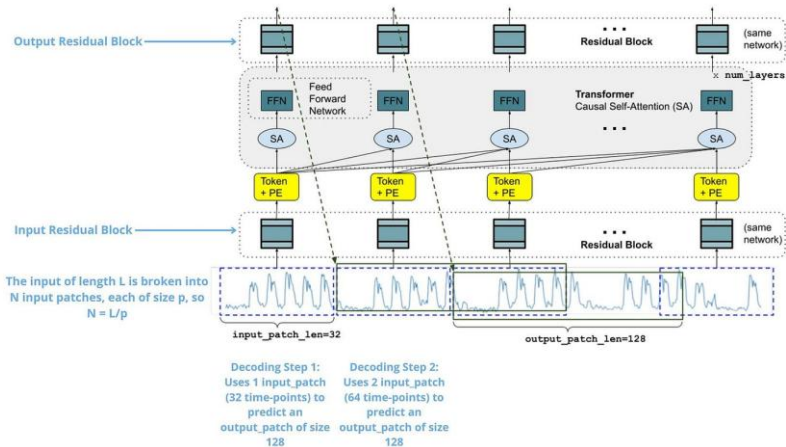
图：根据DeepSeek的回答标记出的子浪



资料来源：万得，ima，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

- 基于对当前技术架构与应用场景的分析，DeepSeek 在金融时序数据处理领域存在显著局限性。如基于波浪理论的数浪案例，DeepSeek在趋势转折点识别中存在边界条件敏感性不足的问题，尤其在处理市场周期拐点时易产生伪信号。该现象源于模型对历史数据中高频噪声与低频趋势的耦合机制解析不足，导致对价格波动区间的阈值判定存在系统性偏差。
- 从技术能力维度看，DeepSeek 的核心优势集中于非结构化文本语义解析领域，其基于Transformer的预训练架构在跨模态特征提取方面表现优异。然而在处理细粒度长周期金融时序数据时，模型对数据平稳性检验、异方差性处理等关键环节缺乏稳健性保障，易出现参数漂移和过拟合现象。
- 针对大模型赋能量化策略研究的实践路径，改进方向应聚焦于构建模块化分析框架，通过引入动态注意力机制实现特征贡献度可视化，同时建立端到端的策略逻辑验证体系。

图：谷歌推出的基于解码器架构的时间序列预测基础模型 TimesFM，旨在通过零样本学习在多种公共数据集上实现接近于监督学习模型的预测精度，其预训练模型已开源



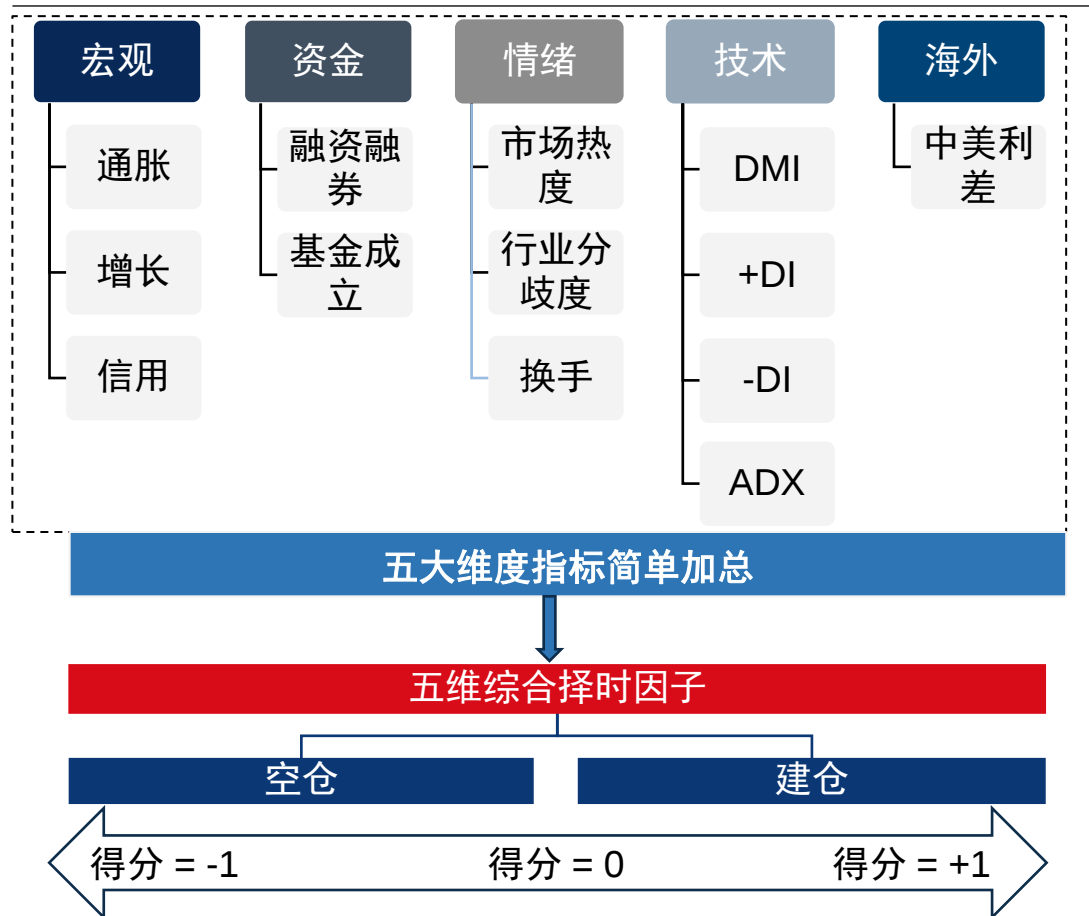
资料来源：Google Research，国信证券经济研究所整理

大盘择时： 五维择时框架下DeepSeek对因子的动态赋权



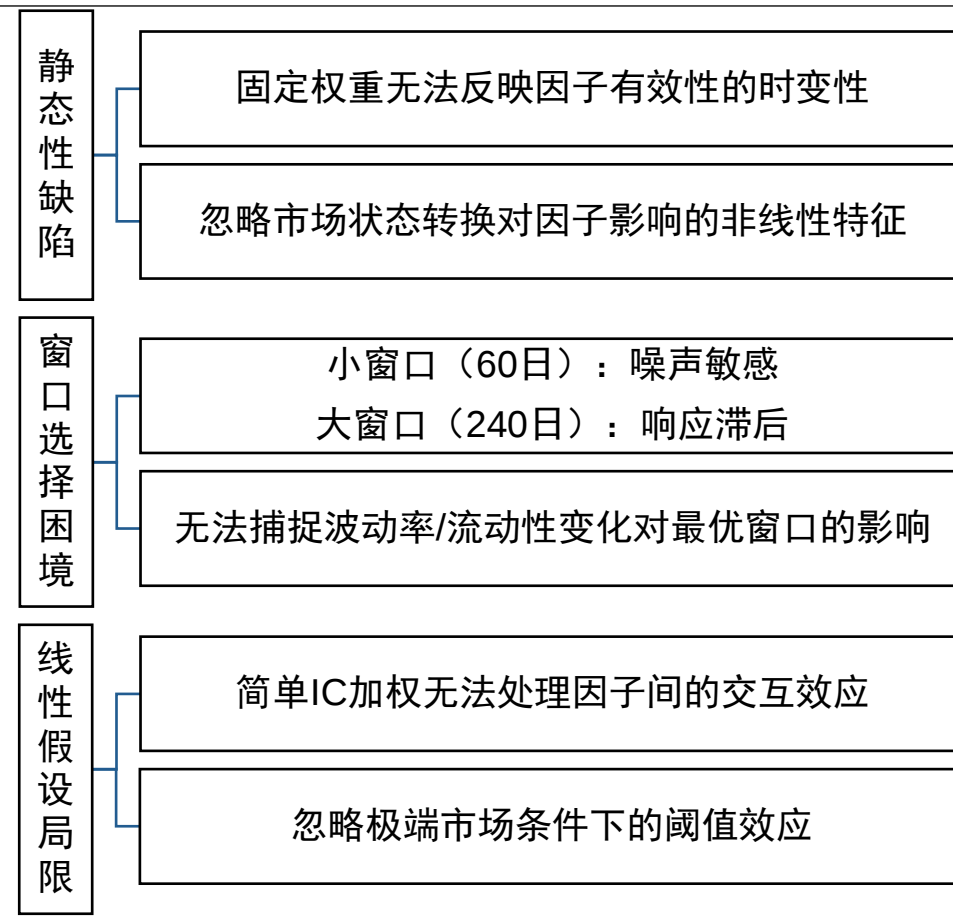
- 1) 原有的A股五维择时模型综合采用了宏观、资金、情绪、技术、海外5个维度10多个指标来对权益市场进行打分，每个指标得分处于[-1,1]之间，通过对五维因子简单加总，得出择时观点，得分在0到-1区间时，发出空仓信号，得分为正数时，发出建仓信号，以此来达到择时效果。2) 简单的因子加总方式造成静态性缺陷、窗口选择困境和线性假设局限。

图：原A股五维择时模型框架



资料来源：国信证券经济研究所整理

图：原A股五维择时模型因子简单加总的缺陷



资料来源：国信证券经济研究所整理

大盘择时： 五维择时框架下DeepSeek对因子的动态赋权

动态赋权机制：

➤ 理论依据：

因子有效性衰减函数

$$\lambda(t) = e^{-\lambda t}$$

➤ 实现方式：

通过IC衰减加权与风险预算约束

$$w_i = \frac{\text{sign}(IC_i) \cdot |IC_i|^{1.2}}{\sum |IC_i|^{1.2}} \text{ s.t. } \sum |w| = 1$$

窗口动态优化

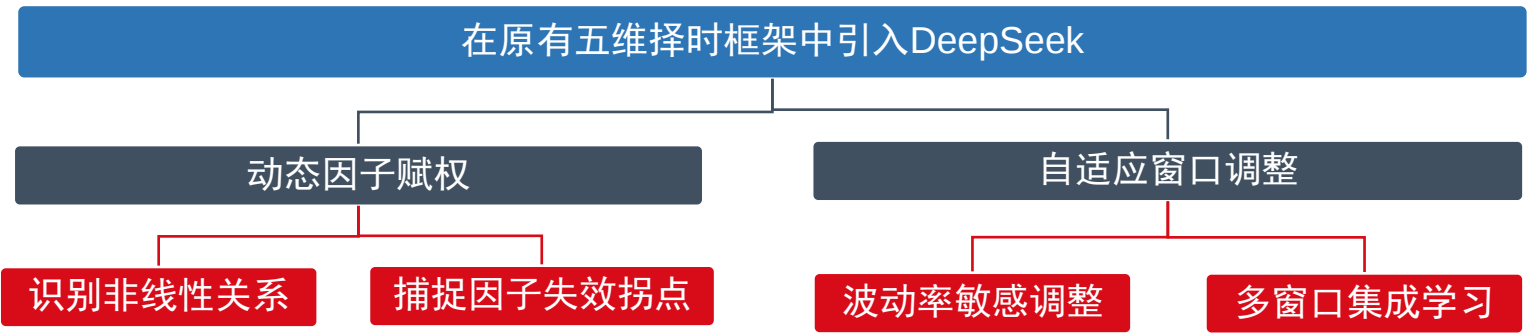
➤ 理论基础：最优窗口长度与市场有效信息半衰期正相关。

➤ 实现方式：

$$W_t = \frac{\ln(2)}{\hat{\sigma}_t}$$

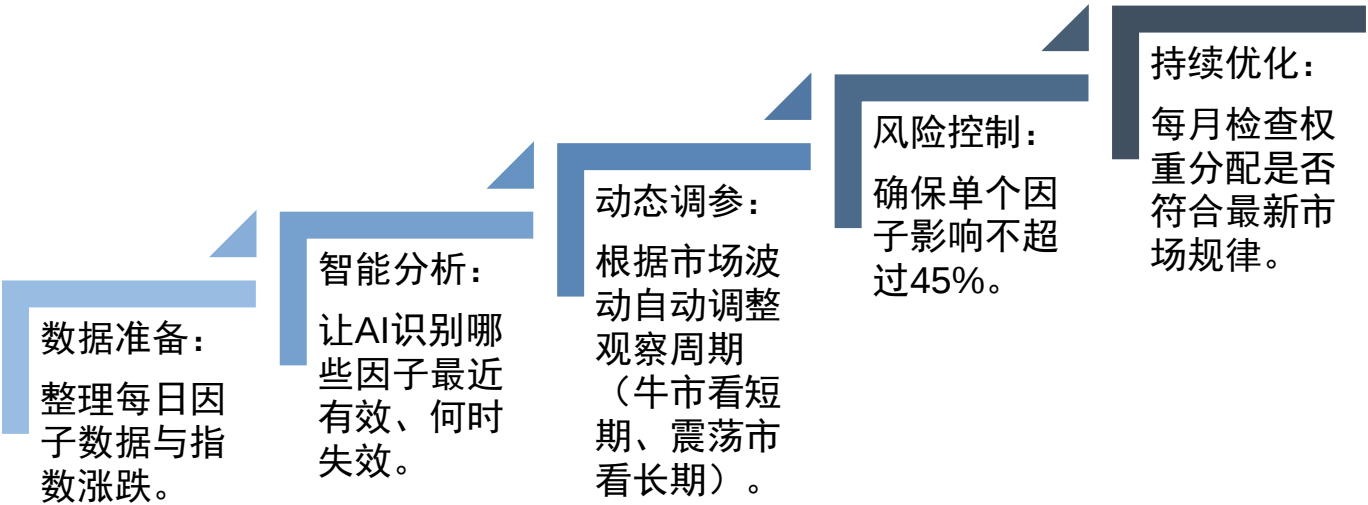
➤ 其中 $\hat{\sigma}_t$ 为波动率调整系数

图：DeepSeek解决原有五维择时框架痛点



资料来源：国信证券经济研究所整理

图：DeepSeek引入五维择时框架关键步骤

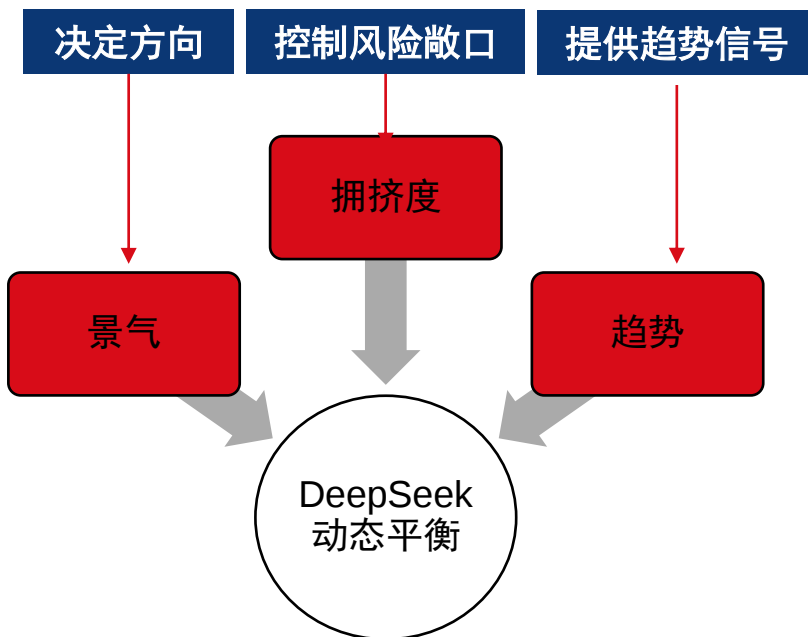


资料来源：国信证券经济研究所整理

行业轮动：DeepSeek赋能趋势+景气+拥挤度三标尺行业轮动策略

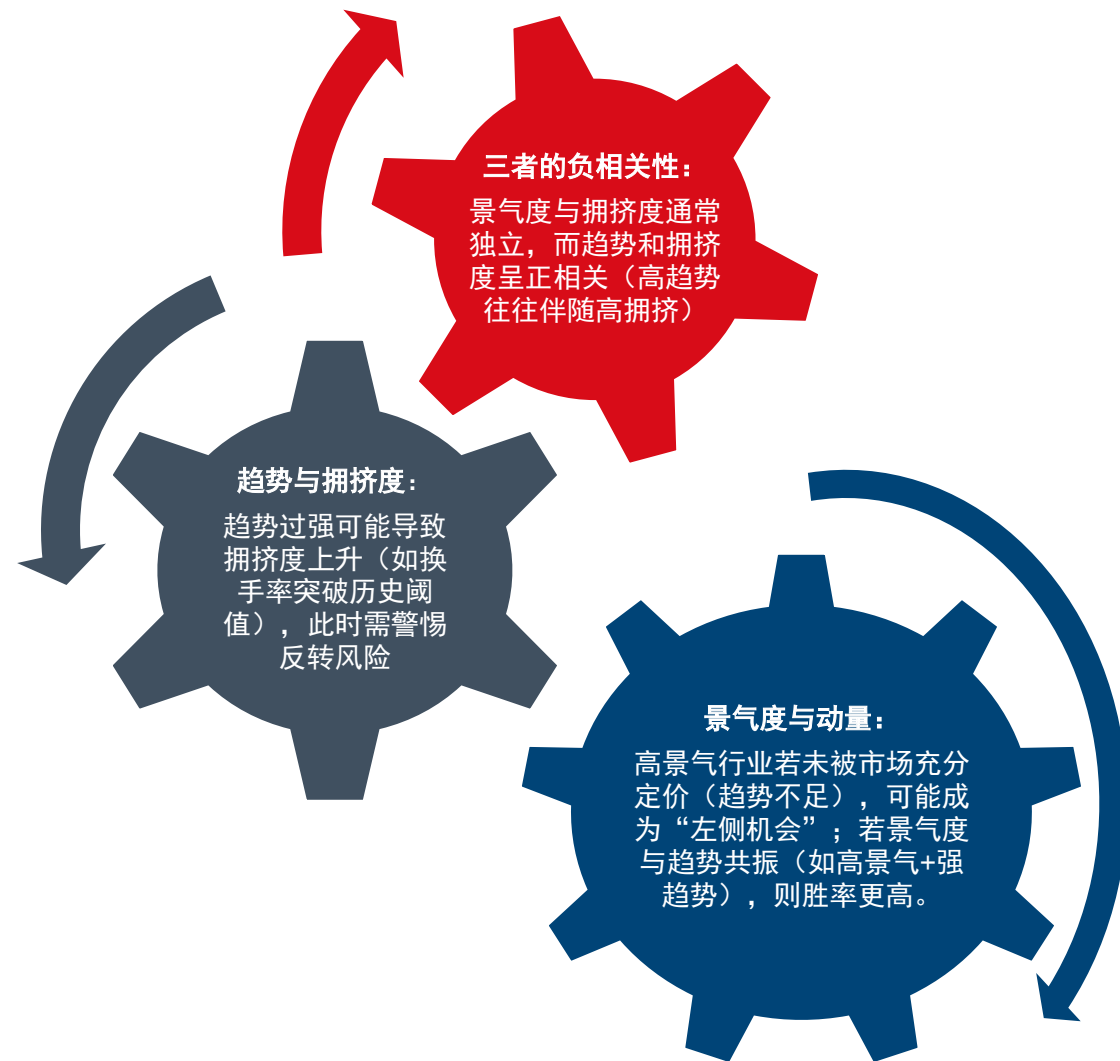
- 行业景气度、行业趋势和行业拥挤度作为衡量行业轮动的三个标尺，从不同的维度评判行业的投资价值。引入DeepSeek动态平衡三者关系，将三“标尺”有机结合，形成综合的增强策略。
- 传统的三标尺行业轮动策略基于对三标尺的筛选组合，基于相对固定的自然思维链，如：1）保守型策略（高景气+低拥挤）筛选趋势强且拥挤度低的行业（如交通运输、煤炭）；2）进取型策略（高景气+强趋势）：选择景气度与趋势双高的行业（如新能源、半导体）3）对冲型策略：多空组合：做多高景气/趋势行业，做空低景气/高拥挤行业。

图：DeepSeek动态平衡三标尺行业因子



资料来源：国信证券经济研究所整理

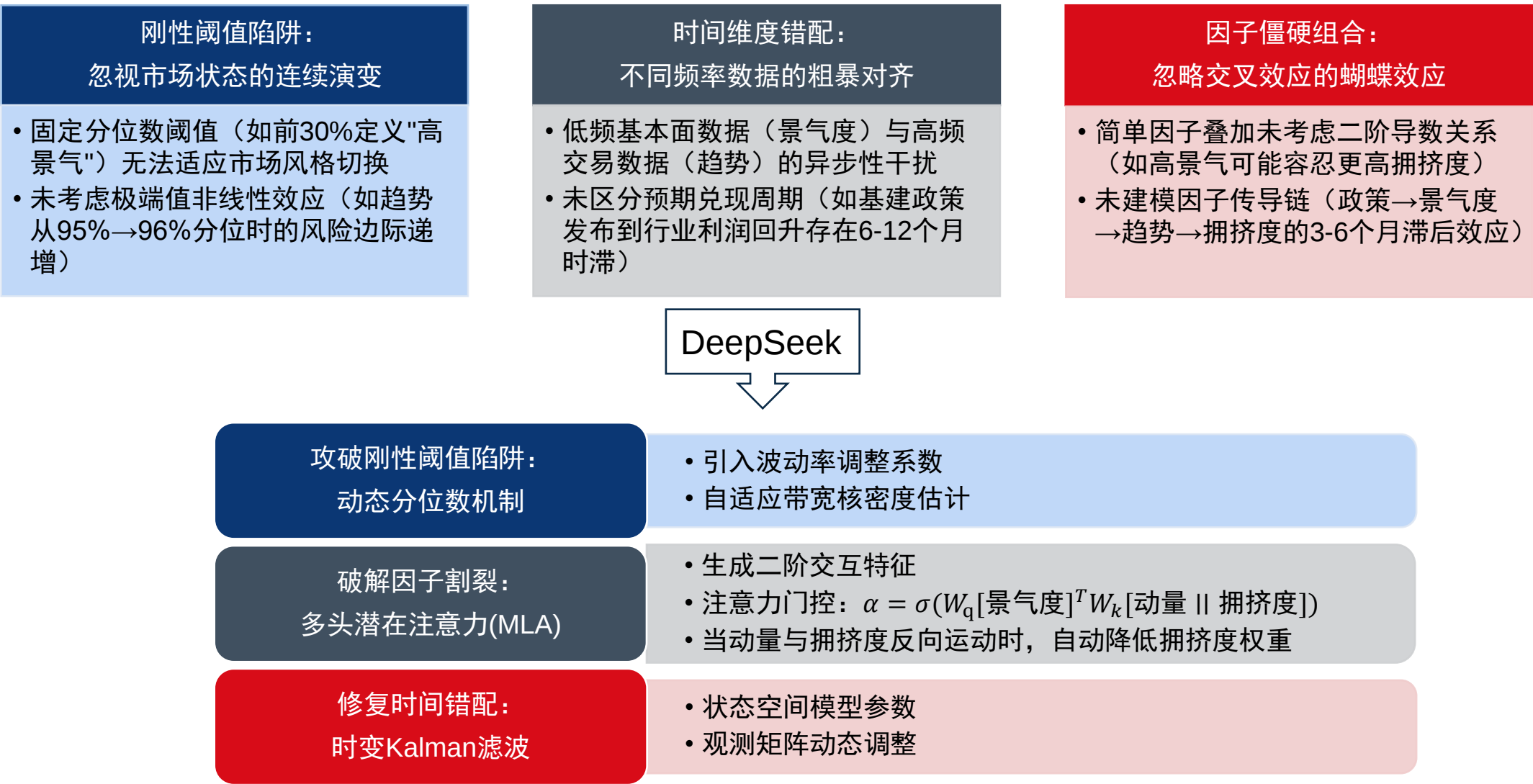
图：趋势、景气、拥挤度的动态关系



资料来源：国信证券经济研究所整理

行业轮动：DeepSeek赋能动量+景气+拥挤度三标尺行业轮动策略

图：DeepSeek突破传统的三标尺行业轮动策略的局限



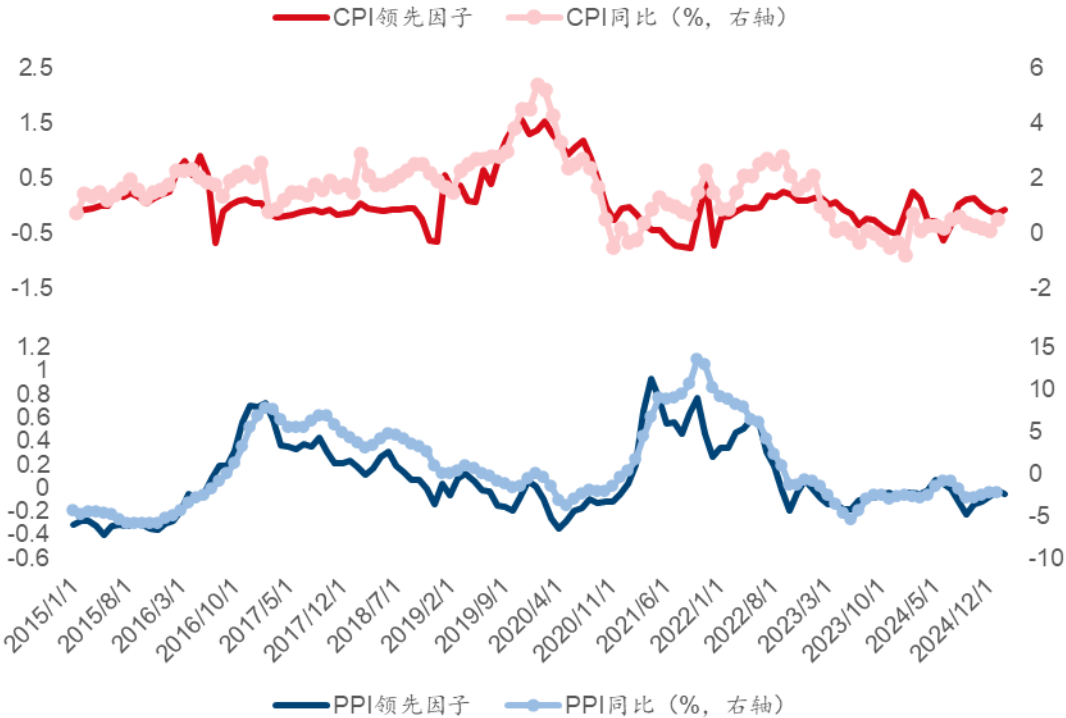
资料来源：国信证券经济研究所整理

- [01] 研究框架
- [02] 大盘择时：DeepSeek动态赋权多因子择时
- [03] 行业轮动：DeepSeek强化三标尺行业轮动
- [04] AI赋能策略研究未来路径：AI+RAG+Agent
- [05] 结论

大盘择时：引入AI构造高频宏观因子

- 通常我们采用 CPI和 PPI来分别衡量消费端和生产端的通货膨胀程度，由国家统计局每月发布， 存在一定程度的时滞，为了更及时地反应通货膨胀指标，我们利用高频价格数据构建领先通胀指数，当通胀处于上行期时，对股市整体利好，发出看多信号。
- 引入CPI和PPI的领先数据，使用DeepSeek对这些领先因子进行动态构建以合成通胀领先因子。

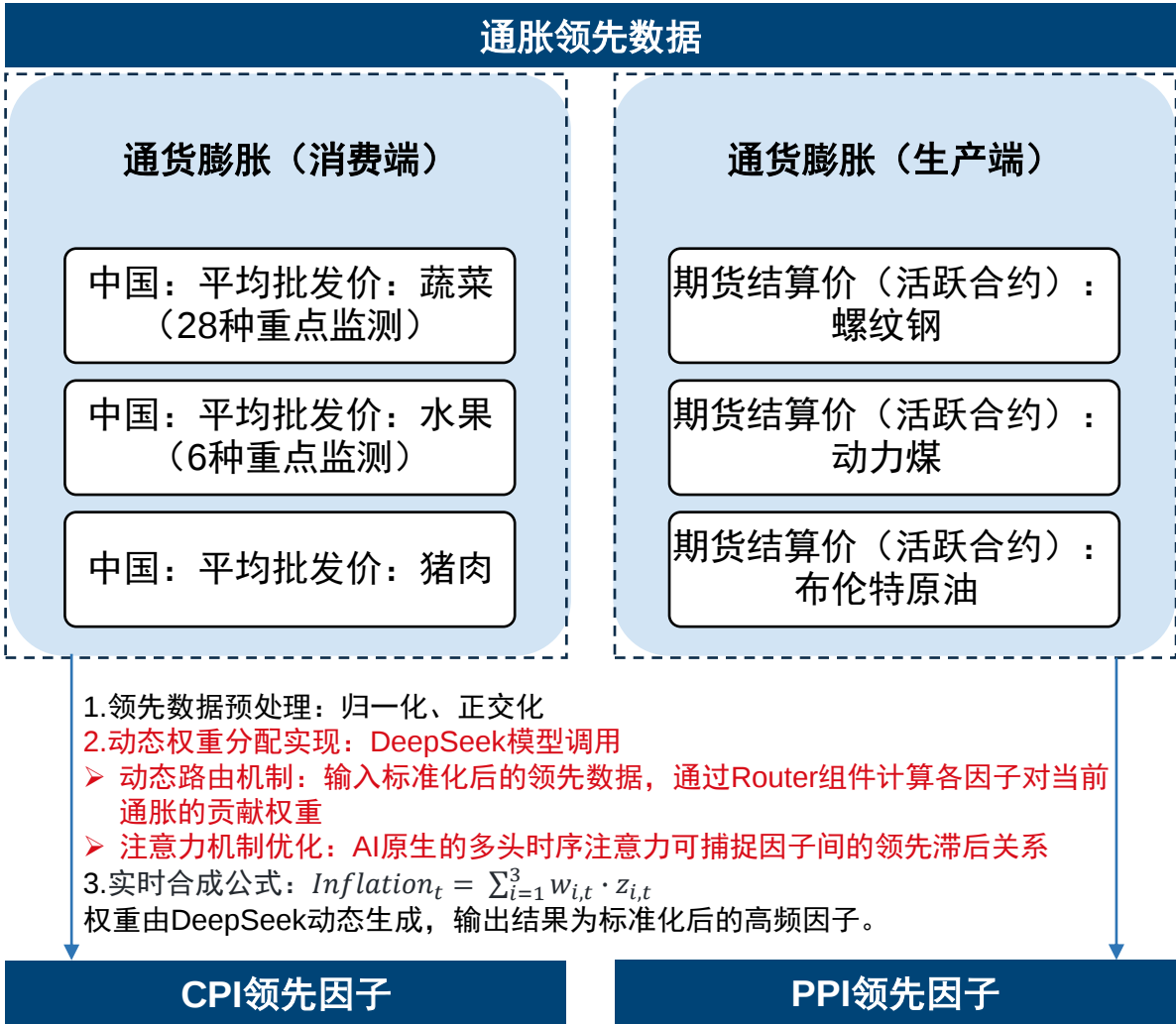
图：DeepSeek参与构建的通胀领先因子对CPI和PPI具有前瞻指导作用



资料来源：万得，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

请务必阅读正文之后的免责声明及其项下所有内容

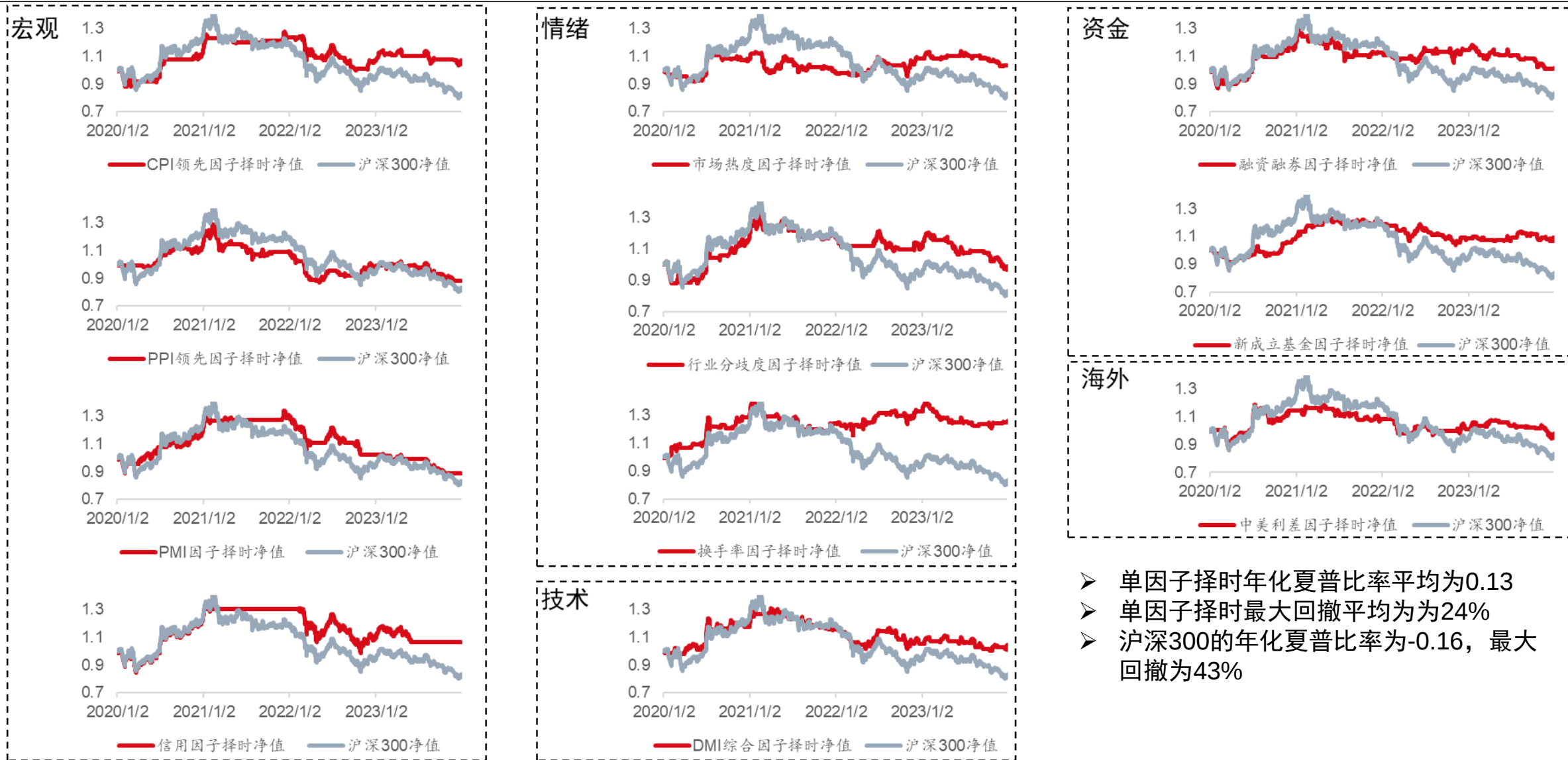
图：通胀领先数据通过DeepSeek动态生成通胀领先因子，将月频的通胀因子日频化



资料来源：国信证券经济研究所整理

大盘择时：单因子择时效果不佳

图：单因子择时净值与沪深300净值对比，单因子择时年化夏普比率平均为0.13，虽大幅超过沪深300但仍有优化空间



- 单因子择时年化夏普比率平均为0.13
- 单因子择时最大回撤平均为24%
- 沪深300的年化夏普比率为-0.16，最大回撤为43%

资料来源：万得，国信证券经济研究所整理 注：时间范围为2020年1月到2023年12月，后续将以2024年以前的数据作为AI的训练集，以2024年及以后的数据作为预测集

大盘择时：AI动态赋权后

➤ 在详细的Prompt指导下，DeepSeek思维链过程呈现：1）市场周期划分，2）因子绩效归因，3）动态权重配置，4）权重变化逻辑阐述，四个步骤依次进行。

图：DeepSeek输出动态分配权重的关键逻辑

通胀周期强化	政策传导滞后	市场结构转变	技术指标适配
在通胀减缓期提升CPI/PPI权重至15%+，通过ARCH模型检测到因子波动率下降时增加置信度	信用因子在复苏期权重提升至10%，采用HP滤波分离趋势项与周期项后确认传导有效性	结构调整期市场热度权重升至18%，基于KL散度检测到行业分布出现显著分歧	疫情期DMI权重15%，通过Bootstrap重抽样验证ADX指标在极端行情下的预测稳定性

资料来源：DeepSeek，国信证券经济研究所整理

图：本地python环境中调用DeepSeek动态分配因子权重输出截图

问题 18 输出 JUPYTER 评论 终端 调试控制台 端口

分析结果流式输出：

```markdown  
### 1. 市场周期划分（2020-2025.02）

| 周期名称  | 时间范围            | 关键节点事件    | 周期特点                                    |
|-------|-----------------|-----------|-----------------------------------------|
| 疫情冲击期 | 2020.01-2020.06 | 新冠疫情全球爆发  | 极端波动，CPI/PPI双杀，融资融券连续负向信号               |
| 政策宽松期 | 2020.07-2021.09 | 美联储无限QE启动 | 新成立基金份额月均增长40%                          |
| 通胀紧缩期 | 2021.10-2022.12 | 全球供应链危机   | CPI因子连续15个月>1.0，DMI技术指标持续负向背离           |
| 结构调整期 | 2023.01-2024.03 | 注册制全面实施   | 行业分歧度突破+1.23，换手率方差扩大300%，市场热度与基本面出现持续背离 |
| 复苏验证期 | 2024.04-2025.02 | 美联储降息周期开启 | 信用因子V型反转，融资融券因子单日波动达1.87σ               |

### 2. 因子周期特征分析

| 因子类别    | 主导周期  | 典型特征               | 市场原因        |
|---------|-------|--------------------|-------------|
| CPI/PPI | 通胀紧缩期 | 滚动IC达0.45 (p<0.01) | 能源价格冲击引发通胀  |
| PMI     | 政策宽松期 | 6个月领先性显著           | 基建投资拉动生产端   |
| 信用因子    | 复苏验证期 | 正交化后β系数提升2.3倍      | M1/M2剪刀差收窄反 |
| 市场情绪    | 结构调整期 | 新高股比例与行业分歧度负相关     | 机构调仓导致风格切换  |
| 技术指标    | 疫情冲击期 | ADX指标有效性提升40%      | 极端行情下技术面超   |

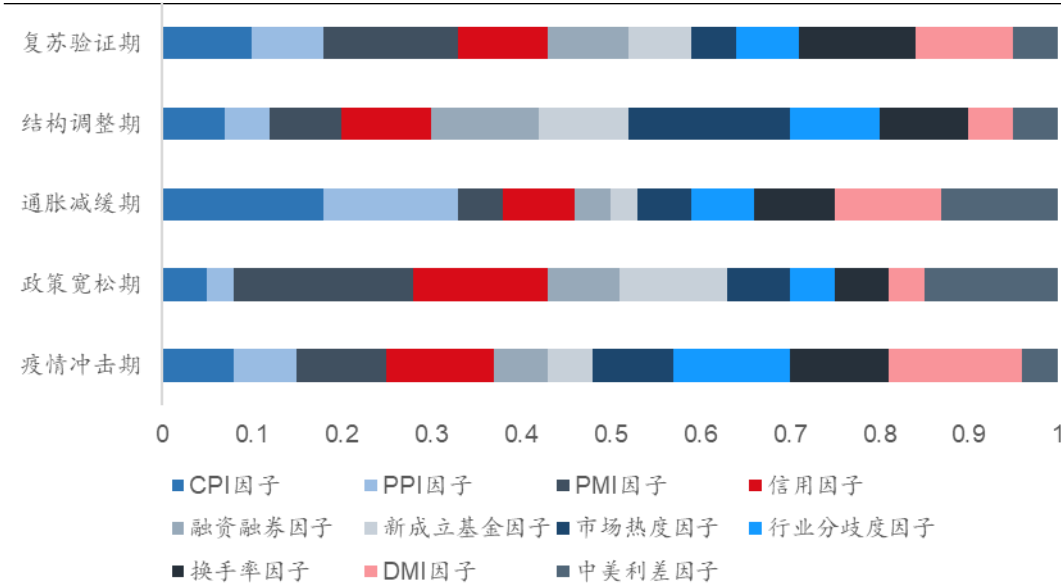
资料来源：DeepSeek，国信证券经济研究所整理

图：DeepSeek根据历史因子数据划定因子权重调整期

| 因子权重调整期 | 时间范围            | 关键节点事件    | 特点                                      |
|---------|-----------------|-----------|-----------------------------------------|
| 疫情冲击期   | 2020.01-2020.06 | 新冠疫情全球爆发  | 极端波动，CPI/PPI双杀，融资融券连续负向信号               |
| 政策宽松期   | 2020.07-2021.09 | 美联储无限QE启动 | 新成立基金份额月均增长40%                          |
| 通胀减缓期   | 2021.10-2022.12 | 全球供应链危机   | CPI因子连续15个月>1.0，DMI技术指标持续负向背离           |
| 结构调整期   | 2023.01-2024.03 | 注册制全面实施   | 行业分歧度突破+1.23，换手率方差扩大300%，市场热度与基本面出现持续背离 |
| 复苏验证期   | 2024.04-2025.02 | 美联储降息周期开启 | 信用因子V型反转，融资融券因子单日波动达1.87σ               |

资料来源：万得，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

图：DeepSeek动态分配给各因子的具体权重



资料来源：万得，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

# 大盘择时：AI动态赋权后的择时模型

- 将数据集按时间序列划分为三个阶段：预训练集（2014-2019年）、训练集（2020-2024年）和测试集（2024年及以后）。其中，预训练集与训练集均包含标准化后的多因子特征及沪深300指数日频价格数据，预训练集另包含因子构建时的中间数据，用于DeepSeek模型的参数训练。
- 测试集仅保留标准化因子特征，剔除标的指数价格信息。这种时序划分方法通过物理隔离样本区间，一定程度上规避了模型训练过程中潜在的前瞻性偏差，确保数据分布的时序完整性。

图：全样本中AI动态赋权因子择时净值、AI优选因子择时净值、沪深300净值对比



资料来源：万得，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

图：训练集及测试集中AI动态赋权因子择时净值、AI优选因子择时净值、沪深300净值对比



资料来源：万得，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

# 大盘择时：弱引导下DeepSeek的策略自建能力有待提升

- AI优选因子择时：在测试DeepSeek在高自由度下的策略构建能力时，简单要求DeepSeek根据历史数据选出所提供的因子中最优的因子以用于未来的择时模型，DeepSeek给出答案：信用因子（45%）、PMI因子（35%）、中美利差因子（20%）。
- AI优选因子择时存在过拟合风险：AI优选因子策略测试集夏普转负（-0.38），与训练集（0.21）形成显著背离，反映AI在无引导下自选因子的适应性局限。
- AI动态赋权模型显著优于基准：AI动态赋权策略在测试集实现**1.04夏普比率**，较沪深300基准（0.71）**提升46%**，**最大回撤同步压缩至12%**。
- 风险控制优势明显：所有AI策略最大回撤均低于基准（**7%-12% vs 14%**）
- 需要从以下几个方面引导DeepSeek以提高策略胜率：  
1）数据处理与特征工程：给DeepSeek投喂标准化数据降低记忆成本，给DeepSeek特征共成的案例方法约束学习方向。2）模型构建与动态调整：需告知DeepSeek因子构建方法与实际含义，以便DeepSeek理解深层逻辑，便于归因。3）实时交互与流式处理：利用DeepSeek的流式输出结合可交互窗口实现实时分析和调整。4）风险控制与过拟合预防：DeepSeek在防止数据泄露和过拟合方面的机制。

图：沪深300、单因子择时模型、AI调整后的择时模型在训练集及测试集的表现对比

|            | 训练集   |      | 测试集   |      |
|------------|-------|------|-------|------|
|            | 年化夏普  | 最大回撤 | 年化夏普  | 最大回撤 |
| 沪深300      | -0.16 | 43%  | 0.71  | 14%  |
| 单因子择时      | 0.13  | 24%  | 0.36  | 12%  |
| AI动态赋权因子择时 | 0.24  | 18%  | 1.04  | 12%  |
| AI优选因子择时   | 0.21  | 27%  | -0.38 | 7%   |

资料来源：万得，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

图：接入DeepSeek构建多因子择时策略类Agent代码框架



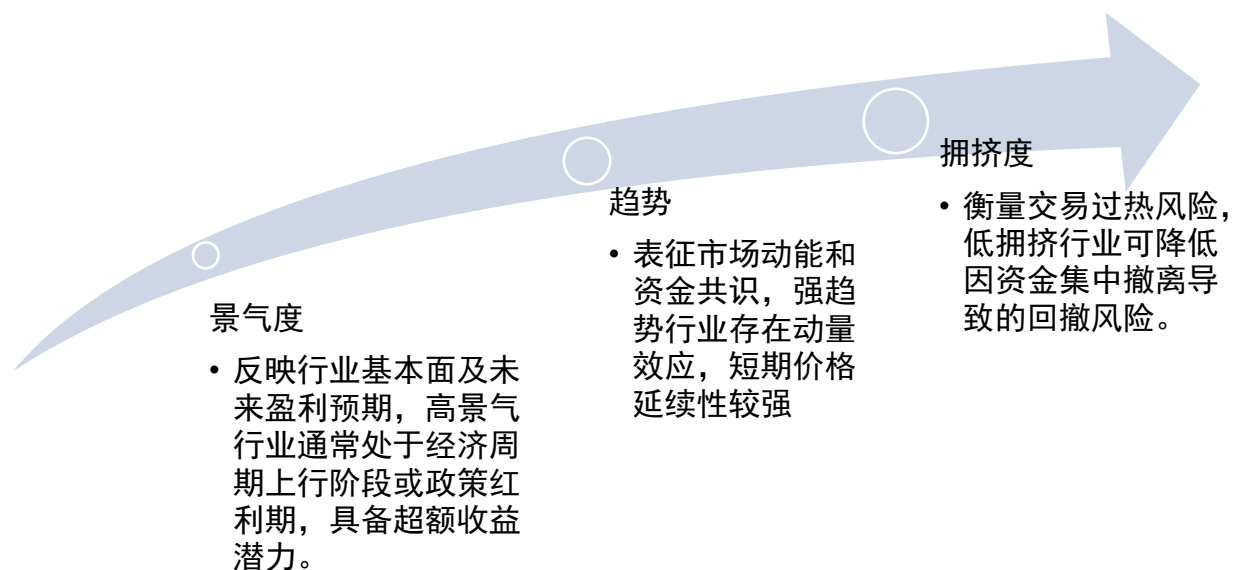
资料来源：国信证券经济研究所整理

- [ 01 ] 研究框架
- [ 02 ] 大盘择时：DeepSeek动态赋权多因子择时
- [ 03 ] 行业轮动：DeepSeek强化三标尺行业轮动
- [ 04 ] AI赋能策略研究未来路径：AI+RAG+Agent
- [ 05 ] 结论

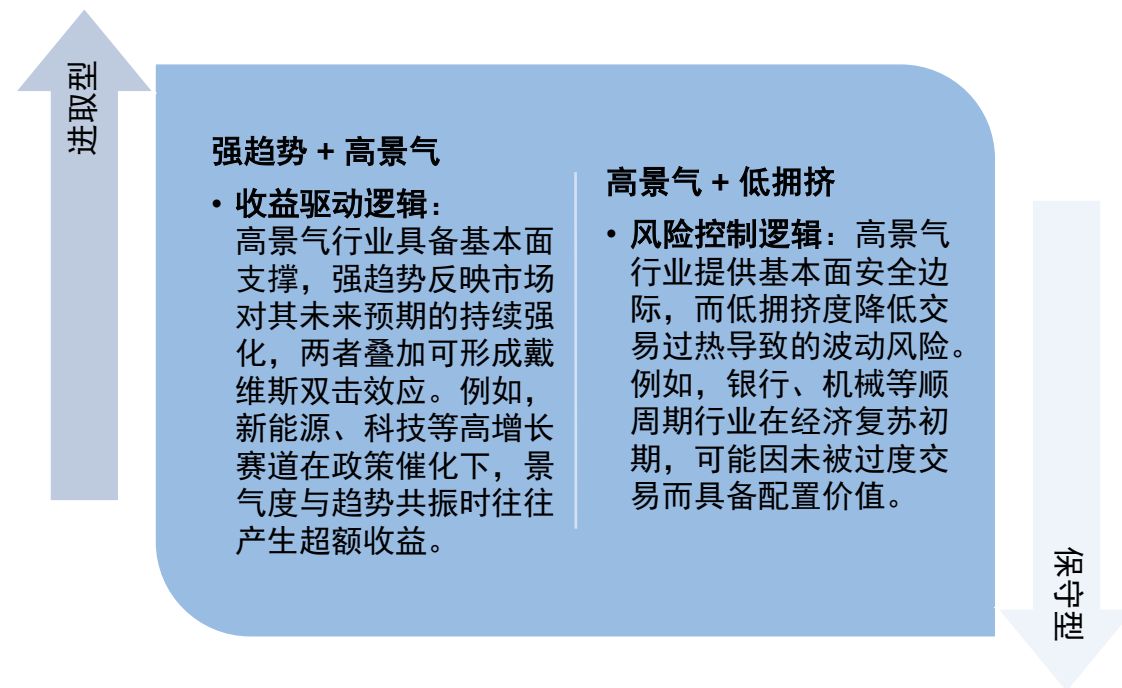
# 行业轮动：基于景气度、趋势、拥挤度的行业轮动标尺

- 因子构建：1) 景气度指标：营业收入增速（环比）、净利润增速（环比）、最新行业单季度ROE标准化后等权加和。2) 趋势指标：行业过去12个月相对于行业等权指数的信息比率标准化。3) 拥挤度指标：过去3个月换手率、过去3个月波动率、过去3个月beta标准化后等权加和。
- 标准化方法：Z-Score，滚动窗口为1年。
- 基于自然思维链的三标尺轮动存在选择困境：1) 标尺间的矛盾性：高景气行业可能伴随高拥挤度（如新能源赛道2021年），导致策略需在收益与风险间艰难取舍。2) 阈值设定的主观性：分位数阈值（如前30%）依赖历史经验，可能不适应市场结构变化。

图：行业轮动的三个标尺

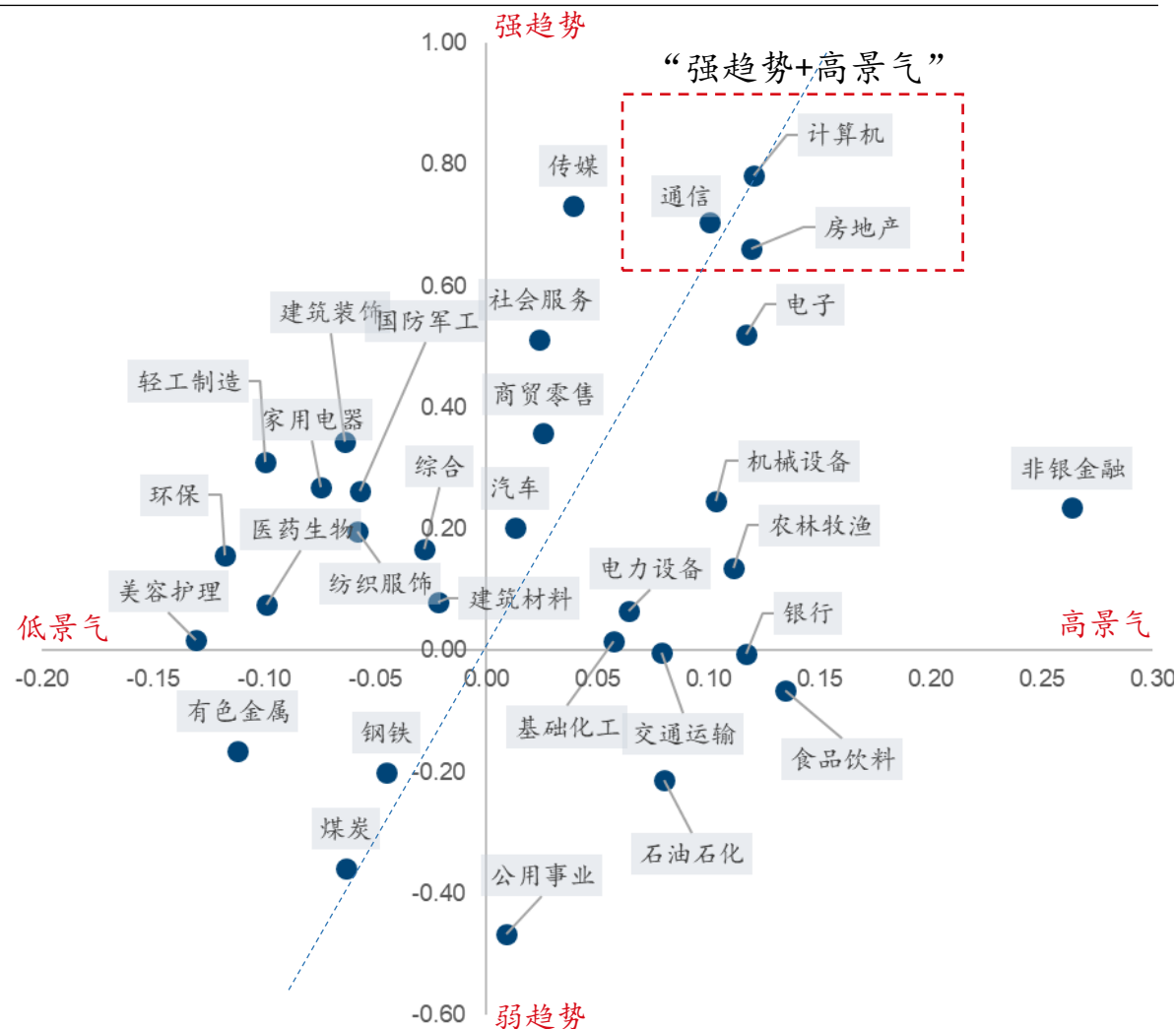


图：三标尺行业轮动的两个策略



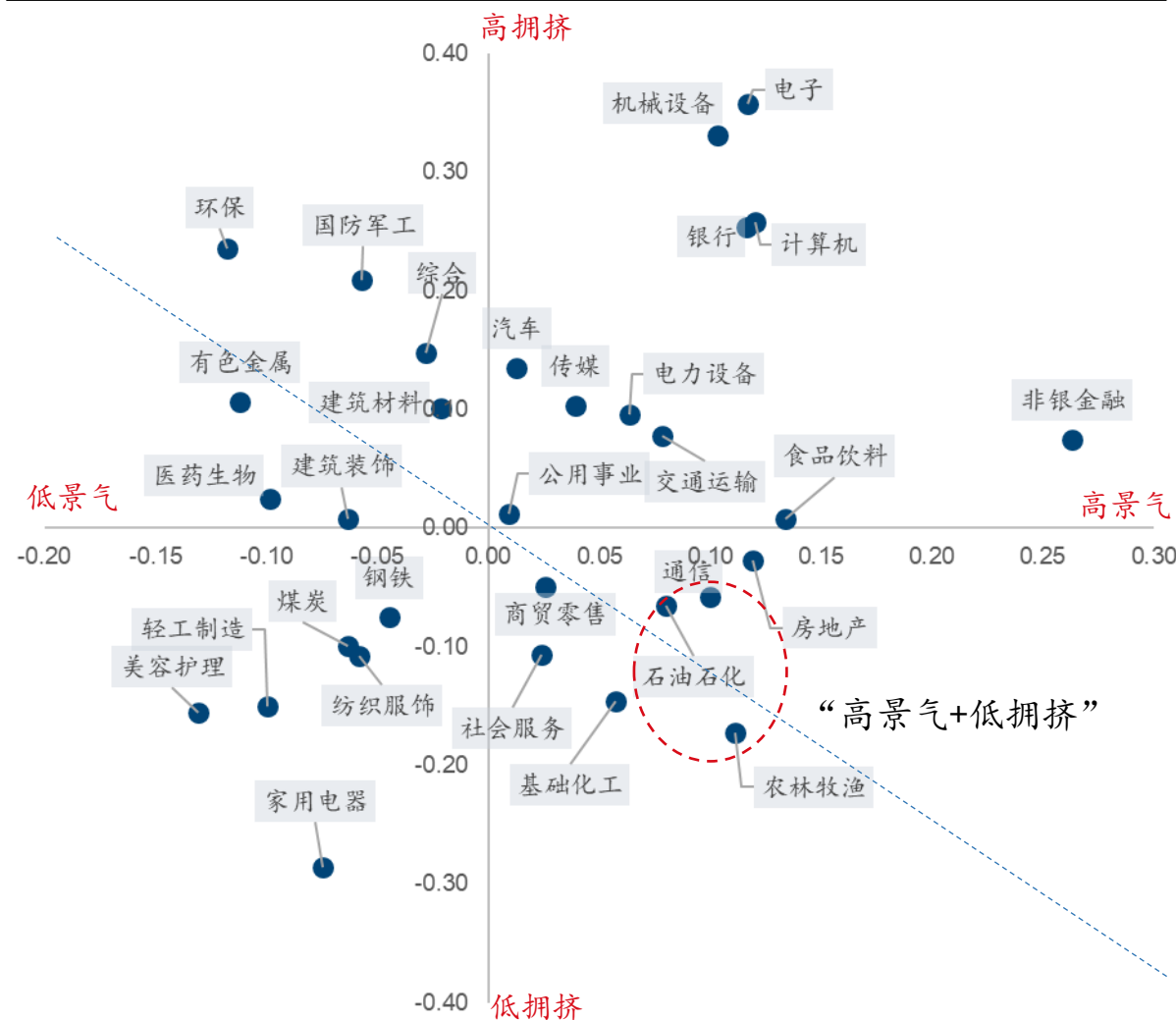
# 行业轮动：“强趋势+高景气” & “高景气+低拥挤”

图：进取型策略入选行业组合：计算机、通信、房地产



资料来源：万得，国信证券经济研究所整理

图：保守型策略入选行业：农林牧渔、石油石化、通信



资料来源：万得，国信证券经济研究所整理

# 行业轮动：基于自然思维链构建三标尺行业轮动策略

- 进取型策略：选择景气度与趋势双高的行业；近两年的景气趋势双高的行业有：计算机、通信、房地产。
- 保守型策略：筛选趋势强且拥挤度低的行业；近两年符合趋势强、拥挤度低的行业有：农林牧渔、石油石化、通信。
- 其中通信同时被选入进取型策略和保守型策略，反映了该行业再过去两年中兼具高景气、强趋势、较低拥挤的特点。
- 基于相对固定的自然思维链构建的传统三标尺行业轮动策略在过去两年均未大幅跑赢行业等权指数。

图：AI调整前的行业轮动策略与行业等权指数净值对比



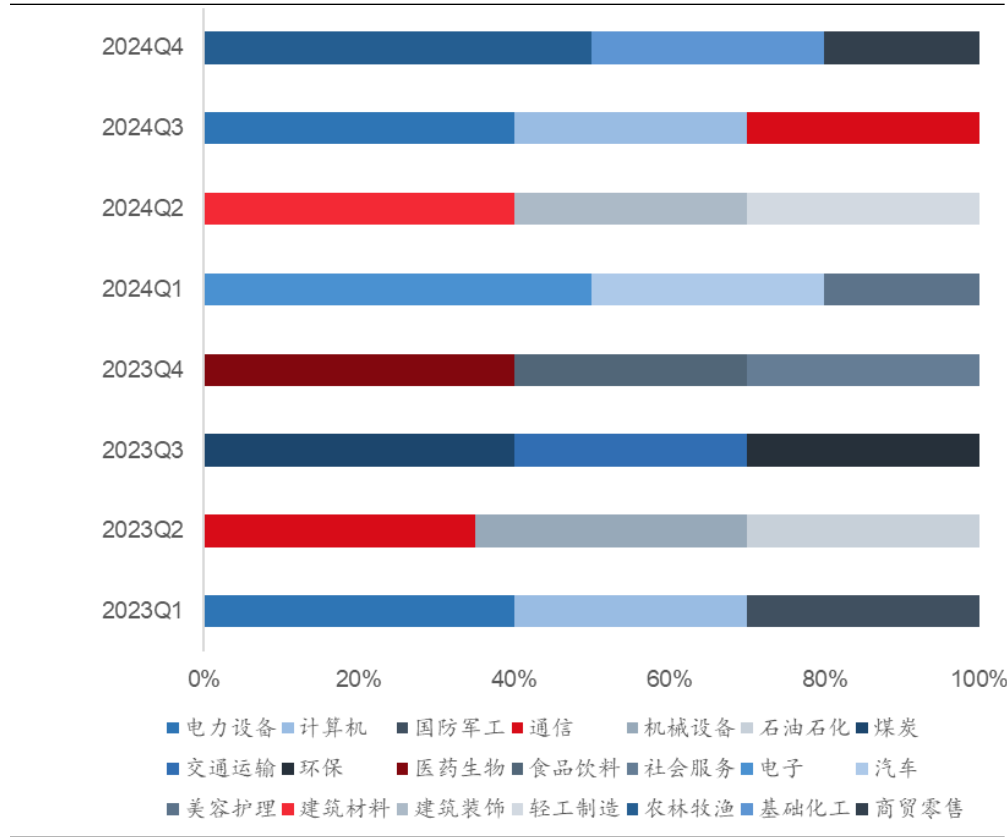
资料来源：万得，国信证券经济研究所整理

# 行业轮动：DeepSeek突破自然思维链局限

DeepSeek突破传统三标尺策略的局限：

- 攻破刚性阈值陷阱：1) 动态分位数机制：采用滚动36个月窗口计算分位数阈值，引入衰减系数 $\lambda=0.95$ 赋予近期数据更高权重；2) 自适应核密度估计：使用Epanechnikov核函数计算动态带宽，捕捉尾部非线性效应。
- 破解因子割裂：1) 多头潜在注意力：捕捉景气度→趋势→拥挤度的传导链条；2) 交互特征工程：生成三标尺相对彼此的二阶特征；3) 门控机制：当动量与拥挤度出现背离时，通过LSTM生成权重衰减项。

图：DeepSeek增强行业轮动策略各季度行业配置



资料来源：万得，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

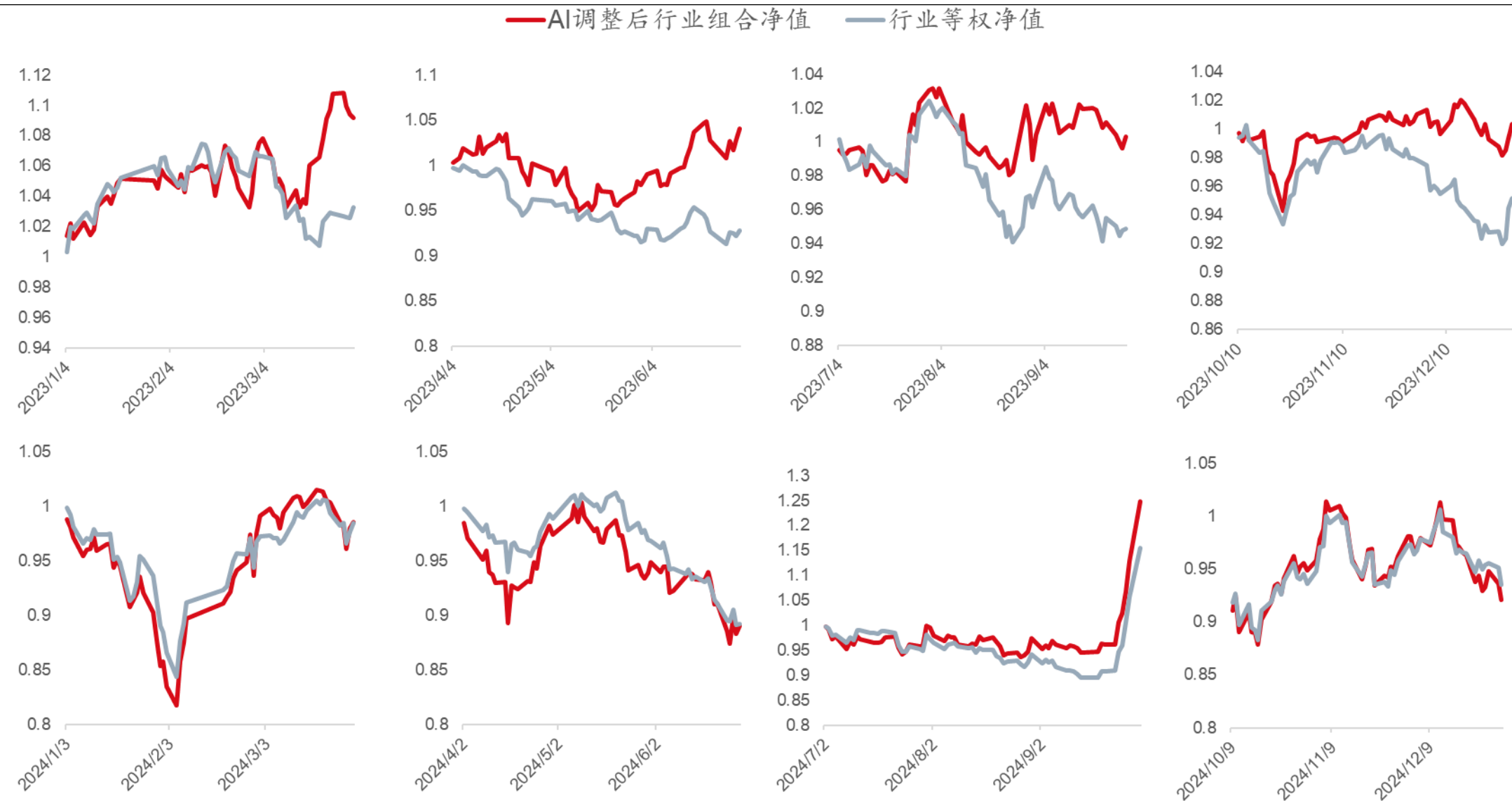
图：DeepSeek行业轮动逻辑分析输出

|        | 景气度                                 | 趋势强度                                      | 拥挤度                               |
|--------|-------------------------------------|-------------------------------------------|-----------------------------------|
| 2023Q1 | 电力设备(0.92σ)、计算机(0.85σ)处于动态分位数前10%   | 国防军工(1.05σ)呈现动量加速特征                       | 计算机行业换手率Z值-0.45, 模型通过波动率调整解除误判    |
|        | 动态阈值                                | 交互效应                                      | 风险控制                              |
| 2023Q2 | 通信行业景气度突破自适应带宽估计的95%置信区间            | 机械设备行业呈现趋势强度与拥挤度的负相关(-0.7), 触发门控机制降低拥挤度权重 | 石油石化行业核密度估计显示处于低风险区域(概率密度<0.1)    |
|        | 传导链条                                | 极端值处理                                     | 市场状态                              |
| 2023Q3 | 模型识别到煤炭行业景气度→趋势的3个月滞后效应             | 交通运输行业波动率调整后景气度从原始0.8σ提升至1.2σ             | 动态分位数阈值因市场波动率上升自动放宽3个百分点          |
|        | 非线性关系                               | 资金流向                                      | 风格切换                              |
| 2023Q4 | 医药生物行业趋势强度二阶导数转正, 触发交互特征增强          | 食品饮料行业北向资金净流入与模型预测值的残差收敛至±1σ区间            | 社会服务行业在注意力机制中捕获消费复苏信号的β系数达1.3     |
|        | 政策响应                                | 周期共振                                      | 尾部风险                              |
| 2024Q1 | 电子行业对半导体政策的响应系数全行业最高                | 汽车行业景气度、趋势强度、拥挤度的相位差收敛至π/6区间              | 容护理行业经核密度估计后的下行风险溢价补偿达3.2%        |
|        | 量价背离                                | 滞后效应                                      | 波动溢价                              |
| 2024Q2 | 建筑装饰行业换手率Z值-0.3但价格趋势Z值1.1, 触发反向增强逻辑 | 轻工制造行业景气度对地产政策的6个月滞后响应验证                  | 建筑材料行业经波动率调整后的夏普比率提升              |
|        | 动量循环                                | 风险调整                                      | 政策因子                              |
| 2024Q3 | 电力设备行业在模型中捕获到趋势与景气的共振信号             | 通信行业拥挤度分位数从82%降至68%, 触发权重再平衡机制            | 计算机行业的政务信息化政策响应系数突破动态阈值           |
|        | 均值回归                                | 传导验证                                      | 流动性                               |
| 2024Q4 | 农林牧渔行业景气度处于自适应带宽估计的5%极端低位           | 基础化工行业库存周期传导完成度持续提高                       | 商贸零售行业换手率Z值从-1.2跃升至0.3, 触发流动性增强信号 |

资料来源：万得，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

# 行业轮动：引入AI增强三标尺行业轮动策略

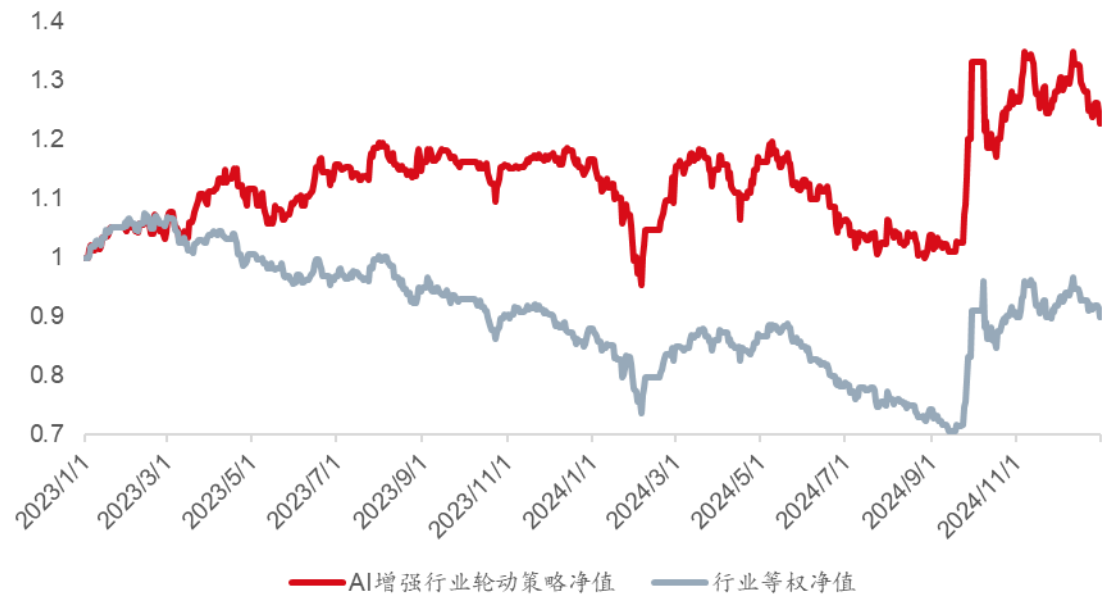
图：近8个季度的AI增强行业轮动策略，胜率63%



资料来源：万得，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

# 行业轮动：引入AI增强三标尺行业轮动策略

图：AI增强行业轮动组合净值与行业等权净值对比



资料来源：万得，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

图：AI增强行业轮动策略净值与未经AI调整的策略净值对比



资料来源：万得，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

图：AI增强的三标尺行业轮动策略大幅度跑赢行业等权、无AI调整的三标尺策略及兼具高景气、高趋势、低拥挤度的通信行业

|                    | 行业等权  | AI增强行业轮动策略 | 进取型策略净值<br>(无AI调整) | 保守型策略净值<br>(无AI调整) | 通信行业<br>(高景气、高趋势、低拥挤度) |
|--------------------|-------|------------|--------------------|--------------------|------------------------|
| 夏普比率               | -0.15 | 0.47       | 0.15               | 0.04               | 0.21                   |
| 最大回撤               | 34%   | 20%        | 33%                | 27%                | 32%                    |
| 夏普比率<br>(相较行业等权指数) | -     | 420%       | 199%               | 126%               | 242%                   |
| 最大回撤<br>(相较行业等权指数) | -     | -41%       | -5%                | -21%               | -7%                    |

资料来源：万得，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

# 行业轮动：DeepSeek配置2025年第一季度行业权重

- 2020-2024 年阶段：1) 风险收益比：AI 增强行业轮动策略显著优于其他未进行AI调整的策略，通信行业（高景气、高趋势、低拥挤度）的夏普比率为 0.21，虽优于行业等权，但仍弱于 AI 增强策略。2) 风险控制：AI 增强策略风险控制能力最优。
- 2025 年阶段（截至3月1日）：1) 风险收益比：AI 增强策略远超市行业，显示出 AI 增强的行业轮动策略对市场变化的持续适应能力。2) 风险控制：AI 增强策略较行业等权略高，但整体风险仍处于可控区间。
- AI 增强策略的稳定性与超额收益：1) 2020-2024 年，AI 策略通过全频段量价融合因子和动态行业轮动机制，实现了对市场信号的高效捕捉，**夏普比率提升幅度达 420%，最大回撤降低 41%**，显著优于传统策略。2) 2025 年数据进一步验证了 AI 模型的持续优化能力，**年化夏普比率提升至 4.28**，表明其在市场波动中仍能维持高收益风险比。
- 风险与收益的平衡：AI 增强策略在 2025 年的最大回撤略高于行业等权，但结合其显著更高的夏普比率，可认为其风险收益比仍具备优势。

图：AI增强行业轮动策略2025年第一季度配置及表现

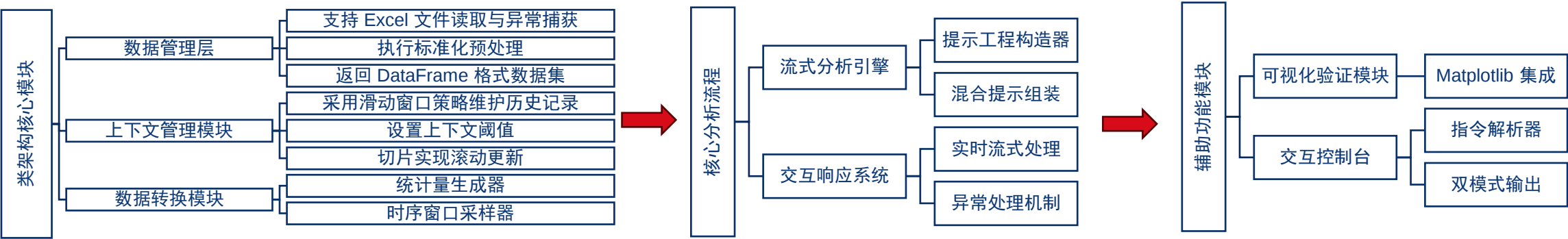


| 截至2025年3月1日 | AI增强行业轮动策略 | 行业等权  |
|-------------|------------|-------|
| 年化夏普        | 4.28       | 3.07  |
| 最大回撤        | 2.60%      | 2.10% |

| 超配行业 |      |      |
|------|------|------|
| 电力设备 | 计算机  | 国防军工 |
| 25%  | 20%  | 15%  |
| 标配行业 |      |      |
| 通信   | 机械设备 | 石油石化 |
| 10%  | 10%  | 10%  |
| 低配行业 |      |      |
| 房地产  | 商贸零售 |      |
| 5%   | 5%   |      |

资料来源：万得，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

图：接入DeepSeek构建行业轮动策略类Agent代码框架



资料来源：国信证券经济研究所整理

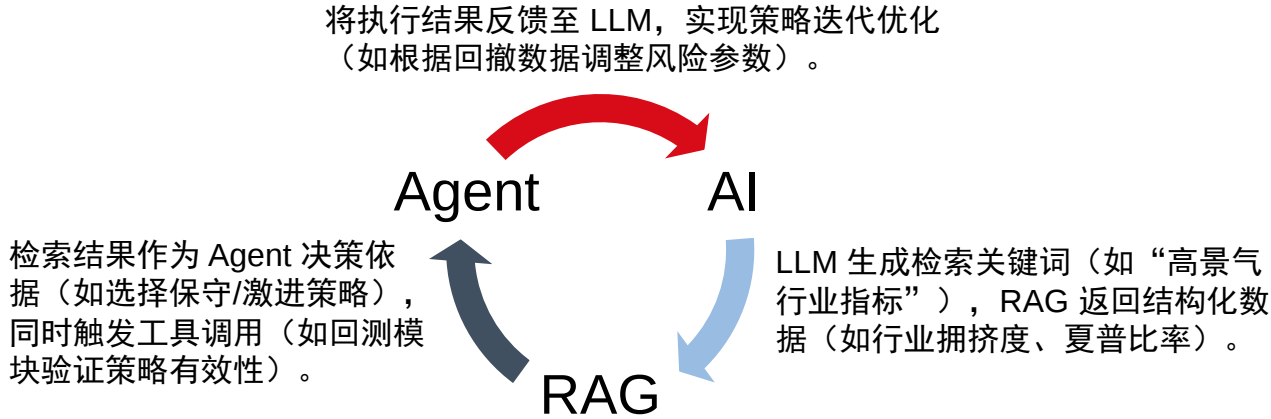
- [ 01 ] 研究框架
- [ 02 ] 大盘择时：DeepSeek动态赋权多因子择时
- [ 03 ] 行业轮动：DeepSeek强化三标尺行业轮动
- [ 04 ] AI赋能策略研究未来路径：AI+RAG+Agent
- [ 05 ] 结论

# AI赋能策略研究的最优路径：AI+RAG+Agent技术体系解析

## AI+RAG+Agent技术体系优势：

- 动态知识更新：RAG 持续注入实时数据（如 2025 年行业等权指数），避免传统 LLM 策略的“时间衰减”问题。
- 风险控制强化：Agent 通过预设规则（如最大回撤阈值）自动终止高风险操作，结合 RAG 的拥挤度指标实现多维风控。
- 执行效率提升：Agent 自动化完成策略验证全流程，较人工操作效率大幅提升。

图：AI+RAG+Agent技术协同逻辑



资料来源：国信证券经济研究所整理

图：AI+RAG+Agent技术定义与功能

## 核心技术定义与功能

### AI（大语言模型，LLM）

**核心功能：**作为基础智能引擎，提供语言理解、逻辑推理及内容生成能力。例如，分析市场数据、生成策略报告。

**技术定位：**底层能力支撑，解决“知识泛化”问题，但存在时效性不足与“幻觉”风险。

### RAG（检索增强生成）

**核心功能：**通过动态检索外部知识库（如行业数据库、实时市场数据），为LLM提供精准的上下文信息，提升输出准确性。

**技术定位：**信息补强层，解决LLM的静态知识局限与数据可信度问题。例如，在策略研究中整合最新政策或财报数据。

### Agent（智能体）

**核心功能：**基于LLM的决策引擎，自主分解复杂任务（如行业轮动分析）、调用工具（如RAG检索、回测系统），并执行全流程操作。

**技术定位：**任务调度与执行层，实现从“被动问答”到主动闭环决策的跃迁。如自动完成“数据采集→因子计算→策略优化→风险预警”全链路。

资料来源：国信证券经济研究所整理

- [ 01 ] 研究框架
- [ 02 ] 大盘择时：DeepSeek动态赋权多因子择时
- [ 03 ] 行业轮动：DeepSeek强化三标尺行业轮动
- [ 04 ] AI赋能策略研究未来路径：AI+RAG+Agent
- [ 05 ] 结论

## ➤ 大盘择时模型优化显著：

- 引入DeepSeek动态赋权后，多维择时策略在测试集（2024年及以后）**夏普比率达1.04**，较沪深300基准（0.71）**提升46%**，**最大回撤压缩至12%**；
- 对比单因子择时（年化夏普0.13，最大回撤24%）及AI自选因子策略（测试集夏普-0.38），AI动态赋权模型展现出更强的适应性与抗过拟合能力。

## ➤ 行业轮动策略增强效果：

- AI增强三标尺策略**近8个季度胜率达63%**，2020-2024年**夏普比率较传统策略提升420%**，**最大回撤降低41%**；
- 2025年一季度配置中，AI策略年化**夏普比率进一步升至4.28**，持续跑赢行业等权基准（夏普0.71）及未调整策略。

## ➤ AI技术突破传统模型局限：

- 动态分位数机制与自适应核密度估计破解了传统阈值设定主观性问题；
- 通过多头潜在注意力机制与交互特征工程，解决因子割裂问题。

## ➤ 风险与改进方向：

- 弱引导下AI自建策略存在过拟合风险（如优选因子策略测试集夏普转负）；需强化模型对金融时序数据平稳性检验与异方差性处理能力，以降低周期拐点误判率

## ➤ AI+RAG+Agent技术体系赋能未来策略研究路径：

- RAG实现动态知识更新避免策略“时间衰减”；
- Agent自动化执行策略验证，结合AI动态分析回撤阈值实现多维风控。

- (1) 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；
- (2) 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；
- (3) 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

## 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±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 | 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  |

## 分析师承诺

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。

## 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  
GUOSEN SECURITIES

## 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楼

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