



金融工程 2025 年度策略

金融工程年度报告
 证券研究报告

金融工程组

分析师：高智威（执业 S1130522110003） gaozhiw@gjzq.com.cn
 分析师：赵妍（执业 S1130523060001） zhao_yan@gjzq.com.cn
 分析师：许坤圣（执业 S1130524110001） xukunsheng@gjzq.com.cn

分析师：王小康（执业 S1130523110004） wangxiaokang@gjzq.com.cn
 联系人：胡正阳 huzhengyang1@gjzq.com.cn
 联系人：聂博洋 nieboyang@gjzq.com.cn

LLM 破局 Alpha 困境，拥抱 Beta 大时代

大模型加速迭代，开启智能投研新纪元

展望 2025 年，我们认为交互式多模态大语言模型将会成为主流，满足更多样的使用需求，开拓更为丰富的应用场景。未来强化学习和“思维链”技术的运用将会是智能提升的主要方法，会显著提升模型在长线程思维问题的表现。在训练数据方面，虽目前还没触及理论上限，但在不久的将来，数据量的不足可能会成为大模型发展的主要限制。此外，我们预测端侧小模型将会有更广泛的应用场景，伴随大模型响应速度的提升、交互能力的增强，我们判断未来将有大量相关应用快速落地。大模型可以为主动投研赋能，提升工作效率，还可以生成投资决策，协助搭建投资策略。

2025 年权益基金投资展望：拥抱 Beta 的时代来临

近年来，FOF 基金经理对基金优选的重视程度有所下降，ETF 在 FOF 投资组合中的占比逐步提高。在主动管理产品 Alpha 趋弱的大背景下，ETF 凭借显著的费率优势，展现出更高的投资价值。基于对结构性行情及风格切换可能性的预期，建议采用核心+卫星的投资组合策略：核心仓位可选择更均衡的中证 A500ETF 及具备风格轮动能力的主动权益基金作为底层配置；卫星仓位则建议使用交易成本低、灵活性高且满仓的 ETF，以捕捉行业和风格的投资机会。大模型也能从定性和定量两个角度，有效识别风格轮动型基金，为投资决策提供支持。

2025 年资产配置年度策略展望：宏观择时、风格配置与行业配置

从经济增长和通胀水平来看，目前市场仍然处于弱复苏的阶段，内需增速整体偏缓，美国的补库行为推动了出口的超预期强劲，明年外需增速或将降低。在择时方面，宏观择时策略建议切换至全仓进出模式，提升仓位比例，并且建议择时模块当中增加市场情绪指标提升信息维度；在风格方面，随着市场预期回暖，未来一年市场风格预期往高弹性的小盘及成长风格进行切换，但如出现不及预期情况，推荐短期切换回红利及微盘板块进行防御性配置。在行业方面，随着市场预期回暖，未来一年推荐关注分析师预期以及超预期因子。

2025 年因子选股展望：AI 选股模型收益会持续吗？

在选股方面，我们认为中小盘宽基指数增强产品仍具备一定 Alpha 空间。AI 模型的归因分析表明，这类产品更多暴露在低波动性和非流动性因子上，在剥离了 Barra 风格后，大盘股票池近年来已难以获取超额收益。因此，建议明年适度向成长风格倾斜。未来量化选股产品主要突破方向在于：更严格的风格控制或结合市场环境的风格主动暴露、更精细化的训练方式、更深层次的特征挖掘、和将强化学习等方式应用到组合优化上。此外，相较于传统的 NLP 模型，LLM 拥有更强的信息提取能力和逻辑判断能力，在情感分析之外提供更深层次的判断，有助于构建更优异的另类舆情因子。

风险提示

- 1、以上结果通过历史数据统计、建模和测算完成，在政策、市场环境发生变化时存在失效的风险。
- 2、市场环境发生变化，国际政治摩擦升级等带来各大类资产同向大幅波动风险。
- 3、政策环境发生变化，资产与相关风险因子失去稳定关系的模型风险。
- 4、大语言模型具有一定的随机性，在部分情况下可能回答错误，不符合用户需求与认知，并影响到用户判断。



内容目录

一、大模型加速迭代，开启智能投研新纪元.....	5
1.1 交互型多模态大模型将成为主流.....	5
1.2 强化学习是模型智能提升的主要方法.....	6
1.3 训练数据是模型长期发展的关键.....	7
1.4 端侧小模型发展加速.....	7
1.5 模型应用展望.....	8
1.6 主动投研赋能.....	9
1.7 投资决策生成.....	10
二、2025 年权益基金投资展望：拥抱 Beta 的时代来临.....	12
2.1 FOF 基金经理关注点变化：对基金优选关注度减弱.....	12
2.2 结构性行情下的核心+卫星策略——主动基金+ETF.....	13
2.3 核心底仓配置思路：均衡风格 ETF+风格轮动型主动基金.....	13
2.4 卫星仓位配置：高度灵活的 ETF.....	16
三、2025 年资产配置年度策略展望：宏观择时、风格配置与行业配置.....	18
3.1 目前宏观状态及宏观一致预期.....	18
3.2 宏观择时策略展望.....	21
3.3 风格配置.....	22
3.4 行业配置.....	24
四、2025 年因子选股展望：AI 选股模型收益会持续吗？.....	25
4.1 中小盘宽基指增仍有 Alpha 空间.....	25
4.2 关注 A500 指数中沪深 300 以外成分股的 Alpha.....	29
4.3 AI 模型的失效与应对.....	30
五、总结.....	33
六、风险提示.....	33

图表目录

图表 1：多模态信息源与模态分类.....	5
图表 2：Gemini 1.0 模型架构概览.....	6
图表 3：o1 模型在解决长程思维问题方面能力突出.....	6
图表 4：人类生成数据集将在模型训练中耗尽.....	7
图表 5：Gemini 系列模型表现对比.....	8
图表 6：Figure AI 人形机器人运行逻辑.....	9



图表 7: 大模型在金融投资领域的应用预判.....	9
图表 8: 大模型汇总卖方策略团队观点流程图.....	10
图表 9: 投资概念上下游图谱示例.....	11
图表 10: 投资概念相关标的的结果示例.....	11
图表 11: 基于 ChatGPT 的研究框架体系.....	12
图表 12: 近年 FOF 基金经理对基金优选关注度持续下降.....	13
图表 13: ETF 在 FOF 投资组合中占比变化.....	13
图表 14: 结构性行情下 FOF 权益资产推荐配置框架.....	13
图表 15: 全市场均衡配置基金 Alpha 中位数变化.....	14
图表 16: 全市场均衡配置基金主动轮动程度及轮动收益.....	15
图表 17: 主动轮动型基金优选组合与 Alpha 选基策略超额净值.....	15
图表 18: 定性+定量的风格轮动型基金识别.....	15
图表 19: 宽基指数成分股市值分布.....	16
图表 20: 中证 A500 相对沪深 300 超配、低配 Top5 行业.....	16
图表 21: 非货币 ETF 总规模和数量显著增加.....	16
图表 22: ETF 市值占开放式基金市值比持续提高.....	16
图表 23: 非货币 ETF 交易活跃度持续提升 (亿元).....	17
图表 24: ETF 种类丰富, 满足配置需求.....	17
图表 25: 基金具有费率优势.....	17
图表 26: 自上而下的人工智能 ETF 轮动策略构建框架.....	17
图表 27: 人工智能 ETF 轮动策略长期跑赢沪深 300 指数.....	18
图表 28: 2024 年处于经济增长期(%).....	19
图表 29: 上下游通胀处于触底回升阶段(%).....	19
图表 30: 今年出口强劲(%).....	19
图表 31: 美国补库乏力(%).....	19
图表 32: 边际增长内需偏弱(M1)(%).....	20
图表 33: 社零回暖(%).....	20
图表 34: 2025 年市场宏观一致预期.....	20
图表 35: 宏观权益择时策略净值走势.....	21
图表 36: 宏观权益择时策略逐年表现.....	21
图表 37: 2018-2020 年宏观权益择时策略仓位以及超额净值走势.....	21
图表 38: 重构后股票择时策略净值走势.....	22
图表 39: 重构后股票择时策略仓位.....	22
图表 40: 大小盘差额净值与地产开发投资完成额累计同比(%).....	22
图表 41: 大小盘差额净值与 M1 同比(%).....	22



图表 42:	国证成长价值差额净值与 M1M2 剪刀差走势(%)	23
图表 43:	国证成长价值差额净值与美债利率走势(%)	23
图表 44:	茅指数与微盘股和红利指数差额净值以及中采制造业 PMI 走势(%)	23
图表 45:	茅指数与微盘股和红利指数差额净值以及微盘股与红利指数差额净值走势	23
图表 46:	弱势市场建议混合持仓红利和微盘板块降低波动	24
图表 47:	行业轮动大类因子多空收益表现	24
图表 48:	行业轮动大类因子今年以来表现	24
图表 49:	盈利因子多空净值同比与大小盘差额净值走势	25
图表 50:	估值动量多空净值与中证红利超额净值走势	25
图表 51:	分析师预期、超预期因子多空净值与 Wind 全 A 净值走势	25
图表 52:	沪深 300 公募指增超额统计 (2024 年截至 11 月 7 日)	26
图表 53:	中证 500 公募指增超额统计 (2024 年截至 11 月 7 日)	26
图表 54:	中证 1000 公募指增超额统计 (2024 年截至 11 月 7 日)	26
图表 55:	各主流宽基指数公募指增超额收益率中位数统计	26
图表 56:	今年以来沪深 300 指增 Barra 因子暴露分布	27
图表 57:	今年以来中证 500 指增 Barra 因子暴露分布	27
图表 58:	今年以来中证 1000 指增 Barra 因子暴露分布	27
图表 59:	沪深 300 公募指增 Barra 因子暴露平均水平变化	28
图表 60:	中证 500 公募指增 Barra 因子暴露平均水平变化	28
图表 61:	中证 1000 公募指增 Barra 因子暴露平均水平变化	28
图表 62:	各宽基指数成分股分析师覆盖程度	29
图表 63:	各宽基指数多空收益“理论极限”	29
图表 64:	各传统宽基指数在中证 A500 成分股的分布情况	29
图表 65:	A500 中沪深 300 外成分股等权组合净值	30
图表 66:	2023 年以来沪深 300、中证 500、中证 1000 的 GBDT+NN 指增因子多空收益净值	30
图表 67:	2023 年以来残差波动率、非流动性、20 日换手率因子多空收益净值	30
图表 68:	AI 因子 Barra 风格因子暴露均值	31
图表 69:	沪深 300AI 因子及剥离 Barra 后多头超额净值	31
图表 70:	中证 500AI 因子及剥离 Barra 后多头超额净值	31
图表 71:	中证 1000AI 因子及剥离 Barra 后多头超额净值	31
图表 72:	LGBM 与 GRU 在不同股票池训练下因子多空收益净值对比 (沪深 300)	32
图表 73:	量化选股使用数据发展路径	32



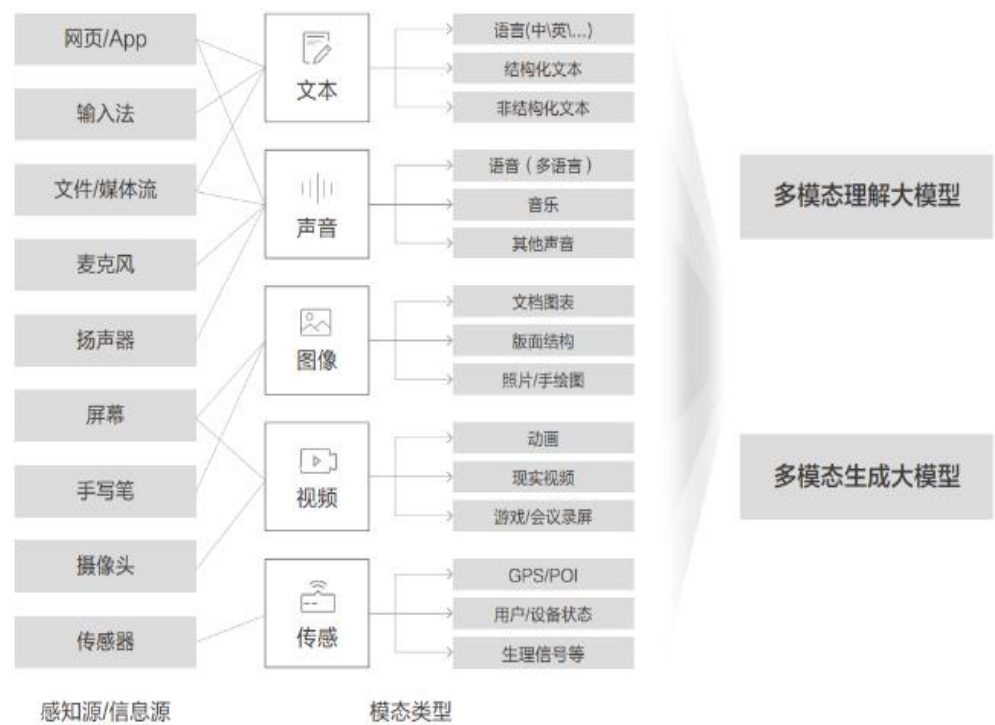
一、大模型加速迭代，开启智能投研新纪元

当前，大模型头部格局已基本确定，技术迭代速度逐步放慢。海外的闭源大模型已经形成以 ChatGPT 模型为首，Gemini、Claude 等模型紧随的格局，开源模型方向则是以 Llama 系列最为突出，此外也有部分模型能在一些差异化应用场景中表现突出，各厂商均有代表性的模型产品。开源闭源模型差距逐步缩小。同时为了适配终端算力受限的场景，小参数模型也在快速发展。展望 2025 年，我们认为大模型层面将有以下发展趋势：

1.1 交互型多模态大模型将成为主流

多模态指文字、音频、视频等不同模态的输入信息可以在同一个模型中得到反馈；而交互型则是对大模型的响应速度做出更高要求。多个模态之间信息可以起到互补作用，多模态的互动更贴合人类实际交流方式。因此这类模型能满足更多样的使用需求，开拓更丰富的多模型应用场景，加速大模型在各类场景中的应用落地。

图表1：多模态信息源与模态分类



来源：《AI 终端白皮书》，华为，国金证券研究所

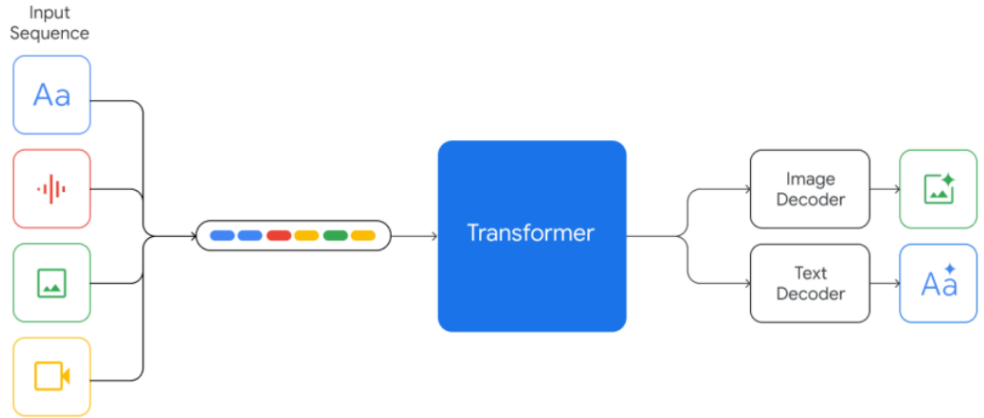
在 GPT-4o 模型之前，我们想要通过大模型实现语音对话功能实际上需要多个步骤，即从音频中识别文字输入大模型，得到回答后再由文本转回音频。这一过程实际会损失大量信息，包括语气、音调等，此外图像、视频中包含的丰富信息也无法有效使用。GPT-4o 模型将图像、文字、语音等模态的训练集成到同一个神经网络中，是实现原生多模态的大模型。这类模型能够捕捉相同对象在不同模态中的相似特征，并在生成时能以指定的模态进行输出。

交互型大模型要求模型能做到极低延迟，能实现人类正常对话式的相应速度。GPT-4o 在低延迟的基础上，还能实现对话的随时打断，更贴近人类真实对话场景，实际上这得益于端到端架构与流式输入模式的结合。大模型能在用户输入的过程中就准备回应，对用户的暂停进行实时反馈，使交流更加流畅。

除了 GPT-4o 之外，Google 的 PaLM-E、Gemini 与 Meta 的 Chameleon 等也是原生多模态模型，均能将不同模态的输入通过整合输入同一个 Transformer 模型中，而不需要单独的图像或文本编码器。



图表2: Gemini 1.0 模型架构概览



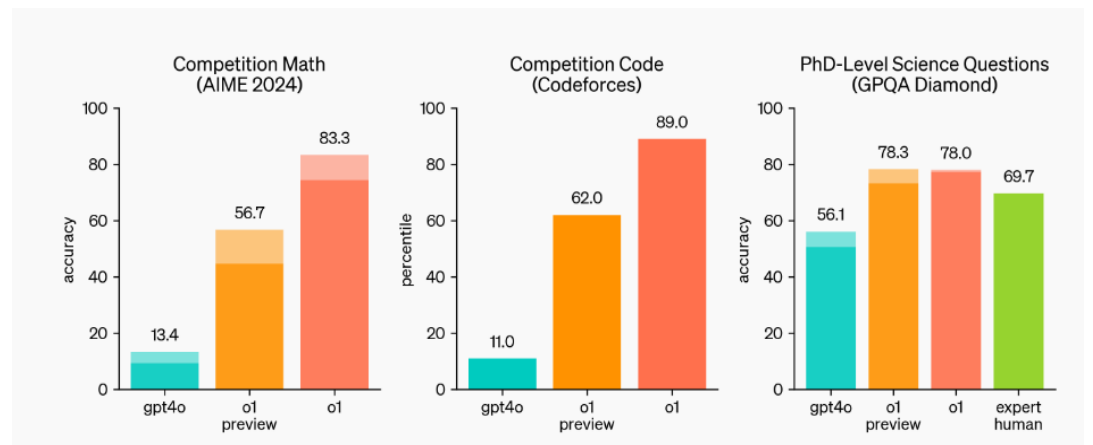
来源:《Gemini: A Family of Highly Capable Multimodal Models》, Google, 国金证券研究所

国内方面,目前大模型产品也在迅速跟进多模态方面的功能,例如商汤的日日新 5o、智谱清言等也已实现类似的多模态实时交互能力,此外如豆包、通义千问大模型应用还只能实现音频通话,底层也是基于语音转文字后再得到反馈再以语音输出的形式,交互流畅性上较一般。因此,国内大模型在多模态交互方面将有较多发展。

1.2 强化学习是模型智能提升的主要方法

OpenAI 于 2024 年 9 月推出的 o1 模型通过模仿人类的思维过程,实现了在定理推导、代码撰写等专业领域推理能力的显著增强,其中使用到的就是强化学习与“思维链”技术。具体而言,OpenAI 通过强化学习帮助 o1 模型学会生成更加准确的思维链,对高质量思维链的使用也能显著提升模型在长程思维问题方面的表现。

图表3: o1 模型在解决长程思维问题方面能力突出



来源: OpenAI, 国金证券研究所

这实现了 Self-play RL 的训练模式,类似于围棋领域深度学习模型 AlphaGo 向 AlphaZero 的转变。传统的思维链技术只是基于结果正确与否对思维链的生成进行反馈,模型只能进行被动学习;而强化学习则是对思维链的生成设计了一套奖惩机制,使得模型能自主地探索最优思维链的生成。

强化学习使得模型能够在参数量不变的前提下,获得显著的推理能力提升。这一改进不再关注于模型预训练 (Pre-Training) 能力的提升,而是在后训练 (Post-Training) 阶段带来突破,是绕开预训练 Scaling Law 提升模型推理能力的新范式。不过,强化学习的应用也对训练算力的要求大幅上升,此外训练后的模型只在特定领域内推理能力有显著上升,且只在领域内具有较好的泛化能力。

强化学习的引入为大模型能力提升带来了新的思路,后续模型算力增加、训练效率提升,以及如何在特点领域的的数据中更好地发挥强化学习的能力,还有大量可持续推进的内容。

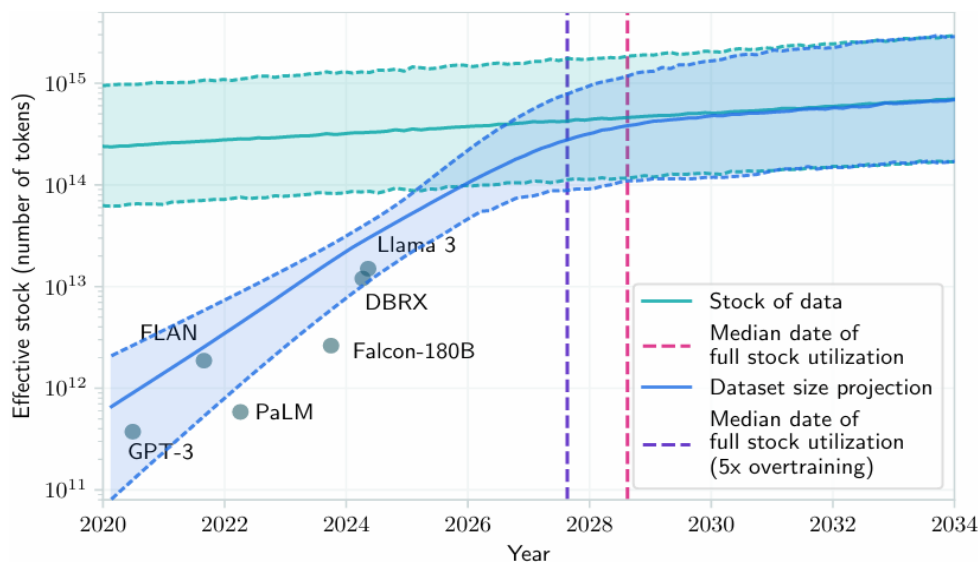


1.3 训练数据是模型长期发展的关键

根据 Scaling Law，训练数据量是大模型性能的决定性因素之一，且目前模型并未触及理论上限，越多的训练数据仍将带来更好的模型效果。但人类生成的语言与视觉数据是有限的，训练数据将在可见的未来首先面临耗尽的问题。

据 Epoch AI 预测，人类生成数据集将基本在 2028 年前后被全部利用于模型训练，在 2032 年之前将完全耗尽。届时，人类生成数据量的不足可能成为大模型发展的最大限制。

图表4：人类生成数据集将在模型训练中耗尽



来源：《Will we run out of data? Limits of LLM scaling based on human-generated data》，Epoch AI，国金证券研究所

合成数据是目前业界解决数据缺乏问题的主要途径。我们可以通过一个大模型生成训练数据，再用于另一个大模型的训练，以此完成模型从被动输入数据的学习转向自动创造数据的自主学习。但目前合成数据的技术并不成熟，合成数据的质量较差，这也导致合成数据在用于模型训练时存在局限性。也因此我们判断相关技术将在未来继续演进，并相对模型架构等其他研究领域率先获得突破。

1.4 端侧小模型发展加速

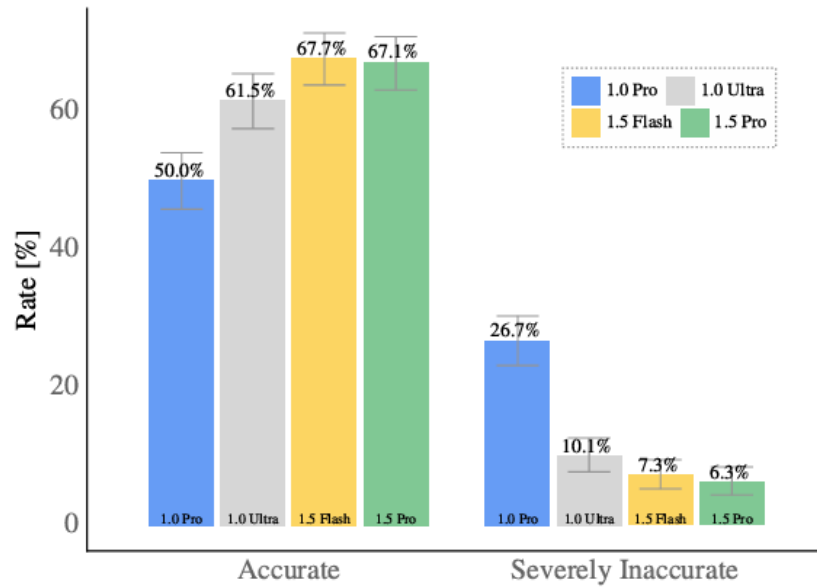
我们预测，小参数模型将拥有更广泛的应用场景发展。目前有许多应用场景面临端侧算力受限的情况，譬如在离线终端设备上运行大模型，此时我们只能使用参数量较小的小模型。在未来，除了 AIPC 与手机，小模型还可能部署在汽车、机器人等终端上，因此定性看，小模型的训练和推理需求依旧较高。

当前，Google 的 Gemini Nano 模型是典型代表，其包含 1.8B 和 3.25B 两个版本，已经实现在 Pixel 8 Pro 手机上的部署；此外也有开源的 Mixtral 8*7B，在多项测评中表现甚至超过了 GPT-3.5。

另一个趋势是，厂商在尝试将性能较好的大模型通过“蒸馏”等训练方法进行参数量的压缩，使其迁移到参数量更小的模型上去。譬如 Google 发布的 Gemini 1.5 Flash 就是在 Gemini Pro 的基础上得到，在相近的模型性能之下求得更快的响应速度，10 月份更是推出了 Gemini 1.5 Flash-8B，进一步追求参数量的缩减。



图表5: Gemini 系列模型表现对比



来源:《Gemini 1.5: Unlocking multimodal understanding across millions of tokens of context》, Google, 国金证券研究所

除了以上几点之外,其他诸如 Agent 的应用研究、RAG 技术的广泛应用等也都是大模型相关研究的发展前景,我们也在此前的报告中提及。模型自身的效果提升也将进一步推进应用研究,大模型在金融领域的应用方面也同样有开阔的展望空间。

1.5 模型应用展望

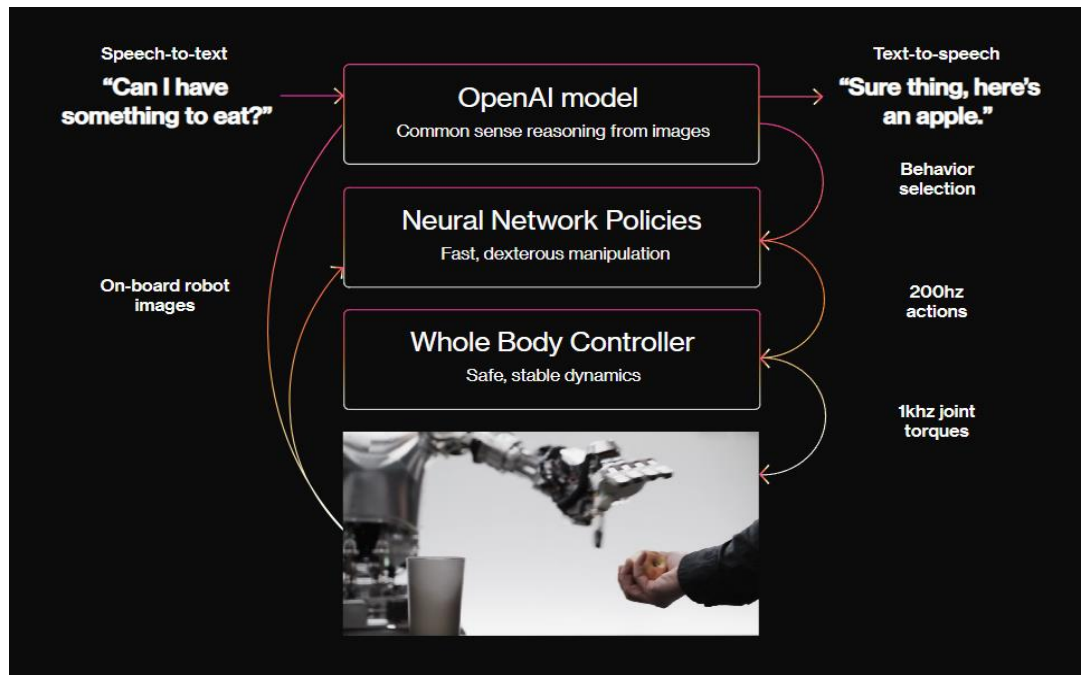
伴随大模型响应速度的提升、交互能力的增强,我们判断未来将有大量相关应用快速落地。

在教育、医疗、办公、游戏等领域,大模型将凭借出色的交互能力发挥优势,提供软件类应用。以教育为例,在大模型辅助下传统的线上教育将更加便利,可以轻松针对不同的学习者制定一对一计划,且更贴近真人的交互体验将使得教育效果明显提升;在数学、编程等课程上,大模型还将发挥其逻辑推理的优势,帮助使用者更好完成学习任务。

除了纯软件形式的服务,若我们赋予大模型环境交互能力,也能带来“具身智能”类型的应用。这类应用允许大模型通过接口直接操作现实物体。当前业界正在探索的人形机器人、智能座舱和智能家居等,正属于这一类型。比如 Figure AI 与 OpenAI 合作推出的人形机器人,实现了人类语言控制机器人进行实际操作,背后就是借助了大模型来实现语义理解、指令生成等步骤。



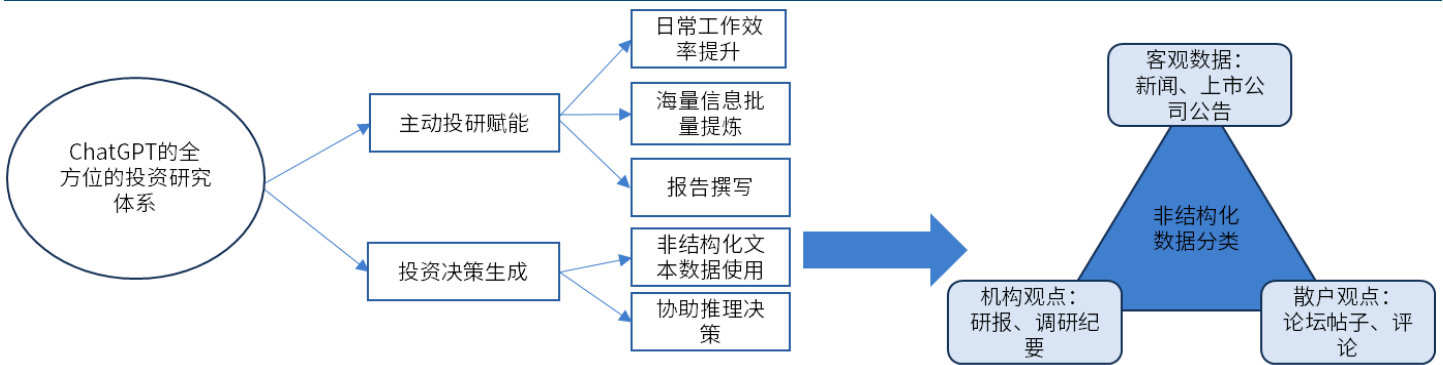
图表6: Figure AI 人形机器人运行逻辑



来源: Figure AI, 国金证券研究所

而在金融领域，我们认为大模型同样拥有广泛的应用空间。大模型为挖掘非结构化数据打开了丰富的想象空间。此前 BERT、TF-IDF 等传统的 NLP 模型只能针对文本进行简单的情感判断和语义识别任务，判断准确度一般且使用方法单一，只适用于构建舆情策略。相比之下，大模型的能力圈更广泛，可完成的任务也更多样。我们将大模型的应用场景大致分为两类：

图表7: 大模型在金融投资领域的应用预判



来源: 国金证券研究所

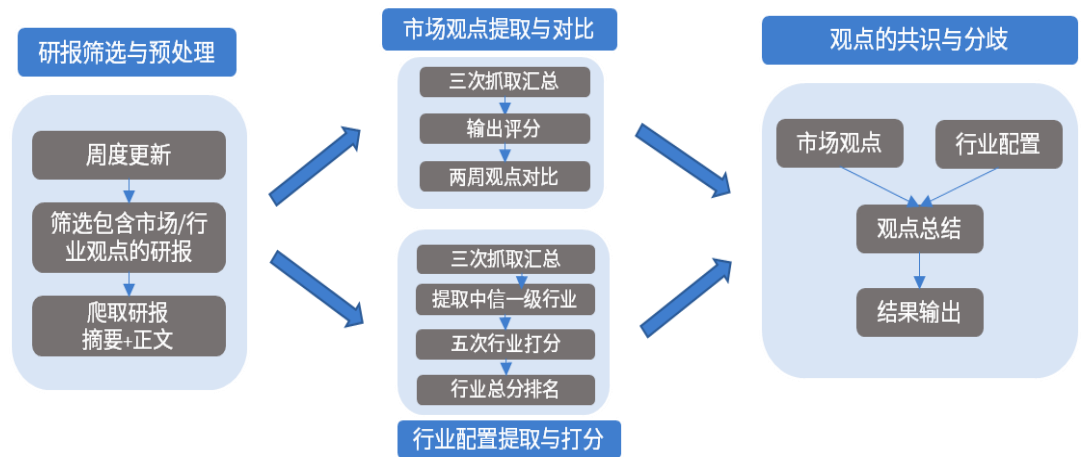
1.6 主动投研赋能

大模型可以为日常工作带来诸多便利。我们可以使用大模型来帮助报告阅读、纪要整理等，减轻日常工作的负荷。借由大模型对文本的整理与分析能力，我们能从文本中自动找出关键的观点段落，或是让大模型对研报、纪要进行总结，提升寻找关键信息的效率。

除了辅助日常工作之外，大模型也可以为专业投资工作带来帮助，将投资判断的流程大幅度自动化。譬如我们需要汇总不同证券研究团队对市场、行业的判断，就可以通过大模型批量化读取文件，并按照设计好的提示词模板从文件中提取我们需要的观点部分，最后对全市场的报告观点进行汇总，总结当前各机构观点之间的共性与分歧。这一流程省去了我们大批量的重复性工作，提升效率。



图表8：大模型汇总卖方策略团队观点流程图



来源：国金证券研究所

此外，大模型同样可以应用于报告撰写、交易询价、合规风控、智能问答等金融场景中，起到为从业者提升工作效率的作用，这些都属于大模型为日常工作的赋能范围。

实际上，当前已有许多这方面的应用推出，譬如辅助读研报的 WarrenQ、AlphaEngine，辅助分析会议纪要的 Alpha 派等，都是较成熟的大模型投研赋能工具。我们认为未来将会有更多类似的大模型应用或产品出现，提供其他金融场景解决方案。

1.7 投资决策生成

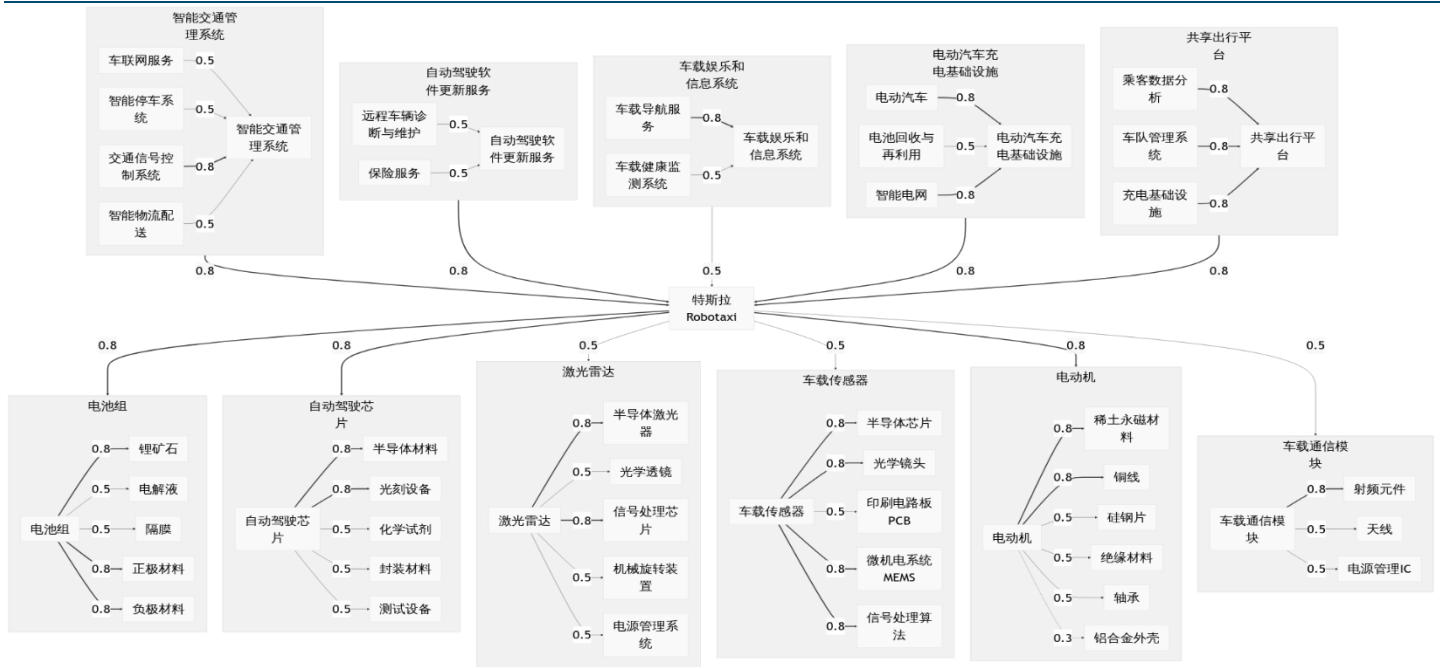
除了使用大模型辅助投资工作外，我们还可以使用大模型给出投资决策，搭建完整的投资策略。两者的区别在于，后者与投资的结合更加紧密，且通常需要借助 Agent 概念搭建一个复杂的系统来完成任务。

最简单的，我们可以发挥大语言模型对文本情感的识别能力，用于判断新闻、论坛评论等文本数据的情感倾向，并最终综合出量化打分，由此构建选股或择时策略。相比之下，大模型对文本情感判断更准确，得到的策略效果更好。实际上，这是大模型较为初级的使用方法，并没有跳脱出传统 NLP 模型在投资领域的应用思路，也没有完全发挥出大模型的优势。

我们在此给出另一个大模型用于投资决策生成的案例：**热点概念解构**。我们可以设计一个 Agent 专门用于梳理投资概念的产业链上下游图谱与概念股结果。针对我们指定的任意概念名称，它能模仿人类研究员自动搜索相关的研报、新闻等信息作为补充的知识，并从中梳理出产业链上下游结构，再更进一步从文本中识别出相关的概念股。对一些刚出现的概念，这一应用能帮助投资者在短时间内快速把握投资概念，不错过潜在的投资机会。



图表9：投资概念上下游图谱示例



来源：聚源，同花顺，ChatGPT，国金证券研究所

图表10：投资概念相关标的的结果示例

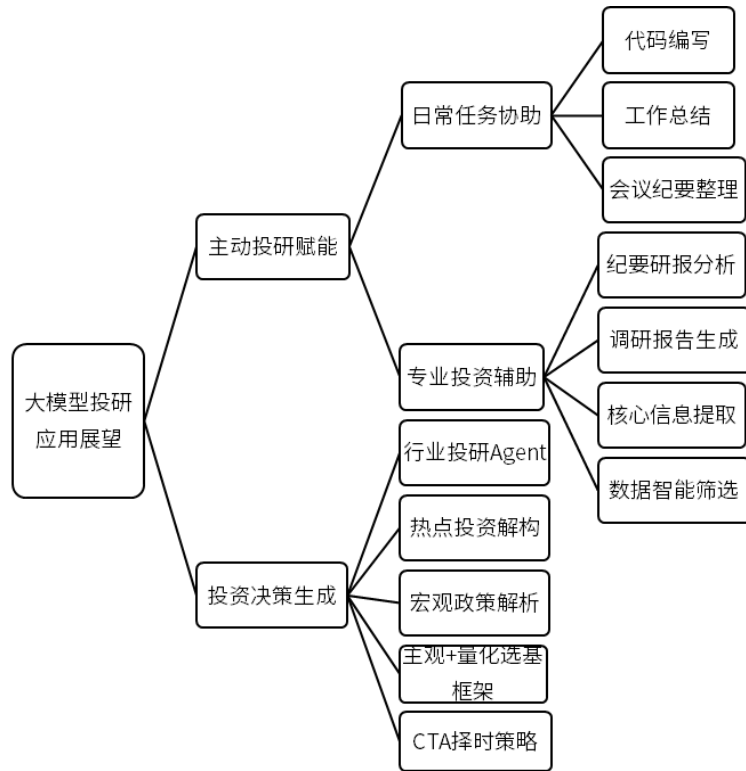
个股代码	个股简称	相关产业链节点	个股代码	个股简称	相关产业链节点
002036.SZ	联创电子	车载传感器	603786.SH	科博达	电池组, 激光雷达, 车载通信模块
002405.SZ	四维图新	自动驾驶芯片, 车载通信模块	603997.SH	继峰股份	车载传感器
002767.SZ	先锋电子	激光雷达	688007.SH	光峰科技	车载传感器
002906.SZ	华阳集团	自动驾驶芯片	688167.SH	炬光科技	激光雷达
002920.SZ	德赛西威	电池组, 自动驾驶芯片, 激光雷达	688208.SH	道通科技	车载传感器
300496.SZ	中科创达	车载通信模块	688326.SH	经纬恒润	自动驾驶芯片, 车载通信模块
300552.SZ	万集科技	智能交通管理系统	688533.SH	上声电子	车载通信模块
600707.SH	彩虹股份	自动驾驶芯片	2498.HK	速腾聚创	激光雷达
601127.SH	赛力斯	电池组, 车载通信模块	H01985.HK	纵目科技	自动驾驶芯片
603633.SH	徕木股份	车载传感器	HSAI.0	禾赛科技	激光雷达

来源：聚源，同花顺，ChatGPT，国金证券研究所

国金金融工程团队已在大模型研究方面进行布局，并不断探索大模型应用的前沿场景。目前我们已经基于大模型实现了纪要研报分析、核心信息提取、数据智能筛选、热点投资解构等多项成果，我们认为可以构建大模型应用来完成以下任务中的投资决策生成：行业投资智能体设计、宏观产业政策解析、定性+定量智能化选基框架。



图表11: 基于 ChatGPT 的研究框架体系



来源：国金证券研究所

我们预测，2025 年也将有更多类似的基于大模型的投资策略或工具被设计出来，在各细分领域帮助投资者提升效率。

二、2025 年权益基金投资展望：拥抱 Beta 的时代来临

2.1 FOF 基金经理关注点变化：对基金优选关注度减弱

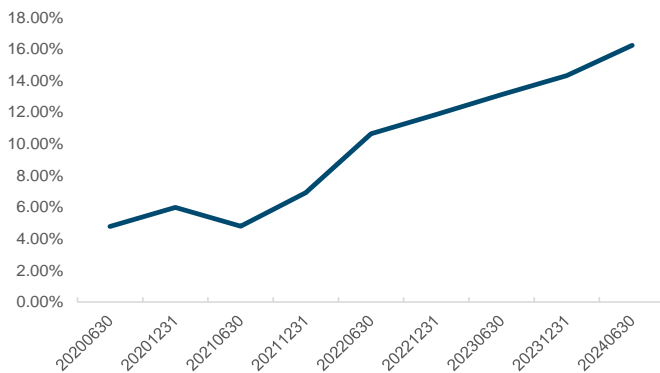
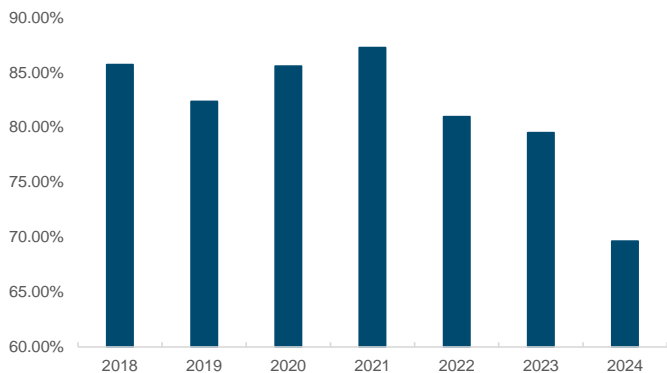
我们整理了 2018-2023 年年报及 2024 年三季度报告中股票型 FOF 及混合型 FOF 基金经理的基金运作回顾和市场展望内容，并使用 ChatGPT 大语言模型对基金经理的观点逐一进行分类，判断观点中是否关注基金优选。

我们统计了每期观点中，关注基金优选的观点比例，数据显示，FOF 基金经理对基金优选的关注度在 2019 年至 2022 年间呈现持续上升趋势，但自 2022 年后出现下降。截至 2024 年三季度，重视基金优选的 FOF 基金比例进一步下降至 69.93%，显示出近年来基金经理在基金优选方面的关注度正在持续减弱。此外，ETF 在 FOF 投资组合中的占比逐年升高，2024 年以来持仓中 ETF 市值占 FOF 净值比已超过 16%。



图表12: 近年 FOF 基金经理对基金优选关注度持续下降

图表13: ETF 在 FOF 投资组合中占比变化



来源: Wind, 国金证券研究

来源: Wind, 国金证券研究

注: 研究对象为混合型 FOF、股票型 FOF

注: 研究对象为混合型 FOF、股票型 FOF

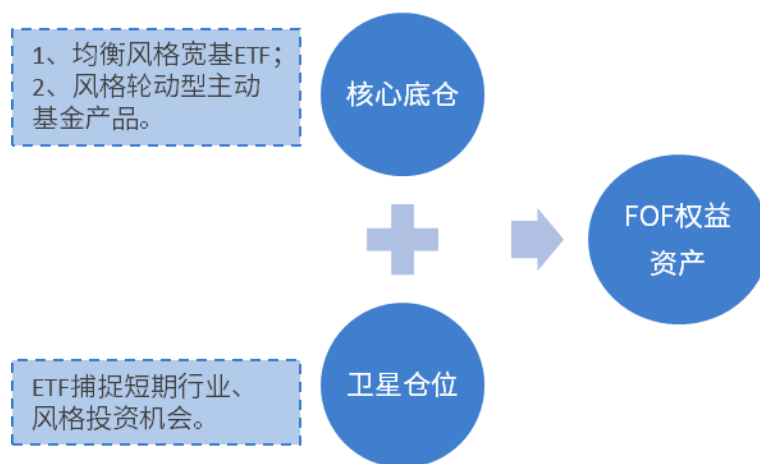
2.2 结构性行情下的核心+卫星策略——主动基金+ETF

我们预计 A 股市场将继续呈现结构性行情，风格轮动行情仍将持续。在此背景下，核心+卫星策略的配置模式能够有效适应市场的风格变化。

核心底仓旨在追求投资组合的均衡性与稳健性，适应结构性行情中的多变市场环。核心部分的配置占比较高，主要负责组合的安全垫，提供稳定的收益。我们建议在核心底仓中配置具有均衡风格的宽基 ETF 及全市场配置的风格轮动型主动基金产品，以应对可能发生的市场风格切换，确保组合在长期内的稳健表现。

卫星仓位则注重灵活性和短期的 Beta 收益捕捉。由于卫星部分的配置占比较低，灵活性要求较高，适合在 FOF 基金经理阶段性看好特定板块或风格时进行配置。我们建议在该部分配置交易成本低、灵活性高、满仓运行的 ETF，如特定行业 ETF 和 SmartBeta ETF，以实现特定行业和风格的精准暴露，捕捉短期的市场投资机会。

图表14: 结构性行情下 FOF 权益资产推荐配置框架



来源: Wind, 国金证券研究所

2.3 核心底仓配置思路: 均衡风格 ETF+风格轮动型主动基金

2.3.1 主动权益基金的 Beta 选择逻辑

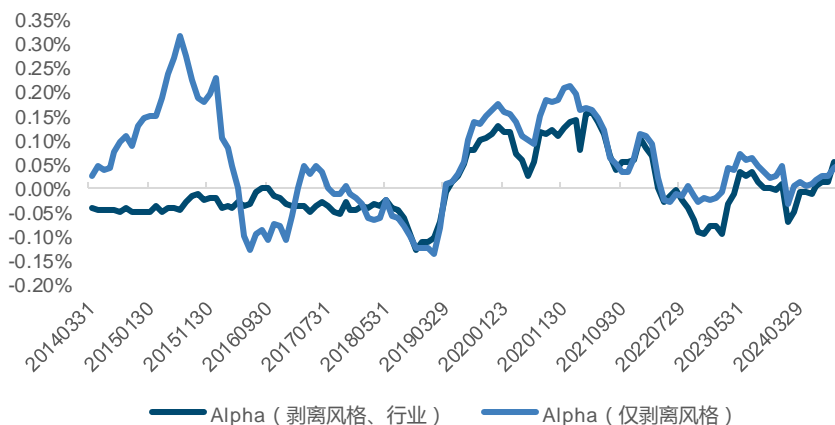
主动权益型基金产品因其可能存在的 Alpha，受到投资者青睐。我们将以常见宽基指数（沪深 300、中证 500、中证 800 等）为基准、行业配置相对均衡的主动权益基金收益率进行拆解，以回归方式剔除市场、风格因素，剥离基金的 Alpha。我们以滚动 250 个交易日的方式进行 Alpha 的计算，并统计了 2014 年以来每个月月末的主动权益型基金 Alpha 中位数。



结果显示，部分主动基金尽管表现出较高的 Alpha，如果将行业因素继续剥离，Alpha 可能大幅下降，因此部分基金的高 Alpha 大部分实际上来源于 Beta 暴露，尤其是在 2014 至 2015 年间表现尤为明显。

从 2019 年到 2021 年上半年，主动权益型基金获得了较高的 Alpha，基金业绩表现亮眼，吸引了大量资金流入。然而，自 2022 年以来，主动基金的 Alpha 水平呈现持续下降趋势。尽管自 2024 年起主动基金的 Alpha 略有恢复，但整体仍保持在较低水平，反映出当前市场环境下 Alpha 捕捉难度的增加。因此，如果以追求 Alpha 为目的进行主动权益型基金的投資，在当前 Alpha 水平较低的市场环境下，难以获得较高的超额收益率。

图表 15: 全市场均衡配置基金 Alpha 中位数变化



来源: Wind, 国金证券研究所

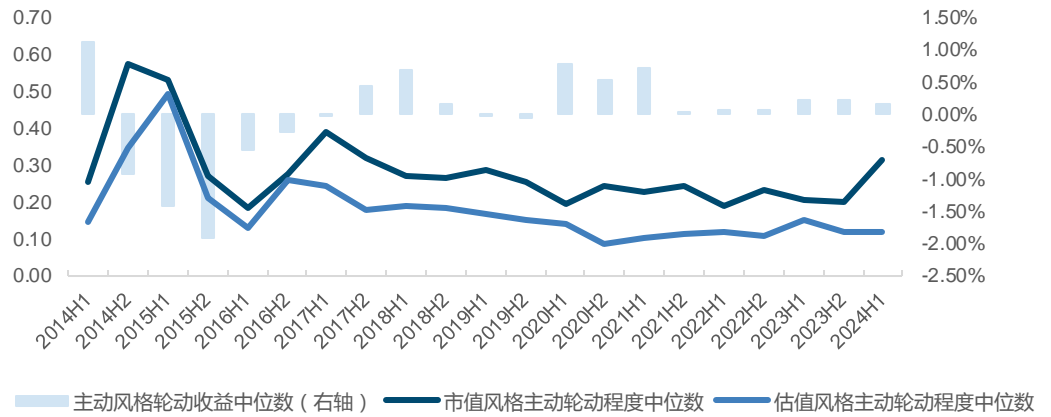
注: 数据截至 2024 年 10 月 31 日

从追求 Beta 收益的视角进行基金优选是另外一种基金配置思路，在市场风格频繁切换的行情下筛选具有获取 Beta 收益能力的基金经理，也可能获得更稳定的收益。我们曾在 2023 年 2 月 9 日发布的《智能化选基系列之二：风格轮动型基金智能识别与量化优选》、2023 年 6 月 23 日发布的《量化漫谈系列之四：成长价值和大小盘双风格轮动基金如何识别与优选？》中，对风格轮动型基金进行了识别与探究。我们目前基于成长价值与大小盘两个维度，根据基金在两个报告期的股票持仓，构建基金绝对主动轮动指标，对基金是否为风格轮动型基金或风格稳定型基金进行了识别。随后，我们根据主动轮动收益因子，刻画基金风格轮动的效果，并在风格轮动型基金中进行了基金优选。

我们统计了各中报、年报披露时间点，全市场配置的均衡基金的绝对主动风格轮动指标及主动轮动收益指标的中位数。绝对主动风格轮动指标体现出基金在成长价值和大小盘两个维度的轮动程度，指标越大说明报告期之间风格调整幅度较大，轮动程度较大。数据显示主动权益基金可能存在一定的风格主动调整，且自 2020 年以来，超过半数基金能从中获得部分风格轮动收益。因此，筛选偏好并擅长风格轮动的均衡型基金经理，成为构建主动权益基金 Beta 配置的重要逻辑依据。



图表16: 全市场均衡配置基金主动轮动程度及轮动收益



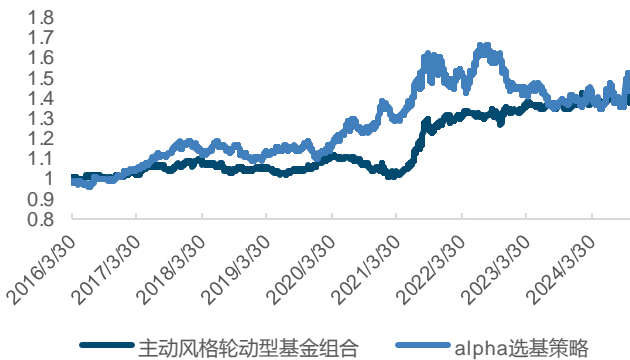
来源: Wind, 国金证券研究所

2.3.2 大语言模型助力：定性+定量识别风格轮动型基金

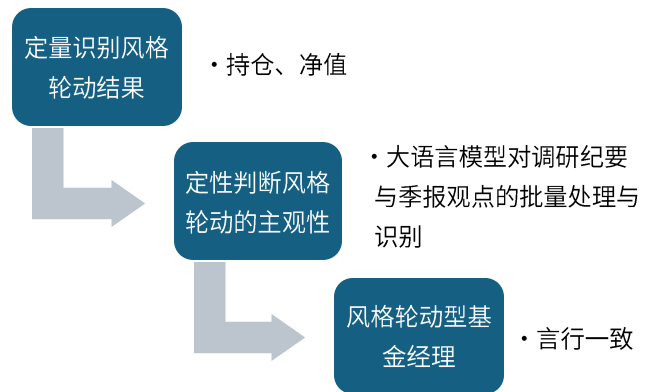
我们曾从基金持仓信息与风格因子指标出发,采用定量分析方法筛选出擅长进行风格轮动的基金经理。然而,定量方法具有一定的结果导向性,难以从投资动机的角度去刻画基金经理的风格轮动行为。

借助大语言模型强大的文本处理能力,我们可以结合基金经理的调研纪要、季报观点等文本信息,从定性分析的角度深入分析基金经理的投资理念,结合定量数据分析结果综合判断其是否具备风格轮动的特征。大语言模型能够高效地进行大规模文本数据的分析,为识别基金经理的风格轮动主观倾向提供了重要支持。

图表17: 主动轮动型基金优选组合与Alpha选基策略超额净值



图表18: 定性+定量的风格轮动型基金识别



来源: Wind, 国金证券研究所

来源: Wind, 国金证券研究所

注: 基准为偏股混合型证券投资基金指数, 数据截至2024年10月30日

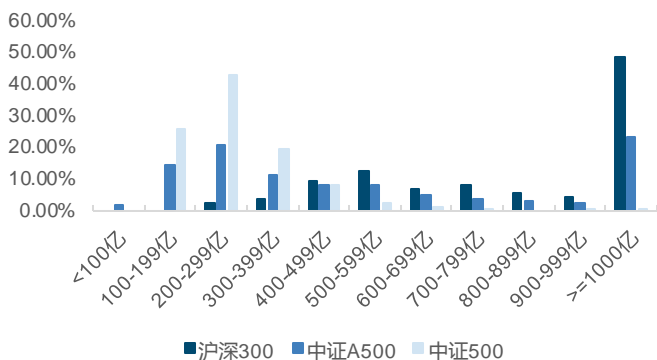
2.3.3 风格均衡的宽基ETF选择——中证A500ETF

2024年11月,中证A500ETF陆续申报、上市,吸引了大量资金流入。中证A500指数从各行业选取市值较大、流动性较好的500只证券作为指数样本,并经过ESG指标的筛选,反映了各行业最具代表性上市公司证券的整体表现。截至2024年11月15日,中证A500ETF的总规模已达到1283.7亿元,中证A500ETF联接基金也陆续发行。

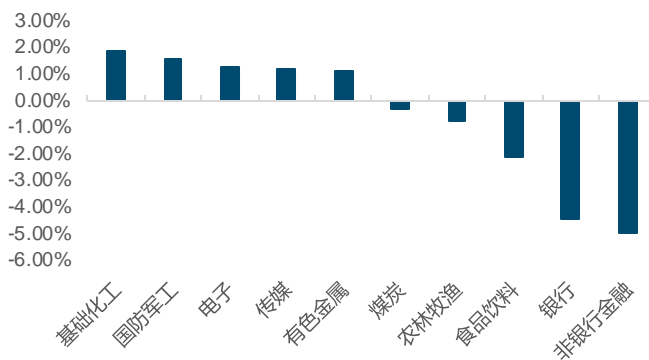
相比于中证500指数及沪深300指数,中证A500指数成分股兼顾大小市值股票,市值风格分布相对更均衡。而行业方面,中证A500指数行业配置也更为均衡,并且,相比于沪深300,中证A500指数在高成长性行业也有更高的权重,更符合我们对未来看好成长风格的判断。



图表19: 宽基指数成分股市值分布



图表20: 中证 A500 相对沪深 300 超配、低配 Top5 行业



来源: Wind, 国金证券研究所

来源: Wind, 国金证券研究所

注: 数据截至 2024 年 11 月 13 日

注: 数据截至 2024 年 11 月 13 日

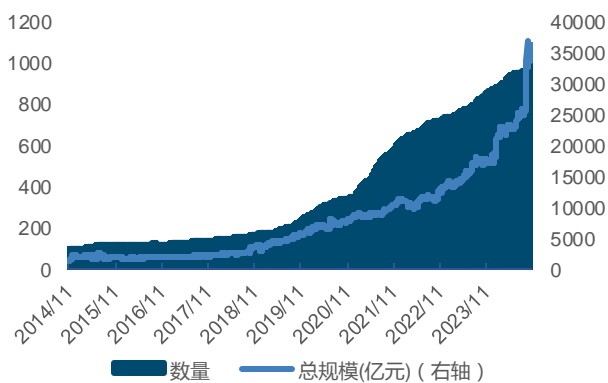
2.4 卫星仓位配置: 高度灵活的 ETF

卫星仓位的配置, 我们推荐以 ETF 为投资标的, ETF 可以精准暴露行业和风格, 种类丰富、调仓灵活、二级市场交易费率低、满仓运作, 能够有效实现多样性的配置需求。

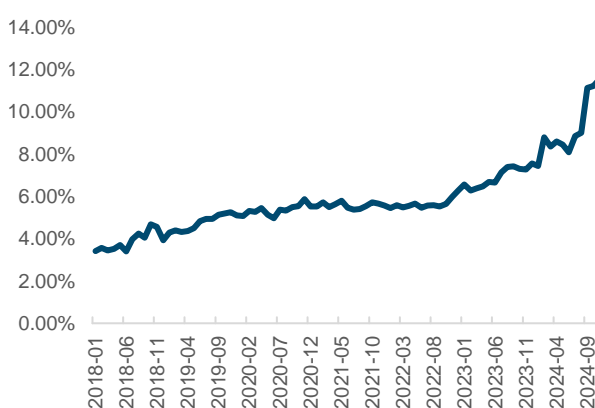
当前国内 ETF 市场持续扩张, 交易日趋活跃。截至 2024 年 11 月 15 日, 非货币类 ETF 数量达 984 只, 总规模达到 35522.06 亿元, 同比增长了 18064.93 亿元。随着 ETF 市场规模的扩张, ETF 的日总成交额显著提升, 从 2018 年末的不足 500 亿元增长到 2024 年三季度末的 4236.50 亿元。ETF 市值占开放式基金市值比持续提高, 截至 2024 年 11 月 19 日, 该占比已提高到 11.55%。

国内 ETF 产品种类日渐丰富, ETF 品种已覆盖股票型、跨境、商品型和债券型四大类别, 除了被动投资的 ETF, 增强策略 ETF 也陆续发行, 覆盖多种宽基指数。截至 2024 年 11 月 8 日, 股票型 ETF 合计 806 只, 包含了大量的行业主题 ETF、宽基 ETF、SmartBeta ETF、增强策略 ETF 等产品, 为投资者提供了多样化的配置选择。

图表21: 非货币 ETF 总规模和数量显著增加



图表22: ETF 市值占开放式基金市值比持续提高



来源: Wind, 国金证券研究所

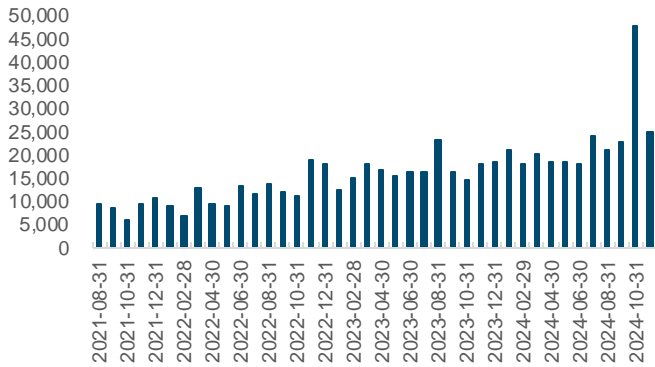
来源: Wind, 国金证券研究所

注: 数据截至 2024 年 11 月 15 日

注: 月成交额, 数据截至 2024 年 10 月



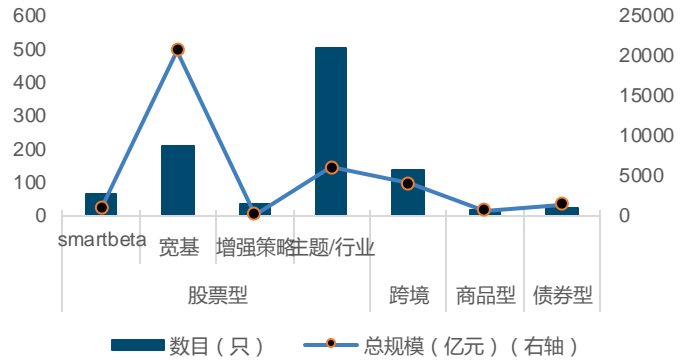
图表23: 非货币ETF交易活跃度持续提升(亿元)



来源: Wind, 国金证券研究所

注: 月成交额, 数据截至2024年10月

图表24: ETF种类丰富, 满足配置需求



来源: Wind, 国金证券研究所

注: 数据截至2024年11月8日

此外, ETF 具有显著的费率优势。相比于全部股票型、混合型、债券型、QDII 基金, ETF 平均管理费率仅有 0.43%, 平均托管费率仅有 0.09%。在主动管理产品 Alpha 减弱的情况下, 费率的优势进一步突出了 ETF 的投资价值。

图表25: 基金具有费率优势

基金类型	管理费率均值	托管费率均值
股票型、混合型、债券型、QDII	0.73%	0.14%
上市ETF	0.43%	0.09%

来源: Wind, 国金证券研究所

注: 数据截至2024.11.20

我们也可以通过ETF轮动策略, 实现卫星仓位中ETF的投资。在《智能化选基系列之七: 基于AI预测中的个股Beta信息构建ETF轮动策略》中, 我们基于前期构建的AI选股框架, 将个股Alpha聚合到指数层面, 考虑策略的实际可投资性, 在每个指数在当期所有对应ETF中筛选出规模最大的一只作为最终的投资标的。

图表26: 自上而下的人工智能ETF轮动策略构建框架

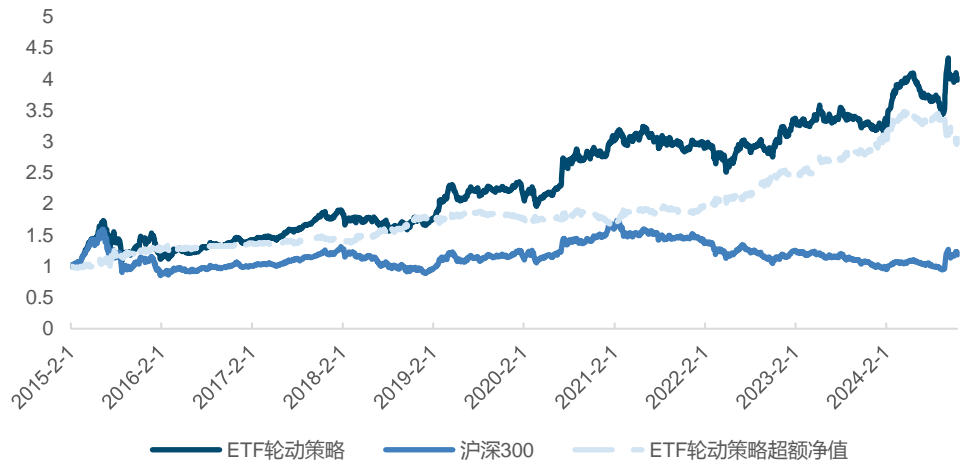


来源: 国金证券研究所

从2015年2月至2024年11月15日, 我们得到的人工智能ETF轮动策略相对于沪深300指数年化超额12.05%, 超额最大回撤17.31%, 信息比率为0.68。



图表27: 人工智能 ETF 轮动策略长期跑赢沪深 300 指数



来源: Wind, 国金证券研究所

注: 数据截至 2024. 11. 15

三、2025 年资产配置年度策略展望：宏观择时、风格配置与行业配置

3.1 目前宏观状态及宏观一致预期

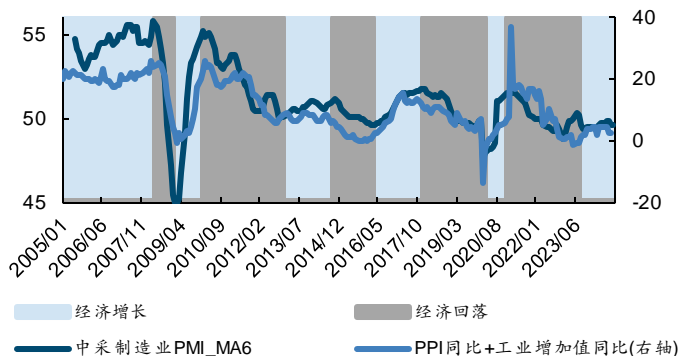
关于 2025 年宏观展望方面，我们本次报告通过结合当前宏观环境所处位置以及市场给出的 2025 年宏观指标一致预期共同判断。

整体经济方面，我们通过景气度指标中采制造业 PMI 以及 PPI 同比+工业增加值同比两者共同判断当下的所处的环境阶段。从划分的阶段可以看出，自 2023 年 Q4 至今，尽管经济在 2024 年 5 月至 8 月期间出现了一定的震荡回落，但整体增速呈现逐步回升的趋势，另外我们能看到，制造业 PMI 从 2024 年 9 月开始也已经重新回升。

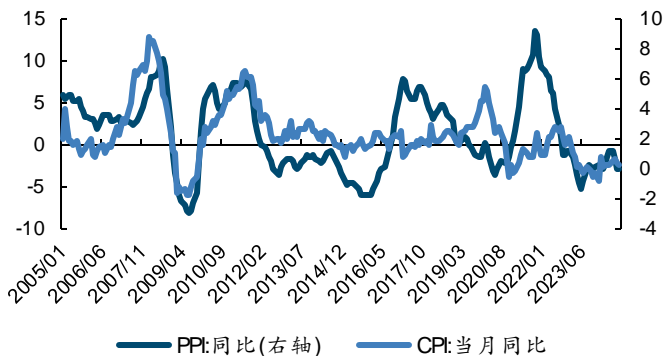
通胀方面，上下游通胀缓步回升，但整体增速水平仍然偏低，待后续更多促内需政策落地推动通胀回升。结合经济增长和通胀水平来看，目前市场仍然处于弱复苏的阶段。



图表28: 2024 年处于经济增长期(%)



图表29: 上下游通胀处于触底回升阶段(%)



来源: Wind, 国金证券研究所

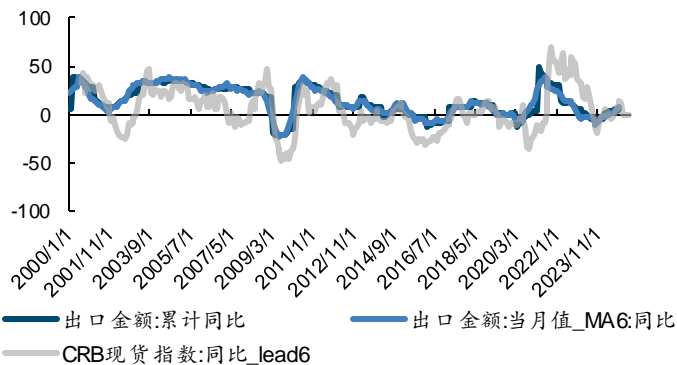
注: 数据截至 2024 年 10 月

来源: Wind, 国金证券研究所

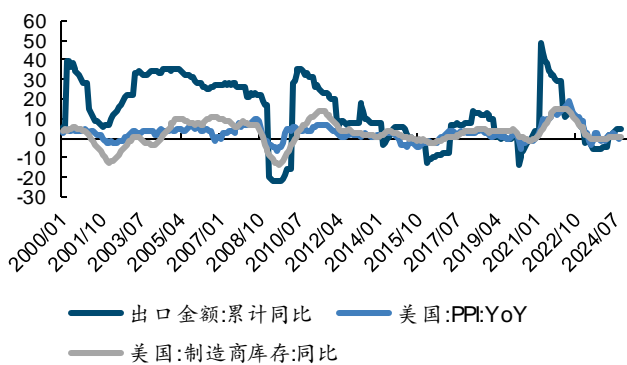
注: 数据截至 2024 年 10 月

而出口外需方面,今年表现超预期强劲,也为今年国内经济提供了支撑。今年出口的强劲,我们分析下来这主要是由于美国的补库行为。随着明年美国经济增速大概率回落,海外补库存行为或暂时告一段落。此外,潜在落地的特朗普关税政策也可能对出口产生负面影响,导致明年我国外需增长速度或放缓。

图表30: 今年出口强劲 (%)



图表31: 美国补库乏力 (%)



来源: Wind, 国金证券研究所

注: 数据截至 2024 年 10 月

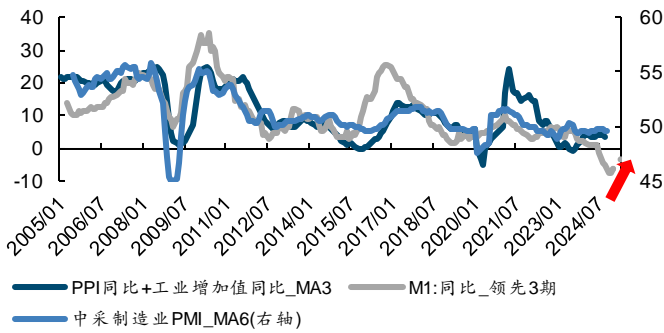
来源: Wind, 国金证券研究所

注: 数据截至 2024 年 10 月

内需方面,今年增速整体偏缓。我们如果用 M1 同比指标(代表居民和企业的存款活期化程度)来代表内需的增速水平的话,可以看到数据方面相对疲弱。另外代表消费情况的社零增速整体也呈现回落状态。不过值得欣喜的是,三季度之后内需开始出现了拐向的迹象。社会消费品零售总额当月同比数值从 9 月开始拐头。10 月 M1 同比也开始回升。未来一年,由于外需增速大概率放缓,可以期待政府来年会出台更多政策提振内需进一步的回暖,对冲外需明年的潜在疲弱,从而维持较稳定的经济增速。



图表32: 边际增长内需偏弱(M1) (%)



图表33: 社零回暖 (%)



来源: Wind, 国金证券研究所

注: 数据截至 2024 年 10 月

来源: Wind, 国金证券研究所

注: 数据截至 2024 年 9 月

本次年度展望报告,除了自行分析,我们也汇总了市场的宏观一致预期观点,从而获得一个较为客观的市场预期,方便投资者了解目前机构投资者的整体宏观判断。

截至 2024 年 11 月 12 日的数据,目前分析师定价未来一年:内需消费、外需出口以及总量经济增速或略有放缓,根据彭博预期,其中出口金额同比从 4.5%下降至 3%回落幅度最大,GDP 同比、社零同比、中国 10 年期国债利率分别下降至 4.5%、3.5%和 2.02%;而进口需求、固定资产投资以及上下游通胀增速有望回升,为总量经济提供支撑。根据 Wind 预期,固定资产投资:房地产开发增速回升幅度最大,从-9.93%上升至-5%;根据彭博预期,进口金额、固定资产投资、CPI、PPI 和 M2 增速分别上升至 2.8%、4.2%、0.7%、0%和 7.4%。同时,国内外利率下行,市场流动性有望继续提升,政府及企业融资成本有望进一步降低。

关于未来一年的关键宏观变量,我们认为国内各类刺激经济政策的出台是否符合或超出预期。这将直接影响未来一年国内权益市场以及风格的走势。若政府政策能及时有效的出台且实施,我们预期这能持续推动市场资金的活化,带动内需经济的回暖。目前我们对于未来一年的基准假设是各类政策出台能符合或超预期,从而推动股市以及经济的逐步回暖;但若不符合预期,投资策略则需切换回防守型策略。

图表34: 2025 年市场宏观一致预期

		2024F	2025F
GDP 同比	Wind	4.89	4.5
	彭博	4.8	4.5
社会消费品零售同比	Wind	3.6	3.4
	彭博	3.6	3.5
中国:10 年期国债利率	彭博	2.13	2.02
美国:10 年期国债利率	彭博	3.89	3.73
出口金额同比	彭博	4.5	3
进口金额同比	彭博	2.7	2.8
固定资产投资累计同比	Wind	3	4.2
	彭博	3.8	4.2
固定资产投资:房地产开发	Wind	-9.93	-5
	彭博	-9.93	-5
CPI 同比	Wind	0.5	0.7
	彭博	0.5	1.2
PPI 同比	Wind	-2.02	0
	彭博	-1.7	0.4
M2 同比	Wind	6.6	7.4
	彭博	7.1	7.4

来源: Wind, 彭博, 国金证券研究所

注: 数据截至 2024 年 11 月 12 日

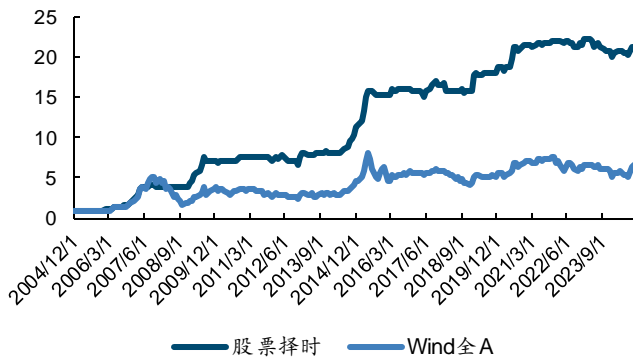


3.2 宏观择时策略展望

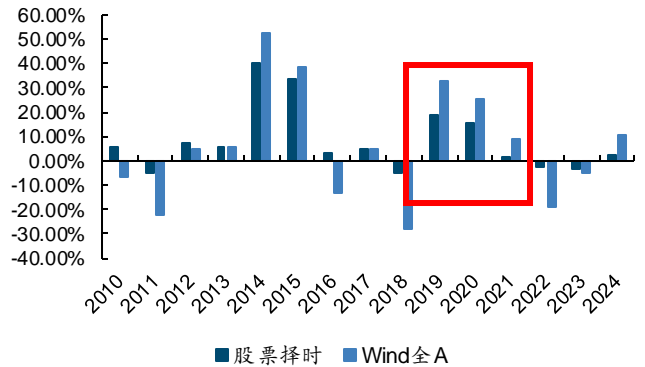
对于未来一年市场的择时判断，我们前期有构建了基于宏观事件的择时策略。具体策略细节可参考《Beta 猎手系列：基于动态宏观事件因子的股债轮动策略》。但是原先的策略模型的分年度表现上看出，在市场震荡上行的阶段，择时表现会弱于 Wind 全 A。这是由于原策略更多聚焦于通过规避宏观下行风险来获取超额收益，在市场上行的阶段，由于经济增长和货币流动性多数情况下没法同时发出高信号强度，会出现阶段性跑输指数。

从 2018 年到 2020 年这段时间的策略净值和每月策略仓位能够看出，跑输指数的原因主要是策略给出的信号强度不够，这可能是由于市场演绎政策预期，经济面仍未回暖导致经济面因子未发出开仓信号。

图表35：宏观权益择时策略净值走势



图表36：宏观权益择时策略逐年表现



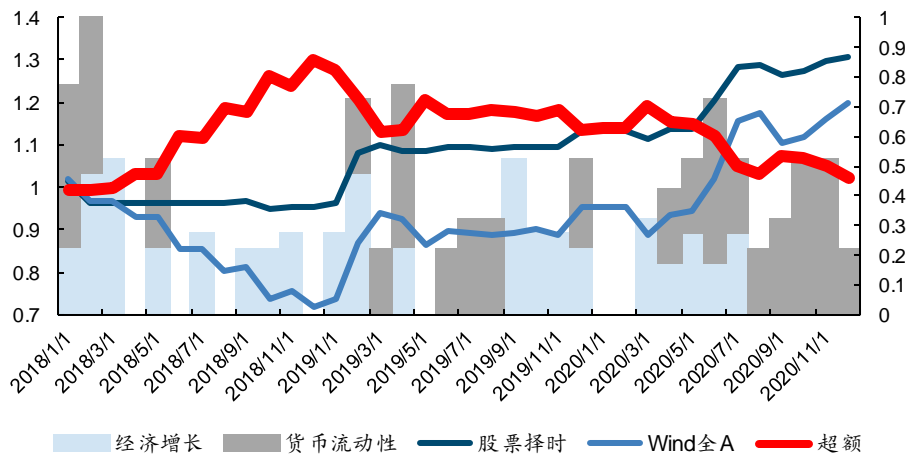
来源：Wind，国金证券研究所

来源：Wind，彭博，国金证券研究所

注：数据截至 2024 年 10 月 31 日

注：数据截至 2024 年 10 月 31 日

图表37：2018-2020 年宏观权益择时策略仓位以及超额净值走势



来源：Wind，彭博，国金证券研究所

注：数据截至 2024 年 10 月 31 日

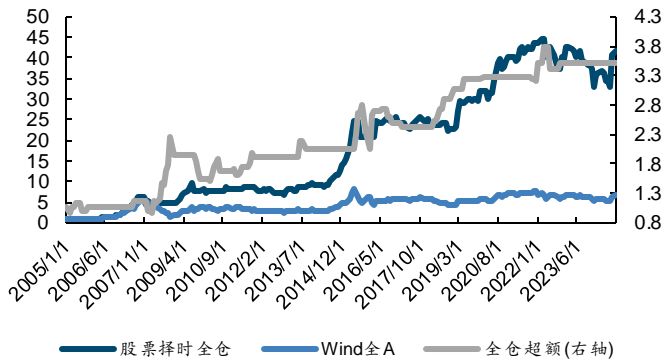
为了改善策略在市场上行阶段的择时效果，我们在本文提出两种方法：

方法一：重构因子打分方式，提升持仓权重，适配上涨行情。例如将打分方式改成只要经济增长或者流动性信号的最大值>30%，则择时信号为 1，反之为 0。通过调整规则，提升持仓的权重以及时长，避免错过上涨的行情，仅在风险较大时，才进行空仓操作降低风险。我们采用方法一进行了优化，可以看到在 2018 年至 2020 年，策略超额持续上升，及时抓住了上涨行情。

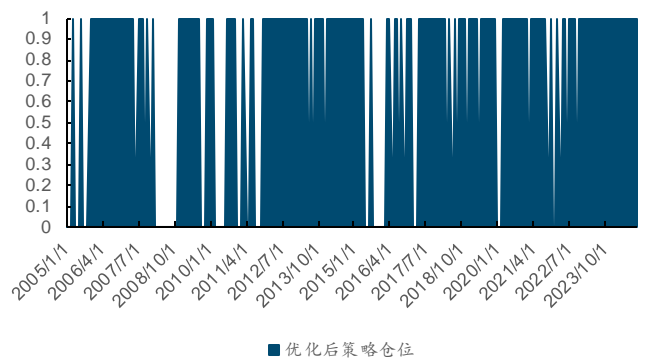
方法二：在择时框架内，增加其他偏市场情绪类指标，及时反映非宏观驱动的情绪行情。



图表38: 重构后股票择时策略净值走势



图表39: 重构后股票择时策略仓位



来源: Wind, 国金证券研究所

来源: Wind, 国金证券研究所

注: 数据截至 2024 年 10 月 31 日

注: 数据截至 2024 年 10 月 31 日

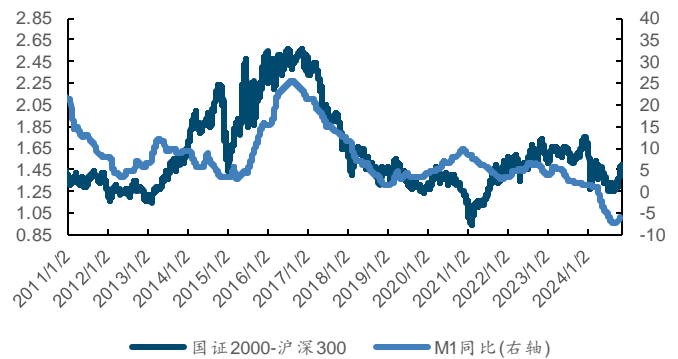
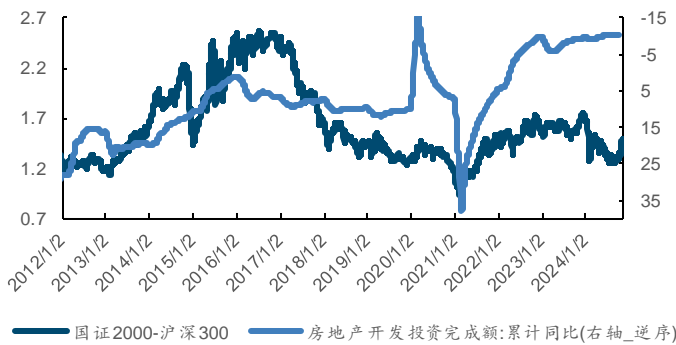
3.3 风格配置

本次展望年度展望的风格配置方面,我们将风格分别划分成大小盘,成长价值,以及较为特殊的红利与微盘风格逐一进行分析。

在大小盘轮动方面,我们选择了地产开发投资完成额累计同比以及 M1 同比辅助分析。地产开发投资完成额方面,从图表可以看到,若地产投资回升明显,经济回暖,顺周期涨幅靠前,大盘占优;但结合目前宏观一致预期对于未来一年的地产投资来看,该项数值明年预估仅小幅回升,对大盘支撑偏弱。而关于 M1 同比与大小盘走势的关系,在 M1 同比回升,市场预期好,资金活期化率提升,我们能看到多数情况下,小盘占优。未来一年,我们预期在不断出台的政策预期推动下,资金活化率有望提升,带动小盘走强;但若出现政策不及预期,可预期资金会回流大盘。

图表40: 大小盘差额净值与地产开发投资完成额累计同比(%)

图表41: 大小盘差额净值与 M1 同比(%)



来源: Wind, 国金证券研究所

来源: Wind, 国金证券研究所

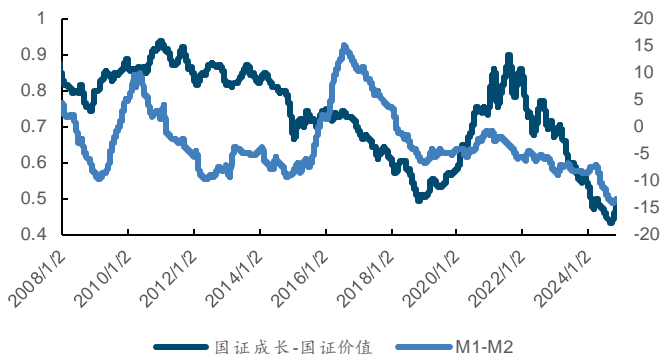
注: 数据截至 2024 年 11 月 12 日

注: 数据截至 2024 年 11 月 12 日

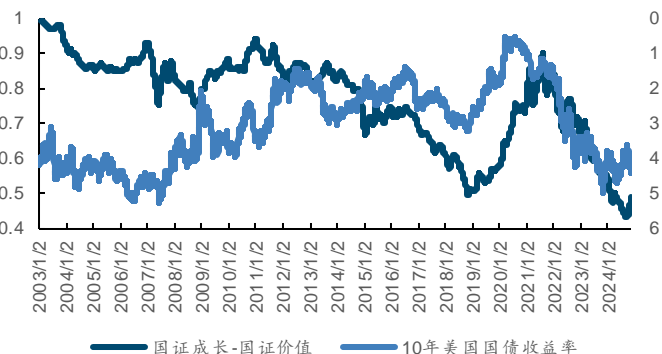
成长价值风格方面,我们主要观察 M1M2 剪刀差以及 10 年美国国债收益率指标。国内流动性方面,当 M1M2 剪刀差回升,资金活期化率提升,高弹性成长风格占优。若来年政策出台符合预期,带动 M1 同比回升,我们预期成长风格有望占优。海外流动性方面,从目前的宏观一致预期判断,美债利率明年大概率会继续回落,推动全球资金风险偏好提升,也能给到成长风格一定支撑。综合来看,我们认为明年整年维度上,成长会是相对的占优风格。但是若政策出台情况不及预期,市场可能会重新切换回价值风格。



图表42: 国证成长价值差额净值与M1M2剪刀差走势(%)



图表43: 国证成长价值差额净值与美债利率走势(%)



来源: Wind, 国金证券研究所

来源: Wind, 彭博, 国金证券研究所

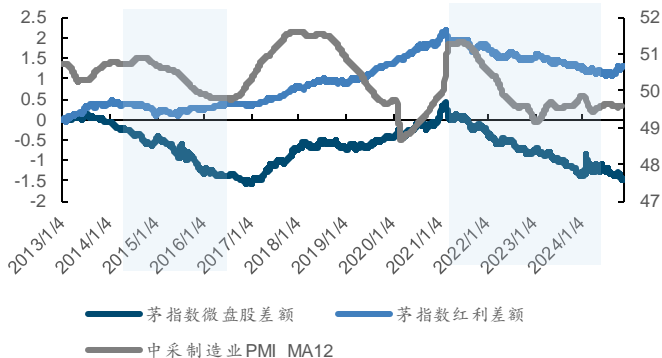
注: 数据截至 2024 年 11 月 12 日

注: 数据截至 2024 年 11 月 12 日

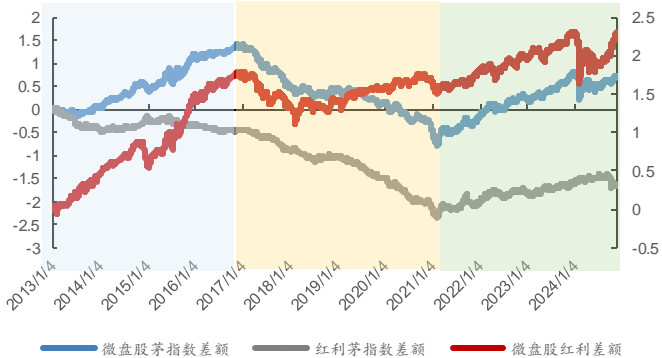
虽然我们整体预期未来一年国内政策的逐步出台能超预期,但是为了应对可能的弱势市场,我们本次也对红利和微盘风格进行了分析。从过去年来市场震荡承压的环境中,我们能发现红利和微盘在弱势市场环境中相对占优。

微盘股板块攻守兼备,既有小盘的高弹性又有弱势防守属性,但在监管约束或者阶段性预警和退市风险加大阶段会承压(1月和4月份财报公布阶段)。红利板块方面,在分红结束后,部分资金会短期撤出该板块,获利了结。综合来看,在市场预期抬升阶段,建议配置小盘成长;预期回落阶段,推荐配置红利和微盘(若前期抬升阶段微盘涨幅靠前,则重点关注红利)。

图表44: 茅指数与微盘股和红利指数差额净值以及中采制造业 PMI 走势(%)



图表45: 茅指数与微盘股和红利指数差额净值以及微盘股与红利指数差额净值走势



来源: Wind, 国金证券研究所

来源: Wind, 国金证券研究所

注: 数据截至 2024 年 11 月 12 日

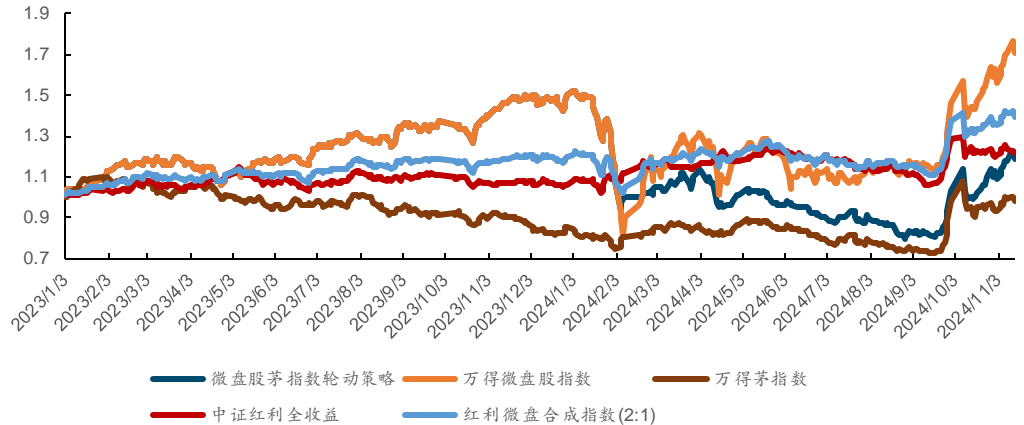
注: 数据截至 2024 年 11 月 12 日

不过即使在弱势市场阶段内部,资金也会在红利和微盘风格内部出现轮动现象,所以相对于单一配置红利或微盘风格,通过混合配置红利和微盘板块,整体组合表现可能更加稳健。由于万得微盘股指数的波动率高于中证红利指数,本文尝试以 2:1 的比例构建中证红利和万得微盘股指数的合成指数。结果表明,该合成指数在波动性上低于万得微盘股,收益上又高于中证红利。

前期研究《Beta 猎手系列之六: 基于宏观量价信号叠加的微盘股茅指数择时轮动策略》中,我们构建了微盘股与茅指数的轮动策略,旨在经济回暖阶段配置茅指数,而在熊市中通过配置微盘股获取相对较好的收益。然而我们发现,在熊市中微盘股也会因短期资金拥挤或其他原因出现阶段性回落,但此时资金并非必然切换至茅指数,而是会分流至红利板块,例如今年 1-2 月份微盘股的回撤。因此,我们更应构建的是红利微盘合成指数与茅指数的轮动策略。



图表46: 弱势市场建议混合持仓红利和微盘板块降低波动



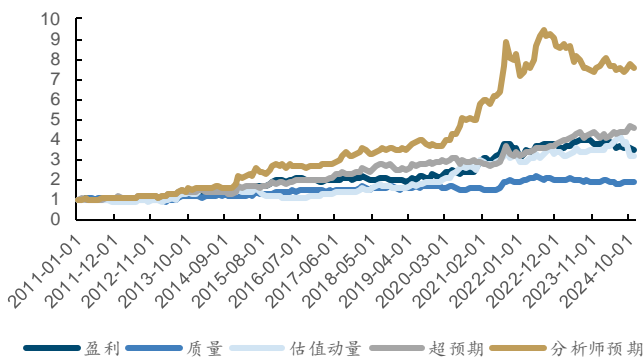
来源: Wind, 国金证券研究所

注: 数据截至 2024 年 11 月 12 日

3.4 行业配置

行业配置方面, 整体来看今年行业配置因子中, 分析师预期因子回暖, 超预期涨幅靠前, 其中超预期因子和分析师预期因子的多头超额收益分别是 4.3% 和 3.6%。盈利、质量、估值动量和调研活动因子表现欠佳。

图表47: 行业轮动大类因子多空收益表现



来源: Wind, 国金证券研究所

注: 数据截至 2024 年 4 月

图表48: 行业轮动大类因子今年以来表现

	IC 均值	多空收益	多头超额收益	多头收益
盈利	3.3%	-5.8%	-0.3%	4.2%
质量	-4.6%	-4.4%	-2.9%	1.7%
估值动量	1.3%	-9.8%	-7.2%	-2.7%
分析师预期	1.4%	0.7%	3.6%	8.1%
超预期	5.8%	7.1%	4.3%	8.8%
调研活动	-1.9%	-7.6%	-8.2%	-3.6%

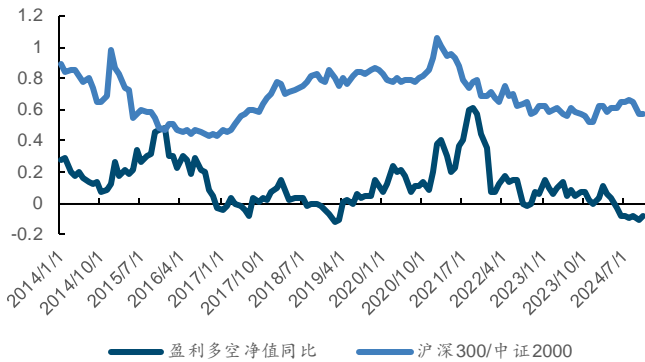
来源: Wind, 国金证券研究所

注: 数据截至 2024 年 4 月

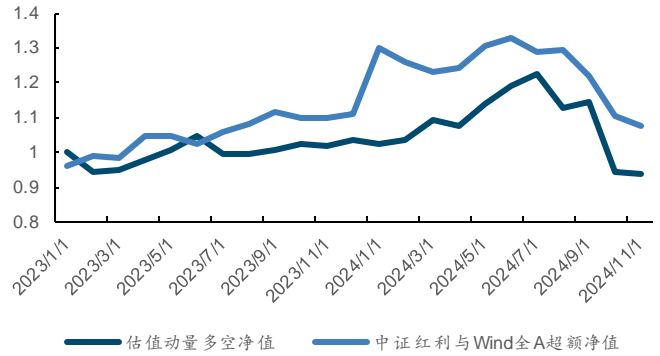
估值动量因子的底层逻辑是做多过去 12 个月估值抬升最明显的行业组合。而过去 12 个月, 银行、煤炭和电力及公用事业等偏红利的行业则是估值抬升最为明显的板块。所以当我们将估值动量多空净值与中证红利与 Wind 全 A 的超额净值走势对比, 我们发现, 估值动量今年下半年是与红利板块一同共振回调的。而关于盈利因子, 盈利水平好的公司多数为基本面好及市值偏大的公司。所以合理推断盈利因子表现良好的阶段与大盘占优的阶段相对一致。从盈利因子多空净值同比与沪深 300/中证 2000 相对净值的走势来看, 这样的结果也较为符合。今年以来大盘股的相对弱势, 也对应了今年盈利因子效果的式微。所以后续盈利因子回暖时机, 我们预期或需等大小盘风格切换回大盘。



图表49：盈利因子多空净值同比与大小盘差额净值走势



图表50：估值动量多空净值与中证红利超额净值走势



来源：Wind，国金证券研究所

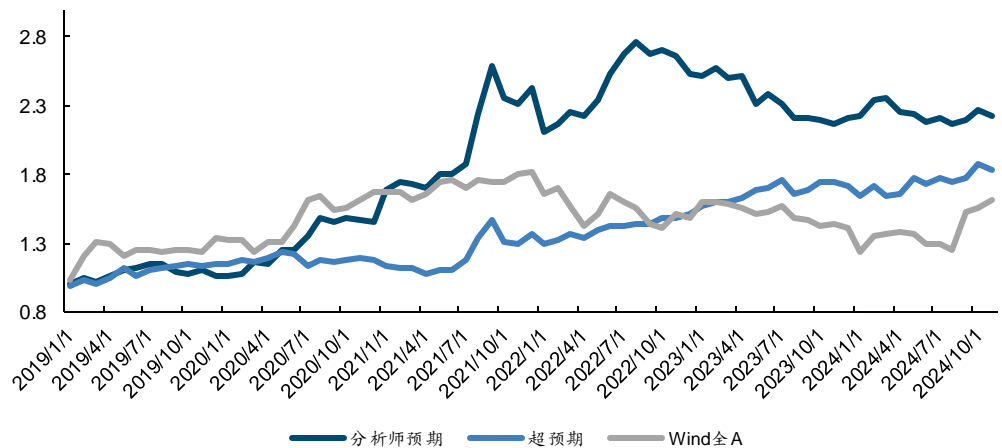
来源：Wind，国金证券研究所

注：数据截至 2024 年 10 月 31 日

注：数据截至 2024 年 10 月 31 日

超预期因子整体上仍维持稳健表现，建议持续配置，无需考虑切换。而关于分析师预期因子，行业分析师预期因子本质上就是找到高景气度的行业。而多数市场大盘下跌的阶段，都是经济景气承压的阶段(除了类似 2015 年的流动性牛市)。所以这导致我们能看到 2022 年年中之后，分析师预期因子多空净值的表现跟随市场回落。但是我们也看到 2022 年的上半年，经济和大盘市场走势也很差，但是行业分析师预期因子逆势走强。这是因为市场内部仍然能找到结构性上有景气度上行的行业，煤炭和有色金属等。随着市场的持续下行，景气度上行的行业逐步减少，分析师预期因子的表现也出现持续的回落，市场也彻底进入主题投资阶段。而到了 2023 年底，随着部分行业景气度结构性上的开始改善，分析师预期因子的表现也开始了回暖。随着后续政策的持续发力，可以预计景气度出现回暖的行业会逐步增多，对应的分析师预期因子的表现也能持续改善，建议加大关注力度。综合来看，建议明年重点关注分析师预期因子和超预期因子。

图表51：分析师预期、超预期因子多空净值与 Wind 全 A 净值走势



来源：Wind，国金证券研究所

注：数据截至 2024 年 10 月 31 日

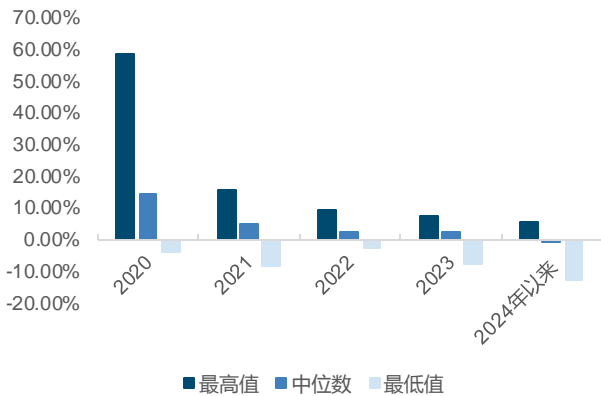
四、2025 年因子选股展望：AI 选股模型收益会持续吗？

4.1 中小盘宽基指增仍有 Alpha 空间

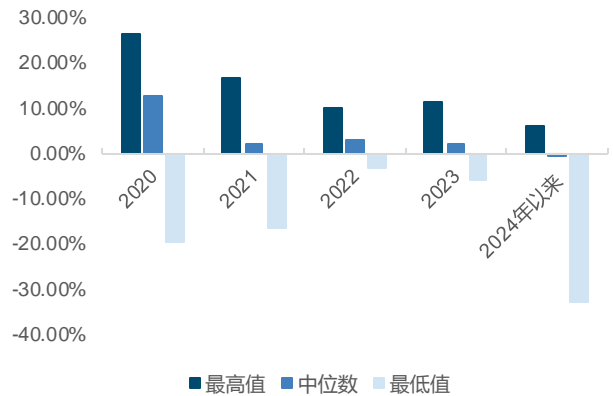
近年来，随着 A 股市场逐渐成熟，个股的误定价机会逐渐减少。我们统计了近年来主流宽基指数的公募指增产品超额收益率的主要指标：



图表52: 沪深 300 公募指增超额统计 (2024 年截至 11 月 7 日)



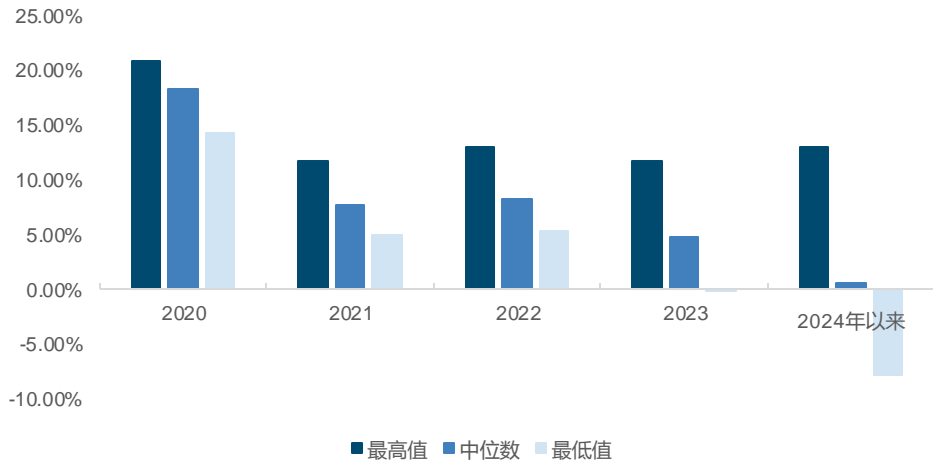
图表53: 中证 500 公募指增超额统计 (2024 年截至 11 月 7 日)



来源: Wind, 国金证券研究所

来源: Wind, 国金证券研究所

图表54: 中证 1000 公募指增超额统计 (2024 年截至 11 月 7 日)



来源: Wind, 国金证券研究所

可以看出, 各宽基指数股票池的 Alpha 获取难度逐年提升, 衰减速度极快。今年沪深 300 和中证 500 的指增超额中位数已经在 0 以下。其中既与今年市场风格切换极端, 资金流在短时间内大幅变化有关, 也与量化产品所用基本面与量价因子趋向同质化, Alpha 拥挤度提高有一定关系。

图表55: 各主流宽基指数公募指增超额收益率中位数统计

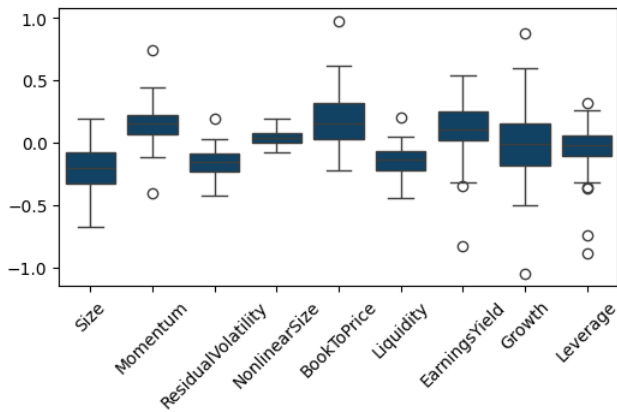
	2020	2021	2022	2023	2024 年以来
沪深 300	14.23%	4.96%	2.08%	2.04%	-0.19%
中证 500	12.85%	2.01%	3.12%	1.99%	-0.07%
中证 1000	18.37%	7.70%	8.17%	4.83%	0.63%

来源: Wind, 国金证券研究所

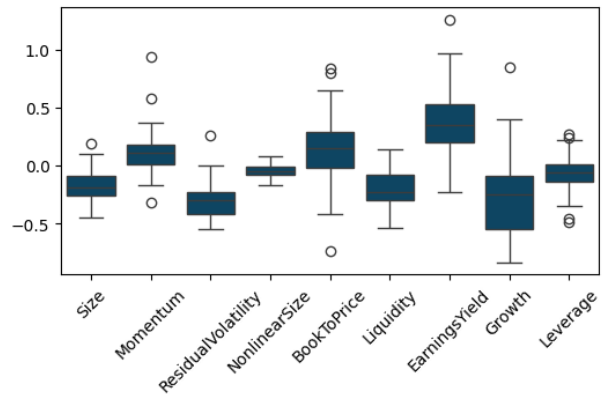
进一步, 我们利用日度净值数据对所有指增产品进行了 Barra 风格暴露的测试, 发现在不同股票池中, 产品的 Barra 暴露存在明显差异。下图中, 最上方和最下方的圆圈代表异常值 (Outliers), 上下横线为极值, 实体框为上下四分位数。



图表56: 今年以来沪深 300 指增 Barra 因子暴露分布



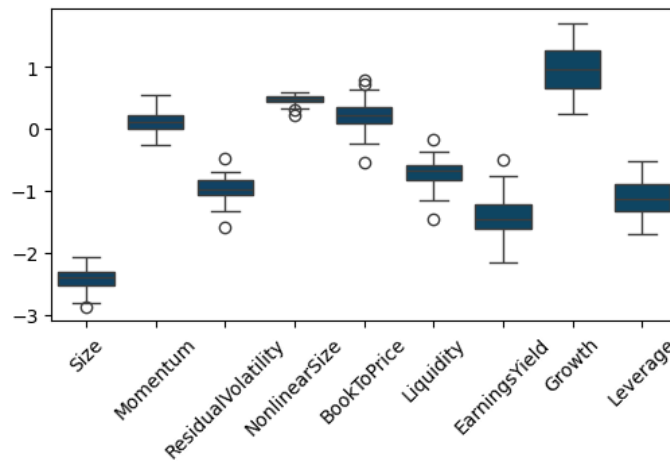
图表57: 今年以来中证 500 指增 Barra 因子暴露分布



来源: Wind, 国金证券研究所

来源: Wind, 国金证券研究所

图表58: 今年以来中证 1000 指增 Barra 因子暴露分布



来源: Wind, 国金证券研究所

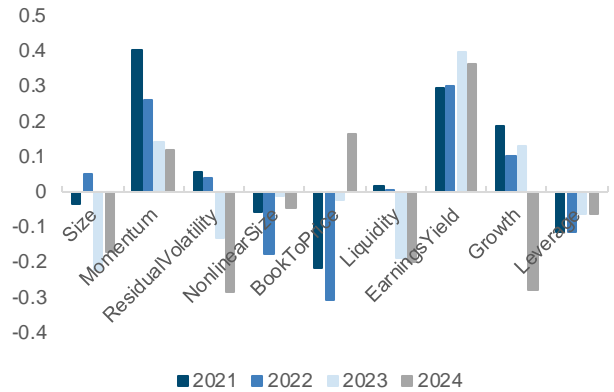
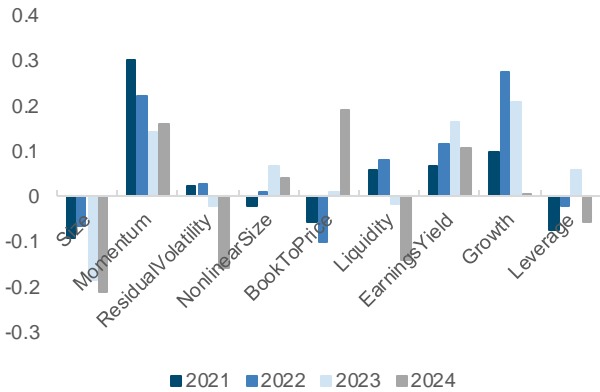
沪深 300 指增各产品间暴露差异较大, 在小市值、动量、低波、估值上整体存在一定暴露。中证 500 指增类似, 且暴露因子情况与产品表现无直接联系。而在中证 1000 上, 产品的 Barra 暴露趋于一致, 普遍在小市值、低波、非流动性和成长因子上有显著暴露。我们认为, 主要由于中证 1000 上这部分因子本身仍能带来一定的超额收益空间, 且产品在中证 1000 选股中更多使用 AI 模型, 模型在此类因子上的暴露普遍偏高。

从时序变化来看, 近几年各类产品均在低波、非流动性和估值风格上加强了暴露水平, 小市值在各类产品的暴露程度也略有加强, 动量因子的暴露水平整体在逐年缩小。



图表59: 沪深 300 公募指增 Barra 因子暴露平均水平变化

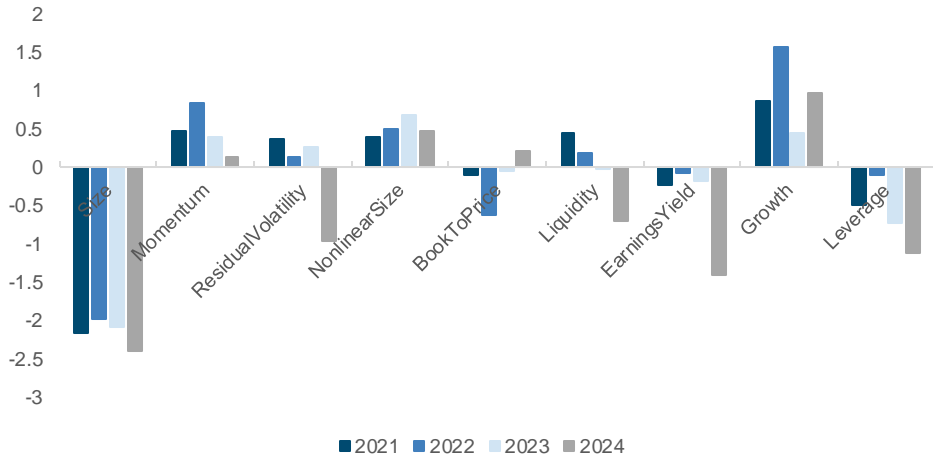
图表60: 中证 500 公募指增 Barra 因子暴露平均水平变化



来源: Wind, 国金证券研究所

来源: Wind, 国金证券研究所

图表61: 中证 1000 公募指增 Barra 因子暴露平均水平变化



来源: Wind, 国金证券研究所

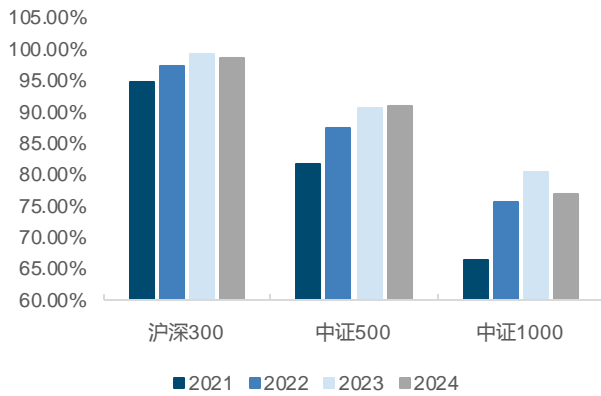
面对当下超额空间逐年降低,各家管理人 Barra 暴露在不同指数上分化的情况,未来公募基金的指增产品应该如何布局?

我们首先从指数成分股的分析师覆盖度进行对比,发现沪深 300 和中证 500 分析师覆盖程度均已达到较高水平,2024 年分别为 98.67%和 90.80%的水平。而中证 1000 成分股分析师覆盖度为 76.80%,在机构跟踪相对没有特别紧密的股票池中,仍有一定的 Alpha 超额收益空间。

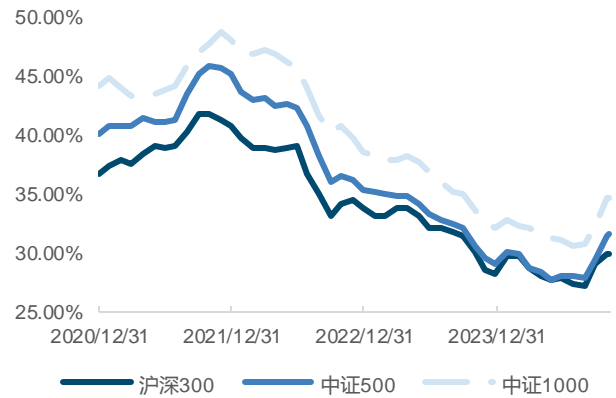
此外,我们通过计算每月指数成分股的收益率十分组,构建多空组合来模拟出量化选股多空收益的“理论极限”,发现沪深 300、中证 500 的多空收益“理论极限”已非常接近,且连年下降至目前 30%左右的水平,而中证 1000 成分股的多空收益“理论极限”仍有一定距离。



图表62: 各宽基指数成分股分析师覆盖程度



图表63: 各宽基指数多空收益“理论极限”



来源: Wind, 国金证券研究所

来源: Wind, 国金证券研究所

因此, 展望未来的公募指增产品布局方向, 对于沪深 300 和中证 500 股票池, 应以紧密跟踪指数&暴露特定风格因子以博取收益。而对于中证 1000 甚至更下沉的股票池, 虽仍有一定的超额收益空间, 不过布局此类产品时, 也需要考虑股票池整体市值偏小所带来的规模上限, 同时关注中小盘的 Beta 情况。

4.2 关注 A500 指数中沪深 300 以外成分股的 Alpha

随着 9 月底中证 A500 指数发布, 其更合理的编制方案吸引了投资者的广泛关注。各家公募基金均在积极布局相应的 ETF 或指增产品。经过测算, 中证 A500 指数的成分股在传统宽基指数中的权重分布如下:

图表64: 各传统宽基指数在中证 A500 成分股的分布情况

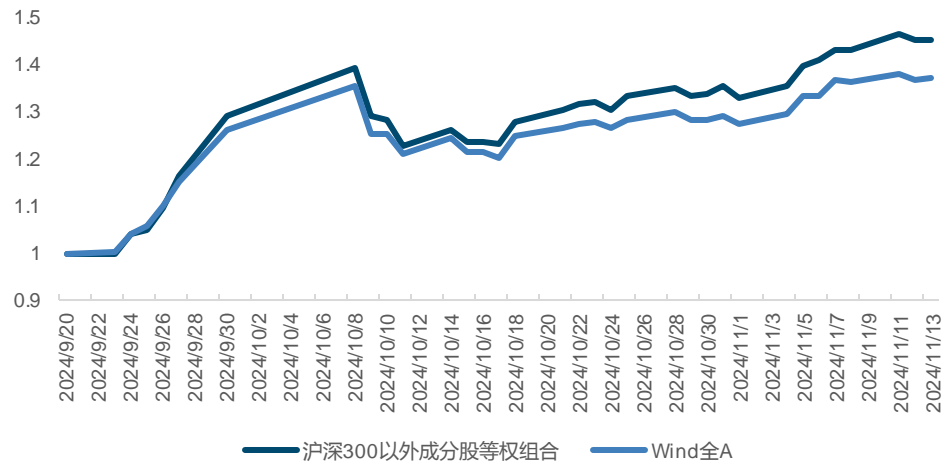
	权重	数量
沪深 300	78.41%	234
中证 500	17.22%	207
中证 1000	2.63%	43
其他	1.74%	16

来源: Wind, 国金证券研究所

可以发现, A500 中, 沪深 300 以外成分股有 266 只, 权重占比为 21.59%。而随着市场资金的转移, 这部分股票也迎来了相对客观的超额收益。我们将 266 只股票等权构建组合, 测算组合自 9 月 23 日以来的收益情况, 发现其相较于 Wind 全 A 指数已有 6.91% 的超额收益率 (截至 11 月 13 日)。



图表65: A500 中沪深300外成分股等权组合净值



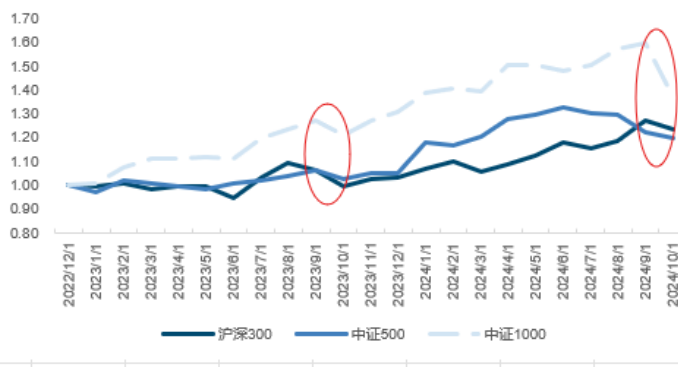
来源: Wind, 国金证券研究所

截至最近, A500 的 ETF 产品已经有 13 只产品发行, 另有 9 只产品正在募集中, 发行产品总份额以突破千亿元。A500 指增类产品中, 有 1 只已经发现, 另有 34 只正在审批或发行阶段。未来随着大量资金流入, 沪深 300 以外的指数成分股有望迎来相对持续的 Alpha 收益。

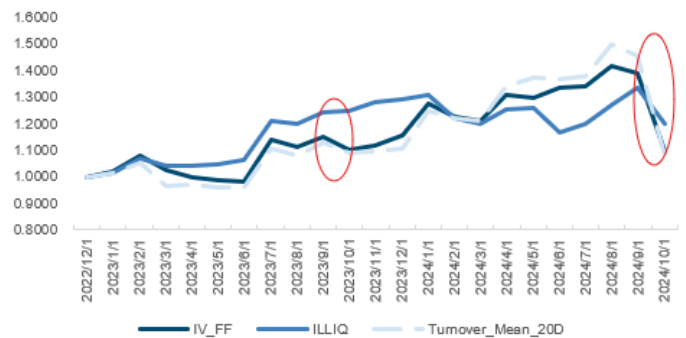
4.3 AI 模型的失效与应对

在前期深度报告中, 我们使用基于决策树的集成算法 GBDT 和神经网络类模型, 针对不同的特征数据集分别训练, 得到的 AI 选股因子样本外整体表现优异。但近年来仍出现一定情况的波动, 经过对比分析可以看出, AI 因子回撤明显的月份主要在 2023 年 10 月和 2024 年 10 月, 这也与非流动性、低波和 20 日换手三个因子的回撤区间呈现高度重叠。

图表66: 2023 年以来沪深 300、中证 500、中证 1000 的 GBDT+NN 指增因子多空收益净值



图表67: 2023 年以来残差波动率、非流动性、20 日换手率因子多空收益净值



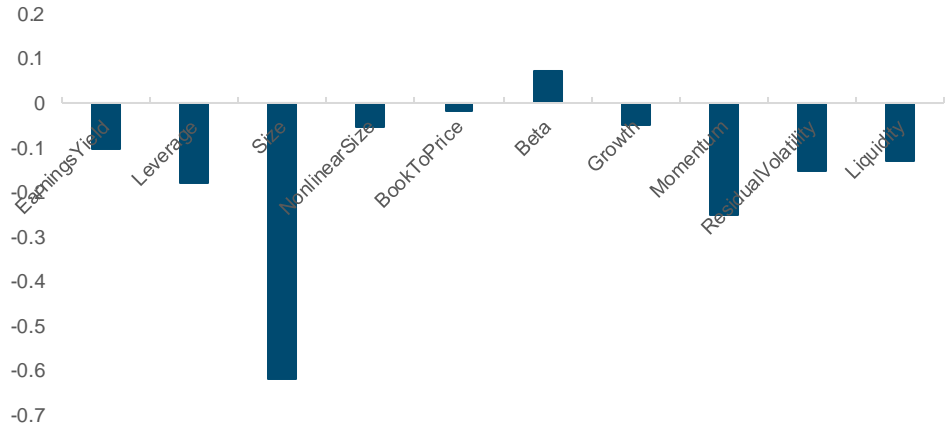
来源: Wind, 国金证券研究所

来源: Wind, 国金证券研究所

这是由于, AI 模型中所投喂的量价数据会使模型天然向低波、非流动性等因子学习, 与线性因子存在同涨同跌也属正常现象, 这一点在对因子进行 Barra 归因时也能得到验证。



图表68: AI 因子 Barra 风格因子暴露均值

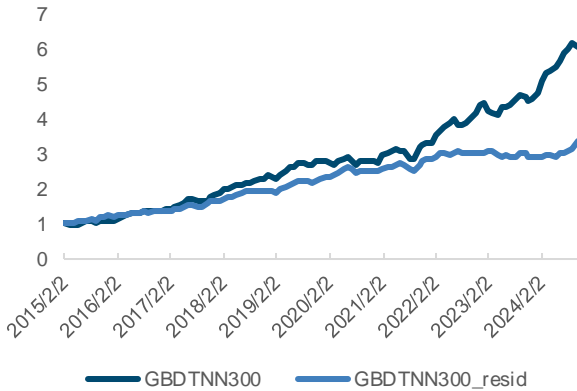


来源: Wind, 国金证券研究所

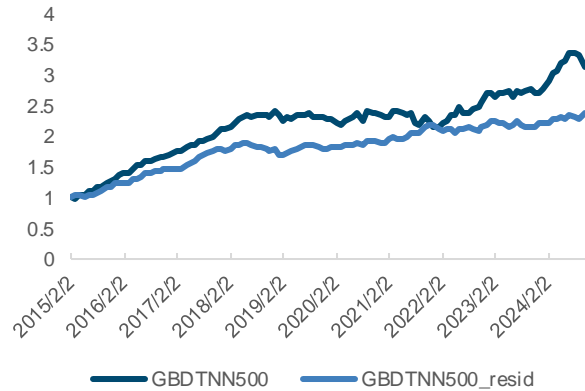
此外, 我们进一步探究 AI 因子在通过回归剥离 Barra 风格因子后的表现, 发现在不同股票池中因子表现仍有一定差异。

图表69: 沪深 300 AI 因子及剥离 Barra 后多头超额净值

图表70: 中证 500 AI 因子及剥离 Barra 后多头超额净值

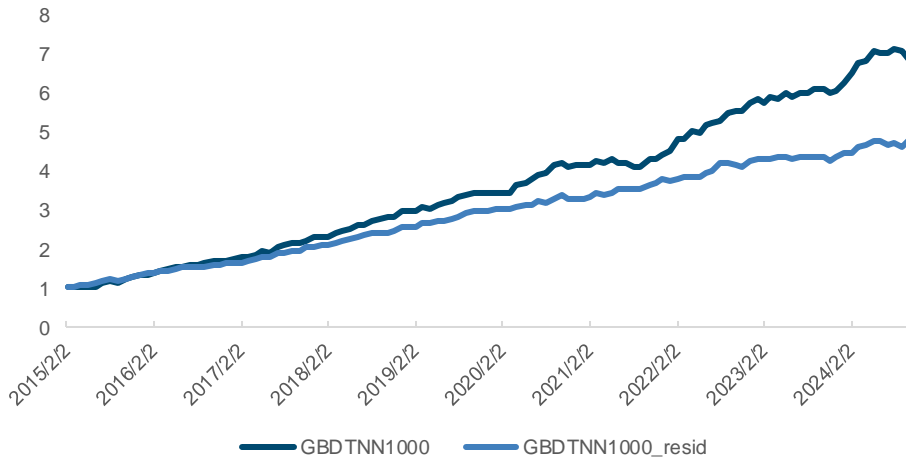


来源: Wind, 国金证券研究所



来源: Wind, 国金证券研究所

图表71: 中证 1000 AI 因子及剥离 Barra 后多头超额净值



来源: Wind, 国金证券研究所

在沪深 300、中证 500 股票池中, 剥离 Barra 后因子多头超额收益在近两年已经走平, 但



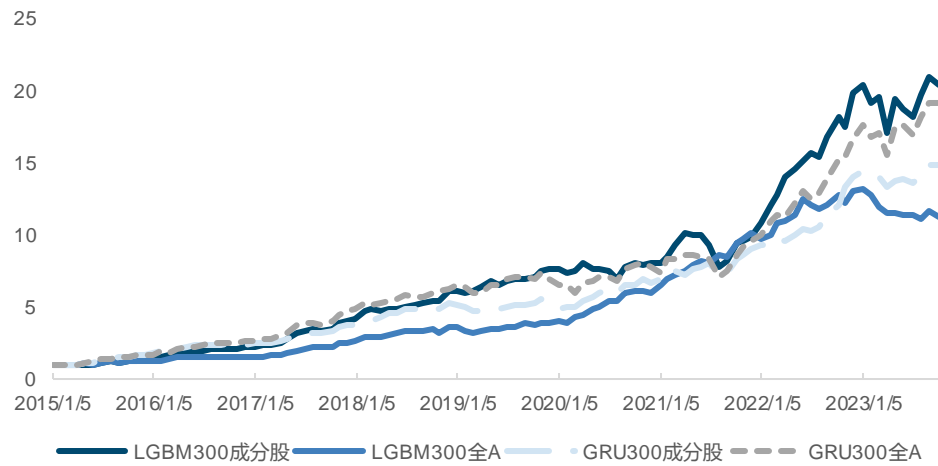
中证 1000 股票池中近两年整体仍保持着向上的稳定走势。因此，我们认为未来的主动量化选股产品超额空间主要突破方向在于：

- 更严格的风格控制或结合市场环境的风格主动暴露。
- 更精细化的训练方式。
- 更深层次的特征挖掘。
- 将包括强化学习在内的方式应用到组合优化。

在风格方面，结合我们上文的宏观分析，明年 M1 若同比回升，市场预期改善，资金活化率可能进一步提升。当 M1 增速大于 M2 时，企业活期存款增速 > 定期存款增速，企业和居民交易活跃，微观主体盈利能力较强，经济的经济度提升，将有助于成长风格占优。

在训练细节方面，我们在前期报告中对比过不同股票池训练模型时使用股票域的效果差异，可以发现在中证 500 和中证 1000 上，使用域内股票和全 A 股票池没有明显区别，但对于沪深 300 而言，对于 GBDT 树模型使用 300 域内股票池明显具有一定优异。

图表 72: LGBM 与 GRU 在不同股票池训练下因子多空收益净值对比 (沪深 300)

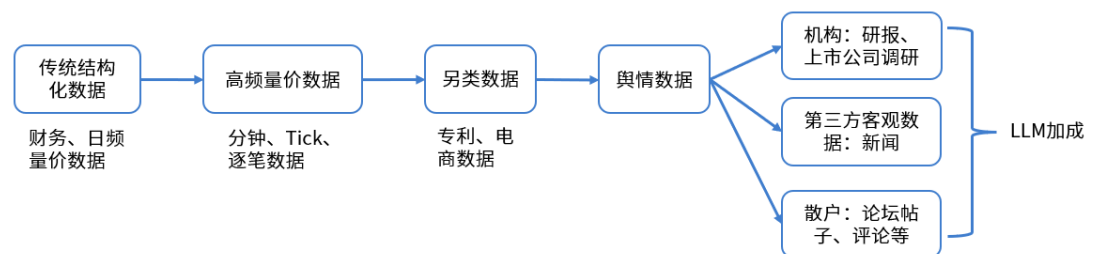


来源: Wind, 国金证券研究所

我们考虑这一点与沪深 300 股票池在风格、行业上的特殊性有很大关系，其股票池属性若与全 A 有较大差距，则最终模型所学习规律也会有较大差别，这对于对样本量不敏感的树模型来说更加重要。因此我们建议对于树模型，使用 300 股票池进行域内训练，对于神经网络，使用全 A 股票池训练以保证其样本量。

在另类数据方面，量化选股策略逐渐从传统的结构化数据到高频、另类以及文本数据来挖掘超额收益。

图表 73: 量化选股使用数据发展路径



来源: 国金证券研究所

近年来随着 LLM 的出色表现，文本数据的深入挖掘进入了新的阶段。过往在数据的使用过程中主要有以下几个难点：

- 数据不规范、清洗难度大。
- 情绪与信息提取准确度不够。



- 文本表达真实度有限。

相较于传统的 NLP 模型，LLM 拥有更强的信息提取能力和逻辑判断能力，在情感分析之外提供更深层次的判断，有助于构建更优异的另类舆情因子。

五、总结

展望 2025 年，我们认为大模型自身性能会在推理能力、响应速度、多模态等多个方面持续增强，基于大模型的金融领域应用进一步落地，覆盖面更广、功能更强大。在投研领域，大模型将带来投研效率与投资效果的全面提升。

在基金方面，基于结构性行情及风格切换可能性的预期，建议采用核心+卫星投资组合，核心仓位以更均衡的中证 A500ETF 及具有风格轮动能力的主动权益基金为底仓，以交易成本低、灵活度高、满仓的 ETF 为卫星仓位，捕捉行业、风格投资机会。

在择时方面，宏观择时策略建议切换至全仓进出模式，提升仓位比例，并且建议择时模块当中增加市场情绪指标提升信息维度；在风格方面，随着市场预期回暖，未来一年市场风格预期往高弹性的小盘及成长风格进行切换，但如出现不及预期情况，推荐短期切换回红利及微盘板块进行防御性配置。在行业方面，随着市场预期回暖，未来一年推荐关注分析师预期以及超预期因子。

在选股方面，我们认为中小盘宽基仍有一定 Alpha 空间。AI 模型通过归因发现，更多暴露低波、非流动性等因子，剥离 Barra 风格后在大盘股票池中近年已无超额收益，建议明年在成长风格上倾斜。未来的突破方向主要在特色的训练方式、更深层次的特征挖掘和 LLM 与文本数据的结合上。

六、风险提示

- 1、以上结果通过历史数据统计、建模和测算完成，在政策、市场环境发生变化时存在失效的风险。
- 2、市场环境发生变化，国际政治摩擦升级等带来各大类资产同向大幅波动风险。
- 3、政策环境发生变化，资产与相关风险因子失去稳定关系的模型风险。
- 4、大语言模型具有一定的随机性，在部分情况下可能回答错误，不符合用户需求与认知，并影响到用户判断。



特别声明：

国金证券股份有限公司经中国证券监督管理委员会批准，已具备证券投资咨询业务资格。

形式的复制、转发、转载、引用、修改、仿制、刊发，或以任何侵犯本公司版权的其他方式使用。经过书面授权的引用、刊发，需注明出处为“国金证券股份有限公司”，且不得对本报告进行任何有悖原意的删节和修改。

本报告的产生基于国金证券及其研究人员认为可信的公开资料或实地调研资料，但国金证券及其研究人员对这些信息的准确性和完整性不作任何保证。本报告反映撰写研究人员的不同设想、见解及分析方法，故本报告所载观点可能与其他类似研究报告的观点及市场实际情况不一致，国金证券不对使用本报告所包含的材料产生的任何直接或间接损失或与此有关的其他任何损失承担任何责任。且本报告中的资料、意见、预测均反映报告初次公开发布时的判断，在不作事先通知的情况下，可能会随时调整，亦可因使用不同假设和标准、采用不同观点和分析方法而与国金证券其它业务部门、单位或附属机构在制作类似的其他材料时所给出的意见不同或者相反。

本报告仅为参考之用，在任何地区均不应被视为买卖任何证券、金融工具的要约或要约邀请。本报告提及的任何证券或金融工具均可能含有重大的风险，可能不易变卖以及不适合所有投资者。本报告所提及的证券或金融工具的价格、价值及收益可能会受汇率影响而波动。过往的业绩并不能代表未来的表现。

客户应当考虑到国金证券存在可能影响本报告客观性的利益冲突，而不应视本报告为作出投资决策的唯一因素。证券研究报告是用于服务具备专业知识的投资者和投资顾问的专业产品，使用时必须经专业人士进行解读。国金证券建议获取报告人员应考虑本报告的任何意见或建议是否符合其特定状况，以及（若有必要）咨询独立投资顾问。报告本身、报告中的信息或所表达意见也不构成投资、法律、会计或税务的最终操作建议，国金证券不就报告中的内容对最终操作建议做出任何担保，在任何时候均不构成对任何人的个人推荐。

在法律允许的情况下，国金证券的关联机构可能会持有报告中涉及的公司所发行的证券并进行交易，并可能为这些公司正在提供或争取提供多种金融服务。

本报告并非意图发送、发布给在当地法律或监管规则下不允许向其发送、发布该研究报告的人员。国金证券并不因收件人收到本报告而视其为国金证券的客户。本报告对于收件人而言属高度机密，只有符合条件的收件人才能使用。根据《证券期货投资者适当性管理办法》，本报告仅供国金证券股份有限公司客户中风险评级高于C3级(含C3级)的投资者使用；本报告所包含的观点及建议并未考虑个别客户的特殊状况、目标或需要，不应被视为对特定客户关于特定证券或金融工具的建议或策略。对于本报告中提及的任何证券或金融工具，本报告的收件人须保持自身的独立判断。使用国金证券研究报告进行投资，遭受任何损失，国金证券不承担相关法律责任。

若国金证券以外的任何机构或个人发送本报告，则由该机构或个人为此发送行为承担全部责任。本报告不构成国金证券向发送本报告机构或个人的收件人提供投资建议，国金证券不为此承担任何责任。

此报告仅限于中国境内使用。国金证券版权所有，保留一切权利。

上海	北京	深圳
电话：021-80234211	电话：010-85950438	电话：0755-86695353
邮箱：researchsh@gjzq.com.cn	邮箱：researchbj@gjzq.com.cn	邮箱：researchsz@gjzq.com.cn
邮编：201204	邮编：100005	邮编：518000
地址：上海浦东新区芳甸路 1088 号 紫竹国际大厦 5 楼	地址：北京市东城区建国内大街 26 号 新闻大厦 8 层南侧	地址：深圳市福田区金田路 2028 号皇岗商务中心 18 楼 1806



【小程序】
国金证券研究服务



【公众号】
国金证券研究