仅供内部参考，请勿外传

产业研究报告

AI 重塑金融投研的范式变革与路径前瞻

核心观点

AI 正在重塑金融投研的竞争格局与价值创造能力，推动金融投研进入一个以“人机协同、智能驱动”为特征的新纪元。当前，AI 技术已渗透至金融投研工作的每一个环节，形成了从信息获取、信息处理、研究分析、决策辅助到成果输出的全链条赋能体系。现阶段 AI 投研的适宜模式是“人机协同”，即 AI 负责处理海量数据、执行重复任务、提供初步分析和辅助验证；人类研究员负责定义问题、把握方向、进行深度洞察、做出最终判断并承担责任。

海外头部金融机构在 AI 投研领域的战略布局已从单点工具应用演进为系统性、平台化的能力建设，形成了各具特色的技术路线与建设模式。高盛将 AI 定义为继移动互联网之后的下一代生产力革命，AI 的使命是将过去数十年积累的数百万份研报、专家访谈纪要及内部分析框架这些知识资产充分激活；摩根大通在 AI 领域的投入长期位居行业前列，其 AI 投研系统高度集成于内部工作流，强调安全可控。摩根士丹利的 AI 战略与其财富管理转型战略深度绑定，其核心是利用 AI 将摩根士丹利分析师的思想高效、准确地传递给每一位财务顾问及其高净值客户。

相较于海外，中国金融投研领域的人工智能应用虽然起步稍晚，但得益于国内超大规模的数据资源、活跃完善的技术创新生态以及多层次资本市场建设的政策红利，近年来实现了从追赶到并跑、从局部试点到全面渗透的跨越式发展。特别是自 2023 年生成式 AI 技术爆发以来，国内金融机构普遍将 AI 投研建设纳入数字化转型的核心议程，推动行业经历了从概念验证到场景落地、从单点工具应用到全链路重构的快速演进。在此过程中，头部券商、大型公募及头部量化私募普遍形成“自研底座+垂直微调+外购工具+私有知识库”的混合架构，在核心数据、核心模型、核心流程上强化自主可控；中小机构则更多依托恒生电子、同花顺、百度智能云等第三方成熟平台快速接入 AI，共同推动 AI 技术在金融投研领域的加速落地。

AI 重塑金融投研是一场深刻的范式革命，既带来巨大的效率提升和价值创造机遇，也伴随着复杂的技术、合规、组织和市场风险。展望未来五至十年，随着多模态大模型、智能体、因果推理等技术的持续演进，以及金融机构数字化转型的纵深推进，AI 将从辅助工具逐步演进为协作伙伴甚至决策参与者，从根本上重塑投研人员的角色定位、组织的分工模式、行业的竞争格局以及整个资本市场的信息生态。金融机构需在战略规划、技术投入、合规管理、人才培养和风险防控等方面进行全面、系统的布局，坚持“技术向善、风险可控、价值导向、以人为本”的原则，在拥抱变革的同时守住底线，才能在 AI 时代行稳致远，真正实现金融服务实体经济、助力投资者价值创造的根本目标。

风险提示：海外市场风险波动；政策效果不及预期。报告列举的公司/个股仅为案例介绍，不作为投资推荐的依据。

发展研究 · 产业研究

证券分析师：张立超
0755-81982881
zhanglichao@guosen.com.cn
S0980519050002

相关研究报告

仅供内部参考，请勿外传

内容目录

1. 绪论：金融投研范式变革的时代背景 4
1.1 传统金融投研的底层逻辑与现实痛点 4
1.2AI 技术演进为金融投研打开新空间 5
2. AI 驱动投研范式变革：底层逻辑与能力拆解 6
2.1 范式变革的本质：AI 投研的“三个重构” 6
2.2AI 对投研全链条的赋能拆解 7
2.3 现阶段 AI 投研的能力边界 10
3. 海外 AI 驱动金融投研的前沿实践 11
3.1 海外头部金融机构 AI 投研的建设路径 11
3.2 海外典型 AI 投研的前沿应用场景与案例 14
3.3 海外 AI 投研实践的特征与启示 14
4. 国内 AI 投研的发展现状与行业进展 15
4.1 国内 AI 投研发展进程与阶段特征 15
4.2 国内不同类型机构 AI 投研的差异化落地路径 17
4.3 当前国内 AI 投研的主流应用场景 21
4.4 国内 AI 投研落地现实瓶颈与痛点 22
5. AI 驱动下投研范式的未来演变与前瞻展望 24
5.1 投研人员能力模型与工作模式的演变 24
5.2 投研组织架构与分工模式的演变 25
5.3 行业竞争格局与价值链的演变 26
5.4 值得关注的潜在挑战与风险 26
6. 国内机构 AI 投研落地路径及建议 27
6.1 机构 AI 投研的建设路径 27
6.2 不同类型机构差异化策略建议 28
6.3 后续 AI 投研的改进方向 30
参考文献 32
风险提示 33

仅供内部参考，请勿外传

图表目录

图1： AI 对投研全链条环节的赋能机理 7
图2： 模型幻觉的主要类型 11
图3： 国内 AI 投研的发展阶段 16
图4： 当前国内 AI 投研落地的主要瓶颈 24

表1： AI 投研的优劣势分析 11
表2： 海外头部金融机构 AI 投研建设路径对比 12

仅供内部参考，请勿外传

1. 绪论：金融投研范式变革的时代背景

1.1 传统金融投研的底层逻辑与现实痛点

金融投研的核心使命，在于通过对海量信息的收集、处理、分析与整合，识别资产的真实价值，为投资决策提供依据。在过去数十年间，尽管信息技术经历了从电子化到网络化，再到移动互联网化的多次迭代，但传统金融投研的底层逻辑并未发生根本性改变，其核心始终高度依赖研究员的个人经验、知识储备与体力投入。在信息获取环节，研究员需要花费大量的时间通过彭博、万得、财报数据、公开媒体等渠道搜集碎片化信息；在信息处理环节，面对非结构化的文本数据，研究员需依靠个人阅读能力进行提取、归纳与结构化整理；在研究分析环节，研究员需结合财务模型、行业数据库及自身产业经验，进行逻辑推演与观点构建；在成果输出环节，研究员需撰写深度研报、制作演示文稿、开展路演工作。然而，随着数字经济时代的到来，信息爆炸、技术迭代与市场复杂性的上升，使得上述传统投研模式面临前所未有的挑战，主要体现在以下四个方面：

第一，信息过载与处理时效之间的矛盾。目前金融行业的数字化转型已进入深水区，日均产生的数据量从 TB 级跃升至 PB 级，且数据类型涵盖结构化、半结构化、非结构化等多种形态，且超过 80%为非结构化数据，如管理层访谈纪要、电话会议录音、行业展会新闻等。传统模式下，将这些非结构化数据转化为可量化、可分析的结构化信息，通常依赖于研究员的人工录入与主观判断，耗时耗力且标准不一。例如，整理一次复杂的券商电话会议，一名助理研究员往往需要花费 2-3 小时才能完成要点提取与纪要撰写，且不同研究员对同一会议的理解可能存在显著差异。这种低效的处理方式不仅增加了运营成本，更限制了研究响应的速度。

第二，市场变化节奏与研究响应速度之间的矛盾。资本市场对信息的反应速度不断加快，尤其是在政策发布、业绩公告、突发事件、海外市场异动等场景下，投资窗口往往以小时甚至分钟计。传统模式下，从信息出现到研究员完成阅读、提炼、分析、形成观点、撰写纪要或点评，往往需要数小时甚至数天，难以满足买方客户和投资经理对即时研究、快速响应的需求。特别是在高频事件密集的时间段如财报季等，研究团队容易陷入被动应对、产出碎片化的状态，影响研究服务的质量与时效性。

第三，研究视角的单一性与认知局限。传统投研高度依赖明星分析师的个人经验与逻辑框架。尽管资深研究员具备深厚的知识积累与沉淀，但其认知视野受限于个人的知识结构、关注焦点及思维惯性。例如，一位专注于传统制造业的分析师，可能较难深入理解新兴科技领域的技术细节与商业逻辑；一位侧重财务视角的分析师，可能会忽视宏观政策对行业供需结构的深层次影响。此外，人类认知固有的确认偏误、锚定效应等心理偏差，也容易在研究过程中被放大，导致研究结论出现系统性偏差。

第四，知识沉淀的碎片化与复用率低。在传统投研体系中，知识主要存在于研究员的大脑、个人笔记或未归档的聊天记录中。研究人员的流动往往意味着核心知识的流失。尽管许多机构建立了内部知识库，但由于缺乏统一的语义标准与智能检索机制，知识检索困难，复用率低。新入职的研究员往往需要花费数月甚至数年时间才能重复前人已经走过的研究路径，造成巨大的资源浪费。研究过程中产生的观点、模型、数据洞察难以形成机构级的资产沉淀，导致机构整体研究实力易随人员更替而产生一定的波动。

综上所述，传统金融投研模式在信息处理效率、认知广度、知识管理及成本控制

仅供内部参考，请勿外传

等方面已进入瓶颈。伴随 AI 技术的成熟，尤其是生成式 AI 的突破，为突破这些痛点提供了全新的技术路径，推动了投研范式从“人力驱动”向“算力与智能驱动”的转变。

1.2AI 技术演进为金融投研打开新空间

近些年，以 Transformer 架构为基础的大语言模型技术取得突破性进展，随后迅速演进至智能体（Agent）阶段，在自然语言理解、知识整合、逻辑推理、内容生成、多轮交互、工具调用等方面具备通用能力，能够处理金融投研中大量以自然语言为载体、需要综合判断与上下文理解的复杂任务，为破解传统投研痛点提供了全新的可能。与上一代基于规则或简单机器学习的 AI 技术不同，新一代 AI 具备强大的自然语言理解、逻辑推理、代码生成及工具调用能力，能够从本质上重构金融投研的工作流。

首先，AI 技术实现了海量多源数据的自动化抓取与解析能力的飞跃。现代金融大模型经过海量金融语料的预训练与微调，具备了对金融术语、行业逻辑、财务模型及市场规则的深刻理解。它们能够瞬间读取并解析成千上万份财务报表、公司公告、新闻报道、公共政策等，提取关键财务指标、政策变化及竞争格局变化。比如，AI 可以在几秒钟内总结某上市公司过去十年的管理层风格变化，或对比同一行业中五家头部企业的供应链风险敞口。这种“秒级阅读”与“深度理解”能力，将研究员从繁琐的信息筛选中解放出来，使其能够将精力集中在更高阶的逻辑验证与深度思考上。

其次，AI 技术打破了非结构化与结构化数据之间的壁垒，实现了数据的标准化与融合。传统投研中，结构化数据（如股价、财务数据）与非结构化数据（如新闻、政策文件）往往分离处理，难以实现交叉验证。AI 技术通过向量嵌入技术，将文本、图像、音频等转化为高维向量空间中的点，使得不同模态的数据可以在同一语义空间中进行相似度计算与关联分析。例如，当某地区发生自然灾害时，AI 可以实时关联卫星图像、新闻舆论及供应链数据，自动评估对相关企业营收的潜在影响，并生成风险评估报告。这种多模态数据的深度融合，为投研提供了前所未有的视角广度与深度。

再次，AI 技术赋能了复杂逻辑推理与情景模拟，提升了研究的严谨性与前瞻性。基于大模型的推理能力，AI 不仅能够归纳总结，还能进行假设检验与因果推断。在投研场景中，AI 可以构建复杂的财务模型，模拟不同宏观假设（如利率上调、汇率波动、原材料涨价）下企业的盈利变化；可以推演政策变革对产业链上下游的影响传导路径；可以通过对抗性思维，自动寻找研究结论中的逻辑漏洞或反证案例。这种“AI 助手”式的推演能力，极大地丰富了研究的支撑论证过程，减少了人为疏忽导致的错误。

最后，AI 技术促进了知识的高效沉淀与复用，推动了组织能力的规模化扩张。通过构建机构专属的向量数据库与知识图谱，AI 能够将分散的研究成果、历史研报、专家访谈及市场数据进行结构化存储与智能索引。研究员可以通过自然语言提问，快速获取历史研究观点、同类公司对比数据以及行业专家意见。AI 系统还能自动识别知识增量，将新的研究成果动态更新到知识库中，实现知识的持续迭代。这种机制使得优秀研究员的经验得以算法化、产品化，支撑机构研究能力的标准化复制与规模化扩张，降低了新人培养成本，提升了整体研究团队的协同效率。

值得注意的是，AI 在金融投研中的应用并非取代研究员的判断，而是通过提供更深度的数据挖掘、更广阔的视野对比及更严谨的逻辑验证，放大研究员的认知效能。可以看到，AI 正在重塑金融投研的竞争格局与价值创造能力，推动金融投研

仅供内部参考，请勿外传

进入一个以“人机协同、智能驱动”为特征的新纪元。

2. AI 驱动投研范式变革：底层逻辑与能力拆解

2.1 范式变革的本质：AI 投研的“三个重构”

金融投研范式的变革，并非仅仅是工具的迭代，而是对生产方式、组织形态及价值来源的根本性重构。这一变革的本质，可以概括为“三个重构”：生产力重构、组织重构与价值重构。

（1）生产力重构：从“人力密集”到“算力密集”

传统投研体系的生产力核心是研究员的时间与脑力，即覆盖多少公司、跟踪多少行业、产出多少报告，其本质上受限于研究团队的人数与个体工作时长。AI 的引入，使投研生产函数新增了“算力”这一关键要素，推动投研从人力密集型向算力密集型转变。

一方面，AI 显著扩展了研究覆盖的广度与响应速度。通过自动化抓取、解析与摘要能力，AI 能够第一时间处理海量信息，实现对全市场上市公司、全行业政策、全球宏观事件、多语言资讯的实时监控与初步筛选，这是传统人力团队无法完成的任务。例如，在财报季，传统团队往往只能重点覆盖持仓或重点推荐公司，而 AI 可以对全市场财报进行批量初筛，识别超预期、低预期、异常科目与风险点，为研究员提供预警支持。在突发事件场景下，AI 可以在事件发生后短时间内整合新闻、历史案例、产业链映射与相关公司敞口，显著提升研究的响应速度。

另一方面，AI 重构了研究员的时间分配结构，将其从低附加值劳动中解放出来。投研工作主要可以分为信息搜集、数据整理、格式排版、初步归纳与深度思考、逻辑判断、观点形成两类。前者占去研究员大量时间，但边际价值有限；后者才是投研价值创造的核心。AI 正是通过承接重复性、规则性、标准化程度较高的工作，使研究员能够将更多精力投入到产业调研、商业模式理解、竞争格局判断、估值逻辑打磨、非共识机会识别等高阶认知活动中。

（2）组织重构：从“个人主导”到“平台化协同”

传统投研组织高度依赖个人能力与师徒式经验传承，每位研究员形成自己的覆盖范围、研究框架与信息渠道，团队之间协同有限，知识分散在个人手中，而 AI 正推动投研组织向平台化协同模式演进。

首先，知识沉淀机制从依赖个人经验转向机构化的智能知识中台。通过构建覆盖内部研报、会议纪要、调研记录、财务模型、估值模板、行业框架、政策库、公司库等多源数据的投研知识库，并结合检索增强生成、向量检索、权限管理与知识图谱技术，机构可以将个人经验转化为组织级资产。新入职研究员可以通过智能问答快速了解行业历史逻辑与重点公司脉络，资深研究员可以快速调用跨行业知识，投资经理可以在投前决策时一键调取历史复盘与风险提示，知识复用效率大幅提升。

其次，跨团队、跨资产、跨市场的协作因 AI 的语义打通成为可能。传统模式下，宏观、策略、行业、固收、量化、海外等团队之间存在明显的语言体系与数据口径差异，协同成本较高。AI 可以作为通用语义层，对不同来源、不同格式、不同语言的信息进行统一理解与表达，实现跨团队知识的互查互证。例如，当宏观团

仅供内部参考，请勿外传

队形成关于利率变化的判断时，AI 可以自动推演对不同行业估值、信用利差、汇率与海外资金流向的潜在影响，并推送给相关行业与固收团队，形成联动研究机制。平台化协同最终将使投研组织从“单兵作战”走向“网络协同”。

（3）价值重构：从“信息差”到“认知差”

在信息不对称程度较高的传统市场中，投研的核心竞争力往往来自于“信息差”，即谁先获得信息，谁就能获得超额收益。然而，随着互联网和移动终端的普及，信息传播速度极大加快，获取信息的门槛几乎为零。AI 技术的广泛应用进一步拉平了信息获取的差距，使得基于信息的简单套利空间逐渐消失。

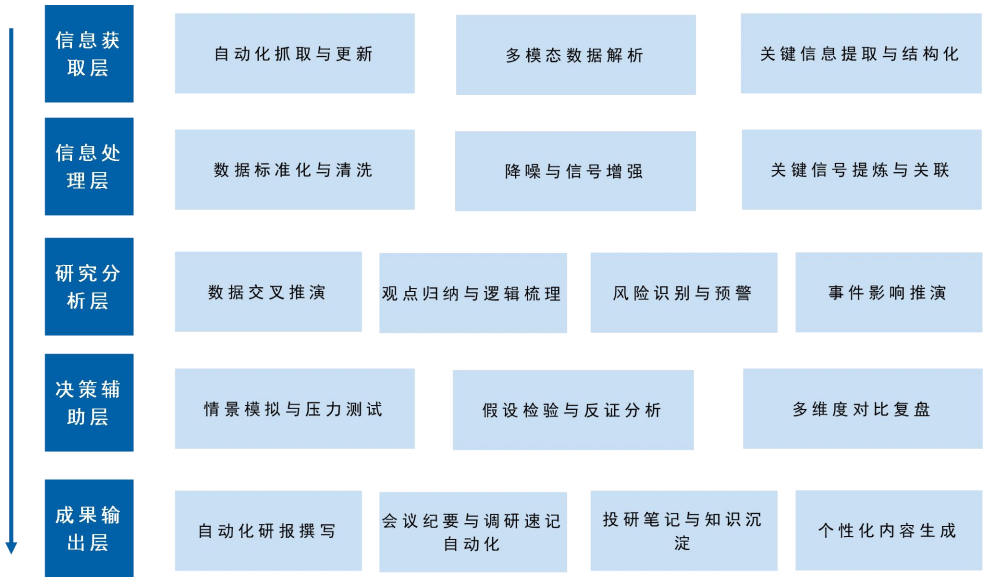
在此背景下，投研的价值创造逻辑发生了根本性重构，从追求“信息差”转向追求“认知差”。所谓“认知差”，是指在对相同信息进行深度加工、逻辑推演和前瞻性判断后形成的独特见解。AI 虽然能够快速整合市场共识，但无法替代人类的独立思考、逆向判断和对产业本质的深刻洞察。因此，未来投研的核心竞争力将体现在如何利用 AI 工具更为高效地验证假设、挖掘非共识信号以及构建独特的投资框架。

具体而言，价值重构体现在三个方面：一是从“预测共识”转向“预测共识形成的路径”。AI 可以帮助分析师模拟市场情绪和资金流向，预判共识形成的速度和方向，从而提前布局或规避拥挤交易。二是从“单一维度分析”转向“多维交叉验证”。AI 能够整合宏观、行业、公司、舆论等多维度数据，进行交叉推演，发现传统单一视角下难以察觉的逻辑矛盾或投资机会。三是从“静态结论”转向“动态演化”。AI 可以实时跟踪关键变量的变化，动态调整投资观点和建议，使投研成果更具时效性和适应性。

2.2AI 对投研全链条的赋能拆解

当前，AI 技术已渗透至金融投研工作的每一个环节，形成了从信息获取、信息处理、研究分析、决策辅助到成果输出的全链条赋能体系。

图1：AI 对投研全链条环节的赋能机理



资料来源：万得，国信证券经济研究所整理

仅供内部参考，请勿外传

（1）信息获取层：海量多源数据的自动化抓取与解析

信息是投研的基石。传统信息获取依赖于人工订阅数据库、浏览网站、下载文档，效率低下且容易遗漏。AI 可以通过智能爬虫、API 接口和多模态感知技术，实现对全球海量金融数据的自动化抓取。与传统爬虫不同的是，AI 驱动的获取系统具备语义理解能力，能够识别数据源的质量和相关性，自动过滤噪声和虚假信息。例如，AI 可以实时监控全球主要新闻网站、社交媒体平台、政府网站及行业协会发布的信息，并根据预设的主题标签进行自动分类和归档。此外，AI 还能够处理非传统数据源，如卫星图像识别工厂开工率、船舶轨迹追踪供应链状况、电商数据监测消费趋势等，为金融投研提供了独特的数据视角。

①自动化抓取与更新。利用网络爬虫技术与 API 接口，AI 系统可以 7x24 小时不间断地从全球数百个来源（包括政府网站、交易所公告、新闻媒体、社交媒体、行业论坛等）抓取最新数据。通过自然语言处理技术，系统可以自动识别信息的类型（如财报、新闻、政策、舆论）、相关实体（如公司、人物、地点）及情感倾向，并进行实时分类与标签化。

②多模态数据解析。现代 AI 系统具备强大的多模态解析能力。对于图片型的财报截图，AI 可以通过光学字符识别（OCR）与视觉大模型（VLM）提取数据并还原表格；对于音视频形式的电话会议、路演视频，AI 可以通过语音识别（ASR）转换为文本，并进一步提取关键问答、管理层语气及情绪波动。例如，AI 可以分析 CEO 在财报电话会上的语调变化，捕捉其自信或犹豫的情绪信号，辅助判断其披露信息的真实性。

③关键信息提取与结构化。在获取海量非结构化数据后，AI 利用大模型的提取能力，将关键信息转化为结构化数据。例如，从成千上万条新闻中提取出涉及某公司的正面/负面事件、供应链中断风险、产品发布进度等，并将其填入标准的时间序列或事件列表中。这使得非结构化数据具备了与结构化数据同等的使用价值，为后续的分析奠定了基础。

（2）信息处理层：非结构化数据标准化、降噪、关键信号提取

获取数据只是第一步，处理数据才是关键。金融数据具有噪音大、冗余度高、语义模糊等特点。在信息处理层，AI 利用自然语言处理（NLP）和光学字符识别（OCR）技术，将非结构化数据转化为结构化数据。同时，AI 通过情感分析、实体识别和关系抽取等技术，对文本数据进行深度解析，提取关键事件、人物、机构及其相互关系，构建动态的知识图谱。这一过程不仅提高了数据的可用性，还通过降噪处理提升了信息的纯净度，为后续分析奠定坚实基础。

①数据标准化与清洗。不同来源的数据在格式、命名、计量单位上存在差异。AI 可以通过知识图谱对齐技术，自动识别并统一实体名称，统一财务指标口径，清洗缺失值与异常值。这一过程大幅提升了数据的规范性与可比性。

②降噪与信号增强。金融市场中充斥着大量噪音信息，如谣言、误读、短期情绪波动等。AI 通过历史数据分析与模式识别，构建信号过滤模型，剔除与历史规律不符的噪音数据，强化与趋势相关的关键信号。例如，AI 可以监测社交媒体上关于某股票的讨论热度，通过算法区分给出信号置信度评分。

③关键信号提炼与关联。AI 能够从海量数据中自动提炼出对投资决策具有重大影响的关键信号。例如，从供应链新闻中提炼出某核心零部件缺货的信息，并将其关联到下游整车厂的产能预测；从宏观政策文件中提炼出监管态度转变的信号，并关联到相关行业的估值逻辑变化。通过建立实体间的关联关系，AI 能够构建起

仅供内部参考，请勿外传

复杂的事件链条，帮助研究员快速把握事件的传导路径。

（3）研究分析层：数据交叉推演、观点归纳、风险识别、事件影响推演

研究分析层是投研的核心环节，也是 AI 赋能价值最大的领域。AI 在此层的角色类似于一个“超级分析师助手”，协助研究员进行深度思考。首先，AI 可以进行大规模的数据交叉推演，发现不同变量之间的潜在相关性。例如，通过分析历史数据，AI 可以识别出某些宏观指标与特定行业股价之间的领先滞后关系。其次，AI 能够自动归纳市场主流观点，生成共识预期，并识别出与市场共识偏离较大的“非共识”观点，为投资的有序开展提供依据。再次，在风险识别方面，AI 可以通过监测舆论情绪、财务异常指标和供应链中断信号，提前预警潜在的“黑天鹅”事件。最后，AI 还能进行事件影响推演，模拟特定政策或突发事件对相关行业和公司的冲击程度，辅助分析师进行情景分析。

①数据交叉推演。AI 可以将不同维度的数据（如财务数据、舆论数据、供应链数据、宏观数据）进行交叉比对，发现隐藏的相关性或矛盾点。例如，AI 可以对比公司的营收增长与行业整体销量数据，若出现背离，则提示可能存在数据造假或统计口径差异的风险。这种多源数据的交叉验证，提高了分析的严谨性。

②观点归纳与逻辑梳理。面对海量研报与市场观点，AI 可以利用大模型的总结能力，快速归纳主流观点、分歧点及核心论据。AI 可以生成多维度的观点图谱，展示市场共识与分歧所在，帮助研究员快速把握市场情绪。同时，AI 可以梳理不同观点背后的逻辑链条，指出其假设前提与潜在漏洞，为研究员提供批判性思考的切入点。

③风险识别与预警。AI 通过实时监控市场数据与舆论，构建风险预警模型。它可以自动识别财务异常指标（如应收账款激增、存货周转率下降）、法律纠纷、监管处罚、高管变动、负面舆论等风险信号，并及时推送预警信息。AI 还可以基于历史案例，识别潜在的系统性风险（如流动性危机、信用违约潮），并提供情景模拟分析，评估风险对投资组合的潜在冲击。

④事件影响推演。在重大事件（如政策发布、并购重组、自然灾害）发生时，AI 可以基于知识图谱与因果推理模型，推演事件对产业链上下游、竞争格局、估值水平的影响路径。例如，当某一国家宣布加征关税时，AI 可以模拟分析对相关出口企业的成本影响、替代供应商的机会、汇率波动效应及最终利润影响，并生成多种情景下的盈利预测调整方案。这种推演能力，使得研究员能够提前布局，把握事件驱动的投资机会。

（4）决策辅助层：情景模拟、假设检验、多维度对比复盘

在形成初步观点后，AI 为投资决策提供严谨的验证与辅助。利用生成式 AI，机构可以生成高保真的合成数据，模拟极端市场情景下的资产表现，进行压力测试。AI 还可以辅助分析师进行假设检验，快速验证投资逻辑的稳健性。此外，AI 能够对历史投资决策进行多维度复盘，分析成功或失败的原因，帮助投资经理优化决策框架，避免重复犯错。

①情景模拟与压力测试。AI 可以构建复杂的财务模型与宏观经济模型，进行多变量情景模拟。研究员可以调整关键假设（如收入增长率、利润率、折现率等），AI 即时计算并展示不同情景下的估值区间、现金流状况及关键财务指标变化。通过蒙特卡洛模拟等方法，AI 可以评估投资方案在不同市场环境下的风险收益特征，帮助投资者优化资产配置。

仅供内部参考，请勿外传

②假设检验与反证分析。AI 可以自动寻找与当前观点相悖的证据，进行反证分析。例如，若研究员看好某公司，AI 可以自动检索其竞争对手的利好信息、行业政策的潜在利空、技术迭代的替代风险等，让研究员重新审视其逻辑的稳健性。这种反证机制，有效减少了确认偏误，提升了投资决策的质量。

③多维度对比复盘。AI 可以自动提取历史相似案例，进行多维度对比。例如，当某行业出现景气度反转时，AI 可以调出历史上类似周期的行业表现、公司股价走势、估值变化及关键催化剂，生成对比分析报告。通过复盘历史，AI 帮助研究员识别当前所处周期位置，预判未来趋势。

（5）成果输出层：研报、纪要、调研摘要、投研笔记快速撰写与提炼

AI 在成果输出环节的赋能，主要体现在自动化生成与个性化定制，大幅提升了研究工作的效率与专业性。基于大模型的生成能力，AI 可以自动撰写标准化的研报初稿、会议纪要、调研摘要和每日市场评论。研究员只需提供核心观点和关键数据，AI 即可生成结构完整、逻辑清晰、语言规范的文本。此外，AI 还能根据目标受众的不同（如机构投资者、零售客户、内部管理层），自动调整报告的风格、深度和篇幅，实现个性化输出。这种能力不仅缩短了研报发布周期，还使得机构能够以更低的成本覆盖更广泛的客户需求。

①自动化研报撰写。基于结构化数据与核心观点，AI 可以自动生成初稿。它可以根据预设的模板，自动填入财务数据、图表、行业背景及公司简介，并根据研究员输入的要点，生成逻辑连贯的分析段落。虽然 AI 生成的文本仍需人工润色与逻辑校验，但其初稿生成速度极快，大幅减少了基础写作时间。目前，国内多家头部券商已实现 AI 辅助生成周报、月报及简易研报，整体工作效率得到明显提升。

②会议纪要与调研速记自动化。AI 语音识别与语义理解技术，可以实时记录电话会议、路演、专家访谈的内容，并自动生成结构化纪要。AI 能够自动区分发言人，提取关键问答，标注重点议题，甚至生成纪要。这使得研究员能够专注于沟通本身，而非笔记记录，同时也确保了信息的完整可追溯性。

③投研笔记与知识沉淀。研究员在思考过程中产生的碎片化想法、灵感及数据洞察，可以通过 AI 助手快速记录并结构化。AI 可以自动将这些笔记与相关知识库内容关联，形成个人及机构的知识资产。与此同时，AI 可以生成投研日志，自动跟踪观点的演变历程，便于后续复盘与总结。

④个性化内容生成。针对不同受众（如基金经理、机构投资者、零售客户），AI 可以自动调整研报的语言风格、深度及侧重点。例如，为基金经理生成侧重数据与逻辑的深度报告，为零售客户生成通俗易懂、图文并茂的科普文章。这种个性化输出，提升了研究服务的覆盖面与客户满意度。

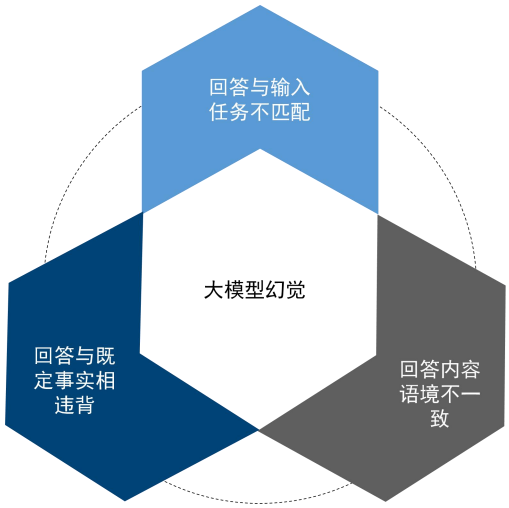
2.3 现阶段 AI 投研的能力边界

尽管 AI 在投研领域展现出巨大潜力，但现阶段仍存在一定的能力边界与局限性，明确这些边界对于合理运用 AI 开展投研工作至关重要。

首先，AI 存在“幻觉”问题，即在缺乏确切依据时可能生成看似合理但事实错误的内容。目前，AI 工具仍存在“数据幻觉”、事实错误及信息源可信度不足等问题，相关结果仍要通过传统研究方法进行交叉验证，尚难直接用于投资决策。因此，AI 生成的内容必须经过专业人员的严格复核，不能直接作为最终决策依据。

仅供内部参考，请勿外传

图2：模型幻觉的主要类型



资料来源：《大语言模型安全现状与挑战》（赵月等，2024），国信证券经济研究所整理

其次，AI 缺乏真正的“理解”和“创造力”。虽然 AI 能够模仿人类的语言风格和逻辑结构，但其本质是基于概率的统计预测，而非基于因果关系的深度理解。AI 难以捕捉那些无法量化的隐性知识，如管理层的诚信度、企业文化的微妙变化、政策背后的政治博弈等。这些需要人类直觉、经验和人际互动才能获取的信息，依然是能够长期、稳定地跑赢市场基准超额收益的重要来源。

再次，AI 在处理长链条复杂逻辑推理时仍存在局限。虽然大模型的上下文窗口不断扩大，但在面对涉及多个环节、多重反馈机制的复杂经济系统时，AI 的推理能力仍可能出错或陷入局部最优。人类分析师在构建宏观框架、把握长期趋势和处理非线性突变方面仍具有不可替代的优势。

表1：AI 投研的优劣势分析

维度	AI 投研优势	AI 投研劣势
数据规模	可处理 PB 级多模态数据，覆盖全球全市场	依赖数据质量，垃圾进垃圾出（GIGO）
处理速度	毫秒级响应，7x24 小时不间断	难以处理非标准化、极度稀缺的隐性知识
覆盖广度	无边界覆盖，无行业盲区	缺乏对特定行业深层商业逻辑的理解
客观性	基于数据，减少情绪干扰	可能存在训练数据偏差，导致系统性偏见
逻辑推理	擅长模式识别、相关性分析、大规模对比	复杂因果推理、长链条逻辑易出错（幻觉）
数值计算	快速提取、格式化数据	精确数学计算、复杂模型拟合仍不如传统工具
创新性	可组合现有知识，生成新观点雏形	缺乏真正的创造性、直觉和跨界联想能力
合规伦理	可嵌入合规规则，自动筛查	责任归属不清，存在知识产权和数据隐私风险

资料来源：万得，国信证券经济研究所整理

因此，现阶段 AI 投研的适宜模式是“人机协同”，即 AI 负责处理海量数据、执行重复任务、提供初步分析和辅助验证；人类研究员负责定义问题、把握方向、进行深度洞察、做出最终判断并承担责任。随着技术的进步，这一边界将逐渐推移，但人类在价值判断和责任承担方面的核心地位不会改变。

3. 海外 AI 驱动金融投研的前沿实践

3.1 海外头部金融机构 AI 投研的建设路径

仅供内部参考，请勿外传

近年来，海外头部金融机构在 AI 投研领域的战略布局已从单点工具应用演进为系统性、平台化的能力建设，形成了各具特色的技术路线与建设模式。

表2：海外头部金融机构 AI 投研建设路径对比

主要维度	高盛	摩根大通	摩根士丹利
AI 战略启动	始于 2014 年，2023 年加速	2012 年起进行投入，2018 年设立专门的 AI/ML 卓越中心	2022 年与 OpenAI 开展合作
核心平台	GS AI Platform	LLM Suite	AI @ Morgan Stanley
标志性产品	Benjamin、DocuLLM	GRA、IndexGPT	AI 助手、Views Synthesizer
技术路线	开源底座+私有微调+RAG	自研 LLM 框架+合规优先	OpenAI 深度合作+垂直应用
核心差异化	内部工具优先，知识资产激活	“双轨制”置信度溯源，提升抗幻觉能力	研投顾一体化，实现“最后一公里”交付
最新进展	向 Agent 智能化演进	深化合规 AI 治理	参与 ChatGPT-FS 设计合作

资料来源：万得，国信证券经济研究所整理

（1）高盛

高盛将 AI 定义为继移动互联网之后的下一代生产力革命，其 AI 布局起步早、根基深。早在 2014 年，高盛就推出了面向机构客户的一站式服务的数字化平台 Marquee，聚焦于满足机构客户对快速提升投研、交易和风险管理能力的需求。2019 年，高盛牵头向 AI 和机器学习公司 H2O.ai 投资 7250 万美元，目的是在股票交易业务中更广泛采用 AI 模型。2024 年，高盛面向全公司推出其首个生成式 AI 工具——GS AI Platform，旨在打通投行、交易、资管、研究等所有业务线的数据与算力，构建统一的 AI 基础设施层；这其中，投研业务是布局最早且受益最深的领域。高盛认为，投研的核心资产是过去数十年积累的数百万份研报、专家访谈纪要及内部分析框架，AI 的使命是将这些沉睡的知识资产激活。高盛一直强调“AI 原生”文化，鼓励员工在日常工作中探索 AI 应用场景。其建设路径特点主要表现为内部工具优先，即优先满足内部投研需求，再将能力产品化对外输出。

高盛采取了“开源底座+金融垂直微调+大规模内部知识库”的技术路线。在基础层，高盛并未完全依赖外部闭源 API（如 GPT-4），而是以开源模型（早期为 Meta 的 LLaMA 系列，后期整合了 Mistral 等高性能模型）为底座，在其内部数万片 GPU 组成的私有云上进行大规模微调。其训练语料不仅包含公开的金融文本，更核心的是高盛自有的脱敏研报、交易数据、客户交互记录及宏观分析框架。在微调层，针对金融场景（如法律文档、财报分析、交易代码），高盛利用其私有数据对开源模型进行全量微调，形成了专属的金融大模型。在应用层，高盛通过 RAG（检索增强生成）技术，将内部知识库（如历史研报、合规手册、专家笔记）向量化，确保生成内容的准确性和时效性，有效抑制幻觉。

高盛内部最知名的 AI 助手名为 Benjamin，2023 年末开始小范围试点，2024 年在研究部门全面上线，接入了高盛的知识库、实时市场数据与财务模型。研究员可以通过 Benjamin 查询特定公司的历史业绩共识、检索历年研报中关于某一产业链的论述，甚至调用 Python 解释器进行实时财务测算。数据显示，Benjamin 的使用使得分析师的信息检索和整理时间减少了一半以上，研究人员得以将更多精力投入到复杂的逻辑推演和客户沟通中。此外，高盛于 2024 年发布了专门针对复杂金融文档解析的 DocuLLM，该模型能够处理包含复杂表格、脚注、交叉引用的上市公司 10-K、10-Q 文件或信贷协议，精准提取财务指标与契约条款，准确率超过通用大模型。进入 2026 年，高盛的 AI 平台进一步向智能体演进。例如，其宏观分析 Agent 可以根据预设指令，每日自动抓取全球主要央行表态、宏观经济数据发布及大宗商品异动，自动生成多维度的研报初稿，并通过与历史周期数据的比对，提示研究员可能的市场预期差。

仅供内部参考，请勿外传

（2）摩根大通

摩根大通在 AI 领域的投入长期位居行业前列，其技术预算中超过三分之一（每年约 150-170 亿美元）直接或间接用于 AI 与数据科学。早在 2018 年，摩根大通即设立了专门的 AI/ML 卓越中心（Center of Excellence，CoE），统筹全公司的 AI 研发与治理，是华尔街最早建立此类机构的公司之一；2021-2022 年，摩根大通陆续推出 COiN（合同智能平台）、LOXM（交易执行 AI）等标志性应用；2023 年推出自研 LLM 工具包 LLMSuite，标志着其生成式 AI 战略进入平台化阶段；2024 年，面向研究部门的 AI 工作空间 GRA（Global Research Assistant）正式上线。其战略核心是打造标准化的 AI 工具套件，降低业务部门使用 AI 的门槛，同时确保所有应用符合严格的监管要求。

摩根大通的特点是稳健合规，在推进 AI 应用的同时，建立了严格的 AI 伦理与合规审查机制，其 AI 投研系统高度集成于内部工作流，强调安全可控。摩根大通在 AI 应用上尤为强调合规与治理，其 AI 投研平台基于自主研发的 LLM 框架，注重模型的可解释性、安全性及合规性。LLMSuite 包含文本摘要、合同审查、代码生成等模块，模型训练严格遵循数据隐私与合规要求，对敏感信息进行脱敏处理，并确保数据不泄露、输出可审计、风险可控制。

GRA 是摩根大通为其分析师打造的专属 AI 工作空间，自 2024 年起在其全球研究部门分阶段部署。GRA 与高盛 Benjamin 最大的不同在于其“双轨制”，模型生成的每一句话都会附带“置信度评分”和“溯源链接”，直接指向原始文档的具体页码和段落。如果模型无法确认信息，它会明确回复信息不足，而不是生成幻觉。这一设计极大地提升了金融投研中最关键的可验证性。此外，GRA 还集成了复杂的事件驱动分析引擎，能够在重大地缘政治事件发生时，自动对受影响的行业、相关上市公司敞口及历史上类似事件的市场表现进行回溯。

（3）摩根士丹利

摩根士丹利的 AI 战略与其财富管理转型战略深度绑定。摩根士丹利拥有全球规模庞大的财富管理团队（约 1.6 万名财务顾问），其投研部门的核心使命不仅是服务机构客户，更是为一线财务顾问提供精准、及时且易于解读的投资观点。因此，其 AI @ Morgan Stanley 战略的核心是“投研智慧的民主化与‘最后一公里’交付”，即利用 AI 将摩根士丹利分析师的思想高效、准确地传递给每一位财务顾问及其高净值客户。

摩根士丹利选择了与 OpenAI 深度合作的路径，是最早将 GPT 技术引入财富管理业务的华尔街大行之一。2009 年收购美邦（Smith Barney）后，摩根士丹利逐步向财富管理转型。2017-2019 年，摩根士丹利提出“研投顾”一体化战略，开始系统性整合投研内容与其财务顾问的工作流。2022 年初，摩根士丹利与 OpenAI 签署战略合作伙伴关系，成为首家与 AI 提供商合作的财富管理机构。2023 年，摩根士丹利宣布进一步与 OpenAI 建立深度合作，利用 GPT-4 技术构建其内部 AI 助手，这一合作在 2024-2025 年得到了深化。2026 年，摩根士丹利作为合作伙伴参与了 OpenAI 专为金融服务打造的 ChatGPT for Financial Services 产品的开发。该产品集成 GPT-6 Astra 的推理能力，内置 Daloopa、PitchBook、LSEG News 等权威金融数据，能够实现细粒度的来源追溯——每一组数字、每一个结论都可追溯到原始监管文件中的具体表格和段落。

摩根士丹利的特点是业务协同，强调 AI 投研成果向财富管理前端的转化，实现“研投顾”一体化。摩根士丹利的 AI 平台注重用户体验，其宗旨在于进一步降低 AI 使用门槛，让非技术人员也能便捷使用。对于投研工作，摩根士丹利推出了观点合成工具。当市场上出现关于某一议题的大量讨论时，AI 不仅能总结摩根士丹

仅供内部参考，请勿外传

利内部多位策略师和分析师的观点，还能及时指出观点之间的矛盾、数据支撑的强弱，并自动提炼出需要进一步深入调研的“未解答问题”，这直接辅助了研究团队的选题和深度挖掘。

3.2 海外典型 AI 投研的前沿应用场景与案例

海外 AI 投研已脱离单纯的“写摘要、做纪要”阶段，深入到另类数据挖掘、量化基本面投资（Quantamental）、宏观推演及风险定价等核心决策环节。

案例一：Two Sigma 与 Citadel 的“多模态卫星+文本”基本面量化

传统的量化基金主要利用结构化数据（价格、交易量、财务指标等），而 Two Sigma 和 Citadel 等顶级量化对冲基金已将多模态 AI 深度整合进基本面研究。一般来说，传统研究员通过实地调研或经销商渠道获取销售数据，往往滞后数周。AI 系统则通过接入全球商业卫星网络的图像数据，利用计算机视觉模型（如基于 Transformer 的 Vision Models）实时监测全球范围内零售商的停车场车流、原油储罐的顶盖高度（推断库存）、工厂烟囱的排烟情况（推断开工率）。结合大语言模型对新闻、财报的解析，AI 能够构建一个跨模态的预测引擎。例如，在预测某零售巨头季度营收时，模型不仅读取管理层的业绩指引，还会通过卫星图像统计其全美门店在过去 90 天的车流量变化，通过社交媒体舆论分析品牌热度，甚至分析其电商 APP 的下载量和评论关键词（如“缺货”、“打折”等）。

案例二：桥水基金（Bridgewater Associates）的 AI 宏观经济“世界引擎”

桥水基金以其系统化的宏观研究框架闻名，其核心方法论是将宏观基本面研究与系统化执行相结合。近年来，桥水将 AI 大模型引入其庞大的宏观逻辑规则，构建了复杂的 AI 模拟引擎，包括推演宏观政策（如美联储加息、量化宽松、关税变化）在全球范围的非线性传导效应等。一般来说，传统宏观模型多为基于经济学理论的结构化模型，难以应对极端复杂的现实反馈。桥水的 AI 引擎不仅学习了过去 100 年主要经济体的宏观经济数据，还将历史上所有央行会议纪要、重要政治人物讲话作为语料，训练模型理解“政策语言”的真实意图。当新的政策出台时，AI 能够在虚拟环境中模拟不同类型资产（股、债、汇、商品）的反应路径，甚至模拟市场情绪的演变和交易拥挤度的变化。目前，AI 已成为桥水基金应对当前复杂地缘政治和去全球化背景下进行压力测试的核心工具。

案例三：Kensho、AlphaSense 等为代表的智能投研产品

被标普全球收购的 Kensho 以及独角兽公司 AlphaSense 是金融投研中广泛使用的第三方 FinTech 工具。例如，在上市公司财报电话会议中，除了显性的财务数字，管理层的语气、用词、停顿往往暗示着未来的经营风险。AlphaSense 的 AI 模型不仅能精准转写录音，还能利用情感计算和语音微表情分析，量化管理层的“自信度”或“焦虑感”。再譬如，如果 CEO 在回答关于“毛利率展望”的问题时，过多使用模糊限制语，且语音语调出现高频波动，AI 会自动标记为“高风险信号”。多家对冲基金利用这一信号构建了事件驱动策略，在财报电话会后的 5-30 分钟进行方向性交易，获取了显著的超额收益。

3.3 海外 AI 投研实践的特征与启示

第一，战略认知上，从工具效率转向认知重构。海外机构已普遍跨越了“AI 代写研报”的初级认知阶段，他们认为，AI 不是替代研究员打字的“打字员”，而是

仅供内部参考，请勿外传

替代初级研究员进行信息筛选和初步逻辑构建的“超级实习生”，最终目标是增强分析师的“认知带宽”。其发展重心并非停留在生成式界面，而是在底层数据的结构化、知识图谱的构建以及人机交互流程的再造。这意味着，在推进 AI 投研时，不应仅满足于采购一套能自动写纪要的 SaaS 软件，而应树立“重组投研生产线”的战略决心，将资源投入到数据治理和认知模型的构建上。

第二，技术路线上，坚持金融专业性优先于通用智能本身。在金融投研领域，“准确率”和“可信性”比“创造力”更重要。摩根大通等海外机构在模型选择上极度强调金融专业性和抗幻觉能力。它们通过构建高质量的私有知识库、强制引用溯源机制以及严格的微调，将大模型的幻觉率降到最低程度。它们发现，在处理金融专业问题时，一个经过良好金融语料微调的 7B 或 13B 小模型，其表现往往优于通用的 GPT-4 级大模型，且安全性更高。这意味着，不宜盲目追捧参数量最大的通用大模型，而应深耕金融垂直领域的语料清洗和模型微调，建立严格的“幻觉抑制”机制和事实校验环节，确保 AI 输出的每一个数据点都经得起推敲。

第三，组织与流程上，推行“人机协同”而非“AI 全自动”。在所有成功的海外案例中，没有一家机构宣称要让 AI 完全取代人类进行投资决策。相反，它们的模式是“AI 做初筛，人类做决断”。海外机构在 AI 研发初期就引入了合规和伦理审查，确保模型的可解释性、公平性和安全性。例如，AI 生成的行业报告必须由资深分析师签字背书；AI 给出的交易信号必须由基金经理审核。这意味着，在推进 AI 应用的同时，必须同步建立 AI 伦理委员会和合规审查机制，明确数据隐私保护、算法偏见监测、模型可解释性评估等标准，确保 AI 应用的合法合规。

第四，业务融合上，坚持与业务深度绑定、以场景价值驱动迭代。海外机构越来越倾向于将 AI 投研成果直接转化为前端业务生产力。例如，通过 AI 将复杂的宏观策略转化为财务顾问易于解读的客户沟通语境，或自动生成定制化的资产配置建议初稿。这种“以业务为锚点”的建设逻辑，使得 AI 工具从一开始就具备明确的使用场景、可衡量的效率回报和清晰的落地路径，能够成为直接赋能财富管理、投行等核心业务板块的增长引擎。这也意味着，在推进 AI 投研建设过程中，应以具体场景驱动技术选型和能力建设，确保每一项 AI 投入都能在业务流程中形成可感知的价值闭环。

4. 国内 AI 投研的发展现状与行业进展

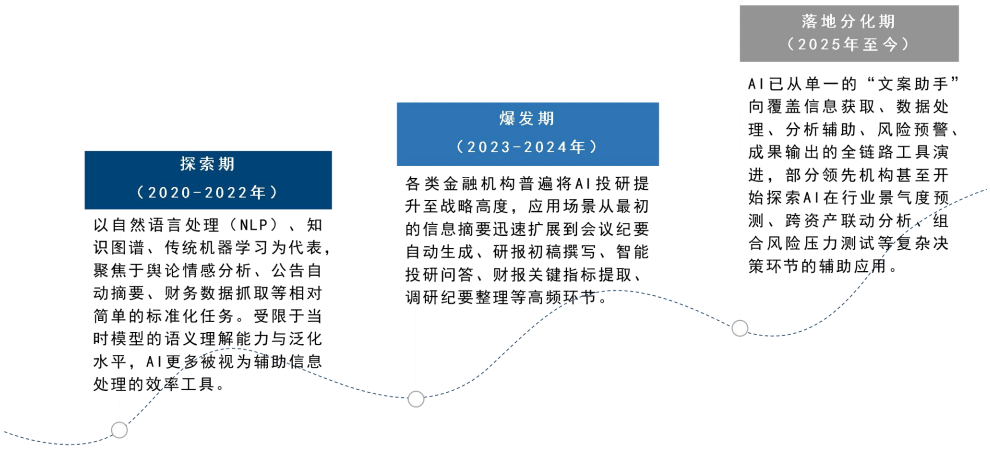
相较于海外，中国金融投研领域的人工智能应用虽然起步稍晚，但得益于国内超大规模的数据资源、活跃完善的技术创新生态以及多层次资本市场建设的政策红利，近年来实现了从追赶到并跑、从局部试点到全面渗透的跨越式发展。特别是自 2023 年生成式 AI 技术爆发以来，国内金融机构普遍将 AI 投研建设纳入数字化转型的核心议程，推动行业经历了从概念验证到场景落地、从单点工具应用到全链路重构的快速演进。

4.1 国内 AI 投研发展进程与阶段特征

回顾国内 AI 投研的发展历程，可以清晰地划分为探索期、爆发期与落地分化期三个递进阶段，每个阶段在技术成熟度、应用深度、参与主体与行业认知上都呈现出不同的特征。

仅供内部参考，请勿外传

图3：国内 AI 投研的发展阶段



资料来源：万得，国信证券经济研究所整理

（1）探索期（2020-2022 年）：技术试水与小范围试点

2020-2022 年是国内 AI 投研的探索萌芽阶段。这一时期，人工智能技术在金融领域的应用主要以自然语言处理（NLP）、知识图谱、传统机器学习为代表，聚焦于舆论情感分析、公告自动摘要、财务数据抓取等相对简单的标准化任务。受限于当时模型的语义理解能力与泛化水平，AI 更多被视为辅助信息处理的效率工具，尚未深入到投研分析的核心逻辑环节。在主体参与上，率先开展尝试的主要是信息技术基础较好的头部券商与大型公募基金，如国泰君安、华泰证券、易方达基金等，它们通过采购第三方金融科技公司的标准化 SaaS 产品，在新闻资讯推送、简单研报摘要、基础舆论监控等场景中进行小范围试点。整体来看，这一阶段的 AI 投研建设具有明显的“点状试错”特征，项目多由机构信息技术部门或数字化转型办公室牵头推动，业务部门参与深度有限，模型输出准确率不高，用户体验相对一般，未能形成规模化的生产力释放，也未真正改变研究员的日常工作方式。但不可忽视的是，这一时期的探索为后续行业积累了宝贵的数据治理经验、场景认知基础与技术团队储备，为生成式 AI 时代的到来奠定了基础。

（2）爆发期（2023-2024 年）：技术突破与全面铺开

2023 年，随着通用大模型技术取得突破性进展，国内 AI 投研进入快速爆发的战略机遇期。以百度文心一言、阿里通义千问、商汤日日新、月之暗面 Kimi、智谱清言等为代表的国产大模型相继发布并快速迭代，模型在语义理解、长文本处理、逻辑推理、多轮对话等方面的能力实现质的飞跃，为金融投研场景的深度赋能提供了现实可能。在这一阶段，各类金融机构普遍将 AI 投研提升至战略高度，纷纷设立专项预算、组建跨部门项目组、推出自有 AI 投研助手品牌，应用场景从最初的信息摘要迅速扩展到会议纪要自动生成、研报初稿撰写、智能投研问答、财报关键指标提取、调研纪要整理等高频环节。资本市场与行业生态也迅速响应，金融科技厂商密集推出面向投研场景的大模型产品与解决方案，行业论坛、专题培训、试点项目密集落地，监管部门也开始关注并研究生成式 AI 在金融领域应用的合规边界。这一阶段呈现出鲜明的“百花齐放”特征：一方面，AI 工具的渗透率快速提升，研究员对 AI 辅助工作的接受度明显增强；另一方面，由于行业普遍存在“赶风口、抢布局”的心态，部分项目缺乏清晰的业务需求论证与数据基础支撑，模型同质化、数据质量参差不齐、内容幻觉频发、合规审查缺位等问题也开始集中暴露，行业在快速扩张中仍存在一些不容忽视的风险。

仅供内部参考，请勿外传

（3）落地分化期（2025 年至今）：价值回归与格局重塑

进入 2025 年以来，随着大模型技术逐步走向成熟，国内 AI 投研建设开始摒弃早期的盲目跟风心态，进入以业务价值为导向、以合规可控为前提、以深度落地为目标的分化重组阶段，并在 2026 年呈现出更加清晰的行业格局。在这一阶段，早期缺乏数据基础、脱离业务实际、难以证明投入产出比的项目陆续被整合或叫停，而那些真正沉下心来做数据治理、场景打磨与流程再造的机构则逐步收获实效，形成了可复制、可量化、可持续的 AI 投研能力。从建设模式看，头部券商、大型公募及头部量化私募普遍形成“自研底座+垂直微调+外购工具+私有知识库”的混合架构，在核心数据、核心模型、核心流程上强化自主可控；中小机构则更多依托恒生电子、同花顺、百度智能云等第三方成熟平台快速接入 AI，共同推动 AI 技术在金融投研领域的加速落地。从应用深度看，AI 已从单一的“文案助手”向覆盖信息获取、数据处理、分析辅助、风险预警、成果输出的全链路工具演进，部分领先机构甚至开始探索 AI 在行业景气度预测、跨资产联动分析、组合风险压力测试等复杂决策环节的辅助应用。从行业格局看，AI 投研能力的“马太效应”初步显现，头部机构凭借数据、人才、算力与组织优势持续拉大与中小机构的能力差距，不同机构之间的“AI 鸿沟”正在形成，AI 投研能力逐渐成为衡量机构综合研究实力与未来竞争力的重要标尺。

4.2 国内不同类型机构 AI 投研的差异化落地路径

由于业务模式、资源禀赋、考核机制及客户结构存在显著差异，国内券商、公募基金、私募基金及第三方金融 AI 服务商在 AI 投研建设中选择了不同的落地路径，形成了各具特色的实践模式。

（1）券商研究所：AI 赋能研报生产、纪要整理、行业知识库建设

券商研究所是国内 AI 投研建设中最活跃、场景最丰富、投入力度最大的一类主体。作为卖方研究机构，券商研究所的核心诉求集中在三个方面：一是提升研报生产效率，缓解研究员在财报季、政策窗口期的高强度产出压力；二是拓展研究覆盖广度，在人力有限的情况下提升对细分行业、中小市值公司及海外市场的覆盖能力；三是强化机构知识沉淀，解决因人员流动导致的知识流失问题，提升研究服务的稳定性与连续性。围绕这些诉求，头部券商普遍选择自建平台或联合科技公司深度定制专属解决方案，推动 AI 在研报生产全流程中的深度嵌入。

中信证券：开展“数字员工”布局与“超级研究员”实践。中信证券将 AI 作为数字化转型核心抓手，全力推进数字员工体系建设，突破传统效能瓶颈。在中信集团“人工智能+”战略引领下，中信证券持续打造智能化、拟人化、高效协同的数字员工体系，应用范围覆盖投资、投行、研究、营销、运营、合规风控等领域。在智能投研领域，中信证券打造的“超级研究员”结合了大模型与智能体技术，具备自动化数据加工、动态思维链、多模态输出以及个人知识库等功能，生成公司点评、财报点评初稿，研究员在此基础上补充核心观点、逻辑判断与投资建议即可。与此同时，系统可自动关联历史研报观点、前期盈利预测，提示研究员观点变化与预测偏差，帮助研究员保持研究逻辑的一致性。在合规环节，平台内置了合规敏感词库、利益冲突识别规则与信息来源校验机制，可对 AI 生成内容进行自动初审，大幅减轻合规审核压力。

中信建投：搭建"智数、智研、智问"三位一体的智能投研系统。中信建投自主研发了“信谛听”智数平台，其“DeepTiming 搜索”功能整合了研究所的脱敏研报数据，累计提炼出超 10 万个精炼知识原子，覆盖宏观、行业、公司、策略等研究

仅供内部参考，请勿外传

观点，支持用户通过自然语言提问获取可溯源的研报结论。2026 年 6 月，其 1.5 版本正式上线，产品定位为“专业量化普惠”，并围绕“可信 AI、量化普惠、国产落地、投教赋能”四个方向进行系统性升级。该版本包括 Alpha 实验工坊、DeepTiming 溯源检索、DeepPaw 多智能体和全链路数据安全防控等功能，支持自然语言驱动的量化策略开发。2026 年 8 月，中信建投上线 Skill & MCP 智能投研服务，以 MCP 标准协议对外开放研究数据取数能力，将真实研究方法论封装为可动态加载的 Skill 技能包，实现了一次配置，就可在任意 AI 客户端中，直接调用中信建投的研究数据库与分析框架。

华泰证券：“ALL IN AI”战略下的研投顾一体化生态。华泰证券则依托其强大的财富管理客群基础和“涨乐财富通”平台，探索出一条“研投顾”一体化的 AI 投研路径。目前，华泰证券已推出投顾 AI 工作台和“华泰智研”AI 工具箱，前者优化产品引评、资产配置等业务流程，后者提供特色数据、研究框架等智能体，7×24 小时赋能客户投研决策。华泰证券的 AI 投研系统可以根据研究员上传的深度报告自动生成适合客户经理转发的精简版观点、适合普通投资者阅读的图文解读以及对应产品组合的配置建议，实现机构研究能力向零售端的高效转化，打通了从研究生产到客户服务的价值闭环。2026 年 5 月，华泰证券发布华泰智研 Skill & MCP，把其成熟研究系统能力封装为标准化功能单元，供 AI 识别、调用，方便机构投资者随取随用专业投研数据与研究框架。

总的来看，头部券商研究所的 AI 投研建设呈现出三个鲜明特点：一是重视私有模型与专属知识库建设，通过对历史研报、调研记录、内部框架的持续训练与向量化，形成机构独有的知识资产；二是强调合规内嵌，将合规规则前置嵌入 AI 生成环节，确保输出内容符合监管要求与机构标准；三是场景覆盖广，从最初的纪要、摘要延伸至研报生成、数据查询、知识库、风险预警等多个环节，AI 工具已逐步成为研究员日常工作不可或缺的“标配”。

（2）公募基金：内部投研助手、纪要解析、行业信息检索，以辅助工具为主

与券商卖方研究强调产出效率与服务规模不同，公募基金的投研核心目标是服务基金经理投资决策、提升组合收益与控制回撤风险。因此，公募基金在 AI 投研建设上整体更为审慎，更加注重信息的准确性、系统的安全性与决策的辅助性，普遍将 AI 定位为提升研究员与基金经理信息处理效率的内部助手，注重依托技术平台重构投研流程。

易方达基金：“联合开发+场景深耕”的体系化布局。易方达基金是国内较早系统性布局 AI 投研的公募机构之一，公司与科大讯飞、头部云厂商及专业金融数据服务商开展深度合作，打造了覆盖宏观、中观、微观多个层面的内部投研助手，并依托 EWork 平台实现了能力的全面下沉与拓展。在宏观研究层面，AI 系统能够自动采集全球主要经济体的宏观经济数据、央行货币政策表态、汇率与大宗商品价格变动，通过预设的宏观分析框架进行数据整理与异动提示，辅助宏观研究员跟踪经济运行趋势；在中观行业层面，系统通过整合行业高频数据、产业链上下游价格、电商销量、开工率等另类数据，实现对重点行业景气度的动态监测，自动生成行业景气度周报初稿；在微观个股层面，系统对持仓股票进行全天候舆论监控，针对业绩预告、监管问询、重要人事变动、重大负面新闻等事件进行实时分级预警，帮助基金经理与研究员第一时间识别潜在风险。

广发基金：“AI 分析师”系统与组合风险管理智能化。广发基金自 2013 年开启系统化建设，目前其自研的“阿基米德”一体化投研系统已服务于固定收益、主动权益、被动指数、跨境投资等业务，并在智能投研、智能风控、智能交易、归

仅供内部参考，请勿外传

因分析等环节实现应用。该系统能够自动完成多源数据清洗、图表生成、财务模型更新等基础性工作。例如，在财报季，系统可以自动读取持仓公司财报，更新盈利预测模型中的关键数据项，自动生成利润表、资产负债表、现金流量表的同比环比分析图表；在日常研究中，研究员可以通过自然语言指令快速调取某家公司的历史估值区间、机构持仓变化、一致预期数据及历史研报观点，显著缩短资料查找时间。此外，广发基金还尝试将 AI 技术引入基金组合风险管理环节，利用机器学习模型识别组合内部的隐性相关性、行业集中度风险及风格暴露变化，提升组合风控的前瞻性与精细化水平。

招商基金：坚持合规风控规则优先于模型判断。招商基金将科技能力定位从“保障业务运行”升级为“嵌入经营决策、服务客户体验、守住风险底线”的核心经营能力，投研系统建设历经信息化、科技化、数字化阶段，正迈向数智化新阶段。在研究提效方面，公司已落地多项 AI 应用，包括自动产出访谈纪要、财报点评，帮助研究人员将更多时间投入深度思考。在合规风控方面，公司坚持合规风控规则优先于模型判断的原则，AI 不能自行修改、绕过或替代持股集中度、流动性约束、公平交易等刚性规则；通过事前预警、事中监控和事后分析的多层防线，已上线 60 余个自研风控维度池，实时引擎集群化改造后计算性能大幅提升，实现风控真正嵌入投资决策的全流程。

华夏基金：ESG 智能投研的差异化探索。华夏基金在 AI 投研的探索中形成了鲜明的特色方向——ESG 智能投研。传统 ESG 研究面临数据来源分散、定性信息多、人工评估效率低的问题，华夏基金利用 AI 技术对上市公司 ESG 报告、社会责任报告、环境处罚记录、公益捐赠信息、新闻舆论等多源数据进行自动化解析与情感判断，构建了覆盖 A 股全市场的 ESG 智能评分体系。系统能够自动识别企业在环境、社会、治理三个维度的正面与负面事件，量化评估其对企业长期价值的潜在影响，为绿色投资、责任投资产品的构建提供数据支撑。此外，华夏基金还在海外市场研究中广泛使用 AI 多语言翻译与海外信息整合功能，快速提取海外研报、海外政策与海外媒体的核心观点，提升跨境投资研究效率。

总体而言，公募基金 AI 投研呈现出稳健务实、辅助为主、风控优先的特征。多数公募机构以采购成熟 SaaS 工具或与科技公司联合开发为主要方式，较少从零自研通用大模型；在应用上高度聚焦于信息检索、纪要整理、数据处理、舆论预警等能够直接减轻研究员负担、提升决策效率的场景；在管理上普遍建立了较为严格的 AI 使用规范，明确要求 AI 生成内容必须经过研究员人工复核方可用于投资决策，确保 AI 始终处于辅助决策的定位。

（3）私募基金：部分量化私募深度改造投研链路、主观私募工具化试点

私募基金具有机制灵活、决策链条短、考核直接面向收益的特点，因此在 AI 投研的应用上表现出更强的实用主义导向，不同类型私募之间的路径分化也最为明显。其中，头部量化私募凭借天然的数据与算法基因，已将 AI 深度融入投研链路甚至交易决策核心；而主观多头私募则大多处于工具化试点阶段，更多将 AI 作为信息搜集与风险提示的辅助外脑。

量化私募：AI 深度嵌入投研与交易全链路。量化私募机构普遍自建大规模 GPU 算力集群，拥有由顶尖算法科学家、数据工程师组成的技术团队，其 AI 应用早已超越文本处理层面，深入到另类数据挖掘、因子生成、策略优化、风险控制与交易执行全链条。在另类数据处理方面，量化私募利用多模态大模型与计算机视觉技术，从卫星遥感图像、港口船舶轨迹、城市热力图、社交媒体情绪、专利申请数据等海量非结构化数据中提取投资因子。在因子研发方面，大模型被用于自动发

仅供内部参考，请勿外传

现海量数据中的非线性关系与复杂模式，辅助生成新的 Alpha 因子，并通过强化学习等方法优化因子组合与策略权重。在风险控制与策略回测方面，AI 技术被用于模拟不同市场环境下策略的表现，识别策略过拟合风险，提升策略在极端行情下的稳健性。

主观私募：AI 作为“外脑”的工具化试点。主观私募在 AI 投研上的步伐相对稳健，整体仍处于工具化、辅助化的试点阶段。主观投资高度依赖基金经理对产业趋势的理解、对商业模式的判断、对企业家能力的认知以及对市场情绪的把握，这些高阶认知能力目前难以被 AI 完全替代。因此，大多数主观私募机构主要将 AI 用于三个方面：一是基础信息搜集与整理，如自动汇总行业新闻、整理调研纪要、提取财报核心数据；二是市场情绪与风险监测，如通过舆论监控及时发现持仓公司的负面信息、行业政策变化及市场预期变化；三是跨行业信息整合，帮助基金经理快速了解非核心覆盖行业的基本情况，拓展认知边界。部分领先的主观私募也开始尝试搭建内部投研知识库，将基金经理历年的投研笔记、调研感悟、交易复盘记录进行结构化沉淀，通过 AI 问答形式辅助团队成员快速理解核心投资逻辑与框架，但最终的投资决策依然由基金经理基于综合判断作出。

总体来看，私募基金 AI 投研的最大特点是务实和垂直。在 AI 的介入下，从基金经理作出判断到一笔真实交易落地，中间仍需涉及指令执行、成交跟踪、异常处理和交易风控等环节。这其中，量化私募将 AI 视为核心生产力，追求技术领先与因子创新，AI 应用深度直接决定策略收益与规模容量；主观私募则更强调 AI 的工具属性，避免过度依赖模型，保持人在投资决策中的核心地位。

（4）第三方金融 AI 服务商：面向机构输出投研大模型、SaaS 工具产品

在各类金融机构积极探索 AI 投研的同时，国内第三方金融 AI 服务商也迅速成长，成为推动行业 AI 普及的重要力量。这些服务商凭借技术能力、产品化经验与标准化服务，为广大中小机构及部分大型机构提供了低成本、快部署、易使用的 AI 投研解决方案，在国内 AI 投研生态中占据着重要位置。

恒生电子：全链条 AI 产品矩阵与深度系统集成。恒生电子作为国内金融 IT 领域的龙头企业，依托其在证券、基金、银行、信托等行业长期积累的系统建设经验，推出了覆盖投行、研究、资管、交易等多条线的 AI 产品矩阵。在投研领域，恒生“AI 研究”系列产品包括智能研报生成、智能会议纪要、金融知识图谱、合规智能审查、研究数据中台等多个模块，能够与机构现有 OA 系统、研报系统、投研交易系统进行深度集成，适合对系统兼容性、流程嵌入要求较高的大中型金融机构。其“AI 投行”产品还将大模型能力延伸至招股书撰写、项目尽调、审核问询回复等投资银行业务场景，拓展了 AI 在卖方研究之外的应用边界。

同花顺：C 端与 B 端联动的“iFinD AI”体系。同花顺作为国内领先的金融信息服务商，依托其海量 C 端用户与强大的金融数据基础，推出了“iFinD AI”智能助手。“iFinD AI”提供智能问答、自然语言数据检索、研报一键摘要、财报智能解读、产业链图谱查询等功能，用户只需通过自然语言提问，即可快速获取结构化的金融数据与分析结论。同花顺的优势在于金融数据积累深厚、产品交互体验友好、用户基数庞大，其 AI 产品既服务于券商研究员、基金经理等专业机构投资者，也通过“问财”等产品覆盖广大个人投资者，形成了 C 端反哺 B 端、B 端深化 C 端的良性生态。

科大讯飞：语音识别与 NLP 技术优势的金融场景落地。依托其在语音识别与自然语言处理领域的技术积累，科大讯飞提供智能会议纪要、舆论监控、知识问答等 SaaS 工具，在语音转写、多语种翻译等细分场景具有显著技术优势。其金融智能

仅供内部参考，请勿外传

会议系统已在多家券商、基金公司实现规模化部署，能够实现高精度语音转文字、自动区分发言人、提取关键问答与要点，生成结构化纪要，大幅提升金融机构的会议处理效率。

百度智能云：大模型能力的金融垂直输出。百度智能云提供基于文心一言的金融大模型解决方案，支持机构私有化部署，满足数据安全需求。其优势在于强大的通用大模型能力、云计算基础设施和丰富的生态资源，但在金融行业深度理解、专业数据积累和合规经验方面相对薄弱，更多采取与金融机构联合开发或提供底层算力与模型服务的模式。

整体来看，第三方服务商呈现出头部 IT 企业系统化布局、数据服务商工具化升级、云厂商提供底层支撑、初创企业垂直场景突破的多元竞争格局。其产品普遍具有标准化程度高、部署速度快、前期投入低、迭代更新快等特点，是中小金融机构接入 AI 投研能力的主要渠道；但在深度行业理解、机构私有数据整合、复杂业务流程定制等方面，与头部机构的自建系统相比仍存在一定差距，因此更多扮演“工具提供商”和“技术赋能者”的角色，而非最终投资决策的替代者。

4.3 当前国内 AI 投研的主流应用场景

经过多年探索和迭代，AI 在国内金融投研中的应用已从早期的零散试点走向系统化落地，覆盖了从信息获取到成果输出的多个核心环节，并形成了一批相对成熟、使用率较高、价值显性化的主流应用场景。这些场景既包括对传统工作流程的效率改造，也包括对投研方法论的能力拓展，构成了当前 AI 投研落地的核心版图。

第一，智能研报撰写与摘要生成。研报撰写是研究员最耗时、最具标准化特征的工作之一。AI 在这一场景中的应用已从简单的文本摘要扩展到初稿生成、图表制作、观点比对等多个环节。系统可以自动提取财报数据、生成财务模型图表、撰写行业背景与公司简介、列出业绩变动原因、形成研报初稿。研究员只需在此基础上修改、补充核心观点与投资逻辑即可，初稿制作时间从原来的数小时甚至数天缩短至半小时以内。此外，AI 还可以快速生成长篇研报的摘要版、要点版、PPT 版，适配不同客户和渠道的传播需求。该场景在头部券商研究所应用最为普遍，大幅提升了财报季、政策窗口期的研究产出效率。

第二，会议纪要与调研速记自动化。电话会议、业绩说明会、专家访谈、上市公司调研是投研信息的重要来源。传统模式下，整理一场 1-2 小时会议的纪要往往需要研究员或助理耗费同等甚至更长时间。AI 语音识别与语义理解技术能够实时完成语音转文字、说话人分离、专业术语纠错，并自动提炼核心观点、关键数据、问答精华与潜在风险点，生成结构化纪要。这一场景已成为各类机构使用频率最高的 AI 应用之一，有效解决了纪要整理耗时长、记录不完整、标准不统一的痛点。

第三，金融知识库构建与智能问答。随着机构内部研报、调研纪要、会议记录、财务模型等文档的快速积累，传统的文件夹式管理与关键词搜索已无法满足高效检索需求。基于向量数据库和大模型的智能知识库系统，可以对机构内部历史文档进行语义索引，支持自然语言提问。研究员可以直接询问“某公司过去三年毛利率变化的主要原因是什么”“过去五次新能源政策出台后板块的市场表现如何”“某行业历史上三次产能周期的核心驱动因素”等问题，系统能够快速定位相关文档、综合多源信息给出答案并标注来源。这一应用打破了信息孤岛，实现了机构知识资产的沉淀、共享与高效复用，显著降低了新人培养成本和跨团队沟通成本。

第四，行业景气度监测与异动预警。AI 通过 7×24 小时监控新闻、公告、行业网站、社交媒体、电商数据、供应链数据等多源信息，能够实时识别行业景气度变

仅供内部参考，请勿外传

化信号和个股重大事件。系统可对信息进行情绪打分、影响评估和标签分类，按照研究员自定义的预警规则，在出现政策变动、业绩预告超预期/低预期、重大事故、高管变动、负面舆论等情况时，第一时间通过企业微信、邮件等渠道推送提醒。相较于传统人工盯盘和资讯浏览，AI 预警覆盖范围更广、响应速度更快、漏判率更低，帮助研究员和基金经理及时把握投资机会、规避风险。

第五，跨境信息整合与多语言翻译。随着 A 股、港股、美股联动增强以及跨境投资需求上升，海外信息的获取与解读成为投研的重要组成部分。AI 多语言大模型能够快速翻译海外研报、央行政策、海外媒体报道、外资机构观点，并进行摘要提炼和对比分析。部分系统还能自动整合海外宏观数据、汇率变动、大宗商品价格与国内市场信息，形成跨市场联动分析视图，辅助 QDII 基金、港股通投资者及全球宏观策略研究员提升跨境研究效率，降低语言壁垒带来的信息滞后。

第六，合规辅助与风控。金融行业对合规要求极高，AI 在合规审查与风险控制中的应用日益广泛。系统可以自动审查研报、邮件、朋友圈等对外发布内容中的敏感词、夸大表述、利益冲突线索等，对照合规规则库进行多维度扫描，识别潜在违规风险。在交易风控方面，AI 能够监控异常交易行为、组合集中度风险、风格漂移及舆论关联风险，提升风控的实时性和全面性。随着监管趋严，合规与风控已从“可选功能”变为 AI 投研系统的必备模块。

此外，部分领先机构已开始探索产业链图谱分析、ESG 数据自动化评级、财务造假识别、另类数据因子挖掘、智能财务模型搭建等进阶场景。总体而言，当前国内 AI 投研的主流应用主要集中在效率提升型场景，即通过自动化和智能化手段减轻重复性劳动负担。随着技术成熟和数据积累，认知增强型场景（如逻辑推演、风险定价、策略生成）正在逐步落地，成为下一阶段 AI 投研深化应用的重点方向。

4.4 国内 AI 投研落地现实瓶颈与痛点

当前国内 AI 投研发展迅速、应用场景不断丰富，但与海外机构相比，仍在底层技术、应用深度和闭环生态上存在一定的差异。技术层面，海外机构凭借数十年私有数据积累与自研垂直大模型构建高壁垒；国内数据体量较大，但高质量结构化私有数据治理尚处发展阶段，底层模型多依赖开源或公有云，金融语料微调与抗幻觉机制仍有提升空间。应用层面，海外机构已将 AI 深入另类数据挖掘、宏观非线性推演和量化因子生成等核心决策环节，实现从“效率工具”向“认知引擎”跃迁；国内则多集中于研报撰写、纪要整理、信息检索等流程化提效场景，核心投研决策嵌入有待进一步增强。生态层面，海外机构已基本实现“研投顾”全链路 AI 原生融合，国内仍受数据孤岛、流程割裂、跨部门协同不足等制约，价值释放的“最后一公里”待打通。

从全行业实践来看，国内 AI 投研仍处于由“工具化”向“平台化”“智能化”过渡的阶段，在数据、技术、合规、组织、人才、生态等多个层面仍面临一系列现实瓶颈与痛点，制约了 AI 价值的充分释放。

一是数据质量与治理难题依然突出。高质量、标准化、可融合的数据是 AI 投研的基础，当前国内金融机构仍普遍存在数据治理水平不足的问题。一方面，机构内部数据分散在研报系统、OA 系统、CRM 系统、交易系统、财务系统等不同平台，数据口径不统一、格式不规范、重复录入与缺失值较多，形成大量“数据烟囱”，跨系统数据打通与整合成本高企。另一方面，投研最具价值的非结构化数据（如调研纪要、专家访谈、电话会记录、内部讨论）往往缺乏系统归档与标准化标签，清洗、去重、结构化难度大。此外，高质量的金融标注数据十分稀缺，模型训练所需的“专家级”标注需要资深研究员参与，成本高昂且效率较低。数据基础薄

仅供内部参考，请勿外传

弱直接影响到 AI 模型输出的准确性和可靠性，是制约 AI 投研深化应用的首要障碍。

二是模型幻觉的问题尚未完全解决。大模型“幻觉”问题是当前 AI 在金融领域应用中最突出的技术痛点。模型可能生成看似合理但实际错误的数据、虚构的研报引用、不存在的政策条文或逻辑自相矛盾的观点，而金融投研对数据准确性、逻辑严谨性有着极高要求，一处数据错误或逻辑漏洞都可能导致错误的投资决策和重大财产损失。尽管通过 RAG（检索增强生成）、事实校验、来源标注、人工复核等手段可以在一定程度上降低幻觉率，但目前尚未从根本上解决这一问题。此外，大模型的“黑箱”特性导致其推理过程缺乏可解释性，模型给出某一结论的依据难以完全追溯，不符合金融机构对模型可审计、可验证、可追责的风险管理要求，这使得 AI 难以直接进入核心投资决策环节。

三是合规与伦理风险边界尚不清晰。AI 投研涉及大量敏感金融数据和合规要求，现有法律法规与监管规则在 AI 生成内容的责任认定、知识产权归属、数据隐私保护、跨境数据流动等方面仍存在模糊地带。例如，AI 生成的研报是否需要全部标注为 AI 生成、若 AI 建议导致投资损失责任应由机构还是技术供应商承担、机构私有数据用于模型训练是否存在泄露风险、跨境调用海外大模型是否涉及数据出境合规问题等，目前尚缺乏明确统一的监管细则。此外，算法偏见问题也值得关注，模型训练数据中若存在对特定行业、区域或企业类型的偏好或歧视，可能导致系统性判断偏差，扭曲研究结论和市场定价。合规不确定性既增加了机构的合规成本，也使部分机构在 AI 应用上持观望态度。

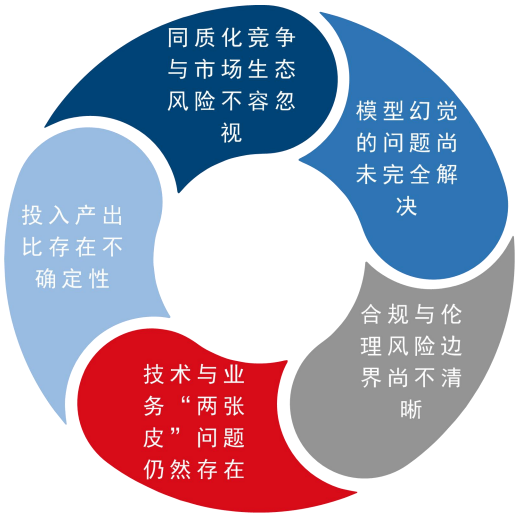
四是技术与业务“两张皮”问题仍然存在。部分机构在 AI 建设中存在“重技术、轻业务”的倾向，AI 项目主要由 IT 部门推动，业务部门参与深度不足，导致产品设计与投研实际需求脱节。例如，系统生成的研报模板不符合研究员写作习惯，智能问答返回的结果缺乏专业深度，会议纪要无法准确识别金融术语和逻辑关系，最终导致工具使用率低、推广效果差。造成这一问题的根本原因在于复合型人才稀缺——既懂金融业务逻辑、又懂 AI 技术原理，还能推动跨部门协作的人才在行业内相对匮乏。业务人员与技术人员之间存在明显的“语言鸿沟”，需求传递失真，产品迭代缓慢，难以形成“业务部门提出需求-技术部门快速实现-业务部门反馈优化”的正向循环。

五是投入产出比存在不确定性。AI 投研建设前期需要投入大量资金用于算力采购、模型训练、数据治理、系统开发和人才引进，且通常需要持续投入才能见到效果。然而，AI 带来的收益多体现为效率提升、风险降低、知识沉淀等隐性价值，难以在短期内直接量化为收入增长或利润提升，导致部分机构尤其是中小机构对持续投入存在顾虑。在市场环境承压、机构压缩成本的背景下，一些缺乏明确业务场景和 ROI 测算的 AI 项目容易被削减预算或暂停，出现“重立项、轻运营”“重展示、轻实效”的现象。如何建立科学的 AI 投研价值评估体系，让投入与产出形成良性循环，是机构管理层普遍面临的现实难题。

六是同质化竞争与市场生态风险不容忽视。随着 AI 工具的普及，越来越多的机构使用相似的基础模型、相似的数据源和相似的分析框架，易导致研究观点和投资策略趋同。当市场出现一致预期并被 AI 模型放大时，可能在上涨阶段形成拥挤交易、放大泡沫，在下跌阶段引发集中抛售、加剧踩踏，提升市场的顺周期性和脆弱性。此外，若机构过度依赖 AI 生成的标准化观点，将削弱研究员独立思考和深度研究的动力，导致研究服务同质化、差异化价值下降，长期来看不利于行业整体研究能力的提升和市场价格发现功能的有效发挥。

仅供内部参考，请勿外传

图4：当前国内 AI 投研落地的主要瓶颈



资料来源：《人工智能赋能金融新质生产力：作用机制与实现路径》（陈柳钦，2026），国信证券经济研究所整理

总结来说，国内 AI 投研已跨过“能用”的门槛，但距离“好用”“可靠”“可信赖”仍有较长的路要走。未来，随着数据治理体系完善、模型能力提升、监管规则明晰、复合型人才培养以及机构组织能力适配，这些瓶颈将逐步得到破解，AI 投研也将从当前的效率工具阶段迈向深度认知增强阶段。

5. AI 驱动下投研范式的未来演变与前瞻展望

人工智能技术的渗透是一场涵盖认知方式、生产关系、组织架构与文明形态的深层革命，金融投研领域正经历着前所未有的范式重构。展望未来五至十年，随着多模态大模型、智能体、因果推理等技术的持续演进，以及金融机构数字化转型的纵深推进，AI 将从辅助工具逐步演进为协作伙伴甚至决策参与者，从根本上重塑投研人员的角色定位、组织的分工模式、行业的竞争格局以及整个资本市场的信息生态。

5.1 投研人员能力模型与工作模式的演变

一是角色定位与分工模式层面。AI 技术的深度介入正在系统性重构传统投研链条，基础信息处理、数据整理及标准化报告撰写等低附加值工作将加速实现全面自动化，导致传统初级研究员岗位大幅缩减。投研团队内部将形成清晰的三类角色分化：第一类是“AI 训练与运营者”，负责维护投研系统、优化提示词工程及设计 AI 工作流，是连接技术与业务的关键枢纽；第二类是“深度研究者”，从繁琐事务中解放，专注于产业调研、商业模式分析及政策推演等高阶认知任务，形成差异化洞见；第三类是“投资决策者”，在 AI 提供的多维分析基础上，结合个人经验与风险偏好做出最终决策。这一转变标志着投研体系从“人人全链条工匠”向“AI 处理标准化环节、人类专注创造性判断”的专业化分工模式演进，研究员的价值评价标准将从研报数量转向观点的差异化、前瞻性及逻辑穿透力。

二是核心能力体系与评价标准层面。投研人员的能力重心发生根本性转移，传统的资料搜集与文字撰写能力重要性下降，取而代之的是三大核心壁垒。首先是 AI 工具驾驭能力，熟练运用提示词工程、多工具协同及 Agent 任务设计成为基础生

仅供内部参考，请勿外传

存技能，不会使用 AI 工具的研究员将面临淘汰风险；其次是数据批判性思维，具备对 AI 输出内容进行交叉验证、逻辑审视及偏差识别的能力，以抵御模型幻觉与数据偏差带来的风险，保持“不盲从、不盲信”的职业素养；最后是产业商业逻辑的深度理解，深入一线建立对非结构化、隐性商业信息的体感与认知，这是 AI 无法通过公开数据学习到的核心优势。此外，跨学科整合能力、复杂系统思维及合规意识也将成为新一代复合型投研人才的重要标志，单纯金融背景已不足以应对未来需求。

三是人机协作与工作模式演进层面。从演进路径看，AI 投研将经历三个阶段跃迁：当前处于第一阶段“点状工具辅助”，AI 以单点工具形式嵌入特定环节，人为主、AI 为辅，工具间相对独立；预计 2027-2030 年进入第二阶段“流程化人机协同”，随着 AI Agent 的成熟，AI 将嵌入全流程，自主完成信息搜集与底稿生成，人类负责假设定义与关键判断，形成稳定的分工机制；2030 年后有望迈向第三阶段“智能化研究伙伴”，在通用人工智能成熟背景下，AI 将具备主动发现线索、提出假设及进行思维对弈的能力，成为突破人类认知盲区的思考者与挑战者。这一过程不仅是技术的升级，更是研究范式从单一执行向深度交互、从局部提效向整体智能协同的根本性变革。

5.2 投研组织架构与分工模式的演变

一是组织形态层面。传统券商研究所及买方投研部门通常按照宏观、策略、行业划分固定条线，而 AI 技术的引入使得标准化、模块化的研究环节可以被集中化处理，催生“智能投研中台+敏捷研究前台”的组织架构。智能投研中台将成为机构的核心能力底座。中台不再仅仅是 IT 支持部门，而是演变为集数据治理、模型训练、知识库运营、AI 工具开发于一体的核心部门。它负责统一维护机构的数据资产，确保数据的质量、标准与安全；负责构建和维护垂直领域的金融大模型，提供底层算力与算法支持；负责将通用的研究能力（如财报提取、舆论分析、会议纪要）封装为标准化 API 或 SaaS 工具，供前台团队随时调用。前台团队则不再受限于固定行业划分，而是根据市场热点、产业趋势及客户需求灵活组建跨学科的敏捷小组。他们不再被繁琐的数据整理工作所束缚，而是直接面向中台获取强大的 AI 能力支持。根据市场热点、客户需求和投资策略，前台团队灵活组建项目制小组，利用中台提供的 AI 工具快速开展深度研究。例如，面对一个新兴行业（如生成式 AI、合成生物学），前台团队可以迅速从中台调取产业链图谱、技术专利数据、上市公司信息，并结合自身的产业认知，快速产出高质量研究观点。这种架构极大地提升了组织的响应速度和灵活性，使机构能够以更小的团队规模覆盖更广泛的领域。

二是协作模式层面。AI 打破了传统投研中“作坊式”的作业模式，推动了跨团队、跨资产类别的网络化协同。首先，知识共享机制从“隐性”转向“显性”。在传统模式下，资深研究员的经验、洞察往往存在于个人脑海或零散的笔记中，难以传承。AI 通过自然语言处理技术，能够将非结构化的研究报告、调研纪要、内部通讯等转化为结构化的知识图谱，存储在机构专属的知识库中。任何研究员都可以通过自然语言提问，快速检索并复用全机构的研究成果。这不仅降低了新人成长门槛，也避免了因人员流动导致的知识流失。其次，跨领域协作更加顺畅。AI 的语义理解和多模态处理能力，使得不同专业背景的研究人员能够基于共同的数据视图进行协作。例如，宏观研究员提供的经济预测数据，可以自动映射到行业研究员的景气度模型中；行业研究员提供的产业链数据，能够自动反馈给宏观模型进行修正。这种动态的数据交互机制，使得宏观、中观、微观研究形成了一个闭环反馈系统，提升了整体研究的逻辑一致性和准确度。

仅供内部参考，请勿外传

三是知识管理层面。在传统投研体系中，知识传递高度依赖的培训传授与个人笔记积累，核心投研框架和逻辑往往随核心人员流动而流失，机构知识资产难以沉淀。AI 驱动的智能知识库将彻底改变这一局面，形成机构级的“群体记忆”。未来的投研组织中，每一次调研记录、会议纪要、研报批注，甚至研究员与 AI 的问答交互，都将通过向量化处理被结构化存入机构知识库。新入职的研究员可以通过与 AI 对话快速调取历史上所有相关的研究结论、估值模型和逻辑推演，站在前人的肩膀上起步。这种模式不仅降低了人员流动带来的知识断层风险，更重要的是，它使得机构的认知体系能够持续自我迭代和进化，形成超越个体智慧的集体智能。

5.3 行业竞争格局与价值链的演变

一是行业竞争格局重塑。AI 投研具有显著的规模经济与数据网络效应：数据量越大、使用人数越多、反馈越充分，模型效果越好、知识库越丰富，对人才的吸引力也越强，形成正向循环。这意味着头部机构在 AI 投研建设上的先发优势将持续放大，资金实力雄厚、数据积累深厚、人才储备充足的头部券商、头部公募与顶级量化私募，将通过持续投入构建起难以逾越的技术与数据壁垒，行业集中度有望进一步提升。但与此同时，AI 也降低了高质量投研的创业门槛，一批新型专业化投研机构将应运而生。借助成熟的第三方 AI 工具与云服务，小型团队甚至个人投资者也可以具备过去大型机构才能拥有的信息处理能力，聚焦于特定细分行业、特定资产类别或特定投资策略，打造“小而美”的精品投研品牌。

二是研究价值链重构。在传统投研价值链中，信息获取、数据整理、报告撰写等基础环节占据了研究员 70%以上的时间，也构成了研究服务价值的重要组成部分。AI 普及后，这些标准化环节的成本将大幅降低、供给将极大丰富，其对应的经济价值必然快速下移——标准化的公司点评、财报解读、行业数据更新将逐步成为免费或低价的公共品，不再构成机构的核心竞争力。与之相对，真正能够创造超额收益的环节将向价值链高端集中：①对产业趋势的前瞻性判断，特别是那些需要深度调研、跨周期验证、非共识性的远见卓识；②对复杂商业模式与企业家能力的认知，这些隐性知识无法被 AI 从公开数据中学到；③定制化的投资解决方案，根据不同客户的风险偏好、负债特征、收益目标提供个性化的策略建议；④交易执行与组合管理中的精细化能力，包括流动性管理、冲击成本控制、极端风险应对等。

5.4 值得关注的潜在挑战与风险

（1）技术风险

大语言模型（LLM）固有的“幻觉”问题在金融领域是致命的。金融研究对数据的准确性、逻辑的严密性有着极高的要求，任何细微的数据错误或逻辑跳跃都可能导致严重的投资失误、合规风险甚至法律纠纷。尽管通过检索增强生成、微调等技术手段在一定程度上缓解了幻觉，但无法根除。特别是在处理复杂推理、因果判断或多步骤计算任务时，AI 模型仍可能产生隐蔽的错误。如何在追求效率的同时，确保 AI 输出内容的绝对准确性和可解释性，仍是行业面临的严峻技术挑战。此外，投研系统涉及核心数据、策略逻辑和客户隐私，可能成为黑客攻击的高价值目标。例如，“提示词注入”攻击容易诱导 AI 泄露内部敏感数据或输出违规内容；“数据投毒”可能在模型训练或微调阶段植入恶意信息，导致模型在特定条件下做出错误判断或生成误导性观点。

（2）合规与伦理风险

仅供内部参考，请勿外传

AI 在投研中的应用具有一定的合规伦理挑战。在知识产权方面，AI 生成内容的版权归属、AI 训练数据中第三方内容的合规使用、AI 产出与已有研报的相似性检测等问题尚待明确。在数据隐私方面，投研过程中涉及不少敏感数据，AI 系统的数据存储、传输与使用必须符合《个人信息保护法》《数据安全法》等法规要求，跨境投研中的数据流动还面临跨境监管约束。在算法偏见方面，AI 模型可能因训练数据的偏差而产生系统性偏见——例如，对某些行业、某些规模公司或某些地区的覆盖不足，或在情绪分析中对特定类型信息的过度加权，这些偏见可能对投研判断产生潜在扭曲。更值得警惕的是，算法偏见往往是隐蔽性的——模型不会明确告知用户其判断基于哪些数据、存在哪些局限，这使得偏见的识别与纠偏更加困难。

（3）组织与人才风险

AI 对投研组织的冲击主要体现在人才层面。一方面，基础研究岗位的自动化可能导致部分从业者面临职业转型压力，引发人才流失；另一方面，AI 转型要求现有投研人员学习新技能、适应新工作模式，组织变革的阻力不容忽视。机构需制定清晰、透明的人才转型计划，提供再培训机会和职业发展新路径，帮助员工从低附加值工作转向高附加值角色，平稳度过转型期。

（4）市场生态风险

若众多金融机构使用相似的 AI 工具、基础大模型、公开数据源和类似的分析框架，可能导致研究结论、交易信号和投资建议高度趋同。这种同质化行为在正常市场环境下可能影响不大，但在极端行情或重大事件冲击下，可能引发集中的、同步的交易行为，加剧市场波动，形成“算法共振”或“AI 羊群效应”，甚至引发流动性危机和系统性金融风险。此外，当市场环境发生结构性变化（如政策转向、技术范式跃迁、“黑天鹅”事件）时，模型可能因缺乏对新情境的理解和适应能力而迅速失效，导致巨大损失。过度依赖历史数据的“后视镜”视角，可能使机构忽视潜在的风险。因此，需结合宏观判断、定性分析、压力测试和情景模拟，避免过度依赖单一量化模型，构建更具鲁棒性和适应性的投研体系。

6. 国内机构 AI 投研落地路径及建议

6.1 机构 AI 投研的建设路径

当前，人工智能技术在金融投研领域的应用已从单点试验走向体系化落地，国内各类金融机构普遍将 AI 投研纳入数字化战略的重点。但 AI 投研建设绝非单纯的 IT 系统改造，而是一项涉及战略、数据、技术、组织、合规等多要素的系统工程。结合行业实践，应从以下六个维度统筹推进。

第一，坚持战略先行，做好顶层设计与分步规划。AI 投研建设投入大、周期长。机构应将其纳入公司战略进行统筹实施，明确“建什么、为谁建、何时建、如何建”的总体蓝图。一是明确战略定位。结合机构类型、业务结构与资源禀赋，厘清 AI 投研是定位为对内赋能工具，还是对外输出产品，避免定位模糊导致资源错配。二是做好分步规划。遵循“试点先行-迭代优化-规模化推广”的阶段路径，先选取 1-2 个高频、痛感强的场景（如研报撰写辅助、财报数据提取）进行小范围验证；达到效果后，再推动至更多高价值场景，最终形成覆盖全流程的智能化体系。三是建立评估闭环。设定明确的投入产出衡量指标（如研报产出效率、数据提取准确率、研究覆盖率等），定期复盘调整，确保规划与业务实际同频。

第二，夯实数据底座，建设统一的投研数据中台与知识库体系。数据是 AI 投研

仅供内部参考，请勿外传

的基础，数据质量直接决定模型效果上限。当前行业普遍存在数据孤岛、标准不一、非结构化数据难以利用等突出问题，亟需从底层加以解决。一是建设统一投研数据中台。以数据为核心资产，通过数据汇聚、数据治理、数据服务等功能，打破数据孤岛，为投资研究的各个环节提供高效、精准的数据支持。二是构建机构级知识库体系。将研报、纪要、政策文件、行业图谱等非结构化知识进行结构化、向量化处理，形成可检索、可问答、可推理的领域知识底座，为大模型应用提供高质量语料支撑。三是保障数据安全与合规获取。严格审核数据来源合法性与授权管理，建立数据分级分类制度，确保敏感信息不出域、涉密数据不滥用。

第三，坚持场景驱动，按照“高频痛点优先、价值闭环优先”的原则推进落地。AI 投研的价值不在于技术本身是否先进，而在于能否切实解决业务中的真实痛点和难点，必须始终围绕投研人员的需求建立落地场景。一是高频场景优先。优先选择出现频率高、人工成本大、标准化程度高的环节切入，例如信息检索归集、财务数据抽取比对、研报初稿生成、会议纪要素材整理等，以迅速释放人力。二是构筑价值闭环。每个落地场景都应形成“应用-反馈-优化”的闭环，让一线研究员深度参与效果评估与迭代。三是循序渐进推进。坚持“人机协同”理念，初期让 AI 承担素材整理、初稿撰写、风险提示等基础性工作，由人负责判断、决策与把关，待逐步建立信任后再向更深层次推进。

第四，强化技术适配，构建灵活开放、安全可控的技术架构。大模型技术迭代迅速，机构在技术选型上应着力构建灵活开放、安全可控的架构体系。一是坚持模型多样化策略。针对不同场景、不同敏感度、不同算力成本，综合采用开源大模型本地化部署与商用大模型 API 调用的组合方案，避免单一模型依赖。二是采用“本地化+私有化”优先原则。对于涉及核心研究数据与决策逻辑的场景，优先本地化部署，保障数据不出域、算力可管控。三是构建智能体编排与工具调用能力。通过工作流编排、函数调用、插件机制，让 AI 能够调用行情接口、数据工具和内部系统，真正嵌入投研业务流程之中。

第五，完善组织保障，建立适配人机协同的管理机制与人才队伍。AI 投研的落地效果最终取决于“人”的适配程度。组织变革往往比技术引入更为艰难，必须同步推进。一是建立跨部门协同机制。成立由业务、技术、合规、数据等多方参与的专项工作组，明确责任分工与决策流程。二是打造复合型人才梯队。既要有懂算法的算法工程师，也要有懂投研业务的领域专家，更要着力培养兼具两者能力的“AI+投研”复合型人才；同时加强对存量研究人员的 AI 工具使用培训，提升全员数字素养。三是优化考核与激励机制。将 AI 使用成效纳入研究团队考核维度，鼓励创新试用；同时对 AI 参与的内容明确标注与责任归属，形成鼓励使用且规范管理的良性氛围。

第六，筑牢合规底线，建立覆盖 AI 全流程的风险防控体系。AI 投研在提升生产效率的同时，也会带来幻觉、偏见、数据泄漏、责任模糊等新型风险，合规风控必须贯穿全生命周期。一是建立事前准入审查。对 AI 模型引入、数据使用、场景上线等进行合规前置审查，明确负面清单。二是强化事中运行监控。对 AI 输出内容进行事实核查、来源标注与生成内容留痕，建立幻觉率、偏差度等质量监测指标。三是落实事后责任机制。明确 AI 辅助内容的研究人员审核签字责任，确保“AI 生成、人工负责”；同步建立应急纠错与模型下线机制，确保出现问题能够快速处置。

6.2 不同类型机构差异化策略建议

（1）券商研究所：以“提效、扩围、沉淀、输出”为核心，打造全链路智能化研究体系

仅供内部参考，请勿外传

券商研究所的核心竞争力在于研究服务的规模、质量与响应速度，AI 建设必须紧紧围绕服务机构客户、提升研究效率、强化知识沉淀的核心目标展开。大型券商要坚定推进“自建+定制”的深度融合路线，持续完善自有 AI 投研平台，重点强化三方面能力：一是研报生产全链路自动化，优化财报自动解析、行业数据自动跟踪、公司点评自动生成能力，进一步缩短财报季、政策窗口期的研报响应时间，大幅提升高频点评产出效率；二是机构专属知识库深度建设，将历年研报、调研记录、首席分析师研究框架、客户服务记录等核心资产进行系统性向量化沉淀，打造机构独有的“研究大脑”，解决明星分析师流动带来的客户流失问题；三是合规审核前置，将敏感词识别、利益冲突核查、信息来源校验等规则深度嵌入研报写作全过程，从源头降低合规风险。中小型券商可采取“成熟平台+场景定制”的轻量化路线，依托第三方成熟产品基础，重点在自身优势特色行业（如专精特新、区域产业、特色赛道等）打造差异化 AI 能力，聚焦优势领域做深做透形成局部竞争力。此外，具备财富管理优势的券商可重点发力“研投顾”一体化路径，打通研究所生产端与财富客户端的 AI 链路，将专业研究成果自动转化为适配投顾服务、大众投资者阅读的标准化内容产品，实现研究能力向零售端的规模化变现。

（2）公募基金：以“稳健、安全、赋能风控”为核心，打造聚焦决策支持的内部投研助手

公募基金作为受托资产管理机构，核心目标是为持有人创造长期稳健收益，AI 建设必须始终坚持“风控优先、辅助决策”的原则。头部大型公募可采取“联合开发+特色深耕”建设路线，与头部云厂商、AI 科技公司、数据服务商深度合作，聚焦自身投研需求打造专属内部投研助手平台：投研端重点强化宏观数据自动跟踪、行业景气度动态监测、持仓个股舆论预警、财务模型自动更新等功能，切实减轻研究员基础工作负担；风控端探索利用机器学习技术识别组合隐性相关性、风格漂移风险、行业集中度风险，提升风险管理的前瞻性与精细化水平；特色领域结合自身产品定位深耕细分场景，如 ESG 投资能力突出的机构重点打造 AI ESG 评分体系，被动投资规模大的机构强化 AI 指数编制与成分股调整辅助能力，QDII 业务较多的机构重点优化跨境多语言信息整合能力。中小型公募基金建议优先采购成熟 SaaS 工具快速满足基础需求，重点解决会议纪要、研报阅读、信息检索等高频痛点，待 AI 能力验证价值后再逐步深化定制开发。值得注意的是，所有公募机构都要建立严格的 AI 使用管理制度，明确“AI 生成内容不得直接作为投资决策依据，必须经过研究员严格复核”的红线，任何涉及交易决策的环节必须保留人工最终决策权。

（3）私募基金：坚持“分类施策、实用导向”，以 AI 赋能核心投研能力提升

私募基金机制灵活、考核直接、风格分化明显，AI 建设要充分体现实用主义导向，根据自身策略类型选择适配路径。量化私募要持续加大算力、算法、数据投入，巩固技术领先优势：一方面深化多模态大模型在另类数据挖掘中的应用，持续拓展非结构化数据的因子提取能力，不断拓宽 Alpha 来源；另一方面强化 AI 在因子生成、策略优化、回测验证、交易执行、风险控制全链条的深度应用，探索强化学习、因果推断等前沿技术在策略研发中的落地，构建“AI 挖因子、人选逻辑、人控风险”的深度人机协同模式，持续提升策略容量与收益稳健性。主观私募要坚持“工具先行、小步试点”的稳健路线，初期重点将 AI 用于基础信息搜集整理、持仓舆论风险监测、跨行业信息快速整合等辅助场景，优先解决高频痛点提升效率；有条件的头部主观私募可逐步建设内部投研知识库，将基金经理的投研框架、调研感悟、交易复盘等隐性知识沉淀为机构资产，通过 AI 问答帮助团队快速传承核心投资理念，但必须始终坚持基金经理在投资决策中的核心地位，避免过度依

仅供内部参考，请勿外传

赖 AI 模型导致投资风格漂移与影响独立判断能力。

（4）第三方金融 AI 服务商：坚持“产品化、标准化、开放化”，做好行业 AI 基础设施提供商

第三方金融 AI 服务商是推动 AI 投研普惠化的重要力量，要找准自身“技术赋能者”定位，聚焦技术能力与产品服务提升，避免与金融机构开展直接业务竞争。金融 IT 龙头企业要充分发挥系统集成优势，持续打磨覆盖投研全流程的模块化 AI 产品矩阵，重点强化产品的兼容性、稳定性与可扩展性，能够与金融机构现有 OA、研报、交易系统实现无缝对接，满足大中型机构“流程嵌入、深度集成”的需求；同时紧跟 AI 技术发展持续迭代产品能力，从单一工具输出向投研大模型平台、AI Agent 工作流平台升级，为机构提供更加灵活的 AI 能力底座。金融信息服务商要充分发挥数据积累优势，将 AI 能力与海量金融数据深度结合，打造集数据查询、智能分析、研报解读、产业链研究于一体的一站式智能投研终端，提升产品易用性与性价比，重点服务中小机构与个人专业投资者，实现 AI 投研能力的普惠化。各类第三方服务商都要坚守“技术服务商”定位，严格做好数据安全与客户隐私保护，不违规留存客户投研数据，主动适配金融监管要求，为机构客户提供安全、合规、可靠的 AI 工具，与金融机构形成良性协同的产业生态。

6.3 后续 AI 投研的改进方向

当前国内 AI 投研整体仍处于发展初期，在模型专业性、数据质量、场景深度、人机协同体验、合规机制等方面仍存在诸多不足。面向未来，全行业需要共同努力，从技术、数据、场景、生态、监管五个维度持续优化改进，推动 AI 投研走向更加成熟、更加安全、更具价值的发展阶段。

一是技术维度，持续提升金融大模型的专业能力与可靠性，重点破解模型“幻觉”核心痛点。通过高质量金融语料微调、检索增强生成技术优化、金融事实校验体系建设等方式，提升模型对金融专业术语、财务勾稽关系、估值逻辑、市场规律的理解能力，减少常识性错误，确保 AI 输出内容“有据可查、来源可溯”；同时加强可解释 AI 技术研发，让模型推理逻辑、数据来源、置信度水平对用户透明可追溯，提升人机互信水平。

二是数据维度，加快构建高质量投研数据生态，破解“数据孤岛”与质量不高难题。行业层面共同推动建立金融数据标准与共享机制，机构层面持续强化内部数据治理，拓展另类数据来源，提升数据质量与时效性，同时运用隐私计算技术在保障数据安全的前提下实现数据价值共享。

三是场景维度，推动 AI 从单点工具向全流程深度渗透。从当前的纪要整理、摘要生成等基础场景，逐步向景气度预测、风险推演、投资组合优化等高阶场景延伸，探索 AI Agent 自主完成复杂投研任务的应用模式，真正实现全链路人机协同。

四是生态维度，构建“金融机构-科技公司-数据厂商-监管部门”协同共赢的产业生态。由金融机构提需求、科技公司供技术、数据厂商供资源、监管部门定规则，各方加强合作避免重复建设，共同推动技术标准、数据规范等方面的行业共享。

五是监管维度，继续完善适配 AI 投研发展的监管规则体系。明确 AI 生成内容的责任归属、数据使用边界、算法透明度要求、信息披露规则，建立包容审慎监管环境，既守住不发生系统性风险的底线，又为技术创新预留足够空间，引导 AI 投研行业长期健康规范发展。

仅供内部参考，请勿外传

综上所述，AI 重塑金融投研是一场深刻的范式革命，既带来巨大的效率提升和价值创造机遇，也伴随着复杂的技术、合规、组织和市场风险。金融机构需在战略规划、技术投入、合规管理、人才培养和风险防控等方面进行全面、系统的布局，坚持“技术向善、风险可控、价值导向、以人为本”的原则，在拥抱变革的同时守住底线，才能在 AI 时代行稳致远，真正实现金融服务实体经济、助力投资者价值创造的根本目标。未来，成功的机构将是那些能够巧妙平衡技术创新与风险管理、充分发挥人类智慧与 AI 算力协同优势的组织。

仅供内部参考，请勿外传

参考文献

[1]白雪石，李梦涵.AI 时代金融投研的理性回归与伦理重构[J].清华金融评论，2026，(6)：82-84.

[2]陈柳钦.人工智能赋能金融新质生产力：作用机制与实现路径[J].福建金融管理干部学院学报，2026，(2)：15-25.

[3]程实.投研认知的智能化重构[J].中国外汇，2026，(12)：78.

[4]罗黎明.积极拥抱人工智能，助力证券行业高质量发展[J].清华金融评论，2025，(6)：91-93.

[5]马溯纲.人工智能大模型在证券行业的应用现状与前景展望[J].金融纵横，2025，(3)：81-86.

[6]沈坤荣，尚清艺，赵倩.金融工具创新赋能“人工智能+”：内在逻辑、作用机制与实践路径[J].贵州社会科学，2026，(5)：4-13.

[7]孙玮.金融科技下基金投资的创新模式与实践路径[J].上海商业，2026，(7)：122-124.

[8]辛治运.AI 时代下智能投研体系建设实践[J].金融电子化，2025，(14)：48-52.

[9]张琦.人工智能投顾在金融财富管理中的应用[J].上海商业，2026，(8)：109-111.

[10]张强.生成式人工智能赋能证券行业发展研究[J].金融纵横，2026，(5)：62-69.

[11]张维多.基于 AI 大模型的智能投研平台构建与实战应用[J].金融电子化，2026，(10)：62-64.

[12]赵月，何锦雯，朱申辰，等.大语言模型安全现状与挑战[J].计算机科学，2024，51(1)：68-71.

[13]郑兰兰.AI 赋能金融投研决策的应用机理与效能评估[J].当代金融家，2026，(6)：118-120.

[14]邹传伟，聂铭江.人工智能应用于金融业的内在逻辑及演进路径[J].金融纵横，2026，(7)：9-18.

仅供内部参考，请勿外传

风险提示

海外市场风险波动；政策效果不及预期。报告列举的公司/个股仅为案例介绍，不作为投资推荐的依据。

仅供内部参考，请勿外传

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±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±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。

仅供内部参考，请勿外传

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