特别策划｜人保资产陈澍、张桐：人工智能在资产配置中的实践应用——基于主观配置与量化配置双重视角

原创 陈澍、张桐 中国资产管理 2026年10月23日 07:00 北京

作 者

陈 澍 中国人保资产管理有限公司博士后科研工作站博士后

张 桐 中国人保资产管理有限公司战略管理部/财务管理部高级主管

摘要：

本文从主观配置和量化配置双重视角，梳理人工智能在资产配置中的应用场景。在主观配置中，人工智能主要用于信息处理和研究支持；在量化配置中，人工智能深度参与从信号生成、组合构建到交易执行的自动化流程。本文分析大语言模型驱动的因子挖掘和投研流程智能体化如何推动两类方法相互借鉴，并结合实践归纳模型失效、数据口径、信号趋同、平台集中等风险及其防范要点。

一、引言

资产配置是投资管理的逻辑起点，也是决定长期收益的重要环节。研究表明，大类资产配置决策对组合收益波动的解释力通常高于个券选择和短期择时。因此，无论是养老金、保险资金等长期资金，还是财富管理机构和个人投资者，均需要重视大类资产的配置权重。

资产配置主要沿两条路径展开。主观配置依靠宏观判断、行业经验和自上而下的研究逻辑，通过对经济周期、政策取向和估值水平的综合判断调整组合权重；量化配置（或称系统化配置）以数据和模型为基础，按照明确规则推导预期收益、风险估计和组合权重。前者可应对

结构性变化，但受信息处理能力和行为偏差制约；后者具有纪律性和可复现性，但依赖模型假设和输入数据质量。需要注意的是，量化资产配置并非纯客观判断，模型选择、因子设定和参数校准均包含人的主观决策。这既是两条路径可以相互借鉴的深层原因，也是模型风险值得持续关注的根源。

2022年底以来，以大语言模型（Large Language Model, LLM）为代表的生成式人工智能迅猛发展，人工智能开始从量化投资者的专用工具，进入主观研究和量化分析的日常流程。这一变革正在重塑资产配置的价值链（见表1）。

表1 人工智能在资产配置价值链上的双重角色

资产配置价值链	主观配置：人工智能作为智能助手（辅助）	量化配置：人工智能作为决策引擎（驱动）
数据获取	大模型批量解读研报、财报、新闻、舆情，扩展信息处理带宽	另类数据结构化，MCP、API 统一数据入口和自建因子库调用
信号与观点生成	辅助宏观情景和主题识别，聚合专家观点（如 JP-Morgan IndexGPT）	机器学习预测收益 / 风险，人工智能因子挖掘和迭代（遗传编程 /MCTS）
组合构建与优化	生成情景化配置建议并校验约束，人保留最终决策权	层次风险平价等 ML 优化，端到端“信号→权重”，如层次风险平价（HRP）
交易执行与再平衡	交易辅助和纪律化提醒，抑制择时情绪	强化学习动态再平衡和算法化执行
风险管理与归因	智能风险预警和归因可视化，辅助人工研判	自动化风险模型、尾部与压力测试、实时监控

资料来源：作者整理。Gu, Kelly & Xiu（2020）、López de Prado（2016）、JPMorgan IndexGPT（2024）

二、人工智能辅助主观资产配置

（一）数据获取和信息处理

信息处理能力是主观研究的主要难点，另类数据和自然语言处理技术结合，显著扩大了信息来源。例如，卫星影像可跟踪港口吞吐和矿区活动，信用卡和交易流水可高频观察消费变化，招聘广告和舆情数据可捕捉行业景气的早期信号。

大语言模型对金融文本的处理能力尤其值得关注。彭博于2023年发布的BloombergGPT是首个从零训练的金融领域大语言模型，拥有500亿参数，训练语料包括约3630亿词元专有金融语料、约3450亿词元通用语料，可用于情绪分析、命名实体识别和新闻分类等任务，可在分钟级处理过去需要大量人工才可完成的研报和新闻阅读任务。

更实质的变化是投研组织方式的演变。借助自然语言处理技术，机构可从公告、电话会议纪要和舆情数据中实时提取结构化信息，将事件转化为可跟踪的信号。例如，宏观政策研究团队可设置若干“人工智能研究专员”，分别持续跟踪人事变动、财政和国企改革、区域经济和就业等细分方向，将零散的人工跟踪升级为可自动汇报的流程。值得注意的是，生成式人

工智能在投研中的应用需强调流程纪律：关键数据必须来自可核验的原始文本和数据，不得由模型自行生成，自动生成的分析结论须经人工复核后方可进入决策链条。

（二）观点生成和信号提炼

针对观点形成过度依赖个人经验的局限，人工智能可以提供更全面的信息输入和更结构化的备选方案，但不宜代替最终投资结论。以摩根大通2024年5月推出的IndexGPT为例，该工具借助GPT-4围绕特定投资主题生成关键词，并利用自然语言处理模型扫描新闻，识别相关上市公司，用于构建主题投资组合。此类工具减少了关键词罗列和资料检索等重复劳动，但主题取舍和投资逻辑仍须由投资者判断。

专用模型与通用模型之间的差异同样值得关注。贝莱德系统化投资团队基于逾40万份盈利电话会议记录（覆盖1.7万余家上市公司）和二十年市场数据，训练了用于预测公司盈利公告后市场反应的专用模型。在2024年一季度500场电话会议的随机样本测试中，该专用模型对公告后约40天股价方向判断的准确率约为61%，而同期GPT-4及其后续版本的准确率约50%至55%。这一对比表明，通用大模型能力的提升并不自动转化为投资预测能力，面向特定任务训练的专用模型仍具优势。同一团队的“主题机器人”将大语言模型与自有数据结合，将原本耗时的人工筛选压缩至数分钟内，但主题设定和结果修正仍由投资经理最终完成。

（三）决策支持和纪律约束

人工智能正在改变投研组织形态。投资经理以自然语言下达指令后，系统即可调用行情数据库完成指标回测并输出净值曲线、夏普比率和最大回撤等统计数据。针对行为偏差，人工智能还可作为决策支持系统，将分散的数据、观点和风险指标汇集于统一界面，以一致规则提示投资者复核既定配置框架。在市场剧烈波动时，这种约束机制有助于减少追涨杀跌等非理性行为。

从机构实践看，行情、基本面、另类数据和组合实时风险敞口正被整合进统一投研平台，大语言模型充当自然语言交互入口。但需要明确，平台输出应被视为研究素材和备选方案，而非投资结论。明确这一边界，是主观配置场景中应用人工智能的基本前提。

三、人工智能驱动量化资产配置

在量化配置中，人工智能参与程度显著提升，人的工作重心转向模型设计和风险监督。机构可通过面向大模型的标准化数据接口统一调用行情、财务、公告和宏观数据，并将自建因子库封装为可由自然语言调用的工具模块，从而降低数据获取和口径管理的技术门槛。

（一）信号生成：收益和风险预测

预期收益和风险估计是量化配置的核心，机器学习相较传统线性方法在该领域可产生增量价值。Gu等（2020）比较了多种机器学习方法在股票收益预测中的表现，发现树模型和神经网络表现较好，其优势主要来自对非线性关系和变量交互的刻画，动量、流动性和波动率是各类方法共同识别的主导信号。在大类资产层面，隐马尔可夫模型和聚类方法可基于宏观数据、资产收益和波动率识别潜在市场状态，并将其解释为宏观状态组合或风险偏好切换，结合状态转移概率形成仓位调整信号，为战术资产配置提供参考。

在因子数量不断膨胀而稳健性不足的背景下，人工智能的应用从辅助研究员编写因子走向自动化因子挖掘。传统因子生产的三种路径各有局限：人工构建因子解释性强但效率低；深度学习方法预测力较强却难以解释；遗传规划等自动搜索方法可扩大搜索空间，但生成的表达式常为算子机械组合，金融含义较弱且容易过拟合。大语言模型提供了新的可能，它能理解因子表达式及其对应的价格行为和量价结构，并从动量、波动、情绪和交易拥挤等角度提出构造思路。其局限在于缺少系统化的搜索机制，容易停留在常见模式附近，也缺乏基于实证反馈的迭代优化。因此，更可行的做法是将大语言模型纳入结构化的搜索和评测框架之中。

当前业界主要沿两条路径探索。一是在表达式空间中，由大语言模型从存量优质因子中提炼具有金融含义且可复用的子表达式，注入遗传编程进化搜索，使公式搜索从随机组合算子转向受金融逻辑约束的进化。二是在代码空间中，由大语言模型直接生成可运行的因子函数，通过执行反馈和错误修复形成闭环，并将通用计算逻辑沉淀为工具函数库。因子生成可以被组织为一棵可回溯的搜索树：每个节点对应一个已评测的候选因子，大语言模型提出改造假说并说明其金融逻辑、预期方向和适用状态，蒙特卡洛树搜索（Monte Carlo Tree Search, MCTS）在利用高分分支和探索新分支之间分配评测预算，样本外数据用于检验有效性。在该框架中，大语言模型负责提出假说，搜索和数据负责检验，人负责审查逻辑合理性。

国内研究显示，此类框架可批量生成数十乃至上百个兼具金融解释和样本外有效性的量价因子，相对常见的量价机器学习合成基准仍可提供边际增量信息，且候选因子之间同质性较低。研究纪律需要强调：应以样本内表现选型、以样本外数据验证，避免用样本外结果反向筛选因子。该方法的价值不仅体现为生成更多候选因子，而且还将研究过程系统化沉淀——常见量价判断被整理为可复用的工具函数，候选因子的表现和失败经验持续归档，因子研究由此转变为“生成—评测—反馈—再生成”的迭代过程。

（二）组合构建：从机器学习优化到大模型辅助

针对估计误差被优化过程放大的难题，机器学习提供了替代思路。López de Prado（2016）提出的层次风险平价（HRP）方法以层次聚类刻画资产相关性结构，沿树状层级自上而下分配权重，避免直接求逆协方差矩阵。与均值-方差组合相比，HRP在样本外表现更稳健、换手率更低。深度学习将这一思路推向端到端优化：Zhang等（2020）以夏普比率为目标函数，让神经网络直接从市场特征学习股票、债券、商品等大类资产ETF组合的权重，绕开“先预测收益、再求解权重”的两步流程。在包含2020年一季度市场动荡的测试期内，该方法的表现优于一系列传统配置基准。

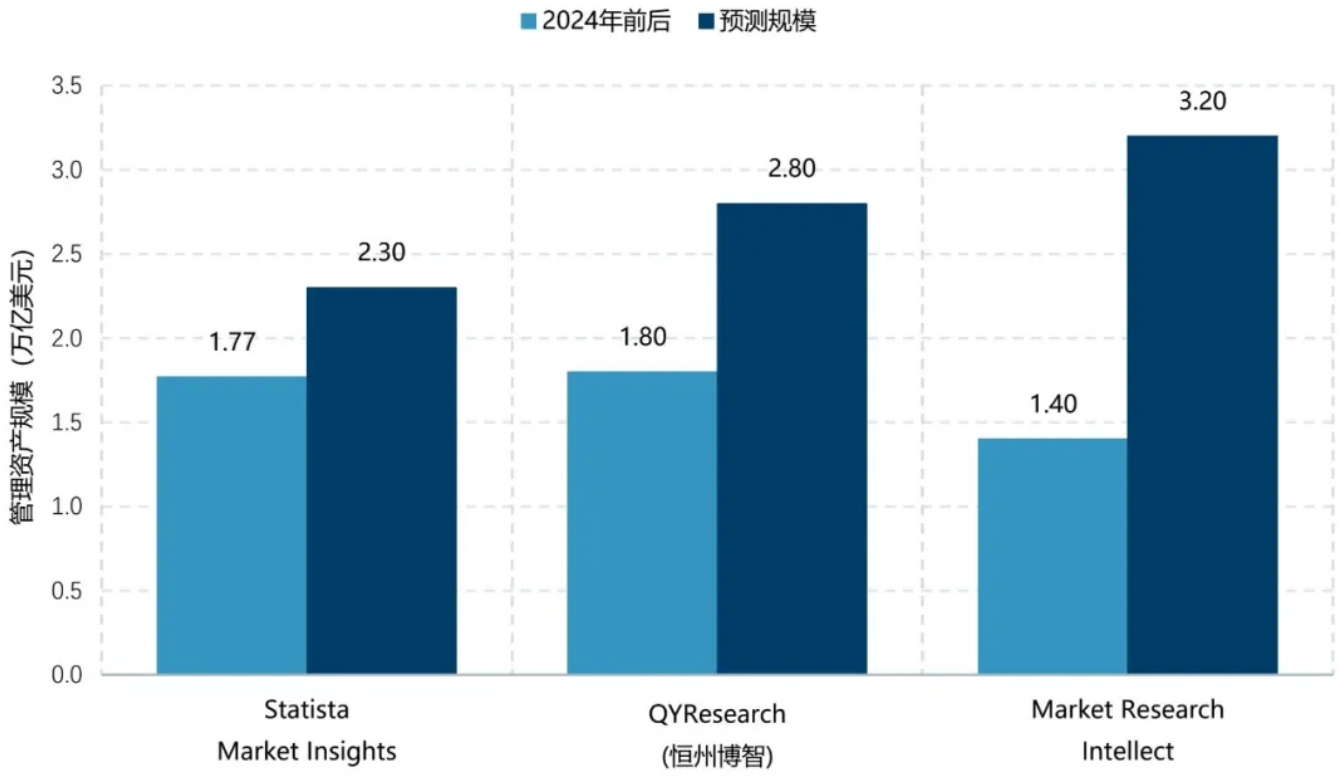
大语言模型在组合构建中的作用越来越受到关注。Ko和Lee（2024）实证发现，ChatGPT遴选的资产组合在分散化程度上显著优于随机选择，但其直接输出的权重并不理想；但当把大模型的资产遴选与传统组合优化模型结合时，组合业绩得到进一步改善。这一结果指向了大模型在组合构建中的合理位置：承担观点和候选资产筛选功能，例如从宏观数据、新闻和研报中提炼结构化观点，作为Black-Litterman模型的输入；而权重推导仍应交由优化模型完成，输出同样须接受样本外检验。

（三）交易执行和再平衡

针对静态权重与动态市场环境的落差，强化学习提供了相应建模框架。资产配置可视为序贯决策问题：智能体在不同市场状态下选择调仓动作，以长期风险调整后收益作为回报进行学习。在订单执行层面，算法交易是较为成熟的应用领域，通过拆分大额订单并结合市场微观结构建模控制冲击成本和滑点，近年来也有机构尝试采用强化学习优化下单节奏。此类方法以充足数据、稳定市场结构和严格风控体系为前提，一旦市场进入历史样本未覆盖的状态则可能失效。

（四）智能投顾的规模化应用

针对传统投顾服务难以规模化的问题，智能投顾（Robo-Advisor）根据投资者风险偏好和投资目标自动生成并调整组合，以较低门槛和费率提供配置服务。当前全球智能投顾市场持续增长，市场预计未来五到八年规模有望达到2.3万亿至3.2万亿美元（见图1）。先锋领航（Vanguard）的数字投顾规模（合并人机混合顾问口径）已超过3000亿美元，独立平台的管理规模多在数百亿美元量级。



资料来源：Statista Market Insights、QYResearch、Market Research Intellect（三家机构统计口径和预测年份均不相同，仅用于呈现估计值的离散程度）

图1 全球智能投顾管理资产规模估算

四、融合趋势和风险防范

（一）主观配置和量化配置的融合

人工智能正在缩小主观配置与量化配置之间的边界。大语言模型使部分主观判断可以被整理为更结构化、可复用的表达，过去存在于投资经理头脑中的定性逻辑，如今可在一定程度上被形式化并按既定规则执行。同时，自然语言处理使量化模型可以系统处理研报、新闻和专家观点等非结构化信息，将原本属于主观研究的“软信息”转化为可量化的因子输入。

国内已有投研团队将分析师的研判框架整理后交由人工智能学习，例如将利率债分解为久期、凸度和预期收益，将信用债分解为信用利差、流动性溢价和违约概率，再由大类资产切换模型决定两类资产配置权重，框架和逻辑来自研究人员，学习和参数优化交由模型完成。

投研工作流的变化为这种融合提供了基础。大语言模型正由单点问答工具发展为可拆解任务、调用工具和沉淀流程的智能体。知识层将研报、会议纪要等分散信息沉淀为可检索、可调用的知识资产；应用层将宏观分析、投资价值评估和投决讨论拆分为可复用、可复盘的流程，并要求区分事实、推论和判断，给出证据链，预设可能推翻原有判断的条件。需要注意的是，不同机构若使用相似的公开数据和通用大模型分析同一对象，其输出可能只是主流观点的归纳，甚至会放大一致预期。机构的差异化并不取决于是否使用人工智能，而是取决于人工智能能否有效调用专有知识、内部研究框架、历史讨论记录和决策经验。

（二）资产配置环节的主要风险

人工智能在提高配置效率的同时，也将新的风险带入配置流程。金融稳定理事会（Financial Stability Board, FSB）2024年报告指出，人工智能可能放大第三方依赖、市场相关性和模型风险等脆弱性，2025年报告进一步聚焦服务商集中度问题。综合来看，当前资产配置环节的人工智能风险可归纳为以下五类。

一是配置模型的过拟合与状态失效。反复调参和多重检验使样本内表现难以在样本外兑现；自动化因子挖掘的搜索空间越大，越容易选中偶然有效的历史模式。更隐蔽的是状态失效，当市场进入历史样本未覆盖的状态，例如股债相关性由负转正，基于历史协方差的分散化假设将被削弱，风险平价类配置的有效性随之下降。深度模型的黑箱特征也增加了解释难度，可解释性逐渐成为监管关注的重点。

二是数据风险。宏观指标存在发布滞后和事后修订，回测中若使用当时不可得的数据，将引入前视偏差、高估择时能力；若样本遗漏已退市、清盘或违约标的，则会产生幸存者偏差，

使回测结果失真。

三是配置信号趋同和顺周期调仓。若众多机构使用相似的数据、模型和信号，配置调整可能同向发生：共同的止损或风险预算约束被触发时，跨资产同向抛售相互强化，可能放大市场波动。

四是第三方和平台集中度风险。当风险度量和组合管理集中于少数平台时，单一平台的模型缺陷、数据错误或系统故障可能同时影响多家机构。以贝莱德Aladdin综合性投资交易风控平台系统为例，上千家机构客户使用该平台开展组合管理和风险分析等业务，其规模效应在提升效率的同时，也可能使模型偏差或技术风险在机构间集中传导。

五是生成式人工智能的特有风险与合规风险。大语言模型可能生成表面合理但实际错误的内容（即“幻觉”），若此类内容进入宏观判断或配置建议而未经核验，后果将直接体现在组合损益上；生成式技术可能被用于制造虚假信息、干扰基于文本信号的配置模型。智能投顾等面向个人投资者的服务还涉及投资者适当性、信息披露和责任归属等问题，相关监管要求正在持续细化。

（三）风险防范要点

风险防范应落实到配置流程每一个环节。关键配置决策需保留必要的人工监督；进入决策流程的模型需具备可审计、可追溯的记录；样本外检验和压力测试应覆盖配置策略，并纳入相关性结构突变等极端情景；对模型和数据供应商的依赖应适度分散；生成式人工智能的关键输入须来自可核验的原始来源，重要结论应辅以多模型交叉验证。

五、实践启示

一是人工智能的价值取决于人的判断能否嵌入流程。无论是研究专员式的自动跟踪，还是因子层面的自动挖掘，可核验的原始数据、明确的证伪机制和必要的人工复核，都是效率转化为可靠结论的前提。

二是机构的差异化竞争力来自专有知识而非通用工具。当公开数据和通用模型日益普及，内部研究框架、历史讨论和决策经验能否被系统化、可调用化，将成为研究能力的分水岭。

三是应将人工智能纳入既有的投研、风控与合规体系，实行全流程管理。模型治理、数据治理和风险控制需与应用同步推进。未来，人机协同仍是更为现实且有效的工作方式：人负责设定目标、判断边界并承担责任，人工智能负责扩展信息处理范围和提升执行效率。

参考文献

[1] Markowitz H. Portfolio Selection[J]. The Journal of Finance, 1952, 7(1): 77-91.
[2] Black F, Litterman R. Global Portfolio Optimization[J]. Financial Analysts Journal, 1992, 48(5): 28-43.

[3] DeMiguel V, Garlappi L, Uppal R. Optimal Versus Naive Diversification: How Inefficient Is the 1/N Portfolio Strategy?[J]. The Review of Financial Studies, 2009, 22(5): 1915-1953.
[4] Wu S, Irsoy O, Lu S, et al. BloombergGPT: A Large Language Model for Finance[R]. arXiv:2303.17564, 2023.
[5] Gu S, Kelly B, Xiu D. Empirical Asset Pricing via Machine Learning[J]. The Review of Financial Studies, 2020, 33(5): 2223-2273.
[6] Shi Y, Duan Y, Li J. Navigating the Alpha Jungle: An LLM-Powered MCTS Framework for Formulaic Alpha Factor Mining[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2026, 40(2): 997-1005.
[7] López de Prado M. Building Diversified Portfolios that Outperform Out of Sample[J]. The Journal of Portfolio Management, 2016, 42(4): 59-69.
[8] Zhang Z, Zohren S, Roberts S. Deep Learning for Portfolio Optimization[J]. The Journal of Financial Data Science, 2020, 2(4): 8-20.
[9] Ko H, Lee J. Can ChatGPT Improve Investment Decisions? From a Portfolio Management Perspective[J]. Finance Research Letters, 2024, 64: 105433.
[10] Financial Stability Board. The Financial Stability Implications of Artificial Intelligence[R]. 2024-11-14.
[11] Financial Stability Board. Monitoring Adoption of Artificial Intelligence and Related Vulnerabilities in the Financial Sector[R]. 2025-10-10.
[12] López de Prado M. Advances in Financial Machine Learning[M]. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2018.

“人工智能在资管业务中的实践应用与风险防范”系列回顾

特别策划｜中信保诚资管熊文利等：人工智能规模化应用与安全防范体系研究
特别策划｜国寿资产周洁等：AI FIRST理念驱动的保险资产管理人工智能能力体系建设
特别策划｜阳光资产白雪石等：人工智能赋能保险资产管理行业的应用研究
特别策划｜华夏久盈徐海燕：人工智能赋能保险资产管理公司风险管理的实践场景探索
特别策划｜光大永明资产林文杰等：信用风险智能体跟踪监测与预警体系的构建与思考
特别策划｜太平资产马黎等：智能化算法交易管理体系的构建与思考

原文刊发于2026年第4期总66期
编辑：王文婧

联系人：研究部（出版物编辑部） 于老师 李老师
联系电话： 010-83361689 83361693
收稿邮箱： zgzcgl@cbiama.org.cn