

# AI 赋能资产配置（三十五） 用 AI 来“接管”投资时钟

## 核心观点

基于改良版投资时钟框架，围绕数据投喂、图片投喂、逻辑投喂三条技术路径，对 AI 的宏观周期识别能力进行了对比实验，并以分析师划分作为基准，从逐月阶段一致性、阶段稳定性、周期叙事完整度三层维度进行评估。结果表明，AI 在该类任务中的表现差异并非简单取决于模型能力强弱，而更取决于技术范式与宏观问题结构的匹配度：数据路径易被噪声牵引、图片路径更利于构建中期框架但存在平滑陷阱，逻辑/智能体路径能够高效对齐共识但并不等同于独立推演能力。

### 1. 数据投喂：工程化判别放大噪声，导致周期碎片化与回撤式反复

在纯数据驱动路径下，模型倾向于把任务理解为逐期依据数值规则分类，从而对月度边际变化高度敏感，表现为阶段频繁切换、周期轮数被过度切割、同一轮内阶段回跳明显。该现象并非模型推理不足，而是宏观周期识别的非工程属性在数据口径下被放大：宏观数据噪声与频率错配客观存在，政策—经济之间存在滞后与博弈期，周期识别更像中期叙事而非逐月最优分类。在资产配置语境中，这类结果意味着更高的调仓摩擦与更低的策略可操作性，即便局部时点判断“方向正确”，也难以形成稳定的中期配置框架。

### 2. 图片投喂：形态感知替代数值阈值，提升轮廓一致性但需警惕平滑陷阱

图片投喂路径的优势，核心在于多模态模型通过对斜率、波峰波谷相对位置、多指标空间关系的整体感知，天然完成趋势优先、弱化噪声的滤噪过程，从而在周期轮廓与阶段顺序上更接近分析师框架，阶段切换密度也显著降低，更利于构建可用于大类配置的中期叙事。与此同时，这一路径的有效性具有阶段依赖性。当后宏观环境从寻找趋势转向识别断裂，脉冲式政策冲击与结构性断点增多，视觉路径的平滑机制可能转化为平滑陷阱，对突发拐点反应滞后。因此，图片路径更适合用于周期框架与趋势轮廓的刻画，而不宜被理解为对所有阶段边界的精确切割器。

### 3. 逻辑投喂/智能体：高一一致性更多源于共识对标，而非独立宏观推演

逻辑投喂路径在准确率维度表现更优，且在轮数与大周期识别上能够与人工结果高度对齐。但需要区分这种一致性的来源：在具备搜索、工具调用与沙箱执行能力的模式下，模型往往通过主动检索权威结论、口径对标与证据整合来完成的任务，其本质更接近研究流程加速器。该模式对形成统一口径、快速归纳共识具有显著效率优势，但并不等同于模型已经建立起对宏观机制的独立推演能力。同时，检索与训练语料可能存在滞后、口径差异或事实错误，浏览器搜索也可能强化主流叙事，带来高度一致但逻辑脆弱的共识偏差。因此，这一路径的合理使用方式应是将 AI 产出作为输入与线索集合，并配合人工验真与方法约束，而非直接作为最终结论。

### 4. AI 的合理定位是工具组合，关键在于任务适配与成本约束

综合来看，AI 在宏观周期研究中的合理定位并不是替代分析师，而是作为工具嵌入既有投研流程，并根据任务属性选择最合适的技术路径。当任务是绝对量化、规则清晰、可审计复现时，数据/代码模式效率最高；当任务涉及趋势判断、阶段归类与复杂系统抽象时，多模态/视觉路径更具优势；当目标是对标共识、统一口径、快速整合证据时，具备搜索与工具调用能力的智能体更具性价比。理解并尊重这种任务适配性，才能真正实现降本增效——用轻量方法完成标准化处理，用多模态构建中期框架，仅在必要时调用高成本 Agent 进行对标与证据整合。

**风险提示：**1) AI 逻辑刚性导致的误判风险；2) 技术成本与收益不匹配风险；3) AI “共识偏见” 风险

## 资产配置研究 · 专题报告

证券分析师：王开

021-60933132

wangkai8@guosen.com.cn

S0980521030001

### 基础数据

中小板/月涨跌幅 (%)	8883.33/9.51
创业板/月涨跌幅 (%)	3349.50/4.51
AH 股价差指数	119.63
A 股总/流通市值 (万亿元)	102.85/93.98

### 市场走势



资料来源：Wind、国信证券经济研究所整理

### 相关研究报告

- 《策略周报-行情结束的信号出现了吗?》——2026-01-24
- 《策略专题-长线稳定型外资加仓 AH 高景气板块——2025Q4 股市外资季度动向跟踪》——2026-01-22
- 《大类资产配置专题-穿越 AI 叙事的全天候组合》——2026-01-21
- 《策略周报-活跃资金流入，长线资金流出——1 月第 2 周立体投资策略周报》——2026-01-19
- 《策略周报-股市流动性的最新变化》——2026-01-17

## 内容目录

1. 改良版资产配置时钟框架的引入 .....	4
2. AI 识别改良版投资时钟的路径实验设计 .....	5
3. AI 识别改良版投资时钟的路径实验结果 .....	6
3.1. 数据识别效果 .....	6
3.2 图片投喂效果 .....	7
3.3 逻辑投喂效果 .....	9
4. AI 识别投资周期的有效性评估 .....	11
4.1. 准确率识别评估 .....	12
4.2. 阶段稳定性评估 .....	13
4.3 周期叙事完整度 .....	14
5. 技术反思：AI 认知通道差异、宏观周期识别边界与任务适配性 .....	15
5.1 图片识别在特定阶段、以及周期划分更接近分析师直觉 .....	15
5.2 逻辑投喂的一致性，并不等同于独立分析能力 .....	16
5.3 技术归纳：AI 能力与任务适配性 .....	16
风险提示 .....	17

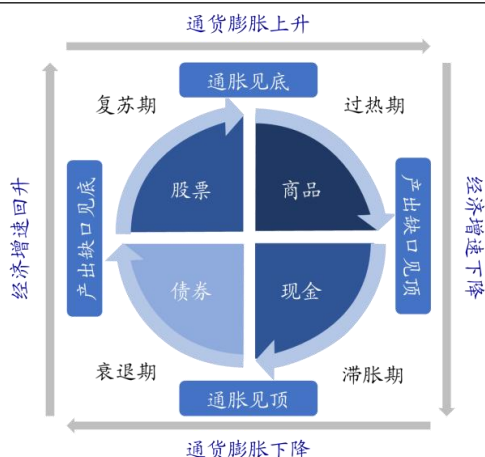
## 图表目录

图 1: 美林投资时钟理论中的经济周期 .....	4
图 2: 改良版投资时钟的经济周期 .....	4
图 3: 分析师对改良版投资时钟周期的拐点和阶段划分 .....	4
图 4: 三类实验逻辑示意图 .....	5
图 5: 数据识别效果 (2002-2013) .....	7
图 6: 数据识别效果 (2013-2025) .....	7
图 7: 图片识别效果 (2002-2013) .....	8
图 8: 图片识别效果 (2013-2025) .....	9
图 9: 逻辑投喂效果 (2002-2013) .....	10
图 10: 逻辑投喂效果 (2013-2025) .....	10
图 11: Manus 完成任务的流程 (2013-2025) .....	11
图 12: AI 识别与优化投资时钟方案和效果全景图 .....	12
图 13: AI 和分析师在资产配置中角色从“人机协同”走向“人机共生” .....	16
表 1: 改良版投资时钟七阶段划分 .....	4
表 2: 各类情景判定宏观经济周期的准确率对比 .....	13
表 3: 各类情境下宏观经济周期的阶段稳定性对比 .....	13
表 4: 各类情景下宏观经济周期划分的周期叙事完整度对比 .....	15

## 1. 改良版资产配置时钟框架的引入

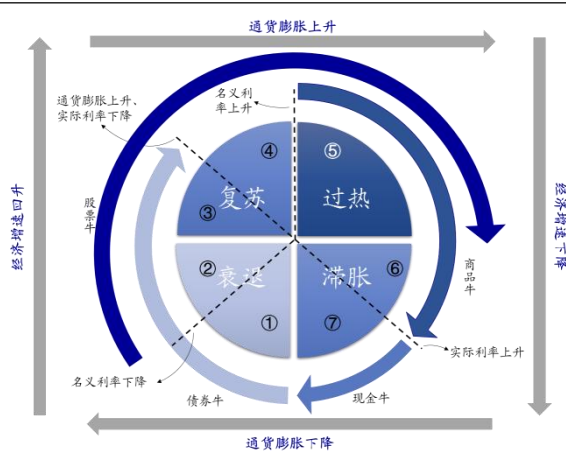
美林证券在 2004 年 11 月的一份报告中公布了著名的“投资时钟”，该报告利用美国 1973~2004 年的历史数据，使用 OECD 对“产出缺口”的估计作为经济指标，用 CPI 数据作为通胀指标，从经济和通胀两个维度识别 1973~2004 年美国实体经济在各个时期所处的阶段，将经济周期分为四个阶段，并发现在经济周期的每一个阶段，都有一类大类资产的表现明显优于其他资产，分别是：债券（衰退期）、股票（复苏期）、大宗商品（过热期）、现金（滞胀期）。

图1: 美林投资时钟理论中的经济周期



资料来源: MerrillLynch、国信证券经济研究所整理

图2: 改良版投资时钟的经济周期



资料来源: 荀玉根《荀玉根讲策略: 少即是多》(2021), 国信证券经济研究所整理

但投资时钟框架在常在我国的应用表现不符，体现出“水土不服”。我们在传统投资时钟的基础上，引入了名义利率和实际利率两个流动性维度，将周期精细化为了 7 个阶段，其核心逻辑如表 1 所示。

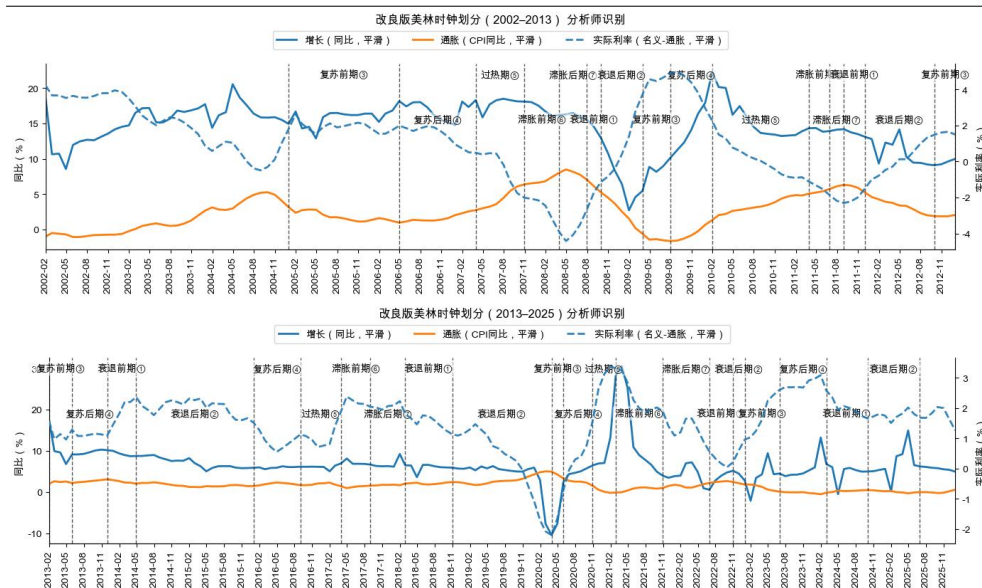
表1: 改良版投资时钟七阶段划分

阶段	周期名称	增长(G)	通胀(Inf)	实际利率(r)	政策逻辑(i)	核心资产配置
1	衰退前期	↓	↓	↑	平/↑(央行未降息)	现金
2	衰退后期	↓	↓	↓	↓(央行开始降息)	债券、股票(政策底)
3	复苏前期	↑	↓	低位	低位(政策效果显现)	股票(主升浪)
4	复苏后期	↑	↑	↓	平/低位(央行未加息)	股票(高潮)
5	过热期	↑	↑	↑	↑(央行开始加息)	大宗商品
6	滞胀前期	↓	↑	↑	↑(维持高利率)	大宗商品(余温)
7	滞胀后期	↓	↑	强力↑	强力↑(强力压制通胀)	现金

资料来源: 国信证券经济研究所整理

根据上述划分方法，我们将 2004 年 12 月至 2025 年 6 月划分为 7 轮周期，2024 年 9 月进入第 7 轮周期，目前仍在第 7 轮周期中。其具体划分见图 3。

图3: 分析师对改良版投资时钟周期的拐点和阶段划分

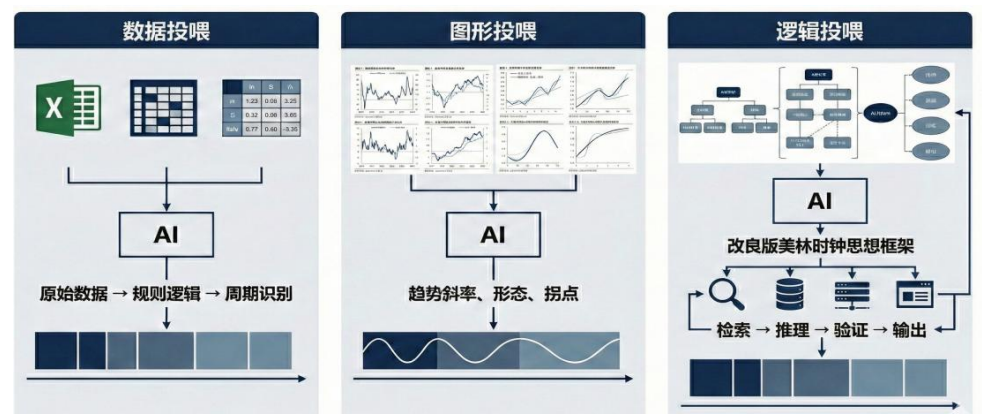


## 2. AI 识别改良版投资时钟的路径实验设计

我们设计了三种实验路径，旨在测试 AI 对宏观周期的识别精度与泛化能力：

- 数据驱动识别：**将通胀、增长、利率等原始数据（Excel 表格）连同改良版时钟的逻辑定义直接投喂给 AI，要求其识别 2002 年至今的周期区间及拐点。
- 视觉形态识别：**将已绘制好的宏观指标走势图投喂给 AI，利用多模态视觉能力，要求其基于图表形态划分周期。
- 自主代理识别：**仅投喂改良版时钟的思想框架，要求 AI 自主寻找数据源、处理数据并完成周期划分。

图4：三类实验逻辑示意图



资料来源：万得，国信证券经济研究所绘制

## 3. AI 识别改良版投资时钟的路径实验结果

### 3.1. 数据识别效果

在数据驱动识别实验中，我们分别通过 Manus 智能体识别方案和 ChatGPT 方案进行周期划分。通过与资深分析师的专家识别结果进行对比，我们发现了 AI 在纯数据逻辑模式下的显著局限性。

#### (1) 识别频率对比：AI 划分出现高频闪烁特征

从识别出的周期阶段数量来看，AI 表现出远超人类专家的敏感度，但这种敏感度在实战中往往表现为噪声。专家识别在样本区间内共识别出约 35 个完整阶段，平均每个阶段持续约 7.1 个月。Manus 与 ChatGPT 分别识别出 57 个和 59 个阶段，平均持续时间仅为 4.1 个月。在 AI 的数据划分结果中，即使进行了数据平滑处理，也存在大量持续时间不足 2 个月的极短周期，Manus 结果中有 16 次，ChatGPT 有 13 次，而分析师的划分中几乎不存在此类现象。这种碎片化识别是典型的逻辑刚性体现。AI 忠实执行了“改良版投资时钟”的 7 阶段定义，但缺乏对宏观经济惯性的理解。在资产配置实践中，这种高频切换的信号会导致极高的调仓成本，在实际投资中缺乏可操作性。

#### (2) 周期轮数对比：AI 缺乏战略层面的大局观

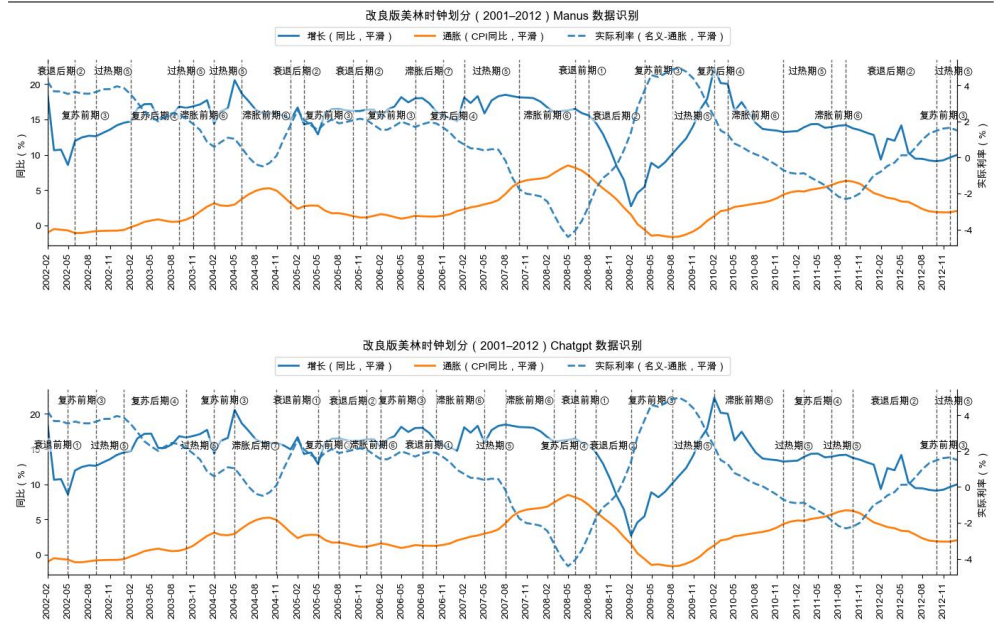
一轮完整的周期通常代表了一个完整的增长动能转换与货币政策周期。专家视角将该区间划分为约 6 轮大周期，每一轮跨度约 3-4 年，对应一个完整的中期经济市场状态。而 AI 视角出现更多的短震荡。AI 数据识别结果中，轮数高达 11-14 轮。在 AI 的识别结果中，经常出现 5→4→5（过热→复苏后期→过热）或 6→7→6（滞胀前期→滞胀后期→滞胀前期）的频繁反复，甚至会出现 3→2→3（复苏前期→衰退后期→复苏前期）逆周期的反复。而在人类分析师看来，这仅是趋势中的局部扰动，多数分析师倾向于合并为一个周期状态。

例如在 2005 年 3 月-2026 年 6 月，专家分析，仅将其划分为一个周期，即复苏前期，此时经济增速回升，通胀下降，实际利率在低位，然而由于经济增长有短暂的下降，通胀有短暂的上升，Manus 识别时，识别成为复苏前期→衰退后期→复苏前期，而 Chatgpt 识别成为复苏前期→衰退后期→滞胀前期→复苏前期。

#### (3) 分阶段对比

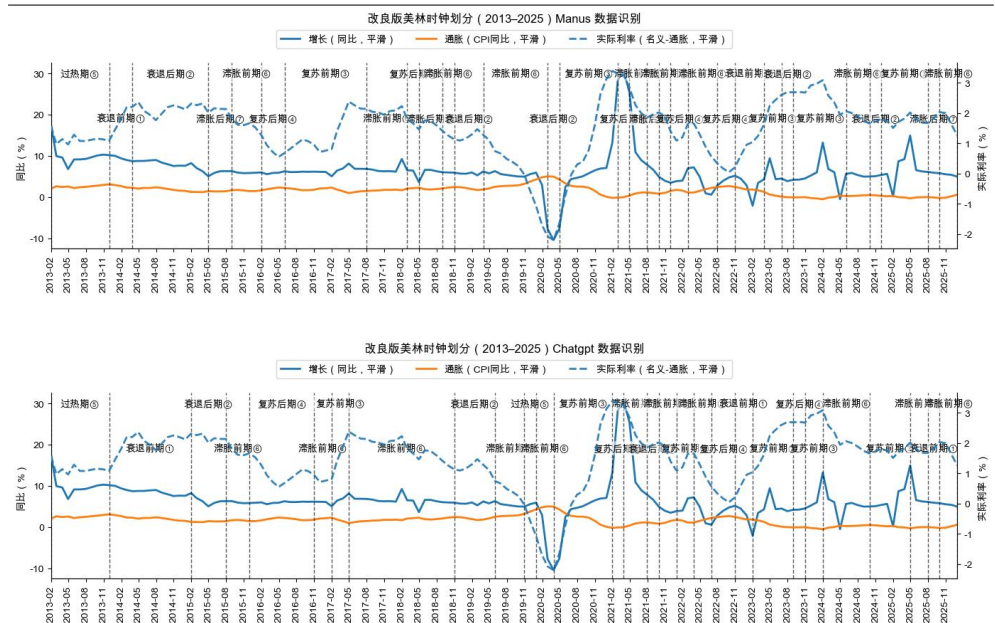
此外，分阶段对比可发现，AI 与人类的共识大多存在于“强趋势性数据”中。AI 数据驱动的识别中，2013 年以后变得更加高频，2013 年-2025 年 AI 共识别约 30 个阶段，而分析师仅识别出 22 个阶段。此现象从疫情以来，更加明显。这是因为，中国经济进入高质量发展阶段，指标的波幅减小，呈现出弱周期、重结构的特征。

图5: 数据识别效果 (2002-2013)



资料来源: Manus, Chatgpt, Wind, 国信证券经济研究所整理

图6: 数据识别效果 (2013-2025)



资料来源: Manus, Chatgpt, Wind, 国信证券经济研究所整理

### 3.2 图片投喂效果

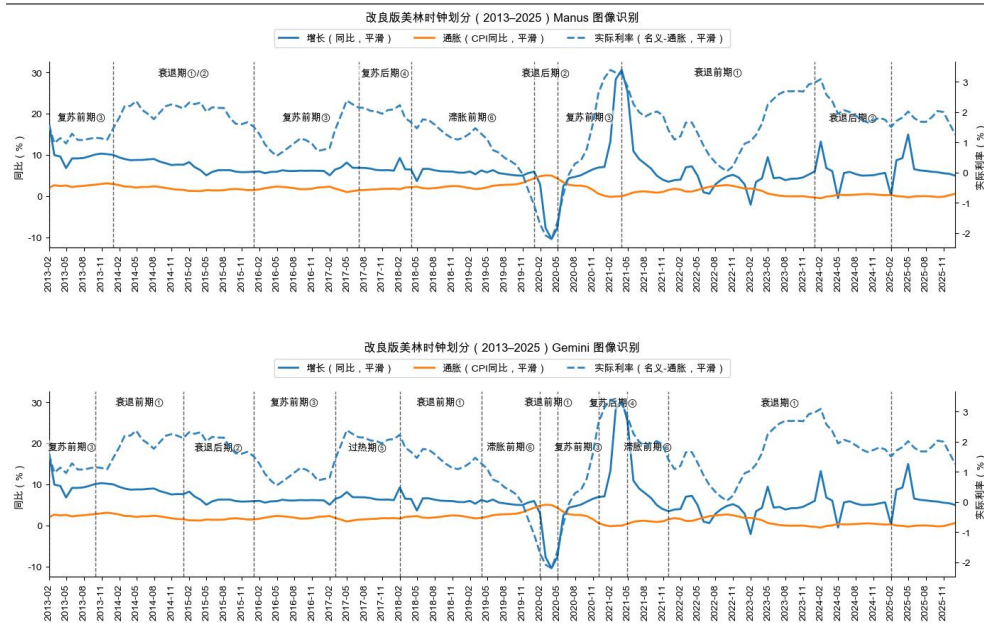
在视觉识别实验中，我们利用 Gemini 和 Manus 的多模态以及智能体的能力，对已绘出的宏观指标曲线图进行周期划分。实验结果显示，从周期轮数的角度看，图片投喂模式下 AI 的表现要优于数据投喂，但相较于分析师的划分，又过于平滑。

#### (1) 周期阶段稳定但过于平滑

与数据驱动的 58 个阶段，相比，图片识别缩减至 23-24 个阶段。图片识别划分出



图8：图片识别效果（2013-2025）



资料来源：Manus，Chatgpt，Wind，国信证券经济研究所整理

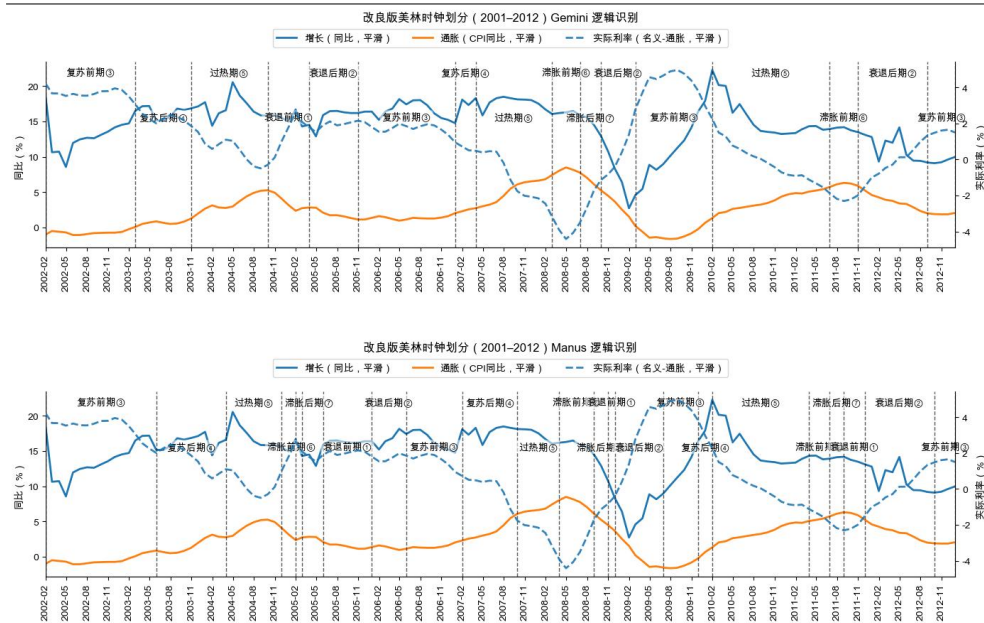
### 3.3 逻辑投喂效果

在第三种路径中，我们不直接提供任何宏观数据或图像，仅向模型输入改良版投资时钟的理论框架与阶段判别逻辑，要求 AI 自行寻找数据源并完成 2002 年以来中国经济周期的划分。该路径更接近“完全自主分析”，也是对 AI 宏观理解能力与方法自治性的最严格检验。我们使用了 Manus 通用智能体，和内置谷歌搜索功能的 Gemini 以探索 AI 自主分析的实现路径。

#### (1) 逻辑投喂识别结果：

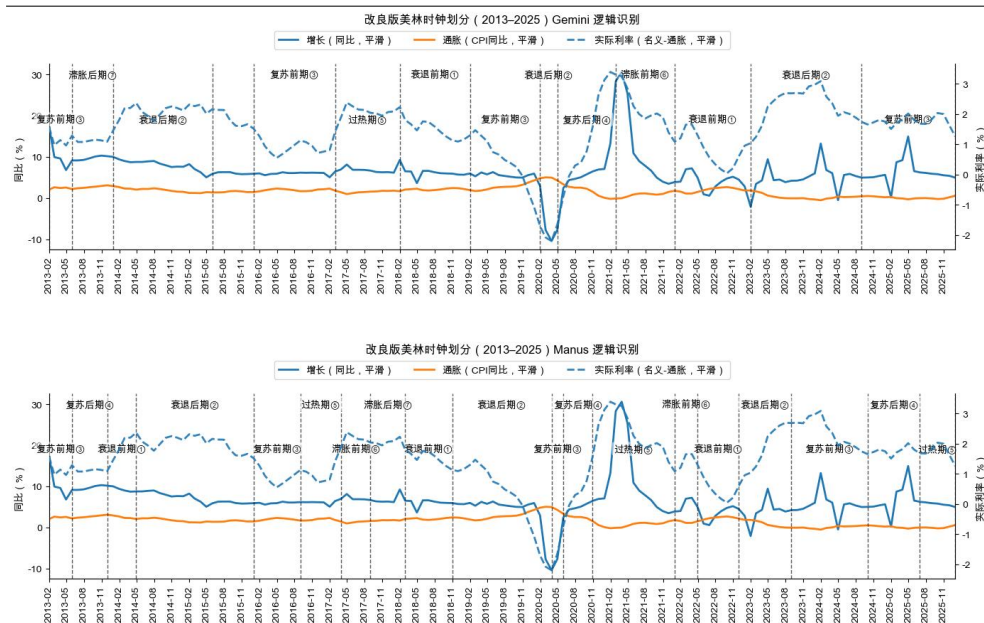
逻辑识别模式下，AI 不再是孤立地处理数字，而是作为一个具备宏观底噪知识的研究员进行作业。Gemini 和 Manus 得到的结果均划分为 7 轮大周期，与分析师人工划分高度对齐。Manus 在 2011-2025 年上半年的结果与分析师的划分几乎一模一样。而 Gemini 在关键的时间点和大周期（原本的投资时钟）识别上与分析师高度一致，但相对更加平滑，识别的阶段较分析师更少。

图9: 逻辑投喂效果 (2002-2013)



资料来源: Manus, Chatgpt, Wind, 国信证券经济研究所整理

图10: 逻辑投喂效果 (2013-2025)



资料来源: Manus, Chatgpt, Wind, 国信证券经济研究所整理

## (2) 深度拆解: Manus 的主动检索与对标能力

在深入分析 Manus 的作业逻辑后, 我们发现其之所以能够实现与人工划分对其, 其底层逻辑并非单纯的模式识别, 而是体现了智能体的主动检索与对标能力。

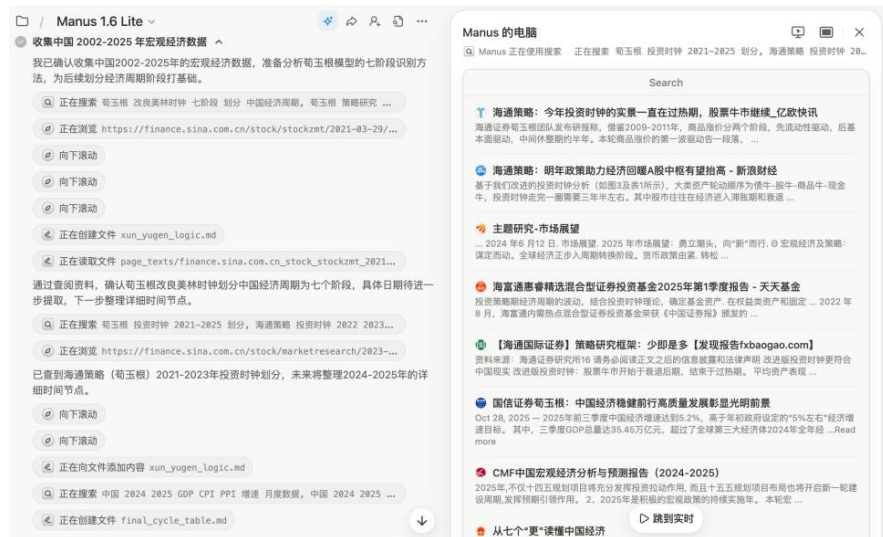
Manus 本质上是先通过了网页搜索得到了分析师已划分的结果 (2011-2025 年), 读取网页结果后进行填充。而针对没有找到的划分阶段, 则先寻找数据、分析师观点以及逻辑而得出一个结论。这使得它的任务性质从“根据数据预测周期”转

变为“根据专家标准寻找证据并对齐数据”。这种做法其实更像是初级研究员的做法宏观研究中，最重要的往往不是提出一个独一无二的划分，而是锚定市场共识。Manus 通过网页浏览能够识别出谁是该领域的权威，并主动以此为基准进行数据对齐，这本身就是一种宏观分析策略。

### (3) 深度拆解：Gemni 基于模型训练结果与逻辑演绎

拷问 Gemni 的数据来源并研究其思考链过程，我们发现，其底层运行包含两个核心回路：其一，Gemini 在训练过程中，已经内化了权威机构的历史划分标准，确保在处理 2022 年以前的数据时，能够锚定市场共识，而非盲目计算。其二，对于 2023 - 2025 年这一超出历史语料覆盖的区间，Gemini 采用了典型的 RAG（检索增强生成）方式，自行搜索并抽取关键宏观事实，包括：GDP 增速的年度或季度表现；政策利率或利率事件（如 LPR 下调）；CPI、PPI 的阶段性变化特征。然后再基于自主检索的宏观事实并套用七阶段逻辑进行推演。

图11: Manus 完成任务的流程（2013-2025）



资料来源：Manus，Chatgpt，国信证券经济研究所整理

## 4. AI 识别投资周期的有效性评估

以改良版投资时钟的人工周期划分作为基准结果，对多种 AI 周期识别路径进行系统性评估。评估并未仅停留在“是否判断正确”，而是从策略实践出发，构建了三层递进的评价体系：

- (1) 逐月阶段一致性，衡量 AI 在具体时点上与人工判断的重合程度；
- (2) 阶段稳定性与碎化程度，衡量周期是否被过度切割；
- (3) 周期叙事完整度，衡量是否形成可用于大类资产配置“完整一轮周期”。

图12: AI 识别与优化投资时钟方案和效果全景图



资料来源：Manus, Chatgpt, Wind, 国信证券经济研究所绘制

#### 4.1. 准确率识别评估

从逐月对齐结果看，不同 AI 路径在细分阶段（1 - 7）的判断能力存在显著差异。逻辑投喂路径整体表现最优，其中 Manus 逻辑识别的月度准确率接近 50%，显著高于其他模型；Gemini 逻辑投喂次之，准确率约在 40%左右。相比之下，纯数据投喂路径的准确率集中在 30%左右，图片识别路径在细分阶段下的准确率最低。

当阶段合并为策略更关注的四大类阶段（衰退、复苏、过热、滞胀）后，模型的识别准确率均出现明显抬升，模型间差距有所收敛，但逻辑投喂路径仍保持相对优势。其中，Manus 逻辑与 Gemini 逻辑在大类阶段下的准确率分别达到 64.4%与 57.9%。但我们必须注意到，逻辑投喂本身意味着 AI 识别周期时，使用了共识策略，而非完全具有判断能力。

值得注意的是，Gemini 图片投喂在大类阶段准确率上的改善幅度最为显著。其细分阶段准确率仅为 25.2%，但在大类阶段下显著提升至 57.4%，改善幅度明显高于其他模型；在疫情前样本中，其大类阶段准确率进一步提升至 59.7%。这一结果表明，多模态模型在宏观周期识别中，通过趋势形态、相对位置等图形信息，能够在一定程度上弱化对短期数据噪声的敏感性，在“方向性”和“阶段归类”层面优于单纯依赖数值变化的识别方式。

表2: 各类情景判定宏观经济周期的准确率对比

模型	月度准确率	大类准确率	月度准确率 (疫情前)	大类准确率 (疫情前)	月度准确率 (疫情后)	大类准确率 (疫情后)
<b>Manus_data</b>	0.344	0.498	0.431	0.536	0.212	0.394
<b>ChatGPT_data</b>	0.32	0.478	0.376	0.497	0.18	0.41
<b>Gemini_image</b>	0.252	0.574	0.249	0.597	0.167	0.424
<b>Manus_image</b>	0.128	0.413	0.11	0.414	0.106	0.394
<b>Manus_logic</b>	0.474	0.644	0.569	0.735	0.262	0.508
<b>Gemini_logic</b>	0.383	0.579	0.431	0.632	0.258	0.439

资料来源:Manus, Chatgpt, Wind, 国信证券经济研究所整理

进一步从疫情前后分样本结果看, 疫情前各模型的识别效果整体好于疫情后, 且模型间分化更为明显。疫情前, Manus 逻辑投喂在细分阶段和大类阶段下的准确率分别达到 56.9%和 73.5%, 显著领先于其他路径; Gemini 逻辑在疫情前的大类阶段准确率亦达到 63.2%。而疫情后, 各模型的识别准确率普遍回落, 细分阶段准确率多降至 20% - 30%区间, 大类阶段准确率也整体回落至 40% - 50%区间, 不同路径之间的差距明显收敛。

上述结果表明, 2020 年以来宏观经济运行呈现出更强的结构性断裂与政策主导特征, 传统周期中“阶段顺序相对清晰、由基本面主导演进”的特征明显弱化。在此背景下, 即便是引入经济逻辑或多模态信息的 AI 模型, 其周期阶段识别能力亦受到显著约束, 单纯依赖数据或图形特征已难以稳定刻画阶段边界。

## 4.2. 阶段稳定性评估

从周期整体结构特征看, 不同 AI 路径在周期轮数、阶段段数及阶段切换频率等方面呈现出显著差异, 反映出其对宏观周期连续性与稳定性的刻画能力存在本质不同。

以分析师人工识别结果为基准, 样本期内共识别出 7 轮周期、35 个阶段段落, 单一阶段平均持续 8.03 个月, 阶段切换密度为 1.49 段/年, 整体呈现出阶段持续时间较长、周期轮廓相对清晰的特征。

表3: 各类情境下宏观经济周期的阶段稳定性对比

模型	周期轮数	阶段段数	平均每段持续(月)	阶段切换密度(段/年)
分析师	7	35	8.03	1.49
<b>Manus_data</b>	14	59	5.08	2.36
<b>ChatGPT_data</b>	11	57	5.07	2.37
<b>Gemini_image</b>	7	24	11.54	1.04
<b>Manus_image</b>	6	23	11.52	1.04
<b>Manus_logic</b>	7	40	7.23	1.66
<b>Gemini_logic</b>	7	28	10.04	1.20

资料来源:Manus, Chatgpt, Wind, 国信证券经济研究所整理

相比之下，纯数据投喂路径识别出的周期结构明显更为碎片化。两者识别的周期轮数分别达到 14 轮和 11 轮，阶段段数均接近 60 段，单一阶段平均持续时间仅约 5 个月，阶段切换密度均超过 2.3 段/年，显著高于人工基准。这表明，在缺乏中期约束的情况下，数据驱动模型更容易将短期波动误判为阶段切换，从而导致周期被过度拆分。

图片识别路径在周期整体形态上与人工结果接近。Gemini 图片识别识别出 6 轮周期，阶段段数为 24 段，单一阶段平均持续 11.54 个月，阶段切换密度仅 1.04 段/年；Manus 图片识别亦表现出类似特征。该结果表明，多模态模型通过对趋势形态与相对位置的整体感知，在一定程度上抑制了对短期扰动的过度反应，更有利于形成连贯的周期轮廓。

逻辑投喂路径在周期结构上相对收敛。Manus 逻辑与 Gemini 逻辑均识别出 7 轮周期，阶段段数分别为 40 段和 28 段，阶段切换密度降至 1.66 段/年和 1.20 段/年。其中，Gemini 逻辑模型的单段持续时间达到 10 个月以上，在稳定性上明显优于纯数据投喂路径，但仍略高于人工基准。

总体来看，纯数据投喂路径更易产生“周期碎片化”问题，逻辑投喂路径在稳定性上有所改善，而图片识别路径在周期连续性与阶段持久性方面最接近人工判断。从策略角度看，阶段切换密度过高意味着周期判断难以作为稳定的大势框架使用，即便单月判断“方向正确”，也难以形成可操作的中期配置逻辑。

### 4.3 周期叙事完整度

**进一步从周期叙事完整度的角度考察不同识别路径对宏观周期演进逻辑的刻画能力。**需要强调的是，周期叙事的“完整”并不必然意味着识别结果更优，尤其是在近年宏观运行规律明显偏离传统周期框架的背景下；但同一周期内阶段频繁回撤、反复跳转，则往往意味着模型受到短期扰动的过度干扰，削弱其在策略层面的可用性。

从结果看，分析师人工识别在样本期内共识别出 7 轮周期，其中 3 轮呈现较为完整的周期演进路径，完整轮占比为 50%。同时，其单轮内的回撤式反复次数显著偏低，平均仅 0.17 次/轮，最大回撤次数不超过 1 次，反映出人工判断在阶段切换上具有较强的连续性与方向一致性。

**纯数据投喂路径在周期叙事完整度与稳定性方面整体表现较弱。**Manus 识别出 14 轮周期，但仅 1 轮符合完整轮标准，完整轮占比不足 10%，且单轮内平均回撤式反复次数高达 1.27 次；ChatGPT 更未形成任何完整周期，且最大回撤次数达到 5 次。这表明，数据驱动模型在缺乏中期叙事约束时，容易在阶段判断上出现频繁回跳，周期结构呈现出明显的非单调性。

**逻辑投喂路径在回撤控制上虽较纯数据路径有所改善，但仍难以自然生成完整的周期叙事。**Manus 逻辑与 Gemini 逻辑的完整轮占比均为 0，单轮内平均回撤式反复次数约为 0.75 次，且最大回撤次数分别达到 6 次与 3 次。这意味着，即便引入阶段判定规则，模型在实际运行中仍容易受到边界噪声与结构突变的影响，难以维持阶段演进的连贯性。

**图片识别路径在周期叙事层面呈现出更为分化的结果。**Gemini 图片识别在 7 轮周期中有 3 轮符合完整轮标准，完整轮占比同样达到 50%，但其最大回撤次数达到 5 次，显示出在部分周期中仍存在较为明显的阶段反复；Manus 图片识别虽未形成完整轮，但其平均回撤式反复次数相对较低（0.63 次/轮），在一定程度上缓解了阶段频繁跳转的问题。

综合来看，周期叙事完整度更适合被理解为一种形态特征，而非优劣排序指标。在周期运行规律较为清晰的阶段，较高的完整度有助于形成稳定的大势框架；但在结构性冲击频繁、政策主导特征突出的时期，过度追求“完整一轮”反而可能掩盖真实的阶段变化。相比之下，单轮内回撤式反复次数更直接反映模型是否过度受短期噪声干扰，其对策略可用性的约束意义更为明确。

表4: 各类情景下宏观经济周期划分的周期叙事完整度对比

模型	周期轮数	完整轮数量	完整轮占比	平均回撤式反复次数(次/轮)	最大回撤次数
分析师	7	3	0.50	0.17	1
Manus_data	14	1	0.09	1.27	2
ChatGPT_data	11	0	0.00	0.93	5
Gemini_image	7	3	0.50	0.83	5
Manus_image	6	0	0.00	0.63	6
Manus_logic	7	0	0.00	0.75	6
Gemini_logic	7	0	0.00	0.75	3

资料来源: Manus, Chatgpt, Wind, 国信证券经济研究所整理

## 5. 技术反思：AI 认知通道差异、宏观周期识别边界与任务适配性

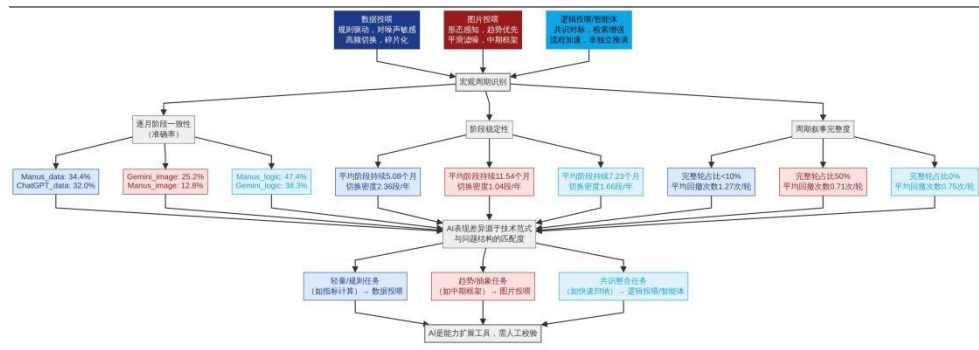
### 5.1 图片识别在特定阶段、以及周期划分更接近分析师直觉

宏观运行相对平稳、趋势惯性较强的阶段，图片投喂路径在周期整体轮廓与阶段顺序判断上，与人工分析结果更为接近。这一现象并不意味着图片识别在所有情形下更优，而是揭示了 AI 在不同认知通道下处理宏观问题的方式差异。

在数据投喂路径中，AI 通常通过生成代码对时间序列进行逐期计算与判别，其本质是对数值规则的严格执行。然而，宏观数据中同时叠加趋势项、政策预期与统计噪声，数值层面的边际波动并不必然对应经济状态的实质切换。在缺乏中期约束的情况下，刚性逻辑容易放大短期扰动，导致阶段频繁切换、周期被过度切割。相比之下，多模态图片识别更多依赖对斜率变化、波峰波谷相对位置及多指标空间关系的整体感知。这种基于视觉特征的处理方式，天然具备一定的平滑滤波效果，能够在无显式规则设定的情况下，弱化对局部噪声的反应，更接近分析师在宏观研究中重趋势、轻噪声的观察方式。

需要强调的是，图片识别路径的优势具有明显的阶段依赖性。应该警惕从直觉红利到平滑陷阱 2020 年之后，宏观环境由寻找趋势转向识别断裂，政策冲击呈现出突发性、脉冲式特征，视觉路径天然的平滑机制反而可能形成“平滑陷阱，导致对结构性断点反应滞后。

图13: AI 和分析师在资产配置中角色从“人机协同”走向“人机共生”



资料来源: Manus, Chatgpt, Wind, 千问任务助理, 国信证券经济研究所绘制

## 5.2 逻辑投喂的一致性，并不等同于独立分析能力

在逻辑投喂路径中，部分模型在周期轮数与阶段划分上与人工结果高度一致，但这种一致性并不能简单理解为模型对宏观周期内在机制的自主理解。

从运行机制看，此类模型的优势更多体现在高效的信息检索、口径对标与结果整合能力：在可检索区间内快速对齐已有分析结论，在模糊区间再辅以规则与数据补充判断。这更像是一种研究流程加速机制，而非独立的周期识别推演过程。

## 5.3 技术归纳：AI 能力与任务适配性

从技术本质上看，AI 在研究中的合理定位，并非独立完成任务、取代分析师，而是作为一种能力扩展工具嵌入既有研究流程之中。不同 AI 路径在同一任务上表现差异，根源不在于模型是否“更聪明”，而在于工具属性是否与任务结构相匹配。

- (1) **数据/代码模式**：适用于绝对量化、规则清晰、目标确定的任务，如指标计算、数据清洗与自动化执行；
- (2) **多模态/视觉模式**：适用于趋势判断、模式识别与复杂系统抽象，尤其在中期叙事构建中具备优势；
- (3) **AI 智能体模式**：更适合作为研究加速器，用于信息检索、口径对标与证据整合，但不宜替代原创判断。

当 AI 具备搜索、工具调用与沙箱执行能力时，其工具属性更多体现为研究加速器。在这一模式下，AI 的主要价值在于高效完成信息检索、口径对标与证据整合，使研究者能够更快得到共识。但需要强调的是，该路径下结果的一致性，更多来源于对既有共识的快速吸收，而非对问题本身的独立推演，因此并不适用于所有研究任务。同时，还需警惕该路径在数据与信息来源上的潜在偏差。一方面，模型训练数据与实时搜索结果本身可能存在滞后、口径差异或事实错误；另一方面，浏览器搜索往往强化主流叙事与高频观点，容易在无意中放大共识偏差。若缺乏人工校验与方法约束，研究结论可能呈现出高度一致但逻辑脆弱的特征。因此，在使用具备搜索与工具调用能力的 AI 时，其产出更适合作为研究输入与线索集合，而非直接作为最终结论。

**理解 AI 能力与研究任务之间的适配性，是实现降本增效的关键。**通过精准匹配技术路径，可以避免不必要的长链推理与高成本 token 调用，以更短路径获得稳定、可复核的研究结论，实现研究资源投入的最优性价比。

## 风险提示

- 1) **宏观周期不确定性风险**: 宏观经济运行受政策博弈、结构转型与外生冲击影响显著, 任何周期划分均具有事后解释属性, AI 或人工结论均不构成对未来周期切换的确定性判断。
- 2) **技术成本与收益不匹配风险**: 过度使用高 token 消耗的长链推理或复杂智能体架构, 若未显著提升研究结论质量, 可能导致研究效率下降、成本上升, 违背 AI 赋能投研的初衷。
- 3) **AI “共识偏见” 风险**: AI 自主代理路径高度依赖互联网存量信息, 可能放大“共识滞后”问题。

## 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 $\pm 10\%$ 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 $\pm 10\%$ 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所提及的意见或建议不一致的投资决策。

本报告仅供参考之用，不构成出售或购买证券或其他投资标的的要约或邀请。在任何情况下，本报告中的信息和意见均不构成对任何个人的投资建议。任何形式的分享证券投资收益或者分担证券投资损失的书面或口头承诺均为无效。投资者应结合自己的投资目标和财务状况自行判断是否采用本报告所载内容和信息并自行承担风险，我公司及雇员对投资者使用本报告及其内容而造成的一切后果不承担任何法律责任。

### 证券投资咨询业务的说明

本公司具备中国证监会核准的证券投资咨询业务资格。证券投资咨询，是指从事证券投资咨询业务的机构及其投资咨询人员以下列形式为证券投资人或者客户提供证券投资分析、预测或者建议等直接或者间接有偿咨询服务的活动：接受投资人或者客户委托，提供证券投资咨询服务；举办有关证券投资咨询的讲座、报告会、分析会等；在报刊上发表证券投资咨询的文章、评论、报告，以及通过电台、电视台等公众传播媒体提供证券投资咨询服务；通过电话、传真、电脑网络等电信设备系统，提供证券投资咨询服务；中国证监会认定的其他形式。

发布证券研究报告是证券投资咨询业务的一种基本形式，指证券公司、证券投资咨询机构对证券及证券相关产品的价值、市场走势或者相关影响因素进行分析，形成证券估值、投资评级等投资分析意见，制作证券研究报告，并向客户发布的行为。

## 国信证券经济研究所

### 深圳

深圳市福田区福华一路 125 号国信金融大厦 36 层  
邮编：518046 总机：0755-82130833

### 上海

上海浦东民生路 1199 弄证大五道口广场 1 号楼 12 层  
邮编：200135

### 北京

北京西城区金融大街兴盛街 6 号国信证券 9 层  
邮编：100032