

# 房地产行业深度报告

## 地产+AI 工具系列报告之二: 基于 OpenClaw 的房地产股票投研生产力提升实践

增持 (维持)

2026 年 03 月 11 日

证券分析师 姜好幸

执业证书: S0600525110001

jianghx@dwzq.com.cn

证券分析师 刘汪

执业证书: S0600526030001

liuwang@dwzq.com.cn

### 投资要点

- AI 工具变革房地产投研方式:** 房地产行业是中国经济的支柱产业之一, 其股票投资涉及宏观经济政策、地方调控措施、公司财务状况、土地市场变化等众多复杂因素。2024 年以来, 房地产行业进入深度调整期, 政策端密集出台“稳楼市”措施, 行业格局加速重塑, 央企国企与优质民企的分化日益明显。在这一背景下, 传统研究方式面临信息量爆炸、政策变化频繁、研究覆盖面有限等多重挑战。
- OpenClaw AI Agent 赋能全链路智能投研, “对话即编程”开创行业新范式:** 本系统基于 OpenClaw 持久化 AI Agent 框架构建, 深度整合 Skills 技能系统 (16 个专业投研技能)、Cron 定时调度 (9 个自动化任务)、长期记忆系统 (MEMORY.md 持久化) 和 Telegram 推送, 实现从数据采集、信号生成、研究输出到投资决策的全链路覆盖。累计产出 18 个 Python 脚本 (约 8588 行代码), 多套固化 workflows, 分析师通过自然语言对话即可驱动专业级投研分析, 无需编程。
- 双平台协同+双模型评级, 覆盖三大市场 60 余只房地产标的:** 系统构建了本地 OpenClaw 投研体系与云端 AI 评级平台的双平台协同架构。云端部署两套独立评级模型——“量化 AI 选股”(量化 30%+基本面 20%+AI 50%) 与“东吴地产选股”(基本面 70%+AI 30%), 覆盖 A 股、港股、美股三大市场。本地七维评分引擎 (趋势 22%+动量 18%+波动率 12%+成交量 18%+价值 12%+基本面 8%+情绪 10%) 提供信号扫描和交叉验证, 双平台数据联动形成完整投研闭环。
- Telegram 集成打造移动端投研体验, 9 个 Cron 任务实现全天候自动化:** 系统通过 Telegram 推送实现投研信息的实时触达——每日 08:30 投研晨报 (800-1200 字精简版)、09:15 地产 AI 精选 (重点 3 只标的+评分+AI 观点)、09:30-15:00 盘中异动实时警报、信号变化即时通知、周五 16:00 组合周报。支持 Telegram 双向交互, 发送“研究招商蛇口”等自然语言指令即可获取专业分析。分析师每天仅需 10-15 分钟查看推送, 即可获取过去需 1-2 小时手动操作的信息量。
- 四层数据降级+五模型路由+地产行业深度定制, 确保系统稳定运行:** 数据层采用 iFinD→AKShare→腾讯财经→新浪财经四层降级架构, 连续失败 3 次自动降低优先级。AI 层配置 Kimi K2.5 (深度分析)、MiniMax M2.5 (数据提取)、GLM-5 (数学推理)、DeepSeek V3 (交叉验证)、混元 2.0 (联网搜索) 五模型路由。针对地产行业定制 PB 破净逻辑 (0.3-0.8 满分)、三道红线筛查、地产情绪词库 (多个专属关键词), 使评级结果紧密贴合行业特性。系统代码已开源。
- 风险提示:** AI 评级仅供参考, 不构成投资建议; 大模型存在幻觉风险; 数据源中断可能影响评分时效性; 房地产市场波动性风险。

### 行业走势



### 相关研究

《基于量化分析与大模型的房地产股票 AI 选股系统》

2026-03-05

《2025 年房地产市场: 销售降幅收窄, 行业逐步止跌企稳》

2026-01-22

## 内容目录

<b>1. 项目总体说明</b>	<b>4</b>
1.1. 项目背景与动机	4
1.2. 项目定位	4
1.3. 系统核心能力概览	5
<b>2. 为什么是 OpenClaw</b>	<b>6</b>
2.1. 为何选择 OpenClaw 作为投研系统底座	6
2.2. OpenClaw 对投研的独特价值	7
2.3. Telegram 信息交互与分发	10
<b>3. OpenClaw 平台架构与处理流程</b>	<b>11</b>
3.1. 整体架构概览	11
3.2. 核心组件详解	12
3.3. 投研场景下的架构映射	14
<b>4. 系统整体设计：双角色 AI 助手</b>	<b>15</b>
4.1. 双角色分工设计	15
4.2. 角色切换与歧义处理	15
4.3. 公共模块	16
<b>5. 房地产 AI 选股模型解释</b>	<b>16</b>
5.1. 双平台协同架构详解	17
5.2. 房地产 AI 评级平台模型	18
<b>6. 房地产 AI 评级平台集成 OpenClaw</b>	<b>19</b>
6.1. 平台概览与技术栈	19
6.2. 集成架构	20
6.3. 四大联动场景	20
<b>7. 基于 OpenClaw 地产投研实战：从数据到决策</b>	<b>21</b>
7.1. 数据采集层	21
7.2. 分析层：信号扫描与异动监控	22
7.3. 决策层：4 大核心工作流	22
7.4. 调度层	25
7.5. 实战案例：招商蛇口全流程	25
<b>8. 系统独特价值与创新点</b>	<b>26</b>
8.1. 与市面投研工具的对比分析	26
8.2. 4 大独特价值	26
8.3. 可复制性与推广价值	27
<b>9. 未来展望</b>	<b>28</b>
9.1. 系统局限性说明	28
9.2. 后续研究方向	28
<b>10. 风险提示</b>	<b>29</b>

## 图表目录

图 1: 项目源代码及文档列表.....	6
图 2: Telegram 多元场景推送 .....	10
图 3: OpenClaw AI Agent 平台架构图 .....	12
图 4: 智能投研系统整体逻辑架构图 .....	13
图 5: 智能投研系统交互样例.....	14
图 6: OpenClaw 投研系统代码架构图 .....	14
图 7: 双平台协同架构.....	17
图 8: 数据流全链路.....	18
图 9: 双模型评级流程图 .....	18
图 10: AI 日报样例 .....	21
图 11: Cron 定时调度与 Telegram 推送流程图 .....	24
表 1: 传统 AI 助手与 Open Claw 对比 .....	5
表 2: OpenClaw 与其他 AI 对比 .....	7
表 3: OpenClaw 主流聊天平台接入 OpenClaw 方案对比 .....	9
表 4: AI 切换角色 .....	15
表 5: 不同场景 AI 选择 .....	16
表 6: 脚本核心功能.....	22
表 7: 不同任务说明.....	25

## 1. 项目总体说明

### 1.1. 项目背景与动机

房地产行业是中国经济的支柱产业之一，其股票投资涉及宏观经济政策、地方调控措施、公司财务状况、土地市场变化等众多复杂因素。2024 年以来，房地产行业进入深度调整期，政策端密集出台“稳楼市”措施，行业格局加速重塑，央企国企与优质民企的分化日益明显。在这一背景下，传统研究方式面临信息量爆炸、政策变化频繁、研究覆盖面有限等多重挑战。

与此同时，以大语言模型（LLM）为代表的人工智能技术正在深刻改变金融投研领域。ChatGPT、Kimi、DeepSeek 等模型展现出强大的文本理解、信息提取和逻辑推理能力，但现有 AI 工具存在一个本质局限：无状态。每次对话都从零开始，无法记住分析师的研究偏好、历史结论和持仓信息，更无法执行定时任务或调用外部数据接口。

OpenClaw 的出现改变了这一局面。作为新一代 AI Agent 框架，OpenClaw 提供了持久化工作空间、长期记忆、技能系统、定时调度和本地代码执行等核心能力，使得构建一个“有记忆的、能写代码的、会定时干活的”AI 投研助手成为可能。本项目正是基于这一技术框架，构建了一套聚焦房地产行业的 AI 智能投研系统。

从行业层面看，2025 年房地产行业呈现出明显的结构性分化特征。一方面，头部央企国企（如招商蛇口、保利发展、华润置地）凭借融资优势和土储质量，市场份额持续提升；另一方面，部分民企仍在应对流动性压力，行业出清尚未完成。这种分化格局对投研提出了更高要求——不仅要判断行业整体走势，更要精准识别个股的差异化机会。

政策端的变化频率也在加快。仅 2025 年上半年，就先后出台了取消限购放开、降低首付比例、公积金贷款放宽、地方购房补贴等多项措施。每一项政策都可能对个股产生显著影响，但影响方向和幅度因公司而异。传统的人工跟踪方式难以及时覆盖 60 只标的的政策敏感度分析，而人工智能系统可以 7×24 不间断监控和分析。

### 1.2. 项目定位

本项目定位为面向房地产行业的 AI 原生智能投研辅助系统，核心目标是将大语言模型的智能分析能力与传统多因子评分模型相结合，构建从数据采集、信号生成、研究输出到投资决策辅助的完整链路。系统的核心特征包括：

（1）双平台协同架构：本地 OpenClaw 投研体系（多因子评分引擎 + 12 个数据脚本 + 6 套固化工作流）与云端房地产 AI 评级平台（详情请见【东吴地产】《基于量化分析与大模型的房地产股票 AI 选股系统》深度报告）深度集成，形成“云端专业评级 + 本地智能分析”的双平台交叉验证机制。

（2）地产行业深度定制：针对房地产行业特性设计了专属的评分参数体系，包括

破净逻辑 (PB 0.3-0.8 满分)、地产专属情绪词库 (三道红线、集中供地等多个关键词)、地产权重方案等。

(3) 三大市场覆盖: 覆盖 A 股、港股、美股三大市场共 60 余只房地产相关标的, 涵盖房地产开发、物业管理、房产服务、REITs 信托等细分领域。

(4) AI 原生工作方式: 通过自然语言交互驱动, 研究员无需编程即可完成个股研究、行业分析、信号扫描、组合风控等全流程操作。

本系统自 2026 年 2 月启动构建。截止 3 月 6 日, 仅 OpenClaw 直接调用的代码已累计产出 18 个 Python 脚本 (约 8588 行代码), 16 个 Skill 技能包, 9 个 Cron 定时任务, 并且仍在持续迭代中。开发过程本身就是 AI 原生工作方式的最佳实践——超过 50% 的代码在与 OpenClaw 的对话中逐步生成和优化, 无需独立的 IDE 或开发环境。这种开发方式使得非专业程序员也能构建复杂的投研系统。

从成果来看, 系统已经在实际投研工作中持续运行。每个工作日自动推送投研晨报和地产精选, 盘中实时监控 60 只地产标的的异动, 每周五生成组合周报。系统不是一个实验室产物, 而是一个真实运行的投研辅助工具。

### 1.3. 系统核心能力概览

表1: 传统 AI 助手与 Open Claw 对比

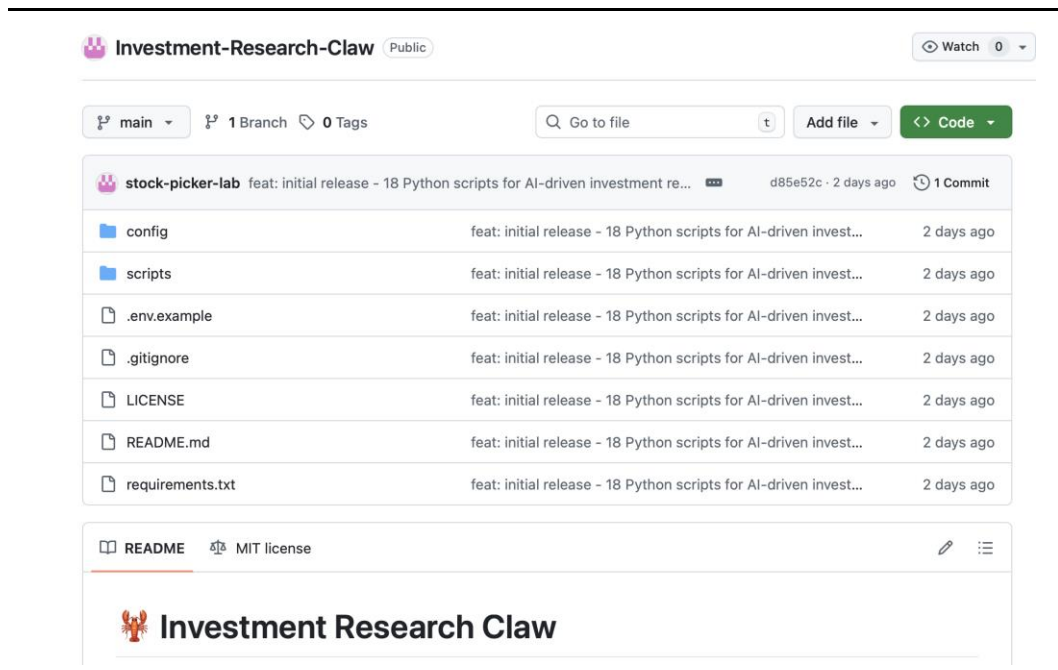
能力	说明	技术实现
双模型评级	内置“量化 AI 选股”和“东吴地产选股”两套独立评级模型	多因子评分 + 三 AI 融合
三大市场覆盖	A 股 19 只 + 港股 34 只 + 美股 7 只, 共 60 只地产标的	AKShare + iFinD + 腾讯财经
七维评分引擎	趋势/动量/波动/量能/价值/基本面/情绪全维度覆盖	finance_signal.py (1855 行)
AI 实时联网分析	大模型评分时联网搜索, 获取最新政策与公告	Kimi K2.5 + DeepSeek + GLM-5
多源数据保障	四层降级架构 (iFinD → AKShare → 腾讯 → 新浪)	指数退避重试 + 自动降级
每日自动评级	每日 9:00 云端刷新, 9:15 本地同步	Cron 定时任务体系
双平台交叉验证	云端评级 × 本地评分 = 高置信度信号	finance_realestate_agent.py
6 套固化 workflow	个股研究/行业分析/组合分析/晨报/扫描/地产精选	Skill 技能系统

数据来源: 东吴证券研究所

本项目已在 GitHub 开源, 完整源代码、部署文档和使用说明均可在线获取: <https://github.com/stock-picker-lab/Investment-Research-Claw>。开源版本包含 18 个脚本的

脱敏版（去除了硬编码的 IP 地址和密码，改为环境变量配置）、MIT 开源协议、完整的 README 文档、依赖清单和环境变量模板。开发者可以基于开源代码快速创建自己的投研系统。后续团队也会持续上传最新代码，提供更多能力。

图1：项目源代码及文档列表



数据来源：东吴证券研究所

## 2. 为什么是 OpenClaw

### 2.1. 为何选择 OpenClaw 作为投研系统底座

#### 2.1.1. OpenClaw 成为 AI Agent 时代的新范式

从技术演进的角度看，AI Agent 是大语言模型能力的又一次跃迁。这种能力跃迁的核心在于：AI 不再仅仅是一个回答问题的工具，而是一个能够主动规划、执行和验证任务的智能体。

在金融投研领域，AI Agent 的价值尤为突出。投研工作天然具有多步骤、多数据源、多工具协同的特点：研究一只股票需要先拉行情、再看财报、再查新闻、再做估值、最后写研报。这恰恰是 Agent 最擅长的场景——将复杂的多步骤任务分解为一系列 Tool Call，自主编排执行顺序，最终交付完整结果。

2025 年被广泛认为是“AI Agent 元年”。如果说 2023 年的 ChatGPT 开启了大语言模型的通用对话时代，那么 2025-2026 年的 AI Agent 浪潮则代表着 AI 从“聊天工具”向“执行工具”的质变。AI Agent 不仅能理解指令，更能拆解任务、调用工具、执行代码、监控结果，形成完整的任务闭环，更适合作为投研自动化底座。

OpenClaw 正是这一浪潮中最具代表性的开源 AI Agent 框架之一。它由社区驱动，快速迭代，在短短数月内积累了大量开发者和专业用户。其核心理念可以用一句话概括：让 AI 不仅能说，还能做；不仅能做一次，还能持续做。

### 2.1.2. 与 ChatGPT/Copilot 的本质区别：有状态 vs 无状态

要理解 OpenClaw 的价值，需要先理解现有 AI 工具的根本局限。以 ChatGPT、Copilot、文心一言等主流 AI 助手为例，它们本质上是“无状态”的：

表2: OpenClaw 与其他 AI 对比

维度	传统 AI 助手（无状态）	OpenClaw（有状态 Agent）
会话记忆	每次对话从零开始，不记得历史	MEMORY.md + memory/日志，跨会话记忆
用户画像	不知道用户是谁	USER.md 定义身份、偏好、资源
工具调用	有限的插件/Function Call	本地代码执行，可运行任意脚本
定时任务	不支持	Cron 调度，盘前/盘中/盘后自动执行
文件系统	临时会话文件	持久化工作空间，跨会话保留
工作流	每次手动描述需求	Skill 技能系统，触发词一键执行
消息推送	不支持	Telegram 集成，信号直达手机

数据来源：东吴证券研究所

这意味着，一个使用 ChatGPT 做投研的分析师，每天都需要重复告诉 AI 自己关注哪些股票、使用什么分析框架。而在 OpenClaw 中，这些信息被持久化存储，AI 在每次会话开始时自动加载，真正实现了“记住你是谁”。

### 2.1.3. 开源生态与社区驱动

OpenClaw 采用开源模式运营，其技能市场（Skill Store）允许用户共享和复用专业工作流。社区中已涌现出大量面向不同领域的 Skill 包，涵盖软件开发、数据分析、内容创作、学术研究等场景。这种生态化的发展模式意味着：每个用户的创新都可以被整个社区复用，形成正向飞轮效应。

## 2.2. OpenClaw 对投研的独特价值

对于投研场景，OpenClaw 的六大核心能力构成了一套完整的 AI 原生投研基础设施：

### 2.2.1. 持久化工作空间

OpenClaw 在 `./openclaw/workspace/` 目录下维护一个持久化工作空间。所有 Python 脚本、数据文件、配置信息跨会话保留。分析师可以逐步构建和完善自己的投研工具箱，每次对话都在前一次的基础上迭代。

### 2.2.2. 长期记忆系统

MEMORY.md 和 memory/ 目录构成了 AI 的长期记忆体系。系统自动记录持仓变动、投资决策历史、研究结论等关键信息。当分析师询问“上次对招商蛇口的判断”时，AI 能准确回忆并给出上下文。

### 2.2.3. 技能系统 (Skill)

每个 Skill 定义了一套标准化工作流程，通过自然语言触发词即可执行。例如“研究招商蛇口”自动执行标准流程：拉取行情→财务→新闻→K 线图→估值→搜索研报→输出研报。

### 2.2.4. Cron 定时调度

系统配置了定时任务覆盖投研全时段：8:30 晨报、9:15 地产精选、9:30 异动监控、11:30/14:30 信号扫描、周五 16:00 组合周报。分析师打开手机即可看到推送结果。

### 2.2.5. 本地代码执行

与 ChatGPT 的沙箱环境不同，OpenClaw 可直接在用户机器上执行 Python 脚本，调用真实数据接口，生成实际图表。AI 不是“纸上谈兵”——当它执行 1855 行的信号引擎代码时，返回的是实时数据而非编造结果。

### 2.2.6. 聊天软件接入方案对比与选型

OpenClaw 原生支持通过 Telegram Bot 协议接入聊天软件，实现消息推送和双向交互。在实际选型过程中，我们系统性地评估了国内外主流聊天平台的可行性，最终选定 Telegram 作为投研系统的核心信息通道。以下从 Bot API 能力、消息格式、推送限制、合规性等维度进行对比分析：

表3: OpenClaw 主流聊天平台接入 OpenClaw 方案对比

平台	Bot API	消息格式	推送频率限制	国内可用 性	投研适配度
Telegram	完善的 Bot API 支持 Webhook/ 原生 Markdown	Markdown/HTML 支持加粗、链接 表情符号、图片	无实质限制 每秒 30 条消息 群组 20 条/分钟	需特定网络 环境访问 但 Bot 服务 器可部署在 境外	★★★★★ 最佳选择
微信	仅企业微信有 API 个人微信 无官方 Bot 第 三方方案风险 封号	纯文本为主 图文消息需审核 不支持 Markdown	企微有频率限 制 个人微信严格 风控不可预测	完全可用 用户基数最 大 但生态封闭	★★★☆☆ 封号风险高
钉钉	群机器人 Webhook 自定义机器人 API 支持 Markdown	Markdown (部分) 支持 ActionCard 富文本有限	每分钟 20 条 每天限额 群聊有频率控 制	完全可用 企业场景广 泛 但偏办公属 性	★★★★☆
飞书	开放平台 Bot API 支持事件订阅 交互式消息卡 片	消息卡片 (JSON) 支持富文本 交互式组件丰富	有频率限制 需应用审核 企业内使用	完全可用 开放度较好 审核周期长	★★★★☆ 审核门槛高
Slack	完善的 Bot API 支持 Webhook Block Kit 消息	Block Kit JSON 支持富文本 交互式组件	无实质限制 Workspace 级 别 消息存储收费	需特定网络 环境访问 国内用户少 企业版昂贵	★★★★☆ 生态好但贵
Discord	Bot API 完善 支持 Webhook 嵌入式消息	Embed 富文本 支持 Markdown 支持图片和文件	每秒 5 条 无实质限制 免费额度充足	需特定网络 环境访问 偏游戏社区 金融用户少	★★★★☆ 定位不匹配
WhatsApp	Business API 需 Meta 审核 费用按条计	纯文本+模板 不支持 Markdown 模板需预审核	模板消息收费 非模板 24h 窗 口 频率限制严格	部分地区可 用 需绑定手机 号 合规成本高	★★★☆☆ 成本高限制多

数据来源: 东吴证券研究所

从上述对比可以看出, Telegram 在 Bot API 完善度、消息格式灵活性、推送频率宽松度三个关键维度上具有显著优势。

Telegram 推送的实际效果: 以工作日 08:30 的投研晨报为例, 推送内容包括 (隔夜外盘涨跌、A 股大盘预判、行业资金流向、北向资金动态、要闻速览、地产 AI 速览、

持仓提醒)。盘中异动推送更为精炼(如:“招商蛇口 001979 异动:涨 4.2%, 量比 2.8, 驱动因素:两会稳楼市定调。综合评分 62/100, 关注信号”),帮助分析师在不方便看盘的情况下也能及时获知重要变化。

所有定时任务输出、盘中异动警报、信号变化通知均通过 Telegram 自动推送。形成完整信息闭环:云端数据源→本地 AI 分析→结果推送→分析师决策。

### 2.3. Telegram 信息交互与分发

Telegram 推送并非简单的消息转发,而是一套经过精心设计的信息分发体系。系统根据不同场景和时间节点,推送差异化的内容格式:

图2: Telegram 多元场景推送



数据来源: 东吴证券研究所

(1) 投研晨报推送(每日 08:30): 包含六大模块——隔夜外盘涨跌幅速览(附表行情符号标记涨跌)、A 股大盘预判(结合技术面和消息面)、行业资金流向(重点标注地产板块排名)、要闻速览、以及地产 AI 速览(从云端平台拉取的评级变化摘要)等。晨报末尾可设置附带当前持仓组合的盈亏提醒,让分析师一眼掌握全局。

(2) 地产精选推送(每日 09:15): 从云端评级平台拉取评分高的优选标的,精选当日重点跟踪的股票,每只附带综合评分、评级变化(如“↑由关注升至优选”)、核心 AI 观点(30-50 字精炼总结)、以及关键财务指标(PB、股息率、市值)。

(3) 盘中异动警报(09:30-15:00 实时): 当监控到任一持仓或关注标的出现异常波动(涨跌幅超过 3%、成交量突增 50%以上、触及关键技术位等),系统在 60 秒内推送异动警报。警报内容包括:股票代码和名称、异动类型(放量上涨/急速下跌/突破均线等)、当前价格和涨跌幅、可能的原因分析(关联到最新公告或新闻)。

(4) 系统于每个交易日 11:30 自动执行全量信号扫描,覆盖自选池内所有 A 股及港股标的。推送内容的核心价值在于信号变化捕捉,当某只股票的信号状态相较于前一次扫描发生变化,系统会重点标注该变化,对于信号未发生变化的标的,则以简要状态行列出,确保投资者对全局保持感知的同时,注意力聚焦在关键节点上。

(5) 系统于每个交易日 14:30 执行第二轮全量信号扫描。本轮扫描重点捕捉午后盘面变化带来的信号状态迁移——例如某些标的在午后出现尾盘拉升导致信号从“观望”升级为“关注”，或午后持续走弱导致信号进一步恶化。推送内容还包含当日收盘快照以及次日展望，为投资者的隔夜持仓决策和次日开盘策略提供依据。

(6) 组合周报推送（每周五 16:00）：周度总结性推送，包含本周组合收益率（绝对收益和相对沪深 300 超额）、最佳/最差标的回顾、本周信号汇总（共产生了多少买入/卖出信号）、下周关注事项（如即将发布的财报、政策会议等）。

### 2.3.1. Telegram 交互式指令

除了被动接收推送，分析师还可以通过 Telegram 直接向系统发送自然语言指令，实现双向交互：

系统支持以下典型指令模式：发送“研究招商蛇口”触发个股深度研究工作流，约 3-5 分钟后返回完整研究报告；发送“今天地产板块怎么样”触发行业分析，返回板块涨跌、资金流向、热点个股；发送“看看我的自选股”触发组合分析，返回各标的盈亏状况和建议操作；发送“扫描全市场信号”触发信号扫描，返回当前所有买入/卖出信号。

这种交互模式的核心优势在于：分析师无需打开电脑、登录系统、点击菜单，只需在手机上输入一句话，就能获得专业级的投研分析结果。在出差、会议间隙、甚至通勤途中，都能保持对市场的实时感知。

### 2.3.2. Telegram 推送的格式与体验设计

推送格式经过多轮迭代优化，遵循以下设计原则：(1) 关键数据加粗显示（如股票代码、涨跌幅、评级），确保快速扫描时能一眼抓住重点；(2) 使用表情符号直观标记（绿色=利好/上涨，红色=利空/下跌，黄色=警告/异动），降低认知负担；(3) 每条推送控制在手机一屏可读的长度（约 500-800 字），超长内容分段发送；(4) 在推送末尾附带可点击链接（如跳转到云端评级平台查看详情），实现从消息到深度分析的无缝衔接。

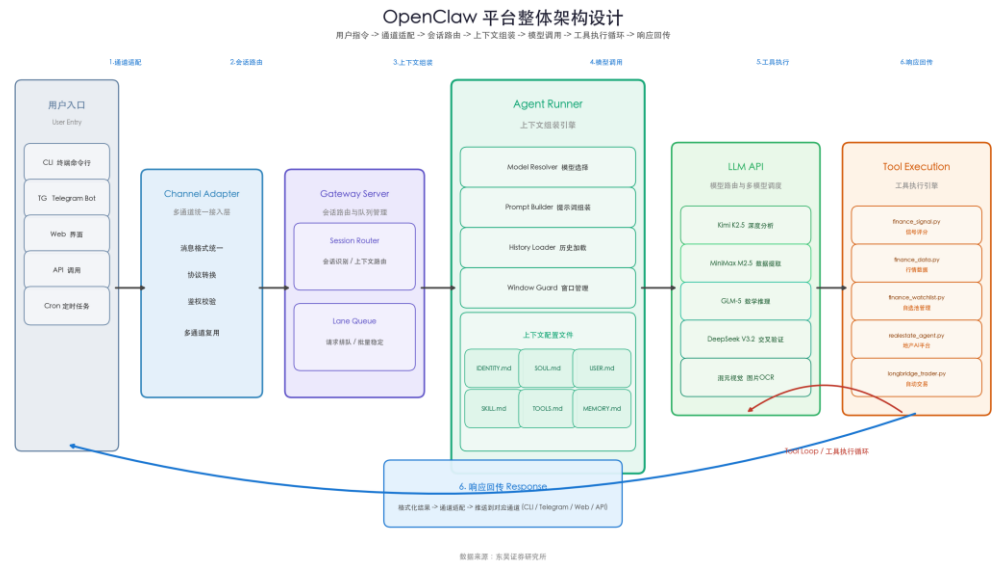
实际运行效果表明，Telegram 推送显著提升了投研效率：分析师平均每天查看 Telegram 推送 6-8 次，合计阅读时间约 10-15 分钟，但获取的信息量相当于过去需要 1-2 小时手动操作才能收集到的内容。更重要的是，盘中异动警报的实时性确保了分析师不会错过任何关键市场事件。

## 3. OpenClaw 平台架构与处理流程

### 3.1. 整体架构概览

OpenClaw 采用模块化的 Agent 架构设计，核心处理链路为：用户指令输入→通道适配→会话路由→上下文组装→模型调用→工具执行循环→响应回传。以下架构图展示了 OpenClaw 平台的整体架构设计：

图3: OpenClaw AI Agent 平台架构图



数据来源: 东吴证券研究所

### 3.2. 核心组件详解

#### 3.2.1. Channel Adapter: 多通道统一接入层

Channel Adapter 是 OpenClaw 的入口层, 负责将来自不同渠道的用户消息统一转换为内部协议格式。支持终端命令行、Telegram Bot、Web 界面、API 调用等通道。分析师可在电脑上通过终端深度研究, 同时通过手机 Telegram 接收盘中推送。

#### 3.2.2. Gateway Server: 会话路由与队列管理

Gateway Server 包含两个核心子模块: Session Router 负责会话识别和路由, 确保同一用户的多轮对话被分配到同一上下文; Lane Queue 实现请求排队机制, 在 Cron 定时任务产生的批量请求场景下保证系统稳定。

#### 3.2.3. Agent Runner: 上下文组装引擎

Agent Runner 的上下文组装是一个精细的工程。在投研场景中, 上下文主要由身份配置、用户画像、近期会话、长期记忆和当前任务组成。系统通过动态加载与摘要压缩机制, 在保证关键信息不丢失的同时, 控制上下文长度, 提升复杂任务的稳定性。

#### 3.2.4. LLM API: 模型路由与多模型调度

系统配置了五个模型节点: Kimi K2.5 (深度投研分析)、MiniMax M2.5 (数据提取/速度优先)、GLM-5 (数学推理)、DeepSeek V3.2 (AI 评级交叉验证)、混元视觉模型 (图片 OCR)。不同任务自动路由到最适合的模型。

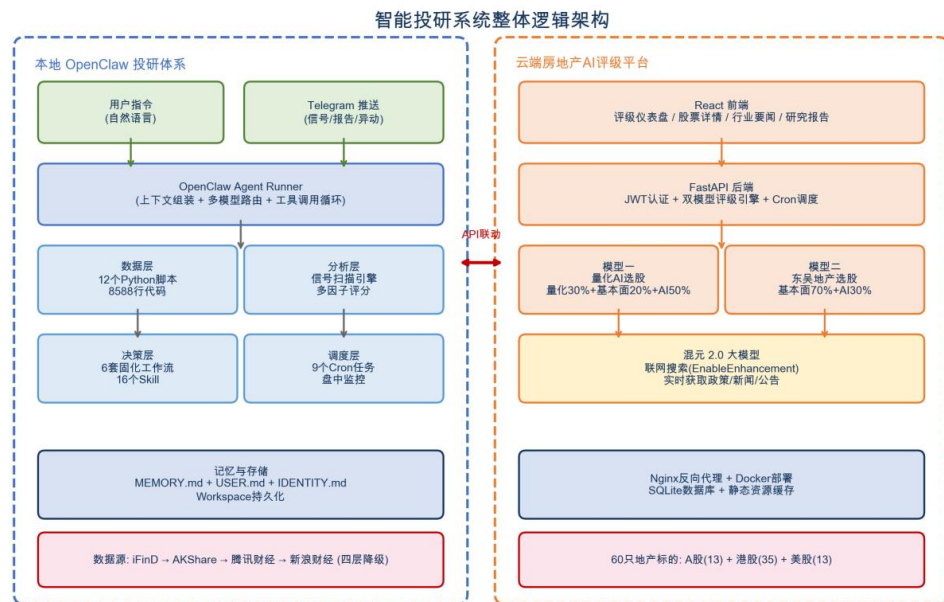
### 3.2.5. Agentic Loop: 工具调用循环机制

Agentic Loop 是 OpenClaw 实现“能干活”的关键。当 LLM 判断需要调用外部工具时，生成 Tool Call 请求，Agent Runner 执行工具并返回结果，LLM 再决定是否继续调用。以“研究招商蛇口”为例，一次完整 Loop 包含 10-15 次 Tool Call: 调用 finance\_data.py 获取行情→财务数据→新闻→生成 K 线图→估值→搜索研报→组织输出。

### 3.2.6. Response Path: 流式响应与通道回传

Response Path 通过流式传输返回结果。Channel Adapter 根据通道特性适配格式：终端输出 Markdown、Telegram 推送精简摘要、Web 渲染富文本。

图4：智能投研系统整体逻辑架构图

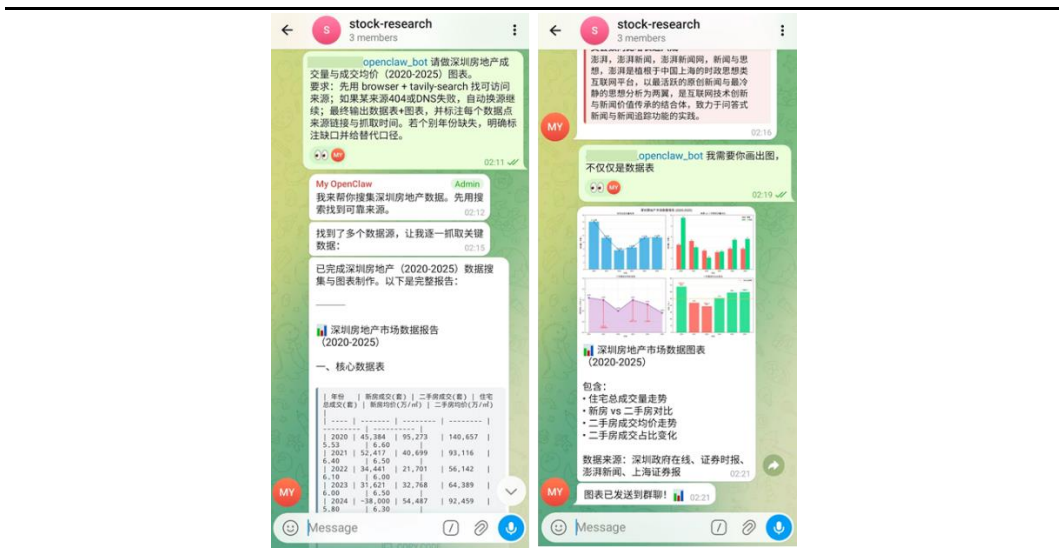


数据来源：东吴证券研究所

在投研场景中，Agentic Loop 的典型表现如下：分析师说“扫描地产股”，LLM 先调用 finance\_watchlist.py 获取自选池 15 只股票，再调用 finance\_signal.py scan 执行全量扫描，筛出 6 只买入/关注信号，然后对 6 只候选调用 AI 分析，最后对有信号的股票调用 finance\_chart.py 生成 K 线图、调用 finance\_announcement.py 获取新闻。整个过程涉及 20+次 Tool Call，而分析师只说了一句话。

再比如，当投研场景下，需要让 OpenClaw 帮助打开浏览器搜索资料并自动生成图表时，基于当前配置的技能和工作流，实测 OpenClaw 可以很好完成任务。例如下图展示了团队创建的 Telegram 群组中，要求 Agent 执行检索数据并生成深圳房地产成交量与成交均价走势图的图表：

图5：智能投研系统交互样例



数据来源：东吴证券研究所

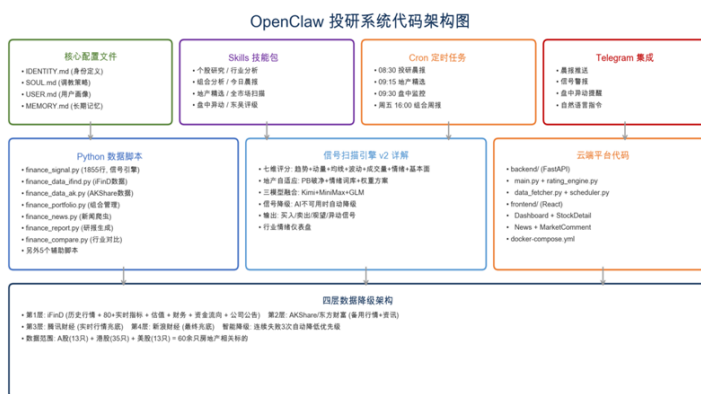
### 3.3. 投研场景下的架构映射

#### 3.3.1. 一次“研究招商蛇口”的完整链路

分析师输入“研究 招商蛇口”→Channel Adapter 接收→Gateway Server 路由会话→Agent Runner 组装上下文（选 Kimi K2.5+ 加载投研 Skill+ 加载 MEMORY.md）→发送给 LLM API→LLM 识别“研究”触发词进入 Agentic Loop→依次 Tool Call 10 步数据获取→LLM 按模板输出研报→Response Path 流式返回。

值得注意的是，整个链路中有几个关键的效率优化点。首先，System Prompt Builder 会根据激活的 Skill 动态裁剪提示词，避免将所有工作流的定义都塞入上下文。其次，Session History Loader 使用摘要策略，对超过 10 轮的历史对话进行压缩，保留关键信息的同时控制 token 消耗。最后，Context Window Guard 实现了智能截断，当总 token 数接近模型上限时，优先保留最近的对话和当前 Skill 定义，裁剪较早的历史。

图6：OpenClaw 投研系统代码架构图



数据来源：东吴证券研究所

从性能角度看，一次完整的“研究招商蛇口”请求通常在 60-90 秒内完成，其中数据获取占约 30 秒（10 次脚本调用），AI 分析和研报生成占约 30 秒，网络传输和上下文组装占约 10 秒。对于定时的信号扫描任务，由于使用分层 AI 策略，15 只股票的全量扫描可在 20 秒内完成。

### 3.3.2. Cron 定时任务复用同一架构

Cron 定时任务本质是在预设时间自动发送预定义消息。“地产 AI 精选”的 Cron 在工作日 9:15 触发，等效于自动输入“地产精选”。后续处理流程与手动触发完全一致，确保定时任务与手动操作的一致性。

## 4. 系统整体设计：双角色 AI 助手

### 4.1. 双角色分工设计

本系统将 OpenClaw 打造为“双面”助手，根据对话内容自动切换身份：

表4：AI 切换角色

角色	定位	核心职责	覆盖场景
角色 A	投研分析专家	个股研究/行业分析/信号扫描/晨报/组合风控	6 套 workflow
角色 B	研究员	港美股标的研究/多引擎评分/信号验证	3 套 workflow

数据来源：东吴证券研究所

角色 A 和 B 分界清晰：角色 A 负责“研究分析”——看数据、出研报、给评级；角色 B 负责“信号验证”——多引擎评分、历史信号回验。

### 4.2. 角色切换与歧义处理

角色切换机制的技术实现基于 IDENTITY.md 中定义的关键词匹配规则。系统维护了两个关键词库，分别对应两个角色：角色 A 包括“分析”、“研究”、“评级”、“晨报”、“扫描”、“地产”等；角色 B 包括“评分”、“信号”、“回验”、“港股”、“美股”等。当用户输入匹配到某个角色的关键词时，AI 自动加载对应的 Skill 和行为规范。

在实际使用中，角色 A（投研专家）的使用频率最高，约占日常交互的 70% 以上。角色 B 主要在港美股研究场景中使用。双角色共享同一个 MEMORY.md，这意味着角色 A 记录的持仓信息，角色 B 也能读取和使用。

AI 根据对话关键词自动识别角色。涉及“分析”、“研究”、“评级”、“晨报”时激活角色 A；涉及“评分”、“信号”、“回验”时激活角色 B。对于歧义场景（如“分析 NVDA”），优先走投研分析路径。

### 4.3. 公共模块

#### 4.3.1. 身份定义与用户画像

IDENTITY.md 定义 AI 核心身份和双角色切换规则。SOUL.md 定义性格准则：简洁直接、数据驱动、不编造数字。USER.md 描述用户画像，包括职业背景、研究偏好、常用工具路径、输出格式等。三份文件构成 AI 行为的“基因”。

#### 4.3.2. 长期记忆与环境配置

MEMORY.md 存储跨会话关键信息（持仓变动、投资决策、踩坑经验、里程碑）。TOOLS.md 描述本机环境：Python 3.9.6 + 17 个脚本 + Node.js v25.6.0 + Mermaid CLI。

技能系统的设计模式遵循统一结构：每个 Skill 的 SKILL.md 文件包含六个标准板块——Identity（这个技能的专家身份）、Activation（什么时候激活，触发词列表）、可用工具（这个技能可调用哪些脚本）、固化工作流（触发词→固定步骤→固定输出）、查证规则（数据必须来自哪里）、输出偏好（格式和风格要求）。这种标准化的 Skill 设计确保了工作流的可预测性和一致性。

触发词设计的关键原则：要全、要自然。例如，个股研究工作流的触发词包括“研究”、“深度研究”、“帮我看看”、“分析一下”等多个变体，确保分析师用自然语言表达时都能触发正确的工作流。早期版本使用[WF-01]等编码作为触发词，但实际使用中发现分析师更习惯用自然语言，因此进行了自然语言化改造，显著提升了使用体验。

#### 4.3.3. 模型路由策略

表5：不同场景 AI 选择

场景	模型	选择理由
数据提取/格式转换	MiniMax M2.5 (flash)	速度快、成本低
投研分析/代码生成	Kimi K2.5 (mid)	质量优先
深度推理	Kimi K2.5 (strong)	最强推理能力
数学/逻辑计算	GLM-5 (reasoning)	数学专长
图片理解	混元视觉→Kimi 分析	两阶段管线

数据来源：东吴证券研究所

## 5. 房地产 AI 选股模型解释

系统构建了本地 OpenClaw 投研体系与云端 AI 评级平台的双平台协同架构。

1) 云端部署两套独立评级模型——“量化 AI 选股”(量化 30%+基本面 20%+AI 50%与“东吴地产选股”(基本面 70%+AI 30%)，覆盖 A 股、港股、美股三大市场。

2) 本地七维评分引擎（趋势 22%+动量 18%+波动率 12%+成交量 18%+价值 12%+

基本面 8%+情绪 10%) 提供信号扫描和交叉验证, 双平台数据联动形成完整投研闭环。

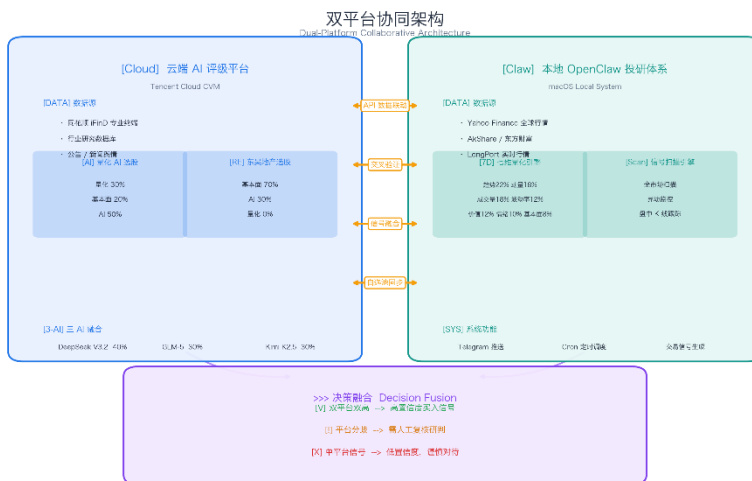
### 5.1. 双平台协同架构详解

这套系统最核心的设计思想是“双平台协同、双模型交叉验证”——不是简单地把两个系统串在一起, 而是让它们各自发挥不可替代的优势, 在数据流、评分体系、决策链路上形成真正的闭环。

#### 5.1.1. 为什么需要两个平台?

单一平台必然存在盲区。本地 OpenClaw 擅长技术面量化和实时信号捕捉, 但在基本面深度分析上受限于免费数据源 (Yahoo Finance、AkShare) 的颗粒度; 云端 AI 评级平台接入了同花顺 iFinD 专业终端, 拥有更完整的财务数据和行业数据, 三模型 AI 融合也能提供更具深度的定性判断。两者互补, 才能构成完整的“量化+基本面+AI”三维评估。

图7: 双平台协同架构



数据来源: 东吴证券研究所

#### 5.1.2. 双模型评级的差异化设计

云端平台并非只有一套评分模型, 而是刻意设计了两套权重结构截然不同的评级模型, 从不同视角审视同一只股票 (参考 5.2 房地产 AI 评级平台模型)。当两套模型同时给出高分 (如美的置业在量化 AI 模型得 73.7、东吴模型得 68.2), 意味着这只股票既有短期技术面支撑, 又有中长期基本面底气, 是最高置信度的信号。反之, 若两套模型分歧明显 (一高一低), 往往意味着市场对该标的存在结构性分歧, 需要人工介入研判。

#### 5.1.3. 数据流全链路

从评级生成到交易信号, 双平台的数据流完整链路如下:

图8: 数据流全链路



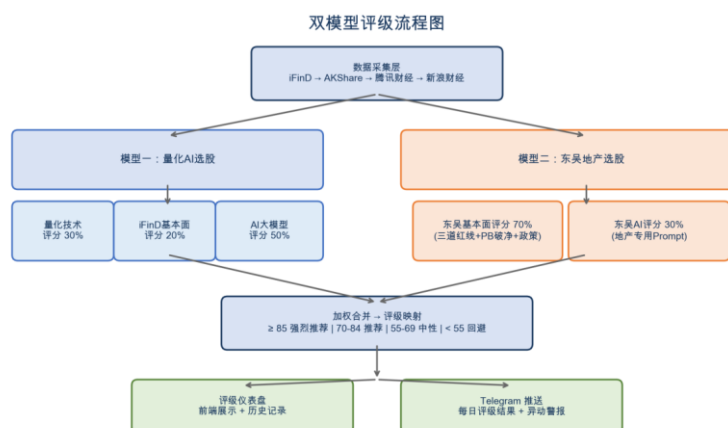
数据来源: 东吴证券研究所

这种“云端评级先行、本地信号验证”的流程设计，保证了每一个交易信号都经过了至少三个独立视角的审视（云端量化 AI + 云端东吴基本面 + 本地七维量化），有效降低了单一模型的过拟合风险和数据来源偏差。

### 5.2. 房地产 AI 评级平台模型

房地产 AI 选股模型详情可以参考东吴地产团队上一篇深度报告《基于量化分析与大模型的房地产股票 AI 选股系统》。

图9: 双模型评级流程图



数据来源: 东吴证券研究所

### 5.2.1. 双选股评级模型

“量化 AI 选股”模型 (quant\_ai): 权重“量化 30% + 基本面 20% + AI 50%”, 侧重技术面和 AI 分析。“东吴地产选股”模型 (soochow): 权重“量化 20% + 基本面 40% + AI 40%”, 侧重基本面和行业研究。两套模型独立运行, 用户可一键切换对比。

### 5.2.2. 三 AI 大模型融合

两套模型的 AI 评分均采用三模型融合: DeepSeek V3.2 (40%) + GLM-5 (30%) + Kimi K2.5 (30%)。三模型独立打分后加权平均, 每个模型评分时均开启联网搜索。

### 5.2.3. 评级体系

综合评分映射为四个等级:  $\geq 65$  分“优选”(多维表现突出)、50-64 分“关注”(有亮点需观察)、35-49 分“中性”(表现平平)、 $< 35$  分“谨慎”(风险较高)。

## 6. 房地产 AI 评级平台集成 OpenClaw

### 6.1. 平台概览与技术栈

房地产 AI 评级平台是独立全栈系统, 部署在腾讯云 CVM 服务器上, 采用 FastAPI + React + Docker + Nginx 技术栈。详情可以参考东吴地产团队上一篇深度报告《基于量化分析与大模型的房地产股票 AI 选股系统》

#### 6.1.1. 覆盖范围: 60 只地产标的

覆盖三大市场共 60 只标的: A 股 19 只 (央企国企龙头如招商蛇口、保利发展、华润置地、滨江集团等)、港股 34 只 (内房股龙头、港资地产商和物管公司)、美股 7 只 (REITs 和中概地产股)。涵盖开发、物管、服务、REITs 等细分领域。

#### 6.1.2. 专业数据源

接入同花顺 iFinD 专业终端作为核心数据源, 获取机构级行情、财务、评级、研报数据。iFinD 不可用时自动降级至 AKShare→腾讯财经→新浪财经的四层备用链路。

#### 6.1.3. 每日自动刷新

每日 8:00 前自动对 60 只标的执行双模型评级: 拉取最新行情和财务→运行多因子评分→调用三 AI 大模型联网分析→计算综合评分和评级等级。约 15-20 分钟完成。

平台技术栈内层架构为三层设计: 第一层 API 服务层基于 FastAPI 异步框架构建, 承载 all API 端点、AI 评分调度器、APScheduler 定时任务、Ai Picks 推荐引擎、Digest 日报生成器。第二层是 React 前端, 提供评级仪表盘、评级列表、股票详情面板、模型切换、行业要闻、市场点评等交互界面。第三层是 PostgreSQL 数据库, 存储评级结果、

股票元数据、用户信息和新闻缓存。整体通过 Docker 容器化部署，Aginx 负责反向代理和静态资源缓存。

## 6.2. 集成架构

集成架构中的数据缓存策略也值得说明。本地系统在 data/realestate\_agent\_cache.json 中缓存两类数据：(1)JWT Token 缓存，72 小时内有效，避免每次请求都重新登录；(2)评级结果缓存，默认 30 分钟有效，同一会话内多次查询无需重复调用 API。缓存机制显著减少了云端平台的请求压力，尤其是在 Cron 定时任务密集执行的早盘时段。

核心理念是“让专业平台做评级，让本地系统做分析”：云端承担 60 只评级计算、三 AI 融合、iFinD 数据采集、JWT/APIKey 鉴权；本地承担数据拉取解析、交叉验证、自选池同步、 workflow 编排、Cron 调度、Telegram 推送。集成脚本 finance\_realestate\_agent.py (734 行) 是连接两者的桥梁。

## 6.3. 四大联动场景

### 6.3.1. 每日地产 AI 精选

以 2026 年 3 月 6 日的实际运行数据为例：云端平台 09:00 完成 60 只标的评级刷新，量化 AI 选股模型全板块均分 59.0 分，评级分布为优选 9 只 (15%)、关注 48 只 (80%)、中性 3 只 (5%)，无谨慎评级。Top3 推荐标的为美的置业 (73.7 分)、新鸿基地产 (70.0 分)、易昆尼克斯 (68.9 分)。09:15 本地 Cron 自动拉取评分大于等于 65 的标的清单 (共 9 只)，同步其中的标的 (美的置业、滨江集团等) 到本地 watchlist.json，并推送精选摘要到 Telegram。

这种自动化流水线的价值在于：分析师每天早上只需要花 30 秒扫一眼 Telegram 推送，就能知道今天地产板块的整体温度和重点追踪标的，无需手动登录平台查看或手动跑脚本。当 9:30 盘中交易开始后，新同步的标的已经被异动监控模块覆盖，如果出现价格或量能异动会立即推送。

每个工作日自动执行：09:00 云端刷新→09:15 本地 Cron 拉取评分≥65 标的+同步自选池+推送 Telegram→09:30 盘中异动覆盖新标的→11:30 交叉验证→14:30 收盘跟踪。形成“评级先行→追踪跟进”的完整流水线。

### 6.3.2. 投研晨报增强

地产板块 AI 速览板块的典型输出示例：“六、地产板块 AI 速览 | 全板块 60 只均分 59.0 | 优选 9 只(15%) | 关注 48 只(80%) | Top3: 美的置业(73.7) / 新鸿基地产(70.0) / 易昆尼克斯(68.9) | 两会稳楼市定调 | 杭州余杭购房补贴 5 万 | 深圳公积金贷款额度上调”。这段约 80 字的速览浓缩了云端平台 60 只标的的核心信息，分析师可在 10 秒内

完成阅读。

每日 8:30 晨报自动嵌入“地产板块 AI 速览”：全板块均分、评级分布、Top3 推荐、行业新闻摘要。

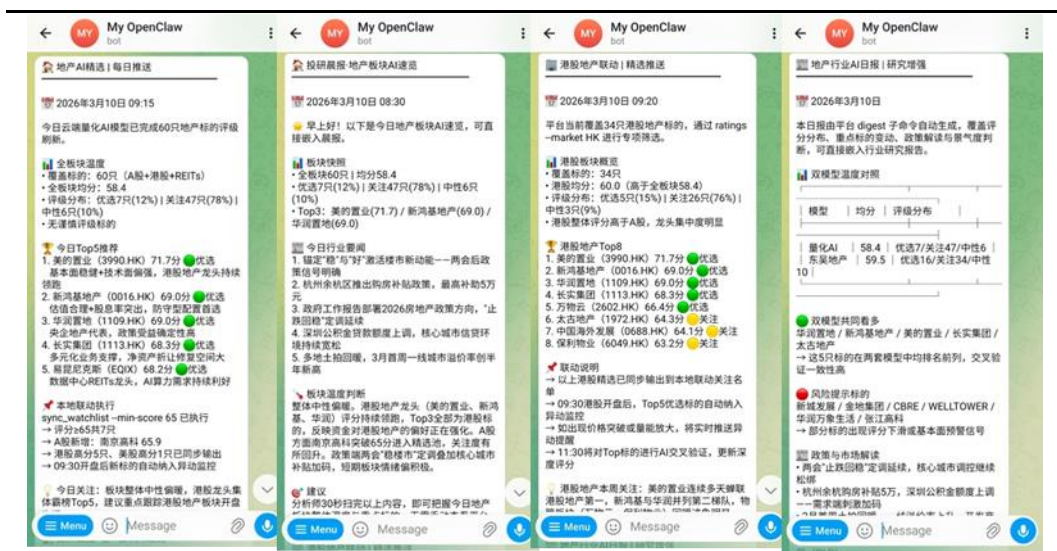
### 6.3.3. 港股地产联动

平台覆盖 34 只港股地产标的，通过 ratings 子命令按市场筛选 (--market HK)，获取港股地产精选。

### 6.3.4. 行业研究增强

通过 digest 子命令获取平台 AI 日报——含评分分布、重点标的变动、政策解读、景气度判断，可直接嵌入行业研究报告。

图 10: AI 日报样例



数据来源：东吴证券研究所

## 7. 基于 OpenClaw 地产投研实战：从数据到决策

### 7.1. 数据采集层

#### 7.1.1. 脚本清单

所有脚本遵循统一的 CLI 设计范式，具有以下特点：(1) 子命令模式：每个脚本通过 argparse 定义多个子命令，如 finance\_data.py 支持 stock\_quote/stock\_history/stock\_finance/sector\_compare 等约 15 个子命令。(2) 参数标准化：股票代码统一使用 6 位纯数字格式（如 600519、001979），脚本内部自动处理交易所前缀。(3) 输出 Markdown：所有输出默认为 Markdown 格式的表格和列表，便于 AI 直接解析和用户阅读。(4) JSON 备用：加 --json 参数可输出 JSON 格式，供程序化处理。

(5) 超时保护：关键接口设置超时（默认 10 秒），避免因网络问题导致脚本挂起。

表6：脚本核心功能

脚本	行数	核心功能
finance_data.py	~613	行情/财务/基金/指数/宏观/行业可对比
finance_macro_enhanced.py	~192	增强宏观（GDP/CPI/PMI/M2/LPR/美债/北向）
finance_announcement.py	~171	新闻/公告/评级/热门股
finance_chart.py	~355	K 线/对比/基金曲线/行业资金流向图
finance_backtest.py	~349	策略回测（均线/动量/组合）
finance_valuation.py	~491	估值模型（DCF/PE Band/盈利预测+目标价）
finance_portfolio.py	~532	持仓管理/风险指标/业绩归因
finance_watchlist.py	~185	自选股池管理
finance_signal.py	~1855	★ 全市场信号引擎 v2（含公告感知）
finance_realestate_agent.py	~734	★ 房地产 AI 评级平台集成

数据来源：东吴证券研究所

### 7.1.2. 数据来源与降级容错

数据来源遵循“专业优先、层层降级”：iFinD 专业终端→AKShare（东方财富）→腾讯财经 API→新浪财经 API。高优先级不可用时自动降级并加入指数退避重试。USER.md 硬规则：“金融数据必须来自脚本，AI 不许手写数字”——杜绝大模型幻觉导致的数据编造。

## 7.2. 分析层：信号扫描与异动监控

### 7.2.1. 盘中三层监控架构

第一层 monitor（每 60 秒）：轻量异动检测，触发阈值涨跌 $\geq 3\%$ /量比 $\geq 2$ /换手 $\geq 5\%$ ，触发后公告感知+评分+AI→推送。第二层定时扫描（11:30/14:30）：全量自选股池。第三层手动深度分析：通过“研究”触发词输出完整研报。

### 7.2.2. 地产股异动解读

地产股异动往往与政策相关。公告感知功能检测到异动时自动抓取新闻并匹配专属词库。例如：招商蛇口涨 4.2%量比 2.8→抓取新闻→匹配“稳楼市”“住房补贴”→输出“利好驱动：两会定调+购房补贴”。解决了“不知道涨跌原因”的核心痛点。

## 7.3. 决策层：4 大核心 workflow

### 7.3.1. 个股深度研究

10 步标准流程的具体执行细节:

第 1 步调用 `finance_data.py stock_quote` 获取实时行情 (开盘价/最高/最低/现价/成交量/换手率);

第 2 步调用 `finance_data.py stock_history` 获取 120 日历史行情;

第 3 步调用 `finance_data.py stock_finance` 获取最近 4 个季度财务数据 (营收/净利/ROE/负债率/现金流);

第 4 步调用 `finance_data.py stock_holders` 获取十大股东和十大流通股东;

第 5 步调用 `finance_announcement.py stock_news` 获取最近 20 条新闻和公告。

第 6 步调用 `finance_announcement.py stock_rating` 获取机构评级汇总 (买入/增持/中性/减持的家数分布);

第 7 步调用 `finance_chart.py kline` 生成 120 日 K 线图 (含 5/20/60 日均线) 并直接发到聊天;

第 8 步调用 `finance_valuation.py pe_band` 或 `pb_band` 生成 PE/PB Band 估值图;

第 9 步通过 `web_search` 搜索最近的券商研报摘要;

第 10 步 AI 综合以上所有信息, 按固定模板输出研报。整个过程涉及 7-9 个不同脚本的调用, AI 自动编排执行顺序。

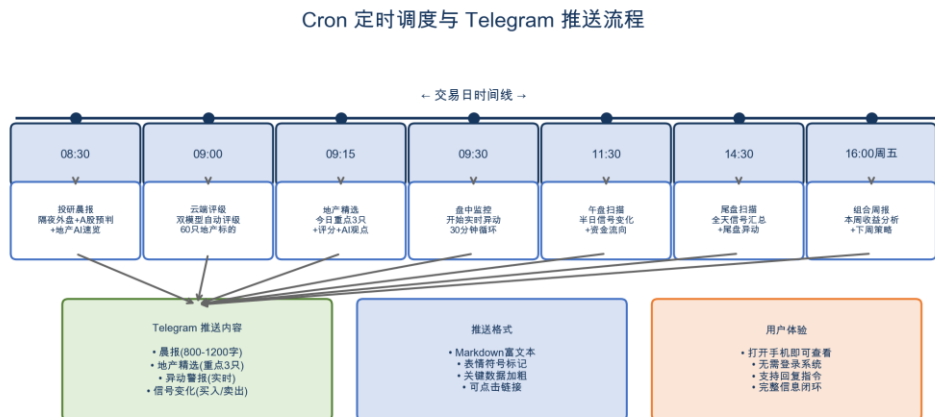
触发词“研究 {股票名}”后自动 10 步: 实时行情→历史 K 线→财务报表→十大股东→新闻公告→机构评级→K 线图→PE/PB Band→搜索研报→标准研报输出。研报格式固定为: 投资评级→核心结论→财务分析→估值分析→技术面→催化剂与风险→投资建议。

在估值分析方面, 系统提供了四种估值方法: DCF 折现现金流模型 (输入自由现金流/增长率/终端增长率/WACC, 输出内在价值和溢价率)、PE Band 分析 (历史 PE 区间+当前位置)、PB Band 分析 (历史 PB 区间+当前位置)、盈利预测+目标价推导 (基于历史财务增速外推未来 2 年营收/净利/EPS, 结合不同 PE 倍数给出目标价区间)。对于地产股, PB Band 和盈利预测是最常用的两种方法, 因为地产行业的利润确认存在延迟 (项目交付后才确认收入), PE 波动较大, PB 更能反映资产价值。

### 7.3.2. 行业分析

触发词后输出: 产业链 Mermaid 图 + Porter 五力 + 竞争格局 + 景气度 + 推荐标的。可调用 `sector_compare` 自动拉取板块成分股批量对比 PE/PB/ROE/营收增速/毛利率/市值。

图11: Cron 定时调度与 Telegram 推送流程图



数据来源: 东吴证券研究所

### 7.3.3. 组合分析与晨报

组合风险指标的具体计算方法: Beta 系数通过组合收益率与沪深 300 指数收益率的线性回归计算, 反映组合相对于大盘的波动敏感度。VaR(95%)使用历史模拟法, 取过去 60 日收益率的 5%分位数, 表示在 95%的置信度下单日最大可能亏损。最大回撤计算过去 N 日内从峰值到谷值的最大跌幅。行业集中度通过 HHI 指数衡量 (各行业持仓权重的平方和), HHI 越高表示集中度越高、分散化不足。相关性矩阵展示持仓各股票之间的价格相关系数, 高相关性意味着风险未被充分分散。

业绩归因分析输出两个核心表格: (1) 个股贡献排行榜——按每只持仓股在指定期间内对组合总收益的贡献值排序, 正贡献标绿、负贡献标红, 直观展示哪些持仓在赚钱、哪些在亏钱。(2) 板块贡献拆解——将持仓按申万行业分类, 统计各板块的加权平均收益率和对组合的总贡献, 帮助判断收益的来源是板块配置还是个股选择。

组合分析: 持仓概览→风险指标 (Beta/VaR/最大回撤/集中度/相关性矩阵) →业绩归因 (个股贡献+板块拆解) →调仓建议。投研晨报: 隔夜外盘→A 股大盘→行业资金→北向资金→财经要闻→地产 AI 速览→持仓提醒。

### 7.3.4. 信号扫描与地产精选

信号扫描的典型输出结构: 首先是扫描概览 (扫描时间、标的数量、使用的权重方案), 然后是信号分类表 (买入信号→卖出信号→关注信号→持有信号, 每个信号后附综合评分和各维度分数), 接着是有信号的股票的 K 线图 (直接在聊天中展示) 和最新新闻摘要, 最后是操作建议摘要。整个输出通常在 1000-2000 字, 包含 1-3 张 K 线图。

信号扫描：自选池→信号分类→有信号的补K线图和新闻→输出报告。地产精选：连接云端→拉取AI晨报→同步高分股→交叉验证→输出双平台结果。

#### 7.4. 调度层

表7：不同任务说明

任务	时间	状态	说明
投研晨报	工作日 08:30	☑ 启用	隔夜外盘+大盘+行业+北向+要闻
地产AI精选	工作日 09:15	☑ 启用	云端评级→同步自选池→追踪
盘中信号扫描	工作日 11:30	☑ 启用	自选股池信号变化
收盘前扫描	工作日 14:30	☑ 启用	全量扫描+K线图
盘中异动监控	工作日 09:30	☑ 启用	60秒轮询+公告感知
组合周报	每周五 16:00	☑ 启用	持仓+风险+归因+建议

数据来源：东吴证券研究所

#### 7.5. 实战案例：招商蛇口全流程

以招商蛇口（001979）为例展示完整流程：

第一步：加入自选池（`finance_watchlist.py add 001979 招商蛇口 --tag 地产`）。

第二步：地产模式评分（`finance_signal.py score 001979 --style realestate --ai`），自动启用破净逻辑（PB 0.6→满分）和地产词库。

第三步：深度研究。输入“研究 招商蛇口”，自动10步输出标准研报。

第四步：云端交叉验证（`finance_realestate_agent.py detail 001979`），对比本地62分+云端65分=双平台高置信度。

第五步：盈利预测（`finance_valuation.py forecast 001979 --years 2`），基于历史增速推导目标价区间。

第六步：行业对比（`finance_data.py sector_compare 001979,000002,600048,600383`），批量对比可比公司关键指标。

第七步：定时跟踪——加入自选池后自动被晨报/地产精选/信号扫描覆盖。

第八步：组合风控（`risk + attribution`子命令），持续监控组合风险。

以上八步流程展示了系统的完整协同能力。在实际使用中，分析师可以根据需要灵活组合各步骤。例如，对于已经熟悉的持仓股，可以跳过第三步“深度研究”，直接查看每日的评分变化和异动警报；对于新发现的标的，则可以从第二步开始完整走完全流程。系统的核心价值在于：每一步都有标准化的执行流程，确保不会因为人为疏忽而遗漏关键信息。

另一个实战案例是政策驱动场景。当两会期间发布“稳楼市”相关政策时，地产板块集体异动。系统的盘中异动监控在 60 秒内检测到多只地产股涨幅超过 3%，自动触发公告感知模块，抽取到“稳楼市”“住房补贴”等利好关键词，并推送到 Telegram：“地产板块集体异动，6 只涨幅>3%，驱动因素：两会稳楼市定调”。分析师可立即研判哪些标的受益最大。

系统还支持批量对比场景。例如，当需要对比招商蛇口、保利发展、华润置地、绿城中国四家央企地产公司时，一条命令(sector\_compare)即可生成包含 PE/PB/ROE/营收增速/毛利率/市值的完整对比表，配合云端平台的 AI 评分，形成“财务指标+多因子评分+AI 点评”的三层对比视角。

## 8. 系统独特价值与创新点

### 8.1. 与市面投研工具的对比分析

#### 8.1.1. vs 传统金融终端

Wind、Bloomberg、iFinD 等传统终端在数据覆盖面和准确性上具有不可替代的优势。但传统终端缺乏 AI 智能分析能力，无法自动执行研究流程，不支持定时推送和个性化工作流。本系统不取代终端，而是在其数据基础上叠加 AI 智能层——接入 iFinD 数据源，结合大模型分析和 OpenClaw 自动化，将“查数据”升级为“出结论”。

#### 8.1.2. vs AI 聊天助手

ChatGPT、Kimi 等 AI 助手语言理解能力强大，但“无状态”本质决定无法构建持续迭代的投研系统。每次需重新描述需求，无法记忆持仓和历史，无法执行定时任务。本系统通过 OpenClaw 框架将 AI 从“问答工具”升级为“投研伙伴”。

#### 8.1.3. vs 传统多因子选股系统

综合对比来看，本系统在 AI 分析能力、自动化水平和地产行业定制深度三个维度具有显著优势。传统终端胜在数据覆盖面和机构认可度，AI 助手胜在交互体验和通用性，多因子平台胜在回测深度。本系统通过 OpenClaw 框架将三者的优点融合，同时通过接入 iFinD 数据源弥补了数据覆盖的短板，通过自然语言交互降低了使用门槛，通过 Agentic Loop 实现了多因子评分和 AI 分析的自动化编排。

聚宽、优矿等平台提供因子构建和回测能力，但以代码编程为主要交互方式。本系统通过自然语言驱动，“扫描地产股”即可获得完整多因子结果，无需编写代码，同时将多因子评分与 AI 大模型分析相结合。

### 8.2. 4 大独特价值

#### 8.2.1. AI 原生：对话即编程

全部 18 个 Python 脚本、8500+行代码，均在与 OpenClaw 对话中逐步构建。不需要专业编程能力，只需知道“想要什么”，AI 就能将需求转化为可执行代码。构建专业级投研系统的门槛从“会写代码”降低为“会说需求”。

### 8.2.2. 全链路覆盖：从数据到研报

覆盖完整链路：数据采集（12 个脚本）→信号生成（七维评分+AI 分层）→研究输出（6 套 workflow）→风险管理（风险指标+业绩归因）→定时推送（9 个 Cron 任务）。从上游原始数据到下游研究结论，全部在统一 AI Agent 框架内完成。

### 8.2.3. 多模型融合

多个环节采用多模型融合：云端三 AI 融合（DeepSeek 40% + GLM-5 30% + Kimi 30%）、本地可选三模型验证（Kimi 40%+GLM-5 30%+MiniMax 30%）。不同模型各有所长——Kimi 擅长推理、DeepSeek 擅长数据分析、GLM-5 擅长数学——融合机制有效降低偏差。

### 8.2.4. 地产行业深度定制

地产行业深度定制的另一重要方面是对三大市场的差异化处理。A 股地产标的以内地央企国企为主，评分侧重政策敏感度和财务安全边际；港股地产标的包含港资地产商（高分红、低估值）和内房股港股通标的（与 A 股联动），评分需要考虑 AH 溢价因素；美股地产标的以 REITs 为主，评估逻辑完全不同（关注 FFO、NAV、分红收益率而非传统 PE/PB）。系统在数据采集和评分参数上均做了相应适配。

非通用“万金油”，而是深度定制：破净逻辑（PB 0.3-0.8 满分）、地产情绪词库（多个关键词）、地产权重方案（基本面 15%最高）、PE 区间 5-15 倍、60 只标的全覆盖。评分结果真正反映地产行业特征。

这种“对话即编程”的工作方式有一个显著优势：需求和实现是同步迭代的。当分析师发现“地产股破净不应该被惩罚”时，只需说“加一个破净逻辑，PB 0.3-0.8 给满分”，AI 就能立即修改代码并验证。传统开发流程中“提需求→开发→测试→上线”的多步骤流程，在 AI 原生模式下压缩为一次对话。这不仅提升了效率，更重要的是降低了“想法到实现”的摩擦力。

## 8.3. 可复制性与推广价值

具体来说，如果要复制本系统到消费行业，需要做以下调整：(1)定义消费行业的权重方案（基本面权重可适当提高，因为消费股的财务质量差异显著）；(2)设定 PE 合理区间（15-30 倍，反映消费股的中等估值特征）；(3)构建消费行业情绪词库（“消费升级”“品牌力”“渠道下沉”等）；(4)设置波动率容忍度（35%，消费股通常波动较低）。其余的评分引擎、工作流体系、Cron 任务、Telegram 推送等基础设施均可直接复用。

从更大的视角看，本项目的价值不仅在于地产行业的具体实现，更在于探索和验证了一套“AI 原生投研系统”的构建方法论：以 Agent 框架为底座，以 Skill 工作流为驱动，以多因子评分为分析引擎，以多模型融合为 AI 层，以 Cron 定时任务为自动化引擎，以云端平台集成为专业数据源。这套方法论具有普适性，可以被任何行业的投研团队参考和借鉴。

系统架构具有良好可复制性。信号引擎 v2 支持 4 套权重方案，新增行业只需定义专属权重、情绪词库和估值区间。云端平台双模型架构也支持扩展。以同样方法论可快速构建面向消费、科技、医药等行业的 AI 智能投研系统。

## 9. 未来展望

### 9.1. 系统局限性说明

(1) 评分模型以技术面和因子分析为主，对公司治理、管理层变动等软信息的捕捉能力有限。

(2) 情绪分析基于关键词匹配，对复杂语境和反讽表述的理解不够深入，后续计划引入语义级 NLP 模型。

(3) 系统当前覆盖 60 只地产标的，尚未涵盖部分小型地产公司和新上市标的，覆盖范围待扩展。

(4) 多模型融合的权重方案基于经验设定，尚未通过大规模回测优化，后续需建立权重自适应机制。

### 9.2. 后续研究方向

#### 9.2.1. 港美股地产标的研究覆盖扩展

当前已覆盖港股 34 只和美股 7 只地产标的的评级分析。后续计划深化港美股研究能力：扩展数据源接入（Yahoo Finance + LongPort OpenAPI）、构建多引擎评分体系（成长引擎、杠杆 ETF 引擎、小盘研究引擎）、实现跨市场同一标的（如华润置地 A+H）联动分析。

#### 9.2.2. 多引擎评分体系深化

在现有七维引擎基础上引入外部调节因子：VIX 恐慌指数（全球风险偏好）、分析师一致预期（卖方评级综合）、机构持仓变化（北向/基金持仓）、DCF 内在价值偏离度等，提升评分准确度和稳健性。

#### 9.2.3. 信号回验与模型迭代

建立系统化信号回验框架：每日记录信号发出时的评分和市场状态，N 日后自动验证准确度，按维度/行业/时段统计胜率，基于结果动态调整权重和阈值，形成“评分→信

号→回验→优化”闭环。

#### 9.2.4. 跨市场联动研究

房地产行业具有显著跨市场联动特征——A股政策利好带动港股内房股上涨，美联储利率影响全球地产估值。后续计划构建跨市场联动模型，捕捉 A/港/美地产板块之间的领先-滞后关系。

此外，还计划引入更多可视化能力：行业热力图(60只标的评分矩阵可视化)、评分趋势图(纵向跟踪单只标的的评分变化)、板块轮动图(地产各子板块的轮动规律)、政策事件时间线(政策发布与板块涨跌的对应关系)。这些可视化工具将进一步提升系统的研究辅助价值。

在 AI 模型层面，后续计划引入更多大模型的最新版本，并探索细粒度的 RAG (检索增强生成) 能力——将研报库、年报、政策文件等建立向量索引，使 AI 评分时能引用具体的研报段落和政策条文，而不仅仅是笔笼统的联网搜索。这将显著提升 AI 分析的专业度和可解释性。

除上述四个方向外，还有两个中期规划值得关注。第一是多语言研报生成能力——当前系统输出以中文为主，后续计划支持中英文双语研报输出，服务于海外投资者对中国地产行业的研究需求。第二是知识图谱集成——将地产行业的实体关系(开发商-项目-城市-政策-银行)建立知识图谱，使 AI 在分析时能进行更深层次的关联推理，例如自动识别“杭州余杭购房补贴”对哪些在杭州有重点项目的开发商影响最大。

## 10. 风险提示

(1) AI 评级仅供参考，不构成投资建议：评分模型基于历史数据和特定因子构建，过去表现不代表未来结果。市场环境变化可能导致模型有效性下降。

(2) 大模型存在幻觉风险：尽管已通过硬规则禁止 AI 编造数据，但大模型在定性分析中仍可能产生不准确判断。系统输出应作为研究参考而非唯一决策依据。

(3) 数据源中断可能影响评分时效性：系统依赖多个外部数据源，数据质量、及时性和完整性可能受接口变更、网络环境等因素影响。

(4) 房地产市场波动性风险：房地产行业受政策调控影响显著，政策突然变化可能导致基本面和估值逻辑快速转变。

## 免责声明

东吴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。

本研究报告仅供东吴证券股份有限公司（以下简称“本公司”）的客户使用。本公司不会因接收人收到本报告而视其为客户。在任何情况下，本报告中的信息或所表述的意见并不构成对任何人的投资建议，本公司及作者不对任何人因使用本报告中的内容所导致的任何后果负任何责任。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。

在法律许可的情况下，东吴证券及其所属关联机构可能会持有报告中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投资银行服务或其他服务。

市场有风险，投资需谨慎。本报告是基于本公司分析师认为可靠且已公开的信息，本公司力求但不保证这些信息的准确性和完整性，也不保证文中观点或陈述不会发生任何变更，在不同时期，本公司可发出与本报告所载资料、意见及推测不一致的报告。

本报告的版权归本公司所有，未经书面许可，任何机构和个人不得以任何形式翻版、复制和发布。经授权刊载、转发本报告或者摘要的，应当注明出处为东吴证券研究所，并注明本报告发布人和发布日期，提示使用本报告的风险，且不得对本报告进行有悖原意的引用、删节和修改。未经授权或未按要求刊载、转发本报告的，应当承担相应的法律责任。本公司将保留向其追究法律责任的权利。

## 东吴证券投资评级标准

投资评级基于分析师对报告发布日后 6 至 12 个月内行业或公司回报潜力相对基准表现的预期（A 股市场基准为沪深 300 指数，香港市场基准为恒生指数，美国市场基准为标普 500 指数，新三板基准指数为三板成指（针对协议转让标的）或三板做市指数（针对做市转让标的），北交所基准指数为北证 50 指数），具体如下：

公司投资评级：

- 买入：预期未来 6 个月个股涨跌幅相对基准在 15% 以上；
- 增持：预期未来 6 个月个股涨跌幅相对基准介于 5% 与 15% 之间；
- 中性：预期未来 6 个月个股涨跌幅相对基准介于 -5% 与 5% 之间；
- 减持：预期未来 6 个月个股涨跌幅相对基准介于 -15% 与 -5% 之间；
- 卖出：预期未来 6 个月个股涨跌幅相对基准在 -15% 以下。

行业投资评级：

- 增持：预期未来 6 个月内，行业指数相对强于基准 5% 以上；
- 中性：预期未来 6 个月内，行业指数相对基准 -5% 与 5%；
- 减持：预期未来 6 个月内，行业指数相对弱于基准 5% 以上。

我们在此提醒您，不同证券研究机构采用不同的评级术语及评级标准。我们采用的是相对评级体系，表示投资的相对比重建议。投资者买入或者卖出证券的决定应当充分考虑自身特定状况，如具体投资目的、财务状况以及特定需求等，并完整理解和使用本报告内容，不应视本报告为做出投资决策的唯一因素。

东吴证券研究所  
苏州工业园区星阳街 5 号  
邮政编码：215021

传真：（0512）62938527

公司网址：<http://www.dwzq.com.cn>