

汽车行业深度报告

AI 系列深度 03 期：数字 AI 与物理 AI 的边界在哪里？

增持（维持）

2026 年 07 月 28 日

证券分析师 黄细里

执业证书：S0600520010001

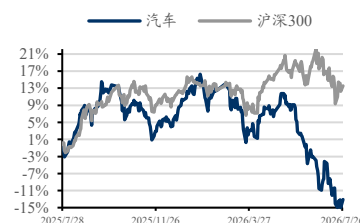
021-60199793

huangxl@dwzq.com.cn

投资要点

- **数字 AI 与物理 AI 并非完全对称的二分概念，更适合沿“物理闭环程度”理解。**物理 AI 承接具身智能学术传统，并在 2024—2025 年由英伟达等产业主体推向主流，核心支柱包括自动驾驶和具身/人形机器人；数字 AI 则更多是在物理 AI 概念流行后，为区分信息空间智能而形成的追溯性对照词。两者边界并非孤立切分，而是在数据形态、部署环境和行动后果上连续分布。
- **两类 AI 最根本差异体现在部署形态和安全约束。**数字 AI 主要面向文本、代码、知识和软件状态，多数通用服务高度依赖云端联网和重运营；物理 AI 面向车辆、机器人和真实空间，不能假设随时联网，且必须在端侧自主、安全攸关和实时反馈条件下运行。高风险数字场景同样需要严格验证，但物理 AI 的失败更可能直接造成不可逆物理后果。
- **从技术史看，数字 AI 是一条由通用方法、数据与算力持续替代人工设计的路径，当前重点从训练期扩参数转向推理期扩算力；物理 AI 则先在自动驾驶、后在机器人中完成产业迭代，从高精地图、激光雷达和模块化系统，逐步走向端到端、VLA 和世界模型。**世界模型成为两类路线的共同关切，但分歧在于潜在空间是否需承载像素重建，即世界模型应重在生成，还是重在理解与规划、服务物理闭环控制。
- **商业化节奏上，数字 AI 在 AI Coding、企业级 Agent、对话搜索和内容生成等场景已有更清晰收费与产品闭环；物理 AI 中 Robotaxi 区域化运营和收费逐步推进，人形/具身机器人仍处于出货、成本、可靠性和单位经济验证期。**中美格局也呈现分工：美国在前沿模型、资本和无人里程方面领先，中国在规模化运营、供应链、硬件成本和部分应用落地上具备优势。
- **从通往 AGI 的视角看，机器人正成为数字 AI 与物理 AI 的交汇点。**越来越多机构认为，纯数字模型难以单独形成稳健智能，需要借助物理接地、世界模型和真实交互数据提升泛化能力。未来可能形成“多模态大模型负责语义与规划、世界模型负责物理预测、控制系统负责真实执行”的联合架构，但大模型先行还是世界模型/控制优先仍未收敛。
- **我们认为，数字 AI 底座模型发展路径已逐渐清晰、价值在于确定性，但其难以实现物理世界的建模闭环；我们认为物理 AI 将成为物理世界的 AI 解决方案，从而在 AI 的当前发展阶段成为增量更大的方向，智能驾驶作为最先跑通闭环的代表场景，我们认为应重点关注。**
- **风险提示：**技术迭代不及预期的风险；大模型厂商 ARR 增速放缓的风险；云服务商资本开支不及预期的风险；智能驾驶及机器人商业化落地不及预期的风险。

行业走势



相关研究

《AI 系列深度 02 期：AGI 是什么？》

2026-07-28

《AI 系列深度 01 期：从数字 AI 通用底座到物理 AI 真实世界闭环》

2026-07-27

内容目录

1. 物理 AI 与数字 AI 的概念界定	4
1.1. 物理 AI: 从具身智能到产业主线	4
1.2. 数字 AI: 物理 AI 概念下的追溯性对照词	4
1.3. 世界模型: 两类 AI 路线的共同问题	4
2. 技术驱动力: 数字 AI 扩展通用方法, 物理 AI 补足物理闭环	5
2.1. 数字 AI: 通用方法、数据与算力构成主线	5
2.2. 物理 AI: 自动驾驶先行, 机器人接续验证	5
2.2.1. 自动驾驶: 从模块化系统走向端到端	5
2.2.2. 机器人: VLA 模型与数据飞轮成为主线	6
2.3. 技术承接与世界模型分歧	6
3. 商业闭环: 数字 AI 率先落地, 物理 AI 仍在验证单位经济	7
3.1. 数字 AI: 分场景拆解落地逻辑、市场规模与收费	7
3.1.1. 编程 AI Coding: 落地最扎实、闭环最清晰	7
3.1.2. 对话与搜索: 用户规模最大, 变现强度不一	7
3.1.3. 企业级与 Agent: 商业变现主战场	7
3.1.4. 营销与内容生成: 借道大厂既有变现	8
3.2. 物理 AI 场景一: 自动驾驶/Robotaxi	8
3.3. 物理 AI 支柱二: 人形/具身机器人	8
4. 中美格局与 AGI: 机器人成为两类路线汇合点	8
4.1. 中美格局: 数字 AI 与物理 AI 各擅其长	9
4.2. 通往 AGI: 机器人成为两类路线的汇合点	9
5. 风险提示	9

图表目录

表 1: 特斯拉与 Waymo 自动驾驶技术路线对照5

表 2: 两类“世界模型”范式对照6

表 3: 数字 AI 主要场景：落地逻辑、市场规模、收费与中美代表公司8

1. 物理 AI 与数字 AI 的概念界定

数字 AI 与物理 AI 是一组并不对称的术语。物理 AI 承接具身智能学术传统，并由产业界主动定型，当前范畴主要由自动驾驶和具身/人形机器人两大支柱构成；数字 AI 则是在物理 AI 概念流行后，为与之区分才被追溯使用的对照词。

1.1. 物理 AI：从具身智能到产业主线

物理 AI 在学术上承接具身智能传统。图灵在 1948 年《Intelligent Machinery》中已区分具身与非具身智能；Rodney Brooks 于 1986 年提出 Nouvelle AI，并在 1991 年《Intelligence without representation》中主张智能可由智能体与物理环境的直接交互产生，奠定具身智能基础。作为与数字 AI 相对的术语，物理 AI 的明确学术分类可追溯至 Miriyev 与 Kovač 在 2021 年的研究，其将 AI 区分为处理信号的数字 AI 与包含机器人等物理实体的物理 AI。

英伟达及黄仁勋将物理 AI 从学术概念推向产业主流话语。2024 年，黄仁勋在 Hill & Valley Forum 等场合提出“感知 AI—生成式 AI—代理 AI—物理 AI”的阶段框架；2025 年 1 月 CES 上，他以物理 AI 为主题作系统阐述，提出 AI 的下一个前沿是理解物理定律、拥有身体的 AI；随后在 Computex、GTC 及 2026 年主旨演讲中持续强化。由此看，物理 AI 经历了 2021 年前后的学术分类和 2024—2025 年的产业定型两个阶段。

产业语境下，物理 AI 主要由两条落地主线构成：1）自动驾驶，包括端到端智驾与 Robotaxi；2）具身/人形机器人。二者共享端侧实时推理与云端训练的架构约束，全文按双支柱口径展开，而非将物理 AI 窄化为人形机器人。需说明的是，双支柱指落地主线；就产业参与方向而言，为物理 AI 供给世界模型与合成数据的生成式一环亦参与其中，物理智能专题将按产业方向另作拆分。

1.2. 数字 AI：物理 AI 概念下的追溯性对照词

“数字 AI”并非主流机构主动提出的自我标签，而是在物理 AI 概念流行后，为形成对照而被追溯使用的概念，通常指运行于纯数字或虚拟环境、处理文本与图像等数据的 AI。OpenAI、Anthropic、Google DeepMind 等机构更常以 AGI、通用智能或基础模型自我界定，而较少使用数字 AI 标签。由此看，数字 AI 更多是外部为区分物理 AI 而赋予的信息空间智能标签。

1.3. 世界模型：两类 AI 路线的共同问题

从底层问题看，数字 AI 与物理 AI 都关心机器能否形成可预测世界或环境状态变化的内部模型，即世界模型。但两者口径并不相同：数字 AI 中的世界模型更多指向生成、推理与交互环境中的内部表征；物理 AI 中的世界模型更强调状态与动作后果预测，例如自动驾驶需要预判变道后周边车辆与行人的反应，机器人需要预判抓取力变化下物体如何移动。世界模型因此是共同关切，而非完全同义的单一底层。

2. 技术驱动力：数字 AI 扩展通用方法，物理 AI 补足物理闭环

2.1. 数字 AI：通用方法、数据与算力构成主线

数字 AI 技术史的主线，是用更通用、更可扩展的方法持续替代人工设计。1989 年至 1998 年间，Yann LeCun 以 LeNet 系列将卷积神经网络用于手写数字识别，确立用梯度反传训练深度网络的范式；2009 年李飞飞主导构建 ImageNet 大规模标注数据集，为深度学习提供关键数据基础；2012 年 Geoffrey Hinton 团队的 AlexNet 在 ImageNet 竞赛上显著降低 Top-5 错误率，引爆深度学习。序列建模上，RNN 和 LSTM 赋予网络记忆能力，但并行扩展受限；2017 年的 Transformer 以注意力机制取代循环与卷积，可并行扩展至大规模模型，成为 GPT 系列大语言模型的统一底座，此后自监督预训练与 RLHF 相继成熟。

数字 AI 迭代的底层逻辑，可由 Richard Sutton 在 2019 年提出的“The Bitter Lesson”概括：长期看，依赖算力增长的通用搜索与学习方法，往往胜过依赖人工注入领域知识的方法。换言之，数字 AI 的核心驱动力是通用可扩展方法、数据和算力的复合增长。当前重点之一，是从训练期扩参数转向推理期扩算力：OpenAI o 系列显示，让模型在可验证任务上投入更多推理计算可提升数学、科学和编程能力；DeepSeek 则通过强化学习后训练路线提升推理模型表现。该方向向视觉、生成和物理闭环场景的迁移仍需验证。

2.2. 物理 AI：自动驾驶先行，机器人接续验证

与数字 AI 更多由学术和基础模型机构推动不同，物理 AI 更依赖产业场景中的持续试错和工程闭环。自动驾驶商业化历史更长、数据闭环更成熟，因此本节先讨论自动驾驶，再讨论机器人。

2.2.1. 自动驾驶：从模块化系统走向端到端

自动驾驶形成了两条标志性路线。Waymo 路线脱胎于 2009 年谷歌自动驾驶项目，强调安全冗余：多传感器融合、高精地图、限定区域运营和模块化堆栈是其早期核心，近年逐步用机器学习替换各模块，并在 2024 年提出构建于 Gemini 多模态大模型之上的 EMMA 端到端研究模型；量产系统仍是包含传感器融合编码器的混合架构。特斯拉路线强调纯视觉与可扩展：2019 年 HydraNet、2021 年纯视觉转向与 BEV、2022 年占用网络，再到 2023—2024 年 FSD v12 以单一段到端神经网络从摄像头像素直接输出控制。两条路线共同趋势是从人工规则模块化走向数据驱动端到端，分歧主要在传感器配置、高精地图依赖和成本可扩展性。

表1：特斯拉与 Waymo 自动驾驶技术路线对照

维度	特斯拉	Waymo
传感器	纯视觉，2021 起移除雷达，	激光雷达+摄像头+毫米波雷达
地图	不依赖高精地图	依赖高精地图、限定区域

架构演进	HydraNet→BEV→占用网络→v11 模块化→v12 端到端	模块化→逐步 ML 化→EMMA 端到端，量产混合
理念	低成本、可规模化、纯视觉端到端	安全冗余优先、传感器与地图冗余

数据来源：Tesla AI Day 2021、Tesla AI Day 2022、Tesla AI & Robotics 官网、《Introducing Waymo's Research on an End-to-End Multimodal Model for Autonomous Driving》，东吴证券研究所整理

2.2.2. 机器人：VLA 模型与数据飞轮成为主线

机器人侧主线是视觉-语言-动作模型和数据飞轮。谷歌 DeepMind 在 2023 年发布的 RT-2 被视为早期代表性 VLA 模型；Physical Intelligence 在 2024 年发布并开源 $\pi 0$ ，以 VLM 主干叠加独立扩散动作专家。机器人约束在于高质量交互数据稀缺，交互数据相较多模态互联网数据少 1—2 个数量级，因此产业路径更多依赖“遥操作—训练 VLA—部署—真实反馈”的数据飞轮。产业格局上，特斯拉以 Optimus 推进制造场景自用和量产降本，Figure 以 Helix 主打人形通用操作，英伟达以 Cosmos 世界基础模型、GR00T 人形 VLA 和 Isaac 仿真构建平台。总体看，自动驾驶与机器人均沿着“模块化/人工规则—数据驱动端到端大模型—世界模型缓解数据稀缺与长尾问题”的方向演进。

2.3. 技术承接与世界模型分歧

物理 AI 在方法论上大量借鉴数字 AI。Transformer 与大模型范式被引入智能驾驶和机器人，Waymo EMMA 基于 Gemini，机器人 VLA 以 VLM 为主干；数字 AI 中的海量数据训练通用模型，也被改造为物理世界中的数据飞轮。物理 AI 继承了数字 AI 中“规模与通用性取胜”的经验，但真实世界额外要求物理闭环、安全验证和行动后果可控。

两类路线都强调世界模型，但技术口径存在差异。生成式路径以 Sora、Genie 3、Cosmos、GAIA 等为代表，其预测通常在压缩后的潜在空间中进行，潜在扩散已是该类模型的通行做法，但训练目标要求将潜在表示解码还原为可观测画面，因而可服务合成数据和仿真；表征预测路径以杨立昆 JEPa 为代表，主张在抽象表征空间预测且不重建像素，认为生成式视频会消耗过多容量于不可预测的像素细节，且固定轨迹视频并不等同于可状态—动作条件化的交互模拟器。由此看，两条路径的分野不在于是否使用潜在空间，而在于潜在空间是否需要承载像素重建：生成式的潜在是须还原画面的编解码压缩，JEPa 的潜在则主动丢弃不可预测的细节。分歧实质在于：世界模型应重在生成，还是重在理解与规划。

表2：两类“世界模型”范式对照

维度	生成式世界模型	表征式世界模型 JEPa
训练目标	重建并生成可观测画面	在抽象表征空间预测，不重建像素
预测空间	压缩潜在空间，再解码回像素/视频	抽象表征空间，无需解码
潜在空间作用	编解码压缩，须保留可还原像素的细节	抽象表征，主动丢弃不可预测的细节

代表	Sora、Genie 3、Cosmos、GAIA-1/GAIA-2	I-JEPA、V-JEPA、V-JEPA 2
主要用途	合成数据、仿真、内容生成	规划与控制、样本高效
代表机构	OpenAI、DeepMind、英伟达、Wayve	Meta、LeCun 新公司 AMI

数据来源：各方公开论文与访谈，东吴证券研究所整理

3. 商业闭环：数字 AI 率先落地，物理 AI 仍在验证单位经济

商业化差异首先来自部署形态。多数通用数字 AI 服务主要在云端推理，依赖联网、低延迟和持续运营；端侧小模型、本地部署和离线应用存在，但不代表主流通用基础模型口径。物理 AI 则相反，自动驾驶避障决策和机器人抓取控制均属于安全要求高、反应时间短的实时任务，不能以持续联网为前提，关键推理必须在端侧本地完成，云端主要承担训练、地图和车队学习等非实时职能。由此派生两类差异：1）物理 AI 对实时低延迟和可靠性的要求更高，单次失误可能造成物理伤害；2）物理 AI 端侧需处理大量传感器数据，隐私和带宽约束更强。云端在线与端侧自主的部署分野，决定了两者不同的场景形态与商业闭环。

3.1. 数字 AI：分场景拆解落地逻辑、市场规模与收费

3.1.1. 编程 AI Coding：落地最扎实、闭环最清晰

编程是数字 AI 商业化最清晰的场景之一，原因在于代码可通过编译和测试即时验证，反馈信号明确，生产力提升可量化，付费意愿较强；但高风险代码执行仍需要沙箱、人审和安全验证。变现已初具规模，头部产品年化运行收入合计已达数十亿至百亿美元量级，Cursor、Claude Code、GitHub Copilot 等是代表；收费以按席位订阅为主。代表公司包括 GitHub Copilot、Cursor、Claude Code，以及国内的通义灵码、Trae、文心快码 Comate 和腾讯云 CodeBuddy。

3.1.2. 对话与搜索：用户规模最大，变现强度不一

面向消费者的对话与搜索助手用户规模最大，落地逻辑是高频通用、低门槛使用。收费以消费订阅和免费引流为主，如 ChatGPT 约 20 美元/月，并辅以 API 按 token 计费。该类场景用户基数大，但单用户变现较低，推理成本随使用量上升，因此头部机构持续提升企业客户收入占比。代表公司包括 OpenAI ChatGPT、Google Gemini、Microsoft Copilot、xAI Grok，以及国内的豆包、文心一言、通义、Kimi、腾讯元宝和 DeepSeek。

3.1.3. 企业级与 Agent：商业变现主战场

企业级场景包括办公协同、客服、知识管理和智能体，落地逻辑是嵌入既有工作流并形成可度量 ROI。Anthropic 较具代表性，其收入结构中企业客户占比较高，并凭企业侧需求实现较快增长。收费以按席位、按用量或企业合同为主。代表公司包括 Anthropic Claude、OpenAI 企业版、Microsoft 365 Copilot、Salesforce Agentforce、Glean，以及国内

的阿里云百炼、火山引擎、百度千帆、智谱企业版和腾讯云。

3.1.4. 营销与内容生成：借道大厂既有变现

营销与内容生成的最大变现并非来自模型公司本身，而是来自大厂将生成式 AI 嵌入既有广告和内容产品。Meta 财报显示，截至 2025 年第四季度，其 AI 广告工具年化收入已超 600 亿美元，用约 3.5 年达成该规模。该案例说明，当前 AI 收入的重要部分仍沿既有产品入口、客户体系和商业化渠道流动。

表3：数字 AI 主要场景：落地逻辑、市场规模、收费与中美代表公司

场景	为何能落地	市场规模/口径	收费模式	中美代表公司
编程	代码可验证，但高风险执行需安全校验	头部产品年化收入合计已达数十亿~百亿美元量级	按席位，10-40 美元/月，	美:Copilot/Cursor/Claude Code;中:通义灵码/Trae/文心快码/CodeBuddy
对话/搜索	高频通用、门槛低	用户规模最大、单用户变现低	订阅，约 20 美元/月，+API	美:ChatGPT/Gemini/Copilot/Grok;中:豆包/文心/通义/Kimi/元宝/DeepSeek
企业级/Agent	嵌入 workflow、ROI 可度量	利润主战场，Anthropic 约 80%来自企业，	按席位/用量 企业合同	美:Claude/OpenAI/365 Copilot/Salesforce/Glean;中:百炼/火山/千帆/智谱/腾讯云
营销/内容	嵌入大厂既有产品	Meta AI 广告年化超 600 亿美元，财报，	并入广告/产品变现	美:Meta/谷歌/Firefly/Jasper;中:巨量/腾讯广告/阿里妈妈/可灵/美图

数据来源：各公司官方定价与财报，东吴证券研究所整理

3.2. 物理 AI 场景一：自动驾驶/Robotaxi

自动驾驶是物理 AI 中商业闭环最靠前的落地场景。Robotaxi 已进入区域内真实收费运营阶段：Waymo、百度萝卜快跑、小马智行等均披露了车队规模、订单量或收费收入增长数据。收费模式基本明确，主要按里程和时长计价，类似网约车；但行业整体仍处于投入期，盈利能力取决于单车成本、利用率、运营区域密度和安全监管等变量。

3.3. 物理 AI 支柱二：人形/具身机器人

机器人的商业闭环按细分场景成熟度递减：工业/制造环境结构化、任务明确，最先落地，多为厂内自用或小批量部署；物流/仓储次之；导览、巡检等商用服务已有零散落地；家庭场景仍不成熟。收费模式尚在分化，除整机买断外，RaaS 按月或按小时租赁开始出现，但多数厂商尚未跑通可持续单位经济，现阶段处于发展初期、盈利模型待验证的阶段。

4. 中美格局与 AGI：机器人成为两类路线汇合点

4.1. 中美格局：数字 AI 与物理 AI 各擅其长

数字 AI 方面，美国在前沿模型能力与商业变现上领先，闭源前沿模型仍定义能力上限，企业级变现走在前面；中国则以工程效率、开源生态、成本与用户规模追赶，DeepSeek 以 MoE、MLA、FP8、GRPO 等创新代表效率范式，豆包、通义等消费级应用用户规模较大。差距主要体现在最前沿能力、可靠性以及单体商业变现强度。

自动驾驶方面，美国 Waymo 在纯技术成熟度与无人驾驶里程上领先，十年先发带来技术与监管壁垒；中国在规模化运营、成本和政策开放上具备优势，萝卜快跑已在多城开展规模化收费运营，华为、Momenta 等渐进式量产智驾路线形成中国特色路径。纯 L4 技术中国约落后 1—2 年，但商业化落地与降本推进更快。

人形/具身机器人方面，美国在具身基础模型和资本投入上领先，OpenAI、Google 等持续入局，软件与具身大模型能力更强；中国在出货量、供应链配套和硬件成本上领先，宇树、智元形成头部格局，A 股在执行器、谐波减速器、丝杠模组等环节具备供给基础。差距主要集中在具身基础模型、VLA/世界模型，以及六维力矩传感器、高端芯片等高端核心零部件的自主能力。

4.2. 通往 AGI：机器人成为两类路线的汇合点

数字 AI 与物理 AI 机构正在同时涌入机器人领域。数字 AI 阵营中，OpenAI 在 2025 年重建机器人部门，谷歌 DeepMind 推出 Gemini Robotics，英伟达以 GEAR 实验室和 GR00T 押注具身智能，李飞飞从视觉转向空间智能与 World Labs；物理 AI 阵营则包括 Physical Intelligence、特斯拉 Optimus、Figure、波士顿动力，以及中国的宇树、智元等。机器人由此成为基础模型、世界模型、控制系统和硬件制造能力共同验证的场景。

这一汇合具备三重逻辑：1）物理接地假设，越来越多机构认为纯数字模型不足以达到稳健 AGI，智能需要在与物理世界的交互中被检验和塑造；2）世界模型是共同关切，而机器人是验证环境预测、动作规划和任务泛化的直接场景；3）物理世界数据稀缺，模型需要通过真实机器人和数据飞轮采集交互数据，才能突破仅依赖互联网语料的瓶颈。但汇合并并不意味着路线一致：一类路线把机器人视为大模型的新增模态，以 VLM/大模型扩展为主轴；另一类路线强调真实数据、控制优先和世界模型，并在“生成像素”还是“预测表征”上继续分化。MLLM、世界模型和控制系统的联合架构是重要方向之一，但其路径与时间表仍存在高度不确定性。

5. 风险提示

技术迭代不及预期的风险：数字 AI、物理 AI 技术进展低于预期，任务或应用场景拓宽速度低于预期。

大模型厂商 ARR 增速放缓的风险：若客户增长、续费率或客单价不及预期，模型厂商 ARR 增速可能放缓。

云服务商资本开支不及预期的风险：若自由现金流承压，或 AI 算力需求及投资回报低于预期，云服务商可能下调资本开支。

智能驾驶及机器人商业化落地不及预期的风险：若产品可靠性、成本下降或用户需求低于预期，相关产品商业化进程可能放缓。

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>