

计算机行业深度报告

世界模型：从“生成世界”到“控制世界”，物理 AI 打开工业软件与自动化重估空间

增持（维持）

2026 年 08 月 27 日

证券分析师 王紫敬

执业证书：S0600521080005

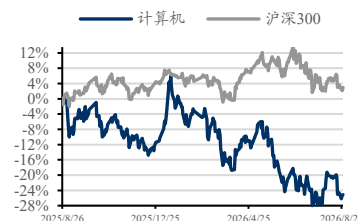
021-60199781

wangzj@dwzq.com.cn

投资要点

- **世界模型不是文生视频模型的新名字，而是让智能体能够“在行动之前预演后果”的内部模拟系统。**一个完整的世界模型至少要完成三件事：从多模态观测中形成对当前世界状态的表征；预测世界自身以及在不同动作干预下的状态变化；支持智能体比较不同动作路径并作出决策。仅能生成逼真视频、却无法接受动作输入和支持规划的模型，只能称为具有“世界先验”的生成模型，尚不能视为完整的可执行世界模型。
- **世界模型不会收敛到单一技术路线，最终形态将是生成模型、潜空间动力学、物理仿真和因果结构的混合架构。**视频生成模型解决数据扩增与场景覆盖问题，JEPA 和潜空间动力学解决低成本状态预测和规划问题，CAE、数字孪生及物理引擎解决精度、安全与可验证性问题，因果模型则试图解决分布外泛化和主动探索问题。我们判断，未来工业世界模型不会以“纯神经网络取代传统仿真”的方式发展，而将形成“机理模型提供边界、神经网络学习残差、实时数据校正状态、智能体执行闭环控制”的融合体系。
- **当前世界模型已经跨过技术概念期，但仍处于垂直场景商业化初期，而非通用物理智能成熟期。**2025 年以来，V-JEPA 2 已展示新环境中的零样本机器人规划，Genie 3 可实时生成可交互环境，Cosmos 3 开始将视觉推理、世界生成和动作生成统一到同一物理 AI 基础模型中。但这些进展主要证明模型能够“理解、模拟和短程控制”，距离复杂开放环境中的长期稳定运行仍有显著差距。
- **我们预计物理 AI 的第一轮商业化会发生在流程工业、工程仿真、汽车、仓储物流和建筑施工等高价值、半结构化场景。**这些场景具有任务边界清晰、数据可持续回流、错误成本可以量化、既有自动化系统可直接承接模型输出等特点。2024 年全球工业机器人新增安装量达到 54.2 万台，在役量达到 466.4 万台，中国占全球新增安装量的 54%，为物理 AI 提供了现成的传感器、控制器、机器人本体和生产数据基础。
- **当前世界模型投资主线聚焦已经掌握物理世界数据、机理模型和控制接口的企业。**关注三条主线：一是**流程工业自主运行**，建议关注中控技术；二是**物理仿真与工程世界模型**，建议关注品茗科技、奥比中光、敏芯股份、索辰科技；三是**工业智能体及数字主线**，建议关注能科科技；其余建议关注标的包括宝信软件、中望软件、鼎捷数智；感知、控制和执行层关注汇川技术、埃斯顿、奥普特。
- **风险提示：**技术进展不及预期。工业数据开放不及预期。商业化和标准化不及预期。工业客户资本开支波动。安全事故和监管风险。估值与业绩错配风险。

行业走势



相关研究

《液冷：下一代 AIDC 基础设施，

Rubin 带来行业确定性》

2026-07-22

《Intel 再度提价，国产 CPU 迎来历史性窗口》

2026-07-08

内容目录

1. 世界模型：人工智能由信息世界向物理世界进一步延伸	5
1.1. 世界模型主要用于表征并预测外部环境	5
1.1.1. 世界模型的核心是建立外部世界及其变化规律的内部表征	5
1.1.2. 区别于普通视频生成模型：世界模型的关键是“动作条件”	5
1.1.3. 世界模型、VLA、数字孪生和物理引擎分别解决不同环节的问题	6
1.2. 世界模型技术路线多元发展，长期有望走向融合	7
1.2.1. 潜空间动力学模型：最早成熟，也是控制场景最直接的路线	7
1.2.2. 像素级或视频生成路线：最适合构建虚拟训练世界	7
1.2.3. JEPA 联合嵌入预测路线：绕过像素，直接预测有决策价值的抽象状态	8
1.2.4. 显式物理和结构化世界模型：工业场景最不可替代的路线	8
1.2.5. 因果世界模型：仍处于前沿探索阶段	9
1.3. 世界模型已经进入能力跃迁期，但通用物理智能仍远未成熟	9
1.3.1. 发展阶段：从游戏中的“想象”，走向真实世界中的规划	9
1.3.2. 当前阶段判断：基础模型进入“GPT-2 至 GPT-3 前夜”，产业落地则呈现明显分层	10
1.3.3. 大语言模型与物理 AI 的区别：一个预测符号，一个必须承担行动后果	10
1.3.4. 当前世界模型的六大难点	11
2. 物理 AI：世界模型从“认知系统”走向“生产力系统”	12
2.1. 世界模型与物理 AI 的关系：世界模型是内部模拟器，物理 AI 是完整的感知—决策—执行闭环	12
2.1.1. VLA 与世界模型并非竞争关系，而是“动作生成”与“动作验证”的互补关系	12
2.1.2. 工业物理 AI 将以“数字孪生+世界模型+控制系统”形态率先落地	12
2.2. 物理 AI 应用场景：工业场景先于家庭，专用智能先于通用智能	13
2.2.1. 流程工业：物理 AI 最确定的第一落点	13
2.2.2. 离散制造和机器人操作：从固定自动化走向柔性自主生产	13
2.2.3. 自动驾驶：数据和算力规模最大、世界模型使用最深入的场景	13
2.2.4. 仓储物流：结构化环境与明确 ROI 推动规模应用	14
2.2.5. 建筑、矿山和能源：高风险环境推动“机器替人”	14
2.2.6. 家庭服务和通用机器人：空间最大，但兑现时间最晚	14
3. 投资建议：核心资产是掌握数据、机理和控制闭环	15
3.1. 关注能够控制物理过程的软件和系统	15
3.2. 流程工业自主运行：物理 AI 商业闭环清晰	15
3.2.1. 中控技术：流程工业物理 AI 或成关键落地场景	15
3.2.2. 宝信软件：钢铁工业数字底座向具身智能和自主运行延伸	16
3.3. 物理仿真与工程世界模型：物理 AI 的“训练场”和可靠性底座	16
3.3.1. 索辰科技：从物理世界建模到工业控制	16
3.3.2. 中望软件：从 CAD 工具向 CAx 一体化和 AI 设计平台升级	16
3.3.3. 品茗科技：通研院技术注入，技术根基雄厚	17
3.3.4. 奥比中光：物理 AI 的 3D 视觉基础设施与世界模型数据入口	17
3.3.5. 敏芯股份：MEMS 多模态传感，形成向具身智能延伸的产品储备	18
3.4. 工业智能体与数字主线：最先看到 AI 收入兑现的板块	19
3.4.1. 能科科技：商业化验证充分	19

3.4.2. 鼎捷数智：从 ERP/MES 延伸到 IT—OT 闭环.....	19
3.5. 感知、控制与执行层：物理 AI 放量的基础设施	19
3.5.1. 汇川技术：运动控制与机器人核心平台.....	19
3.5.2. 埃斯顿：国产工业机器人本体和控制算法.....	20
3.5.3. 奥普特：机器视觉构成物理 AI 的高精度感知入口	20
4. 产业趋势判断：2026—2030 年物理 AI 将经历三轮价值迁移.....	20
5. 风险提示	21

图表目录

表 1: 世界模型四层能力..... 6

表 2: 世界模型、VLA、数字孪生、物理引擎对比 6

表 3: 大语言模型与物理 AI 差异 10

1. 世界模型：人工智能由信息世界向物理世界进一步延伸

1.1. 世界模型主要用于表征并预测外部环境

1.1.1. 世界模型的核心是建立外部世界及其变化规律的内部表征

世界模型目前并不存在完全统一的技术定义，但不同技术路线的共同核心均指向“对环境状态及环境变化规律进行建模，并利用该模型支持预测和决策”。世界模型并不是生成式 AI 出现之后才产生的概念。2018 年《World Models》，提出视觉模型、记忆模型和控制器组成的基本框架：首先将高维视觉信息压缩为低维表示，其次学习环境状态随时间演化的规律，随后允许智能体在学习得到的内部环境中训练控制策略，再迁移至真实环境。

从最基本的数学关系来看，世界模型试图学习：

$$s_{t+1} = f(s_t, a_t)$$

其中， s_t 代表当前世界状态， a_t 代表智能体采取的动作， s_{t+1} 代表动作发生之后的世界状态。现实环境中，摄像头、雷达、触觉等传感器无法直接获得“完整世界状态”。

因此实际世界模型通常首先将观测信息编码为潜在状态：

$$z_t = \text{Encoder}(o_t \leq t)$$

随后学习：

$$z_{t+1} \sim p_\theta(z_{t+1} | z_t, a_t)$$

并进一步预测奖励、风险或目标完成程度，通过比较多个候选动作的未来结果完成规划。其中， o_t 代表摄像头、语言、声音、雷达、触觉、力觉、设备时序等在 t 时刻的观测值， z_t 是模型形成的内部世界状态， a_t 是智能体采取的动作。模型通过预测不同动作对应的未来状态、奖励或成本，选择最接近目标的动作序列。

因此，世界模型本质上解决两个问题：第一，当前世界处于什么状态；第二，在世界自然演化或者智能体采取不同动作之后，未来状态会发生怎样的变化。

1.1.2. 区别于普通视频生成模型：世界模型的关键是“动作条件”

生成一段看起来合理的视频，并不意味着模型已经具备完整世界模型能力。世界模型更关键的能力在于预测不同动作带来的不同未来。

传统视频生成模型主要学习：

$$P(\text{Video} | \text{Text})$$

或：

$$P(\text{Frame}_{t+1} | \text{Frame}_{\leq t})$$

模型的目标是根据文本或者历史视频生成视觉上合理的后续画面。

而世界模型则进一步加入动作：

$$P(\text{State}_{t+1} | \text{State}_t, \text{Action}_t)$$

只有能够比较不同动作所对应未来状态的模型，才能真正参与机器人规划。以机械臂抓取杯子为例，普通视频模型可以生成“机械臂拿起杯子”的合理画面，但真实机器人需要进一步判断：从杯口抓取还是杯身抓取、采用多大夹持力、沿哪条轨迹运动、是否可能碰撞周围物体、杯中液体是否可能洒出。

因此，我们建议从四层能力理解世界模型：

表1：世界模型四层能力

层级	核心能力	典型输出	是否足以支持物理 AI
环境理解	当前世界是什么状态	对象、属性、位置、空间关系	感知基础
环境预测	如果不行动，世界如何变化	未来状态、运动轨迹	被动预测
动作条件预测	如果执行动作 A/B，分别会怎样	条件未来状态	世界模型核心能力
规划决策	哪个动作更接近目标且风险更低	动作序列、控制策略	形成自主智能

数据来源：东吴证券研究所整理

1.1.3. 世界模型、VLA、数字孪生和物理引擎分别解决不同环节的问题

世界模型、VLA、数字孪生和 CAE 并非相互替代的四条竞争路线，而是未来物理 AI 系统中可能相互融合的不同模块。

表2：世界模型、VLA、数字孪生、物理引擎对比

技术	核心功能	典型输入	典型输出	主要优势	主要不足
LLM/VLM	知识理解、语言及视觉推理	文本、图像、视频	Token、答案、任务规划	通用知识和推理能力强	对连续动力学及物理反馈建模不足
VLA	将视觉语言直接映射到动作	图像、语言、机器人状态	机器人动作	端到端、响应直接	对动作后果的显式预测较弱
世界模型	模拟世界及动作后果	当前状态+动作	未来状态	能够预测和规划	模型误差可能累积

CAE/物理引擎	根据显式物理规律模拟	几何、材料、边界条件	应力、流场、运动等	精度、可解释性较高	建模及计算成本较高
数字孪生	映射特定真实设备或工厂	结构数据+实时传感数据	实体实时数字映射	与真实对象结合紧密	泛化范围较窄

数据来源：东吴证券研究所整理

世界模型与数字孪生的融合将构成工业物理 AI 的主线。数字孪生提供设备几何、材料、工艺和控制边界，世界模型学习传统机理模型难以表达的复杂残差和环境变化，实时传感器数据不断校正模型状态，智能体再将优化结果发送给控制系统。工业场景真正需要的是能够把生产参数误差控制在安全和质量要求内的动态预测模型。

1.2. 世界模型技术路线多元发展，长期有望走向融合

1.2.1. 潜空间动力学模型：最早成熟，也是控制场景最直接的路线

潜空间世界模型通过将高维观测压缩到低维状态空间，再学习动作条件下的状态转移规律，具有较高计算效率，是世界模型最经典的技术路线之一。

现实视频中包含大量与任务无关的信息。例如机械臂抓取过程中，背景墙颜色、地面纹理以及远处灯光变化对抓取任务的重要性较低。如果逐像素预测所有细节，需要消耗大量模型容量。

潜空间路线首先通过编码器：

$$o_t \rightarrow z_t$$

将高维观测压缩到潜空间，再学习：

$$(z_t, a_t) \rightarrow z_{t+1}$$

随后利用预测到的未来潜状态训练策略或者进行模型预测控制。

Dreamer 系列是这一方向的重要代表。Dreamer 通过学习环境模型并在模型内部生成未来轨迹，使智能体能够大量进行“想象式”强化学习；DreamerV3 进一步以统一配置在超过 150 项不同任务中取得较强表现。**该路线的核心优势是计算成本较低、适合连续控制；**主要问题是状态压缩可能遗漏真正影响任务的物理变量。如果模型没有正确编码物体重量、接触状态或者被遮挡对象，即使潜空间中的预测非常稳定，也可能在真实世界中出现系统性偏差。

1.2.2. 像素级或视频生成路线：最适合构建虚拟训练世界

视频生成世界模型将视觉世界离散为 Token 或压缩到潜空间，再通过自回归模型

或扩散模型生成未来帧，核心价值是建立可交互、可扩展的训练环境。

我们判断，视频生成路线在未来三年最直接的商业价值不是替代控制模型，而是成为自动驾驶、机器人和工业视觉的“数据工厂”。

实现上通常包括视频 Tokenizer 或 VAE、时空 Transformer 或 DiT、动作条件模块、文本或图像条件模块以及长时一致性记忆。模型可以根据当前画面和动作生成未来视频，也可以生成不同天气、光照、道路、工厂和机器人交互场景。

该路线的优势是能够保留丰富视觉细节，并通过合成数据覆盖真实世界中难以采集的事故、故障和极端场景；不足是像素生成消耗大量算力，视觉逼真不等于动力学正确，而且长时间生成容易出现物体身份漂移、空间结构变化和误差累积。

Genie 3 和 Cosmos 代表这一方向。Cosmos 3 进一步将视觉理解、世界生成和动作生成统一到一个 Omnimodal 模型中，并允许企业使用特定摄像头、机器人本体和场景数据进行后训练。

1.2.3. JEPA 联合嵌入预测路线：绕过像素，直接预测有决策价值的抽象状态

JEPA 路线不试图重建每一个像素，而是在抽象表示空间预测被遮挡区域或未来状态，从而将计算资源集中在对象、运动、交互关系等决策相关信息上。

JEPA 最有潜力成为机器人和智能体的高层状态模型，但目前仍需要解决长程规划、多模态触觉和精细控制问题。

V-JEPA 的编码器将视频转化为抽象嵌入，预测器根据上下文预测目标嵌入。由于模型可以忽略树叶摆动、纹理噪声等不可预测且与任务无关的信息，其训练和样本效率优于逐像素生成。Meta 披露，早期 V-JEPA 相较部分生成式方法可实现 1.5—6 倍训练效率提升。

V-JEPA 2 首先使用超过 100 万小时视频和 100 万张图像进行无动作预训练，再加入带动作的机器人数据训练预测器。Meta 披露，仅使用 62 小时机器人动作数据，模型即可以支持规划和控制；在未见环境和未见物体的拾取放置任务中，部分任务成功率达到 65%—80%。这些结果说明，大规模无标签视频可以承担“学习世界先验”的功能，而昂贵的机器人动作数据主要用于建立动作与结果之间的映射。

1.2.4. 显式物理和结构化世界模型：工业场景最不可替代的路线

显式物理路线依靠 3D/4D 场景、物体拓扑、材料属性、运动约束和物理方程构建世界，其商业价值主要来自精度、可解释性与安全验证。

我国在世界模型领域最具产业基础的资产，恰恰集中在 CAE、工业控制、数字孪生、工业软件和机器视觉。

该路线包括：CAE 中的有限元、计算流体力学、电磁和多物理场耦合；机器人和自动驾驶中的 3D 占据栅格、场景图、点云、NeRF 和 3D Gaussian；工厂中的数字孪生、离散事件仿真和控制系统仿真；可微物理引擎和神经算子；“机理模型+数据驱动模型”的混合建模。

在工业场景中，模型必须处理毫米级甚至更高精度、材料形变、流体反应、摩擦、焊接、振动和设备老化。仅依靠互联网视频难以获得这些变量，显式物理模型因此不是旧技术，而是物理 AI 的可靠性底座。

NVIDIA 所描述的物理 AI 开发流程同样以高保真物理仿真、数字孪生、合成数据、强化学习和真实部署构成闭环，而不是单独依靠一个端到端模型。

1.2.5. 因果世界模型：仍处于前沿探索阶段

因果世界模型试图从相关性预测升级到干预性预测，即识别“哪些变量真正导致了结果变化”。因果模型不会独立成为第五套产业基础设施，而会逐步嵌入潜空间世界模型、物理仿真和强化学习之中，成为提升泛化与主动探索能力的模块。

其潜在实现包括从高维观测中提取可解释的因果变量，学习变量之间的因果图和状态转移关系，通过主动干预检验因果结构，并主动生成失败案例和边缘场景。

因果路线理论上能够改善分布外泛化：机器人不仅记住“某个画面下采用某个动作”，而是理解物体质量、支撑关系、摩擦和动作结果之间的机制。但现实世界中的因果变量往往不可直接观测，因果结构也会随任务、设备和环境变化，目前尚未形成可规模复制的通用商业产品。

1.3. 世界模型已经进入能力跃迁期，但通用物理智能仍远未成熟

1.3.1. 发展阶段：从游戏中的“想象”，走向真实世界中的规划

世界模型大致经历了三个阶段。

第一阶段是 2018—2022 年的模型强化学习阶段。世界模型主要在游戏和标准控制环境中验证，核心目标是减少真实环境交互次数，提高强化学习效率。

第二阶段是 2023—2024 年的视频基础模型阶段。模型开始利用互联网视频学习对象、动作和空间变化规律，Genie、V-JEPA 等路线形成，世界模型从特定任务模型走向大规模预训练模型。

第三阶段是 2025 年以来的“动作条件化与物理 AI”阶段。V-JEPA 2 开始直接支持真实机器人规划，Genie 3 实现实时可交互世界，Cosmos 3 将视觉推理、世界生成和动

作生成融合，产业关注点从“模型能否生成未来”转向“模型能否用于训练和控制机器”。

1.3.2. 当前阶段判断：基础模型进入“GPT-2 至 GPT-3 前夜”，产业落地则呈现明显分层

从技术能力看，世界模型已经证明可行；从产业化看，仍主要是垂直场景早期部署。

当前的模型已具备重要能力：（1）能够从大规模无标签视频中学习物理和行为先验；（2）能够生成可交互环境并用于智能体训练；（3）能够在有限任务中进行动作条件预测和短程规划。但尚未解决四项决定通用性的能力：（1）长时间保持对象身份、空间关系和动力学一致；（2）在开放世界中可靠处理未见材料、工具、环境和人类行为；（3）将视觉预测转化为高频、低延迟、高精度的连续控制；（4）对预测不确定性、安全边界和失败后果进行严格量化。

Meta 为 V-JEPA2 同步发布新的物理推理基准，并指出人类准确率达到 85%—95%，现有顶尖模型仍存在明显差距。这意味着世界模型还没有形成类似语言模型 MMLU、代码测试集那样稳定统一的能力评价体系，不同厂商展示的机器人、游戏和视频结果也难以直接横向比较。

我们将 2026 年的世界模型定义为“技术拐点已至、收入拐点分行业出现、通用智能拐点尚未到来”。

流程工业、工程设计、汽车和仓储已经具备商业化基础；开放道路和复杂户外环境处于加速期；家庭通用机器人仍处于持续迭代而非规模放量阶段。

1.3.3. 大语言模型与物理 AI 的区别：一个预测符号，一个必须承担行动后果

物理 AI=世界模型（大脑）+具身（四肢）。严格来说，物理 AI 是系统形态，大语言模型是模型形态。从能力边界看，两者存在以下根本差异。

表3：大语言模型与物理 AI 差异

维度	大语言模型	物理 AI/世界模型
主要训练数据	文本、代码、图像和互联网知识	视频、3D、设备时序、动作、力觉、触觉和真实反馈
核心状态	离散 Token 和语义上下文	连续、部分可观测、动态变化的物理状态
主要任务	预测下一个 Token 或生成内容	预测下一状态、规划动作并改变环境
时间要求	秒级响应通常可接受	高层规划可为秒级，底层控制通常要求毫秒级
错误代价	多数情况下是信息错误	可能造成碰撞、停产、质量事故和人身风险

学习方式	以离线预训练和后训练为主	离线训练、仿真强化学习、在线校准和持续反馈并存
评价标准	正确率、偏好、语言质量	成功率、稳定性、精度、能耗、安全性和经济回报
部署形态	云端软件为主	云、边、端、控制器和执行器协同

数据来源：NVIDIA，东吴证券研究所整理

NVIDIA 对物理 AI 的定义是，让摄像头、机器人和自动驾驶汽车等自主系统能够在物理世界中感知、理解、推理并执行复杂动作；其输入不仅是语言和图像，还包括真实传感器数据，并最终转化为机器可执行的动作。

语言模型解决“知道什么、如何描述”，物理 AI 必须进一步解决“世界现在怎样、下一步会怎样、我应该怎么做、动作是否安全”。

1.3.4. 当前世界模型的六大难点

第一，真正稀缺的不是视频，而是与动作和后果对齐的数据。互联网视频能够告诉模型“人怎样拿杯子”，却通常不包含机械臂关节角、末端力矩、物体质量、摩擦系数、抓取失败原因和控制频率。世界模型需要成功数据，也需要碰撞、滑落、过载、停机等失败数据，而失败数据在真实工业系统中既昂贵又危险。

第二，物理世界是部分可观测的，模型必须推断隐藏状态。摄像头无法直接看到物体内部应力、设备磨损、液体黏度、物体重量和被遮挡对象。世界模型需要融合视觉、声音、雷达、温度、压力、振动、力觉及历史状态，形成具有对象永久性和不确定性表达的内部状态。

第三，长程预测误差会以乘法方式累积。语言模型单个 Token 错误可能在后文被纠正，世界模型对一次摩擦、碰撞或物体姿态的错误判断会使后续整条轨迹失效。因此，物理 AI 更适合滚动预测和模型预测控制：每执行一个短动作就重新感知和规划，而不是一次生成完整长程动作。

第四，高层推理与底层控制存在数量级不同的时间尺度。大模型可以负责分钟级任务拆解和秒级路径规划，但电机控制、平衡、避障和力控制通常必须由毫秒级小模型或传统控制器完成。未来主流架构将是“大脑负责目标与规划、小脑负责运动控制、安全控制器负责硬约束”，而非一个超大模型直接驱动所有电机。

第五，仿真与现实之间始终存在域差异。仿真可以低成本生成海量数据，但真实材料、传感器噪声、零部件间隙、光照、磨损和人类行为无法完全复现。解决路径不是单纯提升画质，而是通过参数随机化、真实数据校准、在线系统辨识和“机理模型+学习残差”缩小差距。

第六，安全验证和经济性决定模型能否进入生产系统。工业客户需要的是稳定提升

良率、能耗、产量和设备利用率的系统，而非一次成功的演示。模型必须给出置信度、可回退策略、动作边界和故障隔离机制，并证明节省的人工、能源和停机损失能够覆盖模型、算力、传感器和实施成本。

2. 物理 AI：世界模型从“认知系统”走向“生产力系统”

2.1. 世界模型与物理 AI 的关系：世界模型是内部模拟器，物理 AI 是完整的感知—决策—执行闭环

“世界模型是物理 AI 的大脑，物理 AI 是搭载世界模型的具身实体”作为直观表达基本成立，但严格说，世界模型只是物理 AI 大脑中负责预测和模拟的核心模块。

一个完整物理 AI 系统至少包括：

[传感器→世界状态表征→世界模型预测→规划/策略→控制器→执行器→环境反馈]

其中：传感器负责把物理世界转化为数字信号；世界模型负责判断当前状态并预测动作后果；VLA 或规划器负责根据目标生成动作；小脑模型、运动控制器和 PLC 负责高频执行；安全系统负责限制模型不能越过的动作边界；反馈数据重新进入模型，形成持续学习闭环。

没有世界模型的机器人，本质上是更复杂的自动化设备；只有世界模型而没有执行器的系统，本质上仍是一个模拟或预测工具。物理 AI 的产业价值来自两者结合，即模型不仅能够预测，而且能够通过机器改变物理环境并获得真实反馈。

2.1.1. VLA 与世界模型并非竞争关系，而是“动作生成”与“动作验证”的互补关系

VLA 通常直接学习：

[视觉+语言+机器人状态→动作]

世界模型则学习：

[当前状态+候选动作→未来状态]

理想的模型化 VLA 会先生成多个候选动作，再由世界模型预测其结果，最终执行风险最低、目标达成概率最高的动作。端到端 VLA 提供反应速度，世界模型提供“先想后做”的能力。

未来机器人模型不会简单从 VLA 切换到世界模型，而会形成“VLA 策略模型+世界模型价值评估+低层运动控制”的组合。

2.1.2. 工业物理 AI 将以“数字孪生+世界模型+控制系统”形态率先落地

工厂本身已经具有大量可供物理 AI 使用的基础设施，包括 DCS、PLC、SCADA、MES、历史数据库、工业相机、机器人、数字孪生和 CAE 模型。世界模型可以在这些系统之上学习工况变化、设备状态和动作后果，控制系统则可以直接执行模型输出。

2026 年《“人工智能+制造”专项行动实施意见》明确提出强化工业机理与智能体决策模型融合、智能体与工业系统之间的交互适配，并推动工业智能体、工业软件与 AI 深度融合。十五五规划纲要进一步提出统筹布局具身智能实训场、推进虚实融合训练、研究物理人工智能以及大小脑一体化具身模型。

政策方向已经从“建设数字化系统”升级为“让模型进入工业系统并参与决策和执行”，这正是物理 AI 商业化的核心分水岭。

2.2. 物理 AI 应用场景：工业场景先于家庭，专用智能先于通用智能

2.2.1. 流程工业：物理 AI 最确定的第一落点

化工、石化、电力、冶金和制药是物理 AI 商业化确定性最高的场景。

流程工业具有连续生产、停机损失高、设备数据密集、控制变量多和专家经验稀缺等特点。物理 AI 可以用于：工艺参数预测和实时优化；异常工况预警及根因分析；能耗、产量和质量多目标优化；设备健康预测和预防性维护；无人调度及自主运行；危险区域巡检和机器人作业。

其优势是生产过程本身已经高度数字化，模型可以直接读取时序数据，并通过 DCS、PLC 和 UCS 执行参数调整。相比家庭机器人，流程工业不需要模型理解无限种物品和人类意图，只需要在明确安全边界内持续追求稳定、质量和能效。

2.2.2. 离散制造和机器人操作：从固定自动化走向柔性自主生产

物理 AI 将使工业机器人从“重复预编程动作”升级为“根据对象和环境实时调整动作”。

主要场景包括柔性装配、无序抓取、焊接、打磨、质检、上下料、搬运以及人机协作。世界模型可以预测不同抓取点、接触力和运动轨迹的结果；机器视觉负责识别对象和缺陷；运动控制器负责将策略转化为高精度动作。

截至 2024 年底，全球工业机器人在役量已经达到 466.4 万台，中国在役量超过 200 万台。庞大的存量设备意味着，物理 AI 不仅对应新增机器人销量，也对应存量机器人的视觉、控制器、软件和智能化改造。

2.2.3. 自动驾驶：数据和算力规模最大、世界模型使用最深入的场景

自动驾驶本质上是一个在开放物理环境中持续运行的世界模型系统。

车辆必须预测行人、车辆、信号灯和道路结构的未来变化，判断自身动作对交通环境的影响，并在毫秒级完成规划和控制。世界模型可用于生成极端天气、遮挡、事故和罕见交通参与者等长尾场景，也可在潜空间中预测多条驾驶轨迹。

自动驾驶具有海量真实驾驶数据和清晰的闭环评价指标，但同时面临最高的安全门槛。我们判断，世界模型首先会显著降低自动驾驶训练数据和仿真成本，其次才会逐步成为车端规划模型的核心组成部分。

2.2.4. 仓储物流：结构化环境与明确 ROI 推动规模应用

仓库、港口和配送中心具有地图相对稳定、任务可标准化、人工成本可量化等特点。物理 AI 可以用于 AMR 路径规划、动态避障、托盘识别、机器人拣选、多机器人调度和仓储数字孪生。

该领域的难点小于家庭环境，商业回报又比单纯展示型机器人清晰，预计将成为工业制造之后第二批大规模部署场景。

2.2.5. 建筑、矿山和能源：高风险环境推动“机器替人”

建筑施工、矿山和能源设施是物理 AI 中价值量高、但工程化要求更强的场景。

建筑工地会持续变化，涉及吊装、塔机、泵车、巡检和人员安全；矿山涉及复杂地形、粉尘、弱光和无人运输；风电、光伏、油气和电网则需要长期巡检及设备预测维护。

这些场景不适合纯端到端模型，而需要 BIM/GIS、数字孪生、工程规则、物理仿真和实时感知共同构成结构化世界模型。

2.2.6. 家庭服务和通用机器人：空间最大，但兑现时间最晚

家庭环境具有物品种类无限、空间持续变化、人机交互复杂、安全责任高和单机成本敏感等特点。机器人不仅要识别对象，还要理解家庭成员意图、脆弱物品、宠物、儿童和大量未见任务。

通用机器人是世界模型能力的终极验证场，但不是当前三年内最确定的利润来源。在家庭通用智能真正成熟之前，物理 AI 将首先以工业专用机器人、仓储机器人、汽车和智能装备的形式创造收入。

3. 投资建议：核心资产是掌握数据、机理和控制闭环

3.1. 关注能够控制物理过程的软件和系统

物理 AI 的价值链可以拆为感知、建模、预测、规划、控制和执行六层，其中利润率和差异化最高的环节集中在世界模型、物理仿真、工业软件和控制平台。

我们按照三个维度筛选板块：

第一，企业是否掌握难以公开获得的物理数据和行业 Know-how。工业客户的数据通常无法像互联网文本一样被公开抓取，已嵌入客户生产流程的企业具有天然数据壁垒。

第二，企业是否拥有模型输出进入真实系统的控制接口。仅提供分析报告的 AI 产品价值有限，能够连接 PLC、DCS、SCADA、机器人和工程软件的企业才可能形成决策闭环。

第三，企业是否已经形成可复制的产品收入，而不是长期依赖定制项目。标准化平台、软件许可、订阅和按效果付费模式将获得更高估值，而项目制集成的估值上限相对较低。

3.2. 流程工业自主运行：物理 AI 商业闭环清晰

3.2.1. 中控技术：流程工业物理 AI 或成关键落地场景

公司同时拥有工业数据、控制系统、时序模型和执行入口。

公司 TPT 时间序列大模型被定位为自主运行工厂 AOP 的“智慧大脑”，针对设备曲线、物料反应和工业时序数据进行预测。公司披露 TPT 具备模拟、控制、优化、预测和评估五大能力，可生成控制策略、优化方案和瓶颈分析，并进一步构建生产状态感知、异常预警和优化智能体。

更重要的是，中控并非只提供模型。公司拥有控制系统、工业网络、UCS 和大量工业软件，可形成“感知—认知—决策—执行”闭环。2025 年，公司已经在万华宁波、湖北兴瑞、广西华谊、兰州石化、金坛储气库等场景部署 TPT 或自主运行方案，覆盖氯碱、气化、炼化、油气和矿山等行业。

2025 年公司营业收入 80.73 亿元，同比下降 11.66%；归母净利润 4.41 亿元，同比下降 60.48%。尽管当前尚未完全抵消传统业务和转型投入压力，但公司工业 AI 战略方向明确，有望快速兑现，主要建立在 AOP 从单点项目转向跨装置复制、软件订阅及按效果付费。若其能够将控制系统客户转化为持续付费的工业 AI 客户，公司商业模式将从自动化设备与项目交付逐步升级为高黏性的工业自主运行平台。

3.2.2. 宝信软件：钢铁工业数字底座向具身智能和自主运行延伸

公司深度嵌入钢铁及大型制造企业，其工业软件、MES、PLC、工业互联网和现场数据构成了训练工业世界模型的稀缺基础。

公司 2025 年年报提出围绕 MES、ERP 等核心工业软件重塑“AI+数智”产品体系，并布局重载轮式具身智能机器人，计划在钢铁、有色、3C、电子和汽车行业构建应用场景。

从应用场景来看，宝信更偏向钢铁行业工业软件、信息化和集团级数字底座；相比普通软件公司，宝信又具有工业现场和自动化能力。其物理 AI 价值主要来自钢铁场景中的设备巡检、无人运输、生产调度、质量控制及高危作业替代。

3.3. 物理仿真与工程世界模型：物理 AI 的“训练场”和可靠性底座

3.3.1. 索辰科技：从物理世界建模到工业控制

公司具备从物理世界建模—仿真数据生成—模型训练—工业控制的完整链条。

传统 CAE 通过流体、结构、声学、电磁和多物理场耦合计算预测产品性能，本质上是一种显式工程世界模型。索辰在此基础上推出“开物”物理 AI 平台，将物理仿真引擎、训练一体化平台和垂直场景解决方案结合，可进行 4D 物理现象实时仿真与预测，并形成“参数采样—仿真执行—模型训练—优化决策”的闭环。

公司整合力控科技后，进一步获得 SCADA、实时历史数据库、工业控制和边缘网关能力。这一变化使其从主要服务研发设计阶段的 CAE 企业，开始具备连接运行现场数据的能力，即从“设计阶段模拟物理世界”延伸到“运行阶段持续校正和控制物理世界”。

2025 年公司主营业务收入 4.66 亿元，同比增长 22.96%，综合毛利率 68.16%；其中传统“天工”工程仿真软件收入 1.98 亿元，“开物”工程仿真软件及仿真产品开发合计约 0.58 亿元，说明物理 AI 业务已开始形成收入，但仍处于较小规模。

3.3.2. 中望软件：从 CAD 工具向 CAx 一体化和 AI 设计平台升级

中望软件的物理 AI 逻辑来自 CAD、CAE、CAM 和云协同构成的工程数字主线。

世界模型要准确模拟工业产品，首先需要准确的几何结构、材料和工程约束。中望的二维 CAD、三维 CAD、CAE 和 CAM 产品能够覆盖产品从设计、仿真到制造的数据链条。公司 2025 年年报明确提出探索 AI 技术与 CAx 软件深度融合，利用多年积累的行业 Know-how 构建差异化 AI+CAx 解决方案。

公司在 2026 年产品体系中继续强化“3D+CAE/CAM+云”和“CAD+云+AI+行业”的一体化能力。

3.3.3. 品茗科技：通研院技术注入，技术根基雄厚

公司的物理 AI 逻辑在于通研院技术注入下的“大小脑”架构与建筑场景的闭环。

2025 年 9 月，北京通用人工智能研究院（通研院）全资产业转化平台通智科技受让公司 15.92% 股份，成为第二大股东；2026 年 1 月，通研院常务副院长董乐进入董事会。这标志着通研院从战略背书方转变为公司第二增长曲线的直接技术供给方。通研院由朱松纯教授领衔，是科技部与北京市共建的 AI “国家队”，其“四通”技术底座（通用认知、通界交互理解、通境环境构建、通智测试）构成从算法、仿真到测试的全链条研发能力，品茗由此获得内部化、低成本的前沿算法来源。

技术架构上，双方实践“大小脑”分层协同：大脑层由通研院主导，负责长程规划、场景理解与复杂决策，核心包括“低幻觉”可信 AI 与 Control VLA 框架；小脑层联合宇树科技、乐聚智能、松延动力等本体企业，负责精准运动控制与动态避障；品茗作为神经中枢层，将大脑与小脑深度耦合并植入建筑作业流程。2026 年 3 月工信部发布的《人形机器人与具身智能标准体系》首次以国家标准形式确立“类脑与智算（大小脑）”路线，公司先行实践获得顶层确认。通智科技已成立子公司茗芯智脑，专门承接具身智能大脑的产业落地。

在此基础上，公司将 AI 从软件延伸至物理施工设备，路径包括多模态工地巡检、塔吊自主路径规划、动态避障与三维自动轨迹运行，并进一步探索泵车和隧道施工机械。建筑工地中的 BIM 模型、施工计划、设备位置、人员位置和安全规则，共同构成持续更新的建筑世界模型。

2025 年公司收入 4.37 亿元，同比下降 2.29%，综合毛利率 73.43%；其中建筑信息化软件收入 2.37 亿元，智慧工地收入 2.01 亿元。公司提出到 2027 年底，AI 直接驱动或构成核心溢价的产值占总收入 30% 以上，未来物理 AI 或将成为公司核心增长动能。

3.3.4. 奥比中光：物理 AI 的 3D 视觉基础设施与世界模型数据入口

奥比中光为世界模型提供高精度三维感知的数据入口与仿真标准，定位为“机器人与 AI 视觉产业中台”，以“感知即服务”模式支撑物理 AI 全链条落地。

奥比中光沿两条路径构建数据采集底座：真实世界数据方面，公司推出 EGO RGB-D 第一人称采集设备，基于 Gemini 330 相机与 MX6800 芯片同步采集 RGB、Depth 和 IMU 数据，面向 VLA 及世界模型训练场景。公司与蚂蚁灵波联合发布的 LingBot-Depth

2.0 基于 1.5 亿规模数据训练；根据公司披露，其在 16 项公开评测中的 12 项取得 RMSE 最优结果，大面积深度缺失场景降幅约 53%。**仿真适配方面**，Gemini 系列相机已进入 NVIDIA Isaac Sim，并与 Isaac Perceptor 集成，为仿真训练和现实部署提供相对一致的传感器模型。公司同时覆盖结构光、iToF、dToF、双目及激光雷达等技术方向，形成芯片、算法和光机系统协同的产品体系。

技术纵深上，公司构建“芯片+算法+光机”三位一体全栈矩阵，累计完成超 10 款芯片流片，覆盖 iToF、dToF 感光芯片及专用 ASIC 算力芯片，横向涵盖结构光、iToF、dToF、双目、Lidar、工业三维测量六大领域。与蚂蚁灵波联合开发的 LingBot-Depth2.0 空间感知模型，形成“芯片级深度直出+模型级深度增强”方案，在 16 项公开评测中 12 项 RMSE 最优，大面积缺失场景降幅约 53%；训练与推理同构，从 EGO 数据采集到 Gemini330 端侧深度增强引擎形成 RGB-D 全链路闭环。

客户生态方面，公司 3D 视觉方案已成为物理 AI 感知层行业标配：人形机器人领域覆盖智元、优必选、宇树等国内主要厂商；服务机器人覆盖普渡、擎朗、高仙；工业领域与斯坦德、优傲 UR 合作。产能端依托顺德+越南双基地，具备千万级 3D 视觉传感器及百万级机器人终端量产能力。

公司具备是世界模型训练数据（真实采集+仿真标准）与机器人端侧感知的双重卡位，以及全栈自研芯片带来的成本与交付壁垒；风险是人形机器人量产节奏低于预期、3D 视觉模组单机价值量随规模化下降，以及国际巨头（苹果、微软、索尼、RealSense）在高端市场的竞争挤压。

3.3.5. 敏芯股份：MEMS 多模态传感，形成向具身智能延伸的产品储备

如果 3D 视觉解决“机器人看见什么”，MEMS 则进一步解决“机器人怎么运动、听到了什么、受到多大压强和力”。世界模型真正获得完整物理状态，需要视觉之外的数据。例如机械臂进行插接任务时，仅通过摄像头很难判断插头已经接触插孔还是受到异常阻力，需要压力或力传感数据；机器人运动过程中，需要 IMU 实时判断加速度、角速度和姿态变化。从 Physical AI 需求看：视觉+惯性+压力+声学+力觉共同构成更加完整的物理状态。

敏芯股份长期布局 MEMS 平台，已经覆盖声学、压力及惯性等技术方向。2025 年公司年报明确提出，由声学、压力/微差压、惯性等基础技术进一步衍生高信噪比声学、防水声学、触控压感、MEMS 六维力、高性能车载惯性等传感器，为具身智能、工业等新兴市场进行产品准备。公司惯性产品也开始进入新的增长阶段。2025 年惯性传感器收入达到 5233 万元，同比增长 120.94%；新工艺加速度传感器进入送样，并持续推进 MEMS 陀螺产品。

经营层面，公司 2025 年实现收入 6.21 亿元，同比增长 22.69%；归母净利润 3599

万元，在连续亏损后实现扭亏。

3.4. 工业智能体与数字主线：最先看到 AI 收入兑现的板块

3.4.1. 能科科技：商业化验证充分

能科科技的突出优势是 AI 业务已经从概念进入收入和利润表。

2025 年，公司完成 25 个工业智能体，覆盖“AI+具身产品智能化”“AI+工业研制智能化”和“工业软件+AI”，并在 70 余家行业龙头或重点企业中落地。AI 产品与服务收入达到 4.60 亿元，同比增长 68.52%，毛利率 49.95%，AI 收入占比由 2023 年的不足 3%提升至 2025 年的 30%。

公司同时拥有覆盖研发设计和生产制造的工业软件能力，并通过半物理仿真和数字孪生建设柔性生产线。因此，能科并非单纯提供办公智能体，而是在 CAD、CAE、CAM、EDA、PLM、MOM 等工业系统基础上构建研发和制造智能体。

3.4.2. 鼎捷数智：从 ERP/MES 延伸到 IT—OT 闭环

鼎捷数智的差异化在于同时覆盖企业管理软件、工厂设备数据和控制器，能够将智能体决策向设备反向控制延伸。

公司披露，2025 年 AI 相关业务签约金额接近 2 亿元，并已在汽配、装备、电子、家电和化工行业形成案例。其 AIoT 体系通过天枢控制器采集设备数据，工业软件和 AI 智能体进行分析，再将决策转化为控制指令，实现数字空间与物理设备之间的闭环。

鼎捷数智的物理 AI 映射强于传统 ERP 厂商，但其收入仍以工业软件和实施服务为主，需要通过 AI 原生基础设施和价值分润模式提升商业模式质量。

3.5. 感知、控制与执行层：物理 AI 放量的基础设施

3.5.1. 汇川技术：运动控制与机器人核心平台

汇川技术的价值在于连接模型和物理设备，是物理 AI “小脑”和执行层的重要平台。

公司业务覆盖伺服、变频器、控制器、工业机器人和机器视觉，并持续强化“机器人+视觉”融合以及人形机器人运动控制、核心零部件和批量制造能力。

世界模型不会替代运动控制器。模型负责预测和规划，伺服、电机、控制器和安全系统负责高频、稳定、精确地执行动作。物理 AI 机器人销量越大，汇川所覆盖的运动

控制和核心部件价值量越高。

汇川技术是物理 AI 产业扩张中的稳健硬件平台，但其估值弹性更多来自机器人和自动化需求放量，而非世界模型软件收入。

3.5.2. 埃斯顿：国产工业机器人本体和控制算法

2025 年埃斯顿实现收入 48.88 亿元，同比增长 21.93%；公司披露其工业机器人在中国市场的出货量首次超过外资品牌。公司同时布局 iER.OS、iER.Sim 等机器人软件和仿真技术，计划推进机器人与 AI 融合及工业具身智能场景部署。

埃斯顿是工业物理 AI 进入规模部署阶段的本体侧重要标的，其优势是机器人产品、控制算法和制造规模；不足是本体竞争激烈，盈利能力容易受到价格竞争和海外业务影响。

3.5.3. 奥普特：机器视觉构成物理 AI 的高精度感知入口

机器视觉是物理 AI 获取工业世界状态的关键传感器，奥普特的价值来自光源、视觉系统和检测算法的协同能力。

公司披露的部分高端制造检测方案可将漏检率控制在 0.1% 以下、误检率控制在 1% 以下，并形成“检测—反馈—优化”生产闭环。

物理 AI 越深入质量检测、机器人抓取、装配和设备控制，对工业相机、光源、3D 视觉和算法的需求越高。与通用摄像头不同，工业视觉需要在特定光照、速度和精度下稳定运行，具有较强工程壁垒。

4. 产业趋势判断：2026—2030 年物理 AI 将经历三轮价值迁移

2026—2027 年，价值主要集中在仿真、数据和垂直模型。企业将大量采购合成数据、数字孪生、CAE、机器人训练平台和工业智能体，模型主要提供预测、预警、优化建议及有限闭环控制。政策目标已经提出到 2027 年推动 3—5 个通用大模型在制造业深度应用，推出 1000 个高水平工业智能体、100 个工业高质量数据集和 500 个典型场景。

2027—2028 年，价值将从“智能分析”迁移到“自主执行”。工业智能体将与 DCS、PLC、MES、机器人和工程软件深度连接，软件厂商的收费模式将从一次性实施和席位许可，逐步转向订阅、设备量收费和按节能、良率、产量提升分成。

2028—2030 年，头部平台将通过跨客户数据和模型复用形成行业世界模型。在数据合规前提下，流程工业、汽车、建筑和制造业将出现一批可跨工厂、跨设备迁移的行业基础模型。届时，竞争重点将从“谁能训练模型”转向“谁掌握最多有效物理数据、谁

能最安全地控制设备、谁能将模型结果转化为客户财务回报”。

家庭通用机器人有望在更长时间维度打开巨大市场，但在本轮投资周期中，工业世界模型和专用物理 AI 将率先贡献可验证收入。

5. 风险提示

技术进展不及预期。世界模型可能长期受到长程一致性、触觉数据、因果泛化、实时控制和仿真迁移问题约束，模型演示不一定能够转化为高可靠生产系统。

工业数据开放不及预期。工业客户对生产数据、安全和知识产权高度敏感，跨企业数据难以流通，可能限制行业基础模型规模效应。

商业化和标准化不及预期。物理 AI 项目可能持续依赖定制实施，标准化复制和订阅收入形成速度低于预期，相关企业收入增长但利润率未同步提升。

工业客户资本开支波动。制造业、建筑、新能源及 3C 等下游景气度变化可能影响工业软件、机器视觉和机器人订单。

安全事故和监管风险。物理 AI 直接控制车辆、机器人和工业设备，一旦发生严重事故，可能推动更严格的认证、责任认定和应用限制。

估值与业绩错配风险。部分标的当前物理 AI 收入规模较小，股价可能提前反映较长的产业空间；若订单、收入和现金流兑现速度偏慢，估值存在回落风险。

免责声明

东吴证券股份有限公司(以下简称“本公司”)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。

本研究报告仅供符合中国证监会《证券期货投资者适当性管理办法》规定的专业投资者使用,且接收人须为本公司认定并建立服务关系的专业机构投资者使用,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。本报告不面向普通投资者发布或传播。任何非专业机构投资者收到本报告后,应立即退回并销毁,不得依据本报告内容做出任何投资决策。

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>