计算机行业深度报告

AI 制药：从概念验证到商业化落地

2026 年 11 月 15 日

增持（维持）

证券分析师 王紫敬
执业证书：S0600521080005
021-60199781
wangzj@dwzq.com.cn

投资要点

- **AI 制药突破传统制药行业“双十定律”的制约：**传统制药行业，一款创新药从启动研发到上市，平均成本超过 10 亿美元，研发时间超过 10 年。AI 技术通过整合文献、基因组学、蛋白质组学、医学临床等多维度数据，对靶点发现、分子设计、临床试验优化等环节进行赋能。据 BCG 2024 年报告，AI 生成的药物分子在 I 期临床试验中成功率达到 80%-90%，远高于 40%-65%的历史行业平均水平。AI 有望助推新药研发整体成功率显著提升。

- **AI 制药技术栈完成了从单一算法工具到多模态技术矩阵的根本性重构。**目前主流模型有两类：1）扩散模型（Diffusion）：分子设计当前主要使用模型。通过逐步加噪再学习逆转来重建样本。这条路线解决了早期生成方法不现实键长、不稳定构象的关键限制，是当前产业投入最密集的方向之一。2）Transformer：从蛋白结构到临床设计的通用底座。以自注意力机制为核心，并行高效处理长序列。扩散模型与 Transformer 具备预训练大模型+泛化能力的复利效应，是少数能沉淀为平台型壁垒的路线；而 CNN/GNN/RNN 作为成熟工具，难以形成差异化竞争。

- **技术演进由三条底层逻辑共同驱动：1）数据可获得性：**AlphaFold 系列之所以率先取得突破，根本原因在于蛋白质结构预测是一个数据富矿领域，相比之下，药物在人体内的真实疗效数据（如临床试验结果）非常稀缺，且标注高度主观（疗效评价标准不一）。**2）计算范式成熟度：**纯统计学习面临两个瓶颈：一是分布外泛化；二是因果混淆问题。物理机制+AI 大模型融合，缓解了这两个问题。**3）产业验证闭环能力：**AI 制药早期最大的质疑是干实验（计算预测）与湿实验（实验室验证）的脱节。传统模式下，AI 模型依赖公开数据集训练，数据质量参差不齐且无法迭代优化；闭环模式下，每一轮实验产生的数据（无论成功或失败）都成为模型的训练素材，模型性能随实验次数增加而持续提升。

- **市场空间和竞争格局：**据 Global Market Insights，2025 年全球 AI 制药市场约 31 亿美元，预计 2035 年达 439 亿美元，CAGR 30.5%。全球 AI 制药公司可以分为三类：1）AI 科技巨头，如谷歌、Anthropic 等，构建大模型+算力+全球生态，与 MNC 深度绑定；2）头部 AI Biotech，核心优势在于临床验证数据+专有 AI 平台+BD 合作深度；3）MNC 自研 AI 平台，核心优势在于专有数据积累+临床资源+全球商业化能力。

- **投资建议与相关标的：**短期：布局上游“卖铲人”。AI 生成的海量候选分子都必须经过蛋白表达、临床前湿实验验证等环节。上游重组蛋白、试剂、培养基等环节供应商有望逐步兑现订单和业绩，关注金斯瑞生物科技、百普赛斯等。中长期关注：1）AI 平台型公司。未来可能成为弹性最大的方向之一，主要跟踪平台型公司的 BD 交易和临床数据。关注英矽智能、晶泰控股、剂泰科技等；2）AI 药物获批上市有望带来行业价值重估。目前全球仍无一款完全由 AI 主导发现或设计的药物获得监管完全批准，一旦落地，整个赛道的估值中枢有望上移。建议关注恒瑞医药、百济神州、华东医药、翰宇药业、华兰股份等。

- **风险提示：**研发和试验进展不及预期；商业化落地不及预期；行业竞争加剧。

行业走势



相关研究

《AI+制造：国产替代与具身智能的共振时刻》

2026-11-11

《AI 安全深度报告：智能体拓展安全边界，传统网安有望迎来新一轮产品升级》

2026-10-21

请务必阅读正文之后的免责声明部分

内容目录

1. AI 制药突破传统制药“双十定律”困境 4
1.1. 阶段一：靶点发现与验证 5
1.2. 阶段二：临床前研究 5
1.3. 阶段三：IND 申报 6
1.4. 阶段四-六：临床 I-III 期试验 6
1.5. 阶段七-八：监管审批与上市后监测 7
2. AI 制药主流技术路线与重构 8
2.1. 主流技术路线分析 8
2.2. 技术突破的底层逻辑 9
2.3. 未来技术突破展望 10
3. AI 制药市场空间与竞争格局 10
4. 投资建议与相关标的 11
5. 风险提示 12

请务必阅读正文之后的免责声明部分

图表目录

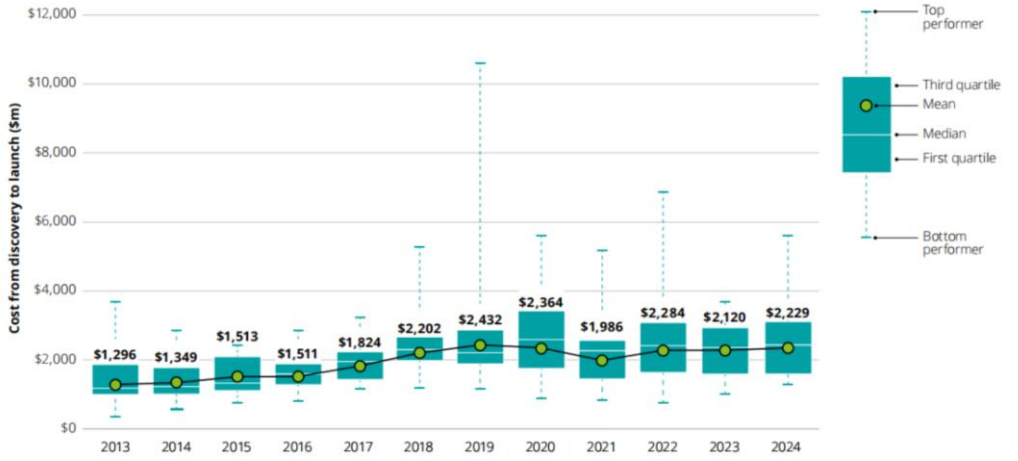
图 1：创新药从靶点发现到注册上市的平均开发成本.....4
图 2：AI+药物发现管线工作流：传统与 AI 加速研发周期对比.....7

表 1：创新药研发上市流程.....4
表 2：药物研发使用的主要 AI 方法.....8
表 3：AI 制药核心参与企业分类.....11
表 4：AI 制药相关标的.....12

1. AI 制药突破传统制药“双十定律”困境

传统制药行业长期面临“双十定律”的制约——一款创新药从启动研发到上市，平均成本超过 10 亿美元，研发时间超过 10 年。近年来，这一困境进一步加剧。据德勤研究报告，单款创新药从靶点发现到注册上市的平均开发成本已由 2013 年的 12.96 亿美元上升至 2024 年的 22.29 亿美元。2024 年临床从 I 期到申报的平均周期超过 100 个月（2020 年为 93.4 个月）。周期延长加剧了成本压力，并延缓了创新药的上市速度。

图1：创新药从靶点发现到注册上市的平均开发成本



数据来源：德勤，东吴证券研究所

AI 技术通过机器学习、深度学习、生成式 AI 等方法，整合文献、基因组学、蛋白质组学、医学临床等多维度数据，对靶点发现、分子设计、临床试验优化等环节进行赋能。据 BCG 2024 年报告，AI 生成的药物分子在 I 期临床试验中成功率达到 80%-90%，远高于 40%-65%的历史行业平均水平。AI 有望助推新药研发整体成功率显著提升。

一款创新药从最初的靶点发现到获批上市，整个流程可分解为以下阶段：

表1：创新药研发上市流程

阶段	平均耗时	平均成本	单阶段通过率	主要失败原因
靶点发现与验证	2-4 年	$50-200M	约万分之一化合物可成药	靶点与疾病因果关系不成立
临床前研究	1-3 年	$20-50M	约 90%无法进入人体试验	动物毒性、药代动力学不良
IND 申报	30 天审评	监管申报	~91%（无临床搁置）	数据不充分，FDA 临床搁置
I 期临床试验	约 2.3 年	$15-30M	52.0%（进入 II 期）	安全性/耐受性问题
II 期临床试验	约 3.6 年	$20-80M	28.9%（进入 III 期）	疗效不充分（最大失败点）
III 期临床试验	约 3.3 年	$100-500M+	57.8%（提交 NDA/BLA）	大规模验证失败
监管审批	10-18 个月	—	90.6%（获批）	数据不充分或 CMC 问题
上市后监测（IV 期）	持续进行	—	—	罕见迟发性不良反应

数据来源：Vision Life sciences，东吴证券研究所

注：表中数据更新于 2026 年 10 月

请务必阅读正文之后的免责声明部分

1.1. 阶段一：靶点发现与验证

靶点（Target）是药物在体内作用的分子目标，通常是蛋白质、核酸或受体。靶点发现是药物研发的第一步也是最关键的一步——如果选错了靶点，后续所有投入都是浪费。传统靶点发现依赖三类方法：1）基因组学研究（全基因组关联研究 GWAS、外显子测序），通过分析大规模人群的基因数据来寻找疾病相关基因；2）生物信息学分析，从公开文献和数据库中挖掘潜在的疾病靶点；3）转化医学研究，从基础研究到临床应用的桥梁验证。通常需要筛选 10000+个化合物才能找到一个初步有效的“苗头化合物”（Hit）。这一步的失败主要原因是靶点与疾病的因果关系不成立——很多在实验室里看似完美的靶点，到了人体内对疾病进程没有实质影响。

AI 可以从以下维度介入加速提效：

1）多组学数据分析：AI（特别是大语言模型）可以同时整合基因组学、蛋白质组学、转录组学、代谢组学等海量数据，识别人类研究员难以发现的跨组学关联模式。例如，英矽智能借助靶点发现引擎 PandaOmics 锁定靶点 TNIK，再经生成化学引擎 Chemistry42 虚拟筛选与迭代优化，仅合成并测试了不到 80 个分子，就获得了候选分子 INS018_055，最终确定临床前候选化合物，从靶点发现到被确定为临床前候选化合物，仅用时 18 个月。

（2）文献知识挖掘：NLP/LLM 能从数千万篇生物医学文献中自动提取疾病-基因-药物关联关系，构建知识图谱。例如 Benevolent AI 利用知识图谱技术成功发现了一个新型心力衰竭靶点，并已进行实验验证。

（3）人类遗传学证据整合：AI 可以系统性地评估基因突变与疾病的因果关系，大幅提高靶点验证的可信度。PCSK9 抑制剂正是通过人类遗传学证据发现的经典案例：科学家发现 PCSK9 基因功能缺失突变的人群 LDL 胆固醇水平显著偏低，从而验证了 PCSK9 作为降脂靶点的有效性。

1.2. 阶段二：临床前研究

确定临床前候选药物后，必须在动物模型中进行安全性、药代动力学和药效学的系统评估，符合 GLP（良好实验室规范）标准后才能申请人体试验。具体包括：ADME 研究——药物在体内的吸收、分布、代谢与排泄特征；毒理学研究——在至少两种动物（通常为啮齿类和非啮齿类）中进行急性和慢性毒性测试，确定安全起始剂量；制剂开发——开发适合临床试验的稳定剂型（片剂、注射剂等）。

AI 可从以下维度优化：

（1）毒理学预测：AI 可以利用已有的大量动物毒性数据和分子结构之间的关联，在合成化合物之前预测其潜在毒性，提前排除高风险分子。据 Frontiers in Pharmacology

请务必阅读正文之后的免责声明部分

2026 年综述，Transformer 模型在 hERG 心脏毒性预测上已达到工业化精度。

（2）PK/PD 建模：生理药代动力学（PBPK）模型结合 AI，可以更精确地预测药物在人体不同组织中的分布和代谢，减少不必要的动物实验并优化首次人体试验的剂量选择。

（3）制剂优化：如剂泰科技的 AiTEM 人工智能制剂创新平台可以通过 AI 预测小分子的制剂特性，优化剂型选择，缩短制剂开发周期。

虽然临床前实验的物理验证时间难以大幅压缩（动物实验有固定周期），但 AI 可以通过在早期排除高风险分子来降低临床前的失败率，从而间接节省失败成本。同时，AI 辅助毒理预测和制剂优化可将部分设计-测试循环从数周缩短至数天。

1.3. 阶段三：IND 申报

在首次人体试验之前，申办方必须向 FDA 提交 IND 申请（或在欧洲提交 CTA，在中国提交 IND 至 NMPA）。IND 包含全部临床前数据、临床试验方案、研究者信息、CMC（化学、制造与控制）信息。FDA 有 30 天审查期：若不发出“临床搁置”（Clinical Hold），即可启动 I 期试验。

AI 在此阶段的应用主要是辅助文档撰写和预审。利用 LLM 自动生成 IND 申报材料中的标准章节（如文献综述、临床前数据汇总），减少人工撰写时间。但此阶段高度标准化且耗时固定，AI 的实质加速空间有限。

1.4. 阶段四-六：临床 I-III 期试验

临床试验是新药研发中最昂贵、最耗时的阶段，也是失败率最高的阶段之一。据 BIO/Informa Pharma Intelligence/QLS《临床开发成功率 2011-2020》研究，从进入 I 期到最终获 FDA 批准的整体成功率仅 7-12%。

AI 介入方式：

（1）临床试验设计优化：AI 可以分析历史试验数据，优化入排标准、剂量选择、终点指标和样本量计算。Pathos AI 的 Foundry 平台部署数千个 AI 代理并行分析超 730 万份去标识化患者记录，帮助药企精准定位最可能从药物中获益的患者亚群，大幅提高试验成功率。

（2）患者招募加速：AI 通过分析电子健康记录（EHR）和真实世界数据（RWD），可以快速匹配符合条件的受试者，将患者招募时间缩短 30-50%。传统招募可能耗时数月甚至超过一年，是临床试验延迟的最大原因。

（3）适应性试验设计：AI 驱动的模型可以在试验进行中实时分析数据，调整剂量分组或提前终止无效组，减少无效暴露和资源浪费。这种“边做边学”的自适应设计已被 FDA 鼓励使用。

（4）终点预测：如英矽智能的 inClinico 临床试验预测引擎已准确预测多项 II 期至 III 期的转化结果，帮助公司在投入巨额 III 期费用之前更精准地判断管线前景。

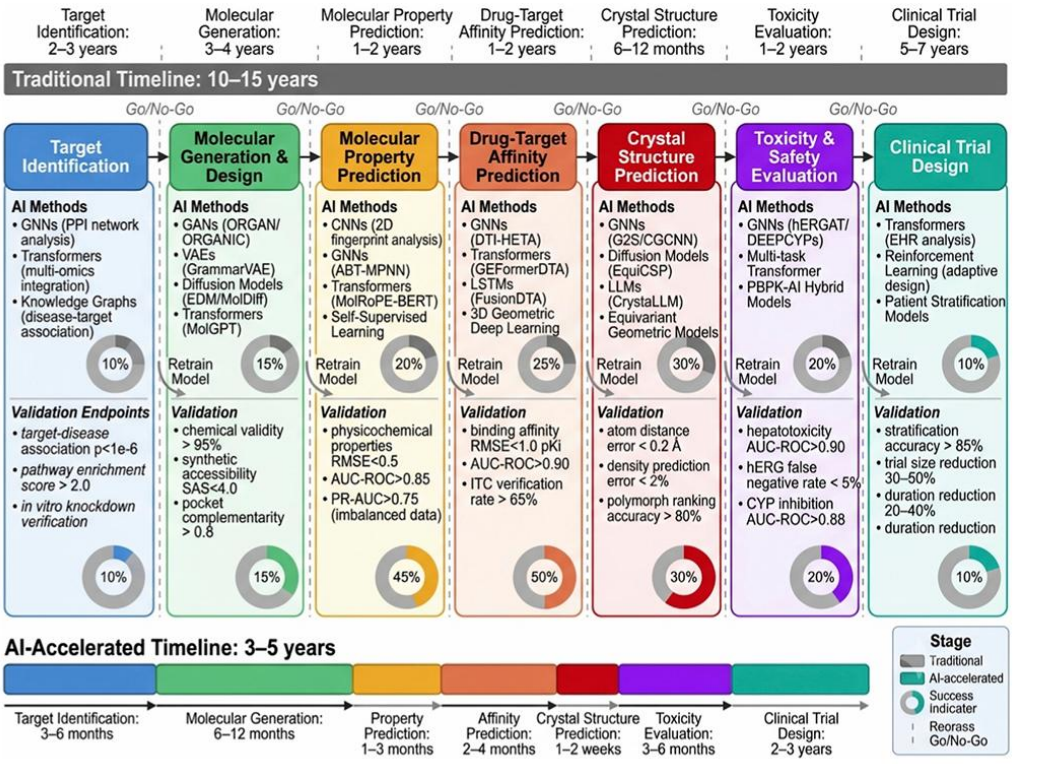
1.5. 阶段七-八：监管审批与上市后监测

完成 III 期试验后，申办方整理所有非临床和临床数据，向 FDA 提交新药申请（NDA）或生物制品许可申请（BLA），向 EMA 提交上市许可申请（MAA），向 NMPA 提交新药上市申请。获批后，申办方需要进行 IV 期临床试验（上市后研究）和持续的药物警戒监测。

与 IND 阶段类似，AI 在此阶段主要辅助文档撰写和数据汇总分析。FDA 已部署内部 AI 工具 Elsa（基于 Anthropic 的 Claude 大模型）和智能体式 AI 平台来协助审评流程，但审批的核心决策仍由人类审评员完成。上市后阶段，AI 可以用于药物警戒信号检测，从不良事件报告中自动挖掘潜在的安全信号。

综上，目前 AI 主要能在靶点发现与验证、临床前研究等环节显著推动 AI 制药降本增效。

图2：AI+药物发现管线工作流：传统与 AI 加速研发周期对比



数据来源：Mao Z and Yan L (2026) Artificial intelligence in drug discovery: from algorithmic foundations to clinical translation. Front. Pharmacol. 17:1870527. doi:10.3389/fphar.2026.1870527，东吴证券研究所

请务必阅读正文之后的免责声明部分

2. AI 制药主流技术路线与重构

AI 制药的技术栈在过去经历了根本性重构，从早期单一算法工具演化为多层次、多模态的技术矩阵。

表2：药物研发使用的主要 AI 方法

AI 方法	核心机制	药物发现中的主要任务	关键验证指标
CNN	卷积实现局部特征提取	生物活性图像分析、ADMET 预测、冷冻电镜密度图解析	准确率、AUC-ROC
RNN/LSTM	带门控机制的序列记忆	基于 SMILES 的性质预测、基于序列的药物 - 靶点相互作用（DTI）	RMSE、AUC-ROC
GNN	在分子图上进行消息传递	亲和力预测（如 PotentialNet）、分子性质建模	RMSE、PR-AUC
GAN	对抗生成器 - 判别器架构	从头分子生成（ORGAN、ORGANIC）	有效性、唯一性、新颖性
VAE	编码器 - 解码器潜空间正则化	分子生成（GrammarVAE）、隐表征学习	重构准确率、有效性
Diffusion model	从噪声出发反向扩散	3D 分子构象生成（EDM）、蛋白质设计（RFdiffusion）	化学有效性、立体化学准确率
Transformer	结合位置编码的自注意力机制	蛋白质结构预测（AlphaFold2）、药物 - 靶点相互作用（DTI，ProtBERT、MolBERT）、患者分层	RMSD (Å)、AUC-ROC、召回率

数据来源：Mao Z and Yan L (2026) Artificial intelligence in drug discovery: from algorithmic foundations to clinical translation. Front. Pharmacol. 17:1870527. doi:10.3389/fphar.2026.1870527，东吴证券研究所

2.1. 主流技术路线分析

1）卷积神经网络（CNN）：核心是在滤波器间共享参数以加速计算，是计算机视觉的基石。在制药中的主要应用是分析高通量显微成像的生物活性谱、预测 ADMET 与毒性、解析冷冻电镜（cryo-EM）图像。代表性应用如 DeepSite 用 3D-CNN 从体积电子密度图直接识别配体结合口袋。局限在于对不规则图结构、长程依赖处理不足。

2）循环神经网络（RNN）：通过在隐藏层内引入循环连接处理序列，最早被用于将分子表示为 SMILES 字符串做设计与功效预测。但基准测试显示，Transformer 在化学有效性、独特性、训练速度上均优于 LSTM，RNN 在药物研发中逐渐被边缘化，仅在药代动力学时间序列建模中主要应用。

3）图神经网络（GNN）：将数据抽象为节点与边的图结构，通过消息传递在节点间传播信息。代表架构中，SchNet 优先计算速度（适合大规模虚拟筛选），DimeNet 牺牲速度换精度（显式编码键角方向，量子力学性质预测更优），PotentialNet 专门针对势能面（适合构象分析与结合亲和力预测）。GNN 是当前虚拟筛选的主力。

请务必阅读正文之后的免责声明部分

4）生成对抗网络（GAN）：由生成器与判别器对抗训练，代表性应用如 ORGAN/ORGANIC 将生成力与化学规则结合。后验需强制价键规则、用 RDKit 做 SMILES 规范化，评估指标为有效性、独特性、新颖性。

5）变分自编码器（VAE）：编码器映射为分布参数、从潜在空间采样再解码重构。如 GrammarVAE 用句法规则引导生成，确保化学有效性。

6）扩散模型（Diffusion）：分子设计当前主要使用模型。通过逐步加噪再学习逆转来重建样本。代表性应用如 RF diffusion 生成功能性蛋白序列，EDM 在生成期间强制几何约束（键角、手性），生成质量优于 GAN 和 VAE，MolDiff 进一步将量子力学描述符整合进扩散过程。这条路线解决了早期生成方法不现实键长、不稳定构象的关键限制，是当前产业投入最密集的方向之一。

7）Transformer：从蛋白结构到临床设计的通用底座。以自注意力机制为核心，并行高效处理长序列。代表性应用如 AlphaFold2 用 Transformer 编码器建模残基-残基相互作用，实现蛋白质结构预测近实验精度；ProtBERT、MolBERT 分别捕捉蛋白序列与 SMILES 的长程依赖；还可分析电子健康记录（EHR）识别患者亚组以优化临床试验设计。

从投资视角来看，扩散模型与 Transformer 具备预训练大模型+泛化能力的复利效应，是少数能沉淀为平台型壁垒的路线；而 CNN/GNN/RNN 作为成熟工具，难以形成差异化竞争。

2.2. 技术突破的底层逻辑

AI 制药当前的技术突破并非随机发生，而是由三个底层驱动力共同决定的：数据可获得性、计算范式成熟度、产业验证闭环能力。

数据可获得性：AlphaFold 系列之所以率先取得突破，根本原因在于蛋白质结构预测是一个数据富矿领域：蛋白质数据库（PDB）多年来积累了超过 20 万条实验解析的三维结构数据，且数据标注（即原子坐标）是客观、精确、可验证的。相比之下，药物在人体内的真实疗效数据（如临床试验结果）非常稀缺（每种疾病每年仅有数百至数千条），且标注高度主观（疗效评价标准不一）。

计算范式成熟度：AI 制药的技术演进经历了三个阶段：第一阶段（2015-2019）是基于统计学习的 QSAR 建模和分子指纹预测，精度有限；第二阶段（2020-2024）是深度学习的爆发期，AlphaFold 2 和生成式 AI 的出现标志着数据驱动范式的成熟；第三阶段（2025-至今）是物理机制+AI 的融合期，模型开始嵌入物理约束。这一范式迁移之所以发生，是因为纯统计学习面临两个瓶颈：一是分布外泛化问题——训练数据覆盖的化学空间有限，模型在全新化学空间中的预测能力急剧下降；二是因果混淆问题——统计

请务必阅读正文之后的免责声明部分

相关性不等于因果性，模型可能学到的是虚假关联。物理机制+AI 路线通过嵌入第一性原理约束，从根本上缓解了这两个问题。

产业验证闭环能力：AI 制药早期最大的质疑是干实验（计算预测）与湿实验（实验室验证）的脱节。领先企业已开始建立“AI 预测→自动化合成→高通量实验验证→数据回灌模型”的完整闭环。如晶泰科技的 AI+机器人自动化实验室、NVIDIA 的 BioNeMo 实时交互平台、Recursion 的自动化生物成像系统，都是这一趋势的代表。干湿闭环之所以是技术突破的关键催化剂，是因为它解决了 AI 制药的数据飞轮问题：传统模式下，AI 模型依赖公开数据集训练，数据质量参差不齐且无法迭代优化；闭环模式下，每一轮实验产生的数据（无论成功或失败）都成为模型的训练素材，模型性能随实验次数增加而持续提升。

2.3. 未来技术突破展望

基于上述底层逻辑，我们对未来 3-5 年的技术演进方向做出如下前瞻判断，作为跟踪 AI 制药技术进展的观测框架：

（1）从单点工具到端到端平台。技术竞争正从单个环节的算法精度，转向覆盖全链条的端到端平台。拥有完整数据闭环的平台型公司，将获得更强的数据复利与客户粘性。

（2）从统计相关到物理因果。物理信息约束将进一步融入生成模型，提升分子的物理合理性与可合成性，缓解“生成容易、验证难”的落地瓶颈。

（3）基础模型的“通用化”。类似 NLP 领域 GPT 的生物基础模型正在酝酿：在超大规模、多模态数据上预训练，实现对多种下游任务的零样本/少样本泛化。这是少数能沉淀为长期技术壁垒的方向之一。

（4）自驱动实验室（Lab-in-a-Loop）。AI 智能体 + 自动化湿实验 + 云计算，推动药物发现从人机协作向 AI 主导演进。

3. AI 制药市场空间与竞争格局

据 Global Market Insights，2025 年全球 AI 制药市场约 31 亿美元，预计 2035 年达 439 亿美元，CAGR 30.5%。AI 制药增速将远高于传统制药市场。

AI 制药相关项目交易活跃。据 Healthcare discovery AI 2026 年统计，截至 2026 年 8 月，全球已有超过 173 个 AI 发现药物项目处于活跃临床阶段，其中约 94 个 I 期、56 个 II 期、15 个 III 期，预计年内还将新增 15-20 个项目进入关键确证性临床试验。据 Deal Forma 统计，2025 年全球医药领域共发生 114 起 AI/ML 相关交易，同比增长 35.7%；交易总金额达到 434 亿美元，同比增长 270%。进入 2026 年，仅在 1 月，礼来、强生、赛

诺菲、阿斯利康、百时美施贵宝等头部药企宣布了 AI 有关交易，交易总金额达到 60 亿美元。2026 年上半年，AI 制药已跻身全球创新药第三大细分赛道，融资金额占创新药整体比例达 19.2%。

全球 AI 制药公司可以分为三类：1）AI 科技巨头，如谷歌、Anthropic 等，构建大模型+算力+全球生态，与 MNC 深度绑定；**2）头部 AI Biotech，**核心优势在于临床验证数据+专有 AI 平台+BD 合作深度；**3）MNC 自研 AI 平台，**核心优势在于专有数据积累+临床资源+全球商业化能力。

表3：AI 制药核心参与企业分类

分类	代表企业	核心特征	竞争壁垒
AI 科技巨头	Alphabet/Isomorphic Labs, NVIDIA, Anthropic, OpenAI	大模型+算力+全球生态，与 MNC 深度绑定	底层大模型能力+资金规模+生态整合
头部 AI Biotech	Insilico Medicine, Recursion, Schrödinger, Generate Biomedicines	领先管线进入 III 期/NDA，平台+管线双轮驱动	临床验证数据+专有 AI 平台+BD 合作深度
MNC 自研 AI 平台	礼来+英伟达联合实验室，罗氏，默沙东+谷歌	从采购 AI 服务转向自建 AI 平台	专有数据积累+临床资源+全球商业化能力

数据来源：中国经济周刊，东吴证券研究所整理

4. 投资建议与相关标的

短期：布局上游“卖铲人”。AI 生成的海量候选分子都必须经过蛋白表达、临床前湿实验验证等环节，这一过程中上游重组蛋白、试剂、培养基等环节供应商有望逐步兑现订单和业绩。海外头部公司订单高增，建议关注国内对标公司金斯瑞生物科技、百普赛斯等。

中长期关注：1）AI 平台型公司。未来可能成为弹性最大的方向之一，主要跟踪平台型公司的 BD 交易和临床数据。建议关注英矽智能、晶泰控股、剂泰科技等。**2）AI 药物获批上市有望带来行业价值重估。**目前全球仍无一款完全由 AI 主导发现或设计的药物获得监管完全批准，一旦落地，整个赛道的估值中枢有望上移。建议关注持续推进 AI 转型的恒瑞医药、百济神州、华东医药、翰宇药业、华兰股份等。

请务必阅读正文之后的免责声明部分

表4：AI 制药相关标的

公司	代码	主要布局
药明康德	603259.SH	坚持“HI（Human Intelligence）+AI”策略，AI 设计+CXO 赋能落地
泓博医药	301230.SZ	自研 CADD/AIDD 技术平台深度嵌入业务环节
美迪西	688207.SH	建立 MAIDD 平台 + 一站式临床前平台，落地英矽智能、德睿智药、晶泰科技等合作
恒瑞医药	600276.SH	形成覆盖靶点发现、分子设计到成药性优化的全流程 AI 制药能力
百济神州	688235.SH	扩大 AI 优化临床试验设计、加速患者入组
华东医药	000963.SZ	建成 AIDD 平台，覆盖内分泌、自免、肿瘤三大治疗领域
百普赛斯	301080.SZ	为 AI 设计的抗体分子提供高通量表达与标准化纯化服务，并构建覆盖“分子亲和力—细胞功能—成药性”的一体化体外验证平台。
药石科技	300725.SZ	AI 落地应用新分子设计、合成路线开发、工艺优化、多肽结晶设计等
义翘神州	301047.SZ	XPressMAX 无细胞蛋白合成试剂盒，可在 3-4 周完成 2000+ AI 设计抗体高通量验证
近岸蛋白	688137.SH	布局赋能 AI 的高通量湿实验与数据包服务
泰格医药	300347.SZ	建立 DCT+AI 大模型+数据可视化智能临床研究平台，自研 AI 智能体
博济医药	300404.SZ	与华为成立联合创新实验室，探索“AI+CRO”应用
翰宇药业	300199.SZ	HY3003 为 AI 多肽芯片技术筛选的三靶点受体激动剂，已获 FDA 受理
华兰股份	301093.SZ	围绕“数据底座—靶点突破—分子设计—临床预测”构建 AI 制药平台生态
英矽智能	3696.HK	Rentosertib III 期完成首例患者给药；与礼来达成总额最高 27.5 亿美元的对外授权与全球研发合作
金斯瑞生物科技	1548.HK	2026H1 AIDD 业务同比翻倍增长；与礼来 Lilly TuneLab 合作，提供蛋白表达、纯化及表征分析等湿实验室服务
晶泰控股	2228.HK	“AI+机器人”驱动的药物发现平台
剂泰科技	7666.HK	NanoForge 平台集成千万级 LNP 脂质库；与礼来达成 LNP 递送战略合作

数据来源：Wind，公司公告，证券时报网，经济参考网，东吴证券研究所

5. 风险提示

1）**研发和试验进展不及预期。**目前 AI 制药技术仍在发展初期，研发进展和试验结果存在不确定性。

2）**商业化落地不及预期。**AI 制药上市审批流程较多，涉及监管内容复杂，可能商业化落地不及预期。

3）**行业竞争加剧。**AI 制药未来市场空间较大，可能有新进入者参与，导致全球行业竞争加剧。

请务必阅读正文之后的免责声明部分

东吴证券 SOOCHOW SECURITIES

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