

十问医疗 AI：真场景需求 还是假概念炒作？



报告日期：2025 年 4 月 7 日

目录

1. 医疗 AI 的应用场景与需求分析	4
1.1. AI 制药：从药物发现到临床验证	4
问题一：AI 制药是否真正缩短了药物研发周期？成本效益如何？	15
1.2. AI 制药：药物发现过程中的瓶颈与难点	15
问题二：AI 在药物研发中的瓶颈是什么？	15
1.3. 项目推荐：全景医药——AI 驱动的 RNA 剪接产物预测及药物设计	18
1.4. 项目推荐：予路乾行——难成药靶点基于 AI 的新药研发	20
1.5. 项目推荐：朗睿生物——AI 驱动的肿瘤创新药研发	23
1.6. 项目推荐：域新说——AI 助力催化酶蛋白设计	25
1.7. 项目推荐：普美瑞生物——AI 驱动的 PROTAC 分子设计及优化	26
2. 医疗影像与辅助诊断	28
问题三：AI 在影像诊断中的准确性与医生经验相比如何？	30
问题四：AI 影像产品的商业化落地面临哪些挑战？	33
3. AI 在健康管理及疾病预测中的应用	34
3.1. 疾病预测的精准化	35
3.2. 健康管理的个性化与实时化	35
问题五：AI 健康管理产品的用户粘性与真实需求匹配度如何？	36
3.3. 项目推荐：恩基医疗——AI 辅助居家透析设备远程支持	36
4. AI 在手术中的应用	38
4.1. 术前阶段	39
4.2. 术中阶段	39
4.3. 术后阶段	41
问题六：AI 在手术中的实际效果是否达到预期？安全性如何保障？	42
4.4. 项目推荐：内镜精灵——AI 辅助内镜诊断系统	43
5. AI 与中医融合发展的现状与前景分析	44
5.1. AI 在中医领域的应用现状	45
5.2. AI 与中医融合面临的挑战	46
5.3. AI 赋能中医的未来发展方向	47
5.4. 项目推荐：八脉科技——AI 中医医健大平台	48
6. 医疗 AI 的技术与数据挑战	49
6.1. 数据质量与隐私保护	49

问题七：医疗 AI 对高质量数据的依赖是否限制了其普及？.....	54
问题八：如何在数据利用与患者隐私保护之间找到平衡？	55
6.2. 项目推荐：医图生科——基于 AI 的药物靶点发现合量子评估	56
6.3. 算法模型的可解释性与可靠性	58
问题九：AI 模型的黑箱问题是否影响其在医疗领域的接受度？	65
6.4. 项目推荐：环宇瑞声——AI 驱动的声学肺部疾病筛查	65
7. 商业化与市场前景.....	68
7.1. 医疗 AI 的商业化路径	68
问题十：医疗 AI 产品的盈利模式是否清晰？市场回报如何？	69
7.2. AI 医疗的商业化趋势分析：服务、市场与应用的三维扩张	70
7.3. 未来展望	72

十问医疗 AI：真场景需求还是假概念炒作？

报告日期：2025年3月31日

1. 医疗 AI 的应用场景与需求分析

1.1. AI 制药：从药物发现到临床验证

1.1.1. AI 制药的驱动力及发展历史

传统的药物研发周期漫长、成本高昂，通常需要至少十年才能实现药物的商业化。在药物上市之前，研发过程通常包括以下阶段：药物发现（4-6 年），其中靶点到苗头化合物大约需 25 个月，苗头化合物到先导化合物约 25 个月，先导化合物优化约 10 个月；临床前研究（1-2 年）；临床试验（6-7 年）；以及监管审批（半年至两年）。

此外，制药行业受到“反摩尔定律”效应的影响，药物开发成本不断攀升，而成功率却在不断下降。自 1950 年以来，全球范围内每 10 亿美元的研发投入所能获得批准的新药数量几乎每 9 年就会减少一半。

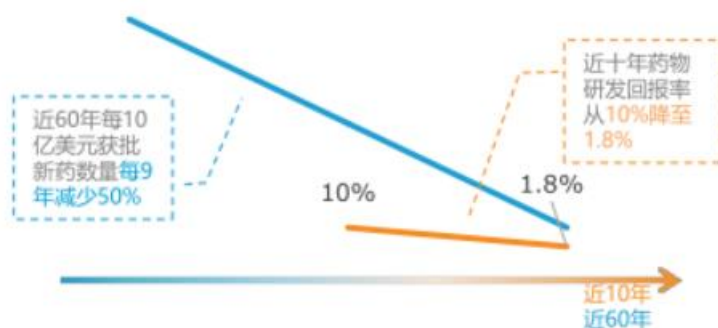


图 1 制药行业的反摩尔定律

数据来源：Nature 期刊

德勤的报告显示，12 家生物制药公司每种药物的平均研发

成本已增至 21.68 亿美元，几乎是 2010 年 11.88 亿美元的两倍。而 2018 年晚期资产的平均峰值销售额降至 4.07 亿美元，不到 2010 年的一半，这导致预期投资回报率(IRR)从 2010 年的 10.1% 下降至 2018 年的 1.9%。尽管 2020 和 2021 年受到 COVID-19 影响，行业 IRR 出现短暂回升，但 2022 年后又呈下降趋势。截至 2023 年，德勤估计生物医药行业的 IRR 为 4.1%，仍远低于 2010 年的水平。

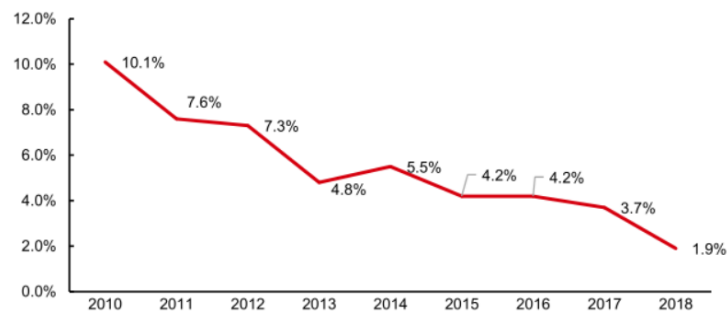


图 2 医药行业研发的投资回报率

数据来源：Deloitte Centre for Health Solution，中信证券研究部

AI 的应用为药物研发提供了强大支持，为攻克疾病提供了新的工具和方法。当前，各类药物的研发都面临瓶颈。例如，小分子药物的研发需要从海量化合物中筛选出具有活性的分子，并对其进行结构优化修饰，这一过程耗时长且成本高；而大分子药物的靶点选择和验证较为复杂，需要深入理解生物大分子的结构和功能，同时临床试验的设计和评估难度较大，导致其成本居高不下。AI 技术正在推动新药研发领域的变革，广泛应用于靶点发现、蛋白质结构预测、化合物筛选、ADMET 特性预测、临床试验结果预测、药物重定位、晶型预测和逆向合成分析等关键环节。AI 制药技术有望缩短研发周期、降低成本并提高研发成功

率。随着高质量药物数据的积累，AI 预测的准确性也将不断提升，形成新药开发策略与实验数据之间的飞轮效应。

在药物研发的各个阶段，AI 都能显著降低成本。例如，AI 可以通过分析海量生物医学数据，快速识别潜在的疾病相关靶点，加速药物的发现；利用机器学习和深度学习技术，AI 能从庞大的化合物库中筛选潜在的候选分子，减少实验室的试错成本；在药物设计阶段，AI 可以预测化合物与靶点的结合亲和力，优化分子结构，提高药物的选择性和效力。其中，AI 在药物发现阶段的作用最为显著。已有的案例表明，与传统方法相比，AI 技术可缩短药物发现及临床前研究时间近 40%，并将临床新药研发的成功率从 12%提高至约 14%。

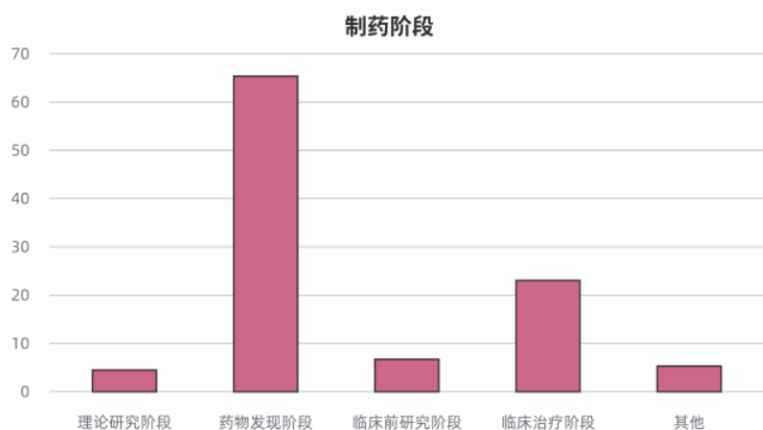


图 3 AI 对制药各阶段的影响

数据来源：速石科技

国家也在 2021 年推出 AI 新药研发行业政策：探索人工智能、云计算、大数据等技术在研发领域的应用，通过对生物学数据挖掘分析、模拟计算、提升新靶点和新药物的发现效率。在实验动物模型构建、药物设计、药理药效研究、临床试验、数据分

析等环节加强信息技术应用，缩短研发周期，降低研发成本。

AI 制药技术发展历史可以分为以下四个时期：

（1）早期探索期（2007-2012 年）：人工智能技术在药物发现中的使用，可以追溯到 2007 年剑桥大学开发的 Adam 机器人成功预测酵母菌新功能的案例。而后，机器人 Eva 发现了牙膏中的成分三氯生可以靶向抑制 DHFR 酶来治疗疟疾。

（2）技术积累期（2013-2016 年）：一大批标志性企业在此阶段成立，包括 Exscientia、Atomwise、Recursion，国内的英矽智能、晶泰科技等。这一阶段主要是进行前期的技术积累与早期商业模式的探索，研究 AI 如何与新药研发的各环节相融合。

（3）技术验证期（2017-2019 年）：最早一批 AI+新药企业基本完成前期技术积累，并陆续开始获得临床前候选药物一类的验证性成果，部分 AI+新药企业为药企或药物研发 CRO 企业提供更具广度和深度的端到端 AI 技术服务。

（4）快速发展期（2020 年-至今）：随着技术进步，AI+新药企业与传统药企的合作逐渐深入，最早成长起来的一批 AI+新药企业相继取得实质性成果，逐渐形成 AI 制药的早期参与者、互联网巨头和传统制药企业三股势力。

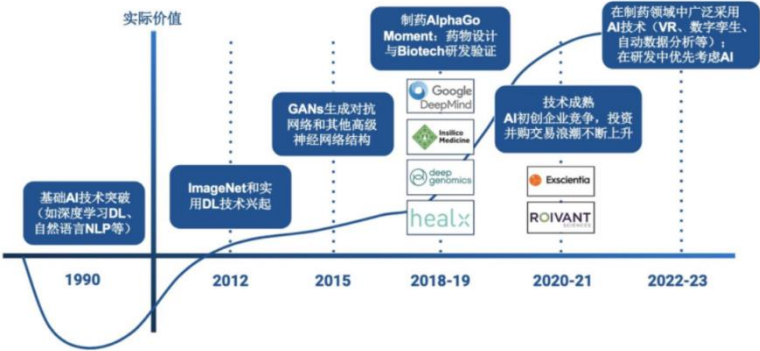


图 4 AI 制药技术发展历史
数据来源：Deep Pharma Intelligence

1.1.2. AI 在新药研发各阶段的效能

新药开发是一个复杂的过程，面临研发时间长、研发综合成功率低，研发平均成本不断增加等挑战。开发一种新药从最初的想法到最终产品的推出，大致可分为药物发现、临床前研究、临床研究和上市四个阶段。AI 在各个阶段都能够发挥显著的作用。

应用阶段	细分环节	AI 技术类型	应用场景
药物研发	药物发现	靶点发现	机器学习、深度学习、大数据、自然语言处理
		靶点发现	利用自然语言处理技术 (NLP) 检索分析风险、专利，以及利用机器学习在蛋白质原始信息中提取关键特性，从而预测蛋白结构
		靶点发现	利用机器学习直接利用生物系统进行药物筛选
		靶点发现	对海量化合物及药物分子及构效关系数据进行学习，从而对新的靶点生成偏差较小的分子作为苗头化合物
	临床前开发	分子生成	机器学习、深度学习、自然语言处理
		分子生成	学习多种化合物化学合成路线，给予特定化合物后可逆向设计化合物合成路线
		分子生成	通过深度学习历史化合物 ADMET 构效关系数据，预测化合物的成药性
	临床开发	化学合成	机器学习、深度学习
		化学合成	利用认知计算实现高效动态配置药物晶型，预测小分子药物晶型
生产	销售	ADMET 性质预测	机器学习、深度学习
		ADMET 性质预测	利用 NLP 检索过去成功和失败的临床案例，避免重复常见的错误
		ADMET 性质预测	利用 NLP 检索患者数据，针对所需数据，匹配相应患者
生产	销售	晶型预测	机器学习、深度学习
		晶型预测	利用 NLP 提取患者数据，针对所需数据，匹配相应患者
生产	销售	临床试验设计	自然语言处理、机器学习
		临床试验设计	计算视觉检测压花、重影、划痕、分层等缺陷
生产	销售	患者招募	自然语言处理、机器学习
		患者招募	为药械、医生、患者提供全流程的智能医学创新服务
生产	销售	药品检查	自然语言处理
		药品检查	自然语言处理

图 5 AI 在制药各阶段的作用
数据来源：头豹研究院

（1）靶点确认：基于靶点的药物发现是主流手段，但靶点的选择仍具挑战。人工智能（AI）利用组学和文本数据来提高新靶点与新疗法的开发效率、优化药物发现流程。AI 通过多模型优先级排序，并结合知识图谱和系统生物学，能够有效识别靶点并减少验证时间和成本。

靶点识别主要有三种策略：实验、多组学和计算辅助方法。

实验方法依赖亲和筛选、比较分析和基因编辑，如 RNA 干扰或 CRISPR-Cas9。多组学分析提供静态基因组数据及动态表达信息，促进靶点发现和患者预后预测。计算辅助方法如反向对接、药效团分析等，可作为辅助实验方法的策略。

AI 靶点发现可以突破传统认知，减少对人工经验的依赖。

深度学习结合自然语言处理，可以快速解析海量的医学数据，识别关键的致病靶点。相比传统查阅文献的方法，AI 显著提高了效率和成功率。例如，AlphaFold 解析了约 2 亿个蛋白质结构，精度达到实验 X 射线晶体学最高分辨率的程度，有助于加速靶点的发现。其预测准确度在 35% 的情况下可媲美实验解析的结构，另有 45% 预测被认为置信度足够高，在很多情况下都能使用。这些技术的进步推动了 AI 在药物发现领域的应用，使靶点的筛选更高效、精准。

（2）化合物的虚拟筛选：虚拟筛选在计算机辅助药物设计（CADD）中发挥关键作用。近年来，人工智能辅助药物开发（AIDD）因其高效、自动化、低成本的特点受到广泛关注，成为 CADD 的重要补充。目前，AI 在药物开发中的主要应用包括虚拟筛选和高通量筛选。

虚拟筛选分为两类：基于结构的虚拟筛选（SBVS）和基于配体的虚拟筛选（LBVS）。SBVS 依赖靶蛋白的三维结构，分析结合位点特征及小分子相互作用模式，并通过亲合性打分函数筛

选出结合能力较强的化合物，以进行后续生物活性的测试。分子对接是 SBVS 的核心方法，可预测配体与靶蛋白的结合模式。LBVS 则是基于已知活性的化合物，利用形状相似性或药效团模型在数据库中搜索匹配的化学分子，并对筛选出的化合物进行实验验证。

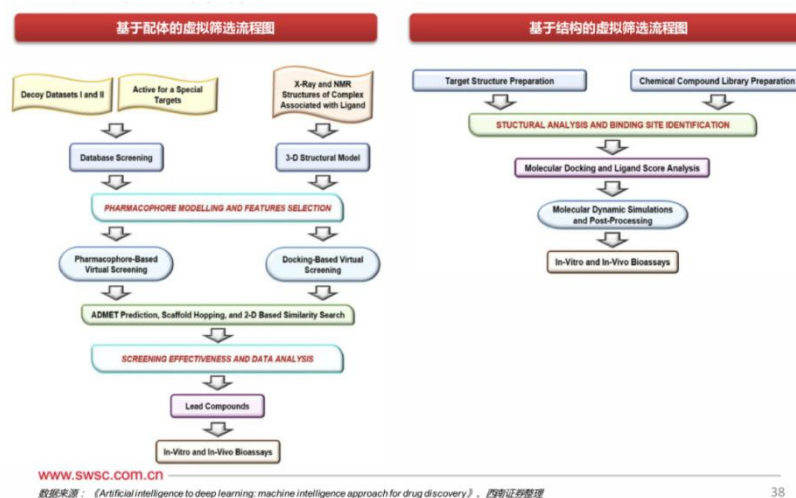


图 6 虚拟筛选流程

数据来源：《Artificial intelligence to deep learning: machine intelligence approach for drug discovery》

高通量筛选是当前药物开发的主要方式，被称为“药物机器人筛选系统”。该方法结合计算机视觉技术，可自动识别化合物的分子结构、原子组成和空间构型，大幅提升筛选速度和效率。然而，高通量筛选需要依赖昂贵的设备和技术支持。

总体而言，AI 技术的引入加速了化合物的筛选过程，提高了筛选准确性，能够助力新药研发。例如，成都先导的 DNA 编码化合物库技术（DELTA）已成为非常强大的小分子药物发现引擎。与传统高通量筛选（百万种化合物）以及其他苗头化合物识

别方法相比,它提供了更大的化合物合集(十亿至万亿种化合物),减少了靶标和测试准备的工作量,缩短了苗头化合物的识别周期,并且更具成本效益。

(3) ADMET 预测:药代动力学性质和毒性问题是影响新药研发的关键因素,许多化合物因这些问题而无法成功成为药物。基于 AI 的 ADMET 预测技术可以在研发早期发现影响成药性的关键特征,在药物筛选、开发和评价过程中发挥重要作用,并有望降低研发成本。据殷赋科技官方公众号,在新药研发过程中,大约 50% 的失败归因于药代动力学性质和毒性问题。ADMET 研究药物在体内的吸收 (Absorption)、分布 (Distribution)、代谢 (Metabolism)、排泄 (Excretion) 及毒性 (Toxicity),决定了药物的生物利用度、作用时间及剂量需求。

ADMETlab 是一款在线的药物代谢动力学预测工具,由中南大学湘雅药学院曹东升课题组于 2018 年发布,该工具提供溶解度、血浆蛋白结合、肝脏代谢、肾脏排泄等计算模型,可预测药物在人体内的行为,并评估其潜在毒性和安全性。截至 2024 年 4 月,ADMETlab2.0 论文已被引用 1088 次,网站访问量超过 170 万次。目前,该工具已升级至 ADMETlab3.0,以期为更多科研人员提供精准的 ADMET 预测支持,加速新药的研发进程。

(4) 化学合成:化学合成是小分子药物发现的关键瓶颈之一,涉及高度技术性的实验操作,通常耗时且成本高。

《ArtificialIntelligenceinDrugDevelopment》和《人工智能在新药

研发中的应用进展》指出，AI 可助力计算机辅助合成规划（CASP）和有机化合物自动合成，提高合成效率。CASP 技术有望加速合成阶段，减少新分子实体（NME）合成失败的风险，而深度学习结合自动化合成、测试及分析技术，可显著提升设计-制造-测试-分析（DMTA）循环的效率，加快药物研发进程。CASP 主要用于逆向合成分析，确定最佳反应路径，其核心任务包括：逆向合成（分解目标分子，寻找合成前体）、正向反应条件推荐（提供合适的反应条件，提高实验成功率）以及反应预测（预测化学反应的可行性，优化合成路线）。AI 在化学合成领域的应用推动了自动化合成的发展，使新药研发更加高效、低成本，并提升成功率。

（5）药物再利用：药物再利用（DrugRepurposing）是指发掘现有药物在原适应证之外的新用途，相比开发新药，该方式具有速度更快、成本更低的优势。《人工智能在药物再利用治疗新型冠状病毒感染研究中的应用及问题分析》指出，AI 可从庞大复杂的数据中挖掘信息和规律，成为药物再利用的重要工具，以加速药物发现流程、降低研发成本。当前，AI 在药物再利用中的主要方法包括基于网络的模型、基于结构的方法以及机器/深度学习技术。

BioXcel 通过构建带标签的知识图谱，将神经精神症状、脑回路、药物靶点及现有药物联系起来，以发现潜在的新适应症。该 AI 平台在分析海量科学论文后，发现右美托咪定

（Dexmedetomidine）具有治疗激越的特征，并基于此开发了舌下膜剂。这一产品 IGALMITM 从临床研究到 FDA 批准仅耗时 4 年，远快于传统新药的研发周期，因为右美托咪定已获批上市，安全性特征明确，减少了其临床开发时间。

2020 年的文献总结了 AI 赋能药物再利用的研究，探讨了老药用于 COVID-19 治疗的可能性。研究应用了前馈神经网络（FNN）、卷积神经网络（CNN）、循环神经网络（RNN）及图表示学习，并通过药物网络分析发现托瑞米芬（Toremifene）或可用于新冠肺炎治疗，而该药物最初用于乳腺癌治疗。这表明 AI 技术在药物再利用中的应用前景广阔，可显著提升药物发现的效率和成功率。

（6）临床试验：临床试验是新药研发过程中成本最高、周期最长且成功率较低的关键阶段。

《Artificial Intelligence for Clinical Trial Design》指出，新药开发是一个极为漫长、昂贵且高风险的过程，其中大约一半的时间和投资都消耗在临床试验阶段，而临床试验的高失败率更使其成为新药研发中最具挑战性的一环。数据显示，只有约 40% 的化合物能够进入 II 期临床，而其中仅约三分之一可以进入 III 期，而最终能够成功获批上市的 III 期化合物也仅占其中的三分之二，这意味着约 90% 的化合物会在临床试验阶段被淘汰。导致如此高淘汰率的原因主要包括缺乏临床疗效、毒性不可控、成药性较差，以及市场需求不足或产品规划策略不善等问题，这些问题往往导

致研发团队经历长达数十年的努力并投入数万亿美元,最终却难以取得成功。

影响临床试验成功的关键因素之一在于患者队列的选择和招募机制的不完善,导致试验样本数量不足或代表性不佳,进而影响研究的可靠性。此外,技术基础设施的缺乏也会对试验的执行造成不利影响,例如数据采集和处理不准确、临床终点检测不完整等问题,最终削弱试验的科学性和准确性。人工智能技术在这一过程中展现出了优化潜力,尤其是自然语言处理和机器学习技术,可用于改进临床试验的设计、管理、监测和受试者招募。通过从各类结构化与非结构化数据中提取信息, AI 可以帮助筛选符合试验入组标准的受试者,并整合不同数据源,发掘变量间的潜在关系,以优化患者与试验的匹配情况。此外, AI 还能在试验过程中对患者进行自动化、连续性的监测,从而提升依从性控制,并提高终点评估的可靠性和有效性。

例如, inClinico 成功且准确地预测了 11 个新药的 II 期临床试验结果,在短短 9 个月内获得了 35% 的投资收益。在准前瞻性验证中,其在 II 期至 III 期临床试验转化率预测上的 ROCAUC 达到了 0.88,同时在前瞻性验证中,对真实世界临床试验结果的预测准确率也达到了 79%。然而,目前 AI 在临床阶段的应用仍主要集中在患者分层与招募方面,而在临床药物剂量设计、试验结果分析与预测等领域,仍然缺乏成熟的模型, AI 的潜能尚未完全释放。

问题一：AI 制药是否真正缩短了药物研发周期？成本效益如何？

答：AI 制药确实一定程度上缩短了药物研发周期，但其实际影响因具体应用场景和研发阶段而异。传统药物研发通常需要 10-15 年，而 AI 技术可通过加速靶点发现、虚拟筛选、分子优化和临床试验设计等关键环节，显著减少早期研究时间。例如，AI 驱动算法能在数周内筛选数百万种化合物，而传统方法可能需要数月甚至数年。此外，AI 还能优化临床试验方案，提高患者招募效率，从而缩短后期研发周期。然而，AI 的应用仍面临数据质量、模型可解释性以及监管审批等挑战，因此并非所有项目都能实现大幅提速。在成本效益方面，AI 制药的初期投入较高，包括数据基础设施、算法开发和算力成本，但长期来看可能降低研发费用。据部分案例统计，AI 可将临床前研究成本降低 20%-30%，并减少失败率。不过，由于 AI 模型的训练和验证仍需大量资源，且许多 AI 发现的候选药物仍需经历完整的临床试验流程，其总体成本节约效果尚未完全显现。目前，AI 制药更适合辅助决策而非完全替代传统方法，其成本效益取决于具体应用深度和行业整合程度。未来，随着技术成熟和数据积累，AI 有望进一步优化药物研发的效率和经济效益。

1.2. AI 制药：药物发现过程中的瓶颈与难点

问题二：AI 在药物研发中的瓶颈是什么？

答：主要是非活性分子问题、毒性预测的不确定性、数据共

享和整合的困难等

近年来，人工智能（AI）技术的兴起为药物研发带来了变革性的机遇，涵盖从分子设计、化学合成到临床试验的多个环节。AI 通过深度学习、强化学习和计算机辅助建模等方法，极大提升了候选药物筛选的效率，优化了合成路径，并改善了患者招募与试验管理。然而，尽管 AI 在药物研发中展现出巨大潜力，其应用仍然受到诸多瓶颈的制约。

1.2.1. 非活性分子问题

AI 主要通过计算方法预测小分子与靶标蛋白的结合能力，但对接算法的构象采样有限，会导致大量“假阳性”或“假阴性”的结果。许多计算筛选出的分子在实验中并未表现出实际活性，造成了资源浪费。此外，溶剂化效应、受体灵活性等因素难以准确建模，使得 AI 预测的可靠性受限，必须进行实验验证，以确认已识别化合物的活性，评估其效力和选择性。可以通过整合分子动力学模拟等方法优化筛选策略。

1.2.2. 毒性预测的不确定性

AI 生成新分子时可能未充分考虑其潜在毒性，因缺乏足够的体内毒理学数据，导致模型依赖体外实验数据进行训练，但二者之间的关联性尚未完全明确。此外，AI 模型的“黑匣子”问题使其预测结果难以解释，监管机构难以批准其作为独立的药物开发工具，仍需通过大量体内外实验进行药物安全性和有效性的验证。此外，数据代表性不足也是一大挑战，尤其在罕见疾病领域，

数据稀缺可能导致 AI 预测不准确或偏差加剧。

1.2.3. 数据共享和整合难题

医药数据缺乏统一规范，且涉及商业机密和患者隐私，机构之间的共享意愿低，形成了“数据孤岛”。不同实验条件和数据格式的不兼容，使得数据的整合和分析变得困难，影响 AI 的训练效果。此外，药企更倾向于与成熟 AI 平台合作，利用自身数据进行分析，而非公开数据，这又进一步限制了 AI 在广泛领域的应用。

1.2.4. 计算需求和效率瓶颈

AI 药物研发依赖深度学习等计算密集型方法，训练和更新大型模型需要极高的算力。例如，DeepMind 的 AlphaFold 需要依赖大量 TPU 进行训练，对大多数机构而言，计算资源的成本过高。此外，AI 模型训练周期较长，难以迅速更新以适应快速变化的研究进展，例如 IBM Watson 在癌症治疗中的应用就受到了限制。

1.2.5. 责任划分中的法律与伦理挑战

AI 生成的药物若出现临床问题，责任归属尚未明确。当前讨论主要集中在医生、开发者和使用者之间的责任划分，但目前尚无定论。监管体系的不完善使得 AI 在医药研发中的法律风险较高，影响了其大规模应用。

1.2.6. 数据隐私与安全

AI 需要依赖大量患者数据进行训练，但数据安全、隐私保护是关键问题。需要确保数据在收集、存储和使用过程中不被滥

用，符合相关法律法规，并获得患者的知情和同意。

1.2.7. 落地不及预期

AI 医药的落地仍面临挑战，如 AI 医疗鼻祖 IBM Watson 由于应用效果不佳，多家合作伙伴和客户终止或缩减了与 Watson 癌症分析诊疗相关的项目，说明 AI 在药物研发的实际价值仍待进一步验证。

综上，AI 在药物研发中的瓶颈主要体现在数据质量与共享、计算需求、预测可靠性、法律责任、隐私安全及可落地性等方面。未来需结合实验验证、优化算法、加强数据整合及法律监管，才能提升 AI 在医药领域的实际应用价值。

1.3. 项目推荐：全景医药——AI 驱动的 RNA 剪接产物预测及药物设计

1.3.1. 公司概况

全景医药（Panorama Medicine）成立于 2018 年，专注于 RNA 调控相关的药物研发。它创建了一个药物研发平台，可开发针对由于 RNA 缺陷引起的疾病的治疗方案，并通过基因组学、大数据和计算方法加速研发进程。从靶点开发、化合物筛选，再到起始药物发现，实现全新的药物早期研发模式。相对于传统药物开发，该技术具有巨大的规模效应和速度优势。

1.3.2. 公司团队

Panorama 由 RNA 基因组学和计算生物学领域的顶尖科学家联合创立，包括宾夕法尼亚大学教授、费城儿童医院（CHOP）的计算与基因组医学研究中心创始主任和 Francis West Lewis 讲

席教授邢毅，加州大学洛杉矶分校的分子遗传学教授，美国 RNA 学会前主席 Douglas Black，及前杜克大学医学中心助理教授、曾在多家生物科技公司任高管的朱明赴博士任 Panorama 公司 CEO 等。

1.3.3. 平台与优势

全景医药主要布局以下三大平台：



图 7 全景医药三大平台

数据来源：智银医药资料库

其中为最主要的技术平台 PANTM 平台可以高效预测 pre-mRNA 多种剪接产物，并设计药物干预调控 mRNA 成熟过程。

1.3.4. 项目优势

(1) 技术独特：全景医药拥有独特的 RNA 剪接技术平台，从靶点开发，化合物筛选，再到起始药物发现，实现全新的药物早期研发模式。相对于传统药物开发，该技术具更大规模效应和速度优势。

(2) AI 算法：技术开辟了以前无法接触的新靶点空间，人工智能 PANTM平台可以高效预测 pre-mRNA 多种剪接产物，并设计药物干预调控 mRNA 成熟过程，全景对 PAN 人工智能引擎

进行了训练，并与多个已知致病基因结果比较进行了验证。

（3）技术壁垒：全景医药的底层技术来源于加大洛杉矶分校和费城儿童医院科研人员多年的研究成果，专业算法和大型 RNA 剪接指纹库具有极高技术壁垒；平台拥有小分子和反义寡核苷酸(ASO)两个发现引擎，使我们能够根据疾病特异性设计适合的治疗模式。

1.4. 项目推荐：予路乾行——难成药靶点基于 AI 的新药研发

1.4.1. 公司概况

予路乾行是一家以人工智能、量子力学及分子模拟算法为核心技术，通过模拟运算赋能新药研发的交叉学科技术驱动型生物医药公司。

2021 年，公司结合自主创新的 AI 技术，结合高精度分子动力学模拟核心算法，建立了国际领先的新一代人工智能药物研发平台。该 AI 研发平台主要针对未解析靶点与高柔性靶点进行高精度结构解析及生理动态过程还原模拟，从而实现难成药靶点的新药研发。公司于成立伊始即获评苏州市工业园区科技领军项目企业。目前公司与多家国内外生物医药企业合作推进数个新药研发管线，并在多个针对难成药靶点的新药研究方向取得突破性进展。

1.4.2. 公司核心创始人

郑铮，美国佛罗里达大学化学博士、北京大学药学学士师从

计算化学领域全球顶级专家 Kenneth Merz 教授。美国 QuantumBio 药物设计软件公司资深科学家,主导多款药物设计、分子模拟算法及软件的开发。现任武汉理工大学教授、博士生导师,入选湖北省“百人计划”,入选“科学中国人”年度人物,获中国产学研合作创新奖,获苏州工业园区科技领军人才称号。担任化学信息学国际顶级期刊 J. Chem. Inf. Model 编委。

1.4.3. 公司亮点

(1) 团队国际化背景: 公司核心团队曾开发多款基于 AI 技术的药物设计算法平台,已在全球市场销售多年,与多家国际头部药企建立长年合作关系。

(2) 核心技术领先: 公司结合自主创新的 AI 技术及高精度分子动力学模拟核心算法,建立了国际领先的新一代人工智能药物研发平台。主要针对未解析靶点与高柔性靶点进行高精度结构解析及生理动态过程还原模拟,从而实现难成药靶点的新药研发。

(3) 公司发展迅速: 公司于成立伊始即获评苏州市工业园区科技领军项目企业。目前公司与多家国内外生物医药企业合作推进数个新药研发管线,并在多个针对难成药靶点的新药研发方向取得突破性成果。

(4) 市场空间广阔: 2020 年,“人工智能发现分子”入选《麻省理工科技评论》发布的“全球十大突破性技术”榜单。人工智能与药物工业这两个万亿级产业相互碰撞时,将有望爆发出巨大的

潜力。

1.4.4. 公司主要研发方向及算法功能特点

主要研发方向：

- (1) 难成药靶点的动态构象解析及新药研发
- (2) 药用纳米颗粒的结构设计及成药性分析
- (3) 具有高度结构相似性的靶点蛋白家族的靶向药物设计

算法功能特点：

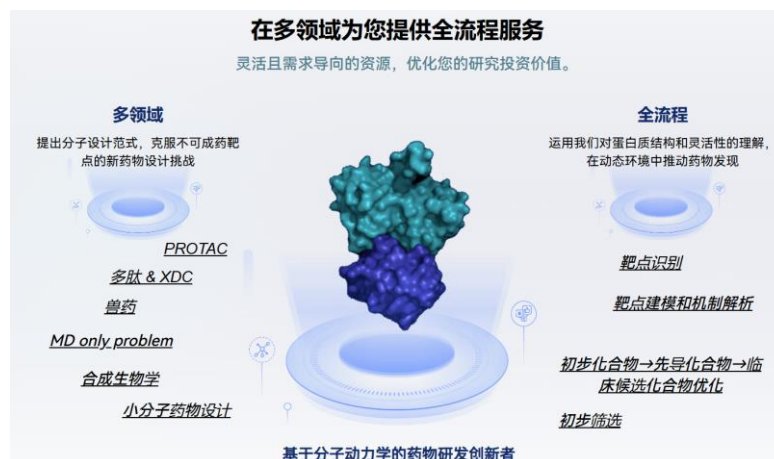


图 8 予路乾行的全流程服务

数据来源：公司官网

1.4.5. 商业模式

以拓展难成药靶点的药物市场开拓为核心，多种商业模式互相促进。

(1) 服务：承接药物研发 CRO 项目，提供高效运算服务，为早期扩张创造现金流。

(2) 合作研发：与药企分工合作，快速实现新靶点药物研发流程中药物发现至临床前研究阶段，以里程碑付款+销售权益分配的形式获利。

(3) 管线出让：快速实现新靶点药物研发流程中药物发现至临床前研究阶段，获得化合物专利后通过出让管线直接获利。

(4) 长周期自研管线布局：算法推动实验，大幅缩短研发周期，发现全新靶点，开拓 FIC 管线，布局长线收益。

1.5. 项目推荐：朗睿生物——AI 驱动的肿瘤创新药研发

1.5.1. 公司概况

朗睿（LexBio）成立于 2021 年，位于国家级经济技术开发区——中国·新加坡——苏州工业园区，是一家专注 AI 驱动的创新药研发公司。公司的核心策略是运用国际上最先进的 AI 算法和计算机技术，结合多年国际药企的成功经验，加速 FIC/BIC 创新药开发。秉承“攻克疑难疾病，造福全球患者”的理念，我们汇集了 AI、CADD、生物、化学、软件工程等多学科人才，力争打造全球领先的生物医药研发全链条技术平台，快速产生具有临床差异化的候选化合物。

1.5.2. 公司创始人

邢莉博士是全球知名的 AIDD/CADD 专家，有二十多年新药研究开发的丰厚履历，在美国辉瑞带领团队，将计算机技术应用于药物研发，发明了多个新药临床化合物，部分正在三期临床试验中。作为享有国际盛誉的新药设计专家，邢博士频繁被邀请在美国和欧洲的跨国研讨会上作学术报告，成功入选辉瑞博士后导师，发表了 100 多篇 Peer-reviewed 的科研文章和国际专利，包括两篇 Nature 论文，著书两册，被引用 3500 余次，并作为多

个学术期刊的审稿人。美国阿克伦大学高分子科学博士，清华大学固体物理和计算机电子本科双学位、校级优秀生。

1.5.3. 公司优势分析

(1) 团队优势：创始人具备 AI 技术和新药研发深度融合的成功经验，在国际药企利用 AI 平台领导多个新药化合物进入临床；核心成员在 AI 算法开发、药物设计、药效评价等多环节经验互补。

(2) 技术优势：自主开发的核心算法攻克创新药研发壁垒 (AIDD+CADD)；自研管线上的回测效果优于市场同类公司；10+亿多元化的分子库(5+亿专有结构)支持各种虚拟筛选任务。

(3) 验证优势：显著缩减了 PCC 生成的时间和成本；在实际创新药项目研发中验证了算法和模型的有效性；充分展现技术平台的高通量和多线程的规模效应。

1.5.4. 公司管线与技术

(1) KINET 技术平台覆盖新药研发的全过程，一体化集成的前端、后台环境

(2) Physicochemical、ADMET 精准预测平台——LexMolProp Suite

(3) 基于多模态生物学数据构建 LexKG 知识图谱

(4) 深度神经网络模型支持高通量虚拟筛选和多目标结构优化

研发项目	治疗领域	2022Q2	2022Q3	2022Q4	2023Q1	2023Q2	2023Q3	2023Q4	2024Q1	2024Q2	2024Q3	2024Q4
LB02	实体瘤	PCC	临床申报研究			中美临床申报	临床I期					临床II期
LB01	实体瘤	化合物优化	PCC	临床申报研究			中美临床申报	临床I期				
LB03	实体瘤			化合物优化	PCC	临床申报研究			中美临床申报	临床I期		
LB04	实体瘤				化合物优化	PCC	临床申报研究			中美临床申报	临床I期	
LB05	神经疾病					化合物优化	PCC	临床申报研究			中美临床申报	
LB06	自免						化合物优化	PCC	临床申报研究			临床申报
技术平台	2022Q1	2022Q2	2022Q3	2022Q4	2023Q1	2023Q2	2023Q3	2023Q4	2024Q1	2024Q2	2024Q3	2024Q4
靶点研发与验证平台												
临床设计与预测平台												
湿实验与数据收集平台												

图 9 创新药管线及平台规划

数据来源：智银医药资料库

1.6. 项目推荐：域新说——AI 助力催化酶蛋白设计

1.6.1. 公司概况

域新说生物成立于 2022 年，是一家专注于全新蛋白设计的公司，即利用 AI 进行生物元件的设计，并利用生物元件构建基因电路的开发，通过设计基因电路使得菌株及催化酶可以进行自然进化，最终生成全新功能性蛋白。

1.6.2. 公司创始人

胡亦朗，牛津大学计算化学系毕业，持续探索化学、仿真、生信、AI 交叉领域，具有两年 AI 制药创业经验，具备二代测序全流程经验，曾带领 AI 空间设计算法团队。

王晨阳，牛津大学工程系毕业，康奈尔大学计算机硕士，具有字节跳动抖音算法研究经历以及两年小分子设计算法研发经验，精通计算机视觉与推荐算法。

夏晋，牛津大学有机化学系毕业，拥有两年 NEXANT 化工市场研究经验、两年 AIDD 产品设计经验以及 GSK 总部药物研发经验。

1.6.3. 公司技术简介

构建全新蛋白 DBTL 设计循环（催化酶/生物传感器）

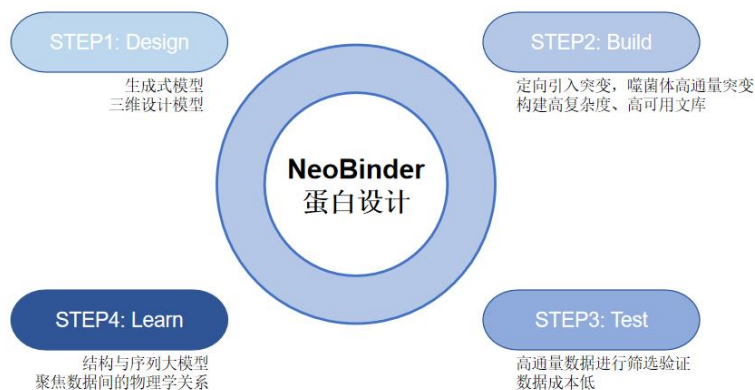


图 10 DBTL 设计循环路线

数据来源：智银医药资料库

该 AI+仿真算法能够精确还原复合物晶体结构，同时具有成本低、周期短的优点。通过 DBTL 多点验证设计出的全新生物传感器灵敏度提高近四倍。

1.6.4. 公司选品和商业模式

选品利用市场、合规难度以及技术进行评价，在研产品有水解酶（数百亿级）、氧化还原酶（数十亿级）、裂解酶（数亿级）、异构酶（数亿级）及氧化还原酶（数亿级）。商业模式采用自建管线和技术合作相结合的方式。

1.7. 项目推荐：普美瑞生物——AI 驱动的 PROTAC 分子设计及优化

1.7.1. 公司概况

普美瑞（常州）生物科技有限公司坐落于长三角地区核心城市之一——常州，是一家计算驱动创新药物开发的高科技公司。公司当前目标是基于人工智能、分子模拟、云计算等前沿技术，

开发创新算法以提高新药研发的效率。公司核心研发团队由海归博士组成，专业背景包括应用数学、药物化学、医学基因学等，形成了算法开发、算法应用、实验验证三大关键环节组成的研发闭环，可针对新药研发中不同阶段的关键问题高效地进行算法迭代，提供最佳解决方案。

1.7.2. 公司创始人

孔韧，北京工业大学博士，康奈尔大学休斯顿卫理公会医院博士后，有二十余年分子模拟与药物设计项目研究经验，获得过多项发明专利。

1.7.3. 公司成就

普美瑞 CoDock 获得 CASP-CAPRI 2018 年度困难类型靶点排名第一，所有靶点排名第八的成绩；获得 CASP-CAPRI 2020 年度 Scorer 组并列第一以及 Predictor 组排名第三的成绩；获得 CASP15 2022 年度 Ligand 预测赛道第一名的成绩。

1.7.4. 技术服务及在研管线与算法

技术服务：

- （1）核心算法预测多种复合物体系相互作用
- （2）AIGC 应用于蛋白质序列生成模型
- （3）AIGC+药物研发应用于抗菌肽序列生成模型
- （4）AI 驱动的一站式生物计算平台

在研管线与算法列表：

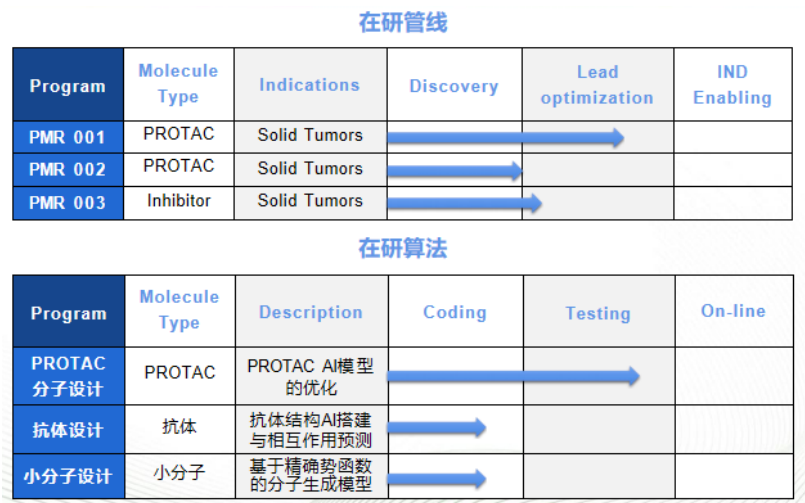


图 11 在研管线与算法列表
数据来源：智银医药资料库



图 12 普美瑞生物核心服务
数据来源：公司官网

2. 医疗影像与辅助诊断

医学影像是AI在医疗领域应用最多且最成熟的场景。AI医学影像是通过计算机视觉技术对医学影像进行快速读片和智能诊断，用以解决病灶识别与标注等多种医学影像需求，使医学影像的采集和和输出更加精准和高效。其原理是基于数据挖掘、深度学习、影像分类、自动检测、图形分割、图像重建技术。其应用场景丰富多样，包括影像类型分类、目标区域/病灶分类、器官/组织标记定位、病灶检测、器官解

构的结构分析、病灶区域分割、基于内容的影像检索、病灶筛选、靶区勾勒、器官三维成像、病理分析以及影像定量分析等。

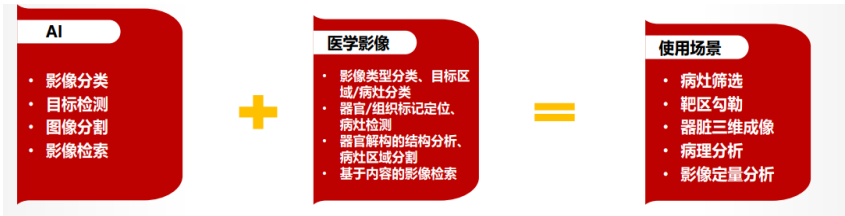


图 13 AI 与医学影像

资料来源：智银医药资料库

AI 影像辅助诊断产品应用范围不断扩大，覆盖放射科、眼科、超声科、病理科、皮肤科、脑电图室等，其中以放射科为主。



图 14 AI 医学影像诊断应用科室

资料来源：健康届研究院分析

其应用场景也丰富多样，包括影像类型分类、目标区域/病灶分类、器官/组织标记定位、病灶检测、器官解构的结构分析、病灶区域分割、基于内容的影像检索、病灶筛选、靶区勾勒、器官三维成像、病理分析以及影像定量分析等。

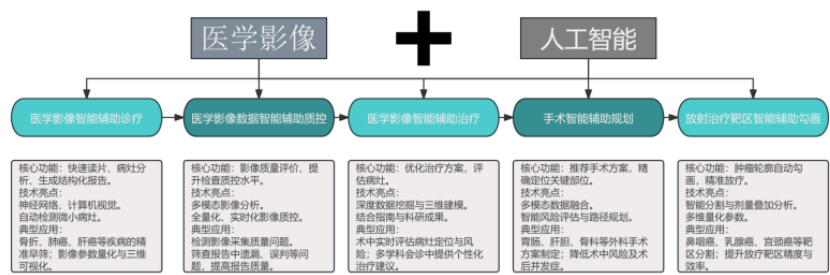


图 15 AI 医学影像诊断应用场景

资料来源：智银医药资料库

问题三：AI 在影像诊断中的准确性与医生经验相比如何？

(1) AI 在影像诊断中的准确性优势：

1. 高敏感性：AI 能够快速处理大量的影像数据，识别出微小的病变和异常征象。例如，AI 在肺结节检测中，能够识别出毫米级别的小结节，并进行量化分析，显著提高了早期疾病的检出率。这种高敏感性使得 AI 在某些疾病的早期筛查中表现出色，尤其是在处理大量数据和识别细微病变方面。
2. 快速处理能力：AI 系统可以在短时间内完成对大量影像的分析，生成结构化报告，大大缩短了医生进行影像诊断的时间。例如，AI 系统可以在几分钟内处理完一个 CT 扫描的数百张图像，并标记出疑似病灶。这种快速处理能力能够显著提高诊断效率，尤其是在大规模筛查场景中。
3. 一致性：AI 系统在处理相同类型的影像数据时，能

够保持高度的一致性和稳定性。相比之下，医生在长时间工作或疲劳状态下，诊断的准确性和一致性可能会受到影响。AI 系统的这种一致性使得其在重复性任务中表现出色，能够减少人为因素导致的误诊和漏诊。

（2） 医生经验的优势：

1. 综合判断能力：医生在诊断过程中不仅依赖影像数据，还会综合考虑患者的临床症状、病史、实验室检查结果等多方面信息。这种综合判断能力使得医生能够更全面地评估患者的病情，尤其是在面对复杂的病例时。例如，在诊断某些罕见疾病或复杂病变时，医生的经验和临床直觉可能比 AI 的单一影像分析更有价值。
2. 适应性：医生能够根据患者的具体情况灵活调整诊断策略。在面对不典型的病例或影像表现时，医生可以根据自己的经验和专业知识进行判断和调整，而 AI 系统则可能因为缺乏灵活性而无法准确处理这些特殊情况。
3. 可解释性：医生的诊断过程通常具有较高的可解释性，他们能够向患者和家属详细解释诊断的依据和推理过程。相比之下，AI 系统的决策过程往往较为复杂，缺乏直观的解释，这可能会影响患者对诊断

结果的信任度。

（3） AI 与医生经验的结合：

1. 互补优势：AI 和医生经验在影像诊断中具有互补优势。AI 的高敏感性和快速处理能力能够帮助医生快速识别潜在病变，而医生的综合判断能力和适应性则能够对 AI 的结果进行进一步的验证和调整。例如，在肺结节筛查中，AI 系统可以快速标记出疑似结节，医生则可以根据患者的病史和临床症状进行综合判断，最终确定诊断结果。
2. 提升诊断准确率：研究表明，AI 与医生协作的诊断模式能够显著提高诊断的准确率。例如，某省级三甲医院的研究表明，使用 AI 系统后，3mm—13mm 结节的检出率从医生单独检测的 80.1% 提高到 98.6%，综合检出率从 80.1% 提高到 94.2%。这种协作模式不仅提高了诊断的准确性，还减少了医生的工作负担，提高了诊断效率。
3. 未来发展趋势：随着 AI 技术的不断发展和临床应用的深入，AI 与医生的协作将成为未来影像诊断的主流模式。AI 系统将不断优化，提高其在复杂病例中的诊断能力，同时医生也将更加熟悉 AI 技术，更好地利用 AI 提供的辅助诊断结果进行综合判断。
4. 综上所述，AI 在影像诊断中的准确性在某些方面已

经超过了医生的经验，尤其是在高敏感性、快速处理能力和一致性方面。然而，医生的经验在综合判断、适应性和可解释性方面仍然具有不可替代的优势。未来，AI 与医生的协作将成为提升影像诊断准确率和效率的关键，这种互补模式将为患者提供更高质量的医疗服务。

问题四：AI 影像产品的商业化落地面临哪些挑战？

（1）技术与临床需求的匹配问题

虽然 AI 技术在影像诊断中表现出色，但其功能需与临床实际需求紧密结合。目前部分 AI 影像产品存在功能单一、应用场景有限的问题，难以满足医疗机构多样化的需求。

（2）认证与合规性

AI 医学影像产品需要通过国家 CFDA 审批，尤其是三类医疗器械认证。从产品定型到最终过审需要经过检测、临床试验、注册申报、技术审评、行政审批等多个环节，这使得产品上市时间延长，企业需要投入大量的时间和资源来满足合规要求。

（3）医院采购流程

即使通过认证，AI 影像产品还需要进入医院常规采购目录。目前医院的采购流程相对复杂，且对于新兴的

AI 影像产品存在一定的观望态度。产品要真正被医院接受并纳入采购计划，需要企业花费大量精力进行市场推广和教育，理顺“攻单”和“履约”流程。

（4）渠道建设

AI 影像产品的商业化落地需要明确的进院方式和渠道。虽然可以通过与设备深度绑定或者通过直销和渠道获客，但设备渠道已经被传统厂商占据，AI 影像企业需要花费大量资源来建立自己的渠道或者与现有渠道合作，这对于企业的渠道能力提出了很高的要求。

（5）市场认知与信任

部分医疗机构和医生对 AI 影像产品的可靠性和有效性仍存在疑虑，需要企业通过实际应用案例和数据来提升市场认知和信任度。

（6）数据隐私与安全问题

AI 影像产品依赖大量的医学影像数据进行训练和应用，这些数据包含患者的敏感信息。数据的收集、存储和使用必须符合严格的隐私保护法规，任何数据泄露事件都可能导致严重的法律后果，这也增加了企业运营的合规风险。

3. AI 在健康管理及疾病预测中的应用

AI 技术在健康管理及疾病预测领域的应用正在快速发

展，其通过大数据分析和机器学习算法，为用户提供个性化的健康建议和疾病风险预测，展现出巨大的潜力和价值。以下是几方面的具体分析：

3.1. 疾病预测的精准化

3.1.1. 慢性病与重症预警

AI通过分析患者的电子病历、遗传信息、生活习惯等数据，可预测糖尿病、心血管疾病、癌症等慢性病的发病风险。例如，机器学习算法能识别心脏病的早期信号，甚至通过心电图数据预测心脏病发作。在重症监护中，AI模型可预测败血症、心肌梗塞等疾病的进展，帮助医生提前干预。

3.1.2. 传染病与公共卫生事件预测

AI系统（如Bluedot、HealthMap）通过扫描社交媒体、旅行数据等信息，可预警传染病暴发。例如，在COVID-19疫情中，AI成功预测了传播路径，并通过图神经网络长期预测流感趋势。此外，AI还能分析区域性的传染病或季节性疾病的流行趋势，辅助制定公共卫生策略。

3.2. 健康管理的个性化与实时化

3.2.1. 生活方式干预

AI整合可穿戴设备数据，提供运动、饮食、睡眠等定制化建议。例如，VITL公司利用AI分析营养需求，生成个性化膳食方案；AI还可通过血糖监测和压力数据分析，管理慢性病患者的日常健康。

3.2.2. 远程监测与主动医疗

AI实时分析生理数据（如心率、血压），发现异常后及

时预警。例如，远程监测技术使医生可远程追踪患者状况，减少住院需求，尤其适用于资源匮乏地区。在术后管理中，AI能预测并发症风险（如结直肠癌术后出血），促使早期干预。

问题五：AI 健康管理产品的用户粘性与真实需求匹配度如何？

答：AI健康管理产品的用户粘性与真实需求匹配度存在一定的差距。从需求端来看，用户对健康管理的需求是真实且迫切的，尤其是在疾病预防和早期干预方面。AI技术能够通过大数据分析和机器学习算法，为用户提供个性化的健康建议和疾病风险预测，这在理论上符合用户的健康管理需求。然而，在实际应用中，用户粘性往往较低。一方面，部分AI健康管理产品功能较为单一，仅提供简单的健康监测或疾病风险评估，缺乏深度的健康干预和持续的健康管理服务。另一方面，产品的用户体验和交互设计不够友好，导致用户使用频率不高。此外，用户对AI健康管理产品的信任度也有待提升，部分用户担心数据隐私和安全问题，从而影响了产品的使用意愿。因此，AI健康管理产品需要进一步优化功能，提升用户体验，同时加强数据隐私保护，以提高用户粘性，更好地满足用户的真实需求。

3.3. 项目推荐：恩基医疗——AI 辅助居家透析设备远程支持

恩基医疗以“让血液透析走进家庭”为使命，致力于通过AI技术赋能传统血液透析设备，打破传统透析设备的局限性，开发出便携、高效、智能的居家血液透析解决方案，为终末期肾病患者提供更加便捷、舒适、经济的治疗选择，从而守护千万家庭的健康。

公司针对当前血液透析市场存在的供需缺口、社区医院基础设施不足、患者治疗负担重等痛点，提出了以家庭血液透析和社区医院小型透析科室建设为核心的商业模式，并结合扩展现实（XR）和人工智能（AI）技术，为客户提供远程维护、远程操作、远程职业培训等增值服务，进一步提升了产品的附加值和市场竞争力。

在技术研发方面，公司已经取得了显著进展，其便携式AI辅助居家血液透析机产品原型机在美国国防部已通过技术测试、动物实验和临床实验。公司自主研发的AI辅助远程支持系统、可再生循环超纯水机、自主排污装置等核心技术，不仅大幅提高了设备性能，还降低了使用成本和水资源消耗，展现了强大的技术竞争力和创新实力。

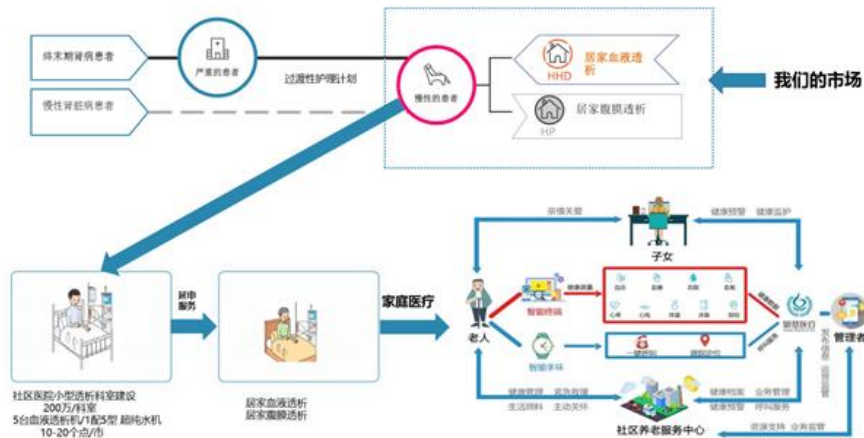


图16 恩基医疗商业模式
资料来源：恩基医疗、智银医药资料库

项目亮点：

- 1、公司核心产品已完成产品技术研发，核心部件电机在申报人KIM HONG YOUN前期研发的电机基础上进行了更新迭代，性能得以大大提高，产品原型机在美国国防部已通过技术测试、动物实验和临床实验。
- 2、团队是长期致力于精密仪器设备机电一体化的技术研究。
- 3、与普通血液透析机功能相似/相同，可再生循环超纯水机，用水量仅20-30升，实时检测超纯水质量，产品及部件实现全国产。

4. AI 在手术中的应用

AI 在外科手术领域的新兴应用颇为广泛，涵盖临床风险预测、机器人手术里的自动化操作与计算机视觉技术应用、术中诊断、强化外科培训、借助高级传感器开展术后监测、资源管理、出院计划制定以及其他诸多方面。

4.1. 术前阶段

4.1.1. 术前诊断优化

AI 通过影像分析（如 MRI、CT）提升肿瘤定位精度，结合虚拟现实技术优化手术计划。例如，AI 分割技术使 40% 的患者手术方案发生改变。自然语言处理（NLP）可从电子病历中提取关键信息，提高乳腺癌诊断准确率（ $AUC > 0.9$ ），并早期发现胰腺癌（ $AUC = 0.97$ ）。

4.1.2. 风险预测与患者选择

AI 模型（如 POTTER 计算器）在预测术后风险（死亡率 $AUC = 0.92$ ）方面优于传统方法，但临床转化仍受限。需更多外部验证和标准化研究（遵循 TRIPOD-AI 等指南），避免因算法复杂性牺牲实用性。

4.1.3. 术前个性化优化

AI 整合多模态数据（如心电图、组学）评估心血管功能、肌少症等，推动精准术前准备。例如，AI 通过 12 导联心电图快速筛查心功能，简化评估流程。

4.1.4. 患者教育与知情同意

生成式 AI（如 ChatGPT）可生成易理解的知情同意材料，辅助医患沟通。数字健康助手能提供 24/7 术前咨询，但需解决隐私和信息可靠性问题（如 AI 在乳腺癌筛查中的错误案例）。

4.2. 术中阶段

4.2.1. 实时决策支持

（1）病理诊断加速：AI 结合快速测序技术（如纳米孔测

序)可在 40 分钟内提供术中病理结果,优化手术切缘判断。

(2) 解剖识别增强: 计算机视觉辅助识别关键结构(如胆囊切除术中的胆管),减少误伤风险。

(3) 风险预警系统: AI 预测术中低血压(如低血压预测指数 HPI),已通过随机试验验证,可改善患者预后。

4.2.2. 手术团队协作优化

(1) AI 教练系统: 通过分析团队沟通、生理指标(如心率变异性)评估协作效率,减少人为错误。

(2) 数字化手术平台: 整合麻醉数据、设备状态等,提升团队态势感知能力。

4.2.3. 手术自动化与机器人技术

(1) 计算机视觉进展: AI 可识别手术步骤(如缝合、器械操作),评估操作质量($AUC>0.85$)。

(2) 自主手术雏形: 结合 VR 导航与 AI 组织分析,未来或实现半自主肿瘤切除等复杂操作。

4.2.4. 外科教育革新

(1) 技能评估 AI: 通过视频分析提供客观反馈,减少培训中的主观偏差。

(2) 模拟训练优化：AI 教练在神经外科模拟中提升操作精度，但需平衡效率与学习曲线。

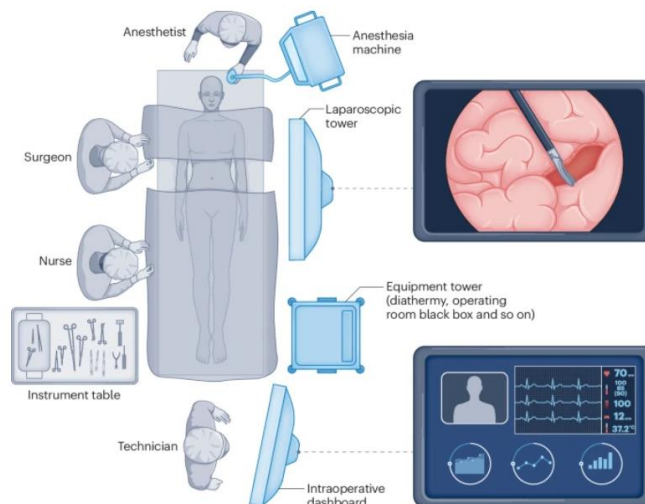


图 17 在术中环境中整合新颖的 AI 驱动的数字干预

资料来源：Varghese, C., Harrison, E.M., O' Grady, G. et al. Artificial intelligence in surgery. Nat Med 30, 1257–1268 (2024).

4.3. 术后阶段

4.3.1. 远程监测与家庭康复

(1) 可穿戴设备：实时追踪生命体征、活动能力等，减少院内观察需求，推动早期出院。

(2) 家庭医院模式：通过传感器监测伤口愈合、感染迹象（如 AI 识别皮肤异常），降低再入院率。

4.3.2. 并发症预测

早期预警：AI 模型（如 MySurgeryRisk）分析多模态数据（生命体征、电子病历），提前预测吻合口瘘、感染等高风险并发症。

4.3.3. 个性化恢复指导

- (1) 老年患者管理：AI 评估日常生活活动（ADL），定制康复计划（如防跌倒干预）。
- (2) 数据整合：结合移动技术、环境传感器等，优化居家康复支持。

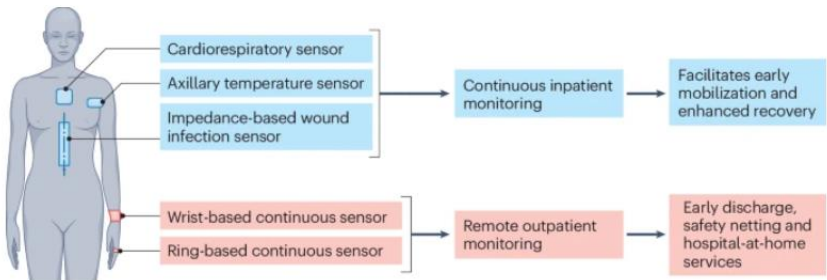


图 18 术后连续监测

资料来源：Varghese, C., Harrison, E. M., O’ Grady, G. et al. Artificial intelligence in surgery. Nat Med 30, 1257 – 1268 (2024).

问题六：AI 在手术中的实际效果是否达到预期？安全性如何保障？

答：人工智能在手术中的实际效果呈现出显著的阶段性成果，但也面临现实挑战。目前 AI 技术已在神经介入、心脏手术等领域展现出精准度和效率优势，例如通过实时导航和数据分析缩短手术时间、降低并发症率，部分案例中 AI 辅助机器人甚至能将操作误差控制在 0.5 毫米以内。然而，其应用效果受限於临床场景的复杂性：在腹腔镜手术中，AI 对脂肪组织遮挡的解剖结构识别准确率可能骤降 20%-30%；整形外科的 AI 模拟结果与实际效果差异最高可达 40%，导致患者预期管理困难。这些局限性表明，AI 虽在标准化手

术流程优化上达到预期,但在处理复杂解剖变异或突发状况时仍依赖医生经验。

在安全性保障方面, 医疗 AI 通过多重机制构建防线。技术层面采用动态风险预警系统, 如 Caresyntax 平台实时融合手术室影像、生命体征等 12 类数据源进行风险预测, 同时要求 AI 系统在上市前完成超过 5000 例模拟场景测试。操作层面坚持“人机共管”原则, 手术机器人达芬奇系统设计了双链路控制系统, 医生可随时切换手动模式接管操作。伦理层面则通过可解释 AI 技术向医患双方透明化决策逻辑, 并建立三级数据加密体系保护患者隐私。尽管如此, 2022 年 FDA 报告的 23 起 AI 手术事故仍警示着技术风险, 这要求医疗机构持续开展 AI 适应性培训, 确保医生既不过度依赖系统也不盲目抵触创新, 最终实现以患者安全为核心的智能医疗转型。

4.4. 项目推荐：内镜精灵——AI 辅助内镜诊断系统

武汉楚精灵医疗科技有限公司成立于2018年11月23日, 是上海珍灵医疗科技有限公司的子公司, 位于武汉国家生物产业基地, 是武汉大学重点扶持的创新企业。公司专注于消化内镜人工智能领域的研发与应用, 致力于通过先进的AI技术提升消化道疾病的早期检出率, 优化医疗资源使用效率, 助力医保降费, 并为患者提供更精准、更高效的医疗服务。

公司的核心产品“内镜精灵”是全球首个集内镜质控与

病灶诊断于一体的人工智能医疗产品，具有实时动态、贴合临床的特点。该产品能够实时辅助医生进行内窥镜操作，显著提高消化道早期癌症的检出率。内镜精灵已在全国600余家大型三甲及基层医院落地应用，累计发现15720个消化道早癌病例（截至2023年3月3日），显著提升了医院的内镜检查质量和早癌检出率。

项目亮点：

- 1、公司核心产品包括电子支气管镜系统(含一次性)、电子鼻咽喉镜系统(含一次性)呼吸介入人工智能辅助诊断系统和耳鼻喉人工智能辅助诊断系统，目前公司代理了广州思德家用胶囊胃镜(中国第一家)等九款医疗器械产品。
- 2、团队是连续创业者，创始人创立的楚精灵已经完整走过研发-商业化的历程，团队成员主要来自国内外顶尖知名高校，专业覆盖人工智能、医疗、软件工程等多学科领域。
- 3、电子支气管镜已于2024年4月22日送检，预计将于2025年5月30日取得NMPA注册证，成为世界上第一个带人工智能的电子支气管镜、电子鼻咽喉镜。

5. AI 与中医融合发展的现状与前景分析

随着人工智能技术的迅猛发展,传统医学领域正迎来前所未有的变革机遇。中医作为我国独特的医学体系,拥有数千年的历史积淀和丰富的临床经验,但其现代化发展面临着标准化、量化等挑战。AI 技术的引入为解决这些问题提供了新的思路和方法。

本报告将从 AI 在中医诊断、治疗、药物研发、知识传承等领域的应用现状入手，分析 AI 与中医融合所面临的挑战，并展望未来发展方向，为推动中医药现代化和国际化提供参考。

5.1. AI 在中医领域的应用现状

在中医诊断方面，AI 技术已经开始发挥重要作用。传统中医诊断依赖于医师的“望闻问切”，这一过程具有较强的主观性和经验依赖性。现在，通过计算机视觉技术，AI 系统可以分析患者的面色、舌苔等视觉信息；通过语音识别和自然语言处理技术，可以解析患者的主诉和病史；通过可穿戴设备采集的脉搏数据，AI 算法能够识别 28 种脉象，准确率达到 85% 以上。例如，国内某科研团队开发的“中医智能诊断辅助系统”整合了超过 10 万例临床病例数据，能够为医师提供诊断建议，在临床试验中与资深中医医师的诊断吻合度达到 92%。在治疗方案的制定上，AI 系统可以基于患者的个体特征和既往类似病例的治疗效果，推荐个性化的中药配伍和针灸方案，显著提高了治疗的精准度和效率。

中药研发是 AI 技术大显身手的另一个重要领域。中药复方通常由多味药材组成，成分复杂，作用机制难以阐明。AI 技术特别是机器学习方法，能够处理海量的化学成分、药理活性和临床效果数据，发现潜在的药效物质基础和作用靶点。例如，研究人员利用深度学习算法分析了《本草纲目》等古籍记载的数千种中药及其功效，建立了中药-成分-靶点-疾病的多维网络模型，成

功预测了多种中药抗炎、抗肿瘤的活性成分，大大缩短了研发周期。在药物安全性评价方面，AI 模型可以通过分析已知毒性化合物的结构特征，预测新发现中药成分的潜在毒性，为临床前研究提供重要参考。据统计，采用 AI 辅助的中药研发项目，平均研发周期缩短了 30%，成本降低了 40%。

5.2. AI 与中医融合面临的挑战

尽管 AI 为中医发展带来了诸多机遇，但两者的深度融合仍面临不少挑战。数据问题是首要障碍。中医诊疗数据具有非结构化、非标准化的特点，现有的电子病历系统往往无法完整记录中医四诊信息，导致可用于 AI 训练的高质量数据匮乏。此外，中医理论体系与现代医学差异较大，许多概念如“气滞”、“血瘀”等难以准确定义和量化，这给 AI 算法的设计和优化带来了困难。在技术层面，现有的 AI 模型大多基于统计学规律，而中医强调整体观念和辨证论治，如何让 AI 系统理解并应用这些抽象的中医理论仍是一个待解的难题。

伦理和法律问题也不容忽视。AI 辅助诊断的责任归属尚不明确，如果出现误诊，是追究 AI 开发者的责任还是使用系统的医师的责任？中医诊疗过程中医患互动十分重要，过度依赖 AI 可能导致人文关怀的缺失。此外，中医药知识大多源自经典古籍和名老中医经验，这些知识的所有权和使用权如何界定？如何在利用 AI 挖掘传承这些宝贵知识的同时保护好知识产权？这些问题都需要在政策和法律层面予以明确。从接受度来看，许多中医

从业者对 AI 技术了解有限，存在一定的抵触心理；而患者也可能对 AI 参与诊疗过程持怀疑态度，这些观念上的障碍需要通过教育和宣传逐步消除。

5.3. AI 赋能中医的未来发展方向

展望未来，AI 与中医的融合发展有几个重要方向。首先是构建更加完善的中医诊疗数据库。需要开发专门的中医电子病历系统，标准化记录四诊信息、辨证过程和治疗方案，同时利用自然语言处理技术挖掘古籍文献和现代医案中的隐性知识。在此基础上，可以训练更加精准的诊断预测模型。其次是开发中医特色的 AI 算法。现有的深度学习模型主要基于西医数据训练，未来需要设计能够体现中医整体观念和辨证思维的专用算法，例如将五行学说、脏腑关系等中医理论编码到神经网络结构中。多模态融合是一个有前景的方向，即同时分析患者的舌象、脉象、声音、问卷等多维数据，实现更加全面的“虚拟四诊”。

在临床应用方面，AI 将不仅仅停留在辅助诊断层面，而是贯穿中医诊疗全过程。从初诊的辨证分型，到治疗方案的个性化推荐，再到疗效预测和随访管理，AI 系统可以提供全程支持。特别值得关注的是 AI 在中医治未病领域的应用。中医强调“上工治未病”，而 AI 可以通过分析人群健康数据，识别亚健康状态的特征模式，为中医体质辨识和养生干预提供科学依据。在中医药国际化进程中，AI 技术也能发挥重要作用，例如开发多语言的

中医智能问答系统，自动翻译中医术语和理论，帮助海外患者和医师理解接受中医药文化。

5.4. 项目推荐：八脉科技——AI 中医医健大平台

公司简介：

杭州八脉科技有限公司是一家专注于中医数字化研发的高科技企业，拥有 14 年的行业经验。公司通过自主研发的 AI 中医数字化诊断硬件和大岐灵蕴中医大模型，实现了中医诊疗的智能化和现代化。其核心产品包括智能检测设备、AI 开方系统以及中医医健服务平台，覆盖医疗、养生、健康管理等多个场景。八脉科技已服务超 800 万人次，拥有 10 万+硬件出货量和 800 万+用户平台基本盘，并与保险、银行、医疗机构等 4000 多家客户达成合作。公司具备完整的知识产权体系，包括多项国家专利和软件著作权，并荣获科技部火炬计划、智慧医疗大赛三等奖等荣誉。

创始人履历：

CEO 金建新，高级职称，评委专家库成员，具备深厚的行业资历。曾任职于 IBM、美国医疗公司，并担任浙大工研院科技创新平台研发部总监，拥有丰富的技术研发和医疗行业经验。作为八脉科技创始人，带领团队完成中医数字化技术的研发与商业化落地，推动公司成为 AI 中医领域的领先企业。



投资亮点：

- ① 技术领先：独家自研 AI 中医大模型和硬件设备，临床准确度达 83.4%，拥有 16 万临床样本和 800 万社会样本的数据支撑，技术壁垒高。
- ② 市场潜力：瞄准中医医健万亿市场，5 年目标规模 1000 亿，覆盖基层医疗、养生机构及 1 亿用户，商业模式清晰（硬件销售、服务费、生态变现）。
- ③ 成熟商业化：已实现盈利，合作 10+ 保险品牌、40+ 代理商，并在 23 个省级市场落地，社区网点投放策略可快速扩张。
- ④ 数据与生态优势：积累 16 亿数据标签，构建中医药供应链和私域流量，用户粘性强，年活超百万，形成“硬件+数据+服务”闭环。

6. 医疗 AI 的技术与数据挑战

6.1. 数据质量与隐私保护

DHTs (Digital health technologies, 数字健康技术) 的日益普及促进了近年来数字健康行业大量数据的快速扩张。根据

Fact.mr 的数据,大数据分析占全球医疗保健行业的 14.2%,2022 年大数据分析市场价值将高达 397 亿美元,2022 年至 2032 年,市场预计将以 19.2%的年增长复合率快速扩张,到 2032 年底达到 1947 亿美元。然而,与大数据在医学中的使用一起出现的是数据隐私、安全和分析伦理的问题。

6.1.1. 医学大数据的类型

(1) 基于 EHR 的大数据分析

对 EHR 和其他健康相关数据源的分析是大数据在数字健康中的主要用途之一。EHR 包含有关个人的大量信息。医疗保健专业人员可以通过此分析更多地了解他们的患者群体并发现重要的趋势和模式。

(2) 大型可穿戴设备数据分析

可穿戴设备和其他 DHT 创建的信息会产生大量数据,包括活动水平、睡眠模式和其他健康指标。这些记录可用于做出有关治疗、疾病进展和健康状况的决策。

(3) 大组学数据分析

基因组数据分析是大数据在医疗保健领域的进一步应用。DNA 测序技术的发展允许快速、廉价地收集大量遗传信息,这些信息可用于确定疾病的遗传学并指导个性化治疗的创建。通过 RNA 测序和定量蛋白质组分析同时测量数百个分子,为了解用于科学和医学研究的队列标本的转录组和蛋白质组学视角提供了机会。

(3) 大数据成像数据分析

医学成像是大数据被用于更好地诊断和治疗患者的另一个领域。例如，高科技算法可以应用于医学照片的研究，以发现可能表明存在疾病的不规则和模式。使用这些数据可以改进诊断和治疗。

(4) 大数据和预测分析

在数字健康领域，大数据被用于创建预测模型和算法，这可能会带来更好的患者结果。例如，在海量数据集上，可以通过机器学习算法，更好地为决策和疾病管理提供信息。

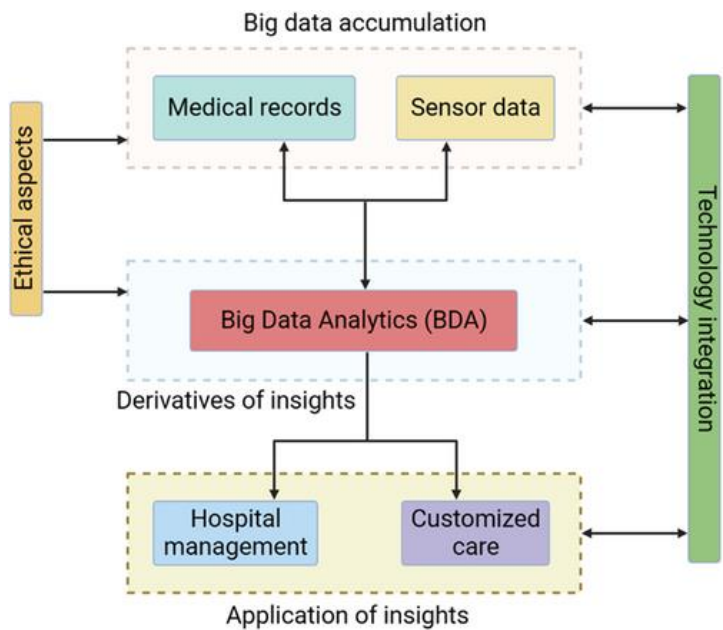


图 19 医疗保健中的大数据分析框架

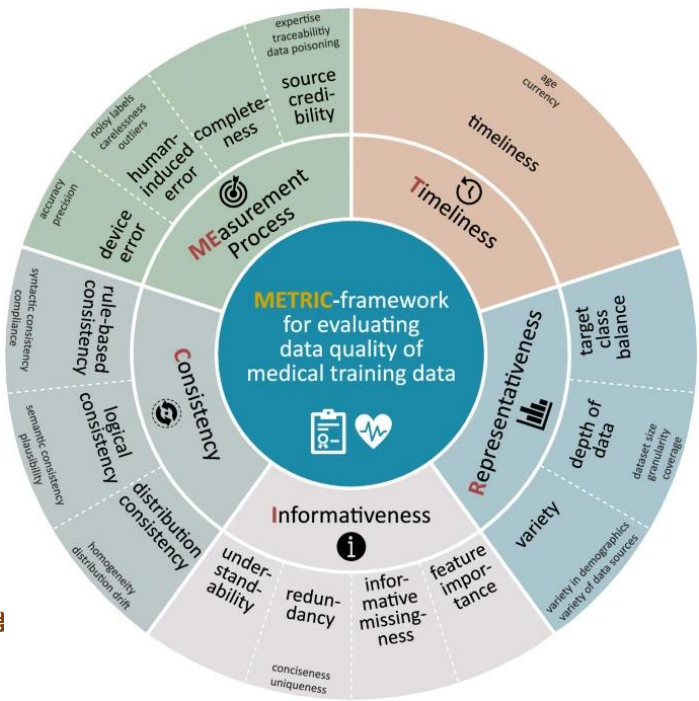
数据来源：Goyal P, Malviya R. Challenges and opportunities of big data analytics in healthcare. Health Care Sci. 2023; 2: 328–338.

6.1.2. 数据质量在医疗 AI 中的重要性

AI 最关键的部分之一是其训练数据的质量，因为它对生成的系统有根本性影响。数据为 AI 应用程序奠定了基础，并从本

质上提供了限制。如果用于训练模型的数据很糟糕，那么生成的 AI 也会很糟糕（“垃圾输入，垃圾输出”）。神经网络很容易从训练数据中学习偏差，并在测试时放大它们，产生以下问题：（1）模型性能受限：低质量数据会导致模型性能下降，从而影响其在实际应用中的效果。例如，在疾病诊断中，低质量数据可能导致误诊或漏诊，影响患者治疗效果；（2）研发成本增加：获取和标注高质量数据需要投入大量资源，增加了医疗 AI 研发的成本。例如，在药物研发中，获取大量高质量的临床试验数据需要耗费大量时间和资金；（3）应用范围受限：由于数据质量问题，医疗 AI 的应用范围受到限制。例如，在某些罕见病领域，由于数据稀缺，医疗 AI 的应用受到限制。

对数据质量的科学研究始于大约 30 年前。数据质量一词在 1996 年由 Wang 和 Strong 分解为所谓的数据质量维度。这些维度代表数据集的不同特征，它们共同构成了数据的质量。多年来，通用数据质量框架一直利用这种方法，并为各种应用领域和



数据类型生成了完善的数据质量维度列表。

图 20 用于评估医学数据质量的 METRIC 框架

数据来源：Schwabe, D., Becker, K., Seyferth, M. et al. The METRIC-framework for assessing data quality for trustworthy AI in medicine: a systematic review. npj Digit. Med. 7, 203 (2024).

如上图所示，医疗 AI 模型的性能高度依赖于训练数据的质量。高质量的数据需要具备以下特点：

（1）准确性：数据必须准确反映真实的医疗情况。例如，在疾病诊断中，错误的诊断结果会导致模型学习到错误的模式，从而影响其预测准确性。

（2）完整性：数据应涵盖各种可能的医疗场景和病例。例如，在药物研发中，数据应包含不同疾病阶段、不同患者群体的信息，以确保模型的泛化能力。

（3）多样性：数据应包含不同人口统计学特征（如年龄、性别、种族等）和疾病类型。例如，在个性化治疗中，模型需要能够处理不同患者的个体差异，以提供个性化的治疗方案。

6.1.3. 当前医疗 AI 中影响数据质量的因素

（1）数据碎片化：医疗数据通常分散在不同的医疗机构和系统中，难以整合。例如，患者的电子健康记录（EHR）可能存储在不同的医院系统中，导致数据难以共享和整合。

（2）数据标注：医疗数据需要专业人员进行标注，这既耗时又昂贵。例如，在医学影像分析中，放射科医生需要对影像进

行标注，以训练 AI 模型识别病变区域。此外，标注的一致性和准确性也会影响模型性能。

（3）数据偏差：如果数据集中某些群体或疾病类型的数据不足，模型可能会产生偏差。例如，在疾病预测模型中，如果数据集中缺乏某些种族或性别群体的数据，模型可能无法准确预测这些群体的疾病风险。此外，罕见病数据稀缺也是一个问题。

（4）数据标准化与互操作性：医疗数据的格式和标准不统一（如不同的医院使用不同的 EHR 系统），导致数据难以互操作和整合。

（5）数据噪声与不完整性：医疗数据中可能存在噪声（如错误的诊断记录）或不完整数据（如缺失的实验室结果），这会影

问题七：医疗 AI 对高质量数据的依赖是否限制了其普及？

答：医疗 AI 对高质量数据的依赖确实一定程度上限制了其普及。数据质量和隐私保护问题是医疗 AI 广泛应用的主要障碍。然而，通过技术创新和多方合作，可以部分克服这些挑战。通过整合多源数据、专业标注和严格的隐私保护措施，可以在保证数据质量的同时，推动医疗 AI 的普及和应用。未来，随着技术的不断进步和隐私保护法规的完善，医疗 AI 有望在更广泛的领域得到应用，为人类健康带来更多福祉。

6.1.4. 隐私保护的挑战

医疗数据涉及患者隐私，受到严格的法律和伦理保护。例如，

美国的《健康保险可携性和责任法案》(HIPAA) 和欧盟的《通用数据保护条例》(GDPR) 都对医疗数据的隐私保护提出了严格要求。隐私保护的挑战体现在以下几个方面：

首先，隐私保护可能会导致数据共享困难。为了保护患者隐私，医疗数据通常需要进行匿名化处理，但这可能会降低数据的质量和可用性。例如，在数据匿名化过程中，某些关键信息可能被删除，导致数据无法用于特定研究。

第二，医疗数据的存储和传输过程中存在安全风险，可能导致数据泄露。例如，黑客攻击可能导致患者隐私数据泄露，造成严重后果。

最后，隐私保护与数据共享之间存在一定的矛盾。过度强调隐私保护可能限制数据的共享和使用，从而影响医疗 AI 的创新和应用。

6.1.5. 对数据质量的控制和提高

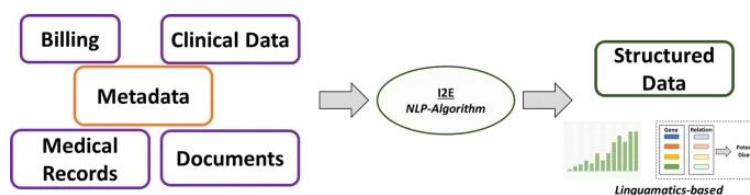


图 21 结构化数据的获得

数据来源： Dash, S., Shakyawar, S.K., Sharma, M. et al. Big data in healthcare: management, analysis and future prospects. J Big Data 6, 54 (2019).

问题八：如何在数据利用与患者隐私保护之间找到平衡？

答：在医疗健康领域的数​​据应用中，平衡数据价值与患者隐私需

要构建多层次保障体系。技术上可采用隐私增强工具，如同态加密确保数据在加密状态下完成分析，联邦学习实现“数据不动模型动”的协作研究；制度上应建立动态授权平台，允许患者自主设定数据使用范围、期限和撤回权限，并通过数据信托机构进行专业化治理。典型实践如梅奥诊所的“数据温室”，对 2000 万份病历进行 k-匿名化处理（ $k \geq 20$ ）后开放研究，配合实时审计追踪系统。关键要建立动态调节机制，通过计算“效用隐私比”（ $UPR = (\text{数据效用价值}) / (\text{隐私风险系数})$ ）科学评估数据开放风险，当数据价值显著高于隐私风险时（ $UPR > 1$ ）才允许流动，同时对不同敏感度数据实施分级管理——临床诊疗需实名数据，流行病研究采用假名化，药物研发仅开放聚合统计结果。这种平衡体系既保障了医学进步的数据需求，又通过技术防护、制度约束和利益回馈机制，确保患者隐私权得到实质性保护。

6.2. 项目推荐：医图生科——基于 AI 的药物靶点发现合量子评估

6.2.1. 公司简介

医图生科（苏州）生命科学技术有限公司（简称医图生科）是一家致力于将人工智能（AI）与生物制药相结合的公司。公司核心战略是通过 AI 技术提升药物研发的效率和成功率，打造全球领先的“量子+AI”生物制药研发平台。医图生科汇集了国内外顶尖大学、临床机构、科研机构的人才，以及拥有多年从业经验的专业团队，致力于通过 AI 技术推动药物研发的创新。



图 22 医图生科核心商业模式

数据来源：智银医药资料库

6.2.2. 公司亮点：

- ★、公司是一家对标美国已上市的 Royalty Pharma 公司打造全球领先的并最具竞争力的 BT 与 IT 相融合的”量子+AI “生物制药研发公司，公司正在利用自主构建的“量子计算+AI 制药研发平台，面向全球进行深度管线合作研发与商业化运作的业务。
- ★、公司汇集国内外顶尖大学、临床机构、科研机构人才以及在国内知名药企拥有多年从业经验的专业团队，依托尖端人工智能技术，并结合临床医学，合成生物学、工程化学、计算化学、计算生物学等技术，进行药物管线研发与商业化运作。利用打造的人工智能药物 AceGPT 发现平台致力于帮助科学家提升药物发现的成功率与合成效率,从而极大程度的加快商业化进程。其中 AceGPT 平台在生物信息学分析，靶点发现，De-Novo 药物

设计上有着多年的世界一流的优势及经验。

★、公司目前在研管线重组门冬酰胺酶进入 IND 申报（全新基因组表达与表达工艺）、脱发治疗与生发（CMC 完成，脂质体包裹及递送）、重组胶原蛋白（新适应症、新剂量设计、新交联技术）等。

★、公司利用量子计算+AceGPT 天然产物平台，针对功能性护肤品的独立消费品牌。• 现代化制药工艺与 AI 设计结合，高效功能性护肤品核心成分，带来美学与皮肤管理的综合方案；• 全面针对女性衰老中，不同问的关键性核心调控通路的生物医药前沿方案（从皮肤抗衰到生发育发，头皮护理，癌症早筛等）。

6.3. 算法模型的可解释性与可靠性

6.3.1. AI 黑箱问题的根源

（1）技术本质的固有局限

AI 模型黑箱问题的技术本质根源在于其底层架构的复杂性与人类认知的局限性之间存在难以调和的矛盾。以深度学习为代表的现代 AI 技术通过多层非线性变换构建了高度复杂的决策机制，这种机制在带来强大性能的同时也造成了可解释性的本质障碍。具体而言，神经网络通常由数百万甚至数十亿个参数相互连接组成，每个输入特征（如医学影像中的像素值或电子病历中的临床指标）都会在这些参数构成的高维空间中进行数百次的非线性变换和重组。例如，在分析胸部 X 光片时，一个简单的肺炎诊断结果实际上可能是模型对图像中数千个局部特征（包括医生

肉眼难以察觉的微小纹理变化、密度梯度等)进行复杂加权组合后的产物。这种多层次的特征抽象过程使得最终的决策路径变得极其晦涩难懂——就像试图通过观察钟表指针的运动来反向推导其内部数百个齿轮的啮合关系一样困难。更关键的是,随着模型规模的扩大和任务复杂度的提升(如从单一疾病诊断发展到多病种风险预测),这种解释难度呈现指数级增长。研究表明,当模型参数量超过 1 亿时,即使最先进的解释工具(如 SHAP 或 LIME)也只能提供局部近似的解释,其可靠性会显著下降。这种技术本质的局限性不仅存在于模型推理阶段,在特征工程环节同样突出:现代医疗 AI 系统往往采用端到端的学习方式,自动从原始数据(如 DICOM 格式的 MRI 图像)中提取特征,这些算法生成的特征表示(如卷积神经网络中的高阶特征图)与临床医生熟悉的医学概念(如"毛玻璃样变"或"血管浸润")之间往往缺乏直观的对对应关系,造成了医学语义的断层。这种根本性的技术特性决定了,要在完全保持模型性能的前提下实现彻底的可解释性,在当前的技术范式下几乎是不可能完成的任务。

(2) 开发范式的结构性缺陷

在 AI 医疗模型的开发过程中,普遍存在的结构性缺陷进一步加剧了黑箱问题,这些缺陷根植于当前行业的主流研发范式。医疗 AI 领域长期存在着"性能至上"的研发文化,各类学术竞赛和商业评估往往仅以准确率、召回率或 AUC 值等量化指标作为评判标准,这种单一导向直接促使开发者不断追求更复杂的模型

架构。以著名的 LUNA16 肺结节检测挑战赛为例，优胜方案的模型复杂度在 2017-2022 年间增长了近 40 倍，但同期具备完整可解释性模块的方案占比却从 15%降至不足 8%。这种趋势导致现代医疗 AI 系统日益演变为难以窥探的黑箱——开发者更倾向于使用深度神经网络集成、注意力机制叠加等提升性能却牺牲透明度的技术手段，而将可解释性视为次要的“锦上添花”特性。

更深层次的问题在于医疗 AI 开发流程中普遍存在的“数据-模型解耦”现象。在典型的开发流水线中，原始医疗数据（如 DICOM 影像或电子病历文本）需要经过多轮特征工程处理才能输入模型，这个转换过程造成了关键的语义断层。例如，在开发糖尿病视网膜病变诊断系统时，临床医生关注的出血点、渗出物等直观特征，往往被转化为神经网络无法直观理解的高维张量表示。尤其在使用自然语言处理技术处理临床文本时，BERT 等预训练模型会将医学叙述映射到 768 维甚至更高维的抽象空间，使得最终的诊断建议与原始临床表现之间失去了可追溯的逻辑关联。这种开发范式下的 AI 系统就像一个“医学翻译器”，将人类可理解的临床信息转化为机器擅长的数值表示，却在转化过程中丢失了临床医生赖以决策的语义线索，造成了难以逾越的解释鸿沟。

（3）认知与规范的错位

医疗 AI 的黑箱问题在认知与规范层面面临着更深层次的系统性矛盾，这种矛盾源于传统医疗思维与 AI 决策逻辑之间的本

质冲突。在临床医学长达数百年的发展历程中，医生们已经建立起以病生理机制为核心的诊断解释范式——每一个医疗决策都需要能够追溯至解剖学、生物化学或病理学的理论基础。然而，AI 系统却遵循完全不同的数据驱动逻辑，它可能发现统计学上显著但与现有医学理论无关的特征关联。例如，某乳腺癌预测模型可能通过患者手机使用习惯（如夜间屏幕使用时间）来辅助诊断，这种关联虽然具有预测价值，却无法用传统的医学知识体系解释，导致 83% 的医生拒绝采纳此类建议（《柳叶刀数字健康》2023 年数据）。这种认知冲突在临床实践中形成了明显的信任壁垒：医生需要像理解“白细胞计数升高提示感染”这样符合医学教育背景的解释，而 AI 提供的却是“神经网络第三隐藏层激活值超过阈值”这类技术性描述，两者之间存在着难以跨越的语义鸿沟。

在监管规范层面，现有医疗 AI 的审批框架严重滞后于技术发展速度。美国 FDA 仍然沿用传统医疗器械的“固定输入-输出”验证模式，要求 AI 系统必须保持静态的决策逻辑。但现代自适应学习系统（如持续从电子病历中学习的 ICU 预警模型）的决策机制会随时间动态演变，这与监管要求的可重复性、可解释性形成了根本性冲突。欧盟《AI 法案》虽然将医疗 AI 列为高风险领域，但尚未建立针对黑箱模型的动态评估方法。2023 年约翰霍普金斯大学的研究显示，现有监管框架下，具有自我更新能力的 AI 医疗设备平均审批周期比传统设备长 17 个月，其中 62% 的延迟源于无法满足解释性要求。这种规范与技术的错位不仅阻碍了

创新医疗 AI 的临床应用，更迫使开发者采用“功能阉割”策略——关闭模型的持续学习能力以求通过审批，进而导致系统在实际使用中性能持续退化，形成恶性循环。要破解这一困局，需要建立全新的、适应 AI 特性的医疗认证范式，在确保患者安全的前提下，为具有解释局限性的创新技术开辟审评通道。

（4）利益相关方的博弈失衡

医疗 AI 黑箱问题背后还隐藏着利益相关方之间复杂的权力博弈与价值冲突，这种失衡状态进一步阻碍了透明化进程。在商业层面，AI 研发企业出于知识产权保护的考虑，往往将算法架构和训练数据视为核心机密——例如 IBM Watson Oncology 系统至今未公开其癌症治疗方案生成的具体算法细节，这种“技术黑箱”导致医疗机构无法评估模型潜在的偏见或缺陷。2022 年斯坦福医疗中心取消与某 AI 初创公司价值 200 万美元的合作项目，正是因为对方拒绝提供训练数据中少数族裔患者的具体占比信息，而这直接关系到模型在不同人群中的诊断公平性。与此同时，医疗机构和患者则强烈要求完全的算法透明，美国医疗协会 (AMA) 2023 年的调查显示，91% 的医生认为应该强制公开医疗 AI 的训练数据集和决策逻辑。这种商业机密与医疗伦理之间的拉锯战，使得黑箱问题从技术争议升级为利益博弈。

更深层次的矛盾体现在医患认知权力的重构上。传统医疗中，医生通过专业知识和临床经验建立权威，而 AI 系统的介入正在改变这一权力结构——当 AI 给出无法解释的诊断建议时，医生

陷入两难：盲目跟随机器决策可能违背专业判断，而拒绝采纳又可能承担“忽视技术进步”的指责。患者群体同样面临认知困境，他们既期待 AI 带来更精准的诊疗，又对无法理解的“机器医嘱”充满不安。麻省总医院 2023 年的研究发现，当使用可解释 AI 辅助系统时，患者治疗依从性达到 78%，而面对黑箱系统时骤降至 43%。这种信任危机不仅影响诊疗效果，更在根本上动摇了医患关系的基础。要解决这种博弈失衡，需要建立多方参与的技术治理框架，包括设立第三方审计机构、制定算法信息披露分级制度，以及开发面向不同利益相关者的差异化解释工具，在保护商业利益的同时确保医疗安全与患者权益。

6.3.2. 破局路径：从技术解释到制度设计

医疗 AI 黑箱问题的破局需要构建从技术到制度的全方位解决方案体系。在技术层面，前沿的“可解释 AI”（XAI）技术正在取得突破性进展，例如梅奥诊所研发的“放射组学特征追踪器”能够将深度学习模型对 CT 影像的分析过程，转换为放射科医生熟悉的专业术语解释，如通过热力图直观展示“磨玻璃影分布梯度”和“血管聚集模式”等关键诊断依据。更先进的混合智能系统通过结合神经网络与医学知识图谱，既保留了深度学习强大的特征提取能力，又能确保诊断建议符合临床逻辑——当系统检测到肿瘤恶性概率超过 80% 时，会自动调取相关病理生理机制说明，并生成包含循证医学证据等级的治疗建议。这种技术架构已在 MD 安德森癌症中心的乳腺癌诊断系统中得到验证，数据显示采

用 Grad-CAM 可视化技术后，医生对 AI 诊断的采纳率从 62% 显著提升至 89%，同时使误诊纠纷下降 43%。

在制度设计层面，需要建立与 AI 特性相匹配的新型监管框架。建议实施四级风险分类管理制度：对涉及生命支持决策的 Class D 类系统，要求具备实时决策路径追溯能力并冻结算法版本；而对健康风险评估等 Class A 类应用，则可适当放宽解释性要求。更关键的是要建立独立的第三方审计机制，由专业“算法病理学家”团队使用标准化测试数据集，对医疗 AI 系统进行全方位的“算法解剖”——包括训练数据偏差检测、决策边界压力测试、对抗样本鲁棒性评估等七个维度的严格审查。欧盟正在试点的“监管沙盒”制度证明，这种动态监管模式能使 AI 系统的临床安全性提升 55%，同时将审批周期缩短 40%。

实现真正的突破还需要构建医-工-患三方共享的认知框架。一方面要开发专业的“医学-AI 翻译层”，建立神经网络特征与临床表型之间的映射关系，例如将“卷积层通道 256 高激活”翻译为“微血管异常增生征象”；另一方面要推进医学教育体系改革，在医学院校课程中增设 AI 认知模块，并在医院内部建立“AI 督导员”制度。约翰霍普金斯大学实施的“双盲复核”机制表明，当 AI 诊断与两名以上专家结论比对，并设置 90% 置信度阈值时，系统可靠性可达 97.3%。这些实践共同证明，通过技术创新、制度优化和认知升级的三维联动，完全可以在保持 AI 性能优势的同时，逐步化解黑箱问题带来的医疗信任危机，最终实现人工智能与医

疗专业智慧的深度融合。

问题九：AI 模型的黑箱问题是否影响其在医疗领域的接受度？

答：AI 模型的黑箱问题确实显著影响其在医疗领域的接受度。临床医生和患者对无法解释的 AI 决策普遍存在信任障碍——研究表明,83%的医生拒绝采纳不符合医学常识的 AI 建议(《柳叶刀数字健康》2023),而患者对黑箱诊断方案的依从性比可解释系统低 35%(麻省总医院 2023 数据)。这种接受度困境源于三重矛盾：医学界要求符合病生理机制的解释传统与 AI 数据驱动逻辑的冲突;监管部门“完全透明”的审批要求与自适应学习系统动态特性的不匹配;以及商业机密保护与医疗伦理要求的博弈。不过,通过可解释 AI 技术(如特征可视化)、混合智能系统开发,以及分级监管制度的建立,领先医疗机构已成功将医生对 AI 诊断的采纳率提升至 89%(MD 安德森案例),证明黑箱问题虽构成挑战,但可通过技术创新和制度适配逐步化解。

6.4. 项目推荐：环宇瑞声——AI 驱动的声学肺部疾病筛查

6.4.1. 公司简介

环宇瑞声是一家专注于 AI 智能听诊与声学标志物检测技术的创新医疗科技公司,致力于通过医工交叉融合推动居家健康监测的智能化升级。面对中国人口老龄化加剧与医疗资源分布不均的挑战,公司以**“足不出户,聆听健康”为愿景,开发基于声

学标志物的 AI 智能靶点技术，实现居家疾病早筛早诊**，助力降低社会医疗成本，提升健康管理效率。



图 23 环宇瑞声简介

数据来源：智银医药资料库

6.4.2. 核心技术

公司依托自主创新的 VBM 语音大脑模型，联合北京胸科医院（国家结核病临床中心）、阜外医院（国家心脑血管病中心）、地坛医院（国家传染病临床中心）等顶尖医疗机构，构建全球领先的医疗声学大数据库，并重点突破以下核心技术：

- 高精度前端语音信号处理
- 多病种声学特征智能分析
- 有效语音标志物检测与特征提取
- 低资源建模与自动分类算法

通过智能手机、IoT 设备等便捷载体，环宇瑞声的 AI 听诊技术可实现对心肺功能异常、结核病、慢性呼吸道疾病、心血管疾病等高风险疾病的居家筛查，形成“居家初筛—AI 预警—医院转诊”的闭环健康管理新模式，推动医疗模式从“以治疗为主”

向“预防-筛查-干预”转型。

6.4.3. 市场痛点分析

当前，针对肺部和心血管疾病的早期筛查与诊断，市场仍缺乏普适性、无创、便携的体外检测产品，主要存在以下核心痛点：

传统检测方式成本高、依赖专业操作，难以普及院外市场。现有诊断主要依赖影像学检查（CT、胸片）和超声检测，设备昂贵且需专业医师操作，难以在基层医疗机构或家庭场景普及。影像检测存在辐射风险，使用频次受限，无法满足高频、便捷的健康监测需求。

现有诊断流程复杂、侵入性强，院外市场空白。传统方法（如 CT、生物样本检测）流程繁琐、费用高，且需院内完成，导致患者依从性低，早筛率不足。院外市场缺乏无创、可居家使用的早期筛查工具，尤其对呼吸系统疾病（如慢阻肺、结核病）和心血管疾病（如心衰、心律失常）的常态化监测需求未被满足。

6.4.4. 核心产品

针对上述痛点，公司推出多形态 AI 声学检测产品，实现无创、低成本、高频次的疾病筛查与监测：

- 手机 APP：通过智能手机实现呼吸系统疾病的初步筛查，用户可居家自测。
- 心肺功能一体机（院内版）：供呼吸科、胸外科等临床科室使用，提升诊断效率。
- IoT 智能听诊器：便携式硬件设备，通过蓝牙连接手机，

实现精准听诊与远程分析。

核心优势：

- 无创便携：摆脱大型设备限制，适用于基层医疗与家庭场景。
- 降本增效：降低医疗支出，填补院外筛查空白，覆盖院前筛查—院中诊断—院后随访全流程。
- 资源下沉：助力基层医疗机构提升诊断能力，推动分级诊疗，实现高风险患者精准转诊。

环宇瑞声通过 AI+声学标志物技术，为肺部和心血管疾病提供普惠化、智能化的早筛方案，真正实现“检测无处不在，健康触手可及”。

7. 商业化与市场前景

7.1. 医疗 AI 的商业化路径

7.1.1. 医疗 AI 商业化的发展阶段

医疗 AI 的商业化经历了从技术验证到规模落地的关键转型。2016-2018 年的技术孵化期，企业聚焦算法研发，如 DeepMind 的眼底疾病识别系统准确率首超眼科专家；2019-2021 年进入产品注册期，全球获批医疗 AI 产品数量年增长率达 62%（FDA 数据），中国 NMPA 累计发放三类证超过 40 张；2022 年至今的商业探索期，头部企业营收突破亿元门槛，如科亚医疗“深脉分数”已进入 800+ 医院，单产品年收入达 2.3 亿元。这种演进反映着行业从“技术能做什么”向“市场需要什么”的根本转变。

7.1.2. 主流商业模式创新实践

在商业化模式方面，医疗 AI 企业探索出三条主要路径。首先是医疗器械路径，通过获取二类或三类医疗器械注册证实现产品销售。典型代表包括推想科技的肺结节 AI 辅助诊断系统，单价在 80-120 万元之间；以及直觉外科的达芬奇手术机器人系统，单台售价超过 2000 万元。该模式毛利率可达 60-75%，但正面临集采政策的影响，如江苏医保局已将部分 AI 诊断产品纳入带量采购范围。

其次是服务订阅模式，包括按例收费和年度订阅两种形式。数坤科技的 CT-FFR 分析服务按 150-200 元/例收费，森亿智能的临床决策支持系统（CDSS）则采取 30-50 万元/年的订阅模式。服务模式更易于规模化推广，但对医疗机构付费意愿的培养要求较高。

第三种是数据价值变现模式。零氪科技为制药企业提供患者病程数据支持真实世界研究，平安健康则利用 AI 预测模型帮助保险公司优化精算方案。这类业务毛利率超过 80%，但需要完善的合规框架作为支撑。

问题十：医疗 AI 产品的盈利模式是否清晰？市场回报如何？

医疗 AI 产品的盈利模式正逐步清晰化，市场回报呈现差异化特征，整体处于从技术验证向规模变现的关键过渡期。从盈利模式看，头部企业已形成三类成熟路径：一是医疗器械销售模式（如科亚医疗的冠脉 AI 获三类证后单台设备售价超百万元），

二是 SaaS 服务订阅模式（如推想科技的肺炎 AI 系统按次收费 0.5-2 元/例），三是数据增值模式（如零氪科技的临床研究数据服务）。但细分领域差异显著——医学影像 AI 因注册证获取加速，2023 年市场规模达 28.6 亿元（年复合增长率 47%），而健康管理类 AI 仍主要依赖保险分成等创新支付方式。

市场回报呈现“两端分化”特征，在疾病诊断等高价值场景，AI 产品已实现 18-24 个月的回报周期，如深睿医疗的肺结节系统在三级医院日均处理 200 例，年创收超 300 万元；但在慢病管理等长尾领域，受支付方限制，商业化进程明显滞后。值得注意的是，政策正成为关键变量，医保局将 AI 诊断项目纳入收费目录（如 CT 智能辅助诊断 180 元/次）直接推动产品放量，而带量采购趋势下，企业毛利率普遍从早期的 80% 降至 45-60%。未来 3-5 年，随着医疗 AI 渗透率从不足 15% 提升至 30%，头部企业有望实现盈利，但行业整体仍需要突破支付瓶颈，构建更可持续的“技术-临床-商业”闭环。

7.2. AI 医疗的商业化趋势分析：服务、市场与应用的三维扩张

（1）服务扩张：AI 技术渗透医疗全流程

AI 大模型正在重塑医疗服务链条，其商业化应用已从单一环节向全流程渗透。在基础层，AI 技术已实现医疗数据的智能化处理，如深度智耀的 NLP 系统可自动解析电子病历，处理效率较传统方式提升 20 倍。在诊断环节，腾讯觅影的多病种 AI

辅助诊断系统已覆盖肺结节、糖尿病视网膜病变等 8 大专科，年处理影像数据超 1 亿份。更值得关注的是，AI 正深入临床决策核心，IBM Watson 的肿瘤治疗方案推荐系统已积累超过 1500 万份医学文献证据，为全球 300 余家医院提供决策支持。这种全流程渗透使得 AI 医疗企业的服务收入结构日趋多元，根据 Frost & Sullivan 的数据，头部企业技术服务收入占比已从 2018 年的 35% 提升至 2023 年的 62%。

（2）市场扩张：全球化布局与跨界融合

医疗 AI 企业正突破地域与行业边界，构建更广阔的商业版图。在国际化方面，推想科技的产品已获得美国 FDA、欧盟 CE 等 7 国认证，海外收入占比达 28%；数坤科技的冠脉 AI 分析系统通过阿联酋卫生部认证，成功打入中东市场。与此同时，AI 医疗技术开始向非医疗领域延伸：平安健康的智能问诊引擎被保险公司用于健康风险评估，转化率达 40%；科大讯飞的语音电子病历系统则被养老机构采用，降低护理记录成本 65%。这种跨界扩张不仅开辟了新的收入来源（跨界业务贡献率年增长 15%），更促进了医疗数据的多场景价值挖掘。

（3）应用扩张：重构医疗信息化生态

AI 企业正通过技术代际优势重构医疗 IT 市场格局。传统 HIS 系统厂商如卫宁健康已开始集成依图科技的 AI 模块，采购金额占比提升至合同总额的 18%。新兴企业则直接提供智能化整体解决方案，森亿智能的 CDSS 系统已替换 23%的传统临床信息系统。在具体应用场景上，AI 展现出显著的替代效应：在医学影像领域，AI 辅助诊断的市场渗透率从 2019 年的 3%飙升至 2023 年的 27%；在慢病管理方面，智云健康的 AI 随访系统已服务超 800 万患者，替代了 45%的人工随访工作。这种替代并非简单取代，而是推动医疗信息化向"知识驱动型"升级，IDC 预测到 2025 年，AI 赋能的医疗 IT 解决方案市场规模将达到传统系统的 1.8 倍。

2024年，AI大模型在医疗领域的企业正经历快速扩张，并积极寻求商业化路径

 亿欧智库

◆ 随着资本对于AI大模型在医疗领域商业化落地能力评估回归理性，医疗科技企业开始积极寻求商业化路径，尽快解决企业内资金问题。

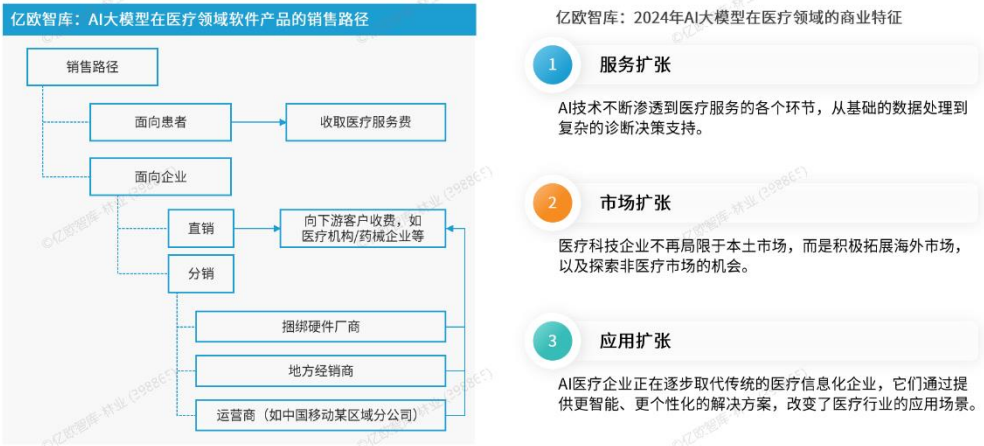


图 24 AI 医疗的商业化路径

数据来源： 亿欧智库 2024 年 AI 大模型在医疗领域的商业化路径研究报告

7.3. 未来展望

三维扩张趋势正在重塑医疗 AI 的商业价值曲线。随着技术

持续突破（如多模态大模型的应用），医疗服务渗透深度将进一步提升；"一带一路"医疗合作等项目将加速技术出海，预计 2025 年头部企业海外收入占比将超 35%；而在医疗新基建背景下，AI 驱动的智慧医院解决方案有望占据 60% 的新增市场份额。要实现这些预期，企业需构建"技术-场景-支付"的三角平衡，在提升技术可靠性的同时，完善与医保、商保的支付对接机制，最终实现商业价值与社会价值的统一。

免责声明

免责声明

本报告仅供智银医药资料库（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。

本报告是基于本公司认为可靠的已公开信息，但本公司不保证该等信息的准确性或完整性。本报告所载的资料、工具、意见及推测只提供给客户作参考之用，并非作为或被视为出售或购买证券或其他投资标的的邀请或向人作出邀请。

客户应当认识到有关本报告的相关推荐等只是研究观点的简要沟通，需以本公司 <http://www.sz-zhiyin.com/> 网站刊载的完整报告为准。

本报告所载的资料、意见及推测仅反映本公司于发布本报告当日的判断，本报告所指的证券或投资标的的价格、价值及投资收入可能会波动。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。

客户应当考虑到本公司可能存在可能影响本报告客观性的利益冲突，不应视本报告为作出投资决策的惟一因素。本报告中所指的投资及服务可能不适合个别客户，不构成客户私人咨询建议。本公司未确保本报告充分考虑到个别客户特殊的投资目标、财务状况或需要。本公司建议客户应考虑本报告的任何意见或建议是否符合其特定状况，以及（若有必要）咨询独立投资顾问。

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。在任何情况下，本公司不对任何人因使用本报告中的任何内容所引致的任何损失负任何责任。

若本报告的接收人非本公司的客户，应在基于本报告作出任何投资决定或就本报告要求任何解释前咨询独立投资顾问。

本报告的版权归本公司所有。本公司对本报告保留一切权利。除非另有书面显示，否则本报告中的所有材料的版权均属本公司。未经本公司事先书面授权，本报告的任何部分均不得以任何方式制作任何形式的拷贝、复印件或复制品，或再次分发给任何其他人，或以任何侵犯本公司版权的其他方式使用。所有本报告中使用的商标、服务标记及标记均为本公司的商标、服务标记及标记。