

第 3 章

健康医疗大数据与人工智能

3.1 健康医疗大数据的范围

根据国家标准《信息安全技术健康医疗数据安全指南》（GB/T 39725—2020），健康医疗数据（health data）指个人健康医疗数据以及由个人健康医疗数据加工处理之后得到的健康医疗相关电子数据。健康医疗数据可分为 6 大类，包括个人属性数据、健康状态数据、医疗应用数据、医疗支付数据、卫生资源数据和公共卫生数据。各类数据的具体含义见表 3-1。

表 3-1 健康医疗数据类别与范围

数据类别	范围
个人属性数据	人口统计信息，包括姓名、出生日期、性别、民族、国籍、职业、住址、工作单位、家庭成员信息、联系人信息、收入、婚姻状态等 个人身份信息，包括姓名、身份证、工作证、居住证、社保卡、可识别个人的影像图像、健康卡号、住院号、各类检查检验相关单号等 个人通信信息，包括个人电话号码、邮箱、账号及关联信息等 个人生物识别信息，包括基因、指纹、声纹、掌纹、耳郭、虹膜、面部特征等 个人健康监测传感设备 ID 等
健康状况数据	主诉、现病史、既往病史、体格检查（体征）、家族史、症状、检验检查数据、遗传咨询数据、可穿戴设备采集的健康相关数据、生活方式、基因测序、转录产物测序、蛋白质分析测定、代谢小分子检测、人体微生物检测等
医疗应用数据	门（急）诊病历、住院医嘱、检验检查报告、用药信息、病程记录、手术记录、麻醉记录、输血记录、护理记录、入院记录、出院小结、转诊（院）记录、知情告知信息等
医疗支付数据	医疗交易信息，包括医保支付信息、交易金额、交易记录等 保险信息，包括保险状态、保险金额等
卫生资源数据	医院基本数据、医院运营数据等。
公共卫生数据	环境卫生数据、传染病疫情数据、疾病监测数据、疾病预防数据、出生死亡数据等

3.2 健康医疗大数据的行业特征

3.2.1 医疗大数据的纵向和横向孤岛现象

健康医疗大数据作为大数据领域的一个分支，既有和广义大数据类似的特征，又有医疗行业自身的特点。我们所讨论的第一个特征是医疗大数据的纵向和横向孤岛现象。

健康医疗大数据是围绕着健康风险暴露、疾病诊断治疗、预后随访干预展开的。这三者又分别对应着疾病的诊前、诊中和诊后环节。相较于诊前和诊后，诊中环节是医疗干预和记录的重点。因此，医疗机构内的电子病历数据，是近年来医疗大数据最主要的增长点。健康和疾病是一个多维度的，有时间跨度的概念。这要求高质量的医疗大数据需要在个体的全生命周期具有高度的整合性和可及性。目前医疗数据的记录仍然不能满足上述要求。从纵向角度看，患者的诊前、诊中、诊后数据通常是割裂的，是不完善的。医生单纯关注患者的诊中环节，不重视对患者随访信息的记录，导致了医疗机构内的预后数据存在普遍性缺失，无法支撑严谨的临床科研和产业转化；从横向角度看，目前医疗数据的来源非常多，有健康体检数据、流行病学调查数据、医保数据，居民死亡数据等。这些数据的信息孤岛现象非常严重，即便在不同医疗机构之间，同样缺乏有效的整合，这也大大降低了数据的应用价值。跨域信息互通互联，这是近年来医疗信息化发展的努力方向，这点我们第13章中还会详细介绍。在医疗数字化早期阶段，人们普遍强调EMR（electronic medical record）的建设。EMR是指患者在医疗机构诊断治疗全过程的电子记录。EMR的数据着重于诊疗过程的记录，它最大的作用是为医疗决策者提供支持。随着医院信息化建设的不断完善，近年人们的注意力逐渐转移到EHR（electronic health record）和PHR（personal health record）的建设上来。EHR用health来代替medical的含义是以健康为中心进行数据记录和收集。EHR是个人官方的健康记录，是以医院的电子病历为主体，注重医疗诊断的结论，以及能够在不同医疗机构和系统之间实现信息共享的数字化健康档案。尽管health相比于medical从词义上更倾向于从疾病到整个生命过程的延伸，不过在实际语境中，EHR相比EMR更侧重于跨域和跨系统的健康信息共享。PHR即以个人为中心的健康数据记录。它是指对个人健康、保健和诊断治疗信息的数字化记录，是“以人为本”的健康档案，包含了自然人全生命周期的生命状态、健康信息、医疗记录以及家族遗传等内容。从EMR到EHR再到PHR，医疗信息和大数据资源整合的方向非常明确。但总体而言，还有相当长的一段路要走。

3.2.2 健康医疗大数据的多模态性、疾病主题特异性和动态性

医疗数据相比于其他领域业务数据，具有更强的多样性和复杂性。在形式方面，医疗大数据几乎包含了所有类型的数据，具体有结构化数据（如检验检查数据、组学相关的实验数据、各类量表数据等）、半结构化数据（电子病历系统数据）和非结构化数据（手术视频、记录病程的文本数据等）。多种异构形式数据可以围绕同一种疾病展开，对这些数据进行综合应用，即是目前很火的一个概念——“多模态”。

在复杂性方面，生物疾病之间存在着极大的差异性，这种差异导致了围绕疾病本身记录的医疗大数据存在着极强的疾病主题特异性。这种特异性至少表现在以下三个方面：①每种疾病关注和记录的致病因素不一样，例如脑出血的致病因素是高血压、糖尿病、高龄等，而肿瘤的致病因素可能是电离辐射、毒物污染、感染因素、特殊的职业和环境暴露等。②每种疾病的干预措施不一致，有的疾病需要药物治疗，有的需要手术治疗。药物和药物，手术和手术之间，又存在着极大的差别。③每种疾病预后的评价方式不一致，对于肿瘤性疾病，我们通常记录的是患者的生存数据，包括总生存期（overall survival time, OS）和无进展生存期（progression free survival, PFS），同时也关心他们在生存期内的生活质量（quality of life, QOL）；对于非肿瘤性疾病，我们会更多地关注某一单一指标的变化，例如对于高血压患者，我们更关注血压的控制情况；对于糖尿病患者，我们更关注血糖的控制情况；对于功能性疾病的患者，我们更关注某一特定功能的恢复情况（例如面肌痉挛，我们更关注面部痉挛的改善情况）等。

此外，医疗大数据还有很强的动态性。从微观角度讲，每个人的健康医疗数据都在不断地叠加累计，而每个人的实时健康情况也都在不断地变化；从宏观角度讲，医疗大数据的整体生态受人口学情况、自然因素（如天气、位置、流行疾病等）和社会因素（医疗资源水平、医疗科技发展、卫生经济状况、健康监管力度、医疗政策环境等）共同影响，这使得医疗大数据无时无刻不处在动态的更新中，这种动态时效性也增加了医疗大数据的复杂性。

3.2.3 健康医疗大数据的主观性和价值稀疏性

医疗病历是医疗大数据的主要载体。它作为诊疗的决策依据、教研的信息源头、司法的法律凭证、医保的原始账册和医院的绩效体现，对于医疗行业的重要性不言而喻。医疗病历由主观病历和客观病历组成，前者是指医务人员对病史和病情进行综合分析后所做的描述性记录，包括病程记录、上级医师查房记录、术前小结和术前讨论、会诊意见、疑难病例讨论记录、抢救记录、死亡讨论等；后者是指记录患者症状、生命体征、检验检查、诊疗过程等信息的病历资料，包括门诊病历、住院志、体温单、

医嘱单、化验单（检验报告）、医学影像检查资料、特殊检查知情同意书、手术知情同意书、手术及麻醉记录单、病理资料、护理记录等内容。医疗病历存在着极强的主观性，这是在理解医疗大数据时不可忽视的一点。就主观病历而言，同样的疾病，不同专业或不同技术水平的医生会看到不同的疾病细节，进而产生差异化的诊疗思路，并产生内容和风格迥异的病案文书。由于临床实践本就是医生知识经验和患者价值选择等主观因素共同作用的结果，同样的病情，不同的医生接诊，不同的沟通及诊疗过程，所形成的客观病历也不尽相同。另外，客观病历的很多评估内容（如各类评估量表）都是由医务人员人工评价的，观察者间变异性是影响结果是否稳定客观的重要因素。例如，Tada 公式（血肿的体积 = 血肿 CT 上最大面积轴面的长轴 × 宽轴 × 高度 / 2）是神经外科医生评估脑内出血血肿量的最常用的方法，是几乎每天都会用到的评估工具。笔者曾对比了 8 位神经外科医生与软件测量的结果差异，发现人读血肿量存在观察者间信度不稳定，可能影响评估结果客观性的问题（图 3-1）^①。临床中类似的例子数不胜数，因此即便是客观病历，也只能做到相对客观。

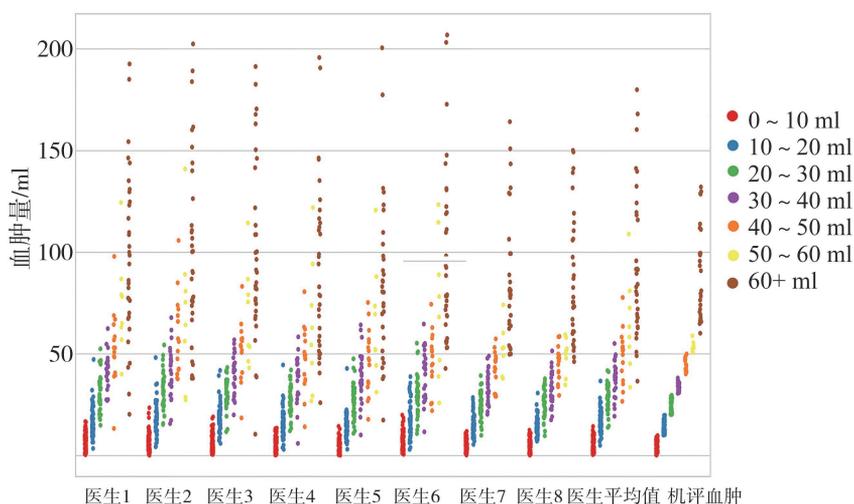


图 3-1 Tada 公式在评估脑内血肿体积时出现的观察者间差异

大数据的累计得益于我们对业务相关数据的收集和应用，医疗大数据也不例外。由于绝大多数医疗大数据来源于健康医疗的业务系统，缺少前置数据收集规范，因此也加重了价值稀疏性的问题。例如，下述临床常见的脑积水病历：

主诉：走路不稳 2 个月。

现病史：缘于 2 个月前无明显诱因自觉走路不稳，偶须搀扶周围物体，存在易跌

^① 研究显示，机评结果的准确性要显著优于人评结果。因此图中以机评结果为参考，每 10 ml 为单独纵列绘制。人评结果在纵坐标上相互重叠，并且相对离散，说明其评估结果欠准确。

倒倾向，步态较前细碎，休息后无缓解，双下肢无明显肌力减退，无明显痛温觉异常，无头痛头晕、无恶心呕吐、无视物模糊、无二便失禁，2个月来无明显改善，就诊我院，查颅脑MRI，提示脑室扩大，现患者为求进一步诊治，经门诊以“脑积水”收治我科，患者自发病以来，精神食欲尚可，二便正常，体重无明显改变。

如果用12个字形容此类病历，那就是形式规范、内涵不足、普遍存在。为什么说呢？因为从病历书写的形式规范讲，该现病史可以算是及格水平——主诉里包含症状和时间，与第一诊断存在强关联；现病史中有主要的阳性症状和阴性症状，有发展变化过程的简要交代，有一般情况的描述等。但我们无法根据上述描述完整复现出患者的病情。脑积水患者通常表现出脑积水三联征，即痴呆、共济失调和尿失禁。对照上述病历，该现病史中缺少对患者的认知情况的描述。另外，部分脑积水为继发性，可由神经系统的其他疾病（如脑膜炎、脑室出血、脑肿瘤等）所导致，该病史中也缺少对可能的高危因素的描述。MRI上的“脑室扩大”并不属于特异性的影像学表现，需要结合其他细节信息才能推导诊断，如老年人常常会出现脑萎缩，进而产生脑室扩大的影像学表现。脑萎缩和脑积水时常不好鉴别，需要对影像检查做更细致的分析和描述。这包括侧裂池是否清晰（在脑积水时，因为脑室扩张压迫脑组织，因而侧裂池往往会变小；而在脑萎缩时，因为脑实质体积减小，因而侧裂池增宽），脑室周围的白质脑脊液渗出是否明显（脑室周围白质有水的密度或信号提示脑室压力偏大，导致脑脊液向脑白质渗出，倾向脑积水），胼胝体角的角度是否缩小（如果小于 90° ，倾向两侧脑室挤压形成，更倾向于脑积水），Evans指数是否增大（轴位上双侧侧脑室前角最大间距与同一层面颅腔最大内径之比，脑积水时常 >0.3 ）等（图3-2）。遗憾的是，这些信息在电子病历系统中通常是找不到的。原因有以下几点：①临床工作太忙，大部分住院医师均以模板化的方式批量生产病历，从而节省精力；②目前国内大部分三甲教学医院的住院病历大多由实习、规培、进修和轮转人员书写，上级医师未能认真审改，因而病历质量达不到专科病历要求；③临床医学的专科性太强，从管理的角度而言并不存在可操作的、统一的病历内涵标准，因此病历内涵的提升很大程度上依赖医生的自觉性，进而无法保证质量。病历内涵的缺失在外科等操作性强、思辨性差的专科较为突出，甚至存在病历只分“有”和“无”，不分“好”与“坏”的思想，导致病历记录看似长篇大论，实则不清不楚。这些现象更加重了电子病历的价值稀疏性。尽管近年来医院管理在病案管理方面一直强调病历内涵质控，但因标准的缺失、专科结构化病历建设的不完善等原因，目前常规病历依然很难满足科研应用的需求。

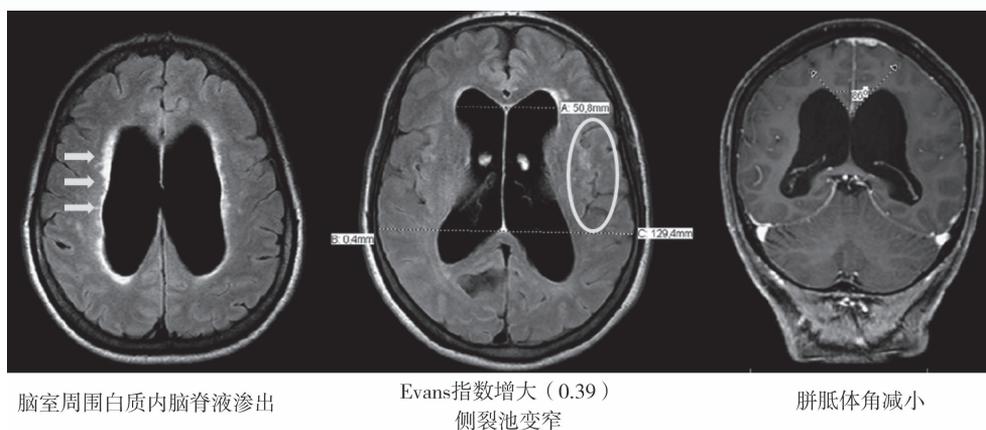


图 3-2 脑积水的影像学细节

3.3 大数据驱动的人工智能在医疗领域的应用与角色

3.3.1 人工智能在医疗领域的应用

随着医疗大数据和人工智能的发展，人工智能在生物医疗行业中的应用和角色是人们常谈常新的话题。我们在 2.7 节中提到，医疗大数据变现的两种方式，一种是通过数据科学赋能医疗业务，另一种是构建医疗大数据要素体系促进数据价值挖掘。其中对医疗业务的赋能，多数是通过人工智能算法实现的。医疗业务按照场景可大致分为诊疗业务、流程业务和管理业务三类。根据不同业务场景的实施目的，套用对应的数据科学算法，即可衍生出不同类型的人工智能应用（图 3-3）。决定医疗人工智能应用产生的主要因素有两个：①能否能够清晰地定义出决策内容（即需求）；②能否将影响决策的相关要素以数字化的形式来表示。只要能够清晰定义出上述两个要素，几乎所有医疗决策点都可以转化为人工智能产品。当然，并不是每一个人工智能产品都有价值。我们不能为了智能而智能，而是要以现实需求为基础，落地更多有价值的人工智能应用。

医疗领域目前已经成为了人工智能落地应用的最重要场景之一。人工智能在医疗领域的应用同样应该明确人工智能“效率工具”的定位，并遵守“重己役物，致用利人”的原则。要重视对医疗人工智能的认知纠偏，促进医疗人士对其形成合理定位，并积极从医疗行业内部，开拓医疗人工智能的适用范围。

在 ChatGPT 推出以前，医疗中应用的人工智能均为弱人工智能，只适用于特定场景下的特定任务。而随着通用打磨推陈出新，人工智能是否能达到强人工智能的程

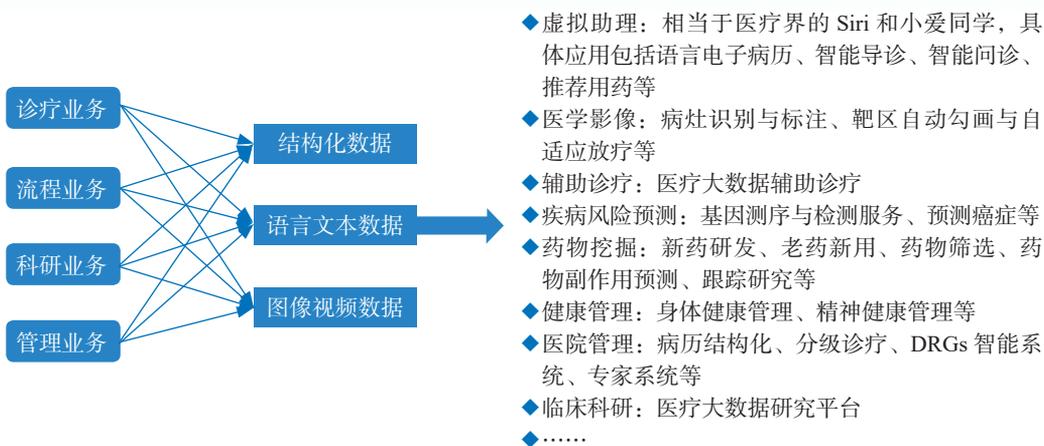


图 3-3 人工智能在医疗领域的应用场景

度，以及这样的人工智能在临床中的角色还需要进一步研究。弱人工智能是一种任务导向性的工具，它的本质是学习一种从输入到输出的映射，只能解决设计框架内的问题。笔者曾参加过某脑肿瘤人工智能影像识别系统的发布会。在提问环节，有医疗专家提出疑问，该系统是如何诊断罕见病的？产品方并没有正面回答该问题，而是笼统地说：我们的系统，对罕见病有迁移学习的能力。医学专家提出的问题，很明显反映了他对于模型的定位和角色认识不足。对于一套脑肿瘤诊断系统来说，它是不具备诊断罕见病的能力的。而开发者的回答更是在打圆场。迁移学习，指训练完成 A 任务的模型去完成 B 任务。尽管训练好的模型有迁移学习的能力，并具备一定通用的特征提取能力，但对于大部分既定模型来说，它的输出是完全被限定在设定好的框架内的。如果训练集中没有罕见病的数据和标签，训练出来的人工智能便不可能给出罕见病的诊断。任何产品都有自己的使用规则，脱离使用规则，产品就会失效。人工智能产品也是如此。对于一个检测脑肿瘤的 CT 影像判读模型来说，如果我们输入一张猫的图片，模型也可能会给出脑肿瘤可能性很大的结论。这并不是人工智能“不智能”的表现。这好比曾经有记者拿着绿茶去医院当尿进行检验，结果检出前列腺炎，并且该结果成为了媒体用来抨击医院坑害患者的有力证据。不知道未来还会不会有人搞这种“钓鱼”检测的闹剧，也不知道在人工智能界会不会出现类似的事情。作为一项有明确应用场景的技术，无论检测的素材是不是合规的，机器都会分析并给出结果。仪器在友好应用的前提下，只是在原理内工作，而并不会检测使用行为是否在原理应用的框架内。塑造一个全知全能的人工智能形象是出于产品商业化的目的，但这并不能引导行业向健康方向发展。作为医生，在概念噱头泛滥的环境中，要独具慧眼，明辨是非，不能跟风炒作，人云亦云。

3.3.2 从效率工具角度看待医疗人工智能

人工智能作为一种效率工具，可以替代人类完成重复性高、确定性强的工作任务，而并非接管所有医疗任务。例如一位影像科医生每天要调看数十甚至上百张正常的胸片影像，其观察步骤和方法都是相似的。对于此类有明确规则的简单判读工作，正是人工智能的用武之地。确定性的强弱可以根据专业判断，同时也需要依据模型在验证集上的区分能力以及在具体个案判读时的可信度来判断。例如，对于二分类任务（如判读是否是肿瘤性疾病），我们可以依据模型诊断性试验的结果来判断（通常为ROC曲线下面积AUC）。AUC反映诊断指标的区分度，即该指标能多大程度将疾病（阳性样本）和正常情况（阴性样本）区分开：AUC越接近于1，则代表区分度越好，该指标的敏感性和特异性越高，诊断参考价值越高。多数人工智能模型在分类任务上输出的是各种类别标签所对应的概率。对于区分度好的模型，并在个案预测中某种类别标签对应概率很高的情况下，可以认为预测的确定性是较强的，结果是相对可信的。在Farzaneh等于2023年发表的一项研究里，研究者使用了一个可以通过胸部X线片识别急性呼吸窘迫综合征（ARDS）的AI模型。该模型可以对ARDS进行评分：1分、2分、3分分别表示为重度、中度和轻度可信非ARDS，4分和5分表示无法断言，6分、7分和8分分别表示轻度、中度、重度可信ARDS。当至少有两个医生对于某个案例所作的ARDS的诊断不相符时，认为该案例为医生不确定案例；当AI评分在3~5分时，认为该案例为AI不确定案例。研究者比较了四种不同的医生与人工智能协作策略：第一种策略是人工智能模型首先检查胸部X射线，在判读结果不确定的情况下听取医生的意见；第二种策略是医生先下诊断，当医生意见不统一时，采纳AI的意见；第三种是医生和AI同时下结论，然后取两者的平均值；第四种是医生和AI同时下结论，然后取两者的加权平均值，其中权重的取值，按照在验证数据集上的表现最优为标准。结果显示，与其他三种策略相比，第一种策略实现了更高的诊断准确性。这意味着人工智能模型对不太复杂的胸部X射线检查具有更高且更一致的准确性，而医生对困难的胸部X射线检查具有更高的准确性。这可能提示我们，当某种临床症状经AI诊断得到的结果可信度较高时，医疗人员可以使用人工智能模型进行诊断决策，而医生本身则专注于解释更复杂的状况^①。AI通过自动完成一些简单的、时间劳动密集型工作，可以解放医务人员，让他们有更多精力去完成更加复杂或者更具有人文性的工作。对于模糊的诊断，很复杂的决策，仍然需要借助人类自身的知识和经

^① Farzaneh N, Ansari S, Lee E, et al. Collaborative strategies for deploying artificial intelligence to complement physician diagnoses of acute respiratory distress syndrome[J]. NPJ Digit, 2023, 6(62). doi: 10.1038/s41746-023-00797-9.



验，以及和患方的沟通结果来完成。在提高人类工作效率的同时，人工智能还是一种风险预警工具，它可以有效对医师的医疗行为进行监管，防止医师因忽略某些客观事实而犯下严重医疗常识性错误，同时也可以对常见临床高风险个体和事件进行识别，从而引导医生进行更合理的注意力分配，促进临床高危事件的及时干预，保障医疗安全，提高医疗质量。另外，随着 ChatGPT 等大模型的出现，人工智能或许为医疗带来了全新、高效的知识获取途径。通过大语言模型，医师可以实现自身专业知识的快速获取与迭代，这将大大提高医师的知识水平和工作能力。2019 年，*Nature Medicine* 曾发表研究表明，人机合作会比人类或人工智能单独作业在医疗业务中表现更出色，说明人工智能对人类医师的角色并不是替代，而是协作，并强化医师的能力。随着数据科学的发展，人工智能对人类医师的能力强化的增幅还将不断上升^①。

3.3.3 医疗 AI 开发中的困难与瓶颈

一个 AI 产品研发，需要经过需求的提出、技术路线规划、数据收集、数据清洗、算法建模、算法验证、算法迭代与改进这一整串过程。从需求角度看，医疗 AI 应该从临床中来，回临床中去，要在应用场景中满足实际业务需求才会有生命力。这个需求是谁提出来的？是高校提出来的？是企业提出来的？还是领导提出来的？都不是！是临床一线提出来的！比如神经外科医生希望通过 CT 判断一个脑挫伤的患者是否需要手术治疗，出血灶扩大的概率和出血量的预估值为多少？作为一名护士，希望知道一个患者需要吸痰的频率是多少，需要多高的护理强度。有很多需求，并没有写在书本上，也没有被做到研究里，它们都隐藏在临床一线的日常工作中。因此，临床一线提出的问题，往往才是最有实际意义的问题。但在实际工作中，一线医护人员在医疗 AI 模型的开发过程中参与度是非常低的。其中的原因，一小部分是临床工作繁忙，医护人员没有精力主动参与医疗 AI 的研发；更主要的原因，还在于医护人员普遍缺少体系化的从临床问题到数据解决方案的思维框架，以至于他们对临床需求司空见惯，却无法清晰地定义一个有深度的临床问题。

数据的可获取性是目前医疗人工智能开发的主要瓶颈问题。我国还没有大规模的数据共享机制，想从医院批量获取数据来开发专属模型，会涉及以数据合规为中心的一系列管理和技术问题。因此，医疗 AI 的训练数据集通常来源于公开数据集。但基于医疗问题的复杂性，单凭公开数据集很难照顾到临床决策的深层次需求。目前医疗 AI 的开发主体通常以高校 / 企业以及医院里有想法和能量的主任为主。高校和企业与医疗机构强强联合，通过合规渠道获取脱敏的训练数据集，是当下高质量影像 AI

^① He J, Baxtex S L, Xu J, et al. The practical implementation of artificial intelligence technologies in medicine[J]. *Nat Med*, 2019, 25(1): 30-36.

开发的主流途径。随着深度学习开源模型的普及化，影像 AI 的行业门槛已经不再是技术，而是高质量的、能代表特定临床问题和需求的数据。医院的相关负责人也可以安排下级医生和医学生以课题的形式有针对性地收集数据。由于一个具体的数据提取要求，常常需要大量人力消耗，因此普通医生想要获得相当规模的数据是一件非常困难的事。并且，拿到数据并不等同于皆大欢喜。绝大部分医疗 AI 需要完成的都是监督式学习任务，即需要人工给数据打好标签。一个模型的训练动辄需要上万个样本数据，个人的力量是很难完成的，就需要一个团队去配合。临床医生平日工作任务繁重，任何增加医生劳动量而不能带来近期获益的任务都很难推进，更何况这是一个团队任务。因此，医疗数据的收集没有行政力量的推动几乎是不可能实现的。数据是 AI 开发的根本，想让 AI 聪明，必须要给它高质量的数据。高质量就意味着数据要标注正确。由于很多医疗影像标注缺少客观的标准，个人主观标注很可能出现偏差甚至错误。因此对于 AI 的开发，数据标注工作经常需要不同人员之间交叉进行，以尽量减轻标注者的个体差异。例如 Google 的眼底分类网络：Adapt deep neural network to read fundus images，它的开发用了 128 000 张图像的数据集，其中每一张图像都得到了 54 位眼科医生中 3 ~ 7 位医生的评估。总体来说，医疗人工智能的开发是集劳动密集和技术密集于一体的复杂跨专业团队工作。不过很遗憾，这样成熟的团队非常少。业务壁垒、管理壁垒、数据壁垒、技术壁垒、人力壁垒都是阻遏其发展的原因。数据的收集工作不是一蹴而就的，它需要领导的支持和组织，需要团队的努力和配合，需要技术人员对数据需求和模型设计的不断调试，需要回到临床反复地验证。整体而言，医疗人工智能的开发需要有三类团队合作：①医疗业务团队，他们需要明确临床业务需求，找到适合人工智能可以落地的决策点，并进行相关要素的数据收集，建立支撑人工智能算法开发的数据库；②算法技术团队，他们要根据应用场景和数据情况，选择或设计最佳算法，实现人工智能模型的开发和部署；③临床试验与真实世界研究团队，他们需要人工智能模型在临床业务的应用效果进行临床研究验证，为人工智能落地提供临床试验证据和真实世界证据。2021 年，国家工业和信息化部办公厅与国家药品监督管理局综合和规划财务司联合开展了人工智能医疗器械创新任务揭榜工作，提出了中国医疗人工智能的建设发展方向，包括两个重点方向——智能产品和支撑环境。智能产品包括智能辅助诊断产品、智能辅助治疗产品、智能监护与生命支持产品、智能康复理疗产品、智能中医诊疗产品；支撑环境，包括医学人工智能数据库、人工智能医疗器械临床试验中心、人工智能医疗器械真实世界数据应用中心。上述智能产品和支撑环境体现了人工智能落地的业务逻辑，即产品本身的真实效用价值是应用落地的基础。而从商业逻辑来看，产品的支付实现方式和持续收益能力是决定产业是否被盘活的保障。可以说，无论从业务逻辑还是从商业逻辑，目前医疗人工智能产业均不成熟，需要有更多的社会资源介入，共同推动行业的发展。