

# 基于AI的多模态医疗数据融合在辅助诊疗中的实践

田野 辛鑫

湖北邮电规划设计有限公司 湖北武汉 430023

**摘要:**当人工智能技术在医疗领域不断深入应用时,多种类型医疗数据的融合成为解决单一数据在诊疗中存在局限的重要途径。本文主要关注由人工智能推动的多种类型医疗数据融合技术在辅助诊断治疗方面的实际应用情况,首先分析多种类型医疗数据的种类特点以及融合的主要价值,接着说明基于深度学习的融合技术框架,包含数据预处理、特征层面融合以及决策层面融合等关键部分。结合肿瘤诊断、心血管疾病评估等典型的临床情况,探讨技术的实践方式和应用效果,最后分析当前面临的技术难题和伦理方面的挑战,并提出有针对性的优化策略,为推动该技术在临床上的应用提供实际参考。

**关键词:**人工智能;辅助诊断治疗;深度学习;临床实际应用

## 引言

现代医学诊断治疗活动产生的大量数据具有明显的多种类型特点,包括影像、病理、检验、临床文字等多种类型,不同类型的数据从不同角度承载着患者的健康信息。单一类型的数据由于信息角度的限制,很难全面支持复杂疾病的准确诊断治疗决策,而传统的数据融合方法受限于特征提取能力和模型的普遍适用性,难以实现多种类型信息的深入整合。人工智能技术,特别是深度学习算法的发展,为多种类型医疗数据的高效融合提供了主要推动力,通过建立端到端的融合模型,实现不同类型数据特征的自动适应提取和关联建模,在辅助疾病早期筛查、准确诊断、治疗方案优化等方面显示出很大的应用潜力。本文基于人工智能技术框架,深入探讨多种类型医疗数据融合的技术实现方式和临床实际应用情况,分析存在的问题并提出解决办法,为技术的应用和更新提供支持<sup>[1]</sup>。

## 一、多模态医疗数据融合的核心基础

### (一)多模态医疗数据的类型与特征

临床场景中的多种类型医疗数据可以分为有结构的数据和无结构的数据两类。有结构的数据包括实验室检验指标、生命体征数据、用药记录等,具有格式规范、容易进行量化分析的特点,能够直接反映患者生理机能的量化变化;无结构的数据则包括医学影像(如CT、MRI、超声等)、病理切片、电子病历文字、手术视频等,这类数据包含丰富的语义信息和空间特征,但需要

通过专业技术进行特征分析和量化转换。不同类型的数

据存在明显的差异性,主要体现在数据维度的不同(如影像数据是高维矩阵,文字数据是序列数据)、获取时间顺序的不同(如实时监测数据和单次影像数据)以及语义粒度的不同(如基因数据的分子层面信息和临床症状的宏观信息),这种差异性

是多种类型数据融合需要突破的主要技术难点<sup>[2]</sup>。

### (二)AI引擎促动融合的关键价值

AI技艺为多模态医疗数据交融注入紧要能力,其核心价值体现于三个层面。一是特征自适应

提取,传统途径依赖人工规划特征,难以适配繁杂医疗数据的特征变迁,而深度学习范式如卷积神经网络(CNN)可自行提取影像数据的空间纹理特征,循环神经网络(RNN)可捕捉文本数据的语义时序特征,达成不同模态数据特征的高效开采。二是异质性信息关联建模,借由注意力机制、图神经网络等技术,AI范式可辨识不同模态数据间的潜在关联,如将影像里的病灶特征与病理报告中的细胞形态描述构建语义关联,达成信息互补。三是临床决策支持的精准化,融合范式输出的综合决策成果可涵盖疾病诊断、预后评估等多环节,如结合影像、检验与病史数据的融合范式,能有效降低单一数据误判风险,提升辅助诊疗的可信赖性<sup>[3]</sup>。

## 二、AI引擎促动的多模态医疗数据交融技术架构

### (一)数据预处理:异质性消解的关键节点

多模态数据的异质性给交融带来直接挑战,预处理节点通过标准化、对齐化处置达成异质性消解。针对结

构化数据，需开展缺失值填补、异常值剔除及归一化处置，如运用基于梯度提升树的缺失值预测途径，结合临床常识修正检验指标中的异常数据，通过Min-Max归一化将不同量纲指标转换至统一区间。针对非结构化数据，影像数据需开展格式统一、分辨率调整及病灶区域预处理，如通过图像分割技术提取CT影像中的肺部区域，减少背景噪声滋扰；文本数据需经过分词、停用词删去、词向量转换等处置，运用医学领域预训练词向量范式提升语义表征精准性；病理切片数据则需开展数字化扫描与像素标准化，保证不同设备获取的切片数据具备可比性。除此之外，通过时间戳对齐、患者ID关联等方式达成多模态数据的样本级对齐，为后续交融奠定数据根基<sup>[4]</sup>。

### （二）特征级交融：深度关联的核心达成

特征级交融直接对各模态提取的特征向量进行整合，达成信息的深度交互，是当下AI交融技术的主流走向。其核心思路是通过深度学习范式构建跨模态特征映射通道，常见达成方式包含模态注意力交融与跨模态特征拼接。模态注意力交融通过引入注意力机制，动态分派不同模态特征的权重，如在肿瘤诊断场景里，范式可自行辨识CT影像中病灶特征、肿瘤标志物检验数据及病理文本描述的重要性，对关键特征赋予更高权重，提升交融精度；跨模态特征构建凭借卷积结构、全连接构造等把不同形态的特征序列转换到统一层面后径直叠加，联合批量标准化之类的手段减轻模态差异性造成的训练困境。比如，在肺部病症判别模型里，首先运用卷积神经网络获取CT影像的256维特征序列，借助双向编码器表征来自Transformers的模型获取电子病历文本的256维语义序列，再通过注意力层级动态调节两者权重后叠加成512维融合特征，最终输入分类装置达成病症判别<sup>[5]</sup>。

### （三）决策层面融合：多模型结论的协同改进

决策层面融合是对各个单一形态模型的决策成果实施二次融合，适用于形态数据独立性较高或部分形态数据缺少的情形。其长处在于各个形态模型能够独立训练，降低整体模型的复杂程度与训练难度，常见实现形式包含加权投票方法与贝叶斯融合途径。加权投票方法依照各个形态模型的历史判别正确率分配权重，像影像判别模型正确率为92%，文本判别模型正确率为88%，分别给予0.55与0.45的权重，通过加权运算得到最终决策成果；贝叶斯融合途径基于概率统计原理，把各个形态模型的决策成果视作先验概率，联合临床场景的条件概率

计算后验概率，达成决策成果的概率化呈现。例如，在心血管病症评估过程中，分别搭建心电图数据模型、血压监测数据模型与临床文本模型，通过贝叶斯公式融合三者的评估成果，输出患者患病风险的概率数值，为临床医师提供更直观的决策参照。

## 三、多形态数据融合在辅助诊疗中的实践场景

### （一）肿瘤的精确判别与分期评估

肿瘤诊疗的精确程度高度依赖多维度信息整合，多形态数据融合在此场景中体现出显著长处。以肺癌判别为例，传统判别依赖单一CT影像判断，容易受到影像分辨率与医师经验的作用，而人工智能多形态融合模型能够整合CT影像、正电子发射断层成像-CT代谢数据、病理切片图像、肿瘤标志物检验成果以及患者病史文本等多类数据。模型通过卷积神经网络获取影像中的病灶尺寸、边界特征以及代谢活性信息，通过数字病理分析技术获取切片中的细胞异型性特征，联合双向编码器表征来自Transformers的模型解析病史里的吸烟历史、家族病史等关键语义信息，经过特征层面融合后达成肺癌的早期筛查与病理分型判断。在分期评估方面，融合模型能够联合影像中的肿瘤浸润范围、淋巴结转移特征与术后病理报告数据，搭建分期预测模型，提升分期评估的一致性与精确程度，为治疗方案制定提供精确依据<sup>[6]</sup>。

### （二）心血管疾病的风险预警及预后评估事态

心血管疾病的诊疗活动需对实时监测所得数据以及长期病史所包含信息进行同步考量，多模态融合相关技术能够让风险预警和预后评估形成一个统一的整体形态。于冠心病风险预警相关场景当中，模型对动态心电图所呈现数据、血压在24小时内的监测数据、血脂检验相关指标以及患者临床文本记录实施整合操作，借助RNN这一工具对心电图里的心率变异特征进行捕捉，运用传统机器学习模型对血脂指标的异常变化趋势展开分析工作，将文本当中有关胸痛症状的描述内容与既往病史情况相结合，经过决策级融合处理之后向外输出风险预警等级信息。在心肌梗死患者预后评估事务中，融合模型能够把术后心电监测数据、心肌酶谱动态变化数据、康复进程中的运动耐力测试数据以及出院之后的随访文本记录纳入其中，通过时序融合模型对数据的动态变化规律进行捕捉，对患者术后复发风险和康复周期进行预测，给个性化康复方案的制定工作提供支撑力量。

### （三）神经系统疾病的综合评估及干预引导事宜

神经系统疾病像阿尔茨海默病、帕金森病这类具有

病程持续时间长、症状表现复杂多样的特点，多模态融合手段可以实现疾病的早期识别以及干预引导目标。以阿尔茨海默病早期诊断这一事项为例，模型对头颅MRI影像、PET-淀粉样蛋白显像数据、认知功能评分量表数据以及患者日常行为描述文本进行整合，通过CNN提取MRI里脑区萎缩特征，将PET数据中的淀粉样蛋白沉积信息结合在一起，运用语义分析模型对行为描述中的记忆衰退、语言障碍等关键信息进行挖掘，经过特征级融合处理之后达成疾病早期筛查目的。在干预引导工作中，融合模型能够把患者的用药反应数据、康复训练监测数据以及定期复查结果结合起来，对干预方案进行动态化调整，使治疗效果得以提升。

#### 四、实践过程中的挑战状况与优化策略

##### (一) 核心挑战情形

当下AI多模态医疗数据融合实践工作面临着三重核心挑战情况。其一为数据质量和标准化方面的问题，不同医疗机构所使用的设备型号、数据采集规范存在差别，使得多中心数据出现格式不统一、标注不一致等状况，例如不同医院的CT影像分辨率有较大差异，病理切片的染色标准未达成统一，这就加大了数据预处理工作的难度系数。其二是模型泛化性和可解释性方面的难题，医疗数据存在明显的地域、人群差异情况，在单一中心数据基础上进行训练的模型，在跨中心应用时会出现性能下降现象；与此同时，深度学习模型所具有的“黑箱”特性，造成决策过程难以进行解释说明，比如模型判断患者属于肿瘤高危人群的依据，无法与具体的影像特征或者检验指标形成对应关系，对临床医生的信任程度产生影响。其三是伦理和隐私方面的风险问题，多模态数据涵盖了患者的影像、病史、基因等敏感信息内容，在数据融合过程中的传输和存储环节存在隐私泄漏风险，并且模型决策出现偏差情况时，可能会导致诊疗失误问题的发生，进而引发伦理方面的争议情况。

##### (二) 优化方略

针对前述挑战，需从技术、管理、伦理三个维度搭建优化架构。在技术维度，首先创设多模态数据标准化架构，制订统一的数据采集、标注规则，依照医学影像标准化联盟(IHE)的准则统一影像格式，运用联邦学习技术达成多中心数据的协同演练，于不共享原始数据

的境况下增强模型泛化特质；其次，推进可解释性AI技术，例如引入注意力可视化机理，把模型决断对应的关键特征(如影像病灶范围、文本关键字)直观展现给医师，强化决策透明度。在管理维度，构建跨机构的数据治理机理，明确数据质量审核程序，设定模型临床运用前的验证基准，例如借助多中心临床试验验证模型的精准度与安全性。在伦理维度，搭建数据隐私防护架构，采用差分隐私、同态加密等技术对敏感数据实施加密处置；建立模型伦理审查机理，定时评估模型决断的公平性，规避因数据偏见引发的歧视性决断。

#### 结语

AI推动的多模态医疗数据交融通过整合不同维度的医疗讯息，显著提升了辅助诊疗的精准度与全面性，在肿瘤、心血管病症、神经系统病症等场景的实践当中彰显出庞大应用价值。其核心长处在于通过深度学习技术突破了单一模态数据的信息局限，实现了异质性讯息的深度关联与协同决断。不过，技术实践依旧面临数据标准化匮乏、模型可解释性缺失、伦理风险等挑战，需通过技术革新、管理优化与伦理规范的协同用力予以化解。

#### 参考文献

- [1] 贺子锦, 朱晓谦, 毛序婷. 基于多模态数据的医疗企业财务重述识别研究[J]. 系统科学与数学, 1-26.
- [2] 崔立真, 孙晓芳, 刘宁, 徐庸辉, 何伟. 多源异构医疗大数据融合与分析技术[J]. 山东大学学报(工学版), 1-14.
- [3] 陈书晴, 郭照铜. 多模态大模型在重大疾病领域的研究综述[J]. 哈尔滨工业大学学报, 1-13.
- [4] 罗海波, 谢文照, 罗诗羽, 杨飞龙. AI赋能下的医院医疗数据质量管理体系建设实践[J]. 中国卫生信息管理杂志, 2025, 22(05): 675-685.
- [5] 王景瑞, 孙秉珍, 包强, 刘极倩, 楚晓丽. 融合邻域粗糙集与SA的多模态三支决策模型及其在疾病诊断中的应用[J]. 控制与决策, 1-13.
- [6] 杨万杰, 傅浩, 孟祥飞, 等. 基于生成式人工智能的全流程疾病诊疗辅助系统的研发与应用[J]. 中华危重病急救医学, 2025, 37(05): 477-483.