

人工智能在胶质瘤疾病轨迹预测中的研究进展

龙思哲^{1,2} 黎鹏安² 刘伟杰² 杨 瑞¹ 祁焯皓¹ 周 毅¹

(¹ 中山大学中山医学院 广州 510080 ² 中山大学附属第一医院 广州 510080)

〔摘要〕 **目的/意义** 系统梳理人工智能在胶质瘤疾病轨迹预测中的研究进展, 为该领域创新与临床转化提供新的视角与思路。**方法/过程** 重点分析不同类型人工智能技术在胶质瘤诊疗决策、预后评估中的应用, 比较3种多模态数据融合策略的特点, 并探讨人工智能技术在临床转化过程中面临的挑战。**结果/结论** 基于多模态数据融合的人工智能可有效提升胶质瘤疾病轨迹预测性能, 未来应构建高质量标准化专病数据集、发展可解释融合算法、探索数据与知识双驱动新范式、加强跨机构数据合规共享与隐私保护, 以推动相关技术在胶质瘤精准医疗中的落地应用。

〔关键词〕 胶质瘤; 人工智能; 疾病轨迹; 多模态融合; 临床转化

〔中图分类号〕 R-058 **〔文献标识码〕** A **〔DOI〕** 10.3969/j.issn.1673-6036.2026.02.003

Research Progress of Artificial Intelligence in Glioma Disease Trajectory Prediction

LONG Sizhe^{1,2}, LI Peng'an², LIU Weijie², YANG Rui¹, QI Xuanhao¹, ZHOU Yi¹

¹ Zhongshan School of Medicine, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510080, China; ² The First Affiliated Hospital of Sun Yat-sen University, Guangzhou 510080, China

〔Abstract〕 **Purpose/Significance** To systematically review the research progress of artificial intelligence (AI) in the prediction of glioma disease trajectory, and to provide new perspectives and ideas for innovation and clinical transformation in this field. **Method/Process** The application of different types of AI technologies in the diagnosis and treatment decision-making and prognosis assessment of glioma are analyzed. The characteristics of three multimodal data fusion strategies are compared, and the challenges faced by AI technologies in the clinical transformation process are discussed. **Result/Conclusion** AI leveraging multimodal data fusion can significantly enhance the performance of glioma disease trajectory prediction. In the future, high-quality standardized disease-specific datasets should be constructed, interpretable fusion algorithms should be developed, new dual-driven paradigms integrating data and knowledge should be explored, and cross-institutional data compliance sharing and privacy protection should be strengthened to promote the application of related technologies in precision medicine for glioma.

〔Keywords〕 glioma; artificial intelligence; disease trajectory; multimodal fusion; clinical translation

〔修回日期〕 2026-02-05

〔作者简介〕 龙思哲, 博士研究生, 副主任技师, 发表论文20余篇; 通信作者: 周毅, 教授, 博士生导师。

1 引言

胶质瘤是中枢神经系统最常见的原发性恶性肿瘤，具有高度异质性、侵袭性和高复发率的特点^[1]。其疾病轨迹指从诊断、治疗到疾病进展或稳定的动态过程，涵盖肿瘤的生物学行为演变、患者的临床症状与功能变化、治疗干预及其反应，以及最终的生存结局。疾病轨迹的精准预测对制定个性化治疗方案和改善患者预后至关重要^[2]。可通过综合分析临床病史、影像学数据和生物标志物，预测胶质瘤疾病进展，为个体化治疗提供依据^[3]。传统预测模型主要依赖临床特征，如年龄和组织病理学信息，在捕捉肿瘤生物学异质性方面存在局限性^[4]。随着医学影像和高通量测序技术的发展，可通过大量多模态数据深入理解胶质瘤的生物学行为^[5]。然而，如何从复杂数据中提取有价值信息，并构建准确预测模型，仍是神经肿瘤学领域亟待解决的问题^[6]。人工智能（artificial intelligence, AI）技术通过整合多种数据提高预测模型的准确性与鲁棒性^[7]，在胶质瘤研究中展现出应用潜力，但仍面临多模态数据融合和模型可解释性等挑战^[8]。本研究系统综述 AI 在胶质瘤疾病轨迹预测中应用的研究进展，为该领域创新与临床转化提供新的视角与思路。

2 胶质瘤疾病轨迹预测的人工智能方法概述

2.1 机器学习技术

传统机器学习方法曾是胶质瘤预测研究的主流^[9]。这类方法通常依赖从医学影像中人工提取特征（即放射组学特征）来构建预测模型^[10]。常用机器学习模型包括支持向量机（support vector machine, SVM）^[11]、随机森林（random forest, RF）^[12]、逻辑回归（logistic regression, LR）^[13]和弹性网络（elastic net, EN）^[14]。SVM 通过寻找最优超平面区分不同类别的样本，在胶质瘤分级和分子亚型（如 IDH 突变状态）预测中表现良好。RF 是集成学习方法，通过构建多个决策树并综合其结果进行预测，对高维数据具有较好的鲁棒性，常用于生存风险分

层和关键预后特征筛选。LR 和 EN 作为线性模型，结构简单且易于解释，常用于结合临床、影像和分子数据进行预后预测。虽然机器学习方法取得了一定成果，但其严重依赖特征工程的质量，且特征提取过程复杂^[15]，可能丢失原始数据中的空间信息，限制模型性能的提升空间。

2.2 深度学习技术

在胶质瘤影像和序列数据处理方面，深度学习，特别是卷积神经网络（convolutional neural network, CNN）^[16]和循环神经网络（recurrent neural network, RNN）^[17]，能自动从原始数据中学习层次化、细微的特征表示，克服了传统机器学习对特征工程的依赖，在处理图像等高维数据方面具有显著优势^[18]。在胶质瘤疾病轨迹预测中，深度学习的应用主要包括以下几方面：肿瘤分割与分类，基于 U-Net 等架构的 CNN 模型能够对多模态磁共振（magnetic resonance imaging, MRI）图像中肿瘤区域进行精准自动分割^[19]，为后续定量分析和治疗计划制定提供基础；分子标志物无创预测，通过从 MRI 影像中学习特定基因突变相关的影像表型，实现术前无创预测，为临床决策提供关键信息^[20]；生存预测，基于影像、临床和基因组学等多模态异构数据，通过有监督的判别学习，评估患者个体的临床结局，如总体生存期、无进展生存期^[21]。

2.3 生成式 AI 技术

生成式 AI，如生成式对抗网络（generative adversarial networks, GANs）和扩散模型^[22-23]，能够生成新的、与训练数据相似的数据，为胶质瘤疾病轨迹预测开辟了新路径，特别在数据稀缺、动态预测和辅助决策方面展现出独特优势^[24]。其应用包括两方面。一是数据增强与合成，医学领域高质量的标注数据往往稀缺且获取成本高昂，生成式模型能学习真实医学数据的分布，生成逼真、多样化的合成数据，有效扩充训练数据集，从而提升下游分割、分类或预测模型的性能和泛化能力^[25-26]。二是肿瘤生长与演变预测，生成式扩散模型的前向加噪过程始于真实肿瘤影像，通过多个步骤逐步向图像

添加高斯噪声，直至原始图像完全变成纯噪声图；后向去噪过程通过训练深度神经网络，学习每个步骤所添加的噪声，将其从含噪图像中减去，逐步从纯噪声中恢复出清晰、真实的图像。结合纵向临床数据，该模型还能捕捉肿瘤复杂的时空演变模式，生成高分辨率的未来肿瘤图像，为临床干预提供前瞻性指导。

2.4 大语言模型技术

近年来大语言模型 (large language model, LLM) 在专病多模态数据融合中的应用已成为趋势^[27]。LLM 通过预训练获得丰富的泛化能力，能在异构数据间建立更深层次的关联。首先，在医学知识整合与辅助诊断中，大语言模型能处理和理解海量医学文本数据 (如病历、文献、指南)^[28-29]；其次，其能快速为临床提供胶质瘤最新研究进展、治疗方案或罕见病例信息，实现智能问答与知识检索；再次，大语言模型能结合临床数据形成初步诊断建

议、预后评估或治疗方案推荐，提供支持性证据以辅助临床决策^[30]；最后，其能自动化生成结构化的病历摘要或病理报告，提高诊疗工作效率^[31]。尽管应用潜力巨大，大语言模型在高计算资源消耗和解释性不足等方面仍存在挑战，有待进一步优化。

2.5 AI 技术的交叉应用

生成式 AI 与 LLM 技术的交叉融合，为胶质瘤疾病轨迹预测开辟了新的研究方向。一方面，生成式 AI 可合成逼真的多模态、跨时间点的患者数据 (如模拟疾病进展或治疗后的影像与病理变化)，用于训练和验证预测模型，尤其是在罕见亚型或特定临床场景数据不足时。另一方面，LLM 可深度解读和关联来自病历、科研文献的多源文本信息，辅助识别影响疾病轨迹的关键临床和分子模式。两者结合，有望构建能够理解复杂临床语境、基于多模态数据生成未来可能病程场景的智能系统。不同类型人工智能技术应用于胶质瘤疾病轨迹预测的优势与局限，见表 1。

表 1 胶质瘤疾病轨迹预测的人工智能技术对比

技术类别	经典模型	核心优势	主要局限性	胶质瘤领域应用
机器学习	SVM、RF、LR、EN、Cox 等	模型相对简单，易于理解；适用于小规模数据集；计算资源需求较低	严重依赖人工特征工程；难以处理高维复杂数据；对非线性关系建模能力有限	基因分型预测；生存分析；疗效评估
深度学习	CNN (U-Net、ResNet)、RNN、GNN、LSTM 等	无需人工特征工程；强大的模式识别和非线性建模能力；擅长图像、序列数据处理	需要大规模标注数据；“黑箱”特性可解释性不足；计算资源需求高；对数据异质性敏感	肿瘤分割；分子亚型预测；复发预测
生成式人工智能	GANs、VAE、扩散模型、生成式 Transformer	可生成合成数据，解决数据稀缺问题；支持数据增强与跨模态生成；能模拟复杂数据分布	模型计算复杂度高，训练周期长；生成结果的质量控制和评估挑战大；生成内容的医学合理性需严格验证	肿瘤生长预测；数据合成
大语言模型	GPT 系列、BERT、LLaMA 等	强大的自然语言理解与生成能力；多任务提示学习与上下文推理；整合多源文本信息	可能产生“幻觉”；对领域知识覆盖不足；微调需大量高质量标注数据；计算资源需求高；数据隐私和安全问题	信息提取；临床决策支持

3 多模态数据融合在胶质瘤预测中的应用

胶质瘤是一种复杂的系统性疾病，其表型源于多层次生物学过程。其中存在单一模态数据分析无法揭示的因果关系，通过多模态数据融合，AI 模型能深入理解疾病复杂性^[32-33]。根据数据融合在模型中所处的阶段，数据融合策略通常可分为早期融合、中期融合和晚期融合。

3.1 早期融合策略

早期融合，也称为特征级融合，是在模型训练之前将来自不同模态的原始数据或提取的特征进行合并的策略^[34]，最常见的方法是将不同数据源的特征向量直接拼接为更高维的单一向量，然后输入机器学习或深度学习模型中进行训练^[35]。胶质瘤研究中，早期融合常被用于合并不同 MRI 序列 (如 T1、

T2、FLAIR) 的影像组学特征, 以预测肿瘤等级或 IDH 基因型等分子标志物。如 Munquad S 等^[36]通过自编码器同时嵌入基因表达和甲基化数据, 直接输入神经网络进行胶质瘤亚型分类, 准确率达 98.03% (低级别胶质瘤) 和 94.07% (胶质母细胞瘤)。早期融合的优势在于保留原始信息的完整性, 但要处理高维度和噪声问题, 可能影响模型的稳定性和泛化能力。

3.2 晚期融合策略

晚期融合, 又称决策级融合, 是一种更灵活的策略^[37]。先为每个单一模态数据独立训练模型, 然后在模型的输出层 (如预测概率或类别标签) 进行预测结果整合, 最终得出统一决策, 常见整合方法包括投票法 (多数投票或加权投票)、平均法, 或者使用元学习器整合各模型的预测结果^[35]。有研究^[38]分别基于组织病理学图像和基因表达谱开发独立深度学习模型, 通过晚期融合策略整合其预测结果, 取得了比单一模态模型更优的性能。Marasi A 等^[39]通过 U-Net 编码器从 MRI 影像提取特征, 该特征与临床数据分别处理后, 经主成分分析降维, 输入机器学习分类器 (如 XGBoost) 预测生存期 (AUC=0.74)。该策略灵活性高, 适用于异构数据, 但可能忽略模态间底层关联, 导致无法充分挖掘不同模态之间的互补信息, 限制模型的预测能力。

3.3 中期融合策略

中期融合, 也称为联合融合或混合融合, 是介于早期融合和晚期融合之间的一种策略^[40], 旨在结合两者优点, 在深度神经网络的中间层整合不同模态的特征表示^[41]。这种架构采用多种机制。一是注意力机制, 在基于病理切片的预测模型中采用多实例学习框架, 自动评估图像中不同区域 (实例) 的重要性权重, 将加权的局部特征聚合为全切片水平的表示, 完成诊断或分子预测任务^[42]。二是多任务学习架构, 通过共享底层特征表示同时优化多个相关任务。如术中快速 IDH1 分型的表面增强拉曼散射检测系统, 同时处理从 2D 拉曼光谱中提取的多个代谢物浓度信息, 提升整体测量的速度和准确

性^[43]。三是特征拼接与集成学习, 如使用 ResNet50 卷积神经网络从 MRI 中提取深度特征, 然后与患者年龄、性别和 Ki-67 标志物等临床数据进行拼接, 共同输入 XGBoost 等集成学习模型中进行胶质瘤分级或增殖指数预测^[44]。四是算法融合, 典型架构是使用 CNN 自动学习 MRI 的深层特征, 或者从预先定义的放射组学特征中筛选出最有预测价值的子集, 将其与临床变量一同输入 SVM、RF 等机器学习分类器进行最终预测^[45]。综上, 中期融合被认为是当前多模态学习中最有前途且性能最优的策略之一。Li L 等^[46]提出的 Joint-SNF 方法分别处理 mRNA、甲基化和 miRNA 数据, 通过相似性网络融合构建联合网络, 实现 IgG 亚型分类 (5 年死亡率分层显著)。该方法平衡了模态特异性与交互性, 但依赖特征提取的准确性。多模态数据不同融合策略特点及其在胶质瘤领域的应用, 见表 2。

表 2 多模态数据不同融合策略特点及其在胶质瘤领域的应用

融合策略	特点	优点	缺点	胶质瘤领域应用
早期融合	在输入层或特征层进行数据合并, 通常是特征向量拼接	实现简单; 捕捉模态间的低层次相关性	对数据缺失敏感; 严格的数 据对齐和同步; 难以处理高度 异构数据	融合不同 MRI 序列的影像组学特征; 结合影像特征和临床信息
中期融合	在深度神经网络的中间层融合来自不同模态的特征表示	学习模态间的复杂、非线性交互; 平衡早期和晚期融合的优缺点	模型设计和训练复杂; 计算成本较高; 需大规模配对多模态数据	影像和基因组的端到端深度学习模型; 融合多源数据的胶质瘤亚型分类模型
晚期融合	为每个模态独立训练模型, 在决策层进行融合	模型设计灵活; 对数据缺失具有鲁棒性; 实现相对简单, 易于扩展	忽略模态间在特征层面的交互信息; 整体性能受限于最差的单模态模型	病理图像和基因组学数据的独立预后模型; 集成不同影像模态的分类器

4 临床应用与转化挑战

4.1 数据异质性与泛化能力不足

AI 模型性能高度依赖于训练数据的质量和体量。然而, 胶质瘤数据存在显著的异质性 (不同医

院、不同设备、不同扫描参数)^[47-48]。由于缺乏统一的数据采集和处理流程,训练出的模型在新的、未见过的数据集上性能可能急剧下降^[49]。泛化能力不足限制了模型在不同医疗机构间的推广应用。

4.2 模型可解释性不足

卷积神经网络等高性能深度学习模型的内部决策逻辑不透明^[50],当模型给出患者风险评估或治疗方案建议时,临床医生往往难以理解模型得出结论的具体依据^[51]。这种可解释性的缺失严重影响临床医生对 AI 模型的信任度和接受度,阻碍了其在关键临床决策中的应用。

4.3 数据共享与隐私保护的矛盾

大规模数据共享与隐私保护存在矛盾^[52]。训练稳健且泛化能力强的模型通常需要来自多个中心的大规模数据集,然而该类数据往往包含大量患者敏感信息,法律和伦理规范均对其共享设置限制^[53]。如何在确保患者隐私和数据安全的前提下,有效进行数据共享与合作,成为推动 AI 在胶质瘤诊疗中应用的重要挑战^[54]。

5 未来研究重点与方向

5.1 高质量多模态专病数据标准和数据集

应建立标准化专病数据采集和处理流程^[55],包括统一扫描设备与序列参数、制定图像质量控制流程;制定统一的标注协议与操作手册、实时分层标注与仲裁机制;结构化临床信息采集与整合,规范分子病理数据;采用通用数据模型进行数据预处理与存储标准化,从采集源头和处理过程两方面减少数据异质性^[56]。另外,构建大规模、前瞻性的多模态专病数据集,开展多中心临床研究,收集包含影像、病理、多组学数据和完整临床随访信息的高质量数据集并进行训练,提高模型泛化能力。

5.2 可解释的多模态融合算法模型

AI 算法的“黑箱”特性阻碍其临床应用。通过提高模型的内在透明度、采用可视化技术和因果推

断,开发可解释 AI 模型至关重要^[57-59]。如基于注意力机制显示不同模态或特征的贡献权重^[60];利用显著性图^[61]或类激活图^[62]高亮显示关键影像区域或病理特征^[63];引入因果推断增强模型的临床解释能力^[64],进一步揭示新的、潜在的生物学机制。

5.3 数据驱动与知识驱动结合新模式

数据驱动与知识驱动结合的数据建模方法关键技术是医学认知嵌入^[65],即将领域专家知识(如临床指南、医学文献、药物作用机制等)通过自然语言处理技术提取实体和关系,形成认知嵌入^[66]。将其与学习到的特征在不同层面进行融合,作为一种先验信息对模型的参数空间进行正则化,指导和约束模型学习过程,使解决方案更符合临床循证逻辑,也能进一步增强模型的可解释性。

5.4 数据的安全合规共享

在联邦学习技术框架下,各参与机构可在本地使用自有数据训练模型,仅将加密后的模型参数或梯度上传至中央服务器进行聚合处理^[67]。差分隐私技术通过添加随机噪声,使攻击者无法推断任何个体的信息位置^[68]。两者结合可进一步增强数据处理和建模过程的安全性^[52,69]。此外,区块链通过不可篡改的分布式账本记录所有数据使用、模型更新和访问行为,为跨机构协作建立了可信的问责与合规机制^[70]。

6 结语

在多模态数据融合等技术的推动下, AI 在预测胶质瘤疾病轨迹领域的模型性能和临床适用性显著提高。本研究系统回顾了机器学习、深度学习、生成式人工智能和大语言模型在胶质瘤诊疗预测和决策中的方法演进,指出不同阶段数据融合策略在平衡模态交互与模型性能方面的特点,揭示了相关技术在胶质瘤诊疗研究中的现实挑战。未来应聚焦构建高质量标准数据集,创新可解释性融合算法,探索数据与知识联动新路径,并结合安全防护前沿技术实现多中心协作,充分释放 AI 在胶

质瘤疾病轨迹预测的潜力, 实现该疾病精准医疗的临床目标。

作者贡献: 龙思哲负责论文撰写与修订; 黎鹏安、刘伟杰负责文献调研与分析; 杨瑞、祁焯皓负责论文校对与修订; 周毅负责提供指导、论文审核。

利益声明: 所有作者均声明不存在利益冲突。

参考文献

- VORONTSOV E, BOZKURT A, CASSON A, et al. A foundation model for clinical-grade computational pathology and rare cancers detection[J]. *Nature medicine*, 2024, 30(10): 2924-2935.
- ARRILLAGA-ROMANY I, LASSMAN A, MCGOVERN L, et al. ACTION: a randomized phase 3 study of ONC201 (dordaviprone) in patients with newly diagnosed H3 K27M-mutant diffuse glioma[J]. *Neuro-oncology*, 2024, 26(S2): 173-181.
- 中国抗癌协会脑胶质瘤整合诊疗指南(2024 更新版)[J]. *中国微侵袭神经外科杂志*, 2025, 29(11): 631-642.
- VORONTSOV E, BOZKURT A, CASSON A, et al. A foundation model for clinical-grade computational pathology and rare cancers detection[J]. *Nature medicine*, 2024, 30(10): 2924-2935.
- 费舟, 李侠, 蒋晓帆, 等. 脑胶质瘤多学科诊疗模式的临床实践与进展[J]. *空军军医大学学报*, 2025, 46(12): 1573-1579.
- CHOU C, CHEN Q, YUAN L, et al. An artificial intelligence-assisted physiologically-based pharmacokinetic model to predict nanoparticle delivery to tumors in mice[J]. *Journal of controlled release*, 2023, 361(9): 53-63.
- BAHETI B, RAI S, INNANI S, et al. Multimodal explainable artificial intelligence for prognostic stratification of patients with glioblastoma[J]. *Modern pathology*, 2025, 38(9): 100797.
- JIN W, FATEHI M, GUO R, et al. Evaluating the clinical utility of artificial intelligence assistance and its explanation on the glioma grading task [J]. *Artificial intelligence in medicine*, 2024, 148(2): 102751.
- 李泓霖, 胡世庭, 周子恒, 等. 基于多模态 MRI 的机器学习模型对胶质母细胞瘤 MGMT 启动子甲基化状态预测效能研究[J]. *医疗卫生装备*, 2025, 46(6): 7-13.
- JIAN A, JANG K, MANUGUERRA M, et al. Machine learning for the prediction of molecular markers in glioma on magnetic resonance imaging: a systematic review and meta-analysis[J]. *Neurosurgery*, 2021, 89(1): 31-44.
- XIE S, OGDEN R. Functional support vector machine [J]. *Biostatistics*, 2024, 25(4): 1178-1194.
- HU J, SZYMCAK S. A review on longitudinal data analysis with random forest [J]. *Briefings in bioinformatics*, 2023, 24(2): 2.
- SCHOBER P, VETTER R. Logistic regression in medical research [J]. *Anesthesia and analgesia*, 2021, 132(2): 365-366.
- LUO J, SHAO H, LIN J, et al. Meta-learning with elastic prototypical network for fault transfer diagnosis of bearings under unstable speeds [J]. *Reliability engineering & system safety*, 2024, 245(5): 110001.
- CHADDAD A, WU Y, KATEB R, et al. Electroencephalography signal processing: a comprehensive review and analysis of methods and techniques [J]. *Sensors*, 2023, 23(14): 6434.
- SHEN B, ZHANG Z, SHI X, et al. Real-time intraoperative glioma diagnosis using fluorescence imaging and deep convolutional neural networks [J]. *European journal of nuclear medicine and molecular imaging*, 2021, 48(11): 3482-3492.
- VANKDOTHU R, HAMEED A. Brain tumor MRI images identification and classification based on the recurrent convolutional neural network [J]. *Measurement: sensors*, 2022, 24(12): 100412.
- 赵晋稷, 刘旻. 基于深度学习的医学影像问答模型[J]. *医学信息学杂志*, 2023, 44(5): 71-75.
- KIHIRA S, MEI X, MAHMOUDI K, et al. U-net based segmentation and characterization of gliomas [J]. *Cancers*, 2022, 14(18): 4457.
- 窦越, 刘原庆, 李勇珺. 基于瘤内及瘤周水肿的多参数 MRI 影像组学-transformer 深度学习特征联合模型预测较低级别胶质瘤 IDH-1 突变状态 [J]. *磁共振成像*, 2025, 16(9): 46-52, 59.
- 许晴, 唐佳伟, 刘学猛, 等. 基于卷积神经网络与拉曼光谱的脑胶质瘤分级诊断方法研究 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2025, 45(8): 2247-2252.
- KHALIGHI S, REDDY K, MIDYA A, et al. Artificial intelligence in neuro-oncology: advances and challenges in brain tumor diagnosis, prognosis, and precision treatment [J]. *NPJ precision oncology*, 2024, 8(1): 80.
- MOON H, JEONG J, PARK E, et al. Generative AI in glioma: ensuring diversity in training image phenotypes to improve diagnostic performance for IDH mutation prediction

- [J]. *Neuro-oncology*, 2024, 26(6): 1124–1135.
- 24 韩序, 刘亮, 楼文晖. 生成式人工智能大型语言模型在消化道癌症领域辅助科研创作的现状分析: 基于 2024 年美国临床肿瘤学会中国学者数据[J]. *中国实用外科杂志*, 2024, 44(8): 894–899.
- 25 张惠惠, 娄素卉. 基于案例学习教学法联合生成式人工智能在妇科肿瘤免疫治疗学教学中的应用[J]. *肿瘤基础与临床*, 2025, 38(3): 428–430.
- 26 CONTE M, WESTON D, VOGELSANG C, et al. Generative adversarial networks to synthesize missing T1 and FLAIR MRI sequences for use in a multisequence brain tumor segmentation model[J]. *Radiology*, 2021, 300(1): 319.
- 27 阮彤, 卞侯昂, 余广涯, 等. 医学大语言模型研究与应用综述[J]. *中国卫生信息管理杂志*, 2023, 20(6): 853–861.
- 28 许天涵. 面向电子健康记录的知识增强疾病诊疗方法研究[D]. 扬州: 扬州大学, 2025.
- 29 KLOOSTERMAN D J, ERBANI J, BOON M, et al. Macrophage-mediated myelin recycling fuels brain cancer malignancy[J]. *Cell*, 2024, 187(19): 5336–5356.
- 30 LAUKAMP R, TERZIS A, WERNER M, et al. Monitoring patients with glioblastoma by using a large language model: accurate summarization of radiology reports with GPT-4[J]. *Radiology*, 2024, 312(1): e232640.
- 31 VASILEV Y, RAZNITSYNA I, PAMOVA A, et al. Evaluating medical text summaries using automatic evaluation metrics and LLM-as-a-judge approach: a pilot study [J]. *Diagnostics*, 2025, 16(1): 3.
- 32 CHENG J, LIU J, KUANG H, et al. A fully automated multi-modal MRI-based multi-task learning for glioma segmentation and IDH genotyping[J]. *IEEE transactions on medical imaging*, 2022, 41(6): 1520–1532.
- 33 LIU Y, SHI Y, MU F, et al. Glioma segmentation-oriented multi-modal MR image fusion with adversarial learning[J]. *IEEE/CAA journal of automatica sinica*, 2022, 9(8): 1528–1531.
- 34 任俊箫, 蓝小艳, 史旭阳, 等. 基于深度学习的多模态抑郁检测研究进展与未来展望[J]. *计算机应用*, 2026(2): 1–12.
- 35 STEYAERT S, QIU Y L, ZHENG Y, et al. Multimodal deep learning to predict prognosis in adult and pediatric brain tumors[J]. *Communications medicine*, 2023, 3(1): 44.
- 36 MUNQUAD S, DAS B. DeepAutoGlioma: a deep learning autoencoder-based multi-omics data integration and classification tools for glioma subtyping [J]. *Biodata mining*, 2023, 16(1): 32.
- 37 王钰张, 钱钢. 基于 BERT 模型的多模态情感融合策略实证研究[J]. *智能计算机与应用*, 2026(1): 1–9.
- 38 QIU L, ZHAO L, HOU R, et al. Hierarchical multimodal fusion framework based on noisy label learning and attention mechanism for cancer classification with pathology and genomic features [J]. *Computerized medical imaging and graphics*, 2023, 104(3): 102176.
- 39 MARASI A, MILESI D, AQUINO D, et al. Glioblastoma survival prediction through MRI and clinical data integration with transfer learning[EB/OL]. [2025–10–11]. <https://link.springer.com/article/10.1007/s11548-025-03548-1>.
- 40 杨帆. 多模态医学数据融合技术及应用[J]. *山东大学学报(医学版)*, 2025, 63(8): 17–40.
- 41 LIU Z, WU Y, XU H, et al. Multimodal fusion of radio-pathology and proteogenomics identify integrated glioma subtypes with prognostic and therapeutic opportunities[J]. *Nature communications*, 2025, 16(1): 3510.
- 42 INNANI S, BELL W R, HARMSSEN H, et al. Interpretable artificial intelligence based determination of glioma IDH mutation status directly from histology slides [J]. *Neuro-oncology advances*, 2025, 7(1): 140.
- 43 YIN H, ZHANG X, ZHAO Z, et al. Artificial intelligent-enhanced metabolite profiling for intraoperative IDH1 genotyping in glioma using an orthogonally responsive SERS probe[J]. *Advanced science*, 2025, 12(26): e2503360.
- 44 BHUIYAN E, KHAN M, HOSSAIN S, et al. Classification of glioma grade and Ki-67 level prediction in MRI data: a SHAP-driven interpretation [J]. *Computerized medical imaging and graphics: the official journal of the computerized medical imaging society*, 2025, 124(9): 102578.
- 45 ALSAEDI A, ALSHARIF W, GAREEBALLAH A, et al. Assessment of the emerging role of AI in diagnosing gliomas using MRI: systematic review and meta-analysis[J]. *Neuro-oncology advances*, 2025, 7(1): 162.
- 46 LI L, WEI Y, SHI G, et al. Multi-omics data integration for subtype identification of Chinese lower-grade gliomas: a joint similarity network fusion approach [J]. *Computational and structural biotechnology journal*, 2022, 20: 3482–3492.
- 47 GOMAA A, HUANG Y, HAGAG A, et al. Comprehensive multimodal deep learning survival prediction enabled by a transformer architecture: a multicenter study in glioblastoma[J]. *Neuro-oncology advances*, 2024, 6(1): 122.
- 48 BAXTER M E, MILLER H A, CHEN J, et al. Metabolomic differentiation of tumor core versus edge in glioma [J]. *Neurosurgical focus*, 2023, 54(6): 4.
- 49 胡明雪, 高阳. 多模态磁共振在脑胶质瘤微环境异质性

- 分割方法的研究进展[J]. 磁共振成像, 2025, 16(8): 174-180.
- 50 AGLIARDI G, LIUZZI A R, HOTBLACK A, et al. Intratumoral IL-12 delivery empowers CAR-T cell immunotherapy in a pre-clinical model of glioblastoma[J]. Nature communications, 2021, 12(1): 444.
- 51 NEUFELD L, YEINI E, REISMAN N, et al. Microengineered perfusable 3D-bioprinted glioblastoma model for in vivo mimicry of tumor microenvironment[J]. Science advances, 2021, 7(34):9119.
- 52 KALRA S, WEN J, CRESSWELL C, et al. Decentralized federated learning through proxy model sharing[J]. Nature communications, 2023, 14(1): 2899.
- 53 RAUNIYAR A, HAGOS D H, JHA D, et al. Federated learning for medical applications: a taxonomy, current trends, challenges, and future research directions [J]. IEEE internet of things journal, 2024, 11(5): 7374-7398.
- 54 王琳琳, 崔芳芳, 何贤英. 跨机构临床数据共享平台构建与应用[J]. 医学信息学杂志, 2025, 46(5): 67-72.
- 55 MATHIVANAN S K, SONAIMUTHU S, MURUGESAN S, et al. Employing deep learning and transfer learning for accurate brain tumor detection[J]. Scientific reports, 2024, 14(1): 7232.
- 56 QURESHI S A, HUSSAIN L, IBRAR U, et al. Radiogenomic classification for MGMT promoter methylation status using multi-omics fused feature space for least invasive diagnosis through mpMRI scans[J]. Scientific reports, 2023, 13(1): 3291.
- 57 CHENG J, GAO M, LIU J, et al. Multimodal disentangled variational autoencoder with game theoretic interpretability for glioma grading [J]. IEEE journal of biomedical and health informatics, 2022, 26(2): 673-684.
- 58 SONG X, LI J, QIAN X. Diagnosis of glioblastoma multi-forme progression via interpretable structure-constrained graph neural networks [J]. IEEE transactions on medical imaging, 2023, 42(2): 380-390.
- 59 PRADHAN B, LEE S, DIKSHIT A, et al. Spatial flood susceptibility mapping using an explainable artificial intelligence (XAI) model [J]. Geoscience frontiers, 2023, 14(6): 101625.
- 60 LANGER M, OSTER D, SPEITH T, et al. What do we want from explainable artificial intelligence (XAI)? A stakeholder perspective on XAI and a conceptual model guiding interdisciplinary XAI research[J]. Artificial intelligence, 2021, 296(7): 103473.
- 61 TOMAR N, CHANDEL S, BHATNAGAR G. A visual attention-based algorithm for brain tumor detection using an on-center saliency map and a superpixel-based framework[J]. Healthcare analytics, 2024, 5(6): 100323.
- 62 CHEN Z, WANG T, WU X, et al. Class re-activation maps for weakly-supervised semantic segmentation [C]. New Orleans: 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2022.
- 63 WOLLEK A, GRAF R, ČEČATKA S, et al. Attention-based saliency maps improve interpretability of pneumothorax classification [J]. Radiology: artificial intelligence, 2023, 5(2): e220187.
- 64 CHEN W, ZHANG T, ZHANG H. Causal relationship between type 2 diabetes and glioblastoma: bidirectional mendelian randomization analysis[J]. Scientific reports, 2024, 14(1): 16544.
- 65 YUAN Z, ZHAO Z, SUN H, et al. CODER: knowledge-infused cross-lingual medical term embedding for term normalization [J]. Journal of biomedical informatics, 2022, 126(2): 103983.
- 66 KRAIŠNIKVIĆ C, HARB R, PLASS M, et al. Fine-tuning language model embeddings to reveal domain knowledge: an explainable artificial intelligence perspective on medical decision making[J]. Engineering applications of artificial intelligence, 2025, 139(1): 109561.
- 67 CHAVES A J, MARTÍN C, DÍAZ M. Towards flexible data stream collaboration: federated learning in kafka-ML [J]. Internet of things, 2024, 25(4): 101036.
- 68 SHUKLA S, RAJKUMAR S, SINHA A, et al. Federated learning with differential privacy for breast cancer diagnosis enabling secure data sharing and model integrity[J]. Scientific reports, 2025, 15(1): 13061.
- 69 WU G, WANG S, NING Z, et al. Privacy-preserved electronic medical record exchanging and sharing: a blockchain-based smart healthcare system [J]. IEEE journal of biomedical and health informatics, 2022, 26(5): 1917-1927.
- 70 VIDHYA S, SIVA M, SUMITHRA P. Blockchain-enabled decentralized healthcare data exchange: leveraging novel encryption scheme, smart contracts, and ring signatures for enhanced data security and patient privacy [J]. International journal of network management, 2024, 34(5): e2289.