

# 影像组学在临床预后预测中的价值与挑战： 技术发展、临床应用及未来展望

刘宇航\*, 汪建军#

山东第一医科大学第一附属医院神经外科, 山东 济南

收稿日期: 2025年5月25日; 录用日期: 2025年6月17日; 发布日期: 2025年6月26日

## 摘要

在多种疾病领域, 例如脑胶质瘤、肺癌、乳腺癌和消化系统肿瘤, 影像组学已被成功应用于预后评估与治疗效果预测。近年来, 深度学习算法的引入显著提升了影像组学特征提取与模型构建的能力, 且多模态数据融合加速了复杂疾病的多维度解析。然而, 发展中仍面临若干挑战, 包括数据标准化不足、模型可解释性缺失以及多中心验证的局限性等。未来研究需加强学科交叉合作, 优化数据共享平台及标准化路径, 并开发新型深度学习架构以进一步提升模型效能和临床适用性。此外, 影像组学与基因组学等多组学技术的结合, 及在大规模临床试验中的应用将成为研究重点。本综述旨在总结影像组学在预后预测中的现状与进展, 探讨当前技术瓶颈及展望未来发展方向, 以推动影像组学应用的进一步深化。

## 关键词

影像组学, 临床预后预测, 精准医疗, 深度学习, 多模态数据

# The Value and Challenges of Radiomics in Clinical Prognostic Prediction: Technological Advancements, Clinical Applications, and Future Perspectives

Yuhang Liu\*, Jianjun Wang#

Department of Neurosurgery, The First Affiliated Hospital of Shandong First Medical University, Jinan Shandong

\*第一作者。

#通讯作者。

文章引用: 刘宇航, 汪建军. 影像组学在临床预后预测中的价值与挑战: 技术发展、临床应用及未来展望[J]. 临床医学进展, 2025, 15(6): 1617-1626. DOI: 10.12677/acm.2025.1561896

## Abstract

Radiomics has been successfully applied to prognostic evaluation and treatment efficacy prediction in various disease domains, including glioma, lung cancer, breast cancer, and gastrointestinal tumors. In recent years, the introduction of deep learning algorithms has significantly enhanced the capabilities of radiomic feature extraction and model construction, while multimodal data fusion has accelerated multidimensional analysis of complex diseases. However, several challenges persist in its development, such as insufficient data standardization, lack of model interpretability, and limitations in multicenter validation. Future research should strengthen interdisciplinary collaboration, optimize data-sharing platforms and standardization protocols, and develop novel deep learning architectures to further improve model performance and clinical applicability. Additionally, the integration of radiomics with multi-omics technologies (e.g., genomics) and its application in large-scale clinical trials will become key research priorities. This review aims to summarize the current status and advancements of radiomics in prognostic prediction, discuss existing technical bottlenecks, and outline future directions to promote the deeper integration of radiomics into clinical practice.

## Keywords

Radiomics, Clinical Prognostic Prediction, Precision Medicine, Deep Learning, Multimodal Data

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

### 1.1. 影像组学概述

#### 1.1.1. 影像组学的定义与发展历程

影像组学是人工智能(Artificial Intelligence, AI)的分支, 聚焦计算、识别和提取图像特征, 生成预后或预测数学模型[1]。它把医学影像数据转化为可挖掘定量数据, 助力深入理解和预测疾病。近年来神经影像数据在脑肿瘤临床应用中, 数量、种类、复杂性及成像参数大幅增加[2]-[4]。传统影像分析依赖医生主观判断, 易受经验和知识限制; 现代影像组学借助计算机技术和数学模型, 对影像高通量、自动化分析, 克服传统局限。计算能力提升和大数据技术为其发展提供支撑, 使从海量影像数据中提取有意义信息成为可能, AI 还能优化图像处理流程, 加速肿瘤分割, 提升生产力[1]。

#### 1.1.2. 影像组学在医学领域的重要性与临床意义

影像组学在肿瘤学、神经学和心血管疾病等多医学领域价值凸显。它深入分析医学影像, 为临床决策提供全面信息, 辅助医生准确诊断疾病、评估治疗效果、预测患者预后, 助力设计个体化治疗方案。影像组学提高诊断精度、改善治疗效果和患者预后。AI 对成像数据自动化、计算机化分析不受医生经验水平影响, 有助于提高数据可比性[1]。定量分析影像数据能发现传统分析难以察觉的细微变化, 提升诊断准确性。基于影像组学的预后预测模型帮助医生识别高风险患者, 采取积极干预措施, 改善患者预后。

## 1.2. 影像组学在预后预测中的独特作用

### 1.2.1. 非侵入性特点与高通量数据特征

影像组学优势之一是非侵入性, 与活检等侵入性检查相比, 仅用现有医学影像数据即可分析, 降低患者痛苦和风险, 减少医疗成本和时间。它还具有高通量数据特征, CT、MRI 和 PET 等医学影像设备产生大量影像数据, 影像组学能处理这些数据, 提取反映肿瘤生物学特性的定量特征, 如肿瘤异质性、血管生成和代谢活性等, 全面了解肿瘤特性, 为预后预测提供准确信息[5] [6]。

### 1.2.2. 精准医疗时代的临床需求

精准医疗时代, 个体化治疗成趋势, 传统“一刀切”治疗方案难以满足所有患者需求。影像组学作为非侵入性、高通量数据分析方法, 为个体化治疗提供重要信息支持。它可根据患者影像数据, 预测对治疗方案的反应, 如分析肿瘤影像特征, 预测患者对放疗或化疗的敏感性, 辅助医生选择合适治疗方案, 还能监测治疗反应, 及时发现治疗失败患者, 调整治疗策略[7] [8]。未来, 影像组学整合影像组学数据和其他临床数据, 如基因组学和病理学数据, 构建更准确预后预测模型, 帮助医生识别高风险患者, 采取积极干预措施, 改善患者预后, 还可用于新药研发, 筛选有效药物, 预测药物疗效[9]。

## 1.3. 综述目标与研究意义

本综述探讨影像组学在临床患者预后预测的最新进展和研究趋势。通过系统回顾和分析现有文献, 总结其在不同疾病领域的应用, 探讨在预后预测中的优势和局限性, 展望未来发展方向, 提出促进其在临床实践应用的建议。影像组学对改进临床预后预测有潜在价值, 提供准确、全面预后信息, 帮助医生制定合理治疗方案, 改善患者预后, 还可用于新药研发。本综述为未来研究方向提供启示, 总结现有研究经验教训, 指出问题和挑战, 提出建议, 促进研究深入发展, 探讨其与基因组学、病理学和人工智能等学科交叉融合, 提供新思路和方法。

## 2. 临床应用与重点研究

### 2.1. 肿瘤预后预测

#### 2.1.1. 脑胶质瘤影像组学研究进展

脑胶质瘤, 尤其高级别胶质瘤(High-Grade Glioma, HGG)预后差, 影像组学在其预后预测中作用日益重要[10]-[12]。既往研究多依赖手动设计影像特征, 深度学习提取的深层特征可用于预测多形性胶质母细胞瘤(Glioblastoma Multiforme, GBM)患者总生存期(Overall Survival, OS) [13]。有研究使用 75 名患者发现数据集和 37 名患者独立验证数据集, 从术前多模态 MR 图像提取大量手工和深度特征, 经特征选择, 用最小绝对收缩和选择算子(Least Absolute Shrinkage and Selection Operator, LASSO) Cox 回归模型构建六个深层特征标志, 结合年龄和卡氏功能状态评分(Karnofsky Performance Score, KPS)等临床危险因素, 提出影像组学列线图。该标志预测 OS 性能优于传统危险因素, 联合模型预测性能进一步提升。这表明基于迁移学习的深层特征可生成 GBM 预后成像标志, 显示基于深度成像特征生物标志物在 GBM 患者术前护理的潜力[13]。

T2WI 高信号常含肿瘤细胞浸润, 与不良预后相关, 对预处理胶质母细胞瘤肿瘤周围 T2 高信号影像组学分析有预后价值[14]。回顾性研究选取 114 例胶质母细胞瘤患者, 随机分训练集和测试集, 手动分割肿瘤周围 T2 高信号提取影像组学特征, 经随机森林变量选择确定相关特征, 构建 Cox 比例风险模型。结果显示, 添加影像组学特征提高生存预测准确性, 联合模型在测试集平均生存预测误差率更低。表明肿瘤周围影像组学作为预处理胶质母细胞瘤 MR 成像生物标志物有增量预后价值[14]。

有研究开发用于异柠檬酸脱氢酶(Isocitrate Dehydrogenase, IDH)野生型 GBM 患者术前预后预测的影像组学特征。纳入 142 例患者, 随机分训练集和测试集, 筛选临床特征, 从多种磁共振成像图像肿瘤和肿瘤周围水肿区域提取影像组学特征, 经系列分析构建影像组学特征和联合模型。影像组学模型和联合模型可显著分层高危和低危患者, 预测一致性良好, 校准图显示模型预测和实际观察生存率一致性好[12]。影像组学是 IDH 野生型 GBM 患者独立术前无创预后工具, 构建列线图结合影像组学特征与临床因素, 可预测总生存期, 为治疗指南提供新补充[12]。

有研究评估多参数磁共振成像(Multiparametric Magnetic Resonance Imaging, mpMRI)衍生影像组学在预测总生存期和无进展生存期(Progression-Free Survival, PFS)的作用。回顾性纳入 93 名患者, 用多个机器学习流程评估。结果显示, 所有患者中, 临床特征衍生模型预测 OS 和 PFS 优于最佳影像组学模型; GTR-CR 队列中, 影像组学模型预测 PFS 优于临床特征模型, 但预测 OS 改善无统计学意义, 临床和影像组学联合模型未产生更优越预测[15]。这表明考虑所有患者时, 影像组学衍生的 OS 和 PFS 预测不如临床特征模型, 但 GTR-CR 患者中, 影像组学模型预测 PFS 有优势[15]。

这些研究表明影像组学在脑胶质瘤预后预测潜力巨大, 但存在数据来源、样本量差异及结果解析复杂等局限性。未来需标准化数据采集和分析流程, 开展大规模多中心研究, 验证其价值。

### 2.1.2. 肺癌与乳腺癌的预后预测实践

肺癌和乳腺癌发病率和死亡率高, 影像组学在其预后预测潜力巨大[16]-[21]。非小细胞肺癌(Non-Small-Cell Lung Cancer, NSCLC)脑转移患者中, 放疗前影像组学数据可增强局部肿瘤控制和生存预测模型性能[18]。回顾性分析相关患者, 从放疗前磁共振图像提取大量影像组学特征, 构建临床数据、影像组学特征及两者结合的预测模型。结果显示, 联合模型预测局部肿瘤控制和患者生存效果最佳。表明放疗前影像组学数据有助于提升 NSCLC 脑转移患者治疗效果预测模型性能, 基于影像组学和临床特征的结果预测模型可指导治疗[18]。

有研究表明 CT 影像组学和深度学习成像特征是重要的术前预测指标, 能为病理分期标志物提供额外预后信息[22]。还有研究显示, 在不可切除的 NSCLC 患者风险适应性放化疗和 PD-L1 检查点阻断研究中, 多任务学习的多时间点影像组学特征效用优于传统临床影像生物标志物或增量影像组学模型[19]。

在乳腺癌研究中, 有研究整合浸润性乳腺癌基因组和影像组学成像谱, 分析预测临床结果。虽样本量小, 未发现组合基因组学和影像组学数据改善预测性能有统计学意义, 但总体显示与临床结果有统计学显著相关性[23]。此外, 在乳腺癌 MR 鉴别诊断中, 影像组学结合最新图像分析方法, 提高诊断准确性, 助力个体化治疗计划, 且可通过深度学习技术补充, 促进治疗反应监测和患者预后预测[16]。

这些研究表明影像组学在肺癌和乳腺癌预后预测前景广阔, 能为临床医生提供准确预后评估, 指导个体化治疗方案制定。

### 2.1.3. 消化系统肿瘤的临床应用与挑战

消化系统肿瘤威胁人类健康, 影像组学在其预后预测有进展也有挑战[22] [24]-[32]。有研究开发基于 CXCL8 影像组学的新模型预测结直肠癌(Colorectal Cancer, CRC)预后, 性能良好。该研究回顾性分析患者静脉期图像提取影像组学特征, 检测基因表达, 构建影像组学模型。结果显示, CXCL8 是影响预后关键基因, 影像组学模型结合相关特征, 与肿瘤分期结合预测 CRC 患者预后能力强。表明 CXCL8 反映的影像组学模型结合肿瘤分期信息, 是预测 CRC 患者预后可靠方法, 有辅助临床决策潜力[24]。

有研究评估基于钆塞酸增强 MRI 的影像组学特征预测肝细胞癌(Hepatocellular Carcinoma, HCC)患者术后总生存期的效率。前瞻性纳入患者, 构建影像组学评分, 评估临床特征和语义成像特征, 开发临床影像学模型, 构建联合模型。结果显示, 影像组学签名与患者生存显著相关, 联合模型预测性能更高。

表明影像组学特征及临床影像学预测因子有助于 HCC 术后预后预测, 推动精准医学进步[22]。

有研究用影像组学数据分析评估立体定向体部放疗后胰腺癌治疗效果。结果显示, 影像组学特征预测总体生存率和复发率优于临床模型, 联合模型性能进一步提升[26]。还有研究表明影像组学和人工智能在胰腺癌有应用, 但定量影像用于临床实施存在指标不稳定和缺乏外部验证等局限[28]。

有研究构建和比较基于 MR 图像的上皮性卵巢癌(Epithelial Ovarian Cancer, EOC)预后预测的影像组学-临床列线图。招募患者, 提取影像组学特征, 构建模型。结果显示, T2WI 影像组学-临床列线图预测性能良好。表明基于 MR 的影像组学分析对 EOC 患者预后评估准确性高, 有助于预测治疗结果[33]。

有研究分析 MRI 和 CT 影像组学特征对局部晚期直肠癌患者进行个性化治疗, 并验证已发表影像组学模型。结果显示, LoG 转换的 CT 和 MR 成像强度特征结合临床 T 分期预测肿瘤反应性能最佳, SOT 特征预测远处转移自由度性能良好。但仅验证了已确定研究之一, 显示缺乏可重复性, 临床应用前需进一步标准化影像组学[29]。

有研究构建可预测晚期直肠癌患者 5 年总生存期(OS)的预后模型。结果表明, 结合定量影像学发现的模型优于常规 TNM 分期或其他临床预后因素。突出多参数 MRI 在直肠癌长期生存率估计中的重要性, 构建的影像组学签名证明常规预后因素在预测中的价值, 提出的诺模图提供个体化预后估计实用示例, 可能影响治疗策略[30]。

总体而言, 影像组学在消化系统肿瘤预后预测有应用价值, 但面临数据标准化、图像质量控制、模型可解释性和临床转化等挑战。未来需加强多中心协作, 建立统一数据标准和分析流程, 结合其他生物标志物, 提高预后预测准确性和可靠性。

## 2.2. 神经系统疾病影像组学

在神经系统疾病如阿尔茨海默病(Alzheimer's Disease, AD)、帕金森病(Parkinson's Disease, PD)、多发性硬化症(Multiple Sclerosis, MS)和脑卒中等研究中, 影像组学受关注[34]-[37]。通过高通量分析神经影像数据, 提取反映疾病病理生理改变的定量特征, 为早期诊断、进展监测和个体化治疗提供新手段。有研究评估纵向 DAT SPECT 成像对 PD 患者结局预测的作用。从帕金森病进展性标志物计划(Parkinson's Progression Markers Initiative, PPMI)数据库选 64 名 PD 受试者, 进行图像分析和特征提取, 用随机森林分析组合变量预测运动结局。结果显示, 添加影像组学特征显著改善结局预测。表明 DAT SPECT 图像的影像组学分析在开发 PD 有效预后生物标志物方面潜力巨大[34]。

有研究用影像组学分析脑实质内和脑室内出血及临床因素预测卒中患者不良结局。纳入患者, 分割感兴趣区域, 提取特征, 构建模型。结果显示, 联合模型预测准确性高。表明使用源自脑实质内和脑室内出血的影像组学评分和临床因素的联合模型, 可高精度预测卒中患者预后不良, 协助制定护理决策[38]。

这些研究表明影像组学在神经系统疾病预后预测和临床决策有潜在应用价值。未来需探索影像组学特征与疾病病理生理机制关系, 开发更可靠有效预测模型, 改善患者预后。

## 2.3. 心血管疾病的预后参数分析

影像组学在心血管疾病(Cardiovascular Disease, CVD)应用受到重视[39]-[41]。通过分析 CT、MRI 和超声等影像数据, 提取反映心脏结构、功能和血管病变的定量特征, 为 CVD 风险评估、预后预测和疗效评估提供新工具。目前研究集中在冠心病、心力衰竭、心律失常和血管疾病等方面, 如评估冠状动脉粥样硬化程度和性质, 预测心肌梗死风险; 评估心室重塑和心功能, 预测心力衰竭进展和预后; 评估心房结构和纤维化程度, 预测房颤风险; 评估主动脉瘤和外周动脉疾病进展风险。但目前研究处于起步阶段, 未来需标准化数据采集和分析流程, 结合临床信息和生物标志物, 提高预后预测准确性和可靠性[39]。

## 2.4. 临床辅助决策与动态监测

影像组学作为一种新兴的定量分析方法, 在临床实践中辅助医生进行决策, 特别是在个体化治疗的精准预测、疗效评估与复发风险识别等方面具有重要价值。

### 2.4.1. 个体化治疗的精准预测

精准医疗时代, 个体化治疗方案是提高疗效的关键。影像组学分析患者医学影像数据, 提取反映肿瘤或疾病特征的定量指标, 为个体化治疗方案制定提供依据。在肿瘤治疗中, 可预测患者对不同治疗方案的反应, 辅助医生选择合适治疗方法。在神经系统疾病中, 可预测患者对药物的反应, 优化药物选择和剂量调整[7]。

### 2.4.2. 疗效评估与复发风险识别

影像组学可评估治疗效果和识别复发风险。对比治疗前后影像组学特征, 可客观评估治疗是否有效。还能识别高复发风险患者, 为早期干预提供机会。在乳腺癌治疗中, 可评估患者对新辅助化疗的反应, 预测术后复发风险。在结直肠癌研究中, 可识别高复发风险患者, 指导术后辅助治疗决策。影像组学助力实现个体化、精准化医疗, 提高治疗效果, 改善患者预后。

## 3. 影像组学的优势与不足

### 3.1. 影像组学的技术与临床优势

#### 3.1.1. 多维度信息整合能力的价值

影像组学能从 MRI、CT 和 PET 等多种医学影像提取大量信息, 量化分析可提取肿瘤形状、纹理和强度等多种特征, 提供肿瘤异质性多维度视图。整合不同模态影像数据, 显著提高肿瘤分析全面性和精确性, 增强疾病预测模型性能。如 MRI 提供软组织对比信息, CT 显示骨骼结构, PET 反映肿瘤代谢活动, 整合后全面了解肿瘤生物学行为, 提高预后预测准确性。在临床实践中, 多维度信息整合为临床决策提供有力支持。在脑胶质瘤诊断和治疗中, 整合 MRI 和 PET 信息, 帮助医生准确判断肿瘤恶性程度, 制定合理治疗方案。通过分析影像组学特征与基因表达谱关系, 还可发现新生物标志物, 为个体化治疗提供新靶点。

#### 3.1.2. 成本效益与动态监测潜力

影像组学在节省医疗成本和优化资源分配方面潜力显著。作为非侵入性诊断工具, 可减少不必要的侵入性操作, 如活检。通过影像组学分析, 医生准确评估患者病情, 避免过度治疗或不必要检查, 降低医疗成本。影像组学可动态监测患者病情变化, 及时调整治疗方案, 提高患者生存率和生活质量。在长期随访方面, 影像组学对肿瘤复发监测和疗效评估有重要应用价值。通过长期影像学随访提取影像组学特征, 早期发现肿瘤复发迹象, 及时治疗。还可评估治疗疗效, 指导临床医生调整治疗方案。

### 3.2. 存在的局限与挑战

#### 3.2.1. 数据标准化与质量控制问题

当前影像组学研究存在数据差异性, 成像设备和成像协议不同影响模型构建[42]。不同设备和协议产生的影像数据在灰度值、空间分辨率和噪声水平等方面有差异, 导致提取的影像组学特征不稳定, 影响模型预测性能。建立数据标准化流程和实施严格质量控制措施至关重要, 确保数据可靠性和可重复性[42]。数据标准化包括影像数据预处理, 如灰度归一化、空间重采样和噪声滤波等, 消除设备和协议差异。质量控制包括人工或自动质量评估影像数据, 剔除质量不合格数据。

### 3.2.2. 模型可解释性与临床可信度缺失

基于深度学习的影像组学预测模型因黑箱问题(缺乏可解释性), 在临床应用中面临显著挑战[43]。深度学习模型参数多、网络结构复杂, 难以理解决策过程, 医生难理解模型如何预测, 降低对预测结果的信任度。模型可解释性在临床决策意义重大, 医生需理解预测结果原因, 才会应用于临床实践。若不理解, 可能怀疑预测结果, 影响临床应用。为增强模型透明性, 可引入可解释性算法或用图形化工具帮助医生理解模型输出[43]。

### 3.2.3. 跨中心验证与实践应用的不足

影像组学成果在不同医院或研究机构间转化存在难度与挑战。不同中心数据采集设备、操作流程和患者人群有差异, 导致 A 中心训练的模型在 B 中心应用效果不佳。这种现象限制研究成果推广和应用。开展多中心合作、建立数据共享机制对推动影像组学广泛临床应用意义重大。多中心合作汇集不同中心数据资源和专业知

## 4. 结论

### 4.1. 核心总结

#### 4.1.1. 影像组学在临床预后预测中的重要价值

影像组学通过高通量提取医学影像定量特征, 并与临床数据结合, 深入解析影像与临床复杂关系, 显著提升多种疾病预后预测能力, 助力医生准确评估病情, 为个体化治疗方案制定提供关键信息, 优化治疗决策, 改善患者生存质量。与传统预后评估方法相比, 影像组学具有明显优势。其为非侵入性方法, 避免有创检查的痛苦和风险; 能处理和分析高通量数据, 从复杂影像中提取细微特征, 蕴含重要预后信息; 还具备实时监测潜力, 通过定期复查影像动态评估病情, 及时调整治疗方案。这些优势使影像组学在精准医疗时代具有重要临床应用价值。

#### 4.1.2. 当前技术与临床研究的主要进展

近年来, 影像组学在技术与临床研究方面取得显著进展。技术层面, 机器学习和深度学习算法广泛应用于影像特征提取与预测模型构建。这些算法能自动提取有意义特征, 建立准确预测模型, 尤其深度学习中的卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)在处理医学影像数据时表现出色, 可学习更深层次特征, 提升预测准确性。临床研究方面, 影像组学已在多种疾病中应用并取得积极成果。然而, 目前研究仍存在不足与瓶颈。数据标准化是重要挑战, 不同设备、扫描参数及操作者导致影像数据存在差异, 影响特征提取和模型构建准确性; 模型可解释性也需关注, 深度学习模型的“黑箱”特性使其预测结果的内在机制难以解释, 影响医生对模型的信任度。

### 4.2. 展望与合作倡导

#### 4.2.1. 呼吁加强相关领域的学科交叉研究

为充分发挥影像组学潜力, 需加强医学影像、计算机科学和临床医学等领域的交叉合作。这种合作促进知识与技术共享, 加速影像组学技术发展和临床应用。具体合作模式如下: 一是开展联合研究项目, 鼓励不同领域专家共同参与; 二是建立共享数据平台, 整合不同中心、不同模态的医学影像数据和临床数据, 同时制定统一数据标准和质量控制流程, 确保数据可靠性和可比性; 三是定期举办跨学科会议, 邀请各领域专家交流研究成果、探讨技术难题, 促进知识交叉融合; 四是注重交叉学科人才培养, 鼓励

医学生、计算机专业学生等参与影像组学研究, 为其未来发展储备人才。通过加强学科交叉合作, 推动影像组学在技术发展、临床应用实践和新算法开发方面取得实质性进展, 为患者带来更好诊疗效果。

#### 4.2.2. 指明未来探索方向与研究重点

未来影像组学研究重点方向如下: 首先, 克服现有数据标准化问题, 需通过多模态影像数据标准化协议建立统一的数据采集与预处理框架, 具体包括: 采用 N4 偏场校正、基于体模的强度归一化(如 Z-score 或直方图匹配)消除设备异质性影响; 基于非线性配准算法实现跨模态图像空间对齐; 通过标准化报告模板(如 Radiomics Quality Score, RQS)规范特征提取流程, 并结合开源工具(如 PyRadiomics 或 3D Slicer)实现全流程可重复性验证。其次, 针对模型可解释性不足的挑战, 建议开发混合架构模型, 例如: 在深度学习模型中嵌入显式决策规则层(如逻辑回归可解释模块); 集成医学影像语义特征(如肿瘤边界清晰度、坏死区域占比)与影像组学特征构建双通道可解释模型, 并通过 Grad-CAM 热图可视化关键影像区域。再者, 推动定量分析与人工智能深度融合, 开发更智能化的影像组学分析工具, 提升分析效率和准确性。然后, 需通过结构化多中心研究设计强化影像组学模型的泛化能力与临床证据等级, 具体策略包括: 构建基于联邦学习(如 Fed-BioMed 框架)的分布式研究网络, 在确保患者隐私的前提下实现跨机构数据联合建模; 设计前瞻性-回顾性混合临床试验(PRoBE 模式), 针对不同患者亚群(如种族、基因型、分期)进行分层验证, 并利用外部验证队列(如 NCI-CPTAC 数据库)评估模型鲁棒性; 实施标准化临床终点采集流程, 通过统一电子病例报告表(eCRF)整合影像组学特征与临床-分子标志物(如 IDH 突变状态、PD-L1 表达), 并采用盲法独立评审委员会(BIRC)进行终点判定; 开发开源协作平台(如 Xnat 或 Flywheel), 集成数据采集、特征提取、模型训练与性能验证全链条工具, 确保多中心研究流程可追溯、可复现。此外, 开展队列研究与前瞻性研究, 设计严谨的相关研究, 验证影像组学标志物在预测疾病进展和治疗反应方面的性能, 充分考虑潜在混杂因素, 提供更可靠的证据; 最后, 随着研究深入, 关注伦理问题和患者隐私保护, 制定严格数据使用规范, 确保患者隐私得到充分保护。通过这些方向不断探索, 影像组学将更好地服务临床, 为精准医疗发展作出更大贡献, 最终改善患者生存质量。

#### 参考文献

- [1] Lohmann, P., Galldiks, N., Kocher, M., Heinzl, A., Filss, C.P., Stegmayr, C., *et al.* (2021) Radiomics in Neuro-Oncology: Basics, Workflow, and Applications. *Methods*, **188**, 112-121. <https://doi.org/10.1016/j.ymeth.2020.06.003>
- [2] Kocher, M., Ruge, M.I., Galldiks, N. and Lohmann, P. (2020) Applications of Radiomics and Machine Learning for Radiotherapy of Malignant Brain Tumors. *Strahlentherapie und Onkologie*, **196**, 856-867. <https://doi.org/10.1007/s00066-020-01626-8>
- [3] Zhou, M., Scott, J., Chaudhury, B., Hall, L., Goldgof, D., Yeom, K.W., *et al.* (2017) Radiomics in Brain Tumor: Image Assessment, Quantitative Feature Descriptors, and Machine-Learning Approaches. *American Journal of Neuroradiology*, **39**, 208-216. <https://doi.org/10.3174/ajnr.a5391>
- [4] Sun, Q., Chen, Y., Liang, C., Zhao, Y., Lv, X., Zou, Y., *et al.* (2021) Biologic Pathways Underlying Prognostic Radiomics Phenotypes from Paired MRI and RNA Sequencing in Glioblastoma. *Radiology*, **301**, 654-663. <https://doi.org/10.1148/radiol.2021203281>
- [5] Xia, T., Zhao, B., Li, B., Lei, Y., Song, Y., Wang, Y., *et al.* (2023) MRI-Based Radiomics and Deep Learning in Biological Characteristics and Prognosis of Hepatocellular Carcinoma: Opportunities and Challenges. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, **59**, 767-783. <https://doi.org/10.1002/jmri.28982>
- [6] Qi, Y., Su, G., You, C., Zhang, X., Xiao, Y., Jiang, Y., *et al.* (2024) Radiomics in Breast Cancer: Current Advances and Future Directions. *Cell Reports Medicine*, **5**, Article ID: 101719. <https://doi.org/10.1016/j.xcrm.2024.101719>
- [7] Chen, M., Copley, S.J., Viola, P., Lu, H. and Aboagye, E.O. (2023) Radiomics and Artificial Intelligence for Precision Medicine in Lung Cancer Treatment. *Seminars in Cancer Biology*, **93**, 97-113. <https://doi.org/10.1016/j.semcancer.2023.05.004>
- [8] Monti, S. (2022) Precision Medicine in Radiomics and Radiogenomics. *Journal of Personalized Medicine*, **12**, Article

1806. <https://doi.org/10.3390/jpm12111806>
- [9] Fajemisin, J.A., Gonzalez, G., Rosenberg, S.A., Ullah, G., Redler, G., Latifi, K., *et al.* (2024) Magnetic Resonance-Guided Cancer Therapy Radiomics and Machine Learning Models for Response Prediction. *Tomography*, **10**, 1439-1454. <https://doi.org/10.3390/tomography10090107>
  - [10] Liu, L., Zhang, H., Rekik, I., Chen, X., Wang, Q. and Shen, D. (2016) Outcome Prediction for Patient with High-Grade Gliomas from Brain Functional and Structural Networks. In: Ourselin, S., Joskowicz, L., Sabuncu, M., Unal, G. and Wells, W., Eds., *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI 2016.*, Springer, 26-34. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-46723-8\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-319-46723-8_4)
  - [11] Fathi Kazerooni, A., Bagley, S.J., Akbari, H., Saxena, S., Bagheri, S., Guo, J., *et al.* (2021) Applications of Radiomics and Radiogenomics in High-Grade Gliomas in the Era of Precision Medicine. *Cancers*, **13**, Article 5921. <https://doi.org/10.3390/cancers13235921>
  - [12] Wang, S., Xiao, F., Sun, W., Yang, C., Ma, C., Huang, Y., *et al.* (2022) Radiomics Analysis Based on Magnetic Resonance Imaging for Preoperative Overall Survival Prediction in Isocitrate Dehydrogenase Wild-Type Glioblastoma. *Frontiers in Neuroscience*, **15**, Article 791776. <https://doi.org/10.3389/fnins.2021.791776>
  - [13] Lao, J., Chen, Y., Li, Z., Li, Q., Zhang, J., Liu, J., *et al.* (2017) A Deep Learning-Based Radiomics Model for Prediction of Survival in Glioblastoma Multiforme. *Scientific Reports*, **7**, Article No. 10353. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-10649-8>
  - [14] Choi, Y., Ahn, K., Nam, Y., Jang, J., Shin, N., Choi, H.S., *et al.* (2019) Analysis of Heterogeneity of Peritumoral T2 Hyperintensity in Patients with Pretreatment Glioblastoma: Prognostic Value of MRI-Based Radiomics. *European Journal of Radiology*, **120**, Article ID: 108642. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2019.108642>
  - [15] Bathla, G., Soni, N., Ward, C., Pillenahalli Maheshwarappa, R., Agarwal, A. and Priya, S. (2023) Clinical and Magnetic Resonance Imaging Radiomics-Based Survival Prediction in Glioblastoma Using Multiparametric Magnetic Resonance Imaging. *Journal of Computer Assisted Tomography*, **47**, 919-923. <https://doi.org/10.1097/rct.0000000000001493>
  - [16] Tsougos, I., Vamvakas, A., Kappas, C., Fezoulidis, I. and Vassiou, K. (2018) Application of Radiomics and Decision Support Systems for Breast MR Differential Diagnosis. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, **2018**, Article ID: 7417126. <https://doi.org/10.1155/2018/7417126>
  - [17] Bortolotto, C., Lancia, A., Stelitano, C., Montesano, M., Merizzoli, E., Agustoni, F., *et al.* (2020) Radiomics Features as Predictive and Prognostic Biomarkers in NSCLC. *Expert Review of Anticancer Therapy*, **21**, 257-266. <https://doi.org/10.1080/14737140.2021.1852935>
  - [18] Liao, C., Lee, C., Yang, H., Chen, C., Chung, W., Wu, H., *et al.* (2021) Enhancement of Radiosurgical Treatment Outcome Prediction Using MRI Radiomics in Patients with Non-Small Cell Lung Cancer Brain Metastases. *Cancers*, **13**, Article 4030. <https://doi.org/10.3390/cancers13164030>
  - [19] Forouzannezhad, P., Maes, D., Hippe, D.S., Thammasorn, P., Iranzad, R., Han, J., *et al.* (2022) Multitask Learning Radiomics on Longitudinal Imaging to Predict Survival Outcomes Following Risk-Adaptive Chemoradiation for Non-Small Cell Lung Cancer. *Cancers*, **14**, Article 1228. <https://doi.org/10.3390/cancers14051228>
  - [20] Chen, W., Qiao, X., Yin, S., Zhang, X. and Xu, X. (2022) Integrating Radiomics with Genomics for Non-Small Cell Lung Cancer Survival Analysis. *Journal of Oncology*, **2022**, Article ID: 5131170. <https://doi.org/10.1155/2022/5131170>
  - [21] Liao, C., Lee, C., Yang, H., Chen, C., Chung, W., Wu, H., *et al.* (2023) Predicting Survival after Radiosurgery in Patients with Lung Cancer Brain Metastases Using Deep Learning of Radiomics and EGFR Status. *Physical and Engineering Sciences in Medicine*, **46**, 585-596. <https://doi.org/10.1007/s13246-023-01234-7>
  - [22] Hao, D., Li, Q., Feng, Q., Qi, L., Liu, X., Arefan, D., *et al.* (2022) Identifying Prognostic Markers from Clinical, Radiomics, and Deep Learning Imaging Features for Gastric Cancer Survival Prediction. *Frontiers in Oncology*, **11**, Article 725889. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.725889>
  - [23] Guo, W., Li, H., Zhu, Y., Lan, L., Yang, S., Drukker, K., *et al.* (2015) Prediction of Clinical Phenotypes in Invasive Breast Carcinomas from the Integration of Radiomics and Genomics Data. *Journal of Medical Imaging*, **2**, Article ID: 041007. <https://doi.org/10.1117/1.jmi.2.4.041007>
  - [24] Chu, Y., Li, J., Zeng, Z., Huang, B., Zhao, J., Liu, Q., *et al.* (2020) A Novel Model Based on CXCL8-Derived Radiomics for Prognosis Prediction in Colorectal Cancer. *Frontiers in Oncology*, **10**, Article 575422. <https://doi.org/10.3389/fonc.2020.575422>
  - [25] Zhang, Z., Chen, J., Jiang, H., Wei, Y., Zhang, X., Cao, L., *et al.* (2020) Gadoteric Acid-Enhanced MRI Radiomics Signature: Prediction of Clinical Outcome in Hepatocellular Carcinoma after Surgical Resection. *Annals of Translational Medicine*, **8**, 870-870. <https://doi.org/10.21037/atm-20-3041>
  - [26] Parr, E., Du, Q., Zhang, C., Lin, C., Kamal, A., McAlister, J., *et al.* (2020) Radiomics-Based Outcome Prediction for Pancreatic Cancer Following Stereotactic Body Radiotherapy. *Cancers*, **12**, Article 1051.

- <https://doi.org/10.3390/cancers12041051>
- [27] Horvat, N., Bates, D.D.B. and Petkovska, I. (2019) Novel Imaging Techniques of Rectal Cancer: What Do Radiomics and Radiogenomics Have to Offer? A Literature Review. *Abdominal Radiology*, **44**, 3764-3774. <https://doi.org/10.1007/s00261-019-02042-y>
  - [28] Marti-Bonmati, L., Cerdá-Alberich, L., Pérez-Girbés, A., Díaz Beveridge, R., Montalvá Orón, E., Pérez Rojas, J., *et al.* (2022) Pancreatic Cancer, Radiomics and Artificial Intelligence. *The British Journal of Radiology*, **95**, Article ID: 20220072. <https://doi.org/10.1259/bjr.20220072>
  - [29] Shahzadi, I., Zwanenburg, A., Lattermann, A., Linge, A., Baldus, C., Peeken, J.C., *et al.* (2022) Analysis of MRI and CT-Based Radiomics Features for Personalized Treatment in Locally Advanced Rectal Cancer and External Validation of Published Radiomics Models. *Scientific Reports*, **12**, Article No. 10192. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-13967-8>
  - [30] Nie, K., Hu, P., Zheng, J., Zhang, Y., Yang, P., Jabbour, S.K., *et al.* (2022) Incremental Value of Radiomics in 5-Year Overall Survival Prediction for Stage II-III Rectal Cancer. *Frontiers in Oncology*, **12**, Article 779030. <https://doi.org/10.3389/fonc.2022.779030>
  - [31] Hao, D., Li, Q., Feng, Q., Qi, L., Liu, X., Arefan, D., *et al.* (2022) Survivalcnn: A Deep Learning-Based Method for Gastric Cancer Survival Prediction Using Radiological Imaging Data and Clinicopathological Variables. *Artificial Intelligence in Medicine*, **134**, Article ID: 102424. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2022.102424>
  - [32] Wan, S., Zhou, T., Che, R., Li, Y., Peng, J., Wu, Y., *et al.* (2023) CT-Based Machine Learning Radiomics Predicts CCR5 Expression Level and Survival in Ovarian Cancer. *Journal of Ovarian Research*, **16**, Article No. 1. <https://doi.org/10.1186/s13048-022-01089-8>
  - [33] Wang, T., Wang, H., Wang, Y., Liu, X., Ling, L., Zhang, G., *et al.* (2022) MR-Based Radiomics-Clinical Nomogram in Epithelial Ovarian Tumor Prognosis Prediction: Tumor Body Texture Analysis across Various Acquisition Protocols. *Journal of Ovarian Research*, **15**, Article No. 6. <https://doi.org/10.1186/s13048-021-00941-7>
  - [34] Rahmim, A., Huang, P., Shenkov, N., Fotouhi, S., Davoodi-Bojd, E., Lu, L., *et al.* (2017) Improved Prediction of Outcome in Parkinson's Disease Using Radiomics Analysis of Longitudinal DAT SPECT Images. *NeuroImage: Clinical*, **16**, 539-544. <https://doi.org/10.1016/j.nicl.2017.08.021>
  - [35] Bevilacqua, R., Barbarossa, F., Fantechi, L., Fornarelli, D., Paci, E., Bolognini, S., *et al.* (2023) Radiomics and Artificial Intelligence for the Diagnosis and Monitoring of Alzheimer's Disease: A Systematic Review of Studies in the Field. *Journal of Clinical Medicine*, **12**, Article 5432. <https://doi.org/10.3390/jcm12165432>
  - [36] Shahidi, R., Baradaran, M., Asgarzadeh, A., Bagherieh, S., Tajabadi, Z., Farhadi, A., *et al.* (2023) Diagnostic Performance of MRI Radiomics for Classification of Alzheimer's Disease, Mild Cognitive Impairment, and Normal Subjects: A Systematic Review and Meta-analysis. *Aging Clinical and Experimental Research*, **35**, 2333-2348. <https://doi.org/10.1007/s40520-023-02565-x>
  - [37] Liu, Y., Dong, D., Zhang, L., Zang, Y., Duan, Y., Qiu, X., *et al.* (2019) Radiomics in Multiple Sclerosis and Neuromyelitis Optica Spectrum Disorder. *European Radiology*, **29**, 4670-4677. <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06026-w>
  - [38] Wu, T., Liu, Y., Chen, J., Ho, C., Zhang, Y. and Su, M. (2022) Prediction of Poor Outcome in Stroke Patients Using Radiomics Analysis of Intraparenchymal and Intraventricular Hemorrhage and Clinical Factors. *Neurological Sciences*, **44**, 1289-1300. <https://doi.org/10.1007/s10072-022-06528-4>
  - [39] Chen, Q., Pan, T., Wang, Y.N., Schoepf, U.J., Bidwell, S.L., Qiao, H., *et al.* (2023) A Coronary CT Angiography Radiomics Model to Identify Vulnerable Plaque and Predict Cardiovascular Events. *Radiology*, **307**, e221693. <https://doi.org/10.1148/radiol.221693>
  - [40] Antonopoulos, A.S., Angelopoulos, A., Tsioufis, K., Antoniadis, C. and Tousoulis, D. (2021) Cardiovascular Risk Stratification by Coronary Computed Tomography Angiography Imaging: Current State-of-the-Art. *European Journal of Preventive Cardiology*, **29**, 608-624. <https://doi.org/10.1093/eurjpc/zwab067>
  - [41] Nakamori, S., Amyar, A., Fahmy, A.S., Ngo, L.H., Ishida, M., Nakamura, S., *et al.* (2024) Cardiovascular Magnetic Resonance Radiomics to Identify Components of the Extracellular Matrix in Dilated Cardiomyopathy. *Circulation*, **150**, 7-18. <https://doi.org/10.1161/circulationaha.123.067107>
  - [42] Cui, Y. and Yin, F. (2022) Impact of Image Quality on Radiomics Applications. *Physics in Medicine & Biology*, **67**, 15TR03. <https://doi.org/10.1088/1361-6560/ac7fd7>
  - [43] Severn, C., Suresh, K., Görg, C., Choi, Y.S., Jain, R. and Ghosh, D. (2022) A Pipeline for the Implementation and Visualization of Explainable Machine Learning for Medical Imaging Using Radiomics Features. *Sensors*, **22**, Article 5205. <https://doi.org/10.3390/s22145205>