

影像组学在中枢神经系统中的应用、挑战与发展

张志民¹, 汪建军^{2*}

¹山东第一医科大学(山东省医学科学院)研究生部, 山东 济南

²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: 2026年5月23日; 录用日期: 2026年6月17日; 发布日期: 2026年6月26日

摘要

中枢神经系统疾病包括脑肿瘤、脑血管疾病、神经退行性疾病及癫痫等多种类型, 是全球范围内导致死亡和致残的重要疾病之一。影像组学作为一种新兴的医学图像分析方法, 通过高通量提取和量化医学图像中的特征, 为临床预后预测提供了超越传统视觉评估的客观、定量工具。影像组学在中枢神经系统疾病领域取得了显著进展, 在颅脑肿瘤的分级及分子特征预测、脑血管疾病风险评估、神经退行性疾病早期识别以及癫痫和精神疾病辅助诊断等方面展现出良好的应用潜力。尽管如此, 影像组学临床转化仍面临数据标准化不足、样本规模有限、模型可解释性差、多中心前瞻性验证缺乏等问题。未来, 依托人工智能与深度学习融合、多模态与多组学整合、联邦学习等隐私保护技术, 结合标准化体系完善与多中心研究推进, 影像组学将突破应用瓶颈, 推动中枢神经系统疾病精准诊疗与个体化医疗发展。本文综述了影像组学的基本原理及其在中枢神经系统疾病中的研究进展, 探讨当前面临的挑战及展望未来发展方向, 以推动影像组学在中枢神经系统应用的进一步深化。

关键词

影像组学, 中枢神经系统疾病, 机器学习, 精准医疗

The Application, Challenges and Development of Radiomics in the Central Nervous System

Zhimin Zhang¹, Jianjun Wang^{2*}

¹Graduate Department of Shandong First Medical University & Shandong Academy of Medical Sciences, Jinan Shandong

²Department of Neurosurgery, The First Affiliated Hospital of Shandong First Medical University, Jinan Shandong

*通讯作者。

文章引用: 张志民, 汪建军. 影像组学在中枢神经系统中的应用、挑战与发展[J]. 临床医学进展, 2026, 16(6): 1940-1950. DOI: 10.12677/acm.2026.1662414

Abstract

Central nervous system diseases include various types such as brain tumors, cerebrovascular diseases, neurodegenerative diseases, and epilepsy, and are one of the important diseases that cause death and disability worldwide. As an emerging medical image analysis method, radiomics provides an objective and quantitative tool for clinical prognosis prediction beyond traditional visual assessment by high-throughput extraction and quantification of features in medical images. Imaging omics has made significant progress in the field of central nervous system diseases, demonstrating good application potential in the grading and molecular feature prediction of cranial tumors, risk assessment of cerebrovascular diseases, early identification of neurodegenerative diseases, and auxiliary diagnosis of epilepsy and psychiatric disorders. However, radiomics clinical translation still faces challenges such as insufficient data standardization, limited sample size, poor model interpretability, and a lack of multicenter prospective validation. In the future, by integrating artificial intelligence and deep learning, incorporating multimodal and multi-omics approaches, and leveraging privacy-preserving technologies like federated learning, along with the refinement of standardized systems and the advancement of multicenter research, radiomics will overcome application bottlenecks and drive the precise diagnosis and treatment of central nervous system diseases, as well as the development of personalized medicine. This article summarizes the basic principles of radiomics and its research progress in central nervous system diseases, explores the current challenges and prospects for future development directions, in order to further deepen the application of radiomics in the central nervous system.

Keywords

Imaging Omics, Central Nervous System Diseases, Machine Learning, Precision Medicine

Copyright © 2026 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. 前言

中枢神经系统疾病指的是与脑和脊髓相关的一类疾病, 包括肿瘤、脑血管病、神经退行性疾病、感染性疾病、脱髓鞘疾病、癫痫等。世界卫生组织公布的数据显示, 世界目前超过 30 亿患者正在承受中枢神经系统疾病的痛苦, 是导致全球人群生活质量下降、致残及死亡的重要原因之一。不同的地区由于地理人文、生活习惯、经济水平及医疗水平不同, 有着不同类型的中枢神经系统病种。例如, 发展中国家主要是感染性及寄生虫性神经系统疾病(如神经囊虫病、结核性脑膜炎、病毒性脑炎等), 发达国家主要是神经退行性疾病和自身免疫性疾病(如阿尔茨海默病、帕金森病、多发性硬化等)。中枢神经系统的诊断与当地医疗检查手段密切相关, 诊断与疗效评估高度依赖影像学资料。传统的医学影像学检查结果判读主观性强、难以发现微观变化、定量分析能力有限。影像组学是临床影像学研究中的一个新兴领域。它旨在充分利用多种医学影像技术中包含的所有信息, 通过影像组学方法, 医学影像不仅限于提供定性评估, 还可以通过参数化图像特征来提供定量数据[1], 并进行计算、识别和提取, 生成预测模型[2]。影像组学通过与人工智能及机器学习的结合使其在精准医疗方向大放光彩。本文就影像组学在中枢神经系统疾病治疗中的应用现状进行综述, 并探讨其潜在的应用前景。

2. 影像组学的起源与基本原理

2.1. 定义与核心理念

“影像组学”是指从计算机断层扫描、正电子发射断层扫描或磁共振成像获得的医学图像中,以高通量提取和分析大量高级定量成像特征[3]。这些数据特征需要在标准的治疗图像中获取,建立一个巨大的潜在受益群体。影像组学这些特征可用于构建描述性和预测性模型,将图像特征与预测特征联系起来。影像组学的核心理念是,这些模型(可包括生物或医学数据)能够提供有价值的诊断、预后或预测信息[4]。

2.2. 标准技术流程

图像获取与预处理,旨在确保图像质量并减少因扫描设备和参数不同带来的变异[5]。通过手动、半自动或自动方法对感兴趣区域(ROI)进行精确分割,这是特征提取的基础,其准确性直接影响后续分析的可靠性并且需要进行一致性检验[6]。这些特征通常包括:一阶统计特征、形状特征、纹理特征以及高阶滤波特征,分别用来描述体素强度分布、描述体素间的空间关系[3][7]。通过影像组学平台提取的特征往往有巨大的一部分与目标无关,存在较大的冗余与高维特征,进一步进行特征筛选与降维。常用方法包括方差阈值法、选择K个最佳选择法、最小绝对收缩和选择算子(LASSO)回归等,以选择最具预测价值的特征,同时也避免了模型过拟合[6]-[8]。利用筛选后的特征在训练集训练并建立模型,在验证集进行验证,以评估其泛化能力和临床实用性[8]。

2.3. 常用算法与方法

2.3.1. 机器学习

支持向量机(Support vector machines, SVM)是一种二分类模型。其本质是线性分类模型,将训练样本映射到空间中的点,从而最大化两个类别之间的差距宽度。然后将新示例映射到同一空间中,并根据它们落在差距的哪一侧来预测属于一个类别。借助核技巧,可达成非线性划分的目的。适合高维数据(如影像组学特征)、泛化能力强。在多项研究中表现出稳定性能,如在高血压脑出血预后预测中准确率超过80%[9]。

随机森林(Random Forest, RF)作为一种集成学习算法,能有效避免过拟合,在预测急性前循环非腔隙性脑梗死缺血区预后时也被选为最优算法之一[10]。

决策树(Decision Tree, DT)决策树模型呈树形结构,在分类问题中,表示基于特征对实例进行分类的过程。它可以认为是if-then规则的集合,也可以认为是定义在特征空间与类空间上的条件概率分布。主要优点是模型具有可读性,分类速度快。

逻辑回归(Logistic Regression, LR)属于二分类模型,通过在线性回归模型中引入特定函数,将线性回归的不确定范围的连续输出值映射到(0, 1)范围内,成为一个概率预测问题。逻辑回归本质上是分类学习,“回归”是指把值回归到0到1之间。模型稳定、可解释性强、适用于临床研究。

2.3.2. 深度学习

深度学习算法,如DeepSurv,在处理复杂生存数据时可能具有优势,一项针对多形性胶质母细胞瘤(GBM)的研究显示,基于影像组学的DeepSurv模型预测性能优于传统的Cox比例风险模型及其他机器学习模型[11]。

2.3.3. 多模态融合分析

多模态融合分析指的是通过融合不同来源的数据信息,例如CT、MRI、化验、一般临床信息等,进

而建立的一种模型分析, 常能进一步提升模型鲁棒性(模型的抗干扰能力)与性能。

3. 中枢神经系统上的应用

3.1. 鉴别诊断与病灶定性

影像组学可从 MRI/CT 中提取人眼难以识别的定量特征, 实现中枢神经系统疾病的精准鉴别、病灶定性与亚型区分, 有效弥补传统影像依赖主观判读的不足。

3.1.1. 颅内肿瘤鉴别与良恶性判断

影像组学可对胶质瘤、前庭神经鞘瘤、脑膜瘤等进行定性与鉴别, 区分肿瘤起源、判断侵袭性, 并辅助区分肿瘤与非肿瘤性病变。

胶质瘤是成人最常见的原发性脑肿瘤之一, 占恶性脑肿瘤的 70%以上, 其中胶质母细胞瘤是最常见和最恶性的肿瘤(世界卫生组织 IV 级), 发病率为 3.2/10 万人口[12]。影像组学在准确诊断肿瘤性质、预测肿瘤分级、识别突变基因、评估患者生存期和治疗收益方面具有较高的潜力, 具有识别人类观察难以察觉的肿瘤成像复杂模式方面的能力[13]。

前庭神经鞘瘤, 也被称为听神经瘤, 是沿着前庭耳蜗神经形成的良性肿瘤, 发病率较低, 但是其占原发性颅内肿瘤的 8% [14]。利用 MRI 建立的影像组学模型对肿瘤血液供应的预测显著高于神经外科医生的判断[15]。

脑膜瘤是成人最常见的颅脑肿瘤, 占颅内原发性肿瘤的 14.4%~19.0%, 主要生长在矢状窦、大脑凸面、蝶骨和鞍结节, 属于良性肿瘤。故偶然发现的微小脑膜瘤可进行严密观察, 有症状的脑膜瘤需手术切除。有时手术难以完全切除, 术后复发成为了一个头疼的问题。影像组学特征及病理组化分析特征被用于建立预测模型, 该模型通过识别高危患者来制定个性化治疗方案[16]。

3.1.2. 神经退行性疾病鉴别

中枢神经系统退行性疾病, 例如阿尔茨海默病(AD)和帕金森氏病(PD), 让世界的患者、家庭和医疗系统陷入了越来越大的负担[17]。阿尔茨海默病(Alzheimer's Disease, AD)是最常见的神经退行性疾病, 其主要病理特征为 β 淀粉样蛋白沉积和神经元退行性改变, 主要表现为进行性认知能力下降和脑萎缩。轻度认知功能障碍(Mild Cognitive Impairment, MCI)即可早期出现海马纹理的异常, 影像组学通过对这些纹理特征进行高通量抽取并分析, 这些特征可能作为预测预后的神经影像学标志物[18]。AD 通常拥有脑萎缩的表现, 以皮质厚度和脑回为指标, 进行影像组学模型建立, 可以对 AD 患者进行早期的诊断, 并且拥有较高的准确率和特异性[19]。

帕金森病是一种进行性和异质性的神经退行性疾病, 是仅次于阿尔茨海默病的第二常见疾病, 在 60 岁以上的人中约有 1% 受到影响, 全球患病率为 700 万至 1000 万[20][21]。影像组学被用来诊断、鉴别甚至预测帕金森病的发生。同样 MRI 也是被常用的图像特征来源。帕金森综合征与帕金森病不同, 其治疗方法更是存在较大区别。利用 MRI 图像进行影像组学特征提取可以根据大量的高维定量数据进行鉴别, 在无黑质外异常的情况下, 更可能诊断为帕金森病(Parkinson's disease, PD), 而基底节改变(主要在壳核)则提示诊断为非典型帕金森综合征[22]。在此背景下脑桥、中脑脚和小脑的变化提示诊断为多系统萎缩(Multiple system atrophy, MSA), 中脑和上脑脚的变化提示诊断为进行性核上性麻痹(Progressive supranuclear palsy, PSP), 而整个大脑半球(主要在额顶叶皮质, 呈不对称分布)的变化则提示诊断为皮质基底节综合征[22]。将结构 T1 加权 MRI 放射学特征与临床数据相结合, 可以被用来预测 PD 患者的认知能力下降, 具有较高的准确率(84.3%)及受试者工作曲线下面积(AUC: 0.87) [23]。临床信息与 MRI 图像信息的联合应用显著提高了模型的性能。

3.1.3. 脑血管病变定性

用于区分缺血性与出血性脑卒中、识别颅内易损斑块、判断脑动脉瘤破裂风险, 并对蛛网膜下腔出血后迟发性缺血风险进行定性评估。

3.1.4. 癫痫与精神疾病病灶识别

在复杂的中枢神经系统疾病中, 影像组学也发挥着重大的作用。例如癫痫、抑郁及精神分裂。癫痫是一种以反复发作性脑电活动异常为特征的慢性神经系统疾病。海马位于颞叶内侧, 其异常放电被认为是颞叶癫痫的起源, 通过分析海马区域的 MRI 影像组学特征, 可以有效诊断颞叶癫痫[24]。抑郁表现为持续的情绪低落和兴趣减退, 其发病机制目前尚不清楚, 考虑与心理及脑结构变化有关, 特别是皮层功能下降, 研究表明分析灰质和白质结构的 MRI 影像组学特征, 可以有效区分重度抑郁症患者与健康对照[25]。精神分裂是复杂的精神性疾病, 常表现为认知、行为和情感的异常, 这些表现分为阳性、阴性和认知症状。依据小脑 MRI 图像建模, 可以对精神分裂症患者进行识别[26], 从而早期对精神分裂症进行干预。

3.2. 疾病分级、分期与风险分层

影像组学能够对中枢疾病进行客观分级、分期与危险度分层, 为治疗方案选择提供量化依据。

3.2.1. 脑肿瘤分级与风险分层

可对胶质瘤进行 WHO 分级与恶性度分层[13]; 对脑膜瘤进行分级并预测局部复发风险[16]。

3.2.2. 脑血管病危险分层

急性缺血性脑卒中(AIS)是脑血管疾病中最常见类型。影像组学的发展和临床应用为这类患者带来了福音。研究表明, 影像组学模型(建立基于 CT 影像)可以对无再通治疗的急性缺血性脑卒中患者出血性转化进行有效预测, 研究中预测模型 AUC 可达 0.90, 明显优于传统的临床模型[27]。指导个体化治疗策略的制定。高分辨率磁共振成像影像组学可以被用于识别高危颅内斑块 PMID:40108073, 易损斑块的破裂是急性缺血性卒中管腔内血栓形成的主要原因, 对血管中易损斑块破裂进行预测, 可以评估患者脑卒中的风险[28]。

脑出血血肿扩大(hematoma expansion, HE)是脑出血患者病情恶化的重要原因, 常发生于出血后 24 h 之内。在发病早期预测血肿扩大对临床医生进行临床决策有重要意义。研究表明, 基于 CT 图像的影像组学模型能够有效预测脑出血患者的早期血肿扩大, 深度学习联合模型可以有效提高预测准确率[29] [30]。

3.2.3. 癫痫与精神疾病严重程度评估

针对颞叶癫痫, 影像组学可基于海马区域 MRI 定量特征实现致病灶精准定位, 并对癫痫活动强度、病灶侧别与病情严重程度进行客观量化评估, 为术前评估与手术方案规划提供可靠依据。在抑郁症与精神分裂症领域, 通过提取大脑灰质、白质及小脑结构的多维影像组学特征, 可建立客观分型与严重程度量化模型, 辅助早期识别、病情监测与疗效评价, 提升精神疾病诊疗的标准化与精准化水平。

3.3. 分子标志物与基因状态预测

影像组学可实现无创“虚拟活检”, 预测肿瘤基因/蛋白表达, 替代部分侵入性检查。

3.3.1. 脑肿瘤分子表型预测

在垂体瘤(Pituitary adenomas, PA)上, 影像组学被用来评估 PA 的自然进程及治疗方式选择, 一项研究对 1214 垂体瘤患者进行了建模, 通过不同的 MRI 序列, 分别获得了 18 个、15 个和 11 个最佳特征,

用于预测垂体瘤 Ki-67 的表达, 并且发现年龄、Hardy 分级和 Radscores 被确定为 Ki-67 高表达的风险预测因素[31], 在进行手术治疗的同时能够准确地确定是否需要联合药物或放化疗治疗。

影像组学可以通过对图像特征的深层挖掘与分析达到识别突变基因的目标, 具有识别人类观察难以察觉的肿瘤成像复杂模式方面的能力, 这一成果在胶质瘤这一疾病上得到了实现[13]。

3.3.2. 多组学联合预测

影像组学联合病理组化、临床信息构建预测模型, 可提升脑膜瘤、脊索瘤等肿瘤的分子与预后预测精度。

3.4. 治疗疗效评估、预后与生存期预测

影像组学可早期预测疗效、评估治疗反应、预测无进展生存(PFS)与总生存(OS), 支撑个体化治疗。

3.4.1. 肿瘤治疗疗效与预后预测

在颅脑肿瘤诊疗中, 影像组学可贯穿术前风险分层、术中方案优化与术后疗效监测全流程。针对垂体瘤, 可基于影像特征预测 Ki-67 表达, 辅助判断药物或放化疗联合治疗的必要性[31]; 针对胶质瘤, 实现放化疗敏感性早期评估与生存期精准预测; 针对前庭神经鞘瘤, 可预测立体定向放射治疗后肿瘤体积变化, 不同时间段的影像组学特征可以被用来进行治疗疗效评价[32]; 针对脑膜瘤, 有效预测术后复发风险、局部失败率与总生存率[33]; 针对颅底脊索瘤, 通过临床-组学联合模型可显著提升无进展生存与总生存的预测效能[34]。

3.4.2. 神经退行性疾病预后预测

神经退行性疾病具有起病隐匿、进展异质性强的特点, 传统评估难以实现精准预后判断。影像组学可基于 MRI 提取海马、皮质、基底节等关键脑区的纹理与结构特征, 早期预测轻度认知障碍向阿尔茨海默病的转化风险; 联合临床数据构建模型, 可高效预测帕金森病患者的认知下降风险与疾病进展速度, 为早期干预与长期管理提供量化参考[18][23]。

3.4.3. 脑血管病预后评估

脑血管病具有高致残、高致死特点, 早期预后评估对改善患者结局至关重要。影像组学可基于 CT 图像精准预测急性缺血性脑卒中出血性转化风险与 90 天改良 Rankin 量表评分, 指导个体化溶栓与抗栓策略[35]; 可识别颅内易损斑块并评估卒中发生风险[28]; 同时能有效预测脑出血早期血肿扩大、蛛网膜下腔出血后迟发性缺血及脑动脉瘤破裂风险, 为急诊救治与二级预防提供关键支撑[36]-[38]。

4. 影像组学在其他临床科室中的应用

影像组学在其他学科也发挥着重要作用。例如, 鉴别乳腺癌性质及前哨淋巴结情况[39]; 指导直肠癌个性化治疗策略[40]; 非小细胞肺癌疗效评估[41]; 预测胰腺癌复发[42]。在骨肿瘤的诊断、识别一线治疗失败的淋巴瘤患者、预测放射性肺炎发生概率及预测胰十二指肠切除术后肠痿。除外科学科之外, 在心内科也得到了应用, 心血管磁共振放射学可以识别扩张型心肌病细胞外基质成分[43]。

5. 当前发展趋势

5.1. 影像组学与人工智能(AI)和深度学习融合

影像组学与人工智能(AI)和深度学习技术深度融合, 目前是影像组学研究的发展趋势之一。人工智能特别是深度学习模型(如卷积神经网络)进一步解放双手, 避免人为造成的差异, 能够自动学习复杂的

影像模式, 从而显著提升影像组学模型的分析能力和预测性能[44]。研究表明, AI 驱动的影像组学模型不仅能够提高疾病诊断的准确性, 还可用于肿瘤分型、疗效评估及预后预测, 为精准医学提供重要支持[44]。

5.2. 多模态影像组学

多模态影像组学(multimodal radiomics)也是影像组学的重要发展方向之一, 其核心思想是通过整合来自不同影像模态或多参数序列(如 CT、MRI、PET)的信息来更全面地表征疾病的影像学特征。维度与特征信息量进一步得到提高, 提高模型在疾病诊断、分型和预后预测中的准确性和稳定性[45]。

5.3. 多组学融合

多组学融合(multi-omics integration)目前是影像组学研究的一个热点。研究者逐渐将影像组学与基因组学、转录组学、蛋白质组学等多组学数据进行整合, 形成影像基因组学。特别是在肿瘤方面, 通过融合不同层级的生物学信息, 更全面地分析肿瘤特点, 从而提高疾病诊断、分型、预后预测及个体化治疗决策的准确性。同时, 提高了模型的可解释性[46]。

6. 影像组学的优势

6.1. 无创性与动态监测

影像组学, 顾名思义, 是利用医学影像中提取的特征来分析和解决临床问题的一种方法。其显著优势在于无创性: 通过提取和分析影像信息, 可以实现对肿瘤的诊断、分型、异质性评估以及预后预测。这一方法在一定程度上能够避免穿刺活检等有创操作, 同时减少因活检取样偏差可能导致的诊断误差, 从而为临床决策提供更加全面和可靠的依据。影像组学能够对患者病情变化进行动态监测, 实时明确患者病情变化, 从而为及时调整治疗方案提供依据。在肿瘤这类需长期治疗的疾病中, 可以通过定期影像学复查, 提取影像组学特征及时发现肿瘤进展或复发迹象, 同时对疗效进行评价, 方便临床医生能够根据患者目前状况及时调整治疗方案。

6.2. 信息整合与精准医疗

影像组学特征的提取具有高通量、多维度的特点, 可获取包括形状、纹理及灰度分布等在内的大量影像特征, 对获取信息进行整合与分析, 从而实现对病变的客观、定量分析, 为精准医疗的发展提供重要支持。尤其是当影像组学与基因组学等多学科相结合时, 可进一步提升肿瘤相关疾病的诊断能力和疗效评估水平。这一模式有助于推动精准医疗与个体化治疗的实现, 提高疾病诊断效率, 同时一定程度上优化医疗资源配置、降低医疗成本。

7. 挑战与展望

7.1. 影像生物标志物标准化挑战

影像组学模型的可重复性差是制约其临床转化的核心瓶颈, 而标准化是解决这一问题的关键。目前, 影像生物标志物标准化倡议(IBSI, Image Biomarker Standardization Initiative)已建立了系统性的标准化框架: 该倡议定义了影像特征计算的统一流程, 开发了开源的参考数据集与验证工具, 并对一阶统计量、纹理特征、形状特征等常见影像组学特征进行了跨平台、跨软件的稳定性验证。然而, 当前多数研究仍存在影像采集参数不统一、病灶分割方法异质性大、特征提取软件不规范等问题, 导致不同研究间的结果难以横向比较, 也限制了模型的外部验证与多中心推广。

7.2. 数据共享与隐私保护挑战

大规模高质量标注数据的缺乏是影像组学研究的另一大障碍, 而传统数据共享模式面临患者隐私与数据安全的限制。新兴的联邦学习(Federated Learning)与知识蒸馏(Knowledge Distillation)技术为解决这一困境提供了新路径: 联邦学习允许多个中心在不共享原始数据的前提下协同训练模型, 仅传递模型参数而非患者隐私数据, 有效平衡了数据利用与隐私保护; 知识蒸馏则可将大型复杂模型的“知识”迁移至轻量模型中, 降低模型部署成本的同时, 为跨中心模型共享提供了新方式。目前, 已有部分中枢神经系统影像组学研究探索了联邦学习框架下的多中心模型训练, 但仍面临通信成本高、模型收敛慢、异质性数据适配难等技术挑战。

7.3. 研究到临床应用的转化路径与障碍

7.3.1. 前瞻性验证的必要性与实施难点

回顾性研究的局限性: 易受选择偏倚、数据偏倚影响, 模型泛化能力不足, 难以支撑临床决策; 前瞻性多中心验证的关键要素: 统一的影像采集协议、标准化的标注流程、独立的多中心验证队列设计, 以及真实世界场景下的性能评估。

7.3.2. 法规审批与临床准入挑战

国内外医疗器械审批对 AI/影像组学产品的要求, 如 FDA 的 Software as a Medical Device (SaMD) 框架、国内 NMPA 三类医疗器械审批路径对临床有效性、安全性的评估标准; 临床获益的定义与验证难点, 如何量化影像组学模型对临床决策、患者预后的实际价值, 开展符合法规要求的真实世界研究。

7.3.3. 临床技术整合与医生接受度问题

系统集成障碍, 影像组学模型与现有 PACS/RIS 系统的接口不兼容、操作流程复杂, 难以融入现有临床 workflow; 临床信任度不足, 模型“黑箱”特性导致的可解释性缺乏, 以及临床医生对模型性能、适用场景的认知不足, 影响模型的推广应用。

7.3.4. 转化路径的优化策略

建立“临床问题驱动”的研究模式, 从真实临床需求出发设计研究, 而非单纯的技术导向, 确保研究成果与临床场景高度契合; 推动多学科协作, 影像科、神经科、肿瘤科、数据科学与法规专家的跨领域合作, 共同推进模型的开发、验证与转化; 构建转化闭环体系, 建立从实验室研究、前瞻性验证、法规审批到临床应用的全链条管理机制, 加快研究成果的落地应用。

7.4. 未来展望

未来中枢神经系统影像组学的发展需聚焦以下关键方向, 包括标准化体系的落地推广: 积极采用 IBSI 等标准化倡议的流程与工具, 推动影像采集、病灶分割、特征提取全流程的标准化, 建立可重复、可验证的影像组学研究规范; 隐私保护技术的临床应用: 加快联邦学习、知识蒸馏等技术在多中心研究中的落地, 构建安全高效的跨机构协作模式, 破解数据共享难题; 可解释性影像组学的发展: 通过注意力机制、特征重要性分析、可视化技术等方法, 提升模型的临床可解释性, 增强临床医生对模型的信任度与接受度; 多模态与多组学融合: 整合影像组学、基因组学、转录组学等多维度数据, 构建更精准的中枢神经系统疾病预测模型, 实现从“影像特征”到“疾病机制”的深度探索。

8. 结论

影像组学作为融合医学影像学、人工智能与数据科学的交叉前沿技术, 凭借无创定量、高通量特征

挖掘、动态监测等核心优势, 已在中枢神经系统疾病领域实现从基础研究到临床探索的关键突破。其在颅脑肿瘤分级分型与分子标志物预测、神经退行性疾病早期识别、脑血管病风险分层与预后评估、癫痫及精神疾病辅助诊断等方向, 均展现出超越传统视觉判读的应用价值, 为中枢神经系统疾病的精准诊疗与个体化医疗提供了全新技术路径。同时, 影像组学的应用边界持续拓展, 在全身多系统肿瘤、心血管等疾病等领域同样展现出广阔潜力。

当前, 影像组学仍面临数据标准化缺失、样本量有限、ROI 分割主观性强、模型可解释性不足、前瞻性多中心验证缺乏、临床转化困难等核心挑战, 制约其从科研走向常规临床应用。

综上, 影像组学正从定量分析工具向中枢神经系统疾病精准诊断、个体化治疗、动态疗效评估、长期预后预测的核心支撑技术演进。未来, 随着人工智能与深度学习的深度融合、多模态影像与多组学数据的整合、大样本多中心前瞻性研究的推进, 以及统一技术标准、自动化分析流程与数据共享平台的建立, 影像组学将逐步突破现有瓶颈, 实现特征提取自动化、模型构建标准化、结果解读可视化、临床应用普及化, 最终惠及广大患者。

参考文献

- [1] Florez, E., Fatemi, A., Claudio, P.P., *et al.* (2018) Emergence of Radiomics: Novel Methodology Identifying Imaging Biomarkers of Disease in Diagnosis, Response, and Progression. *SM Journal of Clinical and Medical Imaging*, **4**, Article 1019.
- [2] 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>
- [3] Lee, S., Park, H. and Ko, E.S. (2020) Radiomics in Breast Imaging from Techniques to Clinical Applications: A Review. *Korean Journal of Radiology*, **21**, 779-792. <https://doi.org/10.3348/kjr.2019.0855>
- [4] Kumar, V., Gu, Y., Basu, S., Berglund, A., Eschrich, S.A., Schabath, M.B., *et al.* (2012) Radiomics: The Process and the Challenges. *Magnetic Resonance Imaging*, **30**, 1234-1248. <https://doi.org/10.1016/j.mri.2012.06.010>
- [5] Zhao, B. (2021) Understanding Sources of Variation to Improve the Reproducibility of Radiomics. *Frontiers in Oncology*, **11**, Article 633176. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.633176>
- [6] He, H., Liu, J., Li, C., Guo, Y., Liang, K., Du, J., *et al.* (2024) Predicting Hematoma Expansion and Prognosis in Cerebral Contusions: A Radiomics-Clinical Approach. *Journal of Neurotrauma*, **41**, 1337-1352. <https://doi.org/10.1089/neu.2023.0410>
- [7] Cangir, A.K., Orhan, K., Kahya, Y., Uğurum Yüceci, A., Aktürk, İ., Ozakinci, H., *et al.* (2022) A CT-Based Radiomic Signature for the Differentiation of Pulmonary Hamartomas from Carcinoid Tumors. *Diagnostics*, **12**, Article 416. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12020416>
- [8] Li, G., Zhang, Y., Tang, J., Chen, S., Liu, Q., Zhang, J., *et al.* (2025) Diffusion-Weighted Imaging-Based Radiomics Features and Machine Learning Method to Predict the 90-Day Prognosis in Patients with Acute Ischemic Stroke. *The Neurologist*, **30**, 93-101. <https://doi.org/10.1097/nrl.0000000000000599>
- [9] Li, F., Lu, M., Yan, J., Cao, Y., Qian, X., Geng, C., *et al.* (2025) Cerebrospinal Fluid-Based Clinical-Radiomics Model for Predicting Treatment Prognosis of Acute Ischemic Stroke. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, **15**, 11823-11838. <https://doi.org/10.21037/qims-2024-2684>
- [10] Zhou, X., Meng, J., Zhang, K., Zheng, H., Xi, Q., Peng, Y., *et al.* (2024) Outcome Prediction Comparison of Ischaemic Areas' Radiomics in Acute Anterior Circulation Non-Lacunar Infarction. *Brain Communications*, **6**, fcae393. <https://doi.org/10.1093/braincomms/fcae393>
- [11] Zhang, D., Luan, J., Liu, B., Yang, A., Lv, K., Hu, P., *et al.* (2023) Comparison of MRI Radiomics-Based Machine Learning Survival Models in Predicting Prognosis of Glioblastoma Multiforme. *Frontiers in Medicine*, **10**, Article 1271687. <https://doi.org/10.3389/fmed.2023.1271687>
- [12] Ostrom, Q.T., Gittleman, H., Xu, J., Kromer, C., Wolinsky, Y., Kruchko, C., *et al.* (2016) CBTRUS Statistical Report: Primary Brain and Other Central Nervous System Tumors Diagnosed in the United States in 2009-2013. *Neuro-Oncology*, **18**, v1-v75. <https://doi.org/10.1093/neuonc/now207>
- [13] Cepeda, S. (2024) Machine Learning and Radiomics in Gliomas. In: Crusio, W.E., *et al.*, Eds., *Advances in Experimental Medicine and Biology*, Springer, 231-243. https://doi.org/10.1007/978-3-031-64892-2_14
- [14] Carlson, M.L. and Link, M.J. (2021) Vestibular Schwannomas. *New England Journal of Medicine*, **384**, 1335-1348.

- <https://doi.org/10.1056/nejmra2020394>
- [15] Song, D., Zhai, Y., Tao, X., Zhao, C., Wang, M. and Wei, X. (2021) Prediction of Blood Supply in Vestibular Schwannomas Using Radiomics Machine Learning Classifiers. *Scientific Reports*, **11**, Article No. 18872. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-97865-5>
- [16] He, M., Wang, X., Huang, C., Peng, X., Li, N., Li, F., et al. (2024) Development of a Clinicopathological-Radiomics Model for Predicting Progression and Recurrence in Meningioma Patients. *Academic Radiology*, **31**, 2061-2073. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2023.10.059>
- [17] Weiner, H.L. (2025) Immune Mechanisms and Shared Immune Targets in Neurodegenerative Diseases. *Nature Reviews Neurology*, **21**, 67-85. <https://doi.org/10.1038/s41582-024-01046-7>
- [18] Sørensen, L., Igel, C., Liv Hansen, N., Osler, M., Lauritzen, M., Rostrup, E., et al. (2016) Early Detection of Alzheimer's Disease Using MRI Hippocampal Texture. *Human Brain Mapping*, **37**, 1148-1161. <https://doi.org/10.1002/hbm.23091>
- [19] Inglese, M., Patel, N., Linton-Reid, K., et al. (2022) A Predictive Model Using the Mesoscopic Architecture of the Living Brain to Detect Alzheimer's Disease. *Communications Medicine*, **2**, Article No. 70.
- [20] Dorsey, E.R., Constantinescu, R., Thompson, J.P., Biglan, K.M., Holloway, R.G., Kieburtz, K., et al. (2007) Projected Number of People with Parkinson Disease in the Most Populous Nations, 2005 through 2030. *Neurology*, **68**, 384-386. <https://doi.org/10.1212/01.wnl.0000247740.47667.03>
- [21] Almgren, H., Camacho, M., Hanganu, A., Kibread, M., Camicioli, R., Ismail, Z., et al. (2023) Machine Learning-Based Prediction of Longitudinal Cognitive Decline in Early Parkinson's Disease Using Multimodal Features. *Scientific Reports*, **13**, Article No. 13193. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-37644-6>
- [22] Rizzo, G., Zanigni, S., De Blasi, R., Grasso, D., Martino, D., Savica, R., et al. (2016) Brain MR Contribution to the Differential Diagnosis of Parkinsonian Syndromes: An Update. *Parkinson's Disease*, **2016**, Article ID: 2983638. <https://doi.org/10.1155/2016/2983638>
- [23] Jian, Y., Peng, J., Wang, W., Hu, T., Wang, J., Shi, H., et al. (2024) Prediction of Cognitive Decline in Parkinson's Disease Based on MRI Radiomics and Clinical Features: A Multicenter Study. *CNS Neuroscience & Therapeutics*, **30**, e14789. <https://doi.org/10.1111/cns.14789>
- [24] Park, Y.W., Choi, Y.S., Kim, S.E., Choi, D., Han, K., Kim, H., et al. (2020) Radiomics Features of Hippocampal Regions in Magnetic Resonance Imaging Can Differentiate Medial Temporal Lobe Epilepsy Patients from Healthy Controls. *Scientific Reports*, **10**, Article No. 19567. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-76283-z>
- [25] Ma, H., Zhang, D., Sun, D., Wang, H. and Yang, J. (2022) Gray and White Matter Structural Examination for Diagnosis of Major Depressive Disorder and Subthreshold Depression in Adolescents and Young Adults: A Preliminary Radiomics Analysis. *BMC Medical Imaging*, **22**, Article No. 164. <https://doi.org/10.1186/s12880-022-00892-5>
- [26] Bang, M., Park, K., Choi, S., Ahn, S.S., Kim, J., Lee, S., et al. (2024) Identification of Schizophrenia by Applying Interpretable Radiomics Modeling with Structural Magnetic Resonance Imaging of the Cerebellum. *Psychiatry and Clinical Neurosciences*, **78**, 527-535. <https://doi.org/10.1111/pcn.13707>
- [27] Huang, Y., Chen, Z., Chen, Y., Cai, C., Lin, Y., Lin, Z., et al. (2024) The Value of CT-Based Radiomics in Predicting Hemorrhagic Transformation in Acute Ischemic Stroke Patients without Recanalization Therapy. *Frontiers in Neurology*, **15**, Article 1255621. <https://doi.org/10.3389/fneur.2024.1255621>
- [28] Wu, F., Wei, H., Zhang, M., Ma, Q., Li, R. and Lu, J. (2025) High-Resolution Magnetic Resonance Imaging Radiomics for Identifying High-Risk Intracranial Plaques. *Translational Stroke Research*, **16**, 1745-1755. <https://doi.org/10.1007/s12975-025-01345-1>
- [29] Song, Z., Guo, D., Tang, Z., Liu, H., Li, X., Luo, S., et al. (2021) Noncontrast Computed Tomography-Based Radiomics Analysis in Discriminating Early Hematoma Expansion after Spontaneous Intracerebral Hemorrhage. *Korean Journal of Radiology*, **22**, 415-424. <https://doi.org/10.3348/kjr.2020.0254>
- [30] Lu, M., Wang, Y., Tian, J., et al. (2024) Application of Deep Learning and Radiomics in the Prediction of Hematoma Expansion in Intracerebral Hemorrhage: A Fully Automated Hybrid Approach. *Diagnostic and Interventional Radiology (Ankara, Türkiye)*, **30**, 299-312.
- [31] Li, H., Liu, Z., Li, F., Shi, F., Xia, Y., Zhou, Q., et al. (2024) Preoperatively Predicting Ki-67 Expression in Pituitary Adenomas Using Deep Segmentation Network and Radiomics Analysis Based on Multiparameter MRI. *Academic Radiology*, **31**, 617-627. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2023.05.023>
- [32] Bossi Zanetti, I., De Martin, E., Pascuzzo, R., D'Amico, N.C., Morlino, S., Cane, I., et al. (2023) Development of Predictive Models for the Response of Vestibular Schwannoma Treated with Cyberknife®: A Feasibility Study Based on Radiomics and Machine Learning. *Journal of Personalized Medicine*, **13**, Article 808. <https://doi.org/10.3390/jpm13050808>
- [33] Morin, O., Chen, W.C., Nassiri, F., Susko, M., Magill, S.T., Vasudevan, H.N., et al. (2019) Integrated Models Incorporating Radiologic and Radiomic Features Predict Meningioma Grade, Local Failure, and Overall Survival. *Neuro-Oncology*

- Advances*, **1**, vdz011. <https://doi.org/10.1093/noajnl/vdz011>
- [34] Gersey, Z.C., Zenkin, S., Mamindla, P., Amjadzadeh, M., Ak, M., Plute, T., *et al.* (2025) Radiogenomics and Radiomics of Skull Base Chordoma: Classification of Novel Radiomic Subgroups and Prediction of Genetic Signatures and Clinical Outcomes. *Neuro-Oncology*, **27**, 2472-2483. <https://doi.org/10.1093/neuonc/noaf131>
- [35] Pu, S., Li, S., Shao, J., Lin, J., Li, H., Shen, J., *et al.* (2026) Integrating Cerebrovascular Morphology and Radiomics Features for Predicting Stroke Prognosis: A Retrospective Study. *PeerJ*, **14**, e20588. <https://doi.org/10.7717/peerj.20588>
- [36] Chen, L., Wang, X., Wang, S., Zhao, X., Yan, Y., Yuan, M., *et al.* (2025) Development of a Non-Contrast Ct-Based Radiomics Nomogram for Early Prediction of Delayed Cerebral Ischemia in Aneurysmal Subarachnoid Hemorrhage. *BMC Medical Imaging*, **25**, Article No. 182. <https://doi.org/10.1186/s12880-025-01722-0>
- [37] Alwalid, O., Long, X., Xie, M., Yang, J., Cen, C., Liu, H., *et al.* (2021) CT Angiography-Based Radiomics for Classification of Intracranial Aneurysm Rupture. *Frontiers in Neurology*, **12**, Article 619864. <https://doi.org/10.3389/fneur.2021.619864>
- [38] Wang, H., Xu, H., Fan, J., Liu, J., Li, L., Kong, Z., *et al.* (2024) Predictive Value of Radiomics for Intracranial Aneurysm Rupture: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Frontiers in Neuroscience*, **18**, Article 1474780. <https://doi.org/10.3389/fnins.2024.1474780>
- [39] 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>
- [40] Miranda, J., Horvat, N., Araujo-Filho, J.A.B., Albuquerque, K.S., Charbel, C., Trindade, B.M.C., *et al.* (2023) The Role of Radiomics in Rectal Cancer. *Journal of Gastrointestinal Cancer*, **54**, 1158-1180. <https://doi.org/10.1007/s12029-022-00909-w>
- [41] Wu, Y., Zhang, W., Liang, X., Zhang, P., Zhang, M., Jiang, Y., *et al.* (2025) Habitat Radiomics Analysis for Progression Free Survival and Immune-Related Adverse Reaction Prediction in Non-Small Cell Lung Cancer Treated by Immunotherapy. *Journal of Translational Medicine*, **23**, Article No. 393. <https://doi.org/10.1186/s12967-024-06057-y>
- [42] Wu, L., Cen, C., Ouyang, D., Zhang, L., Li, X., Wu, H., *et al.* (2025) Interpretable Machine Learning Model for Predicting Early Recurrence of Pancreatic Cancer: Integrating Intratumoral and Peritumoral Radiomics with Body Composition. *International Journal of Surgery*, **111**, 8198-8211. <https://doi.org/10.1097/js9.0000000000003078>
- [43] 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>
- [44] Maniaci, A., Lavalle, S., Gagliano, C., Lentini, M., Masiello, E., Parisi, F., *et al.* (2024) The Integration of Radiomics and Artificial Intelligence in Modern Medicine. *Life*, **14**, Article 1248. <https://doi.org/10.3390/life14101248>
- [45] Zhang, L., Wang, Y., Peng, Z., Weng, Y., Fang, Z., Xiao, F., *et al.* (2022) The Progress of Multimodal Imaging Combination and Subregion Based Radiomics Research of Cancers. *International Journal of Biological Sciences*, **18**, 3458-3469. <https://doi.org/10.7150/ijbs.71046>
- [46] He, W., Huang, W., Zhang, L., Wu, X., Zhang, S. and Zhang, B. (2024) Radiogenomics: Bridging the Gap between Imaging and Genomics for Precision Oncology. *MedComm*, **5**, e722. <https://doi.org/10.1002/mco2.722>