

影像组学在颅内动脉瘤中的研究进展与挑战

徐发宝¹, 卢瑞斌¹, 杨少春^{2*}

¹赣南医科大学第一临床医学院, 江西 赣州

²赣南医科大学第一附属医院神经外科, 江西 赣州

收稿日期: 2025年9月29日; 录用日期: 2025年10月23日; 发布日期: 2025年11月3日

摘要

颅内动脉瘤(Intracranial aneurysm, IA)是一种常见的脑血管疾病, 其破裂导致的蛛网膜下腔出血具有较高的致死率和致残率, 早期诊断并干预是改善预后的关键。影像组学(Radiomics)作为一种新兴的定量图像分析方法, 通过从医学影像中提取高通量特征并可以通过结合机器学习算法, 其在颅内动脉瘤的检测诊断、破裂风险评估、治疗决策及预后预测等方面展现出了巨大的潜力。本文旨在综述影像组学在颅内动脉瘤诊疗领域的研究方法与取得的成果, 并进一步探讨其在该领域的应用前景及潜在价值。

关键词

颅内动脉瘤, 影像组学, 深度学习, 综述

Research Progress and Challenges of Radiomics in Intracranial Aneurysms

Fabao Xu¹, Ruibin Lu¹, Shaochun Yang^{2*}

¹The First Clinical Medical College of Gannan Medical University, Ganzhou Jiangxi

²Department of Neurosurgery, The First Affiliated Hospital of Gannan Medical University, Ganzhou Jiangxi

Received: September 29, 2025; accepted: October 23, 2025; published: November 3, 2025

Abstract

Intracranial aneurysm (IA) is a common cerebrovascular disease. Its rupture leads to subarachnoid hemorrhage (SAH), which carries a high mortality and disability rate. Early diagnosis and intervention are crucial for improving prognosis. Radiomics, an emerging quantitative image analysis method, integrates high-throughput feature extraction from medical images with machine learning algorithms.

*通讯作者。

文章引用: 徐发宝, 卢瑞斌, 杨少春. 影像组学在颅内动脉瘤中的研究进展与挑战[J]. 临床医学进展, 2025, 15(11): 117-125. DOI: 10.12677/acm.2025.15113074

It shows great potential in intracranial aneurysm detection and diagnosis, rupture risk assessment, treatment decision-making, and prognosis prediction. This paper aims to review the research methodologies and achievements of radiomics in the diagnosis and treatment of intracranial aneurysms, and further explore its application prospects and potential value in this field.

Keywords

Intracranial Aneurysm, Radiomics, Deep Learning, Review

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

颅内动脉瘤(Intracranial aneurysm, IA)是一种颅内动脉局部异常隆起性病变。2013 年的一项国内流行病学研究显示: 35~75 岁人群中的颅内动脉瘤患病率高达 7% [1]。颅内动脉瘤每年的破裂率约为 1.4%, 5 年累积破裂风险达 3.4% [2]。动脉瘤破裂是非创伤性蛛网膜下腔出血(Subarachnoid Hemorrhage, SAH)的首要原因, 虽然动脉瘤破裂率较低, 但其致死率高达 35%, 且 30% 幸存者会遗留功能障碍[3] [4]。令人遗憾的是, 大多数无症状动脉瘤患者对自身病情全然不知, 这往往会导致病情延误, 直至动脉瘤破裂才被发现。因此动脉瘤的早期发现和治疗对于预防蛛网膜下腔出血就显得尤为重要。目前动脉瘤治疗方案包括随访观察、开颅夹闭及血管内介入治疗, 但夹闭和介入治疗都存在着一定的风险[5]。尽管随着神经影像学 and 神经外科技术的不断发展, 颅内动脉瘤的诊断和治疗取得了显著进展, 但仍有许多问题需要解决, 如筛选出高破裂风险患者、制定个体化治疗方案、预测术后并发症及预后, 仍是临床亟待解决的难题。影像组学(Radiomics)通过将医学图像转化为可挖掘的高维特征, 并可以结合机器学习方法, 为病变的定量分析和精准预测提供了新的途径。鉴于此, 本文系统综述影像组学在颅内动脉瘤检测诊断、破裂风险评估、治疗决策及预后预测中的研究进展, 分析目前局限性并展望其未来的发展方向, 为推动影像组学在临床实践中的应用提供参考。

2. 影像组学概述

2.1. 概念与发展

受放射基因组学(Radio-genomics)的启发, 荷兰学者 Lambin 等人于 2012 年第一次提出影像组学的概念, 将其定义为“采用自动化的方式将传统医学影像转化为高维可发掘的特征空间, 并对其进行分析” [6]。后续 Kumar 等人对影像组学的定义进行补充: 高通量地从 CT、MRI 等高级影像中提取并分析大量高级、定量的影像特征[7]。2017 年, Lambin 等人进一步指出影像组学是医学影像和个体化医疗之间的桥梁[8]。

2.2. 优势与流程

影像组学是一种新兴的医学影像分析技术, 它通过客观、可重复且高通量的方式从医学影像中提取定量特征(如形状、强度和纹理), 并可以结合机器学习算法来挖掘潜在的信息。其原理是某些疾病的病理生理变化表现在数字医学图像中, 影像组学可以通过定量分析和后续的生物信息挖掘来提取这些信息[9]。与传统影像学评估相比, 如动脉瘤的形态和大小, 影像组学能够识别超出传统影像学评估范围的定量参

数,为临床决策提供更加客观的证据。随着人工智能的快速发展,基于影像组学的预测模型在医学领域展现出广阔的应用前景。既往研究显示影像组学已被广泛用于神经系统疾病的诊断与预后评估中[10]。影像组学一般分析流程包括:(1) 图像采集、(2) 图像预处理:一般包括降噪、标准化、及增强处理、(3) 感兴趣区域(ROI)的分割:包括手动、半自动和全自动分割软件对图像进行分割、(4) 特征提取及量化:包括纹理特征和强度特征等、(5) 特征选择与降维、(6) 模型的构建和训练。

3. 影像组学在动脉瘤检测和诊断中的应用

准确的诊断对于降低未破裂动脉瘤患者的破裂风险以及挽救动脉瘤患者的生命至关重要,常用诊断方法有计算机断层扫描血管成像(Computed Tomography Angiography, CTA)、磁共振血管成像(Magnetic Resonance Angiography, MRA)和数字减影血管造影(Digital Subtraction Angiography, DSA)。DSA 是诊断颅内动脉瘤的金标准,然而,由于其技术要求高、操作相对复杂、费用高及有创性等原因,其临床应用受到了限制。而随着影像技术的发展,CTA 和 MRA 等无创方法在动脉瘤检测中的应用日益广泛。影像组学可以通过量化特征并加以分析,显著提升了动脉瘤的诊断准确率和效率。

3.1. 动脉瘤的鉴别诊断

夹层动脉瘤和出血性囊状动脉瘤二者的治疗方法不同,传统上鉴别这两种动脉瘤通常依赖 DSA。而 2022 年一项多中心研究基于高分辨率血管壁磁共振成像(VW-MRI)提取的影像组学特征,建立的影像组学模型在测试集上的性能上(AUC = 0.831)优于经验丰富的影像科医生(AUC = 0.801) [11]。这项研究的重要意义在于提供了一种非侵入性的术前诊断方法,可显著提高对夹层动脉瘤与囊状动脉瘤的鉴别诊断准确率,从而有助于制定治疗方案。微小动脉瘤(直径 < 3 mm)因体积小、形态不典型,易与血管伪影混淆,传统 MRA 的诊断准确率较低,一项单中心研究基于时间飞跃法 MRA (TOF-MRA)影像开发了一种颅内微小动脉瘤的鉴别诊断模型,从 118 例患者(40 例微小动脉瘤,78 例假性动脉瘤)中提取 1185 个影像组学特征,通过 LASSO 回归算法筛选出 11 种影像组学特征,构建的影像组学模型鉴别效能(AUC: 0.875, 95% CI: 0.78~0.97)显著高于临床模型(AUC: 0.750, 95% CI: 0.53~0.97),而整合临床特征和影像组学特征构建的混合模型性能更佳(AUC: 0.913, 95% CI: 0.87~0.96),可有效区分真性和假性微小动脉瘤,为临床治疗方案的选择提供客观依据[12]。

3.2. 动脉瘤自动化检测与分割

传统动脉瘤检测与分割依赖医生手动勾画,耗时且易受主观因素影响,尤其在多发动脉瘤或复杂血管解剖场景下效率低下。影像组学技术结合深度学习算法已实现颅内动脉瘤的自动检测与分割。Podgorsak 等人就曾将卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)与影像组学相结合,通过 CNN 自动提取 DSA 的影像组学特征,实现了动脉瘤的分割[13]。在此基础上, WU 等人进一步优化了流程,采用级联检测模型,首先使用微调的特征金字塔网络(FPN)进行候选病灶检测,再通过双通道 ResNet 动脉瘤分类器降低假阳性,最后通过传统 3D V-Net 对动脉瘤进行分割,在检测和分割后自动提取动脉瘤的影像组学特征,并结合机器学习和深度学习的破裂分类方法区分破裂与未破裂动脉瘤[14]。随后 Feng 等人也开发了一种针对 CTA 开发的自动区分破裂与未破裂颅内动脉瘤的模型,采用三维卷积神经网络(3D-CNN)实现动脉瘤的自动检测与分割,同时通过 pyradiomics 工具包提取影像组学特征,构建的支持向量机、随机森林和多层感知器三种分类模型鉴别破裂和未破裂动脉瘤的 AUC 均>0.85,并且整个流程耗时小于 1 分钟,显著提高了临床工作效率[15]。这些研究表明动脉瘤的自动化检测与分割不仅提升效率,还可以减少人工的主观偏差,为多中心研究的特征标准化提供可能。

4. 影像组学在颅内动脉瘤破裂风险评估中的研究

准确评估颅内动脉瘤的破裂风险是临床治疗的关键。目前已有多个评分系统被开发用于辅助动脉瘤的治疗决策,如 Unruptured Intracranial Aneurysm Treatment Score (UIATS)、PHASES 评分系统[16]。传统风险评估主要依赖临床因素(如年龄、高血压等)、形态特征(如高度、入射角等),而影像组学可以从多个方面提取动脉瘤特征,如动脉瘤的强度特征、纹理特征等,有效弥补了传统方法的不足,且在不同影像中均展现出了应用价值。

4.1. 基于 DSA 的风险评估

DSA 是目前诊断颅内动脉瘤的“金标准”,可以清晰显示瘤体与载瘤动脉的解剖关系。Liu 等人纳入 719 例动脉瘤患者,通过 PyRadiomics 自动提取 DSA 图像上的 12 个形态学特征,发现破裂的分叉部动脉瘤“伸长率”“平坦度”显著低于侧壁动脉瘤,且分叉部是破裂的独立危险因素($OR = 3.007, 95\% CI: 1.752 \sim 5.248$) [17]。在另一项研究中,研究人员提取了 DSA 图像中 12 个影像组学的形态学特征,通过 LASSO 回归分析,也发现平坦度是预测动脉瘤稳定性最关键的因素,构建混合模型预测的破裂风险 AUC 达 0.853 (95% CI: 0.767~0.940) [18]。2021 年 Tong 等人回顾性分析 105 例 SAH 患者的 254 个动脉瘤数据,从 DSA 图像中提取 17 个影像组学形态学特征,通过筛选出 10 个影像组学特征,并结合传统形态学特征构建 MRS (morphology-based radiomics signature model)、MRF (morphology-based radiomics features model)、MTF (morphology-based traditional features model) 3 个风险评估模型,结果显示 MRS 模型性能最优,训练队列和验证队列 AUC 分别为 0.842、0.849, Brier 评分分别为 0.160、0.137,决策曲线分析(DCA)证实其临床净获益显著,最终开发的列线图为多发性颅内动脉瘤患者破裂风险分层及治疗决策提供了准确、便捷的无创工具[19]。

4.2. 基于 CT 和 MRI 的风险评估

CTA 和 MRA 因其无创,更适合动脉瘤的长期随访,影像组学在这两种模态中研究也具有临床应用潜力。一项多中心回顾性研究纳入 4 家医院共 516 例动脉瘤的 CTA 数据,对比了临床模型、影像组学模型及联合模型的效能,结果显示联合模型的 AUC (0.815)显著优于单一临床模型($AUC = 0.789$)或影像组学模型($AUC = 0.747$),证实影像组学特征可显著增强破裂风险预测性能,但影像组学模型的诊断效能与临床模型无统计学差异[20]。前交通动脉瘤约占颅内动脉瘤的 30%左右,具有较高的破裂风险[21]。一项针对前交通动脉瘤的回顾性研究发现,基于年龄、传统形态学及影像组学特征构建的联合模型在验证集中的 AUC 为 0.921 (95% CI: 0.803~0.999),显著高于单一模型[22]。基底动脉尖动脉瘤(BTA)占所有颅内动脉瘤的 5%左右,因其位置较深,手术难度较大,风险评估尤为重要[23]。刘松等人基于 CTA 影像组学特征和临床资料,建立了逻辑回归、随机森林、决策树及 K 近邻等机器学习模型,结果显示影像组学 + 临床特征的联合模型预测基底动脉尖动脉瘤破裂的效能($AUC = 0.877$)显著优于单一影像组学评分模型($AUC = 0.775$)和临床 - 常规影像学模型($AUC = 0.677$) (P 均 <0.05),为该类型动脉瘤的风险分层提供了可靠的工具[24]。

MRI,尤其高分辨率 MRI 血管壁成像(HRMR-VWI)能清晰呈现血管及动脉瘤壁结构,并可以通过动脉瘤壁强化特征评估炎症和病理变化[25]。而且高分辨率磁共振成像(HR-MRI)中观察到的动脉瘤壁增强(Aneurysm Wall Enhancement, AWE)已成为评估颅内动脉瘤不稳定性的新型影像学生物标志物[26]。已经有研究表明, AWE 与动脉瘤壁炎症反应密切相关,可作为预测动脉瘤破裂风险的重要指标[27]。一项研究通过影像组学量化 AWE 的特征,发现症状性颅内动脉瘤中表现出更高的增强水平和更复杂的纹理特征,且与临床和形态学数据结合时,能够有效地区分症状性与无症状动脉瘤[28]。此前一项 meta 分析发

现,有症状动脉瘤破裂的风险是无症状动脉瘤的 4.4 倍[29]。动脉瘤破裂风险不仅与动脉瘤相关,也与载瘤动脉相关。Yuan 等人创新性地同时分析动脉瘤与载瘤动脉,基于高分辨率磁共振血管壁成像提取的 214 个影像组学特征,筛选出 12 个关键特征(8 个动脉瘤壁特征 + 4 个载瘤动脉壁特征),通过极端梯度提升算法构建的预测模型在测试集和验证集中的 AUC 分别达到 0.891 和 0.864,说明载瘤动脉瘤壁的炎症改变也对破裂风险预测有价值[30]。

4.3. 深度学习在破裂风险评估中的应用

深度学习算法在颅内动脉瘤破裂风险预测中也展现出显著优势,与传统统计方法相比,深度学习模型能够更好地整合临床特征、动脉瘤形态学和影像组学参数,显著提高预测性能。Xie 等人将 CNN 提取的深层特征与影像组学特征、患者临床信息相结合,采用 LASSO 回归选择重要的特征变量来构建支持向量机模型,预测动脉瘤破裂风险的准确率达 89.78%,AUC 为 0.891 [31]。2023 年 Turhon 等人纳入了 2 家医院共 1740 名动脉瘤患者,并根据临床、影像组学和形态学特征构建了传统的机器学习和深度学习模型,结果表明,结果显示基于深度学习的性能(AUC = 0.929)显著优于传统的机器学习模型模型(AUC = 0.878) [32]。

5. 影像组学在颅内动脉瘤治疗决策及预后预测中的研究

5.1. 神经功能预后的预测

预测颅内动脉瘤患者的预后对制定个性化的治疗方案和提高患者的生活质量具有重要意义,研究表明,影像组学模型在预测患者的术后并发症及神经功能恢复方面具有较好的性能。改良 Rankin 量表(mRS)评分是评估动脉瘤蛛网膜下腔出血(aSAH)患者的神经功能恢复情况的重要指标,一项纳入 252 例 SAH 患者的研究以 3 个月 mRS 评分(≤ 2 分为良好、 > 2 分为不良)为终点,从术前 CTA 中提取影像组学特征,通过 LASSO 回归筛选出 6 个最具预测价值的影像组学特征和 3 个临床特征,构建的临床 - 影像组学混合模型对不良预后的 AUC 达 0.88 [33]。与 CTA 相比,平扫 CT 成本更低、辐射更小、时间更短,Shan 等则基于平扫 CT 影像从 105 例 SAH 患者中提取 1316 个影像组学特征构建机器学习模型预测 SAH 患者预后的效果,其中构建的支持向量机构建模型表现效果最好,在整个数据集中 AUC 为 0.82 [34]。另一项回顾性研究开发了基于术前 CTA 影像数据和影像组学 - 深度学习技术的模型,可预测颅内动脉瘤患者术后 Hunt-Hess 分级,有助于改善术后神经功能评估和预后判断[35]。这些研究表明影像组学为神经功能恢复情况提供了客观、定量的指标。

5.2. 术后并发症的预测

影像组学可以通过预测术后并发症辅助医师决策。延迟性脑缺血(Delayed Cerebral Hemorrhage, DCI)是 aSAH 最严重的并发症之一,约 30% 的患者会受其影响,并显著降低临床预后[36]。该并发症的发展通常会导致神经功能恶化,增加致残和死亡风险[37]。因此,对 DCI 风险进行早期、准确的预测,对于及时干预和改善患者预后至关重要。Chen 等人开发了一种基于 CT 的影像组学列线图模型,整合动脉瘤位置、治疗方法、Hunt-Hess 评分及影像组学特征来预测 SAH 患者的 DCI 风险,在验证队列中,模型的 AUC 为 0.831,为早期风险分层提供了一种临床可行的工具,并可以促进个性化治疗管理和改善患者的预后[38]。医源性脑梗死(new iatrogenic cerebral infarcts, NICI)常发生在未破裂动脉瘤的血管内治疗术后,尤其是使用支架的情况下[39]。磁共振弥散加权成像(Diffusion Weighted Imaging, DWI)是诊断 NICIs 的常用方法,其检出率介于 10%至 76.5%之间[40]。虽然多数患者无明显症状,但 NICIs 仍可能造成脑组织损伤[41]。即便是较小的脑梗死,也可能对患者的健康相关生活质量(HRQOL)产生影响[42]。一项多中心研究就开发

了一种整合术后 DWI 特征和临床因素的深度学习影像组学列线图模型,用于预测 NICI 患者 1 年后健康相关生活质量受损风险,结果显示影像组学列线图模型在训练集、验证集 1 和 2 的 AUC 分别为 0.960、0.917 和 0.936,显著优于单一临床/影像模型,并将 NICI 体积、病变计数和手术时间确定为最重要的预测因子[43]。血流导向装置是一种用于改变血流方向的支架,具有较高的闭塞率和低复发率,目前被广泛应用于治疗颅内未破裂动脉瘤。多中心研究表明,颅内动脉瘤在植入血流导向装置后的破裂发生率高达 2%~4%,且具有较高的致死率[44]。一项研究纳入 64 例接受 Pipeline 血流导向装置治疗的患者,从 DSA 图像中提取 6 个影像组学特征构建影像组学评分模型,得到的模型在测试集 AUC 为 0.938, Youden 指数 0.8001,该研究证实 DSA 衍生的影像组学特征可有效预测 Pipeline 栓塞术后动脉瘤破裂风险,并有助于识别介入术后高破裂风险的动脉瘤[45]。

6. 总结与展望

综上所述,影像组学在颅内动脉瘤的检测诊断、风险评估及预后预测等方面取得了显著进展,但是这些模型很少在临床中使用,这表明影像组学仍然存在着局限性。目前影像组学在颅内动脉瘤研究中面临的首要挑战是缺乏标准化的影像采集与处理流程。多项研究指出,不同医疗机构使用的 CT、MRI 和 DSA 的扫描参数存在差异,这将会影响影像组学特征的可重复性。影像生物标志物标准化倡议(Image Biomarker Standardisation Initiative, IBSI)虽然提供了基础框架,但在动脉瘤特征提取方面仍缺乏统一的操作指南。此外,图像重建算法和 ROI 勾画方法的异质性也导致不同研究间的结果难以直接比较。另外现有研究大多数是回顾性的,可能存在潜在的选择偏倚问题。一项纳入已发表的 9 项研究共纳入 4284 例患者的 meta 分析中多数研究采用的是单中心回顾性设计[46]。鉴于当前影像组学模型多数为“黑箱”,临床工作中难以理解特征与结局的关系,可能会限制医生的信任度。最后,影像组学缺乏明确的生物学意义可能进一步限制其临床应用。

为增强颅内动脉瘤影像组学模型的泛化能力、可解释性及临床适用性,今后的研究可考虑以下几个维度。一方面,需要进一步深化深度学习技术的创新应用,使其能够更有效地整合与解析多模态影像数据,从而提升预测的准确性与稳定性。另一方面,影像组学是连接宏观表型与其生物学基础的桥梁,因此,影像组学模型不仅能辅助临床决策,还能更深入地探索影像特征与生物学事件间的关联,展望未来,影像组学研究应从单一影像组学向影像多组学转变,即在影像组学研究中整合多维度数据,包括基因组学、转录组学、蛋白质组学、代谢组学、表观基因组学、病理组学等。利用多维度数据的优势在于其互补性与内在关联性,加深对影像特征的理解。与此同时,在建立模型过程中,采用 SHAP (SHapley Additive exPlanations)值量化单个特征的贡献,可进一步强化模型的可解释性。与此同时,为推动研究成果向临床实践转化,有必要展开大规模、前瞻性的多中心临床研究,以降低数据偏倚,提升证据的可靠性。此外,智能诊疗系统的构建也应同步加强,例如开发集自动检测、诊断评估和预后预测于一体的分析平台,在分析平台中可以自动从 CTA、MRA 或 DSA 等影像数据中自动识别并提取动脉瘤的影像组学特征并联动电子病例系统生成综合报告,包括给出患者的破裂风险、治疗方案等,从而简化临床操作流程。

总体来看,影像组学为实现动脉瘤的精准诊疗提供了新的思路。尽管目前其在标准化、多源数据融合等方面仍存在一定局限,但随着相关技术的持续改善与研究方法的不断优化,我们有理由相信,影像组学将在动脉瘤的早期筛查、风险分层以及个体化治疗决策中扮演越来越重要的角色,最终为改善患者预后贡献实质性的力量。

参考文献

- [1] Li, M., Chen, S., Li, Y., Chen, Y., Cheng, Y., Hu, D., *et al.* (2013) Prevalence of Unruptured Cerebral Aneurysms in

- Chinese Adults Aged 35 to 75 Years: A Cross-Sectional Study. *Annals of Internal Medicine*, **159**, 514-521. <https://doi.org/10.7326/0003-4819-159-8-201310150-00004>
- [2] Greving, J.P., Wermer, M.J.H., Brown, R.D., Morita, A., Juvela, S., Yonekura, M., *et al.* (2014) Development of the PHASES Score for Prediction of Risk of Rupture of Intracranial Aneurysms: A Pooled Analysis of Six Prospective Cohort Studies. *The Lancet Neurology*, **13**, 59-66. [https://doi.org/10.1016/s1474-4422\(13\)70263-1](https://doi.org/10.1016/s1474-4422(13)70263-1)
 - [3] Neifert, S.N., Chapman, E.K., Martini, M.L., Shuman, W.H., Schupper, A.J., Oermann, E.K., *et al.* (2020) Aneurysmal Subarachnoid Hemorrhage: The Last Decade. *Translational Stroke Research*, **12**, 428-446. <https://doi.org/10.1007/s12975-020-00867-0>
 - [4] Pontes, F.G.d.B., da Silva, E.M., Baptista-Silva, J.C. and Vasconcelos, V. (2021) Treatments for Unruptured Intracranial Aneurysms. *Cochrane Database of Systematic Reviews*, **2021**, Cd013312. <https://doi.org/10.1002/14651858.cd013312.pub2>
 - [5] Kandregula, S., Savardekar, A.R., Terrell, D., Adeeb, N., Whipple, S., Beyl, R., *et al.* (2023) Microsurgical Clipping and Endovascular Management of Unruptured Anterior Circulation Aneurysms: How Age, Frailty, and Comorbidity Indexes Influence Outcomes. *Journal of Neurosurgery*, **138**, 922-932. <https://doi.org/10.3171/2022.8.jns22372>
 - [6] Lambin, P., Rios-Velazquez, E., Leijenaar, R., Carvalho, S., van Stiphout, R.G.P.M., Granton, P., *et al.* (2012) Radiomics: Extracting More Information from Medical Images Using Advanced Feature Analysis. *European Journal of Cancer*, **48**, 441-446. <https://doi.org/10.1016/j.ejca.2011.11.036>
 - [7] 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>
 - [8] Lambin, P., Leijenaar, R.T.H., Deist, T.M., Peerlings, J., de Jong, E.E.C., van Timmeren, J., *et al.* (2017) Radiomics: The Bridge between Medical Imaging and Personalized Medicine. *Nature Reviews Clinical Oncology*, **14**, 749-762. <https://doi.org/10.1038/nrclinonc.2017.141>
 - [9] Gillies, R.J., Kinahan, P.E. and Hricak, H. (2016) Radiomics: Images Are More than Pictures, They Are Data. *Radiology*, **278**, 563-577. <https://doi.org/10.1148/radiol.2015151169>
 - [10] Houman, S., Hossein, S.A., *et al.* (2021) Emerging Applications of Radiomics in Neurological Disorders: A Review. *Cureus*, **13**, e20080-e.
 - [11] Cao, X., Zeng, Y., Wang, J., Cao, Y., Wu, Y. and Xia, W. (2022) Differentiation of Cerebral Dissecting Aneurysm from Hemorrhagic Saccular Aneurysm by Machine-Learning Based on Vessel Wall MRI: A Multicenter Study. *Journal of Clinical Medicine*, **11**, Article No. 3623. <https://doi.org/10.3390/jcm11133623>
 - [12] Kong, D., Li, J., Lv, Y., Wang, M., Li, S., Qian, B., *et al.* (2023) Radiomics Nomogram Model Based on TOF-MRA Images: A New Effective Method for Predicting Microaneurysms. *International Journal of General Medicine*, **16**, 1091-1100. <https://doi.org/10.2147/ijgm.s397134>
 - [13] Podgorsak, A.R., Rava, R.A., Shiraz Bhurwani, M.M., Chandra, A.R., Davies, J.M., Siddiqui, A.H., *et al.* (2019) Automatic Radiomic Feature Extraction Using Deep Learning for Angiographic Parametric Imaging of Intracranial Aneurysms. *Journal of NeuroInterventional Surgery*, **12**, 417-421. <https://doi.org/10.1136/neurintsurg-2019-015214>
 - [14] Wu, K., Gu, D., Qi, P., Cao, X., Wu, D., Chen, L., *et al.* (2022) Evaluation of an Automated Intracranial Aneurysm Detection and Rupture Analysis Approach Using Cascade Detection and Classification Networks. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, **102**, Article ID: 102126. <https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2022.102126>
 - [15] Feng, J., Zeng, R., Geng, Y., Chen, Q., Zheng, Q., Yu, F., *et al.* (2023) Automatic Differentiation of Ruptured and Unruptured Intracranial Aneurysms on Computed Tomography Angiography Based on Deep Learning and Radiomics. *Insights into Imaging*, **14**, Article No. 76. <https://doi.org/10.1186/s13244-023-01423-8>
 - [16] Neulen, A., Pantel, T., König, J., Brockmann, M.A., Ringel, F. and Kantelhardt, S.R. (2021) Comparison of Unruptured Intracranial Aneurysm Treatment Score and PHASES Score in Subarachnoid Hemorrhage Patients with Multiple Intracranial Aneurysms. *Frontiers in Neurology*, **12**, Article ID: 616497. <https://doi.org/10.3389/fneur.2021.616497>
 - [17] Liu, Q., Jiang, P., Jiang, Y., Li, S., Ge, H., Jin, H., *et al.* (2019) Bifurcation Configuration Is an Independent Risk Factor for Aneurysm Rupture Irrespective of Location. *Frontiers in Neurology*, **10**, Article No. 844. <https://doi.org/10.3389/fneur.2019.00844>
 - [18] Liu, Q., Jiang, P., Jiang, Y., Ge, H., Li, S., Jin, H., *et al.* (2019) Prediction of Aneurysm Stability Using a Machine Learning Model Based on Pyradiomics-Derived Morphological Features. *Stroke*, **50**, 2314-2321. <https://doi.org/10.1161/strokeaha.119.025777>
 - [19] Tong, X., Feng, X., Peng, F., Niu, H., Zhang, B., Yuan, F., *et al.* (2021) Morphology-Based Radiomics Signature: A Novel Determinant to Identify Multiple Intracranial Aneurysms Rupture. *Aging*, **13**, 13195-13210. <https://doi.org/10.18632/aging.203001>
 - [20] Jia, X., Chen, Y., Zheng, K., Zhu, D., Chen, C., Liu, J., *et al.* (2024) Clinical-Radiomics Nomogram Model Based on CT Angiography for Prediction of Intracranial Aneurysm Rupture: A Multicenter Study. *Journal of Multidisciplinary Healthcare*,

- 17, 5917-5926. <https://doi.org/10.2147/jmdh.s491697>
- [21] Korja, M., Kivisaari, R., Rezai Jahromi, B. and Lehto, H. (2017) Size and Location of Ruptured Intracranial Aneurysms: Consecutive Series of 1993 Hospital-Admitted Patients. *Journal of Neurosurgery*, **127**, 748-753. <https://doi.org/10.3171/2016.9.jns161085>
- [22] 陈鹏飞, 范文辉, 梁奕, 等. 基于 CTA 影像组学特征的前交通动脉瘤破裂的预测模型的构建及验证[J]. 中国临床神经外科杂志, 2024, 29(7): 385-390.
- [23] 杨净松, 赵卫, 黄建强. 基底动脉尖区动脉瘤合并基底动脉尖综合征介入术相关性分析及治疗进展[J]. 介入放射学杂志, 2018, 27(8): 801-805.
- [24] 刘松, 田超, 任涛, 等. CT 血管造影影像组学评估基底动脉尖动脉瘤破裂风险[J]. 中国医学影像技术, 2025, 41(1): 20-24.
- [25] Maupu, C., Lebas, H. and Boulaftali, Y. (2022) Imaging Modalities for Intracranial Aneurysm: More than Meets the Eye. *Frontiers in Cardiovascular Medicine*, **9**, Article ID: 793072. <https://doi.org/10.3389/fcvm.2022.793072>
- [26] Larsen, N., von der Brelie, C., Trick, D., Riedel, C.H., Lindner, T., Madjidyar, J., et al. (2018) Vessel Wall Enhancement in Unruptured Intracranial Aneurysms: An Indicator for Higher Risk of Rupture? High-Resolution MR Imaging and Correlated Histologic Findings. *American Journal of Neuroradiology*, **39**, 1617-1621. <https://doi.org/10.3174/ajnr.a5731>
- [27] Gaidzik, F., Pravdivtseva, M., Larsen, N., Jansen, O., Hövener, J. and Berg, P. (2021) Luminal Enhancement in Intracranial Aneurysms: Fact or Feature?—A Quantitative Multimodal Flow Analysis. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, **16**, 1999-2008. <https://doi.org/10.1007/s11548-021-02486-y>
- [28] Veeturi, S.S., Saleem, A., Ojeda, D.J., Sagues, E., Sanchez, S., Gudino, A., et al. (2024) Radiomics-Based Predictive Nomogram for Assessing the Risk of Intracranial Aneurysms. *Translational Stroke Research*, **16**, 79-87. <https://doi.org/10.1007/s12975-024-01268-3>
- [29] Wermer, M.J.H., van der Schaaf, I.C., Algra, A. and Rinkel, G.J.E. (2007) Risk of Rupture of Unruptured Intracranial Aneurysms in Relation to Patient and Aneurysm Characteristics: An Updated Meta-Analysis. *Stroke*, **38**, 1404-1410. <https://doi.org/10.1161/01.str.0000260955.51401.cd>
- [30] Yuan, W., Jiang, S., Wang, Z., Yan, C., Jiang, Y., Guo, D., et al. (2025) High-Resolution Vessel Wall Imaging-Driven Radiomic Analysis for the Precision Prediction of Intracranial Aneurysm Rupture Risk: A Promising Approach. *Frontiers in Neuroscience*, **19**, Article ID: 1581373. <https://doi.org/10.3389/fnins.2025.1581373>
- [31] Xie, Y., Liu, S., Lin, H., Wu, M., Shi, F., Pan, F., et al. (2023) Automatic Risk Prediction of Intracranial Aneurysm on CTA Image with Convolutional Neural Networks and Radiomics Analysis. *Frontiers in Neurology*, **14**, Article ID: 1126949. <https://doi.org/10.3389/fneur.2023.1126949>
- [32] Turhon, M., Li, M., Kang, H., Huang, J., Zhang, F., Zhang, Y., et al. (2023) Development and Validation of a Deep Learning Model for Prediction of Intracranial Aneurysm Rupture Risk Based on Multi-Omics Factor. *European Radiology*, **33**, 6759-6770. <https://doi.org/10.1007/s00330-023-09672-3>
- [33] Huang, T., Li, W., Zhou, Y., Zhong, W. and Zhou, Z. (2024) Can the Radiomics Features of Intracranial Aneurysms Predict the Prognosis of Aneurysmal Subarachnoid Hemorrhage? *Frontiers in Neuroscience*, **18**, Article ID: 1446784. <https://doi.org/10.3389/fnins.2024.1446784>
- [34] Shan, D., Wang, J., Qi, P., Lu, J. and Wang, D. (2023) Non-Contrasted CT Radiomics for SAH Prognosis Prediction. *Bioengineering*, **10**, Article No. 967. <https://doi.org/10.3390/bioengineering10080967>
- [35] Peng, Y., Wang, Y., Wen, Z., Xiang, H., Guo, L., Su, L., et al. (2024) Deep Learning and Machine Learning Predictive Models for Neurological Function after Interventional Embolization of Intracranial Aneurysms. *Frontiers in Neurology*, **15**, Article ID: 1321923. <https://doi.org/10.3389/fneur.2024.1321923>
- [36] Vergouwen, M.D.I., Vermeulen, M., van Gijn, J., Rinkel, G.J.E., Wijdicks, E.F., Muizelaar, J.P., et al. (2010) Definition of Delayed Cerebral Ischemia after Aneurysmal Subarachnoid Hemorrhage as an Outcome Event in Clinical Trials and Observational Studies: Proposal of a Multidisciplinary Research Group. *Stroke*, **41**, 2391-2395. <https://doi.org/10.1161/strokeaha.110.589275>
- [37] Galea, J.P., Dulhanty, L. and Patel, H.C. (2017) Predictors of Outcome in Aneurysmal Subarachnoid Hemorrhage Patients: Observations from a Multicenter Data Set. *Stroke*, **48**, 2958-2963. <https://doi.org/10.1161/strokeaha.117.017777>
- [38] 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>
- [39] Aravind, G., Mayank, G., Alexis, W.T., et al. (2022) Association of Iatrogenic Infarcts with Clinical and Cognitive Outcomes in the Evaluating Neuroprotection in Aneurysm Coiling Therapy Trial. *Neurology*, **98**, e1446-e1458.
- [40] Park, J.C., Lee, D.H., Kim, J.K., Ahn, J.S., Kwun, B.D., Kim, D.Y., et al. (2016) Microembolism after Endovascular Coiling of Unruptured Cerebral Aneurysms: Incidence and Risk Factors. *Journal of Neurosurgery*, **124**, 777-783.

- <https://doi.org/10.3171/2015.3.jns142835>
- [41] Lee, E., Kang, D. and Warach, S. (2016) Silent New Brain Lesions: Innocent Bystander or Guilty Party? *Journal of Stroke*, **18**, 38-49. <https://doi.org/10.5853/jos.2015.01410>
- [42] Sangha, R.S., Caprio, F.Z., Askew, R., Corado, C., Bernstein, R., Curran, Y., *et al.* (2015) Quality of Life in Patients with TIA and Minor Ischemic Stroke. *Neurology*, **85**, 1957-1963. <https://doi.org/10.1212/wnl.0000000000002164>
- [43] Chen, R., Lu, Y., Tian, Z., Chen, J., Li, W., Wang, C., *et al.* (2025) Dwi-Based Deep Learning Radiomics Nomogram for Predicting the Impaired Quality of Life in Patients with Unruptured Intracranial Aneurysm Developing New Iatrogenic Cerebral Infarcts Following Stent Placement: A Multicenter Cohort Study. *Neurosurgical Review*, **48**, Article No. 508. <https://doi.org/10.1007/s10143-025-03628-5>
- [44] Kang, H., Zhou, Y., Luo, B., Lv, N., Zhang, H., Li, T., *et al.* (2021) Pipeline Embolization Device for Intracranial Aneurysms in a Large Chinese Cohort: Complication Risk Factor Analysis. *Neurotherapeutics*, **18**, 1198-1206. <https://doi.org/10.1007/s13311-020-00990-8>
- [45] Ma, C., Liang, S., Liang, F., Lu, L., Zhu, H., Lv, X., *et al.* (2024) Predicting Postinterventional Rupture of Intracranial Aneurysms Using Arteriography-Derived Radiomic Features after Pipeline Embolization. *Frontiers in Neurology*, **15**, Article ID: 1327127. <https://doi.org/10.3389/fneur.2024.1327127>
- [46] 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 ID: 1474780. <https://doi.org/10.3389/fnins.2024.1474780>