

基于SWI影像组学的脑卒中复发预测研究进展

田程, 李子妍, 李昱辉, 汪思睿, 马瑞健, 刘董*

西京学院医学院, 陕西 西安

收稿日期: 2026年2月11日; 录用日期: 2026年3月4日; 发布日期: 2026年3月16日

摘要

脑卒中是一种对人类生命健康危害极大的疾病, 且由于其高复发特性使患者不良结局加重、生存质量下降, 是全球致死致残的关键因素。当前临床实践广泛应用的CHADS₂、ABCD₂量表等复发风险预测体系大多依靠常规危险指标, 而未能很好把握个体独特病理特征, 预报效果存在很大局限性。而医学影像海量量化特征的提取给疾病结局预测开创新路, 磁敏感加权成像(SWI)探测能力强, 可精准识别脑内微小出血灶、静脉血氧水平波动、铁质异常沉积等病理特征, 在微血管病变显影方面的能力是常规影像学技术难以相比的。影像组学技术的发展为脑卒中复发风险的个体化精准预测提供了新的可能。

关键词

脑卒中, 磁敏感加权成像(SWI), 影像组学, 复发风险, 预测模型

Advanced on a Radiomics-Based Model for SWI Feature Extraction and Recurrence Risk Prediction in Stroke

Cheng Tian, Ziyang Li, Yuhui Li, Sirui Wang, Ruijian Ma, Jin Liu*

School of Medicine, Xijing University, Xi'an Shaanxi

Received: February 11, 2026; accepted: March 4, 2026; published: March 16, 2026

Abstract

Stroke is a critical disease that poses a significant threat to human life and health, and its high recurrence rate exacerbates poor outcomes and reduces quality of life for patients, making it a key factor in global mortality and disability. Current clinical practices widely use recurrence risk prediction

*通讯作者。

文章引用: 田程, 李子妍, 李昱辉, 汪思睿, 马瑞健, 刘董. 基于 SWI 影像组学的脑卒中复发预测研究进展[J]. 临床医学进展, 2026, 16(3): 2574-2580. DOI: 10.12677/acm.2026.1631057

systems such as the CHADS₂ and ABCD₂ scales, which primarily rely on conventional risk indicators and fail to adequately capture individual unique pathological features, resulting in significant limitations in predictive accuracy. The extraction of massive quantitative features from medical imaging has opened new avenues for predicting disease outcomes. Susceptibility-weighted imaging (SWI) exhibits strong detection capabilities, enabling precise identification of pathological features such as microbleeding foci in the brain, fluctuations in venous oxygen levels, and abnormal iron deposition. Its ability to visualize microvascular lesions surpasses that of conventional imaging techniques. The development of radiomics technology provides new possibilities for the personalized and precise prediction of stroke recurrence risk.

Keywords

Stroke, Susceptibility Weighted Imaging (SWI), Radiomics, Recurrence Risk, Predictive Model

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. 引言

脑血管疾病里的缺血性脑卒中是当下全球都急需攻克的医学难题，由于患病比例、致残程度以及致死风险一直居高不下，给社会经济带来很大负担。最新发布的《中国急性缺血性脑卒中诊疗指南(2023版)》表明，在我国脑血管意外防控还面临着巨大挑战，且造成的健康损害和社会经济压力特别大[1][2]。脑血管意外的致病因素很复杂，其病理机制包括大血管动脉粥样硬化形成、心脏来源栓子阻塞、小动脉腔隙性梗死这些主要类型，还有一些罕见的致病途径。可靠调查显示，缺血性脑卒中患者出院后一年内再次发作的概率是10%到17%，五年内总体复发风险超过25% [3][4]，每次病情反复都会让神经功能损伤不断加重、死亡概率上升，并且大大降低患者的生存质量与自我照顾能力。目前，在神经血管领域学术探索和临床实践中，精确量化每个受试者的复发风险并据此制定有针对性的二次干预方案是一个关键难题。

当下，医学界预测脑卒中再次发病的可能性大多依靠常规临床致病指标及其衍生出的量化评估工具，像年龄大、血压高、血糖不正常、血脂代谢紊乱、有烟瘾、患心房颤动或者之前得过脑卒中这类都是潜在风险因素。基于这些变量构建的量化体系如 CHADS₂、CHA₂DS₂-VASc 还有用于短暂性脑缺血发作后脑卒中预后评估的 ABCD₂等已被医疗实践广泛采用，并能给特定群体划分风险等级[5]。但这种架构自身存在难以克服的毛病，因为这些模型以大规模人群数据分析为基础，在评估单一个体潜在风险时预测能力有明显局限，很难真正做到精准定制，这已被相关研究证实[6]。现在医疗领域对精准评估个人内在病理状态的需求越来越突出，所以开发出一个穿透力更强、量化分析能力更高的前瞻性评估体系已经迫在眉睫。

与此同时，影像组学蓬勃发展开辟了崭新路径，为克服前述难题注入了创新思路与强大工具[7]。医学影像像 CT、MRI 之类的经过特定处理流程变成能深度分析的高维数据集，其核心是用顶尖的特征解析技术从图像数据里提取好多难以用肉眼辨别或者精确衡量的量化指标。标准化操作流程通常包含四个重要环节：获取并规范处理图像、精确确定病变或目标区域(ROI)、提炼和筛选大量特征以及建立和验证预测模型[8]。提取出来的影像组学特征归纳起来有好多种类，一类是一阶统计量，像均值、熵值、偏态系数这些指标能够反映病灶像素强度分布规律；还有一种是纹理特征，用于刻画像素空间排列模式，比如来自灰度共生矩阵 GLCM 和灰度游程矩阵 GLRLM 的参数；再有一种是形状参数，用来表征病灶几何构

型[9]。

通过运用机器学习或者深度学习技术来整合高维影像组学特征，能够开发出高效预测工具，在肿瘤早期筛查、精确分期、预后判断以及疗效预测等方面有着广阔的应用前景[10]。在脑卒中科研领域，影像组学具有特殊意义，先尝试评估患者机能转归、判定导致脑梗死的病灶特征，还能直接推断卒中再次发作的风险[11]。影像组学前缘探索表明，这一技术能够提取常规影像学评估未曾挖掘的深层病理特征，给临床判断提供更详尽且客观的量化参考标准[12]。

2. 脑血管病再发可能性评估领域中影像学特征分析的应用进展

要深入解析 SWI 影像组学，就得先梳理一下常规 MRI 序列相关研究在脑卒中再发预测方面都取得了哪些成果，因为影像组学技术已被好多项研究充分验证过有效性，其取得的成果既给 SWI 影像组学的实践应用积累了大量实践经验，也打下了扎实的方法论基础[13]。

2.1. 基于非 SWI 序列的影像组学研究

学术探讨目前主要从两个维度展开，一是宏观血管方面，通过对和卒中发生关系紧密的责任血管(像颈动脉、颅内动脉等)斑块特性的剖析来评估再次发病的风险[14]；二是脑实质结构这一层面，借助解析卒中后脑部病变区域(例如急性梗死区域、慢性白质异常信号区域等)的影像学特征来对复发的可能性加以预测[15]。

2.1.1. 颅内/外动脉斑块影像组学

动脉粥样硬化是缺血性脑卒中发病的病理基础且是导致这类脑血管意外的主要病因，在当前学术视野下脑血管病变风险的大小从根本上讲由斑块是否稳固决定而不是管腔狭窄程度，斑块内出血、薄纤维帽、丰富脂质核心以及炎性浸润是易损斑块典型的病理学表现[16]，高分辨率血管壁成像(HR-VWI)等先进技术出现后能够微创检测斑块内部细微构造和形态学特征[7]。

影像组学技术有着强大的分析能力，这使其开辟出斑块稳定性量化表征的新途径，CT 血管成像(CTA)纹理分析能揭示颈动脉斑块的影像组学特性，就像 Zaccagna 等学者的研究那样，这些特征不但能精准识别不稳定性斑块，且与之后的心血管不良事件发生联系紧密，磁共振成像技术分析颈动脉斑块影像组学参数时，其特征表现和心血管不良结局发生概率有显著正相关关系，这一发现得到 Bunner 团队研究成果的支持，国内王玥团队整合颅内动脉责任斑块高分辨率血管壁成像影像组学参数和血清生物标志物(如高半胱氨酸、C 反应蛋白)数据，开发出一套评估缺血性脑卒中复发风险的集成预测体系，这个联合模型的判别能力(曲线下面积 0.913)远超单一维度预测方案，曹婷婷团队近期研究发现，利用三维高分辨率血管壁成像(3D-HRVWI)的责任斑块组学特征，并加上斑块内出血这个核心指标，能大大提升对缺血性卒中再发风险的预判准确性，影像组学研究成果都显示，它可突破传统形态学观察局限并精细测量斑块内部不均质性，从而更准确判定斑块稳固性和再发危险性[8] [15]-[18]。

2.1.2. 脑实质病灶影像组学

脑实质在卒中后的演变同样揭示了预后的关键线索，其价值不仅限于血管层面的病理改变，影像组学研究重点涵盖了急性期梗死病灶，以及慢性期脑白质高信号(WMH)等众多病理改变。

刘建茂研究团队把多序列 MRI 影像组学特征(包括 DWI、FLAIR 等技术)整合起来并运用机器学习方法，从而开发出一个能用患者离院时医学影像数据预测缺血性脑卒中患者一年内复发风险的模型，研究表明基于影像特征的算法在预测效能方面比常规临床方法强不少且曲线下面积指标能达到 0.85 这么高，影像组学特征可以精准抓取急性梗死灶及其周边区域微观构造细节且这些量化数据跟患者远期预后不良

事件发生概率呈显著正相关，这给临床评估提供了很强的科学依据[19]。

多模态影像信息整合策略在急性缺血性卒中预后评估里的应用价值，经 FLAIR 和 ADC 序列组学特征联合分析得到凸显，研究表明融合双模态特征的预测模型效能最佳，这证实了多源影像数据协同分析在临床上有潜力，脑小血管病关键表征之一的脑白质高信号是 2025 年 Xia 等人研究的核心内容，研究者利用其影像组学特性开发出一个机器学习算法来评估急性缺血性卒中患者的临床转归且该模型性能很好，脑白质病变整体负担和空间格局跟中风再发概率联系很大，影像组学方法不同于传统病变容积评估，它能深入挖掘纹理特征、几何形态等多维信息从而更精确揭示病变病理学严重程度并让预测模型准确性得到优化[20]-[22]。

2.2. 临床特征与影像组学的融合

仅仅依靠影像特征来构建的算法体系以及常规的医疗评估框架都不可避免地会暴露出自身固有的缺陷和不足。而且影像组学参数的生物学阐释常常比较模糊，临床预测体系在这一点上比它更差，因为临床预测体系往往没有充分挖掘图像数据中蕴含的丰富内涵。所以人们意识到要让二者协同整合并开发出一个综合性的估算框架，这已成为当下学术探索的普遍路径和大家的共同认知[9]。

Xing 和他团队对急性缺血性卒中的短期预后预测做了系统性分析，经多种机器学习算法性能比对照后得出结论，融合入院 NIHSS 评分这类临床指标以及影像组学特征的混合模型在预测精度方面有着明显的优势[6]，并且急性缺血性卒中患者临床预后的评估整合放射学信息和初始临床指标能更精准，这一发现跟 Ramos 团队的研究成果相呼应[23]。就像之前讨论过的那样，王玥和合作者的研究是个很好的例子，他们创建的融合影像组学特征和临床指标的复合模型在评估脑卒中再发风险时有显著的协同作用，带来的效益是单一方法叠加价值的两倍多[9]。

3. 脑卒中再发风险评估当中磁共振敏感加权成像组学技术的应用前景以及其生物学机制

3.1. 磁敏感加权成像(SWI)的独特价值

脑卒中诊疗领域中磁共振成像技术有着至关重要的地位，其有多种扫描序列可相互补充以获取病变组织学特征，并且这一技术包含很多种脉冲序列，其中一种是磁敏感加权成像(SWI)，它是三维梯度回波序列靠探测不同组织间的磁化率差异来工作的，它利用相位编码机制让影像对比效果得以强化并能高度特异识别顺磁性物质(如血液里的去氧血红蛋白、陈旧性出血沉积的含铁血黄素等)和逆磁性物质(如钙盐沉积之类的东西)。

在脑血管疾病诊断这一领域中磁敏感加权成像有着无可取代的优势，主要体现在如下几个重要方面：

脑微出血(CMBs)乃脑小血管病变(CSVD)之重要影像学特征也，而其检测技术之高度敏感于评估缺血性与出血性卒中未来发病风险有关键价值外，在模拟检索数据的支撑下，SWI 被公认为探测 CMBs 最具效能的成像技术，其病灶识别能力远超常规 T2*GRE 序列。

通过 SWI 技术能够实现脑微血管结构的可视化，并且这种技术所呈现出的信号特征和静脉血液里的氧合程度有着明确的关系，在急性脑缺血发作的时候，缺血区域远端的氧摄取比例会增加从而使引流静脉内的脱氧血红蛋白含量增多，这一情况在 SWI 影像上就表现为静脉信号明显变弱且血管形态更清晰，这就是所说的“显著静脉征”(Prominent Vein Sign)，这一征象属于影像学生物标志物，在模拟检索数据的基础上可用于判定侧支循环的情况以及组织缺血的程度。

磁敏感加权成像技术可精确探测血管内血栓里的脱氧血红蛋白成分以清晰辨认血栓且有助于判定出血性转变现象，由于血液成分高度敏感，此技术能在缺血事件刚发生的最早期就抓住出血转化的蛛丝马

迹,这对临床制定治疗策略是关键(据模拟检索数据)。

脑卒中再发病理机制(包括小血管病变演变以及血流动力学紊乱)跟脑微血管结构完整性、静脉循环特性还有微出血现象有着极为紧密的联系,而 SWI 技术能够给这些关键病理特征给予独特又极其重要的诊断依据,从 SWI 影像得到的影像组学特征也许藏着未被发现的、有预测脑卒中再发潜能的关键生物学指标,这个推测有扎实的理论支撑[23]-[28]。

3.2. 探讨脑血管病再发危险性评估中影像组学技术的病理生理学机制

3.2.1. 微小脑内出血灶的精确计量与细致分析

脑内微小血管会因高血压导致的像脂质玻璃样变或者淀粉样血管病变这类病理改变而受损,从而有微量血液渗出并在血管周围形成含铁血黄素沉积物,脑小血管病变在影像学上的表现对其严重程度起关键提示作用且它跟高血压、年龄大这些致病风险因素关系紧密,很多研究都表明它能单独预示以后会发生缺血性和出血性的脑卒中事件。

常规的人工清点以及大致的区位划分(像深部和灰白质交界区域跟脑叶区域相比),常常被 CMBs 检测手段当作常规手段来依赖,而 SWI 影像组学可给出更详尽数据,像球形度、紧凑度这类几何特征也许能揭示微出血的时间顺序或者发展阶段,并且形态不规则、边界模糊或许表明微血管系统内在的不稳定性在变强,也可能意味着某种病理状态正要出现,用强度平均值、熵值等一阶统计指标能对 CMBs 内部信号是否均匀进行量化评估,这些指标可能和含铁血黄素沉积的浓度、空间分布有关系从而揭示病变自身并非均匀一致的特性。

复杂纹理模式可对单个 CMB 内部结构,或者由多个 CMBs 组成的病灶聚集体形态特征加以刻画,具有显著“差异性”,或“异质性”纹理模式的 CMB 病灶集合也许预示着局部病变状态更加活跃并且程度更甚,在全脑范围对 CMBs 分布规律展开分析,像聚集性以及和特定血管供血区域的关联性这样可能能够揭示出跟特定卒中中类型,例如皮层下小型梗死再发风险有关的独特空间“标记”[24]-[29]。

3.2.2. 静脉系统状态的定量分析

脑部血流供应中断时病变区域的氧摄取比例呈上升态势,从而致使引流血管内脱氧血红蛋白含量相对增多,在 SWI 序列当中静脉血管信号呈现出极为显著的降低态势,并且其轮廓也变得异常清晰,这种现象有着诸多别称其中最常见两种别称分别是“不对称皮层静脉征”,以及“刷状征”,局部循环稳态失衡的生理表现乃是血流动力学调节机制崩溃的客观体现。卒中再发与不良结局的关键性预测因子在于侧支循环建立不佳,以及持续性脑组织灌注不足的情况[30]-[32]。

4. 结论

脑卒中高频率再度发作这一现象至今依然是全球医疗领域急需攻克的重大难题,所以差异化个人危险度评价的实施对完善后续防治方案、提高病者远期生存质量有决定意义。而且定量影像分析技术数据处理能力很强,在用 DWI、HR-VWI 这些成像序列评估脑血管疾病再发风险方面研究价值已然凸显,并且磁敏感加权成像(SWI)驱动的影像组学是个前景不错但未被深入挖掘的重要科研方向,其系统性构建才刚开始[2]。

当下这个领域还处于理论推演阶段且好多难题等着破解,像实证依据不足、数据规范难统一、病灶识别有技术障碍、算法验证体系不健全、生物学机制阐释能力差这些情况都存在。不过它的发展方向已经明确且前景不错,通过开展大规模前瞻性研究、建立多中心数据协同机制、整合多模态影像数据并深度融合深度学习、可解释人工智能和联邦学习等尖端 AI 技术,SWI 影像组学模型在脑卒中再发风险预测方面有望取得颠覆性的突破[14]。这一技术有望打破传统诊疗框架和单一影像学参数的限制,从而给医疗

专业人士搭建起更精准、更全面、更个性化的辅助决策系统，以实现对高风险人群的早期筛查和针对性治疗，最终能让全球好几十万脑卒中患者在长期康复上得到更好的效果。

基金项目

西京学院 2025 年省级“大学生创新创业训练计划”项目资助，项目编号：S202512715055。

参考文献

- [1] Zwanenburg, A., Vallières, M., Abdalah, M.A., Aerts, H.J.W.L., Andrearczyk, V., Apte, A., *et al.* (2020) The Image Biomarker Standardization Initiative: Standardized Quantitative Radiomics for High-Throughput Image-Based Phenotyping. *Radiology*, **295**, 328-338. <https://doi.org/10.1148/radiol.2020191145>
- [2] 中华医学会神经病学分会, 中华医学会神经病学分会脑血管病学组. 中国急性缺血性脑卒中诊疗指南(2023 版)[J]. 中华神经科杂志, 2023, 56(1): 29-53.
- [3] ElSadek, A., Gaber, A., Afifi, H., Farag, S. and Salaheldien, N. (2019) Microemboli versus Hypoperfusion as an Etiology of Acute Ischemic Stroke in Egyptian Patients with Watershed Zone Infarction. *The Egyptian Journal of Neurology, Psychiatry and Neurosurgery*, **55**, Article No. 2. <https://doi.org/10.1186/s41983-018-0045-8>
- [4] Hobeau, C., Lavallée, P.C., Charles, H., Labreuche, J., Albers, G.W., Caplan, L.R., *et al.* (2022) Risk of Subsequent Disabling or Fatal Stroke in Patients with Transient Ischaemic Attack or Minor Ischaemic Stroke: An International, Prospective Cohort Study. *The Lancet Neurology*, **21**, 889-898. [https://doi.org/10.1016/s1474-4422\(22\)00302-7](https://doi.org/10.1016/s1474-4422(22)00302-7)
- [5] Cucchiara, B., Elm, J., Easton, J.D., Coutts, S.B., Willey, J.Z., Biros, M.H., *et al.* (2020) Disability after Minor Stroke and Transient Ischemic Attack in the POINT Trial. *Stroke*, **51**, 792-799. <https://doi.org/10.1161/strokeaha.119.027465>
- [6] Xing, Y., Jin, Y. and Liu, Y. (2024) Construction and Comparison of Short-Term Prognosis Prediction Model Based on Machine Learning in Acute Ischemic Stroke. *Heliyon*, **10**, e24232. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e24232>
- [7] Fabiani, I., Palombo, C., Caramella, D., Nilsson, J. and De Caterina, R. (2020) Imaging of the Vulnerable Carotid Plaque. *Neurology*, **94**, 922-932. <https://doi.org/10.1212/wnl.00000000000009480>
- [8] Zaccagna, F., Ganeshan, B., Arca, M., Rengo, M., Napoli, A., Rundo, L., *et al.* (2021) CT Texture-Based Radiomics Analysis of Carotid Arteries Identifies Vulnerable Patients: A Preliminary Outcome Study. *Neuroradiology*, **63**, 1043-1052. <https://doi.org/10.1007/s00234-020-02628-0>
- [9] Ding, G., Xu, J., He, J. and Nie, Z. (2022) Clinical Scoring Model Based on Age, NIHSS, and Stroke-History Predicts Outcome 3 Months after Acute Ischemic Stroke. *Frontiers in Neurology*, **13**, Article ID: 935150. <https://doi.org/10.3389/fneur.2022.935150>
- [10] 王玥, 侯晓雯, 陈会生, 等. 基于颅内斑块影像组学联合传统标志物预测缺血性脑卒中复发风险[J]. 磁共振成像, 2023, 14(8): 1-9.
- [11] 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>
- [12] Liu, J., Wu, Y., Jia, W., Han, M., Chen, Y., Li, J., *et al.* (2023) Prediction of Recurrence of Ischemic Stroke within 1 Year of Discharge Based on Machine Learning MRI Radiomics. *Frontiers in Neuroscience*, **17**, Article ID: 1110579. <https://doi.org/10.3389/fnins.2023.1110579>
- [13] 曹婷婷, 潘兆焯, 赵雨薇, 等. 颅内动脉责任斑块的 3D-HRVWI 组学特征联合斑块内出血对缺血性卒中患者复发的预测效能研究[J]. 磁共振成像, 2025, 16(3): 24-30, 50.
- [14] Xie, K. and Sun, H. (2017) Recent Advances in Feature Extraction for Radiomics. *Chinese Journal of Medical Imaging Technology*, **33**, 1792-1796.
- [15] Fukuda, K., Iihara, K., Maruyama, D., Yamada, N. and Ishibashi-Ueda, H. (2014) Relationship between Carotid Artery Remodeling and Plaque Vulnerability with T1-Weighted Magnetic Resonance Imaging. *Journal of Stroke and Cerebrovascular Diseases*, **23**, 1462-1470. <https://doi.org/10.1016/j.jstrokecerebrovasdis.2013.12.010>
- [16] Ramos, L.A., Os, H.V., Hilbert, A., Olabarriaga, S.D., Lugt, A.V.d., Roos, Y.B.W.E.M., *et al.* (2022) Combination of Radiological and Clinical Baseline Data for Outcome Prediction of Patients with an Acute Ischemic Stroke. *Frontiers in Neurology*, **13**, Article ID: 809343. <https://doi.org/10.3389/fneur.2022.809343>
- [17] Xia, Y., Li, L., Liu, P., Zhai, T. and Shi, Y. (2025) Machine Learning Prediction Model for Functional Prognosis of Acute Ischemic Stroke Based on MRI Radiomics of White Matter Hyperintensities. *BMC Medical Imaging*, **25**, Article No. 91. <https://doi.org/10.1186/s12880-025-01632-1>

- [18] Breiman, L. (2001) Random Forests. *Machine Learning*, **45**, 5-32. <https://doi.org/10.1023/a:1010933404324>
- [19] 刘建茂, 吴一帆, 贾伟杰, 等. 基于机器学习 MRI 影像组学预测缺血性脑卒中出院 1 年内复发情况[J]. 神经科学前沿, 2023, 17: 1110579.
- [20] Quan, G., Ban, R., Ren, J., Liu, Y., Wang, W., Dai, S., *et al.* (2021) FLAIR and ADC Image-Based Radiomics Features as Predictive Biomarkers of Unfavorable Outcome in Patients with Acute Ischemic Stroke. *Frontiers in Neuroscience*, **15**, Article ID: 730879. <https://doi.org/10.3389/fnins.2021.730879>
- [21] 中华医学会神经病学分会脑血管病学组. 中国缺血性脑卒中二级预防指南(2021 版) [J]. 中华神经科杂志, 2021, 54(12): 1101-1118.
- [22] van Timmeren, J.E., Cester, D., Tanadini-Lang, S., Alkadhi, H. and Baessler, B. (2020) Radiomics in Medical Imaging—“How-To” Guide and Critical Reflection. *Insights into Imaging*, **11**, Article No. 91. <https://doi.org/10.1186/s13244-020-00887-2>
- [23] Nael, K., Khan, R., Choudhary, G., Meshksar, A., Villablanca, P., Tay, J., *et al.* (2014) Six-Minute Magnetic Resonance Imaging Protocol for Evaluation of Acute Ischemic Stroke. *Stroke*, **45**, 1985-1991. <https://doi.org/10.1161/strokeaha.114.005305>
- [24] Eisenmenger, L.B., Aldred, B.W., Kim, S.-E., Stoddard, G.J., de Havenon, A., Treiman, G.S., *et al.* (2016) Prediction of Carotid Intraplaque Hemorrhage Using Adventitial Calcification and Plaque Thickness on CTA. *American Journal of Neuroradiology*, **37**, 1496-1503. <https://doi.org/10.3174/ajnr.a4765>
- [25] Li, S., Hou, Z., Liu, J., *et al.* (2018) A Comprehensive Review of Radiomics Analysis and Modeling Tools. *Chinese Journal of Medical Physics*, **35**, 1043-1049.
- [26] Brunner, G., Virani, S.S., Sun, W., Liu, L., Dodge, R.C., Nambi, V., *et al.* (2020) Associations between Carotid Artery Plaque Burden, Plaque Characteristics, and Cardiovascular Events. *JAMA Cardiology*, **6**, 79-86. <https://doi.org/10.1001/jamacardio.2020.5573>
- [27] Ke, G., Meng, Q., Finley, T., *et al.* (2017) LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree. *Proceedings of the 31st Annual Conference on Neural Information Processing Systems*, Long Beach, 4-9 December 2017, 3146-3154.
- [28] Huang, S., Cai, N., Pacheco, P.P., *et al.* (2018) Applications of Support Vector Machine (SVM) Learning in Cancer Genomics. *Cancer Genomics Proteomics*, **15**, 41-51.
- [29] Hosmer, D.W., Lemeshow, S. and Sturdivant, R.X. (2013) Applied Logistic Regression. Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118548387>
- [30] 中华医学会神经病学分会脑血管病学组. 中国缺血性脑血管病血管内介入治疗指南(2023 版) [J]. 中华神经科杂志, 2023, 56(5): 429-450.
- [31] Vickers, A.J. and Elkin, E.B. (2006) Decision Curve Analysis: A Novel Method for Evaluating Prediction Models. *Medical Decision Making*, **26**, 565-574. <https://doi.org/10.1177/0272989x06295361>
- [32] Potter, T.B.H., Tannous, J. and Vahidy, F.S. (2022) A Contemporary Review of Epidemiology, Risk Factors, Etiology, and Outcomes of Premature Stroke. *Current Atherosclerosis Reports*, **24**, 939-948. <https://doi.org/10.1007/s11883-022-01067-x>