

论 著

脑CT预测脑出血脑卒中相关性肺炎预后的临床研究*

尚亚丽 毛景鹰*

东南大学医学院附属南京同仁医院急诊科
(江苏 南京 211106)

【摘要】目的 分析脑CT预测脑出血脑卒中相关性肺炎(SAP)预后的价值。方法 本研究开发了三种模型来预测SAP的发生。采用十重交叉验证对模型的性能进行评价。此外,通过统计分析构建了概率图,根据四种肺炎类型显示SAP患者中哪些脑区更容易受到水肿的影响。结果 244名患者提取了35个特征,三种模型为Logistic回归、支持向量机和随机森林,模型AUC范围为0.77到0.82。概率图显示,在中、重度SAP患者中,ICH的分布在左右两个半球之间存在差异,与SAP关系更密切的脑结构包括左脉络丛、右脉络丛、右海马区和左海马区。此外,脑出血量平均值和最大值与SAP的严重程度成正比。结论 根据脑CT扫描对肺炎的发展进行分类是有效的。

【关键词】脑出血脑卒中;卒中相关性肺炎;脑CT

【中图分类号】R563.1

【文献标识码】A

【基金项目】2020年度江苏省中医药科技发展计划项目(YB2020044)

DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2025.03.015

Study on the Prognosis of Cerebral Hemorrhage Stroke Associated Pneumonia Predicted by Brain CT*

SHANG Ya-li, MAO Jing-ying*

Department of Emergency, Nanjing Tongren Hospital, Southeast University School Of Medicine, Nanjing 211106, Jiangsu Province, China

ABSTRACT

Objective To explore the value of brain CT in predicting the prognosis of cerebral hemorrhage stroke associated pneumonia (SAP). **Methods** three models were developed in this study to predict the occurrence of SAP. Ten fold cross validation was used to evaluate the performance of the model. In addition, a probability map was constructed by statistical analysis to show which brain regions in SAP patients were more vulnerable to hematoma according to the four types of pneumonia. **Results** 35 features were extracted from 244 patients. The three models were logistic regression, support vector machine and random forest, and the AUC of the models ranged from 0.77 to 0.82. The probability map shows that in patients with moderate and severe sap, the distribution of ICH is different between the left and right hemispheres, and the brain structures more closely related to sap include the left choroid plexus, the right choroid plexus, the right hippocampus and the left hippocampus. In addition, the average and maximum cerebral hemorrhage volume are directly proportional to the severity of SAP. **Conclusion** it is effective to classify the development of pneumonia according to brain CT scan.

Keywords: Cerebral Hemorrhage Stroke; Stroke Associated Pneumonia; Brain CT

脑出血(ICH)患者的严重并发症常见为卒中相关性肺炎(SAP),其导致住院时间、医疗费用和死亡率增加^[1]。SAP的病因可分为中枢性因素和非中枢性因素,有研究根据患者的基线数据建立了SAP风险模型“ICH-APS”,该模型可以有效地预测ICH后肺炎,特别是对住院时间超过48小时的患者^[2]。CT是脑出血患者最常用的实验方法,由于Hounsfield单位(HU)值的不同,利用CT图像定位出血区域和区分左右半球是可行的,但CT图像不能准确地标记脑结构,因此需要高质量的脑MRI图像^[3]。脑MRI正越来越多地应用于研究和临床医学,以获得高质量的大脑解剖结构图像,为临床诊断和生物医学研究提供详细信息^[4]。

本研究中,我们提出了一种配准方法,将代表大脑解剖结构的脑CT图像与MRI图像进行匹配^[5]。这使得我们能够获得出血区的解剖分布特征,我们称之为出血分布特征^[6]。由于出血性肿块会挤压患者的脑组织,因此我们也根据总出血量与患者脑组织的关系来确定“出血挤压特征”^[7]。利用这些特征,我们建立了三个模型,在临床情况下使用脑CT代替肺CT来预测SAP的严重程度。我们可以通过实现特征选择来进一步讨论重要特征。

1 资料与方法

1.1 研究资料 回顾性分析我院2022年1月至2024年1月期间收治的244张脑CT图像,每一张都有对应的脑出血分割图像,详细记录患者的姓名、性别、基础疾病、入院时间、相应的治疗和其他基本信息。通过评估胸部CT上的肺部受累面积(根据受累百分比分别为1-25、26-50和51-100%,将其分为轻度、中度和重度)来评估早期脑出血患者的肺炎程度。这些图像随后被归类为19例重症肺炎、47例中度肺炎、77例轻度肺炎和101例非肺炎。

1.2 研究方法 本研究MRI图像包含35个解剖结构分区。图像中灰度值为0的任何区域都被视为空白区域,图像被划分为35个大脑解剖区域,每个区域都分配了从1到35的灰度值。使用出血分布和挤出特征来构建我们的模型。为了获得出血的分布特征,我们将经过预处理的脑CT与脑MRI图像进行匹配,得到过程的变形场,并将变形场应用于患者相应的脑出血分割图像(二值出血图像),生成变换后的图像。利用变换后的出血图像提取出血分布特征^[1]。为了改善图像配准效果,对原始的脑CT图像进行了颅骨剥离、图像归一化和重采样等预处理。由于用作固定图像的参考MRI图像仅显示脑组织,因此有必要从患者的原始CT图像中移除头骨。采用最小-最大归一化方法对剥离后的CT图像进行了预处理^[2]。在配准过程中,将CT图像视为运动图像,记为Im(V),而将MRI图像视为固定图像,记为if(V),其中v表示图像的体素。对运动图像进行迭代变换,以找到与固定图像匹配的最合适的变换T(V)^[3]。

1.3 分类模型 为了对数据进行分析,我们结合出血分布特征和出血挤出特征,训练了Logistic回归、支持向量机和随机森林三种模型,对患者是否有肺炎症状进行分类和预测。肺炎进展程度的标签分为重度、中度、轻度和无肺炎症状。我们使用了几个指标来评估该模型,包括曲线下面积(AUC)、准确性、敏感性和特异性^[4]。灵敏度定义为真阳性与所有阳性样本的比率,特异度定义为真阴性与所有阴性样本的比率。对于每个模型,我们评估了10次交叉验证的平均指标。有无肺炎(SAP)的分类问题可以看作是一个典型的基于脑出血情况的二进制分类问题。特征组合可以反映不同特征对分类问题的贡

【第一作者】尚亚丽,女,住院医师,主要研究方向:急诊危重症和急诊内科。E-mail: lxj9973@126.com

【通讯作者】毛景鹰,男,主治医师,主要研究方向:急诊外科。E-mail: 458633674@qq.com

献。在进入模型之前,需要对数据进行标准化,以提高模型的分类效果。此外,由于中到重度肺炎可能导致住院时间延长并增加患者预后不良的风险(30例),我们将患者分为两类:SAP高于中度水平和其他患者,并进行了两类预测问题。我们使用了三种不同的机器学习模型,对特征的处理与上面的分类任务相同。对数据进行标准化处理,并用10次交叉验证的指标平均值来指导分类问题。

1.4 统计学方法 我们开发了一个基于肺炎分类的统计模型,以概率图的形式呈现和分析数据。为了更直观地显示各型肺炎出血区的分布特征,我们使用3D Slicer软件将获得的概率图与脑MRI图像进行叠加。分析了每种类型患者的出血量,并构建了一个盒子图来检验肺炎的发展与出血量的关系。

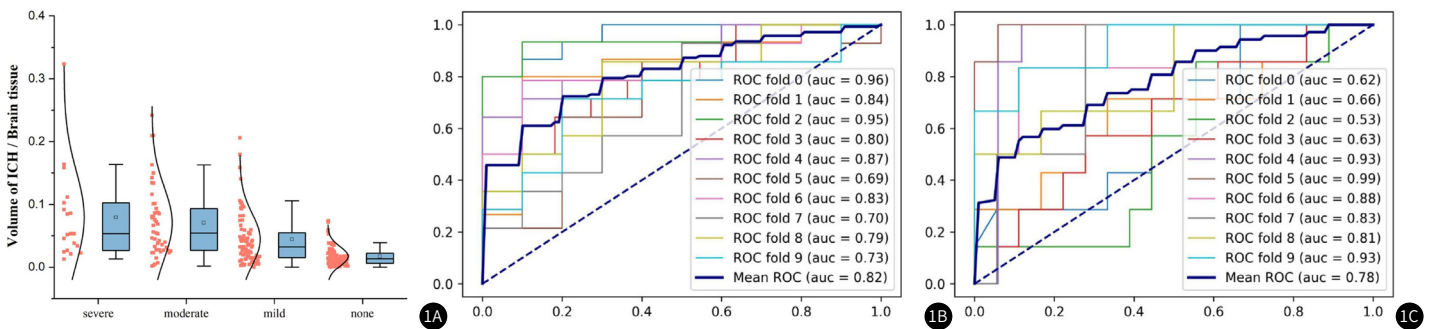


图1A-图1C 1A 根据四种SAP类型绘制的出血量占总出血量的比率的框图。1B-1C 随机森林模型的ROC曲线。(1A)用于预测SAP。(1B)预测SAP高于中等水平。

2.2 四型肺炎出血概率分析 具体如图2所示,重症肺炎患者左右大脑半球出血区分布不均。左脑部分区域出血概率较高,概率在0.6以上,右脑部分区域出血概率较低,概率约为0.3。相比之下,对于轻度肺炎或没有肺炎症状的患者,左右脑出血区的分布没有

明显的不平衡。概率图是分析不同类型肺炎出血区分布特征的有效工具,有助于肺炎患者的诊断和治疗。图2显示了四种肺炎类别的概率图,它为不同脑区出血区的分布提供了有价值的见解。

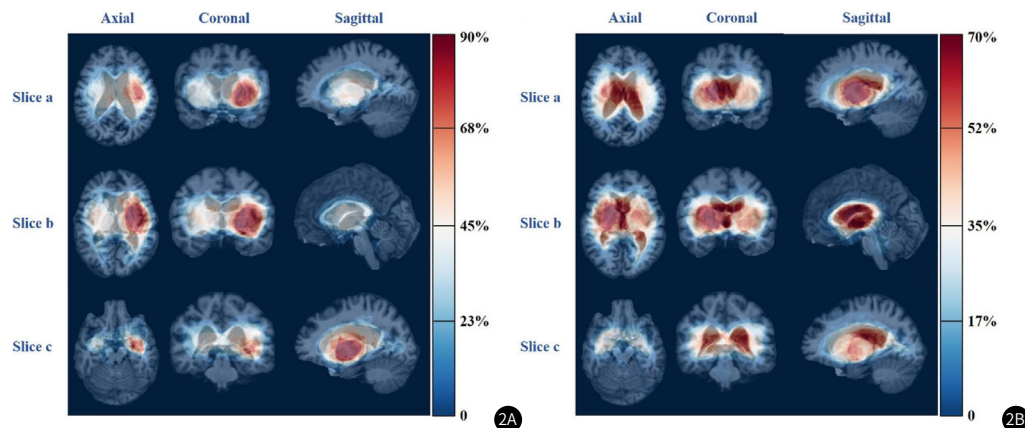
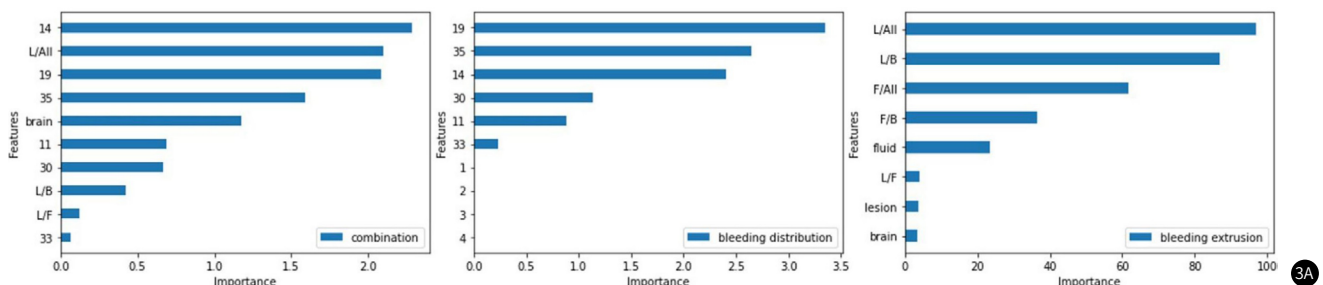


图2A-图2B 两型肺炎出血概率图。(2A)严重肺炎。(2B)轻度肺炎。

2.3 功能选择分析 具体如图3所示, Logistic回归模型可以通过获得关键因子来显著影响模型的性能。本研究中将两种类型的特征及

其组合输入到模型中,并进行了10次交叉验证。考虑特征权重,我们能够确定在Logistic模型中占据重要权重的因素和大脑区域。



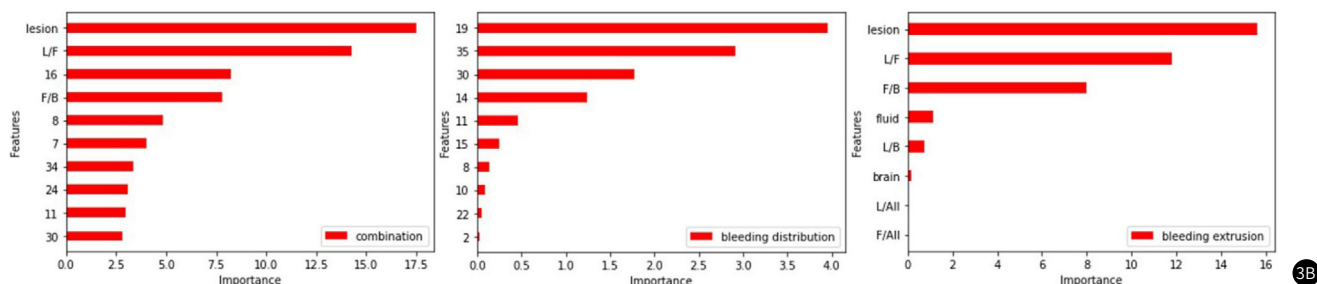


图3A-图3B Logistic回归模型的特征权重。(3A)用于预测SAP。(3B)预测SAP高于中等水平。

3 讨论

对于预测脑出血后肺炎感染，以往的研究大多集中在患者的基线数据上，旨在建立风险模型^[6]。他们的风险模型使用AUC作为评估指标，取得了良好的效果，ICH-LR2S2是基于9个患者特征构建的，并使用外部验证队列对模型进行评估。ICH-LR2S2的总体性能为AUC=0.784^[7]。ICH-APS模型在其验证队列上的AUC为0.76，也是根据基线数据建立的。我们的Logistic回归模型基于配准方法从MRI图谱中提取的特征，在预测SAP的验证集上取得了AUC=0.79的良好性能。由于患者基线数据的采集和数据填充、清洗等前处理困难且耗时较长，本文提出的方法只需输入分割后的脑CT感兴趣区，如果匹配准确的分割算法，就可以快速提供风险评分和CT检查后的分类结果^[8-9]。

在出血的分布特征中，左侧脑室、左侧脉络丛、右侧脉络丛、第三脑室和右侧海马区的重量较大，提示这些区域的ICH与肺炎感染的风险较大^[10]。这些区域的受累可导致患者吞咽功能障碍或意识障碍。在出血排出特征中，我们发现出血和脑脊液容量可以促进肺炎的发展。由于脑脊液的液体性质，其重量相对较大，并且存在脑脊液的循环和吸收^[11]。图3A显示了用于预测SAP的特征权重。对于预测中度以上的SAP，对模型贡献较大的脑区是左脉络丛、右脉络丛、右海马区、左海马区和左伏隔核，通常位于基底节区域^[12]。当受累时，吞咽或意识功能会受到影响，右侧小脑白质受累会影响共济失调功能。对于出血突出的特征，出血量和脑脊液及其在脑组织中的比例在分类问题中起着重要的作用。由于脑脊液的性质及其循环和吸收功能，脑出血时会产生质量效应^[13]。脑脊液起主要缓冲作用，图像显示脑室系统收缩，而出血量和脑脊液与脑组织的相互比率发生显著变化。图3B显示了预测SAP高于中等水平的特征权重^[9,13]。

通过特征选择发现，脑出血实施的一些解剖区域会导致SAP的高风险评分，包括脉络丛、海马体和第三脑室^[14]。如果出血包块影响到基底节区域，就会增加肺炎发展到中度以上的风险。此外，脑脊液是否受出血肿块的影响是特征选择的关键因素。重症肺炎的ICH分布呈左右不平衡，如图2A所示。超过70%的重症肺炎患者出血均位于左侧大脑^[15]。因为左半球主要是优势半球大脑半球受累会导致更严重的疾病，并伴有意识障碍、吞咽功能障碍和痰不能排出，导致呼吸道保护不良和严重的肺部感染^[16]。中度肺炎患者右脑白质、右侧脑室、右侧丘脑、右侧苍白球、第三脑室、左侧脑室、右侧尾状核、左侧脉络丛等部位出血性凝块占50%以上，多位于右半球。与其他三种肺炎类型相比，这种肺炎患者脑脊液中的出血量也更大^[17]。右半球为非优势半球，对患者意识影响较小，对呼吸道保护能力有限。对于轻度肺炎患者，仅有一小部分概率图超过0.5，表明该类别ICH的分布没有明显的聚集性。超过40%的患者在右侧大脑白质、右侧大脑皮质、左侧大脑白质、左侧大脑皮质、右侧壳核、左侧壳核、左侧苍白球、右侧苍白球、右侧丘脑、左侧丘脑等部位有出血团块，左右脑分布无明显不平衡。在无肺炎症状的患者中，超过40%的患者在右侧大脑皮质、右侧壳核、右侧大脑白质和右侧苍白球等部位出现出血^[18]。右侧脑白质和右侧大脑皮质出血多于左侧脑组织出血。根据每一类患者出血量与脑组织比值的数据盒图，发现随着SAP病情发展的深入，数据的上限、上季、平均值、最大值呈递增趋势。此外，除下限点外，无肺炎症状类别的数据均低于有肺炎症

状三个类别^[19]。有显著差异，说明如果患者没有出现肺炎症状，出血的概率不会高于脑组织的10%。如果脑出血主要发生在功能区，特别是当患者的意识、吞咽功能或咳嗽反射受到影响时，更容易发生肺部感染^[20]。中至重度肺炎合并脑出血显著增加了住院和医疗费用，并可加重脑损伤并导致其他并发症。我们将数据分为两类：中度以上SAP和其他类型。两型脑出血的盒图数据有明显差异^[21]。中、重度肺炎组的最大值、上限、上四分位数、平均值、中位数、下四分位数、下限均高于非肺炎组、轻型肺炎组。说明随着肺炎的发展，出血量逐渐增多。对于二分类问题，根据特征的权重和每个类别的患者可以有小于10%的脑组织体积的出血区的推断，不能使用单个出血量的因素来进行有效的预测^[22]。考虑多种特征来预测肺炎。对呼吸道的保护取决于意识水平和吞咽功能。影响患者意识和吞咽功能的功能区主要分布在上行网状激活系统、双侧基底节、后颅神经等相关区域^[23]。因此，通过将出血量与出血部位有效结合，评估肿块对各部位的影响，及时采取相关措施，从而更好地预测患者早期肺部感染的风险，从而更好地恢复效果和生活质量^[24]。

综上所述，我们的研究提出了一种基于脑出血区在脑CT扫描中的分布特征来预测和分析SAP的新方法。确定了与SAP的发生和发展更密切相关的特定脑区，为了解不同类型肺炎患者脑出血的分布特征提供了有价值的见解。

参考文献

- [1] Bushnaq S, Hassan A E, Delora A, et al. A comparison of CT perfusion output of rapid.ai and viz.ai software in the evaluation of acute ischemic stroke[J]. AJNR Am J Neuroradiol, 2024.
- [2] Fang T, Liu N, Nie S, et al. A deep learning and radiomics based Alberta stroke program early CT score method on CTA to evaluate acute ischemic stroke[J]. J Xray Sci Technol, 2024, 32(1): 17-30.
- [3] Yu J, Luo L, Zhu W, et al. A novel low-pressure robotic glove based on ct-optimized finger joint kinematic model for long-term rehabilitation of stroke patients[J]. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2024, 32: 53-62.
- [4] Pacielli A, Vaudano G P, Bergamasco L, et al. Assessment of post-thrombectomy brain hemorrhage in acute ischemic stroke with dual-energy CT: how reliable is it in clinical practice?[J]. Radiol Med, 2024.
- [5] Li T, Zhang B, Zhang J. Breakthrough of dual-phase CT angiography features of carotid web and its correlation with ischemic stroke[J]. J Stroke Cerebrovasc Dis, 2024, 33(2): 107530.
- [6] van Voorst H, Hoving J W, Koopman M S, et al. Cost-effectiveness of CT perfusion for the detection of large vessel occlusion acute ischemic stroke followed by endovascular treatment: a model-based health economic evaluation study[J]. Eur Radiol, 2024, 34(4): 2152-2167.
- [7] Sachithanandan S, Ramachandran H, Jayadevan E R, et al. CT angiographic patterns predict carotid pseudo-occlusion in acute ischemic stroke[J]. Ann Indian Acad Neurol, 2024, 27(1): 72-76.
- [8] Ladumor H, Vilanilam G K, Ameli S, et al. CT perfusion in stroke: comparing conventional and RAPID automated software[J]. Curr Probl Diagn Radiol, 2024, 53(2): 201-207.
- [9] An K, Chen C, Dong M, et al. CT texture-based nomogram in ischaemic stroke to differentiate intracerebral hemorrhage from contrast extravasation after thrombectomy[J]. Cerebrovasc Dis, 2024.
- [10] van Voorst H, Pitkanen J, van Poppel L, et al. Deep learning-based white matter lesion volume on CT is associated with outcome after acute ischemic stroke[J]. Eur Radiol, 2024.

(参考文献下转第78页)



(上接第48页)

- [11] Vacek A, Mair G, White P, et al. Evaluating artificial intelligence software for delineating hemorrhage extent on CT brain imaging in stroke: AI delineation of ICH on CT[J]. J Stroke Cerebrovasc Dis, 2024, 33(1): 107512.
- [12] Kuang H, Wang Y, Liu J, et al. Hybrid CNN-transformer network with circular feature interaction for acute ischemic stroke lesion segmentation on non-contrast CT scans[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2024, PP.
- [13] Rau A, Reiser M, Stein T, et al. Impact of temporal resolution on perfusion metrics, therapy decision, and radiation dose reduction in brain CT perfusion in patients with suspected stroke[J]. Neuroradiology, 2024.
- [14] Manganaro M S, Ismail R F, Schartz D A, et al. Improving turnaround time of noncontrast CT head studies in patients with acute stroke[J]. J Am Coll Radiol, 2024.
- [15] Rapillo C M, Dunet V, Pistocchi S, et al. Moving from CT to MRI Paradigm in acute ischemic stroke: feasibility, effects on stroke diagnosis and long-term outcomes[J]. Stroke, 2024.
- [16] Fladt J, Kaesmacher J, Meinel T R, et al. MRI vs CT for baseline imaging evaluation in acute large artery ischemic stroke: a subanalysis of the SWIFT-DIRECT Trial[J]. Neurology, 2024, 102(2): e207922.
- [17] Shinohara Y, Ohmura T, Ibaraki M, et al. Non-contrast dual-energy CT using X-map for acute ischemic stroke: region-specific comparison with simulated 120-kVp CT and diffusion-weighted MR images[J]. Jpn J Radiol, 2024, 42(2): 165-173.
- [18] Lee P, Dhillon G, Pourafkari M, et al. Non-ECG-gated cardiac CT angiography in acute stroke is feasible and detects sources of embolism[J]. Int J Stroke, 2024, 19(2): 189-198.
- [19] Borsos B, Allaart C G, van Halteren A. Predicting stroke outcome: a case for multimodal deep learning methods with tabular and CT Perfusion data[J]. Artif Intell Med, 2024, 147: 102719.
- [20] Philippe D, Bernard A, Ricolfi F, et al. Prevalence of major embolic findings and incidental findings on early cardiac CT in patients with suspected ischemic stroke[J]. Diagn Interv Imaging, 2024.
- [21] Amador K, Gutierrez A, Winder A, et al. Providing clinical context to the spatio-temporal analysis of 4D CT perfusion to predict acute ischemic stroke lesion outcomes[J]. J Biomed Inform, 2024, 149: 104567.
- [22] Heo J, Sim Y, Kim B M, et al. Radiomics using non-contrast CT to predict hemorrhagic transformation risk in stroke patients undergoing revascularization[J]. Eur Radiol, 2024.
- [23] Avery E W, Abou-Karam A, Abi-Fadel S, et al. Radiomics-based prediction of collateral status from CT angiography of patients following a large vessel occlusion stroke[J]. Diagnostics (Basel), 2024, 14(5).
- [24] Ostmeier S, Axelrod B, Liu Y, et al. Random expert sampling for deep learning segmentation of acute ischemic stroke on non-contrast CT[J]. J Neurointerv Surg, 2024.

(收稿日期: 2024-04-30)

(校对编辑: 姚丽娜)