

• 深度学习算法的医学应用 •

基于 SE-CaraNet 的全方位最大密度投影图像 颅内动脉瘤自动检测方法



白培瑞¹, 宋雪峰¹, 刘庆一¹, 刘佳慧¹, 成锦¹, 修晓娜¹, 任延德², 王成健²

1. 山东科技大学 电子信息工程学院 (山东青岛 266590)

2. 青岛大学附属医院 放射科 (山东青岛 265000)

【摘要】 传统的单一方位最大密度投影 (MIP) 图像在检测颅内动脉瘤时容易忽略部分形态特征, 造成漏检和误检。针对该问题, 本文提出一种新的基于全方位 MIP 图像的颅内动脉瘤检测方法。首先, 对三维磁共振血管造影 (MRA) 图像进行全方位最大密度投影, 获得 MIP 图像; 然后, 利用匹配滤波对颅内动脉瘤区域进行预定位; 最后, 使用 Squeeze and Excitation (SE) 模块对 CaraNet 模型进行了改进, 并用改进后的模型对全方位 MIP 图像中的预定位区域进行检测, 确定是否患有颅内动脉瘤。本文收集了 245 例图像对所提方法进行了测试实验。实验结果表明本文所提方法的精确率和特异性分别可以达到 93.75% 和 93.86%, 显著提高了对 MIP 图像中颅内动脉瘤的检测性能。

【关键词】 颅内动脉瘤检测; 最大密度投影; Squeeze-and-Excitation 模块; CaraNet

Automatic detection method of intracranial aneurysms on maximum intensity projection images based on SE-CaraNet

BAI Peirui¹, SONG Xuefeng¹, LIU Qingyi¹, LIU Jiahui¹, CHENG Jin¹, XIU Xiaona¹, REN Yande², WANG Chengjian²

1. School of Electronic Information Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266590, P. R. China

2. Department of Radiology, Affiliated Hospital of Qingdao University, Qingdao, Shandong 265000, P. R. China

Corresponding author: LIU Qingyi, Email: lqy_raphael@sdust.edu.cn

【Abstract】 Conventional maximum intensity projection (MIP) images tend to ignore some morphological features in the detection of intracranial aneurysms, resulting in missed detection and misdetection. To solve this problem, a new method for intracranial aneurysm detection based on omni-directional MIP image is proposed in this paper. Firstly, the three-dimensional magnetic resonance angiography (MRA) images were projected with the maximum density in all directions to obtain the MIP images. Then, the region of intracranial aneurysm was prepositioned by matching filter. Finally, the Squeeze and Excitation (SE) module was used to improve the CaraNet model. Excitation and the improved model were used to detect the predetermined location in the omni-directional MIP image to determine whether there was intracranial aneurysm. In this paper, 245 cases of images were collected to test the proposed method. The results showed that the accuracy and specificity of the proposed method could reach 93.75% and 93.86%, respectively, significantly improved the detection performance of intracranial aneurysms in MIP images.

【Key words】 Intracranial aneurysm detection; Maximum intensity projection; Squeeze-and-Excitation module; CaraNet

0 引言

颅内动脉瘤 (intracranial aneurysms) 是由颅内血管动脉壁的先天脆弱或后天损伤引起的异常隆

起。颅内动脉瘤在一般人群中的患病率约为 3%^[1], 是蛛网膜下腔出血的主要原因^[2]。颅内动脉瘤一旦破裂会严重威胁患者的生命安全, 具有较高的致死率^[3]。因此, 在早期诊断中及时发现未破裂的颅内动脉瘤具有十分重要的临床应用价值。

目前的颅内动脉瘤医学影像诊断方法主要通过三维数字减影血管造影 (digital subtraction

DOI: 10.7507/1001-5515.202301008

通信作者: 刘庆一, Email: lqy_raphael@sdust.edu.cn



angiography, DSA)、CT 血管造影 (computed tomography angiography, CTA) 和磁共振血管造影 (magnetic resonance angiography, MRA) 等医学成像技术进行^[4]。其中, CTA 与 DSA 的成像分辨率高, 但是需要注射造影剂, 有一定的药物过敏风险。时间飞跃法磁共振血管造影 (time of flight-magnetic resonance angiography, TOF-MRA) 成像技术不使用造影剂, 具有安全无创的优势, 在颅内动脉瘤检查与诊断中具有更大的应用潜力^[5]。近年来, 可以提取不同投影角度下密度信息的最大密度投影法 (maximum intensity projection, MIP) 逐渐被应用于医学影像中^[6], 放射科医师根据 MIP 图像直接对病变区域进行诊断, 相较于传统的基于三维图像数据逐层筛查的方式, 检测效率更高^[7-9]。

颅内动脉瘤检测算法可以分为传统算法和深度学习算法两类。传统算法通常基于颅内动脉瘤的一种或多种特征进行检测。Rahmany 等^[10] 在 DSA 图像上先使用 OTSU 算法提取血管结构, 然后利用 Zernike 矩和区域特征提取 (maximally stable extremal regions, MSER) 检测器检测颅内动脉瘤。Uchiyama 等^[11] 在 MRA 图像上先采用灰度阈值和区域生长算法对血管进行分割, 然后利用梯度滤波器进行颅内动脉瘤增强, 最后根据图像几何特征去除假阳性目标。Hentschke 等^[12] 在多模态血管造影图像上, 先使用多尺度球状增强滤波器找到感兴趣区域初始体积, 再利用线性判别函数结合空间、形状和概率信息去除假阳性目标。由于颅内动脉瘤的形态及位置差异较大, 传统算法在特征选择上较为困难。深度学习算法以其强大的自学习能力和图像处理适应性, 被引入颅内动脉瘤检测领域^[13]。目前, 大多数用于颅内动脉瘤检测的深度学习算法采用编码器与解码器结构^[14-15]。相对于传统算法, 深度学习算法利用深度特征可以提高颅内动脉瘤的检测准确率, 但是对算力和计算成本要求较高^[16]。为此, 研究人员尝试使用 MIP 方法把三维图像投影为二维图像来检测颅内动脉瘤, 从而降低对计算资源的要求。Nakao 等^[17] 使用基于区域生长的方法在血管周围获取感兴趣区域, 然后从 9 个方向上投影并生成 MIP 序列, 将它连接成一个二维图像后使用卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN) 检测颅内动脉瘤。Hou 等^[18] 使用 OTSU 和 Hessian 矩阵方法在三维 MRA 图像上沿血管获取颅内动脉瘤的正负样本块, 然后在每个样本块上投影得到 9 幅 MIP 图像, 并在一个方向上累积像素生成一维向量, 最后利用一维 CNN 模型

对它进行颅内动脉瘤检测。Stember 等^[19] 首先手动预定位颅内动脉瘤所在区域, 并生成 MIP 图像, 然后使用 CNN 模型检测并测量 MIP 图像上的颅内动脉瘤。

综上所述, 采用深度学习算法对三维医学影像的 MIP 图像进行颅内动脉瘤定位和检测已逐渐成为研究趋势, 但在颅内动脉瘤自动定位和全方位 MIP 密度信息的利用方面还存在不足。为此, 本文提出了一种基于全方位 MIP 图像的颅内动脉瘤自动检测方法, 利用解剖先验知识对全方位 MIP 图像的颅内动脉瘤区域进行自动预定位, 并改进 CaraNet 模型, 对预定位区域内的颅内动脉瘤进行准确检测。

1 方法

1.1 整体流程

针对小目标的医学图像分割问题, Lou 等^[20] 提出了 CaraNet, 它在结肠镜息肉和脑肿瘤分割任务中表现良好。因此, 本文采用 CaraNet 作为基础模型, 引入压缩激励 (Squeeze and Excitation, SE) 模块对它进行了改进, 同时结合自动预定位和全方位最大密度投影方法, 进一步提升颅内动脉瘤检测的准确性和计算效率。本文所提方法的整体流程如图 1 所示。

1.2 全方位最大密度投影

最大密度投影通过计算沿着被扫描物体每条射线上所遇到的最大密度像素而得到, 当光线通过体数据时, 密度最大的像素被保存并投影到二维平面上, 进而形成 MIP 图像, MIP 图像能很好地显示血管的狭窄、扩张等变化^[21]。图 2 中左图为脑部三维 TOF-MRA 的二维切片, 右图是将三维 TOF-MRA 图像旋转投影生成的 MIP 图像。可见 MIP 图像极大程度地保留了原始图像的密度信息, 相较于原始的三维图像层数更少, 颅内动脉瘤的检测效率更高。由于不同病例脑血管结构的差异以及颅内动脉瘤发生位置随机, 颅内动脉瘤只在特定角度更易于观察, 目前尚无有效的方法快速找出最佳投影角度。

在实际临床诊断中, 医生通常依据多张不同方向投影的 MIP 图像诊断颅内动脉瘤, 避免单一方向 MIP 图像中可能出现的漏诊问题。因此, 本文对三维 TOF-MRA 图像进行全方位最大密度投影, 通过所有保存的 MIP 图像进行自动的颅内动脉瘤检测。全方位最大密度投影过程如图 3 所示。每个样本都是以 10° 的投影角度将三维 TOF-MRA 图

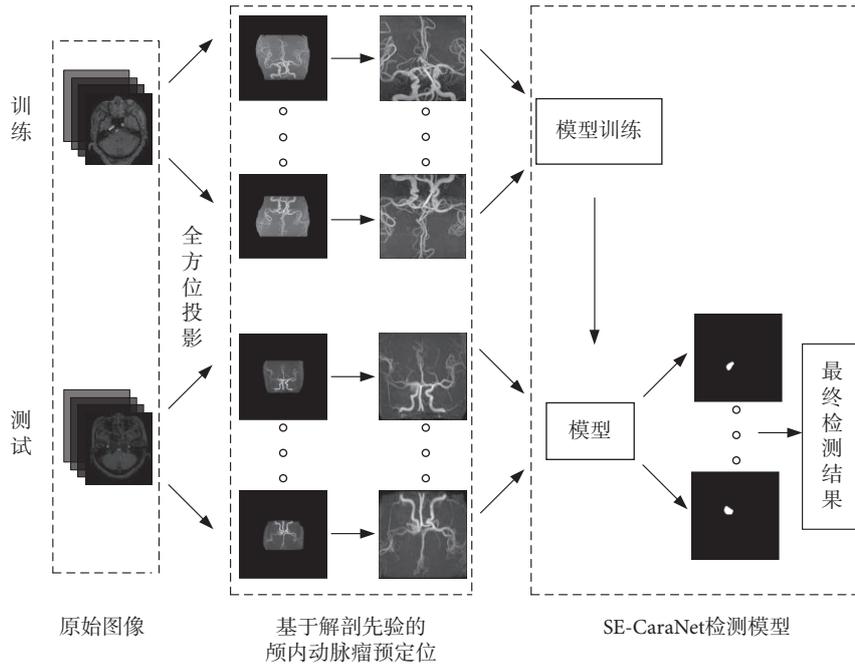


图1 本文算法整体流程

Fig.1 The overall process of algorithm in this paper

像进行投影并生成 MIP 图像,当旋转 180°之后共得到 18 幅 MIP 图像,这 18 幅连续 MIP 图像作为一个样本数据。

1.3 基于解剖先验的颅内动脉瘤预定位

由于原始 MIP 图像尺寸较大,通常在送入模型训练和测试之前需要进行随机裁剪,虽然弱化了噪声的干扰,但也增加了计算花费。因此,我们提出基于解剖先验的颅内动脉瘤区域预定位方法,如图 4 所示。该方法利用颅内动脉瘤依附于血管出现的先验知识,通过血管确定颅内动脉瘤可能出现的区域,从而减低计算花费,并减少颅骨等目标干扰,提高检测精度。

首先,原始图像经过匹配滤波处理,利用匹配滤波器抑制颅内动脉瘤血管图像中的背景,增强血管的对比度。匹配滤波器的内核可以表示如下:

$$K(x, y) = - \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right), \quad |y| \leq \frac{L}{2} \quad (1)$$

式中, σ 表示滤波器横截面强度的范围, L 代表血管的长度,本文中 $\sigma=2, L=9$ 。

考虑到血管方向与垂直方向的夹角可以是任意角度 $\theta(0 \leq \theta \leq \pi)$,本文以 $\Delta\theta=15^\circ$ 的间隔,利用方向滤波器得到 12 个不同方向的滤波器响应,并以最大响应值作为最后输出。设 θ_i 为第 i 个匹配核的血管方向,旋转坐标系中对应的点 (u, v) 为:

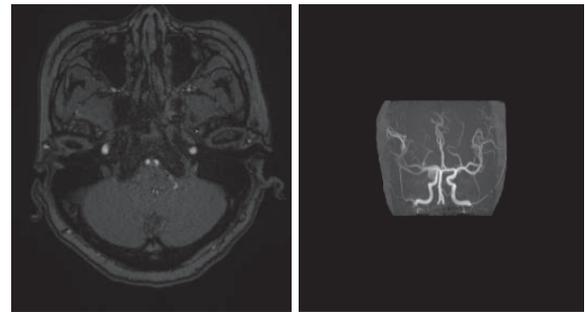


图2 TOF-MRA (左) 与 MIP 图像 (右)

Fig.2 TOF-MRA (Left) and MIP (Right) images

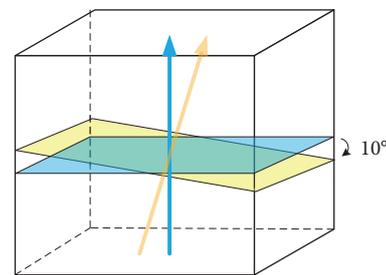


图3 全方位投影示意图

Fig.3 Omni-directional projection diagram

$$[u, v] = [x, y] \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i \\ \sin\theta_i & \cos\theta_i \end{bmatrix} \quad (2)$$

邻域范围的控制参数 N 取值为:

$$N = \left\{ (u, v) \mid |u| \leq 3\sigma, |v| \leq \frac{L}{2} \right\} \quad (3)$$

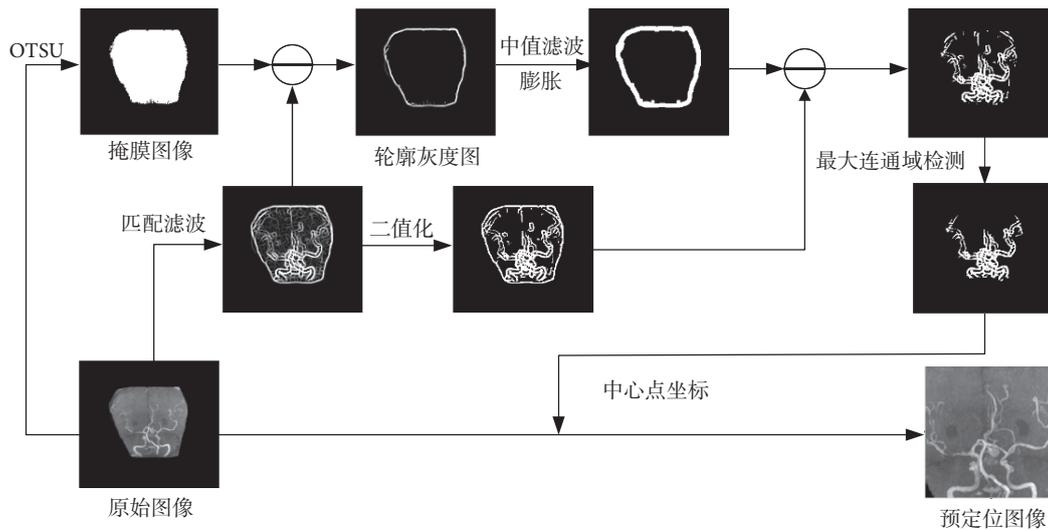


图 4 颅内动脉瘤预定位

Fig.4 Pre-position of intracranial aneurysm

因此，由式 (1) 可得第 i 个核对应的权重为：

$$K_i(x, y) = - \exp\left(-\frac{u^2}{2\sigma^2}\right), \quad \forall (u, v) \in N \quad (4)$$

设 A 表示邻域 N 中像素点的个数，则高斯模板均值为：

$$M_0 = \sum_{(u,v) \in N} \frac{K_i(x, y)}{A} \quad (5)$$

则去除均值后的匹配滤波函数可以表示为：

$$(x, y) = K_i(x, y) - m_0 \quad (6)$$

同时，在图 4 中的原始图像上利用 OTSU 获得图像掩膜，将匹配滤波的结果与图像掩膜相减得到轮廓灰度图，随后进行中值滤波并膨胀，二值化后生成血管轮廓二值图。然后，将二值化后的匹配滤波结果与血管轮廓二值图相减得到去轮廓的血管二值图。接着，用最大连通域检测去除血管以外的噪声像素点得到最大连通域图像，计算其中心点坐标。最后，利用中心点坐标在原图像中裁剪出颅内动脉瘤可能出现的区域，得到预定位图像。本文的实验部分中，设置了裁剪区域的大小为 192 像素 × 192 像素。

1.4 SE-CaraNet 颅内动脉瘤检测网络模型

本文以 CaraNet 的结构为主干网络，通过系列改进使它适合于颅内动脉瘤检测。网络的架构如图 5 所示，其中的通道注意力特征金字塔 (channel-wise feature pyramid, CFP) 模块利用空洞卷积获得多尺度的特征，并将不同通道的特征进行融合，最终得到多尺度特征。注意力 (Attention) 模块由轴向注意力^[22] 与反向注意力^[23] 组合而成。损失函数

采用了全局损失与局部损失结合的 IoU 和二进制交叉熵 (binary cross entropy, BCE) 损失^[24-25]。

在本文的研究中，引入了 SE 模块对 CaraNet 进行改进，其中 (f1, f2, f3, f4, f5) 是编码器输出的五层特征，SE 模块组成如下所述。

CaraNet 在并行部分解码器、通道特征金字塔都有多种高级特征的融合，利用不同策略将不同层级特征信息进行聚合，能够有效地利用全局信息。对于本文中的颅内动脉瘤检测任务，为了进一步提升 CaraNet 获取不同层级深度特征的性能，本文模型在 CaraNet 中引入 SE 模块^[26] 聚合通道信息，进而获得带有更多通道权重信息的深度特征。

SE 模块结构如图 6 所示，首先假设特征 $f \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$ ，其中 H 表示高度， W 表示宽度， C 表示通道，特征 f 可以表示为： $f = (f_1, f_2, \dots, f_c)$ ， f_c 表示第 c 个通道的特征图，然后经过压缩操作 (全局平均池化) 生成第 c 通道特征图的全局平均 Z_c ，可以表示为：

$$z_c = F_{sq}(f_c) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W f_c(i, j) \quad (7)$$

然后通过激励操作捕获通道的依赖关系，在该操作中，利用下列公式赋予每个通道不同的权重。

$$s = F_{ex}(z, W) = \sigma(W_2 \delta(W_1 z)) \quad (8)$$

其中 σ 表示 sigmoid 激活函数， δ 表示 ReLU 激活函数^[27]， $W_1 \in \mathbb{R}^{C/r \times C}$ 表示减小维度的全连接层， $W_2 \in \mathbb{R}^{C/r \times C}$ 表示增加维度的全连接层，其中的维度衰减因子 r 本文设置为 16。

最后的输出可以表示为：

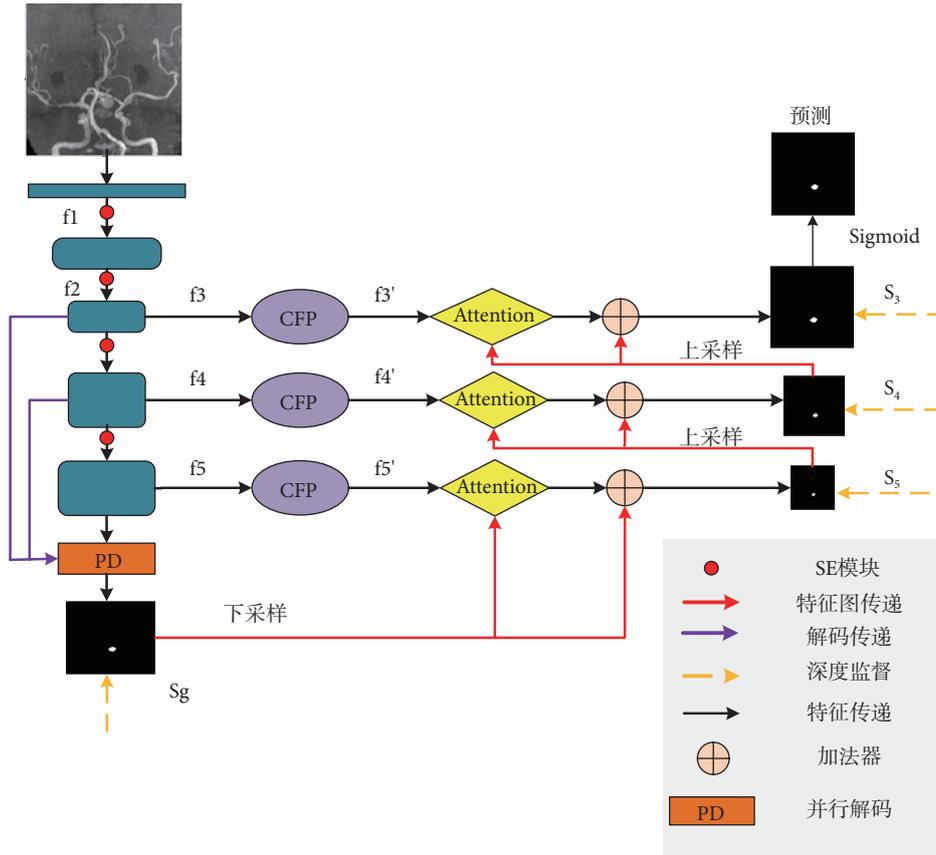


图5 SE-CaraNet 网络架构

Fig.5 SE-CaraNet network architecture

$$\bar{f} = f * s = [f_1 * s_1, f_2 * s_2, \dots, f_c * s_c] \quad (9)$$

SE 模块能够提高模型的全局学习能力, 通过添加 SE 模块可以进一步提升 CaraNet 在颅内动脉瘤检测任务中的性能。

由于本文方法使用了全方位 MIP 图像作为检测对象, SE-CaraNet 模型直接得到的是待检测数据每个方位 MIP 的颅内动脉瘤分割结果, 为了得到该数据最终的检测结果, 本文采用了一种基于阈值的决策方法。该方法思路来源于临床上医生根据多个方位的 MIP 图像来确诊患者是否患有颅内动脉瘤的做法, 当颅内动脉瘤在大于等于 N 个方位 MIP 图像中出现时, 才确诊该患者患有颅内动脉瘤。本文方法在获取全方位 MIP 图像的分割结果后, 将在大于等于 N 个方位的 MIP 图像分割中存在颅内动脉瘤的患者标记为阳性, 反之则标记为阴性。经过临床医师的经验指导和多次的实验之后, 确认了最佳的阈值 $N = 3$ 。

2 实验与结果

2.1 实验数据与环境

本文实验数据是从青岛大学附属医院收集的

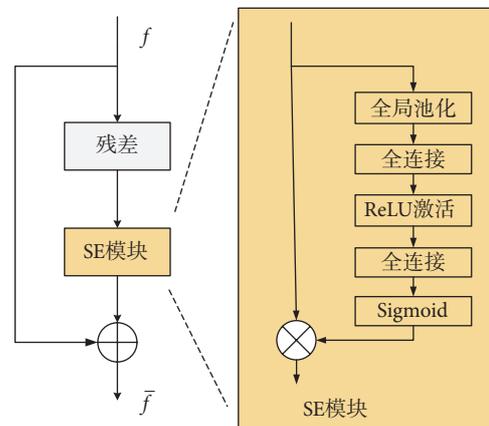


图6 SE 模块结构

Fig.6 Structure of SE module

2013 年 1 月至 2021 年 5 月的数据, 样本集共有 615 名受试者, 以 10° 的投影角度将患者三维 TOF-MRA 图像保存并生成 MIP 图像, 得到 18 幅 MIP 图像, 这 18 幅连续的全方位 MIP 图像作为一个样本数据。其中 370 例样本作为训练集, 包含大型颅内动脉瘤样本 75 例、中型颅内动脉瘤样本 110 例、小型颅内动脉瘤样本 20 例和阴性样本 165 例。245 例样本作为测试集, 包含大型颅内动脉瘤样本

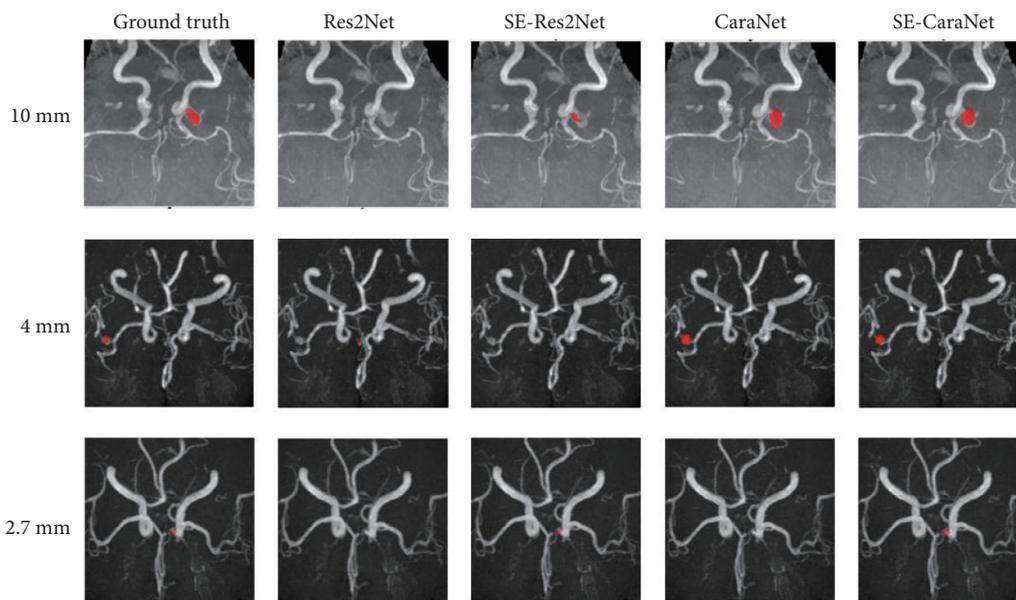


图7 不同方法 MIP 图像检测结果
Fig.7 Results of MIP image detection by different methods

49 例、中型颅内动脉瘤样本 62 例、小型颅内动脉瘤样本 20 例和阴性样本 114 例。

本文实验均在 Windows 10 系统下完成，具体配置为 Intel(R) Xeon(R) Silver 4210R CPU @ 2.40 GHz 2.39 GHz, GPU 为 NVIDIA RTX A6000, 本文算法实现采用了基于 Matlab 与 Python 的混合编程, Matlab 版本为 2020, Python 版本为 3.7。

2.2 评价标准

为了定量评估本文提出模型的性能，实验采用以下四个指标作为检测性能的评价标准：正确率 (Accuracy)、精确率 (Precision)、敏感度 (Sensitivity)、特异性 (Specificity)。正确率表示正确检测的样本占总样本的比例，精确率表示真阳性样本占全部阳性样本的比例，敏感度表示阳性样本被正确检测到的比例，特异性表示真阴性样本占全部阴性样本的比例，计算方法如下列公式所示：

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (10)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (11)$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (12)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad (13)$$

其中，TP (true positive) 表示阳性样本被正确预测为阳性的数量，FN (false negative) 表示阳性样本被错误分类为阴性的数量，FP (false positive) 表

示阴性样本被错误预测为阳性的数量，TN (true negative) 表示阴性样本被正确分类为阴性的数量。

2.3 实验结果

我们将本文算法与 Res2Net、SE-Res2Net、CaraNet 进行了检测性能的定性和定量比较。图 7 中三行依次为大型 (10 mm)、中型 (4 mm)、小型 (2.7 mm) 三例颅内动脉瘤的检测结果，第一列为医生手动标注的颅内动脉瘤，其余各列为不同模型的检测结果。从第一行可以看出，对于 10 mm 的颅内动脉瘤，Res2Net 并未找到颅内动脉瘤，而另外三种模型均正确检测出目标。相比于 SE-Res2Net, CaraNet 以及 SE-CaraNet 检测出的颅内动脉瘤区域更加接近医生手动标记的结果。第二行是 4 mm 尺寸的颅内动脉瘤患者检测结果，SE-Res2Net 未检测到目标，Res2Net 检测出的是一个伪目标，而 CaraNet 与 SE-CaraNet 均有效检测出颅内动脉瘤。相较于前两行尺寸较大的颅内动脉瘤，小型颅内动脉瘤的检测难度更高，加入 SE 模块的 SE-Res2Net 与 SE-CaraNet 均有效检测出了颅内动脉瘤，而另外两种模型均未检测出目标。

此外，本文还将改进的算法与 Res2Net、SE-Res2Net 以及原始的 CaraNet 模型做了定量评估，其结果如表 1 所示，从第一列可以看出无论是 Res2Net 还是 CaraNet, 加入 SE 模块之后的模型正确率在原始模型基础上均有提升，而本文模型获得了最高的正确率。从后三列的比较可以看出，CaraNet 模型相比于 ResNet 模型的优势在于其精

表 1 模型评估定量指标

Tab.1 Quantitative indicators of model evaluation

算法	Accuracy	Precision	Sensitivity	Specificity
Res2Net	0.7878	0.8559	0.7252	0.8596
SE-Res2Net	0.8408	0.8966	0.7939	0.8947
CaraNet	0.7959	0.9355	0.6641	0.9474
SE-CaraNet (本文模型)	0.8653	0.9375	0.8015	0.9386

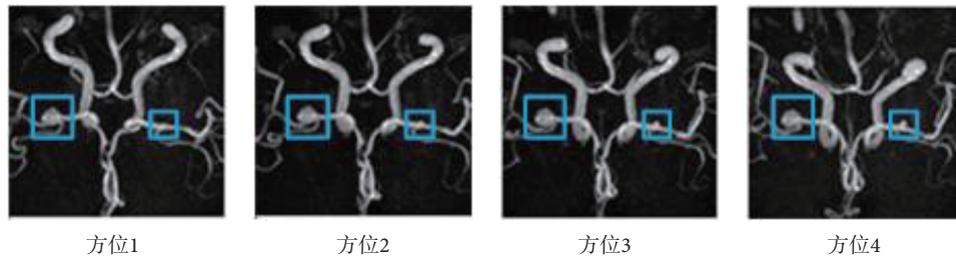


图 8 全方位 MIP 图像中的颅内动脉瘤

Fig.8 Intracranial aneurysms in omni-directional MIP images

确率以及特异性更高, 缺点在于敏感度较低。加入 SE 模块后, SE-CaraNet 的精确率和特异性没有明显变化, 但敏感度获得了显著的提升, 超过了 Res2Net 和 SE-Res2Net。

3 讨论

通过实验结果的对比可以发现, 由于 SE 模块能够输入特征图进行通道特征加强, 提高模型的全局学习能力, 加入 SE 模块之后的 SE-Res2Net 和 SE-CaraNet 模型相对于 Res2Net 和 CaraNet 模型的性能均有不同程度提升。这一点在 Res2Net 模型表现为 4 种评价指标的整体提升, 而在 CaraNet 模型表现为敏感度的显著提升。这是由于 CaraNet 模型在检测颅内动脉瘤时, 虽然更不容易出现伪目标, 但对中等和小型的颅内动脉瘤容易出现目标丢失问题。因此, CaraNet 模型虽然精确率和特异性较高, 但敏感度却较低。本文提出的 SE-CaraNet 可以有效利用 SE 模块增强深度特征中的通道信息、提高模型全局学习能力的特点, 使得 CaraNet 模型的敏感度显著提高, 提升了对颅内动脉瘤的检测性能。

受到颅内动脉瘤位置和形态的影响, MIP 图像中的颅内动脉瘤往往仅在某些投影角度图像上易于观察, 而在其他投影角度上表现为正常血管的特征, 或被其他血管遮挡。因此, 在实际应用中, 单一方位的 MIP 图像用于颅内动脉瘤诊断会有漏诊风险, 这也限制了 MIP 图像的临床应用价值。如图 8 所示, 该图是一名多发性颅内动脉瘤患者连续 4 个方位的 MIP 图像, 左侧颅内动脉瘤在 4 幅图

像中均可观察到, 而右侧颅内动脉瘤在方位 1 中表现为与正常血管无异, 在方位 2 中也极易漏检, 仅在方位 3 和方位 4 中容易被观察到。因此, 本文采用全方位投影的 MIP 图像检测颅内动脉瘤, 可以有效解决单方位投影带来的漏诊问题。以不同方位投影图像作为训练数据, 本文模型也可以学习到更丰富的颅内动脉瘤特征, 进一步提升算法的鲁棒性。

在 MIP 图像中, 颅内动脉瘤被血管遮挡的现象也常常会出现, 会对检测算法造成干扰。如图 9 所示, MIP1-MIP4 是一名颅内动脉瘤患者 4 幅连续角度投影图像, 其中第一行是医生手动标注的颅内动脉瘤, 第二行是 CaraNet 的检测结果, 第三行是本文改进模型的检测结果。从第二行可以看到, CaraNet 仅在 MIP1 和 MIP2 列检测出了颅内动脉瘤目标, 其中 MIP1 中为伪目标, 最终检测结果中的该例数据被标记为阴性。最后一行 SE-CaraNet 模型在三个方位的 MIP 图像中均检测出了颅内动脉瘤, 最终检测结果中将该例数据标记为阳性。值得注意的是, 在 MIP3 列 SE-CaraNet 在小部分遮挡情况下仍能正确检测到目标; 而从 MIP4 列可以看到, 遮挡面积较多的图像所有模型都未检测出颅内动脉瘤。上述结果既证明了本文模型检测部分遮挡颅内动脉瘤的鲁棒性, 同时也说明了使用全方位投影数据集检测颅内动脉瘤的优势, 二者结合可以有效提升临床 MIP 图像的颅内动脉瘤检测性能。

相对于直接对原始图像中的颅内动脉瘤进行检测, 先定位出颅内动脉瘤区域再进行检测的策略通常更加高效, 鲁棒性也更好。由于手动对颅内动

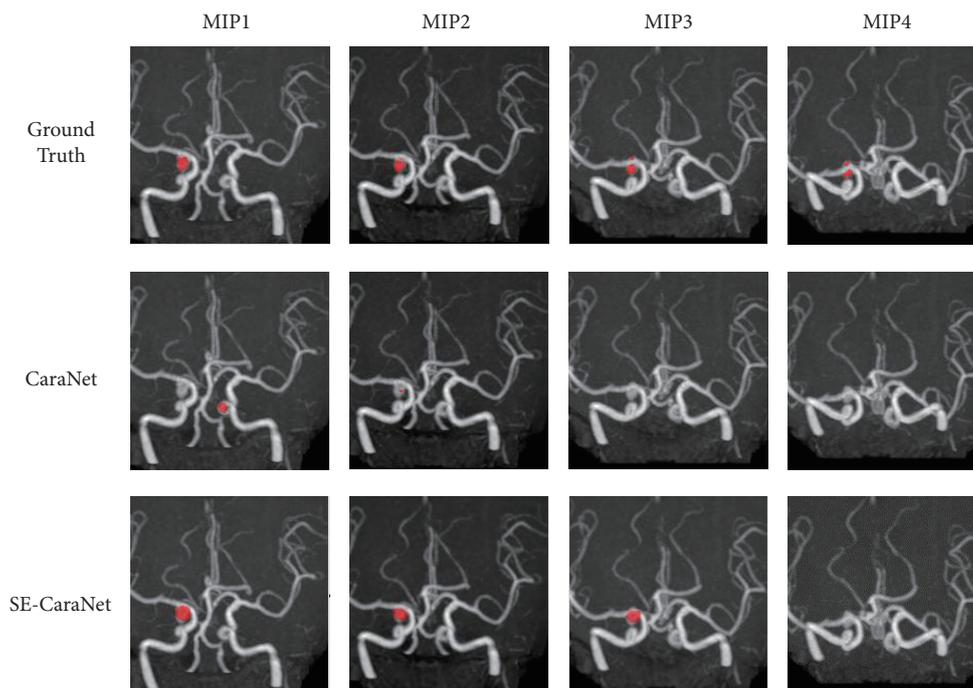


图9 存在血管遮挡时的颅内动脉瘤检测结果

Fig.9 Intracranial aneurysm detection results when vessels are covered

动脉瘤区域进行定位会产生大量人工成本,因此一些研究中提出了自动的定位方法。具有代表性的方法是 Nakao 等^[17] 以及 Hou 等^[18] 提出的模型,这两种模型均是对三维数据进行预定位,提取颅内动脉瘤可能存在的三维图像区域,然后再进行最大密度投影和检测。但本文的研究中,考虑到直接进行三维定位需要较大的计算量,提出了先进行 MIP 投影再定位的策略,对 MIP 图像使用基于匹配滤波的定位算法获取颅内动脉瘤可能出现的区域,再进行颅内动脉瘤的检测。实验表明,本文算法的敏感度为 80.15%,高于 Nakao^[17] 研究中报道的 70%。这是由于在二维的 MIP 图像中进行预定位,可以更好地应对伪目标的干扰,降低检测结果的假阳性。

4 结论

本文提出了一种改进的检测 MIP 图像颅内动脉瘤的深度学习模型 SE-CaraNet。通过引入自动预定位和 SE 功能模块,SE-CaraNet 可以提升颅内动脉瘤检测的关键性能指标。此外,本文采用的全方位投影 MIP 图像,克服了传统基于单一方位 MIP 图像容易漏检目标的缺点。通过本文收集的 245 例测试数据验证了所提出方法的检测性能,实验结果表明本文方法对提高临床辅助诊断效率具有良好的应用前景。下一步,我们将尝试本文算法

在多模态医学图像检测中的应用,并探索更有效的算法优化方案。

重要声明

利益冲突声明: 本文全体作者均声明不存在利益冲突。

作者贡献声明: 白培瑞主要负责制定本文的技术路线、论文审校等工作; 宋雪峰负责算法实现与调试、起草论文等; 刘庆一负责实验方案制定、论文修改与投稿等工作; 刘佳慧负责对比实验设计与实现; 成锦负责实验结果统计; 修晓娜负责文献调研; 任延德负责实验数据采集; 王成健负责实验结果分析。

伦理声明: 本研究通过了青岛大学附属医院医学伦理委员会的审批(批文编号: QYFY WZLL 27548)。

参考文献

- 1 Chalouhi N, Hoh B L, Hasan D. Review of cerebral aneurysm formation, growth, and rupture. *Stroke*, 2013, 44(12): 3613-3622.
- 2 Alwalid O, Long X, Xie M, *et al.* Artificial intelligence applications in intracranial aneurysm: Achievements, challenges and opportunities. *Acad Radiol*, 2022, 29(Suppl 3): S201-S214.
- 3 Heit J J, Honce J M, Yedavalli V S, *et al.* RAPID Aneurysm: Artificial intelligence for unruptured cerebral aneurysm detection on CT angiography. *J Stroke Cerebrovasc Dis*, 2022, 31(10): 106690.
- 4 Kapsas G, Budai C, Toni F, *et al.* Evaluation of CTA, time-resolved 4D CE-MRA and DSA in the follow-up of an intracranial aneurysm treated with a flow diverter stent: Experience from a single case. *Interv Neuroradiol*, 2015, 21(1): 69-71.

5 Chao Z, Xu W. A new general maximum intensity projection technology via the hybrid of U-Net and radial basis function neural network. *J Digit Imaging*, 2021, 34(5): 1264-1278.

6 Oguro S, Mugikura S, Ota H, *et al.* Usefulness of maximum intensity projection images of non-enhanced CT for detection of hyperdense middle cerebral artery sign in acute thromboembolic ischemic stroke. *Jpn J Radiol*, 2022, 40(10): 1046-1052.

7 Zellweger C, Berger N, Wieler J, *et al.* Breast computed tomography diagnostic performance of the maximum intensity projection reformations as a stand-alone method for the detection and characterization of breast findings. *Invest Radiol*, 2022, 57(4): 205-211.

8 Amyar A, Modzelewski R, Vera P, *et al.* Weakly supervised tumor detection in PET using class response for treatment outcome prediction. *J Imaging*, 2022, 8(5): 130.

9 Naila Jabeen, Ruby Qureshi, Amjad Sattar, *et al.* Diagnostic accuracy of maximum intensity projection in diagnosis of malignant pulmonary nodules. *Cureus*, 2019, 11(11): e6120.

10 Rahmany I, Laajili S, Khelifa N. Automated computerized method for the detection of unruptured cerebral aneurysms in DSA images. *Curr Med Imaging*, 2018, 14(5): 771-777.

11 Uchiyama Y, Ando H, Yokoyama R, *et al.* Computer-aided diagnosis scheme for detection of unruptured intracranial aneurysms in MR angiography. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*, 2005, 3: 3031-3034.

12 Hentschke C M, Beuing O, Paukisch H, *et al.* A system to detect cerebral aneurysms in multimodality angiographic data sets. *Med Phys*, 2014, 41(9): 11.

13 Mensah E, Pringle C, Roberts G, *et al.* Deep learning in the management of intracranial aneurysms and cerebrovascular diseases: A review of the current literature. *World Neurosurg*, 2022, 161: 39-45.

14 Chen G, Wei X, Lei H, *et al.* Automated computer-assisted detection system for cerebral aneurysms in time-of-flight magnetic resonance angiography using fully convolutional network. *Biomed Eng Online*, 2020, 19(1): 38.

15 Park A, Chute C, Rajpurkar P, *et al.* Deep learning-assisted diagnosis of cerebral aneurysms using the HeadXNet model. *JAMA Network Open*, 2019, 2(6): e195600.

16 Chen X, Lei Y, Su J B, *et al.* A review of artificial intelligence in cerebrovascular disease imaging: Applications and challenges. *Curr Neuropharmacol*, 2022, 20(7): 1359-1382.

17 Nakao T, Hanaoka S, Nomura Y, *et al.* Deep neural network-based computer-assisted detection of cerebral aneurysms in MR angiography. *J Magn Reson Imaging*, 2018, 47(4): 948-953.

18 Hou W G, Mei S J, Gui Q L, *et al.* 1D CNN-based intracranial aneurysms detection in 3D TOF-MRA. *Complexity*, 2020, 2020: 7023754.

19 Stember J N, Chang P, Stember D M, *et al.* Convolutional neural networks for the detection and measurement of cerebral aneurysms on magnetic resonance angiography. *J Digit Imaging*, 2019, 32(5): 808-815.

20 Lou A, Guan S, Loew M. CaraNet: Context axial reverse attention network for segmentation. *arXiv*, 2021, 2021: 2103.12212.

21 罗守华, 刘俊秀, 于洁, 等. 最大密度投影算法实现与改进. *北京生物医学工程*, 2009, 28(2): 131-134.

22 Ho J, Kalchbrenner N, Weissenborn D, *et al.* Axial attention in multidimensional transformers. *arXiv*: 2019, 2019: 1912.12180.

23 Chen S, Tan X, Wang B, *et al.* Reverse attention for salient object detection. *arXiv*, 2018, 2018: 1807.09940.

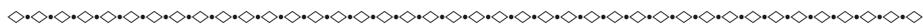
24 Qin X, Zhang Z, Huang C, *et al.* BASNet: Boundary-Aware Salient object detection// 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach: IEEE, 2019: 7479-7489.

25 Wei J, Wang S, Huang Q. F3Net: Fusion, feedback and focus for salient object detection. *arXiv*, 2020, 2020: 1911.11445.

26 Hu Jie, Shen Li, Albanie S, *et al.* Squeeze-and-Excitation networks. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2020, 42(8): 2011-2023.

27 Nair V, Hinton G E. Rectified linear units improve restricted Boltzmann Machines// The 27th International Conference on International Conference on Machine Learning. Haifa: ACM, 2010: 807-814.

收稿日期: 2023-01-05 修回日期: 2024-01-13
本文编辑: 李蓓兰



(上接第 227 页; *Continued from Page 227*)

28 Selvaraju R R, Cogswell M, Das A, *et al.* Grad-CAM: visual explanations from deep networks via gradient-based localization//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Venice, Italy: IEEE, 2017: 618-626.

29 Borgli H, Thambawita V, Smedsrud P H, *et al.* HyperKvasir, a comprehensive multi-class image and video dataset for gastrointestinal endoscopy. *Scientific Data*, 2020, 7(1): 283.

30 Oren T, Gal A. ISIC-Archive-Downloader. (2020-07-25) [2023-05-23]. <https://github.com/GalAvineri/ISIC-Archive-Downloader>.

收稿日期: 2023-02-13 修回日期: 2024-01-11
本文编辑: 陈咏竹