

# 基于卷积神经网络 GoogLeNet 算法构建 颅内动脉瘤诊断模型

詹翔<sup>1</sup>, 王艺任<sup>1,2</sup>, 彭艳<sup>3</sup>, 张容<sup>4</sup>, 向红俐<sup>2</sup>, 巩佳利<sup>2</sup>, 庞皓文<sup>5</sup>, 周平<sup>1,2</sup>

1. 西南医科大学附属医院 放射科(泸州 646000); 2. 西南医科大学 护理学院(泸州 646000); 3. 西南医科大学附属医院 介入医学部(泸州 646000); 4. 西南医科大学 公共卫生学院(泸州 646000); 5. 西南医科大学附属医院 肿瘤科(泸州 646000)

**【摘要】目的** 评价基于卷积神经网络的 GoogLeNet 算法在颅内动脉瘤自动分类诊断中的应用效果。**方法** 本研究回顾性的收集了 2020 年 1 月至 2023 年 1 月的 234 例颅内动脉瘤患者和正常对照者的计算机断层扫描血管造影图像作为研究对象, 采用 PyTorch 框架构建基于 GoogLeNet 算法的卷积神经网络模型, 并使用 He 初始化方法和 Adam 优化器进行模型参数初始化和优化, 采用交叉熵作为损失函数, 并使用批标准化和 dropout 技术进行模型训练和防止过拟合。**结果** 基于 GoogLeNet 算法构建的颅内动脉瘤诊断模型在测试集上获得了较高的准确度和较低的损失函数值, 受试者工作特征曲线显示训练集的曲线下面积为 0.891, 测试集为 0.851, 证明了该模型在颅内动脉瘤诊断中具有很好的应用前景。**结论** 基于卷积神经网络的 GoogLeNet 算法可以有效地应用于颅内动脉瘤诊断, 并且具有较高的准确度和较低的损失函数值, 可以为颅内动脉瘤的早期诊断和治疗提供参考依据。

**【关键词】** 深度学习; 卷积神经网络; 颅内动脉瘤; 诊断模型; 人工智能

**【中图分类号】** R445.3; R543.5

**文献标志码** A

**DOI:** 10.3969/j.issn.2096-3351.2024.04.013

## Construction of intracranial aneurysm diagnostic model based on GoogLeNet algorithm of convolutional neural network

ZHAN Xiang<sup>1</sup>, WANG Yiren<sup>1,2</sup>, PENG Yan<sup>3</sup>, ZHANG Rong<sup>4</sup>, XIANG Hongli<sup>2</sup>, GONG Jiali<sup>2</sup>, PANG Haowen<sup>5</sup>, ZHOU Ping<sup>1,2</sup>

1. Department of Radiology, The Affiliated Hospital, Southwest Medical University, Luzhou 646000, China; 2. School of Nursing, Southwest Medical University, Luzhou 646000, China; 3. Department of Interventional Medicine, The Affiliated Hospital, Southwest Medical University, Luzhou 646000, China; 4. School of Public Health, Southwest Medical University, Luzhou 646000, China; 5. Department of Oncology, The Affiliated Hospital, Southwest Medical University, Luzhou 46000, China

**【Abstract】Objective** To explore the application effect of GoogLeNet algorithm based on convolutional neural network (CNN) in automatic classification and diagnosis of intracranial aneurysms. **Methods** This study retrospectively collected computed tomography angiography images of 234 patients with intracranial aneurysms and normal controls from January 2020 to January 2023 as research subjects. A convolutional neural network model based on the GoogLeNet algorithm was constructed using the PyTorch framework. The model parameters were initialized and optimized using the He initialization method and the Adam optimizer. Cross-entropy was used as the loss function, and batch normalization and dropout techniques were employed for model training and to prevent overfitting. **Results** The intracranial aneurysm diagnostic model based on the GoogLeNet algorithm in this study achieved high accuracy and low loss function value on the test set. The ROC curve showed that the AUC of the training set was 0.891 and the test set was 0.851, which proved that the model had a good application prospect in the diagnosis of intracranial aneurysms. **Conclusion** The GoogLeNet algorithm based on convolutional neural network could be effectively applied to the diagnosis of intracranial aneurysms with high accuracy and low loss function value, which provided reference for the early diagnosis and treatment of intracranial aneurysms.

**【Key words】** Deep learning; Convolutional neural network; Intracranial aneurysms; Diagnostic model; Artificial intelligence

颅内动脉瘤(intracranial aneurysm, IA)是一种脑血管疾病,指血管壁出现异常局部膨胀,血管壁变薄并且容易破裂,导致血液渗漏到脑内,引起蛛网膜下腔出血

(subarachnoid hemorrhage, SAH)等严重后果,颅内动脉瘤破裂后引起的SAH具有极高的致残率,致死率更是高达40%<sup>[1-2]</sup>。颅内动脉瘤破裂患者预后极差,极大地

**基金项目:**四川省医学科研课题计划(S21004);古蔺县人民医院-西南医科大学附属医院科技战略合作项目(2022GLXNYDFY05);西南医科大学应用基础研究计划(2019ZQN086);国家级大学生创新创业训练计划项目(202310632001, 202310632028)

**并列第一作者:**王艺任, E-mail: 20210721330423@stu.swmu.edu.cn

**通信作者:**周平, E-mail: zhouping11@swmu.edu.cn

**引用本文:**詹翔,王艺任,彭艳,等.基于卷积神经网络 GoogLeNet 算法构建颅内动脉瘤诊断模型[J],西南医科大学学报,2024(4):000-000.DOI: 10.3969/j.issn.2096-3351.2024.02.001.4

降低了患者的生活质量<sup>[3-5]</sup>。因此,颅内动脉瘤早期及时的检查诊断对改善患者预后尤为重要。现阶段数字血管造影(digital subtraction angiography, DSA)是检测诊断颅内动脉瘤的“金标准”,但由于DSA检查费用较高,会给患者带来一定的经济压力<sup>[6]</sup>。计算机断层扫描血管造影(CT angiography, CTA)是快速早期诊断颅内动脉瘤的检查方法,相对其他影像学检查技术,CTA扫描更具有经济性。近年来CT技术的持续发展使得影像分辨率得到大幅提高,促进了疾病的早期精确诊断,但部分微小动脉瘤仍难以清楚辨别从而导致误诊、漏诊的情况时有发生<sup>[7]</sup>。因此,开发一种基于深度学习的人工智能辅助诊断模型将有助于临床医生对动脉瘤进行诊断。

卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)是一种深度学习算法,近年来在医学影像分析领域得到了广泛的应用<sup>[8]</sup>。CNN通过学习数据的特征和规律,构建基于影像学的诊断模型,实现自动分割、诊断和分类等任务<sup>[9-11]</sup>。CNN能够实现高效准确的自动化诊断,具有较好的可迁移性和适应性,并且可解释性强。用于二分类诊断问题的CNN模型多是以LeNet-5算法为主的经典神经网络模型,但这种CNN算法由于卷积核和池化层的设计比较简单,LeNet-5在特征提取和数据增强方面的能力比较弱,且在算法中使用的Sigmoid函数在训练过程中容易出现梯度消失问题,影响模型的学习能力<sup>[12-13]</sup>。该算法性能受限于网络结构和训练数据的质量等,容易出现欠拟合或过拟合等问题。难以应对复杂的图像识别和分类任务。GoogLeNet算法是近年来出现的一种使用了Inception模块的CNN深度学习算法,Inception模块是由多个并行的卷积层和池化层组成,这些层的输出被级联在一起,形成一个更丰富的特征集合<sup>[14]</sup>。由于Inception模块具有多个分支,每个分支采用不同的卷积核大小,因此可以处理不同尺度的特征,使得模型更具有鲁棒性,适用于更复杂的图像分类任务<sup>[15]</sup>。

因此,在本项研究使用CNN的GoogLeNet算法针对颅内动脉瘤患者头部CTA影像进行图像识别与分类,构建颅内动脉瘤诊断模型。旨在提高颅内动脉瘤的自动诊断和预测的准确性和效率,为临床诊断决策提供帮助。

## 1 方法

### 1.1 研究对象与方法

本研究选取了2020年1月至2023年1月于西南医科大学附属医院进行的头部CTA扫描的图像资料。纳入标准:①患者有完整的头部CT影像资料和相关病史、临床资料;②患者年龄在18岁及以上。排除标准:①已接受手术或其他治疗的颅内动脉瘤患者;②合并

其他脑部疾病或外伤的患者;③CT影像质量不佳或存在明显伪影或运动伪影的患者。最终有234例纳入本研究,其中包括122例被确诊为颅内动脉瘤的患者,112例正常对照患者。采用分层抽样法随机抽取70%的数据作为训练集,30%的数据作为验证集。其中训练集包含被确诊为IA的患者85例,非IA对照者78例。验证集中包含IA患者37例,非IA对照者34例。分层抽样法能够确保样本集更好地反映总体的分布特点,从而减少样本选择偏差,使训练集和验证集中IA患者和非IA对照者的比例与总体中的比例一致,从而更准确地评估模型的性能。

该研究经西南医科大学附属医院伦理委员会批准(批件号:KY2023041)。研究通过以下6个步骤进行:①收集颅内动脉瘤患者影像学资料;②对CTA扫描图像进行预处理;③按纳入标准和排除标准筛选影像资料;④将纳入数据进行分组处理;⑤构建卷积神经网络GoogLeNet模型;⑥使用测试集验证模型性能。

### 1.2 CTA影像采集与预处理

所有CT图像来自飞利浦IQon光谱CT。扫描方式:螺旋扫描,扫描方向为从足侧向头侧。扫描参数:100~120 kVp,自动毫安秒技术,X线管旋转时间0.33 s/周,螺距1.046,FOV为(200~250)mm×(200~250)mm,窗宽600 HU、窗位300 HU,层厚0.90 mm,间隔0.90 mm,探测器宽度8 cm。采用对比剂自动跟踪触发扫描技术,监测层面为主动脉弓,触发阈值80~120 HU,标准重建算法Standard/B30。所有采集到的CTA图像数据以DICOM格式保存,所有数据保存前经过信息脱敏处理以保护患者隐私。采用直方图均衡和灰度拉伸技术对CT图像进行增强和调整,以提高图像的清晰度和对比度。其中,直方图均衡的参数为clahe[clipLimit = 2.0, tileGridSize = (8, 8)],灰度拉伸的参数为min = 0.1, max = 0.9。采用中值滤波和小波去噪技术对图像进行去噪处理,以减少噪声对诊断的干扰。其中,中值滤波的核大小为3×3,小波去噪的参数为sigma = 0.1。对CT图像进行灰度标准化,将不同图像之间的灰度差异降至最小,以提高模型的准确度和泛化能力。其中,采用了Z-score标准化方法,即将图像的像素值进行均值为0、标准差为1的标准化处理。采用图像旋转、缩放、翻转等技术进行数据增强,以增加训练集的样本数量,提高模型的稳定性和泛化能力。其中,采用了随机旋转和随机水平翻转等数据增强技术,旋转的角度范围为(-15, 15)度,缩放的范围为(0.8, 1.2)倍。

### 1.3 感兴趣区域勾画

所有IA患者CTA影像的感兴趣区域(region of interest, ROI)的勾画是通过3D Slicer软件进行的。IA患者ROI是由两名具有5年经验以上的神经放射医师参

考CT重建图像以及DSA图像信息考虑血管的形态、位置以及周围组织结构进行勾画,如两位医师的ROI勾画具有争议则交由第三位经验更加丰富的神经放射医师进行判别,所有参与ROI勾画的医师均知晓患者的诊断结果。

#### 1.4 实验环境

本研究的数据处理与模型构建是在Windows系统下完成的,硬件环境为:CPU:11th Gen Intel(R) Core(TM) i7-11800H @ 2.30GHz, GPU: NVIDIA GeForce RTX 3060 8GB, RAM: 32GB DDR4。深度学习模型构建是通过PyTorch框架进行的。

#### 1.5 基于CNN的GoogLeNet算法模型构建

1.5.1 模型框架构建 首先定义输入层,输入数据为单通道的CTA图像,输入的图像像素大小为 $256 \times 256 \times 24$ 。接着构建多个卷积层和池化层,以提取图像的特征。GoogLeNet采用了3个卷积层及9个Inception模块,每个模块包含不同的卷积核和池化层,Inception模块示意图如图1所示。Inception模块的设计可以通过不同大小和不同类型的卷积核、池化操作和 $1 \times 1$ 卷积来提取不同级别的特征,然后将这些特征合并到一起。这样的设计可以减少参数数量,降低过拟合的风险,最终提高模型的性能。

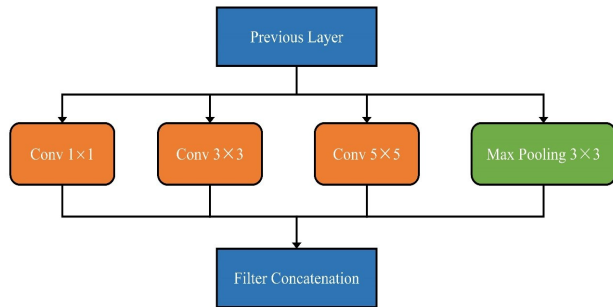


图1 Inception结构示意图

Figure 1 Schematic of the Inception structure

此外,为了减少特征图的维度,还采用了 $1 \times 1$ 卷积层。在经过多个卷积和池化层之后,将特征图进行展开,并连接到两个全连接层。为了防止过拟合,采用了批标准化和dropout技术。批标准化可以对每一批数据进行标准化,以防止输入数据的分布变化,从而提高模型的稳定性和性能。而dropout技术则可以在训练过程中随机地丢弃一部分神经元,从而降低模型的复杂度和泛化误差,在每个训练批次中,将每个神经元以概率 $p$ 随机丢弃,保留概率为 $1 - p$ 。具体地,对于第 $l$ 层的输出 $y^{(l)}$ ,以及该层的dropout的保留概率 $p^{(l)}$ ,可以得到以下公式:

$$r^{(l)} \sim \text{Bernoulli}(p^{(l)})$$

$$\hat{y}^{(l)} = r^{(l)} \odot y^{(l)}$$

其中, $\odot$ 表示元素级别的乘法操作, $r^{(l)}$ 是由Bernoulli分布产生的随机向量,其元素为0或1,且概率为

$p^{(l)}$ 。最终的输出 $\hat{y}^{(l)}$ 是通过将 $r^{(l)}$ 与 $y^{(l)}$ 按元素相乘得到的。

在最后一层采用了全局平均池化层代替全连接层,可以减少模型的参数数量和计算复杂度,并避免过拟合。该层可以对每个特征图进行平均池化,得到通道的特征向量,最后将这些向量进行拼接并输入到softmax层从而实现分类,基于GoogLeNet算法构建颅内动脉自动诊断分类模型如图2所示。

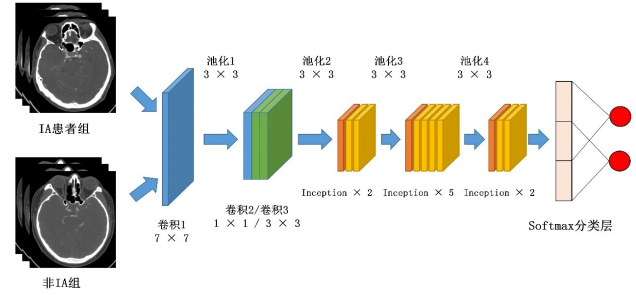


图2 基于GoogLeNet构建的CNN模型结构示意图

Figure 2 Schematic diagram of the CNN model structure based on GoogLeNet

1.5.2 模型参数初始化、编译、训练 在模型构建完成后,还采用了He初始化方法优化神经网络,有效地防止梯度消失或梯度爆炸,从而提高模型训练的效果和速度。该方法使用均匀分布随机初始化每一层的权重,并将其除以该层输入神经元个数的平方根,以保持均值和方差的稳定性。该层处理公式如下:

$$W^{[l]} \sim U\left(-\sqrt{\frac{6}{n^{[l-1]}}}, \sqrt{\frac{6}{n^{[l-1]}}}\right)$$

其中, $W^{[l]}$ 表示第 $l$ 层的权重矩阵, $n^{[l-1]}$ 表示第 $l-1$ 层神经元个数。

在模型初始化完成后需要对其进行编译。本研究采用了交叉熵作为损失函数,处理公式如下:

$$J(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^C y_j^{(i)} \log \hat{y}_j^{(i)}$$

其中, $m$ 表示样本数量, $C$ 表示分类数, $y_j^{(i)}$ 表示样本 $i$ 的真实标签中第 $j$ 个类别的标签值(0或1), $\hat{y}_j^{(i)}$ 表示预测的类别 $j$ 的概率值, $\theta$ 表示网络参数。

使用Adam优化器进行参数优化,优化器公式如下:

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t$$

$$v_t = \beta_2 v_t + (1 - \beta_2) g_t^2$$

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}$$

$$\hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t}$$

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{\alpha}{\sqrt{\hat{v}_{t+\epsilon}}}$$

其中, $m_t$ 和 $v_t$ 分别表示当前时间步 $t$ 的梯度一阶矩估计和二阶矩估计, $\beta_1$ 和 $\beta_2$ 分别为梯度一阶矩和二阶

矩的指数衰减率,  $\hat{m}_i$  和  $\hat{v}_i$  分别表示偏差校正后的梯度一阶矩估计和二阶矩估计,  $\epsilon$  是一个很小的常数,  $\alpha$  表示学习率,  $\theta_i$  表示网络参数, 在本研究中指神经网络的权重和偏置。

设置初始学习率为0.0001, 批次大小为32, 最大迭代次数为300, 并采用了早期停止技术以防止过拟合和提高模型的泛化能力。

**1.5.3 模型评价和验证** 模型在验证集上进行验证, 利用准确率、特异性、灵敏度、阴性预测值、阳性预测值以及受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC)和曲线下面积(area under the curve, AUC)对该模型进行评估, 以验证该模型的有效性<sup>[16]</sup>。

## 2 结果

### 2.1 模型训练

基于GoogLeNet的颅内动脉瘤诊断模型训练过程的损失函数(loss function, Loss)变化见图3。由Loss图观察发现, 该模型在训练集和验证集上均获得了较好的收敛, 在0~100次训练期间模型收敛速度较快, 随后在100~300次训练中模型逐渐趋于稳定。说明模型在训练和验证过程中不断优化参数, 减小了误差。同时, 训练集和验证集Loss值的趋势相似, 说明模型在验证集上也表现良好, 具有良好的泛化能力, 能够有效的避免过拟合。诊断模型训练过程的准确度(Accuracy)变化见图4。由Accuracy图观察发现, 该模型在训练集和验证集上的准确度均呈现上升的趋势, 在训练集中模型经过174次训练后Accuracy值保持稳定在90%以上, 且在验证集上的Accuracy值也一直维持在较高的水平。这表明该模型可以很好地区分颅内动脉瘤和非动脉瘤图像, 具有较好的泛化性能。同时, 在训练过程中, 准确度的变化与损失函数的变化趋势相反, 即当损失函数下降时, 准确度上升, 符合预期。综上所述, 该模型在训练和验证集上都表现出了良好的性能。

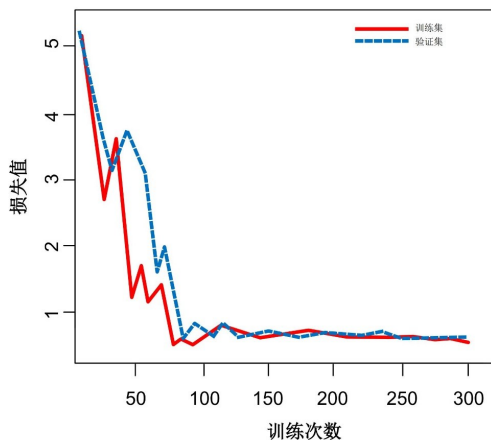


图3 基于GoogLeNet算法的CNN模型在训练过程的损失函数(Loss)变化曲线

Figure 3 The changing curve of Loss function of CNN model based on GoogLeNet algorithm during training

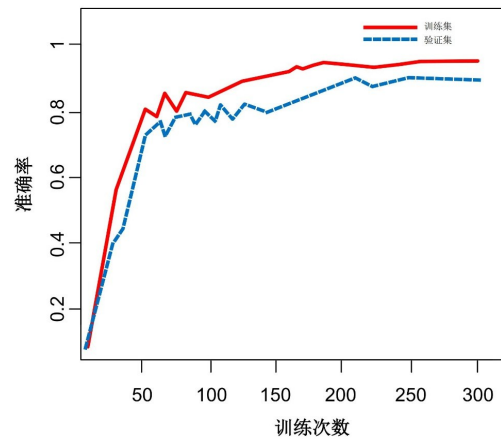


图4 基于GoogLeNet算法的CNN模型在训练过程的准确率函数(Accuracy)变化曲线

Figure 4 Accuracy curve of CNN model based on GoogLeNet algorithm during training

### 2.2 训练集和验证集性能指标评估

在本研究的训练集中, 构建的模型呈现出了良好的性能。模型在识别阳性样本时灵敏度为84%, 识别阴性样本时特异性为82%, 有效减少了误诊率。同时, 模型在训练集上的准确率为83%, 这反映其在整体预测中的良好表现。此外, 阳性预测值为97%, 强调了模型在判定真实疾病情况时的高可信度。然而, 阴性预测值为41%, 尚有改进的空间。在验证集上, 模型的性能也相对稳定。虽然灵敏度稍低, 为77%, 但仍然能够较好地捕捉到阳性样本。特异性方面表现出色, 为84%, 可有效区分阴性样本。准确率为77%, 显示了模型在验证集中的整体性能。类似于训练集, 模型阳性预测值为97%, 而阴性预测值稍低, 为32%, 需进一步进行模型优化, 以提升其对阴性样本预测的准确性以及临床使用的适用性。

### 2.3 通过受试者工作特征曲线下面积进行模型评估

为了进一步评价所构建的基于GoogLeNet的颅内动脉瘤诊断模型的预测性能, 采用ROC曲线和AUC值作为评价指标。ROC曲线是以灵敏度(true positive rate, TPR) (Sensitivity)为纵轴、特异度(false positive rate, FPR) (1-Specificity)为横轴的曲线, 可以反映模型在不同阈值下的分类性能。AUC是ROC曲线下的面积, 通常取值范围在0.5~1之间, 越接近1则表示模型预测性能越好。本项研究的训练集和验证集的AUC值分别为0.891和0.851, 如图5所示。可以看出, 两条曲线的AUC值均较高, 说明所构建的基于GoogLeNet的CNN颅内动脉瘤诊断模型具有较好的预测性能。同时, 根据曲线形态可以得知, 在FPR较低的情况下, TPR能够较快地上升, 这意味着该模型能够较准确预测颅内动脉瘤, 避免误诊。

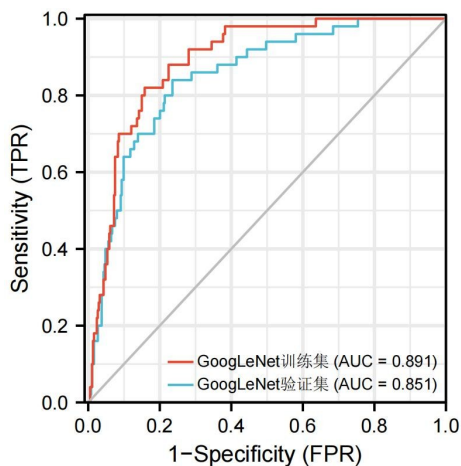


图5 GoogLeNet算法构建的CNN模型的ROC曲线图  
Figure 5 ROC curve of the CNN model constructed by the GoogLeNet algorithm

### 3 讨论

本研究使用基于CNN的GoogLeNet算法构建了颅内动脉瘤诊断模型,并在验证集上获得了良好的预测性能。结果表明,该模型能够对颅内动脉瘤进行准确的诊断,并能够对正常血管进行有效的区分。具体来说,准确度高达90%以上,并在训练集和验证集的AUC值分别为0.891和0.851,这表明模型在诊断颅内动脉瘤方面具有较高的可靠性和准确性。此外,还采用了批标准化和dropout技术以防止模型过拟合,利用He初始化技术更好地防止梯度消失和梯度爆炸的问题<sup>[17-18]</sup>。最后,使用Adam优化器对梯度的一阶矩估计和二阶矩估计来更新网络参数。它能够根据梯度的状况自适应地调整学习率,从而提高模型的收敛速度和性能<sup>[19-20]</sup>。另外,通过可视化损失函数图和精确度图来分析模型的学习过程,发现模型能够有效地提取颅内动脉瘤的特征,并对其进行分类。对模型的泛化能力进行测试,发现该模型在验证集上的表现与训练集上的表现相当,这表明该模型在颅内动脉瘤诊断方面具有广泛的适用性。

GoogLeNet算法也被称为Inception-v1,是由Google团队提出的深度卷积神经网络,该算法在2014年的ImageNet挑战赛中取得了第一名的成绩<sup>[21]</sup>。其特点是Inception模块的使用,该模块主要解决了深度神经网络中参数数量和计算量过大的问题,可以在保证网络性能的同时减少模型的计算负担和内存占用<sup>[22-24]</sup>。Inception模块采用多个不同尺寸的卷积核和池化层,并将它们的输出在通道维度上进行拼接,形成一个更大的输出。在CTA图像处理中,不同部位的血管可能具有不同的尺度和形态,使用Inception模块可以更好地提取这些不同尺度的特征<sup>[25]</sup>。另外,为了减少特征图

的维度,采用了 $1 \times 1$ 卷积层,在处理高分辨率的CT图像时,可以更快地提取特征并进行分类,从而提高模型的性能并减轻计算压力。除了Inception模块,GoogLeNet还使用了多个池化层和全局平均池化层。在池化层之间,使用了 $1 \times 1$ 卷积层来进行特征降维,进一步减少计算复杂度。在全局平均池化层之后,使用了一个softmax分类器来进行最终的分类。与其他卷积神经网络相比,GoogLeNet具有更少的参数和更高的准确率。它的优点是可以在更深的网络中保持梯度的流动性,而不会出现梯度消失的问题<sup>[26]</sup>。因此,使用GoogLeNet进行颅内动脉瘤的诊断,可以提高准确性和诊断效率,为临床医生提供良好的辅助诊断工具。

尽管本研究建立的模型在当前数据下诊断颅内动脉瘤时表现出色,但仍存在一些限制。首先,本研究的数据集仅包含单个机构的数据,存在一定的局限性。其次,本研究的样本数量相对较小,后续的研究需要进一步扩大数据集以提高模型的泛化能力和可靠性。此外,本研究仅对CTA图像进行了分析,对其他成像技术的适用性需要进一步研究。后续研究还可以尝试应用迁移学习的方法,将已经训练好的模型用于其他相关任务,以提高模型的效率和精度。

### 4 结论

本研究证明了基于CNN的GoogLeNet算法构建的颅内动脉瘤诊断模型,在颅内动脉瘤诊断方面具有较高的应用价值,可以为医学影像诊断和治疗策略的制定提供一种新的方法,并为临床医生的诊断提供有价值的参考。

### 5 参考文献

- [1] BAKKER MK, KANNING JP, ABRAHAM G, *et al.* Genetic risk score for intracranial aneurysms: prediction of subarachnoid hemorrhage and role in clinical heterogeneity[J]. *Stroke*, 2023, 54(3): 810-818.
- [2] 汤锦,朱继,孙晓川,等.介入栓塞治疗颅内动脉瘤短期复发4例并文献复习[J]. *泸州医学院学报*, 2016, 39(1): 53-56.
- [3] STEINER T, JUVELA S, UNTERBERG A, *et al.* European Stroke Organization guidelines for the management of intracranial aneurysms and subarachnoid haemorrhage[J]. *Cerebrovasc Dis*, 2013, 35(2): 93-112.
- [4] FAN M, JING L, WANG BQ, *et al.* Analysis of postoperative quality of life and prognosis of patients with intracranial aneurysm after nursing based on concept of time[J]. *Am J Transl Res*, 2023, 15(4): 2861-2869.
- [5] 张杰,彭俊.动脉瘤性蛛网膜下腔出血患者早期脑损伤生物标志物的研究进展[J]. *中国脑血管病杂志*, 2021, 18(12): 876-880.
- [6] 肖钦,杨信举,童海鹏,等.永存颈内-基底动脉吻合变异与动脉瘤发生风险相关性研究[J]. *放射学实践*, 2023, 38(3): 251-256.
- [7] 陈冠亚,祁冬,乔晓春,等. CTA与MRA在诊断颅内动脉瘤中

- 的临床应用价值对比研究[J]. 吉林医学, 2021, 42(12): 2853-2856.
- [8] 李娟, 汤翔宇, 沈逸, 等. 基于卷积神经网络的深度学习算法对颅内出血的类型识别及血肿分割一致性的研究[J]. 放射学实践, 2021, 36(1): 7-12.
- [9] BAGHDADI NA, MALKI A, ABDELALIE M SF, *et al.* An automated diagnosis and classification of COVID-19 from chest CT images using a transfer learning-based convolutional neural network[J]. *Comput Biol Med*, 2022, 144: 105383.
- [10] VERMA K, KUMAR S, PAYDARFAR D. Automatic segmentation and quantitative assessment of stroke lesions on MR images [J]. *Diagnostics (Basel)*, 2022, 12(9): 2055.
- [11] KUNTZ S, KRIEGHOFF-HENNING E, KATHER JN, *et al.* Gastrointestinal cancer classification and prognostication from histology using deep learning: systematic review[J]. *Eur J Cancer*, 2021, 155: 200-215.
- [12] Zhang J, Yu X, Lei X, *et al.* A novel deep LeNet-5 convolutional neural network model for image recognition[J]. *Computer Science and Information Systems*, 2022, 2022(00):36-36.
- [13] WEN L, LI XY, GAO L, *et al.* A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 65(7):5990-5998.
- [14] Hua C, Chen S, Xu G, *et al.* Defect identification method of carbon fiber sucker rod based on GoogLeNet-based deep learning model and transfer learning[J]. *Materials Today Communications*, 2022, 33(6): 104228.
- [14] HUA CQ, CHEN SW, XU GY, *et al.* Defect identification method of carbon fiber sucker rod based on GoogLeNet-based deep learning model and transfer learning[J]. *Materials Today Communications*, 2022, 33(6): 104228.
- [15] YANG L, YU XY, ZHANG SP, *et al.* GoogLeNet based on residual network and attention mechanism identification of rice leaf diseases[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 210(204): 107543.
- [16] 林泰安, 罗亚梅, 黄志伟, 等. 基于支持向量机的肝外胆管癌术前淋巴结状态预测模型构建[J]. 西南医科大学学报, 2023, 46(4): 303-307.
- [17] SHIN HC, ROTH HR, GAO MC, *et al.* Deep convolutional neural networks for computer-aided detection: CNN architectures, dataset characteristics and transfer learning[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2016, 35(5): 1285-1298.
- [18] BOULILA W, DRISS M, AL-SAREM M, *et al.* Weight initialization techniques for deep learning algorithms in remote sensing: recent trends and future perspectives[J]. *Advances on Smart and Soft Computing: Proceedings of ICACIn*, 2021, 2022 (1): 477-484.
- [19] 李建东, 谢宝文, 贾文廷, 等. 基于3D残差U-Net的放射治疗剂量分布预测[J]. 肿瘤学杂志, 2023, 29(2): 145-149.
- [20] Wang Y, Xiao Z, Cao G. A convolutional neural network method based on Adam optimizer with power-exponential learning rate for bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Vibroengineering*, 2022, 24(4): 666-678.
- [21] 罗绍猛, 文家燕, 陈彬. 基于改进GoogLeNet的瘢痕色泽和血管分布评估算法[J]. 广西科技大学学报, 2022, 33(3): 36-42, 52.
- [22] JIANG YC, YE MQ, WANG PP, *et al.* MRF-IUNet: a multiresolution fusion brain tumor segmentation network based on improved inception U-net[J]. *Comput Math Methods Med*, 2022, 2022: 6305748.
- [23] WANG X, ZHONG MH, CHENG H, *et al.* SpikeGoogle: Spiking Neural Networks with GoogLeNet-like inception module[J]. *CAAI Trans Intell Technol*, 2022, 7(3): 492-502.
- [24] DAI F, HUANG PG, MO Q, *et al.* ST-InNet: deep spatio-temporal inception networks for traffic flow prediction in smart cities[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(10): 19782-19794.
- [25] CAHALL DE, RASOOL G, BOUAYNAYA NC, *et al.* Inception modules enhance brain tumor segmentation[J]. *Front Comput Neurosci*, 2019, 13: 44.
- [26] Yao X, Wang X, Karaca Y, *et al.* Glomerulus classification via an improved GoogLeNet[J]. *IEEE Access*, 2020, 19(8): 176916-176923.

(利益冲突: 无)

(收稿日期: 2023-11-10; 修回日期: 2024-04-28)