

基于分步目标定位的腰椎间盘突出自动诊断方法

巩稼民^{1,2}, 杨红蕊¹, 郭庆庆², 蒋杰伟², 潘琼³, 马豆豆², 高燕军⁴

1. 西安邮电大学通信与信息工程学院, 陕西 西安 710121; 2. 西安邮电大学工程学院, 陕西 西安 710121; 3. 西北农林科技大学理学院, 陕西 西安 712100; 4. 西安市第三医院医学影像科, 陕西 西安 710071

【摘要】针对当前腰椎间盘突出自动诊断方法存在的准确率偏低的问题,提出一种基于分步目标定位的计算机辅助诊断方法。该方法首先使用Faster R-CNN目标定位网络预处理腰椎间盘突出影像,去除韧带以及周围噪声区域,获得腰椎间盘的轮廓区域;然后放大定位的间盘轮廓3倍,再次利用Faster R-CNN网络精细化定位病灶区域,从而解决因病灶目标太小而无法准确定位的问题;最后,将病灶区域输入到改进的残差卷积神经网络中以提取高层特征和严重性分级,改进的残差卷积神经网络(ResNet-20)通过建立短路机制以提高分类器的准确率。实验结果表明,相较于传统的诊断方法,该方法将腰椎间盘突出诊断准确率提升5.1%。

【关键词】腰椎间盘突出;分步目标定位;Faster R-CNN网络;改进的残差卷积神经网络;计算机辅助诊断系统

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2021)03-0317-06

Automatic diagnosis of lumbar intervertebral disc herniation based on step-by-step target positioning

GONG Jiamin^{1,2}, YANG Hongrui¹, GUO Qingqing², JIANG Jiewei², PAN Qiong³, MA Doudou², GAO Yanjun⁴

1. School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China; 2. School of Electronic Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China; 3. School of Science, Northwest Agriculture and Forestry University, Xi'an 712100, China; 4. Department of Medical Imaging, Xi'an No.3 Hospital, Xi'an 710071, China

Abstract: A computer-aided diagnosis method based on step-by-step target positioning (SSTP) is proposed for solving the problem of low accuracy in current methods for the automatic diagnosis of lumbar intervertebral disc herniation. Firstly, Faster R-CNN target positioning network is used to preprocess lumbar intervertebral disc images, remove ligaments and surrounding noise areas, and obtain the contour of lumbar intervertebral disc. Then, the contour of the located disc is enlarged by 3 times, and Faster R-CNN network is further applied to finely locate the focus area, thus solving the problem of inaccurate positioning due to the small focus. Finally, the focus area is input into the improved residual convolution neural network to extract high-level features and to grade the severity. The improved residual convolutional neural network (ResNet-20) improves the classifier accuracy by establishing a short-circuit mechanism. Experimental results show that the proposed method improves diagnostic accuracy of lumbar intervertebral disc herniation by 5.1% in comparison with traditional diagnostic methods.

Keywords: lumbar intervertebral disc herniation; step-by-step target positioning; Faster R-CNN network; improved residual convolutional neural network; computer-aided diagnosis system

前言

腰椎间盘突出是一种常见的腰部疾病,严重影

响着人类的腰部健康和日常生活质量^[1]。据世界卫生组织数据报告,腰痛排在全球疾病负担中的前10位^[2]。在世界人口中,80%的人都会在其一生中的某一时刻受到腰部疼痛的影响。其中,60%的腰椎间盘突出患者因为不够重视而没有得到及时、有效的治疗,病情加重导致下肢麻木、腰部活动受限,甚至可能出现大小便失禁^[3]。因此,腰椎间盘突出患者一旦错过最佳的治疗时机,可能会对身体造成不可挽回的损伤。尽早诊断是治疗腰椎间盘突出的关键和必

【收稿日期】2020-10-19

【基金项目】国家重点研发计划(2018YFC0116500);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(JB181002)

【作者简介】巩稼民,博士,教授,研究生导师,研究方向:光通信和图像处理、医疗影像处理, E-mail: gjm@xupt.edu.cn

要前提^[4]。然而由于优秀的放射科医生严重不足,致使很多患者无法获得及时、有效的诊断。同时,医学影像信息的逐渐增多,检查磁共振图像(Magnetic Resonance Images, MRI)会耗费医生大量宝贵的时间,且只能凭借经验判断,很容易误判,这势必会造成严重的资源浪费和诊断结果的不确定性^[5]。因此,探索合适的计算机辅助诊断系统迫在眉睫,该系统可实现客观、高效和自动的腰椎间盘突出诊断。

近些年来,已经有数据科学家、放射科医生、计算机视觉人员做了初步研究。Koh等^[6]结合4种经典分类器(LMS^[7]、k-均值、感知机和支持向量机分类器),提出一种计算机辅助框架,用于诊断腰椎间盘突出。Tsai等^[8]采用一种边界逼近法诊断MRI和CT图像中的腰椎间盘突出。Ghosh等^[9]讨论一种基于Gabor特征^[10]、原始特征、灰度共生特征、局部二值模式的复合特征提取方法。Chamarthy等^[11]使用了贝叶斯分类器^[12],用于使用13个形态学特征检测脊柱狭窄。但是,这些已有的研究都是基于常规的特征提取方法进行的自动诊断,其模型识别精度还稍偏低。针对此问题,本文提出一种基于分步目标定位

(Step-by-Step Target Positioning, SSTP)的腰椎间盘突出自动诊断系统,有助于提高腰椎间盘突出自动诊断的性能。本文提出的分步目标定位方法的精度明显优于目标定位方法,并且在识别腰椎间盘突出病灶时使用改进的ResNet-20分类方法较传统ResNet-50分类方法,准确率也有了相应的提高。该系统能够有效地帮助医生诊断腰椎间盘突出,具有重大的临床意义。

1 方法

1.1 腰椎间盘突出自动诊断系统

基于矢状腰椎MRI图像的腰椎间盘突出症自动诊断系统如图1所示,共包含3个过程:定位腰椎间盘突出轮廓区域,精细化定位腰椎间盘突出病灶区域,分类腰椎间盘突出。定位腰椎间盘突出轮廓区域和精细化定位腰椎间盘突出病灶区域这两个过程都属于目标定位,主要功能是去除噪声并解决因目标太小而无法准确定位病灶区域的问题;分类腰椎间盘突出主要功能是对腰椎间盘的严重性进行分级,主要分为3类:正常、膨出、突出。

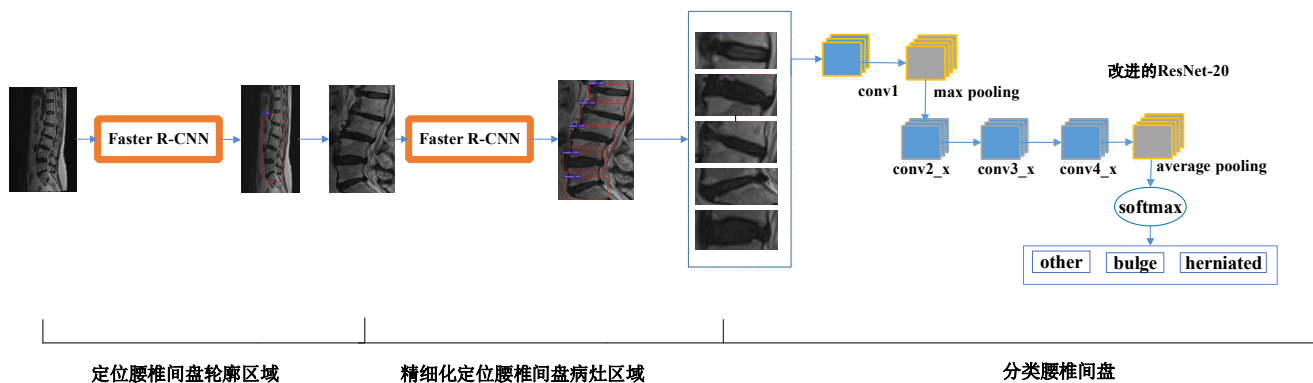


图1 腰椎间盘突出自动诊断框架图

Fig.1 Automatic diagnosis frame of lumbar intervertebral disc

1.2 腰椎间盘突出病灶区域自动定位

本文在腰椎间盘突出病灶目标定位上使用的是Ren^[13]等于2016年提出的Faster R-CNN网络,因为Faster R-CNN网络是在Fast R-CNN网络基础上的改进算法,其在Fast R-CNN网络的基础上引入了区域建议(Region Proposal Networks, RPN)网络,RPN网络在腰椎间盘突出病灶特征图上进行候选框的自动提取,有效解决了因采用选择性搜索导致的运算量较大的问题,从而在临床上可提供实效性的腰椎间盘突出自动诊断^[14]。

第一阶段自动定位腰椎间盘突出轮廓区域,将腰椎间盘突出MRI图像输入Faster R-CNN网络,Faster R-CNN网络与RPN网络共享卷积层,经过卷积得到输入的腰椎间盘突出特征图,RPN网络通过滑动窗口对输入的

腰椎间盘突出特征图进行3×3的滑动卷积。滑动窗口将这些腰椎间盘突出特征映射到一个较低维向量(本文中使用的VGG16网络为512-d),该低维向量进一步输入到区域分类层和回归层。

第二阶段精细化定位腰椎间盘突出病灶区域,将第一阶段获得的腰椎间盘突出MRI图像的轮廓放大3倍后输入到Faster R-CNN网络中,该网络首先将conv层、relu层和pooling层组合,提取腰椎间盘突出MRI图像的特征映射,得到的腰椎间盘突出特征映射被RPN网络和ROI pooling层共享。RPN网络用于生成腰椎间盘突出病灶候选区域。腰椎间盘突出病灶候选区域与特征映射一起送入ROI pooling层,提取可代表腰椎间盘突出病灶候选区域的特征映射,然后输入全连接层定位腰椎间

盘病灶的边界。

在定位腰椎间盘突出病灶区域过程中,训练RPN网络需要生成腰椎间盘突出锚框,腰椎间盘突出锚框由3种面积(128²,256²,512²)和3种长宽比(1:1,1:2,2:1)组成,本文使用交并比(Interest over Union, IoU)筛选腰椎间盘突出锚框以确定病灶区域和非病灶区域,从而构建训练样本,腰椎间盘突出锚框选取规则如表1所示^[15]。

表1 腰椎间盘突出锚框选取规则

Tab.1 Selection rules for anchor frame of lumbar intervertebral disc

类别	方式
病灶区域	IoU>0.7或腰椎间盘突出锚框与目标框的IoU值最大
非病灶区域	IoU<0.3
其他	跨越图像边界的锚框和太小的锚框不参与训练

在训练网络时,本文中分步定位腰椎间盘突出病灶区域使用的优化算法是批随机梯度下降法,其中损失函数如式(1)所示^[16]:

$$L(\{p_i\},\{t_i\})=\\ \frac{1}{N_{cls}}\sum_iL_{cls}(p_i,p_i^*)+\lambda\frac{1}{N_{reg}}\sum_iP_i^*L_{reg}(t_i,t_i^*)$$

(1)

$$L_{reg}(t_i,t_i^*)=R(t_i-t_i^*)$$

(2)

式中,分类和目标定位的输出表示为 $\{p_i\}$ 和 $\{t_i\}$,其中*i*表示训练中具体的腰椎间盘突出锚框, p_i 表示腰椎间盘突出锚框预测为腰椎间盘突出病灶区域的概率, p_i^* 表示真实的类别,可用0或1表示。若腰椎间盘突出锚框表示为腰椎间盘突出病灶区域,则 p_i^* 表示为1,若为非腰椎间盘突出病灶区域则表示为0; t_i 、 t_i^* 分别表示腰椎间盘突出病灶区域预测框的参数坐标和真实目标框的参数坐标。其回归损失 L_{reg} 通过式(2)得到^[17];分别通过 N_{cls} 、 N_{reg} 和权重 λ 平衡分类和回归的损失,其中 N_{cls} 表示参与分类的腰椎间盘突出锚框个数, N_{reg} 表示参与回归的腰椎间盘的锚框位置个数。

1.3 腰椎间盘突出病灶自动识别

在分步定位腰椎间盘突出病灶区域完成后,接着进行腰椎间盘突出病灶区域的自动识别,本文中使用的网络为改进的残差卷积神经网络,残差卷积神经网络因为建立前面层与后面层之间的“短路连接”而有助于训练过程中梯度的反向传播^[18]。

虽然有很多应用已经用到了ResNet网络^[19],其强大性能也得到了证实,但是它还是有一个显著缺点:通常层数越深的网络需要的训练时间越长,将其应用于实际场景的成本越高。因此,本论文中在基于ResNet-50的基础上,结合腰椎间盘突出病灶区域MRI图像的特点,减少网络的层数,以适应医疗影像中样本量较少的应用场景,同时提高腰椎间盘突出病灶的识

别准确率,提出一种改进的20层的残差网络。改进的ResNet-20整体结构图由4部分构成,分别是:conv1、conv2_x、conv3_x、conv4_x。改进的ResNet-20的具体配置信息如表2所示。

表2 改进的ResNet-20的具体配置信息

Tab.2 Specific configuration information of improved ResNet-20

层	内核大小	步	Pad	输出大小	输出值
Conv1	7	1	1	196×96	16
Conv2_x	3	1	1	196×96	16
Conv3_x	3	2	1	98×48	32
Conv4_x	3	2	1	49×24	64
内积	-	-	-	1×1	3

输入到改进的ResNet-20网络中的腰椎间盘突出图像统一被缩放为200×100的尺寸大小。卷积层主要的功能是提取腰椎间盘突出病灶区域图像的特征,其包含多个卷积核,每个元素都与一个权重系数和偏置量一一对应^[20]。腰椎间盘突出图像经过卷积层处理后,会将输出的病灶区域特征图送入池化层,以实现用较低维度的图像来表示原图像主要的特征信息。不仅可以减少全连接层参数的数量,而且可以防止出现过拟合现象,提高了所提取腰椎间盘突出病灶区域特征的稳健性。最后,含有3个神经元的全连接层作为输出层,在整个网络中起到分类的作用,该全连接层的输出通过Softmax非线性函数实现腰椎间盘的自动分类。

2 实验结果与分析

2.1 数据集

在本文中使用的MRI图像和临床诊断报告均来源于西北大学附属医院(西安市第三医院)医学影像科。西北大学附属医院是一家三级甲等综合性医院,在骨病诊断中积累了丰富的病例数据,本文中使用的1 000例的矢状腰椎MRI图像由3名骨科医生共同标注,图像的格式为DICOM。

首先将DICOM格式的图像转换为jpg格式,腰椎间盘突出数据集如图3所示。通常医生使用二维矢状图来确定腰椎间盘突出区域的严重程度,因此本文的影像是二维矢状图像。 T_1 加权序列、 T_2 加权自旋回波序列属于MRI的两种比较常见的脉冲序列。相对 T_1 加权,在 T_2 加权MRI中腰椎间盘突出与其他结构的差异性更大,因此,本文使用 T_2 加权的磁共振成像。

本研究从1 000例病人中随机抽取了226例患者的1 130例矢状图进行了训练和测试,正常、膨出和突出样本数分别为634、271和225,每一张腰椎间盘突出图像标签都是由3名经验丰富的放射科医生共同讨论来决定。

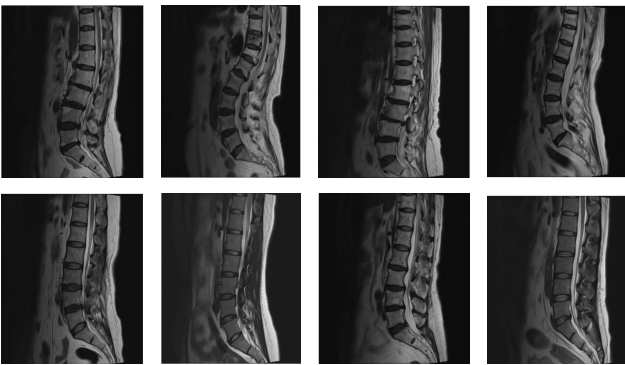


图3 腰椎间盘突出数据集
Fig.3 Lumbar intervertebral disc data set

2.2 实验设定

本文与常用的未去噪而直接定位腰椎间盘突出病灶区域的方法进行对比,两种算法参数取值保持一致。本文仿真实验硬件环境为 LT-7048GR-TRG, 4 块 Pascal Titan X GPU, ubuntu1 6.04 操作系统, 软件环境为 python2.7, 开源深度学习框架 caffe。

2.2.1 腰椎间盘突出病灶区域自动定位实验 在进行腰椎间盘突出病灶区域定位时, 首先将腰椎间盘突出 MRI 图片制作成 Faster R-CNN 网络需要的数据集, 每个类别的数据集随机均分为 5 等份, 其中 4 份为训练集, 余下的 1 份为测试集。训练 Faster R-CNN 目标定位网络时, 修改类别数

以适应腰椎间盘突出严重级别数, 并采用 VGG16 模型为骨干网络来提取腰椎间盘突出 MRI 图像的特征图。

在本文实验中, 模型的最优参数设置如下: batch_size 为 128, 动量为 0.9、学习率为 0.01, 权重衰减为 0.000 5, 最大迭代次数为 60 000。使用平均精度 (AP) 作为 Faster R-CNN 网络定位腰椎间盘突出病灶区域的评价指标, 表示如式 (3) 所示:

$$AP = \sum_{k=1}^N P(k) \Delta r(k)$$

(3)

式中, N 是不同 IoU 阈值的个数, $P(k)$ 是第 k 个阈值下的对应精度, $\Delta r(k)$ 是第 k 个与第 $k - 1$ 个阈值对应召回率之间的变化值。

利用 SSTP 对腰椎间盘突出进行识别, 得到的测试精度 AP 值为 1, 说明全部的腰椎间盘突出被正确检测出来。同时, 相较于利用目标定位识别腰椎间盘突出得到的测试精度, 总体提高了 9% 的 AP 值。实验验证了本文提出的 SSTP 方法优于直接定位腰椎间盘突出病灶区域的方法。图 4 为 SSTP 方法在 Faster R-CNN 网络最优状态下的 AP 值和损失。可以看出 SSTP 方法在定位腰椎间盘突出轮廓区域和精细化定位腰椎间盘突出病灶区域时的两个 loss 曲线随着迭代次数的增大均快速收敛。实验中, 部分图像的分步定位效果如图 5 所示, 其中的具体位置信息 (图 5b 中的腰椎间盘突出从下到上) 如表 3 所示。

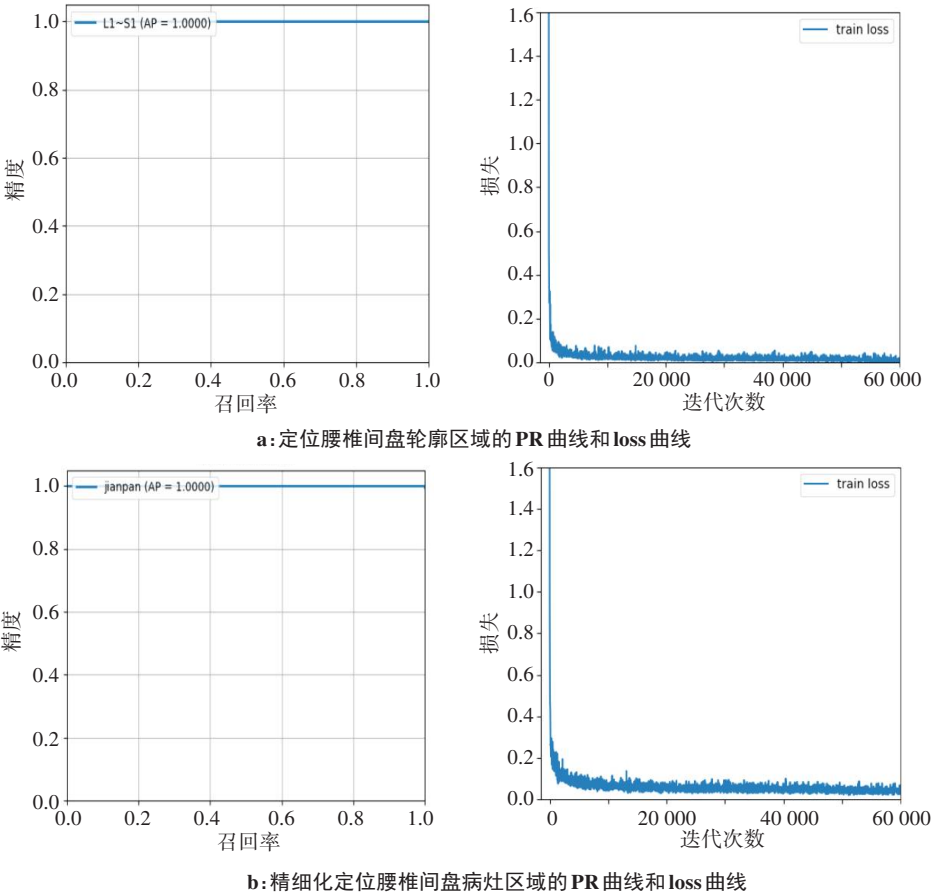


图4 SSTP方法的AP值和loss曲线
Fig.4 AP value and loss curve of step-by-step target positioning (SSTP) method

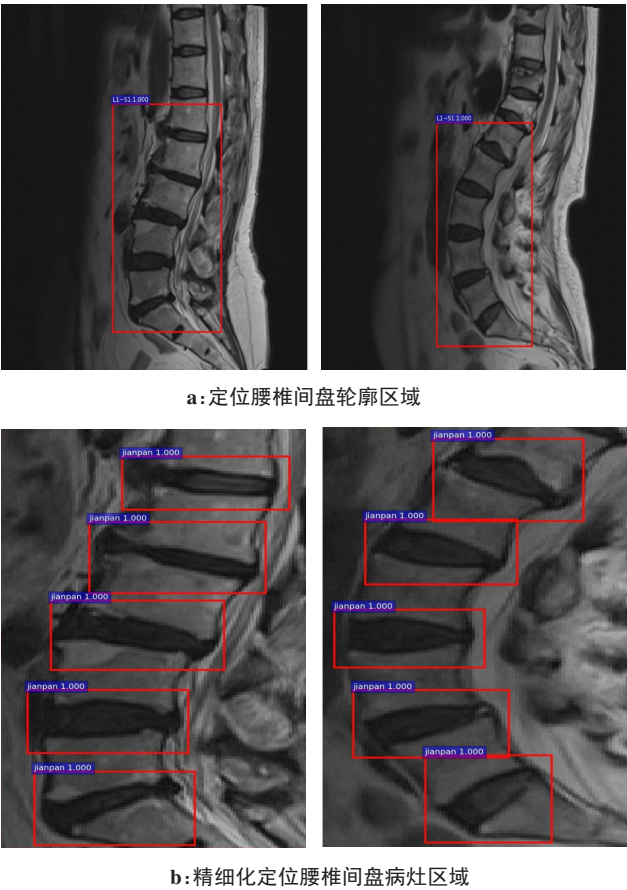


图5 腰椎间盘突出分步定位效果图

Fig.5 Results of SSTP on lumbar intervertebral disc

表3 腰椎间盘突出分步定位图像的坐标位置

Tab.3 Coordinate position of lumbar intervertebral disc images after SSTP

方法	X _{min}	Y _{min}	X _{max}	Y _{max}
定位腰椎间盘突出轮廓区域	458	347	847	1 035
	480	400	827	1 076
精细化定位腰椎间盘突出病灶区域	66	723	366	881
	71	561	362	685
	93	365	438	520
	174	211	505	357
	228	66	543	180
	212	699	444	873
	80	559	362	698
	54	392	316	507
	106	207	375	339
	228	35	502	204

2.2.2 腰椎间盘突出病灶区域自动识别实验 目标定位完成后,将腰椎间盘突出MRI图像以8:2的比例划分为训练集和测试集,生成两个.txt文档,将这两个.txt文档转

换成框架可识别的db文件,利用框架自带的均值处理工具得到均值文件;然后搭建改进的ResNet-20网络,修改网络参数的分类数以适配腰椎间盘突出自动诊断问题。

该实验中设置batch_size为64,动量为0.9、学习率为0.01、权重衰减为0.000 5、最大迭代次数为10 000的最优状态下的参数组合进行腰椎间盘突出病灶区域样本的训练,实验评价标准为腰椎间盘突出图像测试集分类准确率(Accuracy),表示如式(4)所示:

$$A_{cc} = \frac{N}{M}$$

(4)

其中,M为腰椎间盘突出测试集样本总数,N为腰椎间盘突出测试集中正确分类样本数。

使用SSTP分步定位方法结合改进后的ResNet-20分类网络自动诊断腰椎间盘突出,其准确率达到89.3%,与利用目标定位结合改进的ResNet-20分类网络的准确率相比较,总体提高了约5.1%;若使用传统未改进的ResNet-50分类网络,目标定位方法和SSTP定位方法分别与其结合,得到的准确率分别为82.4%、85.9%,两种方法的准确率均低于改进的残差网络ResNet-20的准确率。实验结果进一步验证了SSTP分步定位方法去除了非腰椎间盘突出病灶区域的噪声且放大了间盘而使模型更易获取腰椎间盘突出病灶区域,进一步使用改进的残差网络ResNet-20对间盘的分类准确率更高。图6为ResNet-20网络在最优状态下的测试精度和损失。可以看到ResNet-20网络的训练损失值随着迭代次数的增加不断收敛至几乎接近于0。

3 结 论

本文提出一种基于分步目标定位的腰椎间盘突出自动诊断系统。该SSTP方法对腰椎间盘突出MRI图像进行两步操作,分别是定位腰椎间盘突出轮廓区域,精细化定位腰椎间盘突出病灶区域。由于传统的目标定位的方法在实际检测的过程中,会存在一些腰椎间盘突出病灶区域的漏检情况。因此,本文首先获取腰椎间盘突出MRI图像大致轮廓,然后将获得的间盘轮廓进行放大后精准定位病灶区域,大大提高了病态腰椎间盘的检出率,实验表明本文方法可将全部的病态腰椎间盘突出检测出来。本文在分类过程中,利用改进的ResNet-20网络与ResNet-50网络进行对比,准确率提高了约5%。

这个系统也有以下几点不足之处:首先,本文仅使用了矢状图,探索矢状图和轴状图融合的算法有希望进一步提升诊断模型的性能;其次,本实验使用的数据较少,下一步将通过收集多中心的数据,可进一步提升准确率;最后,在本文算法研究的基础上,

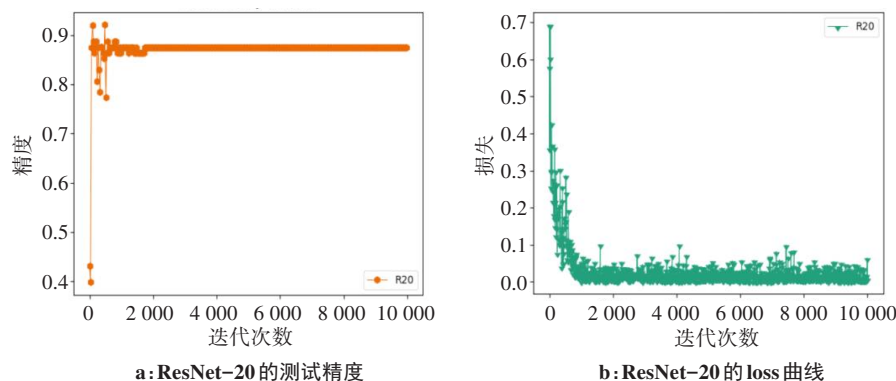


图6 ResNet-20网络最优状态下的测试精度和损失

Fig.6 Test accuracy and loss of ResNet-20 network in the optimal state

还需要开发可临床应用的软件,用临床数据来验证方法的有效性,通过应用可收集更多的数据。

【参考文献】

- [1] YANG H, LIU H, LI Z, et al. Low back pain associated with lumbar disc herniation: role of moderately degenerative disc and annulus fibrous tears[J]. *Int J Clin Exp Med*, 2015, 8(2): 1634-1644.
- [2] 袁天阳, 张郡, 刘钦毅. 经皮内镜椎板间入路椎间盘切除术治疗伴有钙化的L₅/S₁腰椎间盘突出症15例报告及文献复习[J]. *吉林大学学报(医学版)*, 2018, 44(3): 161-165.
- [3] YUAN T Y, ZHANG J, LIU Q Y. Treatment of calcified L₅/S₁ lumbar disc herniation with percutaneous endoscopic interlaminar discectomy: a report of 15 cases and literature review [J]. *Journal of Jilin University (Medicine Edition)*, 2018, 44(3): 161-165.
- [4] 谢嘉明, 何琳. 下腰痛的治疗与预防[J]. *中国疗养医学*, 2013, 22(1): 68-69.
- [5] XIE J M, HE L. Treatment and prevention of low back pain [J]. *Chinese Journal of Convalescent Medicine*, 2013, 22(1): 68-69.
- [6] 母心灵, 陈金华, 郭小伟, 等. 腰椎间盘突出症术后椎间隙感染的早期诊断和治疗[J]. *中国实用医刊*, 2006, 33(6): 56-57.
- [7] MU X L, CHEN J H, GUO X W, et al. Early diagnosis and treatment of intervertebral space infection after lumbar disc herniation [J]. *Chinese Journal of Practical Medicine*, 2006, 33(6): 56-57.
- [8] 蒋杰伟, 刘西洋, 刘琳, 等. 一种眼病发展趋势的自动预测方法[J]. *西安电子科技大学学报*, 2018, 45(6): 19-25.
- [9] JIANG J W, LIU X Y, LIU L, et al. An automatic prediction method for the development trend of eye diseases [J]. *Journal of Xidian University*, 2018, 45(6): 19-25.
- [10] KOH J, CHAUDHARY V, DHILLON G. Disc herniation diagnosis in MRI using a CAD framework and a two-level classifier [J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2012, 7(6): 861-869.
- [11] RIESTRA-GONZ M, PAULE-RUIZ M D, ORTIN F. Massive LMS log data analysis for the early prediction of course-agnostic student performance [J]. *Comput Educ*, 2020, 163(1): 104108.
- [12] TSAI M D, JOU S B, HSIEH M S. A new method for lumbar herniated intervertebral disc diagnosis based on image analysis of transverse sections [J]. *Comput Med Imaging Graph*, 2020, 26(6): 369-380.
- [13] GHOSH S, RAJA S A, CHAUDHARY V, et al. Composite features for automatic diagnosis of intervertebral disc herniation from lumbar MRI [C]//2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE, 2011: 5068-5071.
- [14] ZHANG X, XU Y, ABEL A K, et al. Visual speech recognition with lightweight psychologically motivated gabor features [J]. *Entropy*, 2020, 22(12): 1367.
- [15] CHAMARTHY P, STANLEY G, CIZEK G, et al. Image analysis techniques for characterizing disc space narrowing in cervical vertebrae interfaces-science direct [J]. *Comput Med Imaging Graph*, 2004, 28(1-2): 39-50.
- [16] 蒋礼青, 胡振宇, 方媛. 基于鲸鱼优化算法的贝叶斯分类器研究与应用 [J]. *电信工程技术与标准化*, 2021, 34(1): 86-92.
- [17] JIANG L Q, HU Z Y, FANG Y. Research and application of Bayesian classifier based on whale optimization algorithm [J]. *Telecommunications Engineering Technology and Standardization*, 2021, 34(1): 86-92.
- [18] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. *IEEE Trans Pattern Anal*, 2015, 39(6): 1137-1149.
- [19] 姜策, 胡岸明, 何为. 基于卷积神经网络的车牌定位算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(2): 021010.
- [20] JIANG C, HU A M, HE W. License plate location algorithm based on convolutional neural network [J]. *Laser and Optoelectronics Progress*, 2020, 57(2): 021010.
- [21] 王黎, 陆慧娟, 叶敏超, 等. Faster R-CNN的癌症影像检测方法 [J]. *中国计量大学学报*, 2018, 29(2): 136-141.
- [22] WANG L, LU H J, YE M C, et al. Faster R-CNN cancer image detection method [J]. *Journal of China Jiliang University*, 2018, 29(2): 136-141.
- [23] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]//IEEE ICCV. Washington: IEEE Computer Society, 2015: 1440-1448.
- [24] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. *IEEE Trans Pattern Anal*, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [25] 姜润东, 陈俊彪, 侯宏花, 等. 基于深度卷积神经网络的细胞分类新方法 [J]. *测试技术学报*, 2019, 33(6): 509-515.
- [26] LOU R D, CHEN J B, HOU H H, et al. A new method of cell classification based on deep convolutional neural network [J]. *Journal of Test Technology*, 2019, 33(6): 509-515.
- [27] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//2016 IEEE CVPR. IEEE, 2016.
- [28] 姜晓佳, 高树辉. 基于改进卷积神经网络的毛发显微图像自动分类 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(23): 231002.
- [29] JIANG X J, GAO S H. Automatic classification of hair microscopic images based on improved convolutional neural network [J]. *Laser and Optoelectronics Progress*, 2019, 56(23): 231002.

(编辑:陈丽霞)