

Faster RCNN 和 LGDF 结合的肝包虫病 CT 图像病灶分割 *

刘志华¹, 王正业¹, 李丰军², 严传波²

(1.新疆医科大学 公共卫生学院, 新疆 乌鲁木齐 830011; 2.新疆医科大学 医学工程技术学院, 新疆 乌鲁木齐 830011)

摘要: 针对人工阅片工作量大、阅片质量不佳且容易出现漏检、错判等问题, 将 Faster RCNN 目标检测模型应用于肝包虫病 CT 图像的检测, 并对目标检测模型进行改进: 基于图片分辨率低、病灶大小不同的特点, 使用网络深度更深的残差网络(ResNet101)代替原来的 VGG16 网络, 用以提取更丰富的图像特征; 根据目标检测模型得出的病灶坐标信息引入 LGDF 模型进一步对病灶进行分割, 从而辅助医生更高效的诊断疾病。实验结果表明, 基于 ResNet101 特征提取网络的目标检测模型能够有效提取目标的特征, 检测准确率相比原始检测模型提高 2.1%, 具有较好的检测精度。同时, 将病灶坐标信息引入 LGDF 模型, 相比于原始的 LGDF 模型更好地完成了对肝包虫病病灶的分割, Dice 系数提高了 5%, 尤其对多囊型肝包虫病 CT 图像的分割效果较好。

关键词: faster RCNN; LGDF; 深度学习; 目标检测; 病灶分割

中图分类号: TN911.73; TP751.1

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.200923

中文引用格式: 刘志华, 王正业, 李丰军, 等. Faster RCNN 和 LGDF 结合的肝包虫病 CT 图像病灶分割[J]. 电子技术应用, 2021, 47(7): 33–37, 43.

英文引用格式: Liu Zhihua, Wang Zhengye, Li Fengjun, et al. CT image segmentation of liver hydatid disease based on Faster RCNN and LGDF[J]. Application of Electronic Technique, 2021, 47(7): 33–37, 43.

CT image segmentation of liver hydatid disease based on Faster RCNN and LGDF

Liu Zhihua¹, Wang Zhengye¹, Li Fengjun², Yan Chuanbo²

(1. College of Public Health, Xinjiang Medical University, Urumqi 830011, China;

2. College of Medical Engineering Technology, Xinjiang Medical University, Urumqi 830011, China)

Abstract: In view of the large workload of manual image reading, poor image reading quality, and prone to missed inspections and wrong judgments, in this paper, the faster RCNN target detection model is applied to the detection of hepatic echinococcosis CT images. And the target detection model is improved: based on the characteristics of low image resolution and different lesion sizes, the residual network with deeper network depth(ResNet101) is used to replace the original VGG16 to extract richer image features; according to the coordinate information of the lesion obtained by the object detection model, the LGDF model is introduced to further segment the lesion to assist doctors in diagnosing the disease more efficiently. The experimental results show that the object detection model based on the ResNet101 feature extraction network can effectively extract the features of the target, and the detection accuracy is 2.1% higher than the original detection model, and it has better detection accuracy. At the same time, the coordinate information of the lesion is introduced into the LGDF model. Compared with the original LGDF model, the segmentation of hepatic hydatid lesions is better completed, the Dice coefficient is increased by 5%, and the segmentation effect is better especially for the multi cystic liver hydatidosis CT image.

Key words: faster RCNN; LGDF; deep learning; object detection; lesion segmentation

0 引言

肝包虫病(Hepatic Echinococcosis, HE)又称棘球蚴病, 是一种人畜共患寄生虫病, 主要流行于畜牧业发达地区^[1-3]。肝包虫病患者在患病初期无特异性的症状及体征, 随着包囊的生长, 患者出现临床症状, 引起自身机体的感染并发生一些并发症, 其中部分并发症可能危及患

者生命, 需要医生的及时诊断和紧急干预^[4-5]。医学影像学检查是诊断疾病的一种方式, 能够为患者的病情提供有用的信息, 对于肝包虫病的影像学诊断是由医生查看拍摄的 CT 图片诊断患者是否发生疾病。随着影像设备的更新和发展, 医院每天产出大量的医学图片, 医生阅片时容易发生视觉疲劳现象, 往往出现诊断效率低下、漏检、误判等问题。因此, 本文基于目标检测方法实现肝包虫病病灶的检测, 从而辅助医生智能诊断疾病。

* 基金项目: 国家自然科学基金(81560294)

随着计算机视觉的发展,深度学习方法特别是卷积神经网络(Convolutional Neural Networks,CNN)在计算机视觉领域上取得显著成果,同时基于卷积神经网络的基础结构,衍生出了许多应用于图像分类、目标检测和分割的网络。2014年GIRSHICK R^[6]将深度学习方法应用于目标检测中,提出了R-CNN模型,是深度学习应用于目标检测的开山之作;2015年GIRSHICK R和HE K^[7]提出Faster RCNN模型,增加了Region Proposal Networks(RPN)网络,使用网络生成候选区域,实现端到端训练。随着卷积神经网络技术的发展,越来越多的研究者将卷积神经网络应用于医学图像目标检测。如卞景帅等人^[8]针对结核杆菌尺度小的问题,提出一种重叠子图划分策略应用于Faster RCNN网络解决小目标检测问题,取得了较好的检测结果;王黎等人^[9]通过添加卷积层、调试网络超参数等方法,提高了Faster RCNN网络对癌症影像检测的精度,提高了诊断效率;Ma Shaolong等人^[10]将Faster RCNN网络和ResNet50及VGG16结合检测颈脊髓MRI病变,其检测平均精度分别为88.6%和72.3%,在某种程度上,可以帮助放射科医生和脊柱外科医生的诊断;Liu Bin等人^[11]使用新的损失函数及较大的锚点改进Faster RCNN目标检测模型来检测膝关节骨性关节炎病変,平均精度接近0.82,可作为临床应用的计算机辅助诊断工具。针对上述研究结果,本文将Faster RCNN网络应用于肝包虫病CT图像的目标检测,使用两种特征提取网络提取图像的特征,并通过数据增强方法增加样本量,最后根据病灶的坐标点信息进一步分割病灶,从而辅助医生更高效地诊断疾病。

1 Faster RCNN 基本结构与原理

Faster RCNN是在Fast RCNN网络的基础上增加了一个区域建议网络(Region Proposal Networks,RPN),通过RPN网络生成候选区域,相比于传统的Selective Search、Edge Boxes等方法,有明显的速度提升^[7]。卷积神经网络将整个图像作为网络的输入,通过多层卷积设计特征,能够更好地提取特征,增强图像的特征表达能力。常见的

CNN模型有AlexNet、LeNet、VGG16、ResNet等,本文选择VGG16^[12]和ResNet101网络进行图像的特征提取。VGG网络是在AlexNet基础上做了改进,整个网络使用同样大小的3×3卷积核,通过逐渐增加卷积核数量来加深网络。然而VGG网络在达到一定深度后,训练效果反而变差。基于VGG网络的缺点,HE K等^[13]提出了深度残差网络,ResNet网络是每隔几层进行跳跃连接,不产生额外的参数,不增加计算复杂度,在优化较深层模型时更为简单。Faster RCNN网络结构图如图1所示。

2 LGDF模型

局部高斯分布拟合(Local Gaussian Distribution Fitting,LGDF)模型,是经典的基于水平集活动轮廓模型的分割算法之一^[14]。LGDF模型利用局部图像灰度均值和方差信息构造能量泛函,能量泛函由局部图像轮廓内外的高斯分布拟合项和正则项构成,拟合项驱使演化曲线向目标轮廓演化,正则项则保持演化曲线的光滑度以及避免重新初始化水平集函数^[15],LGDF模型表达式如下:

$$\begin{aligned} E^{\text{LGDH}}(\phi, \mu_1, \mu_2, \sigma_1, \sigma_2) = & - \int \left[\int \omega(x-y) \ln p_{1,x}(I(y)) H_\varepsilon(\phi(y)) dy \right] dx - \\ & \int \left[\int \omega(x-y) \ln p_{2,x}(I(y)) (1-H_\varepsilon(\phi(y))) dy \right] dx + \\ & \mu \int_{\Omega} \delta_\varepsilon(\phi) |\nabla \phi| dx + v \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx \end{aligned} \quad (1)$$

式中,第1、2项为局部图像轮廓内外高斯分布拟合项,后两项为长度项和惩罚项,共同构成正则项; μ 为长度项系数, v 为距离惩罚项系数, ϕ 为水平集函数, ∇ 为哈密顿算子, $\nabla \phi$ 是 ϕ 的梯度, $I(y)$ 为输入图像的灰度值, $\omega(x-y)$ 为窗函数, $p_{i,x}(I(y))$ 为概率密度函数, $H_\varepsilon(\phi(y))$ 和 $\delta_\varepsilon(\phi)$ 分别为Heaviside函数、Dirac函数的正则化形式。其中窗函数和概率密度函数表达式分别如式(2)、式(3)所示:

$$\omega(x-y) = \begin{cases} \frac{1}{a} e^{-\frac{|x-y|^2}{2a^2}} & |x-y| \leq \rho \\ 0 & |x-y| > \rho \end{cases} \quad (2)$$

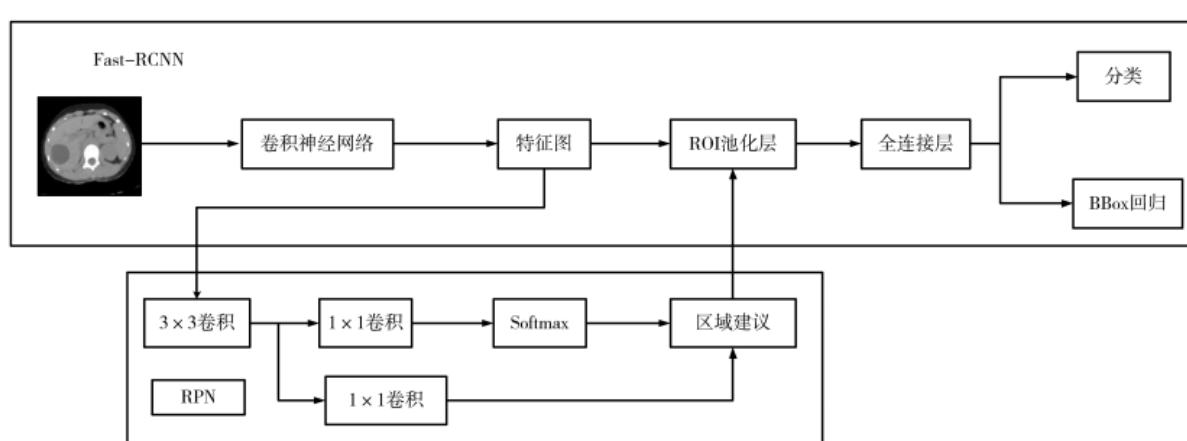


图1 Faster RCNN 网络结构图

式中, a 为常数, $|x-y|$ 为像素距离, σ^2 为局部灰度方差, ρ 为窗函数半径。

$$p_{i,x}(I(y)) = \frac{1}{2\pi\sigma_i(x)} e^{-\frac{(I(y)-\mu_i(x))^2}{2\sigma_i(x)^2}}, \quad i=1, 2 \quad (3)$$

式中, $\mu_1(x), \mu_2(x)$ 为局部图像轮廓内外灰度均值, $\sigma_1(x)^2, \sigma_2(x)^2$ 分别为局部图像轮廓内外灰度方差。

通过最小化能量方程(1), 可得到水平集演化方程, 表达式如下:

$$\begin{aligned} \frac{\partial\phi}{\partial t} = & -\delta_\varepsilon(\phi)(b_1-b_2)+\mu_\varepsilon\delta(\phi)\operatorname{div}\left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right)+ \\ & v\left(\Delta\phi-\operatorname{div}\left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right)\right) \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $\operatorname{div}(\cdot)$ 为散度算子, 且有:

$$b_1 = \int_{\Omega} \omega(x-y) \left(\ln(\sigma_1(y)) + \frac{(I(x)-\mu_1(y))^2}{2\sigma_1(y)^2} \right) dy \quad (5)$$

$$b_2 = \int_{\Omega} \omega(x-y) \left(\ln(\sigma_2(y)) + \frac{(I(x)-\mu_2(y))^2}{2\sigma_2(y)^2} \right) dy \quad (6)$$

3 数据预处理

在放射科医师的指导下, 本文选取单囊型和多囊型肝包虫病 CT 图像应用于实验研究, 实验数据均来自新疆医科大学各附属医院放射科。由于图像摄片时各种噪声的干扰造成图像质量下降、清晰度不高等, 本实验对肝包虫病 CT 图像进行了一系列预处理操作:(1)对图像进行归一化处理, 进一步对图像进行灰度转换以减少后续计算量;(2)使用改进的中值滤波算法^[16-17]对肝包虫病 CT 图像进行去噪;(3)使用翻转的方法对肝包虫病 CT 图像进行数据增强操作。本文实验数据共 3 000 张肝包虫病 CT 图片, 图片尺寸为 500×500。

4 评价准则

为了定量评价模型的性能, 采用平均精度(Average Precision, AP)、均值平均精度(mean Average Precision, mAP)作为评价指标。

4.1 精确率、召回率

精确率、召回率的计算依赖于正确检测(TP)、错检(FP)、漏检(FN)3 个参数, 其混淆矩阵如表 1 所示。

表 1 混淆矩阵

预测值	真实值	
	Positive	Negative
Positive	True Positive(TP)	False Positive(FP)
Negative	False Negative(FN)	True Negative(TN)

精确率计算公式如式(7)所示:

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP}+\text{FP}} \times 100\% \quad (7)$$

召回率计算公式如式(8)所示:

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP}+\text{FN}} \times 100\% \quad (8)$$

4.2 平均精度

AP 是评价模型性能的重要指标, 一个模型在不同

的 R 下能保持较高的 P , 则 AP 值就越高, 模型对此类检测的表现较好, 计算公式如下:

$$\text{AP} = \int_0^1 P(R) dR \quad (9)$$

式中, P 为精确率, R 为召回率。

4.3 均值平均精度

mAP 是所有类别的平均精度的均值, 计算公式如下:

$$\text{mAP} = \frac{\sum_{i=1}^{N_c} \text{AP}_i}{N_c} \quad (10)$$

式中, N_c 为检测类别数, AP 能综合考虑精确率和召回率两方面的影响, 以精确率为纵轴、召回率为横轴可以得到 PR 曲线。

5 实验结果与分析

5.1 实验平台和参数设置

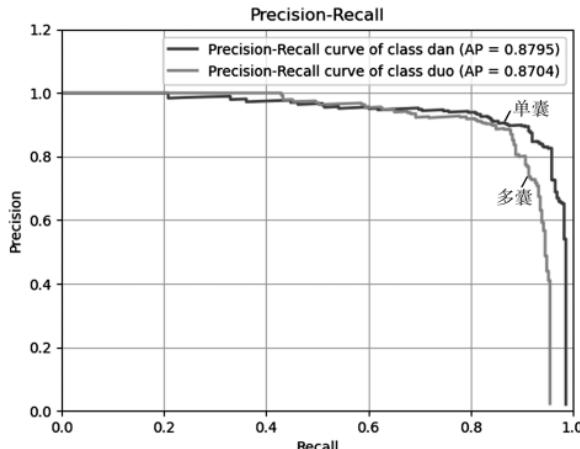
本实验的实验操作平台为 Ubuntu18.04 计算机, Intel Core i7-7700k CPU@ 4.20 GHz, NVIDIA GeForce GTX 1080TiGPU, 深度学习框架为 TensorFlow。一些参数设置为: 迭代次数设置为 2 000 次, 学习率为 0.001, batch_size 为 256, 学习率的衰减系数和动量项分别为 0.1 和 0.9, NMS 阈值为 0.7, 置信度阈值为 0.8。

5.2 目标检测模型识别结果

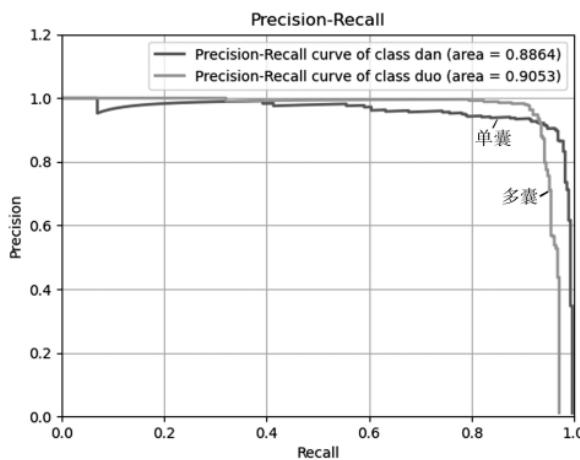
本实验目标检测模型的检测结果使用平均精度、PR 曲线等评价指标进行模型性能评价。模型 PR 曲线如图 2 所示, 模型性能评价结果见表 2。图 2(a)表示基于 VGG16 特征提取网络的目标检测模型在肝包虫病两类中的 PR 曲线, 图 2(b)表示基于 ResNet101 特征提取网络的目标检测模型在肝包虫病两类中的 PR 曲线。图 2 中, “单囊”线代表单囊型肝包虫病的 PR 曲线, “多囊”线代表多囊型肝包虫病的 PR 曲线。

由表 2 可知, 使用 ResNet101 网络代替原来的 VGG16 网络作为特征提取网络, 综合平均识别率提高了 2.1%, 由原来的 0.875 提高至 0.896; 同时对于两种类型肝包虫病 CT 图像的平均识别率均有所提高, 尤其是对于多囊型肝包虫病 CT 图像的平均识别率提高了 3.5%, 由 0.870 提高至 0.905。

由图 2 可知, 图 2(b)中两类肝包虫病的 PR 曲线均在图 2(a)两类肝包虫病 PR 曲线的上方, 因此基于 ResNet101 特征提取网络的 Faster RCNN 目标检测模型具有较好的检测精度。图 2(a)中的两条 PR 曲线均低于图 2(b)中的两条 PR 曲线, 随着召回率(Recall)的增加, 图 2(a)的精确率(Precision)快速下降, 而图 2(b)仍能保持较高的 Precision。在单囊型和多囊型两类上的 PR 曲线表明, 随着迭代次数的增加, 基于 ResNet101 特征提取网络的目标检测模型能够有效提取目标的特征, 因此在这两类上具有较好的检测精度。图 3 所示为模型对两类肝包虫病 CT 图像的检测结果。图 3(a)为单囊型肝包虫病 CT 图像检测结果, 图 3(b)多囊型肝包虫病 CT 图像检测



(a)VGG16 网络 PR 曲线



(b)ResNet101 网络 PR 曲线

图 2 模型 PR 曲线

表 2 模型对肝包虫病 CT 图像的平均识别率

目标检测模型	AP		mAP
	单囊型	多囊型	
Faster RCNN(VGG16)	0.880	0.870	0.875
Faster RCNN(ResNet101)	0.886	0.905	0.896

结果。

5.3 病灶坐标信息

基于 Faster RCNN 目标检测模型检测结果可得到病灶矩形框的两个坐标点, 根据中点公式可得病灶中点坐标, 部分图片坐标信息如表 3 所示。

5.4 病灶分割结果

LGDF 模型进行图像分割时, 选取的轮廓不合适会造成分割失败, 针对此问题, 本文采用 Faster RCNN 模型检测出的病灶信息作为 LGDF 模型的初始轮廓, 避免算法曲线演化过程中不是收敛于全局最优而是陷入局部最小值, 这一步骤提高了水平集算法的精度。本文使用准确率和文献[18]中的 Dice 系数作为病灶分割精度的评价指标, 迭代时间作为分割效率的评价指标, Dice 相似性系数定义如下:

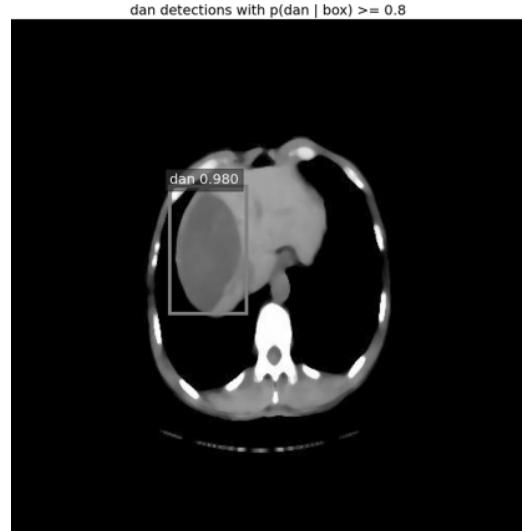


图 3 模型检测结果

表 3 部分图片坐标信息

图片名称	000016.JPG	000018.JPG	000092.JPG
坐标点	(141,149)	(189,117)	(153,161)
	(233,288)	(236,167)	(228,285)
中心点	(187,218.5)	(212.5,142)	(190.5,223)

$$\text{Dice} = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (11)$$

式中, $|A|$ 表示真实轮廓区域的像素个数, $|B|$ 表示实际分割轮廓区域的像素个数, $|A \cap B|$ 表示 A 与 B 交集区域的像素个数。Dice 相似性系数值越大, 表示分割结果越好, 分割精度越高。

对于肝包虫病 CT 图像病灶的分割, 本文将原始的 LGDF 模型与基于病灶坐标信息的 LGDF 模型进行比较, 实验比较结果如图 4、图 5 所示, 同时对分割算法的评价指标结果如表 4 所示。

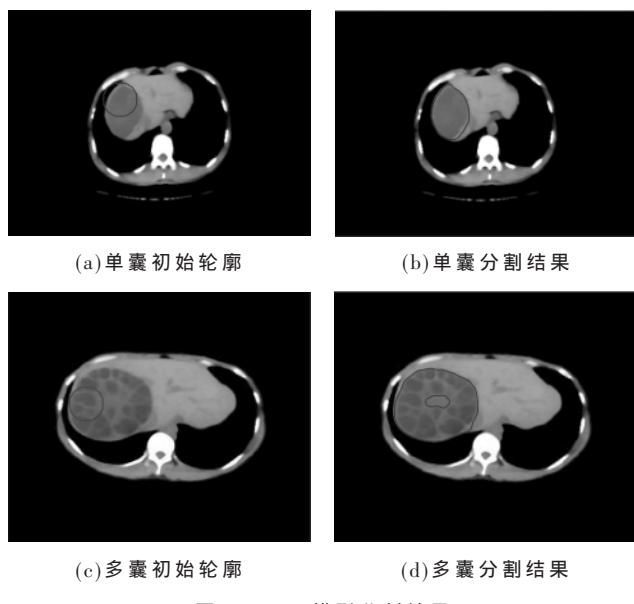


图 4 LGDF 模型分割结果

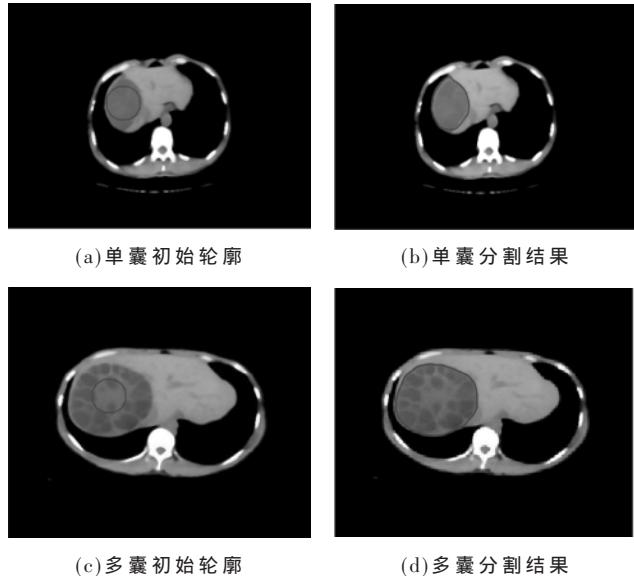


图 5 本文方法分割结果

表 4 模型分割性能评价指标

项目	单囊型		多囊型	
	LGDF 模型	本文方法	LGDF 模型	本文方法
Dice 系数	0.900 8	0.951 9	0.892 1	0.947 7
准确率	0.847 6	0.955 0	0.834 1	0.974 5
迭代时间/s	30.97	8.90	116.60	65.68

从图 4 可以看出,针对模型的初始轮廓,原始的 LGDF 模型单囊型肝包虫病 CT 图像分割结果较好,存在小程度的过分割现象,对于多囊型肝包虫病 CT 图像,分割结果不理想,存在过分割和欠分割现象。而由图 5 可知,基于病灶坐标信息的 LGDF 模型对两种类型的肝包虫病 CT 图像分割结果较好,同时从表 4 分割性能评价指标可以看出,对于两种类型的病灶分割,本文分割方法

的 Dice 系数和准确率均高于原始的 LGDF 模型,Dice 系数均提高了 5%。对于多囊型的肝包虫病 CT 图像病灶分割,本文分割方法的准确率相比于原始的 LGDF 模型提高了 14.04%,说明本文分割方法对多囊型肝包虫病 CT 图像病灶分割效果较好。从表 4 中迭代时间可以看出,本文分割方法运行时间低于原始的 LGDF 模型,算法分割性能较好。

6 结论

本文将 Faster RCNN 网络应用于肝包虫病 CT 图像的目标检测,使用 ResNet101 网络代替 VGG16 作为特征提取网络提取图像的特征,实验结果表明基于 ResNet101 特征提取网络的目标检测模型能够有效提取目标的特征,在两类肝包虫病 CT 图像的检测上具有较好的检测精度,模型检测准确率达到了 89.6%,可以辅助医生诊断疾病,减少漏检、错检的发生,从而做到早发现、早诊断、早治疗。然后,根据目标检测模型检测出的病灶坐标点信息引入 LGDF 模型进一步分割病灶,基于病灶坐标信息的分割方法,在 Dice 系数及准确率评价指标上均高于原始的 LGDF 模型,迭代时间也低于原始的 LGDF 模型,因此,该方法对肝包虫病 CT 图像具有较好的分割结果,分割性能较好,可以进一步辅助医生更高效地诊断疾病。

参考文献

- [1] 杜燕,李书兵.超声对肝包虫病的筛查及诊断价值[J].临床超声医学杂志,2019,21(12):957-958.
- [2] 刘志华,李丰军,严传波.卷积神经网络在肝包虫病 CT 图像诊断中的应用[J].电子技术应用,2019,45(11):17-20.
- [3] Xin Shenghai, Shi Huabei, JIDE A, et al. Automatic lesion segmentation and classification of hepatic echinococcosis using a multiscale-feature convolutional neural network[J]. Springer Berlin Heidelberg, 2020, 58(10):619-668.
- [4] GRECO S, CANNELLA R, GIAMBELLUCA D, et al. Complications of hepatic echinococcosis: multimodality imaging approach[J]. Springer Berlin Heidelberg, 2019, 10(1):0805.
- [5] 王佳,李辉,马进,等.CT 联合 MRCP 诊断肝包虫病胆道并发症的价值[J].放射学实践,2020,35(9):1132-1137.
- [6] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]. 2014 27th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2014), Columbus, Ohio, 2014: 580-587.
- [7] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6):1137-1149.
- [8] 卞景帅,卢家品,罗月童,等.基于 Faster-RCNN 的结核杆菌自动检测方法研究与应用[J].图学学报,2019,40(3): (下转第 43 页)

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所