论著

基于改进3D U-net的CT 肺部影像Covid-19感染 区域自动检测研究*

曾雷雷 陈利红² 杨 帆^{2,*} 缪月红² 吴裕慧³ 雷平贵^{3,*}

- 1.贵州医科大学大健康学院
- (贵州 贵阳 550025)
- 2.贵州医科大学生物与工程学院 (贵州贵阳 550025)
- 3.贵州医科大学附属医院医学影像科 (贵州贵阳 550004)

【摘要】目的研究基于改进3D U-net和计算机断 层扫描(CT)的新型冠状病毒2019 (Covid-19)对肺部 感染区域的自动检测算法。方法 本文Covid-19病人 数据来自Covid-19 Lung CT Lesion Segementation Challenge-2020挑战赛,其中共199例Covid-19(RT-PRC)检测为阳性病例,被划分为训练集(n = 160)和 验证集(n = 39),测试集(n = 50)来自公开的MosMed 新冠肺炎数据集;同时选取NSCLC数据集作为肺部 分割训练集(n = 78),以及选取Covid-19-CT-Seg 数 据集作为测试集(n = 20);本研究在3D U-net的基 础上集成注意力机制,提出一种改进的3D U-net网 络模型用于Covid-19患者的肺部感染区域的检测, 并采用Dice系数、敏感性和特异性指标评估模型的 检测能力。结果 所提方法在公开的MosMed新冠肺 炎数据集上取得0.53的Dice系数、0.74的敏感性、 0.99的特异性。结论 所提方法相比于最新算法在肺 部感染区域自动检测上有更高的精度,有助于医生 更好的掌握Covid-19对肺部的整体感染情况。

【关键词】Covid-19; 肺部感染区域检测; CT; 深 度学习; 注意力机制; 计算机辅助诊断 【中国分类号】R197.39

【文献标识码】A

【基金项目】 贵州省普通高等学校青年科技人才成 长项目[黔教合KY字[2021]180]; 贵州省科技计划项目 [黔科合基础-ZK[2021]一般478]; 贵州省科技厅科技支撑计划 (黔科合支撑[2020]4Y193号); 2020年省级大学生创新创业训练计划 项目(S202010660027)

DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2023.05.012

Research on Automated Detection of Covid-19 Infection Area in CT Lung Images Based on Improved 3D U-net*

ZENG Lei-lei¹, CHEN Li-hong², YANG Fan^{2,*}, MIAO Yue-hong², WU Yu-hui³, LEI Ping-gui^{3,*}.

1. School of Big Health, Guizhou Medical University, Guiyang 550025, Guizhou Province, China

- 2.School of Biology & Engineering, Guizhou Medical University, Guiyang 550025, Guizhou Province, China
- 3.Department of Radiology, the Affiliated Hospital of Guizhou Medical University, Guiyang 550004, Guizhou Province, China

ABSTRACT

Objective Corona Virus Disease 2019 (Covid-19) automatic detection algorithm for lung infection area was researched based on improved 3D U-net and computer tomography (CT). **Material and methods** In this article, the Covid-19 patient data is selected from the Covid-19 Lung CT Lesion Segementation Challenge-2020 Challenge. A total of 199 Covid-19 (RT-PRC) cases were detected as positive cases which divided into the training set (n = 160) and the validation set (n = 39). The test set (n = 50) was selected from the publicly available MosMed Covid-19 dataset. Meanwhile, NSCLC dataset was selected as the training set (n = 78) of lung segmentation, and selected the Covid-19-CT-Seg dataset as test set (n = 20). This research integrates the attention mechanism on the 3D U-net, and proposes an improved 3D U-net network model for the lung infection area of Covid-19 patients. The Dice coefficient, sensitivity and specificity were used for model evaluation. **Results** The proposed method achieved a Dice coefficient of 0.53, a sensitivity of 0.74, and a specificity of 0.99 on the MosMed dataset. **Conclusion** Compared with the latest algorithm, the proposed method has a greater accuracy in the automated detection of lung infections, which is helpful for the doctors better grasp the whole lung infection of Covid-19.

Keywords: Covid-19; Lung Infection Area Detection; CT; Deep Learning; Attention Mechanism; Computer-Aided Diagnosis

新型冠状病毒肺炎(Coronavirus disease 2019, Covid-19)是由一种严重急性呼吸系 统综合症冠状病毒(severe acute resporatory syndrome coronavirus, SARS-CoV-2)所 引起的疾病,该疾病传染性极强,并在很短的时间内扩散至全世界^[1]。感染Covid-19的 患者会出现致急性呼吸道疾病,甚至出现致命的急性呼吸窘迫综合症(acute respiratory distress syndrome, ARDS),且发病率高达29%^[2]。当前针对Covid-19的检测的金标准 是通过逆转录聚合酶链反应(reverse transcription polymerase Chain, RT-PCR)进行测 试^[3],尽管该金标准具有很高的特异性,但其同时具有很高的假阴性率^[4],在实际的应用 中容易丢失可能患有Covid-19的患者的概率极大,并不能很好的起到对Covid-19检测的 作用。因此,计算机断层扫描(computed tomography, CT)成像被用作RT-PCR的进一步 检测工具,并且被证明是有效且适用的^[5]。虽然CT具有更高的敏感性,但其效率不高,即 使是经验丰富的放射科医生也需要大约21.5分钟分析每个病例^[6],因此急需能够自动检测 新型冠状病毒肺部感染区域的系统,减轻医护人员的工作量。

随着人工智能(attificial intelligence,AI)技术的快速发展,深度学习方法被证实是 一种有效的可应用于医学图像分析以帮助医生快速定位病灶的方法^[7-9]。图像分割是评 估和定量Covid-19的重要步骤,通过分割得到Covid-19肺部感染区域,可以供研究人员 进行更深层次的分析以及诊断治疗。目前大量研究人员提出针对Covid-19肺部感染区域 的自动分割方法,Fan等^[10]提出了一种基于CT切片肺部感染分割网络Inf-Net,以及一种 基于随机选择为传播策略的半监督分割框架,取得较好分割效果。Gao等人^[11]提出DCN (Dual-branch combination network, DCN)网络针对Covid-19进行诊断和病变分割, 并提出了一种病变注意力机制提高网络对小病灶CT图像的敏感性。Wu^[12]等人设计了-种新颖的联合分类和分割的诊断系统以达到Covid-19 CT图像肺部感染区域实时分割的 目的,该系统在分类测试集上取得了95.0%的敏感性和93.0%的特异性,在分割测试集 上达到了78.5的Dice。虽然大多数研究结果令人鼓舞,但遗憾的是目前多数研究者的研 究是在CT 图像的二维切片下进行的,而CT图像本身是三维数据。三维CT图像的研究更 能捕获肺部感染区域在3维的空间特性,提供更高的特异性以及敏感性。由于Covid-19 肺部感染区域属于小范围感染区域尤其在病情初期感染区域极不明显,以往研究人员通 常使用注意力机制来只关注可能发生病变的区域以达到提高分割精度的目的,但是其效 果受数据集的大小以及标签标注信息的限制,这在小数据或者数据标注信息较少的数据 中很容易导致其忽略上一层编码层的信息,而出现不同程度的信息丢失,以致于甚至比 没使用注意力机制的网络效果更差。

因此本文提出一种改进的注意力门(attention gate, AG)^[13]机制ACMI (attention

【第一作者】曾雷雷,男,本科生,主要研究方向:医学图像处理及人工智能。E-mail:2258992100@qq.com 【通讯作者】杨 帆,男,副教授,主要研究方向:医学图像处理及人工智能。E-mail:yangfan0404@126.com 雷平贵,男,副主任医师,主要研究方向:医学影像诊断与人工智能。E-mail:pingguilei@foxmail.com channel more information, ACMI)结构以弥补由于注意力机制 导致信息缺失的问题,并将其集成于3D U-net^[14]形成ACMI U-net (attention channel more information U-net)网络用于Covid-19 的肺部感染区域分割。

1 材料与方法

1.1 主要材料本文采用的数据集来源自Covid-19 Lung CT Lesion Segementation Challenge-2020^[15]挑战赛,其中训练集 160例,验证集39例,测试集50例来自俄罗斯莫斯科市政府医院 公开的MosMed^[16]新冠肺炎数据集。另外检测感染区域还需要对 肺部进行分割,78例NSCLC^[17]的肺部数据集被用于肺部分割模型 训练,20例Covid-19-CT-Seg^[18]数据集作为肺部分割测试集。

1.2 方法

1.2.1 主要算法流程 本文方法主要基于3D U-net 网络,并在3D U-net中集成通道注意力机制的ACMI注意力模块,在肺部感染区域分割过程中能够抑制无效区域影响并突出有效区域,弥补因数据集有限或者标注信息过少使得注意力机制丢失部分信息的问题。本文算法首先通过使用3D U-net训练一个肺部分割的模型,随后将肺部分割后的数据送入ACMI U-net 网络进行训练,图1显示了本文分割主要算法流程。

1.2.2 ACMI U-net网络结构 本文模型采用3D U-net网络模型, 3D U-net分为编码部分与解码部分,在解码部分集成ACMI注意力 模块形成ACMI U-net网络。模型在编码部分主要由卷积层、激活 层、下采样层等模块构成,解码部分主要由卷积层、上采样层、 ACMI注意力机制等模块构成,图2和图3分别显示了ACMI U-net 的基本框架以及ACMI注意力模块。输入为经过肺部分割的胸部 CT扫描图像,整个网络除了ACMI注意力模块中部分卷积模块以 及最后一层卷积模块卷积核大小为1像素×1像素×1像素,其余 卷积层模块的卷积核大小均为3像素×3像素×3像素,并且所有 卷积模块的步长(stride)为1,补零(padding)为1;同时在卷积模 块后使用PRleu(parametric rectified linear unit, PRelu)^[19]线 性整流激活函数代替Relu(rectified linear unit, Relu)激活函数 以达到自适应的学习矫正线性单元的参数,增加网络的非线性, 提高准确率。网络模型中下采样使用最大值池化,大小为2像素 ×2像素×2像素,上采样使用最近邻插值算法,扩大倍数为2, 将图像在三个维度上扩大两倍恢复原来的图像大小; 然后通过最 后一层卷积将得到通道数为2的三维图像,最后通过归一化指数 函数(softmax)得到每一个像数值属于不同类别的概率后再取最大 值,得到最终输出图像。在整个模型中使用Dice Loss^[20]以及交叉 熵损失函数(cross entropy loss) 之和作为损失函数。

图3所示为ACMI注意力模块,主要为实现通道注意力的同时增加网络对上一层编码层信息的利用,目的是为了防止在数据集较少以及标注信息较少的情况下使用注意力机制出现部分信息丢失的问题。主要流程为在对编码层应用注意力机制时,将该编码层的信息与应用注意力机制后的结果进行图形信息的叠加,再通过卷积层将其中图像信息进行整合,供下一层的模块进行特征提取。

1.2.3 数据处理 将所有训练数据使用线性插值的方法重采样到统一的体素大小,然后对整个肺部划分成较小的补丁(patch)进行训练,每个Patch大小为192像素×192像素×16像素,随后进行随机仿射变换,随机反转,随机弹性形变,增加高斯噪声等数据增强操作以达到扩充数据集的目的,模拟真实Covid-19 CT扫描图可能出现的情况,以增强模型的泛化能力。

1.2.4 实施细节 首先使用3D U-net 对NSCLC数据集进行训练, 整个网络的Batch Size为2,整个训练数据迭代次数(Epoch)达 到500次后损失函数不再下降即停止训练。将得到训练后的肺 部分割模型应用于Covid-19 Lung CT Lesion Segementation Challenge-2020上进行肺部分割,然后把分割后的Covid-19胸部 CT扫描图输入ACMI-Unet网络模型中进行训练。在ACMI U-net网 络模型中,整个网络的Batch Size为2,整个训练数据集的迭代 次数为1000,初始学习率为0.01,使用Adam^[21]参数优化策略进 行权重参数优化,采用Poly Learing Rate Policy^[22]学习率下降策 略,衰减权重为1e-5,并使用自动混合精度进行训练,降低训练 成本提高训练速度。在模型测试期间,由于感染区域相对肺部较 小,因此采用滑动窗口进行预测,以此来达到识别不同比例和不 同位置的感染区域图像。整个实验采用深度学习平台为Pytorch 1.7.1,图像处理器(graphic processing unit,GPU)为英特尔至 强银牌4210*2 20核40线程2.2GHz,内存为128G,显卡为4块 Nvidia Geforce RTX 3090,总显存为96G。

1.2.5 数据评估方法 Dice系数、敏感性 (sensitivity)和特异性 (specificity)三个指标用来评价模型的分割效果,计算公式如下: Dice = 2TP / (2TP + FP + FN),敏感性 = TP / (TP + FN),特异性 = TN / (TN + FP),其中TP、TN、FP、FN分别代表真阳性、真阴 性、假阳性、假阴性。

2 结 果

2.1 肺分割及Covid-19感染区域分割 图4展示了经训练后的3D U-net肺部分割模型对本文训练集进行分割后的结果,从图中效果我们可以观察到整体分割效果较好,能够作为ACMI U-net训练数据使用,同时有助于提高ACMI U-net的分割准确率。图5展示本文算法对MosMed数据集的肺部以及感染区域分割结果,以及3D分割结果,具体如图5所示。图6展示了使用3D U-net、Semisupervised 3D U-net^[23]、本文ACMI U-net模型网络对MosMed数据集的分割结果,具体如图6所示。

2.2 统计结果 表1中比较了本文算法和3D U-net、Semisupervised 3D U-net以及CoSinGAN^[24]的分割指标结果,其中本 文方法在MosMed数据库50例测试集的Dice、敏感性、特异性系 数达到0.53、0.74、0.99。

3 讨 论

Covid-19肺部感染区域检测是对整个肺部感染情况以及后 续疗效评估的重要环节^[25]。本文方法建立在深度学习在医学影像 的广泛应用上,利用其自主学习的特性以及注意力机制能够抑制 无效区域突出有效区域的特点,提出一种改进的注意力机制模块 ACMI,该模块能够弥补由于注意力机制造成的部分信息丢失问 题,并将该模块与3D U-net网络模型结合形成ACMI U-net网络用 于Covid-19感染区域分割。在测试集上本文网络模型达到0.53的 Dice系数,0.74的敏感性,0.99的特异性,高于最新的方法。

从分割结果对比图中可以看出,是否集成ACMI注意力模块 是影响Covid-19分割精度的重要因素,并且对比采用弱监督框 架的方法与采用ACMI注意力机制模块的方法,ACMI U-net明 显优于采用弱监督框架的方法。另外所提方法分割指标相对于 3D U-net方法Dice系数提高了0.11,敏感性提高了0.18,相对 于Semi-supervised 3D U-net方法Dice系数提高了0.08,相对 于Semi-supervised 3D U-net方法Dice系数提高了0.08,敏感 性提高了0.08,相对于CoSinGAN算法在平均Dice系数上提高了 0.06。此外本文研究模型采用3D U-net分割肺部并将分割后的数 据送入ACMI U-net进行分割训练,主要为了避免非肺部区域对于 Covid-19的分割干扰,结果显示对于分割精度有一定提升。

然而本研究中存在数据集数量不足的问题,对于较小的感染 区域,带标签的数据集非常稀少,以往通常通过进行半监督训 练,扩充数据集,以此达到提升分割精度的问题,但是在本文 中,由于细微的感染区域特征分布模型学习的不够充分,因此 这种方法实际分割效果较差。虽然采用ACMI注意力模块结合3D U-net的方式对整体分割精度有较大的提升,但对于较小的感染 区域检测还需要收集更多的数据来提升模型精度。

综上所述,本文提出的改进的3D U-net模型实现了Covid-19 感染区域的自动检测,与3D U-net以及最新算法CoSinGAN相 比,具有更高的Dice系数、敏感性以及特异性。Covid-19肺部感 染区域自动检测算法的研究,有助于相关疾病计算机辅助诊断系 统的开发,帮助医生更好的掌握Covid-19对肺部的感染情况以及 制定治疗方案。



图1 Covid-19肺部感染区域分割主要流程。图2 ACMI U-net网络模型。图3 ACMI注意力机制, 其中X、Y、Z是来自图2中ACMI注意力模块。图4 3例病人肺部分割结果,其中3例患者均展示 横断面切片,红色部分为网络分割肺部结果。图5 肺部感染区域分割和3D可视化结果,其中 3D可视化部分为真实标签与预测标签重叠覆盖效果,绿色为模型预测部分,黄色部分为真实 标签,红色部分为肺部分割。



图6 不同方法肺部感染区域分割结果比较。

表1 不同模型的评估指标对比			
方法	Dice系数	敏感性	特异性
3D U-net	0.42	0.56	0.99
ACMI U-net(本文算法)	0.53	0.74	0.99
Semi-supervised 3D U-net	0.45	0.66	0.99
CoSinGAN	0.474	-	-

注:"—"表示结果未给出。

参考文献

- [1] Coronavirus Disease (COVID-19) Outbreak Situation. [EB/OL] [2020]. https:// www.who.int/emergencies/diseases/novel-coronavirus-2019.
- [2]Lin C K, Jan I S, Yu K L, et al. Rapid on-site cytologic evaluation by pulmonologist improved diagnostic accuracy of endobronchial ultrasoundguided transbronchial biopsy[J]. Journal of the Formosan Medical Association, 2020, 119 (11): 1684 - 1692.
- [3] Jenssen H B. China national health commission diagnosis and treat and treatment of pneumonitis caused by new coronavirus (Trial version 6). [EB/OL] [2020-9]. http://www.nhc.gov.cn/yzygj/s7653p/202002/8334a8326d d94d329df351d7da8ae%fc2.shtml
- [4] Ai T, Yang Z L, Hou H Y, et al. Correlation of Chest CT and RT-PCR testing for coronavirus disease 2019 (COVID-19) in China: A Report of 1014 Cases [J]. Radiology, 2020, 296 (2): 32-40.
- [5] Rubin G D, Ryerson C J, Haramati LB, et al. The role of Chest Imaging in patient management during the COVID-19 pandemic: a multinational consensus statement from the fleischner society[J]. Radiology, 2020, 296 (1): 172-180.
- [6] Huang Z, Zhao S, Li Z L, et al. The battle against coronavirus disease 2019 (COVID-19): emergency management and infection control in a radiology department[J]. Journal of the American College of Radiology, 2020, 17 (6): 710-716.
- [7]Litjens G, Kooi T, Bejnordi B E, et al. A survey on deep learning in medical image analysis [J]. Medical Image Analysis, 2017, 42:60-88.
- [8] Panayides A S, Amini A, Filipovic N D, et al. AI in Medical Imaging Informatics: Current Challenges and Future Directions [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2020, 24 (7): 1837-1857.
- [9] Bhattacharya S, Maddikunta P K R, Pham Q V, et al. Deep learning and medical image processing for coronavirus (COVID-19) pandemic: A survey[J]. Sustainable Cities and Society, 2021, 65: 102589.
- [10] Fan D P, Zhou t, Ji G P, et al. Inf-Net: Automatic COVID-19 lung infection segmentation from CT images [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2020, 39 (8): 2626-2637.

- [11] Gao K, Su J P, Jiang Z B, et al. Dual-branch combination network (DCN): Towards accurate diagnosis and lesion segmentation of COVID-19 using CT images [J]. Medical Image Analysis, 2021, 67.
- [12]Wu Y H, Gao S H, Mei J, et al. JCS: an explainable COVID-19 diagnosis system by ioint classification and segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 3113-3126.
- [13]Schlemper J, Oktay O, Schaap M, et al. Attention gated networks: Learning to leverage salient regions in medical images [J]. Medical Image Analysis, 2019, 53: 197-207.
- [14] Cicek O, ABDULKADIR A, THONMAS B, et al. 3D U-Net: learning dense volumetric segmentation from sparse annotation[J]. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), 2016, 9901: 424-432.
- [15]Blake G. CT images in COVID-19 [DB/OL]. The Cancer Imaging Archive, 2020 -12-10.
- [16] Morozov S P, Andreychenko A E, Pavlov N A, et al. MosMedData: chest CT scans with COVID-19 related findings dataset[J].medRxiv, 2020.
- [17] Johns Hopkins University. COVID-19 dashboard by the center for systems science and Eengineering (CSSE) at Johns Hopkins University (JHU) [DB/ 0L]. 2021-4-20.
- [18] Jun M, Cheng G E, Wang Y x, et al. COVID-19 CT lung and infection segmentation dataset [DB/OL]. Zenodo, 2020-4-20.
- [19] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Delving deep into rectifiers: surpassing human-level performance on imageNet classification [C]. In Proceedings of the 2015 IEEE International Conference onComputer Vision (ICCV) (ICCV 15), USA, 2105: 1026-1034.
- [20] Milletari F, Navab N, Ahmadi S H. V-Net: fully convolutional neural networks for volumetric medical image segmentation [C]. 2016 Fourth International Conference on 3D Vision (3DV), USA, 2016: 565 - 571.
- [21]Kingma D P, Jimmy B a. Adam: a Method for Stochastic Optimization [C]. 3rd International Conference on Learning Representations, SanDiego, CA, U SA, 2015.
- [22] Mishra P, Sarawadekar K. Polynomial learning rate policy with warm restart for deep neural network [C]. TENCON 2019 - 2019 IEEE Region 10 Conference (TENCON), India, 2019: 2087-2092.
- [23]Lee D. Pseudo-label: The simple and efficient semi-supervisedlearning method for deep neural networks[C]. Workshop on challenges in representation learning, ICML, USA, 2013, 3(2).
- [24] Zhang P, Zhong Y, Deng Y, et al. CoSinGAN: learning COVID-19 infection segmentation from a single radiological image[J]. Diagnostics (Basel), 2020, 10 (11): 901.
- [25]Kumar Singh V, Abdel-Nasser M, Pandey N, et al. LungINFseg: Segmenting COVID-19 Infected regions in lung CT images based on a Receptive-Field-Aware Deep Learning Framework [J]. Diagnostics. 2021, 11 (2): 158.

(收稿日期: 2021-09-25) (校对编辑: 孙晓晴)