

文章编号: 1671-7104(2023)04-0402-04

基于多尺度卷积的新型肺结节位置检测方法

【作者】 吴朦朦¹, 杜秋晨², 郭艺¹

1 火箭军特色医学中心, 北京市, 100088

2 北京航空航天大学, 北京市, 100191

【摘要】 **目的** 为了改善目前基于CT影像的肺结节位置检测方法准确性不高, 减少漏检或误检问题, 有效辅助影像科医生进行肺结节诊断。**方法** 提出一种基于多尺度卷积的新型肺结节位置检测方法。首先, 采用影像预处理方法消除肺部CT影像中的噪声和伪影现象; 其次, 选取相邻位置的多幅单帧CT影像拼接成多帧图像, 通过多尺度卷积改进的人工神经网络模型U-Net进行特征提取, 增强了对不同尺寸和形状肺结节的特征提取能力, 提高肺结节特征提取的准确性; 最后, 采用节点检测方法对U-Net训练过程的损失函数进行改进, 提高了肺结节位置检测准确性。**结果** 在LIDC-IDRI数据集上进行试验, 实验结果表明该方法对 ≥ 3 mm和小于3 mm的肺结节检测的准确性分别达到98.02%和96.94%。**结论** 该方法可有效提高CT图像序列的肺结节检测准确性, 能够较好满足肺结节诊断需求。

【关键词】 肺结节; CT影像序列; U-Net; 多尺度卷积

【中图分类号】 R318; TP391

【文献标志码】 A

doi: 10.3969/j.issn.1671-7104.2023.04.009

Novel Pulmonary Nodule Position Detection Method Based on Multiscale Convolution

【Writers】 WU Mengmeng¹, DU Qiuchen², GUO Yi¹

1 PLA Rocket Force Characteristic Medical Center, Beijing, 100088

2 Beihang University, Beijing, 100191

【Abstract】 **Objective** In order to improve the accuracy of the current pulmonary nodule location detection method based on CT images, reduce the problem of missed detection or false detection, and effectively assist imaging doctors in the diagnosis of pulmonary nodules. **Methods** Propose a novel method for detecting the location of pulmonary nodules based on multiscale convolution. First, image preprocessing methods are used to eliminate the noise and artifacts in lung CT images. Second, multiple adjacent single-frame CT images are selected to be concatenate into multi-frame images, and the feature extraction is carried out through the artificial neural network model U-Net improved by multi-scale convolution to enhanced feature extraction capability for pulmonary nodules of different sizes and shapes, so as to improve the accuracy of feature extraction of pulmonary nodules. Finally, using point detection to improve the loss function of U-Net training process, the accuracy of pulmonary nodule location detection is improved. **Results** The accuracy of detecting pulmonary nodules equal or larger than 3 mm and smaller than 3 mm are 98.02% and 96.94% respectively. **Conclusion** This method can effectively improve the detection accuracy of pulmonary nodules on CT image sequence, and can better meet the diagnostic needs of pulmonary nodules.

【Key words】 pulmonary nodules, CT image sequence, U-Net, multi-scale convolution

0 引言

近年来, 随着社会经济发展和生活节奏加快, 肺癌已成为发病率和死亡率最高的恶性肿瘤。根

据2021年世界癌症统计数据, 肺癌死亡病例为180万, 占有所有癌症死亡比例的18%, 远超其他癌症死亡病例数量。研究数据表明, 肺癌早期的生存率显著高于晚期的生存率, I期肺癌五年生存率高达87%, 而IV期肺癌仅有19%。因此, 早发现、早诊治是改善肺癌患者预后的有效措施。肺结节是肺癌早期的病变形式, 在影像学中检测肺癌通常会转化

收稿日期: 2022-06-22

作者简介: 吴朦朦, E-mail: 943444965@qq.com

通信作者: 郭艺, E-mail: wlandew@163.com

为检测肺结节，所以肺结节自动检测的相关研究在医学界引起了广泛的关注。

计算机断层扫描（computed tomography, CT）作为最常见的计算机辅助诊断技术用以展示肺结节病灶。传统诊断方式中，影像科医生结合个人经验根据CT影像做出诊断，工作任务繁重。随着人工智能技术的发展，自动化肺结节检测方法大量涌现，能够有效辅助影像科医生进行诊断^[1]。人工智能技术在医学影像处理中的实现方式是卷积神经网络，根据卷积神经网络在自动检测过程中的使用方式，可以将自动化肺结节位置检测方法分为两大类。第一类是传统影像处理方法与卷积神经网络方法相结合，首先利用阈值法、最大熵分割法及形态学方法等传统影像处理方法获得疑似的肺结节CT影像块，然后通过卷积神经网络方法对疑似影像块展开检测^[2-4]。此类方法对传统影像处理方法得到的CT影像块质量要求较高，否则卷积神经网络容易出现误检或漏检。第二类方法是用卷积神经网络检测整幅CT影像，采用U-Net、Faster-RCNN等神经网络模型，结合注意力机制和多尺度特征等改进方法从整幅CT影像中将结节部位分割出来^[5-7]。以上两类方法均以单幅CT影像作为依据进行肺结节检测，没有利用CT图像序列之间的关联性。文献[8]采用3D-CNN卷积神经网络，考虑了疑似CT影像块附近的序列关联性，对肺结节的判断准确性有所提升，但没有改善查找疑似肺结节区域的能力。

本研究针对上述不足之处进行了改进，主要创新点如下：

(1) 提出多尺度卷积模块，通过改进的卷积神经网络模型U-Net进行特征提取。当卷积尺度较小时，获取的特征为线条级别的细节特征；当卷积尺度较大时，获得的特征为形状和位置级别的整体特征。本创新点不仅提高了不同尺寸和形状的肺结节的检测能力，而且可以利用在胸腔内的位置信息更准确地判断肺结节。

(2) 提出改进的结节检测损失函数，检测结果如果能准确检测出肺结节区域内的一个点，则认为位置检测是正确的。考虑到现有的人工智能技术可以辅助医师进行检查，但不能代替医师进行疾病诊断，即出具诊断结果需要医师参与。因此，对人工智能和医师的任务做了划分，人工智能仅检测有无肺结节及结节的位置，由医师判断结节的性质及出具诊断结果。本创新点简化了人工智能的学习任务，提高了检测准确性。

1 材料与方法

基于CT图像序列的新型肺结节位置检测方法整体流程如图1所示，包括影像预处理和肺结节检测2个主要阶段。影像预处理的作用是消除CT影像中的噪声和伪影现象、从影像中分割出肺实质部分并对肺实质部分进行亮度规范化，影像预处理采用滤波、去噪和增强等传统图像处理方法完成；肺结节检测利用改进的卷积神经网络模型U-Net实现肺结节位置的检测。

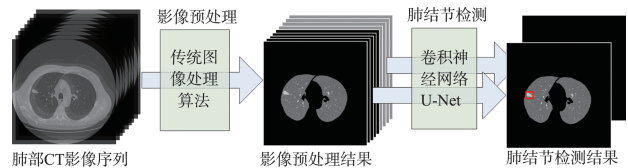


图1 基于CT图像序列的肺结节位置检测方法整体流程
Fig.1 Overall process of pulmonary nodule location detection method based on CT image sequence

1.1 CT影像预处理

肺部CT影像中不仅包含肺实质，还包含空气、肌肉、骨骼等与肺结节检测无关的部分。CT影像预处理的目的是减少无关部分对肺结节检测的影响，消除低剂量CT影像中的噪声和伪影，为卷积神经网络提供高质量的影像输入。CT影像预处理流程包括阈值分割、最大连通域、形态学处理和亮度规范化，流程如图2所示。阈值分割采用高效自适应阈值的OSTU方法将灰度CT影像转变为黑白二值图像。由于CT影像中肌肉和骨骼的亮度明显高于周围组织，阈值分割后肌肉和骨骼区域呈白色，其他区域呈黑色。提取白色部分的最大连通域作为肺部轮廓，轮廓内部为肺实质区域。采用形态学中的开运算去除肺实质区域的毛细血管影像，得到肺实质区域的掩膜。将肺实质区域掩膜和原始CT影像做掩膜运算，得到最终的肺实质区域。最后进行亮度规范化，将所有肺实质区域的影像亮度统一至同一水平。

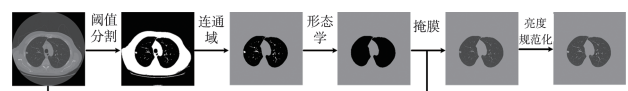


图2 CT影像预处理流程
Fig.2 CT image preprocessing process

1.2 多尺度U-Net网络模型

U-Net是用于医学图像分割的卷积神经网络^[9]。U-Net的输入为预处理后的CT图像序列，输出为肺结节在影像中的位置标记。典型的U-Net网络由收

收缩部分和扩张部分组成U形的网络结构,收缩部分在U形结构左侧,多个卷积层用于特征提取,与一般的卷积神经网络结构一致,降低特征图尺寸并增加特征图通道数,特征图中每一个通道代表对某种特征的提取结果。扩张部分在U形结构右侧,将降低的特征图尺寸通过上采样恢复到原始尺寸,上采样过程中拼接了收缩部分中对应尺寸的特征图,用于提供上采样时的辅助信息。最终得到肺结节区域的图像分割结果。传统U-Net采用固定大小的卷积核进行特征提取,未能充分适应不同尺寸的肺结节检测需求,因此本研究提出多尺度卷积层,将每层最后一个卷积层替换为多尺度卷积层,网络结构如图3所示,每个卷积层中的数字表示该卷积层的通道数。此外,本研究还对U-Net的输入部分和损失函数进行了改进。

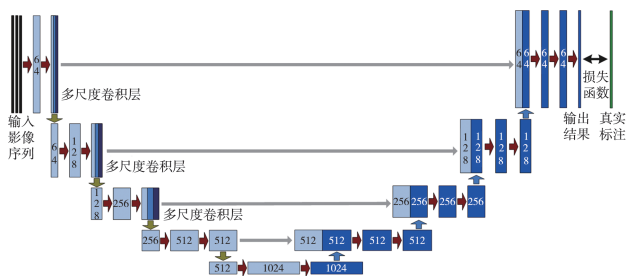


图3 多尺度U-Net网络模型

Fig.3 Multiscale U-Net network model

多尺度卷积层同时对前一个特征图采用3个不同卷积核尺寸的卷积运算得到3个卷积结果,卷积核尺寸分别为3、5和7,并将得到的3个卷积结果按通道拼接作为最终卷积结果。多尺度卷积层位于U-Net网络收缩部分的最后。多尺度卷积层得到的特征如图4所示。图4(a)所示为预处理之后的影像,即多尺度卷积的输入图像,区域1和2分别表示结节位置和非结节位置。当卷积尺度较小时,如图4(b)所示,获取的特征为线条级别的细节特征,可以看出区域1和2的细节特征区别明显;当卷积尺度较大时,如图4(c)所示,获得的特征为形状级别的整体特征,能够明显看出结节在胸腔中的位置,但区域1和2特征相似。因此结合不同尺度的特征,能够实现肺结节的快速定位和准确识别。

此外,本研究改进了传统U-Net的输入部分,输入部分由单帧CT影像改进为相邻位置的多帧CT影像。采用多幅连续时间的CT影像可较大程度提升肺结节检测的准确性,恶性程度较高的肺结节尺寸通常在10 mm以上,常规胸部平扫的CT层间距为10 mm,即同一个肺结节会出现在连续的多幅

CT影像中,通过对比多幅CT图像序列中同一点位的特征,可减轻血管或其他组织对肺结节检测的影响。选择待检测CT影像前后各一幅影像组成CT图像序列,序列中共包含3幅CT影像,3幅单帧影拼接在一起形成3通道影像作为U-Net网络的输入。选取临近时间的3幅CT影像是由于这些影像的内容变化不大,能够采用相同方式提取特征。这种改进方法相对于3D-CNN等用于图像序列处理的神经网络的优势在于计算量小,没有修改U-Net内部结构,可利用现有训练好的U-Net进行迁移学习,提高网络的收敛精度和速度。

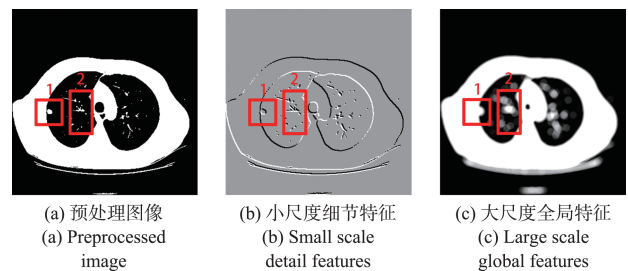


图4 多尺度卷积特征

Fig.4 Multiscale convolution feature

目前人工智能技术仅用于肺结节辅助阅片,并不能代替医师做出诊断,医师会参考人工智能方法得到的结果并结合其他相关检查的结果做出诊断。U-Net网络模型仅需要准确检测肺结节的位置,并不需要准确检测出肺结节形状等医师能够明显识别出的特征。因此,为了提高检测准确率,本研究改进了U-Net网络模型的损失函数,只要检测结果能检测出肺结节区域内的像素点,即认为检测是准确的,不像传统图像分割方法要求检测结果区域与肺结节的形状一致。该损失函数仅考虑了肺结节是否存在及肺结节位置,未包含肺结节尺寸和性质等需要医师诊断的信息,由于检测的信息量较小,能够获得较高的准确性。但是,由于肺结节尺寸越大危险性越高,故需要更高的检测准确性,在损失函数中为较大尺寸的肺结节赋予较大的权重。

2 实验结果

改进的U-Net网络模型使用LIDC-IDRI数据集^[10]进行训练。LIDC-IDRI数据集是由美国国家癌症研究发起收集的,为了研究高危人群早期肺结节检测,将肺结节分为最大直径<3 mm和≥3 mm两种结果。通常最大直径<3 mm的属于微小结节,无须手术,否则根据情况需要考虑手术治疗。LIDC-

IDRI数据集包含1 018个数据实例,由243 958幅默认尺寸为 512×512 像素的胸部CT影像和对应的肺结节标注结果组成,标注结果包含肺结节轮廓区域的坐标信息。实验中使用的硬件平台CPU型号为Intel i7-7700K,内存为16 GB,显卡为NVIDIA GTX1080,显存为8 GB。软件系统采用CentOS7,Python版本为3.6.8,深度学习框架采用PyTorch 1.3.1。在训练过程中,LIDC-IDRI肺结节数据集按5:1划分为训练集和测试集,训练中批尺寸(batch size)和学习率(learning rate)分别根据经验值设置为4和0.005。

实验中采用假阳性率、假阴性率和准确性作为实验的评价指标。假设 TP 表示检测出的肺结节属于真实肺结节的数量, TN 表示检测出的正常样本(无肺结节)属于真实正常样本的数量, FP 表示检测出的肺结节不属于真实肺结节的数量, FN 表示检测出的正常样本不属于真实正常样本的数量。假阳性率 FPR 表示为 $FP/(FP+TN)$,即误检出的肺结节数量占真实正常样本数量的比例。假阴性率 FNR 表示为 $FN/(TP+FN)$,即误检出的正常样本数量占真实肺结节数量的比例。准确性 Acc 表示为 $(TP+TN)/(FP+TN+TP+FN)$,即检测正确的样本(包括肺结节和正常样本)占有所有样本的比例。

由于不同尺寸的肺结节检测难度和对人体危害不同,实验中肺结节检测结果统计按照肺结节尺寸分为2组,分别为 ≥ 3 mm的肺结节和 < 3 mm的肺结节,实验结果如表1所示。

表1 实验结果对比(%)

Tab.1 Comparison of experimental results

分组	假阳性率	假阴性率	准确性
≥ 3 mm	2.83	1.15	98.02
< 3 mm	5.25	2.03	96.34

由表1可知,本方法对 ≥ 3 mm和 < 3 mm肺结节的检测准确率分别达到98.02%和96.34%。比参考文献[2]中的准确率92.56%提高了3.78%。因为参考文献[2]以肺结节的形状作为损失函数,由于肺结节可能没有清晰的边界,神经网络学习的准确性不会很高。此外,实验结果的假阳性率略高于假阴性率,表明肺结节检测的漏检率低于误检率,符合人工智能辅助肺结节诊断的要求。肺结节几乎都能检

测出来,极少漏检,但会存在一些不是真正肺结节的检测结果,在医师诊断过程中可排除,降低了误诊的风险。

3 结论

本研究提出一种基于CT图像序列和人工智能的新型肺结节位置检测方法。首先采用传统图像处理方法对肺部CT影像进行预处理,之后采用改进的U-Net网络模型进行肺结节位置识别,网络模型的输入为连续的多幅CT图像序列,利用多尺度卷积增强网络模型对不同尺寸肺结节的检测能力,并使用改进的损失函数提高了肺结节位置检测的准确性。实验结果表明,本方法对3 mm及以上肺结节的检测准确率为98.02%,对3 mm以下肺结节的检测准确率为96.94%,能够满足辅助诊断的临床需求。

参考文献

- [1] 左玲子,黄艳,李双. 人工智能阅片在体检肺结节筛查中的应用价值[J]. 中国现代药物应用, 2022, 16(4): 7-10.
- [2] 曹宇,邢素霞,王孝义,等. 基于改进的VGG-16卷积神经网络的肺结节检测[J]. 中国医学物理学杂志, 2020, 37(7): 940-944.
- [3] 唐思源,刘燕茹,杨敏. 基于迁移学习和三维卷积神经网络检测肺结节[J]. 中国医学影像技术, 2020, 36(12): 1882-1886.
- [4] 李莉,乔璐,张浩洋. 基于深度学习的肺结节自动检测算法[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(7): 95-100.
- [5] 徐峰,郑斌,郭进祥,等. 基于U-Net的结节分割方法[J]. 软件导刊, 2018, 17(8): 161-164.
- [6] 宋尚玲,杨阳,李夏,等. 基于Faster-RCNN的肺结节检测算法[J]. 中国生物医学工程学报, 2020, 39(2): 129-136.
- [7] 侍新,谢世朋,李海波. 基于卷积神经网络检测肺结节[J]. 中国医学影像技术, 2018, 34(6): 934-939.
- [8] 高慧明,赵涓涓,刘继华,等. 多尺度卷积神经网络用于肺结节假阳性降低[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(9): 2718-2724.
- [9] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[EB/OL]. (2018-04-18) [2022-06-21]. <https://arxiv.org/abs/1505.04597v1>.
- [10] ARMATO S, MCLENNAN G, MCNITT-GRAY M, et al. The Lung Image Database Consortium (LIDC) and Image Database Resource Initiative (IDRI): a completed public database of CT scans for lung nodule analysis[J]. Med Phys, 2010, 37(6Part6): 3416-3417.