

陈宁. 基于 LSTM-ResNet 模型的肺部肿瘤图像分割算法研究[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(6): 236-239. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.240636

基于 LSTM-ResNet 模型的肺部肿瘤图像分割算法研究

陈宁

(山东劳动职业技术学院 信息工程系, 济南 250300)

摘要: 肺癌是一种高发病率和高死亡率的恶性肿瘤, 肺部 CT 图像的精准分割是肺癌患者病情诊断和治疗的有效途径。针对肺部肿瘤 CT 图像分割中存在肺肿瘤与周围组织对比度低、肺肿瘤边缘模糊和形状、大小及位置各不相同等问题, 提出了一种基于 LSTM 和 ResNet 的组合模型 LSTM-ResNet 用于从肺部 CT 图像中准确地检测和分割肺肿瘤。实验结果表明本文方法能够精准分割出肺部 CT 图像中的肺肿瘤, 满足临床诊断治疗和病理学分析研究的要求。

关键词: 图像分割; 肺肿瘤 CT 图像; LSTM; ResNet

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-2163(2024)06-0236-04

Research on lung tumor image segmentation algorithm based on LSTM-ResNet model

CHEN Ning

(Department of Information Engineering, Shandong Labor Vocational and Technical College, Jinan 250300, China)

Abstract: Lung cancer is a malignant tumor with high incidence rate and high mortality. Accurate segmentation of lung CT images is an effective way to diagnose and treat lung cancer patients. In order to solve the problems of low contrast between lung tumor and surrounding tissue, fuzzy edge and different shape, size and position of lung tumor in CT image segmentation, a combined network model LSTM-ResNet based on LSTM and ResNet is proposed to accurately detect and segment lung tumor from lung CT image. The experimental results show that this method can accurately segment lung tumors in lung CT images, and meet the requirements of clinical diagnosis, treatment and pathological analysis.

Key words: image segmentation; CT image of lung tumor; LSTM; ResNet

0 引言

肺部位于胸腔内, 分左肺和右肺, 是人体的呼吸器官和造血器官^[1]。肺癌被称为危害人体健康的“第一大癌症杀手”, 肺癌的及早筛查与及时治疗对于降低肺癌患者死亡率有着重要意义^[2]。目前, 肺部疾病的基本检测中应用最为广泛的医学影像诊疗工具为电子计算机断层扫描(CT)^[3]。早发现、早诊断、早治疗是提高肺癌患者生存率和降低其死亡率的关键^[4]。肺癌的治疗需要根据肿瘤的大小、位置等特征信息制定出合理的诊疗方案, 因此肺癌的治疗方法离不开肺肿瘤的精准分割^[5]。本文在现有研究的基础上, 把深度残差网络(ResNet)理论引入到长短期记忆网络(LSTM)中, 提出了一种改进的组合模型 LSTM-ResNet。该模型结合了 LSTM 的提

取时间依赖特征能力与 ResNet 的提高训练效率的能力。通过多网络算法对比验证模型的有效性 with 预测的准确度。

1 基于 LSTM-ResNet 模型原理

长短期记忆网络(LSTM)用于解决网络训练中梯度弥散的问题^[6]。LSTM 中的神经元被替换为具有记忆功能的内存单元, 称为记忆细胞单元。记忆细胞单元传递的信息称为细胞状态。LSTM 网络结构^[7]如图 1 所示。

图 1 中, h' 表示记忆细胞单元的输出向量; x' 表示记忆细胞单元的输入向量; i' 表示输入门的标记矩阵; f' 表示遗忘门的标记矩阵; o' 表示输出门的标记矩阵; W 、 U 表示神经元的权重; b 表示偏置向量; c' 表示记忆细胞单元的状态; σ 表示 sigmoid 函

数; tanh 表示双曲正切函数。

特征。

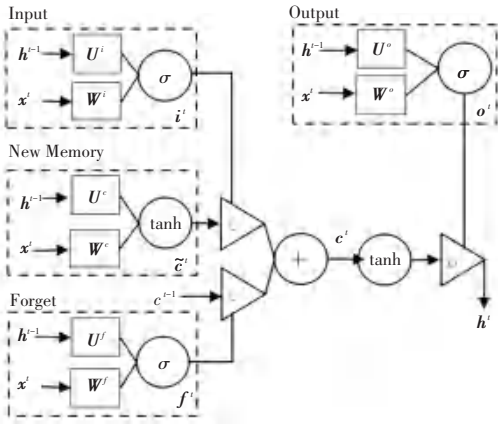


图 1 长短期记忆网络结构图^[7]

Fig. 1 Long term and short-term memory network structure^[7]

残差神经网络 ResNet 由一系列堆叠的残差单元组成^[8-9],本质上是一个不断拟合残差的过程,不仅可以缓解网络模型的退化现象,而且可以降低网络模型的计算复杂度,从而提高网络的分割精度。残差单元结构如图 2 所示。图 2 中,一个残差单元包含 x 和 $F(x)$ 两条路径, x 路径为恒等映射, $F(x)$ 路径称为“残差路径”。

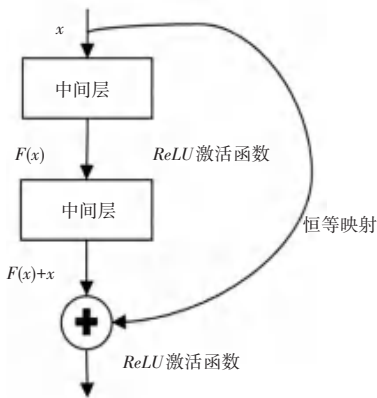


图 2 残差单元结构图

Fig. 2 Residual unit structure diagram

LSTM-ResNet 模型结构如图 3 所示。图 3 中, Conv 为卷积层, BN 为归一化层, ReLU 为激活函数, Average Pooling 为平均池化层, Dropout 为神经元随机失活层。

随着模型层数的增加, LSTM 网络会出现梯度消失及性能退化的问题,本文引入 ResNet 模块生成 LSTM-ResNet 模型。LSTM-ResNet 模型利用 LSTM 网络捕获更精细的时间序列特征信息, ResNet 网络能够降低模型的训练难度,进一步提取空间

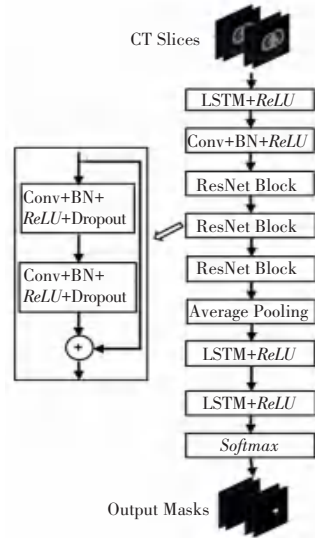


图 3 LSTM-ResNet 模型结构图

Fig. 3 Structure diagram of LSTM-ResNet model

2 数据预处理

本文使用的数据集来源于癌症成像档案 (The Cancer Imaging Archive, TCIA) 提供的非小细胞肺癌放射组学 (NSCLC-Radiomics) 数据集^[10]。该数据集由非小细胞肺癌患者的 CT 扫描图像和相对应的肺肿瘤靶区图像组成,每名非小细胞肺癌患者的 CT 扫描图像是数量不同的肺部横断面二维图像,且均为 DICOM 格式^[11]。

每名非小细胞肺癌患者的数据集为单个文件夹,该文件夹包含多个 DICOM 文件和一个 RT Struct 文件。每个 DICOM 文件包含一层的 CT 扫描图像和该图像的数据头部信息。RT Struct 文件包含了该非小细胞肺癌患者的其它数据信息 (患者编号、年龄等)。RT Struct 文件包含各个感兴趣区域的索引和轮廓数据。文中进一步给出阐释分述如下。

(1) 数据获取。由于数据为 DICOM 格式,首先利用 Python 库中的 pydicom 库将每个 DICOM 数据文件转化成尺寸为 512×512 的 png 格式的像素图像样本库,以便于 Pycharm 软件的读取。还需要获取相对应的肺肿瘤轮廓图像,用于网络模型的训练和验证。原始数据经过数据获取操作后的结果图像如图 4 所示,CT 图像与掩码图像一一对应。

(2) 尺寸调整。为了减少训练 GPU 的内存消耗,需要对数据获取的结果图像进行尺寸调整。将 CT 图像与肺肿瘤轮廓图像由大小为 512×512 调整为 256×256 的图像。

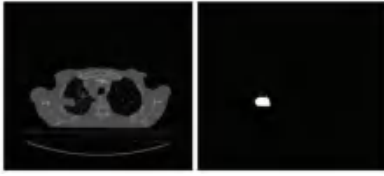


图 4 数据获取结果图

Fig. 4 Data acquisition results

3 模型训练流程

本文提出的基于 LSTM-ResNet 模型的肺部肿瘤图像分割算法的训练过程包括训练阶段和测试阶段两部分。具体流程如图 5 所示。

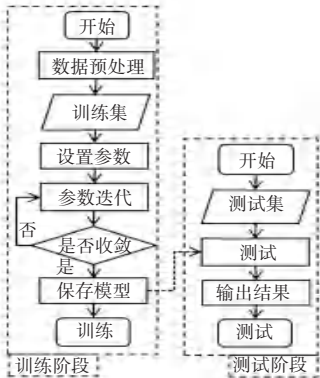


图 5 网络训练流程

Fig. 5 Network training process

4 实验环境配置

实验硬件与软件配置见表 1。表 1 中对构建 LSTM-ResNet 模型的实验硬件与软件配置情况进行了说明。超参数的取值将影响网络模型的分割准确度以及训练时间,能有效地避免梯度消失、爆炸现象的发生,提升网络模型的性能。实验超参数设置说明见表 2。表 2 中对模型训练及测试时涉及的超参数设置进行了说明。

表 1 实验硬件与软件配置说明

Table 1 Experimental hardware and software configuration description

名称	说明
CPU	Inter Core i7-8700K@3.7 GHz
内存	32 GB
GPU	NVIDIA GEFORCE GTX 1080Ti
显存	22 GB
编程语言	Python3.7
深度学习框架	Keras
IDE	Pycharm

表 2 实验超参数设置说明

Table 2 Description of experimental hyperparameter setting

名称	说明	作用
Batch size	2	批次处理的大小影响模型的优化程度和速度
优化算法	Adam	Adam 作为优化器
学习率	$Learning\ rate = 10^{-3}$	学习率的值决定了误差对权重的影响
	梯度均值 $\beta_1 = 0.9$	
	梯度平方的权重 $\beta_2 = 0.999$	
迭代次数	20 epochs	训练次数的大小影响了网络的性能和是否会出现过拟合现象
损失函数	Dice loss	损失函数可直接影响网络模型的性能
过拟合参数 Dropout	0.5	缓解过拟合现象,提高网络模型的泛化能力

5 实验结果与分析

本文针对不同的网络模型对本文的数据集进行模型训练、分割肺部肿瘤 CT 图像。分割的 Dice 相似系数 (DSC)、敏感性 (Sensitivity)、平均表面距离 (ASD) 见表 3。

由表 3 可以得出,在相同数据集训练下的网络模型中,本文所提出的基于改进的 LSTM-ResNet 模型的分割效果较优。实验表明,LSTM-ResNet 网络

的分割精度更高,鲁棒性更强,更好地实现了针对肺部肿瘤 CT 图像的肿瘤分割。研究得到的不同网络模型的分割效果对比如图 6 所示。

表 3 不同网络的性能对比

Table 3 Performance comparison of different networks

模型	DSC/ %	Sensitivity/ %	ASD/ mm
LSTM	71.51	72.82	2.331
ResNet	72.14	73.87	2.382
ResNet-LSTM	74.28	75.96	2.115
LSTM-ResNet	76.81	77.38	1.896

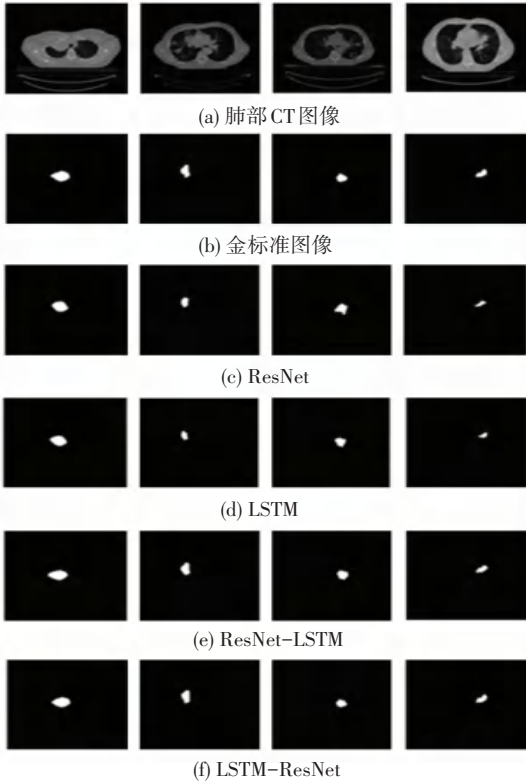


图6 不同网络模型的分割效果对比图

Fig. 6 Comparison of segmentation effects of different network models

6 结束语

近年来肺癌对人类生命健康构成了重大威胁,其高发病率和高死亡率已然引起了学术界的高度重视。本文在分析 LSTM 网络和 ResNet 网络的基

上,提出了一种 LSTM-ResNet 神经网络分割算法,用于从肺部肿瘤 CT 图像中分割出肺部肿瘤。实验表明,本文提出的网络结构不仅实现了对肺部肿瘤较高精度的自动化分割,有效地辅助放射科医师对病理特征进行诊断,在提高工作效率的同时,也还为临床的诊断提供可靠的依据,因而具有重要的学术研究意义和临床医学应用价值。

参考文献

- [1] 吴志. 肺癌—我国第一大癌症杀手[J]. 保健医苑, 2020(2): 40-41.
- [2] 唐陶富. CT 诊断学[M]. 北京: 人民卫生出版社, 2006.
- [3] SIEGEL R L, MILLER K D, FUCHS H E, et al. Cancer Statistics, 2021[J]. CA: A Cancer Journal for Clinicians, 2021, 71(1): 7-33.
- [4] 孙瑶, 王祥, 萧毅. 深度学习技术在肺癌影像学诊断中的应用进展[J]. 肿瘤影像学, 2021, 30(6): 525-531.
- [5] 石海, 杨凡, 黄嘉海, 等. 基于神经网络模型的肺癌 CT 图像分割算法[J]. 中国医疗设备, 2019, 34(10): 86-89, 93.
- [6] 胡鑫, 程玉柱, 吴祎, 等. 长短期记忆网络的林火图像分割方法[J]. 中国农机化学报, 2019, 40(1): 103-107.
- [7] 王豪, 蓝鲲, 夏国江, 等. 基于 LSTM-ResNet 模型的时变结构损伤检测[J]. 遥测遥控, 2022, 43(3): 8-17.
- [8] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA: IEEE, 2016: 770-778.
- [9] 王一宁, 秦品乐, 李传朋, 等. 基于残差神经网络的图像超分辨率改进算法[J]. 计算机应用, 2018, 38(1): 246-254.
- [10] 谢长生, 熊华明, 陈颖. DICOM 图像显示的研究与实现[J]. 计算机工程与科学, 2002, 24(6): 38-41.
- [11] 黄荔丽, 王博亮, 黄晓阳. 基于 DICOM 格式的肝脏肿瘤 CT 图像分割[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(1): 48-51.