

基于空洞卷积密集连接网络的左心室 MR 图像分割方法

徐胜舟^{1 2} 程时宇¹

(1 中南民族大学 计算机科学学院 武汉 430074; 2 湖北省制造企业智能管理工程技术研究中心 武汉 430074)

摘 要 左心室核磁共振(MR)图像分割对于评估心脏功能和诊断疾病具有重要意义.传统分割算法对于左心室,尤其是含有左心室流出道的左心室 MR 图像,存在分割精度不够的问题.设计了一种基于空洞卷积密集连接网络的左心室 MR 图像分割方法.该方法利用密集连接网络和空洞卷积缓解了深度学习中梯度消失和内存过度消耗的问题,并且通过数据增强和提取感兴趣区域的方法提升了网络的准确性.分割结果采用平均垂直距离、Dice 系数等指标进行评价分析.在 MICCAI2009 心室分割数据集的 138 张图片上的测试结果为:内、外膜的平均 Dice 系数分别为 0.91 和 0.96,平均垂直距离分别为 1.71 和 1.42.实验结果表明,此方法分割精度明显高于其他方法,对于含有左心室流出道的 MR 图像也能准确分割.

关键词 左心室; 分割; 密集连接网络; 空洞卷积

中图分类号 TP391.4 文献标志码 A 文章编号 1672-4321(2020)05-0524-08

doi: 10.12130/znmzdk.20200514

引用格式 徐胜舟,程时宇.基于空洞卷积密集连接网络的左心室 MR 图像分割方法[J].中南民族大学学报(自然科学版) 2020,39(5):524-531.

XU Shengzhou, CHENG Shiyu. Left ventricular MR image segmentation method based on dilated convolution DenseNet [J]. Journal of South-Central University for Nationalities(Natural Science Edition) 2020, 39(5): 524-531.

Left ventricular MR image segmentation method based on dilated convolution DenseNet

XU Shengzhou^{1 2}, CHENG Shiyu¹

(1 College of Computer Science, South-Central University for Nationalities, Wuhan 430074 China;

2 Hubei Provincial Engineering Research Center for Intelligent Management of Manufacturing Enterprises, Wuhan 430074 China)

Abstract Left ventricular Magnetic Resonance (MR) image segmentation is important for assessing cardiac function and diagnosing disease. The traditional segmentation methods are not accurate enough for left ventricular image, especially for the left ventricular image with outflow tract. In this paper, a segmentation method based on dilated convolution DenseNet has been designed. This method uses DenseNet and dilated convolution to alleviate the problems of gradient disappearance and excessive memory consumption in deep learning and improve the accuracy of network by data augmentation and extraction of ROI. The segmentation results are evaluated by the Average Perpendicular Distance and the Dice coefficient. The proposed method has been tested on 138 images from the MICCAI2009 ventricular segmentation dataset. The average Dice coefficients of the endocardium and epicardium are 0.91 and 0.96, respectively, and the Average Perpendicular Distance are 1.71 and 1.42, respectively. The results show that the accuracy of the proposed method is significantly higher than other methods, and it can also accurately segment MR image containing the left ventricular outflow tract.

Keywords left ventricular; segmentation; DenseNet; dilated convolution

收稿日期 2020-04-29

作者简介 徐胜舟(1982-)男,副教授,研究方向:医学图像处理与分析, E-mail: xushengzhou@scuec.edu.cn

基金项目 国家自然科学基金资助项目(61302192);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(CZY19011)

心脏病是造成现代人们死亡的主要疾病之一^[1]。核磁共振(Magnetic Resonance, MR)图像能为医生提供重要的辅助诊断信息,具有重要的临床意义^[2]。由于患者MR图像数量庞大,人工阅片费时费力,且过于依赖医生的经验知识,在判断上会偏于主观。对此,很多学者对心脏MR图像自动分割进行了广泛研究,这些算法大致可以分为两大类:传统分割算法和基于深度学习的分割算法。

左心室图像传统分割算法主要有动态规划法^[3,4]和活动轮廓模型^[5],但是单独运用这两种方法很难达到令人满意的效果。HU提出了一种采用非极大值抑制和限制区域范围的动态规划分割算法^[6],其不足之处在于个别图像中,心肌内部出现的极大值点对心外膜提取有较大的干扰。LU等人采用Otsu阈值方法对左心室内膜图像进行提取,在此基础上,采用径向区域生长法得到左心室外膜轮廓^[7]。徐胜舟等人提出了一种改进动态规划算法^[8],充分利用心外膜边界特性构造代价函数,再利用混沌粒子群优化算法对代价函数的权重系数进行优化,从而获得更加准确的心外膜边界。

近些年来,深度学习取得了突飞猛进的发展^[9,10],很多学者也将深度学习用于左心室图像分割上。AVENDI等人提出一种基于深度学习算法的左心室图像自动分割方法^[11],他们选择卷积网络进行定位和提取感兴趣区域(Region of Interest, ROI),用分层预训练来防止网络的过拟合现象,使用堆叠AE稀疏自编码神经网络进行训练,具有较强的鲁棒性和准确性。齐林等人提出一种将全卷积网络(Fully Convolutional Networks, FCN)迁移学习到左心室内膜图像分割中方法^[12],该方法不需要对参数进行额外的调整,但对于心室顶端切片的左心室内膜边缘的图像分割仍不理想。NGO等人提出一种结合深度学习和水平集自动分割心脏图像的方法^[13],使用深度置信网络(DBN)和优化过的距离正则化水平集方法输出左心室感兴趣区域,然后使用另一个DBN来输出心内膜和心外膜的边界图像,具有较高的检测率和准确性。

在用深度学习的方法分割左心室MR图像时,梯度消失是经常容易出现的问题^[14]。CVPR2017中提出的一种密集连接网络DenseNet^[15,16],脱离了以加深网络层数(如ResNet)和加宽网络结构(如Inception)来提升网络性能的定式思维,从特征的角度考虑,通过特征重用和旁路(Bypass)设置,既大幅度减少了网络的参数量,又在一定程度上缓解了梯

度消失问题的发生。该网络加强了特征的传递并更有效地利用了特征,在一定程度上减少了参数数量。但是DenseNet特征的数量会随着网络层数的增加而成倍增长,训练时内存消耗严重并且浪费时间。针对这个问题,本文通过空洞卷积的方法^[17]扩大神经元的感受野以缓解内存过度消耗的问题。在此基础上提出一种基于空洞卷积密集连接网络的左心室MR图像分割方法,并在MICCAI(Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention) 2009数据集上对模型进行训练和测试。

1 图像分割算法

图1是本文算法的流程图,首先对训练集进行ROI区域提取和数据增强,然后调整网络参数,进行模型训练直至收敛,保存此时的网络模型;之后对测试集进行ROI区域提取,然后用训练好的网络模型进行测试,最终得出结果。

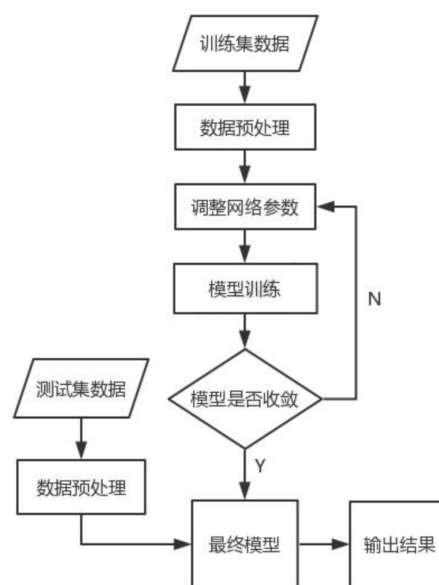


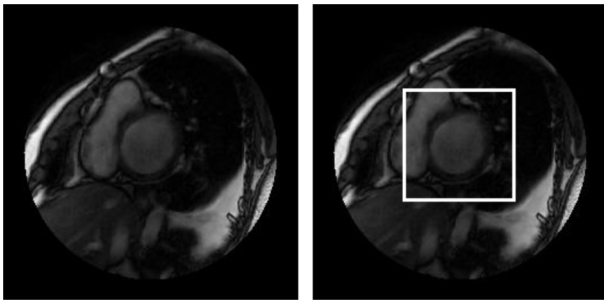
图1 算法流程图

Fig.1 Algorithm flow chart

1.1 提取感兴趣区域

图2是从MICCAI2009心室分割数据集中随机挑选的一幅原图(图2(a))及选取的ROI(图2(b))。ROI中近似圆形的高亮度区域为血池。在深度学习中,输入图片尺寸的大小可以直接影响到网络的训练速度,同时多余的部分也会对训练产生一定的干扰。对原图像进行ROI提取操作可以在很大程

度上避免这一问题.



(a) 数据集原图 (b) 标注感兴趣区域后的图像

图 2 数据集原图和标注感兴趣区域后的图像

Fig.2 Original image of the dataset and image after labeling the region of interest

ROI 的提取过程就是定位血池的过程.如图 3 所示,左心室类似一个倒置的梨,心脏 MR 图像有多层,上面大,属于心底部分,下面小,属于心尖部分.靠近心尖层的图像血池区域较小,血池与周围组织的灰度差别不如心底层明显,不借鉴先验知识血池不容易被检测出来.本文采用从中间到两端的方法定位血池.

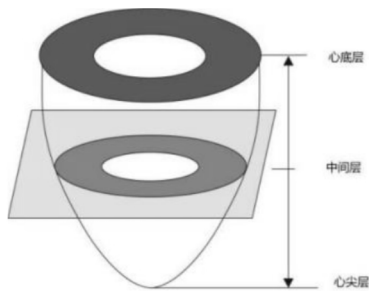


图 3 左心室示意图

Fig.3 Left ventricular diagram

图 4 是 ROI 提取的流程图.首先取中间层图像的中心作为参照点,使用 Otsu 阈值分割法,得到多个连通区域,以距离参照点最近的连通域的质心为中心点,在原图中提取 110×110 像素大小的图像,这就完成了中间层的感兴趣区域提取;然后以中间层血池的中心作为参考,依次往心底层、心尖层方向进行提取.非中间层 ROI 的提取方法与中间层类似,只是此时的参照点不再是图片中心,而是上一层得到的血池中心;每层得到的血池中心作为下一层血池中心的参考,最终完成所有层的感兴趣区域提取.提取后的图像为包含左心室区域的 110×110 像素大小的图片.此方法在训练集和验证集中提取 ROI 的准确率为 99.2%.

1.2 数据增强

医学图像普遍面临着数据集过小的问题,数据

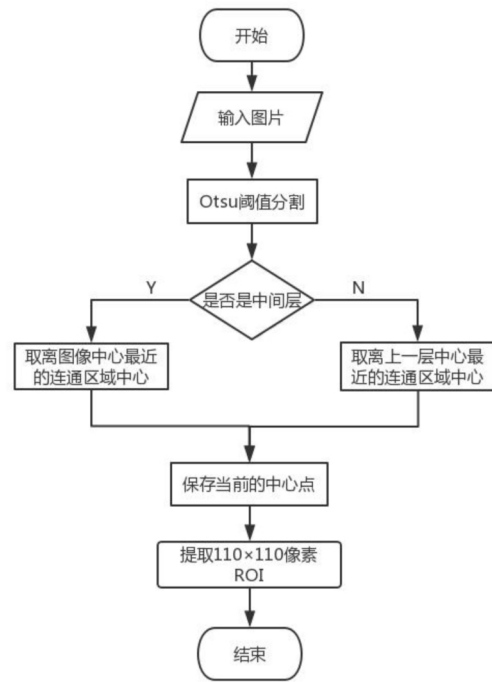


图 4 提取 ROI 流程图

Fig.4 Flow chart for extracting ROI

增强可以解决此类因数据集过小而导致的过拟合现象,并可以提升模型的准确率.在本文中对训练集图像进行顺时针 90° 旋转、 180° 旋转、 270° 旋转、水平翻转、垂直翻转,经过此番数据增强后训练集图像数量增至原来的 6 倍.

1.3 算法模型

本文提出的空洞卷积密集连接网络模型由 8 个 Dense Layer 组成,如图 5 所示,彩色实心长方形表示 Dense Layer,灰色三角形表示 batch normalization、ReLU 激活函数和 3×3 的空洞卷积.图 6 表示空洞卷积和普通卷积的区别,可以看到 Dilated rate 为 2 的 3×3 空洞卷积感受野更大.空洞卷积网络的输入层为 110×110 像素大小的感兴趣区域单通道图像,网络的输出层为包含左心室内外膜的掩膜,可以提取出相应的左心室内外膜轮廓.第一个 Dense Layer 在连接下一层时首先进行 batch normalization 批量标准化,然后通过 ReLU 激活函数,再进行一次间隔数为 1 的空洞卷积,卷积核大小为 3×3 .第二个 Dense Layer 因为包含第一层的特征信息,所以在图中用蓝色空心长方形和绿色实心长方形表示第一层和第二层相连一起的信息.第二层在连接下一层的时候,同样先进行一次 batch normalization,然后通过 ReLU 激活函数,再进行一次间隔数为 2 的空洞卷积,卷积核大小为 3×3 .后面的网络如图依此类推,空洞卷积间隔在经过每个 Dense Layer 后都增大至两倍.在这个

网络中,任意两个层直接连接,对于每一层,使用前面所有层的特征作为输入,并且将其自身的特征作

为所有后续层的输入,极大地缓解了梯度消失的问题,并加强了特征传播。

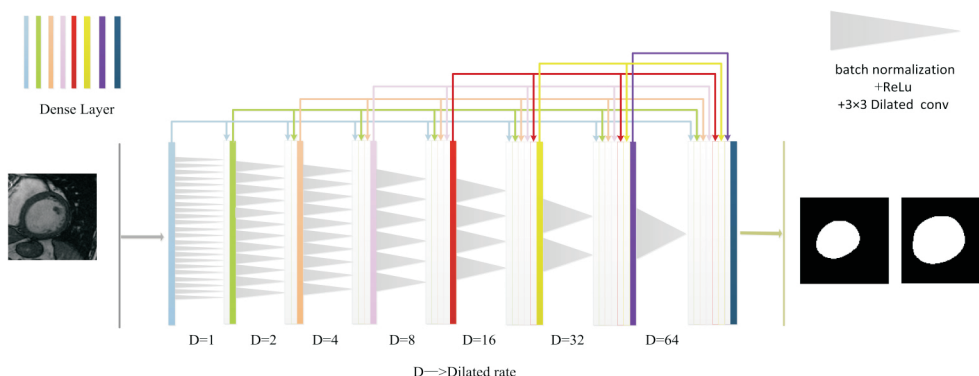
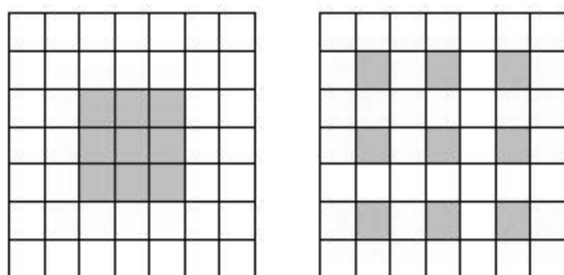


图5 网络结构

Fig.5 Network structure



(a) 普通 3×3 卷积 (b) Dilated rate 为 2 的 3×3 空洞卷积

图6 空洞卷积

Fig.6 Dilated convolution

1.4 评估方法

为了衡量自动分割的轮廓和金标准的接近程度,用平均垂直距离(Average Perpendicular Distance, APD)把轮廓分为好的和差的。

如图7所示, A_1, A_2, A_3 为自动分割轮廓点, M_1, M_2, M_3 为金标准轮廓点,直线 L_1 来自于 A_1, A_2, A_3 三点的拟合,直线 L_2 垂直于 L_1 并且经过点 A_2 ,直线 L_3 来自于 M_1, M_2, M_3 三点的拟合,过点 A_2 做直线 L_3 的垂线得到垂足 D ,线段 A_2D 的长度为自动分割轮廓点 A_2 到金标准的垂直距离。计算自动分割轮廓上所有点到金标准轮廓垂直距离的平均值,即平均垂直距离。如果一个自动分割的轮廓和相应的金标准轮廓之间的平均垂直距离小于 5 mm,该自动分割的轮廓就定义为好的轮廓;反之,则称为差的轮廓。

设自动分割轮廓包围面积为 A_a ,金标准轮廓包围面积为 A_m ,Dice 系数的计算方法如下:

$$Dice = \frac{2|A_a \cap A_m|}{|A_a| + |A_m|}$$

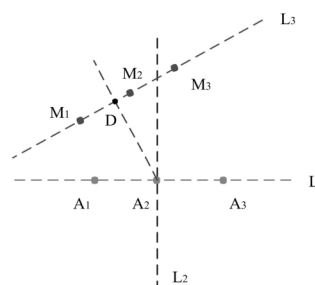


图7 垂直距离示意图

Fig.7 Perpendicular distance diagram

Dice 系数的值介于 0 到 1 之间,Dice 值越接近 1,证明分割结果越接近金标准。按照定义,在计算 Dice 系数时,差的轮廓被排除在外,只有好的轮廓才参与计算。

2 实验及结果分析

2.1 数据集

所用到的数据集是由 MICCAI2009 提供的心脏核磁共振图像。图像数据都是从 Sunnybrook 健康科学中心的临床数据库中随机选取的,来源于 1.5TGE 工作站,所有图像在屏气 10~15 s 内获得,整个心动周期分为 20 个心脏时相的时间分辨率。从房室环到心尖共采集 6~12 层短轴图像,层厚为 8~10 mm,视野 320 mm×320 mm,矩阵为 256×256,金标准轮廓信息文件为.txt 格式的文本。对于每个病例,医生只勾画了该病例心脏舒张期和收缩期的图像,对于舒张期图像,医生勾画左心室内外膜的轮廓,对于收缩期,医生只勾画了心内膜轮廓,而没有对心外膜轮廓进

行提取.

整个数据集共有 45 个病例,平均分为 3 组.每一组 15 个病例中包含了 4 种类型的心脏图像,即 4 个缺血性心衰竭(Heart Failure with Ischemia ,记为 HF-I)、4 个非缺血性心衰竭(Heart Failure without Ischemia ,记为 HF-NI)、4 个心肌梗大(Hypertrophy ,记为 HYP)、3 个正常(Normal ,记为 N) .

本实验将第 1 组和第 3 组数据的总和,通过数据增强后用 8 : 2 的比例划分为训练集和验证集,将第 2 组数据作为测试集.

2.2 实验结果

本文用到的网络模型在 TensorFlow1.12 上实现,并搭载对应的 CUDA9.0 以及 CUDNN7.0.训练过程中对学习率、优化器和网络层数等超参进行调试,最终将 learning rate 调整为 0.0004,使用 Adam 优化器,DenseNet 层数设置为 8 层.在 MICCAI2009 测试集中的 15 个病例上取得如表 1 所示的结果:内(外)膜的好的检测率、Dice 系数和 APD 值分别为 97.60%(98.66%)、0.91(0.96) 和 1.71(1.42) .

表 1 实验结果
Tab.1 Experimental results

病人编号	内膜			外膜		
	好的检测率 / %	Dice	APD	好的检测率 / %	Dice	APD
SC-HF-I-05	100	0.95	1.37	100	0.97	1.02
SC-HF-I-06	100	0.95	1.44	100	0.96	1.48
SC-HF-I-07	100	0.90	2.11	100	0.97	1.18
SC-HF-I-08	90.90	0.86	3.21	100	0.96	1.53
SC-HF-NI-07	100	0.92	1.98	100	0.97	1.07
SC-HF-NI-11	100	0.96	1.54	100	0.97	1.21
SC-HF-NI-31	100	0.92	1.56	100	0.96	1.16
SC-HF-NI-33	100	0.89	1.76	90	0.96	1.91
SC-HYP-06	100	0.93	1.09	100	0.96	1.27
SC-HYP-07	100	0.95	1.01	100	0.97	1.34
SC-HYP-08	100	0.89	1.87	100	0.94	2.11
SC-HYP-37	84.61	0.87	2.30	100	0.93	2.01
SC-N-05	93.33	0.87	1.89	100	0.95	1.33
SC-N-06	100	0.93	1.28	100	0.96	1.10
SC-N-07	100	0.93	1.30	90	0.95	1.51
平均值	97.60	0.91	1.71	98.66	0.96	1.42

表 2 是本文方法、NGO 的方法^[13]、LU 的方法^[7]和 HU 的方法^[6]的对比.本文方法在内、外膜好的检测率和 Dice 系数上明显高于另外 3 种算法;并

且内、外膜的 APD 值明显低于另外 3 种算法.因此,本文算法分割出的轮廓更接近于金标准.

表 2 左心室 MR 图像分割结果对比(4 种方法)
Tab.2 Comparison of left ventricular MR images segmentation results(four methods)

所用方法	内膜			外膜		
	好的检测率 / %	Dice	APD	好的检测率 / %	Dice	APD
LU 的方法	77.63	0.89	2.07	85.68	0.94	1.91
HU 的方法	93.10	0.88	2.38	93.20	0.93	2.31
NGO 的方法	95.91	0.88	2.34	94.65	0.93	2.08
本文方法	97.60	0.91	1.71	98.66	0.96	1.42

图 8 是本文方法和 HU 的方法分割结果对比. 根据数据集中 4 种类型的心脏 ,每个类型选出一位病人心脏在某一时刻的 MR 图像.图中绿色的线表示自动分割出的心脏内膜和心脏外膜的轮廓 ,红色的线表示医生圈出的心脏内膜和心脏外膜轮廓 ,即心脏内膜和外膜的金标准.从对比图中可以看出本文方法的结果明显更接近金标准轮廓.

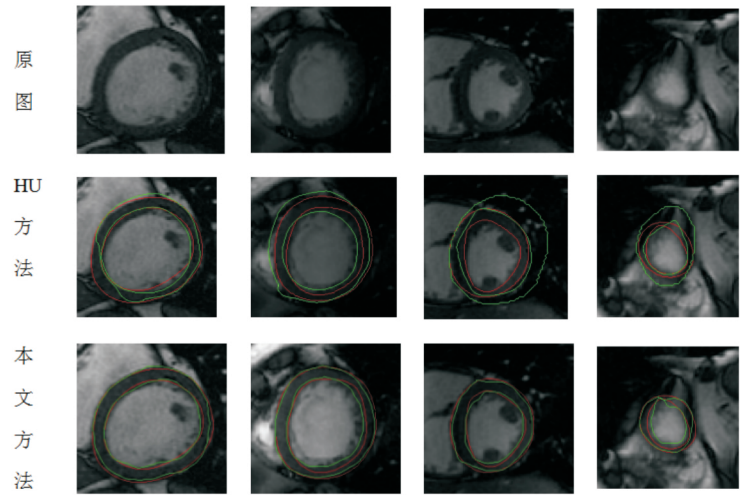


图 8 左心室 MR 图像分割对比(HU 和本文方法)
Fig.8 Comparison of left ventricular MR images segmentation(HU and this paper)

图 9 是含有左心室流出道的 MR 图像(本文方法和 HU 的方法) 分割结果的对比图.从原图中可以看出含有左心室流出道的 MR 图像在血池区域存在一个明显的缺口 ,这种情况会增大分割难度.图 9 显示本文方法在含流出道的 MR 图像上明显取得了更好的分割结果.

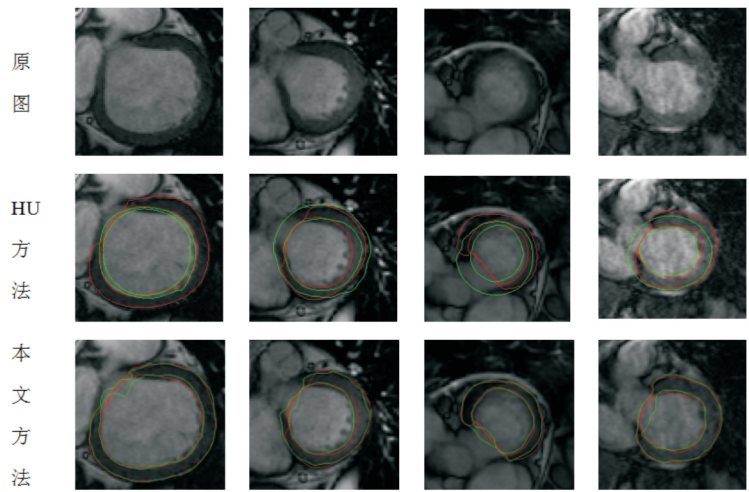


图 9 含有左心室流出道的 MR 图像分割对比(HU 和本文方法)
Fig.9 Segmentation comparison of MR images with left ventricular outflow tract(HU and this paper)

图 10 是本文方法中其他病例 MR 图像分割的效果图 ,可以看出本文分割算法对于各种类型的左心室 MR 图像有着良好的分割性能.

为验证空洞卷积的效果 ,图 11 分别给出了在训练集和验证集上使用空洞卷积的 DenseNet 和普通卷积的 DenseNet 训练过程的 loss 曲线对比.在图中蓝色曲线代表普通卷积 ,黄色曲线代表空洞卷积 ,可以看到使用空洞卷积的 DenseNet 的收敛速度和最

终收敛结果都比使用普通卷积的 DenseNet 好.

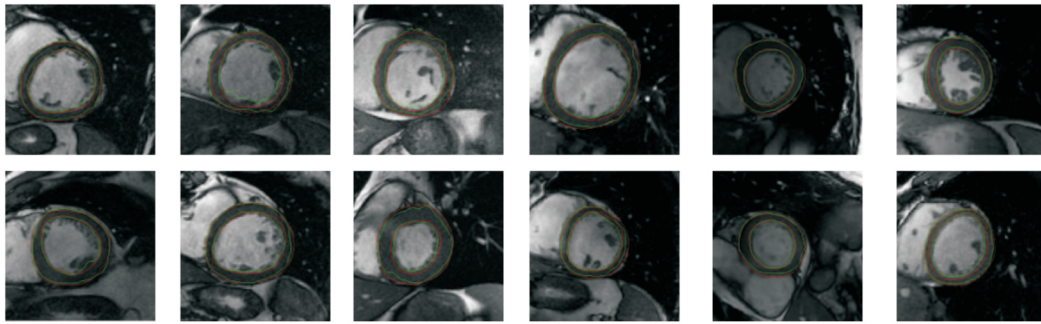
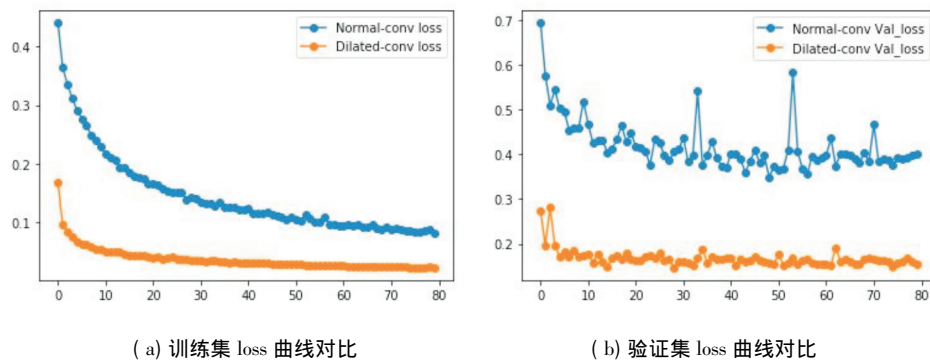


图 10 其他病例左心室 MR 图像分割结果

Fig.10 Results of left ventricular MR images segmentation in other cases



(a) 训练集 loss 曲线对比

(b) 验证集 loss 曲线对比

图 11 空洞卷积 DenseNet 和普通卷积 DenseNet 训练过程

Fig.11 Training process of dilated DenseNet and normal DenseNet

3 结论

本文提出了一种基于空洞卷积密集连接网络的左心室 MR 图像分割方法.首先对 MICCAI2009 数据集中选取的 MR 图像提取出 110×110 像素大小的感兴趣区域,进行仿射变换并扩大,然后对模型进行训练,最后在训练好的网络上用测试集进行分割测试,结果表明:本文基于空洞卷积密集连接网络的方法明显优于传统的方法和当前其他深度学习方法.

本文的网络模型每一层都会使用前面所有层的特征作为输入,极大地缓解了梯度消失问题;并且引入空洞卷积的方法,缓解了内存过度消耗的问题,因为扩大了感受野,所以减少了网络模型会将图片分割出多个错误区域的问题.但由于少量心尖层的 MR 图像中左心室过小,网络可能无法准确地定位到左心室区域.在网络训练时运用上一层的分割结果作为参考是个值得进一步研究的问题.

参 考 文 献

- [1] TAVAKOLI V, AMINI A A. A survey of shaped-based registration and segmentation techniques for cardiac images [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 117(9): 966-989.
- [2] PETITJEAN C, DACHER J N. A review of segmentation methods in short axis cardiac MR images [J]. Medical Image Analysis, 2010, 15(2): 169-184.
- [3] PEDNEKAR A, KURKURE U, MUTHUPILLAI R, et al. Automated left ventricular segmentation in cardiac MRI [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2006, 53(7): 1425-1428.
- [4] ATHIRA J J, VARGHESE A, GANAPATHY K. Segmentation and tracking of myocardial boundaries using dynamic programming [C]//Springer. International Workshop on Statistical Atlases and Computational Models of the Heart. Berlin: Springer, 2016: 118-126.
- [5] 张建伟, 方林, 陈允杰, 等. 基于活动轮廓模型的左心室 MR 图像分割 [J]. 电子学报, 2011, 39(11): 2670-2673.
- [6] HU H F, LIU H, XU X Y, et al. Automatic left ventricle

- segmentation in cardiac MRI using topological stable-state thresholding and region restricted dynamic programming [J]. Academic Radiology, 2012, 19(6): 723-731.
- [7] LU Y L, RADAU P, CONNELLY K, et al. Segmentation of left ventricle in cardiac cine MRI: An automatic image-driven method [C]//Springer. International Conference on Functional Imaging and Modeling of the Heart. Berlin: Springer, 2009: 339-347.
- [8] 徐胜舟, 许向阳, 胡怀飞, 等. 基于改进动态规划的MR图像左心室分割[J]. 广西师范大学学报(自然科学版), 2014, 32(2): 35-41.
- [9] RAWASSIZADEH R, SEN T, KIM S J, et al. Manifestation of virtual assistants and robots into daily life: vision and challenges [J]. CCF Transactions on Pervasive Computing and Interaction, 2019, 1(3): 163-174.
- [10] WEN S F. Translation analysis of English address image recognition based on image recognition [J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2019(1): 11.
- [11] AVENDI M R, KHERADVAR A, JAFARKHANI H. A combined deep-learning and deformable-model approach to fully automatic segmentation of the left ventricle in cardiac MRI [J]. Medical Image Analysis, 2016, 30: 108-119.
- [12] 齐林, 吕旭阳, 杨本强, 等. 基于全卷积网络迁移学习的左心室内膜分割[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2018, 39(11): 1577-1581, 1592.
- [13] NGO T A, LU Z, CARNEIRO G. Combining deep learning and level set for the automated segmentation of the left ventricle of the heart from cardiac cine magnetic resonance [J]. Medical Image Analysis, 2017, 35: 159-171.
- [14] MA L Y. Research on deep learning algorithm about handwriting based on the convolutional neural network [J]. Computer Science and Application, 2018, 8(11): 1773-1781.
- [15] ZHANG J M, LU C Q, Li X D, et al. A full convolutional network based on DenseNet for remote sensing scene classification [J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2019, 16(5): 3345-3367.
- [16] CHEN C M, HUANG Y S, FANG P W, et al. A computer-aided diagnosis system for differentiation and delineation of malignant regions on whole-slide prostate histopathology image using spatial statistics and multidimensional DenseNet [J]. Medical Physics, 2020, 47(3): 1021-1033.
- [17] ZHAO X R, LIU Z, ZHAO H M, et al. Segmentation of right ventricular MR image based on deep neural network: Dilated DenseNet of two level losses [C]//IEEE. 14th IEEE International Conference on Signal Processing. Beijing: IEEE, 2018: 355-358.

(责任编辑 曹东)