光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2021.04.026

基于逻辑校准的多分类残差网络的肺分割算法

雷雨婷[1]，张　东[1*]，杨　双[1,2]

（1. 武汉大学 物理科学与技术学院，武汉 430072；2. 桂林航天工业学院 电子信息与自动化学院，广西 桂林 541004）

摘　要： 针对图像噪声以及血管、支气管等因素引起的肺分割困难的问题，提出了一种基于逻辑校准的多分类残差网络分割算法。该算法将图像区域划分为肺、背景及边界三类，通过扩大不同类型间的差异来提升分割准确率。算法先将图像分割为固定尺寸区域，然后利用残差网络提取纹理特征进行分类训练与测试，实现粗分割。最后对边界区域阈值处理实现细分割。利用公开数据集对该算法进行了测试，实验结果表明，此分割算法在召回率、精确率以及交并比等方面均优于当下前沿的分割网络之一的U-Net，分别达到99.79%，98.13%和97.83%，可为后续的肺部疾病临床诊断提供参考依据。

关键词： 图像分割；肺分割；多分类残差神经网络；样本不均衡；逻辑校准；阈值分割

中图分类号： TP391.41；R575　**文章编号：** 1001－5868(2021)04－0585－05

An Algorithm of Lung Segmentation Based on Logit Adjustment in Multi-class Residual Network

LEI Yuting[1]，ZHANG Dong[1]，YANG Shuang[1,2]

（1. School of Physics and Technology，Wuhan University，Wuhan 430072，CHN；
2. Electronic Information and Automation，Guilin University of Aerospace Technology，Guilin 541004，CHN）

Abstract： In order to extract lung precisely，aiming at difficulty in segmentation of lung caused by interfering factors such as image noise，blood vessels and bronchus，an algorithm based on logit adjustment in multi-class residual network was proposed. The algorithm divided the image area into three categories：lung，background and boundary，which improves the segmentation accuracy by expanding the difference between different types of images. Firstly，the image was divided into regions with fixed size，then，a residual network was then trained to extract the texture features for classification and tested to achieve coarse segmentation. Finally，refining segmentation was conducted on regions which were marked as boundary based on threshold method. The segmentation performance of the proposed model was tested and verified by using a public dataset. The recall rate，precision and intersection over union of the algorithm were obtained as 99.79%，98.13% and 97.83%，respectively，and the overall segmentation performance was higher than that of U-Net，one of the most cutting-edge segmentation networks. According to the experimental results，the proposed algorithm provides a reference basis for subsequent clinical diagnosis of lung diseases.

Key words： image segmentation；lung segmentation；multi-class residual network；class imbalance；logit adjustment；threshold segmentation

收稿日期：2021－04－16.

基金项目：国家重点研发计划项目(2011CB707900)；广西高校中青年教师科研基础能力提升项目(2019KY0816).

* **通信作者：**张　东

0 引言

计算机断层扫描(CT)作为一种主要的医学成像技术,具有分辨率高、显像清晰、价廉、迅速等优点。CT 图像通常被应用于大脑、肺部、腹部等部位的临床诊断,为疾病的前期诊断和后续治疗提供重要的依据。在疫情期间,CT 检查被视为新冠肺炎(COVID-19)诊断的标准。利用计算机辅助分析 CT 图像有利于提升肺部疾病临床诊断的高效性[1]。为更好地监测肺部病变、排除干扰因素,肺精确分割通常为计算机辅助诊断技术的首要任务。现阶段,针对医学图像分割的算法研究可以大致分为两类。一类是基于概率统计信息的传统算法,例如灰度阈值、区域生长、活动轮廓法等,这些算法都易受到噪声干扰、个体差异等因素的影响,具有不可避免的缺陷[2-3]。第二类是近些年较为热门的机器学习方法,例如决策树、贝叶斯学习以及神经网络等方法,这些方法都是通过让计算机学习大量的数据来获取经验,进而对新数据进行预测。2015 年,Olaf Ronneberger 等[4]提出专属于生物医学图像分割的网络,即 U 形网络(U-Net)结构。该网络源自编码解码的经典思想,结构具有高度对称性,能更完整地提取特征进行分析,出色的分割结果也让该结构成为当前医学图像分割领域最为热门的神经网络结构[5-7]。但是,这些机器学习类算法需要功能强大的计算机硬件支撑,同时医学影像数量的不足、质量的欠缺也给算法的准确性带来极大的挑战。为解决高噪声、低质量的医学图像分割困难的问题,研究人员通常融合多种方法来改善图像分割质量。曲彦等[8]将超像素与模糊 C 均值聚类(FCM)方法相结合,使用灰度共生矩阵提取超像素纹理信息,放入 FCM 中对其进行聚类,实现肺细化分割。Liu 等[9]则通过窗口捕获感兴趣区域,在神经网络上分类,再结合超像素与相邻点统计法进行边界修正。

现有的肺分割算法多数关注整幅图像,忽视了血管、支气管等组织以及病灶的影响。针对上述问题,本文提出了一种基于区域分裂合并的分割算法,对图像分块并放入残差神经网络中训练,依据测试结果合并同类块,经阈值分割处理后实现胸部 CT 图像肺的精确分割。

1 方法

1.1 算法框架

针对目前肺分割准确率不高、算法泛化性不足的问题,本文提出了一类基于区域分裂合并的肺分割算法。该算法首先将图像分割为系列子区域,将区域放入多分类 Resnet 中进行训练、测试。此外,网络引入了逻辑校准损失函数来进行性能优化,以解决样本不均衡的问题。经过网络测试、获得初分割结果,再使用自动阈值法对边界进行细分割,从而得到最终的分割结果。图 1 为本文提出的算法框架。整个算法流程可以分为以下五个步骤:(1)图像预处理,提升数据多样性,改善图像质量;(2)对图像进行矩形切割,将区域划分为背景、目标以及边界;(3)搭建多分类的残差神经网络,选取逻辑校准损失为目标函数训练网络参数;(4)根据网络分类测试结果进行区域合并;(5)针对分类结果为边界的区域,利用基于均值迭代的自动阈值法进行区域细分割。通过以上步骤即可实现对肺的精确分割。

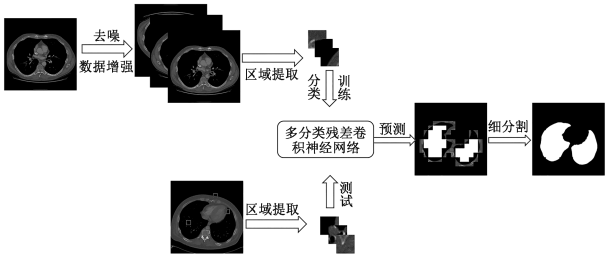


图 1 算法框架

1.2 预处理及区域提取

由于成像设备以及显示技术的缺陷,经获取、传输、存储后得到的 CT 图像往往存在噪声[10-11]。为了在保留边缘和纹理等细节信息的同时降低噪声对分割的影响,本文采用中值滤波进行降噪,以提升图像质量。此外,对于神经网络而言,大量的训练数据是网络充分学习特征、完成分类任务的重要前提,数据的不足会使神经网络的准确率下降。因此,本文通过数据增强方式来增加图像的数量及多样性。常见的数据增强方式包括旋转、翻折、裁剪、缩放变形等[12]。对于医学图像而言,同体态图像相似度高,细微结构的变化反映着病变信息。因此为了不破坏各结构的纹理特征,本文仅使用上下、左右翻折这类不失真的方式对滤波后的图像进行数据增强。为了降低不同样本数据之间的差异,数据放入网络之前还需进行归一化处理。

由于残差神经网络的输入需要保持尺寸一致,本文利用固定大小的窗口在图像上滑动来快速获取不同的子区域块,再将这些区域块分类后放入神经网络中进行训练。窗口尺寸的选择会影响算法的分

割的准确性[13-14]。经过多次实验验证，对于大小为 512×512 的图像，窗口尺寸为 32×32 时分割性能最佳。

在训练阶段，窗口采用其边长一半的步长滑动，使子区域块之间相互交叠，既可以增加数据量，又能完整地描述图像不同区域的信息。在测试阶段，按照分裂合并思想的原则，此时子区域块之间不可重合，因此步长为窗口的边长，即 32 个像素点。

在获得子区域后，还需要对其进行分类才能放入网络中进行训练。在多分类网络中，标签以 one-hot 编码形式存在。对于 N 分类问题，其标签为一个 N 维向量，且第 K 类其标签的第 K 个位置上的数为 1，其余为 0。本文分别使用 100，010，001 来表示肺区域（lung）、背景区域（background）以及边界区域（boundary）。对照人工标注的结果，首先对像素点进行分类，然后对于区域 r，p 为区域内的像素点，r 的类型划分依据为

$$Label(r)=\begin{cases}100, & \text{if}\ \forall\, p \in \text{lung}\\ 010, & \text{if}\ \forall\, p \in \text{background}\\ 001, & \text{else}\end{cases} \tag{1}$$

1.3　残差神经网络模型

卷积神经网络（CNN）是一种常见的神经网络类型，其卷积核作为特征提取器，通过捕获感受野辅助网络学习样本特征，进而区分不同类型，在计算机视觉领域表现优秀[15-17]。然而在面对复杂样本时，为提取更高层次的特征，网络层数也随之加深，存在梯度弥散的隐患，网络性能反而得不到提升。经实践证明，残差网络可以有效解决深度神经网络退化的问题[18]。残差网络由一系列残差模块单元构成，当模块的输入为 x 时，设卷积过程中的学习函数为 $F(x)$，则输出 y 的表达式为

$$y=F(x,W)+h(x) \tag{2}$$

其中，$h(x)$ 为 1×1 的卷积操作，主要用于调整 x 的维度，使其和 $F(x)$ 维度保持一致。从公式可以看出，残差网络通过跳层连接的方式，将浅层特征沿着另一条路径直接传输到高层，有效避免梯度消失的问题。为了缓解网络过拟合现象，本文还在残差模块内加入了批归一化层[19]，本文设计的残差模块如图 2 所示。

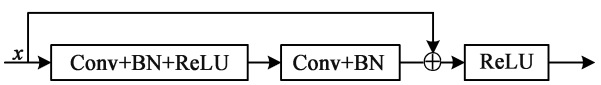


图 2　本文设计的残差模块

本文基于常见的 Resnet18 结构设计了文中所采用的网络模型，其结构如图 3 所示。

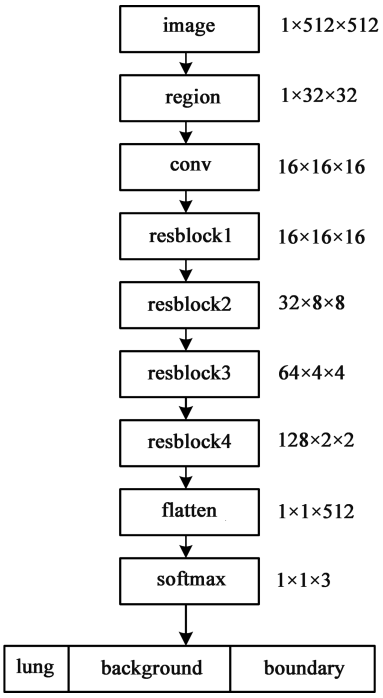


图 3　本文设计的网络模型

1.4　逻辑校准损失函数

损失函数也称为目标函数，可定量地描述算法对数据集的建模好坏。在多分类的卷积神经网络中，目标函数通常选择基于 softmax 函数的交叉熵损失函数。softmax 函数通常位于网络的输出端，用于计算输入在每一类型上的概率。对于类别为 i 的概率预测表达式为

$$p_i=\text{softmax}(x_i)=\frac{\exp x_i}{\sum_j \exp x_j} \tag{3}$$

当训练样本各类型分布较为均匀时，网络模型使用上述损失函数可以得到较高的准确率。然而在胸腔 CT 图像中，肺所占的面积仅仅为 30%左右，因此由滑动窗口所获得的子区域中，背景类的数量要高于边界类和肺类，使用交叉熵损失函数会导致样本数目更少的类型训练不足，泛化能力较差。为解决这一问题，本文引入了逻辑校准损失函数（Logit Adjustment Loss）[20]。该函数是在平衡错误率（BER）的基础上结合先验知识提出的，平衡错误率计算各类样本错误率的加权和，可表示为

$$BER=\frac{1}{L}\sum_{y\in|L|} P_{x|y}(y \notin \text{argmax}_{y'\in y} f_{y'}(x)) \tag{4}$$

其中，$P_{x|y}$ 为错误率计算形式，$1/L$ 为各类样本的权重，可隐式平衡样本间的数目差异。逻辑校准函数将 softmax 函数的对数形式与 BER 结合在一起，其表达式为

$$loss=\log\left[1+\sum_{y'\neq y}\left(\frac{\pi_{y'}}{\pi_y}\right)^{\tau}\cdot e^{(f_{y'}(x)-f_y(x))}\right] \tag{5}$$

其中，π_y 为先验概率，即样本类型为 y 的数目占总样本的比例，τ 为调节因子，常设置为 1。

1.5 阈值分割

由于边界块中既包含了肺，也包含了背景，因此还需要对其进行细分割。在胸腔 CT 扫描中，肺的衰减远低于周围组织，得到的图像中肺部和其周围组织在灰度上差异较大，因此本文直接通过阈值法对边界块中的目标和背景进行分离[21]。本文使用基于均值迭代的阈值分割法对每块区域单独处理。该方法需要给定初始阈值 T_0，根据阈值将图像划分为两个区域 R_1 和 R_2，分别计算两区域的平均灰度值 μ_1 和 μ_2。将两灰度的均值设置为新门限，即 $T=(\mu_1+\mu_2)/2$。重复上述步骤直到在相邻的迭代次数中 μ_1 和 μ_2 的波动较小，此时的阈值为最佳阈值。在噪声的干扰下，阈值分割后的二值图像会存在孔洞，因此还需要结合形态学算法或孔洞填充算法去除这些干扰，提升结果的准确性。

2 实验及结果分析

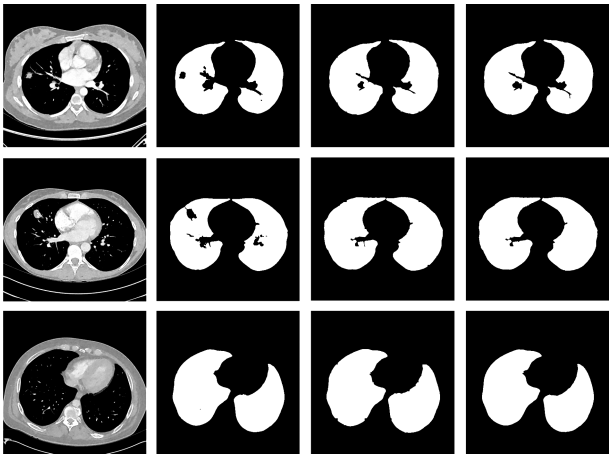
2.1 实验数据

本文所使用的肺部 CT 图像来源于 kaggle 竞赛平台上一项目的开源数据集。此项目以分割肺为目的，包含一系列二、三维肺部 CT 图像以及对应的人工分割结果图。本文从数据集中选择 230 张二维 CT 图像进行实验，其中 160 张用来训练，40 张作为验证，另外 30 张用来测试。经过预处理后，这些图像的分辨率为 512×512 像素，位深为 8，在计算机中以 TIF 形式保存。使用滑动窗口在图像上滑动，获取子区域块。其中训练样本一共 271 377 个，验证样本一共 19 044 个，测试数据共 7 680 个。在训练集中，肺区域 42 691 个，背景区域 163 674 个，边界区域 65 012 个。验证集和测试集中的三类分布与训练集相近。

2.2 实验结果及分析

为突出本文算法的特点，实验在同等条件下选择 U-Net 算法作为对比。在同一硬件平台运行两种算法，针对单张图像测试，两种算法误差不超过 0.05 s。训练结果显示，本文提出的算法训练速度更快，在单次迭代中此算法平均先于 U-Net 算法 8 min，有效缩短了训练时长。

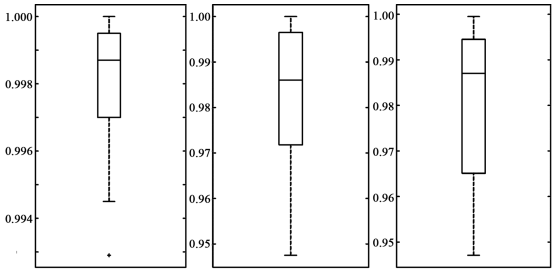
使用本文提出的算法得到的肺分割结果与 U-Net 分割结果和人工分割结果的对比图如图 4 所示。从图中可以看出，使用本文提出的模型分割出的肺区域更加完整，获得的边界也更贴合实际人工标注。通过与 U-Net 算法对比，可以发现本文算法具有良好的鲁棒性，在分割肺时未遗漏肺部病变区域，并且能有效排除支气管等干扰组织。



(a) 原图 (b) U-Net (c) 本文算法 (d) 人工标注

图 4 不同算法得到的肺分割结果

为定量分析本文算法模型的性能，本文使用召回率（recall）、精确率（precision）以及交并比（Intersection over Union）三类评价指标来衡量算法分割出的病灶或目标与实际标注的目标之间的重合面积差异[22]。图 5 通过盒型图展示了本文算法在三类评价指标上的统计表现。从图中可以看出本文算法在这三类指标数值较高，分割性能好。



(a) 召回率 (b) 精确率 (c) 交并比

图 5 本文算法分割结果盒型图

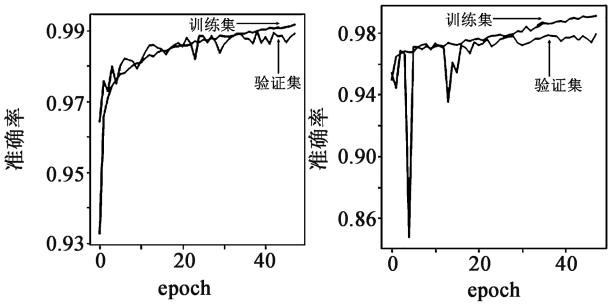
表 1 显示了这两类算法在 30 张测试图像上平均后的分割性能的比较。对于召回率这一指标，本

文算法明显优于 U-Net，其他两项指标也略有优势。尤其是在应对肺部病灶时，该算法具有良好的鲁棒性，不会出现错漏。同时该算法将边界区域单独设置为一类，通过阈值法进行细分割，较为精确地提取出双肺边界，巧妙地避免了矩形区域拼接所造成的边界锯齿状效应。

表 1　实验中两类算法的图像分割性能

算法模型	召回率/%	精确率/%	交并比/%
本文算法	99.79	98.13	97.83
U-Net 算法	97.24	98.05	97.06

此外，为了验证逻辑校准损失函数的作用，本文还使用交叉熵损失函数进行了对比实验，网络分类结果在每一批次上的准确率如图 6 所示。从图中可以看出使用交叉熵的验证集后期在同一水平线上波动，而使用了逻辑校准的网络验证集一直呈上升趋势，网络准确率及泛化性有进一步的提升。



(a)　基于逻辑校准　　(b)　基于交叉熵

图 6　网络训练结果

3　结语

提出了一种基于逻辑校准的多分类残差网络的肺分割方法，解决了噪声等干扰因素引起的肺分割不完整、准确率低的问题。针对当前基于二分类的分割方法存在目标和背景相互混叠的问题，单独设置了边界类型，扩大类型间的差异，让神经网络更为专注地学习每个类别的特征，从而提升了网络的分辨能力。本文使用基于逻辑校准的损失函数优化网络性能，避免了因肺面积占比小而引发的样本不均衡问题。最后，算法采用了自动阈值分割法对边界进行细分割，得到了完整的肺部区域。本文利用开源数据集进行实验，通过和 U-Net 算法对比，验证了本文所提出算法的高效性和鲁棒性，在速度和准确度上为后期的临床辅助诊断应用提供了保障。

参考文献：

[1]　王琪垚，王健庆. 基于深度学习的新冠肺炎 CT 图像识别研究[J]. 信息与电脑(理论版)，2020，32(17)：62-64.
Wang Q Y，Wang J Q. Deep learning based novel coronavirus pneumonia CT image recognition[J]. China Computer & Communication，2020，32(17)：62-64.

[2]　Pham D L，Xu C，Prince J L. Current methods in medical image segmentation[J]. Annual Review of Biomedical Engineering，2000，2(2)：315-337.

[3]　亢　洁，丁菊敏，万　永，等. 基于分水岭修正与 U-Net 的肝脏图像分割算法[J]. 计算机工程，2020，46(1)：255-261，270.
Kang Jie，Ding Jumin，Wan Yong，et al. Liver image segmentation algorithm based on watershed correction and U-Net[J]. Computer Engin.，2020，46(1)：255-261，270.

[4]　Ronneberger O，Fischer P，Brox T. U-Net：Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[M]. Munich：Springer International Publishing，2015：234-241.

[5]　Li X，Hong Y，Kong D，et al. Automatic segmentation of levator hiatus from ultrasound images using U-net with dense connections[J]. Physics in Medicine and Biology，2019，64(7)：075015.

[6]　Park B，Park H，Lee S M，et al. Lung segmentation on HRCT and volumetric CT for diffuse interstitial lung disease using deep convolutional neural networks[J]. J. of Digital Imaging，2019，32(6)：1019-1026.

[7]　张倩雯，陈　明，秦玉芳，等. 基于 3D ResUnet 网络的肺结节分割[J]. 中国医学物理学杂志，2019，36(11)：1156-1161.
Zhang Q W，Chen M，Qin Y F，et al. Lung nodule segmentation based on 3D ResUnet network[J]. Chinese J. of Medical Physics，2019，36(11)：1156-1161.

[8]　曲　彦，魏本征，尹义龙，等. 肺 CT 图像细化分割[J]. 中国图象图形学报，2017，22(1)：137-145.
Qu Y，Wei B Z，Yin Y L，et al. Refining segmentation algorithm for lung parenchyma CT image[J]. J. of Image and Graphics，2017，22(1)：137-145.

[9]　Liu C，Pang M. Extracting lungs from CT images via deep convolutional neural network based segmentation and two-pass contour refinement[J]. J. of Digital Imaging，2020，33(6)：1465-1478.

[10]　石振刚，李芹子. 小波各向异性模型肺部 CT 图像去噪[J]. 沈阳理工大学学报，2018，37(5)：20-23.
Shi Z G，Li Q Z. Pulmonary CT image denoising algorithm based on wavelet anisotropic model[J]. J. of Shenyang Ligong University，2018，37(5)：20-23.

[11]　秦华锋，刘　霞. 基于稀疏自编码的手指静脉图像分割[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版)，2019，36(4)：1-8.
Qin Huafeng，Liu Xia. Finger vein image segmentation based on sparse auto-encoder[J]. J. of Chongqing Technology and Business (Natural Sciences Edit.)，2019，36(4)：1-8.

(下转第 595 页)

[8] 陈一波，杨玉华，王红亮，等. 高速数据采集与光纤传输系统的设计与实现[J]. 电子技术应用，2016，42(10)：73-76.
Chen Y B，Yang Y H，Wang H L，et al. Design and implementation of high speed data acquisition and fiber-optical transmission system[J]. Application of Electronic Technique，2016，42(10)：73-76.

[9] 和　爽，王红亮. 基于 JESD204B 的射频信号高速采集系统设计[J]. 电子器件，2020，43(1)：124-127.
He Shuang，Wang Hongliang. Design of high-speed acquisition system of RF signal based on JESD204B[J]. Chinese J. of Electron Device，2020，43(1)：124-127.

[10] 王　维，王　巍. 基于多核 DSP 的 RapidIO 通信接口应用[J]. 通信技术，2017，50(5)：1060-1065.
Wang W，Wang W. Application of RapidIO communication interface based on multi-core DSP [J]. Communications Technology，2017，50(5)：1060-1065.

[11] 孔德伟，袁国顺，刘小强. 基于 FPGA 的万兆以太网链路的设计与实现[J]. 微电子学与计算机，2019，36(12)：21-25.
Kong D W，Yuan G S，Liu X Q. The design and implementation of 10 gigabit ethernet link based on FPGA[J]. Microelectronics & Computer，2019，36(12)：21-25.

[12] 李　聪，向　新，王　瑞，等. 基于 FPGA 的数字信号处理模块设计与实现[J]. 计算机工程与设计，2020，41，4(6)：1586-1591.
Li Cong，Xiang Xin，Wang Rui，et al. Design and implementation of digital signal processing module based on FPGA[J]. Computer Engineering and Design，2020，41(6)：1586-1591.

[13] Jia J，Jing P. Design and implementation of digital signal processing module based on PCI bus and FPGA[C]// Proc. of Inter. Industrial Informatics & Computer Engineering Conf.，2015.

[14] 李歆昊，张　旻. 基于人工免疫的链路层协议帧同步字识别[J]. 电子与信息学报，2017，39(3)：561-567.
Li X H，Zhang M. Frame synchronization word identification of link layer protocol based on artificial immune[J]. J. of Electronics & Information Technol.，2017，39(3)：561-567.

作者简介：

覃江毅(1989—)，男，广西玉林人，博士，助理研究员，主要研究方向为高速信号采集与光纤通信系统设计；

王　凯(1990—)，男，山东济宁人，博士，助理研究员，主要研究方向为人工智能系统设计。

(上接第 589 页)

[12] Shorten C，Khoshgoftaar T M. A survey on image data augmentation for deep learning[J]. J. of Big Data，2019，6(1)：1-48.

[13] 梁　楠，赵政辉，周　依，等. 基于滑动窗口的深度卷积神经网络乳腺 X 线摄影图像肿块分割算法[J]. 中国医学物理学杂志，2020，37(12)：1513-1519.
Liang N，Zhao Z H，Zhou Y，et al. An algorithm of mass segmentation in mammogram by using deep convolutional neural network based on sliding patch[J]. Chinese J. of Medical Physics，2020，37(12)：1513-1519.

[14] Gao M，Bagci U，Lu L，et al. Holistic classification of CT attenuation patterns for interstitial lung diseases via deep convolutional neural networks[J]. Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering：Imaging & Visualization，2018，6(1)：1-6.

[15] 冉令燕. 基于卷积神经网络的图像分类研究[D]. 西安：西北工业大学，2018.
Ran L Y. Convolutional neural networks based image classification [D]. Xi'an：Northwestern Polytechnical University，2018.

[16] Qiu T，Wen C，Xie K，et al. Efficient medical image enhancement based on CNN-FBB model [J]. Image Processing Lett.，2019，13(10)：1736-1744.

[17] Liu L，Wu F X，Wang Y P，et al. Multi-receptive-field CNN for semantic segmentation of medical images[J]. IEEE J. of Biomedical and Health Informatics，2020(99)：1-1.

[18] Li M，Renjun S，Xuming R，et al. Combining DC-GAN with ResNet for blood cell image classification[J]. Medical & Biological Engineering & Computing，2020，58(6)：1251-1264.

[19] Garbin C，Zhu X，Marques O. Dropout vs. batch normalization：an empirical study of their impact to deep learning[J]. Multimedia Tools and Applications，2020，79(2)：1-39.

[20] Menon A K，Jayasumana S，Rawat A S，et al. Long-tail learning via logit adjustment[J]. arXiv：2007.07314，2020(preprint).

[21] Ming J T C，Noor N M，Rijal O M，et al. Enhanced automatic lung segmentation using graph cut for interstitial lung disease[C]// Proc. of IEEE Confer. on Biomedical Engin. and Sciences，2014：17-21.

[22] Zeng C Y，Gu L，Liu Z Z，et al. Review of deep learning approaches for the segmentation of multiple sclerosis lesions on brain MRI[J]. Frontiers in Neuroinformatics，2020，12(4)：954-962.

作者简介：

雷雨婷(1996—)，女，湖北荆门人，硕士生，研究方向为图像处理；

张　东(1963—)，男，湖北武汉人，博士，教授，研究方向为信号处理与微系统。