

基于深度学习的肺结节识别

高智勇, 万昕

(中南民族大学 生物医学工程学院 武汉 430074)

摘要 针对肺结节识别问题,采用分支结构改进直接型 VGG16 的深度学习网络结构,并使用迁移训练,减少了网络结构复杂度.结果提高了学习效率,降低了方法对硬件资源的要求,增加了其适用性.通过训练多种网络模型,对比模型特点,调整改进的网络结构实现了对小样本的肺结节识别.在 LIDC-IDRI 数据集上的结果表明:该方法在保持结构简单、降低硬件资源需求的同时,取得较好的肺结节识别效果.

关键词 肺结节;深度学习;小样本;迁移训练

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A 文章编号 1672-4321(2019)03-0393-04

DOI 10.12130/znmzdk.20190314

引用格式 高智勇,万昕.基于深度学习的肺结节识别[J].中南民族大学学报(自然科学版)2019,38(3):393-396.
GAO Zhiyong, WAN Xin. Recognition of pulmonary nodule based on deep learning [J]. Journal of South-Central University for Nationalities (Natural Science Edition), 2019, 38(3): 393-396.

Recognition of pulmonary nodule based on deep learning

GAO Zhiyong, WAN Xin

(College of Biomedical Engineering, South-Central University for Nationalities, Wuhan 430074, China)

Abstract To identify small pulmonary nodules, a modified branch structure was used to improve the deep learning network structure of the direct VGG16, and migration training was used to reduce the complexity of the network structure. The results showed that the learning efficiency was improved, the requirement for hardware resources was reduced, and the scope of application was increased. By training a variety of network models and comparing the characteristics of the model, the recognition of the small pulmonary nodules was realized. The results on the LIDC-IDRI data set showed that this method not only kept the structure simple and reduced the requirement of hardware resources, but also achieved better recognition of lung nodules.

Keywords lung nodule; deep learning; small sample; transfer training

在雾霾、PM2.5 等各种现代污染物的影响下,全世界的肺癌患者数量激增^[1],肺癌作为常见的和致死率非常高的癌症之一,其病灶体称为肺结节,是早期病征的标志之一,若能及时识别出肺结节,即可早期检测肺癌,颇受研究者关注^[2].目前较多医疗系统采用人工识别肺结节,但体积很小和特殊部位的肺结节在检查结果图上与血管较为相似,仅凭经验对其进行诊断,易出现漏诊或误诊^[3].一个病例可能有一百多张 CT 切片图,数据量庞大.因此,对肺结节的检查尤其需要提高诊断准确率,而自动高效的识别肺结节显得尤为重要.

临床上多层螺旋 CT 是检测肺结节最有效的方法之一^[4],但人工阅片约有 26% 的结节被遗漏^[5].肺结节识别的准确度对诊断有较大的影响,因而研究者致力于学习更有效的识别方法.结合深度学习的肺结节识别是研究热点之一.中科院联合南佛罗里达大学的学者使用多层卷积神经网络(Multi-scale Convolution Neural Network),从原始图像的结节斑块中提取特征,将不同尺度输入获得的特征结合起来,获得了 86.84% 的识别准确率^[6].MONKAM P 等^[7]使用 35000 多个样本,提高交叉训练的复杂度,达到了 88.28% 的准确度.上海交通大学的孟以爽

收稿日期 2018-12-05

作者简介 高智勇(1972-)男,副教授,博士,研究方向:图像识别,E-mail: zhiyonggao@mail.scuec.edu.cn

基金项目 湖北省自然科学基金资助项目(2014CFB922)

等^[8]通过预处理方法,分割出肺结节感兴趣区域,叠加一个序列中同一区域相邻的三层,用 22000 张伪彩色样本块训练网络 10^5 次,获得了 95% 的准确度^[8]。然而,这些研究复杂的预处理方法使系统缺乏应用的灵活性,如何用较少层的网络结构,建立针对少量样本数据进行肺结节识别的模型是一个关键问题,本文对此展开了研究。

1 本文方法

1.1 问题与分析

迁移学习是将已经训练好的模型参数迁移到新

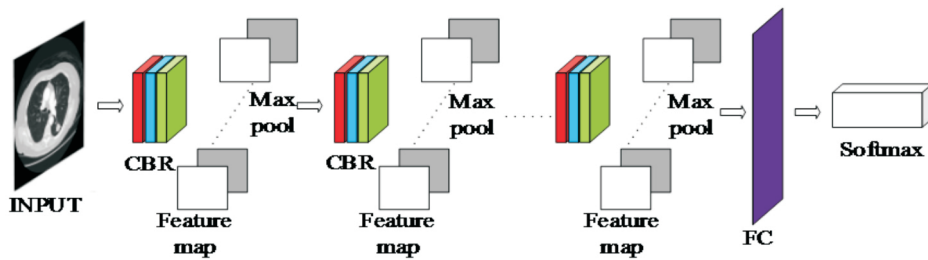


图 1 DAG3 网络结构

Fig.1 Illustration of DAG3 network

1.2 网络结构设计

由于个体差异,不同个体的肺部 CT 图像特征差别较大.通常实验仅针对图像中的肺实质部分,在神经网络训练前,进行预处理,自动或人工提取出肺实质,减少肺部轮廓对识别结果的影响.为更好地利用深度学习网络的强大性能优势,减少识别流程的复杂性,实验中未对原始图像进行预处理,保留更多原始信息,令识别过程更加智能化。

实验数据集均为 299×299 的图片,训练过程直接采用原始数据作为输入.网络卷积层全部采用 3×3 大小的卷积核,卷积结果保持原始输入尺寸,其输入输出计算公式如下:

$$\begin{cases} W_2 = \frac{W_1 - F + 2P}{S} + 1, \\ H_2 = \frac{W_1 - F + 2P}{S} + 1, \\ D_2 = K, \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中: W_2 为输入数据的长; H_2 为输入数据的宽; K 为输入数据的深度; W_2 为输出数据的长; H_2 为输出数据的宽; D_2 为输出数据的深度; 卷积核的大小为 F , 步长为 S , 填充为 P 。

网络基本结构采用 Conv-BN-Relu 的组合, BN 层有防止梯度弥散的功能,同时也能加快训练过程。

的模型中,帮助新模型训练的方法.肺结节的识别可用的标准样本数较少,故本文采用迁移学习来训练模型,提高学习效率。

针对肺结节识别,可通过调整网络结构,增加方法的实用性.本文提出三支型结构的 DAG3 模型,在不同分支使用 C-B-R 层的组合代替 C-R-C-R-P 层的组合加快训练过程.整体深度相似的情况下, DAG3 较直线型网络结构 DConv(6) 具有更强的学习能力.实验对比了多种模型迁移训练得到的结果,优化自主设计的网络结构,较大程度提高了准确率(网络结构见图 1)。

Relu 层增加了网络各层之间的非线性关系, Relu 令一部分神经元的输出为 0,使网络具有稀疏性,减弱参数间的依赖性,防止过拟合的发生.其激活函数表达式如下:

$$f(x) = \max(0, x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ x & x \geq 0 \end{cases}, \quad (2)$$

实验设计了具有 6 层卷积深度的 DConv(6) 网络结构,网络整体结构为直线型类 VGG 结构,每个 Conv-BN-Relu 组合单元后的降采样采用 Maxpool,能减小卷积层参数误差造成估计均值的偏移对特征提取造成的误差^[9],其整体结构如图 2。

为了保证其学习能力的同时,降低 DConv(6) 直线型类结构的深度,本文对其进行改进,采用类 Inception 的结构,增加 DAG3 结构的网络宽度(结构如图 1 所示).临床上通常根据肺结节的密度不同将其分为 3 类:实性结节、部分实性结节和磨玻璃密度结节.根据图像中直径大小的差别,分为高危、中危和低危三类.实验所用数据未将正样本进行详细分类,为了让网络能更准确地识别临床常见的三类结节,同时避免参数过多,硬件资源耗费过大, DAG3 网络模型采用了三支型结构.分支结构前使用 5×5 和 3×3 的卷积核对原始数据进行学习,三个分支结构均采用 3×3 的卷积核拓展网络宽度.分支叠加后的

降采样采用 Avgpool,能减小邻域大小受限造成的估计值方差增大对特征提取造成的误差^[10].研究表明,类 Inception 的分支型网络结构增加了网络的宽度,能在减少参数的同时,增强网络学习能力^[11].实

验对 Inception 结构做出调整,以适应本实验数据特点.每个 Conv-BN-Relu 组合单元后的降采样均采用 2* 2 的 Maxpool.

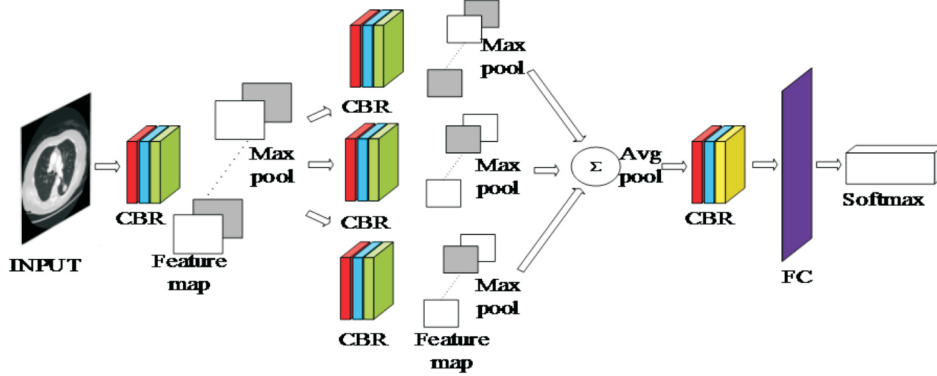


图 2 DConv(6) 网络结构

Fig.2 Illustration of DConv(6) network

2 结果与分析

迁移学习所用到的预训练模型均在 ImageNet 数据库上完成了预训练,ImageNet 是目前世界上图像识别最大的数据库,由美国斯坦福大学建立.其中有超过 1400 万的图像数据被手动注释,至少一百万个图像中包含有边界框,拥有 2 万多个类别.模型的参数由 Matlab 扩展包提供.实验采用 LIDC-IDRI 数据集的数据,包含 805 张包含肺结节正样本图像,795 张不包含肺结节的负样本图像,直接使用原始数据进行训练.训练过程可视化处理,5 个 Epoch 内 Loss 的变化在在 ±0.01 范围时训练均被认为已收敛^[12].训练使用具有动量的随机梯度下降法 SGDM

(Stochastic Gradient Descent with Momentum),以减少收敛过程中的震荡.SGDM 的参数更新公式如下:

$$\theta_{l+1} = \theta_l - \alpha \nabla E(\theta_l) + \gamma(\theta_l - \theta_{l-1}), \quad (3)$$

式(3)中: θ 为参数向量; l 为迭代次数; α 为学习率; $E(\theta)$ 为 loss 函数; γ 为动量.

直接型结构的 Dconv(6) 网络共有 30 层,分支型 DAG3 网络共有 39 层.迁移学习的预训练使用了 5 个模型,Alexnet 共有 25 层,VGG16 共有 41 层,Googlenet 共有 144 层,Inceptionv3 共有 316 层,Resnet101 共有 347 层.训练学习率为 0.0001,动量为 0.9,批大小为 100.由于部分预训练网络层数较深,实验中依据迁移训练过程中的微调(Fine-Tune)原理,对实际参与训练的层数进行调整,具体使用层数见表 1.

表 1 不同网络识别结果

Tab.1 Recognition results of different networks

参 数	训练模式						
	自设计网络		预训练				
	DConv(6)	DAG3	AlexNet	VGG16	GoogleNet	InceptionV3	ResNet101
Layers	30	39	25	41	105	118	268
Epoch	7	7	20	11	30	13	8
Accuracy/%	70.98	91.88	90.81	89.33	82.86	88.17	92.92

由表 1 可知:(1)对直接型网络 Dconv(6)改进后,分支结构的 DAG3 模型获得了更高的准确率;(2)与预训练模型相比,DAG3 模型使用较少的层数获得了较高的准确率,增强了方法的适用性;(3)Resnet101 模型使用了残差块,具有很强的学习能力,但结构复杂,层数很深,训练要消耗大量硬件资源,耗时较长.DAG3 模型仅有 39 层,与使用了 268

层网络参与训练的 Resnet101 模型的识别准确率仅相差 1.04%.针对本实验所用的小样本,DAG3 模型实现了使用更少的层数和参数,达到较高的识别准确率的目标.

本实验结果与其他实验对比如表 2 所示.实验数据集包含 1600 个样本,不到其他方法样本数量的 1/10,识别率较高.而孟以爽等使用的方法首先采用

预处理方法 将分割出的肺结节块作为训练数据,预处理过程复杂,人为因素等随机影响使系统鲁棒性较差.在样本数量较小,没有对输入图像进行预处理的条件下,DAG3 模型对肺结节识别达到了较高的准确率.

表 2 本文方法与其他方法对比
Tab.2 Comparison with other algorithms

不同方法	样本数量	准确率/%
本实验	1600	91.88
Shen W 等 ^[14]	17039	86.84
P Monkam 等 ^[15]	35000	88.28
孟以爽等 ^[16]	22000	95.00

3 结语

本文针对肺部 CT 图像的病灶肺结节识别问题,在样本数量较小情况下,引入迁移训练方法,提高了学习效率.同时结合网络结构特征,采用分支网络结构,减少网络层数和参数,节约硬件资源,缩短训练时间.在 LIDC-IDRI 数据集上进行的实验结果表明:运用迁移训练能在新问题上取得较好的结果,实现了对肺结节的高准确率识别.与其他方法相比,在未进行图像预处理的情况下,本方法在降低网络结构的同时,获得了较好的识别效果.若加入鲁棒性较好的预处理过程,设计更有效的网络结构,预期会取得更高的识别准确率,有待更深入的研究.

参 考 文 献

- [1] 沈金花,陈剑霖.Linifanib 和 Tivozanib 对肺癌细胞增殖的影响[J].中南民族大学学报(自然科学版),2017,(4):36-39,83.
- [2] 肖小娇.基于卷积神经网络的肺结节自动检测深度学习模型[D].太原:太原理工大学,2017.
- [3] ARENBERG D, KAZEROONI E A. Setting up a lung cancer screening program[J]. J Natl Compr Canc Netw, 2012, 10(2): 277-285.
- [4] NIE S D, ZHENG B, Li W. Design of computer-aided detection and classification of lung nodules using CT images [J]. J Syst Simul, 2007, 19(5): 935-944.
- [5] KO J P, BETKE M. Chest CT: automated nodule detection and assessment of change over time — preliminary experience [J]. Radiology, 2001, 218(1): 267-273.
- [6] SHEN W, ZHOU M, YANG F, et al. Multi-scale convolutional neural networks for lung nodule classification [J]. Inf Process Med Imaging, 2015, 24: 588-599.
- [7] MONKAM P, QI S, XU M, et al. CNN models discriminating between pulmonary micro-nodules and non-nodules from CT images [J]. Biomed Eng Online, 2018, 17: 96.
- [8] 孟以爽,易平,顾问,等.基于深度学习的肺结节检测[J].计算机时代,2018(2):5-9.
- [9] 徐胜舟,周煜.基于 CNN 的车牌识别系统[J].中南民族大学学报(自然科学版),2017,36(3):125-130.
- [10] BOUREAU Y L, BACH F, LECUN Y, et al. Learning mid-level features for recognition [C]// IEEE. 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco: IEEE, 2010: 2559-2566.
- [11] OUYANG W, ZENG X, WANG K, et al. DeepID-Net: object detection with deformable part based convolutional neural networks [J]. IEEE T Pattern Anal, 2017, 39(7): 1320-1334.
- [12] 杨金祥.具有时滞的双向联想记忆神经网络的稳定性分析[J].西南民族大学学报(自然科学版),2018,44(1):83-86.

(责任编辑 刘钊)