

基于 FA-Net 的视网膜眼底图像质量评估

万程¹ 游齐靖¹ 孙晶¹ 沈建新¹ 俞秋丽²

¹南京航空航天大学电子信息工程学院 210016; ²南京医科大学附属明基医院眼科 210019

通信作者:俞秋丽, Email:15905192943@163.com

【摘要】目的 提出一种基于人类视觉注意力机制的 FA-Net 网络结构以使卷积神经网络(CNN)更适用于眼病筛查系统中的图像质量评估。**方法** FA-Net 主网络由 VGG-19 网络组成,本研究在该基础上将人类视觉注意力机制加入到 CNN 中,并在训练时使用迁移学习的方法,使用 ImageNet 的权重初始化网络。注意力网络采用前景提取的方法,提取血管和疑似病灶点等感兴趣区域,并赋予感兴趣区域更高的权重来加强对感兴趣区域的学习。**结果** 在训练 FA-Net 时,使用了 2 894 张眼底图像。FA-Net 在包含 2 170 张眼底图像的测试集上,分类准确率达 97.65%,其敏感度和特异性分别为 0.978 和 0.960,曲线下面积(AUC)为 0.995。**结论** FA-Net 相比于其他 CNN 具有更优越的分类性能,能够更准确、高效地评估视网膜眼底图像质量。该网络考虑了人类视觉系统(HVS)和人类注意力机制,通过在 VGG-19 网络结构中加入注意力模块,在获得更好分类性能的同时也使分类结果更具有可解释性。

【关键词】 眼底图像质量评估; 眼底图像增强; 卷积神经网络; 深度学习

基金项目: 国家自然科学基金项目(GBA1604401); 江苏省自然科学基金项目(PAF16022); 江苏高校优势学科建设工程项目

DOI:10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2019.08.004

Retinal image quality assessment based on FA-Net

Wan Cheng¹, You Qijing¹, Sun Jing¹, Shen Jianxin¹, Yu Qiuli²

¹College of Electronic Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; ²Department of Ophthalmology, BenQ Hospital of Nanjing Medical University, Nanjing 210019, China

Corresponding author: Yu Qiuli, Email:15905192943@163.com

【Abstract】Objective To propose a deep learning-based retinal image quality classification network, FA-Net, to make convolutional neural network (CNN) more suitable for image quality assessment in eye disease screening system. **Methods** The main network of FA-Net was composed of VGG-19. On this basis, attention mechanism was added to the CNN. By using transfer learning method in training, the weight of ImageNet was used to initialize the network. The attention net is based on foreground extraction by extracting the blood vessel and suspected regions of lesion and assigning higher weights to region of interest to enhance the learning of these important areas. **Results** Total of 2 894 fundus images were used for training FA-Net. FA-Net achieved 97.65% classification accuracy on a test set containing 2 170 fundus images, with the sensitivity and specificity of 0.978 and 0.960, respectively, and the area under curve(AUC) was 0.995. **Conclusions** Compared with other CNNs, the proposed FA-Net has better classification performance and can evaluate retinal fundus image quality more accurately and efficiently. The network takes into account the human visual system (HVS) and human attention mechanism. By adding attention module into the VGG-19 network structure, the classification results can be better interpreted as well as better classification performance.

【Key words】 Retinal image quality assessment; Retinal image enhancement; Convolutional neural networks; Deep learning

Fund Program: National Natural Science Foundation of China (GBA1604401); Natural Science Foundation of Jiangsu Province (PAF16022); Jiangsu Province Advantageous Subject Construction Project

DOI:10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2019.08.004

视网膜图像质量评价是眼病计算机筛查系统的基本步骤之一,高质量的眼底图像是正确诊断的前提。

近年来各类学者对于辅助检测诊断眼底图像中各类疾病的计算机筛查系统已有众多研究^[1-4],这些自动诊断系统的成功预测依赖于输入图像的质量。随着便携式眼底照相机应用的成熟,医疗机构可以得到大量的视网膜图像。但是相关研究表明,由于光照不均、遮挡、患者眼球移动等因素,实际数据中可能包含大量质量较差的视网膜图像^[5]。研究显示,影响图像质量的重要因素可分为两类:通用图像质量参数(如聚焦和锐度)和结构图像质量参数(如血管的清晰度,视盘、黄斑等结构的可见度)^[6]。传统的眼底图像质量评估算法依赖于某种基于通用图像质量参数或结构质量参数的手工特征,很难将这些算法推广到新的数据集^[7]。此外,人类依靠人类视觉系统(human visual system, HVS)来判断视网膜图像的质量,而传统的方法没有考虑到 HVS 特性,也没有在图像质量评估算法中引入 HVS。近十年来,深度学习受到很大关注,而卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)以其强大的表现力在各个领域都有着广泛应用。目前,深度学习方法在眼科图像诊断的研究主要应用在与眼底照相技术和光相干断层扫描成像技术相关的糖尿病视网膜病变、年龄相关性黄斑变性、青光眼等疾病的诊断中,并能够获得高特异性和高灵敏度的诊断结果^[8]。与传统的手工特征提取方法不同,深度学习模型能够发现原始特征中固有的或潜在的高层次特征,有助于建立高鲁棒性的模型。眼底图像的分析处理有其自身的特殊性,其病灶区域与整幅图像相比较而言,往往只占很小一部分,而它们对疾病的诊断起着决定性的作用。通过深度学习方法有效提取到这部分区域的特征要比学习自然图像的特征更加具有挑战性。为了使 CNN 网络更适用于眼疾病筛查系统中的图像质量评估,本研究设计一种基于人类视觉注意力机制的 FA-Net 网络结构,能够准确、高效地对视网膜图像的质量做出评估。

1 方法

基于深度学习的视网膜图像质量评估总体流程如图 1 所示。输入的眼底图像首先经过数据归一化处理和数据增广的预处理,然后被送入 CNN 训练。当网络的损失达到稳定时,保存网络参数,最后用于评估测试图像的质量。

为了选择性能最优的 CNN,本研究设计了几组不同的实验。首先,将

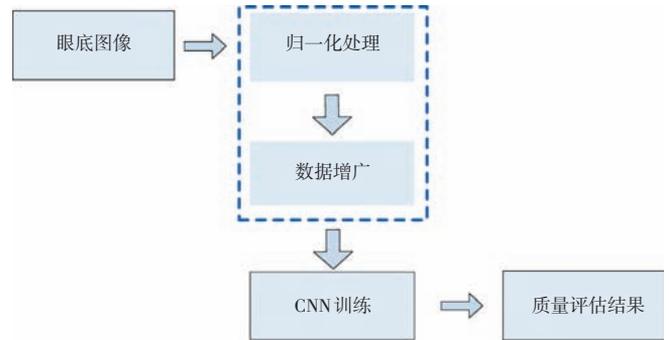


图 1 基于深度学习的视网膜图像质量评估总体流程图

5 种经典的 CNN 结构 AlexNet、GoogLeNet、VGG、ResNet 和 Inception-Resnet-V2 应用于本研究视网膜图像质量分类任务^[9-13]。对于所有网络采用图像归一化预处理、数据增广和微调训练的方法。对比实验结果并选择性能好的 CNN 网络,在此基础上加入注意力模块,提出 FA-Net 网络。然后将经典 CNN 模型的准确率和受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC 曲线)的曲线下面积(area under curve, AUC)与本研究提出的 FA-Net 网络进行比较。引入的注意力机制能改善自动筛查系统的性能,其对于眼底图像质量分类任务也具有更优异的表现。

1.1 眼底图像的预处理

1.1.1 归一化处理 由于数据集中图片的尺寸各不相同,因而需要对图像进行尺寸的归一化处理。具体步骤如下:(1)对眼底图像进行缩放,使得处理后的图片中圆形眼底半径 R 相同;(2)对眼底图像进行裁剪,裁剪出一个以 2R 为边长的正方形;(3)对眼底图像进行高斯滤波,每个像素点减去其局部均值,以减少光照影响。

对于某一部分眼底图像,由于原始图片中有的眼底图上下部分被截断且不是一个完整的圆形,对其进行裁剪及缩放时,使长度方向上以眼底中心为原点的两边间距一致,将长方形图像上下以黑边填充,扩展为一个正方形。为减少不同光照的干扰,对眼底图像进行归一化处理(图 2)。

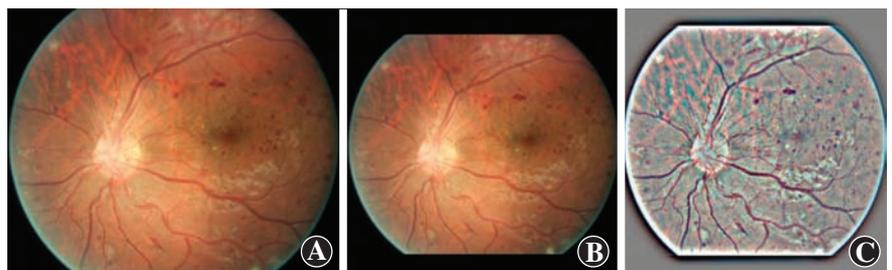


图 2 眼底图像归一化处理结果图 A:原图 B:剪裁及缩放 C:归一化处理

1.1.2 数据增广 通过对图像进行 $0^\circ \sim 360^\circ$ 的随机旋转、随机水平方向或垂直方向翻转,以及随机水平或垂直方向平移来扩充眼底图像数据集,从而更充分地训练神经网络的参数。只对训练集进行数据增广,数量增加了约 8 倍,而测试集仅被预处理。

1.2 FA-Net 网络

本研究中提出的 FA-Net 网络包括 2 个主要部分:第一部分是预训练的 VGG-19 主网络;第二部分是基于前景提取的注意力权重网络(图 3)。

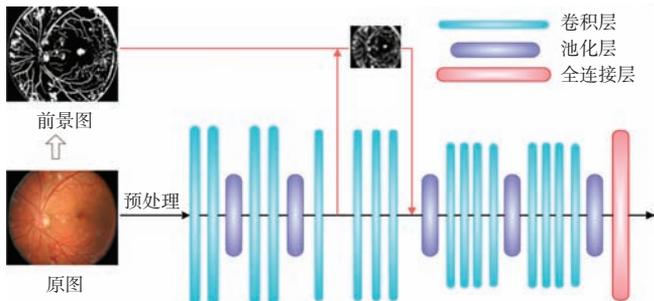


图 3 FA-Net 网络结构图

1.2.1 F-Net 微调的 VGG-19 主网络 VGG-19 模型采用传统的 CNN 结构,包括 16 个卷积层、3 个全连接层以及 5 个池化层。池化层将输入图像的尺寸从 224×224 下采样到 7×7 。以池化层为分界线将所有卷积层分成 5 个组,5 个组的卷积层个数分别为 2、2、4、4 和 4(图 4)。本研究通过微调的方法训练网络。去除最后一个全连接层,并用具有 2 个输出的全连接层代替。新的全连接层学习率提高 10 倍,前 2 个卷积层的参数学习率为 0,其余每层的学习速率保持不变。本研

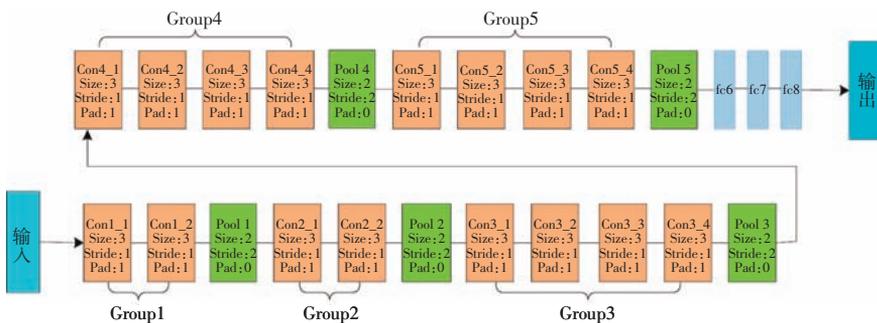


图 4 VGG-19 网络结构图

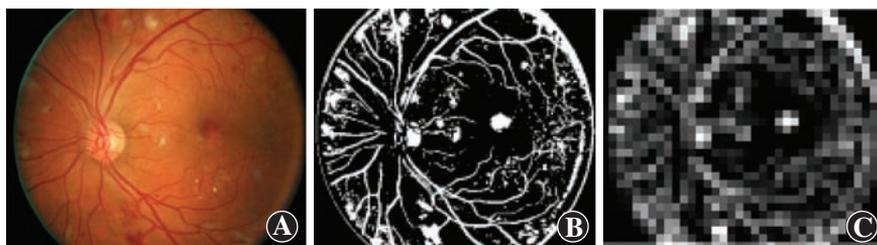


图 5 注意力图生成过程 A: 原始图像 B: 二值前景图 C: 注意力权重图

究中使用在 ImageNet 上训练好的网络来初始化权重。

1.2.2 A-Net 基于前景提取的注意力网络 前景相比于背景含有更多的信息,为了提取前景部分的像素,本研究中计算每个像素点其邻域内的均值 $\mu_N(x,y)$ 和标准差 $\sigma_N(x,y)$,领域大小为 s 。前景像素可以根据每个像素点 (x,y) 的 Mahalanobis 距离 d_M 进行提取^[14]。 d_M 可根据邻域均值和标准差获得,计算公式: $d_M = \left| \frac{I(x,y) - \hat{\mu}_N}{\hat{\sigma}_N} \right| > t$,其中 $I(x,y)$ 代表了眼底图像。 t 为阈

值,当 Mahalanobis 距离大于 t 时,该像素点 (x,y) 属于前景区域,否则属于背景区域。邻域均值和标准差可以根据逐点计算获得,但是为了节省时间和计算量,采用下采样和双三次插值技术来进行取样估计^[15]。 $\hat{\mu}_N$ 和 $\hat{\sigma}_N$ 是通过取样估计获得的邻域均值和标准差。实验中,根据经验选取 $t=1$ 和 $s=50$ 。接下来,将前景图划分为不重叠的 4×4 大小的子区域,并计算每个子区域像素值的和,用 $W(i,j)$ 表示。此时,注意力图的尺寸缩小 16 倍,与经过 2 个池化层所得到的特征图同一尺寸。最后,通过公式 $W_{normalized} = \frac{W(i,j) - \min W(i,j)}{\max W(i,j) - \min W(i,j)}$,将注意力图的像素值标准化到 $[0-1]$,得到注意力权重图,其中 $W(i,j)$ 表示上述每个子区域像素值之和。注意力权重图代表了视网膜图像中不同区域重要性的权重系数(图 5)。

本研究中将 VGG-19 主网络 Group 3 中第 1 个卷积层输出的特征图和注意力图对应的像素点相乘,得到的特征图再与 Group 3 中最后一个卷积层输出的特征图元素加和,则第 3 个池化层处理的即是加权后的特征图。

最后,主网络的特征图通过全连接层和 Softmax 层得到分类结果。

1.3 评价指标

1.3.1 分类准确率 本研究中采用分类准确率进行评估,其定义如下:

$$\text{准确率} = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN}$$

其中真阳性(true positive, TP)表示质量好的眼底图像被正确分类,真阴性(true negative, TN)表示质量差的眼底图像被正确分类,假阳性(false positive, FP)表示质量差的眼底图像被错误判为质量好,假阴性(false negative, FN)表示质量好的眼底图像被错误判为质量差。

1.3.2 ROC 曲线与 AUC 为了客

观比较不同眼底图像质量评估算法分类的性能,根据不同分类阈值所对应的特异度和敏感度值,绘制 ROC 曲线,并计算 AUC。

1.4 数据集

本研究中使用 Kaggle DR 眼底图像质量数据集验证所提出方法的有效性^[16]。Kaggle 数据集共包含 80 000 余张视网膜眼底图像,其中 30 000 余张为训练集,其余为测试集。该数据集虽然数量巨大,但其中存在大量不可用于诊断分析的眼底图像,这些图像的质量在医学上是不可接受的,其中质量差的眼底图像可能存在于光照不足、曝光过度、遮挡、模糊等多种问题。

Kaggle DR 竞赛的数据集最初用于进行 DR 的分级诊断,2017 年新加坡 A* STAR (Agency for Science Technology and Research) 组织对该数据集进行图像质量的标注,包括医生和眼科专家在内的专业人士根据能否通过图像进行眼疾病诊断来进行质量标注。每张图片由至少 3 个人进行判断,其中标签 1 表示质量良好的图像;标签 0 表示低质量图像。训练集包含 2 894 个样本,测试集包含 2 170 个样本。训练集中有 1 607 个样本标签为 1, 1 287 个样本标签为 0。测试集包含 1 085 个标签为 1 的样本和 1 085 个标签为 0 的样本。

2 结果

2.1 基于 CNN 的眼底图像质量评估不同算法分类结果比较

基于不同 CNN 模型得到的眼底图像质量评估分类结果可见,与其他 CNN 相比,VGG-19 对于眼底图像质量评估任务有着更好的性能,分类准确率达 97.21%。因此本研究中选择 VGG-19 作为主网络并在其中加入注意力模块来构成 FA-Net。与其他网络的分类结果相比,FA-Net 在准确率和 AUC 上比 VGG-19 均有所提高,且优于其他经典 CNN(表 1)。

表 1 基于 CNN 的眼底图像质量评估不同算法分类结果比较

方法	准确率 (%)	AUC
AlexNet	96.53	0.991
GoogLeNet	97.04	0.994
VGG-16	96.87	0.992
VGG-19	97.21	0.994
ResNet-50	96.20	0.991
Inception-Resnet-V2	94.00	0.987
FA-Net	97.65	0.995

注:CNN:卷积神经网络;AUC:曲线下面积

2.2 FA-Net 网络分类结果与传统方法分类结果比较

本研究中提出的深度学习方法对比人工设计特征

的传统方法的准确率和 AUC 值结果显示,基于深度学习方法的 FA-Net 在准确率和 AUC 等指标上表现优于传统方法显著图 Saliency + 支持向量机 (support vector machine, SVM) 和方向梯度直方图 (histogram of oriented gradient, HOG) 特征 + SVM(表 2)。

表 2 FA-Net 网络分类结果与传统方法分类结果比较

方法	准确率 (%)	特异性	敏感度	AUC
Saliency+SVM	91.92	0.929 5	0.897 6	0.956
HOG+SVM	95.58	0.963 3	0.954 3	0.980
FA-Net	97.65	0.972 1	0.979 2	0.995

注:SVM:支持向量机;HOG:方向梯度直方图;AUC:曲线下面积

2.3 不同眼底图像质量评估算法的比较

对比以上 3 种方法的 ROC 曲线,FA-Net 和 HOG+SVM 方法在 AUC、敏感度和特异性的表现上均明显优于 Saliency+SVM 方法。对比 FA-Net 和 HOG+SVM 方法,两者 AUC 值分别为 0.995 和 0.980,FA-Net 在各点上的表现略优于 HOG+SVM 方法(图 6)。

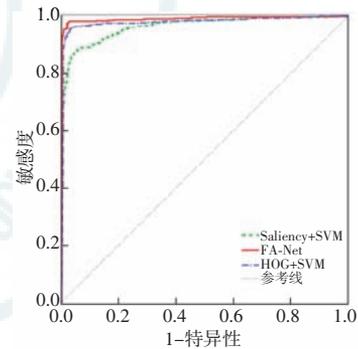


图 6 不同眼底图像质量评估算法的 ROC 曲线图
SVM:支持向量机;HOG:方向梯度直方图

3 讨论

对眼底照相机拍摄的眼底图像进行病理分析时,由于不同拍摄仪器的参数不同,会导致拍摄的眼底图亮度不同,通过归一化处理可以减少不同光照下拍摄的眼底图之间的差异^[17-18]。

使用注意力权重图的原因是,视网膜图像中并不是所有的区域都有着同等重要性。在 DR 筛查系统的图像质量评估中,血管和病变区域比视网膜图像中的背景更重要,因此要求这些感兴趣区域必须清晰可见,否则可能会影响正确诊断。而背景区域即使存在轻微模糊,在眼病诊断系统中也是可以接受的。

深度网络训练需要大量的数据集,而现实数据集的规模无法满足训练的需要,因此本研究中使用迁移学习的方法训练网络。通过微调的方法,使用在较大数据集上训练好的网络参数初始化 FA-Net 网络权重。虽然数

据集之间存在较大差异,而且学习任务也不相同,但其较浅层的卷积层所提取的特征均为边缘和轮廓的基本特征。这些层的网络参数在大数据集上已被充分训练过,可以在本研究的学习任务中直接使用。

ROC 曲线和 AUC 的值代表了算法的分类性能,从 ROC 曲线中可以看出本研究所提出的方法 FA-Net 与传统方法 Saliency+SVM 和 HOG+SVM 相比具有更好的性能。传统的方法通过人工设计特征,不需要大的数据集训练网络,但这种手工设计的特征很难泛化到新的数据集,并且容易忽略眼底图像质量评估中的结构质量参数,即眼底图像中的基本结构,如血管、视盘、黄斑等主要区域的清晰度。

本研究中尝试的深度学习方法综合考虑了影响眼底图像质量的多个因素,由于不依赖人工设计的特征,所以基于深度学习的眼底图像质量评估方法具有更好的泛化性能。然而,这些 CNN 模型中没有对人类视觉注意力加以考虑。例如,对于眼底图像质量的判断,人类会更加关注图像中的病变区域、血管等主要区域是否清晰、无遮挡。本研究中提出的 FA-Net 模型不仅符合 HVS,还将人类视觉注意机制引入到 CNN 体系结构中,超过了现有方法,与单纯的 VGG-19 相比,准确率高出 0.44%,实验结果验证了加入注意力网络的有效性。在 FA-Net 网络中,其可以增强对视网膜图像中前景区域特征信息的学习,更适用于 DR 自动筛查系统的图像质量评估。

本研究中介绍了基于 CNN 的眼底图像质量评估方法,在 VGG-19 网络的基础上进行改进,结合眼底图像的特点和病变损伤设计了 FA-Net 网络,包括微调的 VGG-19 主网络和基于前景提取的注意力网络 2 个部分,结果显示与传统的眼底图像质量评估模型相比,本研究方法考虑了 HVS 和人类注意力机制,不依赖手工设计特征,具有更好的泛化性。

本研究中设计提出了 FA-Net,并用其在视网膜眼底图像质量分类任务中得到了较好的分类结果,并且该网络考虑了 HVS 和人类注意力机制,通过在 VGG-19 网络结构中加入注意力模块,在获得更好分类性能的同时也使分类结果更加具有可解释性。该研究仍然有许多可以改进的地方,例如本研究中使用了 2 894 张眼底图像作为训练集,然而对于深度学习方法,该数量的样本在训练时仍可能存在过拟合现象,所以后期我们可以尝试使用更多的眼底图像训练 FA-Net。本研究中实现了眼底图像质量的二分类任务,今后我们可以增加图像质量较差的类别,如曝光不足、曝光过度等,尝试实现视网膜眼底图像质量的多分类任务。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] 林浩添,吴晓航. 加快基于眼科图像数据库的眼病人工智能辅助诊断平台建设[J]. 中华实验眼科杂志, 2018, 36(8): 577-580. DOI: 10. 3760/cma. j. issn. 2095-0160. 2018. 08. 001.
- [2] Lin HT, Wu XH. Accelerating the construction of artificial intelligence diagnostic platform based on ophthalmic imaging database[J]. Chin J Exp Ophthalmol, 2018, 36(8): 577-580. DOI: 10. 3760/cma. j. issn. 2095-0160. 2018. 08. 001.
- [3] van Grinsven MJ, van Ginneken B, Hoyng CB, et al. Fast convolutional neural network training using selective data sampling: application to hemorrhage detection in color fundus images[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2016, 35(5): 1273-1284. DOI: 10. 1109/TMI. 2016. 2526689.
- [4] Abràmoff MD, Lou Y, Erginay A, et al. Improved automated detection of diabetic retinopathy on a publicly available dataset through integration of deep learning[J]. Invest Ophthalmol Vis Sci, 2016, 57(13): 5200-5206. DOI: 10. 1167/iovs. 16-19964.
- [5] Chandrakumar T, Kathirvel R. Classifying diabetic retinopathy using deep learning architecture[J]. Int J Eng Tech Res, 2016, 5(6): 19-24.
- [6] Saha SK, Fernando B, Cuadros J, et al. Automated quality assessment of colour fundus images for diabetic retinopathy screening in telemedicine[J]. J Digit Imaging, 2018, 31(6): 869-878. DOI: 10. 1007/s10278-018-0084-9.
- [7] Muntner P, Klag MJ, Smith JC, et al. Lipid abnormalities predict a rise in creatinine: 9-year results from the atherosclerosis risk in communities (ARIC) study[J]. Am J Epidemiol, 2001, 153(11): 1134-1140.
- [8] Marín D, Aquino A, Gegúndez-Arias ME, et al. A new supervised method for blood vessel segmentation in retinal images by using gray-level and moment invariants-based features[J]. IEEE Transact Med Imaging, 2011, 30(1): 146-158.
- [9] 王莎莎, 陈吉利. 人工智能在眼部图像诊断中的应用[J]. 中华实验眼科杂志, 2018, 36(10): 796-799. DOI: 10. 3760/cma. j. issn. 2095-0160. 2018. 10. 013.
- [10] Wang SS, Chen JL. Application of artificial intelligence in ocular imaging diagnosis[J]. Chin J Exp Ophthalmol, 2018, 36(10): 796-799. DOI: 10. 3760/cma. j. issn. 2095-0160. 2018. 10. 013.
- [11] 吕鸿蒙, 赵地, 迟学斌. 基于增强 AlexNet 的深度学习阿尔茨海默病的早期诊断[J]. 计算机科学, 2017, 44(z1): 50-60.
- [12] Lyu HM, Zhao D, Chi XB. Deep learning for early diagnosis of Alzheimer's disease based on intensive AlexNet[J]. Computer Sci, 2017, 44(z1): 50-60.
- [13] 白阳, 万洪林, 白成杰. 基于 GoogLeNet 的静态图像中人体行为分类研究[J]. 电脑知识与技术, 2017, 13(18): 186-188.
- [14] Bai Y, Wan HL, Bai CJ. Study on human behavior classification in still images based on GoogLeNet[J]. Computer Knowledge Technol, 2017, 13(18): 186-188.
- [15] 张建华, 孔繁涛, 吴建寨, 等. 基于改进 VGG 卷积神经网络的棉花病害识别模型[J]. 中国农业大学学报, 2018, 23(11): 161-171. DOI: 10. 11841/j. issn. 1007-4333. 2018. 11. 17.
- [16] Zhang JH, Kong FT, Wu JZ, et al. Cotton disease identification model based on improved VGG convolution neural network[J]. J CHN Agricult Univer, 2018, 23(11): 161-171. DOI: 10. 11841/j. issn. 1007-4333. 2018. 11. 17.
- [17] 王峥, 贺文. 深度残差网络在尘肺病诊断中的应用初探[J]. 中国工业医学杂志, 2019, 32(1): 31-33.
- [18] Ning G, Zhi Z, He Z. Knowledge-guided deep fractal neural networks for human pose estimation[J]. IEEE T Multimedia, 2018, 20(5): 1246-1259. DOI: 10. 1109/TMM. 2017. 2762010.
- [19] Yao Y, Zhang DB, Li X, et al. Retinal image normalization based on background estimation and homomorphic filtering[J]. Comput Engin, 2012, 38(14): 187-189.
- [20] Foracchia M, Grisan E, Ruggeri A. Luminosity and contrast normalization in retinal images[J]. Med Image Anal, 2005, 9(3): 179-190. DOI: 10. 1016/j. media. 2004. 07. 001.
- [21] Pratt H, Coenen F, Broadbent DM, et al. Convolutional neural networks for diabetic retinopathy[J]. Proc Comput Sci, 2016, 90: 200-205.
- [22] 刘玉红, 颜红梅. 基于 Retinex 理论的眼底彩色图像增强算法[J]. 中国生物医学工程学报, 2018, 37(3): 257-265. DOI: 10. 3969/j. issn. 0258-8021. 2018. 03. 001.
- [23] Liu YH, Yan HM. The color fundus image enhancement algorithm based on retinex theory[J]. Chin J Biomed Engineering, 2018, 37(3): 257-265. DOI: 10. 3969/j. issn. 0258-8021. 2018. 03. 001.
- [24] Hani AFM, Nugroho HA. Retinal vasculature enhancement using independent component analysis[J]. J Biomed Sci Engineering, 2009, 2(7): 543-549. DOI: 10. 4236/jbise. 2009. 27079.

(收稿日期: 2019-03-07 修回日期: 2019-07-03)

(本文编辑: 刘艳)