

· 实验研究 ·

基于深层卷积神经网络近视性黄斑病变筛查系统的研究

史春生¹ 刘磊² 王亚茹¹ 王泽飞¹

¹安徽省第二人民医院中古友谊眼科中心,合肥 230041;²中国科学技术大学精密机械与精密仪器系,合肥 230026

通信作者:王泽飞,Email:472938439@qq.com

【摘要】 目的 研究一种基于深层卷积神经网络(DCNN)全自动近视性黄斑病变(MMD)筛查及其严重程度评估系统。方法 收集安徽省第二人民医院 6 068 张眼底图像构建训练集,并选取公开的眼底图像数据集构建测试集。对眼底图像进行预处理及扩增、MMD 病变等级标注、数据清洗。构建全自动 MMD 筛查系统,该系统由两级网络结构组成,第一级网络结构用于识别 MMD 是否存在,第二级网络结构用于判断 MMD 病变的严重程度。比较 VGG-16、ResNet50、Inception-v3 和 Densenet 这 4 种常用的 DCNN 方法在 MMD 筛查及严重程度识别任务中的准确率、特异性、敏感度、精确率、F1 值、曲线下面积(AUC)、Kappa 系数性能。结果 Densenet 网络模型在 MMD 筛查任务中表现最优,其敏感度、特异性、精确率、F1 值和 AUC 分别为 0.898、0.918、0.919、0.908 和 0.962。Inception-v3 网络模型在 MMD 严重程度识别任务中表现最优,其敏感度、特异性、精确率、F1 值和 AUC 分别为 0.839、0.952、0.952、0.892 和 0.965。可视化结果显示,本研究所采用的网络结构模型可自动学习 MMD 严重等级判断的临床特征,准确识别弥漫性和局灶性脉络膜萎缩区域。结论 基于 DCNN 的眼底图像 MMD 筛查方法可自动化提取 MMD 的有效特征,并准确进行 MMD 筛查及其严重程度判断,可有效辅助临床。

【关键词】 近视性黄斑病变; 深层卷积神经网络; 筛查; 人工智能

基金项目: 国家自然科学基金项目(61836011); 中央高校基本科研专项资金项目(WK2090090023); 安徽省卫生健康委科研基金项目(AHWJ2021b107); 安徽医科大学校科研基金项目(2020xkj085)

DOI:10.3760/cma.j.cn115989-20191115-00495

Research on screening system of myopic maculopathy based on deep convolution neural network

Shi Chunsheng¹, Liu Lei², Wang Yaru¹, Wang Zefei¹

¹China-Cuba Friendship Department of Ophthalmology, Anhui No. 2 Provincial People's Hospital, Hefei 230041, China; ²Department of Precision Machinery and Precision Instrumentation, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China

Corresponding author: Wang Zefei, Email:472938439@qq.com

【Abstract】 Objective To develop a fully automatic detection system based on the deep convolution neural network (DCNN) for screening myopic maculopathy (MMD) and identifying its severity. **Methods** Six thousand and sixty-eight fundus images were collected from Anhui No. 2 Provincial People's Hospital to construct the training set, and the public fundus images data set was selected to construct the test set. The fundus images were preprocessed and amplified, and the grade of MMD lesions was labeled and the data was cleaned. The automatic MMD detection system proposed was composed of two-level network. The first level network structure was used to identify the presence of MMD, and the second level network structure was used to diagnose the severity of MMD lesions. The accuracy, specificity, sensitivity, precision, F1 value, area under curve (AUC) and Kappa coefficient of four commonly used DCNN network methods, VGG-16, ResNet50, Inception-V3 and Densenet, in MMD screening and severity recognition tasks were compared and analyzed. The study protocol adhered to the Declaration of Helsinki and was approved by a Medical Ethics Committee of Anhui No. 2 Provincial People's Hospital ([L] 2019-013). **Results** The performance of Densenet network model was the best in the MMD screening task, with the sensitivity, specificity,

accuracy, F1 value and AUC of 0.898, 0.918, 0.919, 0.908 and 0.962, respectively. The Inception-v3 network model was the best in MMD severity recognition task, with sensitivity, specificity, accuracy, F1 value and AUC of 0.839, 0.952, 0.952, 0.892, and 0.965, respectively. The visualization results showed that the network structure model used in this study could automatically learn the clinical characteristics of MMD severity, and accurately identify diffuse and focal chorioretinal atrophy areas. **Conclusions** The MMD screening method using fundus images based on DCNN can automatically extract the effective features of MMD, and accurately screen MMD and judge its severity, which can provide effective assistance in clinical practice.

[Key words] Myopic maculopathy; Deep convolutional neural network; Screening; Artificial intelligence

Fund program: National Natural Science Foundation of China (61836011); Central University Special Fund for Basic Scientific Research (WK2090090023); Scientific Research Foundation of Anhui Provincial Health Commission (AHWJ2021b107); Scientific Research Foundation of Anhui Medical University (2020xkj085)

DOI:10.3760/cma.j.cn115989-20191115-00495

随着全球近视患病率逐年攀升,近视性黄斑病变(myopic maculopathy, MMD)已成为世界普遍关注的公共卫生问题^[1]。病理性近视(pathological myopia, PM)是一种以屈光度进行性加深、眼轴不断增长、视网膜脉络膜组织进行性损害引起视功能障碍为特征的眼病^[2-3]。MMD是PM不可忽视的眼底并发症,主要表现为脉络膜视网膜萎缩、漆裂纹、Fuchs斑、脉络膜新生血管相关黄斑萎缩、后巩膜葡萄肿等^[4-6]。有研究表明,高度近视占成人近视患病人群的20%~24%^[7-8]。研究显示,日本地区40%的高度近视患眼在平均12.7年的随访期间发生MMD^[6]。北京眼科研究所一项针对40岁以上人群的纵向随访研究中也发现了类似的进展模式^[5]。及时诊断是预防和控制MMD的有效手段,其中高质量的眼底图像及经验丰富眼科医师的临床分析起着关键作用。目前,眼科医生数量仍严重不足^[9],无法实现MMD筛查;且现有的MMD分级多为临床医生的主观判断。建立一种精准的人工智能识别系统来辅助MMD筛查并定量分析其严重程度对预防和治疗PM具有十分重要的意义。深层卷积神经网络(deep convolution neural network, DCNN)是目前广泛应用的深度学习算法,可直接实现对图像、视频、文本或音频的学习并执行分类任务。DCNN可对图像进行分类,部分替代了手动提取图像特征的步骤,产生比简单的卷积神经网络更先进的识别结果,也可以在现有的模型基础上进行新的特征学习以实现更细化的分类^[9]。本研究拟建立一种基于DCNN的MMD筛查系统,以期实现对MMD的筛查及严重程度评估。

1 材料与方

1.1 材料

收集安徽省第二人民医院6 068张眼底图像作为

训练集,主要应用眼底照相机(TRC-NW6S,日本Topcon公司)获得50°眼底后极部彩色眼底照相(包含视盘和黄斑),且图像的分辨率为2 366×1 746。另选取目前已经公开的眼底数据集作为测试集,包括Messidor-1^[10]、Messidor-2^[11]、PALM-Training 4001和PALM-Validation 4002数据集。本研究中数据采集遵循《赫尔辛基宣言》,研究方案经安徽省第二人民医院医学伦理委员会审核通过[批文号:(L)2019-013]。

1.2 方法

1.2.1 彩色眼底图像的预处理及扩增 为了减少因图像分辨率、光照条件、图像颜色以及视场方向等不同导致的差异,首先对采集的图像进行裁剪,去除黑边,然后对尺寸进行归一化,将分辨率统一为640×640,并对归一化后的结果进行标准化。整个预处理流程如图1所示。运用神经网络中常用的增大数据规模和提高泛化能力的方法,提高检测模型对眼底图像在整体方向、亮度、尺度、饱和度和对比度等方面的鲁棒性,即识别稳定性。具体来说,对每张训练图像执行随机垂直翻转、随机水平翻转、随机定向旋转、随机尺度缩放、随机亮度调节、随机对比度调节和随机饱和度调节,其中随机垂直翻转、随机水平翻转的概率为0.5,随机定向旋转的角度取值范围为(-180°, 180°)。随机尺度缩放的比例范围为(0.9, 1.1)。随机亮度调节、随机对比度调节和随机饱和度调节的范围为70%~130%(图2)。

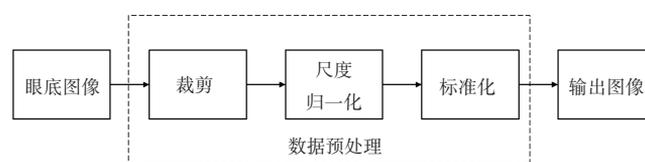


图1 眼底图像数据预处理框架

Figure 1 Data preprocessing framework for fundus images



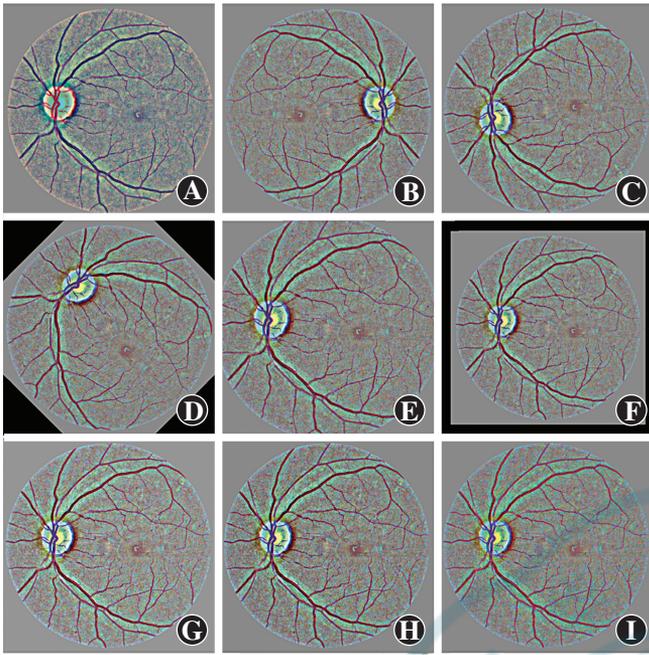


图 2 图像数据扩增 A:眼底彩色照片原图 B:图像垂直翻转 C:图像水平翻转 D:顺时针旋转 45° E:放大 10% F:缩小 10% G:亮度增强 30% H:对比度增强 30% I:饱和度增强 30%
Figure 2 Image amplification A: Original color fundus image B: Vertically flipped image C: Horizontally flipped image D: Image rotated by 45° clockwise E: Image zoomed to 110% F: Image zoomed to 90% G: Image with brightness increased by 30% H: Image with contrast increased by 30% I: Image with saturation increased by 30%

1.2.2 彩色眼底图像分类及标注 采用国际近视 META 研究小组提出的 MMD 分类国际标准^[3]: 0 级, 无近视性视网膜病变; 1 级, 仅存在豹纹状眼底; 2 级, 弥漫性脉络膜视网膜萎缩; 3 级, 片状脉络膜视网膜萎缩; 4 级, 黄斑萎缩。漆裂纹、近视性脉络膜新生血管和 Fuchs 斑被识别为附加病变(图 3)。挑选 3 位有 5

年以上临床经验的眼底病专家对收集的所有眼底图像进行标注, 在训练集中共标注 MMD 0 级图像 3 145 张, 1 级图像 2 466 张, 2 级图像 274 张, 3 级图像 92 张, 4 级图像 91 张; 在公开数据集中共标注 MMD 0 级图像 2 569 张, 1 级图像 652 张, 2 级图像 167 张, 3 级图像 40 张, 4 级图像 78 张(表 1)。将 MMD 1 级的眼底图像定义为轻微病变, MMD 2 级及以上的眼底图像定义为严重病变。

表 1 不同数据集 MMD 等级分布情况
Table 1 Grades distribution of MMD in different datasets

数据集	总数	不同 MMD 等级图像分布				
		0 级	1 级	2 级	3 级	4 级
训练集	6 068	3 145	2 466	274	92	91
Messidor-1	1 200	1 101	92	6	1	0
Messidor-2	1 756	1 309	428	12	3	4
PALM-Training 4001	301	93	71	94	10	33
PALM-Validation 4002	249	66	61	55	26	41

注: MMD: 近视性黄斑病变
 Note: MMD: myopic maculopathy

1.2.3 数据清洗 为了避免医生主观偏好及数据异常对该系统的影响, 我们对自建数据集和公开数据集的数据进行了清洗。删除存在严重过曝、渗出、出血等眼底图像, 同时删除 3 位眼科医师标注不一致的图像。根据上述方法进行数据清洗后, 选取数量相匹配的 MMD 图像和正常图像, 同时选取数量相匹配的严重病变图

像和轻微病变图像构成 MMD-C 数据集(表 2)。

1.2.4 MMD 自动筛查系统的建立 参考糖尿病视网膜病变(diabetic retinopathy, DR)筛查和早产儿视网膜病变(retinopathy of prematurity, ROP)筛查系统进行网络结构设计。MMD 检测和 MMD 严重等级识别任务存在递进的关系, 故该网络由两级网络结构组成, 第一级网络结构用于检测是否存在 MMD 病变, 即将眼底图像分为正常和 MMD 病变眼底图像, 第二级网络结构用于进一步识别 MMD 病变眼底图像的严重等级, 并将病变图像分为轻

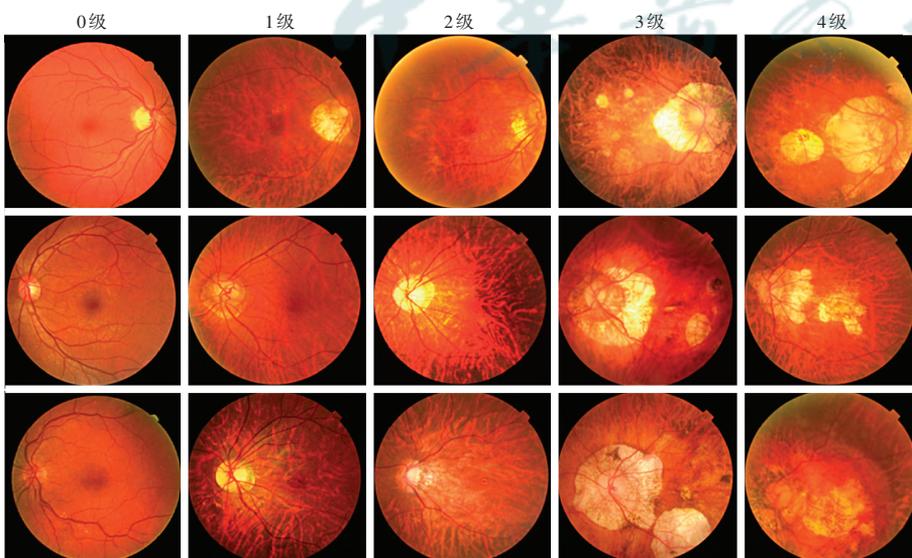


图 3 不同 MMD 等级眼底典型图像
Figure 3 Typical fundus images of different grades of MMD

微病变和严重病变(图 4)。本研究应用 VGG-16^[12]、Inception-v3^[13]、ResNet-50^[14] 和 Densenet^[15] 这 4 种网络结构模型在 ImageNet 上进行预训练并采用迁移学习技术,比较并筛选最优网络结构用于本筛查系统的构建。

表 2 MMD 检测及病变严重程度识别数据集构成 (n)
Table 2 MMD detection and disease severity identification data set composition (n)

	MMD 检测数据集		MMD 严重程度识别数据集	
	正常	MMD	轻微病变	严重病变
训练集	3 145	2 923	450	457
测试集	900	937	250	285
总数	4 045	3 860	700	742

注:MMD:近视性黄斑病变
Note:MMD:myopic maculopathy

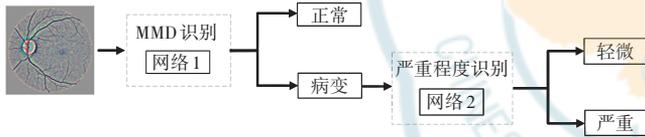


图 4 MMD 筛查和严重程度识别的网络框架 MMD:近视性黄斑病变

Figure 4 Network framework for MMD screening and severity identification MMD:myopic maculopathy

1.2.5 网络结构模型的性能评价指标 在 MMD 病变筛查及病变程度识别的任务中,首先选择合适的网络模型在 MMD-C 的训练集上执行训练。然后,在测试集上评估模型的整体性能。采用准确率、特异性、敏感度、精确率、F1 值、曲线下面积 (area under curve, AUC)、Kappa 系数综合评价模型性能(表 3)。

Kappa 系数是一种根据混淆矩阵来综合评价分类精确率的方法。0 < Kappa 系数 ≤ 0.2 表示极低一致性,0.2 < Kappa 系数 ≤ 0.4 表示一般一致性,0.4 < Kappa 系数 ≤ 0.6 表示中等一致性,0.6 < Kappa 系数 ≤ 0.8 表示高度一致性,0.8 < Kappa 系数 ≤ 1.0 表示几乎完全一致性。

1.2.6 DCNN 网络的特征提取可视化 采用引导反向传播算法^[16]进一步分析 DCNN 网络结构模型的特征提取能力。使 MMD 严重程度识别任务中 softmax 层输入的梯度可视化,将生成的梯度图像二值化,并与原始眼底彩图相比较。

表 3 各种性能评价指标的计算公式

Table 3 Calculation formulas of various performance evaluation indexes

评价指标	公式
准确率	$\frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN}$
特异性	$\frac{TN}{TN+FP}$
敏感度	$\frac{TP}{TP+FN}$
精确率	$\frac{TP}{TP+FP}$
F1 值	$\frac{2 \times \text{精确度} \times \text{敏感度}}{\text{精确度} + \text{敏感度}}$
Kappa 系数	$\frac{p_0 - p_e}{1 - p_e}$

注:TP:负样本被识别为负样本的数量;TN:正样本被识别为正样本的数量;FP:负样本被识别为正样本的数量;FN:正样本被识别为负样本的数量;敏感度为真阳率,特异性为真阴率;p₀:模型准确率;p_e:假设概率

Note: TP: the number of negative samples being identified as negative samples; TN: the number of positive samples being identified as positive samples; FP: the number of negative samples being identified as positive samples; FN: the number of positive samples being identified as negative samples; The sensitivity was the true positive rate and the specificity was the true negative rate p₀: probability of model accuracy; p_e: probability of the hypothesis

2 结果

2.1 不同网络结构下 MMD 筛查和 MMD 严重程度识别性能比较

4 种经典网络结构模型在 MMD 筛查任务和 MMD 严重程度识别任务中的准确率均在 0.86 以上, Kappa 系数均在 0.72 以上,其中 Densenet 网络结构模型在 MMD 筛查任务中表现出了最优性能, Inception-v3 网络模型在 MMD 严重程度识别任务中表现出了最优性能(表 4)。Densenet 网络模型在 MMD 筛查任务中的敏感度、特异性、精确率和 F1 值分别为 0.898、0.918、0.919 和 0.908。Inception-v3 网络模型在 MMD 严重程度识别任务中敏感度、特异性、精确率和 F1 值分别为 0.839、0.952、0.952 和 0.892。

VGG-16、Inception-v3、ResNet-50 和 Densenet 网络结构模型在 MMD 筛查中 AUC 值分别为 0.959、0.956、0.960 和 0.962, ROC 曲线非常接近, Densenet 网络结构模型性能稍好于其他 3 种网络模型(图 5A)。VGG-16、Inception-v3、ResNet-50 和 Densenet 网络结构模型在 MMD 严重程度识别任务中 AUC 值分别为 0.960、0.965、0.946 和 0.968, ROC 曲线相互交织,其

中 Densenet 网络和 Inception-v3 网络性能均较好,且 2 者网络性能较接近,但 Inception-v3 在假阳率和真阳率平衡点附近(ROC 曲线左上角)表现出稍优的性能(图 5B)。

表 4 4 种网络模型的 MMD 筛查和严重程度识别任务性能评价指标

Table 4 The MMD screening and severity identification task performance evaluation indexes of four network models

网络结构模型	MMD 筛查		MMD 严重程度识别	
	准确率	Kappa 系数	准确率	Kappa 系数
VGG-16	0.861	0.722	0.873	0.748
Inception-v3	0.889	0.778	0.895	0.784
ResNet-50	0.899	0.798	0.856	0.714
Densenet	0.907	0.815	0.876	0.755

注: MMD: 近视性黄斑病变
Note: MMD: myopic maculopathy

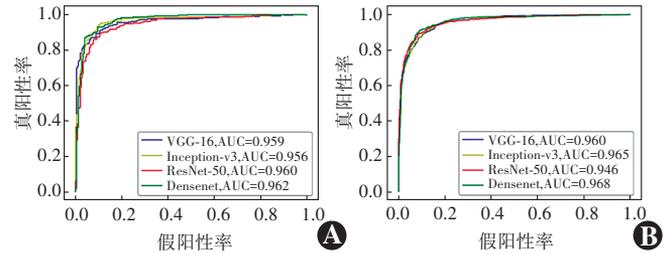


图 5 不同网络模型在 MMD 筛查和 MMD 严重程度识别任务中 ROC 曲线 A: 在 MMD 筛查任务中 ROC 曲线 B: 在 MMD 严重程度识别任务中 ROC 曲线

Figure 5 The ROC curve of different network models in MMD screening and MMD severity identification tasks A: ROC curve in MMD screening task B: ROC curve in MMD severity identification task

2.2 提取特征的可视化

MMD 严重病变图像中不同位置和形状的弥漫性脉络膜萎缩病灶、广泛的局灶性视网膜脉络膜萎缩区域均被准确表征(图 6)。通过将眼底图像与对应特征提取可视化结果进行对比,可以说明本研究所采用的网络结构模型具备有效识别 MMD 严重程度的能力。

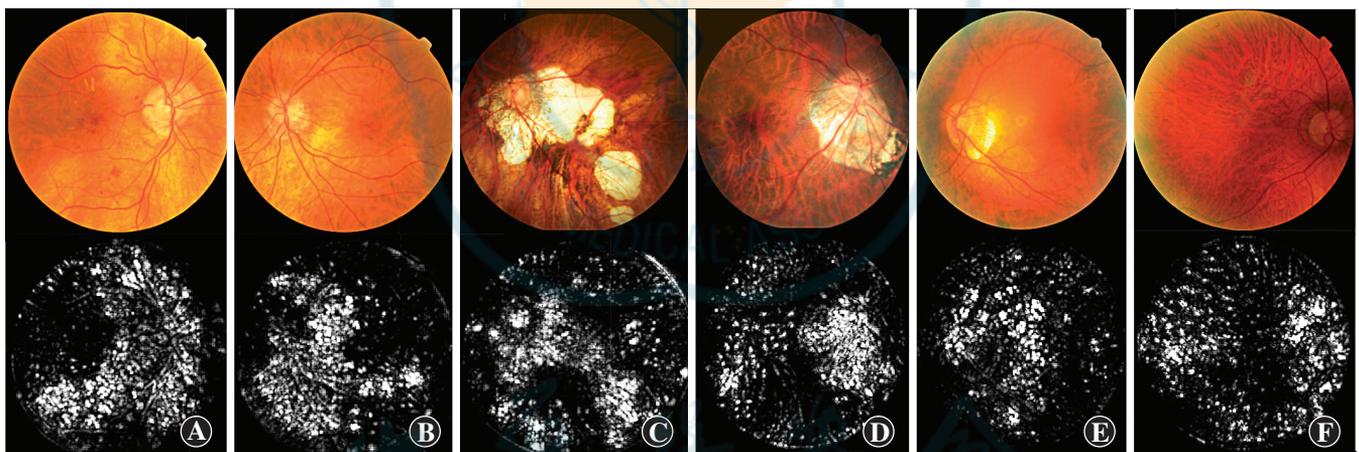


图 6 提取特征可视化 A~C: 不同特征脉络膜萎缩可视化结果 其中 A、B 为 MMD-2 级, C 为 MMD-4 级, 表明图像特征可被准确识别 D: 模型误判视盘周围存在脉络膜萎缩 E: 图像质量模糊产生类似于弥漫性脉络膜萎缩的图像, 导致模型误判 F: 模型误判严重的眼底豹纹为弥漫性脉络膜萎缩 每幅图的上图为眼底图像, 下图为模型提取特征图

Figure 6 Visualization of feature extraction A-C: The visualization results of choroidal atrophy with different characteristics A and B were grade MMD-2, and C was grade MMD-4, indicating that the image features could be identified D: The model misjudged there was choroidal atrophy around the optic disc E: Blurred image seemed to be similar to diffuse choroidal atrophy, which led to the misjudgment of the model F: The model mistakenly identified the severe fundus leopard spot as diffuse choroidal atrophy The fundus images and model extraction images were shown from top to bottom in every picture

3 讨论

目前基于彩色眼底图像的眼底病自动辅助诊断已经在 DR 和 ROP 中被广泛研究和应用, 且取得了显著成效。Pratt 等^[17] 在 EyePACS 数据集^[18] 上用 3 个全连接层和 10 个卷积层的卷积神经网络网络, 对 DR 严重程度进行分类, 准确率达 75%。基于 2015 年制定并更新的彩色眼底图像 MMD 统一标准^[2-3], Xu 等^[19] 提

出了一种检测豹纹状眼底的特征分类方法, 通过提取颜色和纹理特征来表示眼底图像中的豹纹严重程度。Lyu 等^[20] 构建了 3 个卷积神经网络模型来识别正常眼底及豹纹状眼底, 结果表明这些卷积神经网络模型均具有较强的豹纹状眼底检测性能。受 DR 和 ROP 自动诊断研究的启发, 本研究构建一种网络结构模型, 不仅能识别眼底图片是否存在 MMD, 还可进一步判断其严重程度。

MMD 是近视患者视力损害和盲的主要原因,因此提出一种自动 MMD 检测方法对早期预防和后期治疗 PM 引起的眼底视网膜病变有重大意义。全自动 MMD 筛查系统的建立主要面临以下挑战:(1)眼底图像的采集视角难以保持一致,而识别系统对图像视角要求较高。(2)成像条件不一致,导致眼底图像在光照和颜色上表现出较大的差异。(3)缺少有关高度近视眼底病变,尤其是 MMD 领域标注数据和公开数据集,使该领域的研究受到限制。针对第 1 个挑战,本研究应用了具有强大表征能力的 DCNN。DCNN 被广泛应用于计算机视觉的各个领域,已经被证明能从数据中抽象提取高维特征。迁移学习是一种非常有效的技术,并且比从头开始训练的模型表现更好,可用于小数据集训练模型,并广泛应用于医疗图像识别领域^[20]。针对第 2 个挑战,本研究对所有眼底图像采用了最小池化滤波^[21]的标准化处理技术,以尽量减少光照和颜色的影响;另外为了进一步提升模型对亮度、饱和度及对比度的鲁棒性,本研究中还应用了数据扩张技术。针对第 3 个挑战,本研究中挑选了 3 位有 5 年以上经验的眼底病专家,标注了近视性黄斑病变数据集。MMD 分级数据匮乏,目前还没有公开的数据集。为了解决这个问题,经过数据收集、数据标注、数据清洗,我们建立了一个可靠的近视性黄斑病变诊断和病变严重程度识别数据集,且测试集和训练好的模型已经公开在 GitHub3(<https://github.com/FundusResearch/MMD.git>)以推动本领域研究。

本研究没有直接采用单网络结构模型来判断识别 MMD 病变及其严重程度。因为 MMD 严重病变眼底图片的数据较匮乏,直接训练易造成模型偏好,从而影响模型的精准度。从数据本身分析,正常眼底与 MMD 病变眼底存在明显的特征差异,特别适合 DCNN 自动学习,从而提取识别特征。而 MMD 轻微和严重病变的区别主要在于眼底是否出现视网膜脉络膜萎缩导致的弥散性或局灶性病灶,如果将 MMD 眼底图像与正常眼底图像混在一起让 DCNN 学习不同 MMD 病变程度特征,DCNN 网络结构就容易被严重不平衡图像数据干扰,所以本研究采用 2 个网络结构模式。

本研究采用的基于 DCNN 的 MMD 筛查模型具有高效判断 MMD 疾病及识别 MMD 严重程度的能力,探索了 VGG-16、Inception-v3、ResNet-50 和 Densenet 4 种经典网络模型。VGG-16 是经典的深度卷积网络,由 13 个卷积层和 3 个全连接层组成,其主要特点是拥有较深的网络深度。与 VGG-16 不同,Inception-v3 网络通过增加宽度来实现不同尺度特征的捕捉。ResNet-

50 基于残差网络来实现,使得比 VGG-16 更深的网络也能得到有效优化,提高了模型的精确度。Densenet 由稠密结构组成,通道不断聚集。在前向传播时,深层网络能获得浅层的信息,而反向传播时,浅层网络能获得深层的梯度信息,这样最大程度地促进了数据在网络间的流动,提高了模型的性能。

在测试中,Densenet 网络结构模型表现出最优的 MMD 疾病识别能力。Inception-v3 网络模型表现出最优的严重程度判别能力,其准确率和 Kappa 系数分别为 0.895 和 0.784。上述 2 个任务的最优模型的 Kappa 系数均超过 0.78,达到了高度一致。通过全面比较各项性能指标可以发现在病变筛查任务中最优模型的敏感度和 F1 值比严重程度识别任务中的最优模型分别高 5.9% 和 1.6%,而特异性和精准率比严重程度识别任务的最优模型分别低 3.4% 和 3.3%。每种网络结构模型在 MMD 检测及严重程度识别任务中表现出不同的性能优势,此现象符合计算机网络里没有免费午餐的原则,即不存在一个特定的网络模型在所有识别任务上均表现出最优性能。在 MMD 检测和 MMD 严重程度识别任务中,4 种网络模型的 ROC 分析曲线及较高的 AUC 值,均充分说明了本研究中设计的方法具有优异的性能和较高一致性。可视化结果表明,本研究所采用的 DCNN 网络结构可以自动学习 MMD 严重程度判断的临床特征,准确识别弥漫性和局灶性脉络膜萎缩区域。

由于公开数据集并非接近临床真实情况,本研究采用公开数据集作为测试集具有明显的不足之处。后续的工作中,我们将采集更多的临床数据作为测试数据集,将现有测试数据集调整为验证集,邀请 3~5 名医生进行人工诊断及人机对比实验,以验证该方法是否达到人类医生的诊断水平。另外,因视盘周围的脉络膜萎缩与视网膜其他区域的脉络膜萎缩特征一致,本研究中设计的分类网络模型不具备区分这 2 种局灶性脉络膜萎缩的能力。MMD 轻微病变图像因视盘周围存在脉络膜萎缩、图像模糊或严重的弥漫性豹纹状眼底等原因导致模型误判其已经进入 MMD 2 级弥漫性脉络膜萎缩,即出现假阳性结果。本研究受限于 MMD 3 级和 4 级的数据过少,直接实现 MMD 细化分级任务是困难的,故本研究侧重 MMD 病变轻微或严重的识别。未来的研究中,我们将在上述基线方法的基础上,增大数据集的同时提出一种性能更优的针对性模型,减少模型判别误差,更加准确地标识病灶区域,并识别出 MMD 病变的严重等级,以进一步辅助临床预防和控制 MMD。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] Verkicharla PK, Ohno-Matsui K, Saw SM. Current and predicted demographics of high myopia and an update of its associated pathological changes [J]. *Ophthalmic Physiol Opt*, 2015, 35 (5) : 465-475. DOI:10.1111/opo.12238.
- [2] Ohno-Matsui K. Pathologic myopia [J]. *Asia Pac J Ophthalmol (Phila)*, 2016, 5(6) : 415-423. DOI:10.1097/APO.0000000000000230.
- [3] Ohno-Matsui K, Lai TY, Lai CC, et al. Updates of pathologic myopia [J]. *Prog Retin Eye Res*, 2016, 52 : 156-187. DOI:10.1016/j.preteyeres.2015.12.001.
- [4] Vongphanit J, Mitchell P, Wang JJ. Prevalence and progression of myopic retinopathy in an older population [J]. *Ophthalmology*, 2002, 109(4) : 704-711. DOI:10.1016/s0161-6420(01)01024-7.
- [5] Liu HH, Xu L, Wang YX, et al. Prevalence and progression of myopic retinopathy in Chinese adults: the Beijing Eye Study [J]. *Ophthalmology*, 2010, 117(9) : 1763-1768. DOI:10.1016/j.ophtha.2010.01.020.
- [6] Hayashi K, Ohno-Matsui K, Shimada N, et al. Long-term pattern of progression of myopic maculopathy: a natural history study [J]. *Ophthalmology*, 2010, 117(8) : 1595-1611. DOI:10.1016/j.ophtha.2009.11.003.
- [7] McBrien NA. Regulation of scleral metabolism in myopia and the role of transforming growth factor-beta [J]. *Exp Eye Res*, 2013, 114 : 128-140. DOI:10.1016/j.exer.2013.01.014.
- [8] Lin LL, Shih YF, Hsiao CK, et al. Prevalence of myopia in Taiwanese schoolchildren; 1983 to 2000 [J]. *Ann Acad Med Singap*, 2004, 33(1) : 27-33.
- [9] Resnikoff S, Felch W, Gauthier TM, et al. The number of ophthalmologists in practice and training worldwide: a growing gap despite more than 200,000 practitioners [J]. *Br J Ophthalmol*, 2012, 96(6) : 783-787. DOI:10.1136/bjophthalmol-2011-301378.
- [10] Decencière E, Zhang X, Cazuguel G, et al. Feedback on a publicly distributed image database: the Messidor database [J]. *Image Anal Stereol*, 2014, 33(3) : 231-234. DOI:10.5566/ias.1155.
- [11] Quellec G, Lamard M, Josselin PM, et al. Optimal wavelet transform for the detection of microaneurysms in retina photographs [J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2008, 27(9) : 1230-1241. DOI:10.1109/TMI.2008.920619.
- [12] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J/OL]. arXiv preprint arXiv, 2014 : 1409.1556 [2019-11-01]. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>.
- [13] Szegedy C, Vanhoucke V, Ioffe S, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision [C/OL]//IEEE. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (CVPR). NJ: Piscataway, 2016 : 2818-2826 [2019-11-10]. <https://ieeexplore.ieee.org/xpl/conhome/7776647/proceeding>.
- [14] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition [J/OL]. arXiv preprint arXiv, 2015 : 1512.03385 [2019-11-01]. <https://arxiv.org/abs/1512.03385>.
- [15] Huang G, Liu Z, Van Der Maaten L, et al. Densely connected convolutional networks [C/OL]//IEEE. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). NJ: Piscataway, 2017 : 2261-2269 [2019-11-10]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8099726>.
- [16] Fang Y, Yokoi T, Nagaoka N, et al. Progression of myopic maculopathy during 18-year follow-up [J]. *Ophthalmology*, 2018, 125(6) : 863-877. DOI:10.1016/j.ophtha.2017.12.005.
- [17] Pratt H, Coenen F, Broadbent MD, et al. Convolutional neural networks for diabetic retinopathy [J]. *Procedia Computer Science*, 2016, 90 : 200-205. DOI:10.1016/j.procs.2016.07.014.
- [18] Gulshan V, Peng L, Coram M, et al. Development and validation of a deep learning algorithm for detection of diabetic retinopathy in retinal fundus photographs [J]. *JAMA*, 2016, 316(22) : 2402-2410. DOI:10.1001/jama.2016.17216.
- [19] Xu M, Cheng J, Wong K, et al. Automated tessellated fundus detection in color fundus images [C/OL]//OMIA. Proceedings of the Ophthalmic Medical Image Analysis Third International Workshop (OMIA 2016), Greece: Athens, 2016, 10 : 25-32 [2019-11-12]. <https://doi.org/10.1017/omia.1043>.
- [20] Lyu X, Li H, Zhen Y, et al. Deep tessellated retinal image detection using Convolutional Neural Networks [J]. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2017, 2017 : 676-680. DOI:10.1109/EMBC.2017.8036915.
- [21] Graham B. Kaggle diabetic retinopathy detection competition report [R/OL]. (2015-08-06) [2019-11-14]. <https://dokumen.tips/documents/kaggle-diabetic-retinopathy-detection-competition-report-diabetic-retinopathy-detection.html>.

(收稿日期:2019-11-15 修回日期:2021-05-31)

(本文编辑:张宇)

读者·作者·编者

本刊对来稿中计量单位的使用要求

计量单位 计量单位的使用执行 GB 3100/3101/3102-1993《国际单位制及其应用/有关量、单位和符号的一般原则/(所有部分)量和单位》的有关规定,具体执行可参照中华医学会杂志社编写的《法定计量单位在医学上的应用》第3版(人民军医出版社2001年出版)。作者在撰写论文时应注意单位名称与单位符号不可混用。组合单位符号中表示相除的斜线为2条时本刊采用 ng/(kg·min) 的形式,而不用 ng/kg/min 的形式。应尽可能使用单位符号,也可以与非物理单位(如:人、次、台等)的汉字构成组合形式的单位,如:次/min。在叙述中请先列出法定计量单位数值,括号内写旧制单位数值;如果同一计量单位反复出现,可在首次出现时注明法定计量单位与旧制单位的换算系数,然后只列出法定计量单位数值。参量及其公差均需附单位,当参量与其公差的单位相同时,单位可只写1次,即加圆括号将数值组合,置共同单位符号于全部数值之后。例如:“75.4 ng/L±18.2 ng/L”可以表示为“(75.4±18.2)ng/L”。量的符号一律用斜体字,如吸光度(旧称光密度)的符号为*A*。

根据国家质量监督局和卫生部联合发出的质技监局量函[1998]126号文件《关于血压计量单位使用规定的补充通知》,凡是涉及人体及动物体内的压力测定,可以使用毫米汞柱(mmHg)或厘米水柱(cmH₂O)为计量单位,但首次使用时应注明 mmHg 或 cmH₂O 与 kPa 的换算系数(1 mmHg=0.133 kPa, 1 cmH₂O=0.098 kPa)。

(本刊编辑部)