

· 临床研究 ·

基于深层卷积神经网络的眼科 B 型超声图像玻璃体视网膜疾病辅助诊断系统应用评估

于慧¹ 周奕文¹ 陈弟² 胡珊³ 杨燕宁¹¹武汉大学人民医院眼科中心 430060; ²武汉大学人民医院消化内镜中心 430060; ³武汉大学资源与环境学院 430060

通信作者:杨燕宁, Email:ophyyn@163.com

【摘要】 目的 探讨一种基于深层卷积神经网络的眼科 B 型超声图像诊断系统的临床应用价值。**方法** 收集 2018 年 1 月至 2020 年 10 月于武汉大学人民医院眼科中心进行眼科 B 型超声检查的 1 278 例受试者 3 600 张 B 型超声图像,以此构建图像数据集,由 3 位资深专业眼科医师对图像进行标记。将数据集分为训练集 2 812 张图像和测试集 788 张图像,采用深度学习算法构建诊断模型,检测模型识别视网膜脱离(RD)、玻璃体积血(VH)及玻璃体后脱离(PVD)的准确性。选取 120 张独立于数据库的 B 型超声图像,由 3 位高年资眼科超声医生进行评估并记录评估时间,并与模型评估结果进行对比分析。另选取 8 位低年资临床医生模型辅助前后分别对独立于数据库的另外 150 张眼科 B 型超声图像进行评估,对 2 次评估结果进行差异分析以评估模型辅助效果。**结果** 本诊断模型识别正常眼、RD、VH、PVD 以及其他疾病的准确度分别为 0.954、0.909、0.881、0.990 和 0.920。人机对比中,模型识别各类眼底疾病的准确度与高年资医师相近,评估图像的时间约为高年资医生的 1/2。经模型辅助后,8 位低年资医师诊断准确度均有显著提升($P < 0.01$)。**结论** 该智能评估模型诊断 RD、VH、PVD 的准确度较高,并能提高临床诊断效率,较好地辅助临床医生进行评估。**【关键词】** 眼科 B 型超声; 人工智能; 深度学习; 视网膜脱离; 玻璃体积血; 玻璃体后脱离**基金项目:** 国家自然科学基金项目(81770899); 湖北省重点研发计划项目(2020BCB055)

DOI: 10.3760/cma.j.cn115989-20210114-00037

Evaluation of an aided diagnosis system for vitreous and retinal diseases by analyzing B-scan ultrasound images based on deep convolutional neural network

Yu Yi¹, Zhou Yiwen¹, Chen Di², Hu Shan³, Yang Yanning¹¹Department of Ophthalmology, Renmin Hospital of Wuhan University, Wuhan 430060, China; ²Department of Gastroenterology, Renmin Hospital of Wuhan University, Wuhan 430060, China; ³School of Resource and Environmental Science, Wuhan University, Wuhan 430060, China

Corresponding author: Yang Yanning, Email:ophyyn@163.com

【Abstract】 Objective To explore the clinical value of a diagnostic system of ophthalmic B-scan ultrasound images based on deep convolutional neural network. **Methods** A total of 3 600 ophthalmic B-scan ultrasound images of 1 278 patients with an average age of (49.32±7.69) years at the Eye Center of Renmin Hospital of Wuhan University from January 2018 to October 2020 were collected to build an image database. These B-scan images were labeled by three ophthalmologists. The database was divided into the training dataset of 2 812 images and the testing dataset of 788 images. The deep learning algorithm was used to build a diagnostic model, which can identify retinal detachment (RD), vitreous hemorrhage (VH) and posterior vitreous detachment (PVD), and the accuracy of the model was evaluated. Another 120 B-scan ultrasound images were collected for the human-computer comparison between the model and 3 senior ophthalmologists. Eight junior clinicians were selected to evaluate another 150 B-scan images with and without the assistance of the model, and the accuracy was analyzed to evaluate the effect of the model. This study adhered to the Declaration of Helsinki and the study protocol was approved by Renmin Hospital of Wuhan University (No. WDRY2020K-192). **Results** The accuracy of the model for identifying normal fundus, RD, VH, PVD and other diseases were 0.954, 0.909, 0.881, 0.990 and 0.920, respectively. The accuracy of the model was similar to that of senior doctors, and the time the model used was almost half that of doctors. With the assistance of the model, the diagnostic accuracy of the 8 junior clinicians who participated in the training was significantly improved ($P < 0.01$). **Conclusions** The accuracy of RD, VH and PVD identification of the intelligent

evaluation system is good, and the system can improve the accuracy and efficiency of clinical examinations, and can better assist clinicians in clinical evaluation.

[Key words] Ophthalmic B-scan ultrasonography; Artificial intelligence; Deep learning; Retinal detachment; Vitreous hemorrhage; Vitreous detachment

Fund program: National Natural Science Foundation of China (81770899); The Key Research and Development Program of Hubei Province (2020BCB055)

DOI:10.3760/cma.j.cn115989-20210114-00037

视网膜脱离 (retinal detachment, RD) 是眼科常见的致盲眼病之一, 其发病率为 6.3/10 万人~17.9/10 万人^[1]。RD 患者可能出现突发性、无痛性视力丧失, 初期可表现为闪光感、眼前漂浮物及幕状黑影遮挡。若不及时诊疗, 可能导致严重视功能损伤, 甚至致盲^[2-3]。玻璃体后脱离 (posterior vitreous detachment, PVD) 的症状与 6%~18% 的 RD 发生有关^[4], 若患者同时存在玻璃体积血 (vitreous hemorrhage, VH), RD 的发生率可升至 30%, 甚至 90%^[5]。美国管理医疗网数据分析显示, 眼科急诊就诊人次占有所有急诊的 3.4%^[6]。RD、VH 及 PVD 为眼科急诊常见就诊病因^[7]。在我国, RD、VH 及 PVD 患病人数多, 是临床常见眼科病症^[8-9]。RD 患者需要眼科医生的紧急诊疗, 而 VH 和 PVD 患者通常仅需门诊密切随访^[10]。因此, 临床上快速、准确地区分这 3 种疾病非常重要。眼科 B 型超声作为眼科常用检查, 具有实时性较好、经济性高、方便快捷、无创伤性等优势, 可在屈光间质不透明的情况下对眼后节情况进行评估, 是目前临床常用、基层普及率较高的辅助诊断工具^[7]。在实际临床工作中, 眼科 B 型超声阅片对医师经验有一定要求, 医师往往需经过专门培训, 才能初步分辨 RD、VH、PVD^[11]。鉴于临床 B 型超声检查基数大、基层医院操作医生水平有限等问题, 提高 B 型超声图像在 RD、VH 及 PVD 中的诊断效率及准确度、减轻医疗负担是当前亟待解决的问题。近年来, 人工智能 (artificial intelligence, AI) 在眼科发展迅速, 其在辅助白内障、糖尿病视网膜病变、早期青光眼等疾病的诊断筛查方面取得了重大突破^[12-14], AI 在读片速度及诊断准确性上体现出极大优势, 在部分疾病辅助诊断水平上接近高级别临床医师^[15]。因此, 将 AI 技术应用于眼科 B 型超声图像的辅助识别或可提高急诊及基层医院临床诊疗的效率及质量。本研究拟探讨 AI 辅助下的眼科 B 型超声评估对临床的应用价值, 探索玻璃体及视网膜疾病筛查、诊疗及智能医疗普及的新方法。

1 资料与方法

1.1 资料

1.1.1 B 型超声图像收集 采用诊断试验研究方法, 回顾性收集 2018 年 1 月至 2020 年 10 月于武汉大学人民医院眼科中心应用眼科 A/B 超声诊断仪 (SW-2000, 天津索维公司) 进行检查的患者眼科 B 型超声图像以及患者的年龄、性别、临床诊断。所有眼科 B 型超声图像均由同 1 位工作经验 20 年以上的资深眼科超声医师采集, 操作时严格按照规范进行检测。所收集的全部眼科 B 型超声图像为 BMP 格式, 大小在 760 kb 以上, 清晰度为 512×512 像素。本研究经武汉大学人民医院伦理委员会审核通过 (批文号: WDRY2020K-192), 所有操作均遵循《赫尔辛基宣言》。

1.1.2 B 型超声图像筛选及分类 所收集的图像由专业眼科医生进行筛选, 剔除不合格图像, 包括诊断不明确、拍摄模糊、对焦不清晰、伪影等所致的低质量图像以及多病种混合图像, 选取合格图像建立计算机训练的数据集。最终共获得来自 1 278 名受试者的 3 600 张眼科 B 型超声图像, 受试者平均年龄为 (49.32±7.69) 岁, 根据所收集受试者临床诊断, 对图像进行分类, 其中正常眼图像 731 张, VH 图像 462 张, RD 图像 522 张, PVD 图像 610 张, 其他病种 (玻璃体混浊、后巩膜葡萄肿、视网膜水肿、球内异物、硅油填充术后、硅油取出术后等) 图像 1 275 张, 并将数据集分为训练集和测试集, 不同数据集分类数据见表 1。

1.2 方法

1.2.1 B 型超声图像标记 每幅图像均由 3 位有 3

表 1 收集数据基线信息及数量
Table 1 The information and quantity of the data collected

数据集	例数	图像数 (张)	年龄 (mean±SD, 岁)	不同病种图像数 (张)				
				正常	RD	VH	PVD	其他
训练集	1 003	2 812	48.46±4.58	557	423	361	508	963
测试集	275	788	51.25±6.27	174	99	101	102	312

注: RD: 视网膜脱离; VH: 玻璃体积血; PVD: 玻璃体后脱离

Note: RD: retinal detachment; VH: vitreous hemorrhage; PVD: posterior vitreous detachment

年以上临床工作经验的眼科医师采用 VCG IMAGE Annotator 图像标记软件 (Version 1.0.5, Visual Geometry Group, Department of Engineering Science, University of Oxford), 结合患者基线信息及临床诊断, 对病灶范围进行标记(图 1), 标记结果出现分歧时由第 4 位更高年资的眼科医师判定。

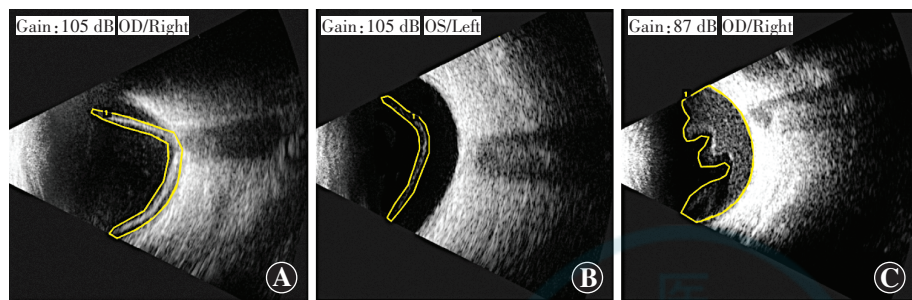


图 1 人工标记的眼部 B 型超声图像 A: 标记的视网膜脱离病灶(黄框内) B: 标记的玻璃体后脱离病灶(黄框内) C: 标记的玻璃体体积血病灶(黄框内)

Figure 1 Manually labeled B-scan images of eyes A: Retinal detachment labeled within the yellow frame B: Posterior vitreous detachment labeled within the yellow frame C: Vitreous hemorrhage labeled within the yellow frame

1.2.2 深度学习卷积神经网络模型的建立 采用基于 ResNet-50 的深度学习网络模型进行图像分类^[16]。该模型以 ImageNet 的 ResNet50 预训练模型为基础, 对收集到的眼科超声图像进行训练, 首先通过迁移学习^[17], 根据图像种类对网络结构的输出分类层进行修改, 数据重新训练和替换系统结构的最终分类层。在该模型中, 使用 Drop Out^[18]、Early Stopping^[19] 以及数据集扩增^[20] 来最大程度地降低过拟合的风险。

模型训练流程如下: (1) 通过深度卷积网络 1 (deep convolutional neural network 1, DCNN1) 将图像分类为异常和正常; (2) DCNN2 对异常图像进行识别, 将其分为 RD/VH/PVD 或其他疾病; (3) 识别为 RD/VH/PVD 的图像将被 DCNN3 进一步识别, 分类为其中的具体疾病类型; (4) 模型以热图的形式输出结果, 并给出诊断。每个 DCNN 的输入都来自于上一个 DCNN 的输出。3 个 DCNN 的数据库图像数量分别为 DCNN1 数据库 3 600 张 (训练集: 测试集 = 2 812 : 788), DCNN2 数据库 2 869 张 (训练集: 测试集 = 2 255 : 614), DCNN3 数据库 1 594 张 (训练集: 测试集 = 1 292 : 302)

(图 2)。

计算机算法使用 Python (3.6.5 版) 编写。开源 Keras 库 (2.1.5 版) 和 TensorFlow 库 (1.12.2 版) 作为后端。使用具有 4 个 NVIDIA Geforce GTX 1080 (GPU 内存 8 GB) 的服务器来训练模型。

1.2.3 评价指标

1.2.3.1 模型准确性验证 将模型用于测试集图像诊断, 采用准确度、敏感度、特异度、阳性预测值 (positive predictive value, PPV) 和阴性预测值 (negative predictive value, NPV)、受试者工作特征 (receiver operating characteristic curve, ROC) 曲线及 ROC 曲线下面积 (area under curve, AUC) 评估模型准确性。

1.2.3.2 人机比较 另选取独立于机器训练数据集的诊断明确、对焦清晰的眼科 B 型超声图像 120 张 (RD、VH 和 PVD 图片各 40 张) 用于人机测试, 3 位具有 10 年以上眼科超声临床经验的高年资医师分别独立对图像进行诊断, 同时应用模型对该批次图像进行评估。测试过程由同一位研究人员记录评估耗时, 最后将 3 位受试医师与模型的评估结果, 包括评估的准确度及评估所用的时间进行比较。

1.2.3.3 模型辅助低年资医师效果评估 另选取

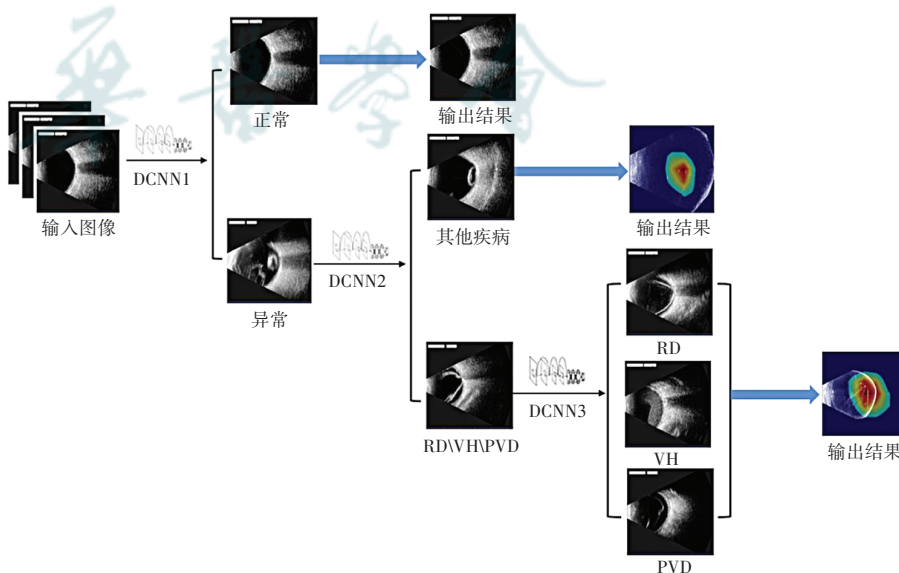


图 2 模型训练流程图 DCNN: 深度卷积神经网络; RD: 视网膜脱离; VH: 玻璃体体积血; PVD: 玻璃体后脱离

Figure 2 Flow chart of model training DCNN: deep convolutional neural network; RD: retinal detachment; VH: vitreous hemorrhage; PVD: posterior vitreous detachment

150 张独立于计算机训练集的诊断明确、对焦清晰的 眼科 B 型超声图像 (正常、RD、VH、PVD 和其他疾病 图像各 30 张), 由 8 位未经过眼科超声培训的低年 资眼科医师分别独立对 150 张图像进行诊断并记录 评估结果, 计算 8 位医师的诊断准确度 (150 张图像 中评估正确的图像比例)。4 个月后, 由该 8 位医生 在模型辅助下再次对相同 150 张图像进行诊断, 先 由计算机进行评估, 以热图的形式标记病变区域, 以 供受试医师参考。

1.3 统计学方法

采用 SPSS 25.0 统计学软件进行统计分析, 对模 型辅助前后的诊断准确度行配对 *t* 检验, 以评估计 算机模型在临床实际应用中辅助诊疗的效果。 *P* < 0.05 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 模型识别的准确性验证

计算机模型 DCNN1 对图像识别的准确度为 0.943, 敏感度为 0.940, 特异度为 0.954, PPV 为 0.817, NPV 为 0.986; DCNN2 对异常图像识别的准 确度为 0.909, 敏感度为 0.920, 特异度为 0.897, PPV 为 0.903, NPV 为 0.916; DCNN3 对 RD/VH/ PVD 分类的准确度为 0.927, 其中对 RD 识别的准 确度为 0.909, 对 PVD 识别的准确度为 0.990, 对 VH 识别的准确度为 0.881。3 个 DCNN 的混淆矩阵图 见图 3。DCNN1 及 DCNN2 的 AUC 分别为 0.947 和 0.909 (图 4)。

2.2 人机准确度对比分析

针对 120 张测试图像, 模型识别 RD、VH 和 PVD 的准确度分别为 0.925、0.800 和 1.000, 与 3 位高年 资眼科医生诊断的准确度相近。3 位高年资医生评估 图像所用时间最短为 1 394.40 s, 平均 11.62 s/张; 最长 为 1 827.62 s, 平均 15.23 s/张。模型评估 120 张图像

用时 747.66 s, 平均 6.23 s/张, 读图速度约为高年资 医生的 2 倍 (表 2)。

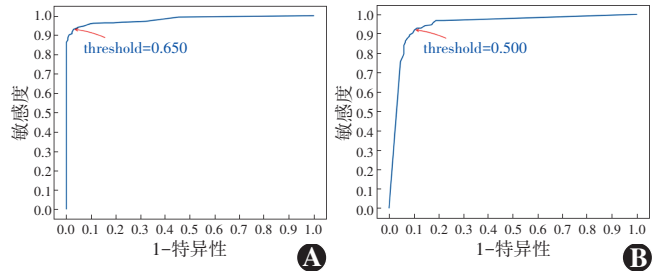


图 4 DCNN1 和 DCNN2 模型的 ROC 曲线 A: DCNN1 模型 AUC=0.947 B: DCNN2 模型 AUC=0.909

Figure 4 ROC curve for DCNN1 and DCNN2 models A: DCNN1 AUC=0.947 B: DCNN2 AUC=0.909

表 2 人机识别 B 型超声图像的准确度及用时比较 Table 2 Comparison of accuracy and time of identifying B-scan ultrasound images between the model and ophthalmologists

	人机识别 B 型超声图像的准确度			用时 (s)
	RD	VH	PVD	
模型	0.925	0.800	1.000	747.66
眼科医生 1	0.925	0.875	1.000	1 456.80
眼科医生 2	0.850	0.800	0.950	1 394.40
眼科医生 3	0.900	0.825	0.925	1 827.62

注: RD: 视网膜脱离; VH: 玻璃体积血; PVD: 玻璃体后脱离
Note: RD: retinal detachment; VH: vitreous hemorrhage; PVD: posterior vitreous detachment

2.3 模型辅助效果

模型辅助前和模型辅助下低年资医师对图像 评估的准确度分别为 0.603 ± 0.144 和 0.814 ± 0.084 , 模型辅助下医师对图像评估准确度较模型 辅助前明显升高, 差异有统计学意义 ($t = 6.488, P < 0.01$)。无模型辅助时, 8 位 未经眼科超声培训的医师对 图像识别的准确度最低为 0.380, 最高为 0.827; 在模型 辅助下, 8 位医师对图像识别 的准确度均有所提升, 准确度 最高提升 0.360, 平均每位医 师准确度较前提升 0.211 ± 0.086 , 提升后准确度均在 0.650 以上, 最高为 0.927 (表 3)。

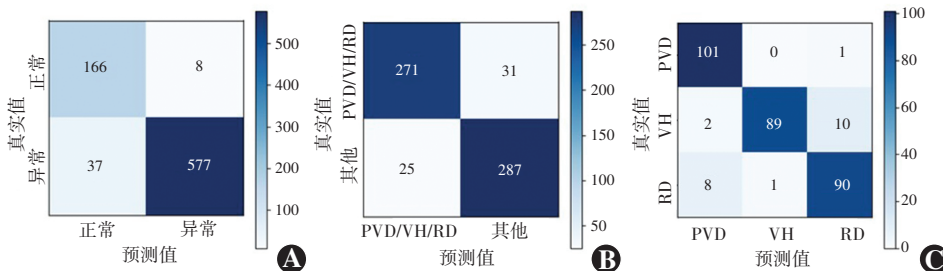


图 3 各网络模型的混淆矩阵 A: DCNN1 B: DCNN2 C: DCNN3 PVD: 玻璃体后脱离; VH: 玻璃体 积血; RD: 视网膜脱离

Figure 3 Confusion matrix diagrams of three DCNN models A: DCNN1 B: DCNN2 C: DCNN3 PVD: posterior vitreous detachment; VH: vitreous hemorrhage; RD: retinal detachment

表 3 模型辅助前后低年资医师图像诊断准确度比较
Table 3 Comparison of image diagnosis accuracy of junior doctors between without and with model assistance

	模型辅助前准确度	模型辅助后准确度	准确度提升
临床医师 1	0.620	0.840	0.220
临床医师 2	0.440	0.700	0.260
临床医师 3	0.526	0.887	0.360
临床医师 4	0.706	0.853	0.147
临床医师 5	0.380	0.680	0.300
临床医师 6	0.827	0.927	0.100
临床医师 7	0.573	0.760	0.187
临床医师 8	0.753	0.867	0.114
平均	0.603	0.814	0.211

3 讨论

眼科 B 型超声检查因其方便快捷且无创的优点常作为临床上眼科基本检查项目用于评估眼底症状^[21],然而大量眼科 B 型超声检查结果分析给临床医生带来极大工作量^[22];另一方面,由于其操作及结果的评估对医生专业能力有一定要求,培养一名合格的眼科超声医生需要花费大量的时间和精力^[23],因此,实现眼科 B 型超声图像评估的自动化及智能化是当前我国眼底病筛查、推进智慧医疗的必要条件。目前,AI 在医疗领域发展迅猛,但少见 AI 辅助眼科 B 型超声进行眼底病诊断或筛查的相关研究。开展基于眼科图像的 AI 辅助诊断系统的研发是我国防盲、治盲工作的发展趋势^[15]。

近年来,深度学习技术作为一类多层神经网络学习算法被广泛应用于医疗领域。在眼科疾病诊断方面,大多是采用大量图像数据进行机器学习^[24]。本研究用于机器学习的眼科 B 型超声图像均为同一位工作经验 20 年以上的资深眼科超声医师采集,并剔除不合格图像,以保证模型的学习效果,从而使模型达到较为理想的识别精度。在深度学习过程中,网络深度遇到的主要问题包括梯度消失和梯度爆炸,而解决方式通常为数据的初始化和正则化^[25]。ResNet-50 是在现有深度网络训练的基础上提出的一种具有计算负担小、易优化等优点的残差学习框架,其包含 49 个卷积层和 1 个全连接层的性能优良的残差网络模型。残差可用来解决退化和梯度问题,使得网络性能在深度增加的同时也得到提升^[26]。本研究中采用 ResNet-50 构建的基于 B 型超声图像模型对识别 RD、PVD 和 VH 有较高的准确度、敏感度及特异度。在人机比较测试中,模型表现出了良好性能,其准确度与高年资眼科超声医生相近,且用时仅为临床医生的 1/2。经模型辅

助后,低年资医生对 B 型超声图像的评估准确度也有了大幅提高,部分低年资医生准确度甚至与高年资超声医生相近,体现了模型在辅助评估方面的巨大应用潜力,以及在疾病诊断及患者快速普筛方面的应用价值。但在同一模型的辅助下,各个医生最终的准确度并非完全一致,这可能与医生自身的专业水平差异有关,另外医生缺少丰富阅片经验,且在大量阅片时可能会产生疲劳,会结合自己的主观判断给出诊断,这些因素均会对准确度产生影响。

本研究设置了 3 个网络结构,利用 2 个二分类模型与 1 个三分类模型对 5 种超声图像(正常、PVD、VH、RD 和其他疾病)进行识别。首先利用 DCNN1 筛选出正常图像,再利用 DCNN2 识别异常图像中的其他病种图像,最后 DCNN3 将 PVD/VH/RD 图像进行分类。与单一的五分类模型相比,这种网络结构具有更好的识别准确度和精度。同时,由于该网络的输入是单张图像数据,因此模型最终是基于单张超声图像而非单个患者进行诊断识别,而实际临床操作中,操作者往往会采集多张不同钟点位的超声图像,即 1 例患者有多张图像数据,因此只要采集的数据中含有病灶图像,模型便可对其进行识别。

本研究存在一定的局限性。首先,由于模型的训练依赖于大量样本数据及特征的识别,本研究中用于模型训练的图像为特征明显的临床常见单病种图像,目前该模型所能识别的疾病类型有限,对混合疾病及临床罕见病的识别尚不完善;其次,当图像不清晰或病变特征不明显时,模型往往无法正确识别,后期将联合多家医院建立更大样本的数据库用于模型训练,进一步提高模型的识别精度,增加可识别疾病类型,以便更好地实现 AI 的临床转换应用。

综上所述,本研究结果表明基于眼科 B 型超声图像的 RD、PVD 和 VH 识别智能诊断系统的准确度、敏感度和特异度较好,能够辅助临床医师更好、更快地对 B 型超声图像进行分析,并且此模型较适合眼科医师缺乏、临床经验欠佳的基层或社区医院,也可应用于大批量人群的眼底病筛查。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] Mitty D, Charteris DG, Fleck BW, et al. The epidemiology of rhegmatogenous retinal detachment: geographical variation and clinical associations [J]. Br J Ophthalmol, 2010, 94 (6) : 678-684. DOI: 10.1136/bjo.2009.157727.
- [2] Bechrakis NE, Dimmer A. Rhegmatogenous retinal detachment: epidemiology and risk factors [J]. Ophthalmologie, 2018, 115 (2) : 163-178. DOI: 10.1007/s00347-017-0647-z.
- [3] Gottlieb M, Holladay D, Peksa GD. Point-of-care ocular ultrasound for

- the diagnosis of retinal detachment; a systematic review and meta-analysis [J]. *Acad Emerg Med*, 2019, 26 (8) : 931–939. DOI: 10.1111/acem.13682.
- [4] Sharma S, Walker R, Brown GC, et al. The importance of qualitative vitreous examination in patients with acute posterior vitreous detachment [J]. *Arch Ophthalmol*, 1999, 117 (3) : 343–346. DOI: 10.1001/archophth.117.3.343.
- [5] Lindgren G, Sjödel L, Lindblom B. A prospective study of dense spontaneous vitreous hemorrhage [J]. *Am J Ophthalmol*, 1995, 119 (4) : 458–465. DOI: 10.1016/s0002-9394(14)71232-2.
- [6] Stagg BC, Shah MM, Talwar N, et al. Factors affecting visits to the emergency department for urgent and nonurgent ocular conditions [J]. *Ophthalmology*, 2017, 124 (5) : 720–729. DOI: 10.1016/j.ophtha.2016.12.039.
- [7] Lahham S, Shniter I, Thompson M, et al. Point-of-care ultrasonography in the diagnosis of retinal detachment, vitreous hemorrhage, and vitreous detachment in the emergency department [J/OL]. *JAMA Network Open*, 2019, 2 (4) : e192162 [2020-10-24]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30977855/>. DOI: 10.1001/jamanetworkopen.2019.2162.
- [8] 杜新华, 吴强, 宋蓓雯, 等. 非外伤性玻璃体积血的发病原因及疗效分析 [J]. *眼科新进展*, 2013, 33 (1) : 44–47. DOI: 10.13389/j.cnki.rao.2013.01.013.
Du XH, Wu Q, Song BW, et al. Etiopathogenesis and curative effects of none-traumatic vitreous hemorrhage [J]. *Rec Adv Ophthalmol*, 2013, 33 (1) : 44–47. DOI: 10.13389/j.cnki.rao.2013.01.013.
- [9] 黄子旭, 王冬冬, 宋宗明. 2019 年《玻璃体后脱离、视网膜裂孔和格子样变性眼科临床指南》解读 [J]. *中华实验眼科杂志*, 2021, 39 (1) : 67–71. DOI: 10.3760/cma.j.cn115989-20201016-00697.
Huang ZX, Wang DD, Song ZM. Interpretation of the 2019 Posterior Vitreous Detachment, Retinal Breaks, and Lattice Degeneration Preferred Practice Pattern [J]. *Chin J Exp Ophthalmol*, 2021, 39 (1) : 67–71. DOI: 10.3760/cma.j.cn115989-20201016-00697.
- [10] Pastor JC, Fernández I, Rodríguez de la Rúa E, et al. Surgical outcomes for primary rhegmatogenous retinal detachments in phakic and pseudophakic patients: the Retina 1 Project—report 2 [J]. *Br J Ophthalmol*, 2008, 92 (3) : 378–382. DOI: 10.1136/bjo.2007.129437.
- [11] Shinar Z, Chan L, Orlinsky M. Use of ocular ultrasound for the evaluation of retinal detachment [J]. *J Emerg Med*, 2011, 40 (1) : 53–57. DOI: 10.1016/j.jemermed.2009.06.001.
- [12] Lin D, Chen J, Lin Z, et al. A practical model for the identification of congenital cataracts using machine learning [J/OL]. *EBioMedicine*, 2020, 51 : 102621 [2020-10-25]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/31901869/>. DOI: 10.1016/j.ebiom.2019.102621.
- [13] Chen X, Xu Y, Wong DWK, et al. Glaucoma detection based on deep convolutional neural network [J]. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2015, 2015 : 715–718. DOI: 10.1109/EMBC.2015.7318462.
- [14] 高韶晖, 金学民, 赵朝霞, 等. 糖尿病视网膜病变人工智能机器人辅助诊断系统的建立及应用 [J]. *中华实验眼科杂志*, 2019, 37 (8) : 669–673. DOI: 10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2019.08.016.
Gao SH, Jin XM, Zhao ZX, et al. Validation and application of an artificial intelligence robot assisted diagnosis system for diabetic retinopathy [J]. *Chin J Exp Ophthalmol*, 2019, 37 (8) : 669–673. DOI: 10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2019.08.016.
- [15] 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.
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.
- [16] Tang H, Liu H, Xiao W, et al. When dictionary learning meets deep learning: deep dictionary learning and coding network for image recognition with limited data [J]. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, 2021, 32 (5) : 2129–2141. DOI: 10.1109/TNNLS.2020.2997289.
- [17] Shin HC, Roth HR, Gao M, et al. Deep convolutional neural networks for computer-aided detection: CNN architectures, dataset characteristics and transfer learning [J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2016, 35 (5) : 1285–1298. DOI: 10.1109/TMI.2016.2528162.
- [18] Baldi P, Sadowski P. The dropout learning algorithm [J]. *Artif Intell*, 2014, 210 : 78–122. DOI: 10.1016/j.artint.2014.02.004.
- [19] Prechelt L. Automatic early stopping using cross validation: quantifying the criteria [J]. *Neural Netw*, 1998, 11 (4) : 761–767. DOI: 10.1016/s0893-6080(98)00010-0.
- [20] Lashgari E, Liang D, Maoz U. Data augmentation for deep-learning-based electroencephalography [J/OL]. *J Neurosci Methods*, 2020, 346 : 108885 [2020-11-12]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/32745492/>. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2020.108885.
- [21] Lizzi FL, Coleman DJ. History of ophthalmic ultrasound [J]. *J Ultrasound Med*, 2004, 23 (10) : 1255–1266. DOI: 10.7863/jum.2004.23.10.1255.
- [22] Kendall CJ, Prager TC, Cheng H, et al. Diagnostic ophthalmic ultrasound for radiologists [J]. *Neuroimaging Clin N Am*, 2015, 25 (3) : 327–365. DOI: 10.1016/j.nic.2015.05.001.
- [23] Mullen A, Kim B, Puglisi J, et al. An economical strategy for early medical education in ultrasound [J/OL]. *BMC Med Educ*, 2018, 18 (1) : 169 [2020-11-12]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30021562/>. DOI: 10.1186/s12909-018-1275-2.
- [24] 王耿媛, 袁进. 人工智能在眼科学领域的应用研究进展 [J]. *中华实验眼科杂志*, 2019, 37 (8) : 680–683. DOI: 10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2019.08.018.
Wang GY, Yuan J. Application of artificial intelligence in ophthalmology [J]. *Chin J Exp Ophthalmol*, 2019, 37 (8) : 680–683. DOI: 10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2019.08.018.
- [25] Wang SH, Tang C, Sun J, et al. Multiple sclerosis identification by 14-layer convolutional neural network with batch normalization, dropout, and stochastic pooling [J/OL]. *Front Neurosci*, 2018, 12 : 818 [2020-12-16]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30467462/>. DOI: 10.3389/fnins.2018.00818.
- [26] Al-Antari MA, Al-Masni MA, Kim TS. Deep learning computer-aided diagnosis for breast lesion in digital mammogram [J]. *Adv Exp Med Biol*, 2020, 1213 : 59–72. DOI: 10.1007/978-3-030-33128-3_4.

(收稿日期:2021-01-14 修回日期:2021-08-06)

(本文编辑:张宇 骆世平)

读者·作者·编者

本刊对实验研究中动物使用方面的要求

为了提高实验研究论文中实验动物这个基础环节在国际上的认可度,本刊要求作者投稿时提供以下相应信息:(1)实验动物的种属、来源、一般信息及饲养条件;(2)实验动物的等级;(3)实验所遵循的相关实验动物保护条例或法规的具体名称以及颁布的机构名称。

(本刊编辑部)