

# 基于深度学习的早产儿视网膜病变的临床辅助诊断

童妍 卢苇 徐阳涛 李莹 王晓玲 陈长征 沈吟

武汉大学人民医院眼科中心 430060

通信作者: 沈吟, Email: yinshen@whu.edu.cn

**【摘要】** 目的 提出一种基于深度学习的早产儿视网膜病变(ROP)智能辅助诊断系统,并评估其在临床上的应用价值。方法 采集武汉大学人民医院眼科中心 2009 年 7 月至 2016 年 12 月行早产儿眼底筛查的 38 895 张图像构建眼底图像大规模数据集,由 10 名眼科医生进行标注,建立深度学习网络,通过对模型的训练实现 ROP 的自动诊断,评估该算法自动筛查 ROP 分期、分区及附加病变的性能和准确率。结果 深度学习智能诊断系统对 ROP 分期及其附加病变、视盘、黄斑及激光治疗瘢痕检测的平均准确率为 0.931;其中检测分界线(I 期)准确率为 0.876,视网膜嵴(II 期)为 0.942,膜嵴伴血管扩张(III 期)为 0.968;视网膜不完全脱离(IV 期)为 0.998,视网膜完全脱离(V 期)为 0.999;血管迂曲扩张(附加病变)为 0.896,视盘为 0.954,黄斑为 0.781,激光治疗瘢痕为 0.974。结论 基于深度学习算法的 ROP 的疾病分期和附加病变的诊断准确率高,可用于 ROP 的临床辅助诊断和筛查。

**【关键词】** 人工智能;深度学习;早产儿视网膜病变;辅助诊断

**基金项目:** 国家重点研发计划“政府间国际科技创新合作/港澳台科技创新合作”重点专项项目(2017YFE0103400)

DOI:10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2019.08.011

## Automated assisted clinical diagnosis of retinopathy of prematurity based on deep learning

Tong Yan, Lu Wei, Xu Yangtao, Li Ying, Wang Xiaoling, Chen Changzheng, Shen Yin

Eye Center, Renmin Hospital of Wuhan University, Wuhan 430060, China

Corresponding author: Shen Yin, Email: yinshen@whu.edu.cn

**[Abstract]** **Objective** To evaluate the application value of an intelligent fundus assisted diagnosis system for detecting retinopathy of prematurity (ROP) based on deep learning. **Methods** A total of 38 895 fundus images for premature infants screening were collected from Renmin Hospital of Wuhan University Eye Center and were labeled by 10 licensed ophthalmologists. A deep learning network model was established to acquire automatic classification of disease stages and plus disease. The accuracy, sensitivity and specificity of the algorithm were calculated to evaluate the performance of the artificial intelligence system for ROP automatic diagnosis. This study protocol was approved by Ethic Committee of Renmin Hospital of Wuhan University (No. WDRY2019-K032). Written informed consent was obtained from the guardians of the children before entering the study cohort. **Results** The intelligent system achieved an accuracy of 0.931. Specifically, the accuracies in detecting demarcation line (stage I) was 0.876, ridge (stage II) was 0.942, ridge with extra retinal fibrovascular (stage III) was 0.968, subtotal retinal detachment (stage IV) was 0.998, total retinal detachment (stage V) was 0.999, vascular tortuosity and dilatation (plus disease) was 0.896, optic disc was 0.954, macular was 0.781, and laser scars were 0.974, respectively. **Conclusions** Deep learning algorithm can detect the stages and plus disease of ROP with excellent accuracy, and it provides the feasibility of applying the algorithm for ROP automated screening in clinical.

**[Key words]** Artificial intelligence; Deep learning; Retinopathy of prematurity; Assisted diagnosis

**Fund Program:** International Science & Technology Cooperation Program of China (2017YFE0103400)

DOI:10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2019.08.011

早产儿视网膜病变(retinopathy of prematurity, ROP)是世界首位儿童不可逆性致盲眼病<sup>[1-2]</sup>。随着

早产儿及低出生体质量新生儿的存活率不断提高, ROP 的发生率也随之升高。ROP 发病隐匿,呈进行性

发展<sup>[3]</sup>,如果诊断和治疗及时,可通过激光光凝或手术治疗。因此,做好 ROP 筛查工作,发现阈值病变并及时转诊或治疗对挽救患儿的视功能十分重要。广域数字化视网膜摄像系统可观察并记录视网膜图像,是 ROP 综合诊断的重要依据,但 ROP 病变复杂多样,人工诊断需要眼科医生有丰富的先验知识,优秀的眼科医生培养周期长,即使在不同的专家间也可能存在 ROP 诊断结果的不一致性<sup>[4-5]</sup>。此外,如视网膜周边部图像不够清晰、色泽黯淡,细微结构难以辨认等,也会使得诊断费时费力,造成漏诊和误诊率高。近年来,作为人工智能(artificial intelligence, AI)的分支,深度学习技术在图像分类、目标检测等领域发展迅速,取得了显著成果<sup>[6-7]</sup>。深度学习技术可通过卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)自动学习图像特征,发现数据内在规律,最终输出图片分类或预测结果。由于深度学习网络需在训练过程中调整数百万个参数,故训练数据集越大,模型输出结果的精度越高。在医学领域,深度学习已被广泛应用于皮肤癌、肺癌、胶质瘤、糖尿病视网膜病变和青光眼等疾病的自动辅助诊断<sup>[8-13]</sup>,大大提高了医生对疾病的诊断效率。Faster-RCNN 模型是目前基于深度学习的先进的目标检测方法,对于图像分类和图像定位具有较高准确度和特异性<sup>[14]</sup>。本研究中基于 Faster-RCNN 深度学习技术建立了 ROP 智能诊断方法,利用 AI 目标检测模型在 ROP 影像上查找各阶段病灶的位置,并根据病灶对应的分期和分区确定疾病的严重程度,为临床辅助诊断提供依据。

### 1 资料与方法

#### 1.1 一般资料

回顾性分析 2009 年 7 月至 2016 年 12 月于武汉大学人民医院眼科中心筛查的孕龄不足 36 周或体质量不足 2 000 g 的 2 753 例早产儿,对其视网膜病变进行筛查。采集 ROP 筛查眼底图像共 38 895 张(表 1),删除所有参与患者的敏感信息并确保其个人信息匿名和保密。本研究经武汉大学人民医院伦理委员会批准(批文号:WDRY2019-K032),经患儿监护人同意并签署知情同意书。

#### 1.2 方法

表 1 早产儿眼底筛查一般资料

性别	例数	图片数量(张)	出生孕龄(周)	出生体质量(g)
男	1 426	20 116	26-36	980-1 950
女	1 327	18 779	26-36	950-1 900
总数	2 753	38 895	26-36	950-1 950

ROP 筛查的全部彩色眼底照片首先由专业眼科医生进行图片初筛,共剔除 2 664 张不合格图像,包括漏光、拍摄模糊、曝光不足等所致的低质量图片。7 名眼科专家用标注工具对剩下的 36 231 张图片进行标注,并由 3 位资深视网膜专家对标注结果进行确认或修正。本研究运用 Python 内置标准 random 模块算法生成随机数,在疾病分类比例一致的前提下,将数据集随机分为包含 26 459 张图片的训练集和 9 772 张图片的测试集(表 2),训练集用于开发深度学习模型并调整其内部参数,测试集用于最终评估模型的诊断准确率。研究流程见图 1。

表 2 训练集及测试集图片数量分布

分类	分期	训练集	测试集
分界线	I 期	1 687	377
视网膜嵴	II 期	263	77
膜嵴伴血管扩张	III 期	179	48
视网膜部分脱离	IV 期	45	13
视网膜完全脱离	V 期	10	4
附加病变		2 745	261
视盘		12 383	5 278
黄斑		8 455	3 568
激光治疗瘢痕		692	146
总数		26 459	9 772

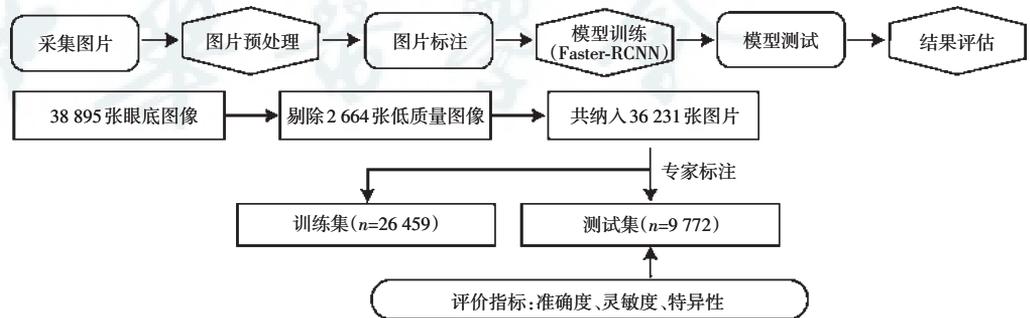


图 1 研究流程图示意图

本研究中采用国际早产儿视网膜病变分类委员会(International Standard Classification Retinopathy of Prematurity, ICROP)<sup>[15]</sup>的规定分配标注标签(图 2):根据眼底图像中的病变特征,确定其对应的病变分期;根据在上述 I ~ V 期的病变基础上发生后极部视网膜

血管所呈现的病变特征,确定眼底图像中是否伴有附加病变。在此基础上,由于 ROP 病变 I 区为以视盘的中央为中心,视盘中央到黄斑中心凹距离的 2 倍为半径的圆形区域,同时标记视盘、黄斑和激光治疗瘢痕,以辅助图像中的病变分区定位并了解预后恢复情况。针对上述结果判断 ROP 疾病类型,做到高精度检测 ROP,并提供匹配的治疗策略。

本研究中选取由谷歌大脑团队开发的 TensorFlow 开源软件库中的 Faster-RCNN 模型进行数据训练。原始模型是基于目前最大的图像数据库 ImageNet(<http://www.image-net.org>)训练得到的。本研究中采用迁移学习的方法,即从其他数据集学习到的知识应用于新的检测任务中的算法,将已标注的 ROP 筛查数据对模型进行针对性训练,调整原始模型的参数,得到检测 ROP 的专用模型。

Faster-RCNN 模型如图 3 所示,主要分为用于区分前景或背景的区域提名网络(region proposal networks, RPN)模块和检测模块。图像输入卷积层后,得到该图像对应的特征块,同时 RPN 模块可使用

网络生成候选框,一起输入感兴趣区域(region of interest, ROI)池化层进行大小统一。ROI 池化层后有全连接层,对数据进行分类和回归。该模型分别对 ROP 的分期、附加病变的特征及眼底图像的视盘、黄斑、激光治疗瘢痕多目标进行检测,具有较高的准确度和特异性。

### 1.3 统计学方法

采用 SPSS 16.0 统计学软件进行统计分析。准确率为测试正确的样本数量占总测试数量的比例;灵敏度为测试且标记为病变的样本数量占总病变测试样本数量的比例,特异性为测试且标记为正常的样本数量占总正常测试样本数量的比例。以眼科专家人工诊断的结果作为临床诊断结果。

## 2 结果

本研究中进行了基于深度学习的 ROP 病变检测以及结果评估,用训练集训练 Faster-RCNN 模型,用测试集进行测试,最终得到 ROP 的分期病变及附加病变、视盘、黄斑及激光治疗瘢痕在测试集上的平均准确率为 0.931,灵敏度为 0.752,特异性为 0.942。

各分类对应的检测准确率、灵敏度及特异性检测结果如表 3 所示,各分类准确率、特异性较高,而灵敏度略低。在分期的病变检测中,视网膜部分脱离(IV 期)和视网膜完全脱离(V 期)的检测准确率和特异性最高,达到了 0.99 以上;在附加病变的病变检测中,准确率、灵敏度和特异性分别达到了 0.896、0.713 和 0.907。本研究中同时标记的视盘、黄斑、激光治疗瘢痕以辅助病变分区及随访观察,其准确率分别为 0.954、0.781 和 0.974,灵敏度分别为 0.945、0.744 和 0.908,特异性分别为 0.917、0.840 和 0.988。

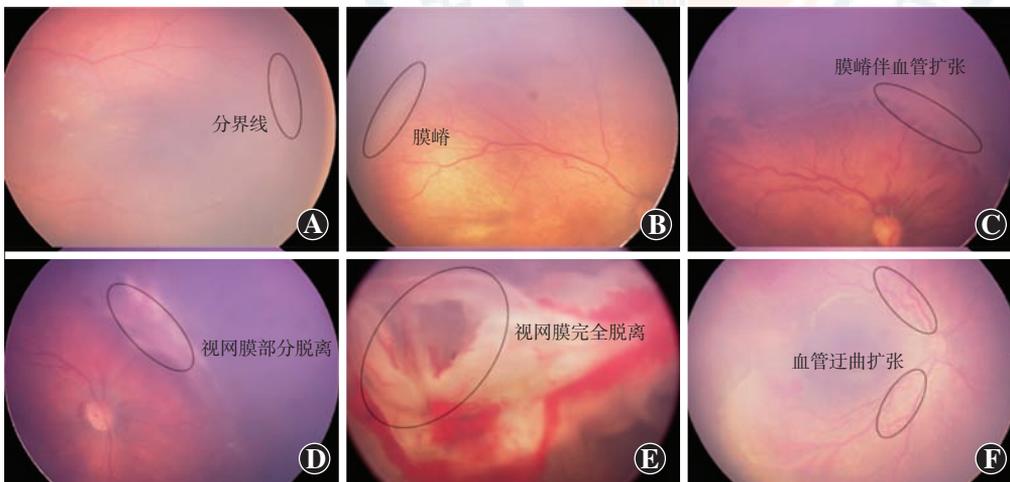


图 2 ROP 分期及附加病变典型图像 A:ROP I 期,视网膜周边部血管区和无血管区间有分界线(圆圈标注) B:ROP II 期,分界线部位出现隆起,呈嵴样改变(圆圈标注) C:ROP III 期,在隆起的嵴上有异常新生血管生长(圆圈标注) D:ROP IV 期,视网膜部分脱离(圆圈标注) E:ROP V 期,视网膜完全脱离(圆圈标注) F:附加病变,在上述 I ~ V 期的病变基础上发生视网膜血管异常扩张及迂曲(圆圈标注)

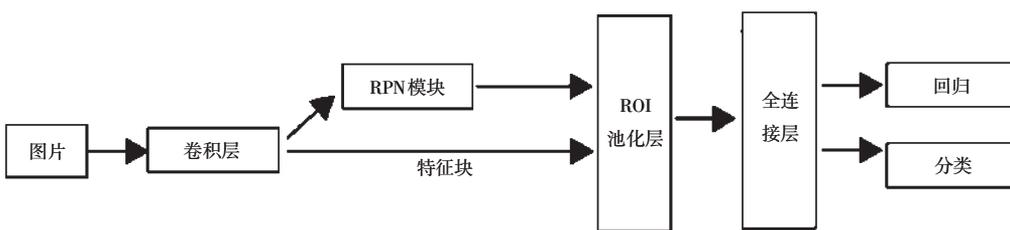


图 3 Faster-RCNN 的简要模型结构 Faster-RCNN 模型是一种深度学习神经网络,由卷积层、RPN 模块、ROI 池化层、全连接层和后续分类器及回归计算层组成,其中卷积层使用 Inception-ResNet-v2 模型 注: RPN:区域提名网络;ROI:感兴趣区域

表 3 Faster-RCNN 模型对各分类 ROP 病变的检测

分类	分期	准确率	灵敏度	特异性
分界线	I 期	0.876	0.765	0.883
视网膜嵴	II 期	0.942	0.550	0.973
膜嵴伴血管扩张	III 期	0.968	0.473	0.975
视网膜部分脱离	IV 期	0.998	0.867	0.998
视网膜全部脱离	V 期	0.999	0.800	0.999
附加病变		0.896	0.713	0.907
视盘		0.954	0.945	0.917
黄斑		0.781	0.744	0.840
激光治疗瘢痕		0.974	0.908	0.988

注:ROP:早产儿视网膜病变

### 3 讨论

ROP 的治疗窗较短,及时应用抗血管内皮生长因子药物、激光光凝术或手术治疗能显著改善 ROP 患儿的视功能预后<sup>[16]</sup>。通过将高效快捷且具有较高社会效益的 ROP 辅助诊断方法应用于临床,实现 ROP 筛查的自动化及智能化,将对 ROP 的早期检测、治疗时机的辅助决策及治疗后的临床随访具有重要意义。

随着深度学习理论和技术的进步,AI 的协助能有效提升眼科医生所接诊的患者数量,进一步减弱地域限制的影响。本研究中选择 Faster-RCNN 模型进行深度学习,将大量精准诊断标记的 ROP 眼底图像作为训练样本,通过深度 CNN 的训练<sup>[17]</sup>,自动提取 ROP 眼底图片中的病灶特征。本研究中根据国际分期和分类标准,将 ROP 眼底照片分为 I~V 期和附加病变,同时检测视盘、黄斑及激光治疗瘢痕,对模型进行测试后,微调参数并获得具有较高准确率的诊断结果,将有利于每例患儿得到更精准的诊断和个体化治疗。

本研究中提出了一种基于深度学习较为全面的 ROP 自动诊断方法。已有研究尝试运用 AI 解决 ROP 自动筛查的问题,但大多专注于 ROP 的附加病变中血管迂曲程度的自动识别及检测<sup>[18-19]</sup>,仅覆盖了 ROP 十分明显的特殊病变,导致检测指标单一,临床应用不足,而本研究中综合更多临床特征(如分期和分区)来构建数据集。此外,以往自动识别 ROP 的算法多依赖于具有复杂工作流程的机器学习的传统方法,或因数据量不足而难以开发出高性能的智能诊断模型<sup>[20-21]</sup>。Wang 等<sup>[22]</sup>开发了一个基于深度学习的 ROP 辅助诊断系统,将图片分为轻、中、重度三类并应用深度学习进行自动识别,但这种分类只能评估疾病的严重程度而无明确疾病分期、分区以及是否包含附加病变,对于个体化处理较为模糊,规范化治疗存在困难。

本研究中采用大量精确标注的数据集来训练

Faster-RCNN 深度学习模型,这些图像覆盖了各类 ROP 的病变特征和严重程度,避免了算法过度拟合到某些特定特征;此外,本研究中根据国际分类标准制定标注方案,实现了对疾病分期、附加病变的高准确度检测,同时检测了视盘及黄斑,这将有助于疾病的分区和病灶定位,具有更好的临床适用性。

AI 具有强大的自学习、自分析、自判断的能力,在病灶识别及分类上有显著优势,可有效提高医疗数据处理效率和洞察深度。目前中国 AI 研究多在国外图像数据集和算法的基础上进行扩充,缺乏中国人群眼底图像数据集,临床实用性差。本研究从眼科临床实际出发,采集高质量国内医院一线临床大型数据集训练模型,具有良好的临床应用前景。

本研究中也存在一定的不足之处,如严重病变的 ROP IV 期、V 期样本量较小,需扩增晚期样本量来继续优化检测模型;另由于锯齿缘难以准确标注,缺乏 ROP 病变 II 区及 III 区标注数据。本研究中患儿出生体质量、病史、胎龄和其他临床数据等也有待进一步完善,将有助于医生对病情进行临床综合评估。此外,图像仅从武汉大学人民医院眼科中心采集,这可能会降低数据的多样性,影响算法的泛化能力,有待于采集多地区、多中心的图像数据集进行进一步研究。

综上所述,本研究提出的以深度学习为基础的 ROP 智能诊断系统可达到较高准确率和特异性,可以提升医生的阅片效率,辅助进行快速诊断和筛查,也可以助力基层医疗机构及公共卫生机构的大规模影像筛查。为更好地满足临床需求,我们将继续扩充数据量,优化算法和系统,加强 ROP 筛查 AI 诊断研究;我们还将融合眼科专家共识、临床指南及电子病历等各项检查结果,进一步建立准确度与人类专家持平甚至超过的多维度、多要素的预测模型。在大数据医疗数据的背景下,将智能诊断系统集成到眼科影像检查仪器中,上传至云端,可实现优质医疗资源共享,推动远程医疗与分级诊疗。

**利益冲突** 所有作者均声明不存在利益冲突

**志谢** 本研究中深度学习模型训练及标注工具的制作经武汉大学人民医院眼科研究所余跃工程师的指导帮助,特此谢忱

### 参考文献

- [1] Stahl A, Göpel W. Screening and treatment in retinopathy of prematurity [J]. Dtsch Arztebl Int, 2015, 112 (43): 730-735. DOI: 10. 3238/ arztebl. 2015. 0730.
- [2] Sommer A, Taylor HR, Ravilla TD, et al. Challenges of ophthalmic care in the developing world [J]. JAMA Ophthalmol, 2014, 132 (5): 640-644. DOI: 10. 1001/ jamaophthalmol. 2014. 84.
- [3] Vander JF, McNamara JA, Tasman W, et al. Revised indications for early treatment of retinopathy of prematurity [J]. Arch Ophthalmol, 2005, 123 (3): 406-407; discussion 409-410. DOI: 10. 1001/

- archophth. 123. 3. 406-b.
- [4] Chiang MF, Thyparampil PJ, Rabinowitz D. Interexpert agreement in the identification of macular location in infants at risk for retinopathy of prematurity [J]. Arch Ophthalmol, 2010, 128 (9) : 1153-1159. DOI: 10.1001/archophth.2010.199.
- [5] Bolón-Canedo V, Ataer-Cansizoglu E, Erdogmus D, et al. Dealing with inter-expert variability in retinopathy of prematurity: a machine learning approach [J]. Comput Methods Programs Biomed, 2015, 122 (1) : 1-15. DOI:10.1016/j.cmpb.2015.06.004.
- [6] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning [J]. Nature, 2015, 521 (7553) : 436-444. DOI:10.1038/nature14539.
- [7] 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.  
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.
- [8] Esteve A, Kuprel B, Novoa RA, et al. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks [J]. Nature, 2017, 542 (7639) : 115-118. DOI:10.1038/nature21056.
- [9] van Ginneken B. Fifty years of computer analysis in chest imaging: rule-based, machine learning, deep learning [J]. Radiol Phys Technol, 2017, 10 (1) : 23-32. DOI:10.1007/s12194-017-0394-5.
- [10] Ertosun MG, Rubin DL. Automated grading of gliomas using deep learning in digital pathology images: a modular approach with ensemble of convolutional neural networks [J]. AMIA Annu Symp Proc, 2015, 2015 : 1899-1908.
- [11] 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.
- [12] Kim SJ, Cho KJ, Oh S. Development of machine learning models for diagnosis of glaucoma [J/OL]. PLoS One, 2017, 12 (5) : e0177726 [2019-01-03]. https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5441603/. DOI:10.1371/journal.pone.0177726.
- [13] 张秀兰, 李飞. 人工智能和青光眼: 机遇与挑战 [J]. 中华实验眼科杂志, 2018, 36 (4) : 245-247. DOI:10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2018.04.002.  
Zhang XL, Li F. Artificial intelligence and glaucoma: opportunities and challenges [J]. Chin J Exp Ophthalmol, 2018, 36 (4) : 245-247. DOI: 10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2018.04.002.
- [14] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2017, 39 (6) : 1137-1149. DOI:10.1109/TPAMI.2016.2577031.
- [15] The International Committee for the Classification of the Late Stages of Retinopathy of Prematurity. An international classification of retinopathy of prematurity. II. The classification of retinal detachment [J]. Arch Ophthalmol, 1987, 105 (7) : 906-912.
- [16] Ataer-Cansizoglu E, Kalpathy-Cramer J, You S, et al. Analysis of underlying causes of inter-expert disagreement in retinopathy of prematurity diagnosis. Application of machine learning principles [J]. Methods Inf Med, 2015, 54 (1) : 93-102. DOI:10.3414/ME13-01-0081.
- [17] Roux L, Racoceanu D, Loménie N, et al. Mitosis detection in breast cancer histological images An ICPR 2012 contest [J/OL]. J Pathol Inform, 2013, 4 : 8 [2019-01-13]. https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3709417/. DOI:10.4103/2153-3539.112693.
- [18] Campbell JP, Ataer-Cansizoglu E, Bolon-Canedo V, et al. Expert diagnosis of plus disease in retinopathy of prematurity from computer-based image analysis [J]. JAMA Ophthalmol, 2016, 134 (6) : 651-657. DOI:10.1001/jamaophth.2016.0611.
- [19] Gelman R, Jiang L, Du YE, et al. Plus disease in retinopathy of prematurity: pilot study of computer-based and expert diagnosis [J]. J AAPOS, 2007, 11 (6) : 532-540. DOI:10.1016/j.jaapos.2007.09.005.
- [20] Gilbert C, Fielder A, Gordillo L, et al. Characteristics of infants with severe retinopathy of prematurity in countries with low, moderate, and high levels of development: implications for screening programs [J/OL]. Pediatrics, 2005, 115 (5) : e518-525 [2019-02-16]. https://pediatrics.aappublications.org/content/115/5/e518.long. DOI:10.1542/peds.2004-1180.
- [21] Ataer-Cansizoglu E, Bolon-Canedo V, Campbell JP, et al. Computer-based image analysis for plus disease diagnosis in retinopathy of prematurity: performance of the "i-ROP" system and image features associated with expert diagnosis [J/OL]. Transl Vis Sci Technol, 2015, 4 (6) : 5 [2019-01-06]. https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4669635/. DOI:10.1167/tvst.4.6.5.
- [22] Wang J, Ju R, Chen Y, et al. Automated retinopathy of prematurity screening using deep neural networks [J]. EBioMedicine, 2018, 35 : 361-368. DOI:10.1016/j.ebiom.2018.08.033.

(收稿日期:2019-02-27 修回日期:2019-06-24)

(本文编辑:刘艳)

## · 病例报告 ·

## 尖端赛多孢菌感染性角膜溃疡一例

孙大鹏 陈华波 刘廷

266071 青岛, 山东第一医科大学(山东省医学科学院) 山东省眼科研究所  
山东省眼科学重点实验室-省部共建国家重点实验室培育基地 青岛眼科医院  
通信作者: 刘廷, Email: liuting213@163.com

基金项目: 山东省自然科学基金项目(ZR2015YL026); 青岛市南区科技发展资金项目(2018-4-030-YY)

DOI:10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2019.08.012

患者,男,74岁,因左眼石头崩伤后眼红、眼痛、视力下降1周至青岛眼科医院就诊。患者1周前不慎被石头崩伤左眼,出现眼红、眼痛、视力下降,曾于当地诊断为细菌性角膜溃疡,给予妥布霉素地塞米松滴眼液点眼,患者自觉症状逐渐加重,遂于青岛眼科医院就诊。眼部检查:左眼视力手动/30cm,指测眼压Tn+1,眼睑正常无红肿,上下泪小点在位,泪道通畅,泪腺无肿大及压痛,泪囊区无红肿,按压泪囊区未见异常分泌物,结膜囊较多黄白色分泌物,球结膜明显充血,巩膜无黄染,鼻侧翼状胬肉长入角膜缘约2.5mm,角膜中央偏下方溃疡大小约6mm×6mm,基质混浊、水肿,表面苔被明显,内皮面混浊,前房深度适中,下方积脓约

0.5mm,余窥不清(图1)。左眼激光扫描共焦显微镜检查可见角膜基质浅层大量菌丝和遍布视野的细小颗粒样结构(图2)。右眼未见明显异常。患者既往有高血压病史8年,无免疫功能缺陷及异常病史,全身体检未见其他明显异常。入院诊断:(1)左眼真菌性角膜溃疡;(2)左眼前房积脓。入院后对患者进行角膜刮片并使用质量分数10%氢氧化钾涂片显微镜下检查,可见多量菌丝和大量孢子结构(图3)。角膜刮片培养菌落进行乳酸酚棉蓝染色,镜下发现大量菌丝和孢子结构,与角膜刮片镜检结果吻合(图4)。通过对培养的菌落孢子进行形态学分析,并进行核糖体DNA的ITS测序,最终鉴定为尖端赛多孢菌。