

# 基于机器学习的视网膜图像识别模型设计

张贵英, 张俊飞

(广州医科大学基础医学院, 广东 广州 511436)

**摘要:**早产儿视网膜病变是小儿致盲的主要原因之一, 发病率在我国呈持续上升的趋势。人工诊断存在费时费力, 依靠医生经验等不足。针对此, 提出了基于机器学习的视网膜图像识别模型, 首先基于原始图像, 借助图像处理、传统机器学习方法和对抗生成网络技术得到生成图像, 然后基于这些图像和原始图像, 提取其特征, 最后对级联后的特征进行分类。该模型有望为早产儿视网膜病变的自动筛查系统提供技术支持。

**关键词:**视网膜图像; 自动识别; 模型设计

中图分类号: TP181 文献标识码: A

文章编号: 1009-3044(2020)28-0176-02

DOI: 10.14004/j.cnki.ckt.2020.2924



开放科学(资源服务)标识码(OSID):

## 1 引言

早产儿视网膜病变(Retinopathy of Prematurity, ROP)曾称为Terry综合征或晶状体后纤维增生症, 最早由Terry在1942年发现<sup>[1]</sup>。孕期34周以下, 出生体重小于1500g、出生后吸氧史, 发病率约为60%, 孕期更短或更低出生体重者, 发生率可达66%~82%。由于ROP可致盲, 早在1984年到1987年, 由国际组织ROP专家建立了详细的病变分类标准, 以促进临床治疗。指出了ROP发生的部位分为3个区域, 并将病变的严重程度分为5期, 图1为正常和ROP3期图像示例。另外, 需要注意的是Plus疾病: 即后极部视网膜血管迂曲扩张, 表明ROP处于迅速进展期。ROP最早出现在矫正胎龄32周, 阈值病变大约出现在矫正胎龄37周, 早期筛查和治疗可以阻止病变的发展。

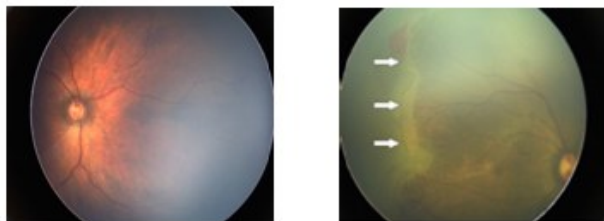


图1 正常的视网膜眼底图像(左)和病变的视网膜眼底图像(右)

目前, 眼科医生通过数字视网膜照相机(如RetCam3)获取早产儿视网膜眼底图像, 然后人工诊断有无病变及分级, 这种方式面临几个问题。首先, ROP需要通过开展大规模的眼底普查, 对潜在眼底病患者进行定期的眼底视网膜检查。然而, 由于眼底病潜在患者数量较大, 眼科专家人工检查工作开展较为困难, 尤其在中国和印度这样人口众多的国家。其次, ROP的分类标准是定性而不是定量的, 对于同一个患者, 不同的眼科专家可能给出不同的诊断结果。再者, 通过人工观察眼底视网膜图像, 专家会存在视觉疲劳等情况, 此时可能会误诊疾病。ROP一旦发生, 进展很快, 可有效治疗的时间窗口很窄, 早期诊

断和及时治疗可以有效地减少不良后果和视力丧失。因此, 为了提高眼底病诊断效率和精度, 应推进大规模眼底病自动识别技术, 以实现眼底病的早期防治。

## 2 ROP图像自动识别研究现状

ROP图像自动识别可分为两类。第一类, 基于传统方法的ROP自动诊断。自动或者半自动ROP诊断主要针对Plus疾病, 该疾病的诊断依据为血管是否正常, 因此很多研究都集中在血管的分割、血管直径的测量和血管迂曲的测量等方面<sup>[2]</sup>。基于这三步, 计算机辅助诊疗系统“ROPTool”<sup>[3]</sup>问世, 该设备可辅助医生诊断Plus疾病。另外, “i-ROP”<sup>[4]</sup>诊断系统也用来诊断Plus疾病。这些诊断系统的准确性高度依赖于血管的分割, 如果血管分割有误, 则会严重影响后续的识别工作。由于受图像本身、光照和对比度等影响, 血管的分割是一个困难的任务。第二类, 基于深度学习的ROP自动诊断。2016年Worrall等<sup>[5]</sup>首次提出使用神经网络诊断Plus疾病, 对于其他疾病, 该研究仅仅诊断是否有病症存在, 而未做具体的病变分类。在预处理时, 该研究仅仅使用了旋转和切割等传统数据增大方法。随后, Brown<sup>[6]</sup>等先对血管进行分割, 然后再使用神经网络对Plus疾病进行自动诊断。Hu<sup>[7]</sup>等提出了基于深度神经网络的ROP自动分析方法, 该方法未使用样本增大相关算法。除了对Plus疾病诊断外, Mulay<sup>[8]</sup>等建立了一个基于深度学习技术的ROP图像中分界线的检测系统, 该系统使用了175张眼底图像作为训练集, 45张图像作为测试集。在这些研究中, 其主要任务主要集中在Plus疾病的识别上, 训练集数量一般较少, 要么未使用数据增大算法, 要不仅使用了旋转等基本数据放大算法。

## 3 ROP图像自动模型设计

ROP图像自动识别模型为有监督学习结构, 需要有标注好的数据对网络进行训练和测试。首先明确ROP发生部位的分区: 1区是以视盘为中心, 视盘中心距黄斑中心凹距离2倍为半

收稿日期: 2020-05-30

基金项目: 本文受广东省医学科学技术研究基金支持(A2020296)资助

作者简介: 张贵英, 女, 甘肃文县人, 博士, 副教授, 研究方向为图像处理, 计算机辅助诊疗。

径的圆形区域。Ⅱ区以Ⅰ区以外,以视盘为中心,视盘至鼻侧锯齿缘的距离为半径的环形区域。Ⅲ区:除Ⅰ区和Ⅱ区外剩余的月牙形区域。其次,明确ROP病变分期,ROP病变根据不同的程度可以分为5期。1期表现为周边无血管区与后极部视网膜血管末梢之间出现分界线;2期表现为嵴期分界线增宽、增高,呈嵴状隆起;3期表现为新生血管形成并长入嵴上;4期表现为视网膜部分脱离;5期表现为视网膜全脱离。根据这些信息,需要眼科专家将早产儿视网膜图像标注为正常、1期、2期、3期、4期和5期等类别。如果出现争议,则需要讨论。若讨论后仍未达成一致,则丢弃此图像。

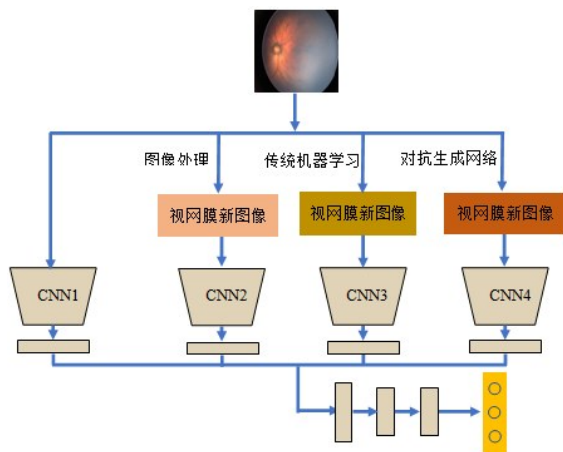


图2 早产儿视网膜图像自动识别模型

对于标注好的图像,使用基于图像处理、传统机器学习算法和对抗生成网络模型生成对应的生成图像。设计卷积神经网络,分别提取基于原始样本和生成样本的特征,将这些特征级联后,送到分类器中识别分类,然后送到分类器中自动识别分类,模型如图2所示。每设计一个生成模型,就予以实验验证,并借助实验结果对其进行充分的验证,从而保证整个课题研究最终的成功。将原始图像和生成图像按照多种占比结合,比如0比1或者1比0等。将标注好的数据随机按照不同比例分成三部分:第一部分占总量的80%,用于网络的训练;第二部分占10%,用于网络的验证;第三部分占10%,用于网络的测试,该比例可在一定范围内进行调整。不断调整网络参数,如隐藏层的层数、学习率、batch大小等,其中学习率将使用指数衰减学习率,即先使用较大的学习率来快速得到一个比较优的解,然后逐步减少学习率,使得模型在训练后期更加稳定。利用验证数据,对训练的网络进行验证,并根据验证结果对网络中的参数做进一步优化。利用测试数据,对网络进行测试,测试网络进行识别的准确性,尤其是使用交叉验证法以充分评估构建网络的性能。

#### 4 结束语

早产儿视网膜病变疾病是儿童致盲的重要原因之一,占儿童盲的6%到18%左右。一般新生儿胎龄越小,出生体重越低,其发生率越高。建立早产儿视网膜病变自动识别模型,对眼底病进行大规模筛查,以实现早产儿眼底病的早期防治。

#### 参考文献:

- [1] Terry T L. Extreme prematurity and fibroblastic overgrowth of persistent vascular sheath behind each crystalline lens from the massachusetts eye and ear infirmiry. this investigation is made possible through the special fund for research for pathology laboratory[J]. American Journal of Ophthalmology, 1942, 25 (2):203-204.
- [2] Aslam T, Fleck B, Patton N, et al. Digital image analysis of plus disease in retinopathy of prematurity[J]. Acta Ophthalmologica, 2009, 87(4):368-377.
- [3] Wallace D K, Zhao Z E, Freedman S F. A pilot study using "ROP tool" to quantify plus disease in retinopathy of prematurity[J]. Journal of American Association for Pediatric Ophthalmology and Strabismus, 2007, 11(4):381-387.
- [4] 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]. Translational Vision Science & Technology, 2015, 4(6):5.
- [5] Worrall D E, Wilson C M, Brostow G J. Automated retinopathy of prematurity case detection with convolutional neural networks[M]//Deep Learning and Data Labeling for Medical Applications. Cham: Springer International Publishing, 2016:68-76.
- [6] Brown J M, Campbell J P, Beers A, et al. Automated diagnosis of plus disease in retinopathy of prematurity using deep convolutional neural networks[J]. JAMA Ophthalmology, 2018, 136(7):803-810.
- [7] Hu J J, Chen Y Y, Zhong J, et al. Automated analysis for retinopathy of prematurity by deep neural networks[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2019, 38(1):269-279.
- [8] Mulay S, Ram K, Sivaprakasam M, et al. Early detection of retinopathy of prematurity stage using deep learning approach[C]//SPIE Medical Imaging. Proc SPIE 10950, Medical Imaging 2019: Computer-Aided Diagnosis, San Diego, California, USA. 2019, 1095:109502Z.

【通联编辑:唐一东】