doi: 10.3978/j.issn.1000-4432.2022.03.09
View this article at: https://dx.doi.org/10.3978/j.issn.1000-4432.2022.03.09

婴幼儿眼病的人工智能应用

刘潇逸[1] 综述 项毅帆[2]，杨扬帆[2]，林浩添[2] 审校

(1. 中山大学中山医学院，广州 510080；2. 中山大学中山眼科中心，眼科学国家重点实验室，
广东省眼科视觉科学重点实验室，广州 510060)

[摘 要] 近年来随着医疗领域数字化、信息化建设的加速推进，人工智能的应用越来越广泛，在眼科医学方面尤为突出。婴幼儿处于视觉系统发育的关键时期，此时发生的眼病往往会造成不可逆的视功能损伤，带来沉重的家庭和社会负担。然而，由于婴幼儿群体的特殊性以及小儿眼科医生的短缺，开展大规模小儿眼病筛查工作十分困难。最新研究表明：人工智能在先天性白内障、先天性青光眼、斜视、早产儿视网膜病变以及视功能评估等领域已经得到相关应用，在多种婴幼儿眼病的早期筛查、诊断分期、治疗建议等方面都有令人瞩目的表现，有效解决了许多临床难点与痛点。但目前婴幼儿眼科人工智能仍然不如成年人眼科发展充分，亟须进一步的探索和研发。

[关键词] 人工智能；机器学习；深度学习；婴幼儿眼病；视功能

Artificial intelligence application for infantile eye diseases

LIU Xiaoyi[1], XIANG Yifan[2], YANG Yangfan[2], LIN Haotian[2]

(1. Zhongshan School of Medicine, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510080; 2. State Key Laboratory of Ophthalmology, Zhongshan Ophthalmic Center, Sun Yat-sen University, Guangdong Provincial Key Laboratory of Ophthalmology and Visual Science, Guangzhou 510060, China)

Abstract In recent years, with the acceleration of digitalization and informatization in medical field, artificial intelligence (AI) is more and more widely applied, especially in ophthalmology. Infants are in the critical period of visual development, during which eye diseases can lead to irreversible visual impairment and bring heavy burden to family and society. Due to the particularity of infants and the shortage of pediatric ophthalmologists, it is challenging to carry out large-scale screening for eye diseases of infants. According to the latest studies, AI has been studied and applied in the fields of congenital cataract, congenital glaucoma, strabismus, amblyopia, retinopathy of

收稿日期 (Date of reception)：2021–07–15
通信作者 (Corresponding author)：林浩添，Email: linht5@mail.sysu.edu.cn
基金项目 (Foundation item)：本科教学质量工程项目 [教务 (2021)93 号]。This work was supported by the Undergraduate Teaching Quality Engineering Project, China [(2021) No. 93].

prematurity, and evaluation of visual function, and it has achieved remarkable performance in the early screening, diagnosis stage and treatment suggestions, solving many clinical difficulties and pain points effectively. However, AI for infantile ophthalmology is not as developed as for adult ophthalmology, so it needs further exploration and development.

Keywords artificial intelligence; machine learning; deep learning; infantile eye diseases; visual function

人工智能(artificial intelligence)作为计算机学科的分支，涵盖了模式识别、机器学习、数据挖掘、智能算法等子领域，其作用本质可以概括为：模拟人的思维与神经网络，运用高效算法从大量数据信息中挖掘规律，进而实现对表征现象的总结与解释以及对未知数据的预测与分析[1]。

近年来伴随着医疗领域的数字化和信息化建设，“人工智能+医疗”的应用模式越来越广泛，在眼科医学方面尤为突出。相较于传统医疗语境，人工智能技术在多种眼病的早期筛查、诊断分期、治疗建议等方面均表现出较高的准确性和敏感性[2]，有效解决了医生工作效率有限、医疗资源分布不均以及专业眼病医生培养周期长等痛点，大大改善了常见眼病的诊疗现状。

值得注意的是，婴幼儿群体正处于视觉系统发育的关键时期[3]，此时发生的眼病往往会造成不可逆的视功能损伤，因此婴幼儿眼病的早发现、早干预和早治疗对患儿的健康乃至家庭的幸福都尤为重要。婴幼儿眼球的生理结构与功能正处于发育阶段，呈现动态变化，其眼部疾病谱与成年人差异明显，因而成年人眼病的人工智能模型往往无法直接应用于婴幼儿眼病。现有眼科检查仪器设备大多需要患者的长时间配合，而婴幼儿眼球的固视能力较差，难以与医生进行有效的沟通和配合。此外，婴幼儿手术方式及时机的选择同样较成年人复杂。基于上述原因，婴幼儿眼科仍然不如眼科其他亚专科发展充分，人工智能的许多临床应用问题未能得到解决，亟须进一步的探索和研发。

本文通过对国内外婴幼儿眼科人工智能研究的相关文献进行梳理与汇总，将人工智能技术在各类婴幼儿眼病筛查以及视功能评估方面的应用进行综述，同时分析其现有的局限性，并提出对应用前景的展望。

1 眼前节病变

1.1 先天性白内障

先天性白内障常表现为患者出生后即出现白内障，尽管其在我国的发病率仅有0.05%，却已成为儿童首要致盲性眼病。先天性白内障最典型的病征为“白瞳症”，即影像学意义上晶状体的混浊，以此为诊断突破点的人工智能深度学习模型包括了卷积神经网络(convolutional neural networks，CNN)模型等。

通过对国内多中心来源的先天性白内障患儿与正常儿童眼前节裂隙灯照片进行人工智能模型训练，Long等[4]建立了先天性白内障人工智能诊疗平台CC-Cruiser系统，该系统包括识别网络、风险评估网络以及决策网络3个独立的CNN。经内部测试、多中心外部临床试验[5]等方法对CC-Cruiser系统的功能进行检测，结果显示其真实临床应用诊断准确率超过90%，可以媲美15年工作经验以上的眼科专家水平。

CC-Cruiser准确甄别先天性白内障的功能需要依赖高质量的眼前段裂隙灯照片，考虑到部分地区医疗设备的缺乏，中山大学中山眼科中心Lin等[6]运用机器学习训练出一种评估儿童先天性白内障患病风险的模型，只需要依据11种常见的孕产期和家庭环境风险因素便可初步判断婴幼儿是否为先天性白内障患病高风险，这个成果无疑为婴幼儿先天性白内障的大规模筛查点亮了希望。

目前先天性白内障主要通过手术治疗，术后需要长期随访以检测视功能恢复情况和并发症的发生。规律的长期随访对于患儿的术后视力康复显得尤为重要，在这个层面上，基于深度神经网络和循环神经网络的智能语音随访系统[7]的临床应用大大降低了医生的工作负担以及临床工作成本，使患儿随访工作的效能得到提升。

1.2 先天性青光眼(PCG)

先天性青光眼(primary congenital glaucoma，PCG)主要指前房角发育异常，小梁网-Schlemm管系统不能发挥有效的房水引流功能而使眼压升高的眼部疾病，大多在出生时即存在，约占婴幼儿致盲性眼病的15.12%[8]。其临床难点在于早期症状不明显、诊断难度高，而出现明显临床症状时往往已造成不可逆视功能损伤。目前人工智能在成年人青光眼的诊断上有广泛应用，主要用于检测视网膜神经纤维层(retinal nerve fiber layer，RNFL)厚度、视野(visual field，VF)、杯盘比、前房角形态等方面。

机器学习在青光眼RNFL改变中的应用主要集中于光学相干断层扫描(optical coherence tomography，OCT)成像上。2010年，Bizios等[9]提出运用人工智能系统识别OCT图像中视盘周围的RNFL厚度来诊断青光眼，同时通过比较测试证明人工神经网络(artificial neural network，ANN)与支持向量机(support vector machine，SVM)2种机器学习分类器的性能相似，均可取得了良好的应用效果。2012—2015年，Kim等[10]利用VF以及OCT测量的RNFL厚度对青光眼进行诊断，选用100例数据作为测试集、399例数据作为验证集对4种算法进行性能评估，结果显示：基于随机森林算法的机器学习模型在区分健康眼与青光眼的任务中表现最佳，灵敏度达98.3%，特异度达97.5%。

视野检查是评估青光眼损伤的重要依据。2004年首次报道了通过无监督的机器学习独立执行视野缺陷的分类[11]，改进后可实现对应RNFL解剖结构的视野模式的检测[12]。2018年，Kucur等[13]基于多维视野数据对CNN分类器识别早期青光眼的性能进行了研究，发现CNN在全部测试集中均保持较高的准确性水平，这意味着在可视化数据的帮助下，CNN分类可以支持眼科医生自动识别早期青光眼与正常眼的视野。另外，基于智能手机视野算法的青光眼人工智能筛查平台iGlaucoma的开发与部署[14]为青光眼的大规模筛查提供了有力帮助。

前房角形态同样也是青光眼人工智能研究的关注部分。开角型青光眼和闭角型青光眼是青光眼的2种主要类型，AS-OCT有助于闭角型青光眼的诊断。机器学习和深度算法已被应用于OCT图像或参数中的闭角性检测[15]。2020年，在通过扫频光源OCT定位前房角结构以及判断前房角状态的人工智能竞赛[16]中，参赛的8种算法几乎都达到了100%的灵敏度，这对实现智能开角型与闭角型青光眼的分类诊断意义重大。

视盘和盘周神经纤维层变薄是婴幼儿青光眼的主要表现和诊断依据，也是现有PCG人工智能的优势应用领域。然而，目前可用于PCG的智能诊断模型屈指可数，与成人青光眼相比，缺乏足够的训练数据与临床验证。此外，如何在现有诊断PCG的眼科结构参数中筛选出准确率更高的参数，或是将结构与功能参数相联系用于鉴别诊断，这还需要长足的探索。虽然婴幼儿青光眼的人工智能应用是个仍待解决的难题，但在现有成年人青光眼人工智能相关研究逐步深入的情况下，我们有理由相信未来可以在PCG人工智能模型建立上取得突破。

2 眼底病变

2.1 早产儿视网膜病变(ROP)

早产儿视网膜病变(retinopathy of prematurity，ROP)是多因素引起的视网膜血管发育异常的眼底疾病，是世界范围内致新生儿盲的重要原因，基本病变、附加病变与病变区域构成了ROP诊断分级的三大主要因素。由于ROP进展迅速，有效干预和治疗的时间窗口较窄，再加上专业领域医生的缺乏，其诊疗现状并不乐观，而人工智能技术的应用有望解决这个医疗痛点。

早期利用眼底图像辅助的算法主要聚焦于血管的曲折度与宽度，譬如使用手动标记血管的方法来客观量化弯曲度，随后又诞生了一系列半自动化经典图像分析工具，包括Vessel Finder[17]、Vessel Map[18]、ROPtool[19]、Retinal Image Multiscale Analysis (RISA)[20]等，提高了图片标注的速度。2015年，Ataer-Cansizoglu等[21]报告了用于自动诊断ROP的机器学习模型，通过经训练的SVM来确定最接近专家诊断的视野特征组合，准确性最高可达95%。但由于该系统仍需要以手动分割血管数据作为输入，存在较大偏倚性，使其临床实用性受到一定的限制。

随着深度学习的兴起，CNN成为ROP的主要

人工智能检测手段。Worrall等[22-23]于2016年发布了第1个使用CNN的全自动ROP检测系统，运用传统的深度学习与现代变分贝叶斯技术，它能实现不同图像的识别分类，其中最佳分类器的性能可与人类专家比肩。2018年5月，Brown等[24]提出使用基于CNN的i-ROP-DL模型对ROP的附加病变进行自动诊断，使用5折交叉验证对5 511张新生儿视网膜图进行评估，实验证明其诊断准确率高达91%，而8名眼科专家的平均诊断准确率仅为82%。同时该系统还能实现对ROP病变进行分区和分级，通过线性公式对不同的严重程度进行评分。Wang等[25]研发的DeepROP模型是一种基于深度神经网络的自动ROP检测系统，包括用于识别的Id-Net和分级的Gr-Net，其对ROP诊断分级的特异度与灵敏度可达到甚至超越人类专家的水平。2021年5月，来自中国汕头的研究团队[26-27]开发、建立了包括图像质量、病变分期、眼底出血、附加病变和后极部定位5个维度的ROP深度学习分类模型，各分类器的敏感性均在91.8%以上，特异度均在94.9%以上，且在自动整合结果与生成转诊建议等方面都显示出优秀性能。

目前来看，ROP是人工智能算法和图像识别的重要应用领域。尽管儿童眼病人工智能应用的普及仍有不少的问题需要克服，但它具备可观的发展潜力，有望提高全球范围内ROP的筛查与诊疗效率，为更多的ROP患儿带来光明的希望。

2.2 先天性黑矇

Leber先天性黑矇(Leber congenital amaurosis，LCA)是一种少见的常染色体隐性遗传病，临床上以畏光、眼球震颤、固视障碍、指压眼球等表现为特征，是发病最早、预后最差的遗传性视网膜病变之一，可导致10%~20%的婴幼儿患先天性失明[28]。在过去很长一段时间里，以LCA为代表的遗传性视网膜变性领域研究受限，这类疾病也被视为无法治愈。伴随分子医学和计算机科学的发展，针对LCA的基因疗法相继出现，人工智能机器学习模型同样在LCA中有所应用。

由于视网膜色素变性(retinitis pigmentosa，RP)患者与LCA患者的视网膜结构具备可比性，Alexander等[29]提出使用随机森林监督学习算法对RP患者的局部视网膜功能与结构之间的关系进行建模，结合OCT扫描数据预测RP中视网膜结构的视觉功能，并将训练模型应用于预测CEP290和NPHP5突变相关的LCA，以确定其功能改善的潜力，其中黄斑中央凹可能是最具有治疗潜力的区域。

2017年12月，美国Spark Therapeutics公司研发的Luxturna作为临床上治疗双等位基因RPE65突变相关的LCA的基因疗法成功获批，这也使得多模态成像技术越来越多地用于研究其他遗传类型LCA的自然史，以建立未来新疗法候选资格与疗效的评估标准[30]。Bouzia等[31]的一项回顾性自然史研究表明：在与GUCY2D相关的LCA中，保留光感视觉的患者的OCT可显示黄斑部连续完整的椭球区，这就与其他形式的LCA中出现的弥散性外核层破坏相区别。另外，Fahim等[32]收集了RDH12突变相关的LCA患者的表型数据，其中最年轻的患者尚保留了中央凹椭球区，而青少年患者椭球区外核层则普遍丧失，这一发现支持了LCA基因治疗的时间窗口的概念。

目前人工智能在LCA的涉足尚浅，怎样将人工智能和基因诊断、治疗联系起来，实现LCA的早期准确诊断，进而寻找潜在的治疗靶点和合适的治疗窗口，这是未来需要解决的问题。

2.3 眼肿瘤

视网膜母细胞瘤(retinoblastoma，RB)是婴幼儿最常见的眼内恶性肿瘤。因为国内大部分视网膜母细胞瘤患儿在就诊时已进入中晚期，所以经常被迫进行摘除眼眶内容物甚至眼球以维持生命。早在2000年，就有团队[33]采用高斯分布参数模型的无监督神经网络进行视网膜母细胞瘤肿瘤边界检测，并将之称为软竞争学习，减少了眼科医生对于诊断结果的主观性。

磁共振图像(magnet resonance image，MRI)对临床上RB的诊断、分期及治疗后随访都有重要意义。基于模糊聚类算法的MRI分割技术[34]可以有效帮助眼科医生减少低分辨率传感器或者数据采集期间患者移动带来的噪声影响，其中比较有名的算法包括模糊c均值聚类算法和替代模糊c均值聚类算法。随后又有将竞争性人工神经网络自组织图(self-organizing map，SOM)[35-36]应用于MRI分割的研究，在一定程度上提高了对数据集的计算性能。

3 斜弱视

斜视是婴幼儿群体的常见眼病，相关资料[37]显示世界儿童斜视患病率可达2%~4%，明显高于成年人群体。斜视不仅会影响面部的美观，还会造成斜视性弱视等视功能异常问题，危害婴儿童身心健康，因而及时的诊断与治疗显得至关重要。传统的斜视诊断方法主要包括覆盖率测试、角膜映光法测试等，需要眼科医生手动检查，检查过程耗时耗力，检查结果具有一定的主观性。近年来，人工智能技术在斜弱视方面也有所建树，有望改善斜弱视诊疗的现状。

关于线下诊疗，Chen等[38]提出以视点的注视偏差(gaze deviation，GaDe)图像来测试对象的眼动数据，利用CNN从GaDe真实数据库图像中提取特征进行斜视识别，实验结果证明该方法测试精度最高可达90%以上，具备应用有效性和可观的发展潜力。另外，视网膜双折射扫描数据[39]同样可以用于人工智能模型的训练，在相对较小的训练集范围内可实现100%的敏感度和特异性。

关于线上评估，Lu等[40]基于2个CNN训练出1个根据面部照片对斜视进行远程诊断的智能系统，首先在图像上执行眼睛区域分割，继而对分割后的眼睛区域进行分类，实现斜视的自动检测。结果显示该模型诊断斜视的准确率高达93.9%。斜视远程诊断的发展打破了空间距离的限制，对患者眼病的早发现、早就诊具有重要意义。

4 视功能评估

由于婴幼儿的认知水平有限，沟通表达能力较差，与医生的配合度不高，因此在实际临床工作的开展中婴幼儿视功能检查是一个公认的难题，传统检查方法如视觉诱发电位、检影验光等需要在镇静麻醉状态下进行，过程较为复杂。2008年，Van Eenwyk等[41]通过Brückner瞳孔红光反射和偏心摄影验光检查捕获视频帧以及瞳孔图像，应用计算机视觉和人工智能对结果加以分析，结果显示：其中表现最佳的C4.5决策树算法系统仅需15 s即可诊断患儿是否存在弱视致病因素，诊断的准确率为77%，并同时给出准确率高达90%转诊建议。

2019年，Long等[42]研发出一个基于深度学习的视功能评估系统，该研究聚焦视障儿童的行为学改变，收集了标准化环境下4 196名婴儿行为的动态视频，随后使用Teller视力卡及裂隙灯、眼底镜等对每个婴儿进行统一的功能结构检查并得到配对数据，再借助深度学习网络揭示了特殊行为表型与视功能损伤之间的内在关联。实验结果表明：该模型可以实现视障婴儿特定行为模式频率与视障严重程度的量化，且准确率超过80%。

此外，西班牙萨拉戈萨的眼科研究团队[43]在2020年2月发表的一篇文章中提出了名叫TrackAI的项目，其目标是开发一种识别视觉障碍儿童的系统，在视力检查数字设备(device for an integral visual examination，DIVE)中实现新颖的视觉测试，并将测试结果发送到智能手机上，运用人工智能算法进行评估。

5 结语

目前来看，人工智能在医学领域的应用达到了前所未有的高度，其中眼科以独特的学科优势更是与人工智能碰撞出引人瞩目的火花。但婴幼儿眼科人工智能尚处于初级发展阶段，其实际应用仍然存在着许多局限性：其一，机器学习方法仅能基于数据差异的训练输出结果，难以给出疾病诊断的解释与依据，短时间内难以被医生与患者接受，即具有“黑匣子”效应；其二，不同检查设备获取图片存在成色、分辨率、敏感度上的差异，这对人工智能技术的推广造成了阻碍，同时影响了对准确性的评估[44]；其三，由于婴幼儿群体的特殊性，绝大部分成年人眼病的人工智能模型无法直接应用于婴幼儿眼病，而往往婴幼儿眼病的筛查难度较大，尤其是针对罕见眼病的诊疗研究难以收集足够的训练集与验证集数据，势必影响模型的特异度与灵敏度；其四，人工智能应用涉及的隐私保护问题、诊疗失误责任承担问题都有待解决[45]。

尽管婴幼儿眼科人工智能应用目前仍面临着不少挑战，但其发展潜力不容小觑。从2017至

2019年，人工智能曾3次写进“两会”的政府工作报告，在健康中国的战略带领下，“人工智能+医疗”的浪潮已经到来。针对样本数据不足的问题，人工智能算法也在不断的更新与改善，有望通过小样本实现婴幼儿眼病模型的构建；同时智能手机的普及与5G时代的到来为高质量的远程医疗做好了铺垫，将在很大程度上解决地区医疗资源分布不均的问题，为更多患儿带来光明的希望。相信通过所有研究者们的共同努力，人工智能技术将在未来的婴幼儿眼科医学领域大放异彩，并且推动我国的医疗卫生事业进入一方新天地。总而言之，人工智能在婴幼儿眼科领域的应用会越来越广泛，成为传统临床检查手段的有效补充，惠及全球更多的婴幼儿。

开放获取声明

本文适用于知识共享许可协议(Creative Commons)，允许第三方用户按照署名(BY)-非商业性使用(NC)-禁止演绎(ND)(CC BY-NC-ND)的方式共享，即允许第三方对本刊发表的文章进行复制、发行、展览、表演、放映、广播或通过信息网络向公众传播，但在这些过程中必须保留作者署名、仅限于非商业性目的、不得进行演绎创作。详情请访问：https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/。

参考文献

1. 曲毅, 张焕开, 宋先, 等. 人工智能诊断系统在视网膜疾病的研究进展[J]. 山东大学学报(医学版), 2020, 58(11): 39-44.
QU Yi, ZHANG Huankai, SONG Xian, et al. Research progress of artificial intelligence diagnosis system in retinal diseases[J]. Journal of Shandong University. Health Sciences, 2020, 58(11): 39-44.
2. 林浩添, 李龙辉, 陈睛晶. 儿童眼病的人工智能研究进展[J]. 山东大学学报(医学版), 2020, 58(11): 11-16.
LIN Haotian, LI Longhui, CHEN Jingjing. Research progress of artificial intelligence in childhood eye diseases[J]. Journal of Shandong University. Health Sciences, 2020, 58(11): 11-16.
3. Zimmermann A, Carvalho KMM, Atihe C, et al. Visual development in children aged 0 to 6 years[J]. Arq Bras Oftalmol, 2019, 82(3): 173-175.
4. Long E, Lin H, Liu Z, et al. An artificial intelligence platform for the multihospital collaborative management of congenital cataracts[J]. Nature Biomedical Engineering, 2017, 1: 24.
5. 赵金凤, 吴桢泉, 郑磊, 等. 人工智能在眼科疾病诊疗的应用现状[J]. 眼科新进展, 2019, 39(5): 495-500.
ZHAO Jinfeng, WU Zhenquan, ZHENG Lei, et al. Application of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of ocular diseases[J]. Recent Advances in Ophthalmology, 2019, 39(5): 495-500.
6. Lin D, Chen J, Lin Z, et al. A practical model for the identification of congenital cataracts using machine learning[J]. EBioMedicine, 2020, 51: 102621.
7. 林卓玲, 李强, 项毅帆, 等. 智能语音随访系统在先天性白内障患儿术后随访中的应用与分析[J]. 眼科学报, 2021, 36(1): 23-29.
LIN Zhuoling, LI Qiang, XIANG Yifan, et al. Application and analysis of artificial intelligence voice system in postoperative follow-up of children with congenital cataract[J]. Eye Science, 2021, 36(1): 23-29.
8. 杜海涛, 周鼎, 施展, 等. 哈尔滨市盲校儿童视力调查及致盲原因分析[J]. 中国斜视与小儿眼科杂志, 2018, 26(1): 35-37.
DU Haitao, ZHOU Ding, SHI Zhan, et al. The investigation and analysis of the causes of blindness and visual acuities of children in Harbin Blind School[J]. Chinese Journal of Strabismus & Pediatric Ophthalmology, 2018, 26(1): 35-37.
9. Bizios D, Heijl A, Hougaard JL, et al. Machine learning classifiers for glaucoma diagnosis based on classification of retinal nerve fibre layer thickness parameters measured by stratus OCT[J]. Acta Ophthalmol, 2010, 88(1): 44-52.
10. Kim SJ, Cho KJ, Oh S. Development of machine learning models for diagnosis of glaucoma[J]. PLoS One, 2017, 12(5): e0177726.
11. Sample PA, Chan K, Boden C, et al. Using unsupervised learning with variational Bayesian mixture of factor analysis to identify patterns of glaucomatous visual field defects[J]. Invest Ophthalmol Vis Sci, 2004, 45(8): 2596-2605.
12. Elze T, Pasquale LR, Shen LQ, et al. Patterns of functional vision loss in glaucoma determined with archetypal analysis[J]. J R Soc Interface, 2015, 12(103): 20141118.
13. Kucur ŞS, Holló G, Sznitman R. A deep learning approach to automatic detection of early glaucoma from visual fields[J]. PLoS One, 2018, 13(11): e0206081.
14. Li F, Song D, Chen H, et al. Development and clinical deployment of a smartphone-based visual field deep learning system for glaucoma detection[J]. NPJ Digit Med, 2020, 3: 123.
15. Wu X, Liu L, Zhao L, et al. Application of artificial intelligence in anterior segment ophthalmic diseases: diversity and standardization[J].

Ann Transl Med, 2020, 8(11): 714.

16. Fu H, Li F, Sun X, et al. AGE challenge: angle closure glaucoma evaluation in anterior segment optical coherence tomography[J]. Med Image Anal, 2020, 66: 101798.
17. Heneghan C, Flynn J, O'Keefe M, et al. Characterization of changes in blood vessel width and tortuosity in retinopathy of prematurity using image analysis[J]. Med Image Anal, 2002, 6(4): 407-429.
18. Rabinowitz MP, Grunwald JE, Karp KA, et al. Progression to severe retinopathy predicted by retinal vessel diameter between 31 and 34 weeks of postconception age[J]. Arch Ophthalmol, 2007, 125(11): 1495-1500.
19. Wallace DK, Zhao Z, Freedman SF. A pilot study using "ROPtool" to quantify plus disease in retinopathy of prematurity[J]. J AAPOS, 2007, 11(4): 381-387.
20. Gelman R, Martinez-Perez ME, Vanderveen DK, et al. Diagnosis of plus disease in retinopathy of prematurity using Retinal Image multiScale Analysis[J]. Invest Ophthalmol Vis Sci, 2005, 46(12): 4734-4738.
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]. Transl Vis Sci Technol, 2015, 4(6): 5.
22. Worrall DE, Wilson CM, Brostow GJ. Automated retinopathy of prematurity case detection with convolutional neural networks[M]// Deep learning and data labeling for medical applications. Cham, Switzerland: Springer International Publishing AG, 2016.
23. Scruggs BA, Chan RVP, Kalpathy-Cramer J, et al. Artificial intelligence in retinopathy of prematurity diagnosis[J]. Transl Vis Sci Technol, 2020, 9(2): 5.
24. Brown JM, Campbell JP, Beers A, et al. Automated diagnosis of plus disease in retinopathy of prematurity using deep convolutional neural networks[J]. JAMA Ophthalmol, 2018, 136(7): 803-810.
25. Wang J, Ju R, Chen Y, et al. Automated retinopathy of prematurity screening using deep neural networks[J]. EBioMedicine, 2018, 35: 361-368.
26. 岑令平, 吉杰, 林建伟, 等. 眼底疾病人工智能检测平台的开发与应用实践[J]. 人工智能, 2021(3): 56-71.
CEN Lingping, JI Jie, LIN Jianwei, et al. Development and application of artificial intelligence detection platform for fundus diseases[J]. Artificial Intelligence View, 2021(3): 56-71.
27. Wang J, Ji J, Zhang M, et al. Automated explainable multidimensional deep learning platform of retinal images for retinopathy of prematurity screening[J]. JAMA Netw Open, 2021, 4(5): e218758.
28. 董嫱, 张华. Leber先天性黑矇患者临床特征与基因筛查[J]. 转化医学电子杂志, 2017, 4(8): 20-23.
DONG Qiang, ZHANG Hua. Clinical characteristics and genetic screening of patients with Leber congenital amaurosis[J]. E-Journal of Translational Medicine, 2017, 4(8): 20-23.
29. Sumaroka A, Garafalo AV, Semenov EP, et al. Treatment potential for macular cone vision in Leber congenital amaurosis due to CEP290 or NPHP5 mutations: predictions from artificial intelligence[J]. Invest Ophthalmol Vis Sci, 2019, 60(7): 2551-2562.
30. Cai S, Therattil A, Vajzovic L. Recent developments in pediatric retina[J]. Curr Opin Ophthalmol, 2020, 31(3): 155-160.
31. Bouzia Z, Georgiou M, Hull S, et al. GUCY2D-associated Leber congenital amaurosis: a retrospective natural history study in preparation for trials of novel therapies[J]. Am J Ophthalmol, 2020, 210: 59-70.
32. Fahim AT, Bouzia Z, Branham KH, et al. Detailed clinical characterisation, unique features and natural history of autosomal recessive RDH12-associated retinal degeneration[J]. Br J Ophthalmol, 2019, 103(12): 1789-1796.
33. Chai MI, Chai A, Sullivan P. Boundary detection of retinoblastoma tumors with neural networks[J]. Comput Med Imaging Graph, 2001, 25(3): 257-264.
34. Yang MS, Hu YJ, Lin KC, et al. Segmentation techniques for tissue differentiation in MRI of ophthalmology using fuzzy clustering algorithms[J]. Magn Reson Imaging, 2002, 20(2): 173-179.
35. Lin KC, Yang MS, Liu HC, et al. Generalized Kohonen's competitive learning algorithms for ophthalmological MR image segmentation[J]. Magn Reson Imaging, 2003, 21(8): 863-870.
36. Hung WL, Chen DH, Yang MS. Suppressed fuzzy-soft learning vector quantization for MRI segmentation[J]. Artif Intell Med, 2011, 52(1): 33-43.
37. 江萍, 罗彤, 莫纯坚, 等. 智能化斜弱视检查治疗仪治疗儿童弱视216例[J]. 国际眼科杂志, 2005, 5(2): 395-397.
JIANG Ping, LUO Tong, MO Chunjian, et al. Intelligentized strabismus and amblyopia therapeutic apparatus for 216 cases of children's amblyopia[J]. International Journal of Ophthalmology, 2005, 5(2): 395-397.
38. Chen Z, Fu H, Lo WL, et al. Strabismus recognition using eye-tracking data and convolutional neural networks[J]. J Healthc Eng, 2018, 2018: 7692198.
39. Gramatikov BI. Detecting central fixation by means of artificial neural networks in a pediatric vision screener using retinal birefringence scanning[J]. Biomed Eng Online, 2017, 16(1): 52.
40. Lu J, Fan Z, Zheng C, et al. Automated strabismus detection for telemedicine applications[J/OL]. [2018-09-09]. https://arxiv.org/abs/1809.02940.
41. Van Eenwyk J, Agah A, Giangiacomo J, et al. Artificial intelligence techniques for automatic screening of amblyogenic factors[J]. Trans Am Ophthalmol Soc, 2008, 106: 64-73.

42. Long E, Liu Z, Xiang Y, et al. Discrimination of the behavioural dynamics of visually impaired infants via deep learning[J]. Nat Biomed Eng, 2019, 3(11): 860-869.
43. Pueyo V, Pérez-Roche T, Prieto E, et al. Development of a system based on artificial intelligence to identify visual problems in children: study protocol of the TrackAI project[J]. BMJ Open, 2020, 10(2): e033139.
44. 赵乾, 沈琳琳, 赖铭莹. 基于机器学习的人工智能技术在眼科中的应用进展[J]. 国际眼科杂志, 2018, 18(9): 1630-1634.
ZHAO Qian, SHEN Linlin, LAI Mingying. Application progress in ophthalmology using artificial intelligence based on machine learning[J]. International Eye Science, 2018, 18(9): 1630-1634.
45. 何明光, 刘驰, 李治玺. 人工智能在眼科真实临床场景的应用: 机遇和挑战[J]. 山东大学学报(医学版), 2020, 58(11): 1-10.
HE Mingguang, LIU Chi, LI Zhixi. Applying artificial intelligence in ophthalmic real-world practice: opportunities and challenges[J]. Journal of Shandong University. Health Sciences, 2020, 58(11): 1-10.

本文引用： 刘潇逸, 项毅帆, 杨扬帆, 林浩添. 婴幼儿眼病的人工智能应用[J]. 眼科学报, 2022, 37(3): 214-221. doi: 10.3978/j.issn.1000-4432.2022.03.09
Cite this article as: LIU Xiaoyi, XIANG Yifan, YANG Yangfan, LIN Haotian. Artificial intelligence application for infantile eye diseases[J]. Yan Ke Xue Bao, 2022, 37(3): 214-221. doi: 10.3978/j.issn.1000-4432.2022.03.09