中山大学 中山眼科中心 ZHONGSHAN OPHTHALMIC CENTER, SUN YAT-SEN UNIVERSITY

全文收录于 Lighthouse Scholar

眼科学报

官网： journal.gzzoc. com



doi: 10.12419/24040106
View this article at: https://dx.doi.org/10.12419/24040106

·综述·

人工智能在白内障诊断的应用进展

颜钰玲[1,2] 综述，薛春燕[1] 审校

（1. 中国人民解放军总医院海南医院眼科，三亚 572013；2. 南京大学医学院，南京 210000）

文章亮点

1. 关键发现

• 通过总结已有的人工智能于白内障诊断的国内外研究现状，发现人工智能的运用可以进一步降低白内障诊疗成本、提高白内障诊断及治疗效率。

2. 已知与发现

• 人工智能在年龄相关性黄斑变性、糖尿病视网膜病变和早产儿视网膜病变的筛查和检测方面取得了良好的效果，现在正逐渐被应用于白内障的诊断与管理过程中。

3. 意义与改变

• 人工智能协助白内障诊断具有便捷、低成本、可远程进行等优点，有望解决中低收入国家医疗资源投资不足及眼科医生缺乏等问题，实现白内障的早期诊断与治疗。

[摘　要]　白内障是世界范围内致盲的主要原因之一，占中低收入国家致盲病例的50%。随着人口老龄化程度的加深，到2050年中国白内障致盲病例预计达到2 000万。卫生支出占比低、医疗设备及眼科医生紧缺、筛查费用昂贵仍是中低收入国家无法开展大规模白内障筛查的主要原因。人工智能(artificial intelligence，AI)协助白内障诊断具有便捷、低成本、可远程进行等优点，有望减少甚至避免白内障致盲的发生。文章将对AI通过结合裂隙灯眼前节图像、眼底照片及扫频源光学相干层析图像进行白内障自动诊断等研究进行简要综述。

[关键词]　人工智能；白内障；裂隙灯眼前节图像；眼底照片；扫频源光学相干层析图像

[中图分类号]　TP18，R776.1，R770.4　　[文献标志码]　A

引用本文：颜钰玲，薛春燕. 人工智能在白内障诊断的应用进展[J]. 眼科学报，2024，39(3)：160-168. doi: 10.12419/24040106

收稿日期(Received): 2024-02-22; **修订日期(Revised)**: 2024-03-06; **接收日期(Accepted)**: 2024-03-12

通信作者(Corresponding author): 薛春燕，Email: xuechunyan@nju.edu.cn

作者贡献声明: 构思设计: 颜钰玲; 行政支持: 薛春燕; 提供研究材料: 颜钰玲; 数据收集与汇总: 颜钰玲; 数据分析与解读: 颜钰玲; 稿件撰写: 颜钰玲, 薛春燕; 稿件最终修订与同意: 颜钰玲, 薛春燕

Contributions: Conception and design: YAN Yuling; Administrative support: XUE Chunyan; Provision of study materials: YAN Yuling; Collection and assembly of data: YAN Yuling; Data analysis and interpretation: YAN Yuling; Manuscript writing: YAN Yuling, XUE Chunyan; Final approval of manuscript: YAN Yuling, XUE Chunyan.

电子全文

Advances in artificial intelligence for cataract diagnosis

YAN Yuling[1,2], XUE Chunyan[1]

(1. Department of Ophthalmology, Hainan Hospital of Chinese PLA General Hospital, Sanya 572013, China;
2. Medical School of Nanjing University, Nanjing 210000, China)

Abstract Cataract is a primary cause of blindness globally, particularly accounting for 50% of blindness cases in low- and middle-income countries. As the population ages, it is predicated that cataract blindness cases in China will rise to 20 million by 2050. However, low health expenditures, scarcity of medical equipment and ophthalmologists, and high screening costs continue to hinder mass cataract screening in these countries. Artificial intelligence(AI)-assisted cataract diagnosis offers significant advantages, including convenience, cost-effectiveness, and remote accessibility, potentially reducing or even eliminating cataract blindness. This review aims to concisely summarize the research on automatic cataract diagnosis utilizing AI, incorporating slit lamp images of anterior eye segment, fundus photographs, and swept source optical coherence tomography images.

Keywords artificial intelligence; cataract; slit lamp images of anterior eye segment; fundus images; swept source optical coherence tomography images

Cite this article as: YAN Yuling, XUE Chunyan. Advances in artificial intelligence for cataract diagnosis[J]. Yan Ke Xue Bao, 2024, 39(3): 160-168. doi: 10.12419/24040106

白内障是全世界视力受损的主要原因，也是严重的致盲眼病之一[1]。在全球范围内，白内障影响着9 400万人，是失明的主要原因(1 520万)和视力障碍的第二大原因(7 080万)[2]。随着老年人口数的增加，到2050年，中国的白内障致盲病例预计将达到2 000万[3]。白内障仍是中低收入国家的主要致盲原因，占致盲人数的50%，而在发达国家仅占5%[4]。

白内障是一种以晶状体混浊为特征的视觉障碍性疾病，其发病概率与年龄增长呈线性相关[5]。几项大规模基于人群的研究报告表明，随着年龄的增长，白内障的患病率从55~64岁的3.9%增加到80岁及以上的92.6%[6]。白内障的平均发病年龄为65岁，此时约三分之一的人单眼或双眼患有白内障，已成为老年人主要的眼部健康问题[7]。

手术摘除混浊晶状体后植入人工晶状体是视力受到显著影响的白内障患者唯一有效的治疗方法[8]。白内障手术对社会经济有着巨大影响，它可使人们在手术后的第一年经济生产力提升为手术费用的15倍[9]。世界卫生组织(World Health Organization,WHO)已将有效白内障手术覆盖率(effective cataract surgical coverage, eCSC)提高30%作为2030年全球眼保健的新目标[10]。因此，白内障的早期明确诊断和手术治疗对于改善低视力患者的生活质量至关重要[3]。但在低收入和中等收入国家和地区，由于卫生支出占比低、医疗设备及专业眼科医生不足，预防及避免广泛白内障致盲的发生仍是一件困难的事情[11]。

近年来AI发展迅速，其通过深度学习(deep learning, DL)和大数据技术在医疗保健领域积极开展相关研究[12]。同时，AI为远程眼科诊疗技术的发展带来了巨大的希望，如今的AI医疗已逐渐从理论走向真实的临床实践应用当中[3]。医疗AI可以通过DL模仿人类医生的主要工作，并同时为多家医院提供医疗指导，特别是在欠发达和偏远地区[13-14]。在眼科诊疗过程中，AI在年龄相关性黄斑变性(age-related macular degeneration, AMD)、糖尿病视网膜病变(diabetic retinopathy,DR)和早产儿视网膜病变(retinopathy of pre-maturity,ROP)的筛查和检测方面取得了良好的效果，现在正逐渐被应用于白内障的诊断与管理过程中[3]。随着AI对于图像与视频进行分类能力的不断提高，这为在不需要临床医生干预的情况下筛查白内障患者提供了一个独特的机会，进一步降低白内障诊疗成本、提高白内障诊断及治疗效率。

1 AI结合裂隙灯眼前节图像的白内障诊断

目前在临床上，眼科医师借助裂隙灯显微镜检查是诊断白内障的主要方法。白内障的分类较多，根据发病年龄可分为先天性白内障和后天获得性白内障。按病因可分为年龄相关性白内障、外伤性白内障、并发性白内障、代谢性白内障等。

1.1 AI对于先天性白内障的诊断

先天性白内障指婴儿出生时单眼或双眼的晶状体混浊[15]。先天性白内障虽然罕见，但它是儿童失明和严重视力障碍的重要原因之一，占全球儿童失明的5%~20%。它可能与遗传、宫内感染(如风疹病毒、单纯疱疹/带状疱疹病毒、巨细胞病毒、梅毒、弓形虫病)、发育或代谢异常或眼部疾病(如持续性增生性原始玻璃体、前段疾病)相关[16]。在一些发展中国家，先天性白内障是可治疗的儿童失明的最常见原因。发展中国家贫困地区因先天性白内障所导致失明的患病率为12-15/万人，远高于发达国家(3-4/万人)[17]。在非洲部分地区，先天性白内障已经超过角膜病变成为可避免的视力丧失的主要原因[18]。先天性白内障给社会造成巨大的经济负担。WHO和国际防盲机构将消除可避免的儿童失明原因(如白内障)列为优先事项，作为VISION2020倡议(视觉2020：全球行动消灭可避免盲症，享有看见的权利)的一部分[19]。

大多数先天性白内障不仅通过模糊视网膜图像来降低视力，而且还会破坏中枢神经系统的视觉处理途径，从而降低终身的视觉潜力[18]。对婴儿进行早期诊断、及时手术干预和术后适当的光学康复及弱视治疗，可以减轻先天性白内障的视力损失[18]。先天性白内障的严重程度可从3个角度进行分级，包括不透明区域广泛(覆盖瞳孔50%以上)或有限，密度致密(完全阻挡光线)或透明，以及位于视轴中央(完全覆盖瞳孔视轴)或周边[20]。基于该分级方法，Long等[21]于2017年开发了一个基于卷积神经网络(convolutional neural networks,CNN)的自动诊断系统—CC-Cruiser，并且使用Canny检测和Hough变换用于定位晶状体区域并消除虹膜、眼睑、睫毛等噪声。该系统基于中山大学中山眼科中心的单中心数据集，对先天性白内障的检测取得了令人满意的准确性[20]。

2019年，Lin等[22]进行了一项对照试验以评估使用CC-Cruiser的AI诊断程序和传统眼科诊所之间临床差异。将来自5家眼科门诊的350例(700眼)儿童患者(年龄≤14岁)随机分配后，由CC-Cruiser(350眼)或眼科专家(350眼)共同进行诊断。结果显示，CC-Cruiser对白内障诊断和治疗决策的准确率分别为87.4%和70.8%，低于眼科专家的99.1%和96.7%。CC-Cruiser在先天性白内障诊断和治疗决策方面的准确性低于眼科专家。但是，CC-Cruiser提供的医疗服务耗时较少，并取得了患者相对较高的满意度。

由于多中心裂隙灯图像的复杂噪声和异质性，CC-Cruiser的通用性并不理想，这阻碍了AI系统在现实世界临床中的应用。因此，Jiang等[20]于2021年提出并比较了两种自动晶状体分割策略(lens partition strategies,LPSs)用于定位晶状体区域以提高先天性白内障诊断的通用性。已有研究证明，先天性白内障的自动诊断中CNN模型ResNet比起AlexNet、GoogleNet等更具优越性[20]。因此，Jiang等[20]将两种基于DL的LPS(Hough变换和Faster R-CNN)模型与自动诊断模型ResNet相组合，构成HT-ResNet模型及Faster-RCNN-ResNet模型，进行先天性白内障的自动诊断(正常或先天性白内障)。结果表明，使用ResNet模型、HT-ResNet模型及Faster-RCNN-ResNet模型进行筛查时其准确率分别为92.57%、97.07%和97.96%。两项LPS-ResNet模型筛查准确率均高于ResNet模型；且与Hough变换相比，Faster R-CNN是具有更高准确性和效率的最佳LPS。

1.2 AI对于年龄相关性白内障诊断

白内障是最常见的与年龄相关的疾病，可根据晶状体混浊部位分为核性(nuclear cataract,NC)、皮质性(cortical cataracts,CC)和后囊下白内障(posterior subcapsular cataract,PSC)三类[23]。NC是白内障目前最常见的类型[24]，其晶体混浊多从胚胎核开始，逐渐扩展至成人核，可根据核颜色与核硬度进一步分级。CC以晶体皮质灰白色混浊为主要特征，其发展过程可分为初发期、未成熟期、成熟期及过熟期。PSC常与皮质及核混浊同时存在，因混浊位于视轴区，早期即影响视力。虽然这3种类型的患病率均随着年龄的增长而升高，但每种类型都有部分不同的危险因素、视觉症状和进展速度[25]。

Acharya等[7]于2010年开发了一个通过光学图像以检测NC的系统。通过对原始光学图像进行图像处理和模糊K-均值聚类算法，以检测特定于三类待分类图像的特征。然后使用反向传播算法(backpropagation,BPA)进行分类(正常、白内障、白内障术后)。结果显示，该系统对正常、白内障和白内障后光学图像的平均识别率为93.3%，并且表现出了98%的灵敏度和100%的特异度，这表明该系统对NC检测具有重要的临床意义。

2010年Li等[24]结合临床和图像分析技术，开发了一套NC自动分级系统(automatic grading of nuclear cataract,AGNC)，使用超过5 000张的临床真实图像进行验证，这是首次在裂隙灯图像中实现核区自动检测，检测成功率高达95%。2022年，Keenan等[25]开发了DL模型——DeepLensNet，对以上3种白内障类型的严重程度进行了自动和定量分类，并将DeepLensNet的诊断性能与14名眼科医生和24名医学生进行比较。结果显示，对于两种最常见白内障类型(NC和CC)，DeepLensNet的诊断准确性显著优于眼科医生;对于最不常见类型(PSC)，两者诊断的准确性相似。

2 AI结合眼底照片的白内障诊断

目前，裂隙灯相机图像由于其光学特征和易读性而广泛应用于白内障诊断[26]。但是，由于裂隙灯设备不便携带以及医疗设备技术人员的短缺，导致其在农村地区存在一定程度的局限性。相比之下，眼底照片在效率和可重复性方面具有若干优点。因此，将眼底图像和基于AI的方法相结合被认为是实际应用中自动白内障检测的更可行方案[27]。

既往文献中报道的研究利用单一学习模型，对白内障严重程度进行视网膜图像分类。2016年，Yang等[28]在眼底图像的基础上建立了一个集成分类器，针对是否存在白内障(白内障或非白内障)和白内障分级(非白内障、轻度、中度或重度)两项任务。在支持向量机(support vector machine,SVM)和反向传播神经网络(back propagation neural network,BPNN)两项基础学习模型的基础上，Yang等[28]使用了两种流行的多个基础模型的集成方法[多数投票法(Majority voting)、堆叠法(Stacking)]以提高诊断的准确性。集成分类器(多数投票法、堆叠法)与单一学习模型(SVM、BPN)在白内障检测时正确分类率约为92.6%与91.8%；在白内障分级任务中正确分类率约为84.2%和81.9%。研究结果表明，集成分类器的诊断与分类性能均优于单一学习模型，这也说明了该方法的有效性。

目前许多AI研究通过学习眼科专家人工选取的白内障特征所构成的特征集(预定义特征集)，从而进行白内障的诊断分类。但是，一方面这些手动设计的特征需要研究者具备丰富的眼科专业知识与良好的计算机技能，即使是眼科学专家也可能忽略一些重要的隐藏特征；另一方面，预定义的特征集可能会过度简化问题[29]。有研究者提出了自动提取图像特征的DL方法，但都是基于全局特征，没有分析中间层特征的逐层转换过程。因此，Xu等[1]于2020年量化了每个CNN层中的特征，并发现其从一般类型的眼底图像特征到特定类型的眼底图像特征的过渡，最终获得了混合全局-局部特征表示模型，以提高白内障自动分级的识别性能。

白内障眼底照片拍摄时，由于实际场景中可能存在的不适当光学条件，可能导致眼底图像的低质量。这些低质量眼底图像与白内障一样成像模糊，可能被误认为白内障，从而降低白内障的检测性能[27]。为了实现大规模的白内障筛查，Wu等[27]在2022年开发和验证了一个抗干扰的AI模型，以缓解由于低质量眼底图像的干扰而导致的诊断性能下降的问题。该抗干扰AI模型由两个AI子模块组成，一个用于白内障标记的质量识别模型和另一个基于CNN的白内障分类模型。在内部和外部验证中，抗干扰AI模型在白内障诊断中表现出了稳健的性能：准确性高于84%，灵敏度高于71%，特异高于89%。该方法增加了模型的稳健性，实现了在许多外界的干扰下也能进行准确的白内障检测。

考虑到视力是评价白内障对患者影响最常用指标，建立基于视功能的白内障分级系统将更有意义[30]。2023年，Xie等[31]开发了基于视觉功能的DL系统(deep learning systems,DLS)，针对眼底图像筛查视力受损的白内障。该模型可将眼底图像分为三类：晶状体透明且无屈光介质混浊的非白内障、十进制最佳矫正视力(best corrected decimal visual acuity,BCDVA)≥0.3的轻度白内障和BCDVA≤0.3的中重度白内障，从而使患者能够及时转诊到三级眼科医院进行后续治疗。以浙江省眼科医院所收集眼底图像作为内部数据集，用于三种DL算法(DenseNet 121,Inception-V3和ResNet 50)模型的训练。数据集中的眼底图像被随机分为训练数据集、验证数据集和内部测试数据集。训练和验证数据集用于开发系统，测试数据集用于评估系统的性能。结果显示，DenseNet121、ResNet 50和Inception-V3在白内障分类方面的准确率为94.4%、93.6%与92.8%，三种算法在内部测试数据集上的性能表明最佳算法是DenseNet121。此外，Xie等[31]还在浙江省杭州市眼科医院所收集的眼底图像数据集中，比较了最佳算法DenseNet121与白内障专家的诊断准确率。对于非白内障、轻度白内障和视力受损白内障的分类，有3年经验的白内障专家、具有10年经验的高级白内障专家以及DenseNet121的诊断准确率为91.8%、90.4%与91.4%。该系统在分类非白内障和轻度白内障方面与白内障专家准确率相当，并且在分类视力受损白内障方面具有更好的性能。

3 AI辅助白内障远程诊断

3.1 AI在智能手机诊断白内障中的拓展

在经济不发达地区，特别是农村地区，眼科医生紧缺与白内障筛查费用昂贵仍是一个紧迫的问题，这些地区仍有很大一部分白内障未得到明确诊断[32]，而未能得到及时诊断与手术的白内障患者持续积压，最终导致不可避免的失明[33]。为了在医疗设施有限的地区提供实用且低成本的解决方案，泰米尔纳德邦电子政务机构(Tamil Nadu e-Governance Agency,TNeGA)开发了移动应用程序e-Paarvai，该程序可通过智能手机摄像头直接拍摄的图像进行白内障自动检测，而不再依赖于裂隙灯或眼底照相机的使用。e-Paarvai的CNN由多层数学模型组成，其中卷积层和池化层负责从图像中提取特征，最终的全连接层将特征映射到分类上，将智能手机摄像头所拍摄的图片分为成熟白内障、非成熟白内障、白内障术后或无白内障。Vasan等[33]于2023年将e-Paarvai与眼科医生使用裂隙灯诊断不同级别白内障的准确性进行了评估。在检测白内障方面，该应用程序显示出高灵敏度(96%)和较低的特异度(25%)，总体的准确率为88%。尽管该程序还有改进的空间，但e-Paarvai应用程序是目前眼科诊断对于服务可及性差的地区及人群白内障的一种有效方法。

3.2 AI诊断在白内障医疗转诊中的拓展

白内障的早期诊断和及时治疗对于改善患者的生活质量至关重要。但中低收入国家对于白内障的综合管理依旧受到医疗资源不足、分布不平衡的限制。随着电子病历、数字化医疗设备、可穿戴监护仪和患者门户网站的发展，远程医疗服务显示出巨大的潜力[3]。因此，Wu等[3]于2019年建立和验证了一个通用的AI平台，用于多层次临床场景的白内障协同管理，探索基于AI的医疗转诊模式，以提高协作效率和资源覆盖率。该平台主要包括3个步骤：1)识别捕获模式：散瞳或非散瞳、裂隙光或弥散光； 2)进行白内障诊断(无白内障、白内障或白内障术后)；3)根据病因与严重程度做出“随访”或“转诊”的建议。AI平台和多层次协作模式在3个步骤的任务中均表现出了稳健的诊断性能。在步骤2中，该模型对于无白内障、白内障或白内障术后的诊断准确率分别为88.18%、88.79%及98.18%。在步骤3中，白内障根据晶状体混浊分类系统Ⅱ定义为轻度白内障(核分类为Ⅰ级或Ⅱ级)和重度白内障(核分类为Ⅲ级或Ⅳ级)。研究结果显示，该AI平台对于轻度与重度白内障进行分级与转诊的准确率为79.50%。除此之外，轻度成人白内障(大于18岁)晶状体核性区域混浊症状不明显但出现前囊混浊或后囊混浊、儿童白内障(小于18岁)及白内障术后的视轴混浊(视轴3 mm直径区域内的混浊)也被定义转诊条件。在为期半年的研究期间，该AI建议了30.3%的人进行“转诊”。在传统医疗体系之中，1名眼科医生每年可为4 000例患者提供服务，而在新的三级转诊模式之中，一名眼科医生每年可为40 806例患者提供服务，眼科医生与人口的服务比率大幅提高至原来的10.2倍[3]。

4 AI对于白内障诊断的优化与改善

目前白内障筛查主要基于眼底图像和裂隙灯照片[1]。然而眼底图像并不是直接的晶状体图像，只能通过眼底的模糊程度以反映白内障的严重程度[8]。在临床实践中，眼底图像容易受到视轴附近眼部不透明介质的影响，导致白内障的错误诊断与分级[34]。裂隙灯的光学图像可以直接反映晶状体情况，但裂隙灯评估和量化晶状体的不透明度是主观的，并且缺乏诊断依据的再现性。很少有客观和自动的工具来检测和分级白内障的严重程度[34]。除此之外，裂隙灯的3种成像技术(狭缝光束摄影、宽光束摄影和后向照明)难以获得均匀的数据用于处理图像和训练AI模型[8]。因此，目前的AI对于白内障的诊断仍需优化与改善。

4.1 AI诊断数据集优化

由于波长较长，扫频光源光学相干断层扫描(swept source optical coherence tomograph,SS-OCT)具有可重复性，并且受角膜混浊的影响比其他技术小、对角膜疾病的诊断更加稳健[34]。近年，SS-OCT已被用于使用晶状体平均像素密度量化白内障严重程度[35]。因此，Zéboulon等[34]在2022年开发和验证了一个DL模型，基于SS-OCT图像上以像素级检测白内障。该模型会输出一个地图来表示图像中每个像素的白内障概率。以最佳阈值诊断白内障时，其灵敏度和特异度分别为94.4%和94.7%。

4.2 AI诊断模型优化

2022年，Son等[8]开发并验证了一个基于DL的自动化AI集成模型，使用两种类型的晶状体图像(裂隙灯照片和眼底图像)来诊断白内障。该平台性能通过ResNet 18、WideResNet 50 -2和ResNext50三种AI算法进行增强，并且基于晶状体混浊程度分级系统Ⅲ（lens

opacities classification system Ⅲ,LOCS Ⅲ)进行白内障诊断与分级。结果显示，AI集成模型和三个单一AI模型(ResNet 18、WideResNet 50 -2、ResNext 50)在诊断NC核硬度时准确率为98.82%与98.31%；在诊断NC核颜色时准确率为98.51%与98.26%；在诊断皮质混浊(cortical opacity,CO)时准确率为96.21%与95.70%；在诊断PSC时准确率为92.17%与91.04%。与单一网络(95.83%)相比，集成模型(96.43%)显示了诊断NC、CO和PSC的最佳性能指标，可以提供更强大的诊断性能。AI在白内障诊断中的应用综述汇总于表1。

5 AI辅助白内障诊断的困难、挑战与机遇

5.1 困难与挑战

5.1.1 AI数据集受限

AI模型的训练需要输入数据集，而数据集的分析和训练都会影响模型性能的建立。目前数据集最常见的探索领域是关于眼前节或眼底的成像模式。但眼底成像不能直观地反映出晶状体不同的混浊程度，而且眼底图像的清晰度与角膜的透明程度有明显的相关性，易受到角膜混浊的影响。而对于眼前节的图像而言，数据集多数为裂隙灯图像，而裂隙灯图像由于光束放大率、对比度、角度的可变性，以及评估与量化晶状体混浊的主观性，导致图像的可重复性与再现性往往比眼底成像差。除此之外，SS-OCT图像虽具有客观性及可重复性等优点，但也受到设备配置率的不足与眼科医生操作水平的限制。虽然e-Paarvai等移动软件的应用不再依赖于专业眼科设备，但也存在手机摄像头与网络信号等限制。因此用于AI模型训练的客观、可重复、不受条件限制的数据集仍在开发之中。

5.1.2 AI模型存在偏见

AI偏见是机器学习算法输出中的异常现象，是由于算法开发过程中的偏见假设或训练数据中的偏见造成。如果AI算法仅代表在某些群体的数据集上训练或测试，那么该算法在其他群体的表现中可能会很差。在大多数情况下，给出错误决策的AI模型通常反映了在训练数据中存在性别、种族、遗传、地区等固有的偏见[36]。因此，消除AI模型中潜在偏见是AI算法面临的一项挑战。

5.1.3 AI模型缺乏透明度

AI算法的一个关键缺点是其不可解释性。AI所依赖的机器学习算法以一种人类不易理解或对于人类缺乏透明度的内化数据做出诊断或预测。比如Li等[24]在AI诊断模型中所使用的支持向量机，其多维性就依赖于人类无法可视化的几何关系。此时AI诊断过程中的操作对于人类来说就是一个未知的“黑箱”，会导致大众对于结果信任度的下降。因此，AI模型应该提供一定程度的透明度，以证明其诊断、治疗和风险预测的合理性。

5.2 机遇

5.2.1 AI的多种技术支持

当前的环境提供了完美的数字生态系统，可以将AI与眼科医疗结合起来，并通过5G网络、大数据、物联网、mHealth和智能穿戴设备等促进远程医疗的发展。2020年Hong等[37]就在四川省报告了5G远程医疗网络的成功利用。随着手持视网膜摄像机、可连接到智能手机的视网膜摄像机或裂隙灯适配器等眼成像设备的日益普及[38]，新的AI系统可以为白内障筛查提供更好的服务。

5.2.2 AI与大数据结合

大数据是指具有“5V”属性特征的复杂数据集：多样性、体积、速度、准确性和价值[39]。输入满足“5V”属性的大数据可以促进高精度的AI算法开发，并且将其广泛推广于临床应用中。与传统数据集相比，大数据驱动的AI技术在白内障各应用领域展示了其独有的潜力。目前，大数据可驱动AI对于白内障术中和术后并发症的风险预测，以及用于人工晶体屈光度数计算等方面。Jiang等[40]就根据裂隙灯图像使用AI模型预测了24个月时后发性白内障的进展；而Zhou等[41]则利用AI计算了人工晶体度数的最佳公式。白内障术中的视频也可以作为大数据训练AI模型，为常规白内障手术提供实时监督和客观评估系统从而改善手术效果[42]。Khavandi等[43]则利用大数据以AI语言助手“Dora”对白内障术后患者进行了随访与调查。上述做法可以大幅减少白内障诊断和转诊时间，并提高医疗保健的工作效率。随着临床大数据的不断进步，未来白内障相关AI开发也必将得到显著改善，有望为白内障相关预防、诊断、治疗以及其个性化和精准医疗等方面的开发提供更加优化的新诊疗模式。

6 结语

在目前医疗领域，白内障筛查的主要目的是防盲[1]。传统的白内障筛查需要专业眼科医生通过裂隙灯显微镜评估晶状体，并且基于晶状体混浊分类系统Ⅱ或晶状体混浊分类系统Ⅲ等分级方法进行综合评估[31]。目前AI不仅运用于各类眼科高发疾病的临床诊

表1 AI在白内障诊断中的应用综述

Table 1 Review on the application of AI in the diagnosis of cataract

作者	年份	数据集	图像数量	AI 算法（模型）	准确率 /%	灵敏度 /%	特异度 /%	其他诊断效能
Lin 等 [22]	2019	裂隙灯眼前节图像	886	卷积神经网络	87.4	89.7	86.4	PPV=74.4%; NPV=95.0%
Jiang 等 [20]	2021	裂隙灯眼前节图像	1 643	卷积神经网络 (Faster R-CNN、ResNet)	97.35	97.62	97.01	—
Li 等 [24]	2010	裂隙灯眼前节图像	>5 000	主动形状模型、支持向量机	95	—	—	—
Keenan 等 [25]	2022	裂隙灯眼前节图像	18 999	卷积神经网络 (DeepLensNet)	—	—	—	MSE=171.9 (SD, 38.9)
Acharya 等 [7]	2010	裂隙灯眼前节图像	2 520	反向传播算法、模糊 K 均值聚类算法和前馈神经网络	93.3	98	100	—
Vasan 等 [33]	2023	裂隙灯眼前节图像	2 619	卷积神经网络	88	96	25	PPV=92.3%; NPV=57.8%
Wu 等 [3]	2019	裂隙灯眼前节图像	37 638	卷积神经网络 (ResNet)	91.72	86.42	92.01	AUC >0.99
Yang 等 [28]	2016	眼底图像	1 239	支持向量机、反向传播神经网络	93.2	—	—	—
Xu 等 [1]	2020	眼底图像	8 030	卷积神经网络 (AlexNet)、反卷积网络 (VisualDN)	86.24	—	—	—
Wu 等 [27]	2022	眼底图像	33 965	生成对抗网络、卷积神经网络 (Inception-Resnet)	> 84	> 71	>89	AUC >0.91
Xie 等 [31]	2023	眼底图像	8 395	卷积神经网络 (DenseNet121, Inception V3 和 ResNet50)	93.4	88.73	95.33	AUC=0.971
Zéboulon 等 [34]	2023	SS-OCT 图像	1 326	卷积神经网络 (U-Net)	—	94.4	94.7	AUC=0.98
Son 等 [8]	2022	裂隙灯眼前节、眼底图像	1 972	卷积神经网络 (ResNet 18, WideResNet 50-2 和 ResNext 50)	96.43	96.6	93.62	AUC=0.978
Son 等 [8]	2022	裂隙灯眼前节、眼底图像	1 972	卷积神经网络 (ResNet 18, WideResNet 50-2 和 ResNext 50)	96.43	96.6	93.62	AUC=0.978

注：曲线下面积 (area under the curve, AUC)；平均绝对误差 (mean squared error, MSE)；标准差 (standard deviation, SD)；阳性预测值 (positive predictive value, PPV)；阴性预测值 (negative predictive value, NPV)。

Notes：AUC, area under the curve; MSE, mean squared error; SD, standard deviation; PPV, positive predictive value; NPV, negative predictive value.

疗中，如DR、青光眼、AMD等[44]，AI结合临床裂隙灯的光学图像、眼底照片及OCT图像等进行远程白内障诊断的AI模型也已被开发。除此之外，基于DL的晶状体分割策略、抗干扰模型、智能三级转诊模式也在不断进步发展。随着AI多种支持技术发展以及其与大数据的结合运用，未来有望在临床上通过AI快速诊断白内障，以解决中低收入国家医疗资源投资不足及眼科医生缺乏等问题，实现白内障的早期诊断与治疗。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突。

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. Xu X, Zhang L, Li J, et al. A hybrid global-local representation CNN model for automatic cataract grading[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2020, 24(2): 556-567. DOI: 10.1109/JBHI.2019.2914690.
2. 2019 Blindness and Vision Impairment Collaborators GBD, Vision Loss Expert Group of the Global Burden of Disease Study. Causes of blindness and vision impairment in 2020 and trends over 30 years, and prevalence of avoidable blindness in relation to VISION 2020: the Right to Sight: an analysis for the Global Burden of Disease Study[J]. Lancet Glob Health, 2021, 9(2): e144-e160. DOI: 10.1016/S2214-109X(20)30489-7.
3. Wu X, Huang Y, Liu Z, et al. Universal artificial intelligence platform for collaborative management of cataracts[J]. Br J Ophthalmol, 2019, 103(11): 1553-1560. DOI: 10.1136/bjophthalmol-2019-314729.
4. Khanna R, Pujari S, Sangwan V. Cataract surgery in developing countries[J]. Curr Opin Ophthalmol, 2011, 22(1): 10-14. DOI: 10.1097/ICU.0b013e3283414f50.
5. Lee CM, Afshari NA. The global state of cataract blindness[J]. Curr Opin Ophthalmol, 2017, 28(1): 98-103. DOI: 10.1097/ICU.0000000000000340.
6. Liu YC, Wilkins M, Kim T, et al. Cataracts[J]. Lancet, 2017, 390(10094): 600-612. DOI: 10.1016/s0140-6736(17)30544-5.
7. Acharya RU, Yu W, Zhu K, et al. Identification of cataract and post-cataract surgery optical images using artificial intelligence techniques[J]. J Med Syst, 2010, 34(4): 619-628. DOI: 10.1007/s10916-009-9275-8.
8. Son KY, Ko J, Kim E, et al. Deep learning-based cataract detection and grading from slit-lamp and retro-illumination photographs: model development and validation study[J]. Ophthalmol Sci, 2022, 2(2): 100147. DOI: 10.1016/j.xops.2022.100147.
9. Mayinuer Y, Wang NL. Vision 2020: the progress of blindness prevention and eye health in China[J]. Zhonghua Yi Xue Za Zhi, 2020, 100(48): 3831-3834. DOI: 10.3760/cma.j.cn112137-20200825-02468.
10. World Health Organization. Integrated people-centred eye care, including preventable vision impairment and blindness [EB/OL]. (2020-10-16)[2024-06-05]. https://apps.who.int/gb/ebwha/pdf_files/EB148/B148_15-en.pdf.
11. Chylack LT Jr, Wolfe JK, Singer DM, et al. The lens opacities classification system III. the longitudinal study of cataract study group[J]. Arch Ophthalmol, 1993, 111(6): 831-836. DOI: 10.1001/archopht.1993.01090060119035.
12. Miller DD, Brown EW. Artificial intelligence in medical practice: the question to the answer?[J]. Am J Med, 2018, 131(2): 129-133. DOI: 10.1016/j.amjmed.2017.10.035.
13. Azad N, Amos S, Milne K, et al. Telemedicine in a rural memory disorder clinic-remote management of patients with dementia[J]. Can Geriatr J, 2012, 15(4): 96-100. DOI: 10.5770/cgj.15.28.
14. Castaneda C, Nalley K, Mannion C, et al. Clinical decision support systems for improving diagnostic accuracy and achieving precision medicine[J]. J Clin Bioinforma, 2015, 5: 4. DOI: 10.1186/s13336-015-0019-3.
15. Singh R, Barker L, Chen SI, et al. Surgical interventions for bilateral congenital cataract in children aged two years and under[J]. Cochrane Database Syst Rev, 2022, 9(9): CD003171. DOI: 10.1002/14651858.CD003171.pub3.
16. Chia WL, Martin F. Childhood cataracts[J]. Clin Exp Ophthalmol, 2001, 29(2): 75-80.
17. Solebo AL, Teoh L, Rahi J. Epidemiology of blindness in children[J]. Arch Dis Child, 2017, 102(9): 853-857. DOI: 10.1136/archdischild-2016-310532.
18. Lenhart PD, Lambert SR. Current management of infantile cataracts[J]. Surv Ophthalmol, 2022, 67(5): 1476-1505. DOI: 10.1016/j.survophthal.2022.03.005.
19. World Health Organization. Vision 2020: The Right to Sight [EB/OL]. [2024-06-05]. https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/206524/B1464.pdf?sequence=1.

20. Jiang J, Lei S, Zhu M, et al. Improving the generalizability of infantile cataracts detection via deep learning-based lens partition strategy and multicenter datasets[J]. Front Med, 2021, 8: 664023. DOI: 10.3389/fmed.2021.664023.
21. Long E, Lin H, Liu Z, et al. An artificial intelligence platform for the multihospital collaborative management of congenital cataracts[J]. Nat Biomed Eng, 2017, 1: 24. DOI: 10.1038/s41551-016-0024.
22. Lin H, Li R, Liu Z, et al. Diagnostic efficacy and therapeutic decision-making capacity of an artificial intelligence platform for childhood cataracts in eye clinics: a multicentre randomized controlled trial[J]. EClinicalMedicine, 2019, 9: 52-59. DOI: 10.1016/j.eclinm.2019.03.001.
23. Asbell PA, Dualan I, Mindel J, et al. Age-related cataract[J]. Lancet, 2005, 365(9459): 599-609. DOI: 10.1016/S0140-6736(05)17911-2.
24. Li H, Lim JH, Liu J, et al. A computer-aided diagnosis system of nuclear cataract[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2010, 57(7): 1690-1698. DOI: 10.1109/TBME.2010.2041454.
25. Keenan TDL, Chen Q, Agrón E, et al. DeepLensNet: deep learning automated diagnosis and quantitative classification of cataract type and severity[J]. Ophthalmology, 2022, 129(5): 571-584. DOI: 10.1016/j.ophtha.2021.12.017.
26. Zhang H, Niu K, Xiong Y, et al. Automatic cataract grading methods based on deep learning[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2019, 182: 104978. DOI: 10.1016/j.cmpb.2019.07.006.
27. Wu X, Xu D, Ma T, et al. Artificial intelligence model for antiinterference cataract automatic diagnosis: a diagnostic accuracy study[J]. Front Cell Dev Biol, 2022, 10: 906042. DOI: 10.3389/fcell.2022.906042.
28. Yang JJ, Li J, Shen R, et al. Exploiting ensemble learning for automatic cataract detection and grading[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2016, 124: 45-57. DOI: 10.1016/j.cmpb.2015.10.007.
29. Karkuzhali S, Mishra A, Ajay MS, et al. Glaucoma diagnosis based on both hidden features and domain knowledge through deep learning models[C]//2020 International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI). Coimbatore, India. IEEE, 2020: 1-9. DOI: 10.1109/ICCCI48352.2020.9104157.
30. World Health Organization. Discussion Paper: Proposed global targets for 2030 on integrated people-centred eye care[EB/OL] (2020-11-11)[2024-06-05]. https://who.int/docs/default-source/blindness-and-visual-impairment/discussion-paper-eye-care-indicators-and-proposed-targets-11-11-20.pdf.
31. Xie H, Li Z, Wu C, et al. Deep learning for detecting visually impaired cataracts using fundus images[J]. Front Cell Dev Biol, 2023, 11: 1197239. DOI: 10.3389/fcell.2023.1197239.
32. Chua J, Lim B, Fenwick EK, et al. Prevalence, risk factors, and impact of undiagnosed visually significant cataract: the Singapore epidemiology of eye diseases study[J]. PLoS One, 2017, 12(1): e0170804. DOI: 10.1371/journal.pone.0170804.
33. Vasan CS, Gupta S, Shekhar M, et al. Accuracy of an artificial intelligence-based mobile application for detecting cataracts: results from a field study[J]. Indian J Ophthalmol, 2023, 71(8): 2984-2989. DOI: 10.4103/IJO.IJO_3372_22.
34. Zéboulon P, Panthier C, Rouger H, et al. Development and validation of a pixel wise deep learning model to detect cataract on swept-source optical coherence tomography images[J]. J Optom, 2022, 15(Suppl 1): S43-S49. DOI: 10.1016/j.optom.2022.08.003.
35. Chen D, Li Z, Huang J, et al. Lens nuclear opacity quantitation with long-range swept-source optical coherence tomography: correlation to LOCS III and a Scheimpflug imaging-based grading system[J]. Br J Ophthalmol, 2019, 103(8): 1048-1053. DOI: 10.1136/bjophthalmol-2018-312661.
36. Abdullah YI, Schuman JS, Shabsigh R, et al. Ethics of artificial intelligence in medicine and ophthalmology[J]. Asia Pac J Ophthalmol, 2021, 10(3): 289-298. DOI: 10.1097/APO.0000000000000397.
37. Hong Z, Li N, Li D, et al. Telemedicine during the COVID-19 pandemic: experiences from western China[J]. J Med Internet Res, 2020, 22(5): e19577. DOI: 10.2196/19577.
38. Goh JHL, Lim ZW, Fang X, et al. Artificial intelligence for cataract detection and management[J]. Asia Pac J Ophthalmol, 2020, 9(2): 88-95. DOI: 10.1097/01.APO.0000656988.16221.04.
39. Ting DSJ, Deshmukh R, Ting DSW, et al. Big data in corneal diseases and cataract: current applications and future directions[J]. Front Big Data, 2023, 6: 1017420. DOI: 10.3389/fdata.2023.1017420.
40. Jiang J, Liu X, Liu L, et al. Predicting the progression of ophthalmic disease based on slit-lamp images using a deep temporal sequence network[J]. PLoS One, 2018, 13(7): e0201142. DOI: 10.1371/journal.pone.0201142.
41. Zhou Y, Dai M, Sun L, et al. The accuracy of intraocular lens power calculation formulas based on artificial intelligence in highly myopic eyes: a systematic review and network meta-analysis[J]. Front Public Health, 2023, 11: 1279718. DOI: 10.3389/fpubh.2023.1279718.
42. Wang T, Xia J, Li R, et al. Intelligent cataract surgery supervision and evaluation via deep learning[J]. Int J Surg, 2022, 104: 106740. DOI: 10.1016/j.ijsu.2022.106740.
43. Khavandi S, Lim E, Higham A, et al. User-acceptability of an automated telephone call for post-operative follow-up after uncomplicated cataract surgery[J]. Eye, 2023, 37(10): 2069-2076. DOI: 10.1038/s41433-022-02289-8.
44. Du XL, Li WB, Hu BJ. Application of artificial intelligence in ophthalmology[J]. Int J Ophthalmol, 2018, 11(9): 1555-1561. DOI: 10.18240/ijo.2018.09.21.

（**责任编委**：罗明杰；**责任编辑**：李扬杵）