

doi: 10.3978/j.issn.1000-4432.2021.01.16

View this article at: <http://dx.doi.org/10.3978/j.issn.1000-4432.2021.01.16>

人工智能在白内障诊疗中的应用进展

赵越越 综述 康刚劲 审校

(西南医科大学临床医学院, 四川 泸州 646000)

[摘要] 人工智能(artificial intelligence, AI)在眼科领域的应用不断深入、拓展,目前在糖尿病性视网膜病变、白内障、青光眼以及早产儿视网膜病变在内的多种常见眼病的诊疗中逐渐成为研究热点。AI使医疗资源短缺、诊断标准缺乏、诊疗技术水平低下的现状得到改善,为白内障的诊疗开辟了一条“新赛道”。本文旨在综述AI在白内障诊疗中的应用现状、进展及局限性,为AI在白内障领域的进一步开发、应用及推广提供更多信息。

[关键词] 人工智能;深度学习;白内障

Advances in the application of artificial intelligence in diagnosis and treatment of cataract

ZHAO Yueyue, KANG Gangjing

(School of Clinical Medicine, Southwest Medical University, Luzhou Sichuan 646000, China)

Abstract Artificial intelligence (AI) has been widely applied and promoted in ophthalmology, and has gradually become a research hotspot in the diagnosis and treatment of many common ophthalmopathies, including diabetic retinopathy, cataract, glaucoma, and retinopathy of prematurity. AI improves the shortage of medical care, the lack of diagnostic criteria and the low level of diagnosis and treatment technology, and explores a “new race track” for cataract diagnosis and treatment. The purpose of this article is to review the application status, progress and limitations of AI in the diagnosis and treatment of cataract, aiming to provide more information for further development, application and promotion of AI in the field of cataract.

Keywords artificial intelligence; deep learning; cataract

近年来,人工智能(artificial intelligence, AI)已经逐渐应用到医疗领域,通过提高效率、准确性和惠及基层等方面来促进医疗发展。目前,白内障的诊断主要依赖于裂隙灯图像,医师根据晶状体的浑浊程度和部位,结合相关病史给

出诊断和治疗方案,基于图像识别的AI技术可以快速识别眼前段图像中的疾病特征,并定位病变位置和量化病变程度,根据测量的特征将对象进行分类,并依据共同特征将相似的患者/疾病/药物联系起来,从而发现数据中的隐藏信息。白内

收稿日期 (Date of reception): 2020-06-30

通信作者 (Corresponding author): 康刚劲, Email: 929460414@qq.com

障筛查和诊疗需要巨大的资金和医务人员支持, 逐年增加的患者数量, 使得专业人员短缺的问题愈发锐, AI为患者、初级保健机构和医院之间提供了更高效的合作模式; 对于青年医师而言, 诊断配合较差的白内障患儿、计算人工晶体屈光度、评估后发性白内障等并发症、以及白内障手术的标准化培训都是不小的挑战, AI辅助诊断有助于提升临床工作, 通过数据分析给出的诊断、诊疗建议也可帮助青年医师缩短学习曲线, 扩大白内障筛查范围, 缓解医疗资源不足的压力。因此, 将AI技术应用到白内障的诊疗中, 可能改变既有的疾病诊疗策略, 为基层初级保健机构筛查和监测患者病情变化提供新的解决方案, 为白内障的手术模式、围手术期管理及远期随访指出新的方向。本文旨在对国内外眼科白内障领域的相关文献进行汇总与梳理, 对AI在白内障诊疗中的应用和优缺点进行分析总结, 并对其应用前景进行展望。

1 AI 的定义与发展

AI是研究利用计算机模拟、延伸和扩展人类智力活动(如学习、推理、思考等)的技术科学, 主要包括计算机实现智能的理论、制造类似于人脑智能的计算机, 从而使计算机能实现更高层次应用的方法、技术及应用系统。在过去, 计算机通过一套指令或算法来完成一项任务, 但这不是真正意义上的AI, 只是简单地按照指令操作。它的适应性仅限于预先编程中预期和考虑到的那些方面。此外, 编程人员对技术的理解也使得它的功能有着局限性。AI是一种多维技术, 具有多种组件, 如高级算法、机器学习(machine learning, ML)和深度学习(deep learning, DL)^[1]。ML是一种AI过程, 在这个过程中, 程序将由机器来书写, 并进一步完成设定的任务。这个过程的第一步是分配1项任务, 例如将裂隙灯下的照片分成白内障和非白内障2个部分, 为完成这项任务, 机器将需要大量的裂隙灯下照片来学习(训练数据集)以及1个单独的数据库进行验证(验证数据集); 随后验证数据集, 即由眼科专家用正确的白内障或非白内障分组来精确地标记每幅图像, 然后输入训练数据, 机器就会得出自己的答案; 再将其答案与正确的答案进行核对。如果机器的答案有很高的错误率, 将重新评估它的算法, 调整它的内部可调

参数, 进而得到更精确的结果。通常1次从图像学习1个特征然后再给机器输入同样的训练数据, 并生成1组新的答案。这个过程无限次地进行, 直到结果稳定或达到期望的输出^[2]。

DL是使用神经网络结构的ML的子集, 不仅可以作为分类器, 还可以特征提取。神经网络将刺激输入到通过ML过程生成的多层神经元中, 对于不同的刺激, 神经网络中的每一层以不同的权重学习不同的特征, 这些人工神经元形成了一个逐步复杂的特征检测器^[3], 这使机器能够适应完成复杂的任务^[4-5]。也正是由于这种多层的神经网络才创造了DL^[6]。较于ML, DL特征提取阶段由神经网络自动学习, 然后送入分类器进行分类, 从而消除了“专家手工设计”图像特征的繁琐, 使用完整的图像, 并将整个图像与诊断输出相关联, 避免了图像预处理, 直接从原始图像中提取相关的高阶特征^[7]。DL模型主要有2种: 卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)和大规模训练人工神经^[8-9]。DL在大多数情况下是指采用基于CNN的ML方案, 这样的网络利用训练集中获悉的病理特征, 使用大量图像过滤器来提取网络认为是指示病理迹象的各种图像特征^[9], 从而实现疾病的诊断。DL还可用于预测手工标记无法识别的额外特性, 比如年龄和性别^[10]。由此, DL可能可以促进医疗进一步发展。

2 白内障诊疗现状

晶状体在光学上是透明的, 主要由水和蛋白质组成, 它的形状、透明度和折射率能使光线聚焦到视网膜上。白内障是指晶状体透明度降低或颜色改变所导致的光学质量下降的退行性改变^[11]。白内障会导致视力受损甚至失明, 它的发生与年龄、遗传、外伤、代谢异常等因素有关。随着全球人口老龄化, 白内障的发病率逐渐增高。据世界卫生组织^[12]统计, 到2025年, 白内障致盲人数将达到4 000万。白内障是世界范围内视力障碍的主要原因, 在中低收入国家中, 50%的失明病例是由白内障导致的^[13-14]。目前, 手术是白内障最有效的治疗方法。由于人口老龄化以及对更高视觉功能的需求, 手术的需求正在上升^[15-16]。然而, 在白内障的诊断和管理方面, 医疗资源不均衡, 特别是欠发达国家。在发达国家中, 接受白内障摘除手术的患者可以恢复较好的全功能视力, 但在中

低收入国家, 白内障手术率(cataract surgical rate, CSR)较低, 白内障仍然是一个令人困扰的问题, 也是可预防的视力障碍的主要原因^[11]。

白内障给患者带来的经济负担要远高于治疗成本, 所造成的社会和心理负担也很大。在欠发达国家中, 白内障手术被列为最具成本效益的公共卫生措施之一。但由于人口的增长和老龄化, 世界范围的失明负担正在增加^[17-18]。此外, 儿童白内障是一种常见的眼科疾病, 严重者可造成永久性视力损害, 极大地降低了生活质量^[19], 其影响到全世界约20万名儿童。据估计, 每1万名活产婴儿中有4.24名患有白内障^[20]。儿童白内障患者的无症状进展在早期难以发现, 父母也难以发现; 一旦儿童白内障进入更严重的阶段, 目前的干预措施尚不能逆转视力损害^[21]。因此, 白内障的早期诊断和及时处理对提高患者的生活质量和减少医疗负担至关重要^[22]。AI辅助诊疗技术在筛查上的巨大优势使得改变疾病诊疗策略, 提升基层初级保健机构筛查准确性与覆盖率成为可能。

3 AI 在白内障诊疗中的应用

3.1 AI 与白内障的诊断、筛查

临床上白内障的诊断依赖裂隙灯生物显微镜下观察到的晶状体混浊程度与部位, 结合患者视力情况与病史等信息, 但专业的眼科医师缺口大且患者数目庞大, 使得很多患者错过最佳诊疗时机。2010年, 有学者^[23]提出了利用AI识别裂隙灯显微镜图像以诊断核性白内障, 以一种38点形状模型来检测晶状体中的核区域, 提取有意义和准确的特征进行分级(分级是通过将每个受试者的照片与4张标准照片进行比较来完成的), 发现该系统只有在结构检测正确的情况下, 才能进行特征提取, 测量核区域内的强度、颜色、纹理等特征, 实现自动分级。在既往研究中, 测量的强度是在整个晶状体中取平均值, 这与临床分级不一致。该研究^[23]提出了第1个能够在裂隙灯图像中自动检测核区域的系统, 并在5 000多张图像的数据库中进行了测试, 结果显示高达95%的图像可以自动诊断, 无需用户干预; 同时也提供了用户干预功能, 使该系统可以处理因焦距不准确、瞳孔小、上眼睑下垂等原因造成的特殊图像。目前该系统正处于临床验证阶段。

儿童白内障由于患儿配合差、伴随其他眼部疾患等问题, 目前诊断儿童白内障通过询问父母相关病史, 检查视觉功能、晶状体颜色和形态、有无角膜透明度改变和眼前段异常, 如果眼底可见, 则在散瞳后对合作儿童进行检查, 目前已有研究^[24-25]在全身麻醉下, 通过进行UBM检查排除相关的眼部异常, 无创的AI识别眼前段图像诊断儿童白内障技术将改变既有的医疗诊断方案。2017年, 儿童白内障精准定位技术出现, 分级依据根据3位眼科专家^[26]提出裂隙灯显微镜图像的分级等级制定, 基于坎迪检测和霍夫变换虹膜定位技术, 在原始图像中自动定位晶状体区域, 将选定区域外的所有像素值都设置为0s, 达到消除其他影响因素的目的, 对原始图像重新裁剪, 调整为固定大小, 形成儿童白内障数据集。这些数据集被输入CNN, 提取高级特征, 根据不透明度区域的3种分级度(有限和广泛)、密度(致密和透明)和位置(中央和外周), 实现自动分类分级。定性和定量实验结果表明: 该系统在平均准确性、灵敏度和特异性方面都有很好的表现: 分类(97.07%, 97.28%, 96.83%)、混浊面积(89.02%, 86.63%, 90.75%)、混浊密度(92.68%, 91.05%, 93.94%)和定位(89.28%, 82.70%, 93.08%)。该研究^[26]为儿童白内障这一诊断干扰因素多、疾病表型复杂的疾病提供了新的智能思路。但对于获取眼前段图像信息时患儿无法配合的情况仍需探索更有效的措施。

随着AI技术的进步, 诊断算法不断完善。2019年, 一种“多特征叠加”的模式^[27]利用DL算法, 根据眼底图像自动将白内障分为6级, 其包括以下3个过程: 第一, 深度神经网络对眼底图像进行特征提取; 第二, 获取原始图像和血管图像纹理特征; 第三, 叠加进行多模型训练, 叠加可以利用多个分类器进行集成学习, 减少综合误差, 提高白内障分级诊断效果。它可以消除部分拍摄过程中对图像的干扰, 并通过引入叠加算法提高模型的泛化性, 从而更好地处理未知样本。使用该方法对白内障进行六级分级的准确率平均可达到92.66%, 最高达到93.33%。使用该方法对白内障进行四级分级, 精确度可达到94.75%, 比现有方法至少提高1.75%。目前, 该方法更适宜中重度白内障的诊断, 可应用于筛选适宜手术的患者, 对于诊断轻度白内障尚需进一步探索。

3.2 AI与白内障手术

3.2.1 AI与人工晶体屈光度计算

白内障手术的目的是改善患者的整体视觉功能,但随着人们对生存质量要求越来越高,白内障手术已从复明手术逐渐演变成为屈光手术。随着需求的增加,普遍接受的术后屈光目标是在正视眼或轻微近视0.50 D以内,已有的任何一个单一未优化的公式只能达到70%~80%,约1/4的患者术后屈光度偏离目标屈光度超过0.50 D^[28]。这种屈光差异可能会导致需要进行眼镜矫正或进一步的手术来解决剩余的屈光不正。尽管计算公式有了改进和进步,创造了新一代的计算公式如Barrett, Olsen和Hill-RBF公式,但每个公式在某些情况下仍然有局限性,于是催生了整合AI与计算公式的系统;由于它整合了其他公式,其适用于计算典型和非典型的眼轴长度、角膜曲率和前房深度,不必从多个公式中人工选择最匹配的计算方式,减轻了医生的负担。

2020年, Siddiqui等^[29]提出了AI整合人工晶体计算公式的系统以获得最佳术后视力。在初始状态下,以眼轴长度、角膜曲率、前房深度、晶状体常数和目标屈光值作为输入参数,优化过程是基于眼轴长度、角膜曲率和前房深度进行计算的调整。一项小规模研究使用了该系统,结果表明治疗效果显著改善,达到0.50屈光度误差预测率从76%(使用标准公式)到80%(使用AI算法公式)。AI可以进一步帮助非典型参数的患者达到更高术后视力,减少公式预测和实际术后屈光结果之间的差异^[29]。在未来,这个系统可以进一步训练和发展,增加更多的参数以达到更高的精度,协助年轻医生做出更精准的诊疗计划。

3.2.2 AI与白内障术中辅助

白内障手术视频可用于技能评估和教学分析等,随着AI技术的发展,术中辅助有望用于分析预测术后并发症。2019年, Morita等^[30]提出了一种实时提取白内障手术分期的系统,该研究旨在利用AI技术对连续环形撕囊、核摘除及其他3个白内障手术阶段进行实时自动分析。他们根据眼科医生记录的每个手术阶段的开始和结束时间,对获得的图像进行正确标记,利用这些数据,开发了1个名为InceptionV3的神经网络模型,识别每张图像的手术阶段。在白内障手术分期中,连续环形撕囊期正确应答率为90.7%,核取出期正确应答率为94.5%,其他期正确应答率为97.9%,平均正确应

答率为96.5%。该研究中使用的神经网络模型仅参考5 s视频图像就可以对手术阶段进行分类,旨在建立基于该模型的术中并发症及核取出风险预测系统^[30]。

3.2.3 AI与后发性白内障评估

后发性白内障是白内障手术最常见的并发症。研究^[31]显示:在标准手术3年后,5%~20%以上的患者因其导致继发性视力下降,需要进行Nd:YAG激光后囊膜切开术,预测后发性白内障的发生率可为患者提供更准确的术后视觉评估。2012年, Mohammadi等^[32]提出了一种AI预测超声乳化术后后囊膜混浊风险的系统,并对老年性白内障手术后眼的后囊膜状况及是否需要行激光后囊切开术进行分析。该系统随机选取282只眼睛对模型进行训练,随后对70只眼睛进行测试, logistic回归分析显示准确率达到80%^[32]。Nd:YAG激光后囊膜切开术后可能发生视网膜脱离、黄斑水肿、角膜水肿和人工晶状体移位等并发症^[33],相信未来更智能的AI分析帮助我们预测并发症发生,改善患者护理。

3.3 AI与白内障管理平台

远程医疗在眼科的应用目前还处于起步阶段。目前的远程眼科服务主要是通过上级医院诊断和转诊的方式进行的,这依赖于已经超负荷的医院专家来完成额外的任务。因此,患者、初级保健机构和医院之间更有效的合作模式仍有待探索。

2017年,中山大学中山眼科中心刘奕志、林浩添团队^[34]建立了1个先天性白内障AI管理平台——CC-Cruiser,该系统包含3个处理网络:1)识别网络(筛查先天性白内障);2)评估网络(根据浑浊区域、密度、位置3个不同指标确定疾病严重程度);3)策略网络(根据识别网络和评估网络的结果提供最终的治疗决策,以协助眼科医生作出治疗决定)。该系统在多种测试中也表现出色:1)In silico测试。区分患者和健康个体的准确率为98.87%,识别浑浊区域、密度和位置的准确率分别为93.98%, 95.06%, 95.12%;2)多医院临床试验。测试集由来自3家医院的57例患儿的眼前段图像组成,该系统识别准确率为98.25%,评价网络准确率分别为100.00%, 92.86%, 100.00%,决策网络准确率为92.86%;3)Website-based study。选择53张来源于网络的眼前段图像,该系统识别网络

准确率为92.45%，评价网络准确率分别为94.87%、84.62%和94.87%，决策网络准确率为89.74%；4) Finding a needle in a haystack' test。选择1个测试集，按照比例(正常:白内障=100:1)分成3组来测试该系统，该系统准确识别并做出了正确评估和治疗决定；5) Comparative测试。此测试选择了50张不同浑浊程度的图像，该系统识别成功率为100.00%，并作出了准确的评估和治疗决策，并在决策方面取胜人工。该团队^[34]还提出建设基于云计算的多医院协同管理先天性白内障的网站，简化了诊断过程，为千万家庭提供了便捷；基于该系统设计的智能机器人已应用于中山眼科中心门诊，输入眼前段图像，即可得出诊断结果及治疗建议。该系统的广泛普及将会提高先天性白内障筛查效率，拯救视力，惠及全球患儿。

2019年，Wu等^[35]建立并验证了1个通用的AI平台，提出了1种基于AI的转诊模式，以提高协同效率和医疗资源覆盖率。该平台主要经由以下3步骤诊断疾病：1)识别捕捉模式；2)识别白内障；3)诊断白内障病因和严重程度。捕捉模式准确度可达99.28%~99.71%，判断正常眼和白内障及术后眼准确率分别为99.82%和99.96%；散瞳眼前段照相模式准确度可达99.93%。在实际的三级转诊模式中，该平台建议30.3%的人被“转诊”。AI平台和多层次协同模式显示了良好的诊断性能和对白内障的有效服务。

4 AI在眼科诊疗应用中的问题与展望

AI在白内障诊疗中的应用尚处于起步阶段，目前还局限于白内障的初步诊断与筛查、手术相关辅助功能以及管理平台应用。而在全球老龄化日趋严重、对医疗的需求不断扩大、规范化的白内障手术技术要求、全球面临突发公共卫生事件的严重影响的形势下，加上AI尚面临较多公共问题，如数据集缺乏标准化、AI产品临床应用较少、越来越凸显的伦理问题等。针对儿童白内障配合差的情况亟需高效、无创的图像捕捉系统，因此AI在白内障领域的应用有待进一步拓展与深化。AI在白内障诊疗中的应用范围有待扩展，除应用于诊断和筛查外，还可以扩展到白内障手术的标准化培训，以缩短学习曲线、规范手术流程、降低手术并发症。在手术辅助功能基础上，积极开发应用白内障手术机器人，以期解决医疗

人力短缺问题。在管理平台方面，可以拓展到社区医疗、健康管理、科普教育、医疗保险等方面，真正做到白内障的早期防控、筛查、治疗一体化，并切实解决诊疗费用方面的相关矛盾。随着AI在白内障领域应用与发展，医患双方都将面临一系列伦理问题，如隐私安全、患者对AI医生的认可度与信任度等，因此，对AI在白内障诊疗应用中的监管、医患双方身心健康的维护等都是需要密切关注的问题。

新的AI技术将不断发展，因此未来仍需不断校正以提高其准确性，使其成为白内障临床实践的实用工具。

参考文献

1. Balyen L, Peto T. Promising artificial intelligence-machine learning-deep learning algorithms in ophthalmology[J]. *Asia Pac J Ophthalmol (Phila)*, 2019, 8(3): 264-272.
2. Lee A, Taylor P, Kalpathy-Cramer J, et al. Machine learning has arrived![J]. *Ophthalmology*, 2017, 124(12): 1726-1728.
3. LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436-444.
4. Cao C, Liu F, Tan H, et al. Deep Learning and its applications in biomedicine[J]. *Genomics Proteomics Bioinformatics*, 2018, 16(1): 17-32.
5. Ting DS, Peng L, Varadarajan AV, et al. Deep learning in ophthalmology: The technical and clinical considerations[J]. *Prog Retin Eye Res*, 2019, 72: 100759.
6. Rahimy E. Deep learning applications in ophthalmology[J]. *Curr Opin Ophthalmol*, 2018, 29(3): 254-260.
7. Abramoff MD, Lou Y, Erginay A, et al. Improved automated detection of diabetic retinopathy on a publicly available dataset through integration of deep learning[J]. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2016, 57(13): S200-S206.
8. Suzuki K. Overview of deep learning in medical imaging[J]. *Radiol Phys Technol*, 2017, 10(3): 257-273.
9. Ting DS, Pasquale LR, Peng L, et al. Artificial intelligence and deep learning in ophthalmology[J]. *Br J Ophthalmol*, 2019, 103(2): 167-175.
10. Poplin R, Varadarajan AV, Blumer K, et al. Prediction of cardiovascular risk factors from retinal fundus photographs via deep learning[J]. *Nat Biomed Eng*, 2018, 2(3): 158-164.
11. Asbell PA, Dualan I, Mindel J, et al. Age-related cataract[J]. *Lancet*,

- 2005, 365(9459): 599-609.
12. Wang W, Yan W, Fotis K, et al. Cataract surgical rate and socioeconomic: a global study[J]. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2016, 57(14): 5872-5881.
 13. Tandon R. Re: Waltz et al. Clinical outcomes of TECNIS toric intraocular lens implantation after cataract removal in patients with corneal astigmatism (*Ophthalmology* 2015;122: 39-47)[J]. *Ophthalmology*, 2016, 123(1): e4.
 14. Epidemiology of cataract[J]. *Lancet*, 1982, 1(8286): 1392-1393.
 15. Zheng Y, Qu B, Jin L, et al. Patient-centred and economic effectiveness of a decision aid for patients with age-related cataract in China: study protocol of a randomised controlled trial[J]. *BMJ Open*, 2020, 10(5): e032242.
 16. Divo MJ, Martinez CH, Mannino DM. Ageing and the epidemiology of multimorbidity[J]. *Eur Respir J*, 2014, 44(4): 1055-1068.
 17. Pan CW, Liu H, Sun HP, et al. Increased difficulties in managing stairs in visually impaired older adults: a community-based survey[J]. *PLoS One*, 2015, 10(11): e0142516.
 18. Wittenborn JS, Zhang X, Feagan CW, et al. The economic burden of vision loss and eye disorders among the United States population younger than 40 years[J]. *Ophthalmology*, 2013, 120(9): 1728-1735.
 19. Resnikoff S, Keys TU. Future trends in global blindness[J]. *Indian J Ophthalmol*, 2012, 60(5): 387-395.
 20. Wu X, Long E, Lin H, et al. Prevalence and epidemiological characteristics of congenital cataract: a systematic review and meta-analysis[J]. *Sci Rep*, 2016, 6: 28564.
 21. Medsinghe A, Nischal KK. Pediatric cataract: challenges and future directions[J]. *Clin Ophthalmol*, 2015, 9: 77-90.
 22. Limwattananon C, Limwattananon S, Tungthong J, et al. Association between a centrally reimbursed fee schedule policy and access to cataract surgery in the universal coverage scheme in thailand[J]. *JAMA Ophthalmol*, 2018, 136(7): 796-802.
 23. 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.
 24. Xiang D, Chen L, Hu L, et al. Image features of lens opacity in pediatric cataracts using ultrasound biomicroscopy[J]. *J AAPOS*, 2016, 20(6): 519-522.e4.
 25. El Shakankiri NM, Bayoumi NH, Abdallah A H, et al. Role of ultrasound and biomicroscopy in evaluation of anterior segment anatomy in congenital and developmental cataract cases[J]. *J Cataract Refract Surg*, 2009, 35(11): 1893-1905.
 26. Liu X, Jiang J, Zhang K, et al. Localization and diagnosis framework for pediatric cataracts based on slit-lamp images using deep features of a convolutional neural network[J]. *PLoS One*, 2017, 12(3): e0168606.
 27. Zhang H, Niu K, Xiong Y, et al. Automatic cataract grading methods based on deep learning[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2019, 182: 104978.
 28. Aristodemou P, Knox CN, Sparrow JM, et al. Formula choice: Hoffer Q, Holladay 1, or SRK/T and refractive outcomes in 8108 eyes after cataract surgery with biometry by partial coherence interferometry[J]. *J Cataract Refract Surg*, 2011, 37(1): 63-71.
 29. Siddiqui AA, Ladas JG, Lee JK. Artificial intelligence in cornea, refractive, and cataract surgery[J]. *Curr Opin Ophthalmol*, 2020, 31(4): 253-260.
 30. Morita S, Tabuchi H, Masumoto H, et al. Real-time extraction of important surgical phases in cataract surgery videos[J]. *Sci Rep*, 2019, 9(1): 16590.
 31. Leydolt C, Schartmuller D, Schwarzenbacher L, et al. Posterior capsule opacification with two hydrophobic acrylic intraocular lenses: 3-year results of a randomized trial[J]. *Am J Ophthalmol*, 2020, 217: 224-231.
 32. Mohammadi SF, Sabbaghi M, Z-Mehrjardi H, et al. Using artificial intelligence to predict the risk for posterior capsule opacification after phacoemulsification[J]. *J Cataract Refract Surg*, 2012, 38(3): 403-408.
 33. Billotte C, Berdeaux G. Adverse clinical consequences of neodymium: YAG laser treatment of posterior capsule opacification[J]. *J Cataract Refract Surg*, 2004, 30(10): 2064-2071.
 34. Long E, Lin H, Liu Z, et al. An artificial intelligence platform for the multihospital collaborative management of congenital cataracts[J]. *Nature Biomed Eng*, 2017, 1: 24.
 35. 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.

本文引用: 赵越越, 康刚劲. 人工智能在白内障诊疗中的应用进展[J]. 眼科学报, 2021, 36(1): 85-90. doi: 10.3978/j.issn.1000-4432.2021.01.16

Cite this article as: ZHAO Yueyue, KANG Gangjing. Advances in application of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of cataract[J]. *Yan Ke Xue Bao*, 2021, 36(1): 85-90. doi: 10.3978/j.issn.1000-4432.2021.01.16