

人工智能在白内障诊疗中的应用

王彦桥¹, 周海燕²

¹西安医学院研究生院, 陕西 西安

²陕西省人民医院眼科, 陕西 西安

收稿日期: 2026年3月17日; 录用日期: 2026年4月1日; 发布日期: 2026年4月20日

摘要

人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术正在革命性地改变眼科疾病的诊断和治疗模式。在可预见的未来, AI作为一种可以帮助筛查、诊断和管理各种疾病的工具, 在医学和医疗保健领域发挥着重要作用, 其在白内障手术领域的应用尤为突出。本文系统综述了AI技术在白内障手术术前规划、术中导航和操作、术后管理及预测等方面的最新研究进展和应用价值, 并探讨了当前面临的挑战与未来发展方向。眼科AI研究日益广泛, 眼科前沿专家需要进一步采用标准化的报告和监管指南, 以提高安全性和道德合规性。

关键词

人工智能, 白内障, 超声乳化术, 诊疗

The Application of Artificial Intelligence in Cataract Diagnosis and Treatment

Yanqiao Wang¹, Haiyan Zhou²

¹School of Graduate, Xi'an Medical University, Xi'an Shaanxi

²Eye Clinic, Shaanxi Provincial People's Hospital, Xi'an Shaanxi

Received: March 17, 2026; accepted: April 1, 2026; published: April 20, 2026

Abstract

Artificial Intelligence (AI) technology is revolutionizing the diagnosis and treatment models of ophthalmic diseases. In the foreseeable future, AI, as a tool that can assist in screening, diagnosing, and managing various diseases, plays a significant role in the fields of medicine and healthcare, with its application in cataract surgery being particularly prominent. This article systematically reviews the latest research progress and application value of AI technology in preoperative planning, intraoperative navigation and operation, postoperative management, and prediction in cataract

文章引用: 王彦桥, 周海燕. 人工智能在白内障诊疗中的应用[J]. 临床医学进展, 2026, 16(4): 3518-3525.

DOI: 10.12677/acm.2026.1641616

surgery, while also discussing current challenges and future development directions. Ophthalmic AI research is becoming increasingly extensive, and leading experts in ophthalmology need to further adopt standardized reporting and regulatory guidelines to enhance safety and ethical compliance.

Keywords

Artificial Intelligence, Cataract, Phacoemulsification, Diagnosis and Treatment

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

白内障是导致视力障碍和致盲的主要眼病之一, 手术是目前唯一有效的治疗方法。超声乳化术联合人工晶体(IOL)植入术是目前的主流术式[1] [2], 是一种安全有效的手术。随着手术设备及人工晶体材料的发展, 白内障手术已从传统的复明手术转变为更为精准的个性化屈光性手术, 这一过程基于术前精准的眼部生物测量、适当的 IOL 计算公式、先进的微创手术技术及功能性 IOL 的个性化应用, 从而达到精准重建或优化屈光状态[3]。近年来, 人工智能技术在医学影像识别、手术规划、预后预测等领域展现出巨大潜力, 为屈光白内障的精准诊疗提供了新的技术支撑。本文旨在梳理人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术在白内障诊疗各环节的应用现状, 为相关研究提供参考[4]。

2. AI 在术前诊断中的应用

2.1. AI 多中心平台辅助术前筛查转诊

传统白内障诊断依赖裂隙灯检查和相关专科检查后分析的主观结果, 存在一定差异。Wu X.等人[5]利用深度学习卷积神经网络建立白内障诊断的 AI 通用平台, 通过捕捉在裂隙灯前散瞳或非散瞳的晶状体混浊影像, 判断晶状体的状态, 包括: 正常晶状体、混浊晶状体、术后人工晶体眼; 通过晶状体混浊分类系统 II、核级(I-IV)进行评估, 根据严重程度判断是否随诊或进行上级转诊治疗。该团队在广州社区的试点中发现在非散瞳裂隙灯拍摄模式下, 白内障 AI 门诊对正常、白内障和术后人工晶体的诊断准确率分别为 94.35%、95.96%和 99.64%。然而, 现有 AI 算法仍缺乏多中心验证[6], 仍不能满足屈光性白内障手术的需求。另外, 白内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亟待解决, 今后仍需加强多中心的数据共享与算法能力, 提高 AI 在屈光性白内障术前筛查的专业能力, 降低转诊服务过程中不必要的资金损耗。

2.2. 基于深度学习的白内障手术图像处理

白内障患者常伴有多种眼底疾病, 而现有研究多集中于单一疾病识别, 增加了诊断难度。现阶段我们基于多维组件 AI 中的一种——深度学习(Deep Learning, DL), 对白内障术前检查的图像进行特征性提取, 并构建多元神经网络进行分类器的分类, 最后将图像与诊断输出相关联。孙彬等人[7]利用 DL 进行多眼病疾病图像分类与白内障手术图像分割技术, 解决了现阶段的分类网络难以准确提取特征相似的眼底图像问题, 以及白内障手术过程中产生镜面反射问题与图像尺度变化问题, 并将深度学习算法应用于白内障诊断与手术治疗。在该团队的研究中通过自注意力与卷积的双分支策略及运用多尺度图像特征提

取模块的增强模型完成多眼科疾病图像分类, 进一步增强网络特征的提取能力, 最后上述模型在图像分类任务上取得了良好的性能。白内障手术图像分割是采用一种增强边缘特征的双注意力图像分割模型, 通过使用设计了条形坐标注意力使得模型更加关注有代表性的特征信息; 并采用不同方向的条形池化避免在相距较远的位置建立不必要的连接, 更好地分割条形物体, 从而应对强烈光照带来的镜面反射问题。最后研究发现上述方法分别在公开的四个白内障手术图像数据集: 瞳孔、角膜、晶状体和手术器械数据集上都取得了比较好的分割结果。

2.3. 人工晶体度数的个性化选择

在屈光性白内障手术中, 术后视觉质量与人工晶状体(IOL)度数及轴位的准确计算密切相关[8]。

2.3.1. AI 计算公式的预测优势

由于轴性近视人群的眼部解剖结构不同, 使用传统公式的近视人群在屈光性白内障手术后的屈光结果不理想, 存在与术前预测不一致的远视屈光意外, 从而降低患者满意度。在最近 IOL 计算的研究中, 与传统公式相比基于人工智能的计算公式显示出更好的预测准确性。Naren Shetty 等人[9]比较了新的 AI 公式, 即 HillRBF3、Kane 公式、EVO2.0 和 Olsen 公式, 与传统的 Barrett II (BUII 公式)以及 WangKoch (WK)调整的 Holladay1、Haigis、SRK/T 和 HofferQ 常规公式在计算轴性近视中的准确性, 该团队纳入轴向长度大于 26 mm 且接受无并发症超声乳化手术的 165 名印度近视眼患者, 通过使用优化的晶状体常数计算每种公式的预测术后屈光结果, 然后将预测屈光结果与实际屈光结果进行比较以给出预测误差, 并根据眼轴范围(26~28 mm、>28~30 mm 和>30 mm)分别进行亚组分析。最后结果发现, 在眼轴计算公式的比较中, 新的 AI 公式 Hill RBF 3.0 以及 Kane 和 EVO 2.0 公式最为准确, 其中 Hill RBF 3.0 具有最低的平均绝对预测误差、误差的标准差, 以及术后低残余误差眼的比例最高; 另外, 在亚组分析中, 仅在极长的眼睛(>30 mm)中观察到显著差异。

2.3.2. 超长眼轴的公式选择

Naren Shetty 等人主要是将传统公式与基于人工智能的计算公式比较显示 AI 计算公式的准确性, 并针对眼轴长度进行详细的亚组分析, 而与之不同的 Stopyra 等人[8]主要研究 48 只眼超长眼轴(AL > 30 mm)的高度近视并发白内障的白种人群, 虽然该团队并没有进行亚组分类, 也缺乏 AI 计算公式与传统公式的比较, 但是首次系统地将 7 种基于人工智能的 IOL 计算公式进行比较, 即 Hill-RBF 3.0、Kane、PEARL-DGS、LSF AI、Karmona、Hoffer QST 和 Zhu-Lu 公式, 并研究其患者术后屈光误差风险高及准确性的问题。该团队对纳入标准的患者进行白内障手术并植入单焦点 IOL, 使用 RMSAE、MedAE、 ± 0.50 D 内比例等多项指标利用 7 种 IOL 计算公式进行综合评估并预测误差。研究显示, Hill-RBF 3.0 在 RMSAE (0.788) 和 ± 0.50 D 内比例(54.17%)方面表现最佳, Hoffer QST 在 MedAE (0.442)上最优, 而 LSF AI 和 Karmona 准确性较差。综合来看, Hill-RBF 3.0、Hoffer QST 和 Kane 是超长眼轴(AL > 30 mm)白人患者的优选公式[10][11]。

由于不同种族人群的眼部解剖结构存在差异, AI 计算公式的有效性本就基于训练数据、神经网络及单元的流行病学特征, 目前的研究结论能否在国内使用, 尚需要进一步验证。

2.3.3. 经平坦部玻璃体切割术后白内障患者的公式选择

针对既往接受过经平坦部玻璃体切割术(PPV)的白内障患者, 相对于单纯白内障而言, IOL 人工晶体的计算也相对复杂。张嘉清等人[12]开发了一种基于集成人工智能的晶状体 IOL 计算公式——LISA-PPV, 专门用于玻璃体切割术后的白内障患者。该研究通过分析 PPV 术后眼有效晶体位置与生物测量参数的关系, 构建了一个结合手术方式(如玻璃体填充类型、巩膜环扎史等)的内部晶体位置(TILP)预测模型。在外

部测试中, LISA-PPV 计算公式在预测误差(MAE = 0.63 D)和误差分布方面均优于现有七大公式, 尤其在长眼轴眼中表现突出, 但基于正常白内障患者开发的 TILP 预测模型表现较差。该研究为 PPV 术后白内障手术提供了首个专门优化的 AI 驱动 IOL 计算公式, 进一步验证了为这一特殊人群开发 TILP 模型的必要性和有效性, 为特殊人群的术前人工晶体生物测量提供了新方法。

3. AI 在手术导航与操作辅助中的作用

3.1. 手术视频超分辨率的应用

目前, 白内障手术存在分辨率低, 细微结构(如晶状体囊膜、皮质)观察受限等缺点。另外, 现有的超分辨率方法也多基于理想场景, 缺乏针对真实医学视频的高质量数据集和专用算法。黄锴等人[13]针对白内障手术视频分辨率低的问题, 在 22 万帧的 12 个手术视频, 划分为训练、验证、测试集, 并用 CPS 数据集上对比多种前沿 VSR 方法(如 EDVR、BasicVSR 等); 在 Vid4、SPMCs-30、Urban100 等通用数据集上测试使用普遍性。构建了首个超声乳化手术视频超分辨率数据集(CPS Dataset), 并提出了一种基于卷积神经网络的轻量级视频超分模型(CASR)。该模型通过融合局部与非局部特征、引入可形变卷积与级联残差模块, 使之在 PSNR 和 SSIM 指标上优于既往方法, 并在多个通用数据集上展现出良好的使用普遍性。研究不仅提升了手术视频的视觉质量, 也为医学影像处理提供了新的数据与方法基础, 未来可进一步拓展至其他眼科疾病与模型的可解释性研究。

3.2. 术中囊袋结构识别及囊环精准跟踪

在囊带结构识别方面, 现有研究多为定性评估, Naik 等人[14]过在角膜上放置符合手术标准半径的隐形眼镜为撕囊提供撕囊操作的参考, 带来额外消毒及多余耗材不必要花费的问题; ZEISS 公司研制的特殊眼科显微镜可以在医生的镜下视野标记随虹膜运动、半径标准的虚线圆圈来辅助撕囊操作, 但会误导医生的术中操作并造成视觉干扰; 目前缺乏专门针对撕囊的数据集, 无法根据量化指标为术者提供具体改进建议。岳雯倩等人[15]针对白内障手术中撕囊步骤的术中边界识别与术后评估难题, 基于传统和主流的 CNN 算法及近两年带来巨大革新的 Transformer 网络构建了专用数据集 CapsSeg (用于撕囊边界的识别)与 CapsEva (用于撕囊操作术后的评估), 并提出了一种双 Transformer 的高分辨率分割网络(THRNet)与边缘增强的评估网络。THRNet 是通过通道与层间注意力机制学习软组织变化模式, 处理并补偿患者的眼动, 这实现了术中边界的精准跟踪; 评估网络则通过空洞卷积与自注意力机制输出圆度、居中度与半径等量化指标, 为医生提供具体改进建议。研究表明, 所提方法在分割精度与评估一致性上均优于现有模型, 如白内障语义分割挑战赛 CATARACTS 的官方数据集[16]虽由大样本、多种类的图像构成、并且由内部标记团队手动标记图像的特点; Negin Ghamsarian 等人[17]基于 CNN-RNN 算法的框架, 针对白内障手术视频中的晶状体蜷曲难以展开或不稳定这一问题, 提出了识别算法 LensID。主要是利用神经网络识别定位“晶状体植入”这一阶段, 再通过语义分割框架 AdaptNet1 进行眼内软组织分割, 进而评估植入的准确性。但现有传统模型在临床使用阶段针对性不强, 例如软组织分割、虹膜识别等较为欠缺, 而本研究实现了术中边界的精准跟踪与术后量化评估, 有效辅助医生提高操作规范性, 具备良好的临床应用前景。之后可以进一步探索三维补偿与端到端评估模型, 提升系统的实用性。

散光晶体术前角膜传统标记方法存在感染风险和褪色问题外, 还存在 eye 导航系统技术不公开、易受眼球形变影响、鲁棒性差等问题[18]。赵文涛等人[19]提出了一种基于深度特征匹配的白内障术中眼球旋转角度检测方法, 通过结合注意力卷积模块与自适应跳层连接的特征提取与描述模型; 引入坐标注意力机制(CA)和条件参数化深度卷积(CondDwConv)增强了模型对细节特征和空间位置的感知能力[20] [21]。通过旋转角度误差(RE)、平均匹配精度(MMA)、匹配对数(MMP/MVMP)、检测速度这些评价指标, 与 SIFT、

SURF、SuperPoint、D2-Net、R2D2 这 5 种模型进行对比。研究发现在精度、匹配性能、速度、鲁棒性、消融实验中眼球旋转角度检测方法均优于对比模型, 显著提升了手术干扰下的匹配鲁棒性, 为白内障手术中的精准导航提供了有效支持。该模型具有较强的泛化能力和临床适用性, 为屈光性白内障手术提供了高精度、无标记的眼球旋转角度检测方案。

4. AI 辅助下的自动化手术教学与评估

手术视频是宝贵的评估资源, 但以往 AI 视觉方法只评估单一手术步骤, 或只能给出整体评分, 缺乏具体模型对运动细节的捕捉和解释。传统计算机分析方法虽能区分住院医师与专家, 但无法识别具体的手术步骤, 限制了反馈的及时有效性。

手术步骤的阶段识别与技能追踪

白内障手术中上级医师现场指导的传统教学模式已不能满足现阶段教学的需求, 而使用现有的评估工具(如 OSACSS)依赖人工评分虽有效, 但手术评估量化指标仍缺乏标准化、自动化。Yeh 等人[22]于 2021 年开发了基于 CNN-RNN 的深度学习系统 PhacoTrainer, 用于从 6 个中心、12 名住院医师的 268 个白内障手术视频中自动识别 13 个手术步骤。使用准确率、AUC、平均精度(AP)、混淆矩阵等指标将 CNN-RNN 模型与 VGG 模型进行对比, 最后发现, 在整体性能方面 CNN-RNN 模型的准确率均高于 VGG 模型; 在常规或复杂的步骤识别方面, CNN-RNN 模型性能也优于 VGG 模型, 研究通过 Grad-CAM 可视化模型依据手术器械的尖端位置进行判断, 与人类外科医生的判断逻辑一致。该系统为实现自动化手术评估与反馈提供了关键技术支撑, 为住院医师提供量化、持续的技能追踪, 未来有望通过融入其他眼科手术与扩大复杂病例样本进一步提升性能与实用性。

Yeh 等人[23]于 2023 年提出了 PhacoTrainer 系统, 利用 YOLACT + DarkNet backbone 实例分割模型与定制化的标志点识别算法, 从 268 个住院医师手术视频中, 提取 457,171 帧, 随机选取 1156 帧进行精细标注, 再额外选取 10 个超声乳化步骤的视频片段(5853 帧)用近似椭圆、取其中心的瞳孔作为标志点识别评估。根据 mAP、IoU 评估分割性能; 通过标志点识别灵敏度、精确度、平均偏差(像素); 将总路径长度、最大速度、覆盖面积作为运动指标。实现了对白内障手术视频中多种手术工具和眼部结构的实时跟踪。该系统能自动生成总路径长度、最大速度和覆盖面积等运动指标, 这些指标与专家评分(OSACSS)显著负相关, 即技能越高, 路径越短、速度越稳、覆盖面积越小。该研究成功开发了一个能精确定位手术工具和眼部标志的深度学习系统, 并能自动生成与手术技能显著相关的运动指标, 为自动化手术评估奠定了基础。之后 Yeh 等人[24], 又提出“是否可以通过 AI 自动生成的手术表现指标区分主治医师与住院医师的手术视频, 并验证这些指标与专家评分(OSACSS)之间是否存在相关性”这一科学问题。通过分析 57 例白内障手术视频(28 例住院医师, 29 例主治医师), 从中自动提取工具特异性与解剖标志特异性的 6 种量化指标, 包括总路径长度、最大速度覆盖面积、超声乳化探头偏心度(距瞳孔中心)、眼球偏心度(瞳孔中心距屏幕中心)、变焦水平变化(角巩膜缘直径标准差); 同时, 还有 3 名认证眼科专家使用 OSACSS 量表(20 个项目)对所有视频进行盲评。最后研究显示, AI 生成的术中指标能有效区分不同阶段医生的手术经验水平, 且与专家评价高度一致, 具备作为辅助评估工具的潜力。该系统首次系统性地将多种 AI 指标与 OSACSS 子项目进行配对相关性分析, 帮助住院医师精准识别薄弱环节, 实现针对性训练; 推动智能化手术教育平台的发展, 为实现自动化、精细化手术技能评估与反馈提供了可行路径。

5. AI 在术中导航与手术时间预测方面的潜力

Nespolo 等人[25]开发并评估了一种手术显微镜的超声乳化白内障术中 AI 引导平台, 为外科医生

提供视觉反馈。该平台使用 Faster R-CNN 神经网络实时追踪术中瞳孔、识别手术阶段(撕囊、超声乳化、皮质清除、密闭切口), 并激活相应的计算机视觉引导工具。例如工具中的环形撕囊模板为术者提供理想撕囊路径及直径; 光流法检测器械与碎片的正常与异常运动、对比度受限自适应直方图均衡化可以增强组织的可视性。最后, 该团队通过 AUROC(受试者工作特征曲线下面积)、AUPR(精确召回曲线下面积)进行阶段分类; Dice 系数(精确率与召回率的调和平均数)分割瞳孔, 通过帧率(FPS)来评估处理速度; 并由经过此技术的 11 位白内障外科医生完成非验证性问卷。结果显示, 阶段分类的 AUROC 高达 0.997, 瞳孔分割 Dice 分数达 90.2%, 处理速度达 97 FPS。在结果中, 72%的医生表示极有可能在复杂手术中, 91%认为瞳孔追踪与阶段识别“非常准确”, 所有医生认为该平台对实时手术引导“有益”。该研究证实了术中 AI 引导系统在提升手术安全性与医生体验方面的潜力, 为智能手术显微镜的发展奠定了基础。手术时间可能受到许多变量的影响, 例如白内障的种类、患者的协作、眼部和全身因素的风险因素以及主刀医生的经验, Michele Lanza 等人[26]最近发表了利用人工智能识别白内障术中并发症的危险因素以及预测手术时间, 他们在 1229 例白内障患者 1229 只眼睛的回顾性研究中评估了影响手术的多个因素: 全身疾病、眼轴长度、角膜曲率、计划植入的晶状体的度数、眼睛、外科医生类型、最佳矫正视力、屈光缺陷(不只评估较高的), 和内皮细胞计数及多变量回归策略, 通过最后的三个输入特征(人工晶状体度数 + AL + 外科医生类型), 发现手术计划和手术室时间的实际利用之间存在有限的相关性, 外科医生因素、虹膜因素带来的手术挑战和晚期白内障与较长的白内障手术时间相关性最强。预测手术时间平均准确率为 68.4%, 并且与实际手术时间最大差异平均不超过 6 分钟, 没有临床或统计学差异, 这些和其他危险因素的认识可以帮助外科医生准确地安排病例, 并有助于更有效地利用手术资源。

6. CW 弦与术后视觉质量的关联

1° 的轴位偏差会导致散光矫正效果下降 3.3% [27]。在植入多焦点或 EDOF 型人工晶状体时, 视轴与光轴的偏差(如 α 角、 κ 角)会显著影响术后视觉质量。然而, α 角和 κ 角在临床上难以准确定义和测量。因此, 李晨等[28]在 CW 弦方面另辟蹊径, 该团队针对白内障手术前后眼球轴线位置变化(如 CW 弦)这一问题设计了实验方案, 在 304 例白内障患者(304 眼)中, 使用 IOL Master 700 采集术前及术后 3 个月的生物参数, 首次系统分析白内障手术对 CW 弦的影响; 引入支持向量回归与 BP 神经网络进行预测, 并比较其性能, 构建了 SVR 与 BP 神经网络模型用于预测术后 CW 弦的变化。研究显示, 术后 CW 弦的 X 分量向颞侧轻微偏移, Y 分量变化不显著; SVR 模型在预测精度和一致性方面均优于 BP 神经网络。该研究为白内障术前评估眼球轴线位置提供了新方法, 尤其适用于多焦点 IOL 植入的术前规划, 可进一步探索 CW 弦与术后视觉质量(如眩光、对比敏感度)的直接关联。

7. AI 在儿童白内障诊疗中的综合评估潜力

儿童白内障形态复杂, 手术决策需综合考虑白内障严重程度与弱视风险。CC-Cruiser 是一个基于云的 AI 平台, 能通过裂隙灯图像自动检测与分级白内障, 并提供治疗建议[29]-[31]。在自动裁剪裂隙灯图像到晶状体区域后, 它使用三个独立的 CNN(修改后的 AlexNets)来预测三个方面: 白内障存在、分级(不透明区域、密度、位置)和治疗建议(手术或非手术治疗)。Zhang Kai 等人[32]应用随机森林和朴素贝叶斯分类器, 根据患者的人口信息和白内障严重程度评估, 预测两种常见的术后并发症, 即中央晶状体再生和高眼内压(IOP)。另一种方法使用 CNN 检测需要手术的严重后囊膜混浊[33], 采用在 ImageNet 上预训练的 ResNet, 并使用成本敏感损失来处理数据集不平衡, 都显示出 AI 在儿童白内障管理中的潜力[34]。

8. 结语

虽然人工智能正在逐步融入白内障诊疗的各个环节, 从术前规划、术中导航到术后评估, 并取得了显著进展, 展现出良好的应用前景, 但是在白内障诊疗中仍存在不同挑战, 术前管理方面: 基层医疗服务中大量的资金投入与上级医疗之间的转诊时机、眼前段照相及眼底检查图像的处理、复杂白内障如长眼轴及 PPV 术后的 IOL 计算公式的选择; 术中管理方面: 手术视频对住院医师的教学指导价值未广泛应用、术中如撕囊、人工晶体植入等过程提前识别尚不成熟; 术后管理方面: CW 弦与术后视觉质量的直接关联仍需探索。因此, AI 在未来白内障手术的不同应用中仍需不断校正以提高其准确性, 使其在白内障诊疗过程中发挥更好的应用前景。

基金项目

陕西省自然科学基金项目(2023-JC-YB-661); 西安交通大学基本科研业务费自由探索与创新 - 教师类项目(xzy012021079)。

参考文献

- [1] Ianchulev, T., Litoff, D., Ellinger, D., Stiverson, K. and Packer, M. (2016) Office-Based Cataract Surgery: Population Health Outcomes Study of More than 21 000 Cases in the United States. *Ophthalmology*, **123**, 723-728. <https://doi.org/10.1016/j.ophtha.2015.12.020>
- [2] Qin, V.L., Conti, F.F. and Singh, R.P. (2018) Measuring Outcomes in Cataract Surgery. *Current Opinion in Ophthalmology*, **29**, 100-104. <https://doi.org/10.1097/icu.0000000000000434>
- [3] 卢奕, 竺向往. 屈光性白内障手术任重而道远[J]. 中华眼科杂志, 2022, 58(7): 481-486.
- [4] Liu, Y., Wilkins, M., Kim, T., Malyugin, B. and Mehta, J.S. (2017) Cataracts. *The Lancet*, **390**, 600-612. [https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(17\)30544-5](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(17)30544-5)
- [5] Wu, X., Huang, Y., Liu, Z., Lai, W., Long, E., Zhang, K., et al. (2019) Universal Artificial Intelligence Platform for Collaborative Management of Cataracts. *British Journal of Ophthalmology*, **103**, 1553-1560. <https://doi.org/10.1136/bjophthalmol-2019-314729>
- [6] Ahuja, A., Paredes III, A., Eisel, M., Kodwani, S., Wagner, I., Miller, D., et al. (2024) Applications of Artificial Intelligence in Cataract Surgery: A Review. *Clinical Ophthalmology*, **18**, 2969-2975. <https://doi.org/10.2147/oph.s489054>
- [7] 孙彬. 基于深度学习的白内障辅助检测与手术图像分割算法研究[D]: [硕士学位论文]. 太原: 太原理工大学, 2024.
- [8] Stopyra, W., Voytsekhivskyy, O. and Grzybowski, A. (2025) Accuracy of 7 Artificial Intelligence-Based Intraocular Lens Power Calculation Formulas in Extremely Long Caucasian Eyes. *American Journal of Ophthalmology*, **271**, 337-346. <https://doi.org/10.1016/j.ajo.2024.10.033>
- [9] Shetty, N., Shetty, R., Nuijts, R.M.M.A., Satija, A., Roy, A.S. and Kaweri, L. (2024) Retrospective Assessment of Accuracy of Nine Intraocular Lens Power Calculation Formulae in Eyes with Axial Myopia. *Indian Journal of Ophthalmology*, **72**, 549-553. https://doi.org/10.4103/ijoo.ijoo_1542_23
- [10] Jiang, X., Wang, J., Jiang, Q., Zhou, X., Xia, F. and Gao, M. (2025) Comparative Evaluation of Traditional and AI-Based Intraocular Lens Power Calculation Formulas in Highly Myopic Eyes. *BMC Ophthalmology*, **25**, Article No. 507. <https://doi.org/10.1186/s12886-025-04365-5>
- [11] Stopyra, W., Cooke, D.L. and Grzybowski, A. (2024) A Review of Intraocular Lens Power Calculation Formulas Based on Artificial Intelligence. *Journal of Clinical Medicine*, **13**, Article 498. <https://doi.org/10.3390/jcm13020498>
- [12] Zhang, J., Jin, A., Han, X., Chen, Z., Diao, C., Zhang, Y., et al. (2024) The LISA-PPV Formula: An Ensemble Artificial Intelligence-Based Thick Intraocular Lens Calculation Formula for Vitrectomized Eyes. *American Journal of Ophthalmology*, **262**, 237-245. <https://doi.org/10.1016/j.ajo.2024.02.037>
- [13] 黄锴. 基于卷积神经网络的白内障手术视频超分辨率重建研究[D]: [硕士学位论文]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2022.
- [14] Naik, M.P., Sethi, H. and Kasiviswanathan, P. (2020) Modified Bandage-Contact-Lens Used as a Guide-Marker for Performing Continuous-Curvilinear-Capsulorhexis by a First-Year-Post-Graduate-Ophthalmology-Resident. *American Journal of Ophthalmology Case Reports*, **20**, Article ID: 100889. <https://doi.org/10.1016/j.ajoc.2020.100889>

- [15] 岳雯倩. 基于深度学习的白内障撕囊边界识别与术后评估[D]: [硕士学位论文]. 天津: 河北工业大学, 2023.
- [16] Grammatikopoulou, M., Flouty, E., Kadkhodamohammadi, A., Quellec, G., Chow, A., Nehme, J., *et al.* (2021) Cadis: Cataract Dataset for Surgical RGB-Image Segmentation. *Medical Image Analysis*, **71**, Article ID: 102053. <https://doi.org/10.1016/j.media.2021.102053>
- [17] Ghamsarian, N., Taschwer, M., Putzgruber-Adamitsch, D., Sarny, S., El-Shabrawi, Y. and Schoeffmann, K. (2021) Lensid: A CNN-RNN-Based Framework Towards Lens Irregularity Detection in Cataract Surgery Videos. In: de Bruijne, M., *et al.*, Eds., *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention—MICCAI 2021*, Springer, 76-86. https://doi.org/10.1007/978-3-030-87237-3_8
- [18] Guo, Z., Chan, Y.H. and Law, N.F. (2024) Deep Learning-Based Intraoperative Video Analysis for Cataract Surgery Instrument Identification. 2024 *Asia Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC)*, Macau, 3-6 December 2024, 1-7.
- [19] 赵文涛, 续欣莹, 谢珺, 等. 基于深度特征匹配的白内障术中眼球旋转角度检测方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2024, 36(9): 1407-1417.
- [20] Wang, X., Li, S., Jia, X., *et al.* (2020) Video Super Resolution with Temporal Group Attention (EDVR). 2020 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Seattle, 13-19 June 2020, 8005-8014. <https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.00803>
- [21] Revaud, J., Weinzaepfel, P., De Souza, C. and Humenberger, M. (2019) R2D2: Repeatable and Reliable Detector and Descriptor. *Proceedings of the 33rd International Conference on Neural Information Processing Systems*, Vancouver, 8-14 December 2019, 12414-12424.
- [22] Yeh, H., Jain, A.M., Fox, O. and Wang, S.Y. (2021) PhacoTrainer: A Multicenter Study of Deep Learning for Activity Recognition in Cataract Surgical Videos. *Translational Vision Science & Technology*, **10**, Article 23. <https://doi.org/10.1167/tvst.10.13.23>
- [23] Yeh, H., Jain, A.M., Fox, O., Sebov, K. and Wang, S.Y. (2023) PhacoTrainer: Deep Learning for Cataract Surgical Videos to Track Surgical Tools. *Translational Vision Science & Technology*, **12**, Article 23. <https://doi.org/10.1167/tvst.12.3.23>
- [24] Yeh, H., Sen, S., Chou, J.C., Christopher, K.L. and Wang, S.Y. (2025) PhacoTrainer: Automatic Artificial Intelligence-Generated Performance Ratings for Cataract Surgery. *Translational Vision Science & Technology*, **14**, Article 2. <https://doi.org/10.1167/tvst.14.5.2>
- [25] Garcia Nespolo, R., Yi, D., Cole, E., Valikodath, N., Luciano, C. and Leiderman, Y.I. (2022) Evaluation of Artificial Intelligence-Based Intraoperative Guidance Tools for Phacoemulsification Cataract Surgery. *JAMA Ophthalmology*, **140**, 170-177. <https://doi.org/10.1001/jamaophthalmol.2021.5742>
- [26] McKay, K.M., Borkar, D.S., Moustafa, G.A., *et al.* (2020) Clinical Factors Affecting Operating Room Utilization in Cataract Surgery: Results from the PCIOL Study. *Journal of Cataract & Refractive Surgery*, **46**, 14-19.
- [27] Lanza, M., Koprowski, R., Boccia, R., Krysik, K., Sbordone, S., Tartaglione, A., *et al.* (2020) Application of Artificial Intelligence in the Analysis of Features Affecting Cataract Surgery Complications in a Teaching Hospital. *Frontiers in Medicine*, **7**, Article 607870. <https://doi.org/10.3389/fmed.2020.607870>
- [28] 李晨. 基于 SVR 和 BP 神经网络算法通过 IOLMaster700 测量数据来预测白内障术后 CW 弦[J]. 国际眼科杂志, 2023, 23(12): 2081-2086.
- [29] Nuzzi, R., Boscia, G., Marolo, P. and Ricardi, F. (2021) The Impact of Artificial Intelligence and Deep Learning in Eye Diseases: A Review. *Frontiers in Medicine*, **8**, Article 710329. <https://doi.org/10.3389/fmed.2021.710329>
- [30] Wu, D., Xiang, Y., Wu, X., *et al.* (2020) Artificial Intelligence-Tutoring Problem-Based Learning in Ophthalmology Clerkship. *Annals of Translational Medicine*, **8**, 700.
- [31] Sole, A.L. (2019) From Development to Application: Bridging the Translational Gap of Artificial Intelligence-Based Diagnostics for Childhood Cataract. *eClinicalMedicine*, **9**, 7-8.
- [32] Zhang, K., Liu, X., Jiang, J., Li, W., Wang, S., Liu, L., *et al.* (2019) Prediction of Postoperative Complications of Pediatric Cataract Patients Using Data Mining. *Journal of Translational Medicine*, **17**, Article No. 2. <https://doi.org/10.1186/s12967-018-1758-2>
- [33] Jiang, J., Liu, X., Zhang, K., Long, E., Wang, L., Li, W., *et al.* (2017) Automatic Diagnosis of Imbalanced Ophthalmic Images Using a Cost-Sensitive Deep Convolutional Neural Network. *BioMedical Engineering OnLine*, **16**, Article No. 132. <https://doi.org/10.1186/s12938-017-0420-1>
- [34] Zhang, H., Jiang, L. and Li, C. (2021) CS-ResNet: Cost-Sensitive Residual Convolutional Neural Network for PCB Cosmetic Defect Detection. *Expert Systems with Applications*, **185**, Article ID: 115673. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115673>