

人工智能与裂隙灯显微镜照相相结合在识别眼前节疾病诊疗中的应用进展

蒋妍凯¹, 李剑华¹, 杨智宽^{1,2}

引用: 蒋妍凯, 李剑华, 杨智宽. 人工智能与裂隙灯显微镜照相相结合在识别眼前节疾病诊疗中的应用进展. 国际眼科杂志, 2026, 26(5): 831-837.

作者单位:¹(510000) 中国广东省广州市, 暨南大学附属爱尔眼科医院; ²(410000) 中国湖南省长沙市, 长沙爱尔眼科医院

作者简介: 蒋妍凯, 在读硕士研究生, 研究方向: 儿童近视防控及斜弱视。

通讯作者: 杨智宽, 博士, 研究员, 教授, 主任医师, 博士研究生导师, 研究方向: 青少年近视防控及小儿斜弱视. yangzhikuan@aierchina.com

收稿日期: 2025-10-21 修回日期: 2026-03-17

摘要

近年来, 基于深度学习与机器学习的人工智能(AI)作为计算机科学分支在眼科疾病的筛查与诊疗中发展迅速, 其应用范围已由眼后段逐渐拓展至眼前节领域。基于裂隙灯显微镜照相、前后段光学相干断层扫描(OCT)等多模态成像的自动化检测和分析方案, 已在角膜炎、干眼、翼状胬肉及青光眼等常见眼前节疾病的特征识别、早期诊断和治疗辅助方面展现出潜力。裂隙灯显微镜作为眼前节疾病观察的核心工具, 在临床中仍具有不可替代的地位。文章综述了近年来相关研究进展, 并探讨 AI 联合裂隙灯显微镜照相在眼前节疾病诊疗中的应用前景。

关键词: 人工智能; 裂隙灯显微镜照相; 眼前节疾病

DOI: 10.3980/j.issn.1672-5123.2026.5.17

Artificial intelligence integrated with slit-lamp photography for the identification of anterior segment diseases

Jiang Yankai¹, Li Jianhua¹, Yang Zhikuan^{1,2}

¹Aier Eye Hospital, Jinan University, Guangzhou 510000, Guangdong Province, China; ²Changsha Aier Eye Hospital, Changsha 410000, Hunan Province, China

Correspondence to: Yang Zhikuan. Aier Eye Hospital, Jinan University, Guangzhou 510000, Guangdong Province, China; Changsha Aier Eye Hospital, Changsha 410000, Hunan Province, China. yangzhikuan@aierchina.com

Received: 2025-10-21 Accepted: 2026-03-17

Abstract

• In recent years, artificial intelligence (AI), a branch of computer science based on deep learning and machine

learning, has advanced rapidly in the screening and clinical management of ophthalmic diseases. Its application scope has gradually expanded from the posterior segment to the anterior segment of the eye. Automated detection and interpretation frameworks incorporating multimodal imaging modalities, including slit-lamp photography and anterior and posterior segment optical coherence tomography (OCT), have demonstrated considerable potential in the identification, early diagnosis, and clinical decision support of common anterior segment diseases such as keratitis, dry eye disease, pterygium, and glaucoma. As a fundamental instrument for anterior segment examination, the slit-lamp microscope remains indispensable in routine ophthalmic practice. This review summarizes recent progress in AI-assisted anterior segment research and discusses the prospects of integrating AI with slit-lamp imaging in clinical ophthalmology.

• KEYWORDS: artificial intelligence; slit-lamp photography; anterior segment disease

Citation: Jiang YK, Li JH, Yang ZK. Artificial intelligence integrated with slit-lamp photography for the identification of anterior segment diseases. Guoji Yanke Zazhi (Int Eye Sci), 2026, 26(5): 831-837.

0 引言

近年来, 随着算法迭代、数据爆发式增长与计算能力提升, 以机器学习(machine learning, ML)和深度学习(deep learning, DL)为代表的人工智能(artificial intelligence, AI)在眼前节疾病的诊疗领域中开辟新路径。眼部疾病筛查和诊治高度依赖图像识别其特征, 而数字化影像为计算分析提供了天然优势^[1]。多项研究表明, 将 AI 与裂隙灯显微镜照相相结合可实现对眼前节疾病的快速筛查, 显著提升了临床效率与诊断精度。此外, AI 技术与远程医疗的融合, 为医疗资源匮乏地区提供便捷高效的医疗服务, 推动医疗健康领域均衡发展。

AI 是用于模拟和扩展人类智能的理论、方法及技术体系。ML 通过从数据中识别并提取特征规律, 从而实现疾病诊断和分类的支持^[2]。ML 主要分为传统机器学习(classical machine learning, CML)和 DL 两类: CML 通过支持向量机(support vector machines, SVM)、随机森林(random forest, RF)、决策树(decision-making tree, DT)等算法, 利用大量样本训练提取特征, 常适用于基于医疗记录或人口数据的分析任务^[3], 且通常不涉及复杂神经网络; DL 则是人工神经网络(artificial neural network, ANN)

的最新进阶形态,以递归神经网络(recurrent neural network, RNN)、卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)等大型网络为代表,擅长处理图像、声音等多媒体数据,实现自动化的多层次特征提取,无需手动标注^[4]。

1 裂隙灯显微镜图像的处理

高质量的裂隙灯图像数据集是提高眼前节疾病 AI 诊疗和研究的基础。近年来,研究人员逐渐将关注焦点朝向裂隙灯图像的特征处理,通过筛选、优化图像后能更有效地构建 AI 模型,目前在图像特征优化和质量控制方面取得了显著进展。Li 等^[5]基于眼部解剖结构和病理特征,开发了一种名为“Visionome”的自动检测和分类系统,实现对裂隙灯图像中潜在病变的全面检测。另一研究团队提出图像质量控制系统,可自动识别弱视野、散焦及位置偏差等裂隙灯图像的质量问题,为临床 AI 辅助诊断提供高质量图像^[6]。近期研究提出混合先验网络,结合传统图像处理方法,实现对象膜图像质量的精准评估,准确率达到 99.03%^[7]。这些方法表明,通过标准化和优化裂隙灯图像,可为临床 AI 辅助诊疗提供更强的数据保障。未来随着多模态图像处理和自动化质量控制技术的发展,裂隙灯图像在疾病筛查、分型及疗效评估中的应用将更加高效,为个体化诊疗和远程医疗提供坚实基础。

2 AI 结合裂隙灯显微镜照相在眼前节疾病中的运用

2.1 角膜疾病

2.1.1 感染性角膜炎 感染性角膜炎(infectious keratitis, IK)是全球失明的第五大原因,也称为感染性角膜溃疡或角膜混浊,可分为微生物角膜炎(microbial keratitis, MK)(细菌性、真菌性或寄生虫性)或病毒性角膜炎^[8]。角膜感染后病情进展迅速,若不及时治疗多造成不可逆的视力损害^[9]。

近年来,AI 联合裂隙灯显微镜照相在角膜炎领域的研究逐步深入,早期研究主要聚焦于区分正常角膜与其他角膜病变^[10-11],随后发展到基于病灶分割的特异性识别^[12-13],并进一步实现对不同类型角膜炎的精细化分类^[9,14-17]和病原菌筛查^[18-20]。其中感兴趣区域(region of interest, ROI)的准确识别与分割是诊断和分析的关键。Loo 等^[13]开发的一种基于深度学习的全自动算法 SLIT-Net,能够有效分割裂隙灯图像中的眼部结构和 Mk 生物标志物,而 Yang 等^[12]最新提出的首个融合定向连接建模与 Transformer 的深度学习模型,其关键标志物分割性能与人工标注结果无统计学差异,为 MK 标准化诊断、病情评估及治疗监测提供创新工具。这些研究主要聚焦于 MK 生物标志物的精准分割,仅优化算法分割性能,未结合临床诊疗所需的病灶面积、深度、浸润范围等预后评估指标,无法判断病情严重程度并制定治疗方案,模型输出结果单一,无法为临床治疗决策提供参考。对于角膜炎的分型识别等相关方向,Li 等^[15]基于 IKSLI-2021 数据集提出的 CAA-Net 模型,实现了 IK 的可视化与精准诊断,并在多项指标上优于现有模型,但对细菌性角膜炎(bacterial keratitis, BK)的识别仍有不足。Gu 等^[11]基于 Inception-v3 架构构建分层深度学习框架及多任务多标签分类器,实现对五种角膜疾病及正常眼的高精度识别,并由 Hong 等^[21]进一步扩展至多模态图像以提升角膜疾病的细粒度

分类。Koyama 等^[14]采用梯度提升决策树(gradient boosting decision trees, GBDT)融合多批次图像概率与决策特征,其深度学习算法在四类角膜炎诊断中精度显著优于临床医生,尤其对棘阿米巴原虫识别的准确率达 92.3%(AUC=0.995)。此外,Li 等^[9]构建的 DeepIK 定制化分析系统,在角膜炎多类型亚组的内外部独立验证集及前瞻性验证集中均展现出优异的诊断效能(所有 AUC>0.96);Hu 等^[17]验证 EfficientNetV2-M 模型在整体分类准确性上的优势但其 BK 分类效果较差,而近期研究中 Satitpitakul 等^[22]构建以 DenseNet121 为基础的单一模型和集成模型,集成模型在识别 FK、BK 及正常角膜的准确率达 83%。尽管现有深度学习模型在 IK 的分类检测中展现出良好的整体稳健性,但对 BK 的识别仍存在明显不足。BK 作为临床最常见、病程进展最迅速的 IK 类型,其早期精准诊断直接影响急诊诊治效果与患者预后。这也突出了不同模型在分型准确度和临床适用性上的差异与创新价值,未来研究应进一步优化针对 BK 的特征提取能力,可通过扩大样本多样性、引入多模态数据或设计更具判别性的学习任务,推动模型向临床适用性更高、分型能力更均衡的方向发展。

临床上早期 BK 与真菌性角膜炎(fungal keratitis, FK)极难鉴别,且 FK 是最具破坏性和威胁视力的微生物性角膜炎类型,两者的治疗方案差异显著。治疗不当常导致失明甚至眼球丧失^[8]。因此,基于人工智能的 FK 精准识别已成为角膜炎诊断的核心方向^[23-27]。Wei 等^[27]基于 1 916 张裂隙灯图像,通过 LASSO 回归筛选临床体征并训练机器学习模型,其中二元逻辑回归在多中心前瞻性验证中显著优于专家和既往方法(AUC=0.903),其操作便捷、成本较低,可快速实现 FK 的早期筛查与诊断,完美适配基层医疗机构及常规临床场景,具备极高的临床实用价值。Soleimani 等^[19]开发了三种模型,不仅能精准诊断 IK(准确率达 99.3%)、鉴别 BK 和 FK,还能区分真菌病例的丝状类型和酵母类型,实现了传染性角膜炎诊断全流程的精准辅助,因此该模型实现了从诊断 IK 到鉴别具体亚型的全流程精准辅助诊断,与临床诊疗的全流程需求高度契合;Kuo 等^[20]通过五折交叉验证实现首次实现基于外眼图像的假单胞菌性与非假单胞菌性角膜炎 AI 鉴别,但临床中假单胞菌性角膜炎其发病率远低于 FK 与普通 BK,与临床主流诊断需求的契合度不高。BK 是 MK 中最常见且进展迅速的类型,且与 FK 早期临床症状相似,因此准确鉴别两者对制定合理治疗方案及防止严重并发症(如角膜穿孔、眼内炎等)至关重要^[28-32]。Hung 等^[29]基于 DenseNet161 CNN 算法,对 1 330 张 IK 图像进行深度分析,经过交叉验证后实现了区分 BK 和 FK 的平均准确率为 80%,为临床提供了高效的辅助诊断工具。Won 等^[28]提出了三种新型 Vision Transformer(ViT)框架,结合弥散光、裂隙光和蓝光等三种类型的眼前节图像,融合两种自注意力机制的 ViT 模型在 BK 与 FK 表现的诊断效能显著提升(AUC=0.93)。Wang 等^[33]构建了基于全局和区域图像训练的 AI 模型,在裂隙灯和智能手机图像上对 MK 的评估表现出色;Ueno 等^[34]开发的首个基于智能手机图像的多疾病综合诊断深度学习模型 CorneAI,在裂隙灯图像及智能手机图像上能够快速准确地诊断白内障及角膜疾

病。综上所述可以显示, AI 算法结合裂隙灯图像在 IK 检测中能够有效突破传统诊断局限, 并推动不同类型角膜炎的精细化分类研究, 同时结合智能手机应用, 既适配医院常规诊疗场景, 又能满足基层医疗机构及居家初步筛查的需求, 真正实现了 AI 技术服务于临床、解决临床实际问题的核心目标。

2.1.2 角膜溃疡和角膜混浊 角膜溃疡 (corneal ulcer) 和角膜混浊 (corneal opacities, COs) 是全球主要的致盲性眼病, 通常由细菌、病毒或寄生虫感染引起^[35]。规范筛查、及时诊断和早期治疗是减少失明率的有效途径。近年来, AI 技术与裂隙灯的结合运用为角膜溃疡和混浊的早期诊断提供了创新的解决方案。Qasmieh 等^[35]提出了基于 Hough 变换的图像处理技术和 ResNet18 深度学习语义分割两种角膜溃疡自动定位方法, 两者准确率均大于 90%。Wang 等^[36]基于裂隙灯图像数据, 采用 XGBoost 和 LightGBM 算法构建的角膜溃疡预后模型显示出良好的预测效能, 尤其对 3 mo 后溃疡穿孔及视力障碍的预测 AUC 值分别达到 0.97 和 0.98。Lv 等^[37]提出了一种具有标签平滑功能的新型分类网络 MIF-Net, 用于角膜溃疡分类; Wang 等^[38]开发了半监督多尺度自变换器生成对抗网络, 显著提升了裂隙灯图像荧光素染色中角膜溃疡分割性能, 为后续治疗方案制定提供参考。然而, 针对角膜混浊的研究仍相对较少, 具有广泛的研究潜力。

2.1.3 其他角膜疾病 角膜颗粒状营养不良 (granular corneal dystrophy, GCD) 是一种常染色体显性遗传病, 随病情进展可出现颗粒状及线状病变, 因此裂隙灯图像的自动化识别与定量分析具有重要临床价值^[39-40]。Deshmukh 等^[40]基于 U-Net 的 CNN 模型实现了角膜沉积物分割, 在内部测试中表现良好 (IoU = 0.81), 但该模型未纳入不同病程阶段, 且未与角膜混浊等病例相鉴别, 未考虑便携式裂隙灯图像的多样性, 导致其在临床真实场景中的应用性能明显下降, 难以满足基层医疗机构或远程筛查的临床需求。Kenji 等^[41]利用便携式显微镜视频 (smart eye camera, SEC) 与深度学习建立角膜混浊检测系统, 分类准确率达 0.96, 为远程诊断提供了可行方案。目前基于深度学习的自动化方法在 GCD 诊断与筛查中具有应用潜力, 但在临床应用还存在诸多局限, 仍需进一步优化以提升临床适应性。

角膜新生血管 (corneal neovascularization, CoNV) 是眼前节疾病的重要体征, 其程度可反映病情进展与治疗效果, 近年来, 多项研究探索了基于图像处理与深度学习的自动化分析方法开发高效、客观的定量评估工具。Kim 等^[42]基于图像增强与阈值分割建立了自动化分析流程, 在可重复性与时效性上优于传统手动测量, 为临床监测提供了更便捷的选择。Chu 等^[43]提出的 IterNet 模型能够实现裂隙灯图像中 CoNV 的自动分割与量化, 在准确性与效率方面表现突出, 但对深层或受混浊遮挡的血管分割灵敏度仍有限, 导致其临床应用的局限性, 难以满足复杂病例的评估需求; 与此同时, Mergen 等^[44]基于 U-Net 架构开发的自动化 CoNV 分割测量模型展现出较高的分割准确性, 在六折交叉验证中对角膜总面积的分割交并比 (intersection over union, IoU) 最高达 95.5%, 特异性最高至 98.6%, 为 CoNV 的临床量化评估与随访研究提供了客

观依据; 目前多数针对 CoNV 研究的训练数据为标准裂隙灯图像, 未纳入常见的模糊图像或合并其他角膜病变的复杂病例, 与临床真实诊疗场景脱节, 基于 AI 与裂隙灯图像处理的自动化评估 CoNV 的方法还有望克服传统手动评估耗时、主观性强等相关局限性。

2.2 干眼 干眼是一种以泪膜稳态失衡为特征的眼表多因素疾病, 其中蒸发型最为常见, 通常与睑板腺功能障碍相关^[45-46]。临床上多数中重度干眼患者有荧光素钠角膜上皮点状着染的临床表现, AI 结合裂隙灯成像可实现泪膜破裂时间 (tear film break-up time, TFBUT) 和角膜荧光素染色 (corneal fluorescein staining, CFS) 的自动评估, 从而提高干眼诊断的客观性与一致性。近年来, 相关研究逐步扩展至多维度自动化检测, Shimizu 等^[47]利用便携式 SEC 设备采集蓝光视频, 实现 TFBUT 估算与干眼诊断, 敏感性与特异性均达到较高水平; Vyas 等^[48]基于 CNN 模型实现 TFBUT 自动分级, 准确率达 83%; Yokoi 等^[49]结合角膜地形图与模糊值建立深度学习模型实现干眼亚型分类, 整体准确率 78.4%, 重度房水缺乏型干眼的识别率高达 92.3%, 有利于临床中干眼个性化治疗和亚型及分级精准鉴别; El Barch 等^[50]提出的双任务孪生网络架构, 可实现视频帧泪膜破裂检测并与人工标注高度相关 ($r = 0.81$, $AUC = 0.87$)。CFS 是评估干眼严重程度和角膜上皮损伤程度的关键生物标志物, 其自动化评估是临床研究的重点方向。Feng 等^[51]引入多尺度拓扑特征构建 CFS 自动分级模型, 在提升评分准确性和稳定性方面优于传统方法, 为临床客观化诊断与疗效评估提供了新思路。Kim 等^[52]基于大规模 CFS 图像开发了一套全自动深度学习分级系统, 在多中心内外验证和专家评分表现出较高相关性 (均 $r_s > 0.86$)。该系统为干眼严重程度的客观评估提供了可重复的量化工具, 有效减少了人工判读的主观差异, 为干眼的临床分级和纵向随访研究提供了新的技术支持。此外, 睑板腺功能与睑缘状态也是干眼诊断的关键。Wang 等^[53]基于裂隙灯图像构建多模型框架, 实现对 DED 相关睑缘异常的自动识别, 并取得良好性能。现有研究共同推动了从单一 TFBUT 检测向泪膜、角膜及睑板等多维度客观化诊断的拓展, 为 DED 分型和疗效监测提供了新工具。未来, 结合多模态影像和跨中心大数据的深度学习模型, 有望推动干眼诊疗向更加精准与个性化方向发展。

2.3 翼状胬肉 翼状胬肉 (pterygium) 是临床上常见的良性眼表疾病, 传统诊断依赖裂隙灯检查, 手术为主要治疗方式^[54]。近年来, AI 结合裂隙灯及便携影像设备在翼状胬肉的鉴别诊断、分级及手术中展现出显著潜力^[55]。Zheng 等^[56]基于迁移学习开发 MobileNet 模型, 其中 MobileNet2 在整体性能上最佳, 适用于基层筛查和移动终端集成。近期研究发现 Ji 等^[57]通过基于改进的 TransUnet 语义分割网络与曲线拟合算法, 构建了翼状胬肉自动化分级系统, 其分级准确率达 93.6%, 显著提升评估的客观性与专家一致性 (Kappa 系数 = 0.8908); Liu 等^[58]进一步利用融合训练模型优化智能手机检测与分级精度, 其准确率达 95.24%, 性能接近裂隙灯模型; Fang 等^[59]基于大规模多源图像训练新型 DL 算法, 实现对不同类型及可转诊翼状胬肉的自动检测, 该研究贴合便携、远程筛查的需求, 尤其适用于基层及偏远地区的早期筛查。

而 Wan 等^[60]提出的 DBPF-Net 在翼状胬肉分级与结膜下出血筛查中优于传统 CNN,拓展了眼表疾病自动化筛查的应用范围,但数据数量有限,且各类别样本数量不均,未经过多中心和大样本临床验证,临床实用性仍需进一步验证。进一步地, Gan 等^[61]构建多模型集成框架可判读手术指征并实现可视化解释; Hung 等^[62]利用裂隙灯图像开展胬肉复发预测,但模型尚未纳入术后复发病例和其他眼表疾病,且未用外部数据集验证,其临床应用还需进一步优化。Moreno - Lozano 等^[63]最新比较研究则表明 Se-ResNext50模型在胬肉检测中表现最佳,其精确率和准确率分别达 93%和 92%,这提示融合架构在眼科病灶识别任务中具备显著应用优势,其临床适用性仍需在多中心数据集上开展进一步验证。总体而言,现有研究已推动翼状胬肉智能化诊疗的多维度探索,并逐步拓展至智能手机等便携设备,但在跨设备泛化、复发预测和多中心验证方面仍需进一步突破,未来多模态与便携化应用有望推动翼状胬肉诊疗的标准化与个体化发展。

2.4 白内障 白内障(cataract)是全球最常见的可逆性视力丧失原因,成人多为年龄相关性白内障,主要分为核型、皮质型和后囊下型,临床上依赖裂隙灯显微镜图像结合晶状体混浊分类系统Ⅲ(lens opacities classification system Ⅲ, LOCS Ⅲ)进行诊断与分级^[64-65]。近年来,深度学习方法与裂隙灯图像结合,实现了白内障的自动检测和分级向更客观、标准化发展。

目前的深度学习研究主要集中在核性白内障的自动诊断与分级。Li 等^[66]基于改进主动形状模型结合 SVM 回归,构建核性白内障自动分级系统,实现临床高效辅助; Zhao 等^[67]提出通过自监督预训练与 CNN-Transformer 混合架构的 AI 模型,实现小样本、高相似度核白内障智能分级,准确率高达 91%,并在多中心数据上表现出高准确性和可靠性。在另一项研究中, Xu 等^[68]通过提取晶状体局部结构特征与组稀疏回归进行分级,但该研究未在复杂临床环境中进行充分验证,难以满足实际诊疗需求。为突破传统预定义特征的局限,相关研究采用 CNN-RNN 深度框架自动提取高阶特征,实现核性白内障精准分级,并为其其他眼科疾病诊断提供统一方法框架^[69]。Keenan 等^[70]通过 DeepLensNet 结合斜照明与逆照明图像,实现了对三种年龄相关性白内障的自动化定量分级,其中对核硬化和皮质性白内障的分级准确率显著优于眼科医师(MSE 分别为 0.23 vs 0.98 和 53.5 vs 134.9)。凭借多模态影像融合方案实现了多类型白内障严重程度的精准定量评估,甚至超越专业眼科医师,未来还需在不同种族、不同成像设备的多中心数据集中优化模型。目前,儿童先天性白内障同样是主要致盲原因。Liu 等^[71]基于裂隙灯图像和 CNN 特征实现先天性白内障的自动分级,其性能优于传统方法并开发软件直接应用于临床参与辅助诊断,同时也用于眼科学生的教学活动;为提升偏远贫困地区白内障的筛查效率, Hu 等^[72]与 Shimizu 等^[73]分别提出的基于晶状体扫描视频的深度学习方法,均有效的实现白内障自动诊断与分级,降低设备成本并增强信息完整性,尤其适用于远程筛查。多项研究进一步开发和验证了基于自动化深度学习的 AI 平台和程序,部分研究结合了 LOCS Ⅲ标准用于不同种类白内障的预测诊断和分级,为基层筛查提供了更便

携的自动化工具^[74-76]。基于裂隙灯图像的 AI 白内障检测的未来发展重点不仅实现不同年龄人群的全面覆盖,提升在复杂临床场景下的适用性,更进一步结合多模态影像与临床资料,为白内障的诊断和治疗提供长期可行的临床技术支撑。

2.5 原发性闭角型青光眼 青光眼是全球首位不可逆性致盲眼病,其中原发性闭角型青光眼(primary angle closure glaucoma, PACG)因房角关闭导致慢性眼压升高,其病情进展隐匿且致盲风险极高,在临床眼科诊疗中需重点防控^[77]。早期发现和干预异常房角可显著降低致盲风险, AI 与裂隙灯显微镜照相相结合的筛查原发疑似房角关闭(primary angle closure suspect, PACS)及高眼压等方法有望在基层医疗环境成为高效可推广的筛查手段,目前已有多种基于裂隙灯图像与不同算法结合的探索。

Theeraworn 等^[78]基于裂隙灯图像及 Van Herick's 分级建立 SVM 模型,实现对 PACG 的自动筛查,该方法相比传统方法在灵敏度和准确性上有所提升,但图像分割技术及自动识别功能还需进一步完善,且需要扩大数据集规模提升临床实际应用精度; Sihota 等^[79]结合 AS-OCT 对传统的 Van Herick's 分级方案进行改良,但将其与 AI 结合对窄房角的评估还有待开发。Soh 等^[80]构建 ResNet-50 模型,从低成本裂隙灯前节照片中预测中央前房深度,并在多数据集验证中保持良好一致性,证明二维图像估算三维生物参数的可行性。Shimizu 等^[81]基于智能手机裂隙灯图像与 SWSL ResNet 算法开发的前房深度预测模型,在房角关闭风险筛查中显示出良好的诊断效能(AUC=0.923,灵敏度 0.943,特异度 0.902)。该研究将深度学习与便携式成像设备相结合,为闭角型青光眼的社区筛查提供了一种潜在的简化技术方案,其实用性仍有待于在多中心、多族群数据中进一步验证。另有研究基于裂隙灯正面像提取虹膜与瞳孔特征, Aloudat 等^[82]提出的非接触式高眼压检测方法在 400 张图像上取得 95.5%的准确率,为 PACG 早期无创筛查提供了新思路。随着裂隙灯图像数据和分析方法的不断完善,其在基层闭角型青光眼早期筛查中有望成为低成本、高效且可广泛推广的检测手段。

3 挑战与前景

相较既往 AI 研究多集中于视网膜疾病分析^[83],本文结合裂隙灯显微镜照相实现眼前节多疾病自动筛查,更贴合基层临床诊疗的实际需求。尽管该领域已取得阶段性进展,但广泛投入临床应用之前还存在诸多的限制与阻碍:(1)构建 AI 模型需大量数据及专业人员完成标记、特征提取等处理,耗时长且资源投入大,因此少样本高效学习算法的开发成为该领域重要趋势。(2)图像质量及标准化问题依然是影响模型精准性的主要因素。裂隙灯图像存在的各种差异导致不同数据集之间存在显著异质性,影响算法在多中心、多设备环境下的稳定性和可靠性。虽有研究通过图像质量评分系统如 Wu 等^[3]提出的预筛选机制,或深度学习过滤系统类似 Li 等^[6]提出的图像质量控制方案用于数据优化,但其临床应用仍需要进行进一步的完善。(3)多数研究都聚焦于单一疾病或特定病变特征,对多疾病联合诊断、多模态信息融合以及纵向病程监测的探索仍有限。此外,尽管当前 AI 模型在裂隙灯显微镜图像中眼前节疾病的识别筛查中展现出一定潜力,但其

在早期病变识别、罕见病种诊断以及复杂临床场景中的应用仍存在明显局限。在 IK 领域, BK 与 FK 的早期鉴别准确性尚不理想, 而 BK 发病率高, 进展迅速, 这种性能失衡在一定程度上偏离了临床实际需求; 在 CoNV 的分割任务中, 现有模型虽在标准化图像上表现良好, 但对深层血管或合并角膜混浊等复杂情况的分割灵敏度仍有待提升; 在早期房角狭窄筛查中基于二维图像的前房深度预测模型已在部分人群中取得较高准确性, 但其在不同种族、不同设备间的准确率尚未得到充分验证; 胬肉手术的评估和术后复发预测等相关模型准确性上仍不足, 且缺乏外部验证, 其临床适用性仍有待进一步验证。

总结前文所述, 当前 AI 结合裂隙灯图像的相关研究已初步覆盖临床中高发且致盲风险高的核心眼病, 且部分研究贴合当前临床诊疗要点, 具有一定的临床实用性, 但大多研究未能契合临床真实诊疗环境, 未结合多疾病识别及综合诊疗需求, 尤其缺乏并发症及预后检测, 对临床决策的综合辅助价值有限, 需进一步扩大训练数据集, 纳入复杂病例和非标准化图像, 提升模型在真实临床场景中的适配性。

未来研究可逐渐建立多中心、多设备、多模态的标准化图像数据库, 提升算法的泛化能力与适用范围; 通过开发融合影像、临床和病史信息的综合分析方法, 实现多维度、个性化诊疗支持; 推进轻量化、便携设备的应用, 使基层医疗机构实现快速筛查和低成本长期监测; 同时加强早期病变及复杂病变下的精细化识别研究, 为临床决策提供更精准的依据。通过优化数据获取方式、数据标准化和临床应用并与其结合, 有望构建更高效、可靠的智能辅助诊疗体系, 有力推动眼前节疾病早期筛查、精细分型及个体化管理的发展。

利益冲突声明: 本文不存在利益冲突。

作者贡献声明: 蒋妍凯论文选题与修改, 初稿撰写, 文献检索; 李剑华论文修改及审阅; 杨智宽选题指导, 论文修改及审阅。所有作者阅读并同意最终的文本。

参考文献

[1] Kapoor R, Walters SP, Al-Aswad LA. The current state of artificial intelligence in ophthalmology. *Surv Ophthalmol*, 2019, 64(2):233-240.

[2] 邵毅, 接英, 刘祖国, 等. 人工智能在眼前节疾病诊断中的应用指南(2023). *国际眼科杂志*, 2023, 23(9):1421-1430.

[3] Wu XH, Liu LX, Zhao LQ, et al. Application of artificial intelligence in anterior segment ophthalmic diseases: diversity and standardization. *Ann Transl Med*, 2020, 8(11):714.

[4] Liu YH, Liu SJ, Gao LX, et al. Artificial intelligence in the anterior segment of eye diseases. *Int J Ophthalmol*, 2024, 17(9):1743-1751.

[5] Li WT, Yang YH, Zhang K, et al. Dense anatomical annotation of slit-lamp images improves the performance of deep learning for the diagnosis of ophthalmic disorders. *Nat Biomed Eng*, 2020, 4(8):767-777.

[6] Li ZW, Jiang JW, Chen K, et al. Development of a deep learning-based image quality control system to detect and filter out ineligible slit-lamp images; a multicenter study. *Comput Methods Programs Biomed*, 2021, 203:106048.

[7] Li FF, Li GX, Yu XX, et al. Integrating prior knowledge with deep learning for optimized quality control in corneal images; a multicenter study. *Comput Methods Programs Biomed*, 2025, 267:108814.

[8] Cabrera-Aguas M, Khoo P, Watson SL. Infectious keratitis: a review. *Clin Exp Ophthalmol*, 2022, 50(5):543-562.

[9] Li ZW, Xie H, Wang ZQ, et al. Deep learning for multi-type infectious keratitis diagnosis: a nationwide, cross-sectional, multicenter study. *NPJ Digit Med*, 2024, 7:181.

[10] Tiwari M, Piech C, Baitemirova M, et al. Differentiation of active corneal infections from healed scars using deep learning. *Ophthalmology*, 2022, 129(2):139-146.

[11] Gu H, Guo YW, Gu L, et al. Deep learning for identifying corneal diseases from ocular surface slit-lamp photographs. *Sci Rep*, 2020, 10:17851.

[12] Yang ZY, Woodward MA, Niziol LM, et al. Self-knowledge distillation-empowered directional connectivity transformer for microbial keratitis biomarkers segmentation on slit-lamp photography. *Med Image Anal*, 2025, 102:103533.

[13] Loo J, Kriegel MF, Tuohy MM, et al. Open-source automatic segmentation of ocular structures and biomarkers of microbial keratitis on slit-lamp photography images using deep learning. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2021, 25(1):88-99.

[14] Koyama A, Miyazaki D, Nakagawa Y, et al. Determination of probability of causative pathogen in infectious keratitis using deep learning algorithm of slit-lamp images. *Sci Rep*, 2021, 11:22642.

[15] Li JH, Wang S, Hu SD, et al. Class-Aware Attention Network for infectious keratitis diagnosis using corneal photographs. *Comput Biol Med*, 2022, 151:106301.

[16] Zhang ZJ, Wang HY, Wang SG, et al. Deep learning-based classification of infectious keratitis on slit-lamp images. *Ther Adv Chronic Dis*, 2022, 13:20406223221136071.

[17] Hu SD, Sun YM, Li JH, et al. Automatic diagnosis of infectious keratitis based on slit lamp images analysis. *J Pers Med*, 2023, 13(3):519.

[18] Khor WB, Prajna VN, Garg P, et al. The Asia Cornea Society infectious keratitis study: a prospective multicenter study of infectious keratitis in Asia. *Am J Ophthalmol*, 2018, 195:161-170.

[19] Soleimani M, Esmaili K, Rahdar A, et al. From the diagnosis of infectious keratitis to discriminating fungal subtypes; a deep learning-based study. *Sci Rep*, 2023, 13:22200.

[20] Kuo MT, Hsu BW, Lin YS, et al. Deep learning approach in image diagnosis of Pseudomonas Keratitis. *Diagnostics*, 2022, 12(12):2948.

[21] Hong JX, Liu XQ, Guo YW, et al. A novel hierarchical deep learning framework for diagnosing multiple visual impairment diseases in the clinical environment. *Front Med*, 2021, 8:654696.

[22] Satitpitakul V, Puangsrichareon A, Yuktiratna S, et al. A convolutional neural network using anterior segment photos for infectious keratitis identification. *Clin Ophthalmol*, 2025, 19:73-81.

[23] Kuo MT, Hsu BW, Yin YK, et al. A deep learning approach in diagnosing fungal keratitis based on corneal photographs. *Sci Rep*, 2020, 10:14424.

[24] Sitnova AV, Valitov ER, Svetozarskiy SN. Application of deep learning algorithms based on the multilayer YOLOv8 neural network to identify fungal keratitis. *Sovrem Tehnol Med*, 2024, 16(4):5.

[25] Li DJ, Huang BL, Peng Y. Comparisons of artificial intelligence algorithms in automatic segmentation for fungal keratitis diagnosis by anterior segment images. *Front Neurosci*, 2023, 17:1195188.

[26] Mayya V, Kamath Shevgoor S, Kulkarni U, et al. Multi-scale convolutional neural network for accurate corneal segmentation in early detection of fungal keratitis. *J Fungi (Basel)*, 2021, 7(10):850.

[27] Wei ZY, Wang SG, Wang ZQ, et al. Development and multi-center validation of machine learning model for early detection of fungal

keratitis. *EBioMedicine*, 2023,88:104438.

[28] Won YK, Kim CH, Jeon J, et al. Deep learning by Vision Transformer to classify bacterial and fungal keratitis using different types of anterior segment images. *Comput Biol Med*, 2025,190:109976.

[29] Hung N, Shih AK, Lin C, et al. Using slit-lamp images for deep learning-based identification of bacterial and fungal keratitis; model development and validation with different convolutional neural networks. *Diagnostics*, 2021,11(7):1246.

[30] Wu JF, Yuan ZH, Fang ZQ, et al. A knowledge-enhanced transform-based multimodal classifier for microbial keratitis identification. *Sci Rep*, 2023,13:9003.

[31] Ghosh AK, Thammasudjarit R, Jongkhajornpong P, et al. Deep learning for discrimination between fungal keratitis and bacterial keratitis: DeepKeratitis. *Cornea*, 2022,41(5):616-622.

[32] Won YK, Lee H, Kim Y, et al. Deep learning-based classification system of bacterial keratitis and fungal keratitis using anterior segment images. *Front Med*, 2023,10:1162124.

[33] Wang L, Chen K, Wen H, et al. Feasibility assessment of infectious keratitis depicted on slit-lamp and smartphone photographs using deep learning. *Int J Med Inform*, 2021,155:104583.

[34] Ueno Y, Oda M, Yamaguchi T, et al. Deep learning model for extensive smartphone-based diagnosis and triage of cataracts and multiple corneal diseases. *Br J Ophthalmol*, 2024,108(10):1406-1413.

[35] Qasmieh IA, Alquran H, Zyout A, et al. Automated detection of corneal ulcer using combination image processing and deep learning. *Diagnostics*, 2022,12(12):3204.

[36] Wang MT, Cai YR, Jang V, et al. Establishment of a corneal ulcer prognostic model based on machine learning. *Sci Rep*, 2024,14:16154.

[37] Lv LQ, Peng ML, Wang XF, et al. Multi-scale information fusion network with label smoothing strategy for corneal ulcer classification in slit lamp images. *Front Neurosci*, 2022,16:993234.

[38] Wang TT, Wang M, Zhu WF, et al. Semi-MSST-GAN: a semi-supervised segmentation method for corneal ulcer segmentation in slit-lamp images. *Front Neurosci*, 2022,15:793377.

[39] Patel DV. Systemic associations of corneal deposits: a review and photographic guide. *Clin Exp Ophthalmol*, 2017,45(1):14-23.

[40] Deshmukh M, Liu YC, Rim TH, et al. Automatic segmentation of corneal deposits from corneal stromal dystrophy images via deep learning. *Comput Biol Med*, 2021,137:104675.

[41] Yoshitsugu K, Shimizu E, Nishimura H, et al. Development of the AI Pipeline for Corneal Opacity Detection. *Bioengineering (Basel)*, 2024,11(3):273.

[42] Kim YJ, Yang HK, Lee YJ, et al. Efficacy of a new automated method for quantification of corneal neovascularisation. *Br J Ophthalmol*, 2020,104(7):989-993.

[43] Chu X, Wang X, Zhang C, et al. A deep learning-based model for automatic segmentation and evaluation of corneal neovascularization using slit-lamp anterior segment images. *Quant Imaging Med Surg*, 2023,13(10):6778-6788.

[44] Mergen B, Safi T, Nadig M, et al. Detecting the corneal neovascularisation area using artificial intelligence. *Br J Ophthalmol*, 2024,108(5):667-672.

[45] Clayton JA. Dry eye. *N Engl J Med*, 2018,378(23):2212-2223.

[46] Storås AM, Strömke I, Riegler MA, et al. Artificial intelligence in dry eye disease. *Ocul Surf*, 2022,23:74-86.

[47] Shimizu E, Ishikawa T, Tanji M, et al. Artificial intelligence to estimate the tear film breakup time and diagnose dry eye disease. *Sci Rep*, 2023,13:5822.

[48] Vyas AH, Mehta MA, Kotecha K, et al. Tear film breakup time-based dry eye disease detection using convolutional neural network.

Neural Comput Appl, 2024,36(1):143-161.

[49] Yokoi N, Kusada N, Kato H, et al. Dry eye subtype classification using videokeratography and deep learning. *Diagnostics*, 2024,14(1):52.

[50] El Barche FZ, Benyoussef AA, El Habib Daho M, et al. Automated tear film break-up time measurement for dry eye diagnosis using deep learning. *Sci Rep*, 2024,14:11723.

[51] Feng J, Ren ZK, Wang KN, et al. An automated grading system based on topological features for the evaluation of corneal fluorescein staining in dry eye disease. *Diagnostics*, 2023,13(23):3533.

[52] Kim S, Park D, Shin Y, et al. Deep learning-based fully automated grading system for dry eye disease severity. *PLoS One*, 2024,19(3):e0299776.

[53] Wang YX, Jia XH, Wei SS, et al. A deep learning model established for evaluating lid margin signs with colour anterior segment photography. *Eye (Lond)*, 2023,37(7):1377-1382.

[54] Baheran SS, Alany RG, Schwikkard S, et al. Pharmacological treatment strategies of pterygium: Drugs, biologics, and novel natural products. *Drug Discov Today*, 2023,28(1):103416.

[55] Chen B, Wu MN, Zhu SJ, et al. Artificial intelligence assisted pterygium diagnosis: current status and perspectives. *Int J Ophthalmol*, 2023,16(9):1386-1394.

[56] Zheng B, Liu YF, He K, et al. Research on an intelligent lightweight-assisted pterygium diagnosis model based on anterior segment images. *Dis Markers*, 2021,2021:7651462.

[57] Ji QB, Liu WY, Ma QF, et al. A semantic segmentation-based automatic pterygium assessment and grading system. *Front Med*, 2025,12:1507226.

[58] Liu YW, Xu CS, Wang SP, et al. Accurate detection and grading of pterygium through smartphone by a fusion training model. *Br J Ophthalmol*, 2024,108(3):336-342.

[59] Fang XL, Deshmukh M, Chee ML, et al. Deep learning algorithms for automatic detection of pterygium using anterior segment photographs from slit-lamp and hand-held cameras. *Br J Ophthalmol*, 2022,106(12):1642-1647.

[60] Wan C, Mao YL, Xi WQ, et al. DBPF-net: dual-branch structural feature extraction reinforcement network for ocular surface disease image classification. *Front Med*, 2024,10:1309097.

[61] Gan F, Chen WY, Liu H, et al. Application of artificial intelligence models for detecting the pterygium that requires surgical treatment based on anterior segment images. *Front Neurosci*, 2022,16:1084118.

[62] Hung KH, Lin C, Roan J, et al. Application of a deep learning system in pterygium grading and further prediction of recurrence with slit lamp photographs. *Diagnostics*, 2022,12(4):888.

[63] Moreno-Lozano MI, Tielavilca-Inche EJ, Castañeda P, et al. A performance evaluation of convolutional neural network architectures for pterygium detection in anterior segment eye images. *Diagnostics*, 2024,14(18):2026.

[64] Xu Z, Xu J, Shi C, et al. Artificial intelligence for anterior segment diseases: a review of potential developments and clinical applications. *Ophthalmol Ther*, 2023,12(3):1439-1455.

[65] Gali HE, Sella R, Afshari NA. Cataract grading systems: a review of past and present. *Curr Opin Ophthalmol*, 2019,30(1):13-18.

[66] Li HQ, Lim JH, Liu J, et al. A computer-aided diagnosis system of nuclear cataract. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2010,57(7):1690-1698.

[67] Zhao JN, Wan C, Li JJ, et al. NCME-Net: Nuclear cataract mask encoder network for intelligent grading using self-supervised learning from anterior segment photographs. *Heliyon*, 2024,10(14):e34726.

[68] Xu YW, Gao XT, Lin S, et al. Automatic grading of nuclear

cataracts from slit-lamp lens images using group sparsity regression. *Med Image Comput Assist Interv*, 2013,16(Pt 2):468-475.

[69] Gao XT, Lin S, Wong TY. Automatic feature learning to grade nuclear cataracts based on deep learning. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2015,62(11):2693-2701.

[70] Keenan TDL, Chen QY, Agrón E, et al. DeepLensNet: deep learning automated diagnosis and quantitative classification of cataract type and severity. *Ophthalmology*, 2022,129(5):571-584.

[71] Liu XY, Jiang JW, Zhang K, et al. Localization and diagnosis framework for pediatric cataracts based on slit-lamp images using deep features of a convolutional neural network. *PLoS One*, 2017,12(3):e0168606.

[72] Hu SM, Luan XZ, Wu H, et al. ACCV: automatic classification algorithm of cataract video based on deep learning. *BioMedical Eng OnLine*, 2021,20(1):78.

[73] Shimizu E, Tanji M, Nakayama S, et al. AI-based diagnosis of nuclear cataract from slit-lamp videos. *Sci Rep*, 2023,13:22046.

[74] Wu XH, Huang YL, Liu ZZ, et al. Universal artificial intelligence platform for collaborative management of cataracts. *Br J Ophthalmol*, 2019,103(11):1553-1560.

[75] Lu Q, Wei L, He WW, et al. Lens Opacities Classification System III-based artificial intelligence program for automatic cataract grading. *J Cataract Refract Surg*, 2022,48(5):528-534.

[76] 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. *Ophthalmol Sci*, 2022,2(2):100147.

[77] 中华医学会眼科学分会青光眼学组, 中国医师协会眼科医师分会青光眼学组. 中国原发性闭角型青光眼诊治方案专家共识(2025年). *中华眼科杂志*, 2025,61(9):652-660.

[78] Theeraworn C, Kongprawechnon W, Kondo T, et al. Automatic screening of narrow anterior chamber angle and angle-closure glaucoma based on slit-lamp image analysis by using support vector machine. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2013,2013:5887-5890.

[79] Sihota R, Kamble N, Sharma AK, et al. 'Van herick plus': a modified grading scheme for the assessment of peripheral anterior chamber depth and angle. *Br J Ophthalmol*, 2019,103(7):960-965.

[80] Soh ZD, Jiang Y, S/O Ganesan SS, et al. From 2 dimensions to 3rd dimension: Quantitative prediction of anterior chamber depth from anterior segment photographs *via* deep-learning. *PLoS Digit Health*, 2023,2(2):e0000193.

[81] Shimizu E, Tanaka K, Nishimura H, et al. The use of artificial intelligence for estimating anterior chamber depth from slit-lamp images developed using anterior-segment optical coherence tomography. *Bioengineering*, 2024,11(10):1005.

[82] Aloudat M, Faezipour M, El-Sayed A. High intraocular pressure detection from frontal eye images; a machine learning based approach. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2018,2018:5406-5409.

[83] 骆艺. 人工智能在视网膜疾病的研究与展望. *国际眼科杂志*, 2025,25(10):1628-1634.