

人工智能在视网膜脱离诊治和预后中的研究进展

卢炳兴^{1,2}, 陈倩茵², 张静琳²

引用: 卢炳兴, 陈倩茵, 张静琳. 人工智能在视网膜脱离诊治和预后中的研究进展. 国际眼科杂志, 2025, 25(3): 434-439.

基金项目: 湖南省自然科学基金项目 (No.2023JJ70049); 广州市科技计划项目 (No.202201020075)

作者单位: ¹(510632) 中国广东省广州市, 暨南大学; ²(510071) 中国广东省广州市, 暨南大学附属爱尔眼科医院

作者简介: 卢炳兴, 暨南大学在读硕士研究生, 研究方向: 眼底病。

通讯作者: 张静琳, 毕业于中山大学, 博士, 主任医师, 博士研究生导师, 研究方向: 眼底病. zhjinglin@126.com

收稿日期: 2024-09-23 修回日期: 2025-01-24

摘要

人工智能(AI)技术在医学领域的应用,特别是视网膜脱离(RD)预测及诊疗中,取得了令人瞩目的成果。文章分析了AI在RD的应用进展,涵盖了RD发生率预测、手术成功率评估、到术后视力范围及手术后复发率预测等多个维度;在辅助诊断方面,AI技术在眼科影像领域的应用尤为突出,包括对超广角眼底彩照、光学相干断层扫描(OCT)、眼部B超以及人工智能聊天机器人的辅助诊断;此外,在手术决策、机器人辅助手术系统以及手术并发症的评估中也展现出了其独特的价值。文章概述了AI在RD中的应用现状,有望帮助解决目前临床存在的诸多难题,也指出了当前存在的挑战,并展望未来的发展前景。

关键词: 人工智能; 视网膜脱离; 深度学习; 超广角眼底图像; 光学相干断层扫描成像

DOI:10.3980/j.issn.1672-5123.2025.3.17

Research progress of artificial intelligence in the diagnosis, treatment and prognosis of retinal detachment

Lu Bingxing^{1,2}, Chen Qianyin², Zhang Jinglin²

Foundation items: Hunan Provincial Natural Science Foundation of China (No. 2023JJ70049); Science and Technology Program of Guangzhou (No.202201020075)

¹Jinan University, Guangzhou 510632, Guangdong Province, China; ²Aier Eye Hospital, Jinan University, Guangzhou 510071, Guangdong Province, China

Correspondence to: Zhang Jinglin. Aier Eye Hospital, Jinan University, Guangzhou 510071, Guangdong Province, China. zhjinglin@126.com

Received: 2024-09-23 Accepted: 2025-01-24

Abstract

• The application of artificial intelligence (AI) in the medical field, particularly for predicting, diagnosing and treating retinal detachment (RD), has made remarkable achievements. This paper reviews the advancements in AI applications for RD across multiple dimensions, including predicting RD incidence, assessing surgical success rates, forecasting postoperative visual outcomes, and evaluating recurrence rates. In diagnostic support, AI technology has demonstrated significant value, especially in ophthalmic imaging, with applications in the intelligent analysis of ultra-wide-angle fundus photography, optical coherence tomography (OCT), ophthalmologic ultrasound images, and AI chatbots models. Furthermore, AI has proven uniquely beneficial in surgical decision-making, robotic-assisted surgical systems, and the assessment of surgical complications. This paper provides a comprehensive overview of the current state of AI applications in RD, underscoring its potential to address numerous challenges in clinical practice. It also explores existing limitations and offers insights into future directions for development in this field.

• **KEYWORDS:** artificial intelligence; retinal detachment; deep learning; ultra wide-angle fundus image; optical coherence tomography

Citation: Lu BX, Chen QX, Zhang JL. Research progress of artificial intelligence in the diagnosis, treatment and prognosis of retinal detachment. Guoji Yanke Zazhi (Int Eye Sci), 2025, 25(3): 434-439.

0 引言

视网膜脱离(retinal detachment, RD)是视网膜的神经上皮层与色素上皮层的分离。RD可分为孔源性视网膜脱离(rhegmatogenous retinal detachment, RRD),牵拉性视网膜脱离(tractional retinal detachment, TRD)及渗出性视网膜脱离(serous retinal detachment, SRD),其中RRD是最常见的类型,流行病学研究表明年龄、高度近视、眼内手术史及外伤史等是RD的主要风险因素^[1],如果早期发现并及时治疗,RD是一种可治愈的疾病,若未能及时治疗,则会导致永久性的视力损害^[2]。据估计,每年RRD的国际发病率为12.17例/10万人;1997-2019年,RRD的发病率呈现每10a增加5.4例/10万人的上升趋势。在世界各区域中,欧洲RRD的年发病率最高14.52例/10万人,亚洲地区发病率为10.55例/10万人,美洲地区发病率为8.95例/10万人。而我国根据各地区的调查显示,RRD年患病

率水平基本和世界其他国家一致,约为(11.3-17.9例)/10万人^[3-4],RRD患者的发病率男性略高于女性^[5]。随着我国人口老龄化的加剧以及近视患者的增加,RD的发病率有上升趋势,这对公共卫生构成了重大挑战^[6]。

近年来,随着人工智能(artificial intelligence, AI)技术的快速发展,尤其是深度学习(deep learning, DL)技术的应用,正逐渐改变着医学诊疗模式,其中AI在全身疾病中通过分析视网膜血管结构,可以预测心血管疾病的风险因素,如高血压、糖尿病和血脂异常等^[7]。这表明,通过眼科影像学可以间接评估患者的整体健康状况。此外,AI在视网膜疾病如糖尿病视网膜病变(diabetic retinopathy, DR)、年龄相关性黄斑变性(age-related macular degeneration, ARMD)、早产儿视网膜病变(retinopathy of prematurity, ROP)、青光眼眼底改变(glaucomatous optic neuropathy, GON)等疾病的诊断、治疗及监测中也蓬勃发展,AI能够提供高效、准确的疾病诊断,预测疾病进展,从而提高诊疗效率,减轻医生的工作负担^[8-9]。但是AI在RD领域的研究仍相对较少。故本文总结分析了AI在RD预测及诊疗中的研究进展,并提出一些思考和展望。

1 人工智能基础

人工智能包括机器学习(machine learning, ML)和深度学习,机器学习使用算法对提取的特征数据集进行排序和“学习”,不断训练计算机程序,使其能够不断学习并优化决策。机器学习亦可分为监督学习、无监督学习、强化学习及半监督学习等。常见的监督学习算法包括线性回归、逻辑回归、决策树、随机森林(random forest, RF)和支持向量机等,而无监督学习算法包括K-均值聚类、层次聚类、主成分分析等^[10]。

自2010年以来,得益于计算机处理能力的显著增强,深度学习算法开始发挥其巨大的潜力。深度学习包括卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)、循环神经网络(recurrent neural network, RNN)、生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)、人工神经网络(artificial neural network, ANN)、图神经网络(graph neural network, GNN)等^[11]。其中CNN是深度学习领域中用于图像识别和处理的一种重要架构,包括ResNet、AlexNet、VGG和Inception等,其通过卷积层、池化层和全连接层有效地从图像中提取特征,从而处理复杂影像数据,其在分类、诊断等领域表现突出^[12-13]。CNN已被证明能够准确识别和分类RD、DR、ARMD等眼部疾病,从而推动医学影像分析技术的发展^[14-15]。

2 AI在RD预测中的应用

2.1 预测高度近视人群RD发生率

高度近视(high myopia, HM)患者发生RD的风险比非近视患者高2-6倍^[16]。Li等^[17]开发基于血液指标用于检测高度近视患者发生RD概率的模型,并对比几种人工智能模型的效能。提取了24440例高度近视患者和5607例高度近视相关的RD患者的检验组学数据,分别使用随机森林、梯度提升机(gradient boosting machine, GBM)、广义线性模型(generalized linear model, GLM)及深度学习模型去验证。其中性能最高的GBM模型在训练集中的受试者操作特征(area under curve, AUC)为0.8550,精确率-召回率曲

线下的面积(area under the precision-recall curve, AUCPR)为0.5584;在内部验证中的AUC为0.8405, AUCPR为0.5355;在外部测试中的AUC为0.7579, AUCPR为0.5587。该研究基于九个特征(年龄、活化部分凝血活酶时间、嗜碱性粒细胞百分比、性别、球蛋白、血糖、平均血小板体积、血小板和尿酸)的GBM模型能够成功预测高度近视患者的RD发生率。这项研究针对相对容易获取的血液参数,为RD的诊断提供新思路,亦能为高度近视人群进行初步筛查,从而对高风险人群进一步行眼科专科体检。

2.2 预测术后脱离的视网膜是否复位

RD患者通常会进行手术干预,而手术能否成功复位视网膜对于视力的恢复至关重要,而传统预测术后视网膜是否容易复位,通常是靠PVR的存在、视网膜裂孔位置较低、RD范围大及裂孔数量多等^[18]。Fung等^[19]研究旨在开发一个DL模型,利用英国和爱尔兰玻璃体视网膜外科医师协会(BEAVRS)数据库中的术前眼底示意图,该示意图由当地眼科医生记录RRD的临床资料通过软件绘制得出,从而预测RRD患者手术后视网膜能否解剖复位。通过CNN架构的Inception v3模型对手术结果进行预测,其收集了6661例RRD经玻璃体切割术(pars plana vitrectomy, PPV)的术前眼底示意图,每张图像被标记为手术成功或手术失败,通过进行训练、验证和测试,结果显示该模型AUC达到0.94,灵敏度为73.3%,特异度为96%,最终能够准确预测RRD患者手术后视网膜能否成功解剖复位,不过文中该术前眼底示意图仅为通过临床资料绘制得出,并非真正的眼底图像,若后期能引用真正的眼底图像则预测成功率可能进一步上升。并且该DL模型为基于不同术者进行手术的数据,由于不同医生间手术水平参差不齐,若能够制定衡量平均手术水平的标准,则未来有应用于评估手术质量的潜在价值。

2.3 RD患者术后视力预测

对于每个RD患者来说,自身疾病转归及术后能达到多少视力是患者较为关心的话题,故笔者团队开发了预测RRD患者行PPV术后视力的DL模型,使用CNN架构的ResNet及多模态融合方法训练及开发。研究^[20]回顾了184例行PPV联合气体填充术的RRD患者的病历,通过术前的超广角眼底彩照(ultra wide-angle fundus, UWF)、OCT图像、年龄、性别和术前最佳矫正视力(best corrected visual acuity, BCVA)等预测因素,结合术后3mo的BCVA去建立多模态模型。该模型在预测视力结果方面表现出色,AUC为0.91,准确率为0.86,敏感性为0.94,特异性为0.80。研究结果表明,AI可以在术前准确地预测RRD患者手术后的视力范围,具体范围为术后视力是否 ≥ 0.3 ,因为视力能否达到0.3在我国属于判定低视力的一个标准。不过此预测模型针对的是病情相对较轻的RRD患者,对于病情复杂需要PPV联合硅油填充术的患者并没有纳入,故模型的推广有待进一步研究;而且手术中变化无常,任何一位眼科医生都不能保证手术百分百成功,故此模型可能未充分考虑手术成功因素的问题。当然在预测视力方面也存在双刃剑,一方面对未行手术的患者来说,可以大致知道术后视力能达到何种程度,但另一方面,这种预测若未达患者预期,可能会引起

医患矛盾;另外即使手术成功,完成准确预测,但是术后复发的的问题同样困扰着医患双方,故有下文学者提出关于复发率的预测。

2.4 RD 患者术后复发率的预测 近年来,RD 修复手术技术日臻熟练,但仍有约 10%的患者因复发性 RD 需再次手术干预^[21]。Catania 等^[22]探讨了利用 DL 模型通过分析 UWF 图像来预测 RRD 患者手术后 6 wk-2 a 复发的可能性,该模型使用 CNN 架构改进版的 Inception-ResNet-v2 训练和开发。研究使用了术前和术后的 UWF,包括伪彩色和眼底自发荧光(auto fluorescence, AF)图像。回顾性地纳入了 18 岁以上接受巩膜扣带(scleral buckling, SB)或玻璃体切割术治疗原发性或复发性 RRD 的患者,随访时间超过 2 a。研究共纳入 412 眼(332 眼接受 PPV 治疗,80 眼接受 SB 治疗),基于术前和术后伪彩色 UWF 成像的 DL 模型在 PPV 治疗的眼睛中预测复发的准确率分别为 85.6%和 90.2%,在 SB 治疗的眼睛中分别为 87.0%和 91.1%。使用术前和术后 AF-UWF 成像的 DL 模型在 PPV 眼睛中预测复发的准确率分别为 87.6%和 91.0%,在 SB 眼睛中分别为 86.5%和 90.6%,在可视化方法检测到的危险因素中包含广泛的激光斑和后巩膜葡萄肿。我们可以发现这项研究术后的伪彩色 UWF 和 AF 图像均比术前的图像预测准确率更高,这可能由于术后的眼底图像已经考虑到手术因素的影响。综上该模型将有助于临床医生更好地管理患者并制定个性化的随访计划。

3 AI 在 RD 诊断分析中的应用

3.1 UWF 超广角眼底成像系统作为临床上最常用的辅助检查工具之一,它能够捕捉到眼底的真实色彩和高清晰度图像,超广角功能可以覆盖高达 200°的视野,从而更全面地观察眼底状况,为医生提供病变信息^[23]。AI 在眼底图像的识别诊断方面,已经成为近年来眼科影像分析领域的重点研究方向。Ohsugi 等^[24]比较了基于 UWF 的 DL 模型和支持向量机(support vector machines, SVM)模型在 RRD 中的应用。结果表明,DL 模型检测 RRD 的灵敏性为 97.6%,特异性为 96.5%,AUC 为 0.988;而 SVM 模型灵敏性为 97.5%,特异性为 89.3%,AUC 为 0.976,并发现 DL 模型中的多层非线性处理可以从更广泛的角度学习特征,相对于使用 SVM 模型有更大的灵活性。虽然他们的结果在诊断 RRD 方面有着不错的表现,但该研究仅比较了正常眼睛和 RRD 的图像,它不包括其他类型 RD 及其他眼底疾病。之后,Li 等^[25]利用 11 087 张 UWF 图像,开发了两套 DL 模型,均由 CNN 架构 Inception-ResNetV2 进行训练和开发。其中第一个 DL 模型用来诊断是否发生 RD,其中包含 RRD、TRD、SRD 及复发 RD,该 DL 模型敏感性为 96.1%,特异性为 99.6%,AUC 为 0.989。此外,第二个 DL 模型能够区分 RD 范围是否累及黄斑区域,其敏感性为 93.8%,特异性为 90.9%,AUC 为 0.975。该模型可以根据 RD 累及的范围指导患者进行合适的术前体位,以避免 RD 的进展,并辅助医生做出更快速、精确的诊断及治疗决策,但是针对模型中出现的个别漏诊及误诊仍不可忽视,因为在医学领域,精准和严谨至关重要,任何微小的疏忽都可能导致严重的后果。

在视网膜图像分类方面,DL 模型依旧展现出了卓越

的性能。Zhang 等^[26]开发了基于 UWF 眼底图像的 DL 系统,用于检测格子样变性、视网膜裂孔和 RD,而这些病变容易在高度近视眼底患者中发现。该模型基于 CNN 架构的 ResNext50,并在每个 ResNext 块中应用了 SE(squeeze and excitation)模块。SE 模块能够学习不同通道间的特征图之间的相关性,并为更有效的特征图分配更大的权重,在检测格子样变性、视网膜裂孔和 RD 方面的 AUC 高达 0.888、0.953 和 1.000,该模型适用于筛查和远程医疗等,但仅能区分以上三种眼底改变及正常眼底。而国内另一团队,使用更大的数据量,开发名为 CARE 的 DL 模型,该模型由 Inception-ResNetV2 架构,Lin 等^[27]使用 207 228 张眼底彩照训练出可以识别包括 RD 的 14 种常见眼底,并在全国 35 家不同地区不同级别的医疗机构进行前瞻性临床真实世界验证。研究表明,CARE 在临床真实世界中对眼底病变识别的 AUC 为 0.968,该 DL 模型不仅在识别眼底病变的准确性上与眼科医生相媲美,而且还能对来自不同种族人群以及由不同型号眼底照相机捕获的图像保持高效且可靠的疾病诊断能力。证实了 AI 能够高效的自动识别及诊断不同视网膜疾病,未来有巨大的临床应用价值。而该团队另一篇文章 Cui 等^[28]探索了基于超广角眼底图像的 DL 系统在中国农村地区进行多种视网膜病变筛查的性能。研究表明,该模型在使用 UWF 眼底图像作为农村患者筛查 5 种视网膜病变(视网膜渗出或玻璃膜疣、青光眼视神经改变、视网膜出血、视网膜晶格样变性、RD)的工具时平均 AUC 值高达 0.918,不过相对于模型开发阶段的平均 AUC 值 0.998 来说仍有所下降。导致模型性能下降的原因可能有获取图像质量差、病变比例多样和病变组成的复杂性;这些因素应在模型开发阶段考虑,以确保更好的为临床服务。

3.2 光学相干断层扫描 光学相干断层扫描(optical coherence tomography, OCT)技术能够检测视网膜神经纤维层、视盘、黄斑等解剖区域的相关数据。能对疑似 RD 区域进行筛查,尤其对于浅脱离具有较高鉴别价值,而严重的 OR 可能会发生浆液性视网膜脱离(SRD)。Lu 等^[29]开发了基于 OCT 图像对 4 种视网膜疾病分类的 DL 模型,由 CNN 架构的 ResNet101 训练和开发。研究团队使用了 60 407 张 OCT 图像,这些图像由 17 名眼底医生进行标记,最终纳入了 25 134 张图像进行研究。该模型在检测正常图像、黄斑囊样水肿(cystoid macular edema, CME)、SRD、视网膜前膜和黄斑裂孔的准确率分别为 0.973、0.848、0.947、0.957 和 0.978,该 DL 系统能够媲美专业眼科医生。该 DL 模型在区分正常图像和上述 4 种异常情况时,达到了 0.984 的 AUC 值和 0.959 的准确率。Wu 等^[30]开发了 ML 模型,使用随机森林分类器来构建一个概率图,后应用连续最大流优化算法来分割图像中 RD 区域,该模型使用 SD-OCT 图像用于分类中心性浆液性脉络膜视网膜病变(central serous chorioretinopathy, CSC)中的神经感觉性视网膜脱离(neurosensory retinal detachment, NRD)和色素上皮脱离(pigment epithelial detachment, PED),其在 NRD 分割中实现了 92.1%的真阳性体积分数(TPVF)、0.53%的假阳性体积分数(FPVF)、94.7%的阳性预测值和 93.3%的 Dice 系数,在 PED 分割中分别实现了 TPVF 为 92.5%、

FPVF 为 0.14%、阳性预测值 80.9% 和 Dice 系数 84.6%。OCT 在 AI 的辅助下,能够更高效、准确的检测多种视网膜疾病,这有助于提高筛查的效率、减轻医生的负担,但仍不可避免的出现一些假阴性和假阳性结果,未来的研究工作中需要更加深入地挖掘及改进,从而提高模型的准确性和可靠性。

3.3 眼部 B 超 眼部 B 超检查在不透明的屈光介质中,对于 RD 的诊断至关重要,如明显的白内障、玻璃体积血等。Koh 等^[31]使用了支持向量机分类器开发了 ML 模型,用来分类玻璃体后脱离 (posterior vitreous detachment, PVD) 和 RD。该模型通过对眼部 B 超图片预处理,该预处理技术为文本子 (texton)、高阶谱累积量和局部敏感判别分析技术,包括了 100 例患者的 229 张超声图像,其中 36 例患者有 RD,64 例患者有血性 PVD,能够以 99.13% 的准确率分类 PVD 和 RD,其中特异性更是达到 100%,即所有的 PVD 都被分类正确。在另一项研究中,Wang 等^[32]开发一个 DL 模型,通过眼部 B 超图像检测 RRD,使用了 1 645 名参与者的 6 000 张眼部 B 超图像进行 DL 模型的训练和验证,该模型使用了 4 种不同的 DL 模型 (全连接神经网络、LeNet5、AlexNet 和 VGG16) 架构以及 2 种预处理技术 (原始图像和增强原始图像) 训练 8 种 DL 模型,其中表现最好的 VGG16 模型实现了 99.2% 的敏感性和 99.8% 的特异性,AUC 为 0.998,AI 识别能力不亚于工作 6 a 的临床医生,VGG16 模型比其他模型架构包含更多的层,这种多层架构可能表示复杂运算规则,此模型可能应用在缺乏眼科医生的农村和偏远地区帮助诊断 RRD,有助于提高这些地区的医疗服务水平。

3.4 人工智能聊天机器人辅助疾病诊断 眼科由于患者众多且病情复杂,若能够用 AI 辅助医生诊断,则能够大大提高诊疗效率。故 Huang 等^[33]的研究团队将眼科医生的专业知识与 AI 系统 OpenAI 的 GPT-4 进行了对比分析。他们从美国眼科学会的患者常见问题库中随机挑选了 20 个包含 RD 的基本问题,并从西奈山医疗中心眼科诊所收集了 20 个匿名病例。研究者对 GPT-4/AI 系统及眼科专家的回答进行了统计学分析,并采用临床研究中广泛使用的 Likert 量表对回答的准确性和全面性进行评分。分析结果显示,在青光眼相关问题,AI 系统表现更为出色;而在视网膜疾病问题上,AI 虽在准确性上与人类专家相当,但在全面性上则略胜一筹。随之而来也引发一些学者的担忧,惠延年^[34]认为虽然人工智能聊天机器人在一定程度上能完成眼部的辅助诊断、分析数据、改善科学论文写作等,但也可能会创造出与现实不符的叙事和系列。目前这些生成技术允许用户从少量的输入信息中生成文本、图像和视频,制造欺骗性和虚假的内容,这在信息的真实性至关重要的医学领域可能需要斟酌。

4 AI 在 RD 手术治疗中的应用

4.1 人工智能聊天机器人在 RD 手术方式选择的应用

Carlà 等^[35]对比了 3 种公开可用的大型语言模型 (ChatGPT-3.5、ChatGPT-4 和 Google Gemini) 分析 RD 病例并提出最佳手术方案的能力。该团队将 54 例 RD 病例输入到 ChatGPT 和 Google Gemini 的界面中,并询问“关于手术方案及眼内填充物建议”然后收集答案,并评估其与

3 位视网膜玻璃体专家意见的一致性。结果显示,Google Gemini 和 ChatGPT 与专家的建议高度一致,且根据全球质量评分 (GQS) 评估,ChatGPT 的建议更加准确,此模型优化后可对眼科远程诊疗提供参考性意见。

4.2 RAS 机器人辅助系统 (robot auxiliary system, RAS): 在眼底手术领域,AI 在手术过程中的引导、辅助稳定及监测中发挥重要作用。林梓豪等^[36]对 RAS 在眼底手术中的应用进行了阐述,基于 OCT 可通过数字成像技术提高手术视野的清晰度,平视技术可减轻术中医生的疲劳感。RAS 的稳定系统可以减少医生手术时的生理性震颤,提高手术的安全系数和成功率^[37]。例如,“稳定手”眼机器人 (“steady hand” eye robot, SHER) 利用 RNN 预测和分类手术应力,以提高手术精度^[38]。监测系统主要用于实时跟踪手术过程中不恰当的手术应力,并通过多种反馈机制通知手术医生,以此减少手术中的意外风险^[39]。Birch 等^[40]提出了用于机器人辅助玻璃体视网膜手术的 trocar 定位方法,该方法使用安装在玻璃体视网膜手术镊上的微型摄像头,跟踪附着在 trocar 两侧的 2 个 ArUco 标记点。trocar 的位置通过这 2 个标记的中点来估算,结果显示标记定位的均方根误差 (RMSE) 为 1.82 mm,而 trocar 定位的 RMSE 为 1.24 mm,达到了最佳准确度要求,此方法能够提高机器人手术过程中的精确度和安全性,对未来机器人手术的发展具有重要意义。由 Ravasio 等^[41]开发一个 DL 模型,提出了一个监督式的深度 CNN,用于密集预测视网膜的语义分割和光流,这两者作为相互支持的任务,能够在手术工具遮挡下隐式填补缺失的视网膜流动信息。未来机器人辅助系统或可帮助医生在复杂手术中操作游刃有余,并提高手术的成功率,这些研究表明 AI 在辅助视网膜手术方面的潜力。

4.3 手术并发症评估 玻璃体切除联合硅油填充术是治疗 RD 的一种常见手术方式,硅油因其高表面张力而常用于 PPV 手术的填充剂,但是硅油填充可能导致眼压升高并发症。Fan 等^[42]开发了硅油填充后眼内压升高的 ML 预测模型,对在江苏省医院的 1 061 例 1 061 眼患者测量了术前就诊时、术后 1 wk、1、3、6 mo 以及硅油取出前的眼压,使用了 4 种机器学习方法 (决策树、逻辑回归、随机森林、梯度提升决策树),术后 26.01% 的眼睛出现了眼压升高,主要发生在术后 1-2 wk 内。最终梯度提升树在预测高眼压方面表现最佳,其不仅提供了预测值,还通过特征分析得出不同特征在预测过程中的重要性,准确率为 0.7944,而年龄、性别、高血压、糖尿病、近视、RD、晶状体状态和眼轴等对硅油填充术后眼内压升高有影响,该预测模型可以帮助临床医生早期识别高风险患者,采取预防措施,减少术后眼内压升高的发生率。

5 挑战与展望

AI 已经在眼底病的诊断、预测、筛查、手术等方面取得一些重大进展,具有一定的准确率与稳定性。但在临床应用,它仍面临以下局限:结果的可解释性、数据数量和质量问题、模型泛化能力、医学伦理和隐私保护、患者的接受程度、机器辅助系统高昂成本等挑战。Ennab 等^[43]的研究则强调了解释性在提高 AI 模型泛化能力中的重要性,通过增强 AI 决策的可视化以帮助医生理解 DL 模型的决

策依据^[44]。杨卫华等^[45]全面概况了眼科 AI 临床研究评价的方法,有助于确保眼科 AI 临床研究的严谨性和可靠性,同时增强了眼科 AI 临床研究的透明度和规范性,保护研究参与者隐私和数据安全。Hashemi 等^[46]提出了基于 DL 模型,利用领域知识驱动的框架,用于生成合成的电子健康记录的数据,以应对数据获取的难题,亦可保护患者隐私。此外,Naik 等^[47]强调医疗领域的程序或协议中的错误可能对患者造成毁灭性的后果,因为患者是错误的受害者,并指出 AI 在医疗中的法律和伦理问题,特别是在责任归属、数据隐私和算法透明度方面。作者呼吁制定完善的法规和方法来约束 AI 系统,以防止技术漏洞带来的潜在风险,并阐述了在使用这些系统时,最终的责任在于构建它们的人员。《眼科人工智能临床应用伦理专家共识(2023)》^[48]制定了眼科 AI 模型建立和临床应用的伦理要求,涵盖了数据管理、医疗责任、数据的准确有效性、安全及公平性等方面,对眼科 AI 在临床研究和应用领域的进步做出了显著贡献。患者对 AI 技术的接受程度直接影响其在临床中的推广和应用。一方面,许多患者对新技术持积极态度,认为 AI 可以提高诊断效率和准确性。然而,也有患者对机器取代医生角色感到担忧,尤其是在涉及复杂病例决策时,这种担忧可能源于对技术的不理解,以及对医疗人性化服务的期望。而 AI 与临床医生合作的方式是值得推崇的,其中 AI 用于辅助诊断,并辅助临床医生做出临床决策,而医生不仅要治愈患者的生理疾病,有时还需要关注患者的心理健康状况。

未来,随着 AI 技术的不断发展及临床研究的深入,可以完善 AI 在 RD 疾病诊断在真实世界的应用、AI 在初筛阶段帮助寻找裂孔的应用、AI 在 RD 手术并发症中的预测、AI 辅助机器人系统在手术中的更多应用以及疾病个性化随访等方面的研究,通过跨学科合作及大规模数据平台的构建,有望在未来实现更高效、更个性化的视网膜疾病管理,从而改善患者的预后和生活质量。

利益冲突声明: 本文不存在利益冲突。

作者贡献声明: 卢炳兴论文选题与修改,初稿撰写;陈倩茵文献检索,数据分析;张静琳选题指导,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] Govers BM, van Huet RAC, Roosing S, et al. The genetics and disease mechanisms of rhegmatogenous retinal detachment. *Prog Retin Eye Res*, 2023,97:101158.
- [2] Uzel MM, Citirik M, İlhan Ç, et al. The impact of duration on the recurrence of rhegmatogenous retinal detachment: optimal cutoff value. *Int Ophthalmol*, 2019,39(9):2089-2095.
- [3] Ge JY, Teo ZL, Chee, et al. International incidence and temporal trends for rhegmatogenous retinal detachment: a systematic review and meta-analysis. *Surv Ophthalmol*, 2024,69(3):330-336.
- [4] Mitry D, Charteris DG, Fleck BW, et al. The epidemiology of rhegmatogenous retinal detachment: geographical variation and clinical associations. *Br J Ophthalmol*, 2010,94(6):678-684.
- [5] Mitry D, Tuft S, McLeod D, et al. Laterality and gender imbalances in retinal detachment. *Graefes Arch Clin Exp Ophthalmol*, 2011, 249(7):1109-1110.

- [6] Tang Y, Chen AM, Zou MJ, et al. Prevalence and time trends of refractive error in Chinese children: a systematic review and meta-analysis. *J Glob Health*, 2021,11:08006.
- [7] Wong DYL, Lam MC, Ran AR, et al. Artificial intelligence in retinal imaging for cardiovascular disease prediction: current trends and future directions. *Curr Opin Ophthalmol*, 2022,33(5):440-446.
- [8] Peter Wiedemann, 惠延年(译). 眼科学人工智能. 国际眼科杂志, 2023,23(9):1417-1420.
- [9] 邵毅, 陈有信, 迟玮, 等. 人工智能在视网膜液监测中的应用指南(2024). 眼科新进展, 2024,44(7):505-511.
- [10] Jordan MI, Mitchell TM. Machine learning: trends, perspectives, and prospects. *Science*, 2015,349(6245):255-260.
- [11] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature*, 2015,521(7553):436-444.
- [12] Yu H, Yang LT, Zhang QC, et al. Convolutional neural networks for medical image analysis: State-of-the-art, comparisons, improvement and perspectives. *Neurocomputing*, 2021,444:92-110.
- [13] Badar M, Haris M, Fatima A. Application of deep learning for retinal image analysis: a review. *Comput Sci Rev*, 2020,35:100203.
- [14] Zhu WH, Qiu PJ, Chen XW, et al. nnMobileNet: rethinking CNN for retinopathy research. *IEEE*, 2024:2285-2294.
- [15] Kim KM, Heo TY, Kim A, et al. Development of a fundus image-based deep learning diagnostic tool for various retinal diseases. *J Pers Med*, 2021,11(5):321.
- [16] Bullimore MA, Ritchey ER, Shah S, et al. The risks and benefits of myopia control. *Ophthalmology*, 2021,128(11):1561-1579.
- [17] Li SJ, Li MY, Wu JN, et al. Developing and validating a clinlabomics-based machine-learning model for early detection of retinal detachment in patients with high myopia. *J Transl Med*, 2024,22(1):405.
- [18] Williamson TH, Lee EJ, Shunmugam M. Characteristics of rhegmatogenous retinal detachment and their relationship to success rates of surgery. *Retina*, 2014,34(7):1421-1427.
- [19] Fung THM, John NCRA, Guillemaut JY, et al. Artificial intelligence using deep learning to predict the anatomical outcome of rhegmatogenous retinal detachment surgery: a pilot study. *Graefes Arch Clin Exp Ophthalmol*, 2023,261(3):715-721.
- [20] Guo H, Ou CB, Wang GY, et al. Prediction of visual outcome after rhegmatogenous retinal detachment surgery using artificial intelligence techniques. *Transl Vis Sci Technol*, 2024,13(5):17.
- [21] Nagpal M, Chaudhary P, Wachasundar S, et al. Management of recurrent rhegmatogenous retinal detachment. *Indian J Ophthalmol*, 2018,66(12):1763-1771.
- [22] Catania F, Chapron T, Crincoli E, et al. Deep Learning for prediction of late recurrence of retinal detachment using preoperative and postoperative ultra-wide field imaging. *Acta Ophthalmol*, 2024,102(7):e984-e993.
- [23] Shoughy SS, Arevalo JF, Kozak I. Update on wide- and ultra-widefield retinal imaging. *Indian J Ophthalmol*, 2015,63(7):575-581.
- [24] Ohsugi H, Tabuchi H, Enno H, et al. Accuracy of deep learning, a machine-learning technology, using ultra-wide-field fundus ophthalmoscopy for detecting rhegmatogenous retinal detachment. *Sci Rep*, 2017,7(1):9425.
- [25] Li ZW, Guo C, Nie DY, et al. Deep learning for detecting retinal detachment and discerning macular status using ultra-widefield fundus images. *Commun Biol*, 2020,3(1):15.

- [26] Zhang CX, He F, Li B, et al. Development of a deep-learning system for detection of lattice degeneration, retinal breaks, and retinal detachment in tessellated eyes using ultra-wide-field fundus images: a pilot study. *Graefes Arch Clin Exp Ophthalmol*, 2021, 259(8): 2225-2234.
- [27] Lin DR, Xiong JH, Liu CX, et al. Application of comprehensive artificial intelligence retinal expert (CARE) system; a national real-world evidence study. *Lancet Digit Health*, 2021, 3(8): e486-e495.
- [28] Cui TX, Lin DR, Yu SS, et al. Deep learning performance of ultra-widefield fundus imaging for screening retinal lesions in rural locales. *JAMA Ophthalmol*, 2023, 141(11): 1045-1051.
- [29] Lu W, Tong Y, Yu Y, et al. Deep learning-based automated classification of multi-categorical abnormalities from optical coherence tomography images. *Transl Vis Sci Technol*, 2018, 7(6): 41.
- [30] Wu ML, Fan W, Chen Q, et al. Three-dimensional continuous max flow optimization-based serous retinal detachment segmentation in SD-OCT for central serous chorioretinopathy. *Biomed Opt Express*, 2017, 8(9): 4257-4274.
- [31] Koh JEW, Raghavendra U, Gudigar A, et al. A novel hybrid approach for automated detection of retinal detachment using ultrasound images. *Comput Biol Med*, 2020, 120: 103704.
- [32] Wang H, Chen X, Miao X, et al. A deep learning model for detecting rhegmatogenous retinal detachment using ophthalmologic ultrasound images. *Ophthalmologica*, 2024, 247(1): 8-18.
- [33] Huang AS, Hirabayashi K, Barna L, et al. Assessment of a large language model's responses to questions and cases about glaucoma and retina management. *JAMA Ophthalmol*, 2024, 142(4): 371-375.
- [34] 惠延年. 人工智能聊天机器人助力眼科和科学论文写作. *国际眼科杂志*, 2024, 24(1): 1-4.
- [35] Carlà MM, Gambini G, Baldascino A, et al. Exploring AI-chatbots' capability to suggest surgical planning in ophthalmology: ChatGPT versus Google Gemini analysis of retinal detachment cases. *Br J Ophthalmol*, 2024, 108(10): 1457-1469.
- [36] 林梓豪, 许可正, 李强, 等. 机器人辅助系统在眼底手术中的应用. *眼科学报*, 2022, 37(3): 194-199.
- [37] Zhu I, Mieler WF. Robotic Retinal Surgery. *Macular Surgery*. 2020, 565-574.
- [38] He CY, Patel N, Ebrahimi A, et al. Preliminary study of an RNN-based active interventional robotic system (AIRS) in retinal microsurgery. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2019, 14(6): 945-954.
- [39] Cutler N, Balicki M, Finkelstein M, et al. Auditory force feedback substitution improves surgical precision during simulated ophthalmic surgery. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2013, 54(2): 1316-1324.
- [40] Birch J, da Cruz L, Rhode K, et al. Trocar localisation for robot-assisted vitreoretinal surgery. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2024, 19(2): 191-198.
- [41] Ravasio CS, Pissas T, Bloch E, et al. Learned optical flow for intra-operative tracking of the retinal fundus. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2020, 15(5): 827-836.
- [42] Fan W, Zhang CH, Ge LX, et al. Prediction model for elevated intraocular pressure risk after silicone oil filling based on clinical features. *Front Med (Lausanne)*, 2023, 10: 1340198.
- [43] Ennab M, Mcheick H. Designing an interpretability-based model to explain the artificial intelligence algorithms in healthcare. *Diagnostics (Basel)*, 2022, 12(7): 1557.
- [44] Keel S, Wu JR, Lee PY, et al. Visualizing deep learning models for the detection of referable diabetic retinopathy and glaucoma. *JAMA Ophthalmol*, 2019, 137(3): 288-292.
- [45] 杨卫华, 邵毅, 许言午, 等. 眼科人工智能临床研究评价指南(2023). *国际眼科杂志*, 2023, 23(7): 1064-1071.
- [46] Hashemi AS, Soliman A, Lundstrom J, et al. Domain knowledge-driven generation of synthetic healthcare data. *Stud Health Technol Inform*, 2023, 302: 352-353.
- [47] Naik N, Zeeshan Hameed BMZ, Shetty DK, et al. Legal and ethical consideration in artificial intelligence in healthcare; who takes responsibility? *Front Surg*, 2022, 9: 862322.
- [48] 《眼科人工智能临床应用伦理专家共识》专家组, 中国医药教育协会数字影像与智能医疗分会, 中国医药教育协会智能医学专业委员会. 眼科人工智能临床应用伦理专家共识(2023). *中华实验眼科杂志*, 2023, 41(1): 1-7.