

人工智能在近视防治中的应用专家共识(2024)

《人工智能在近视防治中的应用专家共识(2024)》专家组 国际转化医学会眼科学专委会
中国医药教育协会眼科影像与智能医疗分会 中国民族医药协会眼视光学分会 中国眼科
影像研究专家组

通信作者:周行涛,Email:doctzhouxingtao@163.com;邵毅,Email:freebee99@163.com;竺向往,
Email:zhuxiangjia1982@126.com

周行涛、竺向往,复旦大学附属眼耳鼻喉科医院眼科,上海 200433;邵毅,南昌大学第一附属
医院眼科,南昌 330006

【摘要】 未经矫正的近视会影响人类的视力和视觉功能,是一个全球性的公共卫生问题。不断增加的近视人口正在给卫生保健系统带来越来越大的负担。此外,高度近视或病理性近视会增加视网膜病变等并发症的风险,从而导致不可逆转的视觉障碍。因此,近视的及时发现与干预、并发症的及早发现与治疗至关重要。基于医疗大数据的人工智能(AI)模型具有辅助指导近视个体化诊断和治疗的潜力,AI作为近视高发病率和患病率的一种潜在可行的解决方案,在早期识别、风险分层、进展预测和及时干预等方面具有重要价值。本专家共识由中国医药教育协会眼科影像与智能医疗分会和国际转化医学协会眼科专业委员会组织专家制定,总结目前AI在近视防治中的应用现状,分析目前面临的重要挑战,提出AI在近视防治领域的未来方向,旨在为AI在近视防治和精准医疗中的应用提供参考。

【关键词】 近视;人工智能;机器学习;深度学习

基金项目: 国家自然科学基金(82160195);江西省双千计划科技创新高端领军人才项目(jxsq2023201036);江西省重大(揭榜挂帅)研发专项计划(20223BBH80014)

国际实践指南注册: <http://www.guidelines-redistry.cn>,IPGRP-2023CN774

DOI:10.3760/cma.j.cn115989-20231207-00200

Consensus on the application of artificial intelligence in myopia (2024)

Expert Workgroup of Consensus on the application of artificial intelligence in myopia (2024), Ophthalmology Committee of International Association of Translational Medicine, Ophthalmic Imaging and Intelligent Medicine Branch of Chinese Medicine Education Association, Optometry Branch of Chinese Ethnic Medical Association, Chinese Ophthalmic Imaging Study Groups

Corresponding authors: Zhou Xingtao, Email: doctzhouxingtao@163.com; Shao Yi, Email: freebee99@163.com; Zhu Xiangjia, Email: zhuxiangjia1982@126.com.

Zhou Xingtao and Zhu Xiangjia, Department of Ophthalmology, Eye & ENT Hospital of Fudan University, Shanghai 200433, China; Shao Yi, Department of Ophthalmology, The First Affiliated Hospital of Nanchang University, Nanchang 330006, China

[Abstract] Uncorrected myopia affects human vision and visual function and is considered a global public health problem that places an increasing burden on the healthcare system. In addition, high myopia and pathological myopia can increase the risk of complications such as retinopathy, which can lead to irreversible visual impairment. Therefore, it is important to detect myopia early, intervene in time to prevent myopia progression and detect and treat complications early. Artificial intelligence (AI) models based on big data in healthcare have the potential to help guide the individualized treatment of myopia, and AI may be a feasible solution to the myopia pandemic, which has an important value in early detection, risk stratification, progression prediction and timely intervention. In view of the high incidence rate and prevalence of myopia, the Ophthalmic Imaging and Intelligent Medicine Branch of Chinese Medicine Education Association and the Ophthalmology Committee of International Association of Translational Medicine organized experts to summarize the current application of AI in myopia, analyze the important current

challenges, and propose the future direction of AI in myopia to form the Consensus on the application of artificial intelligence in myopia (2024), which is intended to provide a reference for AI in myopia prevention and precision medicine.

[Key words] Myopia; Artificial intelligence; Machine learning; Deep learning

Fund program: National Natural Science Foundation of China (82160195); Jiangxi Double-Thousand Plan High-Level Talent Project of Science and Technology Innovation (jxsq2023201036); Key R & D Program of Jiangxi Province (20223BBH80014)

International Practice Guidelines register: <http://www.guidelines-redistry.cn>, IPGRP-2023CN774

DOI: 10.3760/cma.j.cn115989-20231207-00200

1 《人工智能在近视防治中的应用专家共识(2024)》 制定背景和方法

目前,全世界有超过 20 亿人患有近视(定义为屈光度 ≥ -0.50 D),其中 15% 为高度近视(定义为屈光度 ≥ -6.0 D)^[1]。在亚洲,近视患病率高达 80% 以上,到 2050 年,预计全世界将有近 50 亿人患有近视,占全球预计人口的近一半,这将给医疗保健服务带来巨大负担。一项调查表明,仅 2015 年,全球因未矫正的近视和近视性黄斑变性导致的视力障碍和盲造成的潜在全球经济生产力损失高达 2 440 亿美元^[2]。病理性近视是近视相关不可逆视力损害的主要原因,脉络膜新生血管(choroidal neovascularization, CNV)、黄斑萎缩、黄斑裂孔、视网膜变性和孔源性视网膜脱离等是其常见并发症^[3]。近视已成为全球性的公共卫生问题,因此,应对近视大流行的策略至关重要,如早期识别、定期随访和及时干预高危近视人群。

在中国,近视防控已成为国家战略,但要实现这一目标仍面临许多挑战。近年来,人工智能(artificial intelligence, AI)显示出医疗信息和图像自动化分析的巨大潜力。在眼科领域,由于各种成像技术在眼部疾病中的广泛应用,许多研究将 AI 方法应用于不同的眼科疾病,包括干眼、白内障、青光眼和眼底疾病等^[4-7]。迄今为止,已有许多研究将 AI 和数字技术应用于近视的临床管理,其中一些已取得了显著成果。目前,基于 AI 在近视中的应用尚未形成统一的可遵循的专家共识,因此,中国医药教育协会眼科影像与智能医疗分会和国际转化医学协会眼科专业委员会于 2022 年 10 月成立人工智能在近视防治中的应用专家共识(2024)专家组,组织执笔专家、屈光专家、眼科影像专家认真学习国内外 AI 在近视中的应用研究文献,并结合眼科 AI 临床研究的实践经验,召开线下和线上会议,针对 AI 在近视中的应用进行充分讨论和论证,总结了 AI 在近视中的应用现状以及如何应用 AI 来解决近视领域的重要挑战。由执笔专家组成员撰写共识初稿,初

稿形成后通过电子邮件和微信方式由各位专家独立阅读并提出修改意见,分别提交共识撰写组核心成员,修改意见经过整理并通过微信、邮件方式和线上会议进行讨论和归纳,专家共识在修改期间充分接受参与专家的建议和指导意义,最终达成共识终稿,旨在为近视的防治和精准医疗提供参考。本共识制定过程历时 1 年余。

2 AI 在近视临床数据管理中的应用

2.1 近视的临床数据管理

近视传统上被认为是生活方式、遗传和环境因素共同作用的结果^[8]。在临床上接诊患者时,临床医师的诊疗过程通常遵循危险因素识别、检查过程、治疗策略选择和持续管理的顺序^[9]。在上述临床实践过程中,都会产生大量的临床数据。因此,建议初诊时即对患者进行常规详细的病史采集,并确定特定个体的危险因素。采集行为和环境数据,例如用眼习惯、阅读距离、照明条件和户外活动,以及与疾病有关的个人信息采集,例如人口统计、遗传和心理状态。然后,对患者进行近视临床检查,一般检查包括视力、裂隙灯显微镜、眼底、睫状肌麻痹验光检查;特殊检查包括角膜曲率、眼轴长度、双眼视功能、眼底照相、眼压、视野、A/B 型超声、光学相干断层扫描(optical coherence tomography, OCT)、荧光素眼底血管造影等检查。以上采集的眼科信息绝大多数是以数字为基础的数据,主要是以定量数字表示的数据类型。对于需要进一步检查的患者,尤其是高度近视患者,如有指征,应进行眼底影像学检查。在完成所有检查后,对于可能导致视力低下和盲的患者,应考虑个性化地选择治疗策略。对于具有多种危险因素的患者,预测预后并进行定期随访会有所帮助。考虑到规模,特别是对于近视等复杂疾病,其中病因、流行病学、诊断和进展涉及许多相互依赖的因素,手动分析临床数据相对繁杂,而机器学习(machine learning, ML)方法能够以非线性方式处理大量数据并提取大量潜在预测参数。AI 应用程序的关键

组成部分为 MDT,即模型、数据和目标。丰富的数据集使 AI 能够根据每种类型的数据模式协助完成许多近视管理任务^[10](图 1)。

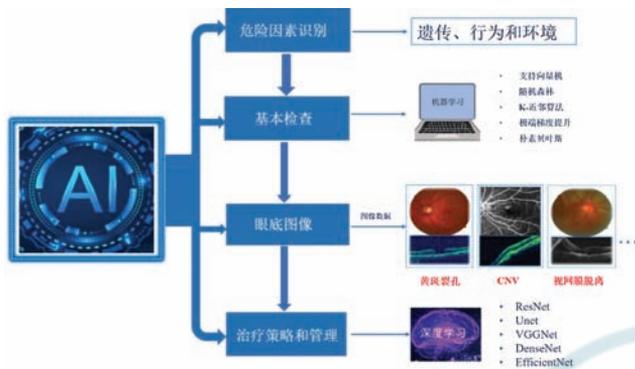


图 1 近视的 AI 辅助临床诊疗流程 AI:人工智能;CNV:脉络膜新生血管

2.2 近视常用的 AI 技术和评估指标

在缺乏通用评估标准的情况下,现有的近视研究并不是从单一的 AI 方法开始的,而是通常同时尝试几个 AI 模型,并在参数调整和模型间比较后选择表现最好的模型^[11]。

在评估模型的性能时,近视的 AI 研究通常使用以下指标:(1)对于疾病检测和预后预测等分类任务,通常使用从混淆矩阵计算的指标,例如准确率、灵敏度、特异度和 F1 分数,接收器工作特征曲线下面积和精度召回率曲线下面积也是常用的。(2)当任务是导出预测区域时,例如眼底图片的病变分割,通常通过并集交叉和 Dice 相似系数进行评估,这 2 个指标衡量预测区域与基本事实之间的重叠区域。(3)对于折射预测和轴向长度预测等回归任务,通常使用平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、均方误差和均方根误差进行评估^[11]。

近视的治疗包括早期筛查、风险分层、进展预测、及时和个体化干预以及持续管理^[12]。在此过程中产生的相关数据模式可分为两类,即临床数据和成像数据。ML 与统计数据紧密交织在一起,在处理数字或分类数据方面非常强大,适用于分析大规模医疗数据^[13]。近视中常用的 ML 技术包括支持向量机 (support vector machine, SVM)、线性回归、随机森林、朴素贝叶斯、K-近邻和极端梯度提升^[10]。作为 ML 的一个子集,深度学习 (deep learning, DL) 在许多基于图像的应用中表现良好,例如对象识别和语义分割。卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 是近视图像驱动应用的基础,递归神经网络的使用仍处于早

期阶段。一些基本的 DL 网络结构,包括 ResNet、Unet、DenseNet、VGGNet、Inception V3 和 EfficientNet,广泛用于解决近视领域的问题^[14]。此外,由于数据隐私问题,大多数近视研究只能基于来自同一区域的单个中心或多个中心的数据来训练模型,因此通常使用预先训练的模型或迁移学习方法在相对小的数据集上实现更好的性能,丰富的数据集和 AI 辅助分析可促进近视管理的改善。

3 AI 在近视防治中的应用

3.1 AI 在儿童近视防治中的应用

儿童近视主要表现为裸眼远视力下降,常伴有眼轴增长。屈光度和眼轴是近视预防、控制和检查的主要客观指标。AI 在儿童近视中的应用包括检测、预测和辅助诊疗。基于眼部外观图像,Yang 等^[15]首次将 DL 模型应用于使用眼部图像的儿童大规模近视筛查,并实现了较高的筛查精度,能够远程监测近视儿童的屈光状态,有可能减轻近视相关的视力障碍或盲所带来的沉重负担。根据基线人口统计学和临床变量(如年龄、视力、眼轴长度、角膜曲率和等效球镜度),ML 模型在预测儿童近视进展和成年后期高度近视发生方面取得了稳定良好的效果^[16-17]。Foo 等^[18]使用儿童眼底图像建立 DL 模型来预测高度近视的进展,该模型可以用作临床辅助工具,识别“有风险”的儿童以进行早期干预。此外,利用角膜参数的 ML 模型和基于角膜地形图的 DL 模型也已经能够辅助评估儿童角膜塑形术的诊疗,指导更准确的角膜塑形镜验配和制定个性化的验配参数^[19-20](表 1)。

3.2 AI 在成人近视防治中的应用

在成人中,AI 在近视中的应用主要集中在高度近视、病理性近视以及近视相关并发症的检测分级、预测和治疗,包括近视性黄斑变性 (myopic macular degeneration, MMD)、近视性 CNV、近视牵引性黄斑病变、黄斑裂孔和视网膜脱离等(表 2)。目前已建立了许多成功的模型和平台来筛查和诊断眼底疾病,如年龄相关性黄斑变性、糖尿病视网膜病变,这些应用集中于分析眼科图像以诊断疾病并根据这些图像分析预后。高度近视和病理性近视还会产生更多的数据,需要分析视网膜和脉络膜的眼科信息和形态变化,因此,专家组构建了高度近视和病理性近视 AI 分析的一般工作流程图,推荐大家参考使用(图 2)。现有的 DL 模型大多基于眼底照片构建^[21-22],部分基于 OCT 图像构建。其中,一些 DL 模型具备非常强大的性能,甚至在检测 MMD 和高度近视方面与眼科专家有高度的

表 1 AI 在儿童近视中的应用

任务	作者	主要预测因子	AI 模型	目标	主要发现
诊断和检测	Yang 等 ^[15]	眼部外观图像	DL	大规模近视检测	AUC:0.927,灵敏度:81.13%, 特异度:86.42%
预测	Lin 等 ^[16]	电子健康记录:年龄、SE、年进展率	ML	预测 10 年内和 18 岁时 高度近视的发作	18 岁前高度近视 AUC:3 岁 0.940~0.985, 5 岁 0.856~0.901,8 岁 0.801~0.837
	Li 等 ^[17]	未矫正远视力、SE、AL、角膜	ML	5 年的近视进展	预测准确率超过 80%
	Foo 等 ^[18]	视网膜眼底成像	DL	青少年时期高度近视发展的预测	图像模型 AUC:0.91~0.93 临床模型 AUC:0.93~0.94 混合模型 AUC:0.97~0.98 预测模型的 C 统计量 0.821
治疗	Fang 等 ^[19]	年龄、基线 AL、瞳孔直径、镜片佩戴 时间、户外时间、近距离工作时间、 WTW、角膜后部散光	ML	预测角膜塑形术的治疗效果	预测模型的 C 统计量 0.821
	Fan 等 ^[20]	性别、年龄、球形折射、圆柱形折射、 偏心率值、平坦角膜法和陡峭 角膜法读数、ACD、AL	ML	估计角膜塑形镜拟合中的 对准曲线曲率	R2AC1K、AC1K2 和 AC2K1 值 分别为 0.91、0.84 和 0.73

注:AI:人工智能;DL:深度学习;AUC:受试者工作特征曲线下面积;SE:等效球镜度;ML:机器学习;AL:眼轴长度;WTW:白到白;ACD:前房深度

表 2 AI 在成人近视中的应用

任务	作者	主要预测因子	AI 模型	目标	主要发现
诊断和检测	Lu 等 ^[21]	眼底图像	DL	病理性近视的检测	AUC:0.979,准确度:0.963
	Tang 等 ^[22]	眼底图像	DL	对近视性黄斑病变进行分级, 诊断病理性近视,识别和 分割近视相关病变	分级准确率:0.937,诊断病理性近视: 0.998,分割模型 F1 值:0.80~0.95
预测	Varadarajan 等 ^[23]	眼底图像	DL	估计屈光不正	MAE:0.56~0.91 D
	Yoo 等 ^[24]	OCT 图像	DL	估计未矫正的屈光不正; 检测高度近视	SE 预测:MAE 2.66 D;检测高度近视: AUC:0.813,准确率:71.4%
治疗	Shen 等 ^[25]	ICL 大小、ACD、瞳孔大小、 ACA、CT、AL 等	ML	预测 EVO-ICL 的大小	随机森林 $R^2=0.315$,准确率=0.828, AUC=0.765
	Kim 等 ^[26]	眼底图像、术前 ACD、计划消融厚度、 年龄、术前 CCT	ML	识别屈光回退的高危患者	组合模型 AUC=0.753, 单个模型 AUC=0.673

注:AI:人工智能;DL:深度学习;AUC:受试者工作特征曲线下面积;MAE:平均绝对误差;OCT:光学相干断层扫描;SE:等效球镜度;ICL:植入式人工晶状体;MTM:近视牵引性黄斑病变;ACD:前房深度;ACA:前房角;CT:角膜厚度;AL:眼轴长度;ML:机器学习;CCT:中央角膜厚度

一致性,DL 算法可能会在这些任务中有效地辅助眼科医师进行诊疗。基于眼底照片或 OCT 图像的 DL 模型也可以用于预测屈光不正或高度近视^[23-24],这可能有助于近视的评估,而不会忽视眼部影像学评估期间的风险,并可能减轻近视的全球负担。此外,ML 模型被证明能够预测角膜和眼内屈光手术的手术结果或并发症,有可能作为矫正近视的术前评估工具之一^[25-26]。AI 在近视术前和术后的评估中起到重要的辅助作用,眼科医生可以充分利用 AI 对患者进行评估,同时结合临床经验,为患者制定个性化诊疗措施,最大程度地预测患者的疾病进展或治疗可能出现的情况。

3.3 AI 在近视不同诊疗流程中的应用

行为和环境危险因素,如近距离工作(<20 cm)和过度连续近距离工作(>30 min)被认为是与近视发展相关的因素。增加户外活动时间是防止近视的有效保

护因素,但是在公众中广泛实现行为和环境危险因素的监控具有相当的难度。以往需要进行多次随访来记录患者的近视进展情况或与近视相关的病理变化的发展,给现有紧张的医疗资源带来了额外的负担。通过强大的 AI 模型可以预测儿童近视的进展或高度近视患者病理变化的发展,这可能会减轻近视造成的经济负担。目前已经开发了各种智能可穿戴设备来监控工作距离或户外活动曝光时间,例如 RangeLife、FitSight 和云夹^[27-29]。通过可穿戴设备收集的数据,研究者已经训练了 SVM 模型来区分室内和室外位置^[30],它可能会进一步与互联网应用程序相结合,鼓励学龄儿童每天进行 2~3 h 的户外活动^[28]。AI 可以通过监控用眼情况,并即刻反馈、提醒,使个人能够注意到日常生活中不合理用眼的发生,及时改变用眼方式,减少不正确用眼方式对眼部造成的负担,从而延缓近视进展。

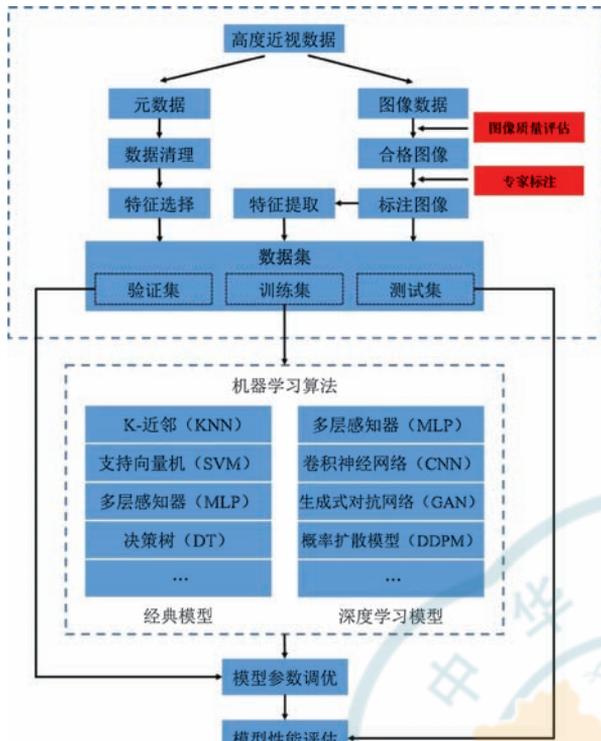


图2 高度近视和病理性近视 AI 分析一般工作流程推荐

3.4 AI 在近视进展预测中的应用

近视的发生涉及多个因素,包括工作时间、户外活动、遗传、种族、性别等。此外,最佳矫正视力、屈光度、角膜曲率、眼轴长度以及眼压和眼表状况等眼部指标也与近视发展密切相关。然而,对这些数据进行分析 and 解释面临着一系列挑战:一方面,缺乏可靠的风险预测模型成为制定预防近视策略的障碍。传统的视力检查不仅费时、费力,还依赖昂贵的仪器和经验丰富的医师和技术人员来评估屈光不正。特别是在检查过程中,幼儿、老年人和语言沟通障碍患者合作上的困难进一步提升了视力检查的难度。另一方面,发展中国家或贫困地区存在医疗资源匮乏的问题,导致屈光不正的准确评估成为一项艰巨任务。患者可能由于缺乏及时的验光服务而错过最佳防控窗口,从而导致不可逆转的视力丧失。在这一背景下,DL 技术的应用有望成为一种解决方案。虽然眼科医生通常难以根据眼底照片评估屈光不正,但 DL 技术却能够相当准确地预测近视,并建立模型预测青少年近视与不同因素之间的关系,这为制定预防近视的政策提供了有力支持。当然,在现实世界中收集的临床数据往往存在偏差,不同研究以不同的方式建立验证集。今后的工作可能包括合理评估不同模型的性能并提高其通用性以及更彻底地分析结果和讨论方法的改进。预测近视进展也可以为改变临床实践、卫生政策制定和关于学龄期近视实

际控制的精确个体化干预提供证据。这使得在医疗过程中能有效地对需要干预的患者及时采取合理的治疗,达到延缓病情进展的目的,在长期的病程进展中最大限度地降低患者的视力受损程度。

3.5 AI 在近视预后预测中的应用

通过在这种数据模式中构建具有各种变量的风险模型,许多研究已确定了 ML 方法预测预后的能力。随机森林模型显示,通过使用长期屈光数据,可以提前 8 年以临床可接受的准确性预测 18 岁时高度近视的发生^[16]。可以通过 SVM 和梯度提升回归树代替扩瞳验光,综合评估眼轴长度的生理伸长(高度近视的关键指标)预测近视进展^[31]。此外,这些模型产生的概率也有助于说服患者进一步转诊。因此使用 AI 辅助指导近视诊疗可以在有效帮助医生预测病情的同时提升患者的依从性,使患者可以更好地主动配合诊疗,从而使治疗效果得到进一步优化。

3.6 AI 在近视个体化干预以及持续管理中的应用

在临床工作中,往往需要对中低度近视患者进行评估和随访,特别是监测儿童和青少年人群的视力。对于高度近视患者,建议每年进行眼底检查,该检查可提供扩瞳下的中央和周边视网膜的可视化,并产生大量成像数据。在不同成像方法中,眼底照相和 OCT 常用于评估近视相关眼底变化。通过眼底检查,在单纯性高度近视中可发现视盘倾斜和弧形斑点。对于病理性近视眼底,可发现后葡萄球菌瘤、近视牵引性黄斑病变、近视性 CNV、圆顶形黄斑和高度近视相关性视神经病变,这些病理变化通常会导致视网膜、脉络膜及其他组织的不可逆损伤,严重影响患者的视觉功能,但这些病理改变可能隐匿出现。然而,对这些图像进行人工注释是费力的,甚至是不可行的。近视相关眼底病变在早期并不明显,难以描述或量化,不同经验的医师会给出不同的判断,在 AI 帮助下,及时成像和准确解读对于检测早期并发症和监测进展非常重要^[32]。目前,CNN 等 DL 方法已具有很高的准确性,与手动方式相比,DL 方法在模型的训练阶段只需要几个小时到几天的时间,并且在检测图像时可产生即时结果。

目前,控制儿童近视的干预措施包括环境干预,如增加户外时间、光学干预、近视防控相关框架眼镜和角膜塑形镜的配戴,以及药物干预,如阿托品滴眼液点眼。病理性近视的管理还包括手术治疗和抗血管内皮生长因子治疗。基于医疗大数据的 AI 模型具有个体化治疗的潜力,可用于监测眼轴长度、屈光度的变化及视网膜特征改变,是实施个体化治疗的关键措施,并有助于实现近视的精准医疗。

4 基于 AI 近视防治面临的挑战和解决策略

基于 AI 近视防治面临的主要挑战及解决策略主要包括:(1)数据集泛化性能较差及其应对策略 AI 在近视防治中采用的数据集大多数来源于眼科医生的临床实践,通常只针对一个或几个人群。此外,成像系统的差异、成像和成像后处理方法的差异以及计算能力的缺乏也阻碍了这些算法在临床实践中的实施。数据集是用于开发 AI 模型的基础,决定了 AI 模型性能的上限,因此,建立公共眼科数据集必不可少,它为比较眼科 AI 模型的性能提供了一个平等的平台。来自多个中心的眼科医生针对其他眼病建立了一些公共数据集,但尚未见有数据集仅关注近视,近视防治的 AI 研究可考虑利用这些公共数据集的可行性。此外,通过生成对抗网络、扩散模型等新的 AI 技术,可以生成大量随机和多样化的图像,用于建立大规模的仿真公共近视数据集^[33]。(2)技术推广应用成本高及其应对策略 AI 和数字技术系统通常依赖于昂贵的硬件和软件,例如用于图像采集的高分辨率眼底相机,用于构建 DL 算法的 GPU,以及 VR/AR 耳机或可穿戴设备。缺乏基础设施的支持和资源限制成为阻碍新数字技术应用的两大重要因素,特别是在互联网连接不良、缺乏具有数字健康素养技能的眼保健专业人员的欠发达地区。因此,充足的资金和基础设施支持对于 AI 和数字工具的开发和实施至关重要。眼科服务需要在国家卫生政策规划和预算编制中得到优先考虑。除公共卫生保健政策支持外,与非政府组织和私营公司的合作也可以发挥作用,向公众提供具有成本效益的眼保健服务。开发和实施技术要求较低的 AI 系统,例如基于智能手机的筛查,也可以作为大批量患者筛查的经济型工具。对解决偏远和欠发达地区居民的医疗保健问题,我们创新地提出了一种近视管理模式,即 AI 集成远程医疗平台近视管理模式(图 3),但要实现医院-社区-家庭健康管理一体化^[14]。首先,对于没有近视相关并发症的患者,通过使用家庭成员手机和视力测试拍摄的眼部图像,可以实施家庭监测。对于患有非致盲性近视并发症的近视患者,通过捕获眼底照片或 OCT 图片并在远程医疗平台中使用 AI 分析,可以实现家庭和社区初级医疗机构的共同监测。若上述患者出现病理性近视或致盲并发症,可通过快速通道系统转诊至专科医院。初诊为病理性近视和/或合并致盲并发症的患者,应直接转入三级医疗机构。治疗完成后,患者继续居家监测。(3)存在隐私数据泄露风险及其应对策略 AI 和数字技术的实施可能存在泄露

患者私人数据的潜在风险。建议建立并不断完善旨在保证 AI 中训练数据和测试数据安全性的协议和法律。(4)在 AI 引领的近视管理模式中,医患互动及技术接受度尤为重要 临床医生接受相关专业培训不仅能够提升对 AI 的理解和应用能力,更能确保 AI 和数字技术顺利融入临床实践。患者教育也至关重要,通过清晰规范的信息传达,详细解释技术的益处,有助于建立患者对治疗过程的信任。建立近视领域的 AI 与数字技术规范长效机制,积极应对医患互动挑战,推动技术接受度,为患者提供更高效率的个体化治疗服务。

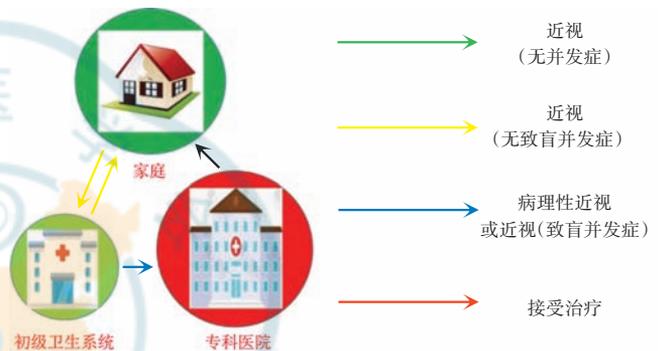


图 3 AI 集成远程医疗平台近视管理模式推荐 医院-社区-家庭健康管理一体化模式

5 AI 在近视防治中应用的未来发展方向

基于图像的 AI 技术在屈光不正评估、筛查、诊断和近视治疗方面的应用已取得一定进展。视光中心及体检中心拥有大量的近视数据及随访数据,目前为近视防控的主要场景,然而,在真实的临床环境中获得大规模和高质量的图像仍是一项巨大的挑战。从技术上讲,应使用更先进的数据增强方法,例如对模拟病变进行编程以集成到正常图像数据中或将真实病变合并到正常或异常图像中的其他位置^[34-35]。并且,AI 研究不应该只是将模型应用于各种任务,需要更多地关注那些尚未解决的技术问题。建议根据每个任务的特点,探索新颖的数据模式,建立高质量的大型公共数据集,增强模型处理多模态输入的能力,设计先进的算法,寻找更多的应用场景。

6 结论

新兴的 AI 和数字技术虽然已应用于近视临床实践的大部分,通过快速、高效的数据处理可用于筛查和风险分层的自动检测、个体化预测、近视进展及预后预测,但近视防治的 AI 研究仍处于早期阶段。了解每种 AI 方法在特定近视任务中的优势和局限性可能具有重要价值,有助于我们为不同的任务选择合适的方法。

生物医学数据,包括生物特征数据、屈光数据、治疗反应和不同形式的眼部成像数据数量和可用性的不断增加,使得多模式 AI 解决方案能够捕捉近视的复杂性。新型 AI 技术,包括多模态 AI、可解释 AI、联邦学习、自动化 ML 和区块链技术以及合成 AI 技术,可以进一步改善预测,消除对可解释性、安全性的担忧,并提高可访问性。数字技术的进步包括数字疗法、自我监测设备和应用、VR/AR 技术和可穿戴设备,这也为监测近视进展和控制提供了可能的途径。然而,将这些技术实施到临床实践中仍然存在挑战,其中包括对特定基础设施和资源的要求,展示临床可接受的性能,以及解决数据管理问责制和安全性的问题。尽管如此,其仍然是一个不断发展的领域,更多的 AI 方法将被部署为稳定高效的诊断系统,用于实际的临床诊断,从而有可能解决日益增长的全球近视负担。

形成共识意见的专家组成员:

执笔专家

屈光视光专家

周行涛 复旦大学附属眼耳鼻喉科医院
 竺向往 复旦大学附属眼耳鼻喉科医院
 胡亮 温州医科大学附属眼视光医院
 陈蔚 温州医科大学附属眼视光医院
 张春南 福州东南眼科医院
 文丹 中南大学湘雅医院
 谭钢 南华大学附属第一医院
 刘盛涛 复旦大学附属眼耳鼻喉科医院
 俞益丰 南昌大学第二附属医院
 杨于力 陆军军医大学第一附属医院
 邹文进 广西医科大学第一附属医院
 郑钦象 浙江大学附属邵逸夫医院
 张冰 杭州市儿童医院
 邱伟强 北京大学第三医院
 任胜卫 河南省立眼科医院
 廖萱 川北医学院附属医院
 易湘龙 新疆医科大学第一附属医院
 顾正宇 安徽医科大学第一附属医院
 王雪林 江西医专第一附属医院
 谭叶辉 南昌大学第一附属医院

眼科影像专家

邵毅 南昌大学第一附属医院
 邵婷婷 复旦大学附属眼耳鼻喉科医院
 接英 首都医科大学附属北京同仁医院
 李炜 厦门大学眼科研究所
 许言午 华南理工大学

杨卫华 深圳市眼科医院 深圳市眼病防治研究所
 张慧 昆明医科大学第一附属医院
 董诺 厦门大学附属厦门眼科中心
 刘祖国 厦门大学眼科研究所
 计丹 中南大学湘雅医院
 李程 厦门大学眼科研究所
 陶勇 首都医科大学附属北京朝阳医院
 杨文利 首都医科大学附属北京同仁医院
 黄晓丹 浙江大学医学院附属第二医院
 迟玮 深圳市眼科医院 深圳市眼病防治研究所
 刘映 南京中医药大学附属南京市中医院
 邓志宏 中南大学湘雅三医院
 李中文 温州医科大学附属宁波市眼科医院
 谢华桃 华中科技大学同济医学院附属协和医院
 李世迎 厦门大学附属翔安医院
 田磊 首都医科大学附属北京同仁医院
 赵慧 上海交通大学医学院附属第一人民医院
 蔡建奇 中国标准化研究院
 彭娟 广州医科大学附属第二医院
 王佰亮 温州医科大学附属眼视光医院
 刘春玲 四川大学华西医院
 宋秀胜 恩施州中心医院
 李凯军 复旦大学附属眼耳鼻喉科医院
 张青 安徽医科大学第二附属医院
 温鑫 中山大学附属孙逸仙纪念医院

参与起草的专家(按姓氏拼音排列)

屈光视光专家

黎黎 西安交通大学附属第一医院
 黎颖莉 南方医科大学珠江医院
 李笠 福建省立医院
 李乃洋 中山市人民医院
 李植源 郴州市第一人民医院
 林志荣 厦门大学附属厦门眼科中心
 令倩 南昌大学第一附属医院
 刘秋平 南华大学附属第一医院
 秦牧 湘南学院附属医院
 魏红 南昌大学第一附属医院
 谢仁艺 厦门大学附属厦门眼科中心
 徐三华 南昌大学第一附属医院
 杨阳 岳阳市中心医院
 许根贵 泉州俊能视眼科
 张青 南京同仁医院
 汤双琪 重庆医科大学附属第三医院
 杨雪 北京大学国际医院
 岳杰 南昌爱尔眼科医院
 章晖 南昌普瑞眼科医院
 朱兴伟 温州医科大学附属眼视光医院

朱卓婷 墨尔本大学眼科中心
邹洁 南昌大学第一附属医院

眼科影像专家

陈程 南昌大学第一附属医院
陈景尧 昆明市第一人民医院
陈新建 苏州大学
邓德勇 上海中医药大学附属岳阳中西医结合医院
董静 山西大学第一附属医院
葛倩敏 南昌大学第一附属医院
耿志鑫 天津视达佳科技有限公司
贺佳 济宁医学院
胡丽丹 浙江大学医学院附属儿童医院
胡瑾瑜 南昌大学第一附属医院
黄明海 南宁爱尔眼科医院
黄永志 四川大学华西医院
康敏 南昌大学第一附属医院
李海波 厦门大学附属厦门眼科中心
梁荣斌 复旦大学附属金山医院
刘彩辉 朝聚眼科医院
刘光辉 福建中医药大学附属人民医院
刘红玲 哈尔滨医科大学附属第一医院
鲁理 中国科技大学第一附属医院
马健 浙江大学医学院附属第二医院
邱坤良 汕头大学·香港中文大学联合汕头国际眼科中心
邵一磊 温州医科大学附属眼视光医院
石文卿 同济大学附属同济医院
苏兆安 浙江大学医学院附属第二医院
王晓宇 南昌大学第一附属医院
魏红 南昌大学第一附属医院
吴恺 南华大学第一附属医院
吴万玲 沈阳何氏眼科医院
吴振凯 常德市第一人民医院
夏蔚 苏州大学附属第一医院
夏阳 沈阳何氏眼科医院
许言午 华南理工大学
姚勇 广州希玛林顺潮眼科医院
余瑶 南昌大学第一附属医院
杨海军 南昌普瑞眼科医院
杨启晨 四川大学华西医院
曾艳梅 南昌大学第一附属医院
朱欣悦 上海交通大学医学院附属第一人民医院

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突。本共识的制定未接受任何企业的赞助

共识声明 所有参与本共识制定的专家均声明,坚持客观的立场,以专业知识、研究数据和临床经验为依据,经过充分讨论,全体专家一致同意后形成本共识,本共识由中国医药教育协会眼科影像与智能医疗分会及世界转化医学学会眼科专委会部分专家起草

免责声明 本共识的内容仅代表参与制定的专家对本共识的指导意见,供临床医师参考。尽管专家们进行了广泛的意见征询和讨论,但仍有不全面之处。本共识所提供的建议并非强制性意见,与本共识不一致的做法并不意味着错误或不当。临床实践中仍存在诸多问题需要探索,正在进行和未来开展的临床诊疗将提供进一步的证据。随着临床经验的积累和治疗手段的涌现,未来需要对本共识定期修订、更新,为受检者带来更多临床获益

传播实施 本共识发布后,将主要通过以下方式进行传播、实施和评价:(1)在《中华实验眼科杂志》发表本共识全文,包括本共识制定的具体方法、步骤以及共识工作组的成员和分工;(2)在全国性学术会议中宣讲,为从事眼科工作的眼科医师和技师解读本共识内容并进行相关共识规范性培训;(3)在国内部分省(市)有计划组织针对本共识内容的推广会议,推动临床眼科医师、技师全面、准确掌握和应用本共识;(4)通过线上多媒体形式推广本共识内容;(5)在未来2年定期开展相关研究,对国内近视规范诊疗现状进行评价,进一步了解本共识实施后的传播应用价值和临床决策的作用

参考文献

- [1] 魏瑞华,张红梅,刘盛鑫,等.加强我国儿童青少年近视的科学预防与控制[J].眼科新进展,2023,43(1):1-6. DOI:10.13389/j.cnki.rao.2023.0001.
Wei RH, Zhang HM, Liu SX, et al. Necessity for scientific prevention and control of myopia in Chinese children and adolescents[J]. Rec Adv Ophthalmol, 2023, 43(1): 1-6. DOI: 10.13389/j.cnki.rao.2023.0001.
- [2] Naidoo KS, Fricke TR, Frick KD, et al. Potential lost productivity resulting from the global burden of myopia: systematic review, meta-analysis, and modeling[J]. Ophthalmology, 2019, 126(3): 338-346. DOI:10.1016/j.ophtha.2018.10.029.
- [3] Zhang J, Zou H. Insights into artificial intelligence in myopia management: from a data perspective[J]. Graefes Arch Clin Exp Ophthalmol, 2024, 262(1): 3-17. DOI:10.1007/s00417-023-06101-5.
- [4] 《人工智能在干眼临床诊断中的应用专家共识(2023)》专家组,中国医药教育协会眼科影像与智能医疗分会,中国人口文化促进会角膜病与眼表疾病分会.人工智能在干眼临床诊断中的应用专家共识(2023)[J].眼科新进展,2023,43(4):253-259. DOI:10.13389/j.cnki.rao.2023.0052.
Group ECoCAoAiIDE, Association OIaIMBoCME, Association CaOSDBoCPaSP. Expert consensus on clinical application of artificial intelligence in dry eyes (2023)[J]. Rec Adv Ophthalmol, 2023, 43(4): 253-259. DOI:10.13389/j.cnki.rao.2023.0052.
- [5] 杨卫华,邵毅,许言午,等.眼科人工智能临床研究评价指南(2023)[J].国际眼科杂志,2023,23(7):1064-1071. DOI:10.3980/j.issn.1672-5123.2023.7.03.
Yang WH, Shao Y, Xu YW, et al. Guidelines on clinical research evaluation of artificial intelligence in ophthalmology (2023)[J]. Int Eye Sci, 2023, 23(7): 1064-1071. DOI:10.3980/j.issn.1672-5123.2023.7.03.
- [6] 杨丽丹,李青蓓,陈倩茵,等.人工智能在青光眼诊断中的研究进展[J].眼科新进展,2023,43(6):500-504. DOI:10.13389/j.cnki.rao.2023.0102.
Yang LD, Li QQ, Chen QY, et al. Research progress of artificial intelligence in the diagnosis of glaucoma[J]. Rec Adv Ophthalmol, 2023, 43(6): 500-504. DOI:10.13389/j.cnki.rao.2023.0102.
- [7] 任恺贤,杨卫华,颜智鹏.人工智能在眼底病诊疗中的应用和研究新进展[J].中国研究型医院,2022,9(5):43-48. DOI:10.19450/j.cnki.jcrh.2022.05.009.
Ren KX, Yang WH, Yan ZP. New progress in application and research of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of ocular fundus diseases[J]. J Chin Res Hospitals, 2022, 9(5): 43-48. DOI:10.19450/j.cnki.jcrh.2022.05.009.

- [8] Li Y, Yip M, Ting D, et al. Artificial intelligence and digital solutions for myopia[J]. *Taiwan J Ophthalmol*, 2023, 13(2): 142–150. DOI: 10.4103/tjo. TJO-D-23-00032.
- [9] 聂颖, 张艳, 邵毅. 新技术在糖尿病视网膜病变筛查中应用的研究进展[J]. *眼科新进展*, 2023, 43(7): 585–588. DOI: 10.13389/j.cnki.rao.2023.0118.
- Nie ZY, Zhang YY, Shao Y. Application of new technologies in screening diabetic retinopathy[J]. *Rec Adv Ophthalmol*, 2023, 43(7): 585–588. DOI: 10.13389/j.cnki.rao.2023.0118.
- [10] Benke K, Benke G. Artificial intelligence and big data in public health[J/OL]. *Int J Environ Res Public Health*, 2018, 15(12): 2796 [2023–11–20]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6313588/>. DOI: 10.3390/ijerph15122796.
- [11] Zhang J, Zou H. Artificial intelligence technology for myopia challenges: a review[J/OL]. *Front Cell Dev Biol*, 2023, 11: 1124005 [2023–11–20]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9887165/>. DOI: 10.3389/fcell.2023.1124005.
- [12] Li JO, Liu H, Ting D, et al. Digital technology, tele-medicine and artificial intelligence in ophthalmology: a global perspective[J/OL]. *Prog Retin Eye Res*, 2021, 82: 100900 [2023–11–20]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7474840/>. DOI: 10.1016/j.preteyeres.2020.100900.
- [13] Zhang Z, Wang Y, Zhang H, et al. Artificial intelligence-assisted diagnosis of ocular surface diseases[J/OL]. *Front Cell Dev Biol*, 2023, 11: 1133680 [2023–11–20]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9981656/>. DOI: 10.3389/fcell.2023.1133680.
- [14] Zhang C, Zhao J, Zhu Z, et al. Applications of artificial intelligence in myopia: current and future directions[J/OL]. *Front Med (Lausanne)*, 2022, 9: 840498 [2023–11–21]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35360739/>. DOI: 10.3389/fmed.2022.840498.
- [15] Yang Y, Li R, Lin D, et al. Automatic identification of myopia based on ocular appearance images using deep learning[J/OL]. *Ann Transl Med*, 2020, 8(11): 705 [2023–11–21]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/32617325/>. DOI: 10.21037/atm.2019.12.39.
- [16] Lin H, Long E, Ding X, et al. Prediction of myopia development among Chinese school-aged children using refraction data from electronic medical records: a retrospective, multicentre machine learning study[J/OL]. *PLoS Med*, 2018, 15(11): e1002674 [2023–11–21]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6219762/>. DOI: 10.1371/journal.pmed.1002674.
- [17] Li SM, Ren MY, Gan J, et al. Machine learning to determine risk factors for myopia progression in primary school children: the Anyang childhood eye study[J]. *Ophthalmol Ther*, 2022, 11(2): 573–585. DOI: 10.1007/s40123-021-00450-2.
- [18] Foo LL, Lim G, Lanca C, et al. Deep learning system to predict the 5-year risk of high myopia using fundus imaging in children[J/OL]. *NPJ Digit Med*, 2023, 6(1): 10 [2023–11–22]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9879938/>. DOI: 10.1038/s41746-023-00752-8.
- [19] Fang J, Zheng Y, Mou H, et al. Machine learning for predicting the treatment effect of orthokeratology in children[J/OL]. *Front Pediatr*, 2022, 10: 1057863 [2023–11–22]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9853046/>. DOI: 10.3389/fped.2022.1057863.
- [20] Fan Y, Yu Z, Tang T, et al. Machine learning algorithm improves accuracy of ortho-K lens fitting in vision shaping treatment[J/OL]. *Cont Lens Anterior Eye*, 2022, 45(3): 101474 [2023–11–22]. [https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1367-0484\(21\)00096-5](https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1367-0484(21)00096-5). DOI: 10.1016/j.clae.2021.101474.
- [21] Lu L, Zhou E, Yu W, et al. Development of deep learning-based detecting systems for pathologic myopia using retinal fundus images[J/OL]. *Commun Biol*, 2021, 4(1): 1225 [2023–11–22]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC8548495/>. DOI: 10.1038/s42003-021-02758-y.
- [22] Tang J, Yuan M, Tian K, et al. An artificial-intelligence-based automated grading and lesions segmentation system for myopic maculopathy based on color fundus photographs[J/OL]. *Transl Vis Sci Technol*, 2022, 11(6): 16 [2023–11–22]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9206390/>. DOI: 10.1167/tvst.11.6.16.
- [23] Varadarajan AV, Poplin R, Blumer K, et al. Deep learning for predicting refractive error from retinal fundus images[J]. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2018, 59(7): 2861–2868. DOI: 10.1167/iovs.18-23887.
- [24] Yoo TK, Ryu IH, Kim JK, et al. Deep learning for predicting uncorrected refractive error using posterior segment optical coherence tomography images[J]. *Eye (Lond)*, 2022, 36(10): 1959–1965. DOI: 10.1038/s41433-021-01795-5.
- [25] Shen Y, Wang L, Jian W, et al. Big-data and artificial-intelligence-assisted vault prediction and EVO-ICL size selection for myopia correction[J]. *Br J Ophthalmol*, 2023, 107(2): 201–206. DOI: 10.1136/bjophthalmol-2021-319618.
- [26] Kim J, Ryu IH, Kim JK, et al. Machine learning predicting myopic regression after corneal refractive surgery using preoperative data and fundus photography[J]. *Graefes Arch Clin Exp Ophthalmol*, 2022, 260(11): 3701–3710. DOI: 10.1007/s00417-022-05738-y.
- [27] Williams R, Bakshi S, Ostrin EJ, et al. Continuous objective assessment of near work[J/OL]. *Sci Rep*, 2019, 9(1): 6901 [2023–11–22]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6503122/>. DOI: 10.1038/s41598-019-43408-y.
- [28] Verkicharla PK, Ramamurthy D, Nguyen QD, et al. Development of the FitSight fitness tracker to increase time outdoors to prevent myopia[J/OL]. *Transl Vis Sci Technol*, 2017, 6(3): 20 [2023–11–23]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5477631/>. DOI: 10.1167/tvst.6.3.20.
- [29] Bhandari KR, Ostrin LA. Validation of the Clouclip and utility in measuring viewing distance in adults[J]. *Ophthalmic Physiol Opt*, 2020, 40(6): 801–814. DOI: 10.1111/opo.12735.
- [30] Ye B, Liu K, Cao S, et al. Discrimination of indoor versus outdoor environmental state with machine learning algorithms in myopia observational studies[J/OL]. *J Transl Med*, 2019, 17(1): 314 [2023–11–23]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6751881/>. DOI: 10.1186/s12967-019-2057-2.
- [31] Amirsolaimani B, Peyman G, Schwiagerling J, et al. A new low-cost, compact, auto-phoropter for refractive assessment in developing countries[J/OL]. *Sci Rep*, 2017, 7(1): 13990 [2023–11–23]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5656604/>. DOI: 10.1038/s41598-017-14507-5.
- [32] Ang M, Wong CW, Hoang QV, et al. Imaging in myopia: potential biomarkers, current challenges and future developments[J]. *Br J Ophthalmol*, 2019, 103(6): 855–862. DOI: 10.1136/bjophthalmol-2018-312866.
- [33] 中国医药教育协会数字影像与智能医疗专委会, 中国医药教育协会智能医学专委会. 全球眼科图像公开数据库使用指南(2022)[J]. *眼科新进展*, 2022, 42(12): 925–932. DOI: 10.13389/j.cnki.rao.2022.0190.
- Association DIaIMBoCME, Association IMSCoCME. Guidelines for the use of global public databases on ophthalmic images (2022)[J]. *Rec Adv Ophthalmol*, 2022, 42(12): 925–932. DOI: 10.13389/j.cnki.rao.2022.0190.
- [34] Badano A, Graff CG, Badal A, et al. Evaluation of digital breast tomosynthesis as replacement of full-field digital mammography using an in silico imaging trial[J/OL]. *JAMA Netw Open*, 2018, 1(7): e185474 [2023–11–23]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6324392/>. DOI: 10.1001/jamanetworkopen.2018.5474.
- [35] Cha KH, Petrick N, Pezeshk A, et al. Evaluation of data augmentation via synthetic images for improved breast mass detection on mammograms using deep learning[J/OL]. *J Med Imaging (Bellingham)*, 2020, 7(1): 012703 [2023–11–23]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6872953/>. DOI: 10.1117/1.JMI.7.1.012703.

(收稿日期:2023-12-07 修回日期:2024-07-09)

(本文编辑:刘艳 施晓萌)

