

机器学习在角膜塑形镜验配中的研究现状

张宇波¹, 范浩博¹, 谢艾芮^{1,2}

引用: 张宇波, 范浩博, 谢艾芮. 机器学习在角膜塑形镜验配中的研究现状. 国际眼科杂志, 2026, 26(8): 1405–1410.

基金项目: 成都中医药大学“杏林学者”学科人才科研提升计划 (No.ZYTS2023028)

作者单位: ¹(610032) 中国四川省成都市, 成都中医药大学眼科学院; ²(611130) 中国四川省成都市第五人民医院眼科

作者简介: 张宇波, 男, 在读硕士研究生, 研究方向: 眼视光学。

通讯作者: 谢艾芮, 女, 硕士, 主任医师, 副教授, 硕士研究生导师, 研究方向: 屈光不正及小儿斜弱视. xieairui@163.com

收稿日期: 2026-01-14 修回日期: 2026-06-17

摘要

角膜塑形镜作为青少年近视防控的有效手段, 其验配精度与随访效能直接影响疗效。传统流程依赖医师主观经验, 存在适配一致性差及疗效评估量化不足等瓶颈。近年来, 人工智能在医学图像分析领域取得突破性进展, 为角膜塑形镜的验配提供了新选择。文章对 Pubmed 及 Web of Science 近年来机器学习在角膜塑形镜验配中的应用及研究进展进行总结, 希望为未来研究提供参考。

关键词: 机器学习; 深度学习; 角膜塑形镜; 近视

DOI: 10.3980/j.issn.1672-5123.2026.8.17

Research status of machine learning in orthokeratology lens fitting

Zhang Yubo¹, Fan Haobo¹, Xie Airui^{1,2}

Foundation item: Chengdu University of Traditional Chinese Medicine “Xinglin Scholars” Discipline Talent Research Enhancement Program (No.ZYTS2023028)

¹Eye School of Chengdu University of TCM, Chengdu 610032, Sichuan Province, China; ²Department of Ophthalmology, Chengdu Fifth People’s Hospital, Chengdu 611130, Sichuan Province, China

Correspondence to: Xie Airui. Eye School of Chengdu University of TCM, Chengdu 610032, Sichuan Province, China; Department of Ophthalmology, Chengdu Fifth People’s Hospital, Chengdu 611130, Sichuan Province, China. xieairui@163.com

Received: 2026-01-14 Accepted: 2026-06-17

Abstract

• Orthokeratology is an effective intervention for myopia control in adolescents, and the precision of lens fitting and the efficacy of follow-up monitoring directly influence treatment outcomes. The conventional fitting process depends largely on physicians’ subjective experience, which leads to bottlenecks such as poor consistency in

lens fitting and insufficient quantitative evaluation of therapeutic effects. In recent years, artificial intelligence has achieved groundbreaking progress in the field of medical image analysis, offering new options for the fitting of orthokeratology lenses. This article reviews the application and research advances of machine learning in orthokeratology lens fitting as reported in recent publications indexed in PubMed and Web of Science, aiming to provide a reference for future research.

• **KEYWORDS:** machine learning; deep learning; orthokeratology; myopia

Citation: Zhang YB, Fan HB, Xie AR. Research status of machine learning in orthokeratology lens fitting. Guoji Yanke Zazhi (Int Eye Sci), 2026, 26(8): 1405–1410.

0 引言

近视是全球最常见的眼科疾病之一, 在东亚的发病率迅速增加。根据相关研究, 到 2050 年全球约有 49.8% 的人口将受到近视的影响^[1]。近视的发病机制较为复杂, 且尚未完全阐明^[2]。当前研究表明遗传基因^[3]、长时间近距离用眼^[4]、肥胖^[5]等相关因素与青少年近视发生发展间存在较高的相关性。近视不仅影响视力, 还显著增加视网膜脱离、白内障、青光眼和近视性黄斑变性等眼部风险, 可能导致永久性视力丧失^[6], 其中高度近视的风险尤为明显^[7]。因此, 在青少年阶段近视防控尤为关键^[8], 当前儿童青少年临床近视管理的主要方法包括周边离焦光学镜片、重复低强度红光疗法、滴用 0.01% 阿托品滴眼液、配戴角膜塑形镜等^[9]。其中角膜塑形镜作为一种非手术性近视控制方法, 通过夜间配戴暂时重塑角膜形态^[10], 在延缓近视进展方面显示出显著效果^[11]。然而, 传统角膜塑形镜的验配过程高度依赖视光师或医师的临床经验与主观判断^[12], 通常基于角膜地形图的手工分析和试戴调整, 存在拟合精度不足、验配效率低以及个体差异处理不完善等局限性^[13], 可能导致镜片适配不良、角膜并发症风险增加, 限制了其广泛应用。随着人工智能的快速发展, 机器学习 (machine learning, ML) 作为其重要分支, 在医疗图像处理与预测建模中有较好表现^[14]。对于角膜塑形镜验配, ML 可应用于角膜地形图数据分析、镜片参数优化及个性化治疗方案生成, 有望提高验配的准确性和效率^[15], 为近视防控提供新的技术支撑。

1 机器学习与角膜塑形镜

1.1 机器学习概述 机器学习起源于 20 世纪 50 年代, 其泛指将预测模型拟合到数据或识别数据中信息性分组的过程^[16]。随着计算能力的提升与医疗数据规模的快速增长, 机器学习可通过算法从大规模数据中提取关键参数, 能实现对疾病风险、诊疗响应等临床变量的智能识别^[17]。

以角膜塑形镜验配为例,机器学习在角膜地形图分析中可快速提取角膜曲率、偏心率等参数,辅助角膜塑形镜验配,提升效率与一致性。然而,其性能在很大程度上依赖于人工设计的特征提取规则,这限制了其捕捉复杂角膜形态中细微异常的能力。因此,机器学习适用于样本量有限、临床特征明确且对可解释性要求较高的场景。深度学习作为机器学习的一个重要分支^[18],则可通过端到端特征自学习,能更精准捕捉深层非线性模式。就高质量标注数据集而言,机器学习受预设特征制约,难以充分挖掘标注信息,而深度学习对海量标注数据依赖更强,能从中自动学习更具判别力的表征。深度学习更适合大规模或高维复杂数据,尤其是特征难以预先定义的场景。

1.2 角膜塑形镜参数提取与预测 角膜塑形镜的初始参数获取长期依赖医师手工测量与经验判断,流程可概括为先采集眼表数据(双眼屈光度、眼压、角膜曲率、角膜直径等),再依据平坦K值+调整量等共识试选镜片^[19-20]。该模式耗时久,且受个人培训与病例积累差异影响,导致处方标准化受限。相比之下,机器学习为角膜塑形镜的参数设计提供了一种数据驱动的新方法。Yang等^[21]采用深度神经网络模型,以角膜地形图与屈光参数为输入,直接输出镜片定位弧曲率(alignment curve radius, AC)、目标矫正度数(target power, TP)及镜片直径(lens diameter, LD),其决定系数 R^2 分别达到0.970、0.950和0.910。该模型尤其适用于近视>-1.00 D、散光<2.00 D且角膜曲率 ≤ 45 D的患者,可显著提高验配效率。Koo等^[22]采用 CatBoost、

ExtraTrees等算法构建 CRT 角膜塑形镜片参数预测模型,其预测准确率(环曲面选项 0.927、总直径 0.864)优于传统初始镜片选择器。该模型可实现镜片设计全参数自动化输出,并开放 Web 计算器供临床实时调用。Xu等^[15]构建标准化角膜地形图驱动的混合深度学习框架,该模型 AC 预测误差降至 0.136 D,柱镜度数(cylinder power, CP)分类准确率达 0.898。该研究实现了跨设备地形图标准化,并显式建模 AC-CP 生物力学耦合,为临床提供即时和精准的角膜塑形镜处方。在角膜塑形镜换片问题上, Li等^[23]基于最大切向屈光力差及术后 K 读数,利用 BaggingTree 算法实现了术后角膜曲率的精准重建,为解决因初诊参数缺失导致的换片困难提供了可行方案。Xu等^[24]构建可预测角膜塑形镜首弧曲率(AC_1)的机器学习模型,其中随机森林算法表现最优: AC_1 预测 R^2 达 0.930。该模型可实现镜片参数与近视控制双任务一体化预测。Fan等^[25]针对 CRT 镜片首片试戴参数构建了机器学习模型,在反转弧深度与着陆角的预测中相关性最高(r 值分别为 0.970 和 0.866),为我国青少年 CRT 验配提供了更适应种族特征的高效智能解决方案。当前研究显示,机器学习在角膜塑形镜参数预测中展现出显著优势,能够基于角膜地形图、屈光数据等多维度输入,实现镜片多个关键参数的高精度输出,未来研究应推动多中心、前瞻性临床验证,注重模型在真实世界中的稳健性与安全性评估。表 1 总结了机器学习在角膜塑形镜参数预测中的研究进展。

表 1 机器学习在角膜塑形镜参数预测中的研究进展

文献	模型名称	数据来源	例数(眼数)	贡献	AUC	R	R^2
[21]	DNN	Daan Juying Eye Clinic	266(449)	研究将角膜地形图多参数与屈光数据同步纳入 DNN,实现验配参数快速、客观化输出		AC:0.980 TP:0.970 LD:0.960	AC:0.970 TP:0.950 LD:0.910
[22]	基于多种机器学习算法的模型	B&VIIT Eye Center	297(547)	预测多个镜片参数(Toric 选项) 开发了相关网页应用	Toric:0.970 OAD:0.920		BC:0.943 RZD1:0.718 RZD2:0.704 LZA:0.723 LensSag:0.921
[15]	Hybrid 模型	温州医科大学附属眼视光医院	1 153(2 341)	混合模型结合数值参数和图像特征用于 AC 和 CP 预测	CP:0.896		AC:0.973
[23]	机器学习模型(Bagging Tree)	北京大学人民医院眼科及验光中心	497(497)	使用角膜塑形术后的地形图数据预测原始角膜曲率(K_1 , K_2),建立了包含和不包含 SER 的两种模型		K_1 :0.812 (Model1&2) K_2 :0.831 (Model1) K_2 :0.837 (Model2)	K_1 :0.64(M1) K_1 :0.66(M2) K_2 :0.69(M1) K_2 :0.70(M2)
[24]	RandomForest	天津眼科医院 近视儿童	1 302(2 604)	预测 AC_1 参数,提高拟合准确性		0.970	0.930
[25]	Optimized machine learning model	中国青少年的右眼数据,来自北京大学人民医院	1 037(1 037)	使用 SVM、高斯过程等机器学习算法,基于常规参数预测 RZD 和 LZA 适用于中国人群		RZD:0.970 LZA:0.866	

注:AUC 为曲线下面积; R 为皮尔逊相关系数; R^2 为决定系数;AC 为定位弧曲率;TP 为目标矫正度数;LD 为镜片直径;Toric 为环曲面镜;OAD 为镜片总直径;BC 为基弧;RZD 为反转弧深度;LZA 为着陆角;LensSag 为镜片矢高;CP 为柱镜度数;SER 为等效球镜度。

1.3 角膜塑形镜评估与调整 角膜塑形镜的试戴评估是验配流程中的核心环节,其标准做法是依赖荧光素钠染色后在钴蓝光下进行^[26]。这一过程高度依赖于医师的临床经验与肉眼判断^[27],不同医师对同一显影模式的解读可能存在差异,缺乏客观、统一的标准。对此有研究提出了半自动图像边缘检测算法^[28],实现了角膜塑形术荧光素模式四个区域的定量测量,减少了临床主观依赖,但存在样本量小、仅分析水平子午线及未完全自动化等不足。而对于机器学习辅助验配,可根据角膜地形图进行定位量化并减少试片依赖^[29],同时保持与传统法等同的长期安全性和近视控制效果。Zhang 等^[13]基于 1 346 张角膜地形图构建 Segformer 模型,实现了角膜塑形术后治疗区(treatment zone, TZ)与周边陡峭区(peripheral steep zone, PSZ)的同步自动识别,同时突破传统人工勾画主观性强、效率低等局限。Tang 等^[30]基于 6 328 幅角膜地形图构建框架,分别采用 ResNet-101 全卷积网络与 4 层卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)自动识别角膜塑形镜治疗区边界与中心,中心定位偏差 0.22±0.22 mm。该模型性能与临床医生相当,可即时判断治疗区偏位或面积过小等异常。Xiao 等^[31]基于 193 例近视儿童角膜塑形镜 1mo 随访数据,构建并验证 5 种机器学习模型预测镜片偏心。最终 Logistic 回归表现最优, AUC 达 0.820, 准确率达 0.775。研究融合多维度角膜地形图参数(角膜中央至周边、不同径线及不同环区的参数)与年龄建立可解释量化模型,为临床提供可视化列线图,指导镜片的调整。Xu 等^[32]基于 1 302 例近视儿童角膜地形图数据,构建角膜地形图智能评估系统。模型以 U-Net3+为核心,精准分割瞳孔与治疗区(精度达 0.977 与 0.958),自动计算镜片偏心距离与有效离焦接触范围,可辅助判断角膜塑形镜适配状态。尽管机器学习辅助角膜塑形镜评估在效率和客观性方面展现出潜力,但现有研究仍存在若干局限,见表 2。

1.4 近视控制效果预测 准确评估与预测角膜塑形镜对个体患者的近视防控效果,对于制定个性化干预方案及优化远期预后具有重要意义。传统的效果评估本质上属于事后验证,难以在治疗初始阶段对特定患者的控制效果做

出前瞻性、个体化的精准预测。机器学习为实现这一前瞻性预测提供了强大的分析工具。Fang 等^[33]采用 LASSO-Logistic 机器学习框架构建角膜塑形镜疗效预测模型,模型纳入基线眼轴、戴镜时长及户外活动等参数, AUC 达 0.949,验证集准确率达 0.934,决策曲线证实临床表现良好。该模型将后角膜散光与戴镜行为量化并入角膜塑形镜预测体系,可在配镜前个体化评估 2 a 眼轴变化风险。Tang 等^[34]同样也采用 LASSO-Logistic 机器学习构建列线图预测模型。该模型实现对中国近视儿童夜间角膜塑形术后 1 a 眼轴增长≥0.20 mm 的个体化精准预测(AUC 为 0.817-0.871),为临床早期识别低反应者并优化干预策略提供直观的决策工具。此外,Cao 等^[35]构建的深度学习模型和 Xu 等^[24]构建的机器学习模型,都能实现对配戴角膜塑形镜 1 a 眼轴的预测。但是相比之下 Xu 等^[24]构建的模型数据来源更大,再综合其数据分析来看,稳定性更好。在模型的可解释性方面,Rong 等^[36]基于 Transformer 框架提出角膜塑形镜近视控制效果预测模型 PhyIntNet。该模型把预测的密集形变图与生理屈光特征融合,回归眼轴伸长量均方误差(mean squared error, MSE)低至 0.027 mm,为临床提前评估近视防控疗效提供了可解释的工具。然而,其训练数据来自同一区域,跨区域的外部验证仍缺乏。基于机器学习的角膜塑形镜近视控制效果预测模型,通过整合临床参数、地形图特征及镜片设计等数据,实现了从传统事后评估向个体化前瞻预测的转变,显著提升了预测精度与临床适用性,为近视精准防控提供了智能化工具。表 3总结了机器学习在角膜塑形镜近视防控效果预测中的研究进展。

2 机器学习应用中的局限性与未来方向

2.1 机器学习的局限性 机器学习的特定领域性质表明,来自特定来源或设备的数据集会显著影响模型性能。有研究显示深度学习架构,尤其是 CNN,在针对特定应用环境量身定制的数据集上进行训练时可以提高专业效率^[37]。当模型应用于来自不同医疗机构或者采用不同测量设备^[38]的数据时,极易出现性能衰退,体现了模型对单一数据来源的过度依赖及其泛化能力的不足。此外,当模

表 2 机器学习在角膜塑形镜评估中的研究进展

文献	模型	年份	贡献	局限性
[13]	Segformer	2024	实现了角膜塑形术后治疗区与周边陡峭区的同步自动识别,同时突破传统人工勾画主观性强、效率低等局限	(1)周边陡峭区外边界受泪膜稳定性、镜片配适状态等干扰时,模型分割偏差显著,仍需人工复核;(2)仅针对 1 mo 以上塑形后稳定地形图,对早期(如 1 wk 内)快速形变阶段的动态追踪能力未知
[30]	ResNet-101+CNN	2021	自动识别角膜塑形镜治疗区边界与中心,可及时判断治疗区偏位或面积过小等异常	(1)当前模型仅基于 Pentacam HR 300×300 格式,模型泛化能力不足;(2)要求预处理统一像素-物理尺寸转换,增加了用户操作步骤
[31]	Logistic Regression	2024	融合多维度角膜地形图参数与年龄建立可解释量化模型,同时依靠部分角膜地形图指标即可实现偏心风险评估,便于门诊快速判读	(1)缺乏外部验证,仅内部 7:3 随机拆分,尚未在多中心、不同种族或不同镜片设计人群中进行前瞻性验证;(2)仅评估戴镜 1 mo 偏心,未能动态预测中长期偏移趋势
[32]	U-Net3+ ^[32]	2024	精准分割瞳孔与治疗区,自动计算镜片偏心距离与有效离焦接触范围,辅助判断角膜塑形镜适配状态	(1)单中心、回顾性设计,样本地域及种族单一,外部可推广性待多中心验证;(2)U-Net3+虽精度最高,但参数量及显存占用相比于 U-Net 较大,对基层医院计算设备要求较高

表 3 机器学习在角膜塑形镜近视防控效果预测的研究进展

文献	模型名称	数据来源	特点	AUC	MAE	MSE	R ²
[33]	Machine Learning Prediction Model	基于 91 例 8-15 岁角膜塑形镜儿童 12 mo 随访数据 (浙江大学医学院附属第一医院)	使用 LASSO 回归筛选 9 个特征,预测角膜塑形镜治疗效果	0.949			
[34]	Machine Learning-Based Nomogram	基于 1 583 例 8-15 岁近视儿童回顾性队列	使用 LASSO 筛选 6 个特征,构建列线图预测模型并提供在线计算器	训练集: 0.871 验证集: 0.863 外部集: 0.817			
[35]	Multiple Linear Regression+Fully Convolutional Network	基于 115 例 6-14 岁近视儿童角膜塑形镜治疗数据 (北京同仁医院)	结合基线因素与角膜地形变化,使用深度学习模型预测 12 mo 眼轴伸长量		测试集: 0.088		测试集: 0.353
[24]	Machine Learning Models (Random Forest)	1 302 例近视参与者,来自天津眼科医院验光中心	使用随机森林等机器学习模型,进行角膜塑形镜治疗 1 a 后轴向长度预测		0.183	0.092	0.940
[36]	Physics-inspired Deep I2I Framework (U-Former with PhyInt)	上海第一人民医院及合作诊所 1854 眼角膜塑形镜治疗数据	基于物理启发的图像到图像学习框架,预测角膜地形图变化和轴向伸长率		0.077	0.027	0.960

注:AUC 为曲线下面积;MAE 为平均绝对误差;MSE 为均方误差;R²为决定系数。

型大多基于欧美人群数据训练,而亚洲儿童在角膜曲率、角膜散光分布等眼部参数上存在一定的种族差异,直接应用此类模型可能导致系统性预测偏差。此外,不同品牌角膜塑形镜等光学器具在镜片设计参数上各有特点,基于某一品牌数据训练的模型难以泛化至其他品牌,从而限制了模型的临床通用性。在鲁棒性方面,机器学习模型对于临床实践中常见的成像噪声、图像伪影以及人工标注不一致等干扰因素的抵御能力尚显薄弱^[39-40],其预测结果可能因此产生难以控制的波动。这种泛化性与鲁棒性的双重局限,使得现有深度学习模型在走向大规模、多中心的临床常规应用时面临很大挑战。同时角膜地形图等数据作为敏感的个人生物识别信息^[41],其收集、存储、处理及跨境传输均受到法律法规的严格规制,并需经过严苛的伦理审查。这一法律框架在保障患者权益的同时,也极大地限制了跨机构数据资源的整合与共享,导致难以构建大规模、高质量的训练数据集^[42],另一方面上也制约了模型的泛化能力和降低了模型鲁棒性。此外,算法模型本身的“黑箱”特性与其决策结果潜在的医疗安全责任归属问题^[43],也对现行医疗监管体系提出了挑战。高精度模型的训练通常需要对大量角膜地形图等复杂医学图像的处理,这一过程需要强大的图形处理器(graphics processing unit,GPU)集群提供持续且可扩展的计算能力,对医疗机构的硬件基础设施构成了严峻挑战^[44]。尤为突出的是,为实现镜片参数的个性化设计与疗效预测,模型通常需进行反复的迭代优化与大规模仿真模拟,这导致了漫长的计算周期与显著的能量消耗,使得研发成本急剧增加。这种对计算资源的依赖,不仅抬高了技术研发与应用的门槛,也在一定程度上限制了该技术在资源有限环境下的普及性。

2.2 未来方向

2.2.1 数据增强 针对临床实践中高质量医学图像数据有

限以及标注成本高昂等挑战^[45],数据增强可通过生成合成图像等方式,有效扩充训练数据集规模并提升其多样性^[46]。此类方法不仅能够改善模型的泛化能力与鲁棒性,还有助于捕捉角膜地形图的细微结构特征与动态变化规律。进一步结合生成式对抗网络与扩散模型等先进生成技术,可实现多模态角膜数据的合成,从而在保障患者隐私的前提下,为深度学习模型提供更为丰富和具有代表性的训练样本。

2.2.2 混合模型 鉴于角膜形态、眼生理参数及矫治效果间存在复杂的非线性关系,单一模型往往难以全面捕捉其内在规律。混合模型通过有机融合卷积神经网络、循环神经网络与注意力机制等异构模块^[47-48],能够协同处理静态空间特征(如角膜地形图)与动态时间序列(如戴镜后角膜厚度变化)。此类模型既可精准提取角膜的局部细微地形特征,又能建模其长期演变趋势,从而实现对角膜塑形镜配戴后矫治效果与安全性的端到端、多任务预测。进一步地,结合迁移学习^[49]与可解释性人工智能技术^[50],混合模型有望在保证高精度的同时,增强决策过程的透明度,为临床医生提供兼具整体与细节剖析的辅助决策支持。

2.2.3 多模态数据融合 角膜塑形镜的精准验配与长期疗效评估,本质上涉及角膜地形图、角膜生物力学、眼轴长度、屈光状态乃至患者用眼习惯等多种异构数据的信息融合。通过构建多中心大规模基准数据^[51]的深度神经网络,能够实现对这些异构模态数据的高阶特征提取、跨模态语义对齐与互补信息挖掘,从而在统一表征空间中揭示其间潜藏的非线性关联。此策略可有效克服单一数据源的局限性与信息壁垒,可构建出较好的疗效预测与安全风险评估模型。

2.2.4 联邦学习框架下的多中心协作 角膜塑形镜作为近视防控的有效手段之一^[52],其验配效果高度依赖个体眼

部参数与长期随访数据。然而单一中心的样本量有限、数据异质性显著,多中心数据整合面临患者隐私法规趋严与数据孤岛效应加剧的困境。构建基于联邦学习^[33]的多中心数据共享框架,可在不集中交换原始数据的前提下,通过在各参与中心本地训练模型,仅上传模型参数或梯度至中央服务器进行聚合更新,从而实现跨机构联合建模的分布式学习范式。在具体应用前景方面,该框架可助力建立全国性或区域性角膜塑形镜验配协同网络,支持镜片设计迭代、不良事件预警与个性化参数反馈,同时为监管机构提供实时的证据来源。因此联邦学习驱动的多中心共享机制有望成为角膜塑形镜智能化验配体系建设的关键方向。

2.2.5 轻量级模型 面对临床实时诊断、基层医疗机构部署及移动健康管理等场景对算法效率与功耗的严苛要求,研究重心可从追求模型复杂度转向构建高效、紧凑的专用网络。机器学习可通过引入知识蒸馏和硬件感知神经网络搜索等先进技术^[54],可在最大限度保留精度的前提下,降低模型的参数量与计算复杂度。此类轻量级模型使得在便携式设备或嵌入式系统中实现角膜地形图的实时分析、镜片参数的快速计算与矫治效果的即时评估成为可能,从而将角膜塑形镜验配普及至基层医疗机构。

3 小结

机器学习在角膜塑形镜的参数预测、治疗区识别、镜片偏心评估及近视控制效果预测等方面均展现出优势。与医师主观经验的验配模式相比,机器学习通过数据驱动的方式,实现了镜片参数的高精度预测与个性化设计,有效提升了验配的一致性与效率。尽管机器学习在角膜塑形镜的验配中展现了巨大潜力,但当前研究仍处于从算法验证向临床推广的过渡阶段。模型的泛化能力、数据隐私与合规性、计算资源依赖以及算法决策的“黑箱”问题等,是制约其进一步临床落地的主要瓶颈。尤其需要指出的是,在临床实践中,医生对人工智能的信任度高度依赖于算法的可解释性。医生不仅需要获得预测的镜片参数,更需要理解人工智能是基于角膜的哪一部分特征做出推荐。缺乏可解释性的“黑箱”模型难以帮助医生验证推理过程的合理性,从而限制了其在实际验配中的采纳与整合。未来研究应致力于构建多中心与高质量的角膜地形图数据库,发展融合多模态数据的混合模型,并推动轻量化与可解释的模型研发,从而实现角膜塑形镜智能化验配的落地应用。

利益冲突声明: 本文不存在利益冲突。

作者贡献声明: 张宇波论文选题与修改,初稿撰写;范浩博文献检索与分析;谢艾芮选题指导,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] Chung YW. Myopia; a review of current concepts, association with nonophthalmological conditions, and treatment strategy in children and adolescents. *Clin Exp Pediatr*, 2025,68(8):554-565.
[2] Gu ZM, Meng JY, Zhong WQ, et al. The role of the KEAP1-NRF2 signaling pathway in form deprivation myopia guinea pigs. *BMC Ophthalmol*, 2024,24(1):497.
[3] Wang YY, Chen LJ, Tham CC, et al. Genes for childhood myopia. *Asia Pac J Ophthalmol*, 2025,14(1):100139.

[4] Marcos S. Optical and visual diet in myopia. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2025,66(7):3.
[5] Wang DF, Sha F, Feng JJ, et al. Association between body roundness index and myopia among US adolescents: a cross-sectional study of NHANES 2001-2006. *Sci Rep*, 2025,15:28273.
[6] Khanal S, Tomiyama ES, Harrington SC. Childhood myopia part I: contemporary treatment options. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2025,66(7):6.
[7] Jonas JB, Panda-Jonas S, Dong L, et al. Clinical and anatomical features of myopia. *Asia Pac J Ophthalmol*, 2024,13(6):100114.
[8] Fan HB, Wu XX, Yu J, et al. Optical changes and axial elongation in children wearing orthokeratology lenses of smaller back optic zone diameter: a systematic review and meta-analysis. *Peer J*, 2026,14:e20928.
[9] Zheng ZT, Jiang X, Chen RX, et al. Efficacy comparison of atropine, orthokeratology and repeated low-level red-light therapy for myopia control in children: a systematic review and network meta-analysis. *Br J Ophthalmol*, 2025,109(11):1215-1220.
[10] Meng ZY, Yang L, Zhou P. Analysis of axial shortening induced by orthokeratology lenses and its mechanical mechanisms. *PLoS One*, 2025,20(5):e0323546.
[11] Santodomingo-Rubido J, Villa-Collar C, Gutiérrez-Ortega R, et al. Eleven years of orthokeratology contact lens wear for slowing myopia progression in children. *Optom Vis Sci*, 2025,102(5):346-352.
[12] Song WT, Zhang Y, Wan C, et al. Standardized evaluation of orthokeratology lens fitting status assisted by deep learning algorithm. *Cont Lens Anterior Eye*, 2026,49(1):102519.
[13] Zhang MX, Guo YJ, Zhou CW, et al. Deep neural network with self-attention based automated determination system for treatment zone and peripheral steepened zone in Orthokeratology for adolescent myopia. *Cont Lens Anterior Eye*, 2024,47(1):102081.
[14] Pinto-Coelho L. How artificial intelligence is shaping medical imaging technology: a survey of innovations and applications. *Bioengineering*, 2023,10(12):1435.
[15] Xu ZQ, Liu AR, Su BB, et al. Standardized corneal topography-driven AI for orthokeratology fitting: a hybrid deep/machine learning approach with enhanced generalizability. *Transl Vis Sci Technol*, 2025,14(8):16.
[16] Greener JG, Kandathil SM, Moffat L, et al. A guide to machine learning for biologists. *Nat Rev Mol Cell Biol*, 2022,23(1):40-55.
[17] Koh DM, Papanikolaou N, Bick U, et al. Artificial intelligence and machine learning in cancer imaging. *Commun Med*, 2022,2:133.
[18] Lu W, Tong Y, Yu Y, et al. Applications of artificial intelligence in ophthalmology: general overview. *J Ophthalmol*, 2018,2018:5278196.
[19] Nti AN, Berntsen DA. Optical changes and visual performance with orthokeratology. *Clin Exp Optom*, 2020,103(1):44-54.
[20] Sankaridurg P, Conrad F, Tran H, et al. Controlling progression of myopia: optical and pharmaceutical strategies. *Asia Pac J Ophthalmol*, 2018,7(6):405-414.
[21] Yang HW, Liang CL, Chou SC, et al. Development and evaluation of a deep neural network model for orthokeratology lens fitting. *Ophthalmic Physiol Opt*, 2024,44(6):1224-1236.
[22] Koo S, Kim WK, Park YK, et al. Development of a machine-learning-based tool for overnight orthokeratology lens fitting. *Transl Vis Sci Technol*, 2024,13(2):17.
[23] Li YJ, Zhao H, Fan YZ, et al. A machine learning-based algorithm for estimating the original corneal curvature based on corneal topography after orthokeratology. *Contact Lens Anterior Eye*, 2023,46(4):101862.
[24] Xu S, Yang XY, Zhang SX, et al. Machine learning models for

orthokeratology lens fitting and axial length prediction. *Ophthalmic Physiol Opt*, 2023,43(6):1462–1468.

[25] Fan YZ, Yu ZK, Peng ZS, et al. Machine learning based strategy surpasses the traditional method for selecting the first trial Lens parameters for corneal refractive therapy in Chinese adolescents with myopia. *Contact Lens Anterior Eye*, 2021,44(3):101330.

[26] Vincent SJ, Cho P, Chan KY, et al. BCLA CLEAR – orthokeratology. *Contact Lens Anterior Eye*, 2021,44(2):240–269.

[27] Wolffsohn JS, van der Worp E, de Brabander J. Consensus on recording of gas permeable contact lens fit. *Contact Lens Anterior Eye*, 2013,36(6):299–303.

[28] López García Rosuero M, Arranz Bombin A, Romero R, et al. Clinical tool to measure fluorescein patterns in orthokeratology. *PeerJ*, 2022,10:e14068.

[29] Sun YY, Peng ZS, Zhao BW, et al. Comparison of trial lens and computer-aided fitting in orthokeratology: a multi-center, randomized, examiner-masked, controlled study. *Cont Lens Anterior Eye*, 2024,47(5):102172.

[30] Tang Y, Chen Z, Wang WJ, et al. A deep learning – based framework for accurate evaluation of corneal treatment zone after orthokeratology. *Transl Vis Sci Technol*, 2021,10(14):21.

[31] Xiao KH, Lu WR, Zhang XM, et al. An integrative predictive model for orthokeratology lens decentration based on diverse metrics. *Front Med*, 2024,11:1490525.

[32] Xu S, Yang XY, Zhang SX, et al. Evaluation of the corneal topography based on deep learning. *Front Med*, 2023,10:1264659.

[33] Fang JX, Zheng YX, Mou HC, et al. Machine learning for predicting the treatment effect of orthokeratology in children. *Front Pediatr*, 2022,10:1057863.

[34] Tang WT, Li JQ, Fu XL, et al. Machine learning – based nomogram to predict poor response to overnight orthokeratology in Chinese myopic children: a multicentre, retrospective study. *Acta Ophthalmol*, 2025,103(2):e76–e85.

[35] Cao JW, Sun XM, Sun L, et al. Deep learning based prediction of myopia control effect in children treated with overnight orthokeratology. *Eye Contact Lens*, 2024,50(1):41–47.

[36] Rong DY, Zhao ZY, Wu Y, et al. Prediction of myopia eye axial elongation with orthokeratology treatment via dense I2I based corneal topography change analysis. *IEEE Trans Med Imaging*, 2024,43(3):1149–1164.

[37] Alzubaidi L, Zhang JL, Humaidi AJ, et al. Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. *J Big Data*, 2021,8(1):53.

[38] Ling CNY, Zhu XJ, Ang M. Artificial intelligence in myopia in children: current trends and future directions. *Curr Opin Ophthalmol*,

2024,35(6):463–471.

[39] Antun V, Renna F, Poon C, et al. On instabilities of deep learning in image reconstruction and the potential costs of AI. *Proc Natl Acad Sci USA*, 2020,117(48):30088–30095.

[40] Karimi D, Dou HR, Warfield SK, et al. Deep learning with noisy labels: Exploring techniques and remedies in medical image analysis. *Med Image Anal*, 2020,65:101759.

[41] Zhang XM, Munir SZ, Karim SA, et al. A review of imaging modalities for detecting early keratoconus. *Eye (Lond)*, 2021,35(1):173–187.

[42] Kazemzadeh K. Artificial intelligence in ophthalmology: opportunities, challenges, and ethical considerations. *Med Hypothesis Discov Innov Ophthalmol*, 2025,14(1):255–272.

[43] Hassija V, Chamola V, Mahapatra A, et al. Interpreting black-box models: a review on explainable artificial intelligence. *Cogn Comput*, 2024,16(1):45–74.

[44] Fahim YA, Hasani IW, Kabba S, et al. Artificial intelligence in healthcare and medicine: clinical applications, therapeutic advances, and future perspectives. *Eur J Med Res*, 2025,30(1):848.

[45] Wiestler B, Menze B. Deep learning for medical image analysis: a brief introduction. *Neurooncol Adv*, 2020,2(Suppl 4):iv35–iv41.

[46] Khosravi B, Li F, Dapamede T, et al. Synthetically enhanced: unveiling synthetic data’s potential in medical imaging research. *EBioMedicine*, 2024,104:105174.

[47] Cheng YP, Morimoto Y. Triple-stage attention-based multiple parallel connection hybrid neural network model for conditional time series forecasting. *IEEE Access*, 2021,9:29165–29179.

[48] Li MF, Jiang YY, Zhang YZ, et al. Medical image analysis using deep learning algorithms. *Front Public Heal*, 2023,11:1273253.

[49] Hosna A, Merry E, Gyalmo J, et al. Transfer learning: a friendly introduction. *J Big Data*, 2022,9(1):102.

[50] Wiratsin IO, Ragkhitwetsagul C. Effectiveness of explainable artificial intelligence (XAI) techniques for improving human trust in machine learning models: a systematic literature review. *IEEE Access*, 2025,13:121326–12135

[51] Zhang JZ, Zou HD. Artificial intelligence technology for myopia challenges: a review. *Front Cell Dev Biol*, 2023,11:1124005.

[52] 周宇, 朱永唯, 蒋丽君. 角膜塑形镜在近视防控领域的研究进展. *国际眼科杂志*, 2026,26(4):657–661.

[53] Yurdem B, Kuzlu M, Gullu MK, et al. Federated learning: Overview, strategies, applications, tools and future directions. *Heliyon*, 2024,10(19):e38137.

[54] Chen OT, Chang YX, Chung CY, et al. Hardware-aware iterative one-shot neural architecture search with adaptable knowledge distillation for efficient edge computing. *IEEE Access*, 2025,13:54204–54222.