

基于 XGBoost 的角膜塑形镜订单参数预测模型构建及验证

丁磊, 韩二营, 赵淑娜, 吴丹

引用: 丁磊, 韩二营, 赵淑娜, 等. 基于 XGBoost 的角膜塑形镜订单参数预测模型构建及验证. 国际眼科杂志, 2026, 26 (11): 1991-1997.

基金项目: 河南省医学科技攻关计划联合共建项目 (No. LHGJ20240804)

作者单位: (457000) 中国河南省濮阳市第二人民医院眼视光中心
濮阳市眼科医院

作者简介: 丁磊, 本科, 副主任医师, 研究方向: 眼视光学与角膜接触镜。

通讯作者: 韩二营, 本科, 主任医师, 院长, 研究方向: 眼视光与青少年近视防控. 1480484246@qq.com

收稿日期: 2026-04-08 修回日期: 2026-09-19

摘要

目的: 探讨利用极限梯度提升 (XGBoost) 算法基于角膜地形图参数及临床基础检查指标预测角膜塑形镜订单参数 (平 K、球镜度数、镜片直径及环曲量) 的可行性, 为临床智能化验配提供辅助工具。

方法: 回顾性收集 2019 年 1 月至 2024 年 3 月于濮阳市第二人民医院初次验配角膜塑形镜且适配良好的近视患者资料。将左右眼数据作为独立样本进行整合, 以患者为单位按 7:3 划分为训练集和测试集, 整合后的输入特征包括裸眼视力 (UCVA)、眼轴长度 (AL)、角膜水平直径 (HVID)、平 K、陡 K、水平 e 值、垂直 e 值、环曲量预测模型在此基础上增补角膜散光 (ΔK) 与角膜非对称指数 (SAI), 输出标签为最终订单参数 (平 K、球镜度数、镜片直径、环曲量)。采用 XGBoost 回归算法分别构建各输出参数的预测模型, 通过网格搜索结合 5 折交叉验证优化超参数。在测试集上以决定系数 (R^2)、平均绝对误差 (MAE) 及均方根误差 (RMSE) 评估模型性能, 并分析各特征的重要性。

结果: 本研究共纳入有效样本 400 例 800 眼, 其中男 208 例 (52.0%), 女 192 例 (48.0%), 平均年龄 10.1 ± 2.3 岁。以患者为单位划分后, 训练集包含 280 例 560 眼, 其中男 146 例, 女 134 例, 平均年龄 10.1 ± 2.3 岁; 测试集包含 120 例 240 眼, 其中男 62 例, 女 58 例, 平均年龄 10.0 ± 2.2 岁。两组性别构成及年龄比较均无差异 ($P > 0.05$)。训练集 280 例患者中, 使用环曲镜片者 140 例 (50.0%); 测试集 120 例患者中, 使用环曲镜片者 50 例 (41.7%) ($\chi^2 = 2.017, P = 0.156$)。平 K 预测的 MAE 为 0.34 D, R^2 为 0.84; 球镜度数预测的 MAE 为 0.43 D, R^2 为 0.70; 镜片直径预测的 MAE 为 0.12 mm, R^2 为 0.42; 环曲量预测 (Tweedie 回归, power = 1.5) 的 MAE 为 0.44 D, R^2 为 0.38。各参数的 MAE 均在临床容许误差范围内 (平 K ≤ 0.50 D、球镜 ≤ 0.75 D、镜片直径 ≤ 0.25 mm、环曲量 ≤ 0.75 D)。散点图

与 Bland-Altman 分析显示预测值与真实值具有良好的的一致性。特征重要性分析提示角膜平 K (0.70) 和陡 K (0.11) 是平 K 模型贡献最大的特征。

结论: 基于常规临床参数构建的 XGBoost 模型对平 K、球镜度数及镜片直径的预测 MAE 均在临床可接受范围内, 环曲量预测具有参考价值, 有望辅助临床验配。未来仍需前瞻性研究验证其提升实际配适成功率的价值。

关键词: 角膜塑形镜; 机器学习; 极限梯度提升 (XGBoost); 角膜地形图; 参数预测

DOI:10.3980/j.issn.1672-5123.2026.11.21

Construction and validation of an XGBoost-based predictive model for orthokeratology lens ordering parameters

Ding Lei, Han Erying, Zhao Shuna, Wu Dan

Foundation item: Joint Construction Project of Henan Provincial Medical Science and Technology Research Plan (No. LHGJ20240804)

Department of Optometry and Ophthalmology, Puyang Second People's Hospital; Puyang Eye Hospital, Puyang 457000, Henan Province, China

Correspondence to: Han Erying. Department of Optometry and Ophthalmology, Puyang Second People's Hospital; Puyang Eye Hospital, Puyang 457000, Henan Province, China. 1480484246@qq.com

Received: 2026-04-08 Accepted: 2026-09-19

Abstract

• **AIM:** To explore the feasibility of predicting orthokeratology lens ordering parameters (flat K, spherical power, lens diameter, and lens toricity) using the extreme gradient boosting (XGBoost) algorithm based on corneal topographic parameters and basic clinical examination indicators, and to provide references for intelligent clinical fitting.

• **METHODS:** Clinical data were retrospectively collected from myopic patients who underwent initial orthokeratology lens fitting and achieved successful fitting at Puyang Second People's Hospital between January 2019 and March 2024. Data from right and left eyes were treated as independent samples, and the dataset was partitioned at the patient level into training and test sets in a 7:3 ratio. Input features included uncorrected visual acuity (UCVA), axial length (AL), horizontal visible iris

diameter (HVID), flat K, steep K, horizontal eccentricity, and vertical eccentricity. The lens toricity prediction model additionally incorporated keratometric astigmatism (ΔK) and surface asymmetry index (SAI). The output labels were the final ordering parameters (flat K, spherical power, lens diameter, and lens toricity). Separate XGBoost regression models were constructed for each output parameter, with hyperparameters optimized independently through grid search combined with 5-fold cross-validation. Model performance was evaluated on the test set using the coefficient of determination (R^2), mean absolute error (MAE), and root mean square error (RMSE). Feature importance analysis was also performed.

• **RESULTS:** Totally 400 patients (800 eyes) were included in the final analysis. The 400 patients comprised 208 male (52.0%) and 192 female (48.0%) patients, with a mean age of 10.1 ± 2.3 y. After partitioning at the patient level, the training set comprised 280 patients (560 eyes; 146 males and 134 females; mean age 10.1 ± 2.3 y), and the test set comprised 120 patients (240 eyes; 62 males and 58 females; mean age 10.0 ± 2.2 y). No statistically significant differences in sex composition or age were found between the two sets ($P > 0.05$). Toric lenses were used by 140 of the 280 patients (50.0%) in the training set and by 50 of the 120 patients (41.7%) in the test set ($\chi^2 = 2.017$, $P = 0.156$). The flat K prediction model achieved an MAE of 0.34 D and an R^2 of 0.84. The spherical power model attained an MAE of 0.43 D and an R^2 of 0.70. The lens diameter model yielded an MAE of 0.12 mm and an R^2 of 0.42. The lens toricity model (Tweedie regression, power=1.5) achieved an MAE of 0.44 D and an R^2 of 0.38. The MAE for each parameter fell within the clinically acceptable tolerance limits (flat K ≤ 0.50 D, spherical power ≤ 0.75 D, lens diameter ≤ 0.25 mm, lens toricity ≤ 0.75 D). Scatter plots and Bland-Altman analysis demonstrated strong agreement between predicted values and actual observations. Feature importance analysis revealed that flat K (0.70) and steep K (0.11) were the most influential predictors in the flat K prediction model.

• **CONCLUSION:** The XGBoost model based on routine clinical parameters provides predictions of flat K, spherical power, and lens diameter with MAEs within clinically acceptable ranges, and offers useful reference for cylindrical power prediction. This approach may serve as a useful adjunct to clinical lens fitting. Nevertheless, future prospective studies are warranted to validate its clinical utility in improving actual fitting success rates.

• **KEYWORDS:** orthokeratology lens; machine learning; extreme gradient boosting (XGBoost); corneal topography; parameter prediction

Citation: Ding L, Han EY, Zhao SN, et al. Construction and validation of an XGBoost-based predictive model for orthokeratology lens ordering parameters. Guoji Yanke Zazhi (Int Eye Sci), 2026, 26(11):1991-1997.

0 引言

我国青少年近视患病率居高不下,据预测到 2050 年我国近视总体患病率将达到 61.3%,高度近视患病率将升至 17.6%^[1-2]。角膜塑形镜因能有效延缓近视进展,已被广泛应用于青少年近视防控^[3-7]。角膜塑形镜验配的核心在于依据患者角膜形态确定镜片基弧、球镜度数、镜片直径及是否需要环曲设计等订单参数。然而,传统验配主要依赖医师临床经验,存在主观性强、学习曲线长等局限性^[8]。

近年来,人工智能(artificial intelligence, AI)技术在眼科领域发展迅速,已有研究尝试利用机器学习辅助角膜塑形镜验配^[9-11]。Zhang 等^[3]构建了多模态多任务 AI 模型,通过残差网络 50(residual network 50, ResNet50)架构预测镜片参数并对角膜地形图模式进行分类,在 3 529 眼的数据集中实现了良好的预测性能。Xu 等^[12]提出的深度学习与机器学习混合模型在预测镜片定位弧(alignment curve, AC 弧)方面取得了突出表现(MAE=0.136 D, $R^2 = 0.973$)。Zhou 等^[13]的研究也证实,基于角膜地形图的 AI 辅助验配方法可显著提高验配成功率。然而,现有研究多局限于小样本或单一特征,且多数研究未将左右眼数据整合分析,模型输入特征的维度相对有限。

角膜地形图可提供多维度的角膜形态数据,包括平坦曲率(flat keratometry, Kf)、陡峭曲率(steep keratometry, Ks)、角膜散光(keratometric astigmatism, ΔK)、水平 e 值(horizontal eccentricity)、垂直 e 值(vertical eccentricity)及角膜非对称指数(surface asymmetry index, SAI)等,这些参数与镜片订制参数之间存在复杂的非线性关系^[14-15]。极限梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)算法因其高效、鲁棒且能有效处理非线性特征,已被广泛应用于医学预测建模^[16]。Wang 等^[2]在 5 a 队列研究中验证了 XGBoost 在角膜塑形镜长期疗效预测中的价值。此外,一项针对有晶状体眼人工晶状体术后拱高预测的研究也证实, XGBoost 在眼科参数预测中表现优异($R^2 = 0.9999$)^[16]。基于上述背景,本研究整合左右眼数据作为独立样本,采用 XGBoost 算法构建角膜塑形镜订单参数预测模型,并对其准确性进行验证,以期为临床智能化验配提供参考依据。

1 对象和方法

1.1 对象 回顾性收集 2019 年 1 月至 2024 年 3 月于濮阳市第二人民医院眼视光中心初次验配角膜塑形镜且适配良好的近视患者资料。纳入标准:(1)年龄 8-14 周岁;(2)初次配戴角膜塑形镜;(3)戴镜 1 mo 后复查,角膜地形图显示塑形环清晰、居中,戴镜后裸眼视力(uncorrected visual acuity, UCVA) ≥ 0.8 (小数视力,相当于 LogMAR 视力 ≤ 0.10);(4)临床资料完整。排除标准:(1)有眼部手术史;(2)活动性眼病或全身性疾病影响配戴者。本研究严格遵循《赫尔辛基宣言》的原则,研究方案经濮阳市第二人民医院医学伦理委员会审议通过(伦理批件号:PYEYLL2024021),所有参与者监护人均签署验配知情同意书。

1.2 方法

1.2.1 数据采集与变量定义 所有患者均由同一位经验丰富的视光师采用 Medmont E300 角膜地形图仪进行角膜地形图采集:检查在暗室环境下进行,患者取舒适坐位,下颌置于颌托上,前额紧贴额带,嘱患者自然睁眼并注视仪器内固视灯;检查者通过实时图像监控系统调整对焦距离,

确保角膜顶点居中、对焦清晰、泪膜覆盖均匀后连续采集 3 帧高质量图像,选取角膜覆盖范围完整、无明显眼睑遮挡、泪膜破裂影响小的最佳图像用于分析,系统自动输出角膜曲率、e 值等参数。原始数据按眼别分别存储于 Excel 文件中,并记录最终验配成功的镜片参数。各变量定义如下:首诊(初次验配、戴镜前)UCVA,以 LogMAR 视力表示、角膜水平直径(horizontal visible iris diameter, HVID)、Kf、Ks、角膜散光($\Delta K=K_s-K_f$)、水平 e 值、垂直 e 值、SAI;输出标签为:平 K、球镜度数、镜片直径、环曲量(环曲量缺失者赋值为 0,视为标准片)。本研究所选输入特征的临床依据如下:角膜曲率(平 K、陡 K)是决定镜片基弧及反转弧矢高的核心参数;角膜 e 值描述了角膜中央到周边的平坦化趋势,直接影响镜片定位弧的设计与配适松紧;HVID 是选择镜片直径(总直径)的首要参数;眼轴长度(axial length, AL)与 UCVA 为球镜度数预测提供参考。此外,环曲量预测模型在上述基础特征之上增补了 ΔK 与 SAI,前者是判断环曲设计的核心指标,后者则为环曲量计算及镜片居中性评估提供参考。

1.2.2 数据预处理 使用 Python 3.9 进行数据清洗与整理。由于左右眼角膜地形图参数具有高度临床对称性,为增加样本量、提高模型稳定性,本研究将左右眼数据作为独立样本进行整合,剔除明显不符合生理范围的异常值,并对缺失值进行处理(输出变量“环曲量”为空者赋值为 0 以表示标准片,输入变量缺失值采用该列中位数填充)。整合后的数据集以患者为单位按 7:3 随机划分为训练集和测试集,确保同一患者双眼数据不会同时出现在训练集和测试集中,以避免数据泄漏。采用分层抽样确保环曲镜片比例与原数据集一致。

1.2.3 模型构建与训练 采用 XGBoost 回归算法分别构建各输出参数(平 K、球镜、镜片直径、环曲量)的预测模型,各模型以基础特征集(UCVA、AL、HVID、平 K、陡 K、水平 e 值、垂直 e 值)为共性输入,其中环曲量模型额外纳入 ΔK 和 SAI。各模型独立优化超参数。由于各参数的临床容许误差和数据分布各异,独立建模可使各模型学习到针对性的非线性映射规律。超参数采用网格搜索结合 5 折交叉验证优化,优化目标为最小化均方根误差(RMSE)。搜索范围包括:学习率(0.01, 0.05, 0.1, 0.2)、最大树深(3, 4, 5, 6, 8)、子采样比例(0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0)、特征采样比例(0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0)、迭代次数(100, 200, 300)。各模型最优参数如下,平 K 模型:学习率 0.1,最大树深 3,子采样 0.9,特征采样 0.9,迭代 100 次;球镜模型:学习率 0.05,最大树深 4,子采样 0.8,特征采样 0.8,迭代 200 次;镜片直径模型:学习率 0.05,最大树深 6,子采样

0.7,特征采样 0.9,迭代 300 次;环曲量模型采用 Tweedie 回归(power=1.5),学习率 0.05,最大树深 3,子采样 0.7,特征采样 0.9,迭代 100 次。因环曲量数据呈零膨化分布特征(大量标准片为 0,环曲片为连续正数),本研究采用 XGBoost 的 Tweedie 回归(reg:tweedie, power=1.5)损失函数进行建模。

1.2.4 模型评估 在独立的测试集上评估模型性能。回归任务采用决定系数(R^2)、平均绝对误差(MAE)、RMSE。绘制散点图展示预测值与真实值的一致性,并采用 Bland-Altman 分析预测偏差。利用 XGBoost 内置的特征重要性评分(以增益 Gain 为指标)分析各输入特征的贡献度。

统计学分析:采用 Python 3.9(scikit-learn、XGBoost、pandas、numpy、scipy、matplotlib)进行统计分析、模型构建与绘图。计量资料经 Shapiro-Wilk 正态性检验,符合正态分布者以 $\bar{x}\pm s$ 表示,两组间比较采用独立样本 *t* 检验;计数资料以例数(%)表示,组间比较采用 Pearson χ^2 检验。预测值与真实值的相关性采用 Pearson 相关分析;一致性采用 Bland-Altman 分析,计算平均偏差、偏差标准差及 95%一致性界限(limits of agreement, LoA),LoA=平均偏差 $\pm 1.96\times$ 偏差标准差,并采用配对样本 *t* 检验判断平均偏差与 0 的差异有无统计学意义。以 $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 纳入患者一般资料 本研究共纳入有效样本 400 例 800 眼,其中男 208 例(52.0%),女 192 例(48.0%),平均年龄 10.1 ± 2.3 岁。以患者为单位划分后,训练集包含 280 例 560 眼,测试集包含 120 例 240 眼。训练集与测试集患者性别构成、年龄及各角膜地形图参数比较差异均无统计学意义($P>0.05$),具有可比性(表 1)。训练集 280 例患者中,使用环曲镜片者 140 例(50.0%);测试集 120 例患者中,使用环曲镜片者 50 例(41.7%),两组间环曲镜片使用比例差异无统计学意义($\chi^2=2.017, P=0.156$)。

2.2 XGBoost 模型预测性能 在测试集上,各输出参数的预测性能见表 2。各输出参数 MAE 均在各自参数的临床容许误差范围内(平 K ≤ 0.50 D、球镜 ≤ 0.75 D、镜片直径 ≤ 0.25 mm、环曲量 ≤ 0.75 D),表明模型在各参数上均具有临床参考价值。

2.3 预测值与真实值的一致性 预测值与真实值的散点图显示四个参数的预测值与真实值均呈正相关:平 K 的 *r* 为 0.91($P<0.001$),散点围绕对角线分布,在 40.0–46.0 D 范围内无明显偏离(图 1A);球镜度数 *r* 为 0.83($P<0.001$)(图 1B);镜片直径 *r* 为 0.68($P<0.001$),在 10.3–11.1 mm 范围内散点集中于对角线附近(图 1C);环曲量 *r* 为 0.64

表 1 训练集与测试集患者一般资料比较

分组	例数(眼数)	性别(男/女,例)	年龄($\bar{x}\pm s$,岁)	UCVA($\bar{x}\pm s$,LogMAR)	AL($\bar{x}\pm s$,mm)	HVID($\bar{x}\pm s$,mm)
训练集	280(560)	146/134	10.1±2.3	0.18±0.09	24.91±0.93	12.14±0.40
测试集	120(240)	62/58	10.0±2.2	0.17±0.09	24.82±0.93	12.10±0.43
χ^2/t		0.008	0.411	1.018	0.887	0.848
<i>P</i>		0.930	0.812	0.158	0.372	0.395

分组	例数(眼数)	平 K($\bar{x}\pm s$,D)	陡 K($\bar{x}\pm s$,D)	ΔK ($\bar{x}\pm s$,D)	水平 e 值 ($\bar{x}\pm s$)	垂直 e 值 ($\bar{x}\pm s$)	SAI ($\bar{x}\pm s$)
训练集	280(560)	42.43±1.41	43.65±1.52	1.22±0.55	0.59±0.11	0.52±0.09	0.32±0.12
测试集	120(240)	42.68±1.47	43.93±1.67	1.29±0.56	0.58±0.13	0.51±0.10	0.31±0.11
χ^2/t		-1.578	-1.578	-1.152	0.737	0.944	0.811
<i>P</i>		0.116	0.116	0.223	0.453	0.549	0.346

($P<0.001$) (图 1D)。Bland-Altman 分析中, LoA 显示:平 K 的平均偏差为 -0.105 (95% LoA : $-1.337-1.127$) D, 偏差与 0 有统计学差异 ($P=0.010$), 但绝对值仅 0.105 D, 临床可接受 (图 2A)。球镜的平均偏差为 -0.010 (95% LoA : $-0.696-0.676$) D, 偏差无统计学意义 ($P=0.658$) (图 2B)。镜片直径的预测精度最高, 平均偏差仅 -0.003 (95% LoA : $-0.295-0.289$) mm, 偏差无统计学意义 ($P=0.730$) (图 2C)。环曲量的平均偏差为 0.194 (95% LoA : $-0.996-1.385$) D, 偏差有统计学差异 ($P<0.001$), 但 0.194 D 的偏差在临床可接受范围内 (图 2D)。

2.4 特征重要性分析 图 3 展示了平 K 模型各输入特征的重要性排序: 平 K (0.70)、陡 K (0.11)、AL (0.06)、HVID (0.05)、垂直 e 值 (0.03)、水平 e 值 (0.03)、UCVA (0.03)。前两项累计贡献达 0.81, 角膜平 K 单一特征贡献达 70%, 提示角膜曲率是镜片基弧设计的主要决定因素。表 3 汇总了球镜、镜片直径及环曲量模型的特征重要性排序。球镜模型中, UCVA (0.53) 和 AL (0.12) 是最主要的贡献特征, 二者累计贡献超过 65%, 与 UCVA 作为屈光不正外在表现、AL 作为近视客观指标的临床认知一致。镜片直径模型中, HVID 贡献度最大 (0.41), 垂直 e 值 (0.13)、水平 e 值 (0.11) 和平 K (0.10) 亦有重要贡献, 提示镜片直径的选择主要依据角膜横径, 同时受角膜周边形态影响。就环曲量模型而言, 角膜散光 ΔK 贡献度最高 (0.28), 其次为平 K (0.12)、水平 e 值 (0.12) 和 AL (0.10), SAI 贡献度为 0.08, 提示角膜不对称性对环曲设计有一定参考价值。

3 讨论

本研究将左右眼数据作为独立样本进行整合, 建立了基于 XGBoost 的角膜塑形镜订单参数预测模型。结果显示, 平 K 预测的 MAE 为 0.34 D, 球镜度数为 0.43 D, 镜片直径为 0.12 mm, 环曲量为 0.44 D, 上述 MAE 均在各自参数的临床容许误差范围内 (平 K ≤ 0.50 D、球镜 ≤ 0.75 D、镜片直径 ≤ 0.25 mm、环曲量 ≤ 0.75 D), 提示模型在各参数上均具有临床参考价值。Bland-Altman 一致性分析进一步证实, 各参数预测值与真实值的平均偏差均较小 (平 K -0.105 D、球镜 -0.010 D、镜片直径 -0.003 mm、环曲量 0.194 D), 95% LoA 较窄。

既往研究在角膜塑形镜参数预测中多采用多元线性回归或传统机器学习方法, 且输入特征多局限于基础曲率等少数参数^[17-18]。Zhang 等^[3]构建了多模态多任务 AI 模型, 基于 ResNet50 架构预测镜片参数并对角膜地形图模式进行分类, 在 3 529 眼的数据集实现了良好的预测性能; Xu 等^[12]则采用标准化角膜地形图驱动的混合 AI 模

表 2 XGBoost 模型在测试集上的预测性能

输出参数	模型类型	R^2	MAE	RMSE
平 K (D)	XGBoost 回归	0.84	0.34	0.58
球镜 (D)	XGBoost 回归	0.70	0.43	0.52
镜片直径 (mm)	XGBoost 回归	0.42	0.12	0.15
环曲量 (D)	Tweedie 回归 (power = 1.5)	0.38	0.44	0.61

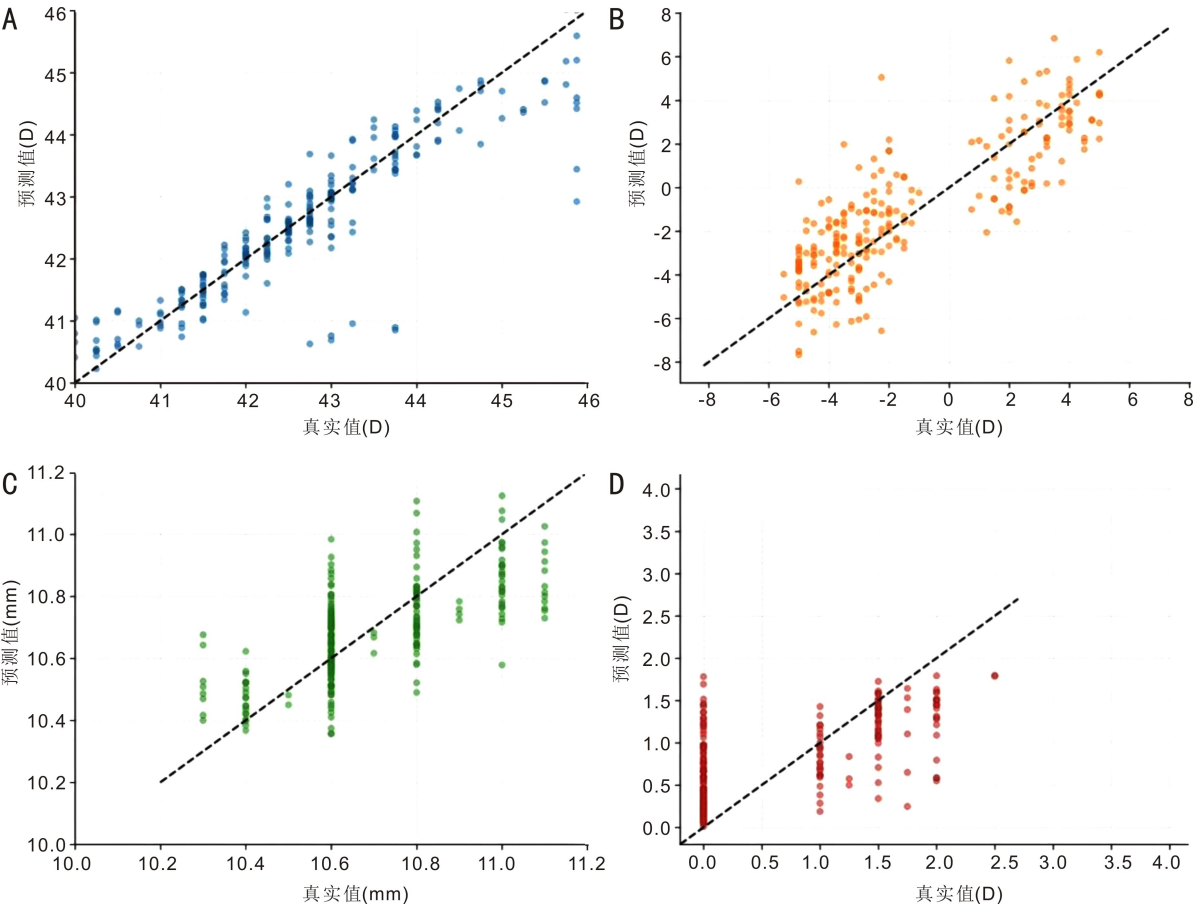


图 1 测试集中 XGBoost 模型预测值与真实值的散点图 A: 平 K; B: 球镜度数; C: 镜片直径; D: 环曲量; 图中每个子图均包含对角线 ($y=x$, 虚线), 散点越接近对角线表示预测越准确。

表 3 各模型的特征重要性排序

排序	球镜模型	Gain 值	镜片直径模型	Gain 值	环曲量模型	Gain 值
1	UCVA	0.53	HVID	0.41	ΔK	0.28
2	AL	0.12	垂直 e 值	0.13	平 K	0.12
3	陡 K	0.08	水平 e 值	0.11	水平 e 值	0.12
4	平 K	0.08	平 K	0.10	AL	0.10
5	HVID	0.07	陡 K	0.09	陡 K	0.09
6	水平 e 值	0.06	AL	0.09	SAI	0.08
7	垂直 e 值	0.06	UCVA	0.07	垂直 e 值	0.07

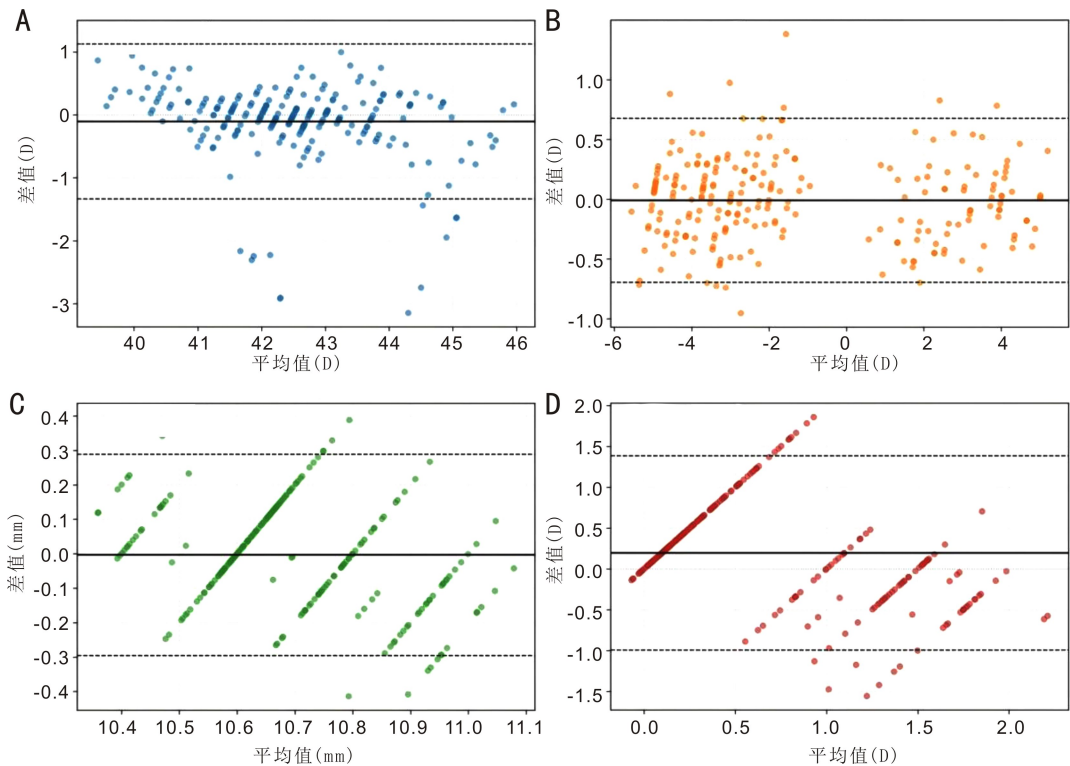


图 2 测试集中 XGBoost 模型预测值与真实值的 Bland-Altman 图 A:平 K;B:球镜度数;C:镜片直径;D:环曲量。横坐标为预测值与真实值的平均值,纵坐标为二者差值(预测值-真实值);实线为平均偏差,虚线为 95%一致性界限。

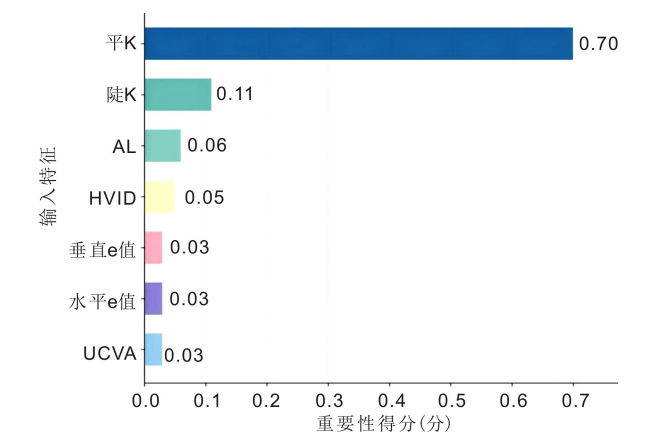


图 3 平 K 模型中各输入特征的重要性排序。

型,通过标准化重建管道将原始角膜地形图数据转换为设备无关的切线曲率图,并结合 ResNet 深度学习与 XGBoost 等机器学习方法,在 AC 弧预测中达到 MAE 为0.136 D、 R^2 为 0.973 的优异表现。与之相比,本研究平 K 预测的 MAE 为 0.34 D,两者差异主要源于预测目标的临床容许精度不同,AC 弧作为定位弧参数,其对误差的敏感度高于基弧参

数,因此 Xu 等^[12]的模型在 AC 弧这一精细参数上取得了更高的精度。在环曲量预测方面,本研究的 R^2 为 0.38,与 Zhang 等^[3]多模态模型相近,但 Zhang 等^[3]整合了角膜地形图图像特征与文本描述信息,而本研究仅使用临床最易获取的结构化数据,虽然导致模型在复杂角膜形态的精细刻画上有所欠缺,但也因此更利于基层推广。本研究纳入 9 项关键参数(其中 7 项为基础共性特征,ΔK 与 SAI 专项用于环曲量模型),涵盖了角膜曲率、角膜散光、形态对称性、e 值及 AL 等,使模型能有效捕捉角膜形态与镜片参数间的非线性关系。XGBoost 的树集成机制天然适合处理此类高维非线性数据,且通过正则化和交叉验证有效防止过拟合。

近期,Yuan 等^[16]的研究证实了 XGBoost 在眼科参数预测中的卓越性能,其预测有晶状体眼人工晶状体术后拱高的 R^2 高达 0.9999。与之相比,本研究的新颖性主要体现在三个方面:(1)在应用场景上,本研究首次系统地将 XGBoost 应用于角膜塑形镜多参数验配,尤其关注了环曲量这一对散光矫正至关重要的参数,并创新性地采用 Tweedie 回归处理零膨化环曲量数据。(2)在输出目标上,构建了可同时预测四个关键订单参数的集成模型,各

模型独立优化超参数。(3)在特征选取上,仅使用临床最易获取的数值型参数,无需依赖昂贵的图像处理算力,更有利于模型的基层推广。此外,本研究结果与近期发表的同类研究具有可比性。Wang等^[2]构建的5 a长期效果预测模型验证了XGBoost在角膜塑形镜疗效预测中的价值, Sierra等^[19]在视力预测研究中同样证实XGBoost在回归树模型中具有较快的计算速度和良好的泛化性能,2025年发表的机器学习在角膜塑形镜验配中的应用研究也证实了集成算法的有效性^[20]。

特征重要性分析在各模型中均展现出良好的临床可解释性。平K模型中,角膜平K和陡K是对输出贡献最大的因素,二者累计贡献占绝对主导地位,表明角膜曲率是决定镜片基弧的最主要因素,与临床验配理论相符^[21-22]。球镜模型中UCVA与AL是贡献最大的两个特征,与近视屈光度的临床决定因素相符。镜片直径模型中,HVID的贡献度最大,表明镜片直径设计主要依据角膜横径的临床选片原则^[23-24]。环曲量模型中,角膜散光ΔK的贡献度最高,提示角膜散光是决定环曲量设计的关键因素;SAI亦有一定贡献,反映角膜不对称性对环曲设计存在影响;环曲周边弧设计可改善镜片居中性与配戴安全性^[25]。

本研究的临床应用价值在于,模型可快速输出镜片订单参数的数值参考,帮助验配医师(尤其是基层医院和初学者)缩小试戴范围,减少试戴次数,缩短验配周期,降低学习曲线,使验配流程更加标准化。此外,该模型的预测结果可作为验配决策的辅助参考,在经验不足的医师与资深验配师之间架起桥梁,有望提升基层医疗机构角膜塑形镜验配的成功率和安全性。

本研究尚存在一定局限性:(1)数据来源于单中心,样本量有限,且仅涉及单一品牌镜片,模型泛化能力有待多中心外部验证。此外,平K模型的输入特征中包含角膜曲率测量值(平K、陡K),与输出目标(订片平K)高度线性相关,因此该模型较高的R²在一定程度上反映了输入与目标变量的信息重叠,不宜将其归因于XGBoost算法的独特优势。(2)本研究仅使用数值参数作为输入特征,未整合角膜地形图图像信息,未来可探索深度学习处理原始图像以进一步提升预测精度^[12]。(3)环曲量模型的Bland-Altman 95%LoA相对较宽(-0.996-1.385 D),提示环曲量预测受临床验配师主观决策影响较大,后续可通过增加环曲镜片样本量及将验配经验转化为可量化特征来优化模型。(4)本研究为回顾性横断面设计,模型目前仅能对镜片订单参数进行数值层面的预测,其预测准确性与临床实际配适效果之间的关联尚有待前瞻性研究验证。未来拟开展前瞻性临床研究,将模型预测结果直接用于指导验配流程,重点评估其能否提升首次验配成功率、缩短验配周期,以及能否改善患者的戴镜舒适度及视觉质量。尽管存在上述局限性,本研究构建的XGBoost模型首次实现了基于常规临床参数对四个关键订单参数的同步预测,为角膜塑形镜智能化验配提供了新的技术路径,尤其对基层医院和初学者具有重要辅助价值。

利益冲突声明:本文不存在利益冲突。

作者贡献声明:丁磊论文选题与撰写,数据整理与模型构建;韩二营研究设计,论文审阅与修改;赵淑娜数据采集与统计分析;吴丹文献检索与图表绘制。所有作者阅读并同意最终的文本。

参考文献

[1] 中国民族医药协会眼视光学分会,北京眼视光学会. 中国近视前期管理专家共识(2025年). 中华眼科杂志, 2025, 61(12): 957-967.

[2] Wang ZX, Zhang XL, Hu XX, et al. Establishing and validating a predictive model for long-term control outcomes following orthokeratology lenses wear: a five-year cohort study. Front Cell Dev Biol, 2026, 14:1743506.

[3] Zhang ZR, Zhou XY, Li CJ, et al. A multimodal multitask artificial intelligence model for orthokeratology contact lens fitting: an integrated framework to enhance lens centration and myopia control effect. Ophthalmol Sci, 2026,6(4):101100.

[4] 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.

[5] 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.

[6] 丁磊,魏琳,张清生,等. 配戴CRT型和VST型角膜塑形镜角膜损伤的比较. 中华眼外伤职业眼病杂志, 2021,43(6):411-416.

[7] Kang DH, Yuan L, Feng J, et al. AI-assisted automated interpretation of corneal topography in orthokeratology patients: enhancing diagnostic precision and efficiency. Int J Ophthalmol, 2025, 18(12):2217-2224.

[8] Lan WZ, Tang H, Wen LB, et al. Artificial intelligence-assisted prescription determination for orthokeratology lens fitting: from algorithm to clinical practice. Eye Contact Lens, 2024,50(7):297-304.

[9] 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.

[10] Krishnan A, Dutta A, Srivastava A, et al. Artificial intelligence in optometry: current and future perspectives. Clin Optom (Auckl), 2025, 17:83-114.

[11] Gong JM, Li KM, Hu J, et al. Application of stacking ensemble learning in clinical fitting of orthokeratology lens for myopia correction. J Donghua Univ (Engl Ed), 2024,41(2):184-194.

[12] 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. Trans Vis Sci Tech, 2025, 14(8):16.

[13] Zhou Y, Zhang L, Wang J, et al. Artificial intelligence-assisted orthokeratology lens fitting: a systematic review and meta-analysis. Cont Lens Anterior Eye, 2025, 48(2): 102156.

[14] 孙笑笑,张钰,陈跃国. 角膜塑形镜诱导角膜高阶像差改变与控制儿童近视性屈光参差的相关性研究. 中华眼科杂志, 2022, 58(4):250-258.

[15] 甄毅,申婧,王文华,等. 使用矢高仿真软件与标准试戴片验配角膜塑形镜结果的一致性分析. 眼科, 2021,30(2):118-123.

[16] Yuan DQ, Tang FN, Wang Y, et al. Prediction of postoperative vault after implantable collamer lens implantation with deep learning. Int J Ophthalmol, 2025,18(7):1197-1204.

[17] 侯月,孙小明,陆荣,等. 人工智能在角膜塑形镜验配全流程应用研究. 科学通报, 2026,71(15):3392-3402.

[18] Zhou XY, Zeng L, Shen Y, et al. Artificial intelligence-assisted fitting method using corneal topography outcomes enhances success rate in orthokeratology lens fitting. Contact Lens Anterior Eye, 2025,48(3): 102350.

[19] Sierra A, Baoud-Ould-Haddi I, Fernández-Núñez S, et al. Fast and accurate visual acuity prediction based on optical aberrations and machine learning. Sci Rep, 2025,15:44177.

[20] 张星,佟颖,马琳云,等. 机器学习在角膜塑形镜验配中的应用. 计算机与数字工程, 2025,53(2):599-603.

[21] Wu LY, Gomes Esporcatte LP, Li WK, et al. Investigation of the relationship between contact lens design parameters and refractive changes in Ortho-K. *Heliyon*, 2022,8(11):e11699.

[22] 吴丽敏, 赵改平, 张泽众, 等. 角膜塑形镜几何设计参数对角膜生物力学影响的有限元研究. *医用生物力学*, 2024, 39(4): 742-749.

[23] Gu TP, Gong BT, Lu DQ, et al. Influence of corneal topographic

parameters in the decentration of orthokeratology. *Eye Contact Lens*, 2019,45(6):372-376.

[24] 胡郡琦, 王晓君, 张立华, 等. 角膜塑形镜矫正效果影响因素的数值模拟. *太原理工大学学报*, 2024,55(2):376-383.

[25] Michaud L, Harthan J, Shahidi A, et al. Clinical safety and efficacy of orthokeratology contact lenses with toric peripheral curves: a review of the literature. *Eye Contact Lens*, 2025,51(5):237-243.

国际眼科杂志中文版(IES) 近 5 年核心影响因子趋势图

