

# 基于 XGboost 算法构建青光眼患者术后发生干眼的风险预测模型

施启丽, 金 灿

引用:施启丽,金灿. 基于 XGboost 算法构建青光眼患者术后发生干眼的风险预测模型. 国际眼科杂志, 2026, 26(7): 1270-1275.

作者单位:(321300)中国浙江省永康市第一人民医院眼科

作者简介:施启丽,主管护师,研究方向:眼科护理。

通讯作者:施启丽. sql15988572653@163.com

收稿日期:2025-11-10 修回日期:2026-05-20

## 摘要

**目的:**基于 XGboost 算法构建青光眼患者术后发生干眼的风险预测模型。

**方法:**回顾性选取我院 2022 年 7 月至 2025 年 6 月收治的青光眼术后患者为研究对象,根据术后是否发生干眼分为发生干眼组和未发生干眼组。收集患者临床资料,采用单因素分析及多因素分析患者发生干眼的影响因素。另按 7:3 的比例随机分为训练集和验证集,以影响因素为特征变量构建 XGboost 风险预测模型,使用 SHapley 值加性解释 (SHAP) 条形图和蜂群图可视化 XGboost 模型。采用受试者工作特征曲线 (ROC) 评估模型的预测效能。

**结果:**本研究纳入青光眼术后患者 300 例 300 眼,未发生干眼组 204 例 204 眼(男 104 例,女 100 例),发生干眼组 96 例 96 眼(男 55 例,女 41 例),干眼发生率为 32.0%。单因素分析显示,两组患者年龄、合并糖尿病、睑脂黏度分级、泪膜破裂时间、睑板腺功能障碍、手术时间比较均有差异(均  $P < 0.05$ )。多因素分析显示,年龄、合并糖尿病、睑脂黏度分级、泪膜破裂时间、睑板腺功能障碍、手术时间为青光眼患者术后发生干眼的影响因素(均  $P < 0.01$ )。构建 XGboost 模型,结果显示,发生干眼的影响因素按重要性排序由高至低依次为泪膜破裂时间、合并糖尿病、手术时间、年龄、睑板腺功能障碍、睑脂黏度分级。ROC 分析显示,XGboost 模型训练集 AUC 为 0.84(95% CI:0.78-0.90),验证集 AUC 为 0.83(95% CI:0.74-0.92)(均  $P < 0.05$ )。

**结论:**基于 XGboost 算法构建的青光眼患者术后发生干眼的风险预测模型预测性能较好,临床或可据此识别高风险术后干眼患者,给予针对性干预措施以预防。

**关键词:**XGboost;青光眼;术后;干眼;风险预测模型

DOI:10.3980/j.issn.1672-5123.2026.7.27

## XGboost algorithm - based risk prediction model for postoperative dry eye in glaucoma patients

Shi Qili, Jin Can

Department of Ophthalmology, Yongkang First People's Hospital,

Yongkang 321300, Zhejiang Province, China

**Correspondence to:** Shi Qili. Department of Ophthalmology, Yongkang First People's Hospital, Yongkang 321300, Zhejiang Province, China. sql15988572653@163.com

Received:2025-11-10 Accepted:2026-05-20

## Abstract

• **AIM:** To construct a risk prediction model for postoperative dry eye in glaucoma patients using the XGBoost algorithm.

• **METHODS:** A retrospective analysis was performed on glaucoma patients who received surgical treatment at the hospital from July 2022 to June 2025. All patients were divided into a dry eye group and a non-dry eye group according to the occurrence of postoperative dry eye disease. Clinical data of the patients were collected, and univariate and multivariate logistic regression analyses were employed to screen out the risk factors for postoperative dry eye. The patients were randomly allocated into a training set and a validation set at a ratio of 7:3. An XGboost risk prediction model was built with the risk factors as feature variables, and the SHapley Additive exPlanations (SHAP) bar plot and beeswarm plot were used for visual interpretation of the model. The predictive efficacy of the model was evaluated *via* receiver operating characteristic (ROC) curve analysis.

• **RESULTS:** The study included 300 glaucoma patients (300 eyes). The non-dry eye group comprised 204 patients (204 eyes, 104 males and 100 females), and the dry eye group comprised 96 patients (96 eyes, 55 males and 41 females). The incidence rate of postoperative dry eye was 32.0%. Univariate analysis revealed statistically significant differences between the two groups in terms of age, comorbid diabetes, meibum viscosity grade, tear film breakup time, meibomian gland dysfunction, and operative time (all  $P < 0.05$ ). Multivariate logistic regression analysis showed that all the above factors were risk factors for postoperative dry eye (all  $P < 0.01$ ). The XGBoost model showed that these risk factors were ranked in descending order of predictive importance as: tear film breakup time, comorbid diabetes, operative time, age, meibomian gland dysfunction, and meibum viscosity grade. ROC curve analysis demonstrated that the area under the curve (AUC) of the XGboost model was 0.84 (95% CI: 0.78-0.90) for the training set and 0.83 (95% CI: 0.74-0.92) for the validation set, with both values showing statistical significance (both  $P < 0.05$ ).

• **CONCLUSION:** The XGboost algorithm - based risk

prediction model for postoperative dry eye in glaucoma patients exhibits favorable predictive performance. It can be clinically applied to identify patients at high risk of developing postoperative dry eye, thereby facilitating targeted interventions for preventive purposes.

• KEYWORDS: XGboost; glaucoma; postoperative; dry eye; risk prediction model

**Citation:** Shi QL, Jin C. XGboost algorithm-based risk prediction model for postoperative dry eye in glaucoma patients. Guoji Yanke Zazhi (Int Eye Sci), 2026, 26(7): 1270-1275.

## 0 引言

青光眼是全球范围内导致不可逆性失明的主要眼病之一,以视功能损害、眼压升高为主要特征,手术是治疗青光眼的重要手段<sup>[1]</sup>。然而,青光眼术后常伴随多种并发症,干眼是其中较为常见的一种<sup>[2]</sup>。干眼的出现不仅会引发眼部干涩、异物感、烧灼感、视力波动等不适症状,还会对患者的视觉质量和生活质量造成严重影响<sup>[3]</sup>。因此,早期精准识别术后干眼发生的危险因素,对提前给予针对性干预措施具有重要意义。传统的干眼风险评估主要依赖于临床医生的经验判断和简单的统计分析方法,预测准确性有限。随着医疗技术的飞速发展和数据科学的兴起,机器学习算法在医疗领域的应用日益广泛,为解决这一难题提供了新的思路和方法。XGboost 算法作为一种高效的梯度提升决策树模型,能够对大量复杂的数据进行快速处理和分析,有效捕捉多维度特征之间的非线性交互关系,从而实现精准的预测,近年来在医疗风险预测领域展现出了优异的性能<sup>[4-5]</sup>。然而,目前尚未见 XGboost 算法应用于青光眼术后干眼的预测中。基于此,本研究拟基于 XGboost 算法构建青光眼患者术后发生干眼的风险预测模型,以期为临床早期识别高风险术后发生干眼的患者提供可靠工具,为临床干预提供理论依据,现报告如下。

## 1 对象和方法

**1.1 对象** 回顾性选取医院 2022 年 7 月至 2025 年 6 月收治的青光眼术后患者为研究对象。纳入标准:(1)符合《中国青光眼指南(2020 年)》<sup>[6]</sup>青光眼的诊断标准,经裂隙灯、视野检查、眼底检查及视功能检查等确诊;(2)符合手术指征,入院后行传统切开式青光眼手术(周边虹膜切除术、小梁切除术),若患者双眼均接受手术,则随机选择一眼纳入研究分析;(3)年龄 $\geq 18$ 岁。排除标准:(1)合并其他眼部疾病;(2)合并其他严重器官系统疾病或恶性肿瘤;(3)术前合并干眼;(4)既往精神疾病史;(5)临床资料缺失。根据术后随访 3 mo 内是否发生干眼分为发生干眼组和未发生干眼组。干眼判定标准<sup>[7]</sup>:泪膜破裂时间 $\leq 5$  s 或 Schirmer I 试验 $\leq 5$  mm/5 min,且有视疲劳、干燥、灼烧、异物感等症状之一者;5 s $<$ 泪膜破裂时间 $\leq 10$  s,或 Schirmer I 试验 $> 5$  mm/5 min 且 $< 10$  mm/5 min,角结膜荧光素染色结果显示阳性,符合以上情况之一者,即可诊断为干眼。本研究已通过医院医学伦理委员会批准(批准号:2025-LW-039),本研究参与者均签署知情同意书。

## 1.2 方法

**1.2.1 样本量估算** 根据 Kendall<sup>[8]</sup> 研究进行样本量估算:样本量应为变量的 10-20 倍,本研究纳入 16 个变

量,考虑 10%的脱落率,纳入样本量至少为 160-320 例,根据医院实际情况,最终选取青光眼术后患者 300 例为研究对象。

**1.2.2 观察指标** 由研究小组查阅相关文献,结合临床实践经验及小组讨论后选取以下指标:(1)人口学特征:性别、年龄、体质量指数(BMI)、合并糖尿病、合并高血压、吸烟、饮酒。(2)眼部情况:青光眼类型、术前眼压、睑脂黏度分级、泪膜破裂时间、结膜松弛分级、睑板腺功能障碍。(3)手术相关因素:手术方式、麻醉方式、手术时间。本研究干眼评估于患者青光眼术后 1、2 wk,1、3 mo 进行定期随访评估,最终以术后 3 mo 的确诊结果作为分组依据。评估人员均为从事眼科临床工作 5 a 及以上的主治医师及以上职称人员,且均完成干眼专项评估培训并考核合格。评估全程使用统一设备,并严格遵循标准操作规范,确保评估操作及结果判定的一致性。

**统计学分析:**采用 SPSS25.0 进行统计分析,正态分布计量资料以  $\bar{x} \pm s$  表示,组间比较采用独立样本 *t* 检验;计数资料用 *n*(%)表示,采用卡方检验。采用单因素及多因素分析青光眼患者术后发生干眼的影响因素。以影响因素为特征变量并运用 R4.1.2 软件取 XGboost 机器学习算法构建青光眼患者术后发生干眼预测模型,使用 SHapley 值加性解释(SHAP)条形图可视化 XGboost 模型。采用受试者工作特征曲线(ROC)评估模型的预测效能,以  $P < 0.05$  表示差异有统计学意义。

## 2 结果

**2.1 青光眼患者术后发生干眼的单因素分析** 本研究纳入青光眼术后患者 300 例 300 眼,未发生干眼组 204 例 204 眼,发生干眼组 96 例 96 眼,干眼发生率为 32.0%。单因素分析结果显示,两组患者年龄、合并糖尿病、睑脂黏度分级、泪膜破裂时间、睑板腺功能障碍、手术时间比较,差异有统计学意义(均  $P < 0.05$ ),见表 1。

**2.2 青光眼患者术后发生干眼的多因素分析** 以青光眼患者术后是否发生干眼为因变量,以单因素分析中有意义的变量为自变量,赋值后(表 2)行多因素 Logistic 回归分析。结果显示,年龄、合并糖尿病、睑脂黏度分级、泪膜破裂时间、睑板腺功能障碍、手术时间为青光眼患者术后发生干眼的影响因素(均  $P < 0.01$ ),见表 3。

**2.3 青光眼患者术后发生干眼的 XGboost 模型** 将所有患者按照 7:3 随机分为训练集 210 例和验证集 90 例,以多因素中影响因素为特征变量并运用 R4.1.2 软件构建 XGboost 预测模型,建模过程中采用 5 折交叉验证结合网格搜索开展参数寻优,以 5 折交叉验证的均方误差最小化为最优参数选择依据,通过不断调整参数,最终获得最优模型,参数调整为 max\_depth = 3, 4, 5; eta = 0.01, 0.1, 0.3; subsample = 0.7, 0.8, 0.9; colsample\_bytree = 0.7, 0.8, 0.9, 经筛选最终确定最优参数组合为 max\_depth = 3, eta = 0.1, subsample = 0.8, colsample\_bytree = 0.8。以 SHAP 蜂群图及条形图可视化 XGboost 模型,结果显示, XGboost 模型共纳入年龄、合并糖尿病、睑脂黏度分级、泪膜破裂时间、睑板腺功能障碍、手术时间为青光眼术后患者发生干眼的影响因素,见图 1;进一步按重要性排序由高至低依次为:泪膜破裂时间、合并糖尿病、手术时间、年龄、睑板腺功能障碍、睑脂黏度分级,见图 2。

表1 青光眼患者术后发生干眼的单因素分析

参数	发生干眼组(n=96)	未发生干眼组(n=204)	$\chi^2$	P
性别(例,%)			1.04	0.31
男	55(57.3)	104(51.0)		
女	41(42.7)	100(49.0)		
年龄(例,%)			7.18	0.01
<60岁	34(35.4)	106(52.0)		
≥60岁	62(64.6)	98(48.0)		
BMI(例,%)			0.81	0.37
<24 kg/m <sup>2</sup>	58(60.4)	112(54.9)		
≥24 kg/m <sup>2</sup>	38(39.6)	92(45.1)		
合并糖尿病(例,%)			12.56	<0.01
有	47(49.0)	61(29.9)		
无	49(51.0)	143(70.1)		
合并高血压(例,%)			0.14	0.71
有	46(47.9)	93(45.6)		
无	50(52.1)	111(54.4)		
吸烟(例,%)			0.10	0.75
有	39(40.6)	79(38.7)		
无	57(59.4)	125(61.3)		
饮酒(例,%)			0.05	0.82
有	47(49.0)	97(47.5)		
无	49(51.0)	107(52.5)		
青光眼类型(眼,%)			0.29	0.59
开角型青光眼	42(43.8)	96(47.1)		
闭角型青光眼	54(56.2)	108(52.9)		
术前眼压( $\bar{x} \pm s$ , mmHg)	30.64±5.26	29.96±5.12	1.06	0.29
睑脂黏度分级(眼,%)			5.91	0.02
≤2级	35(36.5)	105(51.5)		
>2级	61(63.5)	99(48.5)		
泪膜破裂时间( $\bar{x} \pm s$ , s)	5.13±1.13	5.60±1.22	3.25	<0.01
结膜松弛分级(眼,%)			1.51	0.22
≤2级	44(45.8)	109(53.4)		
>2级	52(54.2)	95(46.6)		
睑板腺功能障碍(眼,%)			7.89	0.01
有	26(27.1)	28(13.7)		
无	70(72.9)	176(86.3)		
手术方式(眼,%)			1.28	0.26
周边虹膜切除术	24(25.0)	64(31.4)		
小梁切除术	72(75.0)	140(68.6)		
麻醉方式(眼,%)			1.17	0.28
表面麻醉	53(55.2)	99(48.5)		
球后麻醉	43(44.8)	105(51.5)		
手术时间(眼,%)			9.36	<0.01
<60 min	35(36.5)	113(55.4)		
≥60 min	61(63.5)	91(44.6)		

表2 变量赋值表

变量	赋值
干眼	未发生=0,发生=1
年龄	<60岁=0,≥60岁=1
合并糖尿病	无=0,有=1
睑脂黏度分级	≤2级=0,>2级=1
泪膜破裂时间	原值输入
睑板腺功能障碍	无=0,有=1
手术时间	<60 min=0,≥60 min=1

表3 青光眼患者术后发生干眼的多因素 Logistic 回归分析

因素	$\beta$	SE	Wald $\chi^2$	OR	95%CI	P
年龄	0.73	0.28	6.96	2.08	1.21-3.59	<0.01
合并糖尿病	0.76	0.28	7.27	2.14	1.23-3.73	<0.01
睑脂黏度分级	0.70	0.28	6.30	2.02	1.17-3.48	<0.01
泪膜破裂时间	-0.40	0.12	11.43	0.67	0.54-0.85	<0.01
睑板腺功能障碍	1.09	0.35	9.90	2.97	1.51-5.83	<0.01
手术时间	0.95	0.28	11.49	2.59	1.49-4.49	<0.01

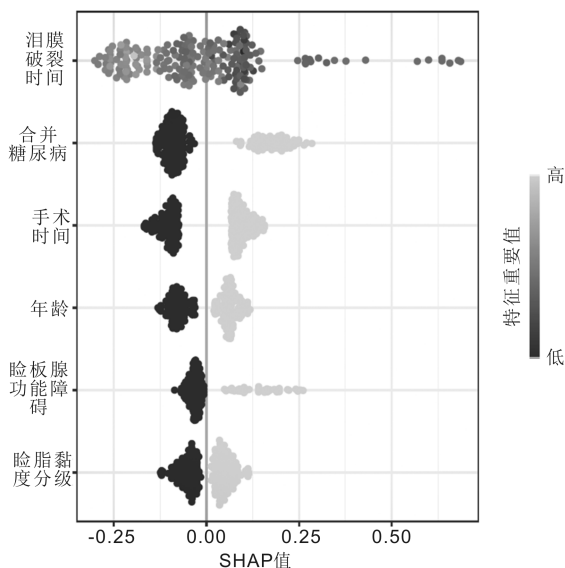


图1 青光眼患者术后发生干眼的 XGboost 模型 SHAP 蜂群图。

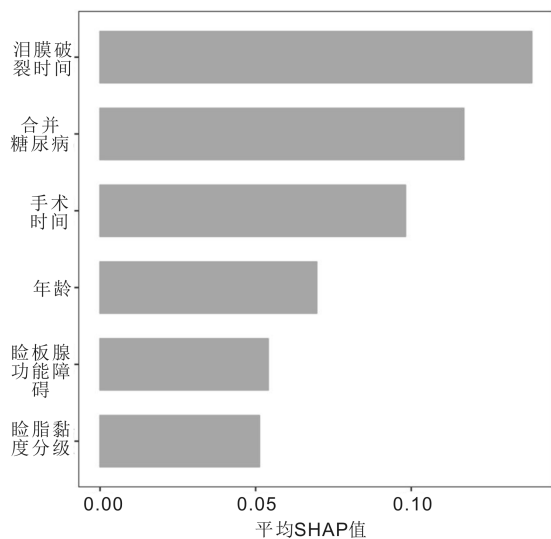


图2 青光眼患者术后发生干眼的 XGboost 模型 SHAP 条形图。

**2.4 XGboost 模型的 ROC 曲线分析** ROC 曲线分析结果显示, XGboost 模型训练集的曲线下面积 (AUC) 为 0.84 (95%CI: 0.78-0.90,  $P < 0.05$ ), 敏感度为 0.75, 特异度为 0.78, 见图 3; 验证集的 AUC 为 0.83 (95%CI: 0.74-0.92,  $P < 0.05$ ), 敏感度为 0.79, 特异度为 0.77, 见图 4。

### 3 讨论

本研究中, 青光眼患者术后干眼发生率为 32.0%, 略高于黎丽兰等<sup>[9]</sup>报告的干眼发生率 26.88% (50/186), 这一差异可能与本研究纳入的青光眼类型更广 (开角型与闭角型) 及年龄  $\geq 60$  岁患者占比更高有关, 也反映出本研究对象人群的干眼风险特征更具复杂性, 同时两者均提示青光

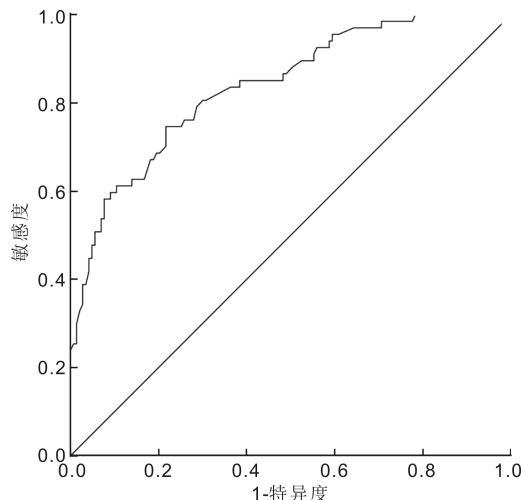


图3 训练集 ROC 曲线图。

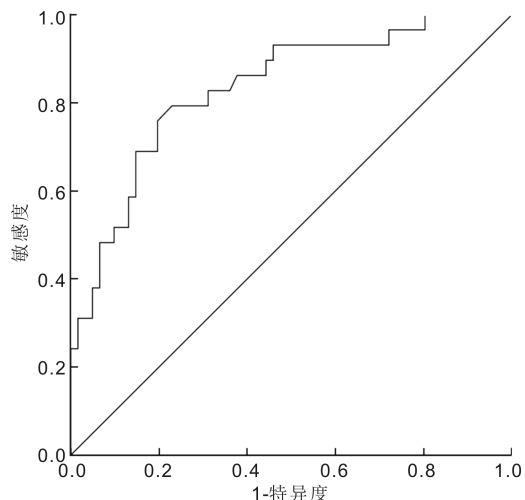


图4 验证集 ROC 曲线图。

眼术后患者干眼发生率仍较高, 是临床应重点关注的问题之一。分析原因, 可能是因为青光眼作为一种慢性进行性视神经病变, 其手术治疗虽能有效控制眼压, 但手术过程中难免会对眼表结构造成一定程度的机械性损伤或炎症反应, 进而影响泪膜的稳定性<sup>[10]</sup>。基于此, 临床应加强青光眼患者围手术期的眼表管理, 并对危险因素进行识别, 因此可认为本研究构建预测模型具有重要意义。

本研究结果显示, 年龄、合并糖尿病、睑脂黏度分级、泪膜破裂时间、睑板腺功能障碍、手术时间为青光眼患者术后发生干眼的影响因素 (均  $P < 0.01$ )。其中, 黄初梅等<sup>[11]</sup>研究认为, 随着患者年龄增长, 眼表组织逐渐退化, 泪腺实质萎缩, 泪腺分泌功能下降, 泪膜稳定性降低, 更易在术后出现干眼。因此, 临床护理中需对老年患者术后定期监测泪膜状态, 指导患者进行眼睑运动训练, 增加瞬目

频率,改善泪液分布。合并糖尿病的患者术后更易发生干眼,同孔云龙等<sup>[12]</sup>的研究结果相仿,或是因为长期高血糖状态可引发眼表微循环障碍,导致眼表组织缺血缺氧,影响泪腺、副泪腺的血液供应,降低泪液分泌功能,进而削弱泪膜稳定性,增加干眼发生风险。对此,临床需将血糖控制纳入围手术期管理重点,协助患者制定个性化血糖控制方案,术后使用含生长因子的眼用凝胶促进上皮修复。睑脂黏度分级也是干眼发生的影响因素。既往研究结果认为,高黏度睑脂可导致睑板腺管堵塞、泪膜脂质层受损、泪液蒸发加快<sup>[13]</sup>。本研究亦证实睑脂黏度分级在青光眼术后人群中也是干眼发生的影响因素,提示手术创伤可能进一步放大睑板腺功能异常对泪膜稳定性的破坏。分析原因:高黏度睑脂易在睑板腺开口处凝结,导致腺管堵塞,脂质分泌不畅,泪膜脂质层无法有效覆盖眼表,水分蒸发速率显著增加,诱发术后干眼的发生。提示临床工作中,对于睑脂黏度分级较高的患者,术前应常规开展睑板腺护理干预,每日进行眼睑热敷配合睑板腺按摩促进高黏度睑脂排出。相关研究表明,泪膜破裂时间缩短多与泪液黏蛋白层缺陷、水液层不足或脂质层异常相关,而青光眼手术本身可能通过刺激眼表炎症反应等进一步加剧泪膜结构破坏,进而导致术后干眼高发<sup>[14]</sup>。因此,术后护理优先使用不含防腐剂的人工泪液,每日4-6次补充泪液,且可通过增加环境湿度、减少屏幕时间以维持泪膜稳定。本研究结果表明,合并睑板腺功能障碍的患者术后更易发生干眼,同朱莉等<sup>[15]</sup>研究结果类似,或是因为睑板腺功能障碍患者的睑板腺导管堵塞、腺体萎缩,导致脂质分泌减少或质量异常,无法形成有效的泪膜屏障,泪液蒸发速率加快。提示临床对此类患者除了常规热敷、按摩外,还可联合强脉冲光治疗改善睑板腺分泌功能。此外,手术时间较长的患者眼表暴露于空气中,泪液持续蒸发,导致角膜上皮脱水;同时,术中器械反复接触角膜、眼睑,可能造成角膜上皮微损伤,影响泪膜附着,进而增加术后干眼的风险<sup>[16]</sup>。对此,术中需优化手术流程及医护配合,减少不必要的操作步骤,术后对于手术时间较长的患者,早期使用促进角膜上皮愈合的药物加速眼表修复。

既往研究认为,预测模型 ROC 的 AUC 为 0.5-0.7 时预测性能较低, AUC>0.7 且 ≤0.9 时预测性能处于中等水平,以及 AUC>0.9 时预测性能极好<sup>[17]</sup>。本研究构建的 XGboost 模型在训练集的 AUC 为 0.84,敏感度 0.75,特异度 0.78;验证集 AUC 为 0.83,敏感度 0.79,特异度 0.77,提示模型预测性能较好,能有效区分可能发生干眼的患者,为临床提供可靠的工具。这或是得益于 XGboost 算法对高维非线性关系的捕捉能力,既能处理连续与离散变量,又能自动进行特征选择,避免了传统回归模型线性假设的局限,精准捕捉影响因素与术后干眼之间的复杂关联,从而提高预测准确性<sup>[18]</sup>。相关研究证实, XGboost 的核心机制为集成多个分类与回归树模型,在兼顾模型良好可解释性的基础上提升预测效能,其整体预测表现显著优于 Logistic 回归传统模型<sup>[19]</sup>。模型进一步显示,各影响因素按重要性从高到低依次为泪膜破裂时间、合并糖尿病、手术时间、年龄、睑板腺功能障碍和睑脂黏度分级。这一排序为临床护理指明了重点干预方向,提示应优先关注泪膜状态和血糖控制,并在术前评估和术中操作中格外留意高

龄和手术时长等因素。临床人员可借助该模型进行患者分层管理,对高风险人群提早实施针对性措施。然而,模型的实际应用仍面临一些挑战,如数据收集的标准化问题、模型解释的专业门槛以及临床整合的操作难度,这些均需在今后的实践中逐步完善。

与以往研究相比<sup>[20]</sup>,本研究将 XGBoost 机器学习算法应用于青光眼术后干眼的风险预测领域,通过 5 折交叉验证优化模型参数,还结合 SHAP 值实现特征重要性可视化,明确了泪膜破裂时间等核心影响因素,相较传统分析方法提升了预测效能,为临床早期识别术后干眼高风险患者提供了量化工具,也为青光眼围手术期眼表针对性管理补充了新的研究思路。

本研究虽构建了预测性能较好的 XGboost 模型用于预测高风险术后干眼患者,但仍存在以下不足之处:(1) 研究样本量相对较少且来源于单一中心,可能存在选择偏倚和混杂因素的影响,影响结果的外推性。对此后续需结合多中心开展前瞻性研究,纳入更多的潜在变量以进一步优化模型准确性。(2) 本研究仅采用了 XGboost 这一种机器学习算法进行建模,未来可增加使用随机森林、支持向量机或神经网络等算法来进行对比分析。(3) 本研究为回顾性研究,研究所需全部临床数据均依赖病历记录提取,易因临床病历填写的规范性、完整性存在个体差异产生信息偏倚,部分主观指标与客观数据的记录偏差,可能对模型特征变量的准确性和完整性造成一定影响。(4) 性能依赖于输入变量的完整性与准确性,这对医疗数据的标准化采集提出了更高要求;另一方面,目前模型尚未与医院信息系统实现深度集成,预测过程仍存在一定操作门槛。未来需进一步探索模型与电子病历系统的对接方式,开发用户友好的交互界面。

综上,本研究构建的青光眼术后患者发生干眼的 XGboost 模型预测性能较好,临床或可据此识别高风险术后干眼患者,给予针对性干预措施以预防。未来研究或可进一步扩展样本量、样本来源范围及纳入变量以完善本研究结论的普适性,优化模型的预测性能。

**利益冲突声明:** 本文不存在利益冲突。

**作者贡献声明:** 施启丽论文选题与修改,初稿撰写及审阅,文献检索,数据分析;金灿审核临床诊断标准,数据质量把控,论文专业内容审核。所有作者阅读并同意最终的文本。

#### 参考文献

- [1] Jayaram H, Kolko M, Friedman DS, et al. Glaucoma: now and beyond. *Lancet*, 2023,402(10414):1788-1801.
- [2] Pestana Aguiar C, Teixeira P, Almeida I, et al. Dry eye disease symptoms among glaucomapatient at a Portuguese hospital. *Cureus*, 2024,16(4):e58249.
- [3] Qian LJ, Wei W. Identified risk factors for dry eye syndrome: a systematic review and meta-analysis. *PLoS One*, 2022,17(8):e0271267.
- [4] Silva GFS, Fagundes TP, Teixeira BC, et al. Machinelearning for hypertension prediction: a systematic review. *Curr Hypertens Rep*, 2022,24(11):523-533.
- [5] 黄小芬, 邹朝君, 徐晓琴, 等. 基于 XGBoost 算法的脑外伤后吞咽障碍预测模型构建. *全科医学临床与教育*, 2025,23(7):610-614.
- [6] 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. 中国青光眼指南(2020年). 中华眼科杂志, 2020, 56(8):573-586.

[7] 中华医学会眼科学分会角膜病学组, 中国医师协会眼科医师分会角膜病学组. 中国干眼临床诊疗专家共识(2024年). 中华眼科杂志, 2024, 60(12):968-976.

[8] Kendall MG. Rank Correlation Methods. Br J Psychol, 1990, 25(1):86-91.

[9] 黎丽兰, 姜艳. 原发性闭角型青光眼病人术后发生干眼症的危险因素分析及列线图预测模型构建. 全科护理, 2025, 23(14):2737-2741.

[10] 杨宗波, 李剑涛. 普拉洛芬联合玻璃酸钠滴眼液治疗青光眼术后干眼症的临床效果. 临床合理用药, 2023, 16(19):79-82.

[11] 黄初梅, 施丽. 合并高血压的白内障患者术后干眼症的风险模型构建. 海军医学杂志, 2025, 46(2):170-173.

[12] 孔云龙, 冯小丹. 糖尿病及超声乳化时间对老年白内障术后干眼症风险的影响. 中国老年学杂志, 2023, 43(13):3177-3180.

[13] 潘中璿. 老年性白内障患者实施超声乳化术后发生干眼症的危险因素研究. 慢性病学杂志, 2025, 26(6):855-858.

[14] 杨琳, 牟晓琛, 高颖. 叩齿治疗睑板腺功能障碍相关性干眼疗效观察. 现代中西医结合杂志, 2024, 33(17):2384-2389, 2418.

[15] 朱莉, 朱瑜, 吴懿. 白内障超声乳化术后干眼症发生的相关危险因素分析. 中国基层医药, 2025, 32(5):694-698.

[16] 楚启萌, 崔瑞, 杨华鹏. 白内障伴闭角型青光眼患者术后发生干眼症的高危因素分析. 黑龙江医学, 2025, 49(4):442-445.

[17] Chen Y, Du H, Wei BH, et al. Development and validation of risk-stratification delirium prediction model for critically ill patients: a prospective, observational, single-center study. Medicine, 2017, 96(29):e7543.

[18] Liang D, Wang L, Zhong PP, et al. Perspective: global burden of iodine deficiency: insights and projections to 2050 using XGBoost and SHAP. Adv Nutr, 2025, 16(3):100384.

[19] 孙家蓉, 严金秀, 董优清, 等. 老年脑卒中患者发生护理依赖风险预测模型的研究. 护理管理杂志, 2025, 25(5):404-410.

[20] 陈明睿, 李建华, 陈沁芸, 等. 原发性闭角型青光眼合并白内障术后视觉质量变化及影响因素. 国际眼科杂志, 2024, 24(4):545-550.