

常规检验标志物联合机器学习的青光眼风险预测模型的构建与评估

肖利, 阴益, 李健, 王自林

自贡市第一人民医院检验科, 四川 自贡

收稿日期: 2025年10月18日; 录用日期: 2025年11月11日; 发布日期: 2025年11月20日

摘要

目的: 基于常规检验标志物联合机器学习, 构建并在独立验证集中评价一个可解释、可部署的青光眼个体化风险预测模型, 综合考察其判别力、校准度与决策净获益, 旨在为基层医疗提供低成本、易推广的早筛分诊工具。方法: 纳入自贡市第一人民医院2022年3月~2025年3月就诊人群共1200例, 按7:3分为训练集($n = 840$)与验证集($n = 360$), 两集青光眼/对照比例近1:1。以单因素分析与LASSO正则化联合筛选特征, 确定6个关键变量; 构建多种模型并以Logistic作为主模型。主要评价指标包括AUC/ROC、Brier分数与校准曲线、决策曲线分析; 同时报告阈值相关指标(准确率、敏感度、特异度、F1、Kappa、Youden指数、PPV、NPV)。结果: 验证集中, 主模型(Logistic)取得较优的综合性能(AUC约0.78~0.86; Brier约0.17), 校准曲线贴近理想线; 在DCA的0.1~0.6阈值区间获得稳定且高于Treat-all/none的净获益。SVM与XGBoost的区分度接近, 但校准与净获益整体略逊。结论: 仅依托常规检验数据即可获得具有良好区分度、可靠概率刻度与实用净获益的青光眼风险模型。该方案可及、低成本、标准化, 适合在基层与体检场景作为“先分层、后影像/专科”的补充路径, 值得在多中心前瞻性研究中进一步验证与再校准。

关键词

青光眼, 机器学习, 检验组学

Development and Evaluation of a Glaucoma Risk Prediction Model Using Routine Laboratory Biomarkers and Machine Learning

Li Xiao, Yi Yin, Jian Li, Zilin Wang

Department of Laboratory Medicine, Zigong First People's Hospital, Zigong Sichuan

Received: October 18, 2025; accepted: November 11, 2025; published: November 20, 2025

文章引用: 肖利, 阴益, 李健, 王自林. 常规检验标志物联合机器学习的青光眼风险预测模型的构建与评估[J]. 临床医学进展, 2025, 15(11): 1957-1966. DOI: 10.12677/acm.2025.15113305

Abstract

Objective: To develop an interpretable and deployable individualized glaucoma risk prediction model based on routine laboratory biomarkers combined with machine learning, and to evaluate its discrimination, calibration, and clinical net benefit in an independent validation cohort, aiming to provide a low-cost and scalable early triage tool for primary care. **Methods:** A total of 1200 individuals presenting to Zigong First People's Hospital from March 2022 to March 2025 were included and randomly split 7:3 into a training set ($n = 840$) and a validation set ($n = 360$), with an approximately 1:1 glaucoma/control ratio in both sets. Features were selected by combining univariable analysis with LASSO regularization to determine six key variables. Multiple algorithms were trained and evaluated, with logistic regression prespecified as the primary model. Primary endpoints were AUC/ROC, Brier score with calibration curves, and decision curve analysis (DCA); threshold-based metrics (accuracy, sensitivity, specificity, F1 score, Cohen's κ , Youden's index, PPV, NPV) were also reported. **Results:** In the validation set, the primary model (logistic regression) showed favorable overall performance (AUC $\sim 0.78 \sim 0.86$; Brier ~ 0.17) with calibration close to the ideal line; across the 0.1~0.6 threshold range, DCA indicated consistent net benefit exceeding treat-all and treat-none strategies. SVM and XGBoost achieved comparable discrimination but exhibited slightly inferior calibration and net benefit. **Conclusions:** A glaucoma risk model can be derived solely from routine laboratory data, achieving good discrimination, reliable probability scaling, and practical clinical net benefit. This standardized, low-cost approach is well suited for primary-care and health-check settings as a "pre-stratification before imaging/specialist referral" pathway and merits further multicenter prospective validation and recalibration.

Keywords

Glaucoma, Machine Learning, Laboratory Omics (Clinlabomics)

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 前言

青光眼是全球首位不可逆致盲性眼病，随着人口老龄化、寿命延长、近视流行等因素的叠加，其疾病负担持续攀升。系统综述和流行病学模型估算显示，到 2040 年全球青光眼患者或达 1.12 亿[1]。青光眼在我国同样高发，且受卫生资源分布不均、居民认知有限等影响，不少患者在中晚期才被确诊，从而错过结构与功能保护的关键窗口期[2]-[4]。从公共卫生角度，建立一套可及、低成本、标准化且能够广覆盖使用的早期风险识别与分层策略，具有现实紧迫性。

临床实践中常用的三类检查(眼压、标准化自动视野、OCT)各有价值但亦存局限：眼压易受角膜因素与测法差异影响，且“正常眼压性青光眼”提示其难以单独完成筛查[5]-[7]；视野受受检者与操作者影响较大，可靠性约束其作为“一次性大规模筛查工具”的适用性[8][9]；OCT 虽能较早捕捉结构改变，但设备间不可互换、近视影响判读且成本较高，基层普及受限[10]-[12]。因此，单纯依赖专科设备开展大规模筛查在可及性与可负担性上仍面临挑战，临床与公共卫生层面亟需低门槛、可重复、跨机构可移植的补充路径[4]。

在这种需求下，机器学习(machine learning, ML)为风险评估提供了新的技术途径。与传统仅依赖单一指标或线性假设的做法不同，机器学习能够在多变量、强相关、存在非线性与相互作用的背景下，借助

正则化、特征筛选与交叉验证等步骤，稳定提炼出与结局有关的组合信号；同时，通过概率校准使输出的风险更贴近真实发生率，再配合决策曲线分析(DCA)在不同干预阈值下评估净获益，使模型从“统计上显著”进一步走向“临床上有用”[5][8][13]-[16]。然而，模型的成功不仅依赖算法本身，还取决于数据的可获得性与标准化程度。与影像数据相比，常规检验数据(血常规、生化、凝血等)在医院信息系统中普遍可得、质控体系成熟、单位与参考区间标准化程度高，且取样条件友好、检查费用低，更符合基层推广的现实条件。同时，已有研究提示，来源于常规检验的炎症、代谢、氧化应激、血流变/凝血、肾功能等维度的指标，与青光眼的发生或进展存在一定相关性(如中性粒细胞/淋巴细胞比、纤维蛋白原、肾功能指标等)[17]-[29]。这些证据并非要替代专科检查，而是说明在常规检验层面可以捕捉到与青光眼相关的系统性生物学信号，由此为“以检验数据进行早期风险分层”的思路提供了依据。

基于上述考虑，本研究依托自贡市第一人民医院单中心就诊人群，系统整合常规检验数据，采用单因素统计学筛选与 LASSO 正则化相结合的策略确定候选特征，构建并比较多种模型，并在独立验证集上从判别能力(AUC/ROC)、概率校准(Brier 分数与校准曲线)以及临床净获益(DCA)三个维度进行系统评估，目标是在不增加设备负担的前提下，提出一套可解释、可部署、适合基层推广的青光眼风险评估方案[4]-[6][10]-[16]。

2. 资料与方法

2.1. 研究设计与数据来源

本研究连续纳入自贡市第一人民医院 2022 年 3 月~2025 年 3 月期间就诊人群的去标识化电子病历与检验学数据，包含性别、年龄与常规实验室检查(血常规、生化、凝血四项)。研究遵循《赫尔辛基宣言》，并按医院伦理管理要求获得伦理批准。

2.2. 研究对象

病例组(青光眼组)为眼科专科医师依据当期指南/共识确诊的青光眼患者；对照组为同期体检或眼科就诊但经评估排除青光眼者。纳入标准：年龄 ≥ 18 岁；入院/就诊 24 小时内完成的实验室检查可获得。排除标准：活动性严重感染、恶性肿瘤化疗期、终末期肝/肾衰竭、妊娠或产后早期、近 3 个月重大手术、关键化验缺失 $>40\%$ 或明显不符合临床常识的离群值。

2.3. 变量与数据处理

候选变量包括：人口学(Sex、Age)、血常规(WBC、NEU、LYM、MONO、PLT、MPV、Hb、Mchc)、炎症派生比值(Nlr、Plr、Lmr、SII)、生化(Glu、UA、Cr、Alb、ALT、AST、Ast_Alt、TC、HDL、LDL、LDL_HDL)及凝血“四项”(PT、APTT、TT、FIB)。对连续变量进行单位核查与温和去极值(1%与 99%分位截断)，缺失值采用训练集为基准的多重插补(MICE)；计算皮尔逊相关系数， $|r| > 0.85$ 视为强共线并择其一保留。

2.4. 建模与验证(扩写)

(1) 数据划分：按 7:3 分层随机为训练集($n \approx 840$)与验证集($n \approx 360$)

(2) 变量筛选(单因素和 LASSO)：训练集中先进行单因素方差分析筛选候选指标；随后使用 LASSO 逻辑回归(10 折交叉验证)进行惩罚化筛选，于 $\lambda_{\min}$ 与 λ_{1se} 两点比较后采用更稀疏且稳健的方案，并与单因素显著变量取交集，最终确定 6 个关键入模变量：Nlr、Plr、Glu、UA、FIB、Cr。

(3) 主模型与对照模型：以六变量构建 Logistic 主模型(含常数项)，并训练决策树、随机森林、XGBoost、

LightGBM、SVM 与 ANN 作为对照；树与集成模型以网格搜索 + 5 折交叉验证选择超参数；SVM 采用 RBF 核，C 与 γ 在对数网格中搜索；ANN 采用 1~2 隐层 ReLU 并使用早停与权重衰减。

(4) 判别与校准评估：在验证集中计算 AUC (及 95%CI)、Brier 分数(及 95%CI)、Accuracy、Precision、Sensitivity、Specificity、F1、Kappa、Youden's J、PPV、NPV；绘制合并图展示 ROC 曲线与校准曲线(10 分箱)，Brier 分数反映总体校准。

(5) 决策曲线分析(DCA)：在阈值 0.01~0.99 范围评估净获益，对比 Treat-all/Treat-none，重点关注 0.1~0.6 区间。

(6) 阈值与可解释性：以 Youden's J 确定最优阈值并报告 Accuracy、F1、Kappa、PPV、NPV；主模型选择 Logistic 以获得可解释 OR 及 95%CI。

(7) 稳健性：以 SVM 作为敏感性分析模型，对比其与主模型在 AUC、Brier、DCA 上的一致性；比较训练/验证两集事件率与性能的接近程度以评估过拟合风险。

3. 结果

3.1. 研究对象与基线特征

共纳入 1200 例受试者，按 7:3 分层随机为训练集 840 例与验证集 360 例，青光眼/对照比例近似 1:1，两集中事件率相近。研究对象均提供性别(Sex)与年龄(Age)信息，并在就诊/入院 24 h 内完成常规检验。训练集的基线特征与两组比较见表 1。在检验组学指标中，6 个关键变量(Nlr、Plr、Glu、UA、FIB、Cr)在青光眼组与对照组之间差异均有统计学意义(单因素方差分析， $P < 0.01$)。其中 Nlr、Plr、Glu、FIB、Cr 在青光眼组更高，而 UA 在青光眼组更低，与既往文献提示的炎症负荷增高、凝血活性偏高及代谢/肾功能相关性保持一致[17]-[29]。其他候选指标(血常规、生化、凝血四项及若干派生比值)在两组间亦呈现一定差异趋势。

Table 1. Baseline characteristics of the training set
表 1. 训练集的基线特征

变量	对照组 (均值 $\pm$ SD)/中位数(IQR)	青光眼组 (均值 $\pm$ SD)/中位数(IQR)	单因素方差分析 P 值
性别(男)，例(%)	214 (50.6)	179 (42.9)	0.031
Age	54.29 $\pm$ 11.91	55.34 $\pm$ 12.35	0.212
WBC	6.60 $\pm$ 1.94	6.42 $\pm$ 1.75	0.156
NEU	3.60 (2.53, 4.67)	3.93 (3.04, 4.82)	0.020
LYM	2.06 $\pm$ 0.65	1.86 $\pm$ 0.69	<0.001
MONO	0.51 $\pm$ 0.19	0.51 $\pm$ 0.18	0.975
PLT	228.16 $\pm$ 56.35	230.60 $\pm$ 57.12	0.533
MPV	10.50 $\pm$ 0.98	10.49 $\pm$ 1.00	0.860
Hb	142.66 $\pm$ 14.96	141.74 $\pm$ 15.15	0.377
Mchc	33.56 (32.50, 34.51)	33.51 (32.55, 34.62)	0.213
Nlr	1.71 (1.18, 2.32)	2.13 (1.62, 3.00)	<0.001
Plr	105.37 (81.99, 147.73)	130.45 (98.56, 171.40)	<0.001

续表

Lmr	4.31 (3.06, 5.99)	3.78 (2.66, 5.01)	0.113
SII	371.52 (241.34, 541.51)	498.28 (350.55, 700.07)	<0.001
Glu	4.86 (4.24, 5.65)	5.64 (4.91, 6.40)	<0.001
UA	342.88 ± 80.08	314.78 ± 80.08	<0.001
Cr	75.76 ± 17.28	80.45 ± 18.73	<0.001
Alb	41.97 ± 3.42	42.11 ± 3.38	0.554
ALT	18.86 (13.85, 27.81)	20.60 (14.85, 28.85)	0.402
AST	21.90 (15.41, 30.38)	21.76 (16.16, 31.24)	0.775
Ast_Alt	1.18 (0.66, 1.91)	1.05 (0.69, 1.67)	0.999
TC	4.91 ± 0.86	4.95 ± 0.90	0.473
HDL	1.24 ± 0.30	1.25 ± 0.29	0.457
LDL	3.01 ± 0.77	3.06 ± 0.79	0.342
LDL_HDL	2.59 ± 0.98	2.59 ± 0.94	0.993
PT	12.00 ± 0.94	12.02 ± 0.99	0.687
APTT	31.08 (28.23, 33.91)	31.57 (29.09, 33.83)	0.454
TT	17.07 ± 1.51	16.90 ± 1.42	0.079
FIB	2.82 ± 0.58	3.16 ± 0.61	<0.001

3.2. 变量筛选

在训练集中，首先以两组单因素方差分析筛选候选指标；随后用 LASSO 逻辑回归(10 折交叉验证)，同时绘制了交叉验证误差曲线与系数路径图以观察随惩罚强度变化的模型稀疏化过程：在 $\lambda_{\min}$ (最小交叉验证误差)与 λ_{1se} (误差在 1 个标准误差范围内的最稀疏模型)两点进行比较，优先选择更稀疏且稳健的方案以提升泛化与可解释性；将 LASSO 保留下来的变量与单因素显著变量取交集，最终确定 6 个关键入模变量：Nlr、Plr、Glu、UA、FIB、Cr。对应图为“LASSO 交叉验证曲线”与“LASSO 系数路径图”(见图 1)，其中关键变量在较宽的 λ 区间内系数稳定不为零，提示对结局具有稳健贡献。

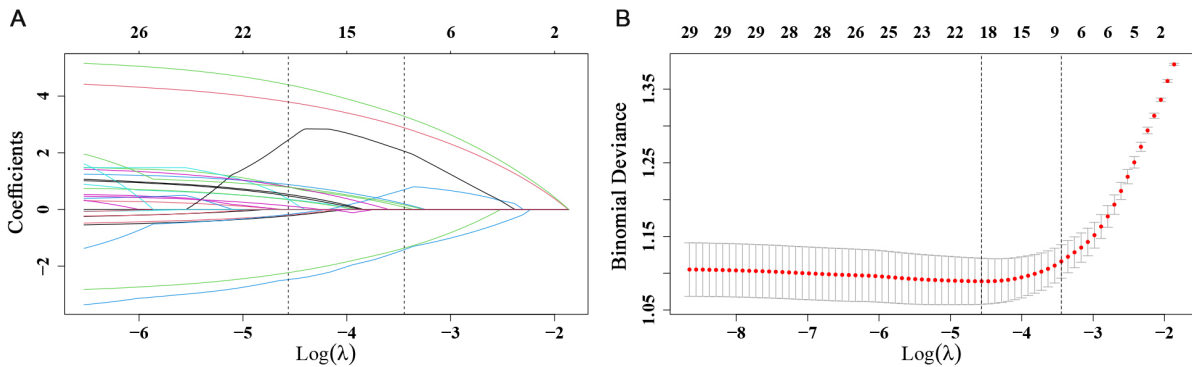


Figure 1. (A) LASSO cross-validation curve; (B) Coefficient profile plot
图 1. (A) LASSO 交叉验证曲线; (B) 系数路径图

3.3. 模型验证

在验证集中, 区分度(图 2(A))方面, 多模型的 ROC 曲线均明显高于对角线; 基于 6 个关键变量的 Logistic 回归取得 $AUC \approx 0.82$ (95%CI $\approx 0.78\sim 0.86$), SVM 与 XGBoost 的 AUC 分别约 0.82 与 0.81, 提示这三种方法均具备较好的风险分层能力。校准(图 2(B))方面, Logistic 的 Brier 分数 ≈ 0.173 (95%CI $0.155\sim 0.192$), SVM ≈ 0.175 、XGBoost ≈ 0.176 ; 分位分箱的校准曲线显示, 这三种模型的预测概率与观测发生率总体吻合良好, 各分箱点围绕 45°参考线分布、偏离幅度较小; 相比之下, 随机森林、LightGBM、ANN 与决策树的 Brier 分数多在 0.184~0.230, 校准曲线在概率极端区间出现更明显的起伏。决策净效应(图 2(C))方面, 在更贴近临床实践的阈值带 0.1~0.6 内, Logistic 与 SVM 的净效应曲线持续高于“全部干预”与“全部不干预”两条基线, 且曲线形态较为平稳; XGBoost 多数阈值点亦显示正向净效应。随着阈值升高, “全部干预”曲线在中高阈值区逐步转为负值, 提示在误判成本较高的场景下, 该极端策略难以获得实际收益; 而“全部不干预”始终为 0, 仅提供比较基准。综合区分度、校准与净效应三类证据, 基于 6 个变量的 Logistic 回归在本验证集表现更为均衡, 既能提供稳定的个体化概率刻度, 又能在常见阈值范围内带来实质的临床净效应; 在模型落地时, 可结合机构患病率与资源约束, 将临床决策阈值优先考虑设定在 0.3~0.5 的区间, 并据此在漏诊风险与过度干预之间取得更合宜的平衡。

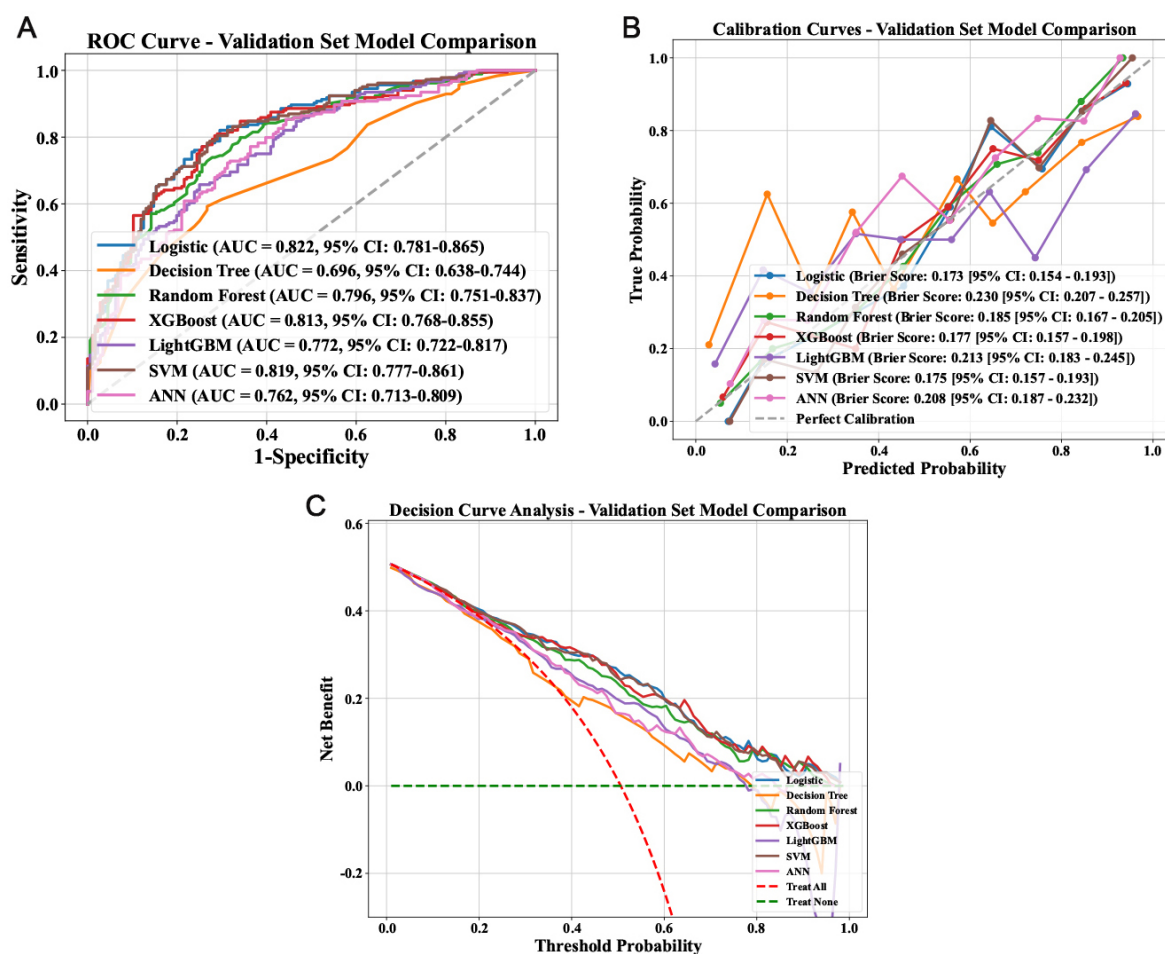


Figure 2. Comprehensive evaluation of the validation set: (A) ROC/AUC; (B) Calibration curve and brier score; (C) Decision curve analysis

图 2. 验证集综合评估: (A) ROC/AUC; (B) 校准曲线与 Brier; (C) 决策曲线分析

3.4. 阈值表现与主模型确定

以 Youden’s J 确定的最优分类阈值(见表 2): Logistic 在验证集的灵敏度/特异度均约 0.76, 准确率约 0.77, F1 与 Kappa 居前; PPV/NPV 水平与事件率及阈值选择相匹配, 体现出较好的临床可操作性; SVM/XGBoost 的阈值指标次之, 与 ROC、Brier、DCA 的总体排序一致。综合判别(AUC)、校准(Brier + 曲线)与临床净获益(DCA), 并兼顾变量可解释性、模型简洁性与部署可行性, 最终确定以 Logistic 回归 (Nlr、Plr、Glu、UA、FIB、Cr)作为主模型; SVM 作为敏感性验证, 其效能与校准接近主模型, 进一步支持结论的稳健性。

Table 2. Validation set discrimination/calibration/threshold metrics
表 2. 验证集判别/校准/阈值指标

Model	AUC	95% CI Lower	95% CI Upper	Accuracy	Precision	Sensitivity	Specificity	F1 Score	Kappa	Youden’s J	PPV	NPV
Logistic	0.82	0.78	0.86	0.76	0.77	0.76	0.76	0.76	0.52	0.52	0.77	0.75
Decision Tree	0.7	0.64	0.74	0.66	0.7	0.59	0.73	0.64	0.32	0.33	0.7	0.63
Random Forest	0.8	0.75	0.84	0.73	0.75	0.72	0.74	0.73	0.46	0.46	0.75	0.72
XGBoost	0.81	0.77	0.86	0.75	0.76	0.74	0.76	0.75	0.49	0.49	0.76	0.73
LightGBM	0.77	0.72	0.82	0.69	0.71	0.66	0.72	0.69	0.38	0.38	0.71	0.67
SVM	0.82	0.78	0.86	0.75	0.76	0.74	0.75	0.75	0.49	0.49	0.76	0.74
ANN	0.76	0.71	0.81	0.66	0.72	0.53	0.79	0.61	0.32	0.32	0.72	0.62

4. 讨论

本研究基于常规检验数据构建了青光眼风险评估模型, 并在独立验证集上从区分度 - 校准度 - 临床净获益三个层面证明了其综合性能与可用性。方法学上, 我们将单因素统计学筛选与 LASSO (L1)稀疏选择联合使用, 既保证变量进入模型的统计合理性, 又通过惩罚化约束减少多重共线性与过拟合风险; 在模型评估阶段, 我们没有仅以 AUC 作为唯一标准, 而是同步报告 Brier 分数与校准曲线以检验概率刻度的可信性, 并通过 DCA 在不同干预阈值下量化净获益, 使结果更贴近临床场景中的真实权衡, 这与 TRIPOD 的方法学建议保持一致[13]-[16] [30]-[32]。与主要依赖影像设备的人工智能路线相比, 检验组学 + 机器学习的优势在于: 一是可及性强(无需额外设备, 依托 LIS/HIS 即可调用); 二是标准化与跨机构可移植性好(单位统一、质控成熟); 三是成本友好(采样简便、费用较低), 更契合基层与体检场景的广覆盖需求[5] [8] [10]-[12] [16]。

此外本研究纳入的关键检验维度覆盖了“炎症 - 代谢 - 氧化应激 - 血流变/凝血 - 全身健康”多通路网络: 炎症相关比值(如 NLR、PLR)可反映低度炎症与血小板活化状态, 既往研究在开角型或闭角型青光眼与健康对照之间观察到明显差异, 并提示其与表型或视野进展相关[17]-[19]; 代谢维度方面, 糖尿病与开角型青光眼的风险关联已被队列与荟萃分析反复报道, 药物流行病学研究亦提示二甲双胍暴露可能与风险下降相关, 为“代谢控制 - 风险降低”的假说提供了人群层面的线索[20]-[22]; 氧化应激方面, 部分研究在原发性开角型青光眼患者中观察到尿酸水平较低, 而在其他表型或高眼压人群中, 尿酸与风险呈现性别特异或非线性的复杂关系[23]-[25]; 血流变/凝血方面, 早期研究显示低/正常眼压性青光眼存在血液/血浆黏稠度与纤维蛋白原升高, 提示微循环灌注与血流动力学参与病程[26]-[28]; 全身健康耦合方

面, 肾功能受损与青光眼之间可能存在双向关联或共享通路, 在终末期肾病或肾移植相关人群中, 青光眼发生风险亦有升高[29]。这些以往的发现与本研究“以常规检验数据刻画多通路风险信号”的建模取向相互印证, 在可解释性方面, 本研究不引入额外的后验算法(如 SHAP), 主要基于以下考虑: 其一, 采用的稀疏逻辑回归(L1)已以系数与 OR 的形式提供方向与相对权重, 能够满足临床对于“风险由何种变量驱动”的直观理解; 其二, 在存在相关或可替代的检验变量时, 后验分解方法对参考基线与样本分布较为敏感, 易带来贡献分再分配的解读歧义; 其三, 出于可复现与部署简化的原则, 优先呈现区分度、校准(含 Brier 与校准曲线)与 DCA 等稳定且与决策直接相关的指标。

临床应用方面, 依托检验数据的模型极易融入 LIS/HIS 系统: 当检验结果回传时即可即时输出个体化风险与阈值化建议。根据 DCA 的呈现, 临床可在 0.3~0.5 的阈值带内进行灵敏度与特异度的权衡: 若用于筛查或体检以降低漏诊, 可适度下调阈值; 若用于门诊决策以减少过度干预, 可适度上调阈值。对于资源有限的地区或机构, 该方案还可与简易眼底照相 + 远程判读等低门槛影像手段组合, 形成“先分层、后影像/专科”的分级路径, 提升筛查效率和资源配置的性价比[15][16][31]。鉴于研究定位与部署可行性考虑, 本文不新增后验可解释性算法与试点数据; 相关实施与评估将置于外部验证与真实世界阶段推进。

本研究亦存在局限。其一, 单中心回顾性设计与内部验证可能带来选择与谱系偏倚, 外推性仍需在地区、不同医疗体系中进行多中心前瞻性外部验证。其二, 进一步明确了对照组的定义与纳排标准: 对照来源于同期就诊或体检人群, 需(a) 无青光眼及任何影响视神经结构/功能的眼病既往诊断; (b) 基础眼科检查未见青光眼特征性体征; (c) 无视神经相关手术史。对未完成 OCT/视野检查者, 明确其可能带来的谱系偏倚与误分层风险, 并予以强调; 同时指出主要合并症(如糖尿病、高血压、肾病等)可能影响参数理解与阈值应用, 后续将在外部验证中按“社区/体检严格对照”与“医院就诊对照”分层开展敏感性分析以检验稳健性。其三, 部分检验指标(如尿酸、纤维蛋白原、肌酐)与青光眼之间的因果方向仍不完全明确, 且可能存在表型与性别层面的异质性; 后续可采用分层分析、工具变量或因果推断方法进一步探索。其四, 模型的时间稳定性与平台间一致性需要持续监测与再校准; 在此基础上, 未来可与眼底影像/OCT/功能学联合, 开展多模态融合与成本-效果评估, 推动在基层-专科的真实世界转化[10]-[12][15][16][30]-[32]。

5. 结论

本研究以常规检验数据为核心, 采用单因素筛选和 LASSO 取交集的稳健策略, 开发出一套在独立验证集中表现可靠、可解释且具临床净获益的青光眼风险模型。与主要依赖影像设备的路线相比, 该方案更易获取、成本更友好、跨机构可移植性更强, 有望在基层-体检-专科分级诊疗体系中发挥“早筛-分诊-转诊”的枢纽作用。下一步应开展多中心前瞻性外部验证与时间再校准, 并探索与影像/功能学联合的多模态融合, 同时评估成本-效果与实施路径, 推动模型在真实世界的可持续应用。对实施层面的可解释展示与小规模试点, 将在外部验证与真实世界阶段开展, 以确保在不增加解释噪声与部署复杂度的情况下实现稳健转化。

基金项目

本研究受到自贡市科学技术局“自贡市第一人民医院医学科学院项目”资助(项目编号: 2020YXY06)。

参考文献

- [1] Tham, Y., Li, X., Wong, T.Y., Quigley, H.A., Aung, T. and Cheng, C. (2014) Global Prevalence of Glaucoma and

- Projections of Glaucoma Burden through 2040. *Ophthalmology*, **121**, 2081-2090. <https://doi.org/10.1016/j.ophtha.2014.05.013>
- [2] Steinmetz, J.D., Bourne, R.R.A., Briant, P.S., *et al.* (2021) Causes of Blindness and Vision Impairment in 2020 and Trends over 30 Years. *The Lancet Global Health*, **9**, e144-e160.
 - [3] Zhang, N., Wang, J., Li, Y. and Jiang, B. (2021) Prevalence of Primary Open Angle Glaucoma in the Last 20 Years: A Meta-Analysis and Systematic Review. *Scientific Reports*, **11**, Article No. 13762. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-92971-w>
 - [4] 中华医学会眼科学分会. 中国青光眼指南(2020年)[J]. 中华眼科杂志, 2020, 56(8): 573-586.
 - [5] Brusini, P., Salvatet, M.L. and Zeppieri, M. (2021) How to Measure Intraocular Pressure: An Updated Review of Various Tonometers. *Journal of Clinical Medicine*, **10**, Article 3860. <https://doi.org/10.3390/jcm10173860>
 - [6] Da Silva, F. and Lira, M. (2022) Intraocular Pressure Measurement: A Review. *Surv Ophthalmol*, **67**, 1319-1331.
 - [7] Bengtsson, B. and Heijl, A. (2000) False-Negative Responses in Glaucoma Perimetry. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, **41**, 702-709.
 - [8] Gardiner, S.K., Crabb, D.P., *et al.* (2016) Visual Field Reliability: Evidence-Based Criteria. *Ophthalmology*, **123**, 1365-1373.
 - [9] De Moraes, C.G., Liebmann, J.M., Ritch, R., Krupin, T., Low-Pressure Glaucoma Treatment Study Group, *et al.* (2015) Reliability Indices and Rates of Visual Field Change in Glaucoma. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, **56**, 3444-3450.
 - [10] Vizzeri, G., Weinreb, R.N., Gonzalez-Garcia, A.O., Bowd, C., Medeiros, F.A., Sample, P.A., *et al.* (2009) Agreement between Spectral-Domain and Time-Domain OCT for Measuring RNFL Thickness. *British Journal of Ophthalmology*, **93**, 775-781. <https://doi.org/10.1136/bjo.2008.150698>
 - [11] Leung, C.K.S., Lam, S., Weinreb, R.N., Liu, S., Ye, C., Liu, L., *et al.* (2010) Retinal Nerve Fiber Layer Imaging with Spectral-Domain Optical Coherence Tomography. *Ophthalmology*, **117**, 1684-1691. <https://doi.org/10.1016/j.ophtha.2010.01.026>
 - [12] Abera, A. and Gessesse, G.W. (2023) Diagnostic Performance of Optical Coherence Tomography Macular Ganglion Cell Inner Plexiform Layer and Retinal Nerve Fiber Layer Thickness in Glaucoma Suspect and Early Glaucoma Patients at St. Paul's Hospital Millennium Medical College, Addis Ababa, Ethiopia. *PLOS ONE*, **18**, e0263959.
 - [13] Ting, D.S.W., Pasquale, L.R., Peng, L., Campbell, J.P., Lee, A.Y., Raman, R., *et al.* (2018) Artificial Intelligence and Deep Learning in Ophthalmology. *British Journal of Ophthalmology*, **103**, 167-175. <https://doi.org/10.1136/bjophthalmol-2018-313173>
 - [14] De Fauw, J., Ledsam, J.R., Romera-Paredes, B., Nikolov, S., Tomasev, N., Blackwell, S., *et al.* (2018) Clinically Applicable Deep Learning for Diagnosis and Referral in Retinal Disease. *Nature Medicine*, **24**, 1342-1350. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0107-6>
 - [15] Vickers, A.J. and Elkin, E.B. (2006) Decision Curve Analysis: A Novel Method for Evaluating Prediction Models. *Medical Decision Making*, **26**, 565-574. <https://doi.org/10.1177/0272989x06295361>
 - [16] Van Calster, B., McLernon, D.J., van Smeden, M., Wynants, L. and Steyerberg, E.W. (2019) Calibration: The Achilles Heel of Predictive Analytics. *BMC Medicine*, **17**, Article No. 230. <https://doi.org/10.1186/s12916-019-1466-7>
 - [17] Ozgonul, C., Sertoglu, E., Mumcuoglu, T. and Kucukevcilioglu, M. (2016) Neutrophil-To-Lymphocyte Ratio and Platelet-To-Lymphocyte Ratio as Novel Biomarkers of Primary Open-Angle Glaucoma. *Journal of Glaucoma*, **25**, e815-e820. <https://doi.org/10.1097/ijg.0000000000000392>
 - [18] Kopsidas, I., Parisis, N., *et al.* (2020) Differences of NLR/PLR among POAG, PACG and Controls. *Bratislava Medical Journal*, **121**, 563-568.
 - [19] Chuang, S. and Chang, C. (2024) Platelet-to-Lymphocyte Ratio and Lymphocyte-To-Monocyte Ratio in Glaucoma: A Meta-Analysis. *Biomarkers in Medicine*, **18**, 39-49. <https://doi.org/10.2217/bmm-2023-0651>
 - [20] Zhou, M., Wang, W., Huang, W. and Zhang, X. (2014) Diabetes Mellitus as a Risk Factor for Open-Angle Glaucoma: A Systematic Review and Meta-Analysis. *PLOS ONE*, **9**, e102972. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0102972>
 - [21] Tielsch, J.M., Katz, J., Quigley, H.A., Javitt, J.C. and Sommer, A. (1995) Diabetes, Intraocular Pressure, and Primary Open-Angle Glaucoma in the Baltimore Eye Survey. *Ophthalmology*, **102**, 48-53. [https://doi.org/10.1016/s0161-6420\(95\)31055-x](https://doi.org/10.1016/s0161-6420(95)31055-x)
 - [22] Lin, H., Stein, J.D., Nan, B., Childers, D., Newman-Casey, P.A., Thompson, D.A., *et al.* (2015) Association of Geroprotective Effects of Metformin and Risk of Open-Angle Glaucoma in Persons with Diabetes Mellitus. *JAMA Ophthalmology*, **133**, 915-923. <https://doi.org/10.1001/jamaophthalmol.2015.1440>
 - [23] Kim, M., Woo, S.J., Park, K.H., *et al.* (2018) Lower Serum Uric Acid Levels in POAG. *Acta Ophthalmologica*, **96**, e691-

- e699.
- [24] Li, S., Shao, M., Cao, W. and Sun, X. (2019) Association between Pretreatment Serum Uric Acid Levels and Progression of Newly Diagnosed Primary Angle-Closure Glaucoma: A Prospective Cohort Study. *Oxidative Medicine and Cellular Longevity*, **2019**, Article ID: 7919836. <https://doi.org/10.1155/2019/7919836>
 - [25] Liu, Q., Liu, D., Yan, D., Huang, W., Ji, X., Hui, J., *et al.* (2020) Gender-Specific Association between Serum Uric Acid and Incident High Intraocular Pressure in Chinese Population: A Cross-Sectional Study. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, **61**, 10.
 - [26] Klaver, J.H., Greve, E.L., Goslinga, H., Geijssens, H.C. and Heuvelmans, J.H. (1985) Blood and Plasma Viscosity Measurements in Patients with Glaucoma. *British Journal of Ophthalmology*, **69**, 765-770. <https://doi.org/10.1136/bjo.69.10.765>
 - [27] Broadway, D.C. and Drance, S.M. (1997) Evidence of Coagulation Activation in Untreated POAG. *Ophthalmology*, **104**, 80-85.
 - [28] Li, S., Gao, Y., Shao, M., Tang, B., Cao, W. and Sun, X. (2017) Association between Coagulation Function and Patients with Primary Angle Closure Glaucoma: A 5-Year Retrospective Case-Control Study. *BMJ Open*, **7**, e016719. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2017-016719>
 - [29] Tham, Y., Tao, Y., Zhang, L., Rim, T.H.T., Thakur, S., Lim, Z.W., *et al.* (2020) Is Kidney Function Associated with Primary Open-Angle Glaucoma? Findings from the Asian Eye Epidemiology Consortium. *British Journal of Ophthalmology*, **104**, 1298-1303. <https://doi.org/10.1136/bjophthalmol-2019-314890>
 - [30] Collins, G.S., Reitsma, J.B., Altman, D.G. and Moons, K.G.M. (2015) Transparent Reporting of a Multivariable Prediction Model for Individual Prognosis or Diagnosis (TRIPOD): The TRIPOD Statement. *Annals of Internal Medicine*, **162**, 55-63. <https://doi.org/10.7326/m14-0697>
 - [31] Vickers, A.J., Cronin, A.M., Elkin, E.B. and Gonen, M. (2008) Extensions to Decision Curve Analysis, a Novel Method for Evaluating Diagnostic Tests, Prediction Models and Molecular Markers. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, **8**, Article No. 53. <https://doi.org/10.1186/1472-6947-8-53>
 - [32] Zhao, L., Leng, Y., Hu, Y., Xiao, J., Li, Q., Liu, C., *et al.* (2024) Understanding Decision Curve Analysis in Clinical Prediction Model Research. *Postgraduate Medical Journal*, **100**, 512-515. <https://doi.org/10.1093/postmj/qgae027>