

• 临床研究 •

基于机器学习构建妊娠地中海贫血智能诊断的算法模型^{*}张 琴¹,肖 爽^{2△},赵庆华³

(1. 重庆市渝北区第二人民医院护理部,重庆 401147;2. 重庆两江新区人民医院护理部,重庆 401121;3. 重庆医科大学附属第一医院护理部,重庆 400016)

[摘要] 目的 构建基于机器学习的妊娠地中海贫血(地贫)智能诊断模型,优化筛查策略。方法 采用回顾性队列研究设计,收集 2018 年 1 月至 2020 年 12 月重庆两江新区人民医院 4 715 例孕产妇数据,其中 α -地贫 338 例(7.17%), β -地贫 286 例(6.07%),正常对照 4 091 例(86.76%),包含血常规、血型及基因检测结果。通过 LASSO 回归筛选关键特征变量后,采用分层随机抽样按 8 : 2 划分训练集($n=3 772$)与测试集($n=943$)。为了解决类别失衡问题,结合 SMOTE 过采样与成本敏感学习策略,使用 6 个关键指标来构建地贫诊断模型,并系统比较极端梯度提升(XGBoost)、决策树(DT)、K 近邻算法(KNN)、线性判别分析(LDA)、朴素贝叶斯(NB)、随机森林(RF)、支持向量机(SVM)7 种经典机器学习的诊断效能。模型评估采用受试者操作特征(ROC)曲线下面积(AUC)、F1-score 及灵敏度和特异度等指标。**结果** 特征选择确定红细胞($\beta=-0.21$)、血红蛋白($\beta=0.28$)、血细胞比容($\beta=-0.62$)、血小板计数($\beta=-0.48$)、平均血小板体积($\beta=0.36$)、血小板压积($\beta=0.12$)为关键预测因子。7 种机器学习算法的 AUC 均大于 0.88,但考虑灵敏度、特异度、阳性预测值、阴性预测值和约登指数综合判断,XGBoost 模型表现最好,各项指标均为最高;RF 模型次之。其余 5 个模型约登指数均 <0.7 。XGBoost 模型表现最佳,AUC 达 0.980(95% 可信区间 0.967~0.993),F1-score 为 0.938,灵敏度为 89.3%、特异度为 94.0%,显著优于传统筛查指标(McNemar 检验 $P<0.05$)。**结论** 基于血常规 6 项参数构建的 XGBoost 诊断模型具有良好临床适用性,结合合成采样与代价敏感学习策略有效解决数据失衡问题。该模型为地贫的产前筛查提供了高精度、低成本的解决方案。

[关键词] 机器学习; 妊娠; 地中海贫血; 诊断; 算法模型

DOI:10.3969/j.issn.1009-5519.2025.10.018

中图法分类号:R556.6;TP391.1

文章编号:1009-5519(2025)10-2353-05

文献标识码:A

Machine learning-based algorithmic model for intelligent diagnosis of gestational thalassemia^{*}ZHANG Qin¹, XIAO Shuang^{2△}, ZHAO Qinghua³

(1. Department of Nursing, the Second People's Hospital of Yubei District Chongqing, Chongqing 401147, China; 2. Department of Nursing, People's Hospital of Chongqing Liangjiang New Area, Chongqing 401121, China; 3. Department of Nursing, the First Affiliated Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing 400016, China)

[Abstract] **Objective** To construct a machine learning-based intelligent diagnostic model for gestational thalassemia and optimize screening strategies. **Methods** A retrospective cohort study was designed, collecting data from 4 715 pregnant women at People's Hospital of Chongqing Liangjiang New Area from January 2018 to December 2020, including 338 α -thalassemia cases (7.17%), 286 β -thalassemia cases (6.07%), and 4 091 normal controls (86.76%). Data comprised complete blood count, blood type, and genetic test results. Key features were selected using LASSO regression, followed by stratified random sampling to split the dataset into training ($n=3 772$) and test sets ($n=943$) at an 8 : 2 ratio. To address the issue of category imbalance, by combining SMOTE oversampling with cost-sensitive learning strategies, a thalassemia diagnosis model was constructed using six key indicators. The diagnostic efficiencies of seven classic machine learning methods, namely Extreme Gradient Boost (XGBoost), Decision Tree (DT), K-Nearest Neighbor (KNN), Linear Discriminant Analysis (LDA), Naive Bayes (NB), Random Forest (RF), and Support Vector Machine (SVM), were systematically compared. The area under the receiver operator characteristic (ROC) curve (AUC), F1-

* 基金项目:重庆市科卫联合医学科研项目(2022MSXM145、2023MSXM075)。

作者简介:张琴(1972—),本科,副主任护师,主要从事护理管理、内科护理、护理信息方面的研究。△ 通信作者, E-mail: faye-mn@163.com。

score, sensitivity and specificity were used for model evaluation. **Results** Feature selection identified red blood cells ($\beta = -0.21$), hemoglobin ($\beta = 0.28$), hematocrit ($\beta = -0.62$), platelets ($\beta = -0.48$), mean platelet volume ($\beta = 0.36$), and platelet hematocrit ($\beta = 0.12$) as key predictors. The AUCs of the seven machine learning algorithms were all greater than 0.88, but considering the comprehensive judgment of sensitivity, specificity, positive predictive value, negative predictive value and Youden index, the XGBoost model performed best and had the highest indicators. The RF model was second. The Youden indexes of the other five models were all less than 0.7. The XGBoost model performed best, with an AUC of 0.980 (95% confidence interval 0.967–0.993), an F1-score of 0.938, a sensitivity of 89.3%, and a specificity of 94.0%, which were significantly better than traditional screening indicators (McNemar test $P < 0.05$). **Conclusion** The XGBoost diagnostic model based on the six parameters of complete blood count has good clinical applicability, and combines synthetic sampling and cost-sensitive learning strategies to effectively solve the problem of data imbalance. This model provides a high-precision and low-cost solution for prenatal screening of thalassemia.

[Key words] Machine learning; Pregnancy; Thalassemia; Diagnosis; Algorithmic model

众所周知,分娩时产妇贫血是孕产妇和新生儿不良结局的危险因素,因此孕产期贫血的诊断与管理是近年来研究重点。缺铁性贫血(IDA)和地中海贫血(地贫)是小细胞低色素性贫血及妊娠期贫血最常见的2种类型。地贫是由血红蛋白(Hb)链合成减少或受到抑制而引发的单基因疾病^[1],主要分为 α -地贫和 β -地贫2种类型^[2]。普遍存在于热带和亚热带地区,其较高的发病率给公共卫生系统带来了沉重的负担。有研究发现,孕妇围产期缺铁会影响胎儿认知发育,而铁过载可能会引发妊娠糖尿病^[3]、胎盘异常^[4]等。因此,筛查妊娠地贫给予补铁等精准治疗成为临床重大挑战^[5]。然而,在国际上,虽然CRISPR基因编辑技术已用于激活胎儿Hb治疗地贫,但存在安全风险(如DNA双链断裂),也有采用无创产前监测通过血浆DNA测序实现地贫筛查的报道,但技术复杂且成本很高;在国内,传统筛查主要依赖Hb电泳和基因检测,机器学习模型也多聚焦于普通人群,对孕妇群体进行诊断模型的开发滞后,几十种已公布的筛查数学公式均未获得指南单一推荐^[6],而基于传统机器学习的筛查方法存在数据标记困难、标签类不平衡等问题,且鲜见孕妇地贫筛查的机器学习模型的研究报道^[7-9]。故本项目以孕妇群体为研究对象,探讨基于机器学习方法的妊娠地贫筛查模型。现将研究过程和结果报道如下。

1 对象与方法

1.1 对象 对2018年1月至2020年12月重庆两江新区人民医院实验室获得的编码和非链接的孕妇的血常规、血型和地贫DNA检测数据进行回顾性研究,由实验室(检验科)信息系统(LIS)导出。纳入标准:(1)年龄18~40岁;(2)顺产或剖宫产;(3)经基因检测确定有1个或2个 α 珠蛋白基因缺失或缺陷或1个 β 珠蛋白基因缺失;(4)单胎妊娠。排除标准:(1)试管婴儿或双胎妊娠;(2)有任何其他可能影响造血和(或)红细胞周转的临床疾病;(3)过去4个月有献血或输血史;(4)其他急性或慢性溶血性肾病。本研究

共纳入孕妇4715名,其中 α -地贫338名, β -地贫286名,正常4091名。本研究通过重庆两江新区人民医院伦理委员会批准(LJYY-LJ2023-37),并放弃了回顾研究知情同意的需要。

1.2 实验室检验方法 采用乙二胺四乙酸二钾(EDTA-K₂)真空抗凝管抽取受试者空腹静脉血3.0 mL,充分混匀,在Sysmex-XN1000和迈瑞6900全自动血细胞分析仪上进行血常规检测,经定期验证,Sysmex-XN1000和迈瑞6900两个检测分析平台在外周血血细胞计数和分类比对结果合格,结果一致性符合行业误差要求,采用基因扩增-导流杂交法,即磁珠法(Auto-Pure 32A ALLSHENG)提取全血中的DNA,使用针对地贫突变的特定引物进行PCR扩增(Biometra Tone 96)目的区域;使用核酸分子杂交仪(HB-2012A)对扩增的DNA产物在膜条上进行杂交显色,以确定患者DNA中存在的特定的地贫突变或缺失位点类型。

1.3 研究过程

1.3.1 数据预处理和归一化 首先,对数据进行清洗,检测并删除缺失值比例超过90%的信息。然后,使用Z-score识别并剔除明显错误的异常值。接着,使用IQR法分析并处理对分析结果有影响的离群值,即将超出四分位距1.5倍的数值替换为上下界的数值。最后,使用归一化方法将数据转换为0~1的数值,消除不同特征之间的量纲差异,并避免某些特征因为数值过大而对模型产生过大的影响。

1.3.2 数据平衡处理 本研究所采用数据有明显不平衡,在训练过程中,为避免模型对正常样本过分拟合而忽略地贫样本,采用过采样方法中SMOTE算法($\kappa = 5$ 近邻)对少数类样本插值生成新数据,并结合Edited Nearest Neighbor(ENN)清洗多数类噪声样本,使得正负样本比例1:1,实现数据平衡。

1.3.3 数据标准化 对输入特征进行标准化处理,即减去均值并除以标准差,使得每个特征的均值为0,方差为1,消除不同特征之间的量纲差异,也可以避免某些特征因为数值过大而对模型产生过大的影响。

设 X 为输入特征矩阵, X_{ij} 为第 i 个样本的第 j 个特征值, 则标准化后的特征矩阵 X' 为:

$$X'_{ij} = \frac{X_{ij} - \mu_j}{\sigma_j}$$

其中 μ_j 和 σ_j 分别是第 j 个特征的均值和标准差。

1.3.4 找出关键指标 使用嵌入法中的 LASSO 模型来训练数据, 得到各个特征的权值系数, 根据系数大小找到关键指标。LASSO 模型的优化目标是:

$$\min_w \frac{1}{2n_{sample}} \|X_w - y\|^2 + \alpha \|w\|_1$$

其中, X 是特征矩阵, y 是目标变量, w 是回归系数, n_{sample} 是样本数, α 是惩罚函数, 使用最小角回归法(LARS)进行求解。为了确定最优的惩罚参数 α , 使用交叉验证的方法, 即在不同的 α 值下训练和测试模型, 选择使得测试误差最小的 α 值。

1.3.5 构建妊娠地贫的诊断模型 数据集按照 8 : 2 的比例随机划分为训练集和测试集, 结合成本敏感学习方法, 比较极端梯度提升(XGBoost)、决策树(DT)、K 近邻算法(KNN)、线性判别分析(LDA)、朴素贝叶斯(NB)、随机森林(RF)、支持向量机(SVM)7 种经典机器学习的准确性。

用训练集训练算法模型, 用测试集进行结果预测。最后采用灵敏度(召回率)、特异度、阳性预测值(精确率)、阴性预测值和约登指数(Youden 指数)评估模型的性能。此外, 采用 10 折交叉验证评估模型稳健性, 每次迭代保留 20% 数据作为独立测试集, 重复实验 5 次取均值, 计算公式分别为:

$$sen = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$spe = \frac{TN}{FP+TN}$$

$$POS = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$neg = \frac{TN}{FN+TN}$$

Youden 指数是灵敏度与特异度之和减去 1, 表示算法发现真正患者与非患者的总能力。越接近 1 表示模型越好。

1.3.6 SHAP 可视化分析 数据集按照 8 : 2 的比例随机划分为训练集和测试集, 拟合最优模型, 使用 predict 函数计算 SHAP 值, 计算每个特征的平均绝对 SHAP 值。

1.4 统计学处理 统计分析采用 R4.2.1 版本, 数据整理和汇总采用 tidyverse 包, 统计分析建模分别是: 比较 XGBoost 采用 XGBoost 包、DT 采用 CART 包、KNN 采用 kknn 包、LDA 采用 MASS 包、NB 采用 klaR 包、RF 采用 ranger 包、SVM 采用 kernlab 包、LASSO 回归采用 glmnet 包。

2 结 果

2.1 地贫诊断关键指标 通过 LASSO 模型回归, 并取到最小的 λ 值, 找到包含红细胞计数(RBC)、Hb、血细胞比容(Hct)、血小板计数(PLT)、平均血小板体积(MPV)、血小板压积(PCT) 6 个指标的组合, 见表 1。特征选择确定红细胞($\beta = -0.21$)、血红蛋白($\beta = 0.28$)、血细胞比容($\beta = -0.62$)、血小板计数($\beta = -0.48$)、平均血小板体积($\beta = 0.36$)、血小板压积($\beta = 0.12$)为关键预测因子。

2.2 妊娠地贫诊断模型性能情况 使用上述 6 个关键指标来构建地贫诊断模型, 7 种机器学习算法的曲线下面积(AUC)均大于 0.88, 但考虑灵敏度、特异度、阳性预测值、阴性预测值和 Youden 指数综合判断。XGBoost 模型表现最好, 各项指标均为最高; RF 模型次之。其余 5 个模型 Youden 指数均 < 0.7 。采用 10 折交叉验证训练模型, 对表 2 中的各项指标进行计算, 得到各模型的性能表现, 见表 2。

表 1 地中海贫血诊断指标的 LASSO 模型回归系数

指标	α 地中海贫血($n=338$)	β 地中海贫血($n=286$)	正常($n=4091$)
血型	0	0	0
民族	0	0	0
白细胞计数	0	0	0
中性粒细胞百分比	0	0	0
淋巴细胞百分比	0	0	0
单核细胞百分比	0	0	0
嗜酸性粒细胞百分比	0	0	0
嗜碱性粒细胞百分比	0	0	0
中性粒细胞数	0	0	0
淋巴细胞数	0	0	0
单核细胞数	0	0	0
嗜酸性粒细胞数	0	0	0

续表 1 地中海贫血诊断指标的 LASSO 模型回归系数

指标	α 地中海贫血($n=338$)	β 地中海贫血($n=286$)	正常($n=4091$)
嗜碱性粒细胞数	0	0	0
红细胞计数	4.15e-01	-2.16e-02	-3.94e-01
血红蛋白	-1.19e-01	2.80e-01	-1.61e-01
血细胞比容	5.41e-02	-6.23e-02	8.23e-03
平均红细胞体积	0	0	0
平均红细胞血红蛋白含量	0	0	0
平均红细胞血红蛋白浓度	0	0	0
红细胞分布宽度变异系数	0	0	0
红细胞分布宽度标准差	0	0	0
血小板计数	-1.11e-05	-4.84e-03	4.85e-03
平均血小板体积	4.98e-03	3.64e-02	-4.14e-02
血小板分布宽度	0	0	0
血小板压积	-2.05e-01	1.18e-01	8.69e-02

表 2 各模型性能表现[AUC(95%CI)]

模型	准确度	灵敏度	特异度	精度	阴性预测值	Youden 指数
XGBoost	0.980(0.967~0.993)	0.893(0.795~0.991)	0.940(0.933~0.947)	0.987(0.978~0.996)	0.992(0.984~1.000)	0.833(0.790~0.877)
DT	0.932(0.919~0.945)	0.682(0.584~0.780)	0.869(0.862~0.876)	0.752(0.743~0.761)	0.921(0.913~0.929)	0.552(0.509~0.595)
KNN	0.911(0.898~0.924)	0.487(0.389~0.585)	0.841(0.834~0.848)	0.688(0.679~0.697)	0.914(0.906~0.922)	0.328(0.285~0.371)
LDA	0.920(0.907~0.933)	0.616(0.518~0.714)	0.858(0.851~0.865)	0.673(0.664~0.682)	0.910(0.902~0.918)	0.474(0.431~0.517)
NB	0.887(0.874~0.900)	0.496(0.398~0.594)	0.788(0.781~0.795)	0.544(0.535~0.553)	0.826(0.818~0.834)	0.284(0.241~0.327)
RF	0.960(0.947~0.973)	0.823(0.725~0.921)	0.907(0.900~0.914)	0.978(0.969~0.987)	0.987(0.979~0.996)	0.730(0.687~0.773)
SVM	0.921(0.908~0.934)	0.553(0.455~0.651)	0.814(0.807~0.821)	0.713(0.704~0.722)	0.940(0.932~0.948)	0.367(0.324~0.410)

注: AUC 表示曲线下面积; 95%CI 表示 95% 可信区间; XGBoost 表示极端梯度提升; DT 表示决策树; KNN 表示 K 近邻算法; LDA 表示线性判别分析; NB 表示朴素贝叶斯; RF 表示随机森林; SVM 表示支持向量机。

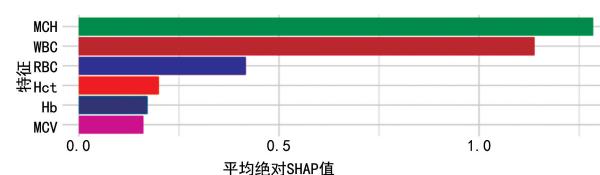
2.3 XGBoost 模型与 RF 模型性能比较 对 XGBoost 和 RF 模型表现各性能指标进行配对 t 检验。结果显示,除精度外,其他指标比较,差异均有统计学意义($P<0.001$),见表 3。

表 3 XGBoost 模型与 RF 模型性能比较

指标	β (95%CI)	P
准确度	0.020(0.017~0.023)	<0.001
灵敏度	0.071(0.050~0.092)	<0.001
特异度	0.033(0.029~0.036)	<0.001
精度	0.009(-0.012~0.030)	0.485
阴性预测值	0.005(0.004~0.006)	<0.001
Youden 指数	0.103(0.101~0.105)	<0.001

注: XGBoost 表示极端梯度提升; RF 表示随机森林; β 表示标准化回归系数; 95%CI 表示 95% 可信区间。

2.4 各特征指标的 SHAP 值可视化图 采用 XGBoost 构建预测模型,并结合 SHAP 方法对各特征的重要性进行排序。结果显示,特征的重要性依次为 MCH、WBC、RBC、Hct、Hb 和 MCV,见图 1。



注: MCH 表示平均红细胞血红蛋白含量; WBC 表示白细胞计数; RBC 表示红细胞计数; Hct 表示血细胞比容; Hb 表示血红蛋白; MCV 表示平均红细胞体积。

图 1 各特征指标的 SHAP 值可视化图

3 讨 论

本研究以孕妇群体为对象,探讨基于机器学习方法的妊娠地贫筛查模型,利用相关数据采样方法和成本敏感的机器学习解决了数据不平衡问题,利用算法筛选出了一系列临床特征,结合数据采样提高机器的性能,结合成本敏感学习方法等实验表明,XGBoost 模型表现最优,准确度、灵敏度、特异度、精度和 Youden 指数等均显著高于其他模型,可以作为妊娠地贫首选的诊断模型,通过对指标数据和采用 SHAP 等工具进行分析,其显著优势表现为以下几点。

3.1 模型的性能数据比较优势 LASSO 模型是一种同时进行特征选择和正则化的回归分析方法,可以有效地选择出与输出变量相关性较高的特征,同时防止过度拟合。本研究找到包含 RBC、Hb、Hct、PLT、MPV、PCT 6 个指标足够满足分类器要求,6 个指标的组合可以用于诊断妊娠地贫,与相关研究结果相似^[10-13]。采用成本敏感学习算法,以成本分类为模型,根据成本最优分类准则,为训练数据集重新标记,提高了算法灵敏度^[14]。本研究结果表明,XGBoost 模型为最优:AUC 达 0.980(0.967~0.993),灵敏度为 89.3%,特异度为 94.0%,精度为 98.7%,阴性预测值为 99.2%,Youden 指数 0.833,数据优于次优模型 RF [0.960 (0.947~0.973)、82.3%、90.7%、97.8%、98.7%、0.730] 及其他模型。

3.2 算法显著优于传统公式 本研究采用 10 折交叉验证训练模型,对各项相关指标进行计算,得到各模型的性能表现,对最优(XGBoost)和次优(RF)模型在测试集上的预测结果进行各个评价指标的配对 *t* 检验,并生成 β 及可信区间和 *P* 值,数据集按照 8:2 的比例随机划分为训练集和测试集,拟合 XGBoost 模型,使用 predict 函数计算 SHAP 值,计算每个特征的平均绝对 SHAP 值,表示该特征对模型预测的重要程度。

3.3 提供行业规范的诊断工具,具有临床推广的普适性 通过研究建立了基于数据模型的智能诊断模型。XGBoost 模型选择的 RBC、Hb、Hct、PLT、MPV、PCT 6 项指标,均为常规血液检验项目,成本低廉,方便临床应用并适应妊娠地贫筛查需求,研究结果与相关研究(基于血常规参数的地贫筛查)相似^[10-13],说明特征指标的选择具有普适性。通过提供 XGBoost 模型的 SHAP 可视化分析报告,可帮助临床医生理解模型对特定病例的诊断依据(如“该患者因 Hb 显著降低被判定为高风险”)^[15]。

3.4 动态监测与模型优化方向

3.4.1 动态监测 对孕期连续血常规数据构建时序 SHAP 分析模型,捕捉 Hb 动态变化趋势。

3.4.2 对研究中出现的假阳性进行分析 如对假阳性样本的 SHAP 值显示,高 RBC($>5.5 \times 10^{12} \text{ L}^{-1}$) 和低 MPV($<8 \text{ fL}$) 可能导致误判,需结合铁代谢指标(如血清铁蛋白)进一步鉴别。

3.4.3 对研究中出现的假阴性进行改进 假阴性样本多集中于 Hct 临界值(28%~30%),需进一步优化 Hct 的分箱,引入 RDW 等指标作为补充特征,增加铁代谢指标(如血清铁、转铁蛋白饱和度)以提升特异度。

综上所述,本研究通过各种数据采样方法和成本敏感的机器学习解决了数据不平衡问题。结果表明,XGBoost 模型优于传统红细胞指数公式(如 Mentzer 指数、Green-King 公式)。RBC、Hb、Hct、PLT、MPV、PCT 6 个指标足够满足分类器要求,结合数据采样可以提高机器的性能。此外,结合成本敏感学习

方法 XGBoost 算法在所有测试的分类器中表现最优,可以作为首选的诊断模型。

3.5 本研究的局限性和未来可探索的方向 本研究创新性解决了医疗机构孕妇地贫筛查的临床问题,但所有数据均来自重庆,暂未包含其他地区人群,尤其是华南高发区^[16],可能限制模型推广;未纳入铁代谢指标(如血清铁蛋白、转铁蛋白饱和度等),难以完全排除 IDA 对血常规参数的干扰,下一步将扩大研究面,联合西南、华南等高发区医疗机构,开展多中心验证;评估模型在不同基因型分布人群中的稳定性研究;在孕期连续血常规数据的基础上,增加铁代谢指标,开发时序预测模型(如 LSTM-XGBoost)混合架构;开发嵌入式模式(如 TENSOOrR 加速的 TXG-Boost),集成 LIS 系统或便携设备,支持基层医疗机构实时筛查等,以进一步推动实现妊娠地贫风险动态评估和及时干预提示机制。

参考文献

- [1] HARTEVELD C L, HIGGS D R. α -thalassaemia[J]. Orphanet J Rare Dis, 2010, 5(1):13.
- [2] LAI K T, HUANG G F, SU L, et al. The prevalence of thalassemia in mainland China: evidence from epidemiological surveys[J]. Sci Rep, 2017, 7(1):920.
- [3] FU S M, LI F F, ZHOU J G, et al. The relationship between body iron status, iron intake and gestational diabetes: a systematic review and meta-analysis[J]. Medicine (Baltimore), 2016, 95(2):e2383.
- [4] VAFAEI H, KARIMI S, AKBARZADEH JAHROMI M, et al. The effect of mother's β -thalassemia minor on placental histology and neonatal outcomes[J]. J Maternal-fetal & Neonat Med, 2022, 35(10):1907-1914.
- [5] SCHMAIER A H, MAURER H M, JOHNSTON C L, et al. Alpha thalassemia screening in neonates by mean corpuscular volume and mean corpuscular hemoglobin determination[J]. J Pediatr, 1973, 83(5):794-797.
- [6] HOFFMANN J J M L, URRECHAGA E. Verification of 20 mathematical formulas for discriminating between iron deficiency anemia and thalassemia trait in microcytic anemia[J]. Laborat Med, 2020, 51(6):628-634.
- [7] KABOOTARIZADEH L, JAMSHIDNEZHAD A, KOOH-MAREH Z. Differential diagnosis of Iron-Deficiency anemia from beta-Thalassemia trait using an intelligent model in comparison with discriminant indexes[J]. Acta Informatica Medica, 2019, 27(2):78-84.
- [8] KAKKAR N, SHARMA A. Discriminant indices for screening beta thalassemia trait: an illusion of choice[J]. Indian J Hematol Blood Transf, 2021, 37(2):324-325.
- [9] JAHANGIRI M, RAHIM F, MALEHI A S. Diagnostic performance of hematological discrimination indices to discriminate between beta thalassemia trait and iron deficiency anemia and using cluster analysis: introducing two(下转第 2361 页)

还可能造成其他损伤,增大医源性风险^[3]。随着微创技术、内镜设备等的发展,透明帽辅助内镜下泡沫硬化术治疗在内痔治疗中体现出明显优势。本研究显示,观察组接受透明帽辅助内镜下泡沫硬化术治疗后,并发症发生率仅为 5.13%,临床总有效率高达 97.44%,明显优于参照组(20.51%、84.62%),且观察组手术指标优于参照组,VAS 评分及 MSP、ARP 低于参照组,充分证实了透明帽辅助内镜下泡沫硬化术治疗内痔的价值。该技术早在 20 世纪 80 年代就被应用于肝硬化食管胃底静脉曲张破裂出血的治疗中,且显示出硬化疗法在缓解、治疗静脉曲张相关症状的价值,因此逐渐被应用于内痔手术治疗中,近年来更是成为一线疗法^[4]。分析硬化注射治疗的止血机制,即硬化剂作用于患处,促使该部位血栓形成,导致静脉闭塞,造成血管内皮损伤并形成纤维化瘢痕。依据此原理,临床将该项技术用于内痔患者的治疗中。透明帽为内镜重要附件,治疗期间能够在直视状态下准确掌握注射方向、角度、深度,操作安全性较高,明显减轻了患者痛苦^[5-7]。此外,治疗期间还可通过透明帽压迫止血,有效减少出血量。聚桂醇为新型硬化剂,经内镜直接注入病变血管中,以不破坏肛垫、肛门管生理功能为基础,通过发挥化学刺激促使局部形成血栓,引起无菌性炎性作用并转化成纤维条索,可有效促进内痔萎缩、消失。相较于其他硬化剂,聚桂醇对于内皮细胞的附着力更强,与血管内皮接触的时间更长,面积更大,硬化效能更高,有利于获取理想的效果^[8-10]。

综上所述,运用透明帽辅助内镜下泡沫硬化术治疗内痔患者的效果较为理想,具有出血少、并发症发生率低、恢复快、疼痛轻微等优点,同时还可改善肛管压力,有利于术后恢复。

(上接第 2357 页)

- new indices tested in Iranian population [J]. Sci Rep, 2019, 9(1): 18610.
- [10] NUNCHAI C, SIRICHOTIYAKUL S, TONGSONG T. Optimal cutoff of mean corpuscular volume (MCV) for screening of alpha-thalassemia 1 trait [J]. J Obstetr Gynaecol Res, 2020, 46(5): 774-778.
- [11] 李莉艳,李强,宋兰林,等. MCV、MCH 和血红蛋白 A2 检测在地中海贫血筛查中的价值[J]. 中华妇产科杂志, 2012, 47(2): 96-100.
- [12] 林金端,李介华,朱振杰,等. ROC 曲线评价红细胞参数在早孕妇女筛查地中海贫血中的应用价值[J]. 广东医学, 2014, 35(9): 1397-1399.
- [13] EGEDE J O, SONG S Y, OLUGBADE T A, et al. EMO-PAIN challenge 2020: multimodal pain evaluation from facial and bodily expressions [C]//2020 15th IEEE Inter-

参考文献

- [1] 黄理,蓝婧,姚朝光,等. 透明帽辅助内镜下泡沫硬化剂联合套扎术治疗Ⅱ~Ⅲ度内痔的临床疗效观察[J]. 广西医科大学学报, 2022, 39(8): 1313-1318.
- [2] 刘俊. 中国消化内镜内痔诊疗指南及操作共识(2021)[J]. 中华消化内镜杂志, 2021, 38(9): 676-687.
- [3] 陈俊元,雷浩强,韩延风. 泡沫硬化剂与聚桂醇原液硬化剂对透明帽辅助内镜下内痔治疗的疗效对比研究[J]. 黑龙江中医药, 2021, 50(3): 437-438.
- [4] 何君连,邓芝禾,梁云芳,等. 全程追踪护理在透明帽辅助内镜下硬化术治疗内痔围手术期中的应用[J]. 黑龙江医学, 2021, 45(6): 619-620.
- [5] 董琳,康东,郭锐芳,等. 聚桂醇剂量的控制在透明帽辅助内镜下硬化术治疗内痔出血的临床体会[J]. 现代消化及介入诊疗, 2021, 26(1): 90-92.
- [6] 隽凤莉,孙建国,徐克达. 软式内镜下透明帽辅助硬化术治疗内痔出血的临床观察[J]. 中华胃肠内镜电子杂志, 2020, 7(3): 121-125.
- [7] 叶营,梁艳芳,孙相钊,等. 内镜下套扎术、透明帽辅助注射聚桂醇泡沫或原液硬化剂治疗内痔的对比研究[J]. 现代消化及介入诊疗, 2022, 27(2): 185-189.
- [8] 李惠平,崔小英,饶奕. 透明帽辅助内镜下注射聚桂醇泡沫硬化剂治疗出血性内痔的临床疗效和安全性分析[J]. 中国社区医师, 2021, 37(21): 22-23.
- [9] 黄宏春,张海波,孟敏,等. 透明帽辅助内镜下泡沫硬化剂治疗内痔的初步研究[J/CD]. 中华结直肠疾病电子杂志, 2020, 9(6): 621-624.
- [10] 陈颖,陈炜,方青青,等. 透明帽辅助内镜下注射聚桂醇泡沫硬化剂治疗 13 例出血性内痔的临床观察[J]. 上海医药, 2020, 41(9): 17-22.

(收稿日期:2024-09-25 修回日期:2025-06-24)

national Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG 2020). Buenos Aires, Argentina: IEEE, 2020: 849-856.

- [14] 金文权. 考虑成本敏感的疾病风险预测模型[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021.
- [15] WAN Y F, ZHANG Y, LI T, et al. Prediction the occurrence of thalassemia with hematological phenotype by diagnosis of abnormal HbA1c[J]. J Clin Laborat Analysis, 2024, 38(19/20): e25104.
- [16] 中华医学会血液学分会红细胞疾病(贫血)学组, 刘容容, 李莉娟, 等. 中国输血依赖型 β 地中海贫血诊断与治疗指南(2022 年版)[J]. 中华血液学杂志, 2022, 43(11): 889-896.

(收稿日期:2025-03-20 修回日期:2025-08-03)