

全膝关节置换术后慢性疼痛影响因素的多种模型预测性能比较

荣锦¹ 骆明星² 王禹² 刘婷婷² 张宏斌²

【摘要】 **目的** 探讨关于全膝关节置换术(TKA)后患者发生慢性疼痛的影响因素,比较不同机器学习模型的预测性能。**方法** 回顾性选取2021年10月至2024年5月于本院接受TKA治疗的膝骨性关节炎患者278例,根据留出法按7:3的比例随机将其分为训练集(195例)和测试集(83例)。术前采用疼痛数字评定量表(NRS)评估患者术前、出院时疼痛情况;采用焦虑抑郁量表(HADS)评估患者情绪状况。训练集通过采用5折交叉验证法获取最优超参数,构建逻辑回归(LR)、随机森林(RF)、极端梯度提升(XGBoost)、支持向量机(SVM)模型;验证集用于内部验证。以精确率、灵敏度、特异度、召回率、F1值和曲线下面积(AUC)等评估模型的预测性能,对比出性能最优的模型,使用Shapley加性解释(SHAP)算法评估重要风险变量,分析各临床特征对模型的影响。**结果** 278例接受TKA治疗的膝骨性关节炎患者中发生术后慢性疼痛的有87例(31.29%)。与无疼痛组相比,训练集中疼痛组患者合并糖尿病、术后发生下肢静脉血栓占比、术前HADS评分、术前NRS评分、术后CRP水平均显著较高($P < 0.05$),两组在年龄、性别、身体质量指数(BMI)、合并高血压、冠心病、病程、ASA分级、术前膝关节压痛、手术部位、手术时间、住院时间、出院时NRS评分方面比较无明显差异($P > 0.05$);经对比发现,LR、RF、SVM、XGBoost模型的AUC分别为0.725、0.945、0.780、0.884,均大于0.7,其中RF模型的AUC和精确率均最大,提示RF模型的预测性能优于其他三种模型;在最优模型中利用SHAP算法发现,术后CRP、术前HADS、术前NRS评分、术后下肢静脉血栓、合并糖尿病为患者TKA术后慢性疼痛的重要影响因素。**结论** 基于机器学习算法构建的TKA术后慢性疼痛的预测模型均显示出良好的预测性能,其中RF模型综合预测效能最优,其风险因素对于临床防治慢性疼痛具有重要指导意义。

【关键词】 机器学习; 全膝关节置换; 慢性疼痛; 影响因素

Comparison of predictive performance of multiple models of factors affecting chronic pain after total knee arthroplasty Rong Jin¹, Luo Mingxing², Wang Yu², Liu Tingting², Zhang Hongbin². ¹Department of Operating Room, ²Department of Traumatic Orthopedics, The Second Hospital of Tangshan City, Tangshan 063000, China

Corresponding author: Zhang Hongbin, Email: 26756183@qq.com

【Abstract】 **Objective** To explore the machine learning model of chronic pain after total knee arthroplasty (TKA) and analyze its influencing factors. **Methods** 278 patients with knee osteoarthritis who received TKA in our hospital from October 2021 to May 2024 were selected and randomly divided into training set (195 cases) and test set (83 cases) according to the ratio of 7:3. The pain Numerical Rating Scale (NRS) was used to evaluate the pain before surgery and at discharge. The anxiety and depression Scale (HADS) was used to evaluate the emotional status of the patients. The optimal hyperparameters of the training set were obtained by using the 5-fold cross-validation method, and logistic regression (LR), random forest (RF), extreme gradient Lift (XGBoost) and support vector machine (SVM) models were constructed. Validation sets are used for internal validation. Accuracy, sensitivity, specificity, recall rate, F1 value and area under the curve (AUC) were used to evaluate the predictive performance of the models, and the models with

the best performance were compared. Shapley additive interpretation (SHAP) algorithm was used to evaluate important risk variables, and the influence of clinical characteristics on the models was analyzed. **Results** Among 278 patients with knee osteoarthritis treated with TKA, 87 case had chronic pain after surgery (31.29%). Compared with the pain-free group, the patients in the training intensive pain group with diabetes mellitus, the proportion of postoperative thrombosis in lower extremity vein, preoperative HADS score, preoperative NRS score and postoperative CRP level were significantly higher ($P<0.05$). There were no significant differences between the two groups in terms of age, gender, body mass index (BMI), comorbidities of hypertension, coronary heart disease, disease duration, ASA grading, preoperative knee joint tenderness, surgical site, surgical time, length of hospital stay, and NRS score at discharge ($P>0.05$). The comparison showed that the AUC of LR, RF, SVM and XGBoost models were 0.725, 0.945, 0.780 and 0.884, respectively, all greater than 0.7, and the AUC and accuracy of RF model were the largest, suggesting that the prediction performance of RF model was better than the other three models. In the optimal model, SHAP algorithm was used to find that postoperative CRP, preoperative HADS, preoperative NRS score, postoperative venous thrombosis of lower extremity, and diabetes mellitus were important factors affecting chronic pain after TKA. **Conclusion** All prediction models of chronic pain after TKA based on machine learning algorithm show good prediction performance, among which RF model has the best comprehensive prediction efficiency, and its risk factors have important guiding significance for clinical prevention and treatment of chronic pain.

【Key words】 Machine learning; Total knee replacement; Chronic pain; Influencing factor

全膝关节置换术(total knee arthroplasty, TKA)为临床重要的骨科手术,主要治疗终末期膝关节疾病^[1]。多数患者经过该手术治疗,较大程度上缓解了膝关节疼痛,关节功能得到改善,其提升了生活自理能力^[2]。尽管TKA手术技术已日益成熟,但术后慢性疼痛仍然是临床不容忽视的问题。据相关研究报告^[3-4],在接受TKA术后的患者群体中,约有10%~30%比例的患者会遭受持续时间超过3个月的慢性疼痛困扰,且常见的风险因素众多,如年龄、病程、心理因素等,严重影响患者的日常活动,造成患者的生活质量降低。因此,探究TKA术后患者发生慢性疼痛的影响因素具有极其重要的临床意义。传统的Logistic回归模型基于线性假设,对于变量之间复杂的非线性关系难以准确捕捉,在分析TKA术后慢性疼痛影响因素时具有一定的局限性。而机器学习算法能够从大量的数据中提取有效信息,发现潜在的规律和模式,为疾病的预测、诊断和治疗提供新的思路和方法。如随机森林(random forest, RF)通过构建多个决策树并综合其结果,有效降低了模型的过拟合风险,提高了模型的泛化能力^[5];支持向量机(Support Vector Machine, SVM)通过寻找最优分类超平面,在小样本、非线性问题上表现出色^[6]。这些机器学习算法能够更精准地预测TKA术后慢性疼痛,为临床干预提供更有力的支持。Deberneh等^[7]

研究发现,通过机器学习算法挖掘的2型糖尿病控制影响因素对韩国人群中2型糖尿病的防治具有一定价值和意义。但目前关于机器学习在TKA术后慢性疼痛的应用尚鲜有文献报道,鉴于此,本研究将机器学习算法应用于TKA术后慢性疼痛影响因素的分析,并比较不同模型的效能,旨在为临床实践提供有力的理论支撑与实践指导。

资料与方法

一、研究对象

本研究为回顾性队列研究。选取2021年10月至2024年5月于本院接受TKA治疗的膝骨性关节炎患者278例,根据留出法按7:3的比例随机将其分为训练集(195例)和测试集(83例)。纳入标准:均符合《骨关节炎诊疗指南》^[8]中相关诊断标准,经临床确诊为膝骨性关节炎;初次行单侧TKA治疗;美国麻醉协会(American Society of Anesthesia, ASA)分级为I~II级;均对本研究知情同意。排除标准:合并有其他部位创伤者;伴有精神疾病者;随访期间失访;既往有慢性腰腿疼痛病史者;伴有踝关节或其他关节炎者;肝肾功能不全者。

样本量计算公式: $N=Z^2*[P*(1-P)]/E^2$,其中N为样本量;Z为统计量,置信度为95%时,Z=1.96,置信

度为90%时, $Z=1.64$; E 为误差值, P 为概率值。经计算确定最小样本量为232例, 实际研究中考虑到可能存在数据缺失等情况, 最终确定样本量为278例。

二、方法

(一)资料收集

从医院电子病历系统收集所有研究患者临床资料, 包括年龄、性别、身体质量指数(body mass index, BMI)、合并高血压、糖尿病、冠心病、病程、美国麻醉医师协会(American Society of Anesthesiologists, ASA)分级、术前膝关节压痛、手术部位、手术时间、住院时间、术后发生下肢静脉血栓、术后24 h C反应蛋白(C-reactive protein, CRP)水平。

术前采用疼痛数字评定量表(numerical pain rating scale, NRS)^[9]评估患者术前、出院时疼痛情况, 满分为10分, 得分越高, 表示患者疼痛程度越严重; 采用医院焦虑抑郁量表(hospital anxiety and depression scale, HADS)^[10]评估患者情绪状况, 总分为21分, 分值在9分以上则表示患者存在焦虑或抑郁, 得分越高, 表示焦虑抑郁情况越严重。

(二)数据质量控制

为确保资料收集的准确性和完整性, 由经过培训的研究人员负责数据提取, 提取过程中进行双人核对, 对存在疑问的数据进行反复核实。同时, 定期对收集的数据进行质量检查, 及时发现并纠正可能存在的错误和遗漏, 保证研究数据的可靠性。

(三)慢性疼痛的判定^[11]及分组

①患者出现手术部位疼痛, 且时间不短于3个月; ②NRS ≥ 1 分; ③排除术前即存在的疼痛、排除感染等其他原因引起的疼痛。

术后对患者进行定期随访, 随访方式包括电话、门诊等, 随访自为患者术后开始, 至术后6个月, 随访时间截止至2024年11月。统计期间慢性疼痛的发生情况, 根据训练集患者是否发生慢性疼痛将其分为疼痛组和无疼痛组。

三、预测模型构建

考虑到本研究的结局变量属于二分类的类型, 适合机器学习中的有监督学习, 故选择采用逻辑回归(logistic regression analysis, LR)、RF、SVM、极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)^[4]种有代表性的机器学习算法构建预测模型。

LR: 是临床常用的机器学习算法, 通过计算每个变量的权重值, 对变量的解释性强, 十分适合二分类数据。

RF: 由很多决策树构成, 针对训练集数据多重抽样, 从而建立多个模型, 并集成所有分类结果, 将投票结果最多的类别作为最后的输出, 可通过提高随机性更好的估计真实的输出值。

SVM: 可将不同类别的数据通过超平面划分, 具有较好的泛化性能, 可处理高维数据和非线性数据。

XGBoost: 基于梯度提升树的高效集成学习方法, 通过利用一阶和二阶导数逼近目标函数, 获取更多信息训练树模型。该算法借鉴了决策树中的列采样, 可降低过拟合, 提高算法的准确性。

四、统计学分析

采用SPSS 26.0 (IBM, 美国)进行统计学分析, 计数资料以“例(百分比)”表示, 使用 χ^2 检验; 计量资料均符合正态分布, 以 $\bar{x} \pm s$ 表示, 两组之间采用独立样本 t 检验。 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。使用R软件(3.6.3) caret包进行LR、RF、SVM模型的构建和评估, 使用xgboost包中的函数来构建和训练XGBoost模型, 使用“pROC”包绘制ROC曲线, 计算曲线下面积(area under the curve, AUC)。

结 果

一、训练集与测试集患者临床资料比较

本研究纳入的278例患者的随访时间为6~12个月, 平均(8.26 \pm 1.50)个月。训练集与测试集患者临床资料比较无统计学差异($P > 0.05$), 见表1。

二、训练集中疼痛组与无疼痛组患者临床资料比较

278例接受TKA治疗的膝骨性关节炎患者中发生术后慢性疼痛的有87例(31.29%), 其中训练集中有59例, 验证集中有28例。与无疼痛组相比, 训练集中疼痛组患者合并糖尿病、术后发生下肢静脉血栓占比、术前HADS评分、术前NRS评分、术后CRP水平均显著较高($P < 0.05$), 两组在年龄、性别、BMI、合并高血压、冠心病、病程、ASA分级、术前膝关节压痛、手术部位、手术时间、住院时间、出院时NRS评分方面比较无明显差异($P > 0.05$), 见表2。

三、模型自变量的筛选结果

根据表1中参数的临床意义以及既往相关研究的支持, 共筛选出以下预测自变量供模型的初步构建: 合并糖尿病、术前HADS评分、术前NRS评分、术后CRP水平、术后发生下肢静脉血栓。

表1 训练集与测试集患者临床资料比较

参数	训练集(n=195)	测试组(n=83)	t/χ ² 值	P值
年龄(岁, $\bar{x} \pm s$)	68.10±7.35	68.37±8.29		
性别[例(%)]			2.683	0.101
男	43(22.05)	26(31.33)		
女	152(77.95)	57(68.67)		
BMI(kg/m ² , $\bar{x} \pm s$)	23.58±1.35	23.25±1.60	1.762	0.079
合并疾病[例(%)]				
高血压	64(32.82)	21(25.30)	1.551	0.213
糖尿病	44(22.56)	23(27.71)	0.843	0.359
冠心病	34(17.44)	19(22.89)	1.123	0.289
病程[例(%)]			0.054	0.816
<5年	91(46.67)	40(48.19)		
≥5年	104(53.33)	43(51.81)		
ASA分级[例(%)]			1.547	0.214
I级	58(29.74)	31(37.35)		
II级	137(70.26)	52(62.65)		
术前HADS评分(分, $\bar{x} \pm s$)	9.31±1.47	9.22±1.51	0.463	0.643
术前NRS评分(分, $\bar{x} \pm s$)	4.48±1.02	4.56±0.91	0.617	0.537
术前膝关节压痛[例(%)]			0.058	0.809
是	105(53.85)	46(55.42)		
否	90(46.15)	37(44.58)		
手术部位[例(%)]			0.284	0.594
左侧	89(45.64)	35(42.17)		
右侧	106(54.36)	48(57.83)		
手术时间(min, $\bar{x} \pm s$)	23.53±4.21	23.20±4.35	0.592	0.554
住院时间(d, $\bar{x} \pm s$)	9.89±1.77	10.11±1.85	0.936	0.350
术后CRP(mg/L, $\bar{x} \pm s$)	17.47±3.16	17.12±3.09	0.851	0.396
术后发生下肢静脉血栓[例(%)]			0.749	0.387
是	38(19.49)	20(24.10)		
否	157(80.51)	63(75.90)		
出院时NRS评分(分, $\bar{x} \pm s$)	3.45±0.65	3.31±0.62	1.666	0.097

四、基于机器学习算法预测模型的构建与验证
 为保证每个预测模型达到最佳效能,本研究在训练集中通过5折交叉验证法获取最优超参数,并基于此超参数进行模型的构建,结果显示,LR、RF、SVM、XGBoost模型的AUC分别为0.725、0.945、0.780、0.884,均大于0.7,其中RF模型的AUC和精确率均最大,提示RF模型的预测性能优于其他三种模型,见表3、图1。

五、SHAP模型的可解释性

利用SHAP算法对RF模型进行解释分析,图2中横坐标“均值(|SHAP值|)”代表各影响因素的

SHAP值绝对值的平均值,此值越大,表明对应的因素对全膝关节置换术后慢性疼痛的影响越大。从图中可以看出影响最大的前5个影响因素依次为:术后CRP、术前HADS、术前NRS评分、术后下肢静脉血栓、合并糖尿病。各因素SHAP值分布及影响方向见图3。

讨 论

随着人口老龄化进程的加速,TKA作为治疗终末期膝关节疾病的有效手段,在临床上的应用愈发

表2 训练集中疼痛组与无疼痛组患者临床资料比较

参数	疼痛组(n=59)	无疼痛组(n=136)	χ^2 值	P值
年龄(岁, $\bar{x} \pm s$)	67.95±7.97	68.16±8.54	0.161	0.871
性别[例(%)]			1.264	0.261
男	16(27.12)	27(19.85)		
女	43(72.88)	109(80.15)		
BMI(kg/m ² , $\bar{x} \pm s$)	23.73±2.11	23.52±1.59	0.764	0.446
合并疾病[例(%)]				
高血压	23(38.98)	41(30.15)	1.457	0.227
糖尿病	19(32.20)	25(18.38)	4.499	0.034
冠心病	14(23.73)	20(14.71)	2.327	0.127
病程[例(%)]			1.219	0.270
<5年	24(40.68)	67(49.26)		
≥5年	35(59.32)	69(50.74)		
ASA分级[例(%)]			0.699	0.403
I级	20(33.90)	38(27.94)		
II级	39(66.10)	98(72.06)		
术前HADS评分(分, $\bar{x} \pm s$)	11.51±2.18	8.36±1.63	11.146	<0.001
术前NRS评分(分, $\bar{x} \pm s$)	5.25±1.15	4.14±0.82	7.644	<0.001
术前膝关节压痛[例(%)]			0.487	0.485
是	34(57.63)	71(52.21)		
否	25(42.37)	65(47.79)		
手术部位[例(%)]			0.420	0.517
左侧	29(49.15)	60(44.12)		
右侧	30(50.85)	76(55.88)		
手术时间(min, $\bar{x} \pm s$)	22.31±4.09	24.06±4.88	1.727	0.086
住院时间(d, $\bar{x} \pm s$)	10.25±2.04	9.73±1.87	1.738	0.084
术后CRP(mg/L, $\bar{x} \pm s$)	22.81±4.69	15.16±2.78	14.157	<0.001
术后发生下肢静脉血栓[例(%)]			4.690	0.030
是	17(28.81)	21(15.44)		
否	42(71.19)	115(84.56)		
出院时NRS评分(分, $\bar{x} \pm s$)	3.67±0.75	3.36±0.69	1.901	0.059

广泛^[12]。通过使用人工假体替换被破坏的关节软骨,帮助患者解除关节疼痛,以获得关节长期稳定的效果。但由于术中可能会损伤膝盖周围的软组织,导致部分患者术后出现慢性疼痛,并伴随着肿胀以及活动受限等不适症状,影响患者术后生活质量^[13]。本研究中所选取的278例患者发生术后慢性疼痛的有87例,发生率为31.29%,提示TKA术后患者发生慢性疼痛的风险相对较高,临床医生应对此类问题保持高度关注,积极探寻有效的预防和治疗措施。

本研究结果发现,与无疼痛组相比,训练集中疼痛组患者合并糖尿病、术后发生下肢静脉血栓占比、

术前HADS评分、术前NRS评分、术后CRP水平均显著较高,推测其可能为TKA术后患者发生慢性疼痛的影响因素。糖尿病患者长期处于高血糖状态,会导致神经纤维变性而失去功能,引起糖尿病神经病变,使患者对疼痛更为敏感^[14]。同时,高血糖环境可影响伤口愈合,增加感染风险,炎症反应持续存在,进一步加重疼痛。下肢静脉血栓形成后,会导致下肢静脉回流障碍,引起肢体肿胀、疼痛,这种局部的病理改变可能通过神经传导等机制,影响膝关节周围的疼痛感受^[15]。HADS评分是临床常用的心理评估工具^[16],既往有研究中提到,心理因素可通过影

表3 四种模型的预测效能比较

预测模型	灵敏度	特异度	精确率	召回率	F1分值	AUC
LR	0.610	0.662	0.610	0.439	0.511	0.725
RF	0.780	0.735	0.780	0.561	0.652	0.945
SVM	0.763	0.809	0.763	0.634	0.692	0.780
XGBoost	0.678	0.743	0.678	0.533	0.597	0.884

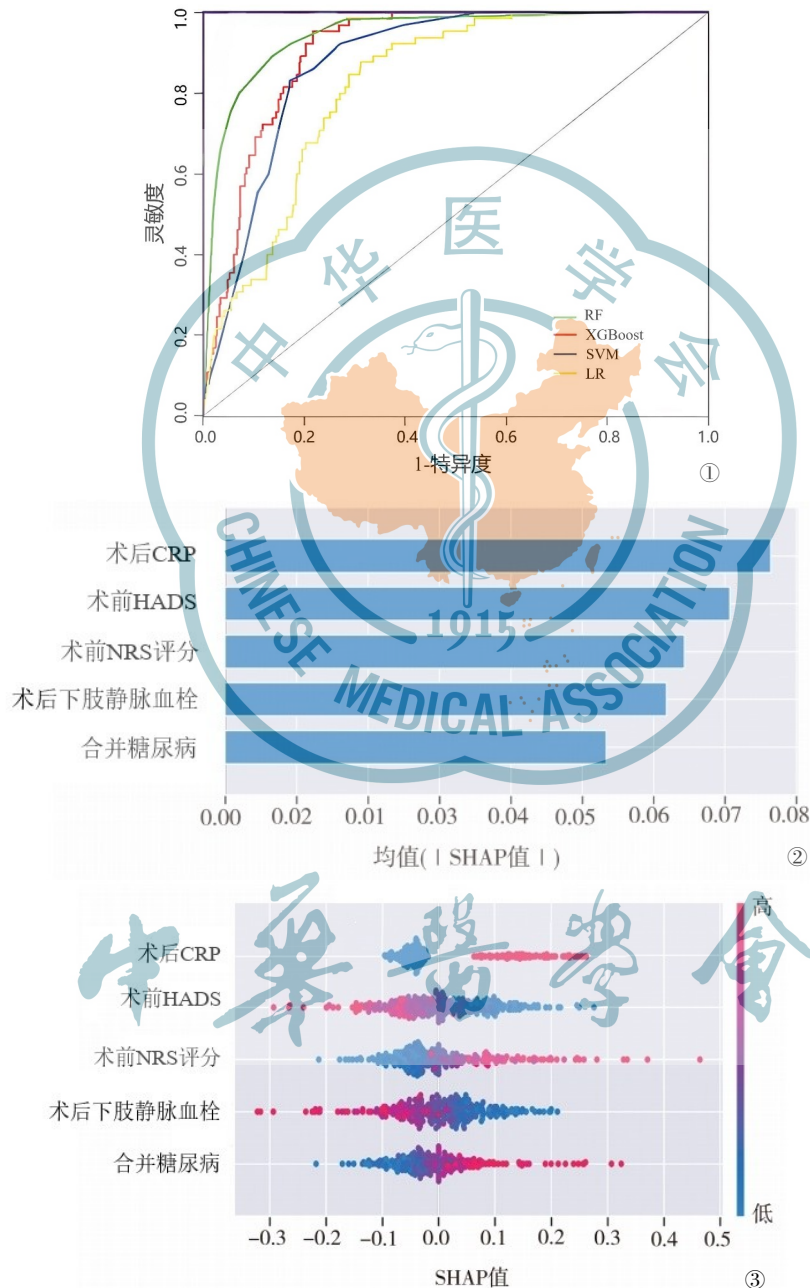


图1 四种机器学习模型的ROC曲线 图2 SHAP特征重要性分布情况
图3 SHAP特征指标分布情况

响神经内分泌系统,使体内神经递质、细胞因子等物质分泌失衡,从而降低疼痛阈值,术前存在焦虑和抑郁症状的患者在TKA术后的疼痛感显著更为严重^[17]。术

前疼痛程度较高的患者往往存在更为严重的膝关节炎病变和更复杂的疼痛机制,手术难度和风险也相应增加;此外,术前严重的疼痛可能导致中枢神经系统

发生敏化,使神经系统对疼痛刺激的反应性增强,术后更易出现慢性疼痛。在TKA术后,CRP水平的变化可反映手术创伤和炎症反应的程度,以及术后恢复的情况,术后炎症反应过重会导致组织损伤和疼痛加重,同时也会影响术后恢复和疼痛控制^[18]。因此,CRP水平较高的患者更容易发生慢性疼痛。

机器学习算法可自助识别数据模式和趋势,不断提升和优化模型的准确性及效能,在临床监测不良结局风险、治疗辅助决策等方面得到了广泛的应用^[19-20]。本研究比较了LR、RF、SVM和XGBoost四种机器学习模型对TKA术后慢性疼痛的预测性能,各模型AUC均大于0.7,表明这些模型均具有较好的预测能力,能够有效区分术后慢性疼痛患者和无疼痛患者,利用机器学习算法整合多种因素进行术后慢性疼痛预测具有可行性和临床应用潜力。其中RF模型的AUC和精确率均最大,分别为0.945和0.780,预测性能优于其他三种模型。RF模型具有对高维数据处理能力强、不易过拟合、能处理非线性关系等优点^[21]。在本研究中,它能够有效整合多个影响因素,挖掘因素之间复杂的相互关系,从而在预测TKA术后慢性疼痛方面表现出色。这一结果提示在临床实践中,RF模型可作为预测TKA术后慢性疼痛的有力工具,帮助医生识别高风险患者,提前采取干预措施。在最优模型中利用SHAP算法发现,术后CRP、术前HADS、术前NRS评分、术后下肢静脉血栓、合并糖尿病为患者TKA术后慢性疼痛的重要影响因素,这与上述单因素分析的结果相呼应,进一步验证了这些因素在术后慢性疼痛发生中的重要作用。SHAP算法不仅能够确定影响模型预测的关键因素,还能直观展示每个因素对预测结果的影响方向和程度,为临床医生理解模型决策过程、制定个性化干预策略提供了清晰的依据^[22]。

综上所述,本研究通过分析TKA术后慢性疼痛的影响因素,并比较不同机器学习模型的预测性能,突破了传统研究方法的局限性,构建出具有高预测精度的模型,为降低慢性疼痛的发生率提供了有价值的参考。同时,本研究存在一定局限性:首先,本研究为回顾性研究,可能存在选择偏倚,结果的外推性可能受到一定限制。其次,研究仅纳入了部分临床常见因素,可能遗漏了其他潜在的影响因素,如基因多态性等。未来研究可考虑开展前瞻性研究,扩大样本量,纳入更多潜在影响因素,进一步优化预测

模型,提高模型的准确性和普适性。

参 考 文 献

- Ramos MS, Pasqualini I, Surace PA, et al. Arthrofibrosis After Total Knee Arthroplasty: A Critical Analysis Review [J]. *JBJS Rev*, 2023, 11(12):e23.
- Gil-González S, Barja-Rodríguez RA, López-Pujol A, et al. Continuous passive motion not affect the knee motion and the surgical wound aspect after total knee arthroplasty [J]. *J Orthop Surg Res*, 2022, 17(1):25.
- Larsen JB, Skou ST, Laursen M, et al. Exercise and Pain Neuroscience Education for Patients With Chronic Pain After Total Knee Arthroplasty: A Randomized Clinical Trial [J]. *JAMA Netw Open*, 2024, 7(5):e2412179.
- Li J, Guan T, Zhai Y, et al. Risk factors of chronic postoperative pain after total knee arthroplasty: a systematic review [J]. *J Orthop Surg Res*, 2024, 19(1):320.
- Sa R, Yang T, Zhang Z, Guan F. Random Forest for Predicting Treatment Response to Radioiodine and Thyrotropin Suppression Therapy in Patients With Differentiated Thyroid Cancer But Without Structural Disease [J]. *Oncologist*, 2024, 29(1):e68-e80.
- Xiang Y, Li S, Song M, et al. KRAS status predicted by pretreatment MRI radiomics was associated with lung metastasis in locally advanced rectal cancer patients [J]. *BMC Med Imaging*, 2023, 23(1):210.
- Deberneh HM, Kim I. Prediction of Type 2 Diabetes Based on Machine Learning Algorithm [J]. *Int J Environ Res Public Health*, 2021, 18(6):3317.
- 中华医学会骨科学分会关节外科学组, 中国医师协会骨科医师分会骨关节炎学组, 国家老年疾病临床医学研究中心(湘雅医院), 等. 中国骨关节炎诊疗指南(2021年版)[J]. *中华骨科杂志*, 2021, 41(18):1291-1314.
- Stjernberg-Salmela S, Karjalainen T, Juurakko J, et al. Minimal important difference and patient acceptable symptom state for the Numerical Rating Scale (NRS) for pain and the Patient-Rated Wrist/Hand Evaluation (PRWHE) for patients with osteoarthritis at the base of thumb [J]. *BMC Med Res Methodol*, 2022, 22(1):127.
- Sivertsen HE, Helvik AS, Gjora L, et al. Psychometric validation of the Hospital Anxiety and Depression Scale (HADS) in community-dwelling older adults [J]. *BMC Psychiatry*, 2023, 23(1):903.
- Tang S, Jin Y, Hou Y, et al. Predictors of Chronic Pain in Elderly Patients Undergoing Total Knee and Hip Arthroplasty: A Prospective Observational Study [J]. *J Arthroplasty*, 2023, 38(9):1693-1699.
- Pryce R, Langan E, Tector K, et al. Patients' experiences following total knee arthroplasty: a qualitative evidence synthesis [J]. *Disabil Rehabil*, 2024, 46(2):214-231.
- Luo D, Fan Z, Yin W. Chronic post-surgical pain after total knee arthroplasty: a narrative review [J]. *Perioper Med (Lond)*, 2024, 13(1):108.
- Luo M, Cao Q, Wang D, et al. The impact of diabetes on postoperative outcomes following spine surgery: A meta-analysis of 40 cohort studies with 2.9 million participants [J]. *Int J Surg*, 2022, 104:106789.
- Plotnik AN, Haber Z, Kee S. Early Thrombus Removal for Acute Lower Extremity Deep Vein Thrombosis: Update on Inclusion, Tech-

- nical Aspects, and Postprocedural Management [J]. Cardiovasc Intervent Radiol, 2024, 47(12):1595-1604.
- 16 Terradas-Monllor M, Ruiz MA, Ochandorena-Acha M. Postoperative Psychological Predictors for Chronic Postsurgical Pain After a Knee Arthroplasty: A Prospective Observational Study [J]. Phys Ther, 2024, 104(1):pzad141.
- 17 Springborg AH, Visby L, Kehlet H, et al. Psychological predictors of acute postoperative pain after total knee and hip arthroplasty: A systematic review [J]. Acta Anaesthesiol Scand, 2023, 67(10):1322-1337.
- 18 Skrejborg P, Petersen KK, Kold S, et al. Patients With High Chronic Postoperative Knee Pain 5 Years After Total Knee Replacement Demonstrate Low-grad Inflammation, Impairment of Function, and High Levels of Pain Catastrophizing [J]. Clin J Pain, 2021, 37(3):161-167.
- 19 Jacobs PG, Herrero P, Facchinetti A, et al. Artificial Intelligence and Machine Learning for Improving Glycemic Control in Diabetes: Best Practices, Pitfalls, and Opportunities [J]. IEEE Rev Biomed Eng, 2024, 17:19-41.
- 20 Bani Hani SH, Ahmad MM. Machine-learning Algorithms for Ischemic Heart Disease Prediction: A Systematic Review [J]. Curr Cardiol Rev, 2023, 19(1):e090622205797.
- 21 Jin Y, Lan A, Dai Y, et al. Development and testing of a random forest-based machine learning model for predicting events among breast cancer patients with a poor response to neoadjuvant chemotherapy [J]. Eur J Med Res, 2023, 28(1):394.
- 22 Li J, Liu S, Hu Y, et al. Predicting Mortality in Intensive Care Unit Patients With Heart Failure Using an Interpretable Machine Learning Model: Retrospective Cohort Study [J]. J Med Internet Res, 2022, 24(8):e38082.
- (收稿日期:2025-01-16)
(本文编辑:吕红芝)

荣锦, 骆明星, 王禹, 等. 全膝关节置换术后慢性疼痛影响因素的多种模型预测性能比较 [J/CD]. 中华老年骨科与康复电子杂志, 2025, 11(6): 337-344.

更正声明

本刊2025年8月11卷第4期论文《骨搬运联合骨水泥分段填塞与骨短缩-延长术治疗创伤后胫骨大段骨缺损的疗效比较》(DOI: 10.3877/cma.j.issn.2096-0263.2025.04.007)原课题号 20250123 错误, 更正为 20250213, 特此声明。

中华医学会