

• 临床研究 •

基于多种机器学习算法构建并验证维持性血液透析患者全因死亡风险预测模型

王 娇¹, 周怡君², 孙文娟¹, 周静怡¹, 王依娜^{3*}

¹无锡市第二人民医院血液透析中心, 江苏 无锡 214000; ²建湖县人民医院血液透析中心, 江苏 盐城 224700; ³江南大学附属医院血液透析中心, 江苏 无锡 214122

[摘要] 目的: 基于不同机器学习算法构建并验证维持性血液透析(maintenance hemodialysis, MHD)患者全因死亡预测模型。方法: 收集江苏省4所医院血液透析中心共694例患者的临床资料, 其中无锡市3所三级甲等医院血液透析中心在2017年1月—2023年12月有591例MHD患者, 盐城市1所二级甲等医院血液透析中心在2024年1—12月有103例MHD患者。将591例研究对象以7:3的比例随机分为训练集($n=414$)和验证集($n=177$), 训练集用于构建模型, 验证集用于内部验证; 将103例研究对象作为测试集, 用于外部验证。通过最小绝对值选择与收缩算子(least absolute selection and shrinkage operator, LASSO)方法筛选预测因子, 采用10种机器学习算法构建MHD患者全因死亡风险预测模型, 绘制受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线评估模型预测效果。运用校准曲线评估模型预测概率的准确性, 决策曲线分析(decision curve analysis, DCA)评估模型在不同决策阈值下的临床净收益。外部验证采用ROC曲线下面积(area under curve, AUC)评价最优模型泛化能力, 通过Shapley加法解释(Shapley additive exPlanations, SHAP)对各变量因素进行重要性排序。结果: MHD患者全因死亡发生率为42.6%(252/591), 10种机器学习算法模型中, 支持向量机(support vector machine, SVM)模型的预测效能最优, ROC曲线下AUC为0.928, 灵敏度为89.47%, 精确度为0.919, 校准曲线、DCA评价预测模型一致性及获益性良好, Brier分数为0.089, 表明模型在内部数据集上的预测误差较小, 校准性能良好。外部验证AUC为0.835, 说明模型具有较强的泛化能力。SHAP图显示全因死亡发生的影响因素重要性排序分别为独自居住、带涤纶套中心静脉导管(tunneled cuffed catheter, TCC)、前白蛋白、白蛋白、查尔森合并症指数(Charlson comorbidity index, CCI)评分、全段甲状旁腺激素(intact parathyroid hormone total, iPTH) <300 pg/mL、年龄、初中及以下学历、尿素氮肌酐比值、糖尿病肾病、大专及以上学历、性别。结论: 基于SVM构建的维持性血液透析患者全因死亡预测模型具有良好的预测效果, 有助于识别高风险患者, 为临床决策及干预提供依据。

[关键词] 机器学习算法; 血液透析; 全因死亡; 预测模型; 验证

[中图分类号] R692.5

[文献标志码] A

[文章编号] 1007-4368(2026)02-247-09

doi: 10.7655/NYDXBNSN250166

Development and validation of an all-cause mortality risk prediction model utilizing multiple machine learning algorithms for maintenance hemodialysis patients

WANG Jiao¹, ZHOU Yijun², SUN Wenjuan¹, ZHOU Jingyi¹, WANG Yina^{3*}

¹Hemodialysis Center, Wuxi Second People's Hospital, Wuxi 214000; ²Hemodialysis Center, Jianhu County People's Hospital, Yancheng 224700; ³Hemodialysis Center, Affiliated Hospital of Jiangnan University, Wuxi 214122, China

[Abstract] **Objective:** To construct and validate prediction models for all-cause mortality in maintenance hemodialysis (MHD) patients using diverse machine learning algorithms. **Methods:** Clinical data were collected from 694 patients across four hemodialysis centers in Jiangsu Province, including 591 MHD patients from three tertiary Grade A hospitals in Wuxi City (January 2017–December 2023) and 103 patients from one secondary Grade A hospital in Yancheng City (January–December 2024). The 591 cases were randomly divided into a training set ($n=414$) and a validation set ($n=177$) at a 7:3 ratio for model development and internal validation,

[基金项目] 无锡市护理学会科研项目(Q202303); 无锡市青年科技人才托举项目(TJXD-2024-210); 江苏医药职业学院校本课题(20229JH35)

*通信作者(Corresponding author), E-mail: 9862019217@jiangnan.edu.cn (ORCID: 0009-0008-9722-7741)

while the remaining 103 cases served as a test set for external validation. Predictors were selected via the least absolute selection and shrinkage operator (LASSO) method. Patients were randomly divided into training ($n=414$) and validation ($n=177$) sets. Ten machine learning algorithms were employed to develop risk prediction models. Receiver operating characteristic (ROC) curves were plotted to evaluate predictive performance. The calibration accuracy of model-predicted probabilities was assessed using calibration curves, while decision curve analysis (DCA) was employed to quantify the clinical net benefit across varying decision thresholds. External validation utilized the area under the curve (AUC) to assess the generalization capability of the optimal model. Shapley Additive exPlanations (SHAP) were applied to rank variable importance. **Results:** The all-cause mortality rate was 42.6% (252/591). Among the 10 models, the support vector machine (SVM) exhibited optimal performance, the AUC was 0.928, the sensitivity was 89.47%, and the accuracy was 0.919, and the evaluation of calibration curve and DCA showed that the consistency and benefit of the model are still good, the Brier score of 0.089 indicates that the model demonstrates low predictive error and favorable calibration performance on the internal validation dataset, suggesting its reliability in probabilistic forecasting. External validation yielded an AUC of 0.835, indicating robust generalization capability of the model. The SHAP plot showed that the importance ranking of the influencing factors for all-cause mortality was living alone, tunneled cuffed catheter (TCC), prealbumin, albumin, Charlson comorbidity index (CCI) score, iPTH<300 pg/mL, age, junior high school education or lower, blood urea nitrogen-to-creatinine ratio, diabetic nephropathy, college degree or higher education and sex. **Conclusion:** The SVM-based prediction model demonstrates robust performance in forecasting all-cause mortality among MHD patients, facilitating early identification of high-risk individuals and supporting clinical decision-making. **[Key words]** machine learning algorithms; hemodialysis; all-cause mortality; prediction model; validation

[J Nanjing Med Univ, 2026, 46(02): 247-255]

维持性血液透析 (maintenance hemodialysis, MHD) 作为主要的肾脏替代疗法, 对于延长慢性肾衰竭患者生命至关重要^[1]。然而, 研究表明, MHD 患者预后存在诸多不确定性, 心血管事件、感染、微炎症状态等因素导致我国 MHD 患者全因死亡风险较高, 4 年存活率远低于日本^[2-3]。据不完全统计, 截至 2022 年底, 我国有 84.4 余万例 MHD 患者^[4], 他们面临着复杂的健康状况及多样化的医疗需求, 如何准确预测 MHD 患者的全因死亡风险对于提高患者生存质量和降低医疗成本具有重要意义。近年来, 机器学习算法在临床领域展现出广泛的应用前景, 其强大的数据分析能力能够揭示数据背后的隐藏模式与规律, 为临床决策提供有力支持^[5-6]。然而, 将机器学习算法应用于血液透析领域分析患者生存状况鲜见报道。因此, 本研究旨在构建基于机器学习算法的 MHD 患者全因死亡预测模型, 为医护制定个性化治疗方案、改善患者生存状况及预后提供科学依据。

1 对象和方法

1.1 对象

本研究为横断面研究, 共纳入 694 例 MHD 患者, 其中无锡市第二人民医院、江南大学附属医院、无锡市第五人民医院 3 所三级甲等医院血液透析中心 2017 年 1 月—2023 年 12 月 591 例 MHD 患者, 盐

城市建湖县人民医院血液透析中心 2024 年 1—12 月 103 例 MHD 患者。2017 年 1 月—2023 年 12 月 591 例 MHD 患者用于模型构建及内部验证, 根据存活情况分为存活组 (339 例) 和死亡组 (252 例), 2024 年 1—12 月 103 例患者用于外部验证。纳入标准: ①符合慢性肾脏病防治指南 (2022 年版)^[7] 中慢性肾脏病 5 期诊断标准且正在接受 MHD 治疗的患者; ②接受规律透析 ≥ 3 个月; 透析频次为 3 次/周, 每次 4 h; ③患者知情同意。排除标准: ①正处于妊娠期; ②同时行腹膜透析; ③精神异常不配合; ④协变量存在缺失。本研究通过无锡市第二人民医院、江南大学附属医院、无锡市第五人民医院、建湖县人民医院伦理委员会审查 (编号: Y-5[2024])。

1.2 方法

1.2.1 资料收集

经文献回顾、结合专家意见及临床情境自行设计血液透析患者资料信息表, 包括人口统计学资料、临床基线资料、实验室检查。通过病例调查法、电话问询及入户随访调查收集所有研究对象信息。包括年龄、性别、文化程度、居住状况、血管通路、原发病、透析年限、体重指数 (body mass index, BMI)、查尔森合并症指数 (Charlson comorbidity index, CCI)、血红蛋白、白蛋白、前白蛋白、尿素氮肌酐比值、钙磷乘积、血钠、全段甲状旁腺素 (intact parathyroid hormone total, iPTH)、C 反应蛋白、尿素清除指数 (Kt/V)。

1.2.2 分组

将591例研究对象以7:3的比例随机分为训练集($n=414$)和验证集($n=177$),训练集用于构建模型,验证集用于内部验证;将103例研究对象作为测试集,用于外部验证。

1.3 统计学方法

采用SPSS 23.0和R软件(R 4.2.2)进行统计分析。正态分布的连续变量以均数 \pm 标准差($\bar{x} \pm s$)表示,组间比较采用独立样本 t 检验;非正态分布的连续型变量用中位数(四分位数)[$M(P_{25}, P_{75})$]表示,方差不齐时用Mann-Whitney U 检验进行组间比较。计数资料以例数(百分比)[$n(\%)$]表示,组间比较采用卡方检验。将所有预测因子纳入LASSO回归分析进行变量筛选,再分别采用Logistic回归分析、支持向量机(support vector machine, SVM)、随机森林(random forest, RF)、K最近邻(K-nearest neighbors, KNN)、决策树(decision tree, DT)、极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)、朴素贝叶斯(naive Bayes, NB)、线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)、梯度提升机(gradient boosting machine, GBM)、

多层感知器(multilayer perceptron, MLP)这10种算法在训练集中构建维持性血液透析患者全因死亡预测模型。绘制受试者特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线并计算曲线下面积(area under the curve, AUC)评估模型效能,F1评分评估敏感性。在测试集中对最优模型进行外部验证,采用AUC值评估模型的泛化能力。双侧检验,检验水准为0.05。

2 结果

2.1 临床资料比较

591例MHD患者,根据存活情况分为存活组(339例)和死亡组(252例),死亡发生率为42.6%(252/591)。死亡组患者的年龄、独自居住者占比、CCI评分、尿素氮肌酐比值和C反应蛋白水平高于存活组,死亡组患者的血红蛋白、白蛋白和前白蛋白水平低于存活组,差异均有统计学意义(P 均 <0.05)。此外,两组患者在文化程度、血管通路类型、原发病种类、BMI、iPTH构成方面差异有统计学意义(P 均 <0.01 ,表1)。

表1 患者临床资料比较

Table 1 Comparison of clinical characteristics of patients

Indicator	Survival group($n=339$)	Deceased group($n=252$)	$t/\chi^2/Z$	P
Age[years, $M(P_{25}, P_{75})$]	61.00(50.00, 70.00)	69.00(62.00, 77.00)	7.839	<0.001
Sex[$n(\%)$]			1.372	0.242
Male	206(60.77)	165(65.48)		
Female	133(39.23)	87(34.52)		
Education level[$n(\%)$]			39.403	<0.001
Junior high school or below	197(58.11)	196(77.78)		
High school or technical school	97(28.61)	54(21.43)		
College degree or above	45(13.27)	2(0.79)		
Living arrangement[$n(\%)$]			39.640	<0.001
Living alone	27(7.96)	102(40.48)		
Cohabiting	312(92.04)	150(59.52)		
Vascular access type[$n(\%)$]			78.998	<0.001
AVF	290(85.55)	136(53.97)		
TCC	43(12.68)	114(45.24)		
AVG	6(1.77)	2(0.79)		
Primary disease[$n(\%)$]			10.735	0.005
Chronic glomerulonephritis	147(43.36)	84(33.33)		
Diabetic nephropathy	79(23.30)	88(34.92)		
Other	113(33.33)	80(31.75)		
Duration of dialysis[years, $n(\%)$]			3.871	0.277
≤ 5	177(52.21)	114(45.24)		
$> 5-10$	133(39.23)	108(42.86)		

(续表 1)

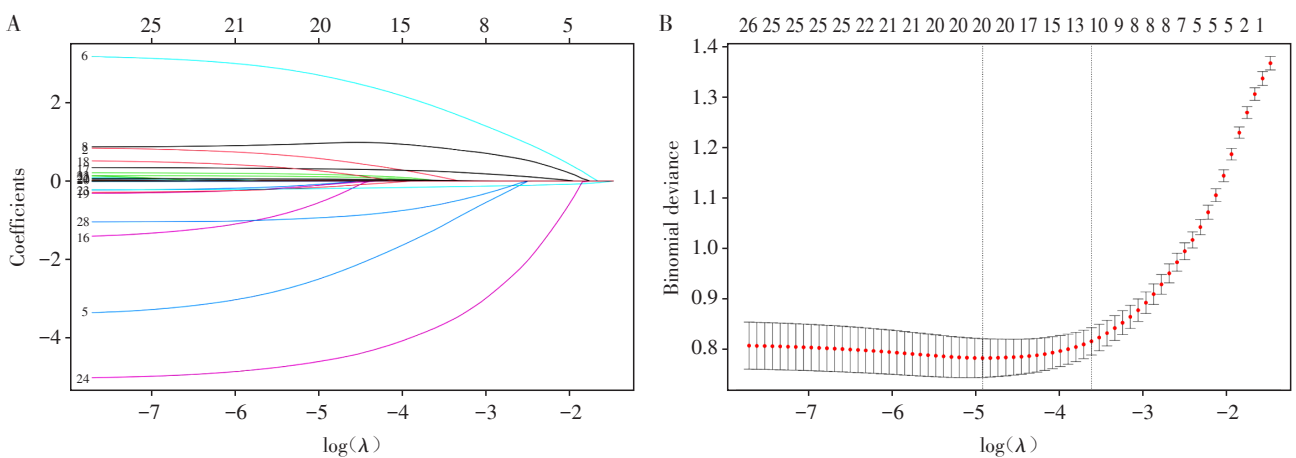
Indicator	Survival group(n=339)	Deceased group(n=252)	$t/\chi^2/Z$	P
> 10-15	26(7.67)	28(11.11)		
> 15	3(0.88)	2(0.79)		
BMI[kg/m ² , n(%)]			12.908	0.005
< 18.5	15(4.42)	27(10.71)		
18.5- < 24	262(77.29)	189(75.00)		
24.0- < 28	50(14.75)	34(13.49)		
≥28	12(3.54)	2(0.79)		
CCI score[M(P ₂₅ , P ₇₅)]	5.00(4.00, 6.00)	6.00(5.00, 7.00)	9.773	< 0.001
Hemoglobin[g/L, M(P ₂₅ , P ₇₅)]	112.00(100.00, 122.00)	105.50(97.00, 114.75)	4.358	< 0.001
Albumin[g/L, M(P ₂₅ , P ₇₅)]	39.60(37.50, 41.80)	36.20(33.40, 37.98)	11.801	< 0.001
Prealbumin[g/L, M(P ₂₅ , P ₇₅)]	0.29(0.25, 0.34)	0.22(0.16, 0.29)	9.507	< 0.001
Bun/creatinine ratio[M(P ₂₅ , P ₇₅)]	6.79(5.69, 8.33)	7.34(5.74, 9.78)	2.681	0.007
Ca×P product[M(P ₂₅ , P ₇₅)]	48.57(40.07, 59.97)	49.07(41.54, 61.97)	0.607	0.544
Serum sodium[mmol/L, M(P ₂₅ , P ₇₅)]	137.80(136.10, 140.00)	137.70(135.60, 140.68)	0.243	0.808
iPTH[pg/mL, n(%)]			21.579	< 0.001
< 300	204(60.18)	103(40.87)		
300-600	96(28.32)	106(42.06)		
≥600	39(11.50)	43(17.06)		
C-reactive protein[mg/L, M(P ₂₅ , P ₇₅)]	2.40(1.20, 6.60)	4.50(2.03, 12.30)	6.092	< 0.001
KT/V[n(%)]			0.181	0.914
< 1.2	71(20.94)	50(19.84)		
1.2- < 1.4	91(26.84)	71(28.17)		
≥1.4	177(52.21)	131(51.98)		

AVF: arteriovenous fistula; TCC: tunneled cuffed catheter; AVG: arteriovenous graft; CCI: Charlson comorbidity index; iPTH: intact parathyroid hormone total.

2.2 预测因子筛选

将全部预设变量纳入LASSO回归进行变量筛选, 当 $\lambda.1se=0.027$ 时模型表现最佳, 此时共得到12个预测因子, 包括年龄、性别、初中及以下学历、大

专及以上学历、独自居住、带涤纶套中心静脉导管(tunneled cuffed catheter, TCC)、糖尿病肾病、CCI评分、白蛋白、前白蛋白、尿素氮肌酐比值及iPTH< 300 pg/mL(图1)。



A: Distribution plot of the LASSO regression coefficients of the variables (n=26). B: Use of 10-fold cross-validation to determine the regular coefficient (lambda, λ) of the Lasso model. The left dashed line corresponded to the minimum λ (λ_{min}) and the right dashed line corresponded to the λ_{1se} .

图1 基于LASSO回归的预测因子选择

Figure 1 Predictor selection based on LASSO regression

2.3 预测模型的构建与验证

建模结果显示, 10种机器学习算法模型中, SVM模型对MHD患者死亡的预测效能最高(AUC=0.928), 其后依次是KNN模型(AUC=0.917)、RF模型(AUC=0.911)、Logistic模型(AUC=0.905)、GBM模型(AUC=0.905)、LDA模型(AUC=0.902)、NB模型(AUC=0.900)、MLP模型(AUC=0.894)、XGBoost模型(AUC=0.851)、DT模型(AUC=0.815), 各机器学习算法的ROC曲线见图2。各模型的准确度、灵敏度及F1值详见表2, 10种模型的准确度范围为80.11%~86.93%, 其中KNN模型的准确度最高, 为86.93%。SVM模型和NB模型的灵敏度最高, 为89.47%。

SVM模型的混淆矩阵图及ROC曲线图见图3。结果显示, SVM模型外部验证集中AUC为0.835, 提示本研究构建的SVM模型具有较强的外部泛化能力。

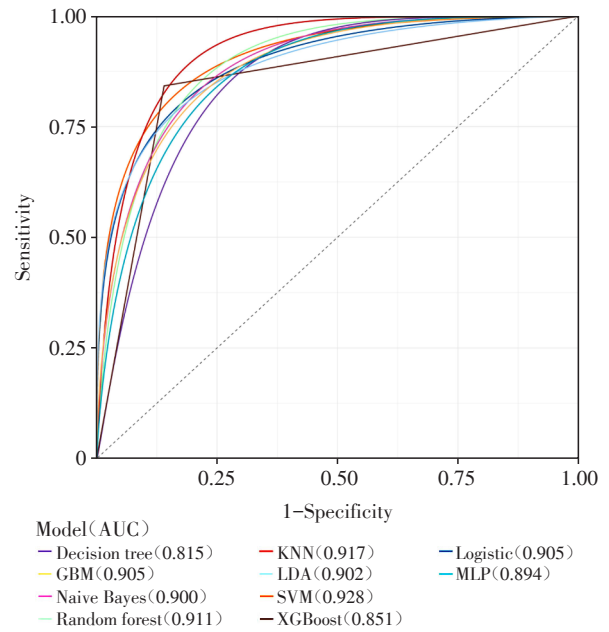


图2 10种机器学习模型ROC曲线图

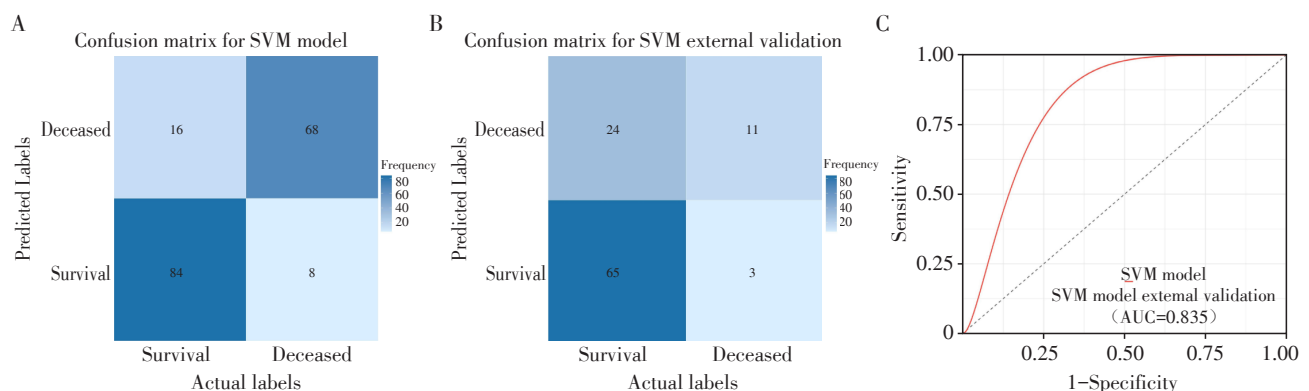
Figure 2 ROC curves of 10 machine learning models

表2 10种机器学习算法的预测性能指标比较

Table 2 Comparison of predictive performance metrics for 10 machine learning algorithms

Model	AUC	95%CI	Accuracy(%)	Sensitivity(%)	Specificity(%)	Precision(%)	F1
Logistic regression	0.905	0.859-0.951	84.66	81.58	87.00	82.67	82.12
SVM	0.928	0.886-0.969	86.36	89.47	84.00	91.89	90.66
RF	0.911	0.866-0.957	84.09	82.89	84.09	80.77	81.82
KNN	0.917	0.873-0.961	86.93	88.16	86.00	82.72	85.35
DT	0.815	0.752-0.878	80.11	78.95	81.00	78.48	78.71
XGBoost	0.851	0.797-0.905	85.23	84.21	86.00	85.33	84.77
NB	0.900	0.854-0.946	81.25	89.47	75.00	73.12	80.47
LDA	0.902	0.855-0.950	83.52	80.26	86.00	81.33	80.79
GBM	0.905	0.857-0.952	84.09	81.58	86.00	81.58	81.58
MLP	0.894	0.844-0.944	82.95	76.32	88.00	82.86	79.46

SVM: support vector machine; RF: random forest; KNN: k-nearest neighbors; DT: decision tree; XGBoost: eXtreme gradient boosting; NB: naive Bayes; LDA: linear discriminant analysis; GBM: gradient boosting machine; MLP: multilayer perceptron.



A: Confusion matrix for SVM model internal validation. B: Confusion matrix for SVM model external validation. C: ROC curve of SVM model external validation.

图3 SVM模型的混淆矩阵图及ROC曲线

Figure 3 Confusion matrix for SVM model and ROC curve

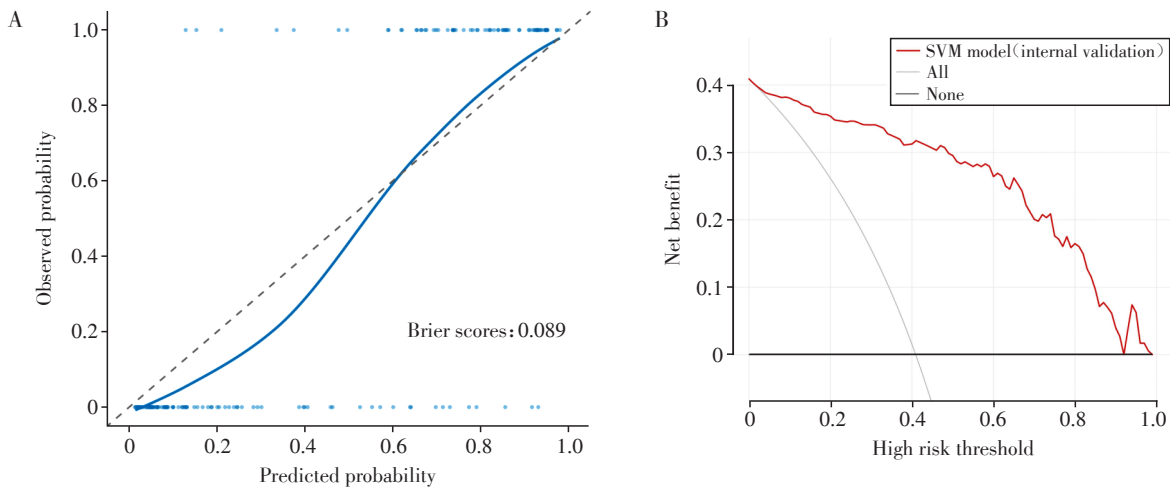
2.4 最优模型评价

运用校准曲线评估SVM模型预测概率的准确性,决策曲线评估模型在不同决策阈值下的临床净收益。校准曲线在大部分区域紧贴对角线,表明模型的预测概率与实际事件发生率较为一致,具有良好的校准性能。Brier分数为0.089,表明模型在内部数据集上的预测误差较小,校准性能良好。DCA曲线显示,SVM模型在决策阈值0.1~0.4内具有较高

的临床净获益(图4)。

2.5 最优模型解释

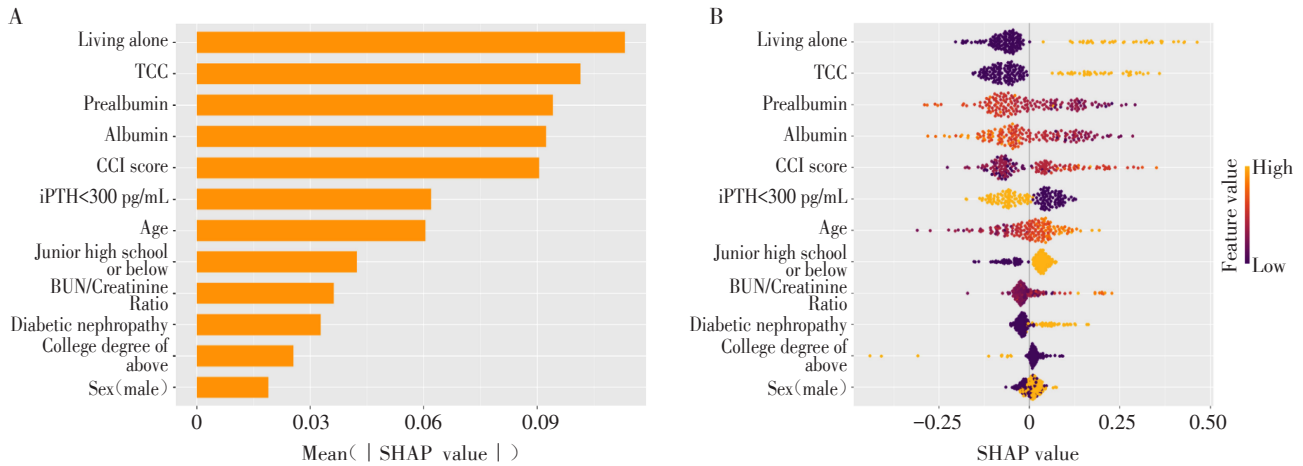
运用SHAP值对SVM模型中影响MHD患者死亡的危险因素的重要性进行排序。各特征的平均绝对SHAP值排序条形摘要图见图5A,各特征的贡献及其对预测结果的影响情况见图5B。结果显示,排名前6的特征分别为独自居住、TCC、前白蛋白、白蛋白、CCI评分及iPTH<300 pg/mL。



A. Calibration curve of SVM model in internal validation; B. Clinical DCA of SVM model in internal validation.

图4 SVM模型在内部验证中的校准曲线及DCA曲线

Figure 4 Calibration curve and DCA curve of SVM Model in Internal Validation



A: Variable importance ranking. B: SHAP values.

图5 SVM模型的SHAP图解释

Figure 5 SHAP plot interpretation for SVM model

3 讨论

近年来,机器学习在医学领域取得了显著进展,多项医学研究证实了机器学习算法能够有效挖掘并辨识潜在的疾病风险因子,为病理机制解析和

治疗方案优化提供了新的研究视角和理论依据^[8]。本研究应用10种机器学习算法构建MHD患者全因死亡风险预测模型,其中SVM模型预测效能最佳,AUC和精确度分别为0.928、0.919,均高于其他模型,校准曲线、DCA曲线评价预测模型一致性及其获

益性良好, Brier 分数为 0.089, 表明模型在内部数据集上的预测误差较小, 校准性能良好。外部验证 AUC 为 0.835, 说明模型具有较强的泛化能力。以上表明该模型可为后续 MHD 患者的个体化死亡风险评估提供具有临床可操作性的量化工具。本研究基于 SVM 算法的血液透析患者全因死亡预测模型 SHAP 特征解释 12 个预测因子, 即独自居住、TCC、前白蛋白、白蛋白、CCI 评分、iPTH<300 pg/mL、年龄、初中及以下学历、尿素氮肌酐比值、糖尿病肾病、大专及以上学历、性别, 现将重要性排序前 6 的因素作以下讨论。

本研究发现, 独居是 MHD 患者全因死亡的危险因素, 独居使得患者自我效能下降, 与 Lurie 等^[9]、何万巧^[10]研究结果一致, 分析潜在机制, 独居患者缺乏监督与提醒, 易出现服药不规律、容量超负荷等不良遵医行为, 导致电解质紊乱、心血管事件等并发症风险增加。独居对 MHD 患者营养代谢管理构成显著挑战, 使得患者营养摄入不均衡, 不利于疾病预后。此外, 独居患者情感孤独, 抑郁症发生率显著升高, 免疫功能低下, 感染风险增加^[11]。有研究表明, 高钾血症、低血压以及心、脑血管意外常是 MHD 患者居家的潜在风险, 当患者独居时难以及时得到救助, 死亡风险增加 3 倍以上^[12-13]。

本研究结果显示, TCC 是 MHD 患者全因死亡的预测因子, KDOQI 指南^[14]已明确, AVF 应作为首选通路, TCC 仅作为过渡或最后选择, 但在临床实践中 TCC 仍占较高比例, 即 20%~30%^[15]。多项研究表明, TCC 与导管相关血流感染、血栓形成及透析充分性密切相关。导管作为异物可能持续激活炎症通路, 造成炎症状态与内皮损伤, 加速动脉粥样硬化和心血管事件发生^[16-18]。本研究发现, 前白蛋白对 MHD 患者全因死亡风险具有预测价值, 现有研究已形成多层次证据体系^[19], Marsen 等^[20]认为血清前白蛋白浓度的渐进性持续改善可降低 MHD 患者全因死亡风险。欧洲临床营养与代谢学会也证实前白蛋白每升高 10 mg/dL, MHD 患者 3 年全因死亡风险下降 19%^[21]。此外, Chen 等^[22]研究表明, 血液透析患者的前白蛋白与 C 反应蛋白呈显著负相关, 主要与慢性炎症介导的营养不良综合征驱动相关, 联合监测两者可为风险分层提供依据。血清前白蛋白作为 MHD 患者营养-炎症-代谢紊乱的关键生物标志物, 通过多通路交互作用显著影响临床预后。与前白蛋白相似, 白蛋白也是 MHD 患者营养状态评价指标之一, 当患者白蛋白长期低于正常水平, 可

导致炎症反应及代谢紊乱^[23]。研究发现, 低白蛋白血症使 MHD 患者全因死亡风险增加, 心血管事件占主导, 与氧化应激增加以及内皮功能障碍有关^[24]。因此, 早期识别患者营养状态, 加强、改善患者白蛋白水平至关重要。

CCI 是评估患者合并症负担的常用指标, 本研究发现, CCI 评分较高的患者死亡风险显著升高, 合并症越多, 患者身体状况越差, 死亡风险越高。Ryo 等^[25]认为, 在 ≥65 岁老年血液透析患者中, CCI 评分对死亡的预测效力更强, 可能与老年群体合并症累积效应更显著相关。Anees 等^[26]认为在合并糖尿病的血液透析患者中, CCI 评分与感染相关死亡风险显著相关。在血液透析患者中, 由于慢性肾脏病伴随多种合并症如心血管疾病、糖尿病、营养不良等, 较高的 CCI 评分可能与多重合并症通过炎症、氧化应激、血管钙化等途径加速患者死亡有关。本研究发现, iPTH<300 pg/mL 对 MHD 患者全因死亡有反向预测作用, 经文献查阅, 没有直接证据证实 iPTH<300 pg/mL 是 MHD 患者全因死亡独立预测因素, 以往研究表明, 长期血液透析的患者体内 iPTH>600 pg/mL 时, 死亡风险明显增加^[27], 可能要考虑 iPTH 与死亡风险的 U 型曲线关系, 即 iPTH 水平过高(>600 pg/mL)或过低(<150 pg/mL)均显著增加全因死亡风险, 当 iPTH>600 pg/mL 时可激活破骨细胞活性, 导致骨骼释放过量钙磷入血, 加速血管钙化, 增加心脑血管死亡风险; 当 iPTH<150 pg/mL 时血磷难以向骨组织转移, 游离磷与钙结合形成磷酸钙结晶, 沉积于血管壁及软组织, 加速血管老化进程, 从而增加全因死亡风险^[28]。本研究 iPTH<300 pg/mL 包括 iPTH<150 pg/mL 这个低值范围, 可能需要更精确分析, 此外, 需要综合考虑如营养状况、炎症指标、药物使用等可能影响 iPTH 水平和死亡关系的因素。

本研究基于机器学习算法筛选出影响 MHD 患者的全因死亡风险因素, 以此构建 10 种预测模型, 通过综合评价 SVM 模型表现良好, 且具有较强的可解释性, 对医护评判 MHD 患者全因死亡具有参考价值。但本研究也存在一定局限性, 部分临床指标未纳入, 如血钾、透析间期容量增长等, 今后可纳入较多临床指标开展大样本前瞻性研究。此外, 外部验证选取非同一地区医院进行模型验证, 尚存在区域经济、信息等差异, 可能会对结果造成一定偏倚, 今后可进一步区分地域特异性风险与普遍性机制, 使研究结果更具说服力和外推性。

利益冲突声明:

所有作者声明无利益冲突。

Conflict of Interests:

All authors declare that they have no competing interests.

作者贡献声明:

王娇负责文献检索、论文设计、数据收集、论文撰写及修改;周怡君负责文献检索、数据收集;孙文娟、周静怡负责研究选题、论文设计;王依娜负责数据收集、统计分析、论文修改、质量把控。

Author's Contributions:

WANG Jiao was responsible for literature search, study design, data collection, paper writing, and revision. ZHOU Yijun was responsible for literature search and data collection. SUN Wenjuan and ZHOU Jingyi were responsible for research topic conceptualization and study design. WANG Yina was responsible for data collection, statistical analysis, paper revision, and quality control.

[参考文献]

- [1] DAUGIRDAS J T, DEPNER T A, INRIG J, et al. KDOQI clinical practice guideline for hemodialysis adequacy: 2015 update[J]. *Am J Kidney Dis*, 2015, 66(5): 884-930
- [2] TONELLI M, KARUMANCHI S A, THADHANI R. Epidemiology and mechanisms of uremia-related cardiovascular disease[J]. *Circulation*, 2016, 133(5): 518-536
- [3] SCHUETT K, SAVVAIDIS A, MAXEINER S, et al. Clot structure: potent mortality risk factor in patients on hemodialysis[J]. *J Am Soc Nephrol*, 2017, 28(5): 1622-1630
- [4] 梁耀先, 赵新菊, 韦 洮. 中国血液透析行业发展调研报告[J]. *中国血液净化*, 2024, 23(5): 321-329
- LIANG Y X, ZHAO X J, WEI T. Investigation report on the development of hemodialysis industry in China [J]. *Chinese Journal of Blood Purification*, 2024, 23(5): 321-329
- [5] RAJKOMAR A, OREN E, CHEN K, et al. Scalable and accurate deep learning with electronic health records[J]. *NPJ Digit Med*, 2018, 1: 18
- [6] MUSHTAQ M M, MUSHTAQ M, ALI H, et al. Artificial intelligence and machine learning in peritoneal dialysis: systematic review of clinical outcomes and predictive modeling[J]. *Int Urol Nephrol*, 2024, 56(12): 3857-3867
- [7] 上海市肾内科临床质量控制中心专家组. 慢性肾脏病早期筛查、诊断及防治指南(2022年版)[J]. *中华肾脏病杂志*, 2022, 38(5): 453-464
- Shanghai Municipal Clinical Quality Control Center for Nephrology, Expert Group. Guidelines for early screening, diagnosis, and prevention and treatment of chronic kidney disease(2022 edition)[J]. *Chinese Journal of Nephrology*, 2022, 38(5): 453-464
- [8] TEKKEŞİN A İ. Artificial intelligence in healthcare: ast, present and future[J]. *Anatol J Cardiol*, 2019, 22(Suppl 2): 8-9
- [9] LURIE N, FINNE K, WORRALL C, et al. Early dialysis and adverse outcomes after hurricane sandy [J]. *Am J Kidney Dis*, 2015, 66(3): 507-512
- [10] 何万巧. 健康素养对维持性血液透析患者生活质量的影响路径分析[D]. 广州: 广州中医药大学, 2023
- HE W Q. Analysis of the influence path of health literacy on the quality of life of maintenance hemodialysis patients [D]. Guangzhou: Guangzhou University of Chinese Medicine, 2023
- [11] 王 丽, 邵 妍, 王 萌, 等. 中国独居慢病老年人抑郁风险预测模型的构建[J]. *医学新知*, 2024, 34(12): 1357-1368
- WANG L, SHAO Y, WANG M, et al. Development of a depression risk prediction model for elderly people with chronic diseases living alone in China[J]. *Journal of New Medicine*, 2024, 34(12): 1357-1368
- [12] 刘玉娟, 崔宁宁, 张雪梅, 等. 基于社会生态系统理论的慢性心力衰竭病人社会隔离影响因素研究[J]. *蚌埠医学院学报*, 2022, 47(8): 1125-1130
- LIU Y J, CUI N N, ZHANG X M, et al. Study on influencing factors of social isolation in patients with chronic heart failure based on socio-ecological system theory [J]. *Journal of Bengbu Medical College*, 2022, 47(8): 1125-1130
- [13] 邹 洁. 基于压力过程模型维持性血液透析患者社会隔离的混合性研究[D]. 长春: 吉林大学, 2024
- ZOU J. A mixed-methods study on social isolation in maintenance hemodialysis patients based on the stress process model [D]. Changchun: Jilin University, 2024
- [14] LOK C E, HUBER T S, LEE T, et al. KDOQI clinical practice guideline for vascular access: 2019 update [J]. *Am J Kidney Dis*, 2020, 75(4 Suppl 2): S1-S164
- [15] PISONI R L, ZEPEL L, PORT F K, et al. Trends in US vascular access use, patient preferences, and related practices: an update from the US DOPPS practice monitor with international comparisons [J]. *Am J Kidney Dis*, 2015, 65(6): 905-915
- [16] DUKKIPATI R, MOLNAR M Z, PARK J, et al. Association of vascular access type with inflammatory marker levels in maintenance hemodialysis patients [J]. *Semin Dial*, 2014, 27(4): 415-423
- [17] 马雪倩, 苏春燕, 金玮艺, 等. 维持性血液透析导管感染

- 防控的证据总结[J]. 中国护理管理, 2024, 24(12): 1880-1886
- MA X Q, SU C Y, JIN W Y, et al. Evidence summary for prevention and control of catheter - related infections in maintenance hemodialysis [J]. Chinese Nursing Management, 2024, 24(12): 1880-1886
- [18] 高良云,王悦琳,何璐晨,等. 老年血液透析患者生存现状及血管通路方式对生存时间的影响[J]. 中国血液净化, 2024, 23(11): 864-867
- GAO L Y, WANG Y L, HE L C, et al. Survival status of elderly hemodialysis patients and the impact of vascular access type on survival time[J]. Chinese Journal of Blood Purification, 2024, 23(11): 864-867
- [19] BARRIL G, NOGUEIRA A, ALVAREZ-GARCÍA G, et al. Nutritional predictors of mortality after 10 years of follow-up in patients with chronic kidney disease at a multidisciplinary unit of advanced chronic kidney disease[J]. Nutrients, 2022, 14(18): 3848
- [20] MARSEN T A, BEER J, MANN H. Intradialytic parenteral nutrition in maintenance hemodialysis patients suffering from protein - energy wasting. Results of a multicenter, open, prospective, randomized trial[J]. Clin Nutr, 2017, 36(1): 107-117
- [21] SABATINO A, FIACCADORI E, BARAZZONI R, et al. ESPEN practical guideline on clinical nutrition in hospitalized patients with acute or chronic kidney disease[J]. Clin Nutr, 2024, 43(9): 2238-2254
- [22] CHEN X, WEI L, LI J, et al. Association between serum albumin and C-reactive protein in hemodialysis patients: a multicenter cross-sectional study[J]. BMC Nephrology, 2020, 21(1): 352
- [23] INOUE A, ISHIKAWA E, SHIRAI Y, et al. Effects of protein - energy wasting (PEW) and hyperphosphatemia on the prognosis in Japanese maintenance hemodialysis patients: a five - year follow - up observational study [J]. Clin Nutr ESPEN, 2020, 36: 134-138
- [24] VAN GELDER M K, ABRAHAMS A C, JOLES J A, et al. Albumin handling in different hemodialysis modalities[J]. Nephrol Dial Transplant, 2018, 33(6): 906-913
- [25] RYO MATSUZAWA, KYOHEI YAMADA, MASAHIRO KOHZUKI, et al. Impact of sarcopenia and comorbidity on mortality in older hemodialysis patients nephrology[J]. Dialysis Transplantation, 2020, 35(3): 498-505
- [26] ANEES M, PERVAIZ M S, AZIZ S, et al. Predictors of cognitive impairment and its association with mortality in maintenance hemodialysis patients: prospective follow-up study[J]. Pak J Med Sci, 2024, 40(5): 933-938
- [27] 熊 浩. 新入维持性血液透析患者血管钙化影响因素的相关性分析研究[D]. 长沙: 中南大学, 2023
- XIONG H. Correlation analysis of influencing factors of vascular calcification in new maintenance hemodialysis patients[D]. Changsha: Central South University, 2023
- [28] KUCZERA P, ADAMCZAK M, MACHNIK G, et al. Treatment based on cinacalcet reduces oxidative stress in hemodialysis patients with secondary hyperparathyroidism [J]. Nephron, 2018, 139(4): 286-292
- (收稿:2025-02-19;修回:2025-08-31;录用:2025-09-12)
(本文编辑:戴玉娟)