

· 论著 · 一次研究 ·

血液透析患者动静脉内瘘成熟不良预测模型 构建与验证：基于机器学习算法

王高源¹, 李明峰^{2, 3}

1. 塔夫茨大学科学与工程学院 (美国马萨诸塞波士顿 02155)
2. 开封市人民医院肾病风湿科 (河南开封 475000)
3. 开封市肾脏病精准治疗重点实验室 (河南开封 475000)

【摘要】目的 探究血液透析患者动静脉内瘘 (AVF) 成熟不良的影响因素, 并基于机器学习算法构建 AVF 成熟不良风险预测模型。**方法** 选取 2021 年 1 月至 2025 年 1 月于开封市人民医院初次行 AVF 成形术的血液透析患者为研究对象, 收集患者相关病历资料, 根据 AVF 成形术后 12 周是否发生成熟不良将患者分为正常组及成熟不良组, 并按照 7:3 的比例将患者分为训练集及验证集。基于 Logistic 回归、极致梯度提升 (XGBoost)、随机森林 (RF)、梯度提升机 (GBM) 算法筛选 AVF 成熟不良影响因素, 并绘制预测列线图、校准曲线及受试者工作特征曲线。**结果** 本研究共纳入 260 例初次行 AVF 成形术患者, 其中正常组 143 例, 成熟不良组 117 例; 训练集 182 例, 验证集 78 例。多因素 Logistic 回归结果显示年龄、白蛋白 (ALB) 是 AVF 成熟不良的独立影响因素, 而 XGBoost、RF、GBM 算法分别筛选出 20、21、19 个影响 AVF 成熟不良的风险因素, 其中年龄、ALB、血糖 (GLU)、血红蛋白 (Hb) 为交集变量, 以此构建的列线图模型具有较高的预测准确性, 训练集与验证集的 AUC 分别为 0.881[95%CI (0.829, 0.933)]、0.912[95%CI (0.838, 0.986)]。**结论** 年龄、ALB、Hb、GLU 是影响 AVF 成熟不良的核心因素, 基于上述指标构建的预测模型具有较高准确性, 可为临床通路术式选择及并发症预警提供量化依据。

【关键词】 动静脉内瘘; 成熟不良; 血液透析; 人工智能; 机器学习

【中图分类号】 R 459.5 **【文献标识码】** A

Construction of a prediction model for arteriovenous fistula maturation failure in hemodialysis patients based on machine learning algorithms

WANG Gaoyuan¹, LI Mingfeng^{2,3}

1. School of Sciences and Engineering, Tufts University, Boston 02155, MA, USA

2. Department of Nephrology and Rheumatology, Kaifeng People's Hospital, Kaifeng 475000, Henan Province, China

3. Kaifeng Key Laboratory of Precision Treatment for Kidney Diseases, Kaifeng 475000, Henan Province, China

Corresponding author: LI Mingfeng, Email: supermflee@sohu.com

【Abstract】Objective To investigate the influencing factors of arteriovenous fistula (AVF) maturation failure in hemodialysis patients, and to construct a risk prediction model for AVF maturation failure based on machine learning algorithms. **Methods** Patients who underwent

DOI: 10.12173/j.issn.1004-5511.202507122

基金项目: 河南省医学科技攻关计划联合共建项目 (LHGJ20240713、LHGJ20230792); 开封市科技发展计划项目 (2307022)

通信作者: 李明峰, 博士, 主治医师, Email: supermflee@sohu.com

initial AVF formation at Kaifeng People's Hospital from January 2021 to January 2025 were selected as the study subjects. Relevant medical records were collected, and patients were divided into a normal group and a maturation failure group based on whether maturation failure occurred within 12 weeks after AVF formation. The patients were then split into training and validation sets in a 7 : 3 ratio. Logistic regression, extreme gradient boosting (XGBoost), random forest (RF), and gradient boosting machine (GBM) algorithms were used to identify factors influencing AVF maturation failure. A predictive nomogram, calibration curve, and receiver operating characteristic curve were plotted. **Results** A total of 260 patients undergoing initial AVF formation were included, with 143 in the normal group and 117 in the maturation failure group, 182 in the training set and 78 in the validation set. Multivariate Logistic regression results indicated that age and ALB were independent influencing factors. The XGBoost, RF, and GBM algorithms identified 20, 21, and 19 risk factors for AVF maturation failure, respectively. Age, ALB, GLU, and Hb were common variables across all models. The nomogram model constructed based on these variables demonstrated high predictive accuracy the AUCs of the training set and validation set were 0.881[95%CI (0.829, 0.933)] and 0.912 [95%CI (0.838, 0.986)], respectively. **Conclusion** Age, ALB, Hb, and GLU are the key factors affecting AVF maturation failure in hemodialysis patients. The risk prediction model developed using these indicators exhibits excellent predictive performance and may assist clinicians in selecting vascular access strategies and preventing complications.

【Keywords】 Arteriovenous fistula; Maturation failure; Hemodialysis; Artificial intelligence; Machine learning

终末期肾脏病患者多需依赖血液透析治疗,而功能良好的透析通路是血液透析治疗的必要条件,也是透析质量的重要保障^[1]。相对于人工血管及中心静脉导管,动静脉内瘘(arteriovenous fistula, AVF)具有长期通畅率高、感染风险低、维护成本低、透析效果稳定等多层面优势^[2],因此临幊上将 AVF 作为血液透析患者的优选方案。

AVF 成熟不良是制约 AVF 使用的重要原因之一^[3]。AVF 成熟不良不仅增加 AVF 失功及手术干预的风险,提高医疗成本,降低透析质量,还会增加患者中心静脉导管的留置机会和留置时间,进而提升中心静脉狭窄和导管相关感染的发生率,导致患者的全因死亡风险上升^[4]。AVF 成熟不良的发生机制复杂,临幊上虽可用功能锻炼、药物治疗、腔内介入或外科手术等措施改善内瘘成熟不良,但效果并不理想。因此,术前详细评估、预判功能障碍,对避免 AVF 成熟不良发生至关重要。

在医疗场景中,人工智能技术已在智能辅助诊疗、医学影像智能分析、医疗机器人、药物智能挖掘及精准健康管理等多个维度展现出应用潜力^[5]。其中,机器学习技术在识别临床结局相关变量、高效挖掘大规模研究数据、构建复杂关系预测模型方面,展现出显著优势^[6-7]。机器学习技术

在肾脏病学领域的研究已有相当进展,涵盖肾脏病理智能诊断、慢性肾脏病和糖尿病肾病等疾病的风险评估与机制挖掘、急性肾损伤的早期预警以及疾病相关的基因组学研究等方面^[8-12],但其在预测 AVF 成熟不良这一临幊问题中的应用价值与有效性,尚未得到广泛、深入的系统性研究。因此,本研究基于机器学习算法构建血液透析患者 AVF 成熟不良预测模型,旨在为合理选择透析患者的血管通路术式,减少并发症提供参考依据。

1 资料与方法

1.1 研究对象

选取 2021 年 1 月至 2025 年 1 月于开封市人民医院肾病科初次行 AVF 成形术的血液透析患者,手术均由同一医师完成,术式均为腕部桡动脉-头静脉端侧吻合。病历资料、手术记录、术前实验室检查、血管及 AVF 等资料由肾内科另一名医师收集并审核。纳入标准:①确诊为慢性肾脏病 5 期;②初次行透析治疗;③初次行 AVF 成形术;④年龄≥18 岁,并签署知情同意书;⑤术前动脉内径>1.5 mm,静脉内径>2 mm;⑥AVF 成形术后随访资料完整。排除标准:①参与者当时正在参加其他介入性临床试验;②合并周围血管疾病;③合并有其他严重的系统

性疾病,如血液系统疾病、肿瘤性疾病等。本研究经开封市人民医院伦理委员会批准(批号:2025-03-050-H01)。

1.2 AVF 成熟的诊断与判定标准

① AVF 临床成熟:能够成功使用双针穿刺且达到处方透析目的;② AVF 超声成熟:流出道内径 ≥ 4 mm, 肱动脉血流量 ≥ 500 mL/min;③ AVF 成熟不良: AVF 术后 12 周, 内瘘发育不良, 不能满足透析需要, 主要表现为穿刺困难和(或)血流量不足。如果患者尚未进入透析, 则以超声成熟标准为主。

1.3 研究方法

1.3.1 分组

将研究对象按照 7:3 的比例分为训练集和验证集, 并根据 AVF 成形术后 12 周是否发生成熟不良再将患者分为正常组及成熟不良组。

1.3.2 资料收集

通过查阅病历, 收集患者行 AVF 成形术前相关病历资料。包括一般资料: 年龄、性别、合并症、原发病、既往用药情况; 临床资料: 收缩压(SBP)、舒张压(DBP)、体重指数(BMI)、左室射血分数(LVEF)、估算肾小球滤过率(eGFR)、红细胞(RBC)、血红蛋白(Hb)、白细胞(WBC)、血小板(PLT)、中性粒细胞绝对计数(NEUT#)、淋巴细胞绝对计数(LYM#)、单核细胞绝对计数(MON#)、嗜酸性粒细胞绝对计数(EOS#)、嗜碱性粒细胞绝对计数(BASO#)、C 反应蛋白(CRP)、凝血酶原时间(PT)、国际标准化比值(INR)、凝血酶原活动度(PTA)、活化部分凝血活酶时间(APTT)、纤维蛋白原(FIB)、凝血酶时间(TT)、D-二聚体(D-D)、纤维蛋白降解产物(FDP)、总胆红素(TBiL)、白蛋白(ALB)、球蛋白(GLB)、前白蛋白(PA)、丙氨酸氨基转移酶(ALT)、天门冬氨酸氨基转移酶(AST)、尿素(UREA)、肌酐(Cr)、尿酸(UA)、 $\beta 2$ 微球蛋白($\beta 2$ -MG)、血糖(GLU)、甘油三酯(TG)、胆固醇(CHOL)、高密度脂蛋白胆固醇(HDL)、低密度脂蛋白胆固醇(LDL)、血钾(K)、血钠(Na)、血氯(Cl)、钙(Ca)、磷(P)、甲状旁腺激素(PTH)、血清铁蛋白(SF)。

1.3.3 预测模型构建

对训练集患者资料采用极致梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)、随机森

林(random forest, RF)、Logistic 回归、梯度提升机(gradient boosting machine, GBM)算法筛选 AVF 成熟不良相关变量并对 4 种算法所得变量取交集, 得到与 AVF 成熟不良相关性最强的指标。通过 R 软件包“rms”, 整合筛选出的指标及是否发生成熟不良结局事件, 绘制预测列线图。通过受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线计算曲线下面积(area under the curve, AUC)与一致性指数(concordance index, C-index)评估模型在训练集及验证集中的预测效能。

1.4 统计学分析

通过 GraphPad Prism 9.5 软件进行统计分析。计数资料以例数和百分比(n , %)表示, 组间比较采用 χ^2 检验或 Fisher 确切检验; 符合正态分布的计量资料采用均数和标准差($\bar{x} \pm s$)表示, 通过 t 检验进行组间比较; 不符合正态分布的计量资料采用中位数和四分位数 [M (P_{25} , P_{75})] 表示, 通过 Mann-Whitney 秩和检验进行组间比较; Log-rank 检验用于评价 AVF 生存率差异; $P < 0.05$ 为差异具有统计学意义。

2 结果

2.1 一般情况

共纳入 260 例初次行 AVF 成形术的慢性肾脏病 5 期血液透析患者, 正常组患者 143 例, 成熟不良组患者 117 例。二组患者在年龄、性别、并发病糖尿病、并发心脑血管疾病、DBP、NEUT#、LYM#、MON#、EOS#、CRP、PT、INR、D-D、FDP、ALB、PA、UREA、Cr、UA、 $\beta 2$ -MG、GLU、P 方面的差异具有统计学意义($P < 0.05$), 见表 1, 其余基线资料见附件表 1。260 例患者分为训练集 182 例用于模型构建, 验证集 78 例用于模型验证, 训练集及验证集患者基线资料差异均无统计学意义($P > 0.05$), 见附件表 1。

2.2 Logistic 回归筛选 AVF 成熟不良相关指标

在训练集中, 单因素 Logistic 回归分析结果显示, 如表 2 所示, 年龄、并发糖尿病、并发心脑血管疾病、DBP、Hb、ALB、PA、Cr、UA、GLU、P 是血液透析患者 AVF 成形术后成熟不良的影响因素($P < 0.05$)。将上述变量进一步纳入多因素 Logistic 回归分析, 结果显示年龄[OR=1.104, 95%CI (1.038, 1.186), $P=0.004$]、

表1 患者一般情况比较[$M(P_{25}, P_{75})$]Table 1. Comparison of general information of patients [$M(P_{25}, P_{75})$]

变量	正常组 (n=143)	成熟不良组 (n=117)	t/Z/χ ² 值	P值
年龄(岁)	52.00 (41.00, 56.50)	67.00 (60.00, 72.00)	-10.625	<0.001
性别*			8.964	0.003
男	107 (74.83)	67 (57.26)		
女	36 (25.17)	50 (42.74)		
并发糖尿病*			11.330	<0.001
无	85 (59.44)	45 (38.46)		
有	58 (40.56)	72 (61.54)		
并发心脑血管疾病*			5.032	0.025
无	37 (25.87)	17 (14.53)		
有	106 (74.13)	100 (85.47)		
DBP (mmHg) #	93.27 ± 16.17	84.93 ± 14.73	4.306	<0.001
NEUT# (×10 ⁹ /L)	4.30 (3.45, 5.85)	4.80 (3.50, 7.10)	-2.103	0.036
LYM# (×10 ⁹ /L)	1.02 (0.72, 1.32)	0.87 (0.60, 1.16)	-2.804	0.005
MON# (×10 ⁹ /L)	0.33 (0.27, 0.51)	0.39 (0.31, 0.55)	-1.983	0.048
EOS# (×10 ⁹ /L)	0.11 (0.05, 0.22)	0.09 (0.03, 0.20)	-2.008	0.045
CRP (mg/L)	4.37 (1.50, 17.00)	12.55 (4.53, 34.03)	-3.877	<0.001
PT (s)	11.60 (11.00, 12.25)	12.00 (11.30, 12.70)	-2.141	0.032
INR	0.94 (0.90, 1.00)	0.97 (0.91, 1.03)	-1.985	0.047
D-D (mg/L)	1.35 (0.78, 2.85)	1.85 (1.35, 4.13)	-3.522	<0.001
FDP (mg/L)	4.15 (2.70, 7.85)	5.30 (3.85, 11.30)	-3.682	<0.001
ALB (g/L) #	37.75 ± 6.01	35.13 ± 5.54	3.614	<0.001
PA (mg/L) #	302.44 ± 106.20	242.38 ± 83.84	3.983	<0.001
UREA (mmol/L)	25.52 (19.00, 33.46)	22.52 (16.72, 27.90)	-2.547	0.011
Cr (μmol/L)	811.00 (608.00, 1078.50)	557.00 (398.00, 738.00)	-6.346	<0.001
UA (μmol/L)	413.50 (325.50, 515.50)	350.50 (261.50, 433.25)	-2.840	0.004
β2-MG (mg/L)	24.16 (17.97, 31.09)	21.61 (15.26, 27.66)	-2.318	0.020
GLU (mmol/L)	5.94 (4.99, 7.85)	7.46 (5.92, 11.31)	-4.174	<0.001
P (mmol/L)	1.92 (1.61, 2.29)	1.64 (1.28, 2.11)	-3.133	0.002

注: *计数资料以例数和百分比 (n, %) 表示, 采用χ²检验进行组间比较; #符合正态分布的计量资料以均数和标准差 (x±s) 表示, 通过t检验进行组间比较; DBP.舒张压; NEUT#.中性粒细胞绝对计数; LYM#.淋巴细胞绝对计数; MON#.单核细胞绝对计数; EOS#.嗜酸性粒细胞绝对计数; CRP.C反应蛋白; PT.凝血酶原时间; INR.国际标准化比值; D-D.D-二聚体; FDP.纤维蛋白降解产物; ALB.白蛋白; PA.前白蛋白; UREA.尿素; Cr.肌酐; UA.尿酸; β2-MG.β2微球蛋白; GLU.血糖; P.磷。

表2 AVF成熟不良的影响因素分析

Table 2. Analysis of influencing factors for AVF maturation failure

变量	赋值方式	单因素分析		多因素分析	
		OR值 (95%CI)	P值	OR值 (95%CI)	P值
年龄(岁)	数值	1.170 (1.121, 1.231)	<0.001	1.104 (1.038, 1.186)	0.004
并发糖尿病					
无	0	Ref.		Ref.	
有	1	2.600 (1.433, 4.786)	0.002	0.415 (0.100, 1.560)	0.204
并发心脑血管疾病					
无	0	Ref.		Ref.	
有	1	2.766 (1.318, 6.170)	0.009	0.633 (0.133, 2.830)	0.550
DBP (mmHg)	数值	0.972 (0.952, 0.991)	0.005	0.975 (0.935, 1.014)	0.223
Hb (g/L)	数值	0.987 (0.974, 0.999)	0.048	0.991 (0.962, 1.021)	0.558
ALB (g/L)	数值	0.899 (0.849, 0.949)	<0.001	0.885 (0.778, 0.994)	0.046
PA (mg/L)	数值	0.991 (0.986, 0.996)	<0.001	0.999 (0.991, 1.008)	0.900
Cr (μmol/L)	数值	0.998 (0.997, 0.999)	<0.001	0.999 (0.997, 1.001)	0.390
UA (μmol/L)	数值	0.998 (0.995, 0.999)	0.023	1.001 (0.996, 1.005)	0.772
GLU (mmol/L)	数值	1.110 (1.027, 1.210)	0.012	1.179 (0.947, 1.526)	0.171
P (mmol/L)	数值	0.497 (0.293, 0.813)	0.007	1.699 (0.483, 6.524)	0.418

注: DBP.舒张压; Hb.血红蛋白; ALB.白蛋白; PA.前白蛋白; Cr.肌酐; UA.尿酸; GLU.血糖; P.磷。

ALB [OR=0.885, 95%CI (0.778, 0.994) , $P=0.046$] 是 AVF 成熟不良的独立影响因素。

2.3 XGBoost、RF、GBM 算法筛选 AVF 成熟不良相关指标

通过 XGBoost、RF、GBM 算法对训练集患者的临床变量进行分析。其中 XGBoost 算法筛选出 20 个与 AVF 成熟不良相关的变量，按照特征重要性依次为：年龄、ALB、D-D、GLU、Hb、K、APTT、应用降糖药 / 胰岛素、UREA、并发糖尿病、CRP、P、PA、EOS#、SBP、并发心脑血管疾病、UA、PT、NEUT#、DBP（附件图 1-A）；RF 算法筛选出 21 个与 AVF 成熟不良相关的变量，依次为：年龄、ALB、UREA、Hb、GLU、INR、原发病、TT、FDP、Cr、应用降糖药 / 胰岛素、PLT、LDL、应用抗心脑血管疾病药物、HDL、RBC、并发高血压、PTH、EOS#、P、FIB（附件图 1-B）；GBM 算法筛选出 19 个与 AVF 成熟不良相关的变量，按照特征重要性排名依次为：年

龄、ALB、GLU、Hb、并发糖尿病、DBP、D-D、LYM#、TG、PTA、BMI、Na、eGFR、LVEF、应用降压药、SF、Cl、CRP、ALT（附件图 1-C）。

2.4 AVF 成熟不良预测列线图的构建

为构建 AVF 成熟不良预测模型，对 Logistic 回归、XGBoost、RF、GBM 算法筛选出的变量取交集，获得与 AVF 成熟不良相关性最强的变量：年龄、Hb、ALB、GLU（图 1-A）。在训练集中，进一步整合上述 4 个变量及 AVF 成熟不良结局事件构建预测列线图（图 1-B），该模型的 C-index 为 0.912，并且校准曲线显示预测值和观测值具有较好的一致性（图 1-C）。该模型 ROC 曲线 AUC 值为 0.881[95%CI (0.829, 0.933) , $P < 0.001$]（图 1-D）。为验证上述预测模型的泛化能力，在验证集中结合上述指标构建预测模型，结果显示在验证集中模型的 C-index 为 0.865，ROC 曲线 AUC 值为 0.912[95%CI (0.838, 0.986) , $P < 0.001$]（图 1-E）。

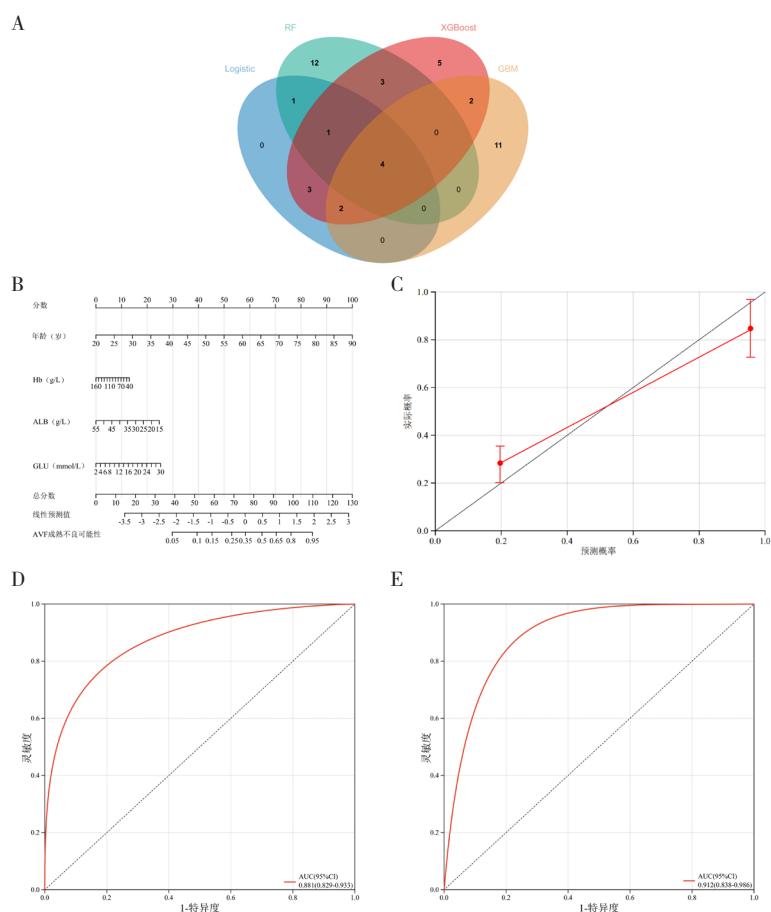


图 1 AVF 成熟不良预测模型的构建
Figure 1. Construction of prediction model for AVF maturation failure

注：A. Logistic 回归、XGBoost、RF、GBM 算法筛选 AVF 成熟不良相关变量的交集韦恩图；B. 基于训练集构建 AVF 成熟不良的列线图预测模型；C. 基于训练集构建 AVF 成熟不良预测模型校准曲线；D. 基于训练集构建 AVF 成熟不良预测模型的 ROC 曲线；E. 基于验证集构建 AVF 成熟不良预测模型的 ROC 曲线；Hb. 血红蛋白；ALB. 白蛋白；GLU. 血糖。

3 讨论

Logistic 回归显示年龄是 AVF 成熟不良的独立危险因素，并且在 XGBoost、RF、GBM 算法中年龄的特征重要性均位于首位，提示高龄是影响 AVF 成熟不良的重要因素，与既往研究相符^[13-15]。老年患者多伴有血管硬化、钙化等问题，血管条件差^[16]，并且身体功能也较差，合并症多^[17]，这些因素可能是导致 AVF 成熟不良的重要原因。此外，本研究还发现 ALB、Hb、GLU 也是导致 AVF 功能不良的重要因素，ALB 降低反映营养状态和炎症水平^[18-19]；糖尿病高血糖环境可通过氧化应激损伤血管内皮细胞^[20-21]；Hb 过低则可影响血管内皮细胞氧供，诱导内皮细胞凋亡、血管损伤^[22-23]，上述结果验证了模型生物学合理性。不同机器学习算法展现出显著的变量重要性异质性。这种差异可能是由于传统统计方法难以捕捉的非线性关系或协同效应被机器学习有效捕获。而最终仅年龄、ALB、Hb、GLU 四个变量被交叉验证的特征交集保留，提示临床决策中需聚焦强关联因子，避免模型过拟合或复杂度过高影响临床适用性。

本研究存在一定局限性。首先，回顾性研究设计可能导致选择性偏倚，且潜在混杂因素可能影响模型的泛化能力；其次，单中心数据的局限性限制了模型在跨地域及跨种族人群中的外推性，需通过多中心、多族群队列的验证进一步提升模型适应性；此外，术前血管超声评估未纳入血管弹性、钙化等影像学特征，可能导致形态学信息的缺失。未来研究将进一步整合影像学、生物标志物及动态临床数据，以构建更精准、可解释的 AVF 成熟不良风险预测模型。

综上所述，本研究证实了机器学习技术在 AVF 成熟不良预测中的可行性与有效性。未来需通过前瞻性多中心研究和真实世界验证进一步提高模型精确性及泛化能力，同时结合移动医疗技术实现预测工具的临床转化，最终助力血液透析患者血管通路精确管理范式的革新。

附件见《医学新知》官网附录（<https://yxxz.whuznhmedj.com/futureApi/storage/appendix/202507122.pdf>）

伦理声明：本研究经开封市人民医院伦理委员会审核批准（批号：2025-03-050-H01）

作者贡献：研究设计：王高源、李明峰；数据采集：李明峰；人工智能算法：王高源；数据分析、论文撰写与审定：王高源、李明峰

数据获取：本研究中使用和(或)分析的数据可联系通信作者获取

利益冲突声明：无

致谢：不适用

参考文献

- 1 Zhang Y, Kong X, Liang L, et al. Regulation of vascular remodeling by immune microenvironment after the establishment of autologous arteriovenous fistula in ESRD patients[J]. *Front Immunol*, 2024, 15: 1365422. DOI: 10.3389/fimmu.2024.1365422.
- 2 Konner K, Nonnast-Daniel B, Ritz E. The arteriovenous fistula[J]. *J Am Soc Nephrol*, 2003, 14(6): 1669-1680. DOI: 10.1097/01asn.0000069219.88168.39.
- 3 中华医学会肾脏病学分会专家组. 透析通路中国指南（2024年版）[J]. 中华肾脏病杂志, 2024, 40(12): 990-1070. [Chinese Society of Nephrology. Guidelines for dialysis access in China (2024)[J]. *Chinese Journal of Nephrology*, 2024, 40(12): 990-1070.] DOI: 10.3760/cma.j.cn441217-20230926-00935.
- 4 赵彬, 王慧, 王玉柱, 等. 自体动静脉内瘘成熟的预测因素及辅助成熟干预时机的初步探讨[J]. 中华肾脏病杂志, 2023, 39(4): 263-271. [Zhao B, Wang H, Wang YZ, et al. Predictive factors of autogenous arteriovenous fistula maturation and preliminary study on assisted maturation intervention timing[J]. *Chinese Journal of Nephrology*, 2023, 39(4): 263-271.] DOI: 10.3760/cma.j.cn441217-20220920-00933.
- 5 Bi WL, Hosny A, Schabath MB, et al. Artificial intelligence in cancer imaging: clinical challenges and applications[J]. *CA Cancer J Clin*, 2019, 69(2): 127-157. DOI: 10.3322/caac.21552.
- 6 Tran KA, Kondrashova O, Bradley A, et al. Deep learning in cancer diagnosis, prognosis and treatment selection[J]. *Genome Med*, 2021, 13(1): 152. DOI: 10.1186/s13073-021-00968-x.
- 7 张雷, 胡鑫涛, 陈巍, 等. 基于机器学习算法构建多病共存老年人轻度认知功能障碍预测模型[J]. 医学新知, 2025, 35(4): 409-418. [Zhang L, Hu XT, Chen W, et al. Constructing a predictive model for mild cognitive impairment in elderly individuals with coexisting multiple diseases based on machine learning algorithms[J]. *Yixue Xinzhi Zazhi*, 2025, 35(4): 409-418.] DOI: 10.12173/j.issn.1004-5511.202312108.
- 8 Feng C, Liu F. Artificial intelligence in renal pathology: current status and future[J]. *Biomol Biomed*, 2023, 23(2): 225-234. DOI: 10.17305/bjyms.2022.8318.

- 9 Sasanarakkit S, Hadpech S, Thongboonkerd V. Theranostic roles of machine learning in clinical management of kidney stone disease[J]. *Comput Struct Biotechnol J*, 2022, 21: 260–266. DOI: 10.1016/j.csbj.2022.12.004.
- 10 Aslan MF, Sabanci K. A novel proposal for deep learning-based diabetes prediction: converting clinical data to image data[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2023, 13(4): 796. DOI: 10.3390/diagnostics13040796.
- 11 Matsushita FY, Krebs VLJ, de Carvalho WB. Complete blood count and C-reactive protein to predict positive blood culture among neonates using machine learning algorithms[J]. *Clinics (Sao Paulo)*, 2022, 78: 100148. DOI: 10.1016/j.clinsp.2022.100148.
- 12 Hu Y, Irinyi L, Hoang MTV, et al. Inferring species compositions of complex fungal communities from long- and short-read sequence data[J]. *mBio*, 2022, 13(2): e0244421. DOI: 10.1128/mbio.02444-21.
- 13 武煜, 陈炳华, 张林, 等. 老年维持性血液透析患者血管通路超声影像及血栓形成的风险预测[J]. 中国老年学杂志, 2025, 45(10): 2374–2379. [Wu Y, Chen BH, Zhang L, et al. Ultrasonographic imaging of vascular access and risk prediction of thrombosis in elderly maintenance hemodialysis patients[J]. *Chinese Journal of Gerontology*, 2025, 45(10): 2374–2379.] DOI: 10.3969/j.issn.1005–9202.
- 14 李鸿博. 维持性血液透析患者自体动静脉内瘘并发症的危险因素分析及风险预测模型的构建[J]. 中国血液净化, 2023, 22(11): 861–865. [Li HB. Analysis of risk factors and construction of a risk prediction model for the complications of autologous arteriovenous fistula in maintenance hemodialysis patients[J]. *Chinese Journal of Blood Purification*, 2023, 22(11): 861–865.] DOI: 10.3969/j.issn.1671–4091.2023.11.014.
- 15 何静, 梅吉本, 胡艳, 等. 维持性血液透析患者自体动静脉内瘘功能不良及 PTA 术后狭窄的影响因素分析[J]. 中南医学科学杂志, 2025, 53(4): 720–723, 727. [He J, Mei JB, Hu Y, et al. Analysis of influencing factors of autogenous arteriovenous fistula dysfunction and post-PTA stenosis in maintenance hemodialysis patients[J]. *Medical Science Journal of Central South China*, 2025, 53(4): 720–723, 727.] DOI: 10.15972/j.cnki.43–1509/r.2025.04.039.
- 16 Wong E, Ballew SH, Daya N, et al. Hospitalization risk among older adults with chronic kidney disease[J]. *Am J Nephrol*, 2019, 50(3): 212–220. DOI: 10.1159/000501539.
- 17 Liu XY, Li ZW, Zhang B, et al. Effects of preoperative bicarbonate and lactate levels on short-term outcomes and prognosis in elderly patients with colorectal cancer[J]. *BMC Surg*, 2023, 23(1): 127. DOI: 10.1186/s12893–023–02039–x.
- 18 Iizaka S, Sanada H, Matsui Y, et al. Serum albumin level is a limited nutritional marker for predicting wound healing in patients with pressure ulcer: two multicenter prospective cohort studies[J]. *Clin Nutr*, 2011, 30(6): 738–745. DOI: 10.1016/j.clnu.2011.07.003.
- 19 Chen J, Shao J, Zhang X, et al. Monitoring early dynamic changes of plasma cell-free DNA and pretreatment pre-albumin to predict chemotherapy effectiveness and survival outcomes in advanced non-small cell lung cancer[J]. *Ann Transl Med*, 2022, 10(5): 253. DOI: 10.21037/atm–22–12.
- 20 Shi CH, Wang C, Bai R, et al. Associations among glycemic excursions, glycated hemoglobin and high-sensitivity C-reactive protein in patients with poorly controlled type 2 diabetes mellitus[J]. *Exp Ther Med*, 2015, 10(5): 1937–1942. DOI: 10.3892/etm.2015.2730.
- 21 Pothen L, Verdoy R, De Mulder D, et al. Sustained downregulation of vascular smooth muscle acta2 after transient angiotensin II infusion: a new model of "vascular memory"[J]. *Front Cardiovasc Med*, 2022, 9: 854361. DOI: 10.3389/fcvm.2022.854361.
- 22 Yang L, Chen W, Li B, et al. Circular RNA circ_0026218 suppressed atherosclerosis progression via miR-338-3p/SIRT6 Axis[J]. *Biomed Res Int*, 2023, 2023: 5647758. DOI: 10.1155/2023/5647758.
- 23 Wu F, Wang JY, Dorman B, et al. c-Jun-mediated miR-19b expression induces endothelial barrier dysfunction in an in vitro model of hemorrhagic shock[J]. *Mol Med*, 2022, 28(1): 123. DOI: 10.1186/s10020–022–00550–0.

收稿日期: 2025 年 07 月 19 日 修回日期: 2025 年 09 月 25 日
本文编辑: 李绪辉 曹 越

引用本文: 王高源, 李明峰. 血液透析患者动静脉内瘘成熟不良预测模型构建与验证: 基于机器学习算法[J]. 医学新知, 2025, 35(10): 1121–1127. DOI: 10.12173/j.issn.1004–5511.202507122.

Wang GY, Li MF. Construction of a prediction model for arteriovenous fistula maturation failure in hemodialysis patients based on machine learning algorithms[J]. *Yixue Xinzhi Zazhi*, 2025, 35(10): 1121–1127. DOI: 10.12173/j.issn.1004–5511.202507122.