

【DOI】 10.3969 / j.issn.1671-6450.2026.09.011

论著 · 临床

基于主动脉 CTA 的机器学习预测升主动脉置换术后残余主动脉夹层再扩张

张洪博, 赵蕾, 薛源, 张臣, 李海洋, 马晓海



基金项目: 国家自然科学基金(82471929, 82071875); 国家重点研发计划(2024YFC2417504)

作者单位: 100029 北京, 首都医科大学附属北京安贞医院介入诊疗科(张洪博、张臣、马晓海), 医学影像科(赵蕾), 冠心病外科中心三区(薛源、李海洋)

通信作者: 马晓海, E-mail: maxi8238@ yahoo.com

【摘要】 目的 探索机器学习(ML)用于整合主动脉 CT 血管成像(CTA)参数与临床指标对于升主动脉置换术后残余主动脉夹层(rAD)患者再扩张的预测价值。**方法** 回顾性选取 2017 年 9 月—2020 年 10 月期间在北京安贞医院接受升主动脉置换术的主动脉夹层(AD)患者 156 例,按 7:3 的比例随机分层抽样将其分为训练集和验证集。人工测量主动脉 CTA 相关参数并收集临床参数,使用单因素 Logistic 回归及最小绝对收缩和选择算子回归筛选变量。随后,使用随机森林(RF)、极端梯度提升(XGBoost)和支持向量机(SVM)构建预测模型。最后,使用受试者工作特征曲线下面积(AUC)评价模型效能。**结果** 经过 4.7 年的中位随访时间后,总共 36 例(23.1%)患者发生再扩张事件。在特征筛选后,身高、高血压病史、破口数量、髂分叉水平主动脉最大真腔直径及髂分叉层面假腔面积被纳入 ML 模型。在 ML 模型中,RF、SVM 及 XGBoost 模型在训练集中 AUC 分别为 1.000(1.000~1.000)、0.932(0.865~0.984)及 1.000(1.000~1.000),而在验证集中则分别为 0.865(0.703~0.978)、0.855(0.706~0.967)及 0.795(0.598~0.936)。**结论** 研究构建的 ML 模型可用于 rAD 患者的预后预测,其中 RF 模型在验证集中效果最好,或许将有助于改善 rAD 患者的临床管理。

【关键词】 主动脉置换术后;残余主动脉夹层;动脉 CT 血管成像;机器学习;预测模型**【中图分类号】** R445;R543.1 **【文献标识码】** A

Machine learning-based prediction of re-dilation of residual aortic dissection after ascending aortic replacement using aortic CTA Zhang Hongbo*, Zhao Lei, Xue Yuan, Zhang Chen, Li Haiyang, Ma Xiaohai.* Department of Interventional Diagnosis and Therapy, Beijing Anzhen Hospital, Capital Medical University, Beijing 100029, China

Funding program: National Natural Science Foundation of China (82471929, 82071875); National Key Research and Development Program of China (2024YFC2417504)

Corresponding author: Ma Xiaohai, E-mail: maxi8238@ yahoo.com

【Abstract】 Objective To investigate the predictive value of machine learning (ML) models that integrate aortic computed tomography angiography (CTA) parameters and clinical variables for re-dilation in patients with residual aortic dissection (rAD) after ascending aortic replacement. **Methods** A total of 156 patients with aortic dissection (AD) who underwent ascending aortic replacement at Beijing Anzhen Hospital between September 2017 and October 2020 were retrospectively included. Patients were randomly and stratifiedly divided into a training set and a validation set at a 7:3 ratio. Aortic CTA-derived parameters were manually measured, and clinical variables were collected. Feature selection was performed using univariate logistic regression and least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) regression. Subsequently, prediction models were constructed using random forest (RF), extreme gradient boosting (XGBoost), and support vector machine (SVM). Model performance was evaluated using the area under the receiver operating characteristic curve (AUC). **Results** After a median follow-up of 4.7 years, re-dilation events occurred in 36 patients (23.1%). Following feature selection, height, history of hypertension, number of entry tears, maximum true lumen diameter at the iliac bifurcation level, and false lumen area at the iliac bifurcation level were included in the ML models. In the training set, the AUCs of the RF, SVM, and XGBoost models were 1.000 (1.000–1.000), 0.932 (0.865–0.984), and 1.000 (1.000–1.000), respectively. In the validation set, the corresponding AUCs were 0.865 (0.703–0.978), 0.855 (0.706–0.967), and 0.795 (0.598–0.936), respectively. **Conclusion** The ML models developed in this study demonstrate potential utility for prognostic prediction in patients with rAD after ascending aortic re-

placement. Among them, the RF model showed the best performance in the validation set, which may contribute to improved clinical management of patients with rAD.

【Key words】 Aortic dissection; Residual aortic dissection; Aortic computed tomography angiography; Machine learning; Prediction model

主动脉夹层(aortic dissection, AD)是一种发病率相对较低但病死率高的疾病,尤其是斯坦福 A 型主动脉夹层(Stanford type A aortic dissection, TAAD),其病死率会按照每小时 1% 的速度增长^[1-3]。升主动脉置换术是治疗 TAAD 的主要方法,它有效降低了 AD 患者的病死率^[1,4-5]。但是 TAAD 通常撕裂范围不局限于升主动脉,而是可能一直延伸至腹主动脉甚至髂动脉。由于降主动脉受累的患者通常累及腹腔干、肠系膜动脉及肾动脉开口,导致传统腔内修复术很难应用,而降主动脉置换手术难度及相关风险均较高,也难以常规应用。因此,目前的指南不推荐对 TAAD 进行全程修复,因此在升主动脉置换术后仍可能长期存在残余主动脉夹层(residual AD, rAD),有可能导致主动脉进一步扩张甚至破裂^[6-9]。早期预测再扩张风险较高的 rAD 患者可能有助于改善其管理和远期预后。

由于缺乏高质量研究,现行指南尚未提供针对 rAD 再扩张的预后指标或风险分层方法^[1,3]。一些既往研究仅提出了少数用于预测 rAD 再扩张的指标,例如内膜破口数量和主动脉直径等^[7,10-12]。然而, rAD 再扩张往往由多种因素共同作用而非单一决定因素所致,仅依赖这些有限而孤立的指标显然不足。机器学习(machine learning, ML)能够使计算机从数据中学习并进行预测,涵盖多种可构建非线性模型的算法,而这类模型通常难以通过传统方法建立。与传统模型相比,非线性模型具有更强的拟合能力、更高的灵活性和更好的鲁棒性(Robust)^[13-14]。在血管疾病预后预测方面,基于 ML 算法构建的预测模型往往较传统模型具有更优的预后判别性能^[15-17]。因此,本研究旨在通过整合大规模临床与影像数据,构建用于预测 rAD 再扩张的 ML 模型,报道如下。

1 资料与方法

1.1 临床资料 回顾性纳入 2017 年 9 月—2020 年 10 月在北京安贞医院接受升主动脉置换术的 TAAD 患者 156 例,男 123 例,女 33 例,中位年龄 47(40~54)岁,TAAD 定义累及升主动脉的 AD^[1,3]。本研究通过医院伦理委员会审查(2025122x),知情同意书被伦理委员会豁免。纳入标准:因 TAAD 行升主动脉置换术,伴或不伴主动脉弓置换术、降主动脉冷冻象鼻支架置入术或主动脉瓣置换术。排除标准:(1)接受过除冷冻象鼻手术以外的降主动脉手术;(2)远端主动脉

不存在 rAD;(3)术后 1 个月内二次手术;(4)缺乏术后 1 个月内主动脉 CTA 资料;(5)未按标准随访方案进行随访。

1.2 主动脉 CTA 图像获取 CTA 图像采用以下设备之一获取:256 排 CT 扫描仪(Revolution,通用电气医疗,美国威斯康星州密尔沃基)、320 排 CT 扫描仪(Aquilion One,东芝医疗,日本东京)或 128 排双源 CT 扫描仪(Somatom Definition Flash,西门子医疗,德国埃朗根)。对比剂(优维显,拜耳医疗,60~90 ml)经肘静脉以 3~5 ml/s 的速度注射。注射对比剂后对升主动脉密度进行监测,当密度超过 200 Hounsfield 单位时开始 CT 数据采集。扫描参数如下:管电压 100~120 kVp,管电流 320 mAs,旋转时间 280 ms,层厚 0.625 mm。

1.3 CTA 数据测量 所有患者术后主动脉 CTA 数据均由 2 名具有 10 年以上主动脉 CTA 诊断经验的放射科医师进行分析。分析过程中医师对患者的临床信息保持盲法,并使用 RadiAnt DICOM Viewer(Medixant 公司,波兰)进行图像处理与测量。术后 1 个月内获取的 CTA 图像(基线 CTA)用于分析及预测模型的构建。测量指标包括破口数量及直径、髂分叉以上 AD 累及长度及胸 10(T₁₀)、腹腔干及髂分叉层面的主动脉真、假腔直径、周长及面积。使用随访时获得的临床数据及 CTA 图像以判断再扩张的发生。再扩张事件定义为 rAD 术后任意 1 年内最大扩张超过 10 mm、降主动脉覆膜支架手术或外科置换术。

1.4 数据处理与模型构建 按 7:3 的比例通过随机分层抽样的方式将整个队列随机划分为训练集和验证集。预后预测及风险分层模型在训练集中构建,并在验证集中进行验证。首先,采用单因素 Logistic 回归分析筛选与终点事件显著相关的变量,只有单因素 Logistic 回归中 $P < 0.05$ 的变量能够进入下一步。随后,使用最小绝对收缩与选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)进一步筛选与终点事件关联最强的变量。最后,基于随机森林(random forest, RF)、支持向量机(support vector machine, SVM)和 XGBoost 算法使用 LASSO 筛选得到的变量构建预测模型。

1.5 统计学方法 采用 SPSS 25.0、R 语言 4.1.2 和 Python 3.7 完成统计分析,所有检验均为双侧检验。连续变量以中位数(四分位数间距)[$M(Q_1, Q_3)$]表

示,并采用曼-惠特尼(Man Whitney) U 检验进行比较。分类变量以频数或构成比(%)表示,采用 χ^2 检验进行比较。ML 模型使用受试者工作特征曲线下面积(area under the receiver operating characteristic curves, AUC)评估。 $P < 0.05$ 为差异具有统计学意义。

2 结果

2.1 2 组临床资料比较 本研究共纳入 156 例患者,经过中位随访时间 4.7 年后,总共 36 例(23.1%)患者发生再扩张事件,根据再扩张事件发生情况分为再扩张组(36 例)与非再扩张组(120 例)。再扩张组身高

明显高于非再扩张组,高血压发生率明显低于非再扩张组($P < 0.01$),余指标比较差异无统计学意义($P > 0.05$),见表 1。

2.2 2 组 CTA 资料比较 再扩张组残余破口数量、最大残余破口大小、髂分叉以上总 AD 长度、髂分叉层面主动脉真腔最大径、腹腔干及髂分叉层面主动脉假腔最大径、腹腔干及髂分叉层面主动脉假腔周长、腹腔干及髂分叉层面主动脉假腔面积显著高于非再扩张组($P < 0.01$ 或 $P < 0.05$),其余指标比较差异无统计学意义($P > 0.05$),见表 2。

表 1 再扩张组与非再扩张组临床资料比较

Tab.1 Comparison of clinical variables between the re-dilation group and the non-re-dilation group

项 目	非再扩张组($n=120$)	再扩张组($n=36$)	χ^2/Z 值	P 值
男性[例(%)]	92(76.7)	31(86.1)	1.481	0.224
年龄[$M(Q_1, Q_3)$, 岁]	47.5(41.3, 53.0)	45.0(34.5, 52.0)	1.900	0.057
身高[$M(Q_1, Q_3)$, cm]	172.0(168.0, 176.0)	175.0(173.3, 180.0)	3.600	<0.001
体质量[$M(Q_1, Q_3)$, kg]	80.0(70.0, 90.0)	80.0(70.0, 86.8)	0.500	0.617
BMI[$M(Q_1, Q_3)$, kg/m ²]	27.0(24.2, 29.6)	25.3(23.3, 28.2)	1.685	0.092
高血压病史[例(%)]	85(70.8)	13(36.1)	14.295	<0.001
吸烟史[例(%)]	58(48.3)	19(52.8)	0.219	0.640
过度饮酒史[例(%)]	38(31.7)	11(30.6)	0.016	0.900

表 2 再扩张组与非再扩张组 CTA 资料比较 [$M(Q_1, Q_3)$]

Tab.2 Comparison of CTA characteristics between the re-dilation group and the non-re-dilation group

项 目	非再扩张组($n=120$)	再扩张组($n=36$)	Z 值	P 值
残余破口数量(个)	4.0(3.0, 5.0)	7.0(5.0, 8.8)	6.019	<0.001
最大残余破口大小(mm)	4.8(3.3, 6.8)	6.6(5.6, 8.0)	3.689	<0.001
髂分叉以上总夹层长度(mm)	283.4(237.8, 303.3)	309.1(288.8, 331.5)	4.110	<0.001
对应层面的主动脉真腔最大径(mm)				
第 10 胸椎层面	22.4(19.1, 27.9)	23.3(20.7, 25.3)	0.084	0.933
腹腔干层面	23.5(20.2, 25.8)	23.6(21.3, 26.0)	0.284	0.776
髂分叉层面	17.6(15.9, 19.8)	18.9(17.7, 23.3)	3.309	0.001
对应层面的主动脉假腔最大径(mm)				
第 10 胸椎层面	30.1(27.3, 33.5)	30.9(28.0, 34.5)	0.820	0.412
腹腔干层面	27.8(26.0, 30.5)	29.1(27.1, 32.6)	2.442	0.015
髂分叉层面	20.1(14.9, 23.0)	23.6(21.6, 26.6)	4.347	<0.001
对应层面的主动脉真腔周长(cm)				
第 10 胸椎层面	6.0(5.5, 6.9)	5.6(4.9, 7.2)	0.892	0.373
腹腔干层面	6.1(5.4, 6.7)	5.9(5.2, 6.4)	1.174	0.241
髂分叉层面	4.9(4.3, 5.5)	4.9(4.7, 6.0)	1.361	0.174
对应层面的主动脉真腔面积(cm ²)				
第 10 胸椎层面	2.3(1.6, 3.3)	2.1(1.3, 3.2)	0.896	0.370
腹腔干层面	2.5(1.8, 2.9)	2.1(1.7, 2.6)	1.314	0.189
髂分叉层面	1.7(1.3, 2.1)	1.7(1.3, 2.1)	0.265	0.791
对应层面的主动脉假腔周长(cm)				
第 10 胸椎层面	9.7(8.6, 11.3)	9.9(8.6, 10.5)	0.250	0.802
腹腔干层面	8.5(7.6, 9.5)	9.1(8.2, 9.9)	2.084	0.037
髂分叉层面	5.9(4.1, 6.9)	7.3(6.7, 8.3)	4.794	<0.001
对应层面的主动脉假腔面积(cm ²)				
第 10 胸椎层面	5.0(3.9, 6.5)	5.4(4.1, 6.3)	0.635	0.525
腹腔干层面	4.0(3.3, 5.3)	4.6(4.0, 5.5)	2.164	0.030
髂分叉层面	1.8(1.1, 2.6)	2.6(2.0, 3.6)	3.919	<0.001

2.3 特征筛选 本研究总共纳入 28 个变量,在单因素 Logistic 回归中共有 11 个变量 $P<0.05$,见表 3。这 11 个变量随后被纳入 LASSO 回归,最终筛选出 5 个变量,分别为身高、高血压病史、破口数量、髂分叉水平主动脉最大真腔直径及髂分叉层面假腔面积($P<0.05$),见表 4、图 1。

2.4 ML 模型 在使用 LASSO 筛选后,3 种 ML 算法被用于构建最终模型。RF、SVM 及 XGBoost 模型在训练集中 AUC 分别为 1.000(1.000~1.000)、0.932(0.865~0.984)及 1.000(1.000~1.000),而在验证集中则分别为 0.865(0.703~0.978)、0.855(0.706~0.967)及 0.795(0.598~0.936),见表 5、图 2。

表 4 LASSO 回归筛选出的变量及其系数

Tab.4 Variables selected by LASSO regression and their coefficients

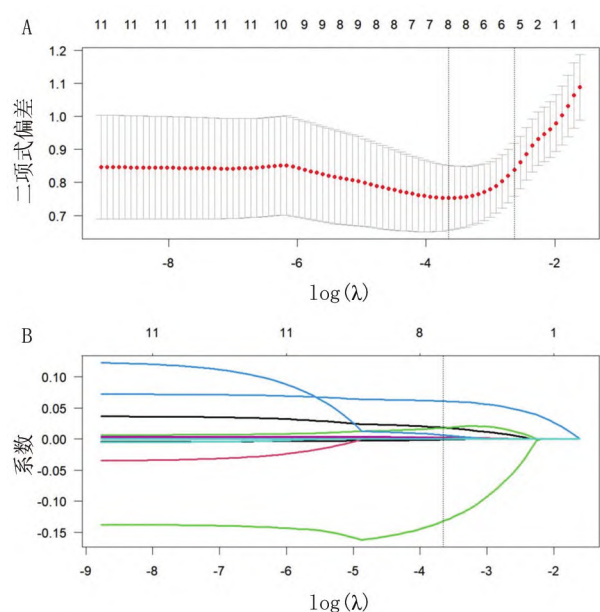
特征	系数
截距	-5.185207464
身高(cm)	0.008988724
高血压病史	-0.302415146
残余破口数量	0.293384736
髂分叉水平主动脉最大真腔直径(mm)	0.039714582
髂分叉层面假腔面积(cm ²)	0.086329755

注:LASSO 回归通过在 Logistic 回归模型中引入 L1 惩罚项,对回归系数进行收缩,并将部分系数压缩为 0 以实现变量筛选。 λ 值通过交叉验证确定,最终保留非零系数对应的变量用于后续多因素分析。

表 3 训练集中的单因素 Logistic 回归结果

Tab.3 Results of univariate Logistic regression analysis in the training set

项 目	OR(95%CI)	SE 值	Wald 值	P 值
男性	1.650(0.511~5.325)	0.598	0.702	0.402
年龄(岁)	0.943(0.898~0.990)	0.025	5.635	0.018
身高(cm)	1.087(1.023~1.156)	0.031	7.187	0.007
体质量(kg)	0.995(0.967~1.023)	0.014	0.129	0.719
高血压病史	0.222(0.087~0.564)	0.477	9.994	0.002
吸烟史	1.182(0.488~2.863)	0.451	0.137	0.711
过度饮酒史	1.163(0.461~2.934)	0.472	0.102	0.750
残余破口数量	1.771(1.378~2.275)	0.128	19.947	<0.001
最大残余破口大小(mm)	1.139(1.004~1.293)	0.064	4.097	0.043
髂分叉以上总夹层长度(mm)	1.014(1.004~1.023)	0.005	8.291	0.004
对应层面的主动脉真腔最大径(mm)				
第 10 胸椎层面	0.927(0.823~1.045)	0.061	1.533	0.216
腹腔干层面	0.930(0.823~1.053)	0.063	1.312	0.252
髂分叉层面	1.159(1.011~1.329)	0.070	4.461	0.035
对应层面的主动脉假腔最大径(mm)				
第 10 胸椎层面	1.015(0.944~1.091)	0.037	0.157	0.692
腹腔干层面	1.125(1.002~1.264)	0.059	3.976	0.046
髂分叉层面	1.085(1.015~1.160)	0.034	5.807	0.016
对应层面的主动脉真腔周长(cm)				
第 10 胸椎层面	0.677(0.441~1.040)	0.219	3.179	0.075
腹腔干层面	0.787(0.498~1.245)	0.234	1.045	0.307
髂分叉层面	1.081(0.700~1.670)	0.222	0.124	0.725
对应层面的主动脉真腔面积(cm ²)				
第 10 胸椎层面	0.794(0.536~1.175)	0.200	1.332	0.249
腹腔干层面	0.852(0.523~1.390)	0.249	0.410	0.522
髂分叉层面	1.013(0.529~1.941)	0.332	0.002	0.968
对应层面的主动脉假腔周长(cm)				
第 10 胸椎层面	1.011(0.837~1.221)	0.096	0.013	0.908
腹腔干层面	1.257(0.945~1.671)	0.145	2.469	0.116
髂分叉层面	1.371(1.090~1.724)	0.117	7.293	0.007
对应层面的主动脉假腔面积(cm ²)				
第 10 胸椎层面	1.073(0.872~1.320)	0.106	0.439	0.508
腹腔干层面	1.279(0.972~1.683)	0.140	3.095	0.079
髂分叉层面	1.394(1.065~1.826)	0.138	5.829	0.016



注: A. 二项式偏差随参数 $\log(\lambda)$ 的变化曲线; B. 各特征系数随 $\log(\lambda)$ 变化情况, 不同颜色曲线表示各特征变量的回归系数路径, 展示其随 $\log(\lambda)$ 变化的收缩过程。随着 λ 增大, 回归系数逐渐趋近于 0, 部分变量被剔除。垂直灰线对应最终纳入分析的变量。

图 1 采用 LASSO 算法进行变量筛选

Fig.1 Variable selection using the least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) method

表 5 机器学习模型的 AUC、截断值、敏感度及特异度

Tab.5 The AUC, cut-off value, sensitivity and specificity of the machine learning model

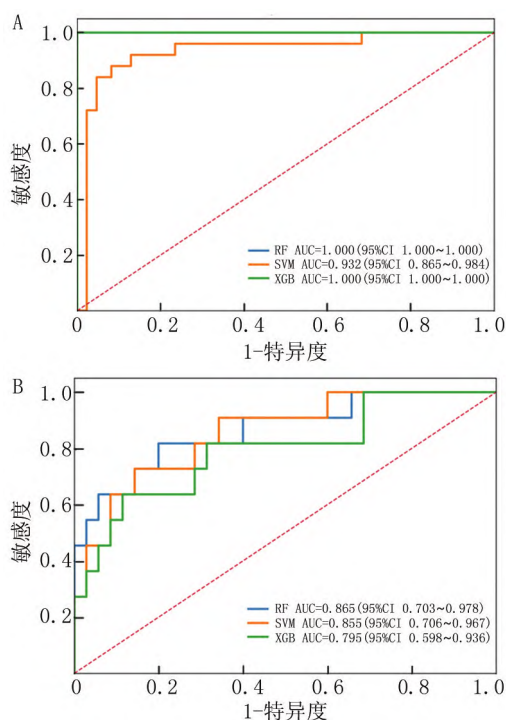
模型	训练集 AUC	验证集 AUC	截断值	敏感度	特异度
RF	1.000(1.000~1.000)	0.865(0.703~0.978)	0.638	1.000	1.000
SVM	0.932(0.865~0.984)	0.855(0.706~0.967)	0.441	0.880	0.918
XGBoost	1.000(1.000~1.000)	0.795(0.598~0.936)	0.830	1.000	1.000

注: RF. 随机森林, SVM. 支持向量机, AUC. 受试者工作特征曲线下面积, 截断值为训练集确定, 并获取对应的敏感度和特异度。

3 讨论

在本研究中, 笔者首先识别了与 rAD 再扩张发生最为密切相关的 5 个变量。随后, 基于 3 种 ML 算法构建了预测模型。3 种 ML 模型都取得了较好的效果, 其中 RF 在验证集中表现最好, AUC 达 0.865, 这说明 ML 模型能够有效识别 rAD 患者中发生再扩张的高风险人群, 从而有助于优化患者管理并提升临床决策的科学性。

尽管外科手术已切除原发破口, 但远端残余破口的存在仍是促发 rAD 相关不良事件 (rAAEs) 的重要不利因素。Kawahito 等^[18] 此前的研究发现, 残余破口的存在可显著降低 rAD 患者的无事件生存率。在本研究中, 残余破口数量及最大残余破口大小是预测 rAD 再扩张的主要因素, 其中残余破口数量被纳入了最终



注: A. ML 模型在训练集中的 ROC 曲线; B. ML 模型在验证集中的 ROC 曲线; RF. 随机森林, SVM. 支持向量机, XGB. XGBoost。

图 2 ML 模型在训练集和验证集中的 ROC 曲线

Fig.2 Receiver operating characteristic (ROC) curve of the machine learning model in the training and validation sets

模型。既往研究表明, rAD 区域的最大直径可用于预测 rAD 再扩张的发生风险^[7,10]。在本研究中, 单因素 Logistic 回归分析发现髂分叉层面的主动脉真腔最大径、腹腔干及髂分叉层面的主动脉假腔最大径都对 rAD 再扩张具有预测意义。除直径指标外, 本研究还测量了主动脉特定层面真假腔的面积和周长, 发现髂分叉层面的假腔周长及面积也对 rAD 再扩张具有预测意义, 其中髂分叉层面的假腔面积还被纳入了最终模型。该结果强调, 在评估 rAD 再扩张风险时, 应采用更加精细和全面的主动脉测量指标, 而不应仅依赖于最大管腔直径。

此外, 本研究还发现, 未发生 rAD 再扩张的患者高血压患病率更低且身高更高。该现象可能与以下因素有关: 无高血压的 rAD 患者往往伴随其他高风险特征, 如夹层累及范围更广或存在致病性基因变异^[19-20]; 除此之外, 身高较高的患者可能患有马凡综合征等结缔组织病^[21], 但本研究纳入人群只有 2 例经过基因诊断确诊为马凡综合征, 因此未进行单独分析。

在预测 rAD 患者预后方面, 既往研究多基于 Logistic 回归单独识别危险因素^[7,10-11]。然而, 这类研究通常仅纳入有限的风险因素, 且未进一步构建完整的预测模型。由于能够同时拟合线性与非线性关系,

ML 在临床预测模型的构建中具有重要优势。本研究使用 ML 方法构建的模型取得了优异的预测性能,这有望优化 rAD 患者的术后管理。

本研究存在以下局限性。首先,本研究为基于单中心数据的初步研究,样本量相对较小且未进行外部验证。后续研究将扩大纳入人群并积极寻求多中心合作,以对模型进行进一步验证。其次,本研究主要依赖人工测量的 CTA 特异性指标,可能无法全面反映患者主动脉的真实状态。未来研究计划引入深度学习算法,实现对主动脉相关特征的更全面提取。

综上所述,本研究采用 ML 算法构建了 rAD 再扩张的预测模型,在验证集中表现出良好的预测性能。该方法有望显著提升 rAD 患者的术后管理水平。

利益冲突:所有作者声明无利益冲突

作者贡献声明

张洪博:数据收集与分析、统计学分析、论文撰写;赵蕾:统计学分析、论文修改;薛源:数据收集与分析;张臣:数据收集;李海洋:设计研究方案、论文修改;马晓海:设计研究方案,论文终审

参考文献

- [1] Isselbacher EM, Preventza O, Hamilton Black J 3rd, et al. 2022 ACC/AHA guideline for the diagnosis and management of aortic disease: A report of the American Heart Association/American College of Cardiology Joint Committee on Clinical Practice Guidelines[J]. Circulation, 2022, 146 (24): e334-e482. DOI: 10.1161/CIR.0000000000001106.
- [2] Hagan PG, Nienaber CA, Isselbacher EM, et al. The International Registry of Acute Aortic Dissection (IRAD): New insights into an old disease[J]. JAMA, 2000, 283(7): 897-903. DOI:10.1001/jama.283.7.897.
- [3] Mazzolai L, Teixido-Tura G, Lanzi S, et al. 2024 ESC Guidelines for the management of peripheral arterial and aortic diseases[J]. European Heart Journal, 2024, 45 (36): 3538-3700. DOI:10.1093/eurheartj/ehae179.
- [4] 马晓海,张兆琪,范占明,等.Stanford A 型主动脉夹层改良“象鼻”手术的影像学随访研究[J].疑难病杂志,2009,8(8):458-460.DOI:10.3969/j.issn.1671-6450.2009.08.004.
- [5] 叶华安,封加涛,彭峰,等.急性 Stanford A 型主动脉夹层的外科治疗体会[J].疑难病杂志,2016,15(11):1101-1103,1107. DOI: 10.3969/j.issn.1671-6450.2016.11.001.
- [6] Kimura N, Itoh S, Yuri K, et al. Reoperation for enlargement of the distal aorta after initial surgery for acute type A aortic dissection[J]. The Journal of Thoracic and Cardiovascular Surgery, 2015, 149 (2 Suppl): S91-S98.e1. DOI:10.1016/j.jtcvs.2014.08.008.
- [7] Gaudry M, Porto A, Guivier-Curien C, et al. Results of a prospective follow-up study after type A aortic dissection repair: A high rate of distal aneurysmal evolution and reinterventions[J]. European Journal of Cardio-Thoracic Surgery, 2021, 61(1): 152-159. DOI:10.1093/ejcts/ezab317.
- [8] Haensig M, Schmidt A, Staab H, et al. Endovascular repair of the thoracic or thoracoabdominal aorta following the frozen elephant trunk procedure[J]. The Annals of Thoracic Surgery, 2020, 109 (3): 695-701. DOI:10.1016/j.athoracsur.2019.07.011.
- [9] Kim JK, Goh JH, Kim JB, et al. Predictors of late adverse events in patients with surgically treated type I aortic dissection[J]. European Journal of Vascular and Endovascular Surgery, 2024, 68(4): 444-453. DOI:10.1016/j.ejvs.2024.05.004.
- [10] Yamashita Y, Joo K, Okamoto K, et al. Postoperative maximal aortic diameter is a significant predictor of dilation of the residual dissected aorta after aortic replacement for acute DeBakey type I aortic dissection[J]. Annals of Vascular Surgery, 2022, 81: 121-128. DOI:10.1016/j.avsg.2021.09.043.
- [11] Heo W, Song SW, Lee KH, et al. Residual arch tears and major adverse events after acute DeBakey type I aortic dissection repair[J]. The Annals of Thoracic Surgery, 2018, 106(4): 1079-1086. DOI: 10.1016/j.athoracsur.2018.05.067.
- [12] Ueki C, Tsuneyoshi H. Late aortic expansion after thoracic endovascular aortic repair for chronic DeBakey IIIb dissection [J]. The Annals of Thoracic Surgery, 2021, 111(4): 1271-1277. DOI:10.1016/j.athoracsur.2020.06.070.
- [13] Van den Eynde J, Lachmann M, Laugwitz KL, et al. Successfully implemented artificial intelligence and machine learning applications in cardiology: State-of-the-art review [J]. Trends in Cardiovascular Medicine, 2023, 33 (5): 265-271. DOI: 10.1016/j.tcm.2022.01.010.
- [14] Greener JG, Kandathil SM, Moffat L, et al. A guide to machine learning for biologists[J]. Nature Reviews Molecular Cell Biology, 2022, 23(1): 40-55. DOI:10.1038/s41580-021-00407-0.
- [15] Li B, Feridooni T, Cuen-Ojeda C, et al. Machine learning in vascular surgery: A systematic review and critical appraisal [J]. NPJ Digital Medicine, 2022, 5 (1): 7. DOI: 10.1038/s41746-021-00552-y.
- [16] Li B, Aljabri B, Verma R, et al. Machine learning to predict outcomes following endovascular abdominal aortic aneurysm repair[J]. British Journal of Surgery, 2023, 110(12): 1840-1849. DOI:10.1093/bjs/znad287.
- [17] Flores AM, Demsas F, Leeper NJ, et al. Leveraging machine learning and artificial intelligence to improve peripheral artery disease detection, treatment, and outcomes [J]. Circulation Research, 2021, 128(12): 1833-1850. DOI:10.1161/CIRCRESA-HA.121.318224.
- [18] Kawahito K, Aizawa K, Kimura N, et al. Influence of residual primary entry following the tear-oriented strategy for acute type A aortic dissection[J]. European Journal of Cardio-Thoracic Surgery, 2022, 61(5): 1077-1084. DOI:10.1093/ejcts/ezab456.
- [19] Wu S, Cao C, Lun Y, et al. Age-related differences in acute aortic dissection[J]. Journal of Vascular Surgery, 2022, 75(2): 473-483. e4. DOI:10.1016/j.jvs.2021.08.086.
- [20] Duan Y, Xiong J, Lai Z, et al. Analysis of the genetic contribution to thoracic aortic aneurysm or dissection in a prospective cohort of patients with familial and sporadic cases in East China[J]. Orphanet Journal of Rare Diseases, 2023, 18 (1): 251. DOI: 10.1186/s13023-023-02855-7.
- [21] Rylski B, Bavaria JE, Beyersdorf F, et al. Type A aortic dissection in Marfan syndrome: Extent of initial surgery determines long-term outcome[J]. Circulation, 2014, 129 (13): 1381-1386. DOI: 10.1161/CIRCULATIONAHA.113.005865.

(收稿日期:2026-01-23)