

DOI:10.13288/j.11-2166/r.2023.07.011

# 基于十二井穴生物电阻抗值构建冠心病患者抗血栓治疗出血风险预测模型

高群<sup>1</sup>, 张华军<sup>2</sup>, 张立晶<sup>1</sup>, 王嵘<sup>2</sup>✉

1. 北京中医药大学东直门医院, 北京市东城区海运仓 5 号, 100700; 2. 中国人民解放军总医院

**[摘要]** **目的** 采用十二井穴生物电阻抗值构建冠心病患者抗血栓治疗出血风险预测模型并筛选模型最佳算法。**方法** 纳入经抗血栓治疗的冠心病患者 1931 例, 入组时以患者自行报告出血事件作为阳性组, 未报告出血事件为阴性组。分别检测两组患者十二井穴的电阻抗值并以此代表十二经脉电阻抗值, 采用 SHAP 分析框架分别以 LR、KNN、XGBoost 三种机器学习算法进行拟合模型分析, 根据 SHAP 分析结果选择三种算法中表现最优的模型进行下一步分析。分析最终选取的模型中各特征的权重与表现, 取所有样本点的 SHAP 值计算均值并进行排序, 以确定模型中权重最高即与出血事件关系最密切的经脉, 同时基于同一模型对不同出血事件进行亚组分析。**结果** 1931 例患者中阳性组 176 例, 阴性组 1755 例。出血事件报告次数前三位分别是牙龈出血 72 次、皮下出血 49 次、鼻出血 34 次。两组患者的肺经、大肠经、胃经、心经、小肠经、肾经、心包经、三焦经、胆经井穴电阻抗值差异均有统计学意义 ( $P < 0.05$ )。三种算法中 XGBoost 算法表现最优, 验证集曲线下面积 (AUC) 为 0.728, 测试集 AUC 为 0.709, 说明模型外部数据集中适用性较好, 故选择该算法模型进行下一步分析。SHAP 均值分析结果显示, 排名前五位的小肠经 (0.161)、大肠经 (0.152)、肺经 (0.088)、心包经 (0.069)、心经 (0.068) 的电阻抗值差异在出血风险预测模型中的权重较高。对牙龈出血、皮下出血、鼻出血单一出血事件的亚组分析显示, 在牙龈出血事件中大肠经 SHAP 均值 (0.080) 最高, 在鼻出血事件中肺经 SHAP 均值 (0.097) 最高, 在皮下出血事件中小肠经 SHAP 均值 (0.162) 最高。**结论** 基于十二井穴即十二经脉生物电阻抗值可构建冠心病患者抗血栓治疗出血风险预测模型, 且预测模型以 XGBoost 算法表现最优, 可提示鼻出血与肺经、牙龈出血与大肠经、皮下出血与小肠经关系密切。

**[关键词]** 冠心病; 抗血栓治疗; 出血事件; 井穴; 生物电阻抗; 风险预测模型

目前我国冠心病的发病率、致残率、致死率均较高, 已成为医疗卫生系统的重要负担<sup>[1]</sup>。抗血栓治疗是冠心病二级预防的重要组成部分, 可有效降低血栓事件引起的猝死、心肌梗死等发生率, 但其治疗效果受多种因素影响, 存在疗效不稳定、剂量难以把握等问题, 同时患者出血风险增加, 甚至危及生命<sup>[2]</sup>。生物电阻抗测量技术是一种利用生物细胞内液与细胞外液导电性检测人体组织或器官功能改变的诊疗手段<sup>[3]</sup>, 目前已被广泛用于呼吸监测及心、脑、肺等血流图等诸多方面<sup>[4]</sup>。通过检测生物

电阻抗监测人体变化, 评估患者出血风险, 可能有助于解决抗血栓治疗中个体化方案的调整难题。中医学认为, “井穴”为经络气血发源处, 可很好地反映相关经络的情况<sup>[5]</sup>; 当人体发生病理改变时, 井穴的生物电阻抗值会发生变化<sup>[6]</sup>。本研究使用生物电阻抗测定技术检测冠心病患者十二井穴生物电阻抗值, 同时记录出血事件, 并通过机器学习算法建立冠心病患者抗血栓治疗的出血风险预测模型, 以期为患者个体化抗血栓治疗提供指导。本研究于中国临床研究注册中心注册, 注册号: ChiCTR1900028125; 已通过中国人民解放军总医院医学伦理委员会审批, 批准号: S2017-044-25。

基金项目: 国家重点研发计划 (2016YFC1301400)

✉ 通讯作者: wangrongd@126.com

1 资料

1.1 研究对象

1931 例研究病例来源于 2017 年 12 月至 2021 年 12 月在中国人民解放军总医院、北京中医药大学东直门医院就诊的冠心病患者。

1.2 诊断标准

冠心病诊断标准参照欧洲心脏病学会 (ESC) 稳定性冠心病指南<sup>[7]</sup> 和美国心脏学会/美国心脏病协会 (ACC/AHA) 冠心病患者双抗疗程指南<sup>[8]</sup> 制定。

1.3 纳入标准

符合冠心病诊断标准, 包括行支架术后、搭桥术后患者, 全部患者经规范抗血栓药物<sup>[8]</sup> 治疗; 年龄 18~80 岁, 性别不限; 自愿参加本研究并签署知情同意书和设备借用协议书。

1.4 排除标准

合并全身性活动性感染; 合并严重肝肾功能不全 [丙氨酸氨基转移酶 (ALT) >135 mmol/L, 血肌酐 (Cr) >200 μmol/L], 慢性阻塞性肺疾病; 合并有明显出血倾向的血液疾病, 恶性肿瘤及终末期疾病, 心脏瓣膜或左室壁瘤等其他需同期手术疾病; 6 个月内发生过脑梗死、脑出血等脑血管疾病; 正在参加其他药物试验研究或临床研究。

2 方法

2.1 一般资料收集及分组

收集患者基线资料 (包括年龄、性别、身高、体重、腰围)、抗血栓治疗方案、病史、合并用药情况。

入组时以患者自行报告出血事件 (包括鼻出血、皮下出血、便血、脑出血、眼底出血等) 作为阳性组, 未报告出血事件为阴性组。患者发现出血事件当天进行报告。

2.2 十二经脉电阻抗值检测方法

入组后所有受试者采用招通致晟公司的指端生物电阻抗检测设备, 专利名称及编号: 生物电阻抗检测仪中的测量头恒定压力产生装置, 201721364940.4; 生物电阻抗测量装置及测量方法, 201710985104.6。具体参数: 工作电压锂电 3.7 V, 测量范围 100~22 000 KΩ, 测量精度±1%, 测量通道数 24, 数据传输方式: 低功耗蓝牙 4.0。测量点为十二经络井穴的位置检测点, 检测位置及顺序详见附图 (请扫描本文二维码获取)。检测点直径约为 1 mm, 探头的直径为 6 mm, 有相对较大的探测面积, 以确保探头能够精准触及到检测点。进行检测时患者平卧, 保持冷静、放松心情, 保持

平衡不移动, 检测十二井穴 (左、右总计 24 个井穴) 的电阻抗值即代表相应经络的电阻抗值。

2.3 风险预测模型的构建

使用 Python 语言, 利用机器学习方法进行模型搭建, 用到的 Python 工具包及版本如下: Python 3.7.11, XGBoost 1.6.1, HAP 0.39.0, numpy 1.21.2, pandas 1.3.4, jupyter 1.0.0, scikit-learn 1.0.2, scipy 1.7.3。

以 2020 年 12 月 31 日后入组的用户作为测试集, 其余用户按 9:1 划分训练集和验证集。具体分组如表 1。使用 SHAP 分析框架<sup>[9]</sup>, 分别使用 LR (Logistic Regression)、KNN (K-Nearest Neighbors)、XGBoost 三种机器学习算法进行拟合模型中各特征权重与表现的计算, 分别代表机器学习中回归、聚类、决策树三种不同的分类方法<sup>[10]</sup>。LR 是使用最广泛的一种分类算法, 实现简单, 训练速度快, 可解释性强, 但这种线性模型很难拟合数据的真实分布, 处理非线性数据适用性较差。KNN 算法是一种非参数模型, 需要调整的超参数很少, 不需要过多调节就可以得到不错的性能, 但对于样本量很大的数据, 运行时的计算成本会比较大。XGBoost 基于树结构来进行决策, 在 GBDT<sup>[11]</sup> 的基础上将目标函数中损失函数项二阶泰勒展开, 同时加入正则化项进行优化来防止过拟合问题, 支持并行化计算。根据 SHAP 分析结果, 选择三种中比例最高的数据进行进一步分析。

表 1 1931 例冠心病患者抗血栓治疗出血风险预测模型数据分组情况

Table 1 Datasets of the bleeding risk prediction model for anti-thrombotic therapy in 1931 patients with coronary heart disease /例

| 组别  | 训练集  | 验证集 | 测试集 |
|-----|------|-----|-----|
| 阴性组 | 1421 | 158 | 176 |
| 阳性组 | 149  | 17  | 10  |
| 合计  | 1570 | 175 | 186 |

本研究基于整体预估的方法, 采用 10 倍法则分析项目的训练数据需求量, 即训练模型通常需要超出其特征数 10 倍的数据量。本研究纳入的特征为十二井穴的电阻抗值, 故本研究样本量大于 120 例即可进行分析并得到相关结果。

2.4 统计学方法

使用 Scipy 工具包进行差异检验计算。基线资料中的计量资料均符合正态分布, 以平均值±标准

差表示, 组间比较采用 Mann-Whitney  $U$  检验; 计数资料用例数(百分比)表示, 组间比较采用卡方检验。 $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

### 3 结果

#### 3.1 患者分组及一般资料

1931 例患者中阳性组 176 例, 阴性组 1755 例。阳性组存在一人报告多次出血事件的情况, 总计报告 215 次, 出血类型及次数分别为牙龈出血 72 次, 皮下出血 49 次, 鼻出血 34 次, 消化道出血 17 次, 尿血 8 次, 眼底出血 3 次, 脑出血 2 次, 其他(包括咯血、痰中带血等) 30 次。

表 2 示, 两组患者在高脂血症、高血压病病史, 使用硝酸酯类药物方面差异有统计学意义( $P<0.05$ ), 其余一般资料比较差异无统计学意义( $P>0.05$ )。

表 2 两组冠心病患者一般资料比较

Table 2 Baseline data of coronary heart disease patients in both groups

| 项目                    | 阴性组(1755 例)     | 阳性组(176 例)      | $P$ 值 |
|-----------------------|-----------------|-----------------|-------|
| 年龄/岁, $\bar{x}\pm s$  | 61.4 $\pm$ 11.0 | 59.9 $\pm$ 11.9 | 0.052 |
| 身高/cm, $\bar{x}\pm s$ | 167.1 $\pm$ 7.8 | 167.6 $\pm$ 8.0 | 0.228 |
| 体重/kg, $\bar{x}\pm s$ | 71.1 $\pm$ 12.1 | 71.0 $\pm$ 12.4 | 0.356 |
| 腰围/cm, $\bar{x}\pm s$ | 86.9 $\pm$ 12.2 | 86.8 $\pm$ 12.8 | 0.386 |
| 男性/例                  | 1122            | 124             | 0.101 |
| 病史/例                  |                 |                 |       |
| 糖尿病                   | 328             | 33              | 0.935 |
| 高脂血症                  | 809             | 98              | 0.019 |
| 高血压病                  | 919             | 107             | 0.040 |
| 肝功能不全*                | 13              | 0               | 0.508 |
| 肾功能衰竭*                | 10              | 0               | 0.650 |
| 脑血管疾病*                | 56              | 11              | 0.058 |
| 合并用药/例                |                 |                 |       |
| 降压药                   | 1045            | 117             | 0.087 |
| 硝酸酯类                  | 392             | 52              | 0.038 |

注: \*, 根据排除标准, 肝功能不全患者纳入时丙氨酸氨基转移酶 $\leq 135$  mmol/L, 肾功能衰竭患者纳入时血肌酐 $\leq 200$   $\mu$ mol/L, 脑血管疾病患者纳入时病史均超过 6 个月。

#### 3.2 两组患者十二经脉电阻抗值检测结果比较

表 3 示, 两组患者肺经、大肠经、胃经、心经、小肠经、肾经、心包经、三焦经、胆经电阻抗值比较差异均有统计学意义( $P<0.05$ )。

#### 3.3 不同模型机器学习结果

表 4 示, 根据曲线下面积(AUC)值, 三种算法中 XGBoost 算法表现最优, 且 LR 算法训练出的模型在验证集中不适用。XGBoost 算法验证集中模

表 3 两组冠心病患者十二经脉电阻抗值比较

Table 3 Comparison of electrical impedance of twelve channels in coronary heart disease patients between groups ( $k\Omega$ ,  $\bar{x}\pm s$ )

| 经脉  | 阴性组(1755 例)            | 阳性组(176 例)              | $P$ 值    |
|-----|------------------------|-------------------------|----------|
| 肺经  | 11029.32 $\pm$ 6225.95 | 10418.83 $\pm$ 8209.40  | $<0.001$ |
| 大肠经 | 11737.60 $\pm$ 6322.25 | 11279.02 $\pm$ 9144.38  | $<0.001$ |
| 胃经  | 13978.55 $\pm$ 8304.83 | 13194.99 $\pm$ 10257.15 | 0.006    |
| 脾经  | 15814.47 $\pm$ 8915.11 | 16058.95 $\pm$ 11060.75 | 0.392    |
| 心经  | 11691.64 $\pm$ 5996.28 | 11192.12 $\pm$ 8523.11  | 0.001    |
| 小肠经 | 11434.29 $\pm$ 6076.29 | 11008.39 $\pm$ 8250.32  | 0.003    |
| 膀胱经 | 14123.00 $\pm$ 7841.31 | 14584.59 $\pm$ 10399.42 | 0.361    |
| 肾经  | 11750.08 $\pm$ 7031.19 | 11209.48 $\pm$ 8413.95  | 0.018    |
| 心包经 | 12988.21 $\pm$ 6729.50 | 12528.21 $\pm$ 9653.67  | 0.001    |
| 三焦经 | 13267.30 $\pm$ 6768.75 | 13182.15 $\pm$ 9748.95  | 0.009    |
| 胆经  | 14011.51 $\pm$ 8236.85 | 13326.33 $\pm$ 10242.78 | 0.008    |
| 肝经  | 12535.49 $\pm$ 7774.33 | 12518.75 $\pm$ 9763.60  | 0.081    |

型 AUC 值为 0.726, 在测试集中模型 AUC 值为 0.705, 说明模型外部数据集中适用性仍较好。因此, 后续研究使用 XGBoost 算法进行进一步计算。

表 4 基于十二经脉电阻抗值的不同冠心病患者抗血栓治疗出血风险预测模型机器学习结果

Table 4 Results of different machine learning algorithms of the bleeding risk prediction model based on the electrical impedance of the twelve channels in coronary heart disease patients after antithrombotic therapy

| 算法模型    | 曲线下面积(AUC)          |       |       |
|---------|---------------------|-------|-------|
|         | 训练集/ $\bar{x}\pm s$ | 验证集   | 测试集   |
| LR      | 0.580 $\pm$ 0.035   | 0.617 | 0.450 |
| KNN     | 0.555 $\pm$ 0.043   | 0.589 | 0.662 |
| XGBoost | 0.704 $\pm$ 0.052   | 0.726 | 0.705 |

#### 3.4 XGBoost 模型分析结果

使用 SHAP 分析框架分析 XGBoost 模型中各特征的权重与表现。图 1 为各特征对模型输出的影响, 模型输出为 0: 阴性、1: 阳性, 图中样本点的颜色代表特征值的大小(颜色越红代表特征值越大, 颜色越蓝代表特征值越小), 以 SHAP 值代表特征对模型输出的影响。例如, 对于小肠经特征来说, 颜色偏向红色的样本点大多分布在 SHAP 值小于 0 的一侧, 即小肠经特征值越大模型输出越偏向于阴性。取图 1 中所有样本点的 SHAP 值, 计算均值并进行排序, 各特征点(经脉)的顺序代表各特征在模型中的重要性, 结果见图 2。由图 2 可见, 小肠经、大肠经、肺经、心包经、心经的电阻抗值差异在模型中权重较重。

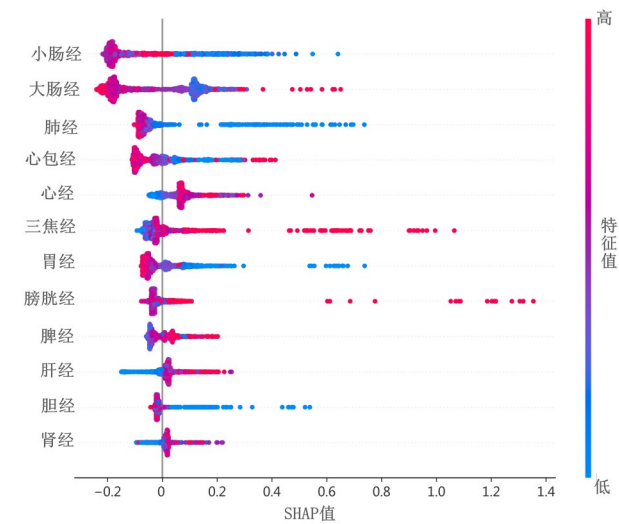


图1 基于十二经脉电阻抗值的冠心病患者抗血栓治疗出血风险XGBoost模型中特征值分布情况  
Figure 1 The feature importance ranking of XGBoost model predicting bleeding risk based on electrical impedance of twelve channels in coronary heart disease patients after antithrombotic therapy

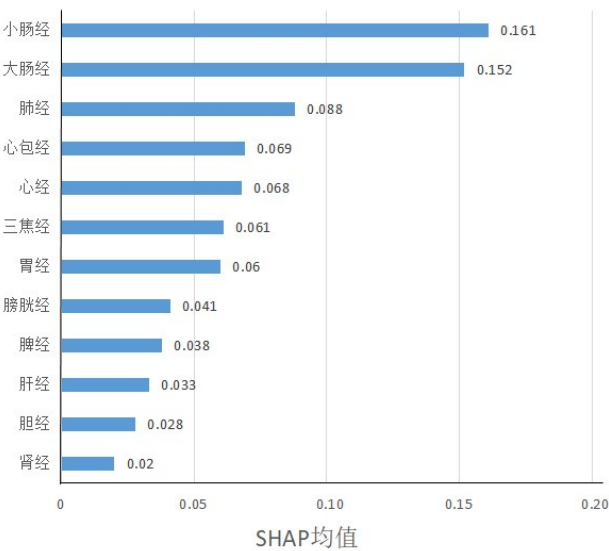


图2 基于十二经脉电阻抗值的冠心病患者抗血栓治疗出血风险XGBoost模型中SHAP均值排序结果  
Figure 2 The average SHAP values ranking of XGBoost model predicting bleeding risk in coronary heart disease patients based on electrical impedance of twelve channels after antithrombotic therapy

### 3.5 不同出血事件的XGBoost模型分析结果

因为不同出血事件的电阻抗值不同，而同一患者可能存在多种出血事件，为防止其他出血事件的干扰，基于上述模型，对单一出血事件进行亚组分析。阴性样本集 1755 例保持不变，选取有且仅有牙龈出血或皮下出血或鼻出血事件的患者数据作为阳性样本集，其中牙龈出血者 72 例，皮下出血者

42 例，鼻出血者 31 例。数据集按 8 : 2 的比例划分为训练集与验证集，输入特征仍为十二经脉电阻抗值，以验证集 AUC 结果作为模型评估指标，以平均 SHAP 值代表模型中特征的重要性。牙龈出血、皮下出血、鼻出血事件 XGBoost 模型的 AUC 分别为 0.622、0.732、0.810，均 > 0.5，具有一定的分析价值。图 3 示，在牙龈出血事件中大肠经 SHAP 值最高，在鼻出血事件中肺经 SHAP 值最高，在皮下出血事件中小肠经 SHAP 值最高，各出血部位均处于相应经络循行部位。

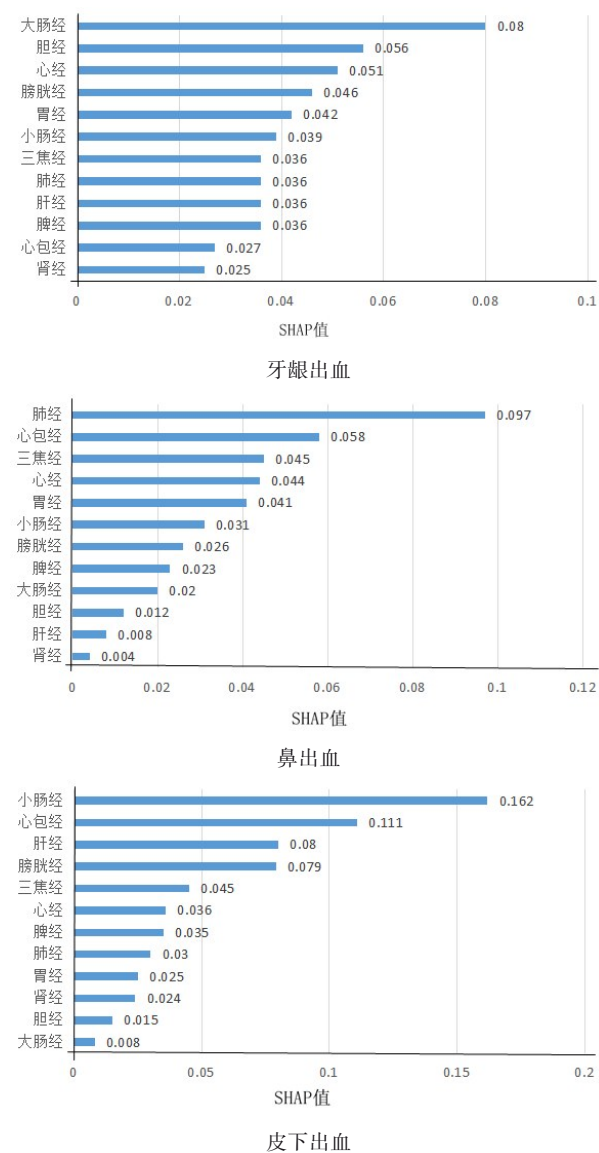


图3 十二经脉电阻抗值的冠心病患者抗血栓治疗不同出血事件XGBoost模型中平均SHAP值排序结果  
Figure 3 The average SHAP values ranking of XGBoost model predicting risk of different bleeding events based on electrical impedance of twelve channels in coronary heart disease patients after antithrombotic therapy

## 4 讨论

经络学说认为,在人体中经络用来联系脏腑与体表四肢等,在经络循行路线上的一些特殊的点,就是穴位。人体经络运行状态代表了脏腑气血的状态,而一些疾病也会在相应经络上有特殊的反映。如当患者存在溃疡性结肠炎时,其足阳明胃经上的穴位足三里、上巨虚等压痛阈值会发生变化<sup>[12]</sup>;当患者出现抑郁、焦虑时,其心经上的神门穴会出现结节、温度变化等<sup>[13]</sup>。“井穴”是代表经络气血发源的地方,井穴生物电阻抗值的改变可反映相应经络进而反映人体脏腑气血状态的变化<sup>[6]</sup>,可在临床上应用于诊断相关疾病,故本研究采用井穴作为电阻抗的测量点。

本研究两组患者一般资料比较结果提示,合并高脂血症、高血压病患者,合并使用硝酸酯类药的患者更容易发生出血事件。另外,两组患者的肺经、大肠经、胃经、心经、小肠经、肾经、心包经、三焦经、胆经电阻抗值差异有统计学意义,反映了机体经络存在变化,可以对此进行进一步研究。本研究首先对所有患者进行机器学习,得出的结果是小肠、大肠、肺、心包、心等经络电阻抗值异常在出血事件中SHAP值较大,即权重较高。其次按出血事件的种类进行亚组分析,从结果来看,牙龈出血的患者中大肠经与心经权重较高,鼻出血的患者中肺经与心包经权重较高,皮下出血的患者中小肠经、胆经与心包经权重较高。大肠经的循行部位经过了牙龈,当牙龈出血时,代表大肠经的点的生物电阻抗值变化且在预测模型中权重较高;肺的循行部位经过了鼻,当鼻出血时,代表肺经的点的生物电阻抗值发生了变化且在预测模型中权重较高,这与经络理论中“经络所过,主治所及”相符合。同时,心经、心包经在各组出血事件过程中SHAP值均较高,可能与“心主血脉”“心包代心受邪”相关。

综上,冠心病患者抗血栓治疗发生出血事件与十二井穴即十二经脉生物电阻抗值的变化存在一定关系,可基于十二井穴电阻抗值构建相关风险预测模型,其中鼻出血可能与肺经、胆经、心包经电阻抗值变化有关,牙龈出血与大肠经、心经电阻抗值变化有关,皮下出血与小肠经、心包经电阻抗值变化有关。本研究出现的阳性事件多为不危及生命的轻微出血事件,而在实际临床抗血栓治疗中更多关注的是消化系统出血、脑出血等较严重的出血事

件,但是通过对本研究纳入的牙龈出血、鼻出血、皮下出血等事件的分析,可以合理推测消化系统出血时胃经电阻抗值可能会出现变化,脑出血时肝经、肾经电阻抗值可能会发生变化。由于机体状态随时变化,穴位的电阻抗值也会随之相应变化,故以上结论仍有待进一步研究证实。

## 参考文献

- [1]《中国心血管健康与疾病报告》编写组.《中国心血管健康与疾病报告 2020》概述[J].中国心血管病研究, 2021,19(7):582-590.
- [2]MEHRAN R, RAO SV, BHATT DL, et al. Standardized bleeding definitions for cardiovascular clinical trials: a consensus report from the Bleeding Academic Research Consortium [J]. Circulation, 2011, 123 (23): 2736-2747.
- [3]ACKMANN JJ. Complex bioelectric impedance measurement system for the frequency range from 5 Hz to 1 MHz [J]. Ann Biomed Eng, 1993, 21(2): 135-146.
- [4]劳期迎,曹殿青.生物电阻抗测量技术临床应用与研究进展[J].中国处方药,2019,17(2):29-31.
- [5]周丹,郭义,周国平,等.井穴诊疗法的研究[J].世界中医药,2020,15(11):1633-1642.
- [6]杨晓媛,顾一煌.试述穴位生物电阻抗的机制及诊断意义[J].中华中医药杂志,2020,35(6):3038-3040.
- [7]MEMBERS TF, MONTALESCOT G, SECHTEM U, et al. 2013 ESC guidelines on the management of stable coronary artery disease: the Task Force on the management of stable coronary artery disease of the European Society of Cardiology[J]. Eur Heart J, 2013, 34 (38): 2949-3003.
- [8]BONACA MP, GOTO S, BHATT DL, et al. Prevention of stroke with ticagrelor in patients with prior myocardial infarction: insights from PEGASUS-TIMI 54 (Prevention of cardiovascular events in patients with prior heart attack using ticagrelor compared to placebo on a background of aspirin-thrombolysis in myocardial infarction 54) [J]. Circulation, 2016, 134 (12): 861-871.
- [9]LUNDBERG SM, LEE SI. A unified approach to interpreting model predictions [C]//NIPS. Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach: NIPS, 2017: 4768-4777.
- [10]CHEN T, GUESTRIN C. Xgboost: A scalable tree boosting system [C]//CHAIR-KRISHNAPURAM BG, CHAIR-SHAH MG, CHAIR-SMOLA AP. Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining. New York: ACM, 2016: 785-794.

- [11] FRIEDMAN JH. Greedy function approximation: a gradient boosting machine [J]. *Ann Statist*, 2001, 29 (5): 1189-1232.
- [12] 张渊博, 陈航, 代秋颖, 等. 溃疡性结肠炎经络表现规律探索研究[J]. *辽宁中医药大学学报*, 2019, 21(3): 85-88.
- [13] 苏飞波. 手少阴心经神门穴触诊结节与心系疾病的相关性研究[D]. 南京: 南京中医药大学, 2018.

## Construction of a Bleeding Risk Prediction Model for Patients with Coronary Heart Disease Using Antithrombotic Therapy: based on Bioelectrical Impedance of Twelve *Jing*-well Points

GAO Qun<sup>1</sup>, ZHANG Huajun<sup>2</sup>, ZHANG Lijing<sup>1</sup>, WANG Rong<sup>2</sup>

1. Dongzhimen Hospital, Beijing University of Chinese Medicine, Beijing, 100700; 2. Chinese PLA General Hospital

**ABSTRACT** **Objective** To construct a bleeding risk prediction model for patients with coronary heart disease (CHD) using antithrombotic therapy based on bioelectrical impedance of twelve *jing*-well points, and to choose the best algorithm for the model. **Methods** A total of 1931 CHD patients accepted antithrombotic therapy were included, and they were divided into the exposure group where bleeding events were reported at the time of enrollment, and the control group where there is no self-reported bleeding events. The electrical impedance of the twelve *jing*-well points were detected, which represented the electrical impedance of the twelve channels. The SHAP analysis framework was used to analyze the fit models with three machine learning algorithms, that is LR, KNN, and XGBoost. The model with the best performance among the three algorithms was chosen for further analysis. The weight and performance of each feature in the finally selected model were analyzed, and the average SHAP values of all sample points were calculated and sorted to determine the channels with the highest weight in the model, that were the most closely related ones to the bleeding events; at the same time, subgroup analysis was performed for different bleeding events based on the same model. **Results** Among the 1931 patients, there were 176 cases in the exposure group and 1755 cases in the control group. The top three bleeding events were gum bleeding (72 times), subcutaneous bleeding (49 times), and epistaxis (34 times). There were statistically significant differences in the electrical impedance of the *jing*-well points of lung, large intestine, stomach, heart, small intestine, kidney, pericardium, *sanjiao* (三焦), and gallbladder channels between the two groups ( $P < 0.05$ ). The XGBoost algorithm performed best among the three algorithms; the area under the curve (AUC) of the validation set was 0.728, and the AUC of the test set was 0.709, indicating good applicability of the external data set, and therefore XGBoost algorithm was selected for further analysis. The average SHAP values showed that the differences in the electrical impedance of the top five channels, which were small intestine channel (0.161), large intestine channel (0.152), lung channel (0.088), pericardium channel (0.069), and heart channel (0.068), had significantly higher weight in the bleeding risk prediction model. Subgroup analysis regarding the gingival bleeding, subcutaneous bleeding, and epistaxis showed that the average SHAP value of large intestine channel (0.080) was the highest in gingival bleeding events, while the average SHAP value of lung channel (0.097) and that of small intestine channel (0.162) were the highest values in epistaxis events and subcutaneous bleeding events, respectively. **Conclusion** The bleeding risk prediction model for antithrombotic therapy in CHD patients can be constructed based on the bioelectrical impedance of the twelve *jing*-well points, that is, the twelve channels. The model performs best with the XGBoost algorithm, which indicates close relationships between epistaxis and lung channel, gingival bleeding and large intestine channel, subcutaneous bleeding and small intestine channel.

**Keywords** coronary heart disease; antithrombotic therapy; bleeding events; *jing*-well point; bioelectrical impedance; predictive model

(收稿日期: 2022-08-16; 修回日期: 2022-11-16)

[编辑: 邓 媛]