

本文引文格式:黄希,张硕,江红梅,等.基于XGBoost模型和SHAP值的慢性冠脉综合征风险预测及可解释性分析[J].右江民族医学院学报,2024,46(6):880-885.

【论著与临床报道】

## 基于XGBoost模型和SHAP值的慢性冠脉 综合征风险预测及可解释性分析

黄希<sup>1</sup>,张硕<sup>1</sup>,江红梅<sup>1</sup>,罗斌<sup>1</sup>,林佳<sup>2</sup>,毛美娇<sup>3</sup>,连大卫<sup>1,4</sup>,吴黎明<sup>5</sup>

(1. 福建中医药大学附属第三人民医院,福建 福州 350108;

2. 福建中医药大学附属南平人民医院,福建 南平 353000;

3. 上海中医药大学附属龙华医院,上海 200032;

4. 福建中医药大学中西医结合学院 中西医结合研究院,福建 福州 353122;

5. 福建医科大学附属协和医院,福建 福州 350001)

**摘要:**目的 构建基于XGBoost和SHAP值的可解释性模型,该模型可同时实现良好的预测能力和解释能力,可用于慢性冠脉综合征(CCS)患者的可解释预测。**方法** 本研究选取2019年9月至2023年6月就诊于福建中医药大学附属第三人民医院、福建中医药大学附属南平人民医院、上海中医药大学附属龙华医院CCS患者数据,数据包括患者的临床基线资料、心血管危险因素以及既往行经皮冠状动脉介入治疗(PCI)和/或冠状动脉旁路移植术(CABG)手术情况及冠脉造影结果。在本研究中,通过将XGBoost模型与其他4种机器学习模型进行比较,评估XGBoost模型的预测性能。此外,使用基于SHAP值的可视化解释器用于提供个性化评估和解释,以实现个性化的临床决策支持。**结果** XGBoost模型能较好地预测CCS人群的重大不良心血管事件(MACE)发生,与以往的预测模型相比,此模型更为简单有效,预测精度高,模型召回率(RR)和受试者工作特征曲线下面积(AUC)分别为84.85%和98.01%,均高于其他4种模型结果。此外,该文对两组指标进行了特征依赖分析,发现高血压、低密度脂蛋白胆固醇(LDL-C)、吸烟指数、中医证型和年龄可显著影响MACE发生风险。**结论** 基于XGBoost和SHAP值的可解释性模型可能有助于临床医生更准确快速地识别CCS人群中存在MACE风险的患者,为患者提供更好的治疗。此外,可视化的可解释性框架的使用增加了模型透明度,便于临床医生分析预测模型的可靠性。

**关键词:**慢性冠脉综合征;XGBoost;SHAP;预测模型;特征可视化

**中图分类号:**R541.4 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-5817(2024)06-0880-06

doi:10.3969/j.issn.1001-5817.2024.06.008

### Risk prediction and interpretability analysis of chronic coronary syndromes based on XGBoost model and SHAP values

HUANG Xi<sup>1</sup>, ZHANG Shuo<sup>1</sup>, JIANG Hongmei<sup>1</sup>, LUO Bin<sup>1</sup>, LIN Jia<sup>2</sup>,  
MAO Meijiao<sup>3</sup>, LIAN Dawei<sup>1,4</sup>, WU Liming<sup>5</sup>

- (1. *The Third Affiliated People's Hospital of Fujian University of Traditional Chinese Medicine, Fuzhou 350108, Fujian, China*; 2. *Nanping People's Hospital Affiliated to Fujian University of Traditional Chinese Medicine, Nanping 353000, Fujian, China*; 3. *Longhua Hospital Shanghai University of Traditional Chinese Medicine, Shanghai 200032, China*;  
4. *School of Integrated Traditional Chinese and Western Medicine/Research Institute of Integrated Chinese and Western Medicine, Fujian University of Traditional Chinese Medicine, Fuzhou 353122, Fujian, China*;  
5. *Fujian Medical University Union Hospital, Fuzhou 350001, Fujian, China*)

**基金项目:**福建省自然科学基金项目(2023J01886)

**第一作者:**黄希,副主任医师,研究方向:中西医结合防治心血管疾病,E-mail:huangxi@fjtc.edu.cn

**通讯作者:**连大卫,博士,副研究员,研究方向:中西医结合防治心血管疾病,E-mail:2022028@fjtc.edu.cn

**Abstract:** **Objective** To construct an interpretable model based on XGBoost and SHAP values, which can simultaneously achieve good predictive ability and explanatory ability, for interpretable prediction in patients with chronic coronary syndrome (CCS). **Methods** This study selected data from CCS patients who visited the Third Affiliated People's Hospital of Fujian University of Traditional Chinese Medicine, Nanping People's Hospital Affiliated to Fujian University of Traditional Chinese Medicine, and Longhua Hospital Shanghai University of Traditional Chinese Medicine between September 2019 and June 2023. The data included patients' clinical baseline information, cardiovascular risk factors, history of percutaneous coronary intervention (PCI) and/or coronary artery bypass grafting (CABG), and coronary angiography results. In this study, the predictive performance of the XGBoost model was evaluated by comparing it with four other machine learning models. In addition, a visual interpreter based on SHAP values was used to provide personalized assessment and interpretation for personalized clinical decision support. **Results** The XGBoost model demonstrated good predictive ability for major adverse cardiovascular events (MACE) in the CCS population and this model was simpler and more effective than previous prediction models, with high predictive accuracy, and the model recall rate (RR) and the area under the receiver operating characteristic curve (AUC) were 84.85% and 98.01%, respectively, both higher than those of the other four models. In addition, this study conducted a feature-dependent analysis of the two groups of indicators and found that hypertension, LDL-C, smoking index, traditional Chinese medicine syndrome types and age could significantly affect the risk of MACE. **Conclusion** The interpretable model based on XGBoost and SHAP values may help clinicians more accurately and rapidly identify CCS patients at risk of MACE and provide better treatment for patients. In addition, the use of a visual interpretable framework increases model transparency and facilitates clinicians to analyze the reliability of predictive model.

**Key words:** chronic coronary syndrome; XGBoost; SHAP; predictive model; feature visualization

动脉粥样硬化性心血管病 (arteriosclerotic cardiovascular disease, ASCVD) 仍是严重威胁我国人民健康的最常见疾病之一。根据诊疗进展<sup>[1]</sup>, ASCVD 被分为急性冠脉综合征 (acute coronary syndromes, ACS) 和慢性冠脉综合征 (chronic coronary syndromes, CCS), CCS 取代了之前稳定型心绞痛的概念, 并且引入了一些新的功能学评价指标。CCS 的概念更加强调是一动态变化的疾病过程, 其不同类型远期心血管病风险较高异质性, 且风险可能随着诸多因素的改变而变化, 需要根据症状和发生心血管事件的风险选择适当的治疗<sup>[2]</sup>。因此, 构建 CCS 患病人群发生重大不良心血管事件 (major adverse cardiovascular events, MACE) 的预测模型, 识别高危风险人群, 及时采取针对性的预防、治疗措施, 延缓 CCS 的进展, 控制 CCS 向 ACS 演变, 具有积极而重要的意义。经典的 ASCVD 危险因素研究多基于描述性统计及相关性分析<sup>[3-5]</sup>, 虽有一定预测价值, 但结论可解释性差。近年来, 随着机器学习算法应用的不断深入, 所构建模型的预测能力不断增强, 复杂度也进一步增加, 对预测结果的解释难度更大。因此, 构建具有良好可解释性的机器学习模型就显得尤为重要。有研究基于 XGBoost 模型和 SHAP 值对急性肾损伤<sup>[3]</sup>、甲状腺肿瘤<sup>[4]</sup> 等临床疾病进行预测, 显示基于 XGBoost 模型和 SHAP

值的预测精度高, 可解释性强。本研究基于采集 CCS 患者的多维临床数据, 运用 XGBoost 集成算法构建预测模型, 并通过网格搜索优化模型参数, 筛选对 CCS 人群 MACE 的最佳预测模型, 最后结合 SHAP 进行模型解释, 分析模型的各特征重要性及其决策依据。

## 1 一般资料

1.1 研究对象 经伦理委员会审查批准 (伦理号: 2022KS-104-1), 选取 2019 年 9 月至 2023 年 6 月就诊于福建中医药大学附属第三人民医院、上海中医药大学附属龙华医院以及福建中医药大学附属南平人民医院诊断为 CCS 的患者共 3 536 例。纳入标准: 符合 CCS 诊断标准。排除标准: ①急性冠脉综合征; ②近 3 个月发生心、脑血管临床事件; ③合并脑肝肾肺等重要器官器质性疾病; ④心功能恶化预期生存时间 < 1 年。满足其一即予排除。提取患者住院期间信息和随访资料, 随访结局为患者发生 MACE, 包括冠心病死亡、复发心绞痛、急性心肌梗死、严重心律失常、心力衰竭等。经数据清洗, 最终入选患者 3 536 例。

## 1.2 研究方法

1.2.1 资料收集 收集患者入院时人口学信息、实验室检验指标、冠脉造影结果以及临床治疗情况。高血压诊断、分级标准参照《中国高血压防治指南 (2018 年修订版)》。吸烟指数是用来计算吸烟者吸烟程度的指

标,单位为“包年”(1包=20支)。计算方法为:吸烟指数(包年)=每日吸烟量(包)×吸烟时间(年)。吸烟指数 $\leq 200$ 为轻度吸烟,200~400为中度吸烟, $\geq 400$ 为重度吸烟。中医证型诊断来自患者门诊/住院病案中的《疾病和有关健康问题的国际统计分类》第10次修订本。

1.2.2 XGBoost 建模方法 ①XGBoost 模型使用基于树的模型进行构建,booster 值设置为“gbtree”;学习目标参数 objective 设置为解决二分类逻辑回归问题的“binary:logistic”;②利用带有 K 折交叉验证的网格搜索(GridSearch CV)进行模型最优化参数筛选。GridSearch CV 包含 2 部分功能:网格搜索(GS)和交叉验证(CV)。网格搜索是在参数限定的范围内,按照步长逐个调整参数,以逐个参数训练学习器,从遍历的参数中取得得分最高的一组参数。k 折交叉验证通过将数据集分为 k 份,取 1 份作为测试集数据,剩余 k-1 份做训练集数据训练学习器,同时获得测试集数据的得分,最后的得分为 k 次的得分的平均值。根据建模实践经验<sup>[6]</sup>,K 取值为 10。筛选参数时,使用 ROC 曲线下面积、召回率对模型的性能进行评估和比较。

1.3 基于 SHAP 值的特征可视化和提取 SHAP 值是一个起源于合作博弈论(CGT)的方法。该 CGT 理论根据玩家对总支出的贡献来为玩家分配支出的方法,玩家在联盟中合作并从这种合作中获得一定的收益。机器学习模型应用 SHAP 值进行解释,则其中“玩家”为数据实例的特征值,玩家“支出”为单个数据实例的预测值,“收益”则为实际预测和所有实例平均预测的差值。本研究使用即以 SHAP 值大小度量模型特征的重要性并进行排序并提取。

1.4 统计分析软件及程序包 ①采用 R v4.4.1 对数据进行单因素统计分析;②采用基于 Python v3.12.4 的 XGBoost 包 v2.1.1 建立 XGBoost 分类器;③采用 scikit-learn 包 v1.5.1 建立分类器;④采用 SHAP 包 v0.46.0 对所建立模型进行可视化解释。

## 2 结果

2.1 CCS 患者发生 MACE 的单因素分析 本次研究共纳入明确诊断 CCS 的患者 3 536 例,其中女性患者 1 494 例,男性患者 2 042 例,平均年龄为(64.87±10.19)岁。以是否发生 MACE 为因变量对采集到的信息分别进行单因素分析,结果显示性别、年龄、胸痛性质、高血压、低密度脂蛋白胆固醇(LDL-C)、体重指数、左室射血分数(LVEF)、血运重建、吸烟指数、中医证型变量差异有统计学意义,见表 1。

表 1 CCS 患者是否发生 MACE 的单因素分析

项目	发生 MACE (n=884)	未发生 MACE (n=2652)	$\chi^2/t$	P
性别			98.920	<0.001
男	637(18.01)	1405(39.73)		
女	247(6.99)	1247(35.27)		
年龄/岁			158.100	<0.001
<50	28(0.79)	211(5.97)		
50~59	134(3.79)	670(18.95)		
60~69	308(8.71)	1031(29.16)		
70~79	290(8.20)	611(17.28)		
80~89	110(3.11)	117(3.31)		
>89	14(0.39)	12(0.34)		
胸痛性质			79.805	<0.001
典型心绞痛	654(18.5)	1528(43.21)		
非典型心绞痛	176(4.98)	767(21.69)		
非心绞痛性质的胸痛	54(1.53)	357(10.10)		
高血压			312.506	<0.001
正常	11(0.31)	295(8.34)		
1级高血压	23(0.65)	286(8.09)		
2级高血压	116(3.28)	748(21.15)		
3级高血压	734(20.76)	1323(37.42)		
糖化血红蛋白	6.97±1.44	6.98±1.48	-0.055	0.956
LDL-C	5.16±2.48	4.05±2.67	11.321	<0.001
体重指数	25.77±2.93	24.72±2.99	9.170	<0.001
LVEF	41.18±4.87	42.12±4.95	-4.980	<0.001
左室舒张末径	49.96±2.98	50.02±3.05	-0.484	0.628
接受二级预防			65.012	<0.001
是	30(0.85)	346(9.79)		
否	854(24.15)	2306(65.21)		
血运重建			13.848	<0.001
是	112(3.17)	479(13.55)		
否	772(21.83)	2173(61.45)		
吸烟指数			847.454	<0.001
0	425(12.02)	2149(60.77)		
1~399	109(3.08)	427(12.08)		
$\geq 400$	350(9.90)	76(2.15)		
中医证型			199.054	<0.001
心血瘀阻	279(7.89)	875(24.75)		
气滞心胸	36(1.02)	237(6.70)		
痰浊闭阻	96(2.71)	486(13.74)		
寒凝心脉	391(11.06)	579(16.37)		
气阴两虚	35(0.99)	232(6.56)		
心肾阴虚	30(0.85)	119(3.37)		
心肾阳虚	17(0.48)	124(3.51)		

注:表内计数资料数据用[n(%)]表示;计量资料数据以( $\bar{x}$ ±s)表示。

2.2 XGBoost 模型的性能度量 由于本研究的预测模型用于评估患病风险,对模型性能度量侧重于疾病的查准率和查全率,故而使用召回率(RR)和 ROC 曲线下面积(AUC)评价模型性能。建模后使用测试集进行性能评估,XGBoost 模型 RR 为 84.85%,AUC 为 98.01%。XGBoost 模型和其他 4 种模型详细的评估指标参数,见表 2。

表 2 5 种模型的性能指标参数比较

性能指标	KNN	MultinomialNB	RandomForest	GradientBoosting	XGBoost
RR/%	51.41	49.15	70.06	73.45	84.85
AUC/%	71.75	68.93	83.80	85.69	98.01

2.3 XGBoost 模型基于 SHAP 值的特征重要性评估  
数据集的特征重要性排序可视化以平均 SHAP 值的绝对值衡量,并按绝对值的大小降序排列。高血压、LDL-C、吸烟指数、中医证型和年龄是前 5 个重要特征,分别平均将预测的 MACE 绝对概率改变了 2.93%、2.50%、2.44%、2.22%、2.02%,其他特征对 MACE 的贡献,见图 1。



图 1 基于平均 SHAP 绝对值的特征重要性排序

数据集的全局特性重要性排序的可视化很重要,但是除了重要性排序之外不包含其他信息。为了获得更详细的信息,接下来将查看摘要图。图 2 中纵轴是按输入的特征变量并按各个特征的 SHAP 值降序排列。横坐标为 SHAP 值。每个点代表 1 例样本,颜色越趋红表明特征值越大,颜色越趋蓝表明特征值越小。可以直观地看出高血压是最重要的特征,而且血压水平与复合终点事件成正相关的。LVEF 也会明显影响复合终点事件,蓝色点主要集中在 SHAP>0 的区域,可见低 LVEF 导致复合终点事件增加。

决策图的垂直直线标记了模型的基础值。从图 3 可见,预测线通过左右折线的形式显示了 SHAP 值从基础值如何受到特征影响累积,从而到达顶部的最终分数。灰色垂直线是基准,特征值在预测线旁边以供参考。折线终点在右侧表示输出值被相应特征置于高于平均预测值的位置,越趋红表明影响越大;终点在左侧表示输出值被相应特征置于低于平均预测值的位置,越趋蓝表明影响越大。决策图可以认为是 SHAP 值的文字表示,同时更加易于解读。决策图将每个样本的预测线叠加在一起,也有助于根据 SHAP 值定位

具有异常值的单个样本。震荡较幅度较大的预测线提示对应样本可能存在异常值。

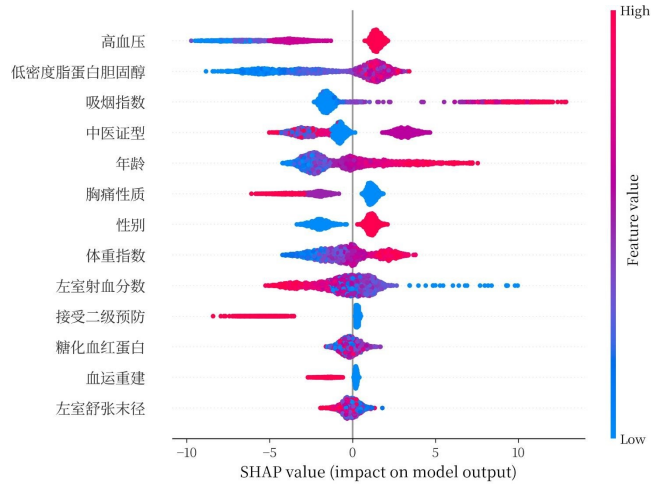


图 2 基于 SHAP 值对模型输出影响的摘要图

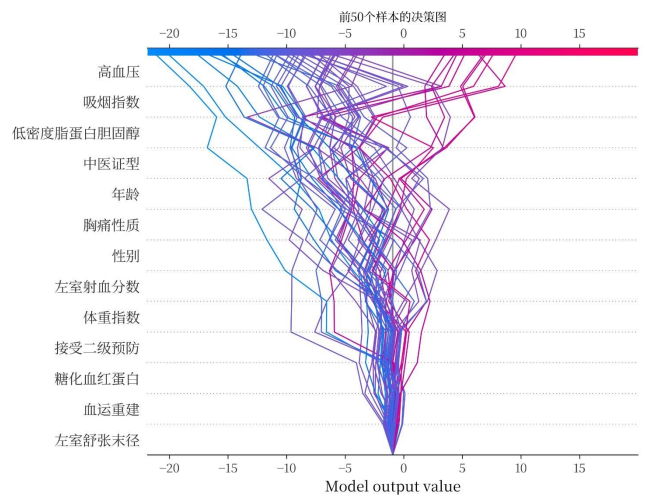


图 3 前 50 个样本的决策图

力图提供了单一样本模型预测的可解释性,可用于误差分析,找到对特定样本预测的解释。图 4 是随机从数据集中抽取 1 例进行力图可视化。从图可知,模型输出值为 -11.17;水平线上的左右箭头下的数字是此实例的特征值。散点图进一步给出了单个特征变量的可解释性。如图 5 所示,针对中医证型特征变量,心血瘀阻和寒凝心脉贡献了较多的 SHAP 值输出。



图 4 抽取 1 例的力图可视化

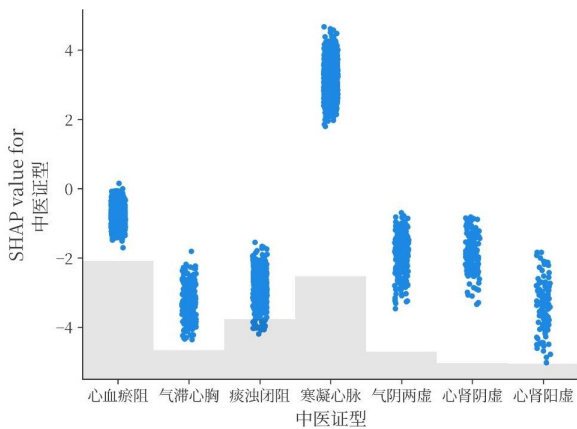


图 5 单个特征的散点图

### 3 讨论

**3.1 XGBoost 建模和性能分析** 本研究基于多中心数据建模,样本量充足。基于临床数据集,使用 XGBoost 分类器得到预测模型。在预测模型的构建方法上,利用 scikit-learn 软件包的 GridSearchCV 模块,按 10 折交叉验证 ROC 曲线下面积最大的标准来获取模型的最优参数。经评估,模型召回率(RR)和受试者工作特征曲线下面积(AUC)分别为 84.85%和 98.01%,证实模型在预测 CCS 人群 MACE 风险预测上具有良好的性能。本研究还构建了基于 KNN、MultinomialNB、RandomForest 和 GradientBoosting 算法的 CCS 人群 MACE 风险预测模型,并将 XGBoost 模型与前述模型进行横向评估,结果表明,XGBoost 作为集成算法的模型,其预测性能最好,而 KNN、RandomForest 和 GradientBoosting 模型性能居中, MultinomialNB 模型性能最弱。XGBoost 模型背后的算法逻辑对临床医师来说难以解读,因此,仅仅使用 XGBoost 模型,除了获得预测结果,临床医师无法得到更多的支撑性信息。传统上,基于树的模型可以使用特征重要性分析,理解特征对模型预测的贡献,但所得信息仍有限<sup>[9]</sup>。SHAP 是一种现代化的、模型无关的特征重要性评估方法,可以为模型预测结果解释每个特征的贡献度,为解释模型进而决策参考提供有力支持<sup>[10]</sup>。

**3.2 建模后的模型可解释性与可视化** XGBoost 是基于树的算法,兼具轻量、灵活和高效的优点,在风险预测、推荐系统等领域得到广泛的应用。该算法构造了一组基于树的弱学习器,并把多棵决策树的结果累加起来作为最终的预测输出,并利用二阶导数以使损失函数更精准、引入正则项避免树过拟合、Block 存储

以并行计算等优化手段<sup>[11]</sup>。正是由于 XGBoost 中存在多种优化,虽相对于逻辑回归模型可获得更好的性能,但却失去了可解释,常被视作黑箱模型。针对此短板,LI R 等<sup>[12]</sup>提出了使用 SHAP 值及其衍生可视化图表的方法来解释各种分类和回归模型,使得解释如 Boosting 类传统算法和神经网络模型具有可行性。通过多种形式的可视化 SHAP 值展示,可以有效地探索和理解复杂模型的特征重要性和特征之间的相互关系,从而提高模型的解释性。

**3.3 CCS 患者 MACE 发生的预测结果分析** 根据 XGBoost 模型预测结果,性别、高龄是 CCS 患者 MACE 的不可逆危险因素,这与既往文献报道一致<sup>[13-14]</sup>。出于伦理学考量,大多数大型临床研究将此类 CCS 患者排除在外,或仅纳入极少样本量,致使研究结果代表性欠佳。结合真实世界数据集和 XGBoost 模型分析的优势,此类患者的数据信息可得到有效地利用,而不存在伦理学障碍和限制,进而使得模型能够更有效地指导临床实践。特别地,随着我国人口老龄化程度持续加深,高龄老年人群更易罹患 CCS,预后更差,将加大社会保障和公共服务压力,是进入新时代人口发展面临的重要风险和 challenge。从可逆危险因素角度来看,吸烟、高血压对 MACE 的发生率存在负面影响,因此,CCS 患者应积极戒烟、有效控制血压以减少 CCS 相关 MACE 的发生<sup>[15]</sup>。针对 CCS 的人群,接受二级预防、必要的血运重建也具有积极意义<sup>[16]</sup>。通过模型预测,LVEF 与冠心病患者的冠脉病变严重程度及不良预后有密切联系。低 LVEF 冠脉病变患者临床不良事件显著增加,并导致患者远期预后差<sup>[17]</sup>,与本研究结果一致。已有大量的研究数据显示<sup>[18-20]</sup>,LDL-C 的水平越高、暴露时间越长,冠脉事件风险越高,冠脉事件发生率越大,与本研究结果一致。临床医生应尽早启动多种手段进行血脂管理,以达到相应的 LDL-C 目标水平<sup>[21]</sup>,并根据患者对治疗的反应调整降脂方案<sup>[22]</sup>,从而在最大程度上降低 CCS 相关 MACE 的发生率。从中医证型特征的可视化可知其对 MACE 的发生具有一定的影响。国医大师陈可冀院士从事中西医结合心血管病数十年,形成了独特的临证思维与诊疗规律<sup>[23]</sup>。陈可冀院士认为血瘀、寒凝为老年冠心病病机的关键<sup>[24]</sup>。据图 5 所示,中医证型特征的 SHAP 值主要由“心血瘀阻”“寒凝心脉”贡献,因此可以认为,心血瘀阻、寒凝心脉证型的 CCS 人群具有相对较高的

MACE 发生率,相应地,化痰通络、芳香温通则可以作为此类型 CCS 人群的重要治法治则。这也从机器学习角度阐释了陈可冀院士的学术思想,并为中医药围绕 CCS 开展循证决策、规范诊疗行为提供参考。而 SHAP 作为量化的数值,可为 CCS 证型诊断和治疗的标准提供数据支撑。

本研究仍存在一些不足之处。首先,本研究采用了多中心数据,虽然样本量充足,但由于采用了内部验证,难以避免过拟合,有待后续研究中进一步应用外部数据,对模型进行调整优化,以提高其预测性能和泛化能力。其次,本研究使用了回顾性数据,所获得的结论仍需使用前瞻性数据进行验证,以深化其临床意义。

#### 参考文献:

- [1] KNUUTI J, WIJNS W, SARASTE A, et al. 2019 ESC Guidelines for the diagnosis and management of chronic coronary syndromes; the task force for the diagnosis and management of chronic coronary syndromes of the European Society of Cardiology (ESC)[J]. *Eur Heart J*, 2020, 41(3):407-477.
- [2] ZDANYTE M, WRAZIDLO R W, KALTENBACH S, et al. Predicting 1-, 3- and 5-year outcomes in patients with coronary artery disease; a comparison of available risk assessment scores[J]. *Atherosclerosis*, 2021, 318:1-7.
- [3] 左惠娟, 杨红霞, 南楠, 等. 中国初发急性心肌梗死的青年患者 ASCVD 传统危险因素与美国相关研究结果的差异分析[J]. *中华心血管病杂志*, 2021, 49(6):580-585.
- [4] 李志乐, 言纬, 黄照河, 等. 急性冠脉综合征患者血清胱抑素 C 与冠脉危险严重程度的相关性分析[J]. *右江民族医学院学报*, 2021, 43(4):507-511, 527.
- [5] ROGER G, DUCROCQ G, MESNIER J, et al. Chronic coronary syndromes without standard modifiable cardiovascular risk factors and outcomes: the CLARIFY registry[J]. *Eur Heart J*, 2024, 45(27):2396-2406.
- [6] 罗妍, 王枫, 叶文玲. 基于 XGBoost 和 SHAP 的急性肾损伤可解释预测模型[J]. *电子与信息学报*, 2022, 44(1):27-38.
- [7] 钱佳红, 王盼, 谢亚羽, 等. 沙普利值在 XGBoost 超声模型中预测甲状腺微小乳头状癌的价值[J]. *中国超声医学杂志*, 2024, 40(2):124-127.
- [8] ZHANG Y L, YANG Y H. Cross-validation for selecting a model selection procedure[J]. *J Econom*, 2015, 187(1):95-112.
- [9] 吴冬, 阎卫东, 王井利. 基于特征重要性加权的随机森林点云分类研究[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(20):120-127.
- [10] LUNDBERG S M, ERION G, CHEN H, et al. From local explanations to global understanding with explainable AI for trees[J]. *Nat Mach Intell*, 2020, 2(1):56-67.
- [11] CHEN T Q, GUESTIN C. Xgboost: A scalable tree boosting system [C]// *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining*. San Francisco California USA, ACM, 2016.
- [12] LI R, SHINDE A, LIU A, et al. Machine learning-based interpretation and visualization of nonlinear interactions in prostate cancer survival[J]. *JCO Clin Cancer Inform*, 2020, 4:637-646.
- [13] 张杰, 王晓娜, 范文倩, 等. 高龄男性动脉粥样硬化性心血管疾病患者[J]. *中华老年心脑血管病杂志*, 2021, 23(1):4-7.
- [14] 王蕾, 吴晓, 顾一航, 等. 社区高龄人群动脉粥样硬化性心血管疾病影响因素的相关性分析[J]. *东南大学学报:医学版*, 2022, 41(1):88-95.
- [15] 北京高血压防治协会, 北京糖尿病防治协会, 北京慢性病防治与健康教育研究会, 等. 基层心血管病综合管理实践指南 2020[J]. *中国医学前沿杂志:电子版*, 2020, 12(8):前插 1, 1-73.
- [16] 中华医学会心血管病学分会, 中华心血管病杂志编辑委员会. 中国慢性冠脉综合征患者诊断及治疗指南[J]. *中华心血管病杂志*, 2024, 52(6):589-614.
- [17] 李爱英, 魏芳晶, 任润梅, 等. 无创指标对慢性冠脉综合征患者猝死预警分析[J]. *内蒙古医科大学学报*, 2021, 43(2):169-172.
- [18] 中国血脂管理指南修订联合专家委员会. 中国血脂管理指南(2023 年)[J]. *中华心血管病杂志*, 2023, 51(3):221-255.
- [19] HE L X, LIU M H, ZHUANG X D, et al. Effect of intensive lifestyle intervention on cardiovascular risk factors: analysis from the perspective of long-term variability[J]. *J Am Heart Assoc*, 2024, 13(3):e030132.
- [20] HONG S J, LEE Y J, LEE S J, et al. Treat-to-target or high-intensity statin in patients with coronary artery disease: a randomized clinical trial[J]. *JAMA*, 2023, 329(13):1078-1087.
- [21] CANNON C P. Low-density lipoprotein cholesterol; lower is totally better[J]. *Am Coll Cardiol*, 2020, 75(17):2119-2121.
- [22] BAO X H, LIANG Y J, CHANG H M, et al. Targeting proprotein convertase subtilisin/kexin type 9 (PCSK9): from bench to bedside[J]. *Signal Transduct Target Ther*, 2024, 9(1):13.
- [23] 付长庚. 第九次陈可冀院士学术思想传承座谈会会议纪要[J]. *中国中西医结合杂志*, 2019, 39(6):650.
- [24] 于宗良, 王泽平, 张晓因, 等. 基于数据挖掘的陈可冀院士治疗冠状动脉粥样硬化性心脏病用药规律及机制研究[J]. *中华中医药学刊*, 2022, 40(2):81-85, 后插 9.

收稿日期:2024-06-26;修回日期:2024-08-29