

可穿戴心率变异性参数与急性期入院心衰患者 NT-proBNP 水平的关联性分析

时颖^{1,3}, 张秀², 夏万能^{1,3}, 张越^{1,3}, 张庆², 张政波³

¹解放军医学院, 北京 100853; ²四川大学华西医院心脏内科, 四川成都 610041; ³解放军总医院医学创新研究部, 北京 100853

摘要:背景 心率变异性(heart rate variability, HRV)作为评估自主神经系统活性的重要指标, 已被广泛用作心力衰竭患者预后的评估工具。NT-proBNP作为一种标志物, 在心衰的诊断、风险分层及预后评估中发挥着至关重要的作用, 但其检测依赖侵入性操作且难以动态监测。目的 探讨可穿戴设备监测的HRV参数与NT-proBNP水平的相关性, 并验证其作为无创风险分层工具的可行性。方法 本研究利用可穿戴设备收集了2021年1月—2022年12月四川大学华西医院心内科的急性心衰患者入院、出院时的24 h心电数据, 经过预处理后提取了HRV参数, 以NT-proBNP \geq 3 500 pmol/L为高风险截断值, 采用Spearman相关分析探究HRV与NT-proBNP的关联性, 评估逻辑回归、K最近邻(K-nearest neighbors, KNN)、支持向量机(support vector machine, SVM)、随机森林和XGBoost五种机器学习模型预测不良预后(NT-proBNP \geq 3 500 pmol/L)的效能, 并通过SHAP值量化特征贡献度。结果 共纳入51例心衰患者, 收集心电数据87份。HRV参数中, SDNN、SD2、VLF等10项指标与NT-proBNP呈显著负相关(r : -0.390 ~ -0.371, $P < 0.001$)。NT-proBNP水平 \geq 3 500 pmol/L的患者HRV参数SDNN[M(IQR): 51.10(38.50 ~ 67.20) ms vs 77.95 (54.45 ~ 95.50) ms, $P < 0.001$]、SD2[M(IQR): 68.30(52.90 ~ 93.90) ms vs 108.00 (76.20 ~ 132.47) ms, $P = 0.003$]、VLF[M(IQR): 18.82(5.84 ~ 59.61) mHz vs 59.36 (33.70 ~ 116.90) mHz, $P = 0.002$]、ULF[M(IQR): 6.30(1.99 ~ 18.02) mHz vs 18.60 (10.05 ~ 34.09) mHz, $P = 0.001$]均显著低于NT-proBNP $<$ 3 500 pmol/L组, 差异有统计学意义。机器学习模型中, Logistic回归分类性能最优(AUC=0.830, 95% CI: 0.760 ~ 0.890), SHAP分析显示SD2和LF/HF贡献度较高。结论 可穿戴HRV参数与NT-proBNP水平显著相关, 且能够通过机器学习模型有效区分NT-proBNP高低水平组, 为心衰患者的无创动态监测及急性失代偿风险预测提供了新的参考。

关键词:心力衰竭; 心率变异性; NT-proBNP; 可穿戴设备; 机器学习

中图分类号: R541.6

文献标志码: A

文章编号: 2095-5227(2025)03-0256-06

DOI: 10.12435/j.issn.2095-5227.2025.24112701

引用本文: 时颖, 张秀, 夏万能, 等. 可穿戴心率变异性参数与急性期入院心衰患者 NT-proBNP 水平的关联性分析[J]. 解放军医学院学报, 2025, 46 (3): 256-261.

Association between wearable heart rate variability parameters and NT-proBNP levels in acute heart failure patients

SHI Ying^{1,3}, ZHANG Xiu², XIA Wanneng^{1,3}, ZHANG Yue^{1,3}, ZHANG Qing², ZHANG Zhengbo³

¹Chinese PLA Medical School, Beijing 100853, China; ²Department of Cardiology, West China Hospital of Sichuan University, Chengdu 610041, Sichuan Province, China; ³Medical Innovation Research Department of PLA General Hospital, Beijing 100853, China

Corresponding author: ZHANG Zhengbo. Email: zhengbozhang@126.com

Abstract: Background Heart rate variability (HRV), an indicator of autonomic nervous system activity, is widely recognized for assessing heart failure prognosis. N-terminal pro-B-type natriuretic peptide (NT-proBNP) plays a crucial role in the diagnosis, risk stratification, and prognosis evaluation of heart failure, but its measurement relies on invasive procedures and lacks dynamic monitoring capabilities. **Objective** To explore the correlation between wearable HRV parameters and NT-proBNP levels and validate their feasibility as a non-invasive risk stratification tool. **Methods** The 24-hour wearable device physiological data and clinical indicators were collected from acute heart failure patients admitted to the Department of Cardiology, West China Hospital, Sichuan University, from January 2021 to December 2022. Post preprocessing, HRV parameters were extracted, and a threshold of 3 500 pmol/L was established for NT-proBNP levels. Spearman correlation was used to analyze the association between HRV and NT proBNP, and the efficacy of five machine learning models including Logistic Regression, K-Nearest Neighbor (KNN), Support Vector Machine (SVM), Random Forest and XGBoost to predict poor prognosis (NT proBNP \geq 3 500 pmol/L) was evaluated, and

收稿日期: 2024-11-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(62171471)

第一作者: 时颖, 在读硕士。Email: qhshiyang@163.com

通信作者: 张政波, 博士, 高级工程师, 博士生导师。Email: zhengbozhang@126.com

the characteristic contribution was quantified by the snap value. **Results** A total of 51 heart failure patients were included, with 87 electrocardiographic datasets collected. Among the HRV parameters, SDNN, SD2, VLF, and 7 other indexes showed significant negative correlations with NT-proBNP levels (r : -0.390 to -0.371, $P < 0.001$). Patients with NT-proBNP ≥ 3 500 pmol/L had significantly lower HRV parameters, including SDNN ($M[IQR]$: 51.10 [38.50 - 67.20] ms vs 77.95 [54.45 - 95.50] ms, $P < 0.001$), SD2 ($M[IQR]$: 68.30 [52.90 - 93.90] ms vs 108.00 [76.20 - 132.47] ms, $P = 0.003$), VLF ($M[IQR]$: 18.82 [5.84 - 59.61] mHz vs 59.36 [33.70 - 116.90] mHz, $P = 0.002$), ULF ($M[IQR]$: 6.30 [1.99 - 18.02] mHz vs 18.60 [10.05 - 34.09] mHz, $P = 0.001$). Among the machine learning models, Logistic Regression demonstrated the best classification performance (AUC=0.830, 95% CI: 0.760 - 0.890). SHAP analysis revealed that SD2 and LF/HF contributed the most to the model's classification. **Conclusion** Wearable HRV parameters are significantly correlated with NT-proBNP levels and can effectively differentiate high and low NT-proBNP groups using machine learning models, offering a new strategy for non-invasive dynamic monitoring and acute decompensation risk prediction in heart failure patients.

Keywords: heart failure; heart rate variability; NT-proBNP; wearable devices; machine learning

Cited as: Shi Y, Zhang X, Xia WN, et al. Association between wearable heart rate variability parameters and NT-proBNP levels in acute heart failure patients[J]. Acad J Chin PLA Med Sch, 2025, 46(3): 256-261.

心力衰竭是多种心血管疾病的终末阶段，其特点是心脏泵血功能受损，无法满足机体代谢需求，而急性期入院患者具有更高的病死率和再入院率。我国心力衰竭患病率持续攀升，据流行病学数据显示，每年新增患者约300万，对社会和医疗系统构成重大负担^[1]。心衰患者的管理高度依赖动态心功能监测，以优化药物剂量、预警急性失代偿事件。传统监测手段如超声心动图、6分钟步行试验及院内生物标志物N末端B型利钠肽原(N-terminal pro-B-type natriuretic peptide, NT-proBNP)检测虽能提供阶段性评估，但存在操作复杂、成本高、无法实时反馈等局限。近年来，可穿戴技术的突破为持续监测提供了新路径，通过医疗级设备采集长程心电信号，可实时提取心率变异性(heart rate variability, HRV)参数，反映自主神经系统的动态调节能力。

HRV参数已被广泛认可为评估心力衰竭患者预后的重要指标。HRV的降低通常预示着心力衰竭患者预后不良，对心力衰竭患者进行HRV监测具有重要意义^[2]。然而，现有研究多聚焦于传统短程心电监测，缺乏基于可穿戴长程数据的HRV与临床常用指标(如NT-proBNP)的关联性分析^[3-4]。心脏标志物NT-proBNP在心力衰竭的诊断、风险分层和预后评估中发挥着关键作用，为临床提供了重要的生物学依据^[5]。当前需要探索的问题是可穿戴设备获取的HRV参数能否与NT-proBNP紧密关联，甚至提供一种更直接、无创且适用于院外环境的心力衰竭风险评估方式，从而为临床决策和患者的自我健康管理提供支持。

本研究将可穿戴技术引入急性心衰患者的HRV监测，旨在解决以下关键问题：(1)验证可穿戴HRV参数与NT-proBNP的相关性；(2)基于NT-

proBNP水平，通过机器学习模型评估HRV对急性失代偿心力衰竭风险的预测价值；(3)探讨基于HRV的动态监测如何辅助现有临床工具，优化院外管理策略。通过这一研究，期望为心力衰竭患者的远程监测提供新证据，助推可穿戴技术从数据采集向临床决策支持的转化进程。

1 对象与方法

1.1 研究对象

本研究前瞻性地纳入了2021年1月—2022年12月在四川大学华西医院心内科因急性期心力衰竭住院的患者。纳入标准：(1)年龄 ≥ 18 岁；(2)根据《中国心力衰竭诊断和治疗指南2018》的标准，确诊为心力衰竭；(3)无精神病史及其他严重急慢性疾病；(4)知情同意并签署参与本研究的协议。排除标准：(1)未控制的不稳定性心绞痛；(2)未控制的严重心律失常，且引发症状或血流动力学障碍；(3)急性主动脉夹层；(4)严重的肢体运动功能障碍；(5)近期(6个月)脑卒中或短暂脑缺血发作；(6)不配合或无法沟通；(7)合并严重躯体疾病且存在尚未校正的临床情况(如严重贫血、电解质紊乱和甲状腺功能亢进、肾衰竭等)；(8)同时参加其他临床试验；(9)预计生存期 < 24 h。本研究经四川大学华西医院医学伦理委员会审批(批号：20211023)。

1.2 数据采集、处理、定义

1.2.1 数据采集 在患者入院和出院时，收集包括年龄、性别、身高、体质量在内的基线资料，并进行全面生理指标检查，记录NT-proBNP水平。收集患者随访信息，包括不良预后事件等。在入院当天和出院前1 d，患者使用医疗级可穿戴SensEcho 5A系统(海思瑞格，中国)进行24 h的生理数据监测，该系统能够以200 Hz的采样率记录

ECG信号,以25 Hz的采样率获取胸部和腹部呼吸信号和三轴加速度信号^[6]。

1.2.2 预处理 可穿戴设备采集的信号由于其单导联、低采样率的特点,须在HRV分析前,对采集的ECG信号进行筛选,排除严重心律失常的记录,以确保HRV参数的可靠性^[7]。筛选流程包括利用自动化算法初步识别异常心律,并由临床医师进行复核确认。筛选后的数据经过0.5~50 Hz带通滤波,以滤除高频噪声及低频趋势^[8]。采用一阶微分算法增强QRS波群的识别,并通过汉明窗平滑技术优化信号质量,减少噪声,增强信号清晰度^[9]。在QRS波检测阶段,算法自动识别R波峰值提取RR间期,将超过平均RR间期3倍标准差的间期定义为异常RR间期并排除,以减少伪影的影响。数据清洗阶段,对剩余的异常间期采用线性插值法进行修正,得到正常的NN间期。

1.2.3 HRV特征提取 采用Python 3.11的numpy、pandas和scipy库根据公式计算HRV参数,涵盖时域和频域两大类。时域参数通过RR间期的统计分析得出,包括心率(heart rate, HR)、NN间期即正常RR间期标准差(standard deviation of NN intervals, SDNN)、24 h内每5 min段的SDNN的均值(SDNN Index)、平均NN间期标准差(standard deviation of the average NN interval, SDANN)、连续插值的均方根(root mean square of successive differences, RMSSD)、相邻NN间期大于50 ms差值的百分比(percentage of NN intervals greater than 50 ms, pNN50)和HRV三角指数(heart rate variability triangular index, HRVTI)等^[10]。频域参数计算时首先通过插值提升RR间期信号至4 Hz采样率,以便在0~1 Hz频带内进行可靠的频谱估计。插值后的数据经中值滤波器去趋势处理,随后进行功率谱密度估计^[11]。分析超低频(very low frequency, VLF)、极低频(ultra low frequency, ULF)、低频(low frequency, LF)和高频(high frequency, HF)等频带,提取总功率(Total Power)、LF/HF(低频/高频比值)及峰值频率等统计信息。另外提取样本熵(Sample Entropy)、短波(Short Waves)及长波(Long Waves)等非线性参数,以更全面地评估HRV。总计计算提取了HRV特征共18个。

1.2.4 不良预后事件 定义为出院后6个月内因心衰加重导致的再入院或全因死亡。

1.2.5 评价指标与分组 为评估心衰患者的病情严重程度,本研究采用了血浆NT-proBNP作为重

要的生物标志物。韦丙奇等^[12]研究发现,当NT-proBNP \geq 3 500 pmol/L时,急性失代偿心力衰竭患者住院死亡的风险显著增加。基于此,定义NT-proBNP \geq 3 500 pmol/L为高水平,反之则为低水平。

1.3 数据分析与处理

1.3.1 样本量计算 基于既往HRV研究样本量估算方法,采用两组均数比较的样本量计算公式:

$$n = \frac{2(Z_{\alpha} + z_{\beta})^2 \sigma^2}{d^2}$$

其中,效应量 $d=0.8$, $\alpha=0.05$, $\beta=0.2$, $\sigma=10$ ms(以SDNN为例)。

1.3.2 模型建立与性能评估 本研究采用最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, Lasso)回归同时进行特征选择和分类,以优化模型性能并减少过拟合^[13]。通过5折交叉验证法评估:逻辑回归、K最近邻(K-nearest neighbors, KNN)、支持向量机(support vector machine, SVM)、随机森林和XGBoost五种机器学习模型的性能。模型性能通过准确率、精确率、召回率、特异性和F1分数进行评估,并绘制ROC曲线,评估模型的诊断价值。采用SHAP值分析,量化各HRV参数对模型分类的贡献度,增强结果的可解释性。

1.3.3 统计学分析 数据处理和统计分析采用Python 3.11和SPSS 25.0软件完成。连续变量中,正态分布数据以 $\bar{x} \pm s$ 表示,偏态分布数据以 $M(IQR)$ 表示;分类变量以例数(百分比)表示。组间比较中,正态分布且方差齐者采用 t 检验,非正态分布或方差不齐者采用Mann-Whitney U 检验;多组间比较采用单因素方差分析(正态资料)或Kruskal-Wallis H 检验(偏态资料)。NT-proBNP与HRV参数的相关性采用Spearman秩相关分析,NT-proBNP值与不良预后之间的关系通过单变量逻辑回归评估及ROC分析,NT-proBNP水平高低与不良预后事件的关系采用 χ^2 检验分析。不同机器学习模型性能的比较采用Wilcoxon符号秩检验。 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 患者基线资料

根据预定的纳入和排除标准共纳入51例心力衰竭患者。其中,36例患者纳入两时点(入院及出院)的数据,其余患者仅纳入单时点(入院或出院)

时)数据。共计收集生理信号及临床数据 87 例次,用于本研究中的所有分析,患者基线资料见表 1。

表 1 患者基线资料

| 指标 | 数值 |
|--|------------------|
| 年龄/(岁, $\bar{x} \pm s$) | 57.0 \pm 16.5 |
| 性别(男/女)/(例,%) | 32(63)/19(37) |
| BMI/(kg/m ² , $\bar{x} \pm s$) | 23.2 \pm 4.4 |
| 收缩压/(mmHg, $\bar{x} \pm s$) | 118.4 \pm 20.1 |
| 舒张压/(mmHg, $\bar{x} \pm s$) | 76.6 \pm 12.0 |
| 住院时长/(d, $\bar{x} \pm s$) | 9.1 \pm 2.8 |
| 吸烟/(例,%) | 19(37) |
| 饮酒/(例,%) | 14(27) |
| 糖尿病/(例,%) | 15(29) |
| 高血压/(例,%) | 25(49) |

2.2 NT-proBNP 水平与患者不良预后的关系

以患者不良预后为因变量, NT-proBNP 水平为自变量, 以本研究样本行单变量逻辑回归分析。结果显示, NT-proBNP 水平与不良预后事件密切相关。NT-proBNP 浓度每增加 1 000 pmol/L, 不良事件风险增加 1.3 倍 ($OR=1.30$, 95% $CI: 1.10 \sim 1.52$)。再进一步根据常用的临床截断值 (3 500 pmol/L) 将患者分为 NT-proBNP 高、低水平组, 在本研究样本中抽取具有完整信息的 43 例资料行列联表分析, 结果表明, NT-proBNP $\geq 3 500$ pmol/L 组的不良事件发生率为 44.44%(8/18), 显著高于 NT-proBNP $< 3 500$ pmol/L 组的 12.00%(3/25)(关联性检验 $P=0.040$), 提示 NT-proBNP 水平升高与急性失代偿风险密切相关, 具有心衰患者预后评估效能, 其敏感度、特异度、准确度分别可达 0.727、0.688、0.698。见表 2。

2.3 HRV 参数与 NT-proBNP 的关联性

通过 Spearman 相关分析探讨 HRV 参数与 NT-proBNP 的关联性。22 个参数中有 11 个参数与 NT-proBNP 显著相关, 其中 SD2 和 SDNN 与 NT-proBNP 的相关系数分别为 -0.390 ($P<0.001$) 和 -0.371 ($P<0.001$), 经比较呈显著负相关。见表 3。

2.4 高、低 NT-proBNP 水平组间 HRV 系数比较

NT-proBNP $\geq 3 500$ pmol/L 组 10 个 HRV 参数如 SDNN、SD2、ULF、VLF、LF、Total Power 及 LF/HF 比值均显著低于 NT-proBNP $< 3 500$ pmol/L 组 ($P<0.05$)。见表 4。

2.5 机器学习建模

由上分析知, HRV 系数确与 NT-proBNP 水平

表 2 NT-proBNP 水平与心衰患者不良预后事件的关系

Tab. 2 Relationship between NT-proBNP levels and adverse outcomes in heart failure patients

| 项目 | NT-proBNP 水平分组 | |
|---------------------------|---------------------|------------------|
| | $\geq 3 500$ pmol/L | $< 3 500$ pmol/L |
| 不良预后事件分组 | | |
| 预后不良(n=11) | 8 | 3 |
| 预后良好(n=32) | 10 | 22 |
| 合计 | 18 | 25 |
| 预后评估效能参数 | | |
| AUC | | 0.708 |
| 敏感度(n/N) | | 0.727(8/11) |
| 特异度(n/N) | | 0.688(22/32) |
| 准确度(n/N) | | 0.698(30/43) |
| 约登指数 | | 0.415 |
| 阳性预测值(n/N) | | 0.444(8/18) |
| 阴性预测值(n/N) | | 0.880(22/25) |
| 一致性系数(Kappa) | | 0.343(一致性较差) |
| 统计推断 | | |
| 关联性检验(χ^2 值, P 值) | | 4.208, 0.040 |

表 3 HRV 参数与 NT-proBNP 的相关性分析结果

Tab. 3 Correlation coefficients between HRV parameters and NT-proBNP

| 特征 | 相关系数 | P 值 |
|----------------|--------|----------|
| SDNN | -0.371 | <0.001 |
| SDNN Index | -0.254 | 0.018 |
| SDANN | -0.217 | 0.043 |
| RMSSD | -0.042 | 0.697 |
| pNN50 | 0.077 | 0.478 |
| HR_avg | 0.045 | 0.680 |
| HR_min | 0.176 | 0.104 |
| HR_max | -0.069 | 0.528 |
| HRVTI | -0.236 | 0.028 |
| SD1 | -0.042 | 0.700 |
| SD2 | -0.390 | <0.001 |
| SD1/SD2 | 0.228 | 0.034 |
| Sample Entropy | 0.089 | 0.410 |
| Short Waves | -0.332 | 0.002 |
| Long Waves | 0.011 | 0.922 |
| ULF | -0.304 | 0.004 |
| VLF | -0.298 | 0.005 |
| LF | -0.212 | 0.049 |
| HF | -0.036 | 0.743 |
| Total Power | -0.174 | 0.108 |
| LF/HF | -0.365 | 0.001 |

SD1: Poincaré 散点图短轴; SD2: Poincaré 散点图长轴; HR_avg: 平均心率; HR_min: 最小心率; HR_max: 最大心率。

密切相关, 有替代应用的可能。进一步探讨其应用: 通过 Lasso 回归算法筛选出 HRV 系数中 9 个特

表 4 不同NT-proBNP水平心力衰竭患者的HRV参数差异[M(IQR)]

Tab. 4 Differences in HRV among heart failure patients with different NT-proBNP levels (M[IQR])

| 特征 | NT-proBNP<3 500 pmol/L (n=38) | NT-proBNP≥3 500 pmol/L (n=49) | P值 |
|---------------------|-------------------------------|-------------------------------|--------|
| SDNN/ms | 77.95(54.45~95.50) | 51.10(38.50~67.20) | <0.001 |
| SDNN Index/ms | 28.15(23.90~39.30) | 19.70(15.30~32.60) | 0.007 |
| SDANN/ms | 17.75(12.12~27.25) | 12.10(8.00~20.90) | 0.005 |
| SD2/ms | 108.00(76.20~132.47) | 68.30(52.90~93.90) | 0.003 |
| Short Waves | 0.61(0.48~0.83) | 0.47(0.41~0.59) | 0.002 |
| ULF/ms ² | 18.60(10.05~34.09) | 6.30(1.99~18.02) | 0.001 |
| VLF/ms ² | 59.36(33.70~116.90) | 18.82(5.84~59.61) | 0.002 |
| LF/ms ² | 110.15(50.17~343.19) | 50.86(11.97~212.74) | 0.010 |
| Total Power | 240.72(129.22~670.70) | 102.65(36.52~507.54) | 0.023 |
| LF/HF | 2.05(1.43~3.83) | 1.19(0.83~1.60) | <0.001 |

SD2:Poincaré散点图长轴。

征参数(SDNN Index, HR avg, HR min, SD2, Sample Entropy, Long Waves, VLF, HF, LF/HF)用于建模,应用5种机器学习模型来区分NT-proBNP水平≥3 500 pmol/L与<3 500 pmol/L的心衰患者。各模型及性能指标列示于表5,对应的ROC曲线列于图1。经比较,Logistic Regression模型表现最佳(AUC=0.830),显著高于其他模型(P<0.05),且综合性能均衡(F1分数=0.817,召回率=0.840)。此外,再基于随机森林模型进行SHAP值分析,以进一步量化各HRV参数对模型分类的贡献度,见图2。由此可知,SD2和LF/HF对高风险组的分类贡献最大,其低值增加了模型预测高水平结果的可能性。

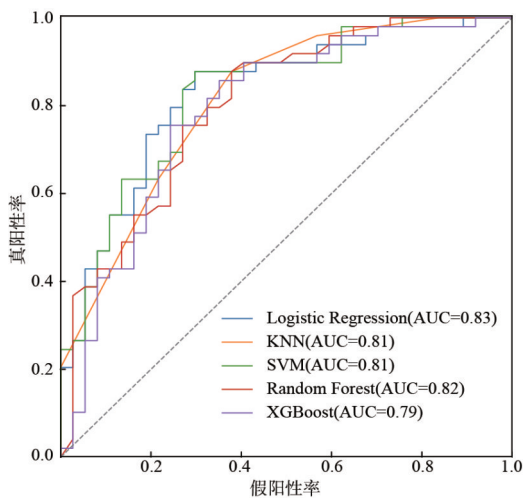


图 1 HRV对NT-proBNP水平进行分类的ROC曲线

Fig. 1 ROC curves for different machine learning models in distinguishing heart failure with NT-proBNP levels

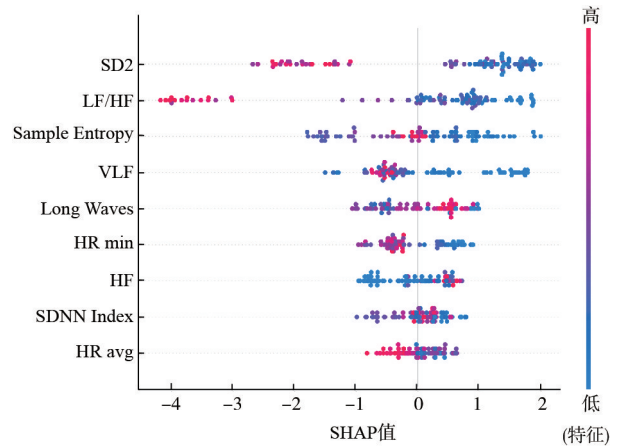


图 2 基于随机森林模型的SHAP值的HRV参数贡献度分析

Fig. 2 SHAP-based feature importance analysis of HRV parameters

表 5 不同模型区分NT-proBNP水平的性能

Tab. 5 Performance metrics of machine learning models for distinguishing NT-proBNP levels in heart failure

| 模型 | 准确率 | 精确率 | 召回率 | 特异性 | F1分数 |
|---------------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Logistic Regression | 0.790 | 0.811 | 0.840 | 0.730 | 0.817 |
| KNN | 0.767 | 0.758 | 0.880 | 0.622 | 0.810 |
| SVM | 0.790 | 0.796 | 0.860 | 0.703 | 0.822 |
| Random Forest | 0.721 | 0.780 | 0.738 | 0.730 | 0.745 |
| XGBoost | 0.734 | 0.800 | 0.756 | 0.703 | 0.766 |

F1分数为精确率和召回率的调和均数。

3 讨论

本研究通过多维度分析揭示了可穿戴设备监测的HRV参数与NT-proBNP水平的显著关联,并验证了其在心衰患者风险分层中的潜在应用价值。

NT-proBNP作为临床广泛使用的急性失代偿风险标志物,其水平升高与不良预后事件(如再入院、死亡)显著关联(OR=1.30, P=0.004),且截断值(3 500 pmol/L)能够有效区分高风险患者(44.44% vs 12.00%, P=0.040)。这一发现与既往研究一致^[1,12],支持NT-proBNP在临床实践中的实用性。然而,NT-proBNP检测依赖侵入性采血及实验室分析,限制了其在院外动态监测中的应用。

本研究创新性地引入可穿戴设备,通过长程心电信号提取HRV参数,发现SDNN、SD2、VLF等参数与NT-proBNP水平呈显著负相关(r: -0.390~-0.371, P<0.001)。这些参数的降低反映了心衰患者自主神经调节功能的恶化——SDNN和SD2分别代表整体及长时程心率波动,其下降提示交感神经活性增强与迷走神经抑制的失衡;VLF功率与超低频振荡相关,可能受血管张力及

肾素-血管紧张素系统调节^[14-16]。上述机制与NT-proBNP升高的病理生理过程(如心室壁应力增加、神经内分泌激活)密切相关^[3,17],表明HRV参数能够间接反映心衰患者的神经-体液调节状态。

通过Lasso算法筛选的9个HRV参数(如SD2、VLF、LF/HF)构建的机器学习模型中,逻辑回归(AUC=0.830)和随机森林(AUC=0.820)表现出较高的分类性能。SHAP值分析进一步量化了关键参数的贡献度:SD2、LF/HF和VLF对对高风险组的分类贡献较为显著,其数值的降低增加了预测NT-proBNP高水平的可能性。这一结果提示,HRV参数通过多维度自主神经信息(如长时程波动、低频振荡)实现了对NT-proBNP风险分层的无创评估,且其效能有望与传统的生化检测相当^[18]。

可穿戴技术的核心优势在于其无创性、便携性及实时性,如设备检测到SDNN持续降低或VLF功率显著下降时,可自动触发预警信号,提示临床医师调整利尿剂剂量或安排NT-proBNP复查。这种动态监测模式不仅能够减少不必要的院内检测,还可优化患者的远程管理策略,尤其适用于医疗资源匮乏地区^[19-20]。

本研究存在以下局限性:(1)样本量较小(n=51),且部分数据因心律失常干扰被剔除,可能影响结果的普适性;(2)NT-proBNP水平受年龄、肾功能等多因素影响^[6,18],未来需纳入更全面的混杂变量(如估算肾小球滤过率、药物使用)进行校正;(3)HRV参数的临床决策阈值(如SDNN<50 ms)需通过大样本前瞻性研究验证。未来工作可从以下方向展开:(1)结合多模态数据(如可穿戴呼吸信号、活动量)提升模型鲁棒性^[21];(2)开发实时反馈系统,将HRV参数与电子病历整合,实现个性化干预;(3)扩大样本,直接基于HRV及其他生理参数进行患者预后评估及风险预测,探索HRV在慢性心衰患者长期管理中的应用。

综上,本研究证实,可穿戴设备监测的HRV参数与NT-proBNP水平显著相关,且能通过机器学习模型有效区分急性失代偿风险。SD2、VLF等关键参数对风险分类的贡献度最高,为无创动态监测提供了理论依据。尽管仍需进一步验证,HRV技术有望成为传统生化检测的重要补充,推动心衰管理向精准化、远程化方向发展。

作者贡献 时颖:统计分析,结果解释,初稿撰写与修订;张秀:数据收集;夏万能:数据

的初步分析;张越:文章架构设计,临床资料调研;张庆:研究设计和概念化,数据收集统筹;张政波:申请获取项目基金和出版基金资助,文章的评阅及修订。

利益冲突 所有作者声明无利益冲突。

数据共享声明 本论文相关数据可依据合理理由从作者处获取,Email: zhengbozhang@126.com。

参考文献

- 1 王华,刘宇佳,杨杰孚.心力衰竭流行病学[J].临床心血管病杂志,2023,39(4):243-247.
- 2 Matusik PS, Matusik PT, Stein PK. Heart rate variability and heart rate patterns measured from wearable and implanted devices in screening for atrial fibrillation: potential clinical and population-wide applications [J]. Eur Heart J, 2023, 44 (13): 1105-1107.
- 3 张经泽,贺世豪,李瑾.冠心病合并慢性心力衰竭病人心率变异性特点及其与病情严重程度的相关性[J].中西医结合心脑血管病杂志,2023,21(22):4198-4202.
- 4 李小青,冯波,陆珣.老年2型糖尿病合并心力衰竭患者心率变异性与N-末端脑钠肽的相关性[J].实用临床医药杂志,2018,22(17):32-35.
- 5 Kim SE, Cho DH, Son JW, et al. Impact of NT-proBNP on prognosis of acute decompensated chronic heart failure versus de novo heart failure [J]. Int J Cardiol, 2022, 363: 163-170.
- 6 Xu HR, Yan W, Lan K, et al. Assessing electrocardiogram and respiratory signal quality of a wearable device (SensEcho): semisupervised machine learning-based validation study [J]. JMIR Mhealth Uhealth, 2021, 9 (8): e25415.
- 7 Choi HY, Cho NJ, Park S, et al. Arrhythmia and heart rate variability during long interdialytic periods in patients on maintenance hemodialysis: prospective observational cohort study [J]. J Clin Med, 2022, 12 (1): 265.
- 8 Fuior R, Corciova C, Salceanu A. Preprocessing of electrocardiogram techniques - A review [C] //2021 International Conference on e-Health and Bioengineering (EHB). IEEE, 2021: 1-5.
- 9 Lytvynenko I, Maruschak P, et al. Modeling the microrelief structure of Ti6Al4V titanium alloy surface after exposure to femtosecond laser pulses [J/OL]. http://dx. doi. org/10.30880/ijie.2022.14.04.008.
- 10 Hallman DM, Krause N, Jensen MT, et al. Objectively measured sitting and standing in workers: cross-sectional relationship with autonomic cardiac modulation [J]. Int J Environ Res Public Health, 2019, 16 (4): 650.
- 11 Liu J, Liu SQ, Gao LF, et al. Predicting post-operative blood inflammatory biomarkers using pre-operative heart rate variability in patients with cervical cancer [J]. Front Physiol, 2021, 12: 696208.
- 12 韦丙奇,杨跃进,张健,等.血浆N末端B型利钠肽原对急性失代偿收缩性心力衰竭患者病死率的预测价值[J].中华医学杂志,2009,89(28):1955-1959.
- 13 Tibshirani R. Regression shrinkage and selection via the lasso [J]. J R Stat Soc Ser B Stat Methodol, 1996, 58 (1): 267-288.
- 14 李琦,刘克强,齐新,等.冠心病心力衰竭病人NYHA心功能分级和血清NT-proBNP及HRV各项指标的关系[J].中西医结合心脑血管病杂志,2018,16(14):2058-2060.

(下转封三)