

基于多生理参数的连续无创血压预测^{*}闫 硕¹ 吴 阳² 王世锋¹ 王慧泉² 何 佳¹

(1. 中国人民解放军海军特色医学中心 上海 200433; 2. 天津工业大学生命科学院 天津 300387)

摘 要: 现阶段,因袖带测量血压的方法无法在高气压环境下工作,为了解决在高气压环境下测量血压的难题,本研究提出了结合脉搏波传导时间与心率变异性的 K 最近邻连续无创血压预测模型。本研究使用兔子做实验,在动物高压舱内从常压加压到深度 1 000 m,此过程中采集兔子的心电、脉搏波和有创血压。以 30 s 的时长为 1 个数据,最终采用深度为 0~300 m 数据训练,300~1 000 m 数据预测,K 最近邻模型对于兔子 1 的收缩压和舒张压预测的平均绝对误差±标准差的结果分别为 2.2 ± 1.5 mmHg 和 1.9 ± 1.4 mmHg,对于兔子 2 的收缩压和舒张压的结果分别为 1.7 ± 1.3 mmHg 和 1.7 ± 1.5 mmHg。结果表明,本文的方法对不同个体在高气压环境对血压预测取得了良好的结果,并为高气压下血压监测提供思路。

关键词: 高气压;脉搏波传导时间;心率变异性;连续无创血压

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Continuous non-invasive blood pressure prediction based on
multiple physiological parametersYan Shuo¹ Wu Yang² Wang Shifeng¹ Wang Huiquan² He Jia¹

(1. Chinese People's Liberation Army Navy Specialty Medical Center, Shanghai 200433, China;

2. School of Life Sciences, Tiangong University, Tianjin 300387, China)

Abstract: At present, since the method of measuring blood pressure with cuff cannot work in a high-pressure environment, in order to solve the problem of measuring blood pressure in a high-pressure environment, we propose a K-nearest neighbor continuous non-invasive blood pressure prediction model combining pulse wave conduction time and heart rate variability. In this study, rabbits were used for the experiment. They were pressurized from normal pressure to a depth of 1 000 m in an animal hyperbaric chamber. During this process, the electrocardiogram, pulse wave and invasive blood pressure of the rabbits were collected. Taking a duration of 30 s as one data point, and finally using data with a depth of 0~300 m for training and data with a depth of 300~1 000 m for prediction, the results of the mean absolute error±standard deviation of the K-nearest neighbor model in predicting the systolic and diastolic blood pressures of rabbit 1 were 2.2 ± 1.5 mmHg and 1.9 ± 1.4 mmHg, respectively. The results of systolic and diastolic blood pressure for rabbit 2 were 1.7 ± 1.3 mmHg and 1.7 ± 1.5 mmHg, respectively. The results show that the method proposed in this paper has achieved good results in predicting blood pressure for different individuals in a high-pressure environment and provides ideas for blood pressure monitoring under high pressure.

Keywords: high pressure; pulse wave transit time; heart rate variability; continuous noninvasive blood pressure

0 引 言

在连续血压监测领域,国内外学者的研究中已经提出了多个成熟的血压监测方法,其中常见的无创连续血压测量方法主要包括动脉张力法^[1]、容积补偿法^[2]、光电容积脉搏波^[3]和脉搏波传导时间法^[4]。动脉张力和容积补偿法能够准确的测量动脉血压,但是这两种方法的操作都比较

复杂,并且硬件装置长时间佩戴均会影响测量精度,同时引起被测者的不适,不适宜进行长时间持续测量;光电容积描记法克服了装置复杂的缺点,但是血压值与血流信息之间的计算关系模型仍存在很大的问题,没有得到很好的解决。脉搏波传导时间(pulse wave transit time, PWTT)结合心率变异性法(heart rate variability, HRV)既具备无创、设备简单、操作便捷、测量要求低、不适感较小等优点,同时能够

在复杂环境中进行快速准确的测量,因此更适用于血压测量。同时前期的实验显示,袖带式电子血压测量只能在小深度条件下工作,在高压环境下会出现袖带无法充气的情况,因此需要一种可靠的方法监测高压环境下血压的变化。

如何测量高气压下血压,英国 Dan Medical 公司 2014 推出了一套用于高压舱、饱和舱及甲板使用的远程医疗诊断系统—D-MASyperSat。可在高压环境下使用,可监测心电图、血压、血氧饱和度、体温,并可将生理信号从舱内传输至远离工作现场的医生那里,进行远程诊断。最大耐压深度 450 m,可在 450 m 氮氧饱和(氧浓度 2%)环境下、18 m 高压氧舱(氧浓度 25%)内使用。Quantum Applied Science and Research 公司于 2015 年为美海军海豹突击队运载器项目提出了一项开发研究计划,计划利用 QUASAR 公司的一系列新式传感器开发监测海军潜水员全功能生理状态监测装置。主要指标涉及心率、呼吸(呼吸频率及呼气末二氧化碳)、血液中气体状态(血氧、血氮、二氧化碳水平)、血压、体温、神经电生理(心电图、脑电),同时还监测潜水状态(位置、深度、时间、潜水状态),但是目前的研究基本上都是在低压环境下的血压监测。

基于 PWTT 结合 HRV 测量血压是解决高气压环境血压测量的可行途径之一。现今的无创血压测量标准根据美国医疗器械进步协会(the association for the advancement of medical instrumentation,AAMI)的无创血压监测设备性能评估分类标准,A 级标准要求误差范围通常在 ± 2 mmHg 或更小,B 级标准在 $\pm 3 \sim \pm 5$ mmHg 之间,C 级标准在 $\pm 5 \sim \pm 8$ mmHg 之间。本文采集不同气压下兔子的 ECG、PPG 和有创血压信号,通过计算 HRV 特征和 PWTT,使用 K 最近邻(k-nearest neighbor,KNN)模型对血压进行拟合,旨在建立一个不同气压下的血压预测模型,为后续的高压血压测量研究提供思路。

1 国内外研究现状

脉搏波传导时间反映的是压力波经过一段血管的时间。目前的研究定义脉搏波传导时间的方式有所不同,主要有两种定义,一种是脉搏波传导时间(pulse transit time, PTT),是指心电图信号(electrocardiogram, ECG)的基准点与脉搏波信号(photoplethysmography, PPG)基准点之间的时间差^[5-6],如图 1(a)所示;另一种是指脉搏波在血管中传导一段距离,近端与远端脉搏波信号基准点之间的时间差,称为脉搏波到达时间(pulse arrive time, PAT)^[7],如图 1(b)所示。

近年来有许多研究者开始使用 ECG 特征和 PPG 特征相结合测量血压,这样做的益处是使用了更多的与血压相关的特征对血压进行测量。Thambiraj 等^[8]提出了从 ECG 和 PPG 信号中提取沃默斯利数(α)、QRS、QTc 区间、SDI 等人信息特征的血压估计方法,并采用回归技术对血压进行连续估计。为了探索所提出的生理特征与血压的相关性,采用了随机森林模型的遗传算法。获得 α 、QRS 复合

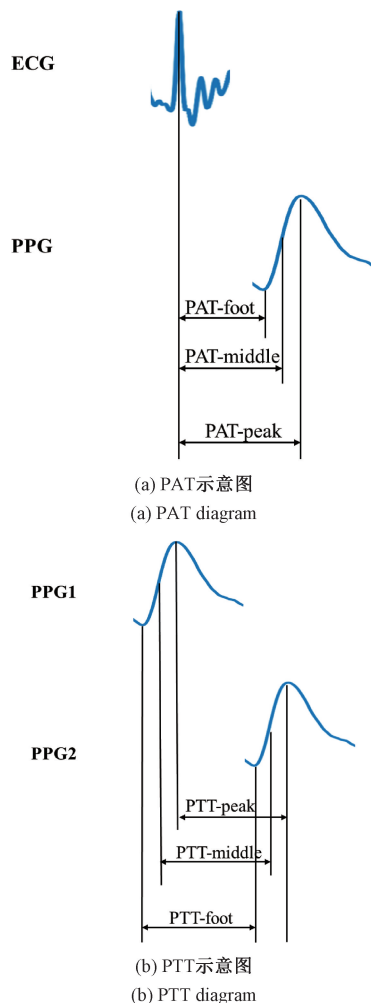


图 1 脉搏波传导时间的不同定义

Fig. 1 Different definitions of pulse wave conduction time

体、QT 间期、SDI、心率等显著特征。有学者尝试通过快速因果推理算法识别感兴趣变量的因果图,通过对 62 例受试者连续采集心电图、PPG 和 BP 信号,对该方法进行了验证。发现了比脉冲传递时间更能跟踪 BP 变化的新的因果特征。Yao 等^[9]从 PPG 信号、其多元导数信号和 ECG 信号中提取丰富的生命特征,并通过统计分析 t 检验验证其在 BP 估计中的统计显著性。然后,利用互信息系数分析得到最优特征集,研究其与血压的潜在关联。优化后的特征集作为 BP 估计的各种机器学习策略的输入。结果表明,基于 AdaBoost 的 BP 估计模型优于其他回归方法。Jeong 等^[10]提出了一种无创连续算法,利用 ECG 和 PPG 之间的差异作为可以包含脉冲到达时间的新特征。该算法是一种基于深度 CNN-LSTM 的多任务机器学习模型,可以同时输出收缩压和舒张压的预测结果。陈晓等^[11]提出融合注意力机制的 BiLSTM 网络实现无创血压测量试验结果表明引入注意力机制的双向长短记忆网络相较于双向长短记忆网络,均方误差(mean squared error, MSE)值和平均绝对误差(mean absolute error, MAE)值都得到了大幅度的

降低,分别降低了 18.29% 和 21.27%,R 方值提高了 0.17%。Kasbekar 等^[12]展示了多模态特征数据集可以与优化的机器学习算法相结合,在动脉内血压金标准的 5 mmHg 偏差范围内估计收缩压,舒张压和平均动脉压完全在 IEC/ANSI 80601-2-30(2018)标准的可接受范围内。Baker 等^[13]提出了一种新的混合神经网络,利用从 ECG 和 PPG 波形中提取的 12 个直接特征,对收缩压(systolic blood pressure, SBP)、舒张压(diastolic blood pressure, DBP)和平均压(mean blood pressure, MAP)的平均绝对误差分别为 4.53、3.37 和 3.36 mmHg。Zhang 等^[14]提出了一种结合一维堆积和激励网络架构的血压估计方法。研究结果符合 BHS 规定的 DBP、SBP 和 MAP 的 A 级标准,也符合 AAMI 的标准。Wang 等^[15]从多组学信号水平的角度将 ECG 和 PPG 融合在一起。生理信号融合矩阵和融合图,用于估计失血血压,结果表明预测值与真实 SBP 和 DBP 的相关值分别为 0.988 和 0.991,它们的均方根误差分别为 3.21 和 3.00 mmHg。Liu 等^[16]提出图神经网络对血压处于不同水平的 305 名受试者(102 名高血压患者)的 3 组数据集进行了评估。估计 SBP 和 DBP 的平均绝对差分别为 3.77 和 2.52 mmHg,优于比较方法。田俊豪等提出了一种由 PPG 信号预测 ABP 波形的血压测量方法。实验结果显示,Transformer 网络在 MIMIC 数据集中预测的 ABP 波形与实际波形的拟合效果良好,计算得到的 SBP 和 DBP 预测误差分别为 3.76 ± 5.66 mmHg 和 2.20 ± 3.77 mmHg^[17]。

从现今的研究可以看出很少有关高压下的血压监测工作,本文将采用兔子做实验,结合脉搏波传导时间与心率变异性的 KNN 的连续无创血压预测模型,实现高压下的血压预测,为高压下血压监测提供思路。

2 实验与方法

本文使用兔子作为实验动物,并构建动物的高压模型,具体的实验材料和实验方案介绍如下。

2.1 动物实验材料

- 实验对象:SD 雄性试验兔。
- 实验药品:生理盐水、戊巴比妥钠、肝素钠等。
- 实验材料:注射器、输液袋、纱布、胶带、气管插管等医用耗材、手术刀、止血钳等外科手术器械电极贴、导管、血袋等实验材料。

仪器设备:埃德仪器国际贸易(上海)有限公司的 3.5 F 单压力导管有创血压检测装置(美国 Millar)、多生理信号采集系统,如图 2 所示。海军特色医学中心采购芜湖潜水装备厂制造的 12 MPa 饱和潜水动物实验系统。

2.2 动物实验方案设计

构建兔子不同压力下生理信号变化模型,此模型是在动物处于麻醉状态时,随着压力不断增强,兔的生理信号的变化情况。实验动物为兔子,此实验经过海军特色医学中

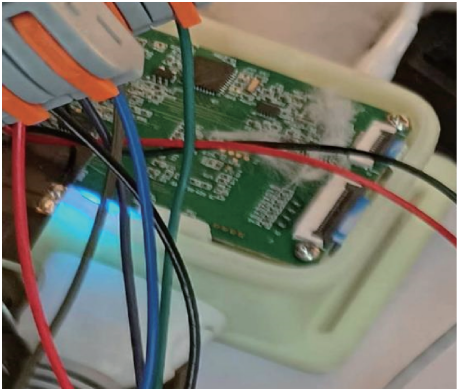


图 2 多生理信号采集系统

Fig.2 Multi-physiological signal acquisition system

心伦理委员会伦理批准同意。实验流程主要环节如图 3 所示,主要包括实验准备、常压数据采集、加压、改变氧分压和减压等环节,每个环节的具体工作内容如下。

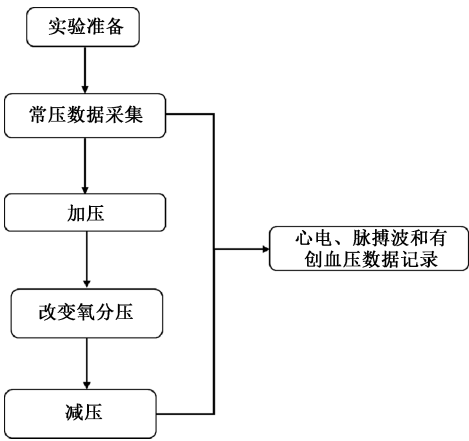


图 3 实验流程图

Fig.3 Experimental flow chart

1)实验流程

- (1)信息记录:实施动物麻醉,称重,并记录体重、性别等信息;
- (2)血管穿刺:将动物固定至手术台,在颈动脉处通过动脉穿刺将导管插入血管中,尾端连接到有创血压(invasive blood pressure, IBP)检测模块上来监测兔的动脉血压;
- (3)佩戴设备:利用多通道生理参数采集仪设备对兔的生理信号进行采集。实验中共收集了以下 3 个信号:使用三导联从四肢处采集兔的心电图信号;使用透射式脉搏波传感器从兔子的右下肢处采集兔的透射脉搏波信号;采用动脉穿刺法从颈动脉处采集兔的有创血压信号,获得的有创血压信号也是血压测量的“金标准”。期间前两个信号由多通道生理参数采集器连续采集,第 3 个由有创血压检测模块采集。实验严格按照动物实验指南进行,并经海军特色医学中心伦理委员会伦理批准。
- (4)有创血压计算:待家兔麻醉后,清理兔子的毛发。

实施气管插管,将导管通过穿刺,置于被测部位的血管内,导管的外端直接与压力传感器相连接,由于流体具有压力传递作用,血管内的压力将通过导管内的液体传递到外部的压力传感器上,从而可获得血管内实时压力变化的动态波形,通过特定的计算方法,可获得被测部位血管的 SBP、DBP 和 MBP。

2) 数据采集

(1) 常压数据采集

实验准备阶段结束后,等待 10~15 min,待数据稳定后开始记录常压数据 5 min,即当兔子处于平稳状态时开始记录此时的有创血压以及心电、脉搏波等信号,这些数据为常压数据。

(2) 加压

常压数据采集完毕之后,将兔子放置在加压舱内,按照试验计划加压,前 300 m 用压缩空气按照 20 m/min 的加压速度进行加压,换成氦气以 10 米/分钟缓慢分别加压到 200、400、600、800 和 1 000 m,注意控制氧分压在 35~45 kPa 之间,并标记试验过程中的特征压力及其对应时间节点,通过监控设备观察兔子的反应,根据监测需要可停留并记录数据。

(3) 改变氧分压

加压过程中,每升高 20 m 停留 1~2 min,加压至 1 000 m 时停留 30 min,分别记录兔子有创血压的数值和对应的心电和脉搏波数据,做好标记,通过调整加压舱内氧浓度的含量,对兔子的血压进行干预,并可通过用纯氧替换加压舱内的氦气,将氧分压提升至 100 kPa(根据实际情况可调整),待调整完毕后,停留 30 min 并记录数据,之后用氦气逐渐替换加压舱内的气体,缓慢降低氧分压干预兔子的血压,停留 30 min 并记录数据。

(4) 减压

缓慢减压,记录减压过程中兔的有创血压、心电、心率等各项生理指标变化情况,标记试验过程中的特征压力及其对应时间节点;实验结束后,对兔子进行安乐死。

2.3 生理信号采集系统设计搭建

本研究信号采集工作主要是对心电信号、光电容积脉搏波信号和有创血压信号进行采集。生理信号采集系统框架如图 4 所示,实验装置连接实物图和示意图如图 5 和图 6 所示;实验过程中分别在兔的四肢位置使用心电导联来采集兔的心电信号,在兔子右下肢通过光电容积脉搏波法来采集兔的脉搏信号,在兔的颈动脉处使用有创血压法来采集兔的有创血压,其中心电信号和脉搏波信号的同步采集可以为后期特征参数的提取工作提供便利,有创血压信号得采集则可以作为血压值实际值的“金标准”,后期作为参考值可用于建模训练及误差分析工作。

3 结果

3.1 兔子 1 血压分布

兔子 1 血压分布如图 7 和图 8 所示,通过分析可以看

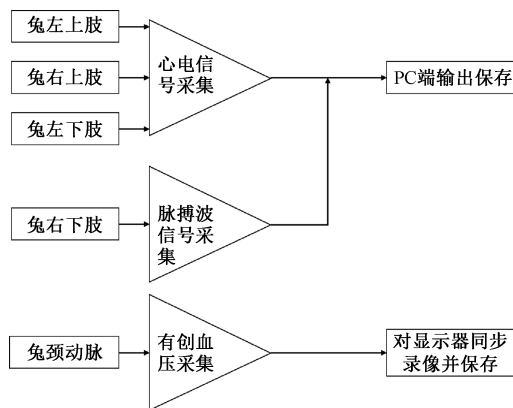


图 4 信号采集硬件系统整体框架图

Fig. 4 Overall frame diagram of signal acquisition hardware system

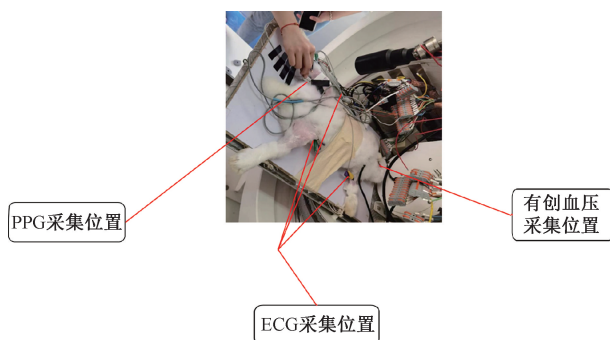


图 5 实验装置连接实物图

Fig. 5 Connection diagram of experimental device

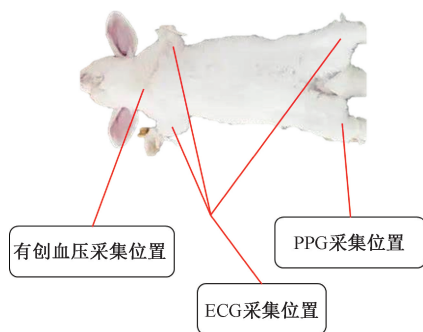


图 6 实验装置连接示意图

Fig. 6 Connection diagram of experimental device

出,随着加压深度的增加,兔子 1 的 SBP 和 DBP 均呈不规则波动,但整体的变化趋势稳定,并且绝大部分点位的血压值波动范围较小。血压 SBP 的变化范围为 109~135 mmHg,DBP 的变化范围为 91~110 mmHg。

3.2 建模设计

(1) 低压 0~300 m 预测高压 300~1 000 m

本研究选取兔子 0~300 m 的数据作为训练集,兔子 1 共 39 例;300~1 000 m 的数据作为预测集,以每个深度的起点为 0 时刻,30 s 中 HRV 和 PWTT 的均值计算一例数据,每个深度不满 30 s 的数据舍去,并对于一些数据进行

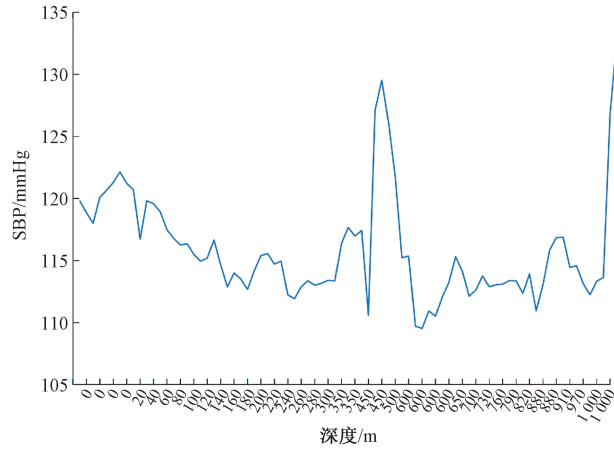


图 7 SBP 随深度变化图

Fig. 7 SBP variation with depth

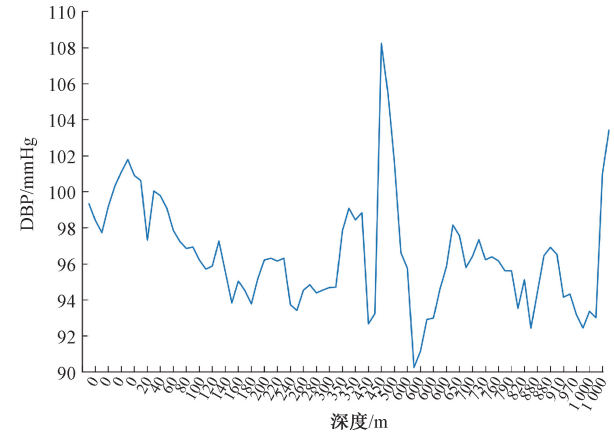


图 8 DBP 随深度变化图

Fig. 8 DBP variation with depth

了异常剔除,所有预测集共 40 例,再对离群值进行删除,得 28 例,兔子 2 训练集共 36 例,测试集 26 例。使用脉搏波传导时间和心率变异性建立 KNN 模型,首先对心电信号进行 HRV 分析,这里选用的指标是 RR、HR、SDNN、RMSSD、HF、LF、HF_n、LF_n、LF_n/HF_n、TP、VLF。其中,RR 间期:两个心电相邻 R 峰之间的时间差、HR:每分钟的心跳数、SDNN:全部正常窦性心搏间期的标准差、HF:高频成分,通常在 0.15~0.4 Hz 频率范围、RMSSD:相邻 RR 间期(相邻心跳间的时间间隔)的差的平方的均值,并取平方根、LF:低频成分,通常在 0.04~0.15 Hz 频率范围内、HF_n:高频成分的归一化值,通常用高频功率占总功率的比例来表示、LF_n:低频成分的归一化值,通常用低频功率占总功率的比例来表示、LF_n/HF_n:LF 和 HF 功率的比率、TP:总功率、VLF:极低频成分,通常在 0.003~0.04 Hz 频率范围内。建立的 PWTT+HRV 模型共包含 PWTT、HRV 的 12 个特征,利用它们建立血压预测模型。PWTT 计算如图 9 所示。

本研究使用的设备能同步检测 ECG 与 PPG,使用

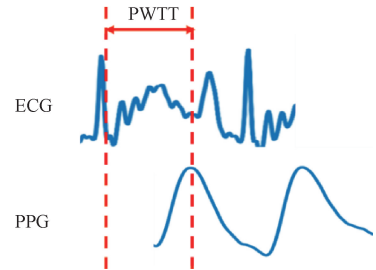


图 9 PWTT 计算示意图

Fig. 9 PWTT calculation diagram

PPG 的峰值时间减去对应 ECG 中 R 波对应的时间,得到的时间差即为 PWTT,它反映的是压力波经过一段血管的时间。

3.3 结果分析(兔子 1)

对于最终预测结果,本文使用 MAE±标准差 (standard deviation,SD)的形式进行评价。

1)SBP 建模分析

SBP 建模的结果如图 10 和 11 所示,KNN 模型预测的平均绝对误差 MAE±SD=2.8±2.0 mmHg。通过 Bland-Altman 图可以看出大部分的误差点均落在±3 mmHg 内。

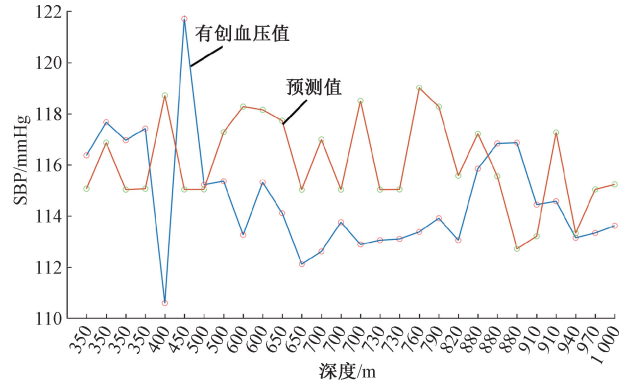


图 10 PWTT+HRV 模型实际值和预测值趋势图

Fig. 10 Trend chart of actual and predicted values of PWTT+HRV model

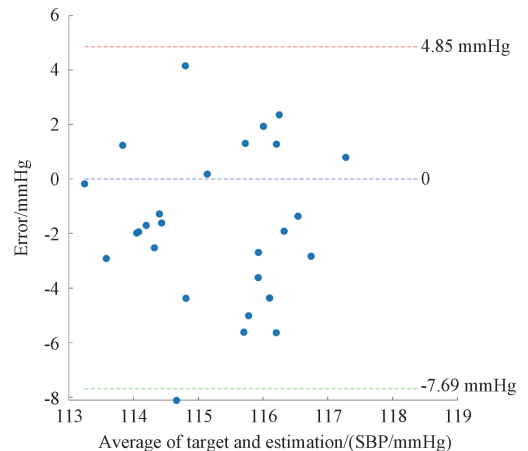


图 11 SBP 误差的 Bland-Altman 图

Fig. 11 Bland-Altman plot of SBP errors

2)DBP 建模分析

DBP 建模的结果如图 12 和 13 所示,KNN 模型预测的平均绝对误差 $MAE \pm SD = 1.9 \pm 1.6$ mmHg。通过 Bland-Altman 图可以看出误差点落在 ± 3 mmHg 的范围内的数据点较多。

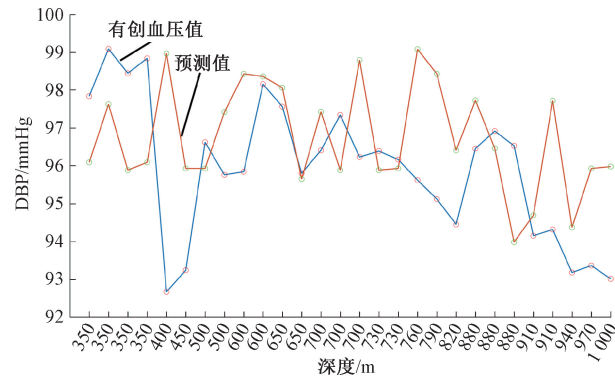


图 12 PWTT+HRV 模型实际值和预测值趋势图

Fig. 12 Trend chart of actual and predicted values of PWTT+HRV model

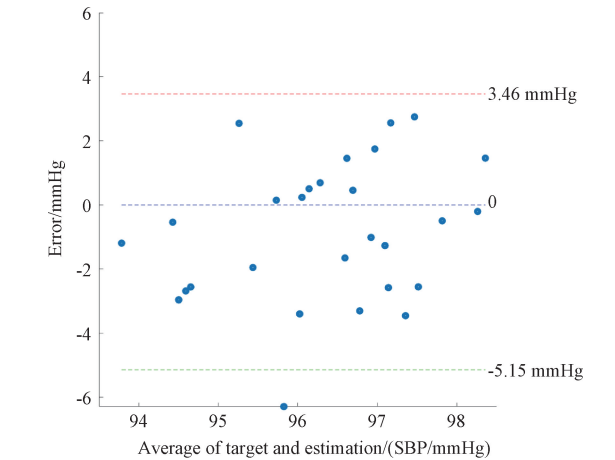


图 13 DBP 误差的 Bland-Altman 图

Fig. 13 Bland-Altman plot of DBP errors

3)不同模型的结果对比

使用不同的模型对兔子的血压进行拟合,如表 1 和 2 中不同兔子的不同模型血压拟合结果。本研究使用 MAE,均方根误差(root mean square error, RMSE)和 SD 作为评价指标,从表中可以看出对不同的兔子来说,KNN 模型比随机森林(random forest, RF)、决策树(decision tree, DT)和 XGBoost 的结果都要好。其中兔子 2 的 SBP 和 DBP 的结果分别为 $MAE \pm SD = 1.7 \pm 1.3$ mmHg 和 $MAE \pm SD = 1.7 \pm 1.5$ mmHg。

在兔子 1 中,KNN 模型对于 SBP 和 DBP 的检测误差分别为 2.8 ± 2.0 mmHg 符合 B 级标准和 1.9 ± 1.4 mmHg 符合 A 级标准,在兔子 2 中,KNN 模型对于 SBP 和 DBP 的检测误差分别为 1.7 ± 1.3 mmHg 符合 A 级标准和 1.7 ± 1.5 mmHg 符合 A 级标准。

表 1 兔子 1 血压结果对比

Table 1 Comparison of blood pressure results in rabbit 1

模型/ 指标	MAE/mmHg (DBP/SBP)	SD/mmHg (DBP/SBP)	RMSE/mmHg (DBP/SBP)
RF	2.6/3.6	1.7/2.0	3.1/4.1
KNN	1.9/2.8	1.6/2.0	2.5/3.5
DT	3.0/4.1	2.0/2.3	3.6/4.8
XG Boost	3.2/4.3	1.0/2.4	3.8/4.9

表 2 兔子 2 血压结果对比

Table 2 Comparison of blood pressure results in rabbit 2

模型/ 指标	MAE/mmHg (DBP/SBP)	SD/mmHg (DBP/SBP)	RMSE/mmHg (DBP/SBP)
RF	4.5/2.8	3.2/2.7	3.3/3.9
KNN	1.7/1.7	1.5/1.3	2.2/2.2
DT	4.1/7.3	4.3/4.3	5.9/8.4
XG Boost	4.1/3.8	3.9/3.2	5.6/4.9

4 结 论

本研究通过进行 0~1 000 m 深度的动物实验,利用 PWTT+HRV 作为建模参数,在 0~300 m 数据进行训练,300~1 000 m 数据进行预测时,在兔子 1 中,KNN 模型对于 SBP 和 DBP 的检测误差分别为 2.8 ± 2.0 mmHg 符合 B 级标准和 1.9 ± 1.4 mmHg 符合 A 级标准,在兔子 2 中,KNN 模型对于 SBP 和 DBP 的检测误差分别为 1.7 ± 1.3 mmHg 符合 A 级标准和 1.7 ± 1.5 mmHg 符合 A 级标准,且从血压跟踪趋势可以看出,无创血压的变化趋势与有创血压较为接近。基于平均绝对误差数值的评估,这表明本研究的方法在高气压下血压测量方面表现出良好的准确性和可靠性,为未来相关研究和应用奠定了坚实的基础。

参考文献

[1] WEISS B M, SPAHN D R, RAHMIG H, et al. Radial artery tonometry: Moderately accurate but unpredictable technique of continuous non-invasive arterial pressure measurement[J]. British Journal of Anaesthesia, 1996, 76(3): 405-411.

[2] MOLHOEK G P, WESSELING K H, SETTELS J J M, et al. Evaluation of the Penservo-plethysmomanometer for the continuous, non-invasive measurement of finger blood pressure [J]. Basic Research in Cardiology, 1984, 79 (5), DOI: 10.1007/BF01910489.

[3] 麻琛彬,张鹏,宋凡,等. 基于光电容积脉搏波的无袖带血压测量技术研究进展[J]. 北京生物医学工程, 2023, 42(2): 194-203.

- MA CH B, ZHANG P, SONG F, et al. Research progress of sleeveless blood pressure measurement technology based on photoelectric volume pulse wave[J]. Beijing Biomedical Engineering, 2023, 42 (2): 194-203.
- [4] ZHOU Z B, CUI T R, LI D, et al. Wearable continuous blood pressure monitoring devices based on pulse wave transit time and pulse arrival time: A review[J]. Materials, 2023, 16(6): 2133.
- [5] WU H, JI Z, LI M. Non-invasive continuous blood-pressure monitoring models based on photoplethysmography and electrocardiography[J]. Sensors, 2019, 19(24): 5543.
- [6] 田泽懿, 张磊, 单新治, 等. 基于脉搏波传导时间的血压检测研究进展[J]. 光学仪器, 2020, 42(1): 88-94.
- TIAN Z Y, ZHANG L, SHAN X ZH, et al. Research progress of blood pressure detection based on pulse wave conduction time[J]. Optical Instruments, 2020, 42(1): 88-94.
- [7] 包科, 顾亚雄, 高俊, 等. 基于脉搏波传导时间的连续血压测量系统[J]. 生物医学工程研究, 2016, 35(1): 41-45.
- BAO K, GU Y X, GAO J, et al. Continuous blood pressure measurement system based on pulse wave conduction time[J]. Biomedical Engineering Research, 2016, 35(1): 41-45.
- [8] THAMBIRAJ G, GANDHI U, MANGALANATHAN U, et al. Investigation on the effect of Womersley number, ECG and PPG features for cuff less blood pressure estimation using machine learning [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 60: 101942.
- [9] YAO L P, PAN Z L. Cuff-less blood pressure estimation from photoplethysmography signal and electrocardiogram [J]. Physical and Engineering Sciences in Medicine, 2021, 44(2): 397-408.
- [10] JEONG D U, LIM K M. Combined deep CNN-LSTM network-based multitasking learning architecture for noninvasive continuous blood pressure estimation using difference in ECG-PPG features [J]. Scientific Reports, 2021, 11(1): 13539.
- [11] 陈晓, 杨瑶. 融合注意力机制的 BiLSTM 网络实现无创血压测量[J]. 电子测量技术, 2022, 45 (23): 59-65.
- CHEN X, YANG Y. Noninvasive blood pressure measurement using BiLSTM network with attention mechanism[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(23): 59-65.
- [12] KASBEKAR R S, JI S, CLANCY E A, et al. Optimizing the input feature sets and machine learning algorithms for reliable and accurate estimation of continuous, cuffless blood pressure [J]. Scientific Reports, 2023, 13(1): 7750.
- [13] BAKER S, XIANG W, ATKINSON I. A computationally efficient CNN-LSTM neural network for estimation of blood pressure from features of electrocardiogram and photoplethysmogram waveforms[J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 250: 109151.
- [14] ZHANG G, CHOI D, JUNG J. Development of continuous cuffless blood pressure prediction platform using enhanced 1-D SENet-LSTM[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 242: 122812.
- [15] WANG H, HAN M, ZHONG C, et al. Non-invasive continuous blood pressure prediction based on ECG and PPG fusion map[J]. Medical Engineering & Physics, 2023, 119: 104037.
- [16] LIU L, CHEN Y, WHELAN M, et al. CiGNN: A causality-informed and graph neural network based framework for cuffless continuous blood pressure estimation[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2024, 28 (5), DOI: 10.1109/JBHI.2024.3377128.
- [17] 田俊豪, 刘立程, 王小林, 等. 基于 Transformer 模型的连续无创血压预测方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(3): 102-108.
- TIAN J H, LIU L CH, WANG X L, et al. Continuous non-invasive blood pressure prediction method based on Transformer model[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(3): 102-108.

作者简介

闫硕, 硕士, 助理研究员, 主要研究方向为潜水及高气压医学工程的技术。

E-mail: yanshuo517@163.com

王世锋(通信作者), 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为航海与潜水领域的医学与工程跨学科的研究。

E-mail: 156362518@qq.com