

基于Bi-UNet的无创动脉血压波形重建算法

潘嘉婷¹, 梁丽诗², 陈真诚^{1,2,3,4}

1. 桂林电子科技大学电子工程与自动化学院, 广西 桂林 541000; 2. 桂林电子科技大学生命与环境科学学院, 广西 桂林 541000; 3. 广西高校生物传感与仪器重点实验室, 广西 桂林 541000; 4. 广西人体生理信息无创检测工程技术研究中心, 广西 桂林 541000

【摘要】提出了一种非侵入性的深度学习方法,用于光电容积脉搏波信号重构动脉血压信号。设计的Bi-UNet模型采用U-Net作为特征提取器,设计了双向时间处理器模块,用于提取基于个体模型的时间依赖信息。双向时间处理器模块利用BiLSTM网络有效地分析正向和反向的时间序列数据。此外,笔者采用了深度监督方法,即训练模型关注数据的各个层面特征,以提高预测波形的准确性。本文模型在重要的动脉血压波形指标收缩压、舒张压和平均动脉血压上的平均绝对误差分别达到了2.89、1.55和1.52 mmHg,标准差分别达到了2.43、1.79和1.47 mmHg。这些结果表明本文方法相比现有技术的优越性,并展示了其在实施和应用中的潜力。

【关键词】信号重建; 无创; 动脉血压波形; 光电容积脉搏波; 深度学习

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2024)01-0066-06

Non-invasive arterial blood pressure waveform reconstruction algorithm based on Bi-UNet

PAN Jiating¹, LIANG Lishi², CHEN Zhencheng^{1,2,3,4}

1. School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541000, China; 2. School of Life and Environmental Science, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541000, China; 3. Guangxi Colleges and Universities Key Laboratory of Biomedical Sensors and Intelligent Instruments, Guilin 541000, China; 4. Guangxi Engineering Technology Research Center of Human Physiological Information Noninvasive Detection, Guilin 541000, China

Abstract: A non-invasive deep learning method is proposed for reconstructing arterial blood pressure signals from photoplethysmography signals. The method employs U-Net as a feature extractor, and a module referred to as bidirectional temporal processor is designed to extract time-dependent information on an individual model basis. The bidirectional temporal processor module utilizes a BiLSTM network to effectively analyze time series data in both forward and backward directions. Furthermore, a deep supervision approach which involves training the model to focus on various aspects of data features is adopted to enhance the accuracy of the predicted waveforms. The differences between actual and predicted values are 2.89 ± 2.43 , 1.55 ± 1.79 and 1.52 ± 1.47 mmHg on systolic blood pressure, diastolic blood pressure and mean arterial pressure, respectively, suggesting the superiority of the proposed method over the existing techniques, and demonstrating its application potential.

Keywords: signal reconstruction; non-invasive; arterial blood pressure waveform; photoplethysmogram; deep learning

前言

【收稿日期】2023-09-02

【基金项目】国家重大科研仪器研制项目(61627807); 广西创新驱动发展项目(2019AA12005); 国家自然科学基金联合基金项目(U22A2092)

【作者简介】潘嘉婷, 硕士研究生, 研究方向: 医学与信息处理, E-mail: kkmuggle666@gmail.com

【通信作者】陈真诚, 博士, 教授, 研究生导师, 研究方向: 生物医学传感与智能仪器, E-mail: chenzhcheng@guet.edu.cn

中国心血管疾病患病率处于持续上升阶段,在城乡居民疾病死亡构成比中,心血管疾病占据首位^[1]。每年全球因心血管疾病死亡的人数超过1 700万人,心血管疾病对人类健康构成重大威胁^[2]。高血压是导致心血管疾病的主要原因。研究表明,高血压前期患者患心血管疾病的风险大约是血压正常患者的两倍^[3]。2014年,全球超过14亿人患有高血压,预计这一数字还会进一步增加^[4]。因此,实时血压监测对于人类健康至关重要。

现有的血压测量方法主要包括血压的数值测量

和波形测量方法,波形测量即通过重构血压波形来获得收缩压(Systolic Blood Pressure, SBP)、舒张压(Diastolic Blood Pressure, DBP)、平均动脉血压(Mean Arterial Pressure, MAP)等重要参数。临床上,基于袖带的数字血压计仅适用于一般情况下的高血压诊断。动脉血压波形包含更多的生理信息,使用内置导管进行侵入性测量,因此不适合日常血压监测。为了解决这些问题,光电容积脉搏波(Photoplethysmography, PPG)信号由于其非侵入性和低成本提供了实时监测血压值甚至波形的可能性。PPG信号通过在皮肤上放置光源和光电探测器来捕捉血容量的变化间接获得PPG信号,从而间接检测血压的变化。PPG信号在血压测量和心血管评估中已得到广泛认可^[5]。

通过PPG测量血压值的现有方法主要有3种。第一种方法通过脉搏传导时间(Pulse Transit Time, PTT)、脉搏到达时间(Pulse Arrival Time, PAT)和脉搏波速度(Pulse Wave Velocity, PWV)等参数来预测血压。通过手腕和指尖两路PPG信号之间的时间间隔线性模型来估计血压^[6],或者引入多波长PPG采用最小均方算法提取PTT来测量血压^[7-8],或者通过PPG和心电图(Electrocardiogram, ECG)之间的信号间隔线性模型计算血压^[9]。一些研究还使用其他信号如心音图(Phonocardiogram, PCG)来获取PTT、PAT和PWV^[10]。第二种测量血压值的方法是直接从PPG信号或其导数中提取时域和频域等特征,然后通过机器学习等方法来预测血压。例如,Haddad等^[11]从MIMIC数据集中提取27个特征建立了MLR模型。第三种方法使用原始PPG信号作为输入,通过深度学习网络预测血压值。例如,Slapničar等^[12]使用

ResNet进行血压预测;Paviglianiti等^[13]则比较了ResNet、LSTM和WaveNet在预测血压值上的性能。并且随着穿戴式医疗设备的发展,光电容积脉搏波传感器由于具有成本低和尺寸小等特点,广泛应用于血压检测的穿戴式手环手表中^[14-16],并且还广泛应用于其他生理参数包括呼吸频率和心率血氧等的测量中^[17-18]。

现有研究主要基于深度学习方法通过PPG预测动脉血压(Arterial Blood Pressure, ABP)波形。在基于个体的血压波形预测方法中,Ibtehaz等^[19]提出了PPG2ABP方法。该方法主要采用近似网络(U-Net)和增强网络(MultiResUNet)进行预测。此外,Cheng等^[20]提出了一种基于Wave-U-Net的ABP-Net方法,该方法使用PPG、PPG的一阶导数和PPG的二阶导数作为输入来预测血压波形。

本研究提出了一种更准确的端到端模型,用于根据PPG信号预测ABP信号。笔者利用U-Net作为特征提取器,并设计双向时间处理器(Bidirectional Temporal Processor, BTP)来捕获模型中时间上的长期依赖性,此外,笔者融入了深度监督的概念,结果显著提高了ABP波形预测的准确性。

1 数据集和方法

实验流程如图1所示,主要包括从数据集中获取PPG和ABP信号,对数据集进行预处理和划分数据集,最后使用本实验模型预测ABP波形。将该预测波形与原始波形进行比较和评估。本文实验模型在PyTorch 1.12.1中实现。训练、测试和评估是在NVIDIA GeForce RTX 3090和Intel Core i9-12900K @ 3.20 GHz上进行的。

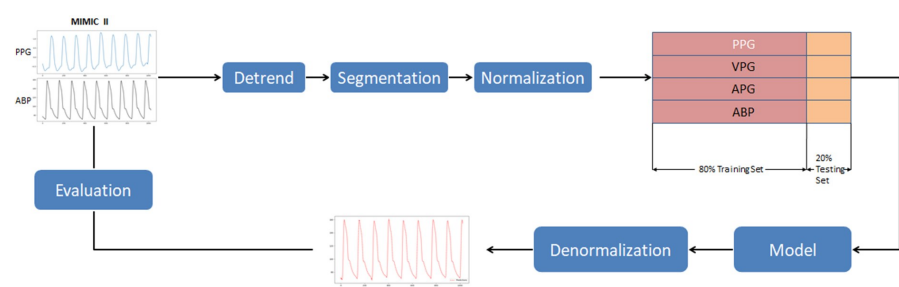


图1 实验流程图
Figure 1 Flowchart of the experiment

1.1 数据集

本实验使用的数据来自MIMIC II数据集,该数据集包含实验所需的PPG和ABP信号,且采样频率为125 Hz。由于MIMIC II数据集中的数据质量参差

不齐,笔者最终选择使用Cuff-Less Blood Pressure Estimation数据集^[21]进行本文研究,该数据集是MIMIC II数据集去除不符合条件的数据和平滑处理后的集合。Cuff-Less Blood Pressure Estimation数据

集包括 12 000 条 PPG、ABP 和两导联 ECG 信号记录, 本文实验只需要提取 PPG 和 ABP 信号, 笔者选择了这个数据集中的前 100 个个体样本作为本文实验对象, 总共包含 25 930 条数据记录。

数据集中的血压分布如图 2 和图 3 所示, 横坐标表示收缩压和舒张压的血压值分布范围, 纵坐标表示在该范围的数据段个数。从图 2 中可以看出, 数据集中的血压分布跨度较广。

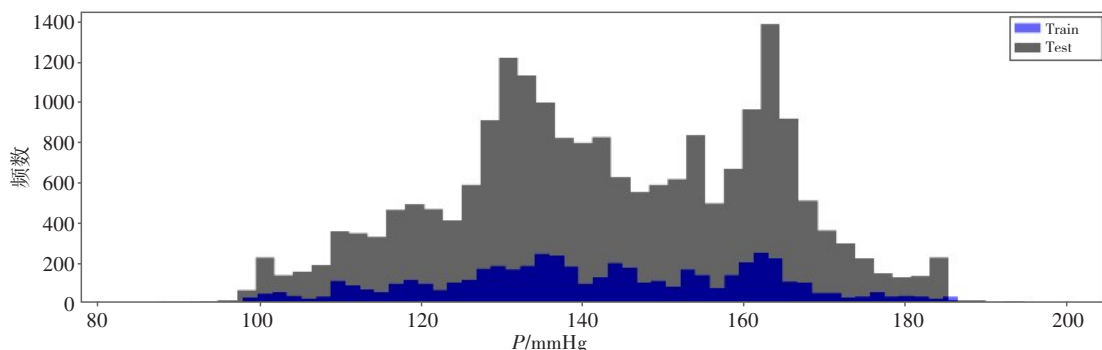


图2 训练集和测试集的SBP分布图

Figure 2 Distribution of SBP in training and prediction sets

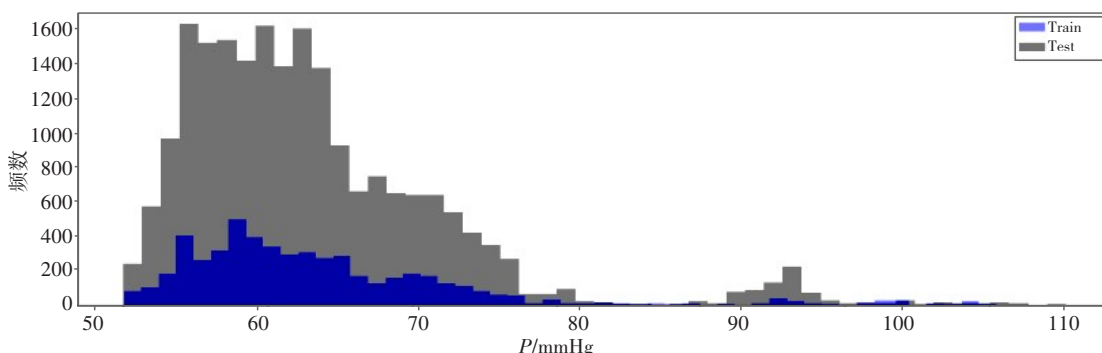


图3 训练集和测试集的DBP分布图

Figure 3 Distribution of DBP in training and prediction sets

1.2 数据预处理

研究表明, 将 PPG 的导数, 即速度光电容积脉搏波 (VPG) 和加速度光电容积脉搏波 (APG) 作为模型的其他输入可以提高血压预测的准确性^[22-23]。因此, 笔者使用 PPG、VPG 和 APG 作为模型输入来提高 ABP 波形预测的精度。PPG、VPG、APG 信号的每段记为 S , 包含 N 个采样点。VPG 的计算如下:

$$S_{\text{vpg}}^{(n)}(n) = \begin{cases} S_{\text{ppg}}^{(n)}(n) - S_{\text{ppg}}^{(n)}(n-1), & 1 < n \leq N \\ S_{\text{ppg}}^{(n)}(n+1) - S_{\text{ppg}}^{(n)}(n), & n = 1 \end{cases} \quad (1)$$

APG 的计算如下:

$$S_{\text{apg}}^{(n)}(n) = \begin{cases} S_{\text{vpg}}^{(n)}(n) - S_{\text{vpg}}^{(n)}(n-1), & 1 < n \leq N \\ S_{\text{vpg}}^{(n)}(n+1) - S_{\text{vpg}}^{(n)}(n), & n = 1 \end{cases} \quad (2)$$

其中, S_{ppg} 、 S_{vpg} 和 S_{apg} 分别表示对应分割长度段的计算结果, n 代表该段第 n 个采样点数。

首先, 笔者筛选了大于 8 min 的样本, 并对这些样本进行了去趋势化处理, 以消除数据中的线性趋

势, 例如基线漂移。然后笔者将数据分为 8.192 s 的信号长度, 每个信号包含 1 024 个样本点, 保持 75% 的数据重叠。随后, 笔者根据式 (1) 和式 (2) 计算出相应的 VPG 和 APG 信号。使用所有个体的前 80% 作为训练集, 剩下的 20% 作为测试集。对于信号标准化, ABP 通过除以 200 进行标准化。PPG、VPG 和 APG 使用最小-最大标准化进行标准化。计算公式如下:

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (3)$$

1.3 模型构建

如图 4 所示, 在本文实验中, 设计了名为 Bi-UNet 的模型, 以一维 U-Net 作为特征提取工具并设计了 BTP 进行特征融合。编码器部分由 5 个卷积块组成, 每个卷积块包含两个卷积层。在每个卷积块之后, 笔者执行池化和下采样操作以进一步提取特征。

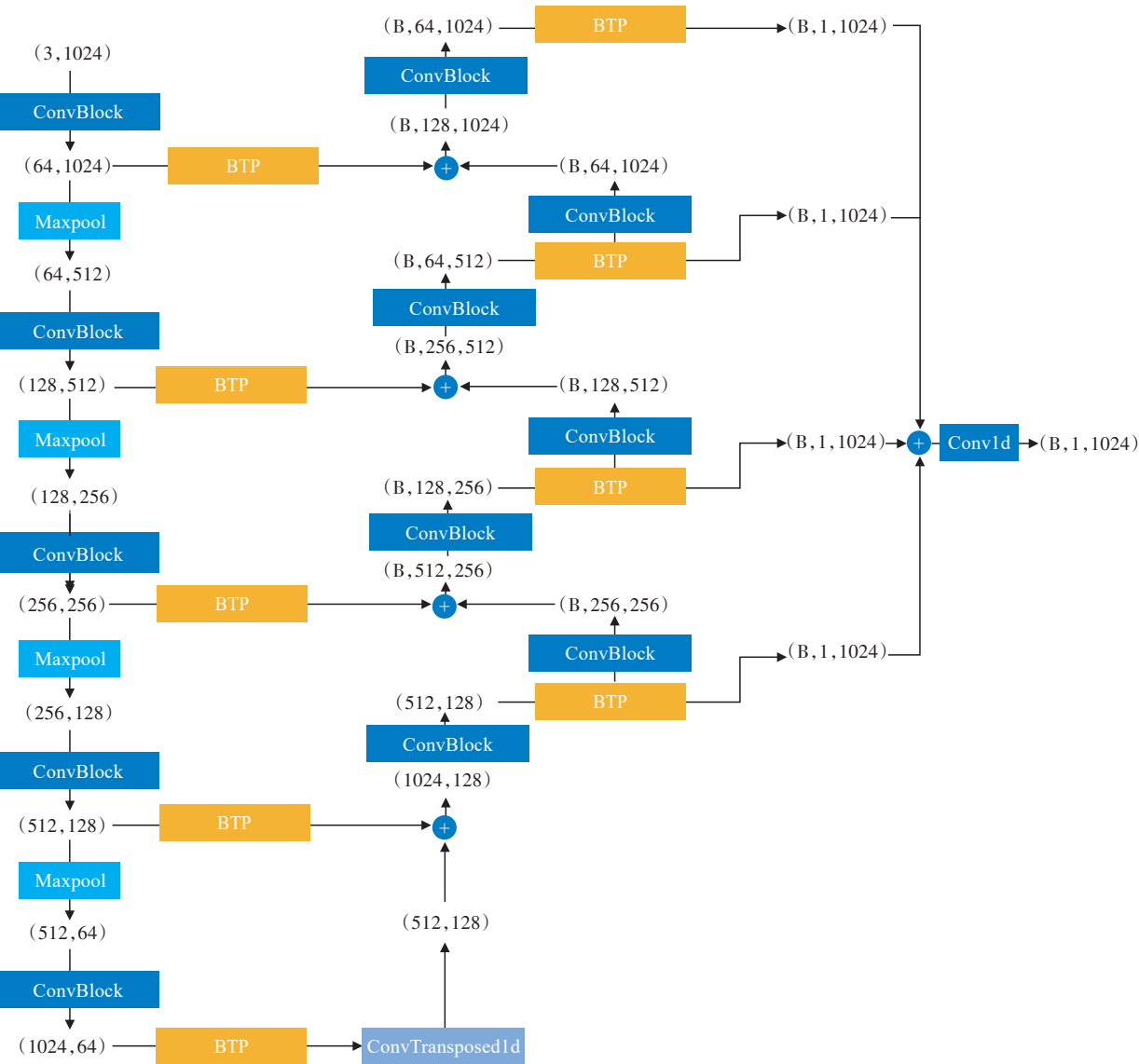


图4 模型结构图

Figure 4 Structure of the proposed model

如图5所示,笔者设计了BTP模块。BTP采用BiLSTM思想,可以同时处理输入序列的前向和后向信息。也就是说,BTP捕获过去信息对当前时间步的影响,也可以捕获未来信息对当前时间步的影响。这种能力使BTP更有效地对时间序列信号的复杂动态进行建模。

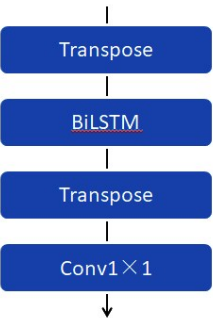


图5 BTP结构图

Figure 5 Structure of bidirectional temporal processor

在编码器的输出与解码器当前阶段的连接过程中,可能会出现信息的丢失和模糊。为了提高时间信息的利用效率,笔者采用BTP方法来处理融合的时间特征,从而进一步提高ABP波形的重建精度。

1.4 深度监督

在本实验中,笔者采用了深度监督方法,帮助模型捕获各个层级数据的复杂性。这使得模型能够学习更深层次的特征,最终实现更准确的ABP重建。笔者在网络的每一层引入了监督信号,利用常用的均方误差(Mean Squared Error, MSE)损失,并将损失定义为每层损失函数与最终损失函数的总和。计算公式如下:

$$L = L_0 + L_1 + L_2 + L_3 + L_4 + L_5$$

其中 L_1 、 L_2 、 L_3 、 L_4 和 L_5 代表最终级联操作之前的中间阶段监督信号损失函数。 L_0 是指最终输出的损失函数。

1.5 衡量指标

在本文实验中,笔者通过测量ABP波形重要参数(即SBP、DBP和MAP)的平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)和标准差(Standard Deviation, STD)来评估ABP波形的重建精度。这些指标帮助我们衡量这些重要参数的实际值和预测值之间的差异,以及数据分布的离散度。SBP、DBP、MAP的MAE和STD计算公式如下:

$$MAE = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M |X_{pre}^{(m)}(m) - X_{gt}^{(m)}(m)|$$

(5)

$$STD = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (X_{diff}^{(m)}(m) - \overline{X_{diff}})^2}$$

(6)

2 结果

表1 对比实验结果(MAE±STD, mmHg)

Table 1 Comparative experimental results (MAE±STD, mmHg)

实验	模型	SBP	DBP	MAP
1	U-Net	6.78±5.39	7.10±7.33	1.74±1.66
2	Bi-UNet	6.10±5.63	3.03±2.56	3.53±2.75
3	Bi-UNet (deep supervision)	2.89±2.43	1.55±1.79	1.52±1.47

图6展示了ABP真实波形和ABP预测波形在同一时间内的对比,其中图6a、图6b分别为两个个体的样本预测结果,预测波形和真实波形在波峰波谷即收缩压和舒张压上预测都较为准确,从波形对比图可以看出预测波形和真实波形也具有较高相似性,从而在波形形态学等方面提供更多的生理信息。

2.2 与现有工作对比结果

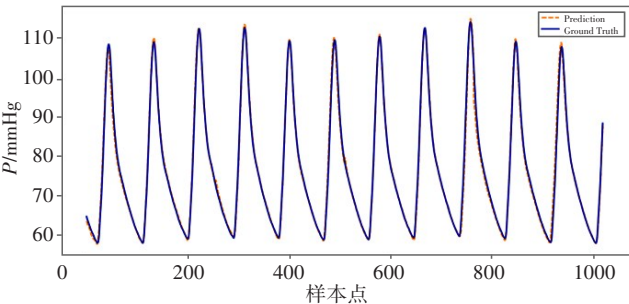
为了验证本文模型的有效性,笔者不仅比较了重建动脉血压波形相关的结果,还比较了根据PPG信号预测的SBP、DBP和MAP值。从表2中我们可以看到,综合来看,本实验模型预测的ABP波形得到的SBP、DBP、MAP不仅比现有研究在波形重建任务中预测的SBP、DBP、MAP更准确,而且与现有研究中仅预测血压值的任务相比也更准确。在MAP预测方面,本文模型结果与Cheng等^[20]的结果接近,但STD较小,表明本文方法预测相对更稳健。

3 结论

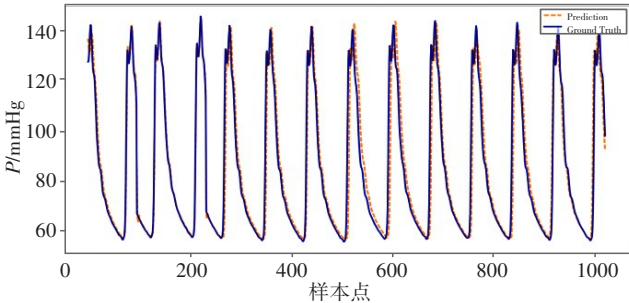
本文引入了一种使用PPG信号重建ABP信号的非侵入性深度学习方法。本方法的新颖之处在于利用U-Net作为特征提取器和BTP模块的应用。这种独特的设计允许在单个模型的基础上,有效地提取和分析时间序列数据中向前和向后方向的时间相关信息。

2.1 对比实验结果

表1表明,本实验设计的BTP结构和深度监督信号的引入都提高了最终的预测结果。本文模型使用U-Net作为特征提取器,从实验1和实验2可以看出,Bi-UNet(实验2)在预测SBP和DBP方面与未引入BTP模块的原始U-Net(实验1)相比结果更好。实验3与实验2对比中,实验2只使用了MSE作为最终输出的损失函数,在实验3中引入深度监督后,SBP和DBP预测的MAE分别减小到2.89和1.55 mmHg,STD分别进一步减小到2.43和1.79 mmHg。由于深度监督提供了各个层级的反馈,提供了更多的特征信息,因此弥补了Bi-UNet在预测MAP方面的不足,其值达到了(1.52±1.47) mmHg。



a:患者1的ABP预测波形和真实波形



b:患者2的ABP预测波形和真实波形

图6 预测波形和真实波形对比图

Figure 6 Comparison of predictions and ground truth of ABP

此外,采用深度监督策略进一步提高了预测波形的精度,提供了更准确、更稳健的结果。本模型表现出较好性能,在关键的ABP波形指标SBP、DBP和MAP上预测都更为准确。

表 2 与现有研究结果对比(MAE±STD, mmHg)
Table 2 Comparison with the existing researches (MAE±STD, mmHg)

方法	数据集	SBP	DBP	MAP
Wang 等 ^[24]	MIMIC	3.95±4.38	2.14±2.40	-
Lin 等 ^[23]	MIMIC II/III	4.59±1.78	2.47±1.09	-
Panwar 等 ^[25]	MIMIC II	3.97±0.06	2.30±0.20	-
Ibtehaz 等 ^[19]	MIMIC II	5.73±9.16	3.45±6.15	2.31±4.44
Cheng 等 ^[20]	MIMIC II	3.27±3.92	1.90±2.44	1.49±2.10
本文方法	MIMIC II	2.89±2.43	1.55±1.79	1.52±1.47

这些结果表明了本文方法与现有技术相比的优越性。鉴于实时和无创血压监测的潜力,以及它可以提供丰富的血流动力学信息,该模型为实际应用提供了可能,特别是在心血管疾病的预防和监测方面。

【参考文献】

[1] 马丽媛,王增武,樊静,等.《中国心血管健康与疾病报告2022》要点解读[J]. 中国全科医学, 2023, 26(32): 3975-3994.
Ma LY, Wang ZW, Fan J, et al. Interpretation of Report on Cardiovascular Health and Diseases in China 2022 [J]. Chinese General Medicine, 2023, 26(32): 3975-3994.

[2] Townsend N, Wilson L, Bhatnagar P, et al. Cardiovascular disease in Europe: epidemiological update 2016[J]. Eur Heart J, 2016, 37(42): 3232-3245.

[3] Wang W, Lee ET, Fabsitz RR, et al. a longitudinal study of hypertension risk factors and their relation to cardiovascular disease: the strong heart study[J]. Hypertension, 2006, 47(3): 403-409.

[4] World Health Organization. World health statistics 2015[M]. Geneva: World Health Organization, 2015.

[5] Allen J. Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement[J]. Physiol Meas, 2007, 28(3): R1-R39.

[6] Lazazzera R, Belhaj Y, Carrault G. A new wearable device for blood pressure estimation using photoplethysmogram[J]. Sensors (Basel), 2019, 19(11): 2557.

[7] 李嘉玮,张劲,白中博,等. 基于多波长光电容积脉搏波采集系统的连续血压测量方法[J]. 计算机应用, 2021, 41(S2): 351-356.
Li JW, Zhang J, Bai ZB, et al. Continuous blood pressure measurement method based on multi-wavelength photoplethysmography acquisition system[J]. Computer Applications, 2021, 41(S2): 351-356.

[8] 陆一乾. 基于多波长光电容积脉搏波的无创连续血压检测技术[D]. 深圳: 中国科学院大学(中国科学院深圳先进技术研究院), 2023.
Lu YQ. Non-invasive continuous blood pressure detection technology based on multi-wavelength photoplethysm wave [D]. Shenzhen: University of Chinese Academy of Sciences (Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences), 2023.

[9] Viunyskyi O, Shulgin V, Sharonov V, et al. Non-invasive cuff-less measurement of blood pressure based on machine learning[C]//2020 IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET). IEEE, 2020: 203-206.

[10] Marzorati D, Bovio D, Salito C, et al. Chest wearable apparatus for cuffless continuous blood pressure measurements based on PPG and PCG signals[J]. IEEE Access, 2020, 8: 55424-55437.

[11] Haddad S, Boukhayma A, Caizzzone A. Continuous PPG-Based blood pressure monitoring using multi-linear regression[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2022, 26(5): 2096-2105.

[12] Slapničar G, Mlakar N, Luštrek M. Blood pressure estimation from photoplethysmogram using a spectro-temporal deep neural network [J]. Sensors (Basel), 2019, 19(15): 3420.

[13] Paviglianiti A, Randazzo V, Villata S, et al. A comparison of deep learning techniques for arterial blood pressure prediction[J]. Cognit

Comput, 2022, 14(5): 1689-1710.

[14] 王森. 基于 PPG 信号连续血压检测手环的研究与设计[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2020.
Wang S. Research and design of continuous blood pressure detection bracelet based on PPG signal[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2020.

[15] 王梦婷. 基于光电容积脉搏波的多参数连续无创血压算法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
Wang MT. Research on multi-parameter continuous non-invasive blood pressure algorithm based on photoplethysm wave [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017.

[16] 肖昂弘,刘沐钢,陈铭林,等. 基于光电容积脉搏波监测(PPG)技术的生理监护蓝牙智能手表设计[J]. 数字技术与应用, 2016(5): 163-164.
Xiao AH, Liu SG, Chen ML, et al. Design of physiological monitoring Bluetooth smart watch based on photoplethysmography (PPG) technology [J]. Digital Technology and Application, 2016(5): 163-164.

[17] 肖胜朗. 基于光电容积脉搏波的呼吸信号和呼吸频率提取算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2022.
Xiao SL. Research on respiratory signal and respiratory frequency extraction algorithm based on photoplethysm wave[D]. Xi'an: Xi'an University of Electronic Science and Technology, 2022.

[18] 李敏. 基于光电容积脉搏波的抗运动心率及血氧提取算法研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2016.
Li M. Research on anti-exercise heart rate and blood oxygen extraction algorithm based on photoplethysm wave [D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2016.

[19] Ibtehaz N, Mahmud S, Chowdhury MEH, et al. PPG2ABP: Translating Photoplethysmogram (PPG) signals to Arterial Blood Pressure (ABP) waveforms using fully convolutional neural networks[J]. Bioengineering (Basel), 2022, 9(11): 692.

[20] Cheng J, Xu YF, Song RC, et al. Prediction of arterial blood pressure waveforms from photoplethysmogram signals via fully convolutional neural networks[J]. Comput Biol Med, 2021, 138: 104877.

[21] Mohamad K, Mohammad K, Hoda M, et al. Cuff-Less blood pressure estimation. UCI machine learning repository[EB/OL]. <https://doi.org/10.24432/C5B602>.

[22] Dey J, Gaurav A, Tiwari VN. InstaBP: Cuff-less blood pressure monitoring on smartphone using single PPG sensor[C]//2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). IEEE, 2018: 5002-5005.

[23] Lin WH, Chen F, Geng Y, et al. Towards accurate estimation of cuffless and continuous blood pressure using multi-order derivative and multivariate photoplethysmogram features[J]. Biomed Signal Process Control, 2021, 63: 102198.

[24] Wang C, Yang F, Yuan X, et al. An End-to-End neural network model for blood pressure estimation using PPG signal[M]//Liang Q, Wang W, Mu J, et al. Artificial Intelligence in China. Singapore: Springer, 2020: 262-272.

[25] Panwar M, Gautam A, Biswas D, et al. PP-Net: A deep learning framework for PPG-based blood pressure and heart rate estimation[J]. IEEE Sens J, 2020, 20(17): 10000-10011.

(编辑:薛泽玲)