

## 基于深度学习的指-桡端脉搏波信号转换方法

周韡鼎, 陈兆学

上海理工大学健康科学与工程学院, 上海 200093

**【摘要】**针对目前市面上大多数脉搏波检测仪器检测的是指端脉搏波信号,提出一种基于卷积神经网络的指-桡端脉搏波信号转换方法,在仅获取指端脉搏波信号的情况下得到对应的桡动脉脉搏波信号。该方法主要由一维卷积神经网络通过端到端的训练实现,模型包含编码器、解码器和跳跃连接3个部分,通过编码器网络提取指端脉搏波信号的特征,再通过解码器网络将特征图进行扩展,并且利用跳跃连接的方式实现特征图的融合。采集60份指端和桡端的脉搏波信号进行实验,并与传递函数模型和弹性腔模型进行对比。实验结果表明,该模型转换所得的桡端脉搏波信号在MAE和PRD的指标上分别达到 $1.4\%\pm 0.3\%$ 和 $3.6\%\pm 1.2\%$ ,优于其他模型。研究表明,该模型能够较精确地实现指端脉搏波信号到桡端脉搏波信号的转化。

**【关键词】**光电容积描记信号;脉搏波;脉诊;深度学习

**【中图分类号】**R318;TP181

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2023)02-0202-06

### Deep learning-based method for finger-radial PPG signal transferring

ZHOU Weiding, CHEN Zhaoxue

School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China

**Abstract:** In view of the fact that most pulse wave detection instruments currently exist on the market detect the photoplethysmography (PPG) signal from the fingertip, a convolutional neural network based finger-radial PPG signal transferring method is proposed for obtaining the corresponding radial PPG signal under the condition that only the finger PPG signal is available. The method is mainly realized by one-dimension convolutional neural network through end-to-end training, and the model is composed of 3 parts, namely encoder, decoder and skip connection. The features of the fingertip pulse wave signal are extracted through the encoder network, and then the feature maps are expanded through the decoder network while the feature maps are concatenated by skip connection. In the study, 60 finger and radial PPG signals are collected for experiments, and the proposed method is compared with transfer function model and windkessel model. The results show that the MAE and PRD of the radial PPG signal reconstructed by the proposed model reached  $1.4\%\pm 0.3\%$  and  $3.6\%\pm 1.2\%$ , respectively, indicating that the proposed method is superior to the other models. It is demonstrated that the proposed model can accurately transferring the finger PPG signal to the radial PPG signal.

**Keywords:** photoplethysmogram signal; pulse wave; pulse diagnosis; deep learning

### 前言

脉诊是中医常用的诊断方式之一,医生通过接触患者的动脉搏动处,根据脉象了解病人的身体状况。桡动脉是脉诊的常用部位,其位于手腕掌侧的

上方,该部位的脉搏波获取较为容易,且包含大量人体的生理和病理特征,有助于对特定疾病进行分析和诊断。桡动脉脉搏波的测量方法有多种,包括接触式和非接触式。接触式测量需要在腕部佩戴压电式传感器,从而测得血管中的压力信号,该测量方法与中医脉诊原理相同,但是受限于其需要接触患者,因此应用范围较窄<sup>[1]</sup>。非接触式利用光电容积描记技术(Photoplethysmography, PPG),基于红外光线式传感器,测量血管内血液的容积变化得出相应的脉搏波信号<sup>[2]</sup>。该非接触式测量方法除了采集桡动脉的脉搏波之外,还可以测量位于颈动脉附近的人迎脉和指端的脉搏波<sup>[3]</sup>。其中,指尖血液容积脉搏波的

**【收稿日期】**2022-10-11

**【基金项目】**“国家中医药多学科交叉创新团队”项目(ZYYCXTD-D-202208)

**【作者简介】**周韡鼎,在读硕士,研究方向:医学信号处理, E-mail: idonashino@163.com

**【通信作者】**陈兆学,博士,副教授,研究方向:医学信号处理, E-mail: chenzhaoxue@163.com

测量因其测量精确、操作简单和抗干扰能力强等特点,使得指端脉搏波数据的获取更为方便,应用范围更为广泛<sup>[4]</sup>。指端脉搏波与桡动脉脉搏波信号之间存在着一定的关系。王丽婷等<sup>[5]</sup>分析指-桡脉搏波之间的关系,得出指尖脉搏波信号等于腕部搏动信息加上手指微循环信息。而由于中医的脉诊是基于腕部脉搏构建起来的体系,指端脉搏波信号中蕴含的手指微循环信息会干扰数据与理论之间的联系。

因此,针对中医脉诊对腕部脉搏波信号的需求和指端脉搏波信号数据获取的便捷性,需要设计一个稳定可靠的模型将指端脉搏波信号准确地转化为桡端的脉搏波信号。在指端脉搏波向桡动脉脉搏波信号转化的研究方面,Allen等<sup>[6]</sup>分别采用线性回归和神经网络将血压信号向血液容积脉搏波进行转化,并得出血压信号和指端血液容积脉搏波之间的关系。其中神经网络作为一种非线性的转化方式得到了更好的拟合结果,但是该方法缺乏对波形特征的提取和解释;顾冠雄<sup>[7]</sup>将脉搏波分解成3个高斯波,利用高斯波的参数构建回归方程,得出参数的转换矩阵;Millasseau等<sup>[8]</sup>通过频域分析建立传递函数,验证指端血液容积脉搏波与血压信号在频域中存在线性关系;Wang等<sup>[9]</sup>利用传递函数从指端脉搏波信号预测了血压;徐礼胜等<sup>[10]</sup>通过分析频域传递函数,设计了时域FIR模型,完成从桡动脉脉搏波到指端脉搏波的重建;Dash等<sup>[11]</sup>通过构建线性传递函数,完成了对血压波形和指端脉搏波的相互转化;刘静姝<sup>[12]</sup>以血流动力学弹性腔模型为基础,用电路的理论方法来分析桡动脉末端到指端之间的微循环系统,完成了从桡动脉压力脉搏波向指端容积脉搏波的转化;周树然等<sup>[13]</sup>同样在指端与桡动脉间建立弹性腔模型,并将弹性管与弹性腔模型相结合,模拟人体上肢血管系统的生理信息。这些方法都是基于指端脉搏波与桡动脉脉搏波之间的线性关系构建的模型,而手掌的微循环信息是非线性的因素。近年来,随着深度学习的发展,其在医学信号处理领域中的应用也日渐广泛。许多研究都利用深度学习技术,实现指端PPG信号到动脉血压(Arterial Blood Pressure, ABP)信号的波形转换。Baek等<sup>[14]</sup>使用卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN),分别在时域和频域中加入空洞卷积和跨步卷积,从而对周期信号的特征实现提取和集中;Ibtehaz等<sup>[15]</sup>和Athaya等<sup>[16]</sup>使用U-Net网络,利用其深监督的特性完成从指端PPG波形到ABP波形的转化;Sadrawi等<sup>[17]</sup>分别采用基于LeNet和U-Net等深度卷积自编码器实现从PPG到ABP信号的转化;Qin等<sup>[18]</sup>考虑到不同个体的数据间的差异,使用通过域对抗训练的深度生成模

型,完成PPG信号到ABP信号波形的转换。除此以外,基于深度学习的PPG-ECG信号转换方法也可借鉴到本课题中。Banerjee等<sup>[19]</sup>使用支持向量机模型实现PPG与ECG的特征参数回归;Zhu等<sup>[20]</sup>使用线性回归模型实现PPG与ECG之间的离散余弦变换系数的转换;Chiu等<sup>[21]</sup>基于CNN模型实现PPG-ECG之间的波形转换;Sarkar等<sup>[22]</sup>、Vo等<sup>[23]</sup>在CNN模型的基础上,使用生成对抗网络的训练方法得到了更好的转换效果。以上研究均为研究PPG与ABP或者PPG与ECG之间的转化关系,未能实现指-桡端脉搏波信号的转化,但其方法对本文具有指导意义。

为了将指端脉搏波信号精准地转换为桡端脉搏波信号以实现非接触式脉诊,且由于指端脉搏波与桡端脉搏波之间的非线性关系,本文提出一种基于一维卷积神经网络的指-桡端脉搏波转换模型。指-桡端脉搏波转换是一种时间序列的转换,通过数据集对模型端到端的训练,利用卷积神经网络自动提取出指端和桡端脉搏波的时域特征,并找出两个信号之间的对应关系。本文将深度学习应用到指-桡端脉搏波信号转化领域,旨在利用卷积神经网络更好地提取脉搏波的波形特征,提高波形重建的精度。

## 1 方法与理论

本文所提出的指-桡端脉搏波信号转换方法的流程如图1所示,该方法由数据预处理和模型训练两个部分组成。首先将指端和桡端脉搏波信号数据进行滤波和去基线漂移处理,获得较为平滑的曲线,再对信号进行周期分割和归一化处理,得到在时域和幅值上一一对应的指-桡端脉搏波数据集;其次将数据集按照比例分为训练集和测试集,将指端信号作为输入,将桡端信号作为输出,对模型进行端到端的训练;最后获得训练好的模型实现指端信号到桡端信号的转换。

### 1.1 脉搏波信号预处理

对采集到的脉搏波信号进行预处理,步骤分别是对信号去除基线漂移、滤波、周期分割和归一化。本文采用小波变换的方法去除信号的基线漂移,由于信号的采集频率为500 Hz,基线漂移的范围是0.1~0.3 Hz,因此本文选用db9小波对脉搏波信号做10层分解并去除d9和d10层子带信号,从而去除信号中的基线漂移。对于信号中存在的噪声,本文采用中值滤波的方法进行去噪。通过构造奇数长的滑动模板作为一维中值滤波器,便可以有效地抑制信号中的脉冲干扰和噪声点,并且对脉搏波中的细节能较好地保留。由于本文是对信号的形态进行转化,因此需要提取出每一个单周期的脉搏波。由于每一个单周期的脉搏波从

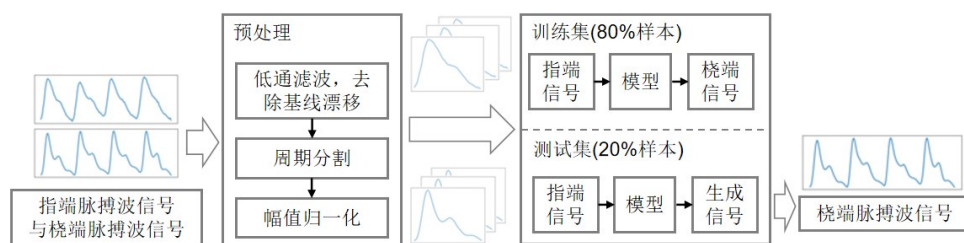


图1 指-桡端脉搏波信号转换流程

Figure 1 Workflow of finger-radial photoplethysmogram (PPG) signal transferring

开始到波峰是一个快速上升的走势,因此可以计算脉搏波的一阶导数,将导数值大于零的归为1,小于零的归为-1,从而得到一个矩形波。再根据起始点到波峰的距离设定一个阈值范围,在阈值范围内且矩形波的值为1的波段就是脉搏波起始点到波峰的范围。而单个周期的脉搏波的起始点就是上一个周期的结束点,因此通过该方法可以有效分割出单个周期的脉搏波。最后对每一个波形进行归一化,本文将每一个波在时间轴上都归一化为512个采样点,在幅值上归一化为[0, 1],以便于模型学习指端信号和桡端信号在波形形态上的转换关系。

### 1.2 指-桡端脉搏波信号转换网络

基于深度学习的指-桡端信号转换方法主要分为两个部分:第一部分是将预处理过的数据作为训练集放入神经网络模型进行训练,获取训练好的指-桡端信号转换模型;第二部分是将测试用的指端脉搏波信号做同样的预处理步骤,并输入到训练好的转换模型中,获得桡端脉搏波信号。

从指端脉搏波信号转换到桡端脉搏波信号是时间序列的转换问题,由于卷积神经网络是可并行化的,相较于循环神经网络处理时间序列,可以运行得更快,并且能够取得相近的结果<sup>[24]</sup>,因此本文选用卷积神经网络来搭建指-桡端脉搏波转换模型。该模型的网络结构如图2所示,其主要由编码路径、解码路径与跳跃连接3个部分组成。信号的尺度由3个维度组成,分别为:批尺寸(batch size)、通道数(channel)、信号长度。编码路径由多个卷积模块组成,每一个卷积模块包含了一维卷积层、批标准化层(Batch Normalization, BN)、ReLU激活函数和池化层,每一个模块都提取出信号在时间域上的特征,并输出为长度更小、通道数更多的特征图。解码路径同样由多个卷积模块组成,每个模块中包含了卷积层、BN层、ReLU激活函数和反卷积层,这些模块扩大特征图的尺寸并减少通道数,最终获得与桡端信号相同的尺度。跳跃连接是将编码路径与解码路径之间的特征图进行融合,从而保留池化过程中特征

图所损失的信息。该模型所使用的卷积核大小为3,卷积步长为1,池化核大小为2,池化步长为2。在网络的最后使用全连接层以实现由指端信号到桡端信号的回归。在训练过程中,将通道数为1、长度为512、包含单个周期的指端脉搏波信号作为输入,同时将相同尺度的桡动脉脉搏波作为输出,通过多次迭代完成模型的训练。

## 2 结果与分析

### 2.1 数据采集与模型训练

本文实验环境为Windows 10操作系统,算法开发所使用的语言是Python 3.6版本,深度学习网络主要基于Pytorch框架。实验数据采集自上海理工大学在校学生,共8名男性和7名女性,分别在室内于两个不同的时间段检测静坐和运动后的指端脉搏波与桡端脉搏波。指端脉搏波由手机摄像头拍摄手指视频获取,视频保持为30帧,即采样频率为30 Hz;桡端脉搏波由压电式传感器的脉诊仪测得,采样频率为500 Hz。每名受试者采集4组数据,每组时长为1 min,共采集得到60组指-桡端脉搏波信号数据。

在模型训练参数的选取上,本文将采集得到的60份数据经过预处理和人工筛选后,选取出249份数据集,将其中的199份作为训练集进行训练,设定训练的迭代次数为60,训练的批大小为100,参数优化方式为Adam,以指数衰减的方法更新学习率,使用均方根误差来计算模型的损失。

### 2.2 评价标准

为了客观估计模型转化的准确度,本文选用两个指标:均方根百分误差(PRD)与平均绝对误差(MAE)作为评价指标,用来评判桡动脉脉搏波转化的准确度。这些指标能够从波形的整体方面考虑评价波形的拟合程度。其公式分别如下:

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N [u(i) - v(i)]^2}{\sum_{i=1}^N u(i)^2}} \times 100\% \quad (1)$$



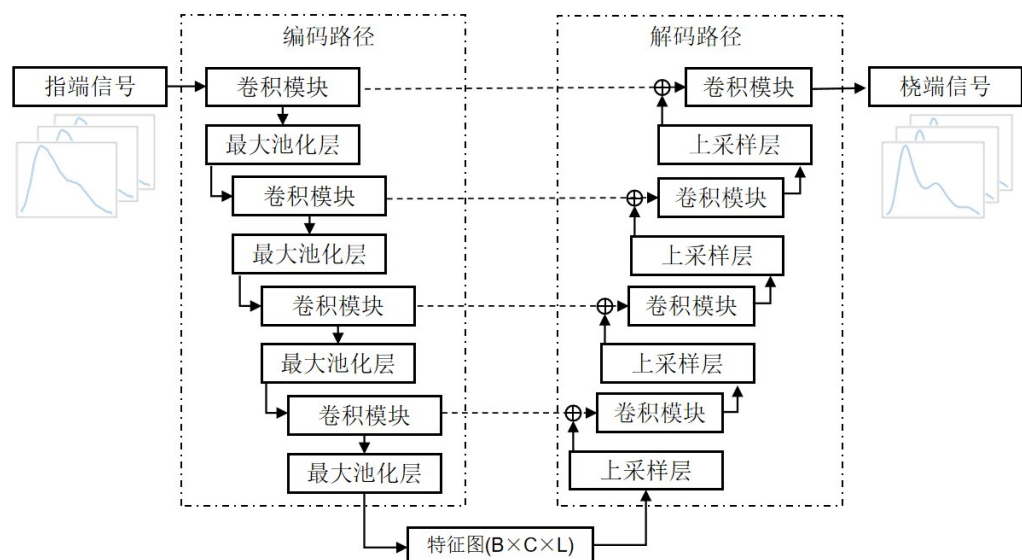


图2 指-桡端脉搏波信号转换网络结构

Figure 2 Structure of finger-radial PPG signal transferring network

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |u(i) - v(i)|}{N} \times 100\% \tag{2}$$

其中,  $N$ 表示桡动脉脉搏波信号的采样点数量,  $u(i)$ 和  $v(i)$ 分别表示桡动脉脉搏波的原始信号和由本文模型转化得到的结果。

为了在细节上评价波形的转换效果, 本文提取脉搏波的特征参数来比较波形在细节上的重建效果。特征参数如图3所示, 根据脉搏波的主波、降中峡和重搏波3个波形特征, 分别计算其时间特性  $T1$ 、 $T2$ 、 $T3$  与幅值特性  $H1$ 、 $H2$ 、 $H3$ , 并进行分析。

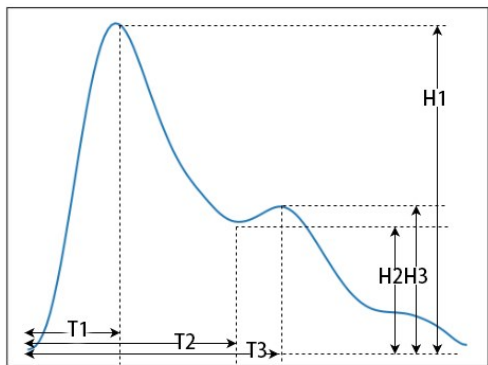


图3 桡动脉脉搏波的特征参数示意图

Figure 3 Feature parameters of radial PPG signal

2.3 结果分析

脉搏波形态多样, 本文对不同波形的脉搏波进行波形转化, 并将转化结果与实际数据进行对比, 计算拟合效果<sup>[25]</sup>。测试数据集的部分转换结果如图4所示, 根据客观的评价指标, MAE的均值为1.4%, 标

准差为0.3%; PRD的均值为3.6%, 标准差为1.2%。在波形的细节上, 通过提取原始波形与重建波形的特征参数, 并计算其相对误差, 统计结果如表1所示。实验表明, 利用基于U-Net的波形转化模型能实现指端脉搏波到桡动脉脉搏波的转换, 转换得到的桡动脉脉搏波信号结果与实际桡动脉脉搏波有较高的吻合度。

为了验证本文所提出模型的泛化能力, 本文使用多段连续的实测脉搏波信号对模型进行验证。结果如图5所示, 图中展现了当桡动脉脉搏波出现基线漂移时, 模型转换所得信号与实际测得的信号之间的差异。由于指端脉搏波检测所得的信号相对稳定, 当实际测得的桡动脉脉搏波出现基线漂移时, 模型无法根据指端信号转换出实时相对应的桡动脉信号。因此该模型在实时信号转换方面仍有待改进。

为了验证本文所提出的模型对指-桡端脉搏波信号具有更好的转换效果, 本文将该模型与徐礼胜等<sup>[10]</sup>传递函数模型、周树然等<sup>[13]</sup>弹性腔模型的实验结果进行对比。使用3个模型分别转换得出桡动脉脉搏波结果, 并计算相应的PRD指标进行分析。实验结果表明, 传递函数模型的PRD指标均值为4.3%, 标准差为1.1%; 弹性腔模型的PRD指标均值为4.0%, 标准差为2.0%; 本文提出模型的PRD指标均值为3.6%, 标准差为1.2%。本文提出的模型相较于前两种模型<sup>[10, 13]</sup>分别提高16.3%和10.0%。因此, 本文提出的模型对指端脉搏波信号向桡动脉脉搏波信号的转化效果更好。分析其中原因, 是因为基于传递函数的转化模型<sup>[10]</sup>是利用频域信息进行转化, 并且采样的数据样本量较小, 而本文提出的模型利用卷

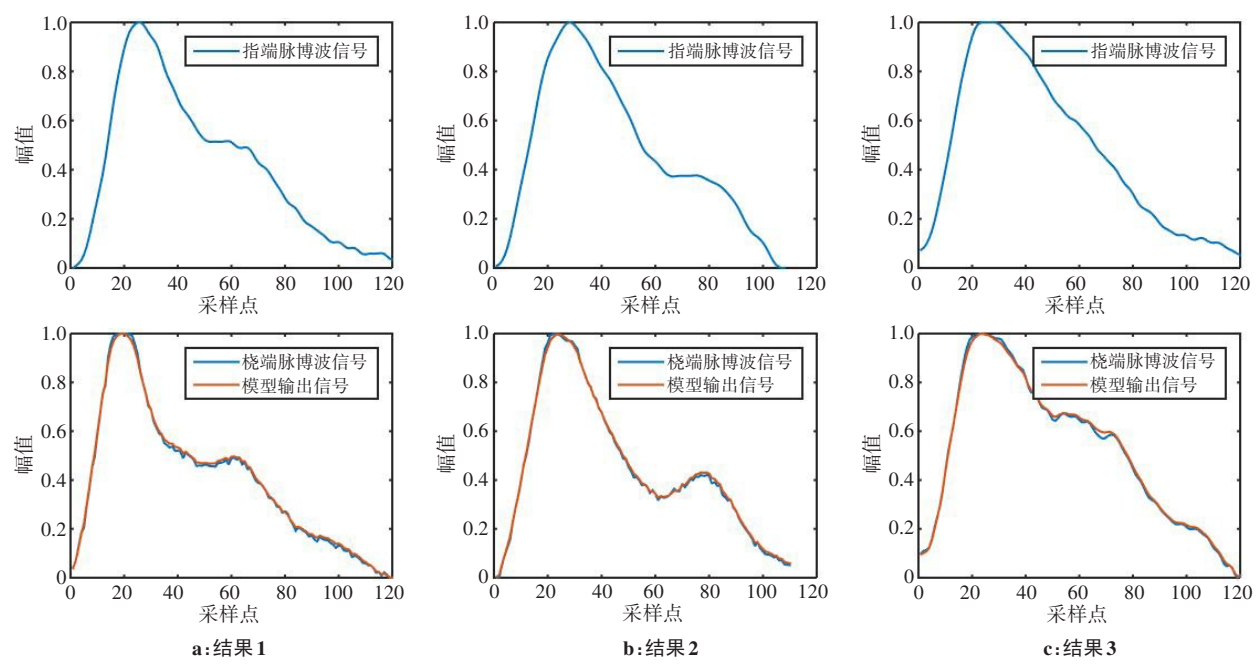


图4 单周期信号波形转换结果

Figure 4 Results of single-period signal wave transferring

表 1 波形特征参数的统计结果

Table 1 Statistical results of waveform characteristic parameters

特征参数	相对误差/%
H1	1.5±1.8
H2	6.5±2.2
H3	4.1±8.9
T1	2.6±3.4
T2	6.1±3.1
T3	4.4±9.5

积层能够自主学习输入信号与输出信号的特征,且训练的数据量更大,适用范围更广。

### 3 结 论

本研究针对指-桡端脉搏波信号转换问题进行研究和探索,提出一种基于深度学习的指-桡端脉搏波信号转换模型,该方法利用一维卷积搭建神经网络模型,通过广泛采集的数据进行训练,实现了桡动脉脉搏波的快速稳定的转换,并提高了准确率。同时,本文建立了客观的数学评价方法对生成的桡动脉脉

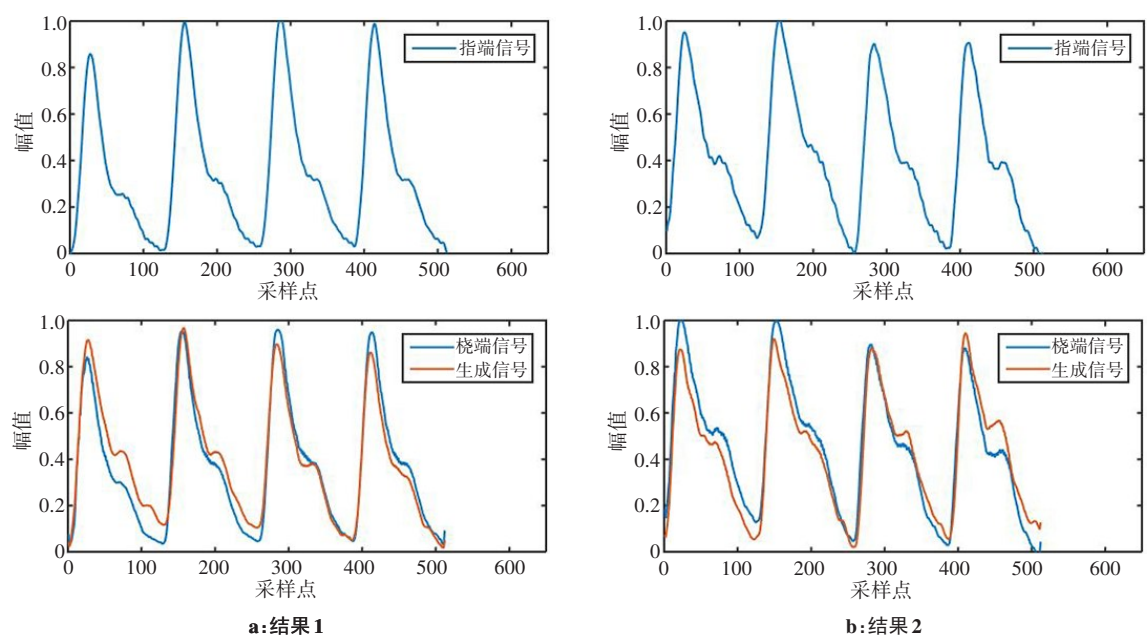


图5 多周期信号波形转换结果

Figure 5 Results of multi-period signal wave transferring

搏波信号质量进行评估。经实验验证,本文算法相较于传递函数模型和弹性腔模型具有更强的适应性。本文还存在以下局限性:由于训练的数据集是健康人的脉搏波信号,当面对危重症病人时,该算法性能还有待在合适数据集基础上进一步予以验证,需要基于更多的数据集对模型进行改进和完善,提高网络信号转换性能。

## 【参考文献】

- [1] 缪洁,徐文龙,徐冰俏.一种可穿戴式心电采集系统的设计[J].中国计量学院学报,2015,26(3):305-310.  
Miao J, Xu WD, Xu BQ. Design of wearable ECG acquisition system[J]. Journal of China University of Metrology, 2015, 26(3): 305-310.
- [2] 骆文,刘阳,熊俊俏.基于光电技术的心率测量仪[J].工业仪表与自动化装置,2012,223(1):99-101.  
Luo W, Liu Y, Xiong JQ. Research on heart-rate measurement based on photoelectric technology[J]. Industrial Instrumentation & Automation, 2012, 223(1): 99-101.
- [3] 胡晓娟.中医脉诊信号感知与计算机辅助识别研究[D].上海:华东师范大学,2013.  
Hu XJ. The research on signal perception and computer aided recognition of traditional Chinese medicine pulse diagnosis[D]. Shanghai: East China Normal University, 2013.
- [4] 徐礼胜,李乃民,张大鹏,等.中医脉诊的现代研究[C]//计算机在诊法中的应用与研究论文集.2005.  
Xu LS, Li NM, Zhang DP, et al. Modern research on traditional Chinese medicine pulse diagnosis[C]//Application of Computers in Diagnosis and Compilation of Research Papers. 2005.
- [5] 王丽婷,刘长松,赵亚楠,等.一种血液容积脉搏波测量仪及其辅助针灸应用[J].针刺研究,2021,46(6):480-485.  
Wang LT, Liu CS, Zhao YN, et al. A novel PPG pulse diagnosis instrument which can be used to assist the application of acupuncture and moxibustion[J]. Acupuncture Research, 2021, 46(6): 480-485.
- [6] Allen J, Murray A. Modelling the relationship between peripheral blood pressure and blood volume pulses using linear and neural network system identification techniques[J]. Physiol Meas, 1999, 20(3): 287-301.
- [7] 顾冠雄.基于波形分解算法的脉搏波传播模型及其云端应用探究[D].北京:北京工业大学,2015.  
Gu GX. Pulse wave propagation model based on waveform separation and its cloud applications [D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2015.
- [8] Millasseau SC, Guigui FG, Kelly RP, et al. Noninvasive assessment of the digital volume pulse: comparison with the peripheral pressure pulse[J]. Hypertension, 2000, 36(6): 952-956.
- [9] Wang L, Pickwell-MacPherson E, Zhang YT. Blood pressure contour analysis after exercise by the photoplethysmogram using a transfer function method [C]//2008 5th International Summer School and Symposium on Medical Devices and Biosensors. IEEE, 2008: 82-85.
- [10] 徐礼胜,杜尚杰,何殿宁,等.基于传递函数和指端脉搏波的桡动脉脉搏波重建[J].东北大学学报(自然科学版),2014,35(11):1539-1543.  
Xu LS, Du SJ, He DN, et al. Radial pulse wave reconstruction based on transfer function and finger pulse wave[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2014, 35(11): 1539-1543.
- [11] Dash A, Ghosh N, Patra A, et al. Estimation of arterial blood pressure waveform from photoplethysmogram signal using linear transfer function approach [C]//2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) in Conjunction with the 43rd Annual Conference of the Canadian Medical and Biological Engineering Society. IEEE, 2020.
- [12] 刘静毓.指端微循环容积脉搏血流模型的建立及模型参数的辨识[J].北京建筑工程学院学报,2004,20(1):45-51.  
Liu JW. Establishment of a finger microcirculation volume blood flow model and estimation of model parameters [J]. Journal of Beijing University of Civil Engineering and Architecture, 2004, 20(1): 45-51.
- [13] 周树然,姚阳,郝丽玲,等.融合弹性腔与弹性管模型的上肢血管系统建模仿真[J].东北大学学报(自然科学版),2018,39(3):329-333.  
Zhou SR, Yao Y, Hao LL, et al. Modeling system of upper limb vascular system based on fusion of windkessel and tube-load models [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2018, 39(3): 329-333.
- [14] Baek S, Jang J, Yoon S. End-to-end blood pressure prediction via fully convolutional networks [J]. IEEE Access, 2019, 7: 185458-185468.
- [15] Ibtehaz N, Mahmud S, Chowdhury ME, et al. PPG2ABP: translating photoplethysmogram (PPG) signals to arterial blood pressure (ABP) waveforms [J]. 2022, 9(11): 692.
- [16] Athaya T, Choi S. An estimation method of continuous non-invasive arterial blood pressure waveform using photoplethysmography: a U-Net architecture-based approach [J]. Sensors, 2021, 21(5): 1867.
- [17] Sadrawi M, Lin YT, Lin CH, et al. Genetic deep convolutional autoencoder applied for generative continuous arterial blood pressure via photoplethysmography [J]. Sensors, 2020, 20(14): 3829.
- [18] Qin K, Huang W, Zhang T. Deep generative model with domain adversarial training for predicting arterial blood pressure waveform from photoplethysmogram signal [J]. Biomed Signal Proces, 2021, 70(59): 102972.
- [19] Banerjee R, Sinha A, Choudhury AD, et al. PhotoECG: photoplethysmography to estimate ECG parameters [C]//2014 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2014: 4404-4408.
- [20] Zhu Q, Tian X, Wong CW, et al. ECG reconstruction via PPG: a pilot study [C]//2019 IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics (BHI). IEEE, 2019: 1-4.
- [21] Chiu HY, Shuai HH, Chao PC. Reconstructing QRS complex from PPG by transformed attentional neural networks [J]. IEEE Sens J, 2020, 20(12): 12374-12383.
- [22] Sarkar P, Etemad A. Cardiogan: attentive generative adversarial network with dual discriminators for synthesis of ECG from PPG [C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2021.
- [23] Vo K, Naeini EK, Naderi A, et al. P2E-WGAN: ECG waveform synthesis from PPG with conditional wasserstein generative adversarial networks [C]//Proceedings of the 36th Annual ACM Symposium on Applied Computing, 2021: 1030-1036.
- [24] Lea C, Vidal R, Reiter A, et al. Temporal convolutional networks: a unified approach to action segmentation [C]//European Conference on Computer Vision. Springer, 2016: 47-54.
- [25] Dawber TR, Thomas HE, McNamara PM. Characteristics of the diastolic notch of the arterial pulse wave in coronary heart disease [J]. Angiology, 1973, 24(4): 244-255.

(编辑:陈丽霞)