

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107562

基于 HHT 的人体脉搏特征识别及分类研究*

郭成龙 陈海初 王志锋

(佛山科学技术学院 佛山 528200)

摘要: 为了快速获取人体脉搏信号完整特征信息,并快速准确识别脉搏特征信息与人体疾病关联表征。研究采用多周期脉搏时域特征和基于集合模态经验分解(EEMD)的希伯特黄变换(HHT)获取瞬时频率及幅值作为频域特征,把时域及频域特征进行融合作为卷积神经网络的输入进行人体脉搏特征的识别及分类。从 MIT-BIH 标准数据库中获取到 3 种临床症状的脉搏信号进行了实验分析,最后经过实验得到脉搏特征识别及分类准确率为 91.88%。采用基于 EEMD 的 HHT 作为时域特征的补充,时频特征混合能够使得 PPG 脉搏信号完整的表征,并在卷积神经网络上进行分类实验,得到较好的分类效果。研究方法愿为临床诊断智能化发展、提高临床诊断的准确率及效率提供良好的促进作用。

关键词: 脉搏特征提取;特征分类识别;希伯特黄变换(HHT);集合经验模态分解(EEMD);卷积神经网络

中图分类号: TP399 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4

Research on human pulse feature recognition and classification based on HHT

Guo Chenglong Chen Haichu Wang Zhifeng

(Foshan University, Foshan 528200, China)

Abstract: In order to quickly obtain the complete feature information of the human pulse signal, and quickly and accurately identify the correlation between the pulse feature information and the human disease. The study uses the time-domain characteristics of multi-period pulses and the Hilbert-Huang-transform (HHT) based on ensemble empirical mode decomposition (EEMD) to obtain the instantaneous frequency and amplitude as the frequency-domain characteristics. The time domain and frequency domain features as input fused convolutional neural network to identify and classify the pulse characteristics of the human body. The pulse signals of three clinical symptoms were obtained from the MIT-BIH standard database for experimental analysis. Finally, through experiments, the accuracy of pulse feature recognition and classification is 91.88%. Using EEMD-based HHT as a supplement to time-domain features, time-frequency feature mixing can make the PPG pulse signal complete characterization, and perform classification experiments on the convolutional neural network to obtain better classification results. Methods willing clinical diagnosis of intelligent development, improve the accuracy and efficiency of clinical diagnosis to provide a good role in promoting.

Keywords: pulse feature extraction; feature classification and recognition; Hilbert-Huang-transform (HHT); ensemble empirical mode decomposition (EEMD); convolutional neural network

0 引 言

为了提高人们的预期寿命和降低医疗成本,光电容积脉搏波(photoplethysmography, PPG)已经成为一种很有前途的早期筛查心脏相关问题的技术^[1]。PPG 信号因其具有无创,便宜且方便的诊断特点越来越受研究人员关注。

PPG 信号本质上是脉动的,从 PPG 波形中可识别出血流活动的相关特征,并可用于测量心输出量^[2-3]。PPG 已得到国际标准组织(ISO)和欧洲含氧饱和度测量委员会的广泛认可。当手指放置在 PPG 设备上时,可以轻松记录高质量的 PPG 信号^[4-5]。研究者们通过对光电描记法获取的脉搏信号进行了验证^[6-7],得出该获取方法的有效性。光电描记

收稿日期:2021-08-12

* 基金项目:国家自然科学基金(61973294)项目资助

法作为无创的信号获取方法,在目前应用上较为普遍。在脉搏信号特征处理方面,刘丽佳^[8]和刘辉等^[9]以脉搏波图面积作为特征进行提取并对心血管疾病进行分析。李思楠等^[10]通过两次的 Hilbert 变换来搜寻脉搏波的主波峰点,最后经过实验验证得到较高的检测准确率。Wang 等^[11]建立了脉搏波系统的力学模型,其中脉搏波系统被认为是以波的形式在血液中传播的整个生命能量系统。脉搏波图面积法属于传统的特征提取法,对于一些正常的脉搏信号能够很好的表征特征,但由于脉搏信号的复杂多样性,就使得这种传统的脉搏特征提取方法受到限制,无法获取完整的脉搏特征。

Hadiyoso 等^[12]采用 EEMD 的分解方法来计算呼吸率的呼吸波提取机制。通过比较经验模式分解、变分模式分解^[13]的性能,得出了 EEMD 性能更优的研究结论。孟维良等^[14]采用 HHT 方法对心血管疾病进行分析,最后得到 HHT 对于脉搏信息分析有一定的可行性及有效性。胡阳生^[15]提出通过连续小波变换得到脉搏时频特征的二维小波系数矩阵作为卷积神经网络的输入,最后经过计算分析得到分类准确率为 83.81%。仅采用小波变换后的时频特性难以使得脉搏信号特征完整表征,若能够完整地表征脉搏信号特征,分类准确率将能够取得更好的效果。本文通过基于 EEMD 的 HHT 方法进行频域特征获取并与多周期时频特征融合来获取完整的脉搏特征信息,最后通过卷积神经网络对脉搏特征分类结果进行实验验证。

1 原理与方法

1.1 脉搏时域特征提取

多周期信号数据有着更高的维度相比于单个周期信号来说能够包含更多的特征信息,因此本文选取采用多周期脉搏信号作为数据样本。脉搏周期特征提取过程如图 1 所示。

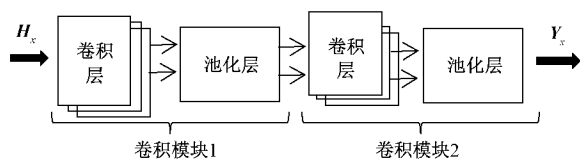


图1 PPG时域特征提取网络结构

为了便于输入卷积核进行计算,本文采用矩阵的方式,对脉搏周期信息进行排列,并用 H_x 来表示:

$$H_x = [h_1(1), h_1(2), \dots, h_1(i); h_2(1), h_2(2), \dots, h_2(i); \dots; h_m(1), h_m(2), \dots, h_m(i)]^T \quad (1)$$

式中: m 为周期数。在实际 m 个数的选取上需要选择合适地值,因为当 m 的选值太小就无法获取到脉搏周期之间变化。当 m 的选值太大会加大网络输入的维度,使得网络计算的复杂程度提高。因此选取脉搏周期样本数据的 m 个数为 5。为了使得计算成本降低的同时能够达到好的效果,采用两个卷积模块进行脉搏时域特征的提取。把多周

期脉搏信号输入到卷积核中进行运算,运算后得出的结果经过激活层进行处理,可表示为:

$$A_{uv}^k = f\left(\sum_{c=1}^{C_k} \sum_{d=1}^{D_k} B_{cdv}^{k-1} g_{cdv}^k + B_u^k\right) \quad (2)$$

其中, A_{uv}^k 为第 k 个卷积模块中第 u 个卷积核对第 v 个信号局部的特征提取; g_{cdv}^k 为第 k 个卷积模块中第 u 个卷积核,卷积核维度为 $C_k \times D_k$; B_u^k 为第 k 个卷积模块中第 u 个卷积核的偏置; B_{cdv}^{k-1} 为前一个卷积核输出的第 v 个局部特征; $f(\cdot)$ 为激活函数。

本文选用 ReLU 函数作为卷积层的激活函数,主要是避免梯度爆炸的情况出现。表达式为: $f(x) = \max(0, x)$ 。ReLU 作为激活函数因其线性,非饱和的形式,能够提升网络的训练速度。再经过激活函数处理后,本文选用最大池化层作为每个卷积模块最后的输出,使得数据进一步地下降。卷积网络的特征输出为最后一个卷积模块,其输出的特征图数目为卷积核个数。可将特征图输出可视化向量为形式,表示为:

$$Y_x = [F_1^1(1,1), F_1^1(2,1), \dots, F_1^1(L,1); F_2^1(1,1), \dots, F_2^1(2,1), \dots, F_2^1(L,1); \dots; F_t^1(1,1), \dots, F_t^1(L,1)]^T \quad (3)$$

其中, $F_x^z(\cdot)$ ($z = 1, \dots, t$) 为第 z 个特征图; L 为特征图的长度,该卷积模块输出作为特征分类的输入进入到全连接层中。经过实验的验证,本文所用的卷积模块参数配置,如表 1 所示。

表1 卷积模块参数配置

		参数(卷积模块1)	参数(卷积模块2)
卷积层	维度	7×1	5×1
	步长	2	1
	个数	64	128
激活函数		ReLU	ReLU
池化层	方法	最大池化	最大池化
	维度	3×1	3×1
	步长	1	1

1.2 脉搏频域特征提取

采用希伯尔黄变换方法获取频域特征,首先对脉搏周期信号进行 EEMD 分解预处理。EEMD 算法步骤如下: 1) 将正态分布的白噪声加到原始信号中; 2) 将加入白噪声的信号作为一个整体,然后进行 EMD 分解,得到各固有模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量; 3) 重复步骤 1)、2),每次加入新的正态分布白噪声序列; 4) 将每次得到的 IMF 做集成平均处理后作为最终结果。然后对分解后的分量进行希伯尔黄变换提取脉搏信号的频域特征。

PPG 周期样本信号 $X(t)$ 经过 EEMD 分解后得到各 IMF 分量及 1 个残余量。由于噪声具有时变性与随机性,因此经 EEMD 分解后的各 IMF 分量会存在差异。且这些差异较大的 IMF 分量对于人体脉搏信号特征的表征没有

可提取性。因此在进行 HHT 频域特征提取前,对 EEMD 分解后的 IMFS 分量进行相关性分析,筛选出能够表征人体脉搏信号的分分量。相关性分析能够判断各 IMF 分量与原始 PPG 信号的相干程度,相干系数表达为^[16]:

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^M f_k(i)s_k(i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^M f_k^2(i) \sum_{i=1}^M s_k^2(i)}} \quad (4)$$

其中, $f_x(i)$ 为第 i 个 IMF 分量; $s_k(i)$ 为原始 PPG 信号与 $f_x(i)$ 的差值。通过设定系数阈值来对相干 IMF 分量进行筛选。

PPG 信号经过前期 EEMD 处理得到的 IMF 分量后,将各分量通过矩阵来进行排列表示。对每个 IMF 进行 HHT 变换,表达式为:

$$d_i(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{c_i(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (5)$$

其中,瞬时频率及幅值求值表达式为:

$$\omega_i(t) = \frac{d\theta_i(t)}{dt},$$

$$\sigma_i(t) = \sqrt{c_i^2(t) + d_i^2(t)} \quad (6)$$

求得各 IMF 分量的瞬时频率以及瞬时幅值。将瞬时频率和瞬时幅值融合得到 $y_i[\sigma_i(t), \omega_i(t)]$, 作为脉搏信号频域特征数据。具体频域特征提取流程如图 2 所示。

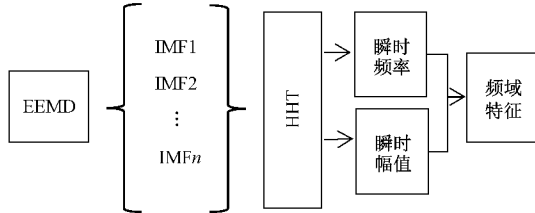


图 2 HHT 频域特征提取流程

1.3 脉搏时频特征融合及网络结构

为了使得 PPG 信号特征能够完整表征,把频域特征与时域特征进行混叠构造双输入卷积神经网络结构对混叠特征进行识别及分类。人体脉搏 PPG 信号分类的总体结构如图 3 所示。

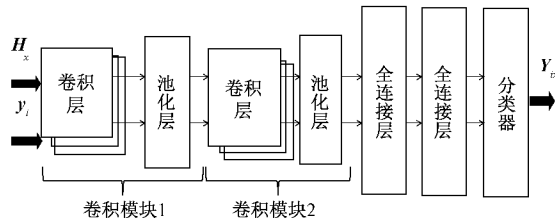


图 3 多周期时域特征、HHT 频域特征融合的 CNN 网络结构

该方法对周期时域特征和频域特征先进行归一化处理及融合后,输入到卷积网络中进行训练,最后利用 Softmax 分类器的分类依据,实现人体脉搏 PPG 信号的分类。本文选用 Softmax 分类器用于实现人体脉搏信号分类,因其分

类器计算简单,且不要求类内紧凑和类间分离,适用于本文的多分类需求。分类类别为脉搏所属的临床诊断情况,Softmax 分类器输出为:

$$\hat{CL} = [\hat{cl}(1), \hat{cl}(2), \hat{cl}(3), \dots, \hat{cl}(k)]^T \quad (7)$$

其中, k 为分类类别数, $\hat{cl}(k)$ 为第 k 个神经元的输出,满足:

$$\hat{cl}(k) = \frac{e^{z_k}}{\sum_{i=1}^K e^{z_k}} \quad (8)$$

其中, z_k 为第 k 个输出神经元的输入。卷积网络的标签数据 CL 满足:

$$CL = [cl(1), cl(2), cl(3), \dots, cl(k)]^T = [0, 0, \dots, 1, 0, \dots, 0]^T \quad (9)$$

其中, CL 向量中仅有对应一个位置为 1,其余为 0,1 所处位置为脉搏对应类别。

本文所采用的代价函数为交叉熵,其定义为:

$$C(\hat{cl}, cl) = -cl \log(\hat{cl}) - (1-y) \log(1-\hat{cl}) \quad (10)$$

当代价函数降低到给定的可接受误差时,这表示该网络可用于实际的分类识别。在对多层卷积神经网络来说,训练算法的选择与网络的计算复杂度以及分类准确率息息相关。选择合适的训练算法能够加快收敛速度,减少震荡情况出现。本文所选用的训练方法为带动量的随机梯度下降算法,该算法使用了指数加权平均方法,使得本次梯度的计算与之前是有关联的,因此能够抵消梯度的上下摆动,加快了收敛速度。构建模型的准确性和时间会受数据长度的影响,因此需要对数据长度进行考虑。本文中用于网络训练、测试的数据共 780 组。其中 70% 用于网络训练、30% 用于测试模型准确性。

2 结果与讨论

2.1 数据获取及预处理

本节通过实验分析验证本文提出算法的有效性。人体脉搏 PPG 数据来源于美国麻省理工学院提供的 MIT-BIH-MIMIC 数据库^[17],MIT-BIH 数据库为目前国际上公认的可作为标准的心电数据库之一,可有效反映脉搏分类算法的差异。本实验从 MIMIC 库中选取了 39 名患者的脉搏 PPG 信号,其中 39 名患者的临床症状分为 3 类:16 名为 CHF 肺水肿、10 名为呼吸衰竭、13 名为心源性休克。对每名患者获取 20 组脉搏 PPG 信号样本,共 780 组脉搏数据用于网络模型构建。其中 546 组为训练集,234 组为测试集。

本实验基于 MATLAB 作为开发平台,再获取到脉搏 PPG 信号数据后,对其进行波峰搜寻,然后进行分组分割处理。由于 MIMIC 库中脉搏信号的采样频率为 125 Hz,经过实验观察得到 90 个数据点能够包含 1 个完整的脉搏周期,选取 5 个周期共 450 个数据点作为本文实验的数据样本,起始点为波峰。分割后 3 种临床症状的脉搏 PPG 样

本示例图如图4所示。脉搏PPG样本EEMD分解示例图如图5所示。脉搏PPG经过EEMD及HHT后得到的瞬时频率图及幅值示例图,如图6所示,其中(a)为瞬时频率图,(b)为瞬时幅值图,将其合并作为多周期时域特征的补充,从而获得更为完整的脉搏特征。

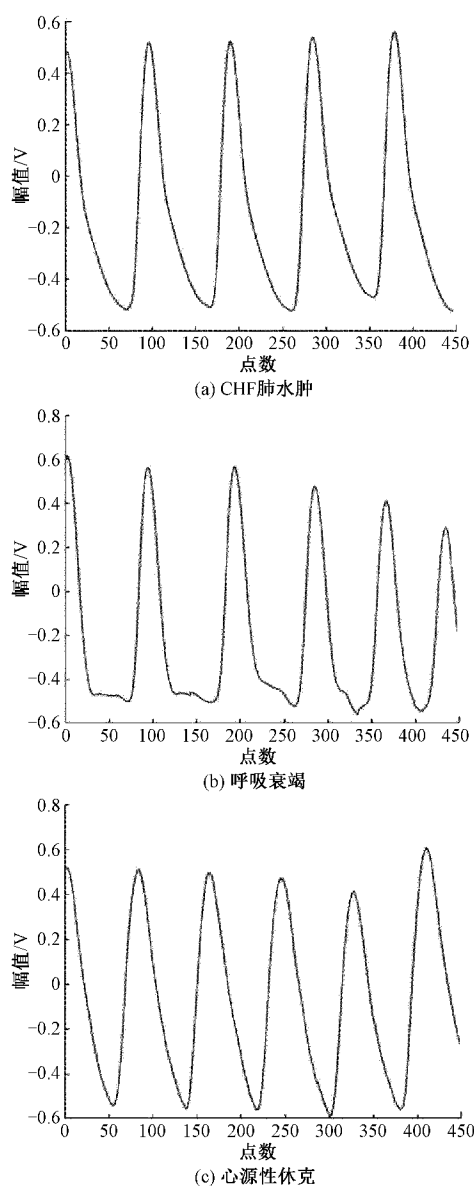


图4 3种临床症状的脉搏PPG信号示例

2.2 网络仿真结果与分析

通过脉搏周期时域特征、HHT频域混叠特征的算法对网络进行训练及分类验证,网络结构参数按照第1章节设置,利用带动量的随机梯度下降法来控制学习速度,初始学习率为0.01,学习率下降因子为0.7,最大迭代周期50。经过训练测试得到混淆矩阵,如图7所示。对训练后得到的网络模型进行测试,得到分类的数据结果。

图7中 $[0\ 0\ 1]$ 、 $[0\ 1\ 0]$ 、 $[1\ 0\ 0]$ 分别对应3种临床症状。其中横向数据对应百分比表示为召回率、纵向数据对

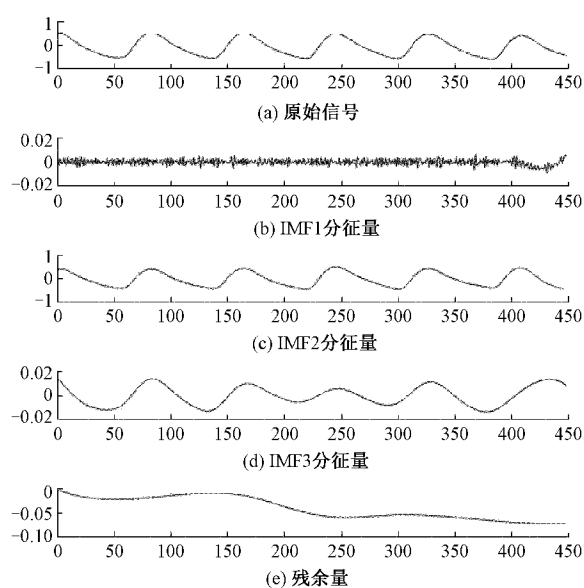


图5 PPG信号EEMD分解示例

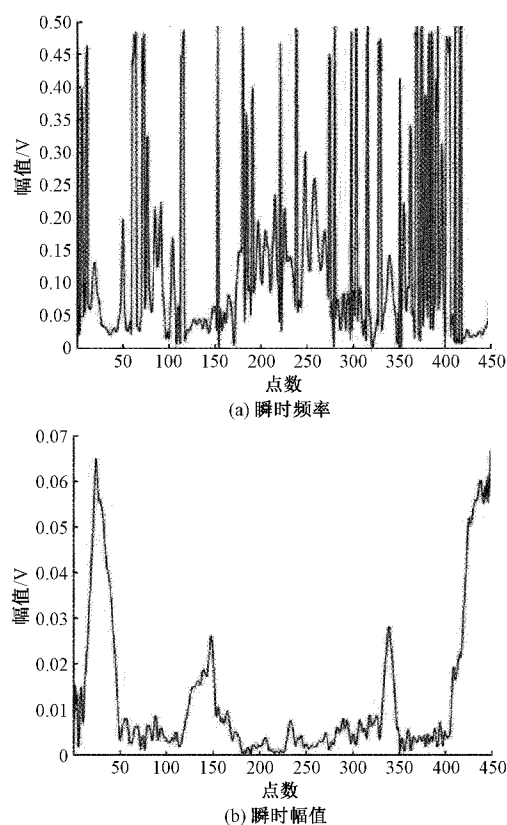


图6 IMF分量瞬时频率、幅值示例

应百分比为精确率。准确率为所有预测正确的样本除于总的样本所得百分比。

为了验证特征混叠后分类效果的优越性,分别对脉搏周期时域、HHT频域两个项目进行网络训练。其中都是基于546组脉搏数据训练模型,然后使用234组脉搏测试样本进行验证,如表2所示。

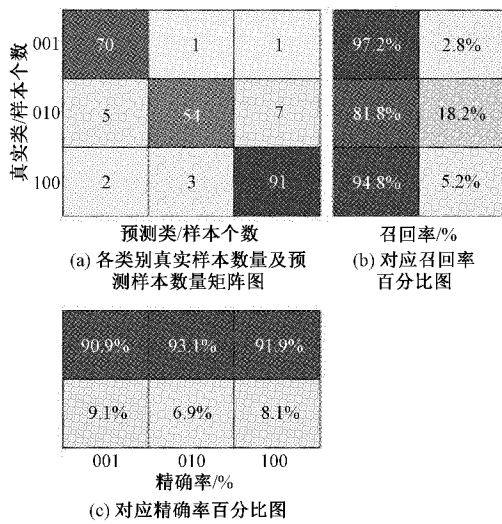


图 7 周期时域、HHT 频域混叠特征分类混淆矩阵示例

表 2 召回率、精确率、准确率数据对比 %

病状类型	项目		
	脉搏周期 时域	HHT 频域	脉搏周期 时域-HHT
CHF 肺水肿[1 0 0]	93.8	80.2	94.8
呼吸衰竭[0 0 1]	86.4	75.0	97.2
心源性休克[0 1 0]	80.3	77.3	81.8
CHF 肺水肿[1 0 0]	85.3	77.0	91.9
呼吸衰竭[0 0 1]	90.5	78.3	93.1
心源性休克[0 1 0]	88.2	78.5	90.9
总准确率	88.261	77.778	91.880

其中,表 2 第 2 行为各项目所对应 3 种临床症状的召回率数据,第 3 行为各项目所对应 3 种临床症状的精确率数据,最后一行为各项目对应整个数据集的识别分类准确率。

表 3 本文方法与其他方法比较

方法	识别准确率/%	输入维度
本文	91.88	1 350
文献[15]	83.81	2 754

讨论:从图 7 可得,采用脉搏周期与 HHT 的时频特征融合来表征脉搏信号特征时,根据准确率计算得到分类的准确率达到 91.88%。且图中可以看出对 3 种症状的敏感程度不一,使得对这 3 种症状的识别率存在差异,但整体偏差不大。分析表 2 可得,经过对比实验后单时域特征或单频域特征进行识别分类时,各项指标均有所降低。单时域特征明显比单频域特征的网络分类准确率要高,因为脉搏周期时域特征能够表征绝大部分的人体脉搏特征信息,因此单时域特征要比单频域特征的识别准确率高。为了使得人

体脉搏特征信息能够完整的表征,本文方法中把时频特征进行了融合,从而所得脉搏分类识别的准确率与单一时域或频域的准确率分别提高了将近 3.6%和 14%。从表 3 可得,文献[15]中仅仅采用脉搏信号经过小波变换后的频谱特征进行分类识别,单一的频域特征是难以使得脉搏特征完整表征,因此分类识别准确率仅有 83.81%。本文所用方法与文献[15]中对脉搏信号特征识别方法相比准确率分别要提高将近 8%。在输入维度中,文献[15]中选取脉搏单周期数据长度为 81,本文选取单周期数据长度为 90,与本文选取单周期数据长度情况近乎相同。在本文处理方法上输入维度要比文献[15]中的输入维度降低 1/2。在降低了计算复杂程度的同时,仍能提高分类识别的准确率。

3 结 论

为了解决识别准确率不高和脉搏信号复杂多样使得传统单一特征提取方法效果欠佳等问题,采用脉搏周期时域特征与基于 EEMD 的 HHT 提取的频域特征进行融合来表征脉搏信号特征,并通过卷积神经网络进行训练识别来实现脉搏分类诊断。本文所提分类方法通过对 3 类临床表现的 PPG 脉搏信号进行了特征快速提取及识别分类,分类准确率达到 91.88%。把基于 EEMD-HHT 作为时域特征的补充,时频特征混合能够使得 PPG 脉搏信号完整的表征,且没有冗余特征,降低了计算维度的同时,也提高了分类准确度。由于脉搏数据源的限制,目前工作仅对 MIT-BIH 数据库中的 3 类临床症状数据进行了实验分析,该方法的鲁棒性未能体现,能否适应更多其他类型的脉搏信号仍未可知。未来希望能够对更多类型的心血管疾病脉搏信号进行识别研究,以及中医脉象研究。为促进中医学发展及心血管疾病智能诊断作出一点贡献。

参考文献

- [1] MIRANDA E, IRWANSYAH E, ALIWUSUYS Y, et al. Detection of cardiovascular disease risk's level for adults using naive bayes classifier [J]. Healthcare Informatics Research, 2016, 22(3): 196-205.
- [2] ELGENDI M. On the analysis of fingertip photoplethysmogram signals [J]. Current Cardiology Reviews, 2012, 8(1): 14-25.
- [3] FAN Q, LI K Y. Non-contact remote estimation of cardiovascular parameters [J]. Biomed Signal Proces, 2018, 40: 192-203.
- [4] AL-FAHOUM A, AL-ZABEN A, SEAFAN W. A multiple signal classification approach for photoplethysmography signals in healthy and athletic subjects [J]. International Journal of Biomedical Engineering and Technology, 2015, 17(1): 1-23.
- [5] SUKOR J A, REDMOND S J, LOVEL N H. Signal quality measures for pulse oximetry through waveform

- morphology analysis[J]. *Physiol Meas*, 2011, 32(3): 369-384.
- [6] MOURA N, FERREIRA A S. Pulse waveform analysis of chinese pulse images and its association with disability in hypertension [J]. *Journal of Acupuncture and Meridian Studies*, 2016, 9(2):93-98.
- [7] RODRIGUEZ A M, RAMOS-CASTRO J. Video pulse rate variability analysis in stationary and motion conditions[J]. *BioMed Central*, 2018, 17(1):11.
- [8] 刘丽佳. 光电容积脉搏波信号采集及预处理方法研究[D]. 长春:吉林大学, 2020.
- [9] 刘辉, 黄丹飞, 李世维. 基于脉搏波特征量关联分析的疾病预诊研究[J]. *长春理工大学学报(自然科学版)*, 2016, 39(5): 139-143.
- [10] 李思楠, 王素新. 一种光电容积脉搏波的特征点自动识别算法[J]. *医用生物力学*, 2019, 34(4):358-364.
- [11] WANG L L, WANG H. Mechanics modeling and inverse analyses of pulse wave system from the view-point of traditional Chinese medicine[C]. *Proceedings of the ASME 2016, 35th International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering*. Busan, South Korea: ASME, 2016, DOI: 10.1115/OMAE2016-55106.
- [12] HADIYOSO S, DEWI E M, WIJAYANTD I. Comparison of EMD, VMD and EEMD methods in respiration wave extraction based on PPG waves[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2020, 1577(1):012040.
- [13] 韦海成, 蔡坤, 赵静. 改进 VMD 算法消除脉搏波基线漂移研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(8): 144-150.
- [14] 孟维良, 王胜男. 人体脉搏信号的希尔伯特-黄特征提取[J]. *电子测量技术*, 2017, 40(9):271-274.
- [15] 胡阳生. 基于卷积神经网络的脉搏分析方法研究[D]. 北京:北京邮电大学, 2018.
- [16] 陈真诚, 吴贤亮, 赵飞骏. EEMD 结合小波阈值的光电容积脉搏波信号降噪[J]. *光学精密工程*, 2019, 27(6): 1327-1334.
- [17] GOLDBERGER A L, AMARAL L A, GLASS L, et al. *PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals*[J]. *Circulation* 101(23):c215-c220.

作者简介

郭成龙, 硕士研究生, 主要研究方向为嵌入式软硬件系统、信号分析处理等。

E-mail: GCL19961010@163.com

陈海初, 副教授, 主要研究方向为工业机器人、嵌入式软硬件系统等。

E-mail: chenhaichu@126.com

王志锋, 讲师, 主要研究方向为机器人与自动化设备、生物医学信号处理等。

E-mail: zhifengwang@163.com