

## 基于光电容积脉搏波的呼吸监测系统研究

陈真诚<sup>1</sup>, 宋浩<sup>2</sup>, 朱健铭<sup>1</sup>, 梁永波<sup>1</sup>

1. 桂林电子科技大学生命与环境科学学院, 广西 桂林 541004; 2. 桂林电子科技大学电子工程与自动化学院, 广西 桂林 541004

**【摘要】**通过研究人体指端光电容积脉搏波(PPG)的物理特性,以朗伯比尔定律为基本原理,通过设计硬件电路,实现对人体PPG的无创采集。对采集到的PPG信号进行滤波和放大处理,通过特征选择和提取等方式识别出比较完整的脉搏波信号;将得到的脉搏波信号进行经验模态分解,选择具有适当频率的本征模函数重构出待测的呼吸波信号,并在显示屏上显示出来。在采集脉搏波的同时利用迈瑞公司的PM-9000 Express病人监护仪对人体的呼吸信号进行采集。本系统采集了10例志愿者数据。将本系统得到的呼吸波信号与病人监护仪测得呼吸波进行频谱分析,并对相关参数进行比较,发现两种呼吸波具有较好的相关性。本文最终结果表明利用经验模态分解方法提取人体PPG中包含的呼吸信号具有较好的准确性和可行性。实验结果表明这种方法可以从PPG中提取呼吸信号。

**【关键词】**光电容积脉搏波;呼吸信号;呼吸频率;红外光;光电脉搏传感器

**【中图分类号】**R318;Q819

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2019)05-0579-06

## Respiration monitoring system based on photoplethysmography

CHEN Zhencheng<sup>1</sup>, SONG Hao<sup>2</sup>, ZHU Jianming<sup>1</sup>, LIANG Yongbo<sup>1</sup>

1. School of Life and Environmental Sciences, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China; 2. School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China

**Abstract:** The physical characteristics of the photoplethysmography (PPG) pulse waves of human fingers are investigated in this study and a hardware circuit is designed based on Lambert's law to realize the non-invasive acquisition of human PPG pulse waves. After the collected PPG pulse wave signals are filtered and amplified, the complete pulse wave signals are identified through feature selection and extraction. Subsequently, the obtained pulse wave signals are processed with empirical mode decomposition, and an eigenmode function with an appropriate frequency is adopted to reconstruct the respiratory wave signals to be measured and display the signals on the screen. Meanwhile, the respiratory signals of the human body are collected with PM-9000 Express patient monitor (Mindray). The data of 10 volunteers are also collected with the system. The spectral analysis between the respiratory wave signals obtained by the proposed system and the signals measured by the patient monitor and the analysis of the related parameters showed that the two kinds of respiratory waves have a good correlation. The final result of this study reveals that using empirical mode decomposition to extract the respiratory signals contained in the PPG pulse waves of human fingers is proved to be accurate and feasible. The proposed method can be used to extract respiratory signals from PPG pulse waves.

**Keywords:** photoplethysmography; respiratory signal; respiratory rate; infrared light; photoelectric pulse sensor

**【收稿日期】**2018-11-25

**【基金项目】**国家自然科学基金重大科研仪器研制项目(61627807);广西自然科学基金(2017GXNSFGA198005);国家重点研发计划课题(2016YFC1305703);广西自然科学基金青年基金项目(2016GXNSFBA380145);广西自动检测技术与仪器重点实验室主任基金(YQ17118);广西信息科学实验中心一般项目(YB1513)

**【作者简介】**陈真诚,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为生物传感与智能仪器、信号与信息处理、医学成像与图像处理、生物制造、环境监测及仪器, E-mail: 18078842451@163.com

**【通信作者】**朱健铭,博士,副教授,硕士生导师,研究方向为生物传感与智能仪器、生物医学信号处理, E-mail: zjmcsu@126.com

## 前言

光电容积脉搏波(Photoplethysmography, PPG)方法意在得到蕴含于脉搏波中的人体信息,其反映的是人体心血管系统和血液的相互作用在皮肤浅表处的表现。目前这种方法广泛应用于人体脉搏波、血氧饱和度、心率等参数的监测。利用光电容积描记法从人体得到的脉搏波叫做PPG,由于PPG具有无创、操作简单、多参数测量、成本低等特点,其逐渐得到生物医学工作人士的重视。在这种背景下,越来越多的学者和研究人员开始了对PPG进行研究,不过大多数的研究集中在心血管系统方面。对于PPG

和呼吸之间的关系研究始于Lindberg等<sup>[1]</sup>,1992年Lindberg等提出PPG信号可能蕴含着呼吸的相关信息,为了验证他们自己的结论,他们作了验证实验,实验证明PPG中确实包含了与呼吸相关的信息。由此可以知道,对于从PPG中提取出呼吸信号,无论是国内还是国外,都还没有很成熟的方法,大家都在做各种尝试,以便能找到一种更好的方法来解决目前存在的问题。

## 1 系统设计

### 1.1 系统总体框架

本系统主要目的是通过采集人体的PPG信号来提取呼吸信号,由于人体的脉搏信号具有噪声背景强、频率低、幅度小、随机性强等特点,是一种微弱的低频信号<sup>[2]</sup>,所以,本系统的电路设计需要严格对待,特别是系统的抗干扰噪声能力显得尤为重要。

本系统选用意法半导体公司的STM32F407作为处理芯片,由于其功能的强大性,此芯片能够很容易实现脉搏信号的采集、处理以及显示等过程,本系统主要由5部分构成:电源管理模块部分保证整个系统的正常供电;数据采集部分保证从人体中采集到干扰小,准确性高的PPG;滤波电路部分则负责完成信号的放大并滤除多余的噪声干扰;MCU部分对经系统采集到的信号进行处理;显示部分则将MCU部分处理的结果显示出来。

同时,采用迈瑞公司生产的PM-9000 Express多参数生理监护仪同步采集被测试者的呼吸信号。将两者得到的呼吸波进行对比分析,评估本系统得到的呼吸信号的准确性。系统总体框如图1所示。

### 1.2 呼吸信号采集部分

本系统选用Mindray公司的PM-9000 Express病人监护仪来作为呼吸信号的参考标准<sup>[3]</sup>。PM-9000

Express病人监护仪菜单设计直观,功能丰富,可以方便地进行心电、呼吸以及血压测量等。而且PM-9000 Express病人监护仪采用五导联的方式来测量人体信号,具有较高的准确性,所以本不改选择它测量到的信号据来作为参考信号。PM-9000 Express病人监护仪结构如图2所示。

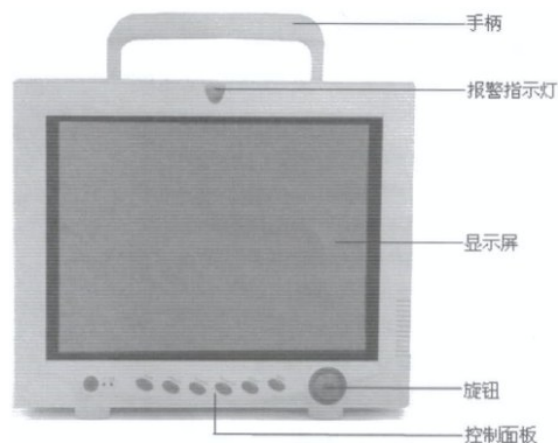


图2 PM-9000 Express前面板  
Fig.2 PM-9000 Express front panel

## 2 脉搏波特征选择

现实问题解决任务中难免会碰到数据的维数灾难问题<sup>[4]</sup>,维数灾难是指由于样本数据中包含的特征参数也就是属性过多的难题,会致使任务中断而无法完成接下来设计的学习方案,若能从样本数据的高维特征参数中分辨出哪些特征参数就能解决这个问题。本研究中的学习任务为:呼吸,即在样本原有的众多特征参数中选择出与呼吸作用相关的特征,同时排除掉无关特征。常见的特征选择方法有多种,这里主要介绍包裹式特征选择方法<sup>[5]</sup>,并对其原理进行概述。

与过滤式选择不考虑后续学习器不同,包裹式特征选择并非是先对特征进行剔除,而是根据最终将要使用的学习器性能好坏,以此来作为特征子集的评价准则,能使后续学习器达到最优状态的特征子集被选择出来。包裹式特征选择方法意为为后续学习器选择对其性能最有利、最合适的特征子集。

拉斯维加斯包裹式特征选择算法(Las Vegas Wrapper, LVW)于1996年由新加坡国立大学研究者Liu和Setiono联合提出<sup>[6]</sup>,它在拉斯维加斯方法的框架上使用随机策略来搜索子集,并以最终分类器的误差为特征子集评价标准,是一个典型的包裹式特征选择算法。算法描述如表1所示。

表1中第5、6行表示在数据集D上对于特征子集

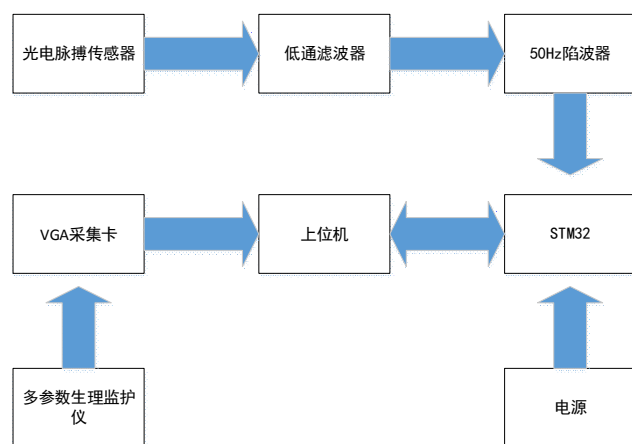


图1 信号采集系统框图

Fig.1 Block diagram of signal acquisition system

表1 LVW算法描述  
Tab.1 Las Vegas wrapper algorithm

输入: 样本集 $D=(x_1, x_2, \dots, x_m)$
特征集 $A$
学习算法 $\zeta$
停止条件控制参数 $T$
过程:
1: 初始化误差 $E=\infty$ , 特征参数维度 $d= A $ , $A^*=A$ , 停止条件 $t=0$
2: while $t < T$ do
3:     随机产生特征子集 $A'$
4: $d'= A' $
5: $E'=\text{CrossValidation}(\zeta(D^{A'}))$
6:     if $(E' < E) \vee ((E' = E) \wedge (d' < d))$ then
7: $t=0, E=E', d=d', A^*=A'$
8:     else
9: $t=t+1$
10:    end if
11: end while
输出: 特征子集 $A^*$

$A'$ 使用交叉验证法评价学习器 $\zeta$ 时所得到的误差,若这一误差比当前特征子集 $A$ 小,或者误差相当但 $A'$ 维度比 $A$ 小时,则将 $A'$ 留下,代表特征子集 $A'$ 优于 $A$ 。但在算法执行过程中,每一次使用随机策略搜索得到特征子集后都要对学习器做出评价,计算开销大,故引入了一个停止条件控制参数 $T$ 。但可能会出现两种效果稍差的情况,一是搜索到特征子集 $A'$ 时花费的时间很长,甚至是无效情况,时间到达 $T$ 但仍未搜索到合适 $A'$ 的解<sup>[7]</sup>。除了基于拉斯维加斯方法采用随机策略构建特征选择算法,还有一些相关文献也对这一热点领域保持持续研究<sup>[8]</sup>。如使用序列搜索策略(SBS, SFS, FSFS)替换随机搜索策略,又如改变学习器,将 $\zeta$ 替换为决策树、遗传算法、支持向量机等,上述包裹式特征选择方法的尝试,都在某一方面优化了特征子集的分类准确率<sup>[9]</sup>。

### 3 实验部分

#### 3.1 实验计划

为了达到实验的目的,本系统使用了两种方法来同时获得人体的呼吸信号<sup>[10]</sup>。以此来验证本系统可靠性以及算法的适用性。

首先在实验对象的选择上,考虑到实验需要时间比较长,要求比较苛刻,时间分布不够规律甚至有点繁

琐以及实验室自身的实际情况,实验对象主要选择的是实验内部的成员,这样可以保证有足够的时间来完成实验,不会出现找不到实验对象的现象,其年龄为20~28岁,体型标准,而且其身体机能正常,没有得过重大疾病,本实验采集了10例志愿者数据。

实验要求被测试人员要保持心态平静、情绪稳定,为了最大限度地保证实验结果少受其他因素干扰,实验在一个温度可调的小测试间里面完成。首先将测试间温度调好,然后让被测试人员在测试间静坐10 min以保持被测试人员的心态平静呼吸顺畅,待情况稳定后让被测试人员平躺在测试间的平板床上,让被测试人员保持放松心态,待被测试人员心态平静下来后再开始实验。在被测试人员躺下时,用PM-9000 Express病人监护仪来测试被测试者的心率以及脉搏信号和呼吸信号,等到仪器上显示被测试者的心率达到稳定值,此时认定被测试者已经达到实验所要求的静息状态,那么就可以开始实验测量了。

实验采用两种方法来提取被测试者的呼吸信号,既用笔者的硬件系统采集被测试者的脉搏信号,获得PPG信号,再通过特征提取,算出被测试者呼吸频率、呼吸信号。与此同时,采用PM-9000 Express病人监护仪测量被测试者的脉搏波、血氧饱和度、呼吸频率以及呼吸波。将本研究的硬件系统所测得的结果与PM-9000 Express病人监护仪测得的结果做分析比较,从而评估本研究的系统的准确性和可靠性。

实验分多人多次进行,每次实验都力求被测试者达到静息状态保证实验数据的可用性,除了实验地点都在同一个测试间尽量保持相同的测试环境外,实验时间跨度也很大,基本上囊括了一整天的各个时间段,既有早晨也有晚上,既有餐前也有饭后。这样多样化、多角度的实验就在一定程度上减小了因为实验对象不够多样化导致的实验数据太单一,结果不具有说服力的缺点。

#### 3.2 实验数据处理

**3.2.1 去除高频噪声** 由于脉搏信号属于微弱信号,在采集脉搏波的过程中很容易引入干扰,从而导致较大的误差,致使后面的结果出现较大的偏差,以至于影响整个后续过程。本系统主要的噪声干扰为肌电干扰,这种噪声频率比较高,而本系统所需要的脉搏波信号频率较低,属于低频信号,因此需要去除高频噪音。结合一些滤波方法选择平均滤波器的去噪方法,此方法计算量小,移植性好,基于以上几点考虑,为了去除本系统的噪声,本系统采用滑动平均滤波器法<sup>[11]</sup>。这种滤波器是很常用的一种非线性滤波器,因为此方法计算量小,所以处理速度快,把某一点邻域内的平均值来代替该点,这就是平均滤波器的基本原理。以往的经验



表明平均滤波器法对高频噪声滤除效果很好<sup>[12]</sup>。

**3.2.2 特征点检测** 主波的峰值是脉搏波信号中最显著的特征点,因此本研究以主波的峰值点作为基准点,只有准确提取到主波峰值点,才能对脉搏波信号进行正确的时域特征分析。为了达到预期的效果,提取脉搏波的主波峰值点,采用固定阈值法来检测,此方法操作简单<sup>[13]</sup>:首先随机取一小段脉搏波信号,记为  $x_{ppg}(n)$  并求出其最大值  $\max$ ;找到这段信号的前5个周期,取它们的主波峰值,再取5个峰值的平均数,把这个求出来的平均数的一半当做门限值  $a$ ,把  $\max$  减掉  $a$  得到  $b$ ,则  $b$  成为下一段信号的阈值;接着将这段信号的每一个点都和该阈值比较,当某个点的值小于这个阈值时,把这个点标记为0,反之,则记为1,得到的信号记为  $y(n)$ ;再对  $y(n)$  做一阶差分,所

有结果为0的点对应脉搏波信号的上升部分,则相邻的两个上升部分间的最大值就是脉搏波的主波峰值;找到主波峰值后就可以开始寻找第一个极大值点,这个点就是潮波的位置,对应下降支中一阶导数的极大值点就是潮波的峰值点<sup>[13]</sup>。

**3.2.3 呼吸波提取** 经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)在处理这个问题时有很大的优越性,它不需要选择固定的小波基,是一种自适应很好的滤波方法。这种方法操作流程简单,计算方便,它只需要把自身信号进行循环分解,然后求出一系列的模态分量就可以做相关性分析了。本研究采用很普遍的镜像延拓方法解决端点效应问题。将采集到的PPG进行自动分解,得到如图3所示的各个固有模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量。

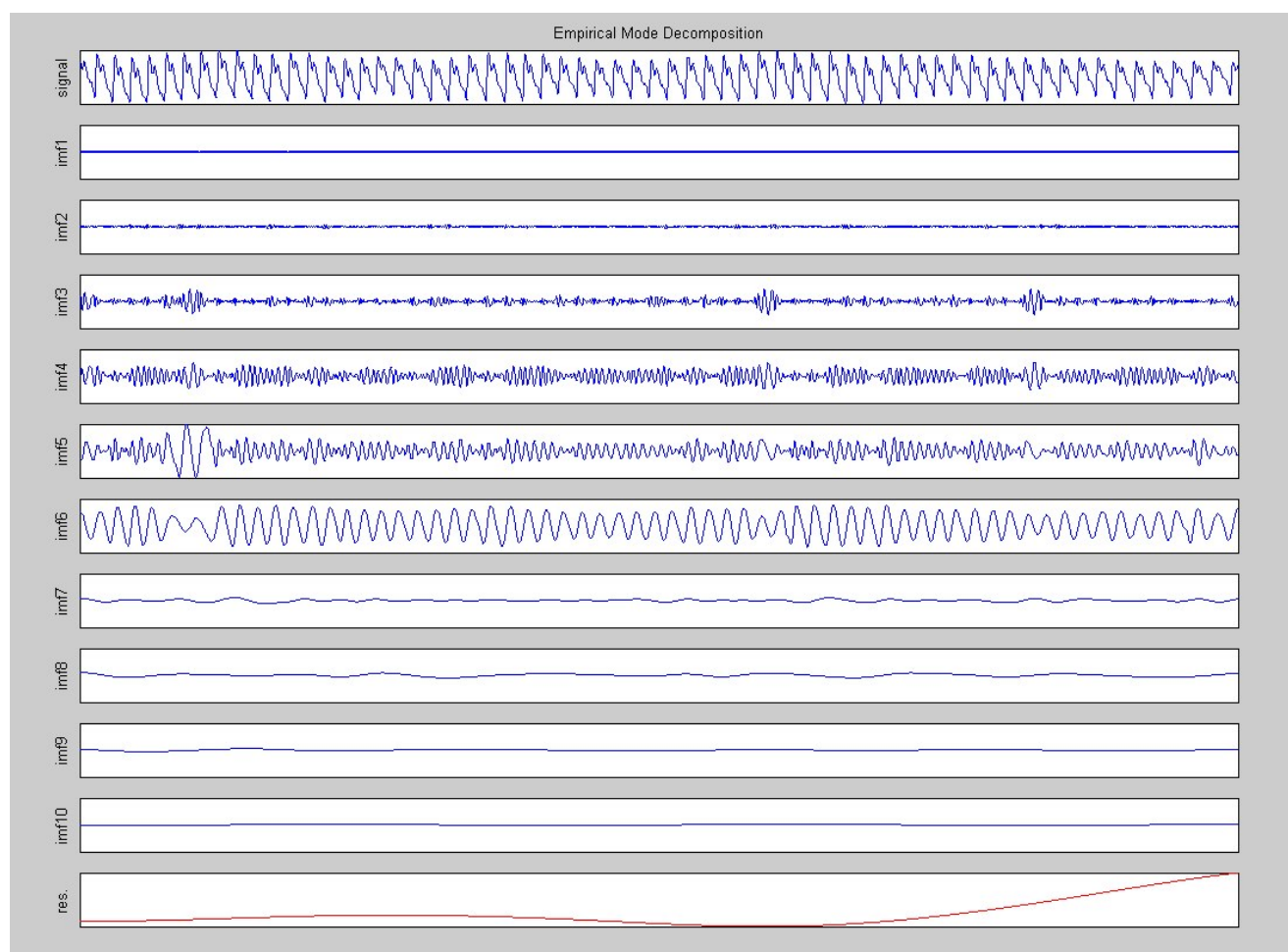


图3 EMD分解后各个IMF分量

Fig.3 IMF components after empirical mode decomposition

图3是给出的IMF各个分量的频谱图,从图中可以看出IMF5和IMF6是和脉搏波相关度较高的分量,可以用重构IMF5和IMF6的方法得到比较干净的光电脉搏信号。由EMD分解原理,可以得出其重

构信号如下:

$$f(x) = \sum \text{IMFi} \quad (1)$$

其中,  $\text{IMFi}$  代表本征模态函数的分量。

通过计算原始呼吸信号与这些信号之间的相关性,得出本系统中的IMF7和IMF8与采集的脉搏信号具有较高的相关性,可用来重构,得到呼吸信号 $S(t)$ 为:

$$S(t)=IMF5+IMF6+IMF7+IMF8$$

(2)

为了得到确实可行的结果,本文进行了多次重复实验,通过对不同的实验对象进行呼吸和脉搏数据的同时采集,图4为两种方法采集到的呼吸信号

图;图5为采集到的两种呼吸信号的频谱图。将两种方法采集到的呼吸信号进行比对分析,并算出两者之间的相关性,结果如表2所示。从表2中我们可以看出二者具有较高的相关性,由此可知用EMD分解的方法得到的呼吸波的频率与原始信号是一致的,实验结果表明EMD分解方法在PPG中提取呼吸信号可行的。

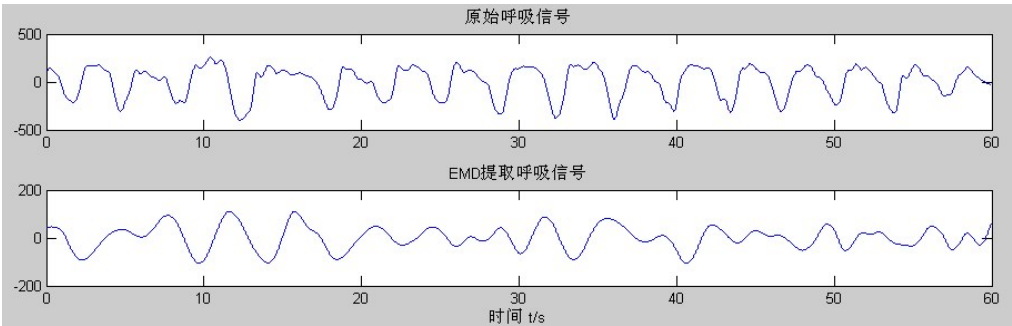


图4 信号对比  
Fig.4 Signal comparison

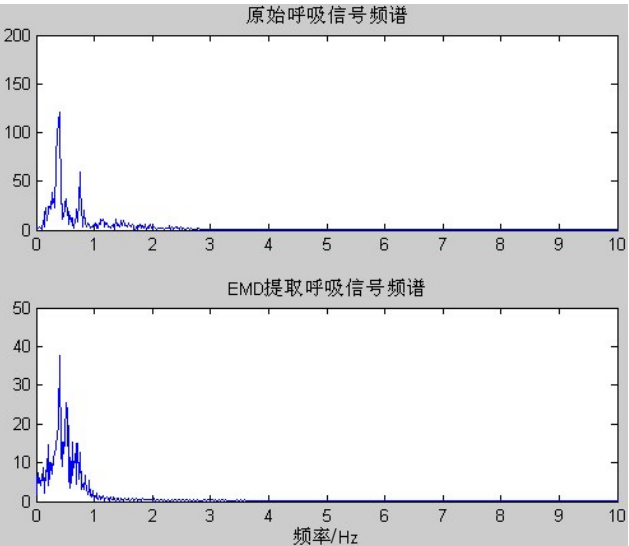


图5 频谱对比  
Fig.5 Spectral comparison

4 结 论

本系统设计了一套从人体指尖提取PPG的方法,通过对采集到的PPG提取特征点,然后利用EMD分解算法测得的呼吸信号与用来做参照的病人监护仪所得到的呼吸信号进行相关性分析,结果表明两者之间存在较大的相关性。利用本系统得到的呼吸信号和呼吸信号本身具有较高的相关性,证明从PPG中实时提取呼吸信号的方法是可行的。相对于现有的呼吸信号检测方法,本系统具有操作简单,实时无创,方便的特点。

表2 实验数据比较

Tab.2 Comparison of the experimental data

实验对象	脉率/次·min <sup>-1</sup>	数据	呼吸率/次·min <sup>-1</sup>	波形相 关系数	AR谱相 关系数
1	62	原始信号	18	-	-
		EMD分解	17	0.78	0.85
2	68	原始信号	17	-	-
		EMD分解	18	0.79	0.88
3	61	原始信号	15	-	-
		EMD分解	15	0.82	0.88
4	70	原始信号	19	-	-
		EMD分解	19	0.86	0.91
5	72	原始信号	17	-	-
		EMD分解	17	0.80	0.83
6	68	原始信号	18	-	-
		EMD分解	18	0.90	0.91
7	65	原始信号	17	-	-
		EMD分解	16	0.83	0.87
8	76	原始信号	19	-	-
		EMD分解	19	0.82	0.86
9	69	原始信号	17	-	-
		EMD分解	18	0.77	0.78
10	63	原始信号	17	-	-
		EMD分解	16	0.84	0.88

## 【参考文献】

- [1] LINDBERG L G, UGNELL H, OBERG P. Monitoring of respiratory and heart rates using a fibre-optic sensor [J]. *Med Biol Eng Comput*, 1992, 30(5): 533-537.
- [2] 陆为民, 田树香, 陈真诚. 基于积分放大器 IVC102 的脉搏数据采集系统[J]. *医疗卫生装备*, 2015, 36(2): 17-20.  
LU W M, TIAN S X, CHEN Z C. Pulse data acquisition system based on integral amplifier IVC102[J]. *Chinese Medical Equipment Journal*, 2015, 36(2): 17-20.
- [3] 潘付文. 多参数人体健康监护系统设计与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2012.  
PAN F W. The design and implementation of multi-parameter health monitor system [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2012.
- [4] 简治平. 基于集成学习的特征选择及稳定性分析[D]. 广州: 中山大学, 2010.  
JIAN Z P. Ensemble learning-based feature selection and stability analysis[D]. Guangzhou: Sun Yat-sen University, 2010.
- [5] WANG Q, YANG P, ZHANG Y. Artifact reduction based on empirical mode decomposition (EMD) in photoplethysmography for pulse rate detection[C]//Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE. IEEE, 2010: 959-962.
- [6] LIU H, SETIONO R. A probabilistic approach to feature selection-a filter solution[C]//International Conference on Machine Learning. 1996: 319-327.
- [7] MADHAV K V, RAGHURAM M, KRISHN E H, et al. Extraction of respiratory activity from ECG and PPG signals using vector autoregressive model[C]//IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications Proceedings. IEEE, 2012: 1-4.
- [8] REEVES S J, ZHE Z. Sequential algorithms for observation selection [J]. *IEEE Trans Signal Process*, 2002, 47(1): 123-132.
- [9] 李强. 基于脉搏特征的智能生理信息提取与监测技术研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2013.  
LI Q. Research on intelligent physiological information extraction and monitoring technology based on pulse characteristics[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2013.
- [10] NIMUNKAR A J, TOMPKINS W J. R-peak detection and signal averaging for simulated stress ECG using EMD[C]//2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE, 2007: 1261-1264.
- [11] 马济通. 基于脉搏波的生理参数监测与生理信号重建技术研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2015.  
MA J T. Technologies of physiological parameters monitoring and signals reconstruction based on pulse waves [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2015.
- [12] LEONARD P, GRUBB N R, ADDISON P S, et al. An algorithm for the detection of individual breaths from the pulse oximeter waveform [J]. *J Clin Monit Comput*, 2004, 18(5): 309-312.
- [13] ARUNACHALAM S P, BROWN L F. Real-time estimation of the ECG-derived respiration (EDR) signal using a new algorithm for baseline wander noise removal[C]//International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society. IEEE, 2009: 5681.

(编辑:薛泽玲)