

文章编号: 1671-7104(2019)04-0243-05

# 一种基于心冲击图的床垫式睡眠姿态检测系统

【作者】刘梦星<sup>1</sup>, 秦丽平<sup>2</sup>, 叶树明<sup>1</sup>

1 浙江大学 生物医学工程与仪器科学学院, 杭州市, 310027

2 浙江省医疗器械检验院, 杭州市, 310018

【摘要】睡眠识别是诊断和治疗体位相关性睡眠呼吸障碍的核心指标, 为实现对人体睡眠姿态的无扰检测, 设计开发了一种基于心冲击图 (Ballistocardiogram, BCG) 形态差异的便携式睡眠识别系统。通过集成压电薄膜传感器的床垫采集人体胸部部位BCG信号, 利用三次B样条小波变换和朴素贝叶斯分类方法, 实现波形特征的提取和睡姿样本的预测。对11名健康受试者进行模拟睡眠实验, 结果表明: 心率特征值的估计与参照方法之间差异均值为 $0.04 \pm 1.3$  beats/min ( $\pm 1.96$  SD), 分段校正后的四种基本睡姿识别准确度超过97%, 平均正确识别率达97.9%。该系统在测量舒适性和准确度上表现优异, 对日常睡眠监测具有良好的应用价值。

【关键词】心冲击图; 睡眠姿态; 睡眠呼吸暂停; 小波变换; 贝叶斯分类

【中图分类号】R197.39; TN911.23

【文献标志码】A

doi: 10.3969/j.issn.1671-7104.2019.04.003

## A Mattress System of Recognizing Sleep Postures Based on BCG Signal

【Writers】LIU Mengxing<sup>1</sup>, QIN Liping<sup>2</sup>, YE Shuming<sup>1</sup>

1 College of Biomedical Engineering &amp; Instrument Science, Zhejiang University, Hangzhou, 310027

2 Zhejiang Institute for the Control of Medical Device, Hangzhou, 310018

【Abstract】Sleep posture recognition is the core index of diagnosis and treatment of positional sleep apnea syndrome. In order to detect body postures noninvasively, we developed a portable approach for sleep posture recognition using BCG signals with their morphological difference. A type of piezo-electric polymer film sensor was applied to the mattress to acquire BCG, the discrete wavelet transform with cubic B-spline was used to extract characteristic parameters and a naive Bayes learning phase was adapted to predict body postures. Eleven healthy subjects participated in the sleep simulation experiments. The results indicate that the mean error obtained from heart rates was  $0.04 \pm 1.3$  beats/min ( $\pm 1.96$  SD). The final recognition accuracy of four basic sleep postures exceeded 97%, and the average value was 97.9%. This measuring system is comfortable and accurate, which can be streamlined for daily sleep monitoring application.

【Key words】BCG, sleep posture, sleep apnea, wavelet transform, Bayesian classification

### 0 引言

睡眠姿态的准确识别, 对于诊断和治疗人体睡眠障碍具有重要价值。例如, 部分阻塞性睡眠呼吸暂停综合征 (Obstructive Sleep Apnea Syndrome, OSAS) 患者存在体位相关性<sup>[1]</sup>, 仰卧位的睡眠呼吸暂停低通气指数 (Apnea Hypopnea Index, AHI) 超过侧卧位的2倍及以上, 即被临床诊断为体位性睡眠呼吸暂停 (Positional Obstructive Sleep Apnea, POSA)<sup>[2-3]</sup>。相关研究表明<sup>[3-4]</sup>, OSAS患者中的POSA总体发生率约为28%~80%, 而对于轻中度OSAS患者的发生比例则高达65%~87%。从治疗角度来看, JACKSON等<sup>[5]</sup>设计的胸部体位治疗器和 LEVENDOWSKI等<sup>[6]</sup>提出的颈部体位治疗仪, 能通

过实时监测和强制改变POSA患者的睡眠姿态来改善其睡眠质量和睡眠结构, 该疗法可显著降低POSA患者的呼吸紊乱指数和仰卧位睡眠时间, 其治疗效果与传统的持续正压通气 (Continuous Positive Airway Pressure, CPAP) 法相当, 而患者依从性则显著高于CPAP。此外, 体位干预治疗法还能有效减轻陈-施呼吸 (一种中枢性睡眠呼吸暂停) 的严重程度, 同时对睡眠结构无不利影响<sup>[7]</sup>。由此可见, 睡姿监测是研究此类疾病的核心要素。

在医院睡眠中心或临床睡眠实验室, 检测人体睡姿的金标准是采用多导睡眠监测仪 (Polysomnography, PSG)。然而, 由于对环境要求苛刻、费用高昂和舒适性不足等因素的制约, 在日常生活中, PSG难以适用于人们对相关睡眠障碍的早期筛查、轻中度患者的家庭干预, 以及重度患者术后与院外的持续跟踪。因而, 探索成本低廉、舒适度好和准确性高

收稿日期: 2019-01-09

基金项目: 浙江省科学技术厅资助项目 (2016F30G5420052)

作者简介: 刘梦星, E-mail: mason\_liu\_bme@163.com

通信作者: 叶树明, E-mail: ysmnln@vip.sina.com

的便携式睡姿检测方法具有现实意义。

心冲击图 (Ballistocardiogram, BCG) 是一种描记心脏和脉管系统周期性搏动而引起的体表某区域振动的方法, 它是为数不多能无扰动、非创伤、连续记录人体生理信息的信号之一<sup>[8]</sup>。在胸廓部位提取的BCG信号同步叠加了呼吸运动, 近年来, 国内外研究小组已经利用该信号分析与评估了睡眠结构和睡眠事件<sup>[9-11]</sup>。理论上人体胸廓周围的振动传导存在各向异性的特点, 根据BCG波形反向推导个体的睡眠姿态具有一定技术可行性。为此, 本文提出: 在乳胶床垫内嵌入聚偏氟乙烯 (Polyvinylidene Fluoride, PVDF) 薄膜传感器采集人体单通道BCG, 利用三次B样条小波变换提取信号特征值, 最后基于贝叶斯学习联合分段校正的方法对四种基本睡姿进行识别。

## 1 硬件设计

### 1.1 压电传感器

本文将一条由PVDF材料制成的压电薄膜传感器放置在一张单人乳胶床垫内 (长200 cm、宽100 cm、厚10 cm), 在人体不同睡姿下, 通过该传感器检测胸廓位置的BCG信号。

PVDF是一种高分子聚合材料, 具有良好的压电性和可加工性, 成本低廉。经形状切割、边缘处理、电极固定和外层保护等环节, 它可制备成轻质柔性的压电薄膜传感器, 易嵌入于坐垫、服装和寝具等物件内。以人体右侧卧为例, 床垫装置如图1所示。其中, 虚线矩形为传感器, 它平铺于第2层 (乳胶) 和第3层 (硬泡架桥) 之间; 第1、4两层为纺织内胆层。

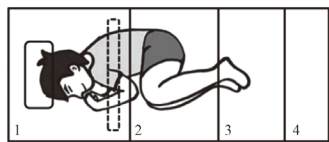


图1 床垫装置平面示意图  
Fig.1 Plan sketch of the proposed mattress

### 1.2 关键电路设计

如图2所示, 压力形变产生的累积电荷 $Q$ 通过反馈电阻 $R_f$ 为电容 $C_f$ 充电, 精密运算放大器 $A_1$ 的输入失调电流典型值约1 pA, 其中 $U_s$ 为等效输入电压源,  $C_s$ 为等效输入电容。如式(1)所示, 利用电路原理求得输出电压 $U_o$ 与电量 $Q$ 成线性关系。

$$U_o = -\frac{1}{j\omega C_f} U_s = -\frac{C_s'}{C_f} U_s = -\frac{C_s'}{C_f} \frac{Q}{C_s} = -\frac{Q}{C_f} \quad (1)$$

$U_o$ 经一阶RC低通 (截止频率150 Hz) 滤波后,

输入至集成模拟前端ADS1292进行次级放大和24位高精度模数转换 (采样率250 Hz)。在下文模拟实验中, ADS1292预留通道同步记录了人体的ECG信号作为参考, 以评价BCG心拍特征点提取的准确性。在实际应用中, 则无需记录ECG信号。

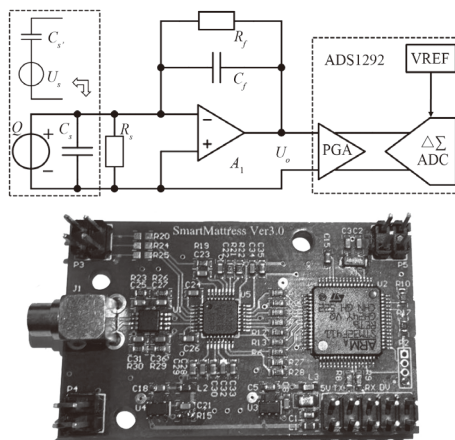


图2 BCG测量前置电路及硬件主板  
Fig.2 Front-end circuits & main board of BCG measuring system

## 2 数据收集

本文共征集11名健康受试者, 其基本信息如表1所示, 采集地点为杭州求是村社区服务中心。针对四种基本睡姿: 仰卧 (Supine Posture,  $S_p$ )、左侧卧 (Left-lateral Posture,  $L_p$ )、俯卧 (Prone Posture,  $P_p$ ) 和右侧卧 (Right-lateral Posture,  $R_p$ ), 同步收集受试者的BCG实验数据和ECG参照数据。收集过程分为3段, 依次记作S1、S2和S3。

(1) S1: 受试者平躺于床垫上, 按 $S_p$ 、 $L_p$ 、 $P_p$ 、 $R_p$ 顺序各保持5 min, 每相邻两种姿态间留30 s用于动作调整和姿态稳定;

(2) S2: 重复S1并保持睡姿顺序不变;

(3) S3: 受试者随机自然改变睡姿, 持续40 min, 实验结束。

受试者完成一次实验总耗时约80 min。

## 3 信号处理

### 3.1 信号预处理

BCG原始信号获得后, 首先进行去基线漂移、去工频干扰和判断运动伪差段的预处理工作。采用通带范围0.1至20 Hz的二阶巴特沃斯滤波器, 去除因呼吸活动引起的低频漂移和50 Hz及其倍频的市电干扰。在睡眠过程中, 肢体活动、翻身等均对压电薄膜传感器造成机械冲击而引入强烈的伪差干扰。在时刻 $t$ , 设 $a_t$ 为信号幅值, 采样率250 Hz, 在窗口宽度 $N$ 取50的范围内计算幅度绝对值的标准差 $s_t$ :

表1 所有受试者基本信息及其在S2和S3段内各睡姿预测结果  
Tab.1 Essential information of all participants and sleep posture predictions in S2 and S3 sections

受试者	人体基本信息					睡姿预测精度 (%)							
	性别	年龄	身高/cm	体重/kg	胸围/cm	S2段				S3段			
						$S_p$	$L_p$	$P_p$	$R_p$	$S_p$	$L_p$	$P_p$	$R_p$
NO.1	女	26	162	48	76	97.4	96.5	96.9	97.2	94.1	93.8	94.4	95.2
NO.2	女	28	165	54	80	92.2	96.6	97.8	98.4	91.4	93.1	93.8	95.8
NO.3	女	25	171	60	82	90.8	95.2	96.8	98.1	90.4	93.4	93.3	94.5
NO.4	女	45	160	57	88	98.6	97.5	97.9	98.6	94.5	93.4	93.8	95.6
NO.5	女	61	157	59	85	93.6	96.5	98.0	97.8	93.4	93.2	94.0	94.8
NO.6	男	26	181	72	102	98.3	97.9	98.6	99.1	93.8	93.2	92.5	95.0
NO.7	男	28	185	81	115	95.2	97.8	96.6	98.9	94.1	94.2	93.6	95.5
NO.8	男	26	174	62	91	92.4	96.3	96.8	97.6	90.9	92.8	91.8	94.6
NO.9	男	48	170	70	95	93.5	96.7	97.2	97.9	92.2	93.5	92.9	94.2
NO.10	男	63	165	68	93	92.2	94.5	95.5	96.4	91.1	92.9	93.2	94.4
NO.11	男	75	169	84	98	91.5	95.6	95.8	97.3	90.6	92.8	92.1	93.0
均值	/	41	169	69	91	94.2	96.5	97.1	97.9	92.4	93.3	93.2	94.8

$$s_t = STD(A_t) \quad (2)$$

其中 $A_t$ 为窗口内各点幅度绝对值构成的向量:

$$A_t = \{|a_t|, |a_{t+1}|, |a_{t+2}|, \dots, |a_{t+N-1}|\} \quad (3)$$

对序列 $s_t$ 进行阈值检测,从而锁定运动伪差段,得到相对稳定可靠的BCG信号。

如图3所示,给出一段预处理后某受试者在四种基本睡姿下的BCG波形。由此可见,以H-I-J-K-L为主波的BCG包含了心拍节律信息,主波形态随着不同睡眠姿态而发生改变,同一睡姿条件下的主波形态相似。

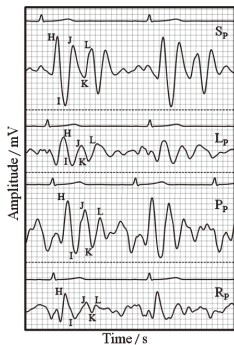


图3 某受试者四种睡姿下BCG信号  
(幅度每格1 mV, 时间每格0.05 s)  
Fig.3 BCG signals from a subject in four sleep postures  
(amplitude grid is 1 mV and time grid is 0.05 s)

### 3.2 特征点检测

BCG信号具有非平稳时变特性,采用小波分析方法能够多时间尺度地突出信号的局部特征,从而有利于对信号瞬态或奇异点进行检测。对目标信号 $x(t)$ 的连续小波变换(CWT)为:

$$CWT_x(a,b) = \langle x(t), \varphi_{a,b}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \varphi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt \quad (4)$$

其中,  $\varphi(t)$ 为小波基,  $a$ 为尺度因子,  $b$ 为时延因子。本数字系统采用离散二进制变换,即尺度、时延因子按2的指数方式选择。系统选取对称性三次B样条小波作为基函数,并对BCG信号实施4层的小波分解<sup>[12]</sup>。因目标信号的有效频率成分为0.1~20 Hz,故重构小波尺度3和4的细节信号。随后利用自适应阈值检测方法<sup>[8,13]</sup>,提取H波峰点。通过H波峰向后选取一段区间依次检测I、J、K、L波的极值点。

相邻J峰的时间间隔称作“J-J间期”,依次计算J-J间期的倒数,即得到基于BCG信号的瞬时心率,记作 $B_{HR}$ 。相邻R波的时间间隔称为“R-R间期”,其倒数为基于ECG信号的瞬时心率,记作EHR。利用杭州百慧医疗设备有限公司的“CardioTrak”商用动态心电分析软件计算 $E_{HR}$ ,该值作为被测者的真实心率而进行对比参照。

### 3.3 睡姿估计

多项研究表明,BCG的间期和幅值特征,与体表感应位置和姿态存在关联<sup>[8,14-15]</sup>,本系统检测的是人体睡姿条件下胸廓的BCG信号。假设人体无任何疾病,心脏与血管的振动源在一段时期内近似稳定,则各向异性下的振动分量与传输阻抗均由睡姿唯一确定。假设测量系统无噪声,则BCG波形特征可直接反映睡眠姿态。实际人体BCG间期特征易受心率变异性干扰,本文选取幅值参数构成特征空间,基于朴素贝叶斯对样本进行学习和分类,主要步骤如下:

(1) 量化特征:令 $x = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ 是含有4个特征值的样本,  $x_1$ 至 $x_4$ 分别为BCG每个心动周期的H、I、K、L波相对J波的幅度绝对值,对其按0.05 mV间隔进行离散化处理;类别空间 $c = \{c_1, c_2, c_3, c_4\}$ 代表4种分

类结果,其中 $c_1$ 至 $c_4$ 分别设为 $S_p$ 、 $L_p$ 、 $P_p$ 和 $R_p$ 姿态。

假设特征属性所有元素相互独立,由贝叶斯定理得类别 $c_i$ 的后验概率:

$$P(c_i|x) = \frac{P(c_i) \cdot P(x|c_i)}{P(x)} = \frac{P(c_i)}{P(x)} \prod_{j=1}^4 P(x_j|c_i) \quad (5)$$

(2) 样本训练:对S1段标记样本进行训练,求得先验概率 $P(c_i)$ 与 $P(x_j|c_i)$ 。

(3) 基础测验:对S2段测试样本求概率最大值  $\max\{P(c_i) \prod_{j=1}^4 P(x_j|c_i)\}$ ,判定为归属类别。对照标记,求得S2段中每种姿态的实际分类准确度 $a=\{a_1, a_2, a_3, a_4\}$ 。

在实际场景中,基本睡姿的任何转变必然伴随显著的肢体运动,经信号预处理对伪差段进行定位后,样本分类的真实结果呈现“分段连续性”。

(4) 随机测验:对S3段随机样本进行贝叶斯估计,得归属类别 $c_i$ ;对于相邻伪差之间的稳定姿态,求其类别占比最大值 $\max=\{b_1, b_2, b_3, b_4\}$ ,记作 $b_k$ ,执行类别校正:

$$\text{若 } b_k \geq \lambda \cdot a_k, \text{ 则 } c_i = c_k \quad (6)$$

其中 $i \neq k$ , $\lambda$ 为校正系数,实验取值0.6、0.7、0.8、0.9和1.0。

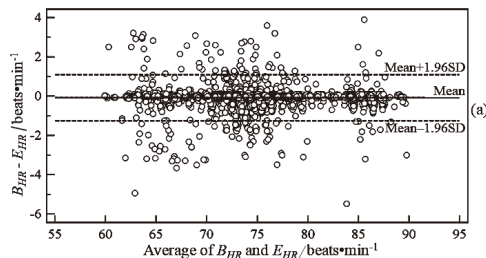
## 4 实验结果与讨论

### 4.1 心率估计结果与讨论

特征点检测的准确性可通过对比 $B_{HR}$ 与 $E_{HR}$ 的一致性来验证。在数据收集的S3段内,受试者的躺卧状态不受限而更为逼近实际睡眠,故对每名受试者随机抽取S3段中4 min的BCG信号,11名受试者共计获得3 398个心率估计值。

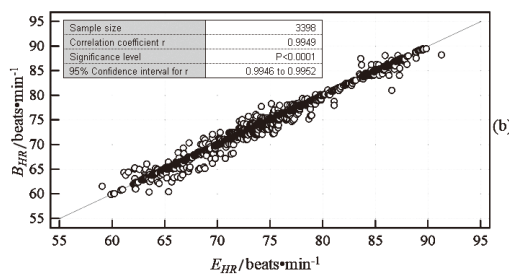
如图4(a)所示,采用Bland-Altman图<sup>[16-18]</sup>评价BCG心率估计与金标准ECG参照方法之间的一致性程度。 $B_{HR}$ 与 $E_{HR}$ 的差异均值为0.04 beats·min<sup>-1</sup>,在±1.96 SD范围内小于1.3 beats·min<sup>-1</sup>;仅一个数据点超过美国医疗器械促进协会(Association for the Advancement of Medical Instrumentation, AAMI)推荐的最大允许误差±5 beats·min<sup>-1</sup>。该异常点的误差为5.5 beats·min<sup>-1</sup>,J-J间期比R-R间期长48 ms。观察实验记录发现:在该J-J间期前后数秒内,受试者存在显著的窦性心律不齐并发上肢微弱体动,伪差干扰幅度与BCG振幅相当而未机器判出。此外,如图4(b)所示,使用散点图评价BHR与EHR的线性相关程度,相关系数 $r$ 值为0.994 9 ( $P < 0.000 1$ )。整体来看,BCG心率估计的一致性较

好,即本系统提取的波形特征点数据基本可靠。



(a) Bland-Altman图

(a) Bland-Altman plot



(b) 相关散点图

(b) Scatter diagram for correlation

图4 BCG心率 $B_{HR}$ 的统计分析

Fig.4 Statistical analysis of  $B_{HR}$  measured from BCG signals

### 4.2 睡姿识别结果与讨论

如表1所示,在S2段内,11名受试者四种基本睡姿的平均预测准确度为94.2% ( $S_p$ )、96.5% ( $L_p$ )、97.1% ( $P_p$ )和97.9% ( $R_p$ ),普遍优于S3段对应结果。受制于实验规则,S2段内受试者的睡姿稳定,BCG测量的信噪比更高,有利于波形特征的定位和识别。例如,6号受试者在S2段内的预测精度最高,然而在S3段内,因其睡姿切换和说话频繁而造成的信号干扰,导致了其预测精度明显降低。如图5所示,以表现最差的3号受试者为例,可以发现:左侧卧与右侧卧相互鉴别度较高,仰卧更易被错判为左侧卧,且该现象普遍存在于其他受试者。此外,男性与女性受试者的平均预测精度基本相当,这表明不同性别间体型的差异对估计结果无显著影响。

		S2段						S3段					
		实际类别						实际类别					
		$S_p$	$L_p$	$P_p$	$R_p$			$S_p$	$L_p$	$P_p$	$R_p$		
预测类别	$S_p$	345	14	3	2	364	预测类别	$S_p$	890	22	7	8	927
	$L_p$	22	358	6	0	386		$L_p$	55	536	11	6	608
	$P_p$	5	4	360	5	374		$P_p$	10	7	378	22	417
	$R_p$	8	0	3	358	369		$R_p$	29	9	9	614	661
		380	376	372	365	1493			984	574	405	650	2613

图5 第3名受试者睡姿预测结果的混淆矩阵

Fig.5 Confusion matrices of prediction results from NO.3

对S3段预测值全部执行类别校正,当 $\lambda \geq 0.8$ 时,校正系数减小而预测精度提高。在分段连续的

睡眠姿态中，对于持续时间较短的睡姿（心拍数量少），区段内各分类结果的占比权重扩大。因此在 $\lambda < 0.8$ 时，随着校正系数的减小，错误校正的概率被逐渐放大。如图6所示，在无校正操作下，总体睡姿估计的精度不低于90%；在系统设定校正系数 $\lambda$ 为0.8时，每名受试者均可获得97%以上的睡姿识别准确度，平均值达97.9%。

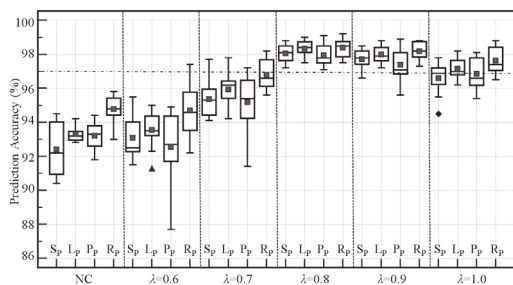


图6 分段校正效果对比箱线图（“NC”是指无校正操作）  
Fig.6 The box plot of segmented correction ('NC' means 'no correction')

表2列举了近年来国内外学者提出的几种典型便携式睡姿检测方法<sup>[17-20]</sup>，可见本系统所获得的预测精度处于领先水平。与ZHANG等<sup>[17]</sup>设计的惯性传感器法比较，本方法对患者无穿戴设备的要求，是一种易使用、无扰动、舒适型的测量方案；与HONG等<sup>[18]</sup>研制的容性心电方案对比，则本方法在信号稳定性与系统成本上具备一定优势。

表2 典型睡姿检测方法对比

Tab.2 Comparisons of different sleep posture detecting methods

方法	惯性法 <sup>[19]</sup>	容性心电 <sup>[20]</sup>	图像法 <sup>[21]</sup>	压力阵列 <sup>[22]</sup>	本系统
精度(%)	99	98.4	92.5	91.5	97.9

虽然上述模拟实验已证实本方法对于识别人体四种基本睡眠姿态具有良好的准确度，但仍没有大规模测试受试者的整夜睡眠数据，尚不清楚衣物穿着等因素对预测结果的影响情况。因此，在未来的工作中，进一步探究这些细节问题和不断优化系统方案十分必要。

## 5 结论

本文提出了一种便携式人体睡姿检测的新思路，通过集成压电薄膜传感器的床垫采集人体胸廓部位的BCG信号，以不同睡姿下BCG形态的差异为依据，运用现代信号处理方法对BCG特征进行识别和估计，最终实现人体睡眠姿态的预测。结果证明了该方法具有较高的准确度，是一种无扰动、成本低廉和舒适性高的睡姿测量方案。相信随着实验数据的不断积累和方法的持续改进，该系统有望应用于日常家居环境的睡眠监测，有利于家庭医生跟踪和捕捉人体的睡眠事

件，能为睡眠呼吸障碍的早期筛查、辅助诊断和干预治疗提供价值。

## 参考文献

- [1] 冯晶, 吴惠涓, 陈坤, 等. 体位性睡眠呼吸暂停综合征患者睡眠呼吸紊乱及心率变异性的特点[J]. 实用临床医药杂志, 2017, 21(21): 1-5.
- [2] 孙念, 叶京英, 倪鑫, 等. 体位相关性阻塞性睡眠呼吸暂停低通气综合征患者临床特征分析[J]. 中华耳鼻咽喉头颈外科杂志, 2016, 51(11): 801-805.
- [3] TEERAPRAIPRUK B, CHIRAKALWASAN N, SIMON R, et al. Clinical and polysomnographic data of positional sleep apnea and its predictors[J]. Sleep Breath, 2012, 16(4): 1167-1172.
- [4] OKSENBURG A, GADOTH N. Are we missing a simple treatment for most adult sleep apnea patients? The avoidance of the supine sleep position[J]. J Sleep Res, 2014, 23(2): 204-210.
- [5] JACKSON M, COLLINS A, BERLOWITZ D, et al. Efficacy of sleep position modification to treat positional obstructive sleep apnea[J]. Sleep Med, 2015, 16(4): 545-552.
- [6] LEVENDOWSKI D J, SEAGRAVES S, POPOVIC D, et al. Assessment of a neck-based treatment and monitoring device for positional obstructive sleep apnea[J]. J Clin Sleep Med, 2014, 10(8): 863-71.
- [7] 张含嘉, 邓海燕, 吕勤, 等. 体位疗法对心力衰竭患者陈-施呼吸的疗效观察[J]. 国际呼吸杂志, 2017, 37(9): 698-701.
- [8] LIU M, JIANG F, JIANG H, et al. Low-power, noninvasive measurement system for wearable ballistocardiography in sitting and standing positions[J]. Comput Ind, 2017, 91: 24-32.
- [9] JUNG D W, HWANG S H, YOON H N, et al. Nocturnal awakening and sleep efficiency estimation using unobtrusively measured ballistocardiogram[J]. IEEE TBME, 2013, 61(1): 131-138.
- [10] INAN O, MIGEOTTE P F, PARK K S, et al. Ballistocardiography and seismocardiography: a review of recent advances[J]. IEEE JBHI, 2015, 19(4): 1414-1427.
- [11] WANG Z, ZHOU X, ZHAO W, et al. Assessing the severity of sleep apnea syndrome based on ballistocardiogram[J]. Plos One, 2017, 12(4): e0175351.
- [12] 王黎, 韩清鹏. 人体生理信号的非线性分析方法[M]. 北京: 科学出版社, 2011.
- [13] ALVARADO-SERRANO C, LUNA-LOZANO P S, RAMON P. An algorithm for beat-to-beat heart rate detection from the BCG based on the continuous spline wavelet transform[J]. Biomed Sign Proc, 2016, 27: 96-102.
- [14] WIENS A D, ETEMADI M, ROY S, et al. Toward continuous, noninvasive assessment of ventricular function and hemodynamics: wearable ballistocardiography[J]. IEEE JBHI, 2017, 19(4): 1435-1442.
- [15] ALAMETSÄ J, VIKI J, ALAKARE J, et al. Ballistocardiography in sitting and horizontal positions[J]. Physiol Meas, 2008, 29(9): 1071-1087.
- [16] BLAND J M, ALTMAN D. Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement[J]. Lancet, 1986, 327(8476): 307-310.
- [17] ZHANG Z, YANG G Z. Monitoring cardio-respiratory and posture movements during sleep: What can be achieved by a single motion sensor[C]. IEEE BSN, Cambridge, 2015: 1-6.
- [18] HONG J L, SU H H, LEE S M, et al. Estimation of body postures on bed using unconstrained ECG measurements[J]. IEEE JBHI, 2013, 17(6): 985-993.
- [19] REN A, DONG B, LV X, et al. A non-contact sleep posture sensing strategy considering three dimensional human body models[C]. IEEE ICC, Chengdu, 2016: 414-417.
- [20] BARSOCCI P, BIANCHINI M, CRIVELLO A, et al. An unobtrusive sleep monitoring system for the human sleep behavior understanding[C]. IEEE ICCL, Wroclaw, 2016: 91-96.