

# 基于联合稀疏谱重构的 PPG 信号降噪算法

熊继平<sup>1</sup>, 蒋定德<sup>2</sup>, 蔡丽桑<sup>1</sup>, 汤清华<sup>1</sup>, 何小卫<sup>1</sup>

(1. 浙江师范大学数理与信息工程学院, 浙江金华 321004; 2. 东北大学计算机科学与工程学院, 辽宁沈阳 110819)

**摘 要:** 针对光电容积脉搏波 (Photoplethysmography, PPG) 传感器数据采集降噪问题, 本文提出一种基于联合稀疏重构的 PPG 信号运动噪声降噪算法. 该算法通过构建同时间段内 PPG 信号和加速度信号的频谱矩阵, 提取频谱矩阵稀疏特征和该矩阵行稀疏特征, 利用压缩感知方法, 将 PPG 信号运动噪声去除过程建模为联合稀疏信号重构过程, 并将该过程进一步建模为最优化模型, 通过迭代寻优来获得该模型的最优解, 结合谱减法, 从而有效去除 PPG 信号中的运动噪声, 降低噪声对 PPG 信号的影响. 仿真分析表明, 本文提出的算法能有效去除 PPG 信号中的运动噪声, 获得较好的降噪效果.

**关键词:** 光电容积脉搏波; 心率测量; 稀疏信号重构; 压缩感知

**中图分类号:** TP393      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2017)07-1646-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.07.014

## An Algorithm of Motion Artifact Reduction in PPG Signals Based on Joint Sparse Spectrum Reconstruction

XIONG Ji-ping<sup>1</sup>, JIANG Ding-de<sup>2</sup>, CAI Li-sang<sup>1</sup>, TANG Qing-hua<sup>1</sup>, HE Xiao-wei<sup>1</sup>

(1. College of Mathematics, Physics and Information Engineering, Zhejiang Normal University, Jinhua, Zhejiang 321004, China;

2. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang, Liaoning 110819)

**Abstract:** This paper proposes a joint sparse spectrum reconstruction-based motion artifact reduction algorithm for Photoplethysmography (PPG) signals to overcome the artifact removing problem in the PPG sensor data collection. Firstly, our algorithm constructs a spectral matrix, using PPG signals and acceleration signals during the same time period. The sparse characteristics of the spectral matrix and its rows are extracted. Secondly, we use the compressive sensing to model the motion artifact removing process in PPG signals as a joint sparse signal reconstruction process. Then this process is further modeled as an optimal model. We exploit the iterative method to obtain the optimal solution to the model. Finally, we combine the spectrum subtraction to remove the motion artifact in PPG signals. In the result, we can effectively decrease the impact of the motion artifact on PPG signals. Simulation results demonstrate that the algorithm proposed in this paper can effectively remove the motion artifact in PPG signals and attain the better noise reduction performance.

**Key words:** photoplethysmography (PPG); heart rate monitoring; sparse signal reconstruction; compressive sensing

## 1 引言

随着智能手表、智能腕带、智能手环等可穿戴式智能设备的兴起, 以及人们对健康状况的重视, 基于光电容积脉搏波 (Photoplethysmography, PPG) 传感器的 PPG 信号采集方法受到了工业界和学术界的广泛关注, 相关技术已在工业界的可穿戴式智能设备中得到了应用<sup>[1-2]</sup>. 然而, PPG 信号是从皮肤表面提取的生物信号, 其信号强度弱, 易受干扰. 在运动中, 由于组织干扰、静

脉血容量以及光程变化产生的运动噪声非常强<sup>[1]</sup>, 所以微弱的 PPG 信号中含有强烈的运动噪声信号, 并且运动噪声信号频率通常与心率信号频率十分接近, 难以消除<sup>[2-5]</sup>. 如何去除 PPG 信号运动噪声对进行可靠的心率测量具有挑战性, 已成为当前可穿戴设备信号采集中研究热点<sup>[4-6]</sup>.

针对 PPG 信号运动噪声去除, 研究人员已进行了相关研究并取得了一些研究成果. 基于独立成分分析方法<sup>[2]</sup>、小波降噪方法<sup>[3]</sup>、频谱相减法<sup>[4]</sup>、经典模式分

解方法<sup>[5]</sup>、自适应滤波降噪方法<sup>[6]</sup>、卡尔曼滤波降噪方法<sup>[7]</sup>、时频分析法<sup>[8]</sup>等去除运动噪声干扰技术已被研究人员提出,并用于解决可穿戴数据采集中的运动噪声去除问题.但这些方法主要针对缓和或者不剧烈的运动,而对较强或者强烈运动下的噪声去除方法还没有具体的解决方案.为此,基于稀疏信号重构的 TROIKA 框架<sup>[9]</sup>分析了运动噪声非常强情况下的运动噪声去除问题;在 TROIKA 框架下,基于单观测向量模型 SMV (Single Measurement Vector) 的 JOSS (JOint Spare Spectrum reconstruction)<sup>[10]</sup>方法能有效去除运动噪声强烈情况下的噪声,并显著改善噪声去除性能.然而,以上方法没有考虑 PPG 信号本身的稀疏性,没有考虑运动加速度信号与运动噪声信号的强相关性,难以有效去除 PPG 信号中的运动噪声.因此,需要提出新的方法来解决此问题.

本文研究强运动下的 PPG 信号运动噪声去除算法,首先构建同时间段内 PPG 信号和加速度信号的频谱矩阵.由于处于静止状态或者没有剧烈运动噪声干扰的情况下 PPG 信号基本上就是心率的真实反映,而心率是具有周期性的,故 PPG 信号在频域内具有稀疏性;运动加速度信号和运动噪声信号的强相关性会在频域中表现为 PPG 信号频谱的谱峰位置和加速度信号频谱的谱峰位置大部分相同,所以能提取频谱矩阵的稀疏特征和该矩阵行稀疏特征,并利用压缩感知<sup>[11-12]</sup>的方法,提出一种新的基于联合稀疏重构方法 JSSR (Joint Sparse Spectrum Reconstruction) 的运动噪声降噪算法.该方法在压缩感知框架下,将 PPG 信号运动噪声去除过程建模为稀疏信号重构过程,并将该过程进一步建模为最优化模型,通过迭代寻优来获得该模型的最优解,结合谱减法,从而有效地去除 PPG 信号中的运动噪声.相比于 TROIKA<sup>[11]</sup>和 JOSS 方法<sup>[12]</sup>,本文提出的 JSSR 方法中频谱矩阵的行稀疏限制能更好的使原始 PPG 信号中运动噪声的谱峰位置与加速度信号的谱峰位置对齐,从而更好的去除运动噪声以及更准确的定位心率信号的频谱位置.仿真结果表明本文所提出的算法是有效和可行的.

## 2 问题阐述

本节首先提出 JSSR 方法中的联合稀疏谱重构模型 (JSSR 模型),然后给出求解该模型的算法.

### 2.1 联合稀疏谱重构模型

TROIKA 框架中的基于压缩感知的 SMV 模型用来估计原始 PPG 信号的稀疏频谱,该模型的目标函数如下:

$$y = \Phi x + v \quad (1)$$

其中,  $y \in R^{M \times 1}$  是一段原始的 PPG 信号,  $\Phi \in C^{M \times N}$  ( $M <$

$N$ ) 是一个冗余离散傅里叶变换基,  $x \in C^{N \times 1}$  是要求的解向量,  $v \in R^{M \times 1}$  是模型误差或者测量误差.冗余离散傅里叶变换基由下式给出:

$$\Phi_{m,n} = e^{j\frac{2\pi}{N}mn} \quad (2)$$

其中,  $\Phi_{m,n}$  表示矩阵  $\Phi$  第  $m$  行第  $n$  列元素.在 SVM 模型中向量  $x$  是稀疏的或者可压缩的,即非零元素的个数  $K$  满足  $K \ll N$ .基于 SMV 模型,PPG 信号频谱的第  $i$  个频谱系数  $s_i$  表示为:

$$s_i = |x_i|^2, i = 1, \dots, N \quad (3)$$

其中,  $x_i$  是向量  $x$  第  $i$  个元素.

由于 TROIKA 框架中 PPG 信号频谱和加速度信号频谱是分开计算的,从而易导致 PPG 信号频谱中运动噪声的谱峰和加速度信号频谱中对应的谱峰不在同一频率点,进而该模型不能去除 PPG 信号频谱中所有强度较大的运动噪声,影响心率测量性能.

为克服 SMV 模型的缺点,JOSS 方法中的 MMV 模型 (Multiple Measurement Vector) 对 PPG 信号频谱和加速度信号频谱进行同步计算,该模型的目标函数如下:

$$Y = \Phi X + V \quad (4)$$

其中,  $Y \in R^{M \times H}$  是一个观测矩阵,  $X \in C^{N \times H}$  是对应信号的频谱矩阵,  $\Phi$  是一个冗余离散傅里叶变换基,  $V \in R^{M \times H}$  是模型误差或者测量误差矩阵.考虑到变换基  $\Phi$  中列向量之间的强相关性,JOSS 方法采用正则化 M-FOCUSS 算法<sup>[13]</sup>求解 MMV 模型的频谱矩阵  $X$ .

本文通过分析 TROIKA 方法中 SMV 模型和 JOSS 方法中 MMV 模型,发现运动加速度信号与运动噪声信号的强相关性在频域表现为原始 PPG 信号频谱的谱峰位置和加速度信号频谱的谱峰位置大部分相同.因此 PPG 信号频谱和加速度信号频谱组成的频谱矩阵不仅全局稀疏,而且具有行稀疏.据此本文结合压缩感知原理提出 JSSR 模型,该模型的目标函数如下:

$$\begin{cases} \min_{x,v} & \lambda_1 \|V\|_F^2 + \lambda_2 \|X\|_{1,2} + \lambda_3 \|X\|_{1,1} \\ \text{s. t.} & \|V\|_F = \sqrt{\text{tr}(V^T V)} = \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^R v_{i,j}^2} \\ & |X|_{1,2} = \sum_{i=1}^N \left( \sum_{j=1}^R x_{i,j}^2 \right)^{\frac{1}{2}} \\ & |X|_{1,1} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^R |x_{i,j}| \\ & Y = \Phi X + V \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $\|V\|_F$  用来约束误差矩阵  $V$ ,以使误差最小;  $\|X\|_{1,2}$  用来约束频谱矩阵行稀疏,  $\|X\|_{1,1}$  用来约束频谱矩阵全局稀疏,  $x_{i,j}$  是频谱矩阵  $X$  第  $i$  行第  $j$  列元素,  $v_{i,j}$  是误差矩阵  $V$  第  $i$  行第  $j$  列元素;  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  是权值,用来权衡各项的重要性.观测矩阵  $Y$  包括多通道的 PPG 信号和

三轴加速度计采集的三个不同方向的加速度信号。

## 2.2 JSSR 模型的 IALM 算法

JSSR 模型的目标函数可分为微分经验代价函数部分和凸非光滑正则化部分。为解决这个复杂的目标函数,本文引入两个松弛变量  $X_1, X_2$ , 同时增加两个等式约束条件,新的目标函数如下:

$$\begin{aligned} \min_{X_1, X_2, V} & \lambda_1 \|V\|_F^2 + \lambda_2 \|X_1\|_{1,2} + \lambda_3 \|X_2\|_{1,1} \\ \text{s. t.} & \begin{cases} Y = \Phi X + V \\ X = X_1 \\ X = X_2 \end{cases} \end{aligned} \quad (6)$$

利用增广拉格朗日乘子法合并式(6)中等式约束和目标函数,并通过一系列简单封闭的交替更新操作得最小化式(7):

$$\begin{aligned} L(X, X_1, X_2, V, Q_1, \dots, Q_3, \mu) \\ \Rightarrow \min_{X, X_1, X_2, V, Q_1, \dots, Q_3, \mu} L(X, X_1, X_2, V, Q_1, \dots, Q_3, \mu) \end{aligned} \quad (7)$$

其中,  $Q_1, \dots, Q_3$  是拉格朗日乘数,  $\mu > 0$  为罚参数。

本文利用罚函数与传统的拉格朗日函数相结合的不精确增广拉格朗日乘子法 IALM (Imprecise Augmented Lagrangian Method)<sup>[14-15]</sup> 优化求解式(7)的最小化问题。该算法具有二次收敛速度,既克服了罚函数法的数值不稳定性和收敛慢等缺点,也不像传统的拉格朗日乘子法需要目标函数具有局部凸结构;同时允许各个变量独立并行地更新。为了更好的描述 IALM 迭代优化算法,首先给出式(8)、(9)两个结论。所有变量的具体更新步骤如算法 1 所示。

$$X^* = \arg \min \varepsilon \|X\|_{1,1} + \frac{1}{2} \|X - Q\|_F^2 = S_\varepsilon(Q) \quad (8)$$

$$X^* = \arg \min \varepsilon \|X\|_{1,2} + \frac{1}{2} \|X - Q\|_F^2 = W_\varepsilon(Q) \quad (9)$$

其中,

$$S_\varepsilon(Q_{i,j}) = \text{sgn}(Q_{i,j}) \max(0, |Q_{i,j}| - \varepsilon)$$

$S_\varepsilon(Q_{i,j})$  为软阈值操作;  $W_\varepsilon(Q)$  按如下规则计算,当  $\varepsilon < \|q_i\|$  时,  $W_\varepsilon(Q)$  的第  $i$  行为:

$$W_\varepsilon(Q)_{i,:} = \left(1 - \frac{\varepsilon}{\|q_i\|}\right) q_i$$

$q_i$  为矩阵  $Q$  的第  $i$  行。

否则,  $W_\varepsilon(Q)$  的第  $i$  行为零向量<sup>[15-16]</sup>。

### 算法 1 JSSR 模型的 IALM 算法

输入:  $Y, \Phi, \rho = 1.1, \mu = 10^{-6}, \mu_{\max} = 10^{10}, e = 10^{-8}$

输出:  $X, V$

初始化:  $X, X_1, X_2, V, Q_1, Q_2, Q_3$  为零矩阵;

while( $\text{norm}(Y - \Phi X - V, 'fro') > e$ ) || ( $\text{norm}(X - X_1, 'fro') > e$ ) || ( $\text{norm}(X - X_2, 'fro') > e$ )

$$X = (\Phi^T \Phi + 2I)^{-1} \left[ \frac{1}{\mu} (\Phi^T Q_1 - Q_2 - Q_3) + \Phi^T (Y - V) + X_1 + X_2 \right]$$

$$X_1 = \arg \min_{X_1} \frac{\lambda_2}{\mu} \|X_1\|_{1,2} + \frac{1}{2} \left\| X_1 - X - \frac{Q_2}{\mu} \right\|_F^2 \Rightarrow W_{\frac{\lambda_2}{\mu}} \left( X + \frac{Q_2}{\mu} \right)$$

$$X_2 = \arg \min_{X_2} \frac{\lambda_3}{\mu} \|X_2\|_{1,1} + \frac{1}{2} \left\| X_2 - X - \frac{Q_3}{\mu} \right\|_F^2 \Rightarrow S_{\frac{\lambda_3}{\mu}} \left( X + \frac{Q_3}{\mu} \right)$$

$$V = \frac{Q_1 + \mu(Y - \Phi X)}{2\lambda_1 + \mu}$$

$$Q_1 = Q_1 + \mu(Y - \Phi X - V)$$

$$Q_2 = Q_2 + \mu(X - X_1)$$

$$Q_3 = Q_3 + \mu(X - X_2)$$

$$\mu = \min(\rho\mu, \mu_{\max})$$

end

在实际应用中, JSSR 模型中频谱矩阵的行稀疏约束能更好的使 PPG 信号频谱中运动噪声的谱峰位置与加速度信号频谱的谱峰位置对齐, 然后利用加速度信号频谱能容易地从 PPG 信号频谱中消除对应位置的运动噪声的谱峰, 得到干净的 PPG 信号频谱。图 1 给出了原始的两个 PPG 信号和三个加速度信号, 图 2 为通过 IALM 算法联合估计得到的频谱矩阵。图 3 为采用下节介绍的谱减法后得到的干净 PPG 信号频谱。

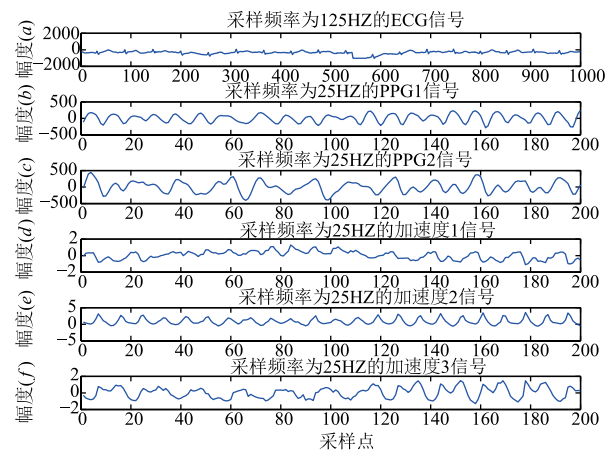


图1 同时段的原始信号。(a)采样频率为125Hz的ECG信号, 用来提供真实的心率。(b)、(c)采样频率为25Hz的两个不同通道的PPG信号。(d)、(e)、(f)采样频率为25Hz的三个不同通道的加速度信号。

## 3 谱减法

图 4 给出了本文的心率估计的整体流程框图, 其中谱

减法用来提取正确的心率信号。

本文提出的谱减法的具体步骤如下:

**步骤 1** 对于每个频率点  $f_i (i = 1, \dots, N)$ , 从三个加速度信号频谱中选择最大的频谱系数, 定义为  $C_i$ 。

**步骤 2** 对于每个频率点  $f_i (i = 1, \dots, N)$ , 各通道的 PPG 信号频谱在  $f_i$  的频谱系数都减去  $C_i$ , 经过以上处理的 PPG 信号频谱在  $0 \leq f_i \leq 199$  范围内频谱系数的最大值定义为  $p_{\max}$ 。

**步骤 3** PPG 信号频谱在  $0 \leq f_i \leq 199$  范围内频谱

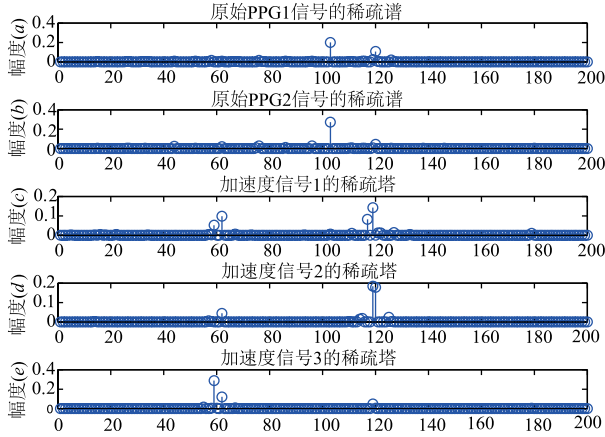


图2 JSSR模型恢复的稀疏频谱。(a)、(b)两个不同通道的PPG信号的稀疏频谱。(c)、(d)、(e)三个不同通道的加速度信号的稀疏频谱。

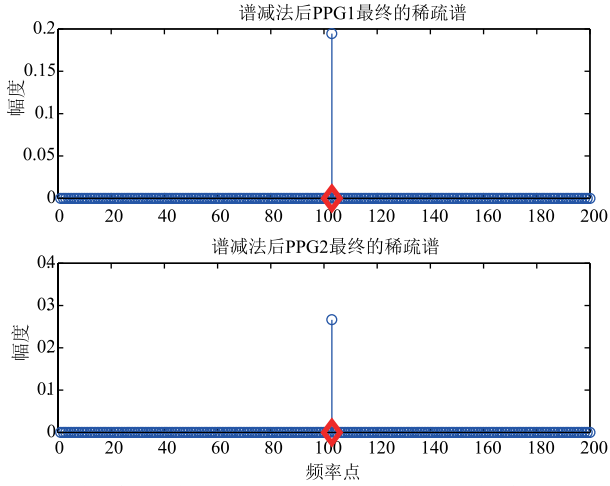


图3 谱减法后两个不同通道的PPG信号频谱。红色菱形标记是真实心率频率点(通过ECG信号估计),位于第84个频率点,对应的心率为123次/分钟。

系数小于 $\frac{p_{\max}}{4}$ 的设为0。此时在 $0 \leq f_i \leq 199$ 范围内得到干净的 PPG 信号频谱。

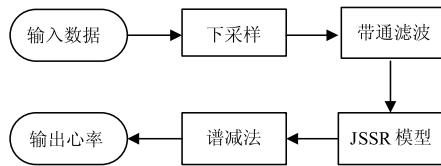


图4 心率估计流程框图

人类有记录的最高心率为 230 次/分钟,大部分情况(包括剧烈运动)心率低于 180 次/分钟,本文实验中我们设定采样频率 $f_s = 25\text{Hz}$ ,频谱网格数 $N = 1024$ ,所以心率所对应的谱峰仅位于 $0 \leq f_i \leq 199$ 范围内。其次为了确保谱减法有效,PPG 频谱和加速度频谱在进行谱减法处理之前需要通过能量归一化操作。

## 4 仿真实验与性能分析

### 4.1 实验数据

为了能够进行直接的对比,本实验采用的数据集和 TROIKA 方法、JOSS 方法中采用的一样。该数据集包含 12 组数据,每组数据包括两个通道的 PPG 信号、三个通道的加速度信号和一个通道的 ECG 信号。这些数据的记录来自年龄 18—35 岁的 12 个健康的男性测试者。在每组数据中,两个通道的 PPG 信号利用分布在不同位置的光电容积脉搏波传感器从手腕处采集,三个通道的加速度信号利用三轴加速度计从手腕中采集。光电容积脉搏波传感器和三轴加速度计内嵌在腕带中。ECG 信号利用心电电极从胸部采集,可视为真实心率,用于衡量本文方法的性能。所有采集的信号均通过蓝牙发送到附近的电脑或手机等移动设备。

在数据记录期间测试者需要按照以下顺序在跑步机上走或者跑:1—2km/hour 持续 0.5 分钟,6—8km/hour 持续 1 分钟,12—15km/hour 持续 1 分钟,6—8km/hour 持续 1 分钟,12—15km/hour 持续 1 分钟,1—2km/hour 持续 0.5 分钟。所有信号初始采样频率为 125Hz,在本实验中 PPG 信号和加速度信号需要先进行下采样至采样频率为 25Hz。

### 4.2 实验参数设计

本文与 TROIKA 方法、JOSS 方法一样,规定时间窗口长度为 8 秒,移动的步长为 2 秒,利用时间窗口中同步的 PPG 信号和加速度信号估计该窗口的心率。因此,本文估计的心率实际上是一个时长为 8 秒窗口的平均心率,通过滑动时间窗口可以连续输出心率。在执行 JSSR 方法之前,所有原始信号必须先通过通带为 0.4Hz—4Hz 的二阶巴特沃斯滤波器。

在 JSSR 模型中 $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = 1$ ,由于单个时间窗口长度为 8 秒,采样频率 $f_s = 25\text{Hz}$ ,故单个时间窗口内的采样点 $M = 8 \times 25 = 200$ ,频谱网格数 $N = 1024$ 。其中,IALM 优化算法中 $\rho = 1.1$ , $\mu = 10^{-6}$ , $\mu_{\max} = 10^{10}$ , $e = 10^{-8}$ 。心率所对应的谱峰位置  $\text{curLoc}$  与心率(Heart Rate, HR)的关系为:

$$HR = \frac{60 \times f_s \times (\text{curLoc} - 1)}{N} \quad (10)$$

### 4.3 性能指标

指标一:平均绝对误差 MAE (Mean Absolute Error) 和平均相对误差 MRE (Mean Relative Error)

$$MAE = \frac{1}{W} \sum_{i=1}^W |BPM_{\text{est}}(i) - BPM_{\text{true}}(i)| \quad (11)$$

$$MRE = \frac{1}{W} \sum_{i=1}^W \frac{|BPM_{\text{est}}(i) - BPM_{\text{true}}(i)|}{BPM_{\text{true}}(i)} \quad (12)$$

其中,  $BPM_{true}(i)$  第  $i$  个时间窗口的真实心率(通过 ECG 信号计算),  $BPM_{est}(i)$  是估计心率,  $W$  是时间窗口的总数.

指标二: Bland-Altman 法<sup>[17]</sup>

Bland-Altman(简称 B-A)方法常用于评价两种测量方法的一致性. 然而, 一致性界限定义为  $LOA = [u - 1.96\sigma, u + 1.96\sigma]$ , 其中  $u$  为真实心率与估计的心率的差值的均值,  $\sigma$  为差值的标准差.

指标三: Pearson 相关系数

Pearson 相关系数是用来反映真实心率与估计心率线性相关程度的. 相关系数越接近于 1 或 -1, 相关度越强, 相关系数越接近于 0, 相关度越弱. 速度计采集的三个不同方向的加速度信号.

#### 4.4 结果分析

在 12 组数据集上利用本文提出的 JSSR 方法进行仿真实验, 仿真后得到的平均绝对误差(MAE)和平均相对误差(MRE)如表 2 和表 3 所示. 从表 2、3 中可以看出, JSSR 方法在 12 组数据集上得到的结果优于 TROIKA 方法; 与 JOSS 方法相比, JSSR 方法仅在部分数据集上得到的误差略大, 但整体上优于 JOSS 方法. 对 12 组数据的误差进行平均, 得到 JSSR 方法的 MAE 是  $0.93 \pm 1.55$  次/分钟(平均值  $\pm$  标准差), MRE 是  $0.69\% \pm 1.12\%$ . 然而, 在 TROIKA 方法中, MAE 为  $2.42 \pm 2.47$  次/分钟, MRE 为  $1.82\% \pm 2.07\%$ ; 在 JOSS 方法中, MAE 为  $1.28 \pm 2.61$  次/分钟, MRE 为  $1.01\% \pm 2.29\%$ .

表 1 TROIKA、JOSS、JSSR 在 12 组数据上的平均绝对误差(单位: 次/分钟)

|        | Set1 | Set2 | Set3 | Set4 | Set5 | Set6 | Set7 | Set8 | Set9 | Set10 | Set11 | Set12 | Average         |
|--------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|-------|-------|-------|-----------------|
| TROIKA | 2.87 | 2.75 | 1.91 | 2.25 | 1.69 | 3.16 | 1.72 | 1.83 | 1.58 | 4.00  | 1.96  | 3.33  | 2.42(SD = 2.47) |
| JOSS   | 1.33 | 1.75 | 1.47 | 1.48 | 0.69 | 1.32 | 0.71 | 0.56 | 0.49 | 3.81  | 0.78  | 1.04  | 1.28(SD = 2.61) |
| JSSR   | 0.99 | 0.91 | 0.59 | 0.69 | 0.64 | 1.18 | 0.92 | 0.51 | 0.50 | 2.65  | 0.81  | 0.85  | 0.93(SD = 1.55) |

表 2 TROIKA、JOSS、JSSR 在 12 组数据上的平均绝对误差百分比

|        | Set1  | Set2  | Set3  | Set4  | Set5  | Set6  | Set7  | Set8  | Set9  | Set10 | Set11 | Set12 | Average            |
|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------------------|
| TROIKA | 2.18% | 2.37% | 1.50% | 2.00% | 1.22% | 2.51% | 1.27% | 1.47% | 1.28% | 2.49% | 1.29% | 2.30% | 1.82% (SD = 2.07%) |
| JOSS   | 1.19% | 1.66% | 1.27% | 1.41% | 0.51% | 1.09% | 0.54% | 0.47% | 0.41% | 2.43% | 0.51% | 0.81% | 1.01% (SD = 2.29%) |
| JSSR   | 0.79% | 0.83% | 0.49% | 0.50% | 0.48% | 0.94% | 0.67% | 0.44% | 0.41% | 1.69% | 0.54% | 0.61% | 0.69% (SD = 1.12%) |

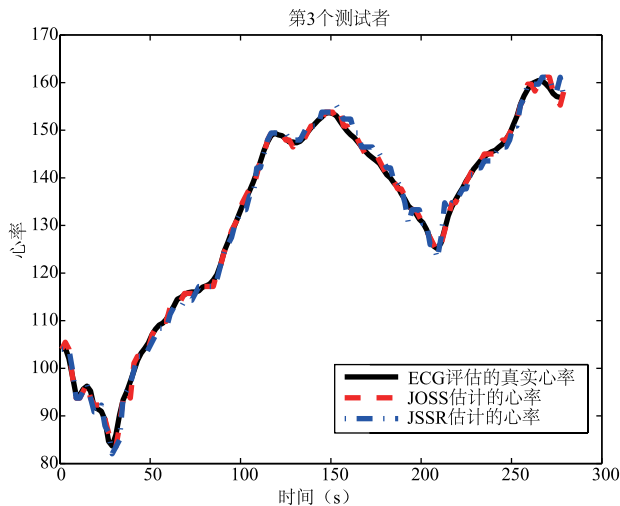


图5 JSSR和JOSS在Set 3上的心率估计

为了更好的比较 JSSR 和 JOSS 方法的性能, 图 5 给出了它们在第 3 组数据上估计的心率曲线图. 从图中可以看出, JSSR 方法具有更好的性能, 它估计的心率曲线基本上与真实心率曲线重合, 而 JOSS 方法有时会得到错误的心率估计值.

图 6 是 JSSR 方法在第 9 组数据上估计的心率曲线图, 该图反映了测试者在不同运动情况下(以不同速度

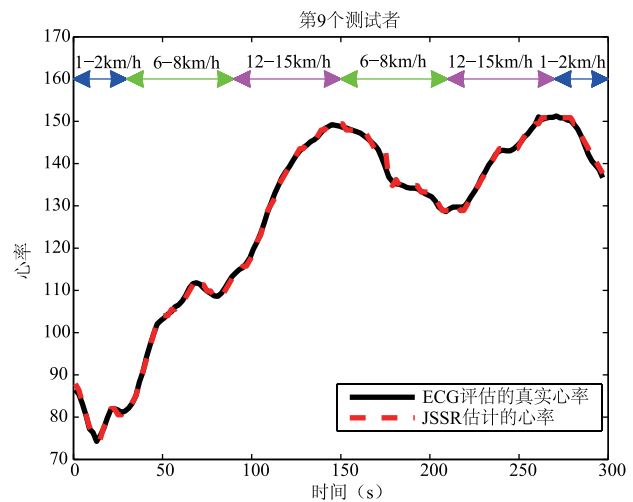


图6 JSSR在Set 9上的心率估计

跑)心率变化情况. JSSR 方法对于心率的估计值非常接近真实心率, 能对每个真实心率的微小变化进行测量.

图 7 给出了 JSSR 方法在 12 组数据集上的 B-A 图, 一致性界限  $LOA = [-3.48, 3.64]$  次/分钟, 其中  $u = 0.0775$ ,  $\sigma = 1.8180$ . 图 8 给出了在 12 组数据上的真实心率和 JSSR 方法估计心率的散点分布图, 拟合曲线为  $Y = 1.0052X - 0.6343$ , 其中  $X$  为真实心率,  $Y$  为 JSSR 方

法估计的心率. Pearson 相关系数为 0.9971.

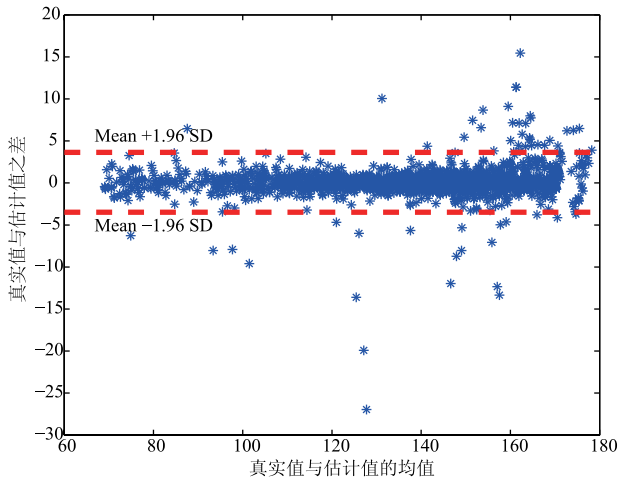


图7 12组数据集上JSSR心率估计结果的B-A图

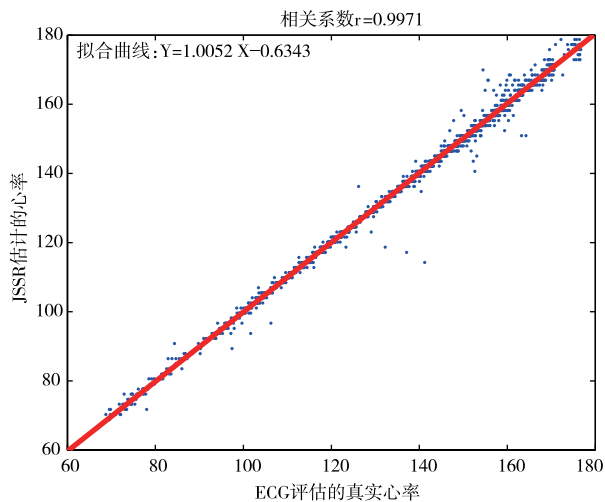


图8 真实心率和JSSR估计心率的散点分布图

## 5 总结

本文研究强运动下的 PPG 信号运动噪声去除难题,提出了一种基于联合稀疏重构的 PPG 信号运动噪声降噪算法.通过提取同时间段内 PPG 信号和加速度信号的频谱矩阵稀疏特征和该矩阵行稀疏特征,利用压缩感知方法将 PPG 信号运动噪声去除过程建模为联合稀疏信号重构过程,并进一步建模为最优化模型,通过获得该模型的最优解并结合谱减法,从而有效去除 PPG 信号中的运动噪声,降低噪声对 PPG 信号的影响.仿真结果表明,本文提出的算法是有效和可行的.

## 参考文献

- [1] Maeda Y, Sekine M, Tamura T. Relationship between measurement site and motion artifacts in wearable reflected photoplethysmography. [J]. Journal of Medical Systems, 2011, 35(5): 969–976.
- [2] Kim B S, Yoo S K. Motion artifact reduction in photoplethysmography using independent component analysis [J]. Biomedical Engineering IEEE Transactions on, 2006, 53(3): 566–568.
- [3] Raghuram M, Madhav K V, Krishna E H, et al. Evaluation of wavelets for reduction of motion artifacts in photoplethysmographic signals [A]. IEEE International Conference on Information Sciences Signal Processing and their Applications (ISSPA) [C]. 2010. 460–463.
- [4] Fukushima H, Kawanaka H, Bhuiyan M S, et al. Estimating heart rate using wrist-type photoplethysmography and acceleration sensor while running. [A]. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual Conference [C]. 2012. 2901–2904.
- [5] Sun X, Yang P, Li Y, et al. Robust heart beat detection from photoplethysmography interlaced with motion artifacts based on empirical mode decomposition [A]. IEEE International Conference on Biomedical and Health Informatics (BHI) [C]. 2012. 775–778.
- [6] Ram M R, Madhav K V, Krishna E H, et al. A novel approach for motion artifact reduction in PPG signals based on AS-LMS adaptive filter [J]. Instrumentation & Measurement IEEE Transactions on, 2012, 61(5): 1445–1457.
- [7] Lee B, Han J, Baek H J, et al. Improved elimination of motion artifacts from a photoplethysmographic signal using a Kalman smoother with simultaneous accelerometry [J]. Physiological Measurement, 2010, 31(12): 1585–603.
- [8] Shafqat K, Langford R M, Pal S K, et al. Estimation of venous oxygenation saturation using the finger photoplethysmograph (PPG) waveform. [A]. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society [C]. 2012. 2905–2908.
- [9] Zhang Z, Pi Z, Liu B. TROIKA: a general framework for heart rate monitoring using wrist-type photoplethysmographic signals during intensive physical exercise. [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2014, 62(2): 522–531.
- [10] Zhang Z. Photoplethysmography-based heart rate monitoring in physical activities via joint sparse spectrum reconstruction [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2015, 62: 1902–1910.
- [11] 沈燕飞, 朱珍民, 张勇东, 李锦涛. 基于秩极小化的压缩感知图像恢复算法 [J]. 电子学报, 2016, 44(3): 572–579.
- [12] Shen Yan-fei, Zhu Zhen-min, Zhang Yong-dong, Li Jintao. Compressed sensing image reconstruction algorithm based on rank minimization [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(3): 572–579. (in Chinese)

- 疏最优的图像修复方法[J]. 电子学报, 2016, 44(3): 600-606.
- Wang Bin, HU Liao-lin, Cao Jing-jing, Xue Rui-yang, Liu Guang-fei. Image restoration based on sparse-optimal strategy in wavelet domain[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(3): 600-606. ( in Chinese )
- [13] Cotter S F, Rao B D, Engan K, et al. Sparse solutions to linear inverse problems with multiple measurement vectors [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(7): 2477-2488.
- [14] Peng Y, Ganesh A, Wright J, et al. RASL: Robust alignment by sparse and low-rank decomposition for linearly correlated images[A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ( CVPR ) [ C ]. 2010: 763-770.
- [15] Zhang T, Liu S, Ahuja N, et al. Robust visual tracking via consistent low-rank sparse learning[J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 111(2): 171-190.
- [16] Liu J, Ji S, Ye J. Multi-task feature learning via efficient  $l_2, l_1$ -norm minimization[A]. In Proceedings of the Twenty-Fifth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence[C]. 2009: 339-348.
- [17] Bland J M, Altman D G. Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement [J]. The lancet, 1986, 327(8476): 307-310.

### 作者简介



**熊继平** 男, 浙江师范大学数理与信息工程学院副教授, 研究生导师, 研究方向为压缩感知算法及应用.  
E-mail: xjping@zjnu.cn



**蒋定德** 男, 博士, 东北大学计算机科学与工程学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为网络测量、网络安全、软件定义网络和认知网络等.  
E-mail: jiangdd@mail.neu.edu.cn



**蔡丽桑** 女, 浙江师范大学数理与信息工程学院硕士研究生, 研究方向稀疏信息处理和压缩感知.  
E-mail: 574585714@qq.com



**何小卫** 男, 浙江师范大学数理与信息工程学院副教授, 民盟浙师大委员会在职总支第一支部主委. 研究方向模糊系统与粗糙集、计算机应用.  
E-mail: jhwxw@zjnu.cn