

基于压缩采样脉搏信号的抗运动干扰心率提取算法

张爱华^{a,b,c}, 胡憬韬^{a,b,c}, 贾彬彬^{a,b,c}

(兰州理工大学 a. 电气工程与信息工程学院; b. 甘肃省工业过程先进控制重点实验室;
c. 电气与控制工程国家级实验教学示范中心, 兰州 730050)

摘 要: 针对使用脉搏信号进行长时间心率监测时存在高功耗和易受运动伪迹影响的问题, 提出一种从压缩采样脉搏信号中提取心率的算法。利用 Lomb-Scargle 周期图法从压缩采样的脉搏信号和未压缩的加速度信号中提取频谱, 采用最小二乘谱减法获得差分谱。在此基础上, 通过谱峰追踪得到心率估计值。实验结果表明, 在 25 倍压缩率下, 与 TROIKA 算法相比, 该算法能够降低功耗, 且具有较强的抗干扰性和较好的心率估计性能。

关键词: 压缩采样; 脉搏信号; 运动伪迹; 谱减法; 心率估计

中文引用格式: 张爱华, 胡憬韬, 贾彬彬. 基于压缩采样脉搏信号的抗运动干扰心率提取算法[J]. 计算机工程, 2019, 45(4): 302-306, 310.

英文引用格式: ZHANG Aihua, HU Jingtao, JIA Binbin. Heart rate extraction algorithm of anti-motion interference based on compressive sampled photoplethysmography signals[J]. Computer Engineering, 2019, 45(4): 302-306, 310.

Heart Rate Extraction Algorithm of Anti-motion Interference Based on Compressive Sampled Photoplethysmography Signals

ZHANG Aihua^{a,b,c}, HU Jingtao^{a,b,c}, JIA Binbin^{a,b,c}

(a. College of Electrical and Information Engineering; b. Key Laboratory of Gansu Advanced Control for Industrial Processes;
c. National Demonstration Center for Experimental Electrical and Control Engineering Education,
Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

【Abstract】 Aiming at the problem of high power consumption and vulnerability to motion artifacts for long-term heart rate monitoring using pulse signals, an algorithm for extracting heart rate from compressed sampled pulse signals is proposed. The Lomb-Scargle spectral analysis method is used to extract the spectrum from the compressed sampled pulse signal and the uncompressed acceleration signal. The least squares spectrum subtraction method is used to obtain the differential spectrum. On this basis, the heart rate estimation is obtained by spectral peak tracking. Experimental results show that compared with TROIKA algorithm, the algorithm can reduce power consumption, has strong anti-interference and better heart rate estimation performance at 25 times compression ratio.

【Key words】 compressive sample; photoplethysmography; motion artifact; spectrum subtraction; heart rate estimation

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0050489

0 概述

《中国心血管病报告 2016》^[1] 显示, 截止到 2016 年我国心血管病的发病人数已经达到 2.9 亿, 并呈现逐年递增的趋势。通过长时间监测患者的心率 (Heart Rate, HR), 心血管疾病可以早预防早治疗^[2]。心电图 (Electrocardiography, ECG) 是传统的心率检测手段, 一般采用多导联电极方式采集信号, 在日常监护中便携性和舒适度较差。基于光电容积法 (Photoplethysmography, PPG) 的脉搏波检测技术操作简单方便且应用于便携式医疗设备, 能够实现

对使用者的日常监护。

在日常监护中, PPG 信号受人体的运动影响较大^[3], 而人体活动产生的运动伪迹 (Motion Artifact, MA) 会大幅降低 HR 估计的准确性。文献[4]提出 TROIKA 心率估计算法, 该算法可以在剧烈运动条件下获得较准确的心率估计值。在此基础上, 文献[5]提出改进的非对称最小二乘谱减法, 利用贝叶斯分类方法获得心率值, 提高了心率估计的准确性。上述方法解决了在运动条件下的心率估计问题, 但是在长时间监测时, 由于在奈奎斯特频率下连续均匀采样, 会产生大量的冗余数据, 造成系统

基金项目: 国家自然科学基金 (81360229); 甘肃省自然科学基金 (1610RJYA007); 甘肃省基础研究创新群体项目 (1506RJJA031)。

作者简介: 张爱华 (1963—), 女, 教授、博士生导师, 主研方向为生物医学信号检测与处理; 胡憬韬, 硕士研究生; 贾彬彬, 讲师。

收稿日期: 2018-02-12 **修回日期:** 2018-04-10 **E-mail:** zhangaihua@lut.cn

资源的浪费。

PPG 采样设备通过光强变化来检测 PPG 信号^[6], 其中主要耗能部分是 LED 光发生器, 功率通常在数十毫瓦^[7]。在连续均匀采样时, 大量的冗余数据增加了系统在采样和处理时的功耗, 由于受到奈奎斯特采样定律的限制, 因此通过降低采样频率来降低功耗不可行。压缩采样技术^[8]可以实现在欠奈奎斯特采样频率下的信号采样, 通过构造观测矩阵将稀疏信号进行压缩, 当观测矩阵满足约束等距条件准则时, 使用重构算法可大概率恢复原信号。文献[9]对压缩后的 PPG 信号采用量化压缩感知技术, 在加入加速度信号后实现了运动状态下的心率估计, 但是高复杂度的重构算法限制了其在可穿戴设备及日常监护中的使用。文献[10]使用压缩采样信号且在没有重构原信号的条件, 使用最小二乘谱分析方法实现了 HR 的估计, 但是没有验证在运动伪迹干扰下此方法的估计性能。如果可以在欠奈奎斯特采样条件下获得 PPG 信号并能够解决在运动状态下的心率估计准确性问题, 那么通过 PPG 采集设备就可以实现长时无监督的日常监护。

为解决上述问题, 本文使用压缩采样方法获得 PPG 压缩采样信号, 采用最小二乘谱分析方法得到信号频谱, 通过非对称最小二乘谱减法消除运动伪迹, 然后构造谱峰追踪算法, 以获得最终心率估计值。

1 心率提取算法

心率提取算法包括以下 4 个部分: 信号压缩采样, Lomb-Scargle 周期图频谱分析, 非对称最小二乘谱减法和谱峰追踪。为在欠奈奎斯特采样频率下获得时域 PPG 信号的压缩数据, 压缩采样利用 Lomb-Scargle 周期图获得周期图谱, 通过非对称最小二乘谱减法减轻泄露问题, 最后使用谱峰追踪获得正确的谱峰位置并计算出 HR。

1.1 信号压缩采样

与传统的奈奎斯特采样相比, 压缩采样仅需较少的样本就可恢复原信号。压缩采样技术以信号本身或者在特定变换域下的稀疏性为基础, 通过满足约束等距条件的观测矩阵进行观测^[11], 最终采用重构算法从观测信号中重构出原信号。

由于 PPG 信号 X 在频域内稀疏^[12], 因此可以表示为:

$$X = \Psi\alpha \quad (1)$$

其中, X 为 $N \times 1$ 维, Ψ 为 $N \times N$ 维稀疏基, α 为 $N \times 1$ 维稀疏向量。如果 X 为 K 阶稀疏, 那么 α 中就有 K 个元素不为 0。原信号的信号采样过程可以表示为:

$$Y = \Phi X = \Phi\Psi\alpha \quad (2)$$

其中, Φ 为 $M \times N$ 维观测矩阵, 且 $M \ll N$ 。信号压缩比为:

$$CR = N/M \quad (3)$$

由于傅里叶稀疏基与标准基满足最大不相关性^[13], 因此将单位矩阵作为观测矩阵。在均匀采样时, PPG 信号 X 相当于在 $N \times N$ 维单位矩阵下的投影。在压缩采样时, 随机抽取单位矩阵的 M 行, 构造一个 $M \times N$ 简化单位矩阵, 采样过程就是 PPG 信号在此矩阵下的线性投影, 由于抽取 M 行的操作随机, 其观测过程是在欠奈奎斯特采样频率下的非均匀采样, 在 25 倍压缩率下的观测结果如图 1 所示。 M 行选取位置等同于在时域中对 PPG 信号采样的瞬时时刻。以 125 Hz 均匀采样为例, 8 s 需要采集 1 000 个采样点, 而通过压缩采样 8 s 仅需 40 个采样点, 缩短采样周期的同时可减少功耗。本文在奈奎斯特采样频率下获取加速度信号, 分别得到 X 轴、 Y 轴、 Z 轴三路数据且不进行压缩采样。

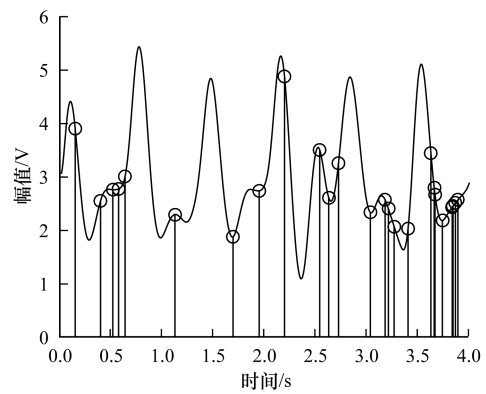


图 1 在 25 倍压缩率下 PPG 信号压缩采样结果

1.2 Lomb-Scargle 周期图算法

傅里叶分析是常用的谱估计方法。然而, 在对 PPG 信号压缩采样时, 由于原信号采样点间的时间间隔过大, 在采用傅里叶谱分析时, 会增强原信号中长周期的噪声, 产生非正常的周期图谱, 因此, 本文采用 Lomb-Scargle 周期图法。对一个给定的 PPG 信号 $x(t_j)$, $j = 1, 2, \dots, M$, Lomb-Scargle 周期图法通过计算频率为 ω 的函数来估计信号的功率谱 $P(\omega)$ 。

$$P(\omega) = \frac{1}{2\sigma^2} \left(\frac{\sum_{j=1}^M (x(t_j) - \mu) \cos \omega(t_j - \tau)}{\sum_{j=1}^M \cos^2 \omega(t_j - \tau)} + \frac{\sum_{j=1}^M (x(t_j) - \mu) \sin \omega(t_j - \tau)}{\sum_{j=1}^M \sin^2 \omega(t_j - \tau)} \right) \quad (4)$$

其中, μ 和 σ 分别代表均值和标准差, τ 计算公式为:

$$\tan(2\omega\tau) = \frac{\sum_{j=1}^M \sin 2\omega t_j}{\sum_{j=1}^M \cos 2\omega t_j} \quad (5)$$

Lomb-Scargle 周期图具有一定的抗噪性, 在进行谱估计时滤除部分噪声, 且不会降低算法性能, 因此, 本文方法没有对原信号进行滤波处理。

1.3 非对称最小二乘谱减法

根据朗伯-比尔定律,吸光度 $A = \varepsilon(\lambda)cd$, 其中, $\varepsilon(A)$ 为消光系数, c 为物质浓度, d 为光在物质中走过的距离即光程。当产生运动伪迹时,吸光度变为 $S_1d_1 + S_2d_2$, 其中, S_1d_1 为运动伪迹部分, S_1, S_2 无量纲。由于加速度与光程 S_1 成正比例关系,因此使用加速度信号可以去除运动伪迹部分。频域处理常用方法为谱减法。当使用 Lomb-Scargle 周期图法获得原 PPG 压缩信号频谱时,由于频谱泄露效应,普通的谱减法会产生错误的谱峰,影响后续谱峰追踪算法准确度。通过使用非对称最小二乘谱减法^[5,14]来消除运动伪迹,可得到干净的 PPG 压缩信号频谱。PPG 频谱和加速度信号频谱分别用 $y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ 和 $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 来表示,2 个频谱相减表示为 $z = y - x$, 为消除 z 中的错误谱峰,最小化损失函数可表示为:

$$Q = \sum_i w_i z_i^2 + \lambda \sum_i (\Delta^2 z_i)^2 \quad (6)$$

其中, $z_i = y_i - x_i$, $\Delta^2 z_i = (z_i - z_{i-1}) - (z_{i-1} - z_{i-2}) = z_i - 2z_{i-1} + z_{i-2}$ 为信号的二阶差分, λ 为常数,用来平衡前 2 项,使优化后的信号在保持原有形状的条件下具有较好的平滑度, w_i 为惩罚项,其目的是在加速度谱峰值高于 PPG 谱峰值时,减弱相减后的谱峰值,同时减弱压缩采样信号频谱的未知谐波影响,设置如下:

$$w_i = \begin{cases} p, & z_i > \text{mean}(z) \\ 1 - p, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

为减少代数运算,将损失函数表示为:

$$Q = z^T W z + \lambda \|Dz\|^2 \quad (8)$$

其中, W 初始化为为主对角线元素都为 1 的单位矩阵, $Dz = \Delta^2 z$, 当 z 为 $N \times 1$ 维向量时, D 为:

$$D = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -2 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

最小化损失函数可以通过梯度下降算法求解,对于 z ,其梯度表达式如下:

$$\frac{\partial Q}{\partial z} = (W^T + W)z + 2\lambda D^T Dz \quad (10)$$

在进行谱减法时,分别对 X 轴、 Y 轴、 Z 轴进行谱减,得到 3 个不同方向的频谱值,由于每个轴的频谱具有较大相关性,且 X 轴含有的信息较多,因此下文只采用对 X 轴谱减的频谱值。

1.4 谱峰追踪

谱减法消除大部分错减谱峰和谐波成分,然后由谱峰追踪获得 HR 估计值。由于在 2 个连续的窗内 HR 接近且不会发生剧烈变化,因此当前窗将前一个窗的 HR 作为标准去搜索 HR 对应的谱峰位置。谱峰追踪主要分为初始化、谱峰选择和谱峰验证 3 个步骤,具体描述如下:

步骤 1 初始化。在初始化阶段,受试者需在前 2 个窗的时间内停止肢体活动,使信号中的运动伪迹最小,此时频谱中最高峰值点即为基准峰值位置。

步骤 2 谱峰选择。在高压压缩率下,压缩采样信号频谱的谐波成分会影响谱峰选择的准确性,在选择合适的谱峰位置之前需要确定搜索范围,减少高幅值谱峰的影响。根据正常人 HR 范围在 48 BPM ~ 180 BPM (对应的频率为 0.8 Hz ~ 3 Hz),初始搜索范围 R 设置为:

$$\left[0.8 \times \frac{fs}{N} \right] \leq R \leq \left[3 \times \frac{fs}{N} \right] \quad (11)$$

其中, fs 为信号的采样频率, N 为频域的采样点数。前一个窗的基准值为 N_{prev} , 在 R 内的谱峰搜索范围 R_1 为 $[N_{\text{prev}} - \Delta, N_{\text{prev}} + \Delta]$, Δ 设定为 20。为得到 HR 基波对应的谱峰位置,使用幅度阈值法在 R_1 内获得相应的谱峰位置 $N_1^i, i = 1, 2, \dots$, 阈值 $\mu = T_1 \cdot \max[\hat{z}]$, 其中, \hat{z} 为 z 在 R 范围内的频谱。谱峰选择分为以下 3 种情况:

1) 如果在 N_1^i 中有某一位置 N_1^j 峰值明显高于其他位置,那么选择其为当前窗的谱峰位置。

$$N_{\text{cur}} = N_1^j, N_1^j \cdot T_2 > N_1^i, j \neq i \quad (12)$$

2) 如果在 N_1^i 中有 2 个位置 N_1^k, N_1^g 的峰值明显高于其他位置,那么选择序号小的为当前窗的谱峰位置。

$$N_{\text{cur}} = N_1^k \Rightarrow N_1^k, N_1^g (k < g) \quad (13)$$

3) 如果不符合上述 2 种情况,那么选择与 N_{prev} 最近的作为当前窗的谱峰位置。

$$N_{\text{cur}} = \underset{N_1^i}{\text{argmin}} \{ |N_1^i - N_{\text{pre}}| \} \quad (14)$$

步骤 3 峰值验证。当运动伪迹成分较多或由于高压压缩率产生的谐波影响较大时,峰值选择阶段会检测到错误的谱峰位置,尤其在频谱失去 HR 基波对应成分时,与基准谱峰位置最近的值会过大或过小,此时对谱峰位置的验证非常必要。

为阻止 2 个连续窗的谱峰位置出现剧烈变化,设定阈值 ξ , 当 $|N_{\text{cur}} - N_{\text{pre}}| > \xi$ 时,将初始搜索的位置扩大,搜索 $R_2 = [2 \cdot N_{\text{prev}} - \Delta, 2 \cdot N_{\text{prev}} + \Delta]$ 和 $R_3 = [3 \cdot N_{\text{prev}} - \Delta, 3 \cdot N_{\text{prev}} + \Delta]$ 内符合幅度阈值 μ 的峰值位置 N_2^i 和 N_2^j , 为使 2 个窗间的变化量尽可能小,阈值一般选定为 4。谱峰选择与步骤 2 类似,但是不对第一种情况进行矫正。根据统计结果,75% 以上谱峰与 HR 谱峰位置相对应,当出现连续错选时,通过寻找最高谱峰矫正结果。当连续错选时,HR 会突然升高,此时通过平滑滤波器滤除部分奇异值。如果在寻找最近谱峰位置时距离相同,那么将基准值变更为前一个窗的谱峰位置,如果仍然相同那么继续寻找,以前 n 个窗的谱峰位置平均值为基准,直到不同为止。如果扩大搜索位置后, $|N_{\text{cur}} - N_{\text{pre}}| > \xi$ 存在,那么 $N_{\text{cur}} = N_{\text{prev}}$ 。

2 实验结果与分析

2.1 实验数据

本文使用 2015 IEEE Signal Processing Cup 的

PPG 数据集^[4], 此数据集包含 12 组数据, 其中每组数据均储存 1 路 ECG 信号、2 路 PPG 信号和 3 路加速度信号。ECG 信号使用胸部电极采集, PPG 信号使用绿光反射式传感器(波长 515 nm)从腕部采集, 加速度信号使用三轴加速度计从相同的腕部位置采集。ECG 信号被用来计算真实 HR, 其通过人工观察且没有使用任何算法。

信号采样频率均为 125 Hz, 受试者为 18 岁 ~ 35 岁成年健康男性, 所有受试者遵循以下规则: 以 1 km/h ~ 2 km/h 的速度跑 30 s, 6 km/h ~ 8 km/h 的速度跑 60 s, 以 12 km/h ~ 15 km/h 的速度跑 60 s, 再以 6 km/h ~ 8 km/h 的速度跑 60 s, 以 12 km/h ~ 15 km/h 的速度跑 60 s, 最后以 1 km/h ~ 2 km/h 的速度跑步 30 s。受试者被要求手拉衣服, 擦头上的汗, 按跑步机上的按钮, 同时自由摆动手臂。

2.2 实验参数设置

为与文献[9]结果进行比较, 设置窗宽为 8 s, 并以 2 s 为步长进行滑动, 然后在每一个窗内计算 HR。Lomb-Scargle 周期图使用 Python 下的 AstroPy 库计算, 其他参数设置均在 MATLAB 环境下得出。Lomb-Scargle 周期图频域采样点数 $N = 4\ 096$, 信号采样频率为 125 Hz, 此时频谱的分辨率为 $f_s/N = 124/4\ 096 \approx 0.031$ Hz, 通过 $N_{\text{cur}} \times 60 \times f_s/N$ 计算每一个窗内的 HR 值。非对称最小二乘谱减法参数设置为: 梯度下降步长为 0.006, 迭代次数为 10 次, 参数 Δ 、 T_1 、 T_2 、 ξ 分别设置为 20、0.25、0.6、4, 平滑滤波器阶数为 5。

2.3 性能评价指标

为评估算法性能, 本文选用以下性能指标:

1) 平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 用于反映估计值误差的实际情况, 计算公式为:

$$MAE = \frac{1}{N_w} \sum_{i=1}^{N_w} |BPM_{\text{est}}(i) - BPM_{\text{true}}(i)| \quad (15)$$

其中, N_w 为窗的总数, $BPM_{\text{est}}(i)$ 为第 i 个窗内的 HR 估计值, $BPM_{\text{true}}(i)$ 为第 i 个窗内的真实 HR 值。

2) 均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 能够较好地反映估计精度, 计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N_w} \sum_{i=1}^{N_w} (BPM_{\text{est}}(i) - BPM_{\text{true}}(i))^2} \quad (16)$$

3) Bland-Altman 图的一致性范围 (Limit of Agreement, LOA) 定义为 $[\mu - 1.96\sigma, \mu + 1.96\sigma]$, 其中, μ 为平均误差, σ 为标准差, 如果 95% 数据都在一致性范围内, 那么结果具有显著一致性。另外, 皮尔森相关系数 (Pearson Correlation Coefficient, PCC) 也被用来评判估计值和真实值的线性相关度。

2.4 结果分析

本文对数据集中 12 组数据分别在 1 倍、5 倍、

10 倍和 25 倍压缩率下进行心率估计, 表 1 列出在 25 倍压缩率下 12 组数据的 MAE。从表 1 可以看出, 在 25 倍压缩率下, MAE 值均较小, 与真实值平均偏差不大, 实现心率的较好估计。图 2 给出在 25 倍压缩率下第 9 组数据的心率估计值和真实心率值。可以看出, 估计的心率与真实值基本吻合。图 3 给出在不同压缩率心率下估计的 MAE, 可以看出, 随着压缩率的增加, HR 估计误差逐渐增大, 但是上升幅度较低, 因此算法具有较好的稳定性。

表 1 本文算法在 25 倍压缩率下的平均绝对误差

样本	平均绝对误差
1	1.96
2	1.89
3	1.42
4	1.48
5	1.22
6	1.25
7	1.16
8	1.33
9	0.99
10	4.18
11	1.34
12	1.57

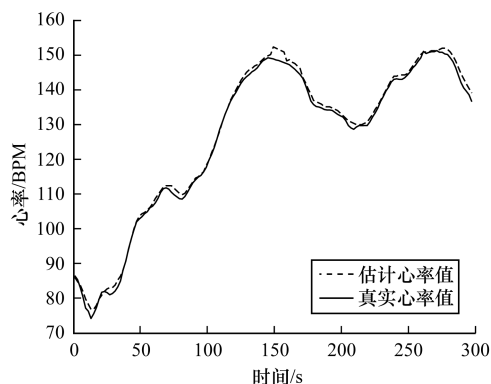


图 2 在 25 倍压缩率下第 9 组数据的心率值对比

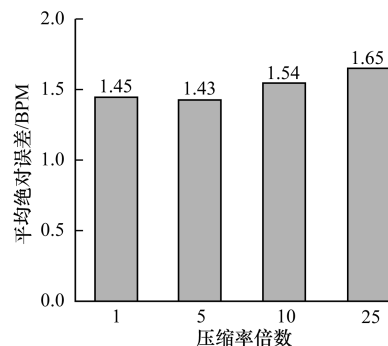


图 3 不同压缩率下本文方法的平均绝对误差

图 4 为在 25 倍压缩率下 12 组数据的 Bland-Altman 图, 其中 LOA 为 $[-5.38, 4.07]$, 且有 95% 以上的点在

一致性范围内。图 5 为真实 HR 和估计值的相关性估计,拟合直线为 $Y=0.993\ 4X+1.439\ 5$ ($R^2=0.990$),其中, Y 表示真实 HR, X 表示估计 HR,皮尔森系数为 0.992,直线拟合度 R^2 为 0.990。

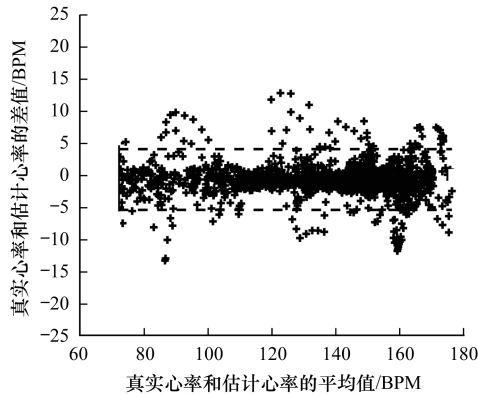


图 4 在 25 倍压缩率下 12 组数据的 Bland-Altman 图

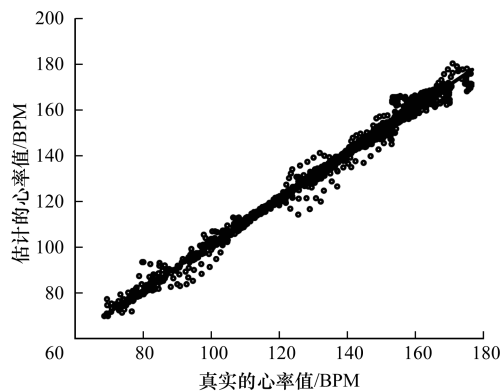


图 5 在 25 倍压缩率下 12 组数据的相关度估计

文献[9]使用量化压缩感知技术重构压缩采样信号,通过对时域的重构信号处理获得心率的估计值。表 2 比较了本文方法与文献[9]算法的性能,可以看出,文献[9]算法实现了在 2 倍压缩率下的 HR 估计,而本文算法可以在 25 倍压缩率下估计 HR,且平均绝对误差和均方根误差均低于文献[9]算法。因此,在压缩率较高时,本文心率估计性能优于文献[9]算法。

表 2 2 种算法平均绝对误差与均方根误差的对比

算法	CR	MAE	RMSE	皮尔森相关系数
文献[9]算法	2	2.59	3.63	0.989 9
本文算法	25	1.65	2.50	0.992 0

TROIKA 算法在奈奎斯特采样下从脉搏信号中获取心率值。为验证本文算法的实用性,表 3 对比了本文算法在不同压缩率下与 TROIKA 算法的平均绝对误差。从表 3 可以看出,本文算法在 5 倍、10 倍和 25 倍压缩率下的结果均优于 TROIKA 算法,随着压缩率的降低,心率估计的准确性大部分都在增加且变化幅度不大,因此,本文算法具有较高的准确性。

表 3 本文算法在不同压缩率下与 TROIKA 算法的 MAE

样本	本文算法			TROIKA 算法
	5 倍压缩率	10 倍压缩率	25 倍压缩率	
1	1.33	1.45	1.96	2.29
2	1.48	1.42	1.90	2.19
3	1.27	1.41	1.42	2.00
4	1.31	1.32	1.48	2.15
5	1.15	1.17	1.22	2.01
6	1.27	1.44	1.25	2.76
7	1.22	1.30	1.15	1.67
8	1.16	1.26	1.33	1.93
9	1.09	1.10	0.99	1.86
10	3.55	3.94	4.18	4.70
11	1.01	1.18	1.34	1.72
12	1.35	1.49	1.58	2.84
平均值	1.43	1.54	1.65	2.34

当在 PPG 检测设备中加入速度传感器时,会在一定程度上增加功耗,但目前三轴加速度在 100 Hz 的输出频率下功耗为 $6\ \mu\text{W}^{[15]}$,对设备的整体功耗影响较小。在进行心率估计时谐波干扰是算法性能下降的主要原因,同时在含有 HR 的基波成分丢失时,Lomb-Scargle 周期图频谱的峰值位置会发生偏移,且峰值幅值会相对减小,通过扩大频谱搜索范围在一定程度上能够减轻上述问题,但是会被假谐波干扰,因此需要通过提高 Lomb-Scargle 频谱准确率来检测 HR。

3 结束语

本文提出一种基于压缩采样信号的抗运动干扰心率提取算法。从压缩采样 PPG 信号中获取频谱,然后构造谱峰追踪算法,进而从信号频谱中获得心率估计值。实验结果表明,在 25 倍压缩率下,本文算法心率估计平均误差和均方根误差分别为 1.65 和 2.50,与真实值的皮尔森相关系数为 0.992,能够实现高压压缩率及强运动伪迹干扰下的心率估计。

参考文献

- [1] 陈伟伟,高润霖,刘力生,等.《中国心血管病报告 2016》概要[J]. 中国循环杂志,2017,32(6):521-530.
- [2] KRUSE W. Early readmission of elderly patients with congestive heart failure[J]. Journal of the American Geriatrics Society,1991,39(10):1045-1046.
- [3] 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.
- [4] ZHANG Z L, Pi Z Y, LIU B Y. TROIKA: a general framework for heart rate monitoring using wrist-type photoplethysmographic signals during intensive physical exercise [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering,2015,62(2):522-531.

(下转第 310 页)

参考文献

- [1] 武建,高峰,朱庆利. 大数据技术在我国水利信息化中的应用及前景展望[J]. 中国水利,2015(17):45-48.
- [2] ZHONG Y, ZHANG L, XING S, et al. The big data processing algorithm for water environment monitoring of the three gorges reservoir area[EB/OL]. [2018-06-20]. <https://www.hindawi.com/journals/aaa/2014/698632/>.
- [3] PATRICIAN P A. Multiple imputation for missing data[J]. Research in Nursing and Health,2002,25(1):76-84.
- [4] 蒋晨阳,张云飞,李鑫. 基于时空相关性的连续缺失值填补算法[J]. 计算机与现代化,2016(9):6-9.
- [5] 潘立强,李建中. 传感器网络中一种基于多元回归模型的缺失值估计算法[J]. 计算机研究与发展,2009,46(12):2101-2110.
- [6] YI X W, ZHANG J B, LI T R, et al. ST-MVL: filling missing values in geo-sensory time series data[EB/OL]. [2018-06-20]. <http://pdfs.semanticscholar.org/0c41/3d8af5e31ae3f210b509087148c7abd58dbf.pdf>.
- [7] XU S, HU C, WANG L, et al. Support vector machines based on k nearest neighbor algorithm for outlier detection in WSNs[C]//Proceedings of International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2012.
- [8] HUANG J, SUN H. Grey relational analysis based k nearest neighbor missing data imputation for software quality datasets[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Software Quality, Reliability and Security. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2016.
- [9] ZHAO L, GUO Z. Face recognition method based on adaptively weighted block-two dimensional principal component analysis [C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Computational Intelligence, Communication Systems and Networks. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2011:22-25.
- [10] OEHMCKE S, ZIELINSKI O, KRAMER O. kNN ensembles with penalized DTW for multivariate time series imputation[C]//Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2016:2774-2781.
- [11] SCHMIDHUBER J. Deep learning in neural networks: an overview[J]. Neural Networks, 2015, 61:85-117.
- [12] 陈海燕,杜婧涵,张魏宇. 基于深度降噪自编码网络的监测数据修复方法[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(2):435-440.
- [13] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014, 3:2672-2680.
- [14] SCHLEGL T, SEEBÖCK P, WALDSTEIN S M, et al. Unsupervised anomaly detection with generative adversarial networks to guide marker discovery [C]//Proceedings of International Conference on Information Processing in Medical Imaging. Berlin, Germany: Springer, 2017:146-157.
- [15] MAKHZANI A, SHLENS J, JAITLY N, et al. Adversarial autoencoders[EB/OL]. [2018-06-20]. <https://arxiv.org/abs/1511.05644>.
- [16] CHEN X B, CAI Y F, YE Q L, et al. Graph regularized local self-representation for missing value imputation with applications to on-road traffic sensor data [J]. Neurocomputing, 2018, 303:47-59.

编辑 赵 辉

(上接第 306 页)

- [5] SUN B, ZHANG Z L. Photoplethysmography-based heart rate monitoring using asymmetric least squares spectrum subtraction and Bayesian decision theory[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(12):7161-7168.
- [6] ZHENG Y L, DING X R, POON C C Y, et al. Unobtrusive sensing and wearable devices for health informatics [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2014, 61(5):1538-1554.
- [7] BAHETI P K, GARUDADRI H. An ultra low power pulse oximeter sensor based on compressed sensing [C]//Proceedings of the 6th International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2009:144-148.
- [8] CANDÈ E J, WAKIN M B. An introduction to compressive sampling [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2):21-30.
- [9] LIU B Y, ZHANG Z L. Quantized compressive sensing for low-power data compression and wireless telemonitoring[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(23):8206-8213.
- [10] PAMULA V R, VERHELST M, HOOFF C V, et al. A novel feature extraction algorithm for on the sensor node processing of compressive sampled photoplethysmography signals [EB/OL]. [2018-01-02]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7370396?arnumber=7370396>.
- [11] 闫鹏,王阿川. 基于压缩感知的 CoSaMP 算法自适应改进[J]. 计算机工程, 2013, 39(6):28-33.
- [12] 张爱华,欧继青,丑永新,等. 基于压缩感知的脉搏信号重构方法研究[J]. 中国医疗器械杂志, 2016, 40(1):5-9.
- [13] PAMULA V R, VALEROSARMIENTO J M, YAN L, et al. A 172 μ W compressively sampled photoplethysmographic readout ASIC with heart rate estimation directly from compressively sampled data[J]. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 2017, 11(3):487-496.
- [14] EILERS P H C. A perfect smoother[J]. Analytical Chemistry, 2003, 75(14):3631-3636.
- [15] WU T Y, WU F, REDOUTÉ J M, et al. An autonomous wireless body area network implementation towards IoT connected healthcare applications [J]. IEEE Access, 2017, 5:11413-11422.

编辑 赵 辉