

基于静态阈值的无线体域网压缩感知心电降噪重构*

李兆元 方勇 于宗峰

(上海大学通信与信息工程学院 上海 200444)

摘要: 心电监测作为无线体域网的一种重要应用,对心电信号重构精度要求较高,并且无线体域网中存在低功耗问题。现有的心电信号压缩感知重构算法虽然降低了功耗,但并未充分利用心电信号频域特性,造成重构精度不高。提出了一种基于静态阈值的无线体域网压缩感知心电降噪重构方法。该方法利用压缩感知理论,在传感器节点利用固定矩阵对心电信号进行观测,观测值被发送至汇聚节点后,再利用基于静态阈值的重构算法对心电信号进行降噪重构。仿真结果表明,该方法具有信号重构精度高、速度快和降噪性能好的优点。

关键词: 无线体域网;心电信号;压缩感知;降噪

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Thresholding-based ECG denoising and reconstruction for wireless body area network using compressed sensing

Li Zhaoyuan Fang Yong Yu Zongze

(School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200444, China)

Abstract: ECG monitoring has high requirement on reconstruction accuracy for ECG signal, and is an important application of WBAN where existing problem of low power consumption. Although power consumption is reduced by current ECG reconstruction algorithm, but frequency domain characteristics of ECG signal are not fully utilized. In this paper, a method of ECG denoising and reconstruction for wireless body area network using compressed sensing based on thresholding is proposed. Based on CS theory, ECG signal is sampled in sensor node using a fixed measurement matrix, then it is denoised and reconstructed in sink node using a fast reconstruction algorithm based on thresholding after transmitted to sink node. Simulation result shows that this method has advantages such as high reconstruction accuracy, fast reconstruction and high performance of denoising.

Keywords: WBAN; ECG signal; compressed sensing(CS); denoising

1 引言

心血管疾病是一种严重威胁人类,特别是50岁以上中老年人健康的常见病,具有高患病率、高致残率和高死亡率的特点。由于心血管疾病具有偶发性和突发性,因此如何对患病人群在日常生活进行实时动态的心电(electrocardiogram, ECG)监测,早期发现和预防是目前面临的主要问题。无线体域网(wireless body area networks, WBAN)是解决该问题的较好方案。无线体域网是一种以人体为中心的短距离无线网络^[1],由布于身体上的传感器节点、便携式移动设备(汇聚节点)以及远程控制节点构成。其中传感器节点负责采集生理数据信息,并将采集到的数据由汇聚节点通过互联网等方式传输到远程控制节点。由

于节点空间较小电池容量有限,且部分传感器节点置于人体体内不易更换电池等原因,要求传感器节点具有极低的功耗。已有研究表明,通信模块的功耗占整个传感器节点的总能耗的90%左右^[2-3],因此如何降低数据传输功耗是无线体域网面临的主要问题之一。

近年来出现的压缩感知理论^[4]较好地解决了该问题。压缩感知通过欠采样技术,可以在远小于奈奎斯特采样定律的采样数据中高概率甚至完全重构信号。Mamaghanian等人^[5]利用Shimmer无线体域网硬件平台对基于小波变换和压缩感知的ECG压缩性能进行对比,发现虽然基于压缩感知的ECG压缩性能稍差,但其功耗较小,适合实时性要求较高的无线体域网。其不足在于未使用ECG稀疏变换的情况下,直接使用基追踪去噪重构算法,由于没有很好

收稿日期:2016-03

* 基金项目:上海市科委国际合作项目(13510721100)、国家自然科学基金(61271213)资助项目

利用 ECG 在变换域的稀疏性,重构效果不够理想。Ravelomanantsoa 等人^[6]在压缩感知框架下利用 ECG 信号的低频特性,提出了一种基于离散余弦变换的重构算法,该算法和其他重构算法相比更加快速、简单,但其并未充分考虑 ECG 信号的噪声特性,导致重构精度不高。

心电信号是微弱低频人体生理电信号,通过安装在皮肤表面的电极来获取。正常心电信号的幅值范围在 $10\text{ V}\sim 4\text{ mV}$,频率范围在 $0.05\sim 100\text{ Hz}$,而 90% 的 ECG 频谱能量集中在 $0.25\sim 35\text{ Hz}$ 。由于人体是一个复杂的生命系统,存在工频干扰(中国 50 Hz /美国 60 Hz)及基线漂移等其他生理电信号的干扰,噪声可能会影响到医生的临床诊断。目前的降噪方法分为模拟滤波方法和数字滤波方法。其中模拟滤波方法分别采用带阻滤波器和高通滤波器滤除工频干扰和基线漂移,但由于电路复杂并且很难将高通滤波器的过渡带做得十分陡峭等原因,模拟方法往往不太容易获得很好的特性。数字滤波方法包括滑动平均滤波、插值拟合法、简单整系数滤波法、小波变换法等,具有可靠性高等优点,但其需要占用额外的存储和运算资源,因此并不适用于无线体域网的便携设备^[7]。

针对以上问题,为有效提高 ECG 信号重构精度,本文在借鉴已有工作的基础上,结合压缩感知和 ECG 噪声特性,提出了一种基于静态阈值的无线体域网压缩感知心电降噪重构方法,该方法在传感器节点利用固定测量矩阵对 ECG 进行压缩,观测值发送至汇聚节点后利用快速重构算法对 ECG 进行重构和降噪。通过 MIT-BIH 心律失常数据库中的真实人体 ECG 数据验证了该方法的有效性。

2 心电信号稀疏性和压缩感知

2.1 心电信号频域稀疏性

对心电信号频域分析可知,心电信号在频域是稀疏的,利用这一特性即可对心电信号进行压缩。

如图 1 所示,通过对心电信号的频域进行分析,可知其具有稀疏性,并且集中在低频部分。其中稀疏性表示信号在稀疏域上大多数系数的能量较小,用稀疏度来衡量。稀疏度表示信号在稀疏域上非零元素所占的比例,稀疏度越低稀疏性越强。

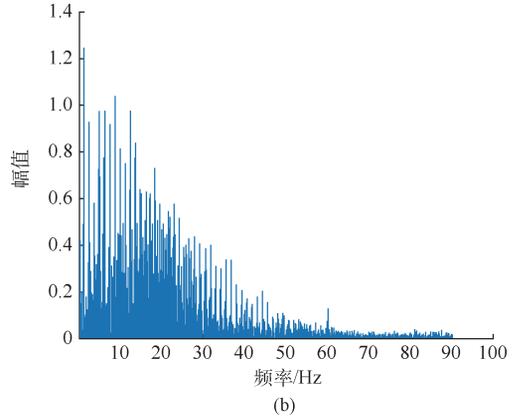
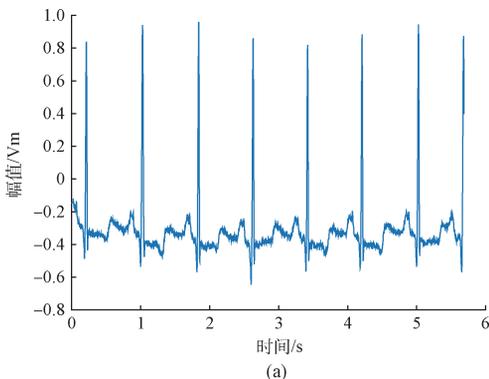


图 1 (a) ECG 信号时域波形; (b) ECG 信号频谱图

2.2 心电信号压缩感知

考虑到心电信号在频域的稀疏性,若利用小波变换^[8]等传统的信号压缩方法先采样后压缩,将会造成极大的资源浪费。利用压缩感知技术可以使用低于奈奎斯特定律的速率采样,同时实现采样和压缩^[9]。

信号具有稀疏性是利用压缩感知实现信号压缩的前提之一。设信号 $x \in R^N$ 在 Ψ 域是 K 稀疏的,则 x 可以表示为:

$$x = \Psi a \quad (1)$$

式中: $\Psi = [\psi_1 | \psi_2 | \dots | \psi_N]$ 是 $N \times N$ 的变换矩阵, $\{\psi_i\}_{i=1}^N$ 是 R^N 的一组基向量,并且变换向量 a 中最多有 K 个非零或重要元素,因此余下的 $(N-K)$ 个元素可以被舍弃并且不会产生明显的损失。本文中变换矩阵为 $N \times N$ 的快速傅里叶逆变换 (IFFT) 矩阵 Ψ_{IFFT} , 并且变换向量 a 表示信号 x 的快速傅里叶变换 (FFT)。

针对 K 稀疏信号 $x \in R^N$, 压缩感知通过使用矩阵 $\Phi \in R^{M \times N}$ 与其相乘实现信号的压缩,得到测量向量 $y \in R^M$, 其中 Φ 被称为测量矩阵,并且 $K < M < N$ 。由于信号 x 在 Ψ 域具有稀疏表示,因此 y 可以表示为:

$$y = \Phi x = \Theta a \quad (2)$$

式中: $\Theta \in R^{M \times N} = \Phi \Psi$ 为信息算子,式(2)可理解为利用信息算子 Θ 将稀疏信号 a 压缩为 y 。

3 心电信号频域特性分析

心电信号压缩技术并不限于压缩算法,还包括信号采样、噪声消除、数据量化等技术。下面从噪声消除方面研究心电信号压缩方法。

3.1 噪声频域分布

人体的心电信号比较微弱,为毫伏级,信噪比较低,极易受环境影响。在动态心电图的记录过程中,由于病人可以自由活动、工作或休息,可能处于各种状态,因此心电信号的质量要比常规心电图差得多,这对信号分析结果的准确性有很大影响。

因此如何抑制噪声影响是对 ECG 处理首要解决的问题。如表 1 所示,由体表电极检测到的 ECG 信号会受到 7 种不同类型的干扰:工频干扰、基线漂移、电极接触噪声、电极极化噪声、肌电干扰、放大电路内部噪声和运动干扰。其中工频干扰和基线漂移是两个最重要的干扰源,并且由呼吸引起的基线漂移最严重,它的频率一般在 0.15~0.3 Hz。

表 1 各类噪声典型特征

噪声种类	频率	幅度	持续时间
工频干扰	50/60 Hz	ECG 峰峰值或更大	—
基线漂移	<0.7 Hz	ECG 峰峰值的 15%	—
电极接触噪声	60 Hz	—	1 s
电极极化噪声	—	—	—
肌电干扰	100 Hz	ECG 峰峰值的 10%	50 ms
放大电流内部噪声	—	—	—
运动干扰	—	ECG 峰峰值的 500%	100~500 ms

3.2 静态阈值方法

稀疏控制是通过改变阈值进而对稀疏域进行选择实现的。改变阈值可以改变信号稀疏度,因为利用阈值可以选择只对稀疏域上需要用到的信号进行处理^[10]。

阈值技术包括静态阈值和动态阈值,其中静态阈值中样本值与预定义的固定阈值进行比较,从而确定是否对其进行处理,而动态阈值中与样本值进行比较的是信号的局部平均值^[11]。在时域中,可以通过动态阈值方法控制信号的稀疏度,但是这种方法引入了额外的运算量,会导致运算时间和功耗的增加。

本文在频域中使用静态阈值方法。从上文可知,在频域中低频部分包含了大部分的心电信号信息,高频部分可以被舍弃并且不会产生明显的损失,所以可以通过只处理预定义阈值内的频率成分实现静态阈值处理。

4 基于静态阈值的压缩感知心电降噪重构

心电信号具有频域稀疏性,因此可以使用压缩感知技术对其进行处理。心电信号能量主要集中在低频范围内,因此在压缩感知的信号重构过程中,通过静态阈值方法选择重构信号频谱,不但能够提高重构效率,而且可以实现噪声消除。

4.1 整体设计

无线体域网主要包括数据采集、数据传输和数据处理 3 部分,如图 2 所示。数据采集部分主要利用观测矩阵对心电信号进行欠采样得到观测值。数据传输部分主要包含无线数据传输网络,将数据采集部分得到的观测值传输至汇聚节点。数据处理部分主要完成基于压缩感知方法的 ECG 降噪和重构,为医护人员提供用于分析和诊断的心电信号^[12]。

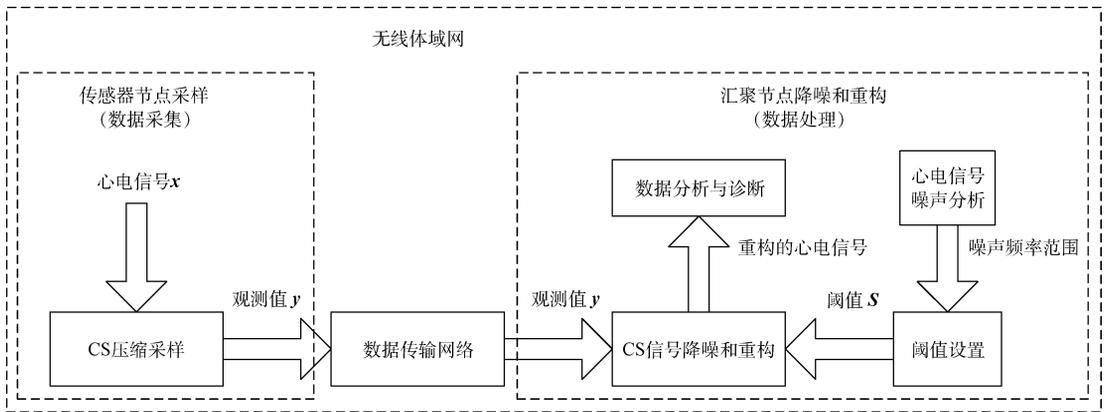


图 2 基于静态阈值的压缩感知心电降噪重构原理

4.2 测量矩阵设计

测量矩阵 Φ 为的矩阵,用于信号的压缩采样,并且通过与原始信号 x 相乘得到测量向量 y 实现信号的压缩。测量矩阵可以是确定的,也可以是随机的。在满足等距约束性的前提下使用确定的测量矩阵,不但能够降低硬件的存储空间,并且可以降低采样计算成本^[6]。本文使用文献^[6]提出的确定的测量矩阵,具体形式如下:

$$\Phi_0 = \begin{bmatrix} \overbrace{[1 \cdots 1]}^m & & & \\ & \overbrace{[1 \cdots 1]}^m & & \\ & & \ddots & \\ & & & \overbrace{[1 \cdots 1]}^m \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中:矩阵对角线每一块都是相同的,并且 $m = N/M$ 。

4.3 重构算法设计

接收端获取测量向量 y 后从中提取原始信号 x , 这个过程称为信号重构。重构算法的优劣会直接影响到重构信号的精度、重构过程的复杂度和稳定性, 因此设计合适的重构算法至关重要。在 FFT、DCT 和 DWT 这 3 种常用的稀疏基中, 由于 FFT 系数更适合频域分析, 因此选用 IFFT 矩阵作为重构所用稀疏字典。

由上文可知, 心电信号频率主要集中在低频范围内。通过测量矩阵 Φ_0 与稀疏字典 Ψ_{IFFT} 相乘得到信息算子 Θ , 可以发现 Θ 与 Ψ 结构相同。矩阵 Θ 的第 1 列 θ_1 表示直流分量, 第 2 列 θ_2 和最后一列 θ_N 表示最低频分量, 余下的 $\theta_i (i \in 3, \dots, N-1)$ 表示更高频的分量, 并且越靠近中间列频率越高。为了消除基线漂移和工频干扰等噪声, 需要从矩阵 Θ 中选择合适的向量 θ 进行重构, 其效果与带通滤波器类似。

为实现这一目标, 本文选择静态阈值方法, 具体做法为设置一个阈值 $S < N/2$, 选择矩阵 Θ 中 $2 \times S$ 个列向量 θ_i 组成新的矩阵 $[\theta_{k_1} | \dots | \theta_{k_s} | \theta_{k_{s+1}} | \dots | \theta_{k_{2s}}] \in R^{M \times M}$, 其中 $M = 2 \times S$ 表示测量矩阵的行数。然后利用此矩阵求解式(2)得到向量 a_0 , 进一步处理后得到稀疏向量 \tilde{a} , 最后带入式(1)得到重构信号 \tilde{x} 。

重构算法步骤如下:

输入: 观测值 y , 测量矩阵 Φ_0 , IFFT 矩阵 Ψ_{IFFT} ;

输出: x 的估计值 \tilde{x} ;

$\Theta \in R^{M \times N} = \Phi_0 \times \Psi_{\text{IFFT}} = [\theta_1 | \theta_2 | \dots | \theta_N]$;

$\Theta_0 \in R^{M \times M} = \overbrace{[\theta_{k_1} | \dots | \theta_{k_s}]} \overbrace{[\theta_{k_{s+1}} | \dots | \theta_{k_{2s}}]}$;

由最小二乘得到:

$a_0 = \arg \min \|y - \Theta_0 a\|_2 = [a_1 | a_2 | \dots | a_M]$;

$\tilde{a} \in R^{1 \times N} = [a_1 | \dots | a_{\#} | 0 \dots 0 | a_{\#+1} | \dots | a_M]$

$\tilde{x} = \Theta \tilde{a}$

5 实验与分析

实验中所用的心电数据来自于美国麻省理工学院提供的 MIT-BIH 心律失常数据库 (MIT-BIH arrhythmia database, MIT-BIH ADB)。本实验使用 MLII 导联数据, 该数据采样频率为 360 Hz, 信号增益为 200 ADCunits/mV, ADC 零值为 1 024。

5.1 重构性能分析

本文使用信噪比 (signal to noise ratio, SNR) 来衡量 ECG 信号的重构误差, SNR 越大, 重构误差越小。如下式:

$$\text{SNR} = 20 \log_{10} \frac{\|x\|_2^2}{\|x - \tilde{x}\|_2^2} \quad (4)$$

式中: x 表示原始信号, \tilde{x} 表示重构信号。使用压缩率 (compress rate, CR) 来衡量 ECG 信号的压缩度, CR 越大, 信号压缩率越高。如式(5)所示。

$$\text{CR} = \frac{N - M}{N} \times 100\% \quad (5)$$

式中: N 表示原始信号 x 的长度, M 表示压缩信号 y 的长度^[13]。

目前, 基于压缩感知的常用重构算法有 OMP^[14] 等算法。本文为了验证算法的重构精度, 与 OMP、BSBL 边界优化 (BSBL-BO) 算法^[15] 作对比, 如图 3 所示。随机选取 MIT-BIH ADB 中记录号为 100 的 ECG 信号进行测试, 选取信号长度 N 为 2 048, 观察不同压缩率 CR 时的重构 SNR 变化情况。当 CR 在 50%~87.5% 时, 本文方法的 SNR 比 BSBL-BO 方法高出 10~25 dB, 比 OMP 方法高出 2~21 dB。可以看出对于 ECG 信号, 本文方法具有更高的重构精度。

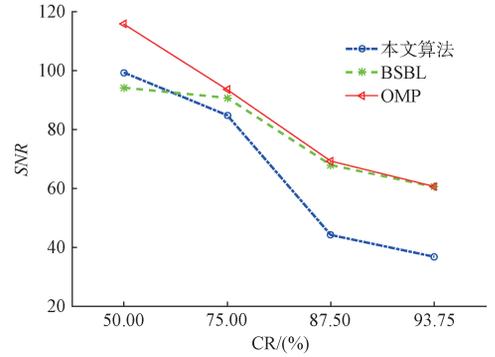


图3 不同 CR 时重构信号 SNR

图 4 为不同压缩率 CR 时的重构时间变化情况, 其中每种算法均运行 100 次后取平均值。当 CR 在 50%~87.5% 时, 本文方法的重构时间比 BSBL-BO 方法降低 0.4~3 s, 比 OMP 方法降低 10~28 s。OMP 算法每次迭代都要选择与信息算子 Θ 最相关的索引, 因此重构速度非常慢。与此不同, 本文重构方法使用静态阈值方法, 直接从矩阵 Θ 中选择个向量组成新的矩阵用于重构, 大大降低了重构时间。

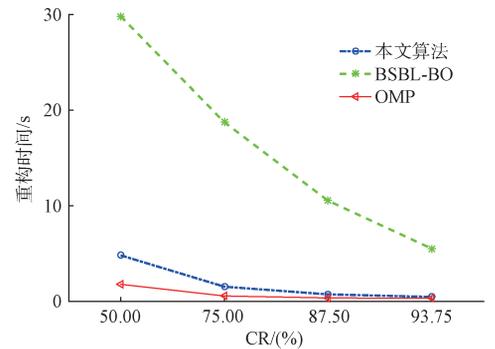


图4 不同 CR 时 ECG 信号平均重构时间

5.2 降噪性能分析

首先验证本文方法消除基线漂移的效果。图 5(a) 为

没有严重基线漂移的 100 号 ECG 信号,图 5(b)表示采用本文方法后的信号波形,结果表明噪声小的 ECG 信号在经过处理后的变化很小。

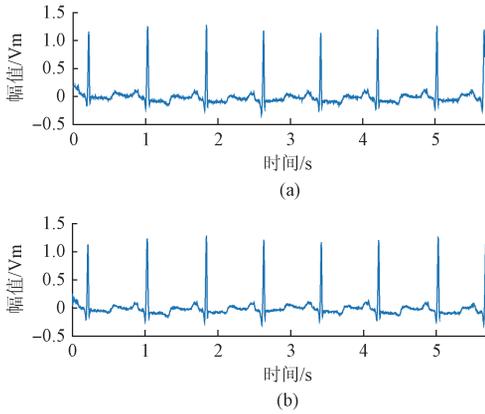


图 5 (a)原始 100 号 ECG 信号波形;
(b)降噪处理后的 100 号信号波形

相较于上述信号,选取有严重基线漂移的 222 号 ECG 信号进行分析,取信号长度 N 为 2 048。图 6(a)为原始心电图信号,可以看出信号含有明显的基线漂移噪声,信号整体波形呈时起时跌趋势。从图 6(b)中经过处理后的结果可以看出,本文方法已较好地矫正了基线漂移,信号恢复正常平稳曲线,保留了心电图信号原有特征形态。

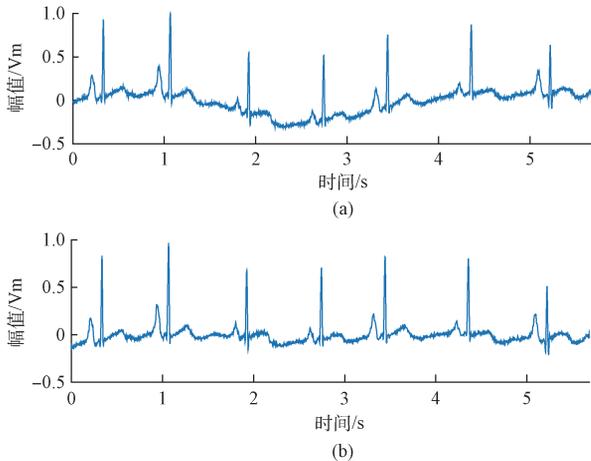


图 6 (a)原始 222 号 ECG 信号波形;
(b)降噪处理后的 222 号信号波形

接下来验证本文方法消除工频干扰的效果。本文使用 MIT-BIH ADB 数据库,存在 60 Hz 工频干扰。图 7(a)为原始的 114 号 ECG 信号频谱,在 60 Hz 处存在较大的工频干扰。经过降噪处理后的信号频谱如图 7(b)所示,可以看出降噪后的频谱中工频干扰已经消除,本文方法对消除工频及倍频干扰具有很好的效果。

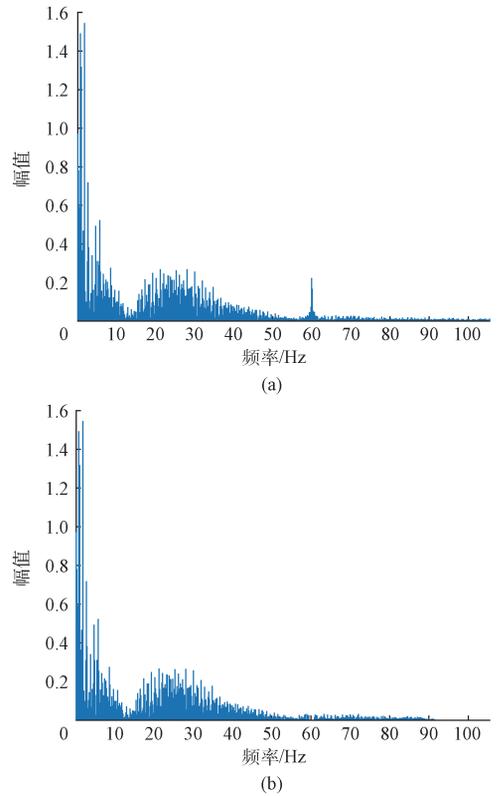


图 7 (a)原始 114 号 ECG 信号频谱;
(b)降噪处理后的 144 号信号频谱

6 结 论

本文提出了一种基于静态阈值的无线体域网压缩感知心电图降噪重构方法。利用 ECG 信号频域稀疏性,结合噪声信号频域分布,实现 ECG 信号的降噪重构。观测矩阵选用固定矩阵,有利于节省节点的存储空间。ECG 信号重构选用基于静态阈值的快速重构方法,使用 FFT 稀疏基并充分利用 ECG 信号频谱特性,提高了重构精度和速度,并且同时消除了基线漂移和工频干扰。下一步将设计更适合 ECG 信号的重构方法,进一步提高 ECG 信号重构效果。

参 考 文 献

- [1] IEEE Computer Society. IEEE standard for Local and metropolitan area networks-Part 15. 6: Wireless body area networks[S]. 2012.
- [2] MOVASSAGHI S, ABOLHASNAN M, LIPMAN J, et al. Wireless body area networks: A survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2014, 16(3): 1658-1686.
- [3] CAVALLARRI R, MARTELLI F, ROSINI R, et al. A survey on wireless body area networks:

- technologies and design challenges [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2014, 16(3): 1635-1657.
- [4] 罗堪,李建清,王志刚,等. 心电压缩感知恢复先验块稀疏贝叶斯学习算法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(8):1883-1889.
- [5] MAMAGHANIAN H, KHALED N, ATIENZA D, et al. Compressed sending for real-time energy-efficient ECG compression on wireless body sensor nodes [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011, 58(9): 2456-2466.
- [6] RAVELOMANANTSOA A, RABAH H, ROUANE A. Compressed SEnsing: A simple deterministic measurement matrix and a fast recovery algorithm[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(12): 3405-3413.
- [7] 胡瑜,陈涛. 抑制心电中工频干扰的数字滤波方法[J]. 电子测量技术, 2012, 34(8): 22-26.
- [8] KU C T, HUNG K C, WU T C, et al. Wavelet-based ECG data compression system with linear quality control scheme [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2010, 57(6): 1399-1409.
- [9] ZHANG Z L, JUNG T P, MAKEIG S, et al. Compressed sensing for energy-efficient wireless telemonitoring of noninvasive fetal ECG Via block sparse bayesian learning[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2013, 60(2): 300-309.
- [10] 蒋薇薇,鲁昌华,张玉钧,等. 基于提升小波改进阈值的光谱信号去噪研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(12): 1363-1368.
- [11] DIXONA M R, ALLSTOTE G, GANGOPADHYAY D, et al. Compressed sensing system considerations for ECG and EMG wireless biosensors [J]. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 2012, 6(2): 156-166.
- [12] 彭向东,张华,刘继忠. 基于过完备字典的体域网压缩感知心电重构[J]. 自动化学报, 2014, 40(7): 1421-1432.
- [13] CRAVEN D, MCGINLEY B, KILMARTIN L, et al. Compressed sensing for bioelectric signals: A review[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2015, 19(2): 529-540.
- [14] NIU M, SALARI S, KIM I M, et al. Recovery probability analysis for sparse signals Via OMP[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2015, 51(4): 3475-3480.
- [15] ZHANG Z L, RAO B D. Extension of SBL algorithms for the recovery of block sparse signals with intra-block correlation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(8): 2009-2015.

作者简介

李兆元, 硕士研究生, 主要研究方向为无线体域网压缩技术和拓扑结构等。

方勇, 工学博士, 教授, 主要研究方向为通信信号处理、盲信号处理和智能信息系统等。

E-mail: yfang@staff.shu.edu.cn

于宗泽, 硕士研究生, 主要研究方向为无线体域网人体动作识别等。