

# 一种面向体域网的 ECG 信号小波阈值去噪法

刘毅 宋余庆 刘哲 徐力彬 包翔

(江苏大学计算机科学与通信工程学院 镇江 212013)

**摘要** ECG 信号的处理在体域网环境下面临资源受限、随机噪声多等问题,这对 ECG 信号的去噪方法提出了更高的要求。在提升小波变换的基础上,提出了一种新的基于双阈值函数的 ECG 信号去噪法。利用该双阈值函数对提升小波分解后的 ECG 细节信号进行处理,可以更加精确地将噪声信号从原始信号中分离出去。仿真实验表明,本算法在一定程度上克服了软、硬阈值去噪法的缺陷,获得了更好的去噪性能,去噪速度快,设计简单灵活,为计算资源受限的体域网等环境下的 ECG 信号的下一步处理奠定了基础。

**关键词** 体域网,提升小波,去噪,心电图,双阈值函数

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.11.034

## Wavelet Threshold De-noising Method Oriented to Body Area Networks

LIU Yi SONG Yu-qing LIU Zhe XU Li-bing BAO Xiang

(School of Computer Science and Telecommunication Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

**Abstract** ECG signal processing in body area network environment is faced with many problems, including limited resources and random noise. So it is essential to propose a better algorithm which is used for ECG signal de-noising. On the basis of lifting wavelet transform, we proposed a new de-noising method of ECG signal based on dual-threshold function. With this dual-threshold function processing the detail ECG signal decomposed by lifting wavelet, more accurate noise signal will be separated from the original signal. Simulation results show that the proposed de-noising algorithm overcomes the disadvantages of both soft and hard threshold methods to some degree, and obtains better de-noising performance. The de-noising speed is fast and the design of program is flexible and simple. The algorithm lays the foundation of the further processing of the ECG signal in some restricted environments such as body area networks.

**Keywords** Body area networks, Lifting wavelet, De-noise, Electrocardiography, Dual-threshold function

无线体域网<sup>[1]</sup> (Body Area Networks, WBAN) 是一种基于无线传感器网络的新技术,利用安置于人体上或植入人体内的生理信息采集传感器共同形成的一个无线网络。无线体域网技术可以实现对人体生理参数的实时采集、分析,从而对疾病预警,同时可以将采集到的重要生理信息通过无线技术发送至服务器保存以供后续的诊断治疗。无线体域网技术在医疗保健、体育训练等各个领域有着广阔的应用前景。

心电图 (Electrocardiography, ECG) 实时信号检测是体域网技术在医疗健康领域的一个重要应用。采用基于体域网技术的 ECG 信号检测方法,通过无线传感器实时采集人体的心电参数,并实时分析或者传送给医生进行在线分析和诊断,这克服了传统 ECG 检测方法记录时间短、记录数据少、不易发现偶发性问题、不能 24 小时实时监控等缺点,它具有记录时间长、记录数据全、灵活方便、实时性等优点。因此该方法是目前的研究热点之一。

与传统的 ECG 检测相比,体域网中的 ECG 信号采集传

感器处于一个开放的环境,由此带来了相对于传统的 ECG 检测更多的随机噪声,加上传统 ECG 信号采集具有的工频干扰、电极接触噪声、肌电干扰、基线漂移等,会引起心电信号的畸变,干扰后续 ECG 信号的分析。另外,体域网处于一个计算资源、能量资源都受限的环境,去噪效果不好必然对后续的心电信号的处理、分析带来更大的计算量,因此体域网中的 ECG 信号处理与分析对算法的时间复杂度和空间复杂度都提出了更高的要求。

为了去除 ECG 信号中的噪声,多年来国内外学者进行了大量研究<sup>[2-6]</sup>。其中小波变换作为一种时频分析方法,尤其适合 ECG 这种非平稳信号的处理,但是传统的小波变换在实时性、适应性方面还存在着不足。提升小波具有运算速度快、不需要额外内存、编程简单等优点,吸引了很多学者对此进行研究<sup>[4,7]</sup>,但是这些方法都存在一些固有的缺陷,并不能满足体域网环境下低能量消耗、高精度的要求。本文针对体域网环境的特点,在研究小波阈值去噪法 ECG 信号去噪原理和方法

到稿日期:2014-05-04 返修日期:2014-07-03 本文受江苏省普通高校研究生科研创新计划(CXZZ11\_0575),高等学校博士学科点专项科研基金资助课题(20113227110010),江苏省自然科学基金(BK20130529),江苏省博士后科研资助计划项目(1202037C),中国博士后科学基金(2013M541616)资助。

刘毅(1979-),男,硕士,实验师,主要研究方向为生物信号处理、信息安全、嵌入式系统, E-mail: ly@ujs.edu.cn; 宋余庆(1959-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为数据库技术、医学图像处理、嵌入式系统。

的基础上,为克服软、硬阈值函数的缺点,提出一种基于提升小波的双阈值函数去噪算法,并用 MIT-BIH 的信号进行了实验,最后给出了实验结果与分析。

## 1 小波阈值去噪原理

去噪问题的数学描述可以用下式表示:

$$X_n = f_n + e_n \quad (1)$$

式中,  $f_n$  表示原始信号,  $e_n$  表示噪声,  $X_n$  表示实际观察到的被噪声  $e_n$  污染的信号。去噪的目标是从含有噪声的信号  $X_n$  中求取  $f_n$  的一个逼近  $\tilde{f}_n$ , 使得在某种误差估计下,  $\tilde{f}_n$  是  $f_n$  的最优逼近。

小波阈值去噪的理论依据是,小波变换具有很强的去数据相关性,通过一系列的小波分解,信号的小波系数幅值要大于噪声的小波系数幅值。因此阈值去噪的方法就是对分解后的小波系数,经过阈值的设定和计算把信号系数保留,把噪声信号置零,从而达到去噪的目的。

小波阈值去噪通常分 3 步,首先,对含噪信号进行小波分解,获得各个尺度下的小波系数;其次,根据相关算法得到的阈值,对得到的小波系数进行处理(如大于阈值的系数保留,小于阈值的置零);最后,利用小波逆变换将处理得到的新的小波系数进行重构,恢复得到去噪后的信号。

从上述分析可知,小波变换方法和阈值算法是小波阈值去噪算法中最为关键的两部分内容,其性能的优劣直接决定着去噪算法的好坏。本文采用的提升小波变换通过预测、更新两个提升环节来实现信号的高低频分离,简化了小波分解和重构的实现,提高了运算的速度。

## 2 改进的阈值去噪方法

### 2.1 阈值函数的选取

在小波阈值去噪算法中,阈值和阈值函数的选取直接影响去噪的效果,目前常用的阈值处理方法有两种:硬阈值法和软阈值法。硬阈值法就是将变换后的小波系数的绝对值与阈值进行比较,将小于或等于阈值的系数置零,大于阈值的系数保持不变(其数学表达如式(2))。软阈值法是将小波系数的绝对值与阈值比较,将小于或等于阈值的系数置零,大于阈值的系数设为系数与阈值的差(其数学表达如式(3))。

硬阈值函数:

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} w_{j,k}, & |w_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |w_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (2)$$

软阈值函数:

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(w_{j,k})(|w_{j,k}| - \lambda), & |w_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |w_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $\text{sgn}(w_{j,k})$  为符号函数,如式(4):

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x = 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases} \quad (4)$$

从上述表达式可以看出,硬阈值法的函数是一个不连续函数,在阈值处存在间断点,这不能满足实际应用常要对阈值

函数求导运算的要求,从而导致消噪后的信号在信号突变处产生振铃现象。与硬阈值法相比,软阈值函数具有更好的连续性,但是它的导数却是不连续的,而且估计出来的小波系数的绝对值总比真实小波系数的绝对值小  $\lambda$ ,这就给重构信号带来不可避免的恒定误差。另外,一个好的阈值函数,应该尽可能地将信号和噪声分开。在输入的 ECG 信号中往往存在一部分噪声的频率和信号的频率相互重叠,这时若函数中只有一个阈值变量,对信号和噪声的界定往往比较粗糙,不能将二者很好地区分开来。

为此本文采用一种双阈值去噪法(如式(5)所示),即在一个阈值函数中设定两个阈值变量,大阈值  $\lambda_2$  和小阈值  $\lambda_1$ 。式中的  $\alpha_1, \alpha_2$  为调节系数,取值范围为  $[0, 1]$ ,用于根据实际情况调节避免出现恒定偏差。当小波系数大于大阈值时,若  $\alpha_1$  取 0 则退化为硬阈值,  $\alpha_1$  取 1 则退化为软阈值,这里可以根据实验效果来确定  $\alpha_1$  的实际取值,以使消噪后的信号更加逼近真实信号;当小波系数在大阈值和小阈值之间时,使用相应的阈值函数进行收缩处理,这里可以通过调节系数  $\alpha_2$  来控制;当小波系数小于小阈值时,则认为是噪声,将小波系数置零。

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} w_{j,k} - \text{sgn}(|w_{j,k}|)(|\lambda_1| + |\lambda_2|) \cdot \alpha_1, & |w_{j,k}| \geq \lambda_2 \\ \text{sgn}(|w_{j,k}|) \left( 1 + \sin\left(\frac{\pi(|w_{j,k}| - \frac{\lambda_1 + \lambda_2}{2})}{\lambda_2 - \lambda_1}\right) \right) \cdot (|w_{j,k}| - (\lambda_2 - \lambda_1)) \cdot \alpha_2, & \lambda_1 \leq |w_{j,k}| < \lambda_2 \\ 0, & |w_{j,k}| < \lambda_1 \end{cases} \quad (5)$$

图 1 是硬阈值法、软阈值法和新阈值法的对比图(其中  $\alpha_1, \alpha_2$  分别取 0.3 和 0.5)。

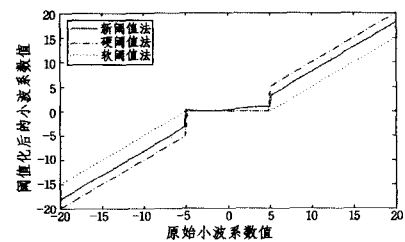


图 1 3 种阈值法对比图

从图 1 中可以看出,新阈值函数不但具有软硬阈值法的优点,而且弥补了硬阈值函数不连续和软阈值函数产生恒定偏差的不足,通过大小阈值之间系数收缩函数的处理,能保留信号的细节部分,使得去噪后的信号更加逼近目标真实信号。

### 2.2 阈值的选取

阈值的选取一般都是基于小波系数的统计特性来估计,其中最为经典的是 Donoho 提出的通用阈值<sup>[8]</sup>:

$$\lambda = \hat{\sigma} \sqrt{2 \log(n)} \quad (6)$$

式中,  $\hat{\sigma}$  表示噪声均方差,通常使用式(1)来估计其大小,  $n$  为小波系数的长度。

$$\hat{\sigma} = \frac{\text{Median}(|w_{1,k}|)}{0.6745} \quad (7)$$

式中,  $n$  为信号的长度,  $|\omega_{1,k}|$  表示第一层的小波系数。

通用阈值的选取使用小波系数的统计噪声特性, 并取得了不错的效果, 但是这种方法并不能根据小波系数在不同尺度下变化而做出相应的变化。事实上, 噪声的小波系数会随着尺度的增大而减小, 因此应该根据不同的分解尺度取不同的去噪阈值。针对这一问题, 本文提出一种新的阈值选取方法, 如式(8):

$$\lambda = \frac{\hat{\sigma}' \sqrt{2 \log(n)}}{1 + e^{-1}} \quad (8)$$

$$\hat{\sigma}' = \frac{\text{Median}(|\omega_{j,k}|)}{0.6745}$$

式中,  $j$  为分解尺度, 此阈值根据通用阈值法改进选取, 首先噪声均方差的获取不再仅仅根据第一层小波系数求得, 而是根据每层不同的小波系数求得不同的噪声均方差; 其次, 为了克服通用阈值不能根据不同的分解尺度做相应变化的不足, 新的阈值方法在分母上增加了分解尺度, 当分解尺度是 1 时, 该阈值退化为通用阈值算法; 当分解尺度变化时, 新的阈值算法使得阈值做相应变化。

### 3 去噪实验及结果分析

为验证本阈值算法的去噪效果, 本文使用 Matlab 软件进行了仿真实验。实验数据使用心电信号处理领域最常用的开源数据库 MIT-BIH<sup>[9]</sup> 中的 Arrhythmia Database 数据库, 取其中第 100 号记录作为干净信号来源。为了更加真实地模拟真实场景, 实验前分别取 MIT-BIH Noise Stress Test Database 数据库的 MA(肌电干扰)信号、EM(电极漂移)信号、BW(基线漂移)信号混合信号和高斯白噪声对干净信号进行了叠加。实验结果如图 2、图 3 所示。

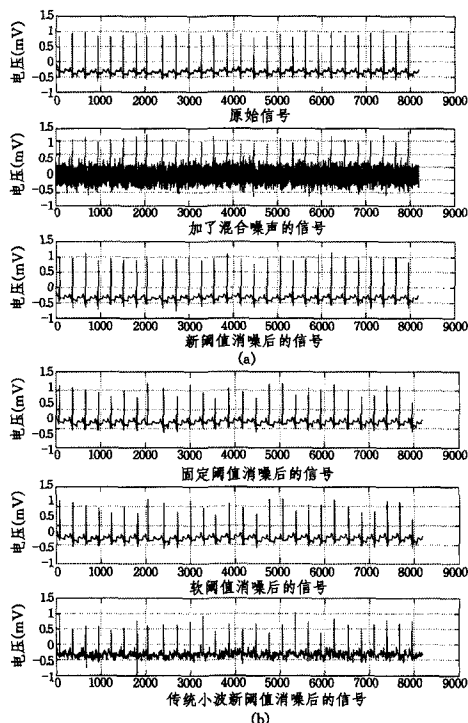


图 2 加入高斯白噪声后的 3 种阈值(固定阈值、软阈值, 本算法)算法比较

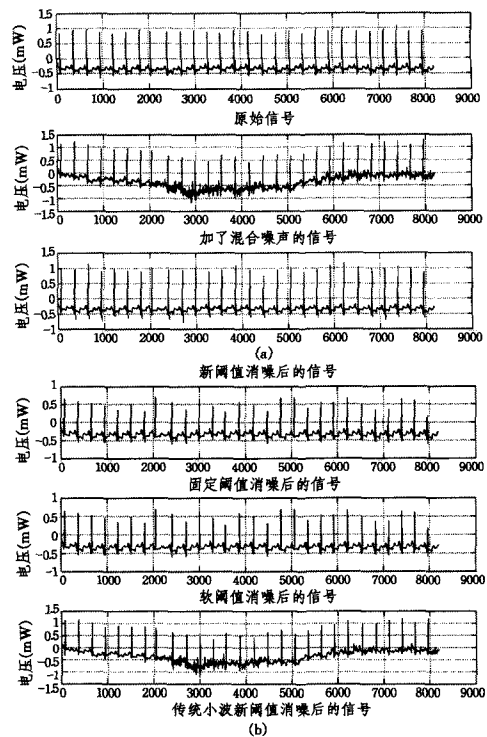


图 3 加入 BW、MA、EM 3 种噪声信号混合后的阈值

从上图的仿真结果可以看到, 新阈值算法去除了原有信号中含有的大部分噪声, 光滑性较好, QRS 波群、T 波的峰值削峰较好, 去噪后较好地保留了心电信号的有用信息。因此该算法的去噪效果较好。

为了客观评价本算法的去噪性能, 使用信噪比(SNR, 见式(9))和均方根误差(MSE, 见式(10))作为评价标准。

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \left[ \frac{\sum_{i=1}^N X(i)^2}{\sum_{i=1}^N (X(i) - \hat{X}(i))^2} \right] \quad (9)$$

$$\text{MSE} = (1/N) \left[ \sum_{i=1}^N (X(i) - \hat{X}(i))^2 \right] \quad (10)$$

式中,  $X$  为原始信号,  $\hat{X}$  为去噪后的信号,  $N$  为信号的长度。相关参数对比如表 1 所列。

表 1 叠加高斯白噪声的实验结果

测试指标	输入信号	固定阈值法 (提升)	软阈值法 (提升)	新阈值法 (传统)	本算法 (提升)
SNR	84.0876	89.3642	89.4355	99.4492	124.0312
MSE	0.0659	0.0561	0.0470	0.0445	0.0438
时间(ms)	—	0.056904	0.346128	0.212979	0.09325

从实验对比数据可以看出, 在 SNR、MSE 和时间消耗上新阈值法要优于传统小波变换和固定阈值、软阈值法。从表 1 可以看出, 新阈值法的 SNR 比固定阈值和软阈值法的 SNR 都有较大的提高。在时间消耗上, 提升法比传统小波变换有了较大的减少。相对于固定阈值法, 新阈值法由于对每一层都要计算阈值, 因此时间消耗相对较多。由于新阈值法比固定阈值法在信噪比上要提高很多, 因此总体来说新阈值法是有效的。

**结束语** 小波阈值去噪法是一种常见的去噪技术, 可以有效地去除各种噪声。在以往的小波阈值去噪法中, 由于小波变换方法和阈值函数本身存在的不足, 在去噪过程中会产生噪声残留、去噪速度慢等问题, 因此无法适应体域网环境下

(下转第 202 页)

- sampling and kernel density estimation [J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2011, 5(2): 257-267
- [12] Cai Qiang, Rushton G, Bhaduri B. Validation tests of an improved kernel density estimation method for identifying disease clusters [J]. *Journal of Geographical Systems*, 2012, 14(3): 243-264
- [13] Subramaniam S, Palpanas T, Papadopoulos D, et al. Online Outlier Detection in Sensor Data Using Non-Parametric Models [C]// *Proceedings of the 32nd International Conference on Very Large Databases*. 2006: 187-198
- [14] He Hai-bo, Cao Yuan. Kernel density estimation with stream data based on self-organizing map [C]// *2011 IEEE Workshop on Evolving and Adaptive Intelligent Systems (EAIS)*. 2011: 24-30
- [15] Heinz C, Seeger B. Wavelet Density Estimators over Data Streams [C]// *Proceedings of the 2005 ACM Symposium on Applied Computing*. 2005: 578-579
- [16] Tang Cheng-long, Wang Shi-gang, Xu Wei. Improved Fuzzy Clustering Algorithm Based on Data Weighted Approach [J]. 2010, 32(6): 1277-1283
- [17] Henzinger M R, Raghavan P, Rajagopalan S. Computing on data streams, External memory algorithms [M]// *American Mathematical Society*. Boston, MA, 1999
- [18] Golab L, Özsu M T. Issues in data stream management [J]. *SIGMOD Records*, 2003, 32(2): 5-14
- [19] Guha S, Mishra N, Motwani R, et al. Clustering data streams [C]// *Annual IEEE Symposium on Foundations of Computational Science*. 2000: 359-366
- [20] O'Callaghan L, Mishra N, Meyerson A, et al. Streaming-data algorithms for high-quality clustering [C]// *Proc. of 18th International Conference on Data Engineering*. 2002: 685-694
- [21] Bandyopadhyay S, Gianella C, Maulik U, et al. Clustering Distributed Data Streams in Peer-to-Peer Environments [J]. *Information Science Journal*, 2006, 176(14): 1952-1985
- [22] Beringer J, Hullermeier E. Online Clustering of Parallel Data Streams [J]. *Data and Knowledge Engineering*, 2006, 58(2): 180-204
- [23] Indyk P, Motwani R. Approximate nearest neighbors: towards removing the curse of dimensionality [C]// *Proceedings of the thirtieth annual ACM symposium on Theory of computing (STOC' 98)*. New York, NY, USA: ACM, 1998: 604-613
- [24] Datar M, Immorlica N, Indyk P, et al. Locality-sensitive hashing scheme based on p-stable distributions [C]// *Proceedings of the twentieth annual symposium on Computational geometry (SCG' 04)*. New York, NY, USA: ACM, 2004: 253-262
- [25] Gionis A, Indyk P, Motwani R. Similarity Search in High Dimensions via Hashing [C]// *Proceedings of the 25th International Conference on Very Large Data Bases (VLDB' 99)*. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1999: 518-529
- [26] Zolotarev V M. One-dimensional stable distributions [M]// *Translations of Mathematical Monographs*, American Mathematical Society, 1986
- [27] Dean J, Ghemawat S. MapReduce: simplified data processing on large clusters [J]. *Communication of the ACM*, 2008, 51(1): 107-113
- [28] Kaufman L, Rousseeuw P J. Finding Groups in Data: an Introduction to Cluster Analysis [M]. John Wiley & Sons, 1990
- [29] Sun Xin, Jiao Yu. pGrid: Parallel Grid-Based Data Stream Clustering with MapReduce [R]. Reports, OAK Ridge National Laboratory Oak Ridge, Applied Software Engineering Research Group, 2009
- [30] MIT Lincoln Lab. DARPA Intrusion Detection Data Sets [OL]. [2009-02]. <http://www.ll.mit.edu/mission/communications/ist/corpora/ideval/data/index.html>

(上接第 177 页)

计算资源受限、噪声来源复杂、对速度要求较高等新的要求。针对上述不足之处,本文利用提升算法简单、快速的特点,通过改进阈值选取方式和阈值函数提出面向体域网 ECG 信号的新的去噪方法。实验论证表明,本文提出的新的小波阈值 ECG 信号去噪法能够更好地去除 ECG 信号中的噪声,极大地提高了去噪的效率,适合用于体域网环境下的 ECG 信号处理。

### 参 考 文 献

- [1] 刘毅,宋余庆.无线体域网技术研究[J]. *小型微型计算机系统*, 2013, 34(8): 1757-1762
- [2] 殷俊鹏,田应洪,赖宗声,等.基于小波域数字滤波的心电信号 BW 去噪算法[J]. *计算机工程*, 2013, 39(3): 267-271
- [3] 杨向林,严洪,许志,等.基于 Hilbert-Huang 变换的 ECG 消噪 [J]. *电子学报*, 2011, 39(4): 819-824
- [4] 姚成,司玉娟,郎六琪,等.基于小波提升的 ECG 去噪和 QRS 波识别快速算法[J]. *吉林大学学报:工学版*, 2012, 42(4): 1037-1043
- [5] 王小飞,李鸿强,陈磊,等.基于提升小波和改进包络的心电特征检测算法[J]. *系统仿真学报*, 2013, 25(12): 2893-2899
- [6] 田絮资,杨建,黄力宇.心电信号去噪的数学形态学滤波器[J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(2): 124-126
- [7] 蔡兆文,陶进绪,杨振森.自适应提升小波用于心电信号除噪 [J]. *中国生物医学工程学报*, 2007, 26(4): 633-636
- [8] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1995, 41(3): 613-627
- [9] Moody G B, Mark R G. The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database [J]. *Engineering in Medicine and Biology Magazine*, IEEE, 2001, 20(3): 45-50