

# 心音信号的自适应小波去噪

朱冰莲, 刘倩

(重庆大学 通信工程学院, 重庆 400044)

**摘要:**在采集心音信号过程中,难免要引入噪声,这些噪声影响到心音的分析结果。由于心音信号的非平稳性,普通的滤波方法在滤去噪声的同时,会丢失部分心音成分。文中提出了一种新的基于小波变换的自适应滤波方法,该方法能够有效抑制噪声,经实例验证,取得了满意的结果。

**关键词:**心音信号;小波变换;自适应滤波;自适应小波去噪

**中图分类号:**TP391

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2006)10-0083-02

## Denoising of Heart Sound Signal Based on Adaptive Wavelet

ZHU Bing-lian, LIU Qian

(College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** In process of recording heart sound, it is inevitable that many kinds of noise will be merged in the main signal. The noise will produce the disadvantage factor and influence the results. Heart sound is a highly nonstationary signal, the common way will throw off the noise, but the part signal will be thrown off. A new adaptive filter based on wavelet transform is described. Tests prove that this method makes effective denoising. And the result is better.

**Key words:** heart sound; wavelet transform; adaptive filter; adaptive wavelet

心音信号的检测和分析是了解心脏和血管状态的一种必不可少的手段<sup>[1]</sup>,它能够大量提供具有临床意义的早期诊断信息。随着电子技术、计算机技术的发展,采集心音信号的技术得到了很大的改善,但是干扰噪声的引入是不可避免的,主要有环境噪声、工频噪声、采集设备与对象皮肤的摩擦音、仪器本身的声音等等<sup>[2]</sup>。虽然经信号采集系统的信号,通过采取一定的措施,可将心音信号的噪声减少到一个相当的程度,但是仅仅依靠硬件上的措施并不能完全解决干扰问题,需要经过一定的数字滤波技术处理才能符合要求。采用何种去噪方法达到最好的滤波效果成了一个难题。目前,小波去噪<sup>[3,4]</sup>和自适应滤波的方法已经很广泛地应用在生物电信号和语音信号的处理中,文中结合两种方法的优点,设计了一种新的基于小波变换的自适应滤波器。根据实验结果分析,带噪的心音信号经过自适应小波滤波后信噪比有了很大的提高,对心音信号的分析具有很好的实际意义。

### 1 基本去噪方法的介绍

#### 1.1 小波分析法

小波变换的时频窗具有自适应性,因此已经广泛地用

于非平稳信号的研究。

下面是小波的公式:

$$wf(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi * \left( \frac{t-b}{a} \right) dt \quad (1)$$

为了更好地进行信噪分离,对心音信号进行多分辨率分析,根据 MALLAT 算法<sup>[5]</sup>,小波变换多分辨率分析可以将信号按频率进行多层分解,分解成不同的频段,然后选择不同的阈值,进行信噪分离。

小波多分辨率分析只对上一层低频信号进行分解,根据 MALLAT 算法,多分辨率分析是将信号分为高频部分  $D_i$  (细节部分) 和低频部分  $A_i$  (逼近部分),然后继续分解  $A_i$ ,该层低频部分的最高频率为上一层低频部分最高频率的一半,这样就把一个信号分解成若干个互不重叠的信号,从而完成滤波工作。图1为一个三层多分辨率结构图。

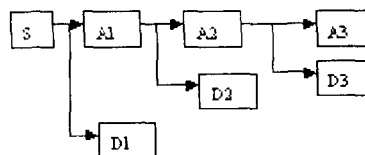


图1 三层多分辨率结构图

#### 1.2 自适应滤波

自适应滤波实际上是一种能自动调节本身的冲激响应,以达到最优化的维纳滤波器。它是以最小均方误差为准则的最佳滤波器。

自适应噪声抵消器是自适应滤波的一个重要应用,它

收稿日期:2005-12-21

基金项目:国家自然科学基金资助项目(30270377)

作者简介:朱冰莲(1959-),女,四川富顺人,博士,副教授,主要从事信号及信息处理研究。

用对消的方法抑制干扰,而把被污染的信号提取出来。原理如图 2 所示。

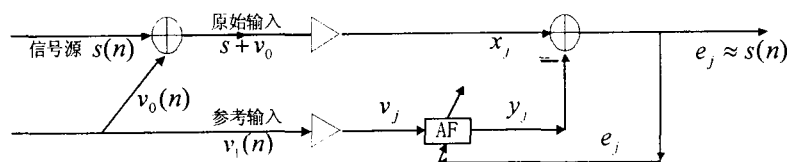


图 2 自适应噪声抵消器的原理图

### 1.3 自适应小波去噪

自适应信号处理是近十几年来发展迅速的信号处理方法<sup>[6]</sup>,其特点是不需要知道噪声的先验知识,直接利用观测数据不断递归更新处理参数,以逐步逼近某一最优值。

临床诊断通常用 100~250Hz 频段的心音信号。心音信号中的噪声比较复杂,有工频噪声、环境噪声等,目前广泛采用小波变换<sup>[7]</sup>与自适应滤波的方法滤除。小波变换易将有用的心音信号去除而且不能将低频段的噪声去除;自适应滤波提取噪声非常复杂<sup>[8]</sup>,而且噪声与信号不能很好地区分出来。

文中设计的自适应小波滤波器,选取低频逼近信号与除 2<sup>5</sup> 尺度上的高频信号外的细节信号作为输入信号  $d(t)$ ,含有淹没在噪声中的心音信号  $s(n)$  和其他干扰成分  $v(n)$ ,即  $d(t) = s(t) + v(t)$ ;参考输入信号  $x(t)$  满足与  $v(t)$  无关,与  $s(t)$  相关,可选用 2<sup>5</sup> 尺度上的细节信号。

参考输入信号:  $\mathbf{X} = [x_n, x_{n-1}, \dots, x_{n-p}]^T$ , 权重矢量为  $\boldsymbol{\omega} = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_p]^T$ , 输出信号为  $y(t) = \sum_{k=0}^{p-1} \omega(k)x(t-k) = \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{X}$ , 而误差信号为  $e(t) = d(t) - y(t)$ , 由 LMS 算法逐次更新权重,  $\boldsymbol{\omega}(t+1) = \boldsymbol{\omega}(t) + 2\mu e(t)\mathbf{X}$  (其中  $\mu$  是控制自适应收敛速度与稳定性的控制因子)。

自适应滤波器按照误差信号均方值  $E[e_n^2]$  最小的准则,必有  $E[y(t) - s(t)] = \min$ , 即滤波后的输出  $y(t)$  将趋近于  $s(t)$ , 即不含干扰成分  $v(t)$ 。具体流程如图 3 所示。

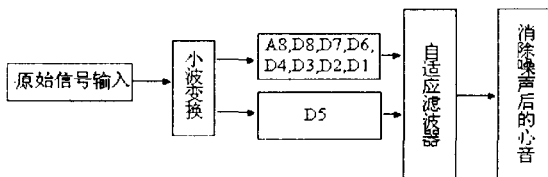


图 3 自适应小波变换的实现过程

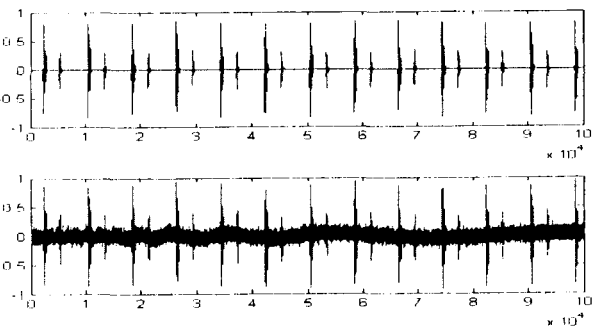
实用时,对心音信号幅值进行归一化处理,使其介于  $[-1, 1]$  之间,数据长度为  $10^5$ 。

## 2 实验结果

文中对来自正常人的无污染心音信号样本加噪后的信号进行了滤波处理,如图 4 所示,信号的采样频率为 8000Hz。分别采用了小波变换去噪、自适应滤波,及文中

提出的方法去噪,结果如图 5 所示。其中母小波采用 sym8 小波,做 8 次分解。

图 5 中所示分别是经过小波去噪(上)自适应滤波(中)及其自适应小波去噪(下)后的信号。从图中可以看出,小波去噪后的信号,间隙期间的噪声滤除的较干净,但是所加的是随机噪声,仍然受噪声影响;自适应滤波的间隙期间的噪声去除的不太干净;比较而言,经自适应小波滤波后的心音,效果是最好的,与正常人的无污染的心音信号比较接近。



(上)无污染的心音信号 (下)加噪后的心音信号

图 4 去噪前的心音信号

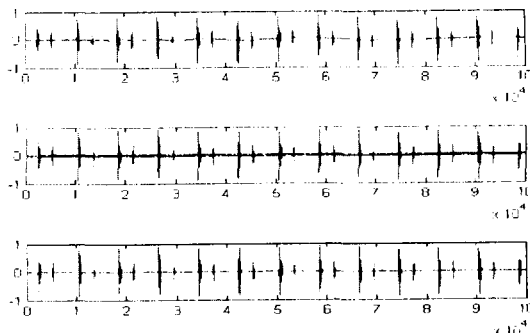


图 5 去噪结果

运用均方根误差来比较 3 种去噪方法的效果,比较结果如表 1 所示。其中均方根误差定义如下:

$$\delta = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (2)$$

从表 1 的结果可以看出,自适应小波滤波后的信噪比有了很大的提高,比小波去噪和自适应滤波的效果要好。

表 1 3 种方法的去噪对比

|          | 去噪前心音信号 | 小波去噪后的心音信号 | 自适应滤波后心音信号 | 自适应小波滤波后心音信号 |
|----------|---------|------------|------------|--------------|
| $\delta$ | 0.1302  | 0.1269     | 0.0421     | 0.0397       |

## 3 总结

心音信号有重要的临床应用价值,在对它进行成分识别以及进一步的分析之前,抑制干扰噪声是非常必要的。文中提出的自适应小波滤波的方法能够很好地跟踪噪声,仿真结果表明,此方法对抑制干扰噪声是非常有效的。

(下转第 88 页)

测试中的敏感度。

(5) 避免了确定不同种类错误分类的代价。

ROC 曲线与 AUC 这些优秀的性质已经被广大研究人员所关注,能够很好地完成对分类器性能进行评价和比较的工作,具有广阔的应用前景。

当然,ROC 曲线与 AUC 也存在着不足:

①对于两条 ROC 曲线相互交叉的情况,AUC 作为一种全局的数字评估标准能够从总体上评估哪一个分类器的平均性能更优秀。但是,AUC 与所选决策阈值相互独立的优点也就不可避免地成了它的缺点,当两条 ROC 曲线相互交叉时,AUC 就不能说明 A 曲线在某些阈值处优于 B 曲线,而 B 曲线则在另外一些阈值处优于 A 曲线。

②AUC 的计算中,分类器预测的概率或分数还没有被完全利用,这使得分类器产生的信息被忽视,Wu<sup>[5]</sup>和 Ferri<sup>[13]</sup>分别提出了 sAUC 和 pAUC,使得概率或分数参加 AUC 值的运算,弥补了这一不足。

③此外,文献[14]中还介绍了一些 ROC 曲线在用于分类器性能进行评价时不能完成的工作。

#### 4 结束语

在数据挖掘领域中,不同分类器的性能不尽相同。然而,研究者和使用者关注的是性能更好的那些分类器,这就使得分类器性能的评价十分重要,而采用什么标准评价分类器的性能则更是至关重要。文中分析了传统的分类器性能评价标准在应用时存在的一些问题,介绍了 ROC 曲线与 AUC 方法以及它们作为分类器性能评价标准时所具有的诱人性质。目前 ROC 曲线与 AUC 方法已经引起了广泛关注,将具有广阔的应用前景。

#### 参考文献:

- [1] Han Jiawei, Kamber M. Data Mining Concepts and Techniques [M]. [s. l.]: Morgan Kaufmann Publishers, 2000.
- [2] Tan PangNing, Steinbach M, Kumar V. Introduction to Data Mining [M]. [s. l.]: Addison Wesley, 2005.
- [3] 宋枫溪, 高林. 文本分类器性能评估指标[J]. 计算机工程, 2004, 30(13): 107 - 109.
- [4] Bradley A P. The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms[J]. Pattern Recognition, 1997, 30: 1145 - 1159.
- [5] Wu Shaomin, Flach P. Scored and Weighted AUC Metrics for Classifier Evaluation and Selection[A]. in Proc 2nd Workshop on ROC Analysis in Machine Learning (ROCML - 05) [C]. Bonn, Germany: [s. n.], 2005.
- [6] Fawcett T. ROC Graphs: Notes and Practical Considerations for Data Mining Researchers[R]. HPL - 2003 - 4. [s. l.]: HPLabs, 2003.
- [7] Huang Jin, Ling C X. Using AUC and Accuracy in Evaluating Learning Algorithms[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering (TKDE), 2005, 17(3): 299 - 310.
- [8] Hanley J A, McNeil B J. The Meaning and Use of the Area Under a Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve[J]. Radiology, 1982, 143: 29 - 36.
- [9] Adams N M, Hand D J. Comparing classifiers when the misclassification costs are uncertain[J]. Pattern Recognition, 1999, 32(7): 1139 - 1147.
- [10] Hand D J, Till R J. A Simple Generalisation of the Area Under the ROC Curve for Multiple Class Classification Problems[J]. Machine Learning, 2001, 45: 171 - 186.
- [11] Provost F, Domingos P. Well - trained PETs: Improving probability estimation trees[R]. CeDER working paper # IS - 00 - 04, Stern School of Business, NY: New York University, 2000.
- [12] Ferri C, Hernández - Orallo J, Salido M A. Volume under the ROC Surface for Multi - Class Problems[A]. in Proc 14th European Conference on Machine Learning (ECML - 03), vol. 2837[C]. [s. l.]: LNAI Springer Verlag, 2003. 108 - 120.
- [13] Ferri C, Flash P, Hernández - Orallo J, et al. Modifying ROC curves to incorporate predicted probabilities[A]. in Proc 2nd Workshop on ROC Analysis in Machine Learning (ROCML - 05) [C]. Bonn, Germany: [s. n.], 2005.
- [14] Drummond C, Holte R C. What ROC Curves Can't Do (and Cost Curves Can)[A]. Proceedings of the ROC Analysis in Artificial Intelligence, 1st International Workshop [C]. Valencia, Spain: [s. n.], 2004.

(上接第 84 页)

#### 参考文献:

- [1] 徐成斌. 心音图学[M]. 北京: 科技出版社, 1982. 6 - 7.
- [2] 吴延军, 徐经平, 赵艳. 心音的产生与传导机制[J]. 生物医学工程学杂志, 1996, 13(3): 280 - 288.
- [3] Omran S, Tayel D M. A Heart Sound Segmentation Algorithm Using Wavelet Decomposition and Reconstruction [A]. 19th Annual International Conference IEEE Engineering in Medicine and Biology Society [C]. Chicago, U. S. A.: [s. n.], 1997.
- [4] Messer S R, Agzarian J, Abbott D. Optimal wavelet denoising for phonocardiograms [J]. CBME, Microelectronics Journal, 2001, 32: 931 - 934.
- [5] Mallat S, Hwang W L. Singularity detection and processing with wavelets[J]. IEEE Trans Information Theory, 1992, 38(2): 617 - 643.
- [6] 杨福生, 高上凯. 生物医学信号处理[M]. 北京: 高等教育出版社, 1988. 438 - 460.
- [7] Hossain I, Moussavi Z. An overview of heart - noise reduction of lung sound using wavelet transform based filter [A]. Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE EMBS [C]. [s. l.]: [s. n.], 2003. 458 - 461.
- [8] 杨磊. 基于 Simulink 的自适应心音增强[J]. 重庆大学学报, 2005, 28(2): 62 - 64.