

文章编号:1000-582X(2009)01-0111-05

## 基于径向基函数神经网络的胎儿心电提取

蒲秀娟<sup>1</sup>, 曾孝平<sup>1</sup>, 陈悦君<sup>1</sup>, 余 炜<sup>1</sup>, 韩 亮<sup>1</sup>, 程 军<sup>2</sup>

(1. 重庆大学 通信工程学院, 重庆 400030; 2. 第三军医大学 西南医院 心内科, 重庆 400038)

**摘 要:**针对胎儿心电难以提取问题,提出一种从母体腹壁混合信号中提取胎儿心电的方法。利用径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络估计母体心电信号传导至腹壁的非线性变换,将非线性变换后的母体心电信号从腹壁混合信号中减去,再通过小波包去噪技术抑制胎儿心电的基线漂移和噪声,得到清晰的胎儿心电。应用临床心电数据完成实验,在胎儿心电和母体心电QRS波完全重叠情况下,提取出清晰的胎儿心电。实验结果验证了方法的有效性。

**关键词:**胎儿心电;径向基函数神经网络;小波包去噪

**中图分类号:**TN 911.72

**文献标志码:**A

### Fetal electrocardiogram extraction based on radial basis function neural networks

PU Xiu-juan<sup>1</sup>, ZENG Xiao-ping<sup>1</sup>, CHEN Yue-jun<sup>1</sup>, YU Wei<sup>1</sup>, HAN Liang<sup>1</sup>, CHENG Jun<sup>2</sup>

(1. College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, P. R. China;  
2. Department of Cardiology, Southwest Hospital, Third Military Medical University, Chongqing 400038, P. R. China)

**Abstract:** A novel method for extracting fetal electrocardiogram (FECG) from the abdominal composite signal of a pregnant woman is proposed. The maternal component in the abdominal electrocardiogram (ECG) signal is a nonlinearly transformed version of the mother's ECG (MECG). This nonlinear relationship was identified using radial basis function (RBF) neural networks. The FECG is extracted by subtracting the nonlinearly transformed version of the MECG from the abdominal ECG signal. The baseline shift and noise in the FECG are suppressed by wavelet packet denoising technique. Experimental results obtained from the actual ECG signals demonstrate the effectiveness of the proposed method in extracting FECG even when it is totally embedded within the maternal(QRS) complex.

**Key words:** fetal electrocardiogram; radial basis function neural network; wavelet packet denoising

胎儿心电是反映胎儿宫内生理活动的客观指标之一,是围产期胎儿监护的一种有效手段。通过胎儿心电可以早期诊断妊娠期和分娩期的胎儿宫内缺氧及先天性心脏病,降低围产儿发病率与死亡率<sup>[1-3]</sup>。临床上从母体腹壁提取胎儿心电,避免了对

母体和胎儿的损伤。但检测时,胎心活动所产生的生物电流,需通过羊水、孕妇腹腔、孕妇皮肤等组织传至孕妇体表,致使胎儿心电信号较弱、不稳定,容易受到母体心电及其它噪声的严重干扰<sup>[2]</sup>。其中,母体心电干扰幅度是胎儿心电的2~10倍,且频带

收稿日期:2008-09-08

基金项目:重庆市自然科学基金资助项目(2007BB2150);重庆大学国家大学生创新性实验计划资助项目(CQUCX-G-2007-23)

作者简介:蒲秀娟(1979-),女,重庆大学博士研究生,主要从事神经网络理论及在生物医学信号处理中的应用等研究。

曾孝平(联系人),男,重庆大学教授,博士生导师,(E-mail)zxp@ccee.cqu.com.cn。

互相重叠<sup>[4]</sup>,因此很难应用传统的滤波技术抑制这一主要的干扰成分,提取清晰稳定的胎儿心电。

目前,国内外学者提出了许多胎儿心电提取方法,主要包括自适应滤波技术<sup>[5]</sup>和盲信号分离法<sup>[6]</sup>。其中,自适应滤波技术计算简单但对非平稳性较强的胎儿心电不能适应<sup>[7]</sup>。盲信号分离法可以检测出胎儿心电,但存在建模难和不易实现等问题<sup>[8]</sup>。

针对胎儿心电难以提取问题,笔者提出一种新的胎儿心电提取方法:采用两导联分别采集母体心电信号和腹壁混合信号,利用径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络估计母体心电信号传导至腹壁经历的非线性变换,将非线性变换后的母体心电信号从腹壁混合信号中减去,再通过小波包去噪技术滤除胎儿心电中存在的噪声和干扰,最后得到清晰的胎儿心电。

## 1 胎儿心电提取原理

采用两导联系统采集心电信号:一个导联置于母体胸壁,采集母体心电信号  $m(n)$ ,另一个导联置于母体腹壁,采集腹壁混合信号  $c(n)$ 。腹壁混合信号  $c(n)$ 中包含 3 类信号:母体心电干扰  $s(n)$ 、胎儿心电  $f(n)$ 和其它噪声  $\eta(n)$ <sup>[1-2]</sup>,其关系如下:

$$c(n) = s(n) + f(n) + \eta(n), \quad n = 0, 1, \dots, N. \quad (1)$$

其中母体心电干扰  $s(n)$ 是母体心电  $m(n)$ 经非线性信道传导至腹壁的信号,其幅度和相位等参数都会发生非线性变化<sup>[1-2]</sup>,记为

$$s(n) = T(m(n)). \quad (2)$$

如果能得到非线性变换  $T$  的最佳估计  $\hat{T}$ ,就可以通过母体心电信号  $m(n)$ 得到腹壁混合信号中的母体心电干扰的最佳估计  $\hat{s}(n) = \hat{T}(m(n))$ ,那么从  $c(n)$ 中减去  $\hat{s}(n)$ 就可以得到含噪声的胎儿心电的最佳估计  $\hat{r}(n)$ :

$$\begin{aligned} \hat{r}(n) &= c(n) - \hat{s}(n) = \\ & [s(n) - \hat{s}(n)] + f(n) + \eta(n). \end{aligned} \quad (3)$$

基于最小均方误差准则,采用 RBF 神经网络估计母体心电信号传导至腹壁经历的非线性变换  $T$ <sup>[9]</sup>。网络输入信号由母体心电信号  $m(n)$ 和它的  $J$ 维时间导数构成,目标信号由腹壁混合信号  $c(n)$ 构成。基于最小均方误差准则调整 RBF 神经网络的参数,当网络输出  $\hat{s}(n)$ 与训练目标  $c(n)$ 之间的均方误差最小时,得到非线性变换  $T$  的最佳估计  $\hat{T}$ 。此时母体心电信号  $m(n)$ 经非线性变换  $\hat{T}$ 得到母体心电干扰的最佳估计  $\hat{s}(n)$ ,且满足  $\hat{s}(n)$ 与母体心电干扰  $s(n)$ 之间

的均方误差最小。再从腹壁混合信号  $c(n)$ 中减去  $\hat{s}(n)$ 可得到含噪声的胎儿心电的最佳估计  $\hat{r}(n)$ 。最后通过小波包去噪技术滤除胎儿心电中存在的噪声和干扰,就可以得到更为清晰的胎儿心电。

## 2 胎儿心电提取方法

### 2.1 RBF 神经网络

径向基函数(RBF)神经网络作为前向神经网络的一种主要形式,具有结构简单,学习快速的特点,而且已经从理论上证明,只要给定足够多的网络隐层节点,RBF 神经网络可以以任意精度估计任何单值连续函数<sup>[10-11]</sup>。

RBF 神经网络具有典型的 3 层网络结构:输入层、隐层和输出层。隐层的作用是完成对输入量的非线性变换,这里选取常用的高斯基函数作为隐层的激活函数,定义为

$$\phi_i(\mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right), \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (4)$$

网络输出由隐层输出线性组合得到,即

$$y_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ji} \phi_i(x) = \mathbf{W}_j^T \boldsymbol{\phi}, \quad j = 1, 2, \dots, m. \quad (5)$$

其中: $\mathbf{x} \in R^n$ 为网络的输入向量; $\mathbf{y} \in R^n$ 为网络的输出; $\boldsymbol{\phi} = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n]^T$ 为隐层的输出向量; $n$ 为隐层单元的个数; $\mathbf{W}_j = [\omega_{j1}, \omega_{j2}, \dots, \omega_{jn}]^T$ 为网络的权值向量, $c_i$ 和  $\sigma_i$ 分别为第  $i$ 个隐元的中心和宽度。对 RBF 网络而言,可供调节的参数有  $\mathbf{W}$ 、 $c_i$ 和  $\sigma_i$ 。其中  $\mathbf{W}$ 采用最小二乘类方法加以估计,而对于隐元参数  $c_i$ 和  $\sigma_i$ 则采用梯度下降法加以学习优化<sup>[10]</sup>。

### 2.2 基于 RBF 神经网络的胎儿心电提取

笔者基于最小均方误差准则,采用 RBF 神经网络估计母体心电信号传导至腹壁经历的非线性变换  $T$ ,其实验步骤如下。

1)初始化训练数据。由先验知识可知,非线性变换  $T$ 在较短时间是非时变的,因此需要将较长的实验数据分为若干个较短的帧<sup>[1-2]</sup>,将  $m(n)$ 和  $c(n)$ 划分为长度为  $N(N=400)$ 的连续帧,其第  $i$ 帧表示为

$$\left. \begin{aligned} m_i(j) &= m(iN+j), \\ c_i(j) &= c(iN+j), \\ 0 &\leq j \leq N-1. \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

由于数据总长度是 2 500 点,所以共分为 7 帧,前 6 帧为 400 点,最后一帧,即第 7 帧只有 100 点。

采用母体心电信号  $m(n)$ 的当前值和  $J$ 维时间导数估计母体心电干扰  $\hat{s}(n)$ ,这里选择  $J=3$ 。对第  $i$ 帧信号,RBF 神经网络的目标信号  $C_i$ 由腹壁混合信

号  $c_i(j)$  构成,输入信号  $\mathbf{M}_i$  由母体心电  $m_i(j)$  和它的  $J$  维时间导数构成。用向量形式表示为

$$\mathbf{C}_i = [c_i(0) \quad c_i(1) \quad \dots \quad c_i(399)]^T,$$

$$\mathbf{M}_i = \begin{bmatrix} m_i(0) & \dot{m}_i(0) & m_i^{(2)}(0) & m_i^{(3)}(0) \\ m_i(1) & \dot{m}_i(1) & m_i^{(2)}(1) & m_i^{(3)}(1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ m_i(399) & \dot{m}_i(399) & m_i^{(2)}(399) & m_i^{(3)}(399) \end{bmatrix}.$$

(7)

2) 训练 RBF 神经网络。将用向量形式表示的  $\mathbf{M}_i$  和  $\mathbf{C}_i$  送入四输入单输出 RBF 神经网络。目标信号  $\mathbf{C}_i$  与输出信号  $\hat{\mathbf{M}}_i$  之差称为误差信号,用  $e_i$  表示,即

$$e_i = \mathbf{C}_i - \hat{\mathbf{M}}_i. \quad (8)$$

RBF 神经网络按照最小均方误差准则来自动调整权值向量以及隐元的中心和宽度。当均方误差最小时,完成对 RBF 神经网络的训练,此时得到母体心电信号传导至腹壁经历的非线性变换  $T$  的最佳估计  $\hat{T}$ 。

3) 单帧胎儿心电提取。将步骤 2 中的  $\mathbf{M}_i$  再次送入已训练好的 RBF 神经网络,估计腹壁混合信号  $\mathbf{C}_i$  中的母体心电干扰  $\hat{\mathbf{S}}_i$ ,即

$$\hat{\mathbf{S}}_i = \hat{T}(\mathbf{M}_i). \quad (9)$$

$\mathbf{C}_i$  中的胎儿心电通过式(10)提取得到:

$$\hat{\mathbf{R}}_i = \mathbf{C}_i - \hat{\mathbf{S}}_i. \quad (10)$$

4) 多帧胎儿心电提取。重复步骤 2、3,得到每一帧腹壁混合信号  $\mathbf{C}_i$  中的胎儿心电  $\hat{\mathbf{R}}_i$ 。通过式(11)将多帧  $\hat{\mathbf{R}}_i$  合并为  $\hat{\mathbf{R}}$ ,  $\hat{\mathbf{R}}$  即为含噪声的胎儿心电的最佳估计  $\hat{r}(n)$ :

$$\hat{\mathbf{R}} = [\hat{\mathbf{R}}_0^T \quad \hat{\mathbf{R}}_1^T \quad \hat{\mathbf{R}}_2^T \quad \hat{\mathbf{R}}_3^T \quad \hat{\mathbf{R}}_4^T \quad \hat{\mathbf{R}}_5^T \quad \hat{\mathbf{R}}_6^T]^T. \quad (11)$$

### 3 实验结果分析

#### 3.1 基于 RBF 神经网络的胎儿心电提取实验结果

采用临床心电信号完成实验,实验数据由 De Lathauwer 提供<sup>[12]</sup>,采样频率为 250 Hz,采集时间为 10 s,采样点数为 2 500。分别选择第 1 导腹壁混合信号和第 8 导母体心电信号作为两导联系统采集得到的  $c(n)$  和  $m(n)$ <sup>[6]</sup>(如图 1(a)(b)所示)。按 2.2 节叙述方法提取的胎儿心电如图 1(c)所示。为了更好地显示实验性能,将图 1(c)放大,分别取两帧数据(400 个采样点)的实验结果绘制于图 2、3。

由图 2、3 所见,在胎儿心电提取的各种情况下,笔者提出的方法均抑制了母体心电干扰,得到清晰的胎儿心电。

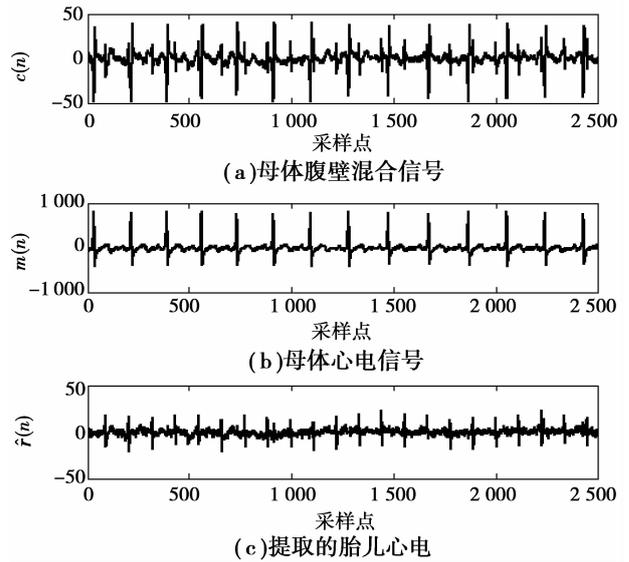


图 1 胎儿心电提取实验结果

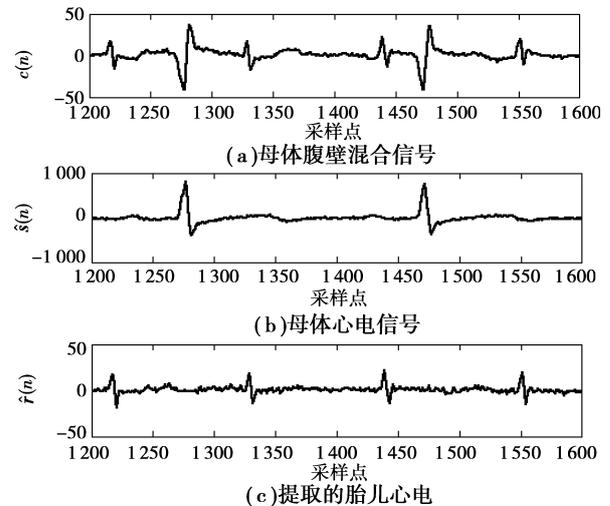


图 2 腹壁混合信号中母体心电干扰与胎儿心电无 QRS 波重叠的实验结果

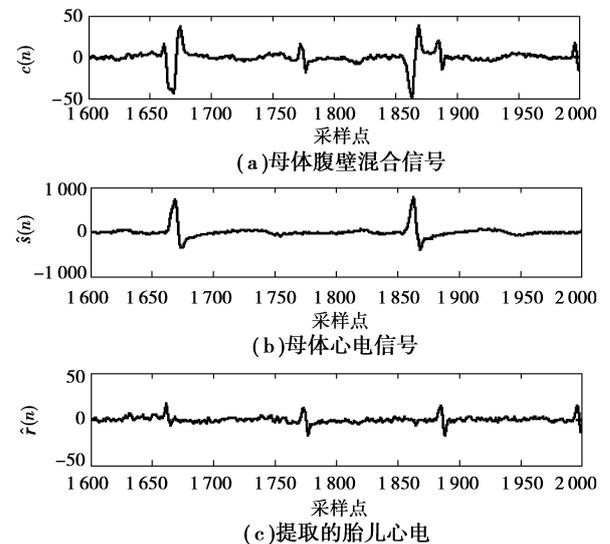


图 3 腹壁混合信号中母体心电干扰与胎儿心电存在 QRS 波完全重叠或部分重叠的实验结果

### 3.2 胎儿心电提取对比实验结果分析

将提出的胎儿心电提取方法与基于 Kalman 滤波算法和基于归一化最小均方误差 (normalized least mean square, NLMS) 自适应滤波算法的胎儿心电提取方法<sup>[8]</sup>进行比较,实验结果如图 4 所示。

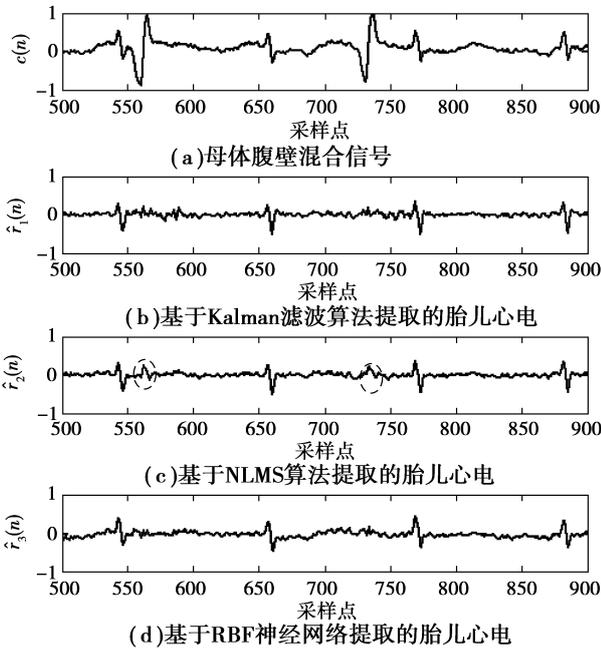


图 4 胎儿心电提取对比实验结果

由图 4 可见:1) Kalman 滤波算法实验结果较差,不能得到较清晰的胎儿心电;2) NLMS 自适应滤波算法实验结果好于 Kalman 滤波算法,但母体心电干扰仍然存在提取的胎儿心电中(图 4(c)中椭圆圈所示);3) 基于 RBF 神经网络的提取方法抑制了腹壁混合信号中的母体心电干扰,提取到清晰的胎儿心电。

胎儿心电的 QRS 波幅值和 RR 波时间间隔(胎心率)的稳定性是衡量胎儿心电提取方法性能优劣的两个重要指标<sup>[2]</sup>。

采用变异系数( $C \cdot V$ )衡量观测值变异程度,变异值越高观测值越不稳定<sup>[13]</sup>,其计算公式为

$$C \cdot V = \frac{S}{\bar{x}} \times 100\%, \quad (12)$$

其中: $S$  表示样本标准差; $\bar{x}$  表示样本均值。

实验结果如表 1 所示。

从表 1 可知,3 种技术提取的胎儿心电的 RR 波时间间隔(胎心率)都是稳定的,而采用 RBF 神经网络技术提取的胎儿心电的 QRS 波幅值变异系数更小,其 QRS 波幅值更稳定。

表 1 胎儿心电的 QRS 波幅值和 RR 波时间间隔(胎心率)的稳定性比较

胎儿心电提取方法	QRS 波幅度均值	QRS 波幅度标准差	QRS 波幅度变异系数/%	胎心率变异系数
Kalman	34.521 6	5.872 1	17.01	0
NLMS	32.781 6	3.969 9	12.11	0
RBFNN	30.877 3	2.968 3	9.61	0

## 4 小波包去噪技术

由式(3)可知,按照 2.2 节的方法提取的胎儿心电中含有一定的噪声,这些噪声主要包括<sup>[14]</sup>:信号采集时加入的 50 Hz 工频干扰;由人体运动、肌肉收缩引起的肌电干扰,其频带是 2~500 Hz;由于测量电极接触不良、人体的轻微运动和被测对象的呼吸等引起的基线漂移,其频率小于 0.5 Hz。

小波包变换在信号去噪、滤波、压缩等方面具有广泛的应用<sup>[15]</sup>。相对于小波变换,小波包变换对大量中、高频信息的信号时频局部化分析效果较好。因此采用小波包去噪技术消除胎儿心电所含噪声。

具体步骤如下:

1) 选择合适的小波基和分解层次。选择具有对称性质的双正交小波 bior4.4 小波(9/7 小波),采用 4 层小波包分解。

2) 选择合适的子带去噪。根据噪声分布的主要频带以及信号能量分布的主要频带,选择保留(3,1),(3,3),(4,1),(4,4)子带的信息,其余子带置 0。

3) 由保留的子带重构信号。通过小波包逆变换,由保留下来的子带信号重构胎儿心电信号。

实验结果如图 5 所示。由图 5 可见,基线漂移被很好地抑制了,高频噪声和工频干扰也得到一定的抑制。采用小波包去噪最终得到更为清晰的胎儿心电。

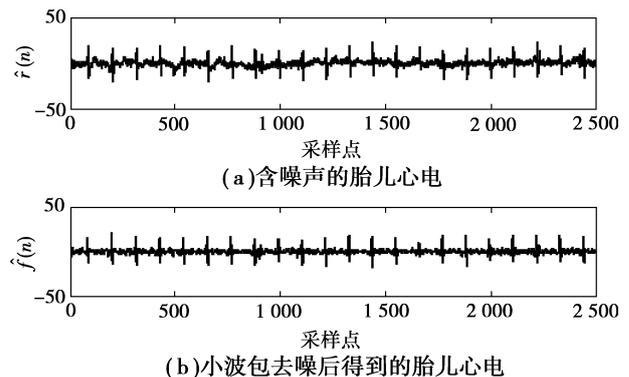


图 5 小波包去噪实验结果

## 5 结 语

笔者提出一种从母体腹壁混合信号中提取胎儿心电的新方法。采用2个导联分别采集母体腹壁混合信号和母体心电信号,其中母体腹壁混合信号中包含胎儿心电、母体心电干扰和其它噪声。通过RBF神经网络估计母体心电信号传导至腹壁经历的非线性变换,母体心电信号经非线性变换后得到母体腹壁混合信号中的母体心电干扰,将该干扰从腹壁混合信号中减去,得到含噪声的胎儿心电。再通过小波包去噪技术抑制胎儿心电的基线漂移和噪声,最终得到清晰的胎儿心电。采用临床心电数据完成胎儿心电提取实验,在胎儿心电和母体心电QRS波分离或者重叠的情况下,提出的基于RBF神经网络的胎儿心电提取方法均得到了清晰的胎儿心电,表明该方法有效可行,具有临床应用前景。

### 参考文献:

- [1] SYMONDS E M, SAHOTA D, CHANG A. Fetal electro-cardiology [M]. London: Imperial College Press, 2001.
- [2] 程志厚,宋数良. 胎儿电子监护学[M]. 北京:人民卫生出版社,2001.
- [3] EVAGGELOS C K, MARKOS G T, DIMITROS I F, et al. An automated methodology for fetal heart rate extraction from the abdominal electrocardiogram [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2007, 11(6): 628-638.
- [4] VERKLAN M T, PADHYE N S. Spectral analysis of heart rate variability: an emerging tool for assessing stability during transition to extra uterine life [J]. Journal of Obstetric, Gynecologic, and Neonatal Nursing, 2004, 33(2): 256-265.
- [5] SARGOLZAEI S, FAEZ K, SARGOLAEI A. Signal processing based techniques for fetal electrocardiogram extraction [C] // 2008 International Conference on Biomedical Engineering and Informatics, May 27-30, 2008, Sanya, Hainan, China. Hainan: [s. n.]: 492-496.
- [6] SATO M, KIMURA Y, CHIDA S, et al. A novel extraction method of fetal electrocardiogram from the composite abdominal signal [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2007, 54(1): 49-58.
- [7] WU J M. Blind separation of fetal electrocardiograms by annealed expectation maximization [J]. Neurocomputing 2008, 71(7/9): 1500-1514.
- [8] KIANOUSH N, SIAMAK E, SAEID S. Fetal electrocardiogram signal modeling using genetic algorithm [C] // International Workshop on Medical Measurements and Applications-MeMeA, May 4-5, 2007 Warsaw, Poland. [S. l.]: Medical Measurements and Applications, 2007:1-4.
- [9] GEMAN S. Neural networks and the bias/variance dilemma [J]. Neural Computation, 1992, 4(1): 1-58.
- [10] CHEN S, LABIB K, HANZO L. Clustering-based symmetric radial basis function beam forming [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2007, 14(9): 589-592.
- [11] OYANG Y J, HWANG S C, OU Y Y, et al. Data classification with radial basis function networks based on a novel kernel density estimation algorithm [J]. IEEE Trans on Neural Network, 2005, 16(1): 225-236.
- [12] LATHAUWER L. DaISy: database for the identification of systems [EB/OL]. (2000-10-10) [2008-01-04] <http://www.esat.kuleuven.ac.be/sista/daisy/>.
- [13] 刘渝琳,李嘉明. 统计学教程[M]. 重庆:重庆大学出版社,2002.
- [14] NICHOLAS J O. Intelligent pattern analysis of the foetal electrocardiogram [D]. England: University of Plymouth, 1997.
- [15] MALLAT S. A wavelet tour of signal processing [M]. 2nd. Beijing: China Machine Press, 2003.

(编辑 张 苹)