

基于最小二乘支持向量机的胎儿心电信号提取

蒲秀娟^① 曾孝平^① 韩亮^① 程军^②

^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: 该文针对胎儿心电信号难以提取的问题, 提出一种从母体腹壁混合信号中提取胎儿心电信号的方法。首先利用最小二乘支持向量机(LSSVM)拟合母体心电信号传导至腹壁所经历的非线性变换, 然后将母体心电信号经由所拟合的非线性变换得到腹壁混合信号中的母体心电成分的最优估计, 再从腹壁混合信号中减去母体心电成分的最优估计得到含噪声的胎儿心电信号, 最后通过经验模式分解(EMD)抑制胎儿心电信号中的基线漂移和噪声, 得到清晰的胎儿心电信号。在胎儿心电信号和母体心电信号 QRS 波完全重叠的情况下, 通过该方法能够提取出清晰的胎儿心电信号。实验结果验证了该方法的有效性。

关键词: 胎儿心电信号; 非线性变换; 最小二乘支持向量机; 经验模式分解

中图分类号: TN911.72; R540.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)12-2941-07

Extraction of Fetal Electrocardiogram Signal Using Least Squares Support Vector Machines

Pu Xiu-juan^① Zeng Xiao-ping^① Han Liang^① Cheng Jun^②

^①(College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

^②(Department of Cardiology, Southwest Hospital, Third Military Medical University, Chongqing 400038, China)

Abstract: A novel method based on Least Squares Support Vector Machine (LSSVM) is proposed to extract the Fetal Electrocardiogram (FECG) signal from the abdominal composite signal of the pregnant woman. The Maternal Electrocardiogram (MECG) component in the abdominal composite signal is a nonlinear transformation of the MECG signal and the nonlinear transformation is identified by LSSVM with limited samples. An optimal estimation of the MECG component in the abdominal composite signal is obtained by the MECG undergoing the nonlinear transformation. The FECG is extracted by removing the optimal estimation of the MECG component from the abdominal composite signal. The baseline shift and noise in the extracted FECG are suppressed by Empirical Mode Decomposition (EMD). The experimental results show that the clear FECG can be extracted even under the condition of the fetal QRS wave being entirely overlapped with the maternal QRS wave in the abdominal composite signal. The experimental results verify the effectiveness of proposed method.

Key words: Fetal ElectroCardioGram (FECG) signal; Nonlinear transformation; Least Squares Support Vector Machine (LSSVM); Empirical Mode Decomposition (EMD)

1 引言

胎儿心电(Fetal ElectroCardioGram, FECG)信号是反映胎儿宫内生理活动的客观指标之一, 取自母腹体表电极的胎儿心电信号检测方法因其方便、无创而深受医务工作者和孕妇的欢迎^[1]。但由于母体和胎儿的活动, 背景噪声极大, 特别是母体心电信号干扰, 其幅度是胎儿心电信号的2~10倍, 且与胎儿心电信号的频带相互重叠, 用常规的滤波技术很难提取出清晰稳定的胎儿心电信号^[2]。

为了消除母体心电信号和其它背景噪声的干扰, 国内外学者提出了许多胎儿心电信号提取方法。1975年, Widrow首次运用最小均方误差(Least Mean Square, LMS)自适应滤波算法提取FECG, 该方法计算简单, 但对非平稳性较强的胎儿心电信号不适合^[3]。近几年, 盲源分离方法被引入FECG提取领域, 在各导联采集的心电信号独立的假设下, 可以检测出胎儿心电信号, 但存在建模难、需要导联数多和不易实现等问题^[3]。2005年, Khaled Assaleh采用两导联, 运用多项式神经网络(polynomial network)提取到较清晰的胎儿心电信号^[4]。但人工神经网络以传统统计学为基础, 以最

2008-11-26收到, 2009-06-01改回

国家自然科学基金(30570473)和重庆市自然科学基金(2008BB2322)资助课题

小化经验风险为学习目标, 存在泛化能力、结构设计、局部极值等许多待解决的问题^[5]。

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是 Vapnik 等人在 1995 年提出的以有限样本统计学习理论为基础, 以最小化结构风险为目标的一种新型机器学习方法, 具有较强的逼近能力和泛化能力, 能够较好地解决小样本、非线性、高维数和局部极小点等实际问题^[5]。为了减少支持向量机的计算复杂度, Suykens 提出了最小二乘支持向量机(Least Square SVM, LSSVM), 用等式约束代替标准支持向量机的不等式约束, 并把经验风险由偏差的一次方改为二次方, 将二次规划问题转化为可用最小二乘法求解的线性方程组求解, 从而降低了计算复杂度^[6]。

本文运用最小二乘支持向量机(LSSVM)拟合母体心电信号传导至腹壁所经历的非线性变换, 在此基础上从母体腹壁混合信号中提取胎儿心电信号, 并采用经验模式分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)抑制胎儿心电信号中的基线漂移和噪声, 得到清晰的胎儿心电信号。

2 胎儿心电信号提取原理

本文采用两导联系统采集心电信号: 一个导联置于母体胸壁, 在时刻 i 采集得到母体心电信号 m_i , 另一个导联置于母体腹壁, 同时刻采集得到腹壁混合信号 u_i 。腹壁混合信号 u_i 中包含 3 类信号: 母体心电成分 s_i , 胎儿心电信号 d_i 和附加噪声 η_i ^[1,2], 其关系如下:

$$u_i = s_i + d_i + \eta_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

其中, 腹壁混合信号中的母体心电成分 s_i 是母体心电信号 m_i 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换^[4], 用函数表示为

$$s_i = f(m_i) \quad (2)$$

式中, $f(\cdot)$ 表示母体心电信号经非线性信道传导至腹壁经历的非线性变换。如果能得到非线性函数 $f(\cdot)$ 的最佳拟合 $\hat{f}(\cdot)$, 就可以通过母体心电信号 m_i 得到腹壁混合信号中的母体心电成分 s_i 的最佳估计 \hat{s}_i ($\hat{s}_i = \hat{f}(m_i)$), 那么从 u_i 中减去 \hat{s}_i 可以得到含噪声的胎儿心电信号的最佳估计 \hat{r}_i :

$$\hat{r}_i = u_i - \hat{s}_i = u_i - \hat{f}(m_i) \quad (3)$$

可见, 胎儿心电信号提取的关键问题是: 根据给定的训练样本数据集 $\{(m_i, u_i), i = 1, 2, \dots, l\}$, 寻找输入 m_i 和目标输出 u_i 之间的非线性函数 $f(\cdot)$ 的最佳估计, 其中 m_i 由母体心电信号 m_i 和它的 J 维时间导数构成^[4]。本文采用最小二乘支持向量机(LSSVM)拟合非线性函数 $f(\cdot)$, 首先通过训练样本

建立 LSSVM 模型, 然后将测试样本输入已建立的 LSSVM 模型, 提取胎儿心电信号。

3 最小二乘支持向量机

用于函数估计的最小二乘支持向量机(LSSVM)算法描述如下^[6]:

对于给定的训练样本数据集 $\{(m_i, u_i), i = 1, 2, \dots, l\}$, 寻找输入 m_i 和目标输出 u_i 之间的非线性函数 $f(\cdot)$ 的最佳估计。在非线性情况下, 支持向量机的基本思想是引入变换 Φ , 把样本数据从输入空间映射到高维特征空间, 在高维特征空间利用线性回归函数:

$$\hat{f}(m) = w^T \Phi(m) + b \quad (4)$$

实现数据的拟合问题。其中 $\Phi(m)$ 为特征空间, w 与 b 分别为权值系数向量及偏差。

根据结构风险最小化原理, 综合考虑函数复杂度和拟合误差, 回归问题可以表示为约束优化问题^[6]:

$$\left. \begin{aligned} \min_{w, b} \quad J(w, e) &= \frac{1}{2} w^T w + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^l e_i^2 \\ \text{s.t.} \quad u_i &= w^T \Phi(m_i) + b + e_i, \quad i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中 $w^T w$ 控制函数复杂度; C 为惩罚系数, 用来平衡函数的复杂度和拟合误差; e_i 为松弛因子。

使用 Lagrange 乘子法原理求解上述优化问题, 由 KKT 条件求得回归估计函数为^[6]

$$\hat{f}(m) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(m_i, m) + b \quad (6)$$

其中 $\alpha_i (i = 1, \dots, l)$ 为 Lagrange 乘子。

选择径向基函数作为核函数, 即 $K(m_i, m) = \exp(-\|m_i - m\|^2 / \sigma^2)$, 其中, σ 为核函数的宽度参数。

采用 LSSVM 运算时, 核函数参数 σ 和惩罚系数 C 的选择对 LSSVM 的性能至关重要, 本文采用 10 折交叉验证法^[7](10-fold cross validation) 优化参数组 (σ, C) , 最终选择 $C = 100, \sigma^2 = 3$ 。

4 基于最小二乘支持向量机的胎儿心电信号提取方法

采用最小二乘支持向量机(LSSVM)拟合母体心电信号传导至腹壁经历的非线性变换 $f(\cdot)$, 在此基础上从母体腹壁混合信号中提取胎儿心电信号。其实验步骤如下:

(1) 选择训练样本。LSSVM 具有较强的泛化能力, 能够较好的解决小样本学习问题。从测试数据集 $\{(m_i, u_i), i = 1, 2, \dots, n\}$ 中选择部分数据 $\{(m_i, u_i), i = 1, 2, \dots, l\}$ 作为 LSSVM 的训练样本。为了更好的

估计非线性函数 $f(\cdot)$, LSSVM 的输入数据由母体心电信号 m_i 和它的 J 维时间导数构成^[4]。采用不同的 J 值完成实验, 实验结果表明, 大于 2 的 J 值不能显著改善胎儿心电信号的提取性能, 而且会增加计算复杂度, 因此选择 $J = 2$ 。LSSVM 的输入信号和目标输出分别用向量形式表示为 \mathbf{u} 和 \mathbf{M} , 其中:

$$\mathbf{u} = [u_1 \ u_2 \ \cdots \ u_l]^T$$

$$\mathbf{M} = [m_1 \ m_2 \ \cdots \ m_l]^T = \begin{bmatrix} m_1 & \dot{m}_1 & m_1^{(2)} \\ m_2 & \dot{m}_2 & m_2^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ m_l & \dot{m}_l & m_l^{(2)} \end{bmatrix} \quad (7)$$

(2) 训练 LSSVM。将 \mathbf{u} 和 \mathbf{M} 输入 LSSVM, LSSVM 的输出信号为腹壁混合信号中经历了非线性变换的母体心电成分 $\hat{\mathbf{s}} (\hat{\mathbf{s}} = \hat{f}(\mathbf{M}))$ 。目标信号 \mathbf{u} 与 LSSVM 输出信号 $\hat{\mathbf{s}}$ 之差为误差信号, 用 \mathbf{e} 表示, 即 $\mathbf{e} = \mathbf{u} - \hat{\mathbf{s}}$ 。LSSVM 根据结构风险最小化原则, 综合考虑最小化函数复杂度和拟合误差 $E(\mathbf{e}^T \mathbf{e})$, 最终得到母体心电信号传导至腹壁经历的非线性变换 $f(\cdot)$ 的最佳拟合函数 $\hat{f}(\cdot)$ (式(6)所示)。

(3) 提取胎儿心电信号。将采集得到的心电信号数据 $\{(m_i, u_i), i = 1, 2, \dots, n\}$ 送入已训练的 LSSVM, 估计腹壁混合信号 u_i 中的母体心电成分 \hat{s}_i : $\hat{s}_i = \hat{f}(m_i)$ 。 u_i 中含噪声的胎儿心电信号 \hat{r}_i 通过下式提取得到:

$$\hat{r}_i = u_i - \hat{s}_i \quad (8)$$

5 胎儿心电信号提取实验

5.1 基于最小二乘支持向量机的胎儿心电信号提取实验结果分析

本文采用临床心电信号完成实验, 实验数据由

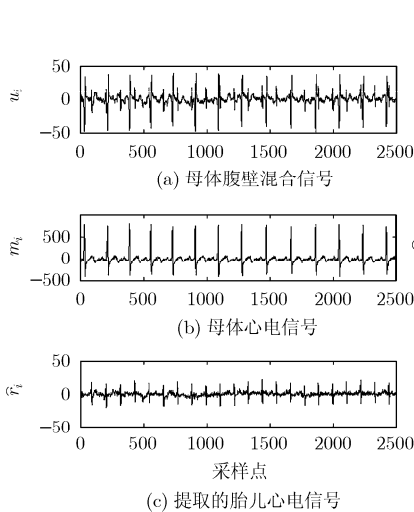


图 1

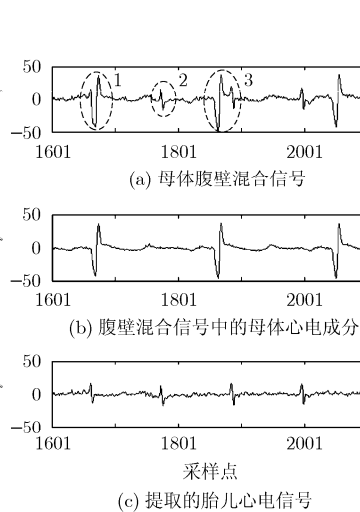


图 2

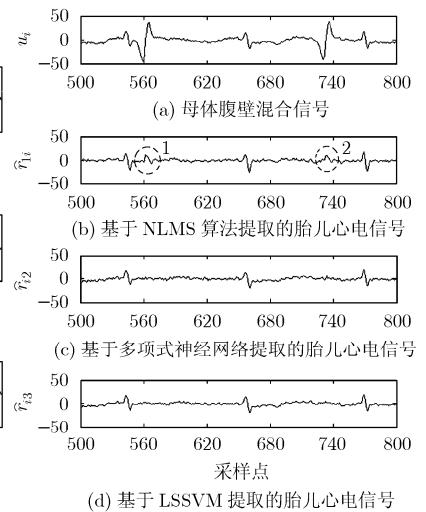


图 3

Lieven De Lathauwer 提供^[8], 采样频率为 250 Hz, 采集时间为 10 s, 采样点数为 2500。分别选择第 1 导母体腹壁混合信号和第 8 导母体心电信号作为两导联系统采集得到的 u_i 和 m_i ^[3] (如图 1(a), 1(b) 所示)。

综合考虑运算复杂度和提取性能, 从 2500 点数据集中选择前 1000 点数据 $\{(m_i, u_i), i = 1, 2, \dots, 1000\}$ 作为 LSSVM 的训练样本集, 全部 2500 点数据 $\{(m_i, u_i), i = 1, 2, \dots, 2500\}$ 作为 LSSVM 的测试样本。按照第 4 节描述的实验步骤提取得到的胎儿心电信号如图 1(c) 所示。由图 1(c) 可见, 采用本文提出的胎儿心电信号提取方法有效地抑制了腹壁混合信号中的母体心电成分, 得到了清晰的胎儿心电信号。

为了更好地显示基于 LSSVM 的胎儿心电信号提取方法的性能, 将图 1(c) 放大, 取 500 个采样点的实验结果绘制于图 2。图 2 描述腹壁混合信号中的母体心电成分与胎儿心电信号 QRS 波完全重叠 (椭圆 1 所示), 无重叠 (椭圆 2 所示) 和部分重叠 (椭圆 3 所示) 的实验结果。由图 2 可见, 在胎儿心电信号提取的上述情况下, 本文提出的方法均抑制了腹壁混合信号中的母体心电成分, 得到了清晰的胎儿心电信号。

5.2 胎儿心电信号提取实验结果对比分析

将本文提出的胎儿心电信号提取方法与基于 NLMS 算法^[3]和基于多项式神经网络的胎儿心电信号提取方法^[4]进行临床胎儿心电信号提取对比实验, 实验结果如图 3 所示。图中 $\hat{r}_{i1}, \hat{r}_{i2}, \hat{r}_{i3}$ 分别代表基于 NLMS 算法, 多项式神经网络和 LSSVM 提取得到的胎儿心电信号。

由图 3 可见: (1) NLMS 算法实验结果较差, 腹壁混合信号中的母体心电成分仍然存在于提取的胎

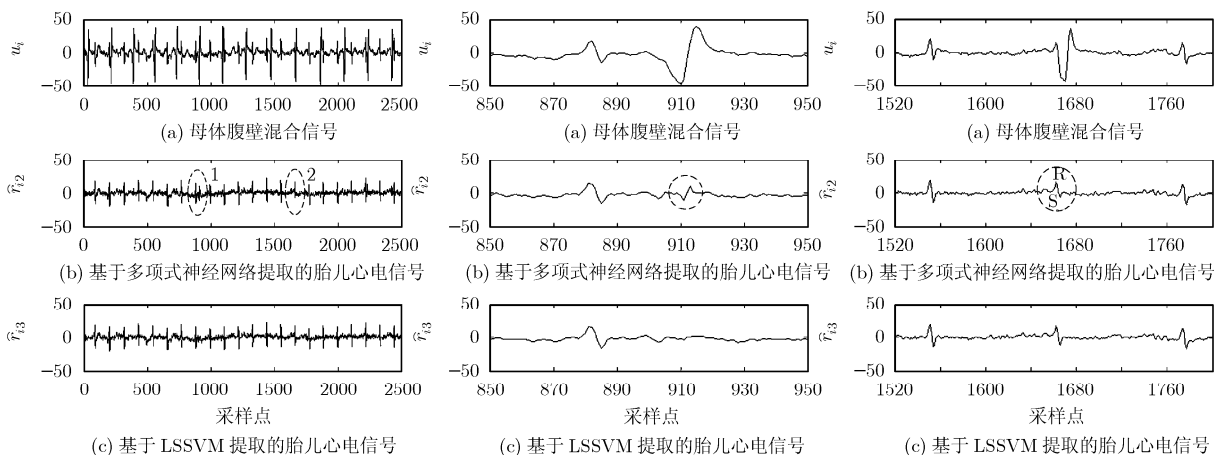


图4

儿心电信号中(图3(b)中椭圆1, 2所示); (2)基于多项式神经网络和基于LSSVM的胎儿心电信号提取方法都很好地抑制了腹壁混合信号中的母体心电成分, 并且LSSVM相对于多项式神经网络更有优势。

为了更明显地表示出LSSVM相对于多项式神经网络在胎儿心电信号提取性能上的优势, 将两种方法提取的2500点胎儿心电信号绘制于图4。由图4可见, 基于LSSVM的胎儿心电信号提取方法得到了更清晰的胎儿心电信号, 特别是椭圆1, 2所示位置。将椭圆1, 2所示位置分别放大为图5, 图6。

由图5可见, 采用多项式神经网络提取胎儿心电信号时, 少量的母体心电干扰仍存在于提取的胎儿心电信号中(图5中椭圆所示); 且存在不合理的S波输出(图6中椭圆所示), 该S波与采用多项式神经网络和LSSVM得到的其它S波均有较大差异。

5.3 泛化能力和时间复杂度分析

人工神经网络以传统统计学为基础, 存在过学习问题, 即学习后的人工神经网络对测试样本的预测精度下降, 泛化能力较差^[5]。文献[4]采用多项式神经网络提取胎儿心电信号时, 选取训练样本与测试样本数目相同来避免这一问题。因此, 该方法在临床应用时, 提取每一时刻的胎儿心电信号之前必须先用该时刻的母体心电信号和腹壁混合信号去训练多项式神经网络, 不利于临床推广。

最小二乘支持向量机(LSSVM)以有限样本统计学习理论为基础, 泛化能力强^[5]。本文提出的基于LSSVM的胎儿心电信号提取方法在临床应用中, 仅需先用小样本数据训练LSSVM, 然后通过训练好的LSSVM可提取各时刻的胎儿心电信号, 临床推广能力较强。

以2500点临床心电信号数据为例, 多项式神经网络和LSSVM的泛化能力分析如表1所示。

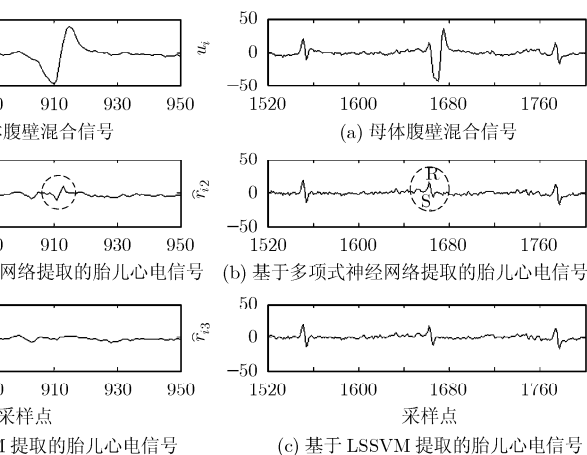


图5

图6

表1 多项式神经网络和LSSVM泛化能力分析表

	训练点数	测试点数
多项式神经网络	2500	2500
LSSVM	1000	2500

由表1可见, LSSVM的泛化能力比多项式神经网络强, 更适于临床推广。

本文进一步通过仿真实验对胎儿心电信号提取方法的时间复杂度进行分析, 实验结果如表2所示(Matlab 7.1环境, CPU为Pentium IV 2.66 GHz, 实验数据为本文采用的2500点心电信号)。

由表2可见, 基于LSSVM的胎儿心电信号提取方法平均运行时间显著小于基于多项式神经网络的胎儿心电信号提取方法的平均运行时间, 时间复杂度低, 更有临床应用前景。

表2 多项式神经网络和LSSVM时间复杂度分析表

	平均运行时间(s)
多项式神经网络	30.1951
LSSVM	16.8439

由以上分析可知, 本文提出的基于LSSVM的胎儿心电信号提取方法在提取性能上优于NLMS算法和多项式神经网络。

6 经验模式分解去噪

由式(3)可知, 按第4节的方法提取的胎儿心电信号中含有一定的噪声, 这些噪声主要包括^[9]: 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0.7 Hz。而胎儿心电信号的频带集中在0.05~100 Hz内^[10], 为了保证滤除噪声的同时保留胎儿心电信号的主要信

息, 需要一种去噪技术滤除提取的胎儿心电信号中含有的低于 0.7 Hz, 高于 100 Hz, 等于 50 Hz 的频率成分。

经验模式分解(EMD)依据数据自身的时间尺度特征进行信号分解, 无须预先设定任何基函数。这一点与建立在先验性的谐波基函数和小波基函数上的傅里叶分解与小波分解方法具有本质性的差别。正是由于这样的特点, EMD 在处理非平稳及非线性数据上, 具有非常明显的优势^[11]。胎儿心电信号是一种典型的非线性、非平稳的微弱信号, 本文采用 EMD 消除提取到的胎儿心电信号中所含的噪声。其实验步骤如下:

(1) EMD 分解: 对提取的胎儿心电信号 \hat{r}_{i3} 进行 EMD 分解, 得到频率成分从高到低的 10 个本征模函数(Intrinsic Mode Function, IMF)和 1 个剩余分量, 如图 7 所示。图中 $imf_1 \sim imf_{10}$ 表示 10 个本征模函数, res 表示剩余分量。

(2)求瞬时频率: 对于每一个 IMF 分量, 应用 Hilbert 变换得到各 IMF 分量的瞬时频率, 如图 8 所示。图中 $f_1 \sim f_{10}$ 分别对应 $imf_1 \sim imf_{10}$ 的瞬时频率。

(3)抑制基线漂移: 低频的基线漂移成分主要包

含在最后几个 IMF 分量和剩余分量中。 $imf_7 \sim imf_{10}$ 分别对应的瞬时频率 $f_7 \sim f_{10}$ 均小于 0.7 Hz, 因此在胎儿心电信号重建时去除 $imf_7 \sim imf_{10}$ 以及 res 以抑制基线漂移。

(4)抑制工频干扰: 50 Hz 的工频干扰主要包含在 imf_1 和 imf_2 中。将 imf_1 和 imf_2 中瞬时频率等于 50 Hz 的信号幅度置零以抑制工频干扰。

(5)抑制肌电干扰: 高于 100 Hz 的肌电干扰主要包含在 imf_1 中。将 imf_1 中瞬时频率大于 100 Hz 的信号幅度置零以抑制部分肌电干扰。

(6)重构胎儿心电信号: 由抑制了工频干扰和部分肌电干扰的 $imf_1 \sim imf_6$ 相加重构胎儿心电信号。

实验结果如图 9 所示。由图 9 可见, 基线漂移和工频干扰被很好地消除了, 肌电干扰也得到一定的抑制。采用 EMD 去噪最终得到了更为清晰的胎儿心电信号。

7 结束语

本文提出一种从母体腹壁混合信号中提取胎儿心电信号的新方法。采用两个导联分别采集母体腹壁混合信号和母体心电信号, 其中腹壁混合信号中

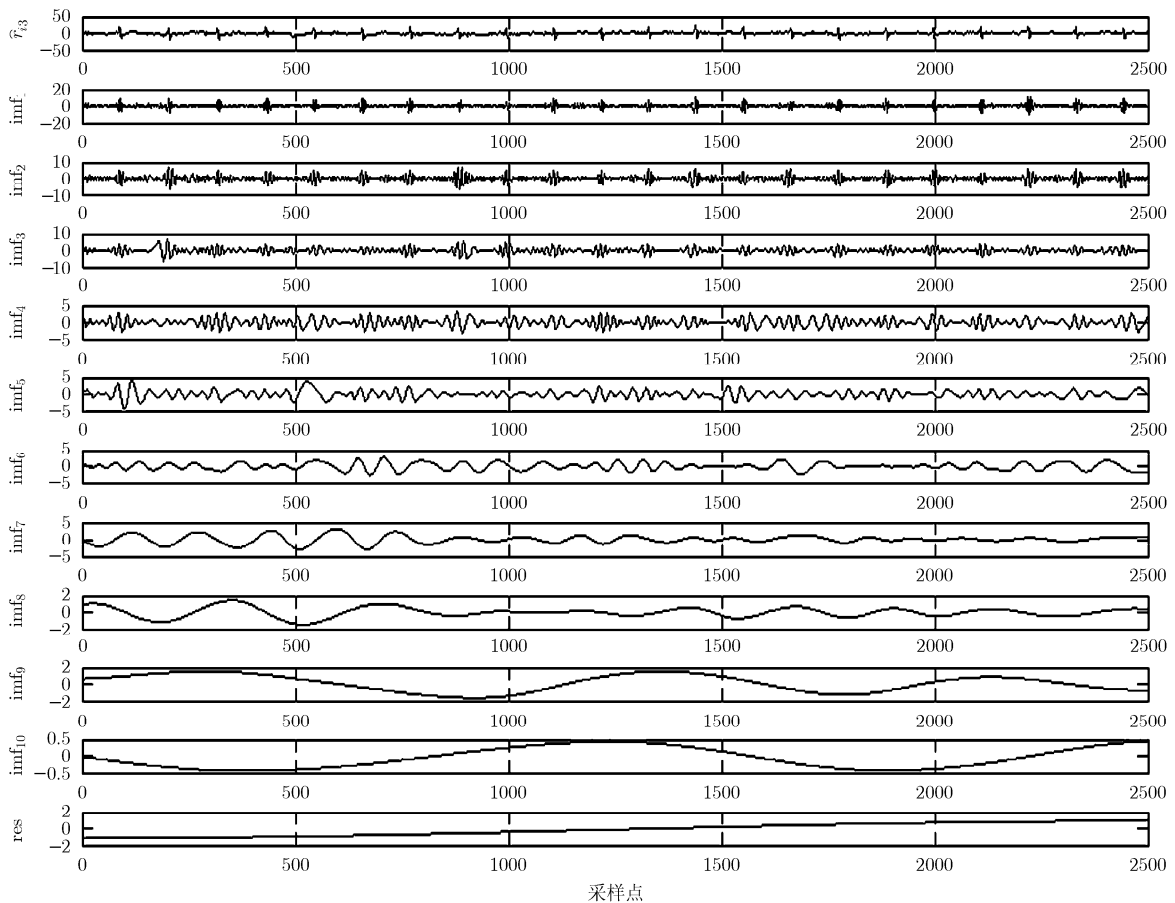


图 7 胎儿心电信号的 EMD 分解

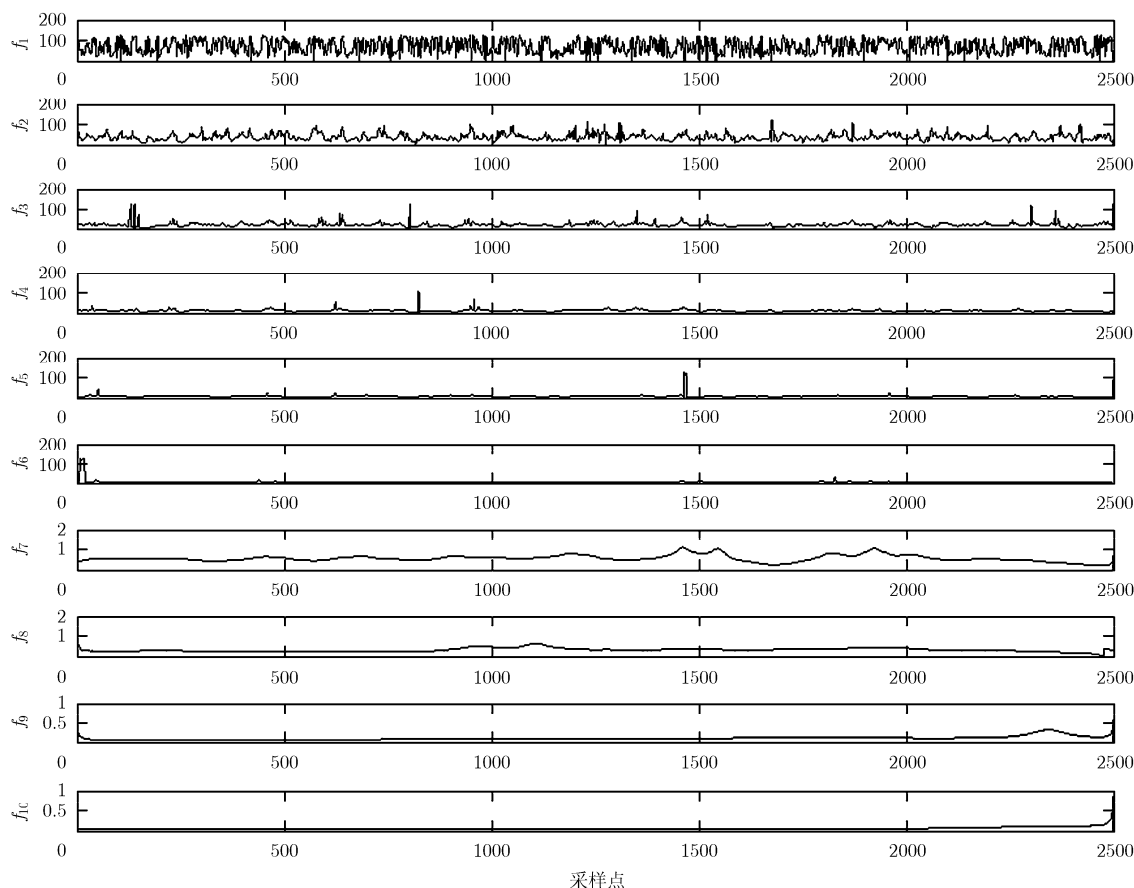


图 8 IMF 分量对应的瞬时频率

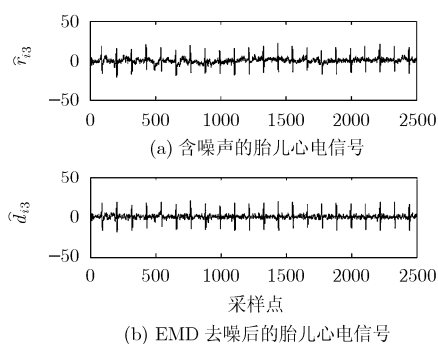


图 9

包含胎儿心电信号、母体心电成分和其它噪声。通过最小二乘支持向量机(LSSVM)拟合母体心电信号传导至腹壁经历的非线性变换,母体心电信号经由拟合的非线性变换后得到腹壁混合信号中的母体心电成分的最优估计,将该成分的最优估计从腹壁混合信号中减去,得到含噪声的胎儿心电信号。再通过经验模态分解(EMD)抑制胎儿心电信号中的基线漂移和噪声,最终得到清晰的胎儿心电信号。

采用 Lieven De Lathauwer 提供的临床心电信号完成胎儿心电信号提取实验,在胎儿心电信号和母体心电信号的 QRS 波分离或者重叠的情况下,

本文提出的基于 LSSVM 的胎儿心电信号提取方法均得到了清晰的胎儿心电信号。实验结果表明,本文提出的胎儿心电信号提取方法有效可行,可应用于静息状态下短时间内胎儿心电信号提取。因为实验条件的限制,本文没有完成长时间或活动状态下的胎儿心电信号提取实验。如何在上述两种情况下提取胎儿心电信号,以及如何根据胎儿心电信号提取应用的特点,得到性能优良的核函数,将是本文的进一步研究方向。

参考文献

- [1] 程志厚, 宋数良. 胎儿电子监护学[M]. 北京: 人民卫生出版社, 2001: 503-512.
- [2] Assaleh K. Extraction of Fetal electrocardiogram using adaptive neuro-fuzzy inference systems[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2007, 54(1): 59-68.
- [3] Nazarpour K, Ebadi S, and Sanei S. Fetal electrocardiogram signal modelling using genetic algorithm[C]. *Proceedings of IEEE MeMeA 2007, Warsaw, Poland, 2007: 1-4.*
- [4] Assaleh K and Al-Nashash H. A novel technique for the extraction of fetal ECG using polynomial networks[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2005, 52(6): 1148-1152.

- [5] Vapnik V. An overview of statistical learning theory[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, 10(5): 988-999.
- [6] Suykens J A K and Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers[J]. *Neural Processing Letters*, 1999, 9(3): 293-300.
- [7] Lee M S, Keerthi S S, and Ong C J, *et al.* An efficient method for computing leave-one-out error in support vector machines with gaussian kernels[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2004, 15(3): 750-757.
- [8] Lathauwer L. Database for the identification of systems: FECG data EAST/SISTA K.U. Leuven, Belgium [Online]. Available: <http://www.esat.kuleuven.ac.be/sista/daisy/>.
- [9] Outram N J. Intelligent pattern analysis of the foetal electrocardiogram [D]. University. of Plymouth, 1997, Ch.2, 17-21.
- [10] Karvounis E C, Tsipouras M G, and Fotiadis D I, *et al.* An automated methodology for fetal heart rate extraction from the abdominal electrocardiogram[J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2007, 11(6): 628-638.
- [11] Huang N E, Shen Z, and Long S R, *et al.* The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[C]. Proc. R. Soc. London 454, 1998: 903-995.
- 蒲秀娟: 女, 1979 年生, 博士生, 讲师, 研究方向为生物医学信号处理.
- 曾孝平: 男, 1956 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为信息与信号处理.
- 韩 亮: 男, 1975 年生, 博士(后), 讲师, 研究方向为信号处理.
- 程 军: 男, 1977 年生, 博士生, 主治医师, 研究方向为心脏电生理基础及心律失常的防治.