

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107479

## 结合 FastICA 与 EKF 的腹部源胎儿心电信号提取\*

韩 亮<sup>1,2</sup>, 蔡文涛<sup>1</sup>, 蒲秀娟<sup>1,2</sup>, 龙 灵<sup>1</sup>

(1. 重庆大学微电子与通信工程学院 重庆 400044; 2. 生物感知与智能信息处理重庆市重点实验室 重庆 400044)

**摘 要:**针对腹部源信号,本文提出一种结合快速独立分量分析(FastICA)与扩展卡尔曼滤波(EKF)的胎儿心电信号提取方法。首先抑制原始母体腹壁混合信号中的基线漂移、工频干扰和脉冲伪迹。然后使用 FastICA 从母体腹壁混合信号中分离得到母体心电信号估计以及含有残留母体心电成分和其他噪声的胎儿心电信号估计。使用 EKF 对胎儿心电信号估计进行滤波得到残留的母体心电成分估计,将其抑制后获得含噪声的胎儿心电信号。最后再次使用 EKF 提取得到清晰的胎儿心电信号。采用临床数据进行实验,本文提出的胎儿心电信号提取方法的灵敏度、阳性预测值和  $F_1$  分数分别为 99.27%, 94.35%, 96.71%, 其基于互相关系数和基于特征值分析的信噪比分别为 6.145 4 dB 和 6.509 6 dB。实验结果表明本文提出的方法在主观视觉效果和客观评价指标上均优于传统的胎儿心电信号提取方法。

**关键词:** 胎儿心电信号;快速独立分量分析;扩展卡尔曼滤波

中图分类号: TN911.72 TH701 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.4010

## Abdominal electrode-sourced FECG extraction utilizing EKF combined with FastICA

Han Liang<sup>1,2</sup>, Cai Wentao<sup>1</sup>, Pu Xiujuan<sup>1,2</sup>, Long Ling<sup>1</sup>

(1. School of Microelectronics and Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. Chongqing Key Laboratory of Bio-perception & Intelligent Information Processing, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** Aiming at the abdominal electrode-sourced (AES) signals, a fetal electrocardiogram (FECG) signal extraction method utilizing extended Kalman filter (EKF) combined with FastICA is proposed. Firstly, the raw maternal abdominal mixed signals are preprocessed to suppress baseline drift, power frequency interference and pulse artifacts. Then, FastICA is used to separate the maternal electrocardiogram (MECG) signal estimation and FECG signal estimation containing residual MECG component and other noise from maternal abdominal mixed signals. The EKF is used to filter the FECG signal estimation to obtain the residual MECG component estimation, which is suppressed to obtain the noisy FECG signal estimation. At last, the clear FECG signal is extracted using EKF again. The clinical data were adopted to verify the proposed FECG extraction method. The sensitivity, positive predictive value and  $F_1$  score of the proposed FECG extraction method are 99.27%, 94.35%, 96.71%, respectively, and the signal-to-noise ratios based on cross correlation and singular value decomposition are 6.145 4 dB and 6.509 6 dB, respectively. The experiment results show that the proposed method is better than traditional FECG signal extraction methods both on subjective visual effect and objective assessment index.

**Keywords:** fetal electrocardiogram (FECG); Fast ICA; extended Kalman filter

## 0 引 言

胎儿电子监护是妊娠期和分娩期中的常规监护方

式<sup>[1]</sup>。依据其提供的胎儿健康状况信息,医生可以早期诊断各类胎儿疾病,从而提高治疗的有效性,降低围产儿的发病率和死亡率。

胎心宫缩图(cardiotography, CTG)可以同时提供胎

收稿日期:2021-02-04 Received Date: 2021-02-04

\* 基金项目:重庆市自然科学基金(cstc2016jcyjA0376)项目资助

心率和母体子宫活动信息,是临床中应用得最为广泛的胎儿监护方式<sup>[2]</sup>。但是,利用 CTG 难以有效地获得可靠的瞬时胎儿心率的变异信息<sup>[3]</sup>。胎儿心电(fetal electrocardiogram, FECG)信号不仅能提供可靠的逐拍胎儿心率信息以进行胎儿心率变异分析,还能提供胎儿宫内缺氧等胎儿健康状况信息,是一种具有广阔应用前景的胎儿电子监护技术。

侵入式胎儿心电信号采集方法直接置电极于胎儿头皮,可采集得到高质量的胎儿心电信号,但其只能用于胎儿分娩时,且存在胎儿被感染的风险。非侵入式胎儿心电信号采集方法置电极于母体胸部和腹壁,可以在围产期实现胎儿健康状况的长期监护,是胎儿心电信号提取的发展方向<sup>[4]</sup>。但是,从母体腹壁采集得到的信号通常包含胎儿心电成分、母体心电成分、以及基线漂移、工频干扰、脉冲伪迹等其他噪声。其中母体心电成分是最主要的干扰源,在时域,母体心电成分的幅度远远大于胎儿心电成分;而在频域,两者的频谱大部分相互重叠在一起。因此,如何有效抑制母体心电成分是非侵入式胎儿心电信号提取方法要解决的关键问题。

依据采集心电信号电极的放置位置,非侵入式胎儿心电信号提取方法可以分为组合源方法(combined source methods, CS)和腹部源方法(abdominal electrode sourced method, AES)<sup>[5]</sup>。组合源方法需要在母体胸部和腹部同时放置电极,通常以母体胸部信号作为参考信号,采用自适应噪声抵消方法抑制母体腹壁混合信号中的母体心电成分干扰。目前,用于抑制母体心电干扰的自适应噪声抵消器主要基于 LMS(least mean square)和 RLS(recursive least square)方法<sup>[6]</sup>、人工神经网络<sup>[7]</sup>、支持向量机<sup>[8]</sup>等。腹部源方法仅需在母体腹部放置电极,便于临床应用,主要采用模版相减<sup>[9]</sup>和盲源分离<sup>[10-11]</sup>等方法。

卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)<sup>[12]</sup>作为一种最优状态估计方法,可以应用于受随机干扰的动态系统,对系统状态进行线性、无偏及最小误差方差的最优估计。扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)是卡尔曼滤波在非线性系统上的扩展,已被成功地应用于单通道胎儿心电信号提取<sup>[13]</sup>。但是,腹部源方法采集得到的腹壁混合信号通常有多个通道,基于 EKF 的单通道胎儿心电信号提取方法仅利用其中一个通道的信息,本身存在一定缺陷。快速独立分量分析(FastICA)<sup>[14]</sup>通过采用近似负熵和牛顿迭代方法有效降低了计算量,具有易于实现和快速收敛的优点,是目前应用得最为广泛的独立分量分析(independent component analysis, ICA)方法。

本文提出一种结合 FastICA 与 EKF 的腹部源胎儿心电信号提取方法。首先进行信号预处理,抑制原始母体腹壁混合信号中的基线漂移、工频干扰和脉冲伪迹。然

后使用 FastICA 从多路母体腹壁混合信号中分离得到母体心电信号估计和胎儿心电信号估计,此时胎儿心电信号估计中含有残留母体心电成分和其他噪声。从母体心电信号估计中检测母体心电信号 R 峰位置,并利用该位置信息使用 EKF 方法从胎儿心电信号估计中得到残留母体心电成分的估计并将其抑制,从而得到含噪声的胎儿心电信号。最后,从含噪声的胎儿心电信号中检测胎儿心电信号的 R 峰位置,进而利用该位置信息再次使用 EKF 方法提取得到清晰的胎儿心电信号。

## 1 腹部源胎儿心电信号提取原理

### 1.1 胎儿心电信号采集

非侵入式的胎儿心电信号提取方法分为腹部源方法和组合源方法<sup>[5]</sup>,如图 1 所示。

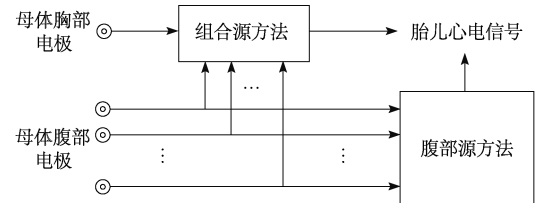


图 1 胎儿心电信号采集示意图

Fig. 1 Schematic diagram of FECG signal acquisition

腹部源方法仅需将电极置于母体腹部,采集得到母体腹壁混合信号;而组合源方法则需将电极同时置于母体胸部和腹部,采集得到母体胸部信号和母体腹壁混合信号。腹部源方法更便于临床应用。

### 1.2 基于 FastICA 与 EKF 的胎儿心电信号提取原理

腹部源方法仅采集得到母体腹壁混合信号,运用盲源分离(blind source separation, BSS)方法可以从母体腹壁混合信号中直接提取得到胎儿心电信号,但是其中残留了大量的母体心电成分和其他噪声。为获得清晰的胎儿心电信号,本文提出结合 FastICA 与 EKF 的胎儿心电信号提取方法,如图 2 所示。

将  $n$  个电极放置于孕妇腹壁,采集得到母体腹壁混合信号  $\mathbf{x}(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))^T$ 。 $\mathbf{x}(t)$  包含 3 类信号:母体心电成分、胎儿心电成分和噪声,其中噪声主要包括基线漂移、工频干扰和脉冲伪迹<sup>[15]</sup>。使用 Varanini 等<sup>[15]</sup>提出的数据预处理方法对这 3 种噪声进行抑制,得到  $\mathbf{x}^{pro}(t) = (x_1^{pro}(t), x_2^{pro}(t), \dots, x_k^{pro}(t))^T$ 。则  $\mathbf{x}^{pro}(t)$  中主要包含母体心电成分、胎儿心电成分和残留的少量噪声,假定  $\mathbf{x}^{pro}(t)$  是由  $k$  个独立源信号  $\mathbf{s}(t) = (s_1(t), s_2(t), \dots, s_k(t))^T$  组成,采用线性瞬时混合模型对经预处理后的母体腹壁混合信号建模<sup>[14]</sup>:

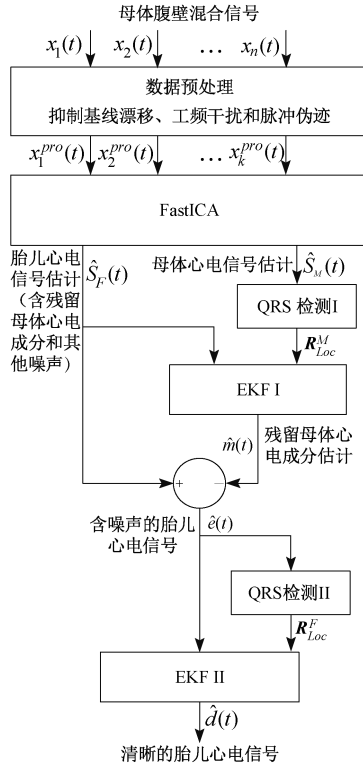


图2 结合 FastICA 与 EKF 的胎儿心电信号提取方法

Fig. 2 FECC signal extraction method combining FastICA and EKF

$$\mathbf{x}^{pro}(t) = \mathbf{A} \cdot \mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{A}$  表示混合矩阵,  $\mathbf{n}(t)$  表示残留的少量噪声。

使用 FastICA 方法从  $\mathbf{x}^{pro}(t)$  中得到母体心电信号估计  $\hat{S}_M(t)$  和胎儿心电信号估计  $\hat{S}_F(t)$ , 此时  $\hat{S}_F(t)$  主要包含 3 种成分: 胎儿心电信号  $d(t)$ 、残留的母体心电成分  $m(t)$  和其他噪声  $\eta(t)$ , 如下所示:

$$\hat{S}_F(t) = d(t) + m(t) + \eta(t) \quad (2)$$

在胎儿心电信号估计  $\hat{S}_F(t)$  中, 残留的母体心电成分  $m(t)$  是最主要的噪声, 需要进一步抑制。使用 Behar 等<sup>[16]</sup> 提出的 QRS 检测算法检测得到母体心电信号估计  $\hat{S}_M(t)$  中的 R 峰位置  $\mathbf{R}_{Loc}^M = [R_{Loc1}^M, R_{Loc2}^M, \dots, R_{Locp}^M]$ 。结合 Sameni 等<sup>[17]</sup> 提出的通用心电信号动力学模型和  $\mathbf{R}_{Loc}^M$ , 使用扩展卡尔曼滤波方法从  $\hat{S}_F(t)$  中得到其中残留的母体心电成分  $m(t)$  的最优估计  $\hat{m}(t)$ , 进而得到含噪声的胎儿心电信号  $\hat{e}(t)$ :

$$\hat{e}(t) = d(t) + \eta(t) + [m(t) - \hat{m}(t)] \quad (3)$$

由式(3)可知,  $\hat{e}(t)$  中仍有附加噪声存在。为进一步抑制  $\hat{e}(t)$  所含附加噪声, 再次使用 Behar 等<sup>[16]</sup> 提出的 QRS 检测算法检测得到含噪声的胎儿心电信号  $\hat{e}(t)$  中的 R 峰位置  $\mathbf{R}_{Loc}^F = [R_{Loc1}^F, R_{Loc2}^F, \dots, R_{Locq}^F]$ 。结合 Sameni

等<sup>[17]</sup> 提出的通用心电信号动力学模型和  $\mathbf{R}_{Loc}^F$ , 再次使用扩展卡尔曼滤波方法从  $\hat{e}(t)$  中提取得到清晰的胎儿心电信号  $\hat{d}(t)$ 。

## 2 FastICA 与 EKF

### 2.1 FastICA

独立分量分析(ICA)<sup>[18]</sup> 的目的是将混合后的随机信号  $\mathbf{x}$  转换成独立的分量。在对混合信号进行盲源分离之前, 通常需要对混合信号进行预处理, 主要包括混合信号的零均值化和白化两个步骤。对混合信号进行白化处理实质上是去除信号各个分量之间的相关性。

Bingham 等<sup>[19]</sup> 提出的基于负熵的 FastICA 是线性混合模型中最常用的 ICA 算法之一, 它采用负熵来度量源的非高斯性, 有效地把不动点迭代所带来的优良算法特性与负熵所带来的更好的统计特性结合起来, 具有算法简单、收敛速度快、占用内存少等诸多优点。

使用腹部源方法采集得到的母体腹壁混合信号中包含母体心电成分、胎儿心电成分和噪声, 假设三者之间相互独立<sup>[20]</sup>, 使用 FastICA 算法能够从腹壁混合信号中得到母体心电信号估计和胎儿心电信号估计。但是, 在胎儿心电信号估计中仍残留了大量的母体心电成分和其他噪声, 需要对其进行有效抑制。

### 2.2 EKF

#### 1) 心电信号动力学模型

对心电信号进行动力学模型建模是扩展卡尔曼滤波(EKF)应用于心电信号处理的前提。McSharry 等<sup>[21]</sup> 基于三维高斯核函数建立心电信号动力学模型。Sameni 等<sup>[17]</sup> 将该模型从笛卡尔坐标系转换到了极坐标系下, 得到更为简单的通用心电信号动力学模型:

$$\begin{cases} \dot{\theta} = \omega \\ \dot{z} = - \sum_{i=1}^N \frac{\alpha_i \omega}{b_i^2} \Delta \theta_i \exp\left(-\frac{\Delta \theta_i^2}{2b_i^2}\right) \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $\theta$  和  $z$  表示心电信号的相位和幅度;  $\omega = 2\pi f$ ,  $f$  表示心率;  $N$  表示用于对所需心电信号进行建模的高斯函数的数量;  $\alpha_i$ ,  $b_i$  以及  $\theta_i$  分别表示每个高斯核的幅度、宽度和中心位置;  $\Delta \theta_i = (\theta - \theta_i) \bmod(2\pi)$ 。

#### 2) 结合心电信号动力学模型的 EKF

卡尔曼滤波适用于线性系统, 能够处理非平稳的矢量信号和噪声的情况。但是, 实际系统通常是非线性的, 不能直接应用卡尔曼滤波, 需要用线性化的方法得到准最佳的扩展卡尔曼滤波。

根据式(4)可得心电信号动力学模型的离散递归状

态方程<sup>[17]</sup>:

$$\begin{cases} \theta_{k+1} = (\theta_k + \omega\delta) \bmod(2\pi) \\ z_{k+1} = -\sum_{i=1}^N \frac{\alpha_i}{b_i^2} \Delta\theta_i \exp\left(-\frac{\Delta\theta_i^2}{2b_i^2}\right) + z_k + \eta_k \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $\delta$  表示采样间隔;  $\Delta\theta_i = (\theta_k - \theta_i) \bmod(2\pi)$ ;  $\omega = 2\pi f$ ,  $f$  代表心率;  $\eta$  是干扰项, 表示随机加性噪声, 代表动力学模型的误差;  $N$  是用于对所需心电信号进行建模的高斯函数的数量; 状态变量  $\theta_k$  和  $z_k$  分别代表相位和幅度;  $\alpha_i$ ,  $b_i$  以及  $\theta_i$  分别表示每个高斯核的幅度、宽度和中心位置。并假设  $\alpha_i$ ,  $b_i$ ,  $\omega$ ,  $\theta_i$ ,  $\eta$  是独立同分布的高斯随机变量。

将含噪声的心电信号的幅值视为观测值  $s_k$ , 并且引入相位  $\theta$  作为第2观测值, 由于在实验中 R 峰的位置总是在  $\theta = 0$  的位置, 因此通过检测 R 峰可以获得一个额外的观测值  $\varphi_k$ , 该附加的相位信息可以帮助将卡尔曼滤波轨迹与参考噪声信号进行动态同步。由此可得心电信号动力学模型的观测方程<sup>[17]</sup>:

$$\begin{bmatrix} \varphi_k \\ s_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \theta_k \\ z_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_k \\ v_k \end{bmatrix} \quad (6)$$

令  $\mathbf{y}_k = [\varphi_k, s_k]^T$ ,  $\mathbf{n}_k = [u_k, v_k]^T$ 。  $\mathbf{y}_k$  表示观测向量,  $\mathbf{n}_k$  表示噪声。

针对使用 FastICA 从腹部源信号中得到的含残留母体心电成分和其他噪声的胎儿心电信号估计, 采用 EKF 进一步抑制其中残留的母体心电成分。使用心电信号动力学模型对母体心电信号进行建模并通过参数估计得到母体心电信号模板, 然后将心电信号动力学模型计算结果与观测值相结合, 通过数据融合递归得到胎儿心电信号估计中包含的残留母体心电成分的估计, 最后再通过模板相减抑制残留的母体心电成分, 得到含噪声的胎儿心电信号。

为进一步抑制提取得到的胎儿心电信号中所含噪声, 使用心电信号动力学模型对胎儿心电信号进行建模并通过参数估计得到胎儿心电信号模板, 然后将心电信号动力学模型计算结果与观测值相结合, 通过数据融合递归得到清晰的胎儿心电信号。

### 3) R 峰检测

在使用 EKF 估计母体心电成分时, 需要较为精确的母体心电信号的 R 峰位置。但是, 从腹壁混合信号中直接检测得到的母体心电信号的 R 峰位置精度较差, 本文对由 FastICA 从腹部源信号中得到的母体心电信号估计进行 QRS 检测, 得到较为精确的母体心电信号的 R 峰位置估计。

在使用 EKF 进一步抑制提取得到的胎儿心电信号中所含噪声时, 需要较为精确的胎儿心电信号的 R 峰位置。直接对经母体心电成分抑制后所得到的含噪声的胎儿心电信号进行 QRS 检测, 即可得到较为精确的胎儿心电信号的 R 峰位置估计。

## 3 使用 FastIC 与 EKF 的腹部源胎儿心电信号提取

本文提出一种结合 FastICA 与 EKF 的腹部源胎儿心电信号提取方法, 具体步骤如下。

1) 使用 Varanini 等<sup>[15]</sup>提出的数据预处理方法对输入多通道腹壁混合信号  $\mathbf{x}(t)$  进行预处理, 抑制其中的基线漂移、工频干扰和脉冲伪迹, 得到输入信号  $\mathbf{x}^{pro}(t) = (x_1^{pro}(t), x_2^{pro}(t), \dots, x_k^{pro}(t))^T$ 。

2) 使用 FastICA 方法从预处理后的多通道腹部混合信号  $\mathbf{x}^{pro}(t)$  中得到母体心电信号估计  $\hat{S}_M(t)$  以及含残留母体心电成分和其他噪声的胎儿心电信号估计  $\hat{S}_F(t)$ 。

3) 使用 Behar 等<sup>[16]</sup>提出的 QRS 检测算法对母体心电信号估计  $\hat{S}_M(t)$  进行 QRS 检测, 得到母体心电信号的 R 峰位置  $\mathbf{R}_{Loc}^M$ 。

4) 使用  $\mathbf{R}_{Loc}^M$  与含残留母体心电成分和其他噪声的胎儿心电信号估计  $\hat{S}_F(t)$ , 结合心电信号动力学模型, 使用 EKF 得到  $\hat{S}_F(t)$  中的残留母体心电成分估计  $\hat{m}(t)$ 。

5) 从含残留母体心电成分和其他噪声的胎儿心电信号估计  $\hat{S}_F(t)$  中减去残留的母体心电成分估计  $\hat{m}(t)$ , 得到含噪声胎儿心电信号  $\hat{e}(t)$ 。

6) 再次使用 Behar 等<sup>[16]</sup>提出的 QRS 检测算法对含噪声的胎儿心电信号  $\hat{e}(t)$  进行 QRS 检测, 得到胎儿心电信号的 R 峰位置  $\mathbf{R}_{Loc}^F$ 。

7) 使用  $\mathbf{R}_{Loc}^F$  和含噪声的胎儿心电信号  $\hat{e}(t)$ , 结合心电信号动力学模型, 使用 EKF 得到清晰的胎儿心电信号  $\hat{d}(t)$ 。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 实验数据

本文实验使用 PhysioNet 2013 挑战赛<sup>[22]</sup>提供的临床心电信号数据集 SET A 中的 11 组数据进行实验。每组数据均包含 4 路母体腹壁混合信号, 其采样频率为 1 kHz, 采集时间长度为 60 s。为直观显示原始实验数据, 在 A04 中选取一段长为 2 000 个采样点 (第 23~25 s) 的数据绘图如图 3 所示。

图 3 中显示了母体心电成分与胎儿心电成分部分重叠 (虚线框 1)、不重叠 (虚线框 2) 和完全重叠 (虚线框 3) 3 种情况。

### 4.2 性能评价方法

本文采用主观评价和客观评价两种方法评价胎儿心电信号提取方法的性能。



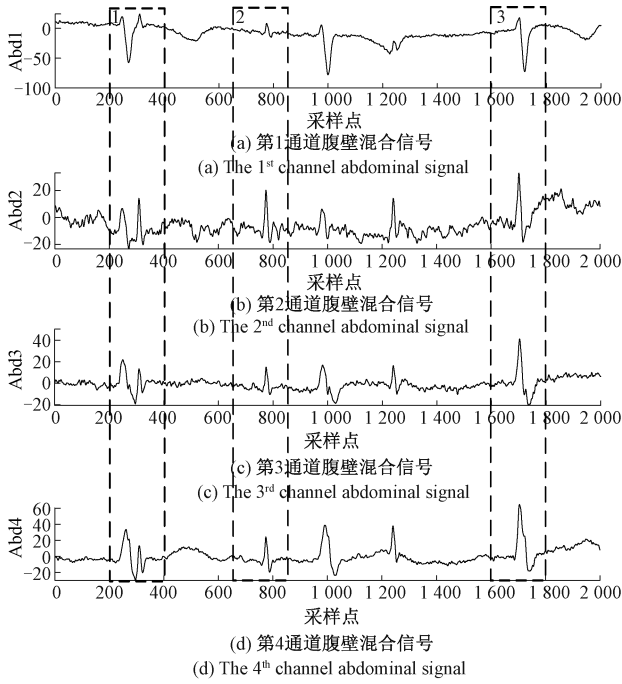


图3 A04(第23~25 s)

Fig. 3 A04 (the 23<sup>rd</sup> ~ 25<sup>th</sup> s)

### 1) 客观评价

客观评价指标包括临床评价指标和信噪比指标,简介如下。

#### (1) 临床评价指标

在 PhysioNet 2013 挑战赛<sup>[22]</sup>提供的临床心电信号数据集 SET A 中,同时给出了胎儿心电信号的 R 峰的标准位置,以用于评价胎儿心电信号提取方法的性能。

使用 Behar 等<sup>[16]</sup>提出的 QRS 检测算法对提取的胎儿心电信号进行 QRS 检测,得到胎儿心电信号的 R 峰的具体位置;并依据给定的胎儿心电信号的 R 峰的标准位置,计算灵敏度(Se)、阳性预测值(PPV)和  $F_1$  分数<sup>[23]</sup>,其计算公式如下:

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (7)$$

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (8)$$

$$F_1 = \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FP + FN} \times 100\% \quad (9)$$

其中,TP(true positive)表示正确检测到的胎儿心电信号 R 峰位置个数;FP(false positive)表示错误检测的胎儿心电信号 R 峰位置个数;FN(false negative)指漏检的胎儿心电 R 峰位置个数。

灵敏度(Se)、阳性预测值(PPV)和  $F_1$  分数的值越高,说明该胎儿心电信号提取方法的性能越好。

#### (2) 信噪比指标

本文采用基于互相关系数和基于特征值分析的方法估计提取的胎儿心电信号的信噪比<sup>[24]</sup>,其计算步骤如下:

步骤 1) 首先检测得到提取的胎儿心电信号的 R 峰位置并且得到其峰值,以峰值为基准从提取的胎儿心电信号估计  $\hat{S}_F(t)$  中截取 L 段采样点数为 K 的信号,其中每段信号中均含有一个完整的 QRS 波群,记为  $r(i)$  ( $i = 1, 2, \dots, L$ ),构建一个 K 行 L 列的矩阵  $M_{K \times L}$ ,将 L 段信号分别置于每一列中。

步骤 2) 定义基于互相关系数估计的信噪比如下:

$$SNR_{cor} = 10 \log \sqrt{\frac{\eta}{1 - \eta}} \quad (10)$$

其中,  $\eta = \frac{2}{L(L-1)} \sum_{i=0}^{L-2} \sum_{j=i+1}^{L-1} M(i)^T M(j)$  为胎儿心电信号平均功率的估计。

步骤 3) 定义基于特征值分析估计方法估计的信噪比如下:

$$SNR_{std} = 10 \log \sqrt{\frac{\lambda_1^2}{\sum_{i=2}^M \lambda_i^2}} \quad (11)$$

其中,  $\lambda_i$  是矩阵  $M^T M$  的特征值,  $\lambda_1$  是矩阵  $M^T M$  的最大特征值。

基于互相关系数的信噪比  $SNR_{cor}$  和基于特征值分析的信噪比  $SNR_{std}$  越高,说明提取到的胎儿心电信号质量越高。

### 2) 主观评价

观察提取得到的胎儿心电信号波形是否清晰完整以及母体心电成分是否得到了有效抑制,给出主观视觉评价结果。

### 4.3 本论文方法实验结果与分析

采用第 3 节所述的结合 FastICA 与 EKF 的腹部源胎儿心电信号提取方法,对 PhysioNet 2013 挑战赛<sup>[22]</sup>提供的临床心电信号数据集 SET A 中的 11 组数据分别进行实验。首先按照第 3 节中的步骤 1) 进行数据预处理。然后按照第 3 节中的步骤 2) 使用 FastICA 从预处理后的 4 路腹壁混合信号 (Abd1 ~ Abd4) 中分离得到母体心电信号估计  $\hat{S}_M(t)$  以及含残留母体心电成分和其他噪声的胎儿心电信号估计  $\hat{S}_F(t)$ ,其中 FastICA 的参数设定为源数量  $n=4$ ,采用第 4.2 节所述客观性能评价方法对由 FastICA 直接分离得到的胎儿心电信号估计  $\hat{S}_F(t)$  进行计算,结果如表 1 所示。

选取与图 3 同样位置的数据 (A04 第 23~25 s) 的实验结果绘制如图 4 所示。

图 4 中,第 1~2 个独立成分为噪声,第 3 个独立成分含有较好形态的母体心电信号,选择其作为腹壁混合信号中的母体心电信号估计  $\hat{S}_M(t)$ ;第 4 个独立成分含有较为明显的胎儿心电信号、母体心电成分残留和其他噪声,

表1 使用 FastICA 的 FECG 提取方法的性能评价

Table 1 The performance evaluation of the FECG extraction method using FastICA

数据集	$SNR_{cor}/dB$	$SNR_{std}/dB$	Se/%	PPV/%	$F_1/\%$
A04	1.808 0	2.086 6	100.00	78.05	87.67
A08	3.163 6	3.383 9	99.21	69.23	81.55
A15	2.009 7	2.360 9	96.99	81.13	88.36
A17	-0.553 6	0.040 7	90.84	71.69	80.13
A22	0.373 7	0.830 6	92.80	73.42	81.98
A32	4.338 9	4.768 0	98.68	96.75	97.70
A41	-3.078 9	-2.946 0	93.33	65.97	77.30
A43	5.423 9	5.651 9	100.00	98.13	99.05
A58	-2.280 8	-1.365 8	94.85	64.82	77.01
A59	4.101 8	4.221 7	98.68	98.68	98.68
A68	-1.607 6	-0.176 8	95.65	73.74	83.28
平均值	1.245 3	1.714 2	96.46	79.24	86.61

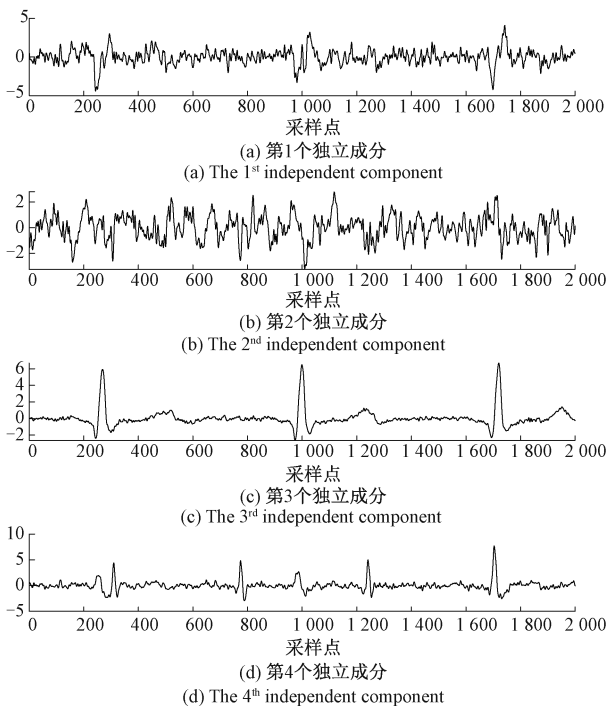


图4 A04(第23~25 s)经 FastICA 分解后输出的独立成分  
Fig. 4 The output independent components of A04  
(the 23<sup>rd</sup> ~ 25<sup>th</sup> s) after decomposing with FastICA

选择其作为胎儿心电信号估计  $\hat{S}_f(t)$ 。

由图4可知,使用 FastICA 提取得到的胎儿心电信号估计  $\hat{S}_f(t)$  中残留了母体心电成分和其他噪声。而由表1可知,使用 FastICA 提取得到的胎儿心电信号的质量较低。因此,需要进一步抑制胎儿心电信号估计  $\hat{S}_f(t)$  中

的噪声,尤其是其中残留的母体心电成分。

按照第3节所述步骤3)~5),对母体心电信号估计  $\hat{S}_m(t)$  进行 QRS 检测得到母体心电 R 峰位置  $R_{Loc}^M$ ,将胎儿心电信号估计  $\hat{S}_f(t)$  中的胎儿心电信号视为噪声干扰,采用第2.2节描述的心电信号动力学模型和第3节描述的 EKF 参数使用 EKF 得到  $\hat{S}_f(t)$  中残留的母体心电信号估计  $\hat{m}(t)$ ,然后从  $\hat{S}_f(t)$  中减去  $\hat{m}(t)$  得到含噪声的胎儿心电信号  $\hat{e}(t)$ 。采用第4.2节所述客观性能评价方法对经 EKF 抑制母体心电成分后得到的含噪声的胎儿心电信号  $\hat{e}(t)$  进行计算,结果如表2所示。

表2 使用 FastICA-EKF 的 FECG 提取方法的性能评价

Table 2 The performance evaluation of FECG extraction method using FastICA-EKF

数据集	$SNR_{cor}/dB$	$SNR_{std}/dB$	Se/%	PPV/%	$F_1/\%$
A04	4.801 1	4.866 6	100.00	94.12	96.97
A08	4.762 1	4.890 2	99.21	82.89	90.32
A15	5.868 8	5.938 6	99.25	92.31	95.65
A17	1.669 4	2.478 1	100.00	90.97	95.27
A22	5.341 1	5.636 9	100.00	97.66	98.81
A32	6.485 4	6.647 4	100.00	98.69	99.34
A41	-1.368 9	-0.369 4	94.81	82.05	87.97
A43	6.859 0	7.150 1	100.00	98.74	99.37
A58	-0.543 2	0.303 1	97.06	84.08	90.10
A59	5.515 7	5.568 5	99.34	98.69	99.02
A68	1.868 7	2.215 7	100.00	95.17	97.53
平均值	3.750 8	4.120 5	99.06	92.31	95.49

选取与图3同样位置的数据(A04第23~25 s)的实验结果绘制如图5所示。

由表2可知,经 FastICA 提取得到的胎儿心电信号估计  $\hat{S}_f(t)$ ,再经由 EKF 抑制残留的母体心电成分后得到的含噪声的胎儿心电信号  $\hat{e}(t)$  的各项客观评价指标具有较大提升。由图5可知,在母体心电成分与胎儿心电成分部分重叠(虚线框1)、不重叠(虚线框2)和完全重叠(虚线框3)3种情况下,相比于直接使用 FastICA 得到的胎儿心电信号估计  $\hat{S}_f(t)$ ,经 FastICA-EKF 得到的含噪声的胎儿心电信号  $\hat{e}(t)$  有效抑制了其中残留的母体心电成分,其胎儿心电信号的形态更好。由此可知,经 EKF 抑制残留的母体心电成分后,所得到的含噪声的胎儿心电信号的质量有较大提高。但是其中还残留有少许噪声,需要进一步抑制。

按照第3节所述的步骤6)~7),进一步采用 EKF 方法抑制含噪声胎儿心电信号  $\hat{e}(t)$  中的噪声,得到清晰的

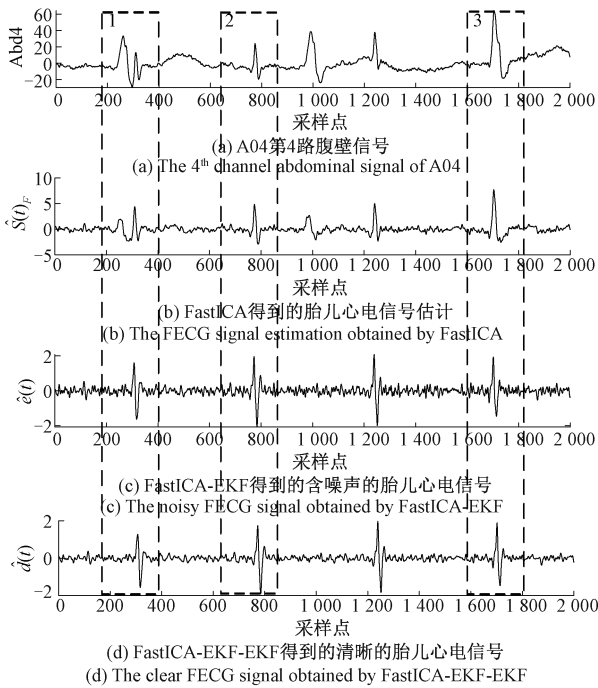


图5 A04(第23~25 s)经FastICA-EKF提取得到的FETG  
Fig. 5 The obtained FETG extracted from A04  
(the 23<sup>rd</sup>~25<sup>th</sup>s) with FastICA-EKF

胎儿心电信号  $\hat{d}(t)$ 。采用第4.2节所述客观性能评价方法对经EKF进一步抑制噪声后得到的清晰的胎儿心电信号  $\hat{d}(t)$  进行计算,结果如表3所示。

表3 使用FastICA-EKF-EKF的FETG提取方法的性能评价  
Table 3 The performance evaluation of the FETG extraction method using FastICA-EKF-EKF

数据集	$SNR_{cor}/dB$	$SNR_{std}/dB$	Se/%	PPV/%	$F_1/\%$
A04	7.895 3	7.948 2	100.00	96.24	98.08
A08	7.376 8	7.539 5	99.21	87.50	92.99
A15	8.434 5	8.516 9	100.00	94.33	97.08
A17	3.854 5	4.516 6	100.00	93.57	96.68
A22	7.261 0	7.677 5	100.00	97.66	98.81
A32	9.185 7	9.429 0	100.00	98.69	99.34
A41	0.647 8	1.296 1	96.30	90.28	93.19
A43	9.411 6	9.943 8	99.36	98.73	99.05
A58	0.643 8	1.340 0	97.79	86.36	91.72
A59	8.749 3	8.794 5	99.34	98.69	99.02
A68	4.139 5	4.603 3	100.00	95.83	97.87
平均值	6.145 4	6.509 6	99.27	94.35	96.71

由表3可知,最终提取得到的胎儿心电信号最优估计  $\hat{d}(t)$  的各项性能指标均有显著提升,其中信噪比提升

了2~3 dB,PPV和 $F_1$ 分数也有进一步的提升,Se在已经接近100%的情况下也有小幅度提升。由图5中可知,相比于含噪声胎儿心电信号  $\hat{e}(t)$ ,最终提取得到的清晰的胎儿心电信号  $\hat{d}(t)$  的噪声有所下降。这表明再一次应用EKF对含噪声胎儿心电信号  $\hat{e}(t)$  去噪后,有效抑制了其中的噪声,提取的清晰的胎儿心电信号  $\hat{d}(t)$  的质量进一步得到了提高。

综上所述,本文提出的结合FastICA与EKF的腹部源胎儿心电信号提取方法可以有效地从腹部源信号中提取得到较高质量胎儿心电信号。

#### 4.4 对比实验结果与分析

为进一步验证本文提出的结合FastICA与EKF的胎儿心电信号提取方法,本节将针对PhysioNet 2013挑战赛<sup>[22]</sup>提供的临床心电信号数据集SET A中的11组数据,首先按照第3节中的步骤1)对其进行数据预处理,然后分别进行如下对比实验。

方法1)对预处理后的11组数据,选择质量最好的一路信号,直接使用EKF提取得到胎儿心电信号。

方法2)分别直接使用TFBSS、RobustICA和FastICA 3种盲源分离方法提取得到胎儿心电信号。

方法3)分别使用TFBSS、RobustICA和FastICA 3种盲源分离方法得到母体心电信号估计和胎儿心电信号估计,再按照第3节所述步骤3)~5)使用EKF方法提取得到胎儿心电信号。

方法4)分别使用TFBSS、RobustICA和FastICA 3种盲源分离方法得到母体心电信号估计和胎儿心电信号估计,然后按照第3节所述步骤3)~5)使用EKF方法得到含噪声的胎儿心电信号估计,最后按照第3节所述步骤6)~7)采用EKF方法去噪,提取得到胎儿心电信号。

其中TFBSS参数设定为 $n=4, N_f=256, N_t=256, tol=1/256$ ; RobustICA的参数设定为 $prewhi=true, verbose=true$ ; FastICA的参数设定为 $n=4$ ; 心电信号模型使用第2.2节的模型。EKF中使用的心电信号动力学模型的高斯函数的数量 $N=7$ 。

采用第4.2节所述客观性能评价方法对各种方法提取得到的胎儿心电信号进行计算,11组数据的客观评价指标的均值如表4所示。

由表4可知,1)直接使用EKF进行单通道胎儿心电信号提取,得到的胎儿心电信号的客观评价指标最低,胎儿心电信号的质量最差。这主要是因为使用EKF估计母体心电成分依赖于母体R峰的精准位置信息,但是原始数据信噪比较低,对母体心电信号的R峰检测不够精确,从而导致使用EKF提取胎儿心电信号的效果不理想。

2)分别直接使用TFBSS、RobustICA和FastICA 3种盲源分离方法进行胎儿心电信号提取,得到的胎儿心电

表4 胎儿心电信号提取方法性能对比(11组数据的均值)

Table 4 The performance comparison of the FECCG extraction methods (the average of 11 groups of data)

FECCG 提取方法	$SNR_{cor}$ /dB	$SNR_{svd}$ /dB	Se /%	PPV /%	$F_1$ /%
EKF	-2.422 0	-1.544 0	63.80	52.34	57.46
TFBSS	0.487 4	1.070 5	94.37	74.91	82.88
RobustICA	0.088 8	1.078 4	87.95	72.97	79.40
FastICA	1.245 3	1.714 2	96.46	79.24	86.61
TFBSS-EKF	2.110 2	2.614 3	98.43	84.50	90.19
RobustICA-EKF	3.664 9	4.040 0	98.99	92.08	95.33
FastICA-EKF	3.750 8	4.120 5	99.06	92.31	95.49
TFBSS-EKF-EKF	4.486 3	4.863 4	98.71	88.04	92.48
RobustICA-EKF-EKF	6.015 1	6.386 4	99.20	93.99	96.48
FastICA-EKF-EKF	6.145 4	6.509 6	99.27	94.35	96.71

信号的客观评价指标均不太高,胎儿心电信号的质量相对较差。这主要是因为原始数据信噪比较低,而传统盲源分离方法存在噪声环境下鲁棒性差的缺陷。

3)采用 EKF 抑制母体心电成分后,得到的胎儿心电信号的客观评价指标均有明显提高。这说明 EKF 方法对母体心电成分进行了有效抑制。

4)进一步采用 EKF 去噪后,得到的胎儿心电信号的客观评价指标进一步显著提高。其中,FastICA-EKF-EKF 的客观评价指标最高,其性能最优。实验结果表明本文提出的结合 FastICA 与 EKF 的胎儿心电信号提取方法性能优于其他传统的胎儿心电信号提取方法。

为进一步验证本文提出的结合 FastICA 与 EKF 的胎儿心电信号提取方法,选取与图3同样位置的数据(A04的第23~25 s的数据)的实验结果绘制如图6所示。

由图6可知,1)直接使用 EKF 进行单通道胎儿心电信号提取,可提取出胎儿心电信号,但是其中噪声较大。在母体心电成分和胎儿心电成分部分重叠(虚线框1)的情况下,直接使用 EKF 无法较好地抑制母体心电成分。

2)直接使用3种盲源分离方法提取胎儿心电信号,在母体心电成分和胎儿心电成分部分重叠(虚线框1)的情况下,3种盲源分离方法无法较好地抑制其中的母体心电成分。总体来说,TFBSS 和 RobustICA 方法提取得到的胎儿心电信号中包含有较多母体心电成分,FastICA 方法提取得到的胎儿心电信号中残留的母体心电成分较少,但是仍包含有较多的噪声。

3)采用 EKF 抑制母体心电成分后,在母体心电成分和胎儿心电成分部分重叠(虚线框1)、无重叠(虚线框2)和完全重叠(虚线框3)的情况下,TFBSS-EKF、

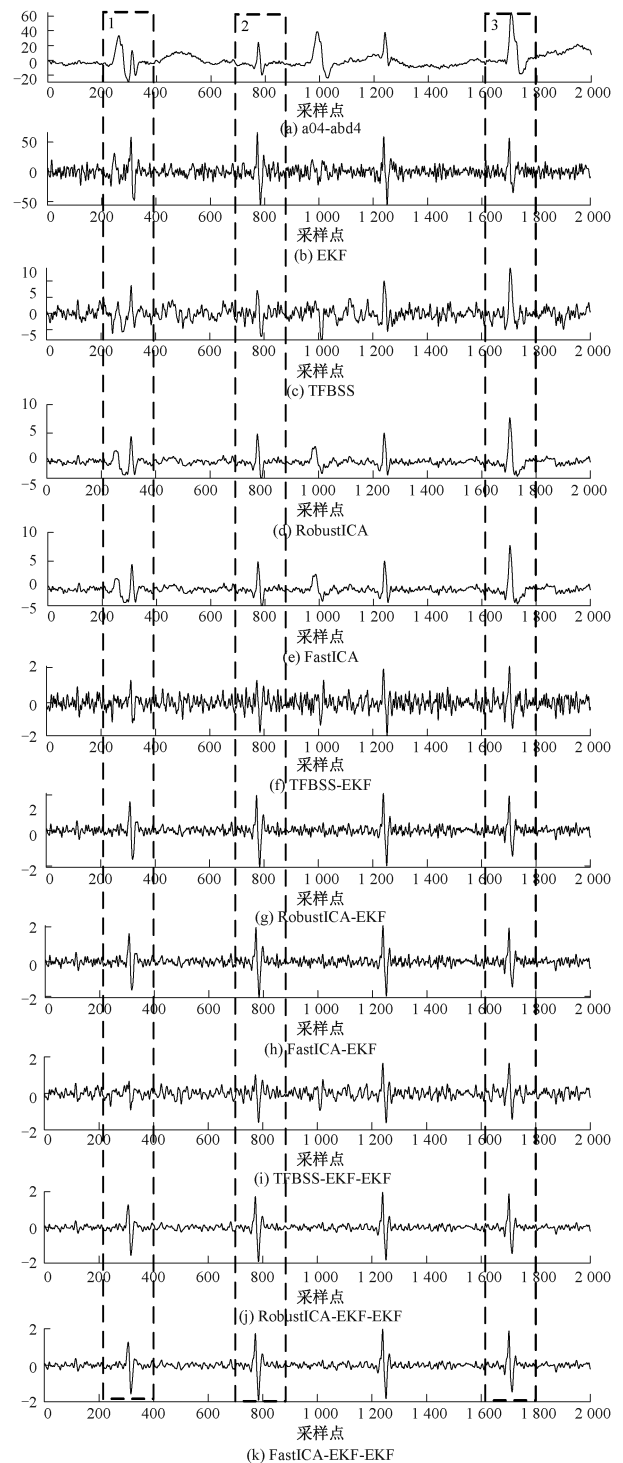


图6 a04 FECCG 对比实验

Fig. 6 The a04 FECCG comparison experiment

RobustICA-EKF 和 FastICA-EKF 提取得到的胎儿心电信号中的母体心电成分均得到了有效抑制,且其中包含的其它噪声也得到了部分抑制。

4)进一步采用 EKF 去噪后,TFBSS-EKF-EKF、RobustICA-EKF-EKF 和 FastICA-EKF-EKF 提取得到的胎



儿心电信号中的噪声均得到了有效抑制,其中 RobustICA-EKF-EKF 和 FastICA-EKF-EKF 提取得到的胎儿心电信号中的噪声最小,主观视觉效果最好。

## 5 结 论

本文提出一种结合 FastICA 与 EKF 的腹部源胎儿心电信号提取新方法。首先采用 FastICA 直接从腹壁混合信号中分离得到母体心电信号估计以及含残留母体心电成分和其他噪声的胎儿心电信号估计;然后使用 EKF 方法抑制胎儿心电信号估计中残留的母体心电成分,得到含噪声的胎儿心电信号;再次使用 EKF 方法对含噪声的胎儿心电信号去噪,最终提取得到清晰的胎儿心电信号。

实验结果表明,本文提出的结合 FastICA 与 EKF 的腹部源胎儿心电信号提取新方法是有效的。且无论在临床评价指标、信噪比评价指标还是在主观视觉效果上,均优于传统的基于 EKF 和盲源分离的胎儿心电信号提取方法。本文提出的胎儿心电信号提取方法能够直接从母体腹壁混合信号中进行胎儿心电信号提取,无需在母体胸部放置电极采集母体心电信号作为参考信号,在临床应用上更加容易实现。因此,本文提出的结合 FastICA 与 EKF 的腹部源胎儿心电信号提取新方法具有更广泛的应用前景。但是,采用本文提取得到的胎儿心电信号中仍有附加噪声存在,探索如何在充分保留有用信息的前提下有效滤出附加噪声将是本文的进一步研究方向。

## 参考文献

- [ 1 ] RADEK M, RADANA K, JANUSZ J, et al. Comparative effectiveness of ICA and PCA in extraction of fetal ECG from abdominal signals; Toward non-invasive fetal monitoring[J]. *Frontiers in Physiology*, 2018, 9:648.
- [ 2 ] GUY W, RIK V, LARS S, et al. Hierarchical probabilistic framework for fetal r-peak detection, using ECG waveform and heart rate information [ J ]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66: 4388-4397.
- [ 3 ] BEHAR J, ANDREOTTI F, ZAUNSEDER S, et al. A practical guide to non-invasive foetal electrocardiogram extraction and analysis[J]. *Physiological Measurement*, 2016, 37:1-35.
- [ 4 ] TAHA L Y, ABDEL-RAHEEM E. Fetal ECG extraction using input-mode and output-mode adaptive filters with blind source separation [ J ]. *Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2020, 43 ( 4 ): 295-304.
- [ 5 ] KAHANKOVA R, MARTINEK R, JAROS R, et al. A review of signal processing techniques for non-invasive fetal electrocardiography [ J ]. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 2019, 13:51-73.
- [ 6 ] KAHANKOVA R, MARTINEK R, BILIK P. Non-invasive fetal ECG extraction from maternal abdominal ECG using LMS and RLS adaptive algorithms [ C ]. *International Afro-European Conference for Industrial Advancement*. Springer, Cham, 2016:258-271.
- [ 7 ] ASSALEH K. Extraction of fetal electrocardiogram using adaptive neuro-fuzzy inference systems [ J ]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2006, 54 ( 1 ): 59-68.
- [ 8 ] HAN L, CHEN X J, PU X J. Method of fetal electrocardiogram extraction based on  $\nu$ -support vector regression[J]. *IET Signal Processing*, 2015, 9 ( 5 ): 430-439.
- [ 9 ] TSUI S Y, LIU C S, LIN C W. Modified maternal ECG cancellation for portable fetal heart rate monitor [ J ]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2017, 32: 76-81.
- [ 10 ] GURVE D, PANT J K, KRISHNAN S. Real-time fetal ECG extraction from multichannel abdominal ECG using compressive sensing and ICA [ C ]. *International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society, IEEE*, 2017:2794-2797.
- [ 11 ] FERNANDO, ANDREOTTI, MAIK, et al. Robust fetal ECG extraction and detection from abdominal leads[J]. *Physiological Measurement*, 2014, 35 ( 8 ):1551-1567.
- [ 12 ] 储开斌, 赵爽, 冯成涛. 基于 Mahony-EKF 的无人机姿态解算算法 [ J ]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34 ( 12 ):12-18.
- [ 12 ] CHU K B, ZHAO SH, FENG CH T. UAV attitude calculation algorithm based on Mahony-EKF[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34 ( 12 ):12-18.
- [ 13 ] NIKNAZAR M, RIVET B, JUTTEN C. Fetal ECG extraction by extended state Kalman filtering based on single-channel recordings [ J ]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2013, 60 ( 5 ):1345-1352.
- [ 14 ] HYVARINEN A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis [ J ]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, 10 ( 3 ): 626-634.
- [ 15 ] VARANINI M, TARTARISCO G, BILLECI L, et al. A multi-step approach for non-invasive fetal ECG analysis[C]. *Computing in Cardiology Conference. IEEE*, 2014:281-284.
- [ 16 ] BEHAR J, OSTER J, CLIFFORD G D. Combining and benchmarking methods offoetal ECG extraction without

- maternal or scalp electrode data [J]. *Physiological Measurement*, 2014, 35:1569-1589.
- [17] SAMENI R, MEMBER S, JUTT N C, et al. A nonlinear Bayesian filtering framework for ECG denoising [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2007, 54(12): 2172-2185.
- [18] 咎鹏, 薛英杰, 昌美含. 基于改进 Fast ICA-BP 算法在直肠生理信号处理中的研究[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(10):172-181.
- ZAN P, XUE Y J, CHANG M H. Research on the improved fast ICA-BP algorithm in rectal physiological signal processing [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(10):172-181.
- [19] BINGHAM E, HYVÄRINEN A. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis of complex valued signals [J]. *International Journal of Neural Systems*, 2000, 10(1):1-8.
- [20] TAHA L, ABDEL-RAHEEM E. A null space-based blind source separation for fetal electrocardiogram signals[J]. *Sensors*, 2020, 20:3536.
- [21] MCSHARRY P E, CLIFFORD G D, TARASSENKO L, et al. A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2003, 50(3):289-294.
- [22] GOLDBERGER A, AMARAL L, GLASS L, et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals[J]. *Circulation*, 2003, 101(23):e215-e220.
- [23] JOHNSON A E W, BEHAR J, ANDREOTTI F, et al. Multimodal heart beat detection using signal quality indices [J]. *Physiological Measurement*, 2015, 36: 1665-1677.
- [24] MARTINEZ M, CALPE J, SORIA E, et al. Methods to evaluate the performance of fetal electrocardiogram extraction algorithms [C]. *Computers in Cardiology, IEEE*, 2001:253-256.

## 作者简介



**韩亮** (通信作者), 分别于 1997 年、2004 年、2008 年于重庆大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 2013 年 7 月至 2015 年 7 月于美国宾夕法尼亚州立大学磁共振研究中心做访问学者, 现为生物感知与智能信息处理重庆市重点实验室副主任, 重庆大学副教授, 主要研究方向为信号处理和图像处理。  
E-mail: hanliangaa@cqu.edu.cn

**Han Liang** (Corresponding author) received his B. Sc., M. Sc. and Ph. D. degrees all from Chongqing University in 1997, 2004 and 2008, respectively. He worked as a visiting scholar in NMR research center, Pennsylvania State University, USA from July 2013 to July 2015. Now he is the vice director of Chongqing Key Laboratory of Bio-perception & Intelligent Information Processing and an associate professor in Chongqing University. His main research interest is signal processing and image processing.



**蔡文涛**, 2013 年于重庆大学获得学士学位, 现为重庆大学微电子与通信工程学院硕士研究生在读, 主要研究方向为生物医学信号处理。

E-mail: caiwentao5@cqu.edu.cn

**Cai Wentao** received his B. Sc. degree in 2013 from Chongqing University. He is currently a master student in School of Microelectronics and Communication Engineering, Chongqing University. His main research interest is biomedical signal processing.



**蒲秀娟**, 分别于 2001 年、2005 年、2009 年于重庆大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 2014 年 5 月至 2015 年 7 月于美国宾夕法尼亚州立大学磁共振研究中心做访问学者, 现为重庆大学讲师, 主要研究方向为生物医学信号处理。

E-mail: puxj@cqu.edu.cn

**Pu Xiujuan** received her B. Sc., M. Sc. and Ph. D. degrees all from Chongqing University in 2001, 2005 and 2009, respectively. She worked as a visiting scholar in NMR research center, Pennsylvania State University, USA from May 2014 to July 2015. Now, she is a lecturer in Chongqing University. Her main research interest is biomedical signal processing.



**龙灵**, 2019 年于南京农业大学获得学士学位, 现为重庆大学微电子与通信工程学院硕士研究生在读, 主要研究方向为生物医学信号处理。

E-mail: Long ling@cqu.edu.cn

**Long ling** received her B. Sc. degree in 2019 from Nanjing Agricultural University. Now, she is a master student in School of Microelectronics and Communication Engineering, Chongqing University. Her main research interest is biomedical signal processing.