

一种利用单通道母体腹部心电信号 提取胎儿心电信号的新技术

王文波[†], 钱龙

(武汉科技大学 理学院, 湖北 武汉 430065)

摘要:针对母体腹部混合心电信号中胎儿心电信号微弱、包含诸多噪声,难以清晰提取的问题,本文提出了一种基于奇异值分解(SVD)、平滑窗(SW)技术和最小二乘支持向量机(LSSVM)的胎儿心电提取新方法。首先,利用 SVD 从单通道母体腹部心电信号中重构分解矩阵,估计出母体心电参考信号,并利用 SW 方法对估计出的母体心电参考信号进行平滑处理;然后,利用 LSSVM 建立非线性估计模型,通过该模型和平滑后的母体心电参考信号估计出腹部信号中的母体心电成分,并采用布谷鸟搜索算法(CS)优化 LSSVM 的超参数;最后,将腹部混合信号与 CS-LSSVM 模型估计出的母体心电成分相减,即可获得初步胎儿心电信号,为了进一步消除干扰,对初步获取的胎儿心电信号再进行 SW-SVD 操作,从而获得较为清晰的胎儿心电信号。采用 Daisy 数据集进行实验,结果表明,本文所提出的方法在可视化对比分析和四个统计评价指标上均优于其他三种经典方法,可从腹部混合信号中提取出更清晰的胎儿心电信号。

关键词:胎儿心电信号;奇异值分解;平滑窗;最小二乘支持向量机;布谷鸟搜索算法
中图分类号:R331 **文献标志码:**A

A New Technology for Extracting Fetal ECG Signals from Single-channel Maternal Abdominal ECG Signals

WANG Wenbo[†], QIAN long

(College of Science, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430065, China)

Abstract: Aiming at the problems that the fetal electrocardiogram (ECG) signal in the mixed ECG signal of the mother's abdomen is weak, contains a lot of noise, and is difficult to be extracted clearly, this paper proposes a method based on singular value decomposition (SVD), smooth window (SW) technology and least square support vector machine (LSSVM) new method of fetal ECG extraction. Firstly, SVD is used to reconstruct the decomposition matrix from the single-channel maternal abdominal ECG signal in order to estimate the maternal ECG reference signal, and the SW method is used to smooth the estimated maternal ECG reference signal; then, LSSVM is used to establish a non-linear estimation model, the maternal ECG component in the abdominal signal is estimated through the model and the smoothed maternal ECG reference signal, and the cuckoo search algorithm (CS) is used to optimize the hyper-parameters of LSSVM. Finally, the mixed abdominal signal is subtracted from the maternal ECG component estimated

* 收稿日期:2020-10-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61671338), National Natural Science Foundation of China(61671338)

作者简介:王文波(1978—),男,湖北襄阳人,武汉科技大学教授

[†] 通信联系人, E-mail:19404425@qq.com

by the CS-LSSVM model so as to obtain the preliminary fetal ECG signal. To further eliminate the interference, the SW-SVD operation is performed on the initially obtained fetal ECG signal, thereby obtaining a clearer fetal ECG signal. Experiments with Daisy data set show that the method proposed in this paper is superior to the other three classic methods in visual comparative analysis and four statistical evaluation indicators, and can extract clearer fetal ECG signals from the mixed abdominal signals.

Key words: fetal ECG signal; singular value decomposition; smooth window; least squares support vector machine; cuckoo search algorithm

据统计,全世界每年发生 260 多万例死产,其中 45%以上病例发生于孕妇分娩期间,因此产前胎儿健康检测具有重要的生理学意义^[1].通过在孕妇分娩前对胎儿心电信号进行检测,并分析其波形,可以高效评估胎儿在子宫内的生长发育情况,从而降低围产儿的死亡率和发病率^[2-3].目前,多采用无创的非侵入式检测方法对胎儿健康进行检查^[4-5].

非侵入式检测方法是使用多导联置电极技术分别记录孕妇胸部和腹壁混合信号,然后将胎儿心电信号从孕妇腹壁混合信号中分离出来.然而由腹壁电极所采集的信号普遍包含较多的噪声:导联电极干扰、母体心电活动干扰、基线漂移^[6]等,因此,如何有效抑制各种噪声从而分离出纯净的胎儿心电信号成为一个国内外学者研究的热点问题.

为了消除各种背景干扰和母体心电成分,国内外学者已经提出了一系列从腹壁混合信号中获取胎儿心电信号的方法:盲源提取技术^[7-8]是假设各个源信号未知的情况下,只提取出胎儿心电信号,但该技术对时间延迟周期的依赖性较大,其性能具有局限性;独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)技术^[9]在假定各信号成分统计独立的基础上建立 ICA 模型,该算法一般采用梯度法对分离矩阵自适应寻优,且需要严格设定初始分离矩阵和步长,使得该技术容易陷入局部最优,导致分离的胎儿心电信号精度不高^[10];自适应滤波法^[11]计算量小且易于收敛,但该算法不能有效提取出母体心电和胎儿心电重合部分的胎儿心电信号;小波分解技术^[12]涉及到小波基和其他参数的选择,对于不同的数据,参数选择较为困难,因此该方法适用性较低,不能用于实时提取;匹配滤波法^[13]需要保持信号之间同一波形形态,对滤波器的选择较为困难;支持向量机技术^[14]和人工神经网络^[15-16]技术在胎儿心电提取方法中得到了较多的应用,这些方法将传统统计学作为基础,以

经验风险最小化原则进行学习,存在着泛化能力弱、结构设计较难、易陷入局部最优等问题.以上这些方法都是建立在复杂导联多通道信号采集的基础上,然而多通道记录数据会要求在孕妇体表放置更多的电极,这可能会引起孕妇的身体不适,并间接影响心电信号的提取效果.因此这些方法的临床使用价值非常有限.

随着胎儿心电提取方法的不断深入研究,采用单通道腹壁混合心电信号进行胎儿心电提取的方法成为主流.这些方法以自适应噪声消除技术^[17]、奇异值分解技术^[18]、模板去除技术^[19]和卡尔曼滤波技术^[20]等为基础,从单通道腹壁混合心电信号中分离出胎儿心电信号.但现有的单通道胎儿心电提取方法仍存在一定的不足:模板去除技术很难从腹壁混合心电信号中消除噪声和母体心电成分^[21],导致提取效果较差;奇异值分解技术分解出来的矩阵往往解释性较弱且分解矩阵随时间越来越大,对存储空间有较大的需求^[22];卡尔曼滤波技术的计算复杂度较高,并且在胎儿心电与母体心电重叠的部分,该技术将失去其提取作用^[23];自适应噪声消除技术通常需要训练特定的滤波器参数^[24],该方法的临床实用性较低.

为了解决上述问题并提取更为清晰的胎儿心电信号,本文提出了一种利用单通道腹壁混合信号进行胎儿心电信号分离的新方法,该方法只需记录一次孕妇腹壁混合信号,极大降低了信号的电极干扰且可以进行长期监测.该方法的具体思路为:首先,将平滑窗(Smooth Window, SW)技术与 SVD 技术相结合(SW-SVD),用来估计孕妇腹壁混合信号中的母体心电成分,采用估计的母体心电信号代替母体胸部信号;然后,将 SW-SVD 方法估计的母体心电信号作为输入信号,利用最小二乘支持向量机(Least squares support vector machine, LSSVM)构造输入信

号和腹壁混合信号中母体心电成分的最佳映射模型,并采用布谷鸟优化算法(cuckoo search,CS)优化 LSSVM 的关键超参数;最后,将 CS-LSSVM 映射模型得到最佳母体心电信号与腹壁混合信号相减,即可分离出初步的胎儿心电信号,对初步获取的胎儿心电信号再次使用 SW-SVD 技术进一步消除母体心电的干扰,最终得到更为纯净的胎儿心电信号.实验结果表明,与传统的归一化最小均方误差(Normalized least mean squares,NLMS)、长短时记忆(Long short term memory,LSTM)网络以及 LSSVM 方法相比,文中所提出的方法具有更强的抗噪声能力和泛化能力,可以得到更为清晰的胎儿心电信号.

1 胎儿心电信号提取原理

设 i 时刻母体腹壁的电极记录母体腹壁混合心电信号为 u_i , u_i 中包含母体心电成分 s_i 、胎儿心电成分 d_i 和背景噪声 η_i 三种信号,三者关系如下:

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

式中:母体心电成分 s_i 是在时刻 i 由母体胸部参考心电信号 m_i 经非线性变换所形成的信号,所以腹壁混合信号中的母体心电成分 s_i 的相位和幅度等参数都会发生改变^[29],两者的非线性变换函数为:

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

式中: $f(\cdot)$ 表示心电信号的非线性变换函数.假设能求得 $f(\cdot)$ 的最佳估计值 $\hat{f}(\cdot)$,那么就能够利用 m_i 求得 s_i 的最佳估计值 \hat{s}_i ($\hat{s}_i = \hat{f}(m_i)$),因此从腹壁混合信号 u_i 中消除母体心电的最佳估计值 \hat{s}_i 就可得到仅含少量噪声的胎儿心电信号的估计值 \hat{r}_i :

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

因此本文进行胎儿心电提取时,首先对腹壁混合信号使用 SW-SVD 技术分离出母体胸部参考心电信号 m_i ;然后将心电数据集的部分样本作为训练集 $\{(M_i, u_i), i = 1, 2, \dots, l\}$,求得输入信号 M_i 和目标输出信号 u_i 之间的非线性变换函数 $f(\cdot)$ 的最佳估计值 $\hat{f}(\cdot)$,其中信号 M_i 由母体胸部参考心电信号 m_i 和其 J 维时间导数构成^[26].本文选取 CS-LSSVM 模型来对非线性变换函数 $f(\cdot)$ 进行拟合.

图 1 为本文方法的基本流程图,主要分为三个阶段.第一阶段:采用 SW-SVD 技术对母体腹壁混合信号进行分解,将分解出的母体信号作为母体胸部信号的参考信号;第二阶段:将参考信号作为模型的输入,单导联母体腹壁混合信号作为目标输出信

号,采用 CS-LSSVM 模型评算参考信号传至腹壁的非线性映射并得到母体胸部信号的最佳参考,其后将胸部信号的最佳参考信号与腹壁混合信号相减,便可提取出初步的胎儿心电信号;第三阶段:对初步提取的胎儿心电信号再次进行 SW-SVD 技术,进一步去消除母体心电成分的干扰,即可提取出较为纯净的胎儿心电信号.

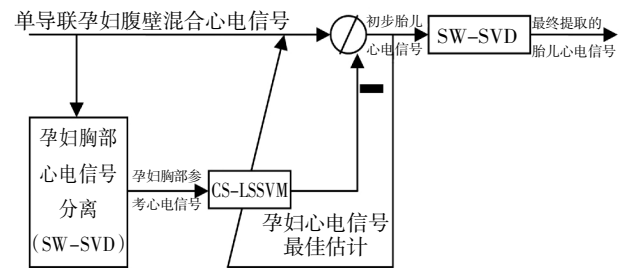


图 1 胎儿心电提取方法流程图

Fig.1 Flow chart of fetal ECG extraction method

2 SW-SVD 技术

2.1 SVD 原理

设 $x(t)$ 是一组实数域的一维时间序列,现按时间间隔 τ 对每组序列采样 n 点,采样 m 组,构成 $m \times n$ 的矩阵 M :

$$M = \begin{bmatrix} x(1) & x(x+\tau) & \dots & x(1+(n-1)*\tau) \\ x(2) & x(2+\tau) & \dots & x(2+(n-1)*\tau) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(m) & x(m+\tau) & \dots & x(m+(n-1)*\tau) \end{bmatrix} \quad (4)$$

则存在一个分解使得 $M = U \Sigma V^*$, 其中 U 是 $m \times n$ 阶酉矩阵, Σ 是半正定阶对角矩阵, V^* 是 $m \times n$ 阶酉矩阵, V^* 是 V 的共轭转置矩阵.这样的分解就称作 M 的奇异值分解^[27].

如果 M 的秩为 r ($r \leq \min(m, n)$), Σ 可表示为:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} L_{r \times r} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, L = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r). \text{ 一般的, 当 } m < n \text{ 时, } \sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r \geq 0, \sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r \text{ 称为矩阵 } M \text{ 的奇异值}^{[28]}.$$

2.2 SVD 提取母体心电参考信号

对于上述的矩阵 M , 还可以表示为 $M = \sum_{i=1}^r u_i \sigma_i v_i^*$,

其中 u_i 和 v_i 表示矩阵 U 和 V 的列向量^[29].SVD 构造得到的分解矩阵中, $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$ 代表了信号序列中各成分能量的集中程度和分布情况^[30].信号序列总能量可表示为: $E = \sum_{i=1}^r \sigma_i^2$, 每个成分的能量比例可以

表示为: $q_i = \sigma_i^2/E, i = 1, 2, \dots, r$. 当 q_1 所占比例远大于其他部分时, 可以近似认为该信号序列的能量主要集中在 $u_1 \sigma_1 v_1^*$ 中, 那么可以原理近似表示原矩阵. 而在孕妇腹壁混合心电信号中, 母体心电的幅度一般是胎儿心电的 10~20 倍^[31], 所以在混合信号的总能量中, 母体心电占主要的部分, 通过构建矩阵, 可以获得母体的胸部参考心电信号.

2.3 均值滤波

本文采用均值滤波来进行窗口平滑操作, 该技术主要用来抑制噪声和胎儿或母体心电信号的干扰. 均值滤波是低通数字滤波的一种, 处理思路比较简单, 滤波效率较高^[32]. 均值滤波算法如式(5)所示:

$$y_i = \frac{\sum_{j=i-n+1}^i x_j}{n} \quad (5)$$

在本文中 SW-SVD 技术用于第一阶段母体心电参考信号的分离和第三阶段最终胎儿心电信号的分离. 其操作流程如图 2 所示.

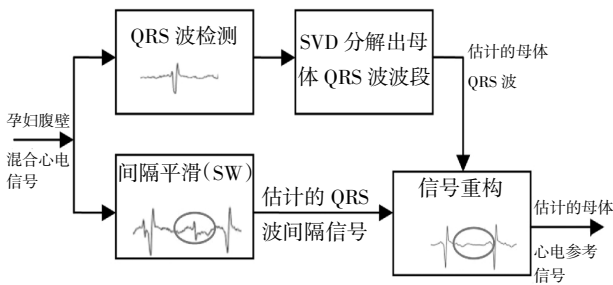


图 2 第一阶段母体心电参考信号的 SW-SVD 技术流程

Fig.2 SW-SVD technical process of maternal ECG reference signal in the first stage

母体心电参考信号分离的第一步是从腹壁混合信号中提取 QRS 波群^[33-34], 在本文中, 检测到母体 R 峰的位置后, 采用对 R 峰位置进行左右延拓的方式进行 QRS 波群的提取, 将 QRS 波群长度定位 101 个点, 可完全覆盖所有的 QRS 波^[35]. 然后, 将所提取的 QRS 波群以矩阵 Y 的形式进行排列^[36], 每个连续的 QRS 波依次占据矩阵所对应的的每一行, 而 R 峰处在矩阵的同一列, 因此矩阵 Y 的构造如式(6)所示.

$$Y = \begin{pmatrix} y_{11} & \cdots & y_{1w} \\ \vdots & & \vdots \\ y_{N1} & \cdots & y_{Nw} \end{pmatrix} \quad (6)$$

式中: w 为 QRS 波群的点数, 这里 $w = 101$; N 为该通道 QRS 波的个数.

对第三阶段提取的初步胎儿心电信号采用上述相同的 SW-SVD 操作, 这里将胎儿 QRS 波群长度定

位 51 个点, 可完全覆盖所有的 QRS 波, 进而构造信号矩阵 Y . 该操作主要目的是消除母体心电干扰成分和其他噪声, 从而得到更为清晰的胎儿心电信号.

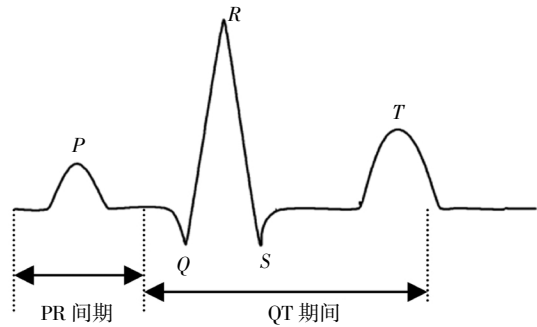


图 3 单个 QRS 波周期图

Fig.3 Periodogram of a single QRS wave

3 基于 CS 优化的 LSSVM

3.1 LSSVM 原理

LSSVM 是对传统支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 的改进, 两者的主要区别在于 LSSVM 将 SVM 中求解问题的不等式约束改为等式约束, 且将样本误差平方和损失函数作为训练集的经验损失, 也就是其代替传统二次规划方法解决函数估计问题, 引入最小二乘线性系统到支持向量机中, 这样不仅提高了求解问题的速度, 减少计算复杂度, 也使得模型的收敛精度有所提高^[37]. 其算法描述如下:

1) 对于给定的训练样本集 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, l\}$, x_i 为样本输入, y_i 为样本输出. 在非线形状态下, 应用核函数将样本转换到高维空间中, 则样本满足如下线性规律:

$$h(x) = \beta^T \varphi(x) + b \quad (7)$$

式中: $h(x)$ 为回归函数, β^T 为高维空间超平面的法向量, b 为偏置量, $\varphi(x)$ 为非线性映射函数.

2) 给每一个样本引入松弛因子 e_i , 依据结构风险最小化原理, 将 SVM 中的不等式约束问题转化为一个等式约束的优化问题, 使得所求问题得到进一步简化:

$$\begin{aligned} \min_{\beta, b, e} J(\beta, e) &= \frac{1}{2} \beta^T \beta + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^l e_i^2 \\ \text{s.t. } y_i &= \beta^T \varphi(x) + b + e_i \end{aligned} \quad (8)$$

式(8)为 LSSVM 模型优化问题, 其中 $\beta^T \beta$ 决定函数的复杂度, C 为模型的惩罚系数, 用来平衡函数的复杂度和拟合误差, e_i 为松弛因子.

3) 引入拉格朗日函数后可得:

$$L(\beta, b, e, \alpha) = \frac{1}{2} \beta^T \beta + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^l e_i^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (\beta^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i) \quad (9)$$

式中: $\alpha_i (i = 1, 2, \dots, l)$ 为 Lagrange 乘子.

根据 KKT 条件, 对上式中各变量进行求偏导, 并令其偏导为 0 可求得 LSSVM 回归估计函数为:

$$\hat{h}(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x_i, x) + b \quad (10)$$

本文中选择径向基函数作为核函数, 即 $K(x_i, x) = \exp(-\|x_i - x\|^2 / \sigma^2)$, 其中, σ 为核函数的宽度参数.

当使用 LSSVM 模型进行计算时, 其核函数参数 σ 和惩罚系数 C 这两个关键超参数的选择对于模型的预测性能起着至关重要的作用. 因此, 本文采用 CS 算法对该模型的超参数进行寻优处理, 从而求得超参数的最优组合.

3.2 CS 算法

布谷鸟搜索算法是一种自然启发式算法, 于 2009 年由 Xin-She Yang 和 Suash Deb^[38-39] 提出, 该算法是基于布谷鸟寄生卵育行为和莱维飞行特征而产生的一种新型群体智能算法, 寄生卵育即通过局部随机搜索的方法将自己的鸟蛋放入其他鸟窝中, 且每个鸟窝都存在发现的概率; 莱维飞行是一种随机游走的搜索方式, 通过这种方式不断更新孵化地点, 直至最优^[40]. 文献表明^[41]布谷鸟算法复杂度较低、涉及的参数较少、全局寻优能力强等特点, 该算法首先假设如下 3 种理想状态:

①每只布谷鸟每次下 1 个蛋, 并将其放入随机选择的巢中;

②具有优质蛋的最佳巢会被带到下一代;

③可用的寄主巢数量是固定的, 且寄主以 $P_a \in (0, 1)$ 的概率发现布谷鸟放的蛋.

该算法通过莱维飞行 (Levy Flight) 来增强全局搜索能力, 搜索路径和更新位置公式如下:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + a \otimes L(s, \lambda), (i = 1, 2, \dots, n) \quad (11)$$

$$L(s, \lambda) = \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \sin(\pi \lambda / 2)}{\pi} \left(\frac{1}{s^{1+\lambda}} \right), (s \geq 0) \quad (12)$$

式中: x_i^t 和 x_i^{t+1} 代表第 t 代和第 $(t+1)$ 代的位置; \otimes 为点对点乘法; a 代表步长控制因子; $L(s, \lambda)$ 为 Levy 随机搜索路径, 与时间 t 的关系服从 Levy 分布; $\Gamma(\lambda)$ 为伽马函数.

位置更新之后, 用随机数 $r \in [0, 1]$ 与 P_a (P_a 为发现概率) 对比, 若 $r > P_a$, 则对 x_i^{t+1} 采用偏好随机游动

的方式进行改变, 偏好随机游动公式如下:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + r(X_j^t - X_i^t) \quad (13)$$

式中: r 是缩放因子在 $(0, 1)$ 区间上的均匀分布; X_j^t 和 X_i^t 代表第 t 代的两个随机解.

3.3 CS 优化的 LSSVM 母体心电信号估计模型

本文将 CS 算法与 LSSVM 模型相结合, 构建基于 CS-LSSVM 的母体心电估计模型. 首先采用 CS 算法对 LSSVM 的关键超参数作寻优处理, 得到参数的最优组合, 进一步提高模型的非线性映射能力和预测性能; 然后利用最优参数组合构建的 CS-LSSVM 模型作为母体参考心电信号与腹壁混合信号之间的非线性变换函数 $f(\cdot)$; 在此基础上应用非线性变换函数 $f(\cdot)$ 求得母体参考信号的最佳估计, 最后从母体腹壁的混合信号中进行分离, 即可分离提取得到初步的胎儿心电信号的估计. 模型具体操作流程如下.

步骤 1: 选择训练数据集. 为了得到函数 $f(\cdot)$ 的最佳拟合, CS-LSSVM 模型的输入数据由母体心电 m_i 及其 J 维时间导数构成, 本文取 $J=2$. CS-LSSVM 模型的输入信号用向量 M 表示, 目标输出信号用向量 u 表示, 其中:

$$u = [u_1 \ u_2 \ \dots \ u_L]^T$$

$$M = [m_1 \ m_2 \ \dots \ m_L]^T = \begin{bmatrix} m_1 & \dot{m}_1 & \ddot{m}_1^{(2)} \\ m_2 & \dot{m}_2 & \ddot{m}_2^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ m_L & \dot{m}_L & \ddot{m}_L^{(2)} \end{bmatrix} \quad (14)$$

步骤 2: 利用 CS 优化 LSSVM 模型参数.

1) 将 LSSVM 模型中核函数参数和惩罚系数作为优化对象, 随机初始化鸟巢的位置, 设置鸟巢数量 n , 最大迭代次数 T 和发现概率 P_a .

2) 通过适应度函数计算并找出当代最优鸟巢位置 X_{best} , 判断算法是否满足终止条件, 若满足则算法结束; 否则执行步骤 3). 本文对粒子适应度函数的定义如下:

$$\text{fitness} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^l (\hat{y}_n - y_n)^2} \quad (15)$$

式中: N 表示心电数据总量, \hat{y}_n 为母亲腹壁混合信号的网络预测值, y_n 为母亲腹壁混合信号的真实值.

3) 执行 Levy 飞行操作并更新鸟巢位置, 计算更新之后鸟巢位置的适应度值, 并与原鸟巢的适应度作比较, 若优于原鸟巢则代替原鸟巢位置, 否则放弃该位置.

4) 随机产生一个 $[0, 1]$ 区间上的随机数 r , 若 $r >$

P_n , 则对 X_i^{t+1} 按式(14)进行随即改进, 反之则不变.

5) 利用新更新的鸟巢位置计算适应度值, 并与前代鸟巢位置对应的适应度值进行比较, 保留适应度值更好的鸟巢位置.

6) 判断算法终止条件, 若不符合迭代终止条件则回到 3) 步; 若符合终止条件, 则将 CS 求出的最优参数作为 LSSVM 模型的最终参数.

步骤 3: 训练 CS-LSSVM. 将训练数据集输入最优参数组合的 CS-LSSVM 模型, CS-LSSVM 模型的输出为腹壁混合信号中的母体心电成分 $s = f(M)$. 将目标信号与输出信号之差用误差信号 e 表示. CS-LSSVM 模型根据均方误差最小化拟合误差 $E(e^T e)$, 最终得到母体胸部参考心电信号经历非线性变换 $f(\cdot)$ 传输到腹壁的最优拟合函数 $\hat{f}(\cdot)$.

步骤 4: 提取胎儿心电信号. 将心电数据 $\{(m_i, u_i), i = 1, 2, \dots, N\}$ 送入 CS-LSSVM 模型, 利用最优拟合函数 $\hat{f}(\cdot)$ 计算得到腹壁混合信号 u_i 中的母体心电成分 $\hat{s}_i = \hat{f}(m_i)$. 则胎儿心电信号 \hat{r}_i 就可以利用下式计算: $\hat{r}_i = u_i - \hat{s}_i$.

4 实验与结果

4.1 模型评价标准

对于心电信号提取的精度评价, 本文采用灵敏度 (Sensitivity, Se)、精确率 (Positive Predictive value, PPV)、准确率 (Accuracy, ACC) 和总体概率 (F1-measure, F1) 四个指标来进行评估. Se、PPV、ACC 和 F1 的定义如下:

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \quad (16)$$

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} \quad (17)$$

$$ACC = \frac{TP}{TP + FN + FP} \quad (18)$$

$$F1 = \frac{2TP}{2TP + FN + FP} \quad (19)$$

式中: TP 指正确检测到的胎儿心电信号, FP 指错误检测到的胎儿心电信号, FN 指漏检的胎儿心电, 四项统计指标的值越大, 表明算法的性能越好^[42].

4.2 实验数据和实验方法

本文实验数据选取 DaISy 数据集进行研究, 并与 NLMS^[43]、LSTM 方法^[44]和 LSSVM 方法进行对比实验. DaISy 数据库 (Database for the Identification of Systems) 由 Lieven De Lathauwer 提供^[45], 心电数据采样频率为 250 Hz, 记录时长为 10 s, 各通道心电数据长度为 2 500, 采用电极放置法从孕妇体表获取的八导联 (ch1~ch8) 心电信号, ch1~ch5 导联记录孕妇腹部混合信号, ch6~ch8 导联记录孕妇胸部信号. 考虑模型运算复杂度、计算时长和提取性能, 选择前 1 500 点数据作为训练数据集, 剩余 1 000 点数据作为测试数据集. NLMS 方法中, 迭代步长设为 0.005, 迭代次数设为 1 000. LSTM 方法中隐藏层神经元选为 30 个, 迭代次数设为 400, 学习率取为 $r = 0.01$. 传统 LSSVM 方法中选择径向基函数作为核函数, 核函数参数 σ 和惩罚系数 C 的取值分别为 $\sigma^2 = 3, C = 50$.

4.3 实验结果比较

4.3.1 母体心电参考信号的可视化提取结果

选取 Daisy 数据集中的五个腹部心电信号进行单通道胎儿心电信号的提取, 五个通道的信号波形如图 4 所示. 为了去除基线漂移对信号的影响, 本文对母体心电参考信号做了 Savitzky-Golay (S-G) 平滑

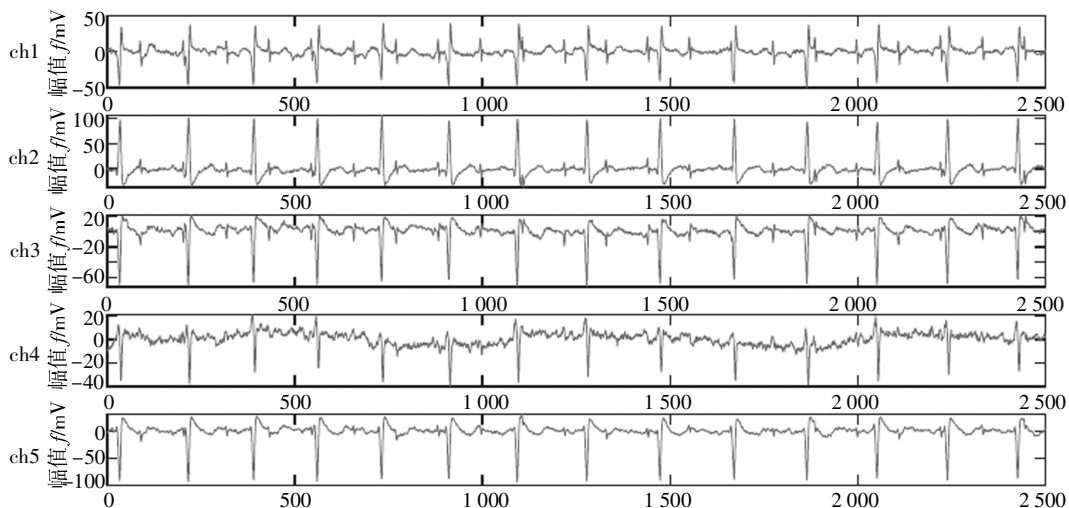


图 4 Ch1~ch5 通道孕妇腹壁混合心电信号

Fig.4 ch1~ch5 mixed ECG signal of pregnant women's abdominal wall

滤波操作;然后利用第二节中所提出的 SW-SVD 技术,提取母体心电参考信号,提取结果如图 7 所示. 通过对比图 4 和图 5 的五通道信号可知,利用 SW 和 SVD 结合的技术可以从腹壁混合心电信号中提取出清晰的母体心电参考信号.

4.3.2 胎儿心电信号提取结果的可视化对比分析

本文将 ch1 和 ch2 两个腹部通道信号作为可视化结果分析,并与目前传统的 NLMS、LSTM 和

LSSVM 方法进行对比实验,实验可视化对比结果如图 6 和图 7 所示.

图 6 和图 7 显示了四种胎儿心电信号提取方法在 ch1 和 ch2 两个通道上的可视化结果,可以看出本文提出的方法明显优于其他三种方法,基本上可以提取出所有的胎儿 QRS 波,且有效避免了母体心电和其他噪声的干扰.

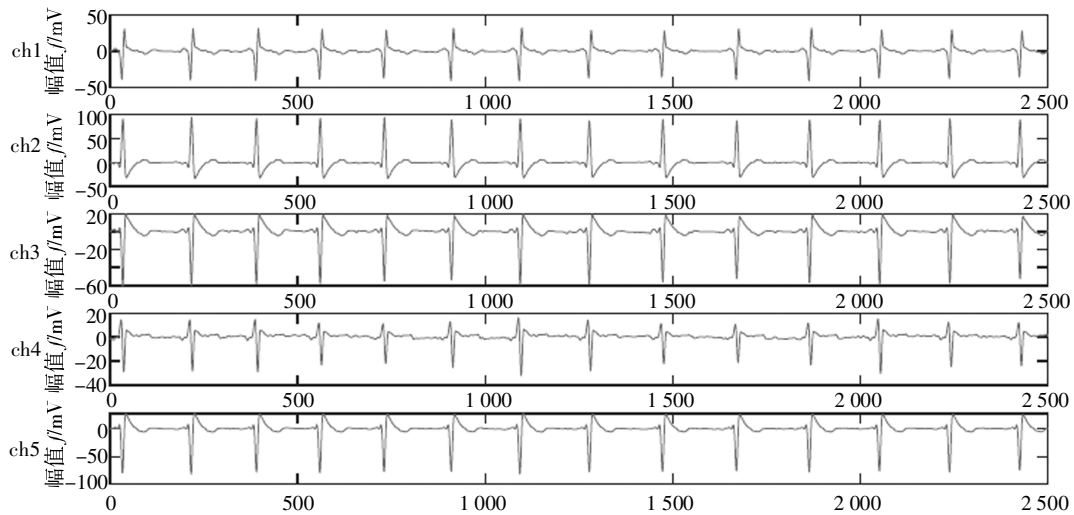


图 5 ch1~ch5 通道采用 SW-SVD 技术提取的母体心电参考信号

Fig.5 ch1~ch5 channels adopt SW-SVD technology to extract the maternal ECG reference signal

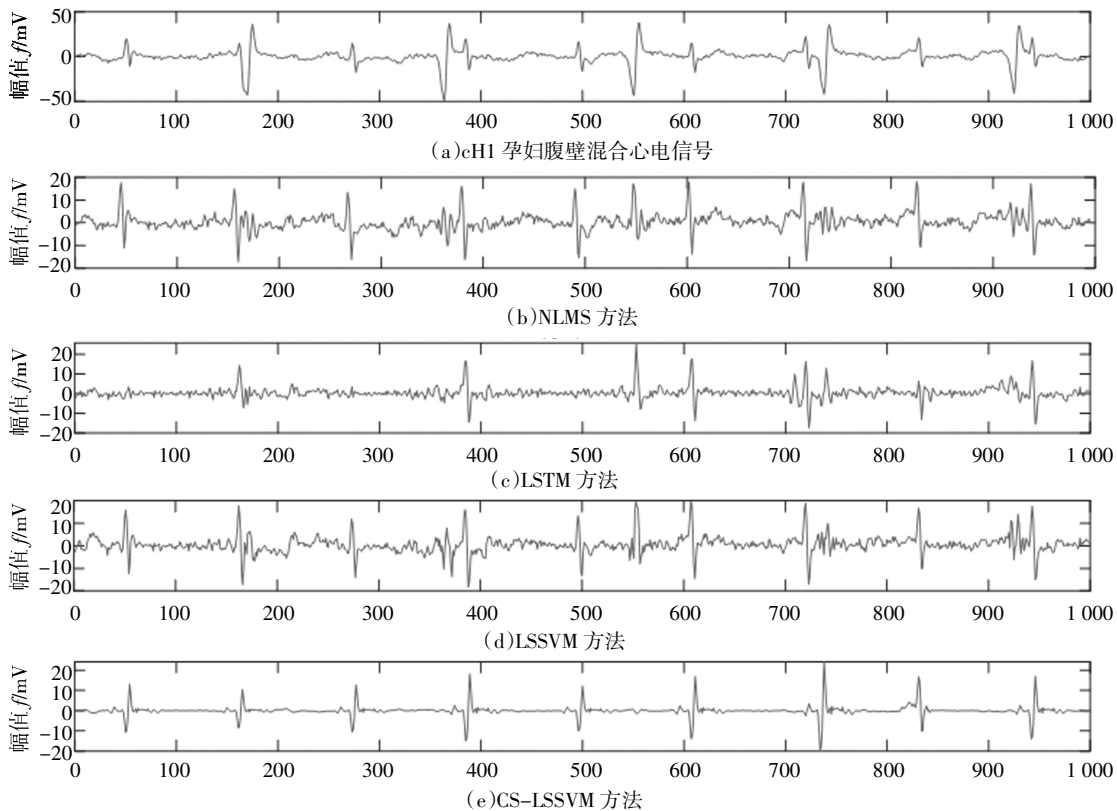


图 6 ch1 通道四种方法的胎儿心电信号提取结果比较

Fig.6 Comparison of fetal ECG signal extraction results of four methods of ch1 channel

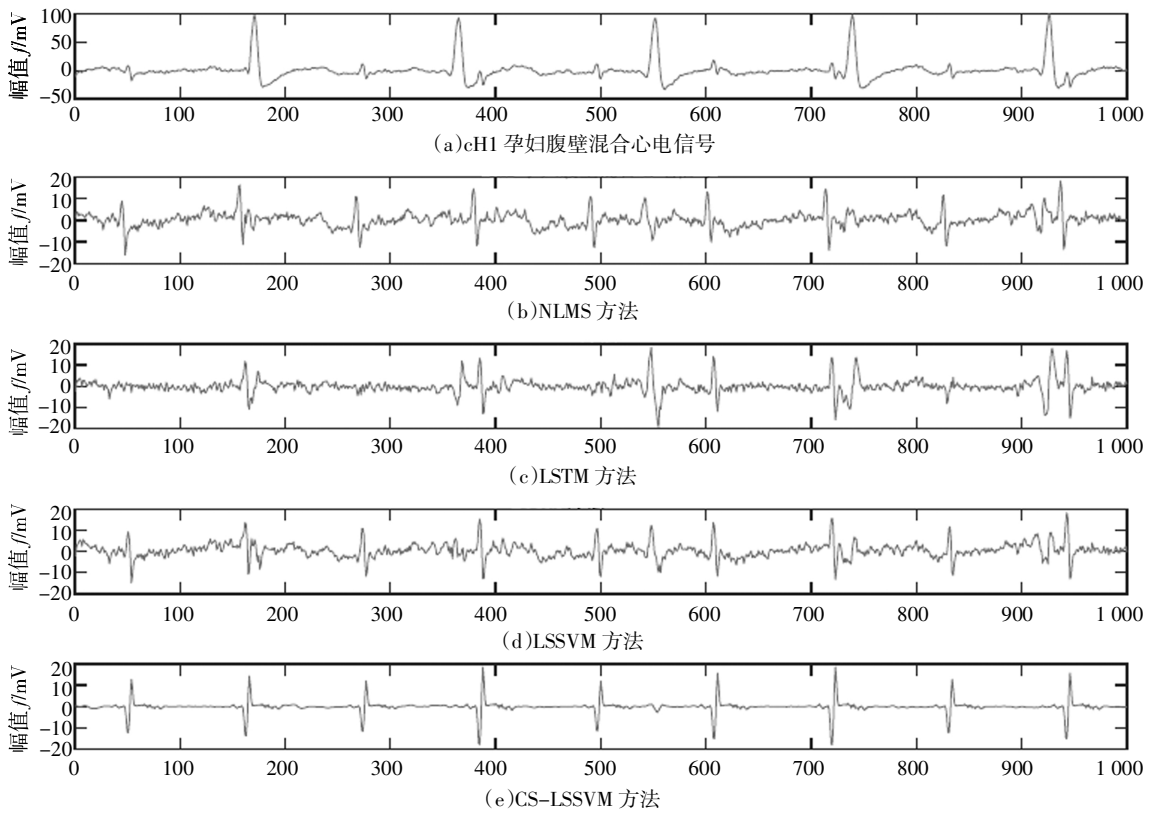


图7 ch2通道四种方法的胎儿心电信号提取结果比较

Fig.7 Comparison of fetal ECG signal extraction results of four methods of ch2 channel

4.3.3 胎儿心电信号提取结果的统计指标分析

为了定量研究 CS-LSSVM 方法的提取效果,本文采用 Se、PPV、ACC 和 F1 四个指标来分析[12,13].选择 DaISy 数据集中 ch1~ch5 共 5 个通道孕妇腹壁心电数据进行统计分析,该数据集中每个通道记录有 22 个胎儿心电 QRS 波,在测试集数据中每个通道有 9 个 QRS 波,本文统计 5 个通道共 45 个胎儿心电 QRS 波.四种方法的统计分析结果如表 1 所示.

表 1 四种心电提取方法的统计分析

Tab.1 Statistical analysis of four ECG extraction methods

方法	TP	FP	FN	ACC/%	Se/%	PPV/%	F ₁ /%
NLMS	40	12	5	70.18	88.89	76.92	82.47
LSTM	30	13	15	51.72	66.67	69.77	68.18
LSSVM	40	11	5	71.43	88.89	78.43	83.33
CS-LSSVM	42	4	3	85.71	93.33	91.30	92.31

由表 1 可知,CS-LSSVM 心电信号提取方法在五个导联上的胎儿心电信号提取效果最好,该方法可以提取到 42 个胎儿心电 QRS 波,误检和漏检的胎儿心电个数相对较少,只有 4 个 QRS 波被误检且漏检个数为 3 个,模型准确率 ACC 高达 85.71%,灵

敏度 Se 为 93.33%,精确度 PPV 达到 91.30%,且总体概率 F1 为 92.31%,四项统计指标均为最高. NLMS 方法能够提取到 40 个胎儿心电 QRS 波,误检个数为 12 个,漏检的胎儿心电为 5 个,模型准确率 ACC 为 70.18%,四项评价指标都不及本文提出的方法.这是由于 NLMS 方法对胎儿心电信号适应性不强,尤其在母体心电与胎儿心电重叠部分,对胎儿心电的识别率较低. LSTM 方法可以提取到 30 个胎儿心电 QRS 波,在四项心电提取性能指标分析中,其 ACC 只有 51.72%,四项评价指标均为最低,这是由于 LSTM 存在泛化能力弱,易陷入局部极值,导致该模型漏检和误检较多. LSSVM 方法可以提取到 40 个胎儿心电 QRS 波,误检 11 个,漏检 5 个,并且 ACC 为 71.43%,Se 为 88.89%,PPV 为 78.43%,F1 为 83.33%.由于 LSSVM 方法的超参数很难人工取到最优值,导致该方法提取性能低于 CS-LSSVM.通过上述的对比可见,CS-LSSVM 心电提取方法在四项指标上均优于其他三种心电提取方法.可见利用 CS 算法先对 LSSVM 模型的关键超参数进行寻优处理,然后构建 CS-LSSVM 母体心电信号估计模型,并经过 SW-SVD 操作可以有效提高胎儿心电信号提取性能.

5 结 论

在本文的研究中,提出了一种利用单通道母体腹部混合心电信号提取胎儿心电信号的新方法.该方法以 LSSVM 模型为基础构建 CS-LSSVM 母体心电信号提取模型,采用 CS 算法对 LSSVM 模型的超参数进行寻优处理,有效提高了模型的预测性能,减小了人为确定超参数的影响.并且结合平滑窗口和奇异值分解技术,建立母体心电参考信号,有效避免了至少记录一个母体胸部心电信号的局限性.文中选取 DaISy 数据集进行对比实验,实验表明,相比于传统的 NLMS、LSTM 和 LSSVM 方法,本文提出的 CS-LSSVM 心电提取方法表现出更优的性能,能够提取出 42 个清晰的胎儿心电信号 QRS 波,误检和漏检的胎儿心电较少,为产前胎儿健康检测提供了新思路,具有较好的临床应用价值.

参考文献

- [1] ZHANG Y, YU S. Single-lead noninvasive fetal ECG extraction by means of combining clustering and principal components analysis [J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2020, 58(2): 419—432.
- [2] 韦雯雯, 李晓兰, 于震, 等. 多普勒超声技术在妊娠期高血压孕妇妊娠结局中的应用 [J]. *安徽医科大学学报*, 2020, 55(9): 1466—1468.
WEI W W, LI X L, YU Z, *et al.* The application of Doppler ultrasound in evaluating the pregnancy outcome of pregnant women with HDP [J]. *Journal of Anhui Medical University*, 2020, 55(9): 1466—1468. (In Chineses)
- [3] BARNETT S B, MAULIK D. Guidelines and recommendations for safe use of Doppler ultrasound in perinatal applications [J]. *Journal of Maternal-Fetal Medicine*, 2001, 10(2): 75—84.
- [4] VULLINGS R, PETERS C H, SLUIJTER R J, *et al.* Dynamic segmentation and linear prediction for maternal ECG removal in antenatal abdominal recordings [J]. *Physiological Measurement*, 2009, 30(3): 291—307.
- [5] 蒲秀娟, 曾孝平, 陈悦君, 等. 基于径向基函数神经网络的胎儿心电提取 [J]. *重庆大学学报*, 2009, 32(1): 111—115.
PU X J, ZENG X P, CHEN Y J, *et al.* Fetal electrocardiogram extraction based on radial basis function neural networks [J]. *Journal of Chongqing University*, 2009, 32(01): 111—115. (In Chineses)
- [6] 贾文娟, 杨春兰, 钟果程, 等. 基于自适应线性神经网络的胎儿心电信号提取 [J]. *北京生物医学工程*, 2010, 29(6): 575—580.
JIA W J, YANG C L, ZHONG G C, *et al.* Fetal ECG signals extraction based on adaptive linear neural network [J]. *Beijing Biomedical Engineering*, 2010, 29(6): 575—580. (In Chineses)
- [7] 化希耀, 苏博妮. 胎儿心电提取方法研究综述 [J]. *微型机与应用*, 2015, 34(3): 21—23.
HUA X Y, SU B N. A review of fetal electrocardiogram extraction method [J]. *Microcomputer and Application*, 2015, 34(3): 21—23. (In Chineses)
- [8] 苟梅梅, 黄华. 基于分块扩展 Infomax 算法的胎儿心电分离 [J]. *中国组织工程研究*, 2012, 16(26): 4877—4880.
GOU M M, HUANG H. Block-extend Infomax algorithms in fetal electrocardiogram extraction [J]. *Chinese Journal of Tissue Engineering Research*, 2012, 16(26): 4877—4880. (In Chineses)
- [9] 李朝兰, 方滨, 李慧杰, 等. 应用自相关和独立分量分析的胎儿心电信号提取 [J]. *中国医学物理学杂志*, 2016, 33(8): 838—843.
LI C L, FANG B, LI H J, *et al.* Fetal electrocardiogram signal extraction based on autocorrelation and independent component analysis [J]. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2016, 33(8): 838—843. (In Chineses)
- [10] 袁丽, 吴水才, 袁延超. 胎儿心电提取算法研究综述 [J]. *中国医疗设备*, 2017, 32(6): 114—117.
YUAN L, WU S C, YUAN Y C. Review of fetal electrocardiogram extraction method research [J]. *China Medical Devices*, 2017, 32(6): 114—117. (In Chinese)
- [11] 袁丽, 吴水才, 袁延超, 等. 一种变步长 LMS 算法提取胎儿心电 [J]. *2 中国医疗设备*, 2018, 33(3): 14—21.
YUAN L, WU S C, YUAN Y C. A kind of variable step size LMS algorithm for extracting fetal ECG [J]. *China Medical Devices*, 2018, 33(3): 14—21. (In Chineses)
- [12] SUTHA P, JAYANTHI V. Fetal electrocardiogram extraction and analysis using adaptive noise cancellation and wavelet transformation techniques [J]. *Journal of Medical Systems*, 2018, 42(1): 21.
- [13] DESSI A, PANI D, RAFFO L. An advanced algorithm for fetal heart rate estimation from non-invasive low electrode density recordings [J]. *Physiological Measurement*, 2014, 35(8): 1621—1636.
- [14] 柴建朴. 基于支持向量机的睡眠分期算法研究及应用实现 [D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
CHAI J P. A research of sleep staging algorithm based on support vector machine and the implementation of application [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology, 2018. (In Chineses)
- [15] VAPNIK V N. An overview of statistical learning theory [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, 10(5): 988—999.
- [16] 袁延超, 吴水才, 袁丽, 等. 基于 BP 神经网络的胎儿心电提取算法研究 [J]. *生物医学工程与临床*, 2018, 22(3): 257—243.
YUAN Y C, WU S C, YUAN L, *et al.* Research of fetal electrocardiogram extraction algorithm based on BP neural network [J]. *Biomedical Engineering and Clinical Medicine*, 2018, 22(3): 257—243. (In Chineses)
- [17] SWARNALATHA R, PRASAD D V. A novel technique for extraction of FECCG using multi stage adaptive filtering [J]. *Journal of Applied Sciences*, 2010, 10(4): 319—324.
- [18] ZIANI S, JBARI A, BELLARBI L, *et al.* Blind maternal-fetal ECG separation based on the time-scale image TSI and SVD-ICA methods [J]. *Procedia Computer Science*, 2018, 134: 322—327.
- [19] COSTA J D Jr, DE SEIXAS J M, MIRANDA DE SÁ A M F L. A template subtraction method for reducing electrocardiographic artifacts in EMG signals of low intensity [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2019, 47: 380—386.
- [20] PANIGRAHY D, SAHU P K. Extraction of fetal electrocardiogram (ECG) by extended state Kalman filtering and adaptive neuro-fuzzy

- inference system (ANFIS) based on single channel abdominal recording[J]. *Sadhana*, 2015, 40(4): 1091—1104.
- [21] 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.
- [22] ZHAN N N, YONG J. A novel technique for fetal ECG extraction using single-channel abdominal recording[J]. *Sensors*, 2017, 17(3): 457.
- [23] PAQUET-DURAND O, YOUSEFI DARANI A, HITZMANN B. On-line state prediction of *S. cerevisiae* cultivation purely based on ethanol gas sensors and an extended Kalman filter [J]. *Chemie Ingenieur Technik*, 2020, 92(9): 1222.
- [24] 洪少春. 基于 LMS 改进算法的自适应滤波器在胎儿心电图监测中的应用[J]. *邵阳学院学报(自然科学版)*, 2007, (3): 24—28.
HONG S C. The research about adaptive filter based on the improvement of the LMS algorithm and its effect on FECC[J]. *Journal of Shaoyang University (Natural Science Edition)*, 2007, 4(3): 24—28. (In Chineses)
- [25] 蒲秀娟, 曾孝平, 韩亮, 等. 基于经验模式分解和最小二乘支持向量机的胎儿心电图信号提取[J]. *四川大学学报(工程科学版)*, 2010, 42(6): 158—165.
PU X J, ZENG X P, HAN L, *et al.* Extraction of fetal electrocardiogram signal using empirical mode decomposition and least squares support vector machines [J]. *Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition)*, 2010, 42(6): 158—165. (In Chineses)
- [26] ASSALEH K. Extraction of fetal electrocardiogram using adaptive neuro-fuzzy inference systems[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2007, 54(1): 59—68.
- [27] 曾兆山, 沈海斌, 陆昊俊. 基于 SVD-LSSVM 的单导联胎儿心电图提取算法[J]. *电子技术*, 2016, 45(4): 4—8.
ZENG Z S, SHEN H B, LU H J. Fetal ECG extraction using single lead based on SVD-LSSVM method [J]. *Electronic Technology*, 2016, 45(4): 4—8. (In Chineses)
- [28] 陈甸甸, 赵洽栋. 基于奇异值和相异度的心电图身份识别方法[J]. *计算机仿真*, 2016, 33(2): 427—432.
CHEN D D, ZHAO Z D. Identification method of ECG signal based on SVD and dissimilarity analysis [J]. *Computer Simulation*, 2016, 33(2): 427—432. (In Chineses)
- [29] DAAMOUCHE A, HAMAMI L, ALAJLAN N, *et al.* A wavelet optimization approach for ECG signal classification[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2012, 7(4): 342—349.
- [30] 赵学智, 陈统坚, 叶邦彦. 基于奇异值分解的铣削力信号处理与铣床状态信息分离[J]. *机械工程学报*, 2007(6): 169—174.
ZHAO X Z, CHEN T J, YE B Y. Milling force signal processing and milling machine state information separation based on singular value decomposition [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2007(6): 169—174. (In Chineses)
- [31] 周祥, 詹宁波, 高磊, 等. 一种自适应最小均方算法提取胎儿心电图信号的方法研究[J]. *医疗卫生装备*, 2014, 35(10): 47—49.
ZHOU X, ZHAN N B, GAO L, *et al.* Extracting fetal ECG by modified adaptive method [J]. *Medical and Health Equipment*, 2014, 35(10): 47—49. (In Chineses)
- [32] 祁树刚, 张启超. 均值滤波和中值滤波对 InSAR 影像预处理的影响研究 [J]. *测绘与空间地理信息*, 2020, 43(S1): 131—133, 136.
QI S G, ZHANG Q C. Study on the influence of mean filter and median filter on InSAR image preprocessing [J]. *Surveying and Spatial Geographic Information*, 2020, 43(S1): 131—133, 136. (In Chineses)
- [33] VO K, LE T, RAHMANI A M, *et al.* An efficient and robust deep learning method with 1-D octave convolution to extract fetal electrocardiogram[J]. *Sensors*, 2020, 20(13): 3757.
- [34] 卜朝晖, 周斌, 尹晓晶, 等. 基于扩展卡尔曼滤波和奇异值分解算法的单通道胎儿心电图提取方法[J]. *中国生物医学工程学报*, 2019, 38(6): 662—671.
BU Z H, ZHOU B, YIN X J, *et al.* Fetal ECG extraction from single-channel abdominal ECG based on EKF combined with SVD [J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2019, 38(6): 662—671. (In Chineses)
- [35] SHARMA T, SHARMA K K. QRS complex detection in ECG signals using the synchrosqueezed wavelet transform [J]. *IETE Journal of Research*, 2016, 62(6): 885—892.
- [36] KANJILAL P P, PALIT S, SAHA G. Fetal ECG extraction from single-channel maternal ECG using singular value decomposition [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1997, 44(1): 51—59.
- [37] SIVARAM M, LYDIA E L, PUSTOKHINA I V, *et al.* An optimal least square support vector machine based earnings prediction of blockchain financial products [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 120321—120330.
- [38] 刘晓东, 孙丽君, 陈天飞. 布谷鸟算法的收敛性分析及性能比较 [J/OL]. *计算机科学与探索*: 1—15 [2020-09-23]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5602.TP.20200721.1546.014.html>.
- LIU X D, SUN L J, CHEN T F. Convergence Analysis and Performance Comparison of Cuckoo Search Algorithm [J/OL]. *Computer Science and Exploration*: 1—15 [2020-09-23]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5602.TP.20200721.1546.014.html>. (In Chineses)
- [39] SHETTY R P, SATHYABHAMA A, PAI P S. An efficient online sequential extreme learning machine model based on feature selection and parameter optimization using cuckoo search algorithm for multi-step wind speed forecasting [J]. *Soft Computing*, 2021, 25(2): 1277—1295.
- [40] BOHAT V K, ARYA K V. An effective gbest-guided gravitational search algorithm for real-parameter optimization and its application in training of feedforward neural networks [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2018, 143: 192—207.
- [41] PANDA S, MISHRA D, BISWAL B B. An approach for design optimization of 3R manipulator using Adaptive Cuckoo Search algorithm [J]. *Mechanics Based Design of Structures and Machines*, 2020, 48(6): 773—798.
- [42] ANSI/AAMI/ISO EC57 (1998/(R) 2008). *Testing and Reporting Performance Results of Cardiac Rhythm and ST-Segment Measurement Algorithms*; American National Standards Institute: New York, NY, USA, 2008.
- [43] BERSHAD N J, JOSE C M, BERMUDEZ. A switched variable step size NLMS adaptive filter [J]. *Digital Signal Processing*, 2020, 101: 102730.
- [44] CHEN, GONG Z, LI Q, *et al.* Hierarchical LSTM with char-subword-word tree-structure representation for Chinese named entity recognition [J]. *Science China. Information Sciences*, 2020, 63(10): 1—15.
- [45] DE LATHAUWER L. *Daisy: database for the identification of systems: Biomedical systems* [EB/OL]. (2000-10-10)[2017-8-18]. <http://homes.esat.kuleuven.be/~smc/daisy/>.