

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2006023

基于改进 EWT 的心电信号基线矫正算法^{*}

李国权^{1,3}, 李必禄^{1,3}, 林金朝^{1,3}, 黄正文², 庞 宇³

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065; 2. 布鲁内尔大学电子与计算机工程系 伦敦 UB8 3PH;
3. 光电信息感测与传输技术重点实验室 重庆 400065)

摘 要:基线漂移严重影响心电信号的特征提取和识别,而矫正方法的效果决定了医疗诊断的准确性。提出了一种基于经验小波变换和分段多项式拟合理论的心电信号基线矫正算法。利用经验小波变换自适应分割心电信号频谱,在分割区间上构造合适的小波窗提取具有紧支撑的经验模态分量,并重构剔除基漂分量后的经验模态分量,再进行多项式分段拟合来去除残留基线漂移。对同一心电信号的测试结果表明,提出算法相对于对原始经验小波变换算法信噪比改进超过 1.9 dB,在保持较好心电信号形态特征的同时能够有效矫正基线漂移失真。

关键词:心电信号;基线漂移;经验小波变换;分段多项式拟合

中图分类号: TN911.72 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

Baseline correction algorithm for ECG signals based on improved EWT

Li Guoquan^{1,3}, Li Bilu^{1,3}, Lin Jinzhao^{1,3}, Huang Zhengwen², Pang Yu³

(1.School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2.Department of Electronic and Computer Engineering, Brunel University London, London, UB8 3PH, UK;
3.Key Laboratory of Photoelectric Information Sensing and Transmission Technology, Chongqing 400065, China)

Abstract:Baseline wander seriously influences the feature extraction and recognition of Electrocardiography (ECG) signals. The effect of the baseline correction method determines the accuracy level of medical diagnosis. A baseline correction algorithm for ECG signals based on empirical wavelet transform and piecewise polynomial fitting theory is proposed in this paper. Firstly, empirical wavelet transform is used to adaptively segment the spectrum of ECG signal, on the segmentation interval a suitable wavelet window is constructed to extract the empirical modal component with tight support. The empirical modal component with the baseline wander component removed is reconstructed. Then, the piecewise polynomial fitting is performed to remove the residual baseline wander from the ECG signal. The test results for the same ECG signal show that compared with the original empirical wavelet transform algorithm, the proposed algorithm improves the signal-to-noise ratio (SNR) by more than 1.9 dB. The proposed algorithm can effectively correct the baseline wander distortion while maintaining good morphological characteristics of the ECG signal.

Keywords:electrocardiography; baseline wander; empirical wavelet transform; piecewise polynomial fitting

0 引 言

心电信号作为心脏电活动的表现形式,是表征人体生理状况的重要信号之一。然而在信号的采集和传输过程中,心电信号受到各种噪声的干扰,如 50/60 Hz 的工

频干扰,5~2 kHz 的肌电干扰以及 0.05~1 Hz 范围内的基线漂移^[1]。在各类噪声干扰中,基线漂移对心电信号的影响最为严重,而且由于其低频特性,基线漂移与心电信号 ST 段在频带上会发生部分重叠,这容易造成去噪后信号波形失真。基线漂移的矫正是准确提取心电信号特征信息的前提。

收稿日期:2020-01-13 Received Date:2020-01-13

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(61671091, 61971079)、重庆市自然科学基金面上项目(cstc2019jcyj-msxmX0666)、重庆市重点产业共性关键技术创新专项重点研发项目(cstc2017zdcy-zdyfX0011)资助

针对心电信号中基线漂移的去除,硬件方式包括特殊导联结构、尖峰钳位以及模拟高通滤波等可达到一定的效果^[2],但会受到器件特性等因素的影响。此外,由于基线漂移也会受到运动以及电极连接情况的影响,单纯硬件无法完全消除,目前的文献以及应用中还需要采用数字信号处理等软件方式才能达到较好的效果。Ara 等^[3-4]提出小波变换去除基线漂移,这种方法自适应性较差,去除基线漂移的同时会丢失心电信号低频成分。刘忠国等^[5-6]通过设计两级扁平结构的形态学滤波器进行开闭运算滤除心电信号的特征波形,提取出基线漂移;郑秀玉等^[7-8]首先设计三角形结构形态学滤波器去除心电信号中高频干扰,再设计直线结构的形态滤波器对基线漂移进行矫正。形态学的方法对基线进行矫正太过依赖结构元素的选取,并且结构元素的选择缺乏自适应性。Han 等^[9-11]采用经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 自适应地将心电信号分解成一系列模态分量,将基线漂移对应的模态分量“丢弃”后,重构心电信号实现基线漂移的矫正,但 EMD 存在模态混叠和端点效应,这使得低频成分丢失或者基漂残留严重。任斌斌等^[12-14]提出添加辅助高斯白噪声进行集合平均的集合经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 方法解决了 EMD 存在的模态混叠,但集合平均次数和辅助白噪声的大小确定缺乏完备的理论。Gilles^[15]提出经验小波变换 (empirical wavelet transform, EWT) 的概念, Singh 等^[16-18]将 EWT 算法应用到心电信号基线漂移的去除中,该算法具有较强的自适应性和实时性,由于心电信号与基线漂移频带的重叠,自适应划分频谱会出现一些偏差,导致去噪后的波形会在起始和结束阶段出现失真现象。

本文提出一种基于 EWT 和分段多项式拟合的心电信号基线矫正算法。首先利用 EWT 自适应分割心电信号频谱,在分割区间上构造合适的小波窗提取具有紧支撑的经验模态分量;然后重构剔除基漂分量后的经验模态分量,进而进行多项式分段拟合,从而去除心电信号中残留基线漂移。仿真结果表明,该方法提高了信噪比,减小了均方根误差,能够有效矫正心电信号的基线漂移,并且很好地保持心电信号的形态特征,同时改善由 EWT 基线矫正引起的信号失真。

1 EWT 算法

EWT 依据信号 Fourier 频谱特征将信号频谱自适应地分割成一系列连续区间,在分割区间上自适应构建小波滤波器组,提取出具有紧支撑 Fourier 频谱的单个 AM-FM 信号分量,依据传统小波重构理论,对信号的细节系数和近似系数进行重构。

1.1 Fourier 频谱区间划分

为在对 Fourier 频谱进行分析时,将信号频谱规范化为 $[0, 2\pi]$; 在 Shannon 准则限制下,信号频谱范围只能规范化为 $[0, \pi]$ 。为了获取以特定频率为中心的紧凑支撑模式,假定信号频谱被划分成 N 段连续区间 $[\Lambda_1, \Lambda_2, \dots, \Lambda_N]$, 所需 $N+1$ 条分界线, 设 ω_n 为区间分界线, 则 $\Lambda_n = [\omega_{n-1}, \omega_n]$, 除去已知的频谱边界 $\omega_0 = 0$ 和 $\omega_N = \pi$, 仍需要确定 $N-1$ 条边界线。

自适应确定频谱区间分段数以及区间分界线采用“locmax”方法^[18]。该方法对信号频谱的极大值点进行搜索, 设搜索到 M 个极大值点并记为 $\{M\}_{i=1}^M$ 。将 M 个极大值点按照幅值大小进行降序排列, 即 $M_1 \geq M_2 \geq \dots \geq M_M$ 。对按照降序排列的 $\{M\}_{i=1}^M$ 归一化到 $[0, 1]$, 并保留大于 $M_M + \alpha \times (M_1 - M_M)$ ($\alpha \in [0.3, 0.4]$) 的极大值点, 其个数记为区间分段数 N 。在 $\{M\}_{i=1}^N$ 中找到所有极大值点在信号频谱中的对应位置, 取相邻两个极大值点所对应频率的中值, 记为边界点 ω_n ($n = 1, 2, \dots, N-1$)。

1.2 经验小波尺度函数与小波函数

在每个分割的频谱区间 Λ_n 上定义经验小波尺度函数和经验小波函数, 通过待测信号与经验小波尺度函数和经验小波函数的内积运算获取信号分解的逼近系数和细节系数。依据 Meyer 小波的构造理论, 对经验小波尺度函数和经验小波函数进行定义, 分别见公式 (6) 和 (7)。

1.3 信号的分解与重构

根据经典小波变换理论, 在对信号进行分解时, 通过待测信号 $f(t)$ 与小波尺度函数和小波函数分别做内积可以获取其逼近系数和细节系数。经验小波对信号分解时采取同样的准则获取逼近系数 $W_f^e(0, t)$ 和细节系数 $W_f^e(n, t)$ 。运算规则如下:

$$W_f^e(0, t) = \langle f, \phi_1 \rangle = \int f(\tau) \overline{\phi_1(\tau - t)} d\tau = \overline{(\hat{f}(\omega) \hat{\phi}_1(\omega))}^V \quad (1)$$

$$W_f^e(n, t) = \langle f, \psi_n \rangle = \int f(\tau) \overline{\psi_n(\tau - t)} d\tau = \overline{(\hat{f}(\omega) \hat{\psi}_n(\omega))}^V \quad (2)$$

式中: $\hat{f}(\omega)$, $\hat{\phi}_1(\omega)$ 和 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 分别表示 $f(t)$, $\phi_1(t)$ 和 $\psi_n(t)$ 的傅里叶变换; “ V ” 表示求傅里叶逆变换; $\langle a, b \rangle$ 表示 a 与 b 的内积。

按照传统小波重构理论, 根据细节系数与逼近系数对信号进行重构, $f(t)$ 的重构公式如式 (7) 所示:

$$f(t) = W_f^e(0, t) * \phi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_f^e(n, t) * \psi_n(t) = \left(W_f^e(0, \omega) \phi_1(\omega) + \sum_{n=1}^N W_f^e(n, \omega) \psi_n(\omega) \right)^V \quad (3)$$

式中：“*”表示卷积运算，从式(3)中可以看出，信号 $f(t)$ 被分解成1个逼近分量 $f_0(t)$ 和 $N-1$ 个细节分量 $f_k(t)$ ($k=1,2,\dots,N-1$)，其表示形式如下：

$$f_0(t) = W_f^e(0,t) * \phi_1(t) \quad (4)$$

$$f_k(t) = W_f^e(k,t) * \psi_k(t) \quad (5)$$

2 本文算法

原始的 EWT 去除心电信号基线漂移是通过在划分的频谱区间上构造小波滤波器组，削弱信号的低频分量，

$$\hat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_n)\right)\right], \\ 0, \end{cases}$$

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_{n+1}}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_{n+1})\right)\right], \\ \sin\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_n)\right)\right], \\ 0, \end{cases}$$

式中： $\gamma\omega_n$ 为经验小波滤波器过渡带宽度($0 < \gamma < 1$)； $\beta(x)$ 是 $C^k([0,1])$ 上满足以下条件的任意函数：

$$\beta(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ 1, & x \geq 1 \end{cases} \quad (8)$$

$$\beta(x) + \beta(1-x) = 1, \quad \forall x \in [0,1] \quad (9)$$

取 $\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3)$ 。当 $\gamma < \min_n\left(\frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n}\right)$ 时，可得 $\{\phi_1(t), \{\psi_n(t)\}_{n=1}^N\}$ 在 $L^2(R)$ 上具有紧支撑特性。文献[15]对此进行了详细的证明。

2.1 分段多项式拟合阶数的确定

信号进行多项式拟合之前，选择合适的拟合阶数 n 是多项式拟合的关键所在。 n 太小会发生欠拟合现象，拟合的曲线不足以反映信号的特征； n 太大会造成过拟合现象，拟合的曲线会产生振荡现象，影响拟合精度。本文通过设置合理的拟合阈值对 EWT 重构后的信号进行分段多项式拟合，具体流程如图 1 所示。

2.2 算法应用流程

通过引入分段多项式拟合，改善 EWT 去除基线漂移存在残留和波形失真现象。改进 EWT 算法在去除心电信号中基线漂移的具体应用流程如下：

1) 输入带基线漂移的心电信号 $y(n) = x(n) + b(n)$ ，其中 $x(n)$ 表示纯净心电信号， $b(n)$ 表示基线漂移，对带基线漂移的心电信号进行傅里叶变换。

增强信号的高频分量，最终实现去除基线漂移对应的低频分量。由于小波滤波器存在过渡带，导致去噪后的信号中仍然存在基线漂移残余量，同时剔除含基漂的经验模态分量会丢失信号的有用成分。针对这些问题，本文考虑到基于最小二乘法的分段多项式拟合方法良好的拟合特性，可改善 EWT 基线矫正丢失信号有用成分引起的信号失真；同时分段多项式拟合不会丢失信号的有用成分，能够最大限度地保持心电信号的形态。本文将基于最小二乘法的分段多项式拟合^[20]用于改进 EWT 算法矫正基漂之后存在的基漂残留和波形失真。

$$|\omega| \leq (1-\gamma)\omega_n, \quad (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_n \quad (6)$$

其他

$$(1+\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1-\gamma)\omega_{n+1}$$

$$(1-\gamma)\omega_{n+1} \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_{n+1} \quad (7)$$

$$(1-\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_{n+1}$$

其他

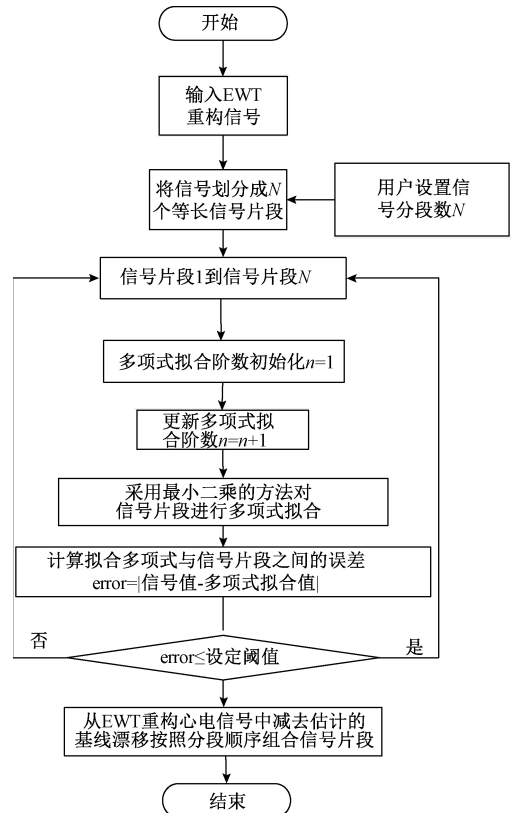


图 1 分段多项式拟合流程

Fig.1 Flow chart of piecewise polynomial fitting

2) 采用“locmax”方法确定频谱划分段数 N 和频谱区间分界线 ω_n 。

3) 在划分好的频谱区间 Λ_n 上构造经验小波尺度函数 $\hat{\phi}_n(\omega)$ 和经验小波函数 $\hat{\psi}_n(\omega)$, 如式(6)和(7)所示。

4) 通过 $y(t)$ 与经验小波尺度函数 $\hat{\phi}_n(\omega)$ 和经验小波函数 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 作内积运算获取信号分解的逼近系数 $W_f^e(0, t)$ 和细节系数 $W_f^e(n, t)$, 具体过程见式(1)和(2)。

5) 根据式(3)对信号进行重构, 分解后的逼近分量和细节分量分别见式(4)和(5)。

6) 将式(5)中获得的重构信号 $f(n)$ 划分成 N 个等长度的信号片段, 设 $f(n)$ 包含 M 个数数据点, 则每个信号片段长度为 (M/N) , N 必须满足被 M 整除^[20]。信号片段 N 依据信号自身特点进行确定。

7) 分别对每个信号片段进行基于最小二乘法的多项式拟合, 拟合从一阶多项式开始, 将每次的拟合结果与实际信号片段做误差分析, 若误差大于设定的拟合阈值, 拟合阶数增加 1 继续拟合, 直到拟合出的多项式与实际信号片段误差小于设定阈值。

8) 应用 PoG 准则^[20] 估计出每个多项式的值, 得到每个信号片段中存在的基线漂移为 $S_i(n)$ ($i = 1, 2, \dots, N$)。

9) 将每个信号片段中存在的基线漂移按照信号片段划分的顺序组合起来, 则整个信号片段存在的基线漂移为 $S(n) = [S_1(n) \ S_2(n) \ S_3(n) \ \dots \ S_N(n)]$ 。

10) 从而得到去除基漂后的信号 $y'(n) = f(n) - S(n)$ 。

3 仿真分析

为验证本文提出算法的有效性, 首先选取来自 Fluke MPS450 心电信号发生器 (MPS450 心电信号发生器可提供完整的 3 导联、5 导联和 12 导联心电图, 包括 7 种异常起搏现象, 可输出各种范围心率和电压幅值的正常窦性心率信号) 产生的无基漂的“纯净”心电信号 $x(n)$ 作为实验心电信号源; 将模拟基线漂移叠加在无基漂的“纯净”心电信号 $x(n)$ 上作为待处理信号。通过小波变换、形态学滤波、EMD 算法、EEMD 算法对待处理信号进行处理, 并通过评价指标来衡量这些算法性能。为体现本文算法性能, 利用原始 EWT 算法以及本文算法分别对待处理信号进行基线矫正, 利用仿真图和评价指标对基线矫正效果进行定性分析和定量分析。为考察信号在存在噪声和干扰情况下的性能, 本文在无基漂的“纯净”心电信号 $x(n)$ 上叠加白噪声和工频干扰建立信噪模型, 对信噪模型粗略去除工频干扰之后采用原始 EWT 算法和本文算法进行了对比和分析。为验证算法实际应用效果,

又分别利用两种算法对叠加了真实基线漂移的心电信号 $x(n)$ 进行处理, 并通过仿真图和评价指标评估了基线矫正效果。

1) 采用 0.2 mV, 0.5 Hz 正弦信号作为模拟基漂 $b(n)$, 叠加“纯净”心电信号 $x(n)$ 上构成待处理信号 $y(n)$ 。

$$y(n) = x(n) + b(n) \quad (10)$$

2) 采用 0.12 mV, 50 Hz 的正弦信号作为模拟工频干扰 $r(n)$, 仿真中无基漂“纯净”心电信号 $x(n)$ 与叠加白噪声 $w(n)$ 信噪比为 20 dB, 构成待处理信号 $y'(n)$ 。

$$y'(n) = x(n) + r(n) + w(n) + b(n) \quad (11)$$

3) 采用 MIT-BIH 心电信号数据库中的真实基漂 $b'(n)$ (将 MIT-BIH 数据库中心电噪声数据库中的基线漂移 bw2 文件加载出来, 取与 $x(n)$ 同长度的连续数据点作为一段真实基漂) 对“纯净”心电信号 $x(n)$ 进行干扰, 构成待处理信噪混合体 $y_r(n)$ 。

$$y_r(n) = x(n) + b'(n) \quad (12)$$

为定量分析算法基线矫正效果, 引入信噪比 SNR, 均方根误差 RMSE 等反映有用信号与基线漂移成分比例的指标^[8], 以及反映基线矫正效果和信号失真的指标基线去除误差 $\varepsilon(x_i, b_i)$ ^[21] 对仿真结果进行分析。

信噪比:

$$SNR = 10 \lg \left(\frac{\sum_{n=1}^N x^2(n)}{\sum_{n=1}^N [x(n) - y(n)]^2} \right) \quad (13)$$

式中: $x(n)$ 和 $y(n)$ 分别为原始纯净信号和基线矫正后信号; N 为信号长度。

均方根误差:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [x(n) - y(n)]^2} \quad (14)$$

式中: $x(n)$ 和 $y(n)$ 分别为原始纯净信号和基线矫正后信号; N 为信号长度。

基线去除误差:

$$\varepsilon(x_i, b_i) = \frac{\|x_i - b_i\|^2}{\|b_i\|^2} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - b_i)^2}{\sum_{i=1}^N (b_i)^2} \quad (15)$$

式中: x_i 与 b_i 分别为原始纯净信号和基线矫正后信号; N 为信号长度。

3.1 算法性能分析

1) 算法有效性验证

(1) 定性分析

首先采用原始 EWT 算法对 $y(n)$ 进行基线矫正, 并将模拟基线漂移与原始 EWT 算法提取基线漂移进行比较来定性验证本文算法的有效性, 如图 2、3 所示。

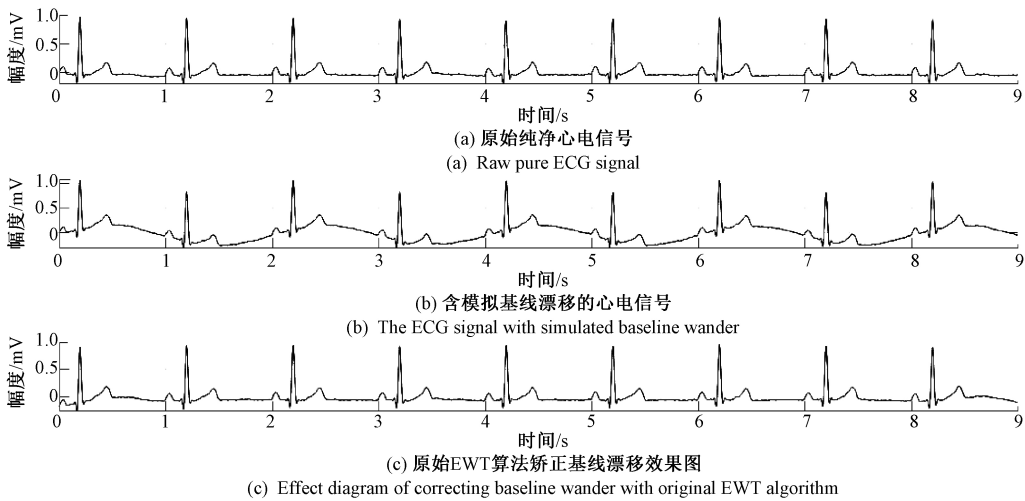


图 2 原始 EWT 算法仿真效果

Fig.2 Simulation effect diagram of original EWT algorithm

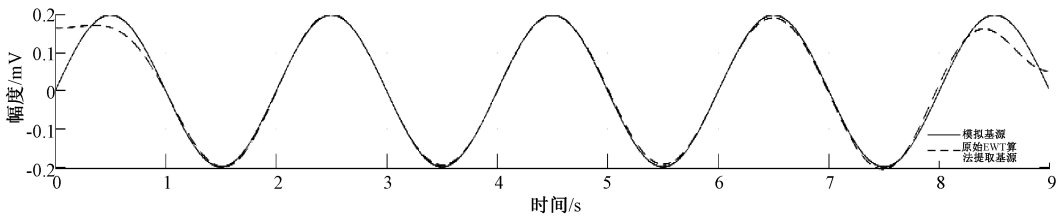


图 3 模拟基线漂移与原始 EWT 算法提取的基线漂移

Fig.3 Simulated baseline wander and the baseline wander extracted by original EWT algorithm

从图 2 和 3 中可以看出,原始 EWT 算法去除基线漂移后波形在 0~0.1 s 内存在下移现象,在 8.5~8.8 s 内抬高。采用本文算法对 $y(n)$ 进行基线矫正,并比较提取

基线漂移和模拟基线漂移。如图 4 和 5 所示,可以看出,本文算法明显改善了原始 EWT 基线矫正波形在 0~0.1 s 和 8.5~8.8 s 内存在的异常现象。

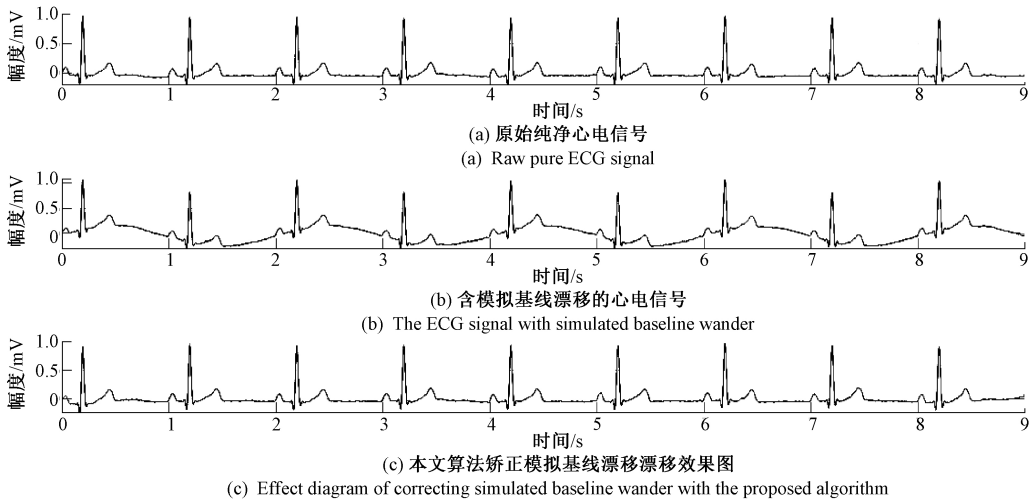


图 4 本文算法仿真效果

Fig.4 Simulation effect diagram of the proposed algorithm

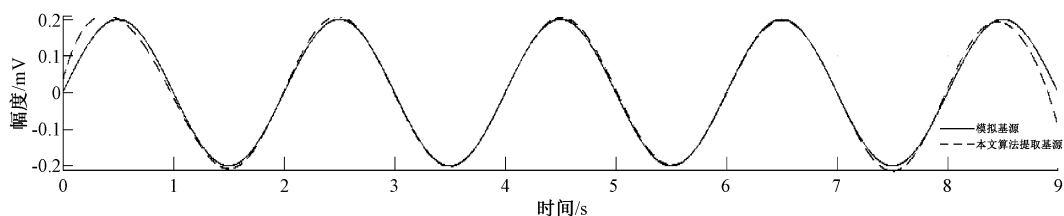


图 5 模拟基线漂移与本文算法提取的基线漂移

Fig.5 Simulated baseline wander and baseline wander extracted by the proposed algorithm

(2) 定量分析

针对模拟基线漂移,将本文算法与原始 EWT 算法等算法通过信噪比、均方根误差和基线去除误差 3 个指标来定量衡量基线矫正效果,结果如表 1 所示。

表 1 6 种滤波算法性能比较

Table 1 Performance comparison of six filtering algorithms

去噪方法	SNR	RMSE	$\varepsilon(x_i, b_i)$
小波变换 ^[3]	9.475 6	0.049 1	0.120 4
形态学滤波 ^[8]	9.529 8	0.048 8	0.119 0
EMD 算法 ^[9]	10.860 0	0.041 8	0.087 6
EEMD 算法 ^[12]	9.884 1	0.046 8	0.109 6
原始 EWT 算法 ^[17]	16.632 8	0.021 5	0.023 2
本文算法($N=2$)	18.599 2	0.017 2	0.014 7
本文算法($N=3$)	9.681 2	0.047 9	0.114 7

可以看出,原始 EWT 算法与小波变换,形态学滤波,EMD 算法,EEMD 算法相比,信噪比明显提高,均方根误

差降低,基线去除误差明显减小。相对于原始 EWT 算法,本文算法具有更优的矫正效果,信噪比提高 1.966 4 dB,均方根误差减小 0.004 3,基线去除误差降低 0.008 5。信号分段数 N 对算法性能影响显著,最佳取值为 2。 $N=3$ 时算法性能有所下降。

2) 算法稳定性验证

在利用原始 EWT 算法和本文算法对 $y'(n)$ 进行基线矫正之前需要将信噪模型中的工频干扰进行去除。本文采用最小均方 (least mean square, LMS) 自适应算法对 $y'(n)$ 中的工频干扰进行粗略去除。将与 $r(n)$ 相关的噪声 $r'(n)$ 作为自适应滤波器的输入,其中期望响应是信号 $x(n)$ 与噪声 $r(n)$ 之和。当 $x(n)$ 与 $r'(n)$ 不相关时,利用噪声的相关性,LMS 处理算法调整权值参数矩阵 $W(n)$,尽量得到 $r(n)$ 的最佳估计,将 $y'(n)$ 减去这个最佳估计便可粗略去除工频干扰得到待处理信号 $y''(n)$ 。此时 $y''(n)$ 中包含“纯净”的心电信号,白噪声以及残留的工频干扰。工频干扰去除仿真结果如图 6 所示。

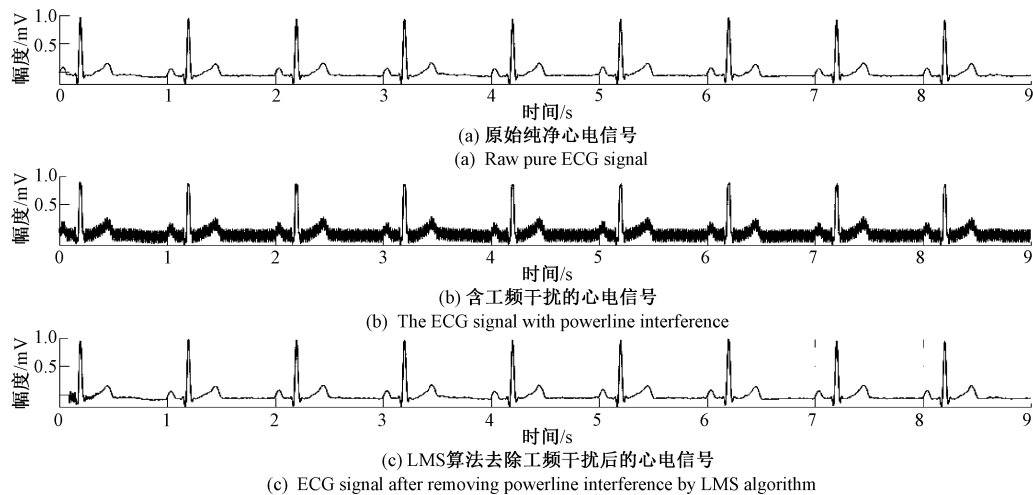


图 6 LMS 算法去除工频干扰仿真效果图

Fig.6 Simulation effect diagram of removing powerline interference with LMS algorithm

(1) 定性分析

为了验证本文算法稳定性,分别利用原始和改进

EWT 算法对 $y''(n)$ 进行矫正,并将模拟基线漂移与提取出的基线漂移进行比较。来定性验证本文算法性能。

从图 6 中可以看出,通过 LMS 算法对带工频干扰的心电信号 $y'(n)$ 进行处理后得到的待处理信号 $y''(n)$ 中含有残留的工频干扰。如图 7 和 8 所示,原始 EWT 算法可以有效去除白噪声,残留白噪声和模拟基线漂移。但

原始 EWT 算法去除基线漂移后的波形在 0~0.1 s 内存在下移现象,在 8.5~8.8 s 内波形抬高。如图 9 和 10 所示,本文算法明显改善了原始 EWT 基线矫正后的波形在 0~0.1 s 和 8.5~8.8 s 内存在的异常现象。

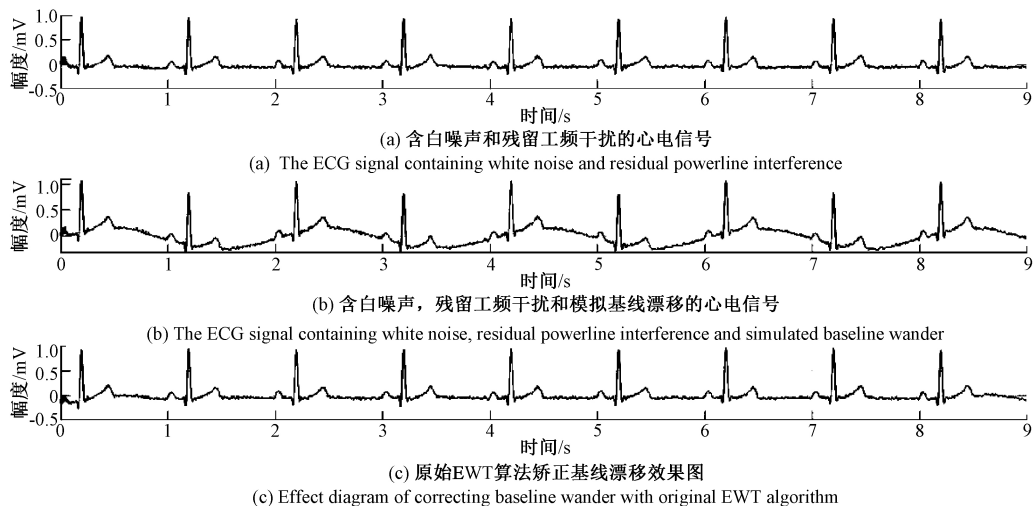


图 7 原始 EWT 算法仿真效果
Fig.7 Simulation effect diagram of original EWT algorithm

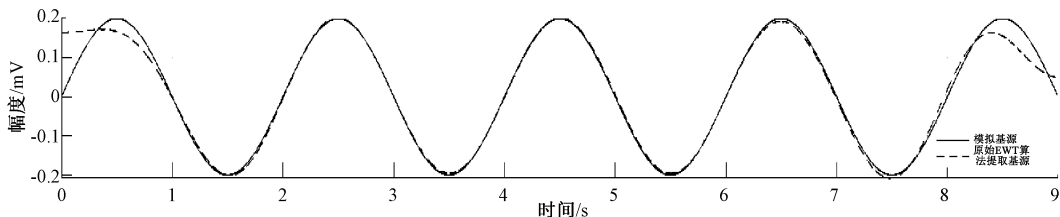


图 8 模拟基线漂移与原始 EWT 算法提取的基线漂移
Fig.8 Simulated baseline wander and the baseline wander extracted by original EWT algorithm

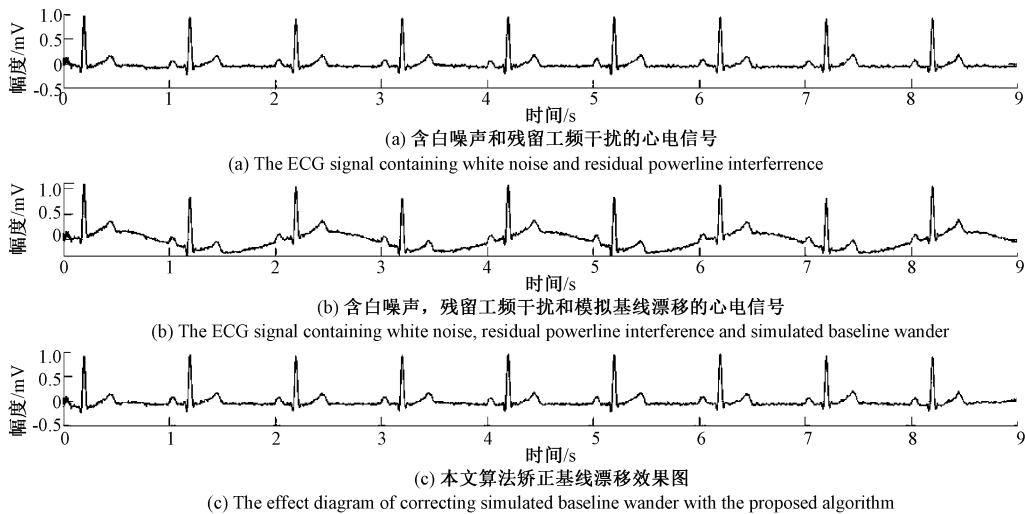


图 9 本文算法仿真效果
Fig.9 Simulation effect diagram of the proposed algorithm

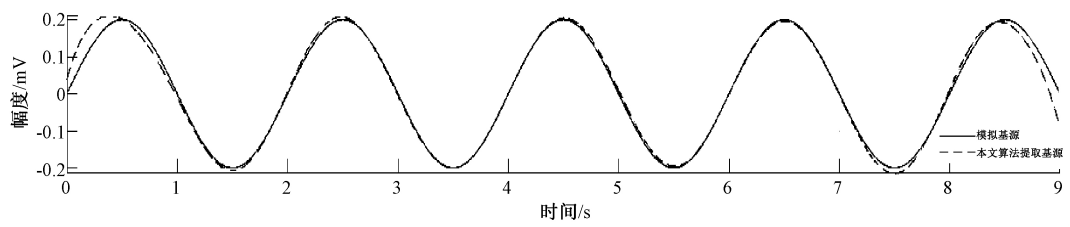


图 10 模拟基线漂移与本文算法提取的基线漂移

Fig.10 Simulated baseline wander and the baseline wander extracted by the proposed algorithm

(2) 定量分析

通过信噪比、均方根误差和基线去除误差这 3 个指标来定量衡量算法对含有白噪声、残留工频干扰以及基线漂移的心电信号的基线矫正效果。针对模拟基线漂移,将本文算法与原始 EWT 算法对比。

如表 2 所示,本文算法相对于原始 EWT 算法,信噪比提高了 1.830 4 dB,均方根误差减小了 0.005 1,基线去除误差降低了 0.012 3。基线矫正结果最佳信号分段数 $N=2$,是依据信号自身特点确定的。将信号分解成最佳分段数之后,分段多项式能够较好地对其进行拟合。 $N=3$ 时算法性能有所下降。结合表 1 可知,在白噪声和工频干扰影响下,原始 EWT 算法信噪比下降了 2.003 3 dB,均方根误差增大了 0.005 6,基线矫正误差增大了 0.002 9。本文算法在分段数 $N=2$ 时去噪性能最佳,此时信噪比下降了 2.139 3 dB,均方根误差增大了 0.004 8,基线矫正误差降低了 0.000 9。本文算法在各方面性能依旧优于原始 EWT 算法,且抗干扰能力更强。

表 2 原始 EWT 与本文算法去除 $y''(n)$ 中基漂性能比较

Table 2 Performance comparison of removing baseline wander in $y''(n)$ between original EWT and the proposed algorithms

去噪方法	SNR	RMSE	$\varepsilon(x_i, b_i)$
原始 EWT 算法 ^[17]	14.629 5	0.027 1	0.026 1
本文算法 ($N=2$)	16.459 9	0.022 0	0.013 8
本文算法 ($N=3$)	12.696 4	0.033 9	0.044 8

3.2 真实基漂性能分析

分别采用原始 EWT 算法和本文算法对 $y_r(n)$ 进行处理,仿真结果如图 11 和 12 所示。用同样的评价指标衡量原始 EWT 算法和本文算法对真实基线漂移的去噪效果,对比结果如表 3 所示。

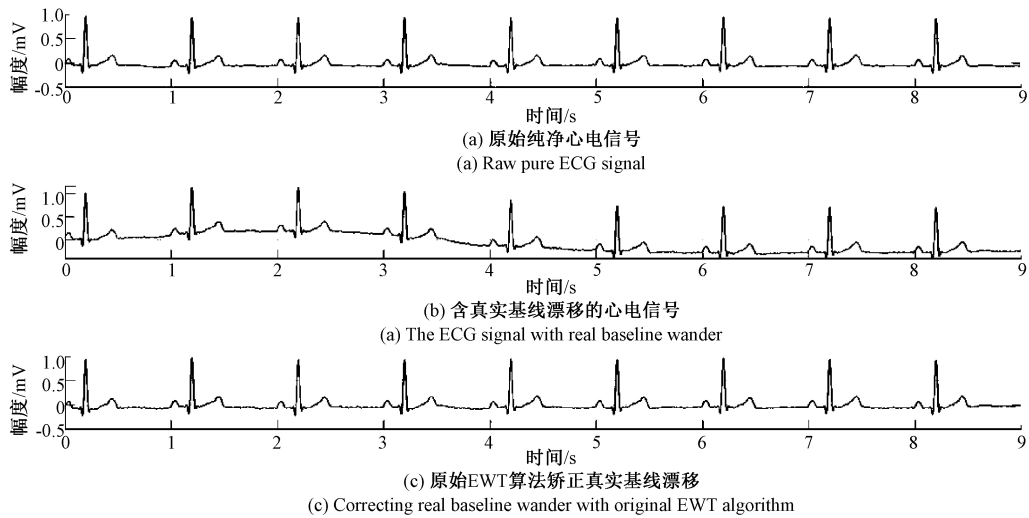


图 11 原始 EWT 算法矫正真实基漂仿真效果

Fig.11 Simulation effect diagram of correcting real baseline wander with original EWT algorithm

从表 3 中可以得出,针对真实基线漂移的去除,本文算法在各方面性能依旧优于原始 EWT 算法。基线矫正结果最佳的信号分段数 $N=2$;当 $N=3$ 时,本文算法各项

性能均有所下降。选取合适的信号分段数,是本文算法的关键所在。

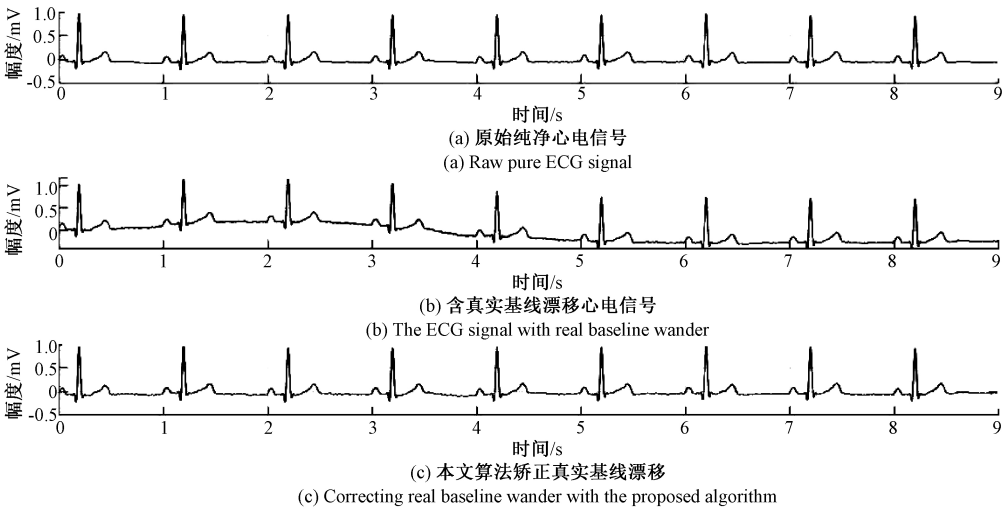


图 12 本文算法矫正真实基漂效果

Fig.12 Effect diagram of correcting real baseline wander with the proposed algorithm

表 3 原始 EWT 与本文算法去除真实基漂性能比较
Table 3 Performance comparison of removing real baseline wander between the original EWT and the proposed algorithms

去噪方法	SNR	RMSE	$\varepsilon(x_i, b_i)$
原始 EWT 算法 ^[17]	19.530 4	0.015 4	0.006 7
本文算法 ($N=2$)	19.733 0	0.015 1	0.006 4
本文算法 ($N=3$)	17.571 8	0.019 3	0.010 5

4 实际数据测试

在全面对比和分析了提出算法相对于类似算法进行

基线漂移矫正的有效性和稳定性后,为进一步考察提出算法的实际应用效果,本文选取了“MIT-BIH Arrhythmia Database”数据库中代表性的 109 信号(ML II 导联,含有基线漂移干扰)和 222 信号(ML II 导联,含有严重基线漂移干扰)进行了测试。结果如图 13 和 14 所示。因无法知道原始信号中的心电信号与基线漂移的信噪比等信息,不能获得基线矫正后信号的信噪比以及均方根误差等指标的确切数据并进行定量分析,但从波形上可以直观看出,本文提出算法在保留信号细节的同时,对基线漂移具有很好的矫正效果。

由图 13 和 14 可以看出,本文算法能够很好地去除 109 信号和 222 信号中的基线漂移,从含噪信号中提取出“干净”的心电信号。

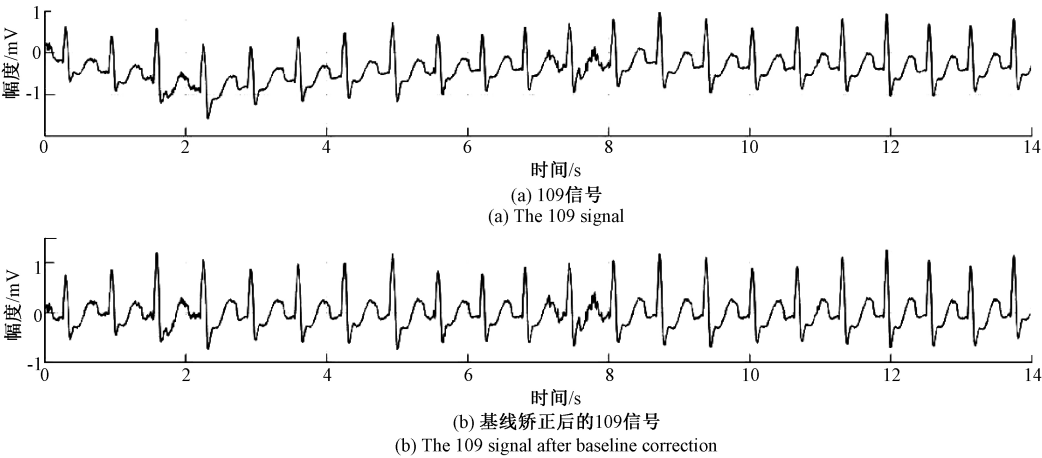


图 13 本文算法矫正 109 信号中的基漂

Fig.13 Correcting the baseline wander in 109 signal with the proposed algorithm

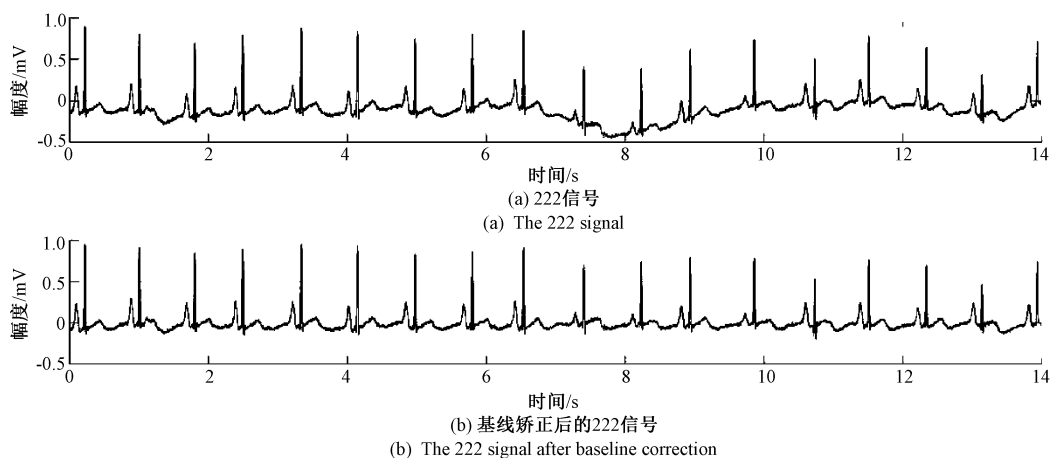


图 14 本文算法矫正 222 信号中的基漂

Fig.14 Correcting the baseline wander in 222 signal with the proposed algorithm

5 结 论

原始 EWT 算法去除基线漂移存在残留和波形失真的现象。本文通过引入分段多项式拟合改进 EWT 算法,有效改进了混有模拟基漂心电信号的基线矫正效果。然后对混有工频干扰,白噪声和模拟基漂的心电信号进行处理验证了本文算法的稳定性,对混有真实基线漂移的心电信号和实际数据进行处理验证了本文算法的实用性。通过仿真结果和评价指标可以得出,改进的 EWT 算法在提升原始 EWT 算法去噪效果的同时,并改善了原始 EWT 算法存在的波形失真现象。如何自适应确定基于最小二乘的分段多项式拟合合法的信号分段数是今后需要进一步研究的方向。

参考文献

- [1] REN A F, DU Z X, LI J, et al. Adaptive interference cancellation of ECG signals[J]. *Sensors*, 2017, 17(5): 942-956.
- [2] 俞斯庆. 心电 QRS 检出器电路的分析比较[J]. *医疗器械*, 1979(4): 29-32, 59.
YU S Q. Analysis and comparison of electrocardiographic QRS detector circuits[J]. *Chinese Journal of Medical Instrumentation*, 1979 (4): 29-32, 59.
- [3] ARA I, HOSSAIN M N, MAHBUB S M Y. Baseline drift removal and de-noising of the ECG signal using wavelet transform [J]. *International Journal of Computer Applications*, 2014, 95(16): 15-17.
- [4] 陈苹,叶继伦,张旭,等. 心电信号中基线漂移的去除方法比较及算法实现[J]. *中国医疗器械杂志*, 2018, 42(5): 326-329.
CHEN P, YE J L, ZHANG X, et al. Comparison of baseline removal methods in ECG and algorithm implementation [J]. *Chinese Journal of Medical*

Instrumentation, 2018, 42(5): 326-329.

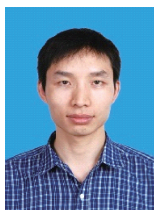
- [5] 刘忠国,王金亮,刘伯强. 基于形态学滤波器的 ECG 信号预处理[J]. *生物医学工程学杂志*, 2011, 28(2): 365-370.
LIU ZH G, WANG J L, LIU B Q. ECG signal preprocessing based on morphological filtering[J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2011, 28(2): 365-370.
- [6] 徐万松,陈天武. 基于形态学消除心电信号基线漂移方法的研究[J]. *中国医学工程*, 2019, 27(9): 8-12.
XU W S, CHEN T W. ECG baseline drift elimination based on morphology [J]. *China Medical Engineering*, 2019, 27(9): 8-12.
- [7] 郑秀玉,卢瑞祥. 基于 FIR 滤波和数学形态学的心电信号预处理算法[J]. *中国医疗设备*, 2015, 30(9): 20-23.
ZHENG X Y, LU R X. ECG Signals pre-processing based on FIR filtering and mathematical morphology[J]. *China Medical Devices*, 2015, 30(9): 20-23.
- [8] 庞宇,邓璐,林金朝,等. 基于形态滤波的心电信号去除基线漂移方法[J]. *物理学报*, 2014, 63(9): 98701-098701.
PANG Y, DENG L, LIN J ZH, et al. A method of removing baseline drift in ECG signal based on morphological filtering[J]. *Acta Physica Sinica*, 2014, 63(9): 98701-098701.
- [9] HAN G, LIN B, XU Z. Electrocardiogram signal denoising based on empirical mode decomposition technique: An overview[J]. *Journal of Instrumentation*, 2017, 12(3): P03010-P03010.
- [10] 郭翠娟,李德冲,荣锋,等. 基于最大相关波形延拓改进的 EEMD 方法[J]. *重庆邮电大学学报(自然科学版)*, 2017, 29(6): 768-775.
GUO C J, LI D CH, RONG F, et al. An improved EEMD method based on maximal correlation waveform extension[J]. *Journal of Chongqing University of Posts*

- and Telecommunications (Natural Science Edition), 2017, 29(6): 768-775.
- [11] 张喜红, 王玉香. 基于 EMD 算法的心电信号基线漂移去除方法研究[J]. 重庆科技学院学报(自然科学版), 2016, 18(2): 98-100.
- ZHANG X H, WANG Y X. The method of ECG baseline wander removal based on EMD[J]. Journal of Chongqing University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2016, 18(2): 98-100.
- [12] 任斌斌, 谭海燕, 马成群, 等. 基于白噪声分离的集合经验模态分解心电信号去噪方法研究[J]. 生物医学工程杂志, 2016, 33(2): 221-226.
- REN B B, TAN H Y, MA CH Q, et al. Study on electrocardiogram signal denoising methods based on ensemble empirical mode decomposition decomposed by white noise [J]. Journal of biomedical engineering, 2016, 33(02): 221-226.
- [13] KUMARI L V R, SAI Y P, BALAJI N. ECG signal preprocessing based on empirical mode decomposition[J]. Electromagnetics and Telecommunications, 2016 (372): 673-679.
- [14] SINGH G, KAUR G, KUMAR V. ECG denoising using adaptive selection of IMFs through EMD and EEMD[C]. International Conference on Data Science & Engineering (ICDSE), 2014: 228-231.
- [15] GILLES J. Empirical wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61 (16): 3999-4010.
- [16] SINGH O, SUNKARIA R K. ECG signal denoising via empirical wavelet transform[J]. Australasian Physical & engineering Sciences in Medicine, 2017, 40(1): 219-229.
- [17] 刘春, 谢皓, 肖奕霖, 等. EWT 算法在 ECG 信号滤波中的研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31 (11): 1835-1842.
- LIU CH, XIE H, XIAO Y L, et al. Research on empirical wavelet transform algorithm in ECG signal filtering [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2017, 31(11): 1835-1842.
- [18] 祝文颖, 冯志鹏. 基于改进经验小波变换的行星齿轮箱故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37 (10): 2201-2210.
- ZHU W Y, FENG ZH P. Fault diagnosis of planetary gearbox based on improved empirical wavelet transform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10): 2201-2210.
- [19] GILLES J, TRAN G, OSHER S. 2D empirical transforms, Wavelets, ridgelets, and curvelets revisited[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2014, 7(1): 157-186.
- [20] RAHMAN MD, ASADUR, et al. Baseline wandering

removal from ECG signal by wandering path finding algorithm [J]. 2017 3rd International Conference on Electrical Information and Communication Technology (EICT) 2017: 1-5.

- [21] FASANO A, VILLANI V. Baseline wander removal for bioelectrical signals by quadratic variation reduction[J]. Signal Processing, 2014, 99: 48-57.

作者简介



李国权, 分别于 2006 年和 2012 年获得重庆大学电子电路与系统专业硕士和博士学位, 现任中国重庆邮电大学通信与信息工程学院副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为 MIMO 无通信传输技术、异构无线网络传输技术、信号处理等。

E-mail: ligq@cqupt.edu.cn

Li Guoquan received his master and doctor degrees in electronic circuits and systems both from Chongqing University in 2006 and 2012, respectively. Now, he is an associate professor and master student supervisor in School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and telecommunications, China. His main research direction is MIMO wireless communication transmission technology, heterogeneous wireless network transmission technology, signal processing, etc.



李必禄 (通信作者), 2014 年于太原工业学院学士学位, 现为重庆邮电大学硕士研究生, 主要研究方向为生物信号处理, 人工智能。

E-mail: s180131019@stu.cqupt.edu.cn

Li Bilu (Corresponding author) received a bachelor degree from Taiyuan Institute of Technology in 2014; now, he is a master candidate in Chongqing University of Posts and telecommunications. His main research direction is biological signal processing and artificial intelligence.



黄正文, 2004 年于中国科学技术大学获得学士学位, 2006 年于 King's College London 获得硕士学位, 2012 年于 Brunel University London 获得博士学位, 现为 Brunel University London 讲师/高级研究员, 主要研究方向为人工智能、机器学习、复杂系统优化、大数据分析等。

E-mail: zhengwen.huang@brunel.ac.uk

Huang Zhengwen received his B. Sc. degree from University of Science and Technology China 2004, M. Sc. degree from King's College London, UK in 2006, and Ph. D. degree from Brunel University London, UK in 2012. He is currently a lecturer/senior research fellow in Brunel University London, UK. His research is focused on AI, machine learning, complex system optimization and big data analysis.