

# 基于 Hilbert-Huang 变换的 ECG 消噪

杨向林, 严 洪, 许 志, 任兆瑞, 宋晋忠, 姚宇华, 李延军

(中国航天员科研训练中心, 北京 100094)

**摘 要:** 提出一种基于 Hilbert-Huang 变换的 ECG 消噪方法, 该方法对含噪 ECG 进行经验模态分解, 对分解后的 IMF 进行 Hilbert 频谱分析, 然后根据 ECG 信号噪声特点对三种主要噪声分别消噪. 工频干扰和高频噪声主要存在于 ECG 的低阶 IMF 中, 而基线漂移主要存在于 ECG 的高阶 IMF 中, 对低阶 IMF 采用基于自适应阈值的形态学滤波方法进行消噪, 对高阶 IMF 采用平滑滤波法进行基线漂移估计. 仿真实验和实际应用结果表明该方法优于小波消噪法, 不仅对三种主要噪声具有较好的抑制作用, 还能很好的保留 ECG 波形特征.

**关键词:** Hilbert-Huang 变换; 经验模态分解; 固有模态函数; 心电图; 消噪; 形态学滤波

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 04-0819-06

## ECG De-noising Based on Hilbert-Huang Transform

YANG Xiang-lin, YAN Hong, XU Zhi, REN Zhao-rui, SONG Jin-zhong, YAO Yu-hua, LI Yan-jun

(China Astronaut Research and Training Center, Beijing 100094, China)

**Abstract:** A method for ECG de-noising based on Hilbert-Huang Transform has been proposed. ECG was analyzed by the Hilbert spectrum of the IMF, which was produced by the Empirical mode decomposition method. The three main noises were respectively removed according to the characteristics of noises. Power line interference and high frequency noises were mainly mixed into the low IMF of ECG, while baseline wander noises were mainly mixed into the high IMF. The morphological filter method based on adaptive threshold was used in the low IMF for de-noising, while baseline wander was estimated by the smooth filter in the high IMF of ECG. The results of simulation experiment and practical application demonstrate that the method proposed in this paper performs better than wavelet de-noising method significantly, not only in suppressing the three mainly noises effectively, but also in preserving the primary characteristics of ECG signal.

**Key words:** Hilbert-Huang transform; empirical mode decomposition; intrinsic mode function; ECG; de-noising; morphological filter

## 1 引言

心电图 (Electrocardiograph, ECG) 是现代心血管疾病诊断的最常用工具之一, 然而 ECG 经常受到各种干扰, 要想对 ECG 信号进行各种波形检测、识别以及医学上的各种诊断, 必须对 ECG 信号进行滤波. ECG 信号中的干扰主要有: 50Hz (或 60Hz) 的工频干扰、严重的肌电干扰 (10 ~ 300Hz)、患者呼吸和运动引起的基线漂移干扰 (0.05 ~ 2Hz) 等.

对 ECG 信号消噪的算法很多, 主要有带通滤波法 (低通, 带通, 高通), 形态学滤波法, 维纳滤波法、卡尔曼滤波法、自适应滤波法、小波变换滤波法、中值滤波法等<sup>[1~7]</sup>. 其中最常用的两种滤波算法是带通滤波法和小波变换滤波法, 带通滤波法简单快速, 成本低, 但对 ECG

同频带的噪声无法滤除, 否则对 ECG 信号造成一定的“损伤”作用<sup>[1]</sup>, Donoho 等人提出的小波变换滤波法取得了很好的效果和广泛的应用, 但存在小波基选择的问题<sup>[6]</sup>.

Hilbert-Huang 变换 (Hilbert-Huang Transform, HHT) 作为一种新的非平稳、非线性时频信号分析方法, 根据信号的特征自适应选择基底对 ECG 信号进行多分辨率分析, 在分辨率上消除了小波分析的模糊和不清晰, 具有更准确的谱结构, 依此得到的分析结果更能准确地反映出信号原有的物理特性<sup>[8,9]</sup>.

本文提出一种新的基于 HHT 的 ECG 消噪方法, 该方法通过自适应经验模态分解 (Empirical mode Decomposition, EMD) 方法产生多阶固有模态函数 (Intrinsic mode function, IMF), 然后对分解后 IMF 进行频谱分析, 根据 ECG 信号噪

声特点对三种主要噪声分别消噪,工频干扰和低频噪声主要存在于 EMD 的低阶 IMF 中,而基线漂移主要存在于 EMD 的高阶 IMF,对低阶 IMF 采用毛玲等提出的基于形态学运算和自适应阈值的心电信号消噪方法<sup>[2]</sup>,对高阶 IMF 采用平滑滤波法进行基线漂移估计、消噪.实验结果表明该方法优于小波消噪方法,对 ECG 信号三种主要噪声都具有很好的抑制作用,并能很好的保留 ECG 信号波形.

## 2 Hilbert-Huang 变换

Hilbert-Huang 变换是一种两步骤信号处理方法,首先用 EMD 方法获得有限数目的 IMF,然后再利用 Hilbert 变换和瞬时频率方法获得信号的时频谱-Hilbert 谱<sup>[8,9]</sup>.

### 2.1 EMD

HHT 的核心是 EMD,该方法将原始信号  $x(t)$  分解为若干 IMF 分量,IMF 需满足以下两个条件:

(1)在整个信号长度上,一个 IMF 的极值点和过零点数目必须相等或至多只相差一个;

(2)在任意时刻,由极大值点定义的上包络线和由极小值点定义的下包络线的平均值为零.

运用 EMD 方法分解  $x(t)$  的步骤如下:

①确定原始信号  $x(t)$  的局部极大值和局部极小值,利用三次样条函数把  $x(t)$  的局部极大值点与局部极小值点分别拟合成  $x(t)$  的上包络线与下包络线,计算两包络线的均值  $m_1(t)$ ,求出信号  $x(t)$  与包络线均值  $m_1(t)$  的差值  $h_1(t)$ :

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \quad (1)$$

②一般情况下,  $h_1(t)$  不一定是平稳序列,仍需将  $h_1(t)$  作上述处理,重复式(1)  $k$  次得:

$$h_{1k}(t) = h_{1(k-1)}(t) - m_{1k}(t) \quad (2)$$

式中:  $h_{1k}(t)$  为第  $k$  次筛选时所得数据,  $h_{1(k-1)}(t)$  为第  $k-1$  次筛选时所得数据,  $m_{1k}(t)$  为  $h_{1(k-1)}(t)$  上、下包络线的均值,如此重复,直至所分解的数据的标准偏差  $SD$  满足以下条件:

$$SD = \sum_{i=1}^T \frac{|h_{1(k-1)}(t) - h_{1k}(t)|^2}{h_{1(k-1)}^2(t)} \leq \alpha \quad (3)$$

式中:  $T$  为信号时间长度,  $\alpha$  通常取 0.2~0.3,本文通过实验分析取 0.3,则分解得到第一个 IMF 分量,令  $c_1(t) = h_{1k}(t)$ .

③从原始信号  $x(t)$  中减去  $c_1(t)$ ,得剩余信号:

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (4)$$

④把剩余信号  $r_1(t)$  重新进行筛选,重复上面筛选过程,便可获得了信号  $x(t)$  的一系列 IMF 分量  $c_1(t)$ ,  $c_2(t)$ ,  $\dots$ ,  $c_n(t)$ :

$$\begin{aligned} r_1(t) - c_2(t) &= r_2(t), r_2(t) - c_3(t) = r_3(t) \\ &\dots, r_{n-1}(t) - c_n(t) = r_n(t) \end{aligned} \quad (5)$$

当  $r_n(t)$  满足单调序列条件时,可以认为完成了提取 IMF 的任务,  $r_n(t)$  称为残余分量,代表了信号变化趋势,最后得到:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (6)$$

这样  $x(t)$  分解为若干个 IMF 分量  $c_1(t)$ ,  $c_2(t)$ ,  $\dots$ ,  $c_n(t)$  和一个残余分量  $r_n(t)$  之和,所分解出的 IMF 突出了原信号的局部特征信息,低阶 IMF 主要包含 ECG 的高频能量,而高阶 IMF 主要包含 ECG 信号的低频能量.由于 IMF 为平稳信号,可通过 Hilbert 变化分析 ECG 信号在不同尺度瞬时谱和边际谱,进而根据噪声特点对 ECG 信号进行有效消噪.

### 2.2 Hilbert 变换

对于每阶 IMF 作 Hilbert 变换得

$$H[c_i(t)] = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{\infty} \frac{c_i(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (7)$$

构造解析信号

$$A[c_i(t)] = c_i(t) + jH[c_i(t)] = a_i(t)e^{j\theta_i(t)} \quad (8)$$

其幅值函数为

$$a_i(t) = \sqrt{c_i^2(t) + H^2[c_i(t)]} \quad (9)$$

相位函数为

$$\theta_i(t) = \arctan \frac{H[c_i(t)]}{c_i(t)} \quad (10)$$

IMF 分量的瞬时频率定义为

$$\omega_i(t) = \frac{d\theta_i(t)}{dt} \quad (11)$$

第  $i$  阶信号的 Hilbert 时频谱表示为:

$$c_i(t) = \text{Re}[a_i(t)e^{j\theta_i(t)}] = \text{Re}[a_i(t)e^{j\int \omega_i(t)dt}] \quad (12)$$

即第  $i$  阶信号的 Hilbert 时频谱为:

$$H_i(\omega, t) = \begin{cases} \text{Re}[a_i(t)e^{j\int \omega_i(t)dt}], & \omega = \omega(t) \\ 0, & \omega \neq \omega(t) \end{cases} \quad (13)$$

第  $i$  阶信号的 Hilbert 边际谱为:

$$h_i(\omega) = \int_0^T H_i(\omega, t) dt \quad (14)$$

对信号  $x(t)$  进行整体 Hilbert 谱分析,则  $x(t)$  可表

$$\text{示为: } x(t) = \text{Re}\left[\sum_{i=1}^n a_i(t)e^{j\int \omega_i(t)dt}\right] \quad (15)$$

## 3 HHT 用于 ECG 信号消噪

ECG 为低频弱信号,幅度为  $10\mu\text{V} \sim 5\text{mV}$ ,频率范围为  $0.03\text{Hz} \sim 100\text{Hz}$ ,99% 的 ECG 频谱能量集中在  $0.25\text{Hz} \sim 40\text{Hz}$  之间,其中,QRS 波的频率较高,约为  $3 \sim 40\text{Hz}$ ; P、T 波约为  $0.7 \sim 10\text{Hz}$ .HHT 通过自适应分解产生多阶 IMF,根据三种噪声和信号的频率分布特征有针对性的对多阶 IMF 分别消噪,该方法在消除噪声的同时,较好的保留 ECG 信号波形.

本文消噪算法如图 1 所示,加噪 ECG 信号  $f(t)$  经过 HHT 得到各阶 IMF 和各阶 Hilbert 边际谱,如图 2 所示,从各阶 IMF 和 Hilbert 边际谱可以看出 ECG 信号的工频噪声和肌电噪声主要在 EMD 分解的低阶 IMF  $g(t)$  上,而基线漂移噪声主要在高阶 IMF  $h(t)$  上.对低阶 IMF  $g(t)$  采用基于形态学和自适应阈值的方法进行滤波,对低阶 IMF  $g(t)$  进行形态学滤波得到滤波后的信号  $x(t)$ ,利用低阶 IMF  $g(t)$  减去滤波后信号  $x(t)$  得到带噪声的峰谷信号  $y(t)$ ,对峰谷信号  $y(t)$  采用基于  $3\sigma$  准则的自适应阈值滤波,将滤波后的峰谷信号  $y'(t)$  和形态学滤波信号  $x(t)$  相加得到去噪后的低阶 IMF  $g'(t)$ .对高阶 IMF  $h(t)$  采用平滑滤波进行基线漂移估计、消噪.最后将低阶 IMF 消噪结果  $g'(t)$  和高阶 IMF 消噪结果  $h'(t)$  相加得到消噪 ECG 信号  $f'(t)$ .

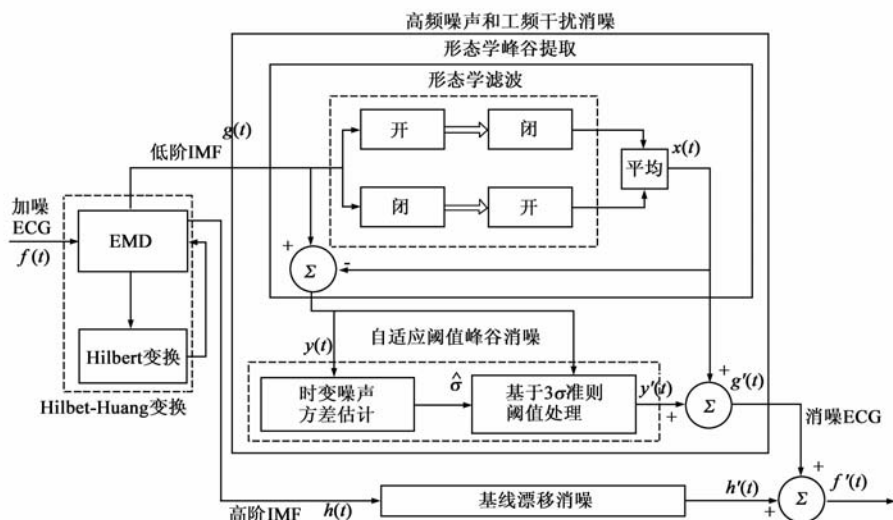


图1 基于HHT方法的ECG消噪示意图

### 3.1.1 形态学滤波及峰谷提取

对含噪 ECG 信号  $g(t)$  ( $t = 1, 2, \dots, T$ ) 进行形态学滤波如下式所示:

$$x(t) = (MF_k(g))(t) = 1/2[(g \circ k) \cdot k + (g \cdot k) \circ k](t) \quad (16)$$

其中  $k(t)$  ( $t = 1, 2, \dots, M, M \ll T$ ) 为结构元素,  $\circ$  和  $\cdot$  分别为形态学开运算和闭运算,详细理论请见参考文献[2].

峰谷信号提取如下式所示:

$$y(t) = g(t) - x(t) \quad (17)$$

### 3.1.2 基于自适应阈值的消噪处理

采用形态学滤波方法提取的峰谷信号  $y(t)$  中,主要包含 QRS 波的峰谷信息、高频噪声和工频干扰.由于 QRS 波的峰谷信息仅表现为少数突出的尖峰,并且其幅值明显高于噪声幅值,因此可选用阈值法进行消噪.而在提取峰谷信号  $y(t)$  中占主导地位的高频噪声和工频干扰呈现类似的高斯分布.由统计学  $3\sigma$  准则可知,若峰谷信号中噪声信号的均值为零,方差为  $\sigma^2$ ,则其取值几乎全部集中在  $[-3\sigma, 3\sigma]$  内.利用  $3\sigma$  准则提取峰谷信号阈值,可将低阶 IMF 中 ECG 特征信号与噪声区分开来,从而在消除噪声的同时保留有用信号.如果 ECG 信号中噪声方差保持不变,那么可采用统一阈值进行峰谷信号提取.但实际 ECG 信号的噪声方差可能存在缓慢的变化或者发生突变,因此,有必要根据噪声方差的变化确定时变阈值[2].

具体方法如下:

将形态学峰谷提取信号  $y(t)$  ( $t = 1, 2, \dots, T$ ) 分成  $m$  段,每段长度为  $P$  个采样点,即,  $mP = T$  针对每一段信号,忽略其中有用信号的影响,采用绝对值中值估计噪声均方差,如式(18)所示:

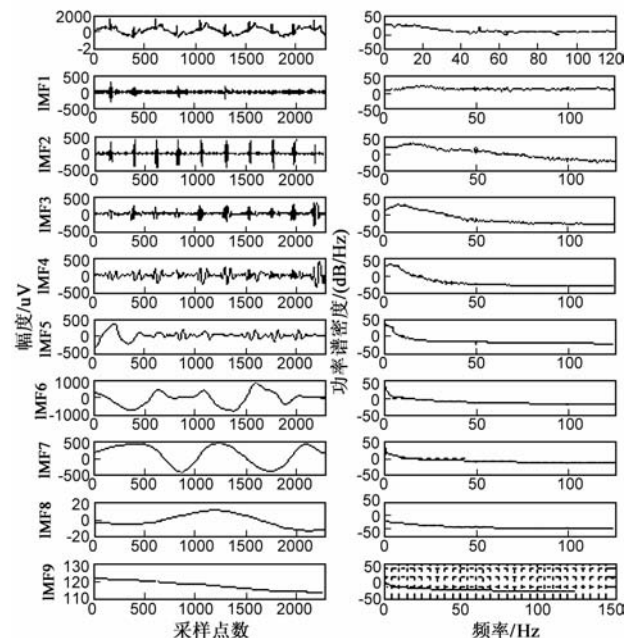


图2 ECG信号EMD分解和各阶IMF的Hilbert边际谱

## 3.1 工频干扰和高频噪声消噪

采用宽度较小的结构单元对低阶 IMF 进行形态学滤波,滤波结果中保留了低阶 IMF 中的 ECG 波形大部分信息,而 QRS 波尖锐的峰谷信息、高频噪声则主要在形态学峰谷提取中.采用自适应阈值方法仅对形态学峰谷提取信号进行消噪,既可最大限度的保留 ECG 信号波形信息.又可最大限度消除高频噪声和工频干扰[2].

$$\hat{\sigma}_i = \frac{\text{Median}(|y_i(j)|)}{0.6745} \quad (i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, P) \quad (18)$$

其中,  $\hat{\sigma}_i$  表示第  $i$  段信号的噪声均方差,  $y_i(j)$  表示  $x(t)$  的第  $i$  段信号,  $\text{Median}$  表示求取信号序列的中值。

然后, 利用三次样条插值法对噪声均方差进行插值, 即原时变信号噪声均方差为:

$$\hat{\sigma}(t) = \text{Spline}(\hat{\sigma}_i) \quad (t = 1, 2, \dots, T; i = 1, 2, \dots, m) \quad (19)$$

其中  $\text{Spline}$  表示三次样条插值函数。

最后, 采用阈值法对峰谷信号  $y(t)$  ( $t = 1, 2, \dots, T$ ) 进行消噪, 如果瞬时绝对值小于三倍均方差, 则判为噪声, 将其舍弃; 否则判为有用信号, 将其保留。则提取的峰谷信号  $y'(t)$  为:

$$y'(t) = \begin{cases} y(t), & |y(t)| > 3\hat{\sigma}(t) \\ 0, & |y(t)| \leq 3\hat{\sigma}(t) \end{cases} \quad (t = 1, 2, \dots, T) \quad (20)$$

### 3.1.3 低阶消噪 IMF 合成

自适应阈值处理的峰谷信号  $y'(t)$  和形态学滤波信号  $x(t)$  重新组合起来, 即得到对低阶 IMF 进行工频干扰和低频噪声的消噪处理结果  $g'(t)$ 。具体计算如下:

$$g'(t) = x(t) + y'(t), \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (21)$$

### 3.2 基线漂移消噪

ECG 信号的基线漂移干扰主要存在于高阶 IMF 中, 对高阶 IMF 进行多点平滑滤波即可估计出基线漂移曲线  $l(t)$ , 计算公式如下式所示, 实验结果如图 3 所示。

$$l(t) = \begin{cases} \frac{1}{2 \times M + 1} \sum_{t-M}^{t+M} h(t), & t = M + 1, M + 2, \dots, T - M \\ h(t), & t = 1, 2, \dots, M, T - M + 1, T - M + 2, \dots, T \end{cases} \quad (22)$$

其中  $M \ll T$

$$h'(t) = h(t) - l(t), \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (23)$$

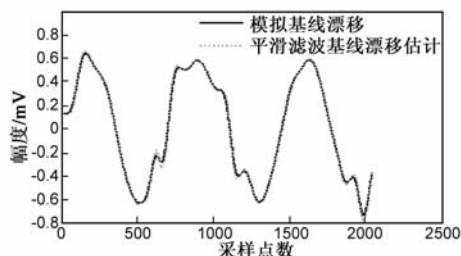


图3 高阶IMF平滑滤波基线估计

### 3.3 ECG 信号重构

将处理后的各阶 IMF 相加重构 ECG 信号  $f'(t)$ :

$$f'(t) = h'(t) + g'(t) \quad (24)$$

## 4 实验结果及其分析

### 4.1 仿真数据实验

为检验算法有效性, 本文选用 MIT-BIH 心率失常数据库真实 ECG 数据 (360Hz 采样频率, 10mV/11bit 量

化) 为样本, 分别采用加仿真噪声的 ECG 数据和真实噪声干扰的 ECG 数据进行实验, 并将该方法与参考文献 [10] 中小波去噪法进行比较, 验证该方法的优良性能。

设真实 ECG 信号为  $s(t)$ , 噪声干扰信号为  $n(t)$ , 即加入噪声干扰的 ECG 信号模型为:

$$f(t) = s(t) + n(t), \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (25)$$

其为评价算法性能, 选用信噪比 SNR (Signal Noise Ratio)、噪声抑制率 NSR (Noise Suppression Ratio) 和信号失真率 SDR (Signal Distortion Ratio) 进行评价<sup>[11]</sup>。其定义分别为:

$$\text{SNR} = 10 \times \lg_{10} \frac{P_s}{P_n} \quad (26)$$

式中  $P_s$  为信号  $s(t)$  功率,  $P_n$  为噪声  $n(t)$  功率

$$\text{NSR} = 1 - \frac{\left[ \sum_{t=1}^T |f'(t) - s(t)|^2 \right]^{1/2}}{\left[ \sum_{t=1}^T |f(t) - s(t)|^2 \right]^{1/2}} \quad (27)$$

$$\text{SDR} = \frac{\left[ \sum_{t=1}^T |f'(t) - s(t)|^2 \right]^{1/2}}{\left[ \sum_{t=1}^T |s(t)|^2 \right]^{1/2}} \quad (28)$$

式中  $f'(t)$  为消噪后对真实 ECG 信号的估计, 其它定义同式 (25)。通过信噪比 SNR 可以反映信号受噪声干扰的强度, 信噪比 SNR 越小, 说明信号受噪声干扰越严重, 噪声抑制率 NSR 越大, 信号失真率 SDR 越小, 算法性能越好。

图 4 为对 ECG 信号加入信噪比 SNR 为 -2.3918dB 仿真噪声的消噪仿真结果。图 4(a) 为原始真实无噪 ECG, (b) 为加入仿真噪声的 ECG 信号, 所加噪声包括工频干扰、高频噪声和基线漂移噪声, (c) 为小波变换

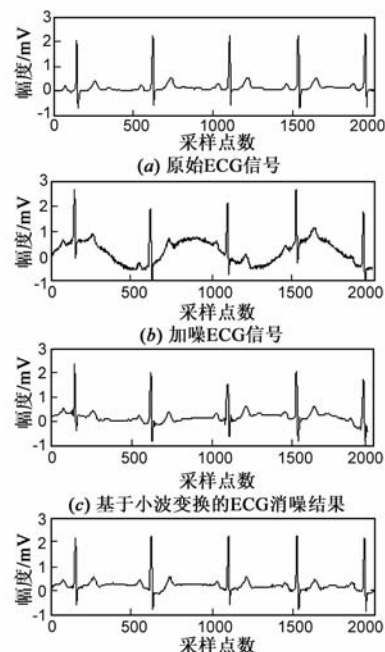


图4 模拟噪声的ECG消噪仿真实验

消噪仿真结果,(d)为基于 HHT 消噪仿真结果.图 5(a)为原始信号 HHT 边际谱,(b)为加入噪声后 HHT 边际谱,(c)为基于小波消噪的 ECG HHT 边际谱,(d)为基于 HHT 消噪的 ECG HHT 边际谱.从图中直观地看出两种方法对加噪 ECG 都有较好的抑制作用,但小波消噪对 ECG 信号的 R 波峰值有失真影响,同时对 ECG 信号中的低频分量不能很好保留,而 HHT 在对噪声抑制的同时较好的保留了信号中的高频和低频成分.实验仿真具体结果如表 1 所示,不同信噪比 SNR 情况下,基于 HHT 消噪方法和小波消噪方法有较低的信号失真率 SDR,并且基于 HHT 消噪方法的噪声抑制率 NSR 和信号失真率 SDR 结果都优于小波消噪结果.高信噪比 SNR 情况下,由于噪声较小,即噪声抑制率 NSR 相对较低,同时信号失真率 SDR 也较小,随着信噪比 SNR 的减小,噪声抑制率 NSR 相对较大,同时信号失真度有所增加,但仍然很小,综合分析可以看出基于 HHT 的消噪方法对 ECG 信号三种噪声都有着较好的消噪效果.

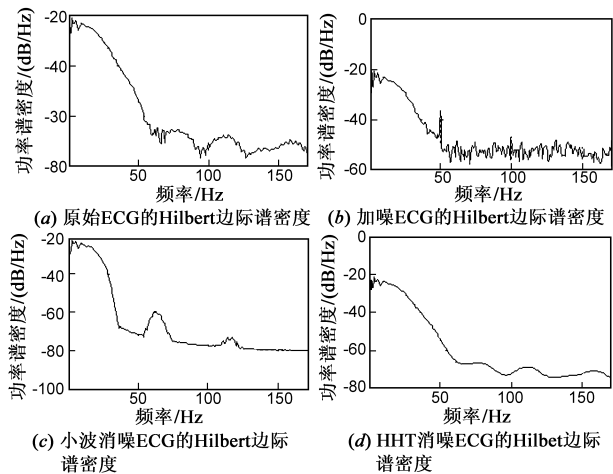


图5 仿真实验的ECG Hilbert边际谱

表 1 性能评估参数比较

SNR	消噪算法	基于小波变换消噪	基于 HHT 消噪
11.5833	NRS	0.1360	0.2773
	SDR	0.0299	0.0190
7.1626	NRS	0.2917	0.5238
	SDR	0.0311	0.0208
3.5908	NRS	0.4842	0.5965
	SDR	0.0341	0.0266
1.1110	NRS	0.5631	0.6693
	SDR	0.0384	0.0291
-0.4592	NRS	0.5518	0.7133
	SDR	0.0472	0.0302
-2.3751	NRS	0.2216	0.6358
	SDR	0.1023	0.0479

4.2 真实数据实验

从 MIT-BIT 心律失常数据库中 选择 12 组受噪声干扰 ECG 信号进行实验,将本文算法和进行小波变换消

噪算法进行比较(篇幅有限,仅选用部分数据进行说明).如图 6、7、8 所示,(a)为真实受噪声干扰 ECG 信号(图 6、7、8 中数据分别选自 MIT-BIT 心率失常数据库 104 文件 V2 和 V5 导联 6 分 19 秒~6 分 29 秒两段和 121 文件 V1 导联 3 分 30 秒~3 分 45 秒一段).(b)为小波变换方法消噪结果.(c)为本文方法消噪结果.从结果可以看出,利用小波方法虽然可以较好的消除高频噪声,但对 ECG 信号有较大的削峰作用,同时去除基漂效果也不理想;本文方法在噪声干扰严重情况下仍能有效消除三种主要噪声,并对 ECG 信号波形有较好的保留.

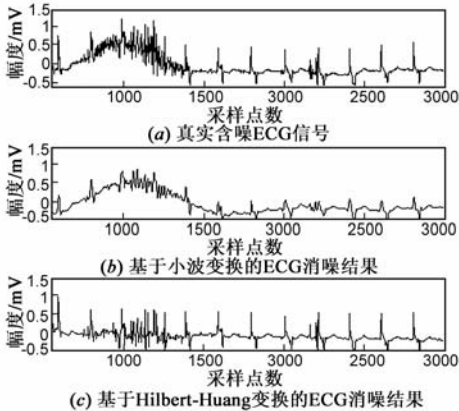


图6 受噪声干扰的ECG

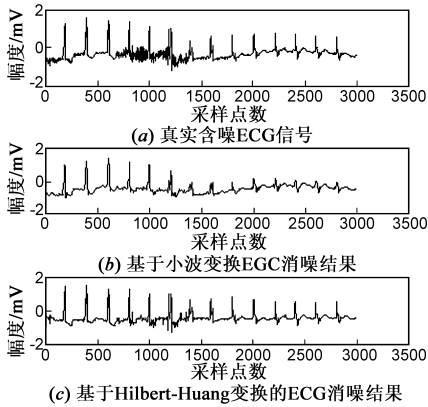


图7 受噪声干扰的ECG真实数据消噪实验

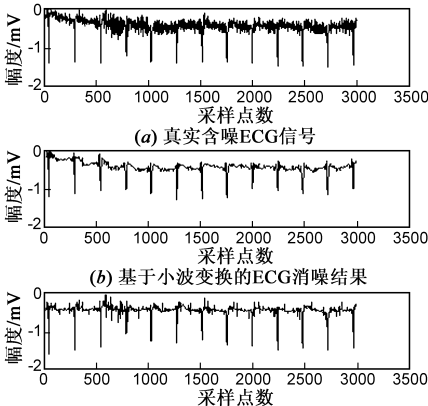


图8 受噪声干扰的ECG真实数据消噪实验

## 5 结论

本文提出一种基于 HHT 的 ECG 信号消噪方法,通过仿真实验和对 MIT-BIH 数据库中大量数据进行实验分析,实验结果表明本文方法对 ECG 信号的三种主要干扰都能有效抑制,并且在抑制噪声的同时较好的保留了 ECG 信号的波形特征. HHT 方法根据信号自身特征对信号进行自适应分解,分解的信号频率由高到低(可以根据 Hilbert 时频谱或边际谱进行分析),然后根据需要对分解后的信号进行各种处理. 该方法在 ECG 信号消噪中取得了较好效果,笔者相信该方法在其它信号处理中也会有着广阔的应用前景.

## 参考文献

- [1] 李惠军, 胡广书, 周礼杲. 心电信号的实时数字预处理[J]. 航天医学与医学工程, 1989, 2(4): 253 - 257.  
Li Huijun, Hu Guangshu, Zhou Ligao. Real time Digital preprocessing of ECG signal[J]. Space Medicine & Medical Engineering, 1989, 2(4): 253 - 257. (in Chinese)
- [2] 毛玲, 孙即祥, 张国敏. 基于形态学运算和自适应阈值的心电信号消噪[J]. 信号处理, 2009, 25(1): 6 - 10.  
Mao Ling, Sun Jixiang, Zhang Guomin. ECG signal de-noising based on morphological operations and adaptive threshold[J]. Signal Processing, 2009, 25(1): 6 - 10. (in Chinese)
- [3] Lander P, Berbari E J. Time-frequency plane wiener filtering of the high-resolution ECG: development and application[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2007, 44(4): 256 - 265.
- [4] Sameni R, Shamsollahi M B, Jutten C, et al. Filtering noisy ECG signals using the extended Kalman filter based on a modified dynamic ECG model[A]. Proceedings of the 32nd Annual International Conference on Computers in Cardiology[C]. Lyon, France, 2005. 1017 - 1020.
- [5] Sahakian A V, Furno G F. An adaptive filter for distorted line-frequency noise[J]. Bimed Sci Instrum, 1983, 19: 47 - 52.
- [6] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613 - 627.
- [7] 蔡坤, 陆尧胜. 基于中值滤波的心电基线校正方法的研究[J]. 医疗设备信息, 2004, 19(2): 5 - 7.  
Cai Kun, Lu Yaosheng. Study on a method of removal ECG baseline drift based on median filtering[J]. Medical Treatment And Device Information, 2004, 19(2): 5 - 7. (in Chinese)
- [8] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and nonstationary time series analysis[J]. Proc R Soc London, A(1998), 454: 903 - 995.
- [9] 钟佑明. 希尔伯特-黄变换局瞬信号分析理论的研究[D].

重庆: 重庆大学, 2002.

Zhong Youming. Research on the local-instantaneous signal analysis theory of the Hilbert-Huang transform [D].

ChongQing: Chongqing University, 2002. (in Chinese)

- [10] 高清维, 李海鹰, 庄镇泉等. 基于平稳小波变换的心电信号噪声消除方法[J]. 电子学报, 2003, 31(2): 238 - 240.

Gao Qingwei, Li Haiying, Zhuang Zhenquan et al. De-noising of ECG signal based on stationary wavelet transform[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(2): 238 - 240. (in Chinese)

- [11] Sun Y, Chan K L, Krishnan S M. ECG Signal conditioning by morphological filtering [J]. Computers in Biology and Medicine, 2002, 32(6): 465 - 479.

## 作者简介



**杨向林** 男, 1984 年生于西安市长安区. 2007 年于西安交通大学信息工程系获得工学学士学位, 2010 年于中国航天员科研训练中心获得工学硕士学位. 中国航天员科研训练中心研究实习学员. 研究方向为生物医学信息处理和模式识别.

E-mail: xianglinyang@163.com

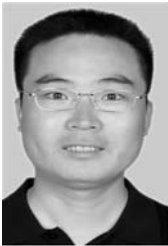


**严洪** 男, 1962 年生于山西榆次, 1983 年于山西师范大学物理系获得学士学位, 1999 年于国防科技大学电子工程学院 医得硕士学位. 现为中国航天员科研训练中心研究员, 研究方向为生物医学信号处理和图像处理.

E-mail: hholden@sina.com



**许志** 男, 1995 年于哈尔滨工业大学获得学士学位, 现为中国航天员科研训练中心副研究员, 研究方向为生物医学信息提取技术.



**任兆瑞** 男, 2002 年、2005 年于军械工程学院分别获得学士学位和硕士学位. 现为中国航天员科研训练中心助理研究员, 研究方向为科研管理.

