



基于改进经验模态分解域内心电物理特征识别模式分量的心电信号重建

牛晓东 卢莉蓉 王鉴 韩星程 郭树言 王黎明

Electrocardiogram signal reconstruction based on mode component identification by heartbeat physical feature in improved empirical mode decomposition domain

Niu Xiao-Dong Lu Li-Rong Wang Jian Han Xing-Cheng Guo Shu-Yan Wang Li-Ming

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 70, 038702 (2021) DOI: 10.7498/aps.70.20201122

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.70.20201122>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于心脏腔式结构的心电图元胞自动机建模

A cellular automaton model for electrocardiogram considering the structure of heart

物理学报. 2017, 66(20): 200501 <https://doi.org/10.7498/aps.66.200501>

优化递归变分模态分解及其在非线形信号处理中的应用

Application of the proposed optimized recursive variational mode decomposition in nonlinear decomposition

物理学报. 2019, 68(23): 238401 <https://doi.org/10.7498/aps.68.20191005>

基于变分模态分解-相干分析的肌间耦合特性

Intermuscular coupling characteristics based on variational mode decomposition-coherence

物理学报. 2017, 66(6): 068701 <https://doi.org/10.7498/aps.66.068701>

基于变分模态分解与多尺度排列熵的生物组织变性识别

Recognition of denatured biological tissue based on variational mode decomposition and multi-scale permutation entropy

物理学报. 2019, 68(2): 028702 <https://doi.org/10.7498/aps.68.20181772>

一种新的心率变异性度量方法

A novel method of heart rate variability measurement

物理学报. 2019, 68(17): 178701 <https://doi.org/10.7498/aps.68.20190372>

基于简正波分解的不同阵列匹配场定位性能分析

Performance analysis of matched field processing localization with various line array configurations based on normal mode decomposition

物理学报. 2018, 67(17): 174302 <https://doi.org/10.7498/aps.67.20180124>

基于改进经验模态分解域内心动物理特征识别模式分量的心电信号重建*

牛晓东¹⁾²⁾ 卢莉蓉³⁾ 王鉴¹⁾ 韩星程¹⁾ 郭树言¹⁾ 王黎明^{1)†}

1) (中北大学, 信息探测与处理山西省重点实验室, 太原 030051)

2) (长治医学院物理教研室, 长治 046000)

3) (长治医学院生物医学工程系, 长治 046000)

(2020年7月14日收到; 2020年9月2日收到修改稿)

心电图 (electrocardiogram, ECG) 诊断心脏疾病的严格标准, 要求有效地消除噪声并准确地重建 ECG 信号. 经验模式分解 (empirical mode decomposition, EMD) 方法重建 ECG 信号中, 模式混叠及重建采用模式分量的识别以经验为基础, 导致重建 ECG 信号准确度降低, 且方法不具有自适应和通用性. 本文首先基于积分均值定理提出一种改进的 EMD 方法——积分均值模式分解 (integral mean mode decomposition, IMMD) 方法, 经 5000 个高斯白噪声样本的蒙特卡罗法验证, IMMD 方法比 EMD 具有更优多分辨率分析能力, 能够有效地缓解模式混叠. 其次, 基于 ECG 信号内固有心动物理特征量识别重建 ECG 信号所采用的模式分量, 具有现实物理意义, 因此, 方法具有自适应和通用性. 经验证, 提出方法重建 47 例 ECG 信号与原 ECG 信号的相关系数中: 31 例优于变分模式分解方法; 33 例优于 Haar 小波软阈值法; 42 例优于集总经验模式分解方法; 45 例优于 EMD 方法. 相关系数均值为 0.8904, 方差为 0.0071, 表现稳定且最优.

关键词: 心电信号, 重建, 心率, 积分均值模式分解**PACS:** 87.85.Ng, 87.57.nf, 87.57.cm**DOI:** 10.7498/aps.70.20201122

1 引言

心电图 (electrocardiogram, ECG) 记录的是心脏生理电活动信号, ECG 检查一般通过 ECG 中 P, QRS, T 特征波波幅、时长及幅值识别诊断各种心脏疾病. 例如 P 波形状高尖, 且振幅 ≥ 0.25 mV 判断为右房肥大; P, R 间期延长 > 0.21 s 存在房室传导阻滞等^[1]. 因此, ECG 信号轻微失真, 也可能导致心脏疾病误诊. 然而, ECG 信号是一种非线性、非平稳弱信号, 极易被噪声污染. 噪声一般包括两类: 50 Hz (在一些国家为 60 Hz) 电源线工频

及由呼吸、电极或人体运动引起的基线漂移 (baseline wander, BW) 等窄带噪声; 主要由肌肉收缩引起的肌电干扰 (muscle artifact, MA) 等宽带噪声^[2]. 两种噪声常常叠加引起 ECG 信号畸变, 严重影响 ECG 诊断评估心脏病准确性, 甚至导致诊断失效. 严格的 ECG 检查标准量以及 ECG 信号的噪声特点, 要求有效消除噪声后重建的 ECG 信号具有高准确度.

窄带噪声频谱与 ECG 信号频谱不重叠, 常见线性和非线性信号处理方法都可有效校正^[3-5], 而宽带噪声全频域污染 ECG 信号, 导致严重特征波失真, 成为 ECG 信号消噪重点. 迄今为止, 已有多

* 国家自然科学基金 (批准号: 61842103, 61871351, 61801437)、电子测试技术国防科技重点实验室基金 (批准号: 6142001180410) 和山西省高等学校科技创新基金 (批准号: 2020L0301, 2020L0389) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: wlm@nuc.edu.cn

种非线性信号处理方法应用于消除宽带噪声并重建 ECG 信号, 但各种方法均存在缺点, 重建准确度不令人满意. 其中, 自适应滤波需要额外地采集噪声相关参考信号^[6]; 奇异值分解 (singular value decomposition, SVD)^[7] 和小波阈值法^[8,9] 中, 阈值过小消噪不理想, 过大将导致波形严重畸变, 并且阈值不能自适应噪声水平的波动^[10].

经验模式分解 (empirical mode decomposition, EMD) 是一种自适应且数据驱动的非线性信号处理方法^[11], 可以克服 SVD 和小波阈值法缺乏自适应的缺点, 成为近年来生理信号^[12]、医学图像^[13]、特别是 ECG 信号重建的研究热点. 然而, EMD 域内重建 ECG 信号存在两个问题: 1) 瞬时模态分量 (intrinsic mode function, IMF) 之间的模式混叠, 导致 ECG 信号重建不准确. 集总经验模式分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD)^[14] 以及变分模式分解 (variational mode decomposition, VMD)^[15] 能够缓解模式混叠, 并已应用于 ECG 信号消噪和重建^[16,17]. 然而, 严格意义上, 对每一个 ECG 信号, EEMD 都需要预先多次测试并选择合适的辅助噪声幅度和数量; VMD 同样需要预先多次测试并选择合适的分解层数、平衡参数、噪声松弛等参数, 因此, 两种方法都不属于自适应且不具有通用性. 2) 重建 ECG 信号采用的模式分量基于工作者经验识别^[18,19], 不具有通用性. 采用 IMF 的香农熵、平均值、方差等统计特征量的阈值识别 IMF, 阈值也基于经验设置^[20].

极值域模式分解 (extremum field mean mode decomposition, EMMD)^[21] 是一种改进的 EMD 方法. EMMD 采用积分均值定理 (integral mean value theorem, IMVT) 求信号均值, 能够增强分解信号能力, 但 EMMD 算法分解信号存在过分解问题. 为了在 EMD 域内进一步提高重建 ECG 信号准确度, 同时保证重建方法具有自适应和通用性, 本文提出一种重建 ECG 信号新方法. 新方法首先改进 EMMD, 保留 IMVT 均值方法并解决算法导致的过分解问题. 为了区别于 EMMD, 本文将改进的 EMMD 称为积分均值模式分解 (integral mean mode decomposition, IMMD). 经验证可以发现, IMMD 比 EMD 具有更优的多分辨率分解能力, 并且可以有效地缓解 IMF 之间的模式混叠. 其次, 心电活动或心肌细胞的除极、复极过程对应一个完整的心动周期, 因此, ECG 信号呈现心动的周

期性波动, 其 IMF 分量同样表现出心动物理周期特征. 本文采用心动物理周期特征识别属于 ECG 信号的 IMF, 识别方法符合 ECG 信号的物理本质, 并保证重建 ECG 信号方法的自适应及通用性.

2 方法理论

2.1 IMMD 方法

设 $x_i(t)$ ($t_i \leq t \leq t_{i+1}, i = 1, 2, \dots, n-1$) 为信号 $x(t)$ 相邻两个极值 $x(t_i)$ 和 $x(t_{i+1})$ 之间的局部, IMVT 求信号局部 $x_i(t)$ 的均值为

$$m_i(t) = \frac{1}{t_{i+1} - t_i} \sum_{t_i}^{t_{i+1}} x_i(t). \quad (1)$$

$m_i(t)$ 固定于局部中点 $t = \frac{1}{t_i + t_{i+1}}$. 基于 (1) 式求出所有局部均值点后, 三次样条插值所有均值点构建均值曲线 $m(t)$.

原型模式函数 (proto mode function, PMF)^[22] 即为

$$\text{PMF}(t) = x(t) - m(t). \quad (2)$$

上述过程称为一次均值筛选^[11], PMF 记为 PMF_1 . PMF_1 作为一个新信号, 迭代重复均值筛选过程 k ($k = 2, 3, \dots$) 次, 得到 PMF_k . 当 PMF_k 满足柯西筛选停止准则^[11]:

$$\text{SD} = \frac{\sum_{t=0}^T [|\text{PMF}_{k-1}(t) - \text{PMF}_k(t)|^2]}{\sum_{t=0}^T [\text{PMF}_{k-1}^2(t)]} < 0.2 - 0.3, \quad (3)$$

筛选停止, PMF_k 即为 IMF1. 将剩余分量 $r_1(t) = x(t) - \text{IMF1}$ 作为新信号, 重复上述所有过程得到 IMF2. 同理, 可得其余 IMF 分量及剩余分量 $r(t)$.

除局部均值外, EMMD 方法利用相邻两个局部均值 $m_i(t)$ 和 $m_{i+1}(t)$ 加权求取二者之间极值点 t_{i+1} 处均值, 即:

$$m(t_{i+1}) = h(t_i)m_i(t) + h(t_{i+1})m_{i+1}(t), \quad (4)$$

其中,

$$h(t_i) = \frac{t_{i+1} - t_i}{t_{i+2} - t_i}, \quad h(t_{i+1}) = \frac{t_{i+2} - t_{i+1}}{t_{i+2} - t_i}.$$

然而, $m(t_{i+1})$ 携带数据信息是 $m_i(t)$ 和 $m_{i+1}(t)$ 所携信息的重复. 并且均值点数增加, 极易导致样条插值构造均值曲线的不平滑, 最终造成信号过分解. 因此, IMMD 方法仅采用局部均值经三次样条插值构建均值曲线.

2.2 IMMD 方法的多分辨率分解信号能力

文献 [23] 研究了 EMD 分解 5000 个长度 $N = 512$, 均值为 0, 方差为 1 的高斯白噪声数据样本, 得到如下结论: EMD 类似于小波变换 Mallat 算法, 等效于一个恒定品质因子 Q 的二分 (或二进) 滤波器组, 具有多分辨率分解信号能力. 本节将采用同样方法, 分析 IMMD 分解高斯白噪声特性, 以此说明方法分解信号的性能.

IMMD 分解每个高斯白噪声样本, 得到至少 10 个 IMF. 对所有样本相应阶数 IMF 求平均傅里叶功率谱, 结果见图 1(a). IMF1 相当于一个高通滤波器, 其余 IMF 等效于一组重叠带通滤波器, 且后一 IMF 等效带通滤波器中心频率约是前一 IMF 等效带通滤波器中心频率的 $2/3$. IMMD 方法分解高斯白噪声等效于滤波器组, 且具有三分特性.

除 IMF1 外, 后一 IMF 等效带通滤波器频带宽度大致是前一 IMF 的 $2/3$, 所以等效带通滤波器组具有恒 Q 性质. 因此, IMF 的功率谱存在自

相似性 [23]:

$$S_{k'}(f) = S_k(\rho^{k'-k}f), \quad (5)$$

其中 $S_{k'}(f)$ 是第 k' 个 IMF 的功率谱 ($S_k(f)$ 是第 k 个 IMF 的功率谱), $k' > k \geq 2$; ρ 是常数, 对于 IMMD, $\rho = 3/2$, 对于 EMD, $\rho = 2$. 基于 (5) 式对平均功率谱标准化, 所有带通 IMF 的功率谱坍缩并重合为一条曲线. 对于 EMD, 带通滤波器混叠较多低频成分, 关于中心频率对称度差, 窄带特性差, 需要适当调整 ρ 值为 2.01 [24]. 对于 IMMD, 等效带通滤波器关于中心频率对称度及窄带特性明显优于 EMD, 两套等效带通滤波器组的平均功率谱标准化结果如图 1(b) 所示.

IMMD 分解高斯白噪声等效滤波器组具有三分特性, 等效滤波器个数多于 EMD (图 1), 滤波器组窄带特性及恒 Q 性质优于 EMD, 因此, 具有更好的多分辨率分析能力. 除上述 5000 个高斯白噪声样本数据的蒙特卡罗方法实验外, 本课题组基于大量数据实验, 验证得到: 相比 EMD, IMMD 具有更好的多分辨率分析能力, 可以有效地缓解 IMF 分量之间模式混叠.

2.3 心动物理特征识别 IMF

ECG 信号是记录人体心脏电活动信号, 具有心动物理周期特性, 其 IMF 分量将呈现心动周期或心率 (heart rate, HR) 特征.

任一个 IMF 分量可表达为 [25]

$$\text{IMF} = a(t) \cos(\varphi(t)), \quad (6)$$

其中 $\varphi(t)$ 为 IMF 频率调制, $a(t)$ 为 IMF 振幅调制. 心动周期特征通过两种模式作用于 IMF 分量: 1) 属于 ECG 信号的低阶 IMF, 心动周期特征作用于调幅 $a(t)$. 此时, IMF 分量的包络具有心动周期特性, 包络的频谱中最大幅值对应频率等于 HR. 2) 属于 ECG 信号的高阶 IMF, 心动周期特征作用于调频 $\varphi(t)$. 此时, IMF 具有周期性心动的谐波特性, 频谱中最大幅值对应频率为 HR 的整数倍 (通常为 1—3 倍). 噪声属性 IMF 分量不能表现上述两种心动周期特性.

2.4 IMMD 域内心动物理特征识别模式分量重建 ECG 方法

1) 含噪 ECG 信号经 IMMD 分解为一套 IMF 分量集合;

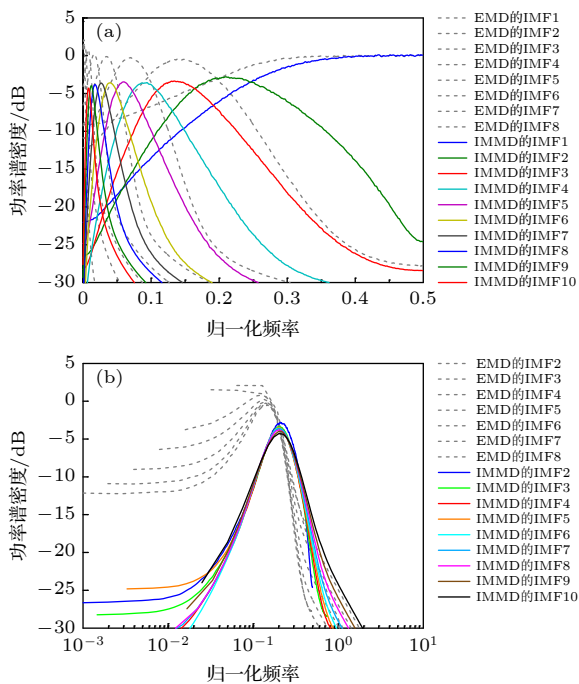


图 1 IMMD 和 EMD 方法分解高斯白噪声的等效滤波器组特性 (a) IMMD (实线) 和 EMD (虚线) 的 IMF 分量的平均功率谱; (b) 基于 (5) 式, IMMD (实线) 和 EMD (虚线) 的 IMF 分量的平均功率谱坍缩重合

Fig. 1. Equivalent filter banks of IMMD and EMD decomposing Gauss white noises: (a) Averaged power spectra of IMFs from IMMD (solid curves) and EMD (dotted curves); (b) collapse and coincidence of the average power spectrum of IMFs from IMMD (solid curves) and EMD (dotted curves) based on Eq. (5).

2) 求出每一个 IMF 的上包络功率谱, 若谱中最大幅值对应频率等于 HR, 则 IMF 被识别为 ECG 信号分量;

3) 对步骤 2 中未被识别为 ECG 信号分量的 IMF, 求出每一个 IMF 功率谱, 若谱中最大幅值对应频率等于 HR 整数倍, 则 IMF 也被识别为 ECG 信号分量;

4) 采用上述所有被识别为 ECG 信号分量的 IMF 重建 ECG 信号.

3 实验验证

3.1 105 ECG 信号^[26] 实验

选取 MIT-BIH 心律失常数据库中 105 ECG、压力测试数据库中 BW 和 MA 噪声^[27], 叠加构成含噪 105 ECG 信号, 采样频率为 360 Hz, 采样长度为 3.6×10^3 , HR 等于 1.4 Hz, 如图 2 所示. 可见, 原 105 ECG 信号的噪声污染程度较低, 便于本节下述实验中的定量分析.

IMMD 分解含噪 105 ECG 信号得到 IMF 分量

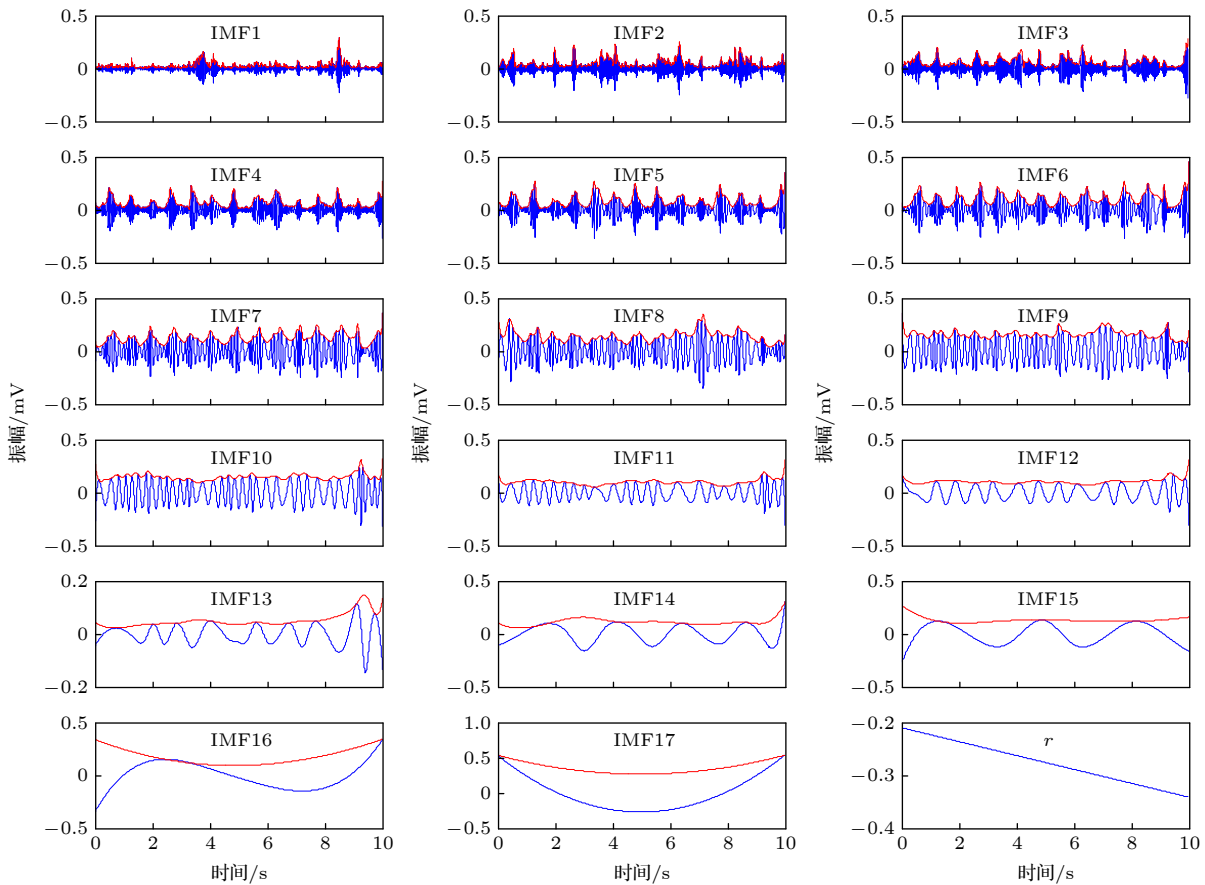


图 3 含噪 105 ECG 信号的 IMF (蓝色曲线) 及其包络 (红色曲线)

Fig. 3. IMF envelopes (red curves) and IMF's (blue curves) of noisy No. 105 ECG signal.

及其包络如图 3 所示, 对应频谱如图 4 所示. IMF1 和 IMF2 及其包络的频域中, 幅值最高点处频率不等于 1.4 Hz, 因此没有表现出心动周期特征作用 IMF 的两种模式 (详见 2.3 节), 被识别为 MA 噪

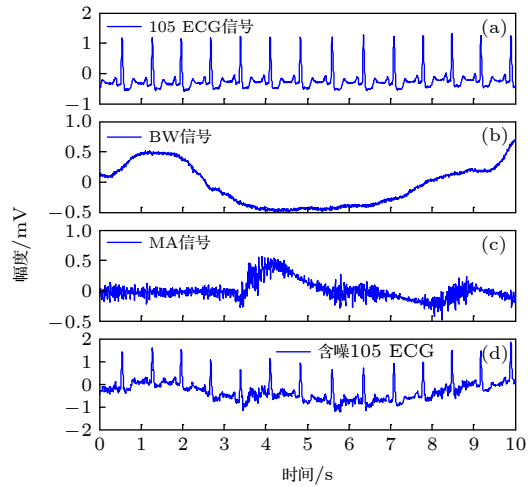


图 2 实验采用信号波形 (a) 105 ECG 信号; (b) BW 信号; (c) MA 信号; (d) 含噪 105 ECG 信号

Fig. 2. Waveform of signals used in experiment: (a) No. 105 ECG signal; (b) BW signal; (c) MA signal; (d) the noisy No. 105 ECG signal.

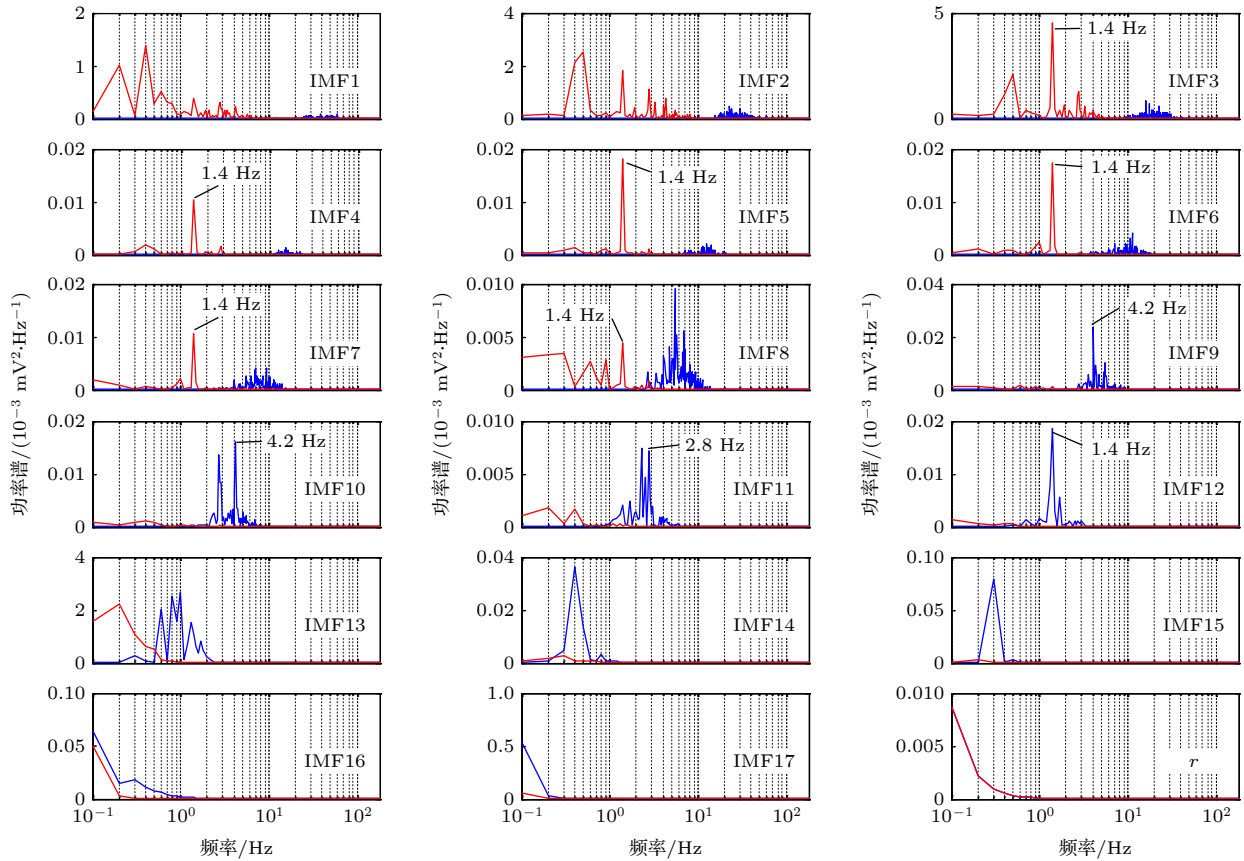


图 4 含噪 105 ECG 信号 IMFs 的功率谱 (蓝色曲线), 及 IMFs 包络的功率谱 (红色曲线)
 Fig. 4. Power spectra of envelopes of IMFs (red curves) and of IMFs (blue curves) of noisy No. 105 ECG signal.

声高频分量; IMF3—8 包络的频域中, 幅值最高点对应频率等于心率 1.4 Hz, 符合心动周期特征作用 IMF 的第一种模式; IMF9—12 的频域中, 幅值最高点对应频率分别等于心率的 3, 3, 2, 1 倍, 识别为 ECG 信号谐波分量, 符合心动周期特征作用 IMF 的第二种模式; IMF13—*r* 没有表现出心动周期特征作用 IMF 的两种模式, 统一归类为低频噪声. 产生的原因包括: MA 噪声低频分量, BW 噪声分量, IMMD 方法端点效应以及原 105 ECG 信号的非零均值. 经上述心动物理周期特征识别, IMF3—12 为 ECG 信号分量, IMF1 和 IMF2 为高频噪声, IMF13—*r* 为低频噪声.

为了显示所提出方法的能力, 将本文方法同近年来常用 VMD、小波软阈值法、EEMD 以及 EMD 重建 105 ECG 信号进行对比, 利用这五种方法重建的 105 ECG 信号如图 5 所示. 由图 5 可见, 五种方法都很好消除了 BW 噪声. 由于 MA 噪声宽频特性, 五种方法重建 ECG 信号中仍然存在少量 MA 噪声分量, 特别是 Harr 小波软阈值方法. EMD 方法重建 ECG 信号畸变最为严重, 其次是 EEMD.

实际中, EEMD 对含噪 105 ECG 信号的多次重建结果之间都有轻微不同, 这是由辅助白噪声的随机性引起的^[28]. 另外, VMD 方法中特征 R 波的峰值失真比本文提出方法严重, 例如, 图 5(b) 中第 10 个 R 波波峰峰值损失 14.5%, 本文方法为 3.2%.

采用重建 ECG 与原 ECG 信号的相关系数 *R* 定量描述重建准确度, 信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 及均方误差 (mean square error, MSE) 定量描述消噪能力, 五种方法重建 105 ECG 信号 *R*, SNR, MSE 的值如表 1 所列. 可见, 提出方法的 *R* 和 SNR 值最大, MSE 值最小, 重建 105 ECG 信号和消噪能力最优.

3.2 47 例含噪 ECG 信号实验

为了进一步验证提出方法的有效性以及普遍适用性, 选取 MIT-BIH 心律失常数据库中其余 ECG 信号 (心律失常 ECG 信号对应类型见表 2), 分别叠加 BW 和 MA 噪声, 构成 47 例含噪 ECG 信号 (除去周期性极差的 232 号), 并采用上述五种方法重建 47 例原 ECG 信号.

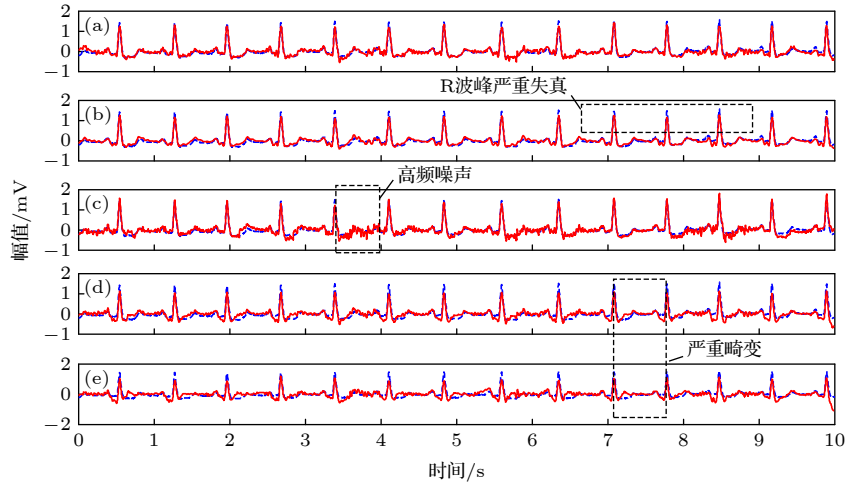


图 5 原 105 ECG 信号 (蓝色点虚线) 与由五种方法重建的 105 ECG 信号 (红色实线) (a) 本文方法; (b) VMD; (c) Haar 小波软阈值; (d) EEMD; (e) EMD

Fig. 5. Original No. 105 ECG signal (blue dotted curves) and the No. 105 ECG signals (red solid curves) reconstructed by 5 methods: (a) The proposed method; (b) VMD; (c) Haar wavelet with soft threshold; (d) EEMD; (e) EMD.

表 1 五种方法重建 105 ECG 信号的特征量值
Table 1. Characteristic values of No. 105 ECG signals reconstructed by 5 methods.

重建方法	R	SNR/dB	MSE/ mV^2
本文方法	0.9577	10.7740	0.0076
VMD	0.9572	10.6602	0.0078
Haar	0.9434	9.0070	0.0114
EEMD	0.9204	8.1126	0.0140
EMD	0.7638	3.6982	0.0388

表 2 实验采用的部分 ECG 信号对应心律失常类型
Table 2. Type of arrhythmia corresponding to some ECG signals used in the experiment.

心律失常类别	ECG索引号
房性早搏	100, 232
P波峰值和起搏心搏	102, 104, 107, 217
心房颤动	201, 203, 210, 219, 221
预激综合征	230
左束支传导阻滞	109, 111, 214
右束支传导阻滞	118, 124, 207, 212, 231, 232
室性早搏	119, 200, 203, 207, 208, 210, 214, 221, 233

由于大多数原 ECG 信号本身含有一定量的低频和高频噪声,严重影响 SNR 和 MSE 值的准确度,因此,仅采用相关系数 R 对五种方法进行对比评估.利用五种方法重建 5 组 47 例 ECG 信号与原 ECG 信号的相关系数柱状图如图 6 所示.其中,本文提出方法有 31 例 R 值优于 VMD, 33 例 R 值优于 Haar 小波, 42 例 R 值优于 EEMD, 45 例 R 值优于 EMD.

采用五种方法重建 47 个 ECG 信号的相关系数 R 值的统计盒形图如图 7 所示,平均值及方差见表 3.表 3 中,本文提出方法对应相关系数均值最高,方差仅大于小波阈值.由图 7 可见,本文提出方法明显优于其余四种方法.本文提出方法重建 ECG 信号最为稳定、准确,其次为 VMD, Haar 小波阈值法, EEMD, EMD.

表 3 五种方法重建 47 个 ECG 信号的 R 值的均值与方差
Table 3. Means and variances of R values of 47 ECG signals reconstructed by 5 methods.

重建方法	均值	方差
本文方法	0.8904	0.0071
VMD	0.8826	0.0081
Haar	0.8804	0.0058
EEMD	0.8222	0.0166
EMD	0.7100	0.0143

4 讨论与结论

相比经验性包络相减法求均值 (EMD, EEMD 方法内),本文提出的 IMMD 方法采用 IMVT 求均值,具有严格的均值数学基础,因此,IMF 能够从信号中被准确地筛选剥离.经 5000 个高斯白噪声样本的蒙特卡罗法统计验证,IMMD 方法具有比 EMD, EEMD (同 EMD 方法一样, EEMD 具有恒 Q 二分滤波器组特性^[29])更优的多分辨率分解信号能力,可以有效缓解 IMF 之间的模式混叠.

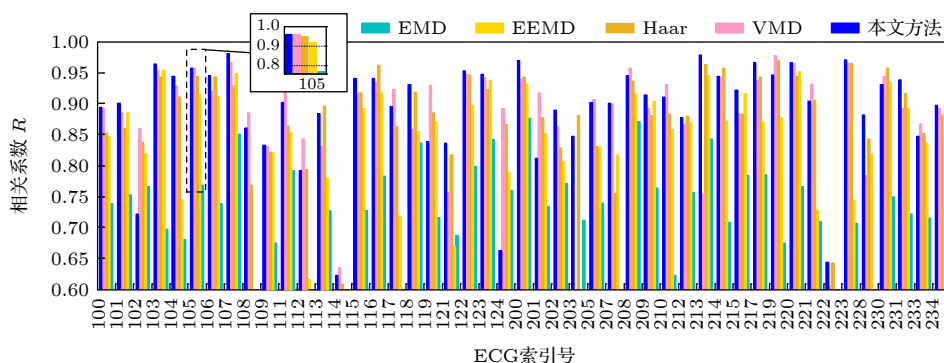


图 6 采用五种方法重建 47 个 ECG 信号的 R 值柱状图

Fig. 6. Histogram of R values of 47 ECG signals reconstructed by 5 methods.

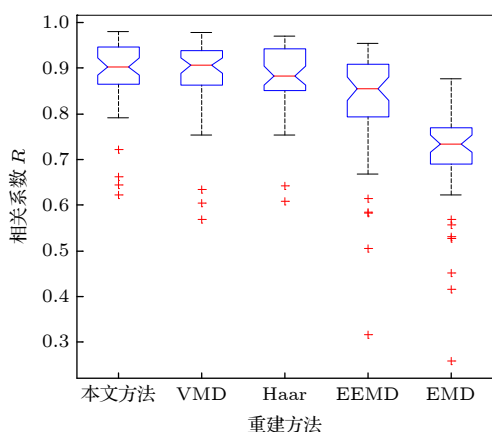


图 7 采用五种方法重建 47 个 ECG 信号的相关系数 R 值的统计盒子图

Fig. 7. Five box-plots of R values of 47 ECG signals reconstructed by 5 methods.

另外, ECG 信号具有心动周期、心率等波动物理特征, ECG 信号的 IMF 分量同样具有心动周期或 HR 的特性. 因此, 本文方法中使用心动周期或 HR 识别 ECG 信号的 IMF 分量, 符合 ECG 的物理本质特性. EMD, EEMD 和 VMD 域内 ECG 重建一般采用 QRS 特征波经验性识别 IMF, 适用于时域中具有显著 QRS 波动的 IMF 识别 (例如图 3 中 IMF4). 如果存在: 1) 时域中 QRS 波动不显著但属于 ECG 信号的低阶 IMF (例如图 3 中 IMF3); 2) 时域完全没有 QRS 特征但属于 ECG 信号的高阶 IMF (例如图 3 中 IMF12), 该方法识别错误. 小波阈值法中固定阈值不能自适应小波系数不同局部内噪声水平波动, 因此, 重建 ECG 信号可能存在局部消噪不理想 (例如图 5(c)). 所以, 本文提出方法, 能够比上述四种方法进一步提高 ECG 信号重建准确度, 且方法具有自适应和通用性. 经 47 例 ECG 信号实验验证, 提出的方法重建 ECG

与原 ECG 信号相似度平均值为 0.8904, 方差为 0.0071, 且有 31 例相似度值优于 VMD, 33 例相似度值优于 Haar 小波, 42 例相似度值优于 EEMD, 45 例相似度值优于 EMD. 本文提出方法重建 ECG 信号能力体现了物理特征或现象在生物电信号处理中具有重要作用.

本方法中, 建议通过含噪 ECG 信号 IMF 分量包络频谱图, 经验确定 HR. HR 可以通过严格的 RR 波间隔得到, 但需要大量算法实现. 实际上, 人心率一般为 1—1.7 Hz (60—100 次/min). 对于采集良好的 ECG 信号, 其 IMF 分量包络的频谱图中, 1—2 Hz 之间的幅度最大值对应频率即为 HR, 并且它常常出现在多个 IMF 分量包络的频谱中, 容易辨别 (如图 4 所示). 本文选取的 47 个 ECG 信号, 都是基于上述经验方法确定 HR.

提出的方法具有一定局限. 对于极其特殊的 232 ECG 信号 (窦性心动过缓、一级房室传导阻滞和频繁异位心房运动, ECG 信号停顿持续长达 6 s) 重建, 本文提出方法失效. 关于心动周期特性极差的 ECG 信号重建, 以及从物理现象本质探索 ECG 信号处理, 是本课题组下一步的工作.

参考文献

- [1] Huang W 1998 *Clinical Electrocardiography* (5th Ed.) (Beijing: People's Medical Publishing House Press) pp22, 428 (in Chinese) [黄宛 1998 临床心电图学 (第5版) (北京: 人民卫生出版社) 第22, 428页]
- [2] Pongponnari S, Yu X H 2013 *Neurocomputing* **117** 206
- [3] Pang Y, Deng L, Lin J C, Li Z Y, Zhou Q N, Li G Q, Huang H W, Zhang Y, Wu W 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 098701 (in Chinese) [庞宇, 邓璐, 林金朝, 李章勇, 周前能, 李国权, 黄华伟, 张懿, 吴炜 2014 物理学报 **63** 098701]
- [4] Sharma R R, Pachori R B 2018 *Biomed. Signal Process. Control* **45** 33
- [5] de Oliveira B R, Duarte M A Q, de Abreu C C E, Vieira F J

- 2018 *Res. Biomed. Eng.* **34** 73
- [6] Zou C, Qin Y, Sun C, Li W, Chen W 2017 *Pervasive Mob. Comput.* **40** 267
- [7] Jung W H, Lee S G 2012 *Comput. Meth. Programs Biomed.* **108** 1121
- [8] Yadav S K, Sinha R, Bora P K 2015 *IET Signal Proc.* **9** 88
- [9] Yu Q, Guan Q, Li P, Liu T B, Si J F, Zhao Y, Liu H X, Wang Y Q 2017 *Chin. Phys. B* **26** 118702
- [10] Satija U, Ramkumar B, Manikandan M S 2018 *IEEE J. Biomed. Health* **22** 722
- [11] Huang N E, Shen Z, Long S R, Wu M C, Shih H H, Zheng Q, Yen N C, Tung C C, Liu H H 1998 *Proc. R. Soc. Lond. A* **454** 903
- [12] Fu M J, Zhuang J J, Hou F Z, Zhan Q B, Shao Y, Ning X B 2010 *Chin. Phys. B* **19** 058701
- [13] Zhu Y H, Yuan J, Stephen Z P, Oliver D K, Cheng Q, Wang X D, Tao C, Liu X J, Xu G, Paul L C 2017 *Chin. Phys. B* **26** 064301
- [14] Wu Z, Huang N E 2009 *Adv. Adapt. Data Anal.* **1** 1
- [15] Dragomiretskiy K, Zosso D 2014 *IEEE Trans. Signal Process.* **62** 531
- [16] Zeng P, Liu H X, Ning X B, Zhuang J J, Zhang X G 2015 *Acta Phys. Sin.* **64** 078701 (in Chinese) [曾彭, 刘红星, 宁新宝, 庄建军, 张兴敢 2015 物理学报 **64** 078701]
- [17] Nazari M, Sakhaei S M 2018 *IEEE J. Biomed. Health* **22** 1059
- [18] Ibtihaz N, Rahman M S, Rahman M S 2019 *Biomed. Signal Process. Control* **49** 349
- [19] Jarchi D, Casson A J 2017 *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **64** 2042
- [20] Lee J, McManus D D, Merchant S, Chon K H 2012 *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **59** 1499
- [21] Gai Q 2001 *Ph. D. Dissertation* (Dalian: Dalian University of Technology) (in Chinese) [盖强 2001 博士学位论文 (大连: 大连理工大学)]
- [22] Huang N E, Wu M L C, Long S R, Shen S S P, Qu W, Gloersen P, Fan K L 2003 *Proc. R. Soc. Lond. A* **459** 2317
- [23] Flandrin P, Rilling G, Goncalves P 2004 *IEEE Signal Process. Lett.* **11** 112
- [24] Flandrin P, Goncalves P 2004 *Int. J. Wavelets Multiresolution. Inf. Process.* **2** 477
- [25] Huang N E, Hu K, Yang A C C, Chang H C, Jia D, Liang W K, Yeh J R, Kao C L, Juan C H, Peng C K, Meijer J H, Wang Y H, Long S R, Wu Z 2016 *Phil. Trans. R. Soc. A* **374** 20150206
- [26] Moody G B, Mark R G 2001 *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.* **20** 45
- [27] Moody G B, Muldrow W E, Mark R G 1984 *Comput Cardiol* **11** 381
- [28] Motin M A, Karmakar C, Palaniswami M 2019 *IEEE Signal Process. Lett.* **26** 592
- [29] Li H Y, Wang C J, Zhao D 2018 *IET Signal Proc.* **12** 844

Electrocardiogram signal reconstruction based on mode component identification by heartbeat physical feature in improved empirical mode decomposition domain*

Niu Xiao-Dong¹⁾²⁾ Lu Li-Rong³⁾ Wang Jian¹⁾ Han Xing-Cheng¹⁾
Guo Shu-Yan¹⁾ Wang Li-Ming^{1)†}

1) (*Shanxi Key Laboratory of Signal Capturing and Processing, North University of China, Taiyuan 030051, China*)

2) (*Department of Physics, Changzhi Medical College, Changzhi 046000, China*)

3) (*Department of Biomedical Engineering, Changzhi Medical College, Changzhi 046000, China*)

(Received 14 July 2020; revised manuscript received 2 September 2020)

Abstract

Electrocardiogram (ECG) diagnosis is based on the waveform, duration and amplitude of characteristic wave, which are required to have a high accuracy for ECG signal reconstruction. As an effective nonlinear signal processing method, empirical mode decomposition (EMD) has been widely used for diagnosing and reconstructing the ECG signal, but there are two problems arising here. One is the mode mixing, and the other is that the mode components used in reconstruction are identified by experience. Therefore, the method of reconstruction is not adaptive and universal, and reconstructed ECG signal loses accuracy. Firstly, we propose an improved EMD method, which is called integral mean mode decomposition (IMMD). The analysis of 5000 samples of Gaussian white noise shows that IMMD has better multi-resolution analysis ability than EMD, and it can effectively alleviate mode mixing consequently. Secondly, based on the inherent physical characteristics of ECG signal, cardiac cycle or heart rate (HR), it has practical physical significance to identify the mode components used in ECG signal reconstruction. The cardiac cycle feature acts as the intrinsic mode function (IMF) component through two modes. 1) For the low-order IMF that belongs to the ECG signal, the cardiac cycle feature acts as the amplitude modulation. The envelope of the IMF component has the characteristics of the cardiac cycle, and the frequency corresponding to the maximum amplitude in the spectrum of the envelope is equal to HR. 2) For the high-order IMF that belongs to the ECG signal, the cardiac cycle feature acts as frequency modulation. Those IMF components have the harmonic characteristics of periodic heartbeats, and the maximum amplitude in the spectrum corresponds to an integral multiple of HR (usually 1–3 times). The noise attributed to IMF component cannot show the above two cardiac cycle characteristics. Thus the proposed method is adaptive and universal. The 47 ECG signals with baseline drift and muscle artifact noise are tested. The results show that the proposed method is more effective than the variational mode decomposition (VMD), Haar wavelet with soft threshold, ensemble empirical mode decomposition (EEMD) and EMD. Among the 47 correlation coefficients between reconstructed and original ECG signals, the proposed method has 31 better than VMD, 33 better than Haar wavelet, 42 better than EEMD and 45 better than EMD. The mean of 47 correlation coefficients from the proposed method is 0.8904, and the variance is 0.0071, which shows that the proposed method has good performance and stability.

Keywords: electrocardiogram, reconstruction, heart rate, integral mean mode decomposition

PACS: 87.85.Ng, 87.57.nf, 87.57.cm

DOI: 10.7498/aps.70.20201122

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61842103, 61871351, 61801437), the Key Laboratory of National Defense Science and Technology for Electronic Testing Technology Foundation, China (Grant No. 6142001180410), and the Science and Technology Innovation Foundation of the Higher Education Institutions of Shanxi Province, China (Grant Nos. 2020L0301, 2020L0389).

† Corresponding author. E-mail: wlm@nuc.edu.cn