

总体经验模态分解能量向量用于 ECG 能量分布的研究

曾彭 刘红星 宁新宝 庄建军 张兴敢

ECG energy distribution analysis using ensemble empirical mode decomposition energy vector

Zeng Peng Liu Hong-Xing Ning Xin-Bao Zhuang Jian-Jun Zhang Xing-Gan

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 64, 078701 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.078701

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.078701>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I7>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

短期风速时间序列混沌特性分析及预测

[Chaotic characteristics analysis and prediction for short-term wind speed time series](#)

物理学报.2015, 64(3): 030506 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.30506>

交通流突变点的无标度特征分析

[Analysis of scale-free characteristic on sharp variation point of traffic flow](#)

物理学报.2014, 63(24): 240509 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.240509>

基于压缩感知的振动数据修复方法

[Vibration data recovery based on compressed sensing](#)

物理学报.2014, 63(20): 200506 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.200506>

基于形态滤波的心电信号去除基线漂移方法

[A method of removing baseline drift in ECG signal based on morphological filtering](#)

物理学报.2014, 63(9): 098701 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.098701>

昼夜节律下心率变异性信号的熵信息和谱特征

[Changes of entropy and power spectrum in circadian rhythm for heart rate variability signals](#)

物理学报.2012, 61(20): 208701 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.61.208701>

总体经验模态分解能量向量用于ECG能量分布的研究*

曾彭 刘红星[†] 宁新宝[‡] 庄建军 张兴敢

(南京大学电子科学与工程学院, 生物医学电子工程研究所, 南京 210093)

(2014年8月9日收到; 2014年11月9日收到修改稿)

总体经验模态分解 (EEMD) 改进了经验模态分解 (EMD) 存在的模态混叠问题, 依据信号自身的波动特点将信号分解, 特别适合非线性非平稳信号的分析处理. ECG 信号能量分布有一定的规律, 疾病会引起能量分布的变化, 研究 ECG 能量分布的改变对心脏疾病的研究和临床诊断有重要意义. 本文将 ECG 信号通过 EEMD 方法分解为多个本征模态函数 (IMF) 分量, 观察 IMF 分量的波动规律, 指出了 ECG 信号在不同时间尺度上的波动特点和物理意义. 将 IMF 分量分别计算能量, 得到 ECG 的能量向量, 并对健康人和三种心脏病患者能量向量进行对比分析. 结果表明心脏疾病导致 EEMD 能量向量的高频分量显著降低, 尤其是 p_1 分量具有较好的区分度, 可以作为心脏疾病诊断的参考依据. 相比较传统的频域分析方法单纯关注频率而忽略信号自身特点和信号成分之间的相互作用, EEMD 的分解结果依赖于 ECG 信号本身, 因此更能够反映 ECG 信号的真实情况, 揭示年龄和疾病对 ECG 能量分布的影响.

关键词: 总体经验模态分解, 能量向量, 健康人, 心脏疾病

PACS: 87.85.Ng, 05.45.Tp, 87.85.-d

DOI: 10.7498/aps.64.078701

1 引言

心电图 (electrocardiogram, ECG) 是心脏电活动在体表的综合反应, 它对研究心脏的基本功能和疾病诊断具有重要的参考价值. ECG 信号包含不同频率成分, 已有的研究表明 ECG 的主要能量集中在 0—40 Hz, 大约 99% 的能量分布在此区域^[1], 其中 P, QRS, T 波的频谱范围和能量分布各不相同. 健康人 ECG 的能量分布有一定的规律, 疾病会引起 ECG 波形的改变, 从而引起能量分布发生变化^[2,3]. 研究 ECG 能量分布的变化, 能够揭示疾病引起的心脏功能改变, 在临床上具有重要的指导意义.

研究 ECG 的波形和能量分布改变, 以往主要使用了频域和时频分析方法. 频域分析方法 (如傅

里叶变换、能量谱分析等) 研究疾病引起的频率成分改变, 在心脏疾病预测和诊断等方面取得了一定的成功^[3-5]. 然而, ECG 信号是非线性和非平稳的, 在不同的时刻具有不同的频率成分. 频域分析方法只能给出全局的频率信息, 缺少局部信息, 因而无法提供时间和频率的定位功能^[6,7]. 在研究方法上, 频域分析方法往往把 ECG 频谱人为的分割研究, 而忽略了信号自身的规律和信号各频率分量之间的相互作用.

时频分析方法 (如短时傅里叶变换、小波变换) 能够反映信号的时频特性, 在 QRS 波群检测、ECG 识别分类、疾病诊断等方面有很好的分析效果^[8-10]. 但这类方法根本上还是以傅里叶变换为依据, 更适合分析平稳信号. 如短时傅里叶变换 (short-time fourier transform, STFT) 采用加窗处理会产生能量泄露, 所获得的频谱可能产生较大误

* 国家自然科学基金 (批准号: 61271079) 和江苏省高校优势学科建设工程资助项目资助的课题.

[†] 通信作者. E-mail: njhxliu@nju.edu.cn

[‡] 通信作者. E-mail: xbning@nju.edu.cn

差. 另外STFT要求窗函数的持续时间内应该是平稳的, 这一点也无法完全满足. 而小波变换的基本小波函数是有限长度的, 也会引起能量泄露, 导致错误的时频能量分布结果. 并且小波变换是非自适应的, 其性能的好坏高度依赖于小波函数, 小波函数一旦选定全局的信号都必须使用, 这样很难保证最佳的分析效果^[11].

经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)^[12]是一种自适应的信号处理方法, 可以根据信号自身的波动规律, 将信号分解为从高频到低频的不同时间尺度分量. 相比较频域和时频分析方法, 更适合非线性和非平稳信号的分析研究. 近些年来EMD分析方法开始应用于生理信号分析处理, 并且在ECG去噪、波形检测等方面取得了成果^[13-15]. 总体经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)^[16]是在EMD方法上做了改进提高, 消除了EMD模态混叠的问题, 使分解出来的信号层次更加清楚. 本文将EEMD引入ECG能量分布研究, 将ECG信号分解为不同的本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量, 研究ECG信号的组成成分及其物理意义, 然后分别计算IMF分量的能量, 得到能量向量. 对比研究不同年龄健康人和心脏疾病患者的能量向量, 探索ECG能量向量随着年龄增长和疾病引起的能量分布变化, 并尝试寻找一些能量分布改变的敏感指标, 为心脏疾病研究和诊断提供参考依据.

2 EEMD能量向量分析法

2.1 EEMD方法

经验模态分解^[12]是由Huang等于1998年提出的一种自适应信号分析方法, 该方法根据数据本身的时间尺度特征对信号进行分解, 而无需设定任何基函数, 是一种先验性的信号处理方法. EMD方法自提出以后在工程领域得到了迅速有效地应用, 例如用在机械故障检测、海洋、大气观测资料的分析、大型土木工程结构参数识别、生物医学信号分析、图像处理等方面^[14,17-21].

总体经验模态分解^[16]是针对EMD模态混叠的不足而提出的一种噪声辅助数据分析方法, 通过加入高斯白噪声使信号在不同时间尺度上具有连续性, 再通过计算多次加噪处理结果的平均值, 消除噪声的影响, 从而有效地解决EMD模态混叠的问题, 其实现方法如下.

假设原始信号为 $x(t)$, EMD算法将 $x(t)$ 分解为一组IMF分量 c_i 和余项 r 的和, 即

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

EEMD方法将高斯白噪声加入原始信号, 利用高斯白噪声频率均匀分布的特点, 使信号在不同的时间尺度上具有连续性, 从而消除频率混叠现象. 具体步骤如下.

原始信号 $x(t)$ 中加入均值为零标准差为常数的高斯白噪声 $n_i(t)$,

$$x_i(t) = x(t) + n_i(t), \quad (2)$$

$n_i(t)$ 为第 i 次加入的噪声, $x_i(t)$ 为第 i 次加入噪声后的信号. 噪声信号的标准差与原始信号标准差比值为常数 k , k 的取值范围^[16,18]为0.1—0.4.

将含噪声的信号 $x_i(t)$ 进行EMD分解, 得到

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^n c_{ij} + r_i, \quad (3)$$

c_{ij} 为第 i 次EMD分解得到的第 j 个IMF分量, r_i 为第 i 次EMD分解得到的余量.

重复以上步骤进行 N 次EMD分解, 将 N 次分解得到的IMF分量和余量进行总体平均计算, 得到最终的IMF分量 c_j 和余量 r .

$$c_j = \sum_{i=1}^N c_{ij}/N, \quad (4)$$

$$r = \sum_{i=1}^N r_i/N. \quad (5)$$

最终的EEMD分解结果为

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j + r. \quad (6)$$

经过EEMD分解得到 n 个IMF分量和一个余量.

2.2 EEMD能量向量

ECG信号经EEMD分解得到一组IMF分量, 计算每一个IMF分量的能量, 可以得到EEMD的能量向量^[18], 步骤如下.

1) 对原始信号进行EEMD分解, 得到IMF分量.

2) 计算每一个IMF分量的能量 E_i ,

$$E_i = \int |c_i(t)|^2 dt, i = 1, 2, \dots, n. \quad (7)$$

3) 得到IMF 能量向量

$$V = [E_1, E_2, \dots, E_n]. \quad (8)$$

将上面的向量做归一化处理, 得到

$$V' = [p_1, p_2, \dots, p_n], \quad (9)$$

其中 $E = \left(\sum_{i=1}^n E_i^2\right)^{1/2}$, $p_i = E_i/E$, $i = 1, 2, \dots, n$. p_i 表示每一个IMF 分量的归一化能量, 代表了每一个IMF 在ECG 总能量中所占的权重.

能量向量 V' 的分量从 p_1 到 p_8 代表的频率逐渐降低, 例如 p_1 代表了第一个IMF 分量 c_1 的能量, 即最高频的能量分量, p_8 代表 c_8 的能量, 即最低频的能量分量.

3 ECG 的 EEMD 能量向量分析

3.1 ECG 的 EEMD 分解

我们选取了 MIT-BIH 健康人正常窦性心律数据库 nsrdb 中的数据做 EEMD 分解, 高斯白噪声强

度 $k = 0.2$, 分解次数 $N = 100$, 分解层次 $n = 8$. nsrdb 数据的采样率为 128 Hz, 计算使用的数据长度为 4 s. 在进行 EEMD 分解前要进行一些预处理 [22,23], 由于 ECG 信号能量主要集中在 0—40 Hz, 将 ECG 信号经过 40 Hz 零相位 FIR 低通滤波器滤波消除高频噪声, 再通过二次中值滤波去除基线漂移. EEMD 分解结果如图 1 所示.

ECG 根据波形特点可以分为 P, QRS, T 波三个波群. 观察图 1 可以看出每一个 IMF 分量代表的意义: 前两个分量 c_1, c_2 主要代表了频率最高的 QRS 波的分解成分; 从 c_3 开始加入了 P 波的分解成分; 从 c_4 开始加入了 T 波的分解成分, 它是 P, QRS, T 波三者的分量叠加的结果; c_5 代表 P, QRS, T 波低频部分分量的叠加; c_6 表示心动周期, 代表心脏跳动的节律; c_7, c_8 则是更大时间尺度上的心脏生理调整节律, 其代表了心脏的长时节律. 从信号幅值观察各 IMF 分量, 可以看出, 频率较高的 IMF 分量幅值较高, 频率较低的 IMF 分量幅值较低, 说明 ECG 在较小时间尺度上能量较高, 而在长时尺度上能量较低.

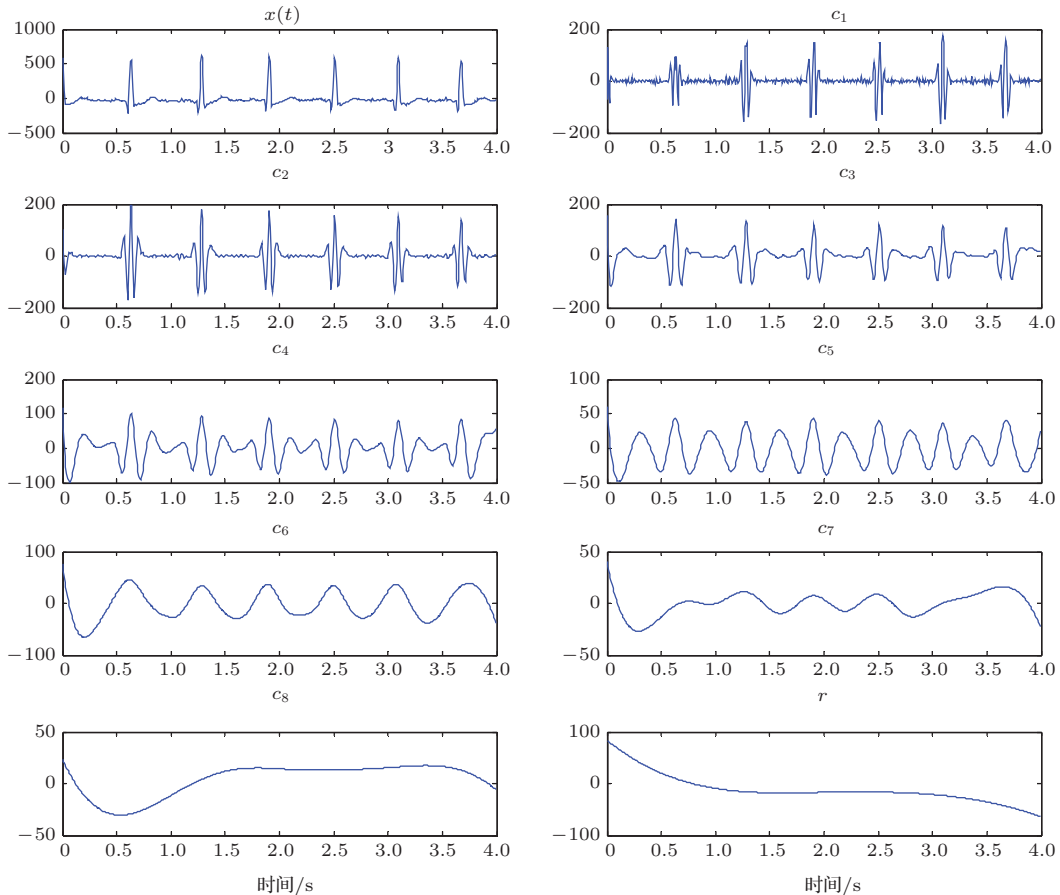


图 1 ECG 信号的 EEMD 分解 (纵坐标表示幅值 (数据库未给出每 mV 代表的数值, 无法转化成电压值, 因此幅值直接使用原始数据值), $x(t)$ 为原始信号, c_1 为第一个 IMF 分量, c_2 为第二个 IMF 分量, 以此类推, c_8 表示第八个 IMF 分量, r 为余量)

对 c_1 做频谱分析, 得到 c_1 的频谱图, 如图 2. 可以看出, c_1 的中心频率在 20 Hz 左右, 频率主要分布范围在 15—25 Hz. 同样, 对其他 IMF 分量做频谱分析, 得到其中心频率, 如表 1.

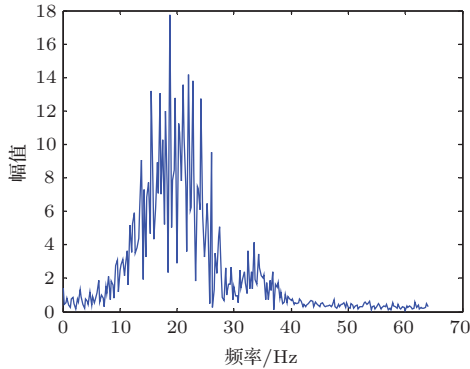


图2 IMF 分量 c_1 的频谱图

表1 各个 IMF 分量的中心频率

IMF 分量	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6	c_7	c_8
中心频率/Hz	20	14	8	5	3.2	1.5	0.6	0.25

相关文献指出^[1]P波的频谱带宽为0—18 Hz (± 3 Hz), 波峰能量集中在5—12 Hz; QRS波的频谱带宽为0—37 Hz (± 5 Hz), 波峰能量集中在6—18 Hz; T波的频谱带宽为0—8 Hz (± 2 Hz), 波峰能量集中在0—8 Hz. 参照表 1 可以看出, QRS 波群频谱范围主要分布于 c_1, c_2 分量, P 波主要分布于 c_3, c_4 分量, T 波主要分布于 $c_4—c_8$ 的部分. 当然这里并不是说每一个 IMF 分量只由一个特定的 ECG 波形 (P, QRS, T 波) 决定, 或者每一个 ECG 波形 (P, QRS, T 波) 的能量只存在于某一个或几个 IMF 分量中, 上面的分析只是一个主要的频谱 (能量) 对应关系. 比如作为低频部分的 $c_5—c_8$, 是由各个 ECG 波形的低频分量部分叠加的结果, 而不是单纯由某一个 ECG 波形决定, 这点从图 1 可以明显看出. 这里的分析结果与上述 ECG 的 EEMD 分解波形观察结果基本相符, 也说明了从 IMF 分量来观察 ECG 波形的可行性. 相比较频域和时频分析方法, EEMD 方法可以直接观察 ECG 在不同时间尺度上的构成与波动特点.

将图 1 的 ECG 信号经 EEMD 分解得到的 IMF 分量分别计算能量并归一化, 得到能量向量

$$V' = [0.5385 \ 0.4765 \ 0.5066 \ 0.3817 \ 0.1330 \ 0.2377 \ 0.0347 \ 0.0719].$$

从能量向量 V' 可以看出 ECG 信号能量分布情况, 对于上述信号, 前四个分量能量较高, 后四个

分量能量较低.

3.2 健康人和充血性心衰病人 EEMD 能量向量对比

用本文所述 EEMD 能量向量方法, 研究健康人和充血性心力衰竭 (congestive heart failure, CHF) 病人的 EEMD 能量向量, 并对比分析. 实验数据来源于 MIT-BIH 健康人正常窦性数据库 nsrdb 和充血性心衰数据库 chfdb. nsrdb 数据库包含 18 个健康人, 平均年龄 $34.3(\pm 8.4)$; chfdb 数据库包含 15 个充血性心衰患者, 平均年龄 $58.8(\pm 9.1)$. nsrdb 数据库采样率为 128 Hz, chfdb 数据库采样率为 250 Hz. 采样率不同, EEMD 分解层数不同, 得到的 IMF 分量个数就不同. 因此, 需要将 chfdb 数据重采样为 128 Hz, 与 nsrdb 数据采样率一致, 便于后续分析比较. 参数设定为 $k = 0.2, N = 100$, 分解层数 $n = 8$, 采样数据长度为 10 s. 计算两个数据库的能量向量, 并作误差棒状图, 结果如图 3.

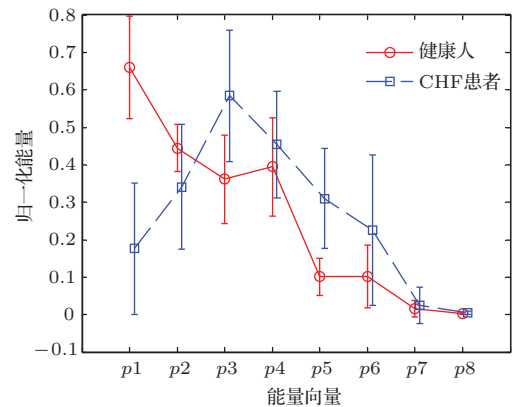


图3 健康人与 CHF 患者 EEMD 能量向量图对比 (横坐标表示从高频到低频的 EEMD 能量向量分量, 纵坐标表示归一化的能量值)

从图 3 可以看出健康人和 CHF 患者能量分布并不相同. 健康人从高频分量到低频分量总体上呈现逐渐降低的趋势, 能量主要集中在高频部分 ($p_1—p_4$), 说明健康人 ECG 信号短时调节能力更强, 而在长时调节包括心跳节律控制 p_6 的能量较低. CHF 病人 ECG 信号最高频分量 (p_1, p_2) 降低, 最高能量出现在 p_3 , 而在心跳节律控制的 p_6 能量上比健康人高. 说明 CHF 病人 ECG 短时调节性降低, 主要的能量集中在中等尺度的调节上, 用在心律控制 p_6 上的能量比健康人增高.

为进一步验证上面的结果, 我们从 nsrdb 和

chfdb数据库分别选取一个健康人和CHF病人做频谱分析,结果如图4.可以看出健康人在20 Hz以上的频率分布仍然具有很高比例,而CHF患者频谱主要集中在20 Hz以下,高频能量减少.数据

库中其他个体的频谱分析结果与此一致.

我们将二者的能量向量做T检验,结果如表2(对于T检验结果 $p > 0.05$ 的情况,在表中以NS表示).

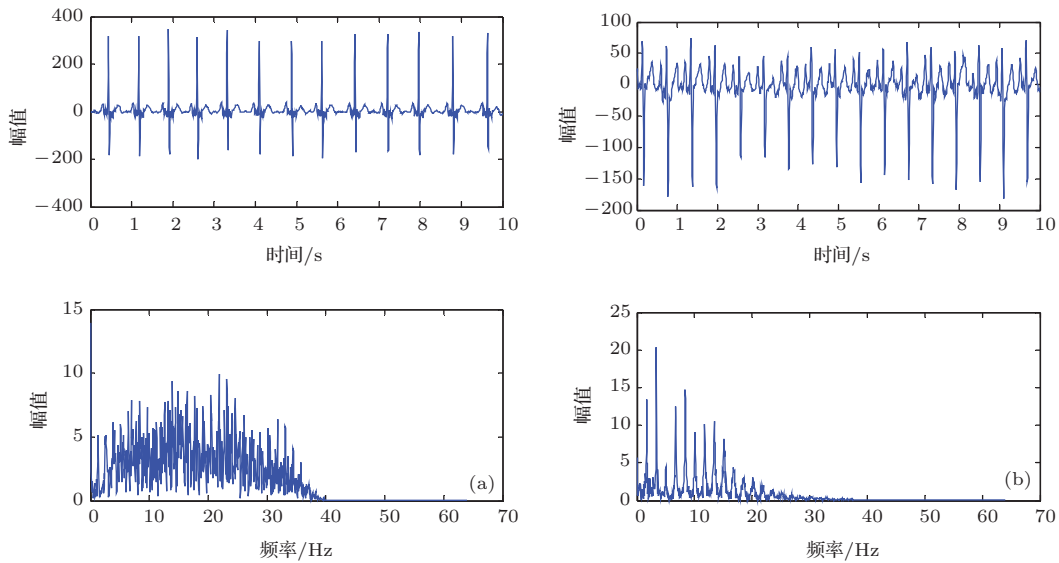


图4 健康人与CHF患者时频图 (a)健康人的时域和频域图; (b) CHF患者的时域和频域图

表2 健康人与CHF患者能量向量T检验

能量向量	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7	p_8
T检验值	0.0000	0.0197	0.0001	NS	0.0000	0.0243	NS	NS

T检验结果显示,在 p_1, p_2, p_3, p_5, p_6 上健康人和CHF患者有显著差异($p < 0.05$). CHF患者EEMD能量向量高频部分降低,可能预示着疾病引起了人体心动生理过程在小时间尺度上调整能力下降.而健康人则表现出更高的高频能量分布比例,说明了健康人具有较好的短时调节能力,以适应日常生活中的行为改变及各种环境变化. p_1, p_5 两个指标对二者的区分尤其显著($p < 0.0001$),可以用做检验心脏健康状况的指标,辅助心脏功能诊查.

3.3 年龄和疾病对EEMD能量向量的影响

为了进一步研究年龄以及心脏疾病对EEMD能量向量分布的影响,我们增加了MIT-BIH的ptbdb数据库进行分析.该数据库包含了294个人的549组数据,包括健康人和心肌梗死、心肌病、束支传导阻滞等多种心脏疾病患者.

选取病历数目较多的几组数据进行EEMD能量向量分析.分别是健康年轻人18人(取年龄小于36岁的病历,年龄 28.3 ± 4.7)、健康老年人7人(取年

龄大于59岁病历,年龄 69.4 ± 5.4)、心肌梗死(myocardial infarction, MI)148人(年龄 60.5 ± 11)、心肌病(cardiomyopathy)15人(年龄 59.7 ± 14.4).另外加上chfdb数据库的CHF患者(年龄 58.8 ± 9.1).同样将两个数据库的数据重采样为128 Hz,并经过40 Hz低通滤波去噪和去基线漂移的预处理. EEMD参数设置为 $k = 0.2, N = 100, n = 8$,数据长度为10 s.得到EEMD能量向量图如图5.

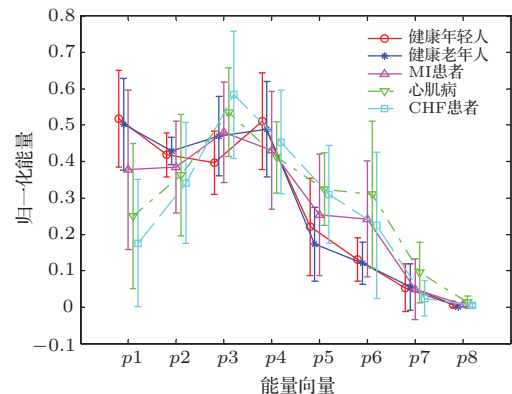


图5 (网刊彩色)健康人及三种心脏疾病患者的EEMD能量分布(横坐标表示从高频到低频的EEMD能量向量分量,纵坐标表示归一化能量值)

观察图 5 可以看出, 在 p_1 分量上, 由年轻人到老年人再到各种疾病, p_1 分量逐渐减小, 健康老年人低于健康年轻人, 各种疾病又低于健康老年人, 并且 p_1 降低的幅度大致上与疾病的严重程度成正比; 健康人(包括老年人和年轻人)在 p_1-p_4 阶段曲线比较平滑, p_4-p_8 阶段能量逐渐下降, 而心脏疾病患者在 p_1-p_3 尺度上从较低的能量逐渐增高, 呈上升趋势, p_3 达到最高, p_3-p_8 阶段能量逐渐下降, 在 p_1-p_3 阶段 5 组数据出现交叉, 发生了完全相反的变化; 心脏疾病患者能量分布曲线大致上呈倒 V 字形, 疾病越严重倒 V 现象越明显; 健康老年人比健康年轻人在高频分量上稍有降低, 但二者总体上趋势相近, 差别不明显。

以上观察看出, 年龄增长和心脏疾病会引起 ECG 能量向量高频分量降低, 预示着年龄增长和心脏疾病使人体心脏的短时调节能力降低, 对于环境的变化适应能力变差. 尤其是心脏疾病患者高频能量部分显著降低, 而代表心律的分量 p_6 比健康人

显著增加, 可能对于心脏疾病患者控制好心跳的节律更重要. 年龄虽然会影响能量分布变化, 但是这种影响较小, 说明随着年龄增长不会显著影响到人体心脏的跳动规律和能量分布, 健康老年人依然能够保持良好的心动状态。

将健康老年人、健康年轻人与三种心脏疾病患者的 EEMD 能量向量做 T 检验, 结果如表 3 至表 6 (T 检验 $p > 0.05$ 的结果, 以 NS 表示)。

表 3 健康老年人与健康年轻人能量向量 T 检验

能量向量	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7	p_8
T 检验值	NS	NS	NS	NS	NS	NS	NS	NS

表 4 健康老年人与心脏疾病患者能量向量 T 检验

能量向量	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7	p_8
MI	NS	NS	NS	NS	NS	0.0478	NS	NS
心肌病	0.0063	NS	NS	NS	0.0036	0.0264	NS	NS
CHF	0.0003	NS	NS	NS	0.0267	NS	NS	NS

表 5 健康年轻人与心脏疾病患者能量向量 T 检验

能量向量	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7	p_8
MI	0.0088	NS	0.0137	0.0461	NS	0.0044	NS	NS
心肌病	0.0001	NS	0.0006	0.0225	0.0187	0.0012	NS	NS
CHF	0.0000	NS	0.0004	NS	NS	NS	NS	NS

表 6 MI、心肌病、CHF 三种疾病患者能量向量 T 检验

能量向量	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7	p_8
MI 与心肌病	0.0341	NS	NS	NS	NS	NS	0.0471	0.0004
MI 与 CHF	0.0008	NS	0.0086	NS	NS	NS	NS	NS
心肌病与 CHF	NS	NS	NS	NS	NS	NS	0.0082	NS

根据 T 检验结果并结合图 5, 可以得出:

1) 健康年轻人和健康老年人能量向量较一致, 任何一个分量没有显著性差异, 尽管从图 5 能够看出健康老年人高频分量的降低, 但是这种变化不明显。

2) 健康老年人与三种心脏疾病患者在 p_1, p_5, p_6 三个分量上有比较好的区分, 对于不同疾病区分点有所变化, 显示了疾病的不同特点。

3) 健康年轻人与三种心脏疾病患者能量向量 T 检验(表 5)与健康老年人(表 4)对比, 除了健康年轻人与 CHF 患者在 p_5 上有些变化 ($p = 0.0647$,

虽然不能拒绝零假设, 但也接近 0.05), 总体上来说增加了新的区分点, 显示了健康年轻人与疾病患者更大的差异性。

4) 三种心脏疾病之间在一些分量上也有显著性区别, 显示了三者之间的不同特点。

以上分析可以看出, 心脏疾病引起了 ECG 的 EEMD 能量向量高频分量的显著降低, 预示着心脏疾病患者动态特性的变化. 健康人和心脏疾病患者在 p_1, p_5, p_6 几个分量上差别比较明显. 尤其是 p_1 , 在表 4 至表 6 的对比中, 均表现出比较好的区分度, 可以作为临床诊断的辅助和依据。

4 结论与讨论

本文利用EEMD方法得到构成ECG信号的不同IMF分量,并解释了各IMF分量代表的ECG波形(P, QRS, T波)组成.利用EEMD能量向量法研究ECG信号,发现了年龄和心脏疾病对于EEMD能量向量分布的影响,尤其是高频能量部分(p_1)随着年龄增加和疾病逐渐降低,且降低的程度与疾病的严重程度成正相关.而已有的一些研究结果表明ECG高频部分对疾病较为敏感,心脏疾病发生改变首先会体现在高频分量上^[24].本文的研究结果也印证了这个研究结论.观察EEMD能量向量曲线,可以发现不同疾病能量向量曲线的不同特点,能否利用能量曲线的不同来进行疾病诊断和区分,可以作为将来研究的一个方向.

在利用EEMD能量向量法分析ECG时,需要注意到如果选择的数据采样频率不一致,需要重采样为同一个频率,因为不同的频率分解得到的IMF数量不同,能量向量的长度也就不同.另外要注意观察分解波形的状况,有时由于噪声和基线漂移的影响,也会影响分解层数,使分解层次发生错位,比如代表心律的 c_6 ,也可能会出现在 c_5 甚至 c_4 上.实验结果表明,轻微的层次偏移不会影响到分析结果,但是如果偏移较多,需要人为矫正,使分解层次对齐.因此在做EEMD分解前,对ECG信号做一定的预处理很有必要.

根据EEMD分解得到的能量向量反应了ECG信号本身在不同时间尺度上的能量分布,虽然每一个时间尺度并不精确的等于某一个频率,但是来自ECG信号自身的EEMD能量向量能够代表ECG本身的特点.另一方面,单纯的以频率指标生硬的分割ECG信号的研究方法,忽略了信号自身的调节机理和信号各组成成分之间的相互作用,未必能够反映ECG的真实情况.这也是EEMD能量向量分析法的优势所在.

参考文献

- [1] Cao X W, Deng Q K 2001 *Chinese Journal of Medical Physics* **18** 46 (in Chinese) [曹细武, 邓亲恺 2001 中国医学物理学杂志 **18** 46]
- [2] Yang X D, Ning X B, He A J, Du S D 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 1514 (in Chinese) [杨小冬, 宁新宝, 何爱军, 都思丹 2008 物理学报 **57** 1514]
- [3] Hamprecht F A, Achleitner U, Krismer A C, Lindner K H, Wenzel V, Strohmenger H U, Thiel W, van Gunsteren W F, Amann A 2001 *Resuscitation* **50** 287
- [4] Strohmenger H U, Lindner K H, Brown C G 1997 *Chest* **111** 584
- [5] Bojarnejad M, Blake J, Bourke J P, Murray A, Langley P 2012 *39th Conference on Computing in Cardiology Krakow, Poland*, September 09–12, 2012 p713
- [6] Xie B, Yan B G, Lan Z K, Ma S W, Che X Y 2013 *Progress in Modern Biomedicine* **13** 3756 (in Chinese) [谢斌, 严碧歌, 兰正康, 马世文, 车晓燕 2013 现代生物医学进展 **13** 3756]
- [7] Wang X, Peng Y 2006 *Journal of Biomedical Engineering Research* **25** 122 (in Chinese) [王星, 彭屹 2006 生物医学工程研究 **25** 122]
- [8] Seena V, Jerrin Y 2014 *2nd International Conference on Devices, Circuits and Systems Combiatore, India*, March 6–8, 2014 p1
- [9] Bouaziz F, Boutana D, Benidir M 2014 *IET Signal Process.* **8** 774
- [10] Banerjee S, Mitra M 2014 *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* **63** 326
- [11] Dong H S 2012 *Ph. D. Dissertation* (Lanzhou: Lanzhou University of Technology) (in Chinese) [董红生 2012 博士学位论文(兰州: 兰州理工大学)]
- [12] Huang N E, Shen Z, Long S R, Wu M C, Shih H H, Zheng Q, Nai-Chyuan Y, Tung C C, Liu H H 1998 *Proc. R. Soc. Lond. A* **454** 903
- [13] Chang K M, Liu S H 2011 *Journal of Signal Processing Systems* **64** 249
- [14] Fu M J, Zhuang J J, Hou F Z, Zhan Q B, Shao Y, Ning X B 2010 *Chin. Phys. B* **19** 592
- [15] Li H Q, Wang X F, Chen L, Li E B 2014 *Circuits Syst Signal Process* **33** 1261
- [16] Wu Z, Huang N E 2009 *Adv. Adapt. Data Anal.* **01** 1
- [17] Zhang R R, Ma S, Safak E, Hartzell S 2003 *Journal of Engineering Mechanics* **129** 861
- [18] Shi Z Y, Jia M P 2012 *Mechanical Engineering and Technology* **1** 61 (in Chinese) [石智云, 贾民平 2012 机械工程与技术 **1** 61]
- [19] Blanco-Velasco M, Weng B, Barner K E 2008 *Computers in Biology and Medicine* **38** 1
- [20] Xue C F, Hou W, Zhao J H, Wang S G 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 109203 (in Chinese) [薛春芳, 侯威, 赵俊虎, 王武功 2013 物理学报 **62** 109203]
- [21] Nathaniel E U, Beloff N, George N J 2013 *Chin. Phys. B* **22** 84701
- [22] Urganlawar I V, Chowhan H 2014 *International Journal of Computer Trends and Technology* **11** 166
- [23] 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** 0987011 (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** 0987011]
- [24] Ning X B, Zhang D B, Yan W T, Chen Y, Wei T X 2002 *Journal of Nanjing University (Natural Sciences)* **38** 7 (in Chinese) [宁新宝, 张道斌, 阎文泰, 陈颖, 魏太星 2002 南京大学学报: 自然科学版 **38** 7]

ECG energy distribution analysis using ensemble empirical mode decomposition energy vector^{*}

Zeng Peng Liu Hong-Xing[†] Ning Xin-Bao[‡] Zhuang Jian-Jun Zhang Xing-Gan

(*Institute of Biomedical Electronic Engineering, School of Electronic Science and Engineering,
Nanjing University, Nanjing 210093, China*)

(Received 9 August 2014; revised manuscript received 9 November 2014)

Abstract

Ensemble empirical mode decomposition (EEMD) method eliminates mode mixing phenomenon which is an inherent problem in empirical mode decomposition (EMD), and decomposes signals according to their intrinsic characteristics. It is suitable for analyzing nonlinear and non-stationary signals. Electrocardiogram (ECG) energy distribution exhibits a certain regularity which may vary with heart diseases. Researches on ECG energy distribution change are important for heart disease clinical diagnosis. In this paper, we use EEMD method to analyze ECG and find out how ECG energy distribution varies with age and heart diseases. We decompose the ECG signal into several intrinsic mode function (IMF) components by EEMD, and find that these IMFs can reveal the fluctuation rhythm and physical significance of ECG on different time scales. After IMFs have been decomposed, we calculate their energy and obtain an energy vector. By comparing the energy vectors among healthy young subjects, healthy old subjects, and three types of patients suffering from different heart diseases, we find that there is a significant decrease of high-frequency components of energy vector in heart disease patients as compared to healthy subjects, and a slight decrease of healthy old subjects as compared to healthy young subjects. T-test is performed to compare heart disease subjects with healthy subjects. Results show that there are significant differences between certain energy vector components, especially the first component p_1 which could be used as heart disease auxiliary diagnosis. Compared to traditional frequency-domain analysis methods which simply concern about the frequency of a signal and ignore its own characteristics and interactions between signal components, EEMD method depends on ECG signal itself, therefore can reflect its real characteristics, and reveals the way how age and illness influence ECG energy distribution accurately.

Keywords: ensemble empirical mode decomposition, energy vector, healthy people, heart disease

PACS: 87.85.Ng, 05.45.Tp, 87.85.-d

DOI: 10.7498/aps.64.078701

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No.61271079) and the “A Project Funded by the Priority Academic Program Development of Jiangsu Higher Education Institutions, China (PAPD)”.

[†] Corresponding author. E-mail: njhxliu@nju.edu.cn

[‡] Corresponding author. E-mail: xbning@nju.edu.cn