



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110558973 A

(43)申请公布日 2019.12.13

(21)申请号 201910841966.0

(22)申请日 2019.09.06

(71)申请人 江苏华康信息技术有限公司

地址 210019 江苏省南京市建邺区奥体大街68号新城科技园国际研发总部园01栋15层

(72)发明人 宁新宝 曾彭 周作建 姜晓东
王华

(74)专利代理机构 南京苏高专利商标事务所
(普通合伙) 32204

代理人 张婧

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

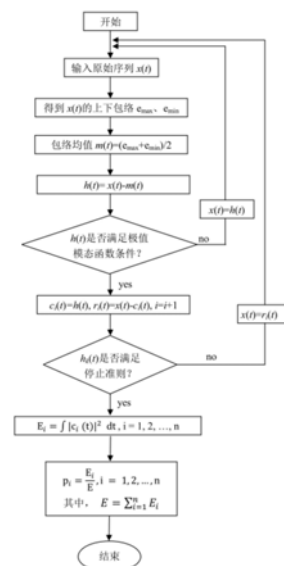
权利要求书2页 说明书12页 附图4页

(54)发明名称

一种基于极值能量分解法的心电图信号量化分析方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于极值能量分解法的心电图信号量化分析方法,包括获取给定时间和给定采样频率下的未知状态的ECG信号 $x(t)$;将ECG信号 $x(t)$ 进行去噪预处理;将去噪后的ECG信号 $x(t)$ 作为原始信号,将原始信号 $x(t)$ 分解为 n 个极值模态函数分量和一个余量,将原始信号 $x(t)$ 分解得的 n 个极值模态函数分量,代表了原始信号不同频段的分量,根据 n 个极值模态函数分量判定该ECG信号是否为异常心电图信号以及其异常程度等级。本发明采用极值能量分解方法分析ECG信号,将原始信号分解为多个分量,也就是极值分量函数,计算每一个分量的能量,得到其能量分布。



1. 一种基于极值能量分解法的心电图信号量化分析方法,其特征在于,包括如下步骤:

(1)、获取给定时间和给定采样频率下的未知状态的ECG信号 $x(t)$;

(2)、将ECG信号 $x(t)$ 进行去噪预处理;预处理的具体方法为:将ECG信号经过40Hz零相位FIR低通滤波器滤波消除高频噪声,然后经过中值滤波器去除基线漂移;

(3)、将去噪后的ECG信号 $x(t)$ 作为原始信号,求出原始信号的所有局部极值点,然后将原始信号的所有极大值点和所有极小值点采用样条曲线连起来分别形成上包络线 $e_{\max}$ 和下包络线 $e_{\min}$,得到上、下包络线的包络均值信号 $m(t) = (e_{\max} + e_{\min}) / 2$;

(4)、将原始信号 $x(t)$ 减去包络均值信号 $m(t)$,得到 $h(t) = x(t) - m(t)$;然后判断 $h(t)$ 是否满足极值模态函数的判定条件,如果不满足,将 $h(t)$ 作为原始信号返回至步骤(3),直到 $h_k(t)$ 满足极值模态函数的判定条件,则记 $c_1(t) = h_k(t)$,作为第一个极值模态函数分量;

(5)、将原始信号 $x(t)$ 减去第一个极值模态函数分量 $c_1(t)$,得到余量 $r_1(t) = x(t) - c_1(t)$,然后判断 $h_k(t)$ 是否满足停止准则,如果不满足,将 $r_1(t)$ 作为新的原始序列 $x(t)$,返回至步骤(3)和(4),直到 $h_k(t)$ 满足停止准则,得到第2、3、 $\dots$ 、 n 个极值模态函数分量及余量 $r_n(t)$,于是将原始信号 $x(t)$ 分解为 n 个极值模态函数分量和一个余量,即

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

(6)、对极值模态函数分量 $c_i(t)$, $i=1, 2, \dots, n$,进行频谱分析得到各极值模态函数分量的中心频率;

(7)、将原始信号 $x(t)$ 分解得的 n 个极值模态函数分量,代表了原始信号不同频段的分量,然后计算其各个分量的能量

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

将每一个能量值归一化,得到归一化的能量分布向量

$$p_i = E_i / E, i=1, 2, \dots, n$$

其中, $E = \sum_{i=1}^n E_i$,第一个分量 p_1 表示最高频段的能量,代表了信号在最高频段范围内能量分布的比例,最后一个分量 p_n 表示信号在最低频段范围内能量分布的比例;根据归一化的能量分布向量绘制归一化能量分布图,其中横坐标表示分量层次,纵坐标表示归一化的能量分布向量值,曲线表示平均值,误差棒表示标准差;

(8)、将未知状态的ECG信号的归一化的能量分布向量 p_i 和标准ECG信号的归一化的能量分布向量 p_i 进行显著性检测得到每一个极值模态函数分量上的概率值 P_i ,判断第一极值模态函数分量上的概率值 P_1 和第二极值模态函数分量上的概率值 P_2 是否小于概率标准值,若不小于则返回步骤(1)重新获取信号;

(9)、在满足 P_1 和 P_2 小于概率标准值的条件下,若第一个极值模态函数分量的能量分布向量 p_1 小于第二个极值模态函数分量的能量分布向量 p_2 ,则判定该ECG信号为异常心电图信号;

(10)、若ECG信号为异常心电图信号,再计算第2个极值模态函数分量的能量分布向量 p_2 平均值与第3个极值模态函数分量的能量分布向量 p_3 平均值的连线斜率值 K ,当斜率值 $K=0.05 \sim 0.11$ 时,该ECG信号的异常程度为第一等级;当斜率值 $K=0.12 \sim 0.19$ 时,该ECG信号的异常程度为第二等级;斜率值 $K=0.20 \sim 0.25$ 时,该ECG信号的异常程度为第三等级,且等

级越高代表异常程度越严重。

2. 根据权利要求1的一种基于极值能量分解法的心电图信号量化分析方法,其特征在在于:所述原始信号 $x(t)$ 所需最少数据量 $N=2^{n+1}$,其中 n 为分解出的极值模态函数分量的数量。

3. 根据权利要求1的一种基于极值能量分解法的心电图信号量化分析方法,其特征在在于:所述步骤(4)中极值模态函数的判定条件为:(a)、在整个数据序列中,极值点的数量与过零点的数量相等或者相差一个;(b)、在任意时刻,上下包络线对于时间轴对称。

4. 根据权利要求1的一种基于极值能量分解法的心电图信号量化分析方法,其特征在在于:所述步骤(5)中 $h_k(t)$ 满足停止准则的公式为:

$$SD = \frac{\sum_{t=0}^T [h_{k-1}(t) - h_k(t)]^2}{\sum_{t=0}^T h_{k-1}^2(t)} \leq \varepsilon, \varepsilon \text{ 表示筛选门限,取 } 0.2 \sim 0.3 \text{ 之间。}$$

5. 根据权利要求1的一种基于极值能量分解法的心电图信号量化分析方法,其特征在在于:所述步骤(8)和步骤(9)中的概率标准值为0.05。

一种基于极值能量分解法的心电图信号量化分析方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种心电图信号分析,尤其涉及一种基于极值能量分解法的心电图信号量化分析方法。

背景技术

[0002] 生理信号是由生命体多个系统相互作用产生的,不同系统作用的时间和强度不同,导致生理信号具有时间和空间上的复杂性。ECG(electrocardiogram)信号反应了心脏搏动的电活动过程,对于心脏基本功能和疾病诊断有重要的指导意义。ECG信号包括P波、QRS波、T波等几个不同的波群,每一个波群包含不同的频率成分,不同的频率成分在ECG信号中的能量分布比例不同。研究表明,ECG信号99%的能量集中在0~40Hz的范围内,对于不同的波群,频率分布范围和能量比例都有一定的规律。心脏疾病会引起ECG信号能量分布发生改变,研究ECG能量分布,对于揭示心脏疾病引起的功能改变有重要的临床指导意义。

[0003] 在ECG的能量(频谱)研究方面,传统经典方法,比如频谱分析、时域分析等已有很多,然而,ECG信号是非平稳非线性信号,传统频域分析方法更适合分析平稳信号,并且只能给出全局频率信息。另外对频域进行分段时,传统方法往往根据几个固定的频率点进行划分,没有考虑不同信号自身的波动特点和各信号之间的差异。

[0004] 因此,亟待解决上述问题。

发明内容

[0005] 发明目的:本发明的目的是提供一种可采用较少数据即可直观反映心电图能量分布和信号波动的真实规律的基于极值能量分解法的心电图信号分析方法。

[0006] 技术方案:为实现以上目的,本发明公开了一种基于极值能量分解法的心电图信号量化分析方法,包括如下步骤:

[0007] (1)、获取给定时间和给定采样频率下的未知状态的ECG信号 $x(t)$;

[0008] (2)、将ECG信号 $x(t)$ 进行去噪预处理;预处理的具体方法为:将ECG信号经过40Hz零相位FIR低通滤波器滤波消除高频噪声,然后经过中值滤波器去除基线漂移;

[0009] (3)、将去噪后的ECG信号 $x(t)$ 作为原始信号,求出原始信号的所有局部极值点,然后将原始信号的所有极大值点和所有极小值点采用样条曲线连起来分别形成上包络线 $e_{\max}$ 和下包络线 $e_{\min}$,得到上、下包络线的包络均值信号 $m(t) = (e_{\max} + e_{\min}) / 2$;

[0010] (4)、将原始信号 $x(t)$ 减去包络均值信号 $m(t)$,得到 $h(t) = x(t) - m(t)$;然后判断 $h(t)$ 是否满足极值模态函数的判定条件,如果不满足,将 $h(t)$ 作为原始信号返回至步骤(3),直到 $h_k(t)$ 满足极值模态函数的判定条件,则记 $c_1(t) = h_k(t)$,作为第一个极值模态函数分量;

[0011] (5)、将原始信号 $x(t)$ 减去第一个极值模态函数分量 $c_1(t)$,得到余量 $r_1(t) = x(t) - c_1(t)$,然后判断 $h_k(t)$ 是否满足停止准则,如果不满足,将 $r_1(t)$ 作为新的原始序列 $x(t)$,返

回至 步骤 (3) 和 (4), 直到 $h_k(t)$ 满足停止准则, 得到第 2、3、 $\dots$ 、 n 个极值模态函数分量 及余量 $r_n(t)$, 于是将原始信号 $x(t)$ 分解为 n 个极值模态函数分量和一个余量, 即

$$[0012] \quad x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t)$$

[0013] (6)、对极值模态函数分量 $c_i(t)$, $i=1, 2, \dots, n$, 进行频谱分析得到各极值 模态函数分量的中心频率;

[0014] (7)、将原始信号 $x(t)$ 分解得的 n 个极值模态函数分量, 代表了原始信号不同频段的分量, 然后计算其各个分量的能量

$$[0015] \quad E_i = \int |c_i(t)|^2 dt, i=1, 2, \dots, n$$

[0016] 将每一个能量值归一化, 得到归一化的能量分布向量

$$[0017] \quad p_i = E_i / E, i=1, 2, \dots, n$$

[0018] 其中, $E = \sum_{i=1}^n E_i$, 第一个分量 p_1 表示最高频段的能量, 代表了信号在最高频段范围内能量分布的比例, 最后一个分量 p_n 表示信号在最低频段范围内能量分布的比例; 根据归一化的能量分布向量绘制归一化能量分布图, 其中横坐标表示分量层次, 纵坐标表示归一化的能量分布向量值, 曲线表示平均值, 误差棒表示标准差;

[0019] (8)、将未知状态的 ECG 信号的归一化的能量分布向量 p_i 和标准 ECG 信号的归一化的能量分布向量 p_i 进行显著性检测得到每一个极值模态函数分量上的概率值 P_i , 判断 第一极值模态函数分量上的概率值 P_1 和第二极值模态函数分量上的概率值 P_2 是否小于 概率标准值, 若不小于则返回步骤 (1) 重新获取信号;

[0020] (9)、在满足 P_1 和 P_2 小于概率标准值的条件下, 若第一个极值模态函数分量的能量分布向量 p_1 小于第二个极值模态函数分量的能量分布向量 p_2 , 则判定该 ECG 信号为 异常心电图信号;

[0021] (10)、若 ECG 信号为异常心电图信号, 再计算第 2 个极值模态函数分量的能量分布向量 p_2 平均值与第 3 个极值模态函数分量的能量分布向量 p_3 平均值的连线斜率值 K , 当斜率值 $K=0.05 \sim 0.11$ 时, 该 ECG 信号的异常程度为第一等级; 当斜率值 $K=0.12 \sim 0.19$ 时, 该 ECG 信号的异常程度为第二等级; 斜率值 $K=0.20 \sim 0.25$ 时, 该 ECG 信号的异常程度为第三等级, 且等级越高代表异常程度越严重。

[0022] 其中, 所述原始信号 $x(t)$ 所需最少数据量 $N=2^{n+1}$, 其中 n 为分解出的极值模态函数分量的数量。

[0023] 优选的, 所述步骤 (4) 中极值模态函数的判定条件为: (a)、在整个数据序列中, 极值点的数量与过零点的数量相等或者相差一个; (b)、在任意时刻, 上下包络线对于 时间轴对称。

[0024] 再者, 所述步骤 (5) 中 $h_k(t)$ 满足停止准则的公式为:

$$[0025] \quad SD = \frac{\sum_{t=0}^T [\hat{h}_{k-1}(t) - \hat{h}_k(t)]^2}{\sum_{t=0}^T \hat{h}_{k-1}^2(t)} \leq \varepsilon, \varepsilon \text{ 表示筛选门限, 取 } 0.2 \sim 0.3 \text{ 之间。}$$

[0026] 进一步, 所述步骤 (8) 和步骤 (9) 中的概率标准值为 0.05。

[0027] 有益效果: 与现有技术相比, 本发明具有以下显著优点:

[0028] 本发明采用极值能量分解方法 (Extremum Energy Decomposition, EED) 分析 ECG

信号,将原始信号分解为多个分量,也就是极值分量函数,计算每一个分量的能量,得到其能量分布;本发明的可依据生物医学信号自身的波动规律,,不仅可将信号分解为从高频到低频的不同时间层次信号,还可将信号异常程度分成几个等级,等级越高,信号异常程度越严重;极值分解在所有层次上得到的数据长度相同,因而不会导致数据长度减小,从而使其可以用于短时间数据分析,即需要很少数据量即可分析得到准确结果;EED对于不同层次分量能量分析不容易受噪声的影响。

附图说明

- [0029] 图1为本发明中原始信号的示意图;
- [0030] 图2为本发明中原始信号求取包络线的示意图;
- [0031] 图3为本发明中原始信号的减去包络均值信号的示意图;
- [0032] 图4为本发明中得到第一个极值模态函数分量的示意图;
- [0033] 图5为本发明中极值能量分解法的流程示意图;
- [0034] 图6为本发明实施例1中ECG信号的EED分解示意图;
- [0035] 图7为本发明实施例1中ECG信号的频谱图;
- [0036] 图8为本发明实施例2中ECG信号的EED分解示意图。

具体实施方式

[0037] 下面结合附图对本发明的技术方案作进一步说明。

[0038] 如图1、图2、图3、图4和图5所示,本发明的一种基于极值能量分解法的心电图信号量化分析方法,包括如下步骤:

[0039] (1)、获取给定时间和给定采样频率下的未知状态的ECG信号 $x(t)$;原始信号 $x(t)$ 所需最少数据量 $N=2^{n+1}$,其中 n 为分解出的极值模态函数分量的数量;

[0040] (2)、将ECG信号 $x(t)$ 进行去噪预处理;预处理的具体方法为:将ECG信号经过40Hz零相位FIR低通滤波器滤波消除高频噪声,然后经过中值滤波器去除基线漂移;

[0041] (3)、将去噪后的ECG信号 $x(t)$ 作为原始信号,求出原始信号的所有局部极值点,然后将原始信号的所有极大值点和所有极小值点采用样条曲线连起来分别形成上包络线 $e_{\max}$ 和下包络线 $e_{\min}$,得到上、下包络线的包络均值信号 $m(t) = (e_{\max} + e_{\min}) / 2$;

[0042] (4)、将原始信号 $x(t)$ 减去包络均值信号 $m(t)$,得到 $h(t) = x(t) - m(t)$;然后判断 $h(t)$ 是否满足极值模态函数的判定条件,如果不满足,将 $h(t)$ 作为原始信号返回至步骤(3),直到 $h_k(t)$ 满足极值模态函数的判定条件,则记 $c_1(t) = h_k(t)$,作为第一个极值模态函数分量;其中极值模态函数的判定条件为:(a)、在整个数据序列中,极值点的数量与过零点的数量相等或者相差一个;(b)、在任意时刻,上下包络线对于时间轴对称;

[0043] (5)、将原始信号 $x(t)$ 减去第一个极值模态函数分量 $c_1(t)$,得到余量 $r_1(t) = x(t) - c_1(t)$,然后判断 $h_k(t)$ 是否满足停止准则,如果不满足,将 $r_1(t)$ 作为新的原始序列 $x(t)$,返回至步骤(3)和(4),直到 $h_k(t)$ 满足停止准则,得到第2、3、 $\dots$ 、 n 个极值模态函数分量及余量 $r_n(t)$,于是将原始信号 $x(t)$ 分解为 n 个极值模态函数分量和一个余量,即

$$[0044] \quad x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t)$$

[0045] 其中 $h_k(t)$ 满足停止准则的公式为:

$$[0046] \quad SD = \frac{\sum_{t=0}^T [\hat{h}_{k-1}(t) - \hat{h}_k(t)]^2}{\sum_{t=0}^T \hat{h}_{k-1}^2(t)} \leq \varepsilon, \varepsilon \text{ 表示筛选门限, 取 } 0.2 \sim 0.3 \text{ 之间; 满足停止准则的极}$$

值模态分解则满足如下两个条件: (a) 最后得到的极值模态函数分量 $c_n(t)$ 或者余量 $r_n(t)$ 小于预先设定的阈值; (b) 残余信号 $r_n(t)$ 成为单调信号, 不能从中再提取出极值模态函数信号;

[0047] (6)、对极值模态函数分量 $c_i(t)$, $i=1, 2, \dots, n$, 进行频谱分析得到各极值模态函数分量的中心频率;

[0048] (7)、将原始信号 $x(t)$ 分解得的 n 个极值模态函数分量, 代表了原始信号不同频段的分量, 然后计算其各个分量的能量

$$[0049] \quad E_i = \int |c_i(t)|^2 dt, i=1, 2, \dots, n$$

[0050] 将每一个能量值归一化, 得到归一化的能量分布向量

$$[0051] \quad p_i = E_i / E, i=1, 2, \dots, n$$

[0052] 其中, $E = \sum_{i=1}^n E_i$, 第一个分量 p_1 表示最高频段的能量, 代表了信号在最高频段范围内能量分布的比例, 最后一个分量 p_n 表示信号在最低频段范围内能量分布的比例; 根据归一化的能量分布向量绘制归一化能量分布图, 其中横坐标表示分量层次, 纵坐标表示归一化的能量分布向量值, 曲线表示平均值, 误差棒表示标准差;

[0053] (8)、将未知状态的ECG信号的归一化的能量分布向量 p_i 和标准ECG信号的归一化的能量分布向量 p_i 进行显著性检测得到每一个极值模态函数分量上的概率值 P_i , 判断第一极值模态函数分量上的概率值 P_1 和第二极值模态函数分量上的概率值 P_2 是否小于概率标准值, 若不小于则返回步骤(1)重新获取信号;

[0054] (9)、在满足 P_1 和 P_2 小于概率标准值的条件下, 若第一个极值模态函数分量的能量分布向量 p_1 小于第二个极值模态函数分量的能量分布向量 p_2 , 则判定该ECG信号为异常心电图信号;

[0055] (10)、若ECG信号为异常心电图信号, 再计算第2个极值模态函数分量的能量分布向量 p_2 平均值与第3个极值模态函数分量的能量分布向量 p_3 平均值的连线斜率值 K , 当斜率值 $K=0.05 \sim 0.11$ 时, 该ECG信号的异常程度为第一等级; 当斜率值 $K=0.12 \sim 0.19$ 时, 该ECG信号的异常程度为第二等级; 斜率值 $K=0.20 \sim 0.25$ 时, 该ECG信号的异常程度为第三等级, 且等级越高代表异常程度越严重, 斜率 K 值越大表示信号异常越严重。

[0056] 本发明采用的极值能量分解方法 (Extremum Energy Decomposition, EED), 其是基于极值模态函数的概念的方法, 极值模态函数是同时满足下面两个条件的具有单一频率的一类信号, 两个条件为:

[0057] (a)、在整个数据序列中, 极值点 (包括极大值和极小值) 的数量与过零点的数量必须相等或者最多相差一个;

[0058] (b) 在任意时刻, 局部极大值点形成的上包络线与局部极小值点形成的下包络线的均值为零, 也就是说局部上下包络线对于时间轴局部对称;

[0059] 上面两个条件, 条件 (a) 类似于高斯正态平稳过程对于传统窄带的要求, 条件 (b) 保证了由极值模态函数计算得到的瞬时频率有物理意义。

[0060] 本发明的极值模态函数分解终止的标准选择要适中, 条件太严格, 会导致最后几

个极值模态函数分量失去意义;条件太宽松,会导致有用的分量丢失;在实际应用中,也可以根据需求设定需要分解的极值模态函数分量层数,当满足分解层数时即终止计算。

[0061] 实施例1

[0062] 本发明的一种基于极值能量分解法的心电图信号量化分析方法,包括如下步骤:

[0063] (1)、从physionet的健康人正常窦性数据库nsrdb内获取给定时间和给定采样频率下的ECG信号 $x(t)$;数据长度为8s,原始信号 $x(t)$ 所需最少数据量为 $N=2^{n+1}=2^9$,其中 n 为分解出的极值模态函数分量的数量, n 设为8;

[0064] (2)、将ECG信号 $x(t)$ 进行去噪预处理;预处理的具体方法为:由于ECG能量主要集中在0~40Hz,将ECG信号经过40Hz零相位FIR低通滤波器滤波消除高频噪声,然后经过中值滤波器去除基线漂移;

[0065] (3)、将去噪后的ECG信号 $x(t)$ 作为原始信号,求出原始信号的所有局部极值点,然后将原始信号的所有极大值点和所有极小值点采用样条曲线连起来分别形成上包络线 $e_{\max}$ 和下包络线 $e_{\min}$,得到上、下包络线的包络均值信号 $m(t) = (e_{\max} + e_{\min}) / 2$;

[0066] (4)、将原始信号 $x(t)$ 减去包络均值信号 $m(t)$,得到 $h(t) = x(t) - m(t)$;然后判断 $h(t)$ 是否满足极值模态函数的判定条件,如果不满足,将 $h(t)$ 作为原始信号返回至步骤(3),直到 $h_k(t)$ 满足极值模态函数的判定条件,则记 $c_1(t) = h_k(t)$,作为第一个极值模态函数分量;其中极值模态函数的判定条件为:(a)、在整个数据序列中,极值点的数量与过零点的数量相等或者相差一个;(b)、在任意时刻,上下包络线对于时间轴对称;

[0067] (5)、将原始信号 $x(t)$ 减去第一个极值模态函数分量 $c_1(t)$,得到余量 $r_1(t) = x(t) - c_1(t)$,将 $r_1(t)$ 作为新的原始序列 $x(t)$,返回至步骤(3)和(4),得到第2、3、...、8个极值模态函数分量及余量 $r_8(t)$,于是将原始信号 $x(t)$ 分解为8个极值模态函数分量和一个余量,即

$$[0068] \quad x(t) = \sum_{i=1}^8 c_i(t) + r_8(t)$$

[0069] 如图6所示,根据波形特点,ECG信号可以分为P、QRS、T波三个波群;根据分解8个极值模态函数分量,可得出 $c_1(t)$ 和 $c_2(t)$ 具有最高的频率表示ECG信号中频率最高的QRS波群的分解成分, $c_3(t)$ 表示ECG信号中高频QRS波群和P波叠加的分解成分, $c_4(t)$ 表示ECG信号中高频QRS波群、P波和T波叠加的分解成分, $c_5(t)$ 表示ECG信号中QRS波群、P波和T波的低频部分叠加的分解成分, $c_6(t)$ 表示代表心脏跳动节律的心动周期, $c_7(t)$ 和 $c_8(t)$ 表示代表了心脏的长时节律的更大时间尺度上的心脏生理调整节律;观察信号的幅值,频率最高的分量具有较高的幅值,能量最高;频率最低的分量幅值较低,能量较低;

[0070] (6)、对极值模态函数分量 $c_i(t)$, $i=1, 2, \dots, 8$,进行频谱分析得到各极值模态函数分量的中心频率,如表1;其中对 c_1 进行频谱分析,得到图7所示频谱图,可得出 c_1 的中心频率在20Hz左右,主要频率集中在15~25Hz的范围;如现有研究表明,P波的频谱范围为0~18Hz(± 3 Hz),能量主要集中在5~12Hz;QRS波的频谱范围为0~37Hz(± 5 Hz),能量主要集中在6~18Hz;T波的频谱范围为0~8Hz(± 2 Hz),能量主要集中在0~8Hz。对比表1可以看出,QRS波群的频带主要包含了 c_1 、 c_2 两个分量,P波主要包含了 c_3 、 c_4 两个分量,T波主要包含了 $c_4 \sim c_8$ 的分量部分。需要注意的是,这里说的包含并不是说每一个分量只由特定的

ECG波群(P、QRS、T波)决定,或者每一个 ECG波群只包含于特定的分量中,上面的波群——能量关系是一个主要的对应关系,而不是全部。例如,代表低频部分的 $c_5 \sim c_8$ 分量,是由各个ECG波群的低频部分叠加的结果,而不是由某一特定的ECG波群决定。本发明的极值模态函数分量及各层次的极值模态函数分量均说明ECG的极值模态函数分量能够代表一定的ECG波群波动情况,反应ECG在不同层次上的波动规律;相比较传统的频域分析方法,EED方法可以直接观察ECG在各个层次上的波动情况,非常直观。

[0071] 表1各个极值模态函数分量的中心频率

[0072]	分量层次	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

[0073] 实施例2

[0074] 将EED分析方法用于分析健康人和CHF患者ECG在不同层次下的能量分布。

[0075] 健康人年轻人的一种基于极值能量分解法的心电图信号量化分析方法,包括如下步骤:

[0076] (1)、从physionet的ptbdb数据库获取采样频率为128Hz的ECG信号 $x(t)$;其中ptbdb数据库包含297个个体的549组数据,其中健康年轻人18人(取年龄小于36岁的个体,年龄 28.3 ± 4.7),原始信号 $x(t)$ 所需最少数据量 $N = 2^{n+1} = 2^9$,其中 n 为分解出的极值模态函数分量的数量, n 取8;

[0077] (2)、将ECG信号 $x(t)$ 进行去噪预处理;预处理的具体方法为:由于ECG能量主要集中在0~40Hz,将ECG信号经过40Hz零相位FIR低通滤波器滤波消除高频噪声,然后经过中值滤波器去除基线漂移;

[0078] (3)、将去噪后的ECG信号 $x(t)$ 作为原始信号,求出原始信号的所有局部极值点,然后将原始信号的所有极大值点和所有极小值点采用样条曲线连起来分别形成上包络线 $e_{\max}$ 和下包络线 $e_{\min}$,得到上、下包络线的包络均值信号 $m(t) = (e_{\max} + e_{\min}) / 2$;

[0079] (4)、将原始信号 $x(t)$ 减去包络均值信号 $m(t)$,得到 $h(t) = x(t) - m(t)$;然后判断 $h(t)$ 是否满足极值模态函数的判定条件,如果不满足,将 $h(t)$ 作为原始信号返回至步骤(3),直到 $h_k(t)$ 满足极值模态函数的判定条件,则记 $c_1(t) = h_k(t)$,作为第一个极值模态函数分量;其中极值模态函数的判定条件为:(a)、在整个数据序列中,极值点的数量与过零点的数量相等或者相差一个;(b)、在任意时刻,上下包络线对于时间轴对称;

[0080] (5)、将原始信号 $x(t)$ 减去第一个极值模态函数分量 $c_1(t)$,得到余量 $r_1(t) = x(t) - c_1(t)$,将 $r_1(t)$ 作为新的原始序列 $x(t)$,返回至步骤(3)和(4),得到第2、3、...、8个极值模态函数分量及余量 $r_8(t)$,于是将原始信号 $x(t)$ 分解为8个极值模态函数分量和一个余量,即

$$[0081] \quad x(t) = \sum_{i=1}^8 c_i(t) + r_8(t)$$

[0082] (6)、对极值模态函数分量 $c_i(t)$, $i = 1, 2, \dots, 8$,进行频谱分析得到各极值模态函数分量的中心频率;

[0083] (7)、将原始信号 $x(t)$ 分解得的8个极值模态函数分量,代表了原始信号不同频段的分量,然后计算其各个分量的能量

[0084] $E_i = \int |c_i(t)|^2 dt, i=1, 2, \dots, 8$

[0085] 将每一个能量值归一化, 得到归一化的能量分布向量

[0086] $p_i = E_i / E, i=1, 2, \dots, 8$

[0087] 其中, $E = \sum_{i=1}^n E_i$, 第一个分量 p_1 表示最高频段的能量, 代表了信号在最高频段范围内能量分布的比例, 最后一个分量 p_n 表示信号在最低频段范围内能量分布的比例。

[0088] 健康人老年人的一种基于极值能量分解法的心电图信号量化分析方法, 包括如下步骤:

[0089] (1)、从physionet的ptbdb数据库获取采样频率为128Hz的ECG信号 $x(t)$; 其中ptbdb数据库包含包含297个个体的549组数据, 其中健康老年人7人(取年龄大于59岁的个体, 年龄 69.4 ± 5.4), 原始信号 $x(t)$ 所需最少数据量 $N = 2^{n+1} = 2^9$, 其中 n 为分解出的极值模态函数分量的数量, n 取8;

[0090] (2)、将ECG信号 $x(t)$ 进行去噪预处理; 预处理的具体方法为: 由于ECG能量主要集中在0~40Hz, 将ECG信号经过40Hz零相位FIR低通滤波器滤波消除高频噪声, 然后经过中值滤波器去除基线漂移;

[0091] (3)、将去噪后的ECG信号 $x(t)$ 作为原始信号, 求出原始信号的所有局部极值点, 然后将原始信号的所有极大值点和所有极小值点采用样条曲线连起来分别形成上包络线 $e_{\max}$ 和下包络线 $e_{\min}$, 得到上、下包络线的包络均值信号 $m(t) = (e_{\max} + e_{\min}) / 2$;

[0092] (4)、将原始信号 $x(t)$ 减去包络均值信号 $m(t)$, 得到 $h(t) = x(t) - m(t)$; 然后判断 $h(t)$ 是否满足极值模态函数的判定条件, 如果不满足, 将 $h(t)$ 作为原始信号返回至步骤(3), 直到 $h_k(t)$ 满足极值模态函数的判定条件, 则记 $c_1(t) = h_k(t)$, 作为第一个极值模态函数分量; 其中极值模态函数的判定条件为: (a)、在整个数据序列中, 极值点的数量与过零点的数量相等或者相差一个; (b)、在任意时刻, 上下包络线对于时间轴对称;

[0093] (5)、将原始信号 $x(t)$ 减去第一个极值模态函数分量 $c_1(t)$, 得到余量 $r_1(t) = x(t) - c_1(t)$, 将 $r_1(t)$ 作为新的原始序列 $x(t)$, 返回至步骤(3)和(4), 得到第2、3、...、8个极值模态函数分量及余量 $r_8(t)$, 于是将原始信号 $x(t)$ 分解为8个极值模态函数分量和一个余量, 即

$$[0094] \quad x(t) = \sum_{i=1}^8 c_i(t) + r_8(t)$$

[0095] (6)、对极值模态函数分量 $c_i(t), i=1, 2, \dots, 8$, 进行频谱分析得到各极值模态函数分量的中心频率;

[0096] (7)、将原始信号 $x(t)$ 分解得的8个极值模态函数分量, 代表了原始信号不同频段的分量, 然后计算其各个分量的能量

[0097] $E_i = \int |c_i(t)|^2 dt, i=1, 2, \dots, 8$

[0098] 将每一个能量值归一化, 得到归一化的能量分布向量

[0099] $p_i = E_i / E, i=1, 2, \dots, 8$

[0100] 其中, $E = \sum_{i=1}^n E_i$, 第一个分量 p_1 表示最高频段的能量, 代表了信号在最高频段范围内能量分布的比例, 最后一个分量 p_n 表示信号在最低频段范围内能量分布的比例。

[0101] 心肌梗死(MI)患者的一种基于极值能量分解法的心电图信号量化分析方法, 包括

如下步骤:

[0102] (1)、从physionet的ptbdb数据库获取采样频率为128Hz的ECG信号 $x(t)$;其中ptbdb数据库包含包含297个个体的549组数据,其中心肌梗死(MI)148人(年龄 60.5 ± 11.0),原始信号 $x(t)$ 所需最少数据量 $N=2^{n+1}=2^9$,其中 n 为分解出的极值模态函数分量的数量, n 取8;

[0103] (2)、将ECG信号 $x(t)$ 进行去噪预处理;预处理的具体方法为:由于ECG能量主要集中在0~40Hz,将ECG信号经过40Hz零相位FIR低通滤波器滤波消除高频噪声,然后经过中值滤波器去除基线漂移;

[0104] (3)、将去噪后的ECG信号 $x(t)$ 作为原始信号,求出原始信号的所有局部极值点,然后将原始信号的所有极大值点和所有极小值点采用样条曲线连起来分别形成上包络线 $e_{\max}$ 和下包络线 $e_{\min}$,得到上、下包络线的包络均值信号 $m(t) = (e_{\max} + e_{\min}) / 2$;

[0105] (4)、将原始信号 $x(t)$ 减去包络均值信号 $m(t)$,得到 $h(t) = x(t) - m(t)$;然后判断 $h(t)$ 是否满足极值模态函数的判定条件,如果不满足,将 $h(t)$ 作为原始信号返回至步骤(3),直到 $h_k(t)$ 满足极值模态函数的判定条件,则记 $c_1(t) = h_k(t)$,作为第一个极值模态函数分量;其中极值模态函数的判定条件为:(a)、在整个数据序列中,极值点的数量与过零点的数量相等或者相差一个;(b)、在任意时刻,上下包络线对于时间轴对称;

[0106] (5)、将原始信号 $x(t)$ 减去第一个极值模态函数分量 $c_1(t)$,得到余量 $r_1(t) = x(t) - c_1(t)$,将 $r_1(t)$ 作为新的原始序列 $x(t)$,返回至步骤(3)和(4),得到第2、3、...、8个极值模态函数分量及余量 $r_8(t)$,于是将原始信号 $x(t)$ 分解为8个极值模态函数分量和一个余量,即

$$[0107] \quad x(t) = \sum_{i=1}^8 c_i(t) + r_8(t)$$

[0108] (6)、对极值模态函数分量 $c_i(t)$, $i=1,2,\dots,8$,进行频谱分析得到各极值模态函数分量的中心频率;

[0109] (7)、将原始信号 $x(t)$ 分解得的8个极值模态函数分量,代表了原始信号不同频段的分量,然后计算其各个分量的能量

$$[0110] \quad E_i = \int |c_i(t)|^2 dt, i=1,2,\dots,8$$

[0111] 将每一个能量值归一化,得到归一化的能量分布向量

$$[0112] \quad p_i = E_i / E, i=1,2,\dots,8$$

[0113] 其中, $E = \sum_{i=1}^n E_i$,第一个分量 p_1 表示最高频段的能量,代表了信号在最高频段范围内能量分布的比例,最后一个分量 p_n 表示信号在最低频段范围内能量分布的比例。

[0114] 心肌病(CM)患者的一种基于极值能量分解法的心电图信号量化分析方法,包括如下步骤:

[0115] (1)、从physionet的ptbdb数据库获取采样频率为128Hz的ECG信号 $x(t)$;其中ptbdb数据库包含包含297个个体的549组数据,其中心肌病(CM)15人(年龄 59.7 ± 14.4),原始信号 $x(t)$ 所需最少数据量 $N=2^{n+1}=2^9$,其中 n 为分解出的极值模态函数分量的数量, n 取8;

[0116] (2)、将ECG信号 $x(t)$ 进行去噪预处理;预处理的具体方法为:由于ECG能量主 要集

中在0~40Hz,将ECG信号经过40Hz零相位FIR低通滤波器滤波消除高频噪声,然后经过中值滤波器去除基线漂移;

[0117] (3)、将去噪后的ECG信号 $x(t)$ 作为原始信号,求出原始信号的所有局部极值点,然后将原始信号的所有极大值点和所有极小值点采用样条曲线连起来分别形成上包络线 $e_{\max}$ 和下包络线 $e_{\min}$,得到上、下包络线的包络均值信号 $m(t) = (e_{\max} + e_{\min}) / 2$;

[0118] (4)、将原始信号 $x(t)$ 减去包络均值信号 $m(t)$,得到 $h(t) = x(t) - m(t)$;然后判断 $h(t)$ 是否满足极值模态函数的判定条件,如果不满足,将 $h(t)$ 作为原始信号返回至步骤(3),直到 $h_k(t)$ 满足极值模态函数的判定条件,则记 $c_1(t) = h_k(t)$,作为第一个极值模态函数分量;其中极值模态函数的判定条件为:(a)、在整个数据序列中,极值点的数量与过零点的数量相等或者相差一个;(b)、在任意时刻,上下包络线对于时间轴对称;

[0119] (5)、将原始信号 $x(t)$ 减去第一个极值模态函数分量 $c_1(t)$,得到余量 $r_1(t) = x(t) - c_1(t)$,将 $r_1(t)$ 作为新的原始序列 $x(t)$,返回至步骤(3)和(4),得到第2、3、...、8个极值模态函数分量及余量 $r_8(t)$,于是将原始信号 $x(t)$ 分解为8个极值模态函数分量和一个余量,即

$$[0120] \quad x(t) = \sum_{i=1}^8 c_i(t) + r_8(t)$$

[0121] (6)、对极值模态函数分量 $c_i(t)$, $i=1,2,\dots,8$,进行频谱分析得到各极值模态函数分量的中心频率;

[0122] (7)、将原始信号 $x(t)$ 分解得的8个极值模态函数分量,代表了原始信号不同频段的分量,然后计算其各个分量的能量

$$[0123] \quad E_i = \int |c_i(t)|^2 dt, i=1,2,\dots,8$$

[0124] 将每一个能量值归一化,得到归一化的能量分布向量

$$[0125] \quad p_i = E_i / E, i=1,2,\dots,8$$

[0126] 其中, $E = \sum_{i=1}^n E_i$,第一个分量 p_1 表示最高频段的能量,代表了信号在最高频段范围内能量分布的比例,最后一个分量 p_n 表示信号在最低频段范围内能量分布的比例。

[0127] CHF患者的一种基于极值能量分解法的心电图信号量化分析方法,包括如下步骤:

[0128] (1)、从CHF数据库chfdb获取采样频率为128Hz的ECG信号 $x(t)$,其中chfdb数据库包含CHF患者(年龄 60.5 ± 11),原始信号 $x(t)$ 所需最少数据量 $N = 2^{n+1} = 2^9$,其中 n 为分解出的极值模态函数分量的数量, $n=8$;

[0129] (2)、将ECG信号 $x(t)$ 进行去噪预处理;预处理的具体方法为:由于ECG能量主要集中在0~40Hz,将ECG信号经过40Hz零相位FIR低通滤波器滤波消除高频噪声,然后经过中值滤波器去除基线漂移;

[0130] (3)、将去噪后的ECG信号 $x(t)$ 作为原始信号,求出原始信号的所有局部极值点,然后将原始信号的所有极大值点和所有极小值点采用样条曲线连起来分别形成上包络线 $e_{\max}$ 和下包络线 $e_{\min}$,得到上、下包络线的包络均值信号 $m(t) = (e_{\max} + e_{\min}) / 2$;

[0131] (4)、将原始信号 $x(t)$ 减去包络均值信号 $m(t)$,得到 $h(t) = x(t) - m(t)$;然后判断 $h(t)$ 是否满足极值模态函数的判定条件,如果不满足,将 $h(t)$ 作为原始信号返回至步骤(3),直到 $h_k(t)$ 满足极值模态函数的判定条件,则记 $c_1(t) = h_k(t)$,作为第一个极值模态函

数分量；其中极值模态函数的判定条件为：(a)、在整个数据序列中，极值点的数量与过零点的数量相等或者相差一个；(b)、在任意时刻，上下包络线对于时间轴对称；

[0132] (5)、将原始信号 $x(t)$ 减去第一个极值模态函数分量 $c_1(t)$ ，得到余量 $r_1(t) = x(t) - c_1(t)$ ，将 $r_1(t)$ 作为新的原始序列 $x(t)$ ，返回至步骤(3)和(4)，得到第2、3、...、8个极值模态函数分量及余量 $r_8(t)$ ，于是将原始信号 $x(t)$ 分解为8个极值模态函数分量和一个余量，即

$$[0133] \quad x(t) = \sum_{i=1}^8 c_i(t) + r_8(t)$$

[0134] (6)、对极值模态函数分量 $c_i(t)$ ， $i=1,2,\dots,8$ ，进行频谱分析得到各极值模态函数分量的中心频率，得到频域分析结果图，健康人能量分布在0~40Hz的范围内，并且在20Hz以上的高频部分能量比例较高，CHF能量主要集中在20Hz以下，高频部分能量明显减少；

[0135] (7)、将原始信号 $x(t)$ 分解得的8个极值模态函数分量，代表了原始信号不同频段的分量，然后计算其各个分量的能量

$$[0136] \quad E_i = \int |c_i(t)|^2 dt, i=1,2,\dots,8$$

[0137] 将每一个能量值归一化，得到归一化的能量分布向量

$$[0138] \quad p_i = E_i/E, i=1,2,\dots,8$$

[0139] 其中， $E = \sum_{i=1}^n E_i$ ，第一个分量 p_1 表示最高频段的能量，代表了信号在最高频段范围内能量分布的比例，最后一个分量 p_n 表示信号在最低频段范围内能量分布的比例。

[0140] 根据健康年轻人、健康老年人、MI患者、CM患者和CHF患者的归一化的能量分布向量绘制归一化能量分布图，其中横坐标表示分量层次，纵坐标表示归一化的能量分布向量值，曲线表示平均值，误差棒表示标准差。

[0141] 如图8所示，在分解层次1上，从健康年轻人到老年人再到各种疾病，能量值逐渐下降。健康年轻人和健康老年人在能量低层次，即层次1、层次2和层次3上能量曲线趋于水平分布，能量较高，层次4上能量特高。而其他三类疾病在分解层次1~3上能量递增，在层次3时能量达到最大值，之后逐渐降低。在层次1~3上，几组人群能量变化趋势完全相反，曲线发生交叉。心脏疾病患者能量分布曲线整体上呈倒“V”形，并且疾病越严重，倒“V”的现象越明显。心脏疾病引起了ECG极值能量在低层次上明显降低，表明疾病引起了人体心脏短时调节能力降低和对于环境的适应能力下降。同时心脏疾病患者在控制心律的分解层次上(层次5、6)具有更高的能量分布比例，或许对于心脏疾病患者，控制好心跳的节律更加重要。老年人相比较年轻人在尺度1上能量均值稍有降低，但降低趋势不明显，说明年龄并没有显著影响到ECG极值能量的分布，健康老年人仍然可以保持良好的心脏功能。

[0142] 将健康年轻人的ECG信号的归一化的能量分布向量 p_i 和健康老年人的ECG信号的归一化的能量分布向量 p_i 进行显著性检测得到每一个极值模态函数分量上的概率值 P_i ，大于0.05则表明两者没有显著性差异，如表2所示。

[0143] 表2健康老年人与健康年轻人能量向量T检验

[0144]	能量向量	1	2	3	4	5	6	7	8
	T 检验值 P_i	0.7879	0.6479	0.0893	0.7064	0.4055	0.6811	0.9367	0.0983

[0145] 将健康老年人的ECG信号的归一化的能量分布向量 p_i 和MI患者、CM患者和CHF 患者的ECG信号的归一化的能量分布向量 p_i 进行显著性检测得到每一个极值模态函数 分量上的概率值 P_i ,当概率值 P_i 小于0.05则表明两者有显著性差异,如表3所示。

[0146] 表3健康老年人与心脏疾病患者能量向量T检验

[0147]	能量向量	1	2	3	4	5	6	7	8
	MI	0.1376	0.3490	0.8512	0.3540	0.2064	0.0478	0.8477	0.0523
	CM	0.0063	0.3101	0.2451	0.1391	0.0036	0.0264	0.2855	0.1059
	CHF	0.0003	0.1824	0.1320	0.5921	0.0267	0.1993	0.2092	0.0925

[0148] 将健康年轻人的ECG信号的归一化的能量分布向量 p_i 和MI患者、CM患者和CHF 患者的ECG信号的归一化的能量分布向量 p_i 进行显著性检测得到每一个极值模态函数 分量上的概率值 P_i ,当概率值 P_i 小于0.05则表明两者有显著性差异,如表4所示。

[0149] 表4健康年轻人与心脏疾病患者能量向量T检验

[0150]	能量向量	1	2	3	4	5	6	7	8
	MI	0.0088	0.2671	0.0137	0.0461	0.4168	0.0044	0.8526	0.8418
	CM	0.0001	0.1942	0.0006	0.0225	0.0187	0.0012	0.1198	0.1128
	CHF	0.0000	0.0744	0.0004	0.2424	0.0647	0.0705	0.1610	0.5483

[0151] 将MI患者、CM患者和CHF患者三者的ECG信号的归一化的能量分布向量 p_i 进行显著性检测得到每一个极值模态函数分量上的概率值 P_i ,当概率值 P_i 小于0.05则表明两者有显著性差异,如表5所示。

[0152] 表5 MI、CM、CHF三种疾病患者能量向量T检验

[0153]	能量向量	1	2	3	4	5	6	7	8
	MI 与 CM	0.0341	0.5351	0.1439	0.6567	0.1134	0.1366	0.0471	0.0004
	MI 与 CHF	0.0008	0.2219	0.0086	0.5946	0.2123	0.6996	0.2431	0.5250
	CM 与 CHF	0.2856	0.7247	0.3825	0.3507	0.7463	0.2591	0.0082	0.0829

[0154] 从上表可以得出:

[0155] (1) 健康年轻人和健康老年人在任何能量层次上都没有显著性差异;

[0156] (2) 健康老年人与三种心脏疾病患者在层次1、5、6上有较好的区分度;

[0157] (3) 健康年轻人与三种心脏疾病患者在1、3、4、5、6几个层次上有较好的区分,尤其是层次1、3,对三类疾病患者都有显著性差异,相比较表3老年人与三种疾病患者的比较,心脏疾病患者与年轻人差异更加明显;

[0158] (4) 三种疾病之间也有一些差异性,体现了对心脏损伤的不同特点。

[0159] 以上结果可以得出心脏疾病显著引起了ECG高频层次(层次1)能量的降低,预示着心脏短时调节能力的下降,且从能量分布曲线整体上呈倒“V”形,且疾病越严重,倒“V”形的现象越明显;另外在表示心脏跳动节律的层次5、6上,心脏疾病患者与健康人也有比较好的区分,在5、6层次上的极值能量与健康人相比有更高的能量,说明心脏疾病患者控制

好心跳的节律相比于健康人更为重要。

[0160] 通过对三个层次(层次1,2,3)的归一化能量的量化分析表明,心脏疾病显著引起了ECG极值能量高频层次(层次1)能量的降低,预示着心脏短时调节能力的下降;通过对这三个层次(层次1、5、6)的量化分析,可以为临床诊断提供参考。

[0161] 如图8所示,图中走向趋势以层次“3”上的归一化能量值为顶点形成倒“V”形,由其左边以“1、2、3”层上能量点的连线和右边以“3、4、5、6、7、8”层上的能量点的连线构成。以左边“2、3”层上的能量点连线斜率值为量化分析的依据来判定ECG信号的异常程度,斜率值愈大,则异常程度愈严重。

[0162] 计算曲线倒“V”形左边斜率K:MI(心肌梗死)患者 $K_1=0.08$,CM(心肌病)患者 $K_2=0.17$,CMF(充血性心衰)患者 $K_3=0.22$;

[0163] 计算曲线倒“V”形右边斜率K:MI(心肌梗死)患者 $K_1=-0.05$,CM(心肌病)患者 $K_2=-0.11$,CMF(充血性心衰)患者 $K_3=-0.13$ 。

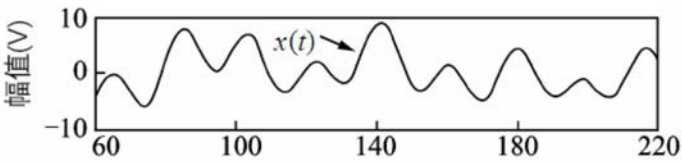


图1

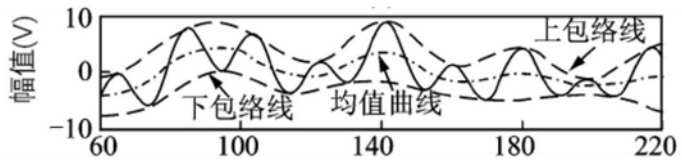


图2

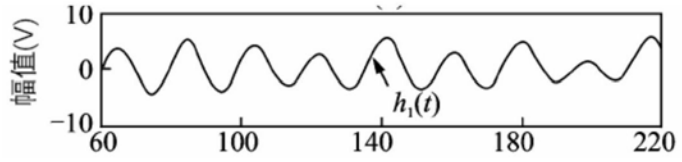


图3

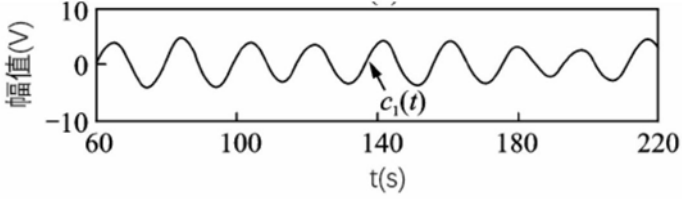


图4

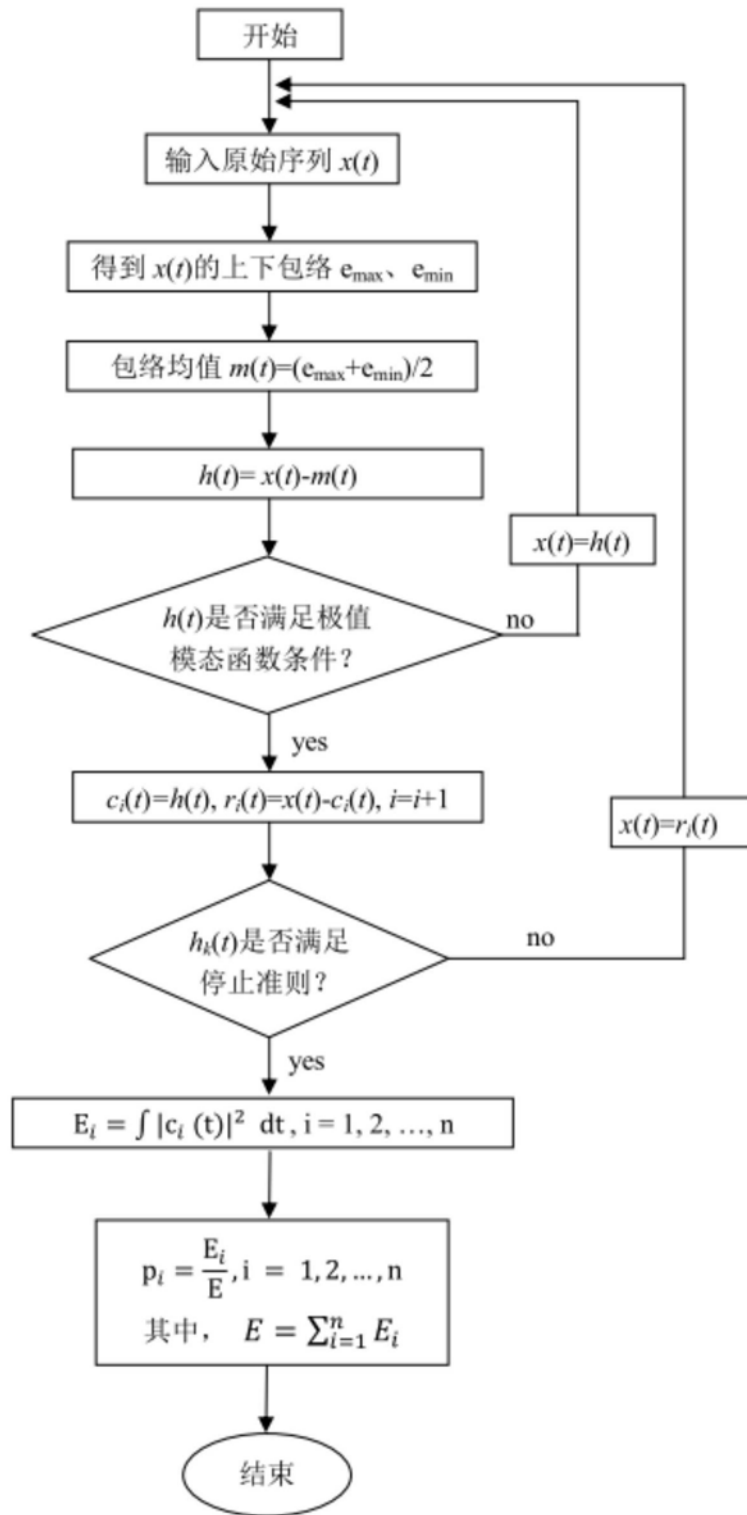


图5

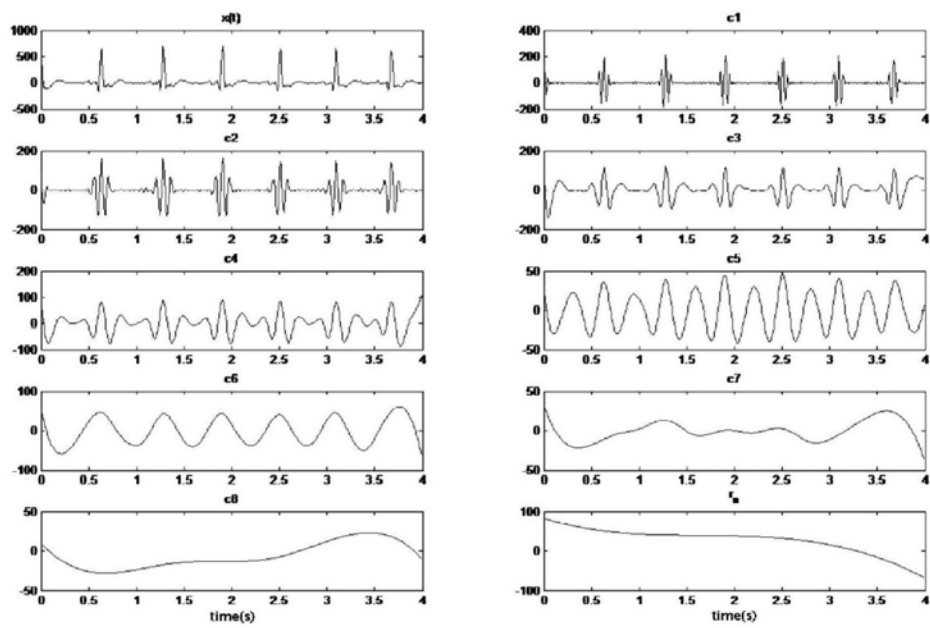


图6

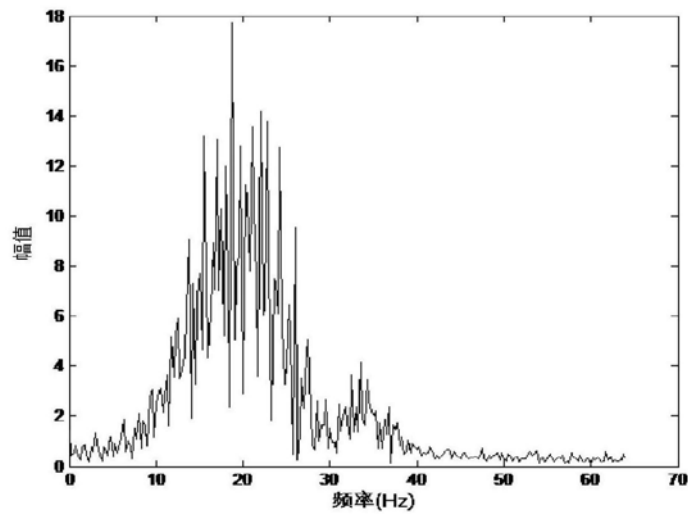


图7

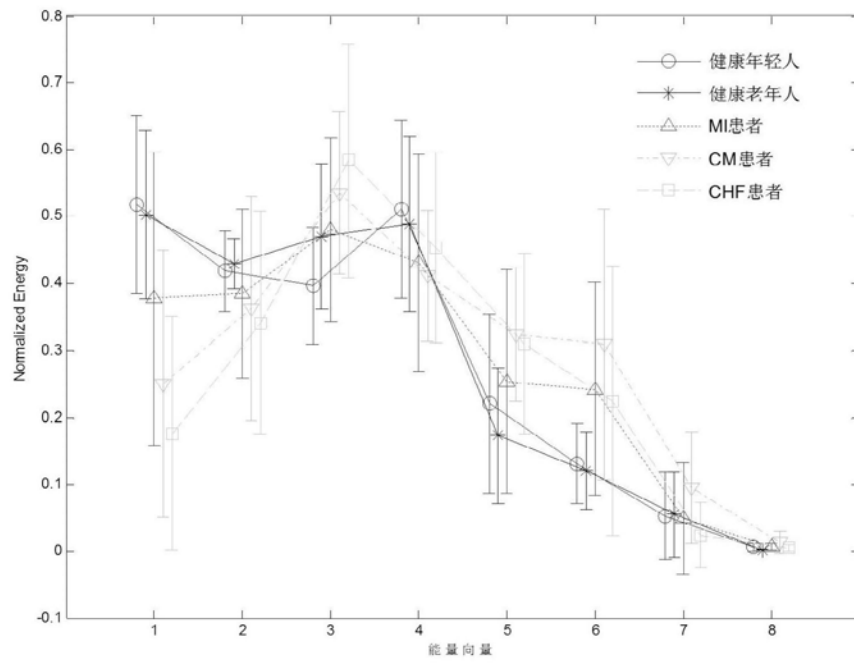


图8

专利名称(译)	一种基于极值能量分解法的心电图信号量化分析方法		
公开(公告)号	CN110558973A	公开(公告)日	2019-12-13
申请号	CN201910841966.0	申请日	2019-09-06
[标]申请(专利权)人(译)	江苏华康信息技术有限公司		
申请(专利权)人(译)	江苏华康信息技术有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	江苏华康信息技术有限公司		
[标]发明人	宁新宝 周作建 姜晓东 王华		
发明人	宁新宝 曾彭 周作建 姜晓东 王华		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/7203 A61B5/7235 A61B5/725		
代理人(译)	张婧		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于极值能量分解法的心电图信号量化分析方法，包括获取给定时间和给定采样频率下的未知状态的ECG信号 $x(t)$ ；将ECG信号 $x(t)$ 进行去噪预处理；将去噪后的ECG信号 $x(t)$ 作为原始信号，将原始信号 $x(t)$ 分解为 n 个极值模态函数分量和一个余量，将原始信号 $x(t)$ 分解得的 n 个极值模态函数分量，代表了原始信号不同频段的分量，根据 n 个极值模态函数分量判定该ECG信号是否为异常心电图信号以及其异常程度等级。本发明采用极值能量分解方法分析ECG信号，将原始信号分解为多个分量，也就是极值分量函数，计算每一个分量的能量，得到其能量分布。

