



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110141206 A

(43)申请公布日 2019.08.20

(21)申请号 201910484612.5

(22)申请日 2019.05.31

(71)申请人 四川长虹电器股份有限公司

地址 621000 四川省绵阳市高新区绵兴东
路35号

(72)发明人 陈晨

(74)专利代理机构 四川省成都市天策商标专利
事务所 51213

代理人 郭会

(51)Int.Cl.

A61B 5/024(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

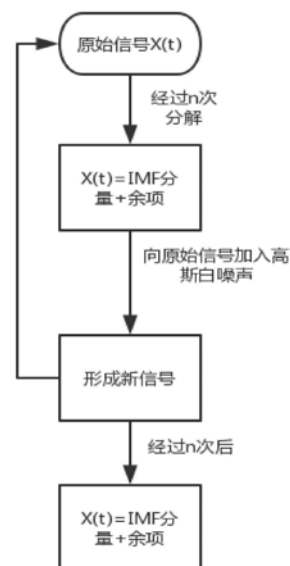
权利要求书1页 说明书5页 附图2页

(54)发明名称

一种基于集合经验模态分解的生理电信号
分析方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于集合经验模态分解的生理电信号分析方法,该方法首先将心率变异性信号进行集合经验模态分解,得到信号不同频率的本征模函数,将所含信号信息量少的本征模函数进行剔除,接下来计算信号不同本征模函数的基本尺度熵值,找到区分效果明显的本征模函数层作为诊断心脏病变的一个指标,为临床医学的研究提供有力的理论依据。该方法可以从较短的时间序列中可以很敏锐的揭示出信号的复杂程度,能够为实际的应用提供方便,并且在信号中加入随机噪声,该方法依然是有效的;该方法不受信号具体波形的限制,可以用来分析任意波形的信号。



1. 一种基于集合经验模态分解的生理电信号分析方法, 其特征在于, 包括以下步骤:
选取合适的信号序列;

对信号序列进行预处理: 在提取出的RR间期信号存在异位起搏点和伪差成分, 在进行实验之前, 对数据进行预处理, 将满足以下不等式的信号保留, 去除其它不满足的点:

$$\frac{6000}{\overline{RR} + \overline{RR} \times 50\%} < RR_i < \frac{6000}{\overline{RR} - \overline{RR} \times 50\%};$$

$$500 < RR_i < 1500;$$

其中 RR_i 是RR间期序列, $\overline{RR}$ 是RR间期序列的平均值;

对信号进行集合经验模态分解: 为了确保试验结果的精确性, 参数的选取如下: $N_{std} = 0.3$, $NE = 200$, 其中 N_{std} 代表加入原始信号中高斯白噪声的标准差与原始信号的标准差的比值, NE 为集合经验模态的分解次数;

得到分解后的信号的不同频率的本征模函数分量。

2. 如权利要求1所述一种基于集合经验模态分解的生理电信号分析方法, 其特征在于, 对比心率变异性信号经过集合经验模态分解后得到的本征模函数IMF分量随时间变换的幅度图, 保留IMF1-IMF7分量的信号高频成分;

计算不同本征模函数IMF分量的基本尺度熵值: 对于数据长度为 N 的心率变异性信号其嵌序列, 对于每一个信号将其嵌入 m 维相空间, 再从中取出 m 个点构造一个 m 维矢量, 分别计算每一个 m 维矢量的基本尺度熵值;

计算基本尺度选择符号, 其划分标准是 $\alpha \times BS$, 将每一个 m 维矢量分别转换成 m 维矢量符号序列 $S_i(X(i)) = \{s(i), s(i+1), \dots, s(i+m-1)\}$, $s \in A (A=0, 1, 2, 3)$, 其中 $0, 1, 2, 3$ 仅仅作为划分每一个区域的符号, 具体数值的选取并没有实际的意义, α 只是一个参数, 它的取值区间是 $0.1-2$;

统计 m 维矢量符号序列 S_i 的分布概率 $P(S_i)$; 包含 $0, 1, 2, 3$ 四中符号的 m 维矢量符号序列 S_i 共有 4^m 种不同的组合形式 π , 根据分布概率计算不同本征模函数的基本尺度熵值;

根据基本尺度熵值选取可以完全将三种信号区分开的本征模函数层IMF4, 作为区分心率变异性信号的一个指标。

一种基于集合经验模态分解的生理电信号分析方法

技术领域

[0001] 本发明涉及信号处理技术领域,尤其涉及一种基于集合经验模态分解的生理电信号分析方法。

背景技术

[0002] 目前我国包括各种类心血管疾疾病的患者人数已经高达2.9亿,根据最新调查显示,每年约有400万人死于各类心血管系统疾病。心血管类疾病已经成为我国当前必须引起全民关注的重大健康问题。因此对于心脏系统复杂程度以及心脏系统疾病的预测、诊断、治疗的研究具有非常重大的意义。目前对心脏系统的输出信号研究主要分为两大类,第一类是分析心电图波形,这种方法简单易操作,并且可以直观的得到分析结果。但是由于心脏系统本身的复杂性,导致心脏系统的随机性非常明显。心电图在获取的过程中也容易受到其他频率信号的干扰。第二类是心率变异性信号,心率变异性信号是从心电图信号中提取的RR间期信号,心率变异性信号是大量离散的数据点,其所蕴含的信息可以反应逐次心跳周期微小差异的变化情况。

[0003] 目前对心率变异性信号的分析主要是从信号整体出发,同时需要大量的连续的数据点,这种方案在处理信号的过程中需要投入大量的人力和财力,并且由于混沌信号本身的复杂成份会对分析结果产生一定的影响,使得分析结果不够精确,因此需要提出一种新的技术方案解决上述问题。

发明内容

[0004] 针对上述问题,本发明提出了一种基于集合经验模态分解的生理电信号分析方法,可以从较短的时间序列中可以很敏锐的揭示出信号的复杂程度,能够为实际的应用提供方便。

[0005] 本发明通过以下技术方案来实现上述目的:

[0006] 一种基于集合经验模态分解的生理电信号分析方法,包括以下步骤:

[0007] 选取合适的信号序列;从数据库中选取健康年轻人,健康老年人,心力衰竭患者的心率变异性信号,并对数据库的数据进行预处理剔除异位起搏点和伪差等成分,本发明的所有数据来自Physionet,该网站是由美国国立卫生研究院和波士顿大学以及波士顿医学中心共同建立的为全世界各地的医学信号研究者提供便捷。

[0008] 对信号序列进行预处理:在提取出的RR间期信号存在异位起搏点和伪差成分,在进行实验之前,必须对数据进行预处理,将满足以下不等式的信号保留,去除其它不满足的点:

$$[0009] \quad \frac{6000}{\overline{RR} + \overline{RR} \times 50\%} < RR_i < \frac{6000}{\overline{RR} - \overline{RR} \times 50\%};$$

[0010] $500 < RR_i < 1500$;

[0011] 其中 RR_i 是RR间期序列, $\overline{RR}$ 是RR间期序列的平均值;

[0012] 对信号进行集合经验模态分解:为了确保试验结果的精确性,参数的选取如下: $N_{std}=0.3$, $NE=200$,其中 N_{std} 代表加入原始信号中高斯白噪声的标准差与原始信号的标准差的比值, NE 为集合经验模态的分解次数,得到分解后的不同频率的本征模函数分量。集合经验模态分解采用了噪声辅助信号处理方法,为了降低原信号中噪声对实验结果带来的干扰,对原始信号加入高斯白噪声,因为高斯白噪声具有均值为零,方差为常数的特点,因此当原始信号所处的时频空间布满均匀分布的高斯白噪声时,原始信号的所有频率上都会加上白噪声,由于白噪声本身的特点,经过多次的平均后,加入的白噪声也会相互抵消。

[0013] 得到分解后的信号的不同频率的本征模函数分量。

[0014] 进一步方案为,对比心率变异性信号经过集合经验模态分解后得到的本征模函数IMF分量随之时间变换的幅度图,从分解后的信号图可以发现,频率较高的IMF分量包含了心电信号的大部分信息,我们称之为高频部分,保留IMF1-IMF7分量的信号高频成分;

[0015] 计算不同本征模函数IMF分量的基本尺度熵值:对于数据长度为 N 的心率变异性信号其嵌序列,对于每一个信号将其嵌入 m 维相空间,再从中取出 m 个点构成一个 m 维矢量,分别计算每一个 m 维矢量的基本尺度熵值;

[0016] 计算基本尺度选择符号,其划分标准是 $\alpha \times BS$,将每一个 m 维矢量分别转换成 m 维矢量符号序列 $S_i(X(i)) = \{s(i), s(i+1), \dots, s(i+m-1)\}$, $s \in A$ ($A=0,1,2,3$),其中 $0,1,2,3$ 仅仅作为划分每一个区域的符号,具体数值的选取并没有实际的意义。 α 只是一个参数,它的取值区间是 $0.1-2$;

[0017] 统计 m 维矢量符号序列 S_i 的分布概率 $P(S_i)$;包含 $0,1,2,3$ 四中符号的 m 维矢量符号序列 S_i 共有 4^m 种不同的组合形式 π ,根据分布概率计算不同本征模函数的基本尺度熵值;

[0018] 根据基本尺度熵值选取可以完全将三种信号区分开的本征模函数层IMF4,作为区分心率变异性信号的一个指标。

[0019] 本发明的有益效果在于:

[0020] 本发明的方法首先将心率变异性信号进行集合经验模态分解,得到信号不同频率的本征模函数,将所含信号信息量少的本征模函数进行剔除,接下来计算信号不同本征模函数的基本尺度熵值,找到区分效果明显的本征模函数层作为诊断心脏病变的一个指标,为临床医学的研究提供有力的理论依据。

[0021] 本发明所使用的方法可以从较短的时间序列中可以很敏锐的揭示出信号的复杂程度,能够为实际的应用提供方便,并且在信号中加入随机噪声,该方法依然是有效的。

[0022] 本发明所使用的方法不受信号具体波形的限制,可以用来分析任意波形的信号,这一点其他熵测度方法很难实现。因此本方法可以得到更精确的分析结果,对心率变异性信号进行分类分析。

附图说明

[0023] 为了更清楚地说明本发明实施例中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要实用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本实施例的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0024] 图1是集合经验模态算法的流程图;

[0025] 图2是计算不同本征模函数分量的基本尺度熵值的算法流程图。

具体实施方式

[0026] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将对本发明的技术方案进行详细的描述。显然,所描述的实施例仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动的前提下所得到的所有其它实施方式,都属于本发明所保护的范围。

[0027] 本发明的分析方法流程分为两个部分,第一部分为使用集合经验模态算法对信号进行分解,得到信号的不同频率的本征模函数分量,选出所含信号信息量较高的本征模函数;第二部分为计算选出的本征模函数的基本尺度熵值,找到区分效果明显的本征模函数层作为诊断心脏病变的一个指标。

[0028] 下面结合附图对本发明作进一步详细描述,参见图1,本发明的一种基于集合经验模态分解的生理电信号分析方法,对预处理后的心率变异性信号进行集合经验模态分解,具体步骤如下:

[0029] (1) 假设原始的信号序列为 $x(t)$, m^k 表示将原始信号进行 k 次求均值后的结果,则IMF分量可以定义为 $x(t)$ 与 $m^k x(t)$ 之间的差值,我们用 c_1 来表示这个差值即: $c_1 = x(t) - m^1 x(t)$

[0030] (2) 再将经过第一次分解后的 $x(t) - c_1$ 作为原始信号继续进行步骤(1)中的分解,直到将信号分解到第 n 次时,得到分解后的信号表示如下:

[0031] $c_n = m^{n-1} x(t) - m^n(t)$;

[0032] (3) 经过 n 分解后,信号可以表示为:

[0033]
$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i + m^n x(t) = \sum_{i=1}^n [m^{i-1} x(t) - m^i x(t)] + m^n x(t)$$

[0034] (4) 假设经过集合经验模态分解方法分解后得到的不同频率IMF分量下的解析信号用 $z_k(t)$ ($k=1, 2, \dots, n$)表示,则有: $z_k(t) = a_k(t)e^{j\varphi_k(t)}$ ($k=1, 2, \dots, n$);

[0035] (5) 则原始信号的解析表达式可以表示为: $z(t) = \sum_{k=1}^n a_k(t)e^{j\varphi_k(t)}$;

[0036] (6) 得到各IMF分量的瞬时频率 $w_k(t)$ 。原始信号也已表示为:

[0037]
$$x(t) = \text{Re}[\sum_{k=1}^n a_k(t)e^{j\int w_k(t)dt}]$$
;

[0038] (7) 向原始信号中加入高斯白噪声,得到新构造后的信号 $y(t) = x(t) + n(t)$ 上式中 $n(t)$ 代表的是高斯白噪声;

[0039] (8) 将加入的高斯白噪声信号也进行 N 次集合经验模态分解,并计算高斯白噪声各组IMF的均值,再将经过分解后的白噪声的IMF分量与原始信号 $x(t)$ 的IMF分量相加,得到了重构序列 $y(t)$ 的IMF分量。具体的数学表达式如下:

[0040]
$$IMF_j(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N IMF_{ij}(t)$$
 j 代表的是IMF的层数;

[0041] (9) 重复步骤(7), (8) 每次加入新的白噪声序列;

[0042] (10) 将N次分解后的余项求均值,得到y(t)的余项,即: $R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R_i$;

[0043] (11) 将每次得到的IMF集成均值作为最终的结果。 $x(t) = \sum_{j=1}^n IMF_j(t) + R$;

[0044] 上式中,R代表的是原始信号经过EEMD分解后的余项函数,该余项函数可以代表原始信号的趋势。

[0045] 参见图2,本发明的一种基于集合经验模态分解的生理电信号分析方法,计算选出的本征模函数的基本尺度熵值,根据基本尺度熵值选取可以完全将三种信号区分开的本征模函数层IMF4,作为区分心率变异性信号的一个指标,具体如下:

[0046] 二:取IMF1-IMF7分量,计算不同层本征模函数的基本尺度熵值,具体步骤如下:

[0047] (1) 对于数据长度为N的心率变异性信号序列其中的每一个u(i),将其嵌入m维相空间,再从中取出m个点构造成一个m维矢量:

[0048] $X(i) = [u(i), u(i+L), \dots, u(i+(m-1)L)]$;

[0049] 其中m代表的是嵌入维数,L代表的是延迟时间。取L=1,那么共有N-m+1个m维矢量。分别计算每一个m维矢量的基本尺度BS;

[0050] $BS(i) = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{m-1} (u(i+j) - u(i+j-1))^2}{m-1}}$;

[0051] (2) 基本尺度选择符号的划分标准是 $\alpha \times BS$,将每一个m维矢量分别转换成m维矢量符号序列 $S_i(X(i)) = \{s(i), s(i+1), \dots, s(i+m-1)\}, s \in A (A=0,1,2,3)$;

[0052] $S_i(X(i)) = \begin{cases} 0 : \bar{u} < u_{i+k} \leq \bar{u} + \alpha \times BS \\ 1 : u_{i+k} > \bar{u} + \alpha \times BS \\ 2 : \bar{u} - \alpha \times BS < u_{i+k} < \bar{u} \\ 3 : u_{i+k} \leq \bar{u} - \alpha \times BS; \end{cases}$

[0053] 上式中, $i=1,2,3,\dots,N-m+1, k=0,1,2,\dots,m-1$ 。 $\bar{u}$ 代表的是第i个m维矢量的平均值,BS代表的是第i个m维矢量的基本尺度,0,1,2,3仅仅作为划分每一个区域的符号,具体数值的选取并没有实际的意义。 α 只是一个参数,它的取值区间是0.1-2;

[0054] (3) 计算基本尺度熵值的首先需要统计m维矢量符号序列 S_i 的分布概率 $P(S_i)$ 。包含0,1,2,3四中符号的m维矢量符号序列 S_i 共有 4^m 种不同的组合形式 π 。我们分别统计每一种不同的组合形式在整个N-m+1个m维矢量所占的概率:

[0055] $p(\pi) = \frac{\#\{t | 1 \leq t \leq N-m+1, (u_t, \dots, u_{t+m-1})\}}{N-m+1}$;

[0056] 其中#表示个数;

[0057] 通过计算后,m维矢量的基本尺度熵定义为:

[0058] $H(m) = -\sum p(\pi) \log_2 p(\pi)$;

[0059] 基本尺度熵值可以描述HRV信号的非线性动力学的数字特征,不需要测量大量的

数据点就可以获得理想的分析结果,基本尺度熵的计算方法将相空间重构的思想与动力学符号化理论结合起来可以很好的分析非线性信号中的混沌特征,将原始的信号序列进行动力学符号化编码不仅可以保留信号本质的混沌特性还可以将信号简单抽象,更加易于分析处理。

[0060] 以上所述,仅为本发明的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,可轻易想到变化或替换,都应涵盖在本发明的保护范围之内。在上述具体实施方式中所描述的各个具体技术特征,在不矛盾的情况下,可以通过任何合适的方式进行组合,为了避免不必要的重复,本发明对各种可能的组合方式不再另行说明。本发明的各种不同的实施方式之间也可以进行任意组合,只要其不违背本发明的思想,其同样应当视为本发明所公开的内容。

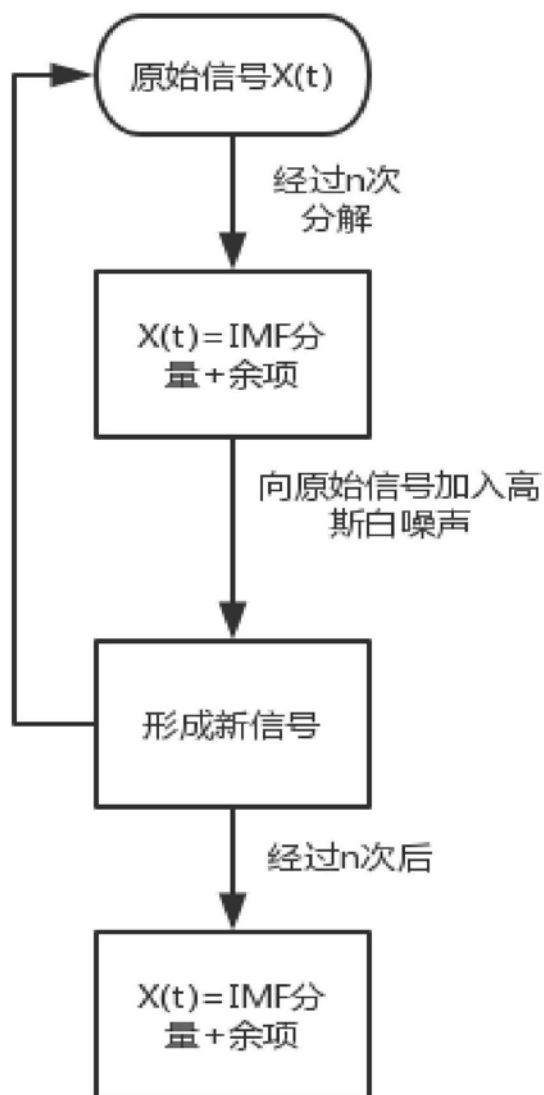


图1

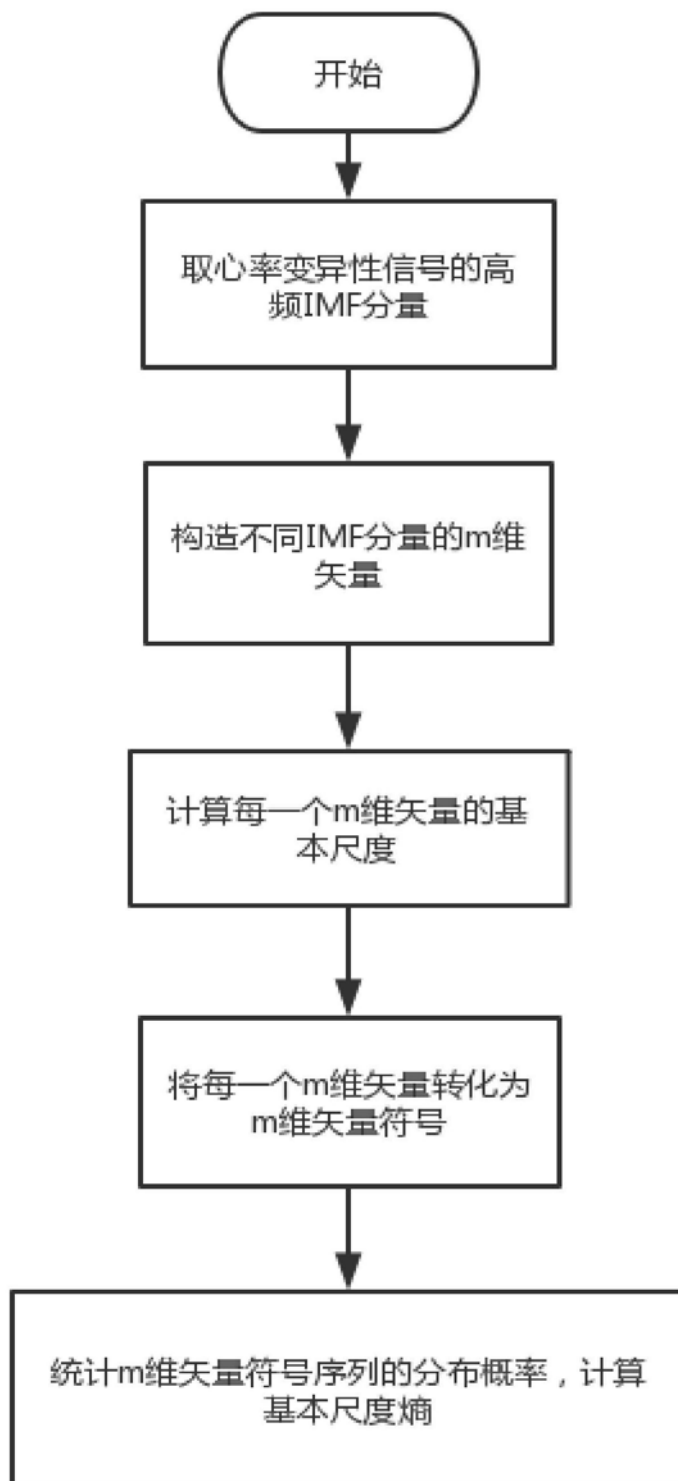


图2

专利名称(译)	一种基于集合经验模态分解的生理电信号分析方法		
公开(公告)号	CN110141206A	公开(公告)日	2019-08-20
申请号	CN201910484612.5	申请日	2019-05-31
[标]申请(专利权)人(译)	四川长虹电器股份有限公司		
申请(专利权)人(译)	四川长虹电器股份有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	四川长虹电器股份有限公司		
[标]发明人	陈晨		
发明人	陈晨		
IPC分类号	A61B5/024 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/02405 A61B5/7235 A61B5/7271		
代理人(译)	郭会		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于集合经验模态分解的生理电信号分析方法，该方法首先将心率变异性信号进行集合经验模态分解，得到信号不同频率的本征模函数，将所含信号信息量少的本征模函数进行剔除，接下来计算信号不同本征模函数的基本尺度熵值，找到区分效果明显的本征模函数层作为诊断心脏病变的一个指标，为临床医学的研究提供有力的理论依据。该方法可以从较短的时间序列中可以很敏锐的揭示出信号的复杂程度，能够为实际的应用提供方便，并且在信号中加入随机噪声，该方法依然是有效的；该方法不受信号具体波形的限制，可以用来分析任意波形的信号。

