



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 109620213 B

(45)授权公告日 2020.03.27

(21)申请号 201910138303.2

A61B 5/00(2006.01)

(22)申请日 2019.02.25

G06K 9/62(2006.01)

(65)同一申请的已公布的文献号

审查员 陈尧

申请公布号 CN 109620213 A

(43)申请公布日 2019.04.16

(73)专利权人 山东大学

地址 250101 山东省济南市高新区舜华路
中段

(72)发明人 杨公平 吴波 王奎奎 黄玉文
尹义龙

(74)专利代理机构 济南圣达知识产权代理有限
公司 37221

代理人 杨哲

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

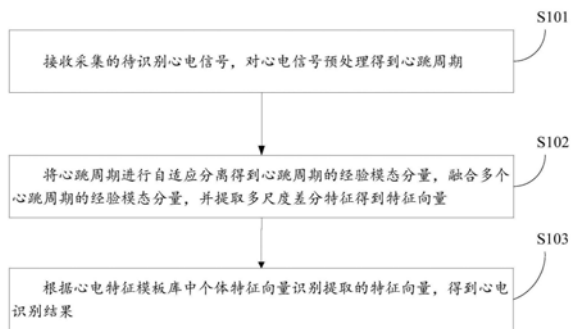
权利要求书2页 说明书7页 附图2页

(54)发明名称

一种基于多尺度差分特征的心电识别方法
及装置

(57)摘要

本发明公开了一种基于多尺度差分特征的心电识别方法及装置,该方法包括:接收采集的待识别心电信号,对心电信号预处理得到心跳周期;将心跳周期进行自适应分离得到心跳周期的经验模态分量,融合多个心跳周期的经验模态分量,并提取多尺度差分特征得到特征向量;根据心电特征模板库中个体特征向量识别提取的特征向量,得到心电识别结果。



1. 一种基于多尺度差分特征的心电识别方法,其特征在于,该方法包括:
 接收采集的待识别心电信号,对心电信号预处理得到心跳周期;
 将心跳周期进行自适应分离得到心跳周期的经验模态分量,融合多个心跳周期的经验模态分量,并提取多尺度差分特征得到特征向量;
 根据心电特征模板库中个体特征向量识别提取的特征向量,得到心电识别结果;
 所述得到心跳周期的具体方法步骤包括:
 采用Pan-Tompkins算法检测出R峰的位置;
 基于R峰选取左右指定长度的信号作为一个心跳周期;
 所述将心跳周期进行自适应分离的具体方法步骤包括:
 将心跳周期的频谱进行自适应分割;
 在分割区间上采用经验小波变换算法构建合适的小波滤波器组,提取经验模态分量;
 所述融合多个心跳周期的经验模态分量,并提取多尺度差分特征得到特征向量的具体方法步骤包括:

采用加权平均融合三个心跳周期对应的经验模态分量;

提取融合后的每个经验模态分量的多尺度差分特征;

连接各个经验模态分量的多尺度差分特征,生成该心电信号的特征向量;

所述提取融合后的每个经验模态分量的多尺度差分特征,具体为针对每个经验模态分量 $f_n(t)$,提取其多尺度差分特征,每一个采样点的多尺度差分特征由距离 d 和采样点个数 p 决定,其中 d 表示在 t 时刻 $[t-d, t+d]$ 区间内的采样点不参与特征提取计算, p 表示 t 时刻的每一边提取的采样点个数,公式(4)计算 t 时刻的多尺度差分特征,公式(5)对特征进行Z-score标准化,其中 μ 为均值, σ 为方差,最终得到 $f_n(t)$ 的多尺度差分特征 $M_n(t)$,

$$x_i = \begin{cases} |f_n(t+i-p-d-1) - f_n(t)|, & 1 \leq i \leq p \\ |f_n(t+i-p+d) - f_n(t)|, & p+1 \leq i \leq 2p \end{cases} \quad (4)$$

$$x_i \leftarrow \frac{x_i - \mu}{\sigma}, \quad 1 \leq i \leq 2p \quad (5)$$

$$M_n(t) = [x_1, x_2, \dots, x_{2p}] \quad (6)。$$

2. 如权利要求1所述的一种基于多尺度差分特征的心电识别方法,其特征在于,在该方法中,所述对心电信号预处理得到心跳周期的具体方法步骤包括:

采用截止频率为1-40Hz的四阶带通巴特沃斯滤波器去除心电信号的噪声;

将去除噪声后的心电信号的R峰进行分割,得到心跳周期。

3. 如权利要求1所述的一种基于多尺度差分特征的心电识别方法,其特征在于,该方法还包括,通过PCA算法对心电信号的特征向量进行降维处理,提取主要特征成分。

4. 如权利要求1所述的一种基于多尺度差分特征的心电识别方法,其特征在于,在该方法中,根据心电特征模板库中个体特征向量识别提取的特征向量的具体方法步骤包括:

分别计算待识别心电信号的特征向量与特征模板库中每个个体对应的特征向量之间的欧式距离,把待识别心电信号归类为欧式距离最小的对应个体。

5. 一种计算机可读存储介质,其中存储有多条指令,其特征在于,所述指令适于由终端设备的处理器加载并执行如权利要求1-4任一项所述的一种基于多尺度差分特征的心电识别方法。

6. 一种终端设备,其包括处理器和计算机可读存储介质,处理器用于实现各指令,计算机可读存储介质用于存储多条指令,其特征在于,所述指令适于由处理器加载并执行如权利要求1-4任一项所述的一种基于多尺度差分特征的心电识别方法。

7. 一种基于多尺度差分特征的心电识别装置,基于如权利要求1-4任一项所述的一种基于多尺度差分特征的心电识别方法,包括:

数据预处理模块,接收采集的待识别心电信号,对心电信号预处理得到心跳周期,并发送至特征提取模块;

特征提取模块,用于将心跳周期进行自适应分离得到心跳周期的经验模态分量,融合多个心跳周期的经验模态分量,并提取多尺度差分特征得到特征向量,并发送至心电识别模块;

心电识别模块,用于根据心电特征模板库中个体特征向量识别提取的特征向量,得到心电识别结果。

一种基于多尺度差分特征的心电识别方法及装置

技术领域

[0001] 本公开属于生物特征识别的技术领域,涉及一种基于多尺度差分特征的心电识别方法及装置。

背景技术

[0002] 本部分的陈述仅仅是提供了与本公开相关的背景技术信息,不必然构成在先技术。

[0003] 近年来,基于心电信号的生物特征识别技术得到了广泛的关注,心电信号采集方便,可以基于人体左右手的两根手指采集得到,而且心电信号只能在活体时才能采集到,是身体内连续的电信号,安全性很高,具有广阔的应用前景。

[0004] 随着信号处理、机器学习理论不断发展,近几十年来,很多新的方法与思想被应用于心电识别领域。其中,对心电信号的分离是一种具有代表性的方法,其基本原理是首先对采集的心电信号做一定的预处理,去除基线漂移、肌电干扰等噪声,将预处理后的信号分离成一系列的子信号,传统的方法有小波分解、EMD方法、EEMD方法,然后将子信号作为特征,根据K近邻、SVM等方法进行身份识别。

[0005] 然而,小波分解缺乏自适应性,EMD虽然可以自适应地分解信号,但是存在模式混叠现象,EEMD方法消除了EMD分解过程中的模式混叠现象,但是需要多次的迭代运算,难以满足生物特征识别的实时性要求。并且,将子信号直接作为特征不具有区分性,不够鲁棒。

发明内容

[0006] 针对现有技术中存在的不足,本公开的一个或多个实施例提供了一种基于多尺度差分特征的心电识别方法及装置,进一步有效地提高心电识别系统的识别性能和鲁棒性。

[0007] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种基于多尺度差分特征的心电识别方法。

[0008] 一种基于多尺度差分特征的心电识别方法,该方法包括:

[0009] 接收采集的待识别心电信号,对心电信号预处理得到心跳周期;

[0010] 将心跳周期进行自适应分离得到心跳周期的经验模态分量,融合多个心跳周期的经验模态分量,并提取多尺度差分特征得到特征向量;

[0011] 根据心电特征模板库中个体特征向量识别提取的特征向量,得到心电识别结果。

[0012] 进一步地,在该方法中,所述对心电信号预处理得到心跳周期的具体方法步骤包括:

[0013] 采用截止频率为1-40Hz的四阶带通巴特沃斯滤波器去除心电信号的噪声;

[0014] 将去除噪声后的心电信号的R峰进行分割,得到心跳周期。

[0015] 进一步地,在该方法中,所述将去除噪声后的心电信号的R峰进行分割,得到心跳周期的具体方法步骤包括:

[0016] 采用Pan-Tompkins算法检测出R峰的位置;

- [0017] 基于R峰选取左右指定长度的信号作为一个心跳周期。
- [0018] 进一步地,在该方法中,采用经验小波变换算法将心跳周期进行自适应分离得到心跳周期的经验模态分量。
- [0019] 进一步地,在该方法中,采用经验小波变换算法将心跳周期进行自适应分离的具体方法步骤包括:
- [0020] 将心跳周期的频谱进行自适应分割;
- [0021] 在分割区间上采用经验小波变换算法构建合适的小波滤波器组,提取经验模态分量。
- [0022] 进一步地,在该方法中,所述将多个心跳周期的经验模态分量融合,并进行特征提取得到特征向量的具体方法步骤包括:
- [0023] 采用加权平均融合三个心跳周期对应的经验模态分量;
- [0024] 提取融合后的每个经验模态分量的多尺度差分特征;
- [0025] 连接各个经验模态分量的多尺度差分特征,生成该心电信号的特征向量。
- [0026] 进一步地,该方法还包括,通过PCA算法对心电信号的特征向量进行降维处理,提取主要特征成分。
- [0027] 进一步地,在该方法中,根据心电特征模板库中个体特征向量基于欧式距离识别提取的特征向量的具体方法步骤包括:
- [0028] 分别计算待识别心电信号的特征向量与特征模板库中每个个体对应的特征向量之间的欧式距离,把待识别心电信号归类为欧式距离最小的对应个体。
- [0029] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种计算机可读存储介质。
- [0030] 一种计算机可读存储介质,其中存储有多条指令,所述指令适于由终端设备的处理器加载并执行所述的一种基于多尺度差分特征的心电识别方法。
- [0031] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种终端设备。
- [0032] 一种终端设备,其包括处理器和计算机可读存储介质,处理器用于实现各指令;计算机可读存储介质用于存储多条指令,所述指令适于由处理器加载并执行所述的一种基于多尺度差分特征的心电识别方法。
- [0033] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种基于多尺度差分特征的心电识别装置。
- [0034] 一种基于多尺度差分特征的心电识别装置,基于所述的一种基于多尺度差分特征的心电识别方法,包括:
- [0035] 数据预处理模块,接收采集的待识别心电信号,对心电信号预处理得到心跳周期,并发送至特征提取模块;
- [0036] 特征提取模块,用于将心跳周期进行自适应分离得到心跳周期的经验模态分量,融合多个心跳周期的经验模态分量,并提取多尺度差分特征得到特征向量,并发送至心电识别模块;
- [0037] 心电识别模块,用于根据心电特征模板库中个体特征向量识别提取的特征向量,得到心电识别结果。
- [0038] 本公开的有益效果:
- [0039] 本公开提供的一种基于多尺度差分特征的心电识别方法及装置,基于EWT算法对

心电信号自适应分离,提取出经验模态分量,EWT算法相比于其他信号分离算法,不会存在模式混叠现象,并且速度更快,能够明显提升心电识别的效率。各个分量中包含了心电的重要信息,提出的多尺度差分特征,因为 d 和 p 是可变化的,所以提取出来的特征是多尺度的,具有很好的区分性和鲁棒性。将各个分量的多尺度差分特征连接起来,从而可以表征心跳周期的全局特征,经过PCA降维操作,可以进一步提高识别的速度和准确度。

附图说明

[0040] 构成本申请的一部分的说明书附图用来提供对本申请的进一步理解,本申请的示意性实施例及其说明用于解释本申请,并不构成对本申请的不当限定。

[0041] 图1是根据一个或多个实施例的一种基于多尺度差分特征的心电识别方法流程图;

[0042] 图2是根据一个或多个实施例的一种基于多尺度差分特征的心电识别方法具体流程图;

[0043] 图3是根据一个或多个实施例的多尺度差分特征提取流程示意图。

具体实施方式:

[0044] 下面将结合本公开的一个或多个实施例中的附图,对本公开的一个或多个实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本公开的一个或多个实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0045] 应该指出,以下详细说明都是例示性的,旨在对本申请提供进一步的说明。除非另有指明,本实施例使用的所有技术和科学术语具有与本申请所属技术领域的普通技术人员通常理解相同含义。

[0046] 需要注意的是,这里所使用的术语仅是为了描述具体实施方式,而非意图限制根据本申请的示例性实施方式。如在这里所使用的,除非上下文另外明确指出,否则单数形式也意图包括复数形式,此外,还应当理解的是,当在本说明书中使用术语“包含”和/或“包括”时,其指明存在特征、步骤、操作、器件、组件和/或它们的组合。

[0047] 需要注意的是,附图中的流程图和框图示出了根据本公开的各种实施例的方法和系统的可能实现的体系架构、功能和操作。应当注意,流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段、或代码的一部分,所述模块、程序段、或代码的一部分可以包括一个或多个用于实现各个实施例中所规定的逻辑功能的可执行指令。也应当注意,在有些作为备选的实现中,方框中所标注的功能也可以按照不同于附图中所标注的顺序发生。例如,两个接连地表示的方框实际上可以基本并行地执行,或者它们有时也可以按照相反的顺序执行,这取决于所涉及的功能。同样应当注意的是,流程图和/或框图中的每个方框、以及流程图和/或框图中的方框的组合,可以使用执行规定的功能或操作的专用的基于硬件的系统来实现,或者可以使用专用硬件与计算机指令的组合来实现。

[0048] 在不冲突的情况下,本公开中的实施例及实施例中的特征可以相互组合,下面结合附图与实施例对本公开作进一步说明。

[0049] 如图1所示,根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种基于多尺度差

分特征的心电识别方法。

[0050] 一种基于多尺度差分特征的心电识别方法,该方法包括:

[0051] S101:接收采集的待识别心电信号,对心电信号预处理得到心跳周期;

[0052] S102:将心跳周期进行自适应分离得到心跳周期的经验模态分量,融合多个心跳周期的经验模态分量,并提取多尺度差分特征得到特征向量;

[0053] S103:根据心电特征模板库中个体特征向量识别提取的特征向量。

[0054] 如图2所示为根据一个或多个实施例的一种基于多尺度差分特征的心电识别方法具体流程图。

[0055] 在本实施例的步骤S101中,对采集到的心电信号进行预处理。采集到的原始心电信号中存在基线漂移、肌电干扰等噪声,所述对心电信号预处理得到心跳周期的具体方法步骤包括:

[0056] S1011:采用截止频率为1-40Hz的四阶带通巴特沃斯滤波器去除心电信号的噪声;去除的采集到的心电信号的基线漂移、肌电干扰等噪声。

[0057] S1012:将去除噪声后的心电信号的R峰进行分割,得到心跳周期。

[0058] 在本实施例中中国基于心电信号的R峰分割心跳周期,R峰是心跳周期突出的特征,不容易受到噪声影响,易检测到准确的位置。

[0059] 在本实施例的步骤S1012中,所述将去除噪声后的心电信号的R峰进行分割,得到心跳周期的具体方法步骤包括:

[0060] S10121:采用Pan-Tompkins算法检测出R峰的位置;

[0061] S10122:基于R峰选取左右指定长度的信号作为一个心跳周期。

[0062] 在本实施例的步骤S102中,采用经验小波变换算法(empirical wavelet transform,EWT)对心跳周期自适应分离。本发明基于该算法提取出心跳周期的经验模态分量(empirical mode functions,EMFs),为了提高鲁棒性,本发明融合了多个心跳周期的经验模态分量。针对每个分量,提取其多尺度差分特征,连接各个分量的多尺度差分特征,经过PCA降维后得到最终的100维特征向量。

[0063] S1021:采用经验小波变换算法将心跳周期进行自适应分离的具体方法步骤包括:

[0064] S10211:将心跳周期的频谱进行自适应分割;心电信号是一种复杂的非平稳信号,将信号分离成一系列的子信号可以更有效地提取本质特征。

[0065] S10212:在分割区间上采用经验小波变换算法构建合适的小波滤波器组,提取经验模态分量。

[0066] S1022:将多个心跳周期的经验模态分量融合,并进行特征提取得到特征向量。具体方法步骤包括:

[0067] S10221:采用加权平均融合三个心跳周期对应的经验模态分量;

[0068] S10222:提取融合后的每个经验模态分量的多尺度差分特征;

[0069] S10223:连接各个经验模态分量的多尺度差分特征,生成该心电信号的特征向量。

[0070] 在本实施例中,首先对待测信号的频谱进行自适应分割,并在分割区间上构建合适的小波滤波器组,以提取出具有紧支撑的经验模态分量,第k个心跳周期信号 $f_k(t)$ 可以被分解为以下N个经验模态分量:

$$[0071] \quad f_{k0}(t) = W_f^\varepsilon(0, t) * \phi_1(t) \quad (1)$$

$$[0072] \quad f_{kn}(t) = W_f^\varepsilon(n, t) * \psi_n(t) \quad n = 1, 2, \dots, N - 1 \quad (2)$$

[0073] 其中逼近系数 $W_f^\varepsilon(0, t)$ 和细节系数 $W_f^\varepsilon(n, t)$ 由心跳周期信号 $f_k(t)$ 与经验尺度函数 $\phi_1(t)$ 和经验小波函数 $\psi_n(t)$ 分别做内积运算得到。

[0074] 心电信号中的心跳周期存在微小的差异,为了消除这些差异,本发明通过加权平均融合三个心跳周期对应的经验模态分量,公式如下:

$$[0075] \quad f_n(t) = \frac{1}{3} \sum_{k=1}^3 f_{kn}(t), \quad n = 0, 1, 2, \dots, N - 1 \quad (3)$$

[0076] 针对每个经验模态分量 $f_n(t)$,提取其多尺度差分特征(Multi-scale Differential Feature, MDF),每一个采样点的多尺度差分特征由距离 d 和采样点个数 p 决定,其中 d 表示在 t 时刻 $[t-d, t+d]$ 区间内的采样点不参与特征提取计算, p 表示 t 时刻的每一边提取的采样点个数。公式(4)计算 t 时刻的多尺度差分特征,公式(5)对特征进行Z-score标准化,其中 μ 为均值, σ 为方差,最终得到 $f_n(t)$ 的多尺度差分特征 $M_n(t)$,具体过程如图3所示。

$$[0077] \quad x_i = \begin{cases} |f_n(t+i-p-d-1) - f_n(t)|, & 1 \leq i \leq p \\ |f_n(t+i-p+d) - f_n(t)|, & p+1 \leq i \leq 2p \end{cases} \quad (4)$$

$$[0078] \quad x_i \leftarrow \frac{x_i - \mu}{\sigma}, \quad 1 \leq i \leq 2p \quad (5)$$

$$[0079] \quad M_n(t) = [x_1, x_2, \dots, x_{2p}] \quad (6)$$

[0080] S1023:通过PCA算法对心电信号的特征向量进行降维处理,提取主要特征成分。

[0081] 经验模态分量包含了心跳周期信号的主要信息,因此本发明连接各个分量的多尺度差分特征,生成该心电信号的特征向量 $v = [M_0(t), M_1(t), \dots, M_{N-1}(t)]$ 。特征向量 v 中还存在冗余信息,通过PCA算法去除这些冗余信息,提取出主要特征成分,以进一步提高识别速度。PCA具体过程如下:

[0082] 给定训练集 $D = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$,包含了 m 个类别:

[0083] Step1求均值向量 $\eta = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m v_i$,对样本中心化: $v_i \leftarrow v_i - \eta$

[0084] Step2计算协方差矩阵: VV^T

[0085] Step3对协方差矩阵 VV^T 做特征值分解

[0086] Step4取最大的 d 个特征值对应的特征向量,构成投影矩阵 $S = (u_1, u_1, \dots, u_d)$

[0087] 求得投影矩阵 S 和均值向量 η 之后,对于给定的测试样本 v ,通过公式(7)投影到低维空间,本发明设定投影到100维。

$$[0088] \quad v' = S^T (v - \eta) \quad (7)$$

[0089] 在本实施例的步骤S103中,基于欧式距离进行身份识别。根据心电特征模板库中个体特征向量基于欧式距离识别提取的特征向量的具体方法步骤包括:

[0090] 分别计算待识别心电信号的特征向量与特征模板库中每个个体对应的特征向量之间的欧式距离,把待识别心电信号归类为欧式距离最小的对应个体。

[0091] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种计算机可读存储介质。

[0092] 一种计算机可读存储介质,其中存储有多条指令,所述指令适于由终端设备的处理器加载并执行所述的一种基于多尺度差分特征的心电识别方法。

[0093] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种终端设备。

[0094] 一种终端设备,其包括处理器和计算机可读存储介质,处理器用于实现各指令;计算机可读存储介质用于存储多条指令,所述指令适于由处理器加载并执行所述的一种基于多尺度差分特征的心电识别方法。

[0095] 这些计算机可执行指令在设备中运行时使得该设备执行根据本公开中的各个实施例所描述的方法或过程。

[0096] 在本实施例中,计算机程序产品可以包括计算机可读存储介质,其上载有用于执行本公开的各个方面的计算机可读程序指令。计算机可读存储介质可以是可以保持和存储由指令执行设备使用的指令的有形设备。计算机可读存储介质例如可以是一一但不限于一一电存储设备、磁存储设备、光存储设备、电磁存储设备、半导体存储设备或者上述的任意合适的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子(非穷举的列表)包括:便携式计算机盘、硬盘、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM或闪存)、静态随机存取存储器(SRAM)、便携式压缩盘只读存储器(CD-ROM)、数字多功能盘(DVD)、记忆棒、软盘、机械编码设备、例如其上存储有指令的打孔卡或凹槽内凸起结构、以及上述的任意合适的组合。这里所使用的计算机可读存储介质不被解释为瞬时信号本身,诸如无线电波或者其他自由传播的电磁波、通过波导或其他传输媒介传播的电磁波(例如,通过光纤电缆的光脉冲)、或者通过电线传输的电信号。

[0097] 本文所描述的计算机可读程序指令可以从计算机可读存储介质下载到各个计算/处理设备,或者通过网络、例如因特网、局域网、广域网和/或无线网下载到外部计算机或外部存储设备。网络可以包括铜传输电缆、光纤传输、无线传输、路由器、防火墙、交换机、网关计算机和/或边缘服务器。每个计算/处理设备中的网络适配卡或者网络接口从网络接收计算机可读程序指令,并转发该计算机可读程序指令,以供存储在各个计算/处理设备中的计算机可读存储介质中。

[0098] 用于执行本公开内容操作的计算机程序指令可以是汇编指令、指令集架构(ISA)指令、机器指令、机器相关指令、微代码、固件指令、状态设置数据、或者以一种或多种编程语言的任意组合编写的源代码或目标代码,所述编程语言包括面向对象的编程语言—诸如C++等,以及常规的过程式编程语言—诸如“C”语言或类似的编程语言。计算机可读程序指令可以完全地在用户计算机上执行、部分地在用户计算机上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在用户计算机上部分在远程计算机上执行、或者完全在远程计算机或服务器上执行。在涉及远程计算机的情形中,远程计算机可以通过任意种类的网络—包括局域网(LAN)或广域网(WAN)—连接到用户计算机,或者,可以连接到外部计算机(例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接)。在一些实施例中,通过利用计算机可读程序指令的状态信息来个性化定制电子电路,例如可编程逻辑电路、现场可编程门阵列(FPGA)或可编程逻辑阵列(PLA),该电子电路可以执行计算机可读程序指令,从而实现本公开内容的各个方面。

[0099] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种基于多尺度差分特征的心电识别装置。

[0100] 一种基于多尺度差分特征的心电识别装置,基于所述的一种基于多尺度差分特征

的心电识别方法,包括:

[0101] 数据预处理模块,接收采集的待识别心电信号,对心电信号预处理得到心跳周期,并发送至特征提取模块;

[0102] 特征提取模块,用于将心跳周期进行自适应分离得到心跳周期的经验模态分量,融合多个心跳周期的经验模态分量,并提取多尺度差分特征得到特征向量,并发送至心电识别模块;

[0103] 心电识别模块,用于根据心电特征模板库中个体特征向量识别提取的特征向量。

[0104] 应当注意,尽管在上文的详细描述中提及了设备的若干模块或子模块,但是这种划分仅仅是示例性而非强制性的。实际上,根据本公开的实施例,上文描述的两个或更多模块的特征和功能可以在一个模块中具体化。反之,上文描述的一个模块的特征和功能可以进一步划分为由多个模块来具体化。

[0105] 本公开的有益效果:

[0106] 本公开提供了一种基于多尺度差分特征的心电识别方法及装置,基于EWT算法对心电信号自适应分离,提取出经验模态分量,EWT算法相比于其他信号分离算法,不会存在模式混叠现象,并且速度更快,能够明显提升心电识别的效率。各个分量中包含了心电的重要信息,提出的多尺度差分特征,因为 d 和 p 是可变化的,所以提取出来的特征是多尺度的,具有很好的区分性和鲁棒性。将各个分量的多尺度差分特征连接起来,从而可以表征心跳周期的全局特征,经过PCA降维操作,可以进一步提高识别的速度和准确度。

[0107] 以上所述仅为本申请的优选实施例而已,并不用于限制本申请,对于本领域的技术人员来说,本申请可以有各种更改和变化。凡在本申请的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本申请的保护范围之内。因此,本发明将不会被限制于本文所示的这些实施例,而是要符合与本文所公开的原理和新颖特点相一致的最宽的范围。

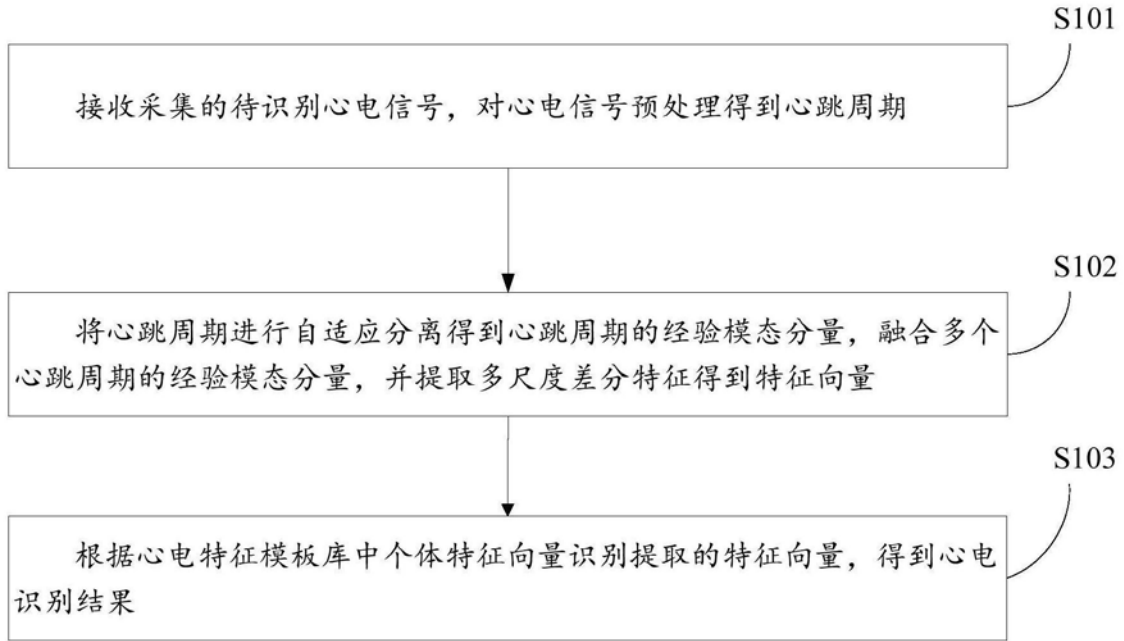


图1

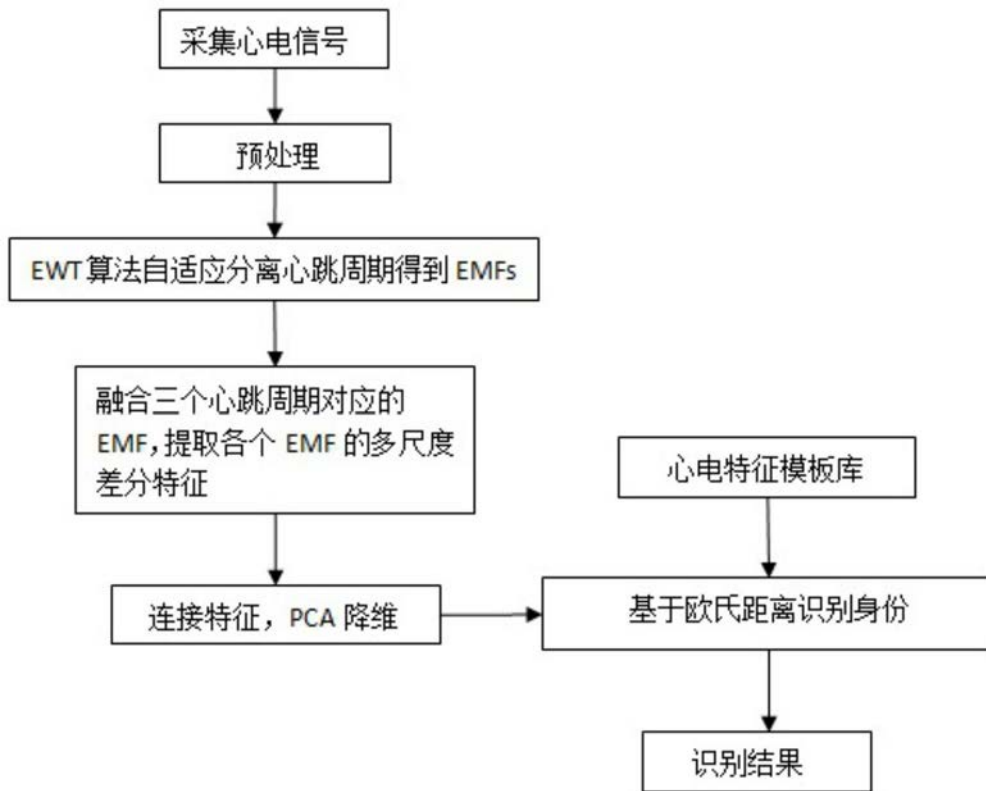


图2

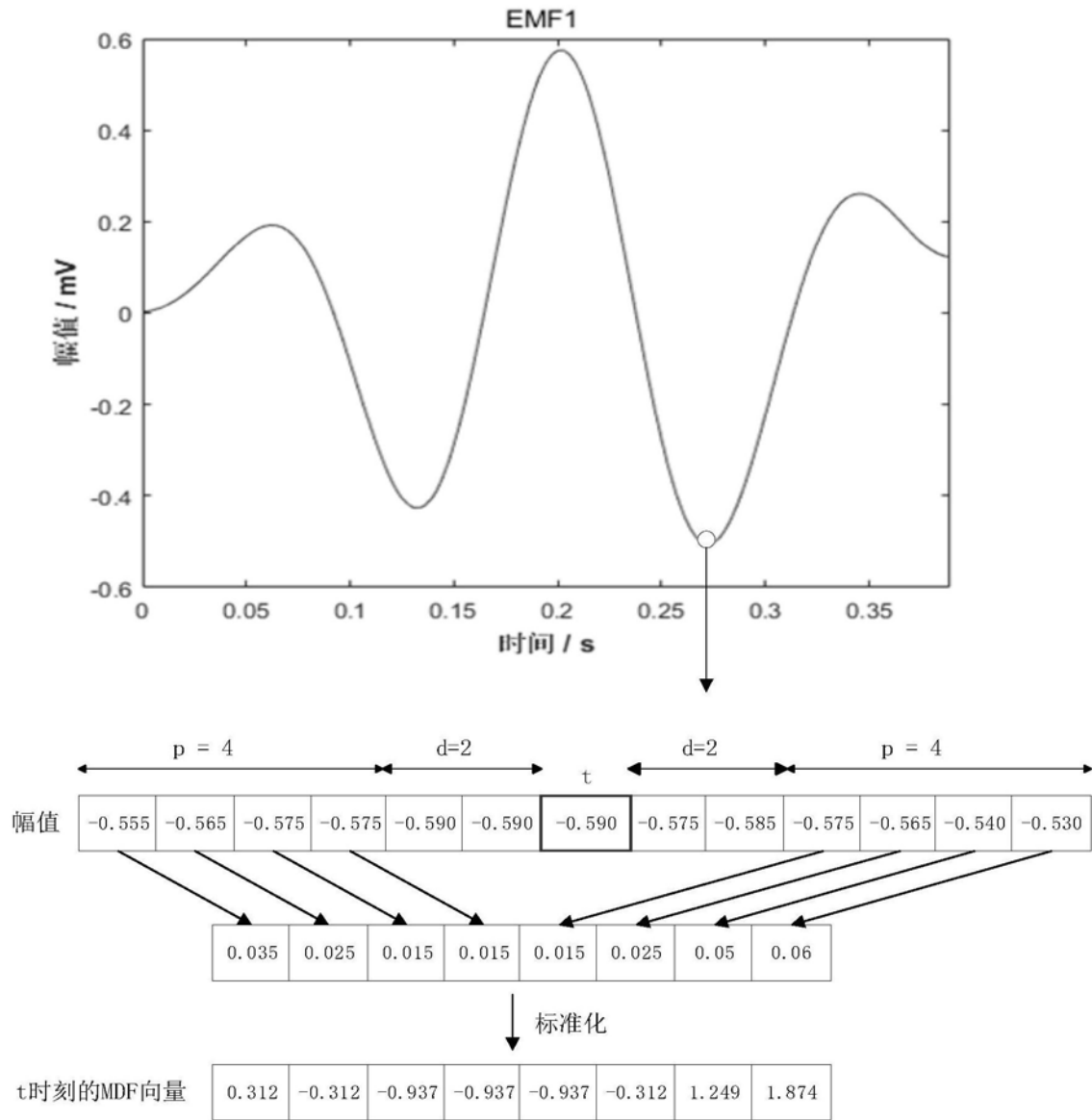


图3

| | | | |
|----------------|---|---------|------------|
| 专利名称(译) | 一种基于多尺度差分特征的心电识别方法及装置 | | |
| 公开(公告)号 | CN109620213B | 公开(公告)日 | 2020-03-27 |
| 申请号 | CN201910138303.2 | 申请日 | 2019-02-25 |
| [标]申请(专利权)人(译) | 山东大学 | | |
| 申请(专利权)人(译) | 山东大学 | | |
| 当前申请(专利权)人(译) | 山东大学 | | |
| [标]发明人 | 杨公平 吴波 王奎奎 黄玉文 尹义龙 | | |
| 发明人 | 杨公平 吴波 王奎奎 黄玉文 尹义龙 | | |
| IPC分类号 | A61B5/0402 A61B5/00 G06K9/62 | | |
| CPC分类号 | A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/7203 A61B5/7235 A61B5/725 A61B5/7253 G06K9/6215 G06K9/6247 | | |
| 代理人(译) | 杨哲 | | |
| 审查员(译) | 陈尧 | | |
| 其他公开文献 | CN109620213A | | |
| 外部链接 | Espacenet SIPO | | |

摘要(译)

本发明公开了一种基于多尺度差分特征的心电识别方法及装置，该方法包括：接收采集的待识别心电信号，对心电信号预处理得到心跳周期；将心跳周期进行自适应分离得到心跳周期的经验模态分量，融合多个心跳周期的经验模态分量，并提取多尺度差分特征得到特征向量；根据心电特征模板库中个体特征向量识别提取的特征向量，得到心电识别结果。

