



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108491879 A

(43)申请公布日 2018.09.04

(21)申请号 201810240279.9

(22)申请日 2018.03.22

(71)申请人 广东工业大学

地址 510060 广东省广州市越秀区东风东路729号

(72)发明人 吕俊 黄梅 刘么元 张涛
谢胜利

(74)专利代理机构 北京集佳知识产权代理有限公司 11227

代理人 张春水 唐京桥

(51)Int.Cl.

G06K 9/62(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

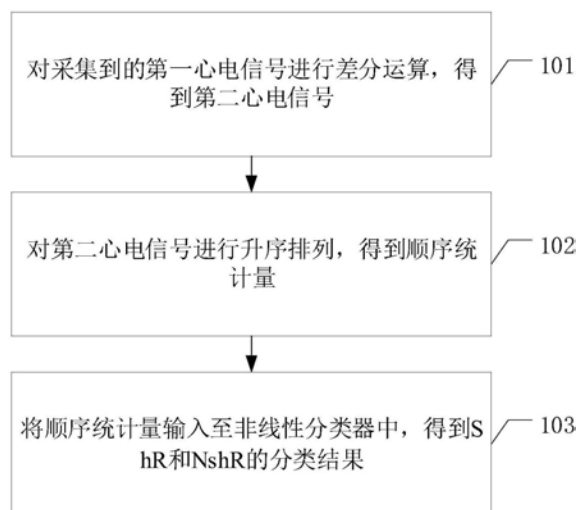
权利要求书1页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

一种基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别方法

(57)摘要

本发明实施例公开了一种基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别方法及装置,解决了现有的ShR/NshR识别方法需要采集较长的心电信号,通常为8秒,才能保证一定的分类性能,导致了耽误除颤抢救时间的技术问题。本发明实施例方法包括:S1、对采集到的第一心电信号进行差分运算,得到第二心电信号;S2、对所述第二心电信号进行升序排列,得到顺序统计量;S3、将所述顺序统计量输入至非线性分类器中,得到ShR和NshR的分类结果。



1. 一种基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别方法,其特征在于,包括:

S1、对采集到的第一心电信号进行差分运算,得到第二心电信号;

S2、对所述第二心电信号进行升序排列,得到顺序统计量;

S3、将所述顺序统计量输入至非线性分类器中,得到ShR和NshR的分类结果。

2. 根据权利要求1所述的基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别方法,其特征在于,所述步骤S1具体包括:

对采集到的第一心电信号 $\vec{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 进行差分运算,得到第二心电信号 $\vec{y} = \{x_2 - x_1, x_3 - x_2, \dots, x_n - x_{n-1}\}$, 其中n为时间采样点总数。

3. 根据权利要求2所述的基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别方法,其特征在于,所述步骤S2具体包括:

对所述第二心电信号 $\vec{y}$ 进行升序排列,得到顺序统计量 $\vec{z} = \{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}\}$ 。

4. 根据权利要求3所述的基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别方法,其特征在于,所述非线性分类器包括:高斯核支持向量机、高斯核Fisher判别分析或神经网络。

5. 根据权利要求4所述的基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别方法,其特征在于,所述高斯核支持向量机具体为高斯核支持 $\kappa(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \cdot \|x_i - x_j\|_2^2)$ 向量机。

6. 一种基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别装置,其特征在于,包括:

差分单元,用于对采集到的第一心电信号进行差分运算,得到第二心电信号;

排序单元,用于对所述第二心电信号进行升序排列,得到顺序统计量;

分类单元,用于将所述顺序统计量输入至非线性分类器中,得到ShR和NshR的分类结果。

7. 根据权利要求6所述的基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别装置,其特征在于,所述差分单元还用于对采集到的第一心电信号 $\vec{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 进行差分运算,得到第二心电信号 $\vec{y} = \{x_2 - x_1, x_3 - x_2, \dots, x_n - x_{n-1}\}$, 其中n为时间采样点总数。

8. 根据权利要求7所述的基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别装置,所述排序单元还用于对所述第二心电信号 $\vec{y}$ 进行升序排列,得到顺序统计量 $\vec{z} = \{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}\}$ 。

9. 根据权利要求8所述的基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别装置,所述非线性分类器包括:高斯核支持向量机、高斯核Fisher判别分析或神经网络。

10. 根据权利要求9所述的基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别装置,所述高斯核支持向量机具体为高斯核支持 $\kappa(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \cdot \|x_i - x_j\|_2^2)$ 向量机。

一种基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及医用设备技术领域,尤其涉及一种基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别方法。

背景技术

[0002] 据国家心血管病中心发布的《中国心血管病报告2016》显示,每年我国心源性猝死发病人数超过54万,相当于每天约1500人因心源性猝死离世。心源性猝死主要由室颤(Ventricular Fibrillation, VF)和室速(Ventricular Tachycardia, VT)所致。其中, VF的发作常无预兆,发作时心室的电活动失去同步性,心脏泵血功能丧失,如不及时采取措施转复心律,数分钟之内将导致猝死。在最短的时间内实施电击除颤是临床上唯一可靠并被广泛使用的室颤转复方法。

[0003] 除颤成功率与除颤时间紧密相关。当患者发生VF心律失常时,在1分钟内实施除颤,成功率为100%;在3分钟内除颤,成功率为90%;在5分钟内除颤,成功率则降至30%;若VF超过10分钟,除颤成功率几乎为零。因此, VF发作3分钟以内,是实施除颤抢救生命的黄金时间。然而,大多数心源性猝死事件发生在医疗机构之外,患者很难得到及时有效的抢救治疗。针对该问题,欧美发达国家已经研发了自动体外除颤器(Automatic External Defibrillator, AED),并将其广泛部署于人流量大的公共场所,有效地提高了VF患者的存活率,而我国到2006年才有第一批AED部署于首都机场。

[0004] AED的关键技术是可电击复律心律(Shockable Rhythms, ShR)和不可电击复律心律(Non-shockable Rhythms, NshR)的识别方法。ShR包括VF和VT; NshR包括窦性心律、房扑、房颤、室性逸搏等。因为院外AED操作人员主要是缺乏急救经验的公众,若对患者实施不必要的电击除颤,可能会对人体心脏造成致命性的损害,所以美国心脏协会(American Heart Association, AHA)制定了行业标准,规定AED产品对ShR的识别敏感性应高于90%,对于NshR的识别特异性应高于95%。

[0005] 现有的ShR/NshR识别方法需要采集较长的心电信号,通常为8秒,才能保证一定的分类性能,导致了耽误除颤抢救时间的技术问题。

发明内容

[0006] 本发明提供了一种基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别方法及装置,解决了现有的ShR/NshR识别方法需要采集较长的心电信号,通常为8秒,才能保证一定的分类性能,导致了耽误除颤抢救时间的技术问题。

[0007] 本发明提供了一种基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别方法,包括:

[0008] S1、对采集到的第一心电信号进行差分运算,得到第二心电信号;

[0009] S2、对所述第二心电信号进行升序排列,得到顺序统计量;

[0010] S3、将所述顺序统计量输入至非线性分类器中,得到ShR和NshR的分类结果。

[0011] 可选地,所述步骤S1具体包括:

[0012] 对采集到的第一心电信号 $\vec{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 进行差分运算, 得到第二心电信号 $\vec{y} = \{x_2 - x_1, x_3 - x_2, \dots, x_n - x_{n-1}\}$, 其中 n 为时间采样点总数。

[0013] 可选地, 所述步骤S2具体包括:

[0014] 对所述第二心电信号 $\vec{y}$ 进行升序排列, 得到顺序统计量 $\vec{z} = \{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}\}$ 。

[0015] 可选地, 所述非线性分类器包括: 高斯核支持向量机、高斯核Fisher判别分析或神经网络。

[0016] 可选地, 所述高斯核支持向量机具体为高斯核支持 $\kappa(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \cdot \|x_i - x_j\|_2^2)$ 向量机。

[0017] 本发明提供了一种基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别装置, 包括:

[0018] 差分单元, 用于对采集到的第一心电信号进行差分运算, 得到第二心电信号;

[0019] 排序单元, 用于对所述第二心电信号进行升序排列, 得到顺序统计量;

[0020] 分类单元, 用于将所述顺序统计量输入至非线性分类器中, 得到ShR和NshR的分类结果。

[0021] 可选地, 所述差分单元还用于对采集到的第一心电信号 $\vec{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 进行差分运算, 得到第二心电信号 $\vec{y} = \{x_2 - x_1, x_3 - x_2, \dots, x_n - x_{n-1}\}$, 其中 n 为时间采样点总数。

[0022] 可选地, 所述排序单元还用于对所述第二心电信号 $\vec{y}$ 进行升序排列, 得到顺序统计量 $\vec{z} = \{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}\}$ 。

[0023] 可选地, 所述非线性分类器包括: 高斯核支持向量机、高斯核Fisher判别分析或神经网络。

[0024] 可选地, 所述高斯核支持向量机具体为高斯核支持 $\kappa(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \cdot \|x_i - x_j\|_2^2)$ 向量机。

[0025] 从以上技术方案可以看出, 本发明具有以下优点:

[0026] 本发明提供了一种基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别方法, 包括: S1、对采集到的第一心电信号进行差分运算, 得到第二心电信号; S2、对所述第二心电信号进行升序排列, 得到顺序统计量; S3、将所述顺序统计量输入至非线性分类器中, 得到ShR和NshR的分类结果。

[0027] 本发明对第一心电信号进行差分并且排序, 虽然计算简单, 但是有效地表现了心电信号局部波动的分布, 而该分布的异常恰恰是VF和VT的主要表现, 而顺序统计量所需采集心电数据端, 识别准确率高, 解决了现有的ShR/NshR识别方法需要采集较长的心电信号, 通常为8秒, 才能保证一定的分类性能, 导致了耽误除颤抢救时间的技术问题。

附图说明

[0028] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案, 下面将对实施例或现有技术描述中所需要使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发明的一些实施例, 对于本领域普通技术人员来讲, 在不付出创造性劳动性的前提下, 还可

以根据这些附图获得其它的附图。

[0029] 图1为本发明提供的一种基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别方法的一个实施例的流程示意图；

[0030] 图2为本发明提供的一种基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别装置的一个实施例的流程示意图；

[0031] 图3为心电信号原始幅值与顺序统计量的费雪判别率对比图。

具体实施方式

[0032] 本发明实施例提供了一种基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别方法及装置,解决了现有的ShR/NshR识别方法需要采集较长的心电信号,通常为8秒,才能保证一定的分类性能,导致了耽误除颤抢救时间的技术问题。

[0033] 为使得本发明的发明目的、特征、优点能够更加的明显和易懂,下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,下面所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而非全部的实施例。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前提下所获得的所有其它实施例,都属于本发明保护的范围。

[0034] 请参阅图1,本发明提供了一种基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别方法的一个实施例,包括:

[0035] 101、对采集到的第一心电信号进行差分运算,得到第二心电信号;

[0036] 具体地,对采集到的第一心电信号 $\vec{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 进行差分运算,得到第二心电信号 $\vec{y} = \{x_2 - x_1, x_3 - x_2, \dots, x_n - x_{n-1}\}$, 其中n为时间采样点总数;

[0037] 差分运算一方面消除了单次心电信号序列内的基线漂移,另一方面去除了不同人心电信号之间的幅值水平差异。差分运算实质反映了相邻时间采样点之间心电信号幅值变化的程度。

[0038] 102、对第二心电信号进行升序排列,得到顺序统计量;

[0039] 具体地,对第二心电信号 $\vec{y}$ 进行升序排列,得到顺序统计量 $\vec{z} = \{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}\}$;

[0040] 相对于常用的四分位和中位数等,排序后的数列是一种最为细致的顺序统计量。对心电信号进行差分并且排序,虽然计算简单,但是有效地体现了心电信号局部波动的分布。而该分布的异常恰恰是VF和VT的主要体现。本发明实施例采用Wasserstein距离衡量不同心电信号局部波动分布之间的差异。下面以三个公开数据集VFDB、CUDDB和AHADB(共1696组ShR, 7086组NshR)中,时长4秒采样率为250Hz的心电数据为例检验本发明实施例方案中所提取特征的判别性能。如图3所示,本发明的顺序统计量 $\vec{z}$ 的费雪判别率(Fisher's Discriminant Ratio, FDR)大幅高于第一心电信号幅值 $\vec{x}$ 的FDR。

[0041] 设 $f(x)$ 和 $g(y)$ 是概率密度函数, $h(x, y)$ 是联合分布函数, $f(x) = \int h(x, y) dy$, $g(y) = \int h(x, y) dx$, 则概率分布 f 和 g 之间的Wasserstein距离定义为:

$$[0042] \quad W_p(f, g) = \inf_h \left[\int d(x, y)^p h(x, y) dx dy \right]^{1/p}; \quad (1)$$

[0043] 其中, $d(x, y)$ 是距离测度, $p \geq 1$, $\inf_h$ 表示在所有可能的联合分布函数 h 条件下, $[\int d(x, y)^p h(x, y) dx dy]^{1/p}$ 的下确界。在实际应用中, 公式 (1) 的计算往往是离散化的, 对于任意分布 μ , 可以用 δ 分布来逼近:

$$[0044] \quad \mu \approx \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta_{x_i}; \quad (2)$$

[0045] 其中 δ 分布为:

$$[0046] \quad \begin{cases} \delta_a(x) = \delta(x-a) = 0, (x \neq a) \\ \int_{-\infty}^{\infty} \delta_a(x) dx = 1 \end{cases}; \quad (3)$$

[0047] 于是两个等长数组 $\vec{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 和 $\vec{y} = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 之间的 Wasserstein 距离可表示为:

$$[0048] \quad W_p(\vec{x}, \vec{y}) = W_p\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta_{x_i}, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta_{y_i}\right); \quad (4)$$

[0049] 当 $d(x, y) = |x-y|$ 且 $p=2$ 时, 公式 (4) 可进一步转换为:

$$[0050] \quad W(\vec{x}, \vec{y}) = \min_{\sigma} \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_{\sigma_i})^2 \right]^{1/2}; \quad (5)$$

[0051] 其中, σ 为 $1, 2, \dots, n$ 的任一种排列。

[0052] 推论: 当 $d(x, y) = |x-y|$ 且 $p=2$ 时, 两个等长数组 $\vec{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 和 $\vec{y} = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 之间的 Wasserstein 距离为它们分别升序排列 ($\forall i < j, x_i \leq x_j, y_i \leq y_j$) 后的平均二范数距离, 即:

$$[0053] \quad \min_{\sigma} \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_{\sigma_i})^2 \right]^{1/2} = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \right]^{1/2}; \quad (6)$$

[0054] 证: 假设数组 $\vec{y}$ 中任一对升序排列的元素 y_i 和 y_j ($y_i \leq y_j, i < j$) 调换位置, 则调换位置后 $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_{\sigma_i})^2$ 的增加量为:

$$[0055] \quad \begin{aligned} \Delta &= \frac{1}{n} [(x_i - y_j)^2 + (x_j - y_i)^2] - \frac{1}{n} [(x_i - y_i)^2 + (x_j - y_j)^2]; \\ &= \frac{2}{n} (x_i - x_j)(y_i - y_j) \geq 0 \end{aligned}; \quad (7)$$

[0056] 故对于 $\forall i < j, x_i \leq x_j, y_i \leq y_j$, 有 $\min_{\sigma} \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_{\sigma_i})^2 \right] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2$ 。又因为 $f(\theta) = \theta^{1/2}$ ($\theta \geq 0$) 是关于 θ 的单调函数, 所以:

$$[0057] \quad \min_{\sigma} \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_{\sigma_i})^2 \right]^{1/2} = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \right]^{1/2};$$

[0058] 证毕。

[0059] 103、将顺序统计量输入至非线性分类器中, 得到 ShR 和 NshR 的分类结果;

[0060] 具体地,非线性分类器包括:高斯核支持向量机、高斯核Fisher判别分析或神经网络;

[0061] 高斯核支持向量机具体为高斯核支持 $\kappa(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \cdot \|x_i - x_j\|_2^2)$ 向量机;

[0062] 选用高斯核支持向量机、高斯核Fisher判别分析或神经网络作为分类器是为了解决特征空间内ShR样本和NshR样本不完全线性可分的情况。

[0063] 顺序统计量可以更好地反映VT和VF的病理信息,所需采集心电数据短,识别准确率高,能够为除颤抢救提供可靠的判别依据,并赢得宝贵的时间。本发明方法在三个公开数据集VFDB、CUDDB和AHADB(包含1696组ShR,7086组NshR)上进行测试,采用10重交叉验证的平均分类性能指标如表1所示。由表1可见:仅用1秒的心电数据时,本方法的敏感性为82.50%,未达到AHA的标准90%,原因在于1秒时间过短,往往未能采集到完整的心电周期;当使用2秒心电数据时,本方法的敏感性为96.87%,特异性为98.38%,已完全达到AHA的标准(敏感性>90%,特异性>95%);当信号长度为4秒或8秒时,本发明方法的敏感性>98.2%,特异性>99.1%,优于目前已公开的其他相关工作。

[0064] 表1针对不同时长的心电数据,本发明的可除颤心律识别性能

[0065]

	8秒	4秒	2秒	1秒
ShR敏感性	98.54%	98.21%	96.87%	82.50%
NshR特异性	99.72%	99.17%	98.38%	98.08%

[0066] 虽然本发明采用核化的Wasserstein距离衡量不同心电信号局部波动分布之间的差异,但是计算极其简单,只需对心电信号进行差分 and 升序排列,然后代入支持向量机,所需运算资源少,功耗低。因此,本发明方案可嵌入到可穿戴设备中,例如手环和手表中,对心律失常高危人群进行长时间监测。

[0067] 本发明对第一心电信号进行差分并且排序,虽然计算简单,但是有效地表现了心电信号局部波动的分布,而该分布的异常恰恰是VF和VT的主要表现,而顺序统计量所需采集心电数据端,识别准确率高,解决了现有的ShR/NshR识别方法需要采集较长的心电信号,通常为8秒,才能保证一定的分类性能,导致了耽误除颤抢救时间的技术问题。

[0068] 以上是对本发明提供的一种基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别方法的一个实施例进行的说明,以下将对本发明提供的一种基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别装置的一个实施例进行说明。

[0069] 请参阅图2,本发明提供了一种基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别装置的一个实施例,包括:

[0070] 差分单元201,用于对采集到的第一心电信号进行差分运算,得到第二心电信号;

[0071] 具体地,差分单元201还用于对采集到的第一心电信号 $\vec{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 进行差分运算,得到第二心电信号 $\vec{y} = \{x_2 - x_1, x_3 - x_2, \dots, x_n - x_{n-1}\}$,其中n为时间采样点总数;

[0072] 排序单元202,用于对第二心电信号进行升序排列,得到顺序统计量;

[0073] 具体地,排序单元202还用于对第二心电信号 $\vec{y}$ 进行升序排列,得到顺序统计量 $\vec{z} = \{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}\}$;

[0074] 分类单元203,用于将顺序统计量输入至非线性分类器中,得到ShR和NshR的分类结果。

[0075] 具体地,非线性分类器包括:高斯核支持向量机、高斯核Fisher判别分析或神经网络;

[0076] 高斯核支持向量机具体为高斯核支持 $\kappa(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \cdot \|x_i - x_j\|_2^2)$ 向量机。

[0077] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的系统,装置和单元的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0078] 在本申请所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的系统,装置和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,所述单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0079] 所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0080] 另外,在本发明各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现,也可以采用软件功能单元的形式实现。

[0081] 所述集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行本发明各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM, Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM, Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0082] 以上所述,以上实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的精神和范围。

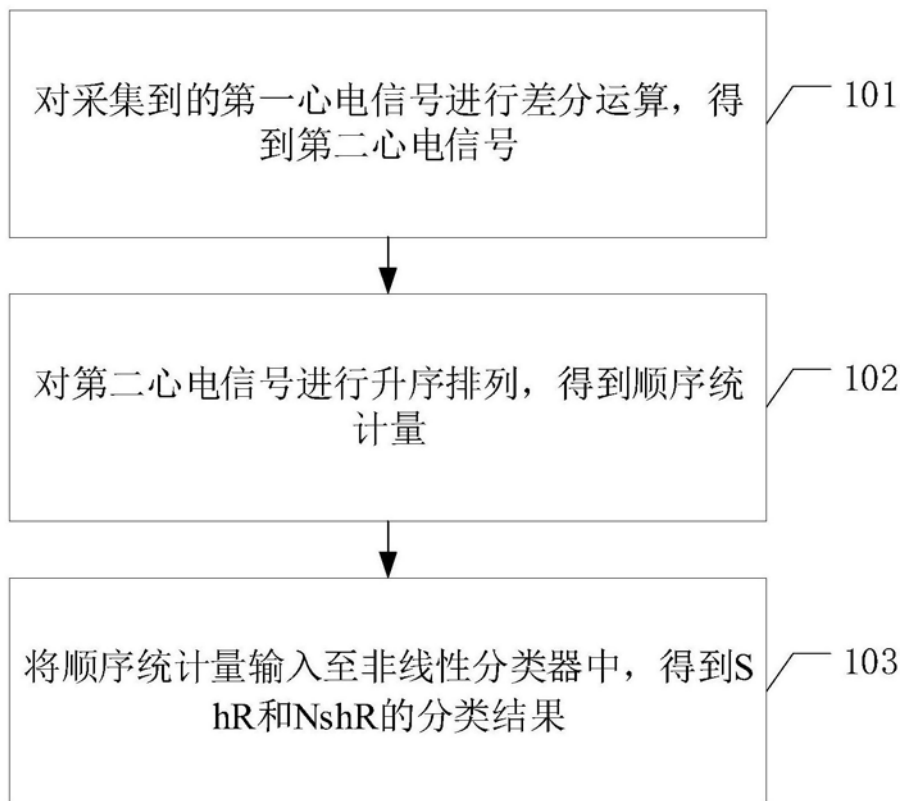


图1



图2

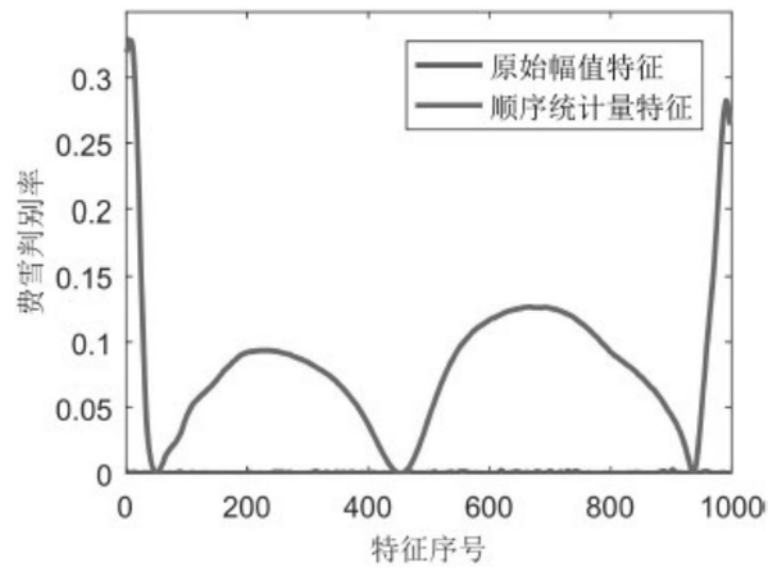


图3

专利名称(译)	一种基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别方法		
公开(公告)号	CN108491879A	公开(公告)日	2018-09-04
申请号	CN201810240279.9	申请日	2018-03-22
[标]申请(专利权)人(译)	广东工业大学		
申请(专利权)人(译)	广东工业大学		
当前申请(专利权)人(译)	广东工业大学		
[标]发明人	吕俊 黄梅 刘△元 张涛 谢胜利		
发明人	吕俊 黄梅 刘△元 张涛 谢胜利		
IPC分类号	G06K9/62 A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	G06K9/6287 A61B5/0402 A61B5/7264 G06K9/6269		
代理人(译)	张春水		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明实施例公开了一种基于顺序统计量和支持向量机的可除颤心律识别方法及装置，解决了现有的ShR/NshR识别方法需要采集较长的心电信号，通常为8秒，才能保证一定的分类性能，导致了耽误除颤抢救时间的技术问题。本发明实施例方法包括：S1、对采集到的第一心电信号进行差分运算，得到第二心电信号；S2、对所述第二心电信号进行升序排列，得到顺序统计量；S3、将所述顺序统计量输入至非线性分类器中，得到ShR和NshR的分类结果。

