



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110751131 A

(43)申请公布日 2020.02.04

(21)申请号 201911123324.3

A61B 5/0452(2006.01)

(22)申请日 2019.11.16

(71)申请人 李沛滨

地址 050000 河北省石家庄市新华区中华
北大街309号河北医科大学第二医院
北院区14层心内六科

(72)发明人 李沛滨 崔晓冉 王栋

(74)专利代理机构 昆明合众智信知识产权事务
所 53113

代理人 叶春娜

(51)Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/04(2006.01)

权利要求书3页 说明书7页 附图3页

(54)发明名称

一种心律失常检测装置

(57)摘要

本发明涉及一种心律失常检测装置,包括心电采集设备和处理器,其特征在于,所述处理器对所述心电采集设备采集的心电信号进行处理,通过对心电信号进行预处理、特征提取、神经网络分类,最终得到该患者的心律失常情况。通过本发明的装置,可以自动获得患者的心律失常情况,检测准确、及时。



1. 一种心律失常检测装置,其特征在于,包括心电采集设备和处理器,其特征在于,所述处理器对所述心电采集设备采集的心电信号进行处理,以自动检测患者的心律失常情况。

2. 根据权利要求1所述的装置,其特征在于,所述处理器进行自动检测的过程包括预处理、特征提取、神经网络分类,最终得到该患者的心律失常情况。

3. 根据权利要求2所述的装置,其特征在于,所述的心电预处理对心电信号进行低通滤波、前置放大、陷波滤波、工频放大,以得到经过去噪的心电信号。

4. 根据权利要求3所述的装置,其特征在于,所述的特征提取采用近邻保持算法,对心电信号进行压缩感知,具体过程为:

设数据集 $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)$, 其中 $x_i \in R^D$, $i = 1, 2, \dots, m$, x_i 表示心电信号在高维空间的第 i 个信号, X 表示高维空间的心电信号数据集, R^D 表示高维空间,近邻保持算法寻找一个最优的映射变换矩阵 A ,将 R^D 空间的数据映射到一个相对低维的空间 R^d , R^d 表示低维空间,数据点 x_i 在 R^d 中表示为 y_i ,则映射可以表示为:

$y_i = A^T x_i$, 其中 y_i 表示心电信号在低维空间的第 i 个信号。

包括以下步骤:

(1) 选择近邻:令 G 为一个有 m 个节点的邻接图,每个数据 x_i 作为图的一个节点,如果点 x_i 是点 x_j 的 K 近邻,同时 x_j 也是 x_i 的 K 近邻,则为它们连接一条边;其中, x_j 表示心电信号在高维空间的第 j 个信号, $j = 1, 2, \dots, m$;

(2) 计算权值:用 W 代表临近图 G 的权值矩阵, w_{ij} 表示节点 i 到节点 j 的有向边的权值,则优化目标函数如下:

$$\min \sum_i \left\| x_i - \sum_j w_{ji} x_j \right\|^2 \quad (1)$$

约束条件为 $\sum_j w_{ji} = 1$, 通过求解式(1)的最优化问题,可得到每条边的权值;

(3) 确定映射矩阵:

$$XMX^T a = \lambda XX^T a \quad (2)$$

求解式(2)的特征值和特征向量,其中 $M = (I - W)^T (I - W)$, 其中 I 为单位矩阵,

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1j} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{i1} & w_{i2} & \dots & w_{ij} \end{bmatrix} \quad (3)$$

设 $a_1, a_2, \dots, a_i$ 分布为式(2)中 i 个特征向量的特征值,则映射矩阵可以表示为:

$$A = \begin{bmatrix} a_1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & a_2 & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & \dots & a_i \end{bmatrix} \quad (4),$$

则高维空间数据点 x_i 和对应的低维空间映射点 y_i 具有如下关系:

$$y_i = A^T x_i \quad (5)$$

由上述的步骤(1)–(3),可以得到转换后的低维空间的心电信号。

5.根据权利要求4所述的装置,其特征在于,对心电信号进行特征提取后,训练支持向量机,利用支持向量机进行神经网络分类,通过已知类型的6类与心律失常相关的心电信号的特征信号作为训练集进行训练,得到训练好的支持向量机后,用该训练好的支持向量机对测试集的信号进行测试;其中,所述的6类与心律失常相关的心电信号的特征信号6类与心律失常相关的心电信号的特征信号包括:正常心拍、房性早搏、室性早搏、右束支传导阻滞、左束支传导阻滞、起搏心拍;所述的训练集信号包括心拍的特征和已经标识的类型。

6.根据权利要求5所述的装置,其特征在于,所述的支持向量机通过以下过程获得:

支持向量机通过构建最优分类平面完成分类任务,最优分类平面将分属两类的样本数据间的距离最大化, H 表示两种样本的最优分类面, H_1 、 H_2 分别为两类样本所在平面,它们之间的距离称为分类间隔,分类间隔跟随分类面改变,其中,最优分类面能保证在得到最大分类间隔的前提下将两种样本正确分类;

其中,分类面方程为:

$$\mu \cdot s + b = 0 \quad (6)$$

其中 s 是输入数据, μ 表示法向量, b 表示偏置值,如果样本线性可分,则样本集 (s_i, t_i) , s_i 是输入的数据, t_i 是分类面的数据, $t_i \in \{+1, -1\}$,并且满足以下关系:

$$y_i [\mu \cdot s_i + b = 0] - 1 = 0 \quad (7),$$

其中, $i = 1, 2, \dots, m$

此时,分类间隔为 $\frac{2}{\|\mu\|}$,要得到最大分类间隔即要使 $\|\mu\|^2$ 最小,满足式(7)且使 $\|\mu\|^2$

最小的分类面即为最优分类面;

在线性可分情况下,求取最优分类面的问题,可以表示为在式(7)条件下,求式(8)的最小值:

$$\phi(\mu) = \frac{1}{2} \|\mu\|^2 \quad (8)$$

为此,可定义如下的拉格朗日函数:

$$L(\mu, b, c) = \frac{1}{2} \|\mu\|^2 - \sum_{i=1}^m c_i \{t_i [\mu \cdot s_i + b = 0] - 1\} \quad (9)$$

其中, $c_i \geq 0$ 为每个样本对应的拉格朗日系数;

求解式(9)的最小值,可以对 μ 和 b 求偏导后转化为求解式(10)的问题:

$$\sum_{i=1}^m t_i c_i = 0 \quad (10)$$

在满足式(10)的约束条件下,求取式(11)取最大值时的解 c_i :

$$Q(c) = \sum_{i=1}^m c_i - \frac{1}{2} \sum_{i,z=1}^m c_i c_z t_i t_z (s_i \cdot s_z) \quad (11)$$

其中 $Q(c)$ 为求解 c_i 时构造的函数, $z = 1, 2, \dots, m$

解 c_i 对应的样本就是支持向量,若 c_i^* 为最优解,则最优分类面的权向量为:

$$\mu^* = \sum c_i^* t_i s_i \quad (12)$$

求得支持向量及权向量后,可以对其中任意一对支持向量求取平均是求出分类器中的阈值,即:

$$b^* = \frac{1}{2}[\mu^* s^*(1) + \mu^* s^*(-1)] \quad (13)$$

其中, $s^*(1)$ 和 $s^*(-1)$ 分别代表两类样本中的支持向量;

基于求得支持向量与相关参数,可得到最优分类判别函数:

$$f(x) = \text{sgn}\{(\mu^* \cdot s) + b\} = \text{sgn}\{\sum c_i^* \cdot t_i (s \cdot s_i) + b^*\} \quad (14)$$

式(6)-(14)只是对线性样本进行分类,但是由于心电信号是非线性信号,在对心电信号进行分析时,需要进行映射,把非线性问题转变成线性问题,进而求取最优分类面,假定非线性映射为如式(15)所示:

$$s \rightarrow \varphi(s) \quad (15)$$

φ 为映射函数,则式(11)就可转化为:

$$Q(c) = \sum_{i=1}^m c_i - \frac{1}{2} \sum_{i,z=1}^m c_i c_z t_i t_z \varphi(s_i) \varphi(s_z) \quad (16)$$

引入变量 ξ_i 和惩罚系数 U , $\xi_i \geq 0, U \geq 0$,则式(7)和(8)转变为:

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & \frac{1}{2} \|\mu\|^2 + U \sum_{i=1}^m \xi_i \\ \text{Subject to} \quad & t_i (\mu \cdot s_i + b) \geq 1 - \xi_i \end{aligned} \quad (17)$$

点积运算 $\varphi(s_i) \varphi(s_z)$,没有涉及单独映射函数 $\varphi(s_i)$ 的运算,因此,如果能够找到一个核函数 K 使其满足 $K = \varphi(s_i) \varphi(s_z)$,那么在进行计算时,只需要通过原始的函数进行内积运算就能完成,选择径向基核函数作为核函数,径向基核函数为:

$$K(s, p) = \exp\left(-\frac{\|s - p\|^2}{\sigma^2}\right), \quad \text{其中}\sigma\text{为正实数}, P\text{为核函数的分量};$$

自此,可以得到SVM分类器,在得到SVM分类器后,对测试集的数据进行测试分类。

7. 根据权利要求6所述的装置,其特征在于,首先采用一对一法构造支持向量机分类器,当对一个测试样本进行分类识别时,分别使用构造好的多个分类器逐个对心电信号的特征信号进行分类,将该测试样本在每个分类器中的分类结果进行记录,由于同一个病人的心律失常情况是一定的,对多个测试样本在每个分类器中的分类结果进行保存,最终统计各个分类器的所有分类结果中占比最大的分类结果,作为该患者最终的心律失常检测判断结果。

一种心律失常检测装置

技术领域

[0001] 本发明涉及监测生理状况的医疗设备技术领域,特别涉及一种心律失常检测装置。

背景技术

[0002] 心律失常(arrhythmia)是由于窦房结激动异常或激动产生于窦房结以外,激动的传导缓慢、阻滞或经异常通道传导,即心脏活动的起源和(或)传导障碍导致心脏搏动的频率和(或)节律异常。心律失常是心血管疾病中重要的一组疾病。它可单独发病,亦可与其他心血管病伴发。其预后与心律失常的病因、诱因、演变趋势、是否导致严重血流动力障碍有关,可突然发作而致猝死,亦可持续累及心脏而致其衰竭。对心律失常的有效检测可以预防心脏疾病,防止人体猝死。

[0003] 临床诊断心律失常主要的手段为心电图检测,但是大部分对于心电的测量都需要使用复杂的心电图仪器进行,心电信号采集设备大不便于携带,不方便患者的日常使用,很难实现日常心脏活动情况以及心律异常的自我监测、诊断和管理。

[0004] 一些机构试图通过目前流行的分类方法对心电信号进行分类,从而判断患者的心律状况,已知的是有部分机构使用支持向量机来进行分类,但是本领域技术人员是一种二值分类方法,其输出结果只有0和1,但是心律失常显然包括了将近十多种情况,仅进行二值分类的分类结果显然不能满足检测需求。同时,在提取心电特征进行分析时,通常仅仅分析RR间隔、QRS复合波段等,对心电信号的特征提取没有针对性,不能很好的获得心电信号的特征。

[0005] 因而,亟需一种心律失常检测装置,可以有效的提取心电特征,同时能够利用神经网络算法对心电信号进行多分类,得到心律失常的具体类型,使检测结果更准确。

发明内容

[0006] 根据本发明的目的,提供一种心律失常检测装置,包括心电采集设备和处理器,其特征在于,所述处理器对所述心电采集设备采集的心电信号进行处理,以自动检测患者的心律失常情况。

[0007] 进一步地,所述处理器进行自动检测的过程包括预处理、特征提取、神经网络分类,最终得到该患者的心律失常情况。

[0008] 优选地,所述的特征提取采用近邻保持算法,对心电信号进行压缩感知,具体过程为:

[0009] 设数据集 $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)$, 其中 $x_i \in R^D$, $i = 1, 2, \dots, m$, x_i 表示心电信号在高维空间的第 i 个信号, X 表示高维空间的心电信号数据集, R^D 表示高维空间,近邻保持算法寻找一个最优的映射变换矩阵 A ,将 R^D 空间的数据映射到一个相对低维的空间 R^d , R^d 表示低维空间,数据点 x_i 在 R^d 中表示为 y_i ,则映射可以表示为:

[0010] $y_i = A^T x_i$, 其中 y_i 表示心电信号在低维空间的第 i 个信号。

[0011] 包括以下步骤:

[0012] (1) 选择近邻:令G为一个有m个节点的邻接图,每个数据 x_i 作为图的一个节点,如果点 x_i 是点 x_j 的K近邻,同时 x_j 也是 x_i 的K近邻,则为它们连接一条边;其中, x_j 表示心电信号在高维空间的第j个信号, $j=1,2,\dots,m$;

[0013] (2) 计算权值:用W代表临近图G的权值矩阵, w_{ij} 表示节点i到节点j的有向边的权值,则优化目标函数如下:

$$[0014] \quad \min \sum_i \left\| x_i - \sum_j w_{ji} x_j \right\|^2 \quad (1)$$

[0015] 约束条件为 $\sum_j w_{ji} = 1$,通过求解式(1)的最优化问题,可得到每条边的权值;

[0016] (3) 确定映射矩阵:

$$[0017] \quad XMX^T a = \lambda XX^T a \quad (2)$$

[0018] 求解式(2)的特征值和特征向量,其中 $M = (I-W)^T(I-W)$,其中I为单位矩阵,

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1j} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{i1} & w_{i2} & \cdots & w_{ij} \end{bmatrix} \quad (3)$$

[0019] 设 $a_1, a_2, \dots, a_i$ 分布为式(2)中i个特征向量的特征值,则映射矩阵可以表示为:

$$[0020] \quad A = \begin{bmatrix} a_1 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & a_2 & \cdots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & \cdots & a_i \end{bmatrix} \quad (4),$$

[0021] 则高维空间数据点 x_i 和对应的低维空间映射点 y_i 具有如下关系:

$$[0022] \quad y_i = A^T x_i \quad (5)$$

[0023] 由上述的步骤(1)-(3),可以得到转换后的低维空间的心电信号。

[0024] 进一步地,对心电信号进行特征提取后,训练支持向量机,利用支持向量机进行神经网络分类,通过已知类型的6类与心律失常相关的心电信号的特征信号作为训练集进行训练,得到训练好的支持向量机后,用该训练好的支持向量机对测试集的信号进行测试;其中,所述的6类与心律失常相关的心电信号的特征信号6类与心律失常相关的心电信号的特征信号包括:正常心拍、房性早搏、室性早搏、右束支传导阻滞、左束支传导阻滞、起搏心拍;所述的训练集信号包括心拍的特征和已经标识的类型。

[0025] 优选地,本发明首先采用一对一法构造支持向量机分类器,当对一个测试样本进行分类识别时,分别使用构造好的多个分类器逐个对心电信号的特征信号进行分类,将该测试样本在每个分类器中的分类结果进行记录,由于同一个病人的心律失常情况是一定的,对多个测试样本在每个分类器中的分类结果进行保存,最终统计各个分类器的所有分类结果中占比最大的分类结果,作为该患者最终的心律失常检测判断结果。

[0026] 通过本发明的近邻保持方法提取的心电信号特征,能够将心电信号从高维映射到

低维,对心电信号进行了压缩感知,解决了心电信号在时域中信号属性过于稀疏的技术问题,本发明提取的心电特征信号,可以有效应用到后续的分类器的构建中,有效提高了支持向量机信号输入时的提取效率。

[0027] 本发明在近邻保持方法中确定最大映射矩阵时,为了保持数据的完整性和有效性,采用了特定的选择最大映射矩阵A的方式,申请人经过实验验证,发现通过该最大映射矩阵A得到的心电特征,可以应用到不同的神经网络算法中,并且分类结果的准确率都可以达到97.69%。

[0028] 本发明在构建支持向量机分类器的过程中,充分考虑了心电信号的非线性特性,选择了合适的核函数,建立了可靠的支持向量机分类器。

[0029] 由于心律失常临床表现为多种形式,本发明考虑到SVM分类是二值分类,而心律失常具有多种情况,本发明选择了6种不同的与心律失常相关的心拍信号,首先采用一对一法构造分类器,当对一个测试样本进行分类识别时,分别使用构造好的分类器逐个对心电信号的特征信号进行分类,将该测试样本在每个分类器中的分类结果进行记录,由于同一个病人的心律失常情况是一定的,对多个测试样本在每个分类器中的分类结果进行保存,最终统计各个分类器的所有分类结果中占比最大的分类结果,作为该患者最终的心律失常检测判断结果,有效地提高了分类结果的准确性和有效性。

附图说明

[0030] 图1为本发明的心律失常检测装置示意图;

[0031] 图2为本发明的处理器进行处理过程的示意图;

[0032] 图3为本发明建立分类器过程的示意图;

[0033] 图4为本发明的使用SVM分类器完成多个分类的示意图。

具体实施方式

[0034] 如图1所示,本发明的心律失常检测装置,包括心电采集设备和处理器心电采集设备采用便于受试者携带和使用的设备,比如手环、手机等,在这些移动终端内或者表面设置心电电极,患者在日常活动中即可进行心电信号的测量,同时通过这些设备将心电信号发送到处理器进行处理。如图2所示,处理器接收到心电信号后,对心电信号进行处理,包括预处理、特征提取、神经网络分类,最终进行分类,得到该患者的心律失常情况,并向患者进行反馈。

[0035] 由于心电信号是低幅低频信号,因此,首先应当对心电信号进行预处理,去除心电信号中的噪声,同时保留心电信号的原始状态。对心电信号进行预处理包括低通滤波、前置放大、陷波滤波、工频放大,以得到经过去噪声的心电信号。也可以通过该小波分解消除心电信号中的非平稳噪声。

[0036] 在对心电进行预处理后,处理器对心电信号进行特征提取。由于心电信号在时域上是稀疏信号,因此,为了更好的对信号进行分析,本申请将信心电信号投影到低维空间实现信号的压缩和特征提取。映射矩阵是压缩感知的一种,其通过使信号在变换域中被压缩或稀疏,将信号从高维空间投射到低维空间。近邻保持算法是一种降维技术,其在降维的同时,依然能保持数据集固有的局部邻域的流形结构不变,因此,本申请选择近邻保持算法来

对心电信号进行压缩变换,具体的变换过程如下:

[0037] 设数据集 $X=(x_1, x_2, \dots, x_m)$, 其中 $x_i \in R^D, i=1, 2, \dots, m$, x_i 表示心电信号在高维空间的第 i 个信号, X 表示高维空间的心电信号数据集, R^D 表示高维空间, 近邻保持算法寻找一个最优的映射变换矩阵 A , 将 R^D 空间的数据映射到一个相对低维的空间 R^d , R^d 表示低维空间, 数据点 x_i 在 R^d 中表示为 y_i , 则这种映射可以表示为:

[0038] $y_i = A^T x_i$, 其中 y_i 表示心电信号在低维空间的第 i 个信号。

[0039] 具体地, 近邻保持算法的具体步骤如下:

[0040] (1) 选择近邻: 令 G 为一个有 m 个节点的邻接图, 每个数据 x_i 作为图的一个节点, 如果点 x_i 是点 x_j 的 K 近邻, 同时 x_j 也是 x_i 的 K 近邻, 则为它们连接一条边; 其中, x_j 表示心电信号在高维空间的第 j 个信号, $j=1, 2, \dots, m$;

[0041] (2) 计算权值: 用 W 代表临近图 G 的权值矩阵, w_{ij} 表示节点 i 到节点 j 的有向边的权值, 则优化目标函数如下:

$$[0042] \quad \min \sum_i \left\| x_i - \sum_j w_{ji} x_j \right\|^2 \quad (1)$$

[0043] 约束条件为 $\sum_j w_{ji} = 1$, 通过求解式(1)的最优化问题, 可得到每条边的权值;

[0044] (3) 确定映射矩阵:

$$[0045] \quad X M X^T a = \lambda X X^T a \quad (2)$$

[0046] 求解式(2)的特征值和特征向量, 其中 $M = (I - W)^T (I - W)$, 其中 I 为单位矩阵,

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1j} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{i1} & w_{i2} & \dots & w_{ij} \end{bmatrix} \quad (3)$$

[0047] 设 $a_1, a_2, \dots, a_i$ 分布为式(2)中 i 个特征向量的特征值, 则映射矩阵可以表示为:

$$[0048] \quad A = \begin{bmatrix} a_1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & a_2 & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & \dots & a_i \end{bmatrix} \quad (4),$$

[0049] 则高维空间数据点 x_i 和对应的低维空间映射点 y_i 具有如下关系:

$$[0050] \quad y_i = A^T x_i \quad (5)$$

[0051] 由上述的步骤(1)-(3), 可以得到转换后的低维空间的心电信号。

[0052] 通常, 在获取最大映射变换矩阵时, 会选取最大的特征值或者前几个最大特征值组成的向量来进行变换, 这种选择最大映射矩阵 A 的方式忽略了在变换过程中整个数据的完备性, 对局部邻域的流形结构造成一定的影响, 而本申请通过特定的映射矩阵的选择, 最大限度的保证在降维的过程中, 心电信号内在的特征不丢失, 这对于进行后续的神经网络分类是有利的。

[0053] 在得到映射后的心电信号后, 对信号进行特征提取, 并且将特征心电信号输入到

支持向量机进行分类。

[0054] 在利用支持向量机时,首先对支持向量机进行训练,本申请对6类与心律失常相关的心拍信号:正常心拍、房性早搏、室性早搏、右束支传导阻滞、左束支传导阻滞、起搏心拍,进行分类。将得到心电信号分为训练集和测试集,由训练集信号对支持向量机进行分类,具体的分类如图3所示,训练集信号包括心拍的特征和已经标识的类型,通过训练后,利用支持向量机对测试集心拍的特征进行分类,从而辨别心拍的类型。

[0055] 下面具体介绍本申请的支持向量机的具体设计过程:

[0056] 支持向量机的通过构建最优分类平面完成分类任务,最优分类平面将分属两类的样本数据间的距离最大化,H表示两种样本的最优分类面, H_1 、 H_2 分别为两类样本所在平面,它们之间的距离称为分类间隔,分类间隔跟随分类面改变,其中,最优分类面能过保证在得到最大分类间隔的前提下降两种样本正确分类。其中,分类面方程为:

$$[0057] \quad \mu \cdot s + b = 0 \quad (6)$$

[0058] 其中s是输入数据, μ 表示法向量,b表示偏置值,如果样本线性可分,则样本集(s_i , t_i), s_i 是输入的数据, t_i 是分类面的数据, $t_i \in \{+1, -1\}$,并且满足以下关系:

$$[0059] \quad y_i [\mu \cdot s_i + b = 0] - 1 = 0 \quad (7),$$

其中, $i=1, 2, \dots, m$

[0060] 此时,分类间隔为 $\frac{2}{\|\mu\|}$,要得到最大分类间隔即使 $\|\mu\|^2$ 最小,满足式(7)且使 $\|\mu\|^2$ 最小的分类面即为最优分类面;

[0061] 在线性可分情况下,求取最优分类面的问题,可以表示为如下的函数,即在式(7)条件下,求式(8)的最小值:

$$[0062] \quad \phi(\mu) = \frac{1}{2} \|\mu\|^2 \quad (8)$$

[0063] 为此,可定义如下的拉格朗日函数:

$$[0064] \quad L(\mu, b, c) = \frac{1}{2} \|\mu\|^2 - \sum_{i=1}^m c_i \{t_i [\mu \cdot s_i + b = 0] - 1\} \quad (9)$$

[0065] 其中, $c_i \geq 0$ 为每个样本对应的拉格朗日系数;

[0066] 求解式(9)的最小值,可以对 μ 和b求偏导后转化为求解式(10)的问题:

$$[0067] \quad \sum_{i=1}^m t_i c_i = 0 \quad (10)$$

[0068] 在满足式(10)的约束条件下,求取式(11)取最大值时的解 c_i :

$$[0069] \quad Q(c) = \sum_{i=1}^m c_i - \frac{1}{2} \sum_{i,z=1}^m c_i c_z t_i t_z (s_i \cdot s_z) \quad (11)$$

[0070] 其中Q(c)为求解 c_i 时构造的函数, $z=1, 2, \dots, m$

[0071] 解 c_i 对应的样本就是支持向量,若 c_i^* 为最优解,则最优分类面的权向量为:

$$[0072] \quad \mu^* = \sum c_i^* t_i s_i \quad (12)$$

[0073] 求得支持向量及权向量后,可以对其中任意一对支持向量求取平均是求出分类器中的阈值,即:

$$[0074] \quad b^* = \frac{1}{2}[\mu^* s^*(1) + \mu^* s^*(-1)] \quad (13)$$

[0075] 其中, $s^*(1)$ 和 $s^*(-1)$ 分别代表两类样本中的支持向量;

[0076] 基于求得支持向量与相关参数,可得到最优分类判别函数:

$$[0077] \quad f(x) = \text{sgn}\{(\mu^* \cdot s) + b\} = \text{sgn}\{\sum c_i^* \cdot t_i (s \cdot s_i) + b^*\} \quad (14)$$

[0078] 式(6)-(14)只是对线性样本进行分类,但是由于心电信号是非线性信号,在对心电信号进行分析时,需要进行映射,把非线性问题转变成线性问题,进而求取最优分类面,假定非线性映射为如式(15)所示:

$$[0079] \quad s \rightarrow \varphi(s) \quad (15)$$

[0080] φ 为映射函数,则式(11)就可转化为:

$$[0081] \quad Q(c) = \sum_{i=1}^m c_i - \frac{1}{2} \sum_{i,z=1}^m c_i c_z t_i t_z \varphi(s_i) \varphi(s_z) \quad (16)$$

[0082] 引入变量 ξ_i 和惩罚系数 U , $\xi_i \geq 0, U \geq 0$,则式(7)和(8)转变为:

$$[0083] \quad \text{Min} \quad \frac{1}{2} \|\mu\|^2 + U \sum_{i=1}^m \xi_i$$

$$[0084] \quad \text{Subject to } t_i (\mu \cdot s_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad (17)$$

[0085] 点积运算 $\varphi(s_i) \varphi(s_z)$,没有涉及单独映射函数 $\varphi(s_i)$ 的运算,因此,如果能够找到一个核函数 K 使其满足 $K = \varphi(s_i) \varphi(s_z)$,那么在进行计算时,只需要通过原始的函数进行内积运算就能完成,因此,最重要的是选择核函数,本申请选择径向基核函数作为核函数,径向基核函数为:

$$[0086] \quad K(s, p) = \exp\left(-\frac{|s - p|^2}{\sigma^2}\right), \quad \text{其中}\sigma\text{为正实数},P\text{为核函数的分量}。$$

[0087] 自此,可以得到本申请的SVM分类器,在得到SVM分类器后,通过训练集对SVM分类器进行训练,通过反馈不断调整SVM分类器,使其更加准确。

[0088] 考虑到SVM分类是二值分类,而心律失常具有多种情况,正如本申请所探讨的六种心电节拍分类情况,是一个多分类的问题,如图4所示,本申请在考虑到这种情况下,首先采用一对一法构造分类器,当对一个测试样本进行分类识别时,分别使用构造好的分类器逐个对心电信号的特征信号进行分类,将该测试样本在每个分类器中的分类结果进行记录,由于同一个病人的心律失常情况是一定的,对多个测试样本在每个分类器中的分类结果进行保存,最终统计各个分类器的所有分类结果中占比最大的分类结果,作为该患者最终的心律失常检测判断结果。

[0089] 本发明考虑到常规的仅仅在时域通过RR间隔等判断心律失常情况存在的缺陷,同

时考虑到心电信号在时域的特征,在对心电信号进行预处理后,通过近邻保持方法提取的心电信号特征,能够将心电信号从高维映射到低维,对心电信号进行了压缩感知,解决了心电信号在时域中信号属性过于稀疏的技术问题,本发明提取的心电特征信号,可以有效应用到后续的分类器的构建中,有效提高了支持向量机信号输入时的提取效率。

[0090] 本发明在近邻保持方法中确定最大映射矩阵时,为了保持数据的完整性和有效性,采用了特定的选择最大映射矩阵A的方式,申请人经过实验验证,发现通过该最大映射矩阵A得到的心电特征,可以应用到不同的神经网络算法中,并且分类结果的准确率都可以达到97.69%。

[0091] 本发明在构建支持向量机分类器的过程中,充分考虑了心电信号的非线性特性,选择了合适的核函数,建立了可靠的支持向量机分类器。

[0092] 由于心律失常临床表现为多种形式,本发明考虑到SVM分类是二值分类,而心律失常具有多种情况,本发明选择了6种不同的与心律失常相关的心拍信号,首先采用一对一法构造分类器,当对一个测试样本进行分类识别时,分别使用构造好的分类器逐个对心电信号的特征信号进行分类,将该测试样本在每个分类器中的分类结果进行记录,由于同一个病人的心律失常情况是一定的,对多个测试样本在每个分类器中的分类结果进行保存,最终统计各个分类器的所有分类结果中占比最大的分类结果,作为该患者最终的心律失常检测判断结果,有效地提高了分类结果的准确性和有效性。

[0093] 以上所述实施例仅表达了本发明的几种实施方式,其描述较为具体和详细,但不能因此而理解为对本发明专利范围的限制。应当指出的是,对于本领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明构思的前提下,还可以做出若干变形和改进,这些都属于本发明的保护范围。因此,本发明的保护范围应以所附权利要求为准。



图1



图2

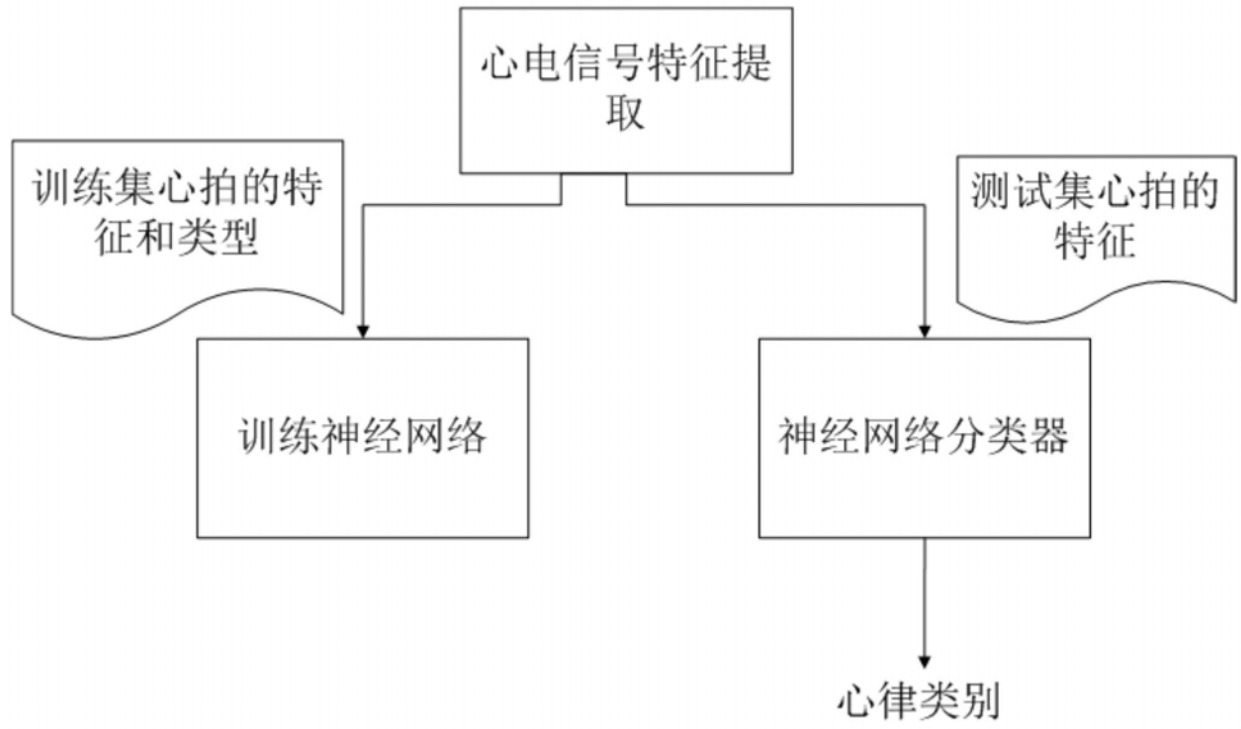


图3

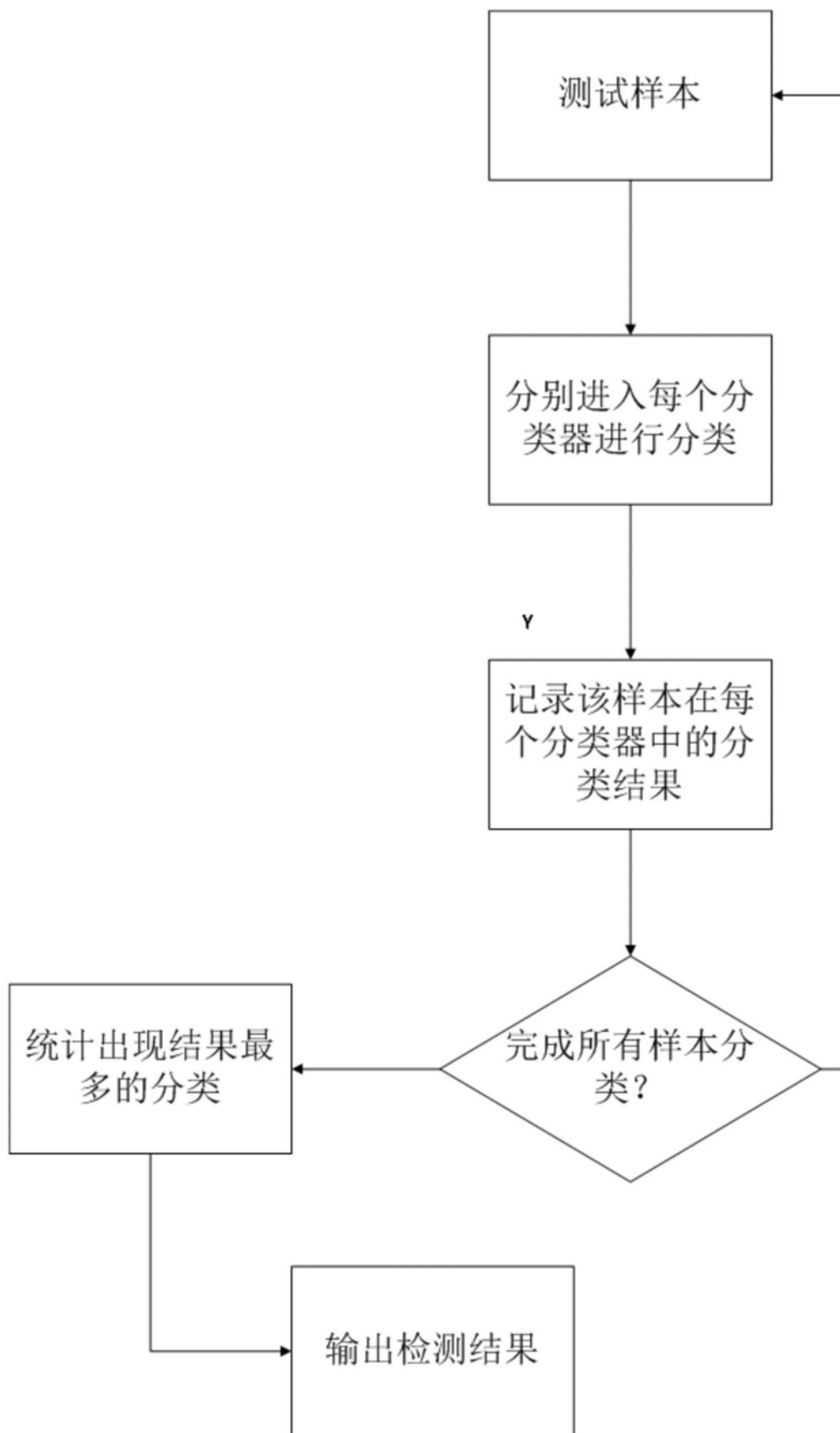


图4

专利名称(译)	一种心律失常检测装置		
公开(公告)号	CN110751131A	公开(公告)日	2020-02-04
申请号	CN201911123324.3	申请日	2019-11-16
[标]发明人	王栋		
发明人	李纳侯 崔晓冉 王栋		
IPC分类号	G06K9/00 G06K9/62 A61B5/00 A61B5/04 A61B5/0452		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0452 A61B5/7267 G06K9/00523 G06K9/00536 G06K9/6256 G06K9/6269		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及一种心律失常检测装置，包括心电采集设备和处理器，其特征在于，所述处理器对所述心电采集设备采集的心电信号进行处理，通过对心电信号进行预处理、特征提取、神经网络分类，最终得到该患者的心律失常情况。通过本发明的装置，可以自动获得患者的心律失常情况，检测准确、及时。

