



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106073755 A

(43)申请公布日 2016. 11. 09

(21)申请号 201610361486.0

(22)申请日 2016.05.27

(71)申请人 成都信汇聚源科技有限公司
地址 610000 四川省成都市高新区吉泰五路88号3栋43楼3号

(72)发明人 勾壮 刘毅

(74)专利代理机构 成都行之专利代理事务所
(普通合伙) 51220

代理人 李朝虎

(51) Int. Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/0472(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

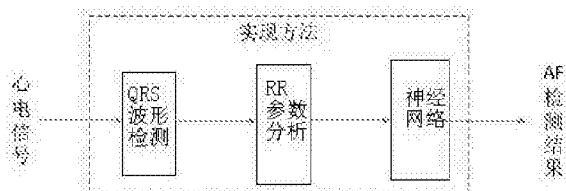
权利要求书2页 说明书11页 附图2页

(54)发明名称

一种微型动态心电监测设备上房颤自动识别的实现方法

(57)摘要

本发明公开了一种微型动态心电监测设备上房颤自动识别的实现方法,本发明利用先调用MIT-BIH心律失常数据库、MIT-BIH正常窦性心律数据库、长时房颤数据库作为训练样本,引入人工神经网络进行学习训练,先随机设置人工神经网络各层的权重值,输入训练数据样本反复迭代修正各层权重值直到训练误差小于某指定值,通过这种方式可以找到可以判断房颤发生的权重值矩阵,然后利用权重值矩阵,将权重值矩阵加入原人工神经网络构建新的人工神经网络,再以采集到的目标人体心电信号作为数据,对人体心电信号处理,获得目标人体特征向量X,根据目标人体特征向量X和新的人工神经网络,进行预测运算。



1.一种微型动态心电监测设备上房颤自动识别的实现方法,其特征在于,包括以下步骤:

构建多层人工神经网络:采用一个输入层、至少一个隐藏层和一个输出层搭建一个多层人工神经网络;

多层人工神经网络训练:

采用MIT-BIH心律失常数据库作为第一训练数据样本,获得第一训练数据样本的QRS波,第一训练数据样本的QRS波进行分析和处理,提取出第一训练数据样本的RR间期,将第一训练数据样本的RR间期分割为M1个N分钟的片段,对M1个片段进行HRV特征分析,计算M1个片段的特征向量X作为M1个房颤特征向量X,元组(房颤特征向量X, t1)的集合构成第一训练样本集,其中有房颤发生的片段t1=1,无房颤发生的片段t1=0,

采用MIT-BIH正常窦性心律数据库作为第二训练数据样本,第二训练数据样本的QRS波,第二训练数据样本的QRS波进行分析和处理,提取出第二训练数据样本的RR间期,将第二训练数据样本的RR间期分割为M2个N分钟的片段,对M2个片段进行HRV特征分析,计算M2个片段的特征向量X作为M2个正常特征向量X,元组(正常特征向量X, t2)的集合构成第二训练样本集,其中t2=0,

采用长时房颤数据库作为第三训练数据样本,获得第三训练数据样本的QRS波,第三训练数据样本的QRS波进行分析和处理,提取出第三训练数据样本的RR间期,将第三训练数据样本的RR间期分割为M3个N分钟的片段,对M3个片段进行HRV特征分析,计算M3个片段的特征向量X作为M3个长时房颤特征向量X,元组(长时房颤特征向量X, t3)的集合构成第一训练样本集,其中有房颤发生的片段t3=1,无房颤发生的片段t3=0,

随机初始化输入层、隐藏层、输出层的权重值;将M1个房颤特征向量X作为输入层的输入向量,根据输出层的神经网络函数f(X)获得M1个输出层的值y1;将M2个正常特征向量X作为输入层的输入向量,根据输出层的神经网络函数f(X)获得M2个输出层的值y2;将M3个长时房颤特征向量X作为输入层的输入向量,根据输出层的神经网络函数f(X)获得M3个输出层的值y3;根据第一训练样本集及其神经网络输出值计算M1个平方误差之和 $E1=(t1_1-y1_1)^2+(t1_2-y1_2)^2+\dots+(t1_{M1}-y1_{M1})^2$,根据第二训练样本集及其神经网络输出值计算M2个平方误差之和 $E2=(t2-y2_1)^2+(t2-y2_2)^2+\dots+(t2-y2_{M2})^2$,根据第三训练样本集及其神经网络输出值计算M3个平方误差之和 $E3=(t3_1-y3_1)^2+(t3_2-y3_2)^2+\dots+(t3_{M3}-y3_{M3})^2$,其中t1、t2、t3为预期的正确输出,y 1、y 2、y 3为实际输出;

反复迭代修正输入层、隐藏层、输出层的权重值,直到误差E1、E2、E3之和达到极小值,记录此时输入层、隐藏层、输出层的权重值,取得最终的权重值矩阵;

根据训练获得的权重值矩阵重新构建多层人工神经网络,获得新多层人工神经网络,

采用导联采集目标人体心电信号,获得目标人体的QRS波,对目标人体的QRS波实时的分析和处理,提取出RR间期,将RR间期分割为N分钟的片段,对片段进行HRV特征分析,计算片段的特征向量X作为目标人体特征向量X;

将目标人体特征向量X作为新多层人工神经网络的输入层的输入向量,获得神经网络的输出值F,F是在0和1之间的实数,当F值高时,则判定该片段内有房颤发生,否则判定没有房颤发生。

2.根据权利要求1所述的一种微型动态心电监测设备上房颤自动识别的实现方法,其

特征在于,所述特征向量X包括瞬时心率平均值 \overline{RR} 、最大瞬时心率 HR_{max} 、最小瞬时心率 HR_{min} 。

3.根据权利要求1所述的一种微型动态心电监测设备上房颤自动识别的实现方法,其特征在于,所述特征向量X包括RR间期的统计参数。

4.根据权利要求3所述的一种微型动态心电监测设备上房颤自动识别的实现方法,其特征在于,所述统计参数包括归一化标准差 $\sigma(RR)/\overline{RR}$ 。

5.根据权利要求1所述的一种微型动态心电监测设备上房颤自动识别的实现方法,其特征在于,所述特征向量X包括RR间期沿庞加莱心电散点图对角线的离散值d。

6.根据权利要求5所述的一种微型动态心电监测设备上房颤自动识别的实现方法,其

特征在于,所述离散值 $d = \frac{\sqrt{\frac{1}{2(n-1)} \sum_{i=1}^{n-1} (I_i - I_{i+1})^2 - \left(\frac{1}{(n-1)\sqrt{2}} \sum_{i=1}^{n-1} (I_i - I_{i+1}) \right)^2}}{\frac{1}{2(n-1)} (-I_1 - I_n + 2 \sum_{i=1}^{n-1} I_i)}$,

其中 I_i 表示片段内第i个RR间期, n 表示片段内RR间期数量。

7.根据权利要求1所述的一种微型动态心电监测设备上房颤自动识别的实现方法,其特征在于,所述特征向量X包括间隔为1,4,16,64,128,256的RR间期的差值的均方根,该均

方根表示为 $msd_{(k)}, k=1,4,16,64,128,\dots,256, msd_{(k)} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{n-k} (I_i - I_{i+k})^2}}{n-k}$ 。

8.根据权利要求7所述的一种微型动态心电监测设备上房颤自动识别的实现方法,其特征在于, I_i 表示第i个RR间期, k 表示间隔, n 表示片段内RR间期数量。

9.根据权利要求1所述的一种微型动态心电监测设备上房颤自动识别的实现方法,其特征在于,所述特征向量X包括RR间期的傅立叶变换所得傅里叶振幅序列。

10.根据权利要求1所述的一种微型动态心电监测设备上房颤自动识别的实现方法,其特征在于,所述特征向量X包括心电波形参数。

一种微型动态心电监测设备上房颤自动识别的实现方法

技术领域

[0001] 本发明涉及心房颤动检测,尤其涉及一种微型动态心电监测设备上房颤自动识别的实现方法。

背景技术

[0002] 心房颤动(简称房颤, Auricular Fibrillation, AF)是最常见的持续性心律失常。随着年龄增长房颤的发生率不断增加,75岁以上人群可达10%。房颤时心房激动的频率达300~600次/分,心跳频率往往快而且不规则,有时候可达100~160次/分,不仅比正常人心跳快得多,而且绝对不整齐。房颤发生时,心房失去有效的收缩功能,血液容易在心房内淤滞而形成血栓,血栓脱落后可随着血液至全身各处,导致脑栓塞(脑卒中)、肢体动脉栓塞(严重者甚至需要截肢)等。同时,由于心房血液淤滞将导致人体供血(包括心脏自身的供血量)下降,进而容易引发心力衰竭(heart failure,简称心衰)的发生。

[0003] 房颤对人体健康的巨大危害主要表现为:

1.降低心功能:心率快和节律不齐可使病人感到心慌,体力活动受到限制,生活质量下降;心跳频率过快,易诱发心功能减退,同时也影响心脏正常排血功能,降低身体各器官的血液供应,最终导致慢性心功能不全。其主要原因在于:由于失去心房辅助泵血功能,致使心脏每次搏动排出血量降低了25%-30%。

[0004] 2.增加致残率:心房收缩紊乱,容易在心房壁产生“附壁血栓”,即血凝块。新鲜的血栓粘附不牢,易脱落。血栓随血流而移动,可堵塞血管,导致脑、肾、脾、肠、肢体的缺血,并引起坏死。房颤引起脑中风偏瘫的发生率较正常人高5-15倍,极大的增加了致残率。

[0005] 3.增加病死率:心房收缩功能丧失和长期心率加快可导致心力衰竭,增加病死率。心房颤动患者病死率较无房颤患者增加2-4倍。

[0006] 4.增加猝死率:预激综合征合并心房颤动是极为危险的,如果患者快速心房激动经旁路下传心室可能导致心室颤动,从而导致猝死。

[0007] 实际上,房颤患者的症状多变且无特异性,因此从症状无法确定是否存在房颤发作,必须依赖心电学检测证实。而且,房颤发作具有很大的随机性且每次发作的持续时间具有很大的不稳定性,因此心电检测的时间窗口对于真实房颤发生的检测尤其重要。目前临床医学的检测手段上,主要依靠心电图机和24小时动态心电仪。但他们对房颤的检测具有明显的缺点,主要的原因有:

1.心电图机的缺点:心电图机(静态心电)在检查时需要被检查者处于静卧状态,导联多且操作复杂,通常只持续几十秒到2分钟的检查时间窗口。而房颤的发生具有时间上的不规律性和间隙性,导致静息心电图测试很难准确检测到AF的发生,因此临床医学普遍认为心电图机对房颤的检出受到很大的限制,需要专业人员操作且检出率低,具有非常大的局限性;

2.动态心电图机的缺点:心电图机的明显缺点使得医学上引入了动态心电图(HoIter),以实现24小时甚至72小时的长时间检测窗口,从而提高了房颤的检出率。但

HoIter通常用于数据记录直到测试结束以后返回医院,由医生读取出数据再进行分析,因此具有明显的时间滞后性——检测的时间越长,滞后效应越严重。由于房颤容易形成血栓导致脑卒中,或导致心脏供血不足引发心力衰竭,这种滞后效应显然是比较致命的,很可能因为缺乏及时的诊断和治疗措施而形成严重的后果;

3.P波检测困难:传统的心电图分析,无论是心电图机还是动态心电图,其原理主要是依靠心房波(P波)的检测来判定是否发生房颤。由于体表的心电测试点不易靠近心房,故在体表测试中P波的幅度远远小于QRS波幅度且相对位置不固定(尤其是动态心电图测试受患者运动干扰较大),因此P波极易被淹没在QRS波、T波或干扰信号噪声之中无法识别(同样道理,形态与振幅均变化不定的f波则更难识别),因此造成诊断上的困难。这是目前传统心电图分析的技术难点和限制所在,因此传统心电分析技术对房颤的检测准确性一直有待提高。

发明内容

[0008] 本发明旨在克服动态心电图设备和技术在房颤检测中存在的时间滞后效应严重、技术限制检测精确度不高的缺点,实现可长时间的持续检测、并能实时、高精度对房颤进行自动检测,及时为房颤患者的诊断和治疗提供参考依据,以降低因为房颤引发脑卒中、心力衰竭等高度危险事件的发生可能,通过实时、持续的心电信号监测和人工智能机器学习算法,对房颤做出预测和判断,为及时的医疗干预创造条件,并可能挽救患者的生命。

[0009] 本发明通过下述技术方案实现:一种微型动态心电监测设备上房颤自动识别的实现方法,包括以下步骤:

构建多层人工神经网络:采用一个输入层、至少一个隐藏层和一个输出层搭建一个多层人工神经网络;

多层人工神经网络训练:

采用MIT-BIH心律失常数据库作为第一训练数据样本,获得第一训练数据样本的QRS波,第一训练数据样本的QRS波进行分析和处理,提取出第一训练数据样本的RR间期,将第一训练数据样本的RR间期分割为M1个N分钟的片段,对M1个片段进行HRV特征分析,计算M1个片段的特征向量X作为M1个房颤特征向量X,元组(房颤特征向量X, t1)的集合构成第一训练样本集,其中有房颤发生的片段t1=1,无房颤发生的片段t1=0,

采用MIT-BIH正常窦性心律数据库作为第二训练数据样本,第二训练数据样本的QRS波,第二训练数据样本的QRS波进行分析和处理,提取出第二训练数据样本的RR间期,将第二训练数据样本的RR间期分割为M2个N分钟的片段,对M2个片段进行HRV特征分析,计算M2个片段的特征向量X作为M2个正常特征向量X,元组(正常特征向量X, t2)的集合构成第二训练样本集,其中t2=0,

采用长时房颤数据库作为第三训练数据样本,获得第三训练数据样本的QRS波,第三训练数据样本的QRS波进行分析和处理,提取出第三训练数据样本的RR间期,将第三训练数据样本的RR间期分割为M3个N分钟的片段,对M3个片段进行HRV特征分析,计算M3个片段的特征向量X作为M3个长时房颤特征向量X,元组(长时房颤特征向量X, t3)的集合构成第一训练样本集,其中有房颤发生的片段t3=1,无房颤发生的片段t3=0,

随机初始化输入层、隐藏层、输出层的权重值;将M1个房颤特征向量X作为输入层的输

入向量,根据输出层的神经网络函数 $f(X)$ 获得 M_1 个输出层的值 y_1 ;将 M_2 个正常特征向量 X 作为输入层的输入向量,根据输出层的神经网络函数 $f(X)$ 获得 M_2 个输出层的值 y_2 ;将 M_3 个长时房颤特征向量 X 作为输入层的输入向量,根据输出层的神经网络函数 $f(X)$ 获得 M_3 个输出层的值 y_3 ;根据第一训练样本集及其神经网络输出值计算 M_1 个平方误差之和 $E_1=(t_{11}-y_{11})^2+(t_{12}-y_{12})^2+\dots+(t_{1M_1}-y_{1M_1})^2$,根据第二训练样本集及其神经网络输出值计算 M_2 个平方误差之和 $E_2=(t_{21}-y_{21})^2+(t_{22}-y_{22})^2+\dots+(t_{2M_2}-y_{2M_2})^2$,根据第三训练样本集及其神经网络输出值计算 M_3 个平方误差之和 $E_3=(t_{31}-y_{31})^2+(t_{32}-y_{32})^2+\dots+(t_{3M_3}-y_{3M_3})^2$,其中 t_1, t_2, t_3 为预期的正确输出, y_1, y_2, y_3 为实际输出;平方误差为(预期的正确输出-实际输出) 2 。根据输出层的神经网络函数 $f(X)$ 获得 M_1 个输出层的值 y_1 ,其中神经网络函数 $f(X)$ 根据实际情况设定,本领域人员可以自行获取相关信息设定。 t_1 为取1或0的变量,当 y_1 值趋向1时, t_1 取1, y_1 值趋向1表示有房颤发生,当 y_1 值趋向0时, y_1 值趋向0表示无房颤发生, t_1 取0;同理, t_3 为取1或0的变量,当 y_3 值趋向1时, t_3 取1, y_3 值趋向1表示有房颤发生,当 y_3 值趋向0时, y_3 值趋向0表示无房颤发生, t_3 取0。

[0010] 反复迭代修正输入层、隐藏层、输出层的权重值,直到误差 E_1, E_2, E_3 之和达到极小值,记录此时输入层、隐藏层、输出层的权重值,取得最终的权重值矩阵;

根据训练获得的权重值矩阵重新构建多层人工神经网络,获得新多层人工神经网络,采用导联采集目标人体心电信号,获得目标人体的QRS波,对目标人体的QRS波实时的分析和处理,提取出RR间期,将RR间期分割为N分钟的片段,对片段进行HRV特征分析,计算片段的特征向量 X 作为目标人体特征向量 X ;

将目标人体特征向量 X 作为新多层人工神经网络的输入层的输入向量,获得神经网络的输出值 F , F 是在0和1之间的实数,当 F 值高时,则判定该片段内有房颤发生,否则判定没有房颤发生。一般的 F 值大于或等于0.5时,则判定该片段内有房颤发生, F 值小于或等于0.5时,则判定没有房颤发生。

[0011] 本发明的设计为:本发明利用先调用MIT-BIH心律失常数据库、MIT-BIH正常窦性心律数据库、长时房颤数据库作为训练样本,MIT-BIH心律失常数据库、长时房颤数据库与MIT-BIH正常窦性心律数据库作为对照组,引入人工神经网络进行学习训练,将MIT-BIH心律失常数据库、MIT-BIH正常窦性心律数据库、长时房颤数据库作为训练样本构建成训练数据样本和交叉验证样本,先随机设置人工神经网络各层的权重值,输入训练数据样本反复迭代修正各层权重值直到训练误差小于某指定值,通过这种方式可以找到可以判断房颤发生的权重值矩阵,然后利用权重值矩阵,权重值矩阵利用MIT-BIH心律失常数据库、MIT-BIH正常窦性心律数据库、长时房颤数据库作为训练样本,通过人工神经网络训练获得,应用时,将权重值矩阵加入原人工神经网络构建新的人工神经网络,再以采集到的目标人体心电信号作为数据,对人体心电信号处理,获得目标人体特征向量 X ,根据目标人体特征向量 X 和新的人工神经网络,进行预测运算,最终获得预测值,通过预测值我们可以判断目标人体是否发生房颤。为了缩短预测时间,我们将RR间期被分割成一系列长度为N分钟的片段,每生成一个片段,便计算该片段的特征向量 X ,然后利用获得该片段的特征向量 X 和前期学习训练获得的权重值矩阵以及人工神经网络组成判断系统,利用这一套系统可以判断出发生房颤的值,一般的, F 靠近1表示有发生房颤, F 靠近0表示未发生房颤。由于采用了2个对照参数组,通过学习训练可以找到准确可靠的权重值矩阵,利用这个权重值矩阵加入到人工

神经网络中,使得新的人工神经网络可以准确的预测判断目标人体心电信号的状态是属于房颤人体心电信号还是属于正常人体心电信号,由此可以预测目标人体的心电信号状态。为降低错误的几率,可以用多个(至少2个)预测值F的移动平均值作为最终预测值。

[0012] 优选的,所述特征向量X包括瞬时心率平均值 \overline{RR} 、最大瞬时心率 HR_{\max} 、最小瞬时心率 HR_{\min} 。

[0013] 所述特征向量X包括RR间期的统计参数。

[0014] 所述统计参数包括归一化标准差 $\sigma(RR)/\overline{RR}$ 。

[0015] 所述特征向量X包括RR间期沿庞加莱心电散点图对角线的离散值d。

[0016] 所述离散值 $d = \frac{\sqrt{\frac{1}{2(n-1)} \sum_{i=1}^{n-1} (I_i - I_{i+1})^2 - \left(\frac{1}{(n-1)\sqrt{2}} \sum_{i=1}^{n-1} (I_i - I_{i+1}) \right)^2}}{\frac{1}{2(n-1)} (-I_1 - I_n + 2 \sum_{i=1}^{n-1} I_i)}$,

其中 I_i 表示片段内第i个RR间期, n 表示片段内RR间期数量。

[0017] 所述特征向量X包括间隔为1,4,16,64,128,256的RR间期的差值的均方根,该均方根表示为 $msd_{(k)}$, $k=1,4,16,64,128,\dots,256$, $msd_{(k)} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{n-k} (I_i - I_{i+k})^2}}{n-k}$ 。

[0018] I_i 表示第i个RR间期, k 表示间隔, n 表示片段内RR间期数量。

[0019] 所述特征向量X包括RR间期的傅立叶变换所得傅里叶振幅序列。

[0020] 所述特征向量X包括心电波形参数。

[0021] 本发明的设计原理为:本发明描述一种基于可穿戴动态心电仪设备上实时进行房颤自动识别的方法,旨在克服动态心电图设备和技术在房颤检测中存在的时间滞后效应严重、技术限制检测精确度不高的缺点,实现可长时间的持续检测、并能实时、高精度对房颤进行自动检测,及时为房颤患者的诊断和治疗提供参考依据,以降低因为房颤引发脑卒中、心力衰竭等高度危险事件的发生可能。

[0022] 医学上房颤的心电图特征为:P波消失,代之以小而规则的基线波动,形态与振幅均变化不定,称为f波,频率约为350-600次/分。心室率极不规则,通常在100~160次/分之间。QRS波群形态通常正常,室内差异性传导时有波群增宽。根据以上的分析,动态心电图延长了检测的时间,但由于技术的限制,波形自动识别房颤的方法其准确率往往较低,原因在于存在以下困难:P波幅度较小,而动态心电图受患者运动干扰较大因此P波极易淹没在干扰信号中无法识别。同样道理,形态与振幅均变化不定的f波则更难识别。QRS波群形态增宽不是房颤的显著特征,无法作为房颤的判断依据;房颤的显著特征是心室率极不规则,而QRS波因其幅度较大识别准确率很高,因此单纯地分析RR间期的不规则变化是比波形分析更简单、更可靠的房颤识别方法。

[0023] 本发明首先利用房颤时QRS波比较容易检测和定位的特点,对QRS波进行精确的检测和定位,其次对RR间期的提取分析,并通过监督式学习探索房颤患者区别于正常人的RR间期变化特征,并将这种特征用于对未知的心电图数据进行分析以判断其是否为房颤心电图。

[0024] 本发明的实现方法为以下两个步骤:

第一步:利用人工神经网络机器学习的房颤检测,获得人工神经网络检测房颤的权重值矩阵。

[0025] 人工神经网络(artificial neural network,缩写ANN),简称神经网络,是一种模仿生物神经网络(动物的中枢神经系统,特别是大脑)的结构和功能的数学模型或计算模型。神经网络由大量的人工神经元联结进行计算。大多数情况下人工神经网络能在外界信息的基础上改变内部结构,是一种自适应系统。现代神经网络是一种非线性统计性数据建模工具,常用来对输入和输出间复杂的关系进行建模,或用来探索数据的模式。

[0026] 本发明采用多层神经网络结构(见图2),即一个输入层,多个隐藏层和一个输出层,其中输入层包含数百个节点,每个隐藏层均包含数十个节点,而输出层则仅包含1个节点,提高输出层判断是否检测到房颤发生。

[0027] 特征向量

本发明所采用的特征向量包括但不限于以下特征值:

- 1、瞬时心率平均值 \overline{RR} 以及 HR_{max} 、 HR_{min} 等参数;
- 2、RR间期的各种统计参数,如归一化标准差 $\sigma(RR)/\overline{RR}$;
- 3、RR间期沿庞加莱图(见图3)对角线的离散值 d ;
- 4、间隔为1,4,16,64,128,256的RR间期的差值的均方根。表示为 $rmsd_{(k)}$, $k=1,4,16,64,128,\dots,256$;
- 5、RR间期的傅立叶变换所得傅里叶振幅序列;
- 6、各种心电波形参数,如QRS间期等。

[0028] 对人工神经网络进行训练使用了如下数据集:MIT-BIH心律失常数据库、长时房颤数据库、MIT-BIH 正常窦性心律数据库,其中MIT-BIH心律失常数据库、长时房颤数据库模拟具有房颤状态人员的心电信号参数,MIT-BIH 正常窦性心律数据库模拟正常状态人员的心电信号参数,起到比对作用,以此获得权重值矩阵。

[0029] 学习过程的总体设计思路为:

- a)基于上述业界的权威数据库记录(上述数据集)构建训练数据集样本和交叉验证样本;
- b)随机初始化各层的权重值;
- c)输入训练样本反复迭代修正各层权重值直到训练误差小于某指定值;
- d)输出最终的权重值矩阵;
- e)用交叉验证样本测试训练结果的精度。

[0030] 第二步:利用心电信号实现心电QRS波精准定位和RR参数提取分析,再利用人工神经网络、权重值矩阵计算输出房颤预测值。

[0031] 先利用权重值矩阵构架新的人工神经网络,该新的人工神经网络可以适应检测房颤。

[0032] 动态检测心电信号实现心电QRS波精准定位和RR参数提取分析,

传统的动态心电图设备只是采集和存储记录心电的信号,导出数据以后再利用电脑和相关软件进行分析,导致其分析的时间滞后性;由于其分析技术基于心电波形分析,因此通常具有多个导联同时进行心电信号的采集,设备相对笨重而且操作有一定的难度。

[0033] 本发明中的房颤检测方案主要是利用心电图信号中的QRS波进行分析,因此只需要一个导联进行心电信号的采集即可以完成QRS波的精确采集和定位,可以在可穿戴动态

心电图仪上进行QRS波实时的分析和处理,提取出RR间期变化特征。这种实现方法带来的好处是:可以简化患者在日常检测时的信号采集点连接操作,降低操作的专业度要求,便于在日常生活中使用;设备实现为可穿戴,实现了长时间的持续检测窗口,并能实时、高精度对房颤进行检测,提高了房颤的检出率,并及时向用户发出分析结果和告警。

[0034] 实时分析的处理步骤为:

- 1) 采用软件实现高精度的数字滤波,对实时采集到的心电信号进行处理滤除噪声;
- 2) 实时的对心电图QRS波形进行精确定位;
- 3) 提取出相邻的QRS波之间RR间期参数信息;
- 4) RR间期的序列被分割成M3个(一般数百个)连续RR间期的片段。对每一个片段内的RR间期值进行时域、频域、时频域以及非线性特征处理后,得到若干特征向量 X_i 。这些特征向量充分反映RR间期序列的时域、频域、时频域以及非线性特征;
- 5) 将上述分析所得的特征向量 X_i ,以及之前提取的心电波形参数作为人工神经网络的输入;

根据神经网络的输出值判断片段内是否有房颤发生;

房颤自动识别的实现:

在设备上实现特征向量计算函数,其输入为数十个到上百个连续的RR间期序列,输出为特征向量。根据学习过程的输出权重值矩阵构建神经网络函数 $f(x)$,并在设备上实现。特征向量函数和神经网络函数由可穿戴设备上的处理器进行计算和处理。权重值矩阵为常数,可存储于设备ROM中,CPU可以直接访问而无需占用宝贵的RAM空间,因此具有较高的计算效率。

[0035] 房颤识别步骤:

- i. 可穿戴动态心电图仪持续采集心电图信号,并实时对QRS波形定位和波形参数提取;
- ii. 在QRS波形定位后实时提取出R波进行分析,并产生RR间期序列,持续计算出特征向量 X_i ,
- iii. 将特征向量 X_i ,以及之前提取的心电波形参数作为神经网络的输入;
- iv. 将特征向量 X_i 输入神经网络函数 $f(x)$ 得到输出值F。通过F值的大小判定该片段内有房颤发生。

[0036] 此发明的优点:可在穿戴动态心电监测设备上实现,便于在日常生活中使用,可进行持续的实时的监测,有助于提高房颤的检出率;采用基于神经网络的机器学习算法,比传统的基于规则的分类算法准确率更高,检出率更高。

附图说明

[0037] 此处所说明的附图用来提供对本发明实施例的进一步理解,构成本申请的一部分,并不构成对本发明实施例的限定。在附图中:

图1是本发明实时检测房颤的流程示意图。

[0038] 图2是神经网络结构图。

[0039] 图3是庞加莱心电散点图。

具体实施方式

[0040] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚明白,下面结合实施例和附图,对本发明作进一步的详细说明,本发明的示意性实施方式及其说明仅用于解释本发明,并不作为对本发明的限定。

[0041] 实施例1:

如图1、图2、图3所示。

[0042] 一种微型动态心电监测设备上房颤自动识别的实现方法,包括以下步骤:

构建多层人工神经网络:采用一个输入层、至少一个隐藏层和一个输出层搭建一个多层人工神经网络;

多层人工神经网络训练:

采用MIT-BIH心律失常数据库作为第一训练数据样本,获得第一训练数据样本的QRS波,第一训练数据样本的QRS波进行分析和处理,提取出第一训练数据样本的RR间期,将第一训练数据样本的RR间期分割为M1个N分钟的片段,对M1个片段进行HRV特征分析,计算M1个片段的特征向量X作为M1个房颤特征向量X,元组(房颤特征向量X, t1)的集合构成第一训练样本集,其中有房颤发生的片段t1=1,无房颤发生的片段t1=0,

采用MIT-BIH正常窦性心律数据库作为第二训练数据样本,第二训练数据样本的QRS波,第二训练数据样本的QRS波进行分析和处理,提取出第二训练数据样本的RR间期,将第二训练数据样本的RR间期分割为M2个N分钟的片段,对M2个片段进行HRV特征分析,计算M2个片段的特征向量X作为M2个正常特征向量X,元组(正常特征向量X, t2)的集合构成第二训练样本集,其中t2=0,

采用长时房颤数据库作为第三训练数据样本,获得第三训练数据样本的QRS波,第三训练数据样本的QRS波进行分析和处理,提取出第三训练数据样本的RR间期,将第三训练数据样本的RR间期分割为M3个N分钟的片段,对M3个片段进行HRV特征分析,计算M3个片段的特征向量X作为M3个长时房颤特征向量X,元组(长时房颤特征向量X, t3)的集合构成第一训练样本集,其中有房颤发生的片段t3=1,无房颤发生的片段t3=0,

随机初始化输入层、隐藏层、输出层的权重值;将M1个房颤特征向量X作为输入层的输入向量,根据输出层的神经网络函数f(X)获得M1个输出层的值y1;将M2个正常特征向量X作为输入层的输入向量,根据输出层的神经网络函数f(X)获得M2个输出层的值y2;将M3个长时房颤特征向量X作为输入层的输入向量,根据输出层的神经网络函数f(X)获得M3个输出层的值y3;根据第一训练样本集及其神经网络输出值计算M1个平方误差之和 $E1=(t1_1-y1_1)^2+(t1_2-y1_2)^2+\dots+(t1_{M1}-y1_{M1})^2$,根据第二训练样本集及其神经网络输出值计算M2个平方误差之和 $E2=(t2-y2_1)^2+(t2-y2_2)^2+\dots+(t2-y2_{M2})^2$,根据第三训练样本集及其神经网络输出值计算M3个平方误差之和 $E3=(t3_1-y3_1)^2+(t3_2-y3_2)^2+\dots+(t3_{M3}-y3_{M3})^2$,其中t1、t2、t3为预期的正确输出,y1、y2、y3为实际输出;平方误差为(预期的正确输出-实际输出)²。根据输出层的神经网络函数f(X)获得M1个输出层的值y1,其中神经网络函数f(X)根据实际情况设定,本领域人员可以自行获取相关信息设定。t1为取1或0的变量,当y1值趋向1时,t1取1,y1值趋向1表示有房颤发生,当y1值趋向0时,y1值趋向0表示无房颤发生,t1取0;同理,t3为取1或0的变量,当y3值趋向1时,t3取1,y3值趋向1表示有房颤发生,当y3值趋向0时,y3值趋向0表示无房颤发生,t3取0。

[0043] 反复迭代修正输入层、隐藏层、输出层的权重值,直到误差E1、E2、E3之和达到极小

值,记录此时输入层、隐藏层、输出层的权重值,取得最终的权重值矩阵;

根据训练获得的权重值矩阵重新构建多层人工神经网络,获得新多层人工神经网络,

采用导联采集目标人体心电信号,获得目标人体的QRS波,对目标人体的QRS波实时的分析和处理,提取出RR间期,将RR间期分割为N分钟的片段,对片段进行HRV特征分析,计算片段的特征向量X作为目标人体特征向量X;

将目标人体特征向量X作为新多层人工神经网络的输入层的输入向量,获得神经网络的输出值F,F是在0和1之间的实数,当F值高时,则判定该片段内有房颤发生,否则判定没有房颤发生。一般的F值大于或等于0.5时,则判定该片段内有房颤发生,F值小于或等于0.5时,则判定没有房颤发生。

[0044] 所述特征向量X包括瞬时心率平均值 \overline{RR} 、最大瞬时心率 HR_{max} 、最小瞬时心率 HR_{min} 。

[0045] 所述特征向量X包括RR间期的统计参数。

[0046] 所述统计参数包括归一化标准差 $\sigma(RR)/\overline{RR}$ 。

[0047] 如图3所示,如中RR表示第n个RR、 RR_{n+1} 第n+1个RR,所述特征向量X包括RR间期沿庞加莱心电散点图对角线的离散值d。

$$[0048] \quad \text{所述离散值 } d = \frac{\sqrt{\frac{1}{2(n-1)} \sum_{i=1}^{n-1} (I_i - I_{i+1})^2 - \left(\frac{1}{(n-1)\sqrt{2}} \sum_{i=1}^{n-1} (I_i - I_{i+1}) \right)^2}}{\frac{1}{2(n-1)} (-I_1 - I_n + 2 \sum_{i=1}^{n-1} I_i)},$$

公式中 I_i 表示 片段内第i个RR间期, n 表示片段内RR间期数量。

[0049] 所述特征向量X包括间隔为1,4,16,64,128,256的RR间期的差值的均方根,该均方根表示为 $msd_{(k)}$, $k=1,4,16,64,128,\dots,256$, $msd_{(k)} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{n-k} (I_i - I_{i+k})^2}}{n-k}$ 。

[0050] I_i 表示第i个RR间期, k 表示间隔, n 表示片段内RR间期数量。

[0051] 所述特征向量X包括RR间期的傅立叶变换所得傅里叶振幅序列。

[0052] 所述特征向量X包括心电波形参数。

[0053] 本发明的设计原理为:本发明描述一种基于可穿戴动态心电设备上实时进行房颤自动识别的方法,旨在克服动态心电图设备和技术在房颤检测中存在的时间滞后效应严重、技术限制检测精确度不高的缺点,实现可长时间的持续检测、并能实时、高精度对房颤进行自动检测,及时为房颤患者的诊断和治疗提供参考依据,以降低因为房颤引发脑卒中、心力衰竭等高度危险事件的发生可能。

[0054] 医学上房颤的心电图特征为:P波消失,代之以小而不规则的基线波动,形态与振幅均变化不定,称为f波,频率约为350-600次/分。心室率极不规则,通常在100~160次/分之间。QRS波群形态通常正常,室内差异性传导时有波群增宽。根据以上的分析,动态心电图延长了检测的时间,但由于技术的限制,波形自动识别房颤的方法其准确率往往较低,原因在于存在以下困难:P波幅度较小,而动态心电图受患者运动干扰较大因此P波极易淹没在干扰信号中无法识别。同样道理,形态与振幅均变化不定的f波则更难识别。QRS波群形态增宽不是房颤的显著特征,无法作为房颤的判断依据;房颤的显著特征是心室率极不规则,而QRS波因其幅度较大识别准确率很高,因此单纯地分析RR间期的不规则变化是比波形分析

更简单、更可靠的房颤识别方法。

[0055] 本发明首先利用房颤时QRS波比较容易检测和定位的特点,对QRS波进行精确的检测和定位,其次对RR间期的提取分析,并通过监督式学习探索房颤患者区别于正常人的RR间期变化特征,并将这种特征用于对未知的心电图数据进行分析以判断其是否为房颤心电图。

[0056] 本发明的实现方法为以下两个步骤:

第一步:利用神经网络机器学习的房颤检测,获得神经网络检测房颤的权重值矩阵。

[0057] 神经网络(artificial neural network,缩写ANN),简称神经网络,是一种模仿生物神经网络(动物的中枢神经系统,特别是大脑)的结构和功能的数学模型或计算模型。神经网络由大量的人工神经元联结进行计算。大多数情况下人工神经网络能在外界信息的基础上改变内部结构,是一种自适应系统。现代神经网络是一种非线性统计性数据建模工具,常用来对输入和输出间复杂的关系进行建模,或用来探索数据的模式。

[0058] 本发明采用多层神经网络结构(见图2),即一个输入层,多个隐藏层和一个输出层,其中输入层包含数百个节点,每个隐藏层均包含数十个节点,而输出层则仅包含1个节点,提高输出层判断是否检测到房颤发生。

[0059] 特征向量

本发明所采用的特征向量包括但不限于以下特征值:

7、瞬时心率平均值 \overline{RR} 以及 HR_{max} 、 HR_{min} 等参数;

8、RR间期的各种统计参数,如归一化标准差 $\sigma(RR)/\overline{RR}$;

9、RR间期沿庞加莱图(见图3)对角线的离散值 \bar{a} ;

10、间隔为1,4,16,64,128,256的RR间期的差值的均方根。表示为 $msd_{(k)}$, $k=1,4,16,64,128,\dots,256$;

11、RR间期的傅立叶变换所得傅里叶振幅序列;

12、各种心电波形参数,如QRS间期等。

[0060] 对神经网络进行训练使用了如下数据集:

数据库	描述	来源	参考
mitdb	MIT-BIH心律失常数据库	http://physionet.org/physiobank/database/mitdb/	[1][3]
Itafdb	长时房颤数据库	http://physionet.org/physiobank/database/Itafdb/	[2][3]
nsrdb	MIT-BIH 正常窦性心律数据库	http://physionet.org/physiobank/database/nsrdb/	[3]

[1] Moody GB, Mark RG. The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database. IEEE Eng in Med and BioI 20(3):45-50 (May-June 2001). (PMID: 11446209)

[2] Petrutiu S, Sahakian AV, Swiryn S. Abrupt changes in fibrillatory wave characteristics at the termination of paroxysmal atrial fibrillation in humans. Europace 9:466-470 (2007).

[3] Goldberger AL, Amaral LAN, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng C-K, Stanley HE. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals. Circulation 101(23):e215-e220 [Circulation Electronic Pages; <http://>

circ.ahajournals.org/cgi/content/full/101/23/e215]; 2000 (June 13).

学习过程的总体设计思路为:

f) 基于上述业界的权威数据库记录(上述数据集)构建训练数据集样本和交叉验证样本;

g) 随机初始化各层的权重值;

h) 输入训练样本反复迭代修正各层权重值直到训练误差小于某指定值;

i) 输出最终的权重值矩阵;

j) 用交叉验证样本测试训练结果的精度。

[0061] 第二步:利用心电信号实现心电QRS波精准定位和RR参数提取分析,再利用人工神经网络、权重值矩阵计算输出房颤预测值。

[0062] 先利用权重值矩阵构架新的人工神经网络,该新的人工神经网络可以适应检测房颤。

[0063] 动态检测心电信号实现心电QRS波精准定位和RR参数提取分析,

传统的动态心电图设备只是采集和存储记录心电的信号,导出数据以后再利用电脑和相关软件进行分析,导致其分析的时间滞后性;由于其分析技术基于心电波形分析,因此通常具有多个导联同时进行心电信号的采集,设备相对笨重而且操作有一定的难度。

[0064] 本发明中的房颤检测方案主要是利用心电图信号中的QRS波进行分析,因此只需要一个导联进行心电信号的采集即可以完成QRS波的精确采集和定位,可以在可穿戴动态心电图仪上进行QRS波实时的分析和处理,提取出RR间期变化特征。这种实现方法带来的好处是:可以简化患者在日常检测时的信号采集点连接操作,降低操作的专业度要求,便于在日常生活中使用;设备实现为可穿戴,实现了长时间的持续检测窗口,并能实时、高精度对房颤进行检测,提高了房颤的检出率,并及时向用户发出分析结果和告警。

[0065] 实时分析的处理步骤为:

6) 采用软件实现高精度的数字滤波,对实时采集到的心电信号进行处理滤除噪声;

7) 实时的对心电图QRS波形进行精确定位;

8) 提取出相邻的QRS波之间RR间期参数信息;

9) RR间期的序列被分割成M3个(一般数百个)连续RR间期的片段。对每一个片段内的RR间期值进行时域、频域、时频域以及非线性特征处理后,得到若干特征向量 X_i 。这些特征向量充分反映RR间期序列的时域、频域、时频域以及非线性特征;

10) 将上述分析所得的特征向量 X_i ,以及之前提取的心电波形参数作为人工神经网络的输入;

之后根据神经网络的输出值判断片段内是否有房颤发生。

[0066] 房颤自动识别的实现:

在设备上实现特征向量计算函数,其输入为数十个到上百个连续的RR间期序列,输出为特征向量。根据学习过程的输出权重值矩阵构建神经网络函数 $f(x)$,并在设备上实现。特征向量函数和神经网络函数由可穿戴设备上的处理器进行计算和处理。权重值矩阵为常数,可存储于设备ROM中,CPU可以直接访问而无需占用宝贵的RAM空间,因此具有较高的计算效率。

[0067] 房颤识别步骤:

- v. 可穿戴动态心电图仪持续采集心电图信号,并实时对QRS波形定位和波形参数提取;
- vi. 在QRS波形定位后实时提取出R波进行分析,并产生RR间期序列,持续计算出特征向量 X_i ,
- vii. 将特征向量 X_i ,以及之前提取的心电波形参数作为神经网络的输入;
- viii. 将特征向量 X_i 输入神经网络函数 $f(x)$ 得到输出值F。通过F值的大小判定该片段内有房颤发生。

[0068] 本发明的技术特点为基于QRS波形的精确定位来实现实时的R-R间期参数的分析,并采用神经网络和机器学习实现的房颤检测,比传统的基于心电波形分析的算法准确率更高,分析时间更短,具有实时性、高精度的显著特点,提高了房颤的检出率;本发明将房颤检测的心电信号采集点降低到最小(一个导联),简化了患者在日常检测时的信号采集连接复杂的问题,降低操作的专业度要求,便于在日常生活中使用;本发明实现了房颤检测设备的可穿戴式,降低了功耗和体积,并实现了长时间的持续检测窗口,能够实时、高精度对房颤进行检测并及时发出分析结果和告警,能最大程度的降低房颤带来的潜在危害和风险;本发明实现的房颤检测方法,经过国家药监部门采用验证达到以下的优异精确性:心律失常(MIT-BIH arrhythmia数据库):灵敏度:99.8%,阳性预测值:99.9%。

[0069] 房颤检测:

数据库	灵敏度Se	阳性预测值P+
MIT-BIH Itafdb长时房颤数据库	99%	99%
MIT-BIH afdB 房颤数据库	96%	100%

[0070] 本发明所采用的实时房颤检测方法具有自学习的特性,可以对具体患者的心电图信号进行持续的学习,并获得其心电图的个性化特征向量集合,进一步提高该患者的预测精度,达到个性化和精准检测的目的;

本发明实现的便携式设备便于携带和使用,特别适用于日常生活长时间使用,使得广大患者实时房颤检测得以实现,能够缓解日益尖锐的医患矛盾和提高医疗资源的有效利用,具有较大的社会价值和实际使用价值。

[0071] 以上所述的具体实施方式,对本发明的目的、技术方案和有益效果进行了进一步详细说明,所应理解的是,以上所述仅为本发明的具体实施方式而已,并不用于限定本发明的保护范围,凡在本发明的精神和原则之内,所做的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

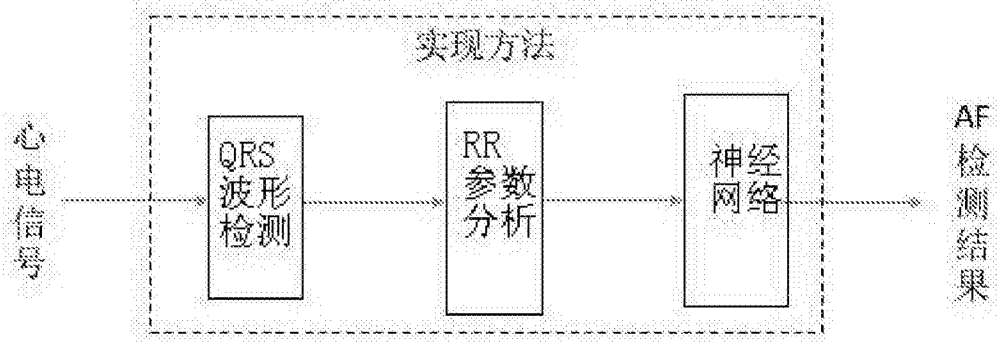


图1

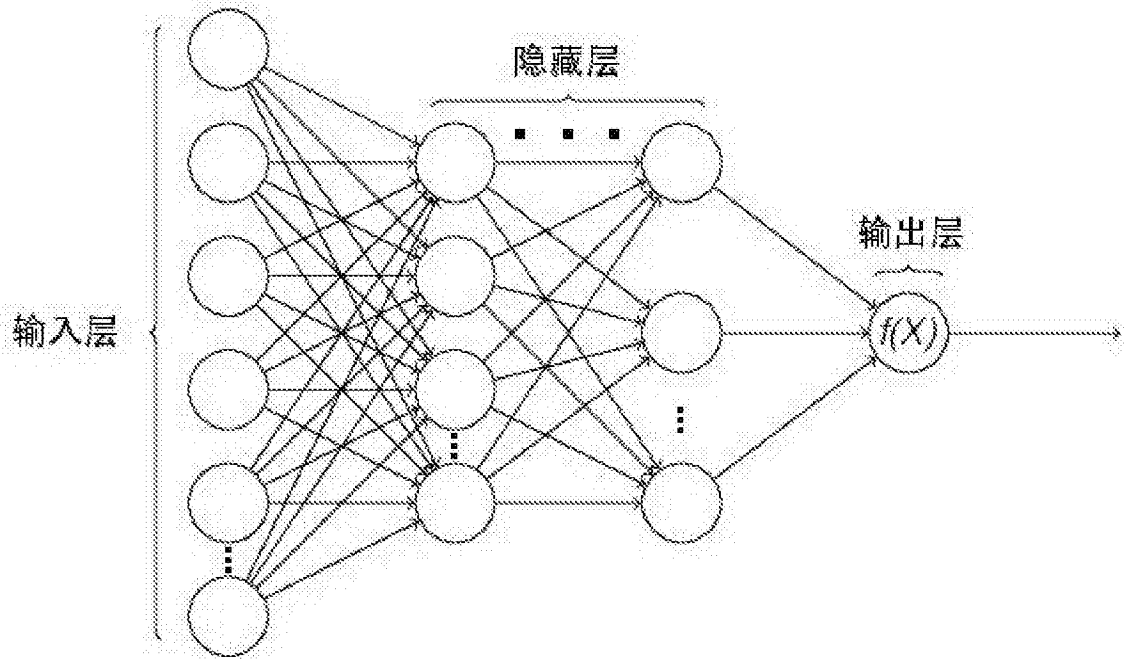


图2

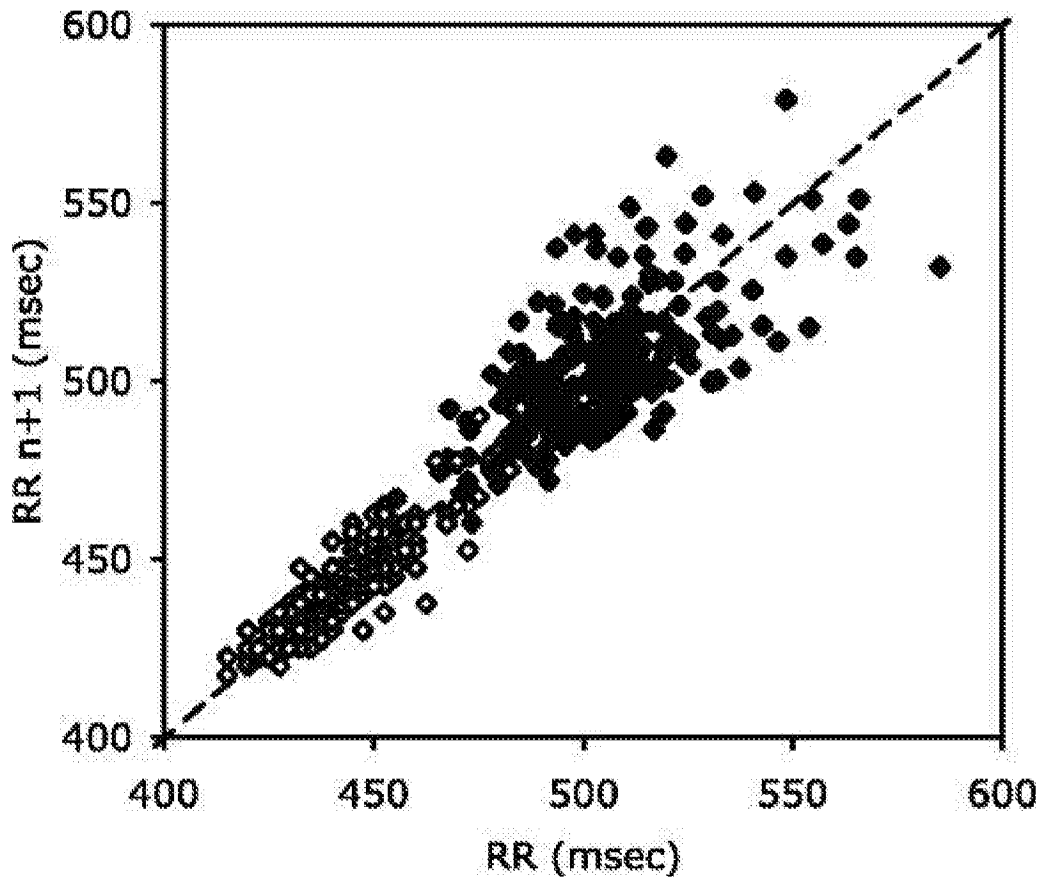


图3

专利名称(译)	一种微型动态心电监测设备上房颤自动识别的实现方法		
公开(公告)号	CN106073755A	公开(公告)日	2016-11-09
申请号	CN201610361486.0	申请日	2016-05-27
[标]申请(专利权)人(译)	成都信汇聚源科技有限公司		
申请(专利权)人(译)	成都信汇聚源科技有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	成都信汇聚源科技有限公司		
[标]发明人	勾壮 刘毅		
发明人	勾壮 刘毅		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/0472 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0472 A61B5/04028 A61B5/7271		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种微型动态心电监测设备上房颤自动识别的实现方法，本发明利用先调用MIT-BIH心律失常数据库、MIT-BIH正常窦性心律数据库、长时房颤数据库作为训练样本，引入神经网络进行学习训练，先随机设置神经网络各层的权重值，输入训练数据样本反复迭代修正各层权重值直到训练误差小于某指定值，通过这种方式可以找到可以判断房颤发生的权重值矩阵，然后利用权重值矩阵，将权重值矩阵加入原神经网络构建新的人工神经网络，再以采集到的目标人体心电信号作为数据，对人体心电信号处理，获得目标人体特征向量X，根据目标人体特征向量X和新的人工神经网络，进行预测运算。

