



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109117730 A

(43)申请公布日 2019.01.01

(21)申请号 201810760168.0

(22)申请日 2018.07.11

(71)申请人 上海夏先机电科技发展有限公司

地址 201499 上海市金山区枫泾镇环东一路65弄13号1331室

(72)发明人 刘成良 史浩天 张飞 刘金磊

(74)专利代理机构 北京中政联科专利代理事务所(普通合伙) 11489

代理人 李春玲

(51)Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0452(2006.01)

G16H 50/50(2018.01)

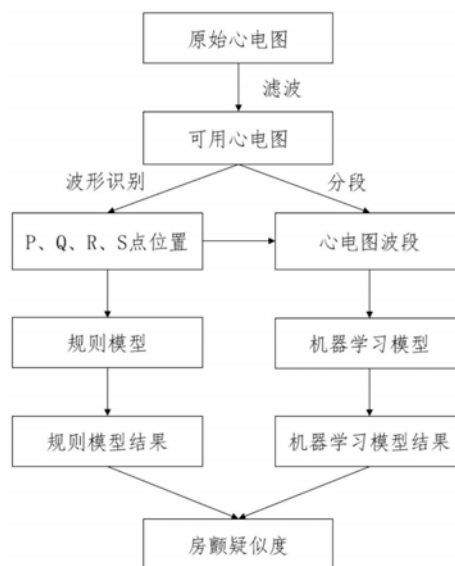
权利要求书5页 说明书10页 附图5页

(54)发明名称

心电图心房颤动实时判断方法、装置、系统及存储介质

(57)摘要

一种心电图心房颤动实时判断方法、装置、系统及其计算机存储介质,能够基于可穿戴设备,实时分析心电图。本方法提取RR间期、均方根、小波系数等特征,充分利用波形中的隐藏信息,结合规则判断和机器学习模型,对心房颤动进行判断。最终,融合多个模型的判断结果,给出对房颤的打分,即患有房颤的疑似度。本发明只需要采集20s的心电图,可以实时、准确地分析判断心房颤动。



1. 一种心电图心房颤动实时判断方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤1、心电图预处理,用于得到标注有波形特征的可用心电图和对可用心电图进行分段的心电图波段;

步骤2、将标注有波形特征的可用心电图输入规则模型,经规则模型基于室性逸搏医学判断规则判断后输出规则模型结果;将分段的心电图波段输入通过医院数据训练好的机器学习模型,经机器学习模型判断后得到机器学习模型结果;

步骤3、将规则模型结果和机器学习模型结果经过融合计算得到房颤疑似度的最终结果。

2. 如权利要求1所述的心电图心房颤动实时判断方法,其特征在于,所述步骤1的心电图预处理包括如下步骤:

步骤11、对原始采集的心电图进行滤波,用于去除信号噪声,得到可用心电图;

步骤12、对所述可用心电图进行波形识别,识别并标注心电信号中的P波和QRS波群;

步骤13、对标注的可用心电图进行波形分段,将波形分成一定的可用于机器学习的波段,得到心电图波段。

3. 如权利要求2所述的心电图心房颤动实时判断方法,其特征在于,所述滤波采用小波阈值方法进行消噪,使用db6小波将信号8层分解,分解得到的小波系数通过软阈值法处理,得到新小波系数,由新的小波系数进行信号重构,得到滤波后的心电信号,为所述可用心电图;

和/或,所述波形识别基于B-样条双正交小波检测QRS波群,确定Q、R、S点的位置;基于一阶差分检测P波,确定P点位置;

和/或,所述波形分段将R波波峰前0.3s的位置作为起始点,R波波峰后0.3s的位置作为结束点,以此为一个心拍,6个心拍被划分为一个波段作为一个心电图波段样本输入所述机器学习模型。

4. 如权利要求1所述的心电图心房颤动实时判断方法,其特征在于,所述步骤2的规则模型判断包括如下步骤:

步骤A21、根据输入的可用心电图计算RR间期、P波高度和R波高度;

步骤A22、检测RR间期中的异常值并移除;

步骤A23、通过对RR间期的极大值极小值比进行判断的规则模型一、对RR间期与均值偏差进行判断的规则模型二、对符合完全代偿间隙且近似早搏类型的RR间期组个数进行判断的规则模型三、对P波R波高度比在阈值范围内的波形占比进行判断的规则模型四上述四个规则模型的判断,分别得到模型一结果S1、模型二结果S2、模型三结果S3和模型四结果S4;

步骤A24、判断S1是否等于0:若是,则 $S=0$;若否,则 $S=S1+S2-S3-S4$;

步骤A25、输出S。

5. 如权利要求4所述的心房颤动实时智能判断方法,其特征在于,所述步骤A22中的异常值检测用于确定RR间期中是否存在异常值,首先计算所有RR间期的均值;判断每个RR间期的值是否大于0.5倍均值且小于1.6倍均值,若否,即超出阈值范围,则确定该RR间期是异常值并移除。

6. 如权利要求4所述的心房颤动实时智能判断方法,其特征在于,所述步骤A23中的规则模型一包括:

(1) 输入可用心电图内所有RR间期的极大值与极小值的比值 q ,并初始化参数 d ,使 $d=0$;

(2) 对 q 值进行判断:

若 $q \leq 1.1$,则参数 $d=5$;

若 $1.1 < q \leq 1.9$,则计算参数 $d = -4.745 \times q + 10.2195$;

若 $1.9 < q \leq 2.1$,则参数 $d=1.204$;

若 $2.1 < q \leq 3$,则计算参数 $d = -0.5677 \times q + 2.3962$;

若 $q > 3$,则参数 $d=0.6931$;

(3) 计算得出规则模型一的分数 $S1 = 100 \exp(-d)$;

所述步骤A23中的规则模型二包括:

(1) 计算可用心电图内所有RR间期的均值和标准差;然后计算各RR间期与均值的偏差,判断该偏差是否大于标准差;计算偏差超过标准差的RR间期占比 r ;

(2) 输入所述RR间期占比 r ,并初始化参数 d ,使 $d=0$;

(3) 对 r 值进行判断:

若 $r \leq 0.25$,则参数 $d=5$;

若 $0.25 < r \leq 0.35$,则计算参数 $d = -26.974 \times r + 11.7435$;

若 $0.35 < r \leq 0.45$,则计算参数 $d = -10.896 \times r + 6.1477$;

若 $r > 0.45$,则参数 $d=1.204$;

(4) 计算得出规则模型二的分数 $S2 = 100 \exp(-d)$;

所述步骤A23中的规则模型三包括:

(1) 判断所述可用心电图中符合完全代偿间歇且近似早搏类型的RR间期组的个数 n :令四个连续的RR间期为一个RR间期组,将第二RR间期和第三RR间期的和与平均RR间期相比较,若第二RR间期与第三RR间期的和小于2.2倍的平均RR间期且大于1.1倍的平均RR间期,则确定第二RR间期与第三RR间期符合完全代偿间歇;如果第一RR间期大于第二RR间期且第三RR间期大于第四RR间期,则确定其为近似早搏类型;同时满足上述两个条件的RR间期组则为符合完全代偿间歇且近似早搏类型的RR间期组;

(2) 输入所述符合完全代偿间歇且近似早搏类型的RR间期组的个数 n ,并初始化参数 d ,使 $d=0$;

(3) 对 n 值进行判断:

若 $n \leq 1$,则参数 $d=5$;

若 $n=2$,则参数 $d=2.9957$;

若 $n=3$,则参数 $d=1.8971$;

若 $n=4$,则参数 $d=1.204$;

若 $n \geq 5$,则参数 $d=0.6971$;

(4) 计算得出规则模型三的分数 $S3 = 100 \exp(-d)$;

所述步骤A23中的规则模型四包括:

(1) 输入所述可用心电图中各波形P波R波高度比;

(2) 如果P波R波高度比在0.1-0.2范围内,则确定其为正常高度比,计入;计算P波R波高度比在上述范围内的波形在所述可用心电图内所有波形的占比 p ;并初始化参数 d ,使 $d=0$;

(3) 对p值进行判断:

若 $p \leq 0.4$, 则参数 $d=5$;

若 $0.4 < p \leq 0.6$, 则计算参数 $d = -10.0215 \times p + 9.0086$;

若 $0.6 < p \leq 0.8$, 则计算参数 $d = -8.9585 \times p + 8.3708$;

若 $0.8 < p \leq 0.9$, 则计算参数 $d = -5.109 \times p + 5.2912$;

若 $p > 0.9$, 则参数 $d=0.6931$;

(4) 计算得出规则模型四的分数 $S4 = 100 \exp(-d)$ 。

7. 如权利要求1所述的心电图心房颤动实时判断方法, 其特征在于, 所述步骤2中的机器学习模型判断包括如下步骤:

步骤B21、对输入的心电图波段提取RR间期、平均绝对幅值、均方根、小波系数为特征, 使用db4小波对输入的心拍分解至4层, 取a4频段的小波系数作为特征;

步骤B22、对所述特征进行z-score标准化处理, 用于使不同维度的特征具有相同的尺度;

步骤B23、降维: 用于降低特征的维度, 保留权重超过98%的主成分;

步骤B24、将降维后得到的最终的特征输入至五个机器学习子模型, 分别是线性判别分析、高斯混合模型、最小二乘支持向量机、反向传播神经网络、概率神经网络模型中进行判断, 分别得到判断结果; 所述线性判别分析将结果分为2类, 房颤和非房颤; 所述高斯混合模型针对二分类的问题, 将样本分为房颤和非房颤, 其参数估计使用EM算法和极大似然估计; 所述最小二乘支持向量机使用径向基函数作为核函数来进行分类; 所述反向传播神经网络包含1层输入层、1层隐藏层和1层输出层; 其中输入层的神经元数量即样本的特征降维后的维度; 隐藏层设置为6个神经元; 输出层包含2个神经元, 即房颤和非房颤; 所述概率神经网络包含1层径向基层和一层竞争层; 径向基层包含房颤和非房颤两个神经元; 竞争层确定概率最大的类并给其赋值1;

步骤B25、各判断结果进行融合得到最终结果。

8. 如权利要求7所述的心电图心房颤动实时判断方法, 其特征在于, 各个机器学习子模型分别训练, 提前用数据训练得到模型参数, 所述方法所基于的便携式设备中只存有参数, 直接对输入的波形进行判断。

9. 如权利要求7所述的心电图心房颤动实时判断方法, 其特征在于, 所述步骤B25中各子模型的结果采用投票并按比例打分的方式融合, 即各子模型的结果中房颤所占的比例为机器学习模型的判断最终结果。

10. 如权利要求1-7任一项所述的心房颤动实时判断方法, 其特征在于, 所述规则模型和机器学习模型判断结果的融合为: 确定两个结果是否存在较大差异, 如果二者分数的差值大于0.6, 则本次结果作废; 否则二者取平均即为最终房颤疑似度。

11. 一种心电图心房颤动实时判断装置, 其特征在于, 包括:

心电图预处理模块, 用于得到标注有波形特征的可用心电图和对可用心电图进行分段的心电图波段; 所述心电图预处理模块包括: 滤波单元, 对原始采集的心电图进行滤波, 用于去除信号噪声, 得到可用心电图; 波形识别单元, 对所述可用心电图进行波形识别, 识别并标注心电信号中的P波和QRS波群;

波形分段单元, 对标注的可用心电图进行波形分段, 将波形分成一定的可用于机器学习

习的波段,得到心电图波段;

规则模型,将标注有波形特征的可用心电图输入规则模型,经规则模型判断后输出规则模型结果;所述规则模型包括:参数计算单元,根据输入的可用心电图计算RR间期、P波高度和R波高度;RR间期异常值检测单元,检测RR间期中的异常值并移除;对RR间期的极大值极小值比进行判断的规则模型一、对RR间期与均值偏差进行判断的规则模型二、对符合完全代偿间隙且近似早搏类型的RR间期组个数进行判断的规则模型三、对P波R波高度比在阈值范围内的波形占比进行判断的规则模型四,上述四个规则模型通过判断分别得到模型一结果S1、模型二结果S2、模型三结果S3和模型四结果S4;判断单元,判断S1是否等于0:若否,则 $S=S1+S2-S3-S4$;若是,则 $S=0$;输出单元,输出结果S;

机器学习模型,将分段的心电图波段输入机器学习模型,经机器学习模型判断后得到机器学习模型结果;所述机器学习模型判断包括:特征提取单元,对输入的心电图波段提取RR间期、平均绝对幅值、均方根、小波系数为特征;标准化单元,对所述特征进行z-score标准化处理,用于使不同维度的特征具有相同的尺度;降维单元:用于降低特征的维度;机器学习子模型,分别是线性判别分析、高斯混合模型、最小二乘支持向量机、反向传播神经网络、概率神经网络模型,将降维后得到的特征输入至上述五个机器学习子模型中进行判断,分别得到判断结果;机器学习模型计算单元、各判断结果进行融合计算得到最终结果。

计算单元,将规则模型结果和机器学习模型结果经过融合计算得到房颤疑似度的最终结果。

12. 如权利要求11所述的心房颤动实时判断装置,其特征在于,

所述规则模型一,确定所有RR间期中的极大值和极小值,确定RR间期极大值极小值比,确定RR间期极大值极小值比所在的范围,并响应于所述极大值极小值比所在的范围,计算得到系数的值,并由此系数计算得到模型一的分;

所述规则模型二,确定所有RR间期的均值和标准差,确定每个RR间期与均值偏差是否超过标准差,确定偏差超过标准差的RR间期个数占比,确定偏差超过标准差的RR间期个数占比所在的范围,并响应于所述个数占比范围,计算得到系数的值,并由此系数计算得到模型二的分;

所述规则模型三,对连续的4个RR间期作为一个RR间期组来处理,确定每个RR间期组是否符合完全代偿间歇,确定每个RR间期组是否近似早搏类型,确定符合完全代偿间歇而且近似早搏类型的RR间期组个数,确定符合完全代偿间歇而且近似早搏类型的RR间期组个数所在的范围,并响应于所述个数所在范围,计算得到系数的值,并由此系数计算得到模型三的分;

所述规则模型四,确定所有波形P波R波高度比,确定每个波形P波R波高度比是否在阈值范围内,确定P波R波高度比在阈值范围内的波形占比,确定P波R波高度比在阈值范围内的波形占比所在的范围,并响应于所述占比所在范围,计算得到系数的值,并由此系数计算得到模型四的分。

13. 一种心电图心房颤动实时判断系统,其特征在于,该判断系统包括:

存储器以及一个或多个处理器;

其中,所述存储器与所述一个或多个处理器通信连接,所述存储器中存储有可被所述一个或多个处理器执行的指令,所述指令被所述一个或多个处理器执行,以使所述一个或

多个处理器用于执行权利要求1-10任一项所述的方法。

14. 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机可执行指令,当所述计算机可执行指令被计算装置执行时,可操作来执行权利要求1-10任一项所述的方法。

心电图心房颤动实时判断方法、装置、系统及存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及心电图监测领域,具体涉及一种心电图心房颤动实时判断方法、装置、系统及其计算机存储介质。

背景技术

[0002] 近年来,心血管疾病在世界范围内越来越流行,因心血管疾病死亡的人数也越来越多。心电图是一种观测心脏电位变化和判断心血管疾病的有效的办法。然而,由于心电图波形幅值和频率成分的变化是微小的,对医生来说,通过心电图判断心血管疾病较难而且耗时。另外,长时间的目测也可能导致误诊。因此,计算机辅助心电图判断越来越受到重视,得到了大量的研究并逐渐开始被应用。其可以在可接受的价格下显著的改进心脏疾病的判断。

[0003] 心房颤动是一种常见的重要的室上性心率失常,尤其在老年群体中十分常见。房颤是由心房主导折返环引起许多小折返环而导致的房律紊乱,发生时心房呈无序激动和无效收缩。其对患者有较大的危害。由于心室搏动极不匀齐,患者往往表现出心慌、乏力。而且房颤可见于所有的器质性心脏病患者,发病率高持续时间长,还可能使心功能恶化,引起严重的并发症,如心力衰竭和动脉栓塞,导致病人残疾或病死率增加。因此,需要有一种能够及时准确的判断房颤的智能判断方法。

[0004] 当下,除了常规的至医院检测心电图由医生判断的方法,对于阵发性房颤,常采用24小时holter来持续采集心电图,将2-3天的数据传给医院由医生判断。现有的计算机辅助判断方法,通常也需要采集相当时长的信号后,通过计算机分析判断。已经出现的基于便携式硬件的方法,也需要采集几分钟上百个波形进行判断。而且很多还需要基于植入式的检测装置。在现有的房颤判断方法中,对房颤的判断通常根据RR间期的信息,如RR间期的种类、大小变化、转折点等等。采用一种或多种判断条件进行分析,最终给出是否有房颤的判断。

[0005] 1.现有房颤判断方案通常只以RR间期绝对不齐为依据制订相关的判据。这就导致了波形中包含的其他对房颤判断有用的信息没有得到利用。对隐藏的疾病信息的利用不够充分影响最终判断结果的准确性。

[0006] 2.现有的方法,无论是采集一定量的数据后给医生看,还是使用计算机分析,都需要很长时间后才能得到分析结果。已有的基于便携式硬件的方法,也需要采集较长时间。因此都不能够快速的实时判断。

[0007] 3.现有的房颤判断方法,在判断完成时即给出是否患有房颤的判断。在不能保证绝对准确的情况下给出绝对的判断,会影响病人对疾病的判断。现有的方法不能够给出患有房颤的可能性。

发明内容

[0008] 本发明旨在解决不能充分利用心电图波形信息、判断有延时或者耗时较长、判断

结果过于绝对等技术问题,提供了一种心电图心房颤动实时判断方法、装置、系统及其计算机存储介质,可通过20s的心电图快速实现实时心房颤动监测和判断。

[0009] 本发明通过如下技术方案来实现,本发明的第一方面提供了一种心电图心房颤动实时判断方法,包括如下步骤:

[0010] 步骤1、心电图预处理,用于得到标注有波形特征的可用心电图和对可用心电图进行分段的心电图波段;

[0011] 步骤2、将标注有波形特征的可用心电图输入规则模型,经规则模型基于室性逸搏医学判断规则判断后输出规则模型结果;将分段的心电图波段输入通过医院数据训练好的机器学习模型,经机器学习模型判断后得到机器学习模型结果;

[0012] 步骤3、将规则模型结果和机器学习模型结果经过融合计算得到房颤疑似度的最终结果。

[0013] 在具体的实施例中,所述步骤1的心电图预处理包括如下步骤:

[0014] 步骤11、对原始采集的心电图进行滤波,用于去除信号噪声,得到可用心电图;

[0015] 步骤12、对所述可用心电图进行波形识别,识别并标注心电信号中的P波和QRS波群;

[0016] 步骤13、对标注的可用心电图进行波形分段,将波形分成一定的可用于机器学习的波段,得到心电图波段。

[0017] 在具体的实施例中,所述滤波采用小波阈值方法进行消噪,使用db4小波将信号8层分解,分解得到的小波系数通过软阈值法处理,得到新小波系数,由新的小波系数进行信号重构,得到滤波后的心电信号,为所述可用心电图;

[0018] 和/或,所述波形识别基于B-样条双正交小波检测QRS波群,确定Q、R、S点的位置;基于一阶差分检测P波,确定P点位置;

[0019] 和/或,所述波形分段将R波波峰前0.3s的位置作为起始点,R波波峰后0.3s的位置作为结束点,以此为一个心拍,6个心拍被划分为一个波段作为一个心电图波段样本输入所述机器学习模型。

[0020] 在具体的实施例中,所述步骤2的规则模型判断包括如下步骤:

[0021] 步骤A21、根据输入的可用心电图计算RR间期、P波高度和R波高度;

[0022] 步骤A22、检测RR间期中的异常值并移除;

[0023] 步骤A23、通过对RR间期的极大值极小值比进行判断的规则模型一、对RR间期与均值偏差进行判断的规则模型二、对符合完全代偿间隙且近似早搏类型的RR间期组个数进行判断的规则模型三、对P波R波高度比在阈值范围内的波形占比进行判断的规则模型四上述四个规则模型的判断,分别得到模型一结果S1、模型二结果S2、模型三结果S3和模型四结果S4;

[0024] 步骤A24、判断S1是否等于0:若是,则 $S=0$;若否,则 $S=S1+S2-S3-S4$;

[0025] 步骤A25、输出S。

[0026] 在具体的实施例中,所述步骤A22中的异常值检测用于确定RR间期中是否存在异常值,首先计算所有RR间期的均值;判断每个RR间期的值是否大于0.5倍均值且小于1.6倍均值,若否,即超出阈值范围,则确定该RR间期是异常值并移除。

[0027] 在具体的实施例中,所述步骤A23中的规则模型一包括:

- [0028] (1) 输入可用心电图内所有RR间期的极大值与极小值的比值 q ,并初始化参数 d ,使 $d=0$;
- [0029] (2) 对 q 值进行判断:
- [0030] 若 $q \leq 1.1$,则参数 $d=5$;
- [0031] 若 $1.1 < q \leq 1.9$,则计算参数 $d = -4.745 \times q + 10.2195$;
- [0032] 若 $1.9 < q \leq 2.1$,则参数 $d=1.204$;
- [0033] 若 $2.1 < q \leq 3$,则计算参数 $d = -0.5677 \times q + 2.3962$;
- [0034] 若 $q > 3$,则参数 $d=0.6931$;
- [0035] (3) 计算得出规则模型一的分数 $S1 = 100 \exp(-d)$;
- [0036] 所述步骤A23中的规则模型二包括:
- [0037] (1) 计算可用心电图内所有RR间期的均值和标准差;然后计算各RR间期与均值的偏差,判断该偏差是否大于标准差;计算偏差超过标准差的RR间期占比 r ;
- [0038] (2) 输入所述RR间期占比 r ,并初始化参数 d ,使 $d=0$;
- [0039] (3) 对 r 值进行判断:
- [0040] 若 $r \leq 0.25$,则参数 $d=5$;
- [0041] 若 $0.25 < r \leq 0.35$,则计算参数 $d = -26.974 \times r + 11.7435$;
- [0042] 若 $0.35 < r \leq 0.45$,则计算参数 $d = -10.896 \times r + 6.1477$;
- [0043] 若 $r > 0.45$,则参数 $d=1.204$;
- [0044] (4) 计算得出规则模型二的分数 $S2 = 100 \exp(-d)$;
- [0045] 所述步骤A23中的规则模型三包括:
- [0046] (1) 判断所述可用心电图中符合完全代偿间歇且近似早搏类型的RR间期组的个数 n :令四个连续的RR间期为一个RR间期组,将第二RR间期和第三RR间期的和与平均RR间期相比较,若第二RR间期与第三RR间期的和小于2.2倍的平均RR间期且大于1.1倍的平均RR间期,则确定第二RR间期与第三RR间期符合完全代偿间歇;如果第一RR间期大于第二RR间期且第三RR间期大于第四RR间期,则确定其为近似早搏类型;同时满足上述两个条件的RR间期组则为符合完全代偿间歇且近似早搏类型的RR间期组;
- [0047] (2) 输入所述符合完全代偿间歇且近似早搏类型的RR间期组的个数 n ,并初始化参数 d ,使 $d=0$;
- [0048] (3) 对 n 值进行判断:
- [0049] 若 $n \leq 1$,则参数 $d=5$;
- [0050] 若 $n=2$,则参数 $d=2.9957$;
- [0051] 若 $n=3$,则参数 $d=1.8971$;
- [0052] 若 $n=4$,则参数 $d=1.204$;
- [0053] 若 $n \geq 5$,则参数 $d=0.6971$;
- [0054] (4) 计算得出规则模型三的分数 $S3 = 100 \exp(-d)$;
- [0055] 所述步骤A23中的规则模型四包括:
- [0056] (1) 输入所述可用心电图中各波形P波R波高度比;
- [0057] (2) 如果P波R波高度比在0.1-0.2范围内,则确定其为正常高度比,计入;计算P波R波高度比在上述范围内的波形在所述可用心电图内所有波形的占比 p ;并初始化参数 d ,使 d

=0;

[0058] (3) 对p值进行判断:

[0059] 若 $p \leq 0.4$, 则参数 $d=5$;

[0060] 若 $0.4 < p \leq 0.6$, 则计算参数 $d = -10.0215 \times p + 9.0086$;

[0061] 若 $0.6 < p \leq 0.8$, 则计算参数 $d = -8.9585 \times p + 8.3708$;

[0062] 若 $0.8 < p \leq 0.9$, 则计算参数 $d = -5.109 \times p + 5.2912$;

[0063] 若 $p > 0.9$, 则参数 $d=0.6931$;

[0064] (4) 计算得出规则模型四的分数 $S4 = 100 \exp(-d)$ 。

[0065] 在具体的实施例中, 所述步骤2中的机器学习模型判断包括如下步骤:

[0066] 步骤B21、对输入的心电图波段提取RR间期、平均绝对幅值、均方根、小波系数为特征, 使用db4小波对输入的心拍分解至4层, 取a4频段的小波系数作为特征;

[0067] 步骤B22、对所述特征进行z-score标准化处理, 用于使不同维度的特征具有相同的尺度;

[0068] 步骤B23、降维: 用于降低特征的维度, 保留权重超过98%的主成分;

[0069] 步骤B24、将降维后得到的最终的特征输入至五个机器学习子模型, 分别是线性判别分析、高斯混合模型、最小二乘支持向量机、反向传播神经网络、概率神经网络模型中进行判断, 分别得到判断结果; 所述线性判别分析将结果分为2类, 房颤和非房颤; 所述高斯混合模型针对二分类的问题, 将样本分为房颤和非房颤, 其参数估计使用EM算法和极大似然估计; 所述最小二乘支持向量机使用径向基函数作为核函数来进行分类; 所述反向传播神经网络包含1层输入层、1层隐藏层和1层输出层; 其中输入层的神经元数量即样本的特征降维后的维度; 隐藏层设置为6个神经元; 输出层包含2个神经元, 即房颤和非房颤; 所述概率神经网络包含1层径向基层和一层竞争层; 径向基层包含房颤和非房颤两个神经元; 竞争层确定概率最大的类并给其赋值1;

[0070] 步骤B25、各判断结果进行融合得到最终结果。

[0071] 在具体的实施例中, 各个机器学习子模型分别训练, 提前用数据训练得到模型参数, 所述方法所基于的便携式设备中只存有参数, 直接对输入的波形进行判断。

[0072] 在具体的实施例中, 所述步骤B25中各子模型的结果采用投票并按比例打分的方式融合, 即各子模型的结果中房颤所占的比例为机器学习模型的判断最终结果。

[0073] 在具体的实施例中, 所述规则模型和机器学习模型判断结果的融合为: 确定两个结果是否存在较大差异, 如果二者分数的差值大于0.6, 则本次结果作废; 否则二者取平均即为最终房颤疑似度。

[0074] 本发明的第二方面提供了一种心电图心房颤动实时判断装置, 包括:

[0075] 心电图预处理模块, 用于得到标注有波形特征的可用心电图和对可用心电图进行分段的心电图波段; 所述心电图预处理模块包括: 滤波单元, 对原始采集的心电图进行滤波, 用于去除信号噪声, 得到可用心电图; 波形识别单元, 对所述可用心电图进行波形识别, 识别并标注心电信号中的P波和QRS波群;

[0076] 波形分段单元, 对标注的可用心电图进行波形分段, 将波形分成一定的可用于机器学习的波段, 得到心电图波段;

[0077] 规则模型, 将标注有波形特征的可用心电图输入规则模型, 经规则模型判断后输

出规则模型结果;所述规则模型包括:参数计算单元,根据输入的可用心电图计算RR间期、P波高度和R波高度;RR间期异常值检测单元,检测RR间期中的异常值并移除;对RR间期的极大值极小值比进行判断的规则模型一、对RR间期与均值偏差进行判断的规则模型二、对符合完全代偿间隙且近似早搏类型的RR间期组个数进行判断的规则模型三、对P波R波高度比在阈值范围内的波形占比进行判断的规则模型四,上述四个规则模型通过判断分别得到模型一结果S1、模型二结果S2、模型三结果S3和模型四结果S4;判断单元,判断S1是否等于0:若是,则 $S=0$;若否,则 $S=S1+S2-S3-S4$;输出单元,输出结果S;

[0078] 机器学习模型,将分段的心电图波段输入机器学习模型,经机器学习模型判断后得到机器学习模型结果;所述机器学习模型判断包括:特征提取单元,对输入的心电图波段提取RR间期、平均绝对幅值、均方根、小波系数为特征;标准化单元,对所述特征进行z-score标准化处理,用于使不同维度的特征具有相同的尺度;降维单元:用于降低特征的维度;机器学习子模型,分别是线性判别分析、高斯混合模型、最小二乘支持向量机、反向传播神经网络、概率神经网络模型,将降维后得到的特征输入至上述五个机器学习子模型中进行判断,分别得到判断结果;机器学习模型计算单元、各判断结果进行融合计算得到最终结果。

[0079] 计算单元,将规则模型结果和机器学习模型结果经过融合计算得到房颤疑似度的最终结果。

[0080] 在具体的实施例中,所述规则模型一,确定所有RR间期中的极大值和极小值,确定RR间期极大值极小值比,确定RR间期极大值极小值比所在的范围,并响应于所述极大值极小值比所在的范围,计算得到系数的值,并由此系数计算得到模型一的分值;

[0081] 所述规则模型二,确定所有RR间期的均值和标准差,确定每个RR间期与均值偏差是否超过标准差,确定偏差超过标准差的RR间期个数占比,确定偏差超过标准差的RR间期个数占比所在的范围,并响应于所述个数占比范围,计算得到系数的值,并由此系数计算得到模型二的分值;

[0082] 所述规则模型三,对连续的4个RR间期作为一个RR间期组来处理,确定每个RR间期组是否符合完全代偿间歇,确定每个RR间期组是否近似早搏类型,确定符合完全代偿间歇而且近似早搏类型的RR间期组个数,确定符合完全代偿间歇而且近似早搏类型的RR间期组个数所在的范围,并响应于所述个数所在范围,计算得到系数的值,并由此系数计算得到模型三的分值;

[0083] 所述规则模型四,确定所有波形P波R波高度比,确定每个波形P波R波高度比是否在阈值范围内,确定P波R波高度比在阈值范围内的波形占比,确定P波R波高度比在阈值范围内的波形占比所在的范围,并响应于所述占比所在范围,计算得到系数的值,并由此系数计算得到模型四的分值。本发明的第三方面提供了一种心电图心房颤动实时判断系统,该判断系统包括:

[0084] 存储器以及一个或多个处理器;

[0085] 其中,所述存储器与所述一个或多个处理器通信连接,所述存储器中存储有可被所述一个或多个处理器执行的指令,所述指令被所述一个或多个处理器执行,以使所述一个或多个处理器用于执行前述的方法。

[0086] 本发明的第四方面提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机可执行指

令,当所述计算机可执行指令被计算装置执行时,可操作来执行前述的方法。

[0087] 综上所述,本发明提供了一种心电图心房颤动实时判断方法、装置、系统及其计算机存储介质,本发明提供的方法能够基于可穿戴设备,实时分析心电图。本方法提取RR间期、均方根、小波系数等特征,充分利用波形中的隐藏信息,结合规则判断和机器学习模型,对心房颤动进行判断。最终,融合多个模型的判断结果,给出对房颤的打分,即患有房颤的疑似度。

[0088] 本发明的上述技术方案具有如下有益的技术效果:

[0089] 1. 相比于现有技术通常只使用RR间期的相关特征,本方法提取RR间期,均方根,小波系数等特征,充分利用波形中的隐藏信息,结合规则判断和机器学习模型,对心房颤动进行判断。

[0090] 2. 相比于现有技术判断有延时或者耗时较长,本方法只需要采集20s的心电图,可以实时分析判断心房颤动。

[0091] 3. 相比于现有技术最终结果会给出是否患有房颤的绝对判断,本方法给出结果为患有房颤的可能性。更利于用户的决策。

附图说明

[0092] 图1是本发明的实施例用于检测心房颤动的方法总流程图;

[0093] 图2是本发明的实施例用于检测心房颤动的方法中规则模型的流程图;

[0094] 图3是本发明的实施例用于检测心房颤动的方法规则模型一的算法流程图;

[0095] 图4是本发明的实施例用于检测心房颤动的方法规则模型二的算法流程图;

[0096] 图5是本发明的实施例用于检测心房颤动的方法规则模型三的算法流程图;

[0097] 图6是本发明的实施例用于检测心房颤动的方法规则模型四的算法流程图;

[0098] 图7是本发明的实施例用于检测心房颤动的方法中机器学习模型的算法流程图。

具体实施方式

[0099] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚明了,下面结合具体实施方式并参照附图,对本发明进一步详细说明。应该理解,这些描述只是示例性的,而并非要限制本发明的范围。此外,在以下说明中,省略了对公知结构和技术的描述,以避免不必要地混淆本发明的概念。

[0100] 根据本发明提供的一种心电图心房颤动实时智能判断方法,包括滤波、波形识别、分段、规则模型、机器学习模型。如图1所示。

[0101] 图1是根据本发明的实施例用于检测心房颤动的方法总流程图。由便携式硬件采集的原始20s时长的心电图,经过滤波后得到去除干扰的可用心电图。接下来,对可用心电图进行波形识别检测,识别出P波和QRS波群。由P波和QRS波群的位置,对可用心电图进行分段。然后将标记特征点的波形和心电图波段分别输入规则模型和机器学习模型。最后,将两大模型输出的结果进行融合,得到最终结果,即房颤疑似度。

[0102] 所述滤波,采用小波阈值方法消噪。使用db6小波,将信号8层分解。分解得到的小波系数,通过软阈值法处理,得到新小波系数。再由新的小波系数进行信号重构,得到滤波后的心电信号。

[0103] 所述波形识别,基于B-样条双正交小波检测QRS波群,确定Q、R、S点的位置。另外,基于一阶差分检测P波,确定P点位置。

[0104] 所述分段,将R波波峰前0.3s的位置作为起始点,R波波峰后0.3s的位置作为结束点,以此为一个心拍。6个心拍被划分为一个波段,作为所述机器学习模型的一个样本。

[0105] 所述规则模型,包括参数计算、异常值检测、四个规则模型、结果融合等,如图2所示。

[0106] 图2是根据本发明的实施例用于检测心房颤动的方法中规则模型的流程图。为根据判断规则对20s心电图进行心房颤动判断,由P波、QRS波的位置进行参数计算,得到一系列RR间期、P波高度和R波高度。然后检测RR间期中的异常值并移除。接下来,根据RR间期的极大值极小值比、偏差、符合完全代偿间歇且近似早搏类型的RR间期组的个数以及P波P波高度比等特征,在四个规则模型中分别进行判断。最终,规则模型一、二、三、四的结果融合后得到最终结果。

[0107] 所述异常值检验,为确定RR间期中是否存在异常值,计算出所有RR间期的均值。对每个RR间期,做出其是否小于1.6倍均值且大于0.5倍均值的判定。若超出阈值范围,则确定该RR间期是异常值并移除。

[0108] 所述规则模型一,需要输入RR间期极大值极小值比,确定所有RR间期中的极大值和极小值,确定RR间期极大值极小值比,确定RR间期极大值极小值比所在的范围,并响应于所述极大值极小值比所在的范围,计算得到系数的值,并由此系数计算得到模型一的分值。所述规则模型一包括4层判断和分数计算,如图3所示。

[0109] 图3是根据本发明的实施例用于检测心房颤动的方法中规则模型一的算法流程图。将20s内的所有RR间期的极大值极小值比 q 输入模型,做出比值 q 范围的判定。若 $q \leq 1.1$,则参数 $d=5$;若 $1.1 < q \leq 1.9$,则计算参数 $d=-4.745 \times q + 10.2195$;若 $1.9 < q \leq 2.1$,则参数 $d=1.204$;若 $2.1 < q \leq 3$,则计算参数 $d=-0.5677 \times q + 2.3962$;若 $q > 3$,则参数 $d=0.6931$ 。然后计算模型一的分值 $S1=100\exp(-d)$ 。

[0110] 所述规则模型二,需要输入偏差超过标准差的RR间期占比,包括3层判断和分数计算,确定所有RR间期的均值和标准差,确定每个RR间期与均值偏差是否超过标准差,确定偏差超过标准差的RR间期个数占比,确定偏差超过标准差的RR间期个数占比所在的范围,并响应于所述个数占比范围,计算得到系数的值,并由此系数计算得到模型二的分值,如图4所示。

[0111] 图4是根据本发明的实施例用于检测心房颤动的方法中规则模型二的算法流程图。开始之前先计算20s内的所有RR间期的均值和标准差,然后计算各RR间期与均值的偏差,做出与均值的偏差是否大于标准差的判定。将偏差超过标准差的RR间期占比 r 输入模型二。做出占比 r 范围的判定。若 $r \leq 0.25$,则参数 $d=5$;若 $0.25 < r \leq 0.35$,则计算参数 $d=-26.974 \times r + 11.7435$;若 $0.35 < r \leq 0.45$,则计算参数 $d=-10.896 \times r + 6.1477$;若 $r > 0.45$,则参数 $d=1.204$ 。然后计算模型二的分值 $S2=100\exp(-d)$ 。

[0112] 所述规则模型三,需要输入符合完全代偿间歇而且近似早搏类型的RR间期组的个数,包括4层判断和分数计算,对连续的4个RR间期作为一个RR间期组来处理,确定每个RR间期组是否符合完全代偿间歇,确定每个RR间期组是否近似早搏类型,确定符合完全代偿间歇而且近似早搏类型的RR间期组个数,确定符合完全代偿间歇而且近似早搏类型的RR间期

组个数所在的范围,并响应于所述个数所在范围,计算得到系数的值,并由此系数计算得到模型三的分数的值,如图5所示。

[0113] 图5是根据本发明的实施例用于检测心房颤动的方法中规则模型三的计算流程图。四个连续的RR间期被作为一个RR间期组。为确定一个RR间期组是否符合完全代偿间歇,将第二RR间期和第三RR间期的和与平均RR间期相比较。若第二RR间期与第三RR间期的和小于2.2倍的平均RR间期且大于1.1倍的平均RR间期,则确定第二RR间期与第三RR间期符合完全代偿间歇。接下来,为确定其是否满足近似早搏类型,将这四个RR间期作比较。如果第一RR间期大于第二RR间期且第三RR间期大于第四RR间期,则确定其为近似早搏类型。将符合完全代偿间歇而且近似早搏类型的RR间期组的个数 n 输入模型三。做出个数 n 范围的判定。若 $n \leq 1$,则参数 $d=5$;若 $n=2$,则参数 $d=2.9957$;若 $n=3$,则参数 $d=1.8971$;若 $n=4$,则参数 $d=1.204$;若 $n \geq 5$,则参数 $d=0.6971$ 。然后计算模型三的分数的值 $S3=100\exp(-d)$ 。

[0114] 所述规则模型四,需要输入各波形P波R波高度比,包括计算PR高度比在阈值范围内的波形的个数、占比、4层判断和分数计算,确定所有波形P波R波高度比,确定每个波形P波R波高度比是否在阈值范围内,确定P波R波高度比在阈值范围内的波形占比,确定P波R波高度比在阈值范围内的波形占比所在的范围,并响应于所述占比所在范围,计算得到系数的值,并由此系数计算得到模型四的分数的值。如图6所示。

[0115] 图6是根据本发明的实施例用于检测心房颤动的方法中规则模型四的计算流程图。将各波形P波R波高度比输入模型四。为确定P波R波高度比是否是正常的P波R波高度比,做出P波R波高度比是否在阈值范围内的判定。如果P波R波高度比在0.1-0.2范围内,则确定其为正常高度比,计入。随后计算P波R波高度比在阈值范围内的波形在20s内所有波形的占比。做出在正常范围内的波形占比 p 范围的判定。若 $p \leq 0.4$,则参数 $d=5$;若 $0.4 < p \leq 0.6$,则计算参数 $d=-10.0215 \times p + 9.0086$;若 $0.6 < p \leq 0.8$,则计算参数 $d=-8.9585 \times p + 8.3708$;若 $0.8 < p \leq 0.9$,则计算参数 $d=-5.109 \times p + 5.2912$;若 $p > 0.9$,则参数 $d=0.6931$ 。然后计算模型四的分数的值 $S4=100\exp(-d)$ 。

[0116] 所述结果融合,首先做出模型一结果 $S1$ 的值是否为0的判断。若 $S1=0$,则最终分数 $S=0$;若 $S1 \neq 0$,则计算最终分数 $S=S1+S2-S3-S4$ 。此即为规则模型的最终分数。

[0117] 图1中所述机器学习模型,包括特征提取、标准化处理、降维、5个机器学习模型、模型融合,如图7所示。

[0118] 图7是根据本发明的实施例用于检测心房颤动的方法中机器学习模型的计算流程图。对划分完成的以6个心拍为单位的心电图段,首先进行特征提取,这里采用特征:RR间期、平均绝对幅值、均方根、小波系数。将特征标准化后,使用主成分分析降维。接下来将样本输入至线性判别分析、高斯混合模型、最小二乘支持向量机、反向传播神经网络、概率神经网络模型中,分别得到分类结果。最终将各模型结果融合得到最终结果。

[0119] 所述小波系数特征,将样本使用db4小波进行4层分解,取a4频段的小波系数作为特征。

[0120] 所述主成分分析,保留其权重超过98%的前几个主成分,完成降维。

[0121] 所述线性判别分析,将结果分为2类,房颤和非房颤。

[0122] 所述高斯混合模型,针对二分类的问题,同样将样本分为房颤和非房颤。其参数估计使用EM算法和极大似然估计。

[0123] 所述最小二乘支持向量机,使用径向基函数作为核函数来进行分类。

[0124] 所述反向传播神经网络,包含1层输入层、1层隐藏层和1层输出层。其中输入层的神经元数量即样本的特征降维后的维度;隐藏层设置为6个神经元;输出层包含2个神经元,即房颤和非房颤。

[0125] 所述概率神经网络,包含1层径向基层和一层竞争层。径向基层包含房颤和非房颤两个神经元。竞争层确定概率最大的类并给其赋值1。

[0126] 上述5种机器学习模型均使用医院医生标记好的数据提前完成训练,得到模型参数。分析时直接对输入波形进行判断。

[0127] 所述模型融合,当一个样本输入各模型得到结果后,所有模型一起进行投票,给出各自的结果。其中房颤所占的比例即机器学习模型的房颤判断分数。

[0128] 最终,将规则模型和机器学习模型的结果整合。为确定两大模型的结果是否存在较大差异,将二者进行比较。如果二者分数的差值大于0.6,则本次结果作废。否则二者取平均即最终房颤疑似度。

[0129] 本发明的另一方面提供了一种心电图心房颤动实时判断装置,包括:

[0130] 心电图预处理模块,用于得到标注有波形特征的可用心电图和对可用心电图进行分段的心电图波段;

[0131] 规则模型,将标注有波形特征的可用心电图输入规则模型,经规则模型判断后输出规则模型结果;

[0132] 机器学习模型,将分段的心电图波段输入机器学习模型,经机器学习模型判断后得到机器学习模型结果;

[0133] 计算单元,将规则模型结果和机器学习模型结果经过融合计算得到房颤疑似度的最终结果。

[0134] 进一步地,所述心电图预处理模块包括:

[0135] 滤波单元,对原始采集的心电图进行滤波,用于去除信号噪声,得到可用心电图;

[0136] 波形识别单元,对所述可用心电图进行波形识别,识别并标注心电信号中的P波和QRS波群;

[0137] 波形分段单元,对标注的可用心电图进行波形分段,将波形分成一定的可用于机器学习的波段,得到心电图波段。

[0138] 进一步地,所述规则模型包括:

[0139] 参数计算单元,根据输入的可用心电图计算RR间期、P波高度和R波高度;

[0140] RR间期异常值检测单元,检测RR间期中的异常值并移除;

[0141] 对RR间期的极大值极小值比进行判断的规则模型一、对RR间期与均值偏差进行判断的规则模型二、对符合完全代偿间隙且近似早搏类型的RR间期组个数进行判断的规则模型三、对P波R波高度比在阈值范围内的波形占比进行判断的规则模型四,上述四个规则模型通过判断分别得到模型一结果S1、模型二结果S2、模型三结果S3和模型四结果S4;

[0142] 判断单元,判断S1是否等于0:若是,则 $S=0$;若否,则 $S=S1+S2-S3-S4$;

[0143] 输出单元,输出结果S。

[0144] 进一步地,所述机器学习模型判断包括:

[0145] 特征提取单元,对输入的心电图波段提取RR间期、平均绝对幅值、均方根、小波系

数为特征；

[0146] 标准化单元,对所述特征进行标准化处理,用于使不同维度的特征具有相同的尺度。这里采用z-score标准化: $y = (x - X \text{ 的平均值}) / X \text{ 的标准差}$;X为该特征所有取值的集合,x是单个取值。

[0147] 降维单元:用于降低特征的维度;

[0148] 机器学习子模型,分别是线性判别分析、高斯混合模型、最小二乘支持向量机、反向传播神经网络、概率神经网络模型,将降维后得到的最终的特征输入至上述五个机器学习子模型中进行判断,分别得到判断结果;

[0149] 计算单元、各判断结果进行融合计算得到最终结果。

[0150] 本发明的又一方面提供了一种心电图心房颤动实时判断系统,该判断系统包括:

[0151] 存储器以及一个或多个处理器;

[0152] 其中,所述存储器与所述一个或多个处理器通信连接,所述存储器中存储有可被所述一个或多个处理器执行的指令,所述指令被所述一个或多个处理器执行,以使所述一个或多个处理器用于执行前述的方法。

[0153] 本发明的最后一方面提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机可执行指令,当所述计算机可执行指令被计算装置执行时,可操作来执行前述的方法。

[0154] 综上所述,本发明提供了一种心电图心房颤动实时判断方法、装置、系统及其计算机存储介质,本发明提供的方法能够基于可穿戴设备,实时分析心电图。本方法提取RR间期、均方根、小波系数等特征,充分利用波形中的隐藏信息,结合规则判断和机器学习模型,对心房颤动进行判断。最终,融合多个模型的判断结果,给出对房颤的打分,即患有房颤的疑似度。

[0155] 应当理解的是,本发明的上述具体实施方式仅仅用于示例性说明或解释本发明的原理,而不构成对本发明的限制。因此,在不偏离本发明的精神和范围的情况下所做的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。此外,本发明所附权利要求旨在涵盖落入所附权利要求范围和边界、或者这种范围和边界的等同形式内的全部变化和修改例。

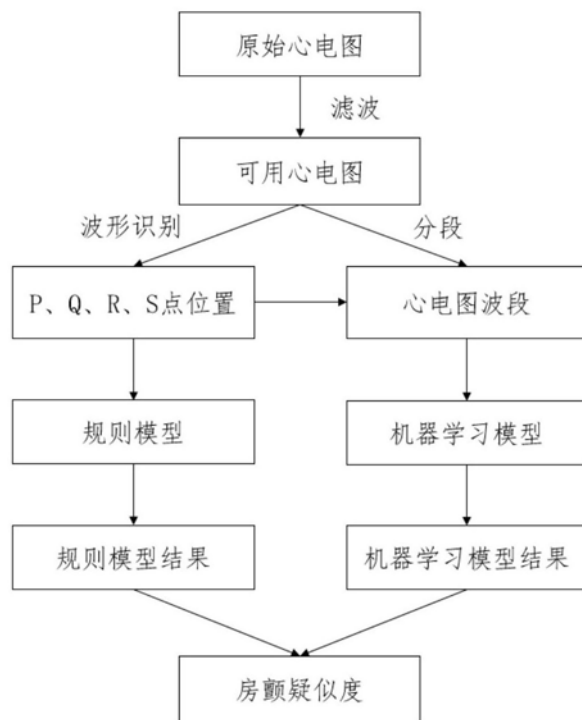


图1

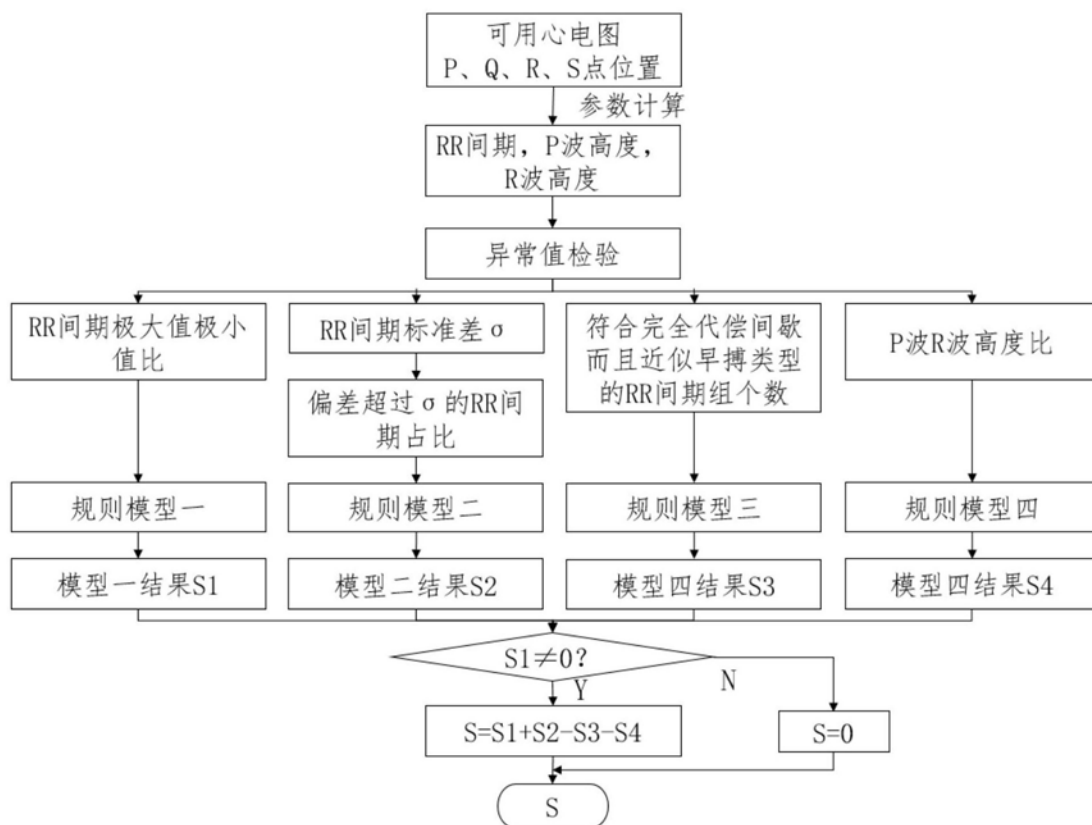


图2

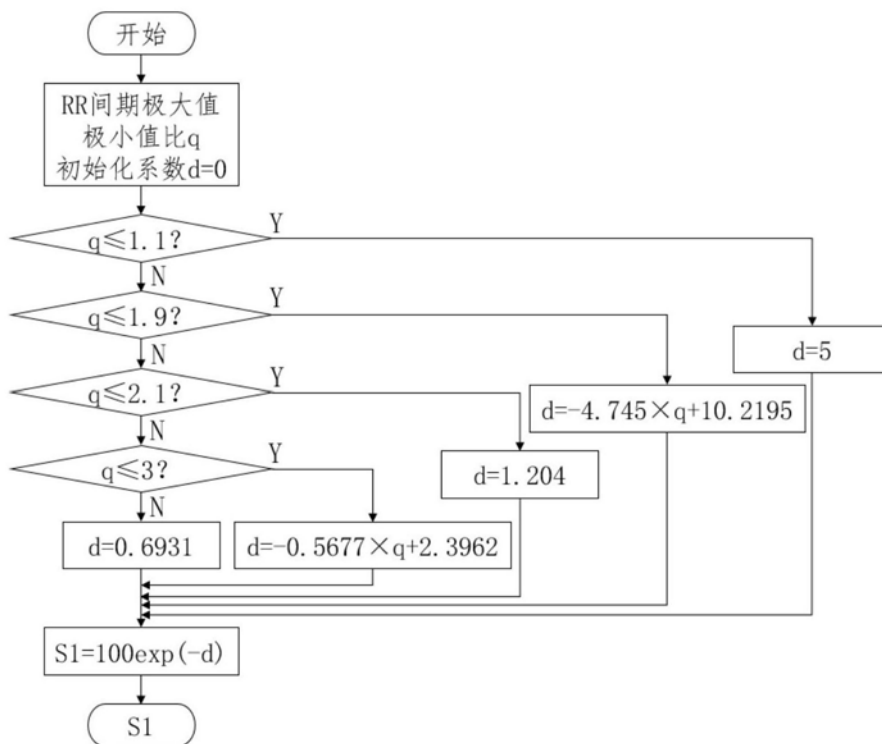


图3

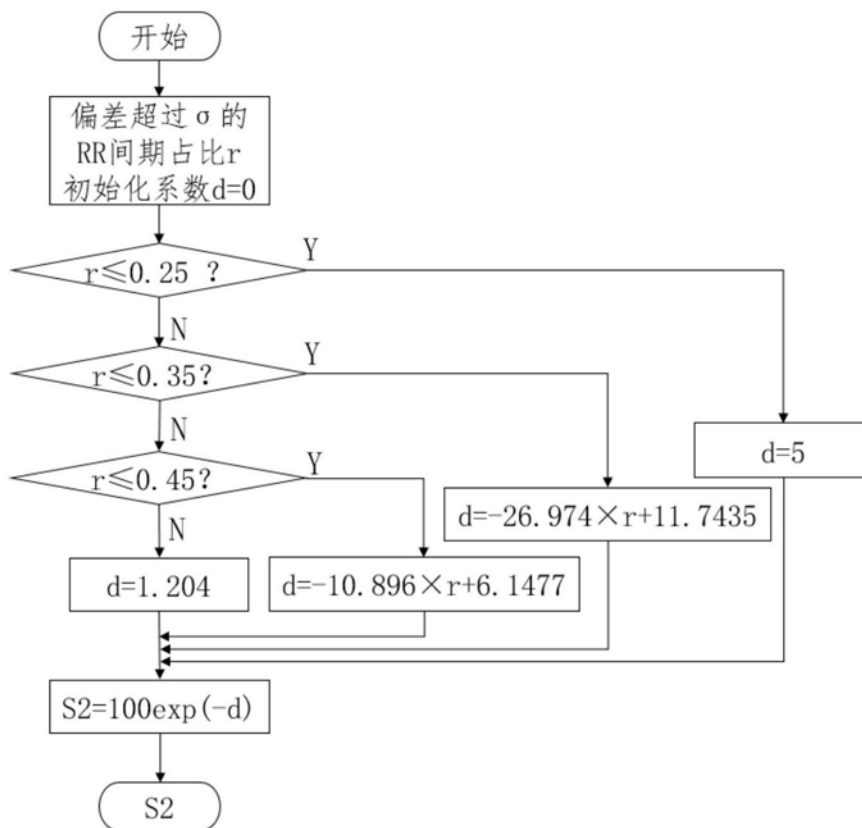


图4

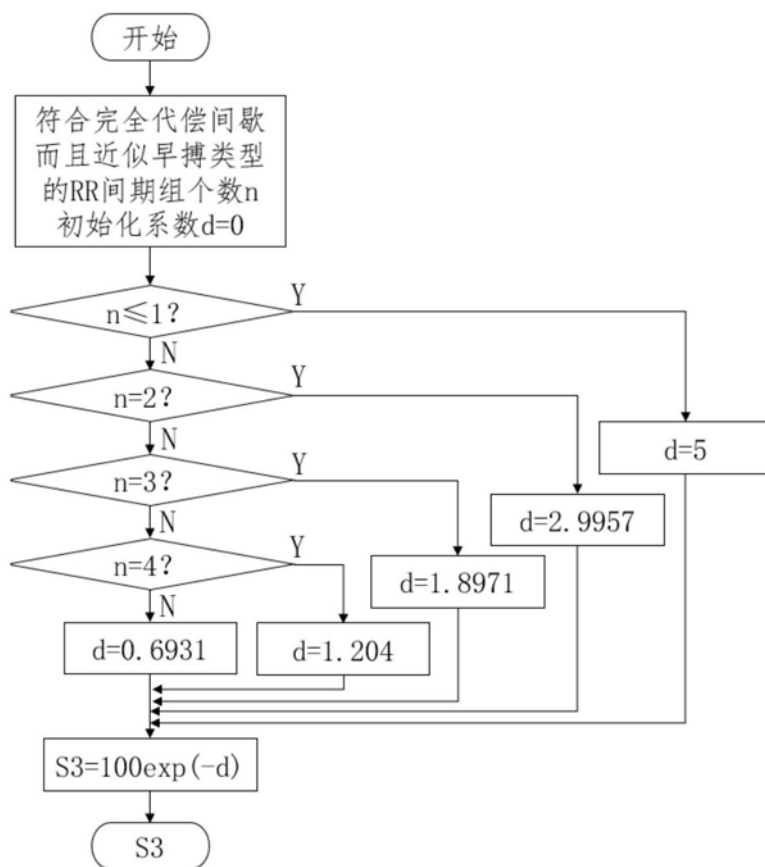


图5

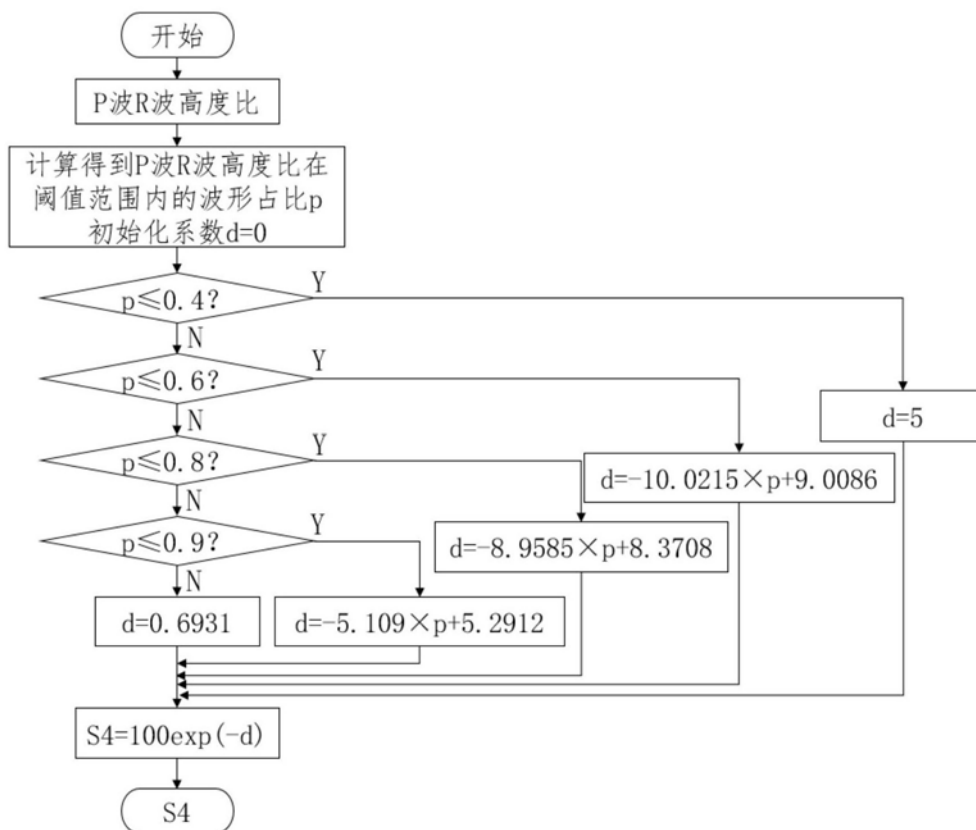


图6

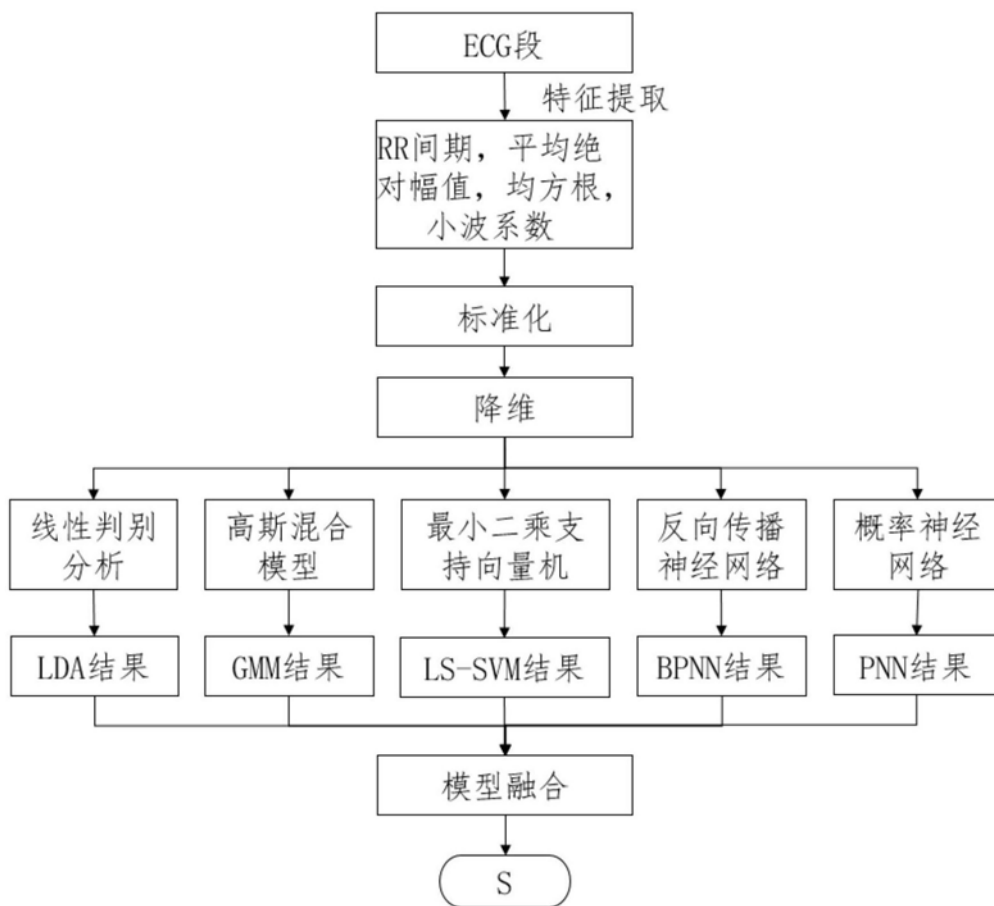


图7

专利名称(译)	心电图心房颤动实时判断方法、装置、系统及存储介质		
公开(公告)号	CN109117730A	公开(公告)日	2019-01-01
申请号	CN201810760168.0	申请日	2018-07-11
[标]申请(专利权)人(译)	上海夏先机电科技发展有限公司		
申请(专利权)人(译)	上海夏先机电科技发展有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	上海夏先机电科技发展有限公司		
[标]发明人	刘成良 史浩天 张飞 刘金磊		
发明人	刘成良 史浩天 张飞 刘金磊		
IPC分类号	G06K9/00 A61B5/00 A61B5/0452 G16H50/50		
CPC分类号	A61B5/0452 A61B5/7203 A61B5/7225 A61B5/7267 G06K9/00536 G16H50/50		
代理人(译)	李春玲		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种心电图心房颤动实时判断方法、装置、系统及其计算机存储介质，能够基于可穿戴设备，实时分析心电图。本方法提取RR间期、均方根、小波系数等特征，充分利用波形中的隐藏信息，结合规则判断和机器学习模型，对心房颤动进行判断。最终，融合多个模型的判断结果，给出对房颤的打分，即患有房颤的疑似度。本发明只需要采集20s的心电图，可以实时、准确地分析判断心房颤动。

