



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116712055 A

(43) 申请公布日 2023. 09. 08

(21) 申请号 202310545779.4

A61B 5/352 (2021.01)

(22) 申请日 2023.05.15

(71) 申请人 深圳大学

地址 518060 广东省深圳市南山区粤海街道南海大道3688号

(72) 发明人 芦雪聪 黎冰

(74) 专利代理机构 深圳中一联合知识产权代理有限公司 44414

专利代理师 刘雪稳

(51) Int. Cl.

A61B 5/024 (2006.01)

A61B 5/363 (2021.01)

A61B 5/366 (2021.01)

A61B 5/353 (2021.01)

A61B 5/355 (2021.01)

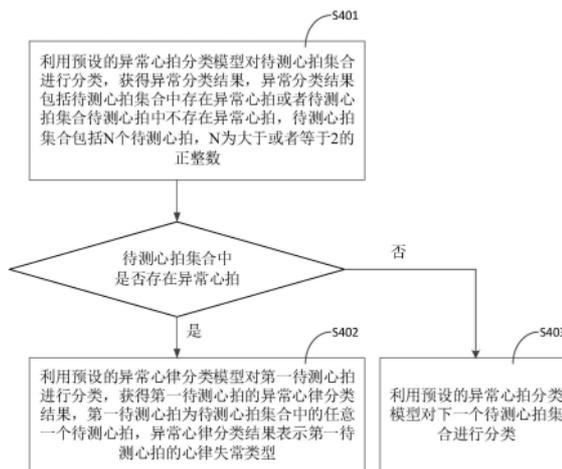
权利要求书3页 说明书21页 附图5页

(54) 发明名称

心律失常检测设备及可读存储介质

(57) 摘要

本申请适用于心电信号处理技术领域,提供了心律失常检测设备及可读存储介质,该心律失常检测设备存储器和处理器,存储器中存储有计算机可读指令,处理器用于调用存储器中的计算机可读指令时执行如下步骤:利用预设的异常心拍分类模型对待测心拍集合进行分类,获得异常分类结果,待测心拍集合包括N个待测心拍,N为大于或者等于2的正整数;若待测心拍集合中存在异常心拍,则利用预设的异常心律分类模型对第一待测心拍进行分类,获得第一待测心拍的异常心律分类结果;若待测心拍集合中不存在异常心拍,则利用预设的异常心拍分类模型对下一个待测心拍集合进行分类。通过上述设备通过设置唤醒机制,可以降低心律失常检测设备的功耗。



1. 一种心律失常检测设备,其特征在於,包括存储器和处理器,所述存储器中存储有计算机可读指令,所述处理器用于调用所述存储器中的所述计算机可读指令时执行如下步骤:

利用预设的异常心拍分类模型对待测心拍集合进行分类,获得异常分类结果,所述异常分类结果包括所述待测心拍集合中存在异常心拍或者所述待测心拍集合中不存在异常心拍,所述待测心拍集合包括N个待测心拍,N为大于或者等于2的正整数;

若所述待测心拍集合中存在异常心拍,则利用预设的异常心律分类模型对第一待测心拍进行分类,获得所述第一待测心拍的异常心律分类结果,所述第一待测心拍为所述待测心拍集合中的任意一个待测心拍,所述异常心律分类结果表示所述第一待测心拍的心律失常类型;

若所述待测心拍集合中不存在异常心拍,则利用预设的异常心拍分类模型对所述待测心拍集合的下一个待测心拍集合进行分类。

2. 如权利要求1所述的心律失常检测设备,其特征在於,所述利用预设的异常心拍分类模型对待测心拍集合进行分类,获得异常分类结果,包括:

确定所述N个待测心拍中的每个待测心拍的心率变异性特征,所述心率变异性特征表示相邻R峰之间的时间间隔的差异性;

将所述N个待测心拍的心率变异性特征输入到预设的异常心拍分类模型,获得所述异常分类结果;

所述利用预设的异常心律分类模型对第一待测心拍进行分类,获得所述第一待测心拍的异常心律分类结果,包括:

获取所述第一待测心拍的病理特征;

将所述第一待测心拍的病理特征输入到预设的异常心律分类模型,获得所述第一待测心拍的异常心律分类结果。

3. 如权利要求2所述的心律失常检测设备,其特征在於,所述第一待测心拍的病理特征包括所述第一待测心拍的心率变异性特征、心拍降维特征和局部的QRS特征,所述第一待测心拍的心拍降维特征由所述第一待测心拍的多个采样点降维得到,所述第一待测心拍的局部的QRS特征包括与所述第一待测心拍的QRS峰相关的特征。

4. 如权利要求3所述的心律失常检测设备,其特征在於,所述预设的异常心拍分类模型包括第一人工神经网络;

所述预设的异常心律分类模型为混合神经网络模型,所述混合神经网络模型包括长短时神经网络、第二人工神经网络和第三人工神经网络;

所述长短时神经网络和所述第二人工神经网络的输入数据包括所述第一待测心拍的病理特征,所述第三人工神经网络的输入数据包括所述长短时神经网络的输出数据和所述第三人工神经网络的输出数据,所述第三人工神经网络的输出数据包括所述第一待测心拍的异常心律分类结果;

所述长短时神经网络的输入数据包括所述第一待测心拍的心拍降维特征和所述第一待测心拍的局部的QRS特征,所述第二人工神经网络的输入数据包括所述第一待测心拍的心率变异性特征。

5. 如权利要求1所述的心律失常检测设备,其特征在於,所述处理器还执行如下步骤:

对目标患者进行心电信号的采集,获得多个采样点,第一采样点包括极性信息和时间间隔信息,所述极性信息表示所述第一采样点与上一采样点的心电信号的幅值变化情况,所述时间间隔信息表示所述第一采样点与上一采样点的采样时间变化,所述第一采样点为所述多个采样点中的任意一个;

根据所述第一采样点的极性信息和所述第一采样点的上一采样点的极性信息,确定所述第一采样点是否为极值点;

若所述第一采样点为极值点,则获取所述第一采样点和所述第一采样点的上一极值点之间的第一时间间隔;

若所述第一时间间隔小于持续时间阈值,则获取所述第一采样点与所述第一采样点的上一R峰之间的第二时间间隔,以及与所述第一采样点对应的第三时间间隔,所述第三时间间隔为所述第一采样点以及所述第一采样点之前的W个R峰之间的平均RR间隔,W为大于2的正整数;

若所述第二时间间隔大于第一阈值且小于第二阈值,或者所述第二时间间隔大于第一阈值且小于第三时间间隔与第一参数的乘积,则判断所述第二时间间隔是否小于第三时间间隔与第二参数的乘积;

若所述第二时间间隔小于第三时间间隔与第二参数的乘积,则确定所述第一采样点为R峰。

6.如权利要求5所述的心律失常检测设备,其特征在于,所述处理器还执行如下步骤:

在所述确定所述第一采样点为R峰之后,根据所述第一时间间隔对所述持续时间阈值进行更新。

7.如权利要求5所述的心律失常检测设备,其特征在于,所述处理器还执行如下步骤:

若所述第二时间间隔不大于所述第一阈值或者不小于所述第二阈值,并且所述第二时间间隔不大于所述第一阈值或者不小于第三时间间隔与第二参数的乘积,则判断所述第一时间间隔是否小于第四时间间隔,所述第四时间间隔为第一R峰与所述第一R峰的上一极值点的之间的时间间隔,所述第一R峰为所述第一采样点的上一R峰;

若所述第一时间间隔小于第四时间间隔,则确定所述第一采样点为R峰;

若所述第二时间间隔不小于第三时间间隔与第二参数的乘积,则判断所述第一时间间隔是否小于第五时间间隔,所述第五时间间隔为所述第一采样点之前的W个R峰之间的RR间隔中的最小值;

若所述第一时间间隔小于所述第五时间间隔,则确定所述第一采样点为R峰。

8.如权利要求5所述的心律失常检测设备,其特征在于,所述第一采样点的幅值与所述第一采样点的上一采样点的幅值的差值的绝对值大于或者等于预设幅值阈值。

9.如权利要求1至8任一项所述的心律失常检测设备,其特征在于,原始样本数据集包括原始异常样本和原始正常样本,每个原始异常样本包括一个异常心拍,每个原始正常样本包括一个正常心拍;所述处理器执行如下步骤:

对原始异常样本进行过采样,获得多个合成异常样本,每个合成异常样本包括一个异常心拍;

对所述多个合成异常样本进行随机抽样,获得目标合成异常样本;

以所述目标合成异常样本、所述原始异常样本和所述原始正常样本构成的数据集作为

训练数据集,对初始异常心拍分类模型和初始异常心律分类模型进行训练,获得所述预设的异常心拍分类模型和所述预设的异常心律分类模型。

10.一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质存储有计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被处理器执行时执行如权利要求1至9任一项所述的心律失常检测设备中的处理器所执行的步骤。

心律失常检测设备及可读存储介质

技术领域

[0001] 本申请属于心电信号处理技术领域,尤其涉及心律失常检测设备及可读存储介质。

背景技术

[0002] 根据世界卫生组织的统计数据和《中国心血管健康与疾病报告2021》,心血管疾病是全球第一大死亡原因,同时我国心血管病的发病率与致死率仍高居榜首。心血管疾病患者发病前大多会出现心律失常行为,因此心律失常检测对有效预防心血管疾病起到至关重要的作用。

[0003] 随着人工智能技术的发展,目前利用机器学习算法进行心律失常的诊断成为一项热门研究。为了获得准确的心律异常检测结果,目前的心律失常检测算法普遍存在复杂度高、功耗较大的问题,这些问题限制了心律失常检测算法的应用,例如目前的心律失常检测算法大多只能在云端处理器进行处理,或者可以在本地处理器处理但是只能对特定的患者进行监测,通过减少适配人群以降低算法运算量从而实现降低功耗。为了在保证检测准确性的情况下拓宽心律失常算法应用场景,如何降低心律失常检测算法的功耗成为的亟待解决的技术问题。

发明内容

[0004] 本申请实施例提供了心律失常检测设备及可读存储介质,可以解决现有技术中在心律失常检测算法的功耗较高,因此应用场景较为局限的技术问题。

[0005] 第一方面,本申请实施例提供了一种心律失常检测设备,包括存储器和处理器,存储器中存储有计算机可读指令,处理器用于调用存储器中的计算机可读指令时执行如下步骤:

[0006] 利用预设的异常心拍分类模型对待测心拍集合进行分类,获得异常分类结果,异常分类结果包括待测心拍集合中存在异常心拍或者待测心拍集合中不存在异常心拍,待测心拍集合包括N个待测心拍,N为大于或者等于2的正整数;

[0007] 若待测心拍集合中存在异常心拍,则利用预设的异常心律分类模型对第一待测心拍进行分类,获得第一待测心拍的异常心律分类结果,第一待测心拍为待测心拍集合中的任意一个待测心拍,异常心律分类结果表示第一待测心拍的心律失常类型;

[0008] 若待测心拍集合中不存在异常心拍,则利用预设的异常心拍分类模型对待测心拍集合的下一个待测心拍集合进行分类。

[0009] 基于上述心律失常检测设备,利用预设的异常心拍分类模型对待测心拍集合进行异常心拍判断,只有在待测心拍集合的中存在异常心拍(即N个待测心拍中存在至少以一个异常心拍)的情况下,才会触发预设的异常心律分类模型来对N个待测心拍进行异常心律检测;而在待测心拍集合中不存在异常心拍(即N个待测心拍均不是异常心拍)的情况下,则利用预设的异常心拍分类模型对下一个待测心拍集合进行分类。由于待测心拍集合中包括多

个待测心拍,可减少异常心拍异常判断的次数,可以降低心律失常检测设备的功耗;另外通过唤醒机制使得只有当N个待测心拍中存在异常心拍时才会唤醒预设的异常心律分类模型,从而减少异常心律分类模型的启动次数,因此可以进一步降低心律失常检测设备的功耗。

[0010] 在第一方面的一种可能的实现方式中,利用预设的异常心拍分类模型对待测心拍集合进行分类,获得异常分类结果,包括:确定N个待测心拍中的每个待测心拍的心率变异性特征,心率变异性特征表示相邻R峰之间的时间间隔的差异性;将N个待测心拍的心率变异性特征输入到预设的异常心拍分类模型,获得异常分类结果。该实施例中,通过心率变异性特征代替心拍数据本身来进行心拍异常的分类,对N个待测心拍片进行重构,每个心拍由多个心率变异性特征来表达,重构运算后的心拍片段数据可有效降低个体间心律信息的差异,并突出个体内心律异常,对于提升神经网络分类准确率具有积极意义。

[0011] 在第一方面的一种可能的实现方式中,利用预设的异常心律分类模型对第一待测心拍进行分类,获得第一待测心拍的异常心律分类结果,包括:

[0012] 获取第一待测心拍的病理特征;将第一待测心拍的病理特征输入到预设的异常心律分类模型,获得第一待测心拍的异常心律分类结果。该实施例中,相比于将原始ECG数据输入至端到端(end-to-end)神经网络分类器,使用经过慎重筛选的病理特征虽然引入了额外的特征提取,但能够有效简化神经网络规模,大大降低运算量。

[0013] 在第一方面的一种可能的实现方式中,第一待测心拍的病理特征包括第一待测心拍的心率变异性特征、心拍降维特征和局部的QRS特征,第一待测心拍的心拍降维特征由第一待测心拍的多个采样点降维得到,第一待测心拍的局部的QRS特征包括与第一待测心拍的QRS峰相关的特征。该实施例中,心律变异性特征具备重要病理信息,且所需计算量极少。降维特征由心拍累加求和取平均得到。降维特征将原始高维向量特征变换为一个低维向量特征,过程中并未损失主要的有用信息并且提取心拍中的核心特征而滤除不相关特征和噪声等干扰信息,从而减少神经网络的输入复杂度且一定程度上增强了分类模型的泛化能力。局部的QRS特征可以通过增加病理特征来提高患者与患者之间的个体差异。

[0014] 在第一方面的一种可能的实现方式中,预设的异常心拍分类模型包括第一人工神经网络。该实施例中,人工神经网络结构简单,功耗较小。

[0015] 在第一方面的一种可能的实现方式中,预设的异常心律分类模型为混合神经网络模型,混合神经网络模型包括长短时神经网络、第二人工神经网络和第三人工神经网络;长短时神经网络和第二人工神经网络的输入数据包括第一待测心拍的病理特征,第三人工神经网络的输入数据包括长短时神经网络的输出数据和第三人工神经网络的输出数据,第三人工神经网络的输出数据包括第一待测心拍的异常心律分类结果。

[0016] 在第一方面的一种可能的实现方式中,长短时神经网络的输入数据包括第一待测心拍的心拍降维特征和第一待测心拍的局部的QRS特征,第二人工神经网络的输入数据包括第一待测心拍的心率变异性特征。实施例中,特征的融合后心率变异性特征的复用,使得网络结构的计算量较小。

[0017] 在第一方面的一种可能的实现方式中,处理器还执行如下步骤:

[0018] 对目标患者进行心电信号的采集,获得多个采样点,第一采样点包括极性信息和时间间隔信息,第一采样点的极性信息表示第一采样点与上一采样点的心电信号的幅值变

化情况,第一采样点的时间间隔信息表示第一采样点与上一采样点的采样时间变化;

[0019] 根据第一采样点的极性信息和第一采样点的上一采样点的极性信息,确定第一采样点是否为极值点;

[0020] 若第一采样点为极值点,则获取第一采样点和第一采样点的上一极值点之间的第一时间间隔;

[0021] 若第一时间间隔小于持续时间阈值,则获取第一采样点与第一采样点的上一R峰之间的第二时间间隔,以及与第一采样点对应的第三时间间隔,第三时间间隔为第一采样点以及第一采样点之前的W个R峰之间的平均RR间隔,W为大于2的正整数;

[0022] 若第二时间间隔大于第一阈值且小于第二阈值,或者第二时间间隔大于第一阈值且小于第三时间间隔与第一参数的乘积,则判断第二时间间隔是否小于第三时间间隔与第二参数的乘积;

[0023] 若第二时间间隔小于第三时间间隔与第二参数的乘积,则确定第一采样点为R峰。

[0024] 在第一方面的一种可能的实现方式中,处理器还执行如下步骤:

[0025] 在确定第一采样点为R峰之后,根据第一时间间隔对持续时间阈值进行更新。在该述实施例中,自适应调整持续时间阈值定位和自适应调整平均RR间隔,通过两大自适应阈值可以有效的抑制基线漂移、肌电、运动伪影三种噪声,使得心律异常检测设备可以很好的用于运动状态下的心律失常检测。

[0026] 在第一方面的一种可能的实现方式中,处理器还执行如下步骤:

[0027] 若第二时间间隔不大于第一阈值或者不小于第二阈值,并且第二时间间隔不大于第一阈值或者不小于第三时间间隔与第二参数的乘积,则判断第一时间间隔是否小于第四时间间隔,第四时间间隔为第一R峰与第一R峰的上一极值点的之间的时间间隔,第一R峰为第一采样点的上一R峰;

[0028] 若第一时间间隔小于第四时间间隔,则确定第一采样点为R峰。

[0029] 在第一方面的一种可能的实现方式中,处理器还执行如下步骤:

[0030] 若第二时间间隔不小于第三时间间隔与第二参数的乘积,则判断第一时间间隔是否小于第五时间间隔,第五时间间隔为第一采样点之前的W个R峰之间的RR间隔中的最小值;

[0031] 若第一时间间隔小于第五时间间隔,则确定第一采样点为R峰。

[0032] 在第一方面的一种可能的实现方式中,第一采样点的幅值与第一采样点的上一采样点的幅值的差值的绝对值大于或者等于预设幅值阈值。

[0033] 在第一方面的一种可能的实现方式中,原始样本数据集包括原始异常样本和原始正常样本,每个原始异常样本包括一个异常心拍,每个原始正常样本包括一个正常心拍;处理器执行如下步骤:对原始异常样本进行过采样,获得多个合成异常样本,每个合成异常样本包括一个异常心拍;对多个合成异常样本进行随机抽样,获得目标合成异常样本;以目标合成异常样本、原始异常样本和原始正常样本构成的数据集作为训练数据集,对初始异常心拍分类模型和初始异常心律分类模型进行训练,获得预设的异常心拍分类模型和预设的异常心律分类模型。通过提出的基于样本合成的随机抽取算法,使得异常心拍和正常心拍的数量保持样本平衡,提高模型训练的效率。

[0034] 第二方面,本申请实施例提供了一种心律失常检测装置,所述装置包括用于执行

如上述第一方面中任一项所述的心律失常检测设备中的处理器所执行的各个步骤的单元。

[0035] 第三方面,本申请实施例提供了一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现上述第一方面中任一项所述的心律失常检测设备中的处理器所执行的步骤。

[0036] 第四方面,本申请实施例提供了一种计算机程序产品,当计算机程序产品在终端设备上运行时,使得终端设备执行上述第一方面中任一项所述的心律失常检测设备中的处理器所执行的步骤。

[0037] 第五方面,本申请实施例提供了一种芯片,包括:处理器,用于从存储器中调用并运行计算机程序,使得安装有该芯片的电子设备执行上述第一方面中任一项所述的心律失常检测设备中的处理器所执行的步骤。

[0038] 可以理解的是,上述第二方面至第五方面的有益效果可以参见上述第一方面中的相关描述,在此不再赘述。

附图说明

[0039] 为了更清楚地说明本申请实施例中的技术方案,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申请的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0040] 图1是安静状态和运动状态下心电信号对比图;

[0041] 图2是本申请一实施例提供的心律失常检测设备的应用场景的示意图;

[0042] 图3是本申请一实施例提供的心律失常检测设备的系统架构图;

[0043] 图4是本申请一实施例提供的心律失常检测方法的流程示意图;

[0044] 图5是本申请一实施例提供的心律失常检测方法中的心拍重构过程的示意图;

[0045] 图6是本申请一实施例提供的心律失常检测设备中的预设的异常心拍分类模型和预设的异常心律分类模型的整体结构示意图;

[0046] 图7是利用传统的奈奎斯特等间隔采样和本申请实施例中的事件驱动采样的采样点的对比图;

[0047] 图8是本申请一实施例提供的心律失常检测方法中的心拍定位方法的流程示意图;

[0048] 图9是本申请一实施例提供的心律失常检测系统的架构的示意图;

[0049] 图10是本申请一实施例提供的心律失常检测方法中的类不平衡处理过程的流程示意图;

[0050] 图11是本申请实施例提供的心律失常检测设备的结构示意图。

具体实施方式

[0051] 以下描述中,为了说明而不是为了限定,提出了诸如特定系统结构、技术之类的具体细节,以便透彻理解本申请实施例。然而,本领域的技术人员应当清楚,在没有这些具体细节的其它实施例中也可以实现本申请。在其它情况中,省略对众所周知的系统、装置、电路以及方法的详细说明,以免不必要的细节妨碍本申请的描述。

[0052] 应当理解,当在本申请说明书和所附权利要求书中使用时,术语“包括”指示所描述特征、整体、步骤、操作、元素和/或组件的存在,但并不排除一个或多个其它特征、整体、步骤、操作、元素、组件和/或其集合的存在或添加。

[0053] 还应当理解,在本申请说明书和所附权利要求书中使用的术语“和/或”是指相关列出的项中的一个或多个的任何组合以及所有可能组合,并且包括这些组合。

[0054] 另外,在本申请说明书和所附权利要求书的描述中,术语“第一”、“第二”、“第三”等仅用于区分描述,而不能理解为指示或暗示相对重要性。

[0055] 在本申请说明书中描述的参考“一个实施例”或“一些实施例”等意味着在本申请的一个或多个实施例中包括结合该实施例描述的特定特征、结构或特点。由此,在本说明书中的不同之处出现的语句“在一个实施例中”、“在一些实施例中”、“在其他一些实施例中”、“在另外一些实施例中”等不是必然都参考相同的实施例,而是意味着“一个或多个但不是所有的实施例”,除非是以其他方式另外特别强调。术语“包括”、“包含”、“具有”及它们的变形都意味着“包括但不限于”,除非是以其他方式另外特别强调。

[0056] 目前常见的心律失常检测方案主要包括三种。第一种方案是患者在医院利用动态心电图机采集心电数据生成心电图,医生现场根据心电图进行诊断,该方案是最早的心律失常检测方案,需要患者到医院进行心电信号的采集。第二方案是患者佩戴智能贴片进行若干时长的连续心电数据采集,然后将智能贴片取下寄给医生进行分析和诊断,第二种方案中患者无需到医院进行心电采集,但是由于从心电采集到医生分析和诊断需要较长的时间差,因此时效性较差。第三种是患者佩戴可穿戴设备进行心电采集,可穿戴设备将采集到的心电数据发送至云端进行分析和诊断;第三种方案中心电数据是通过通信方式传输到云端,云端服务器进行分析和诊断,这种方案虽然缩短了心电采集到分析诊断之间的时间差,但是该方案仍然无法做到心律失常的实时检测。

[0057] 通常来说,心律失常最佳的治疗时间是在发生后的“黄金4分钟”内,因此心律失常的检测的时效性也是非常重要的。利用本地处理器进行心律失常的检测将心电信号采集和处理一体化,规避数据传输的功耗,实现心律失常实时检测的同时易于实现长时间的被动检测。

[0058] 目前利用机器学习算法进行心律失常的检测的方案中,为了获得准确的心律异常检测结果,所采用的心律失常检测算法普遍存在复杂度高、功耗较大的问题。在一些方案中,采用的是对特定的患者进行监测方式,通过减少适配人群以降低算法运算量从而实现降低功耗,进而实现基于本地处理器的心律失常检测。而患者通用(普遍人群都适用)的心律检测算法,则需要庞大的计算量,由此带来的能耗和设备面积均不适合本地处理器,因此目前主要在云端进行实现。

[0059] 另外,目前的心律失常检测方案中的电子设备,均要求病人处于安静的状态,而心律失常的发生时常发生在运动状态下。如图1所示为安静状态和运动状态下心电信号。运动状态下产生的噪声:运动伪影、基线漂移、肌电干扰,噪声不仅会严重影响其心电信号的采集和检测,同时也需要使用复杂度更高的心律异常分类算法从而进一步增加处理功耗。

[0060] 为了解决现有技术中的心律失常检测设备功耗较大的问题,本申请实施例提供一种心律失常检测设备及可读存储介质,该心律失常检测设备通过预设的异常心拍分类模型对待测心拍集合进行异常心拍判断,只有在待测心拍集合的中存在异常心拍(即N个待测心

拍中存在至少以一个异常心拍)的情况下,才会触发预设的异常心律分类模型来对N个待测心拍进行异常心律检测;而在待测心拍集合中不存在异常心拍(即N个待测心拍均不是异常心拍)的情况下,则利用预设的异常心拍分类模型对下一个待测心拍集合进行分类。通过唤醒机制使得只有当N个待测心拍中存在异常心拍时才会唤醒预设的异常心律分类模型,从而减少异常心律分类模型的启动次数,降低心律失常检测设备的功耗,进而使得心律失常检测设备应用可以更加广泛,例如心律失常检测设备可以采用本地处理器来进行数据处理。

[0061] 下面结合具体的例子来说明本申请提供的心律失常检测设备、可读存储介质及芯片。

[0062] 图2所示的为一例适用于本申请实施例的应用场景的示意图。如图2所示的,用户使用心律失常检测设备210和电子设备220,其中心律失常检测设备210上设置有心电数据采集器,可以对用户进行心电数据采集,并且心律失常检测设备210可以进行心律异常的检测,并将心律失常检测结果发送至电子设备220,电子设备220可以向用户显示心律异常检测结果,或者电子设备220在接收到存在心律失常的心律失常检测结果时,向用户发出预警。

[0063] 心律失常检测设备210和电子设备220之间可以通过蓝牙(bluetooth,BT)技术、无线保真技术(wireless-fidelity,WiFi)技术、近场通信(near field communication,NFC)技术等无线通信技术进行通信。

[0064] 应该理解,图2仅仅是实例性的,不应该对本申请实施例的应用场景产生任何的限制,例如,在图2所示的场景中,还可以包括更多的心律失常检测设备210和电子设备220等。

[0065] 在一些实施例中,心律失常检测设备210可以具向用户显示心律异常检测结果,和/或具有当心律失常检测结果为心律异常时,向用户发出预警的功能。

[0066] 在一些实施例中,心律失常检测设备210也可以作为一个整体结构,即采集装置和处理装置均处于本地,两者集成设置形成心律失常检测设备210;或者心律失常检测设备210也可以分体结构,例如心律失常检测设备210可以包括安装在人体表面的采集装置和处于云端的处理装置,其中采集装置与处理装置通信连接,采集装置采集心电信号并将心电信号发送至处理装置进行处理。本申请在此不作限制。

[0067] 在本申请实施例中,心律失常检测设备210可以是可穿戴设备,可穿戴设备可以为智能手环、可穿戴腕式设备等。当然可穿戴设备还可以是应用穿戴式技术对日常穿戴进行智能化设计、开发出可以穿戴的设备的总称,如手套、手表、服饰及鞋袜等。可穿戴设备即可直接穿在身上,也可以整合到用户的衣服或配件上的一种便携式设备。可穿戴设备不仅仅是一种硬件设备,也可以通过软件支持以及数据交互、云端交互等来实现更加强大的功能。广义穿戴式智能设备包括功能全、尺寸大、可不依赖智能手机实现完整或者部分的功能,如智能手表或智能眼镜等,以及只专注于某一类应用功能,需要和其它设备如智能手机配合使用,如各类进行体征监测的智能手环、智能首饰等。

[0068] 在本申请实施例中,电子设备220还可以包括:智能手机、智能电视、平板电脑、上网本、个人数字助理(personal digital assistant,PDA)、电脑手持式通信设备、手持式计算设备等便携式电子设备。

[0069] 为了便于理解,下面简单介绍本申请实例中的相关术语的含义。

[0070] 心律失常: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。

[0071] 模拟前端:是传感器电路的基本系统构建块,用于放大和/或过滤通常较弱且可能具有复杂电气配置以支持不同MCU的传感器信号。模拟前端用于处理信号源给出的模拟信号,对其进行数字化,其主要功能包括信号放大、频率变换、调制、解调、邻频处理、电平调整与控制、混合。

[0072] 心电信号:是由特殊设备采集的一种由心脏产生的微弱生物电信号,可以反映心脏兴奋的产生、传导和恢复的变化,目前临床上常规的心电图就是通过在对人体表面的一定部位进行测量获得的心电信号的变化曲线。

[0073] 心拍:心电信号是由一系列重复出现的心拍组成,通常来说每个心拍包括P波、QRS复合波和T波等特征波,QRS波群是心电图中最明显的特征波,代表室间隔、左右心室除极过程中产生的电位变化。

[0074] 图3所示为本申请实施例提供的一例心律失常检测设备的系统架构图,该系统架构包括:心拍异常分类单元301和心律异常分类单元302。心拍异常分类单元301利用预设的异常心拍分类模型对待测心拍集合进行分类,获得异常分类结果,异常分类结果包括所述待测心拍集合中存在异常心拍或者待测心拍集合中不存在异常心拍,待测心拍集合包括N个待测心拍,N为大于或者等于2的正整数。当心拍异常分类单元301确定待测心拍集合中存在异常心拍,则唤醒心律异常分类单元302,心律异常分类单元302被唤醒后利用预设的异常心律分类模型因此对待测心拍集合中的每个待测心拍进行分类,获得每个待测心拍的异常心律分类结果,异常心律分类结果表示对应待测心拍的心律失常类型;当心拍异常分类单元301确定待测心拍集合中不存在异常心拍,则心拍异常分类单元301利用预设的异常心拍分类模型对下一个待测心拍集合进行分类。

[0075] 可以理解的是,图3所示意的结构并不构成对心律失常检测设备的系统架构的具体限定。图3所示的心律失常检测设备可以是内置于现有的电子设备内的软件单元、硬件单元、或软硬结合的单元,也可以作为独立的挂件集成到所述电子设备中,还可以作为独立的电子设备存在。

[0076] 在本申请另一些实施例中,心律失常检测设备的系统架构可以包括比图示更多或更少单元或者模块,或者组合某些单元,或者拆分某些单元,或者不同的部件单元。图示的单元可以以硬件,软件或软件和硬件的组合实现。本申请实施例在此不作限制。

[0077] 图4为本申请提供的一例心律失常检测方法的流程示意图。该方法可以由本申请实施例提供的心律失常检测设备执行。下文将以心律失常检测设备为可穿戴设备为例进行说明。如图4所示的,该心律失常检测方法包括:S401至S403。

[0078] S401、利用预设的异常心拍分类模型对待测心拍集合进行分类,获得异常分类结果,所述异常分类结果包括待测心拍集合中存在异常心拍或者待测心拍集合中不存在异常心拍,待测心拍集合包括N个待测心拍,N为大于或者等于2的正整数。

[0079] 本申请实施例中,待测心拍集合包括N个待测心拍并且N为大于或者等于2的正整数,因此预设的异常心拍分类模型同时对多个待测心拍进行判断,本申请实施例中的预设的异常心拍分类模型采用事件驱动架构,以心拍为甄别对象,一次甄别多个心拍。既降低了

预设的异常心拍分类模型的工作频次,同时因处理数据间保留了前后心拍的关联信息(beat-to-beat correlation),使得甄别运算更简易高效。

[0080] 在一些实施例中,在进行心拍异常分类时,具体包括以下步骤:首先确定N个待测心拍中的每个待测心拍的心率变异性特征,心率变异性特征表示相邻R峰之间的时间间隔的差异性;将N个待测心拍的心率变异性特征输入到预设的异常心拍分类模型,获得异常分类结果。该实施例中,对待测心拍进行了心拍重构,利用心率变异性特征来表示一个心拍。重构运算后的心拍数据可有效降低个体间心律信息的差异,并突出个体内心律异常,对于提升预设的异常心拍分类模型的分​​类准确率具有积极意义。

[0081] 可以理解的是,可用RR间隔(RR间隔指的是相邻两个R峰之间的时间差)以及相邻RR间隔等心率变异性特征来表示。

[0082] 在一些实施例中,图5为本申请一实施例中的心拍重构过程的示意图,在该实施例中经过R峰定位获得一个待测心拍集合中的5个待测心拍。如图5所示5个待测心拍的R峰分别用R-peak0、R-peak1、R-peak2、R-peak3、R-peak4来表示。RR~interval0表示R-peak0与前一个R峰(即R-peak0左侧的R峰)之间的RR间隔,RR~interval1表示R-peak0与R-peak1之间的RR间隔,RR~interval2表示R-peak1与R-peak2之间的RR间隔,RR~interval3表示R-peak2与R-peak3之间的RR间隔,RR~interval4表示R-peak3与R-peak4之间的RR间隔,RR~interval5表示R-peak4与R-peak4的下一个R峰(即R-peak4右侧的R峰)之间的RR间隔。

[0083] 由图5可知,该实施例中的任意一个R峰对应的待测心拍包括特征0、特征1、特征2、特征3、特征4和特征5共6个心率变异性特征。如图5所示,特征0为 RR_i ,表示R峰与前一个R峰的间隔;特征1为 RR_{i+1} ,表示R峰与后一个R峰的间隔;特征2为 \overline{RR}_i ,表示当前待测心拍与前10个RR间隔;特征3为 RR_i ratio,表示 RR_i 与当前待测心拍之前的所有RR间隔之间的平均值之比;特征4为near RR_i ratio,表示 RR_i 与当前待测心拍之前的10个RR之间的平均值之比;特征5为 RR_{index} ,表示相邻RR关联信息。

[0084] 可以理解的是, RR_{index} 等于 RR_i 与 $R_i R_{i-1}$ 的差值除以 RR_i 与 $R_i R_{i-1}$ 的和,其中 $R_i R_{i-1}$ 表示前一个R峰与更前一个R峰的RR间隔。

[0085] 例如,与R-peak2对应的待测心拍为例,该待测心拍所对应的 RR_{index} 根据式(1)获得:

$$[0086] \quad RR_{index} = \frac{RR\sim\text{interval}1 - RR\sim\text{interval}0}{RR\sim\text{interval}1 + RR\sim\text{interval}0} \quad (1)$$

[0087] 在一些实施例中,预设的异常心拍分类模型为第一人工神经网络。预设的异常心拍分类模型基于人工神经网络实现,人工神经网络结构较为简单并且计算量较小,保持较小的网络规模可以进行轻量化计算,从而降低了心律异常检测设备的功耗。

[0088] 可以理解的是,若将本申请实施例中的心律异常检测设备采用远端处理器来进行异常心拍的分类,则也可以选择现有技术中任何可用的神经网络来作为预设的异常心拍分类模型,例如神经网络可以为:CNN(Convolutional Neural Network,卷积神经网络)、DNN(Deep Neural Networks,深度神经网络)和RNN(Recurrent Neural Network,循环神经网络)等,本申请对此不做限制。

[0089] S402、若待测心拍集合中存在异常心拍,则利用预设的异常心律分类模型对第一待测心拍进行分类,获得第一待测心拍的异常心律分类结果,第一待测心拍为待测心拍集

合中的任意一个待测心拍,异常心律分类结果表示第一待测心拍的心律失常类型。

[0090] 在一些实施例中,第一待测心拍的异常心律分类结果的过程具体包括:获取第一待测心拍的病理特征;将第一待测心拍的病理特征输入到预设的异常心律分类模型,获得第一待测心拍的异常心律分类结果。

[0091] 可以理解的是,病理特征的选择需要平衡病理信息完整度与特征提取所需计算量之间的矛盾。在一些实施例中,病理特征包括三类,分别为:心率变异性特征、心拍降维特征、局部的QRS特征。

[0092] 表1为本申请一些实施例中涉及的具体的病理特征,其中包括6个心率变异性特征、16个心拍降维特征、5个局部的QRS特征,即病理特征总共有27个。

[0093] 表1

[0094]	病理特征	心率变异性特征	RR_i : R 峰与前一个 R 峰の間隔
			RR_{i+1} : R 峰与后一个 R 峰の間隔
			\overline{RR}_i : 表示当前待测心拍与前 10 个 RR 间隔
			RR_i ratio: RR_i 与当前待测心拍之前的所有 RR 间隔之间的平均值之比
			near RR_i ratio: RR_i 与当前待测心拍之前的 10 个 RR 之间的平均值之比
			RR_{index} : 相邻 RR 关联信息
		降维特征	采样点降维得到 16 个降维特征
		局部的 QRS 特征	QR: Q 波峰和波峰 R 的距离
			RS: S 波峰和波峰 R 的距离
			QR dif: 上一个 QR 和当前 QR 的差值
			RS dif: 上一个 RS 和当前 RS 的差值
			QT: 波峰 Q 和波峰 T 之间的距离

[0095] 可以理解的是,心率变异性特征可以用来表征HRV(Heart Rate Variability,心率变异性),具备重要病理信息,且所需计算量极少。心拍降维特征由心拍累加求和取平均得到,心拍降维特征将原始高维向量特征变换为一个低维向量特征,过程中并未损失主要的有用信息并且提取心拍中的核心特征而滤除不相关特征和噪声等干扰信息,从而减少预设的异常心律分类模型的输入复杂度且一定程度上增强了预设的异常心律分类模型的泛化能力。局部的QRS特征可以通过增加病理特征来提高患者与患者之间的个体差异。

[0096] 示例性的,心拍降维特征是由该心拍对应的QRS峰值左右两侧若干个采样点累加求平均获得的。例如,Q峰向左数30个采样点为P波段,每五个累加成一个降维特征,得到6个降维特征;在S峰向右数40个采样点为T波段,每五个累加成一个降维特征,得到8个降维特征;在R峰向左右各数5个采样点,分别做累加得到2个降维特征;总共得到16个降维特征。

[0097] 在一些实施例中,预设的异常心律分类模型为混合神经网络模型,混合神经网络模型包括长短时神经网络、第二人工神经网络和第三人工神经网络;长短时神经网络和第二人工神经网络的输入数据包括第一待测心拍的病理特征,第三人工神经网络的输入数据

包括长短时神经网络的输出数据和第三人工神经网络的输出数据,第三人工神经网络的输出数据包括第一待测心拍的异常心律分类结果。其中长短时神经网络、第二人工神经网络和第三人工神经网络均为结构较为简单的网络结构,模型复杂度较低。

[0098] 在一些实施例中,长短时神经网络的输入数据包括第一待测心拍的心拍降维特征和第一待测心拍的局部的QRS特征,第二人工神经网络的输入数据包括第一待测心拍的心率变异性特征。其中,心率变异性特征作为第二人工神经网络的输入数据,在心拍异常分类中应用之后再次复用,提高了数据利用率。

[0099] 图6为本申请一实施例中的预设的异常心拍分类模型和预设的异常心律分类模型的整体结构示意图。

[0100] 如图6所示,其中AHC表示预设的异常心拍分类模型所使用的第一人工神经网络,AHC包括三层全连接层,经过反复训练评估,保持准确分类精度的同时,第一人工神经网络的规模优化为 $15 \times 8 \times 2$ 。输入层与隐藏层的神经元输出均经过定点量化的ReLu激活函数。输出层神经元采用SoftMax激活函数,以计算各分类的相应概率与分类结果判断。每个神经元包含的运算可以表示为式(2):

$$[0101] \quad y = \text{Act}(\sum w_{i,j} x_{i,j} + \theta_i) \quad (2)$$

[0102] 其中 $w_{i,j}$ 代表第 i 个神经元的第 j 个输入权重, θ_i 表示第 i 个神经元的偏置。 $x_{i,j}$ 代表第 i 个神经元的第 j 个输入数据。

[0103] 如图6所示,其中CAC表示预设的异常心律分类模型所使用的混合神经网络(LSTM-ANN)。如图6所示,混合神经网络具体包括:长短时神经网络(LSTM)、第二人工神经网络(ANN1)和第三人工神经网络(ANN2)。如图6所示,首先利用LSTM对待测心拍的心拍降维特征和心拍局部特征(即局部的QRS特征)进行进一步特征提取,得到特征组A;同时将待测心拍的6个心率变异性特征(即重构数据)通过ANN1进行进一步特征提取,得到特征组B;然后将特征组A和特征组B合并形成新的特征组,将新的特征组输入到ANN2进行最终的心律异常分类。在图6所示的分类过程中,经过了多次特征降维,剔除了ECG中低效的冗余特征,使得仅使用隐藏层的层数为20($n_h=20$)的LSTM和两个人工神经网络(ANN1和ANN2)即可达到较好的心律异常分类结果。其中ANN1网络规模优化为 6×4 ,ANN2网络规模优化为 $15 \times 8 \times 4$,LSTM网络规模为: $\text{input_size}=21, \text{hidden_layer}=20, \text{output_size}=11$,即LSTMCell的输入层有21个神经元,隐藏层的层数为20,输出层有11个神经元。

[0104] S403:若待测心拍集合中不存在异常心拍,则利用预设的异常心拍分类模型对下一个待测心拍集合进行分类。

[0105] 本申请实施例中,在待测心拍集合中不存在异常心拍的情况下,无需唤醒心律异常分类模型,而是利用预设的异常心拍分类模型对下一个待测心拍集合进行异常分类。

[0106] 可以理解的是,各个待测心拍集合可以按照时间排列,下一个待测心拍集合指的是时间上的下一个待测心拍集合,尤其是在对用户进行实时心律失常检测的情况下,一般来说待测心拍集合是按照时间的先后顺序来排列的。当然待测心拍集合的检测顺序也可以根据需要来修改,本申请对此不做限制。

[0107] 在一些实施例中,不同的待测心拍集合所包括的待测心拍不同,具体来说可以为待测心拍对应的采样点的采样时间不同。同一个待测心拍集合中的待测心拍的采样点的采样时间可以是连续的。

[0108] 在上述心律失常检测方法中,设置了唤醒机制,只有当待测心拍集合中的N个待测心拍中存在异常心拍时预设的异常心律分类模型才会启动,从而减少异常心律分类模型的启动次数,降低心律失常检测设备的功耗,进而使得心律失常检测设备应用可以更加广泛,例如心律失常检测设备可以采用本地处理器来进行数据处理。

[0109] 在一些实施例中,所述心律失常检测方法,在进行心拍异常分类之前还包括还对心拍定位过程(即待测心拍的确定过程),下面结合附图对心拍定位过程进行示例性的说明。

[0110] 可以理解的是,在进行心拍定位之前,需要进行心电信号的采集,示例性的每采集一次心电信号获得一个采样点。

[0111] 在本申请一些实施例中,采用事件驱动采样来进行心电信号的采样。具体来说,每个采样点包括与该采样点的极性信息和时间间隔信息,其中极性信息表示当前采样点与上一采样点的心电信号的幅值变化情况,时间间隔信息表示当前采样点与上一采样点的采样时间变化,上一采样点与当前采样点在采样时间上相邻,并且上一采样的采样时间较早。

[0112] 在一些实施例中,事件驱动的采样方法具体为:每当心电信号的幅值发生的变化大于或者等于预设幅值阈值,则进行一次采样获得一个采样点。因此相邻两个采样点的幅值之差大于或者等于预设幅值阈值。

[0113] 例如,事件驱动采样中相邻采样点之间的幅值之差可以为固定值。

[0114] 图7为利用传统的奈奎斯特等间隔采样和本申请实施例中的事件驱动采样的采样点的对比图。传统的奈奎斯特等间隔采样指的是每间隔固定的时间进行一次采样;而本申请实施例所采用的事件驱动采样则是在幅值变化达到一定数值(即最小变化幅值)的情况下进行一次采样,两个采样点之间的时间间隔为 Δt 。如图7所示,与传统的奈奎斯特等间隔采样相比,通过该事件驱动采样后其采样点数量会大大减少,从而大大提升了采样效率和减少了唤醒功耗。

[0115] 在介绍完采样过程之后,下面结合附图对心拍定位过程(即待测心拍的确定过程)进行说明。

[0116] 图8为本申请一实施例提供的心拍定位方法的流程示意图。如图8所示,该心拍定位方法包括:

[0117] S801、判断第一采样点的极性相对于上一采样点的极性是否发生变化。

[0118] 示例性的,可以根据第一采样点的极性信息和所述第一采样点的上一采样点的极性信息,判断第一采样点是否为极值点。

[0119] 示例性的,如图8所示,当第一采样点的极性可能为1或0,当第一采样点的极性为1,表示第一采样点的幅值大于第一采样点的前一采样点的幅值,若第一采样点的极性为0,第一采样点的幅值大于第一采样点的前一采样点的幅值。

[0120] 在一些实施例中,根据第一采样点的极性信息和所述第一采样点的上一采样点的极性信息,判断第一采样点是否为极值点,具体来说是将第一采样点的极性与上一采样点的极性值相乘,若乘积为0则表示第一采样点为极值点,若乘积为1则表示第一采样点不是极值点。

[0121] S802、若S801判断为是,则获取Duration;Duration即为:第一采样点和第一采样点的上一极值点之间的第一时间间隔。

[0122] 如图8所示,若S801判断为否,则返回到步骤S801判断第一采样点的下一采样点进行判断。

[0123] S803、判断第一条件 $Duration < Dur-Threshold$ 是否成立。 $Duration < Dur-Threshold$ 表示第一时间间隔是否小于持续时间阈值;

[0124] S804、若S803判断为是,则获取R-R Dist和Avg RR。R-R Dist表示第一采样点与前述第一采样点的上一R峰之间的第二时间间隔,Avg RR表示第一采样点对应的第三时间间隔,第三时间间隔为第一采样点以及第一采样点之前的W个R峰之间的平均RR间隔,W为大于2的正整数。W的取值可以根据经验来选定,在此不做具体限定。

[0125] 如图8所示,若S803判断为否,则返回到步骤S801判断第一采样点的下一采样点进行判断。

[0126] S805、判断以下第二条件是否成立,第二条件如下: $T1 < R-R Dist < T2$ 或者 $T1 < R-R Dist < K1 \times Avg RR$ 。 $T1 < R-R Dist < T2$ 或者 $T1 < R-R Dist < K1 \times Avg RR$ 表示:第二时间间隔大于第一阈值且小于第二阈值,或者第二时间间隔大于第一阈值且小于第三时间间隔与第一参数的乘积。

[0127] S806、若S805判断为是,则判断第三条件是否成立,第三条件如下: $R-R Dist < K2 \times Avg RR$ 。 $R-R Dist < K2 \times Avg RR$ 表示:第二时间间隔小于第三时间间隔与第二参数的乘积。

[0128] 本申请实施例中, $K1 < K2$,且K1和K2均为正数。在一个可选的实施例中, $K1 = 0.5, K2 = 1.66$ 。

[0129] S807、若S806判断为是,则确定所述第一采样点为R峰。

[0130] S808、若S806判断为是,则根据第一时间间隔(即Duration)对持续时间阈值(即Dur-Threshold)进行更新。

[0131] 如图8所示,采样点的心拍定位方法还包括:

[0132] S809、确定第一采样点为R峰之后,将第一采样点的上一极值点确定为Q峰,将第一采样点的上一极值点确定为S峰,该R峰、Q峰和S峰属于同一个待测心拍。

[0133] S810、若S805判断为否,则判断第四条件是否成立,第四条件如下: $Duration < Last R-peak Duration$ 。 $Duration < Last R-peak Duration$ 表示第一时间间隔(Duration)小于第四时间间隔(Last R-peak Duration),第四时间间隔为第一R峰与第一R峰的上一极值点的时间间隔,第一R峰为所述第一采样点的上一R峰。

[0134] 若S810判断为是,则确定第一采样点为R峰。

[0135] 若S810判断为否,则返回到步骤S801判断第一采样点的下一采样点进行判断。

[0136] S811、若S806判断为否,则判断第五条件是否成立,第五条件为: $Duration < Min Duration$ 。 $Duration < Min Duration$ 表示第一时间间隔小于第五时间间隔(Min Duration),第五时间间隔为第一采样点之前的W个R峰之间的RR间隔中的最小值。

[0137] 若S811判断为是,则确定第一采样点为R峰。

[0138] 若S811判断为否,则返回到步骤S801判断第一采样点的下一采样点进行判断。

[0139] 可以理解的是,上述心拍定位方法的流程主要涉及QRS波的波峰的定位,QRS波占据一个心拍的主要部分。对于P波和T波怎可以根据经验来确定,例如可以根据统计数据来确定S峰后的若干个极值点为T峰,Q峰之前的若干个极值点为P峰,本申请对此不做赘述。

[0140] 下面图8中的名词进行示例性说明。

[0141] 采样点极性:如图8所示若目标采样点的幅值相对于该目标采样点的上一采样点的幅值变大,则该目标采样点的极性为1,若目标采样点的幅值相对于该目标采样点的上一采样点的幅值变小,则该目标采样点的极性为0。

[0142] 极值点:若目标采样点的极性与该目标采样点的上一采样点的极性不同,则判断该目标采样点为极值点(例如极性乘积为0),若目标采样点的极性与该目标采样点的上一采样点的极性相同,则判断该目标采样点不是极值点。

[0143] 如图8所示,其中的Duration为第一时间间隔,表示第一采样点的上一极值点之间的采样时间间隔;R-R Dist为第二时间间隔,表示第一采样点与所述第一采样点的上一R峰之间的采样时间间隔。

[0144] 在一些实施例中,若在对采样点S进行R峰判断时,在图8所示的步骤S806中确定为R峰的,则此时需要对持续时间阈值进行更新。可以根据式(3)、式(4)和式(5)对持续时间阈值(Dur-Threshold)进行更新:

$$[0145] \quad SP_{s+1} = SP_s - [0.25 \times (SP_s - Duration_s)] \quad (3)$$

$$[0146] \quad NP_{s+1} = NP_s - [0.25 \times (NP_s - Duration_s)] \quad (4)$$

$$[0147] \quad Dur_Threshold_{s+1} = SP_{s+1} + [0.25 \times (NP_{s+1} - SP_{s+1})] \quad (5)$$

[0148] 式(3)-式(5)中, SP_s 表示采样点S对应的SP常数, SP_{s+1} 表示更新后的SP常数, $Duration_s$ 表示采样点S的第一时间间隔; NP_s 表示采样点S对应的NP常数, NP_{s+1} 表示更新后的SP常数, $Dur_Threshold_{s+1}$ 表示更新后的持续时间阈值。

[0149] 可以理解的是,SP的初始值、NP的初始值和持续时间阈值Dur_Threshold的初始值均可以根据实验数据进行设置。

[0150] 在一些实施例中,SP的初始值和NP的初始值均为255,持续时间阈值Dur_Threshold的初始值为2300。

[0151] 需要说明的是,本申请实施例中的设备/装置/单元之间的信息交互、执行过程等内容,由于与本申请方法实施例基于同一构思,其具体功能及带来的技术效果,具体可参见方法实施例部分,此处不再赘述。

[0152] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为了描述的方便和简洁,仅以上述各功能单元、模块的划分进行举例说明,实际应用中,可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能单元、模块完成,即将所述装置的内部结构划分成不同的功能单元或模块,以完成以上描述的全部或者部分功能。实施例中的各功能单元、模块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。另外,各功能单元、模块的具体名称也只是为了便于相互区分,并不用于限制本申请的保护范围。上述系统中单元、模块的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0153] 为了便于理解,下面结合附图对本申请一实施例中的心律失常检测系统的架构进行示例性的说明。如图9所示,该系统包括模拟前端、QRS心拍定位器、类不平衡处理器、异常心拍检测器和异常心律检测器;其中异常心拍检测器包括心拍重构器和异常心拍分类器,异常心拍检测器包括特征融合器和异常心律分类器。

[0154] 如图9所示的心律失常检测系统,电极从人体表面获取电位数据并传输至模拟前

端,模拟前端对电位数据进行事假驱动采样获得采样点信号(如图9所示的“极性”和“ Δt ”,极性表示采样点的极性信息, Δt 表示两个采样点之间的时间间隔),该信号作为心律失常检测系统的输入,首先利用QRS心拍定位器中基于R峰斜率变化进行阈值自适应的高鲁棒性心拍定位方法对心电信号进行QRS心拍定位,其中自适应阈值包括自适应调整持续时间阈值和自适应调整平均RR间隔,通过两大自适应阈值可以有效的抑制基线漂移、肌电、运动伪影三种噪声。在完成心拍定位后将心电信号分割为独立心拍。然后利用类不平衡处理器对获得的若干个独立的心拍(即每个独立心拍为一个样本)进行类不平衡处理,通过提出的基于异常样本合成和随机抽样算法,使得最终的训练数据集中的异常样本和正常样本的数量保持样本平衡。之后将样本平衡后的心拍进行心拍重构,以心率变异性特征来代替心拍,将连续五个重构心拍组成的片段输入异常心拍分类器(第一人工神经网络ANN)中进行心拍片段的二分类处理。当存在异常心拍片段时,唤醒异常心律检测器,启动特征融合器,将心拍进行特征降维同时提取心拍的局部特征,然后复用心率变异性特征一起输入到异常心律分类器(LSTM_ANN混合神经网络)进行心律失常四分类,在心律失常四分类中N表示正常或者束支传导阻滞节拍,SVEB表示室上性异常节拍,VEB表示心室异常节拍,F表示融合节拍。

[0155] 图9所示的心律失常检测系统分为三级唤醒:1、QRS定位唤醒,当来了心拍片段后才进行QRS定位唤醒的唤醒开启;2、异常心拍检测器唤醒,只有当样本平衡后才进行异常心拍检测器的唤醒开启;3、异常心律检测器唤醒,只有存在异常心拍片段时才进行异常心律检测器唤醒开启。

[0156] 可以理解的是,上述心律失常检测系统中的类不平衡处理器只在模型训练过程才会开启,从而保证训练样本数据集中正常心拍和异常心拍的数量是平衡的,保证模型训练效果;而在心律失常检测系统的应用过程中,无需进行类不平衡处理,因此类不平衡处理器会关闭,此时QRS心拍定位器输出的心拍直接进入异常心拍检测器。

[0157] 为了便于理解,下面对类不平衡处理过程进行示例性的说明,图10为类不平衡处理过程的流程示意图。如图10所示,其中原始样本数据集包括原始异常样本和原始正常样本,每个原始异常样本包括一个异常心拍,每个原始正常样本包括一个正常心拍;类不平衡处理过程大致如下:

[0158] (1)对原始异常样本进行过采样,获得多个合成的异常样本,每个合成的异常样本包括一个异常心拍。可以理解的是,过采样即为采用SMOTE算法进行处理,SMOTE算法的具体处理过程为常规技术,在此不做赘述。

[0159] (2)对多个合成的异常样本进行随机抽样,获得目标合成的异常样本。

[0160] (3)将目标合成的异常样本和原始异常样本均为最终类平衡的异常样本,原始正常样本为类平衡的正常样本。

[0161] 应当理解,一般来说原始样本数据集中原始正常样本和原始异常样本的个数均为多个,并且原始正常样本的数量远大于原始异常样本的数量,为了保证训练数据集中异常样本和正常样本的平衡,本申请实施例对异常样本进行过采样来增加异常样本数量。

[0162] 可以理解的是,随机抽样的比例可以根据需要进行设置。在一些实施例中,通过设置随机抽样比例使得最中得到的类平衡的异常样本和类平衡的正常样本数目比例大致为1:1。

[0163] 示例性的,在一个实施例中,原始样本数据集中的原始异常样本的个数为7519,原

始正常样本的个数为2529,合成的异常样本个数为16634,随机抽样比例为30%,得到的目标合成的异常样本个数为4990;最终类平衡的异常样本个数与类平衡的正常样本个数相等。

[0164] 可以理解的是,上述图9所示的心律失常检测系统中,异常心拍检测器和异常心律检测器可以进行硬件共享,从而可以降低硬件成本。

[0165] 本申请实施例中还对图9所示的心律失常检测系统进行了性能验证。下面对验证结果进行说明。

[0166] 1、心拍定位的验证

[0167] 使用MIT-BIH数据集评估本项目拟初步尝试的心拍定位算法在静态场景下的性能,并对数据集包含的44个30分钟心电记录分别做了详细测试。结果如表2所示,具体性能评价指标包括:TP(True positive)表示算法准确定位正确心拍的数目,FN(False negative)表示算法错检心拍,FP(False positive)表示算法漏检心拍,Se敏感度=TP/(TP+FN),正预测率=TP/(TP+FP)与DER错误率=(FP+FN)/(TP+FN)。评估结果表明,目前尝试的心拍定位算法对数据集中所有患者数据均有较好的性能,敏感度普遍维持在98%~100%,均值为98.62%;正预测率在99%~100%均值为98.88%;整体的错误率仅为2.488%。

[0168] 使用MIT-BIH-NST数据库评估心拍定位算法在动态场景下的性能,对处于不同信噪比下的8条记录进行测试,见表3所示。测试结果表明即使在无预处理的条件下,噪声环境下的平均灵敏度(Sen)为97.38%,平均正预测(P+)为97.08%。特别的,在受试者以7公里/小时的速度跑步时,信噪比仅有6dB,算法灵敏度(Sen)可达到94.48%,正预测率(P+)可达到93.54%。同时,算法的时间复杂度T(n)与数据长度n仅呈线性关系,大大降低了硬件的实现成本。

[0169] 表2

Record	TotalBeats	Algorithm			Se(%)	P+(%)	DER(%)
		TP	FP	FN			
100	2273	2273	0	0	100	100	0
101	1865	1864	1	1	99.946	99.946	0.107
103	2084	2084	0	0	100	100	0
105	2572	2554	10	18	99.3	99.61	1.089
106	2027	1963	291	64	96.843	87.09	17.51
108	1763	1704	56	59	96.653	96.818	6.523
109	2532	2532	0	0	100	100	0
111	2124	2123	2	1	99.953	99.906	0.141
112	2539	2537	1	2	99.921	99.961	0.118
113	1795	1791	8	4	99.777	99.555	0.669
114	1879	1876	3	3	99.84	99.84	0.319
115	1953	1953	0	0	100	100	0
116	2412	2395	1	17	99.295	99.958	0.746
117	1535	1529	7	6	99.609	99.544	0.847
118	2278	2268	11	10	99.561	99.517	0.922
119	1987	1972	2	15	99.245	99.946	0.856
121	1863	1862	1	1	99.946	99.946	0.107
122	2476	2476	0	0	100	100	0
123	1518	1517	1	1	99.946	99.946	0.132
124	1619	1616	4	3	99.815	99.753	0.432
200	2601	2556	46	45	98.27	98.23	3.499
201	1963	1891	18	72	96.332	99.057	4.585
202	2136	2120	2	16	99.251	99.906	0.842
203	2980	2889	85	91	96.94	96.56	5.906
205	2656	2633	1	23	99.134	99.962	0.904
207	1860	1629	63	231	87.581	96.277	15.81
208	2955	2881	7	74	97.496	99.758	2.741
209	3005	2852	8	153	94.909	99.808	5.358
210	2650	2594	5	56	97.887	99.808	2.301
212	2748	2745	3	3	99.891	99.891	0.218
213	3251	3114	0	137	95.786	100	4.214
214	2262	2251	14	11	99.514	99.382	1.105
215	3363	3333	2	30	99.108	99.94	0.951
219	2154	2133	2	21	99.025	99.906	1.067
220	2048	2047	0	1	99.951	100	0.0488
221	2427	2423	26	4	99.835	98.938	1.236
222	2483	2461	4	22	99.11	99.84	1.047
223	2605	2603	3	2	99.923	99.885	0.192
228	2053	2026	27	27	98.685	98.685	2.630
230	2256	2253	3	3	99.867	99.867	0.266
231	1571	1519	334	52	99.69	81.975	24.57
232	1780	1771	65	9	99.494	96.46	4.157
233	3079	2981	1	98	96.81	99.966	3.215
234	2753	2751	0	2	99.927	100	0.073
Total	100733	99345	1118	1388	98.622	98.882	2.488

[0170]

[0171] 表3

预处理方式	无							
时间复杂度	T(n)=O(n)							
Record	118_e24		118_e18		118_e12		118_e06	
性能参数	Sen(%)	P+(%)	Sen(%)	P+(%)	Sen(%)	P+(%)	Sen(%)	P+(%)
	99.56	99.9	99.16	98.94	97.85	97.93	94.95	95.33
[0172]	119_e24		119_e18		119_e12		119_e06	
	Sen(%)	P+(%)	Sen(%)	P+(%)	Sen(%)	P+(%)	Sen(%)	P+(%)
	98.84	99.79	98.43	97.8	96.27	95.22	94.01	91.7
	AVG		6db AVG					
	Sen(%)	P+(%)	Sen(%)	P+(%)				
	97.38	97.08	94.48	93.54				

[0173] 2、精准的心律失常分类

[0174] 采用AAMI标准的患者通用分类情况下,先对重构心拍片段进行异常心拍分类(AHC),在存在异常心拍的情况下唤醒异常心律检测器,对心拍进行降维和特征提取,并且复用心率变异性特征进行特征融合,输入到混合神经网络中进行四分类。通过这种两级分类的方式,可以避免异常心拍漏检的重要前提下,尽量减少全是正常心拍的多连拍片段引起的冗余计算量。同时由于我们引入了类不平衡处理器对样本进行平衡处理,其分类结果的平衡性有了大大的提升。

[0175] 表4为其异常心拍分类的混淆矩阵和分类结果。Ab Sen表示异常心拍分类识别出96.21%的异常心拍片段并唤醒异常心律检测器对异常心拍进一步分类。N Sen表示能够正确识别出84.32%的纯正常多连拍片段。即处理器在低功耗工作模式下(关闭异常心律检测器),仅遗漏了3.79%的带有异常心拍的多连拍片段;虽然引入了15.68%的正常心拍异常心律检测器冗余计算,但通过唤醒机制大大降低了异常心律检测器的工作频次和功耗。整体异常心拍分类(CAC)的分类准确度ACC为87.72%。同时为了评价二分类系统性能,兼顾Pre和Sen两个参数,使用性能指标F1-socre来评价,整体异常心拍分类的F1-socre为90.75%,分类性能较好。

[0176] 表4

AHC Result		Predicted Class	
		Normal	Abnormal
Real	Normal	5941	1105
Class	Abnormal	107	2719

[0177]

Ab Sen	96.21%
N Sen	84.32%
ACC	87.72%
Pre	98.23%
F1-score	90.75%

[0178] 表5为AHC+CAC绘制的混淆矩阵和分类结果。由于其F心拍数量过少,因此在性能指标上主要集中在N,SVEB,VEB分类上。根据混淆矩阵可以得到其N类心拍的整体分类性能为敏感度Sen为94.56%,阳性预测率P+为99.22%,特异性Spr为93.60%;VEB分类敏感度Sen为95.84%,阳性预测率P+为86%,特异性Spr为96.9%;SVEB敏感度Sen为77.05%,阳性预测率P+为47.75%,特异性Spr96.9%。整体的准确度为93.47%,其异常心律灵敏度为89.1%,分类性能良好,满足患者通用标准。

[0179] 表5

AHC&CAC Result		Predicted Class			
		N	S	V	F
	N	41420	1331	761	293
Real	SVEB	227	1320	164	2
Class	VEB	22	98	2926	7
	F	76	15	195	6

N	Sen	94.56%	Pre	99.22%	Spr	93.60%
SVEB	Sen	77.05%	Pre	47.75%	Spr	96.9%
VEB	Sen	95.84%	Pre	72.31%	Spr	97.6%
Over ACC		93.47%	Sen(arrhy)			89.1%

[0181] 3、心律失常分类的鲁棒性测试

[0182] 为了验证心律失常分类的鲁棒性,我们将MIT-BIH心律失常数据库与MIT-BIH噪声压力数据库叠加组合使用来进行验证,由于MIT-BIH噪声压力数据库的三种噪声记录,基线漂移噪声、肌肉伪影噪声和电极运动伪影噪声都存在大量低频分量,因此此时测得的噪声幅度会出现虚高,所以在去除局部直流分量后,计算每10s内噪声信号的均值作为噪声幅基于计算信号幅度和噪声幅度,可以获得任意信噪比的噪声心电信号。基于上述描述最终将三种噪声信号分别加入到MIT-BIH心律失常数据库的44个记录中,并进行对应的心律失常

分类。表五为心律失常在原始信号、24db噪声、18db噪声、12db噪声、6db噪声下的测试结果。
 [0183] 从表6中可以看出其即使在6db的噪声下也能有90.1%的整体准确率,并且其V分类 (VEB) 和S分类 (SVEB) (心律异常分类主要的参考指标) 准确率也能维持在94.2%和93.2%,性能良好。

[0184] 表6

现有技术	分类方式	噪声信号	心电信号信噪比	整体准确率ACC(%)	V			S		
					ACC(%)	Sen(%)	Ppr(%)	ACC(%)	Sen(%)	Ppr(%)
[0185] 本文	四分类 Inter-Patient	基线漂移 肌电干扰 运动伪影	原始信号	93.5	97.5	95.8	72.3	96.2	77.1	47.8
			24db	93.3	97.3	95.9	70.6	96.2	74.9	48.2
			18db	92.6	96.7	95.6	69.5	95.6	72.7	46
			12db	91.3	95.8	94.6	68.4	94.2	71.5	44.8
			6db	90.1	94.2	93.5	67	93.2	70.1	44.1

[0186] 图11为本申请一实施例提供的心律失常检测设备的结构示意图。如图11所示,该实施例的心律失常检测设备110包括:至少一个处理器1100(图11中仅示出一个处理器)、存储器1101以及存储在所述存储器1101中并可在所述至少一个处理器1100上运行的计算机程序1102,所述处理器1100执行所述计算机程序1102时实现上述任意心律失常检测方法实施例中的步骤。

[0187] 本领域技术人员可以理解,图11仅仅是心律失常检测设备110的举例,并不构成对心律失常检测设备110的限定,可以包括比图示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者不同的部件,例如还可以包括输入输出设备、网络接入设备等。

[0188] 所称处理器1100可以是中央处理单元(Central Processing Unit,CPU),该处理器1100还可以是其他通用处理器、数字信号处理器(Digital Signal Processor,DSP)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,ASIC)、现场可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array,FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。

[0189] 所述存储器1101在一些实施例中可以是所述心律失常检测设备110的内部存储单元,例如心律失常检测设备110的硬盘或内存。所述存储器1101在另一些实施例中也可以是所述心律失常检测设备110的外部存储设备,例如所述心律失常检测设备110上配备的插接式硬盘,智能存储卡(Smart Media Card,SMC),安全数字(Secure Digital,SD)卡,闪存卡(Flash Card)等。进一步地,所述存储器1101还可以既包括所述心律失常检测设备110的内部存储单元也包括外部存储设备。所述存储器1101用于存储操作系统、应用程序、引导装载程序(BootLoader)、数据以及其他程序等,例如所述计算机程序的程序代码等。所述存储器1101还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

[0190] 本申请实施例还提供了一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现可实现上述各个心律失常检测方法实施例中的步骤。

[0191] 本申请实施例提供了一种计算机程序产品,当计算机程序产品在移动终端上运行

时,使得心律失常检测设备执行时实现可实现上述各个心律失常检测方法实施例中的步骤。

[0192] 本申请实施例还提供了一种位于电子设备中的芯片,该芯片包括:处理单元和通信单元,该处理单元,例如可以是处理器,该通信单元例如可以是输入/输出接口、管脚或电路等。该处理单元可执行计算机指令,以使所述电子设备执行上述本申请实施例提供的任一种心律失常检测方法。

[0193] 可选地,该计算机指令被存储在存储单元中。

[0194] 可选地,该存储单元为该芯片内的存储单元,如寄存器、缓存等,该存储单元还可以是该终端内的位于该芯片外部的存储单元,如ROM或可存储静态信息和指令的其他类型的静态存储设备,随机RAM等。其中,上述任一处提到的处理器,可以是一个CPU,微处理器,ASIC,或一个或多个用于控制上述的反馈信息的传输方法的程序执行的集成电路。该处理单元和该存储单元可以解耦,分别设置在不同的物理设备上,通过有线或者无线的方式连接来实现该处理单元和该存储单元的各自的功能,以支持该系统芯片实现上述实施例中的各种功能。或者,该处理单元和该存储器也可以耦合在同一个设备上。

[0195] 其中,本实施例提供的心律失常检测设备、计算机可读存储介质、计算机程序产品或芯片均用于执行上文所提供的对应的方法,因此,其所能达到的有益效果可参考上文所提供的对应的方法中的有益效果,此处不再赘述。

[0196] 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时,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,本申请实现上述实施例方法中的全部或部分流程,可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一计算机可读存储介质中,该计算机程序在被处理器执行时,可实现上述各个方法实施例的步骤。其中,所述计算机程序包括计算机程序代码,所述计算机程序代码可以为源代码形式、对象代码形式、可执行文件或某些中间形式等。所述计算机可读介质至少可以包括:能够将计算机程序代码携带到基于助行器的防摔倒助行装置/终端设备的任何实体或装置、记录介质、计算机存储器、只读存储器(ROM,Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM,Random Access Memory)、电载波信号、电信信号以及软件分发介质。例如U盘、移动硬盘、磁碟或者光盘等。在某些司法管辖区,根据立法和专利实践,计算机可读介质不可以是电载波信号和电信信号。

[0197] 在上述实施例中,对各个实施例的描述都各有侧重,某个实施例中未详述或记载的部分,可以参见其它实施例的相关描述。

[0198] 本领域普通技术人员可以意识到,结合本文中所公开的实施例描述的各示例的单元及算法步骤,能够以电子硬件、或者计算机软件和电子硬件的结合来实现。这些功能究竟以硬件还是软件方式来执行,取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能,但是这种实现不应认为超出本申请的范围。

[0199] 在本申请所提供的实施例中,应该理解到,所揭露的装置/网络设备和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置/网络设备实施例仅仅是示意性的,例如,所述模块或单元的划分,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讯连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通讯连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0200] 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。

[0201] 以上所述实施例仅用以说明本申请的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明,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申请各实施例技术方案的精神和范围,均应包含在本申请的保护范围之内。

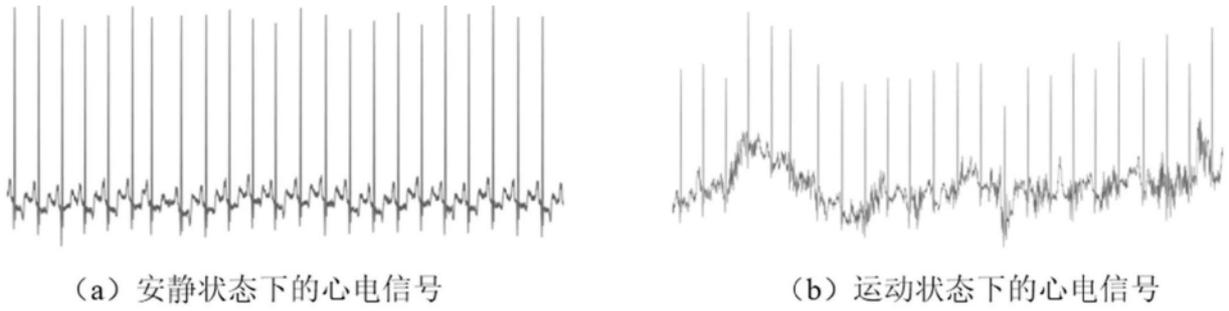


图1

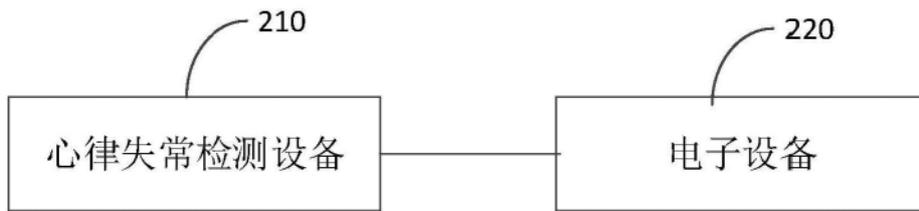


图2

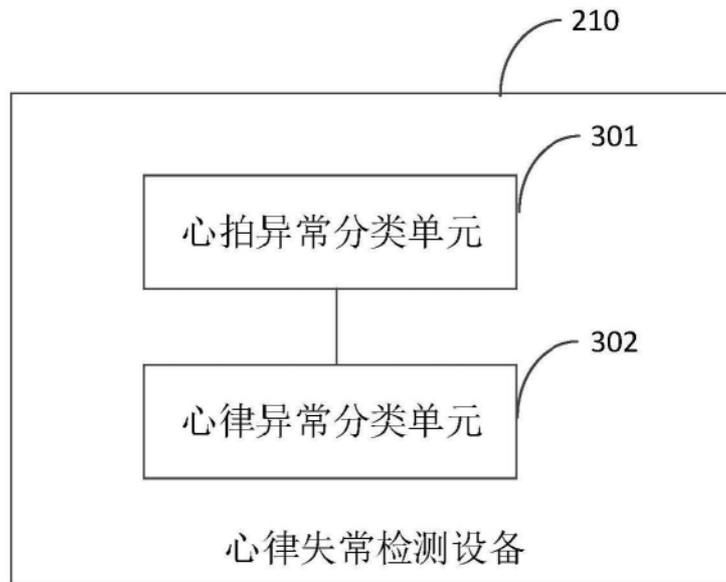


图3

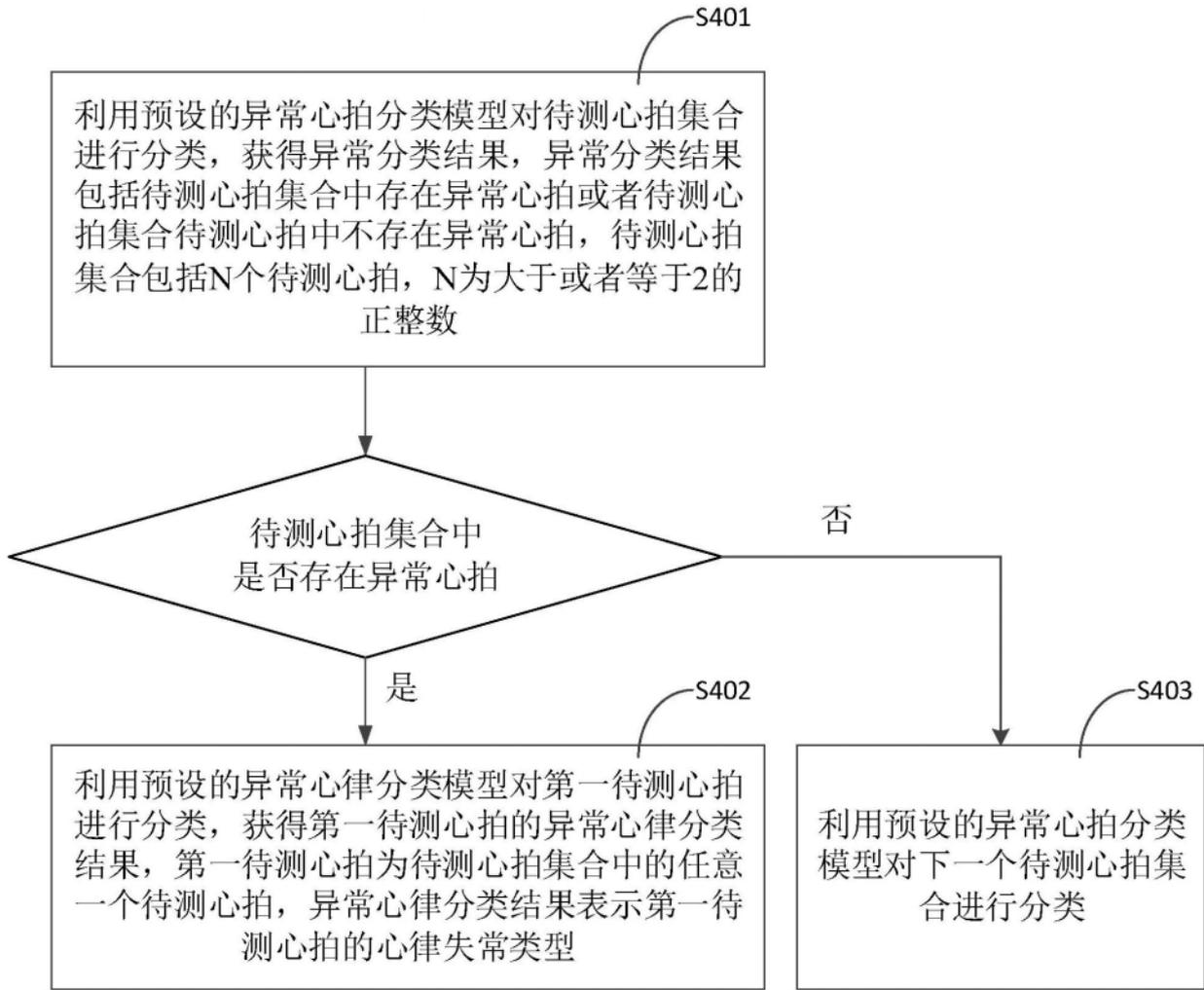


图4

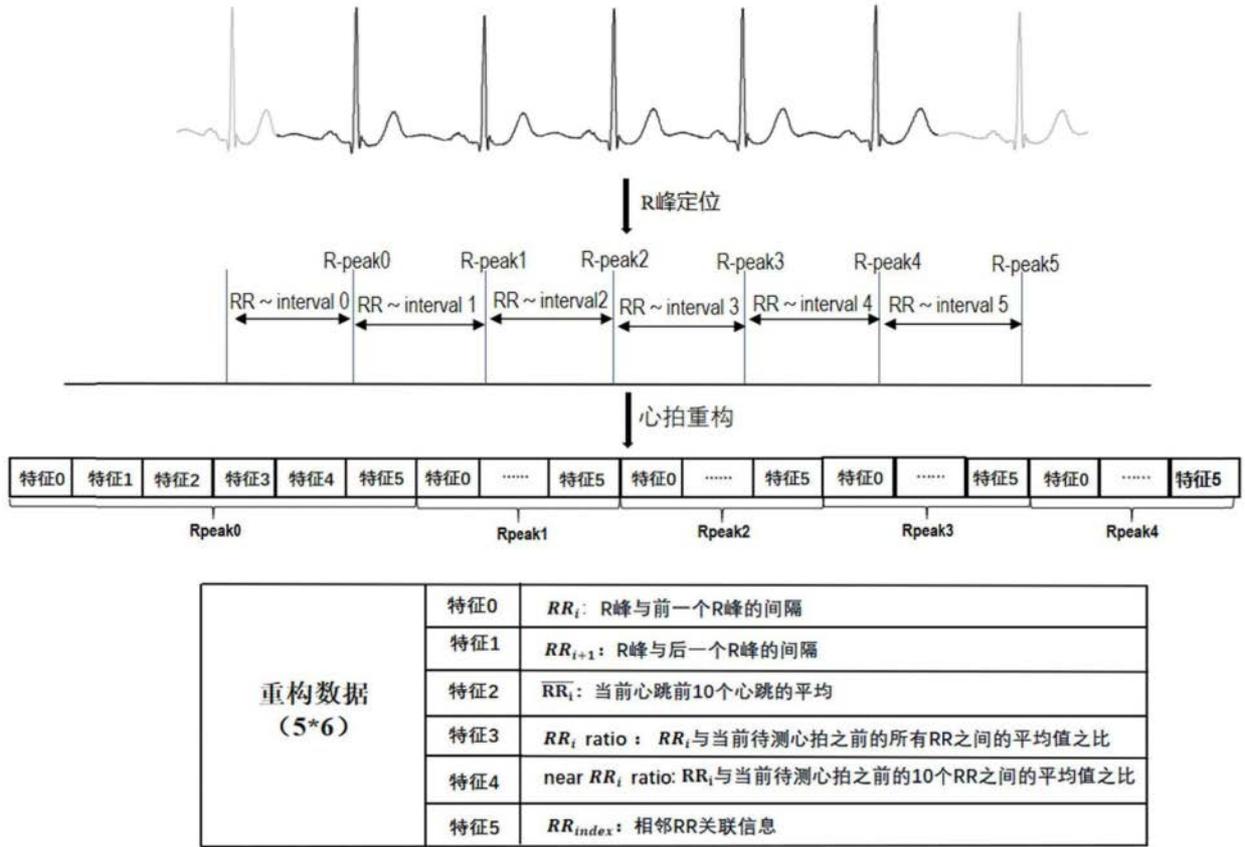


图5

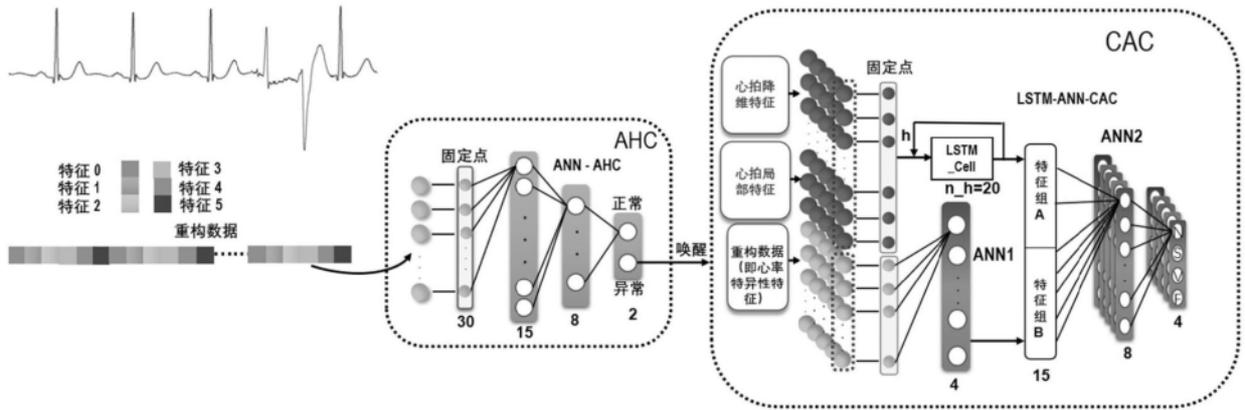


图6

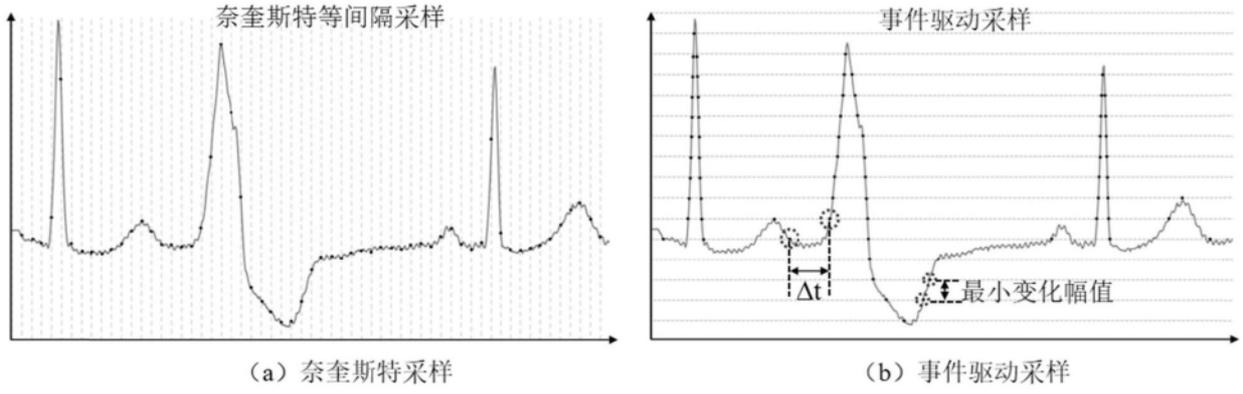


图7

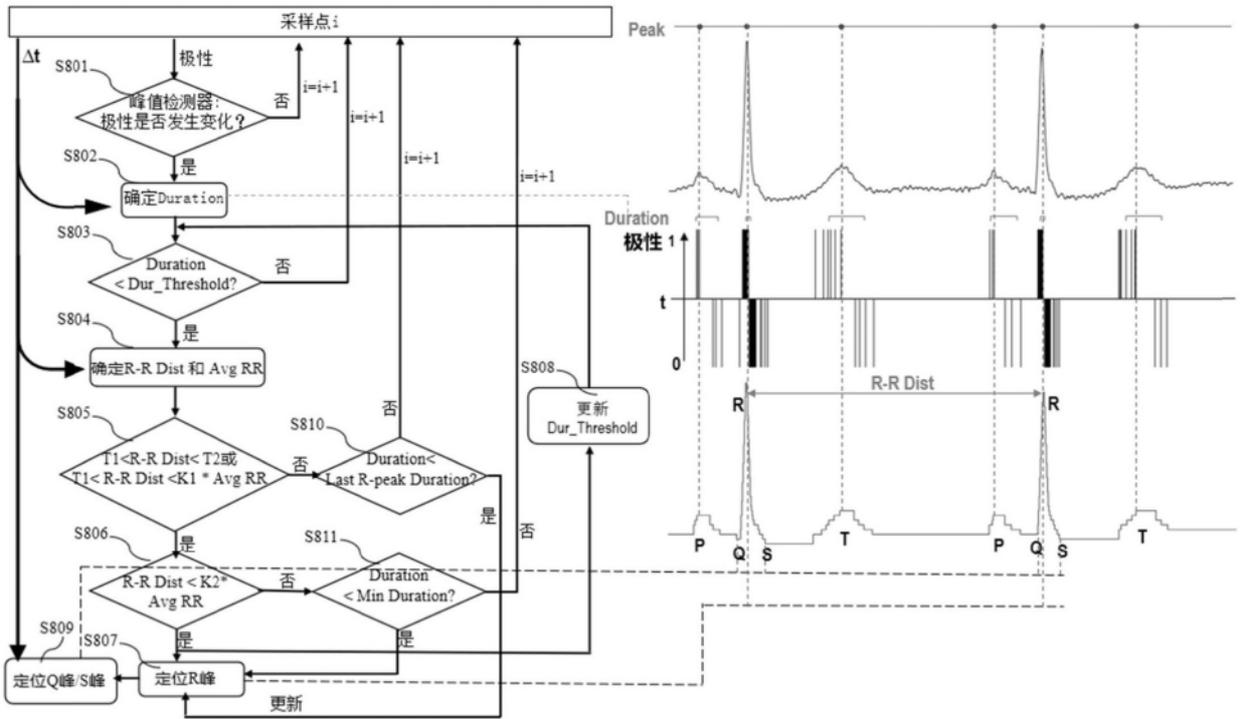


图8

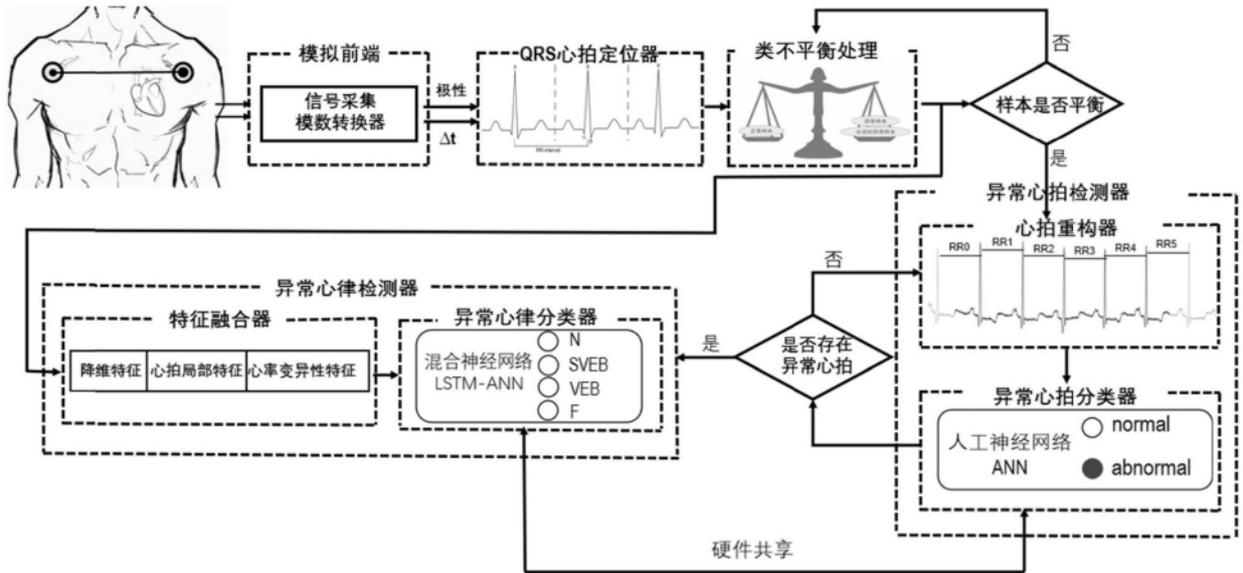


图9

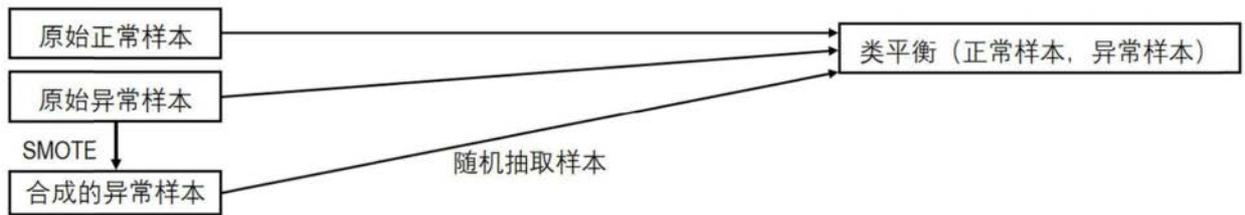


图10

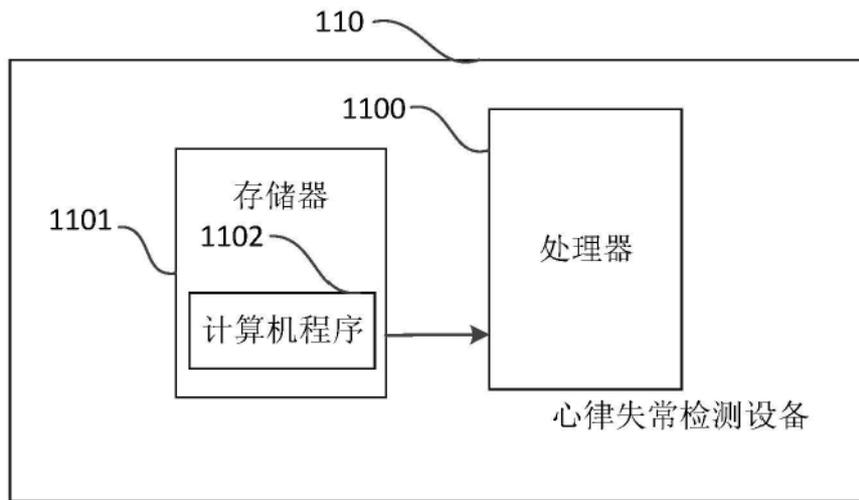


图11