



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110840401 A

(43)申请公布日 2020.02.28

(21)申请号 201911121591.7

(22)申请日 2019.11.15

(71)申请人 浪潮电子信息产业股份有限公司

地址 250101 山东省济南市高新区浪潮路
1036号

(72)发明人 尹文枫 董刚 赵雅倩

(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 郗晨芳

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/024(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

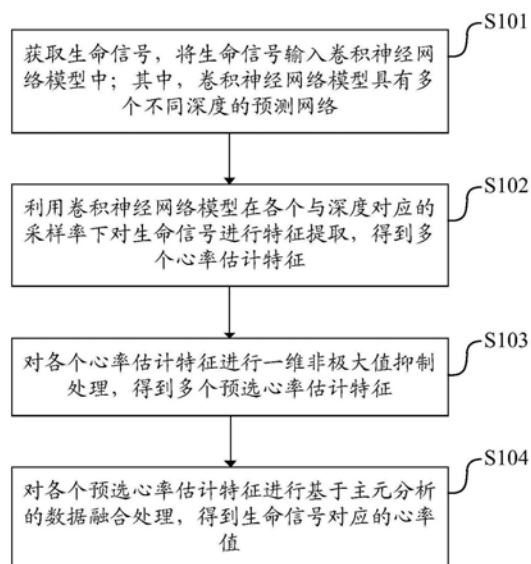
权利要求书2页 说明书11页 附图5页

(54)发明名称

一种心率值测定方法、装置、设备及可读存储介质

(57)摘要

本发明公开了一种心率值测定方法,包括:获取生命信号,将生命信号输入卷积神经网络模型中;其中,卷积神经网络模型具有多个不同深度的预测网络;利用卷积神经网络模型在各个与深度对应的下采样率下对生命信号进行特征提取,得到多个心率估计特征;对各个心率估计特征进行一维非极大值抑制处理,得到多个预选心率估计特征;对各个预选心率估计特征进行基于主元分析的数据融合处理,得到生命信号对应的心率值;该方法可以避免传统心率检测技术由于无法彻底滤除呼吸信号导致心率测定不准确的问题,进而解决传统心率检测技术的心率监测准确度较低的问题;此外,本发明还提供了一种心率值测定装置、设备及计算机可读存储介质,同样具有上述有益效果。



1. 一种心率值测定方法,其特征在于,包括:

获取生命信号,将所述生命信号输入卷积神经网络模型中;其中,所述卷积神经网络模型具有多个不同深度的预测网络;

利用所述卷积神经网络模型在各个与所述深度对应的下采样率下对所述生命信号进行特征提取,得到多个心率估计特征;

对各个所述心率估计特征进行一维非极大值抑制处理,得到多个预选心率估计特征;

对各个所述预选心率估计特征进行基于主元分析的数据融合处理,得到所述生命信号对应的心率值。

2. 根据权利要求1所述的心率值测定方法,其特征在于,所述对各个所述预选心率估计特征进行基于主元分析的数据融合处理,得到所述生命信号对应的心率值,包括:

计算任意两个所述预选心率估计特征之间的余弦相似度,利用各个所述余弦相似度组成相关矩阵;

对所述相关矩阵进行奇异值分解处理,得到奇异值最大的特征向量;

对所述特征向量进行归一化处理,得到权重向量;

利用各个所述预选心率估计特征中的心率估计值组成估计值向量,利用所述估计值向量与所述权重向量相乘,得到所述心率值。

3. 根据权利要求1所述的心率值测定方法,其特征在于,所述对各个所述心率估计特征进行一维非极大值抑制处理,得到多个预选心率估计特征,包括:

获取各个所述心率估计特征中的心率估计值、偏差、置信度以及与多个心率频段对应的多个频段概率;

利用所述心率估计值和所述偏差确定各个所述心率估计特征的目标心率频段,并确定各个所述频段概率中的最大频段概率;

将所述最大频段概率对应的所述心率频段与所述目标心率频段相同的所述心率估计特征确定为第一估计特征,将各个所述第一估计特征按照所述置信度降序排序,得到第一估计特征队列;

计算所述第一估计特征队列中各个第二估计特征与各个第三估计特征之间的交并比,并将特殊第三估计特征的所述置信度设置为0;其中,所述特殊第三估计特征为所述交并比小于交并比阈值的所述第三估计特征,所述第二估计特征的序号大于所述第三估计特征的所述序号;

将所述第一估计特征队列中所述置信度不为0的所述第一估计特征确定为所述预选心率估计特征。

4. 根据权利要求3所述的心率值测定方法,其特征在于,在所述利用所述心率估计值和所述偏差确定各个所述心率估计特征的目标心率频段之前,还包括:

清除所述置信度小于置信度阈值的所述心率估计特征。

5. 根据权利要求1所述的心率值测定方法,其特征在于,所述将所述生命信号输入卷积神经网络模型中,包括:

对所述生命信号进行短时傅里叶变换,得到时频谱图;

对所述时频谱图进行归一化处理,得到归一化时频谱图;

将所述归一化时频谱图中在预设频率范围内各个像素的幅值和对应频率相乘,得到各

个所述像素对应的时频谱结果,将对应时间相同的时频谱结果相加,得到时频谱特征;

将所述时频谱特征输入所述卷积神经网络模型中。

6. 根据权利要求1所述的心率值测定方法,其特征在于,还包括:

将yolo v3模型的卷积核大小设置为一维,并对所述yolo v3模型进行卷积层删减和残差网络删减处理;

对所述yolo v3模型进行预测窗设置和损失函数设置,利用训练集对所述yolo v3模型进行训练,得到所述卷积神经网络模型。

7. 根据权利要求1至6任一项所述的心率值测定方法,其特征在于,所述获取生命信号,包括:

利用脉冲无线电超宽带雷达获取所述生命信号。

8. 一种心率值测定装置,其特征在于,包括:

输入模块,用于获取生命信号,将所述生命信号输入卷积神经网络模型中;其中,所述卷积神经网络模型具有多个不同深度的预测网络;

心率估计特征获取模块,用于利用所述卷积神经网络模型在各个与所述深度对应的下采样率下对所述生命信号进行特征提取,得到多个心率估计特征;

预选心率估计特征获取模块,用于对各个所述心率估计特征进行一维非极大值抑制处理,得到多个预选心率估计特征;

心率值确定模块,用于对各个所述预选心率估计特征进行基于主元分析的数据融合处理,得到所述生命信号对应的心率值。

9. 一种心率值测定设备,其特征在于,包括存储器和处理器,其中:

所述存储器,用于保存计算机程序;

所述处理器,用于执行所述计算机程序,以实现如权利要求1至7任一项所述的心率值测定方法。

10. 一种计算机可读存储介质,其特征在于,用于保存计算机程序,其中,所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至7任一项所述的心率值测定方法。

一种心率值测定方法、装置、设备及可读存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及生命体征检测技术领域,特别涉及一种心率值测定方法、心率值测定装置、心率值测定设备及计算机可读存储介质。

背景技术

[0002] 脉冲无线电超宽带(Impulse Radio ultra-wide band,IR-UWB)雷达已经在临床生命体征检测中得到实际应用,包括睡眠呼吸暂停综合征检测、胎儿心率检测、室速室颤心律失常检测。基于IR-UWB雷达的生命体征检测技术能够为智能驾驶和智能医疗提供非接触式的监测方案,在不妨碍被测者生活与行动的同时提供健康监护服务。

[0003] 基于IR-UWB雷达的传统心率检测技术在雷达回波中提取包含心跳与呼吸的生命信号之后,采用信号分离方法将心跳信号提取出来。所采用的分离方法有经验模态分解(Empirical mode decomposition,EMD)、变分模态分解(Variational mode decomposition,VMD)等。呼吸信号的谐波频率的分布范围与心跳频段重叠,当呼吸运动剧烈时,在心跳频段内呼吸谐波的频率分量强度甚至会超过心跳信号的频率分量强度。由于心跳信号与呼吸信号的分离难度较大,无法彻底将呼吸信号从心跳信号中分离,因而导致传统心率检测技术的心率检测准确度较低。

[0004] 因此,如何解决传统心率检测技术的心率检测准确度较低的问题,是本领域技术人员需要解决的技术问题。

发明内容

[0005] 有鉴于此,本发明的目的在于提供一种心率值测定方法、心率值测定装置、心率值测定设备及计算机可读存储介质,解决了传统心率检测技术的心率检测准确度较低的问题。

[0006] 为解决上述技术问题,本发明提供了一种心率值测定方法,包括:

[0007] 获取生命信号,将所述生命信号输入卷积神经网络模型中;其中,所述卷积神经网络模型具有多个不同深度的预测网络;

[0008] 利用所述卷积神经网络模型在各个与所述深度对应的下采样率下对所述生命信号进行特征提取,得到多个心率估计特征;

[0009] 对各个所述心率估计特征进行一维非极大值抑制处理,得到多个预选心率估计特征;

[0010] 对各个所述预选心率估计特征进行基于主元分析的数据融合处理,得到所述生命信号对应的心率值。

[0011] 可选的,所述对各个所述预选心率估计特征进行基于主元分析的数据融合处理,得到所述生命信号对应的心率值,包括:

[0012] 计算任意两个所述预选心率估计特征之间的余弦相似度,利用各个所述余弦相似度组成相关矩阵;

- [0013] 对所述相关矩阵进行奇异值分解处理,得到奇异值最大的特征向量;
- [0014] 对所述特征向量进行归一化处理,得到权重向量;
- [0015] 利用各个所述预选心率估计特征中的心率估计值组成估计值向量,利用所述估计值向量与所述权重向量相乘,得到所述心率值。
- [0016] 可选的,所述对各个所述心率估计特征进行一维非极大值抑制处理,得到多个预选心率估计特征,包括:
- [0017] 获取各个所述心率估计特征中的心率估计值、偏差、置信度以及与多个心率频段对应的多个频段概率;
- [0018] 利用所述心率估计值和所述偏差确定各个所述心率估计特征的目标心率频段,并确定各个所述频段概率中的最大频段概率;
- [0019] 将所述最大频段概率对应的所述心率频段与所述目标心率频段相同的所述心率估计特征确定为第一估计特征,将各个所述第一估计特征按照所述置信度降序排序,得到第一估计特征队列;
- [0020] 计算所述第一估计特征队列中各个第二估计特征与各个第三估计特征之间的交并比,并将特殊第三估计特征的所述置信度设置为0;其中,所述特殊第三估计特征为所述交并比小于交并比阈值的所述第三估计特征,所述第二估计特征的序号大于所述第三估计特征的所述序号;
- [0021] 将所述第一估计特征队列中所述置信度不为0的所述第一估计特征确定为所述预选心率估计特征。
- [0022] 可选的,在所述利用所述心率估计值和所述偏差确定各个所述心率估计特征的目标心率频段之前,还包括:
- [0023] 清除所述置信度小于置信度阈值的所述心率估计特征。
- [0024] 可选的,所述将所述生命信号输入卷积神经网络模型中,包括:
- [0025] 对所述生命信号进行短时傅里叶变换,得到时频谱图;
- [0026] 对所述时频谱图进行归一化处理,得到归一化时频谱图;
- [0027] 将所述归一化时频谱图中在预设频率范围内各个像素的幅值和对应频率相乘,得到各个所述像素对应的时频谱结果,将对应时间相同的时频谱结果相加,得到时频谱特征;
- [0028] 将所述时频谱特征输入所述卷积神经网络模型中。
- [0029] 可选的,还包括:
- [0030] 将yolo v3模型的卷积核大小设置为一维,并对所述yolo v3模型进行卷积层删减和残差网络删减处理;
- [0031] 对所述yolo v3模型进行预测窗设置和损失函数设置,利用训练集对所述yolo v3模型进行训练,得到所述卷积神经网络模型。
- [0032] 可选的,所述获取生命信号,包括:
- [0033] 利用脉冲无线电超宽带雷达获取所述生命信号。
- [0034] 本发明还提供了一种心率值测定装置,包括:
- [0035] 输入模块,用于获取生命信号,将所述生命信号输入卷积神经网络模型中;其中,所述卷积神经网络模型具有多个不同深度的预测网络;
- [0036] 心率估计特征获取模块,用于利用所述卷积神经网络模型在各个与所述深度对应

的下采样率下对所述生命信号进行特征提取,得到多个心率估计特征;

[0037] 预选心率估计特征获取模块,用于对各个所述心率估计特征进行一维非极大值抑制处理,得到多个预选心率估计特征;

[0038] 心率值确定模块,用于对各个所述预选心率估计特征进行基于主元分析的数据融合处理,得到所述生命信号对应的心率值。

[0039] 本发明还提供了一种心率值测定设备,包括存储器和处理器,其中:

[0040] 所述存储器,用于保存计算机程序;

[0041] 所述处理器,用于执行所述计算机程序,以实现上述的心率值测定方法。

[0042] 本发明还提供了一种计算机可读存储介质,用于保存计算机程序,其中,所述计算机程序被处理器执行时实现上述的心率值测定方法。

[0043] 本发明提供的心率值测定方法,获取生命信号,将生命信号输入卷积神经网络模型中;其中,卷积神经网络模型具有多个不同深度的预测网络。利用卷积神经网络模型在各个与深度对应的下采样率下对生命信号进行特征提取,得到多个心率估计特征。对各个心率估计特征进行一维非极大值抑制处理,得到多个预选心率估计特征。对各个预选心率估计特征进行基于主元分析的数据融合处理,得到生命信号对应的心率值。

[0044] 可见,该方法利用卷积神经网络模型的非线性拟合能力对生命信号中的呼吸信号进行滤除,减少呼吸信号的影响,同时在多个下采样率下进行特征提取,得到多个心率估计特征。对心率估计特征进行一维非极大值抑制,可以排除偏差较大的心率估计特征对心率检测的影响,提高预测准确率,得到预选心率估计特征。利用预选心率估计特征进行基于主元分析的数据融合,得到生命信号的心率值。该方法可以避免传统心率检测技术由于无法彻底滤除呼吸信号导致心率测定不准确的问题,进而解决传统心率检测技术的心率监测准确度较低的问题。

[0045] 此外,本发明还提供了一种心率值测定装置、心率值测定设备及计算机可读存储介质,同样具有上述有益效果。

附图说明

[0046] 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,还可以根据提供的附图获得其他的附图。

[0047] 图1为本发明实施例提供的一种心率值测定方法流程图;

[0048] 图2为本发明实施例提供的一种一维非极大值抑制处理流程图;

[0049] 图3为本发明实施例提供的一种基于主元分析的数据融合处理流程图;

[0050] 图4为本发明实施例提供的一种生命信号输入流程图;

[0051] 图5为本发明实施例提供的一种具体的卷积神经网络模型的结构示意图;

[0052] 图6为本发明实施例提供的一种具体的心率估计特征生成流程图;

[0053] 图7为本发明实施例提供的一种心率值测定装置的结构示意图;

[0054] 图8为本发明实施例提供的一种心率值测定设备的结构示意图。

具体实施方式

[0055] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,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,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。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他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0056] 请参考图1,图1为本发明实施例提供的一种心率值测定方法流程图。该方法包括:

[0057] S101:获取生命信号,将生命信号输入卷积神经网络模型中;其中,卷积神经网络模型具有多个不同深度的预测网络。

[0058] 生命信号可以表征人体生命状态,其中包括心跳信号和呼吸信号,还可以包括其他的人体信号。由于脉冲无线电超宽带(Impulse Radio ultra-wide band,IR-UWB)雷达能够提供非接触式的监测方案,对被测者生活与行动的影响较小,因此本发明实施例中优选的,采用IR-UWB雷达获取生命信号;当然,也可以采用其他方式获取生命信号。

[0059] 卷积神经网络模型用于对生命信号进行处理,由于卷积神经网络模型具有对非线性特征的拟合能力,因此能够将生命信号中的非线性的呼吸谐波信号滤除。需要说明的是,卷积神经网络模型具有多个不同深度的预测网络,预测网络可以由残差网络和卷积层组成,不同深度的预测网络对应的信号采样率不同,即下采样率不同,例如卷积神经网络模型可以包括三个不同深度的预测网络,可以分别对应8倍、16倍和32倍的下采样率;或者可以包括五个不同深度的预测网络,可以分别对应8倍、16倍、32倍、64倍和128倍的下采样率。

[0060] S102:利用卷积神经网络模型在各个与深度对应的下采样率下对生命信号进行特征提取,得到多个心率估计特征。

[0061] 再将生命信号输入卷积神经网络模型中后,利用卷积神经网络模型在各个与深度对应的下采样率下对生命信号进行特征提取。具体的,当卷积神经网络模型具有三个不同深度的预测网络时,分别对应的下采样率可以为8倍下采样、16倍下采样和32倍下采样,在生命信号输入卷积神经网络模型后,对生命信号先后进行8倍、16倍和32倍下采样。在每一次采样中均可以生成多个心率估计特征,心率估计特征的具体数量与卷积神经网络的锚点预测窗的种类数量相关。由于在不同下采样率下生成的心率估计特征的数量不同,因此心率估计特征的总数量与下采样率的数量和锚点预测窗的种类数量相关,下采样率和锚点预测窗越多,生成的心率估计特征越多。

[0062] 心率估计特征包括心率估计值、偏差、置信度和多个心率频段对应的频段概率,各个心率估计值中的各项参数受到锚点预测窗和下采样率的影响,其具体大小本实施例不做限定。需要说明的是,多个心率频段在预设频率范围中平均划分,心率频段的数量和各个心率频段的宽度本实施例不做限定。由于人体心率一般处于48bpm-120bpm之间,即每分钟48次至每分钟120次之间,因此预设频率范围可以设置为0.8Hz-2Hz。每个心率频段的宽度可以设置为0.1Hz,即将心率频段的数量设置为12;还可以将每个心率频段的宽度设置为0.05Hz,即将心率频段的数量设置为24。

[0063] S103:对各个心率估计特征进行一维非极大值抑制处理,得到多个预选心率估计特征。

[0064] 在得到多个心率估计特征之后,对各个心率估计特征进行一维非极大值抑制处理。一维非极大值抑制处理与传统非极大值抑制处理不同,传统非极大值抑制处理的输入

信号为二维信号;传统非极大值抑制处理会舍弃交并比大于阈值的预测边框,而一位非极大值抑制处理会舍弃交并比小于阈值的预测边框,因此一维非极大值抑制处理可以保证心率预测结果的鲁棒性。在对各个心率估计特征进行一维非极大值抑制处理后,可以去除其中置信度较低以及心率估计值与所属频率不匹配的心率估计特征,提高了心率估计的准确性,得到多个预选心率估计特征。

[0065] S104:对各个预选心率估计特征进行基于主元分析的数据融合处理,得到生命信号对应的心率值。

[0066] 主元分析法(Principal component analysis,PCA)通过寻找一组新变量来代替原变量,新变量是原变量的线性组合。从优化的角度看,新变量的个数要比原变量少,并且最大限度地携带原变量的有用信息,且新变量之间互不相关。因此对各个预选心率估计特征进行基于主元分析的数据融合处理,即先对预选心率估计特征进行主元分析,再对其进行数据融合处理,最终得到与输入的生命信号对应的心率值。

[0067] 应用本发明实施例提供的心率值测定方法,利用卷积神经网络模型的非线性拟合能力对生命信号中的呼吸信号进行滤除,减少呼吸信号的影响,同时在多个下采样率下进行特征提取,得到多个心率估计特征。对心率估计特征进行一维非极大值抑制,可以排除偏差较大的心率估计特征对心率检测的影响提高预测准确率,得到预选心率估计特征。利用预选心率估计特征进行基于主元分析的数据融合,得到生命信号的心率值。该方法可以避免传统心率检测技术由于无法彻底滤除呼吸信号导致心率测定不准确的问题,进而解决传统心率检测技术的心率监测准确度较低的问题。同时,传统心率检测技术仅可以检测某段生命信号的平均心率,该方法可以检测变化的瞬时心率,进一步提高了心率检测的准确性。

[0068] 基于上述发明实施例,本发明实施例将对S103步骤进行具体说明,请参考图2,图2为本发明实施例提供的一种一维非极大值抑制处理流程图,包括:

[0069] S201:获取各个心率估计特征中的心率估计值、偏差、置信度以及与多个心率频段对应的多个频段概率。

[0070] 各个心率估计特征中均包括心率估计值、偏差、置信度以及多个心率频段对应的多个频段概率,需要说明的是,每个心率频段具有一个频段概率,因此多个心率频段对应多个频段概率。具体的,可以利用 $x_i(1 \times (n+3))$ 表示心率估计特征, $x_i(1 \times (n+3)) = [hr, bias, score, p_1, \dots, p_n]$,其中,hr表示心率估计值,bias表示偏差,score表示置信度, $p_1, \dots, p_n$ 表示n个频段概率。

[0071] S202:利用心率估计值和偏差确定各个心率估计特征的目标心率频段,并确定各个频段概率中的最大频段概率。

[0072] 各个心率估计特征中的心率估计值和偏差的大小与生成该心率估计特征时采用的锚点预测窗有关,具体的,利用心率估计值和偏差确定心率估计特征的目标心率频段f, $f = hr \pm bias$,其中f的宽度与锚点预测窗的宽度相同。最大频段概率即为频段概率的最大值。

[0073] 进一步,为了提高心率检测准确性,在利用心率估计值和偏差确定各个心率估计特征的目标心率频段之前,可以先清除置信度小于置信度阈值的心率估计特征,置信度阈值的具体大小本实施例不做限定。由于置信度较低,因此这些心率估计特征可能会使得心率检测结果不准确,因此将其舍弃。

[0074] S203:将最大频段概率对应的心率频段与目标心率频段相同的心率估计特征确定为第一估计特征,将各个第一估计特征按照置信度降序排序,得到第一估计特征队列。

[0075] 将最大频段概率对应的心率频段与目标心率频段相同的心率估计特征确定为第一估计特征,即当某个心率估计特征频段概率最大的心率频段就是目标心率频段时,将该心率估计特征确定为第一估计特征。非心率估计特征即为偏差较大的心率估计特征,将其舍弃。在确定第一估计特征之后,将各个第一估计特征按照置信度降序排序,即按照置信度由大到小排列,得到第一估计特征队列。

[0076] S204:计算第一估计特征队列中各个第二估计特征与各个第三估计特征之间的交并比,并将特殊第三估计特征的置信度设置为0;其中,特殊第三估计特征为交并比小于交并比阈值的第三估计特征,第二估计特征的序号大于第三估计特征的序号。

[0077] 在第一估计特征队列中,确定第二估计特征和第三估计特征。需要说明的是,除了第一估计特征队列中最后一个第一估计特征之外,第一估计特征队列中的任何一个第一估计特征均可以作为第二估计特征,在确定第二估计特征之后,所有排序在第二估计特征之后的第一估计特征均可以作为与该第二估计特征对应的第三估计特征。即每个第二估计特征均可以对应至少一个第三估计特征,且第二估计特征的序号大于第三估计特征的序号。在本发明实施例中,需要将除第一估计特征队列中最后一个第一估计特征之外的所有第一估计特征均作为第二估计特征,并计算与各自对应的第三估计特征之间的交并比。计算顺序可以按照第一估计特征队列的顺序,即按照序号从大到小的顺序依次确定第二估计特征,并计算第二估计特征与第三估计特征之间的交并比。

[0078] 具体的,在 y_i 为第二估计特征时,即将序号为 i 的第一估计特征确定为第二估计特征时,则 y_j ($i < j \leq N$) 即为第三估计特征,则利用 y_i 的目标心率频段 f_i 和的 y_j 目标心率频段 f_j 计算重叠带宽 Δf , Δf 即为 f_i 和 f_j 重叠部分的宽度;再计算 f_i 和 f_j 的总带宽 $f_i + f_j - \Delta f$,利用重叠带宽与总带宽相除,即可得到对应的交并比IoU,当IoU小于交并比阈值时,说明该第三估计特征为特殊估计特征,将该第三估计特征的置信度设置为0。重复执行上述操作,直至所有的第二估计特征与其对应的第三估计特征之间的交并比均计算完成,并将特殊第三估计特征的置信度设置为0。

[0079] S205:将第一估计特征队列中置信度不为0的第一估计特征确定为预选心率估计特征。

[0080] 再将所有特殊第三估计特征的置信度设置为0之后,将第一估计特征队列中置信度部位0的第一估计特征确定为预选心率估计特征,即将第一估计特征队列中除特殊第三估计特征以外的所有第一估计特征确定为预选心率估计特征。

[0081] 基于上述发明实施例,本发明实施例将对S104步骤进行具体说明,请参考图3,图3为本发明实施例提供的一种基于主元分析的数据融合处理流程图,包括:

[0082] S301:计算任意两个预选心率估计特征之间的余弦相似度,利用各个余弦相似度组成相关矩阵。

[0083] 当预选心率估计特征有 M 个时,计算任意两个预选心率估计特征之间的余弦相似度。具体的,可以利用 r_{ab} 表示两个预选心率估计特征之间的余弦相似度,其中, r_{ab} 表示将置信度由大到小排序,序号为 a 的预选心率估计特征和序号为 b 的预选心率估计特征之间的余弦相似度。在计算结束后,将其填入相关矩阵 R 中对应的位置,即 r_{ab} 同样可以表示相关矩阵

中第a行第b列的元素的值。需要说明的是,相关矩阵的主对角线元素均为1。

[0084] S302:对相关矩阵进行奇异值分解处理,得到奇异值最大的特征向量。

[0085] 对相关矩阵R进行奇异值分解处理,得到奇异值最大的特征向量,在本发明实施例中,可以利用 v^T 表示及一致最大的特征向量。

[0086] S303:对特征向量进行归一化处理,得到权重向量。

[0087] 对 v^T 进行归一化处理,优选的,可以将 v^T 归一化至0-1之间,得到作为数据融合权重的权重向量 v_0^T 。

[0088] S304:利用各个预选心率估计特征中的心率估计值组成估计值向量,利用估计值向量与权重向量相乘,得到心率值。

[0089] 具体的,获取各个预选心率估计特征的心率估计值,并将所述心率估计值按照置信度由大到小排列得到估计值向量,将估计值向量与权重向量相乘,得到心率值。

[0090] 基于上述发明实施例,本发明实施例将具体说明生命信号输入卷积神经网络模型的过程。请参考图4,图4为本发明实施例提供的一种生命信号输入流程图,包括:

[0091] S401:对生命信号进行短时傅里叶变换,得到时频谱图。

[0092] 短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform,STFT)是和傅里叶变换相关的一种数学变换,用以确定时变信号其局部区域正弦波的频率与相位。生命信号在经过短时傅里叶变换后,可以得到对应的时频谱图。

[0093] S402:对时频谱图进行归一化处理,得到归一化时频谱图。

[0094] 具体的,对时频谱图沿着频率周进行归一化处理,即可得到对应的归一化时频谱图。

[0095] S403:将归一化时频谱图中在预设频率范围内各个像素的幅值和对应频率相乘,得到各个像素对应的时频谱结果,将对应时间相同的时频谱结果相加,得到时频谱特征。

[0096] 时频谱特征即为二维时频图,横轴为时间,纵轴为频率。此处的预设频率范围与S102步骤中的预设频率范围相同,在得到归一化时频谱图后,将归一化时频谱图中在预设频率范围内的各个像素的幅值和对应频率相乘,得到各个像素对应的时频谱结果。然后将对应时间相同的像素的时频谱结果相加,得到的值即为该时间在时频谱特征中的幅值。当预设频率范围内的所有时间的幅值均确定后,得到时频谱特征。

[0097] S404:将时频谱特征输入卷积神经网络模型中。

[0098] 在得到时频谱特征之后将其输入卷积神经网络模型中,即可完成生命信号的输入过程。

[0099] 基于上述发明实施例,本发明实施例将说明一种具体的卷积神经网络构建过程以及利用该模型获取心率估计特征的过程,其中包括:

[0100] 将yolo v3模型的卷积核大小设置为一维,并对yolo v3模型进行卷积层删减和残差网络删减处理。

[0101] 在本发明实施例中,对yolo v3模型进行卷积核大小设置,将卷积核的大小设置为一维。卷积核大小设置后,进行卷积层删减和残差网络删减处理,减少卷积层和残差网络的数目,使卷积神经网络模型更加轻量化。具体请参考图5,图5为本发明实施例提供的一种具体的卷积神经网络模型的结构示意图,其中子卷积网络由1x1卷积核和1x3卷积核组成,残差网络采用一个1x3卷积核、一个1x1卷积核和一个捷径连接组成。yolo v3模型也可以称为

darknet53网络模型,其采用了ResNet的残差结构,并且将输入信息映射到三个不同尺度的输出特征图(在本发明实施例中为心率估计特征),即预测1、预测2和预测3,以保证输出特征图不丢失小尺寸目标的特征信息。

[0102] 对yolo v3模型进行预测窗设置和损失函数设置,利用训练集对yolo v3模型进行训练,得到卷积神经网络模型。

[0103] 首先,设置损失函数。卷积神经网络模型的损失函数的计算包含心率值估计误差、偏差估计误差、置信度估计误差和频段识别误差的计算,具体的,可以利用:

$$[0104] \quad Loss = \sum_{i=0}^T \sum_{j=0}^C (p_{ij} - \hat{p}_{ij})^2 + \sum_{i=0}^T \sum_{j=0}^A (score_{ij} - \hat{score}_i)^2 \\ + \mu \sum_{i=0}^T \sum_{j=0}^A (hr_{ij} - \hat{hr}_i)^2 + \mu \sum_{i=0}^T \sum_{j=0}^A (bias_{ij} - \hat{bias}_i)^2$$

[0105] 作为卷积神经网络模型的损失函数Loss。其中T代表卷积神经网络模型将输入数据划分成T个时间段。C是心率频段的数目,在本发明实施例中C可以取12,即每个心率频段的宽度可以设置为0.1Hz。卷积神经网络模型负责识别输入数据所归属的预设频段类别。A是卷积神经模型在每个时间段内采用的锚点预测窗数目。此外, $\hat{score}_i$ 、 $\hat{bias}_i$ 和 $\hat{hr}_i$ 分别对应训练集中各个数据中第i个时间段的置信度真值、偏差真值和估计心率值真值。 $\hat{p}_{ij}$ 是第i个时间段内输入数据属于第j个预设频段的概率真值。而 p_{ij} 为对应的概率预测值。 μ 为控制附加损失的影响大小的参数,其中, $0 < \mu \leq 1$ 。 $score_{ij}$ 、 $bias_{ij}$ 、 hr_{ij} 分别代表第i个时间段的第j个预测窗内置信度预测值、偏差预测值、心率估计值预测值。

[0106] 其次,设置预测窗。预测窗包含估计心率值hr、偏差bias和置信度score三个属性,预测窗对某个时间段内的时变心率值给出估计范围,心率值和偏差决定了预测窗得出的心率的平均值和波动方差,也就是为预测窗确定了一个心率频段 $f_i = hr \pm bias$,置信度代表真实心率出现在预测窗内的概率。不同于yolov3模型在不同下采样率的输出中采用不同尺寸的锚点边框,考虑到下采样率不会对本发明实施例的预测窗的覆盖范围产生影响,本发明实施例对不同下采样率的输出采用相同尺寸的锚点预测窗。本发明实施例中,每个预设频段的中心频率标记为 f_c ,其对应的心跳次数为 $60f_c$ (bpm),锚点预测窗可以设定为 $60f_c \pm 1$ (bpm)、 $60f_c \pm 2$ (bpm)和 $60f_c \pm 3$ (bpm)三种尺寸。卷积神经网络模型在每个时间段内采用所述3种尺寸的锚点预测窗作为输出结果的初始值,通过微调锚点预测窗的中心频率和带宽来产生预测结果。

[0107] 在预测窗设置和损失函数设置之后,利用训练集对其进行训练,在训练结束后得到卷积神经网络模型。

[0108] 利用上述卷积神经网络模型生成心率估计特征的过程,可以参考图6,图6为本发明实施例提供的一种具体的心率估计特征生成流程图。图6中的输入数据可以为生命信号的时频谱特征,当时频谱特征的维度是 $1 \times 128 \times 1 \times 1$ (格式是 $Q \times H \times W \times X$,Q是样本数,H是输入数据高度,W是输入数据宽度,X是输入数据的通道数),时频谱特征被划分成T个时间段,当 $T = 4$ 时,每个时间段内数据维度是 $1 \times 32 \times 1 \times 1$ 。输入时频特征是一段时间内出现的瞬变频率的叠加信号,神经网络模型在3种下采样率(32倍、16倍和8倍下采样)下的输出可以理解成对输入时频特征在不同时间分辨率下的变换。神经网络模型在每个时间段内采用3种尺寸的锚点预测窗,在32倍下采样率下输出4个预测结果,在16倍下采样率下输出8个预测结果,在8

倍下采样率下输出16个预测结果,每个预测结果包含3个心率估计特征。

[0109] 下面对本发明实施例提供的心率值测定装置进行介绍,下文描述的心率值测定装置与上文描述的心率值测定方法可相互对应参照。

[0110] 请参考图7,图7为本发明实施例提供的一种心率值测定装置的结构示意图,包括:

[0111] 输入模块710,用于获取生命信号,将生命信号输入卷积神经网络模型中;其中,卷积神经网络模型具有多个不同深度的预测网络;

[0112] 心率估计特征获取模块720,用于利用卷积神经网络模型在各个与深度对应的下采样率下对生命信号进行特征提取,得到多个心率估计特征;

[0113] 预选心率估计特征获取模块730,用于对各个心率估计特征进行一维非极大值抑制处理,得到多个预选心率估计特征;

[0114] 心率值确定模块740,用于对各个预选心率估计特征进行基于主元分析的数据融合处理,得到生命信号对应的心率值。

[0115] 可选的,心率值确定模块740,包括:

[0116] 相关矩阵获取单元,用于计算任意两个预选心率估计特征之间的余弦相似度,利用各个余弦相似度组成相关矩阵;

[0117] 特征向量获取单元,用于对相关矩阵进行奇异值分解处理,得到奇异值最大的特征向量;

[0118] 权重向量获取单元,用于对特征向量进行归一化处理,得到权重向量;

[0119] 心率值获取单元,用于利用各个预选心率估计特征中的心率估计值组成估计值向量,利用估计值向量与权重向量相乘,得到心率值。

[0120] 可选的,预选心率估计特征获取模块730,包括:

[0121] 获取单元,用于获取各个心率估计特征中的心率估计值、偏差、置信度以及与多个心率频段对应的多个频段概率;

[0122] 最大频段概率确定单元,用于利用心率估计值和偏差确定各个心率估计特征的目标心率频段,并确定各个频段概率中的最大频段概率;

[0123] 队列获取单元,用于将最大频段概率对应的心率频段与目标心率频段相同的心率估计特征确定为第一估计特征,将各个第一估计特征按照置信度降序排序,得到第一估计特征队列;

[0124] 置信度设置单元,用于计算第一估计特征队列中各个第二估计特征与各个第三估计特征之间的交并比,并将特殊第三估计特征的置信度设置为0;其中,特殊第三估计特征为交并比小于交并比阈值的第三估计特征,第二估计特征的序号大于第三估计特征的序号;

[0125] 确定单元,用于将第一估计特征队列中置信度不为0的第一估计特征确定为预选心率估计特征。

[0126] 可选的,还包括:

[0127] 清除模块,用于清除置信度小于置信度阈值的心率估计特征。

[0128] 可选的,输入模块710,包括:

[0129] 傅里叶变换处理单元,用于对生命信号进行短时傅里叶变换,得到时频谱图;

[0130] 归一化处理单元,用于对时频谱图进行归一化处理,得到归一化时频谱图;

[0131] 时频谱特征获取单元,用于将归一化时频谱图中在预设频率范围内各个像素的幅值和对应频率相乘,得到各个像素对应的时频谱结果,将对应时间相同的时频谱结果相加,得到时频谱特征;

[0132] 输入单元,用于将时频谱特征输入卷积神经网络模型中。

[0133] 可选的,还包括:

[0134] 结构设置模块,用于将yolo v3模型的卷积核大小设置为一维,并对yolo v3模型进行卷积层删减和残差网络删减处理;

[0135] 卷积神经网络模型获取模块,用于对yolo v3模型进行预测窗设置和损失函数设置,利用训练集对yolo v3模型进行训练,得到卷积神经网络模型。

[0136] 可选的,输入模块710,包括:

[0137] 信号获取单元,用于利用脉冲无线电超宽带雷达获取生命信号。

[0138] 下面对本发明实施例提供的心率值测定设备进行介绍,下文描述的心率值测定设备与上文描述的心率值测定方法可相互对应参照。

[0139] 请参考图8,图8为本发明实施例提供的一种心率值测定设备的结构示意图,该心率值测定设备包括存储器、处理器,其中:

[0140] 存储器810,用于保存计算机程序;

[0141] 处理器820,用于执行计算机程序,以实现上述的心率值测定方法。

[0142] 下面对本发明实施例提供的计算机可读存储介质进行介绍,下文描述的计算机可读存储介质与上文描述的心率值测定方法可相互对应参照。

[0143] 本发明还提供一种计算机可读存储介质,计算机可读存储介质上存储有计算机程序,计算机程序被处理器执行时实现上述的心率值测定方法的步骤。

[0144] 该计算机可读存储介质可以包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(Read-Only Memory,ROM)、随机存取存储器(Random Access Memory,RAM)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0145] 本说明书中各个实施例采用递进的方式描述,每个实施例重点说明的都是与其它实施例的不同之处,各个实施例之间相同或相似部分互相参见即可。对于实施例公开的装置而言,由于其与实施例公开的方法相对应,所以描述的比较简单,相关之处参见方法部分说明即可。

[0146] 专业人员还可以进一步意识到,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、计算机软件或者二者的结合来实现,为了清楚地说明硬件和软件的可互换性,在上述说明中已经按照功能一般性地描述了各示例的组成及步骤。这些功能究竟以硬件还是软件的方式来执行,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,但是这种实现不应该认为超出本发明的范围。

[0147] 结合本文中所公开的实施例描述的方法或算法的步骤可以直接用硬件、处理器执行的软件模块,或者二者的结合来实施。软件模块可以置于随机存储器(RAM)、内存、只读存储器(ROM)、电可编程ROM、电可擦除可编程ROM、寄存器、硬盘、可移动磁盘、CD-ROM、或技术领域内所公知的任意其它形式的存储介质中。

[0148] 最后,还需要说明的是,在本文中,诸如第一和第二等之类的关系属于仅仅用来将

一个实体或者操作与另一个实体或者操作区分开来,而不一定要求或者暗示这些实体或操作之间存在任何这种实际的关系或者顺序。而且,术语“包括”、“包含”或者其他任何变体意在涵盖非排他性的包含,从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者设备不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其他要素,或者是还包括为这种过程、方法、物品或者设备所固有的要素。

[0149] 以上对本发明所提供的一种心率值测定方法、心率值测定装置、心率值测定设备及计算机可读存储介质进行了详细介绍,本文中应用了具体个例对本发明的原理及实施方式进行了阐述,以上实施例的说明只是用于帮助理解本发明的方法及其核心思想;同时,对于本领域的一般技术人员,依据本发明的思想,在具体实施方式及应用范围上均会有改变之处,综上所述,本说明书内容不应理解为对本发明的限制。

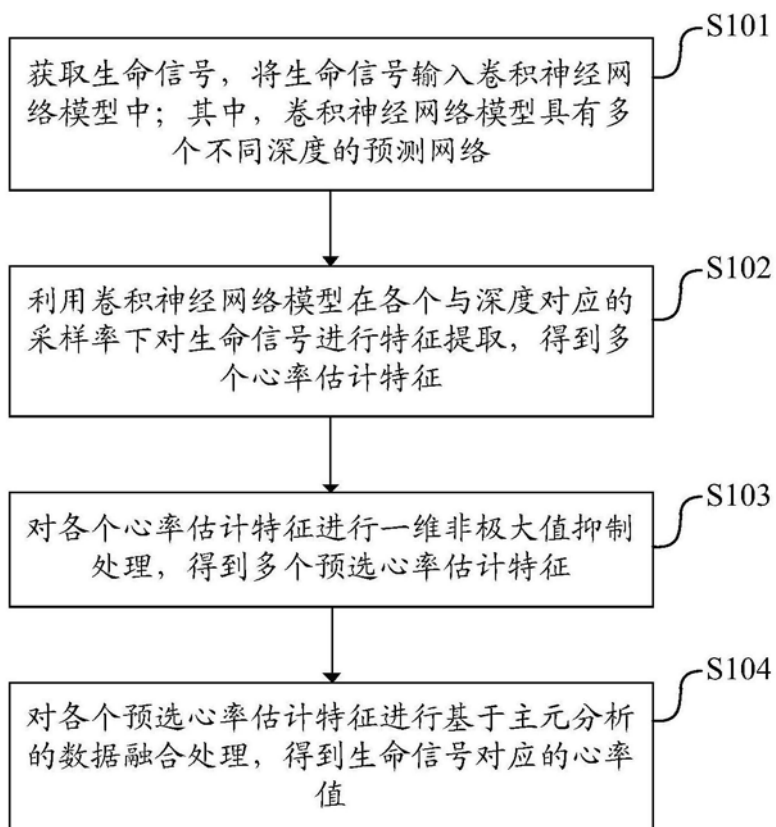


图1

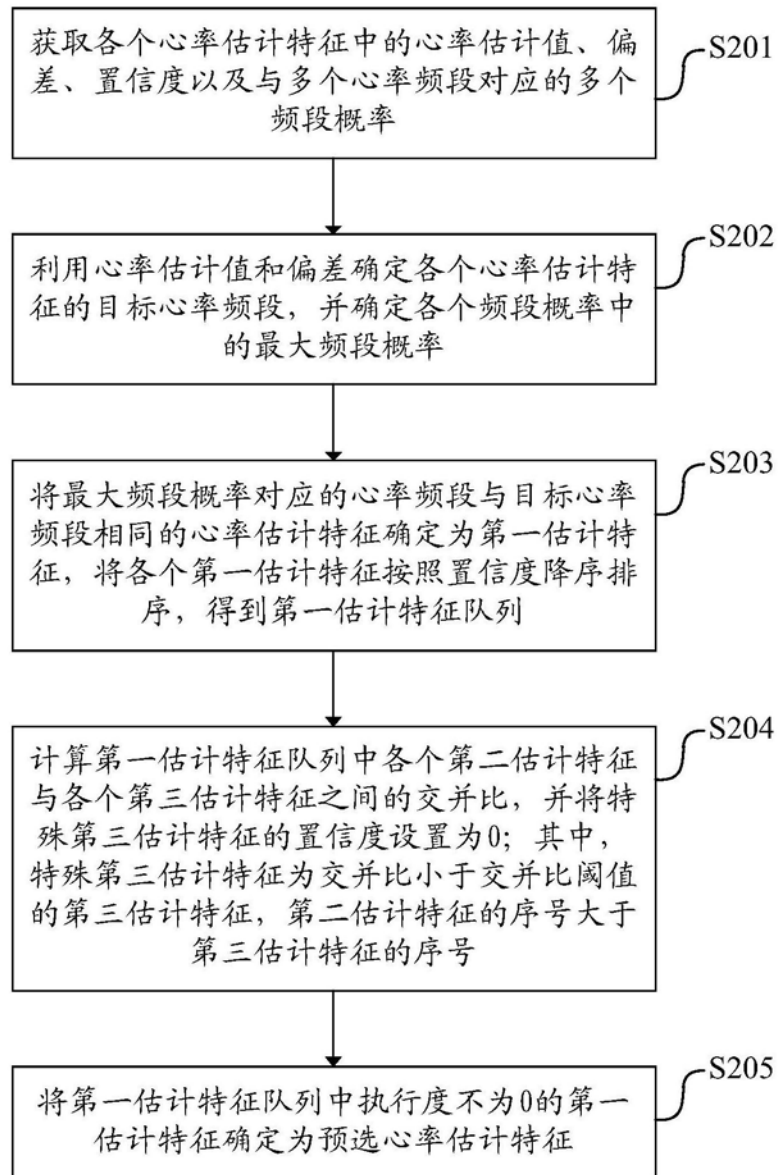


图2

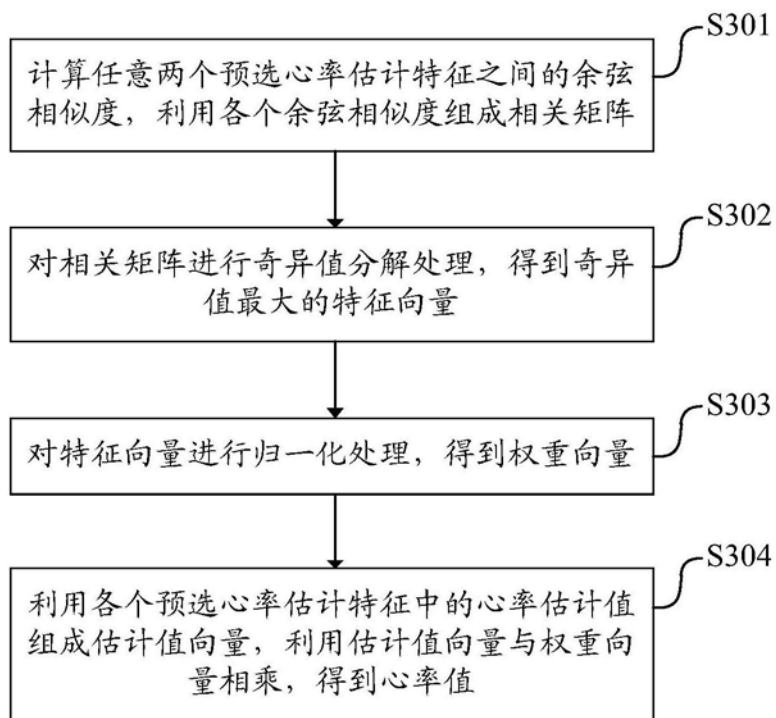


图3

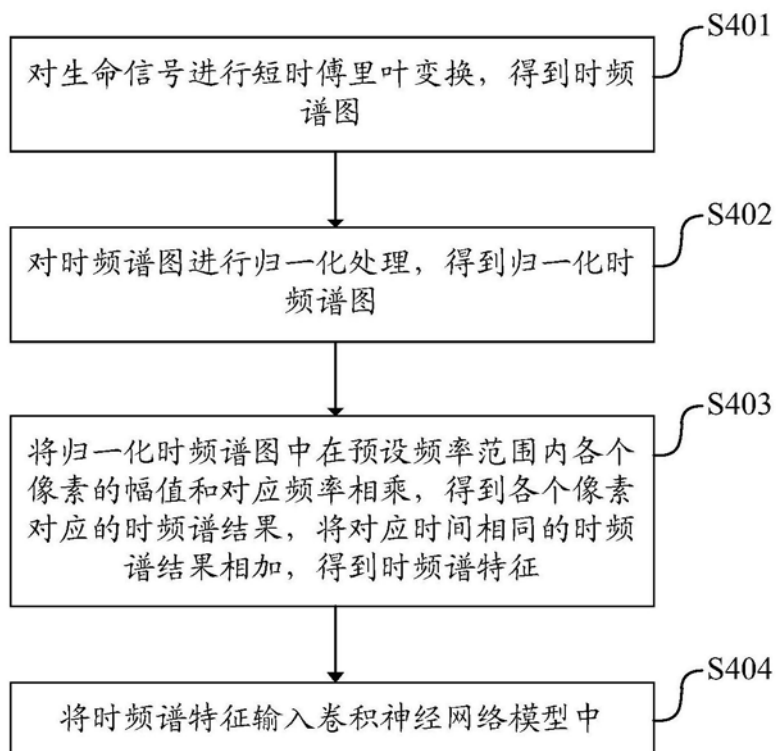


图4

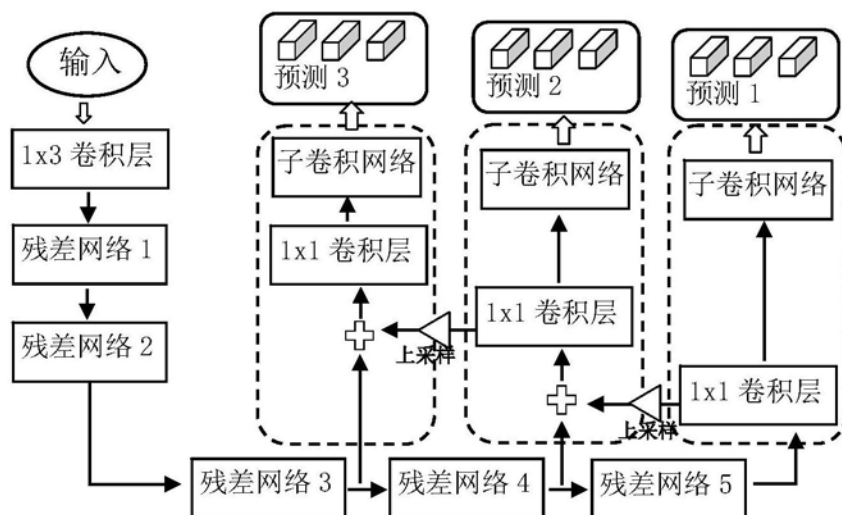


图5

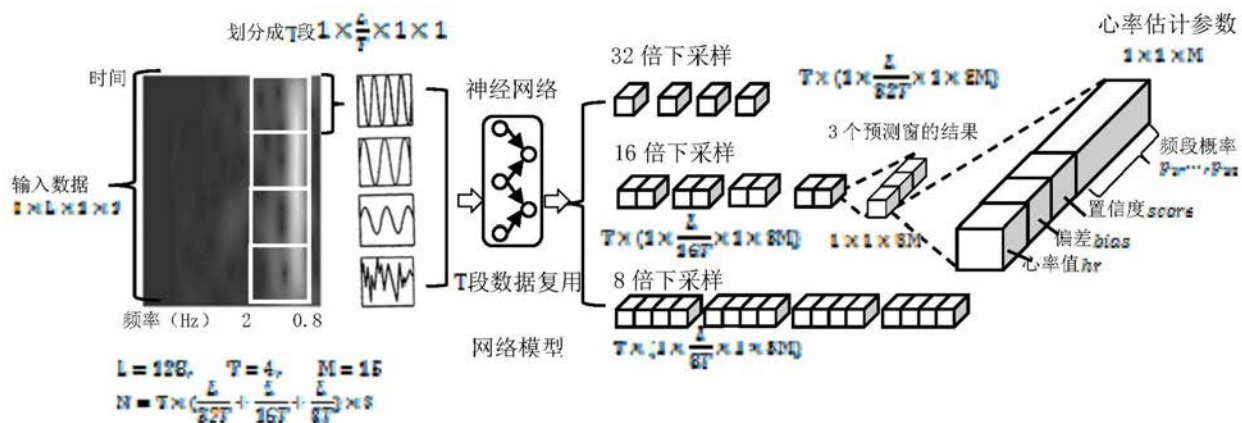


图6

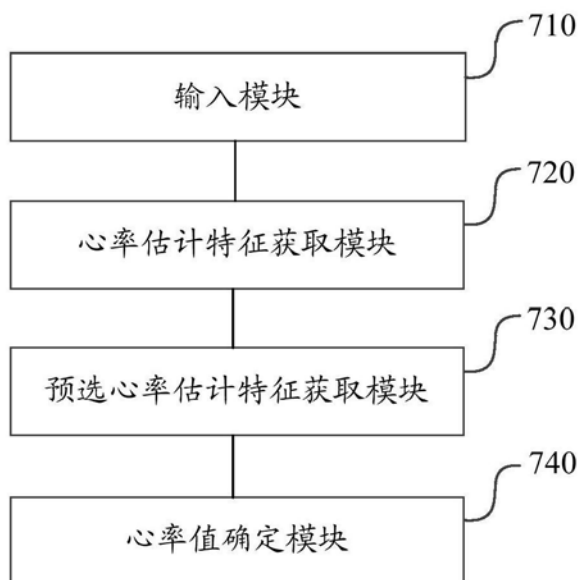


图7

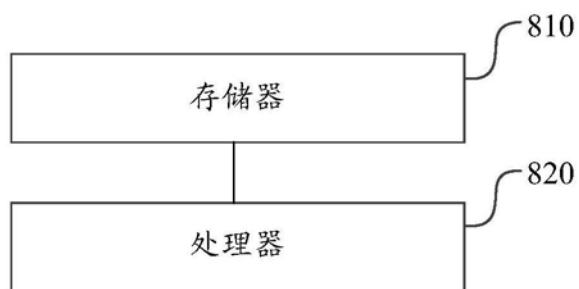


图8

专利名称(译)	一种心率值测定方法、装置、设备及可读存储介质		
公开(公告)号	CN110840401A	公开(公告)日	2020-02-28
申请号	CN201911121591.7	申请日	2019-11-15
[标]申请(专利权)人(译)	浪潮电子信息产业股份有限公司		
申请(专利权)人(译)	浪潮电子信息产业股份有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	浪潮电子信息产业股份有限公司		
[标]发明人	尹文枫 董刚 赵雅倩		
发明人	尹文枫 董刚 赵雅倩		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/024 G06N3/04		
CPC分类号	A61B5/024 A61B5/7203 A61B5/7257 A61B5/7264 G06N3/0454		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种心率值测定方法，包括：获取生命信号，将生命信号输入卷积神经网络模型中；其中，卷积神经网络模型具有多个不同深度的预测网络；利用卷积神经网络模型在各个与深度对应的下采样率下对生命信号进行特征提取，得到多个心率估计特征；对各个心率估计特征进行一维非极大值抑制处理，得到多个预选心率估计特征；对各个预选心率估计特征进行基于主元分析的数据融合处理，得到生命信号对应的心率值；该方法可以避免传统心率检测技术由于无法彻底滤除呼吸信号导致心率测定不准确的问题，进而解决传统心率检测技术的心率监测准确度较低的问题；此外，本发明还提供了一种心率值测定装置、设备及计算机可读存储介质，同样具有上述有益效果。

