(19) 国家知识产权局



(12) 发明专利申请



(10) 申请公布号 CN 115064271 A (43) 申请公布日 2022. 09. 16

(21) 申请号 202210656474.6

(22) 申请日 2022.06.10

(71) **申请人** 烟台新旧动能转换研究院暨烟台科 技成果转移转化示范基地

地址 264004 山东省烟台市芝罘区港城西 大街69号

(72) **发明人** 刘通 魏树鸿 臧睦君 柳婵娟 周树森 王庆军

(74) 专利代理机构 济南立木专利代理事务所 (特殊普通合伙) 37281

专利代理师 张清东

(51) Int.CI.

G16H 50/30 (2018.01)

GO6N 3/08 (2006.01)

GO6N 3/04 (2006.01)

G06K 9/00 (2022.01) *A61B* 5/366 (2021.01)

A61B 5/361 (2021.01)

A61B 5/00 (2006.01)

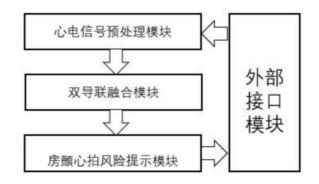
权利要求书1页 说明书7页 附图3页

(54) 发明名称

一种房颤风险提示系统及设备

(57) 摘要

本发明属于心电信号分析技术领域,具体公开了一种房颤风险提示系统,包括心电信号预处理模块,一维卷积双交叉臂网络模块,房颤心拍风险提示模块以及外部接口模块。心电信号预处理模块用于对输入的心电信号进行预处理;一维卷积双交叉臂网络模块用于对双导联特征进行特征融合和选择;房颤心拍风险提示模块用于将输入的单导联心电信号特征输入到神经网络中,得到房颤心拍的置信度;外部接口模块用于兼容不同心电采集设备和报警输出接口。本发明还公开了一种包括上述系统的房颤风险提示设备。采用本发明的房颤风险提示系统,通过对两个导联的心拍进行融合并抽取特征,实现对双导联心拍高质量的房颤检测,有效提高双导联心拍的房颤检测准确率。



1.一种房颤风险提示系统,其特征在于,包括心电信号预处理模块、一维卷积双交叉臂 网络模块、房颤心拍风险提示模块以及外部接口模块;

所述心电信号预处理模块,用于对从外部接口输入的心电信号进行预处理,所述的预处理包括去噪,归一化,获取QRS波峰坐标和切割心拍;

所述一维卷积双交叉臂网络模块,使用神经网络对双导联心拍进行特征融合和选择, 输出单导联富集心电信号的房颤特征数据;所述一维卷积双交叉臂网络模块包括多个融合 子模块;

所述房颤心拍风险提示模块,用于对输入的单条富集心电信号特征的心电信号数据输入到神经网络中,得到是否为房颤的结果;所述房颤心拍风险提示模块包括模型训练状态和模型使用状态;

所述外部接口模块,用于兼容不同心电采集设备和报警输出接口,包括信号输入子模块和结果输出子模块。

- 2.根据权利要求1所述的房颤风险提示系统,其特征在于,双导联心拍通过融合子模块时,对各个导联的心拍进行两种神经网络层操作,得到各个导联的两种特征,并对这两个导联的心电信号进行交叉相加,得到两条融合特征。
- 3.根据权利要求1所述的房颤风险提示系统,其特征在于,所述融合子模块包含卷积网络层,使用神经网络对双导联特征进行融合,并使用不同的神经网络通道进行选择利于房颤心拍判断的心电信号特征,输出单导联富集心电信号的房颤特征数据;所述融合子模块均为机器学习模型。
- 4.根据权利要求1所述的房颤风险提示系统,其特征在于,所述心电信号预处理模块的切割心拍通过对QRS波峰进行遍历和截取获得。
- 5.根据权利要求1所述的房颤风险提示系统,其特征在于,所述房颤心拍风险提示模块在模型训练时,通过对得到的概率与标签生成的0NE-HOT编码进行交叉熵损失函数计算损失函数;通过SGD优化器以最小化代价函数为目标进行迭代计算;在每一个epoch计算完毕之后使用测试集数据对心电信号进行准确率测试;当损失函数在迭代过程中呈震荡状态则结束训练,并保存训练权重参数和模型结构文件。
- 6.根据权利要求1所述的房颤风险提示系统,其特征在于,所述房颤心拍风险提示模块 在模型使用时,对输出的房颤心拍概率和非房颤心拍概率进行比较,输出预测结果。
- 7.根据权利要求1所述的房颤风险提示系统,其特征在于,所述房颤心拍风险提示模块使用CNN-LSTM进行搭建。
- 8.根据权利要求1所述的房颤风险提示系统,其特征在于,所述外部接口模块中,信号输入子模块通过与心电采集设备进行连接,获取数据并转化为本系统可以识别的数据格式;结果输出子模块通过与外部报警设备或诊断设备连接,将本系统的检测结果转化为目标设备可以识别的数据格式。
- 9.一种房颤风险提示设备,其特征在于,包括如权利要求1~8任一项所述的房颤风险提示系统。

一种房颤风险提示系统及设备

技术领域

[0001] 本发明属于心电信号分析技术领域,更具体的涉及一种房颤风险提示系统及设备。

背景技术

[0002] 随着社会的发展,有饮酒熬夜等不健康的生活习惯的人数变多,患有房颤的病人数量也随着这种情况的出现急剧增加,而且房颤具有造成患者出现心慌气短、晕眩、胸闷气短等病症,情况严重甚至会出现静脉血栓堵塞的特点。对便携式的双导联心电采集设备进行实时房颤风险提示系统的嵌入将有效的解决病人病发时不能自我呼救从而耽误最佳救治时间的问题。同时记录心电数据并生成房颤风险热力图,这样有利于临床医师更方便准确地分析病人的发病情况。但是,现有房颤算法对随身佩戴的心电采集设备采集的带有大量噪声的动态心电图的识别效果差,所以便携式双导联房颤心拍的多模态识别的难度较大。

[0003] 现有应用的房颤识别技术有以下几种:传统数字信号分析方法,使用小波变换和频域分析的方法对心电信号进行阈值变换,判别房颤信号的波形特征。机器学习方法,使用支持向量机或深度神经网络对心电信号进行分析。更具体的有使用半监督方法对深度神经网络先进行预训练,然后在临床应用时再对临床病人进行聚合预测【202111250533.1】。有使用单导联非融合方式的全监督方法对深度神经网络进行训练的房颤识别方法。以上方法中传统数字信号分析方法鲁棒性差,不能面向大量人群设置适合的阈值;半监督学习方法应用过程耗时大,且泛化能力低;未使用融合技术的神经网络准确率相较于使用融合技术的准确率较低,不能充分利用心电信号所携带的信息。

发明内容

[0004] 本发明针对上述现有技术存在的不足,提供一种房颤风险提示系统及设备,目的在于通过对双导联的房颤心拍进行融合,实现鲁棒性强的房颤心拍风险提示。

[0005] 具体技术方案如下:

[0006] 本发明的目的之一是提供一种房颤风险提示系统,其与现有技术的区别在于,包括心电信号预处理模块、一维卷积双交叉臂网络模块、房颤心拍风险提示模块以及外部接口模块。

[0007] A) 心电信号预处理模块,用于对从外部接口输入的心电信号进行预处理,所述预处理包括去噪,归一化,获取QRS波峰坐标和切割心拍。

[0008] 进一步,所述切割心拍是对QRS波峰通过遍历和截取获得。

[0009] 具体地,首先通过外部接口模块读入双导联心电信号,将读入的数据输出到心电信号预处理模块;通过滤波器对心电信号进行去噪处理;对去噪后的心电信号进行归一化处理,获得大小在0~1之间的心电数据;将完成归一化的数据进行QRS波峰检测,得到QRS波峰坐标;根据波峰坐标对心电数据进行滑动窗口切割,对得到的QRS波峰坐标进行遍历,在

QRS波峰前后各500像素点按照双导联进行存储。

[0010] 其中,所述去噪处理优选为使用fir滤波器滤除工频干扰和肌电噪声,使用小波去噪滤波器对心电信号进行平滑处理。

[0011] 更进一步,完成滑动窗口切割处理的心电数据和标签使用中心镜像方法和平滑滤波后进行差分处理方法对心电信号进行扩征处理。

[0012] 更进一步,心电信号预处理模块中截取的心电信号的长度长于一个心拍的长度,用于根据已有的心电信息对房颤特征进行更为准确地抽取和识别。同时对于心电信号的长度需求仅为大于1000像素点,可以实现0.8秒~1.5秒内的房颤实时识别。

[0013] B) 一维卷积双交叉臂网络模块,使用神经网络对双导联心拍进行特征融合和选择,输出单导联富集心电信号的房颤特征数据;所述一维卷积双交叉臂网络模块通过多个融合子模块相连,实现了导联之间特征信息可以充分交互的功能。

[0014] 进一步,双导联心拍通过融合子模块时,对各个导联的心拍进行两种神经网络层操作,得到各个导联的两种特征,并对这两个导联的心电信号进行交叉相加,得到两条融合特征。

[0015] 进一步,融合子模块包含卷积网络层,使用神经网络对双导联特征进行融合,并使用不同的神经网络通道进行选择利于房颤心拍判断的心电信号特征,输出单导联富集心电信号的房颤特征数据;其中,融合子模块均为机器学习模型。

[0016] 进一步,所述一维卷积双交叉臂网络模块通过将上级融合子模块得到的特征数据作为下级融合子模块的输入数据,实现多个融合子模块的连接。

[0017] 具体地,每一个融合子模块均将输入的双导联数据通过卷积层,激活层,BatchNormalization层,dropout层和Pooling层等组合的不同卷积块中,每个导联的心电信号通过两种不同的卷积块得到两种不同的信号特征;通过对两个导联得到的四种不同的心电信号特征进行交叉相加得到两条富集双导联信息的特征数据;将得到的两条富集双导联信息的特征数据输入到下一级融合模块;连接多个和上述结构相似的融合子模块;对最后一级融合子模块的两条特征数据进行相加处理得到融合子模块最终的输出。

[0018] C) 房颤心拍风险提示模块,用于通过对输入的心电信号特征输入到神经网络中得到检测心拍为房颤的风险概率,并根据风险概率生成房颤风险热力图,包括模型训练和模型使用。

[0019] 进一步,在模型训练时,通过对得到的概率与标签生成的0NE-HOT编码进行交叉熵 损失函数计算损失函数;通过SGD优化器以最小化代价函数为目标进行迭代计算;在每一个 epoch计算完毕之后使用测试集数据对心电信号进行准确率测试;当损失函数在经过长时间迭代并最终呈震荡状态则结束训练,保存训练权重参数和模型结构文件。

[0020] 其中,训练权重参数优选为.h5文件,模型结构优选为.json文件。

[0021] 进一步,在模型使用时,对输出的房颤心拍概率和非房颤心拍概率进行比较;若预测为房颤心拍的概率大于非房颤心拍的概率则输出结果为该心拍为房颤心拍;若预测为房颤心拍的概率小于非房颤心拍的概率则输出结果为该心拍为正常心拍;将房颤心拍风险提示模块得到的预测结果与一整条心电信号上的其他心拍共同处理,得到整个心电信号的预测结果,并生成整条心电信号的房颤风险热力图;将上述整条心电信号的预测结果和房颤风险热力图输出到外部接口模块,通过外部接口模块兼容不同需求的报警和存储设备;其

中,在心拍遍历时,若是连续出现十个以上的心拍预测结果为房颤则迅速报警。

[0022] 进一步,所述房颤心拍风险提示模块使用CNN-LSTM进行搭建。

[0023] D) 外部接口模块,用于兼容不同的心电采集设别和报警输出接口,包括信号输入子模块和结果输出子模块。

[0024] 进一步,所述信号输入子模块,通过与心电采集设备进行连接获取数据,并转化为本系统可以识别的数据格式。

[0025] 进一步,所述结果输出子模块,通过与外部报警设备或诊断设备连接,将本系统的 检测结果转化为目标设备可以识别的数据格式。

[0026] 上述模块通过以下方式进行连接配合:

[0027] 在模型训练时:首先通过外部接口模块读入双导联心电信号和对应数据的标签,将读入的数据和标签输出到心电信号预处理模块;对心电信号进行归一化处理获得大小在0~1之间的心电数据;将数据对应的标签进行ONE-HOT编码并和对应数据相组合;对数据标签中的QRS坐标进行读取,得到QRS波峰坐标;对得到的QRS波峰坐标进行遍历操作,根据波峰坐标对心电数据进行滑动切割,对得到的QRS波峰坐标进行遍历,在QRS波峰前后各500像素点对心电信号按照双导联进行切割并和完成ONE-HOT编码的标签一起存储。

[0028] 将所有心电信号通过上述单个心拍的截取方式对所有的心拍进行截取,形成双导联单心拍数据集,其中,数据集中的每个样本都是上述2*1000的单个心拍的心电信号数据;将得到的双导联心拍数据输入到一维卷积双交叉臂网络模块和房颤心拍风险提示模块。

[0029] 通过对得到的概率与标签生成的ONE-HOT编码进行交叉熵损失函数计算损失函数,并通过SGD优化器以最小化代价函数为目标进行迭代计算;在每一个epoch计算完毕之后使用测试集数据对心电信号进行准确率测试;当损失函数经过多次循环迭代并在迭代过程中呈震荡状态后结束训练,并保存训练权重参数为.h5文件和保存模型结构为.json文件。

[0030] 在模型使用时:首先读入保存训练权重参数的.h5文件和保存模型结构的.json文件;再使用外部接口模块读入双导联心电信号,将读入的数据输出到心电信号预处理模块;在心电信号预处理模块,首先通过fir滤波器对高频噪音进行滤除,滤除工频干扰噪音和肌电噪音,通过小波去噪滤波器对心电信号进行平滑处理获得平滑的心电信号;对完成平滑处理的心电信号进行归一化处理,获得大小在0~1之间的心电数据;将完成归一化的数据进行QRS波峰检测,得到QRS波峰坐标;对得到的QRS波峰坐标进行遍历操作,根据波峰坐标对心电数据进行滑动切割,对得到的QRS波峰坐标进行遍历,在QRS波峰前后各500像素点对心电信号按照双导联进行切割并存储。

[0031] 将所有心电信号通过上述单个心拍的截取方式对所有的心拍进行截取,其中每个样本都是上述2*1000单个心拍的心电信号数据。

[0032] 将得到的双导联心拍数据输入到一维卷积双交叉臂网络模块;一维卷积双交叉臂网络模块使用深度神经网络对双导联特征进行融合,并使用不同的深度神经网络通道选择利于房颤心拍判断的心电信号特征,输出单导联富集心电信号的房颤特征数据;通过双通道特征提取和残差计算得到双导联和交互特征数据,对交互特征数据进行加和处理得到单导联富集心电信号的房颤特征数据。

[0033] 将得到的单导联富集心电信号的房颤特征数据输入到房颤心拍风险提示模块,房

颤心拍风险提示模块将单导联富集心电信号的房颤特征数据通过一维卷积网络层,pooling层,激活层和LSTM层构成的判别模块输出心电信号是否为房颤心拍的概率;对输出的两者概率进行比较;若预测为房颤心拍的概率小于非房颤心拍的概率,则输出结果为该心拍为房颤心拍;若预测为房颤心拍的概率小于非房颤心拍的概率,则输出结果为该心拍为正常心拍;将整条心电信号上的所有心拍的预测结果进行整合,输出整条心电信号的预测结果和整条心电信号的风险热力图;当出现连续十个以上数量的心拍被判定为房颤心拍,则立刻输出报警信号;将房颤心拍风险提示模块得到的预测结果输出到外部接口模块,通过外部接口模块将系统输出的数据结果转化为外部设备能够识别的数据类型,用于兼容不同需求的报警和存储设备。

[0034] 本发明的目的之二是提供一种包括上述系统的房颤风险提示设备。

[0035] 本发明的有益效果如下:

[0036] (1) 与现有技术相比,本发明的房颤风险提示系统通过对双导联房颤心拍进行交互融合的多模态处理和房颤特征的抽取判断,实现了充分利用心电信号所携带的信息得到鲁棒性强的房颤心拍检测系统。

[0037] (2) 与现有技术相比,本发明的房颤风险提示系统使用对心电信号逐个心拍进行切割的办法实现房颤心拍的识别,根据QRS波峰对心拍进行定位,在QRS波峰的前后500个像素点上切割心电信号,这种方式可以在一个心拍周期内即可迅速完成房颤的判断;具体地,在0.8秒~1.5秒内可以完成识别;可以应用于实时佩戴设备上满足有病人临床上需要及时检测房颤的需求。

[0038] (3) 与现有技术相比,本发明的房颤风险提示系统使用心拍为基本单位进行心电信号房颤特征的检测;在临床上容易出现的阵发型房颤也十分危害病人的健康,在对已经完成采集的双导联心电信号进行阵发型房颤分析时,对该心电信号的QRS波峰进行遍历,可以实现阵发型房颤心拍的起始心拍和结束心拍的定位,并且生成心电信号中每一个心拍房颤的概率热力图,这种简便的方式可以帮助医师在临床上更方便诊断阵发型房颤的发病周期和发病原因。

[0039] (4) 与现有技术相比,本发明所述的房颤风险提示系统使用多模态融合技术实现了心电信号在导联之间的交互和融合,降低了依靠单一导联判断疾病的不稳定性;同时通过对房颤特征的交互提前实现了房颤特征判断的预选。

[0040] (5)与现有技术相比,本发明所述的房颤风险提示系统使用深度神经网络进行搭建,使用全监督学习方式对网络训练,通过一维卷积双交叉臂网络模块和房颤心拍风险提示模块的训练实现了极高的病人间检测准确率,具有高鲁棒性,强泛化能力,可以应用于临床。

附图说明

[0041] 图1为本发明的房颤风险提示系统结构示意图;

[0042] 图2为本发明的房颤风险提示系统中一维卷积双交叉臂网络模块结构示意图:

[0043] 图3为本发明具体实施方式中的房颤风险提示系统中第一种交互融合子模块示意图:

[0044] 图4为本发明具体实施方式中的房颤风险提示系统中第二种交互融合子模块示意

图;

[0045] 图5为本发明具体实施方式中的房颤风险提示系统中第三种交互融合子模块示意图:

[0046] 图6为本发明的房颤风险提示系统中阵发型房颤热力图。

具体实施方式

[0047] 以下结合实例对本发明的原理和特征进行描述,所举实例只用于解释本发明,并非用于限定本发明的范围。

[0048] 一种房颤风险提示系统,包括心电信号预处理模块、一维卷积双交叉臂网络模块、房颤心拍风险提示模块以及外部接口模块,如图1所示。

[0049] A) 心电信号预处理模块,用于对从外部接口输入的心电信号进行预处理,包括去噪,归一化,获取QRS波峰坐标和切割心拍。具体地,首先通过外部接口模块读入双导联心电信号,将读入的数据输出到心电信号预处理模块;在心电信号预处理模块首先通过fir滤波器滤除工频干扰和肌电噪声,通过小波去噪滤波器对心电信号进行平滑处理获得平滑的心电信号;对心电信号进行归一化处理获得大小在0~1之间的心电数据;将完成归一化的数据进行QRS波峰检测,得到QRS波峰坐标;根据波峰坐标对心电数据进行滑动切割,对得到的QRS波峰坐标进行遍历,在QRS波峰前后各500像素点按照双导联进行存储。

[0050] B)一维卷积双交叉臂网络模块,用于对双导联心拍进行特征融合和选择。使用深度神经网络对双导联特征进行融合,并使用不同的深度神经网络通道选择利于房颤心拍判断的心电信号特征,输出单导联富集心电信号的房颤特征数据,该模块结构示意图如图2所示。

[0051] 具体地,在本实施例中,在一维卷积双交叉臂网络模块上共使用了三种交互融合子模块:

[0052] 第一种子模块的第一输入通道通过RELU激活层分别输入到第一输入通道左分支模块和第一输入通道模块右分支模块;第一通道左分支模块使用16*32*32的一维卷积块和一维MaxPooling;第一通道右分支模块使用一维MaxPooling进行操作;第一种子模块的第二输入通道通过RELU激活层分别输入到第二通道左分支模块和第二通道模块右分支模块;第二输入通道左分支模块使用16*32*32的一维卷积块和一维MaxPooling;第二输入通道右分支模块使用一维MaxPooling进行操作;将第一输入通道的左分支与第一输入通道的右分支进行Add操作得到输出一;将第二输入通道的左分支与第二输入通道的右分支进行Add操作得到输出二,如图3所示。

[0053] 第二种子模块的第一输入通道分别输入到第一输入通道的左分支和第一输入通道的右分支,第一通道的左分支由16*32*32的一维卷积,BatchNormalization层,RELU激活层,dropout层16*32*32的一维卷积和一维MaxPooling层组成;第一通道的右分支由一维MaxPooling层组成;第二通道的左分支由16*32*32的一维卷积,BatchNormalization层,RELU激活层,dropout层16*32*32的一维卷积和一维MaxPooling层组成;第二通道的右分支由一维MaxPooling层组成;第二通道的右分支由一维MaxPooling层组成;将第一通道的左分支输出与第二通道的右分支输出进行Add操作得到输出一;将第二通道的左分支输出与第一通道的右分支输出进行Add操作得到输出二,如图4所示。

[0054] 第三种子模块的第一输入通道分别输入到第一输入通道的左分支和第一输入通道的右分支,第一通道的左分支由16*32*32的一维卷积,BatchNormalization层,RELU激活层,dropout,16*32*32的一维卷积和一维MaxPooling层组成;第一通道的右分支由一维MaxPooling层和16*32*32的一维卷积4,BatchNormalization层,RELU激活层,dropout层16*32*32的一维卷积和一维MaxPooling层组成;第二通道的右分支由一维MaxPooling层组成;第二通道的右分支由一维MaxPooling层组成;第二通道的右分支由一维MaxPooling层和16*32*32的一维卷积组成;将第一通道的左分支输出与第二通道的右分支输出进行Add操作得到输出一;将第二通道的左分支输出与第一通道的右分支输出进行Add操作得到输出二,如图5所示。

[0055] C)房颤心拍风险提示模块,用于通过对输入的单导联心电信号特征输入到神经网络中得到是否为房颤的结果。具体地,在本实施例中,在房颤心拍判别模块使用CNN-LSTM对神经网络进行搭建;将从一维卷积双交叉臂网络模块输出的富集心电信号特征的数据输入到16*32*32的一维网络中;将得到的数据输入到BatchNormalization层,RELU激活层和tensorflow.keras.layers.Bidirectional调用的32*256的LSTM模块,随后连接128*2的dense层和32*2的dense层;最后输出2*1的概率值,对二者进行比较获得最终的结果。

[0056] D) 外部接口模块,用于兼容不同的心电采集设别和报警输出接口,包括信号输入子模块和结果输出子模块。信号输入子模块将心电信号采集后,转化为系统能够识别的数据格式,结果输出子模块将房颤心拍风险提示模块的输出结果,通过结果输出模块输出为外部需求设备需要的数据格式。同时将得到的概率生成概率热力图,如图6所示。

[0057] 对医生的诊断进行提示:

[0058] 具体地,一维卷积双交叉臂网络模块和房颤心拍风险提示模块使用如下方式进行训练:

[0059] 使用MIT-BIH房颤数据库和中国生理信号挑战赛CPSC 2021阵发性房颤数据库;通过根据不同病人的依据划分为比例为8:2的训练集和测试集以实现模型组间检测准确性的判别;将上述两种数据库通过以采集病人不同划分完成的数据集读入;对心电信号数据库中含有的QRS波群定位信息进行读取,通过心电信号数据库含有的QRS波群坐标对双导联心电信号进行滑窗切割处理;滑窗的操作为以QRS波群为中心向前后各取500像素点作为切割边界,对双导联心电信号边界以内的数据进行存储;同时读取切割边界内的数据标签与数据进行对应存储。

[0060] 完成滑窗切割处理的心电数据和标签通过以下方式进行数据增强与扩征:使用镜像处理的方式对心电信号进行中心对称操作实现数据的扩征。使用对数据进行滤波处理后取前向差分的方式对心电信号进行滤波处理,首先使用高频滤波器滤除工频干扰和肌电噪音,然后对得到的心电信号进行前向差分,数据的第1位数据置零以保证数据长度不变。将完成扩征的数据和标签一一对应,然后以随机序列的方式读入模型进行训练。在每个训练周期的最后进行组间测试。在经过20~40个训练周期后损失函数值达到最小值停止训练。将测试集准确率最高的模型参数导入到一维卷积双交叉臂网络模块和房颤心拍风险提示模块中。

[0061] 本发明提供的房颤风险提示系统,在病人组内测试集的测试准确率为99.99%,病人间测试集准确率为98.89%。

[0062] 以上所述仅为本发明的较佳实施例,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和

7/7 页

原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

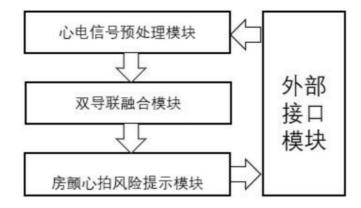


图1

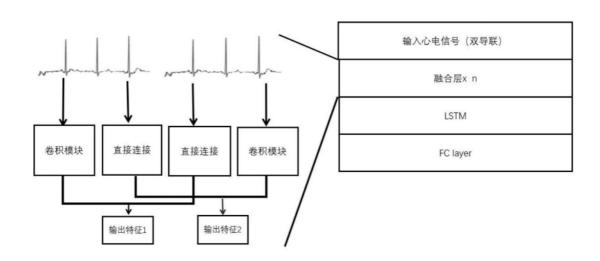


图2

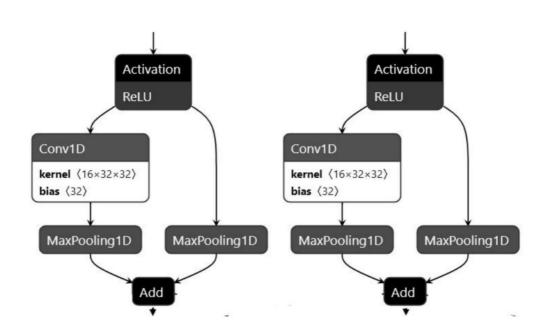


图3

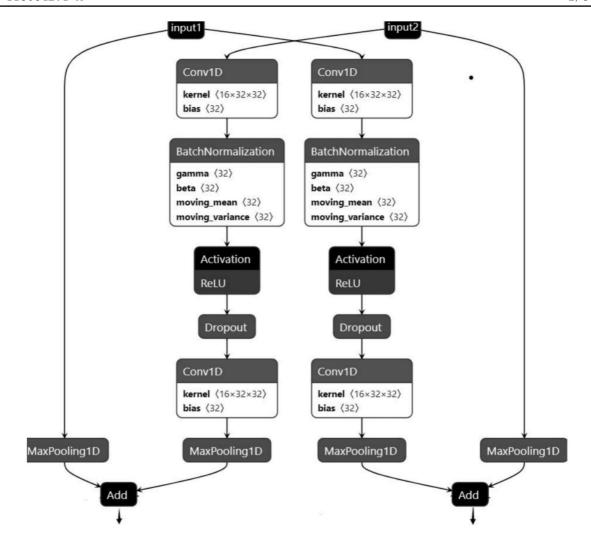


图4

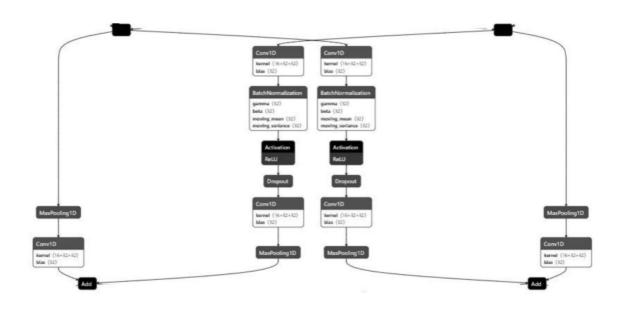


图5



图6