



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110801212 A

(43)申请公布日 2020.02.18

(21)申请号 201910691942.1

A61B 5/0456(2006.01)

(22)申请日 2019.07.29

A61B 5/11(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

(71)申请人 杭州埃因霍温科技有限公司

地址 310000 浙江省杭州市余杭区仓前街  
道龙潭路7号未来研创园A幢2层A207  
室

(72)发明人 胡军

(74)专利代理机构 杭州杭诚专利事务所有限公  
司 33109

代理人 阎忠华

(51)Int.Cl.

A61B 5/024(2006.01)

A61B 5/0245(2006.01)

A61B 5/04(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

权利要求书2页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

基于神经网络的BCG信号心率提取方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于神经网络的BCG信号心率提取方法,包括如下步骤:构建数据集,对HB类型序列和NHB类型序列进行预处理,构建神经网络模型,训练调试神经网络模型,心率检测;本发明具有能够有效的找出波峰点和波峰点之间的间隔HB类型序列,计算出心率间隔,既弥补了波形法的缺陷,又使BCG在心率检测上的实用性增强;心率检测抗干扰能力强,抗形变能力强,准确性高的特点。



1. 一种基于神经网络的BCG信号心率提取方法,其特征是,包括如下步骤:

(1-1) 构建数据集

对M个心脏正常的人采集同时采集ECG信号数据和BCG信号数据,根据ECG信号的RR间隔,将ECG信号数据中与RR间隔对应的2个相邻波峰时间点及其之间内的BCG信号数据段标记为HB类型序列;将BCG信号数据中的每个波峰时间点以及所述波峰时间点后面的0.3秒~2秒之间的每个波峰时间点之间的数据均标记为NHB类型序列,要求NHB类型序列前端和后端的2个波峰点不是信号数据的RR间隔的2个相邻波峰点,各个HB类型序列和NHB类型序列组成数据集;

(1-2) 对HB类型序列和NHB类型序列进行预处理

对于所有的长度不足256的HB类型序列和NHB类型序列,用0在序列后面补充,将HB类型序列和NHB类型序列均形状重置reshape成 $16 \times 16$ 的二维数据;

(1-3) 构建神经网络模型;

(1-4) 训练调试神经网络模型;

(1-5) 心率检测

i为序号,i的初始值为1,选定BCG信号数据的任意一个波峰 $A_i$ ;

(1-5-1) 将BCG信号数据的波峰 $A_i$ 分别与其后0.3秒~2秒内的各个波峰之间的数据组成的序列依次输入到神经网络模型中;

(1-5-2) 如果各个序列中的某个序列 $L_j$ 对应的神经网络模型的输出为0,则判定序列 $L_j$ 为HB类型序列,将波峰 $A_i$ 作为当前心率波峰点;转入步骤(1-5-4);

(1-5-3) 如果所有序列对应的神经网络模型的输出均为1,则使i值增加1,即从波峰 $A_i$ 之后的下一个波峰点,将此波峰点作为 $A_i$ 返回步骤(1-5-1);

(1-5-4) 以序列 $L_j$ 中的最后一个数据点作为心率波峰点 $A_{i+1}$ ,将 $A_{i+1}$ 与其后0.3秒~2秒内的各个波峰之间的数据组成的各个序列分别输入到神经网络模型中,如果所有序列对应的神经网络模型的输出为1,从波峰 $A_{i+1}$ 之后的2秒以后的第一个波峰作为当前波峰点,转入步骤(1-5-1);

(1-5-5) 如果(1-5-4)中有一个序列对应的神经网络模型的输出为0,返回步骤(1-5-4),直至找到最后一个神经网络模型的输出为0的序列 $L_N$ ,将序列 $L_N$ 中的最后一个数据点作为最后的心率波峰点 $A_N$ 。

2. 根据权利要求1所述的基于神经网络的BCG信号心率提取方法,其特征是,步骤(1-4)包括如下步骤:

利用若干个残差网络结构模型依次连接构建神经网络模型,残差网络结构模型的输入为x,输出为 $F(x)+x$ , $F(x)$ 是卷积计算函数,当神经网络最优的拟合结果输出为 $H(x)$ , $H(x)=F(x)+x$ ,则神经网络最优的 $F(x)$ 即为 $H(x)$ 与x的残差。

3. 根据权利要求1所述的基于神经网络的BCG信号心率提取方法,其特征是,步骤(1-4)包括如下步骤:

使用学习率Learning Rate从0.01开始,每30个轮数epoch将当前Learning Rate $\times 0.1$ ,即每30轮epoch缩小10倍,总轮数epoch为120,批数量batch\_size设置为256,使用sgd优化器;

当损失函数loss降低到不再收敛,训练停止;当前时间点保存的模型文件即可作为本

次训练最终使用模型文件。

4. 根据权利要求1所述的基于神经网络的BCG信号心率提取方法,其特征是,步骤(1-5-5)之后包括如下步骤:

(1-5-6) 神经网络模型判断为0的序列均为HB类型序列,HB类型序列的前端和后端的数据点对应的2个波峰点之间的时间间隔即为瞬时心率时间长度。

5. 根据权利要求1或2或3或4所述的基于神经网络的BCG信号心率提取方法,其特征是, M为60, M个心脏正常的人中包含5~10岁年龄段男孩3人, 5~10岁年龄段女孩3人, 10~16岁年龄段男孩4人, 10~16岁年龄段女孩4人, 16~50岁年龄段男性15人, 16~50岁年龄段女性15人, 50~80岁年龄段男性8人, 50~80岁年龄段女性8人。

## 基于神经网络的BCG信号心率提取方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及心率提取技术领域,尤其是涉及一种抗干扰能力强,抗形变能力强,准确性高的基于神经网络的BCG信号心率提取方法。

### 背景技术

[0002] ECG信号心率检测,心电图(Electrocardiogram, ECG):指心脏在每个心动周期中,由起搏点、心房、心室相继兴奋,伴随着生物电的变化,通过心电描记器从体表引出多种形式的电位变化的图形。简单来说心电图就是利用心电图机从体表记录心脏每个心动周期所产生的电活动变化图形的技术。一般通过电极片贴在人身体的各个部位(四肢和胸部)收集ECG信号。

[0003] PPG信号心率检测,光电容积脉搏波描记法(PPG),目前市场上能看到采用这种技术的穿戴设备就有:AppleWatch、三星Galaxy Gear S2、Moto 360、Microsoft Band等。

[0004] 就拿AppleWatch来说,测量心率时底部的表盘会发出绿色的灯光,并且测量的时候手腕最好保持不动否则会影响测量结果。

[0005] BCG信号心率检测,BCG信号是基于PVDF(压电薄膜)传感器的信号采集系统,可以采集到心脏收缩过程中的心冲击图信号(原理是心脏的收缩会将压力传导到压电薄膜传感器上,传感器将压力信号转换为电信号,这就是所谓的心冲击图信号),把这种信号叫做BCG信号。

[0006] 基于压电薄膜传感器的BCG信号采集设备,只需放置于人的胸部附近位置即可收集到BCG信号,适用场景如晚上睡觉时候,人平躺于床上,传感器放置于床单下胸部附近位置即可。

[0007] BCG信号现有的心率提取算法(称为BCG信号波形学心率提取方法,最常见的方案)主要结合了波形学,信号频谱分析,形态学这几个方式的处理手段。先做带通滤波(二阶Butterworth滤波器0.5Hz~3.6Hz),过滤掉非心率频段的信号数据。通过查找极大值点,找出一些波峰,通过观察调试测试出正常心率的波峰幅值范围,剔除掉幅值过低(环境噪声可能引起过低的小波峰)和过高(比如体动可能引起过高的波峰)的波峰。

[0008] 现有的技术的缺点如下:

[0009] ECG方案,只有去医院检测,需要在身上贴电极片不方便,不能长期监测等。

[0010] PPG方案,需要随身佩戴,不方便,对光照敏感,准确度低,鲁棒性不好。

[0011] BCG方案(波形法),对于现实里的BCG信号效果并不是很好,主要原因就是基于波形的分析过分依赖波形,导致其抗干扰能力和抗形变能力较差,当波形模式发生改变时准确率会发生显著的下降,只能在非常规范的场景中使用,而现实中的BCG信号包含体动,呼吸,和很多环境噪声信号,导致了这种波形法方案相对于神经网络的BCG信号心率提取方法准确度低,鲁棒性也不好。

## 发明内容

[0012] 本发明的发明目的是为了克服现有技术中的基于波形法的BCG信号心率提取方法上准确度低,鲁棒性差的不足,提供了一种抗干扰能力强,抗形变能力强,准确性高的基于神经网络的BCG信号心率提取方法。

[0013] 为了实现上述目的,本发明采用以下技术方案:

[0014] 一种基于神经网络的BCG信号心率提取方法,包括如下步骤:

[0015] (1-1) 构建数据集

[0016] 对M个心脏正常的人采集同时采集ECG信号数据和BCG信号数据,根据ECG信号的RR间隔,将ECG信号数据中与RR间隔对应的2个波峰时间点及其之间内的BCG信号数据段标记为HB类型序列;将BCG信号数据中的每个波峰时间点以及所述波峰时间点后面的0.3秒~2秒之间的每个波峰时间点之间的数据均标记为NHB类型序列,要求NHB类型序列前端和后端的2个波峰点不是信号数据的RR间隔的2个相邻波峰点,各个HB类型序列和NHB类型序列组成数据集;

[0017] (1-2) 对HB类型序列和NHB类型序列进行预处理

[0018] 对于所有的长度不足256的HB类型序列和NHB类型序列,用0在序列后面补充,将HB类型序列和NHB类型序列均形状重置reshape成 $16 \times 16$ 的二维数据;

[0019] (1-3) 构建神经网络模型;

[0020] (1-4) 训练调试神经网络模型;

[0021] (1-5) 心率检测

[0022]  $i$ 为序号, $i$ 的初始值为1,选定BCG信号数据的任意一个波峰 $A_i$ ;

[0023] (1-5-1) 将BCG信号数据的波峰 $A_i$ 分别与其后0.3秒~2秒内的各个波峰之间的数据组成的序列依次输入到神经网络模型中;

[0024] (1-5-2) 如果各个序列中的某个序列 $L_j$ 对应的神经网络模型的输出为0,则判定序列 $L_j$ 为HB类型序列,将波峰 $A_i$ 作为当前心率波峰点;转入步骤(1-5-4);

[0025] (1-5-3) 如果所有序列对应的神经网络模型的输出均为1,则使 $i$ 值增加1,即从波峰 $A_i$ 之后的下一个波峰点,将此波峰点作为 $A_i$ 返回步骤(1-5-1);

[0026] (1-5-4) 以序列 $L_j$ 中的最后一个数据点作为心率波峰点 $A_{i+1}$ ,将 $A_{i+1}$ 与其后0.3秒~2秒内的各个波峰之间的数据组成的各个序列分别输入到神经网络模型中,如果所有序列对应的神经网络模型的输出为1,从波峰 $A_{i+1}$ 之后的2秒以后的第一个波峰作为当前波峰点,转入步骤(1-5-1);

[0027] (1-5-5) 如果(1-5-4)中有一个序列对应的神经网络模型的输出为0,返回步骤(1-5-4),直至找到最后一个神经网络模型的输出为0的序列 $L_N$ ,将序列 $L_N$ 中的最后一个数据点作为最后的心率波峰点 $A_N$ 。

[0028] 相对于ECG信号和PPG信号的采集,BCG非接触式的测量心率的方法有不用携带,便捷,无创,可以长期监测等优点。

[0029] 现实环境的复杂性导致了BCG收集的信号包含了体动呼吸和各种环境中的噪声,处理难度特别高,使用BCG信号波形法心率检测效果并不好。

[0030] 本发明能够有效的找出波峰点和波峰点之间的间隔HB类型序列,计算出心率间隔,在准确性、鲁棒性、抗干扰和抗形变能力方面都很好;既弥补了波形法的缺陷,又使BCG

在心率检测上的实用性增强;心率检测抗干扰能力强,抗形变能力强,准确性高。

[0031] 作为优选,步骤(1-4)包括如下步骤:

[0032] 利用若干个残差网络结构模型依次连接构建神经网络模型,残差网络结构模型的输入为 $x$ ,输出为 $F(x)+x$ , $F(x)$ 是卷积计算函数,当神经网络最优的拟合结果输出为 $H(x)$ , $H(x)=F(x)+x$ ,则神经网络最优的 $F(x)$ 即为 $H(x)$ 与 $x$ 的残差。

[0033] 作为优选,步骤(1-4)包括如下步骤:

[0034] 使用学习率Learning Rate从0.01开始,每30个轮数epoch将当前Learning Rate $\times 0.1$ ,即每30轮epoch缩小10倍,总轮数epoch为120,批数量batch\_size设置为256,使用sgd优化器;

[0035] 当损失函数loss降低到不再收敛,训练即可停止;

[0036] 当前时间点保存的模型文件即可作为本次训练最终使用模型文件。

[0037] 作为优选,步骤(1-5-5)之后包括如下步骤:

[0038] (1-5-6)神经网络模型判断为0的序列均为HB类型序列,HB类型序列的前端和后端的数据点对应的2个波峰点之间的时间间隔即为瞬时心率时间长度。

[0039] 作为优选, $M$ 为60, $M$ 个心脏正常的人中包含5~10岁年龄段男孩3人,5~10岁年龄段女孩3人,10~16岁年龄段男孩4人,10~16岁年龄段女孩4人,16~50岁年龄段男性15人,16~50岁年龄段女性15人,50~80岁年龄段男性8人,50~80岁年龄段女性8人。

[0040] 因此,本发明具有如下有益效果:能够有效的找出波峰点和波峰点之间的间隔HB类型序列,计算出心率间隔,在准确性、鲁棒性、抗干扰和抗形变能力方面都很好;既弥补了波形法的缺陷,又使BCG在心率检测上的实用性增强;心率检测抗干扰能力强,抗形变能力强,准确性高。

## 附图说明

[0041] 图1是本发明的一种流程图;

[0042] 图2是本发明的一种ECG心电图和BCG信号波形图的比较图;

[0043] 图3是本发明的另一种ECG心电图和BCG信号波形图的比较图;

[0044] 图4是本发明的残差网络结构模型的一种结构示意图;

[0045] 图5是本发明的神经网络模型的一种结构示意图。

## 具体实施方式

[0046] 下面结合附图和具体实施方式对本发明做进一步的描述。

[0047] 如图1所示的实施例是一种基于神经网络的BCG信号心率提取方法,

[0048] 如图2所示, $x$ 轴(横轴)代表时间, $y$ 轴(纵轴)代表信号强弱的幅值。心电图的一次RR间隔即为一个心跳周期,波形很明显;而BCG信号的波形图中,对应ECG的RR间隔是AB间隔,除去A,B2个波峰,BCG信号中还有很多其他噪声波峰,如图中的小写字母标记。这些小波峰幅度不固定,数量不固定,没有规律,而对应的心率波峰A,B是有周期有规律的。

[0049] 根据ECG和BCG波形图的描述,使用神经网络方法做一个BCG信号的2分类识别算法来提取心率,将BCG信号中的波峰与波峰之间的数据序列作为神经网络的输入,判断输出类型,输出有2个类型:HB(Heart beat)类型和NHB(No Heart beat)类型,2分类算法识别出的

2个类型。

[0050] BCG信号的AB段数据是对应ECG信号的RR间隔的,则将BCG信号中对应这段数据序列称为HB(Heart Beat)类型序列,代表BCG信号中的一个心跳周期间隔,是BCG信号中的一次心跳中相邻2个心率波峰之间的间隔。而aA,ab,ac,bc,bf,dB,bB等等任意字母间的数据段(除AB段以外),都不是一个心跳间隔,称为一个NHB(No Heart Beat)类型序列。根据心电图RR间隔时间段,找出对应的BCG的HB类型序列,和其它波峰任意组成的NHB类型序列一起构建一个数据集来训练一个神经网络2分类算法,这里HB标记为0,NHB标记为1。训练完以后的神经网络模型,即可用于识别任意波峰与波峰之间的数据段是不是HB类型序列,找到HB类型序列就可提取出一次瞬时心跳间隔,计算瞬时心率。

[0051] 如上面原理分析所说,分为2个阶段,第1阶段是神经网络模型的训练阶段,先根据时间同步的ECG信号和BCG信号数据,构建BCG信号的训练用的数据集,再构建神经网络算法进行训练出模型。第2阶段是模型的使用阶段,心率检测阶段,将BCG信号数据使用模型找出心率波峰间隔(HB类型序列),来计算瞬时心率。

[0052] 本发明包括如下步骤:

[0053] (1-1) 构建数据集

[0054] 对60个心脏正常的人采集同时采集ECG信号数据和BCG信号数据,根据ECG信号的RR间隔,将ECG信号数据中与RR间隔对应的2个波峰时间点及其之间内的BCG信号数据段标记为HB类型序列;将BCG信号数据中的每个波峰时间点以及所述波峰时间点后面的0.3秒~2秒之间的每个波峰时间点之间的数据均标记为NHB类型序列;

[0055] 60个心脏正常的人中包含5~10岁年龄段男孩3人,5~10岁年龄段女孩3人,10~16岁年龄段男孩4人,10~16岁年龄段女孩4人,16~50岁年龄段男性15人,16~50岁年龄段女性15人,50~80岁年龄段男性8人,50~80岁年龄段女性8人。

[0056] 对他们采集晚上9点到早上6点的ECG信号数据和BCG信号数据(时间段可以自己定义,比如从早上几点到晚上几点,但是采集的BCG信号和ECG信号一定要同一个时间段。这样后面才能找到对应ECG的RR波峰找同一个时间点的BCG的心率波峰),根据ECG信号的RR间隔,对ECG中RR间隔2个波峰时间点的BCG信号数据段标记为HB类型序列(如图3中,方框所示即为一个HB类型序列),这样就标记了一个BCG信号的HB类型序列。因为正常心率范围为60~100次每分钟,将范围扩大到30~180次每分钟,那么一次心跳的时间间隔最宽范围在0.3~2秒之间,依次给BCG信号中的每个波峰以及这个波峰和后面的0.3~2秒之间的每个波峰之间的数据段(非RR间隔的数据段)标记为NHB。BCG数据集有了HB和NHB类型序列。一个HB类型序列即代表是一个BCG的心率波峰到下一个心率波峰的间隔,代表一次心跳周期。

[0057] 如图2所示,上面的波形是ECG信号,下面的波形是对应时刻的BCG信号。方框部分即为可以标记为一个HB类型序列的数据段。ECG信号的RR间隔2个波峰对应时间点上的BCG的对应2个波峰之间的数据段即为一个HB类型的数据段。

[0058] 一个HB类型序列的标记过程例子:例如时间 $t_1, t_2$ 是心电图上一次心跳间隔出现的时间点,对应的BCG信号的 $t_1, t_2$ 时间点对应数据是序号为1020和1144,那么将 $(x_{1020}, x_{1021}, x_{1022}, x_{1023}, \dots, x_{1144})$ 作为一个HB类型序列,因为这里的BCG信号采样设置的125Hz,即1秒采集125个数据点,可以看到 $1144-1020=124$ 差不多将近1秒的时间。

[0059] 一个NHB类型序列的标记过程例子:例如当前波峰a(图2中所画,当前波峰是a,也

可以选取为A,b,c,d,e等任意一个波峰作为当前波峰),选择其后面0.3~2秒之间的任意一个波峰,例如波峰f,和波峰a之间的时间间隔是0.8秒,在0.3~2秒之间。这样一段序列不是RR间隔对应的波峰,即可标记为NHB类型序列,这里波峰a和波峰f对应的时间点 $t_1, t_2$ 对应BCG信号的序号是1008,1109。那么将 $(x_{1008}, x_{1009}, x_{1010}, x_{1011} \cdots x_{1109})$ 作为一个NHB类型序列,因为这里的BCG信号采样设置的125Hz,即1秒采集125个数据点,可以看到 $1109-1008=101$ 差不多将近0.8秒的时间。

[0060] 按照上面的方法,将BCG信号数据标记了22000段HB类型序列和36000段NHB类型序列,一起组成了一个BCG数据集,其中的70%用于训练,30%用于测试。

[0061] ECG数据作用:只是用于构建BCG数据集时,因为需要知道ECG的RR间隔的2个波峰的时间点来查找对应时间点的BCG的心率波峰,从而来标记出HB类型序列。

[0062] (1-2)对HB类型序列和NHB类型序列进行预处理

[0063] 对于所有的长度不足256的HB类型序列和NHB类型序列,用0在序列后面补充,将HB类型序列和NHB类型序列均形状重置reshape成 $16 \times 16$ 的二维数据。

[0064] (1-3)构建神经网络模型

[0065] 如图4、图5所示,利用若干个残差网络结构模型依次连接构建神经网络模型,残差网络结构模型的输入为 $x$ ,输出为 $F(x)+x$ , $F(x)$ 是卷积计算函数,当神经网络最优的拟合结果输出为 $H(x)$ , $H(x)=F(x)+x$ ,则神经网络最优的 $F(x)$ 即为 $H(x)$ 与 $x$ 的残差。

[0066] 图4中的weight layer的含义为权重网络层,神经网络模型是由各种层组成的,这里的权重网络层就是代表层的意思。

[0067] Relu的含义为激活函数,是神经网络里面的激活函数的一种,当函数输入 $x$ 大于0时候, $\text{relu}(x)=x$ ;当函数输入 $x$ 小于等于0的时候, $\text{relu}(x)=0$ 。

[0068] identity的字面意思是同一个,这里表示公式中 $F(x)+x$ 的第2个 $x$ 是原先输入的 $x$ ,没有经过任何计算改变过。

[0069] (1-4)训练调试神经网络模型;

[0070] 使用学习率Learning Rate从0.01开始,每30个轮数epoch将当前Learning Rate $\times 0.1$ ,即每30轮epoch缩小10倍,总轮数epoch为120,批数量batch\_size设置为256,使用sgd优化器;

[0071] 当损失函数loss降低到不再收敛,如图t时间点,训练即可停止;当前时间点保存的模型文件即可作为本次训练最终使用模型文件。

[0072] (1-5)心率检测

[0073]  $i$ 为序号, $i$ 的初始值为1,选定BCG信号数据的任意一个波峰 $A_i$ ;

[0074] (1-5-1)将BCG信号数据的波峰 $A_i$ 分别与其后0.3秒~2秒内的各个波峰之间的数据组成的序列依次输入到神经网络模型中;

[0075] (1-5-2)如果各个序列中的某个序列 $L_j$ 对应的神经网络模型的输出为0,则判定序列 $L_j$ 为HB类型序列,将波峰 $A_i$ 作为当前心率波峰点;转入步骤(1-5-4);

[0076] (1-5-3)如果所有序列对应的神经网络模型的输出均为1,则使 $i$ 值增加1,即从波峰 $A_i$ 之后的下一个波峰点,将此波峰点作为 $A_i$ 返回步骤(1-5-1);

[0077] (1-5-4)以序列 $L_j$ 中的最后一个数据点作为心率波峰点 $A_{i+1}$ ,将 $A_{i+1}$ 与其后0.3秒~2秒内的各个波峰之间的数据组成的各个序列分别输入到神经网络模型中,如果所有序列



对应的神经网络模型的输出为1,从波峰 $A_{i+1}$ 之后的2秒以后的第一个波峰作为当前波峰点,转入步骤(1-5-1);

[0078] (1-5-5) 如果(1-5-4)中有一个序列对应的神经网络模型的输出为0,返回步骤(1-5-4),直至找到最后一个神经网络模型的输出为0的序列 $L_N$ ,将序列 $L_N$ 中的最后一个数据点作为最后的心率波峰点 $A_N$ 。

[0079] (1-5-6) 神经网络模型判断为0的序列均为HB类型序列,HB类型序列的前端和后端的数据点对应的2个波峰点之间的时间间隔即为瞬时心率时间长度。

[0080] 应理解,本实施例仅用于说明本发明而不用于限制本发明的范围。此外应理解,在阅读了本发明讲授的内容之后,本领域技术人员可以对本发明作各种改动或修改,这些等价形式同样落于本申请所附权利要求书所限定的范围。

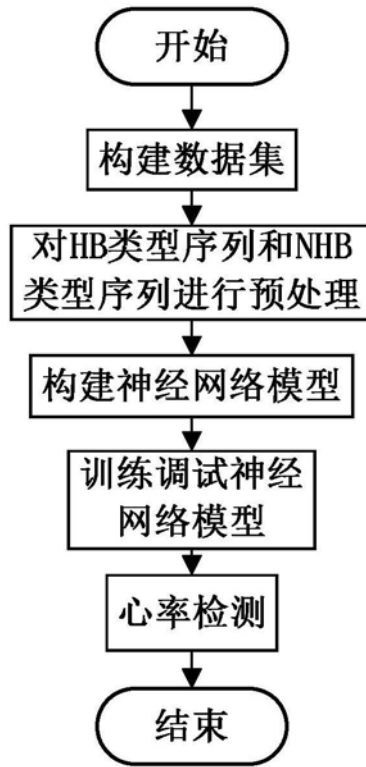


图1

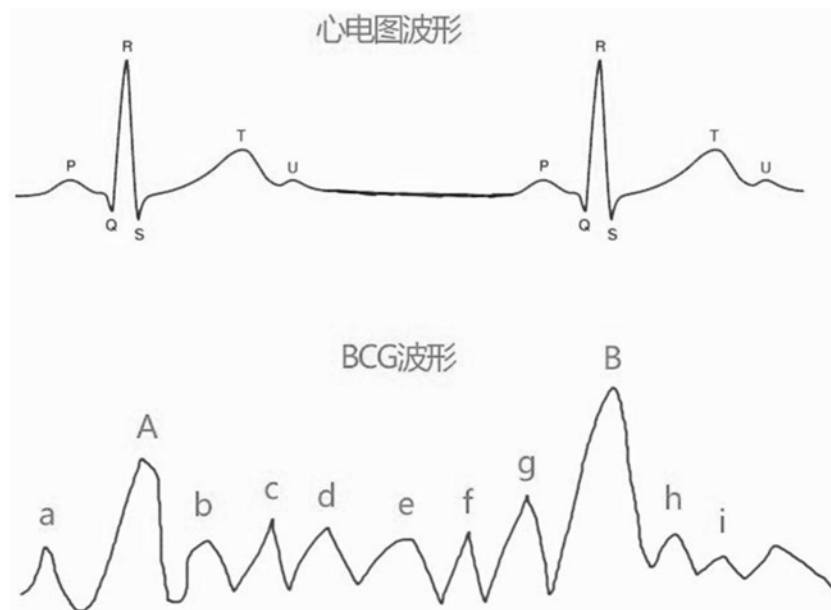


图2

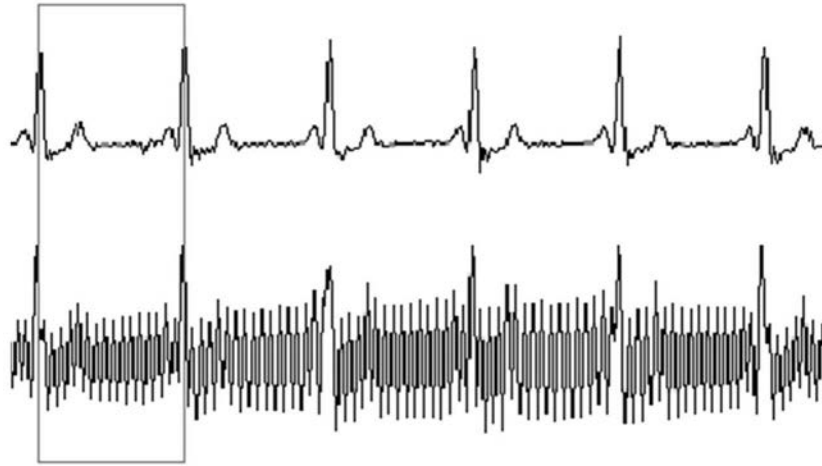


图3

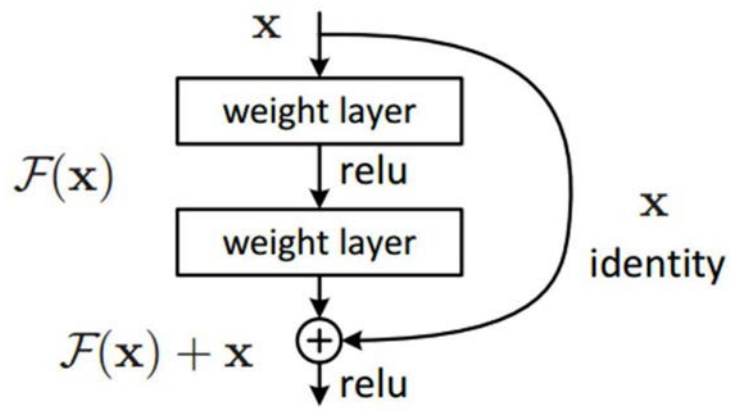
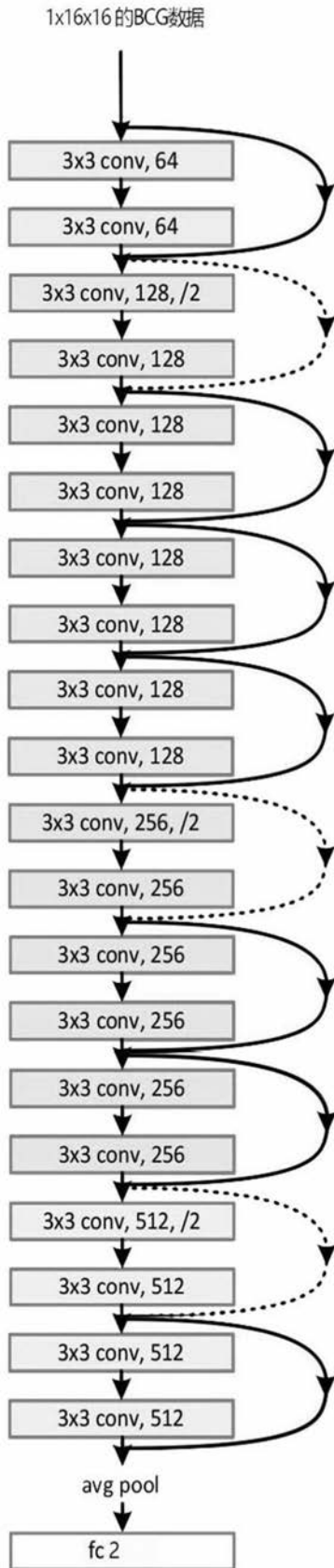


图4



输入数据是维度为1\*16\*16的BCG数据段序列

经过第一个残差结构，里面是2个3\*3\*64的卷积操作  
每个卷积后经过激活函数relu，输出为64\*16\*16维度的数据

经过第二个残差结构，先经过一个最大值池化操作，将数据  
维度转换为64\*8\*8，然后经过2个3\*3\*128的卷积操作  
每个卷积后经过激活函数relu，输出为128\*8\*8维度的数据

经过第三个残差结构，经过2个3\*3\*128的卷积操作  
每个卷积后经过激活函数relu，输出为128\*8\*8维度的数据

经过第四个残差结构，经过2个3\*3\*128的卷积操作  
每个卷积后经过激活函数relu，输出为128\*8\*8维度的数据

经过第五个残差结构，经过2个3\*3\*128的卷积操作  
每个卷积后经过激活函数relu，输出为128\*8\*8维度的数据

经过第六个残差结构，先经过一个最大值池化操作，将数据  
维度转换为128\*4\*4，然后经过2个3\*3\*256的卷积操作  
每个卷积后经过激活函数relu，输出为256\*4\*4维度的数据

经过第七个残差结构，经过2个3\*3\*256的卷积操作  
每个卷积后经过激活函数relu，输出为256\*4\*4维度的数据

经过第八个残差结构，经过2个3\*3\*256的卷积操作  
每个卷积后经过激活函数relu，输出为256\*4\*4维度的数据

经过第九个残差结构，先经过一个最大值池化操作，将数据  
维度转换为256\*2\*2，然后经过2个3\*3\*512的卷积操作  
每个卷积后经过激活函数relu，输出为512\*2\*2维度的数据

经过第十个残差结构，经过2个3\*3\*512的卷积操作  
每个卷积后经过激活函数relu，输出为512\*2\*2维度的数据

最后一个结构，先经过平均池化操作，输出为512\*1\*1维度的  
数据，经过一个512到2的全连接层，再经过激活函数relu，  
输出为2维度的数据，经过softmax后，数据为0则代表预测  
为HB，1则代表预测为NHB

图5

专利名称(译)	基于神经网络的BCG信号心率提取方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN110801212A</a>	公开(公告)日	2020-02-18
申请号	CN201910691942.1	申请日	2019-07-29
[标]发明人	胡军		
发明人	胡军		
IPC分类号	A61B5/024 A61B5/0245 A61B5/04 A61B5/0402 A61B5/0456 A61B5/11 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/024 A61B5/0245 A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/0456 A61B5/1102 A61B5/7267		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明公开了一种基于神经网络的BCG信号心率提取方法，包括如下步骤：构建数据集，对HB类型序列和NHB类型序列进行预处理，构建神经网络模型，训练调试神经网络模型，心率检测；本发明具有能够有效的找出波峰点和波峰点之间的间隔HB类型序列，计算出心率间隔，既弥补了波形法的缺陷，又使BCG在心率检测上的实用性增强；心率检测抗干扰能力强，抗形变能力强，准确性高的特点。

