



## (12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 110236518 B

(45) 授权公告日 2020.12.11

(21) 申请号 201910262509.6

A61B 5/00 (2006.01)

(22) 申请日 2019.04.02

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

US 2017/0112401 A1, 2017.04.27

申请公布号 CN 110236518 A

CN 108898173 A, 2018.11.27

(43) 申请公布日 2019.09.17

审查员 董卫

(73) 专利权人 武汉大学

地址 430072 湖北省武汉市武昌区八一路  
299号

(72) 发明人 郭雨欣 范赐恩 邹炼 张笑  
胡骞 吴靖玮

(74) 专利代理机构 湖北武汉永嘉专利代理有限公司 42102

代理人 王丹

(51) Int. Cl.

A61B 5/0402 (2006.01)

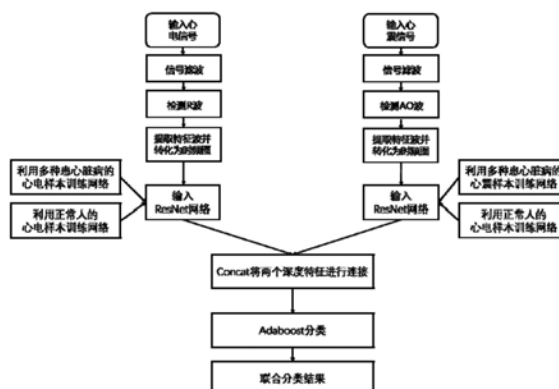
权利要求书2页 说明书5页 附图1页

### (54) 发明名称

基于神经网络的心电及心震信号联合分类的方法及装置

### (57) 摘要

本发明提供一种基于神经网络的心电及心震信号联合分类的方法,获取待分类的心电信号和心震信号,进行预处理,实现待分类的心电信号和心震信号的滤波和去噪;提取待分类的心电信号和心震信号的特征波,并将特征波转化为时频图;将待分类的心电信号和心震信号的时频图分别传入已训练好的神经网络进行分别识别,得到识别结果;利用Concat方法将待分类的心电信号和心震信号分别识别后的结果连接起来,通过Adaboost算法将连接起来的结果进行分类;神经网络采用ResNet结构。本发明将一维的心电信号及心震信号转变为时频图,利用神经网络和Adaboost算法进行结合,将心电信号和心震信号有效联合起来进行分类,增加了分类的维度,在分类的准确性上实现了突破。



1. 一种心电及心震信号联合分类装置, 其特征在于: 它包括信号输入装置、处理器、存储器和显示器; 其中,

信号输入装置用于输入待分类的心电信号和心震信号图;

存储器中存有计算机程序, 供处理器调用, 以完成基于神经网络的心电及心震信号联合分类的方法;

显示器用于显示分类结果;

所述的基于神经网络的心电及心震信号联合分类的方法包括以下步骤:

S1、获取待分类的心电信号和心震信号, 进行预处理, 实现待分类的心电信号和心震信号的滤波和去噪;

S2、提取待分类的心电信号和心震信号的特征波, 并将特征波转化为时频图;

S3、将待分类的心电信号和心震信号的时频图分别传入已训练好的神经网络进行分别识别, 得到识别结果;

S4、利用Concat方法将待分类的心电信号和心震信号分别识别后的结果连接起来, 通过Adaboost算法将连接起来的结果进行分类;

所述的神经网络按以下方法进行训练:

1) 定义ResNet的结构及其前向传播的输出结果, 并定义损失函数, 选择反向传播优化算法; 2) 选取正常人和不同年龄不同病症患者的带有心脏疾病标签的心电信号和心震信号数据集, 分别训练心电信号和心震信号的神经网络;

所述的S4具体为: 采用决策分类器进行分类, 分类结果为所提取信号分类结果及置信度的大小;

所述的决策分类器按以下方式得到:

首先通过对N个训练样本构成的第一样本集学习, 得到第一个弱分类器; 根据第一次学习中每个深度特征样本的分类是否正确, 以及第一次的总体分类的准确率, 来确定第一样本集中每个样本的权值; 同时, 将第一样本集中分错的样本和其他新的训练样本一起, 构成一个新的N个训练样本构成的第二样本集, 通过对第二样本集的学习得到第二个弱分类器, 将修改过权值的新训练样本送给下层分类器进行训练; 将前面都分错了的样本加上新的训练样本构成另一个新的N个训练样本构成的第三样本集, 通过对第三样本集的学习得到第三个弱分类器; 最后将第一、二、三个弱分类器融合起来, 作为决策分类器;

所述的训练样本为已知的正常人和不同年龄不同病症患者的带有心脏疾病标签的心电信号和心震信号数据集进行S1至S3处理后得到的心电信号和心震信号的深度特征。

2. 根据权利要求1所述的心电及心震信号联合分类装置, 其特征在于: 所述的S1对心电信号预处理的过程具体为: 采用巴特沃斯滤波器对心电信号做预处理, 过滤掉高频噪声; 同时, 采用Savitzky-Golay滤波器实现对心电信号中干扰信号的滤除。

3. 根据权利要求1所述的心电及心震信号联合分类装置, 其特征在于: 所述的S1对心震信号预处理的过程具体为:

选取Symlet小波系, 利用多分辨率时频局部化特性把所得心震信号中的不同频率成分分解成不同频带的子信号, 将第二尺度的工频干扰及第八尺度的呼吸引起的噪声的小波系数置零, 增强由心震信号引起的小波系数, 最后进行重构, 进行初步去噪;

采用小波阈值去噪法对心震信号进行Mallat分解, 得到不同尺度的小波系数, 按照

Stein无偏阈值处理该小波系数,小于预定阈值的小波系数直接置为零,以对心震信号的白噪声进行去噪。

4.根据权利要求1所述的心电及心震信号联合分类装置,其特征在于:所述的S2具体为:

2.1、心电信号在每个周期内均出现R峰,设定R峰阈值,以R峰阈值为中心向左右分别截取2个周期心电信号作为心电信号的特征波;

2.2、通过公式 $(f(j) - f(j - 1)) \times (f(j) - f(j + 1)) > 0$  筛选每段心震信号的极值点,并由此计算上升幅度,确定A0波位置,以其为中心向左右分别截取四个完整心跳波形的信号作为心震信号的特征波;其中,j为时间,f(j)、f(j+1)和f(j-1)为j、j+1和j-1时刻的振幅;A0波是指一个周期内心震信号峰值点最大的波;

2.3、将心电及心震信号的特征波进行四阶多贝西小波的小波变换,从而转换到频域上,得到时频图。

5.根据权利要求1所述的心电及心震信号联合分类装置,其特征在于:所述的S3具体为:

将处理完毕的心电信号和心震信号的时频图,分别通过各自训练好的神经网络,以神经网络倒数第二层作为特征输出,得到心电信号和心震信号的深度特征。

## 基于神经网络的心电及心震信号联合分类的方法及装置

### 技术领域

[0001] 本发明属于医学信号处理领域,具体涉及一种基于神经网络的心电及心震信号联合分类的方法及装置。

### 背景技术

[0002] 心电监测技术利用心脏在每一次机械收缩前产生的电激动获取心脏状态信息。常见的心电检测技术通常是通过多个电极导联得到测量者的心电图,从而用于检查心律失常、心室心房肥大、心肌缺血等病症。该技术是人们日常中较为常见的心脏检测技术。

[0003] 心震监测技术是利用由心脏泵血时引起的微弱的机械震动获取心脏状态,具有很高的临床研究价值。相较于心电信号,心震信号由多个矢量组成,所得的数据包含更多的心脏状态信息,因此,心震信号能判断的病症更多,获得的心脏状态信息更为详细。该技术是一种具有巨大潜力的技术。

[0004] 在相关的便携式心脏监测装置上,单独的心电或心震监测都存在缺陷。心电监测在如心室缺氧、冠状动脉缺血等疾病上存在判读盲区,不能有效的监测心脏状态,而心震监测的测量要求较为苛刻,在日常生活中的测量误差较大,故目前还不能作为一种长期而稳定的心脏监测手段。

[0005] 现有一些关于心电及心震信号处理的专利(包括发明授权专利和发明公布专利)如下:

[0006] CN 109063552 A:该发明专利提出了一种多导联心电信号分类的方法和系统,其通过多支路卷积残差神经网络提取多导联心电信号的信号特征,基于Softmax函数对融合后的所述多导联心电信号进行分类提高了心电信号分类的灵活性和适应性,但仅局限于心电信号。

[0007] CN 108354612 A:该发明专利公开了一种信号处理方法及装置,可以获取一段时间内用户的心冲击信号数据和心震动信号数据,并获取其联动特征参数,用以表示其在时/频域上的相关性特征。但是,该发明专利进对心震信号和心冲击信号进行了监测,并没有同时监测使用者的心电信号;其次,该发明专利仅获取了其所述两种信号之间的联动特征参数,并没有分析心震信号自身的信号特征。

[0008] CN 109310371 A:该发明专利公开了一种用于量化心力衰竭的方法,可以通过放置在人的胸部上的加速度计记录信号,并利用麦克风拾取心音,用以划分心动周期。但是,该发明专利仅利用了具有低于1Hz的下限截止频率和在范围100-250Hz内的上限截止频率的带通滤波器进行滤波,对信号的滤波效果差;同时,该发明专利需要额外使用麦克风记录心音,再根据心音划分心动周期,这样的做法相比直接利用心震信号判别心动周期更为复杂。

[0009] 可以看出,现有专利主要为单独的心电信号分类及心震信号分类,极少有将二者结合起来实现分类。同时,目前心电信号处理的发明专利大多是基于二维心电信号进行处理,不仅局限于方法的单一,也受信号处理计算的繁琐及信号质量的限制,在分类的准确度

上大打折扣。

## 发明内容

[0010] 本发明要解决的技术问题是：提供一种基于神经网络的心电及心震信号联合分类的方法及装置，从而增加分类的维度、提高分类的准确度。

[0011] 本发明为解决上述技术问题所采取的技术方案为：一种基于神经网络的心电及心震信号联合分类的方法，其特征在于：它包括以下步骤：

[0012] S1、获取待分类的心电信号和心震信号，进行预处理，实现待分类的心电信号和心震信号的滤波和去噪；

[0013] S2、提取待分类的心电信号和心震信号的特征波，并将特征波转化为时频图；

[0014] S3、将待分类的心电信号和心震信号的时频图分别传入已训练好的神经网络进行分别识别，得到识别结果；

[0015] S4、利用Concat方法将待分类的心电信号和心震信号分别识别后的结果连接起来，通过Adaboost算法将连接起来的结果进行分类；

[0016] 所述的神经网络按以下方法进行训练：

[0017] 1) 定义ResNet的结构及其前向传播的输出结果，并定义损失函数，选择反向传播优化算法；2) 选取正常人和不同年龄不同病症患者的带有心脏疾病标签的心电信号和心震信号数据集，分别训练心电信号和心震信号的神经网络。

[0018] 按上述方法，所述的S1对心电信号预处理的过程具体为：采用巴特沃斯滤波器对心电信号做预处理，过滤掉高频噪声；同时，采用Savitzky-Golay滤波器实现对心电信号中干扰信号的滤除。

[0019] 按上述方法，所述的S1对心震信号预处理的过程具体为：

[0020] 选取Symlet小波系，利用多分辨率时频局部化特性把所得心震信号中的不同频率成分分解成不同频带的子信号，将第二尺度的工频干扰及第八尺度的呼吸引起的噪声的小波系数置零，增强由心震信号引起的小波系数，最后进行重构，进行初步去噪；

[0021] 采用小波阈值去噪法对心震信号进行Mallat分解，得到不同尺度的小波系数，按照Stein无偏阈值处理该小波系数，小于预定阈值的小波系数直接置为零，以对心震信号的白噪声进行去噪。

[0022] 按上述方法，所述的S2具体为：

[0023] 2.1、心电信号在每个周期内均出现R峰，设定R峰阈值，以R峰阈值为中心向左右分别截取2个周期心电信号作为心电信号的特征波；

[0024] 2.2、通过公式  $(f(j) - f(j-1)) \times (f(j) - f(j+1)) > 0$  筛选每段心震信号的极值点，并由此计算上升幅度，确定AO波位置，以其为中心向左右分别截取四个完整心跳波形的信号作为心震信号的特征波；其中，j为时间，f(j)、f(j+1)和f(j-1)为j、j+1和j-1时刻的振幅；AO波是指一个周期内心震信号峰值点最大的波；

[0025] 2.3、将心电及心震信号的特征波进行四阶多贝西小波的小波变换，从而转换到频域上，得到时频图。

[0026] 按上述方法，所述的S3具体为：

[0027] 将处理完毕的心电信号和心震信号的时频图，分别通过各自训练好的神经网络，

以神经网络倒数第二层作为特征输出,得到心电信号和心震信号的深度特征。

[0028] 按上述方法,所述的S4具体为:采用决策分类器进行分类,分类结果为所提取信号分类结果及置信度的大小;

[0029] 所述的决策分类器按以下方式得到:

[0030] 首先通过对N个训练样本构成的第一样本集学习,得到第一个弱分类器;根据第一次学习中每个深度特征样本的分类是否正确,以及第一次的总体分类的准确率,来确定第一样本集中每个样本的权值;同时,将第一样本集中分错的样本和其他新的训练样本一起,构成一个新的N个训练样本构成的第二样本集,通过对第二样本集的学习得到第二个弱分类器,将修改过权值的新训练样本送给下层分类器进行训练;将前面都分错了的样本加上新的训练样本构成另一个新的N个训练样本构成的第三样本集,通过对第三样本集的学习得到第三个弱分类器;最后将第一、二、三个弱分类器融合起来,作为决策分类器;

[0031] 所述的训练样本为已知的正常人和不同年龄不同病症患者的带有心脏疾病标签的心电信号和心震信号数据集进行S1至S3处理后得到的心电信号和心震信号的深度特征。

[0032] 一种心电及心震信号联合分类装置,其特征在于:它包括信号输入装置、处理器、存储器和显示器;其中,

[0033] 信号输入装置用于输入待分类的心电信号和心震信号图;

[0034] 存储器中存有计算机程序,供处理器调用,以完成所述的基于神经网络的心电及心震信号联合分类的方法;

[0035] 显示器用于显示分类结果。

[0036] 本发明的有益效果为:将一维的心电信号及心震信号转变为时频图,便于数据分析,利用神经网络和Adaboost算法进行结合,将心电信号和心震信号有效联合起来进行分类,增加了分类的维度,在分类的准确性上实现了突破。

## 附图说明

[0037] 图1为本发明一实施例的总体框架图。

## 具体实施方式

[0038] 下面结合具体实例和附图对本发明做进一步说明。

[0039] 如图一所示为本发明实施例的总体技术框图。本发明为基于神经网络的心电及心震信号联合分类的方法,分为两个阶段进行:第一阶段,用心电及心震数据集分别进行各自网络的训练,包括网络训练模块;第二阶段,对采集到的心电及心震信号进行分类,包括信号预处理及去噪模块、特征波提取及时频图转化模块、神经网络模块及分类模块。信号预处理及去噪模块用于对信号进行去噪及滤波;特征波提取及时频图转化模块用于提取对分类有用的R波(心电信号)及AO波(心震信号)等特征波,并通过小波变换将一维信号转换为时频图,将心电及心震信号放于频域内研究;卷积网络模块利用训练好的ResNet网络分别对心震及心电时频图实现识别;分类模块中,通过Concat将二者识别结果进行连接,并利用Adaboost算法对其进行分类,以得到分类结果。整个系统最后输出心电及心震信号共同分类的结果。

[0040] 本发明提供一种基于神经网络的心电及心震信号联合分类的方法,如图1所示,它

包括以下步骤:

[0041] S1、获取待分类的心电信号和心震信号,进行预处理,实现待分类的心电信号和心震信号的滤波和去噪。具体的,

[0042] S11,依据相关的医学知识,心电信号的频率在0.05-100Hz之间,使用低通滤波器滤除原始心电信号的高频噪声;故采用巴特沃斯滤波器对心电信号做预处理,过滤掉高频噪声。同时,采用Savitzky-Golay滤波器实现对心电信号中干扰的滤除。

[0043] S12,依据实验结果,心震信号收集中伴有工频干扰及呼吸带来的干扰信号。因此采用小波分解与重构去噪法进行去噪。选取Symlet小波系,利用多分辨率时频局部化特性把所得心震信号中的不同频率成分分解成不同频带的子信号,将第二尺度的工频干扰及第八尺度的呼吸引起的噪声的小波系数置零,增强由心震信号引起的小波系数,最后进行重构,进行初步去噪。

[0044] S13,采用小波阈值去噪法对心震信号进行Mallat分解,得到不同尺度的小波系数,按照Stein无偏阈值处理该小波系数,小于预定阈值的小波系数认为是由噪声引起的,直接置为零,以对心震信号的白噪声进行去噪。

[0045] S2、提取待分类的心电信号和心震信号的特征波,并将特征波转化为时频图。具体的,

[0046] S21,心电信号在每个周期内均出现R峰,而由于人的正常心率在50次/分到100次/分,因此在规定时间内,R峰数量也有范围。设定阈值后,数量高于或低于阈值均可认为是噪声信号或受噪声影响过大的心电信号,选择合适的R峰,以其为中心向左右分别截取2个周期心电信号作为特征波。

[0047] S22,通过公式  $(f(j)-f(j-1)) \times (f(j)-f(j+1)) > 0$  筛选每段心震信号的极值点,并由此计算上升幅度,确定A0波位置,以其为中心向左右分别截取四个完整心跳波形的信号作为特征波形。其中,j为时间,f(j)、f(j+1)和f(j-1)为j、j+1和j-1时刻的振幅;A0波是指一个周期内心震信号峰值点最大的波。

[0048] S23,对特征波进行四阶多贝西小波的小波变换,将心电及心震信号的特征波利用小波变换将信号转换到频域上,得到196\*900的时频图。

[0049] S3、将待分类的心电信号和心震信号的时频图分别传入已训练好的神经网络进行分别识别,得到识别结果。

[0050] 具体的,本发明采用残差网络ResNet,对所得心电及心震的时频图进行分析。ResNet是一类残差网络,更容易优化,并且能够在增加相当的深度的同时实现准确率的提高。由于同一个心脏的心电及心震信号变化为同步的,因此本阶段对二者信号分别进行检测:首先将处理完毕的心电及心震的196\*900时频图分别通过各自样本训练好的ResNet网络,并以网络倒数第二层作为特征输出,得到心震及心电信号的深度特征。

[0051] S4、利用Concat方法将待分类的心电信号和心震信号分别识别后的结果连接起来,通过Adaboost算法将连接起来的结果进行分类。具体的,

[0052] S41,将步骤S32中得到的心电信号及心震信号的深度特征通过Concat函数进行连接,实现两者信息的结合,以便于通过Adaboost算法进行分类。

[0053] 步骤S42,将S41中连接好的深度特征利用Adaboost算法进行分类。该算法通过改变不同数据分布来实现对心电及心震信号共同分类。本阶段在保留信号时频特征的同时提

取信号的深度特征,提高分类的准确率。

[0054] 首先通过对N个训练样本构成的第一样本集学习,得到第一个弱分类器;根据第一次学习中每个深度特征样本的分类是否正确,以及第一次的总体分类的准确率,来确定第一样本集中每个样本的权值;同时,将第一样本集中分错的样本和其他新的训练样本一起,构成一个新的N个训练样本构成的第二样本集,通过对第二样本集的学习得到第二个弱分类器,将修改过权值的新训练样本送给下层分类器进行训练;将前面都分错了的样本加上新的训练样本构成另一个新的N个训练样本构成的第三样本集,通过对第三样本集的学习得到第三个弱分类器;最后将第一、二、三个弱分类器融合起来,作为决策分类器;

[0055] 所述的训练样本为已知的正常人和不同年龄不同病症患者的带有心脏疾病标签的心电信号和心震信号数据集进行S1至S3处理后得到的心电信号和心震信号的深度特征。

[0056] 所述的神经网络按以下方法进行训练:

[0057] 1) 定义ResNet的结构,利用skip connection将输出表述为输入和输入的一个非线性变换的线性叠加,以保证网络深度增加时其模型的准确率,同时定义损失函数以及反向传播的梯度公式等内容。

[0058] 2) 选取正常人和不同年龄不同病症患者的带有心脏疾病标签的心电信号和心震信号数据集,分别训练心电信号和心震信号的分类网络。本阶段采用修改的残差神经网络ResNet作为所使用的分类网络,利用120000张不同年龄不同心脏状态的人安静状态下的心电及心震信号数据作为样本,将59135个正常人的心电及心震信号、31135个带有心房纤颤、心脏房室传导阻滞、窦性心跳过缓、室上性心动过速等心脏疾病标签的心电信号及31135个带有上述病症的心震信号数据集分别训练心震及心电的神经网络。训练完成后,我们去除网络的输出层,将最后一层隐藏层的输出作为信号所提取到的深度特征,完成对ResNet网络的训练。

[0059] 本发明还提供一种心电及心震信号联合分类装置,包括信号输入装置、处理器、存储器和显示器;其中,信号输入装置用于输入待分类的心电信号和心震信号图;存储器中存有计算机程序,供处理器调用,以完成所述的基于神经网络的心电及心震信号联合分类的方法;显示器用于显示分类结果。

[0060] 本专利将一维心电、心震信号转化为时频图,通过小波降噪等方法极好地实现了噪声去除,并结合ResNet网络及Adaboost算法,增加分类的维度,在心电及心震信号联合分类的准确度上有所突破。

[0061] 本发明专利创新点如下:利用小波变换将一维心电及心震信号转变为时频图,在频域上分析和凸显信号的特征,便于数据分析。将ResNet残差神经网络处理后的心电及心震信号通过Adaboost算法有效地联合起来分类,增加了分类的维度,在分类的准确性上实现了突破。

[0062] 以上实施例仅用于说明本发明的设计思想和特点,其目的在于使本领域内的技术人员能够了解本发明的内容并据以实施,本发明的保护范围不限于上述实施例。所以,凡依据本发明所揭示的原理、设计思路所作的等同变化或修饰,均在本发明的保护范围之内。



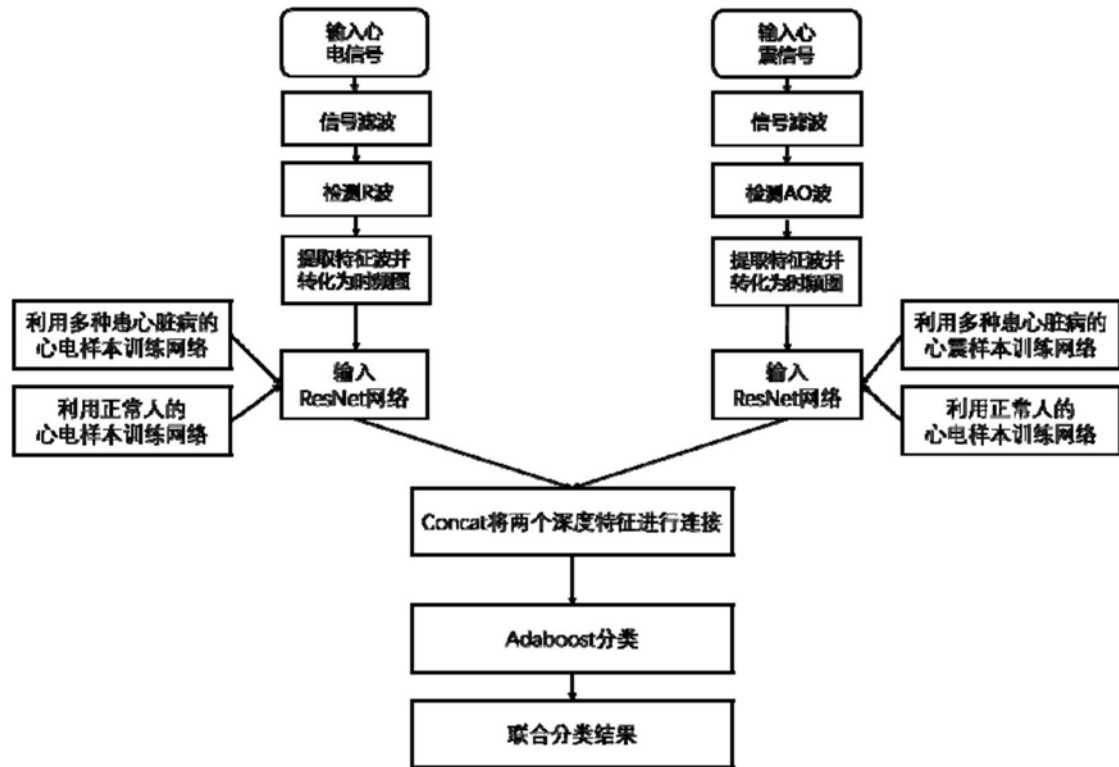


图1