



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107203692 A

(43)申请公布日 2017.09.26

(21)申请号 201710321707.6

(22)申请日 2017.05.09

(71)申请人 哈尔滨工业大学(威海)

地址 264209 山东省威海市文化西路2号

(72)发明人 夏勇 乌兰娜仁 王宽全 张恒贵

(74)专利代理机构 哈尔滨龙科专利代理有限公司 23206

代理人 高媛

(51)Int.Cl.

G06F 19/00(2011.01)

G06K 9/00(2006.01)

G06N 3/08(2006.01)

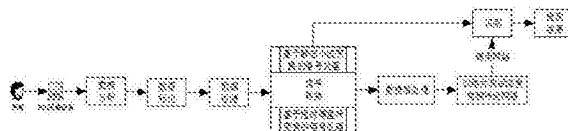
权利要求书2页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

基于深度卷积神经网络的房颤检测的实现方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于深度卷积神经网络的房颤检测的实现方法,该方法能够将单导联一维心电图数据经过信号转换变成二维形式,使得其适用于处理二维数据的深度卷积神经网络,从而实现通过机器自动学习特征并进行分类,并最终实现房颤的自动化检测。将本发明的方法用于房颤检测时,无需检测P波或R-R间期,也无需人为设计特征,极大地提高了房颤检测的效率和准确率,其中:基于静态小波变换结合深度卷积神经网络的房颤检测方法的准确率是98.63%,敏感性是98.79%,特异性是97.87%;基于短时傅里叶变换结合深度卷积神经网络的房颤检测方法的准确率是98.29%,敏感性是98.34%,特异性是98.24%。



1. 一种基于深度卷积神经网络的房颤检测的实现方法,其特征在于所述方法步骤如下:

- (1) 利用心电图采集设备采集患者单个导联的连续心电数据;
- (2) 将采集到的心电数据按固定时间长度分段,得到由多段时间长度均为L的心电数据段构成的房颤信号检测的基本单元;
- (3) 对每一段长度为L的心电数据段进行预处理,得到无噪声的心电数据段;
- (4) 对无噪声的心电数据段进行信号转换,将一维的心电信号转换成适用于深度卷积神经网络的二维形式;
- (5) 对转换后的心电信号数据段进行逐样本均值削减和数据格式转换;
- (6) 重复步骤(2)–(5),将一条连续采集的心电数据段转换成多段长度为L的符合深度卷积神经网络系统数据输入形式要求的心电数据;
- (7) 重复步骤(1)–(6),得到心电数据段的数据集,基于该数据集,利用深度卷积神经网络进行训练,得到用于房颤检测的深度卷积神经网络参数模型。

2. 根据权利要求1所述的基于深度卷积神经网络的房颤检测的实现方法,其特征在于所述步骤(2)中,经过分段后,最后一段长度若小于L,则舍弃该数据段。

3. 根据权利要求1所述的基于深度卷积神经网络的房颤检测的实现方法,其特征在于所述步骤(4)中,信号转换的方法是基于静态小波变换的处理方法或者是基于短时傅里叶变换的处理方法。

4. 根据权利要求3所述的基于深度卷积神经网络的房颤检测的实现方法,其特征在于所述基于静态小波变换的处理方法的具体过程如下:

a、对每一个数据段进行J层的静态小波变换,按照以下公式递归的计算J个近似系数序列和J个细节系数序列:

$$D_j(n) = \sum_m g(n) D_{j-1}(n - 2^{j-1}m)$$

$$C_j(n) = \sum_m h(n) C_{j-1}(n - 2^{j-1}m);$$

其中,j表示静态小波变换的第j层分解,n表示输入数据的维度,m表示偏移量,g(·)表示高通滤波器,h(·)表示低通滤波器,D_j(·)表示第j层分解下的细节系数,C_j(·)表示第j层分解下的近似系数;

b、对每一个小波系数序列进行归一化,使得所有数据位于[-1,1];把每个数据段的2×J个系数序列组织成一个二维数值矩阵,每一行代表一个系数序列,在心电信号采样频率为N、数据段时间长度为L的情况下,每一个系数时间序列的长度为N×L,这样每一个数据段就从原来的一维形式转变成二维形式,即(N×L)×(2J)的二维矩阵。

5. 根据权利要求3所述的基于深度卷积神经网络的房颤检测的实现方法,其特征在于所述基于短时傅里叶变换的处理方法的具体过程如下:

对每一个数据段利用下式进行短时傅里叶变换:

$$STFT \{f(t)\}(\omega, u) = \int_R f(t) g(t-u) e^{-j\omega t} dt$$

其中,ω表示傅里叶变换的频域参数,u表示傅里叶变换的时域参数,t表示输入数据的

时域参数, $f(\cdot)$ 表示输入数据, $g(\cdot)$ 表示窗函数, 通常是一个汉明窗或高斯窗; 每一个数据段完成短时傅里叶变换之后, 得到一个与之对应的彩色的时频谱图, 这样每一个数据段就从原来的一维形式转变成二维形式。

6. 根据权利要求1所述的基于深度卷积神经网络的房颤检测的实现方法, 其特征在于所述深度卷积神经网络是基于Caffe构建的。

基于深度卷积神经网络的房颤检测的实现方法

技术领域

[0001] 本发明属于房颤检测技术领域,涉及一种心电信号识别中的房颤信号检测的实现方法,具体涉及一种基于机器学习算法的心电信号中房颤信号检测的实现方法。

背景技术

[0002] 随着人工智能技术的发展,房颤信号的检测可以不再依赖于专业医生的经验判断,而使用人工智能技术中的机器学习算法让机器进行房颤信号的检测,提高了房颤检测的效率。传统的基于机器学习算法进行房颤信号的检测大多都需要先检测心电信号中的P波或者R-R间期,然后根据这些特征利用机器学习算法设计一个分类器进行房颤信号的检测。但由于P波易受到噪声或者运动的污染,基于P波的房颤检测算法在有噪声出现的情况下表现很差,这会导致房颤检测的准确率下降;而基于R-R间期的房颤检测算法在少于1分钟的数据段上表现出的性能也很差,这会使得持续时间较短的房颤片段无法被检测出来。最近也有一些研究采用了其他特征,如小波变换后提取峰值平均功率和对数能量熵等特征,然后再利用支持向量机进行训练与测试。但这种房颤检测算法的性能在很大程度上都依赖于人为设计的特征对原信号的表征能力,所以这些人为设计的特征的可靠性是不确定的。这是因为不是每个个体的房颤信号都会存在这些人为设计的特征,所以这种方法在实际的应用中的性能不是很好。基于上述分析,现有的房颤检测方法还存在很大的缺陷,急需提出新的检测方法来提高检测的性能。

[0003] 深度卷积神经网络是目前机器学习研究领域的一个热点,它已经被成功应用于图像识别、语音识别、目标检测和许多其他领域(比如药物发现和基因研究)。它能够允许机器自动的发现那些在检测或分类中要用到的数据的内在特征,这样就免于人为的进行一些与特征相关的计算。但由于心电信号的特殊性,在房颤检测领域至今还没有发现关于深度卷积神经网络成功应用的报道。这其中一个很大的原因就是深度卷积神经网络适用于输入是二维形式的数据,而心电信号是一维数据,这就使得直接将心电信号送入网络进行房颤检测成为一大难点。

发明内容

[0004] 本发明的目的是提供一种基于深度卷积神经网络的房颤检测的实现方法,该方法能够将单导联一维心电数据经过信号转换变成二维形式,使得其适用于处理二维数据的深度卷积神经网络,从而实现通过机器自动学习特征并进行分类,并最终实现房颤的自动化检测。将本发明的方法用于房颤检测时,无需检测P波或R-R间期,也无需人为设计特征,极大地提高了房颤检测的效率和准确率,对临床医学和社会都有着重要的作用和意义。

[0005] 本发明的目的是通过以下技术方案实现的:

[0006] 一种基于深度卷积神经网络的房颤检测的实现方法,包括如下步骤:

[0007] (1) 利用心电图(ECG)采集设备采集患者单个导联的连续心电数据;

[0008] (2) 将采集到的心电数据按固定时间长度L分段,得到由多段时间长度均为L的心

电数据段构成的房颤信号检测的基本单元；

[0009] (3) 对每一段长度为L的心电数据段进行预处理,得到无噪声的心电数据段；

[0010] (4) 对无噪声的心电数据段进行信号转换,将一维的心电信号转换成适用于深度卷积神经网络的二维形式；

[0011] (5) 对转换后的心电信号数据段进行逐样本均值削减和数据格式转换；

[0012] (6) 重复步骤(2)-(5),将一条连续采集的心电数据段转换成多段长度为L的符合深度卷积神经网络系统数据输入形式要求的心电数据；

[0013] (7) 重复步骤(1)-(6),得到心电数据段的数据集,基于该数据集,利用深度卷积神经网络进行训练,得到用于房颤检测的深度卷积神经网络参数模型。

[0014] 本发明具有如下优点：

[0015] 1、本发明先将一维心电数据经过恰当的变换处理后转变成二维形式,然后利用深度卷积神经网络来让机器自动学习二维形式的心电数据的内在特征,完全抛弃P波或R-R间期的检测以及其他人为设计的特征,无需人为进行大量复杂的处理,用于房颤检测时可以极大地提高房颤检测的效率和准确率。

[0016] 2、本发明在MIT-BIH心房颤动数据库上进行了测试,取得了良好的性能。基于静态小波变换结合深度卷积神经网络的房颤检测方法的准确率是98.63%,敏感性是98.79%,特异性是97.87%；基于短时傅里叶变换结合深度卷积神经网络的房颤检测方法的准确率是98.29%,敏感性是98.34%,特异性是98.24%。

附图说明

[0017] 图1是本发明所述基于深度卷积神经网络的房颤检测方法的总体流程图；

[0018] 图2是本发明所述基于静态小波变换结合深度卷积神经网络的房颤检测方法的流程图；

[0019] 图3是本发明所述基于短时傅里叶变换结合深度卷积神经网络的房颤检测方法的流程图；

[0020] 图4是本发明所述基于静态小波变换结合深度卷积神经网络的房颤检测方法中一维心电信号转换成的小波变换系数图；

[0021] 图5是本发明所述基于短时傅里叶变换结合深度卷积神经网络的房颤检测方法中一维心电信号转换成的二维形式的时频谱图。

具体实施方式

[0022] 下面结合附图对本发明的技术方案作进一步的说明,但并不局限于此,凡是对本发明技术方案进行修改或者等同替换,而不脱离本发明技术方案的精神和范围,均应涵盖在本发明的保护范围内。

[0023] 具体实施方式一:本实施方式提供了一种基于深度卷积神经网络的房颤检测的实现方法,为了使原本的一维的心电信号能够适用于处理二维数据形式的卷积神经网络结构,需要对一维的心电信号进行适当的变换,从而满足深度卷积神经网络对输入信号的要求。此外,本实施方式提供的基于深度卷积神经网络的房颤检测的实现方法,其深度卷积神经网络是基于当前最流行的深度学习框架之一的Caffe来构建的。具体实施方式步骤如下:

[0024] (1) 利用ECG采集设备采集患者单个导联的连续心电数据,并由医生对心电数据的每一个心拍标记其是否存在房颤。

[0025] (2) 将采集到的心电数据按固定时间长度分段,时间长度可自行设定,这里定义为L;从而一段连续的心电数据被分成了多段时间长度均为L的心电数据段,这些数据段构成了房颤信号检测的基本单元。经过分段后,最后一段长度若小于L,则舍弃该数据段。

[0026] (3) 对每一个长度为L的心电数据段,基于医生在原始心电数据上的房颤标记进行重新标记,标记的基本规则为:该数据段中异常的房颤时间长度若大于一定比例就标记为房颤段,否则就是非房颤段。

[0027] (4) 将步骤(3)中得到的任意一个心电数据段进行预处理,去除常见的心电噪声,主要包括基线漂移、肌电干扰、工频干扰等。

[0028] (5) 对去除噪声后的心电数据段进行信号转换,将一维的心电信号转换成适用于深度卷积神经网络的二维形式。

[0029] (6) 对转换后的心电数据段进行后处理,后处理包括逐样本均值削减和数据格式转换,其中:前者可以提高深度卷积神经网络的检测性能,后者用于将原有的数据格式转换成所用深度学习框架要求的数据格式。

[0030] (7) 重复步骤(3)-(6),将一条连续采集的心电数据段转换成多段长度为L的符合深度卷积神经网络系统数据输入形式要求的心电信号数据,且有是否为房颤的标记。

[0031] (8) 重复步骤(1)-(7),得到心电数据段的数据集,基于该数据集,利用深度卷积神经网络进行训练,得到用于房颤检测的深度卷积神经网络参数模型。

[0032] (9) 在实际房颤检测应用中,对每一个患者进行步骤(1)-(7)的操作,从而获得经过处理的二维信号。值得注意的是上述步骤中的房颤标记环节需要忽略。然后利用步骤(8)中训练出来的深度卷积神经网络参数模型对该信号进行检测,从而可以对一段连续的单导联心电信号进行房颤判定,并且以时间长度L为单位进行检测。任何一段时间长度L上出现房颤就判定为病人有房颤疾病。

[0033] 根据图1中的信号转换,上述步骤(5)中所述信号转换的方法是基于静态小波变换的处理方法或者是基于短时傅里叶变换的处理方法,其中:

[0034] 基于静态小波变换将心电信号转换成二维形式数据的具体过程如下:

[0035] a、对每一个数据段进行J层的静态小波变换,按照以下公式递归的计算J个近似系数序列和J个细节系数序列:

$$[0036] \quad D_j(n) = \sum_m g(n) D_{j-1}(n - 2^{j-1} m)$$

$$[0037] \quad C_j(n) = \sum_m h(n) C_{j-1}(n - 2^{j-1} m);$$

[0038] 其中,j表示静态小波变换的第j层分解,n表示输入数据的维度,m表示偏移量,g(·)表示高通滤波器,h(·)表示低通滤波器, $D_j(\cdot)$ 表示第j层分解下的细节系数, $C_j(\cdot)$ 表示第j层分解下的近似系数。

[0039] b、对每一个小波系数序列进行归一化,使得所有数据位于[-1,1]。把每个数据段的 $2 \times J$ 个系数序列组织成一个二维数值矩阵,每一行代表一个系数序列,在心电信号采样频率为N,数据段时间长度为L的情况下,每一个系数时间序列的长度为 $N \times L$ 。这样每一个数据段就从原来的一维形式转变成了二维形式,即 $(N \times L) \times (2 \times J)$ 的二维矩阵。

[0040] 基于短时傅里叶变换将心电信号转换成二维形式数据的具体过程如下：

[0041] 对每一个数据段利用下式进行短时傅里叶变换：

$$[0042] \quad STFT \{f(t)\}(\omega, u) = \int_R f(t)g(t-u)e^{-j\omega t} dt ;$$

[0043] 其中， ω 表示傅里叶变换的频域参数， u 表示傅里叶变换的时域参数， t 表示输入数据的时域参数， $f(\cdot)$ 表示输入数据， $g(\cdot)$ 表示窗函数，通常是一个汉明窗或高斯窗。每一个数据段完成短时傅里叶变换之后，就可以得到一个与之对应的彩色的时频谱图，这样每一个数据段就从原来的一维形式转变成了二维形式。

[0044] 具体实施方式二：本实施方式提供了一种基于静态小波变换结合深度卷积神经网络的房颤检测方法，如图2所示，具体步骤如下：

[0045] 步骤(1)：将MIT-BIH心房颤动数据库中的记录读入。

[0046] 步骤(2)：对这些心电记录进行数据分段，每个数据段的持续时长是5秒，由于MIT-BIH心房颤动数据库的采样频率是250Hz，所以每个5秒的数据段包含1250个采样点。根据MIT-BIH心房颤动数据库的注释文件对每个5秒数据段设置样本类别标签，设置标签的依据是：若每个5秒数据段中的房颤的心拍数量在整个数据段中的比例 $\geq 50\%$ ，则标记该数据段为房颤段，否则为非房颤段。

[0047] 步骤(3)：对数据分段后的每一个数据段进行噪声过滤，从而除去心电信号中的基线漂移、肌电干扰和工频干扰等常见噪声。采用一个0.5-50Hz的椭圆滤波器，滤波器的阶数是10。为了获得零相位失真的数据段，在正向过滤之后还要进行反向过滤。

[0048] 步骤(4)：对过滤后的每一个数据段进行6层的静态小波变换，按照以下公式递归的计算6个近似系数序列和6个细节系数序列：

$$[0049] \quad D_j(n) = \sum_m g(n)D_{j-1}(n-2^{j-1}m)$$

$$[0050] \quad C_j(n) = \sum_m h(n)C_{j-1}(n-2^{j-1}m);$$

[0051] 其中， j 表示静态小波变换的第 j 层分解， n 表示输入数据的维度， m 表示偏移量， $g(\cdot)$ 表示高通滤波器， $h(\cdot)$ 表示低通滤波器， $D_j(\cdot)$ 表示第 j 层分解下的细节系数， $C_j(\cdot)$ 表示第 j 层分解下的近似系数。

[0052] 每一个数据段会得到6个近似系数序列和6个细节系数序列。对每一个小波系数序列进行归一化，使得所有数据位于 $[-1, 1]$ 。把每个数据段的12个系数序列组织成一个二维数值矩阵，每一行代表一个系数序列，列的长度是1250，也就是5秒数据段的时域的长度为1250个采样点。这样每一个数据段就从原来的一维形式转变成了二维形式，即 12×1250 的二维矩阵。图4是基于静态小波变换结合深度卷积神经网络的房颤检测方法中深度卷积神经网络的每一个样本的二维输入形式，每一行表示一个系数时间序列，一共12行。前6行表示6个近似系数序列，后6行表示6个细节系数序列。横坐标表示时间长度为5秒。这里以图片的形式给出是为了方便观察和理解，其实在实际输入深度卷积神经网络时它是以一个二维的数值矩阵输入网络的，而不是以图4这样的图片的格式输入的。

[0053] 步骤(5)：将所有数据段按照9:1的比例分成训练集和测试集，为了平衡样本间类别差异，让网络能更好的学习房颤段数据的特征和非房颤段数据的特征，从而达到更好的检测效果，训练集中房颤段和非房颤段数量的比值是1:1。

[0054] 步骤(6):将二维数值矩阵格式的数据转换成Caffe中用到的LMDB格式的数据,以便于后面利用由Caffe深度学习框架设计的深度卷积神经网络对数据进行特征提取和分类。

[0055] 步骤(7):利用Caffe深度学习框架中的方法分别计算LMDB格式的训练集和测试集的均值,然后逐样本减去该均值。

[0056] 步骤(8):将格式转换后的LMDB格式的训练集送入到设计好的深度卷积神经网络中,让网络自动学习数据的内在特征,进行特征提取,最终得到用于房颤检测的网络参数模型。这里用到的深度卷积神经网络的结构是:第一层是输入层,输入的每一个样本的尺寸是 12×1250 ;第二层是一个卷积层,共含有32个尺寸为 3×11 的卷积核,卷积时的移动步幅的尺寸是 1×4 ,该卷积层后面带有一个修正线性单元(Rectified linear unit,ReLU),该修正线性单元后面跟着一个尺寸为 2×3 的最大池化层,池化时的移动步幅的尺寸是 2×3 ;第三层是一个卷积层,共含有32个尺寸为 2×11 的卷积核,卷积时的移动步幅的尺寸是 1×4 ,该卷积层后面带有一个尺寸为 2×3 的最大池化层,池化时的移动步幅的尺寸是 2×3 ;第四层是一个全连接层,共含有100个隐藏神经元,该全连接层后面带有一个修正线性单元,该修正线性单元后面跟着一个dropout层,该dropout层的dropout率为0.5;第五层是一个全连接层,共含有2个隐藏神经元,后面带有一个softmax损失函数层。在整个网络训练过程中训练集的批处理量为100,学习速率为0.01,学习速率每隔5000次迭代就缩小0.1倍,最大迭代次数为30000。

[0057] 步骤(9):用已经训练好的深度卷积神经网络模型进行测试,完成房颤检测过程。

[0058] 具体实施方式三:本实施方式提供了一种基于短时傅里叶变换结合深度卷积神经网络的房颤检测方法,如图3所示,具体步骤如下:

[0059] 步骤(1):将MIT-BIH心房颤动数据库中的记录读入。

[0060] 步骤(2):对这些心电记录进行数据分段,每个数据段的持续时长是5秒,由于MIT-BIH心房颤动数据库的采样频率是250Hz,所以每个5秒的数据段包含1250个采样点。根据MIT-BIH心房颤动数据库的注释文件对每个5秒数据段设置样本类别标签,设置标签的依据是:若每个5秒数据段中的房颤的心拍数量在整个数据段中的比例 $\geq 50\%$,则标记该数据段为房颤段,否则为非房颤段。

[0061] 步骤(3):对数据分段后的每一个数据段进行噪声过滤,从而除去心电信号中的基线漂移、肌电干扰和工频干扰等常见噪声。采用一个0.5-50Hz的椭圆滤波器,滤波器的阶数是10。为了获得零相位失真的数据段,在正向过滤之后还要进行反向过滤。

[0062] 步骤(4):对过滤后的每一个数据段利用下式进行短时傅里叶变换:

$$[0063] \quad STFT \{f(t)\}(\omega, u) = \int_{\mathbb{R}} f(t)g(t-u)e^{-j\omega t} dt ;$$

[0064] 其中, ω 表示傅里叶变换的频域参数,u表示傅里叶变换的时域参数,t表示输入数据的时域参数, $f(\cdot)$ 表示输入数据, $g(\cdot)$ 表示窗函数,通常是一个汉明窗或高斯窗。

[0065] 短时傅里叶变换的窗函数选用汉明窗,窗的长度是128。每一个数据段进行完短时傅里叶变换之后就可以得到一个与之对应的彩色的时频谱图,以.jpg格式保存,这样每一个数据段就从原来的一维形式转变成了二维形式。图5是基于短时傅里叶变换结合深度卷积神经网络的房颤检测方法中深度卷积神经网络的每一个样本的二维输入形式,它是一个

5秒数据段的时频谱图,纵轴表示频率,横轴表示时间。与图2所示基于静态小波变换结合深度卷积神经网络的房颤检测方法不同的是,在基于短时傅里叶变换结合深度卷积神经网络的房颤检测方法中网络的输入就是这样的一个(没有坐标轴标记)二维图片,而不是二维数值矩阵。

[0066] 步骤(5):将所有数据段按照9:1的比例分成训练集和测试集,为了平衡样本间类别差异,让网络能更好的学习房颤段数据的特征和非房颤段数据的特征,从而达到更好的检测效果,训练集中房颤段和非房颤段数量的比值是1:1。

[0067] 步骤(6):利用Caffe深度学习框架中的方法将.jpg格式的训练集和测试集转换成Caffe中用到的LMDB格式的数据,以便于后面利用由Caffe深度学习框架设计的深度卷积神经网络对数据进行特征提取和分类。

[0068] 步骤(7):利用Caffe深度学习框架中的方法分别计算LMDB格式的训练集和测试集的均值,然后逐样本减去该均值。

[0069] 步骤(8):将格式转换后的LMDB格式的训练集送入到设计好的深度卷积神经网络中,让网络自动学习数据的内在特征,进行特征提取,最终得到用于房颤检测的网络参数模型。这里用到的深度卷积神经网络的结构是:第一层是输入层,输入的每一个样本的尺寸是 256×256 ;第二层是一个卷积层,共含有16个尺寸为 5×5 的卷积核,卷积时的移动步幅的尺寸是 1×1 ,该卷积层后面带有一个修正线性单元(Rectified linear unit, ReLU),该修正线性单元后面跟着一个尺寸为 3×3 的最大池化层,池化时的移动步幅的尺寸是 2×2 ;第三层是一个卷积层,共含有16个尺寸为 5×5 的卷积核,卷积时的移动步幅的尺寸是 1×1 ,该卷积层后面带有一个修正线性单元,该修正线性单元后面跟着一个尺寸为 3×3 的最大池化层,池化时的移动步幅的尺寸是 2×2 ;第四层是一个卷积层,共含有16个尺寸为 5×5 的卷积核,卷积时的移动步幅的尺寸是 1×1 ,该卷积层后面带有一个修正线性单元,该修正线性单元后面跟着一个尺寸为 3×3 的最大池化层,池化时的移动步幅的尺寸是 2×2 ;第五层是一个全连接层,共含有50个隐藏神经元,该全连接层后面带有一个修正线性单元,该修正线性单元后面跟着一个dropout层,该dropout层的dropout率为0.5;第六层是一个全连接层,共含有2个隐藏神经元,后面带有一个softmax损失函数层;

[0070] 步骤(9):用已经训练好的深度卷积神经网络模型进行测试,完成房颤检测过程。

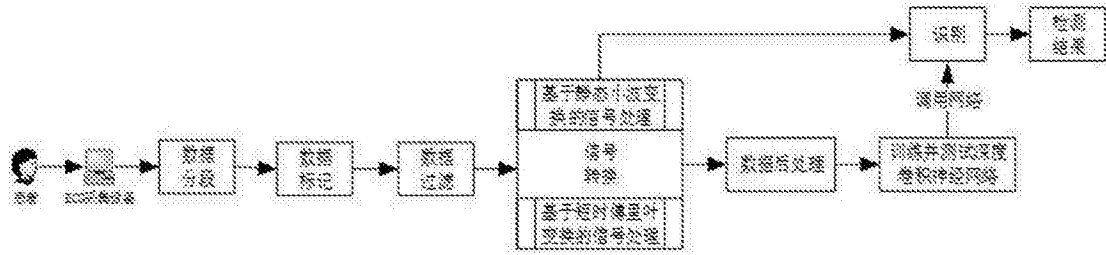


图1

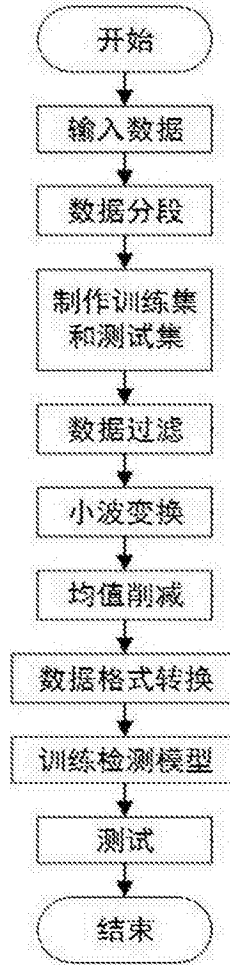


图2

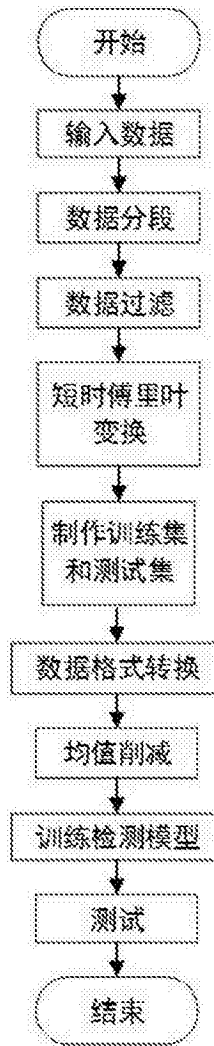


图3

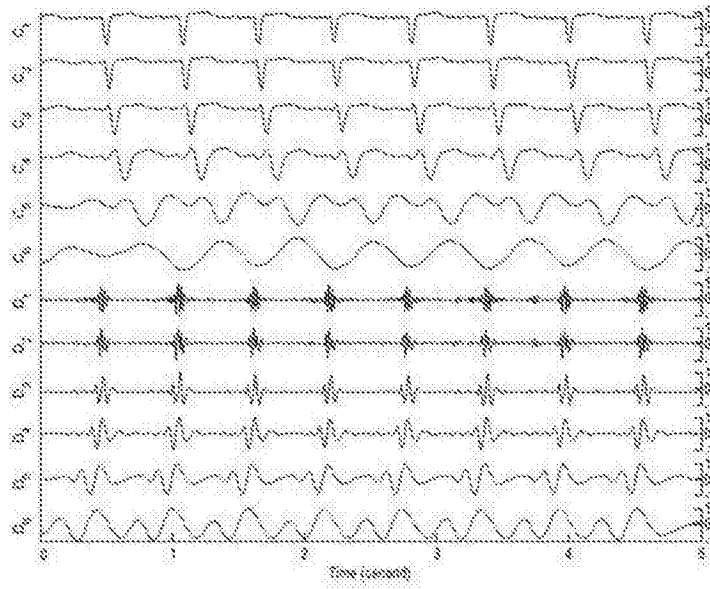


图4

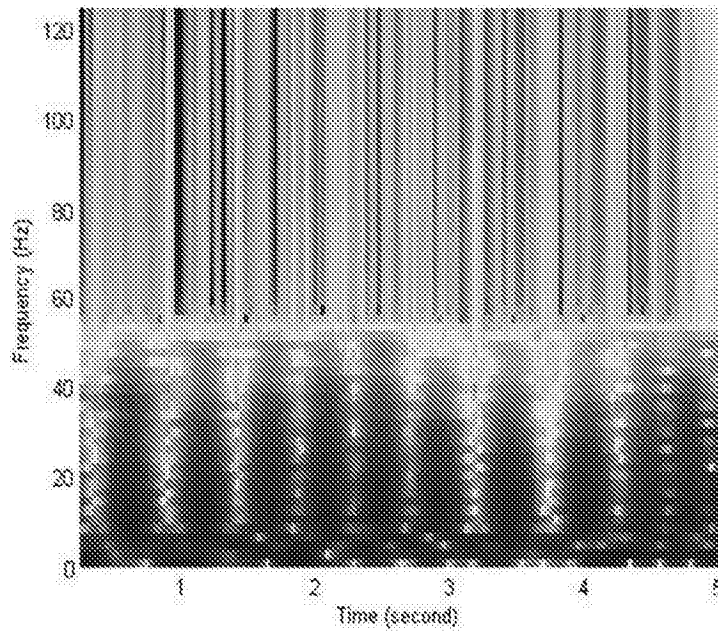


图5