



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110236521 A

(43)申请公布日 2019.09.17

(21)申请号 201910420709.X

(22)申请日 2019.05.20

(71)申请人 上海数创医疗科技有限公司

地址 200437 上海市杨浦区密云路1018号
复旦大学科技园7号楼703室

(72)发明人 朱俊江 汪朝阳 严天宏 姚蔚菁

(74)专利代理机构 苏州知途知识产权代理事务
所(普通合伙) 32299

代理人 马刚强 陈瑞泷

(51) Int. Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

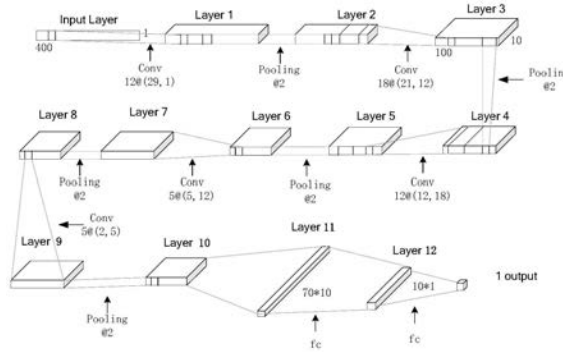
权利要求书2页 说明书7页 附图2页

(54)发明名称

用于心电图类型识别的双卷积神经网络

(57)摘要

本申请涉及一种用于心电图类型识别的双卷积神经网络,包括与多导联心电图心电信号的导联数量相同的第一CNN模型和第二CNN模型,所述第一CNN模型的输入值为以长度为a+b秒、步长为0.01-0.05秒为窗口将每一条导联的心电信号截取成的信号片段,输出结果为第一连续值:[X1,X2];所述第二CNN模型的输入值为以同一心电信号的不同导联的信号片段分别输入到进行训练的第一CNN模型中得到的输出值形成的矩阵,输出结果为第二连续值:[Y1,Y2]。本申请考虑到多导联心电信号,并以第一CNN模型和第二CNN模型的相互承接关系,由第二CNN模型的最终输出结果就可以得到心电图类型,具有准确性高的优点。



1. 一种用于心电图类型识别的双卷积神经网络,其特征在于,包括与多导联心电图心电信号的导联数量相同的第一CNN模型和第二CNN模型:

所述第一CNN模型的输入值为以长度为 $a+b$ 秒、步长为 $0.01-0.05$ 秒为窗口将每一条导联的心电信号截取成的信号片段,输出结果为第一连续值: $[X1, X2]$;

所述第二CNN模型的输入值为以同一心电信号的不同导联的信号片段分别输入到进行训练的第一CNN模型中得到的输出值形成的矩阵,输出结果为第二连续值: $[Y1, Y2]$ 。

2. 根据权利要求1所述的基于双卷积神经网络的心电图类型识别方法,其特征在于,第一CNN模型的训练方法包括以下步骤:

S21: 将已知为正常心拍和异常心拍的多导联心电图中的每一条导联的心电信号截取成信号片段,截取的信号片段以R波波峰前 a 秒为起始点、以R波波峰位置后 b 秒为终点,得到的心电信号片段;

S22: 将截取后的信号片段按照导联作为输入,标记正常心拍为 $X1$ 和异常心拍为 $X2$,并将 $X1$ 和 $X2$ 分别作为输出结果对第一CNN模型进行训练,得到与多导联心电图的导联数量相同的第一CNN模型,第一CNN模型的输出被设定为 $[X1, X2]$ 。

3. 根据权利要求2所述的用于心电图类型识别的双卷积神经网络,其特征在于, a 值为大于或等于 0.3 秒, b 值为大于或等于 0.4 秒, $a+b$ 值为 $0.7s-1.2$ 秒。

4. 根据权利要求3所述的用于心电图类型识别的双卷积神经网络,其特征在于,所述步长为 0.02 秒。

5. 根据权利要求2-4任一项所述的用于心电图类型识别的双卷积神经网络,其特征在于,

所述第一CNN模型具有Layer1~Layer12共12个网格层;

Layer1为卷积层,滤波器数量为12,卷积层核大小为 $(29, 1)$,步长为1,激励函数为LeakyReLU;

Layer2为池化层,池化窗大小为2,池化方法为平均池化;

Layer3为卷积层,滤波器数量为18,卷积层核大小为 $(21, 12)$,步长为1,激励函数为LeakyReLU;

Layer4为池化层,池化窗大小为2,池化方法为平均池化;

Layer5为卷积层,滤波器数量为12,卷积层核大小为 $(12, 18)$,步长为1,激励函数为LeakyReLU;

Layer6为池化层,池化窗大小为2,池化方法为平均池化;

Layer7为卷积层,滤波器数量为5,卷积层核大小为 $(5, 12)$,步长为1,激励函数为LeakyReLU;

Layer8为池化层,池化窗大小为2,池化方法为平均池化;

Layer9为卷积层,滤波器数量为5,卷积层核大小为 $(2, 5)$,步长为1,激励函数为LeakyReLU;

Layer10为池化层,池化窗大小为2,池化方法为平均池化;

Layer11为全连接层,神经元个数为10个,激励函数为线性激励函数;

Layer12为全连接层,神经元个数为1个,激励函数为sigmoid函数。

6. 根据权利要求1-5任一项所述的用于心电图类型识别的双卷积神经网络,其特征在

于,第二CNN模型的训练方法包括以下步骤:

S31:将已知为正常心拍和异常心拍的多导联心电图中的每一条导联的心电信号以R波波峰前a秒为起始点、以R波波峰位置后b秒为终点将每一条导联的心电信号截取成信号片段,将信号片段输入到训练好的相应导联的第一CNN模型中,获取第一CNN模型的输出结果;

S32:将多导联心电图中每条导联的第一CNN模型的输出结果按照顺序合并为矩阵,将矩阵作为输入,将正常心拍标记为Y1和异常心拍标记为Y2作为输出对第二CNN模型进行训练,第二CNN模型的输出被设定为[Y1,Y2]。

7.根据权利要求6所述的用于心电图类型识别的双卷积神经网络,其特征在于,第二CNN模型具有Layer1~Layer8共8个网格层;

Layer1为卷积层,滤波器数量为10,卷积层核大小为(61,12),步长为1,激励函数为ReLU;

Layer2为池化层,池化窗大小为2,池化方法为最大化池化;

Layer3为卷积层,滤波器数量为8,卷积层核大小为(41,10),步长为1,激励函数为ReLU;

Layer4为池化层,池化窗大小为2,池化方法为最大化池化;

Layer5为卷积层,滤波器数量为3,卷积层核大小为(21,8),步长为1,激励函数为ReLU;

Layer6为池化层,池化窗大小为2,池化方法为最大化池化;

Layer7为全连接层,神经元个数为10个,激励函数为线性激励函数;

Layer8为全连接层,神经元个数为1个,激励函数为sigmoid函数。

8.根据权利要求1-6任一项所述的基于双卷积神经网络的心电图类型识别方法,其特征在于,训练第一CNN模型和训练第二CNN模型时采用的心电数据,均对心电数据采用具有上下截止频率的fir滤波器进行滤波,并将心电信号重采样为特定频率。

9.根据权利要求8所述的基于双卷积神经网络的心电图类型识别方法,其特征在于,fir滤波器的上下截止频率分别为0.5Hz、500Hz。

10.根据权利要求8所述的基于双卷积神经网络的心电图类型识别方法,其特征在于,特定频率为500Hz。

用于心电图类型识别的双卷积神经网络

技术领域

[0001] 本申请属于心电图处理技术领域,尤其是涉及一种用于心电图类型识别的双卷积神经网络。

背景技术

[0002] 心电图是由一系列的波组所构成,每个波组代表着每一个心动周期。一个波组包括P波、QRS波群、T波及U波,如图1所示。看其中每个波所代表的意义为:

[0003] (1) P波:心脏的激动发源于窦房结,然后传导到达心房。P波由心房除极所产生,是每一波组中的第一波,它反映了左、右心房的除极过程。前半部分代表右房,后半部分代表左房。

[0004] (2) QRS波群:典型的QRS波群包括三个紧密相连的波,第一个向下的波称为Q波,继Q波后的一个高尖的直立波称为R波,R波后向下的波称为S波。

[0005] (3) T波:T波位于S-T段之后,是一个比较低而占时较长的波,它是心室复极所产生的。

[0006] (4) U波:U波位于T波之后,比较低小,其发生机理未完全明确。一般认为是心肌激动的“激后电位”。

[0007] 中国专利文献CN108416277A公开了一种心电监测方法,包括以下方法:接收心电监测设备发送的实时采集的心电信号;对所述心电信号进行滤波和去噪处理后,检测所述心电信号的R波,并根据所述R波提取QRS波群;将所述QRS波群输入预先训练好的神经网络模型中进行识别;当识别出所述QRS波群失常时,则对该失常的QRS波群进行分类,得到该失常的QRS波群对应的心律失常类型;根据所述心律失常类型生成心电监测报告,输出所述心电监测报告并触发警报。

[0008] 然而该文献中依据QRS波群对心电图信号进行失常类型的识别,没有考虑多导联心电信号的各个导联心电信号的影响。

发明内容

[0009] 本发明要解决的技术问题是:为解决现有技术中的不足,从而提供一种识别准确率高的用于心电图类型识别的双卷积神经网络。

[0010] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案是:

[0011] 本发明提供一种用于心电图类型识别的双卷积神经网络,包括与多导联心电图心电信号的导联数量相同的第一CNN模型和第二CNN模型:

[0012] 所述第一CNN模型的输入值为以长度为a+b秒、步长为0.01-0.05秒为窗口将每一条导联的心电信号截取成的信号片段,输出结果为第一连续值:[X1,X2];

[0013] 所述第二CNN模型的输入值为以同一心电信号的不同导联的信号片段分别输入到进行训练的第一CNN模型中得到的输出值形成的矩阵,输出结果为第二连续值:[Y1,Y2]。

[0014] 优选地,本发明的基于双卷积神经网络的心电图类型识别方法,

[0015] 第一CNN模型的训练方法包括以下步骤:

[0016] S21:将已知为正常心拍和异常心拍的多导联心电图中的每一条导联的心电信号截取成信号片段,截取的信号片段以R波波峰前a秒为起始点、以R波波峰位置后b秒为终点,得到的心电信号片段;

[0017] S22:将截取后的信号片段按照导联作为输入,标记正常心拍为X1和异常心拍为X2,并将X1和X2分别作为输出结果对第一CNN模型进行训练,得到与多导联心电图的导联数量相同的第一CNN模型,第一CNN模型的输出被设定为[X1,X2]。

[0018] 优选地,本发明的用于心电图类型识别的双卷积神经网络,

[0019] a值为大于或等于0.3秒,b值为大于或等于0.4秒,a+b值为0.7s-1.2秒。

[0020] 优选地,本发明的用于心电图类型识别的双卷积神经网络,

[0021] 所述步长为0.02秒。

[0022] 优选地,本发明的用于心电图类型识别的双卷积神经网络,

[0023] 所述第一CNN模型具有Layer1~Layer12共12个网格层;

[0024] Layer1为卷积层,滤波器数量为12,卷积层核大小为,步长为1,激励函数为LeakyReLU;

[0025] Layer2为池化层,池化窗大小为2,池化方法为平均池化;

[0026] Layer3为卷积层,滤波器数量为18,卷积层核大小为(21,12),步长为1,激励函数为LeakyReLU;

[0027] Layer4为池化层,池化窗大小为2,池化方法为平均池化;

[0028] Layer5为卷积层,滤波器数量为12,卷积层核大小为(12,18),步长为1,激励函数为LeakyReLU;

[0029] Layer6为池化层,池化窗大小为2,池化方法为平均池化;

[0030] Layer7为卷积层,滤波器数量为5,卷积层核大小为(5,12),步长为1,激励函数为LeakyReLU;

[0031] Layer8为池化层,池化窗大小为2,池化方法为平均池化;

[0032] Layer9为卷积层,滤波器数量为5,卷积层核大小为(2,5),步长为1,激励函数为LeakyReLU;

[0033] Layer10为池化层,池化窗大小为2,池化方法为平均池化;

[0034] Layer11为全连接层,神经元个数为10个,激励函数为线性激励函数;

[0035] Layer12为全连接层,神经元个数为1个,激励函数为sigmoid函数。

[0036] 优选地,本发明的用于心电图类型识别的双卷积神经网络,第二CNN模型的训练方法包括以下步骤:

[0037] S31:将已知为正常心拍和异常心拍的多导联心电图中的每一条导联的心电信号以R波波峰前a秒为起始点、以R波波峰位置后b秒为终点将每一条导联的心电信号截取成信号片段,将信号片段输入到训练好的相应导联的第一CNN模型中,获取第一CNN模型的输出结果;

[0038] S32:将多导联心电图中每条导联的第一CNN模型的输出结果按照顺序合并为矩阵,将矩阵作为输入,将正常心拍标记为Y1和异常心拍标记为Y2作为输出对第二CNN模型进行训练,第二CNN模型的输出被设定为[Y1,Y2]。

- [0039] 优选地,本发明的用于心电图类型识别的双卷积神经网络,
- [0040] 第二CNN模型具有Layer1~Layer8共8个网格层;
- [0041] Layer1为卷积层,滤波器数量为10,卷积层核大小为(61,12),步长为1,激励函数为ReLU;
- [0042] Layer2为池化层,池化窗大小为2,池化方法为最大化池化;
- [0043] Layer3为卷积层,滤波器数量为8,卷积层核大小为(41,10),步长为1,激励函数为ReLU;
- [0044] Layer4为池化层,池化窗大小为2,池化方法为最大化池化;
- [0045] Layer5为卷积层,滤波器数量为3,卷积层核大小为(21,8),步长为1,激励函数为ReLU;
- [0046] Layer6为池化层,池化窗大小为2,池化方法为最大化池化;
- [0047] Layer7为全连接层,神经元个数为10个,激励函数为线性激励函数;
- [0048] Layer8为全连接层,神经元个数为1个,激励函数为sigmoid函数。
- [0049] 优选地,本发明的基于双卷积神经网络的心电图类型识别方法,训练第一CNN模型和训练第二CNN模型时采用的心电数据,均对心电数据采用具有上下截止频率的fir滤波器进行滤波,并将心电信号重采样为特定频率。
- [0050] 优选地,本发明的基于双卷积神经网络的心电图类型识别方法,fir滤波器的上下截止频率分别为0.5Hz、500Hz。
- [0051] 优选地,本发明的基于双卷积神经网络的心电图类型识别方法,特定频率为500Hz。
- [0052] 本发明的有益效果是:
- [0053] 本申请的用于心电图类型识别的双卷积神经网络,包括与多导联心电图心电信号的导联数量相同的第一CNN模型和第二CNN模型,所述第一CNN模型的输入值为以长度为a+b秒、步长为0.01-0.05秒为窗口将每一条导联的心电信号截取成的信号片段,输出结果为一连续值:[X1,X2];所述第二CNN模型的输入值为以同一心电信号的不同导联的信号片段分别输入到进行训练的第一CNN模型中得到的输出值形成的矩阵,输出结果为一连续值:[Y1,Y2]。本申请考虑到多导联心电信号,并以第一CNN模型和第二CNN模型的相互承接关系,由第二CNN模型的最终输出结果就可以得到心电图类型,具有准确性高的优点。

附图说明

- [0054] 下面结合附图和实施例对本申请的技术方案进一步说明。
- [0055] 图1是心电图中一个波组中的结构图;
- [0056] 图2是本申请实施例的第一CNN模型的结构示意图;
- [0057] 图3是本申请实施例的第二CNN模型的结构示意图。

具体实施方式

- [0058] 需要说明的是,在不冲突的情况下,本申请中的实施例及实施例中的特征可以相互组合。
- [0059] 术语“第一”、“第二”等仅用于描述目的,而不能理解为指示或暗示相对重要性或

者隐含指明所指示的技术特征的数量。由此,限定有“第一”、“第二”等的特征可以明示或者隐含地包括一个或者更多个该特征。在本发明创造的描述中,除非另有说明,“多个”的含义是两个或两个以上。

[0060] 下面将参考附图并结合实施例来详细说明本申请的技术方案。

[0061] 实施例

[0062] 本实施例提供一种用于心电图类型识别的双卷积神经网络,包括与多导联心电图心电信号的导联数量相同的第一CNN模型和第二CNN模型:

[0063] 所述第一CNN模型的输入值为以长度为a+b秒、步长为0.01-0.05秒为窗口将每一条导联的心电信号截取成的信号片段,输出结果为第一连续值:[X1,X2];

[0064] 所述第二CNN模型的输入值为以同一心电信号的不同导联的信号片段分别输入到进行训练的第一CNN模型中得到的输出值形成的矩阵,输出结果为第二连续值:[Y1,Y2]。

[0065] 第一CNN模型的训练方法包括以下步骤:

[0066] S21:将已知为正常心拍和异常心拍的多导联心电图中的每一条导联的心电信号截取成信号片段,截取的信号片段以R波波峰前a秒为起始点、以R波波峰位置后b秒为终点,a值优选为大于或等于0.3秒(保证能够尽量覆盖到P波),b值优选为大于或等于0.4秒(保证能够尽量覆盖到T波),得到的心电信号片段,a值和b值与步骤1中的保持一致即可,正常心拍和异常心拍的总数量分别不少于10万条,且正常心拍和异常心拍的总数量之间的数量差小于10%;每一条导联的心电信号被获取后还可对心电数据进行预处理,对心电数据采用上下截止频率分别为0.5Hz、500Hz的fir滤波器进行滤波,如果心电信号采样频率不是500Hz时,则采用最邻近内插法将心电信号重采样为500Hz;

[0067] S22:将截取后的信号片段按照导联作为输入,标记正常心拍为X1(X1:可设定为0)和异常心拍为X2(X2:可设定为1),并将X1和X2分别作为输出结果对第一CNN模型进行训练,得到与多导联心电图的导联数量相同的第一CNN模型,第一CNN模型的输出被设定为[X1,X2]([0,1]);

[0068] 比如采用12导联心电图,就将12个导联的数据分别输入第一CNN模型训练出12个第一CNN模型,(可以按照12导联心电图的12个导联的名称分别命名为beatCNN_I、beatCNN_II、beatCNN_III、beatCNN_AVF、beatCNN_AVR、beatCNN_AVL、beatCNN_V1、beatCNN_V2、beatCNN_V3、beatCNN_V4、beatCNN_V5、beatCNN_V6)。

[0069] 表1第一CNN模型各网格层如下表所示:

[0070]

网格层		网格参数			
Layer1	卷积层	滤波器数量: 12	卷积层核大小: (29,1)	步长: 1	激励函数: LeakyReLU
Layer2	池化层	池化窗大小: 2			池化方法: 平均池化
Layer3	卷积层	滤波器数量: 18	卷积层核大小: (21,12)	步长: 1	激励函数: LeakyReLU
Layer4	池化层	池化窗大小: 2			池化方法: 平均池化
Layer5	卷积层	滤波器数量: 12	卷积层核大小: (12,18)	步长: 1	激励函数: LeakyReLU
Layer6	池化层	池化窗大小: 2			池化方法: 平均池化
Layer7	卷积层	滤波器数量: 5	卷积层核大小: (5,12)	步长: 1	激励函数: LeakyReLU

[0071]

Layer8	池化层	池化窗大小: 2			池化方法: 平均池化
Layer9	卷积层	滤波器数量: 5	卷积层核大小: (2,5)	步长: 1	激励函数: LeakyReLU
Layer10	池化层	池化窗大小: 2			池化方法: 平均池化
Layer11	全连接层	神经元个数: 10 个, 激励函数为线性激励函数			
Layer12	全连接层	神经元个数: 1 个, 激励函数为 sigmoid 函数			

[0072] S3步骤中第二CNN模型的训练方法包括以下步骤:

[0073] S31:将已知为正常心拍和异常心拍的多导联心电图中的每一条导联的心电信号以R波波峰前a秒为起始点、以R波波峰位置后b秒为终点将每一条导联的心电信号截取成信号片段,将信号片段输入到训练好的相应导联的第一CNN模型中,获取第一CNN模型的输出结果,正常心拍和异常心拍的多导联心电图分别包括一万条以上;

[0074] S32:将多导联心电图中每条导联的第一CNN模型的输出结果按照顺序合并为矩阵,将矩阵作为输入,将正常心拍标记为Y1 (Y1:可设定为0) 和异常心拍标记为Y2 (Y2:可设定为1) 作为输出对第二CNN模型进行训练,第二CNN模型的输出被设定为[Y1,Y2] ([0,1]);

[0075] 表2第二CNN模型各网格层如下表所示:

[0076]

网格层		网格参数			
Layer1	卷积层	滤波器数量: 10	卷积层核大小: (61,12)	步长: 1	激励函数: ReLU
Layer2	池化层	池化窗大小: 2			池化方法: 最大化池化
Layer3	卷积层	滤波器数量: 8	卷积层核大小: (41,10)	步长: 1	激励函数: ReLU

[0077]

Layer4	池化层	池化窗大小: 2			池化方法: 最大化池化
Layer5	卷积层	滤波器数量: 3	卷积层核大小: (21,8)	步长: 1	激励函数: ReLU
Layer6	池化层	池化窗大小: 2			池化方法: 最大化池化
Layer7	全连接层	神经元个数: 10 个, 激励函数为线性激励函数			
Layer8	全连接层	神经元个数: 1 个, 激励函数为 sigmoid 函数			

[0078] 本实施例中,将多导联心电图心电信号以R波波峰前a秒为起始点、以R波波峰位置后b秒为终点将每一条导联的心电信号截取成信号片段,直接对信号片段进行操作,针对性强,识别效率更高。之后按照导联的类型,将信号片段分别输入经过训练的相应导联的第一CNN模型中,得到第一CNN模型的输出结果,并将该结果形成矩阵,输入到第二CNN模型中,通过第二CNN模型的最终输出结果就可以得到心电图类型,具有准确性高的优点。

[0079] 进行训练时,每一条导联的心电信号被获取后还可对心电数据进行预处理,对心电数据采用上下截止频率分别为0.5Hz、500Hz的fir滤波器进行滤波,如果心电信号采样频率不是500Hz时,则采用最邻近内插法将心电信号重采样为500Hz;

[0080] 异常心拍包括房早心拍、室早心拍、房室交界性早搏心拍等异位激动产生的心拍,和ST段抬高或压低、STT改变、或者Q波坏死等形态改变类的异常心拍,以及房室传导阻滞、左右束支阻滞等由于阻滞导致的异常心拍。

[0081] 其中,第一CNN模型和第二CNN模型中所使用的训练算法可以采用现有的任意训练算法均可。训练算法可以为:随机梯度下降算法、Adam算法、RMSProp算法、Adagrad算法、Adadelta算法、Adamax算法等。

[0082] 本实施例的用于心电图类型识别的双卷积神经网络,使用时,将一多导联心电图心电信号,以长度为a+b秒,步长为0.01-0.05秒为窗口将每一条导联的心电信号截取成信号片段;将信号片段按照导联的类型分别输入经过训练的相应导联的第一CNN模型中;比如采用12导联心电图,就将12个导联的数据分别输入第一CNN模型训练出12个第一CNN模型,(可以按照12导联心电图的12个导联的名称分别命名为beatCNN_I、beatCNN_II、beatCNN_III、beatCNN_AVF、beatCNN_AVR、beatCNN_AVL、beatCNN_V1、beatCNN_V2、beatCNN_V3、beatCNN_V4、beatCNN_V5、beatCNN_V6),识别时,12导联心电图心电信号按照不同的导联的

心电信号截取成12组信号片段,将12组信号片段分别导入相应的第一CNN模型中,12个第一CNN模型的输出按顺序排列形成一个具有12个数据的矩阵(每个第一CNN模型的输出均大于等于 $X1$ 小于等于 $X2$),将矩阵输入到第二CNN模型中;

[0083] 第二CNN模型的输出结果决定心电信号的类型,若输出结果大于等于 $(Y1+Y2)/2$ 时,认为多导联心电图心电信号为异常心电信号,否则则为正常心电信号。

[0084] 本实施例的用于心电图类型识别的双卷积神经网络,包括与多导联心电图心电信号的导联数量相同的第一CNN模型和第二CNN模型,所述第一CNN模型的输入值为以长度为 $a+b$ 秒、步长为 $0.01-0.05$ 秒为窗口将每一条导联的心电信号截取成的信号片段,输出结果为一连续值: $[X1, X2]$;所述第二CNN模型的输入值为以同一心电信号的不同导联的信号片段分别输入到进行训练的第一CNN模型中得到的输出值形成的矩阵,输出结果为一连续值: $[Y1, Y2]$ 。本申请考虑到多导联心电信号,并以第一CNN模型和第二CNN模型的相互承接关系,由第二CNN模型的最终输出结果就可以得到心电图类型,具有准确性高的优点。

[0085] 以上述依据本申请的理想实施例为启示,通过上述的说明内容,相关工作人员完全可以在不偏离本项申请技术思想的范围内,进行多样的变更以及修改。本项申请的技术性范围并不局限于说明书上的内容,必须要根据权利要求范围来确定其技术性范围。

[0086] 本领域内的技术人员应明白,本申请的实施例可提供为方法、系统或计算机程序产品。因此,本申请可采用完全硬件实施例、完全软件实施例或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且,本申请可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质(包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等)上实施的计算机程序产品的形式。

[0087] 本申请是参照根据本申请实施例的方法、设备(系统)和计算机程序产品的流程图和/或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器,使得通过计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

[0088] 这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中,使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品,该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

[0089] 这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理设备上,使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理,从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

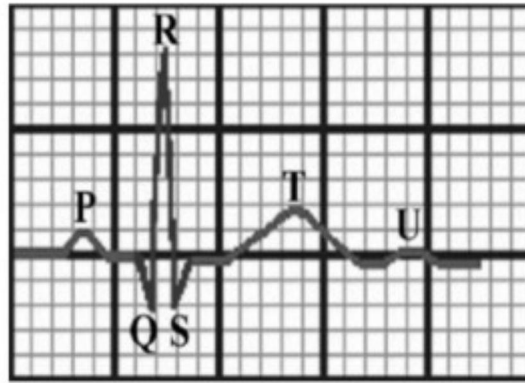


图1

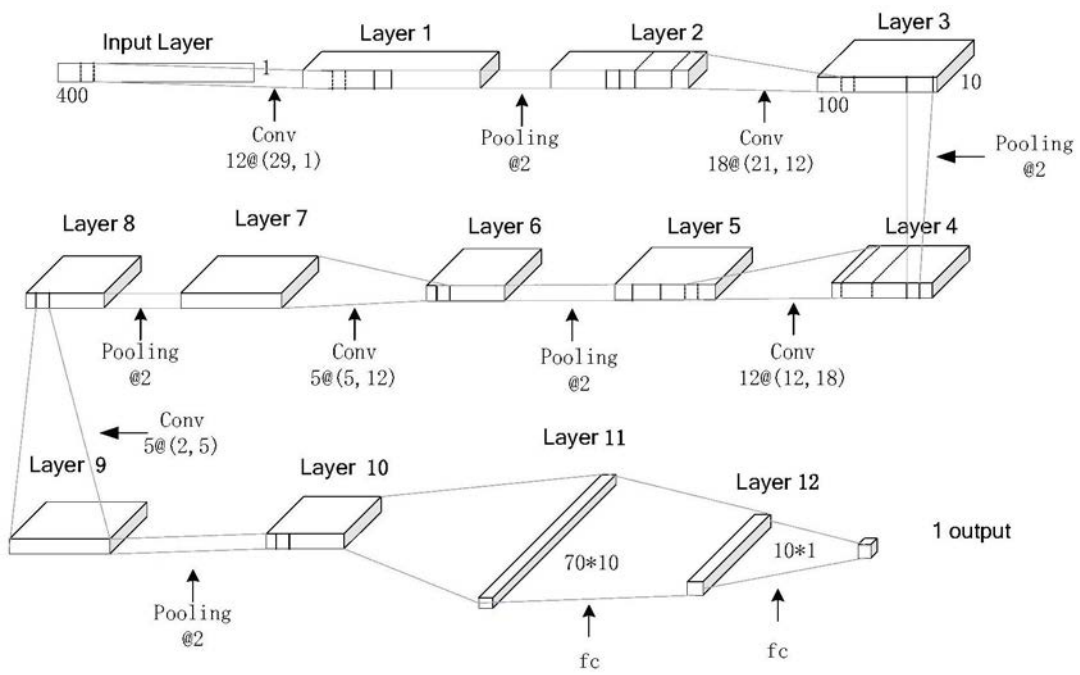


图2

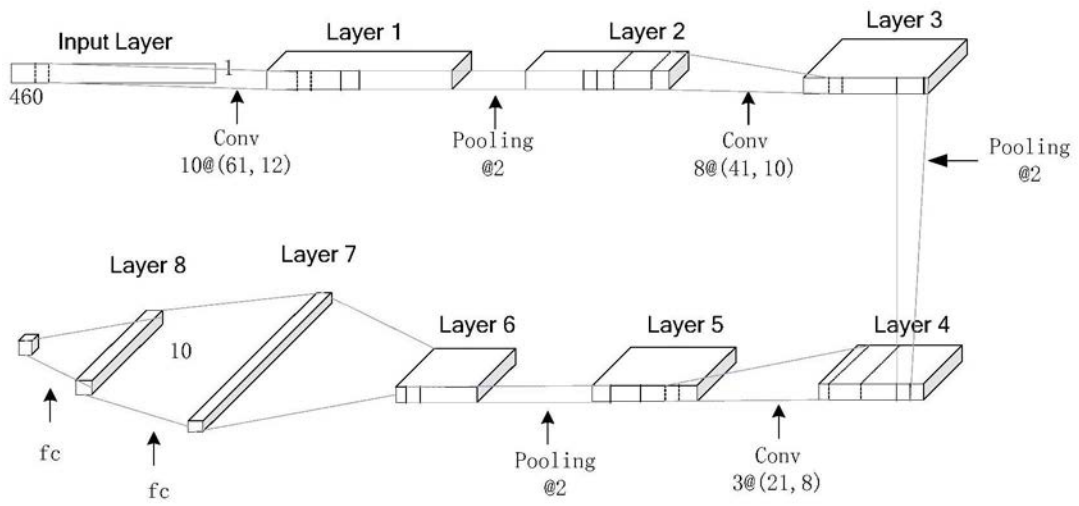


图3

专利名称(译)	用于心电图类型识别的双卷积神经网络		
公开(公告)号	CN110236521A	公开(公告)日	2019-09-17
申请号	CN201910420709.X	申请日	2019-05-20
[标]申请(专利权)人(译)	上海数创医疗科技有限公司		
申请(专利权)人(译)	上海数创医疗科技有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	上海数创医疗科技有限公司		
[标]发明人	朱俊江 汪朝阳 严天宏		
发明人	朱俊江 汪朝阳 严天宏 姚蔚菁		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00 G06N3/04		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/7203 A61B5/7235 A61B5/725 A61B5/7267 G06N3/0454 G06N3/0481		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本申请涉及一种用于心电图类型识别的双卷积神经网络，包括与多导联心电图心电信号的导联数量相同的第一CNN模型和第二CNN模型，所述第一CNN模型的输入值为以长度为a+b秒、步长为0.01-0.05秒为窗口将每一条导联的心电信号截取成的信号片段，输出结果为第一连续值： $[X1, X2]$ ；所述第二CNN模型的输入值为以同一心电信号的不同导联的信号片段分别输入到进行训练的第一CNN模型中得到的输出值形成的矩阵，输出结果为第二连续值： $[Y1, Y2]$ 。本申请考虑到多导联心电信号，并以第一CNN模型和第二CNN模型的相互承接关系，由第二CNN模型的最终输出结果就可以得到心电图类型，具有准确性高的优点。

