



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110226920 A

(43)申请公布日 2019.09.13

(21)申请号 201910560539.5

(22)申请日 2019.06.26

(71)申请人 广州视源电子科技股份有限公司  
地址 510530 广东省广州市黄埔区云埔四路6号

(72)发明人 王红梅

(74)专利代理机构 广州华进联合专利商标代理有限公司 44224  
代理人 周清华

(51) Int. Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/04(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

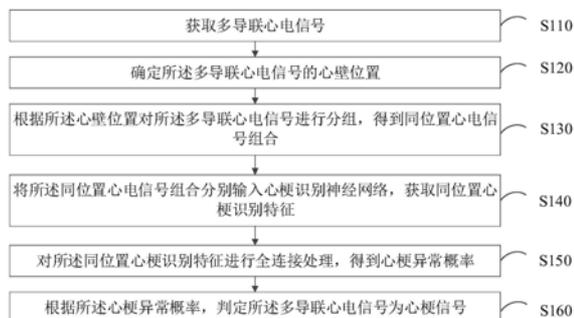
权利要求书2页 说明书21页 附图7页

(54)发明名称

心电信号识别方法、装置、计算机设备和存储介质

(57)摘要

本申请涉及一种心电信号识别方法、装置、计算机设备和存储介质。所述方法包括:获取多导联心电信号;确定所述多导联心电信号的心壁位置;根据所述心壁位置对所述多导联心电信号进行分组,得到同位置心电信号组合;将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征;对所述同位置心梗识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;根据所述心梗异常概率,判定所述多导联心电信号为心梗信号。采用本方法能够解决目前的心电信号识别方法存在着心梗异常识别不准确的问题。



1. 一种心电信号识别方法,其特征在于,所述方法包括:

获取多导联心电信号;

确定所述多导联心电信号的心壁位置;

根据所述心壁位置对所述多导联心电信号进行分组,得到同位置心电信号组合;

将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征;

对所述同位置心梗识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;

根据所述心梗异常概率,判定所述多导联心电信号为心梗信号。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述心梗识别神经网络为深度残差神经网络;所述深度残差神经网络包括卷积块、最大池化层和残差块;所述将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征,包括:

通过所述深度残差神经网络的卷积块,对所述同位置心电信号组合进行卷积、批归一化和激活,得到第一卷积特征;

通过所述深度残差神经网络的最大池化层,对所述第一卷积特征进行最大池化,得到第一去冗余降维特征;

通过所述深度残差神经网络的残差块,对所述第一去冗余降维特征进行残差运算,得到所述同位置心梗识别特征。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述深度残差神经网络的残差块包括第一残差块、第二残差块、第三残差块和第四残差块,所述通过所述深度残差神经网络的残差块,对所述第一去冗余降维特征进行残差运算,得到所述同位置心梗识别特征,包括:

通过第一残差块,对所述第一去冗余降维特征进行残差运算,得到第一残差块输出特征;其中,所述第一残差块由两个特征张量深度为N1层的第一子残差块组成;

通过第二残差块,对所述第一残差块输出特征进行下采样和残差运算,得到第二残差块输出特征;其中,所述第二残差块由两个特征张量深度为N2层的第二子残差块组成;

通过第三残差块,对所述第二去冗余降维特征进行下采样和残差运算,得到第三残差块输出特征;其中,所述第三残差块由两个特征张量深度为N3层的第三子残差块组成;

通过第四残差块,对所述第三去冗余降维特征进行下采样和残差运算,得到所述同位置心梗识别特征;其中,所述第四残差块由两个特征张量深度为N4层的第四子残差块组成。

4. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述同位置心电信号组合包括前壁心电信号组合、下壁心电信号组合、侧壁心电信号组合中的至少一种;

所述将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征,包括:

当所述同位置心电信号组合为前壁心电信号组合时,所述前壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为前壁心梗残差识别特征;

当所述同位置心电信号组合为下壁心电信号组合时,所述下壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为下壁心梗残差识别特征;

当所述同位置心电信号组合为侧壁心电信号组合时,所述侧壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为侧壁心梗残差识别特征。

5. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述心梗识别神经网络为浅层CRNN神经网络;所述浅层CRNN神经网络包括卷积块和LSTM层;所述将所述同位置心电信号组合分别输

入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征,包括:

通过所述浅层CRNN神经网络的卷积块,对所述同位置心电信号组合进行卷积,得到第二卷积特征;

通过所述浅层CRNN神经网络的LSTM层,对所述第二卷积特征进行筛选,得到所述同位置心梗识别特征。

6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,所述浅层CRNN神经网络的卷积块包括第一卷积块、第二卷积块和第三卷积块,所述通过所述浅层CRNN神经网络的卷积块,对所述同位置心电信号组合进行卷积,得到第二卷积特征,包括:

通过所述第一卷积块,对所述同位置心电信号组合进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第一卷积块输出特征;

通过所述第二卷积块,对所述第一卷积块输出特征进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第二卷积块输出特征;

通过所述第三卷积块,对所述第二卷积块输出特征进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第二卷积特征。

7. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,所述同位置心电信号组合包括前壁心电信号、下壁心电信号、侧壁心电信号中的至少一种;

所述将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征,包括:

当所述同位置心电信号组合为前壁心电信号组合时,所述前壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为前壁心梗浅层识别特征;

当所述同位置心电信号组合为下壁心电信号组合时,所述下壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为下壁心梗浅层识别特征;

当所述同位置心电信号组合为侧壁心电信号组合时,所述侧壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为侧壁心梗浅层识别特征。

8. 一种心电信号识别装置,其特征在于,所述装置包括:

信号获取模块,用于获取多导联心电信号;

心壁位置确定模块,用于确定所述多导联心电信号的心壁位置;

分组模块,用于根据所述心壁位置对所述多导联心电信号进行分组,得到同位置心电信号组合;

特征获取模块,用于将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征;

聚合模块,用于对所述同位置心梗识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;

判定模块,用于根据所述心梗异常概率,判定所述多导联心电信号为心梗信号。

9. 一种电子设备,其特征在于,包括:存储器、一个或多个处理器;

所述存储器,用于存储一个或多个程序;

当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行,使得所述一个或多个处理器执行如权利要求1-7中任一所述的心电信号分析方法。

10. 一种包含计算机可执行指令的存储介质,其特征在于,所述计算机可执行指令在由计算机处理器执行时用于执行如权利要求1-7中任一所述的心电信号分析方法。

## 心电信号识别方法、装置、计算机设备和存储介质

### 技术领域

[0001] 本申请涉及信号处理技术领域,特别是涉及一种心电信号识别方法、装置、计算机设备和存储介质。

### 背景技术

[0002] 冠心病(Coronary Heart Disease,CHD)是现代人类健康的头号杀手。心肌梗死是冠心病最严重的后果。目前通常通过识别心电信号的方式预测患者的心梗风险。

[0003] 常见的心电信号识别方法主要是基于心电信号的关键点检测。例如,提取心电信号的ST段、T波、R波的特征进行检测。

[0004] 然而,上述方法严重依赖于对Q波、P波、J点、S点、T波等关键点的检测。当心电信号质量不佳时,可能无法准确定位关键点,从而无法准确地从心电信号中识别出心梗风险。

[0005] 因此,目前的心电信号识别方法存在着心梗异常识别不准确的问题。

### 发明内容

[0006] 基于此,有必要针对上述技术问题,提供一种能够心电信号识别方法、装置、计算机设备和存储介质。

[0007] 第一方面,提供了一种心电信号识别方法,包括:

[0008] 获取多导联心电信号;

[0009] 确定所述多导联心电信号的心壁位置;

[0010] 根据所述心壁位置对所述多导联心电信号进行分组,得到同位置心电信号组合;

[0011] 将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征;

[0012] 对所述同位置心梗识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;

[0013] 根据所述心梗异常概率,判定所述多导联心电信号为心梗信号。

[0014] 在另一个实施例中,所述心梗识别神经网络为深度残差神经网络;所述深度残差神经网络包括卷积块、最大池化层和残差块;所述将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征,包括:

[0015] 通过所述深度残差神经网络的卷积块,对所述同位置心电信号组合进行卷积、批归一化和激活,得到第一卷积特征;

[0016] 通过所述深度残差神经网络的最大池化层,对所述第一卷积特征进行最大池化,得到第一去冗余降维特征;

[0017] 通过所述深度残差神经网络的残差块,对所述第一去冗余降维特征进行残差运算,得到所述同位置心梗识别特征。

[0018] 在另一个实施例中,所述深度残差神经网络的残差块包括第一残差块、第二残差块、第三残差块和第四残差块,所述通过所述深度残差神经网络的残差块,对所述第一去冗余降维特征进行残差运算,得到所述同位置心梗识别特征,包括:

[0019] 通过第一残差块,对所述第一去冗余降维特征进行残差运算,得到第一残差块输出特征;其中,所述第一残差块由两个特征张量深度为N1层的第一子残差块组成;

[0020] 通过第二残差块,对所述第一残差块输出特征进行下采样和残差运算,得到第二残差块输出特征;其中,所述第二残差块由两个特征张量深度为N2层的第二子残差块组成;

[0021] 通过第三残差块,对所述第二去冗余降维特征进行下采样和残差运算,得到第三残差块输出特征;其中,所述第三残差块由两个特征张量深度为N3层的第三子残差块组成;

[0022] 通过第四残差块,对所述第三去冗余降维特征进行下采样和残差运算,得到所述同位置心梗识别特征;其中,所述第四残差块由两个特征张量深度为N4层的第四子残差块组成。

[0023] 在另一个实施例中,所述同位置心电信号组合包括前壁心电信号组合、下壁心电信号组合、侧壁心电信号组合中的至少一种;

[0024] 所述将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征,包括:

[0025] 当所述同位置心电信号组合为前壁心电信号组合时,所述前壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为前壁心梗残差识别特征;

[0026] 当所述同位置心电信号组合为下壁心电信号组合时,所述下壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为下壁心梗残差识别特征;

[0027] 当所述同位置心电信号组合为侧壁心电信号组合时,所述侧壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为侧壁心梗残差识别特征。

[0028] 在另一个实施例中,所述心梗识别神经网络为浅层CRNN神经网络;所述浅层CRNN神经网络包括卷积块和LSTM层;所述将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征,包括:

[0029] 通过所述浅层CRNN神经网络的卷积块,对所述同位置心电信号组合进行卷积,得到第二卷积特征;

[0030] 通过所述浅层CRNN神经网络的LSTM层,对所述第二卷积特征进行筛选,得到所述同位置心梗识别特征。

[0031] 在另一个实施例中,所述浅层CRNN神经网络的卷积块包括第一卷积块、第二卷积块和第三卷积块,所述通过所述浅层CRNN神经网络的卷积块,对所述同位置心电信号组合进行卷积,得到第二卷积特征,包括:

[0032] 通过所述第一卷积块,对所述同位置心电信号组合进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第一卷积块输出特征;

[0033] 通过所述第二卷积块,对所述第一卷积块输出特征进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第二卷积块输出特征;

[0034] 通过所述第三卷积块,对所述第二卷积块输出特征进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第二卷积特征。

[0035] 在另一个实施例中,所述同位置心电信号组合包括前壁心电信号、下壁心电信号、侧壁心电信号中的至少一种;

[0036] 所述将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征,包括:

[0037] 当所述同位置心电信号组合为前壁心电信号组合时,所述前壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为前壁心梗浅层识别特征;

[0038] 当所述同位置心电信号组合为下壁心电信号组合时,所述下壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为下壁心梗浅层识别特征;

[0039] 当所述同位置心电信号组合为侧壁心电信号组合时,所述侧壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为侧壁心梗浅层识别特征。

[0040] 第二方面,提供了一种心电信号识别装置,包括:

[0041] 信号获取模块,用于获取多导联心电信号;

[0042] 心壁位置确定模块,用于确定所述多导联心电信号的心壁位置;

[0043] 分组模块,用于根据所述心壁位置对所述多导联心电信号进行分组,得到同位置心电信号组合;

[0044] 特征获取模块,用于将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征;

[0045] 聚合模块,用于对所述同位置心梗识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;

[0046] 判定模块,用于根据所述心梗异常概率,判定所述多导联心电信号为心梗信号。

[0047] 第三方面,提供了一种电子设备,其特征在于,包括:存储器、一个或多个处理器;

[0048] 所述存储器,用于存储一个或多个程序;

[0049] 当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行,使得所述一个或多个处理器实现如下操作:

[0050] 获取多导联心电信号;

[0051] 确定所述多导联心电信号的心壁位置;

[0052] 根据所述心壁位置对所述多导联心电信号进行分组,得到同位置心电信号组合;

[0053] 将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征;

[0054] 对所述同位置心梗识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;

[0055] 根据所述心梗异常概率,判定所述多导联心电信号为心梗信号。

[0056] 第四方面,提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现以下步骤:

[0057] 获取多导联心电信号;

[0058] 确定所述多导联心电信号的心壁位置;

[0059] 根据所述心壁位置对所述多导联心电信号进行分组,得到同位置心电信号组合;

[0060] 将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征;

[0061] 对所述同位置心梗识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;

[0062] 根据所述心梗异常概率,判定所述多导联心电信号为心梗信号。

[0063] 上述心电信号识别方法、装置、计算机设备和存储介质,通过根据多导联心电信号的心壁位置对多导联心电信号进行分组,得到同位置心电信号组合;再将同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征;最后,在将同位置心梗识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率,进而根据心梗异常概率判断该多导联心电信号是

否为心梗信号;从而,在识别心电信号时,无须依赖于对心电信号关键点Q波、P波、J点、S点、T波的准确定位,即使在心电信号质量不佳、无法准确定位心电信号关键点的情况下,通过多导联心电信号进行分组,输入本申请的心梗识别神经网络,从而可以更加准确地从心电信号中识别出心梗风险。

### 附图说明

- [0064] 图1是本申请实施例一提供的一种心电信号识别方法的流程图;
- [0065] 图2是本申请实施例的一种心电信号识别方法的神经网络的网络结构示意图;
- [0066] 图3是本申请实施例二提供的一种心电信号识别方法的流程图;
- [0067] 图4A是一个实施例中一种原始心电信号的示意图;
- [0068] 图4B是一个实施例中一种去噪信号的示意图;
- [0069] 图5是一个实施例中一种深度残差神经网络的内部结构示意图;
- [0070] 图6是一个实施例中一种心电信号识别方法的深度残差神经网络的网络结构示意图;
- [0071] 图7是一个实施例中一种浅层CRNN神经网络的内部结构示意图;
- [0072] 图8是一个实施例中一种心电信号识别方法的浅层CRNN神经网络的网络结构示意图;
- [0073] 图9是本申请实施例三提供的一种心电信号识别装置的结构示意图;
- [0074] 图10是一个实施例中一个基于神经网络进行心电信号识别的流程图;
- [0075] 图11是本申请实施例四提供的一种电子设备的结构示意图。

### 具体实施方式

[0076] 为了使本申请的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本申请进行进一步详细说明。应当理解,此处描述的具体实施例仅仅用以解释本申请,并不用于限定本申请。

[0077] 实施例一

[0078] 图1是本申请实施例一提供的一种心电信号识别方法的流程图。具体的,参考图1,本申请实施例一的心电信号识别方法,具体包括:

[0079] 步骤S110,获取多导联心电信号。

[0080] 其中,多导联心电信号可以为表征多导联心电信号的信号数据矩阵。多导联心电信号可以为多导联心电系统采集到的信号。

[0081] 具体实现中,可以采集原始信号,通过对原始信号进行小波变换、去噪等的预处理,得到上述的多导联心电信号。

[0082] 实际应用中,可以通过多导联心电系统采集多导联心电信号。目前较为常见的多导联心电系统为十二导联。其中,十二导联的多导联心电信号,包括有导联信号V1、V2、V3、V4、V5、V6、aVF、aVR、aVL、I、II和III。也即是说,本申请实施例的多导联心电信号,可以为上述导联信号中的其中一种,也可以为上述导联信号其中多种信号。

[0083] 步骤S120,确定多导联心电信号的心壁位置。

[0084] 其中,心壁位置可以是指不同多导联信号所能判定的心梗心壁位置。

[0085] 具体实现中,在获取多导联心电信号后,确定各个多导联心电信号所能定位的心梗心壁位置。

[0086] 实际应用中,导联心电信号V1、V2、V3和V4在临床上用于判定前壁心梗,因此确定导联心电信号V1、V2、V3和V4对应的心壁位置均为前壁;导联信号aVF、aVR、II和III在临床上用于判定下壁心梗,因此确定导联心电信号V1、V2、V3和V4对应的心壁位置均为后壁;导联信号V5、V6、I和aVL在临床上用于判定侧壁心梗,因此确定导联心电信号V5、V6、I和aVL对应的心壁位置均为侧壁。

[0087] 步骤S130,根据心壁位置对多导联心电信号进行分组,得到同位置心电信号组合。

[0088] 其中,同位置心电信号组合可以是指由多组用于判定同一位置心梗的导联心电信号组成的信号组合。

[0089] 具体实现中,在确定各个导联心电信号所对应的心壁位置后,根据上述的心壁位置对各个导联心电信号进行分组,得到同位置心电信号组合。

[0090] 实际应用中,导联心电信号V1、V2、V3和V4用于判定前壁心梗,因此可以将导联心电信号V1、V2、V3和V4作为一组同位置心电信号组合,并命名为前壁心电信号组合;导联信号aVF、aVR、II和III上用于判定下壁心梗,因此可以将导联心电信号V1、V2、V3和V4作为一组同位置心电信号组合,并命名为下壁心电信号组合;导联信号V5、V6、I和aVL用于判定侧壁心梗,因此可以将导联心电信号V5、V6、I和aVL作为一组同位置心电信号组合,并命名为侧壁心电信号组合。

[0091] 步骤S140,将同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征。

[0092] 其中,心梗识别神经网络可以是指用于对心电信号中的心梗特征进行识别的神经网络。

[0093] 当完成对多导联信号的分组后,将得到的同位置心电信号组合,例如,前壁心电信号组合、下壁心电信号组合和侧壁心电信号组合等信号组合,分别输入上述的心梗识别神经网络中,供心梗识别神经网络对上述各个同位置心电信号组合进行特征提取,输出与心梗心壁位置相关的同位置心梗识别特征。实际应用中,同位置心梗识别特征可以为特征向量。

[0094] 步骤S150,对同位置心梗识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率。

[0095] 其中,全连接处理可以是指使用全连接神经网络分类器进行处理。

[0096] 具体实现中,当上述的输出与心梗心壁位置相关的同位置心梗识别特征后,将上述的同位置心梗识别特征输入至全连接神经网络分类器中,使用全连接神经网络分类器对同位置心梗识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率。

[0097] 步骤S160,根据心梗异常概率,判定多导联心电信号为心梗信号。

[0098] 具体实现中,上述的全连接神经网络分类器的输入细胞数与同位置心梗识别特征的特征向量个数相等,全连接神经网络分类器的输出细胞数为2,进而代表两种预测结果。即可得到各输入心拍的预测值,当得到的心梗异常概率高于预设的异常概率阈值时,全连接神经网络分类器输出的预测值为1,代表此心拍样本有心梗相关异常表现;当得到的心梗异常概率低于预设的异常概率阈值时,全连接神经网络分类器输出的预测值为0,代表此心拍样本健康。

[0099] 需要说明的是,在使用上述的心梗识别神经网络对上述的同位置心电信号组合进行特征识别之前,需要使用各种具有异常信号且已知心梗类型的同位置心电信号组合和正常的同位置心电信号组合作为训练样本,对上述的心梗识别神经网络进行训练,优化上述的心梗识别神经网络。

[0100] 实际应用中,可以通过如PTB等的公开数据库进行训练和测试。更具体地,可以将心肌梗死病人和非心肌梗死病人数据集,按比例随机分为训练集和测试集,两个数据集不同时包含同一个人数据。将结构化的多导联心电信号标记为X,将“存在心梗相关的特征性变化的异常”、“不存在心梗相关的特征性变化的异常”标记作为心梗识别神经网络的输出Y。训练集的(X,Y)共同组成多导联多结构聚合网络的训练样本。X按一定的批尺寸按批输入心梗识别神经网络,通过前向传播得到Y的预测值Pred\_Y,通过损失函数计算Y和Pred\_Y损失,将损失反向传播,利用梯度下降法训练网络,得到最优的心梗识别神经网络。

[0101] 为了便于本领域技术人员的理解,图2是一个实施例的一种心电信号识别方法的神经网络的网络结构示意图。如图所示,首先,获取多导联心电信号;然后,根据各个多导联心电信号的心壁位置对多导联心电信号分组得到多组同位置心电信号组合,例如,同位置心电信号组合1、同位置心电信号组合2和同位置心电信号组合3,然后,分别将上述的同位置心电信号组合输入至心梗识别神经网络中,供心梗识别神经网络对上述各个同位置心电信号组合进行特征提取,输出与心梗心壁位置相关的同位置心梗识别特征。然后,将上述的同位置心梗识别特征输入至全连接神经网络分类器中,使用全连接神经网络分类器对同位置心梗识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率。最后,根据心梗异常概率,判定多导联心电信号为心梗信号。

[0102] 上述心电信号识别方法、装置、计算机设备和存储介质,通过根据多导联心电信号的心壁位置对多导联心电信号进行分组,得到同位置心电信号组合;再将同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征;最后,在将同位置心梗识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率,进而根据心梗异常概率判断该多导联心电信号是否为心梗信号;从而,在识别心电信号时,无须依赖于对心电信号关键点Q波、P波、J点、S点、T波的准确定位,即使在心电信号质量不佳、无法准确定位心电信号关键点的情况下,通过多导联心电信号进行分组,输入本申请的心梗识别神经网络,从而可以更加准确地从心电信号中识别出心梗风险。

[0103] 实施例二

[0104] 图3是本申请实施例二提供的一种心电信号识别方法的流程图。具体的,参考图3,本申请实施例二的心电信号识别方法,具体包括:

[0105] 步骤S210,获取多导联心电信号。

[0106] 可选地,多导联心电信号包括导联心电信号V1、V2、V3、V4、V5、V6、aVF、aVR、aVL、I、II和III。

[0107] 可选地,所述步骤S210,包括:

[0108] 接收原始信号;对所述原始信号进行小波分解,得到小波分解信号;所述小波分解信号具有X1维;对所述小波分解信号中的X2维的信号置零,得到部分置零信号;其中, $X2 < X1$ ;对所述部分置零信号进行小波逆变换,得到去噪信号;所述去噪信号为高频噪声和基线漂移去除后的信号;根据所述去噪信号,得到所述多导联心电信号。

[0109] 其中,原始信号可以为多导联心电系统采集到的原始的信号。

[0110] 其中,小波分解信号可以为对原始信号进行小波分解后所得到的信号。

[0111] 其中,部分置零信号可以为部分维度的信号被置零的信号。通过小波分解后,可以分解出X1维的小波分解信号,对其中X2维度的信号置零,得到了部分置零信号。

[0112] 具体实现中,可以对原始信号进行重采样到一定频率的信号,例如,重采样至1000Hz的信号。

[0113] 然后,使用一定db(功率增益单位)的小波基函数,对重采样的信号进行X1维小波分解,得到X1维的小波分解信号。例如,可以优选6db的小波基函数进行小波分解。

[0114] 对X1维中的X2维小波分解信号进行置零,得到部分置零信号。例如,当X1为10,X2可以为3,具体可以对第0维、第9维、第10维的小波分解信号进行置零。

[0115] 得到部分置零信号后,可以通过小波逆变换的方式,将部分置零信号转换,得到的信号,作为去噪信号,去噪信号去除了高频噪声和基线漂移,最后可以基于该去噪信号,得到多导联心电信号。

[0116] 图4A是一个实施例的一种原始心电信号的示意图。图4B是一个实施例的一种去噪信号的示意图。如图所示,X轴和Y轴分别表示信号的采集时间点(秒,s)和信号强度(mV,毫伏),对比原始心电信号与去噪信号可见,去噪信号的信号基线变得趋于平整,更有利于后续特征的提取与检测。

[0117] 根据本申请实施例的技术方案,通过进行小波分解、部分维度的信号置零、小波逆变换等预处理手段,得到了去除高频噪声和基线漂移的去噪信号,基于去噪信号获取多导联心电信号,可以避免高频噪声和基线漂移的干扰,得到信号质量更佳的多导联心电信号,提升了心电信号识别的准确性。

[0118] 可选地,所述根据所述去噪信号,得到所述多导联心电信号,包括:

[0119] 确定所述去噪信号的R波位置;确定所述R波位置的前M1个位置,以及,确定所述R波位置的后M2个位置;采用所述R波位置、所述前M1个位置、所述后M2个位置上的去噪信号,形成结构化信号矩阵,作为所述多导联心电信号。

[0120] 其中,R波位置可以为信号中R波最大值出现的位置。

[0121] 其中,结构化信号矩阵可以由表征信号的数值排列形成的矩阵。

[0122] 具体实现中,可以通过改进的Pan-Tompkins(一种检测QRS波群的算法)算法,检测出每个去噪信号的R波位置。其中,Pan-Tompkins算法可以具体包括低通滤波、高通滤波、微分、平方、积分、自适应阈值和搜索等运算过程。

[0123] 然后,以每个R波位置为基准,确定R波位置的前M1个位置和后M2个位置,采用R波位置、前M1个位置、后M2个位置上的去噪信号,形成一个由(M1+M2+1)个去噪信号组成的对应于一个心拍的信号数据,针对于同一个患者,可以获取到N个心拍的信号数据,并形成结构化信号矩阵。

[0124] 矩阵结构可以为 $N*L*(M1+M2+1)$ ,其中,L代表导联的数量,M1和M2的具体数值,可以根据实际需要而设定。

[0125] 步骤S220,确定多导联心电信号的心壁位置。

[0126] 具体实现中,在获取多导联心电信号后,确定各个多导联心电信号所能定位的心梗心壁位置。

[0127] 实际应用中,导联心电信号V1、V2、V3和V4在临床上用于判定前壁心梗,因此确定导联心电信号V1、V2、V3和V4对应的心壁位置均为前壁;导联信号aVF、aVR、II和III在临床上用于判定下壁心梗,因此确定导联心电信号V1、V2、V3和V4对应的心壁位置均为后壁;导联信号V5、V6、I和aVL在临床上用于判定侧壁心梗,因此确定导联心电信号V5、V6、I和aVL对应的心壁位置均为侧壁。

[0128] 步骤S230,根据心壁位置对多导联心电信号进行分组,得到同位置心电信号组合。

[0129] 具体实现中,在确定各个导联心电信号所对应的心壁位置后,根据上述的心壁位置对各个导联心电信号进行分组,得到同位置心电信号组合。

[0130] 实际应用中,导联心电信号V1、V2、V3和V4用于判定前壁心梗,因此可以将导联心电信号V1、V2、V3和V4作为一组同位置心电信号组合,并命名为前壁心电信号组合;导联信号aVF、aVR、II和III上用于判定下壁心梗,因此可以将导联心电信号V1、V2、V3和V4作为一组同位置心电信号组合,并命名为下壁心电信号组合;导联信号V5、V6、I和aVL用于判定侧壁心梗,因此可以将导联心电信号V5、V6、I和aVL作为一组同位置心电信号组合,并命名为侧壁心电信号组合。

[0131] 步骤S240,将同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征。

[0132] 可选地,心梗识别神经网络为深度残差神经网络;深度残差神经网络包括卷积块、最大池化层和残差块;将同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征,包括:

[0133] 通过深度残差神经网络的卷积块,对同位置心电信号组合进行卷积、批归一化和激活,得到第一卷积特征;

[0134] 通过深度残差神经网络的最大池化层,对第一卷积特征进行最大池化,得到第一去冗余降维特征;

[0135] 通过深度残差神经网络的残差块,对第一去冗余降维特征进行残差运算,得到同位置心梗识别特征。

[0136] 其中,深度残差网络可以为网络结构中包含有残差块的神经网络。残差块通过跨层链接的方式,使得某一层的输出,跨过若干层后直接作为后面某一层的输入,从而保证层数较深的深度网络仍然具有较高的识别准确性和收敛性。

[0137] 其中,卷积块(Basic Convolutional Block)可以是用于对输入的特征进行一维卷积、批归一化、激活等一系列运算的集合。根据该一系列运算在神经网络中的作用,命名为卷积块。

[0138] 其中,最大池化层(Max Pool)可以是用于对输入的特征求最大值池化的运算。根据该运算在神经网络中的作用,命名为最大池化层。

[0139] 其中,残差块(Residual Block)可以为对输入的大量特征进行残差运算的集合。

[0140] 具体实现中,将同位置心电信号组合作为卷积块的输入,卷积块进行卷积并输出,输出的数据作为第一卷积特征。

[0141] 实际应用中,通过卷积块可以对输入的信号进行一维卷积,将一维卷积后的特征进行批归一化,最后通过激活函数进行激活,使得对特征表示具有非线性,不再仅仅为0或1的输出,从而提高了模型的表达能力。在深度残差神经网络中,卷积块可以为一个,也可

以为多个,本领域技术人员可以根据实际需要进行设计卷积块的数量。

[0142] 其中,批归一化也可以由Group Normalization(组归一化)、Instance Normalization(实例正则化)、Layer Normalization(层规范化)等算法代替。

[0143] 其中,常见的激活函数包括ReLU(一种激活函数)、ELU(一种激活函数)、SELU(一种激活函数)、Sigmoid(一种激活函数)、tanh(一种激活函数)等等。

[0144] 得到大量第一卷积特征之后,通过最大池化层对大量的第一卷积特征进行池化,即运算各个特征矩阵中的最大值,将最大值作为新的特征,从而对高维特征降维成低维特征,并去除掉冗余的特征,得到的新的特征,作为第一去冗余降维特征。

[0145] 实际应用中,最大池化层也可以由全局平均池化层代替。

[0146] 得到第一去冗余降维特征,通过残差块对其进行残差运算。更具体地,残差块可以对最大池化层输出的特征进行一次卷积块的卷积运算,然后进行一维卷积和批归一化,得到的输出与之前的卷积块的输出的第一卷积特征进行相加并激活,得到了同位置心梗识别特征。

[0147] 可选地,深度残差神经网络的残差块包括第一残差块、第二残差块、第三残差块和第四残差块,通过深度残差神经网络的残差块,对第一去冗余降维特征进行残差运算,得到同位置心梗识别特征,包括:

[0148] 通过第一残差块,对第一去冗余降维特征进行残差运算,得到第一残差块输出特征;其中,第一残差块由两个特征张量深度为N1层的第一子残差块组成;

[0149] 通过第二残差块,对第一残差块输出特征进行下采样和残差运算,得到第二残差块输出特征;其中,第二残差块由两个特征张量深度为N2层的第二子残差块组成;

[0150] 通过第三残差块,对第二去冗余降维特征进行下采样和残差运算,得到第三残差块输出特征;其中,第三残差块由两个特征张量深度为N3层的第三子残差块组成;

[0151] 通过第四残差块,对第三去冗余降维特征进行下采样和残差运算,得到同位置心梗识别特征。其中,第四残差块由两个特征张量深度为N4层的第四子残差块组成。

[0152] 具体实现中,深度残差神经网络的残差块包括第一残差块、第二残差块、第三残差块和第四残差块;通过第一残差块,对第一去冗余降维特征进行残差运算,得到第一残差块输出特征;其中,第一残差块由两个特征张量深度为N1层的第一子残差块组成;在实际应用中,N1可以为64。

[0153] 通过第二残差块,对第一残差块输出特征进行下采样将第一残差块输出特征的维度降为二分之一,并进行残差运算,得到第二残差块输出特征;其中,第二残差块由两个特征张量深度为N2层的第二子残差块组成;在实际应用中,N1可以为128。

[0154] 通过第三残差块,对第二去冗余降维特征进行下采样,将第二去冗余降维特征的维度降为二分之一,并进行残差运算,得到第三残差块输出特征;其中,第三残差块由两个特征张量深度为N3层的第三子残差块组成;在实际应用中,N1可以为256。

[0155] 通过第四残差块,对第三去冗余降维特征进行下采样,将第三去冗余降维特征的维度降为三分之一,并进行残差运算,得到同位置心梗识别特征。其中,第四残差块由两个特征张量深度为N4层的第四子残差块组成;在实际应用中,N4可以为512。

[0156] 需要说明的是,当残差块包括4个甚至更多残差块,处理过程与上述的实施例相似,在此不再赘述。

[0157] 图5是一个实施例的一种深度残差神经网络的内部结构示意图。如图所示,一个具体的深度残差神经网络中,包括卷积块、最大池化层和残差块。卷积块包括有一维卷积、批归一化、激活函数等模块,两个卷积块依次进行卷积运算,输出第一卷积特征,最大池化层则对第一卷积特征进行最大池化,输出第一去冗余降维特征。其中,残差块包括第一残差块、第二残差块、第三残差块和第四残差块;通过第一残差块,对第一去冗余降维特征进行残差运算,得到第一残差块输出特征;其中,第一残差块由两个特征张量深度为N1层的第一子残差块组成;在实际应用中,N1可以为64。第一残差块的滑动步长为1。其中,第一子残差块由两个卷积核尺寸为3的残差学习单元构成。通过第二残差块,对第一残差块输出特征进行下采样将第一残差块输出特征的维度降为二分之一,并进行残差运算,得到第二残差块输出特征;其中,第二残差块由两个特征张量深度为N2层的第二子残差块组成;在实际应用中,N1可以为128。第二残差块的滑动步长为2。其中,第二子残差块由两个卷积核尺寸为3的残差学习单元构成。通过第三残差块,对第二去冗余降维特征进行下采样,将第二去冗余降维特征的维度降为二分之一,并进行残差运算,得到第三残差块输出特征;其中,第三残差块由两个特征张量深度为N3层的第三子残差块组成;在实际应用中,N1可以为256。第三残差块的滑动步长为2。其中,第三子残差块由两个卷积核尺寸为3的残差学习单元构成。通过第四残差块,对第三去冗余降维特征进行下采样,将第三去冗余降维特征的维度降为三分之一,并进行残差运算,得到同位置心梗识别特征。其中,第四残差块由两个特征张量深度为N4层的第四子残差块组成;在实际应用中,N4可以为512。第四残差块的滑动步长为3。其中,第四子残差块由两个卷积核尺寸为3的残差学习单元构成。

[0158] 可选地,同位置心电信号组合包括前壁心电信号组合、下壁心电信号组合、侧壁心电信号组合中的至少一种;

[0159] 将同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征,包括:

[0160] 当同位置心电信号组合为前壁心电信号组合时,前壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为前壁心梗残差识别特征;

[0161] 当同位置心电信号组合为下壁心电信号组合时,下壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为下壁心梗残差识别特征;

[0162] 当同位置心电信号组合为侧壁心电信号组合时,侧壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为侧壁心梗残差识别特征。

[0163] 具体实现中,同位置心电信号组合包括前壁心电信号组合、下壁心电信号组合、侧壁心电信号组合中的至少一种;此时心梗识别神经网络为深度残差神经网络;分别将前壁心电信号组合、下壁心电信号组合、侧壁心电信号组合输入至上述的深度残差神经网络;当同位置心电信号组合为前壁心电信号组合时,前壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为前壁心梗残差识别特征;当同位置心电信号组合为下壁心电信号组合时,下壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为下壁心梗残差识别特征;当同位置心电信号组合为侧壁心电信号组合时,侧壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为侧壁心梗残差识别特征。

[0164] 图6是另一个实施例的一种心电信号识别方法的深度残差神经网络的网络结构示意图。如图所示,多导联心电信号进行分组后,得到前壁心电信号组合、下壁心电信号组合

和侧壁心电信号组合。其中,前壁心电信号组合为导联心电信号V1、V2、V3和V4;下壁心电信号组合为导联心电信号aVF、aVR、II和III;侧壁心电信号组合为导联信号V5、V6、I和aVL。然后,将分别将上述的同位置心电信号组合输入至深度残差神经网络中,供深度残差神经网络对上述各个同位置心电信号组合进行特征提取,输出与心梗心壁位置相关的心梗残差识别特征,例如,前壁心梗残差识别特征、下壁心梗残差识别特征和侧壁心梗残差识别特征。然后,将上述的同位置心梗残差识别特征输入至全连接神经网络分类器中,使用全连接神经网络分类器对同位置心梗残差识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率。最后,根据心梗异常概率,判定多导联心电信号为心梗信号。具体地,全连接神经网络分类器的输出细胞数为2,进而代表两种预测结果。即可得到各输入心拍的预测值,当得到的心梗异常概率高于预设的异常概率阈值时,全连接神经网络分类器输出的预测值为1,代表此心拍样本有心梗相关异常表现;当得到的心梗异常概率低于预设的异常概率阈值时,全连接神经网络分类器输出的预测值为0,代表此心拍样本健康。

[0165] 可选地,心梗识别神经网络为浅层CRNN神经网络;浅层CRNN神经网络包括卷积块和LSTM层;将同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征,包括:

[0166] 通过浅层CRNN神经网络的卷积块,对同位置心电信号组合进行卷积,得到第二卷积特征;

[0167] 通过浅层CRNN神经网络的LSTM层,对第二卷积特征进行筛选,得到同位置心梗识别特征。

[0168] 其中,浅层CRNN(Convolutional Recurrent Neural Network)神经网络可以是指网络结构为浅卷积层的神经网络。

[0169] 其中,LSTM层(Long Short-Term Memory)可以是指一种循环神经网络结构,用于处理和预测时间序列中间隔和延迟相对较长的重要事件实现对特征进行选择性的筛选。

[0170] 具体实现中,将同位置心电信号组合作为卷积块的输入,卷积块进行卷积并输出,输出的数据作为第二卷积特征。

[0171] 实际应用中,通过卷积块可以对输入的信号进行一维卷积,将一维卷积后的特征进行批归一化,最后通过激活函数进行激活,使得对特征的代表具有非线性,不再仅仅为0或1的输出,从而提高了模型的表达能力。在深度残差神经网络中,卷积块可以为一个,也可以为多个,本领域技术人员可以根据实际需要进行设计卷积块的数量。

[0172] 然后,将第二卷积特征通过浅层CRNN神经网络的LSTM层,对第二卷积特征进行筛选,得到同位置心梗识别特征。

[0173] 实际应用中,LSTM是一种特殊的递归神经网络类型,可以学习长期依赖,解决了长序列训练过程中的梯度消失和梯度爆炸问题。相比普通的递归神经网络,LSTM能够在更长的序列中有更好的表现。第二卷积特征前向传播到层数为2的LSTM层,其中,LSTM层的隐藏层大小为128维度,最后LSTM层输出64维特征张量即同位置心梗识别特征。

[0174] 可选地,浅层CRNN神经网络的卷积块包括第一卷积块、第二卷积块和第三卷积块,通过浅层CRNN神经网络的卷积块,对同位置心电信号组合进行卷积,得到第二卷积特征,包括:

[0175] 通过第一卷积块,对同位置心电信号组合进行卷积、批归一化、激活和下采样,得

到第一卷积块输出特征；

[0176] 通过第二卷积块,对第一卷积块输出特征进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第二卷积块输出特征；

[0177] 通过第三卷积块,对第二卷积块输出特征进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第二卷积特征。

[0178] 具体实现中,通过第一卷积块,对同位置心电信号组合进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第一卷积块输出特征;其中,将同位置心电信号组合经过核尺寸为61,深度为2的一维卷积核进行卷积运算,经过批归一化和修正线性单元激活函数,提取其非线性特征,再经过窗口大小和滑动步长均为3的池化层,最终得到第一卷积块输出特征。

[0179] 然后,通过第二卷积块,对第一卷积块输出特征进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第二卷积块输出特征;其中,将第一卷积块输出特征经过核尺寸为31,深度为4的一维卷积核进行卷积运算,经过批归一化和修正线性单元激活函数,提取其非线性特征,再经过窗口大小和滑动步长均为3的池化层,最终得到第二卷积块输出特征。

[0180] 然后,通过第三卷积块,对第二卷积块输出特征进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第二卷积特征。其中,将同位置心电信号组合经过核尺寸为9,深度为8的一维卷积核进行卷积运算,经过批归一化和修正线性单元激活函数,提取其非线性特征,再经过窗口大小和滑动步长均为3的池化层,最终得到第二卷积特征。

[0181] 需要说明的是,当浅层CRNN神经网络的卷积块包括3个甚至更多卷积块,处理过程与上述的实施例相似,在此不再赘述。

[0182] 图7是一个实施例的一种浅层CRNN神经网络的内部结构示意图。如图所示,一个具体的浅层CRNN神经网络中,包括卷积块和LSTM层;通过浅层CRNN神经网络的卷积块,对同位置心电信号组合进行卷积,得到第二卷积特征;通过浅层CRNN神经网络的LSTM层,对第二卷积特征进行筛选,得到同位置心梗识别特征。其中,浅层CRNN神经网络的卷积块包括第一卷积块、第二卷积块和第三卷积块:通过第一卷积块,对同位置心电信号组合进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第一卷积块输出特征;其中,将同位置心电信号组合经过核尺寸为61,深度为2的一维卷积核进行卷积运算,经过批归一化和修正线性单元激活函数,提取其非线性特征,再经过窗口大小和滑动步长均为3的池化层,最终得到第一卷积块输出特征。通过第二卷积块,对第一卷积块输出特征进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第二卷积块输出特征;其中,将第一卷积块输出特征经过核尺寸为31,深度为4的一维卷积核进行卷积运算,经过批归一化和修正线性单元激活函数,提取其非线性特征,再经过窗口大小和滑动步长均为3的池化层,最终得到第二卷积块输出特征。通过第三卷积块,对第二卷积块输出特征进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第二卷积特征。其中,将同位置心电信号组合经过核尺寸为9,深度为8的一维卷积核进行卷积运算,经过批归一化和修正线性单元激活函数,提取其非线性特征,再经过窗口大小和滑动步长均为3的池化层,最终得到第二卷积特征。

[0183] 可选地,同位置心电信号组合包括前壁心电信号、下壁心电信号、侧壁心电信号中的至少一种;

[0184] 将同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征,包括:

[0185] 当同位置心电信号组合为前壁心电信号组合时,前壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为前壁心梗浅层识别特征;

[0186] 当同位置心电信号组合为下壁心电信号组合时,下壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为下壁心梗浅层识别特征;

[0187] 当同位置心电信号组合为侧壁心电信号组合时,侧壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为侧壁心梗浅层识别特征。

[0188] 具体实现中,同位置心电信号组合包括前壁心电信号组合、下壁心电信号组合、侧壁心电信号组合中的至少一种;此时心梗识别神经网络为浅层CRNN神经网络;分别将前壁心电信号组合、下壁心电信号组合、侧壁心电信号组合输入至上述的浅层CRNN神经网络;当同位置心电信号组合为前壁心电信号组合时,前壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为前壁心梗浅层识别特征;当同位置心电信号组合为下壁心电信号组合时,下壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为下壁心梗浅层识别特征;当同位置心电信号组合为侧壁心电信号组合时,侧壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为侧壁心梗浅层识别特征。

[0189] 图8另一个实施例的一种心电信号识别方法的浅层CRNN神经网络的网络结构示意图。如图所示,多导联心电信号进行分组后,得到前壁心电信号组合、下壁心电信号组合和侧壁心电信号组合。其中,前壁心电信号组合为导联心电信号V1、V2、V3和V4;下壁心电信号组合为导联心电信号aVF、aVR、II和III;侧壁心电信号组合为导联信号V5、V6、I和aVL。然后,将分别将上述的同位置心电信号组合输入至浅层CRNN神经网络中,供浅层CRNN神经网络对上述各个同位置心电信号组合进行特征提取,输出与心梗心壁位置相关的心梗浅层识别特征,例如,前壁心梗浅层识别特征、下壁心梗浅层识别特征和侧壁心梗浅层识别特征。然后,将上述的同位置心梗浅层识别特征输入至全连接神经网络分类器中,使用全连接神经网络分类器对同位置心梗浅层识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率。最后,根据心梗异常概率,判定多导联心电信号为心梗信号。具体地,全连接神经网络分类器的输出细胞数为2,进而代表两种预测结果。即可得到各输入心拍的预测值,当得到的心梗异常概率高于预设的异常概率阈值时,全连接神经网络分类器输出的预测值为1,代表此心拍样本有心梗相关异常表现;当得到的心梗异常概率低于预设的异常概率阈值时,全连接神经网络分类器输出的预测值为0,代表此心拍样本健康。

[0190] 步骤S250,对同位置心梗识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率。

[0191] 具体实现中,当上述的输出与心梗心壁位置相关的同位置心梗识别特征后,将上述的同位置心梗识别特征输入至全连接神经网络分类器中,使用全连接神经网络分类器对同位置心梗识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率。

[0192] 具体实现中,将前壁心梗残差识别特征、下壁心梗残差识别特征和侧壁心梗残差识别特征,同时输入至全连接神经网络分类器中,使用全连接神经网络分类器对同位置心梗识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率。

[0193] 同时,将前壁心梗浅层识别特征、下壁心梗浅层识别特征和侧壁心梗浅层识别特征,同时输入至全连接神经网络分类器中,使用全连接神经网络分类器对同位置心梗识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率。

[0194] 步骤S260,当心梗异常概率高于预设的异常概率阈值时,判定多导联心电信号为

心梗信号。

[0195] 具体实现中,上述的全连接神经网络分类器的输入细胞数与同位置心梗识别特征的特征向量个数相等,全连接神经网络分类器的输出细胞数为2,进而代表两种预测结果。即可得到各输入心拍的预测值,当得到的心梗异常概率高于预设的异常概率阈值时,全连接神经网络分类器输出的预测值为1,代表此心拍样本有心梗相关异常表现;当得到的心梗异常概率低于预设的异常概率阈值时,全连接神经网络分类器输出的预测值为0,代表此心拍样本健康。

[0196] 为了便于本领域技术人员深入理解本申请实施例,以下将结合一个具体示例进行说明。

[0197] 图10是一个基于神经网络进行心电信号识别的流程图。如图所示,首先通过多导联心电系统采集患者的多导联心电信号,存储多导联心电信号,然后对多导联心电信号进行小波分解、部分维度的信号置零等的预处理,并对信号进行结构化处理,得到结构化的信号矩阵,作为多导联多结构聚合网络的输入。多导联多结构聚合网络根据输入的数据,输出多网络聚合识别结果,并根据多网络聚合识别结果,生成最终的报告,反映患者是否存在心梗风险。

[0198] 应该理解的是,虽然图1和图3的流程图中的各个步骤按照箭头的指示依次显示,但是这些步骤并不是必然按照箭头指示的顺序依次执行。除非本文中有明确的说明,这些步骤的执行并没有严格的顺序限制,这些步骤可以以其它的顺序执行。而且,图1和图3中的至少一部分步骤可以包括多个子步骤或者多个阶段,这些子步骤或者阶段并不必然是在同一时刻执行完成,而是可以在不同的时刻执行,这些子步骤或者阶段的执行顺序也不必然是依次进行,而是可以与其它步骤或者其它步骤的子步骤或者阶段的至少一部分轮流或者交替地执行。

[0199] 实施例三

[0200] 图9是本申请实施例三提供的一种心电信号识别装置的结构示意图。参考图9,本实施例提供的心电信号识别装置具体包括:信号获取模块910、心壁位置确定模块920、分组模块930、特征获取模块940、聚合模块950和判定模块960;其中:

[0201] 信号获取模块910,用于获取多导联心电信号;

[0202] 心壁位置确定模块920,用于确定所述多导联心电信号的心壁位置;

[0203] 分组模块930,用于根据所述心壁位置对所述多导联心电信号进行分组,得到同位置心电信号组合;

[0204] 特征获取模块940,用于将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征;

[0205] 聚合模块950,用于对所述同位置心梗识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;

[0206] 判定模块960,用于根据所述心梗异常概率,判定所述多导联心电信号为心梗信号。

[0207] 本申请实施例提供的技术方案,通过根据多导联心电信号的心壁位置对多导联心电信号进行分组,得到同位置心电信号组合;再将同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征;最后,在将同位置心梗识别特征进行全连接处理,得

到心梗异常概率,进而根据心梗异常概率判断该多导联心电信号是否为心梗信号。

[0208] 进一步地,在识别心电信号时,无须依赖于对心电信号关键点Q波、P波、J点、S点、T波的准确定位,即使在心电信号质量不佳、无法准确定位心电信号关键点的情况下,通过多导联心电信号进行分组,输入本申请的心梗识别神经网络,从而可以更加准确地从心电信号中识别出心梗风险。

[0209] 在另一个实施例中,所述心梗识别神经网络为深度残差神经网络;所述深度残差神经网络包括卷积块、最大池化层和残差块;上述的特征获取模块940,包括:第一卷积子模块,用于通过所述深度残差神经网络的卷积块,对所述同位置心电信号组合进行卷积、批归一化和激活,得到第一卷积特征;第一池化子模块,用于通过所述深度残差神经网络的最大池化层,对所述第一卷积特征进行最大池化,得到第一去冗余降维特征;残差子模块,用于通过所述深度残差神经网络的残差块,对所述第一去冗余降维特征进行残差运算,得到所述同位置心梗识别特征。

[0210] 在另一个实施例中,所述深度残差神经网络的残差块包括第一残差块、第二残差块、第三残差块和第四残差块,上述的残差子模块,包括:第一残差单元,用于通过第一残差块,对所述第一去冗余降维特征进行残差运算,得到第一残差块输出特征;其中,所述第一残差块由两个特征张量深度为N1层的第一子残差块组成;第二残差单元,用于通过第二残差块,对所述第一残差块输出特征进行下采样和残差运算,得到第二残差块输出特征;其中,所述第二残差块由两个特征张量深度为N2层的第二子残差块组成;第三残差单元,用于通过第三残差块,对所述第二去冗余降维特征进行下采样和残差运算,得到第三残差块输出特征;其中,所述第三残差块由两个特征张量深度为N3层的第三子残差块组成;第四残差单元,用于通过第四残差块,对所述第三去冗余降维特征进行下采样和残差运算,得到所述同位置心梗识别特征。其中,所述第四残差块由两个特征张量深度为N4层的第四子残差块组成。

[0211] 在另一个实施例中,所述同位置心电信号组合包括前壁心电信号组合、下壁心电信号组合、侧壁心电信号组合中的至少一种;上述的特征获取模块940,包括:当所述同位置心电信号组合为前壁心电信号组合时,所述前壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为前壁心梗残差识别特征;当所述同位置心电信号组合为下壁心电信号组合时,所述下壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为下壁心梗残差识别特征;当所述同位置心电信号组合为侧壁心电信号组合时,所述侧壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为侧壁心梗残差识别特征。

[0212] 在另一个实施例中,所述心梗识别神经网络为浅层CRNN神经网络;所述浅层CRNN神经网络包括卷积块和LSTM层;上述的特征获取模块940,包括:第二卷积子模块,用于通过所述浅层CRNN神经网络的卷积块,对所述同位置心电信号组合进行卷积,得到第二卷积特征;筛选子模块,用于通过所述浅层CRNN神经网络的LSTM层,对所述第二卷积特征进行筛选,得到所述同位置心梗识别特征。

[0213] 在另一个实施例中,所述浅层CRNN神经网络的卷积块包括第一卷积块、第二卷积块和第三卷积块,上述的第二卷积子模块,包括:第一卷积单元,用于通过所述第一卷积块,对所述同位置心电信号组合进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第一卷积块输出特征;第二卷积单元,用于通过所述第二卷积块,对所述第一卷积块输出特征进行卷积、批归

一化、激活和下采样,得到第二卷积块输出特征;第三卷积单元,用于通过所述第三卷积块,对所述第二卷积块输出特征进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第二卷积特征。

[0214] 在另一个实施例中,所述同位置心电信号组合包括前壁心电信号、下壁心电信号、侧壁心电信号中的至少一种;上述的特征获取模块940,包括:当所述同位置心电信号组合为前壁心电信号组合时,所述前壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为前壁心梗浅层识别特征;当所述同位置心电信号组合为下壁心电信号组合时,所述下壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为下壁心梗浅层识别特征;当所述同位置心电信号组合为侧壁心电信号组合时,所述侧壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为侧壁心梗浅层识别特征。

[0215] 上述提供的心电信号识别装置可用于执行上述任意实施例提供的心电信号识别方法,具备相应的功能和有益效果。

[0216] 关于心电信号识别装置的具体限定可以参见上文中对于心电信号识别方法的限定,在此不再赘述。上述心电信号识别装置中的各个模块可全部或部分通过软件、硬件及其组合来实现。上述各模块可以硬件形式内嵌于或独立于计算机设备中的处理器中,也可以以软件形式存储于计算机设备中的存储器中,以便于处理器调用执行以上各个模块对应的操作。

#### [0217] 实施例四

[0218] 图11是本申请实施例四提供的一种电子设备的结构示意图。如图中所示,该电子设备包括:处理器40、存储器41、具有触摸功能的显示屏42、输入装置43、输出装置44以及通信装置45。该电子设备中处理器40的数量可以是一个或者多个,图中以一个处理器40为例。该电子设备中存储器41的数量可以是一个或者多个,图中以一个存储器41为例。该电子设备的处理器40、存储器41、显示屏42、输入装置43、输出装置44以及通信装置45可以通过总线或者其他方式连接,图中以通过总线连接为例。实施例中,电子设备可以是电脑,手机,平板,投影仪或交互智能平板等。实施例中,以电子设备为交互智能平板为例,进行描述。

[0219] 存储器41作为一种计算机可读存储介质,可用于存储软件程序、计算机可执行程序以及模块,如本申请任意实施例所述的心电信号识别方法对应的程序指令/模块。存储器41可主要包括存储程序区和存储数据区,其中,存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序;存储数据区可存储根据设备的使用所创建的数据等。此外,存储器41可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非易失性存储器,例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他非易失性固态存储器件。在一些实例中,存储器41可进一步包括相对于处理器40远程设置的存储器,这些远程存储器可以通过网络连接至设备。上述网络的实例包括但不限于互联网、企业内部网、局域网、移动通信网及其组合。

[0220] 显示屏42为具有触摸功能的显示屏42,其可以是电容屏、电磁屏或者红外屏。一般而言,显示屏42用于根据处理器40的指示显示数据,还用于接收作用于显示屏42的触摸操作,并将相应的信号发送至处理器40或其他装置。可选的,当显示屏42为红外屏时,其还包括红外触摸框,该红外触摸框设置在显示屏42的四周,其还可以用于接收红外信号,并将该红外信号发送至处理器40或者其他设备。

[0221] 通信装置45,用于与其他设备建立通信连接,其可以是有线通信装置和/或无线通信装置。

[0222] 输入装置43可用于接收输入的数字或者字符信息,以及产生与电子设备的用户设置以及功能控制有关的键信号输入,还可以是用于获取图像的摄像头以及获取音频数据的拾音设备。输出装置44可以包括扬声器等音频设备。需要说明的是,输入装置43和输出装置44的具体组成可以根据实际情况设定。

[0223] 处理器40通过运行存储在存储器41中的软件程序、指令以及模块,从而执行设备的各种功能应用以及数据处理,即实现上述的心电信号识别方法。

[0224] 具体的,实施例中,处理器40执行存储器41中存储的一个或多个程序时,具体实现如下操作:

[0225] 获取多导联心电信号;

[0226] 确定所述多导联心电信号的心壁位置;

[0227] 根据所述心壁位置对所述多导联心电信号进行分组,得到同位置心电信号组合;

[0228] 将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征;

[0229] 对所述同位置心梗识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;

[0230] 根据所述心梗异常概率,判定所述多导联心电信号为心梗信号。

[0231] 在上述实施例的基础上,所述心梗识别神经网络为深度残差神经网络;所述深度残差神经网络包括卷积块、最大池化层和残差块;所述将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征,包括:

[0232] 通过所述深度残差神经网络的卷积块,对所述同位置心电信号组合进行卷积、批归一化和激活,得到第一卷积特征;

[0233] 通过所述深度残差神经网络的最大池化层,对所述第一卷积特征进行最大池化,得到第一去冗余降维特征;

[0234] 通过所述深度残差神经网络的残差块,对所述第一去冗余降维特征进行残差运算,得到所述同位置心梗识别特征。

[0235] 在上述实施例的基础上,所述深度残差神经网络的残差块包括第一残差块、第二残差块、第三残差块和第四残差块,所述通过所述深度残差神经网络的残差块,对所述第一去冗余降维特征进行残差运算,得到所述同位置心梗识别特征,包括:

[0236] 通过第一残差块,对所述第一去冗余降维特征进行残差运算,得到第一残差块输出特征;其中,所述第一残差块由两个特征张量深度为N1层的第一子残差块组成;

[0237] 通过第二残差块,对所述第一残差块输出特征进行下采样和残差运算,得到第二残差块输出特征;其中,所述第二残差块由两个特征张量深度为N2层的第二子残差块组成;

[0238] 通过第三残差块,对所述第二去冗余降维特征进行下采样和残差运算,得到第三残差块输出特征;其中,所述第三残差块由两个特征张量深度为N3层的第三子残差块组成;

[0239] 通过第四残差块,对所述第三去冗余降维特征进行下采样和残差运算,得到所述同位置心梗识别特征。其中,所述第四残差块由两个特征张量深度为N4层的第四子残差块组成。

[0240] 在上述实施例的基础上,所述同位置心电信号组合包括前壁心电信号组合、下壁心电信号组合、侧壁心电信号组合中的至少一种;

[0241] 所述将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识

别特征,包括:

[0242] 当所述同位置心电信号组合为前壁心电信号组合时,所述前壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为前壁心梗残差识别特征;

[0243] 当所述同位置心电信号组合为下壁心电信号组合时,所述下壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为下壁心梗残差识别特征;

[0244] 当所述同位置心电信号组合为侧壁心电信号组合时,所述侧壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为侧壁心梗残差识别特征。

[0245] 在上述实施例的基础上,所述心梗识别神经网络为浅层CRNN神经网络;所述浅层CRNN神经网络包括卷积块和LSTM层;所述将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征,包括:

[0246] 通过所述浅层CRNN神经网络的卷积块,对所述同位置心电信号组合进行卷积,得到第二卷积特征;

[0247] 通过所述浅层CRNN神经网络的LSTM层,对所述第二卷积特征进行筛选,得到所述同位置心梗识别特征。

[0248] 在上述实施例的基础上,所述浅层CRNN神经网络的卷积块包括第一卷积块、第二卷积块和第三卷积块,所述通过所述浅层CRNN神经网络的卷积块,对所述同位置心电信号组合进行卷积,得到第二卷积特征,包括:

[0249] 通过所述第一卷积块,对所述同位置心电信号组合进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第一卷积块输出特征;

[0250] 通过所述第二卷积块,对所述第一卷积块输出特征进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第二卷积块输出特征;

[0251] 通过所述第三卷积块,对所述第二卷积块输出特征进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第二卷积特征。

[0252] 在上述实施例的基础上,所述同位置心电信号组合包括前壁心电信号、下壁心电信号、侧壁心电信号中的至少一种;

[0253] 所述将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征,包括:

[0254] 当所述同位置心电信号组合为前壁心电信号组合时,所述前壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为前壁心梗浅层识别特征;

[0255] 当所述同位置心电信号组合为下壁心电信号组合时,所述下壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为下壁心梗浅层识别特征;

[0256] 当所述同位置心电信号组合为侧壁心电信号组合时,所述侧壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为侧壁心梗浅层识别特征。

[0257] 实施例五

[0258] 本申请实施例五还提供一种包含计算机可执行指令的存储介质,所述计算机可执行指令在由计算机处理器执行时用于执行一种心电信号识别方法,包括:

[0259] 获取多导联心电信号;

[0260] 确定所述多导联心电信号的心壁位置;

[0261] 根据所述心壁位置对所述多导联心电信号进行分组,得到同位置心电信号组合;

[0262] 将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征;

[0263] 对所述同位置心梗识别特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;

[0264] 根据所述心梗异常概率,判定所述多导联心电信号为心梗信号。

[0265] 在上述实施例的基础上,所述心梗识别神经网络为深度残差神经网络;所述深度残差神经网络包括卷积块、最大池化层和残差块;所述将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征,包括:

[0266] 通过所述深度残差神经网络的卷积块,对所述同位置心电信号组合进行卷积、批归一化和激活,得到第一卷积特征;

[0267] 通过所述深度残差神经网络的最大池化层,对所述第一卷积特征进行最大池化,得到第一去冗余降维特征;

[0268] 通过所述深度残差神经网络的残差块,对所述第一去冗余降维特征进行残差运算,得到所述同位置心梗识别特征。

[0269] 在上述实施例的基础上,所述深度残差神经网络的残差块包括第一残差块、第二残差块、第三残差块和第四残差块,所述通过所述深度残差神经网络的残差块,对所述第一去冗余降维特征进行残差运算,得到所述同位置心梗识别特征,包括:

[0270] 通过第一残差块,对所述第一去冗余降维特征进行残差运算,得到第一残差块输出特征;其中,所述第一残差块由两个特征张量深度为N1层的第一子残差块组成;

[0271] 通过第二残差块,对所述第一残差块输出特征进行下采样和残差运算,得到第二残差块输出特征;其中,所述第二残差块由两个特征张量深度为N2层的第二子残差块组成;

[0272] 通过第三残差块,对所述第二去冗余降维特征进行下采样和残差运算,得到第三残差块输出特征;其中,所述第三残差块由两个特征张量深度为N3层的第三子残差块组成;

[0273] 通过第四残差块,对所述第三去冗余降维特征进行下采样和残差运算,得到所述同位置心梗识别特征。其中,所述第四残差块由两个特征张量深度为N4层的第四子残差块组成。

[0274] 在上述实施例的基础上,所述同位置心电信号组合包括前壁心电信号组合、下壁心电信号组合、侧壁心电信号组合中的至少一种;

[0275] 所述将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征,包括:

[0276] 当所述同位置心电信号组合为前壁心电信号组合时,所述前壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为前壁心梗残差识别特征;

[0277] 当所述同位置心电信号组合为下壁心电信号组合时,所述下壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为下壁心梗残差识别特征;

[0278] 当所述同位置心电信号组合为侧壁心电信号组合时,所述侧壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为侧壁心梗残差识别特征。

[0279] 在上述实施例的基础上,所述心梗识别神经网络为浅层CRNN神经网络;所述浅层CRNN神经网络包括卷积块和LSTM层;所述将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征,包括:

[0280] 通过所述浅层CRNN神经网络的卷积块,对所述同位置心电信号组合进行卷积,得

到第二卷积特征；

[0281] 通过所述浅层CRNN神经网络的LSTM层,对所述第二卷积特征进行筛选,得到所述同位置心梗识别特征。

[0282] 在上述实施例的基础上,所述浅层CRNN神经网络的卷积块包括第一卷积块、第二卷积块和第三卷积块,所述通过所述浅层CRNN神经网络的卷积块,对所述同位置心电信号组合进行卷积,得到第二卷积特征,包括:

[0283] 通过所述第一卷积块,对所述同位置心电信号组合进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第一卷积块输出特征;

[0284] 通过所述第二卷积块,对所述第一卷积块输出特征进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第二卷积块输出特征;

[0285] 通过所述第三卷积块,对所述第二卷积块输出特征进行卷积、批归一化、激活和下采样,得到第二卷积特征。

[0286] 在上述实施例的基础上,所述同位置心电信号组合包括前壁心电信号、下壁心电信号、侧壁心电信号中的至少一种;

[0287] 所述将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络,获取同位置心梗识别特征,包括:

[0288] 当所述同位置心电信号组合为前壁心电信号组合时,所述前壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为前壁心梗浅层识别特征;

[0289] 当所述同位置心电信号组合为下壁心电信号组合时,所述下壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为下壁心梗浅层识别特征;

[0290] 当所述同位置心电信号组合为侧壁心电信号组合时,所述侧壁心电信号组合对应的同位置心梗识别特征为侧壁心梗浅层识别特征。

[0291] 当然,本申请实施例所提供的一种包含计算机可执行指令的存储介质,其计算机可执行指令不限于如上所述的心电信号识别方法的操作,还可以执行本申请任意实施例所提供的心电信号识别方法中的相关操作,且具备相应的功能和有益效果。

[0292] 需要说明的是,本发明实施例所涉及的术语“第一\第二\第三”仅仅是是区别类似的对象,不代表针对对象的特定排序,可以理解地,“第一\第二\第三”在允许的情况下可以互换特定的顺序或先后次序。应该理解“第一\第二\第三”区分的对象在适当情况下可以互换,以使这里描述的本发明的实施例能够以除了在这里图示或描述的那些以外的顺序实施。

[0293] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程,是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一非易失性计算机可读存储介质中,该计算机程序在执行时,可包括如上述各方法的实施例的流程。其中,本申请所提供的各实施例中所使用的对存储器、存储、数据库或其它介质的任何引用,均可包括非易失性和/或易失性存储器。非易失性存储器可包括只读存储器(ROM)、可编程ROM(PROM)、电可编程ROM(EPROM)、电可擦除可编程ROM(EEPROM)或闪存。易失性存储器可包括随机存取存储器(RAM)或者外部高速缓冲存储器。作为说明而非局限,RAM以多种形式可得,诸如静态RAM(SRAM)、动态RAM(DRAM)、同步DRAM(SDRAM)、双数据率SDRAM(DDRSDRAM)、增强型SDRAM(ESDRAM)、同步链路(Synchlink)DRAM(SLDRAM)、存储器总线(Rambus)直接RAM

(RDRAM)、直接存储器总线动态RAM (DRDRAM)、以及存储器总线动态RAM (RDRAM) 等。

[0294] 以上实施例的各技术特征可以进行任意的组合,为使描述简洁,未对上述实施例中的各个技术特征所有可能的组合都进行描述,然而,只要这些技术特征的组合不存在矛盾,都应当认为是本说明书记载的范围。

[0295] 以上所述实施例仅表达了本申请的几种实施方式,其描述较为具体和详细,但不能因此而理解为对发明专利范围的限制。应当指出的是,对于本领域的普通技术人员来说,在不脱离本申请构思的前提下,还可以做出若干变形和改进,这些都属于本申请的保护范围。因此,本申请专利的保护范围应以所附权利要求为准。

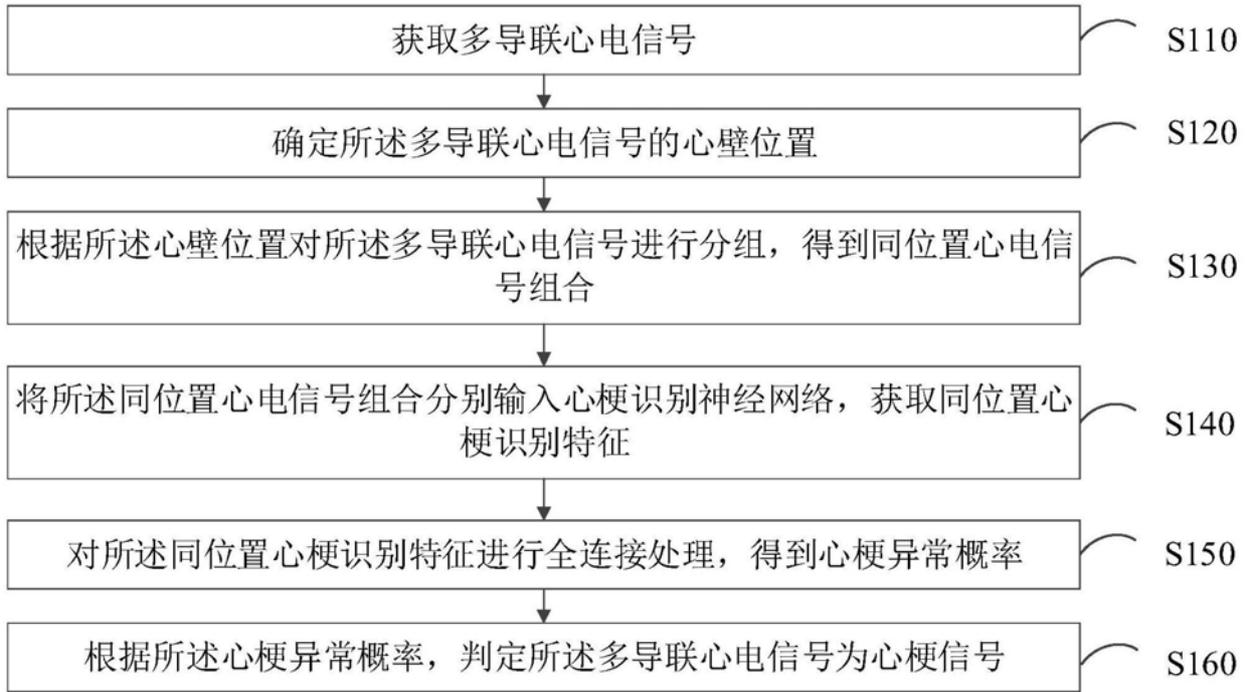


图1

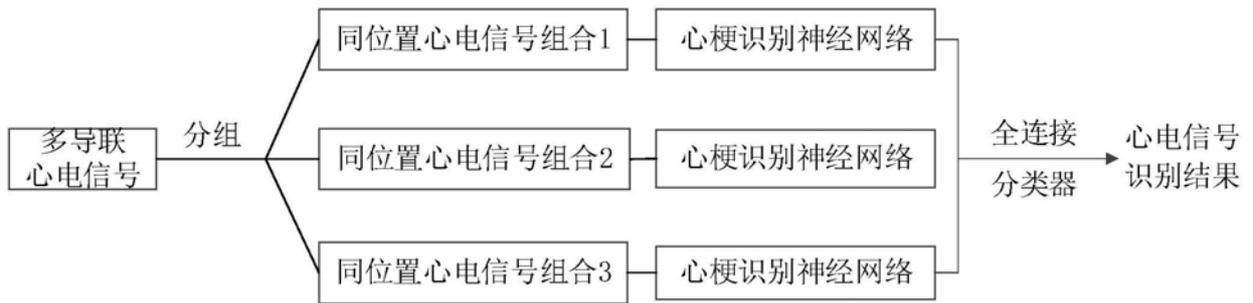


图2

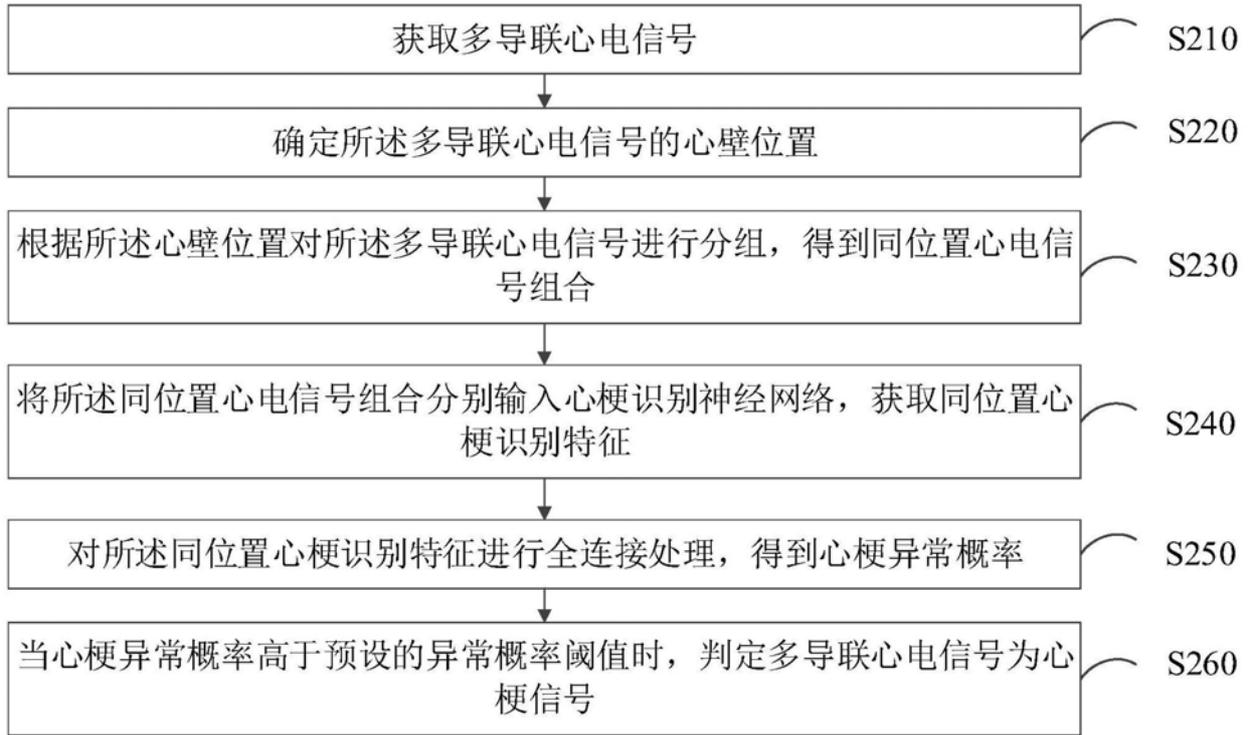


图3

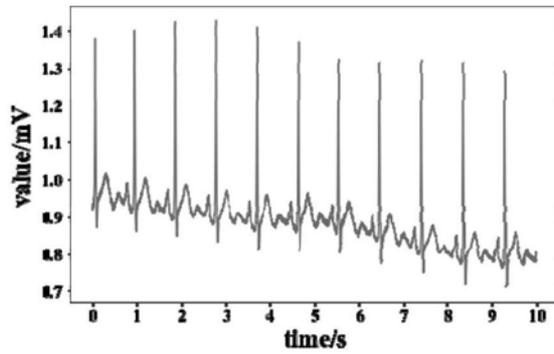


图4A

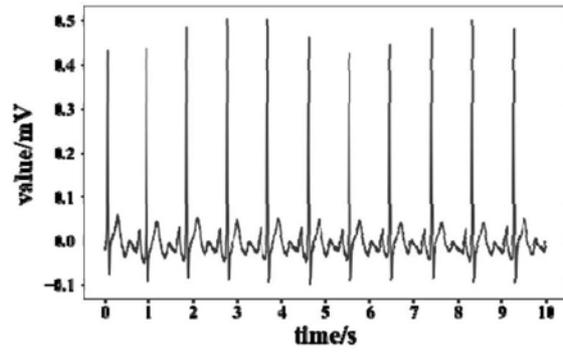


图4B

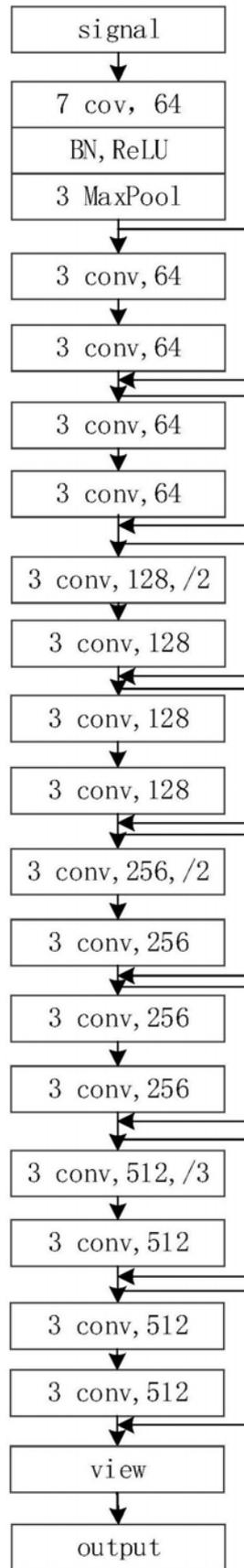


图5

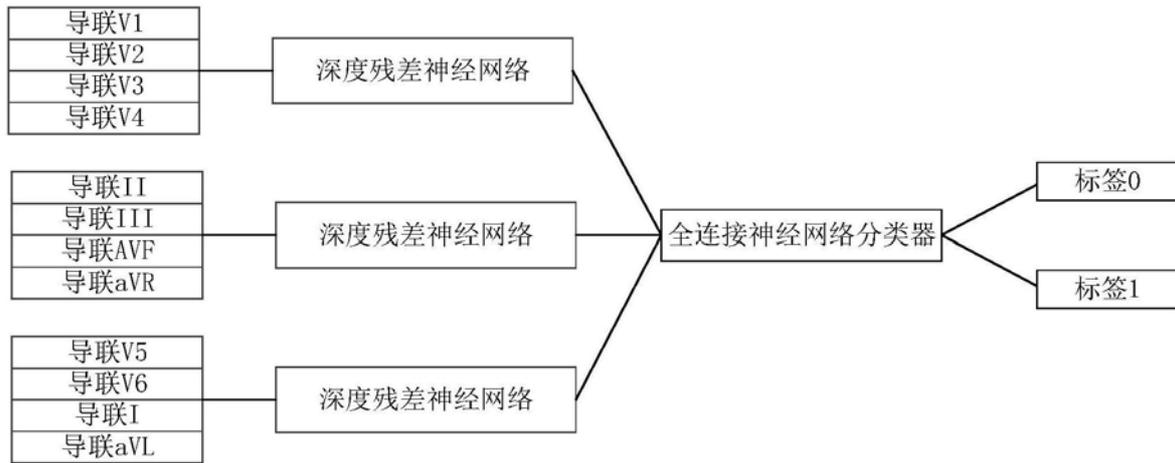


图6

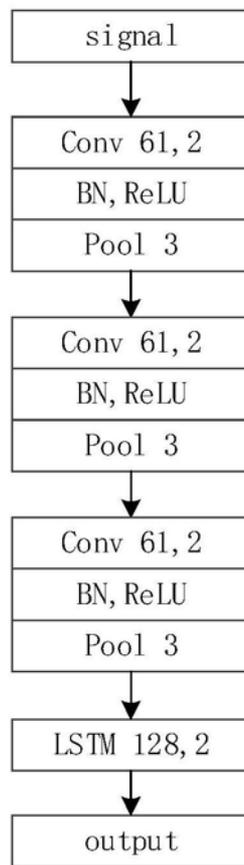


图7

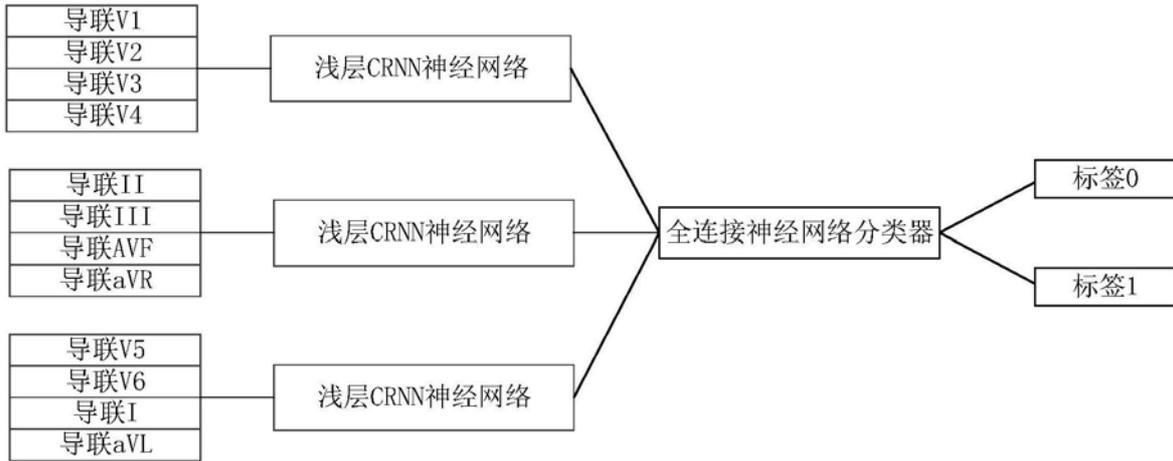


图8

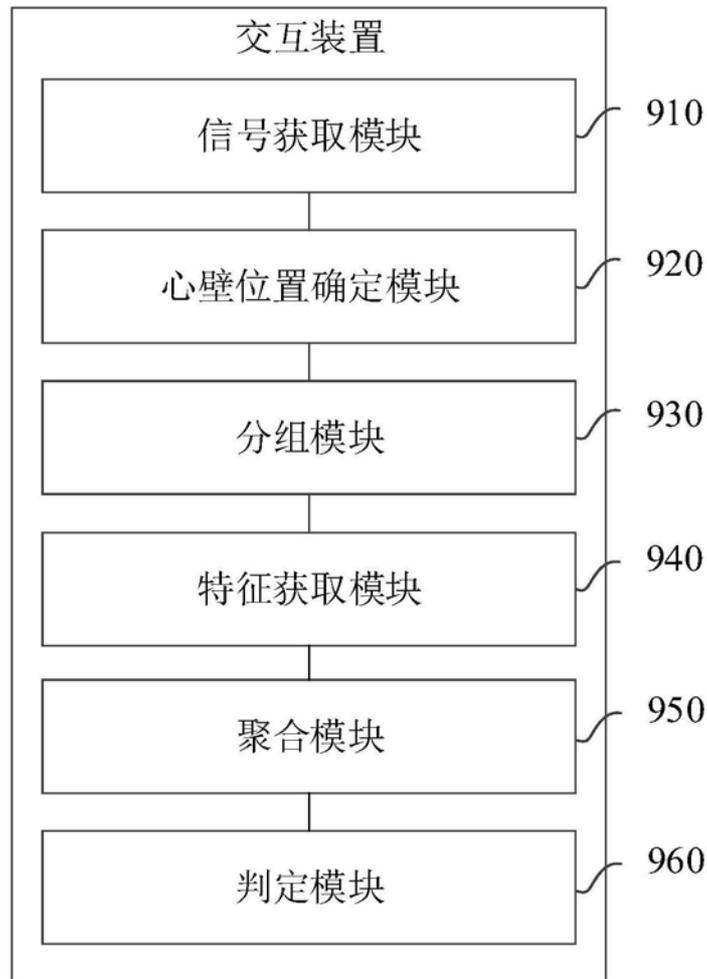


图9

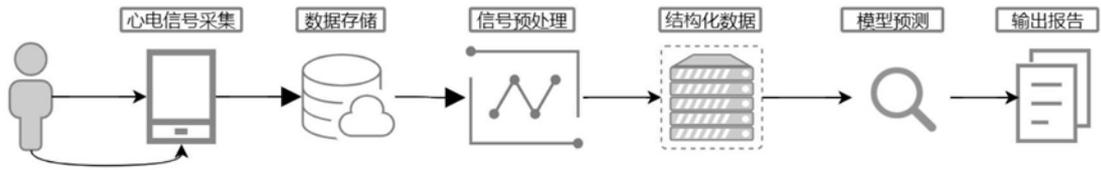


图10

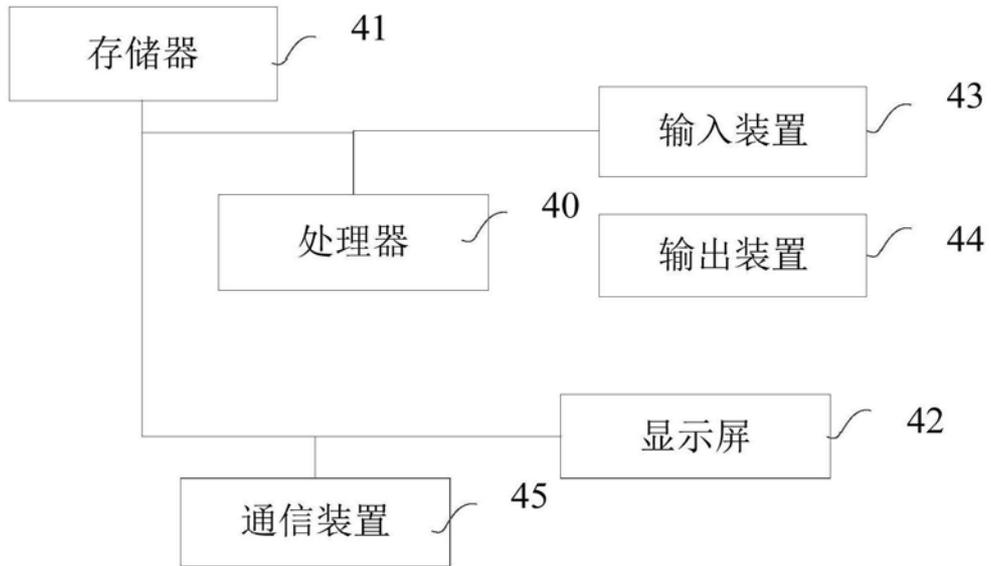


图11

专利名称(译)	心电信号识别方法、装置、计算机设备和存储介质		
公开(公告)号	<a href="#">CN110226920A</a>	公开(公告)日	2019-09-13
申请号	CN201910560539.5	申请日	2019-06-26
[标]申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技股份有限公司		
申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技股份有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技股份有限公司		
[标]发明人	王红梅		
发明人	王红梅		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/04 A61B5/0402		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/7264 A61B5/7282		
代理人(译)	周清华		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本申请涉及一种心电信号识别方法、装置、计算机设备和存储介质。所述方法包括：获取多导联心电信号；确定所述多导联心电信号的心壁位置；根据所述心壁位置对所述多导联心电信号进行分组，得到同位置心电信号组合；将所述同位置心电信号组合分别输入心梗识别神经网络，获取同位置心梗识别特征；对所述同位置心梗识别特征进行全连接处理，得到心梗异常概率；根据所述心梗异常概率，判定所述多导联心电信号为心梗信号。采用本方法能够解决目前的心电信号识别方法存在着心梗异常识别不准确的问题。

