



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110522440 A

(43)申请公布日 2019.12.03

(21)申请号 201910740289.3

(22)申请日 2019.08.12

(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 关志琨

(51)Int.Cl.

A61B 5/04(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/0452(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

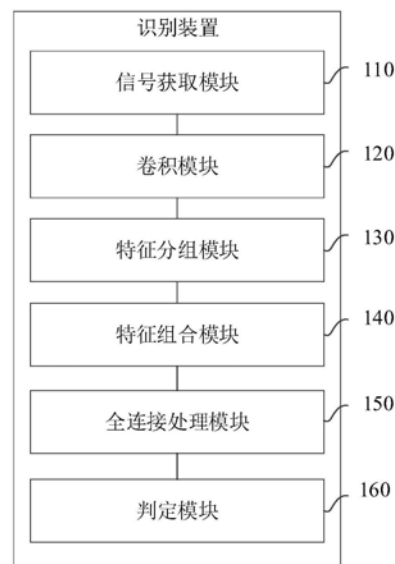
权利要求书3页 说明书22页 附图5页

(54)发明名称

基于分组卷积神经网络的心电信号识别装置

(57)摘要

本申请涉及一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别装置、计算机设备和存储介质。所述装置用于：获取多导联心电信号，并拆分所述多导联心电信号，得到独立导联心电信号；分别将所述独立导联心电信号输入至所述卷积块，得到卷积特征；对所述卷积特征进行分组，得到分组特征，并将所述分组特征输入至所述分组卷积块，得到分组卷积特征；组合所述分组卷积特征，得到心电信号组合特征，并对所述心电信号组合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。采用本装置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. 一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别装置,其特征在于,所述分组卷积神经网络包括预先训练的卷积块和分组卷积块,所述装置包括:

信号获取模块,用于获取多导联心电信号,并拆分所述多导联心电信号,得到多组独立导联心电信号;

卷积模块,用于分别将每组所述独立导联心电信号输入至所述卷积块,得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征;

特征分组模块,用于对所述每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征,并将所述分组特征输入至所述分组卷积块,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征;

特征组合模块,用于组合所述每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征,得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征;

全连接处理模块,用于对所述各组独立导联心电信号的心电信号组合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。

2. 根据权利要求1所述的装置,其特征在于,所述特征分组模块,包括:

组数获取子模块,用于获取所述分组卷积块的分组卷积组数;

分组子模块,用于根据所述分组卷积组数对所述每组独立导联心电信号的卷积特征进行均等分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征。

3. 根据权利要求1所述的装置,其特征在于,所述分组卷积块包括分组卷积层和分组最大池化层,所述特征分组模块,包括:

分组卷积特征输出子模块,用于通过所述分组卷积层,对所述分组特征进行卷积、批归一化和激活,得到分组卷积层输出特征;

池化子模块,用于通过所述分组最大池化层,对所述分组卷积层输出特征进行最大池化,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征,以降低所述分组卷积块的参数处理量。

4. 根据权利要求1所述的装置,其特征在于,所述分组卷积神经网络的卷积块包括第一卷积块和第二卷积块,所述卷积模块,包括:

第一卷积子模块,用于通过所述第一卷积块,对所述独立导联心电信号进行卷积和池化,得到卷积块输出特征,以降低所述第二卷积块的参数处理量;

第二卷积子模块,用于通过所述第二卷积块,对所述卷积块输出特征进行卷积和池化,得到所述卷积特征,以避免降维梯度过大而造成特征丢失。

5. 根据权利要求4所述的装置,其特征在于,所述第一卷积子模块,具体用于:

通过所述第一卷积层,对所述独立导联心电信号进行卷积、批归一化和激活,得到第一卷积层输出特征;通过所述第一最大池化层,对所述第一卷积层输出特征进行最大池化,得到所述卷积块输出特征。

6. 根据权利要求4所述的装置,其特征在于,所述第二卷积块包括第二卷积层和第二最大池化层,所述第二卷积子模块,具体用于:

通过所述第二卷积层,对所述卷积块输出特征进行卷积、批归一化和激活,得到第二卷积层输出特征;通过所述第二最大池化层,对所述第二卷积层输出特征进行最大池化,得到

所述卷积特征。

7. 根据权利要求1所述的装置,其特征在于,所述信号获取模块,包括:

原始信号接收子模块,用于接收原始信号;

小波分解子模块,用于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;

置零子模块,用于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, $X2 < X1$;

逆变换子模块,用于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;

多导联获取子模块,用于根据所述去噪信号,得到所述多导联心电信号。

8. 根据权利要求7所述的装置,其特征在于,所述多导联获取子模块,具体用于:

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。

9. 一种分组卷积神经网络的训练装置,其特征在于,所述装置包括:

训练样本获取模块,用于获取针对所述分组卷积神经网络的心电信号训练样本;

机器训练模块,用于采用所述心电信号训练样本对所述分组卷积神经网络进行机器训练,得到训练后分组卷积神经网络;所述训练后分组卷积神经网络包括预先训练的卷积块和分组卷积块;所述训练后分组卷积神经网络,用于分别将每组独立导联心电信号输入至所述卷积块,得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征;所述独立导联心电信号为拆分多导联心电信号得到的;还用于对所述每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征,并将所述分组特征输入至所述分组卷积块,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征;还用于组合所述每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征,得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征;还用于对所述各组独立导联心电信号的心电信号组合特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;还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。

10. 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下步骤;

获取多导联心电信号,并拆分所述多导联心电信号,得到多组独立导联心电信号;

分别将每组所述独立导联心电信号输入至所述卷积块,得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征;

对所述每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征,并将所述分组特征输入至所述分组卷积块,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征;

组合所述每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征,得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征;

对所述各组独立导联心电信号的心电信号组合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。

11.一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下步骤:

获取多导联心电信号,并拆分所述多导联心电信号,得到多组独立导联心电信号;

分别将每组所述独立导联心电信号输入至所述卷积块,得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征;

对所述每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征,并将所述分组特征输入至所述分组卷积块,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征;

组合所述每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征,得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征;

对所述各组独立导联心电信号的心电信号组合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。

基于分组卷积神经网络的心电信号识别装置

技术领域

[0001] 本申请涉及心电信号识别领域,特别是涉及一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别方法、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,提供一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别方法、装置、计算机设备和存储介质。

[0007] 第一方面,提供了一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别装置,所述分组卷积神经网络包括卷积块和分组卷积块,该装置包括:

[0008] 信号获取模块,用于获取多导联心电信号,并拆分所述多导联心电信号,得到多组独立导联心电信号;

[0009] 卷积模块,用于分别将每组所述独立导联心电信号输入至所述卷积块,得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征;

[0010] 特征分组模块,用于对所述每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征,并将所述分组特征输入至所述分组卷积块,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征;

[0011] 特征组合模块,用于组合所述每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征,得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征;

[0012] 全连接处理模块,用于对所述各组独立导联心电信号的心电信号组合特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;

[0013] 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。

[0014] 在另一个实施例中,所述特征分组模块,包括:

[0015] 组数获取子模块,用于获取所述分组卷积块的分组卷积组数;

[0016] 分组子模块,用于根据所述分组卷积组数对所述每组独立导联心电信号的卷积特征进行均等分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征。

[0017] 在另一个实施例中,所述分组卷积块包括分组卷积层和分组最大池化层,所述特征分组模块,包括:

[0018] 分组卷积特征输出子模块,用于通过所述分组卷积层,对所述分组特征进行卷积、批归一化和激活,得到分组卷积层输出特征;

[0019] 池化子模块,用于通过所述分组最大池化层,对所述分组卷积层输出特征进行最大池化,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征。

[0020] 在另一个实施例中,所述分组卷积神经网络的卷积块包括第一卷积块和第二卷积块,所述卷积模块,包括:

[0021] 第一卷积子模块,用于通过所述第一卷积块,对所述独立导联心电信号进行卷积和池化,得到卷积块输出特征;

[0022] 第二卷积子模块,用于通过所述第二卷积块,对所述卷积块输出特征进行卷积和池化,得到所述卷积特征。

[0023] 在另一个实施例中,所述第一卷积子模块,具体用于:

[0024] 通过所述第一卷积层,对所述独立导联心电信号进行卷积、批归一化和激活,得到第一卷积层输出特征;通过所述第一最大池化层,对所述第一卷积层输出特征进行最大池化,得到所述卷积块输出特征。

[0025] 在另一个实施例中,所述第二卷积块包括第二卷积层和第二最大池化层,所述第二卷积子模块,具体用于:

[0026] 通过所述第二卷积层,对所述卷积块输出特征进行卷积、批归一化和激活,得到第二卷积层输出特征;通过所述第二最大池化层,对所述第二卷积层输出特征进行最大池化,得到所述卷积特征。

[0027] 在另一个实施例中,所述信号获取模块,包括:

[0028] 原始信号接收子模块,用于接收原始信号;

[0029] 小波分解子模块,用于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;

[0030] 置零子模块,用于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, $X2 < X1$;

[0031] 逆变换子模块,用于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;

[0032] 多导联获取子模块,用于根据所述去噪信号,得到所述多导联心电信号。

[0033] 在另一个实施例中,所述多导联获取子模块,具体用于:

[0034] 确定所述去噪信号的R波位置;

[0035] 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;

[0036] 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。

[0037] 第二方面,提供了一种分组卷积神经网络的训练方法,所述分组卷积神经网络包括卷积块和分组卷积块,该方法包括:

[0038] 获取针对所述分组卷积神经网络的心电信号训练样本;

[0039] 采用所述心电信号训练样本对所述分组卷积神经网络进行机器训练,得到训练后分组卷积神经网络;所述训练后分组卷积神经网络包括预先训练的卷积块和分组卷积块;所述训练后分组卷积神经网络,用于分别将每组独立导联心电信号输入至所述卷积块,得

到相应组的独立导联心电信号的卷积特征;所述独立导联心电信号为拆分多导联心电信号得到的;还用于对所述每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征,并将所述分组特征输入至所述分组卷积块,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征;还用于组合所述每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征,得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征;还用于对所述各组独立导联心电信号的心电信号组合特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;还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。

[0040] 第三方面,提供了一种分组卷积神经网络的心电信号识别方法,所述分组卷积神经网络包括卷积块和分组卷积块,该方法包括:

[0041] 获取多导联心电信号,并拆分所述多导联心电信号,得到多组独立导联心电信号;

[0042] 分别将每组所述独立导联心电信号输入至所述卷积块,得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征;

[0043] 对所述每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征,并将所述分组特征输入至所述分组卷积块,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征;

[0044] 组合所述每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征,得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征;

[0045] 对所述各组独立导联心电信号的心电信号组合特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;

[0046] 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] 第四方面,提供了一种分组卷积神经网络的训练装置,所述分组卷积神经网络包括卷积块和分组卷积块,该装置包括:

[0048] 训练样本获取模块,用于获取针对所述分组卷积神经网络的心电信号训练样本;

[0049] 机器训练模块,用于采用所述心电信号训练样本对所述分组卷积神经网络进行机器训练,得到训练后分组卷积神经网络;所述训练后分组卷积神经网络包括预先训练的卷积块和分组卷积块;所述训练后分组卷积神经网络,用于分别将每组独立导联心电信号输入至所述卷积块,得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征;所述独立导联心电信号为拆分多导联心电信号得到的;还用于对所述每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征,并将所述分组特征输入至所述分组卷积块,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征;还用于组合所述每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征,得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征;还用于对所述各组独立导联心电信号的心电信号组合特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;还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。

[0050] 第五方面,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;

[0051] 所述存储器,用于存储一个或多个程序;

[0052] 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:

[0053] 获取多导联心电信号,并拆分所述多导联心电信号,得到多组独立导联心电信号;

[0054] 分别将每组所述独立导联心电信号输入至所述卷积块,得到相应组的独立导联心

电信号的卷积特征；

[0055] 对所述每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组，得到该组独立导联心电信号的分组特征，并将所述分组特征输入至所述分组卷积块，得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征；

[0056] 组合所述每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征，得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征；

[0057] 对所述各组独立导联心电信号的心电信号组合特征进行全连接处理，得到心梗异常概率；

[0058] 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。

[0059] 第六方面，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：

[0060] 获取多导联心电信号，并拆分所述多导联心电信号，得到多组独立导联心电信号；

[0061] 分别将每组所述独立导联心电信号输入至所述卷积块，得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征；

[0062] 对所述每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组，得到该组独立导联心电信号的分组特征，并将所述分组特征输入至所述分组卷积块，得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征；

[0063] 组合所述每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征，得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征；

[0064] 对所述各组独立导联心电信号的心电信号组合特征进行全连接处理，得到心梗异常概率；

[0065] 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。

[0066] 上述一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别方法、装置、计算机设备和存储介质，通过获取多导联心电信号，并拆分多导联心电信号，得到独立导联心电信号；然后，先将该独立导联心电信号输入至卷积块中，得到卷积特征；然后，在对该卷积特征进行分组，得到分组特征，并将分组特征输入至分组卷积块，得到分组卷积特征；然后，在根据该分组卷积特征确定心梗异常概率；最后，根据心梗异常概率，判定多导联心电信号为心梗信号；如此，可以减少卷积操作的参数量，在不降低分组卷积神经网络的识别性能的情况下，减轻了该分组卷积神经网络的过拟合，从而可以更加准确地识别判断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，通过输入本申请的分组卷积神经网络，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

[0067] 图1是本申请实施例一提供的一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别装置的结构示意图；

[0068] 图2是本申请实施例一提供的一种基于分组卷积网络的心电信号识别方法的神经网络结构示意图；

[0069] 图3是本申请实施例二提供的一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别装置的

结构示意图；

[0070] 图4A是一个实施例中一种原始心电信号的示意图；

[0071] 图4B是一个实施例中一种去噪信号的示意图；

[0072] 图5是一个实施例中的一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别方法的网络结构示意图；

[0073] 图6是一个实施例中一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别的特征维度变化示意图；

[0074] 图7是一个基于神经网络进行心电信号识别的流程图；

[0075] 图8是本申请实施例四提供的一种基于分组卷积神经网络的心电信号方法的流程图；

[0076] 图9是本申请实施例六提供的一种电子设备的结构示意图；

[0077] 图10是本申请实施例三提供的一种分组卷积神经网络的训练方法的流程图；

[0078] 图11是本申请实施例五提供的一种分组卷积神经网络的训练装置的结构示意图。

具体实施方式

[0079] 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。

[0080] 实施例一

[0081] 图1是本申请实施例一提供的一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别装置的结构示意图。具体的，参考图1，本申请实施例一的基于分组卷积神经网络的心电信号识别装置，分组卷积神经网络包括预先训练的卷积块和分组卷积块，具体包括：

[0082] 信号获取模块110，用于获取多导联心电信号，并拆分多导联心电信号，得到多组独立导联心电信号。

[0083] 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。

[0084] 其中，独立导联心电信号可以是指上述多导联心电信号中的各个独立导联的心电信号。

[0085] 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。然后，再将上述的多导联心电信号进行拆分，得到多组独立导联心电信号。

[0086] 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，可以指十二导联的多导联心电信号中的两个或两个以上的导联信号。然后，在将该多导联心电信号进行按照各自的导联类型进行拆分，得到多组的独立导联心电信号，独立导联心电信号的组数可以为Z。例如，十二导联的多导联心电信号进行拆分，得到12组独立导联心电信号，即Z为12。

[0087] 卷积模块120，用于分别将每组独立导联心电信号输入至卷积块，得到相应组的独

立导联心电信号的卷积特征。

[0088] 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、激活和池化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。

[0089] 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。

[0090] 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。

[0091] 其中,池化可以是指一种将高维特征降维成低维特征并去除掉冗余的特征的运算方法。

[0092] 其中,池化可以是最大化池化算法和平均池化算法中的至少一种。

[0093] 具体实现中,在拆分上述的多导联心电信号,得到多组独立导联心电信号后,将上述各组独立导联心电信号分别输入至对应的卷积块中,将独立导联心电信号作为卷积块的输入,卷积块进行卷积并输出,输出的数据作为得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征。例如,上述的分组卷积网络具有Z个信号输入通道,分别将上述的Z组独立导联心电信号,输入对应的信号输入通道中,进而实现将Z组独立导联心电信号输入至对应的卷积块,得到每组的卷积特征。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。将输出的特征进行池化,即将高维特征降维成低维特征并去除掉冗余的特征,最后得到卷积特征。在上述的分组卷积神经网络中,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。

[0094] 需要说明的是,各组独立导联心电信号处理过程与上述的实施例相似,在此不再赘述。

[0095] 特征分组模块130,用于对每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征,并将分组特征输入至分组卷积块,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征。

[0096] 其中,分组特征可以是指对卷积特征进行特征分组的特征。

[0097] 其中,分组卷积块可以是指对上述分组特征进行卷积运算的卷积块。在实际应用中,上述的分组卷积块可以是用于对输入的分组特征进行一维卷积、池化等一系列运算的集合。

[0098] 具体实现中,根据设定的分组数,对上述卷积块输出的每组独立导联心电信号的卷积特征进行均等分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征;同时,将得到的分组特征输入至上述的分组卷积块中,将分组特征作为分组卷积块的输入,分组卷积块进行卷积并输出,输出的数据作为该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征。

[0099] 在实际应用中,通过分组卷积块可以对输入的分组特征进行一维卷积,将一维卷积后的特征进行池化,将高维特征降维成低维特征并去除掉冗余的特征,最后得到分组卷积特征。

[0100] 例如,已知预设的分组数为G,上述的卷积特征具有M个特征面,将卷积特征进行分

组,得到组数为G的分组特征;其中,上述的每组分组特征均具有M/G个特征面。

[0101] 需要说明的是,将各个独立导联心电信号对应的卷积特征处理过程与上述的实施例相似,在此不再赘述。

[0102] 特征组合模块140,用于组合每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征,得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征。

[0103] 其中,心电信号组合特征可以是指由上述各个分组卷积特征组合而得到特征。

[0104] 具体实现中,在得到每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征后,将各组独立导联心电信号的多个分组卷积特征进行组合,从而得到得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征。

[0105] 例如,已知Z组独立导联心电信号对应Z组分组卷积特征,各个分组卷积特征的特征维数均为 $A*B$,则将上述的分组卷积特征经过特征组合得到的组数为1的心电信号组合特征。其中,连接后的心电信号组合特征的特征维数为 $(ZA)*B$ 。

[0106] 全连接处理模块150,用于对各组独立导联心电信号的心电信号组合特征进行全连接处理,得到心梗异常概率。

[0107] 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。

[0108] 具体实现中,各组独立导联心电信号的多个分组卷积特征进行组合得到心电信号组合特征之后,将上述的心电信号组合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心电信号组合特征进行全连接处理,得到心梗异常概率。

[0109] 判定模块160,用于根据心梗异常概率,判定多导联心电信号为心梗信号。

[0110] 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心电信号组合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。

[0111] 需要说明的是,在使用上述的分组卷积神经网络对上述的多导联心电信号进行特征识别之前,需要使用各种具有异常信号且已知心梗类型的多导联心电信号和正常的多导联心电信号作为训练样本,对上述的分组卷积神经网络进行训练,优化上述的心梗识别神经网络。

[0112] 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”标记作为分组卷积神经网络的输出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分组卷积神经网络,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,得到最优的分组卷积神经网络。

[0113] 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。

[0114] 图2是一个实施例的一种基于分组卷积网络的心电信号识别装置的神经网络结构

示意图。如图2所示,首先获取多导联心电信号,并拆分上述多导联心电信号,得到多组独立导联心电信号;然后,分别将上述的每组独立导联心电信号输入至卷积块,得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征;再然后,对每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征,并将分组特征输入至分组卷积块,作为该分组卷积块的输入,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征;再然后,组合每组独立导联心电信号的多个分组卷积块输出的分组卷积特征,得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征,并对各组独立导联心电信号的心电信号组合特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;最后,再根据心梗异常概率,判定多导联心电信号为心梗信号。

[0115] 上述基于分组卷积神经网络的心电信号识别装置中,通过获取多导联心电信号,并拆分多导联心电信号,得到独立导联心电信号;然后,先将该独立导联心电信号输入至卷积块中,得到卷积特征;然后,在该卷积特征进行分组,得到分组特征,并将分组特征输入至分组卷积块,得到分组卷积特征;然后,在根据该分组卷积特征确定心梗异常概率;最后,根据心梗异常概率,判定多导联心电信号为心梗信号;如此,可以减少卷积操作的参数量,在不降低分组卷积神经网络的识别性能的情况下,减轻了该分组卷积神经网络的过拟合,从而可以更加准确地识别判断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,通过输入本申请的分组卷积神经网络,从而可以更加准确地从心电信号中识别出心梗风险。

[0116] 实施例二

[0117] 图3是本申请实施例二提供的一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别装置的结构示意图。具体的,参考图3,本申请实施例二的基于分组卷积神经网络的心电信号识别方法,具体包括:

[0118] 信号获取模块310,用于获取多导联心电信号,并拆分多导联心电信号,得到多组独立导联心电信号。

[0119] 可选地,独立导联心电信号的组数可以为Z。更具体地, $Z=12$ 。12组独立导联心电信号可以为V1导联心电信号、V2导联心电信号、V3导联心电信号、V4导联心电信号、V5导联心电信号、V6导联心电信号、aVF导联心电信号、aVR导联心电信号、aVL导联心电信号、I导联心电信号、II导联心电信号和III导联心电信号。

[0120] 可选地,上述的信号获取模块310,包括:

[0121] 原始信号接收子模块,用于接收原始信号;小波分解子模块,用于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;置零子模块,用于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, $X2 < X1$;逆变换子模块,用于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;多导联获取子模块,用于根据所述去噪信号,得到所述多导联心电信号。

[0122] 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。

[0123] 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。

[0124] 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。

[0125] 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。

[0126] 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。

[0127] 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。

[0128] 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。

[0129] 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。

[0130] 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。

[0131] 可选地,上述的多导联获取子模块,用于,具体用于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。

[0132] 其中,R波位置可以为信号中R波最大值出现的位置。

[0133] 其中,结构化信号矩阵可以为由表征信号的数值排列形成的矩阵。

[0134] 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。

[0135] 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。

[0136] 矩阵结构可以为 $N \times L \times (M1 + M2 + 1)$,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。

[0137] 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。

[0138] 卷积模块320,用于分别将每组独立导联心电信号输入至卷积块,得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征。

[0139] 具体实现中,在拆分上述的多导联心电信号,得到多组独立导联心电信号后,将上述各组独立导联心电信号分别输入至对应的卷积块中,将独立导联心电信号作为卷积块的

输入,卷积块进行卷积并输出,输出的数据作为得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征。

[0140] 可选地,分组卷积神经网络的卷积块包括第一卷积块和第二卷积块,上述的卷积模块320,包括:

[0141] 其中,第一卷积块可以是用于对输入的特征进行一维卷积、批归一化、激活和池化等一系列运算的集合。

[0142] 第一卷积子模块,用于通过第一卷积块,对独立导联心电信号进行卷积和池化,得到卷积块输出特征;第二卷积子模块,用于通过第二卷积块,对卷积块输出特征进行卷积和池化,得到卷积特征。

[0143] 具体实现中,在拆分上述的多导联心电信号,得到独立导联心电信号后,将上述各个独立导联心电信号分别输入至对应的第一卷积块中,将独立导联心电信号作为第一卷积块的输入,第一卷积块对输入的独立导联心电信号进行一维卷积,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,在将输出的特征进行池化,例如,最大化池化或平均池化,使高维特征降维成低维特征并去除掉冗余的特征,最后得到卷积块输出特征。

[0144] 然后,将卷积块输出特征输入至对应的第二卷积块中,将卷积块输出特征作为第一卷积块的输入,第二卷积块对输入的卷积块输出特征进行一维卷积,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,在将输出的特征进行池化,例如,最大化池化或平均池化,使高维特征降维成低维特征并去除掉冗余的特征,最后得到卷积特征。其中,激活函数可以是ReLU、ELU、SELU、Sigmoid、tanh中的至少一种。

[0145] 需要说明的是,当卷积块包括2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。

[0146] 可选地,第一卷积块包括第一卷积层和第一最大池化层,第一卷积子模块,具体用于:通过第一卷积层,对独立导联心电信号进行卷积、批归一化和激活,得到第一卷积层输出特征;通过第一最大池化层,对第一卷积层输出特征进行最大池化,得到卷积块输出特征。

[0147] 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。

[0148] 具体实现中,将独立导联心电信号输入至第一卷积层,作为第一卷积层的输入,然后通过第一卷积层对输入的独立导联心电信号进行一维卷积,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,得到第一卷积层输出特征。

[0149] 然后,将上述的第一卷积层输出特征输入至第一最大池化层,作为第一最大池化层的输入,然后通过第一最大池化层对第一卷积层输出特征进行最大池化,使高维特征降维成低维特征并去除掉冗余的特征,最后得到卷积块输出特征。其中,激活函数可以是ReLU、ELU、SELU、Sigmoid、tanh中的至少一种。

[0150] 实际应用中,独立导联心电信号的特征维度可以是 1×600 ,第一卷积层的结构参数可以为:卷积核尺寸 $k=61$,滑动步长 $s=1$,补充元素 $p=0$,输出特征面个数 $f=12$,第一卷积层输出的第一卷积层输出特征的特征维度可以是 12×540 。而第一最大池化层的滑动步长 $s=3$.第一最大池化层输出的卷积块输出特征的特征维度可以是 12×180 。

[0151] 本申请实施例的技术方案,通过使用第一卷积层,对独立导联心电信号进行卷积、

批归一化和激活,得到第一卷积层输出特征;通过第一最大池化层,对第一卷积层输出特征进行最大池化,从而实现对独立导联心电信号的特征维度进行降低得到卷积块输出特征,进而降低后续心梗信号识别的参数处理量,提高心梗信号的识别效率。

[0152] 可选地,第二卷积块包括第二卷积层和第二最大池化层,上述的第二卷积子模块,具体用于:通过第二卷积层,对卷积块输出特征进行卷积、批归一化和激活,得到第二卷积层输出特征;通过第二最大池化层,对第二卷积层输出特征进行最大池化,得到卷积特征。

[0153] 具体实现中,将卷积块输出特征输入至第二卷积层,作为第二卷积层的输入,然后通过第二卷积层对输入的卷积块输出特征进行一维卷积,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,得到第二卷积层输出特征。

[0154] 然后,将上述的第二卷积层输出特征输入至第二最大池化层,作为第二最大池化层的输入,然后通过第二最大池化层对第二卷积层输出特征进行最大池化,使高维特征降维成低维特征并去除掉冗余的特征,最后得到卷积特征。其中,激活函数可以是ReLU、ELU、SELU、Sigmoid、tanh中的至少一种。

[0155] 实际应用中,卷积块输出特征的特征维度可以是 12×180 。第二卷积层的结构参数可以为:卷积核尺寸 $k=31$,滑动步长 $s=1$,补充元素 $p=0$,输出特征面个数 $f=16$,第二卷积层输出的第二卷积层输出特征的特征维度可以是 16×150 。而第二最大池化层的滑动步长 $s=3$ 。第二最大池化层输出的卷积特征的特征维度可以是 16×50 。

[0156] 本申请实施例的技术方案,在经过第一卷积层的卷积运算后,通过第二卷积层,对卷积块输出特征进行卷积、批归一化和激活,得到第二卷积层输出特征;通过第二最大池化层,对第二卷积层输出特征进行最大池化,得到卷积特征;从而实现对卷积块输出特征的特征维度的进一步降低,进而进一步地减少后续心梗信号识别过程的参数处理量,提高心梗识别速度;同时,通过使用第一卷积层和第一卷积层对独立导联心电信号进行卷积运算,可以避免在进行降低特征维度的过程中,降维梯度过大而造成特征丢失,进而提高了心梗识别的准确度。

[0157] 特征分组模块330,用于对每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征,并将分组特征输入至分组卷积块,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征。

[0158] 可选地,上述的特征分组模块330,包括:组数获取子模块,用于获取分组卷积块的分组卷积组数;分组子模块,用于根据分组卷积组数对每组独立导联心电信号的卷积特征进行均等分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征。

[0159] 具体实现中,在对卷积特征进行分组之前,首先需要获取分组卷积块的分组卷积组数;然后,在根据组卷积组数对卷积特征进行均等分组,得到分组特征。例如,已知分组卷积组数为4,卷积特征具有16个特征面,则将上述的卷积特征分为四组分组特征;其中,分组特征具有4个特征面。

[0160] 实际应用中,分组卷积块的分组卷积组数为 g ,则将输入特征的特征面均分为 g 组,同时输出特征的特征面也均分为 g 组,其中,输出的第 i 组特征由输出的第 i 组特征通过卷积计算得到;例如,已知分组卷积组数为4,卷积特征具有16个特征面,则将上述的卷积特征分为四组分组特征;其中,分组特征具有4个特征面。然后,将四组分组特征输入分组卷积块,最后输出的分组卷积特征具有24个特征面,分为四组,每组6个特征面,则第1组特征面由分

组卷积块中的第一组卷积组通过卷积计算得到,其他3组以此类推,在此不再赘述。

[0161] 可选地,分组卷积块包括分组卷积层和分组最大池化层,上述的特征分组模块330,包括:分组卷积特征输出子模块,用于通过分组卷积层,对分组特征进行卷积、批归一化和激活,得到分组卷积层输出特征;池化子模块,用于通过分组最大池化层,对分组卷积层输出特征进行最大池化,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征。

[0162] 具体实现中,将分组特征输入至分组卷积层,作为分组卷积层的输入,然后通过分组卷积层对输入的分组特征进行一维卷积,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,得到分组卷积层输出特征。

[0163] 然后,将上述的分组卷积层输出特征输入至分组最大池化层,作为分组最大池化层的输入,然后通过分组最大池化层对分组卷积层输出特征进行最大池化,使高维特征降维成低维特征并去除掉冗余的特征,最后得到分组卷积特征。其中,激活函数可以是ReLU、ELU、SELU、Sigmoid、tanh中的至少一种。

[0164] 实际应用中,第一最大池化层输出的卷积块输出特征的特征维度可以是 16×50 ,则分组特征的特征维度可以是 4×50 。分组卷积层的结构参数可以为:卷积核尺寸 $k=9$,滑动步长 $s=1$,补充元素 $p=0$,输出特征面个数 $f=24$,分组卷积组数 $g=4$;分组卷积层输出的分组卷积层输出特征的特征维度可以是 24×42 。而分组最大池化层的滑动步长 $s=2$,分组最大池化层输出的分组卷积特征的特征维度可以是 24×14 。

[0165] 本申请实施例的技术方案,通过分组卷积层,对分组特征进行卷积、批归一化和激活,得到分组卷积层输出特征;通过分组最大池化层,对分组卷积层输出特征进行最大池化,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征;如此,使得分组卷积块在进行卷积运算的过程中有着较少的参数处理量,从而提高了心梗信号识别装置的处理速度,进而提高了心梗识别效率。

[0166] 为了便于本领域技术人员的理解,表1提供了一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别方法的网络结构参数表。

[0167] 表1 网络结构参数表

	网络结构	输出特征尺寸	结构参数
	输入特征	1×600	
	卷积层 1	12×540	$k=61, s=1, p=0, f=12$
[0168]	最大池化层 1	12×180	$S=3$
	卷积层 2	16×150	$k=31, s=1, p=0, f=16$
	最大池化层 2	16×50	$S=3$
	分组卷积层	24×42	$k=9, s=1, p=0, f=24, g=4$
	最大池化层 3	24×14	$S=2$

[0169] 其中, k 为卷积核尺寸, s 为滑动步长, p 为补充元素, f 为输出特征面个数, g 为分组卷积组数。

[0170] 具体地,独立导联心电信号即输入特征的特征维度可以是 1×600 ,第一卷积层的结构参数可以为:卷积核尺寸 $k=61$,滑动步长 $s=1$,补充元素 $p=0$,输出特征面个数 $f=12$,第

一卷积层输出的第一卷积层输出特征的特征维度可以是 12×540 。将第一卷积层输出特征作为第一最大池化层的输入,第一最大池化层的滑动步长 $s=3$ 。第一最大池化层输出的卷积块输出特征的特征维度可以是 12×180 。

[0171] 然后,将卷积块输出特征的特征维度作为第二卷积层的输入。第二卷积层的结构参数可以为:卷积核尺寸 $k=31$,滑动步长 $s=1$,补充元素 $p=0$,输出特征面个数 $f=16$,第二卷积层输出的第二卷积层输出特征的特征维度可以是 16×150 。将第二卷积层输出特征作为第二最大池化层的输入。而第二最大池化层的滑动步长 $s=3$ 。第二最大池化层输出的卷积块输出特征的特征维度可以是 16×50 。

[0172] 最后,将卷积块输出特征的特征维度作为分组卷积层的输入。则分组特征的特征维度可以是 4×50 。分组卷积层的结构参数可以为:卷积核尺寸 $k=9$,滑动步长 $s=1$,补充元素 $p=0$,输出特征面个数 $f=24$,分组卷积组数 $g=4$;分组卷积层输出的分组卷积层输出特征的特征维度可以是 24×42 。将分组卷积层输出特征作为分组最大池化层的输入,分组最大池化层的滑动步长 $s=2$,分组最大池化层输出的卷积块输出特征的特征维度可以是 24×14 。

[0173] 特征组合模块340,用于组合每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征,得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征。

[0174] 具体实现中,在得到每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征后,将各组独立导联心电信号的多个分组卷积特征进行组合,从而得到得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征。

[0175] 全连接处理模块350,用于对各组独立导联心电信号的心电信号组合特征进行全连接处理,得到心梗异常概率。

[0176] 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。

[0177] 具体实现中,各组独立导联心电信号的多个分组卷积特征进行组合得到心电信号组合特征之后,将上述的心电信号组合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心电信号组合特征进行全连接处理,得到心梗异常概率。

[0178] 心梗判定模块360,用于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。

[0179] 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。

[0180] 上述基于分组卷积神经网络的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。

[0181] 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。

[0182] 图5是一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别装置的网络结构示意图;如图5

所示,包括第一卷积块、第二卷积块和分组卷积块;其中,第一卷积块包括第一卷积层和第一最大池化层;第二卷积块包括第二卷积层和第二最大池化层;分组卷积块包括分组卷积层和分组最大池化层;首先,通过第一卷积层,对独立导联心电信号进行卷积、批归一化和激活,得到第一卷积层输出特征;再通过第一最大池化层,对第一卷积层输出特征进行最大池化,得到卷积块输出特征。

[0183] 然后,通过第二卷积层,对卷积块输出特征进行卷积、批归一化和激活,得到第二卷积层输出特征;再通过第二最大池化层,对第二卷积层输出特征进行最大池化,得到卷积特征。

[0184] 再然后,通过分组卷积层,对分组特征进行卷积、批归一化和激活,得到分组卷积层输出特征;再通过分组最大池化层,对分组卷积层输出特征进行最大池化,得到分组卷积特征;

[0185] 最后,对组合分组卷积特征,得到心电信号组合特征,并对心电信号组合特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;其中,使用全连接神经网络分类器输出心电信号识别结果;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。

[0186] 实施例三

[0187] 图11是本申请实施例三提供的一种分组卷积神经网络的训练装置的结构图。具体的,参考图11,本申请实施例三的分组卷积神经网络的训练方法,具体包括:

[0188] 训练样本获取模块1110,用于获取针对分组卷积神经网络的心电信号训练样本。

[0189] 具体实现中,通过如PTB等的公开数据库,获取针对分组卷积神经网络的心电信号训练样本。其中,心电信号训练样本包括具有异常信号且已知心梗类型的多导联心电信号和正常的多导联心电信号。

[0190] 机器训练模块1120,用于采用心电信号训练样本对分组卷积神经网络进行机器训练,得到训练后分组卷积神经网络;训练后分组卷积神经网络包括预先训练的卷积块和分组卷积块;训练后分组卷积神经网络,用于分别将每组独立导联心电信号输入至卷积块,得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征;独立导联心电信号为拆分多导联心电信号得到的;还用于对每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征,并将分组特征输入至分组卷积块,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征;还用于组合每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征,得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征;还用于对各组独立导联心电信号的心电信号组合特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;还用于根据心梗异常概率,判定多导联心电信号为心梗信号。

[0191] 具体实现中,获取到心电信号训练样本后,对分组卷积神经网络进行机器训练,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”标记作为分组卷积神经网络的输出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

尺寸按批输入分组卷积神经网络,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,得到最优的分组卷积神经网络即训练后分组卷积神经网络。

[0192] 训练后分组卷积神经网络包括预先训练的卷积块和分组卷积块;在使用分组卷积神经网络进行心电信号的识别过程中,首先可以获取多导联心电信号,并拆分上述多导联心电信号,得到多组独立导联心电信号;然后,分别将上述的每组独立导联心电信号输入至卷积块,得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征;再然后,对每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征,并将分组特征输入至分组卷积块,作为该分组卷积块的输入,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征;再然后,组合每组独立导联心电信号的多个分组卷积块输出的分组卷积特征,得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征,并对各组独立导联心电信号的心电信号组合特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;最后,再根据心梗异常概率,判定多导联心电信号为心梗信号。

[0193] 本申请实施例提供的技术方案,通过采用针对分组卷积神经网络的心电信号训练样本,对分组卷积神经网络进行机器训练,得到训练后分组卷积神经网络;训练后分组卷积神经网络包括预先训练的卷积块和分组卷积块;通过获取多导联心电信号,并拆分多导联心电信号,得到独立导联心电信号;然后,先将该独立导联心电信号输入至卷积块中,得到卷积特征;然后,在对该卷积特征进行分组,得到分组特征,并将分组特征输入至分组卷积块,得到分组卷积特征;然后,在根据该分组卷积特征确定心梗异常概率;最后,根据心梗异常概率,判定多导联心电信号为心梗信号;如此,可以减少卷积操作的参数量,在不降低分组卷积神经网络的识别性能的情况下,减轻了该分组卷积神经网络的过拟合,从而可以更加准确地识别判断多导联心电信号是否为心梗信号。

[0194] 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,通过输入本申请的分组卷积神经网络,从而可以更加准确地从心电信号中识别出心梗风险。

[0195] 上述分组卷积神经网络的训练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。

[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6是一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别的特征维度变化示意图。如图6所示,首先将多组独立导联心电信号作为输入特征通过多独立通道输入至第一卷积块中,其中,独立导联心电信号的特征维度可以是 1×600 ,然后,经过第一卷积块的卷积池化,得到卷积块输出特征;其中,卷积块输出特征的特征维度可以是 12×180 ;再然后,将卷积块输出特征作为第二卷积块的输入,经过第二卷积块的卷积池化,得到卷积特征;其中,卷积特征的特征维度可以是 16×50 ;再然后,已知分组卷积组数为4,卷积特征具有16个特征面,则将上述的卷积特征分为四组分组特征;其中,分组特征具有4个特征面。然后,将四组分组特征输入分组卷积块进行分组卷积池化,最后输出的分组卷积特征;其中,分组卷积特征的特征

维度可以是 24×14 ；具体地，分组卷积特征被分为四组，每组6个特征面。由于12组独立导联心电信号对应12组分组卷积特征，各个分组卷积特征的特征维数均为 24×14 ，则将上述的分组卷积特征经过特征组合得到的组数为1的心电信号组合特征。其中，连接后的心电信号组合特征的特征维数为 268×12 。最后，将心电信号组合特征输入至全连接神经网络分类器中，其中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。

[0198] 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。

[0199] 图7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。

[0200] 实施例四

[0201] 图8是本申请实施例四提供的一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别方法的流程图。参考图8，本实施例提供的基于分组卷积神经网络的心电信号识别方法具体包括：

[0202] S810，获取多导联心电信号，并拆分所述多导联心电信号，得到多组独立导联心电信号；

[0203] S820，分别将每组所述独立导联心电信号输入至所述卷积块，得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征；

[0204] S830，对所述每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组，得到该组独立导联心电信号的分组特征，并将所述分组特征输入至所述分组卷积块，得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征；

[0205] S840，组合所述每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征，得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征；

[0206] S850，对所述各组独立导联心电信号的心电信号组合特征进行全连接处理，得到心梗异常概率；

[0207] S860，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。

[0208] 本申请实施例提供的技术方案，通过获取多导联心电信号，并拆分多导联心电信号，得到独立导联心电信号；然后，先将该独立导联心电信号输入至卷积块中，得到卷积特征；然后，在对该卷积特征进行分组，得到分组特征，并将分组特征输入至分组卷积块，得到分组卷积特征；然后，在根据该分组卷积特征确定心梗异常概率；最后，根据心梗异常概率，判定多导联心电信号为心梗信号；如此，可以减少卷积操作的参数量，在不降低分组卷积神经网络的识别性能的情况下，减轻了该分组卷积神经网络的过拟合，从而可以更加准确地识别判断多导联心电信号是否为心梗信号。

[0209] 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,通过输入本申请的分组卷积神经网络,从而可以更加准确地从心电信号中识别出心梗风险。

[0210] 在另一个实施例中,所述对所述每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征,包括:

[0211] 获取所述分组卷积块的分组卷积组数;

[0212] 根据所述分组卷积组数对所述每组独立导联心电信号的卷积特征进行均等分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征。

[0213] 在另一个实施例中,所述分组卷积块包括分组卷积层和分组最大池化层,所述将所述分组特征输入至所述分组卷积块,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征,包括:

[0214] 通过所述分组卷积层,对所述分组特征进行卷积、批归一化和激活,得到分组卷积层输出特征;

[0215] 通过所述分组最大池化层,对所述分组卷积层输出特征进行最大池化,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征。

[0216] 在另一个实施例中,所述分组卷积神经网络的卷积块包括第一卷积块和第二卷积块,所述分别将每组所述独立导联心电信号输入至所述卷积块,得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征,包括:

[0217] 通过所述第一卷积块,对所述独立导联心电信号进行卷积和池化,得到卷积块输出特征;

[0218] 通过所述第二卷积块,对所述卷积块输出特征进行卷积和池化,得到所述卷积特征。

[0219] 在另一个实施例中,所述第一卷积块包括第一卷积层和第一最大池化层,所述通过所述第一卷积块,对所述独立导联心电信号进行卷积和池化,得到卷积块输出特征,包括:

[0220] 通过所述第一卷积层,对所述独立导联心电信号进行卷积、批归一化和激活,得到第一卷积层输出特征;

[0221] 通过所述第一最大池化层,对所述第一卷积层输出特征进行最大池化,得到所述卷积块输出特征。

[0222] 在另一个实施例中,所述第二卷积块包括第二卷积层和第二最大池化层,所述通过所述第二卷积块,对所述卷积块输出特征进行卷积和池化,得到所述卷积特征,包括:

[0223] 通过所述第二卷积层,对所述卷积块输出特征进行卷积、批归一化和激活,得到第二卷积层输出特征;

[0224] 通过所述第二最大池化层,对所述第二卷积层输出特征进行最大池化,得到所述卷积特征。

[0225] 在另一个实施例中,所述获取多导联心电信号,包括:

[0226] 接收原始信号;

[0227] 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;

[0228] 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, $X2 < X1$;

[0229] 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;

[0230] 根据所述去噪信号,得到所述多导联心电信号。

[0231] 在另一个实施例中,所述根据所述去噪信号,得到所述多导联心电信号,包括:

[0232] 确定所述去噪信号的R波位置;

[0233] 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;

[0234] 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。

[0235] 上述提供的基于分组卷积神经网络的心电信号识别方法可用于执行上述任意实施例提供的基于分组卷积神经网络的心电信号识别装置,具备相应的功能和有益效果。

[0236] 关于基于分组卷积神经网络的心电信号识别方法的具体限定可以参见上文中对于基于分组卷积神经网络的心电信号识别装置的限定,在此不再赘述。

[0237] 实施例五

[0238] 图10是本申请实施例五提供的一种分组卷积神经网络的训练方法的流程图。参考图10,本实施例提供的分组卷积神经网络的训练方法具体包括:

[0239] S1010,获取针对所述分组卷积神经网络的心电信号训练样本;

[0240] S1020,采用所述心电信号训练样本对所述分组卷积神经网络进行机器训练,得到训练后分组卷积神经网络;所述训练后分组卷积神经网络包括预先训练的卷积块和分组卷积块;所述训练后分组卷积神经网络,用于分别将每组独立导联心电信号输入至所述卷积块,得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征;所述独立导联心电信号为拆分多导联心电信号得到的;还用于对所述每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征,并将所述分组特征输入至所述分组卷积块,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征;还用于组合所述每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征,得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征;还用于对所述各组独立导联心电信号的心电信号组合特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;还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。

[0241] 本申请实施例提供的技术方案,通过采用针对分组卷积神经网络的心电信号训练样本,对分组卷积神经网络进行机器训练,得到训练后分组卷积神经网络;训练后分组卷积神经网络包括预先训练的卷积块和分组卷积块;通过获取多导联心电信号,并拆分多导联心电信号,得到独立导联心电信号;然后,先将该独立导联心电信号输入至卷积块中,得到卷积特征;然后,在对该卷积特征进行分组,得到分组特征,并将分组特征输入至分组卷积块,得到分组卷积特征;然后,在根据该分组卷积特征确定心梗异常概率;最后,根据心梗异常概率,判定多导联心电信号为心梗信号;如此,可以减少卷积操作的参数量,在不降低分组卷积神经网络的识别性能的情况下,减轻了该分组卷积神经网络的过拟合,从而可以更加准确地识别判断多导联心电信号是否为心梗信号。

[0242] 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,通过输入本申请的分组卷积神经网络,从而可以更加准确地从心电信号中识别出心梗风险。

[0243] 上述提供的分组卷积神经网络的训练方法可用于执行上述任意实施例提供的分组卷积神经网络的训练装置,具备相应的功能和有益效果。

[0244] 关于分组卷积神经网络的训练方法的具体限定可以参见上文中对于分组卷积神

经网络的心电信号识别装置限定,在此不再赘述。

[0245] 应该理解的是,虽然图8和图10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8和图10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。

[0246] 实施例六

[0247] 图9是本申请实施例六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。

[0248] 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。

[0249] 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。

[0250] 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。

[0251] 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。

[0252] 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,即实现上述的基于分组卷积神经网络的心电信号识别方法。

[0253] 具体的,实施例中,所述分组卷积神经网络包括卷积块和分组卷积块,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:

[0254] 获取多导联心电信号,并拆分所述多导联心电信号,得到独立导联心电信号;

[0255] 分别将所述独立导联心电信号输入至所述卷积块,得到卷积特征;

[0256] 对所述卷积特征进行分组,得到分组特征,并将所述分组特征输入至所述分组卷积块,得到分组卷积特征;

[0257] 组合所述分组卷积特征,得到心电信号组合特征,并对所述心电信号组合特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;

[0258] 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。

[0259] 在上述实施例的基础上,所述对所述卷积特征进行分组,得到分组特征,包括:

[0260] 获取所述分组卷积块的分组卷积组数;

[0261] 根据所述分组卷积组数对所述卷积特征进行均等分组,得到所述分组特征。

[0262] 在上述实施例的基础上,所述分组卷积块包括分组卷积层和分组最大池化层,所述将所述分组特征输入至所述分组卷积块,得到分组卷积特征,包括:

[0263] 通过所述分组卷积层,对所述分组特征进行卷积、批归一化和激活,得到分组卷积层输出特征;

[0264] 通过所述分组最大池化层,对所述分组卷积层输出特征进行最大池化,得到所述分组卷积特征。

[0265] 在上述实施例的基础上,所述分组卷积神经网络的卷积块包括第一卷积块和第二卷积块,所述分别将所述独立导联心电信号输入至所述卷积块,得到卷积特征,包括:

[0266] 通过所述第一卷积块,对所述独立导联心电信号进行卷积和池化,得到卷积块输出特征;

[0267] 通过所述第二卷积块,对所述卷积块输出特进行卷积和池化,得到所述卷积特征。

[0268] 在上述实施例的基础上,所述第一卷积块包括第一卷积层和第一最大池化层,所述通过所述第一卷积块,对所述独立导联心电信号进行卷积和池化,得到卷积块输出特征,包括:

[0269] 通过所述第一卷积层,对所述独立导联心电信号进行卷积、批归一化和激活,得到第一卷积层输出特征;

[0270] 通过所述第一最大池化层,对所述第一卷积层输出特征进行最大池化,得到所述卷积块输出特征。

[0271] 在上述实施例的基础上,所述第二卷积块包括第二卷积层和第二最大池化层,所述通过所述第二卷积块,对所述卷积块输出特进行卷积和池化,得到所述卷积特征,包括:

[0272] 通过所述第二卷积层,对所述卷积块输出特征进行卷积、批归一化和激活,得到第二卷积层输出特征;

[0273] 通过所述第二最大池化层,对所述第二卷积层输出特征进行最大池化,得到所述卷积特征。

[0274] 在上述实施例的基础上,所述获取多导联心电信号,包括:

[0275] 接收原始信号;

[0276] 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;

[0277] 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, $X2 < X1$;

[0278] 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;

[0279] 根据所述去噪信号,得到所述多导联心电信号。

[0280] 在上述实施例的基础上,所述根据所述去噪信号,得到所述多导联心电信号,包括:

[0281] 确定所述去噪信号的R波位置;

[0282] 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;

[0283] 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。

[0284] 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,还具体实现如下操作:

[0285] 获取针对所述分组卷积神经网络的心电信号训练样本;

[0286] 采用所述心电信号训练样本对所述分组卷积神经网络进行机器训练,得到训练后分组卷积神经网络;所述训练后分组卷积神经网络包括预先训练的卷积块和分组卷积块;所述训练后分组卷积神经网络,用于分别将每组独立导联心电信号输入至所述卷积块,得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征;所述独立导联心电信号为拆分多导联心电信号得到的;还用于对所述每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征,并将所述分组特征输入至所述分组卷积块,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征;还用于组合所述每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征,得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征;还用于对所述各组独立导联心电信号的心电信号组合特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;还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。

[0287] 实施例七

[0288] 本申请实施例七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基于分组卷积神经网络的心电信号识别方法,所述分组卷积神经网络包括预先训练的卷积块和分组卷积块,该方法包括:

[0289] 获取多导联心电信号,并拆分所述多导联心电信号,得到多组独立导联心电信号;

[0290] 分别将每组所述独立导联心电信号输入至所述卷积块,得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征;

[0291] 对所述每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组,得到该组独立导联心电信号的分组特征,并将所述分组特征输入至所述分组卷积块,得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征;

[0292] 组合所述每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征,得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征;

[0293] 对所述各组独立导联心电信号的心电信号组合特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;

[0294] 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。

[0295] 所述计算机可执行指令在由计算机处理器执行时还用于执行一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别方法,该方法包括:

[0296] 获取针对所述分组卷积神经网络的心电信号训练样本；

[0297] 采用所述心电信号训练样本对所述分组卷积神经网络进行机器训练，得到训练后分组卷积神经网络；所述训练后分组卷积神经网络包括预先训练的卷积块和分组卷积块；所述训练后分组卷积神经网络，用于分别将每组独立导联心电信号输入至所述卷积块，得到相应组的独立导联心电信号的卷积特征；所述独立导联心电信号为拆分多导联心电信号得到的；还用于对所述每组独立导联心电信号的卷积特征进行分组，得到该组独立导联心电信号的分组特征，并将所述分组特征输入至所述分组卷积块，得到该组独立导联心电信号的多个分组卷积特征；还用于组合所述每组独立导联心电信号的多个分组卷积特征，得到该组独立导联心电信号的心电信号组合特征；还用于对所述各组独立导联心电信号的心电信号组合特征进行全连接处理，得到心梗异常概率；还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。

[0298] 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基于分组卷积神经网络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基于分组卷积神经网络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。

[0299] 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。

[0300] 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取存储介质中，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。

[0301] 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。

[0302] 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，但并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。

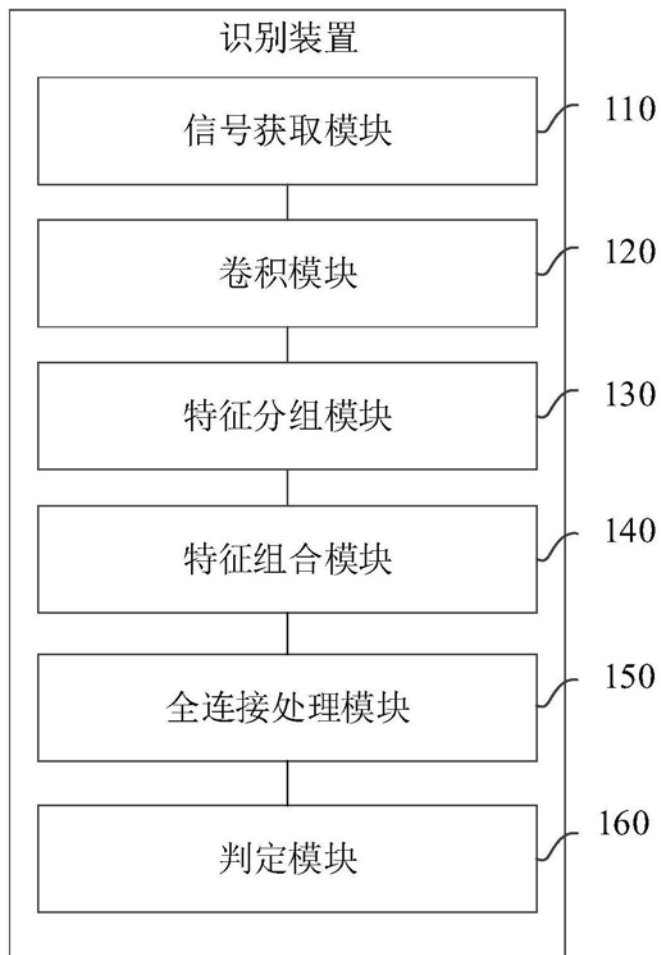


图1

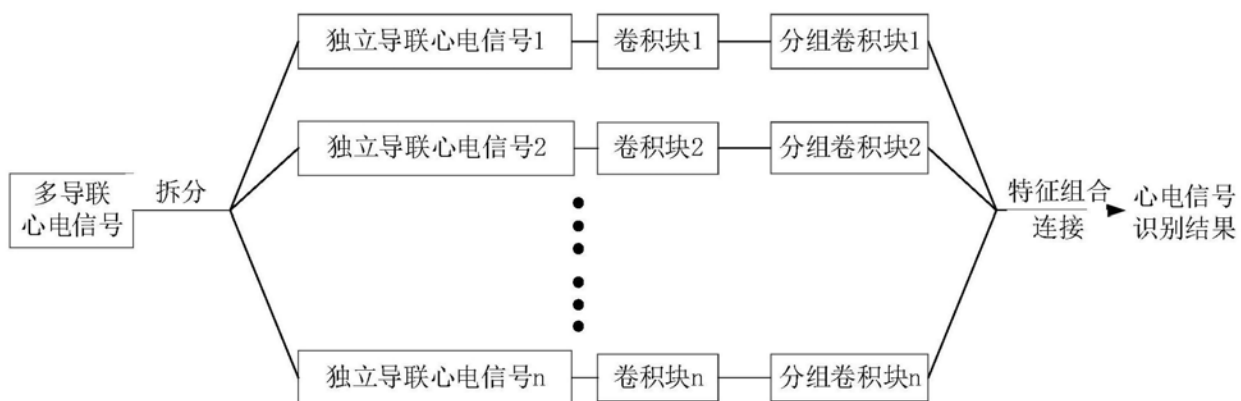


图2

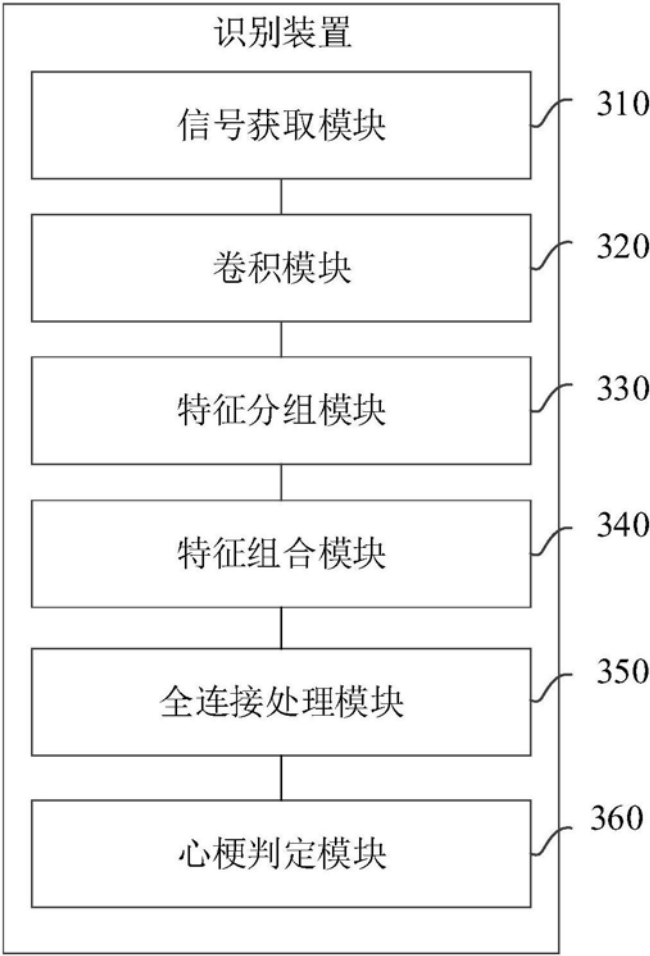


图3

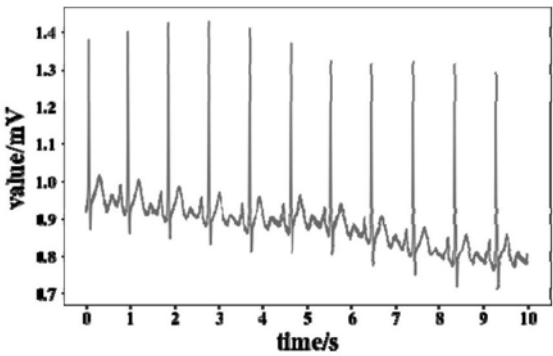


图4A

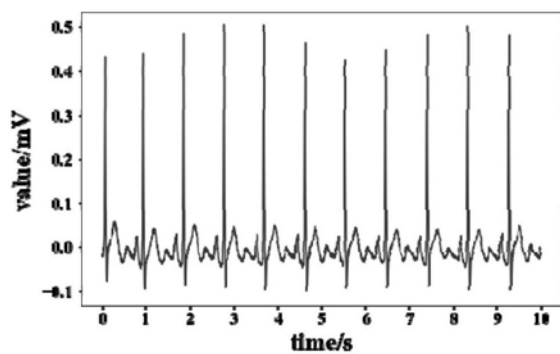


图4B

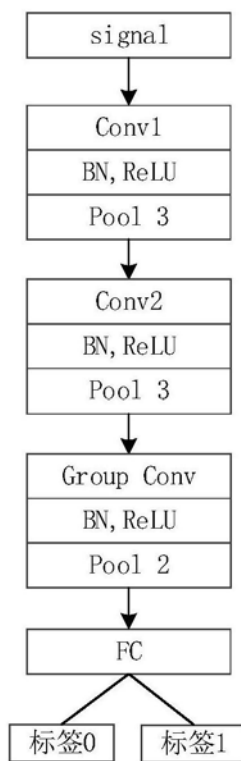


图5

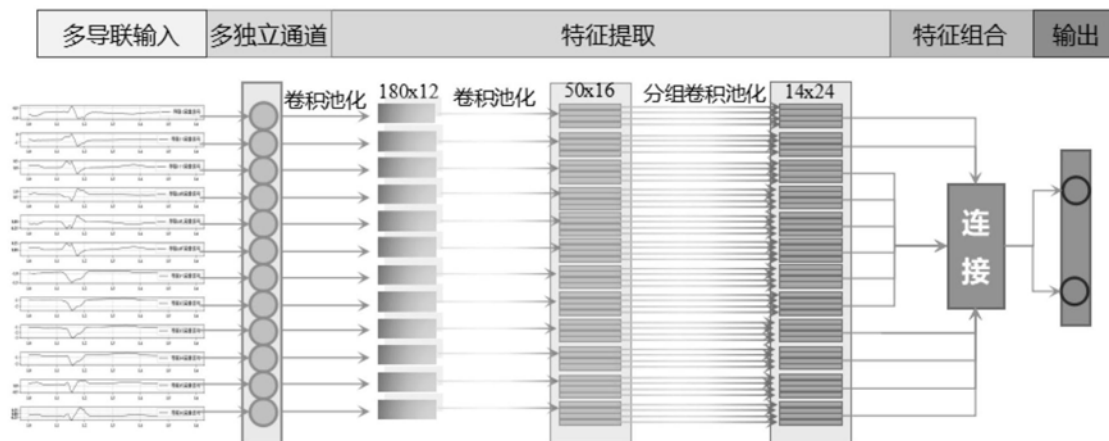


图6

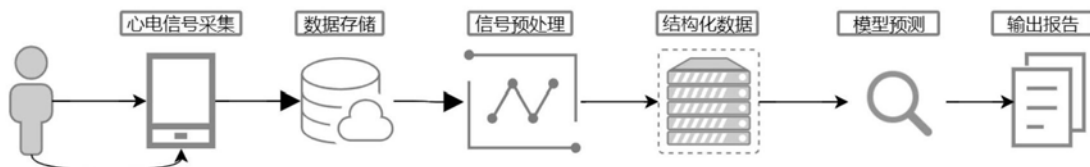


图7

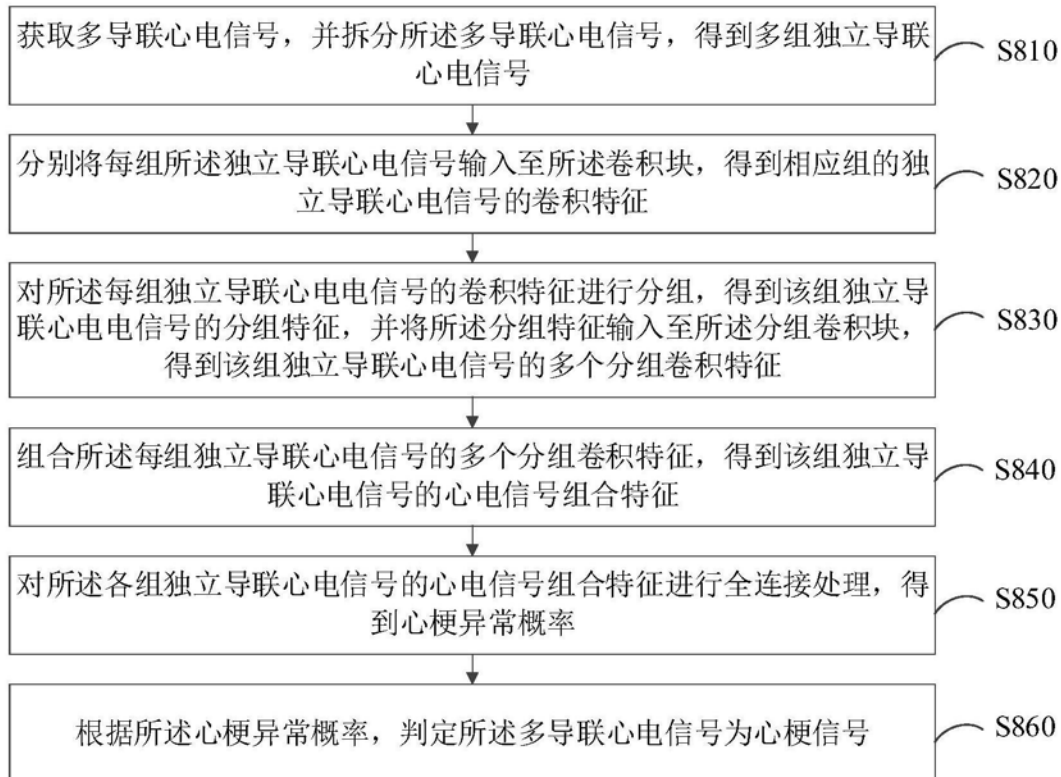


图8

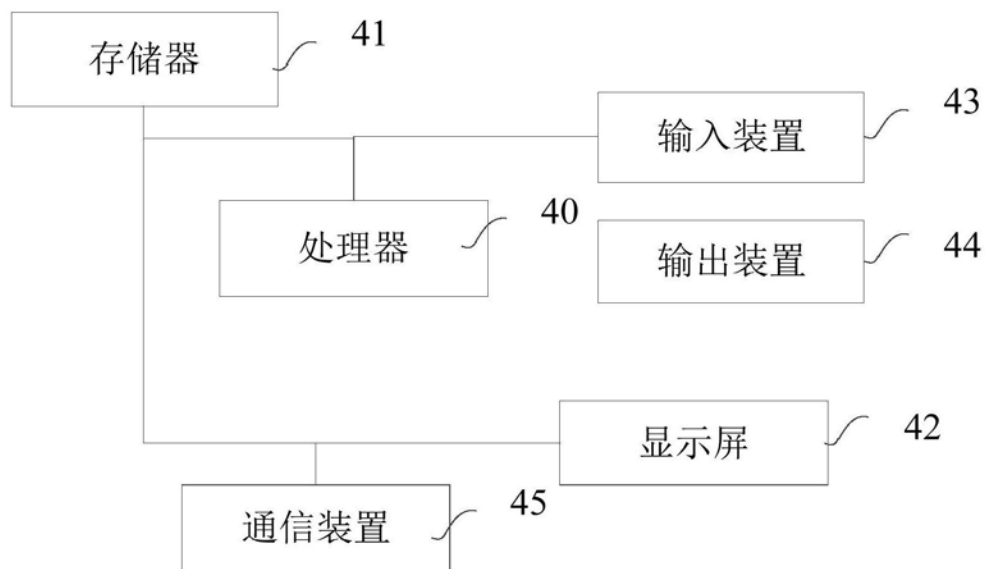


图9

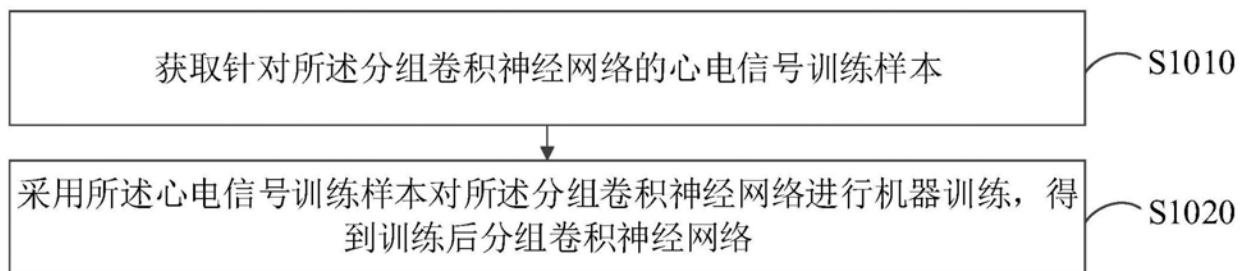


图10

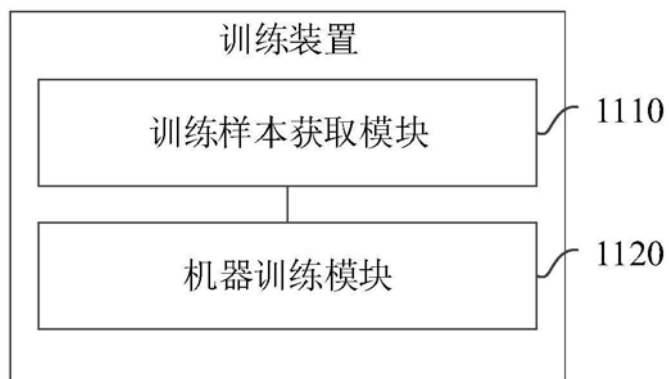


图11

专利名称(译)	基于分组卷积神经网络的心电信号识别装置		
公开(公告)号	CN110522440A	公开(公告)日	2019-12-03
申请号	CN201910740289.3	申请日	2019-08-12
[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	A61B5/04 A61B5/0402 A61B5/0452 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/0452 A61B5/7267 A61B5/7282		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本申请涉及一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别装置、计算机设备和存储介质。所述装置用于：获取多导联心电信号，并拆分所述多导联心电信号，得到独立导联心电信号；分别将所述独立导联心电信号输入至所述卷积块，得到卷积特征；对所述卷积特征进行分组，得到分组特征，并将所述分组特征输入至所述分组卷积块，得到分组卷积特征；组合所述分组卷积特征，得到心电信号组合特征，并对所述心电信号组合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。采用本装置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。

