



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110680278 A

(43)申请公布日 2020.01.14

(21)申请号 201910853337.X

(22)申请日 2019.09.10

(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 5/00(2006.01)

A61B 5/04(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

G06K 9/00(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

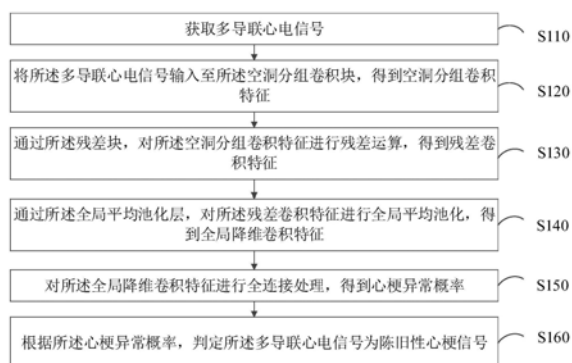
权利要求书3页 说明书25页 附图5页

(54)发明名称

基于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；将所述多导联心电信号输入至所述空洞分组卷积块，得到空洞分组卷积特征；通过所述残差块，对所述空洞分组卷积特征进行残差运算，得到残差卷积特征；通过所述全局平均池化层，对所述残差卷积特征进行全局平均池化，得到全局降维卷积特征；对所述全局降维卷积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陈旧性心梗信号。采用上述技术方案可以准确地从心电信号中识别出陈旧性心梗风险。



1. 一种基于卷积神经网络的心电信号识别装置,其特征在于,所述卷积神经网络包括空洞分组卷积块、残差块和全局平均池化层,所述装置包括:

信号获取模块,用于获取多导联心电信号;

空洞分组卷积模块,用于将所述多导联心电信号输入至所述空洞分组卷积块,得到空洞分组卷积特征;其中,所述空洞分组卷积块,用于将所述多导联心电信号进行划分,得到多组的心电信号分组特征;还用于确定每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中的空洞单元;并在每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中,将除所述空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组心电信号分组特征的待卷积特征;还用于分别对每组所述心电信号分组特征的待卷积特征进行卷积,得到相应组的待组合卷积特征;还用于组合所述多导联心电信号的多组待组合卷积特征,得到所述空洞分组卷积特征;

残差模块,用于通过所述残差块,对所述空洞分组卷积特征进行残差运算,得到残差卷积特征;

平均池化模块,用于通过所述全局平均池化层,对所述残差卷积特征进行全局平均池化,得到全局降维卷积特征;

全连接模块,用于对所述全局降维卷积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陈旧性心梗信号。

2. 根据权利要求1所述的装置,其特征在于,所述空洞分组卷积块包括第一空洞卷积块和第二空洞卷积块,所述空洞分组卷积模块,包括:

获取子模块,用于获取所述空洞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,对所述多导联心电信号进行特征分组,得到所述心电信号分组特征;

空洞卷积子模块,用于通过所述第一空洞卷积块,对所述心电信号分组特征进行空洞卷积处理,得到卷积块输出特征;其中,所述第一空洞卷积块用于确定每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中的空洞单元;并在每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中,将除所述空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组心电信号分组特征的待卷积特征;还用于分别对每组所述心电信号分组特征的待卷积特征进行卷积,得到相应组的卷积块输出特征;

通过所述第二空洞卷积块,对所述卷积块输出特征进行空洞卷积处理,得到所述空洞分组卷积特征;其中,所述第二空洞卷积块用于确定每组所述卷积块输出特征的特征矩阵中的第一空洞单元;并在每组所述卷积块输出特征的特征矩阵中,将除所述第一空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组卷积块输出特征的第一待卷积特征;还用于分别对每组所述卷积块输出特征的第一待卷积特征进行卷积,得到相应组的第一待组合卷积特征;还用于组合所述卷积块输出特征的第一待组合卷积特征,得到所述空洞分组卷积特征。

3. 根据权利要求2所述的装置,其特征在于,所述第一空洞卷积块包括第一空洞卷积层和第一最大池化层,所述通过所述第一空洞卷积块,所述空洞卷积子模块,具体用于:

通过所述第一空洞卷积层,对所述待卷积特征进行卷积、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。

4. 根据权利要求2所述的装置,其特征在于,所述第二空洞卷积块包括第二空洞卷积层

和第二最大池化层,所述第一待卷积特征的特征面个数为 $F1$,所述空洞卷积子模块,具体用于:

通过所述第二空洞卷积层,对所述第一待卷积特征进行卷积、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,得到所述第一待组合卷积特征;所述第一待组合卷积特征的特征面个数为 $F2$;其中, $F2=2 \times F1$ 。

5. 根据权利要求1所述的装置,其特征在于,所述深度残差网络的残差块包括第一残差卷积块和第二残差卷积块,所述残差模块,包括:

第一残差子模块,用于通过所述第一残差卷积块,对所述空洞分组卷积特征进行卷积、批归一化和激活,得到第一待残差特征;

第二残差子模块,用于通过所述第二残差卷积块,对所述第一待残差特征进行卷积、批归一化和激活,得到第二待残差特征;

相加子模块,用于对所述第二待残差特征与所述空洞分组卷积特征进行相加并激活,得到所述残差卷积特征。

6. 根据权利要求3所述的装置,其特征在于,所述,所述空洞卷积子模块,具体用于:

获取预设的卷积空洞数;

根据所述卷积空洞数,确定所述第一空洞卷积层的空洞卷积核;

使用所述空洞卷积核,对心电信号分组特征进行卷积运算,得到卷积核输出特征;

对所述卷积核输出特征进行批归一化和激活,得到所述第一卷积层输出特征。

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1所述的装置,其特征在于,所述多导联心电信号对应 N 个心拍,所述装置还包括:

心梗判定模块,用于确定所述心梗异常概率大于预设的异常概率阈值的多导联心电信号,为心梗异常信号;确定所述心梗异常信号对应的 $N1$ 个心梗心拍;当 $N1$ 与 N 的比值大于预设的心梗心拍比值阈值时,判定所述多导联心电信号为陈旧性心梗信号。

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下步骤;

获取多导联心电信号;

将所述多导联心电信号输入至所述空洞分组卷积块,得到空洞分组卷积特征;其中,所

述空洞分组卷积块,用于将所述多导联心电信号进行划分,得到多组的心电信号分组特征;还用于确定每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中的空洞单元;并在每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中,将除所述空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组心电信号分组特征的待卷积特征;还用于分别对每组所述心电信号分组特征的待卷积特征进行卷积,得到相应组的待组合卷积特征;还用于组合所述多导联心电信号的多组待组合卷积特征,得到所述空洞分组卷积特征;

通过所述残差块,对所述空洞分组卷积特征进行残差运算,得到残差卷积特征;

通过所述全局平均池化层,对所述残差卷积特征进行全局平均池化,得到全局降维卷积特征;

对所述全局降维卷积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陈旧性心梗信号。

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下步骤:

获取多导联心电信号;

将所述多导联心电信号输入至所述空洞分组卷积块,得到空洞分组卷积特征;其中,所述空洞分组卷积块,用于将所述多导联心电信号进行划分,得到多组的心电信号分组特征;还用于确定每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中的空洞单元;并在每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中,将除所述空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组心电信号分组特征的待卷积特征;还用于分别对每组所述心电信号分组特征的待卷积特征进行卷积,得到相应组的待组合卷积特征;还用于组合所述多导联心电信号的多组待组合卷积特征,得到所述空洞分组卷积特征;

通过所述残差块,对所述空洞分组卷积特征进行残差运算,得到残差卷积特征;

通过所述全局平均池化层,对所述残差卷积特征进行全局平均池化,得到全局降维卷积特征;

对所述全局降维卷积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陈旧性心梗信号。

基于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,提供了一种基于卷积神经网络的心电信号识别方法,所述卷积神经网络包括空洞分组卷积块、残差块和全局平均池化层,该方法包括:

[0008] 获取多导联心电信号;

[0009] 将所述多导联心电信号输入至所述空洞分组卷积块,得到空洞分组卷积特征;其中,所述空洞分组卷积块,用于将所述多导联心电信号进行划分,得到多组的心电信号分组特征;还用于确定每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中的空洞单元;并在每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中,将除所述空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组心电信号分组特征的待卷积特征;还用于分别对每组所述心电信号分组特征的待卷积特征进行卷积,得到相应组的待组合卷积特征;还用于组合所述多导联心电信号的多组待组合卷积特征,得到所述空洞分组卷积特征;

[0010] 通过所述残差块,对所述空洞分组卷积特征进行残差运算,得到残差卷积特征;

[0011] 通过所述全局平均池化层,对所述残差卷积特征进行全局平均池化,得到全局降维卷积特征;

[0012] 对所述全局降维卷积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陈旧性心梗信号。

[0014] 在另一个实施例中,所述将所述多导联心电信号输入至所述空洞分组卷积块,得到空洞分组卷积特征,包括:

[0015] 获取所述空洞分组卷积块的分组卷积组数;

[0016] 根据所述分组卷积组数,对所述多导联心电信号进行特征分组,得到所述心电信号分组特征;

[0017] 将所述心电信号分组特征输入至空洞分组卷积块,得到所述空洞分组卷积特征。

[0018] 在另一个实施例中,所述空洞分组卷积块包括第一空洞卷积块和第二空洞卷积块,所述将所述心电信号分组特征输入至所述空洞分组卷积块,得到所述空洞分组卷积特征,包括:

[0019] 通过所述第一空洞卷积块,对所述心电信号分组特征进行空洞卷积处理,得到卷积块输出特征;其中,所述第一空洞卷积块用于确定每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中的空洞单元;并在每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中,将除所述空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组心电信号分组特征的待卷积特征;还用于分别对每组所述心电信号分组特征的待卷积特征进行卷积,得到相应组的卷积块输出特征;

[0020] 通过所述第二空洞卷积块,对所述卷积块输出特征进行空洞卷积处理,得到所述空洞分组卷积特征;其中,所述第二空洞卷积块用于确定每组所述卷积块输出特征的特征矩阵中的第一空洞单元;并在每组所述卷积块输出特征的特征矩阵中,将除所述第一空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组卷积块输出特征的第一待卷积特征;还用于分别对每组所述卷积块输出特征的第一待卷积特征进行卷积,得到相应组的第一待组合卷积特征;还用于组合所述卷积块输出特征的第一待组合卷积特征,得到所述空洞分组卷积特征。

[0021] 在另一个实施例中,所述第一空洞卷积块包括第一空洞卷积层和第一最大池化层,所述通过所述第一空洞卷积块,对所述心电信号分组特征进行空洞卷积处理,得到卷积块输出特征,包括:

[0022] 通过所述第一空洞卷积层,对所述待卷积特征进行卷积、批归一化和激活,得到第一卷积层输出特征;

[0023] 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。

[0024] 在另一个实施例中,所述卷积块输出特征的特征面个数为 $F1$,所述通过所述第二空洞卷积块,对所述卷积块输出特征进行空洞卷积处理,得到所述空洞分组卷积特征,包括:

[0025] 通过所述第二空洞卷积层,对所述第一待卷积特征进行卷积、批归一化和激活,得到第二卷积层输出特征;

[0026] 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,得到所述第一待组合卷积特征;所述第一待组合卷积特征的特征面个数为 $F2$;其中, $F2=2 \times F1$ 。

[0027] 在另一个实施例中,所述深度残差网络的残差块包括第一残差卷积块和第二残差卷积块,所述通过所述残差块,对所述空洞分组卷积特征进行残差运算,得到残差卷积特征,包括:

[0028] 通过所述第一残差卷积块,对所述空洞分组卷积特征进行卷积、批归一化和激活,得到第一待残差特征;

[0029] 通过所述第二残差卷积块,对所述第一待残差特征进行卷积、批归一化和激活,得到第二待残差特征;

[0030] 对所述第二待残差特征与所述空洞分组卷积特征进行相加并激活,得到所述残差卷积特征。

[0031] 在另一个实施例中,所述获取多导联心电信号,包括:

- [0032] 接收原始信号；
- [0033] 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；
- [0034] 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， $X2 < X1$ ；
- [0035] 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；
- [0036] 根据所述去噪信号，得到所述多导联心电信号。
- [0037] 在另一个实施例中，所述多导联心电信号对应 N 个心拍，还包括：
- [0038] 确定所述心梗异常概率大于预设的异常概率阈值的多导联心电信号，为心梗异常信号；
- [0039] 确定所述心梗异常信号对应的 $N1$ 个心梗心拍；
- [0040] 当 $N1$ 与 N 的比值大于预设的心梗心拍比值阈值时，判定所述多导联心电信号为陈旧性心梗信号。
- [0041] 第二方面，提供了一种基于卷积神经网络的心电信号识别装置，所述卷积神经网络包括空洞分组卷积块、残差块和全局平均池化层，该装置包括：
- [0042] 信号获取模块，用于获取多导联心电信号；
- [0043] 空洞分组卷积模块，用于将所述多导联心电信号输入至所述空洞分组卷积块，得到空洞分组卷积特征；其中，所述空洞分组卷积块，用于将所述多导联心电信号进行划分，得到多组的心电信号分组特征；还用于确定每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中的空洞单元；并在每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中，将除所述空洞单元以外的矩阵单元，作为代表该组心电信号分组特征的待卷积特征；还用于分别对每组所述心电信号分组特征的待卷积特征进行卷积，得到相应组的待组合卷积特征；还用于组合所述多导联心电信号的多组待组合卷积特征，得到所述空洞分组卷积特征；
- [0044] 残差模块，用于通过所述残差块，对所述空洞分组卷积特征进行残差运算，得到残差卷积特征；
- [0045] 平均池化模块，用于通过所述全局平均池化层，对所述残差卷积特征进行全局平均池化，得到全局降维卷积特征；
- [0046] 全连接模块，用于对所述全局降维卷积特征进行全连接处理，得到心梗异常概率；
- [0047] 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陈旧性心梗信号。
- [0048] 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；
- [0049] 所述存储器，用于存储一个或多个程序；
- [0050] 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：
- [0051] 获取多导联心电信号；
- [0052] 将所述多导联心电信号输入至所述空洞分组卷积块，得到空洞分组卷积特征；其中，所述空洞分组卷积块，用于将所述多导联心电信号进行划分，得到多组的心电信号分组特征；还用于确定每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中的空洞单元；并在每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中，将除所述空洞单元以外的矩阵单元，作为代表该组心电信号分组特征的待卷积特征；还用于分别对每组所述心电信号分组特征的待卷积特征进行卷

积,得到相应组的待组合卷积特征;还用于组合所述多导联心电信号的多组待组合卷积特征,得到所述空洞分组卷积特征;

[0053] 通过所述残差块,对所述空洞分组卷积特征进行残差运算,得到残差卷积特征;

[0054] 通过所述全局平均池化层,对所述残差卷积特征进行全局平均池化,得到全局降维卷积特征;

[0055] 对所述全局降维卷积特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;

[0056] 根据所述心梗异常概率,判定所述多导联心电信号为陈旧性心梗信号。

[0057] 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:

[0058] 获取多导联心电信号;

[0059] 将所述多导联心电信号输入至所述空洞分组卷积块,得到空洞分组卷积特征;其中,所述空洞分组卷积块,用于将所述多导联心电信号进行划分,得到多组的心电信号分组特征;还用于确定每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中的空洞单元;并在每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中,将除所述空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组心电信号分组特征的待卷积特征;还用于分别对每组所述心电信号分组特征的待卷积特征进行卷积,得到相应组的待组合卷积特征;还用于组合所述多导联心电信号的多组待组合卷积特征,得到所述空洞分组卷积特征;

[0060] 通过所述残差块,对所述空洞分组卷积特征进行残差运算,得到残差卷积特征;

[0061] 通过所述全局平均池化层,对所述残差卷积特征进行全局平均池化,得到全局降维卷积特征;

[0062] 对所述全局降维卷积特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;

[0063] 根据所述心梗异常概率,判定所述多导联心电信号为陈旧性心梗信号。

[0064] 上述一种基于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,并将该多导联心电信号输入至上述的空洞分组卷积块,得到空洞分组卷积特征;然后,再将上述的空洞分组卷积特征作为残差块的输入,通过残差块对空洞分组卷积特征进行残差运算,得到残差卷积特征;再然后,通过全局平均池化层,对残差卷积特征进行全局平均池化,得到全局降维卷积特征;最后,根据对全局降维卷积特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;并通过根据该心梗异常概率,判定上述的多导联心电信号为陈旧性心梗信号。

[0065] 如此,通过使用空洞分组卷积块进行空洞分组卷积,可以在卷积参数量不变的情况下增大网络的感受视野,从而提高心电信号的识别速度,并减少了卷积操作的参数量,在不降低卷积神经网络的识别性能的情况下,减轻了该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陈旧性心梗信号。

[0066] 同时,针对存在陈旧性心梗风险的病人,其心电信号相比于急性心梗,信号中的异常心电特征较少,且特征不明显,自动检测难度很大,相关研究较少。现有技术主要依赖于心电图异常Q波和倒置T波的检测,及结合病人的既往病史,检测手段十分有限,更加依赖于医生人工检查,灵敏度较低。通过将存在陈旧性心梗风险的病人的多导联心电信号输入本申请的卷积神经网络,可以更加快速且准确地从心电信号中确定陈旧性心梗风险,即使病人在首次心梗时并不知情的情况下,也能及时地提前进行医疗干预,预防陈旧性心梗。

附图说明

- [0067] 图1是本申请实施例一提供的一种基于卷积神经网络的心电信号识别方法的流程图；
- [0068] 图2是本申请实施例一提供的一种基于卷积网络的心电信号识别方法的网络结构示意图；
- [0069] 图3是本申请实施例二提供的一种基于卷积神经网络的心电信号识别方法的流程图；
- [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卷积神经网络的心电信号识别方法的空洞卷积块的空洞卷积核示意图；
- [0073] 图6是一个实施例中一种基于卷积神经网络的心电信号识别方法的第一空洞卷积层的卷积运算示意图；
- [0074] 图7是一个实施例中一种卷积神经网络的心电信号识别方法的残差块的网络结构示意图；
- [0075] 图8是一个基于神经网络进行心电信号识别的流程图；
- [0076] 图9是本申请实施例三提供的一种基于卷积神经网络的心电信号识别装置的结构示意图；
- [0077] 图10是本申请实施例四一种电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0078] 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。

[0079] 实施例一

[0080] 图1是本申请实施例一提供的一种基于卷积神经网络的心电信号识别方法的流程图。具体的，参考图1，本申请实施例一的基于卷积神经网络的心电信号识别方法，该卷积神经网络包括空洞分组卷积块、残差块和全局平均池化层，该方法具体包括：

[0081] 步骤S110，获取多导联心电信号。

[0082] 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。

[0083] 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。

[0084] 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，包括有前壁心梗对应的前壁导联信号V1、V2、V3和V4，还包括有下壁心梗对应的下壁导联信号aVF、aVR、II、III，还包括有侧壁心梗对应的侧壁导联信号I、aVL、V5和V6。其中，高侧壁心梗对应于侧壁导联信号I、aVL，前侧壁心梗对应于侧壁导联信号V5、V6。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的组合，例如，多导联

心电信号可以为前壁导联信号V1,也可以为前壁导联信号V1、V2、V3和V4的组合。

[0085] 步骤S120,将多导联心电信号输入至空洞分组卷积块,得到空洞分组卷积特征;其中,空洞分组卷积块,用于将多导联心电信号进行划分,得到多组的心电信号分组特征;还用于确定每组心电信号分组特征的特征矩阵中的空洞单元;并在每组心电信号分组特征的特征矩阵中,将除空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组心电信号分组特征的待卷积特征;还用于分别对每组心电信号分组特征的待卷积特征进行卷积,得到相应组的待组合卷积特征;还用于组合多导联心电信号的多组待组合卷积特征,得到空洞分组卷积特征。

[0086] 其中,空洞分组卷积块可以是用于对输入的特征进行特征分组、空洞卷积和最大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,命名为空洞分组卷积块。

[0087] 其中,空洞卷积(Dilated Convolution)可以是指卷积过程中的各个采样点间均间隔有空洞的一种卷积运算。因此,将该卷积运算命名为空洞卷积。

[0088] 其中,最大池化(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。

[0089] 具体实现中,将多导联心电信号作为空洞分组卷积块的输入,通过空洞分组卷积块对上述的多导联心电信号进行特征分组、空洞卷积运算和最大池化等一系列运算,得到空洞分组卷积特征。

[0090] 在实际应用中,通过空洞分组卷积块可以对输入的信号进行特征分组和空洞卷积,将空洞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。在上述的卷积神经网络中,空洞分组卷积块可以为一个,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空洞分组卷积块的数量。

[0091] 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。

[0092] 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。

[0093] 其中,空洞单元可以是指在心电信号分组特征的特征矩阵中不进行卷积运算的矩阵单元。

[0094] 更具体地,空洞分组卷积块在接收到多导联心电信号后,空洞分组卷积块将多导联心电信号进行划分,得到多组的心电信号分组特征。然后,空洞分组卷积块分别对各组的心电信号分组特征进行空洞卷积,具体地,空洞分组卷积块根据预设的空洞卷积的空洞数和空洞卷积滑动步长,确定每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中的空洞单元。然后,空洞分组卷积块在每组心电信号分组特征的特征矩阵中,将除空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组心电信号分组特征的待卷积特征。在然后,空洞分组卷积块将上述的待卷积特征作为卷积采样点,并每组心电信号分组特征的待卷积特征进行卷积,得到相应组的待组合卷积特征,直至空洞分组卷积块完成对上述每组图像矩阵的卷积运算,得到多导联心电信号的多组待组合卷积特征。最后,空洞分组卷积块组合多导联心电信号的多组待组合卷积特征,最终得到空洞分组卷积特征。

[0095] 如此,空洞分组卷积块可以在单次卷积参数量不变的情况下有着相对于标准卷积

核更大的感受视野,进而提高了心电信号的识别速度。

[0096] 步骤S130,通过残差块,对空洞分组卷积特征进行残差运算,得到残差卷积特征。

[0097] 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,因此命名为残差块。

[0098] 具体实现中,得到空洞分组卷积特征后,通过残差块对其进行残差运算,得到残差卷积特征。更具体地,残差块可以对空洞分组卷积块输出的空洞分组卷积特征进行多个卷积块的卷积运算、批归一化和激活,得到的输出与之前的空洞分组卷积块输出的空洞分组卷积特征进行相加并激活,最后得到了残差卷积特征。

[0099] 在上述的卷积神经网络中,残差块可以为一个,也可以为多个,单个残差块可以由一个或多个残差学习单元组成,本领域技术人员可以根据实际需要进行设计残差块的网络结构。

[0100] 步骤S140,通过全局平均池化层,对残差卷积特征进行全局平均池化,得到全局降维卷积特征。

[0101] 其中,全局平均池化层(Global Average Pooling)可以是用于对输入的大量特征求平均池化的运算。

[0102] 具体实现中,在得到大量的残差卷积特征之后,通过全局平均池化层对大量的残差卷积特征进行全局平均池化,即运算各个特征矩阵中的平均值,将平均值作为新的特征,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,作为全局降维卷积特征。

[0103] 实际应用中,上述的全局平均池化层也可以由全局最大池化层代替。

[0104] 步骤S150,对全局降维卷积特征进行全连接处理,得到心梗异常概率。

[0105] 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。

[0106] 具体实现中,当得到全局降维卷积特征之后,将上述的全局降维卷积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。如此,全连接神经网络分类器与传统的线性分类器相比,具有更高拟合能力,可以更加准确地对全局降维卷积特征进行分类,从而得到准确度高的心梗异常概率。

[0107] 步骤S160,根据心梗异常概率,判定多导联心电信号为陈旧性心梗信号。

[0108] 其中,陈旧性心梗可以是指一般发生在急性心肌梗塞半年之后的心肌梗塞。

[0109] 其中,陈旧性心梗信号可以是指用于表征陈旧性心肌梗塞的心电信号。

[0110] 在实际应用中,陈旧性心梗信号可以包括陈旧性下壁心梗、陈旧性前壁心梗和陈旧性侧壁心梗中的至少一种。

[0111] 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全局降维卷积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。

[0112] 需要说明的是,在使用上述的卷积神经网络对上述的获取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,对上述的卷积神经网络进行训练,优化上述的卷积神经网络。

[0113] 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,得到最优的卷积神经网络。

[0114] 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基于卷积神经网络的心电信号识别方法的网络结构示意图。

[0115] 如图2所示,将多导联心电信号作为空洞分组卷积块的输入,结果空洞分组卷积块的运算输出空洞分组卷积特征;然后,再将上述的空洞分组卷积特征作为残差块的输入,对空洞分组卷积特征进行残差运算,得到残差卷积特征;再然后,通过全局平均池化层,对大量的残差卷积特征进行全局平均池化,得到全局降维卷积特征;最后,根据对全局降维卷积特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;并通过根据该心梗异常概率,判定上述的多导联心电信号为陈旧性心梗信号。

[0116] 上述一种基于卷积神经网络的心电信号识别方法通过获取多导联心电信号,并将该多导联心电信号输入至上述的空洞分组卷积块,得到空洞分组卷积特征;然后,再将上述的空洞分组卷积特征作为残差块的输入,通过残差块对空洞分组卷积特征进行残差运算,得到残差卷积特征;再然后,通过全局平均池化层,对残差卷积特征进行全局平均池化,得到全局降维卷积特征;最后,使用具有高拟合能力的全连接神经网络分类器对全局降维卷积特征进行全连接处理,得到准确度高的心梗异常概率;并通过根据该心梗异常概率,判定上述的多导联心电信号为陈旧性心梗信号。

[0117] 如此,通过使用空洞分组卷积块进行空洞分组卷积运算,可以在卷积参数量不变的情况下增大网络的感受视野,从而提高心电信号的识别速度,并减少了卷积操作的参数量,在不降低卷积神经网络的识别性能的情况下,减轻了该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陈旧性心梗信号。

[0118] 同时,针对存在陈旧性心梗风险的病人,其心电信号相比于急性心梗,信号中的异常心电特征较少,且特征不明显,自动检测难度很大,相关研究较少。现有技术主要依赖于心电图异常Q波和倒置T波的检测,及结合病人的既往病史,检测手段十分有限,更加依赖于医生人工检查,灵敏度较低。通过将存在陈旧性心梗风险的病人的多导联心电信号输入本申请的卷积神经网络,可以更加快速且准确地从心电信号中确定陈旧性心梗风险,即使病人在首次心梗时并不知情的情况下,也能及时地提前进行医疗干预,预防陈旧性心梗。

[0119] 实施例二

[0120] 图3是本申请实施例二提供的一种基于卷积神经网络的心电信号识别方法的流程图。具体的,参考图3,本申请实施例二的基于卷积神经网络的心电信号识别方法,具体包括:

[0121] 步骤S210,获取多导联心电信号。

[0122] 可选地,所述多导联心电信号包括前壁导联信号V1、前壁导联信号V2、前壁导联信号V3、前壁导联信号V4、第一前壁多导联信号组合、第二前壁多导联信号、第三前壁多导联信号组合、侧壁多导联信号组合中的至少两种;所述第一前壁多导联信号组合为所述前壁导联信号V1和所述前壁导联信号V2的组合;所述第二前壁多导联信号组合为所述前壁导联信号V3和所述前壁导联信号V4的组合;所述第三前壁多导联信号组合为所述前壁导联信号V1、所述前壁导联信号V2、所述前壁导联信号V3和所述前壁导联信号V4的组合;所述侧壁多导联信号组合为侧壁导联信号I、侧壁导联信号aVL、侧壁导联信号V5和侧壁导联信号V6的组合。

[0123] 需要说明的是,不同的导联心电信号反映不同的心壁位置,因此,输入的导联心电信号不同,相应地,最终输出的识别结果则反映对应心壁位置的识别结果。例如,输入V1-V4的前壁多导联信号组合,输出的识别结果,则反映前壁是否存在心梗风险,输入I、aVL、V5、V6的侧壁导联信号组合,输出的识别结果,则反映侧壁是否存在心梗风险。

[0124] 具体实现中,深度残差网络、多维度聚合网络和多支路残差网络等各个神经网络,可以具有单通道和多通道。对于单导联心电信号,可以通过单通道进行输入,例如,可以通过单通道输入V1。对于多导联心电信号,可以通过多通道进行输入,例如,可以通过多通道输入V1-V4。

[0125] 需要说明的是,每个心电信号可以为短于10秒心拍的心电信号。实际应用中,可以优选0.6秒心拍的心电信号。

[0126] 可选地,所述步骤S210,包括:

[0127] 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。

[0128] 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。

[0129] 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。

[0130] 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。

[0131] 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。

[0132] 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。

[0133] 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。

[0134] 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。

[0135] 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。

[0136] 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。

[0137] 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:

[0138] 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。

[0139] 其中,R波位置可以为信号中R波最大值出现的位置。

[0140] 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。

[0141] 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。

[0142] 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。

[0143] 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。

[0144] 步骤S220,将多导联心电信号输入至空洞分组卷积块,得到空洞分组卷积特征。其中,空洞分组卷积块,用于将多导联心电信号进行划分,得到多组的心电信号分组特征;还用于确定每组心电信号分组特征的特征矩阵中的空洞单元;并在每组心电信号分组特征的特征矩阵中,将除空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组心电信号分组特征的待卷积特征;还用于分别对每组心电信号分组特征的待卷积特征进行卷积,得到相应组的待组合卷积特征;还用于组合多导联心电信号的多组待组合卷积特征,得到空洞分组卷积特征。

[0145] 可选地,步骤S220,包括:

[0146] 获取空洞分组卷积块的分组卷积组数;根据分组卷积组数,对多导联心电信号进行特征分组,得到心电信号分组特征;将心电信号分组特征输入至空洞分组卷积块,得到空洞分组卷积特征。

[0147] 其中,特征分组可以是指对上述的多导联心电信号的特征进行均等分组的处理过程。

[0148] 具体实现中,首先需要获取空洞分组卷积块的分组卷积组数;然后,在根据分组卷积组数对上述的多导联心电信号的特征进行均等分组,得到心电信号分组特征;最后,在再将心电信号分组特征输入至空洞分组卷积块,通过空洞分组卷积块对心电信号分组特征进行空洞卷积运算和最大池化等一系列运算,得到空洞分组卷积特征。

[0149] 例如,已知空洞分组卷积块的分组卷积组数为Z,多导联心电信号具有M个特征面,则将上述的多导联心电信号分为具有Z组分组特征的空洞分组卷积特征;其中,每组分组特

征均具有 M/Z 个特征面,然后,空洞分组卷积块包括 Z 组空洞卷积组。各组分特征只由与其对应的空洞卷积组进行空洞卷积运算,

[0150] 例如,第 i 组的分特征只由与其对应的第 i 组的空洞卷积组进行空洞卷积运算,输出第 i 组的卷积特征,其他组的空洞分组卷积特征运算过程以此类推,在此不再赘述。最后,将输出 Z 组卷积特征作为上述的空洞分组卷积特征。如此,减少了卷积操作的参数量,可以在不降低卷积神经网络的识别性能的情况下,减轻了该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陈旧性心梗信号。

[0151] 可选地,空洞分组卷积块包括第一空洞卷积块和第二空洞卷积块,将心电信号分特征输入至空洞分组卷积块,得到空洞分组卷积特征,包括:通过第一空洞卷积块,对心电信号分特征进行空洞卷积处理,得到卷积块输出特征;其中,第一空洞卷积块用于确定每组心电信号分特征的特征矩阵中的空洞单元;并在每组心电信号分特征的特征矩阵中,将除空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组心电信号分特征的待卷积特征;还用于分别对每组心电信号分特征的待卷积特征进行卷积,得到相应组的卷积块输出特征;

[0152] 通过第二空洞卷积块,对卷积块输出特征进行空洞卷积处理,得到空洞分组卷积特征;其中,第二空洞卷积块用于确定每组卷积块输出特征的特征矩阵中的第一空洞单元;并在每组卷积块输出特征的特征矩阵中,将除第一空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组卷积块输出特征的第一待卷积特征;还用于分别对每组卷积块输出特征的第一待卷积特征进行卷积,得到相应组的第一待组合卷积特征;还用于组合卷积块输出特征的第一待组合卷积特征,得到空洞分组卷积特征。

[0153] 具体实现中,在将心电信号分特征输入至空洞分组卷积块,得到空洞分组卷积特征的过程中,首先将心电信号分特征输入至第一空洞卷积块,作为第一空洞卷积块的输入;然后,通过第一空洞卷积块,对输入的心电信号分特征进行空洞卷积,将空洞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等,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,得到卷积块输出特征。

[0154] 具体地,第一空洞卷积块通过确定每组心电信号分特征的特征矩阵中的空洞单元;并在每组心电信号分特征的特征矩阵中,将除空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组心电信号分特征的待卷积特征;然后,第一空洞卷积块通过分别对每组心电信号分特征的待卷积特征进行卷积,得到相应组的卷积块输出特征

[0155] 然后,将上述的卷积块输出特征输入至第二空洞卷积块,作为第二空洞卷积块的输入;然后,通过第二空洞卷积块,对输入的卷积块输出特征进行空洞卷积,将空洞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等,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,得到空洞分组卷积特征。

[0156] 具体地,第二空洞卷积块通过确定每组卷积块输出特征的特征矩阵中的第一空洞单元;并在每组卷积块输出特征的特征矩阵中,将除第一空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组卷积块输出特征的第一待卷积特征;然后,第二空洞卷积块通过分别对每组卷积块输出特征的第一待卷积特征进行卷积,得到相应组的第一待组合卷积特征;还用于组合卷积块输出特征的第一待组合卷积特征,得到空洞分组卷积特征。

[0157] 其中,激活函数可以是ReLU、ELU、SELU、Sigmoid、tanh中的至少一种。

[0158] 需要说明的是,当空洞分组卷积块包括2个甚至更多空洞卷积块,处理过程与上述的实施例相似,在此不再赘述。

[0159] 根据本申请实施例的技术方案,在将心电信号分组特征输入至空洞分组卷积块,得到空洞分组卷积特征的过程中,通过第一空洞卷积块,对心电信号分组特征进行空洞卷积处理,得到卷积块输出特征;再通过第二空洞卷积块,对卷积块输出特征进行空洞卷积处理,得到空洞分组卷积特征,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。

[0160] 可选地,第一空洞卷积块包括第一空洞卷积层和第一最大池化层,通过第一空洞卷积块,对心电信号分组特征进行空洞卷积处理,得到卷积块输出特征,包括:通过第一空洞卷积层,对待卷积特征进行卷积、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。

[0161] 具体实现中,将心电信号分组特征的待卷积特征输入至第一空洞卷积块,作为第一空洞卷积块的输入;然后,通过第一空洞卷积块,对输入的心电信号分组特征的待卷积特征进行卷积,将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。

[0162] 其中,激活函数可以是ReLU、ELU、SELU、Sigmoid、tanh中的至少一种。

[0163] 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,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,作为卷积块输出特征。

[0164] 实际应用中,心电信号分组特征的特征尺寸可以是 12×600 ,第一空洞卷积块的结构参数可以为:卷积核尺寸 $k=7$,滑动步长 $s=2$,补充元素 $p=3$,输出特征面个数 $f=12$,分组卷积组数 $g=12$,空洞卷积尺寸 $d=3$;第一空洞卷积块输出的第一卷积层输出特征的特征尺寸可以是 12×294 。将第一空洞卷积块输出的第一卷积层输出特征作为第一最大池化层的输入,其中第一最大池化层的滑动步长 $s=2$,卷积核尺寸 $k=2$ 。第一最大池化层输出的卷积块输出特征的特征尺寸可以是 12×147 。

[0165] 为了便于本领域技术人员的理解,图5是一个实施例的一种基于卷积神经网络的心电信号识别方法的空洞卷积块的空洞卷积核示意图。

[0166] 如图5所示,图中的圆点为卷积核的卷积采样点,当卷积核为常规卷积核时,其卷积采样点是相邻排列,而当卷积核为空洞卷积核时,则空洞卷积核的各个卷积采样点之间是具有间隔即空洞。例如,当空洞卷积核的空洞数为3时,则图5中空洞卷积核的各个卷积采样点之间均间隔有三个单元的空洞。

[0167] 根据本申请实施例的技术方案,在对心电信号分组特征进行空洞卷积处理,得到卷积块输出特征的过程中,通过对心电信号分组特征进行空洞卷积、批归一化和激活,得到第一卷积层输出特征;然后,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,进而得到卷积块输出特征;如此,可以实现在避免特征丢失同时快速且准确地将心电信号分组特征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。

[0168] 可选地,通过第一空洞卷积层,对心电信号分组特征进行空洞卷积、批归一化和激活,得到第一卷积层输出特征,包括:获取预设的卷积空洞数;根据卷积空洞数,确定第一空洞卷积层的空洞卷积核;使用空洞卷积核,对心电信号分组特征进行卷积运算,得到卷积核输出特征;对卷积核输出特征进行批归一化和激活,得到第一卷积层输出特征。

[0169] 其中,空洞卷积核可以是指进行空洞卷积运算的卷积核。

[0170] 具体实现中,在通过第一空洞卷积层,对心电信号分组特征进行空洞卷积、批归一化和激活,得到第一卷积层输出特征的过程中,首先获取预设的卷积空洞数;再根据卷积空洞数,确定将要对心电信号分组特征进行卷积运算的空洞卷积核;然后,使用该空洞卷积核,对心电信号分组特征进行卷积运算,得到卷积核输出特征;最后,再对卷积核输出特征进行批归一化和激活,得到第一卷积层输出特征。其中,激活函数可以是ReLU函数。

[0171] 为了便于本领域技术人员的理解,图6提供了一种基于卷积神经网络的心电信号识别方法的第一空洞卷积层的卷积运算示意图。

[0172] 如图6所示,其中,410为卷积核输出特征;420为卷积采样点;430为心电信号分组特征;440为空洞卷积核;450为空洞;

[0173] 具体地,通过第一空洞卷积层,对心电信号分组特征430进行空洞卷积、批归一化和激活,得到第一卷积层输出特征的过程中,首先,确定预设的卷积空洞数,例如,卷积空洞数可以为1;然后,再根据卷积空洞数,确定将要对心电信号分组特征430进行卷积运算的空洞卷积核440;可以看出,空洞卷积核440相比于标准卷积核,其各个卷积采样点420之间均间隔有空洞450,当卷积空洞数为1时,则卷积采样点420之间均间隔有一个单位的空洞450。再然后,使用该空洞卷积核440对心电信号分组特征430进行卷积运算,得到卷积核输出特征410。如此,第一空洞卷积层可以在卷积参数量不变的情况下有着相对于标准卷积核更大的感受视野,进而提高了心电信号的识别速度。

[0174] 实际应用中,卷积空洞数可以但不限于1,本领域技术人员可以根据实际情况,对卷积空洞数进行调整。

[0175] 根据本申请实施例的技术方案,在对心电信号分组特征进行空洞卷积、批归一化和激活,得到第一卷积层输出特征的过程中,通过获取预设的卷积空洞数;根据卷积空洞数,确定第一空洞卷积层的空洞卷积核;使用空洞卷积核,对心电信号分组特征进行卷积运算,得到卷积核输出特征;对卷积核输出特征进行批归一化和激活,得到第一卷积层输出特征,如此通过使用具有高卷积视野的空洞卷积核,实现在避免特征丢失同时快速且准确地将心电信号分组特征的特征维度进行降低得到第一卷积层输出特征,进而降低第二空洞卷积层的参数处理量,提高心梗信号的识别效率。

[0176] 可选地,卷积块输出特征的特征面个数为 F_1 ,通过第二空洞卷积块,对卷积块输出特征进行空洞卷积处理,得到空洞分组卷积特征,包括:通过第二空洞卷积层,对第一待卷积特征进行卷积、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,得到第一待组合卷积特征;第一待组合卷积特征的特征面个数为 F_2 ;其中, $F_2=2 \times F_1$ 。

[0177] 具体实现中,将第一待卷积特征输入至第二空洞卷积块,作为第二空洞卷积块的输入;其中,第一待卷积特征的特征面个数为 F_1 ;然后,通过第二空洞卷积层,对输入的第一待卷积特征进行卷积,将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。

[0178] 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,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,作为第一待组合卷积特征;第一待组合卷积特征的特征面个数为 $F2$;其中, $F2=2 \times F1$ 。

[0179] 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面个数可以为12,则空洞分组卷积特征的特征面个数为24。例如,第一最大池化层输出的卷积块输出特征的特征尺寸可以是 12×147 ,将第一最大池化层输出的卷积块输出特征作为第二空洞卷积块的输入,第二空洞卷积块的结构参数可以为:卷积核尺寸 $k=7$,滑动步长 $s=2$,补充元素 $p=3$,输出特征面个数 $f=24$,分组卷积组数 $g=12$,空洞卷积尺寸 $d=3$;第二空洞卷积块输出的第二卷积层输出特征的特征尺寸可以是 24×68 。将第二卷积层输出特征作为第二最大池化层的输入,其中第二最大池化层的滑动步长 $s=2$,卷积核尺寸 $k=2$ 。第二最大池化层输出的空洞分组卷积特征的特征尺寸可以是 24×34 。

[0180] 需要说明的是,关于第二空洞卷积块的卷积运算过程的具体限定可以参见上文中对第一空洞卷积块的卷积运算过程的限定,在此不再赘述。

[0181] 步骤S230,通过残差块,对空洞分组卷积特征进行残差运算,得到残差卷积特征。

[0182] 具体实现中,得到空洞分组卷积特征后,通过残差块对其进行残差运算,得到残差卷积特征。更具体地,残差块可以对空洞分组卷积块输出的空洞分组卷积特征进行多个卷积块的卷积运算、批归一化和激活,得到的输出与之前的空洞分组卷积块输出的空洞分组卷积特征进行相加并激活,最后得到了残差卷积特征。

[0183] 需要说明的是,上述的残差块可以为一个,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残差块的网络结构。

[0184] 根据本申请实施例的技术方案,在对卷积块输出特征进行空洞卷积处理,得到空洞分组卷积特征的过程中,通过第二空洞卷积层,对第一待卷积特征进行卷积、批归一化和激活,得到第二卷积层输出特征;最后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,进而得到第一待组合卷积特征;如此,可以实现在避免卷积块输出特征的特征丢失同时快速且准确地将卷积块输出特征的特征维度进行降低得到空洞分组卷积特征,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。

[0185] 可选地,深度残差网络的残差块包括第一残差卷积块和第二残差卷积块,所述步骤S230,包括:通过第一残差卷积块,对空洞分组卷积特征进行卷积、批归一化和激活,得到第一待残差特征;通过第二残差卷积块,对第一待残差特征进行卷积、批归一化和激活,得到第二待残差特征;对第二待残差特征与空洞分组卷积特征进行相加并激活,得到残差卷积特征。

[0186] 具体实现中,在通过残差块,对空洞分组卷积特征进行残差运算,得到残差卷积特征的过程中,首先将空洞分组卷积特征输入至第一残差卷积块,作为第一残差卷积块的输入;然后,通过第一残差卷积块,对输入的空洞分组卷积特征进行一维卷积,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,将得到的特征作为第一待残差特征。

[0187] 然后,将上述的第一待残差特征输入至第二残差卷积块,作为第二残差卷积块的

输入;然后,通过第二残差卷积块,对输入的第二残差卷积块进行一维卷积,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,将得到的特征作为残差卷积特征。

[0188] 需要说明的是,上述的残差块可以为一个,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残差块的网络结构。例如,已知残差块具有残差块1和残差块2共两个残差块;则残差块1的结构参数可以为:滑动步长 $s=2$,输出特征面个数 $f=24$;残差块1输出的残差特征的特征尺寸为 $24*17$;残差块2的结构参数可以为:滑动步长 $s=1$,输出特征面个数 $f=32$;残差块2输出的残差特征的特征尺寸为 $32*17$ 。

[0189] 为了便于本领域技术人员的理解,图6是一个实施例的一种卷积神经网络的心电信号识别方法的残差块的网络结构示意图。

[0190] 如图7所示,残差块可以包括第一残差卷积块和第二残差卷积块,其中,第一残差卷积块和第二残差卷积块均为具有卷积功能的卷积块;首先输入特征面个数为 f_1 的空洞分组卷积特征,并设置第一残差卷积块的滑动步长 s_1 ,通过第一残差卷积块,对空洞分组卷积特征进行卷积、批归一化和激活,得到第一待残差特征;其中,第一残差卷积块的卷积核尺寸 $k=3$,滑动步长 $s=s_1$,补充元素 $p=1$,输出特征面个数 $f=f_1$;再通过第二残差卷积块,对第一待残差特征进行卷积、批归一化和激活,得到第二待残差特征;其中,第二残差卷积块的卷积核尺寸 $k=3$,滑动步长 $s=1$,补充元素 $p=1$,输出特征面个数 $f=f_1$;最后,再对第二待残差特征与空洞分组卷积特征进行相加并激活,得到残差卷积特征。

[0191] 根据本申请实施例的技术方案,通过对空洞分组卷积特征进行卷积、批归一化和激活,得到第一待残差特征;然后,再对第一待残差特征进行卷积、批归一化和激活,得到第二待残差特征;最后,再对第二待残差特征与空洞分组卷积特征进行相加并激活,得到残差卷积特征;如此,可以逐级地且准确地降低空洞分组卷积特征的特征维度,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。

[0192] 步骤S240,通过全局平均池化层,对残差卷积特征进行全局平均池化,得到全局降维卷积特征。

[0193] 具体实现中,在得到大量的残差卷积特征之后,通过全局平均池化层对大量的残差卷积特征进行全局平均池化,即运算各个特征矩阵中的平均值,将平均值作为新的特征,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,作为全局降维卷积特征。

[0194] 更具体地,上述的残差卷积特征的特征尺寸可以为 $32*17$,全局平均池化层的滑动步长 $s=17$,卷积核尺寸 $k=17$,全局平均池化层输出的全局降维卷积特征的特征尺寸为 $32*1$ 。

[0195] 步骤S250,对全局降维卷积特征进行全连接处理,得到心梗异常概率。

[0196] 具体实现中,当得到全局降维卷积特征之后,将上述的全局降维卷积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。

[0197] 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陈旧性心梗信号。

[0198] 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全局降维卷积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。

[0199] 为了便于本领域技术人员的理解,表1提供了一种基于卷积神经网络的心电信号识别方法的网络结构参数表。

[0200] 表1 网络结构参数表

	网络结构	输出特征尺寸	结构参数
[0201]	输入特征	12*600	
	卷积块 1	12*294	k=7, s=2, p=3, f=12, g=12, d=3
	最大池化层 1	12*147	k=2, s=2
	卷积块 2	24*68	k=7, s=2, p=3, f=24, g=12, d=3
	最大池化层 2	24*34	k=2, s=2
	残差块 1*1	24*17	s=2, f=24
	残差块 2*1	32*17	s=1, f=32
	全局平均池化	32*1	k=17, s=17
	全连接层	2	32→2

[0202] 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,d为空洞卷积尺寸。

[0203] 具体地,心电信号分组特征的特征尺寸可以是12*600,第一空洞卷积块的结构参数可以为:卷积核尺寸k=7,滑动步长s=2,补充元素p=3,输出特征面个数f=12,分组卷积组数g=12,空洞卷积尺寸d=3;第一空洞卷积块输出的第一卷积层输出特征的特征尺寸可以是12*294。将第一空洞卷积块输出的第一卷积层输出特征作为第一最大池化层的输入,其中第一最大池化层的滑动步长s=2,卷积核尺寸k=2。第一最大池化层输出的卷积块输出特征的特征尺寸可以是12*147。

[0204] 然后,将第一最大池化层输出的卷积块输出特征作为第二空洞卷积块的输入,第二空洞卷积块的结构参数可以为:卷积核尺寸k=7,滑动步长s=2,补充元素p=3,输出特征面个数f=24,分组卷积组数g=12,空洞卷积尺寸d=3;第二空洞卷积块输出的第二卷积层输出特征的特征尺寸可以是24*68。将第二卷积层输出特征作为第二最大池化层的输入,其中第二最大池化层的滑动步长s=2,卷积核尺寸k=2。第二最大池化层输出的空洞分组卷积特征的特征尺寸可以是24*34。

[0205] 再然后,将第二最大池化层输出的空洞分组卷积特征作为残差块的输入,残差块具有残差块1和残差块2共两个残差块;则残差块1的结构参数可以为:滑动步长s=2,输出特征面个数f=24;残差块1输出的残差特征的特征尺寸为24*17;残差块2的结构参数可以为:滑动步长s=1,输出特征面个数f=32;残差块2输出的残差特征的特征尺寸为32*17。

[0206] 再然后,将残差特征作为全局平均池化层的输入;其中,全局平均池化层的滑动步

长 $s=17$,卷积核尺寸 $k=17$,全局平均池化层输出的全局降维卷积特征的特征尺寸为 $32*1$ 。
[0207] 最后,将全局降维卷积特征输入至全连接神经网络分类器中进行全连接层处理,上述的全连接神经网络分类器的输入细胞数与全局降维卷积特征的特征向量个数相等即输入细胞数为32,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。

[0208] 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。

[0209] 在一个实施例中,多导联心电信号对应 N 个心拍,一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别方法还包括:确定心梗异常概率大于预设的异常概率阈值的多导联心电信号,为心梗异常信号;确定心梗异常信号对应的 N_1 个心梗心拍;当 N_1 与 N 的比值大于预设的心梗心拍比值阈值时,判定多导联心电信号为陈旧性心梗信号。

[0210] 具体实现中,还可以对同一个患者 N 个心拍的多导联心电信号的心梗异常概率进行整理。 N 个心拍的多导联心电信号,得到对应的 N 个心梗异常概率。在 N 个心梗异常概率中,确定 N_1 个心梗心拍,心梗心拍可以为心梗异常概率大于预设的异常概率阈值的多导联心电信号。然后,计算 N_1 与 N 的比值,当该比值大于心梗心拍比值阈值时,判定该患者的 N 个心拍的多导联心电信号为心梗信号。

[0211] 如此,可以更加准确地判定该多导联心电信号是否为心梗信号

[0212] 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。

[0213] 图8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,生成反映患者是否存在心梗风险的检测报告。如此,医务人员在对患者进行诊断和治疗过程中,可以以该检测报告作为参考,减少医生的工作量,及时采取有效且具有针对性的治疗措施。

[0214] 实施例三

[0215] 图9是本申请实施例三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。参考图9,本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体包括:信号获取模块310、空洞分组卷积模块320、残差模块330、平均池化模块340、全连接模块350和判定模块360;其中:

[0216] 信号获取模块310,用于获取多导联心电信号;

[0217] 空洞分组卷积模块320,用于将所述多导联心电信号输入至所述空洞分组卷积块,得到空洞分组卷积特征;其中,所述空洞分组卷积块,用于将所述多导联心电信号进行划分,得到多组的心电信号分组特征;还用于确定每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中的空洞单元;并在每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中,将除所述空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组心电信号分组特征的待卷积特征;还用于分别对每组所述心电信号分组特征的待卷积特征进行卷积,得到相应组的待组合卷积特征;还用于组合所述多导联心电信号的多组待组合卷积特征,得到所述空洞分组卷积特征;

[0218] 残差模块330,用于通过所述残差块,对所述空洞分组卷积特征进行残差运算,得到残差卷积特征;

[0219] 平均池化模块340,用于通过所述全局平均池化层,对所述残差卷积特征进行全局平均池化,得到全局降维卷积特征;

[0220] 全连接模块350,用于对所述全局降维卷积特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;

[0221] 判定模块360,用于根据所述心梗异常概率,判定所述多导联心电信号为陈旧性心梗信号。

[0222] 本申请实施例提供的技术方案,通过获取多导联心电信号,并将该多导联心电信号输入至上述的空洞分组卷积块,得到空洞分组卷积特征;然后,再将上述的空洞分组卷积特征作为残差块的输入,通过残差块对空洞分组卷积特征进行残差运算,得到残差卷积特征;再然后,通过全局平均池化层,对残差卷积特征进行全局平均池化,得到全局降维卷积特征;最后,根据对全局降维卷积特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;并通过根据该心梗异常概率,判定上述的多导联心电信号为陈旧性心梗信号。

[0223] 如此,通过使用空洞分组卷积块进行空洞分组卷积,可以在卷积参数量不变的情况下增大网络的感受视野,从而提高心电信号的识别速度,并减少了卷积操作的参数量,在不降低卷积神经网络的识别性能的情况下,减轻了该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陈旧性心梗信号。

[0224] 同时,针对存在陈旧性心梗风险的病人,其心电信号相比于急性心梗,信号中的异常心电特征较少,且特征不明显,自动检测难度很大,相关研究较少。现有技术主要依赖于心电图异常Q波和倒置T波的检测,及结合病人的既往病史,检测手段十分有限,更加依赖于医生人工检查,灵敏度较低。通过将存在陈旧性心梗风险的病人的多导联心电信号输入本申请的卷积神经网络,可以更加快速且准确地从心电信号中确定陈旧性心梗风险,即使病人在首次心梗时并不知情的情况下,也能及时地提前进行医疗干预,预防陈旧性心梗。

[0225] 在另一个实施例中,上述的空洞分组卷积模块320,包括:获取子模块,用于获取所述空洞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,对所述多导联心电信号进行特征分组,得到所述心电信号分组特征;空洞卷积子模块,用于将所述心电信号分组特征输入至所述空洞分组卷积块,得到所述空洞分组卷积特征。

[0226] 在另一个实施例中,所述空洞分组卷积块包括第一空洞卷积块和第二空洞卷积块,上述的空洞卷积子模块,包括:第一空洞卷积单元,用于通过所述第一空洞卷积块,对所述心电信号分组特征进行空洞卷积处理,得到卷积块输出特征;其中,所述第一空洞卷积块

用于确定每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中的空洞单元;并在每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中,将除所述空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组心电信号分组特征的待卷积特征;还用于分别对每组所述心电信号分组特征的待卷积特征进行卷积,得到相应组的卷积块输出特征;第二空洞卷积单元,用于通过所述第二空洞卷积块,对所述卷积块输出特征进行空洞卷积处理,得到所述空洞分组卷积特征;其中,所述第二空洞卷积块用于确定每组所述卷积块输出特征的特征矩阵中的第一空洞单元;并在每组所述卷积块输出特征的特征矩阵中,将除所述第一空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组卷积块输出特征的第一待卷积特征;还用于分别对每组所述卷积块输出特征的第一待卷积特征进行卷积,得到相应组的第一待组合卷积特征;还用于组合所述卷积块输出特征的第一待组合卷积特征,得到所述空洞分组卷积特。

[0227] 在另一个实施例中,所述第一空洞卷积块包括第一空洞卷积层和第一最大池化层,上述的第一空洞卷积单元,还用于通过所述第一空洞卷积层,对所述待卷积特征进行卷积、批归一化和激活,得到第一卷积层输出特征;还用于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。

[0228] 在另一个实施例中,所述第一待卷积特征的特征面个数为 $F1$,上述的第二空洞卷积单元,还用于通过所述第二空洞卷积层,对所述第一待卷积特征进行卷积、批归一化和激活,得到第二卷积层输出特征;还用于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,得到所述第一待组合卷积特征;所述第一待组合卷积特征的特征面个数为 $F2$;其中, $F2=2 \times F1$ 。

[0229] 在另一个实施例中,所述深度残差网络的残差块包括第一残差卷积块和第二残差卷积块,上述的残差模块330,包括:第一残差子模块,用于通过所述第一残差卷积块,对所述空洞分组卷积特征进行卷积、批归一化和激活,得到第一待残差特征;第二残差子模块,用于通过所述第二残差卷积块,对所述第一待残差特征进行卷积、批归一化和激活,得到第二待残差特征;相加子模块,用于对所述第二待残差特征与所述空洞分组卷积特征进行相加并激活,得到所述残差卷积特征。

[0230] 在另一个实施例中,上述的第一空洞卷积单元,还用于获取预设的卷积空洞数;根据所述卷积空洞数,确定所述第一空洞卷积层的空洞卷积核;使用所述空洞卷积核,对心电信号分组特征进行卷积运算,得到卷积核输出特征;对所述卷积核输出特征进行批归一化和激活,得到所述第一卷积层输出特征。

[0231] 在另一个实施例中,信号获取模块310,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。

[0232] 在另一个实施例中,所述多导联心电信号对应 N 个心拍,上述的一种基于分组卷积神经网络的心电信号识别装置,还包括心梗判定模块,用于:确定所述心梗异常概率大于预设的异常概率阈值的多导联心电信号,为心梗异常信号;确定所述心梗异常信号对应的 $N1$ 个心梗心拍;当 $N1$ 与 N 的比值大于预设的心梗心拍比值阈值时,判定所述多导联心电信号为

陈旧性心梗信号。

[0233] 上述提供的基于卷积神经网络的心电信号识别装置可用于执行上述任意实施例提供的基于卷积神经网络的心电信号识别方法,具备相应的功能和有益效果。

[0234] 关于基于卷积神经网络的心电信号识别装置的具体限定可以参见上文中对于基于卷积神经网络的心电信号识别方法的限定,在此不再赘述。上述基于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。

[0235] 实施例四

[0236] 图10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。

[0237] 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。

[0238] 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。

[0239] 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。

[0240] 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。

[0241] 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。

[0242] 具体的,实施例中,所述卷积神经网络包括空洞分组卷积块、残差块和全局平均池

化层,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:

[0243] 获取多导联心电信号;

[0244] 将所述多导联心电信号输入至所述空洞分组卷积块,得到空洞分组卷积特征;其中,所述空洞分组卷积块,用于将所述多导联心电信号进行划分,得到多组的心电信号分组特征;还用于确定每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中的空洞单元;并在每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中,将除所述空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组心电信号分组特征的待卷积特征;还用于分别对每组所述心电信号分组特征的待卷积特征进行卷积,得到相应组的待组合卷积特征;还用于组合所述多导联心电信号的多组待组合卷积特征,得到所述空洞分组卷积特征;

[0245] 通过所述残差块,对所述空洞分组卷积特征进行残差运算,得到残差卷积特征;

[0246] 通过所述全局平均池化层,对所述残差卷积特征进行全局平均池化,得到全局降维卷积特征;

[0247] 对所述全局降维卷积特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;

[0248] 根据所述心梗异常概率,判定所述多导联心电信号为陈旧性心梗信号。

[0249] 在上述实施例的基础上,一个或多个处理器40还实现如下操作:

[0250] 获取所述空洞分组卷积块的分组卷积组数;

[0251] 根据所述分组卷积组数,对所述多导联心电信号进行特征分组,得到所述心电信号分组特征;

[0252] 将所述心电信号分组特征输入至所述空洞分组卷积块,得到所述空洞分组卷积特征。

[0253] 在上述实施例的基础上,所述空洞分组卷积块包括第一空洞卷积块和第二空洞卷积块,一个或多个处理器40还实现如下操作:

[0254] 通过所述第一空洞卷积块,对所述心电信号分组特征进行空洞卷积处理,得到卷积块输出特征;其中,所述第一空洞卷积块用于确定每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中的空洞单元;并在每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中,将除所述空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组心电信号分组特征的待卷积特征;还用于分别对每组所述心电信号分组特征的待卷积特征进行卷积,得到相应组的卷积块输出特征;

[0255] 通过所述第二空洞卷积块,对所述卷积块输出特征进行空洞卷积处理,得到所述空洞分组卷积特征;其中,所述第二空洞卷积块用于确定每组所述卷积块输出特征的特征矩阵中的第一空洞单元;并在每组所述卷积块输出特征的特征矩阵中,将除所述第一空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组卷积块输出特征的第一待卷积特征;还用于分别对每组所述卷积块输出特征的第一待卷积特征进行卷积,得到相应组的第一待组合卷积特征;还用于组合所述卷积块输出特征的第一待组合卷积特征,得到所述空洞分组卷积特征。

[0256] 在上述实施例的基础上,所述第一空洞卷积块包括第一空洞卷积层和第一最大池化层,一个或多个处理器40还实现如下操作:

[0257] 通过所述第一空洞卷积层,对所述待卷积特征进行卷积、批归一化和激活,得到第一卷积层输出特征;

[0258] 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。

[0259] 在上述实施例的基础上,所述第一待卷积特征的特征面个数为 $F1$,所述通过所述第二空洞卷积块,一个或多个处理器40还实现如下操作:

[0260] 通过所述第二空洞卷积层,对所述第一待卷积特征进行卷积、批归一化和激活,得到第二卷积层输出特征;

[0261] 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,得到所述第一待组合卷积特征;所述第一待组合卷积特征的特征面个数为 $F2$;其中, $F2=2 \times F1$ 。

[0262] 在上述实施例的基础上,所述深度残差网络的残差块包括第一残差卷积块和第二残差卷积块,一个或多个处理器40还实现如下操作:

[0263] 通过所述第一残差卷积块,对所述空洞分组卷积特征进行卷积、批归一化和激活,得到第一待残差特征;

[0264] 通过所述第二残差卷积块,对所述第一待残差特征进行卷积、批归一化和激活,得到第二待残差特征;

[0265] 对所述第二待残差特征与所述空洞分组卷积特征进行相加并激活,得到所述残差卷积特征。

[0266] 在上述实施例的基础上,一个或多个处理器40还实现如下操作:

[0267] 获取预设的卷积空洞数;

[0268] 根据所述卷积空洞数,确定所述第一空洞卷积层的空洞卷积核;

[0269] 使用所述空洞卷积核,对心电信号分组特征进行卷积运算,得到卷积核输出特征;

[0270] 对所述卷积核输出特征进行批归一化和激活,得到所述第一卷积层输出特征。

[0271] 在上述实施例的基础上,一个或多个处理器40还实现如下操作:

[0272] 接收原始信号;

[0273] 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;

[0274] 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, $X2 < X1$;

[0275] 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;

[0276] 根据所述去噪信号,得到所述多导联心电信号。

[0277] 在上述实施例的基础上,所述多导联心电信号对应 N 个心拍,一个或多个处理器40还实现如下操作:

[0278] 确定所述心梗异常概率大于预设的异常概率阈值的多导联心电信号,为心梗异常信号;

[0279] 确定所述心梗异常信号对应的 $N1$ 个心梗心拍;

[0280] 当 $N1$ 与 N 的比值大于预设的心梗心拍比值阈值时,判定所述多导联心电信号为陈旧性心梗信号。

[0281] 实施例五

[0282] 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基于卷积神经网络的心电信号识别方法,所述卷积神经网络包括空洞分组卷积块、残差块和全局平均池化层,该方法包括:

[0283] 获取多导联心电信号;

[0284] 将所述多导联心电信号输入至所述空洞分组卷积块,得到空洞分组卷积特征;其

中,所述空洞分组卷积块,用于将所述多导联心电信号进行划分,得到多组的心电信号分组特征;还用于确定每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中的空洞单元;并在每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中,将除所述空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组心电信号分组特征的待卷积特征;还用于分别对每组所述心电信号分组特征的待卷积特征进行卷积,得到相应组的待组合卷积特征;还用于组合所述多导联心电信号的多组待组合卷积特征,得到所述空洞分组卷积特征;

[0285] 通过所述残差块,对所述空洞分组卷积特征进行残差运算,得到残差卷积特征;

[0286] 通过所述全局平均池化层,对所述残差卷积特征进行全局平均池化,得到全局降维卷积特征;

[0287] 对所述全局降维卷积特征进行全连接处理,得到心梗异常概率;

[0288] 根据所述心梗异常概率,判定所述多导联心电信号为陈旧性心梗信号。

[0289] 在上述实施例的基础上,所述计算机可执行指令在由计算机处理器执行时还实现以下步骤:获取所述空洞分组卷积块的分组卷积组数;根据所述分组卷积组数,对所述多导联心电信号进行特征分组,得到所述心电信号分组特征;将所述心电信号分组特征输入至所述空洞分组卷积块,得到所述空洞分组卷积特征。

[0290] 在上述实施例的基础上,所述空洞分组卷积块包括第一空洞卷积块和第二空洞卷积块,所述计算机可执行指令在由计算机处理器执行时还实现以下步骤:通过所述第一空洞卷积块,对所述心电信号分组特征进行空洞卷积处理,得到卷积块输出特征;其中,所述第一空洞卷积块用于确定每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中的空洞单元;并在每组所述心电信号分组特征的特征矩阵中,将除所述空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组心电信号分组特征的待卷积特征;还用于分别对每组所述心电信号分组特征的待卷积特征进行卷积,得到相应组的卷积块输出特征;通过所述第二空洞卷积块,对所述卷积块输出特征进行空洞卷积处理,得到所述空洞分组卷积特征;其中,所述第二空洞卷积块用于确定每组所述卷积块输出特征的特征矩阵中的第一空洞单元;并在每组所述卷积块输出特征的特征矩阵中,将除所述第一空洞单元以外的矩阵单元,作为代表该组卷积块输出特征的第一待卷积特征;还用于分别对每组所述卷积块输出特征的第一待卷积特征进行卷积,得到相应组的第一待组合卷积特征;还用于组合所述卷积块输出特征的第一待组合卷积特征,得到所述空洞分组卷积特征

[0291] 在上述实施例的基础上,所述第一空洞卷积块包括第一空洞卷积层和第一最大池化层,所述计算机可执行指令在由计算机处理器执行时还实现以下步骤:通过所述第一空洞卷积层,对所述待卷积特征进行卷积、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。

[0292] 在上述实施例的基础上,所述第一待卷积特征的特征面个数为 $F1$,所述计算机可执行指令在由计算机处理器执行时还实现以下步骤:通过所述第二空洞卷积层,对所述第一待卷积特征进行卷积、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,得到所述第一待组合卷积特征;所述第一待组合卷积特征的特征面个数为 $F2$;其中, $F2=2 \times F1$ 。

[0293] 在上述实施例的基础上,所述深度残差网络的残差块包括第一残差卷积块和第二

残差卷积块,所述计算机可执行指令在由计算机处理器执行时还实现以下步骤:通过所述第一残差卷积块,对所述空洞分组卷积特征进行卷积、批归一化和激活,得到第一待残差特征;通过所述第二残差卷积块,对所述第一待残差特征进行卷积、批归一化和激活,得到第二待残差特征;对所述第二待残差特征与所述空洞分组卷积特征进行相加并激活,得到所述残差卷积特征。

[0294] 在上述实施例的基础上,所述计算机可执行指令在由计算机处理器执行时还实现以下步骤:获取预设的卷积空洞数;根据所述卷积空洞数,确定所述第一空洞卷积层的空洞卷积核;使用所述空洞卷积核,对心电信号分组特征进行卷积运算,得到卷积核输出特征;对所述卷积核输出特征进行批归一化和激活,得到所述第一卷积层输出特征。

[0295] 在上述实施例的基础上,所述计算机可执行指令在由计算机处理器执行时还实现以下步骤: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。

[0296] 在上述实施例的基础上,所述多导联心电信号对应N个心拍,所述计算机可执行指令在由计算机处理器执行时还实现以下步骤:

[0297] 确定所述心梗异常概率大于预设的异常概率阈值的多导联心电信号,为心梗异常信号;

[0298] 确定所述心梗异常信号对应的N1个心梗心拍;

[0299] 当N1与N的比值大于预设的心梗心拍比值阈值时,判定所述多导联心电信号为陈旧性心梗信号。

[0300] 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。

[0301] 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。

[0302] 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。

[0303] 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。

[0304] 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。

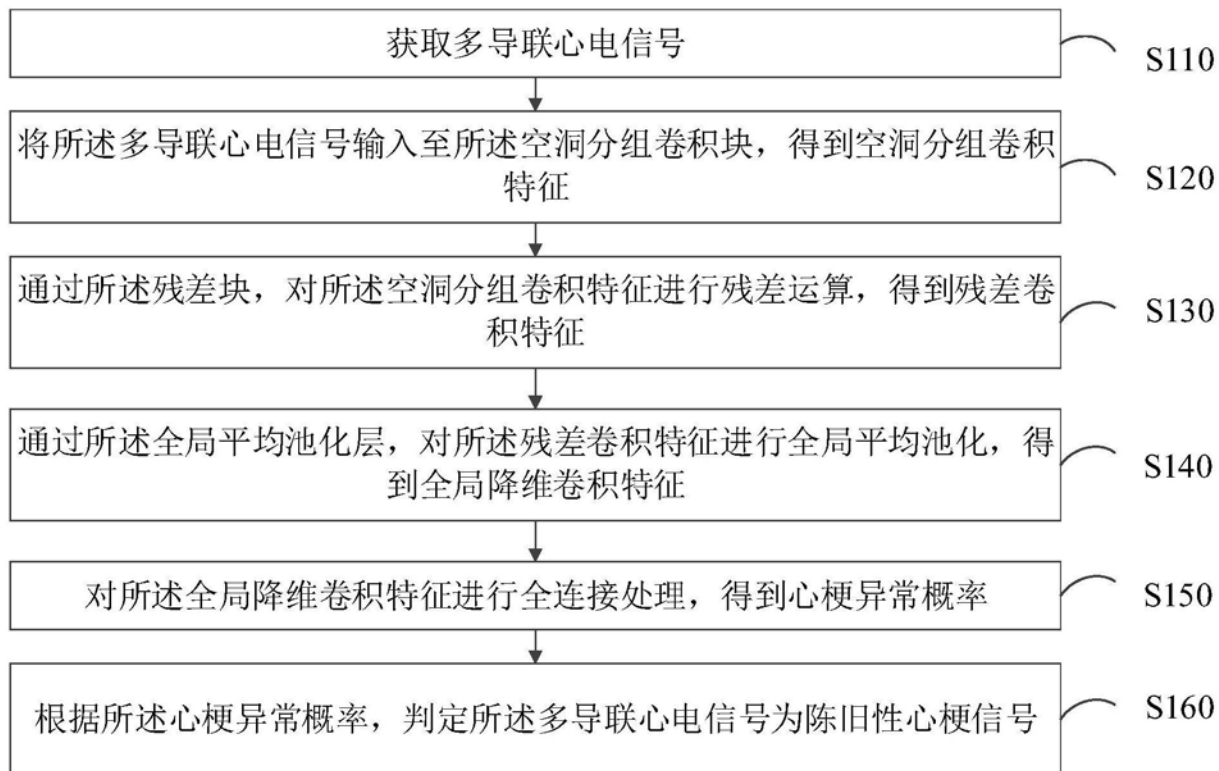


图1

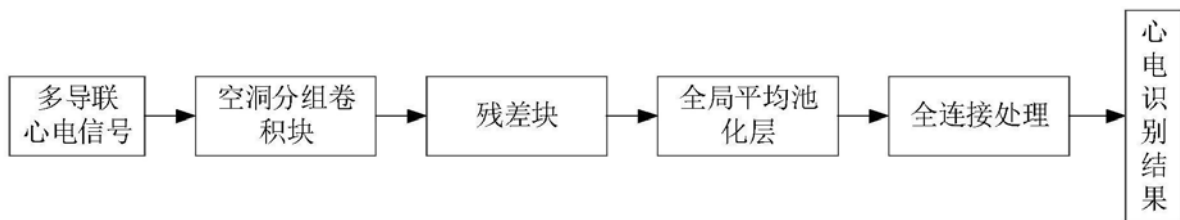


图2

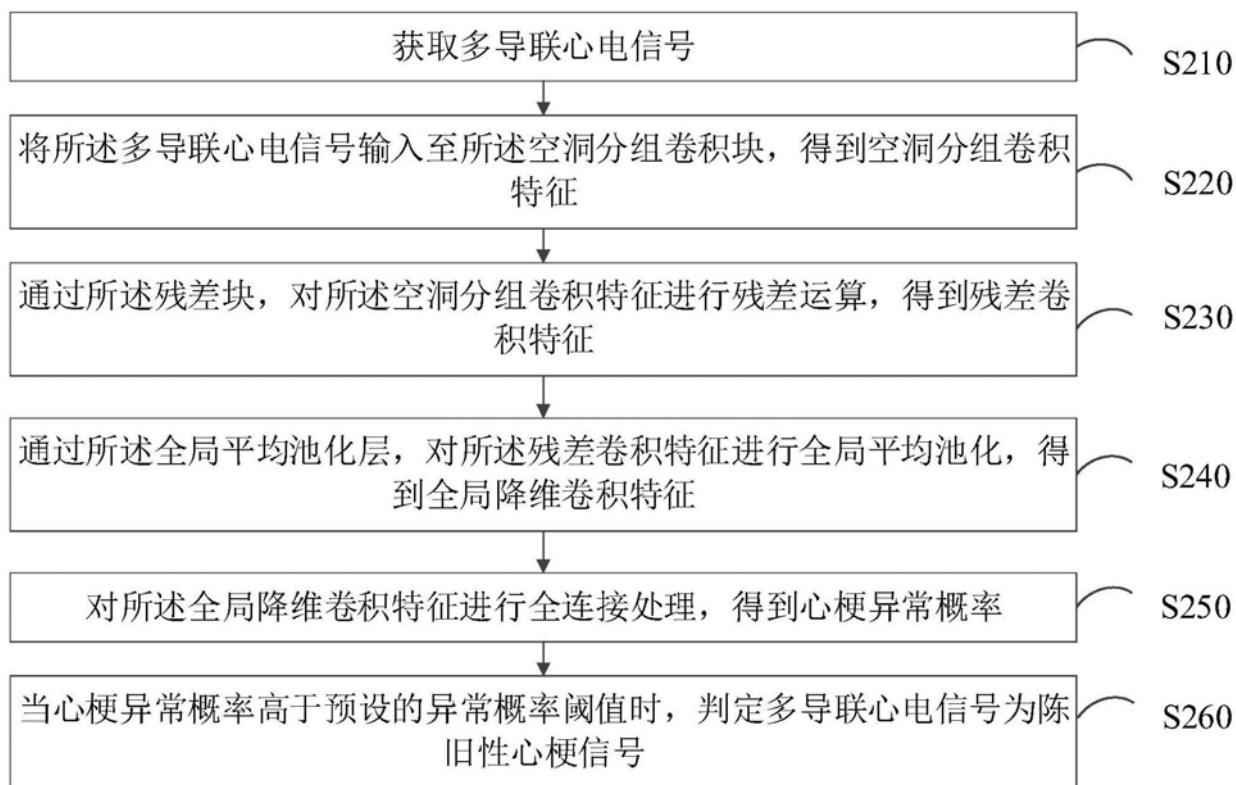


图3

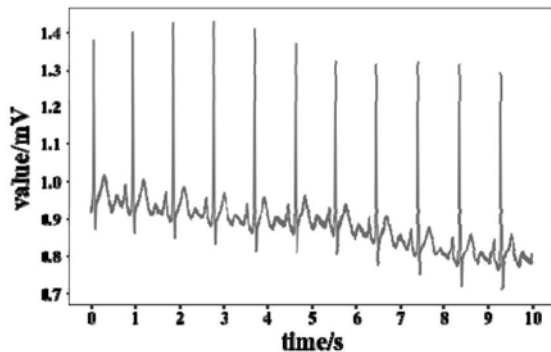


图4A

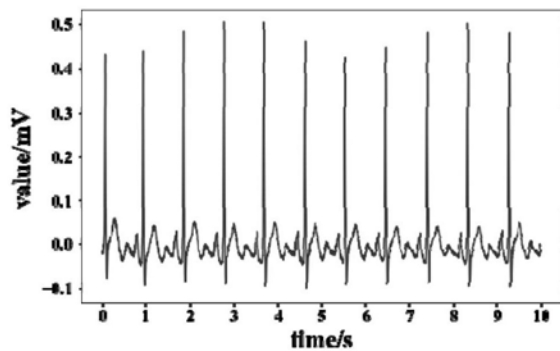


图4B



图5

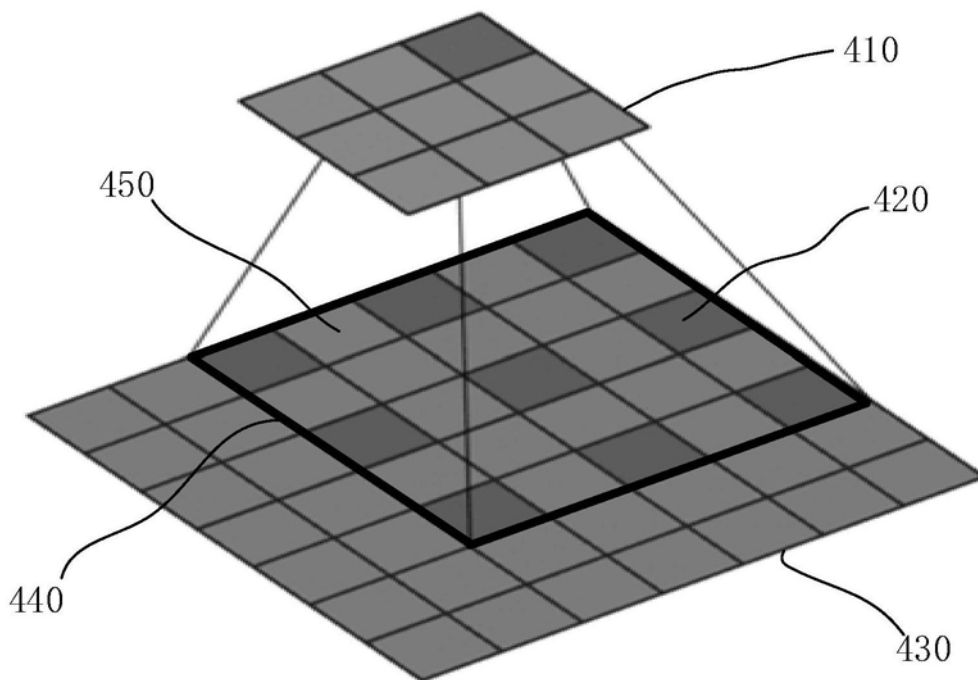


图6

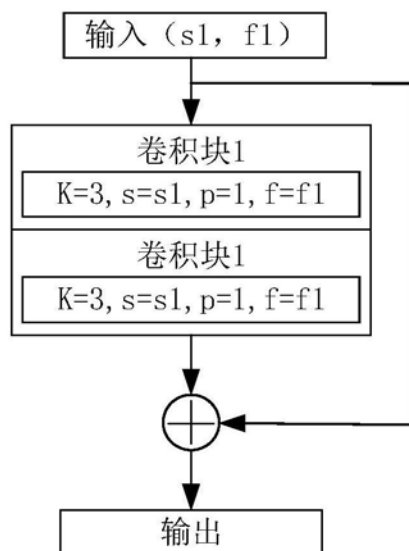


图7

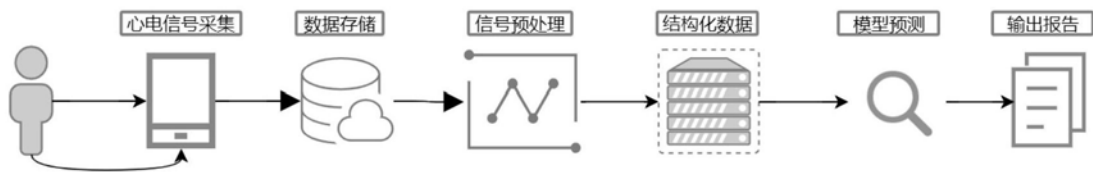


图8

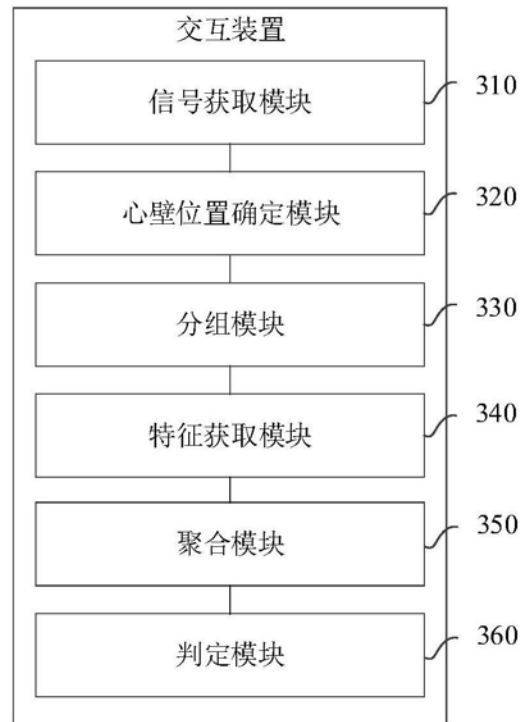


图9

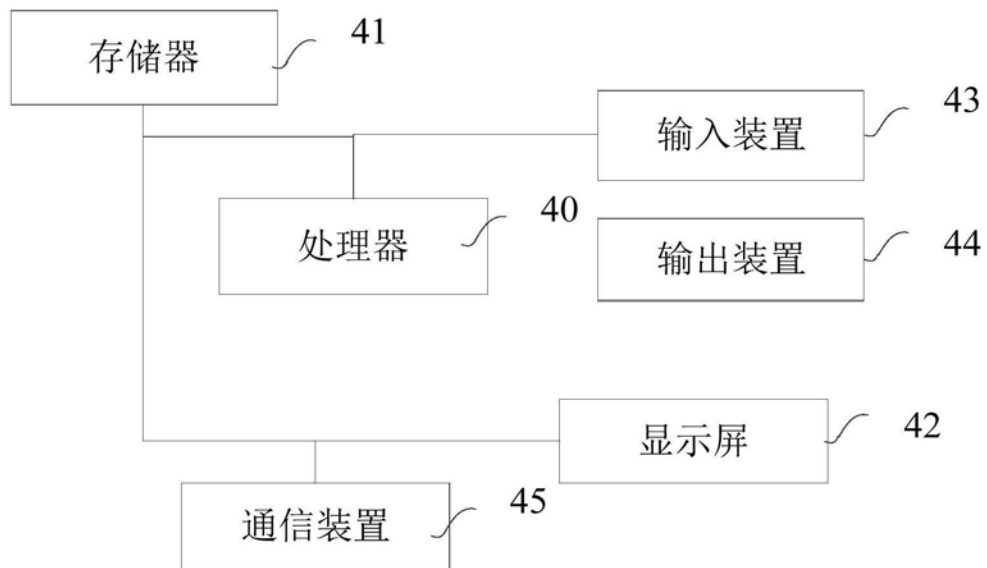


图10

专利名称(译)	基于卷积神经网络的心电信号识别装置		
公开(公告)号	CN110680278A	公开(公告)日	2020-01-14
申请号	CN201910853337.X	申请日	2019-09-10
[标]申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技有限公司		
申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技有限公司		
[标]发明人	王红梅		
发明人	王红梅		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/04 A61B5/0402 G06K9/00 G06N3/04		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/72 A61B5/7253 A61B5/7267 A61B5/7275 G06K9/00523 G06N3/0454		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本申请涉及一种基于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；将所述多导联心电信号输入至所述空洞分组卷积块，得到空洞分组卷积特征；通过所述残差块，对所述空洞分组卷积特征进行残差运算，得到残差卷积特征；通过所述全局平均池化层，对所述残差卷积特征进行全局平均池化，得到全局降维卷积特征；对所述全局降维卷积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陈旧性心梗信号。采用上述技术方案可以准确地从心电信号中识别出陈旧性心梗风险。

