



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109998532 A

(43)申请公布日 2019.07.12

(21)申请号 201910479606.0

(22)申请日 2019.06.04

(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 汤金燕

(51) Int. Cl.
A61B 5/0402(2006.01)
A61B 5/00(2006.01)

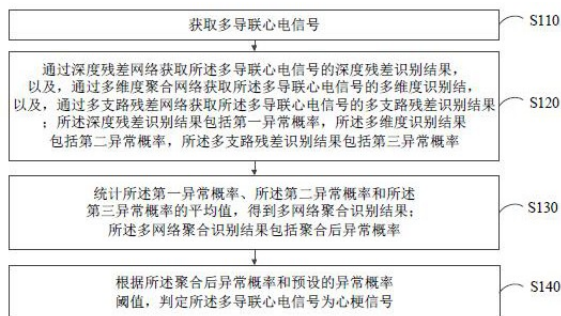
权利要求书4页 说明书25页 附图7页

(54)发明名称

基于多导联多结构聚合网络的心电信号识别方法和装置

(57)摘要

本发明涉及一种基于多导联多结构聚合网络的心电信号识别方法和装置。所述方法包括：获取多导联心电信号；通过深度残差网络获取多导联心电信号的深度残差识别结果，通过多维度聚合网络获取多导联心电信号的多维度识别结果，通过多支路残差网络获取多导联心电信号的多支路残差识别结果；统计第一异常概率、第二异常概率和第三异常概率的平均值，得到多网络聚合识别结果；根据聚合后异常概率和预设的异常概率阈值，判定多导联心电信号为心梗信号。采用上述技术方案可以准确地从心电信号中识别出心梗风险。



1. 一种基于多导联多结构聚合网络的心电信号识别方法,其特征在于,包括:

获取多导联心电信号;

通过深度残差网络获取所述多导联心电信号的深度残差识别结果,以及,通过多维度聚合网络获取所述多导联心电信号的多维度识别结果,以及,通过多支路残差网络获取所述多导联心电信号的多支路残差识别结果;所述深度残差识别结果包括第一异常概率,所述多维度识别结果包括第二异常概率,所述多支路残差识别结果包括第三异常概率;

统计所述第一异常概率、所述第二异常概率和所述第三异常概率的平均值,得到多网络聚合识别结果;所述多网络聚合识别结果包括聚合后异常概率;

根据所述聚合后异常概率和预设的异常概率阈值,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,所述深度残差网络包括卷积块、最大池化层、残差块、全局平均池化层和全连接层,所述通过深度残差网络获取所述多导联心电信号的深度残差识别结果,包括:

通过所述深度残差网络的卷积块,对所述多导联心电信号进行卷积,得到第一卷积特征;

通过所述深度残差网络的最大池化层,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,得到残差特征;

通过所述深度残差网络的全局平均池化层,对所述残差特征进行全局平均池化,得到第一全局降维特征;

通过所述深度残差网络的全连接层,对所述第一全局降维特征进行全连接运算,得到所述深度残差识别结果。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述深度残差网络的残差块包括第一残差块和第二残差块,所述通过所述深度残差网络的残差块,对所述第一去冗余降维特征进行残差运算,得到残差特征,包括:

通过所述第一残差块,对所述第一去冗余降维特征进行卷积和批归一化,得到第一待残差特征,并对所述第一待残差特征与所述第一卷积特征进行相加并激活,得到第一残差块输出特征;

通过所述第二残差块,对所述第一残差块输出特征进行卷积和批归一化,得到第二待残差特征,并对所述第二待残差特征与所述第一残差块输出特征进行相加并激活,得到所述残差特征。

4. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述多维度聚合网络包括卷积块、最大池化层、组件叠加层、全局平均池化层和全连接层,所述通过多维度聚合网络获取所述多导联心电信号的多维度识别结果,包括:

通过所述多维度聚合网络的卷积块,对所述多导联心电信号进行卷积,得到第二卷积特征;

通过所述多维度聚合网络的最大池化层,对所述第二卷积特征进行最大池化,得到第二去冗余降维特征;

通过所述多维度聚合网络的组件叠加层,对所述第二去冗余降维特征进行多维度特征提取,得到多维度特征;

通过所述多维度聚合网络的全局平均池化层,对所述多维度特征进行全局平均池化,得到第二全局降维特征;

通过所述多维度聚合网络的全连接层,对所述第二全局降维特征进行全连接运算,得到所述多维度识别结果。

5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述多维度聚合网络的组件叠加层包括第一维度卷积层、第二维度卷积层、第三维度卷积层和多维度拼接层,所述通过所述多维度聚合网络的组件叠加层,对所述第二去冗余降维特征进行多维度特征提取,得到多维度特征,包括:

通过所述第一维度卷积层,对所述第二去冗余降维特征进行卷积核为 K_1 的小核卷积,得到第一维度卷积特征;

通过所述第二维度卷积层,对所述第二去冗余降维特征进行卷积核为 K_1 的小核卷积,再对小核卷积后的输出特征进行卷积核为 K_2 的大核卷积,得到第二维度卷积特征;其中, $K_2 > K_1$;

通过所述第三维度卷积层,对所述第二去冗余降维特征进行最大池化,再进行卷积核为 K_1 的小核卷积,得到第三维度卷积特征;

通过所述多维度拼接层,对所述第一维度卷积特征、所述第二维度卷积特征和所述第三维度卷积特征进行拼接,得到所述多维度特征。

6. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述多支路残差网络包括大尺度核卷积块、多支路残差块、全局平均池化层和全连接层,所述通过多支路残差网络获取所述多导联心电信号的多支路残差识别结果,包括:

通过所述多支路残差网络的大尺度核卷积块,对所述多导联心电信号进行大尺度核卷积,得到第三卷积特征;

通过所述多支路残差网络的多支路残差块,对所述第三卷积特征进行多支路残差运算,得到多支路残差聚合特征;

通过所述多支路残差网络的全局平均池化层,对所述多支路残差聚合特征进行全局平均池化,得到第三全局降维特征;

通过所述深度残差网络的全连接层,对所述第三全局降维特征进行全连接运算,得到所述多支路残差识别结果。

7. 根据权利要求6所述的方法,其特征在于,所述多支路残差网络的多支路残差块包括第一多支路残差块和第二多支路残差块,所述通过所述多支路残差网络的多支路残差块,对所述第三卷积特征进行多支路残差运算,得到多支路残差聚合特征,包括:

通过所述第一多支路残差块,对所述第三卷积特征进行卷积核为 K_3 的小核卷积,再对小核卷积后的输出特征进行卷积核为 K_4 的多支路卷积,得到第一多支路卷积特征;其中, $K_4 > K_3$;

对所述第一多支路卷积特征与所述第三卷积特征进行相加并激活,得到第一多支路输出特征;

通过所述第二多支路残差块,对所述第一多支路输出特征进行卷积核为 K_5 的小核卷

积,再对小核卷积后的输出特征进行卷积核为 K_6 的多支路卷积,得到第二多支路卷积特征;其中, $K_6 > K_5$;

对所述第二多支路卷积特征与所述第一多支路输出特征进行相加并激活,得到所述多支路残差聚合特征。

8. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,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。

9. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述多网络聚合识别结果对应N个心拍,所述根据所述聚合后异常概率和预设的异常概率阈值,判定所述多导联心电信号为心梗信号,包括:

确定所述聚合后异常概率大于所述异常概率阈值的多网络聚合识别结果,为心梗识别结果;

确定所述心梗识别结果对应的 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,判定所述多导联心电信号为所述心梗信号。

10. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述获取多导联心电信号,包括:

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 X_1 维;

对所述小波分解信号中的 X_2 维的信号置零,得到部分置零信号;其中, $X_2 < X_1$;

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。

11. 根据权利要求10所述的方法,其特征在于,所述根据所述去噪信号,得到所述多导联心电信号,包括:

确定所述去噪信号的R波位置;

确定所述R波位置的前 M_1 个位置,以及,确定所述R波位置的后 M_2 个位置;

采用所述R波位置、所述前 M_1 个位置、所述后 M_2 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。

12. 一种基于多导联多结构聚合网络的心电信号识别装置,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;

结果获取模块,用于通过深度残差网络获取所述多导联心电信号的深度残差识别结果,以及,通过多维度聚合网络获取所述多导联心电信号的多维度识别结果,以及,通过多

支路残差网络获取所述多导联心电信号的多支路残差识别结果;所述深度残差识别结果包括第一异常概率,所述多维度识别结果包括第二异常概率,所述多支路残差识别结果包括第三异常概率;

聚合模块,用于统计所述第一异常概率、所述第二异常概率和所述第三异常概率的平均值,得到多网络聚合识别结果;所述多网络聚合识别结果包括聚合后异常概率;

判定模块,用于根据所述聚合后异常概率和预设的异常概率阈值,判定所述多导联心电信号为心梗信号。

13. 根据权利要求12所述的装置,其特征在于,所述判定模块,包括:

心梗判定子模块,用于确定所述聚合后异常概率大于所述异常概率阈值的多网络聚合识别结果,为心梗识别结果;确定所述心梗识别结果对应的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所述心梗信号。

14. 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1-11中任一所述的基于多导联多结构聚合网络的心电信号识别方法。

15. 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1-11中任一所述的基于多导联多结构聚合网络的心电信号识别方法。

基于多导联多结构聚合网络的心电信号识别方法和装置

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多导联多结构聚合网络的心电信号识别方法、装置、电子设备和存储介质。

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,提供一种基于多导联多结构聚合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,提供了一种基于多导联多结构聚合网络的心电信号识别方法,包括:

获取多导联心电信号;

通过深度残差网络获取所述多导联心电信号的深度残差识别结果,以及,通过多维度聚合网络获取所述多导联心电信号的多维度识别结果,以及,通过多支路残差网络获取所述多导联心电信号的多支路残差识别结果;所述深度残差识别结果包括第一异常概率,所述多维度识别结果包括第二异常概率,所述多支路残差识别结果包括第三异常概率;

统计所述第一异常概率、所述第二异常概率和所述第三异常概率的平均值,得到多网络聚合识别结果;所述多网络聚合识别结果包括聚合后异常概率;

根据所述聚合后异常概率和预设的异常概率阈值,判定所述多导联心电信号为心梗信号。

[0008] 在另一个实施例中,所述深度残差网络包括卷积块、最大池化层、残差块、全局平均池化层和全连接层,所述通过深度残差网络获取所述多导联心电信号的深度残差识别结果,包括:

通过所述深度残差网络的卷积块,对所述多导联心电信号进行卷积,得到第一卷积特征;

通过所述深度残差网络的最大池化层,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,得到残差特征;

通过所述深度残差网络的全局平均池化层,对所述残差特征进行全局平均池化,得到

第一全局降维特征；

通过所述深度残差网络的全连接层,对所述第一全局降维特征进行全连接运算,得到所述深度残差识别结果。

[0009] 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块和第二残差块,所述通过所述深度残差网络的残差块,对所述第一去冗余降维特征进行残差运算,得到残差特征,包括:

通过所述第一残差块,对所述第一去冗余降维特征进行卷积和批归一化,得到第一待残差特征,并对所述第一待残差特征与所述第一卷积特征进行相加并激活,得到第一残差块输出特征;

通过所述第二残差块,对所述第一残差块输出特征进行卷积和批归一化,得到第二待残差特征,并对所述第二待残差特征与所述第一残差块输出特征进行相加并激活,得到所述残差特征。

[0010] 在另一个实施例中,所述多维度聚合网络包括卷积块、最大池化层、组件叠加层、全局平均池化层和全连接层,所述通过多维度聚合网络获取所述多导联心电信号的多维度识别结果,包括:

通过所述多维度聚合网络的卷积块,对所述多导联心电信号进行卷积,得到第二卷积特征;

通过所述多维度聚合网络的最大池化层,对所述第二卷积特征进行最大池化,得到第二去冗余降维特征;

通过所述多维度聚合网络的组件叠加层,对所述第二去冗余降维特征进行多维度特征提取,得到多维度特征;

通过所述多维度聚合网络的全局平均池化层,对所述多维度特征进行全局平均池化,得到第二全局降维特征;

通过所述多维度聚合网络的全连接层,对所述第二全局降维特征进行全连接运算,得到所述多维度识别结果。

[0011] 在另一个实施例中,所述多维度聚合网络的组件叠加层包括第一维度卷积层、第二维度卷积层、第三维度卷积层和多维度拼接层,所述通过所述多维度聚合网络的组件叠加层,对所述第二去冗余降维特征进行多维度特征提取,得到多维度特征,包括:

通过所述第一维度卷积层,对所述第二去冗余降维特征进行卷积核为 K_1 的小核卷积,得到第一维度卷积特征;

通过所述第二维度卷积层,对所述第二去冗余降维特征进行卷积核为 K_1 的小核卷积,再对小核卷积后的输出特征进行卷积核为 K_2 的大核卷积,得到第二维度卷积特征;其中, $K_2 > K_1$;

通过所述第三维度卷积层,对所述第二去冗余降维特征进行最大池化,再进行卷积核为 K_1 的小核卷积,得到第三维度卷积特征;

通过所述多维度拼接层,对所述第一维度卷积特征、所述第二维度卷积特征和所述第三维度卷积特征进行拼接,得到所述多维度特征。

[0012] 在另一个实施例中,所述多支路残差网络包括大尺度核卷积块、多支路残差块、全局平均池化层和全连接层,所述通过多支路残差网络获取所述多导联心电信号的多支路残

差识别结果,包括:

通过所述多支路残差网络的大尺度核卷积块,对所述多导联心电信号进行大尺度核卷积,得到第三卷积特征;

通过所述多支路残差网络的多支路残差块,对所述第三卷积特征进行多支路残差运算,得到多支路残差聚合特征;

通过所述多支路残差网络的全局平均池化层,对所述多支路残差聚合特征进行全局平均池化,得到第三全局降维特征;

通过所述深度残差网络的全连接层,对所述第三全局降维特征进行全连接运算,得到所述多支路残差识别结果。

[0013] 在另一个实施例中,所述多支路残差网络的多支路残差块包括第一多支路残差块和第二多支路残差块,所述通过所述多支路残差网络的多支路残差块,对所述第三卷积特征进行多支路残差运算,得到多支路残差聚合特征,包括:

通过所述第一多支路残差块,对所述第三卷积特征进行卷积核为 K_3 的小核卷积,再对小核卷积后的输出特征进行卷积核为 K_4 的多支路卷积,得到第一多支路卷积特征;其中, $K_4 > K_3$;

对所述第一多支路卷积特征与所述第三卷积特征进行相加并激活,得到第一多支路输出特征;

通过所述第二多支路残差块,对所述第一多支路输出特征进行卷积核为 K_5 的小核卷积,再对小核卷积后的输出特征进行卷积核为 K_6 的多支路卷积,得到第二多支路卷积特征;其中, $K_6 > K_5$;

对所述第二多支路卷积特征与所述第一多支路输出特征进行相加并激活,得到所述多支路残差聚合特征。

[0014] 在另一个实施例中,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。

[0015] 在另一个实施例中,所述多网络聚合识别结果对应N个心拍,所述根据所述聚合后异常概率和预设的异常概率阈值,判定所述多导联心电信号为心梗信号,包括:

确定所述聚合后异常概率大于所述异常概率阈值的多网络聚合识别结果,为心梗识别结果;

确定所述心梗识别结果对应的 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,判定所述多导联心电信号为所述心梗信号。

[0016] 在另一个实施例中,所述获取多导联心电信号,包括:

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。

[0017] 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：

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。

[0018] 第二方面，提供了一种心电信号识别装置，包括：

信号获取模块，用于获取多导联心电信号；
结果获取模块，用于通过深度残差网络获取所述多导联心电信号的深度残差识别结果，以及，通过多维度聚合网络获取所述多导联心电信号的多维度识别结果，以及，通过多支路残差网络获取所述多导联心电信号的多支路残差识别结果；所述深度残差识别结果包括第一异常概率，所述多维度识别结果包括第二异常概率，所述多支路残差识别结果包括第三异常概率；

聚合模块，用于统计所述第一异常概率、所述第二异常概率和所述第三异常概率的平均值，得到多网络聚合识别结果；所述多网络聚合识别结果包括聚合后异常概率；

判定模块，用于根据所述聚合后异常概率和预设的异常概率阈值，判定所述多导联心电信号为心梗信号。

[0019] 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；

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实现如下操作：

获取多导联心电信号；
通过深度残差网络获取所述多导联心电信号的深度残差识别结果，以及，通过多维度聚合网络获取所述多导联心电信号的多维度识别结果，以及，通过多支路残差网络获取所述多导联心电信号的多支路残差识别结果；所述深度残差识别结果包括第一异常概率，所述多维度识别结果包括第二异常概率，所述多支路残差识别结果包括第三异常概率；

统计所述第一异常概率、所述第二异常概率和所述第三异常概率的平均值，得到多网络聚合识别结果；所述多网络聚合识别结果包括聚合后异常概率；

根据所述聚合后异常概率和预设的异常概率阈值，判定所述多导联心电信号为心梗信号。

[0020] 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：

获取多导联心电信号；
通过深度残差网络获取所述多导联心电信号的深度残差识别结果，以及，通过多维度

聚合网络获取所述多导联心电信号的多维度识别结果,以及,通过多支路残差网络获取所述多导联心电信号的多支路残差识别结果;所述深度残差识别结果包括第一异常概率,所述多维度识别结果包括第二异常概率,所述多支路残差识别结果包括第三异常概率;

统计所述第一异常概率、所述第二异常概率和所述第三异常概率的平均值,得到多网络聚合识别结果;所述多网络聚合识别结果包括聚合后异常概率;

根据所述聚合后异常概率和预设的异常概率阈值,判定所述多导联心电信号为心梗信号。

[0021] 上述基于多导联多结构聚合网络的心电信号识别方法、装置、计算机设备和存储介质,通过将多导联心电信号分别输入至深度残差识别结果、多维度聚合网络和多支路残差网络,通过网络结构不同的各个神经网络得到识别结果,并将各个识别结果聚合,得到多网络聚合识别结果,以基于多网络聚合识别结果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,通过本申请的多导联多结构聚合网络,仍然可以准确地从心电信号中识别出心梗风险。

[0022] 而且,本申请实施例的多导联多结构聚合网络,通过网络结构不同的各个神经网络得到识别结果,并将各个识别结果聚合后所得到的多网络聚合识别结果,即使在某个神经网络的识别结果存在偏差的情况下,也可以通过聚合其他神经网络的识别结果的方式进行纠正,避免了单一结构的神经网络识别错误时无法有效纠正的问题,提升了心电信号识别的准确性。

[0023] 进一步地,通过多导联多结构聚合网络识别心电信号,无须人为设计表征心梗异常的信号特征,克服了人为设计的特征的不完备性。而且,相比起基于人为设计信号特征构建的识别网络,多导联多结构聚合网络的算法拟合度较高,在识别不具有人为设计的信号特征的心电信号时,仍然可以准确地识别出心梗信号,具有较高的泛化性。

附图说明

[0024] 图1是本申请实施例一提供的一种基于多导联多结构聚合网络的心电信号识别方法的流程图。

[0025] 图2是本申请实施例的一种多导联多结构聚合网络的结构示意图。

[0026] 图3是本申请实施例二提供的一种基于多导联多结构聚合网络的心电信号识别方法的流程图。

[0027] 图4A是一个实施例的一种原始心电信号的示意图。

[0028] 图4B是一个实施例的一种去噪信号的示意图。

[0029] 图5是一个实施例的一种深度残差网络的内部结构示意图。

[0030] 图6A是一个实施例的一种多维度聚合网络的内部结构示意图之一。

[0031] 图6B是一个实施例的一种多维度聚合网络的内部结构示意图之二。

[0032] 图6C是一个实施例的一种多维度聚合网络的内部结构示意图之三。

[0033] 图7A是一个实施例的一种多支路残差网络的内部结构示意图。

[0034] 图7B是一个实施例的一种卷积块组的内部结构示意图。

[0035] 图8是一个基于神经网络进行心电信号识别的流程图。

[0036] 图9是本申请实施例三提供的一种基于多导联多结构聚合网络的心电信号识别装置的结构示意图。

[0037] 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。

具体实施方式

[0038] 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。

[0039] 实施例一

图1是本申请实施例一提供的一种基于多导联多结构聚合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多导联多结构聚合网络的心电信号识别方法,具体包括:

步骤S110,获取多导联心电信号。

[0040] 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。

[0041] 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。

[0042] 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。

[0043] 步骤S120,通过深度残差网络获取所述多导联心电信号的深度残差识别结果,以及,通过多维度聚合网络获取所述多导联心电信号的多维度识别结果,以及,通过多支路残差网络获取所述多导联心电信号的多支路残差识别结果;所述深度残差识别结果包括第一异常概率,所述多维度识别结果包括第二异常概率,所述多支路残差识别结果包括第三异常概率。

[0044] 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。

[0045] 其中,多维度聚合网络可以为网络结构中包含多个卷积层的神经网络,多个卷积层分别具有不同的卷积核。通过不同卷积核的多个卷积层,对同一个多导联心电信号进行卷积后再进行聚合,从而从多导联心电信号中提取到可以全面反映多导联心电信号心梗异常的多个维度的特征,避免因忽略了某个维度的特征造成识别错误,提升识别心电信号的准确性。

[0046] 其中,多支路残差网络可以为网络结构中包含多个残差块的神经网络,残差块之间串联连接。通过将每个残差块的输出,作为所串联的下一个残差块的输入,经过多个残差

块的残差运算,使得层数较深的深度网络仍然具有较高的识别准确性。

[0047] 其中,识别结果可以具体为心电信号是否属于心梗信号的结果。识别结果具体的数据形式可以有多种。一种具体的数据形式可以为概率分布,例如,深度残差识别结果可以包括两个概率,一个概率为多导联心电信号为心梗信号的概率,另一个概率为多导联心电信号为正常信号的概率。

[0048] 其中,正常概率可以为识别多导联心电信号为正常心拍的信号的概率。

[0049] 其中,异常概率可以为识别多导联心电信号为心梗心拍的信号的概率。

[0050] 具体实现中,可以将多导联心电信号分别输入至深度残差网络、多维度聚合网络和多支路残差网络。深度残差网络可以针对输入的多导联心电信号,输出识别结果,作为深度残差识别结果。相似地,维度识别网络可以针对输入的多导联心电信号,输出识别结果,作为多维度识别结果。相似地,多支路残差网络可以针对输入的多导联心电信号,输出识别结果,作为多支路残差识别结果。

[0051] 例如,深度残差网络可以具体包括卷积块、最大池化层、残差块、全局平均池化层和全连接层。针对输入的多导联心电信号,由深度残差网络的卷积块进行卷积,以提取卷积特征,由最大池化层对卷积特征进行最大池化,以得到去冗余并降维的输出特征,然后由残差块对输出特征进行残差运算,最后通过全局平均池化层和全连接层,针对残差块的输出特征输出识别结果,从而得到深度残差识别结果。

[0052] 需要说明的是,以上示例仅用于说明各个神经网络的具体网络结构,本领域技术人员可以根据实际需要,设计深度残差网络、多维度聚合网络和多支路残差网络的具体网络结构,例如,残差块、卷积块的具体数量、卷积核的大小、池化层的具体类型等。

[0053] 步骤S130,统计所述第一异常概率、所述第二异常概率和所述第三异常概率的平均值,得到多网络聚合识别结果;所述多网络聚合识别结果包括聚合后异常概率。

[0054] 其中,多网络聚合识别结果可以为不同网络结构的神经网络所输出的识别结果聚合后得到的结果。

[0055] 具体实现中,可以对深度残差识别结果、多维度识别结果和多支路残差识别结果等的多个识别结果进行聚合。更具体地,可以统计第一异常概率、第二异常概率和第三异常概率的平均值,得到聚合后异常概率,作为多网络聚合识别结果。

[0056] 基于不同的识别结果的数据形式,可以相应采用相应的聚合手段。例如,基于数据形式为是否属于心梗信号的概率分布的识别结果,可以对各个识别结果中属于心梗信号的概率求平均值,以及,对各个识别结果中不属于心梗信号(即正常信号)的概率求平均值,将求得两个概率平均值,作为上述的多网络聚合识别结果。当然,以上示例仅用于说明本申请实施例的一种具体聚合手段,本领域技术人员可以根据各个识别结果具体的数据形式,采用相应的聚合手段,对各个识别结果进行聚合。

[0057] 需要说明的是,本申请实施例用于识别心电信号的识别网络,包括深度残差网络、多维度聚合网络和多支路残差网络这三个网络结构不同的神经网络,并将各个神经网络的识别结果聚合,以对多导联心电信号进行识别,因此,该心电信号的识别网络,也称为多导联多结构聚合网络(MENN,Multi-lead Ensemble Neural Network)。

[0058] 图2是本申请实施例的一种多导联多结构聚合网络的结构示意图。如图所示,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、前

壁导联信号V1-V4、前壁导联信号V1-V2、前壁导联信号V3-V4、侧壁导联信号I、aVL、V5、V6。多导联多结构聚合网络由深度残差网络、多维度聚合网络和多支路残差网络组成,将上述的各个多导联心电信号,分别输入至深度残差网络、多维度聚合网络和多支路残差网络,各个神经网络分别输出识别结果,将各个识别结果聚合,多导联多结构聚合网络输出多网络聚合识别结果。

[0059] 步骤S140,根据所述聚合后异常概率和预设的异常概率阈值,判定所述多导联心电信号为心梗信号。

[0060] 具体实现中,可以将聚合后异常概率与预设的异常概率阈值进行比较,当聚合后异常概率大于异常概率阈值,则可以判定多导联心电信号为心梗信号,反之,则判定多导联心电信号为正常信号。

[0061] 实际应用中,一个心电信号可以包括N个心拍的信号,因此,可以得到N个心拍的多网络聚合识别结果。针对于每个心拍的多网络聚合识别结果,可以判断聚合后异常概率是否大于异常概率阈值,并统计聚合后异常概率大于异常概率阈值的N1个心拍,N1个心拍相对于N个心拍的比例较大时,则可以判定多导联心电信号为心梗信号,反之,则判定多导联心电信号为正常信号。

[0062] 当然,本领域技术人员还可以采用多种具体方式判断多导联心电信号是否为心梗信号,本申请实施例对具体判断方式不作限制。

[0063] 本申请实施例提供的技术方案,通过将多导联心电信号分别输入至深度残差识别结果、多维度聚合网络和多支路残差网络,通过网络结构不同的各个神经网络得到识别结果,并将各个识别结果聚合,得到多网络聚合识别结果,以基于多网络聚合识别结果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,通过本申请的多导联多结构聚合网络,仍然可以准确地从心电信号中识别出心梗风险。

[0064] 而且,本申请实施例的多导联多结构聚合网络,通过网络结构不同的各个神经网络得到识别结果,并将各个识别结果聚合后所得到的多网络聚合识别结果,即使在某个神经网络的识别结果存在偏差的情况下,也可以通过聚合其他神经网络的识别结果的方式进行纠正,避免了单一结构的神经网络识别错误时无法有效纠正的问题,提升了心电信号识别的准确性。

[0065] 进一步地,通过多导联多结构聚合网络识别心电信号,无须人为设计表征心梗异常的信号特征,克服了人为设计的特征的不完备性。而且,相比起基于人为设计信号特征构建的识别网络,多导联多结构聚合网络的算法拟合度较高,在识别不具有人为设计的信号特征的心电信号时,仍然可以准确地识别出心梗信号,具有较高的泛化性。

[0066] 实施例二

图3是本申请实施例二提供的一种基于多导联多结构聚合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多导联多结构聚合网络的心电信号识别方法,具体包括:

步骤S210,获取多导联心电信号。

[0067] 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。

[0068] 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。

[0069] 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。

[0070] 需要说明的是，每个心电信号可以为不短于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。

[0071] 可选地，所述步骤S210，包括：

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。

[0072] 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。

[0073] 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。

[0074] 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。

[0075] 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。

[0076] 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。

[0077] 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。

[0078] 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。

[0079] 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。

[0080] 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。

[0081] 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:

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。

[0082] 其中,R波位置可以为信号中R波最大值出现的位置。

[0083] 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。

[0084] 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。

[0085] 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。

[0086] 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。

[0087] 步骤S220,通过深度残差网络获取所述多导联心电信号的深度残差识别结果,以及,通过多维度聚合网络获取所述多导联心电信号的多维度识别结果,以及,通过多支路残差网络获取所述多导联心电信号的多支路残差识别结果;所述深度残差识别结果包括第一异常概率,所述多维度识别结果包括第二异常概率,所述多支路残差识别结果包括第三异常概率。

[0088] 可选地,所述深度残差网络包括卷积块、最大池化层、残差块、全局平均池化层和全连接层,所述通过深度残差网络获取所述多导联心电信号的深度残差识别结果,包括:

通过所述深度残差网络的卷积块,对所述多导联心电信号进行卷积,得到第一卷积特征;

通过所述深度残差网络的最大池化层,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,得到残差特征;

通过所述深度残差网络的全局平均池化层,对所述残差特征进行全局平均池化,得到第一全局降维特征;

通过所述深度残差网络的全连接层,对所述第一全局降维特征进行全连接运算,得到所述深度残差识别结果。

[0089] 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。

[0090] 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。

[0091] 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。

[0092] 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。

[0093] 其中,全连接层(Full Connected Layer)可以是用于将输入的全部特征进行权重运算、根据运算结果分类等一系列运算的集合。

[0094] 具体实现中,将多导联心电信号作为卷积块的输入,卷积块进行卷积并输出,输出的数据作为第一卷积特征。

[0095] 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。

[0096] 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。

[0097] 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。

[0098] 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。

[0099] 实际应用中,最大池化层也可以由全局平均池化层代替。

[0100] 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,得到了残差特征。

[0101] 实际应用中,在深度残差网络中,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数量。

[0102] 得到残差特征之后,通过全局平均池化层,对残差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,作为第一全局降维特征。最后,通过全连接层对全部的第一全局降维特征进行全连接运算,输出识别结果,作为深度残差识别结果。

[0103] 可选地,所述深度残差网络的残差块包括第一残差块和第二残差块,所述通过所述深度残差网络的残差块,对所述第一去冗余降维特征进行残差运算,得到残差特征,包括:

通过所述第一残差块,对所述第一去冗余降维特征进行卷积和批归一化,得到第一待残差特征,并对所述第一待残差特征与所述第一卷积特征进行相加并激活,得到第一残差块输出特征;

通过所述第二残差块,对所述第一残差块输出特征进行卷积和批归一化,得到第二待残差特征,并对所述第二待残差特征与所述第一残差块输出特征进行相加并激活,得到所述残差特征。

[0104] 具体实现中,残差块包括有第一残差块和第二残差块。第一残差块对第一去冗余降维特征进行卷积和批归一化,得到第一待残差特征,将第一待残差特征与卷积块输出的第一卷积特征相加后激活,得到的特征为第一残差块输出特征。将第一残差块输出特征输入至第二残差块,进行卷积和批归一化,得到第二待残差特征,将第二待残差特征与第一残差块输出特征进行相加后激活,得到残差特征。

[0105] 需要说明的是,当残差块包括三个甚至更多残差块,处理过程与上述的实施例相似,在此不再赘述。

[0106] 图5是一个实施例的一种深度残差网络的内部结构示意图。如图所示,一个具体的深度残差网络中,包括有两个卷积块、最大池化层、两个残差块、全局平均池化层和全连接层。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。

[0107] 残差块包括有卷积块、一维卷积、批归一化等模块。第一个残差块对第一去冗余降维特征进行卷积、一维卷积、批归一化等运算后,得到第一待残差特征,将第一待残差特征与第一卷积特征进行相加并激活,得到第一残差块输出特征。然后,第二残差块对第一残差块输出特征进行卷积、一维卷积、批归一化等运算后,得到第二待残差特征,对第二待残差特征与第一残差块输出特征进行相加并激活,得到残差特征。

[0108] 全局平均池化层对残差特征进行全局平均池化,并通过全连接层进行全连接运算,输出深度残差识别结果。

[0109] 可选地,所述多维度聚合网络包括卷积块、最大池化层、组件叠加层、全局平均池化层和全连接层,所述通过多维度聚合网络获取所述多导联心电信号的多维度识别结果,包括:

通过所述多维度聚合网络的卷积块,对所述多导联心电信号进行卷积,得到第二卷积特征;

通过所述多维度聚合网络的最大池化层,对所述第二卷积特征进行最大池化,得到第二去冗余降维特征;

通过所述多维度聚合网络的组件叠加层,对所述第二去冗余降维特征进行多维度特征提取,得到多维度特征;

通过所述多维度聚合网络的全局平均池化层,对所述多维度特征进行全局平均池化,得到第二全局降维特征;

通过所述多维度聚合网络的全连接层,对所述第二全局降维特征进行全连接运算,得到所述多维度识别结果。

[0110] 其中,组件叠加层可以为按照不同卷积核(kernel)进行卷积并将各个卷积特征叠加等一系列运算的集合。

[0111] 具体实现中,将多导联心电信号作为卷积块的输入,卷积块进行卷积并输出,输出的数据作为第二卷积特征。然后,通过最大池化层对大量的第一卷积特征进行池化,得到第二去冗余降维特征。

[0112] 得到第二去冗余降维特征之后,通过组件叠加层进行多维度特征提取,得到多维度特征。更具体地,组件叠加层可以包括多个卷积核不同的卷积块,分别经过卷积核不同的卷积块的卷积运算,并对卷积运算的结果进行拼接运算,得到多维度特征。

[0113] 得到多维度特征之后,通过全局平均池化层,对多维度特征进行全局平均池化,得到第二全局降维特征。最后,通过全连接层对全部的第二全局降维特征进行全连接运算,输出识别结果,作为多维度识别结果。

[0114] 可选地,所述多维度聚合网络的组件叠加层包括第一维度卷积层、第二维度卷积层、第三维度卷积层和多维度拼接层,所述通过所述多维度聚合网络的组件叠加层,对所述第二去冗余降维特征进行多维度特征提取,得到多维度特征,包括:

通过所述第一维度卷积层,对所述第二去冗余降维特征进行卷积核为 K_1 的小核卷积,得到第一维度卷积特征;

通过所述第二维度卷积层,对所述第二去冗余降维特征进行卷积核为 K_1 的小核卷积,再对小核卷积后的输出特征进行卷积核为 K_2 的大核卷积,得到第二维度卷积特征;其中, $K_2 > K_1$;

通过所述第三维度卷积层,对所述第二去冗余降维特征进行最大池化,再进行卷积核为 K_1 的小核卷积,得到第三维度卷积特征;

通过所述多维度拼接层,对所述第一维度卷积特征、所述第二维度卷积特征和所述第三维度卷积特征进行拼接,得到所述多维度特征。

[0115] 具体实现中,组件叠加层可以包括第一维度卷积层、第二维度卷积层、第三维度卷积层和多维度拼接层(Concatenate)。

[0116] 第一维度卷积层,通过卷积核为 K_1 的卷积块,对第二去冗余降维特征进行小核卷积,得到第一维度卷积特征。

[0117] 第二维度卷积层,通过卷积核为 K_1 的卷积块,对第二去冗余降维特征进行小核卷积,然后,通过卷积核 K_2 的卷积块,对第二去冗余降维特征进行大核卷积,得到第二维度卷积特征。其中, K_2 大于 K_1 。

[0118] 第三维度卷积层,通过最大池化层,对第二去冗余降维特征进行最大池化,然后,对池化后的结果进行卷积核为 K_1 的小核卷积,得到第三维度卷积特征。

[0119] 多维度拼接层,则用于对第一维度卷积特征、第二维度卷积特征和第三维度卷积特征进行拼接,得到多维度特征。

[0120] 实际应用中,本领域技术人员可以根据实际需要,设计各个维度的卷积层的结构,例如,池化层的部署,卷积核的大小,卷积块的数量等等。本领域技术人员还可以根据实际需要设计组件叠加层的数量,例如,可以通过多个结构不同的组件叠加层,以更全面地提取特征不同维度下的特征。

[0121] 图6A、图6B和图6C是一个实施例的一种多维度聚合网络的内部结构示意图。如图6A所示,一个具体的多维度聚合网络中,包括有若干个卷积块和最大池化层、两个结构不同的组件叠加层、全局平均池化层和全连接层。卷积块可以包括有一维卷积、批归一化、激活函数等模块。每个卷积块进行卷积并输出第二卷积特征后,可以通过最大池化层进行去冗余和降维,并输入至下一个卷积块进行卷积,如此类推,最终输出第二去冗余降维特征。

[0122] 如图6B所示,第二去冗余降维特征首先输入至第一个组件叠加层。第一个组件叠加层包括有多个维度的卷积层。

[0123] 第一维度卷积层,对第二去冗余降维特征进行卷积核为1的小核卷积,得到第一维度卷积特征。

[0124] 第二维度卷积层具有两个,其中一个第二维度卷积层,对所述第二去冗余降维特征进行卷积核为1的小核卷积,再对小核卷积后的输出特征进行卷积核为7的大核卷积;其中另一个第二维度卷积层,对第二去冗余降维特征进行卷积核为1的小核卷积,再对小核卷积后的输出特征进行卷积核为9的大核卷积。将两个第二维度卷积层输出的特征,作为第二维度卷积特征。

[0125] 第三维度卷积层,对第二去冗余降维特征进行最大池化,再进行卷积核为1的小核卷积,得到第三维度卷积特征。

[0126] 多维度拼接层则将对第一维度卷积特征、第二维度卷积特征和第三维度卷积特征进行拼接。为了减轻过拟合,可以通过一个卷积块进行卷积,得到第一个组件叠加层的输出特征。

[0127] 第一个组件叠加层的输出特征输入至第二个组件叠加层。如图6C所示,第二个组件叠加层相比起第一个,主要区别在于部分卷积块的卷积核不同,例如,第二维度卷积层,其中的卷积块的卷积核分别为5和3。由于第二个组件叠加层的处理过程与第一个组件叠加层相似,在此不再赘述。

[0128] 第二个组件叠加层输出多维度特征,全局平均池化层对多维度特征进行全局平均池化,并通过全连接层进行全连接运算,输出多维度特征结果。

[0129] 可选地,所述多支路残差网络包括大尺度核卷积块、多支路残差块、全局平均池化层和全连接层,所述通过多支路残差网络获取所述多导联心电信号的多支路残差识别结果,包括:

通过所述多支路残差网络的大尺度核卷积块,对所述多导联心电信号进行大尺度核卷积,得到第三卷积特征;

通过所述多支路残差网络的多支路残差块,对所述第三卷积特征进行多支路残差运算,得到多支路残差聚合特征;

通过所述多支路残差网络的全局平均池化层,对所述多支路残差聚合特征进行全局平均池化,得到第三全局降维特征;

通过所述深度残差网络的全连接层,对所述第三全局降维特征进行全连接运算,得到所述多支路残差识别结果。

[0130] 其中,多支路残差块可以为通过多个残差支路的输出特征进行残差运算的集合。

[0131] 具体实现中,将多导联心电信号作为大尺度核卷积块的输入,卷积块进行大尺度核卷积并输出第三卷积特征。

[0132] 输入大量第三卷积特征至多支路残差块,多支路残差块对第三卷积特征进行多支路残差运算,得到多支路残差聚合特征。更具体地,多支路残差块可以包括多个支路残差块,每个支路残差块为一条残差支路。每个支路残差块,均会首先进行小核卷积,然后进行大核卷积,然后将大核卷积后的输出特征与上一层输出的特征进行求和并激活,输出的特征作为下一支路残差块的输入,如此类推,经过依次多个的支路残差块,对残差运算后输出的特征进行聚合,直至得到多支路残差聚合特征。

[0133] 得到多支路残差特征之后,通过全局平均池化层,对多支路残差特征进行全局平均池化,作为第三全局降维特征。最后,通过全连接层对全部的第三全局降维特征进行全连接运算,输出识别结果,作为多支路残差识别结果。

[0134] 可选地,所述多支路残差网络的多支路残差块包括第一多支路残差块和第二多支路残差块,所述通过所述多支路残差网络的多支路残差块,对所述第三卷积特征进行多支路残差运算,得到多支路残差聚合特征,包括:

通过所述第一多支路残差块,对所述第三卷积特征进行卷积核为 K_3 的小核卷积,再对小核卷积后的输出特征进行卷积核为 K_4 的多支路卷积,得到第一多支路卷积特征;其中, $K_4 > K_3$;

对所述第一多支路卷积特征与所述第三卷积特征进行相加并激活,得到第一多支路输出特征;

通过所述第二多支路残差块,对所述第一多支路输出特征进行卷积核为 K_5 的小核卷积,再对小核卷积后的输出特征进行卷积核为 K_6 的多支路卷积,得到第二多支路卷积特征;其中, $K_6 > K_5$;

对所述第二多支路卷积特征与所述第一多支路输出特征进行相加并激活,得到所述多支路残差聚合特征。

[0135] 其中,多支路卷积可以为对小核卷积后、通过通道分割出的多个输出特征,在多个支路上分别进行的卷积运算。进行卷积运算的支路数量,可以根据实际需要而设定。实际应用中,第一多支路残差块与第二多支路残差块中的多支路卷积的支路数量可以相同,也可以不同。

[0136] 具体实现中,多支路残差块可以包括第一多支路残差块和第二多支路残差块。

[0137] 第一多支路残差块通过卷积核为 K_3 的卷积块,对第三卷积特征进行小核卷积,然后,通过卷积核为 K_4 的卷积块,对小核卷积后的输出特征,进行大核的多支路卷积,得到第一多支路卷积特征。实际应用中,可以通过通道分割的方式,将小核卷积后的输出特征,分割为多个输出特征。然后,针对多个输出特征,经过多个支路的卷积运算,并通过通道叠加的方式,将卷积运算后的多个结果进行聚合,得到多支路卷积的输出特征,并基于多支路卷积的输出特征,得到第一多支路卷积特征。

[0138] 然后,对第一多支路卷积特征与第三卷积特征,进行相加并激活,得到第一多支路输出特征。

[0139] 第二多支路残差块通过卷积核为 K_5 的卷积块,对第一多支路输出特征进行小核卷积,然后,通过卷积核为 K_6 的卷积块,对小核卷积后的输出特征,进行大核的多支路卷积,得到第二多支路卷积特征。

[0140] 然后,对第二多支路卷积特征与第一多支路输出特征,进行相加并激活,得到多支路残差聚合特征。

[0141] 实际应用中,在进行相加并激活之后,还可以通过一维卷积和批归一化运算,对特征进行降维处理。

[0142] 需要说明的是,当多支路残差块包括三个甚至更多支路的残差块,处理过程与上述的实施例相似,在此不再赘述。

[0143] 图7A是一个实施例的一种多支路残差网络的内部结构示意图。如图7A所示,一个具体的多支路残差网络中,包括有卷积块、多支路残差块、全局平均池化层和全连接层。卷积块可以包括有一维卷积、批归一化、激活函数等模块,以对输出的多导联心电信号进行卷积,输出第三卷积特征。第三卷积特征可以通过一维卷积和批归一化进行降维后输入至多

支路残差块。

[0144] 多支路残差块包括第一多支路残差块和第二多支路残差块。首先,第三卷积特征输入至第一多支路残差块,第一多支路残差块对第三卷积特征进行卷积核为1的小核卷积,再对小核卷积后的输出特征,通过卷积块组进行卷积。

[0145] 图7B是一个实施例的一种卷积块组的内部结构示意图。如图7B所示,对小核卷积后的输出特征,通过通道分割,分割为多个输出特征,针对分割后的多个输出特征,在多个支路上分别进行卷积核为7的大核卷积。

[0146] 然后,在多个支路上进行大核卷积后,可以通过通道叠加的方式,将多个支路卷积后的结果进行聚合,得到多支路卷积的结果,然后,可以进一步通过一维卷积和批归一化进行降维处理,得到第一多支路卷积特征。

[0147] 然后,将第一多支路卷积特征与第三卷积特征相加,并通过激活函数激活,得到第一多支路输出特征。

[0148] 参考图7A,将第一多支路输出特征输入至第二多支路残差块,第二多支路残差块对第一多支路输出特征进行卷积核为1的小核卷积,再对小核卷积后的输出特征,通过通道分割,分割为多个输出特征,针对分割后的多个输出特征,在多个支路上分别进行卷积核为7的大核卷积,在多个支路上进行大核卷积后,可以通过通道叠加的方式,将多个支路卷积后的结果进行聚合,得到多支路卷积的结果,然后,可以进一步通过一维卷积和批归一化进行降维处理,得到第二多支路卷积特征。将第二多支路卷积特征与第一多支路输出特征相加,并通过激活函数激活,得到最后输出的多支路残差聚合特征。

[0149] 全局平均池化层对多支路残差聚合特征进行全局平均池化,并通过全连接层进行全连接运算,输出多支路残差识别结果。

[0150] 步骤S230,统计所述第一异常概率、所述第二异常概率和所述第三异常概率的平均值,得到多网络聚合识别结果;所述多网络聚合识别结果包括聚合后异常概率。

[0151] 实际应用中,所述深度残差识别结果还可以包括第一正常概率,所述多维度识别结果还可以包括第二正常概率,所述多支路残差识别结果还可以包括第三正常概率,在进行聚合时,可以结合正常概率和异常概率进行聚合。具体地,可以统计所述第一正常概率、所述第二正常概率和所述第三正常概率的平均值,得到聚合后正常概率;统计所述第一异常概率、所述第二异常概率和所述第三异常概率的平均值,得到所述聚合后异常概率;将所述聚合后正常概率和所述聚合后异常概率,作为所述多网络聚合识别结果。

[0152] 需要说明的是,深度残差网络、多维度聚合网络和多支路残差网络分别输出的识别结果,可以为识别多导联心电信号为正常心拍还是心梗心拍的信号的概率。例如,识别结果可以为正常概率40.2%,异常概率59.8%。

[0153] 为了便于表述,将深度残差识别结果中的正常概率和异常概率,命名为第一正常概率和第一异常概率,将多维度识别结果中的正常概率和异常概率,命名为第二正常概率和第二异常概率,将多支路残差识别结果中的正常概率和异常概率,命名为第三正常概率和第三异常概率。

[0154] 具体实现中,可以统计第一正常概率、第二正常概率和第三正常概率的平均值,得到聚合后正常概率。此外,还可以统计第一异常概率、第二异常概率和第三异常概率的平均值,得到聚合后异常概率。最后,将聚合后正常概率和聚合后异常概率,作为多网络聚合识

别结果。

[0155] 例如,深度残差识别结果的第一正常概率和第一异常概率分别为40.2%和59.8%,多维度识别结果的第二正常概率和第二异常概率分别为65.1%和34.9%,多支路残差识别结果的第三正常概率和第三异常概率分别为38.5%和61.5%。聚合后正常概率为 $(40.2\%+65.1\%+38.5\%)/3=47.93\%$,聚合后异常概率为 $(59.8\%+34.9\%+61.5\%)/3=52.06\%$ 。

[0156] 从上述例子可见,即使多维度识别结果存在偏差,也可以通过聚合其他神经网络的识别结果的方式进行纠正,避免了单一结构的神经网络识别错误时无法有效纠正的问题,提升了心电信号识别的准确性。

[0157] 步骤S240,确定所述聚合后异常概率大于所述异常概率阈值的多网络聚合识别结果,为心梗识别结果;确定所述心梗识别结果对应的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所述心梗信号;所述多网络聚合识别结果对应N个心拍。

[0158] 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识别结果进行整理。N个心拍的多导联心电信号,得到对应的N个多网络聚合识别结果。在N个多网络聚合识别结果中,确定N1个心梗心拍,心梗心拍可以为聚合后异常概率大于预设的异常概率阈值的多网络聚合识别结果。然后,计算N1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。

[0159] 实际应用中,本申请实施例的多导联多结构聚合网络,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”标记作为多导联多结构聚合网络的输出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多导联多结构聚合网络,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。

[0160] 在测试时,还可以在测试集上进行测试模型,得到在测试集上的最优模型及参数。将被测试者数据输入所选定的最优模型,网络前向传播,输出预测结果。预测值小于阈值时(如小于0.5),代表不存在心梗相关的特征性变化的异常,即为正常的心电信号,预测值大于阈值时(如大于0.5),代表心电信号异常,出现心梗相关的特征性变化。

[0161] 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。

[0162] 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,生成最终的报告,反映患者是否存在心梗风险。

[0163] 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。

[0164] 实施例三

图9是本申请实施例三提供的一种基于多导联多结构聚合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多导联多结构聚合网络的心电信号识别装置具体包括:信号获取模块310、结果获取模块320和聚合模块330;其中:

信号获取模块310,用于获取多导联心电信号;

结果获取模块320,用于通过深度残差网络获取所述多导联心电信号的深度残差识别结果,以及,通过多维度聚合网络获取所述多导联心电信号的多维度识别结果,以及,通过多支路残差网络获取所述多导联心电信号的多支路残差识别结果;所述深度残差识别结果包括第一异常概率,所述多维度识别结果包括第二异常概率,所述多支路残差识别结果包括第三异常概率;

聚合模块330,用于统计所述第一异常概率、所述第二异常概率和所述第三异常概率的平均值,得到多网络聚合识别结果;所述多网络聚合识别结果包括聚合后异常概率;

判定模块340,用于根据所述聚合后异常概率和预设的异常概率阈值,判定所述多导联心电信号为心梗信号。

[0165] 本申请实施例提供的技术方案,通过将多导联心电信号分别输入至深度残差识别结果、多维度聚合网络和多支路残差网络,通过网络结构不同的各个神经网络得到识别结果,并将各个识别结果聚合,得到多网络聚合识别结果,以基于多网络聚合识别结果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,通过本申请的多导联多结构聚合网络,仍然可以准确地从心电信号中识别出心梗风险。

[0166] 而且,本申请实施例的多导联多结构聚合网络,通过网络结构不同的各个神经网络得到识别结果,并将各个识别结果聚合后所得到的多网络聚合识别结果,即使在某个神经网络的识别结果存在偏差的情况下,也可以通过聚合其他神经网络的识别结果的方式进行纠正,避免了单一结构的神经网络识别错误时无法有效纠正的问题,提升了心电信号识别的准确性。

[0167] 进一步地,通过多导联多结构聚合网络识别心电信号,无须人为设计表征心梗异常的信号特征,克服了人为设计的特征的不完备性。而且,相比起基于人为设计信号特征构建的识别网络,多导联多结构聚合网络的算法拟合度较高,在识别不具有人为设计的信号特征的心电信号时,仍然可以准确地识别出心梗信号,具有较高的泛化性。

[0168] 在另一个实施例中,所述深度残差网络包括卷积块、最大池化层、残差块、全局平均池化层和全连接层,所述结果获取模块320,包括:

第一卷积子模块,用于通过所述深度残差网络的卷积块,对所述多导联心电信号进行卷积,得到第一卷积特征;

第一最大池化子模块,用于通过所述深度残差网络的最大池化层,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,得到残差特征;

第一平均池化子模块,用于通过所述深度残差网络的全局平均池化层,对所述残差特征进行全局平均池化,得到第一全局降维特征;

第一全连接子模块,用于通过所述深度残差网络的全连接层,对所述第一全局降维特征进行全连接运算,得到所述深度残差识别结果。

[0169] 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块和第二残差块,所述残差子模块,具体用于:

通过所述第一残差块,对所述第一去冗余降维特征进行卷积和批归一化,得到第一待残差特征,并对所述第一待残差特征与所述第一卷积特征进行相加并激活,得到第一残差块输出特征;

通过所述第二残差块,对所述第一残差块输出特征进行卷积和批归一化,得到第二待残差特征,并对所述第二待残差特征与所述第一残差块输出特征进行相加并激活,得到所述残差特征。

[0170] 在另一个实施例中,所述多维度聚合网络包括卷积块、最大池化层、组件叠加层、全局平均池化层和全连接层,所述结果获取模块320,包括:

第二卷积子模块,用于通过所述多维度聚合网络的卷积块,对所述多导联心电信号进行卷积,得到第二卷积特征;

第二最大池化子模块,用于通过所述多维度聚合网络的最大池化层,对所述第二卷积特征进行最大池化,得到第二去冗余降维特征;

多维度提取子模块,用于通过所述多维度聚合网络的组件叠加层,对所述第二去冗余降维特征进行多维度特征提取,得到多维度特征;

第二全连接子模块,用于通过所述多维度聚合网络的全局平均池化层,对所述多维度特征进行全局平均池化,得到第二全局降维特征;

通过所述多维度聚合网络的全连接层,对所述第二全局降维特征进行全连接运算,得到所述多维度识别结果。

[0171] 在另一个实施例中,所述多维度聚合网络的组件叠加层包括第一维度卷积层、第二维度卷积层、第三维度卷积层和多维度拼接层,所述多维度提取子模块,具体用于:

通过所述第一维度卷积层,对所述第二去冗余降维特征进行卷积核为 K_1 的小核卷积,得到第一维度卷积特征;

通过所述第二维度卷积层,对所述第二去冗余降维特征进行卷积核为 K_1 的小核卷积,再对小核卷积后的输出特征进行卷积核为 K_2 的大核卷积,得到第二维度卷积特征;其中, $K_2 > K_1$;

通过所述第三维度卷积层,对所述第二去冗余降维特征进行最大池化,再进行卷积核为 K_1 的小核卷积,得到第三维度卷积特征;

通过所述多维度拼接层,对所述第一维度卷积特征、所述第二维度卷积特征和所述第三维度卷积特征进行拼接,得到所述多维度特征。

[0172] 在另一个实施例中,所述多支路残差网络包括大尺度核卷积块、多支路残差块、全局平均池化层和全连接层,所述结果获取模块320,包括:

第三卷积子模块,用于通过所述多支路残差网络的大尺度核卷积块,对所述多导联心电信号进行大尺度核卷积,得到第三卷积特征;

支路残差子模块,用于通过所述多支路残差网络的多支路残差块,对所述第三卷积特征进行多支路残差运算,得到多支路残差聚合特征;

第三平均池化子模块,用于通过所述多支路残差网络的全局平均池化层,对所述多支路残差聚合特征进行全局平均池化,得到第三全局降维特征;

第三全连接子模块,用于通过所述深度残差网络的全连接层,对所述第三全局降维特征进行全连接运算,得到所述多支路残差识别结果。

[0173] 在另一个实施例中,所述多支路残差网络的多支路残差块包括第一多支路残差块和第二多支路残差块,所述支路残差子模块,具体用于:

通过所述第一多支路残差块,对所述第三卷积特征进行卷积核为K3的小核卷积,再对小核卷积后的输出特征进行卷积核为K4的多支路卷积,得到第一多支路卷积特征;其中, $K4 > K3$;

对所述第一多支路卷积特征与所述第三卷积特征进行相加并激活,得到第一多支路输出特征;

通过所述第二多支路残差块,对所述第一多支路输出特征进行卷积核为K5的小核卷积,再对小核卷积后的输出特征进行卷积核为K6的多支路卷积,得到第二多支路卷积特征;其中, $K6 > K5$;

对所述第二多支路卷积特征与所述第一多支路输出特征进行相加并激活,得到所述多支路残差聚合特征。

[0174] 在另一个实施例中,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。

[0175] 在另一个实施例中,所述多网络聚合识别结果对应N个心拍,所述判定模块340,包括:

心梗判定子模块,用于确定所述聚合后异常概率大于所述异常概率阈值的多网络聚合识别结果,为心梗识别结果;确定所述心梗识别结果对应的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所述心梗信号。

[0176] 在另一个实施例中,所述信号获取模块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。

[0177] 在另一个实施例中，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。

[0178] 上述提供的基于多导联多结构聚合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多导联多结构聚合网络的心电信号识别方法，具备相应的功能和有益效果。

[0179] 关于基于多导联多结构聚合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多导联多结构聚合网络的心电信号识别方法的限定，在此不再赘述。上述基于多导联多结构聚合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。

[0180] 实施例四

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。

[0181] 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基于多导联多结构聚合网络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。

[0182] 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。

[0183] 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。

[0184] 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。

[0185] 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,即实现上述的基于多导联多结构聚合网络的心电信号识别方法。

[0186] 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:

获取多导联心电信号;

通过深度残差网络获取所述多导联心电信号的深度残差识别结果,以及,通过多维度聚合网络获取所述多导联心电信号的多维度识别结果,以及,通过多支路残差网络获取所述多导联心电信号的多支路残差识别结果;所述深度残差识别结果包括第一异常概率,所述多维度识别结果包括第二异常概率,所述多支路残差识别结果包括第三异常概率;

统计所述第一异常概率、所述第二异常概率和所述第三异常概率的平均值,得到多网络聚合识别结果;所述多网络聚合识别结果包括聚合后异常概率;

根据所述聚合后异常概率和预设的异常概率阈值,判定所述多导联心电信号为心梗信号。

[0187] 在上述实施例的基础上,所述深度残差网络包括卷积块、最大池化层、残差块、全局平均池化层和全连接层,一个或多个处理器40还实现如下操作:

通过所述深度残差网络的卷积块,对所述多导联心电信号进行卷积,得到第一卷积特征;通过所述深度残差网络的最大池化层,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,得到残差特征;通过所述深度残差网络的全局平均池化层,对所述残差特征进行全局平均池化,得到第一全局降维特征;通过所述深度残差网络的全连接层,对所述第一全局降维特征进行全连接运算,得到所述深度残差识别结果。

[0188] 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块和第二残差块,所述通过所述深度残差网络的残差块,一个或多个处理器40还实现如下操作:

通过所述第一残差块,对所述第一去冗余降维特征进行卷积和批归一化,得到第一待残差特征,并对所述第一待残差特征与所述第一卷积特征进行相加并激活,得到第一残差块输出特征;通过所述第二残差块,对所述第一残差块输出特征进行卷积和批归一化,得到第二待残差特征,并对所述第二待残差特征与所述第一残差块输出特征进行相加并激活,得到所述残差特征。

[0189] 在上述实施例的基础上,所述多维度聚合网络包括卷积块、最大池化层、组件叠加

层、全局平均池化层和全连接层,一个或多个处理器40还实现如下操作:

通过所述多维度聚合网络的卷积块,对所述多导联心电信号进行卷积,得到第二卷积特征;通过所述多维度聚合网络的最大池化层,对所述第二卷积特征进行最大池化,得到第二去冗余降维特征;通过所述多维度聚合网络的组件叠加层,对所述第二去冗余降维特征进行多维度特征提取,得到多维度特征;

通过所述多维度聚合网络的全局平均池化层,对所述多维度特征进行全局平均池化,得到第二全局降维特征;通过所述多维度聚合网络的全连接层,对所述第二全局降维特征进行全连接运算,得到所述多维度识别结果。

[0190] 在上述实施例的基础上,所述多维度聚合网络的组件叠加层包括第一维度卷积层、第二维度卷积层、第三维度卷积层和多维度拼接层,一个或多个处理器40还实现如下操作:

通过所述第一维度卷积层,对所述第二去冗余降维特征进行卷积核为K1的小核卷积,得到第一维度卷积特征;通过所述第二维度卷积层,对所述第二去冗余降维特征进行卷积核为K1的小核卷积,再对小核卷积后的输出特征进行卷积核为K2的大核卷积,得到第二维度卷积特征;其中, $K2 > K1$;通过所述第三维度卷积层,对所述第二去冗余降维特征进行最大池化,再进行卷积核为K1的小核卷积,得到第三维度卷积特征;通过所述多维度拼接层,对所述第一维度卷积特征、所述第二维度卷积特征和所述第三维度卷积特征进行拼接,得到所述多维度特征。

[0191] 在上述实施例的基础上,所述多支路残差网络包括大尺度核卷积块、多支路残差块、全局平均池化层和全连接层,一个或多个处理器40还实现如下操作:

通过所述多支路残差网络的大尺度核卷积块,对所述多导联心电信号进行大尺度核卷积,得到第三卷积特征;通过所述多支路残差网络的多支路残差块,对所述第三卷积特征进行多支路残差运算,得到多支路残差聚合特征;通过所述多支路残差网络的全局平均池化层,对所述多支路残差聚合特征进行全局平均池化,得到第三全局降维特征;通过所述深度残差网络的全连接层,对所述第三全局降维特征进行全连接运算,得到所述多支路残差识别结果。

[0192] 在上述实施例的基础上,所述多支路残差网络的多支路残差块包括第一多支路残差块和第二多支路残差块,一个或多个处理器40还实现如下操作:

通过所述第一多支路残差块,对所述第三卷积特征进行卷积核为K3的小核卷积,再对小核卷积后的输出特征进行卷积核为K4的多支路卷积,得到第一多支路卷积特征;其中, $K4 > K3$;对所述第一多支路卷积特征与所述第三卷积特征进行相加并激活,得到第一多支路输出特征;通过所述第二多支路残差块,对所述第一多支路输出特征进行卷积核为K5的小核卷积,再对小核卷积后的输出特征进行卷积核为K6的多支路卷积,得到第二多支路卷积特征;其中, $K6 > K5$;对所述第二多支路卷积特征与所述第一多支路输出特征进行相加并激活,得到所述多支路残差聚合特征。

[0193] 在上述实施例的基础上,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。

[0194] 在上述实施例的基础上,所述多网络聚合识别结果对应N个心拍,一个或多个处理器40还实现如下操作:

确定所述聚合后异常概率大于所述异常概率阈值的多网络聚合识别结果,为心梗识别结果;确定所述心梗识别结果对应的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所述心梗信号。

[0195] 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:

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。

[0196] 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:

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。

[0197] 实施例五

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多导联多结构聚合网络的心电信号识别方法,包括:

获取多导联心电信号;通过深度残差网络获取所述多导联心电信号的深度残差识别结果,以及,通过多维度聚合网络获取所述多导联心电信号的多维度识别结果,以及,通过多支路残差网络获取所述多导联心电信号的多支路残差识别结果;所述深度残差识别结果包括第一异常概率,所述多维度识别结果包括第二异常概率,所述多支路残差识别结果包括第三异常概率;统计所述第一异常概率、所述第二异常概率和所述第三异常概率的平均值,得到多网络聚合识别结果;所述多网络聚合识别结果包括聚合后异常概率;根据所述聚合后异常概率和预设的异常概率阈值,判定所述多导联心电信号为心梗信号。

[0198] 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多导联多结构聚合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多导联多结构聚合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。

[0199] 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。

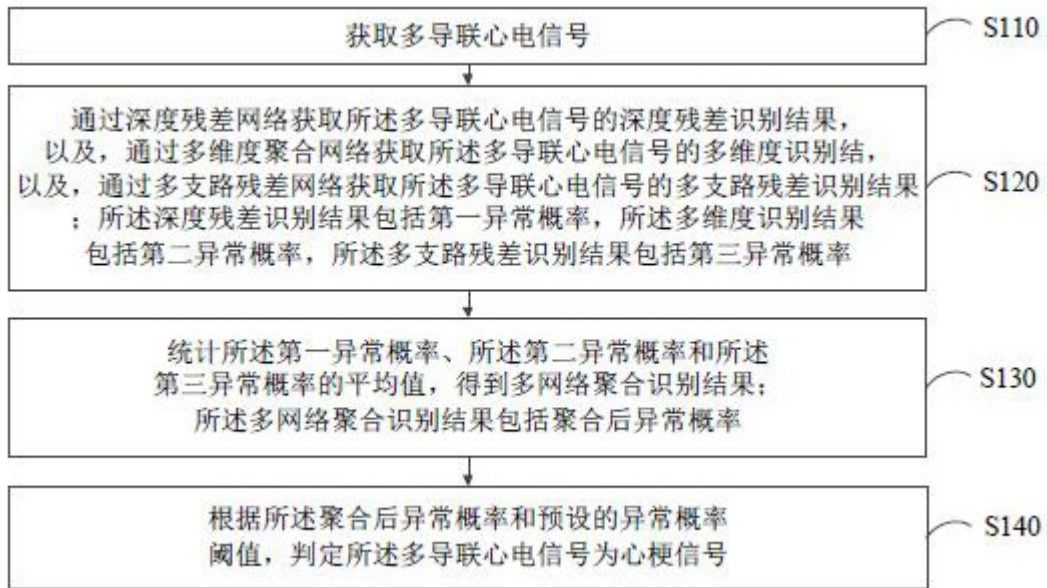


图1

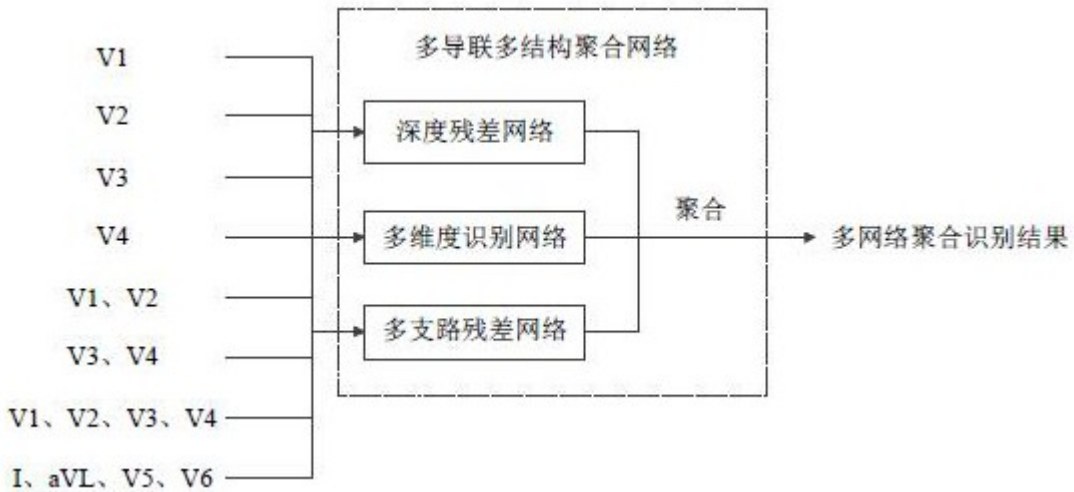


图2

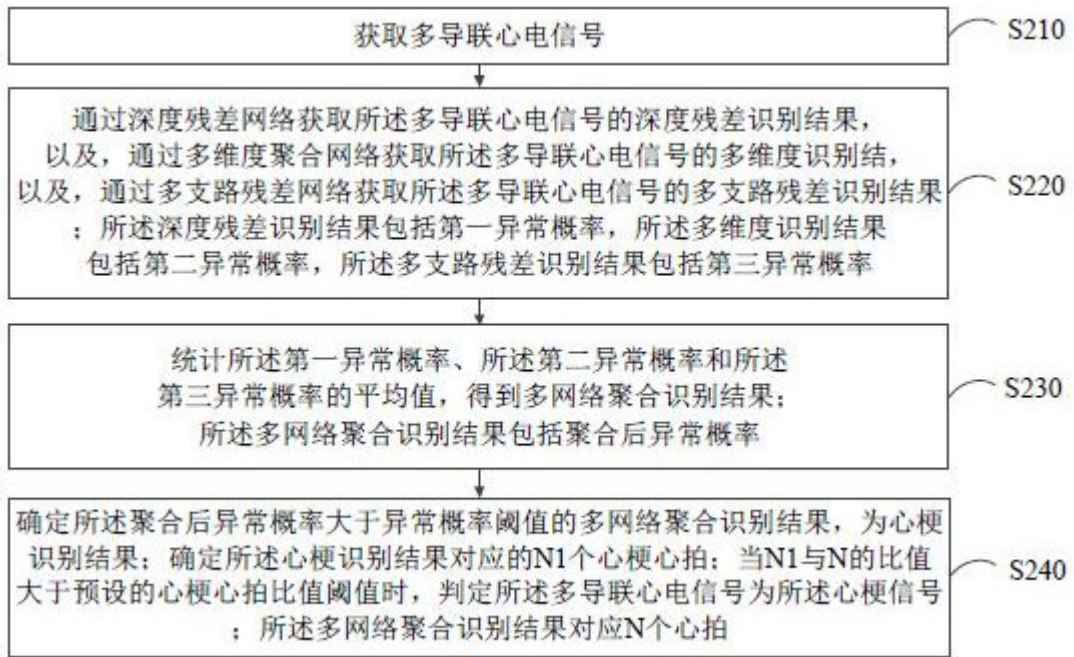


图3

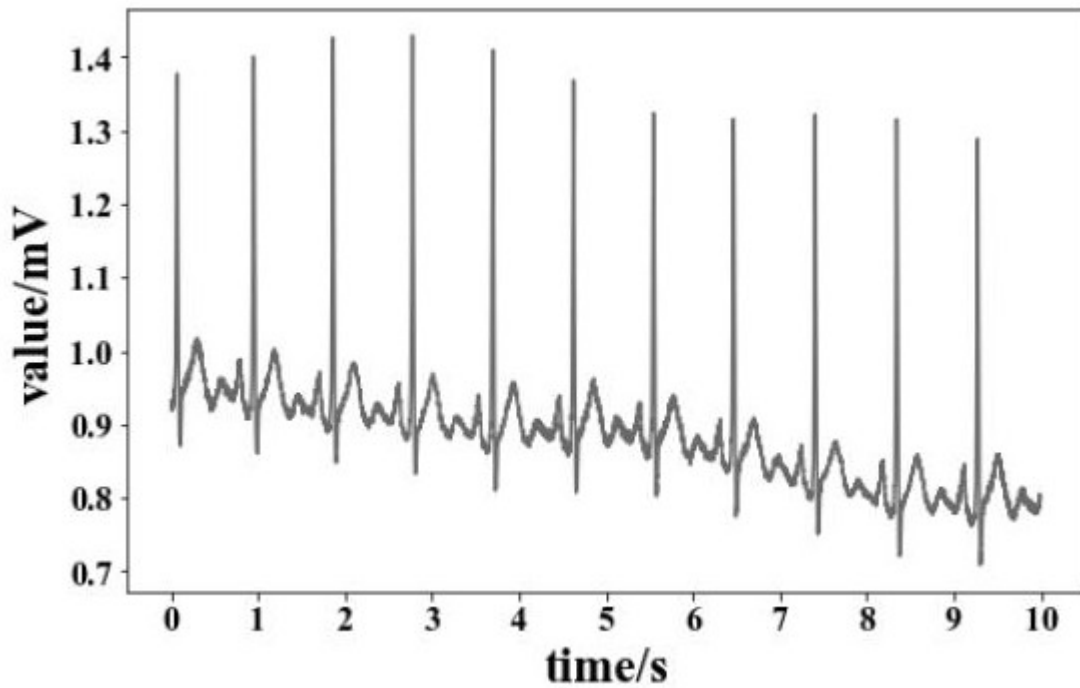


图4A

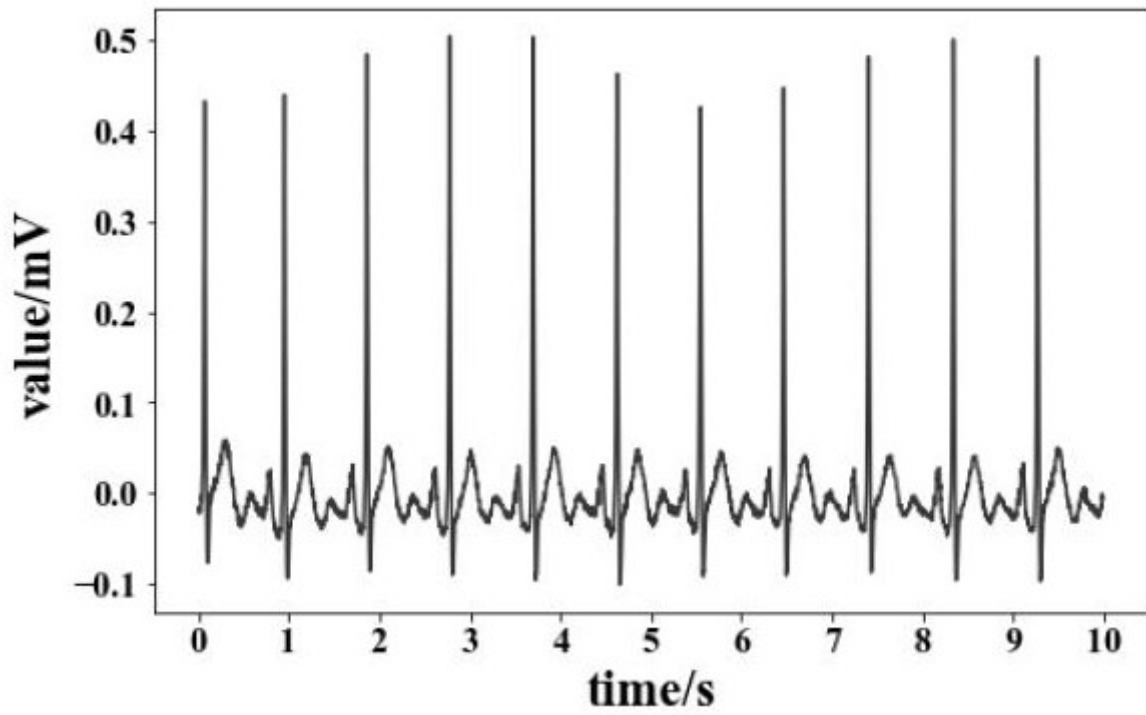


图4B

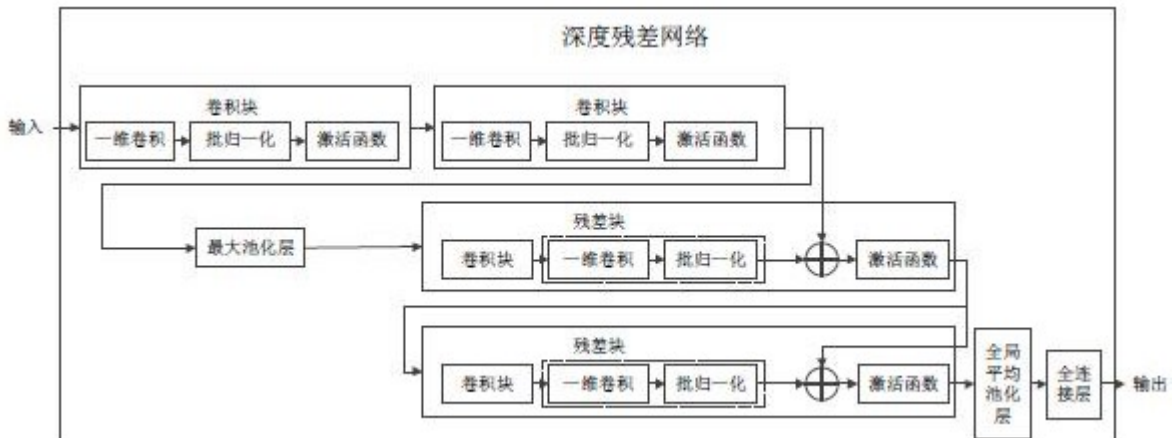


图5

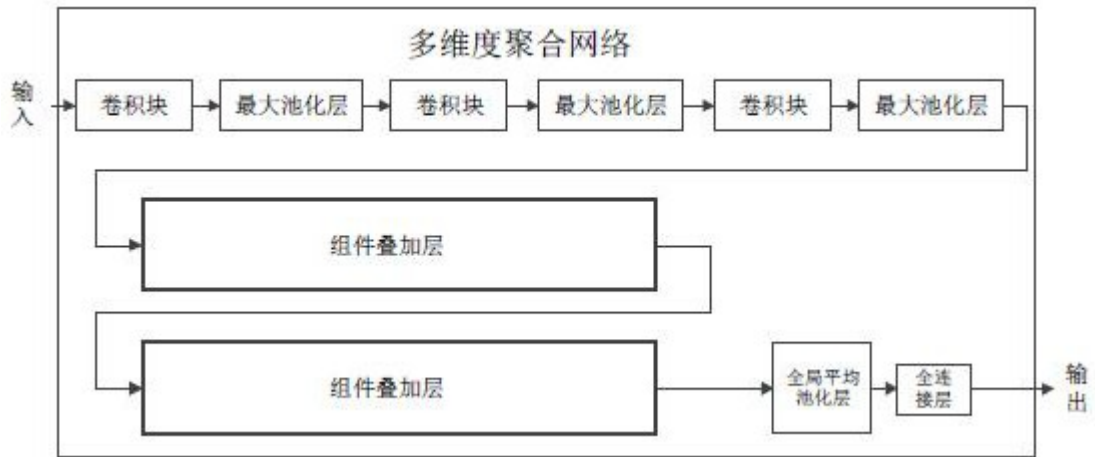


图6A

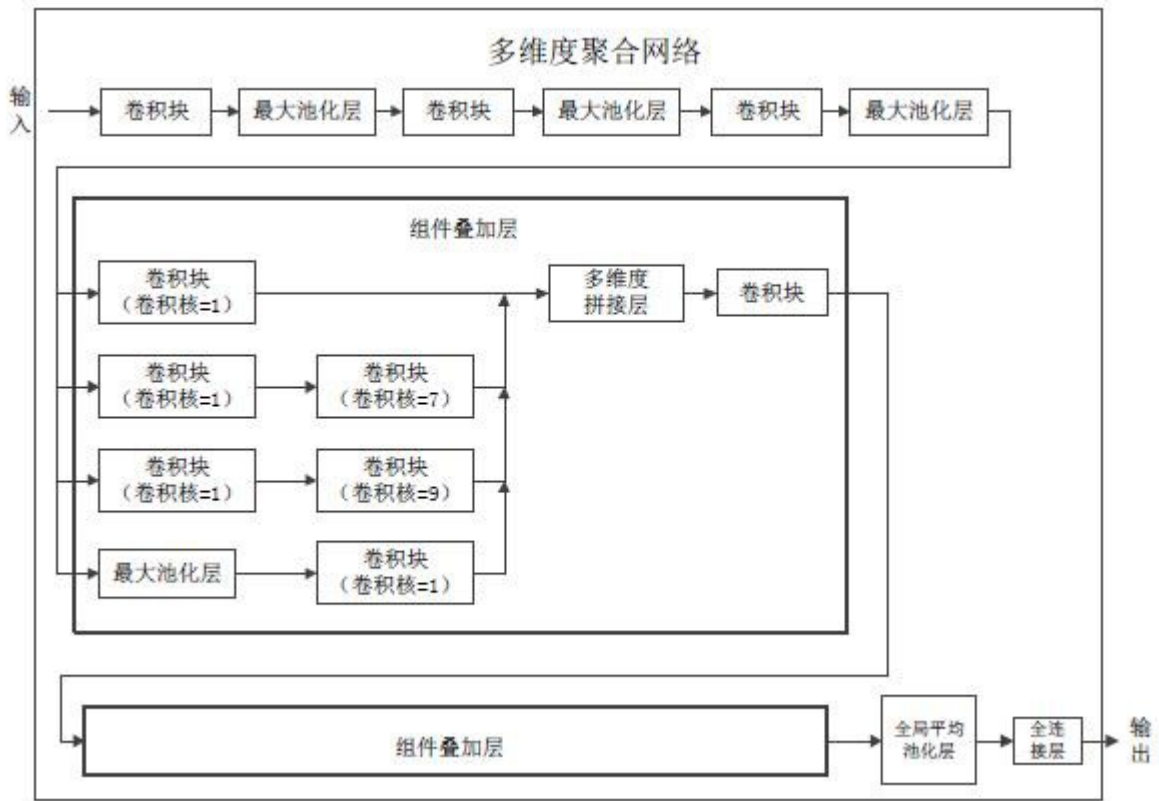


图6B

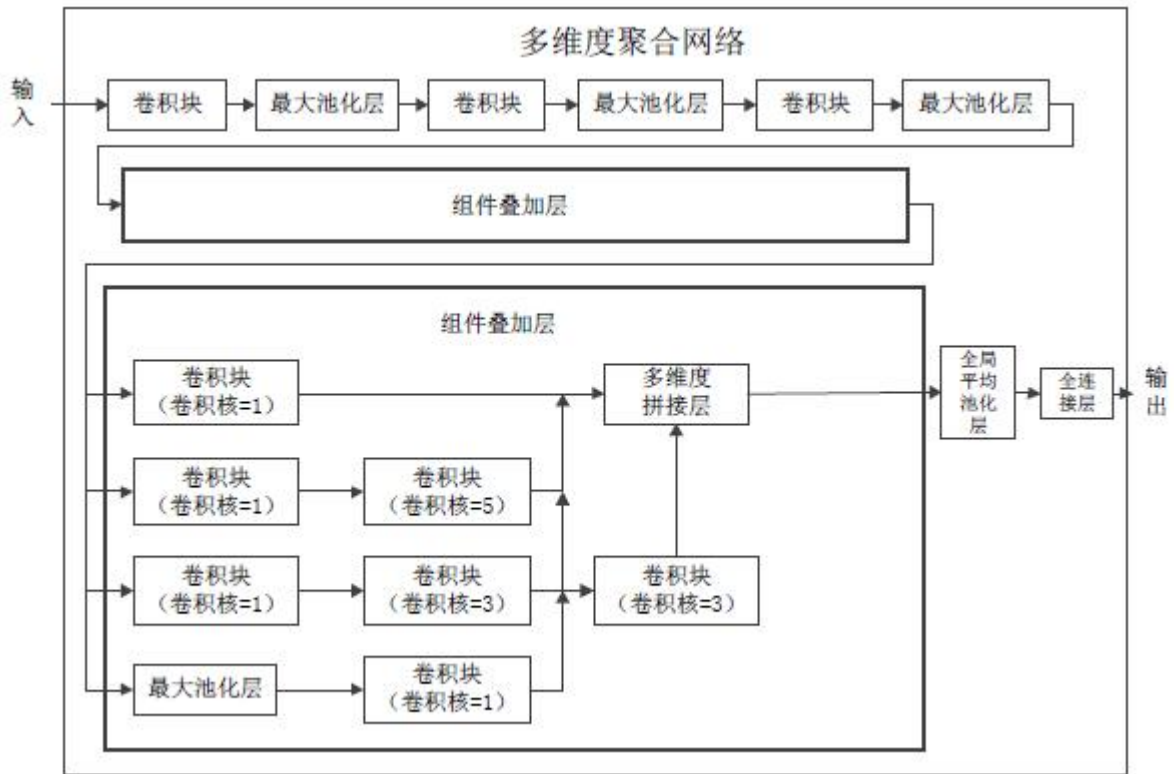


图6C

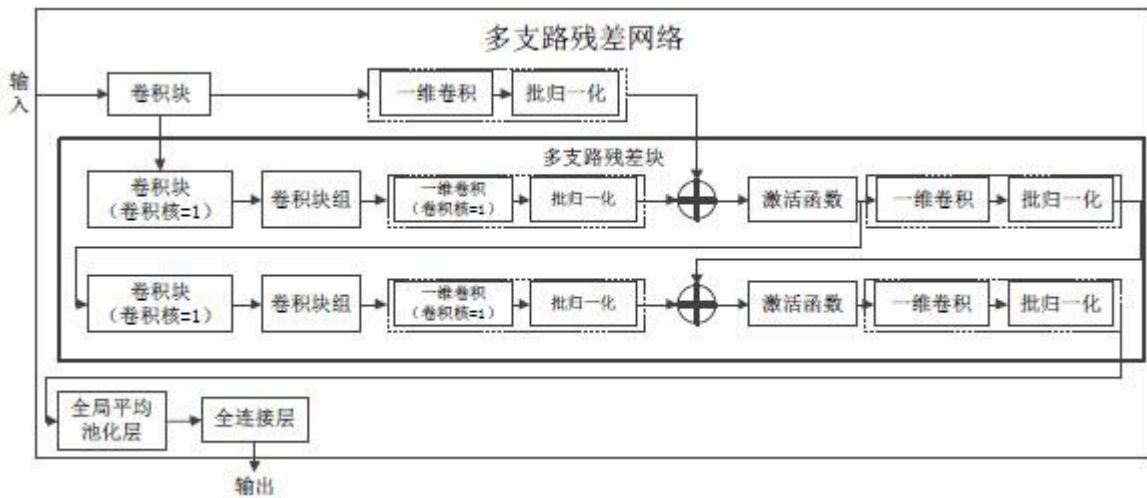


图7A

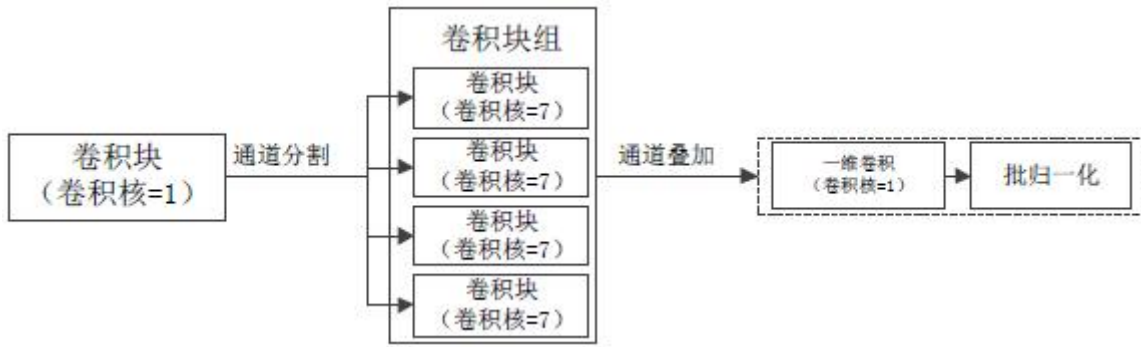


图7B

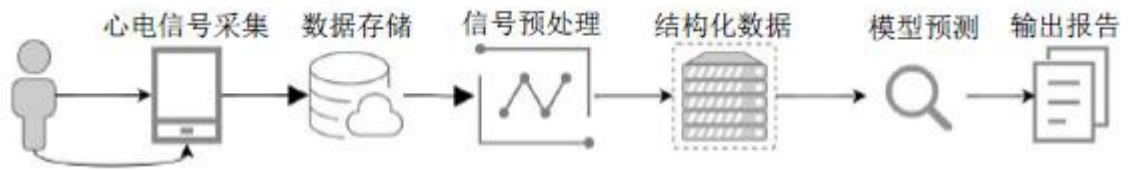


图8



图9

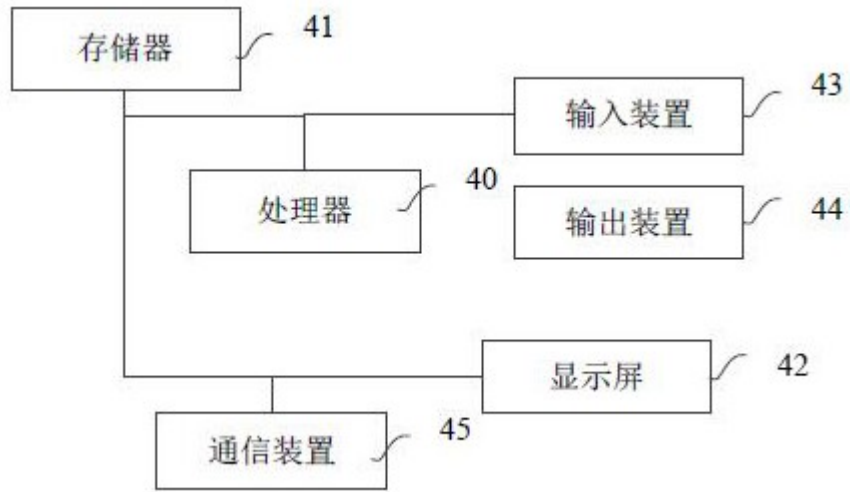


图10

专利名称(译)	基于多导联多结构聚合网络的心电信号识别方法和装置		
公开(公告)号	CN109998532A	公开(公告)日	2019-07-12
申请号	CN201910479606.0	申请日	2019-06-04
[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	A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/7203 A61B5/7225 A61B5/7264		
代理人(译)	汤金燕		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本申请涉及一种基于多导联多结构聚合网络的心电信号识别方法和装置。所述方法包括：获取多导联心电信号；通过深度残差网络获取多导联心电信号的深度残差识别结果，通过多维度聚合网络获取多导联心电信号的多维度识别结果，通过多支路残差网络获取多导联心电信号的多支路残差识别结果；统计第一异常概率、第二异常概率和第三异常概率的平均值，得到多网络聚合识别结果；根据聚合后异常概率和预设的异常概率阈值，判定多导联心电信号为心梗信号。采用上述技术方案可以准确地从心电信号中识别出心梗风险。

