



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110495878 A

(43)申请公布日 2019. 11. 26

(21)申请号 201910774952.1

(22)申请日 2019.08.21

(71)申请人 中国科学院深圳先进技术研究院
地址 518055 广东省深圳市南山区深圳大学
学城学苑大道1068号

(72)发明人 刘记奎 李焯 苗芬 闻博
刘增丁

(74)专利代理机构 深圳市科进知识产权代理事
务所(普通合伙) 44316
代理人 曹卫良

(51)Int.Cl.
A61B 5/0452(2006.01)
A61B 5/00(2006.01)

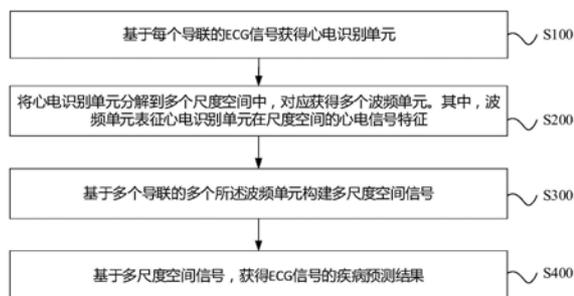
权利要求书2页 说明书10页 附图3页

(54)发明名称

基于ECG的疾病预测方法、装置及电子设备

(57)摘要

本发明公开了一种基于ECG的疾病预测方法、装置及电子设备,所述方法包括:基于每个导联的ECG信号获得心电识别单元;将心电识别单元分解到多个尺度空间中,对应获得多个波频单元;基于多个导联的多个波频单元构建多尺度空间信号;基于多尺度空间信号,获得ECG信号的疾病预测结果。解决了现有技术中当ECG信号质量差时,基于ECG信号预测疾病的准确性差的技术问题,达到了提高了基于多尺度空间信号获得疾病预测结果的准确性的技术效果。



1. 一种基于ECG的疾病预测方法,其特征在于,包括:

基于每个导联的ECG信号获得心电识别单元,所述心电识别单元为所述ECG信号中至少包括一个心动周期的波段;

将所述心电识别单元分解到多个尺度空间中,对应获得多个波频单元,所述波频单元表征所述心电识别单元在所述尺度空间的心电信号特征;

基于多个所述导联的多个所述波频单元构建多尺度空间信号,所述多尺度空间信号表征所述心电识别单元在一个多维空间的心电信号特征;

基于所述多尺度空间信号,获得所述ECG信号的疾病预测结果。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述基于每个导联的ECG信号获得心电识别单元,包括:

对所述ECG信号进行分割,获得N个R波段,每个所述R波段是两个相邻的所述ECG信号R波顶点之间的波段,所述N是正整数;

将第i个R波段与第i+1个R波段进行组合,获得第i个所述心电识别单元;所述i是小于所述N的正整数。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述将所述心电识别单元分解到多个尺度空间中,对应获得多个波频单元,包括:

基于多个所述导联的多个所述心电识别单元进行多次小波变换,每进行小波变换一次,对应获得一个所述尺度空间的所述波频单元。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述基于多个所述导联的多个所述心电识别单元进行多次小波变换,每进行小波变换一次,对应获得一个所述尺度空间的所述波频单元,包括:

对第j个波频单元进行小波变换,获得第j+1个波频单元,其中,j是正整数,当j=1时,第j个波频单元是所述心电识别单元。

5. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述基于多个所述波频单元构建多尺度空间信号,包括:

将每个所述导联的多个所述波频单元横向构成二维波频数据;

将多个所述导联的二维波频数据进行纵向叠加,获得所述多尺度空间信号。

6. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述基于所述多尺度空间信号,获得所述ECG信号的疾病预测结果,包括:

将所述多尺度空间信号输入卷积神经网络中,所述卷积神经网络输出所述ECG信号的疾病预测结果。

7. 根据权利要求6所述的方法,其特征在于,所述将所述多尺度空间信号输入卷积神经网络中,所述卷积神经网络输出所述ECG信号的疾病预测结果,包括:

将所述多尺度空间信号输入卷积神经网络的输入层,通过至少两个神经网络单元对所述多尺度空间信号进行处理,获得第一处理数据,其中,所述神经网络单元至少对所述多尺度空间信号进行两次卷积处理后,至少再进行一次池化处理;

对所述第一处理数据进行卷积处理,获得第二处理数据;

对所述第二处理数据进行池化处理,获得第三处理数据;

通过全连接层对所述第三处理数据进行处理,获得第四处理数据;

通过SoftMax分类器对所述第四处理数据进行分类,并通过卷积神经网络的输出层输出所述疾病预测结果。

8.一种基于ECG的疾病预测装置,利用权利要求1-7任一项所述方法,其特征在于,所述基于ECG的疾病预测装置包括:

获得模块,用于基于每个导联的ECG信号获得心电识别单元,所述心电识别单元为所述ECG信号中至少包括一个心动周期的波段;

处理模块,用于将所述心电识别单元分解到多个尺度空间中,对应获得多个波频单元,所述波频单元表征所述心电识别单元在所述尺度空间的心电信号特征;基于多个所述导联的多个所述波频单元构建多尺度空间信号,所述多尺度空间信号表征所述心电识别单元在一个多维空间的心电信号特征;基于所述多尺度空间信号,获得所述ECG信号的疾病预测结果。

9.一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,该程序被处理器执行时实现权利要求1-7任一项所述方法的步骤。

10.一种电子设备,其特征在于,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述程序时实现权利要求1-7任一项所述方法的步骤。

基于ECG的疾病预测方法、装置及电子设备

技术领域

[0001] 本发明电子信息处理领域,具体而言,涉及一种基于ECG的疾病预测方法、装置及电子设备。

背景技术

[0002] 心肌缺血/梗死是最常见的心血管疾病,具有发作突然、致死率高的特点,严重危害我国及全世界人民的身体健康。目前,对于心肌缺血/梗死的诊断,国内外常用的方法包括冠状动脉造影、冠脉CT、心肌灌注成像、心电图 (Electrocardiogram, ECG) 等。心电图是进行心肌缺血/梗死预判的最常用方法,医生常会根据经验对ECG信号的波形变异做出相应的诊断,但是需要经验丰富的医生才能根据ECG获得准确的诊断结果。在ECG信号的智能分析方面,现有的ECG智能辅助诊断技术,往往对心电信号的质量有较高的要求,当信号质量差时,基于ECG信号预测疾病的准确性差。

发明内容

[0003] 本发明的目的在于提供一种基于ECG的疾病预测方法、装置及电子设备,其旨在改善现有技术中存在的上述不足。

[0004] 第一方面,本发明实施例提供了一种基于ECG的疾病预测方法,包括:

[0005] 基于每个导联的ECG信号获得心电识别单元,所述心电识别单元为所述ECG信号中至少包括一个心动周期的波段;

[0006] 将所述心电识别单元分解到多个尺度空间中,对应获得多个波频单元,所述波频单元表征所述心电识别单元在所述尺度空间的心电信号特征;

[0007] 基于多个所述导联的多个所述波频单元构建多尺度空间信号,所述多尺度空间信号表征所述心电识别单元在一个多维空间的心电信号特征;

[0008] 基于所述多尺度空间信号,获得所述ECG信号的疾病预测结果。

[0009] 可选的,所述基于每个导联的ECG信号获得心电识别单元,包括:

[0010] 对所述ECG信号进行分割,获得N个R波段,每个所述R波段是两个相邻的所述ECG信号R波顶点之间的波段,所述N是正整数;

[0011] 将第i个R波段与第i+1个R波段进行组合,获得第i个所述心电识别单元;所述i是小于所述N的正整数。

[0012] 可选的,所述将所述心电识别单元分解到多个尺度空间中,对应获得多个波频单元,包括:

[0013] 基于多个所述导联的多个所述心电识别单元进行多次小波变换,每进行小波变换一次,对应获得一个所述尺度空间的所述波频单元。

[0014] 可选的,所述基于多个所述导联的多个所述心电识别单元进行多次小波变换,每进行小波变换一次,对应获得一个所述尺度空间的所述波频单元,包括:

[0015] 对第j个波频单元进行小波变换,获得第j+1个波频单元,其中,j是正整数,当j=1

时,第j个波频单元是所述心电识别单元。

[0016] 可选的,所述基于多个所述波频单元构建多尺度空间信号,包括:

[0017] 将每个所述导联的多个所述波频单元横向构成二维波频数据;

[0018] 将多个所述导联的二维波频数据进行纵向叠加,获得所述多尺度空间信号。

[0019] 可选的,所述基于所述多尺度空间信号,获得所述ECG信号的疾病预测结果,包括:

[0020] 将所述多尺度空间信号输入卷积神经网络中,所述卷积神经网络输出所述ECG信号的疾病预测结果。

[0021] 可选的,所述将所述多尺度空间信号输入卷积神经网络中,所述卷积神经网络输出所述ECG信号的疾病预测结果,包括:

[0022] 将所述多尺度空间信号输入卷积神经网络的输入层,通过至少两个神经网络单元对所述多尺度空间信号进行处理,获得第一处理数据,其中,所述神经网络单元至少对所述多尺度空间信号进行两次卷积处理后,至少再进行一次池化处理;

[0023] 对所述第一处理数据进行卷积处理,获得第二处理数据;

[0024] 对所述第二处理数据进行池化处理,获得第三处理数据;

[0025] 通过全连接层对所述第三处理数据进行处理,获得第四处理数据;

[0026] 通过SoftMax分类器对所述第四处理数据进行分类,并通过卷积神经网络的输出层输出所述疾病预测结果。

[0027] 第二方面,本发明实施例提供了一种基于ECG的疾病预测装置,包括:

[0028] 获得模块,用于基于每个导联的ECG信号获得心电识别单元,所述心电识别单元为所述ECG信号中至少包括一个心动周期的波段;

[0029] 处理模块,用于将所述心电识别单元分解到多个尺度空间中,对应获得多个波频单元,所述波频单元表征所述心电识别单元在所述尺度空间的心电信号特征;基于多个所述导联的多个所述波频单元构建多尺度空间信号,所述多尺度空间信号表征所述心电识别单元在一个多维空间的心电信号特征;基于所述多尺度空间信号,获得所述ECG信号的疾病预测结果。

[0030] 第三方面,本发明实施例提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现上述任一项所述方法的步骤。

[0031] 第四方面,本发明实施例提供了一种电子设备,其特征在于,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述程序时实现上述任一项所述方法的步骤。

[0032] 相对现有技术,本发明具有以下有益效果:

[0033] 本发明实施例提供了一种基于ECG的疾病预测方法、装置及电子设备,所述方法包括:基于每个导联的ECG信号获得心电识别单元,心电识别单元为ECG信号中至少包括一个心动周期的波段;将心电识别单元分解到多个尺度空间中,对应获得多个波频单元,波频单元表征心电识别单元在尺度空间的心电信号特征;基于多个导联的多个波频单元构建多尺度空间信号,多尺度空间信号表征心电识别单元在一个多维空间的心电信号特征;基于多尺度空间信号,获得ECG信号的疾病预测结果。心电识别单元为ECG信号中至少包括一个心动周期的波段,可以提高基于心电识别单元的疾病预测结果的准确性;将心电识别单元分解到多个尺度空间中,获得表征心电识别单元在每个尺度空间的心电信号特征的波频单

元,然后基于多个导联的多个波频单元构建表征心电识别单元在一个多维空间的心电信号特征的多尺度空间信号,增强了心电识别单元的心电信号特征,当ECG信号质量差时,可以通过上述方式对ECG信号的特征进行增强,进而提高了基于多尺度空间信号获得ECG信号的疾病预测结果的准确性,同时降低了基于ECG信号获得疾病预测结果对心电信号的质量的要求。解决了现有技术中当ECG信号质量差时,基于ECG信号预测疾病的准确性差的技术问题,达到了提高了基于多尺度空间信号获得疾病预测结果的准确性的技术效果。

[0034] 本发明实施例的其他特征和优点将在随后的说明书阐述,并且,部分地从说明书中变得显而易见,或者通过实施本发明实施例了解。本发明的目的和其他优点可通过在所写的说明书、权利要求书、以及附图中所特别指出的结构来实现和获得。

附图说明

[0035] 为了更清楚地说明本发明实施例的技术方案,下面将对实施例中所需要使用的附图作简单地介绍,应当理解,以下附图仅示出了本发明的某些实施例,因此不应被看作是对范围的限定,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他相关的附图。

[0036] 图1示出了本发明实施例提供的一种心电周期示意图。

[0037] 图2示出了本发明实施例提供的一种基于ECG的疾病预测方法的流程图。

[0038] 图3示出了本发明实施例提供的一种获得心电识别单元方法的示意图。

[0039] 图4示出了本发明实施例提供的一种基于ECG的疾病预测装置的方框结构示意图。

[0040] 图5示出了本发明实施例提供的一种电子设备的方框结构示意图。

具体实施方式

[0041] 下面将参照附图更详细地描述本公开的示例性实施例。虽然附图中显示了本公开的示例性实施例,然而应当理解,可以以各种形式实现本公开而不应被这里阐述的实施例所限制。相反,提供这些实施例是为了能够更透彻地理解本公开,并且能够将本公开的范围完整的传达给本领域的技术人员。

[0042] 本发明实施例提供了本发明实施例提供了一种基于ECG的疾病预测方法、装置及电子设备,用以解决现有技术中当ECG信号质量差时,检测ECG信号的准确性差的技术问题,达到了提高了基于多尺度空间信号获得疾病预测结果的准确性的技术效果。

[0043] 实施例

[0044] 如图1所示,在ECG信号图中,一个正常的心电信号在一个周期内,即一个心动周期,是由P波,QRS波群以及T波组成。其中,P波:代表心脏除极,一般呈现钝圆形,幅度约为0.25mV,持续时间为0.08~0.11s。PR间期:指心房除极开始到心室除极开始的传导时间,一般是从P波开始到QRS波的起点,正常PR间隔时间为:0.12s-0.20s。QRS:代表心室肌的除极产生的电位变化,是心电图中最高大,快速的波形。T波:代表心室肌的复极。QT间期:代表心脏去极化和复极过程,即心室收缩的总时间。QT间隔和心率相关,心率越快,QT间隔越短,反之越长。RR间隔:是指连续两个心电周期R峰值间隔变化特征,是常用的心拍识别标准之一。由此可以看出,ECG信号可以表征心血管的状况信息,因此,通过ECG信号对心血管进行疾病预测是一种有效方法,例如,基于ECG信号预测心肌缺血/梗死等心血管疾病。

[0045] 目前,对于心肌缺血/梗死的诊断,国内外常用的方法包括冠状动脉造影、冠脉CT、心肌灌注成像、心电图(ECG)等。冠脉造影被公认为心肌缺血/梗死检测的“金标准”,但是医院内大型医疗设备如冠脉造影虽然是心肌缺血/梗死确诊的必要技术,但由于检查成本高、测量不便捷,因此并不适合疾病的筛查。心电图是进行心肌缺血/梗死预判的最常用方法,医生常会根据经验对ECG信号的波形变异做出相应的诊断,但是这种方式对医生的经验和技术要求高,需要有丰富经验和技术的医生,才会根据ECG获得准确的疾病分析结果。当前,也提出了一些基于ECG信号的智能分析预测疾病的方法,但是现有的ECG智能辅助诊断技术,往往对心电信号的质量有较高的要求,当ECG信号质量差时难以获得准确的检测点,从而造成疾病预测的准确率低,由于可穿戴设备获得的ECG信号具有信号干扰大的特点,这种方式尤其不适用于基于可穿戴设备获得的ECG信号的分析。

[0046] 为了解决上述存在的技术问题,本发明实施例提供一种基于ECG的疾病预测方法,用以基于ECG信号获得疾病预测结果,应用于手机、平板、电脑、可穿戴设备等电子设备。其中,作为一种可选的实施方式,基于ECG的疾病预测方法包括如图2所示的S100~S400,以下结合图2对S100~S400进行阐述。

[0047] S100:基于每个导联的ECG信号获得心电识别单元。

[0048] 其中,心电识别单元为ECG信号中至少包括一个心动周期的波段。

[0049] S200:将心电识别单元分解到多个尺度空间中,对应获得多个波频单元。其中,波频单元表征心电识别单元在尺度空间的心电信号特征。

[0050] S300:基于多个导联的多个所述波频单元构建多尺度空间信号。

[0051] 其中,多尺度空间信号表征心电识别单元在一个多维空间的心电信号特征。

[0052] S400:基于多尺度空间信号,获得ECG信号的疾病预测结果。

[0053] 通过采用以上方案,基于ECG信号获得的心电识别单元为ECG信号中,至少包括一个心动周期的波段,可以提高基于心电识别单元的疾病预测结果的准确性;将心电识别单元分解到多个尺度空间中,获得表征心电识别单元在每个尺度空间的心电信号特征的波频单元,然后基于多个导联的多个波频单元构建表征心电识别单元在一个多维空间的心电信号特征的多尺度空间信号,增强了心电识别单元的心电信号特征,当ECG信号质量差时,可以通过上述方式对ECG信号的特征进行增强,进而提高了基于多尺度空间信号获得ECG信号的疾病预测结果的准确性,同时降低了基于ECG信号获得疾病预测结果对心电信号的质量的要求。解决了现有技术中当ECG信号质量差时,基于ECG信号预测疾病的准确性差的技术问题,达到了提高了基于多尺度空间信号获得疾病预测结果的准确性的技术效果。

[0054] 为了能够基于ECG信号获得准确的心电识别单元,需要提高ECG信号的质量。作为一种可选的实施方式,在S100之前,所述方法还包括:对ECG信号进行预处理,具体为:首先通过小波变换对ECG信号进行处理,以去除ECG信号的基线漂移,然后通过小波滤波器对去除基线漂移后的ECG信号进行滤波处理,最后再用巴特沃兹滤波器对经过小波滤波器进行滤波处理后的ECG信号进行滤波处理,如此,可以去除ECG信号的无用的干扰噪声,提高ECG信号的质量。

[0055] 当输入的是心电图图像时,所述方法还包括基于心电图图像获得ECG信号。

[0056] 可选的,为了能够保证心电识别单元至少包括一个心动周期的波段,针对S100的一种具体实时方式为:对ECG信号进行分割,获得N个R波段;将第i个R波段与第i+1个R波段

进行组合,获得第*i*个心电识别单元。

[0057] 其中,每个R波段是两个相邻的ECG信号R波顶点之间的波段,*N*是正整数,*i*是小于所述*N*的正整数。在本发明实施例中,*N*的取值是按需取,*N*可以是2、3、4、5等。每个R波段包括前一个心动周期的后半周期的波段和后一个心动周期的前半周期的波段,作为一种实施例,请参阅图1,R波段为图1中波点R1和波点R2之间的波段,前一个心动周期的后半周期的波段如图1中所示的R1后半周期,后一个心动周期的前半周期的波段如图1中所示的R2前半周期。

[0058] 为了能够保持ECG心电信号特征的完整性和连续性,作为一种可选的实施方式,针对将第*i*个R波段与第*i*+1个R波段进行组合,获得第*i*个心电识别单元的具体为:将第*i*个R波段与第*i*+1个R波段拼接组合,形成第*i*个心电识别单元。如图3中所示,图3中示出从一个包含多个R点的ECG信号中检测出顶点R1、顶点R2、顶点R3和顶点R4,并分割出顶点R1和顶点R2之间的R波段1,顶点R2和顶点R之间的R波段2,顶点R3和顶点R4之间的R波段3。然后将R波段1和R波段2进行拼接,组成心电识别单元1,将R波段2和R波段3进行拼接,组成心电识别单元2。

[0059] 可选的,通过公式(1)表示将第*i*个R波段与第*i*+1个R波段进行组合,获得第*i*个心电识别单元的操作逻辑。

$$[0060] \quad ECG_{cell} = ECG[R(n+2) - R(n)] \quad (1)$$

[0061] 其中, ECG_{cell} 表示心电识别单元, $R(n+2)$ 表示第*n*+2个R波顶点, $R(n)$ 表示第*n*个R波顶点, $R(n+2) - R(n)$ 表示第*n*个R波顶点和第*n*+2个R波顶点之间的ECG序列, $ECG[R(n+2) - R(n)]$ 第*n*个R波顶点和第*n*+2个R波顶点之间的波段。

[0062] 通过采用以上方案,因为每个R波段包括前一个心动周期的后半周期的波段和后一个心动周期的前半周期的波段,将两个相邻的R波段进行拼接得到心电识别单元,所以心电识别单元包括第一个心动周期的后半周期、第二个完整的心动周期和第三个心动周期的前半周期的波段,其中,第一个心动周期、第二个心动周期和第三个心动周期的波段是三段连续相邻的波段,如此,心电识别单元中的波段长度为两个心动周期的长度的波段,即至少包括一个完整的心动周期的波段,所以,心电识别单元至少包含一个完整的心动周期的心电信号特征信息,使得后续的S200、S300和S400的所执行的操作能够获得准确的结果。

[0063] 在获得心电识别单元后,为了能够获得更为准确的心电信号特征,通过S200对心电识别单元进行多尺度分解,以获得心电识别单元在每个尺度空间的心电信号特征。

[0064] 可选的,S200的具体实施方式为对每个导联分别进行小波变换,本申请的前期研究对原始心电信号进行3层小波变换,获得3个尺度上的信号成份。通过小波变换技术对截取的ECG识别单元进行多尺度分解,在本申请的前期实验中将其进行了3个尺度的分解,实验认为3尺度的信号足以表达出深层次的心肌缺血/梗死的心电图变异特征,但不限于进行3尺度的分解。

[0065] 在本实施例中,S200以前期实验研究中使用的3尺度小波分解为例,ECG信号的多尺度空间构建公式如下:

$$[0066] \quad c_k^j = \sum_n h(n-2k) * c_n^{j-1}$$

$$[0067] \quad d_k^j = \sum_n g(n-2k) * c_n^{j-1}$$

[0068] 其中,c和d分别表示信号的近似和细节小波系数,h和g为对应的低通滤波器和高通滤波器。原始ECG根据该小波分解公式被分解到3个小波频带上,分别用 ECG_{cell}^1 , ECG_{cell}^2 , ECG_{cell}^3 表示。ECG多尺度空间构建步骤为:首先将导联1对应的3个不同尺度的波形 ECG_{cell}^1 , ECG_{cell}^2 , ECG_{cell}^3 横向排列为二维矩阵;然后将不同导联拓展的二维矩阵叠加为3维矩阵。

[0069] 通过S200获得表征心电识别单元在多个尺度空间的心电信号特征的波频单元后,如果直接基于每个尺度空间的波频单元进行疾病预测,预测的结果是片面的,疾病预测结果的准确性低。为了提高疾病预测结果的准确性,通过S300对多个尺度空间的波频单元进行整合,获得一个整体的、可以表征心电识别单元在多个尺度空间的心电信号特征信息。

[0070] 可选的,S300具体的实施方式为:基于每个导联的多个所述波频单元构建多尺度空间信号。进一步的,将每个导联的多个波频单元横向构成二维波频数据;将多个导联的二维波频数据进行纵向叠加,获得多尺度空间信号。如此,多尺度空间信号表征导联的心电识别单元在一个多维空间的心电信号特征。

[0071] 例如,ECG中包括3个导联的ECG信号,S200中将每个导联的心电识别单元分解到三个尺度空间中,每个导联对应三个波频单元,将每个导联的三个波频单元横向构成一个二维波频数据,有三个导联即可得到三个二维波频数据,将三个二维波频数据进行纵向叠加,即可获得一个在三维空间中的多尺度空间信号,即多尺度空间信号有三个维度信息。如此,即将心电识别单元在每个尺度空间的心电信号特征进行整合,得到一个完整的、多维的多尺度空间信号,提高了后续S400所执行的操作得到的结果的准确性。

[0072] 可选的,S400的具体实施方式为:将多尺度空间信号输入卷积神经网络中,卷积神经网络输出ECG信号的疾病预测结果。

[0073] 进一步的,S400具体的操作为:将多尺度空间信号输入卷积神经网络的输入层,通过至少两个神经网络单元对多尺度空间信号进行处理,获得第一处理数据,其中,神经网络单元至少对多尺度空间信号进行两次卷积处理后,至少再进行一次池化处理;对第一处理数据进行卷积处理,获得第二处理数据;对第二处理数据进行池化处理,获得第三处理数据;通过全连接层对第三处理数据进行处理,获得第四处理数据;通过SoftMax分类器对第四处理数据进行分类,并通过卷积神经网络的输出层输出疾病预测结果。

[0074] 为了进行举例说明,在举例之前对举例涉及的符号进行说明,其中:1表示第1个卷积层, f^1 表示第1层卷积核的尺寸, p^1 表示第1层填充(padding)的大小, s^1 表示第1层步长的大小, n_c^l 表示第1层通道的个数, n_f^l 表示第1层卷积核的个数, $n_H^{l-1} \times n_W^{l-1} \times n_C^{l-1}$ 表示1-1层输入的高、宽及通道数, $n_H^l \times n_W^l \times n_C^l$ 表示1-1层输出的高、宽及通道数, $n_H^l = \frac{n_H^{l-1} + 2 * p^l - f^l}{s^l} + 1$, $n_W^l = \frac{n_W^{l-1} + 2 * p^l - f^l}{s^l} + 1$ 表示输出的心电图像的尺寸。

[0075] 可选的,卷积神经网络的输入层的尺寸为 $400 * 3 * C$, $n_H^0 = 400$, $n_W^0 = 3$, $n_C^0 = C$,其中 $1 \leq C \leq 12$ (C为输入的导联的数量)。

[0076] 通过至少两个神经网络单元对多尺度空间信号进行处理,获得第一处理数据的具体实施方式为:

[0077] 通过超参数为： $f^1=3*1*C, s^1=1, p^1=0, n_f^1=32$ (卷积核个数) 的卷积层1对输入层输出的多尺度空间信号进行卷积处理, 获得尺寸为 $398*3*32, n_H^1=398, n_W^1=3, n_C^1=32$ 的第一输出数据。

[0078] 通过超参数为： $f^2=3*1*32, s^2=1, p^2=0, n_f^2=64$ (卷积核个数) 的卷积层2对第一输出数据进行卷积处理, 获得尺寸为 $396*3*64, n_H^2=396, n_W^2=3, n_C^2=64$ 的第二输出数据。

[0079] 通过超参数为: 平均池化滤波器尺寸 $f^3=2*1, s^3=2*1, p^3=0, n_f^3=64$ 的池化层1对第二输出数据进行池化处理, 获得尺寸为 $198*3*64, n_H^3=198, n_W^3=3, n_C^3=64$ 的第三输出数据。

[0080] 通过超参数为： $f^4=3*1*64, s^4=1, p^4=0, n_f^4=128$ (卷积核个数) 的卷积层3对第三输出数据进行卷积处理, 获得尺寸为 $196*3*128, n_H^4=196, n_W^4=3, n_C^4=128$ 的第四输出数据。

[0081] 通过超参数为： $f^5=3*1*128, s^5=1, p^5=0, n_f^5=128$ (卷积核个数) 的卷积层4对第四输出数据进行卷积处理, 获得尺寸为 $194*3*128, n_H^5=194, n_W^5=3, n_C^5=128$ 的第五输出数据。

[0082] 通过超参数为: 平均池化滤波器尺寸 $f^6=2*1, s^6=2*1, p^6=0, n_f^6=128$ 的池化层2对第五输出数据进行池化处理, 获得尺寸为 $97*3*128, n_H^6=97, n_W^6=3, n_C^6=128$ 的第一处理数据。

[0083] 对第一处理数据进行卷积处理, 获得第二处理数据, 具体为:

[0084] 通过超参数为： $f^7=3*2*128, s^7=1, p^7=0, n_f^7=64$ (卷积核个数) 的卷积层5对第一处理数据进行卷积处理, 获得尺寸为 $95*2*64, n_H^7=95, n_W^7=2, n_C^7=64$ 的第二处理数据。

[0085] 对第二处理数据进行池化处理, 获得第三处理数据, 具体为:

[0086] 通过超参数为: 平均池化滤波器尺寸 $f^8=2*1, s^8=2*1, p^8=0$, 的池化层3对第二处理数据进行池化处理, 获得尺寸为 $47*1*64, n_H^8=47, n_W^8=1, n_C^8=64$ 的第三处理数据。

[0087] 通过全连接层对第三处理数据进行处理, 获得第四处理数据, 具体为:

[0088] 全连接层的尺寸为包括3008个神经元节点, 将第三处理数据进行全连接运算, 得到 $47*64=3008$ 的一维向量数据。为了使得全连接层具有更好的鲁棒性, 进一步的, 还对尺寸为3008的一维向量数据进行Dropout操作, 以使全连接层的神经元数量保留80%, 即保留一维向量数据的0.8倍数量的数据。为了对0.8倍数量的一维向量数据进行降维, 还对0.8倍数量的一维向量数据进行Dropout操作, 以使保留0.8倍数量的一维向量数据的0.8倍数量的数据, 即获得第四处理数据。

[0089] 通过SoftMax分类器对第四处理数据进行分类, 并通过卷积神经网络的输出层输出疾病预测结果。可选的, 输出的疾病预测结果可以是二分类的, 即有疾病或者无疾病, 也可以输出二分类的结果的概率, 例如输出结果为(p, q), 其p表示有疾病的分类的概率, q表示无疾病的分类的概率, 若输出结果为(0.1, 0.9), 则说明该预测结果表征无疾病。

[0090] 在S400之前, 还需对卷积神经网络进行训练, 具体的训练方式如上S400所执行的

步骤一致,只是需要说明的是,在训练卷积神经网络时,卷积神经网络的输入训练数据的预先标注好的,即根据最后输出的需要对训练数据进行标注,例如,标注训练数据为正常、心肌缺血/梗死等。可选的,训练数据可以选取自PTB数据集中的数据。

[0091] 通过采用以上方案,基于每个导联的ECG信号获得心电识别单元,心电识别单元为ECG信号中至少包括一个心动周期的波段;将心电识别单元分解到多个尺度空间中,对应获得多个波频单元,波频单元表征心电识别单元在尺度空间的心电信号特征;基于多个导联的多个波频单元构建多尺度空间信号,多尺度空间信号表征心电识别单元在一个多维空间的心电信号特征;基于多尺度空间信号,获得ECG信号的疾病预测结果。心电识别单元为ECG信号中至少包括一个心动周期的波段,可以提高基于心电识别单元的疾病预测结果的准确性;将心电识别单元分解到多个尺度空间中,获得表征心电识别单元在每个尺度空间的心电信号特征的波频单元,然后基于多个导联的多个波频单元构建表征心电识别单元在一个多维空间的心电信号特征的多尺度空间信号,增强了心电识别单元的心电信号特征,当ECG信号质量差时,可以通过上述方式对ECG信号的特征进行增强,进而提高了基于多尺度空间信号获得ECG信号的疾病预测结果的准确性,同时降低了基于ECG信号获得疾病预测结果对心电信号的质量的要求。解决了现有技术中当ECG信号质量差时,基于ECG信号预测疾病的准确性差的技术问题,达到了提高了基于多尺度空间信号获得疾病预测结果的准确性的技术效果。

[0092] 针对上述实施例提供一种基于ECG的疾病预测方法,本申请实施例还对应提供一种用于执行上述的步骤的执行主体,该执行主体可以为图4中基于ECG的疾病预测装置200。请参考图4,该装置包括:

[0093] 获得模块210,用于基于每个导联的ECG信号获得心电识别单元,所述心电识别单元为所述ECG信号中至少包括一个心动周期的波段;

[0094] 处理模块220,用于将所述心电识别单元分解到多个尺度空间中,对应获得多个波频单元,所述波频单元表征所述心电识别单元在所述尺度空间的心电信号特征;基于多个所述导联的多个所述波频单元构建多尺度空间信号,所述多尺度空间信号表征所述心电识别单元在一个多维空间的心电信号特征;基于所述多尺度空间信号,获得所述ECG信号的疾病预测结果。

[0095] 可选的,获得模块210具体用于:对所述ECG信号进行分割,获得N个R波段,每个所述R波段是两个相邻的所述ECG信号R波顶点之间的波段,所述N是正整数;将第i个R波段与第i+1个R波段进行组合,获得第i个所述心电识别单元;所述i是小于所述N的正整数。

[0096] 可选的,处理模块220具体用于:基于多个所述导联的多个所述心电识别单元进行多次小波变换,每进行小波变换一次,对应获得一个所述尺度空间的所述波频单元。

[0097] 可选的,处理模块220具体用于:对第j个波频单元进行小波变换,获得第j+1个波频单元,其中,j是正整数,当j=1时,第j个波频单元是所述心电识别单元。

[0098] 可选的,处理模块220具体还用于:将每个所述导联的多个所述波频单元横向构成二维波频数据;将多个所述导联的二维波频数据进行纵向叠加,获得所述多尺度空间信号。

[0099] 可选的,处理模块220具体还用于:将所述多尺度空间信号输入卷积神经网络中,所述卷积神经网络输出所述ECG信号的疾病预测结果。

[0100] 可选的,处理模块220具体还用于:将所述多尺度空间信号输入卷积神经网络的输

入层,通过至少两个神经网络单元对所述多尺度空间信号进行处理,获得第一处理数据,其中,所述神经网络单元至少对所述多尺度空间信号进行两次卷积处理后,至少再进行一次池化处理;

[0101] 对所述第一处理数据进行卷积处理,获得第二处理数据;

[0102] 对所述第二处理数据进行池化处理,获得第三处理数据;

[0103] 通过全连接层对所述第三处理数据进行处理,获得第四处理数据;

[0104] 通过SoftMax分类器对所述第四处理数据进行分类,并通过卷积神经网络的输出层输出所述疾病预测结果。

[0105] 关于上述实施例中的装置,其中各个模块执行操作的具体方式已经在有关该方法的实施例中进行了详细描述,此处将不做详细阐述说明。

[0106] 本发明实施例还提供了一种电子设备,如图5所示,包括存储器504、处理器502及存储在存储器504上并可在处理器502上运行的计算机程序,所述处理器502执行所述程序时实现前文所述基于ECG的疾病预测方法的任一方法的步骤。

[0107] 其中,在图5中,总线架构(用总线500来代表),总线500可以包括任意数量的互联的总线和桥,总线500将包括由处理器502代表的一个或多个处理器和存储器504代表的存储器的各种电路链接在一起。总线500还可以将诸如外围设备、稳压器和功率管理电路等之类的各种其他电路链接在一起,这些都是本领域所公知的,因此,本文不再对其进一步描述。总线接口505在总线500和接收器501和发送器503之间提供接口。接收器501和发送器503可以是同一个元件,即收发机,提供用于在传输介质上与各种其他装置通信的单元。处理器502负责管理总线500和通常的处理,而存储器504可以被用于存储处理器502在执行操作时所使用的数据。

[0108] 本发明实施例还提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现前文所述基于ECG的疾病预测方法的任一方法的步骤。

[0109] 在此提供的算法和显示不与任何特定计算机、虚拟系统或者其它设备固有相关。各种通用系统也可以与基于在此的示教一起使用。根据上面的描述,构造这类系统所要求的结构是显而易见的。此外,本发明也不针对任何特定编程语言。应当明白,可以利用各种编程语言实现在此描述的本发明的内容,并且上面对特定语言所做的描述是为了披露本发明的最佳实施方式。

[0110] 在此处所提供的说明书中,说明了大量具体细节。然而,能够理解,本发明的实施例可以在没有这些具体细节的情况下实践。在一些实例中,并未详细示出公知的方法、结构和技术,以便不模糊对本说明书的理解。

[0111] 类似地,应当理解,为了精简本公开并帮助理解各个发明方面中的一个或多个,在上面对本发明的示例性实施例的描述中,本发明的各个特征有时被一起分组到单个实施例、图、或者对其的描述中。然而,并不应将该公开的方法解释成反映如下意图:即所要求保护的本发明要求比在每个权利要求中所明确记载的特征更多的特征。更确切地说,如下面的权利要求书所反映的那样,发明方面在于少于前面公开的单个实施例的所有特征。因此,遵循具体实施方式的权利要求书由此明确地并入该具体实施方式,其中每个权利要求本身都作为本发明的单独实施例。

[0112] 本领域那些技术人员可以理解,可以对实施例中的设备中的模块进行自适应性地

改变并且把它们设置在与该实施例不同的一个或多个设备中。可以把实施例中的模块或单元或组件组合成一个模块或单元或组件,以及此外可以把它们分成多个子模块或子单元或子组件。除了这样的特征和/或过程或者单元中的至少一些是相互排斥之外,可以采用任何组合对本说明书(包括伴随的权利要求、摘要和附图)中公开的所有特征以及如此公开的任何方法或者设备的所有过程或单元进行组合。除非另外明确陈述,本说明书(包括伴随的权利要求、摘要和附图)中公开的每个特征可以由提供相同、等同或相似目的的替代特征来代替。

[0113] 此外,本领域的技术人员能够理解,尽管在此的一些实施例包括其它实施例中所包括的某些特征而不是其它特征,但是不同实施例的特征的组合意味着处于本发明的范围之内并且形成不同的实施例。例如,在下面的权利要求书中,所要求保护的实施例的任意之一都可以以任意的组合方式来使用。

[0114] 本发明的各个部件实施例可以以硬件实现,或者以在一个或者多个处理器上运行的软件模块实现,或者以它们的组合实现。本领域的技术人员应当理解,可以在实践中使用微处理器或者数字信号处理器(DSP)来实现根据本发明实施例的装置中的一些或者全部部件的一些或者全部功能。本发明还可以实现为用于执行这里所描述的方法的一部分或者全部的设备或者装置程序(例如,计算机程序和计算机程序产品)。这样的实现本发明的程序可以存储在计算机可读介质上,或者可以具有一个或者多个信号的形式。这样的信号可以从因特网网站上下下载得到,或者在载体信号上提供,或者以任何其他形式提供。

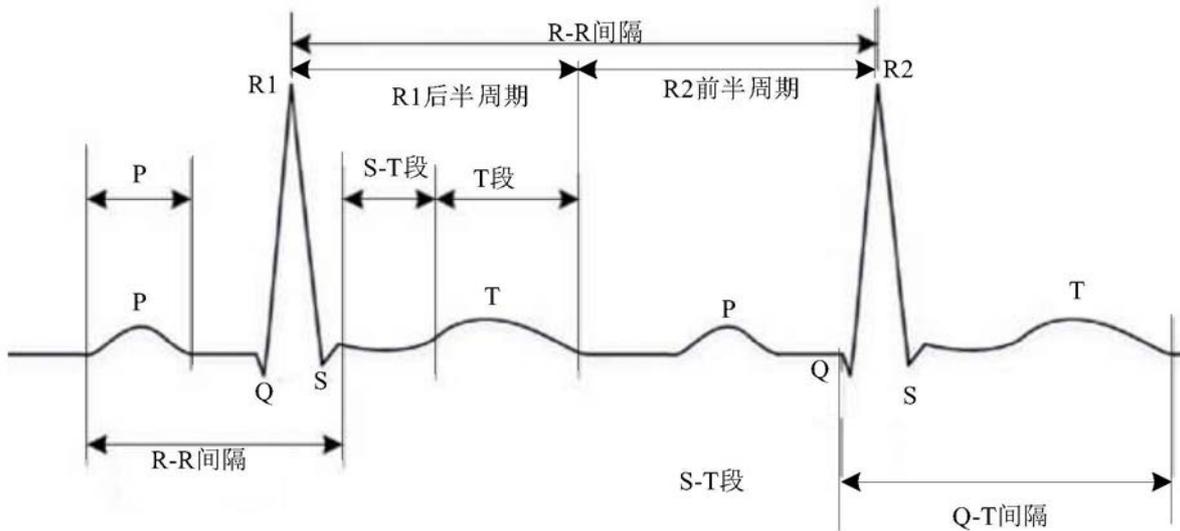


图1

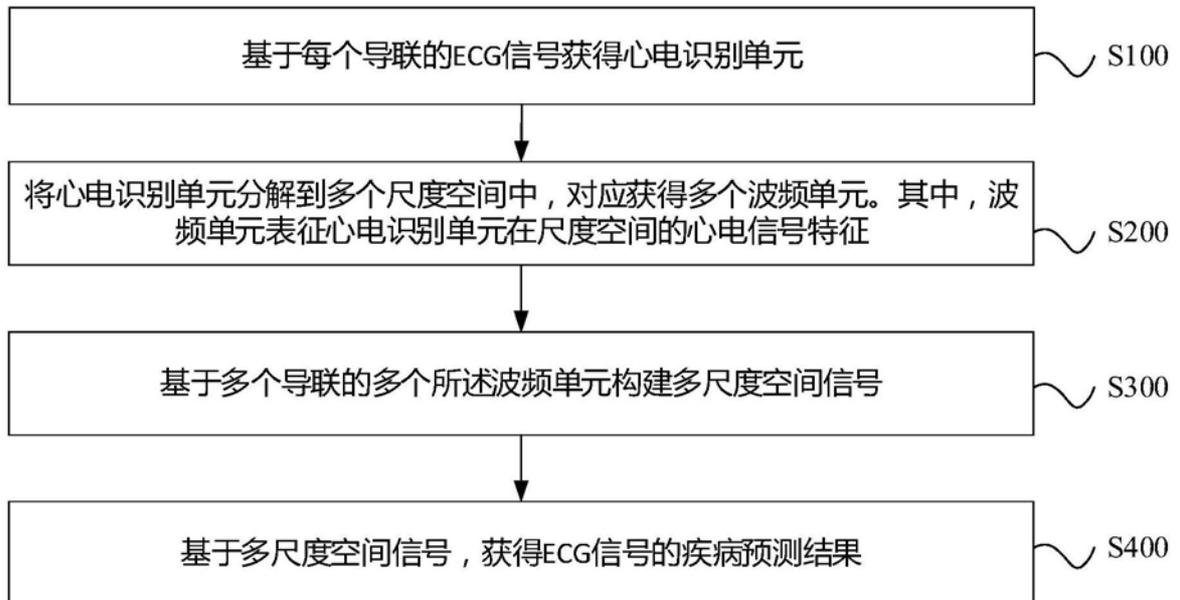


图2

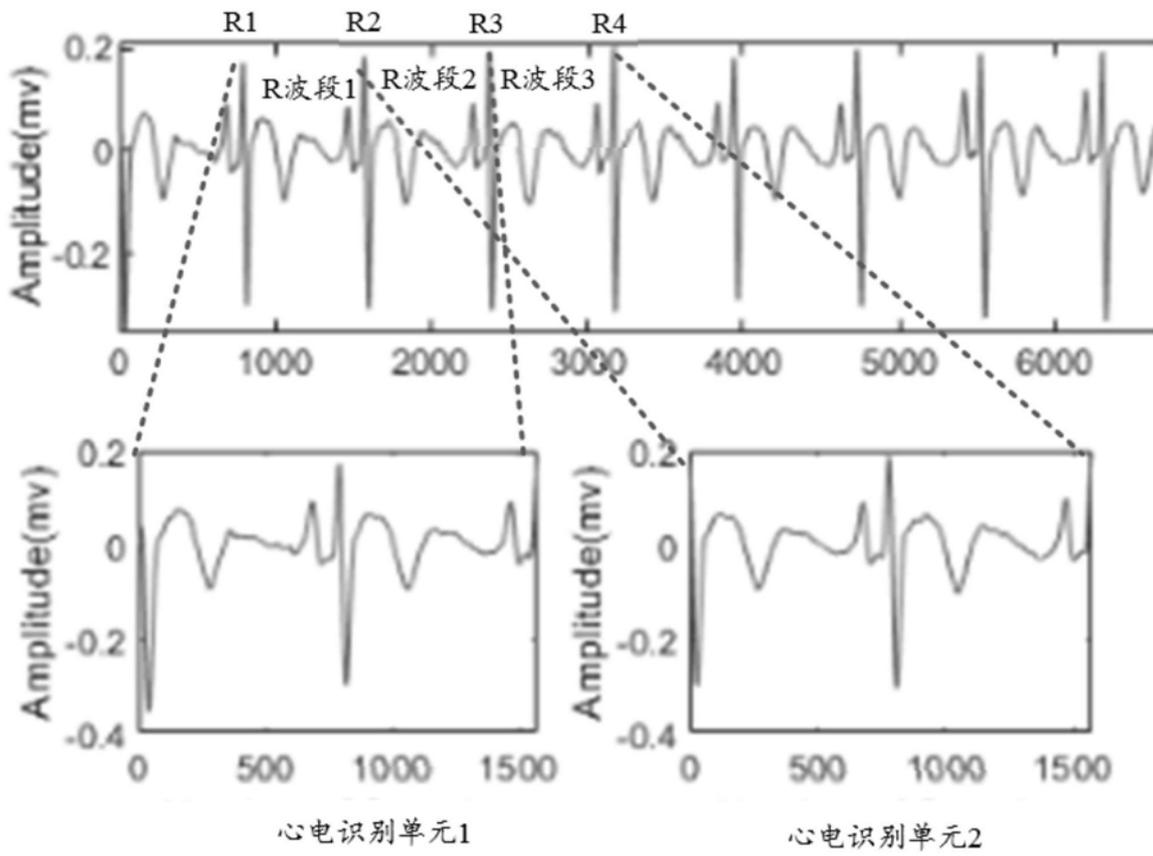


图3

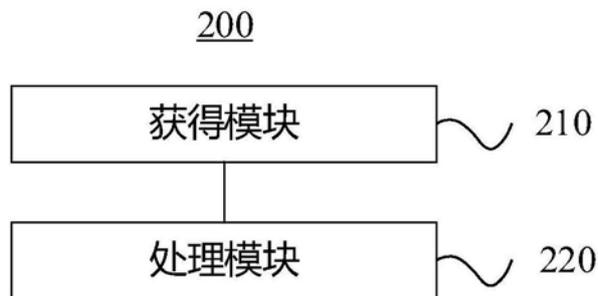


图4

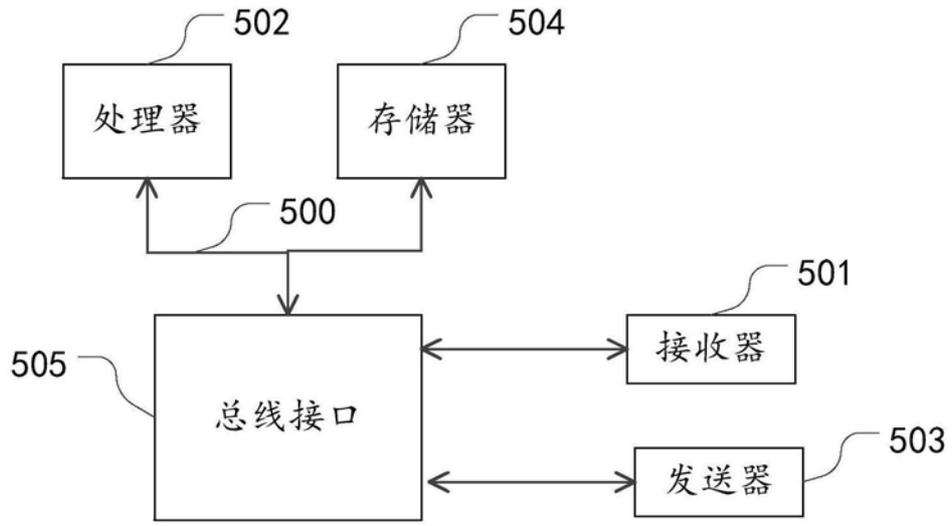


图5

专利名称(译)	基于ECG的疾病预测方法、装置及电子设备		
公开(公告)号	CN110495878A	公开(公告)日	2019-11-26
申请号	CN201910774952.1	申请日	2019-08-21
[标]申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
申请(专利权)人(译)	中国科学院深圳先进技术研究院		
当前申请(专利权)人(译)	中国科学院深圳先进技术研究院		
[标]发明人	刘记奎 李焯 苗芬 闻博 刘增丁		
发明人	刘记奎 李焯 苗芬 闻博 刘增丁		
IPC分类号	A61B5/0452 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0452 A61B5/04525 A61B5/7267		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于ECG的疾病预测方法、装置及电子设备，所述方法包括：基于每个导联的ECG信号获得心电识别单元；将心电识别单元分解到多个尺度空间中，对应获得多个波频单元；基于多个导联的多个波频单元构建多尺度空间信号；基于多尺度空间信号，获得ECG信号的疾病预测结果。解决了现有技术中当ECG信号质量差时，基于ECG信号预测疾病的准确性差的技术问题，达到了提高了基于多尺度空间信号获得疾病预测结果的准确性的技术效果。

