



# (12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109620211 A

(43)申请公布日 2019.04.16

(21)申请号 201910093710.6

G06K 9/38(2006.01)

(22)申请日 2019.01.30

G06N 3/04(2006.01)

(66)本国优先权数据

201811293099.3 2018.11.01 CN

(71)申请人 吉林大学珠海学院

地址 519041 广东省珠海市金湾区草堂吉  
林大学珠海学院

(72)发明人 李嘉 江赛标 查雨彤 王博

(74)专利代理机构 北京知呱呱知识产权代理有  
限公司 11577

代理人 冯建基 孙进华

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

G06K 9/00(2006.01)

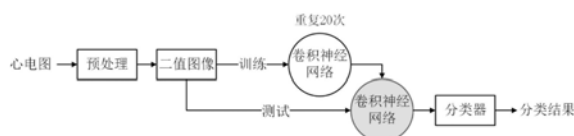
权利要求书1页 说明书8页 附图3页

(54)发明名称

一种基于深度学习的智能化异常心电辅助  
诊断方法

(57)摘要

本发明实施例公开了一种基于深度学习的智能化异常心电辅助诊断方法,该基于深度学习的智能化异常心电辅助诊断方法包括:预处理心电图信号,得到心电图信号中各心动周期的二值图像;采用深度卷积神经网络提取二值图像的深层次的隐式特征;通过分类器根据特征对心电图中的心拍进行分类。



1. 一种基于深度学习的智能化异常心电辅助诊断方法,其特征在于,所述方法包括:  
预处理心电图信号,得到心电图信号中的心拍的二值图像;  
采用深度卷积神经网络提取所述二值图像的隐式特征;  
通过分类器根据特征对所述心电图中的心拍进行分类。
2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述预处理心电图信号,得到心电图信号中心拍的二值图像,包括:  
对所述心电图信号进行去噪处理;  
将去噪后的心电图信号分割成心拍,得到心拍形态学信息,并将所述心拍对应的幅度值归一化;  
将心电图中相邻两个心拍间的时间信息的值归一化,得到心拍节律信息;  
将所述心拍形态学信息和所述心拍节律信息进行融合,得到心拍的信息融合向量;  
将所述心拍的信息融合向量进行独热编码,得到二值图像。
3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述对所述心电图信号进行去噪处理,包括:  
对所述心电图信号进行小波变换,并根据预设阈值滤除掉预设阈值以下的高频系数,以及对小波分解的低频系数和满足预设阈值高频系数进行重构,得到去噪后的心电信号。
4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述对所述心电图信号进行小波变换,并根据预设阈值滤除掉预设阈值以下的高频系数,对小波分解的低频系数和满足预设阈值的小波分级的高频系数进行重构,得到去噪后的心电图信号,包括:  
采用小波基函数对所述心电图信号进行三层分解;  
对第一层到第三层的高频系数,采用Stein无偏似然估计预设阈值,并去除预设阈值以下的高频系数;  
根据第三层低频系数和预设阈值以上的高频系数,进行重构,得到去噪后的心电图信号。
5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,心电图信号的振幅小于100mv,频率为0.5-30hz。
6. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述将去噪后的心电图信号分割成心拍,并将所述心拍对应的幅度值归一化,得到心拍形态学信息,包括:  
以R波波峰为中心在360Hz下采样得到234个样本点,再通过下采样操作压缩至97个样本点,最后将心拍样本点对应的幅度值归一化至[0,1]区间作为心拍形态学信息。
7. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述将心拍间的时间信息的值归一化,得到心拍节律信息,包括:  
将相邻心拍的QRS波群中R波波峰的距离时间的差值归一化,得到心拍节律信息。
8. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述将所述心拍的信息融合向量进行独热编码,得到二值图像,包括:  
采用独热编码方法将信息融合向量映射到网格上,并将信息融合向量的值出现在网格中的值使用1表示网格,否则使用0表示,得到二值图像。

## 一种基于深度学习的智能化异常心电辅助诊断方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及生物信号处理技术领域,具体涉及一种基于深度学习的智能化异常心电辅助诊断方法。

### 背景技术

[0002] 在我国,由心血管疾病引起的死亡占到了总死亡构成比的40%左右,对人们的健康造成了极大的威胁。心血管病具有突发性和危险性,Norris等研究也指出了72%的患者在心脏骤停发生前有明显的不适,其中70%的患者的症状持续超过15分钟。因此,对患者进行实时心电诊断以及及时发现心电异常变化对心血管疾病防治有重要意义。心电信号处理是移动医疗领域的研究热点,其心拍的多分类是诊断心血管疾病的重要依据,在医疗上,人工的分类往往需要耗费大量的时间与精力,所以智能化异常心电辅助诊断作为一种近些年来新兴的医疗诊断模式,它将医学传感、移动终端、云服务等技术融为一体,在智能终端普及率逐日提升与通信技术快速发展的形势下,有利于提高人们的生活质量,有效缓解“民众看病难”的问题。尽管,市场上现已有多种类似的心电异常诊断系统,然而通过对相关技术进行了深入研发,综合来看,现有产品已经渐渐无法满足人们的需求。

### 发明内容

[0003] 本发明实施例的目的在于提供一种基于深度学习的智能化异常心电辅助诊断方法,用以解决(1)传统的面向心电图心拍分类的一维输入CNN模型中的局部感受野(卷积核)是在时间维度上划分的,只包含了心拍表达的一个维度,不能表达心拍在不同维度间的关系、规律建模,无法使心拍在多维度上建立分布式的特征表达,限制了CNN的卷积层的局部感受野和池化层的池化分组的设计理念;(2)一维深度卷积神经网络不能很好的算法复杂、低效的“人工”的心电信号特征提取方式;(3)传统的手工调整网络中学习率参数,训练网络时易出现过拟合现象;(4)神经网络中每一层输出的神经元个数过多,导致过长训练和测试周期时间和降低的识别精度;(5)缺乏系统、全面的系统性能评估指标的问题。

[0004] 为解决上述目的,本发明实施例提供一种基于神经网络的智能化异常心电监测方法,该方法包括:预处理心电图信号,得到心电图信号中心拍的二值图像;采用深度卷积神经网络提取二值图像的深层次的隐式特征;通过分类器根据特征对心电图心拍进行分类。

[0005] 可选的,预处理心电图信号,得到心电图信号中心拍的二值图像,包括:

[0006] 对心电图信号进行去噪处理;

[0007] 将去噪后的心电图信号分割成心拍,并将心拍对应的幅度值归一化,得到心拍形态学信息;

[0008] 将心电图中相邻两个心拍间的时间信息的值归一化,得到心拍节律信息;

[0009] 将心拍形态学信息和心拍节律信息进行融合,得到心拍的信息融合向量;

[0010] 将心拍的信息融合向量进行独热编码,得到二值图像。

[0011] 可选的,对心电图信号进行去噪处理,包括:

[0012] 对心电图信号进行小波变换,并根据估计阈值对阈值以下的小波分解的高频系数进行阈值化处理,对小波分解的低频系数和阈值化处理后的低频系数进行重构,得到去噪后的心电图信号。

[0013] 可选的,对心电图信号进行小波分解,并根据估计阈值对阈值以下的小波分解的高频系数进行阈值化处理,对小波分解的低频系数和阈值化处理后的低频系数进行重构,得到去噪后的心电图信号,包括:

[0014] 采用小波基函数对心电图信号在三尺度上进行小波分解;

[0015] 对第一层到第三层的高频系数,采用基于Stein无偏似然估计方法估计阈值,并采用软阈值方法对阈值以下的高频系数进行阈值化处理;

[0016] 根据第三层低频系数和阈值化处理后的各层高频系数进行重构,得到去噪后的心电图信号。

[0017] 可选的,心电图信号的振幅小于100mv,频率为0.5-30hz。

[0018] 可选的,将去噪后的心电图信号分割成心拍,并将心拍对应的幅度值归一化,得到心拍形态学信息,包括:

[0019] 以R波波峰为中心在360Hz下采样得到234个样本点,再通过下采样操作压缩至97个样本点,最后将心拍样本点对应的幅度值归一化至[0,1]区间作为心拍形态学信息。

[0020] 可选的,将心拍间的时间信息的值归一化,得到心拍节律信息,包括:

[0021] 将相邻心拍的QRS波群中R波波峰的距离时间的差值归一化,得到心拍节律信息。

[0022] 可选的,将心拍的信息融合向量进行独热编码,得到二值图像,包括:

[0023] 采用独热编码方法将信息融合向量映射到网格上,并将信息融合向量的值出现在网格中的值使用1表示网格,否则使用0表示,得到二值图像。

[0024] 本发明实施例具有如下优点:

[0025] 1) 基于深度卷积神经网络在图像识别的优势,采用心电信号的二维方式输入网络以解决由于一维心电信号输入下不能表达心拍在不同维度间的关系、规律建模,无法使心拍在多维度上建立分布式的特征表达的问题;

[0026] 2) 充分利用深度卷积神经网络自动提取特征的特点,避免由于人工提取特征时算法复杂、低效的问题;

[0027] 3) 将传统的手工调整深度卷积神经网络中学习率参数的方式改为自动调整学习率的方式,避免训练网络时出现过拟合现象;

[0028] 4) 采用目标失活法以解决由于神经网络中每一层输出的神经元个数过多而导致训练和测试周期过长、识别精度低的问题;

[0029] 5) 采用多种评估标准来评估系统。

## 附图说明

[0030] 图1为本发明实施例提供了一种基于深度学习的智能化异常心电辅助诊断方法的流程图。

[0031] 图2为心电图信号预处理阶段流程图。

[0032] 图3为比较原始心电图信号和去噪后心电图信号。

[0033] 图4为二值图像的示意图。

[0034] 图5为独热编码原理的示意图。

[0035] 图6为深度卷积神经网络的结构图。

[0036] 图7(A)-图7(B)为相同网络模型下,采用不同优化器的网络收敛情况和分类精度的对比图。

[0037] 图8(A)-图8(B)比较不同输入维度的深度卷积神经网络训练下的网络收敛情况和分类精度。

## 具体实施方式

[0038] 以下由特定的具体实施例说明本发明的实施方式,熟悉此技术的人士可由本说明书所揭露的内容轻易地了解本发明的其他优点及功效。

[0039] 须知,本说明书所绘示的结构、比例、大小等,均仅用以配合说明书所揭示的内容,以供熟悉此技术的人士了解与阅读,并非用以限定本发明可实施的限定条件,故不具技术上的实质意义,任何结构的修饰、比例关系的改变或大小的调整,在不影响本发明所能产生的功效及所能达成的目的下,均应仍落在本发明所揭示的技术内容得能涵盖的范围内。同时,本说明书中所引用的如“上”、“下”、“左”、“右”、“中间”等的用语,亦仅为便于叙述的明了,而非用以限定本发明可实施的范围,其相对关系的改变或调整,在无实质变更技术内容下,当亦视为本发明可实施的范畴。

### [0040] 实施例1

[0041] 图1为本发明实施例提供了一种基于深度学习的智能化异常心电辅助诊断方法的流程图。如图1所示,该基于深度学习的智能化异常心电辅助诊断方法包括:

[0042] 第一步:预处理心电图信号,得到心电图信号中的心拍的二值图像;

[0043] 心电信号预处理阶段包括:心电信号去噪、心拍分割、信息融合和独热编码。预处理阶段的流程图如图2所示。

[0044] 在图2中,预处理具体包括:对所述心电图信号进行去噪处理;将去噪后的心电图信号分割成心拍,并将所述心拍对应的幅度值归一化,得到心拍形态学信息;将心电图中相邻两个心拍间的时间信息的值归一化,得到心拍节律信息;将所述心拍形态学信息和所述心拍节律信息进行融合,得到心拍的信息融合向量;将所述心拍的信息融合向量进行独热编码,得到二值图像。

[0045] 其中,对心电图信号进行去噪处理,包括:

[0046] 对心电图信号进行小波分变换,并根据估计阈值滤除阈值以下的高频系数,对小波分解的低频系数和阈值化处理后的高频系数进行重构,得到去噪后的心电图信号。

[0047] 对心电图信号进行去噪处理,具体包括:

[0048] (1)对含噪信号进行预处理,并进行小波变换。采用dbchies 5(db5)小波基函数在三尺度上对心拍信号进行分解;

[0049] (2)小波分解的高频系数的阈值化处理。对第一层到第三层高频系数,选择基于Stein无偏似然方法估计阈值,采用软阈值方法对阈值以下的高频系数进行阈值化处理;

[0050] (3)一维小波重构。根据小波分解的第三层低频系数和阈值化处理后各层高频系数,进行一维重构。

[0051] 上述的心电信号是振幅小于100mV的弱信号,能量集中在0.5~30Hz的频率范围

内。心电信号很容易受到环境噪声等因素的影响,记录的心电图信号通常包括噪声和干扰,如肌电干扰、基线漂移和工频干扰。我们采用带通滤波器(通带频率:0.1~100Hz)去除基线漂移,小波变换去除高频噪声,小波分析由于能同时在时-频域中对信号进行分析,具有多分辨分析的功能,所以在不同的分解层上有效的区分信号的突变部分和噪声,从而实现信号的消噪。

[0052] 在图3中显示了来自于MIT-BIH心律失常数据库,标注为228记录的心电图片段去噪前后的对比。原始信号为含有基线漂移噪声的ECG信号,表现为其波形偏离零幅值波动和扭曲,基线不在用一条水平上会严重影响识别效果。去除基线漂移噪声的基线明显接近零振幅,波形在基线附近波浪起伏。此外,从图3中可以看到去除高频部分噪声的信号波形比原始信号平滑。在有效去除ECG中噪声干扰的同时,减少有用心电信息的丢失,较好的保持了心电信号的波形特征,达到了理想的滤波效果。

[0053] 其中,将去噪后的心电图信号分割成心拍,并将所述心拍对应的幅度值归一化,得到心拍形态学信息,包括:

[0054] 以R波波峰为中心采样得到234个样本点,再通过下采样操作压缩至97个样本点,最后将心拍样本点对应的幅度值归一化至 $[0,1]$ 区间作为心拍形态学信息。

[0055] 将去噪后的心电图信号分割成心拍,并将所述心拍对应的幅度值归一化,得到心拍形态学信息,具体包括:

[0056] 为了保证从心电图上截取出的每个心拍信号具有完整波形成分,完整的波形是指完整的P-QRS-T波,包括P波、QRS波群、T波和有可能在T波后出现U波,并剔除P-QRS-T波以外的冗余信息,我们通过分析单个心拍各成分波形持续时间,如P波历时0.08~0.11秒,P-R段间期0.12~0.2秒,QRS波群历时0.06~0.1秒,S-T段间期为0.05~0.15秒,T波历时0.05~0.25秒和U波历时0.02~0.04秒,最终确定单个心拍的P-QRS-T波时长为0.65秒。

[0057] 在确定了单个心拍持续时间0.65秒的基础上,采用采样频率为360Hz,以R波波峰(MIT-BIH数据库中标注出了每条心电图记录中各心拍的R波波峰位置)为中心采样得到234个样本点,再通过下采样操作压缩至97个样本点,最后将心拍样本点对应的幅度值归一化至 $[0,1]$ 区间作为心拍形态学信息。

[0058] 其中,将心拍间的时间信息的值归一化,得到心拍节律信息,包括:

[0059] 将相邻心拍的QRS波群中R波波峰的距离时间的差值归一化,得到心拍节律信息。

[0060] 将心拍间的时间信息的值归一化,得到心拍节律信息,具体包括:

[0061] 在计算心拍间的节律信息时,考虑到了R-R间期的时间信息,R-R间隔是指心电图相邻两次心动(两个心拍)的QRS波群中R波波峰的距离时间,反映了两次心跳的时间间隔。心律失常会引起R-R间期的异常变化,如Hayano等通过R-R间期的散点图呈现出了持续性心房颤动状态下房室传导功能的昼夜规律,结果显示房室结传导功能节律在心力衰竭患者中呈衰减状态。在MIT-BIH心律失常数据库中,每条心电图记录中的心拍类型和R波波峰位置都有明确的指示,可以直接获得相邻心拍的R-R区间。三个量被选中作为心拍的节律信息(RR\_inf),即 $RR\_inf = [RR\_pre, RR\_pos, RR\_dif]$ ,RR\_pre表示本次心跳的与上一次心跳的R-R间期,RR\_pos表示本次心跳和下一次心跳的R-R间期,RR\_dif为RR\_inf与RR\_pos的差值。将RR\_inf的值归一化到 $[0,1]$ 区间作为心拍的节律信息。最终融合每个拍的形态学信息(Mor\_inf)和节律信息(RR\_inf),得到心拍信号的信息融合向量(Input\_x),即 $Input\_x =$

[Mor\_inf,RR\_inf]。

[0062] 其中,将所述心拍形态学信息和所述心拍节律信息进行融合,得到心拍的信息融合向量,包括:

[0063] 本发明实施例通过采用形态学和节律信息,多角度刻画心电图中每个心拍,实施手段为利用信息融合技术将心拍信号形态学信息和相邻心拍间节律信息相结合。

[0064] 由于数据中常存在奇异样本数据,奇异样本数据的存在会引起网络训练时间的增加,并可能引起网络无法收敛。为了避免出现这种情况,另外考虑到方便后续数据的处理和加快网络学习速度,在信息融合技术之前分别对获取到的心拍形态学和节律信息进行归一化处理,使得所有样本的输入信号其均值或与其均方差相比较小。

[0065] 其中,将所述心拍的信息融合向量进行独热编码,得到二值图像,包括:

[0066] 采用独热编码方法将信息融合向量映射到网格上,并将信息融合向量的值出现在网格中的值使用1表示网格,否则使用0表示,得到二值图像。

[0067] 将所述心拍的信息融合向量进行独热编码,得到二值图像,具体包括:

[0068] 首先根据信息融合技术,融合分割后的心拍信号的97个采样点的幅值和心拍节律信息转换成信息,得到长度为100的融合向量(Input\_x),再采用独热编码方法将信息融合向量映射到20(纵坐标)×100(横坐标)的网格上,即信息融合向量的值出现在网格中的使用1表示网格,否则使用0表示,得到心拍融合信息的二值图像表示形式。信息融合向量的编码过程如图4所示,图中用黑色框表示编码为1,空白框表示0。

[0069] 其中,独热编码即One-Hot编码,又称一位有效编码,其方法是使用N位状态寄存器来对N个状态进行编码,每个状态都有它独立的寄存器位,并且在任意时候,其中只有一位有效。

[0070] 例如对三个状态进行编码:

[0071] 自然顺序码为000,001,010

[0072] 独热编码则是000001,000010,000100

[0073] 直观来说就是有多少个状态就有多少比特,而且只有一个比特为1,其他全为0。基于独热编码的编码制度,我们将从心电图分割出的每个一维心拍(心拍信号)转化为二值图像,二值图像是每个像素只有两个可能值的数字图像,每个像素不是黑就是白(黑色用0表示,白色用1表示),其灰度值没有中间过渡。

[0074] 图5显示了以心电信号的形态学信息为例,独热编码技术的具体编码过程。图1左侧显示了心拍信号一维形式下的波形,表现为97个样本点对应的心拍信号的幅度值。幅值0~1划分到5个区间,分别为[0~0.19,0.2~0.39,0.4~0.59,0.6~0.79,0.8~1],心拍信号的样本点对应的幅值落在哪个区间内就用1表示,其他用0表示,例如,图5中点为心拍信号第83个样本点对应的幅度值(A83=0.38mV),落在在第二个区间用1表示,其他区间用0表示,最终得到表示该幅值的向量为[0 1 0 0 0],包含97个样本点的心拍信号经过独热编码后的二值图像尺寸为5×97。此方法也适用于心拍节律信息。

[0075] 第二步,采用深度卷积神经网络提取所述二值图像的深层次的隐式;

[0076] 在图1中两个深度卷积神经网络(CNN)模型实际上是同一个网络结构,为了区分训练和测试过程,在图中用了两个CNN模型表示。显示为白色CNN的作用是通过训练确定CNN模型每一层(卷积层和全连接层)的参数(权值和阈值),而显示为灰色CNN的作用是将测试集

和训练好的参数送入到灰色CNN模型进行测试,得到分类结果。

[0077] 深度卷积神经网络通过自主学习可以挖掘数据的深层次的隐式特征,特征提取由如图1所示的深度卷积神经网络实现,将训练集中数据送入该深度卷积神经网络经过20次迭代训练,得到更新后CNN模型中各隐含层(卷积层和全连接层)的参数(权值和阈值),这个过程由网络自主完成。最后将获得的参数和受试数据(测试集)一并送入图1所示分类系统中灰色圆形表示的深度卷积神经网络模型,在网络输出端采用Softmax分类器得到最终分类结果。

[0078] 本发明实施例基于LeNet5构架了一个具有多个隐含层的深度深度卷积神经网络(如图6所示),由两个卷积层(C1和C2)、一个池化层(S3)和两个全连通层组成,隐含层的主要作用是将原始数据映射到分布式特征空间中,获得每一阶段的隐式特征。每个卷积层又被认为是一个模糊滤波器,可以增强原始信号的特性,降低噪声,池化层用于识别二维图像的位移、缩放及其他形式扭曲的不变性。另外,图6还显示了深度卷积神经网络中各层参数设置情况,包括:

[0079] (1) 卷积层:两个卷积层的特征图片数分别为12和6,即卷积核个数分别为12和6,设置每个特征图片中的卷积核大小为 $5 \times 11$ ,步长为3。

[0080] (2) 池化层:采用取最大值池化操作(Max-pooling),利用局部相关原理对数据进行采样,在减少数据维数的同时保留有用信息,池化层中池化分组区域的尺寸为 $2 \times 2$ 、步长取2。

[0081] (3) 全连接层:网络中设置了两个全连接层,目的是将网络学习到的特征映射到样本的标记空间中,其中第一个全连接层还可以将上一个隐含层输出的二维特征图片转化成一维的向量以便分类器进行分类。此外,为了避免网络中隐含层输出神经元数量过多而引入的过拟合和训练时间成本过多的问题,在两个全连接层中引入目标失活(Biased Dropout)方法实现网络“瘦身”,即在前向和反向传播中,以50%的失活率设定全连接层输出中对网络贡献小(神经元值相对较小)的神经元的激活值为0,并将对网络贡献较大(神经元的值相对较大)的50%神经元按原值送入下一层。

[0082] 网络的整体参数配置如下,采用修正线性单元(ReLU)作为网络的激活函数,交叉熵作为损失函数,ADADELTA优化算法作为梯度下降方法。本章构建的深度卷积神经网络是运行在具有图形处理单元(GPU)(型号:GTX1080Ti)的Linux系统上,用Python语言编写算法并利用Keras搭建的。

[0083] 第三步,通过分类器Softmax根据特征对所述心电图中的心拍进行分类。

[0084] 为了评估本系统的性能,我们设置了两组实验,在实验1,通过比较采用自适应学习率和目标失活法对系统性能的影响,另外,在实验2中还比较了采用一维和二维输入深度卷积神经网络结构下的系统性能。

[0085] 本实验采用的数据来自MIT-BIH心律失常数据库中46条修正肢体二导联(MLII)的心电图记录。采用最常见的六个心跳类型即正常心拍(N),起搏心跳(/),房性早搏(A),室性早搏(V),左束支传导阻滞(L),右束支传导阻滞(R)进行分类对比实验,从46条心电图记录上分割出的心拍数量作为样本集,其中由于正常心拍数占样本总数比例过大(73.3%(N=73,542))会影响其他异常心拍的识别效果,所以在正常类型心拍数量的选择上,采用随机选取方式选取其中6000个正常心跳作为样本数据。从选取的六种类型心拍构成的样本集中

随机抽取60%的心拍数纳入训练数据集,其余心拍数归入到测试集,各数据集的不同类型心拍数量分布情况如下表所示。

[0086]

| 类型  | N    | /    | A    | V    | L    | R    | 合计     |
|-----|------|------|------|------|------|------|--------|
| 训练集 | 3600 | 2170 | 1488 | 4006 | 4842 | 5916 | 22,022 |
| 测试集 | 2400 | 1446 | 992  | 2640 | 3227 | 1366 | 12,071 |

[0087] 使用MIT-BIH异常心电数据库进行两组实验,在这两组实验中除特意说明外所有的实验参数设置都和本章构建的深度卷积神经网络的保持一致,此外,为了尽可能全面的对比每组实验的效果,除了考虑网络的学习能力,我们还评估了网络每次训练对最终分类结果的贡献。第一组实验中,网络中全连接层采用失活率为50%的目标失活方法,并将ADADELTA技术和标准SGD(随机梯度下降算法)作为基准进行对比,利用上表中的训练集数据用于训练,对比两种方法的对网络收敛的影响,也就是训练损失的大小,再利用上表中测试集的数据观察不同方法下网络的测试准确率。另外,采用ADADELTA技术,比较采用随机失活法和目标失活法的网络训练时间成本。

[0088] 第二组实验,比较传统一维输入和二维输入的网络学习能力及分类准确率。输入网络的一维数据采用信息融合技术后得到的尺寸为 $1 \times 100$ 的信息融合向量,由于是一维输入,所以对应深度卷积神经网络中部分隐含层的参数也要做一定的调整,其中设置卷积核大小为 $1 \times 11$ ,池化层中的池化尺寸为 $1 \times 2$ ,其他参数不变。利用上表中的训练集数据用于训练,对比两种方法的对网络收敛的影响,也就是训练损失的大小,再利用上表中测试集的数据观察不同方法下网络的测试准确率。

[0089] 图7显示了相同目标失活方法下(失活率:50%),在网络中分别采用ADADELTA优化器和SGD优化器,网络对数据训练20次的损失函数值和分类准确率。与传统SGD方法相比,ADADELTA的测试准确率更低,训练损失更小。图7A中的红色曲线的下降速度高于黑色曲线,在第15次迭代时引入稳态,说明ADADELTA优化器的收敛速度快于SGD优化器,在网络学习初始(第一次迭代)采用ADADELTA优化器的训练损失(交叉熵的值)远低于采用SGD优化器情况(0.53比1.34),而且测试准确率要高得多(96%比78%)。采用ADADELTA优化器达到测试准确率99%左右,这仍然高于经过20次迭代后SGD优化器的结果(图7B)。

[0090] 由于是自适应学习率,SGD和ADADELTA的初始学习率都是被自定义的,训练过程中的学习率大小也是被自动调整的,避免了糟糕的“手动调节学习率”的本地解决方案。结果表明,相对SGD而言,采用ADADELTA更适合本文构建的深度卷积神经网络,使网络具有更好的学习能力和分类效果。但是,ADADELTA在训练初期和中期,具有非常不错的收敛效果。但是,到训练后期,进入局部最小值(如图7A第12次到2次训练的损失函数值)区域之后,ADADELTA就会反复在局部最小值(第12次训练开始)附近抖动。要体现在验证集准确率上,确定率在99%上下波动,不再进一步提升。此外,我们比较了随机失活法和目标失活法(失活率:50%)在达到分类准确率为99%时所需的训练时间,发现目标失活法需要更少的迭代次数(14比19)。

[0091] 这个比较的结果如图8(A)和图8(B)所示。在所有训练迭代中,有二维输入的模型的收敛速度都快于有一维输入的模型。同样,对于具有二维输入结构的模型,初始准确率更

高(97.5%vs.95.7%),并且该模型在所有验证迭代中继续优于其他模型。该方法的准确率高达99.1%,比一维数据输入模型的准确率高1.3%。虽然该方法取得了很好的效果,但缺点是在GPU上运行速度一次需要5秒,而在一维数据输入的模型上运行速度为3秒。

[0092] 1) 具有智能化异常心电诊断系统:提出一种含有多个隐含层的深度卷积神经网络,通过网络多个卷积及池化操作实现对心拍更深层次特征的自动提取,同时通过在网络中加入ADADELTA的自适应学习率算法实现对网络学习率的自动调整,该系统中特征提取和分类过程全部由网络和分类器独立完成,避免了现有的传统人工提取特征和手动调整学习率的复杂操作,在关键技术上实现智能化操作;

[0093] 2) 特征融合技术:在诊断系统的数据预处理阶段,截取心电图上的既有形态学特征的心拍,并计算相邻心拍信号的R-R间期(R为QRS波群的波峰),将心拍信号的形态学特征和节律特征进行融合,作为心拍的融合特征向量;

[0094] 3) 独热编码技术:将一维的融合特征向量通过独热编码技术转化为二维的二值图像作为深度卷积神经网络的输入;

[0095] 4) 目标失活方法(Biased Dropout):在拟架构的深度卷积神经网络的两个全连接层采用Biased Dropout方法进行有选择性的保留“贡献大”的神经元送入网络的下一层,失活贡献小的神经元,此方法不仅可以对网络结构进行“瘦身”,避免过拟合,加速训练周期,还可以很大一定程度上提高系统的分类准确度。

[0096] 虽然,上文中已经用一般性说明及具体实施例对本发明作了详尽的描述,但在本发明基础上,可以对之作一些修改或改进,这对本领域技术人员而言是显而易见的。因此,在不偏离本发明精神的基础上所做的这些修改或改进,均属于本发明要求保护的范围。

[0097] 本申请要求申请号为2018112930993,申请日为2018年11月1日,提交的中国专利申请的优先权,在此通过引用包含其全部内容。

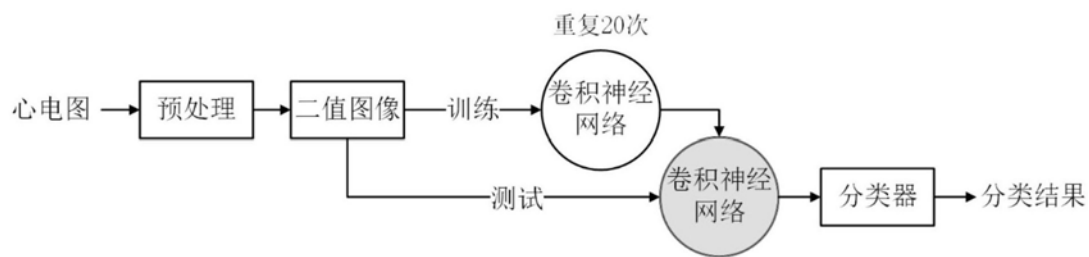


图1

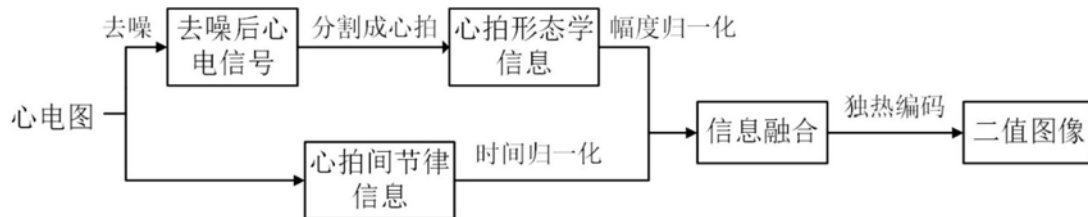


图2

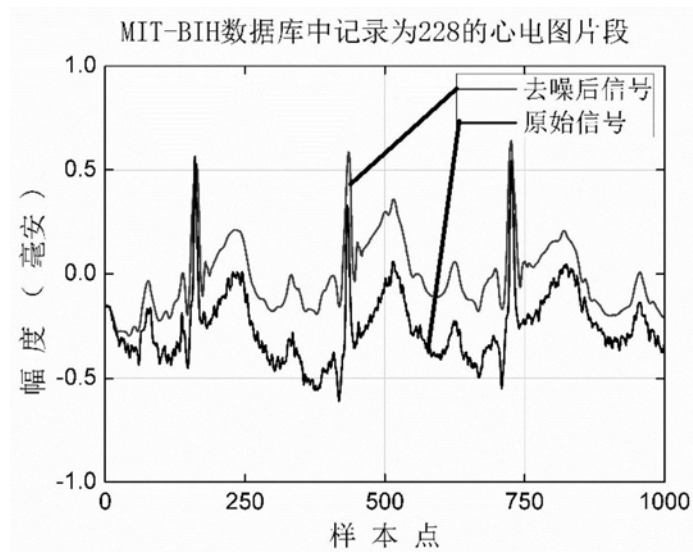


图3

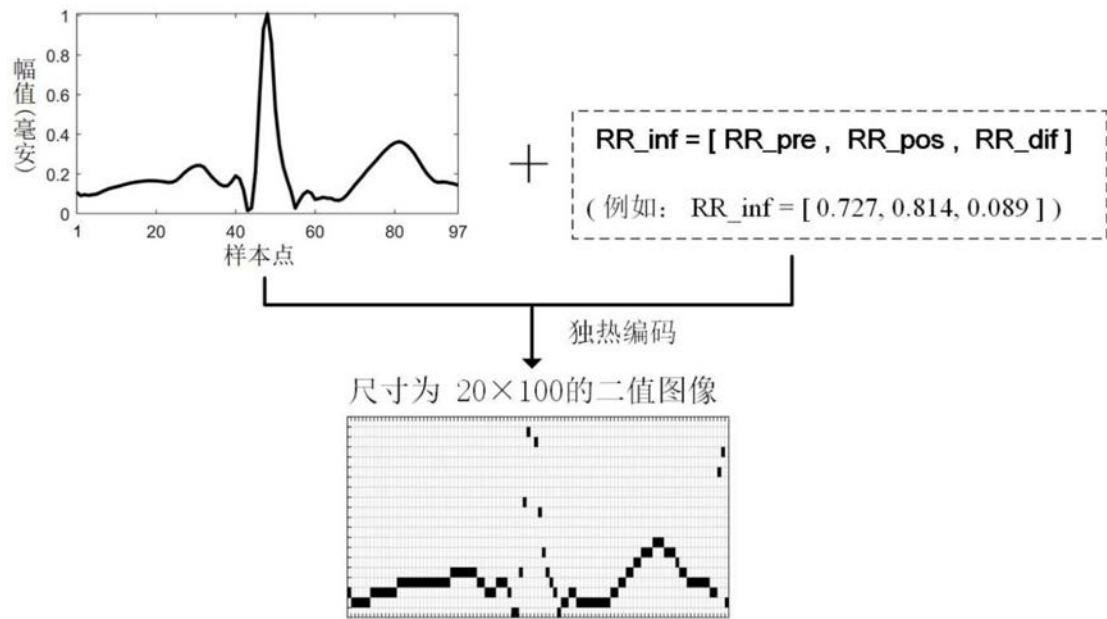


图4

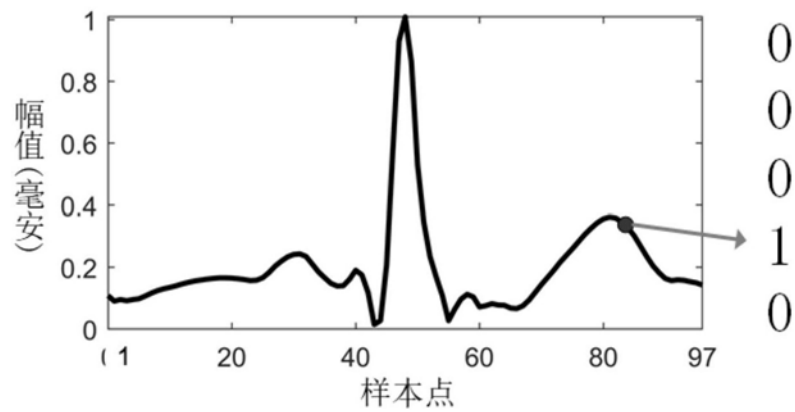


图5

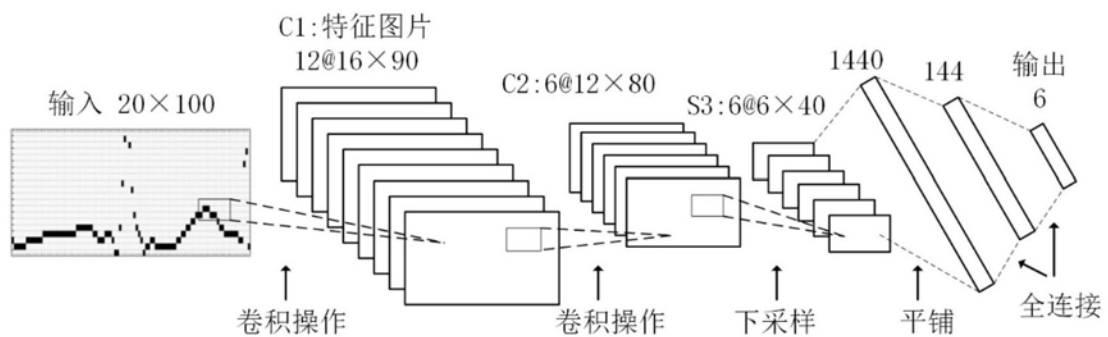


图6

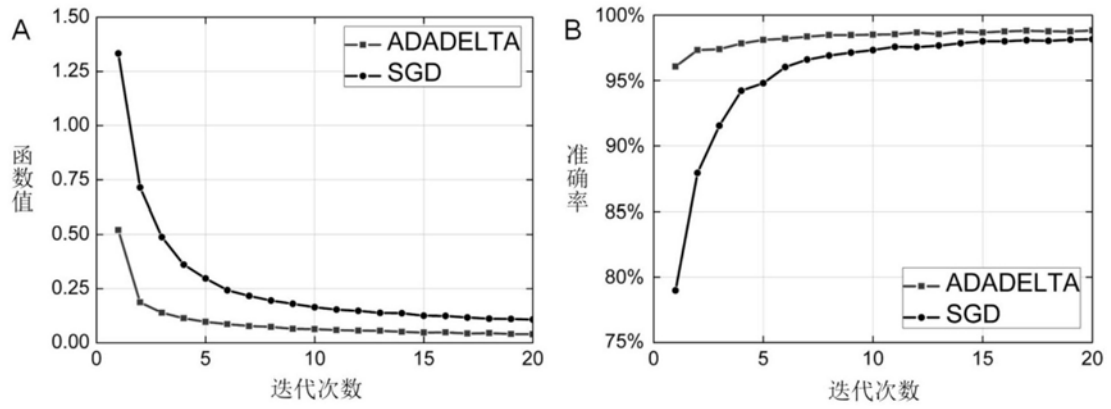


图7

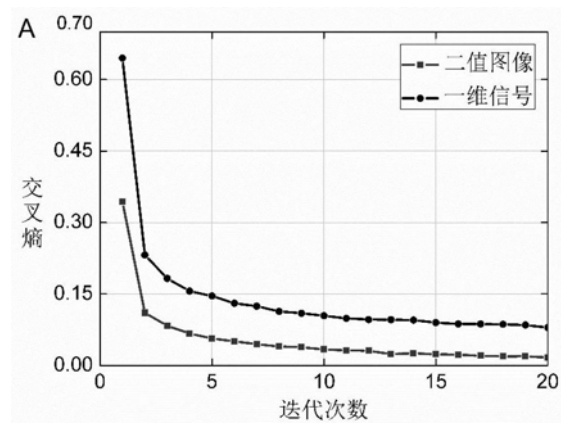


图8 (A)

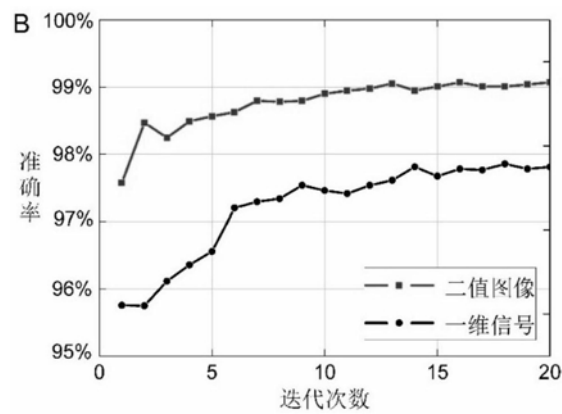


图8 (B)

|                |                                                                             |         |            |
|----------------|-----------------------------------------------------------------------------|---------|------------|
| 专利名称(译)        | 一种基于深度学习的智能化异常心电辅助诊断方法                                                      |         |            |
| 公开(公告)号        | <a href="#">CN109620211A</a>                                                | 公开(公告)日 | 2019-04-16 |
| 申请号            | CN201910093710.6                                                            | 申请日     | 2019-01-30 |
| [标]申请(专利权)人(译) | 吉林大学珠海学院                                                                    |         |            |
| 申请(专利权)人(译)    | 吉林大学珠海学院                                                                    |         |            |
| 当前申请(专利权)人(译)  | 吉林大学珠海学院                                                                    |         |            |
| [标]发明人         | 李嘉<br>江赛标<br>查雨彤<br>王博                                                      |         |            |
| 发明人            | 李嘉<br>江赛标<br>查雨彤<br>王博                                                      |         |            |
| IPC分类号         | A61B5/0402 A61B5/00 G06K9/00 G06K9/38 G06N3/04                              |         |            |
| CPC分类号         | A61B5/0402 A61B5/7203 A61B5/7253 A61B5/7264 G06K9/00516 G06K9/38 G06N3/0454 |         |            |
| 代理人(译)         | 孙进华                                                                         |         |            |
| 优先权            | 201811293099.3 2018-11-01 CN                                                |         |            |
| 外部链接           | <a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>                              |         |            |

#### 摘要(译)

本发明实施例公开了一种基于深度学习的智能化异常心电辅助诊断方法，该基于深度学习的智能化异常心电辅助诊断方法包括：预处理心电图信号，得到心电图信号中各心动周期的二值图像；采用深度卷积神经网络提取二值图像的深层次的隐式特征；通过分类器根据特征对心电图中的心拍进行分类。

