



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110680310 A

(43)申请公布日 2020.01.14

(21)申请号 201911001658.3

(22)申请日 2019.10.21

(71)申请人 北京航空航天大学

地址 100191 北京市海淀区学院路37号

(72)发明人 张光磊 武新宇

(74)专利代理机构 中国航天科技专利中心

11009

代理人 张欢

(51)Int.Cl.

A61B 5/046(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书2页 说明书5页 附图3页

(54)发明名称

基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测方法

(57)摘要

一种基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测方法,包括如下步骤:步骤一、获取若干含房颤标注的心电信号片段;步骤二、对步骤一中的心电信号片段进行预处理并作为训练一维密集连接卷积网络模型的训练数据;步骤三、利用深度学习框架搭建一维密集连接卷积网络模型;步骤四、随机选取初始参数大小,通过不断向模型批量送入训练数据并且反向传播来更新网络参数,得到最优参数;步骤五、对训练好的网络进行轻量化处理,包括参数量化和网络剪枝;步骤六、采集患者心电信号,将信号波形作为输入送入一维密集连接卷积网络模型中,输出结果,对患者是否有房颤进行预判断。



1. 一种基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤一、获取若干含房颤标注的心电信号片段;

步骤二、对步骤一中的心电信号片段进行预处理并作为训练一维密集连接卷积网络模型的训练数据;

步骤三、利用深度学习框架搭建一维密集连接卷积网络模型;

步骤四、为搭建的一维密集连接卷积网络模型随机选取初始参数大小,通过不断向模型批量送入训练数据并且反向传播来更新网络参数,重复上述操作P次后,将得到的参数作为最优参数;P为正整数;

步骤五、对训练好的网络进行轻量化处理,包括参数量化和网络剪枝;

步骤六、采集患者心电信号,将信号波形作为输入送入一维密集连接卷积网络模型中,输出结果,对患者是否有房颤进行预判断。

2. 根据权利要求1所述的一种基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测方法,其特征在于,步骤一中,心电信号片段的长度应大于5秒。

3. 根据权利要求1或2所述的一种基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测方法,其特征在于,步骤二中,预处理包括去除基线漂移和平滑降噪。

4. 根据权利要求3所述的一种基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测方法,其特征在于,所述的一维密集连接卷积网络模型包括输入层、N个密集连接模块和输出层;输入层输入数据至第一密集连接模块,数据依次经过N个密集连接模块后,输出层输出数据结果;

密集连接模块包括M个密集连接层,每一个密集连接层的输入是它所在的密集连接模块中在该层之前的所有密集连接层的输出;M、N为正整数。

5. 根据权利要求4所述的一种基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测方法,其特征在于,相邻两个密集连接模块之间存在过渡层,每个密集连接模块的输出经过过渡层后作为下一个密集连接模块的输入;

过渡层包括标准化层、线性整流函数层、卷积层、池化层,数据依次经过标准化层、线性整流函数层、卷积层、池化层。

6. 根据权利要求5所述的一种基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测方法,其特征在于,密集连接层包括标准化层1、线性整流函数层1、卷积层1、标准化层2、线性整流函数层2、卷积层2,数据在标准化层1、线性整流函数层1、卷积层1、标准化层2、线性整流函数层2、卷积层2中依次传输。

7. 一种基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测系统,其特征在于,包括:

第一模块、用于获取若干含房颤标注的心电信号片段;并对心电信号片段进行预处理并作为训练一维密集连接卷积网络模型的训练数据;预处理包括去除基线漂移和平滑降噪;

第二模块、利用深度学习框架搭建一维密集连接卷积网络模型;并为搭建的一维密集连接卷积网络模型随机选取初始参数大小,通过不断向模型批量送入训练数据并且反向传播来更新网络参数,得到最优网络参数;对训练好的网络进行轻量化处理;

第三模块、用于采集患者心电信号,将信号波形作为输入送入一维密集连接卷积网络

模型中,输出结果,对患者是否有房颤进行判断。

8. 根据权利要求7所述的一种基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测系统,其特征在于,所述的一维密集连接卷积网络模型包括输入层、N个密集连接模块和输出层;输入层输入数据至第一密集连接模块,数据依次经过N个密集连接模块后,输出层输出数据结果;

密集连接模块包括M个密集连接层,每一个密集连接层的输入是它所在的密集连接模块中在该层之前的所有密集连接层的输出。

9. 根据权利要求7或8所述的一种基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测系统,其特征在于,相邻两个密集连接模块之间存在过渡层,每个密集连接模块的输出经过过渡层后作为下一个密集连接模块的输入;

过渡层包括标准化层、线性整流函数层、卷积层、池化层,数据依次经过标准化层、线性整流函数层、卷积层、池化层。

10. 根据权利要求9所述的一种基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测系统,其特征在于,密集连接层包括标准化层1、线性整流函数层1、卷积层1、标准化层2、线性整流函数层2、卷积层2,数据在标准化层1、线性整流函数层1、卷积层1、标准化层2、线性整流函数层2、卷积层2中依次传输。

基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种心电信号房颤检测方法。

背景技术

[0002] 房颤是一种临床中十分常见的心律失常症状,常常表现为快速而不规则的心房激动,导致心房有效的收缩功能丧失。房颤在人群中具有较高的发病率,并经常伴随着心力衰竭,老年痴呆和中风等疾病,严重威胁人们的生命安全。因此,早期检测房颤对患者获得针对性治疗有着重大意义。正常一个心动周期内的心电信号由P波、QRS波群和T波构成,分别代表了对应部位的除极和激动。房颤是因为心房激动不规律而导致的P波的消失,取而代之的是一些不规则的F波,并且R-R间期也呈现出不规则的情况。

[0003] 传统方法主要基于检测P波的消失,F波的产生和不规则的R-R间期,分为特征提取与分类两步。在特征提取过程中,常见的是提取P波与R-R间期。但P波很容易被伪迹、噪声污染,而基于R-R间期的方法需要较为繁琐的特征提取步骤,这些都为提高传统方法的准确性和有效性带来一定麻烦。在分类过程中,常见的算法有随机森林、SVM、KNN等传统机器学习算法。深度学习方法是一种端到端的方法,不再需要提取特征以及处理噪声,简化了预处理和前处理阶段需要的操作。传统的神经网络由于梯度消失的问题很难将网络做到深层,因此拟合能力不够强,而密集连接卷积网络正是为了解决这一问题而发明的,因此本发明采用一维密集连接卷积网络来进行房颤信号的检测。

发明内容

[0004] 本发明要解决的技术问题是:本发明提供了一种基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测方法,利用了密集连接卷积网络能防止梯度爆炸、易于增加网络层数、拟合能力强和特征提取能力强的特点,能够准确地通过短时心电信号预测患者是否患有房颤疾病。本发明还具有端到端的特点,可以直接输入心电信号得到分类结果,解决了传统方法将检测过程分为多个步骤的问题。

[0005] 本发明所采用的技术方案是:一种基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测方法,包括如下步骤:

[0006] 步骤一、获取若干含房颤标注的心电信号片段;

[0007] 步骤二、对步骤一中的心电信号片段进行预处理并作为训练一维密集连接卷积网络模型的训练数据;

[0008] 步骤三、利用深度学习框架搭建一维密集连接卷积网络模型;

[0009] 步骤四、为搭建的一维密集连接卷积网络模型随机选取初始参数大小,通过不断向模型批量送入训练数据并且反向传播来更新网络参数,重复上述操作K次后,将得到的参数作为最优参数;K为正整数;

[0010] 步骤五、对训练好的网络进行轻量化处理,包括参数量化和网络剪枝;

[0011] 步骤六、采集患者心电信号,将信号波形作为输入送入一维密集连接卷积网络模

型中,输出结果,对患者是否有房颤进行预判断。

[0012] 步骤一中,心电信号片段的长度应大于5秒。

[0013] 步骤二中,预处理包括去除基线漂移和平滑降噪。

[0014] 所述的一维密集连接卷积网络模型包括输入层、N个密集连接模块和输出层;输入层输入数据至第一密集连接模块,数据依次经过N个密集连接模块后,输出层输出数据结果;

[0015] 密集连接模块包括M个密集连接层,每一个密集连接层的输入是它所在的密集连接模块中在该层之前的所有密集连接层的输出;M、N为正整数。

[0016] 相邻两个密集连接模块之间存在过渡层,每个密集连接模块的输出经过过渡层后作为下一个密集连接模块的输入;

[0017] 过渡层包括标准化层、线性整流函数层、卷积层、池化层,数据依次经过标准化层、线性整流函数层、卷积层、池化层。

[0018] 密集连接层包括标准化层1、线性整流函数层1、卷积层1、标准化层2、线性整流函数层2、卷积层2,数据在标准化层1、线性整流函数层1、卷积层1、标准化层2、线性整流函数层2、卷积层2中依次传输。

[0019] 一种基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测系统,包括:

[0020] 第一模块、用于获取若干含房颤标注的心电信号片段;并对心电信号片段进行预处理并作为训练一维密集连接卷积网络模型的训练数据;预处理包括去除基线漂移和平滑降噪;

[0021] 第二模块、利用深度学习框架搭建一维密集连接卷积网络模型;并为搭建的一维密集连接卷积网络模型随机选取初始参数大小,通过不断向模型批量送入训练数据并且反向传播来更新网络参数,得到最优网络参数;对训练好的网络进行轻量化处理;

[0022] 第三模块、用于采集患者心电信号,将信号波形作为输入送入一维密集连接卷积网络模型中,输出结果,对患者是否有房颤进行判断。

[0023] 所述的一维密集连接卷积网络模型包括输入层、N个密集连接模块和输出层;输入层输入数据至第一密集连接模块,数据依次经过N个密集连接模块后,输出层输出数据结果;

[0024] 密集连接模块包括M个密集连接层,每一个密集连接层的输入是它所在的密集连接模块中在该层之前的所有密集连接层的输出。

[0025] 相邻两个密集连接模块之间存在过渡层,每个密集连接模块的输出经过过渡层后作为下一个密集连接模块的输入;

[0026] 过渡层包括标准化层、线性整流函数层、卷积层、池化层,数据依次经过标准化层、线性整流函数层、卷积层、池化层。

[0027] 密集连接层包括标准化层1、线性整流函数层1、卷积层1、标准化层2、线性整流函数层2、卷积层2,数据在标准化层1、线性整流函数层1、卷积层1、标准化层2、线性整流函数层2、卷积层2中依次传输。

[0028] 本发明与现有技术相比的优点在于:

[0029] (1)本发明的方法基于密集连接网络,解决了梯度消失和梯度爆炸问题,因此与普通的卷积神经网络相比网络层数更多。

[0030] (2) 本发明的密集连接模块内部的不同层之间存在直接相连的捷径,解决了层数多的神经网络经常比层数少的神经网络效果差的问题,所以本方法比普通的卷积神经网络拥有更大的拟合能力,模型的预测准确度也比传统机器学习方法和一般的卷积神经网络更高。

[0031] (3) 本发明采用的一维密集连接卷积网络是一种端到端的神经网络,使用时只需输入一段心电信号片段即可得到房颤检测的结果,因而与传统的分步检测方法相比简化了操作流程。

附图说明

[0032] 图1是本发明基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测方法的流程图;

[0033] 图2是本发明实施例提供的一维密集连接卷积网络模型的总体结构图;

[0034] 图3是本发明实施例提供的密集卷积模块的结构图。

具体实施方式

[0035] 下面结合附图和实施例对本发明进行进一步说明。

[0036] 如图1所示,一种基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测方法,包括以下步骤:

[0037] (1) 获取含房颤标注的心电信号片段,所述的心电信号片段的长度应大于5秒;

[0038] (2) 对步骤(1)中的心电信号片段进行预处理并作为训练一维密集连接卷积网络模型的训练数据,所述的预处理包括去除基线漂移和平滑降噪;

[0039] (3) 利用深度学习框架,如tensorflow、pytorch等,搭建一维密集连接卷积网络模型。所述的模型的具体构造为输入层、N个密集连接模块和输出层;输入层输入数据至第一密集连接模块,数据依次经过N个密集连接模块后,输出层输出分析结果。

[0040] 密集连接模块由M个密集连接层构成,每一个密集连接层的输入是它所在密集连接模块的在该层之前的所有密集连接层的输出。M、N为正整数。

[0041] 相邻两个密集连接模块之间存在过渡层,过渡层由标准化层、线性整流函数层、卷积层、池化层构成,数据依次经过标准化层、线性整流函数层、卷积层、池化层。

[0042] 密集连接层由标准化层1、线性整流函数层1、卷积层1、标准化层2、线性整流函数层2、卷积层2构成,数据在标准化层1、线性整流函数层1、卷积层1、标准化层2、线性整流函数层2、卷积层2中依次传输。

[0043] (4) 为搭建的一维密集连接卷积网络模型随机选取初始参数大小,通过不断向模型批量送入训练数据并且反向传播来更新网络参数,重复上述操作K次后将得到的参数视为最优参数;K为正整数;

[0044] (5) 对训练好的网络进行参数量化和网络剪枝等轻量化处理;

[0045] (6) 采集患者心电信号,将信号波形作为输入送入模型中,模型可自动输出患者是否有房颤。

[0046] 对于上述收集到的心电信号片段,对每一个片段使用截止频率为0.1Hz和35Hz的巴特沃斯带通滤波器进行滤波,去除基线、工频噪声与高频噪声。如果一个心电信号片段标注为是房颤则标记为1,否则标记为0,并将这些标记记录在csv文件中,作为训练神经网络

的标签。

[0047] 参照图2和图3,在本实施例中,步骤(3)的一维密集连接卷积网络模型由输入层、6个密集连接模块、输出层构成,其依次顺序为输入层、密集连接模块1、过渡层1、密集连接模块2、过渡层2、密集连接模块3、过渡层3、密集连接模块4、过渡层4、密集连接模块5、过渡层5、密集连接模块6、全连接层。密集连接模块由连续相同的8个密集连接层构成。密集连接层由6层网络构成,分别为批量标准化层1、线性整流函数层1、卷积层1、批量标准化层2、线性整流函数层2、卷积层2,密集连接层中的卷积层1和2的窗口大小为N,步长为S,并且用零填充边界。

[0048] 建立好模型后,使用步骤(2)中的预处理数据对模型进行训练,在训练网络的过程中,使用随机梯度下降算法来进行参数的更新,学习率为0.001,权值衰减为0.999,动量为0.8。在本实施例中,一段心电信号输入到前馈神经网络中得到一个预测结果,为了计算它与标签的误差,使用交叉熵函数作为损失函数,用于计算模型预测的结果与真是结果的偏差。当loss小于 10^{-5} 时,认为此时的神经网络参数已经达到最优,将此时的参数视为最优参数。

[0049] 经历上述训练步骤,得到了一个最优的参数模型。为了提升模型的工作效率,对与训练好的模型可以进一步的进行剪枝和量化操作,精简模型的大小,提升模型运算速度。

[0050] 将待测用户的心电信号截取步骤(1)中的长度,送入模型中,模型若输出1则代表患有房颤,0则代表没有房颤。

[0051] 一种基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测系统,包括:

[0052] 第一模块、用于获取若干含房颤标注的心电信号片段;并对心电信号片段进行预处理并作为训练一维密集连接卷积网络模型的训练数据;预处理包括去除基线漂移和平滑降噪;

[0053] 第二模块、利用深度学习框架搭建一维密集连接卷积网络模型;并为搭建的一维密集连接卷积网络模型随机选取初始参数大小,通过不断向模型批量送入训练数据并且反向传播来更新网络参数,得到最优网络参数;对训练好的网络进行轻量化处理;

[0054] 一维密集连接卷积网络模型包括输入层、N个密集连接模块和输出层;输入层输入数据至第一密集连接模块,数据依次经过N个密集连接模块后,输出层输出数据结果;

[0055] 密集连接模块包括M个密集连接层,每一个密集连接层的输入是它所在的密集连接模块中在该层之前的所有密集连接层的输出。

[0056] 相邻两个密集连接模块之间存在过渡层,每个密集连接模块的输出经过过渡层后作为下一个密集连接模块的输入;

[0057] 过渡层包括标准化层、线性整流函数层、卷积层、池化层,数据依次经过标准化层、线性整流函数层、卷积层、池化层。

[0058] 密集连接层包括标准化层1、线性整流函数层1、卷积层1、标准化层2、线性整流函数层2、卷积层2,数据在标准化层1、线性整流函数层1、卷积层1、标准化层2、线性整流函数层2、卷积层2中依次传输。

[0059] 第三模块、用于采集患者心电信号,将信号波形作为输入送入一维密集连接卷积网络模型中,输出结果,对患者是否有房颤进行预判断。

[0060] 最后应当说明的是:以上实施例仅用以说明本发明的技术方案而非对其限制;尽

管参照较佳实施例对本发明进行了详细的说明,所属领域的普通技术人员应当理解:依然可以对本发明的具体实施方式进行修改或者对部分技术特征进行等同替换;而不脱离本发明技术方案的精神,其均应涵盖在本发明请求保护的技术方案范围当中。

[0061] 本发明未详细说明部分属于本领域技术人员公知技术。

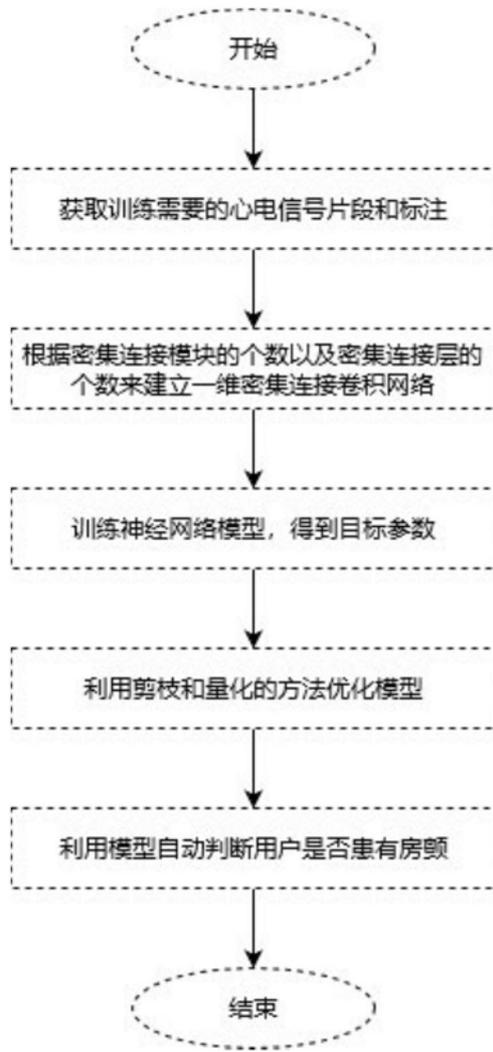


图1

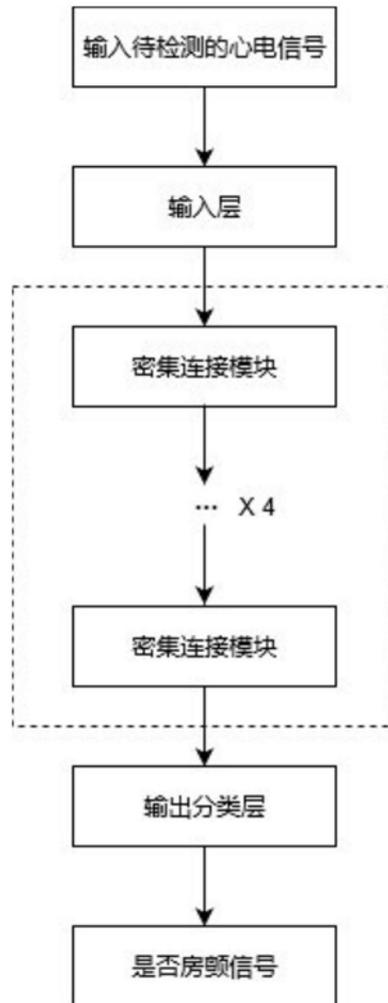


图2

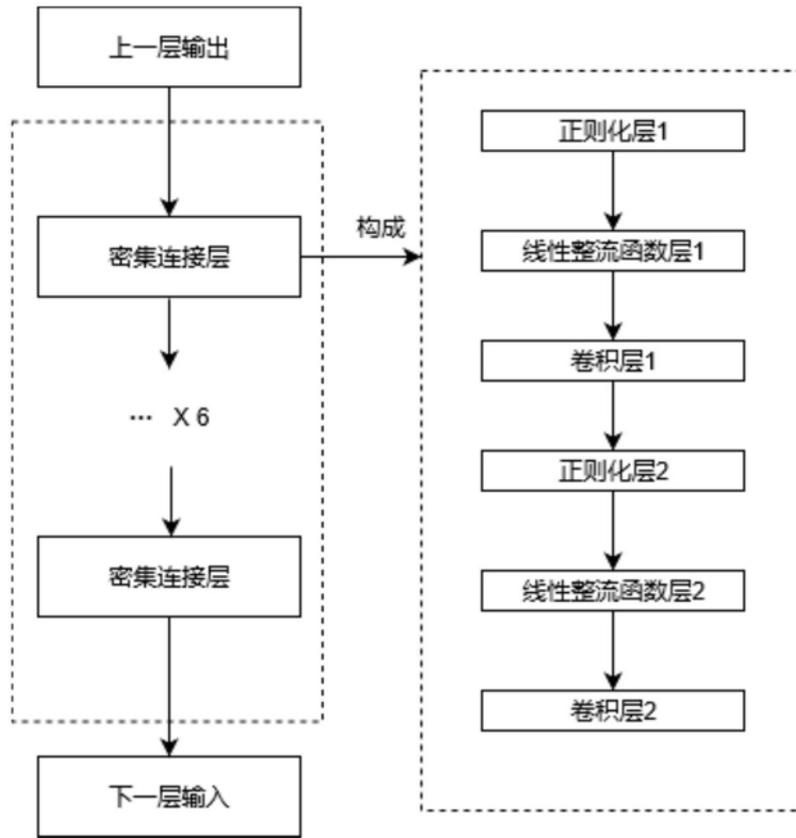


图3

专利名称(译)	基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测方法		
公开(公告)号	CN110680310A	公开(公告)日	2020-01-14
申请号	CN201911001658.3	申请日	2019-10-21
[标]申请(专利权)人(译)	北京航空航天大学		
申请(专利权)人(译)	北京航空航天大学		
当前申请(专利权)人(译)	北京航空航天大学		
[标]发明人	张光磊 武新宇		
发明人	张光磊 武新宇		
IPC分类号	A61B5/046 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/046 A61B5/7203 A61B5/7235 A61B5/7267		
代理人(译)	张欢		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种基于一维密集连接卷积网络的心电信号房颤检测方法，包括如下步骤：步骤一、获取若干含房颤标注的心电信号片段；步骤二、对步骤一中的心电信号片段进行预处理并作为训练一维密集连接卷积网络模型的训练数据；步骤三、利用深度学习框架搭建一维密集连接卷积网络模型；步骤四、随机选取初始参数大小，通过不断向模型批量送入训练数据并且反向传播来更新网络参数，得到最优参数；步骤五、对训练好的网络进行轻量化处理，包括参数量化和网络剪枝；步骤六、采集患者心电信号，将信号波形作为输入送入一维密集连接卷积网络模型中，输出结果，对患者是否有房颤进行预判。

