



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110046604 A

(43)申请公布日 2019.07.23

(21)申请号 201910339996.1

(22)申请日 2019.04.25

(71)申请人 成都信息工程大学

地址 610225 四川省成都市西南航空港经济开发区学府路一段24号

(72)发明人 张路桥 王娟 李飞

(74)专利代理机构 北京轻创知识产权代理有限公司 11212

代理人 谈杰

(51)Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0452(2006.01)

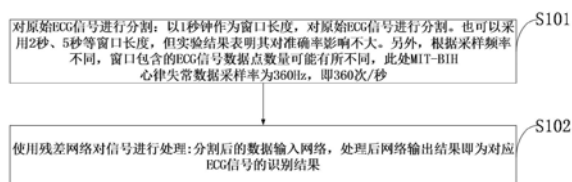
权利要求书1页 说明书5页 附图3页

(54)发明名称

一种基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法

(57)摘要

本发明属于医学信息处理技术领域,公开了一种基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法及系统,对原始ECG信号进行分割:以1秒钟作为窗口长度,对原始ECG信号进行分割;使用残差网络对信号进行处理:分割后的数据输入网络,处理后网络输出结果为对应ECG信号的识别结果。本发明无需对原始心电信号进行分拍处理,也无需任何对齐;可实现对正常心搏,左束支传导阻滞,右束支传导阻滞,房性早搏,异常房性早搏,交界性早搏,室性早搏,室上性早搏,心室融合心跳,房性逸搏,交界性逸搏,室性逸搏,起搏心搏,起搏融合心跳的分类识别;在MIT-BIH心律失常数据库上测试综合准确率达到了96%以上。



1. 一种基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法,其特征在于,所述基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法包括:

对原始ECG信号进行分割:以1秒钟作为时间窗口长度,根据采样率或1秒钟时间段内ECG信号的电压值,获取多个点的电压值;

将获取到的电压值数据点,直接作为残差网络的输入,经网络处理后,输出原始ECG信号的心律失常识别和分类结果。

2. 如权利要求1所述的基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法,其特征在于,直接作为残差网络的输入中,以序列方式处理原始信号,不进行分拍、不进行人工特征提取。

3. 一种实施权利要求1所述基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法的基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类系统,其特征在于,所述基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类系统包括:

原始ECG信号分割模块,以1秒钟作为窗口长度,对原始ECG信号进行分割;

使用残差网络对信号进行处理模块,分割后的数据输入网络,处理后网络输出结果为对应ECG信号的识别结果。

4. 如权利要求3所述的基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类系统,其特征在于,残差网络包括10个残差块,每个残差块包含3个卷积层;每组残差块之间安置Maxpooling层;共3个全连接层;每个全连接层前增加Dropout层。

5. 如权利要求4所述的基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类系统,其特征在于,残差网络进一步包括:

1) Batch Normalization:批规范化层,加快收敛;

2) MaxPooling1D:一维最大池化层;

3) Conv1D:一维卷积层;

4) Pre-Activation:预激活层,此处全部选择ReLU,即修正线性单元作为激活函数;

5) Flatten:整平层,将多维数据转化为一维数据;

6) Dropout:丢弃层,随机丢弃一定比例的连接,用于防止过拟合;

7) Full Connection:全连接层;

8) Softmax:Softmax激活函数;

9) 点划线代表Skip Connection,即跳跃连接,用于构建残差单元。

6. 一种基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类程序,运行与终端,其特征在于,所述基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类程序实现权利要求1所述的基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法。

7. 一种终端,其特征在于,所述终端搭载实现权利要求1所述基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法的控制器。

8. 一种计算机可读存储介质,包括指令,当其在计算机上运行时,使得计算机执行如权利要求1所述的基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法。

一种基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法

技术领域

[0001] 本发明属于医学信息处理技术领域,尤其涉及一种基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法。

背景技术

[0002] 目前,最接近的现有技术:

[0003] 现有技术中,用于提取心律不齐的特征参数的方法、用于识别心律不齐的装置及计算机可读介质(公开号:108852347A),需要做参数、特征提取,本方法无需进行特征提取。

[0004] 现有技术中,基于稀疏表示和神经网络的心律不齐识别分类方法(公开号:108647584A),需要进行参数提取,预处理复杂(需要对原始心电图进行分拍,需要降维等处理),只能分辨6种心律不齐类型。

[0005] 3Robust ECG Signal Classification for Detection of Atrial Fibrillation Using a Novel Neural Network,使用了卷积神经网络,但只能识别正常、房颤、噪声和其它四种类别,综合准确率亦只能达到82%。

[0006] 4Cardiologist-Level Arrhythmia Detection with Convolutional Neural Networks,使用了卷积神经网络,并以序列方式识别,但只能识别12种心律不齐类型,综合准确率低于80%。

[0007] 综上所述,现有技术存在的问题是:

[0008] (1)传统的人工诊断方法存在工作量大,受识读人员的经验、水平影响大,容易出现差错。

[0009] (2)现有各类自动化处理方法,存在的问题主要包括:

[0010] 需要对心电信号进行分拍,即识别出P波、QRS波群等,而分拍过程,本身就有可能引入错误,并对最终识别效果造成影响。

[0011] 需要人工方式进行特征提取,比如:最大电压、最小电压等,该过程一方面工作量大,另一方面不同的特征提取方法,对最终识别结果亦有较大影响。

[0012] 可识别心律失常类型较少,常见的包括:4种、6种等。

[0013] 有些识别方法需要使用全部12导联的数据,这也无形中提高了识别、检测难度。

[0014] 解决上述技术问题的难度:

[0015] 综上,如何使用较少导联数据,甚至只是用一导联数据,在不进行分拍、人工特征提取的前提下,直接将原始心电信号,作为序列进行处理,并实现多种心律不齐类型的高效、准确识别是比较困难的,也是值得研究的。

[0016] 解决上述技术问题的意义:

[0017] 相关算法的提出,有助于降低心律失常检测的难度、门槛,比如:可以通过智能手表即可实现心律不齐的筛查,这无疑将大大提高各类心脏疾病,早期筛查的普及程度、检测的准确程度,有利于心血管疾病的早期预防。

发明内容

[0018] 针对现有技术存在的问题,本发明提供了一种基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法。

[0019] 本发明是这样实现的,一种基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法包括:

[0020] 对原始ECG信号进行分割:以1秒钟作为时间窗口长度,根据采样率,或者该时间段内ECG信号的电压值,比如:采样率为360Hz,则获取360个点的电压值。

[0021] 将获取到的数据点,直接作为残差网络的输入(即以序列方式处理原始信号,不进行分拍、不进行人工特征提取),经网络处理后的输出结果,即为原始ECG信号的心律失常识别和分类结果。

[0022] 本发明的另一目的在于提供一种实施所述基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法的基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类系统包括:

[0023] 原始ECG信号分割模块,以1秒钟作为窗口长度,对原始ECG信号进行分割;

[0024] 使用残差网络对信号进行处理模块,分割后的数据输入网络,处理后网络输出结果为对应ECG信号的识别结果。

[0025] 进一步,残差网络包括10个残差块,每个残差块包含3个卷积层;每组残差块之间安置Maxpooling层;共3个全连接层;每个全连接层前增加Dropout层。

[0026] 进一步,残差网络进一步包括:

[0027] 1) Batch Normalization:批规范化层,加快收敛;

[0028] 2) MaxPooling1D:一维最大池化层;

[0029] 3) Conv1D:一维卷积层;

[0030] 4) Pre-Activation:预激活层,此处全部选择ReLU,即修正线性单元作为激活函数;

[0031] 5) Flatten:整平层,将多维数据转化为一维数据;

[0032] 6) Dropout:丢弃层,随机丢弃一定比例的连接,用于防止过拟合;

[0033] 7) Full Connection:全连接层;

[0034] 8) Softmax:Softmax激活函数;

[0035] 9) 点划线代表Skip Connection,即跳跃连接,用于构建残差单元。

[0036] 本发明的另一目的在于提供一种基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类程序,运行与终端,所述基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类程序实现所述的基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法。

[0037] 本发明的另一目的在于提供一种终端,所述终端搭载实现所述基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法的控制器。

[0038] 本发明的另一目的在于提供一种计算机可读存储介质,包括指令,当其在计算机上运行时,使得计算机执行所述的基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法。

[0039] 综上所述,本发明的优点及积极效果为:

[0040] 本发明通过心电信号实现了心律失常识别;识别过程无需对原始心电信号进行分拍、人工特征提取;只需要单导联心电信号即可完成识别,数据采集设备要求低、采集操作要求低;可识别正常心搏,左束支传导阻滞,右束支传导阻滞,房性早搏,异常房性早搏,交

界性早搏,室性早搏,室上性早搏,心室融合心跳,房性逸搏,交界性逸搏,室性逸搏,起搏心跳,起搏融合心跳,未标记等共15种心律类型,适用范围广。

[0041] 本发明识别准确率高,在MIT-BIH心律失常数据库上测试综合准确率达到了96%以上。

附图说明

[0042] 图1是本发明实施例提供的基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法流程图。

[0043] 图2是本发明实施例提供的基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类系统图。

[0044] 图中:1、原始ECG信号分割模块;2、使用残差网络对信号进行处理模块。

[0045] 图3是本发明实施例提供的网络结构图。

[0046] 图4是本发明实施例提供的训练集各类型数据分布图。

[0047] 图5是本发明实施例提供的测试集各类型数据分布图。

[0048] 图6是本发明实施例提供的训练过程中模型准确率变化(20轮)图。

[0049] 图7是本发明实施例提供的混淆矩阵图。

具体实施方式

[0050] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合实施例,对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0051] 目前心律失常检测主要使用ECG,即心电信号进行检测和诊断。

[0052] 传统的人工诊断方法存在多种缺陷:工作量大。受识读人员的经验、水平影响大。容易出现差错。由于上述问题,提出了很多自动化的检测算法,但现有的各类算法普遍存在以下两方面问题:需要对心电信号进行分拍,即识别出P波、QRS波群等,在此基础上才能进行各类失常不齐的检测。而心电信号分拍过程不可避免的存在误差,一旦出现错误,其对后续心律失常检测便会带来影响。可识别的心律失常类型较少,比较常见的包括:区分正常窦性心律和心律失常;区分正常窦性心律和特定类型的心律不齐(比如:房颤);除上述问题之外,如何使用较少的导联数据实现检测,如何提高识别准确率也是各类现有检测算法面临的挑战。

[0053] 为解决上述问题,下面结合具体方案对本发明作详细描述。

[0054] 如图1所示,本发明实施例基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法包括:

[0055] S101:对原始ECG信号进行分割:以1秒钟作为窗口长度,对原始ECG信号进行分割。也可以采用2秒、5秒等窗口长度,但实验结果表明其对准确率影响不大。另外,根据采样频率不同,窗口包含的ECG信号数据点数量可能有所不同,此处MIT-BIH心律失常数据采样率为360Hz,即360次/秒。

[0056] S102:使用残差网络对信号进行处理:分割后的数据输入网络,处理后网络输出结果即为对应ECG信号的识别结果。

[0057] 如图2所示,本发明提供的基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类系统包

括:

[0058] 原始ECG信号分割模块1,以1秒钟作为窗口长度,对原始ECG信号进行分割。

[0059] 使用残差网络对信号进行处理模块2,分割后的数据输入网络,处理后网络输出结果为对应ECG信号的识别结果。

[0060] 本发明实施例提供的网络结构如图3所示,其中共使用了5组(每组2个)共10个残差块,每个残差块包含3个卷积层;每组残差块之间安排一个Maxpooling层;共3个全连接层。同时,为避免过拟合,每个全连接层前增加了Dropout层。

[0061] 在本发明实施例中,残差网络进一步包括:

[0062] Batch Normalization:批规范化层,加快收敛。

[0063] MaxPooling1D:一维最大池化层。

[0064] Conv1D:一维卷积层。

[0065] Pre-Activation:预激活层,此处全部选择ReLU,即修正线性单元作为激活函数。

[0066] Flatten:整平层,将多维数据转化为一维数据。

[0067] Dropout:丢弃层,随机丢弃一定比例的连接,防止过拟合。

[0068] Full Connection:全连接层。

[0069] Softmax:Softmax激活函数。

[0070] 点划线代表Skip Connection,即跳跃连接,用于构建残差单元。

[0071] 本发明的基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类系统各模块参数设置如下:

[0072] MaxPooling1D:第1个MaxPooling1D单元使用大小为2的卷积核,步长为2,边缘填充;其余MaxPooling1D单元均使用大小为2的卷积核,步长为2,边缘不填充。

[0073] Conv1D:使用大小为2的卷积核,步长为2,边缘填充。卷积核数量依次递增,第一组卷积核数量为64,第二组卷积核数量为128,第三组卷积核数量为256,第四组卷积核数量为512,第五组卷积核数量为1024。

[0074] Dropout:系数设置为0.25,即随机丢弃25%的连接。

[0075] 模型共有参数20,169,110个,其中可训练参数20,139,284,不可训练参数29,826个。

[0076] 下面结合实验过程及结果对本发明作进一步描述。

[0077] 原始数据共48段30分钟的两导联(II、V5)数据,采样率为360Hz,即每秒钟360个采样点。

[0078] 使用II导联按照360个采样点大小的窗口将数据进行分段,同时生成分段对应的标签。

[0079] 在标签生成过程中,如果遇到一段数据出现两个不同标签,将取第一个标签作为该段数据的标签。

[0080] 在标签生成过程中,还将剔除非搏动分类的标签,比如:波形发生、P波峰值、节律变化等。

[0081] 处理后,共得到15类84895条数据及其标注。其中,各类型数据数量如下:正常窦性心律56096,左束支传导阻滞6529,右束支传导阻滞6135,房性早搏1829,异常房性早搏128,交界性早搏56,室上性早搏2,室性早搏6257,心室融合心跳797,房性逸搏12,交界性逸搏

225,室性逸搏102,起搏心搏5863,起搏融合心跳835,未标记29条。

[0082] 将上述数据按照70%训练集(其中70%训练,30%验证),30%测试集的比例划分训练、测试集。训练、测试集各类型数据分布如图4与图5所示。

[0083] 将数据输入图3中35层的一维残差卷积网络进行训练,损失函数使用交叉熵损失函数,优化器使用随机梯度下降,冲量0.9,权值衰减0.0001,批大小为200。20轮左右即可实现较高的识别准确率,某次训练过程准确率变化如图6所示。

[0084] 对应的混淆矩阵如图7所示,图7中数字与搏动类型的对应关系如下:0:正常心搏,1:左束支传导阻滞,2:右束支传导阻滞,3:房性早搏,4:异常房性早搏,5:交界性早搏,6:室性早搏,7:心室融合心跳,8:房性逸搏,9:交界性逸搏,10:室性逸搏,11:起搏心搏,12:起搏融合心跳,13:未标记。室上性早搏数据仅有2条,未在图中显示。

[0085] 取10次训练过程的平均值,准确率为训练集98.81%,验证集96.37%,并在测试集上取得96.67%的准确率。

[0086] 以上所述仅为本发明的较佳实施例而已,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

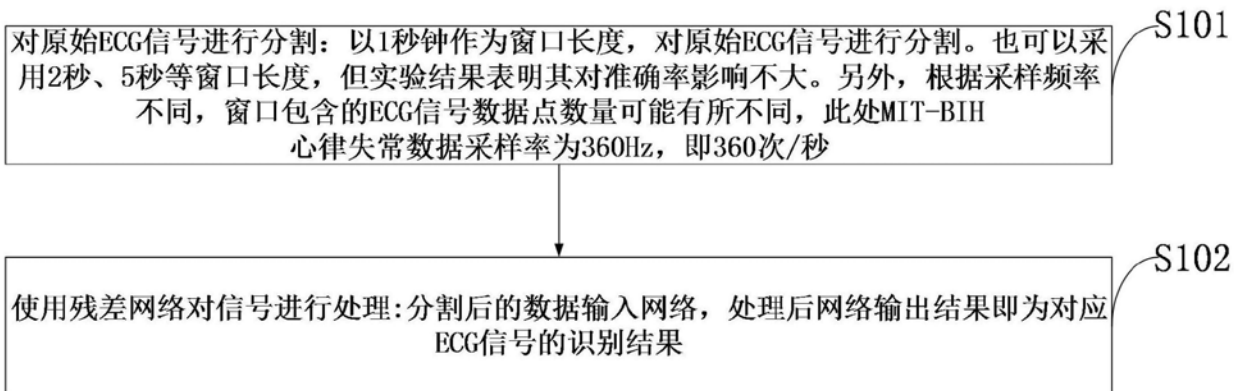


图1

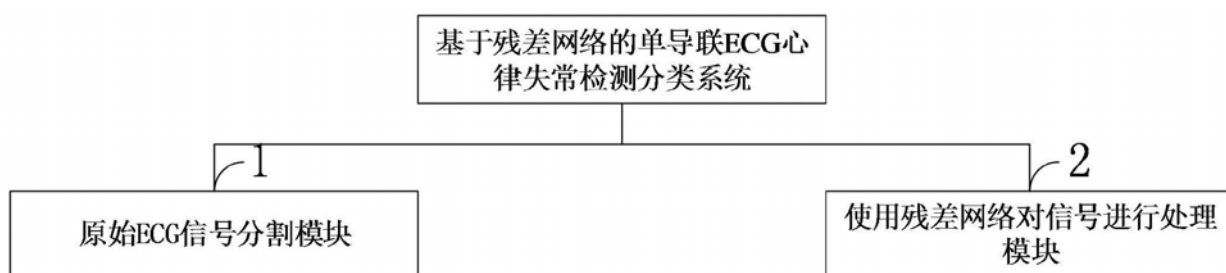


图2

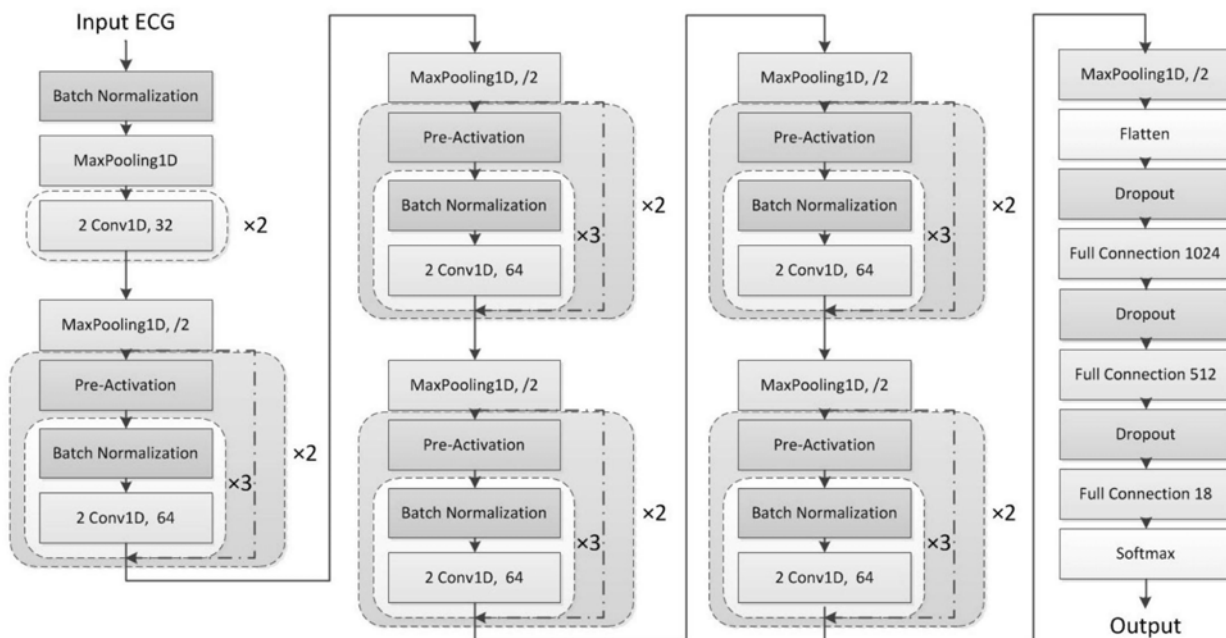


图3

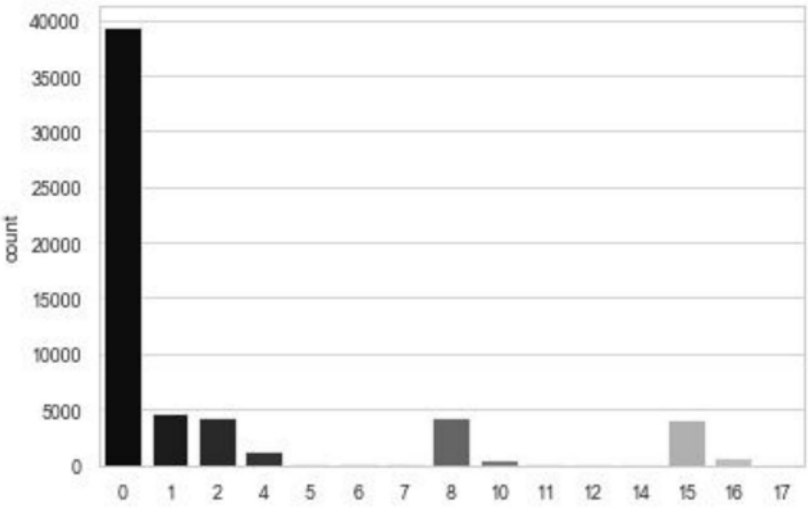


图4

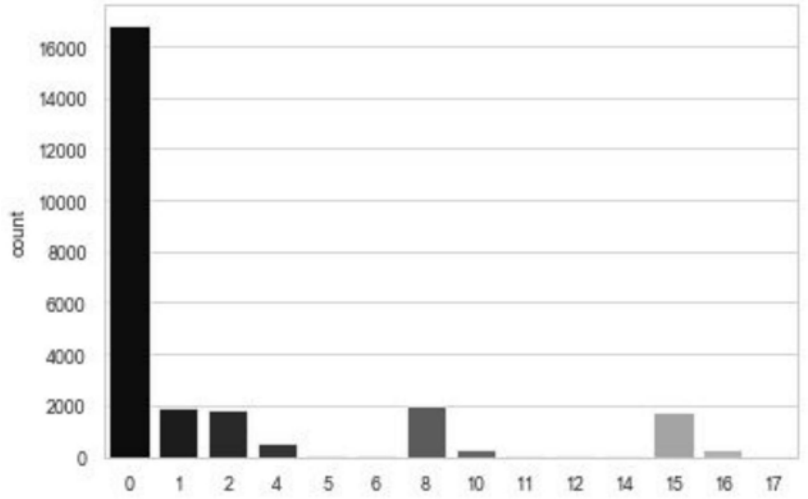


图5

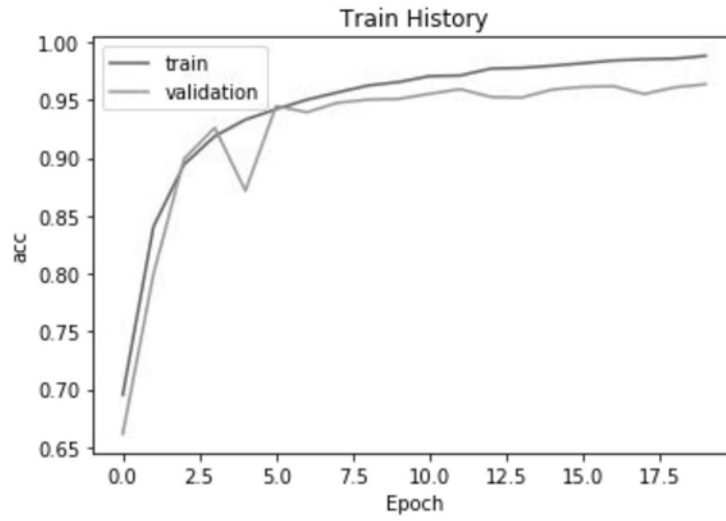


图6

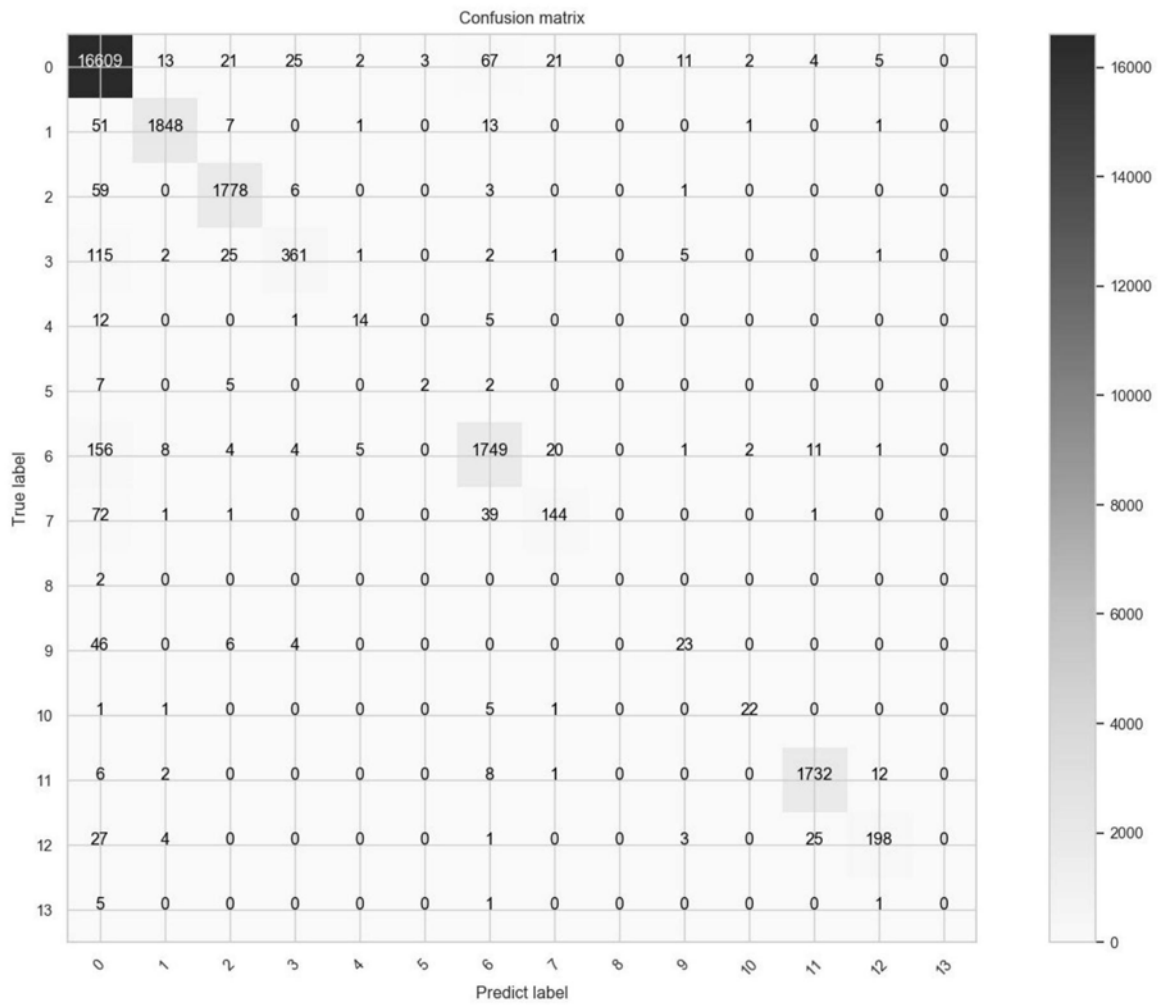


图7

专利名称(译)	一种基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法		
公开(公告)号	CN110046604A	公开(公告)日	2019-07-23
申请号	CN201910339996.1	申请日	2019-04-25
[标]申请(专利权)人(译)	成都信息工程大学		
申请(专利权)人(译)	成都信息工程大学		
当前申请(专利权)人(译)	成都信息工程大学		
[标]发明人	张路桥 王娟 李飞		
发明人	张路桥 王娟 李飞		
IPC分类号	G06K9/00 G06N3/04 A61B5/00 A61B5/0452		
CPC分类号	A61B5/0452 A61B5/7267 G06K9/00536 G06N3/0454		
代理人(译)	谈杰		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明属于医学信息处理技术领域，公开了一种基于残差网络的单导联ECG心律失常检测分类方法及系统，对原始ECG信号进行分割：以1秒钟作为窗口长度，对原始ECG信号进行分割；使用残差网络对信号进行处理：分割后的数据输入网络，处理后网络输出结果为对应ECG信号的识别结果。本发明无需对原始心电信号进行分拍处理，也无需任何对齐；可实现对正常心搏，左束支传导阻滞，右束支传导阻滞，房性早搏，异常房性早搏，交界性早搏，室性早搏，室上性早搏，心室融合心跳，房性逸搏，交界性逸搏，室性逸搏，起搏心搏，起搏融合心跳的分类识别；在MIT-BIH心律失常数据库上测试综合准确率达到了96%以上。

对原始ECG信号进行分割：以1秒钟作为窗口长度，对原始ECG信号进行分割。也可以采用2秒、5秒等窗口长度，但实验结果表明其对准确率影响不大。另外，根据采样频率不同，窗口包含的ECG信号数据点数量可能有所不同，此处MIT-BIH心律失常数据采样率为360Hz，即360次/秒

S101

使用残差网络对信号进行处理：分割后的数据输入网络，处理后网络输出结果即为对应ECG信号的识别结果

S102