



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109171707 A

(43)申请公布日 2019.01.11

(21)申请号 201811241718.4

(22)申请日 2018.10.24

(71)申请人 杭州电子科技大学

地址 310018 浙江省杭州市江干区下沙高
教园区2号大街

(72)发明人 韦张跃昊 洪慧 钱升谊

(74)专利代理机构 杭州奥创知识产权代理有限
公司 33272

代理人 王佳健

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

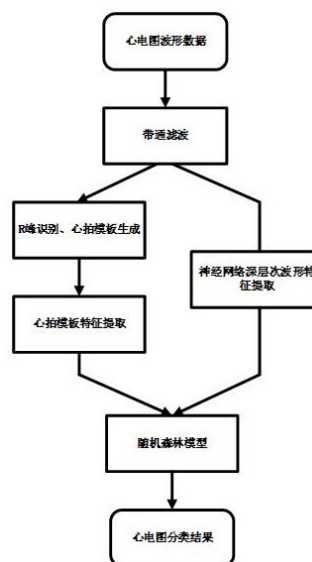
权利要求书1页 说明书3页 附图2页

(54)发明名称

一种智能心电图分类方法

(57)摘要

本发明公开了一种智能心电图分类方法。本发明对30秒采样率为500Hz的I导联心电图波形采样点原始数据进行3Hz-45Hz的带通滤波,利用基于小波变换的R峰识别算法提取R峰位置,基于R峰位置提取195采样点的心拍模板,然后提取心电图波形幅值最大、最小、平均值、对数熵、PQRS波幅值及位置等传统心电信号特征,利用原始心电图波形、相应分类标注、梯度下降法训练训练深层残差网络叠加长短时记忆网络提取心电图波形的深层次特征,最终将所有已提取特征输入随机森林模型进行分类诊断。将本发明能够很大程度上去除噪声干扰,减少对于人工特征识别的依赖,极大提高心电图分类的速度和准确率。



1. 一种智能心电图分类方法,其特征在于所述方法步骤如下:

步骤1、对30秒采样率为500Hz的I导联心电图波形采样点原始数据进行3Hz-45Hz的带通滤波,滤除基线漂移、工频干扰;

步骤2、利用基于小波变换的R峰识别算法提取R峰位置序列,取每个R峰前75采样点、R峰后120采样点形成195采样点的心拍模板序列,然后取各时间点中位数获得中位模板作为标准心拍模板,计算所有心拍模板与标准心拍的相关系数;

步骤3、在提取所有可用模板后,进行信号特征提取,包括:

完整波形特征:包括幅值最大、最小、平均值、中位数、标准差、峰度、斜率、波形时间跨度、小波变换特征、对数熵和信噪比;

心拍模板特征:包括P、Q、R、S、T波幅值及位置,PR间期、QS间期、RT间期和P波能量;

RRI特征:包括心率、心率加速度的时间序列的平均值,PNN5、PNN10医学指标和RRI 序列能量熵;

步骤4、使用第一步骤处理后的心电图波形以及相应分类标注作为深度卷积神经网络输入,利用梯度下降算法进行网络训练,获得网络参数;

步骤5、将30秒采样率为500Hz的I导联心电图波形输入深度卷积神经网络,取最后一层卷积层的输出作为深层次心电信号特征,结合步骤3得到的信号特征,整合后的所有特征以及心电图波形对应分类标准作为随机森林模型的输入,训练此模型后产生分类模型。

2. 根据权利要求1所述的一种智能心电图分类方法,其特征在于:所述步骤2中,与标准心拍的相关系数小于阈值的心拍模板将被舍弃。

3. 根据权利要求1所述的一种智能心电图分类方法,其特征在于:所述步骤4中的深度神经网络由残差网络和长短时记忆网络叠加。

4. 根据权利要求1所述的一种智能心电图分类方法,其特征在于:所述步骤5中使用随机森林模型基于所有已提取特征进行最终心电图分类。

一种智能心电图分类方法

技术领域

[0001] 本发明属于智能心电图分类技术领域,具体涉及一种基于机器学习和信号处理的心电图智能分类方法。

背景技术

[0002] 随着生活水平的不断提高,人们越来越关注心脏的健康状况,而心电图因其包含信息多、非侵入、廉价等特点成为获悉心脏状态的重要参考,对于实时监测自身心电图并快速对心电图分类的需求也越来越迫切。传统的心电图分类通过肉眼进行分析,非常依赖已有的实践心电图分类经验,早期也尝试通过使用传统信号处理的方法识别其中的特征波形,再通过统计分析进行辅助分析,但某些重要特征波形(例如P波)的识别算法效果较差,容易受到噪声影响,造成辅助分析信息不准确,无法快速准确地完成心电图分类。

[0003] 随着机器学习技术的发展和计算能力的进步,其在图像识别、自然语言处理等方面都被大规模运用,通过机器学习智能分类心电图成为可能。但特征的浅层性、真实心电图数据缺少、噪声干扰、异常心电图的多样性造成心电图智能分类方法至今未取得非常重大的突破,如何利用机器学习提取心电图中的深层特征成为一大难点。

发明内容

[0004] 为了克服上述背景技术所存在的不足,本发明提供一种智能心电图分类方法。

[0005] 本发明通过QRS模板匹配方法结合带通滤波去除心电采集过程的噪声并提取传统波形特征,深度卷积网络提取深层次心电图特征,再使用随机森林模型进行心电图分类。

[0006] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案是:

一种智能心电图分类方法,包括以下步骤:

步骤1、对30秒采样率为500Hz的I导联心电图波形采样点原始数据进行3Hz-45Hz的带通滤波,滤除基线漂移、工频干扰。

[0007] 步骤2、利用基于小波变换的R峰识别算法提取R峰位置序列,取每个R峰前75采样点、R峰后120采样点形成195采样点的心拍模板序列,然后取各时间点中位数获得中位模板作为标准心拍模板,计算所有心拍模板与标准心拍的相关系数,相关系数小于阈值的心拍模板将被舍弃。

[0008] 步骤3、在提取所有可用模板后,进行传统信号特征提取。分为三个方面特征:

(1)完整波形特征,幅值最大、最小、平均值、中位数、标准差,峰度、斜率、波形时间跨度、小波变换特征、对数熵、信噪比。

[0009] (2)模板特征:P、Q、R、S、T波幅值及位置,PR间期、QS间期、RT间期、P波能量。

[0010] (3)RRI特征:心率、心率加速度的时间序列的平均值等常规指标,PNN5、PNN10等医学指标,RRI 序列能量熵。

[0011] 步骤4、使用步骤1处理后的心电图波形以及相应分类标注作为深度卷积神经网络输入,利用梯度下降算法进行网络训练,获得符合设计功能的网络参数。

[0012] 步骤5、将30秒采样率为500Hz的I导联心电图波形输入深度卷积神经网络,取最后一层卷积层的输出作为深层次心电信号特征,并结合步骤3得到的传统信号特征,整合后的所有特征以及心电图波形对应分类标注作为随机森林模型的输入,训练此模型后产生最终分类模型。

[0013] 本发明的有益效果是:

本发明构建了适应心电图波形特点的深度神经网络,能够提取更深层次的心电图波形特征。

[0014] 本发明利用小波变换的R峰识别结合带通滤波改进了传统的信号处理方法,准确提取有利于心电图分类的常用心电图波形特征。

[0015] 本发明利用随机森林模型充分结合了多方面心电图波形特征,极大提高心电图分类的速度和准确率。

附图说明

[0016] 图1为本发明的整体流程图。

[0017] 图2为神经网络整体结构图。

具体实施方式

[0018] 为了对本发明的技术特征、目的和效果有更加清楚的理解,下面结合附图和实施例对本发明进一步说明。

[0019] 图1为本发明一种智能心电图分类的实现方法流程示意图。如图1所示流程,首先获取II导联心电图波形数据以及已有的分类标注,统一心电图波形数据为30秒,采集长度大于30秒的数据样本进行截取、小于30秒的进行补零。实际心电图所属作为神经网络训练数据的标注,由于实际心电图所属标注存在不统一的情况,需要心电专家再次进行整合统一。心电图在实际场景采集过程中不可避免的被外界因素干扰,反应到心电图波形上就是基线漂移、工频干扰等,根据干扰的频率特点采用3Hz-45Hz的带通滤波进行滤除。

[0020] 小波变换能够同时反映时频特征,选用试验确定的阈值确立QRS时域区间,在特定较小时域范围内利用0.1秒内振幅最大法确定R峰位置。根据试验结论,取每个R峰前75采样点、R峰后120采样点形成195采样点的心拍模板序列,然后取各时间点中位数获得中位模板作为标准心拍模板,计算所有心拍模板与标准心拍的相关系数,标准模板代表与正常心电图心拍相近的波形,相关系数小于阈值的心拍模板代表受到较大干扰,直接舍弃此模板。在提取所有可用模板后,进行传统信号特征的提取:(1)完整波形特征:经过滤波后整段波形的幅值最大、最小、平均值、中位数、标准差,以及反应峰部的尖度的峰态系数、小波变换特征、对数熵、信噪比(2)心拍模板特征:P、Q、R、S、T波幅值及相对位置,PR间期、QS间期、RT间期、P波能量,心拍模板特征在实际心电图分类中已被证明对于区分正常和异常心电图非常的有效(3)RR间期特征:利用前面R峰检测算法得到的R峰序列,可以计算RR间期、RR间期速度、RR间期加速度等常规指标,利用这些时间序列可以进一步计算RR间期平均值、最大值、最小值、中位数、方差、PNN20、PNN50等医学指标。

[0021] 设计基于残差网络和长短时记忆网络的神经网络,神经网络的表达能力随网络深度增加而增强,所以能够提取更多深层次的心电信号波形特征,但是在达到一定深度后继

续增加卷积层并不能提高性能,反而神经网络的训练误差和测试误差会同时增大。残差网络使用跨层连接拟合残差项的手段解决深度卷积网络中存在的以上问题,基于此可以构建非常深的残差网络。另外心电信号是一种时间序列,特征提取获得的心拍模板特征序列、RR间期特征也能组成时间序列。循环神经网络最初的设计理念就是针对序列分析处理,它在时间维度上内共享权重,能够获取深层时间维度特征,如果使用传统的循环神经网络意味着因果结构,当前时刻的心拍分类结果只能基于之前的序列信息,然而当前时刻的心拍类型应充分考虑相近序列特征,即包括前后较长时间序列。双向长短时记忆循环神经网络可以获取序列上下文信息,此网络中存在从序列起点开始移动的LSTM和另一个从序列末尾开始移动的LSTM,这样模型即可同时依赖于过去和未来的波形特征序列。将所有经过滤波处理的心电图波形以及相应实际心电图类型标注作为深度卷积神经网络输入,并在输入神经网络模型之前通过标准化预处理波形采样点数据,利用批量梯度下降算法进行神经网络的训练,30秒的心电图波形采样点经过神经网络的计算后输出当前样本的预测类别,利用交叉熵衡量与真实标注的偏差,利用反向传播算法迭代更新网络内各节点权值,直到交叉熵的下降小于阈值或者迭代次数到达设定值,见图2。

[0022] 将所有心电图波形样本再次输入上述神经网络,最后一层卷积层的输出作为对应样本的深层次心电图波形特征。融合深层次心电图波形特征、完整波形特征、心拍模板特征、RR间期特征作为随机森林模型的输入数据。随机森林通过集成学习的思想将多颗决策树集成于单个模型中,通过设置不同的最大决策树数量以及最大深度,并不断计算决策树中节点的基尼指数,从而完成随机森林中的决策树的构建,整合所有决策树即可完成随机森林的训练。

[0023] 真实心电图数据试验中将待预测心电图波形采样点数据输入上述已完成训练的神经网络中以提取深层次波形特征,并通过QRS模板匹配方法和小波变换提取传统波形特征,再输入已完成训练的随机森林模型即可输出最终的分类结果。

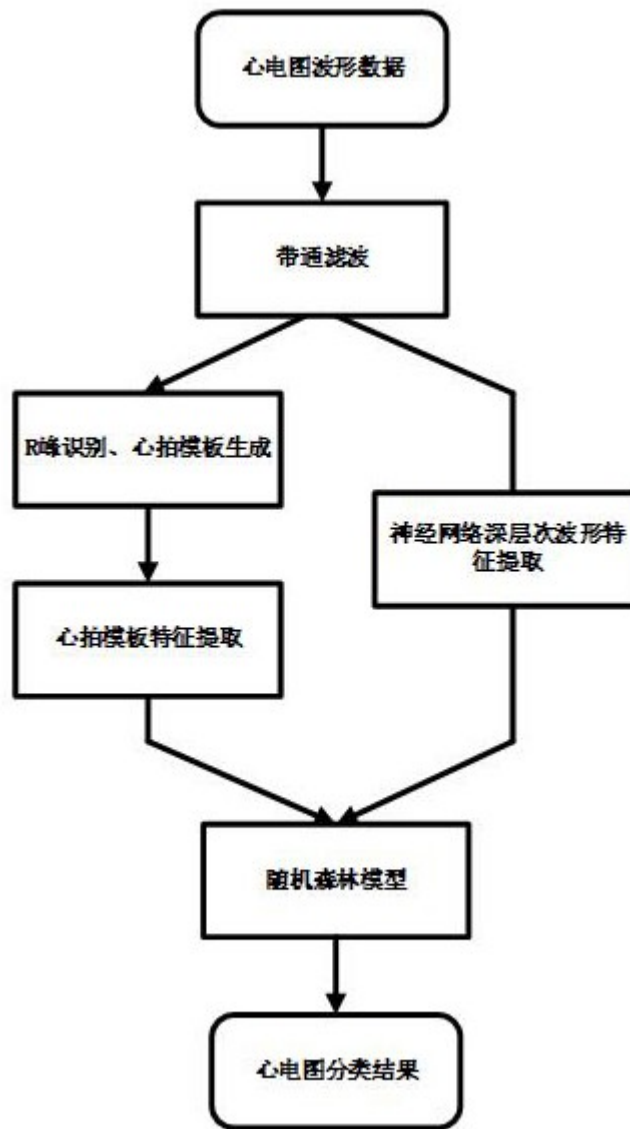


图 1

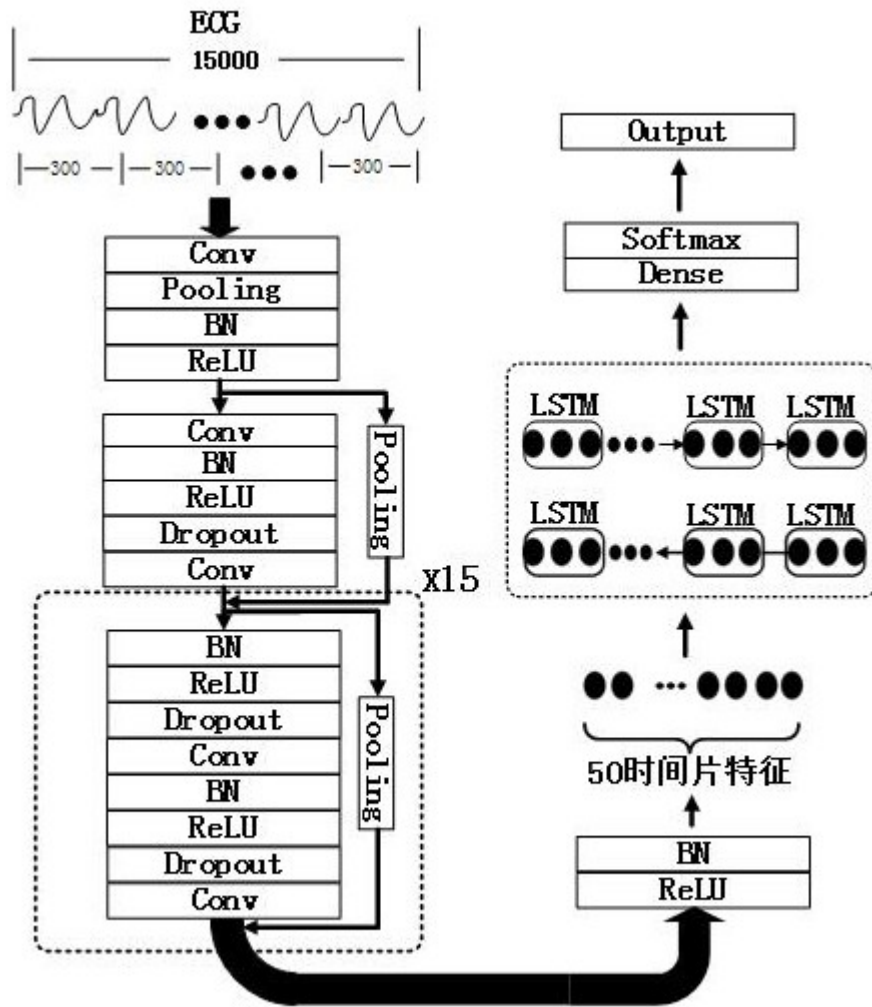


图 2

专利名称(译)	一种智能心电图分类方法		
公开(公告)号	CN109171707A	公开(公告)日	2019-01-11
申请号	CN201811241718.4	申请日	2018-10-24
[标]申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
当前申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
[标]发明人	韦张跃昊 洪慧 钱升谊		
发明人	韦张跃昊 洪慧 钱升谊		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/04012 A61B5/7203 A61B5/7225 A61B5/725 A61B5/7264		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种智能心电图分类方法。本发明对30秒采样率为500Hz的I导联心电图波形采样点原始数据进行3Hz-45Hz的带通滤波，利用基于小波变换的R峰识别算法提取R峰位置，基于R峰位置提取195采样点的心拍模板，然后提取心电波形幅值最大、最小、平均值、对数熵、PQRS波幅值及位置等传统心电信号特征，利用原始心电图波形、相应分类标注、梯度下降法训练训练深层残差网络叠加长短时记忆网络提取心电图波形的深层次特征，最终将所有已提取特征输入随机森林模型进行分类诊断。将本发明能够很大程度上去除噪声干扰，减少对于人工特征识别的依赖，极大提高心电图分类的速度和准确率。

