



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106901723 A

(43)申请公布日 2017.06.30

(21)申请号 201710261359.8

(22)申请日 2017.04.20

(71)申请人 济南浪潮高新科技投资发展有限公司

地址 250100 山东省济南市高新区孙村镇
科航路2877号研发楼一楼

(72)发明人 高岩 于治楼

(74)专利代理机构 济南信达专利事务所有限公司 37100

代理人 韩月娥

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

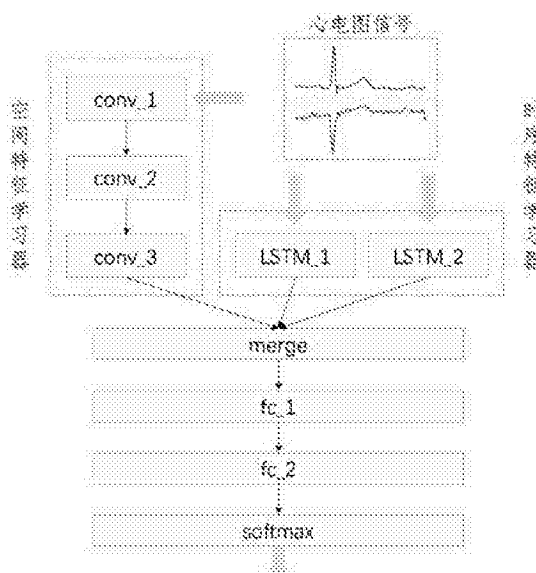
权利要求书1页 说明书4页 附图1页

(54)发明名称

一种心电图异常自动诊断方法

(57)摘要

本发明公开一种心电图异常自动诊断方法,涉及心电图异常自动诊断技术领域,结合RNN神经网络对时间序列的学习能力和CNN对空间特征的学习能力,对心电图这种生物信号进行特征学习,自动表征不同类型的异常心电图,构建基于深度神经网络的分类器,利用带类型标注的心电图训练以提高分类准确率,实现对不同心律失常类型的自动分类。本发明避免了人工提取特征的过程,然后利用RNN、CNN对心电图进行时序特征、空间特征组成分类器,通过有监督学习训练该分类器,使其能够自动诊断异常心电图;提高了心电图异常自动诊断分类的准确性。



1. 一种心电图异常自动诊断方法,其特征在于,结合RNN神经网络对时序特征的学习能力和CNN神经网络对空间特征的学习能力,对心电图这种生物信号进行特征学习;自动表征不同类型的异常心电图,构建一神经网络分类器;

利用标注好异常类型的心电图数据集训练该分类器,改善自动诊断的效果;使该分类器能够自动诊断异常心电图,实现对不同心律失常类型的自动分类。

2. 根据权利要求1所述一种心电图异常自动诊断方法,其特征在于,首先,联合多个RNN神经网络学习每个导联心电图的时序特征,层级堆叠CNN神经网络学习多导联心电图的空间特征;

然后,将CNN神经网络和RNN神经网络连接到merge层,将两个神经网络的输出特征合并,输入到两个堆叠的全连接层,最后接入softmax层作为输出层,输出心电图异常种类的概率分布,整个结构组合成一个神经网络分类器。

3. 根据权利要求2所述一种心电图异常自动诊断方法,其特征在于,所述RNN神经网络选为LSTM。

4. 根据权利要求3所述一种心电图异常自动诊断方法,其特征在于,设定空间特征学习CNN神经网络的输入:根据心电图机规格确定心电图导联数目 c 和信号采集频率 n ;设定CNN空间特征学习的输入向量维度为 $1 \times n$, $\text{channel} = c$ 。

5. 根据权利要求4所述一种心电图异常自动诊断方法,其特征在于,设定时序特征学习RNN神经网络的输入:时序特征学习内LSTM网络个数为 c ,每个LSTM层数为 n ,深度为 l 。

6. 根据权利要求5所述一种心电图异常自动诊断方法,其特征在于,单导联心电图信号输入到一个LSTM中,截取心电图数据的一个导联上的一小段信号,记为 $s = [x_0 \ x_1 \ \cdots \ x_t \ \cdots \ x_{n-1}]$,信号点个数为 n ,使其包含一个完整心跳周期,归一化信号值使 $x_t \in [0, 1]$, $t = 0, 1, \dots, n-1$;然后对 s 进行one-hot化,得到 $\vec{s}$;将 s 和 $\vec{s}$ 分别输入到CNN神经网络和RNN神经网络;

与之对应的,多个导联心电图信号分别输入到多个LSTM中。

7. 根据权利要求6所述一种心电图异常自动诊断方法,其特征在于,训练整个神经网络分类器:目标函数使用交叉熵损失函数,训练采用小批量随机梯度下降法对损失函数进行优化,达到理想精度后停止训练,得到了一个能够对心电图异常进行分类的模型;在该模型中输入心电图信号段,模型输出该信号段的异常类型概率分布,概率值最大的即为该段信号的异常类型,进行心电图异常的自动诊断。

一种心电图异常自动诊断方法

技术领域

[0001] 本发明涉及心电图异常自动诊断技术领域,具体的说是一种心电图异常自动诊断方法。

背景技术

[0002] 心电图是诊断心脏有关的诸多疾病最直接的方法和依据,凭借经济、可靠、快速,且非侵入式测量方法等优势,已经被普遍应用在临床多年。心脏的电生理活动能够直观反映在心电图上,心电图蕴含的波形、周期等信息是医生进行诊断的有力证据。

[0003] 心电图异常自动诊断是一种重要的医疗辅助功能,它可以通过计算机直接对人体心电信号进行自动诊断,检测出异常心电图波段,同时对异常种类进行分类。除了和采集信号的设备等相关外,自动诊断和分类的准确性严重依赖于分类算法的实现。一般心电图信号异常类型的分类算法首先需要凭借专业经验总结不同异常类型对应的心电图特征,以图形特征和统计特征为主要特征来源。不同人和不同的异常类型都可能表现为不同的特征,这就造成了特征的多样性和强弱相关性不同。另一方面,分类效果不仅和特征选取质量相关,也取决于由医生经验到计算机特征实现算法的转换质量,医生经验并非100%可转化成具体的计算机算法。

[0004] 并且,许多心电图异常信号转瞬即逝,只有长时间观测才能捕捉,依靠人力无法实现长时间、实时诊断。传统的自动诊断方法多以程序化医生经验为主,需要大量手动特征提取、筛选工作,诊断效果并不突出。深度学习技术的发展极大促进了特征学习方法的进步,本发明提出了一种基于循环神经网络和卷积神经网络的心电图异常自动诊断方法。

[0005] 不同于传统的FNNs (Feed-forward Neural Networks,前向反馈神经网络),RNN (Recurrent Neural Networks,循环神经网络)引入了定向循环,能够处理那些输入之间前后关联的问题。RNN的目的是用来处理序列数据。在传统的神经网络模型中,是从输入层到隐含层再到输出层,层与层之间是全连接的,每层之间的节点是无连接的。而RNN中一个序列数据当前的输出与前面的输出有关。具体的表现形式为网络会对前面的信息进行记忆并应用于当前输出的计算中,即隐藏层之间的节点不再无连接而是有连接的,并且隐藏层的输入不仅包括输入层的输出还包括上一时刻隐藏层的输出。理论上,RNN能够对任何长度的序列数据进行处理。

[0006] RNN已经在众多自然语言处理 (Natural Language Processing, NLP) 中取得了巨大成功以及广泛应用。在RNN中,目前使用最广泛最成功的模型便是LSTM (Long Short-Term Memory, 长短时记忆模型) 模型,该模型通常比vanilla RNN能够更好地对长短时依赖进行表达,该模型相对于一般的RNN,只是在隐藏层做了手脚。

[0007] 卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 是一种前馈神经网络,是近年发展起来,并引起广泛重视的一种高效识别方法。它的人工神经元可以响应一部分覆盖范围内的周围单元,对于大型图像处理有出色表现。CNN包括卷积层 (alternating convolutional layer) 和池层 (pooling layer)。

[0008] CNN的基本结构包括两层,其一为特征提取层,每个神经元的输入与前一层的局部接受域相连,并提取该局部的特征,一旦该局部特征被提取后,它与其它特征间的位置关系也随之确定下来;其二是特征映射层,网络的每个计算层由多个特征映射组成,每个特征映射是一个平面,平面上所有神经元的权值相等。特征映射结构采用影响函数核小的sigmoid函数作为卷积网络的激活函数,使得特征映射具有位移不变性。卷积神经网络中的每一个卷积层都紧跟着一个用来求局部平均与二次提取的计算层,这种特有的两次特征提取结构减小了特征分辨率。

[0009] CNN主要用来识别位移、缩放及其他形式扭曲不变性的二维图形。卷积神经网络以其局部权值共享的特殊结构在语音识别和图像处理方面有着独特的优越性,其布局更接近于实际的生物神经网络,权值共享降低了网络的复杂性,特别是多维输入向量的图像可以直接输入网络这一特点避免了特征提取和分类过程中数据重建的复杂度。

发明内容

[0010] 本发明针对目前技术发展的需求和不足之处,提供一种心电图异常自动诊断方法和方法。

[0011] 本发明所述一种心电图异常自动诊断方法,解决上述技术问题采用的技术方案如下:所述心电图异常自动诊断方法,结合RNN神经网络对时序特征的学习能力和CNN神经网络对空间特征的学习能力,对心电图这种生物信号进行特征学习;自动表征不同类型的异常心电图,构建一神经网络分类器;

[0012] 利用标注好异常类型的心电图数据集训练该分类器,改善自动诊断的效果;使该分类器能够自动诊断异常心电图,实现对不同心律失常类型的自动分类。

[0013] 优选的,首先,联合多个RNN神经网络学习每个导联心电图的时序特征,层级堆叠CNN神经网络学习多导联心电图的空间特征;然后将CNN神经网络和RNN神经网络连接到merge层,将两个神经网络的输出特征合并,输入到两个堆叠的全连接层,最后接入softmax层作为输出层,输出心电图异常种类的概率分布,整个结构组合成一个神经网络分类器。

[0014] 本发明所述一种心电图异常自动诊断方法和方法,与现有技术相比具有的有益效果是:本发明主要利用对时序特征具有较强学习能力的递归神经网络RNN和对空间结构特征具有较强学习能力的卷积神经网络CNN对心电图信号进行特征学习,避免了人工提取特征的过程,然后利用其特征组成分类器,通过有监督学习训练该分类器,使其能够自动诊断异常心电图;提高了心电图异常自动诊断分类的准确性。

附图说明

[0015] 附图1是基于RNN和CNN的二导联心电图异常自动诊断流程图;

[0016] 附图2是心电图信号输入LSTM网络示意图。

具体实施方式

[0017] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚明白,以下结合具体实施例,对本发明所述一种心电图异常自动诊断方法进一步详细说明。

[0018] 针对心电图异常的自动化诊断,本发明提出了一种心电图异常自动诊断方法,是

基于循环神经网络 (RNN) 和卷积神经网络 (CNN) 的心电图异常自动诊断方法,利用神经网络自动学习心电图异常的特征,包括利用RNN进行时序特征学习,以及利用CNN进行空间特征学习,然后构建分类器,使用心电图异常数据进行训练,实现心电图异常的自动诊断。

[0019] 实施例:

[0020] 本实施例所述心电图异常自动诊断方法,结合RNN神经网络对时序特征的学习能力和CNN神经网络对空间特征的学习能力,对心电图这种生物信号进行特征学习;自动表征不同类型的异常心电图,构建一基于深度神经网络的神经网络分类器;利用带类型标注的心电图训练该分类器以提高分类准确率,使其自动诊断异常心电图,实现对不同心律失常类型的自动分类。

[0021] 所述心电图异常自动诊断方法,主要实现过程为:首先,联合多个RNN学习每个导联的心电图时序特征,层级堆叠CNN学习多导联心电图的空间特征;然后合并上述两种特征送入普通的全连接层,最后接入softmax层作为输出层,输出心电图异常种类的概率分布,整个结构组合成一个神经网络分类器。

[0022] 并且,利用标注好异常类型的心电图数据集训练该网络分类器,改善自动诊断的效果。

[0023] RNN组成的时序特征学习的学习单元,由单个或多个基本类型的独立的RNN网络组成,例如LSTM神经网络,每个导联信号输入到一个独立的RNN网络中。CNN组成的空间特征学习同样能够适应单导联或多导联心电图信号,在常见的深度学习编程框架(例如TensorFlow)中,只需改变其输入层的channel个数即可。

[0024] 下面从本实施例所述心电图异常自动诊断方法的具体实施步骤,来详细了解其具体技术内容,如下:

[0025] 第一、设计网络结构

[0026] 将层级堆叠的CNN网络和平行的RNN网络连接到merge层,将两个神经网络的输出特征合并,然后输入到两个堆叠的全连接层,最后接入softmax层;RNN网络可选LSTM或者GRU等。附图1是基于RNN和CNN的二导联心电图异常自动诊断流程图,如附图1所示以二导联的心电图信号为例,使用LSTM网络。

[0027] 第二、设定空间特征学习CNN神经网络的输入:根据心电图机规格确定心电图导联数目 c 和信号采集频率 n ;设定CNN空间特征学习的输入向量维度为 $1 \times n$, $\text{channel} = c$;

[0028] 设定时序特征学习RNN神经网络的输入:时序特征学习内LSTM网络个数为 c ,每个LSTM层数为 n ,深度为1。

[0029] 第三、输入心跳信号到网络

[0030] 截取心电图数据的一个导联上的一小段信号,记为 $s = [x_0 \ x_1 \ \cdots \ x_t \ \cdots \ x_{n-1}]$,信号点个数为 n ,使其包含一个完整心跳周期,归一化信号值使 $x_t \in [0, 1]$, $t = 0, 1, \dots, n-1$;然后对 s 进行one-hot化,得到 $\tilde{s}$,如附图2所示。将 s 和 $\tilde{s}$ 分别输入到CNN神经网络和RNN神经网络。

[0031] 若心电图数据为多导联,则截取对应时间段上的所有信号进行上述变换之后输入到网络。附图2具体展示了单导联心电图信号输入到一个LSTM中,与之对应的,多个导联信号分别输入到多个LSTM中。

[0032] 第四、训练整个神经网络分类器

[0033] 目标函数使用交叉熵损失函数,训练采用小批量随机梯度下降法(mini-batch stochastic gradient descent)对损失函数进行优化,达到理想精度后停止训练。

[0034] 训练完成之后,得到了一个可以对心电图异常进行分类的模型,输入心电图信号段,模型输出该信号段的异常类型概率分布,概率值最大的即为该段信号的异常类型,进而实现心电图异常的自动诊断。

[0035] 上述具体实施方式仅是本发明的具体个案,本发明的专利保护范围包括但不限于上述具体实施方式,任何符合本发明的权利要求书的且任何所属技术领域的普通技术人员对其所做的适当变化或替换,皆应落入本发明的专利保护范围。

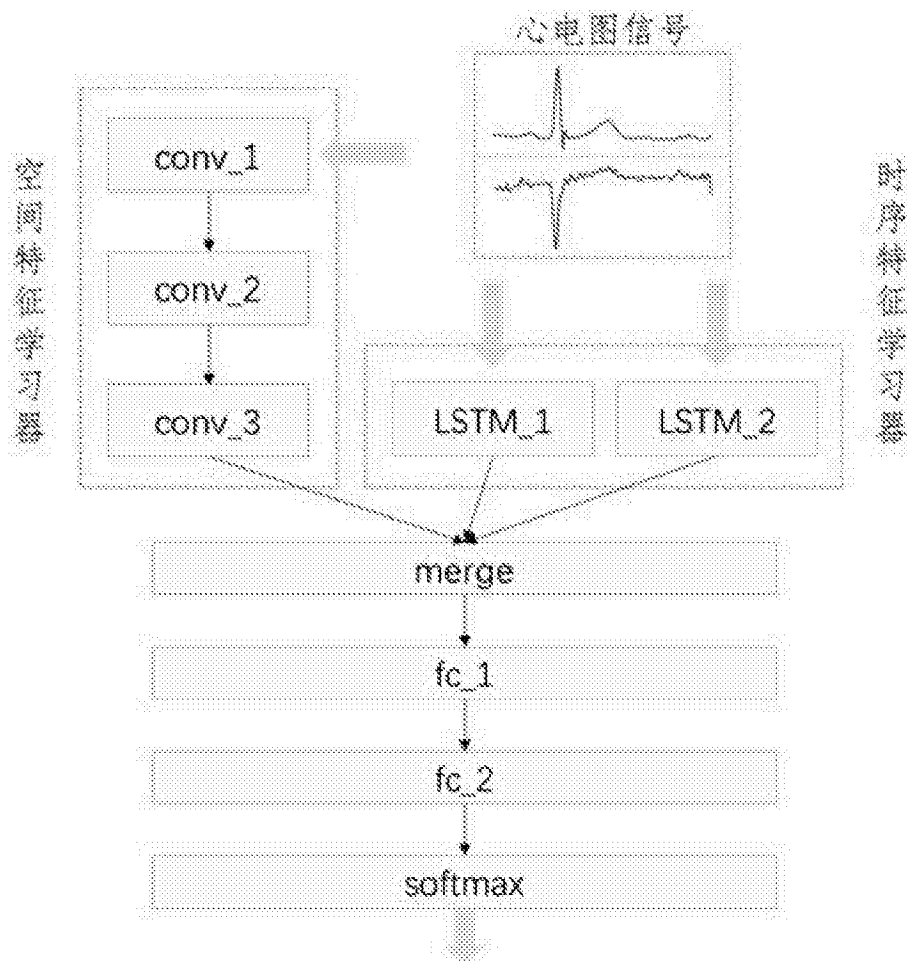


图1

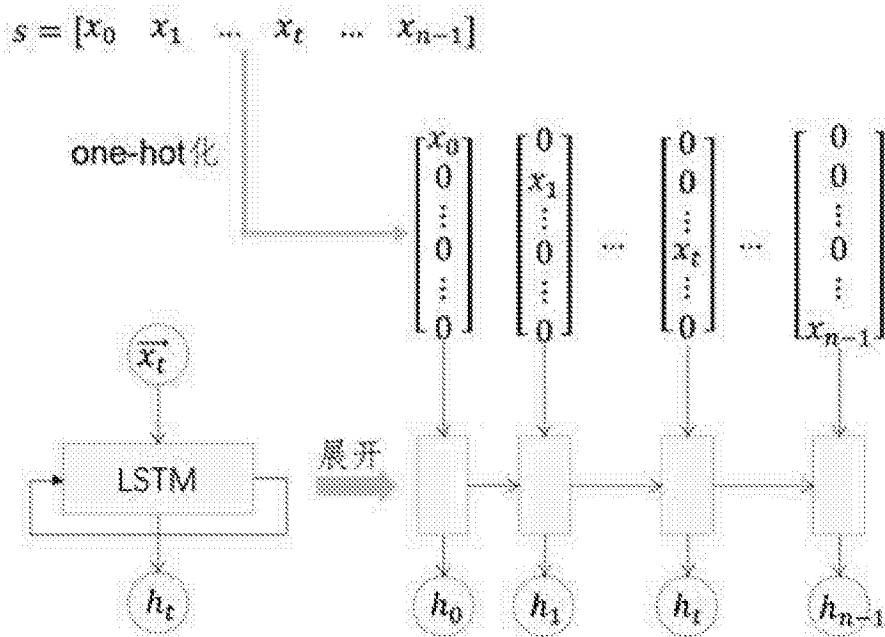


图2