



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110840432 A

(43)申请公布日 2020.02.28

(21)申请号 201911213690.8

G06N 3/04(2006.01)

(22)申请日 2019.12.02

G06N 3/08(2006.01)

(71)申请人 苏州大学

地址 215168 江苏省苏州市吴中区石湖西路188号

(72)发明人 王丽荣 陈雪勤 俞杰 邱励燊
蔡文强 李婉悦 郑乐松 邓米雪
张淼 陈颖

(74)专利代理机构 苏州市中南伟业知识产权代
理事务所(普通合伙) 32257
代理人 郭磊

(51)Int.Cl.

A61B 5/04(2006.01)

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

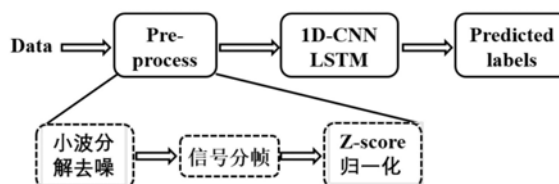
权利要求书2页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置

(57)摘要

本发明公开了一种基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置。本发明一种基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置,包括:所述计算机,所述计算机被编程以便执行如下步骤:获取采集数据,其中采集数据通过以下方式采集:数据采集电极位置均按照国际标准的10-20系统电极法放置。本发明的有益效果:与传统的癫痫发作检测不同,无需人工设计特征来进行分类,而是直接将多通道的原信号输入训练网络,通过一维CNN和LSTM神经网络来自动学习信号的特征,最后进行分类。由于采用了多通道的信号,比只使用单通道信号的方法效果更好,更具稳定性和一般性;除了在数据库中性能表现优异,在实际的临床数据中也有很不俗的效果。



1. 一种基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置,其特征在于,包括:计算机,所述计算机被编程以便执行如下步骤:

获取采集数据,其中采集数据通过以下方式采集:数据采集电极位置均按照国际标准的10-20系统电极法放置;

对所述采集数据进行小波分解去噪;

将去噪后的长时程的23通道脑电图信号以256个点为一帧来划分;

对每一帧每一通道的数据进行Z-score归一化;

给每一帧数据制作对应的标签;

将以上处理过的数据输入深度学习神经网络,其中,所述深度学习神经网络以CNN和LSTM的级联为主体;

用测试集进行测试,如果测试集经过训练好的深度学习神经网络输出得到的结果和对应的标签一致,则预测准确;若不一致,则错误。

2. 如权利要求1所述的基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置,其特征在于,“获取采集数据,其中采集数据通过以下方式采集:数据采集电极位置均按照国际标准的10-20系统电极法放置”中,脑电信号数据采样率为256Hz。

3. 如权利要求1所述的基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置,其特征在于,“获取采集数据,其中采集数据通过以下方式采集:数据采集电极位置均按照国际标准的10-20系统电极法放置”中,所有的脑电信号都是两个电极之间的电压差经过放大后得到。

4. 如权利要求1所述的基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置,其特征在于,“对所述采集数据进行小波分解去噪;”中,利用小波分解提取信号0.5-32Hz的频段。

5. 如权利要求1所述的基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置,其特征在于,“将去噪后的长时程的23通道脑电图信号以256个点为一帧来划分;”中,输入数据的大小为 $N*256*23$,其中N表示一共有N帧数据样本;256表示每一帧的单通道数据大小为256个点;23表示一共有23个通道。

6. 如权利要求1所述的基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置,其特征在于,所述Z-score归一化公式具体如下:

$$x_i = \frac{x_i - \text{mean}(x)}{\text{std}(x)}$$

其中 x_i 表示样本x中的第i个点,mean(x)表示样本信号x的均值,std(x)表示样本信号x的标准差。

7. 如权利要求1所述的基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置,其特征在于,“给每一帧数据制作对应的标签;”中,癫痫发作期对应的帧统一用1表示,其余帧统一用0表示。

8. 如权利要求1所述的基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置,其特征在于,所述深度学习神经网络的具体结构如下:

Layer1:1维卷积层,卷积核大小为 $16*1$,步长为2,激活函数为relu;

Layer2:1维卷积层,卷积核大小维 $32*1$,步长为2,激活函数为relu;

Layer3:最大值池化层,pool_size=2;

Layer4:1维卷积层,卷积核大小为64*1,步长为2,激活函数为relu;
Layer5:1维卷积层,卷积核大小为128*1,步长为2,激活函数为relu;
Layer6:最大值池化层,pool_size=2;
Layer7:全连接层,神经元个数为200,含BatchNormalization,激活函数为relu;
Layer8:LSTM层,units=10,activation=tanh,return_sequences=True;
Layer9:LSTM层,units=10,activation=tanh,return_sequences=True;
Layer10:全连接层,神经元个数为100,含BatchNormalization,激活函数为relu;
Layer11:全连接层,神经元个数为30,含BatchNormalization,激活函数为relu;
Layer12:softmax层,对结果进行概率预测和分类。

9.如权利要求1所述的基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置,其特征在于,所述深度学习神经网络的训练方法为adam算法,参数设置如下:学习率lr=0.0005,beta_1=0.9,beta_2=0.999,epsilon=1e-08,clipvalue=0.5。

10.如权利要求1所述的基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置,其特征在于,所述深度学习神经网络的训练方法为mini-batch梯度下降法,其中batch_size=128,训练次数为200。

基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置

技术领域

[0001] 本发明涉及癫痫检测领域,具体涉及一种基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置。

背景技术

[0002] 癫痫是一种主要的神经系统疾病,是由于大脑的异常电活动造成的。由于异常放电的起始部位和传递方式的不同,癫痫发作的临床表现复杂多样,可表现为发作性运动、感觉、自主神经、意识及精神障碍。这些发作症状都给患者带来极大的生活不便。

[0003] 脑电信号中包含了大量的生理与疾病信息,临床上经常通过脑电信号来对某些脑疾病做出分析和诊断。传统癫痫自动检测即是从脑电图中提取出某些特征来对癫痫是否发作进行分类,这能极大减轻医生工作负担,为临床辅助诊断提供帮助。

[0004] 传统的癫痫检测依赖信号特征的有效提取,特征提取的好坏往往直接影响到最终分类结果。在时域分析方法中,有提取信号幅值、信号熵、信号节律性等研究方法[1]。在频域分析方法中,有先经过傅里叶、小波分解等变换,再提取特征的方法[2]。还有一些时频结合的方法,将时域特征和频域特征相结合,再通过一些数据压缩方式使特征更精简,有效[3]。

[0005] [1]J.Gotman,“Automatic recognition of epileptic seizures in the EEG”*Clinical Neurophysiology*,vol.54,pp.530-540,1982.

[0006] [2]Meier R,Dittrich H,and Schulze-Bonhage A,“Detecting epileptic seizures in long-term human EEG:a new approach to automatic online and read-time detection and classification of polymorphic seizure patterns”*Journal of Clinical Neurophysiology*,2008,pp.119-131.

[0007] [3]Ling Guo,Daniel Rivero,Julián Dorado,Juan R.Rabunál,and Alejandro Pazos,“Automatic epileptic seizure detection in EEGs based on line length feature and artificial neural networks,”*Journal of Neuroscience Methods* 191 (2010) ,pp.101-109.

[0008] 传统技术存在以下技术问题:

[0009] 1.传统特征的提取需要人工设计特征,这带来了一些问题:

[0010] (1)人工设计特征依赖大量的先验知识,难度较大

[0011] (2)额外的特征提取和选择增加了算法的复杂度;

[0012] (3)特征设计的好坏直接影响到分类的准确率;

[0013] (4)当使用固定的人工设计特征时,难以保持算法的泛化能力;

[0014] 2.大多基于单通道脑电图,而忽视了其他导联对结果的影响。综合其他导联往往能得到更优异的结果。

[0015] 3.在数据集上往往能得到不错的分类结果,但在实际临床脑电图中仍然会出现一些漏检和误检,泛化能力不强。

发明内容

[0016] 本发明要解决的技术问题是提供一种基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置,本发明能对多通道静态脑电图进行癫痫发作的自动检测本发明无须人工设计特征,而是基于深度学习技术,通过一维CNN和LSTM神经网络来自动学习信号的特征;本发明采用多导联的脑电图信号作为待处理信号。相比只使用单导联信号,多导联信号信息更丰富,得到的结果更平稳,更具有一般性,同组信号,准确率更加稳定;本发明对比其他现有方法,在开源数据库中有更好的分类结果。同时,在实际临床数据中也有良好的效果。

[0017] 为了解决上述技术问题,本发明提供了一种基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置,包括:计算机,所述计算机被编程以便执行如下步骤:

[0018] 获取采集数据,其中采集数据通过以下方式采集:数据采集电极位置均按照国际标准的10-20系统电极法放置;

[0019] 对所述采集数据进行小波分解去噪;

[0020] 将去噪后的长时程的23通道脑电图信号以256个点为一帧来划分;

[0021] 对每一帧每一通道的数据进行Z-score归一化;

[0022] 给每一帧数据制作对应的标签;

[0023] 将以上处理过的数据输入深度学习神经网络,其中,所述深度学习神经网络以CNN和LSTM的级联为主体;

[0024] 用测试集进行测试,如果测试集经过训练好的深度学习神经网络输出得到的结果和对应的标签一致,则预测准确;若不一致,则错误。

[0025] 本发明的有益效果:

[0026] 传统的癫痫发作检测不同,无需人工设计特征来进行分类,而是直接将多通道的原信号输入训练网络,通过一维CNN和LSTM神经网络来自动学习信号的特征,最后进行分类。由于采用了多通道的信号,比只使用单通道信号的方法效果更好,更具稳定性和一般性;除了在数据库中性能表现优异,在实际的临床数据中也有很不俗的效果。

[0027] 在其中一个实施例中,“获取采集数据,其中采集数据通过以下方式采集:数据采集电极位置均按照国际标准的10-20系统电极法放置”中,脑电信号数据采集率为256Hz。

[0028] 在其中一个实施例中,“获取采集数据,其中采集数据通过以下方式采集:数据采集电极位置均按照国际标准的10-20系统电极法放置”中,所有的脑电信号都是两个电极之间的电压差经过放大后得到。

[0029] 在其中一个实施例中,“对所述采集数据进行小波分解去噪;”中,利用小波分解提取信号0.5-32Hz的频段。

[0030] 在其中一个实施例中,“将去噪后的长时程的23通道脑电图信号以256个点为一帧来划分;”中,输入数据的大小为 $N*256*23$,其中N表示一共有N帧数据样本;256表示每一帧的单通道数据大小为256个点;23表示一共有23个通道。

[0031] 在其中一个实施例中,所述Z-score归一化公式具体如下:

$$[0032] \quad x_i = \frac{x_i - \text{mean}(x)}{\text{std}(x)}$$

[0033] 其中 x_i 表示样本x中的第i个点, $\text{mean}(x)$ 表示样本信号x的均值, $\text{std}(x)$ 表示样本信号x的标准差。

[0034] 在其中一个实施例中,“给每一帧数据制作对应的标签;”中,癫痫发作期对应的帧统一用1表示,其余帧统一用0表示。

[0035] 在其中一个实施例中,所述深度学习神经网络的具体结构如下:

[0036] Layer1:1维卷积层,卷积核大小为16*1,步长为2,激活函数为relu;

[0037] Layer2:1维卷积层,卷积核大小维32*1,步长为2,激活函数为relu;

[0038] Layer3:最大值池化层,pool_size=2;

[0039] Layer4:1维卷积层,卷积核大小为64*1,步长为2,激活函数为relu;

[0040] Layer5:1维卷积层,卷积核大小为128*1,步长为2,激活函数为relu;

[0041] Layer6:最大值池化层,pool_size=2;

[0042] Layer7:全连接层,神经元个数为200,含BatchNormalization,激活函数为relu;

[0043] Layer8:LSTM层,units=10,activation=tanh,return_sequences=True;

[0044] Layer9:LSTM层,units=10,activation=tanh,return_sequences=True;

[0045] Layer10:全连接层,神经元个数为100,含BatchNormalization,激活函数为relu;

[0046] Layer11:全连接层,神经元个数为30,含BatchNormalization,激活函数为relu;

[0047] Layer12:softmax层,对结果进行概率预测和分类。

[0048] 在其中一个实施例中,所述深度学习神经网络的训练方法为adam算法,参数设置如下:学习率lr=0.0005,beta_1=0.9,beta_2=0.999,epsilon=1e-08,clipvalue=0.5。

[0049] 在其中一个实施例中,所述深度学习神经网络的训练方法为mini-batch梯度下降法,其中batch_size=128,训练次数为200。

附图说明

[0050] 图1是本发明基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置中的计算机执行的流程图。

[0051] 图2是本发明基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测中的10-20电极放置示意图。

[0052] 图3是本发明基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测中的数据截取示意图。

[0053] 图4是本发明基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测中的网络结构示意图。

[0054] 图5是本发明基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测中的信息提取示意图之一。(S为原信号,A8为0-0.5Hz频段信息,D2为32-64Hz频段信息,D1为64-128Hz频段信息)

[0055] 图6是本发明基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测中的信息提取示意图之二。(要提取的信号,其中D8,D7,D6,D5,D4,D3分别为0.5-1Hz,1-2Hz,2-4Hz,4-8Hz,8-16Hz,16-32Hz频段的信息)

具体实施方式

[0056] 下面结合附图和具体实施例对本发明作进一步说明,以使本领域的技术人员可以

更好地理解本发明并能予以实施,但所举实施例不作为对本发明的限定。

[0057] 本发明基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置,包括:所述计算机,所述计算机被编程以便执行如下步骤:

[0058] S1.数据准备

[0059] 1.本发明所使用的数据采集电极位置均按照国际标准的10-20系统电极法放置(见图2),所有的脑电信号都是两个电极之间的电压差经过放大后得到。脑电信号数据采样率为256Hz。

[0060] 2.首先对输入信号进行小波分解去噪。利用小波分解提取信号0.5-32Hz的频段。

[0061] 3.将去噪后的长时程的23通道脑电图信号以256个点(1s)为一帧来划分。输入数据的大小为 $N*256*23$,其中N表示一共有N帧数据样本;256表示每一帧的单通道数据大小为256个点;23表示一共有23个通道。

[0062] 4.参阅图3,为了扩充癫痫发作数据集,对数据进行增强。用滑动窗口连续截取的发作段的两帧数据之间都有四分之三的重复段。

[0063] 5.对每一帧每一通道的数据进行Z-score归一化,这样能在训练深度神经网络时保证梯度不会消失。Z-score归一化公式如下,其中 x_i 表示样本x中的第i个点,mean(x)表示样本信号x的均值,std(x)表示样本信号x的标准差。

[0064]
$$x_i = \frac{x_i - \text{mean}(x)}{\text{std}(x)}$$

[0065] 6.给每一帧数据制作对应的标签,其中癫痫发作期对应的帧统一用1表示,其余帧统一用0表示。因此标签的大小为 $N*1$,N表示总的样本数据组数。

[0066] S2.网络搭建

[0067] 经过S1部分预处理后,数据被规整为统一尺寸 $N*256*23$,即可作为网络模型输入数据了。本方法所采用的深度学习神经网络以CNN和LSTM的级联为主体,融合了两种网络的特点和优势,这是此前其他方法所不具备的。CNN-LSTM神经网络的具体结构(见图4)如下(LayerN指神经网络的第N层):

[0068] Layer1:1维卷积层,卷积核大小为 $16*1$,步长为2,激活函数为relu。

[0069] Layer2:1维卷积层,卷积核大小维 $32*1$,步长为2,激活函数为relu。

[0070] Layer3:最大值池化层,pool_size=2。

[0071] Layer4:1维卷积层,卷积核大小为 $64*1$,步长为2,激活函数为relu。

[0072] Layer5:1维卷积层,卷积核大小为 $128*1$,步长为2,激活函数为relu。

[0073] Layer6:最大值池化层,pool_size=2。

[0074] Layer7:全连接层,神经元个数为200,含BatchNormalization,激活函数为relu。

[0075] Layer8:LSTM层,units=10,activation=tanh,return_sequences=True。

[0076] Layer9:LSTM层,units=10,activation=tanh,return_sequences=True。

[0077] Layer10:全连接层,神经元个数为100,含BatchNormalization,激活函数为relu。

[0078] Layer11:全连接层,神经元个数为30,含BatchNormalization,激活函数为relu。

[0079] Layer12:softmax层,对结果进行概率预测和分类。

[0080] 训练方法为adam算法,参数设置如下:学习率lr=0.0005,beta_1=0.9,beta_2=0.999,epsilon=1e-08,clipvalue=0.5。采用mini-batch梯度下降法,其中batch_size=

128,训练次数为200。

[0081] S3.结果处理

[0082] 用测试集进行测试,如果测试集经过训练好的神经网络输出得到的结果和对应的标签一致,则预测准确(如发作期的标签为1,网络输出结果也为1);若不一致,则错误。所有正确预测的样本数和总样本数之比即是测试集准确率,它是网络性能好坏的重要指标。

[0083] 更详细的具体应用场景:

[0084] S1.预处理阶段

[0085] 1.对信号进行小波分解去噪。选取db5小波作为母小波,分解级数为8级,这样可以提取到0.5-32Hz的信号(见图5,图6)。

[0086] 2.以256个点为一帧,对去噪后的信号进行分帧,并制作标签。其中,发作段用标签1表示;未发作段用标签0表示。每一帧数据的大小是256*23,假设共有N帧数据,则数据组的总大小为N*256*23,标签数据组的大小为N*1。

[0087] 3.将得到的N组数据随机打乱,选取其中五分之四的数据作为训练集,其余五分之一作为测试集。

[0088] 4.将每一组数据按各自通道进行Z-score归一化。

[0089] S2.训练阶段

[0090] 1.将训练数据输入到上述网络模型中进行训练,训练方法为adam算法,参数设置如下:学习率lr=0.0005,beta_1=0.9,beta_2=0.999,epsilon=1e-08,clipvalue=0.5。采用mini-batch梯度下降法,其中batch_size=128,训练次数为200。保存训练得到的网络模型。训练方法为adam算法,这是梯度下降法的一种变形,本质也是梯度下降法,它优化的是方法;mini-batch是处理训练数据的方法,一次训练不训练所有的数据,只训练一批数据。这两个是一起用的。

[0091] S3.测试阶段

[0092] 1.载入得到的模型,将测试数据输入网络,得到测试结果。假设有测试数据M组,则网络会输出只含有0或1的,大小为M*1的数组。每组数据的输出值若与其对应的标签一致,则网络预测结果正确。

[0093] 2.采用无重复抽样的五折交叉验证的方法,即将总数据平均分成五份,每一份轮流做测试集,其余的做训练集。交叉验证的方法能够找到使得模型泛化性能最优的超参值。

[0094] 3.预测的准确率越高,则网络性能越好。

[0095] 本发明有益效果:

[0096] 1.相比传统单通道数据的处理和分析,本发明使用了23通道的数据作为处理对象。综合考虑各个通道的特性和变化,让实验结果更加准确可靠。

[0097] 2.无需手动设计特征,本方法设计的一维CNN-LSTM级联深度学习神经网络能够自动地学习样本信号的特征。

[0098] 3.本发明将CNN和LSTM级联,通过CNN学习输入信号的特征,通过LSTM网络来捕捉前序特征的时间相关特性。整个结构融合了这两个网络的优点,提高了癫痫发作检测的准确率和网络的泛化能力,这是之前相关研究中从来没有的。

[0099] 以上所述实施例仅是为充分说明本发明而所举的较佳的实施例,本发明的保护范围不限于此。本技术领域的技术人员在本发明基础上所作的等同替代或变换,均在本发明

的保护范围之内。本发明的保护范围以权利要求书为准。

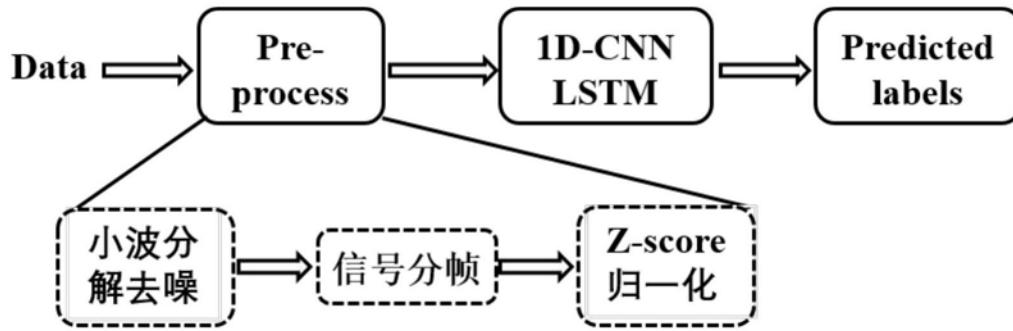


图1

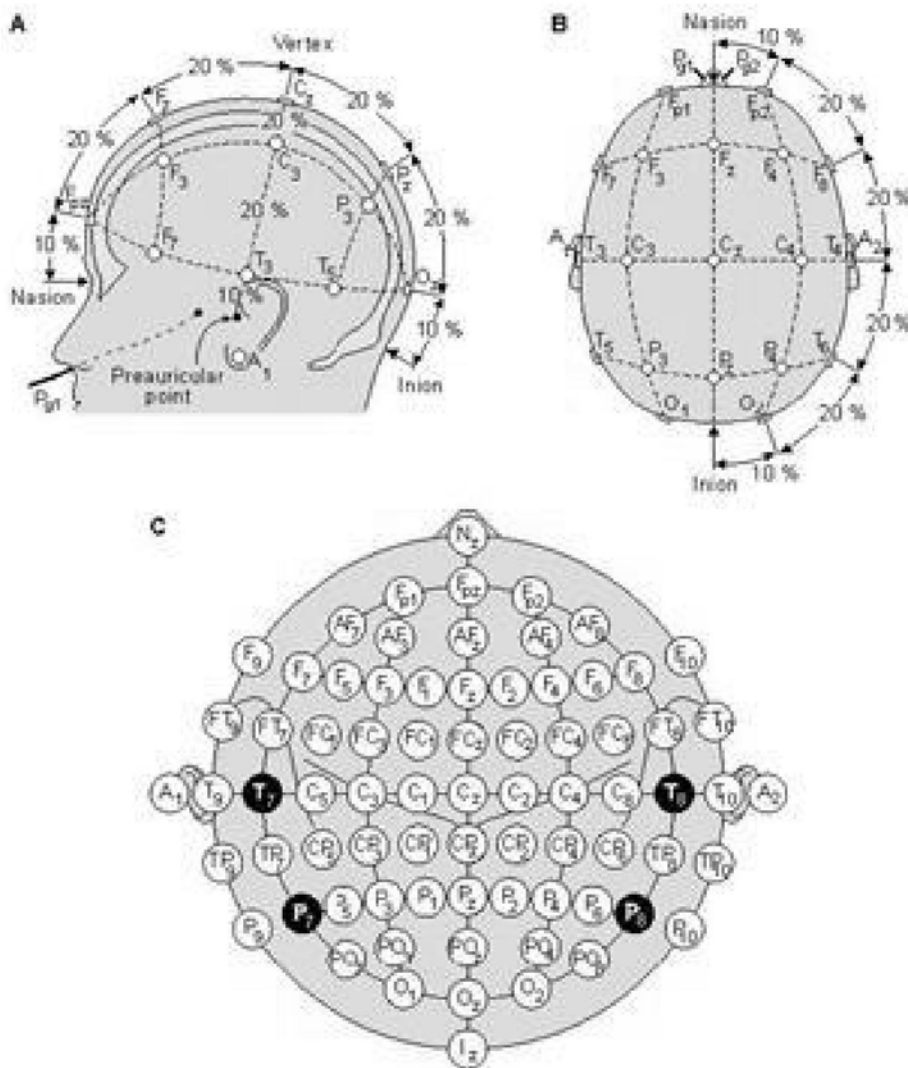


图2

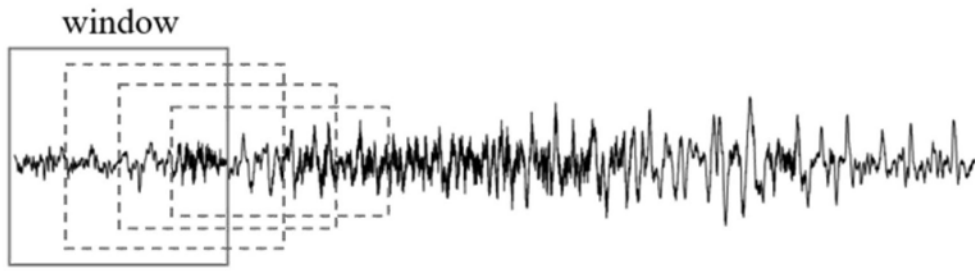


图3

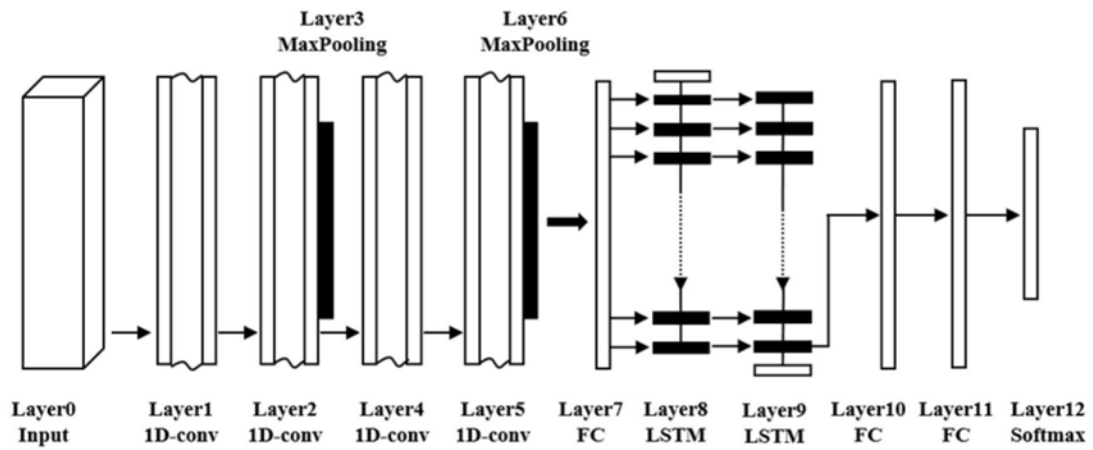


图4

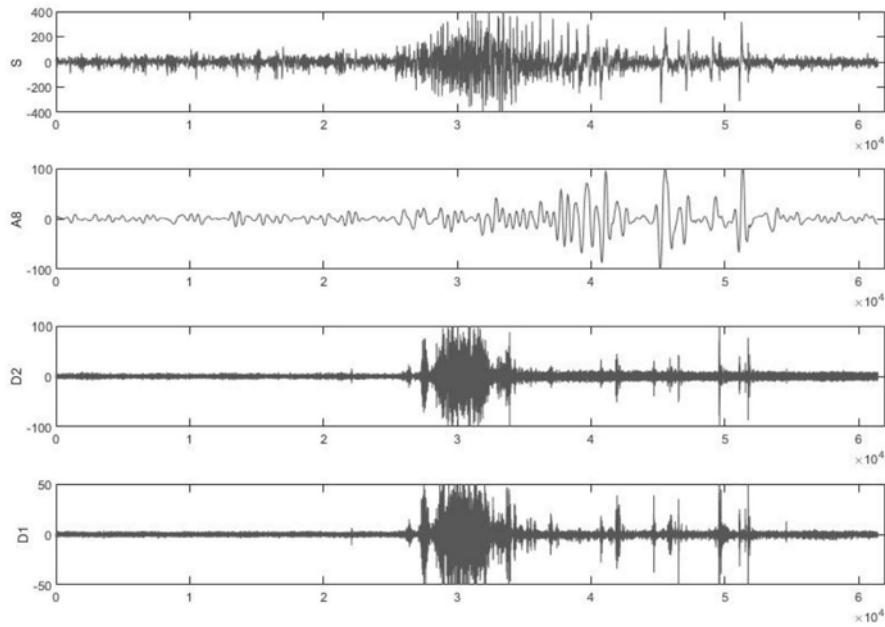


图5

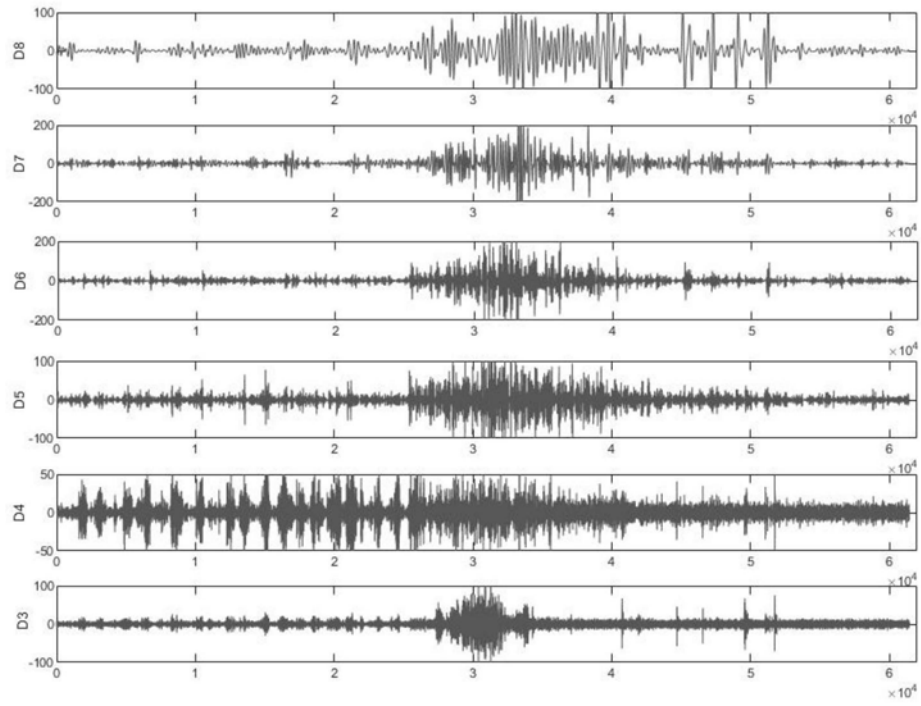


图6

专利名称(译)	基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置		
公开(公告)号	CN110840432A	公开(公告)日	2020-02-28
申请号	CN201911213690.8	申请日	2019-12-02
[标]申请(专利权)人(译)	苏州大学		
申请(专利权)人(译)	苏州大学		
当前申请(专利权)人(译)	苏州大学		
[标]发明人	王丽荣 陈雪勤 俞杰 邱励桀 蔡文强 李婉悦 张淼 陈颖		
发明人	王丽荣 陈雪勤 俞杰 邱励桀 蔡文强 李婉悦 郑乐松 邓米雪 张淼 陈颖		
IPC分类号	A61B5/04 A61B5/0476 A61B5/00 G06N3/04 G06N3/08		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0476 A61B5/4094 A61B5/7253 A61B5/7267 A61B5/7275 A61B5/7282 G06N3/0445 G06N3/0454 G06N3/08		
代理人(译)	郭磊		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置。本发明一种基于一维CNN-LSTM的多通道脑电图癫痫自动检测装置，包括：所述计算机，所述计算机被编程以便执行如下步骤：获取采集数据，其中采集数据通过以下方式采集：数据采集电极位置均按照国际标准的10-20系统电极法放置。本发明的有益效果：与传统的癫痫发作检测不同，无需人工设计特征来进行分类，而是直接将多通道的原信号输入训练网络，通过一维CNN和LSTM神经网络来自动学习信号的特征，最后进行分类。由于采用了多通道的信号，比只使用单通道信号的方法效果更好，更具稳定性和一般性；除了在数据库中性能表现优异，在实际的临床数据中也有很不错的效果。

