



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110575141 A

(43)申请公布日 2019. 12. 17

(21)申请号 201910848402.X

(22)申请日 2019.09.09

(71)申请人 西北大学

地址 710069 陕西省西安市碑林区太白北路229号

(72)发明人 高岭 郑勇 郭红波 张侃 赵悦蓉 王海 郑杰 杨旭东

(74)专利代理机构 西安西达专利代理有限责任公司 61202

代理人 刘华

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0476(2006.01)

权利要求书2页 说明书5页 附图4页

(54)发明名称

一种基于生成对抗网络的癫痫检测方法

(57)摘要

一种基于生成对抗网络的癫痫检测方法,基于生成对抗网络产生癫痫发作时的EEG信号,对实验的数据样本进行扩容,将扩容后的数据样本输入到CNN网络中进行训练,再用真实数据样本进行测试的方法,旨在提高癫痫检测的准确性。本发明具体步骤可以描述为:步骤一、对数据进行裁剪、下采样、滤波操作,将处理好的数据片段分成病发类和正常类两类;步骤二、训练对抗生成网络;步骤三、使用训练好的对抗生成网络产生癫痫病发EEG数据;步骤四、划分训练集和测试集,构建CNN网络进行训练和测试,并分析检测结果。



1. 一种基于生成对抗网络的癫痫检测方法,其特征在於,包括以下步骤:

1) 对脑电信号进行预处理,依次进行裁剪、下采样、滤波操作,将处理好的数据片段手动分成病发类信号和生成类两类信号;

2) 构建生成对抗模型的生成模型和判别模型,生成模型的目标是生成模型的目标是生成让判别模型无法区分真实EEG信号和生成EEG信号,按照公式(1)构建其目标函数:

$$\max_D \min_G E_{P_{data}}[\log D(x)] + E_{P_G}[\log(1 - D(x))] \quad (1);$$

判别模型目标是判断输入信号的真假,按照公式(2)构建其目标函数:

$$\min_D E_{P_{data}}[\log D(x)] + E_{P_G}[\log(1 - D(x))] \quad (2);$$

其中D代表判别模型,G代表生成模型,D(x)是判别模型的输出结果,范围[0,1],判断信号是真实信号的概率, $P_{data}$ 和 $P_G$ 分别表示真实信号的分布和生成信号的分布;

$E_{P_{data}}[\log D(x)]$ 是指使得真实数据放入到判别模型D(x)输出的计算值和整个式子值尽可能大;

$E_{P_G}[\log(1 - D(x))]$ 是指使得造假数据放入到判别模型D(x)输出的计算值尽可能小和整个式子值尽可能大,这样整合下来就是使得目标函数尽可能大,因此在训练时就可以根据目标函数进行梯度提升,在训练过程中,用公式(3)对参数进行梯度下降:

$$\nabla_{\theta_G} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log(1 - D(G(z^i))) \quad (3);$$

$$\nabla_{\theta_D} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [\log D(x^i) + \log(1 - D(G(z^i)))]$$

其中,x是真实信号,z是生成信号。

3) 构建好的生成对抗网络后,以病发癫痫信号为真实信号x进行输入,使用正态分布噪声z作为噪声源输入生成假数据;反复训练网络直至判别模型输出不再变化,使用训练好的模型生成大量癫痫病发脑电信号;

4) 划分数据集和训练集,从病发类选取一定比例的片段与生成的信号以一定比例混合扩充成训练集病发类部分,从正常类中选取一定比例片段构成训练集正常类部分,将剩余的片段分别组成各类的测试集;

5) 构建卷积神经网络的卷积层、池化层和全连接层;

a、卷积层(convolutional layer):由在EEG信号上滑动的滤波器内核组成,内核kernels是与EEG信号进行卷积的矩阵,步长控制滤波器在输入信号上的卷积程度,卷积操作公式(4)如下:

$$y_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n h_{k-n} \quad (4);$$

b、池化层(pooling layer):合并操作减少来自卷积层的输出神经元的尺寸,降低计算

强度并防止过度拟合,在本发明中使用了Max-Pooling操作;

c、全连接层(full connected layer):该层与前一层中的所有激活完全连接,在本文中使用了整流线性激活单元(RELU)和softmax函数,RELU函数公式(5)如下;

$$f(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ 0.01x, & x \leq 0 \end{cases} \quad (5);$$

softmax函数计算输出类的概率分布,因此在最后一层使用softmax函数预测输入EEG信号病发类、正常类所属类别,函数公式(6)如下:

$$p_j = \frac{e^{x_j}}{\sum_1^k e^{x_k}} \quad (6);$$

在对CNN进行训练的过程中,CNN模型的最终输出决策取决于网络结构中先前层的权重和偏差,我们使用以下公式(7)、公式(8)来设置权重和偏差:

$$\Delta W_l(t+1) = -\frac{x\lambda}{r} W_l - \frac{x}{n} \frac{\partial C}{\partial W_l} + m \Delta W_l(t) \quad (7);$$

$$\Delta B_l(t+1) = -\frac{x}{n} \frac{\partial C}{\partial B_l} + m \Delta B_l(t) \quad (8);$$

其中,W,B,l, $\lambda$ ,x,n,m,t和C分别表示权重,偏差,层数,正则化参数,学习率,训练样本总数,动量,更新步骤和成本函数;

(6) 将训练集输入到网络中进行训练,训练结束后将测试集输入网络进行测试,计算检测的准确率。

2. 根据权利要求1所述的一种基于生成对抗网络的癫痫检测方法,其特征在于,包括以下步骤:

- 1) 将所有患者的EEG信号裁剪成2s的片段;
- 2) 对裁剪后的数据进行下采样操作,采样频率128HZ;
- 3) 过滤消除电力线干扰和基线漂移:使用60HZ的IIR陷滤波器 and 1HZ的高通滤波器进行滤波操作;
- 4) 将有癫痫发作的时间片段和正常片段区分,分成两类——病发类和正常类。

## 一种基于生成对抗网络的癫痫检测方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及脑电信号处理,癫痫检测方法,具体涉及一种基于生成对抗网络的癫痫检测方法。

### 背景技术

[0002] 脑机接口技术是一项新兴技术,拥有良好的发展前景。随着脑机接口技术的发展,它在人机交互、医疗健康等众多领域扮演着越来越重要的角色。脑机接口技术的一个重要应用是癫痫检测,侧重对脑电信号的处理和分析,尽管近几年国内外在基于脑电信号的癫痫检测方法上已经取得了重大进展,但由于脑电信号的非平衡性、动态性、不稳定性等因素的影响,对癫痫检测方法的研究形成了极大的挑战。

[0003] 目前癫痫检测方法主要分为传统方法和深度学习算法。由于脑电信号的高度复杂性,传统方法在癫痫检测上存在很大的误差,准确度不高。深度学习成为近几年癫痫检测的热门方法。深度学习是机器学习领域的重点研究问题,它模拟人脑认知机制的多层次模型结构,通过组合低层特征形成更为抽象的高层特征来获得数据更有效的特征表示,相比于传统的人工癫痫检测,深度学习算法更适合癫痫检测。

[0004] 卷积神经网络是深度学习模型的典型代表,应用最为广泛,已经成为目前图像识别和语音分析等领域的一个应用热点。在癫痫检测方面,基于卷积神经网络的研究也有很多新进展,但是在做癫痫检测实验时,使用卷积神经网络进行训练需要大量的数据样本,而大多数公开的数据集来于少量的患者,数据集样本少,样本尺寸小,对癫痫检测的结果的准确率产生一定程度的影响。

[0005] 目前在做癫痫检测实验时,我们需要用到大量的数据集,一般来说使用的都是公开数据集,但是大多数公开数据集来自于少数患者,数据集尺寸小、样本容量小,而在CNN网络进行训练时需要大量的数据样本,这样会使实验结果出现的误差较大。

### 发明内容

[0006] 为了克服上述现有技术的不足,本发明的目的是提供一种基于生成对抗网络的癫痫检测方法,采用用真实癫痫病发脑电信号训练生成对抗网络,使用网络产生大量模拟癫痫病发脑电信号扩充卷积神经网络的训练集对卷积神经网络进行训练,并用训练好的网络进行检测,提高癫痫检测准确率的方法。

[0007] 为了实现上述方法,本发明采用的技术方案是:

[0008] 一种基于生成对抗网络的癫痫检测方法,包括以下步骤:

[0009] 1) 对脑电信号进行预处理,依次进行裁剪、下采样、滤波操作。将处理好的数据片段手动分成病发类信号和生成类两类信号。

[0010] 2) 构建生成对抗模型的生成模型和判别模型,生成模型的目标是生成模型的目标是生成让判别模型无法区分真实EEG信号和生成EEG信号,按照公式(1)构建其目标函数:

$$[0011] \quad \max_D \min_G E_{P_{data}}[\log D(x)] + E_{P_G}[\log(1 - D(x))] \quad (1);$$

[0012] 判别模型目标是判断输入信号的真假,按照公式(2)构建其目标函数:

$$[0013] \quad \min_D E_{P_{data}}[\log D(x)] + E_{P_G}[\log(1 - D(x))] \quad (2);$$

[0014] 其中D代表判别模型,G代表生成模型,D(x)是判别模型的输出结果,范围[0,1],判断信号是真实信号的概率,P<sub>data</sub>和P<sub>G</sub>分别表示真实信号的分布和生成信号的分布;

[0015]  $E_{P_{data}}[\log D(x)]$ 是指使得真实数据放入到判别模型D(x)输出的计算值和整个式子值尽可能大;

[0016]  $E_{P_G}[\log(1 - D(x))]$ 是指使得造假数据放入到判别模型D(x)输出的计算值尽可能小和整个式子值尽可能大,这样整合下来就是使得目标函数尽可能大,因此在训练时就可以根据目标函数进行梯度提升,在训练过程中,用公式(3)对参数进行梯度下降:

$$[0017] \quad \nabla_{\theta_G} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log(1 - D(G(z^i))) \quad (3);$$

$$[0018] \quad \nabla_{\theta_D} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [\log D(x^i) + \log(1 - D(G(z^i)))]$$

[0019] 其中,x是真实信号,z是生成信号。

[0020] 3) 构建好的生成对抗网络后,以病发癫痫信号为真实信号x进行输入,使用正态分布噪声z作为噪声源输入生成假数据;反复训练网络直至判别模型输出不再变化,使用训练好的模型生成大量癫痫病发脑电信号;

[0021] 4) 划分数据集和训练集。从病发类选取一定比例的片段与生成的信号以一定比例混合扩充成训练集病发类部分,从正常类中选取一定比例片段构成训练集正常类部分。将剩余的片段分别组成各类的测试集;

[0022] 5) 构建卷积神经网络的卷积层、池化层和全连接层;

[0023] a、卷积层(convolutional layer):由在EEG信号上滑动的滤波器内核组成,内核kernels是与EEG信号进行卷积的矩阵,步长控制滤波器在输入信号上的卷积程度,卷积操作公式(4)如下:

$$[0024] \quad y_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n h_{k-n} \quad (4);$$

[0025] b、池化层(pooling layer):合并操作减少来自卷积层的输出神经元的尺寸,降低计算强度并防止过度拟合,在本发明中使用了Max-Pooling操作;

[0026] c、全连接层(full connected layer):该层与前一层中的所有激活完全连接,在本文中使用了整流线性激活单元(RELU)和softmax函数,RELU函数公式(5)如下;

$$[0027] \quad f(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ 0.01x, & x \leq 0 \end{cases} \quad (5);$$

[0028] softmax函数计算输出类的概率分布,因此在最后一层使用softmax函数预测输入EEG信号病发类、正常类所属类别,函数公式(6)如下:

$$[0029] \quad p_j = \frac{e^{x_j}}{\sum_k e^{x_k}} \quad (6);$$

[0030] 在对CNN进行训练的过程中,CNN模型的最终输出决策取决于网络结构中先前层的权重和偏差,我们使用以下公式(7)、公式(8)来设置权重和偏差:

$$[0031] \quad \Delta W_l(t+1) = -\frac{x\lambda}{r} W_l - \frac{x}{n} \frac{\partial C}{\partial W_l} + m \Delta W_l(t) \quad (7);$$

$$[0032] \quad \Delta B_l(t+1) = -\frac{x}{n} \frac{\partial C}{\partial B_l} + m \Delta B_l(t) \quad (8);$$

[0033] 其中,W,B,l, $\lambda$ ,x,n,m,t和C分别表示权重,偏差,层数,正则化参数,学习率,训练样本总数,动量,更新步骤和成本函数;

[0034] (6)将训练集输入到网络中进行训练,训练结束后将测试集输入网络进行测试,计算检测的准确率。

[0035] 本发明的有益效果是:

[0036] 本方法对实验的数据样本进行扩容,将扩容后的数据样本输入到CNN网络中进行训练,再用真实数据样本进行测试的方法,旨在提高癫痫检测的准确性。

## 附图说明

[0037] 图1为本发明的技术路线图。

[0038] 图2为本发明的预处理流程。

[0039] 图3为本发明中使用的生成对抗网络结构图。

[0040] 图4为本发明中生成对抗网络中下降梯度算法流程。

[0041] 图5为本发明中构建的卷积神经网络模型图。

[0042] 图6为本发明卷积神经网络各层的参数设置表图。

## 具体实施方式

[0043] 以下结合实施例及附图对本发明进一步叙述。

[0044] 如图1、2、3、4、5、6所示,一种基于生成对抗网络的癫痫检测方法,包括以下步骤:

[0045] 1)对脑电信号进行预处理,依次进行裁剪、下采样、滤波操作。将处理好的数据片段手动分成病发类信号和生成类两类信号。

[0046] 2)构建生成对抗模型的生成模型和判别模型,生成模型的目标是生成模型的目标是生成让判别模型无法区分真实EEG信号和生成EEG信号,按照公式(1)构建其目标函数:

$$[0047] \quad \max_D \min_G E_{P_{data}}[\log D(x)] + E_{P_G}[\log(1 - D(x))] \quad (1);$$

[0048] 判别模型目标是判断输入信号的真假,按照公式(2)构建其目标函数:

$$[0049] \quad \min_D E_{P_{data}}[\log D(x)] + E_{P_G}[\log(1 - D(x))] \quad (2);$$

[0050] 其中D代表判别模型,G代表生成模型,D(x)是判别模型的输出结果,范围[0,1],判断信号是真实信号的概率, $P_{data}$ 和 $P_G$ 分别表示真实信号的分布和生成信号的分布;

[0051]  $E_{P_{data}}[\log D(x)]$ 是指使得真实数据放入到判别模型D(x)输出的计算值和整个式子值尽可能大;

[0052]  $E_{P_G}[\log(1-D(x))]$ 是指使得造假数据放入到判别模型D(x)输出的计算值尽可能小和整个式子值尽可能大,这样整合下来就是使得目标函数尽可能大,因此在训练时就可以根据目标函数进行梯度提升,在训练过程中,用公式(3)对参数进行梯度下降:

$$[0053] \quad \nabla_{\theta_G} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log(1 - D(G(z^i))) \quad (3);$$

$$[0054] \quad \nabla_{\theta_D} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [\log D(x^i) + \log(1 - D(G(z^i)))]$$

[0055] 其中,x是真实信号,z是生成信号。

[0056] 3) 构建好的生成对抗网络后,以病发癫痫信号为真实信号x进行输入,使用正态分布噪声z作为噪声源输入生成假数据;反复训练网络直至判别模型输出不再变化,使用训练好的模型生成大量癫痫病发脑电信号;

[0057] 4) 划分数据集和训练集。从病发类选取一定比例的片段与生成的信号以一定比例混合扩充成训练集病发类部分,从正常类中选取一定比例片段构成训练集正常类部分。将剩余的片段分别组成各类的测试集;

[0058] 5) 构建卷积神经网络的卷积层、池化层和全连接层;

[0059] a、卷积层(convolutional layer):由在EEG信号上滑动的滤波器内核组成,内核kernels是与EEG信号进行卷积的矩阵,步长控制滤波器在输入信号上的卷积程度,卷积操作公式(4)如下:

$$[0060] \quad y_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n h_{k-n} \quad (4);$$

[0061] b、池化层(pooling layer):合并操作减少来自卷积层的输出神经元的尺寸,降低计算强度并防止过度拟合,在本发明中使用了Max-Pooling操作;

[0062] c、全连接层(full connected layer):该层与前一层中的所有激活完全连接,在本文中使用了整流线性激活单元(RELU)和softmax函数,RELU函数公式(5)如下:

$$[0063] \quad f(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ 0.01x, & x \leq 0 \end{cases} \quad (5);$$

[0064] softmax函数计算输出类的概率分布,因此在最后一层使用softmax函数预测输入EEG信号病发类、正常类所属类别,函数公式(6)如下:

$$[0065] \quad p_j = \frac{e^{x_j}}{\sum_1^k e^{x_k}} \quad (6);$$

[0066] 在对CNN进行训练的过程中,CNN模型的最终输出决策取决于网络结构中先前层的权重和偏差,我们使用以下公式(7)、公式(8)来设置权重和偏差:

$$[0067] \quad \Delta W_l(t+1) = -\frac{x\lambda}{r} W_l - \frac{x}{n} \frac{\partial C}{\partial W_l} + m \Delta W_l(t) \quad (7);$$

$$[0068] \quad \Delta B_l(t+1) = -\frac{x}{n} \frac{\partial C}{\partial B_l} + m \Delta B_l(t) \quad (8);$$

[0069] 其中,W,B,l, $\lambda$ ,x,n,m,t和C分别表示权重,偏差,层数,正则化参数,学习率,训练样本总数,动量,更新步骤和成本函数;

[0070] (6)将训练集输入到网络中进行训练,训练结束后将测试集输入网络进行测试,计算检测的准确率。

[0071] 实施例

[0072] 步骤一:对原始EEG信号进行预处理,具体包括以下步骤:

[0073] [1]本实验选取数据集为CHB-MIT数据集,该数据集在波士顿儿童医院收集,包括来自顽固性癫痫发作的儿科受试者的脑电图记录,从22名受试者(5名男性,3-22岁;17名女性,1.5-19岁)收集了23个病例的记录。每个案例包含了来自单个患者的9到42个脑电信号记录,每个信号采集时长1小时,少量信号采集时长2小时,采样频率256HZ,分辨率为16位。

[0074] [2]信号预处理:将所有患者的EEG信号裁剪成2s的片段,接着对这些数据进行下采样操作,采样频率128HZ,使用60HZ的IIR陷滤波器和1HZ的高通滤波器进行滤波操作(过滤消除电力线干扰和基线漂移),将有癫痫发作的时间片段和正常片段区分,分成两类——病发类和正常类

[0075] 步骤二:构建对抗生成网络,使用病发类EEG信号片段作为生成对抗网络的真实信号x输入,使用正态分布的噪声z作为噪声源输入生成假数据,在训练网络过程中使用梯度下降算法对生成模型和判别模型中的参数进行梯度下降,将新的参数更新到网络中,依次反复进行操作,直至判别模型输出不再发生变化(输出在0.5左右保持稳定)。使用训练好的模型生成大量癫痫病发EEG信号。

[0076] 步骤三:划分训练集和测试集,从病发类中随机选出90%的信号片段与生成的信号以1:3的比例构成训练集的病发类部分,从正常类中随机选出90%的信号片段构成训练集的正常类部分。将病发类和正常类中的剩余片段组成测试集。构建网络的卷积层、池化层和全连接层,配置好每一层的内核大小,滑动步长参数。

[0077] 步骤四:将训练集输入到构建好的CNN网络中进行训练,训练结束后再将测试集输入网络进行测试,计算检测的准确率。

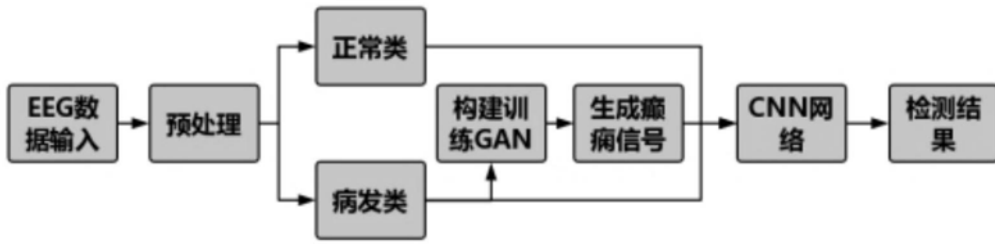


图1

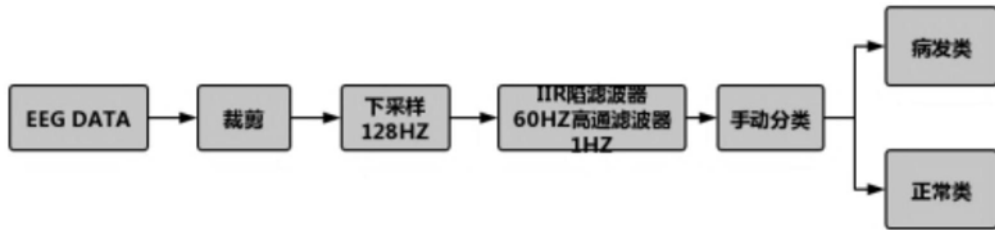


图2

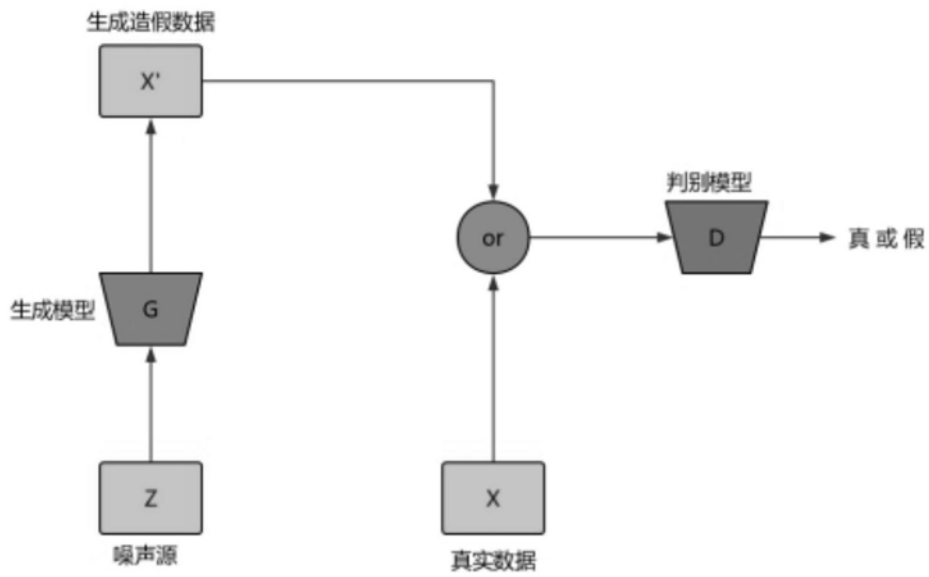


图3

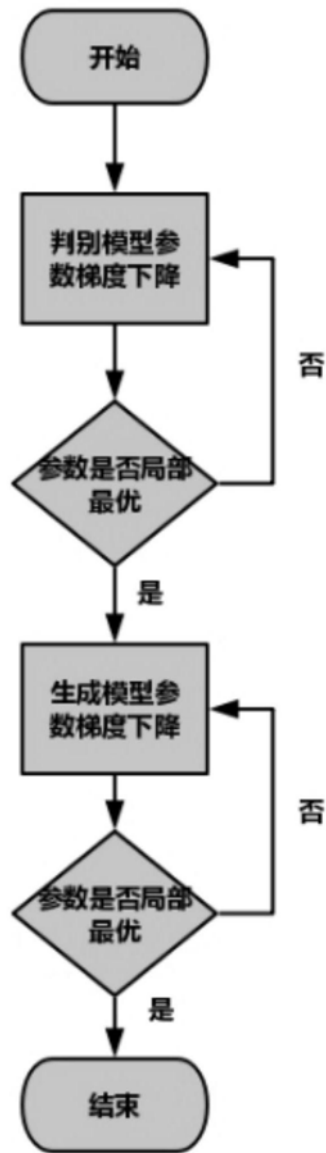


图4

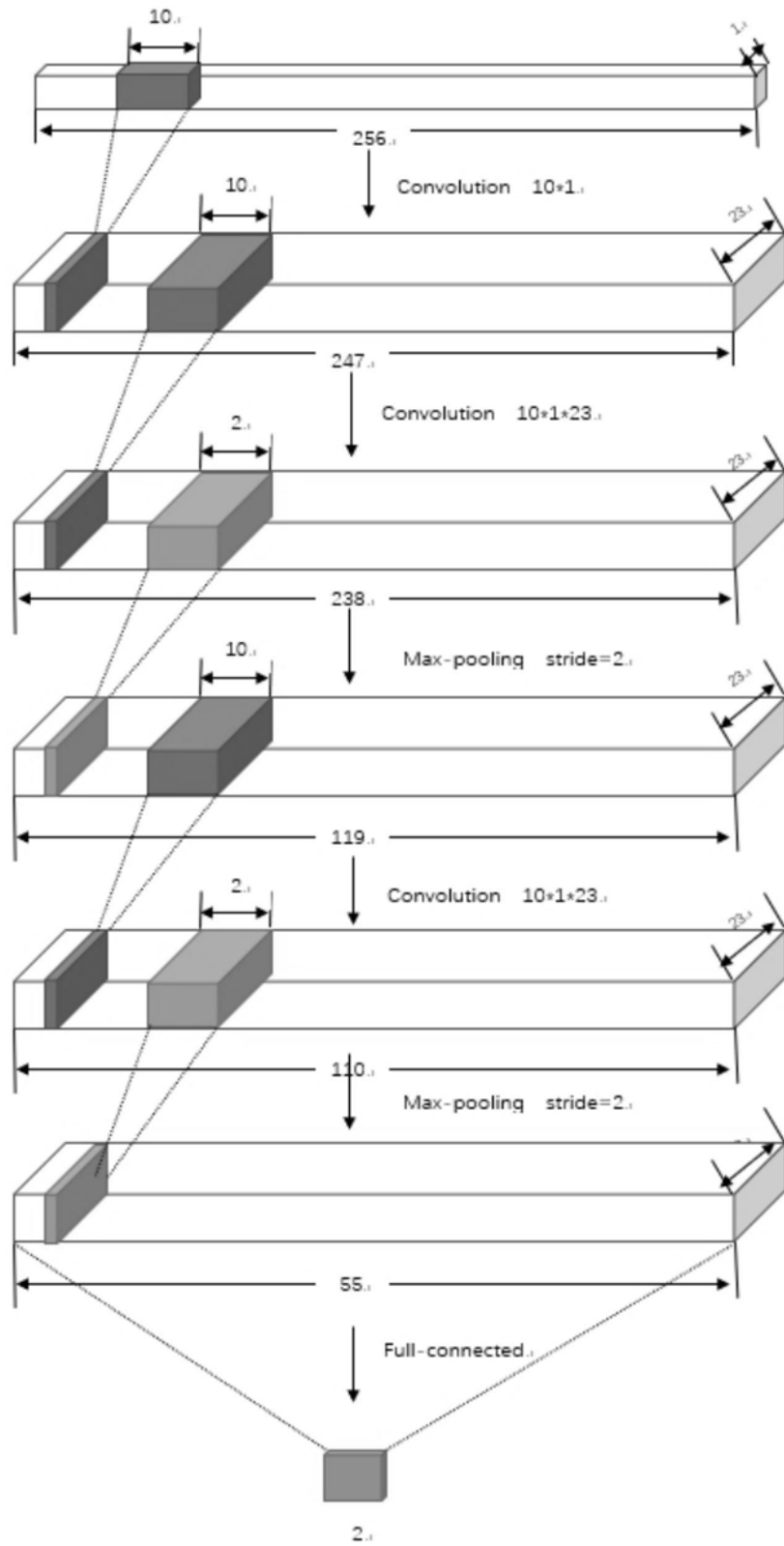


图5

操作	参数设置	输出
输入信号		1*256*23
Conv	1*10, 10	1*247*23
Conv	1*10, 20	1*238*23
Max-pooling	Stride=2	1*119*23
Conv	1*10, 40	1*110*23
Max-pooling	Stride=2	1*55*23
Full-connected		2

图6

专利名称(译)	一种基于生成对抗网络的癫痫检测方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN110575141A</a>	公开(公告)日	2019-12-17
申请号	CN201910848402.X	申请日	2019-09-09
申请(专利权)人(译)	西北大学		
当前申请(专利权)人(译)	西北大学		
[标]发明人	高岭 郑勇 郭红波 张侃 赵悦蓉 王海 郑杰 杨旭东		
发明人	高岭 郑勇 郭红波 张侃 赵悦蓉 王海 郑杰 杨旭东		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/0476		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/4094 A61B5/7225 A61B5/7264 A61B5/7267		
代理人(译)	刘华		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

一种基于生成对抗网络的癫痫检测方法，基于生成对抗网络产生癫痫发作时的EEG信号，对实验的数据样本进行扩容，将扩容后的数据样本输入到CNN网络中进行训练，再用真实数据样本进行测试的方法，旨在提高癫痫检测的准确性。本发明具体步骤可以描述为：步骤一、对数据进行裁剪、下采样、滤波操作，将处理好的数据片段分成病发类和正常类两类；步骤二、训练对抗生成网络；步骤三、使用训练好的对抗生成网络产生癫痫病发EEG数据；步骤四、划分训练集和测试集，构建CNN网络进行训练和测试，并分析检测结果。

