



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111000555 A

(43)申请公布日 2020.04.14

(21)申请号 201911199673.3

(22)申请日 2019.11.29

(71)申请人 中山大学

地址 510275 广东省广州市新港西路135号

(72)发明人 蔡庆玲 何鸿奇 孙玮 林进可

林满盈

(74)专利代理机构 广州知友专利商标代理有限

公司 44104

代理人 李海波 尤健雄

(51) Int. Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

权利要求书3页 说明书11页 附图5页

(54)发明名称

一种癫痫脑电信号的训练数据生成方法、自动识别模型建模方法和自动识别方法

(57)摘要

本发明公开了一种癫痫脑电信号的训练数据生成方法、自动识别模型建模方法和自动识别方法,在对有限数量的癫痫患者进行癫痫脑电图检查的情况下,能够通过生成适配于目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段,使得选取的各种目标癫痫发作类型不再存在训练数据数量不均衡问题;并且,通过改进损失函数的采样方法,使得损失函数的第三项改变为 $\lambda * E[\|D(\tilde{x})\|^2 + \|D(\hat{x})\|^2]$,能够克服现有损失函数存在的损失值D非常不稳定的问题,使得损失函数输出损失值D始终随着迭代训练的进行而越来越小,确保生成式对抗网络的训练过程趋于稳定,以保证能够得到最优生成器,利用该最优生成器生成的癫痫脑电片段的质量高,能够适配于目标癫痫发作类型而作为癫痫发作类型自动识别模型建模的训练数据。

1. 一种癫痫脑电信号的训练数据生成方法,其特征在于,包括:

步骤A1-1、对多名癫痫患者进行癫痫脑电图检查,以得到每一名所述癫痫患者的癫痫脑电数据,并将所述癫痫脑电数据的单道通数据记为单通道癫痫脑电信号;

步骤A1-2、选取多种癫痫发作类型作为目标癫痫发作类型,对所述步骤A1-1获得的每一个单通道癫痫脑电信号进行预处理,以对应每一种所述目标癫痫发作类型得到一个训练集,所述训练集包含若干个属于对应目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段,该癫痫脑电片段由所述单通道癫痫脑电信号分割而成并具有固定时长T,该癫痫脑电片段所包含采样值 \tilde{x} 的数量记为m;

步骤A1-3、判断所述步骤A1-2选取的目标癫痫发作类型是否存在训练数据数量不均衡问题,如果任意一种所述目标癫痫发作类型满足不平衡条件,即:该目标癫痫发作类型的训练集所包含癫痫脑电片段的数量少于预设的目标训练数据数量,则判定存在训练数据数量不均衡问题,否则,判定不存在训练数据数量不均衡问题;

步骤A1-4、当判定存在训练数据数量不均衡问题时,对于满足所述不平衡条件的目标癫痫发作类型,用该目标癫痫发作类型对应的癫痫脑电片段对生成式对抗网络进行训练,以得到所述生成式对抗网络的最优生成器,再通过向所述最优生成器输入随机噪声信号,生成适配该目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段,并将生成的癫痫脑电片段补充入所述训练集中,直至该目标癫痫发作类型不再满足所述不平衡条件,使得所述步骤A1-2选取的目标癫痫发作类型不再存在训练数据数量不均衡问题;

其中,所述生成式对抗网络的判别器采用以下损失函数:

$$D = E[D(\tilde{x})] - E[D(\hat{x})] + \lambda * E[\| D(\tilde{x}) \|^2 + \| D(\hat{x}) \|^2] \quad ;$$

式中,D表示损失值;

真实梯度矩阵 $D(\tilde{x})$ 的计算方式为:从输入所述判别器的真实脑电训练数据中随机抽取K个所述癫痫脑电片段,用tensorflow框架中的tf.gradients()函数对每一个随机抽取出的癫痫脑电片段的m个采样值 \tilde{x} 求梯度,计算得到的K个梯度即为所述真实梯度矩阵 $D(\tilde{x})$,其中,所述真实脑电训练数据由所述目标癫痫发作类型的训练集中的n个癫痫脑电片段组成, $K \leq n$;

真实梯度 $E[D(\tilde{x})]$ 为所述真实梯度矩阵 $D(\tilde{x})$ 的K个梯度的平均数;

生成梯度矩阵 $D(\hat{x})$ 的计算方式为:从输入所述判别器的生成脑电训练数据中随机抽取K个生成癫痫脑电片段,用tensorflow框架中的tf.gradients()函数对每一个随机抽取出的生成癫痫脑电片段的m个生成采样值 \hat{x} 求梯度,计算得到的K个梯度即为所述生成梯度矩阵 $D(\hat{x})$,其中,所述生成脑电训练数据由所述生成式对抗网络的生成器生成,其包含n个生成癫痫脑电片段,每一个所述生成癫痫脑电片段包含m个生成采样值 \hat{x} , $K \leq n$;

生成梯度 $E[D(\hat{x})]$ 为所述生成梯度矩阵 $D(\hat{x})$ 的K个梯度的平均数;

系数 λ 的取值范围在-1至1之间的常数;

真实范数矩阵 $\| D(\tilde{x}) \|^2$ 的计算方式为:用tensorflow框架中的tf.square()函数和tf.sqrt()函数对所述真实梯度矩阵 $D(\tilde{x})$ 的每一个梯度求范数,计算得到的K个范数即为

所述真实范数矩阵 $\|D(\bar{x})\|$;

生成范数矩阵 $\|D(\hat{x})\|$ 的计算方式为:用tensorflow框架中的`tf.square()`函数和`tf.sqrt()`函数对所述生成梯度矩阵 $D(\hat{x})$ 的每一个梯度求范数,计算得到的K个范数即为所述生成范数矩阵 $\|D(\hat{x})\|$;

范数 $E[\|D(\bar{x})\|^2 + \|D(\hat{x})\|^2]$ 的计算方式为:分别对所述真实范数矩阵 $\|D(\bar{x})\|$ 和生成范数矩阵 $\|D(\hat{x})\|$ 的范数进行排序,将所述真实范数矩阵 $\|D(\bar{x})\|$ 的第i个范数的平方与所述生成范数矩阵 $\|D(\hat{x})\|$ 的第i个范数的平方之和记为第i个范数平方和, $1 \leq i \leq K$,以得到K个所述范数平方和,该K个范数平方和的平均数即为所述范数 $E[\|D(\bar{x})\|^2 + \|D(\hat{x})\|^2]$ 。

2. 根据权利要求1所述癫痫脑电信号的训练数据生成方法,其特征在于:所述步骤A1-4中,系数 λ 的取值为-1、1/2、1/3、1/6、1该五个常数中的任意一者。

3. 根据权利要求1或2所述癫痫脑电信号的训练数据生成方法,其特征在于:所述步骤A1-2中对所述单通道癫痫脑电信号进行预处理的方式为:

步骤A1-2-1、对所述单通道癫痫脑电信号进行滤波,以滤除所述单通道癫痫脑电信号的噪点;

步骤A1-2-2、对滤除噪点后的单通道癫痫脑电信号进行分割,以得到多个时长固定为T的癫痫脑电片段,所述时长T的取值使所述癫痫脑电片段至多包含一种癫痫发作类型的特征,并将所述癫痫脑电片段所包含采样值 \bar{x} 的数量记为m;

步骤A1-2-3、识别每一个所述癫痫脑电片段的准确的癫痫发作类型,抽取出属于所述目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段,以对应每一种所述目标癫痫发作类型建立一个训练集,每一个所述训练集均包含若干个属于对应目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段,每一个所述癫痫脑电片段包含m个所述采样值 \bar{x} ;其中,全部属于所述目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段的采样值 \bar{x} 进行归一化处理。

4. 根据权利要求3所述癫痫脑电信号的训练数据生成方法,其特征在于:所述步骤A1-2-1中,采用二阶巴特沃斯带通滤波器对所述单通道癫痫脑电信号进行滤波,以滤除频率在0.5Hz至50Hz以外的噪点。

5. 根据权利要求3所述癫痫脑电信号的训练数据生成方法,其特征在于:所述步骤A1-2-2中,所述癫痫脑电片段的时长T为4.096秒。

6. 根据权利要求1或2所述癫痫脑电信号的训练数据生成方法,其特征在于:所述的训练数据生成方法还包括:

步骤A1-5、用FID指标对所述步骤A1-4生成的癫痫脑电片段与所述步骤A1-2预处理得到的癫痫脑电片段进行评估,得到FID分数,如果该FID分数在目标FID分数以下,则判定所述步骤A1-4生成的癫痫脑电片段满足质量要求,能够适配于对应的目标癫痫发作类型;否则,判定所述步骤A1-4生成的癫痫脑电片段不满足质量要求,重复所述步骤A1-1至步骤A1-4,直至所述步骤A1-4生成的癫痫脑电片段满足质量要求。

7. 一种癫痫脑电信号的自动识别模型建模方法,其特征在于,包括:

步骤A1、按照权利要求1至6任意一项所述癫痫脑电信号的训练数据生成方法,获得每一个选取出的目标癫痫发作类型的训练集,并使得选取的目标癫痫发作类型不存在训练数

据数量不均衡问题；

步骤A2、从每一种所述目标癫痫发作类型的训练集中抽取所述目标训练数据数量的癫痫脑电片段，将抽取出的癫痫脑电片段及其对应的癫痫发作类型作为训练数据，通过神经网络模型进行训练后，获得能够由输入的癫痫脑电片段识别出其对应癫痫发作类型的癫痫发作类型自动识别模型。

8. 一种癫痫脑电信号的自动识别方法，其特征在于，包括：

步骤A、用权利要求7所述癫痫脑电信号的自动识别模型建模方法，获得所述癫痫发作类型自动识别模型；

步骤B、对被检查患者进行癫痫脑电图检查，并将得到的癫痫脑电数据的每一个通道的单通道癫痫脑电信号分割成时长为所述固定时长T的癫痫脑电片段；

步骤C、将所述步骤B得到的癫痫脑电片段输入所述癫痫发作类型自动识别模型，以识别出所述步骤B得到的每一个癫痫脑电片段对应的癫痫发作类型。

一种癫痫脑电信号的训练数据生成方法、自动识别模型建模方法和自动识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种癫痫脑电信号的训练数据生成方法、自动识别模型建模方法和自动识别方法。

背景技术

[0002] 目前深度学习建模在医学领域面临的一个巨大的挑战就是每种类型数据数量不均衡,并且很多数据集都没有标注,这将导致或加重训练过程中过拟合现象,以及CNN分类性能差等一系列问题!如果想取得重大的突破,就必须解决高质量数据集难以获得这一问题。经调查研究发现,数据集难点在于以下三方面:一方面,因为对于癫痫脑电信号的标注需要具有深厚专业功底的医学专家针对医学图像进行精确识别、精细标注,这是一项庞大的工程,并且需要耗费大量的时间去标注;另一方面,癫痫数据中或多或少隐含着每一个患者的私人信息以及很多已获得的癫痫信号不符合训练集的特征;第三,数据各类型的数量不均衡,有些发作类型特别稀缺,不能达到训练集数量要求。

[0003] 令癫痫脑电的每种类型数据数量均衡,最简单的思路是增大对癫痫脑电图的采集数量,从中人工筛选出数量均衡的各种癫痫发作类型的数据,以作为训练集进行深度学习训练,但由于深度神经网络的训练前提是大数据,这要求训练集包含的数据量要足够大,而这就需要从非常庞大的癫痫脑电图的采集数量中才能筛选出满足数量要求且满足癫痫发作类型数量均衡要求的训练集,大大的提高了实施成本,且不切实际。

[0004] 因此,如今主要通过数据增强的方法来解决类别数量不均衡问题。数据增强的方法主要有传统方法,如平移、旋转、翻转等操作实现数据增强。传统方法仅仅对原始数据做了很小程度的改变,并没有从本质上达到数据增强的目的。另一种方法是采用GAN(Generative Adversarial Networks,生成式对抗网络)进行数据增强,GAN采用的是一种无监督的学习方式,其主要灵感源自零和博弈的思想,对神经网络而言,通过生成网络和判别网络不断博弈,进而使生成网络学习到真实数据的分布。目前已经有上百种GAN,可用于数据增强、隐私保护、异常探测、判别建模、风格迁移、数据操控等。目前在医学领域,GAN主要被开发和应用于生成图像的研究,GAN在医学图像的去噪、分割、合成等方面的应用,大多都是图像到图像的生成技术,对于时间序列信号的研究非常少。

[0005] 现如今癫痫脑电的自动检测和精准分类越来越多,但依靠原有的数据集远远不够,并且数据集中各发作类型数量存在极大差异,对于数量极少的发作类型,无法完成自动检测以及分类任务。

[0006] 用生成式对抗网络进行数据增强,需要用目标癫痫发作类型对应的癫痫脑电片段对生成式对抗网络进行训练,以得到所述生成式对抗网络的最优生成器,再通过向所述最优生成器输入随机噪声信号,生成适配该目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段,实现数据增强。

[0007] 其中,如图1所示,训练所述生成式对抗网络得到所述最优生成器,其工作原理为:

所述生成式对抗网络包括生成器和判别器,生成式对抗网络的训练过程就是生成器和判别器进行多次迭代训练的博弈过程,即:在每一次迭代训练中,均将一个随机噪声信号输入生成器,利用生成器对随机噪声信号进行处理,以生成 $n*m$ 维的生成脑电训练数据, n 表示该生成脑电训练数据包含 n 个生成癫痫脑电片段, m 表示每一个所述生成癫痫脑电片段包含 m 个生成采样值 \hat{x} ;在每一次迭代训练中,使用所述目标癫痫发作类型的训练集中的 n 个癫痫脑电片段组成 $n*m$ 维的真实脑电训练数据, n 表示该真实脑电训练数据包含 n 个所述癫痫脑电片段, m 表示每一个所述癫痫脑电片段包含 m 个采样值 \tilde{x} ,该真实脑电训练数据和前述生成脑电训练数据均会输入所述判别器,判别器会对该两组训练数据的真假进行判断,且会通过损失函数优化自身的判断能力(即对两组训练数据的真假判断更准确),并会向所述生成器传递梯度,使得所述生成器能够通过判别器传递的梯度更新学习真实脑电训练数据的特征,优化生成器自身的参数,以在下一次迭代训练中生成更接近真实脑电训练数据的生成癫痫脑电片段;从而,通过不断进行迭代训练,直至所述判别器的损失函数达到最优解状态,此时的生成器即为最优生成器,通过向该最优生成器输入随机噪声信号,生成得到的生成脑电训练数据能够作为真实脑电训练数据使用,也即此时的生成脑电训练数据所包含的生成癫痫脑电片段是适配于对应目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段。

[0008] 现有技术中,所述生成式对抗网络的判别器采用以下损失函数:

$$[0009] \quad D = E[D(\tilde{x})] - E[D(\hat{x})] + \lambda * E[\|D(x)\|^2 - 1] \quad ;$$

[0010] 式中, D 表示损失值;

[0011] 真实梯度矩阵 $D(\tilde{x})$ 的计算方式为:从输入所述判别器的真实脑电训练数据中随机抽取 K 个所述癫痫脑电片段,用tensorflow框架中的 $tf.gradients()$ 函数对每一个随机抽取出的癫痫脑电片段的 m 个采样值 \tilde{x} 求梯度,计算得到的 K 个梯度即为所述真实梯度矩阵 $D(\tilde{x})$,其中,所述真实脑电训练数据由所述目标癫痫发作类型的训练集中的 n 个癫痫脑电片段组成, $K \leq n$;

[0012] 真实梯度 $E[D(\tilde{x})]$ 为所述真实梯度矩阵 $D(\tilde{x})$ 的 K 个梯度的平均数;

[0013] 生成梯度矩阵 $D(\hat{x})$ 的计算方式为:从输入所述判别器的生成脑电训练数据中随机抽取 K 个生成癫痫脑电片段,用tensorflow框架中的 $tf.gradients()$ 函数对每一个随机抽取出的生成癫痫脑电片段的 m 个生成采样值 \hat{x} 求梯度,计算得到的 K 个梯度即为所述生成梯度矩阵 $D(\hat{x})$,其中,所述生成脑电训练数据由所述生成式对抗网络的生成器生成,其包含 n 个生成癫痫脑电片段,每一个所述生成癫痫脑电片段包含 m 个生成采样值 \hat{x} ,也即生成脑电训练数据和真实脑电训练数据的维度均为 $n*m$ 维, $K \leq n$;

[0014] 生成梯度 $E[D(\hat{x})]$ 为所述生成梯度矩阵 $D(\hat{x})$ 的 K 个梯度的平均数;

[0015] 混合梯度矩阵 $D(x)$ 的计算方式为:从所述真实脑电训练数据和生成脑电训练数据中通过随机插值方式均匀抽取癫痫脑电片段和生成癫痫脑电片段,共计 K 个,用tensorflow框架中的 $tf.gradients()$ 函数对每一个随机抽取出的癫痫脑电片段的 m 个采样值 \tilde{x} 或生成癫痫脑电片段的 m 个生成采样值 \hat{x} 求梯度,计算得到的 K 个梯度即为所述混合梯度矩阵 $D(x)$;

[0016] 混合范数 $E[\|D(x)\|^2 - 1]$ 的计算方式为:混合梯度矩阵 $D(x)$ 中的每一个梯度求解范数的平方再减1后,得到的 K 个值求平均数,即为所述混合范数 $E[\|D(x)\|^2 - 1]$ 。

[0017] 上述生成式对抗网络的现有损失函数存在以下不足：

[0018] 理论上，随着迭代训练的不断进行，所述损失函数的损失值D应该随着迭代训练数量增加而不断减小，直至损失函数达到最优解状态，这样，所述生成器生成的生成癫痫脑电片段方能越来越接近真实脑电训练数据，所述判别器的判断能力方能越来越强。

[0019] 但是，实践发现，在所述生成器和判别器进行迭代训练的初期，由于生成脑电训练数据与真实脑电训练数据的差异较大，以及癫痫脑电的非平稳特性，上述现有损失函数中的第三项 $\lambda * E[||D(x)||^2 - 1]$ 无效，此时判别器不能为生成器提供准确的梯度，使得上述现有损失函数在迭代训练过程中很容易出现梯度爆炸的情况，即损失函数的损失值D非常不稳定，可能会越来越大，使得生成器生成的生成癫痫脑电片段与真实脑电训练数据的差异越来越大；从而，造成所述生成式对抗网络经过训练后有可能得不到最优生成器，难以生成能够作为真实脑电训练数据使用的生成脑电训练数据，无法实现数据增强的目的。

发明内容

[0020] 本发明所要解决的技术问题之一是：提供一种癫痫脑电信号的训练数据生成方法，以解决现有技术中采用生成式对抗网络生成癫痫脑电片段，因判别器的现有损失函数输出的损失值D非常不稳定，造成无法得到最优生成器，导致生成器生成的数据不适配于目标癫痫发作类型，无法用于癫痫发作类型自动识别模型建模的问题。

[0021] 解决上述技术问题，本发明所采用的技术方案如下：

[0022] 一种癫痫脑电信号的训练数据生成方法，其特征在于，包括：

[0023] 步骤A1-1、对多名癫痫患者进行癫痫脑电图检查，以得到每一名所述癫痫患者的癫痫脑电数据，并将所述癫痫脑电数据的单道通数据记为单通道癫痫脑电信号；

[0024] 步骤A1-2、选取多种癫痫发作类型作为目标癫痫发作类型，对所述步骤A1-1获得的每一个单通道癫痫脑电信号进行预处理，以对应每一种所述目标癫痫发作类型得到一个训练集，所述训练集包含若干个属于对应目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段，该癫痫脑电片段由所述单通道癫痫脑电信号分割而成并具有固定时长T，该癫痫脑电片段所包含采样值 \tilde{x} 的数量记为m；

[0025] 步骤A1-3、判断所述步骤A1-2选取的目标癫痫发作类型是否存在训练数据数量不均衡问题，如果任意一种所述目标癫痫发作类型满足不平衡条件，即：该目标癫痫发作类型的训练集所包含癫痫脑电片段的数量少于预设的目标训练数据数量，则判定存在训练数据数量不均衡问题，否则，判定不存在训练数据数量不均衡问题；

[0026] 步骤A1-4、当判定存在训练数据数量不均衡问题时，对于满足所述不平衡条件的目标癫痫发作类型，用该目标癫痫发作类型对应的癫痫脑电片段对生成式对抗网络进行训练，以得到所述生成式对抗网络的最优生成器，再通过向所述最优生成器输入随机噪声信号，生成适配该目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段，并将生成的癫痫脑电片段补充入所述训练集中，直至该目标癫痫发作类型不再满足所述不平衡条件，使得所述步骤A1-2选取的目标癫痫发作类型不再存在训练数据数量不均衡问题；

[0027] 其中，所述生成式对抗网络的判别器采用以下损失函数：

[0028] $D = E[D(\tilde{x})] - E[D(\hat{x})] + \lambda * E[||D(\tilde{x})||^2 + ||D(\hat{x})||^2]$ ；

[0029] 式中，D表示损失值；

[0030] 真实梯度矩阵 $D(\bar{x})$ 的计算方式为:从输入所述判别器的真实脑电训练数据中随机抽取K个所述癫痫脑电片段,用tensorflow框架中的 $tf.gradients()$ 函数对每一个随机抽取出的癫痫脑电片段的m个采样值 \bar{x} 求梯度,计算得到的K个梯度即为所述真实梯度矩阵 $D(\bar{x})$,其中,所述真实脑电训练数据由所述目标癫痫发作类型的训练集中的n个癫痫脑电片段组成, $K \leq n$;

[0031] 真实梯度 $E[D(\bar{x})]$ 为所述真实梯度矩阵 $D(\bar{x})$ 的K个梯度的平均数;

[0032] 生成梯度矩阵 $D(\hat{x})$ 的计算方式为:从输入所述判别器的生成脑电训练数据中随机抽取K个生成癫痫脑电片段,用tensorflow框架中的 $tf.gradients()$ 函数对每一个随机抽取出的生成癫痫脑电片段的m个生成采样值 \hat{x} 求梯度,计算得到的K个梯度即为所述生成梯度矩阵 $D(\hat{x})$,其中,所述生成脑电训练数据由所述生成式对抗网络的生成器生成,其包含n个生成癫痫脑电片段,每一个所述生成癫痫脑电片段包含m个生成采样值 \hat{x} , $K \leq n$;

[0033] 生成梯度 $E[D(\hat{x})]$ 为所述生成梯度矩阵 $D(\hat{x})$ 的K个梯度的平均数;

[0034] 系数 λ 的取值范围在-1至1之间的常数;

[0035] 真实范数矩阵 $\|D(\bar{x})\|$ 的计算方式为:用tensorflow框架中的 $tf.square()$ 函数和 $tf.sqrt()$ 函数对所述真实梯度矩阵 $D(\bar{x})$ 的每一个梯度求范数,计算得到的K个范数即为所述真实范数矩阵 $\|D(\bar{x})\|$;

[0036] 生成范数矩阵 $\|D(\hat{x})\|$ 的计算方式为:用tensorflow框架中的 $tf.square()$ 函数和 $tf.sqrt()$ 函数对所述生成梯度矩阵 $D(\hat{x})$ 的每一个梯度求范数,计算得到的K个范数即为所述生成范数矩阵 $\|D(\hat{x})\|$;

[0037] 范数 $E[\|D(\bar{x})\|^2 + \|D(\hat{x})\|^2]$ 的计算方式为:分别对所述真实范数矩阵 $\|D(\bar{x})\|$ 和生成范数矩阵 $\|D(\hat{x})\|$ 的范数进行排序,将所述真实范数矩阵 $\|D(\bar{x})\|$ 的第i个范数的平方与所述生成范数矩阵 $\|D(\hat{x})\|$ 的第i个范数的平方之和记为第i个范数平方和, $1 \leq i \leq K$,以得到K个所述范数平方和,该K个范数平方和的平均数即为所述范数 $E[\|D(\bar{x})\|^2 + \|D(\hat{x})\|^2]$ 。

[0038] 从而,本发明的训练数据生成方法,在步骤A1-1对有限数量的癫痫患者进行癫痫脑电图检查的情况下,能够通过生成适配于目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段,使得步骤A1-2选取的各种目标癫痫发作类型不再存在训练数据数量不均衡问题,即令每一种目标癫痫发作类型的训练集所包含癫痫脑电片段的数量均在预设的目标训练数据数量以上;

[0039] 并且,本发明通过改进损失函数的采样方法,使得损失函数的第三项改变为 $\lambda * E[\|D(\bar{x})\|^2 + \|D(\hat{x})\|^2]$,能够克服现有损失函数存在的损失值D非常不稳定的问题,使得本发明中损失函数输出损失值D始终随着迭代训练的进行而越来越小,确保生成式对抗网络的训练过程趋于稳定,以保证能够得到最优生成器,利用该最优生成器生成的癫痫脑电片段的质量高,能够适配于目标癫痫发作类型而作为癫痫发作类型自动识别模型建模的训练数据。

[0040] 优选的:所述步骤A1-4中,系数 λ 的取值优选为-1、1/2、1/3、1/6、1该五个常数中的任意一者,其中,以系数 λ 取值为1/2,本申请的技术效果最优。

[0041] 作为本发明的优选实施方式:所述步骤A1-2中对所述单通道癫痫脑电信号进行预处理的方式为:

[0042] 步骤A1-2-1、对所述单通道癫痫脑电信号进行滤波,以滤除所述单通道癫痫脑电信号的噪点;

[0043] 步骤A1-2-2、对滤除噪点后的单通道癫痫脑电信号进行分割,以得到多个时长固定为T的癫痫脑电片段,所述时长T的取值使所述癫痫脑电片段至多包含一种癫痫发作类型的特征,并将所述癫痫脑电片段所包含采样值 \tilde{x} 的数量记为m;

[0044] 步骤A1-2-3、识别每一个所述癫痫脑电片段的准确的癫痫发作类型,抽取出属于所述目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段,以对应每一种所述目标癫痫发作类型建立一个训练集,每一个所述训练集均包含若干个属于对应目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段,每一个所述癫痫脑电片段包含m个所述采样值 \tilde{x} ;其中,全部属于所述目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段的采样值 \tilde{x} 进行归一化处理,以提高生成式对抗网络的训练稳定性,并加快收敛时间。

[0045] 优选的:所述步骤A1-2-1中,采用二阶巴特沃斯带通滤波器对所述单通道癫痫脑电信号进行滤波,以滤除频率在0.5Hz至50Hz以外的噪点。

[0046] 优选的:所述步骤A1-2-2中,所述癫痫脑电片段的时长T为4.096秒,也即:当步骤A1-1中采集所述癫痫脑电数据所采用癫痫脑电图检查设备的采样频率为250Hz时,所述癫痫脑电片段所包含采样点的数量m为1024个。

[0047] 作为本发明的优选实施方式:所述的训练数据生成方法还包括:

[0048] 步骤A1-5、用FID指标对所述步骤A1-4生成的癫痫脑电片段与所述步骤A1-2预处理得到的癫痫脑电片段进行评估,得到FID分数,如果该FID分数在目标FID分数以下,则判定所述步骤A1-4生成的癫痫脑电片段满足质量要求,能够适配于对应的目标癫痫发作类型;否则,判定所述步骤A1-4生成的癫痫脑电片段不满足质量要求,重复所述步骤A1-1至步骤A1-4,直至所述步骤A1-4生成的癫痫脑电片段满足质量要求。

[0049] 本发明所要解决的技术问题之二是:提供一种癫痫脑电信号的自动识别模型建模方法。

[0050] 解决上述技术问题,本发明所采用的技术方案如下:

[0051] 一种癫痫脑电信号的自动识别模型建模方法,其特征在于,包括:

[0052] 步骤A1、按照所述癫痫脑电信号的训练数据生成方法,获得每一个选取出的目标癫痫发作类型的训练集,并使得选取的目标癫痫发作类型不存在训练数据数量不均衡问题;

[0053] 步骤A2、从每一种所述目标癫痫发作类型的训练集中抽取所述目标训练数据数量的癫痫脑电片段,将抽取出的癫痫脑电片段及其对应的癫痫发作类型作为训练数据,通过神经网络模型进行训练后,获得能够由输入的癫痫脑电片段识别出其对应癫痫发作类型的癫痫发作类型自动识别模型。

[0054] 从而,本发明的自动识别模型建模方法,利用上述训练数据生成方法获得目标癫痫发作类型的训练集进行神经网络模型训练,由于克服了各种目标癫痫发作类型的训练数据数量不均衡的问题,因此,能够得到性能优秀的癫痫发作类型自动识别模型。

[0055] 本发明所要解决的技术问题之三是:提供一种癫痫脑电信号的自动识别方法。

[0056] 解决上述技术问题,本发明所采用的技术方案如下:

[0057] 一种癫痫脑电信号的自动识别方法,其特征在于,包括:

[0058] 步骤A、用所述癫痫脑电信号的自动识别模型建模方法,获得所述癫痫发作类型自动识别模型;

[0059] 步骤B、对被检查患者进行癫痫脑电图检查,并将得到的癫痫脑电数据的每一个通道的单通道癫痫脑电信号分割成时长为所述固定时长T的癫痫脑电片段;

[0060] 步骤C、将所述步骤B得到的癫痫脑电片段输入所述癫痫发作类型自动识别模型,以识别出所述步骤B得到的每一个癫痫脑电片段对应的癫痫发作类型。

[0061] 从而,本发明的自动识别方法,利用上述自动识别模型建模方法得到的性能优秀的癫痫发作类型自动识别模型,对被检查患者进行癫痫发作类型自动识别,具有识别准确率高的优点。

[0062] 与现有技术相比,本发明具有以下有益效果:

[0063] 第一,本发明的训练数据生成方法,在步骤A1-1对有限数量的癫痫患者进行癫痫脑电图检查的情况下,能够通过生成适配于目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段,使得步骤A1-2选取的各种目标癫痫发作类型不再存在训练数据数量不均衡问题,即令每一种目标癫痫发作类型的训练集所包含癫痫脑电片段的数量均在预设的目标训练数据数量以上;

[0064] 并且,本发明通过改进损失函数的采样方法,使得损失函数的第三项改变为 $\lambda * E[\| D(\tilde{x}) \|^2 + \| D(\hat{x}) \|^2]$,能够克服现有损失函数存在的损失值D非常不稳定的问题,使得本发明中损失函数输出损失值D始终随着迭代训练的进行而越来越小,确保生成式对抗网络的训练过程趋于稳定,以保证能够得到最优生成器,利用该最优生成器生成的癫痫脑电片段的质量高,能够适配于目标癫痫发作类型而作为癫痫发作类型自动识别模型建模的训练数据。

[0065] 第二,本发明的自动识别模型建模方法,利用上述训练数据生成方法获得目标癫痫发作类型的训练集进行神经网络模型训练,由于克服了各种目标癫痫发作类型的训练数据数量不均衡的问题,因此,能够得到性能优秀的癫痫发作类型自动识别模型。

[0066] 第三,本发明的自动识别方法,利用上述自动识别模型建模方法得到的性能优秀的癫痫发作类型自动识别模型,对被检查患者进行癫痫发作类型自动识别,具有识别准确率高的优点。

附图说明

[0067] 下面结合附图和具体实施例对本发明作进一步的详细说明:

[0068] 图1为生成式对抗网络的原理图;

[0069] 图2-1为通过步骤A1-2获得的意识丧失性发作类型ABSZ的癫痫脑电片段;

[0070] 图2-2为由现有生成式对抗网络生成的意识丧失性发作类型ABSZ的癫痫脑电片段;

[0071] 图2-3为由本发明生成的意识丧失性发作类型ABSZ的癫痫脑电片段;

[0072] 图3-1为通过步骤A1-2获得的强直阵挛性发作类型TCSZ的癫痫脑电片段;

[0073] 图3-2为由现有生成式对抗网络生成的强直阵挛性发作类型TCSZ的癫痫脑电片段;

- [0074] 图3-3为由本发明生成的强直阵挛性发作类型TCSZ的癫痫脑电片段；
- [0075] 图4-1为通过步骤A1-2获得的肌阵挛性发作类型MYSZ的癫痫脑电片段；
- [0076] 图4-2为由现有生成式对抗网络生成的肌阵挛性发作类型MYSZ的癫痫脑电片段；
- [0077] 图4-3为由本发明生成的肌阵挛性发作类型MYSZ的癫痫脑电片段。

具体实施方式

[0078] 下面结合实施例及其附图对本发明进行详细说明,以帮助本领域的技术人员更好的理解本发明的发明构思,但本发明权利要求的保护范围不限于下述实施例,对本领域的技术人员来说,在不脱离本发明之发明构思的前提下,没有做出创造性劳动所获得的所有其他实施例,都属于本发明的保护范围。

[0079] 实施例一

[0080] 本发明公开的是一种癫痫脑电信号的训练数据生成方法,包括:

[0081] 步骤A1-1、对多名癫痫患者进行癫痫脑电图检查,以得到每一名所述癫痫患者的癫痫脑电数据,并将所述癫痫脑电数据的单道通数据记为单通道癫痫脑电信号;

[0082] 步骤A1-2、选取多种癫痫发作类型作为目标癫痫发作类型,对所述步骤A1-1获得的每一个单通道癫痫脑电信号进行预处理,以对应每一种所述目标癫痫发作类型得到一个训练集,所述训练集包含若干个属于对应目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段,该癫痫脑电片段由所述单通道癫痫脑电信号分割而成并具有固定时长 T ,该癫痫脑电片段所包含采样值 \hat{x} 的数量记为 m ;

[0083] 例如:可以选取意识丧失性发作类型、强直阵挛性发作类型、肌阵挛性发作类型作为目标癫痫发作类型,建立三个分别对应该三种发作类型的训练集。

[0084] 步骤A1-3、判断所述步骤A1-2选取的目标癫痫发作类型是否存在训练数据数量不均衡问题,如果任意一种所述目标癫痫发作类型满足不平衡条件,即:该目标癫痫发作类型的训练集所包含癫痫脑电片段的数量少于预设的目标训练数据数量,则判定存在训练数据数量不均衡问题,否则,判定不存在训练数据数量不均衡问题;

[0085] 步骤A1-4、当判定存在训练数据数量不均衡问题时,对于满足所述不平衡条件的目标癫痫发作类型,用该目标癫痫发作类型对应的癫痫脑电片段对生成式对抗网络进行训练,以得到所述生成式对抗网络的最优生成器,再通过向所述最优生成器输入随机噪声信号,生成适配该目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段,并将生成的癫痫脑电片段补充入所述训练集中,直至该目标癫痫发作类型不再满足所述不平衡条件,使得所述步骤A1-2选取的目标癫痫发作类型不再存在训练数据数量不均衡问题;

[0086] 其中,如图1所示,训练所述生成式对抗网络得到所述最优生成器,为本领域的惯用手段,本申请不作详细说明,仅对其工作原理做简单介绍,以便于对下文的理解:所述生成式对抗网络包括生成器和判别器,生成式对抗网络的训练过程就是生成器和判别器进行多次迭代训练的博弈过程,即:在每一次迭代训练中,均将一个随机噪声信号输入生成器,利用生成器对随机噪声信号进行处理,以生成 $n*m$ 维的生成脑电训练数据, n 表示该生成脑电训练数据包含 n 个生成癫痫脑电片段, m 表示每一个所述生成癫痫脑电片段包含 m 个生成采样值 \hat{x} ;在每一次迭代训练中,使用所述目标癫痫发作类型的训练集中的 n 个癫痫脑电片段组成 $n*m$ 维的真实脑电训练数据, n 表示该真实脑电训练数据包含 n 个所述癫痫脑电片段,

m 表示每一个所述癫痫脑电片段包含 m 个采样值 \tilde{x} ,该真实脑电训练数据和前述生成脑电训练数据均会输入所述判别器,判别器会对该两组训练数据的真假进行判断,且会通过损失函数优化自身的判断能力(即对两组训练数据的真假判断更准确),并会向所述生成器传递梯度,使得所述生成器能够通过判别器传递的梯度更新学习真实脑电训练数据的特征,优化生成器自身的参数,以在下一次迭代训练中生成更接近真实脑电训练数据的生成癫痫脑电片段;从而,通过不断进行迭代训练,直至所述判别器的损失函数达到最优解状态,此时的生成器即为最优生成器,通过向该最优生成器输入随机噪声信号,生成得到的生成脑电训练数据能够作为真实脑电训练数据使用,也即此时的生成脑电训练数据所包含的生成癫痫脑电片段是适配于对应目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段。

[0087] 其中,所述生成式对抗网络的判别器采用以下损失函数:

$$[0088] \quad D = E[D(\tilde{x})] - E[D(\hat{x})] + \lambda * E[\| D(\tilde{x}) \|^2 + \| D(\hat{x}) \|^2] \quad ;$$

[0089] 式中, D 表示损失值;

[0090] 真实梯度矩阵 $D(\tilde{x})$ 的计算方式为:从输入所述判别器的真实脑电训练数据中随机抽取 K 个所述癫痫脑电片段,用tensorflow框架中的 $tf.gradients()$ 函数对每一个随机抽取出的癫痫脑电片段的 m 个采样值 \tilde{x} 求梯度,计算得到的 K 个梯度即为所述真实梯度矩阵 $D(\tilde{x})$,其中,所述真实脑电训练数据由所述目标癫痫发作类型的训练集中的 n 个癫痫脑电片段组成, $K \leq n$;

[0091] 真实梯度 $E[D(\tilde{x})]$ 为所述真实梯度矩阵 $D(\tilde{x})$ 的 K 个梯度的平均数;

[0092] 生成梯度矩阵 $D(\hat{x})$ 的计算方式为:从输入所述判别器的生成脑电训练数据中随机抽取 K 个生成癫痫脑电片段,用tensorflow框架中的 $tf.gradients()$ 函数对每一个随机抽取出的生成癫痫脑电片段的 m 个生成采样值 \hat{x} 求梯度,计算得到的 K 个梯度即为所述生成梯度矩阵 $D(\hat{x})$,其中,所述生成脑电训练数据由所述生成式对抗网络的生成器生成,其包含 n 个生成癫痫脑电片段,每一个所述生成癫痫脑电片段包含 m 个生成采样值 \hat{x} ,也即生成脑电训练数据和真实脑电训练数据的维度均为 $n*m$ 维, $K \leq n$;

[0093] 生成梯度 $E[D(\hat{x})]$ 为所述生成梯度矩阵 $D(\hat{x})$ 的 K 个梯度的平均数;

[0094] 系数 λ 的取值范围在-1至1之间的常数,其取值影响所述生成式对抗网络的收敛速度和损失值 D 的准确性;

[0095] 真实范数矩阵 $\| D(\tilde{x}) \|^2$ 的计算方式为:用tensorflow框架中的 $tf.square()$ 函数和 $tf.sqrt()$ 函数对所述真实梯度矩阵 $D(\tilde{x})$ 的每一个梯度求范数,计算得到的 K 个范数即为所述真实范数矩阵 $\| D(\tilde{x}) \|^2$;

[0096] 生成范数矩阵 $\| D(\hat{x}) \|^2$ 的计算方式为:用tensorflow框架中的 $tf.square()$ 函数和 $tf.sqrt()$ 函数对所述生成梯度矩阵 $D(\hat{x})$ 的每一个梯度求范数,计算得到的 K 个范数即为所述生成范数矩阵 $\| D(\hat{x}) \|^2$;

[0097] 范数 $E[\| D(\tilde{x}) \|^2 + \| D(\hat{x}) \|^2]$ 的计算方式为:分别对所述真实范数矩阵 $\| D(\tilde{x}) \|^2$ 和生成范数矩阵 $\| D(\hat{x}) \|^2$ 的范数进行排序,将所述真实范数矩阵 $\| D(\tilde{x}) \|^2$ 的第 i 个范数的平方

与上述生成范数矩阵 $\|D(\hat{x})\|$ 的第 i 个范数的平方之和记为第 i 个范数平方和, $1 \leq i \leq K$,以得到 K 个所述范数平方和,该 K 个范数平方和的平均数即为所述范数 $E[\|D(\hat{x})\|^2 + \|D(\hat{x})\|^2]$ 。

[0098] 从而,本发明的训练数据生成方法,在步骤A1-1对有限数量的癫痫患者进行癫痫脑电图检查的情况下,能够通过生成适配于目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段,使得步骤A1-2选取的各种目标癫痫发作类型不再存在训练数据数量不均衡问题,即令每一种目标癫痫发作类型的训练集所包含癫痫脑电片段的数量均在预设的目标训练数据数量以上;

[0099] 并且,本发明通过改进损失函数的采样方法,使得损失函数的第三项改变为 $\lambda * E[\|D(\hat{x})\|^2 + \|D(\hat{x})\|^2]$,能够克服现有损失函数存在的损失值 D 非常不稳定的问题,使得本发明中损失函数输出损失值 D 始终随着迭代训练的进行而越来越小,确保生成式对抗网络的训练过程趋于稳定,以保证能够得到最优生成器,利用该最优生成器生成的癫痫脑电片段的质量高,能够适配于目标癫痫发作类型而作为癫痫发作类型自动识别模型建模的训练数据。

[0100] 优选的:所述步骤A1-4中,系数 λ 的取值优选为 $-1, 1/2, 1/3, 1/6, 1$ 该五个常数中的任意一者,其中,以系数 λ 取值为 $1/2$,本申请的技术效果最优。

[0101] 本发明还公开了一种癫痫脑电信号的自动识别模型建模方法,包括:

[0102] 步骤A1、按照上述训练数据生成方法,获得每一个选取出的目标癫痫发作类型的训练集,并使得选取的目标癫痫发作类型不存在训练数据数量不均衡问题;

[0103] 步骤A2、从每一种所述目标癫痫发作类型的训练集中抽取所述目标训练数据数量的癫痫脑电片段,将抽取出的癫痫脑电片段及其对应的癫痫发作类型作为训练数据,通过神经网络模型进行训练后,获得能够由输入的癫痫脑电片段识别出其对应癫痫发作类型的癫痫发作类型自动识别模型。

[0104] 从而,本发明的自动识别模型建模方法,利用上述训练数据生成方法获得目标癫痫发作类型的训练集进行神经网络模型训练,由于克服了各种目标癫痫发作类型的训练数据数量不均衡的问题,因此,能够得到性能优秀的癫痫发作类型自动识别模型。

[0105] 本发明还公开了一种癫痫脑电信号的自动识别方法,包括:

[0106] 步骤A、用上述癫痫脑电信号的自动识别模型建模方法,获得所述癫痫发作类型自动识别模型;

[0107] 步骤B、对被检查患者进行癫痫脑电图检查,并将得到的癫痫脑电数据的每一个通道的单通道癫痫脑电信号分割成时长为所述固定时长 T 的癫痫脑电片段;

[0108] 步骤C、将所述步骤B得到的癫痫脑电片段输入所述癫痫发作类型自动识别模型,以识别出所述步骤B得到的每一个癫痫脑电片段对应的癫痫发作类型。

[0109] 从而,本发明的自动识别方法,利用上述自动识别模型建模方法得到的性能优秀的癫痫发作类型自动识别模型,对被检查患者进行癫痫发作类型自动识别,具有识别准确率高的优点。

[0110] 实施例二

[0111] 在上述实施例一的基础上,本实施例二还采用了以下优选的实施方式:

[0112] 所述步骤A1-2中对所述单通道癫痫脑电信号进行预处理的方式为:

[0113] 步骤A1-2-1、由于脑电信号是一种随机性很强的非平稳生理信号,其幅度非常微

弱,并且是非线性信号,所以脑电信号极易被无关噪声污染,因此,要先对所述单通道癫痫脑电信号进行滤波,以滤除所述单通道癫痫脑电信号的噪点;

[0114] 步骤A1-2-2、由于完整的单通道癫痫脑电信号所包含的采样点非常多,生成式对抗网络难以一次性学习如此庞大的数据,还要求输入信号的大小相同,且单通道癫痫脑电信号中也可能会包含多种发作类型,因此,需要对滤除噪点后的单通道癫痫脑电信号进行分割,以得到多个时长固定为T的癫痫脑电片段,所述时长T的取值使所述癫痫脑电片段至多包含一种癫痫发作类型的特征,并将所述癫痫脑电片段所包含采样值 \tilde{x} 的数量记为m,该采样值 \tilde{x} 的数量m也即所述时长T与步骤A1-1中采集所述癫痫脑电数据所采用癫痫脑电图检查设备的采样频率的乘积;

[0115] 步骤A1-2-3、用现有技术中可靠的方法(例如医生人工识别),识别每一个所述癫痫脑电片段的准确的癫痫发作类型,抽取出属于所述目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段,以对应每一种所述目标癫痫发作类型建立一个训练集,每一个所述训练集均包含若干个属于对应目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段,每一个所述癫痫脑电片段包含m个所述采样值 \tilde{x} ;其中,全部属于所述目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段的采样值 \tilde{x} 进行归一化处理,以提高生成式对抗网络的训练稳定性,并加快收敛时间。

[0116] 以上为本实施例二的基本实施方式,可以在该基本实施方式的基础上做进一步的优化、改进和限定:

[0117] 优选的:所述步骤A1-2-1中,采用二阶巴特沃斯带通滤波器对所述单通道癫痫脑电信号进行滤波,以滤除频率在0.5Hz至50Hz以外的噪点。

[0118] 优选的:所述步骤A1-2-2中,所述癫痫脑电片段的时长T为4.096秒,也即:当步骤A1-1中采集所述癫痫脑电数据所采用癫痫脑电图检查设备的采样频率为250Hz时,所述癫痫脑电片段所包含采样点的数量m为1024个。

[0119] 实施例三

[0120] 在上述实施例一或实施例二的基础上,本实施例三还采用了以下优选的实施方式:

[0121] 所述的训练数据生成方法还包括:

[0122] 步骤A1-5、用FID指标(Fréchet Inception Distance)对所述步骤A1-4生成的癫痫脑电片段与所述步骤A1-2预处理得到的癫痫脑电片段进行评估,得到FID分数,如果该FID分数在目标FID分数以下,则判定所述步骤A1-4生成的癫痫脑电片段满足质量要求,能够适配于对应的目标癫痫发作类型;否则,判定所述步骤A1-4生成的癫痫脑电片段不满足质量要求,重复所述步骤A1-1至步骤A1-4,直至所述步骤A1-4生成的癫痫脑电片段满足质量要求。

[0123] 另外:

[0124] 本发明还可以用所述自动识别方法对多名被检查患者进行癫痫发作类型自动识别,将识别结果与准确的癫痫发作类型进行比较,以判断识别的准确率、精准度、敏感度、特异性、F1分数,如果不能满足要求,则需要重复所述步骤A1至步骤A2,直至获得癫痫发作类型自动识别模型达标。

[0125] 本发明对目标癫痫发作类型选取为意识丧失性发作类型、强直阵挛性发作类型、肌阵挛性发作类型的情况,进行了大量对比试验,验证了本发明的训练数据生成方法可以

使生成式对抗网络更稳定的生成对应目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段,在生成数据的评估方面:本发明的FID分数优化到23.67;自动识别方法对三种目标癫痫发作类型的F1分数分别提升到90.8%、87.3%、91.1%。

[0126] 下面为上述对比试验的部分实验数据:

[0127] 图2-1为通过步骤A1-2获得的意识丧失性发作类型ABSZ的癫痫脑电片段,图2-2为由现有生成式对抗网络生成的意识丧失性发作类型ABSZ的癫痫脑电片段,图2-3为由本发明生成的意识丧失性发作类型ABSZ的癫痫脑电片段。图3-1为通过步骤A1-2获得的强直阵挛性发作类型TCSZ的癫痫脑电片段,图3-2为由现有生成式对抗网络生成的强直阵挛性发作类型TCSZ的癫痫脑电片段,图3-3为由本发明生成的强直阵挛性发作类型TCSZ的癫痫脑电片段。图4-1为通过步骤A1-2获得的肌阵挛性发作类型MYSZ的癫痫脑电片段,图4-2为由现有生成式对抗网络生成的肌阵挛性发作类型MYSZ的癫痫脑电片段,图4-3为由本发明生成的肌阵挛性发作类型MYSZ的癫痫脑电片段。可以看出,本发明生成的癫痫脑电片段与通过步骤A1-2获得的癫痫脑电片段非常相似。

[0128] 如下表所示,Real Test A中表示由现有生成式对抗网络生成的癫痫脑电片段训练得到的癫痫发作类型自动识别模型的准确率;Real Test B表示由本发明生成的癫痫脑电片段训练得到的癫痫发作类型自动识别模型的准确率,意识丧失性发作类型ABSZ、强直阵挛性发作类型TCSZ、肌阵挛性发作类型MYSZ这三种发作类型的分类准确率分别提升了5%、4%、2%。

		Real Test A			Real Test B					
		ABSZ	TCSZ	MYSZ			ABSZ	TCSZ	MYSZ	
[0129]	True label	ABSZ	0.84	0.12	0.04	True label	ABSZ	0.89	0.1	0.01
[0130]		TCSZ	0.06	0.89	0.05		TCSZ	0.04	0.93	0.03
		MYSZ	0.03	0.12	0.85		MYSZ	0.03	0.1	0.87

[0131] 本发明不局限于上述具体实施方式,根据上述内容,按照本领域的普通技术知识和惯用手段,在不脱离本发明上述基本技术思想前提下,本发明还可以做出其它多种形式的等效修改、替换或变更,均落在本发明的保护范围之内。

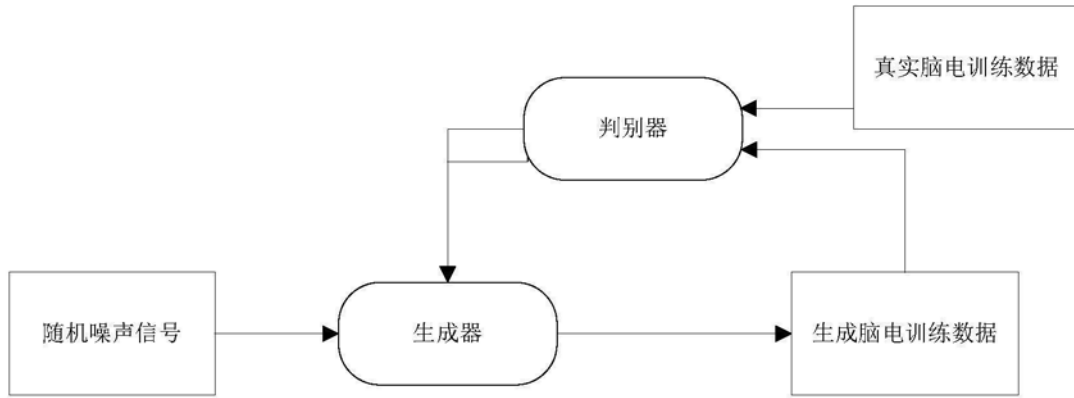


图1

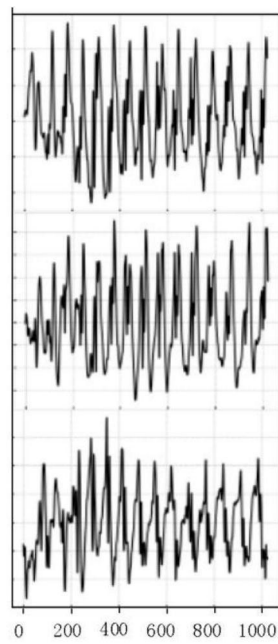


图2-1

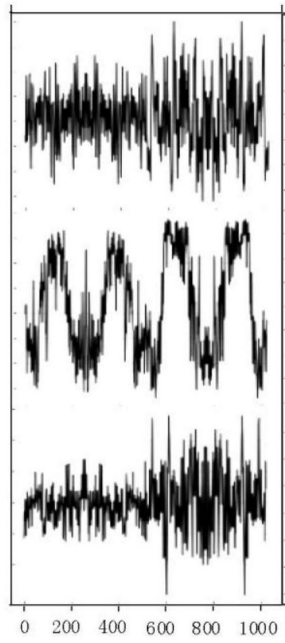


图2-2

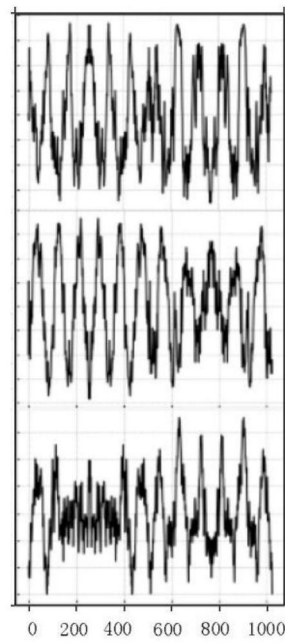


图2-3

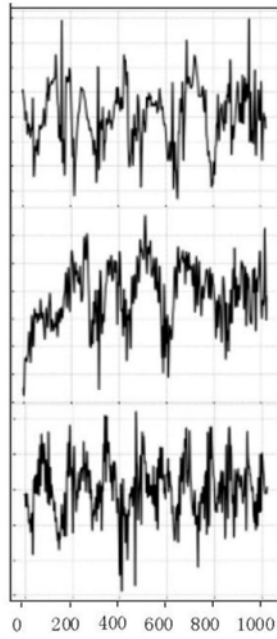


图3-1

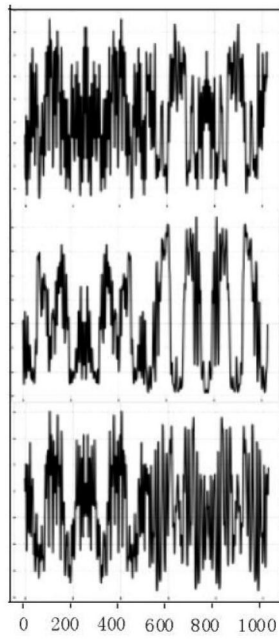


图3-2

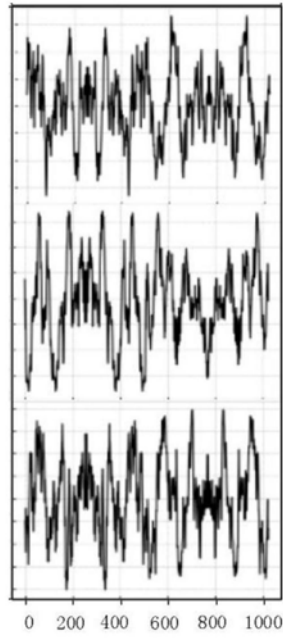


图3-3

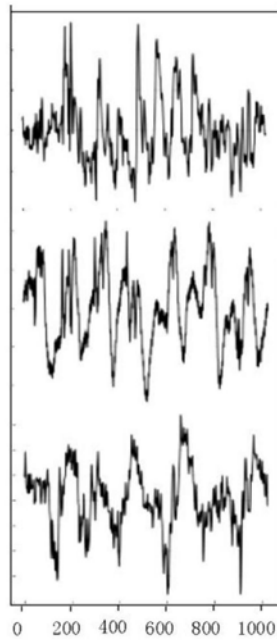


图4-1

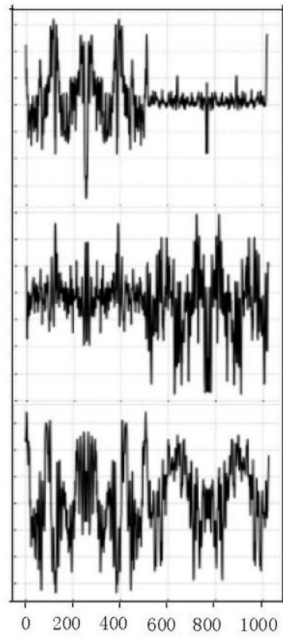


图4-2

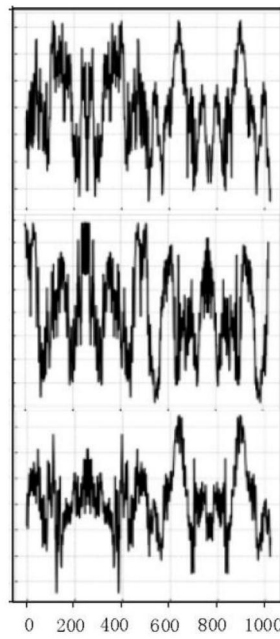


图4-3

专利名称(译)	一种癫痫脑电信号的训练数据生成方法、自动识别模型建模方法和自动识别方法		
公开(公告)号	CN111000555A	公开(公告)日	2020-04-14
申请号	CN201911199673.3	申请日	2019-11-29
[标]申请(专利权)人(译)	中山大学		
申请(专利权)人(译)	中山大学		
当前申请(专利权)人(译)	中山大学		
[标]发明人	蔡庆玲 孙玮		
发明人	蔡庆玲 何鸿奇 孙玮 林进可 林满盈		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00 G06K9/62		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/4094 A61B5/725 A61B5/7267 G06K9/6256 G06K9/6267		
代理人(译)	李海波		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种癫痫脑电信号的训练数据生成方法、自动识别模型建模方法和自动识别方法，在对有限数量的癫痫患者进行癫痫脑电图检查的情况下，能够通过生成适配于目标癫痫发作类型的癫痫脑电片段，使得选取的各种目标癫痫发作类型不再存在训练数据数量不均衡问题；并且，通过改进损失函数的采样方法，使得损失函数的第三项改变为能够克服现有损失函数存在的损失值D非常不稳定的问题，使得损失函数输出损失值D始终随着迭代训练的进行而越来越小，确保生成式对抗网络的训练过程趋于稳定，以保证能够得到最优生成器，利用该最优生成器生成的癫痫脑电片段的质量高，能够适配于目标癫痫发作类型而作为癫痫发作类型自动识别模型建模的训练数据。

