



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109998500 A

(43)申请公布日 2019. 07. 12

(21)申请号 201910359530.8

(22)申请日 2019.04.30

(71)申请人 陕西师范大学

地址 710119 陕西省西安市长安南路199号

(72)发明人 艾玲梅 薛亚庆 石康珍

(74)专利代理机构 西安通大专利代理有限责任
公司 61200

代理人 徐文权

(51)Int.Cl.

A61B 5/02(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

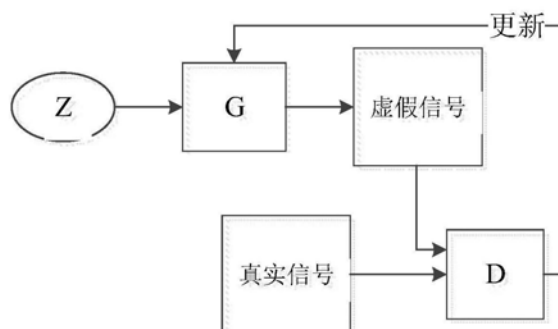
权利要求书2页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

一种基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法及系统

(57)摘要

一种基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法及系统,生成方法包括以下步骤:a、设置采样频率和采样时间,选取健康的测试者采集脉搏信号数据,信号平稳后记录;b、将得到的脉搏信号数据进行归一化,映射到 $[-1,1]$ 的范围内并去除噪声及异常波形;c、训练PSDCGAN网络模型;d、利用训练好的PSDCGAN网络模型生成大量的脉搏信号数据,完成数据的扩增。系统包括压电式传感器、数据处理模块以及数据生成模块。本发明首次采用基于生成式对抗网络模型用以生成脉搏信号数据,对脉搏信号数据集进行扩增,解决了脉搏信号样本数量不足的问题,为将深度学习理论引入脉搏信号的处理与分析提供了研究基础。



1. 一种基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法,其特征在于,包括以下步骤:

a、设置采样频率和采样时间,选取健康的测试者采集脉搏信号数据,信号平稳后记录;
b、将得到的脉搏信号数据进行归一化,映射到 $[-1, 1]$ 的范围内并去除噪声及异常波形;

c、训练PSDCGAN网络模型;

所述的PSDCGAN网络模型包括生成网络和判别网络,生成网络的输入是随机噪声,判别网络有两个输入,一个是经过生成网络后产生的信号数据,另一个是经过预处理后的真实脉搏信号数据;通过判别网络判断输入来自真实的脉搏信号还是经过生成网络生成的虚假信号;训练的具体过程如下:将所述的生成网络和判别网络一起对抗训练,其中,生成网络产生假信号欺骗判别网络,判别网络判断该信号是真实的还是虚假的,两个网络在训练的过程中分别提高各自的生成能力和判别能力,直至二者达到纳什均衡,使得生成网络能够预测到训练样本数据的真实分布情况,从而能够生成逼真的脉搏信号数据;

d、利用训练好的PSDCGAN网络模型生成大量的脉搏信号数据,完成数据的扩增。

2. 根据权利要求1所述的基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法,其特征在于:所述的步骤a所选取的测试者精神状态良好、心态平和、情绪稳定,无精神及其他身体疾病;

所述的步骤a采集测试者手腕寸口桡动脉部位脉搏信号数据,采集压力为人体舒张压力。

3. 根据权利要求1所述的基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法,其特征在于:所述的步骤a中设置采样频率为200Hz,采样时间为1~1.5min。

4. 根据权利要求1所述的基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法,其特征在于:所述的步骤b中采用小波变换法和脉搏信号干扰段检测算法去除脉搏信号中的噪声及异常波形。

5. 根据权利要求1所述的基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法,其特征在于,所述的步骤c中PSDCGAN网络模型的实现过程包括两个阶段:前向传播阶段和反向传播阶段。

6. 根据权利要求5所述的基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法,其特征在于:

在前向传播阶段,输入一个100维的随机噪声,然后经过生成网络生成一个新的向量,记作 $D(z)$, z 表示生成的随机噪声,从脉搏信号数据集中选取一个信号向量 x ;再将生成网络产生的虚假信号或者从训练样本选择的真实信号作为判别网络的输入,这些输入经过判别网络后,输出一个0-1之间的概率值,用于表示输入的信号为真实脉搏信号的概率;使用得到的概率值计算损失函数,生成网络的损失函数和判别网络的损失函数分别如式(1)和(2)所示:

$$(1-y) \log (1-D(G(z))) \quad (1)$$

$$-((1-y) \log (1-D(G(z))))+y \log D(x) \quad (2)$$

其中, y 为输入数据的类型, $G(z)$ 为生成网络的输出, $D(x)$ 为判别网络的输出。

7. 根据权利要求5所述的基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法,其特征在于:

在反向传播阶段,根据生成网络和判别网络的损失函数,不断去修正误差,更新模型参数,一方面是让生成网络的输出 $G(z)$ 尽可能接近真实信号的分布;另一方面是使得判别网络的输出 $D(x)$ 的值尽可能接近1, $D(G(z))$ 的值尽可能趋向于0,如公式(3)所示:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim P_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim P_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (3)$$

在上式中, $G(z)$ 为生成网络的输出, $D(x)$ 为判别网络的输出, P_{data} 表示真实信号数据分布情况, p_z 表示虚假信号数据分布情况, $\min_G \max_D V(D, G)$ 表示优化的目标函数, $E(*)$ 表示分布函数的期望值。

8. 根据权利要求1所述的基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法, 其特征在于: 生成网络将数据存储成txt的二进制文本文件, 在生成网络中, 除输出层使用tanh激活函数外, 其它层均使用ReLU类型的激活函数; 在判别网络中使用LeakyReLU类型的激活函数。

9. 根据权利要求1所述的基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法, 其特征在于: 在训练PSDCGAN网络时规定生成网络的损失函数每更新2次, 判别网络的损失函数更新1次。

10. 一种实现权利要求1所述基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法的系统, 其特征在于, 包括: 用于采集测试者脉搏信号数据的压电式传感器, 压电式传感器采集到的脉搏信号以数字信号的形式输出, 并能够通过显示屏对脉搏波的波形数据进行显示;

用于对脉搏信号数据进行归一化, 并能够去除信号噪声及异常波形的数据处理模块;

用于通过训练好的PSDCGAN网络模型生成大量脉搏信号数据的数据生成模块。

一种基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法及系统

技术领域

[0001] 本发明属于计算机智能视觉领域,具体涉及一种基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法及系统,能够通过生成式对抗网络构建一种可以生成脉搏信号的生成式对抗模型。

背景技术

[0002] 传统方法由于要将特征提取与分类器分为两个环节而存在缺陷,结合深度学习理论引入脉搏信号的处理与分析是一个新的研究方向。

[0003] 众所周知,深度学习的方法需要使用大量的、带类别标签的数据进行训练,但是,目前为止国内外还没有一个可以用于深度学习训练的脉搏信号数据库,如何构建一个拥有大量脉搏信号数据集合以满足深度学习方法的训练要求是亟待解决的问题。2014年,Goodfellow提出了一种生成式对抗网络模型(Generative adversarial networks, GAN),该网络采用“博弈理论”的思想。因为受博弈论中二人零和博弈的启发,在GAN网络模型中,生成网络和判别网络就相当于两个博弈方。生成网络需要尽可能的逼近真实数据的潜在分布,是一种对联合概率进行建模,常见的生成式网络有:朴素贝叶斯模型、马尔科夫的随机场、隐马尔可夫模型等。判别网络的目的是正确区分所生成的数据和真实数据,实质就相当于一个二分类器,是对条件概率的建模,比较常见的判别式网络包括支持向量机、线性判别分析、神经网络等。

[0004] GAN网络模型的训练过程其实就是一个极大和极小博弈的过程,生成网络和判别网络为了在博弈中胜出,两者皆需要不断的提高各自的生成能力和判别能力,最终的优化目标就是使二者达到纳什均衡,使得生成网络可以预测到训练样本数据的真实分布情况。

[0005] 由于对抗式生成网络模型在图像数据的生成上的优异表现,考虑基于生成式对抗网络构建一种可以生成脉搏信号的生成式对抗模型,以解决脉搏信号样本不足的问题。

发明内容

[0006] 本发明的目的在于针对上述现有技术中的问题,提供一种基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法及系统,通过网络模型有效生成脉搏信号,满足深度学习方法的训练要求。

[0007] 为了实现上述目的,本发明基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法,包括以下步骤:

[0008] a、设置采样频率和采样时间,选取健康的测试者采集脉搏信号数据,信号平稳后记录;

[0009] b、将得到的脉搏信号数据进行归一化,映射到 $[-1, 1]$ 的范围内并去除噪声及异常波形;

[0010] c、训练PSDCGAN网络模型;

[0011] 所述的PSDCGAN网络模型包括生成网络和判别网络,生成网络的输入是随机噪声,

判别网络有两个输入,一个是经过生成网络后产生的信号数据,另一个是经过预处理后的真实脉搏信号数据;通过判别网络判断输入来自真实的脉搏信号还是经过生成网络生成的虚假信号;训练的具体过程如下:将所述的生成网络和判别网络一起对抗训练,其中,生成网络产生假信号欺骗判别网络,判别网络判断该信号是真实的还是虚假的,两个网络在训练的过程中分别提高各自的生成能力和判别能力,直至二者达到纳什均衡,使得生成网络能够预测到训练样本数据的真实分布情况,从而能够生成逼真的脉搏信号数据;

[0012] d、利用训练好的PSDCGAN网络模型生成大量的脉搏信号数据,完成数据的扩增。

[0013] 所述的步骤a所选取的测试者精神状态良好、心态平和、情绪稳定,无精神及其他身体疾病;采集测试者手腕寸口桡动脉部位脉搏信号数据,采集压力为人体舒张压力。

[0014] 所述的步骤a中设置采样频率为200Hz,采样时间为1~1.5min。

[0015] 步骤b中采用小波变换法和脉搏信号干扰段检测算法去除脉搏信号中的噪声及异常波形。

[0016] 步骤c中PSDCGAN网络模型的实现过程包括两个阶段:前向传播阶段和反向传播阶段。

[0017] 在前向传播阶段,输入一个100维的随机噪声,然后经过生成网络生成一个新的向量,记作 $D(z)$, z 表示生成的随机噪声,从脉搏信号数据集合中选取一个信号向量 x ;再将生成网络产生的虚假信号或者从训练样本选择的真实信号作为判别网络的输入,这些输入经过判别网络后,输出一个0-1之间的概率值,用于表示输入的信号为真实脉搏信号的概率;使用得到的概率值计算损失函数,生成网络的损失函数和判别网络的损失函数分别如式(1)和(2)所示:

$$[0018] \quad (1-y) \log (1-D(G(z))) \quad (1)$$

$$[0019] \quad -((1-y) \log (1-D(G(z))))+y \log D(x) \quad (2)$$

[0020] 其中, y 为输入数据的类型, $G(z)$ 为生成网络的输出, $D(x)$ 为判别网络的输出。

[0021] 在反向传播阶段,根据生成网络和判别网络的损失函数,不断去修正误差,更新模型参数,一方面是让生成网络的输出 $G(z)$ 尽可能接近真实信号的分布;另一方面是使得判别网络的输出 $D(x)$ 的值尽可能接近1, $D(G(z))$ 的值尽可能趋向于0,如公式(3)所示:

$$[0022] \quad \min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim P_{data}(x)}[\log D(x)] + E_{z \sim P_z(z)}[\log(1 - D(G(z)))] \quad (3)$$

[0023] 在上式中, $G(z)$ 为生成网络的输出, $D(x)$ 为判别网络的输出, P_{data} 表示真实信号数据分布情况, p_z 表示虚假信号数据分布情况, $\min_G \max_D V(D, G)$ 表示优化的目标函数, $E(*)$ 表示分布函数的期望值。

[0024] 生成网络将数据存储成txt的二进制文本文件,在生成网络中除输出层使用tanh激活函数外,其它层均使用ReLU类型的激活函数;在判别网络中使用LeakyReLU类型的激活函数。训练PSDCGAN网络时规定生成网络的损失函数每更新2次,判别网络的损失函数更新1次。

[0025] 本发明基于生成式对抗网络的脉搏信号生成系统,包括:

[0026] 用于采集测试者脉搏信号数据的压电式传感器,压电式传感器采集到的脉搏信号以数字信号的形式输出,并能够通过显示屏对脉搏波的波形数据进行显示;

[0027] 用于对脉搏信号数据进行归一化,并能够去除信号噪声及异常波形的数据处理模

块;

[0028] 用于通过训练好的PSDCGAN网络模型生成大量脉搏信号数据的数据生成模块。

[0029] 与现有技术相比,本发明具有如下的有益效果:

[0030] 生成式对抗网络的提出为深度学习领域提供了一种对抗训练的方式,其在图片风格迁移、图像补全、去噪等场景都有很好的应用,但是对抗生成网络GAN存在训练不稳定、梯度消失以及模式崩溃等问题,深度卷积生成式网络模型(Deep Convolutional Generative Adversarial Networks,DCGAN)就是为了克服以上缺点而提出的,DCGAN网络模型目前表现比较稳定,训练也比较容易收敛,但是该网络针对的是图像样本的生成,并不适合生成样本数据脉搏信号。本发明在对DCGAN网络深入研究的基础之上,提出了PSDCGAN(Pulse Signal Deep Condition Generative Adversarial Networks,PSDCGAN)的网络模型,首次采用基于生成式对抗网络模型用以生成脉搏信号数据,对脉搏信号数据集进行扩增,解决了脉搏信号样本数量不足的问题,为将深度学习理论引入脉搏信号的处理与分析提供了一定的研究基础。本发明实现简单,操作方便,为脉搏信号的研究提供了一种更好的分析方法,具有一定的社会效益。

附图说明

[0031] 图1脉搏传感器的结构示意图;

[0032] 图2 GAN模型的基本框架示意图;

[0033] 图3 PSDCGAN模型的生成网络结构示意图;

[0034] 图4 PSDCGAN模型的判别网络结构示意图;

[0035] 图5采集的真实脉搏信号示意图;

[0036] 图6利用PSDCGAN模型生成的脉搏信号示意图;

[0037] 图7真实脉搏信号和生成脉搏信号对比图。

具体实施方式

[0038] 下面结合附图及实施例对本发明做进一步的详细说明。

[0039] 本发明基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法,包括以下步骤:

[0040] 1、实验数据采集;

[0041] 脉搏信号是一种微弱的人体生理信号,在实验采集的过程中极易受到外界环境的干扰和人为因素的影响,因此必须设计一套严谨的实验方案,实验的详细步骤设计如下:

[0042] (1) 实验设备的选择;

[0043] 本发明所使用的脉搏信号采集设备为合肥华科电子技术研究所研发的压电式HK-2000C系列集成数字脉搏传感器,其结构如图1所示,具有灵敏度较高、抗干扰能力较强及使用的性能稳定等特点。压电式传感器采集信号以数字信号的形式输出,可以直接通过USB或串口输出脉搏波波形数据,在电脑上运行演示程序可以直观的在电脑屏幕上显示脉搏波形。

[0044] (2) 实验环境的选择;

[0045] 因为外界干扰和环境因素容易引起脉搏信号的变化,所以实验选择在一个安静、封闭的实验环境中进行。脉搏信号数据采集的时间均为上午8:30~10:30。

[0046] (3) 实验对象的选择;

[0047] 选取40名无身体和精神疾病的测试者,年龄均在22-28岁之间,其中男生17名,女生23名,在实验前均精神良好,心态平和,情绪平稳,并对实验的要求有充分的了解。

[0048] (4) 脉搏信号的采集过程;

[0049] 将脉搏传感器有USB接口的一端接在计算机上,将脉搏传感器探头感应面对准受试者左手寸口桡动脉部位脉动最强处,在手腕靠近关节的地方,用弹力带固定好,力度适中(外加压力过大或过小都会影响传感器的输出,太紧会造成传感器过载,损害传感器,太松可能采集不到信号,以接近舒张压力为适度),然后通过动态链接库程序在显示屏上显示脉搏波形,受试者保持静坐状态,将手臂与心脏近于同一水平前臂平伸,掌心向上,待信号平稳后实验人员通过计算机观察受试者脉搏信号变化并开始记录数据,采样频率为200Hz,采样时间为1~1.5min,检测的过程中一直让受试者保持一定平稳的状态,心情放松,保持安静,且不能大声说话和有其它大的动作。完成采集后将数据按照仪器的解析协议进行读取,并进行存储。

[0050] (5) 脉搏信号的预处理;

[0051] 为了方便计算和实验准备,将原始的脉搏信号数据进行归一化处理,数据映射到 $[-1, 1]$ 的范围内。脉搏信号是微弱的信号,采集过程中易受采集环境、采集仪器以及受试者身体与心理活动的影响,使得脉搏信号中含有工频干扰、基线漂移等噪声信号,为了获得较为纯净的脉搏信号,采用小波变换的方法和脉搏信号干扰段检测算法对脉搏信号去除噪声及异常波形。

[0052] 2、脉搏信号生成网络模型;

[0053] 生成式对抗网络的提出为深度学习领域提供了一种对抗训练的方式,其在图片风格迁移、图像补全、去噪等场景都有很好的应用。但是对抗生成网络GAN存在训练不稳定、梯度消失、模式崩溃等问题,深度卷积生成式网络模型(Deep Convolutional Generative Adversarial Networks, DCGAN)就是为了克服以上缺点提出的,DCGAN网络模型目前表现比较稳定,训练比较容易收敛,但是该网络是针对图像样本的生成,并不适合生成样本数据脉搏信号。本发明在对DCGAN网络深入研究的基础之上,提出了一种称为PSDCGAN的网络模型。

[0054] (1) PSDCGAN网络原理;

[0055] 本发明提出的PSDCGAN网络模型是在GAN的基础上改进得到的,所以其基本原理与GAN相似。GAN网络原理图如图2所示,其中,Z表示噪声输入,G表示生成网络,D表示判别网络,更新表示判别网络根据损失函数值来更新生成网络的损失函数值,使其生成的样本尽可能的接近于真实样本,两者最终的优化目标就是二者达到纳什均衡,使得生成网络可以预测到训练样本数据的真实分布情况。在PSDCGAN网络的实现过程包括两个阶段:前向传播阶段和反向传播阶段。在前向传播阶段,输入一个100维的随机噪声,经过生成网络生成一个新的向量,记作 $D(z)$,其中 z 表示生成的随机噪声;从脉搏信号数据集合中选取一个信号向量,记作 x 。然后将生成网络产生的虚假信号或者从训练样本选择的真实信号作为判别网络的输入,这些输入经过判别网络后,将会输出一个0-1之间的概率值,用于表示输入的信号为真实脉搏信号的概率。使用得到的概率值计算损失函数,生成网络的损失函数和判别网络的损失函数分别如式(1)和(2)所示:

$$[0056] \quad (1-y) \log (1-D(G(z))) \quad (1)$$

$$[0057] \quad -((1-y) \log (1-D(G(z))))+y \log D(x) \quad (2)$$

[0058] 其中, y 为输入数据的类型, $G(z)$ 为生成网络的输出, $D(x)$ 为判别网络的输出。

[0059] PSDCGAN网络模型的反向传播阶段, 根据生成网络和判别网络的损失函数, 不断去修正误差, 更新模型参数。一方面是让生成网络的输出 $G(z)$ 尽量接近真实信号的分布; 另一方面是使得判别网络的输出 $D(x)$ 的值尽量接近1, $D(G(z))$ 的值尽可能趋向于0, 如公式(3)所示:

$$[0060] \quad \min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim P_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim P_z(z)} [\log (1 - D(G(z)))] \quad (3)$$

[0061] 其中, $G(z)$ 为生成网络的输出, $D(x)$ 为判别网络的输出, P_{data} 表示真实信号数据分布情况, p_z 表示虚假信号数据分布情况, $\min_G \max_D V(D, G)$ 表示优化的目标函数, $E(*)$ 表示分布函数的期望值。

[0062] (2) 生成网络;

[0063] 生成网络的作用是如何依据随机噪声生成脉搏信号, 尽量服从真实数据的分布, 并且存储成txt的二进制的文本文件, 以备后续作为数据集进行读取。参见图3, 该网络有10层, 第一层表示输入层, In:100Z表示输入是维度为100的随机噪声向量, 其余层均为反卷积层, 可以使生成网络进行上采样, 学习信号数据, 反卷积核大小设置为5, 步长设置为2, 如图3中Deconv所示, 因为本发明需要生成一维脉搏信号, 所以在此进行改进, 采用conv1d_transpose函数进行反卷积操作。1024×1表示一个脉搏信号数据有1024个离散点(即长度)。在生成网络中除输出层使用tanh激活函数外, 其它层均使用ReLU类型的激活函数。

[0064] (3) 判别网络;

[0065] PSDCGAN网络结构中判别网络的作用是判断输入该网络中的样本生成的是的虚假样本还是训练样本中的真实样本, 是实现数据来源的二分类判别。

[0066] 其网络模型结构如图4所示, 该网络有11层, 最后一层为全连接层, 如图4中Full所示, 其余层均采用带步长的卷积层, 卷积核的大小设置为5, 步长设置为2, 如图4中Conv1d所示, 在此特别说明, 由于脉搏信号为一维信号, 所以卷积层均采用一维卷积操作。此外, 与生成网络不同的是, 在判别网络中使用LeakyReLU类型的激活函数, 防止梯度稀疏。

[0067] 3、PSDCGAN网络的训练过程;

[0068] PSDCGAN网络采用的是博弈的思想, 因此在网络的训练过程中采用交替优化的方法。即轮流固定生成网络G和判别网络D的参数, 然后去训练另一个网络。当开始训练的时候, 先让生成网络G不变, 让判别网络D一直多次判别训练, 目的是让判别网络D能够很好的区分真实脉搏信号和生成的脉搏信号数据; 此时, 再固定判别网络D, 训练生成网络G, 当生成网络G生成的信号可以欺骗判别网络D时, 整个网络便会收敛, 即生成的信号数据分布和真实的信号数据分布重合。为防止判别网络的损失很快收敛为零, 从而没有足够强的梯度路径可以继续更新生成网络的参数, 所以, 在训练阶段可以使得判别网络D训练更久一点, 规定生成网络G的损失函数每更新2次, 判别网络D的损失函数更新1次。

[0069] PSDCGAN网络模型训练好之后, 便可利用该模型对脉搏信号数据集进行扩增。

[0070] 实验结果与分析

[0071] 针对本发明的内容, 设计实验验证基于PSDCGAN网络用于生成脉搏信号的效果。

[0072] 实验的具体设计步骤为:将经过预处理后的脉搏信号首先进行人工分割以增加样本数量,可以得到脉搏信号样本集1600个,每个样本均有1024个采样点值。从中选取1000个样本进行训练,600个样本进行测试,将所有数据进行归一化处理,归一化范围为 $[-1,1]$ 。作为PSDCGAN网络的训练集和测试集,然后基于构建的数据集训练PSDCGAN网络;等PSDCGAN网络训练完成之后,使用该网络生成本发明所需要的脉搏信号数据。

[0073] 真实的脉搏信号如图5所示,生成的脉搏信号图像如图6所示;本发明将真实的脉搏信号和生成的脉搏信号进行重叠的对比,对比的结果图如图7所示。

[0074] 实验结果表明,利用PSDCGAN网络可以生成脉搏信号数据,且与真实数据相比,相似度很高,证实了所提出的基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法的有效性。

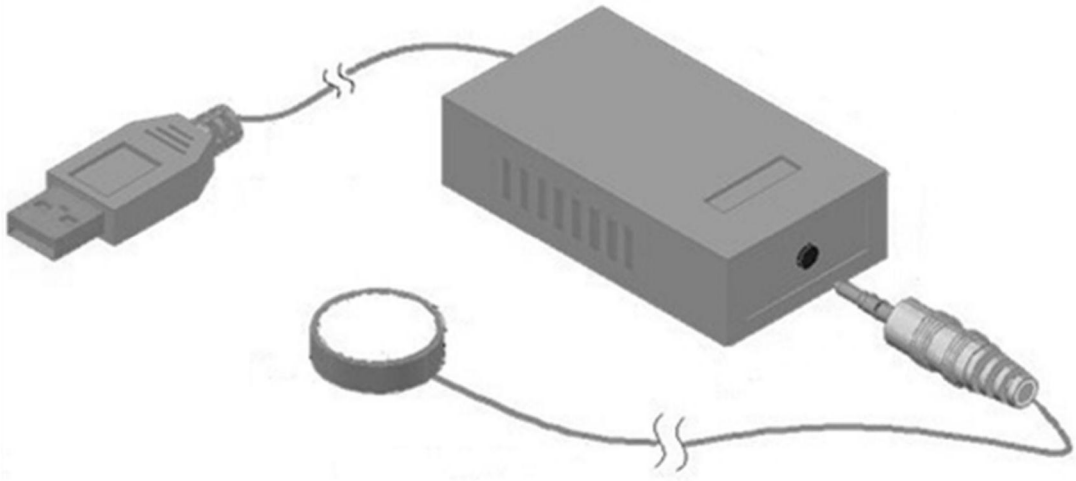


图1

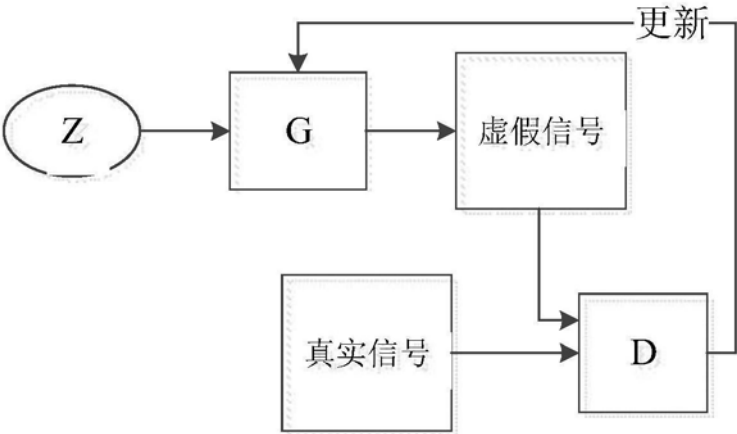


图2

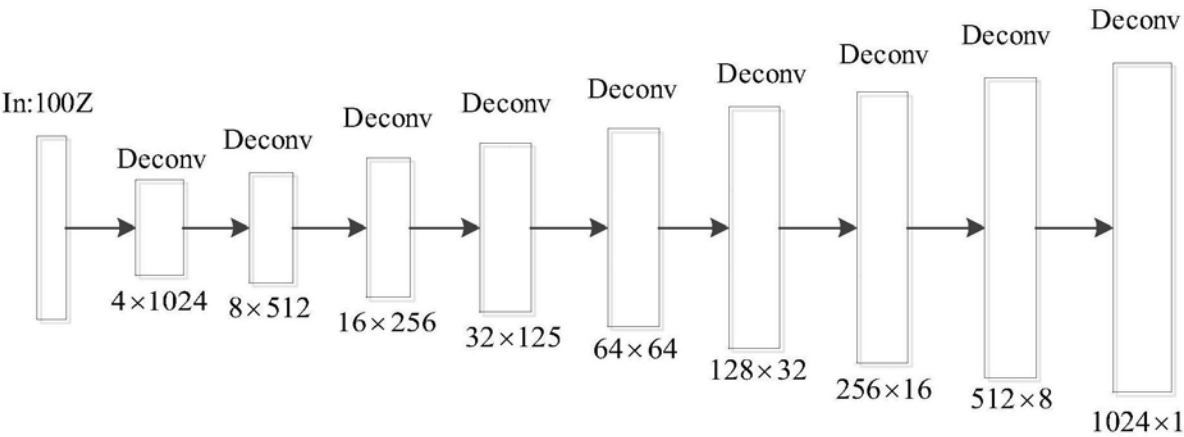


图3

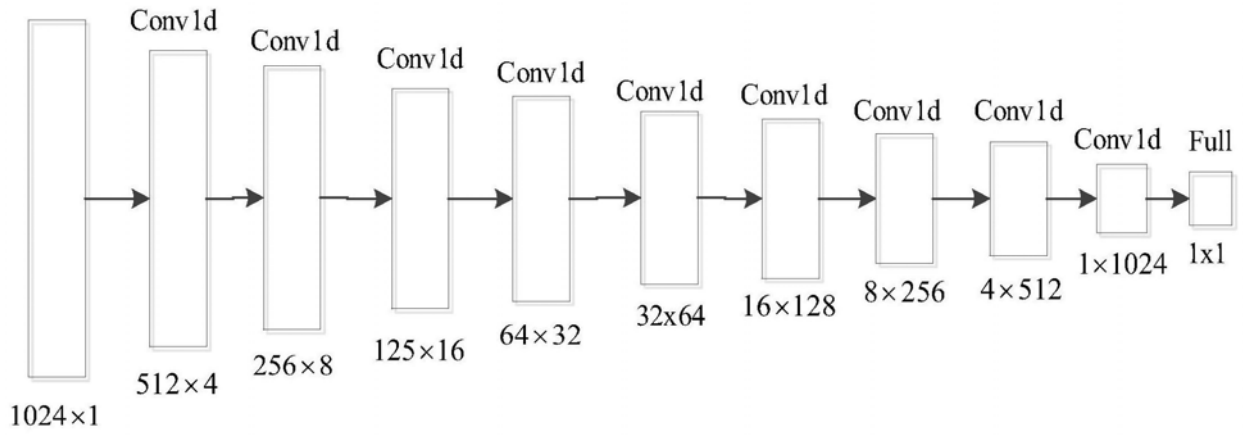


图4

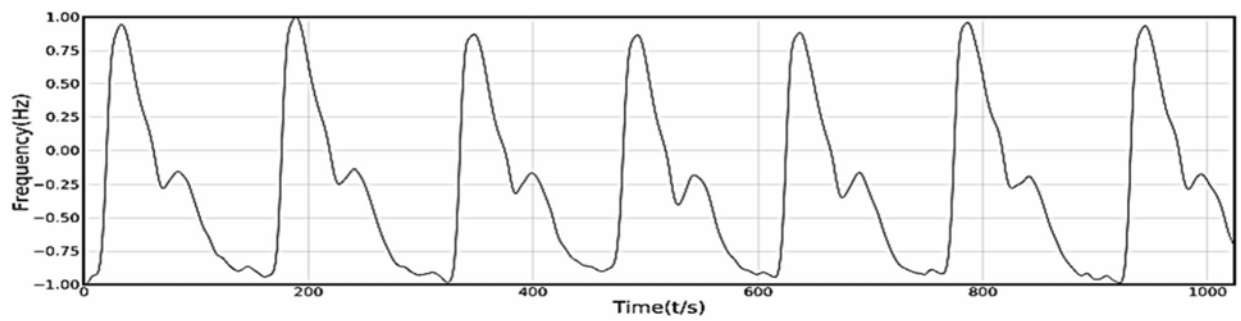


图5

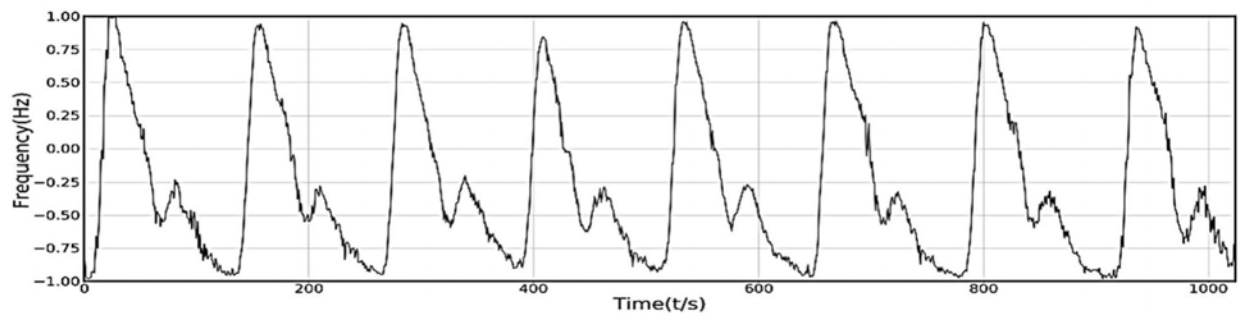


图6

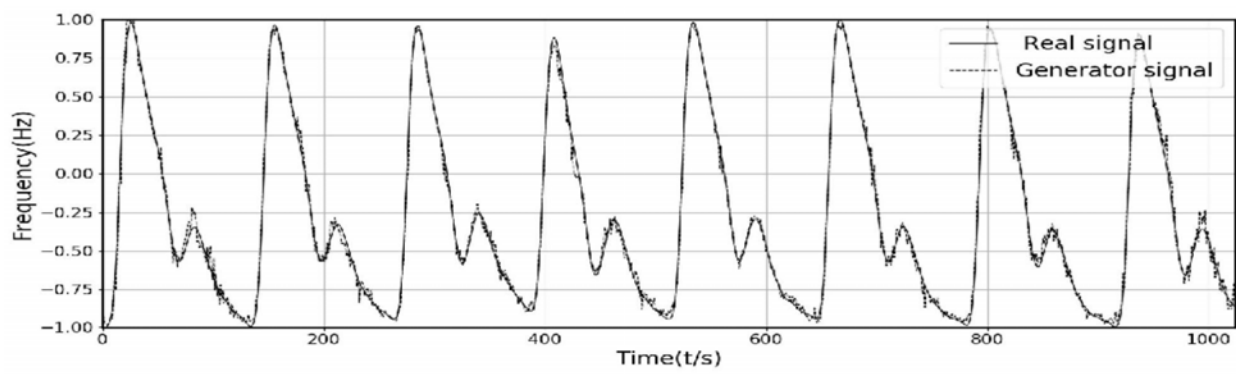


图7

专利名称(译)	一种基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法及系统		
公开(公告)号	CN109998500A	公开(公告)日	2019-07-12
申请号	CN201910359530.8	申请日	2019-04-30
[标]申请(专利权)人(译)	陕西师范大学		
申请(专利权)人(译)	陕西师范大学		
当前申请(专利权)人(译)	陕西师范大学		
[标]发明人	艾玲梅 薛亚庆		
发明人	艾玲梅 薛亚庆 石康珍		
IPC分类号	A61B5/02 A61B5/00		
代理人(译)	徐文权		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种基于生成式对抗网络的脉搏信号生成方法及系统，生成方法包括以下步骤：a、设置采样频率和采样时间，选取健康的测试者采集脉搏信号数据，信号平稳后记录；b、将得到的脉搏信号数据进行归一化，映射到[-1,1]的范围内并去除噪声及异常波形；c、训练PSDCGAN网络模型；d、利用训练好的PSDCGAN网络模型生成大量的脉搏信号数据，完成数据的扩增。系统包括压电式传感器、数据处理模块以及数据生成模块。本发明首次采用基于生成式对抗网络模型用以生成脉搏信号数据，对脉搏信号数据集进行扩增，解决了脉搏信号样本数量不足的问题，为将深度学习理论引入脉搏信号的处理与分析提供了研究基础。

