

深度残差网络在脉搏信号亚健康检测中的应用

艾玲梅, 薛亚庆, 李天东

(陕西师范大学 计算机科学学院, 陕西 西安 710119)

摘要:传统的脉搏信号亚健康检测主要采取手工提取特征,这类方法容易受人为主观意志的影响,从而导致亚健康检测的识别率较低。针对这一问题,将深度残差网络方法应用于信号特征提取领域,提出一种适用于脉搏信号亚健康检测的深度残差网络模型。首先,针对实验中存在的脉搏信号样本数量不足的问题,在生成式对抗网络的基础上提出了一种脉搏信号的生成方法,对脉搏信号数据集进行扩增;然后针对脉搏信号的特点,改进深度残差网络,引入一维卷积,构建适用于脉搏信号亚健康的检测模型;最后,利用扩增之后的数据集训练该模型,对人体亚健康状态进行检测。实验结果表明,该方法能够有效地区分健康与亚健康状态,与现有的方法相比,可以取得更高的识别率。

关键词:生成式对抗网络;深度残差网络;脉搏信号;信号处理;亚健康

中图分类号:TN911.7

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2020)07-0109-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2020.07.024

Application of Deep Residual Network in Pulse Signal Sub-health Detection

AI Ling-mei, XUE Ya-qing, LI Tian-dong

(School of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China)

Abstract: The traditional pulse signal sub-health detection mainly adopts manual extraction of features, which is easily affected by the subjective will of human beings, resulting in the lower recognition rate of sub-health detection. Aiming at this problem, we apply the deep residual network method to the field of signal feature extraction, and propose a deep residual network model suitable for pulse signal sub-health detection. Firstly, aiming at the problem of insufficient samples of pulse signal in the experiment, a generation method of pulse signal is proposed based on the generative adversarial network, which can amplify the pulse signal data set. Then, according to the characteristics of pulse signal, the deep residual network is improved and one-dimensional convolution is introduced to construct a detection model suitable for the sub-health of pulse signal. Finally, the model is trained by using the data set after amplification to detect the sub-health state of the human body. The experiment shows that the proposed method can effectively distinguish between healthy and sub-health status, and achieve higher recognition rate than the existing methods.

Key words: generative adversarial network; deep residual network; pulse signal; signal processing; sub-health

0 引言

亚健康是一种介于健康与疾病之间的中间状态,是由学者王育学^[1]首次提出。亚健康状态,人体虽未明显病变,但已经有潜在的发病可能,其机体结构以及生理功能已经存在不同程度的减弱与衰退,甚至会出现心理调节失衡、社会适应能力下降,导致易患疾病^[2]。

脉搏信号作为人体重要的生理信号,对于人体各种疾病的诊断具有极其重要的价值,因此可以通过分析人体的脉搏信号来实现亚健康状态的检测^[3-4]。特征提取是影响脉搏信号亚健康检测效果的直接因素,

目前,对脉搏信号处理方法的研究主要集中在三个方面:

(1)时域法。主要寻找脉搏信号中一些具有生理学含义的点作为特征点,如常见的主波点、潮波点、波长和信号的波形特征量 K 等^[5],但是存在时域特征不稳定,需要借助主观的经验而估计,以及特征参数过多等缺点。

(2)频域法。通过脉搏信号的频谱图得到相对应的特征点实现脉搏信号的识别。如 Lee 等人^[6]将“能量比(ER)”的概念引入脉搏信号的频谱图分析,发现健康人的 ER 值都在 100 以上,在某些特定的脉搏位

收稿日期:2019-07-20

修回日期:2019-11-22

基金项目:国家自然科学基金(61672021);陕西省自然科学基金基础研究计划资助项目(2017JM6108)

作者简介:艾玲梅(1965-),女,副教授,研究方向为信号处理和图像处理;薛亚庆(1992-),女,硕士研究生,研究方向为信号处理。

置,亚健康人群的 ER 值低于 100,从而可区分出健康和亚健康状态。但脉搏信号是非线性、非平稳的信号,采用频域方法分析时,无法达到最佳分辨率,因此并不适用于脉搏信号的处理。

(3)时频法。主要是从时间域和频率域同时进行分析。比较常用的时频分析方法有:短时傅里叶变换^[7]、希尔伯特-黄变换^[8]和小波变换^[9],短时傅里叶变换方法存在无法同时兼顾时间与频率分辨率需求的缺点;希尔伯特-黄变换方法应用于窄带信号非常有效,对非窄信号却无能为力;小波变换虽然可高效地从脉搏信号中提取相关信息,但是识别率相对来说还存在可提升的空间。

近几年,深度学习作为一种新的特征提取手段,将有监督学习与无监督学习相结合,克服了传统方法将特征提取与分类器分为两个环节的缺点,在图像识别^[10]、物体检测^[11]、文本检测^[12]等领域的研究应用中都取得了很好的效果。因此,文中将深度学习理论引入脉搏信号亚健康检测识别研究,提出了一种基于深度残差网络的脉搏信号亚健康检测算法。具体做法为:首先,采用生成对抗网络方法对脉搏信号数据集进行扩增;然后,调整深度残差网络模型,引入一维卷积,构建适用于脉搏信号亚健康的检测模型;最后,利用扩增之后的数据集训练脉搏信号亚健康的检测模型,对人体亚健康状态进行检测。

1 脉搏信号数据的生成

众所周知深度学习需要使用大量的、带类别标签的数据进行训练。但是,目前国内外还没有可用于深度学习训练的亚健康检测的脉搏信号数据集。由于采集范围和采集效率的限制,文中自主设计实验采集的脉搏信号数据量也有限。这样就对该研究造成了困扰,因此,需要解决的首要问题就是如何构建一个拥有大量脉搏信号数据的集合以满足深度学习方法的训练要求。

2014年,Goodfellow提出了一种生成式对抗网络(generative adversarial networks, GAN)^[13],该网络可以用于生成图像,对图像数据进行扩增。但是GAN存在训练不稳定、梯度消失等问题,深度卷积生成式对抗网络(deep convolutional generative adversarial networks, DCGAN)^[14]就是在GAN网络的基础上提出的。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,并不适合生成文中的脉搏信号数据。因此,在深入研究DCGAN网络的基础上,提出了一种称为脉搏信号生成对抗网络(pulse signal deep convolutional generative adversarial networks, PSDCGAN)的网络模型,以适用

于一维脉搏信号生成。

1.1 数据采集及预处理

首先让受试者自主填写亚健康自评表,然后根据自评表得分从中选取40名无任何疾病的研究生,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,情绪平稳。实验采集设备为合肥华科电子技术研究所研发的HK-2000C集成数字脉搏传感器,将传感器对准受试者手腕桡动脉处,用腕带固定好,力度适中。实验中采样频率为200 Hz,采样时间设置为1.5 min,受试者将手臂与心脏近于同一水平前臂平伸,掌心向上,保持平稳状态,不要大声说话,待信号平稳后开始数据记录。

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,因此,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。

1.2 PSDCGAN 网络

1.2.1 PSDCGAN 网络的基本原理

PSDCGAN网络是基于GAN改进,其基本原理与GAN相同。GAN网络的总体框架如图1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,更新操作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地接近于真实样本,两者的最终目的是处于纳什均衡的状态,生成网络可以生成最真实的数据样本。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,从脉搏信号数据集中选取一个信号向量,记作 x 。然后将生成网络产生的假信号或者从训练样本选择的真信号作为判别网络的输入数据,而判别网络将会输出一个0~1之间的概率值,这个概率值表示的是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, $D(G(z))$ 表示生成的信号根据判别网络判断为真实信号的概率。

PSDCGAN网络的反向传播阶段,根据生成网络和判别网络的损失函数,不断去修正误差,更新网络参数。一方面是让生成网络的输出 $G(z)$ 尽量与真实信号相近,另一方面是使得判别网络的输出 $D(x)$ 的值

尽可能趋向于1, $D(G(z))$ 的值尽可能趋向于0, 如式(3)所示:

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

其中, $P_{\text{data}}(x)$ 表示真实信号数据的概率分布情况, $P_z(z)$ 表示初始随机噪声数据的概率分布情况, $E(*)$ 表示分布函数的期望值。

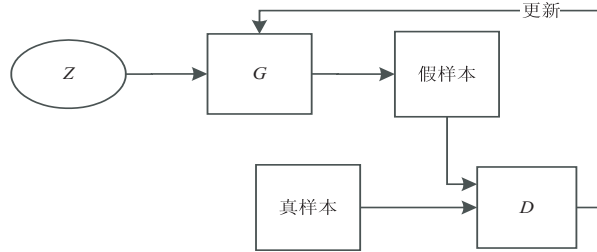


图1 GAN网络的总体框架

1.2.2 PSDCGAN网络的生成网络

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的数据文件, 以备后续作为数据集进行读取。图2是PSDCGAN的生成网络结构, 该网络共有10层, 第一层表示输入层, 其余层均为卷积层。In:100Z表示输入是维度为100的随机噪声向量, 卷积层主要由带步长的反卷积构成, 可以使生成网络上采样, 将输入的随机噪声通过上采样生成 1024×1 的信号数据。反卷积核大小设置为5, 步长设置为2, 在生成网络中选择tanh作为输出层的激活函数, 其他层均选择ReLU激活函数, 并且每一层均使用块归一化(batch normalization, BN)层, 将特征层的输出规范化, 解决随机初始化参数不理想问题, 并且训练速度和稳定性得到提升。

在反卷积层中, 文中均采用一维反卷积函数, 即conv1d_transpose函数。之所以采用一维反卷积函数, 是因为文中需要生成的是脉搏信号, 脉搏信号为一维信号, 所以必须做此改进。

1.2.3 PSDCGAN网络的判别网络

判别网络存在目的是对输入数据进行判别, 判断是来源于真实的信号数据还是生成网络生成的假信号数据, 其本质是实现对数据来源的二分类判别。判别网络结构如图3所示, 该网络有11层, 最后一层为全连接层, 其余层均是带步长的卷积层, 目的是让判别网络可以下采样, 卷积核的大小设置为5, 步长设置为2。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。在判别网络中, 与生成网络不同的是在判别网络中均使用LeakyReLU类型的激活函数, 防止梯度稀疏。

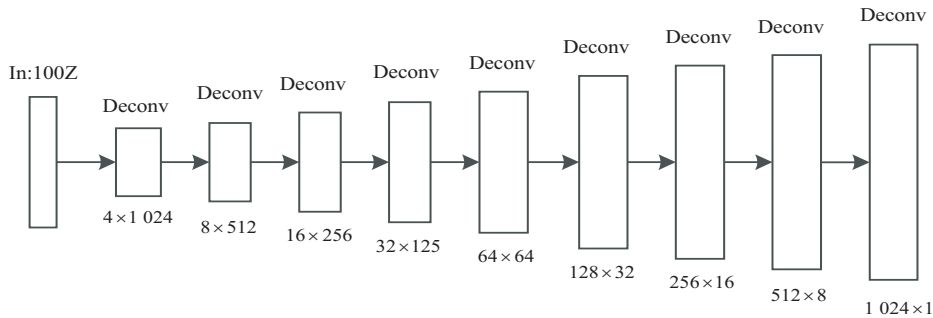


图2 PSDCGAN网络的生成网络结构

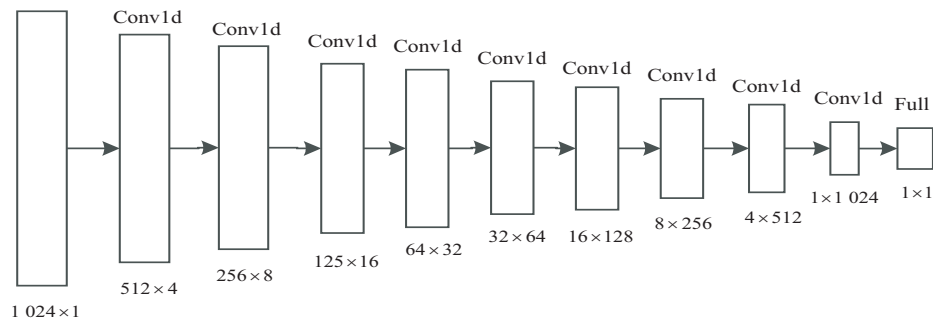


图3 PSDCGAN网络的判别网络结构

1.2.4 PSDCGAN 网络的训练过程

PSDCGAN 网络在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。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。

所以,在训练阶段每次使判别网络 D 训练更久一点,规定生成网络 G 的损失函数更新 2 次,判别网络 D 的损失函数更新 1 次。网络训练好之后,便可利用该网络对脉搏信号数据集进行扩增。

2 深度残差网络模型

2.1 深度残差网络原理

深度残差网络 (residual network, ResNet)^[15] 是为了解决卷积神经网络训练过程中,会出现随着网络层数的不断加深,准确率不增反而下降的问题。ResNet 网络中引入了残差块的概念,根据输入学习残差函数而非原始函数。假设输入神经网络为 x ,需要拟合的输出函数映射为 $H(x)$,则残差映射 $F(x)$ 可表示为式(4),残差块结构如式(5):

$$F(x) = H(x) - x \quad (4)$$

$$\hat{x} = U(x) = \sigma(F(x, W) + h(x)) \quad (5)$$

其中, \hat{x} 是残差块的输出, $h(x)$ 是一个恒等映射, W 是一组权重, $F(x, W)$ 是待学习的残差映射, σ 表示 ReLU 激活函数, U 表示残差块函数。对于堆叠两个卷积层的基本残差块,如式(6)所示:

$$F(x, W) = W_2 \sigma(W_1 x) \quad (6)$$

多个卷积层级联的输出和输入元素之间相加得到残差块的输出,再经过 ReLU 函数激活后得到。传统的神经网络采取自上向下的输出方式,而这种残差结

构直接将某一层的输出跨过几层作为后面某一层的输入,目的是让叠加的多层网络随着网络规模的加深,准确率不再不升反降。

2.2 文中的深度残差网络模型

为了将深层模型残差网络的特征提取能力迁移到信号上,并使其能够完成脉搏信号亚健康分类检测,需要对深度残差网络模型进行调整,使用由多个小尺寸卷积核级联形成的 18 层网络,中间由四个残差块组成,每个残差块在卷积层之后引入 BN 批归一化处理,将特征层的输出规范化。在该网络中,均采用一维卷积,卷积核大小均为 3,采用 ReLU 作为激活函数。脉搏信号输入经过初始卷积层和池化层之后,将提取到的特征输入到若干残差块中,学习残差映射函数,在经过残差块的学习后,连接一个池化层和一个全连接层输出分类结果。

3 实验与分析

3.1 脉搏信号生成的实验验证

为验证基于 PSDCGAN 网络用于生成脉搏信号的效果,本节设计实验的具体步骤为: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,可以得到健康者样本集 760 个,亚健康者样本集 840 个,每个样本均有 1 024 个采样点值。从中选取 1 000 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,使用该网络生成文中需要的脉搏信号数据。真实的脉搏信号如图 4 所示,生成的脉搏信号图像如图 5 所示,将真实的脉搏信号和生成的脉搏信号进行重叠的对比,对比的结果如图 6 所示。

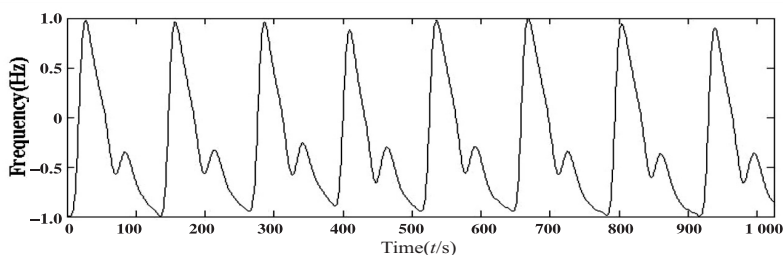


图 4 采集的真实脉搏信号示意图

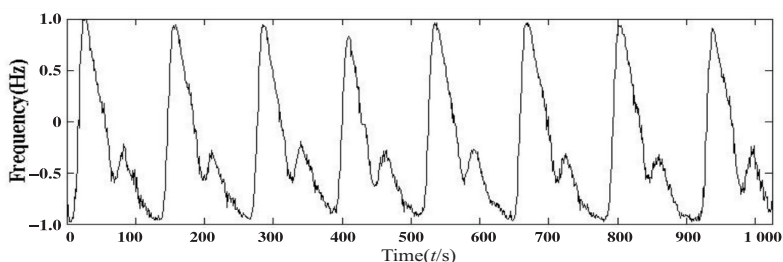


图 5 利用 PSDCGAN 网络生成的脉搏信号图

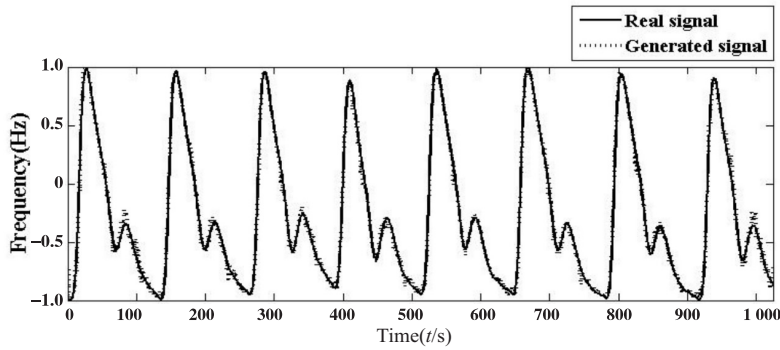


图 6 真实脉搏信号和生成脉搏信号对比

从图 4 ~ 图 6 的对比分析可知,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。

3.2 基于深度残差网络的实验验证

首先,将实验采集来的数据进行分割,可以得到健康者脉搏信号样本集 760 个,亚健康者脉搏信号样本集 840 个,每个样本均有 1 024 个采样点值,共 1 600 个脉搏信号(记作数据集 A),对数据集 A 做如下划分:训练集 1 000 个信号样本(包含健康者脉搏信号和亚健康者脉搏信号各 500 个),测试集 600 个信号样本;第二组实验使用 PSDCGAN 网络扩增的 5 000 个脉搏信号数据集(记作集合 B),各数据集的具体划分方法为训练集 4 000 个信号样本(包含健康者脉搏信号和亚健康者脉搏信号各 2 000 个),测试集 1 000 个信号样本。

本节设计的第一组实验用于验证 SGD、Adam 和 Momentum 三种梯度优化算法对于分类结果的影响,实验的具体设计步骤是:选用集合 B 训练深度残差网络模型,训练中分别使用 SGD、Adam 和 Momentum 三种优化算法对其进行优化,训练过程中 Loss 值的变化如图 7 所示。

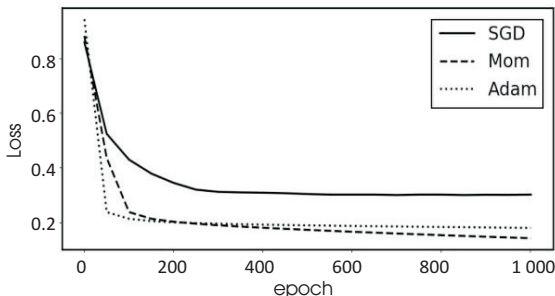


图 7 三种优化算法结果对比

图 7 中由上至下分别代表使用随机梯度下降算法(SGD)、动量优化算法(Momentum)和自适应优化算法(Adam)优化后的模型损失函数值的变化,从图 7 中可以明显看出,网络模型采用 SGD 算法优化的结果明显不如采用 Momentum 和 Adam 优化方法,而 Momentum 和 Adam 方法相比,Momentum 方法优化的

模型其损失函数值更小,Adam 方法的损失函数值相比之下稍高,但采用 Adam 方法优化的模型,其收敛速度比使用 Momentum 方法优化模型的速度快。因此为了考虑运行时间问题,在文中网络模型中,优化算法选用 Adam。

本节设计的第二组实验用于验证提出的脉搏信号扩增方法对于分类效果的影响。实验的具体设计步骤为:采用集合 A 和集合 B 按照上述方法的划分,分别训练文中的深度残差网络。实验结果如表 1 所示。

表 1 文中方法在未扩增数据集和扩增数据集上的结果对比

| 方法 | 样本集 | 识别率/% |
|--------|-----|-------|
| ResNet | A | 89.1 |
| ResNet | B | 98.4 |

由表 1 可知,在采用样本集 B 训练的情况下,深度残差网络的分类识别结果要远远好于采用样本集 A 训练的结果。分析原因是:ResNet 是深层次网络,需要的样本集比较大,在样本量充足的情况下,准确率大幅度提高(对比采用样本集 A 训练 ResNet 网络和样本集 B 训练 ResNet 网络),若样本量小,则训练不充足,不能达到最优训练模型,所以结果不是特别理想。需要特别说明的是,对于采用集合 B 训练 ResNet 网络和采用没有扩充的集合 A 相比,准确率提升了将近 10%,这说明,针对类似 ResNet 这样深层次的网络,充足的样本集是模型训练的前提,也间接证明了文中提出的 PSDCGAN 网络生成脉搏信号的有效性。

本节设计的第三组实验用于验证与其他传统的脉搏信号亚健康检测方法对比,文中方法的有效性。实验的具体设计步骤为:采用集合 B 按照上述方法的划分,训练文中的深度残差网络,与现有的 PCANet-SVM^[16]方法相比,最终的实验结果如表 2 所示。

表 2 文中方法和其他方法的结果对比

| 方法 | 样本集 | 识别率/% |
|----------------------------|-----|-------|
| PCANet-SVM ^[16] | B | 96.8 |
| ResNet | B | 98.4 |

由表 2 的结果可知:与现有 PCANet-SVM 方法,文中方法在识别率的表现上更好,体现了多层网络结构特征提取方面的良好性能,验证了该方法的有效性。

4 结束语

目前,深度学习方法在图像处理方面的研究取得了巨大的成功,但是在一维信号的研究应用较少。文中首次将深度残差网络应用于脉搏信号领域,针对数据样本不足的问题,提出了一种基于生成式对抗网络 PSDCGAN 用于对脉搏信号数据样本进行扩增,为下一步使用深度学习方法研究脉搏信号亚健康提供了可能。其次针对传统脉搏信号亚健康检测方法存在识别率较低的缺点,提出一种适用于脉搏信号亚健康的深度残差网络检测模型,与现有方法对比,可以取得更高的识别率,证明了深度残差网络在脉搏信号亚健康检测领域的有效性。

不足之处在于,深度残差网络模型属于深层次的框架模型,对于训练样本需求很大,因此造成训练时间过长,所以进一步优化训练时间是可以改进的一个方向。

参考文献:

- [1] 王育学. 疲劳综合征与亚健康状态[N]. 健康报,1996.
- [2] 刘保延,何丽云,谢雁鸣. 亚健康状态的概念研究[J]. 中国中医基础医学杂志,2006,12(11):801-802.
- [3] LIPP I, MURPHY K, WISE R G, et al. Understanding the contribution of neural and physiological signal variation to the low repeatability of emotion-induced BOLD responses [J]. *Neuroimage*, 2014, 86(100):335-342.
- [4] KIM H, KIM J Y, PARK Y J, et al. Development of pulse diagnostic devices in Korea [J]. *Integrative Medicine Research*, 2013, 2(1):7-17.
- [5] ZHENG G, HUANG Q, YAN G, et al. Pulse waveform key point recognition by wavelet transform for central aortic blood pressure estimation [J]. *Journal of Information and Computational Science*, 2012, 9(1):25-33.
- [6] LEE C T, WEI L Y. Spectrum analysis of human pulse [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1983, 30(6):348-352.
- [7] 周云松. 基于 LFM 信号检测的高斯窗短时傅里叶变换的窗参数选择 [J]. *重庆邮电学院学报:自然科学版*, 2005, 17(5):557-561.
- [8] 孟维良,王胜男. 人体脉搏信号的希尔伯特-黄特征提取 [J]. *电子测量技术*, 2017, 40(9):271-274.
- [9] WANG Huiyan, ZHANG Peiyong. Investigation on the automatic parameters extraction of pulse signals based on wavelet transform [J]. *Journal of Zhejiang University - Science A*, 2007, 8(8):1283-1289.
- [10] RUSSAKOVSKY O, DENG J, SU H, et al. ImageNet large scale visual recognition challenge [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2014, 115(3):211-252.
- [11] REN S, HE K, GIRSHICK R. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(6):1137-1149.
- [12] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 39(4):640-651.
- [13] GOODFELLOW I, POUGETABADIE J, MIRZA M. Generative adversarial networks [J]. *Advances In Neural Information Processing Systems*, 2014, 3:2672-2680.
- [14] RADFORD A, METZ L, CHINTALA S. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks [C]//*Proceedings of ICLR*. [s. l.]:[s. n.], 2016.
- [15] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//2016 IEEE conference on computer vision and pattern recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA:IEEE, 2016:770-778.
- [16] 艾玲梅,薛亚庆. 基于 PCANet 的脉搏信号亚健康检测 [J]. *光电子·激光*, 2019, 30(3):333-338.