

基于反向传播神经网络和医疗物联网的心理压力评估方法

孟凡宸, 曹乐, 阚秀, 张磊, 田健鹏

上海工程技术大学电子电气工程学院, 上海 201620

【摘要】针对基于脉搏信号的人体心理压力测量分类结果精度不高的问题,提出一种基于反向传播(BP)神经网络和医疗物联网(IoMT)的心理压力检测系统设计方法。该系统采用以MAX30101为核心的光电容积脉搏波(PPG)采集模块来获取人体PPG数据,并基于小波去噪和RR尖峰检测方法得到心室搏动间距,利用时域和频域上的处理提取出心率变异性(HRV)作为特征,设计Adam自适应优化算法训练的神经网络模型实现心理压力程度3分类。同时为实现长时间不间断的检测与分析,设计基于IoMT的心理压力检测数据远程平台,实现24 h连续用户健康检测。实验结果表明,该系统检测准确度达到88.7%,较传统的心理量表测评和激素测量法能够有效方便的对心理压力程度进行分类。

【关键词】心理压力;反向传播神经网络;特征提取;医疗物联网技术;心率变异性

【中图分类号】R318;TP391.4

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2022)07-0886-07

Psychological pressure detection system based on BP network and IoMT

MENG Fanchen, CAO Le, KAN Xiu, ZHANG Lei, TIAN Jianpeng

School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China

Abstract: In order to improve the accuracy of classification results of human psychological pressure measurement based on pulse signal, a psychological pressure detection system based on back propagation network and internet of medical things (IoMT) is proposed. The system uses the photoplethysmography (PPG) acquisition module with MAX30101 as the core to acquire human PPG data, and obtains ventricular beat-to-beat interval based on wavelet denoising and RR peak detection. The heart rate variability extracted by processing in time and frequency domains is taken as the feature, and a back propagation neural network model trained by Adam adaptive optimization algorithm is established to classify the degree of psychological pressure into 3 categories. At the same time, a remote platform based on IoMT for psychological pressure detection is designed for 24-hour continuous user health monitoring, thereby achieving long-term uninterrupted detection and analysis. The experimental results show that the system has a detection accuracy of 88.7%, and that it is more effective and convenient to classify the degree of psychological stress than traditional psychological scale and hormone measurement.

Keywords: psychological pressure; back propagation neural network; feature extraction; internet of medical things; heart rate variability

前言

现代社会中,受心理压力困扰的人逐渐增多,不同程度的心理压力会对人体生理和心理造成不同程度的影响。如果过强的心理压力持续时间过长,就会扰乱人的心理和生理功能平衡,进而损害身心健康,甚至产生精神疾病^[1]。传统的心理压力检测方法

通常采用心理量表法^[2],这种自评方法存在一定主观性。或采用激素测量,检测皮质醇、糖皮质激素、儿茶酚胺水平^[3-4],这需要专业人员采样并分析数据,不适合大规模推广。采用心率变异性(Heart Rate Variability, HRV)来对心理压力程度进行分类,HRV衡量的是连续心跳之间的具体变化,这种微小变化能够客观反映大脑所承受的压力^[5]。

HRV中蕴涵着大量心血管神经及体液调节的信息,近年来,随着信号处理技术不断发展,HRV的有关研究成为研究热点^[6]。HRV是脉搏R-R间期(R-R interval, RRI)信号进行时域分析、频域分析以及非线性分析得到的,脉搏RRI信号的获取通常采用心电图(Electrocardiography, ECG)法和光电容积脉搏波描记(Photoplethysmography, PPG)法^[7]。HRV有数十

【收稿日期】2022-03-26

【基金项目】国家自然科学基金(61703270)

【作者简介】孟凡宸,硕士研究生,研究方向:生物信号数据分析, E-mail: fanchen0430@163.com;曹乐,博士,讲师,研究方向:惯性传感器、惯性导航定位、微弱信号检测技术, E-mail: caole00012@163.com

种指标,能够反映出人体各个方面的状况^[8],采用传统工分析法从如此多指标中寻找出HRV和心理压力之间的关系变得十分困难。支持向量机(Support Vector Machines, SVM)解决这种复杂问题,虽然在处理小规模样本的时候表现非常好,其泛化能力在分类算法中也出类拔萃,但是在面临大规模高维数据时,效果将有所下降^[9]。因此本系统借助反向传播(Back Propagation, BP)神经网络,学习归纳以往经验和数据中的潜在特征^[10],从而达到分类预测的目的。BP神经网络是一种切实可行的多层神经网络^[11],BP即为反向传播,从后向前求损失函数对每层神经元参数的偏导数,再迭代更新所有的参数^[12]。

本系统可以通过BP神经网络对心理压力进行分类,然而在实际应用中,有些特征并不是一成不变的,适时地重新收集这些数据并预测分类可以减少心理压力带来的风险。这里需要引入医疗物联网(Internet of Medical Things, IoMT)的概念, IoMT是

医疗设备和人员的网络,其使用无线通信来实现医疗保健数据的交换^[13]。IoMT和医疗保健的结合可以提高生活质量,提供更好的护理服务,并可以创建更具成效的系统^[14]。通过跟踪患者的健康记录来监控用户的健康情况,捕捉异常情况,提醒用户自身存在的健康风险^[15]。本系统借助IoMT为后续的模式优化提供大量的数据支持,为进一步提高检测精度提供了可能。

1 数据采集

为获取心理压力的评估指标即HRV特征,本文采用PPG法,与ECG法相比,PPG法更加便捷、结构简单、可重复性强。为此,本系统以医疗级PPG芯片MAX30101为感知终端,结合蓝牙模块,实现对PPG信号的高精度和网络化采集与初步分析。图1为便携式PPG采集系统实物图。

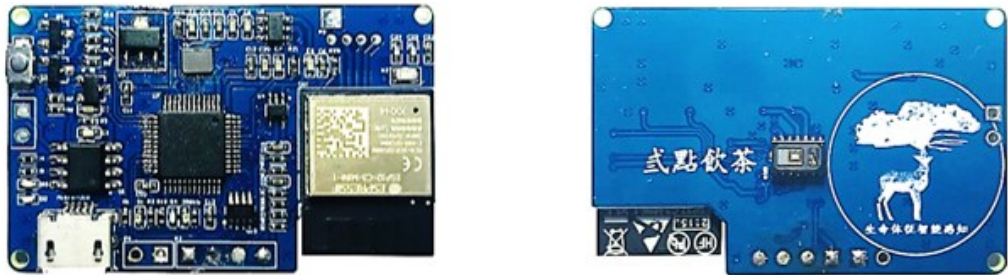


图1 便携式PPG采集系统实物图
Figure 1 Portable photoplethysmography (PPG) acquisition system

图2为实际采集过程示意图。对10位志愿者(年龄23~25岁,男性8位、女性2位)进行PPG数据采集,志愿者均未患任何神经肌肉系统或心血管系统疾病。试验前需让受试者就坐,进行一系列典型脑力工作之后,受试者右手食指接触传感器芯片并保持不动,直到传感器采集到20 s的PPG数据。需要注意,手指应只接触传感器芯片,不得接触电路板,以免对数据造成干扰。每次采集到的数据以列表的形式保存成txt文件,方便后续的特征提取。

2 IoMT 系统设计

为满足网络化、数据化、便捷性需求,本文结合心理压力检测设计了一个IoMT框架。该框架由3个主要组件组成:数据采集、边缘计算和服务器。图3为本文的IoMT系统示意图。

本文介绍的IoMT系统分为嵌入式系统程序和上位机系统程序两部分。其中嵌入式系统程序设计



图2 PPG信号采集过程示意图
Figure 2 PPG data acquisition process

开发平台为Keil MDK5软件。上位机系统程序分为两部分,其一为Python3.8开发的PC端上位机,其二为Android Studio开发的移动端APP。PC端上位机通过蓝牙与硬件部分实现通信,从硬件实时接收数据后,对数据进行预处理后提取HRV特征,使用由

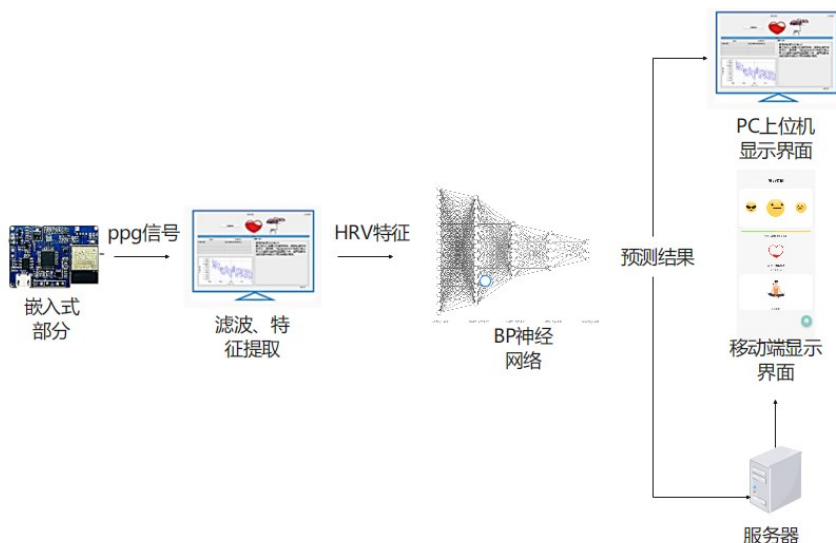


图3 IoMT系统示意图

Figure 3 IoMT system diagram

tensorflow框架训练生成的BP神经网络模型对数据进行解析分类,最终将用户实时心理压力详情信息以用户界面(UI)的形式反馈给用户。同时使用Spring Boot框架进行后台服务器的搭建,Mybatis与MySQL数据库进行连接。后台服务端负责管理客户端信息,收集其发送的数据,并为用户提供数据查询、报警处理的服务。服务端的用户(如医生)作为管理者,可以远程获取使用者的状态信息,并及时提供所需服务。

3 特征提取

针对工频信号、人体呼吸以及人体动作等干扰,本文采用小波去噪方法对PPG信号进行去噪处理^[16]。由图4和图5可得,经过小波去噪去除基线后的数据波形清晰、不漂移,数据经过该方法处理后,特征提取和模型预测等步骤保持一定的准确性。QRS波群代表左、右心室除极电位和时间的变化^[17],第一个向下的波为Q波,向上的波为R波,第二个向下的波是S波。图6为采用QRS尖峰检测算法实现了PPG波形峰值检测效果^[18]。

观察图6可发现,该算法对于PPG信号的峰值检测具有较高的准确度。该算法所得到的尖峰间隔数据可直接进行特征提取,提取出HRV特征并输入模型,从而获得最终模型判断结果。

4 BP神经网络模型的建立与训练

4.1 数据集介绍

BP神经网络训练所使用的数据集为多模态SWELL知识工作数据集(SWELL Knowledge Work Dataset),该数据集用于研究人体压力 and 用户建

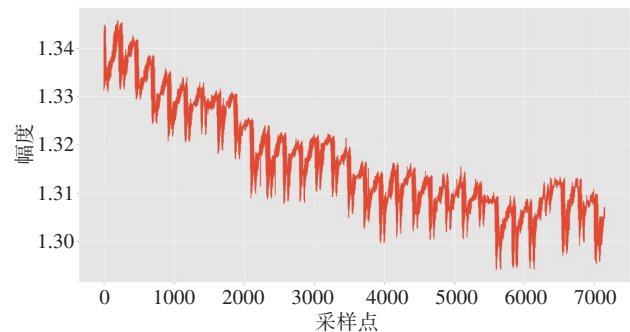


图4 PPG原始波形

Figure 4 PPG original waveform

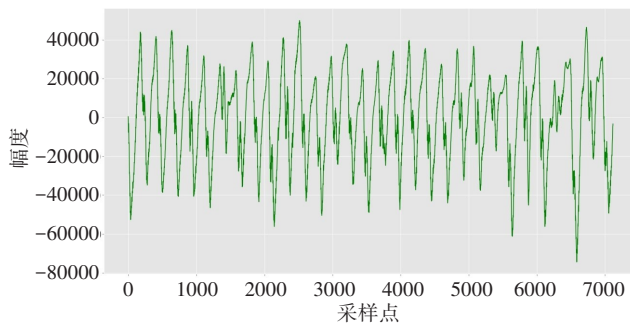


图5 PPG去噪去基线后波形

Figure 5 Waveform after PPG denoising and baseline removal

模^[19]。该数据集收集了25人进行典型脑力工作时(撰写报告、做演示、阅读电子邮件、搜索信息)的HRV数据。给予参与者3种情景来对压力程度进行区分,分别为:无时间限制,有时间限制及工作的同时不定期打断参与者。每个参与者都经历了3种不同的工作条件:(1)没有压力。参与者可以在任务上工作最多45 min,但他们不知道他们任务的最长持续时间。(2)时间压力。参与者被提前告知需要在30 min

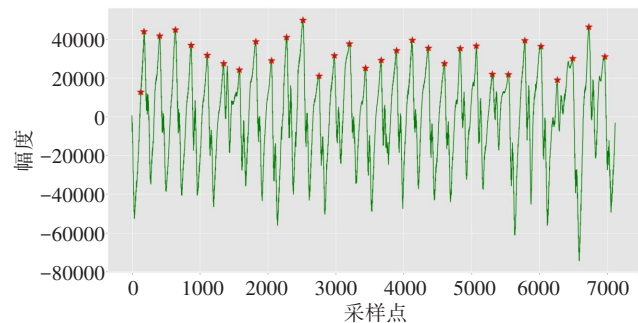


图6 PPG波形峰值检测图
Figure 6 PPG waveform peak monitoring

内完成任务。(3)不定期打断。参与者在分配的任务中会收到8封电子邮件。一些电子邮件与他们的任务相关,并且要求参与者采取具体行动,而其他电子邮件则与他们的任务无关。

参与者在任务负荷、脑力劳动、情绪和感知压力方面的主观体验是用经过验证的问卷作为基本事实进行评估的。将该数据集分割成两部分,一部分为用于训练BP神经网络模型的训练集,另一部分为用于评估模型的测试集,其中训练集的规模为369 289组,测试集的规模为41 034组。此外本文为使特征提取变得更加便捷,对原数据集的特征进行精简,将原有的34个特征减少到15个。

4.2 BP神经网络模型的构建

本文所用BP神经网络模型由1个输入层、3个隐藏层、1个输出层组成,各层之间使用全连接的方式,与传统的浅层神经网络相比具有更高效特征提取能力,能够更好的分类和预测^[20]。根据特征提取到的15个特征决定输入层由15个神经元组成,数据集中心理压力分成3个类型,输出层由3个神经元组成。为防止一定程度上的过拟合和欠拟合,经过多次尝试最终确定隐藏层神经元的个数为25个。

将数据分为样本和标签两部分进行数据预处理,将样本数据进行数据归一化,将不同规格的数据转换到同一规格,如图7和公式(1)所示。

$$\tilde{x} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (1)$$

其中,x为原始数据,̃x为归一化处理后的数据。运用

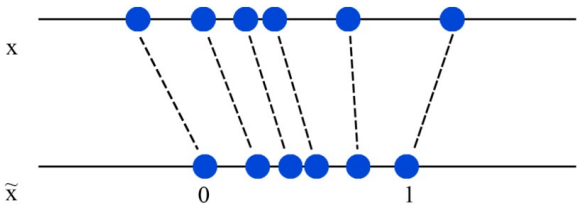


图7 数据归一化处理
Figure 7 Data normalization

独热编码对标签数据分类编码,将每一个类可能取值的特征变换为二进制特征向量,每一类的特征向量只有一个位置为1,其余位置都为0,如图8所示。

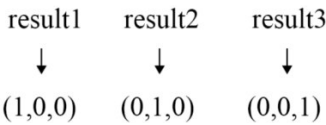


图8 标签独热编码处理
Figure 8 Label one-hot encoding

前向传播公式见式(2):

$$y_j = f(\sum_{i=0}^n (x_i * w_{ij}) + b_j), j = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

其中,n为前一层的节点个数,m为当前层节点的个数,b_j为当前层各节点的偏置单元,w_{ij}为当前层各节点之间的权重,函数f为当前层的激活函数。

交叉熵损失函数见式(3):

$$\text{loss} = -\frac{1}{n} \sum_x [a \ln b + (1 - a) \ln (1 - b)] \quad (3)$$

其中,loss表示损失值,a表示真实标记的分布,b则为训练后模型的预测标记分布,交叉熵损失函数可以衡量a与b的相似性^[21]。

反向传播的权重和偏置单元的更新公式见式(4)、(5):

$$w_{i+1} = w_i - \text{lr} * \frac{\partial \text{loss}}{\partial w_i} \quad (4)$$

$$b_{i+1} = b_i - \text{lr} * \frac{\partial \text{loss}}{\partial b_i} \quad (5)$$

其中,lr为学习率,由于学习率过大会使模型无法收敛,所以本模型将基础学习率设置为0.000 1,但学习率过小会让收敛过程变得缓慢,需要采用学习率优化算法,在对各种优化算法测试后,最终选取了Adam优化算法。

图9为BP神经网络的结构图,其中隐藏层的激活函数为relu函数,能提高神经网络的训练速度,解决了传统神经网络容易造成局部最优、梯度消失爆炸等问题,增强了神经网络分类模型的泛化能力^[22],relu函数公式见公式(6):

$$f(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0 \\ x, & \text{if } x > 0 \end{cases} \quad (6)$$

输出层为分类器,本系统属于多分类问题,因此激活函数为softmax函数,产生每组数据属于各类别的概率,softmax函数公式见公式(7):

$$\text{softmax}(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^k e^{x_j}}, i = 1, 2, 3, k = 3 \quad (7)$$

BP神经网络训练步骤如表1所示。

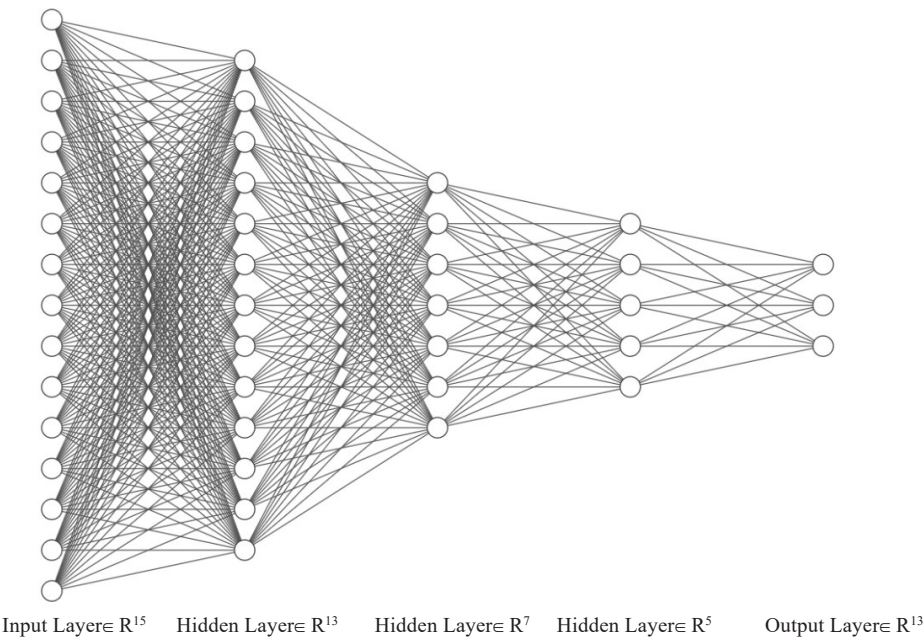


图9 BP神经网络结构图

Figure 9 Structure diagram of BP neural network

表 1 BP神经网络训练步骤

Table 1 BP neural network training steps

粒子变异操作伪代码
Step1:对数据进行归一化处理、对标签进行独热编码处理；
Step2:初始化神经网络。确定神经网络各层的节点个数和激活函数,确定学习速率和学习率优化器；
Step3:根据公式(2)和公式(6)计算隐含层输出；
Step4:根据公式(2)和公式(7)计算输出层输出；
Step5:根据公式(3)计算网络预测误差。；
Step6:根据公式(4)、(5)更新各层网络的权值w和偏置单元b；
Step7:判断迭代是否结束,若结束,保存模型,若没有结束,返回Step2。

基于BP神经网络和IoMT的心理压力检测系统的算法建模包含构造神经网络、训练神经网络与使用神经网络进行分类3个步骤,算法流程图如图10所示。

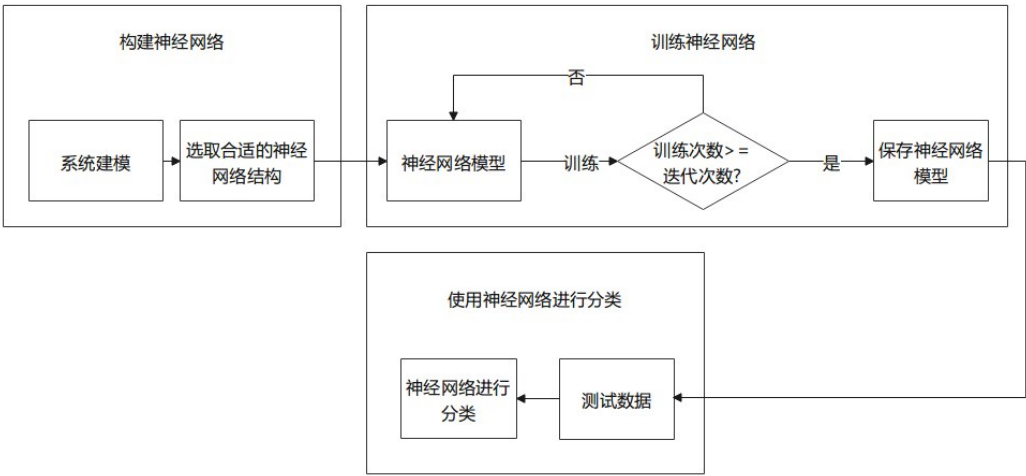


图10 BP神经网络算法流程图

Figure 10 Flowchart of BP neural network algorithm

5 结果分析

模型训练的迭代次数为 500 次,使用 Adam 自适应优化算法对学习率进行优化,选取迭代次数的 1/10 与其他优化算法进行测试比较,如图 11 所示。发现 Adam 与 RMSprop 这两种优化算法较于 Adagrad、SGD、Adadelata 优化算法,能够快速得出结果。进一步选用完整迭代次数同时测试了这两种优化算法,发现 Adam 优化算法的最终效果优于 RMSSprop 优化算法(图 12)。

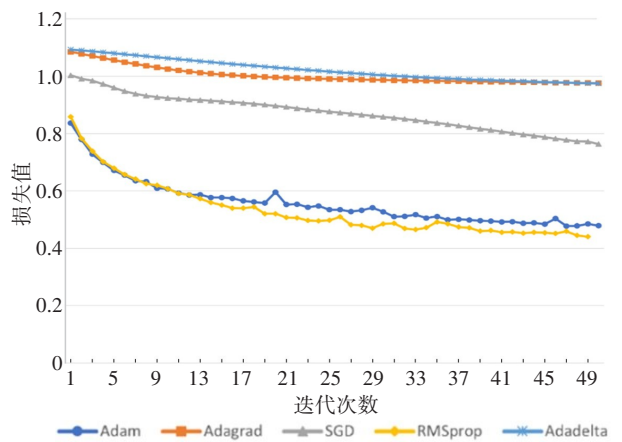


图 11 不同优化算法的损失值变化图

Figure 11 Val_Loss variation diagram of different optimization algorithms

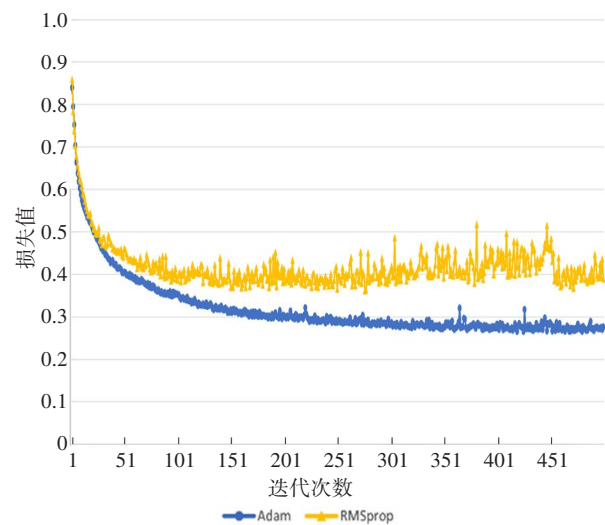


图 12 Adam与RMSprop优化算法的损失值变化图

Figure 12 Val_Loss variation diagram of Adam and RMSprop

图 13 为神经网络模型训练效果图,测试集和训练集的损失值逐步下降,准确率逐步上升,查看最终模型的预测准确率信息发现此时模型的预测准确度达到 88.7%,基本满足测试准确率需求。将该系统进行 50 次的真实测验后,其中正确的次数为 45 次,与数据集准确度相符。

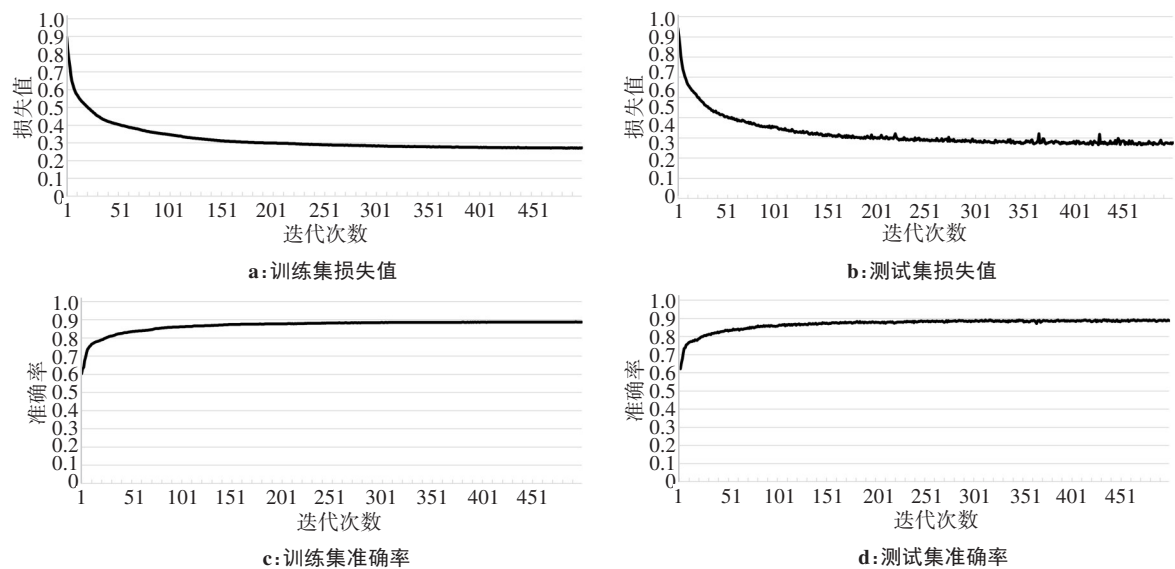


图 13 神经网络模型训练效果图

Figure 13 Results of neural network model training

6 结论

本文提出了一种基于 BP 神经网络和 IoMT 的心理压力评估方法,采用该方法实现了心理压力 88.7% 的预测准确度,该系统能够有效且快速地检测人体心理压力程度。同时借助 IoMT 系统,达到了随时随

地对使用者的心理压力状况进行检测的效果,因此,本文为便携式心理检测提供了有效的解决手段。

【参考文献】

[1] 林春梅. 心理压力与健康[J]. 民族教育研究, 2001, 12(4): 89-92.
Lin CM. Psychological pressure and health[J]. Ethnic Education

- Study, 2001, 12(4): 89-92.
- [2] Beck AT, Ward CH, Mendelson M, et al. An inventory for measuring depression[J]. Arch Gen Psychiatry, 1961, 4(6): 561-571.
- [3] 杨娟, 侯燕, 杨瑜, 等. 特里尔社会应激测试(TSST)对唾液皮质醇分泌的影响[J]. 心理学报, 2011, 43(4): 403-409.
Yang J, Hou Y, Yang Y, et al. Impact of Trier Social Stress Test (TSST) on salivary cortisol secretion[J]. Acta Psychologica Sinica, 2011, 43(4): 403-409.
- [4] Vere CC, Streba CT, Streba LM, et al. Psychosocial stress and liver disease status[J]. World J Gastroenterol, 2009, 15(24): 2980-2986.
- [5] 于路. 基于心电指标的心理压力检测研究[J]. 心理科学, 2017, 40(2): 277-282.
YÜ L. Research on the psychological stress detection based on ECG index[J]. Journal of Psychological Science, 2017, 40(2): 277-282.
- [6] 黄剑雅, 曹建民, 李森. 运动、健康与心率变异性的研究进展[J]. 体育科研, 2016, 37(5): 91-95.
Huang JY, Cao JM, Li S. Research progress of exercise, health and heart rate variability[J]. Sports Science Research, 2016, 37(5): 91-95.
- [7] Chen X, Chen TJ, Luo FF, et al. Comparison of valley-to-valley and peak-to-peak intervals from photoplethysmographic signals to obtain heart rate variability in the sitting position[C]//2013 6th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics. Hangzhou, December 16-18, 2013.
- [8] 郑杭玲. 心率变异的临床应用进展[J]. 心电学杂志, 1997(3): 182-185.
Zheng HL. Advances in the clinical use of heart rate variation[J]. Journal of Electrocardiology, 1997(3): 182-185.
- [9] 杜树新, 吴铁军. 模式识别中的支持向量机方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2003, 37(5): 521-527.
Du SX, Wu TJ. Support vector machines for pattern recognition[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2003, 37(5): 521-527.
- [10] Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: an overview[J]. Neural Netw, 2015, 61: 85-117.
- [11] 焦李成, 杨淑媛, 刘芳, 等. 神经网络七十年: 回顾与展望[J]. 计算机学报, 2016, 39(8): 1697-1716.
Jiao LC, Yang SY, Liu F, et al. Seventy years beyond neural networks: retrospect and prospect[J]. Chinese Journal of Computers, 2016, 39(8): 1697-1716.
- [12] Widrow B, Lehr MA. 30 years of adaptive neural networks: perceptron, madaline, and backpropagation[J]. Proceedings of the IEEE, 2002, 78(9): 1415-1442.
- [13] Gatouillat A, Badr Y, Massot B, et al. Internet of medical things: a review of recent contributions dealing with cyber-physical systems in medicine[J]. IEEE Internet Things, 2018, 5(5): 3810-3822.
- [14] Joyia GJ, Liaqat RM, Farooq A, et al. Internet of medical things (IOMT): applications, benefits and future challenges in healthcare domain[J]. J Commun, 2017, 12(4): 240-247.
- [15] Al-Turjman F, Nawaz MH, Ullusar UD. Intelligence in the internet of medical things era: a systematic review of current and future trends[J]. Comput Commun, 2019, 150: 644-660.
- [16] 龙雨, 朱希安. 基于小波变换的容积脉搏波信号去噪研究[J]. 科技通报, 2016(1): 141-144.
Long Y, Zhu XA. Research on the plethysmographic pulse wave signal de-noising based on wavelet transform[J]. Bulletin of Science and Technology, 2016(1): 141-144.
- [17] 苏丽, 赵国良, 李东明. 心电信号QRS波群检测算法研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2005, 26(4): 513-517.
Su L, Zhao GL, Li DM. Study of algorithms of QRS complexes detection in electrocardiogram signal [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2005, 26(4): 513-517.
- [18] 苏志同, 吴琼琼. 基于Pan-Tompkins的运动心电QRS波群实时检测的研究[J]. 软件, 2018, 39(8): 188-191.
Su ZT, Wu QQ. Real-time QRS complexes detection of exercise ECG based on Pan-Tompkins[J]. Computer Engineering & Software, 2018, 39(8): 188-191.
- [19] Koldijk S, Neerincx M, Kraaij W. Unobtrusively measuring stress and workload of knowledge workers [C]//Proceedings of Measuring Behavior 2012, 2012.
- [20] Zhang Z, Sabuncu M. Generalized cross entropy loss for training deep neural networks with noisy labels [M]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2018: 31.
- [21] Gulcehre C, Moczulski M, Denil M, et al. Noisy activation functions [C]//International Conference on International Conference on Machine Learning, 2016.
- [22] Bengio Y, Lamblin P, Popovic D, et al. Greedy layer-wise training of deep networks [C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2007: 153-160.

(编辑: 薛泽玲)