

# 基于单通道脑电信号的疲劳检测系统



王博石 吴修诚 胡馨艺 张莉

重庆大学电气工程学院 重庆 400044

(493733680@qq.com)

**摘要** 针对目前高强度劳动人群频繁猝死的情况,文中设计了一套基于单通道脑电信号(Electroencephalography, EEG)的疲劳检测系统,以实现对该类人群疲劳程度的准确判定,起到预警效果。系统利用 TGAM(ThinkGear AM)脑电模块采集原始 EEG 数据,通过蓝牙方式将数据传至上位机,在上位机中提取 EEG 的 4 个基本节律成分( $\delta, \theta, \alpha, \beta$ ),以节律信号的相对频带能量作为表征疲劳状态的脑电特征,并利用 Fisher 判别分析(Fisher Discriminant Analysis, FDA)和概率神经网络(Probabilistic Neural Network, PNN)两种方法对脑电特征进行分类,给出评估结果。实验结果表明,所设计的基于单通道 EEG 的疲劳检测系统能够实现准确率较高的疲劳状态检测。

**关键词:** TGAM 脑电模块; EEG; 基本节律; FDA 算法; GUI

**中图法分类号** TP391.4

## Fatigue Detection System Based on Single Channel EEG Signal

WANG Bo-shi, WU Xiu-cheng, HU Xin-yi and ZHANG Li

School of Electrical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China

**Abstract** For sudden death in people with high labor intensity, this paper designs a fatigue detection system based on single-channel EEG to realize accurate judgment of the fatigue level in order to make a timely warning for this kind of people. The system uses the TGAM(ThinkGear AM) to collect the original EEG data, transmits the data to the host computer via Bluetooth, and extracts four basic rhythm components ( $\delta, \theta, \alpha, \beta$ ) of the EEG in the host computer. The relative frequency band energies of some rhythms are used as the EEG features characterizing fatigue state, and Fisher discriminant analysis(FDA) and probabilistic neural network(PNN) are used to classify EEG features. Finally, the evaluation results are given. The experimental results show that the designed single-channel EEG-based fatigue detection system can achieve high accuracy of fatigue state detection.

**Keywords** TGAM EEG module, EEG, Basic rhythm, FDA algorithm, GUI

疲劳是指人体在一定环境下,经过长时间、高强度的体力或脑力劳动之后,产生的机体活力降低、大脑皮层活跃度下降,并引起专注度明显降低的生理现象<sup>[1-2]</sup>。目前,各种媒体带来的焦虑信息也让人们疲于应对,由此造成的工作效率降低、“过劳死”人数的增加以及由疲劳引发的二次危害(例如,由疲劳驾驶引发的车祸)已经成为了显著的社会问题。因此,人体疲劳状态的准确检测与及时预警具有极其重要的现实意义。

近年来,在疲劳检测方面的研究已经取得了一些阶段性成果。美国研究员最早意识到疲劳对人体的危害性,1996年, Morris 等做了一项关于飞行员疲劳状态的研究,结果显示,若飞行员长时间飞行,其飞行动作出错率显著增加<sup>[3]</sup>。澳大利亚的 LSaraj 对多名驾驶员进行测试,采集该人群处于不同状态下的脑电信号,并以精神饱满状态为基准,根据提取的脑电特征将疲劳程度分为逐渐加深的 5 类疲劳状态<sup>[4]</sup>。Zhang 等提出采用不同熵(样本熵、近似熵)和复杂度作为特征用于驾驶疲劳的检测,能够很好地判别 4 种不同的疲劳状

态<sup>[5]</sup>。同时,新加坡大学的研究员也做了类似的研究,通过分析大量驾驶员在一定条件下的 EEG,发现在清醒状态下, EEG 的  $\beta$  特征节律较为活跃,而处于疲劳状态下时  $\alpha$  节律较为活跃。除此之外,国内学者在疲劳检测研究方面也获得了一定成果, Zhang 等通过研究 EEG Kolmogorov 熵的变化趋势来检测疲劳<sup>[6]</sup>; Zheng 等选用支持向量机对驾驶疲劳进行了分类研究<sup>[7]</sup>; 有些学者运用 BP 神经网络、RBF 神经网络、自组织映射神经网络等进行疲劳的分类研究<sup>[8-10]</sup>。

总的来说,基于 EEG 的疲劳检测研究已经取得了一些成果,但能够实际应用的在线疲劳检测系统鲜有报道。鉴于此,本文利用 TGAM 脑电模块设计了一套基于单通道 EEG 的疲劳检测系统,并通过实验对系统性能进行了评估。

### 1 疲劳检测系统总体设计

本文所设计的疲劳检测系统的结构如图 1 所示。该系统分为 3 个模块:1)信号采集与预处理模块,采用 TGAM 芯片作为核心硬件,能够采集疲劳脑电数据并对数据进行预处理;

2) 数据处理模块, 实现脑电疲劳特征的提取和基于 FDA 的疲劳检测; 3) 基于 MATLAB GUI 的串口通信参数设置界面及疲劳检测结果展示界面。

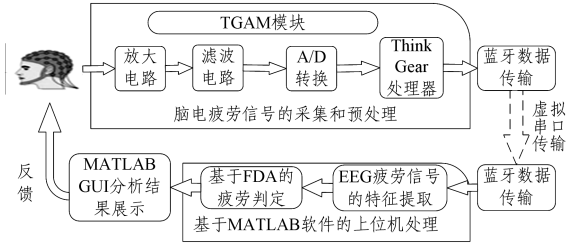


图1 系统总体结构

Fig. 1 Overall structure of system

## 2 脑电信号的采集与传输

本系统采用由美国 NeuroSky(神念科技)公司推出的一款面向大众市场的应用级脑电采集和处理模块 TGAM 作为硬件核心。该模块为一种单通道的 EEG 采集设备, 采用先进的干电极技术, 可以有效地检测和采集大脑中微弱的 EEG。该模块同时集成了 EEG 的采集、滤波、放大以及 A/D 转换等功能, 以 512Hz 的采样频率采集原始 EEG。

TGAM 采集到的 EEG 通过蓝牙模块传输给 PC 机或者其他上位机平台处理<sup>[11]</sup>。为实现无线串口通信, 有效减少外界干扰对数据传输的影响, 本系统选用 HC-06 蓝牙模块与脑电传感器 TAGM 模块连接, 二者均支持标准串口协议, 将其焊接组合即可发送脑电数据。再将与 TGAM 模块配套的千寻适配器插入 USB 接口, 与上位机实现连接, 用以接收数据。上位机接收到的数据为 TGAM 芯片利用已获专利的内嵌 eSenseTM 算法处理得到的 40 帧 16 进制数据包, 该数据包包含  $\alpha, \beta, \delta, \theta$  这 4 种脑电基本节律能量数据。

## 3 上位机处理

### 3.1 疲劳特征的提取

学者普遍认为, 人们的心理和生理等活动会对  $\alpha, \beta, \delta, \theta$  这 4 种脑电中主要的节律信号产生影响, 使其发生相应的变化。研究表明,  $\alpha$  波与人的创造力息息相关, 在人心情愉悦或静思冥想时, 一直兴奋的  $\beta$  波、 $\delta$  波和  $\theta$  波在此刻强度有所减弱,  $\alpha$  波相对来说得到了强化<sup>[12-13]</sup>;  $\beta$  波在人清醒时出现, 与注意力集中有关; 当人困倦时可见  $\theta$  波, 其反映了中枢神经系统进入抑制状态;  $\delta$  波与睡眠相关。根据脑电节律信号的上述特点, 本文选取这 4 种脑电基本节律作为包含疲劳信息的特征信号。

由于受试者个体差异较大, EEG 基本节律的绝对能量难以有效表征受试者的疲劳状态, 而各节律的能量在总能量中所占的比重可以作为一个更有效的特征。本系统以各节律相对能量作为受试者在不同疲劳状态下的脑电疲劳特征。因此, 在上位机中利用接收到的  $\alpha, \beta, \delta, \theta$  这 4 种脑电基本节律能量数据(分别表示为  $E_\alpha, E_\beta, E_\delta, E_\theta$ ), 可以计算得到 4 个节律的总能量:

$$E_{\text{total}} = E_\delta + E_\theta + E_\alpha + E_\beta \quad (1)$$

然后, 计算各节律信号能量在总能量中的比重, 即可求得

相对能量值。例如,  $\delta$  节律的相对能量为:

$$E1_\delta = E_\delta / E_{\text{total}} \quad (2)$$

其他 3 种节律信号的相对能量计算方法与之相同。

事实上, 造成人体疲劳的因素较为复杂, 仅使用单一节律的相对能量作为疲劳特征, 会因为个体之间差异较大而造成其相应的疲劳判定结果不准确。因此, 本系统选取了 3 种节律信号( $\delta, \alpha, \beta$ )相对能量作为特征。

### 3.2 疲劳状态评估方法

#### 3.2.1 FDA

本系统以  $\delta, \alpha, \beta$  节律的相对能量值为特征, 利用 FDA 算法对脑电特征进行分类, 基于分类结果来评估受试者的疲劳状态<sup>[14]</sup>。

假设疲劳与不疲劳两类的训练样本集分别为  $X_0$  与  $X_1$  ( $x_j^0 \in X_1, x_j^1 \in X_1$ )<sup>[15]</sup>。首先, 计算各类样本的均值  $u_i$ :

$$u_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{n_i} x_j^i, i=0, 1 \quad (3)$$

然后计算各类的类内离散矩阵  $S_w^i$ :

$$S_w^i = \sum_{j=1}^{n_i} (x_j^i - u_i)(x_j^i - u_i)^T, i=0, 1 \quad (4)$$

则类内总离散矩阵为:

$$S_w = S_w^0 + S_w^1 \quad (5)$$

类间离散度为:

$$S_b = (u_0 - u_1)(u_0 - u_1)^T$$

FDA 将输入空间的特征投影到某一共同的方向  $w$  上。投影后, 类间离散度越大越好, 类内离散度越小越好<sup>[16]</sup>。因此, 定义 Fisher 判别函数如下:

$$J(w) = \frac{w^T S_b w}{w^T S_w w} \quad (7)$$

利用拉格朗日乘子法可以得到当  $J(w)$  的值达到最大时的投影方向  $w$ :

$$w = S_w^{-1} (u_0 - u_1) \quad (8)$$

本系统设定的疲劳判断阈值如下:

$$y_0 = \frac{N_0 w^T u_0 + N_1 w^T u_1}{N_0 + N_1} \quad (9)$$

投影空间中的两类类中心  $Z_i$  为:

$$z_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{n_i} w^T x_j^i, i=0, 1 \quad (10)$$

对于一个待分类的脑电样本  $x$ , 先利用式(11)将其投影到  $w$  方向上:

$$y = w^T x \quad (11)$$

然后, 通过比较投影值  $y$  与阈值  $y_0$  的大小, 即可确定脑电样本  $x$  的类别, 并且可以计算分类结果的置信度  $C_i$ :

$$C_i = \frac{|y_0 - y|}{|y_0 - z_i|} \quad (12)$$

#### 3.2.2 PNN

本文还利用 PNN 方法对疲劳状态进行评估。PNN 是由 Specht 提出的一种前馈型神经网络, 既有一般神经网络所具有的特点, 又有很好的泛化能力及快速学习能力<sup>[17]</sup>。

首先, 确定隐含层神经元径向函数中心。为不失一般性, 设训练集样本输入矩阵  $P$  和输出矩阵  $T$  分别为:

$$P = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1Q} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2Q} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ p_{R1} & p_{R2} & \cdots & p_{RQ} \end{pmatrix} \quad (13)$$

$$T = \begin{pmatrix} t_{11} & t_{12} & \cdots & t_{1Q} \\ t_{21} & t_{22} & \cdots & t_{2Q} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ t_{K1} & t_{K2} & \cdots & t_{KQ} \end{pmatrix} \quad (14)$$

其中,  $p_{ij}$  表示第  $j$  个训练样本的第  $i$  个输入变量;  $t_{ij}$  表示第  $j$  个训练样本的第  $i$  个输入输出变量;  $R$  为输入变量维数(本文为 3);  $K$  为输出变量维数, 对应  $K$  个类别(本文为 2);  $Q$  为训练样本数<sup>[18]</sup>。隐含层的每一个神经元对应一个训练样本, 即  $Q$  个隐含层神经元对应的径向基函数中心为:

$$C = P' \quad (15)$$

然后, 确定隐含层与神经元对应的阈值为:

$$b_1 = [b_{11}, b_{12}, \dots, b_{1Q}]' \quad (16)$$

计算隐含层神经元输出:

$$a^i = \exp(-\|C - p_i\|^2 / b_1), i = 1, 2, \dots, Q \quad (17)$$

PNN 中隐含层与输出层间的连接权值  $W$  取训练集输出矩阵:

$$W = t \quad (18)$$

最后, 计算输出层神经元的输出:

$$n^i = LW_{2,1} a^i, i = 1, 2, \dots, Q \quad (19)$$

$$y^i = \text{compet}(n^i), i = 1, 2, \dots, Q \quad (20)$$

### 3.3 疲劳检测系统的软件界面设计

本文基于 MATLAB 软件, 设计了疲劳状态检测界面, 如图 2 所示。

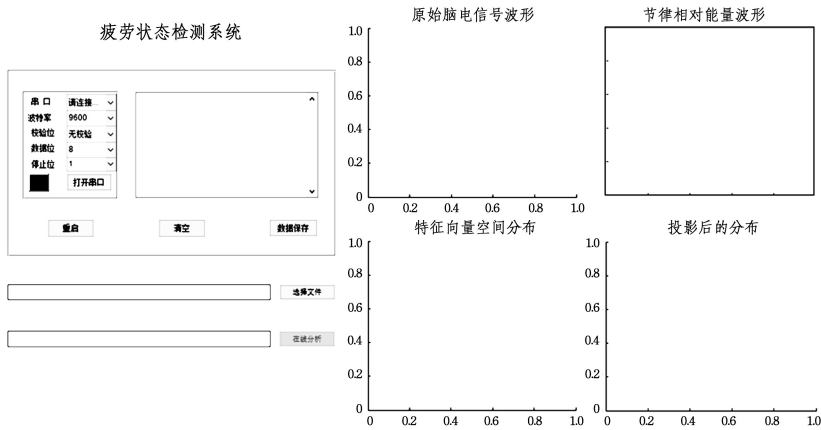


图 2 上位机界面  
Fig. 2 PC interface

本系统的 GUI 展示界面可以分为 5 个功能组件: 串口通信、数据显示、文件导入、波形显示、分类展示<sup>[19]</sup>。

(1) 串口通信组件包括串口参数配置部分和串口操作部分。串口参数配置部分采用列表框的形式, 可以根据使用者的需求设置相应的串口号、波特率及校验位等, 以满足不同串行端口设备的属性要求。串口操作部分包括系统重启、数据清空以及数据保存功能, 可以实时采集受试者脑电数据。

(2) 数据显示组件的功能是显示 TGAM 采集到的脑电数据。

(3) 文件导入包括导入原始脑电数据和导入训练阶段得到的分类器参数。

(4) 波形显示组件由两个窗口组成, 分别显示原始脑电波形和 4 个基本节律的相对能量波形。

(5) 分类展示用来展示 EEG 特征向量的空间分布图, 以及经 FDA 投影后的空间分布图, 并给出受试者疲劳状态的评估结果。

## 4 实验结果及分析

本文通过实验评估所设计的疲劳检测系统的性能, 3 名身体健康、精神状态正常的在校大学生作为受试者参与实验。实验分为训练阶段和在线测试阶段。在训练阶段, 分别采集受试者在两种不同状态下的 EEG, 每次采集时间长度为 60 s, 状态一为受试者休息时间充裕, 精神状态良好(采集时间为早上 9 点); 状态二为受试者经过下午高强度运动, 自觉疲惫(采

集时间为晚上 8 点)。采集受试者脑电信息前, 先用湿纸巾擦拭额头及双耳的耳垂, 减少因皮肤油脂造成的干扰, 然后将干电极放置 Fpz 处, 参考电极置于耳垂处用耳夹夹紧。本实验采取较长的训练实验周期, 在两个月内完成 3 名受试者在两种状态下的脑电数据的采集, 每个受试者的数据包含疲劳和不疲劳状态各 20 组, 共计 120 组。在受试者利用本系统进行在线疲劳检测前, 将这些脑电数据用于训练分类器, 以获得系统分类器参数。

在两种不同疲劳状态下, 受试者 HXY 的特征节律相对能量随时间的变化规律如图 3 所示。

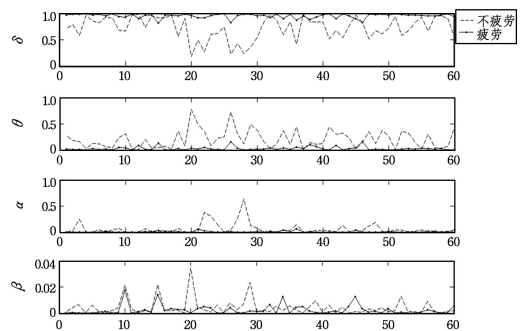


图 3 两种不同状态下 EEG 各节律相对能量随时间的变化  
Fig. 3 Changes of relative energy of EEG rhythms with time in two different states

由图 3 可以看出,对受试者的 4 种脑电基本节律进行相对能量差异比较后发现, $\delta$  节律的相对能量明显高于  $\theta, \alpha, \beta$  节律,并且与不疲劳时相比,受试者处于疲劳状态下时  $\theta$  波、 $\alpha$  波和  $\beta$  波的相对能量值较低,而  $\delta$  波相对能量明显高于不疲劳时的相对能量。

各受试者在两种不同状态下的 4 种 EEG 基本节律相对能量均值如表 1 所列。

表 1 相对能量均值  
Table 1 Average relative energy

状态	WXC	WBS	HXY	
$\delta$	疲劳	0.961±0.004	0.944±0.006	0.952±0.003
	不疲劳	0.716±0.023	0.768±0.049	0.678±0.027
$\theta$	疲劳	0.025±0.001	0.020±0.002	0.015±0.002
	不疲劳	0.172±0.007	0.155±0.005	0.122±0.010
$\alpha$	疲劳	0.011±0.002	0.019±0.003	0.023±0.002
	不疲劳	0.093±0.006	0.051±0.011	0.188±0.008
$\beta$	疲劳	0.006±0.001	0.011±0.005	0.008±0.002
	不疲劳	0.019±0.003	0.026±0.007	0.013±0.004

根据表 1 对比疲劳与不疲劳两种状态下 4 种脑电节律的相对能量值,可发现二者之间存在较为明显的区别。受试者的状态从不疲劳变为疲劳时, $\delta$  波相对能量值有较大的增加趋势,而其他 3 种节律的相对能量反而减少。通常, $\alpha, \beta$  节律代表大脑皮层的兴奋程度和注意力集中程度, $\delta$  节律代表大脑皮层受抑制的程度,而正常成年人在清醒状态下只会出现少量  $\theta$  节律,疲劳程度越深, $\theta$  节律相对能量值越趋近于 0。因此由实验结果可以看出,受试者经过一定程度的剧烈运动或高强度脑力劳动后,大脑皮层的活跃情况受抑制程度显著上升,疲劳程度加深,与受试者主观感受一致。

本文分别基于 FDA 和 PNN 两种方法对数据进行训练和测试,结果如表 2 所列。可以看出,两种算法的准确率在本实验中无明显差异,而 FDA 算法更为简单。因此,本文在疲劳检测系统的构建中,选取 FDA 作为系统的疲劳状态评估方法。

表 2 两种算法的正确率对比

Table 2 Comparison of correctness rate of two algorithms

	WXC	WBS	HXY
FDA	88.5	90.0	95.0
PNN	86.9	92.5	92.5

以一名受试者为例,其脑电节律相对能量的特征分布如图 4 所示,经 FDA 投影后其在空间中的分布情况如图 5 所示。

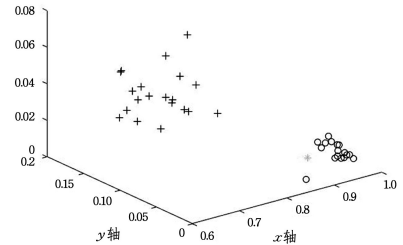


图 4 FDA 投影前的特征分布

Fig. 4 Feature distribution before FDA projection

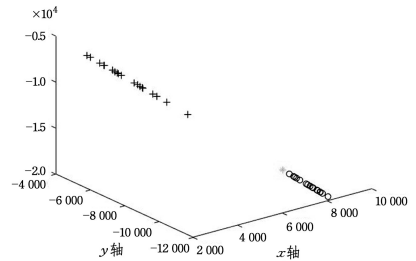


图 5 FDA 投影后的特征分布

Fig. 5 Feature distribution after FDA projection

为验证本文设计的疲劳检测系统是否能对受试者的疲劳状态进行准确评估,WXC,WBS 和 HXY 3 名受试者也参加了在线实验。

在受试者使用本系统进行在线测试前,需要先导入该名受试者在训练阶段得到的分类器参数,即投影向量  $w$ 。图 6 为疲劳检测系统运行界面及结果展示。

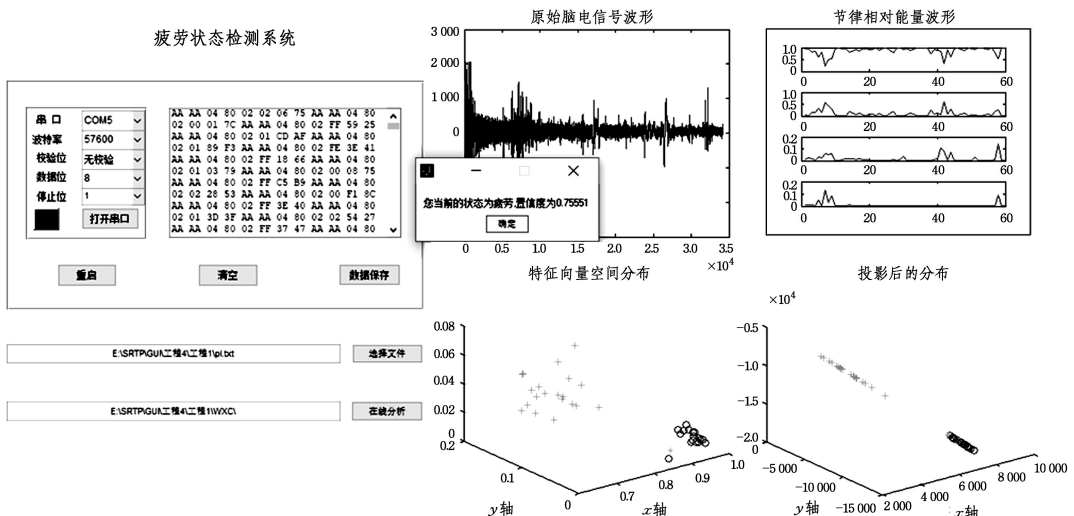


图 6 疲劳系统检测界面及结果展示

Fig. 6 Fatigue system inspection interface and results display

3名受试者连续7天参加了疲劳在线检测实验,在线检测结果如表3所列。其中,每名受试者的脑电数据包括训练数据和测试数据各40组。

表3 疲劳状态分析结果

Table 3 Fatigue state analysis results

疲劳状态检测	WXC	WBS	HXY
测试次数	20	20	20
状态1 正确次数	19	17	18
正确率/%	95	85	90
测试次数	20	20	20
状态2 正确次数	18	17	16
正确率/%	90	85	80

从表3可以看出,本文设计的疲劳检测系统的在线疲劳检测准确率最高可达95%。由于个体差异的影响,不同受试者的检测准确率有差异,但总体而言,检测结果与受试者主观感受基本一致,具有较高准确性,验证了本文所设计的基于单通道EEG的疲劳检测系统能够对受试者疲劳状态进行较为准确的在线评估。

**结束语** 本文建立了一套基于EEG的疲劳状态检测系统。该系统利用了美国神念科技公司的TGAM芯片,采用干电极进行单通道EEG的无创采集,将采集到的受试者EEG数据传至上位机,并对其特征提取,得到脑电基本节律信号的相对能量特征,再利用FDA和PNN对脑电特征进行分类,最后利用MATLAB编制的GUI界面显示检测结果,实现疲劳状态的在线检测功能。在实验中,利用该系统对3名受试者进行了疲劳状态的检测,3名受试者的最高检测准确率分别达到95%、85%和90%。实验结果表明,本文所设计的基于单通道EEG的疲劳检测系统能够实现准确率较高的疲劳状态检测。

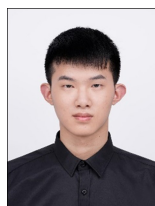
目前仅有3名受试者参与了实验研究,在后续研究中,将招募更多的受试者参加实验。此外,本文所设计的系统仅能实现疲劳和不疲劳两种状态的检测,我们将对系统进行改进,以实现疲劳程度的分级评估。

## 参考文献

- [1] WANG R Y. Sports Physiology [M]. Beijing: People's Sports Publishing House, 2002.
- [2] LIU Z Q, SONG X S, WANG P, et al. An Identification Method of Fatigue Driving Based on Eye Features [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2016, 30(10): 11-15, 33.
- [3] MORRIS T L, MILLER J C. Electrooculographic and performance indices of fatigue during simulated flight [J]. Biological Psychology, 1996, 42(3): 343-360.
- [4] LAL S K L, CRAIG A. Physiological indicators of driver fatigue [C]// Road Safety Research Policing & Education. 2000.
- [5] ZHANG C, WANG H, FU R. Automated Detection of Driver Fatigue Based on Entropy and Complexity Measures [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(1): 168-177.
- [6] ZHANG L Y, ZHENG C X. Study on the EEG Kolmogorov entropy measure for mental fatigue state [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2007, 2(2): 170-176.
- [7] ZHAO C L, ZHENG C X, ZHAO M. Research on driving mental fatigue grading based on kernel learning algorithm [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2009, 24(3): 335-339.
- [8] DU S X, WU T J. Support Vector Machine Method in Pattern Recognition [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2003, 37(5): 521-527.
- [9] ZHAO H, RONG L L, LI X. A new method for designing hierarchical support vector machine multi-class classifiers [J]. Journal of Computer Applications, 2003(5): 34-37.
- [10] CHEN T, CHEN Z G, YUAN X H, et al. Emotion Recognition-Method Based on Instantaneous Energy of Electroencephalography [J]. Computer Engineering, 2019, 45(4): 196-204.
- [11] LIU J L. Design and research of brain-computer interface system based on steady-state visual evoked potential [J]. Industrial Control Computer, 2011(5): 8-9.
- [12] SUN Z D. Activate the sleeping brain [M]. Heilongjiang Science and Technology Press, 2010.
- [13] XIAO Z H, YU H, WANG Y C. Unsupervised Machine Learning Based on the Sum of Squares of the Dynamic Deviations [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2018, 32(11): 134-139, 186.
- [14] ZHENG J H. Dictionary of Statistics [M]. China Statistics Press, 1995: 207.
- [15] ZHOU Z H. Machine Learning [M]. Tsinghua University Press, 2016: 53.
- [16] LI J J, DING Z S, ZHANG H Y. Analysis of Common Discriminant Classification Methods [J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2007, 27(1): 138-139.
- [17] DING L, ZENG S L. Handwritten Miaowen Recognition Research Based on Probabilistic Neural Network [J]. Journal of Dali University, 2018(12).
- [18] LIN W, WANG X, ZHENG Y H, et al. Study on feature extraction and recognition of partial discharge signals based on probabilistic neural network [J]. Electrical Automation, 2018, 40(3): 64-67.
- [19] ZHANG M. Design of Communication Principle Demonstration System Based on Matlab GUI [J]. Journal of Experimental Technology and Management, 2013, 30(9): 111-113, 127.



**WANG Bo-shi**, born in 1997, postgraduate. His main research interests include brain-computer interface and so on.



**WU Xiu-cheng**, born in 1998, postgraduate. His main research interests include electrical engineering and automation.