

doi:10.3969/j.issn.2095-4344.2012.44.016 [http://www.crter.org/crter-2012-qikanquanwen.html]
任亚莉. 基于脉搏传感测值和主成分分析对精神疲劳状态的识别[J]. 中国组织工程研究, 2012, 16(44):8251-8255.

基于脉搏传感测值和主成分分析对精神疲劳状态的识别★

任亚莉

文章亮点: 为了评估精神疲劳状态, 提出一种基于脉搏信号的精神疲劳状态识别新方法。该方法计算简单, 稳定性好, 识别率高, 对精神疲劳状态的评估具有一定的可行性。

关键词: 精神疲劳; 脉搏信号; 主成分分析; 小波变换; 线性判别式分析; 数字医学

摘要

背景: 随着科技的进步, 研究疲劳的客观手段越来越多, 生理指标的介入使其成为医学、认知科学和心理学的研究热点。然而, 对精神疲劳的检测目前仍缺乏客观的生理指标。

目的: 为了评估精神疲劳状态, 提出一种基于脉搏信号的精神疲劳状态识别新方法。

方法: 用小波变换对脉搏信号消噪处理, 提取脉搏信号功率谱峰值及对应频率、功率谱重心及重心频率特征量, 对提取的特征量进行主成分分析, 最后用改进的线性判别式分析法分类识别, 主成分识别率达 100%。

结果与结论: 用脉搏信号特征的主成分进行精神疲劳状态识别, 获得了满意的分类识别效果, 该方法计算简单, 稳定性好, 识别率高, 对精神疲劳状态的评估具有一定的可行性。

陇东学院电气工程学院, 甘肃省庆阳市 745000

任亚莉★, 女, 1970年生, 甘肃省庆阳市人, 汉族, 2007年兰州理工大学毕业, 硕士, 副教授, 主要从事生物医学信号检测分析研究。
renyali888@sohu.com

中图分类号:R318
文献标识码:B
文章编号:2095-4344
(2012)44-08251-05

收稿日期:2012-03-08
修回日期:2012-04-15
(20111217012/G·C)

Detection of mental fatigue state using pulse sensor measurement values and principal component analysis

Ren Ya-li

Abstract

BACKGROUND: With the development of science and technology, there are more and more objective methods to research fatigue, and physiological indexes intervene makes it a medical, cognitive science and psychology research hotspot. However, the detection of mental fatigue is still lack of objective physiological indexes.

OBJECTIVE: To propose a novel sub-health state recognition method based on principal component analysis and pulse signal features is presented in order to evaluate mental fatigue state.

METHODS: Firstly, wavelet transform was used to de-noise the pulse signal. Secondly, the peak value of power spectrum, features of corresponding frequency, center of gravity and gravity frequency of power spectrum were extracted. Thirdly, the extracted features were performed with principal component analysis. Finally, an improved linear discriminant analysis was applied to classification and pattern recognition. The results demonstrated that the recognition ratio of the principal component was up to 100%.

RESULTS AND CONCLUSION: This method possessed many attractive characters such as simpler calculated process, better stability, and could get higher recognition rate, which provides a certain reference value for achieving detection of mental fatigue state.

Ren YL. Detection of mental fatigue state using pulse sensor measurement values and principal component analysis. Zhongguo Zuzhi Gongcheng Yanjiu. 2012;16(44): 8251-8255.

Electrical Engineering College, Longdong University, Qingyang 745000, Gansu Province, China

Ren Ya-li★, Master, Associate professor, Electrical Engineering College, Longdong University, Qingyang 745000, Gansu Province, China
renyali888@sohu.com

Received: 2012-03-08
Accepted: 2012-04-15

0 引言

精神疲劳是多种病症的起源。人的大脑长期和过重地超负荷运行, 长期处于疲劳状态下, 就会降低或破坏生理功能, 引发各种疾病, 将

导致免疫机能下降、内分泌失调等, 这样感冒、心血管病、糖尿病等免疫系统疾病就会趁虚而入, 因此, 防止精神疲劳是杜绝各种疾病入侵的关键^[1-5]。

早期国内外精神疲劳检测主要采用主观评定法(疲劳量表)^[6-7], 此方法在评定时, 缺乏足

够的效度和信度。随着科技的进步,研究疲劳的客观手段越来越多,生理指标的介入使其成为医学、认知科学和心理学的研究热点。目前研究表明,能够有效检测与评价疲劳的生理信号指标主要是电生理信号指标,比如脑电图、事件相关电位、眼动图等^[8],其中,被认为最具潜力、最可靠并且已经成功应用于大脑疲劳状态检测的方法是基于脑电信号的分析方法^[9-11]。近年来有研究者通过分析脑电特征、柯尔莫哥洛夫熵、信号功率谱、多通道线性描述参数及心率变异性进行精神疲劳的识别研究^[12-18],取得了较好的识别效果。

提出一种基于脉搏信号的精神疲劳状态识别新方法。对试验采集的脉搏信号进行小波变换消噪处理后,提取功率谱峰值及对应频率、功率谱重心及重心频率特征量,并利用主成分分析法计算这些特征量的综合主成分指标,最后采用改进的线性判别式分析法分类,主成分识别率达100%,实现了精神疲劳状态的分类识别。

1 脉搏信号分析

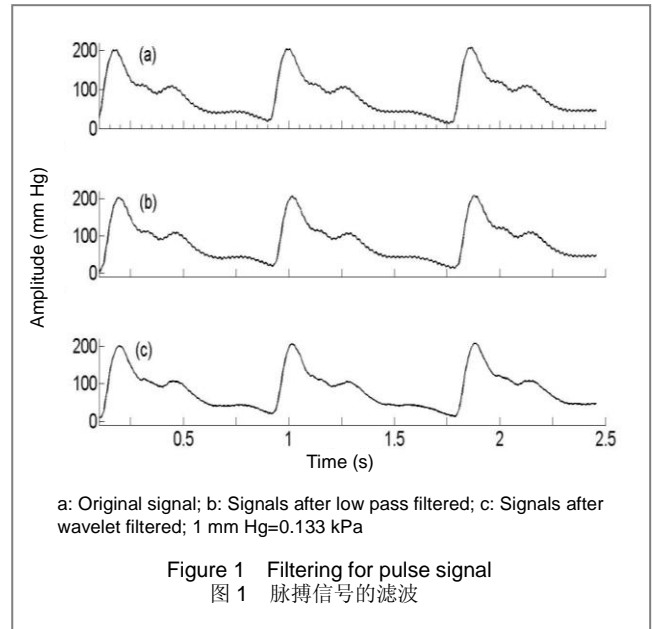
1.1 脉搏信号采集 选择20名在校学生作为受试者,年龄21-27岁,在详细了解脉搏信号采集过程的情况下自愿报名参加,排除患有严重疾病和精神障碍的学生,最后选取身体健康的男女生各10名作为研究对象。

受试者早晨保持空腹状态进入实验室准备数据采集。采集过程中,将脉搏传感器置于测试者左手桡动脉部位动脉最强处^[19-22],受测人采用静坐状态,将手臂平置于台上与心脏平齐,待信号平稳后开始记录数据。采集数据完成后,被测试者吃早餐,经过30 min的短暂休息后,让测试者在电脑上做3位数的加减法,3 h后,再次对被测试者进行脉搏信号的采集,对被测试者所采集到的数据进行疲劳前和疲劳后的存储。信号采样频率设置为1 000 Hz,信号采集时间设置为1 min。整个试验过程在安静封闭的环境中进行,且受试者不能有除试验要求外其他的肢体动作,以免影响试验的准确性。

1.2 脉搏信号滤波 由于采集到的脉搏信号不可避免地会受到肌体动作等的干扰,应先对脉搏信号进行滤波,再进行信号特征的提取。

试验采集到的一个受试者疲劳前脉搏信号如图1a所示,分别采用低通滤波、小波消噪的方法进行消噪处理^[23-24]。首先使用通带截止频率40 Hz,阻带截止频率45 Hz,通带最大衰减0.5 dB,阻带最小衰减40 dB的低通滤波器滤波,处理后的信号如图1b所示。再用

Wdencmp函数进行消噪,具体参数设置如下:opt='ss1', wav='s', n='4', thr='db3', sorh='sure', keepapp='1',小波滤波后的信号如图1c所示。由图1可以看出,脉搏的原始信号经过低通滤波器后在低频率的范围内仍然有一小部分毛刺,当信号再经过小波消噪后毛刺已经明显没有了,可见小波消噪的优点^[25-26]。



1.3 脉搏信号特征提取 功率谱是对时域信号作傅里叶变换而得到的,它把时域内的周期成分化为频域内的单根谱线及其谐波,因此,脉象功率谱上的第一主峰的频率就反映了心脏的搏动频率,所以选择提取脉搏信号的功率谱第一主峰峰值和峰值频率作为特征量。

重心频率是用来评价功率谱曲线重心的迁移情况。某频段功率谱密度曲线的重心频率可以较好地反映频谱中占分量较大的信号成分的频率,也可以反映整个脉搏功率谱的迁移情况,其计算公式为:

$$f_g = \frac{\int_{f_1}^{f_2} (p(f) \times f)}{\int_{f_1}^{f_2} p(f)}$$

式中, f_g 为重心频率, f_1 到 f_2 为频率范围, $p(f)$ 为信号的功率谱, f 为频率值。

脉象功率谱均匀分布于0-30 Hz,40 Hz以上尚未发现任何有用的信息或谱峰,因此只选择对0-30 Hz的脉搏信号进行分析。按上式计算脉搏信号0-30 Hz功率谱的重心频率以及该频率所对应的功率谱值作为特征量。脉搏特征提取结果如表1所示,其中“q”代表疲劳前,“h”代表疲劳后。

表 1 脉搏信号特征量
Table 1 Eigenvector of pulse signal

Types	Peak value of power spectrum (dB)	Frequency of peak value (Hz)	Cg of power spectrum	Cg frequency of power spectrum (Hz)
q01	51.21	0.87	43 577	1.42
q02	50.22	0.87	33 549	1.55
q03	50.90	0.87	66 092	1.61
q04	51.45	0.87	49 384	1.57
q05	52.18	0.87	61 636	1.51
q06	51.53	0.87	34 590	1.17
q07	52.28	0.87	50 623	1.33
q08	50.19	0.75	49 652	1.30
q09	49.72	0.75	42 130	1.30
q10	50.62	0.75	32 210	1.59
q11	52.35	0.87	77 288	1.38
q12	52.13	1.00	76 696	1.42
q13	50.38	0.87	36 931	1.51
q14	48.96	0.87	22 185	1.43
q15	49.05	0.87	31 760	1.56
q16	49.86	0.87	28 697	1.54
q17	49.18	0.87	19 300	1.48
q18	49.45	0.87	25 228	1.48
q19	49.71	1.00	39 870	1.50
q20	49.77	0.87	23 788	1.60

Types	Peak value of power spectrum (dB)	Frequency of peak value (Hz)	Cg of power spectrum	Cg frequency of power spectrum(Hz)
h01	49.02	0.87	22 977	1.69
h02	46.47	1.00	12 746	1.66
h03	47.83	1.00	14 552	1.67
h04	46.52	1.00	31 290	1.65
h05	47.69	0.87	14 251	1.80
h06	47.13	0.87	17 115	1.95
h07	51.08	0.87	53 956	1.55
h08	50.70	0.87	41 019	1.57
h09	50.01	1.00	36 770	1.69
h10	50.13	0.87	40 965	1.73
h11	48.07	1.00	22 927	1.56
h12	48.81	1.00	22 432	1.56
h13	48.33	0.87	37 034	1.41
h14	48.35	0.87	30 718	1.43
h15	47.27	1.00	18 144	1.51
h16	46.75	0.87	16 841	1.63
h17	47.41	1.00	19 119	1.67
h18	46.72	0.87	20 281	1.59
h19	48.04	1.00	34 482	1.58
h20	48.14	0.87	35 062	1.50

Cg: center of gravity

1.4 脉搏特征主成分分析主成分 分析是一种统计分析方法^[27],也是一种数据压缩和特征信息提取技术。它将分散在一组变量上的信息集中到少数几个且相互独立的综合指标(主成分)上,每一个主成分都是原始变量的线性组合,主成分之间互为正交关系,从而达到数据降维和剔除冗余信息的目的^[28]。

主成分的计算步骤如下:

(1)计算原始特征的协方差矩阵 S_x 。

(2)求出协方差矩阵 S_x 的全部特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 和与特征值对应的特征向量 $u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{im}$ 。并将各特征值按从小到大的顺序排列 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$ 。按照对应特征值的顺序,将特征向量也进行从小到大的顺序排

列。新特征与旧特征两者的特征值相同,这时求出的 n 个新特征 y_1, y_2, \dots, y_n 满足条件 $Y = UX$, 其对应的特征值亦为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 。

(3)定义第 i 个主成分 y_i 的“方差贡献率”为 $\lambda_i / (\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n)$ 。其中 $i = 1, 2, \dots, n$, 则前 m 个主成分 y_1, y_2, \dots, y_m 的“累计方差贡献率”可定义为:

$$(\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_m) / (\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n)$$

当前 m 个主成分的累计方差贡献率已经足够大时(70%, 80%或者更大),就可以只取前 m 个主成分作为新的特征, 这时有:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \dots & u_{1n} \\ u_{21} & u_{22} & \dots & u_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ u_{m1} & u_{m2} & \dots & u_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_n \end{bmatrix}$$

其后的 $n - m$ 个新特征就可以舍去,这时就可达到降低原始数据维数的目的。根据以上方法进行主成分计算,最终得到的主成分数据见表2。

表 2 脉搏信号特征主成分
Table 2 Principal component of pulse signal features

Before fatigue	y1	y2	y3	y4
q01	29.74	16.34	3.63	-34.87
q02	29.34	17.60	5.16	-33.95
q03	29.29	17.17	4.51	-34.86
q04	30.24	16.97	4.59	-34.63
q05	30.83	14.90	2.14	-35.12
q06	30.48	15.93	3.37	-34.58
q07	30.93	15.90	3.43	-35.07
q08	29.38	14.32	4.30	-33.78
q09	28.85	14.23	4.03	-33.73
q10	28.07	15.59	5.30	-35.44
q11	31.74	16.46	4.46	-34.34
q12	31.84	18.16	3.43	-34.20
q13	28.74	16.74	3.81	-34.78
q14	27.63	16.23	2.89	-34.15
q15	27.63	16.95	3.79	-34.21
q16	28.04	16.82	3.70	-34.81
q17	27.52	16.40	3.04	-34.50
q18	27.87	16.49	3.26	-34.50
q19	28.88	18.21	2.57	-34.08
q20	27.63	17.05	3.83	-35.07

After fatigue	y1	y2	y3	y4
h01	-14.05	4.78	-34.13	16.33
h02	-11.76	3.33	-34.35	15.56
h03	-12.43	3.45	-34.90	16.05
h04	-11.31	3.26	-34.19	16.18
h05	-12.75	5.46	-34.00	16.07
h06	-12.33	6.34	-34.42	15.40
h07	-16.92	3.84	-34.64	15.68
h08	-16.00	4.05	-34.47	16.22
h09	-14.51	3.61	-36.02	15.69
h10	-15.40	5.00	-34.88	15.71
h11	-13.23	2.71	-34.62	15.85
h12	-13.53	2.76	-34.89	16.22
h13	-15.12	2.91	-32.92	15.65
h14	-14.76	3.05	-32.92	16.00
h15	-12.74	2.38	-34.09	15.85
h16	-12.86	4.31	-33.00	15.76
h17	-12.49	3.40	-34.79	15.60
h18	-13.12	4.05	-32.88	15.61
h19	-13.77	2.81	-34.85	15.11
h20	-14.74	3.46	-33.17	15.54

由表2可得, 脉搏特征主成分y1变化情况如图2所示, 从图2可以看出, 疲劳前与疲劳后主成分y1有很好的分离性, 其余主成分变化情况类似。受试者01疲劳前后4个主成分变化情况如图3所示。从图3可以看出, 脉搏特征在经过主成分分析之后, 疲劳前后4个主成分之间相互独立、互不关联, 对其余受试者疲劳前后4个主成分进行分析, 也得到同样的结论。这表明主成分分析能够有效地剔除心电多个特征之间的冗余信息, 有助于简化分类器的设计。

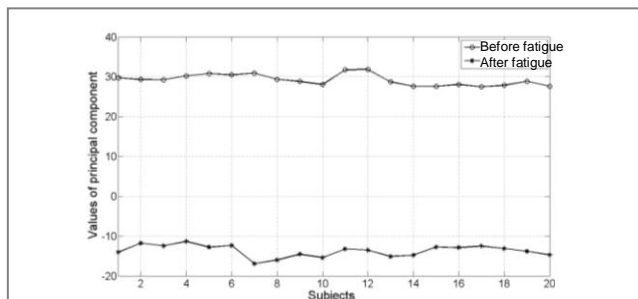


Figure 2 Changes of principal component y1 before and after fatigue for different subjects
图2 不同受试者疲劳前后主成分 y1 变化情况

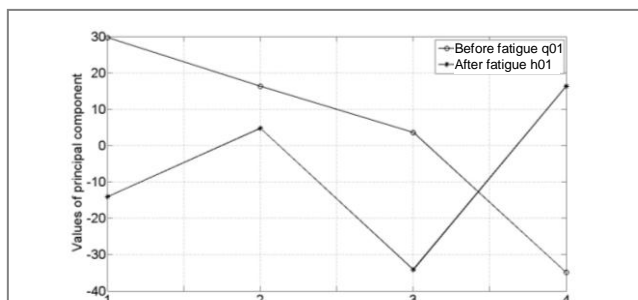


Figure 3 Changes of the first 4 principal components before and after fatigue for No. 01 subject
图3 受试者 01 疲劳前后 4 个主成分变化情况

2 分类器设计

线性判别式分析方法是统计模式识别的基本方法之一, 也是实际应用中常用的方法, 该方法不仅计算简单, 容易实现, 只需较少的样本就可以获得可靠的识别效果^[29-30]。

课题采集的样本数目比较少, 所以对LDA算法进行了改进, 参数设置如下: 将已知40个样本进行20次循环训练, 每次训练从特征矩阵中取出2个样本(疲劳前后各1个)作为测试集, 其余38个样本作为训练集, 这样就可以改进小样本的缺点。

应用上述改进的LDA判别方法对提取的主成分进行分类识别, 结果见表3。其中主成分正确率达到100%,

说明通过主成分分析方法对脉搏特征进行特征选择时, 不仅剔除了脉搏特征之间的冗余信息, 而且应用改进的LDA方法对脉搏特征的主成分进行分类识别时, 使得识别率得到显著提高, 可见利用脉搏信号特征量的主成分识别精神疲劳状态是完全可行的。

表3 LDA 算法分类结果
Table 3 The results of linear discriminant analysis

Eigenvalue	Correct rate (%)
Peak value of power spectrum	80
Frequency of peak value	67.5
Cg of power spectrum	67.5
Cg frequency of power spectrum	75
Combination of all the above features	82.5
Principal component y1, y2	100

Cg: center of gravity

3 结语

用脉搏信号特征的主成分进行精神疲劳状态识别, 获得了满意的分类识别效果, 试验验证了该方法的有效性和可行性。由于属于探索性研究, 样本量太小, 其结果还需要得到大量临床数据的进一步证实, 因此在未来的研究中, 要增加受试者数量以获取更多的试验数据, 并对脉搏信号更加充分地进行数据挖掘, 提取更好的反映精神疲劳状态的脉搏特征参量, 建立初步的精神疲劳状态评估理论。

致谢: 论文试验数据来自兰州理工大学, 在论文的写作过程中得到了该大学电气工程与信息工程学院张爱华教授悉心指导, 在此表示衷心感谢!

4 参考文献

- Yuan P, Liang BH. Guowai Yixue: Weishengxue Fence. 2003; 30(20):70-73.
袁萍, 梁伯衡. 慢性疲劳综合征的流行病学特征[J]. 国外医学: 卫生学分册, 2003, 30(20):70-73.
- Zhan FS. Zhongguo Xingwei Yixue Kexue. 2006; 15(2):188-189.
詹发尚. 疲劳研究的现状[J]. 中国行为医学科学, 2006, 15(2):188-189.
- Jiao K, Li ZY, Wang CT. Shanghai Jiaotong Daxue Xuebao. 2003; 27(1):130-134.
焦昆, 李增勇, 王成焘. 模拟驾驶过程中精神疲劳的实验分析[J]. 上海交通大学学报, 2003, 27(1):130-134.
- Van der Linden D, Frese M, et al. Mental fatigue and the control of cognitive processes: effects on perseveration and planning. Acta Psychol (Amst). 2003; 113(1):45-65.
- Akerstedt T, Knutsson A, Westerholm P, et al. Mental fatigue, work and sleep. J Psychosom Res. 2004; 57(5):427-433.

- [6] Henderson M, Tannock C. Use of depression rating scales in chronic fatigue syndrome. *J Psychosom Res.* 2005;59(3): 181-184.
- [7] Martin A, Rief W, Klaiberg A, et al. Validity of the Brief Patient Health Questionnaire Mood Scale (PHQ-9) in the general population. *Gen Hosp Psychiatry.* 2006;28(1):71-77.
- [8] Zhang C, Zheng C, Yu X. Evaluation of mental fatigue based on multiphysiological parameters and kernel learning algorithms. *ChSBu.* 2008;53(12):1835-1847.
- [9] Kato Y, Endo H, Kizuka T. Mental fatigue and impaired response processes: Event-related brain potentials in a Go/NoGo task. *Int J Psychophysiol.* 2009;72(2):204-211.
- [10] Shen KQ, Ong CJ, Li XP, et al. A feature selection method for multilevel mental fatigue EEG classification. *IEEE Trans Biomed Eng.* 2007;54(7):1231-1237.
- [11] Tagluk M, Sezgin N, Akin M. Estimation of sleep stages by an artificial neural network employing EEG, EMG and EOG. *J Med Syst.* 2010;34(4):717-725.
- [12] Zhang C, Zheng CX, Pei XM, et al. *Shengwu Yixue Gongchengxue Zazhi.* 2009;26(1):162-163.
张崇,郑崇勋,裴晓梅,等.生理性精神疲劳的多参数脑电功率谱分析[J].*生物医学工程学杂志*,2009,26(1):162-163.
- [13] Zhang C, Zheng CX, Zhang LY, et al. *Xian Jiaotong daxue Xuebao.* 2007;41(2):250-251.
张崇,郑崇勋,张连毅,等.基于多导脑电特征的生理性精神疲劳分析[J].*西安交通大学学报*,2007,41(2):250-251.
- [14] Zhang LY, Zheng CX, Li XP, et al. *Hangtian Yixue yu Yixue Gongcheng.* 2005;18(5):375-280.
张连毅,郑崇勋,李小平,等.基于柯尔莫哥洛夫熵的生理性精神疲劳分级的可行研究[J].*航天医学与医学工程*,2005,18(5):375-280.
- [15] Zhang LY, Zheng CX, Li XP, et al. *Zhongguo Shengwu Yixue Gongcheng Xuebao.* 2007;26(2):170-176.
张连毅,郑崇勋,李小平,等.EEG柯尔莫哥洛夫熵测度用于精神疲劳状态的研究[J].*中国生物医学工程学报*,2007,26(2):170-176.
- [16] Zhang AH, Dou XX, Wang L. *Zhongguo Zuzhi Gongcheng Yanjiu yu Linchuang Kangfu.* 2007;11(1):118-121.
张爱华,豆小玺,王龙.脉搏信号功率谱分析对精神疲劳状态的识别[J].*中国组织工程研究与临床康复*,2007,11(1):118-121.
- [17] Zhang C, Shen KQ, Yu XL, et al. *Xian Jiaotong Daxue Xuebao.* 2007;41(6):737-741.
张崇,沈开泉,于晓琳,等.基于多通道线性描述参数的生理性精神疲劳分析[J].*西安交通大学学报*,2007,41(6):737-741.
- [18] Li YJ, Yan H, Yang XL, et al. *Zhongguo Shengwu Yixue Gongcheng Xuebao.* 2010;29(1):1-6.
李延军,严洪,杨向林,等.基于心率变异性的精神疲劳的研究[J].*中国生物医学工程学报*,2010,29(1):1-6.
- [19] Lee E, Kim N, Trang N, et al. Respiratory rate detection algorithms by photoplethysmography signal processing. *Proc Engineering in Medicine and Biology Society,30th Annual International Conference of the IEEE.* Vancouver, BC: IEEE, 2008: 1140-1143.
- [20] Li J, Jin J. Detection of Respiratory Rhythm from Photoplethysmography Signal Using Morphological Operators. *Proc Bioinformatics and Biomedical Engineering , 2009 ICBBE 2009 3rd International Conference on.* Beijing: IEEE, 2009: 1-4.
- [21] Gil E, María Vergara J, Laguna P. Detection of decreases in the amplitude fluctuation of pulse photoplethysmography signal as indication of obstructive sleep apnea syndrome in children. *Biomed Signal Process Control.* 2008;3(3):267-277.
- [22] Huotari M, Yliaska N, Lantto V, et al. Aortic and arterial stiffness determination by photoplethysmographic technique. *Proced Chem.* 2009;1(1):1243-1246.
- [23] Xue NX. Beijing:Tsinghua University Press. 2008: 276-281.
薛年喜. *MATLAB在数字信号处理中的应用[M]*. 北京:清华大学出版社,2008: 276-281.
- [24] Hu CH, Zhang JB. Xi'An: Xi'An University of Electronic Science & Technology Press. 2004:20-21,264-269.
胡昌华,张军波. *基于MATLAB的系统分析与设计——小波分析[M]*. 西安: 西安电子科技大学出版社,2004:20-21,264-269.
- [25] Darrington J. Towards real time QRS detection: A fast method using minimal pre-processing. *Biomed Signal Process Control.* 2006;1(2):169-176.
- [26] Chen SW, Chen HC, Chan HL. A real-time QRS detection method based on moving-averaging incorporating with wavelet denoising. *Comput Methods Programs Biomed.* 2006; 82(3):187-195.
- [27] Li XM, Zhang SQ. *Jisuanji Gongcheng yu Yingyong.* 2009; 45(19):204-206.
李雪梅,张素琴.主成分分析在区域经济分析中的应用[J].*计算机工程与应用*,2009,45(19):204-206.
- [28] Zhang HB, He YG. *Jisuanji Celiang yu Kongzhi.* 2008;16(12): 1789-1791.
张洪波,何怡刚.主成分分析法与概率神经网络在模拟电路故障诊断中的应用[J].*计算机测量与控制*,2008,16(12):1789-1791.
- [29] Howland P, Park H. Generalizing discriminant analysis using the generalized singular value decomposition. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell.* 2004;26(8):995-1006.
- [30] Martinez AM, Kak AC. PAC versus LDA. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell.* 2001;23(2):228-233.

来自本文课题的更多信息--

作者贡献: 任亚莉负责文章的设计、实施及评估。

利益冲突: 课题未涉及任何厂家及相关雇主或其他经济组织直接或间接的经济或利益的赞助。

伦理要求: 纳入试验的 20 名在校学生对试验方案均知情同意,符合医学伦理学要求。

文章概要: 试验用脉搏信号特征的主成分进行精神疲劳状态识别,获得了满意的分类识别效果,并验证了该方法的有效性和可行性。由于属于探索性研究,样本量太小,其结果还需要得到大量临床数据的进一步证实,因此在未来的研究中,要增加受试者数量以获取更多的试验数据,并对脉搏信号更加充分地进行数据挖掘,提取更好的反映精神疲劳状态的脉搏特征参量,建立初步的精神疲劳状态评估理论。

作者声明: 文章为原创作品,数据准确,内容不涉及泄密,无一稿两投,无抄袭,无内容剽窃,无作者署名争议,无与他人课题以及专利技术的争执,内容真实,文责自负。