

基于 EEG 与 EOG 信号的疲劳驾驶状态综合分析

王福旺, 王 宏, 罗 旭

(东北大学 机械工程与自动化学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘 要: 疲劳驾驶时, 司机的脑电信号和眼电信号特征均发生显著变化, 本文针对这两类信号进行分析研究, 利用这两类数据综合分析判断司机是否处于疲劳驾驶状态. 首先对采集的脑电信号进行小波包分解, 提取信号中的 α 波, 并计算其相对功率谱 P ; 然后利用 Pearson 相关系数分析两路对称导联 F7, F8 中眨眼信号特征, 去除干扰; 最后利用 BP 神经网络对眨眼信号进行识别, 计算眨眼频率. 结果表明, 利用眼电信号和脑电信号特征综合分析司机眨眼动作, 能准确识别出眨眼信号, 并能正确检测人的驾驶疲劳状态的变化.

关 键 词: 疲劳驾驶; 脑电信号; 眼电信号; 小波包分解; 相对功率谱; 眨眼频率

中图分类号: R 318

文献标志码: A

文章编号: 1005-3026(2014)02-0175-04

Comprehensive Analysis of Fatigue Driving Based on EEG and EOG

WANG Fu-wang, WANG Hong, LUO Xu

(School of Mechanical Engineering & Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China.

Corresponding author: WANG Hong, professor, E-mail: hongwang@mail.neu.edu.cn)

Abstract: The EEG and EOG have significant changes when drivers are fatigued. So these two types of signals can be used to analyze fatigue driving. Firstly, the α rhythm was extracted from drivers' EEG signals using wavelet packet decomposition and its relative power spectrum P was calculated. Then the blinking characteristics of the EOG signals contained in F7 and F8 channels were analyzed and the interference signals were removed using the Pearson correlation coefficient. Finally, the blinking signals were identified using BP neural network and the blinking rate was calculated. The results show that using the comprehensive analysis of EOG and EEG can accurately identify the blinking signals and correctly detect the changes of driver fatigue state.

Key words: fatigue driving; EEG (electroencephalogram); EOG (electroencephalogram); wavelet packet decomposition; relative power spectrum; blinking rate

对司机疲劳驾驶状态的研究主要从主观和客观两方面进行研究^[1-2]. 主观研究一般是通过调查问卷评估司机的综合疲劳状况, 此类研究受司机和研究者主观判断能力的影响, 可靠性难以保证; 因此目前主要从客观角度对疲劳驾驶进行研究, 其中包括检测驾驶员的肌电(EMG)、心电图(ECG)和脑电(EEG)等生理信号的变换规律^[3-5]. 另外, 客观研究还包括检测方向盘运动信息、偏移值和行车速度等汽车操纵信号, 检测驾驶员的面部状态和头部运动等物理行为的变化, 检测驾驶员眨眼频率的变化等.

驾驶员的眨眼频率一般利用图像处理技术来检测: 通过摄像头采集人脸信息, 对眼睛进行定位, 判断眼睛大小, 进而计算眨眼频率; 此类方法虽然能够有效检测眨眼信息, 但有时受车内光线和人脸方位等因素的影响, 测量结果有一定误差. 另外, EEG 信号被认为是检测驾驶疲劳的金标准, 通过检测 EEG 信号中快波和慢波的变化可以有效检测人疲劳状态的变化. 为此, 本文利用人眨眼时眼电信号的时域信号明显且易于检测的特点, 结合脑电信号综合分析驾驶疲劳问题.

选取 F7 与 F8 左右对称导联, 两路导联信号

中眨眼信号波形有较强的相关性(负相关). 针对这一问题,采用 Pearson 相关系数算法分析两路信号的相关性,结合人在眨眼时 EEG 信号中 α 波相对功率谱较大这一特征,去除眼电信号中其他类似眨眼波形的干扰,最后利用 BP 神经网络对眨眼信号数据进行训练,建立神经网络模型,进而对眨眼次数进行计数,计算眨眼频率.

1 实 验

1.1 实验方案

选取 10 名研究生(编号为 A ~ J),其年龄在 24 ~ 26 周岁之间,驾龄均小于两年,身体健康,无睡眠相关疾病. 实验要求被试者在实验前 48 h 内禁止饮酒、喝咖啡、吃药物,实验时间为 13:00 ~ 14:30,连续驾驶 90 min. 实验在驾驶模拟器上进行;为使被试者快速进入疲劳状态,选用单调高速公路作为实验环境,天气为晴天. 实验选用便携式脑电采集设备 Emotiv 进行信号采集;每间隔 15 min 采集一次,每次信号采集持续 3 min. 电极按照 10 - 20 国际标准放置,选取导联为 F7 和 F8.

1.2 数据预处理

由于实验环境中采集到的脑电信号含有较强的干扰,因此首先要对采集到的脑电信号进行去噪处理. 本文选取小波包分解方法,对采集到的脑电信号进行去噪,提取脑电信号中 α 波段(8 ~ 12 Hz).

小波分解的频率分辨率会随信号频率的升高而降低,且很难实现特定频段的提取;而小波包分解能克服这方面缺陷,同时还能对信号进行更细致的分析^[6]. 另外,小波包变换还可以根据信号的相关特征对其频带进行自适应选择,使其更好地与信号频谱相匹配^[7-8],从而更准确地反映源信号特征. 本文利用小波包分解算法对脑电信号进行分解,对频带进行 4 层分解,提取信号中的近似 α 节律. 小波包分解公式为

$$f(t)=\sum_{j=0}^{2^i-1}f_{i,j}(t_j)=f_{i,0}(t_0)+f_{i,1}(t_1)+\cdots+f_{i,2^i-1}(t_{2^i-1}).$$

(1)

式中: $f(t)$ 为源信号,经小波包分解后,在第 i 个分解层得到 2^i 个子频带; $f_{i,j}(t_j)$ 为小波包分解在第 i 层节点 (i,j) 上的重构信号, $i=1,\cdots,4$. 根据 Parseval 定理及式(1)可以计算得到源信号 $f(t)$ 小波包分解的能量谱公式:

$$E_{i,j}(t_j)=\int_T|f_{i,j}(t_j)|^2dt=\sum_{k=1}^m|x_{j,k}|^2.$$

(2)

式中: $E_{i,j}(t_j)$ 为 $f(t)$ 小波包分解到节点 (i,j) 上的频带能量; $x_{j,k}(j=0,1,\cdots,2^i-1;k=1,\cdots,m)$ 为重构信号 $f_{i,j}(t_j)$ 的离散点幅值, m 为信号采样点数. 本文将重采样后的脑电信号分解到第 4 层,获得脑电信号低频子带,如表 1 所示.

表 1 小波包子带和对应的 EEG 信号频带

Table 1 Wavelet packet sub-bands and corresponding EEG signal bands

小波子带	频带范围/Hz
$s(4,0)$	0 ~ 4
$s(4,1)$	4 ~ 8
$s(4,2)$	8 ~ 12
$s(4,3)$	12 ~ 16
$s(4,4)$	16 ~ 20
$s(4,5)$	20 ~ 24
$s(4,6)$	24 ~ 28
$s(4,7)$	28 ~ 32

通过对小波包子带 $s(4,2)$ 重构,可得到 8 ~ 12 Hz 节律脑电信号,与 α 波范围大致重合. 以被试者 A 为例,其脑电信号及其 α 波如图 1 所示.

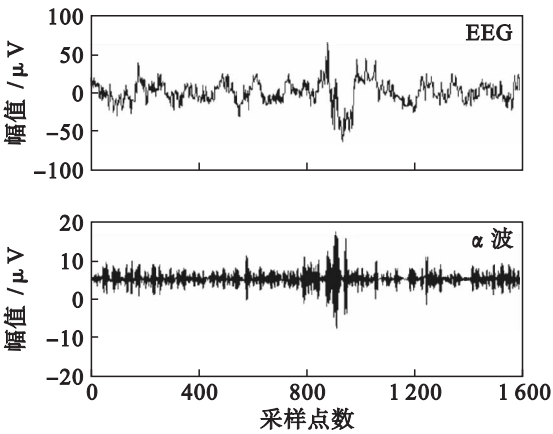


图 1 脑电信号及其 α 波

Fig. 1 EEG and α wave

利用小波包提取脑电信号中的 α 节律信号,还不能清楚地区分出眨眼前后的差别,因此进一步对其进行分析.

2 信号特征提取

2.1 脑电信号特征提取

实验中,在不同的时间段采集每位被试者的

脑电信号,每位被试者不同时间段所处的状态会有一些变化,而且,采集设备的电极安放位置也会出现微小变动;因此,为了使提取的 α 波特征更具有比较意义,本文通过计算脑电信号 α 的波段 (8 ~ 12 Hz) 信号的相对功率谱均值来研究疲劳驾驶的脑电特征,以消除上述影响。

脑电信号节律的相对功率谱就是指脑电信号各个节律内的功率谱占 0 ~ 32 Hz 总功率谱的比例,如式(3)所示:

$$P_i = \frac{E_i}{E_{\alpha} + E_{\beta} + E_{\theta} + E_{\delta}} \quad (3)$$

式中 P_i 表示 i 波的相对功率谱, $i = \delta, \theta, \alpha, \beta$ 。

研究表明,人在眨眼时的 α 波能量变化显著。当眼睛闭合时, α 波能量相对较大,而当眼睛睁开时, α 波能量即刻变小^[9]。根据这一特征,可以去除眼电信号中一些类似于眨眼信号的成分,以免引起误判。

以被试者 A 为例, F7 和 F8 两路导联信号出现眨眼信号前后, α 波的相对功率谱均值变化见图 2。

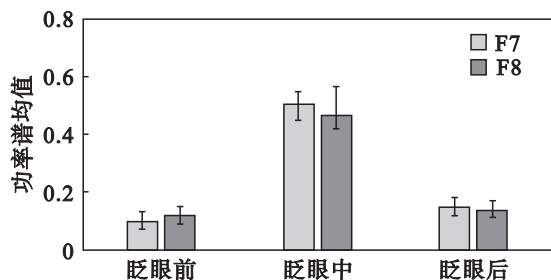


图 2 眨眼前后 α 波相对功率谱均值变化

Fig. 2 Changes in relative power spectrum of α wave before and after blink

由图 2 可以看出,被试者 A 眨眼前后脑电信号中的 α 波相对功率谱均值变化非常显著,因此可作为判断眨眼动作的重要依据。

2.2 眼电信号特征提取

根据人体工程学原理,人体处于疲劳状态时,眨眼次数比正常状态明显增多^[10-11],这是驾驶员在疲劳时试图保持清醒的反应,因此,可以通过统计分析单位时间内驾驶员的眨眼次数变化来判断其疲劳程度。

本实验中, F7 和 F8 两通道信号中均含有眼电信号成分,且眨眼信号能量较大,容易提取,因此,选取该两路导联信号分析眨眼特征。同时,利用该两路导联在时域中眨眼信号波形具有负相关特征,可以消除其他类似眨眼波形的干扰波形,使检测更准确。眨眼时 F7 和 F8 两导联在时域内的信号见图 3。

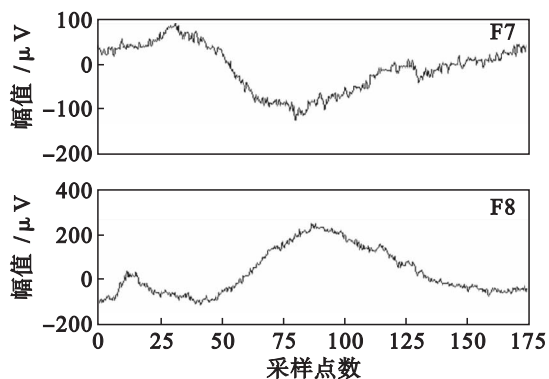


图 3 F7, F8 导联眨眼信号

Fig. 3 Blinking signals in F7 and F8 channels

如图 3 所示, F7 和 F8 通道的信号数据在眨眼时的变化趋势相反,但时域信号的波形对称。一般非眨眼信号,即使信号波形和眨眼信号相似,但不具备波形对称的特征,因此可以通过判断两路信号波形是否具备相关性来进一步消除其他波形的干扰。本文利用 Pearson 相关系数算法对两通道数据进行分析^[12]。相关系数算法如下:

$$r(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (4)$$

式中: X_i 为 F7 通道信号数据; Y_i 为 F8 通道信号数据; $n = 128$ 。

根据上述眨眼时脑电信号和眼电信号的相关特征,可以有效地消除非眨眼信号的干扰,为准确识别眨眼信号提供了保障。

3 判别方法

3.1 BP 神经网络

选取典型的 BP 前向网络识别眨眼数据信息。对 F7 和 F8 导联信号数据进行分析,选取数组数据的最大值、最小值、均值、方差、标准差作为输入单元。选用单隐层 BP 网络对实验数据进行分类;由仿真得出,当隐层神经元为 9 时, BP 网络的逼近效果最好。输出层有一个神经元,输出为“1”表示眨眼波形,输出为“0”表示非眨眼波形。对 F7 和 F8 导联数据,选取 300 组特征数据,其中 150 组作为训练使用,另外 150 组作为测试;结果表明,建立的神经网络模型能较准确地识别出眨眼信号波形。

综上所述,眨眼信号判别条件如下:首先 F7 和 F8 波形数据相关系数应满足 $-1 \leq r < -0.85$;其次两路信号的 α 波相对功率谱均值显著变化

(见图 2);最后经 BP 神经元网络判断,输出为“1”.依次满足上述 3 个条件,计为眨眼一次.

3.2 实例分析

在整个实验过程中,每隔 15 min 进行一次脑电信号采集,共 7 次,每次持续 3 min.在这 7 个测试时间段,每次测量对应的眨眼次数均值存在明显差异,如表 2 所示.

表 2 被试者每分钟眨眼次数均值
Table 2 Average numbers of drivers' blink

被试者	驾驶时间/min						
	0	15	30	45	60	75	90
A	8	11	15	23	23	26	25
B	9	11	14	22	20	26	24
C	7	10	14	21	24	25	24
D	10	13	20	25	25	29	25
E	9	12	19	23	29	27	26
F	8	12	17	20	23	23	25
G	7	11	15	19	20	23	20
H	9	13	19	23	22	25	25
I	5	10	17	22	24	26	23
J	7	10	16	21	20	26	23

从表 2 可以得出,10 位被试者每分钟的眨眼次数整体呈现增长趋势,说明随时间推移,被试者疲劳程度逐渐加深.

4 结 语

本文利用便携式脑电采集设备 Emotiv 对模拟驾驶环境下的 10 名被试者驾驶过程中的脑电及眼电信号进行跟踪采集,分析驾驶过程中的眨眼信号,采用 Pearson 相关系数算法去除干扰成分,最后结合 BP 神经网络算法识别眨眼信号,计算眨眼频率.结果表明,采用人的眼电和脑电信号综合分析方法能准确检测被试者疲劳状态的变化,是分析驾驶员疲劳驾驶的一种有效方法.

参考文献:

[1] Philipa H G,Nathniel S M,James I,*et al.* Investigating driver fatigue in truck crashes: trial of a systematic methodology [J]. *Transportation Research, Part F: Traffic Psychology and Behavior*,2006,9(1):65 – 76.

[2] Murata A,Uetake A,Takasawa Y. Evaluation of mental

fatigue using feature parameter extracted from event-related potential[J]. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2005,35(4):761 – 770.

[3] Blankertz B,Tomioka R,Lemm S,*et al.* Optimizing spatial filters for robust EEG single trial analysis[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*,2008,25(1):41 – 56.

[4] 叶柠,孙宇舸. 基于 EEG 小波包子带能量比的疲劳驾驶检测方法[J]. *东北大学学报: 自然科学版*,2012,33(8):1088 – 1092.

(Ye Ning, Sun Yu-ge. A fatigue driving detection method based on wavelet packet sub-band energy ratio of EEG[J]. *Journal of Northeastern University: Natural Science*,2012,33(8):1088 – 1092.)

[5] Jap B T, Lal S, Fischer P, *et al.* Using EEG spectral components to assess algorithms for detecting fatigue[J]. *Expert Systems with Applications*,2009,36(2):2352 – 2359.

[6] 宋国明,王厚军,刘红,等. 基于提升小波变换和 SVM 的模拟电路故障诊断[J]. *电子测量与仪器学报*,2010,24(1):17 – 22.

(Song Guo-ming, Wang Hou-jun, Liu Hong, *et al.* Analog circuit fault diagnosis using lifting wavelet transform and SVM [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*,2010,24(1):17 – 22.)

[7] Zhong G S, Ao L P, Zhao K. Influence of explosion parameters on energy distribution of blasting vibration signal based on wavelet packet energy spectrum[J]. *Explosion and Shock Waves*,2009,29(3):300 – 305.

[8] 郭兴明,丁晓蓉,钟丽莎,等. 小波包与混沌集成的心音特征提取及分类识别[J]. *仪器仪表学报*,2012,33(9):1938 – 1944.

(Guo Xing-ming, Ding Xiao-rong, Zhong Li-sha, *et al.* Heart sound feature extraction and classification based on integration of wavelet packet analysis and chaos theory[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2012, 33(9):1938 – 1944.)

[9] Borghini G, Astolfi L, Vecchiato G, *et al.* Measuring neurophysiological signals in aircraft pilots and car drivers for the assessment of mental workload, fatigue and drowsiness [J/OL]. [2013 – 04 – 09]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/23116991>.

[10] Wijesuriya N, Tran Y, Craig A. The psychophysiological determinants of fatigue [J]. *International Journal of Psychophysiology*,2007,63(1):77 – 86.

[11] Caffier P P,Erdmann U,Ullsperger P. The spontaneous eye-blink as sleepiness indicator in patients with obstructive sleep apnoea syndrome—a pilot study[J]. *Sleep Medicine*,2005,6(2):155 – 162.

[12] Gast H,Schindler K,Rummel C,*et al.* EEG correlation and power during maintenance of wakefulness test after sleep-deprivation[J]. *Clinical Neurophysiology*,2011,122(10):2025 – 2031.