

基于BP神经网络的驾驶员疲劳监测研究

陈志勇¹ 杨 佩¹ 彭 力¹ 莫子兴² 蔡 岗²

(江南大学物联网工程学院 无锡 214122)¹ (公安部交通管理科学研究所 无锡 214122)²

摘 要 在道路交通安全中,疲劳驾驶是引发重特大交通事故的主要原因之一。针对客运司机驾驶疲劳的车辆行驶特性,首先采用数据统计的方法分析驾驶员不同状态下(疲劳、非疲劳)对车辆数据(速度、加速度、方向盘转角等)的影响程度,以此选择评断驾驶员疲劳状态的指标变量。然后将采集到的数据进行预处理,并将处理后的指标变量投入BP神经网络进行训练,建立疲劳检测模型,从而实现对驾驶车辆的行驶状态的监控,保障驾驶员的行车安全。实验表明,所提出的检测模型准确率达91.67%,能较好地分析驾驶员的疲劳状况。

关键词 疲劳驾驶,疲劳指标变量,BP神经网络,疲劳检测

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

Fatigue Driving Monitoring Based on BP Neural Network

CHEN Zhi-yong¹ YANG Pei¹ PENG Li¹ MO Zi-xing² CAI Gang²

(School of IoT Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)¹

(The Ministry of Public Security Traffic Management Research Institute, Wuxi 214122, China)²

Abstract In road safety, fatigue driving is one of the main causes of serious traffic accident. Based on fatigue driving characteristics, we first used the statistical data to analysis the relationship between different conditions(fatigue, alert) and vehicle data(velocity, acceleration, steering wheel angle etc.) to choose the index variable of driver fatigue. Then we pretreated the collect data and put variables into BP neural network, and established and fatigue detection model to realize the monitoring of drivers' safety. Experiments show that the accuracy rate of model is 91.67%.

Keywords Fatigue driving, Fatigue index, BP neural network, Fatigue detection

随着社会经济的发展和人们生活水平的提高,整个社会对交通运输的需求日益增加。交通量的快速增长使道路交通状况恶化,导致交通事故、环境污染、交通拥挤、经济损失等一系列严重的社会问题,尤其以涉及客运车辆的重特大交通事故更是引起了社会的广泛关注^[1]。

驾驶员疲劳驾驶是重特大交通事故的主要原因之一。统计数据表明,由驾驶疲劳引起的交通事故占事故总数的20%左右,占特大交通事故的40%以上^[2]。根据美国国家公共交通安全管理局的统计,在美国的公路上,每年由于驾驶人员在驾驶过程中进入睡眠状态而导致的交通事故大约有10万起,其中约有1500起导致直接死亡,7.1万起导致人身伤害。在我国,2008年因疲劳驾驶导致的道路交通事故共2568起,其中死亡1353人,受伤3129人,造成的直接损失约5738万元^[3]。尽管2008年交通事故的起数、受伤人数和死亡人数相对于2005年约减少了56%、49%和46%,但疲劳驾驶事故率高、后果严重,一直威胁着我国的交通安全。

道路交通事故往往是在驾驶员感到疲劳一段时间之后才产生的。若能研制疲劳驾驶监测系统,实时监测驾驶员精神状态、辨识驾驶员疲劳状态并在疲劳产生时予以报警提示,则

可有效地避免因驾驶疲劳引发的交通事故^[4]。因此,研究驾驶员疲劳实时监控技术,对降低驾驶员肇事故率及提高驾驶员安全可靠具有十分重要的意义。

1 疲劳驾驶定义与评测

1.1 驾驶疲劳

驾驶员在行车中,由于驾驶时间过长,驾驶车辆的动作反复、连续的次数过多,使其生理与心理机能衰竭,在客观上出现驾驶机能下降的现象,叫做驾驶疲劳^[5]。驾驶疲劳会影响驾驶员的注意力、感觉、知觉、思维、判断、意志、决定和运动等诸多方面。疲劳后继续驾驶车辆,会感到困倦瞌睡,四肢无力,注意力不集中,判断能力下降,甚至出现精神恍惚或瞬间记忆消失,出现动作迟误或过早、操作停顿或修正时间不当等不安全因素,易发生道路交通事故。

1.2 疲劳驾驶评测方法

疲劳是一种很常见的生理现象,其产生的原理十分复杂,并且会伴随着人体众多指标的变化。因此,疲劳评测的方法也多种多样。目前疲劳的评测方法主要分为两类:一种为主观评测方法,即通过调查被测驾驶员生理或心理方面的疲劳

本文受公安部重点研究计划(201202ZDY012)资助。

陈志勇(1990—),男,硕士生,主要研究方向为物联网、智能交通、大数据处理,E-mail:czywdf@163.com;杨 佩 女,硕士,主要研究方向为物联网、智能交通;彭 力(1967—),男,博士,教授,主要研究方向为视觉物联网;莫子兴(1968—),男,助理研究员,主要研究方向为交通安全;蔡 岗(1972—),男,硕士,研究员,主要研究方向为交通安全。

症状,估算其疲劳程度;另一种是客观评测方法,它主要针对行驶过程中驾驶员生理、心理及车辆行态的一些特异性指标进行检测,分为生理参数检测和行为特征检测两种手段[6]。

1.2.1 主观评测方法

主观评测法是根据驾驶员的主观感觉来判断其疲劳状态和疲劳程度的方法[7]。在作业前、作业中或者作业后,调查者通过对驾驶员问卷调查的形式完成测试表格,并在作业完成之后根据驾驶员不同时间段的症状和各类症状出现的次数进行统计分析,实现疲劳状态程度的分级[8]。主要研究方法有主观调查表、驾驶员自我记录表、睡眠习惯调查表和斯坦福睡眠尺度表4种[9]。

主观评测法的优点是比较直接、简单易行,不存在侵入性问题,但其主要依靠驾驶员的主观因素来进行判断,很难量化疲劳的等级和程度,又因个人的理解存在一定的差异,填写的准确性必然大打折扣。因此,其一般只作为实验研究的辅助手段[6]。

1.2.2 客观评测方法

疲劳驾驶客观的评测方法是通过监测驾驶员生理信息、驾驶员操作行为以及车辆信息,来判断驾驶员的疲劳状态,分为基于生理参数检测和行为特征检测两种手段[6]。基于生理参数的检测主要有基于脑电图、眼电图、肌电图、心电图、呼吸气流(鼻声传感器)、呼吸效果(胸腔部传感器)、动脉血液氧饱和(手指探针)时的体温(用红外线耳朵探针获得)等测量方法。基于行为特征的检测方法主要有 PERCLOS 检测、头部位置检测、视线方向检测、嘴部状态检测、方向盘转动情况的检测、车辆行驶速度检测、车道偏离检测等。基于驾驶员生理参数测量的测评方法尽管结果比较准确,但由于一般是在驾驶前或者驾驶后测量,因此不能满足实时性的要求,而且在驾驶过程中,传感器、电极或者其他检测仪器会直接接触驾驶员身体,从而会影响驾驶员的正常驾驶。

2 驾驶疲劳 BP 神经网络检测器

利用驾驶员的驾驶行为检测疲劳驾驶的最大优势是信号容易提取,数据处理过程相对简单,且驾驶行为直接影响车辆行驶安全,能有效避免事故的发生。因此,本文基于提取的驾驶员行为指标,利用 BP 神经网络来估计驾驶员的疲劳程度。该设计思路如图 1 所示。



图 1 疲劳检测算法示意图

该算法实现分为 4 个部分,首先采集驾驶员的行为指标(主要为方向盘数据、驾驶时间和驾驶车速);然后对采集到的方向盘及车辆信号等行为指标进行预处理,得到疲劳生理参数检测指标变量;进而利用疲劳指标变量对 BP 神经网络进行训练,建立相应的网络模型;最后利用检测数据验证模型的准确率。

2.1 数据采集环境

本文利用驾驶模拟器进行模拟驾驶实验,采集驾驶员操纵信号,采集频率为 0.1Hz。实验时要求被测试人员在环形路线的中间车道行驶,试驾一圈,车速维持在 110km/h。实验

过程中,被试人员每驾驶一圈(约 15min)对其疲劳状态进行一次自我评估,疲劳状态分为清醒和疲劳 2 个等级。将基于 BP 神经网络的数据分析结果与自我评估进行对比,来判定检测的准确率。

2.2 疲劳状态下车辆操纵特征

基于实验数据,首先利用 MATLAB 软件对驾驶员在各级疲劳状态下方向盘角度、角速度、车速等数据进行分析,选择与疲劳驾驶相关的行为指标。图 2 中灰色曲线为某个驾驶员的方向盘操作幅度,图 3 中灰色曲线表示其方向盘操作速度,黑色曲线表示驾驶员疲劳状态(0 表示清醒,1 表示疲劳)。总体来看,方向盘角度和角速度随着驾驶时间都有较明显变化,清醒时,方向盘角度和角速度均较小且较稳定,驾驶疲劳出现后,方向盘角度和角速度明显加大,伴随着大幅度的方向盘修正操作。另一方面,不管是方向盘转角还是转角速度,驾驶疲劳出现后均会出现一段时间幅度较小的平稳期,这说明采用单一的指标会导致误判驾驶员疲劳状态。

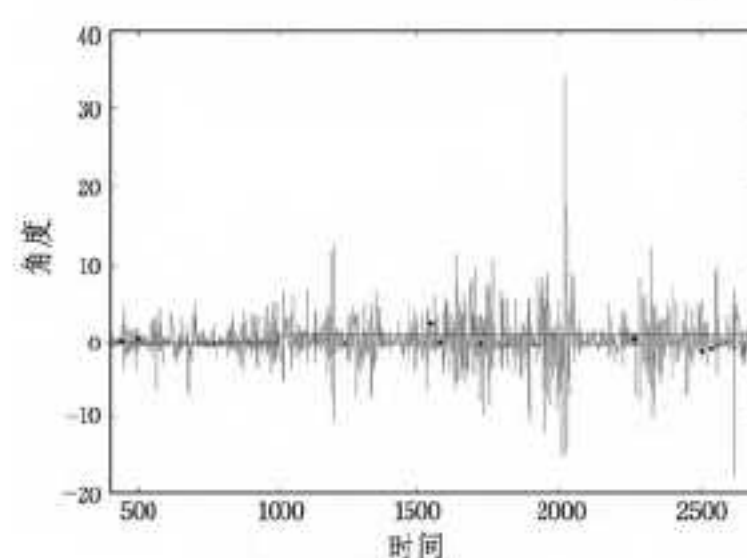


图 2 方向盘角度随时间的变化

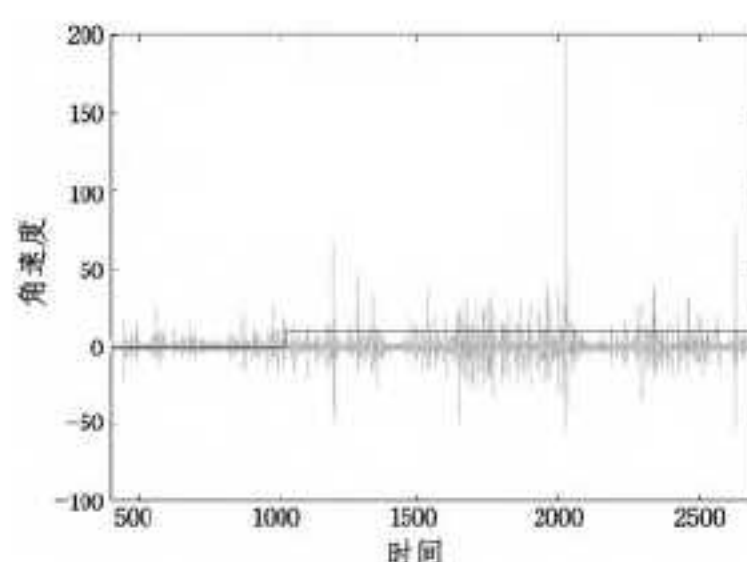


图 3 方向盘角速度随时间的变化

图 4 中灰色曲线表示某驾驶员的车辆速度,蓝色曲线为驾驶员疲劳状态,黑色虚线为驾驶员临界状态的时刻。随着驾驶实验的进行,驾驶员的车速基本稳定在 113km/h。但是当驾驶员处于疲劳状态后,车速波动变大,非平稳特性较强并且出现了大幅度的速度变化。

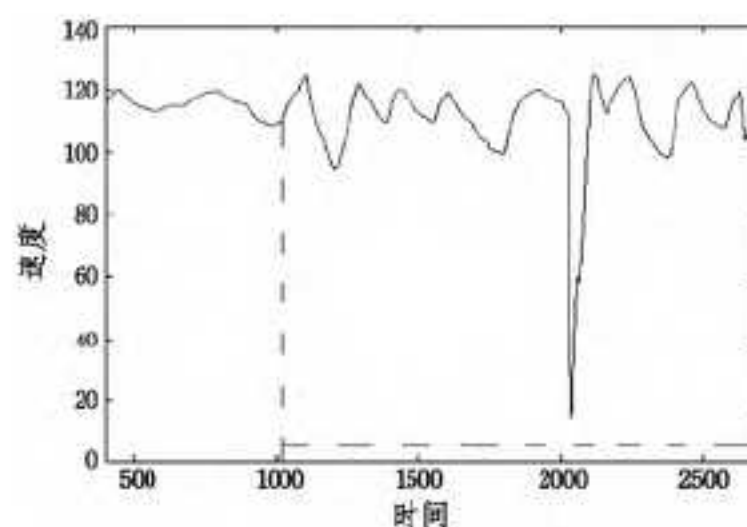


图 4 速度随时间的变化

综上所述,随着驾驶时间的增加,驾驶员驾车时方向盘角度、角速度、车辆速度均会产生明显变化,本文采用驾驶时间、方向盘角度、角速度、车辆速度作为判断疲劳是否出现的驾驶行为特征。下一节给出相应的疲劳特征指标提取方法。

2.3 疲劳指标变量

方向盘数据和车辆数据是判断驾驶员是否疲劳的重要指标。对采集到的数据进行预处理并建立一些与驾驶疲劳相关的指标变量,不仅能够有效提高数据的准确性,而且还能提高对驾驶员疲劳分析的准确度。

本文采用 MATLAB 软件,将连续 30s 采集的采样频率为 0.1Hz 的观测数据分成一个组。为了消除道路线形的影响,需要将采集到的方向盘角度减去每组的方向盘转动角度的平均值。此外,要将每组中的指标变量除以组内相应数据的最大绝对值来对数据进行归一化,以减小不同驾驶者驾驶习惯或个人差异对变量造成的影响。

针对每组数据,提取如下的疲劳检测变量:

变量₁ 方向盘角度均方差。

变量₂ 方向盘角度过线面积,利用梯形求面积法统计

30s 内方向盘过线面积 $\sum_{i=1}^{299} (\frac{|\theta'_i| + |\theta'_{i+1}|}{2}) * 0.1$, 其中 θ'_i 为 i 时刻经过预处理后的方向盘角度。

变量₃ 疲劳时间函数 $F(X)$ 。

变量₄ 方向盘速度均方差。

变量₅ 车辆速度均方差。

值得指出的是,疲劳时间函数表示的是驾驶员产生疲劳随时间变化的概率^[10]。被试总人员为 80 人,在持续驾驶 40min 前无人员疲劳,持续驾驶在 40min~60min 时间段时有两位驾驶员处于疲劳状态,而当驾驶时间持续到 100min 时,疲劳人数达到 20 人,在驾驶时间段 100min~140min 疲劳人数又增加了 30 人,直到持续驾驶 260min 所有被试人员全部疲劳。平均每个人在 260min 内出现疲劳的概率由函数 $F(x)$ 给出:

$$F(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 40\text{min} \\ \frac{1}{10}(x-40), & 40\text{min} < x \leq 60\text{min} \\ 2 + \frac{9}{20}(x-60), & 60\text{min} < x \leq 100\text{min} \\ 20 + \frac{3}{4}(x-100), & 100\text{min} < x \leq 140\text{min} \\ 50 + \frac{1}{4}(x-140), & 140\text{min} < x \leq 260\text{min} \end{cases}$$

3 实验结果分析

3.1 BP 神经网络

BP 网络是一种具有 3 层或 3 层以上的神经网络,包括输入层、隐藏层和输出层。当将一对学习样本提供给网络后,神经元的激活值从输入层经各中间层向输出层传输,在输出层的各神经单元间获得网络的输入响应,并按照减少目标输出与实际误差的方向,从输出层经过各隐藏层逐层修正各连接权值,最后回到输入层。随着这种误差逆的传播修正不断地进行,网络对输入模式响应的正确率也不断上升,最终使误差达到设定的目标值。BP 神经网络的学习算法属于全局逼近的方法,因而具有较好的泛化能力和容错能力^[11,12]。

疲劳驾驶识别 BP 网络的训练、验证及测试样本如表 1 所列,BP 神经网络输入层为指标变量 $x_i (i=1,2,\dots,5)$,分别表示方向盘角度均方差、方向盘过线面积、疲劳时间函数 $F(x)$ 、方向盘角速度均方差、车辆速度均方差。隐藏层包含 5 个神经元,网络输出层为样本状态,0 代表正常状态,1 代表疲劳状态。

表 1 疲劳驾驶神经网络样本格式

样本编号	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	状态
1	0.1966	0.2369	0.2182	0.2640	0.0115	0
2	0.0827	0.1770	0.7804	0.0647	0.1652	1
...	...	...	...	...	...	...

本文将采集的 179 个样本数据分为训练、验证和测试 3 个集合,其中训练数据有 108 个样本,验证数据有 35 个样本,测试数据有 36 个样本。设置网络的隐含层神经元传递函数为 tansig(Tan-Sigmoid,双曲正切 S 型传递函数),输出层神经元的传递函数为 logsig(Log-Sigmoid,对数 S 型传递函数),反向传播训练函数为 traingdx。

先用训练集样本对 BP 神经网络进行训练,每次训练后用验证样本带入,求其误差和,如果输出层得不到期望输出,则转入反向传播,根据预测误差调整网络权值和阈值,直到当训练误差不断减小而验证误差却增加时,终止训练并生成网络。

3.2 实验结果

为评价其检测准确率以及各个指标对疲劳的影响,利用测试集样本对疲劳数据进行测试。测试结果如表 2 所列。

表 2 各指标变量的疲劳检测准确率

使用的指标	疲劳检测准确率
方向盘角度均方差	77.78%
方向盘过线面积	77.78%
$F(x)$	88.89%
方向盘角速度均方差	77.78%
车辆速度均方差	77.78%
方向盘角度均方差、方向盘过线面积、 $F(x)$ 、方向盘角速度均方差、车辆速度均方差	91.67%

从表 2 中看出,方向盘角度均方差、方向盘过线面积、疲劳时间函数 $F(x)$ 、方向盘速度均方差、车辆速度均方差均与疲劳呈较强的相关性,特别是疲劳时间函数 $F(x)$,单个指标对疲劳的准确率检测就达到 88.89%,采用 5 个指标变量对疲劳的准确率高达 91.67%。整体对比单个指标和多个指标对疲劳检测的准确率可以发现,利用信息融合技术采用多个指标变量将会降低驾驶员个体差异的影响,提高疲劳检测系统的准确率和可靠性。

结束语 疲劳驾驶是导致重特大交通事故的主要原因之一。研究疲劳驾驶的形成原理、疲劳驾驶时的行为表现以及现阶段的疲劳检测机制,对疲劳检测的进一步研究以及减少因疲劳驾驶导致的交通事故具有十分重要的意义。

本文通过设计驾驶员疲劳检测系统,采集了被试人员的驾驶行为信息,主要包括方向盘转角、方向盘转动速度、车速、持续驾驶时间等,并提取了疲劳驾驶时的疲劳指标变量,在此基础上设计了能实现疲劳驾驶识别的 BP 神经网络算法。

实验结果显示,由于人体疲劳产生的复杂性,仅靠单一的疲劳指标变量进行疲劳检测的判别率较低。若综合多种疲劳特征信息,则能够提高疲劳状态检测的准确率。本项目采用方向盘角度均方差、方向盘过线面积、 $F(x)$ 、方向盘角速度均方差、车辆速度均方差 5 种疲劳指标变量,建立的 BP 神经网络系统实现了对疲劳驾驶 91.67% 的检测概率。

参考文献

- [1] 崔岩,谢斌,张俊,等.汽车驾驶人疲劳监测及预警装置研究现状[D].北京:中国农业大学 2008

(下转第 93 页)

- [19] Li J D. Testing each hypothesis marginally at alpha while still controlling FWER: how and when[J]. Statistics in Medicine, 2012,32(10):1730-1738
- [20] Benjamini Y, Hochberg Y. Controlling the false discovery rate; a practical and powerful approach to multiple testing[J]. Journal of the Royal Statistical Society. Series B(Methodological), 1995, 57(1):289-300
- [21] Qin W, Liu Y, Jiang T, et al. The Development of Visual Areas Depends Differently on Visual Experience[J]. PloS one, 2013,8(1):e53784
- [22] 刘晋, 张涛, 李康. 多重假设检验中 FDR 的控制与估计方法[J]. 中国卫生统计, 2012,29(2):305-308
- [23] Bilgin B, Brenner L. Context affects the interpretation of low but not high numerical probabilities: A hypothesis testing account of subjective probability[J]. Organizational Behavior and Human Decision Processes, 2013,121(1):118-128
- [24] Wang Y, Mei Y. A Multistage Procedure for Decentralized Sequential Multi-Hypothesis Testing Problems [J]. Sequential Analysis, 2012,31(4):505-527
- [25] 刘乐平, 张龙, 蔡正高. 多重假设检验及其在经济计量中的应用[J]. 统计研究, 2007,24(4):26-30
- [26] Yekutieli D, Benjamini Y. Resampling-based false discovery rate controlling multiple test procedures for correlated test statistics [J]. Journal of Statistical Planning and Inference, 1999,82(1):171-196
- [27] Benjamini Y, Liu W. A step-down multiple hypotheses testing procedure that controls the false discovery rate under independence[J]. Journal of Statistical Planning and Inference, 1999,82(1):163-170
- [28] Benjamini Y, Hochberg Y. On the adaptive control of the false discovery rate in multiple testing with independent statistics[J]. Journal of Educational and Behavioral Statistics, 2000,25(1):60-83
- [29] Benjamini Y, Yekutieli D. The control of the false discovery rate in multiple testing under dependency[J]. Annals of statistics, 2001,29(4):1165-1188
- [23] Benjamini Y, Krieger A, Yekutieli D. Adaptive linear step-up procedures that control the false discovery rate[J]. Biometrika, 2006,93(3):491-507
- [31] Benjamini Y. Discovering the false discovery rate[J]. Journal of the Royal Statistical Society; Series B(Statistical Methodology), 2010,72(4):405-416
- [32] Storey J. The positive false discovery rate: A bayesian interpretation and the q-value[J]. Annals of Statistics, 2003,31(2003):2013-2035
- [33] Tusher V, Tibshirani R, Chu G. Significance analysis of microarrays applied to the ionizing radiation response[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2001,98(9):5116-5121
- [34] Efron B. Microarrays, empirical bayes and the two-groups model [J]. Statistical Science, 2008,23(1):1-22
- [35] Guedj M, Robin S, Celisse A, et al. Kerfdr: a semi-parametric kernel-based approach to local false discovery rate estimation [J]. BMC bioinformatics, 2009,10(1):84-96
- [36] Efron B. Large-scale simultaneous hypothesis testing [J]. Journal of the American Statistical Association, 2004,99(465):96-104
- [37] Wu B, Guan Z, Zhao H. Parametric and nonparametric fdr estimation revisited[J]. Biometrics, 2006,62(3):735-744
- [38] Noble W. How does multiple testing correction work? [J]. Nature biotechnology, 2009,27(12):1135-1137
- [39] Xie Y, Pan W, Khodursky A. A note on using permutation-based false discovery rate estimates to compare different analysis methods for microarray data[J]. Bioinformatics, 2005,21(23):4280-4288
- [40] Strimmer K. A unified approach to false discovery rate estimation[J]. BMC Bioinformatics, 2008,9(1):303
- [41] Muralidharan O. An empirical bayes mixture method for effect size and false discovery rate estimation[J]. The Annals of Applied Statistics, 2010,4(1):422-438
- [42] Kim K, Van De Wiel M. Effects of dependence in high-dimensional multiple testing problems[J]. BMC bioinformatics, 2008,9(1):114
- [43] Wille A, Zimmermann P, Vranová E, et al. Sparse graphical gaussian modeling of the isoprenoid gene network in arabidopsis thaliana[J]. Genome Biol, 2004,5(11):R92
- [44] Langaas M, Lindqvist B, Ferkingstad E. Estimating the proportion of true null hypotheses, with application to dna microarray data[J]. Journal of the Royal Statistical Society; Series B(Statistical Methodology), 2005,67(4):555-572
- [45] Benjamini Y. Discovering the false discovery rate[J]. Journal of the Royal Statistical Society; Series B(Statistical Methodology), 2010,72(4):405-416

(上接第 69 页)

- [2] 李斌, 王猛, 汪林, 等. 驾驶时间对营运驾驶员驾驶能力影响的试验研究[J]. 公路交通科技, 2007,24(5):113-116
- [3] 李都厚, 刘群, 袁伟, 等. 疲劳驾驶与交通事故关系 [J]. 交通运输工程学报, 2010,10(2):104-109
- [4] 毛吉吉, 初秀民, 严新平, 等. 汽车驾驶员驾驶疲劳监测技术研究进展 [J]. 中国安全科学学报, 2005,15(3):108-112
- [5] 戚基艳. 汽车驾驶疲劳分析及其监测[J]. 汽车科技, 2011(1):34-38
- [6] 宋义伟, 夏芹, 朱学峰. 驾驶员疲劳驾驶监测方法研究的进展[J]. 自动化与信息工程, 2008,28(4):31-34
- [7] 冯舒. 基于驾驶座舱的驾车疲劳实验研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2007
- [8] 瞿洋. 驾驶疲劳评测系统的设计[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2006
- [9] 周传利. 司机疲劳监测系统中眼睛检测与跟踪研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2008
- [10] Thomy N, Thomas M N. Development of fatigue symptoms during simulated driving[J]. Accident Analysis and Prevention, 1999,29:479-488
- [11] 戚德虎, 康继昌. BP 神经网络的设计[J]. 计算机工程与设计, 1998,19(2):48-50
- [12] 杨凡, 赵建民, 朱信忠. 一种基于 BP 神经网络的车牌字符分类识别方法[J]. 计算机科学, 2006,32(8):192-195