

文章编号: 0258-2724(2014)04-0720-07 DOI: 10.3969/j.issn.0258-2724.2014.04.025

# 无侵入测量指标的驾驶疲劳检测性能评估

胥川, 王雪松, 陈小鸿

(同济大学道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804)

**摘要:** 为了准确检测驾驶疲劳状态, 利用高仿真度驾驶模拟器进行模拟实验, 采集了驾驶行为和眼动数据, 并进行了主观疲劳程度调查. 在此基础上, 设计了23种无侵入检测指标, 从与疲劳的相关性、二元检测性能、对道路线形的敏感性和个体一致性4方面, 评估了指标的性能并按综合性能排序. 研究表明: 眼闭合时间比例与主观疲劳程度(Karolinska sleepiness scale, KSS)的相关性最高, 为0.443; 二元检测性能最好的是眼闭合时间比例和车道偏移标准差; 眼动指标在曲-直路段的变化幅度均低于20%; 当KSS为7时, 除车中心越线时间比例外, 其余指标均存在显著的个体差异; 综合性能最高的指标依次为车道偏移标准差、闭眼时间比例和越线期间横向平均速度.

**关键词:** 疲劳驾驶; 无侵入测量指标; 疲劳检测; 驾驶模拟器

中图分类号: U491.254 文献标志码: A

## Evaluating Performance of Non-intrusive Indicators on Drowsy Driving Detection

XU Chuan, WANG Xuesong, CHEN Xiaohong

(The Key Laboratory of Road and Traffic Engineering, Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China)

**Abstract:** To detect the drowsiness state of the driver more accurately, a high-fidelity driving simulator was adopted to collect the driving behavior and eye movement data of drivers, and questionnaires were used to collect their subjective sleepiness scales. Based on these data, 23 non-intrusive indicators were developed. The indicators were evaluated from the aspects of their correlation with drowsiness, binary classification performance, sensitivity to road alignment, and individual homogeneity; and then ranked in terms of comprehensive performance. The results show that the percentage of eyelid closure time (PERCLOS) has the highest correlation (0.443) with the Karolinska sleepiness scale (KSS). The best binary classification performance of eye movement and driving indicators lies on PERCLOS and the lateral position standard deviation (LPSD). For eye movement indicators, the difference between straight line and curve is lower than 20%. When KSS is 7, all the indicators show significant individual difference except the percentage of lane crossing time of vehicle center. The top three non-intrusive indicators with the best comprehensive performance are PERCLOS, LPSD, and the average lateral speed during lane departure.

**Key words:** drowsy driving; non-intrusive indicator; drowsiness detection; driving simulator

疲劳驾驶是道路交通安全的严重威胁. 有研究 表明 疲劳驾驶状态下发生事故或接近发生事故的

收稿日期: 2013-12-13

作者简介: 胥川(1987-), 男, 博士研究生, 研究方向为交通心理与行为, E-mail: xuchuan7@gmail.com

通讯作者: 王雪松(1977-), 男, 教授, 博士, 研究方向为交通安全、交通统计分析、交通规划、驾驶模拟器应用, E-mail: wangxs@tongji.edu.cn

引文格式: 胥川, 王雪松, 陈小鸿. 无侵入测量指标的驾驶疲劳检测性能评估[J]. 西南交通大学学报, 2014, 49(4): 720-726.

风险是警觉驾驶状态的4~6倍<sup>[1]</sup>。此外,由于疲劳驾驶事故在高速公路上多发,高速、无制动、驶离道路等特点导致事故后果严重。2007年,我国由于疲劳驾驶造成的事故3349起,死亡1768人<sup>[2]</sup>。近年我国已经成为世界上第一大汽车的产销国,同时,高速公路的里程数也居世界第一。因此,减少疲劳驾驶引起的交通事故对当前我国具有特殊的重要性和时效性。但与酒后驾驶不同,目前还没有能作为庭审证据的疲劳驾驶客观测量方法,因此,利用法律手段解决疲劳驾驶问题的条件还不成熟。

开发车载疲劳预警系统,对驾驶员或车辆运行状态进行实时监控,并择机进行干预,被视为一种重要且有效的防疲劳驾驶主动安全手段。疲劳检测是系统开发的核心技术。采用恰当的疲劳检测指标是保证疲劳检测准确性的基础。疲劳检测指标可以分为侵入测量指标和无侵入测量指标。侵入测量指标包括脑电指标、心率指标等,虽然以往研究表明<sup>[3-4]</sup>它们与疲劳的关联密切,但此类指标的测量方式对正常驾驶有干扰,常用于实验研究;而无侵入测量指标包括驾驶行为指标、眼动指标、头部、面部(不含眼动)状态指标以及心率指标等,对这些指标的测量技术已经做到不对正常驾驶形成干扰,更适合实际应用。

目前,利用无侵入指标进行疲劳检测已有很多研究。文献[5]发现主要的驾驶行为指标有车道偏移标准差、方向盘角速度分布。文献[6]的研究表明,车道位置波动和方向盘角度波动成分是最主要的驾驶行为指标。文献[7]认为平均眨眼时间是眼动指标中重要的疲劳检测指标。文献[8]通过闭眼时间比例(percentage of eyelid closure, PERCLOS)和平均每次闭眼时间(闭眼时间与眨眼次数之比)来进行驾驶员疲劳程度检测。文献[9]在疲劳检测中加入了视点的时间分布指标来提高疲劳检测的精度。对于头、面部指标,文献[10]利用视频检测实现了打哈欠和无意识点头的实时识别。在心率指标方面,文献[11]利用安装在方向盘上的传感器检测驾驶员脉搏频率,提取心率变异率用于疲劳检测。

根据疲劳检测模型输入的指标类型和数量,可以分为单类指标检测<sup>[8,11-12]</sup>和多类指标检测<sup>[7,9,13-14]</sup>。但由于指标的疲劳检测性能未被充分认识,检测指标的选取缺乏依据。为了认识指标的检测性能,探索检测指标性能的评价方法,本研究通过高仿真度驾驶模拟器进行了模拟驾驶实验,采集了两种重要的无侵入指标,即驾驶行为指标和眼动

指标,并记录了驾驶员的主观疲劳程度。基于采集的数据,计算了23种无侵入检测指标,并从与疲劳程度的相关性、二元检测性能、对道路线形的敏感性、个体一致性对指标进行疲劳检测的性能评估,最后对指标进行了综合性能排序。

## 1 实验方法

### 1.1 驾驶模拟器

本实验采用同济大学高仿真度驾驶模拟器,如图1所示。该驾驶模拟器的运动系统为8自由度(6自由度支架和20m×5m的XY运动导轨),模拟舱体内部去掉发动机,并安装了方向盘和刹车力反馈、电子传感器和音响系统的梅甘娜3系轿车,所有操作和实车完全相同。其视觉场景主要由5台投影仪组成的柱面沉浸式投影系统提供,可视范围达250°×40°。车内的3个后视镜均被LED显示屏替代。驾驶模拟器的有效性通过了系统测试,该模拟器的仿真度可以满足研究需要。

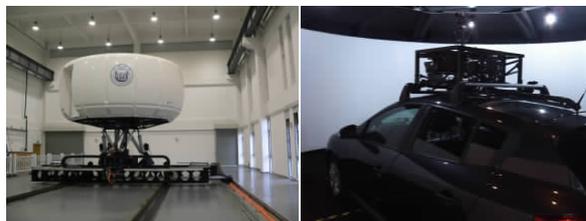


图1 同济大学高仿真度驾驶模拟器  
Fig. 1 High-fidelity driving simulator at Tongji University

### 1.2 受试人员

受试人员共15人,包括13位男性和2位女性,年龄 $33.9 \pm 4.9$ 岁(平均值±标准差,下同),累计驾驶里程为 $18 \pm 7.1$ 万km,驾龄 $7.5 \pm 2.1$ a。要求所有受试人员持有效驾照,身体状况良好,在实验前一个月内无药物服用史,测试前24h内不允许饮酒,测试前12h内不允许饮用咖啡、功能性饮料。受试人员在测试前都需要填写描述实验要求和权利的《实验知情同意书》。整个实验中,除一位驾驶员因睡着而导致实验中断外(中断前的数据依然在本研究中进行分析),其余驾驶员均正常完成实验。

### 1.3 实验设计

实验道路为一条环形双向6车道的郊区单调高等级公路,车道宽度3.75m。实验道路全长20km,每圈由6条长为2km的直线段(路段编号为1、3、5、9、11和13)、2条长为2km曲线段(路段编号为7和5)和其他连接曲线组成,如图2所示。

为了增加环境真实感,道路两旁设置绿草地、树木和少量的村落建筑.

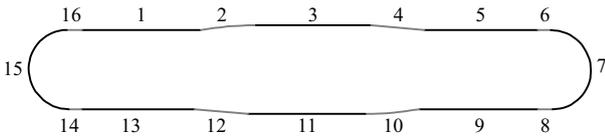


图2 实验道路的线形和路段编号  
Fig. 2 The experiment road alignment and segment ID

为了让受试人员在有限的实验时间内达到较高的疲劳程度,要求每位驾驶员在实验道路上连续驾驶6圈(约1 h),车速需要保持在120 km/h左右;驾驶期间不需要变换车道;实验车使用自动挡,驾驶员无需变换档位;实验期间不允许驾驶员使用手机、收音机、CD机等设备;无环境干扰(例如道路横风);不需要切换实验车的灯光(白天,无隧

道,无天气变化);少量其他交通车辆,但不会阻挡实验车所在车道.

### 1.4 实验流程

15位受试人员被随机分配为两种测试情况:值夜班后测试9位和午饭后测试6位.两种情况的实验时间如图3所示.值夜班后测试的驾驶员在一夜未睡眠的情况下,早上8点到达模拟器实验室进行实验;而午饭后测试的驾驶员在测试前一夜正常睡8 h,中午12点时,在工作人员的陪同下用标准午餐,然后在下午1点进行实验.两种情况的驾驶员都经历完全相同的实验流程,实验前先填写驾驶员基础信息调查表和测试前疲劳状态调查表;之后进入驾驶模拟器,先进行5 min的熟悉模拟器试驾,然后开始1 h的正式实验;实验结束后,要求驾驶员填写实验后疲劳状态调查表.

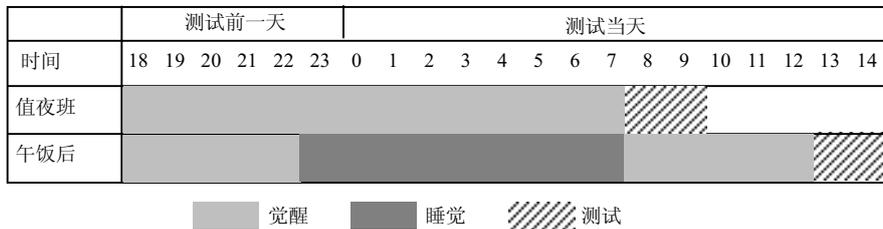


图3 值夜班后和午饭后的测试时间表  
Fig. 3 Time schedule of test for the period of night shift and after lunch

### 1.5 数据采集

客观数据的采集包括:驾驶行为参数包括速度、车道位置、方向盘转角,通过驾驶模拟器数据输入输出系统以10 Hz的采样频率记录;驾驶员面部视频通过内部监控摄像头记录;驾驶员眼动参数通过Smart eye眼动仪记录,采样频率为60 Hz.

实验过程中,驾驶员每圈在固定位置需要向工作人员报告主观疲劳等级(Karolinska sleepiness scale, KSS).为了便于驾驶员尽可能准确地判定疲劳状态,先将9级分为3种状态,清醒(1~4级),中间状态(5级)和疲劳状态(6~9级).先让驾驶员判断属于哪种状态,然后再评估属于该状态中的哪一级,以提高评估精度.

## 2 无侵入测量指标及其性能评估

### 2.1 测量指标

以实验道路中2 km长的直线、曲线路段为分析单元,计算每个单元内的无侵入测量指标,主要包括驾驶行为和眼动指标,共计23个.

驾驶行为指标包括车道指标、方向盘指标和车

速指标.其中车道指标主要提取了车道偏移统计指标和车道越线特征指标;方向盘指标主要提取了方向盘角度、角速度统计指标及反转特征指标;车速指标主要提取了车速统计指标及超速时间比例指标.而眼动特征指标主要提取了眨眼特征指标、闭眼时间比例指标和瞳孔大小指标.指标的统计信息如表1所示.

### 2.2 性能评估

本文通过4个角度对非侵入测量指标的性能进行评估,分别为与KSS的相关性、单指标Binary Logit模型的ROC面积、指标对道路线形的敏感性以及指标的驾驶员差异,并对指标的综合性能进行排序.除涉及到线形对比的分析外,其余分析均采用直线分析单元的数据.

#### (1) 疲劳相关性

表征疲劳程度的KSS为有序变量,检测指标为连续变量或等间距离散变量,因此,采用Spearman等级相关系数计算其相关性,其绝对值越大,说明变量与疲劳程度的相关性越强.各指标与KSS的Spearman相关系数如图4所示.

表 1 无侵入测量指标的描述性统计  
Tab. 1 Descriptive statistics of non-intrusive indicators

指标编号	指标符号	指标描述	直线段		曲线段	
			均值	标准差	均值	标准差
1	LP_stdev	车道偏移值的标准差 /m	0.306	0.134	0.382	0.133
2	LP_avg	车道偏移值的平均值 /m	0.214	0.269	-0.123	0.323
3	LD_Area <sup>①</sup>	越线时空面积 $A/(m \cdot s)$	1.627	4.207	4.055	5.843
4	LD_TArea <sup>②</sup>	越线时间加权的越线时空面积 $T/(m \cdot s)$	6.129	35.383	12.284	27.850
5	LD_Frequency	单个路段越线次数	0.660	1.118	1.714	1.857
6	LD_Speed	越线期间横向平均速度 $(m \cdot s^{-1})$	0.046	0.099	0.102	0.095
7	LD_Tc	车辆中心越线时间比例	0.002	0.017	0.002	0.009
8	LD_Te	车辆边缘越线时间比例	0.021	0.045	0.011	0.029
9	SW_Speed_stdev	方向盘角速度标准差 $(^\circ \cdot s^{-1})$	0.012	0.008	0.027	0.013
10	SW_Area_MA <sup>③</sup>	方向盘角度值与自回归滑动均值的面积之和 $M/(rad \cdot s)$	0.440	0.257	1.115	0.535
11	SWM_Re <sup>④</sup>	单个路段方向盘反转率 /次	190.485	29.522	144.983	27.979
12	SW_Range_1	方向盘角速度为 $0 \sim 2.5(^\circ/s)$ 的时间比例	0.876	0.085	0.718	0.154
13	SW_Range_2	方向盘角速度为 $2.5 \sim 5(^\circ/s)$ 的时间比例	0.077	0.037	0.141	0.046
14	SW_Range_3	方向盘角速度为 $5 \sim 7.5(^\circ/s)$ 的时间比例	0.024	0.020	0.059	0.034
15	SW_Range_4	方向盘角速度为 $7.5 \sim 10(^\circ/s)$ 的时间比例	0.010	0.012	0.030	0.024
16	SW_Range_5	方向盘角速度大于 $10(^\circ/s)$ 的时间比例	0.013	0.024	0.052	0.082
17	Speed	平均速度 $(km \cdot h^{-1})$	117.424	6.650	113.495	7.278
18	Speed_stdev	速度标准差 $(km \cdot h^{-1})$	2.866	2.860	2.568	1.924
19	Speeding_T	超速时间比例(即速度 $> 120 km/h$ 的时间比例)	0.311	0.372	0.132	0.271
20	Blink_Frequency	平均眨眼频率 $(次 \cdot s^{-1})$	0.504	0.318	0.365	0.291
21	Blink_duration	平均眨眼时间 /s	0.402	0.054	0.416	0.061
22	PERCLOS	闭眼时间比例	0.132	0.099	0.099	0.085
23	Pupil	平均瞳孔直径 /mm	3.807	0.894	3.740	1.085

注: ①  $A = \sum_{i=1}^n A_i$  其中  $A_i = \int d_i(\tau) d\tau$ ,  $d_i(\tau)$  为第  $i$  次越线时刻  $\tau$  的车辆越线距离;

②  $T = \sum_{i=1}^n T_i$  其中  $T_i = \tau_i \int d_i(\tau) d\tau$ ,  $\tau_i$  为第  $i$  次越线中车辆越线持续时间;

③  $M = \int |S(\tau) - S_{MA}(\tau)| d\tau$  其中  $S(\tau)$  为时刻  $\tau$  的方向盘转角,  $S_{MA}(\tau)$  为时刻  $\tau$  方向盘转角的自回归滑动均值, 且  $S_{MA}(0) = S(0)$ ,  $S_{MA}(\tau + \Delta\tau) = \alpha S_{MA}(\tau) + (1 - \alpha) S(\tau + \Delta\tau)$ ;

④ SWM\_Re 即方向盘反转率, 为单位时间内方向盘转动方向(顺时针变为逆时针或相反)的改变次数.

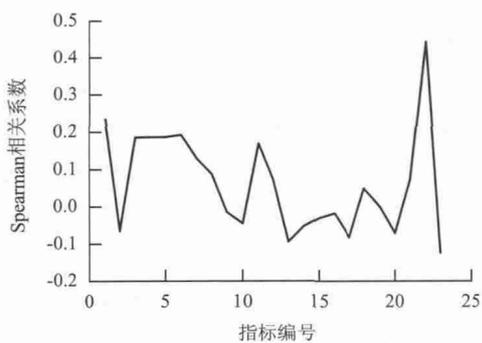


图 4 无侵入检测指标与 KSS 的 Spearman 相关系数  
Fig. 4 The Spearman correlation coefficients between non-intrusive indicators and KSS

图 4 表明: 所有变量中与 KSS 相关性最大的变量为 PERCLOS(相关系数  $r_s = 0.443$ ; 显著性  $p = 0.000$ ). 在驾驶行为指标中, LP\_stdev 与疲劳程度的相关性最高 ( $r_s = 0.237$ ;  $p = 0.000$ ); 同时表征车辆越线特征的指标 (LD\_Area、LD\_Tarea、LD\_Frequency 和 LD\_Speed) 以及 SWM\_Re 与 KSS 的  $r_s$  相对较高. 但从总体来看, 检测指标与 KSS 的相关性都较低, 其原因可能是: 无侵入指标与疲劳程度的相关性可能本来就相对较低. 因为驾驶疲劳和大脑有密切的直接联系, 大脑的相应观察指标(脑电)是疲劳的最直接观测指标, 但因有侵入无法实

际应用. 本文中的无侵入指标都是对疲劳的间接观测, 其相关性可能弱于侵入性的大脑观测指标.

### (2) 二元检测性能

ROC (receiver operating characteristic) 曲线由表征真正率的  $y$  轴和假正率的  $x$  轴构成, 用于描述和评价检测方法的准确性, 适用于二元分类情况. 根据 KSS 的描述, 把疲劳检测问题简化为二元分类问题, 即将 KSS 大于 7 的状态定义为疲劳状态 (正类), 将 KSS 小于 7 的状态定义为非疲劳状态 (负类). 真正率表示驾驶员处于实际为疲劳状态时被识别为疲劳状态的概率, 假正率表示驾驶员实际处于疲劳状态而被识别为非疲劳状态的概率. ROC 曲线下方面积 (area under curve, AUC) 提供了评价算法平均性能的参数, 它的理论取值范围在 0.5 ~ 1.0 之间. ROC 越快速逼近于左上角, ROC 曲线下方面积就越大, 识别算法的性能也越好. 在画出每个指标 ROC 曲线的基础上, 计算了每个指标的 AUC, 如图 5 所示.

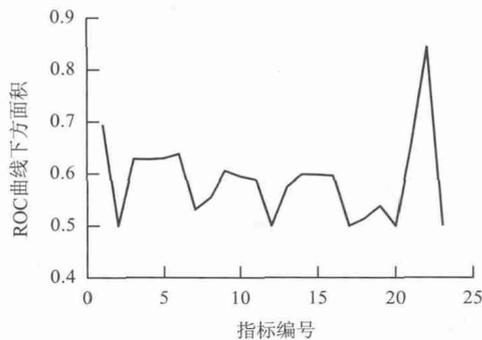


图5 无侵入检测指标的 AUC  
Fig. 5 The area under curve (AUC)  
for non-intrusive indicators

由图 5 可见, 眼动指标的 AUC 值差异很大, 其中 PERCLOS 的 AUC 值最高, 为 0.821; 而驾驶行为指标中, 越线特征指标和方向盘指标均呈现一定的相似特征, 并存在与其他指标差异较大的指标, 如 LD\_Tc、SW\_Range\_1 等. LP\_Stdev 的 AUC 值最高, 为 0.694; 速度指标的 AUC 普遍较低.

### (3) 道路线形的敏感度

在实际驾车过程中, 道路线形一直在发生变化. 如果某检测指标对道路线形变化敏感, 那它的检测性能容易受到道路线形的干扰, 可以推断其疲劳检测的可靠性较低. 而对道路线形变化不敏感的检测指标才可能是更为可靠的检测指标.

本文通过配对  $t$  检验测试各指标对于道路线形的敏感度, 即将驾驶员每圈通过路段 5 (直线) 和

7 (曲线)、路段 13 (直线) 和 15 (曲线) 分别配对进行检验. 配对样本  $t$  检验的基本步骤如下:

步骤 1 设  $(x_{qj}, x_{zj})$  为一组配对观测值,  $x_{qj}$  表示在曲线上的第  $j$  个观测值,  $x_{zj}$  表示在直线上的第  $j$  个观测值,  $j=1, 2, \dots, n$ . 计算配对数据的差值  $d_j = x_{qj} - x_{zj}$ .

步骤 2  $\mu_d$  为两配对样本之差值的总体均值, 提出 0 假设为  $\mu_d = 0$ , 对立假设为  $\mu_d \neq 0$ .

步骤 3 由式 (1) 计算  $t$  统计量,

$$t = \frac{\bar{d}}{S_d} = \frac{\bar{d}}{\frac{S_d}{\sqrt{n}}} = \frac{\bar{d}}{\sqrt{\frac{\sum (d - \bar{d})^2}{n(n-1)}}}, \quad (1)$$

式中:  $\bar{d}$  为  $d_j$  的均值;

$S_d$  为  $\bar{d}$  的样本标准差.

$t$  的自由度为  $d_f = n - 1$ .

步骤 4 根据  $d_f = n - 1$ , 确定临界值  $t_{\alpha}(n - 1)$ , 取  $\alpha = 0.01$ . 为了反映道路线形变化对指标的影响, 指标在曲线上相对于直线的变化幅度  $C$  由式 (2) 计算,

$$C = \frac{\bar{d}}{\bar{x}_z}, \quad (2)$$

式中:  $\bar{x}_z$  为该指标在所有直线段上的平均值;

配对  $t$  检验的结果表明, 除了 LD\_Tc, LD\_Te, Speed\_stdev, Blink\_duration 的配对  $t$  检验结果不显著外, 其余变量均显著.

从图 6 可见, 大多数疲劳检测指标会受到线形变化的影响, 其中眼动指标的变化幅度相对较低, 均低于 20%; 车道偏移标准差的变化幅度也相对较低, 为 23%; 有 9 种驾驶行为指标的变化值超过 100%, 包括 4 种越线特征指标和 3 种方向盘角速度指标, 可见在曲线路段越线更严重和频繁, 且方向盘角速度更多地分布在车速较大的区间.

### (4) 个体一致性

个体差异是造成疲劳检测算法适应性低的重要原因, 因此, 指标在不同驾驶员之间的一致性也是评价疲劳检测指标性能的重要方面. 为了排除其他因素的干扰, 本研究选取了每位驾驶员在 KSS 为 7 条件下直线路段的指标作为检验对象, 采用了  $k$  个独立样本检验方法中的 Kruskal-Wallis (KW) 检验. 针对某一指标的检验, 其 0 假设为不同驾驶员该指标的总分布相同; 对立假设为不同驾驶员该指标的总分布不同.

在 23 个指标中, 只有 LD\_Tc 的 0 假设成立, 即所有驾驶员 LD\_Tc 指标可以认为有相同的分

布;而对于其余指标都必须拒绝0假设,即不同驾驶员指标的总体分布不同,存在较大的个体差异.用H统计量比较指标之间的个体差异,即H统计量越大,说明指标的个体差异越大,反之亦然.由图7可以看出,车道越线指标的H统计量相对较小,而方向盘指标的H统计量值接近且相对较大,眼动指标中H统计量最小值为PERCLOS.

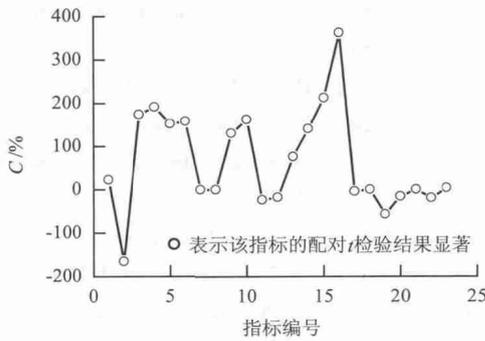


图6 检测指标的道路线形敏感度  
Fig.6 The sensitivity of non-intrusive indicators to road alignment

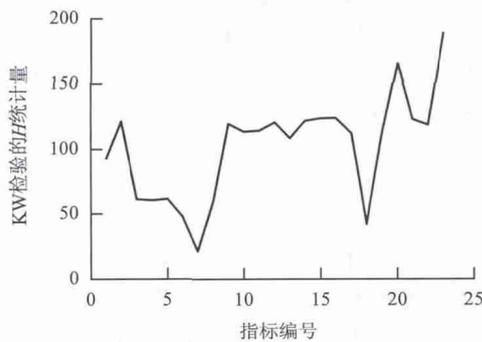


图7 检测指标的KW检验H统计量  
Fig.7 The H statistics of KW test for non-intrusive indicators

(5) 综合性能排序

为了获取检测指标在4个方面的综合性能,按照以下方法对指标进行综合性能排序.

① 确定各评价指标值与疲劳状态检测的关系.指标的Spearman相关系数越大,AUC越大,C越小,H统计量越小,则该指标在疲劳检测中的性能越好;

② 将检测指标各方面的性能指标按照由优到劣排序(例如,Spearman相关系数按降序排列,C按升序排列),获得每个指标在4个方面性能的排序;

③ 将每个指标的4个方面性能排名之和从低到高排序.排序越靠前的指标,综合性能越好.指标综合性能排序见表2.

表2 检测指标的综合性能排序  
Tab.2 Ranking of non-intrusive indicators in terms of comprehensive performance

指标编号	排序				
	综合	相关系数	AUC	C	H
1	1	2	2	10	8
22	2	1	1	9	14
6	3	3	4	17	3
7	4	8	17	3	1
5	5	4	5	16	7
8	6	11	15	2	4
21	7	14	3	1	19
4	8	5	7	21	5
3	9	6	6	20	6
18	10	18	18	4	2
11	11	7	13	11	13
13	12	10	14	13	9
17	13	12	21	5	11
23	14	9	20	6	23
14	15	17	9	15	18
9	16	22	8	14	15
12	17	13	22	8	16
10	18	19	12	18	12
19	19	23	16	12	10
20	20	15	19	7	22
15	21	20	10	22	20
2	22	16	23	19	17
16	23	21	11	23	21

由表2可以看出,检测指标中综合性能最好的3个指标为LP\_Stdev、PERCLOS和LD\_Speed,它们的道路线形敏感性和个体一致性性能并不突出,但与疲劳程度相关性和二元检测性能的排名都在前3名以内;越线特征指标的综合排序较靠前,均在前10名以内;描述方向盘特征的指标,其综合性能排序相对靠后(均在前10名以后),这说明越线指标比方向盘指标在疲劳检测中的综合性能更好.

3 结束语

本研究通过高仿真度驾驶模拟器进行了模拟驾驶实验,采集了驾驶行为和眼动信息数据,调查了主观疲劳程度,从与疲劳程度的相关性、二元检测性能、对道路线形的敏感性、个体一致性4方面,对指标进行了评估,得出以下结论:

- (1) 无侵入测量指标与疲劳程度的相关性普遍较低,在所有指标中,PERCLOS与KSS的相关性最高为0.443;
- (2) 眼动指标中的PERCLOS的AUC值在所

有指标中最高, 驾驶行为指标中 LP\_Stdev 的 AUC 值最高;

(3) 多数疲劳检测指标会受到线形变化的影响. 比较各指标在直线、曲线路段的变化结果表明: 眼动指标的变化幅度相对较低, 均低于 20%, 多数驾驶行为指标的变化率超过了 100%, 而车道偏移标准差的变化幅度相对较低, 仅为 23%;

(4) 在 KSS 为 7 的条件下, 除 LD\_Tc 外其余指标均存在显著的个体差异;

(5) 无侵入测量指标中, 驾驶疲劳检测综合性能最好的是 LP\_Stdev、PERCLOS 和 LD\_Speed.

本文实验是在驾驶模拟器中进行的, 结论的有效性还需要通过实车实验进行验证. 在进行个体一致性评价时, 发现有 22 个指标不能接受“不同驾驶员总体分布相同”的假设, 因此, 需要增加被试驾驶员数量, 对实验结果进行验证.

致谢: 同济大学道路与交通工程教育部重点实验室开放基金资助课题(2013100)

#### 参考文献:

- [1] KLAUER S G, DINGUS T A, NEALE V L, et al. The impact of driver inattention on near-crash/crash risk: an analysis using the 100-car naturalistic driving study data[R]. Washington D. C.: National Highway Traffic Safety Administration, 2006.
- [2] 公安部交通管理局. 中华人民共和国道路交通事故统计资料汇编 2001—2008[R]. 北京: 公安部交通管理局, 2009.
- [3] LI W, HE Q C, FAN X M, et al. Evaluation of driver fatigue on two channels of EEG data[J]. Neuroscience Letters, 2012, 506(2): 235-239.
- [4] PATEL M, LAL S K L, KAVANAGH D, et al. Applying neural network analysis on heart rate variability data to assess driver fatigue[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(6): 7235-7242.
- [5] LIU C C, HOSKING S G, LENNÉ M G. Predicting driver drowsiness using vehicle measures: recent insights and future challenges[J]. Journal of Safety

Research, 2009, 40(4): 239-245.

- [6] FORSMAN P M, VILA B J, SHORT R A, et al. Efficient driver drowsiness detection at moderate levels of drowsiness[J]. Accident Analysis and Prevention, 2013, 50: 341-350.
- [7] INGRE M, KERSTEDT T, PETERS B, et al. Subjective sleepiness, simulated driving performance and blink duration: examining individual differences[J]. Journal of Sleep Research, 2006, 15(1): 47-53.
- [8] JO J, LEE S J, PARK K R, et al. Detecting driver drowsiness using feature-level fusion and user-specific classification[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(4): 1139-1152.
- [9] ZHU Z, JI Q. Real time and non-intrusive driver fatigue monitoring[C]//The 7th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems Proceedings. Washington D. C.: IEEE, 2004: 657-662.
- [10] JI Q, YANG X. Real-time eye, gaze, and face pose tracking for monitoring driver vigilance[J]. Real-Time Imaging, 2002, 8(5): 357-377.
- [11] HU S, BOWLDS R L, GU Y, et al. Pulse wave sensor for non-intrusive driver's drowsiness detection[C]//Engineering in Medicine and Biology Society. [S. l.]: IEEE, 2009: 2312-2315.
- [12] NODINE E. The detection of drowsy drivers through driver performance indicators[M]. Ann Arbor: UMI Dissertation Publishing, 2008: 65-76.
- [13] 张丽雯, 杨艳芳, 齐美彬, 等. 基于面部特征的疲劳驾驶检测[J]. 合肥工业大学学报: 自然科学版, 2013, 36(4): 448-451.  
ZHANG Liwen, YANG Yanfang, QI Meibin, et al. Detection of fatigue driving based on facial features[J]. Journal of Hefei University of Technology: Natural Science, 2013, 36(4): 448-451.
- [14] 朱淑亮. 基于视频图像分析与信息融合的驾驶员疲劳检测技术研究[D]. 济南: 山东大学, 2011.

(中文编辑: 秦萍玲 英文编辑: 兰俊思)