第 25 卷 第 6 期 2012年11月

中 公 路 报

China Journal of Highway and Transport

Vol. 25 No. 6 Nov. 2012

文章编号:1001-7372(2012)06-0123-06

基于 Logistic 回归的危险认知模型与 避撞时间模型的对比

林庆峰1,成 波2,徐少兵2,李升波2

- (1. 北京航空航天大学 交通科学与工程学院,北京 100191;
- 2. 清华大学 汽车安全与节能国家重点实验室,北京 100084)

摘要:为比较基于 Logistic 回归的驾驶人危险认知模型(RPL 模型)与避撞时间模型(TTC 模型)对 跟车状态的辨识能力,利用图像式汽车行驶记录仪采集城市交通环境下的驾驶行为数据,分析驾驶 人制动行为与跟车状态判断之间的关系。基于信号检测论建立了 RPL 模型和 TTC 模型的性能评 价方法,对 2 种模型的判别准确率、似然比和辨别力指数进行比较和分析。结果表明: RPL 模型和 TTC 模型在城市低速近距离跟车工况下均具有较高的判别准确率; RPL 模型的判别准确率达到 93%,安全阈值为条件概率取 0.4,TTC 模型的判别准确率达到 92%,安全阈值为 5 s; 2 种模型的 似然比和辨别力指数接近,表明2种模型判别跟车危险程度的能力相近;与TTC模型相比,RPL 模型具有更大的适用范围。

关键词:交通工程;驾驶人行为;信号检测论;危险认知;避撞时间

中图分类号: U491. 265 文献标志码:A

Comparison of Risk Perception Model Based on Logistic Regression and Time-to-collision Model

LIN Qing-feng¹, CHENG Bo², XU Shao-bing², LI Sheng-bo²

- (1. School of Transportation Science and Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;
- 2. State Key Laboratory of Automotive Safety and Energy, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: To compare the accuracy of driver risk perception model based on logistic regression (RPL model) and time-to-collision (TTC) model, driving data in actual traffic flow were collected by video based driving recorder and the relationship between driver braking behavior and the identification of following status was analyzed. A method of performance assessment for RPL and TTC models was proposed based on signal detection theory and the prediction accuracy, discriminability index and likelihood ratio of two models were compared and analyzed. The results show that both RPL and TTC models have satisfying accuracy in low-speed condition and shortdistance car-following situation, RPL model reaches 93% with conditional probability of 0.4 as safety threshold and TTC model reaches 92% with time-to-collision of 5 s as safety threshold. The discriminability index and likelihood are similar for two models, so that two models have similar performance of distinguishing car-following risk, but compared with TTC model, RPL model has a slightly wider scope of application.

收稿日期:2012-03-02

基金项目:国家高技术研究发展计划("八六三"计划)项目(2012AA112308,2011AA110402)

作者简介:林庆峰(1975-),男,吉林敦化人,讲师,工学博士,博士后,E-mail:linqf@buaa.edu.cn。

Key words: traffic engineering; driver behavior; signal detection theory; risk perception; time to collision

0 引 言

近年来,跟车过程中驾驶人危险认知行为的研究得到了广泛关注,驾驶人跟车过程中根据何种信息何时进行减速操作以及采取多大的制动减速度进行减速等都是研究者们关注的重点[1-7]。车辆跟驰行为中,避撞时间(Time-to-collision,TTC)是描述两车关系的常用物理量,是指两车按当前的速度匀速直线运动直至发生碰撞的时间,TTC常用来评价跟车过程中车辆间的危险程度。有研究人员利用图像式汽车行驶记录仪(Video Drive Recorder,VDR)在北京市采集自然驾驶状态下的驾驶行为数据,开展了紧急情况下的驾驶行为研究[8-10],建立了基于Logistic 回归的驾驶人跟车危险认知模型(简称为RPL模型)。

为了比较 RPL 模型与 TTC 模型在城市交通环境下对驾驶人跟车状态的辨识能力,本文中利用采集的追尾交通冲突数据,通过分析驾驶人制动操作与跟车状态判断之间的关系,基于信号检测论建立城市低速近距离跟车工况下 RPL 模型和 TTC 模型的性能评价方法。

1 TTC 和 RPL 模型

1.1 TTC 模型

TTC 的计算式为

$$\delta_{\text{TTC}} = \frac{D}{V_{\text{SV}} - V_{\text{LV}}} = -\frac{D}{V_{\text{RV}}} \tag{1}$$

式中:D 为车间距离; $V_{\rm SV}$ 为跟驰车速度; $V_{\rm LV}$ 为前车速度; $V_{\rm RV}$ 为相对速度; $V_{\rm SV}$, $V_{\rm LV}$ 和 $V_{\rm RV}$ 的单位为 ${\rm m \cdot s^{-1}}$; $\delta_{\rm TTC}$ 为 TTC 的值,单位为 ${\rm s}$ 。

由 TTC 的计算式可知,当跟驰车速度与前车速度相等时,TTC 趋于无穷大;当跟驰车速度小于前车速度时,TTC 小于 0; 当跟驰车速度大于前车速度时,TTC 大于 0。根据 TTC 的物理含义,TTC 小于等于 0 时,两车间不可能发生碰撞,当 TTC 大于 0 时,两车有可能发生碰撞。因此,TTC 常用来判断车辆是否会发生追尾事故。为了避免两车间的相对速度为 0 从而导致 TTC 趋向于无穷大的问题,常用 TTC 的倒数 iTTC 来代替 TTC,iTTC 的单位为 s^{-1} 。

为了从驾驶人认为是安全的跟车状态中辨别出

不安全的状态,需要建立一个 TTC 安全阈值。如果计算得到的 TTC 大于 TTC 安全阈值,表明车辆处于安全的跟车状态,反之表明车辆处于危险的跟车状态。TTC 安全阈值模型在车辆追尾防碰撞系统的预警策略研究中得到了广泛的关注和应用。Hirst 等[11-12]建议车辆追尾防碰撞系统应采用 TTC 等于3 s 的安全阈值作为预警策略。

1.2 RPL 模型

利用采集的自然驾驶状态下的驾驶行为数据,以跟车时驾驶人的判断类别为因变量 Y:判断为危险,Y=1;判断为安全,则 Y=0。自变量选取 D, $V_{\rm SV}$, $V_{\rm RV}$,THW 和 iTTC 等指标,其中 THW 表示跟车时距。计算在这些影响因素下驾驶人判断危险发生的条件 概率 为: P=P (Y=1 | D, $V_{\rm SV}$, $V_{\rm RV}$,THW,iTTC)。利用逐步回归筛选出模型的输入变量,最终确定进入模型的变量为 iTTC 和 THW,Logistic 回归模型可表示为

$$P = \frac{e^{-1.3+15.3\delta_{\text{iTTC}}-2.62\delta_{\text{THW}}}}{1 + e^{-1.3+15.3\delta_{\text{iTTC}}-2.62\delta_{\text{THW}}}}$$
(2)

式中: δ_{iTTC} , δ_{THW} 分别为 iTTC 和 THW 的值,其中 δ_{THW} = D/V_{SV} 。

设 $H=-1.3+15.3\delta_{iTTC}-2.62\delta_{THW}$,则 H 与 P 之间的关系为:当 $H\rightarrow +\infty$ 时,P 值渐近于 1;当 $H\rightarrow -\infty$ 时,P 值渐近于 0; P 值的变化在 $0\sim 1$ 之间,并且其随 H 值的变化以点(0,0.5)为中心呈对称 S 形变化(见文献[10])。

2 研究方法

2.1 信号检测论原理分析

本文中将信号检测论引入到驾驶人跟车状态辨识的研究中。信号检测论以统计决策理论为基础,利用信号和噪音的统计特性,在某观察时间内将掺有噪音(N)的信号 (S_N) 从噪音中辨别出来。以有无法为例,基本原理是针对某一观察到的事件,从2个可选择的方面中选择1个,因此必须有1个选择的标准。由于事物之间的区别并不十分明显,人们的决策往往非对即错,当刺激超过该标准时被试就有信号反应,当刺激达不到这一标准时被试就无信号反应。

2.1.1 基本概率

被试对有无信号出现的判断可以分成 4 种:①

当信号出现时,被试报告"有",这称为击中,数量表 示为 f_1 ;②当信号出现时,被试报告"无",则称为漏 报,数量表示为 f_2 ;③当只有噪音出现时,被试报告 "有",就称为虚惊或误报,数量表示为 f_3 ;④当无信 号而只有噪音出现时,被试报告"无",这称为正确否 定,数量表示为 f_4 。其中,击中的条件概率可表示 为 $P(y/S_N)$,其计算式为 $P(y/S_N) = f_1/(f_1+f_2)$ 。 漏报的条件概率可表示为 $P(n/S_N)$, 计算式为 $P(n/S_N) = f_2/(f_1 + f_2)$ 。误报的条件概率表示为 P(y/N),计算式为 $P(y/N) = f_3/(f_3 + f_4)$ 。正确 否定的条件概率表示为P(n/N),计算式为 $P(n/N) = f_4/(f_3 + f_4)$ 。因此在每种刺激状态下 都存在2种反应可能,其组合就构成一个判决矩阵 (表 1)。正确判断次数除以试验的总次数就是正确 判断的百分数P(C),称为判别准确率,计算式可表 示为 $P(C) = (f_1 + f_4)/(f_1 + f_2 + f_3 + f_4)$ 。

表 1 判决矩阵

Tab. 1 Judgment Matrix

刺激		反应(决策)	
		y(有)	n(无)
事实	$S_{ m N}$ (有信号)	击中 f_1 , $P(y/S_N)$	漏报 f_2 , $P(n/S_N)$
	N(无信号)	误报 f ₃ ,P(y/N)	正确否定 f_4 , $P(n/N)$

2.1.2 辨别力指数和似然比

图 1 为信号检测试验中噪声与信号引起的感觉 分布及各概率分布。从图 1 可以看出,如果被试的 判断标准为C,且刺激引起的效应强度达到了C的 水平,就判断为有信号,反之就判断为无信号。因 此,只要在检测试验中计算得到击中和误报概率,那 么就可以根据正态分布下的 PZO 转换表计算出 C点到2个分布峰值的距离(以Z分数表示)。在信 号引起的效应强度分布中,坐标 C 到其峰值的距离 等于 Z_{SN} 。 Z_{SN} 是以击中概率借助 PZO 转换表得到 的标准分值。同样,在噪声引起的效应强度分布中, 坐标 C 到其峰值的距离等于一 Z_N ,是以误报概率借 助 PZO 转换表得到的标准分值,因此 2 个分布峰值 的距离为: $d' = Z_{SN} - Z_{N}$ 。由于信号和噪声在信号 检测系统中引起的效应强度分布峰值距离越大,信 号检测系统对信号的辨别力越强,反之越弱。因此, d 作为信号检测系统对信号分辨能力的测量参数, 称为辨别力指数。

图 1 中,在判断标准 C 处,做 1 条垂直于横坐标的线,其与由信号引起的感觉分布曲线交点纵坐标记作 $O_{\rm SN}$;其与由噪声引起的感觉分布曲线交点纵坐标记作 $O_{\rm N}$ 。当 C 在横坐标轴上的位置右移(判断

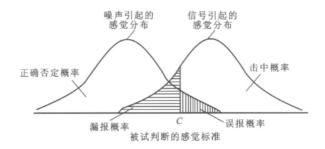


图 1 信号检测试验中噪声与信号引起的 感觉分布及概率分布

Fig. 1 Distribution of Sensations and Probabilities
Attributed to Noise and Signal in Signal
Detection Experiment

标准 C 提高),此时 $O_{\rm SN}$ 增大, $O_{\rm N}$ 减少,二者的比值 增大;反之,当 C 在横坐标轴上的位置左移(判断标准 C 降低),此时 $O_{\rm SN}$ 减少, $O_{\rm N}$ 增大,二者的比值减小。因此, $O_{\rm SN}/O_{\rm N}$ 值可以反映信号检测过程中判断标准的高低,信号检测论将其称为似然比,记为 β ,计算公式为 β = $O_{\rm SN}/O_{\rm N}$ 。

综上,d 和 β 是信号检测试验的 2 个基本参数,也是描述信号检测系统的 2 个最有效参数 a d 能够直接反映信号检测系统对信号和噪声的区分能力, β 可以反映被试在判断信号时的主观标准 [13] 。

2.2 驾驶人跟车状态分析

2.2.1 跟车状态分类

驾驶人在跟车过程中,一旦前车开始紧急制动,则需要根据车辆间的危险状态的变化(危险刺激的强弱)来判断何时采取制动以及采取多大的制动减速度进行制动。因此,驾驶人制动时刻的车辆状态可以被视为"需要制动"的危险跟车状态,而前车制动时刻的跟车状态可以被视为"不需要制动"的安全跟车状态。因此,从驾驶人的感受来看,跟车过程中的车辆状态形成了2个分布:安全状态分布和危险状态分布(图2)。

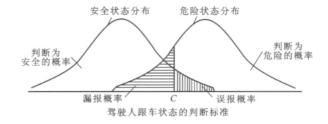


图 2 跟车状态分布

Fig. 2 Distribution of Car-following Status

从图 2 可以看出,如果驾驶人的跟车状态在安全状态分布里面,那么该时刻的状态就应该是安全的,如果驾驶人的跟车状态在危险状态分布里面,那

么该时刻的状态就应该是危险的。然而2个分布是相交的,这表明驾驶人对有些跟车状态的判断存在偏差。图2中C与其左侧安全状态分布围成的面积代表了安全状态被正确判别的概率(正确否定),C与其右侧安全状态分布围成的面积代表了安全状态被判别为危险的概率(误报)。同样,C与其右侧危险状态分布围成的面积代表了危险状态被正确判别的概率(击中),C与其左侧危险状态分布围成的面积代表了危险状态没有被正确判别的概率(漏报"的概率就会发生改变。例如当C向左侧移动时,"漏报"的概率减少,而"误报"的概率增加。反之则"漏报"的概率增加,而"误报"的概率减少。因此,C的位置就是驾驶人跟车状态的判别标准。

2.2.2 判别标准的影响因素

驾驶人对跟车状态的判别标准并不一致。例如 有的驾驶人比较谨慎,宁愿将更多的安全跟车状态 判断为危险,也不能让极少数危险跟车状态被判断 为安全,即宁可让误报大量增加,也不能容忍漏报少 量增加。这类驾驶人跟车过程中通常保持较大的车 间距离,当遭遇前车轻微减速时就会迅速采取相应 的制动操作,这样的驾驶行为表明该类驾驶人的判 别标准较低,即承受风险的程度偏低,相应的 C 直 线位置比较靠左侧。与谨慎型的驾驶人相比,有的 驾驶人比较激进,不轻易采取制动。这类驾驶人宁 愿将更多的危险跟车状态判断为安全,也不能让极 少数安全跟车状态被判断为危险,即宁可让漏报大 量增加,也不能容忍误报少量增加。该类驾驶人跟 车过程中通常保持较小的车间距离。当遭遇前车轻 微减速时不会迅速采取制动操作,这样的驾驶行为 表明该类驾驶人的判别标准较高,即承受风险的程 度偏高,相应的 C 直线位置要往右侧移。

2.2.3 模型评价方法

针对利用 VDR 采集的追尾冲突数据,经预处理后最终确定 424 组追尾冲突数据。为了评价 RPL 模型的性能,以驾驶人安全和危险跟车状态的 判断类别作为因变量,影响驾驶人判断的车辆状态 参数作为自变量。分别提取 424 组追尾冲突数据中每组数据的前车制动时刻(安全跟车状态)和跟驰车制动时刻(危险跟车状态)的 THW 和 iTTC 变量,将变量代入到 RPL 模型计算各样本的 RPL 值,并给出危险和安全跟车状态的 RPL 分布,然后根据计算出的 RPL 模型判别准确率,确定判别准确率最大时的判断标准 C,以及对应的辨别力指数 d 和似然

比多。

同样,为了评价 TTC 模型的性能,以驾驶人对安全和危险跟车状态的判断类别作为因变量,影响驾驶人判断的 TTC 作为自变量,分别提取 424 组追尾冲突数据中每组数据的前车制动时刻(安全跟车状态)和跟驰车制动时刻(危险跟车状态)的 TTC,计算危险和安全跟车状态数据的分布,然后计算TTC 模型的判别准确率,确定判别准确率最大时的判断标准 C,以及对应的辨别力指数 d 和似然比 β 。最后比较 RPL 模型和 TTC 模型的总的判别准确率、辨别力指数 d 和似然比 β 来综合评价 2 个模型的性能,在实际计算时用 iTTC 代替 TTC。

3 模型评价

3.1 RPL 模型评价

以前车制动和跟驰车制动时刻的 THW 和 iTTC 作为输入变量代入 RPL 模型中计算对应的 P 值,两时刻 P 的分布如图 3 所示。RPL 模型的误报率、漏报率和准确率的变化如图 4 所示。从图 3 可以看出,对于前车制动时刻,P 在 $0\sim0.1$ 范围内的数量约占总数的 68%;对于跟驰车制动时刻,P 在 $0.9\sim1$ 范围内的数量约占总数的 69%。

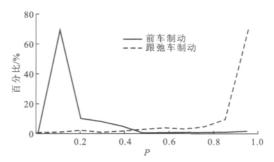


图 3 前车制动和跟驰车制动时刻的 P 分布

Fig. 3 Distribution of P at Leading Vehicle and Successive Vehicle Braking Onset

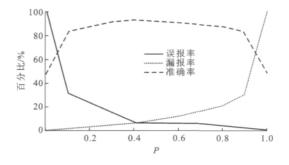


图 4 RPL 模型的误报率、漏报率和准确率 Fig. 4 False Alarm Rates, Miss Alarm Rates and Accuracy of RPL Model

从图 4 可以看出,随着计算得到的 RPL 判别标准值逐渐右移,模型的误报率降低,漏报率增加,模型的准确率在 P 取 0.4 时达到最大(对应的判别准确率为 93%),此时误报率为 8%、漏报率为 5.9%,结果见表 2。 RPL 模型的判别准确率达到最大时的击中概率为 94.1%,误报概率为 8%,查正态分布下的 PZO 转换表得到相应的 $Z_{\rm SN}=1.56$, $Z_{\rm N}=-1.41$, $O_{\rm SN}=0.119$, $O_{\rm N}=0.149$ 。因此 $d'=Z_{\rm SN}-Z_{\rm N}=2.97$, $\beta=O_{\rm SN}/O_{\rm N}=0.8$ 。

表 2 RPL 模型的判决矩阵

Tab. 2 Judgment Matrix of RPL Model

	刺激	反应(决策)	
本リ <i>/6</i> X		y(危险)	n(安全)
事实	S _N (危险)	399,94.1%	25,5.9%
争头	N(安全)	34,8%	390,92%

3.2 iTTC 模型评价

分别提取 424 组追尾冲突数据中每组数据的前车制动时刻和跟驰车制动时刻的 iTTC,计算两时刻 iTTC 的分布(图 5)。iTTC 模型的误报率、漏报率和准确率的变化如图 6 所示。

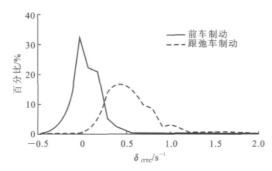


图 5 前车制动和跟驰车制动时刻的 iTTC 分布 Fig. 5 Distribution of iTTC at Leading Vehicle and Successive Vehicle Braking Onset

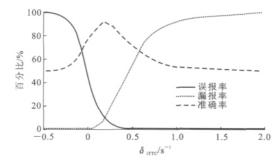


图 6 iTTC 模型的误报率、漏报率和准确率 Fig. 6 False Alarm Rates, Miss Alarm Rates and Accuracy of iTTC Model

从图 5 可以看出,对于前车制动时刻,iTTC 多数分布在 $-0.15\sim0.15$ s^{-1} 的范围内,数量约占总

数的 86%;对于跟驰车制动时刻,iTTC 多数分布在 $0.25\sim0.75~{\rm s}^{-1}$ 的范围内,数量约占总数的 80%。从图 6 可以看出,随着计算得到的 iTTC 判别标准值逐渐右移,模型的误报率降低,漏报率增加。当 $\delta_{\rm iTTC}=0.2~{\rm s}^{-1}$ 时,iTTC 模型的准确率最高(对应的判别准确率为 92%),此时误报率为 9.2%,漏报率为 6.8%,结果见表 $3.{\rm iTTC}$ 模型的判别准确率达到最大时的击中概率为 93.2%,误报概率为 9.2%,查正态分布下的 PZO 转换表得到相应的 $Z_{\rm SN}=1.48$, $Z_{\rm N}=-1.34$, $Z_{\rm N}=0.134$, $Z_{\rm N}=0.163$ 。因此 $Z_{\rm N}=0.182$ 。

表 3 iTTC 模型的判决矩阵

Tab. 3 Judgment Matrix of iTTC Model

	刺激	反应(决策)		
料」成		y(危险)	n(安全)	
事实	$S_{ m N}$ (危险)	395,93.2%	36,6.8%	
	N(安全)	39,9.2%	385,90.8%	

3.3 RPL 和 iTTC 模型对比分析

对比 iTTC 模型和 RPL 模型的判别准确率,可以看出 2 个模型的判别准确率均较高,这说明在城市跟车工况下,RPL 和 iTTC 模型均能够较好地符合驾驶人实际的危险认知行为。P 取 0.4 时,RPL 模型的误报率为 8%,漏报率为 5.9%; $\delta_{iTTC}=0.2$ s⁻¹时,iTTC 模型的误报率为9.2%,漏报率为6.8%。可以看出 2 个模型的漏报均较低,这表明2个模型均能体现驾驶人行驶安全性的要求。

由计算得到的辨别力指数 d 和似然比 β 结果可知,尽管 RPL 模型辨别力指数 (d'=2.97) 大于 iT-TC 模型辨别力指数 (d'=2.82),但差别很小,说明在相同条件下 RPL 和 iTTC 模型的性能近似。此外,2 个模型的似然比 β 非常相似,说明 2 个模型的判别标准相似。

在近距离跟车工况下,当跟驰车采取与前车相同的车速行驶时,由于两车间的距离较近,一旦前车紧急制动,跟驰车驾驶人则难以保证有足够的反应时间来回避危险的发生,即该工况下车辆间存在较大的潜在危险。iTTC模型无法评价两车速度相等时车辆间的危险程度,而RPL模型包含有THW变量,能够在两车等速行驶时评价车辆间的危险程度,因此,与iTTC模型相比,RPL模型具有更大的适用范围。

4 结 语

(1)提出了一种基于信号检测论的驾驶人跟车

危险认知模型的性能评价方法,研究结果表明该方法可有效评价 RPL 模型和 TTC 模型对驾驶人跟车状态的辨识能力。

- (2) RPL 和 TTC(iTTC)模型的判别准确率均较高,其中,RPL模型的判别准确率为93%,安全阈值为条件概率取0.4;TTC模型的判别准确率为92%,安全阈值为避撞时间取5 s,两模型的辨别力指数和似然比接近。这表明在城市交通环境下两模型均有较高的辨识能力,能够较好地符合城市跟车工况下的驾驶人跟车危险认知行为特性。
- (3)TTC 模型无法应用在前车与跟驰车速度相同的跟车工况,而 RPL 模型包含 THW 参量,因此,与 TTC 模型相比,RPL 模型的适用范围更广。

参考文献:

References:

- [1] KIEFER R J, LEBLANC D J, FLANNAGAN C A.
 Developing an Inverse Time-to-collision Crash Alert
 Timing Approach Based on Drivers' Last-second Braking and Steering Judgments[J]. Accident Analysis &
 Prevention, 2005, 37(2):295-303.
- [2] MILANÉS V, PÉREZ J, GODOY J, et al. A Fuzzy Aid Rear-end Collision Warning/Avoidance System [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(10): 9097-9107.
- [3] SMITH D L, NAJM W G, GLASSCO R A. Feasibility of Driver Judgment as Basis for a Crash Avoidance Database[J]. Transportation Research Record, 2002, 1784:9-16.
- [4] VOGEL K. A Comparison of Headway and Time to Collision as Safety Indicators[J]. Accident Analysis & Prevention, 2003, 35(3), 427-433.
- [5] 张浩然,任 刚,王 炜.基于相关分析和安全车距的 跟驰模型[J].交通运输工程学报,2007,7(1):73-75. ZHANG Hao-ran, REN Gang, WANG Wei. Car-following Model Based on Correlation Analysis and Safe Headway[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering,2007,7(1):73-75.
- [6] 魏 朗,周维新,李春明,等. 代素珍驾驶员道路认知特性模型[J]. 交通运输工程学报,2005,5(4):116-120.
 - WEI Lang, ZHOU Wei-xin, LI Chun-ming, et al.

- Driver Perception Model for Road Structure Parameters[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2005, 5(4):116-120.
- [7] 肖永剑,杨建国,王兆安.基于占先度的驾驶员冲突避 碰决策模型[J].交通运输工程学报,2009,9(5):116-120.
 - XIAO Yong-jian, YANG Jian-guo, WANG Zhao-an. Driver's Conflict Avoidance Decision Model Based on Preemptive Level[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering,,2009,9(5):116-120.
- [8] 林庆峰,成 波,屈肖蕾,等.基于驾驶员制动操作行为的车辆追尾预警算法[J].汽车工程,2012,34(3): 232-235.
 - LIN Qing-feng, CHENG Bo. QU Xiao-lei, et al. Vehicle Rear-end Collision Warning Algorithm Based on Driver's Braking Behavior[J]. Automotive Engineering, 2012, 34(3): 232-235.
- [9] CHENG B, LIN Q F, SONG T J, et al. Analysis of Driver Brake Operation in Near-crash Situation Using Naturalistic Driving Data[J]. International Journal of Automotive Engineering, 2011, 2(4), 87-94.
- [10] 林庆峰,成 波. 基于 Logistic 回归的驾驶人跟车危险认知模型[J]. 中国公路学报,2011,24(6):103-
 - LIN Qing-feng, CHENG Bo. Model of Driver Risk Perception in Car-following Based on Logistic Regression[J]. China Journal of Highway and Transport, 2011,24(6):103-108.
- [11] HIRST S, GRAHAM R. The Format and Perception of Collision Warnings[M]//NOY I Y I. Ergonomics and Safety of Intelligent Driver Interfaces. Mahwah: Lawrence Erlbaum Associates, 1997; 203-219.
- [12] BROWN T L, LEE J D, MCGEHEE D V. Human Performance Models and Rear-end Collision Avoidance Algorithms[J]. Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society, 2001, 43 (3):462-482.
- [13] 邓 铸. 应用实验心理学[M]. 上海: 上海教育出版 社,2006.
 - DENG Zhu. Applied Experimental Psychology [M]. Shanghai: Shanghai Educational Publishing House, 2006.