doi: 10.3969/j.issn.1002-0268.2018.04.013

基于 Ordered Probit 模型的追尾事故 严重性影响因素分析

王 鹏¹, 卢小钊¹, 闫章存¹, 张敏捷²

(1. 西南交通大学 交通运输与物流学院, 四川 成都 610031; 2. 宁波工程学院, 浙江 宁波 315211)

摘要: 为了减少机动车事故带来的人身财产损失, 给相关管理部门提供决策意见的理论支持, 分析追尾事故的独特规律, 以及研究环境因素、道路因素、车辆因素和驾驶员因素等影响因素与追尾事故严重程度之间的致因关系至关重要。通过对北卡罗来纳州 2010—2014 年的交通事故数据进行筛选分析, 最终得到 1 315 条具有完整信息的追尾事故数据, 并对数据重新编码。考虑到事故严重性的分类具有次序的特性, 研究拟采用 Ordered Probit 模型 (ORP) 对影响追尾事故严重程度的各种因素进行回归分析。为了找出具有统计学显著的影响因素, 采用向后删除变量法筛选变量, 从而得到了包含全部显著因素的模型。最终对模型进行了平行线检验和似然比检验, 分析模型的统计学合理性, 并选取指标进行了模型数据拟合度优劣的评价。研究结果表明: 使用安全带、光照条件、道路线型条件、交通控制条件以及道路交通量这 5 个方面的因素与追尾事故严重程度的相关度较大。模型的边际影响值显示, 正确使用安全带、良好的光照条件、合理的道路线型条件、适宜的交通控制措施能够显著降低追尾事故的严重性; 而过大的交通量由于易产生多车追尾事故, 事故严重性程度增加。显著性检验结果显示 ORP 模型对于分析追尾事故严重性及其影响因素具有明显作用。

关键词: 交通工程; 道路安全; Ordered Probit 模型; 追尾事故; 严重程度; 显著性检验

中图分类号: U491.31

文献标识码: A

文章编号: 1002-0268 (2018) 04-0102-06

Analysis on Influencing Factors of Rear-end Crash Severity Based on Ordered Probit Model

WANG Peng¹, LU Xiao-zhao¹, YAN Zhang-cun¹, ZHANG Min-jie²

(1. School of Transportation & Logistics, Southwest Jiaotong University, Chengdu Sichuan 610031, China;

2. Ningbo University of Technology, Ningbo Zhejiang 315211, China)

Abstract: To reduce traveler casualties and property damages result from road crashes, and provide administrative department with theoretical support of decisions, it is critical to analyze the characteristic rule of rear-end crash and explore the causational relationships between environment factor, roadway factor, vehicle factor, driver factor and rear-end crash severity. Crash records from North Carolina in 2010 - 2014 are screened and analysed, and finally 1 315 complete rear-end crash records are remained and recoded. It is believed that the causation of crash severity is inherently ordinal, so an Ordered Probit (ORP) model is adopted for regression analysis of various factors affecting rear-end crash severities. A backward variable elimination method is adopted to find out the statistically significant factors, and a model containing all the significant factors is obtained. Finally, the linear hypotheses test and likelihood ratio test are conducted for the model to examine its statistic rationality, and a series of indices are selected to evaluate the fitness of

收稿日期: 2017-05-05

基金项目: 浙江省教育厅科研项目 (Y201533514)

作者简介: 王鹏 (1994-), 男, 安徽芜湖人, 硕士研究生. (lxz@swjtu.cn)

model data. The result shows that (1) the using of restraint, lighting condition, road alignment, traffic control condition and annual average daily traffic (AADT) is significantly related to rear-end crash severity. The model marginal effect value indicates that strict restraint usage, good light condition, rational road alignment, proper traffic control can significantly reduce the severity of rear-end crash; (2) because of the continuous collisions, heavy traffic can increase the crash severity. The significant test proves that ORP model is obviously instrumental for analyzing the rear-end crash severity and the influencing factors.

Key words: traffic engineering; road safety; Ordered Probit model; rear-end crash; severity; significant test

0 引言

随着我国社会经济的快速发展,机动车拥有率的迅猛提高,道路安全形势日趋严峻,交通事故频繁发生。据世界卫生组织统计,全球每年约有130万人死于道路交通事故,2010年我国道路交通伤亡人数分别为254 075人和65 225人。道路安全事故成为社会发展的巨大负担。为了减少道路交通事故的发生,降低事故中伤亡人数,国内外学者尝试通过构建模型来分析交通事故探究诱因以制定合理有效对策。

Abdel - Aty 等^[1]利用 ORP 模型来解释在不同地点影响交通事故严重性的因素之间的相同点与不同点。Kockelman 等^[2]采用 ORP 模型检验在不同事故类型下的驾驶员受伤风险程度。Quddus 等^[3]利用 ORP 模型分析摩托车事故中各影响因素与驾驶员受伤程度以及车辆损毁程度的关系。Riffat 与 Chor 等^[4]基于 ORP 模型研究穿越地点与光照条件对交通事故中行人受伤严重程度的影响。Savolainen 等^[5]指出 ORP 模型和 Ordered Logit (ORL) 模型是交通事故分析中最具代表性的2种模型。宗芳等^[6]通过建立有序回归模型对交通事故中受伤的人数进行回归分析。文元桥等^[7]将有序模型应用到船舶碰撞危险度的研究,对于减小事故发生率有很大的指导意义。

根据美国公路安全管理局统计,追尾事故是最普遍的一类事故类型,占总交通事故的35%。Yan 等^[8]提出道路条件、驾驶员特性和车辆特性会对追尾事故产生影响;Harb 等^[9]评估了无信号交叉口汽车的车型对追尾事故的影响程度;Meng 和 Qu 等^[10]利用反高斯回归的方法分析城市道路的追尾事故。王华荣^[11]提出坡长与追尾事故率呈正相关。孟祥海^[12]分析了道路线型特征交通状态,对山区高速公路的追尾事故进行预测。刘鑫鑫^[13]构建了基于累积 Logistic 的高速公路追尾事故严重程度概率预测模型和基于 SVM 的高速公路追尾事故严重程度预测模型分别从驾驶员、车辆、道路、环境4个方面对高速

公路追尾事故严重程度影响因素进行了分析。目前,尚未有学者从事事故严重程度的角度分析追尾事故。引入 Ordered Probit 模型并结合事故记录数据,本研究分析了影响追尾事故严重程度的各类因素,为道路的安全管理和控制措施提供了一定的理论依据。

1 追尾事故特征分析

追尾事故是指事故车辆在道路行驶过程中由于各种原因导致其车正面部分与其他机动车尾部发生碰撞接触的过程。其发生实质在于后车驾驶员没能及时发现前车进入制动状态,等发现时两车间距离小于后车制动所需的最小的距离,从而导致后车撞上前车^[14]。追尾事故一般有以下特征:

(1) 由于追尾事故中车身变形常发生在尾部,一般后座人员的受伤几率要大于前座人员,且更严重;

(2) 追尾事故通常由多种因素共同作用互相影响而发生,因此带有随机性;

(3) 被追尾车辆驾驶员通常感知较晚,因此常常规避不及。

2 数据描述

考虑到数据的完整性统一性,本研究采用了HSIS (Highway Safety Information System) 中北卡罗来纳州2010—2015年公路上所有的车辆事故数据。原始数据包括4个子部分,分别为事故特征、车辆特征、乘客特征以及道路特征(包含AADT)。在HSIS数据集中,事故严重性分为5种等级,为了方便研究分析,将其综合为3类,分别为:死亡,受伤和财产损失。其中,“死亡”表示事故中有人员死亡;“受伤”表示事故中有人员受伤(重伤或轻伤,但没有死亡);“财产损失”表示事故中没有人员伤亡,只有财产损失。在HSIS数据集中有各种类型的事故,本研究仅选择追尾事故作为研究对象。根据实际经验,选择了11种有可能影响事故严重性的因素作为解释变量。这些变量包括驾驶员特征(年龄、

是否饮酒、是否使用安全带以及身体情况)、环境特征(光照条件、路面交通条件、限速值)以及道路特征(地形、道路线形、路面条件)。在数据文件的集成处理过程中,排除了信息缺失的数据条目。最终得到了包含1 315条完整事故信息的数据集,详见表1。

表1 数据和变量表
Tab.1 Data and variables

变量名称	变量解释	变量的分类或取值	频数/均值	百分比%/标准差
SEVERITY	追尾事故的严重程度	1: 无人员受伤	722	54.9
		2: 人员受伤	588	44.7
		3: 人员死亡	5	0.4
DRV_ALCO	驾驶员是否饮酒	0: 没有饮酒	176	13.4
		1: 饮酒	1 139	86.6
PHY_COND	驾驶员的身体生理情况	0: 情况正常	1 166	88.7
		1: 身体情况欠佳(疲劳、情绪低落、困倦等)	149	11.3
		0: 没有使用安全带	94	7.1
DRV_REST	驾驶时是否使用安全带	1: 使用安全带	1 221	92.9
		0: 不利的路面情况(冰雪、雨水等)	199	15.1
RD_SURF	事故发生时发生地点的路表情况	1: 路表干燥	1 116	84.9
		0: 不利的光线条件(黄昏、黎明、黑暗)	737	56.0
LIGHT	事故发生时发生地点的光线条件	1: 白天	578	44.0
		0: 曲线型	264	20.1
RD_AL	事故发生地点的道路线型条件	1: 直线型	1 051	79.9
		0: 没有采用交通控制措施	582	44.3
TRF_CNTL	事故发生地是否采用相关交通控制措施	1: 采用交通控制措施	733	55.7
		0: 崎岖、坡度较大	1 084	79.7
TERRAIN	事故发生地点的地形条件	1: 平坦	267	20.3
		年龄分布: 17-80	平均值 = 37.2	SD = 13.3
DRV_AGE	驾驶员的年龄值			
SPD_LIMT	事故发生路段的限速值	限速分布: 15-70	平均值 = 50.6	SD = 10
		交通量分布: 200-183 000	平均值 = 32 659	SD = 35 574
AADT	事故发生路段的年平均日交通量			

注: SD, 标准差(Standard Deviation)

3 模型分析

3.1 Ordered Probit 模型

鉴于追尾事故中的受伤类型是次序变量,因此拟采用顺序模型进行数据拟合、参数估计、分析预测。根据误差扰动项的设定分布不同,常见的顺序型模型有 ORL 模型和 ORP 模型。ORP 模型通过对边缘影响的估计,判断具体某个变量对于决策变量的影响程度,结果简单明确,适用于对追尾事故影响变量的分析。最基本的顺序型离散模型的框架为随机效用模型或隐性回归模型,其基本表达式为:

$$y_i^* = \beta' x_i + \varepsilon_i \quad (1)$$

通过判断隐性变量 y_i^* 的阈值范围,确定决策变量 y_i 的取值,判断标准如下:

$$\begin{aligned} y_i &= 1 \text{ if } \mu_0 < y_i^* \leq \mu_1 \\ &= 2 \text{ if } \mu_1 < y_i^* \leq \mu_2 \\ &= \dots\dots \\ &= J \text{ if } \mu_{j-1} < y_i^* \leq \mu_j \end{aligned} \quad (2)$$

式中, ε_i 为随机误差项,是各种与解释变量有关但又无法具体表达的影响因素的综合,假设其为正态分布;向量 x_i 为由 K 个与 ε_i 严格独立的解释变量构成;向量 β 为各解释变量对决策变量的影响程度。 N 为样本总量, $i=1, \dots, N$ 。

当 ε_i 服从标准正态分布时,其概率密度函数 $f(\varepsilon_i) = \phi(\varepsilon_i)$, 累计分布函数 $F(\varepsilon_i) = \Phi(\varepsilon_i)$ [$E(\varepsilon_i) = 0, \text{Var}(\varepsilon_i) = 1$]。因此,第 i 个事故的严重性为 j 的条件概率为:

$$\begin{aligned} P(y_i = j | x_i) &= \\ P &= (\mu_{j-1} < y_i^* \leq \mu_j) = \\ P(\mu_{j-1} - \beta' x_i < \varepsilon_i \leq \mu_j - \beta' x_i) &= \\ F(\mu_j - \beta' x_i) - F(\mu_{j-1} - \beta' x_i) \end{aligned} \quad (3)$$

鉴于 ORP 模型自身的特性, β 难以解释自变量与因变量之间的关系。因此,对于 ORP 模型,在估计得出参数 β 之后,需要计算出每一个变量的边际影响值。边际影响表示,假设其他变量为固定值,当某一个变量增加或减少一个单位时,因变量为某一类别的概率的变化,其计算公式为:

$$\frac{\partial P(y_i = j | x_i)}{\partial x_k} = \beta_k \cdot [\phi(\mu_j - \beta' x_i) - \phi(\mu_{j-1} - \beta' x_i)] \quad (4)$$

3.2 模型的估计

最大似然估计是最普遍也是最直接的用来估计参数 β 值的一种方法,最基本的 ORP 模型自然对数

形式的似然方程为:

$$\ln L = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^J \omega_{ij} \ln [F(\mu_j - \beta' x_i) - F(\mu_{j-1} - \beta' x_i)], \quad (5)$$

式中, ω_{ij} 为指示函数, $\omega_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{个体 } i \text{ 选择 } j \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$, 如果函数的最大值存在, 则必须满足下述的一阶导数的条件:

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \beta_{nk}} = 0. \quad (6)$$

3.3 模型的检验

对于所建立的模型, 需要对其进行平行线假设检验和似然比检验。

(1) 平行线假设检验: 在累积概率的 $J-1$ 个二分类 probit 模型方程中回归系数保持不变, 而只有临界点 μ_m 变化, 称为 Ordered Probit 模型的平行线假设 (Parallel Line Assumption)。即在不同等级的有序多分类结果中, 解释变量的效应保持一致, 不会随等级的不同而变化。

平行线假设的检验方法一般有 2 种, 分别为得分检验 (Score Test) 和 Wald 检验。对于 J 个等级分类的有序结果变量, 建立累积二分类 Probit 回归模型:

$$P(y \leq m | x) = F(\mu_m - x\beta_m), \quad (7)$$

式中, $m=1, 2, \dots, J-1$ 。得分检验估计了在回归系数相等的限制条件取消时, 式 (5) 的对数似然改变值。统计量服从自由度为 $k(J-2)$ 的 χ^2 分布。在平行线假设成立的条件下, $\beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_{J-1}$ 应与 β 一致或接近, 不存在系统性的差别。

(2) 似然比检验: 检验似然函数所得估计参数 β 是否等于零的假设。检验方法为比较包含待检验变量的两个回归模型的对数似然值, 表示为:

$$g = -2(\ln L_0 - \ln L_1), \quad (8)$$

当对单个变量进行检验时, g 近似服从自由度为 1 的 χ^2 分布。当实际似然比统计量的绝对值大于给定显著性水平 (一般为 5%) 下的 χ^2 值时, 则拒绝零假设 $H_0: \beta_m = 0$, 零假设不成立, 即 ORP 模型的参数 β 不全为零。

3.4 模型的评价

由于变量的不同, 可能结果会产生数种模型, 因此, 判断最佳拟合数据的模型至关重要。赤池信息准则 (Akaike Information Criterion, AIC)^[15] 是一种评价统计模型优劣的标准, 其建立在熵的概念基础上, 可以权衡所估计模型的复杂度和此模型拟合数

据的优良性。AIC 值计算方法为:

$$AIC = 2k - 2\ln(L), \quad (9)$$

式中, k 为模型中自由参数的数量; L 为似然值。AIC 为模型对于数据拟合优劣的程度, 并且认为当 AIC 值越小时, 模型对数据的拟合表现越好。

AIC_c ^[16] 为当样本量较小时 AIC 的修正量, 其表达式为:

$$AIC_c = AIC + \frac{2k(k+1)}{n-k-1}, \quad (10)$$

式中, n 为样本量; k 为自由参数的数量。当 n 的值较小时, AIC_c 比 AIC 的判断效果更好。

与 AIC 类似, 贝叶斯信息准则 (Bayesian information criterion, BIC)^[17-18] 也是一项评价模型优劣性的标准。通常认为, 当 BIC 值较小时, 模型最佳。结合 AIC 与 BIC 进行综合判断, 能够更有效、可靠地得出最佳模型。BIC 的计算公式为:

$$BIC = \ln(n) - 2\ln(\hat{L}). \quad (11)$$

3.5 变量的筛选

对于初始模型, 一般采用向后删除变量法选出具有显著影响的变量, 即从包含所有变量开始, 计算各个变量的 p 值, 通过判定 p 值是否合理来逐步删除变量, 最终得到所有统计学显著的变量。一般认为, 当变量的 p 值小于 0.05 时, 变量在统计上显著, 即此变量在 95% 置信水平上影响事故的严重程度。当模型中变量的 p 值均小于 0.05 时, 则得到了全部的具有显著影响的变量, 结合 AIC, AIC_c 与 BIC 值, 可以得到最优的模型结果。

4 结果分析

表 2 总结了模型估计的演化进程。模型演化结果显示, 从模型 M1 到 M4, 变量依次减少。在剔除了 DRV_ALCO , PHY_COND , SPD_LIMT 等变量后, 最终模型包含 5 个解释变量, 分别为 DRV_REST , $LIGHT$, RD_AL , TRF 和 $AADT$ (p 值分别为 0.040 3, 0.003 9, 0.033 4, 0.026 3 和 0.03, 均小于 0.05)。这 5 个变量可以被认为显著影响追尾事故的严重性, 即驾驶员的饮酒情况、生理情况、光照条件、交通控制以及道路交通量这 5 类因素与事故严重程度密切相关。

估计结果显示, 从模型 M1 到 M4, 模型的 AIC 值从 1 867.888 下降到 1 859.969, BIC 值也从 1 935.249 下降到 1 896.24。指标模型从 M1 到 M4 不断优化, 模型 M4 比其他 3 个模型更精确。对于平等斜坡假设, 模型 M4 的 p 值为 0.513 3, 表明其累计

表2 模型演化与估计结果
Tab.2 Model evolution and estimation result

解释变量	模型参数估计 (p 值)				边际影响		
	M1 ($K=11$)	M2 ($K=8$)	M3 ($K=6$)	M4 ($K=5$)	无人员受伤	人员受伤	人员死亡
<i>DRV_ALCO</i>	0.080(0.456 8)						
<i>PHY_COND</i>	0.080(0.492 5)						
<i>DRV_REST</i>	0.284(0.032 1)	0.280(0.034 5)	0.274(0.038 3)	0.271(0.040 3)	-0.053 7	0.013 8	0.039 9
<i>RD_SURF</i>	0.001(0.995 9)						
<i>LIGHT</i>	0.196(0.005 8)	0.193(0.006 4)	0.202(0.004)	0.202(0.003 9)	-0.040 1	0.010 3	0.029 8
<i>RD_AL</i>	0.150(0.089 1)	0.150(0.087 5)	0.167(0.055)	0.182(0.033 4)	-0.036 1	0.009 3	0.026 8
<i>TRF_CNTRL</i>	0.153(0.047 9)	0.152(0.048 9)	0.176(0.019 8)	0.166(0.026 3)	-0.032 9	0.008 5	0.024 4
<i>TERRAIN</i>	0.116(0.209 5)	0.109(0.235 7)	0.087(0.331 6)				
<i>DRV_AGE</i>	0.003(0.308 6)	0.003(0.292 9)					
<i>SPD_LIMT</i>	-0.004(0.287)	0.005(0.256 6)					
<i>AADT</i>	3.10E-6(0.01)	3.16E-6(0.02)	2.53E-6(0.02)	2.28E-6(0.03)	-4.5E-7	1.17E-7	3.33E-7
Intercept γ_1	-0.519(0.085 3)	-0.427(0.117 8)	-0.551(0.000 8)	-0.529(0.001 2)			
Intercept γ_2	2.09(<0.000 1)	2.18(<0.000 1)	2.05(<0.000 1)	2.066(<0.000 1)			
-2LL	1 841.888	1 842.659	1 845.023	1 845.969			
AIC	1 867.888	1 862.659	1 861.023	1 859.969			
AICc	1 868.091	1 862.769	1 861.08	1 860.014			
BIC	1 935.249	1 914.475	1 902.476	1 896.24			
Score test for equal slope assumption	10.718 (0.467 2)	9.469 0 (0.304 3)	5.241 (0.513 3)	5.232 (0.388 2)			
χ^2 likelihood ratio test	16.129 (0.006 2)	25.358 (0.001 4)	22.994 (0.000 8)	22.048 (0.000 5)			

概率的回归线是平行的,即模型能充分拟合追尾事故数据。对于似然比检验,模型M4的 p 值为0.000 5(远小于0.05),表明全局零假设不成立,ORP模型的参数 β 不全为0,即拥有5个变量的模型比无变量的模型更能反映数据特性。综上,模型M4可视为针对记录数据的最佳模型,模型表示为:

$$y^* = 0.271DRV_REST + 0.202LIGHT + 0.182RD_AL + 0.166TRF_CNTRL + 2.283 \times 10^{-6}AADT, \quad (12)$$

$$y = \begin{cases} 1 & y^* \leq -0.529 \\ 2 & -0.529 < y^* \leq 2.066 \\ 3 & y^* > 2.066 \end{cases} \quad (13)$$

根据式(4),可以计算得出不同变量对于3种受伤程度的边际影响:

(1) 变量*DRV_REST*显著影响受伤严重性(p 值=0.040 3<0.05),意味着车内人员是否正确使用安全带与追尾事故的严重性关系密切。边际影响的符号与预计基本一致,当*DRV_REST*增加一个单位,

“无人员受伤”的概率增加0.053 7,同时,“人员受伤”和“人员死亡”的概率分别下降0.013 8和0.039 9。可以得出,当使用安全带时(肩带或腰带),追尾事故的潜在受伤程度将会减轻;当未使用安全带时,受伤程度明显加重。因此,在车内严格使用安全带至关重要。

(2) 模型拟合的结果显示光照条件的 p 值为0.003 9(远小于0.05),即光照条件与追尾受伤的严重性密切相关。同时,边际影响计算结果显示:变量“*LIGHT*”每增加一个单位,“无人员受伤”的概率即增加0.040 1,“人员受伤”和“人员死亡”的概率分别下降0.010 3和0.029 8。解释为,在昏暗的环境下,驾驶员视线较为模糊,当注意到前方有车辆时,允许自身减速的时间也较为紧张,因此不利的光照条件易导致更严重的追尾事故,这与经验认知相一致。

(3) 变量*RD_AL*(p 值=0.033 4<0.05)和*TRF_CNTRL*(p 值=0.026 3<0.05)皆统计上显著,

说明道路线型与交通控制条件对于追尾事故的严重程度有一定的影响。变量 RD_AL 的边际影响值表明:道路线型每增加一个单位,“无人员受伤”的概率即增加 0.036。也就是说,道路线型的优劣对追尾事故的严重程度影响较为明显。急转弯、半径较小的曲线路段等线型较差的道路路段将会导致更加严重的追尾事故;相反,流畅的直线线型将会潜在降低追尾事故的严重性。变量 TRF_CNTL 的边际影响值显示其每增加一个单位,“无人员受伤”的概率即增加 0.032 9,而“人员受伤”和“人员死亡”的概率分别下降 0.008 5 和 0.024 4。结果表明,在相关路段采取合适的交通控制措施,对降低事故的严重性(特别是对减少死亡数)效果显著。

(4) 由于 $AADT$ 的值较大(平均值 = 32 659),因此 $\hat{\beta}$ 的估计值较小,不能反映影响程度。边际影响的正负符号说明当交通量增大时,事故更加严重的趋势明显。合理的解释是随着道路上交通量的增大,车辆间的车头时距减小,使得车辆间更易发生多车追尾的碰撞事故,增加了事故的严重性。因此,为了降低事故的潜在严重性,采取措施将道路的交通量维持在正常的水平下至关重要。

5 结论

本研究采用实际追尾事故的记录数据,结合分析软件 SAS 对 ORP 模型参数进行了估计,估计结果表明选择 ORP 模型分析相关影响因素是可行有效的,且主要影响因素分别为光照条件、安全带使用情况、道路线型条件、交通控制条件和 $AADT$ 。结合分析结果,从普遍意义上而言,为了避免发生严重的追尾事故,相关交通管理部门应该着力改善道路的光照条件。在道路设计阶段,注意道路线型的平稳流畅。在运营阶段,合理安排交通控制策略,并控制道路的最大交通量。

本研究存在以下缺陷:(1)只考虑了 ORP 模型的适应性,并证明了 ORP 模型具有较高的精度,今后可以考虑参量的特性选择其他的模型(比如 ORL 模型、多项 Probit 模型等),并作比较分析;(2)在数据方面,仅仅选取了 11 个影响变量并分析其对事故严重性的影响,今后应结合实际选取更多的变量以完善模型。

参考文献:

References:

- [1] ABDELATY M. Analysis of Driver Injury Severity Levels at Multiple Locations Using Ordered Probit Models [J]. Journal of Safety Research, 2003, 34 (5): 597 - 603.
- [2] KOCKELMAN K M, KWEON Y J. Driver Injury Severity: An Application of Ordered Probit Models [J]. Accident Analysis and Prevention, 2002, 34 (3): 313.
- [3] QUDDUS M A, NOLAND R B, CHIN H C. An Analysis of Motorcycle Injury and Vehicle Damage Severity Using Ordered Probit Models [J]. Journal of Safety Research, 2002, 33 (4): 445 - 62.
- [4] RIFAAT S M, CHIN H C. Analysis of Severity of Single-vehicle Crashes in Singapore [C] //Proceedings of the 84th Annual Meeting of Transportation Research Board. Washington, D. C.: Transportation Research Board, 2005.
- [5] SAVOLAINEN P, MANNERING F. Probabilistic Models of Motorcyclists' Injury Severities in Single and Multi-vehicle Crashes [J]. Accident Analysis and Prevention, 2007, 39 (5): 955 - 63.
- [6] 宗芳,许洪国,张慧永. 基于 Ordered Probit 模型的交通事故受伤人数预测 [J]. 华南理工大学学报:自然科学版, 2012, 40 (7): 41 - 45.
ZONG Fang, XU Hong-guo, ZHANG Hui-yong. Forecast of Injury Number due to Traffic Accident Based on Ordered Probit Model [J]. Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition, 2012, 40 (7): 41 - 45.
- [7] 文元桥,张恒,万品. 基于序次 Probit 模型的航道船舶碰撞危险度研究 [J]. 中国安全科学学报, 2012, 22 (2): 134.
WEN Yuan-qiao, ZHANG Heng, WAN Pin. Risk Degree Analysis of Ship Collision Risk in Channel Based on Ordered Probit Model [J]. China Safety Science Journal, 2012, 22 (2): 134.
- [8] YAN X, RADWAN E, ABDEL-ATY M. Characteristics of Rear-end Accidents at Signalized Intersections Using Multiple Logistic Regression Model [J]. Accident Analysis and Prevention, 2005, 37 (6): 983 - 95.
- [9] HARB R, RADWAN E, YAN X, et al. Light Truck Vehicles (LTVs) Contribution to Rear-end Collisions [J]. Accident Analysis and Prevention, 2007, 39 (5): 1026 - 1036.
- [10] MENG Q, QU X. Estimation of Rear-end Vehicle Crash Frequencies in Urban Road Tunnels [J]. Accident Analysis and Prevention, 2012, 48 (5): 254.
- [11] 王华荣,孙小端,贺玉龙,等. 山区双车道公路尾随相撞事故与道路线形的关系 [J]. 北京工业大学学报, 2010, 36 (9): 1236 - 1241.

- (4): 362-365.
WANG Jia, YANG Jian-zhong, CAI Zhi-biao, et al. The Optimum Control Strategy of Battery Electric Car Based on Fuzzy Control [J]. Automotive Engineering, 2009, 3 (4): 362-365.
- [11] BORIS R, VERMILLION C, BUTTS K. A Comparative Analysis of Electronic Pedal Algorithms Using a Driver in-the-loop Simulator and System Identification of Driver Behavior [C] // 2010 American Control Conference (ACC 2010). Baltimore: American Control Conference, 2010: 682-687.
- [12] 孙涛, 都培培, 郑松林, 等. 某型电动助力转向系统的多学科优化设计及操稳性能评价 [J]. 公路交通科技, 2016, 33 (7): 145-152.
SUN Tao, DU Pei-pe, ZHENG Song-lin, et al. Multi-disciplinary Optimization for an Electric Power Steering System and Evaluation of Vehicle Handling Stability [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2016, 33 (7): 145-152.
- [13] 赵欣欣, 索红光, 刘玉树, 基于改进汉宁窗的信息检索模型 [J]. 广西师范大学学报: 自然科学版, 2013, 4 (24): 191-194.
ZHAO Xin-xin, SUO Hong-guang, LIU Yu-shu. Information Retrieval Algorithm Based on Improved Hanning Window [J]. Journal of Guangxi Normal University: Natural Science Edition, 2013, 4 (24): 191-194.
- [14] 王刘旺, 黄建才, 孙建新, 等. 基于加汉宁窗的FFT高精度谐波检测改进算法 [J]. 电力系统保护与控制, 2012, 24 (40): 28-33.
WANG Liu-wang, HUANG Jian-cai, SUN Jian-xin, et al. An Improved Precise Algorithm for Harmonic Analysis Based on Hanning-windowed FFT [J]. Power System Protection and Control, 2012, 24 (40): 28-33.
- [15] 徐志钮, 律方成, 赵丽娟. 基于加汉宁窗插值的谐波分析法用于介损角测量的分析 [J]. 电力系统自动化, 2006, 30 (2): 81-85.
XU Zhi-niu, LU Fang-cheng, ZHAO Li-juan. Analysis of Dielectric Loss Angle Measurement by Hanning Windowing Interpolation Algorithm Based on FFT [J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30 (2): 81-85.
- [16] 蔚慧甜. 基于汉宁窗函数的滤波器的设计 [J]. 传感器世界, 2011, 17 (12): 27-29.
YU Hui-tian. Design of Filter Based on Hanning Window Function [J]. Sensor World, 2011, 17 (12): 27-29.
- [17] 涂亚庆, 沈廷鳌, 张海涛. 基于重叠短汉宁窗 DTFT 算法的科氏流量计信号处理方法 [J]. 数据采集与处理, 2013, 28 (1): 22-27.
TU Ya-qing, SHEN Ting-ao, ZHANG Hai-tao. Signal Processing Method for Coriolis Mass Flowmeter Based on DTFT Algorithm with Overlap Hanning Windows [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2013, 28 (1): 22-27.
- [18] 陈奎孚, 王建立, 张森文. 短记录加汉宁窗的频谱校正 [J]. 振动与冲击, 2008, 27 (4): 49-51.
CHEN Kui-fu, WANG Jian-li, ZHANG Sen-wen. Spectrum Correction for Short Records Weighted by a Hanning Window [J]. Journal of Vibration and Shock, 2008, 27 (4): 49-51.
-
- (上接第 107 页)
- WANG Hua-rong, SUN Xiao-duan, HE Yu-long, et al. Effects of Geometric Features of Rear-end Crash Accidents on Mountainous Two-lane Highways [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2010, 36 (9): 1236-1241.
- [12] 孟祥海, 张晓明, 郑来. 基于线形与交通状态的山区高速公路追尾事故预测 [J]. 中国公路学报, 2012, 25 (4): 113-118.
MENG Xiang-hai, ZHANG Xiao-ming, ZHENG Lai. Prediction of Rear-end Collision on Mountainous Expressway Based on Geometric Alignment and Traffic Conditions [J]. China Journal of Highway and Transport, 2012, 25 (4): 113-118.
- [13] 刘鑫鑫. 高速公路追尾事故严重程度影响因素分析及预防对策研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2016.
LIU Xin-xin. Research on Influencing Factors of Severity of Rear-end Accident on Freeway and Countermeasures [D]. Changchun: Jilin University, 2016.
- [14] 赵军芳. 基于 PC-Crash 的车辆偏置追尾事故仿真分析 [D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2015.
ZHAO Jun-fang. Simulation of Vehicle Bias Rear-end Collision Based on PC-Crash [D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2015.
- [15] BURNHAM K, ANDERSON D, BURNHAM P, et al. Model Selection and Multimodel Inference: A Practical Information-theoretical Approach [M]. New York: Springer New York, 2010.
- [16] HURVICH CM, TSAI C. Regression and Time Series Model Selection in Small Samples [J]. Biometrika, 1989, 76 (2): 297-307.
- [17] SCHWARZ G. Estimating the Dimension of a Model [J]. Annals of Statistics, 1978, 6 (2): 15-18.
- [18] WIT E, HEUVEL E V D, ROMEIJN J W. 'All Models Are Wrong...': An Introduction To model Uncertainty [J]. Statistica Neerlandica, 2012, 66 (3): 217-236.