

文章编号:1672-4747(2022)01-0108-11

## 考虑时间稳定性的公交事故严重性影响因素分析

沈金星<sup>1</sup>,刘坤<sup>1</sup>,于淼<sup>1</sup>,马昌喜<sup>2</sup>

(1. 河海大学,土木与交通学院,南京 210098; 2. 兰州交通大学,交通运输学院,兰州 730070)

**摘要:**为了探究公交事故严重性影响因素的时间稳定性和潜在未观察到的异质性,构建了随机阈值随机参数分层有序probit模型(RTRPHOPIT),并利用2016—2019年的公交事故数据,分析了驾驶员特征、道路环境特征和事故特征变量对死亡、重伤以及轻伤事故的潜在影响。基于似然比检验对影响因素时间稳定性的判断,构建了两个不同时间段的RTRPHOPIT模型,分析了模型参数和阈值的随机性,并对变量的边际效应进行了对比。结果表明:通过允许模型阈值与估计参数具有随观测值变化的随机性,RTRPHOPIT模型能有效地捕捉未观测的异质性,且能充分揭示影响公交事故严重性的因素特征。此外,影响公交事故严重性的因素存在明显的时间不稳定性,不同时间段模型中阈值都是随机分布的,且模型参数和阈值随机性的解释变量存在差异性。其中,侧面碰撞事故和城区道路变量会增加模型的阈值,环形交叉口、多车事故、停车过程事故以及上午事故变量为模型的随机参数。模型变量的边际效应分析结果表明,2016—2017年模型中,乡村驾驶员、夜间无路灯道路、湿滑路面、晴天事故、侧面碰撞事故以及正面碰撞事故变量会增加严重伤害事故发生的可能性;2018—2019年模型中,男性驾驶员、主干道、公交专用道、夜间亮灯道路、翻车事故以及正面碰撞事故变量会增加严重伤害事故发生的可能性。除正面碰撞事故变量外,其他因素变量对事故严重性的影响随着时间的推移而变化。因此,管理者在制定公交安全政策时,需要慎重考虑事故严重性影响因素的异质性及其在时间维度的不稳定性。  
**关键词:**城市交通;事故严重性;随机阈值随机参数分层有序probit模型;公交事故;时间稳定性  
**中图分类号:**U491.31      **文献标志码:**A      **DOI:**10.19961/j.cnki.1672-4747.2021.10.009

## Analysis of Factors Influencing Bus Crash Severity Considering Temporal Stability

SHEN Jin-xing<sup>1</sup>, LIU Kun<sup>1</sup>, YU Miao<sup>1</sup>, MA Chang-xi<sup>2</sup>

(1. College of Civil Engineering and Transportation Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2. School of Traffic and Transportation, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

**Abstract:** We constructed a random thresholds random parameters hierarchical ordered probit model (RTRPHOPIT) to analyze the temporal stability and potential unobserved heterogeneity of factors influencing the severity of bus crashes. Using bus crash data between 2016 and 2019, we analyzed the potential impact of driver characteristics, road environment characteristics, and crash characteristic variables on fatal, serious, and slight injuries. We constructed two RTRPHOPIT over different periods to analyze the randomness of model coefficients and thresholds and compared the marginal effects of the model variables. We based this analysis on the likelihood ratio test's assessment of the

收稿日期:2021-10-12

录用日期:2021-11-19

网络首发:2021-11-25

审稿日期:2021-10-12~10-14; 11-08~11-09; 11-14~11-19

基金项目:国家自然科学基金项目(51808187);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(B210202035)

作者简介:沈金星(1985—),男,副教授,研究方向为公交安全、公交系统优化,E-mail:shenjx03@163.com

通信作者:马昌喜(1979—),男,教授,研究方向为交通运输系统优化与设计研究,E-mail:machangxi@mail.lzjtu.cn

引文格式:沈金星,刘坤,于淼,等.考虑时间稳定性的公交事故严重性影响因素分析[J].交通运输工程与信息学报,2022,20(1):108-118.

SHEN Jin-xing, LIUKun, YU Miao, et al. Analysis of Factors Influencing Bus Crash Severity Considering Temporal Stability [J]. Journal of Transportation Engineering and Information, 2022, 20(1): 108-118.

temporal stability of the influencing factors. The results show that by allowing thresholds and parameters to have randomness that vary in different observations, the RTRPHOPIT model can effectively capture the unobserved heterogeneity and reveal the characteristics of factors affecting bus crash severity. Besides, the factors that affect bus crash severity have apparent temporal instability. The model thresholds for different periods are randomly distributed. The random parameters and the explanatory variables that affect threshold values are inconsistent. Specifically, side-impact crashes and urban road variables will increase the threshold value of the model. The variables, including roundabouts, multi-vehicle crashes, parking process crashes, and morning crashes, are the random parameters of the model. The marginal effect of the 2016–2017 model shows that some variables (e.g., rural drivers, night-without-light roads, wet slippery roads, fine-day crashes, side-impact crashes, and front-impact crashes) will increase the likelihood of serious injury crashes. Similarly, other variables in the 2018-2019 model (e.g., male drivers, major roads, bus lanes, night-light roads, rollover accidents, and front-impact crashes) will increase this possibility. Therefore, when formulating bus safety policies, authorities must carefully consider the temporal instability of the factors affecting the severity of the bus crash, and pay considerable attention to the heterogeneity of model variables at the same time.

**Key words:** urban traffic; crash severity; random thresholds random parameters hierarchical ordered probit model (RTRPHOPIT); bus crash; temporal stability

## 0 引言

提升公交服务效能,从而引导出行者主动选择公交出行,已成为治理城市交通拥堵的重要手段<sup>[1]</sup>。然而,随着公交出行量的增加,公交事故数量也在不断上升<sup>[2]</sup>。由于公交乘客较多,一旦发生交通事故,会造成严重的社会影响。因此,深入研究公交事故严重性的影响因素,为制定针对性的公交安全策略提供经验证据,从而提高公交出行的安全性,具有重要的意义。鉴于此,越来越多的研究者开始关注公交事故严重性相关的研究。

离散选择模型是公交事故严重性分析的常用方法。根据模型中效用函数误差项分布函数的不同,常用的离散选择模型主要分为logit模型和probit模型两类;根据模型因变量是否存在序次关系,可以分为无序响应模型和有序响应模型两类。根据因变量的分类数量,基本的无序响应模型可分为多项式logit模型<sup>[3]</sup>和二元logit模型<sup>[4,5]</sup>。考虑影响因素中的个体差异性,为了满足多项式logit模型独立不相关(Independence of Irrelevant Alternatives, IIA)假设的限制,研究者提出了随机参数多项式logit模型<sup>[6]</sup>和考虑均值和方差异质的多项式logit模型<sup>[7]</sup>。类似地,基本有序响应模型主要包括有序probit模型<sup>[8]</sup>和有序logit模型<sup>[9]</sup>。研究发现,

基本有序概率模型的一个主要局限是假设划分事故严重性类别的阈值是固定的<sup>[10]</sup>,在分析事故严重性影响因素时,这种假设可能会导致模型解释变量的估计错误<sup>[11]</sup>。为此,研究者提出了广义有序logit模型<sup>[12-14]</sup>,以放宽阈值固定的限制,然而,广义有序概率模型的分析结果可能会出现阈值为负的问题。通过构建阈值与影响因素变量之间的函数,分层有序概率模型可以保证模型阈值为正且有序<sup>[15]</sup>。Yoon等人<sup>[16]</sup>利用韩国2010—2014年的公交事故数据,分析了区域变量对公交事故严重性的影响,验证了分层有序概率模型的有效性。Shen等构建了考虑方差异质的分层有序probit模型<sup>[17]</sup>,分析了阈值和误差方差的异质性对公交事故严重性影响因素分析的影响。实证分析结果表明<sup>[18]</sup>,很难判断哪种类型模型更适用于分析公交事故严重性的影响因素。Fountas等认为<sup>[19]</sup>无序响应模型的优势在于可以对不同的事故严重性后果进行独立估计,但忽略了事故伤害严重性固有的序数特性。而有序响应模型具有更简约的模型形式,可以通过有限的模型参数捕捉事故伤害从高到低的次序特征。

近期的研究发现,事故严重性影响因素中潜在未观察到的异质性是一个需要解决的重要问题<sup>[20]</sup>。如果不考虑未观察到的异质性的影响,并限定可观察变量的影响在所有观察中都相同,可能

导致有序概率模型参数的估计效率低下且出现明显的偏差,进而导致错误的统计推断<sup>[21]</sup>。为此,研究者提出了随机参数有序概率模型,通过允许模型参数在不同观察中变化,分析未观察到的异质性对模型结果的影响。Zhou等<sup>[6]</sup>利用香港2008—2017年发生的公交事故数据,基于随机参数多项式logit模型,分析了公交碰撞事故和非碰撞事故中乘客伤害严重性的影响因素的差异性。研究结果表明,不考虑未观察到的异质性会降低模型的拟合优度并导致模型参数估计出现偏差。Shen等<sup>[17]</sup>构建了一个考虑异方差的分层有序probit模型,分析了未观察到的异质性对阈值和误差项的影响。然而,分层有序probit模型只能部分解决阈值异质性问题,通过允许阈值在不同观察中变化,随机阈值分层有序probit模型则可以更充分捕捉阈值的异质性且具有统计优势<sup>[19]</sup>。

此外,由于交通事故的随机性和偶然性,对事故严重性影响因素进行建模分析时,研究者一般假设这些影响因素在时间维度是稳定的,从而将较长时间段(数年)的事故统计数据汇聚到一个数据集中进行分析。最近的研究认为<sup>[22]</sup>,影响事故严重性的因素会随时间的变化而呈现不稳定性,从而显著影响模型的分析结果。Behnood等人<sup>[23]</sup>发现大型卡车事故严重性的一些影响因素,在不同的时间段是不稳定的。在制定交通安全政策时,忽略事故严重性影响因素的时间稳定性,会无法确定事故严重性的变化是因为安全政策的实施还是特定因素的时间变化造成的,从而制约安全政策的针对性和有效性<sup>[24]</sup>。研究表明,影响因素的时间不稳定性可以归咎于一些长期的基本行为因素的影响,如驾驶行为的改变、车辆技术性能的提高以及安全对策的实施。因此,现有的研究主要针对年度事故统计数据开发统计模型,以解释事故严重性的影响因素潜在的时间不稳定性。

对文献的回顾分析表明,对事故严重性进行建模分析时,不能忽视影响因素中未观察到的异质性和时间稳定性问题。近十年来,公交事故严重性的研究成果为制定有效的安全管理对策提供了大量的依据。然而,过往公交事故严重性的研究对未观测到的异质性的捕捉尚存不足,尤其是如何有效地建立观测值的变化与随机阈值和随机

参数的关系未有探究。另外,在公交事故严重性建模分析过程中,少有研究考虑影响因素潜在的时间不稳定性,而这很可能会造成对事故严重性影响机理的认知偏差。为了弥补上述研究不足,本文以2016—2019年发生的公交事故为研究对象,构建了随机阈值随机参数分层有序probit模型(Random Thresholds Random Parameters Hierarchical Ordered Probit, RTRPHOPIT),通过允许模型阈值在不同观察中的变化,克服有序probit模型中阈值固定的限制,还能保证阈值总是为正且有序。同时,允许模型参数在不同观察中变化,以解释未观察到的异质性的影响。通过一系列似然比检验,判断事故严重性影响因素随时间变化的稳定性,通过模型解释变量的边际效应,探究公交事故严重性影响因素在不同年度时间段的差异性。本研究的主要贡献在于:(1)构建了RTRPHOPIT模型,同时分析阈值异质以及未观察到的异质性的影响,对公交事故严重性分析方法进行了有益补充;(2)通过对公交事故严重性影响因素的时间稳定性和潜在未观察到的异质性进行分析,探究了之前研究中未识别的安全因素,为公交运营管理者制定更精确的安全改善措施提供了理论参考和决策依据。

## 1 公交事故数据特征

根据英国交通部公开的2016年至2019年机动车事故统计数据,本文获取了20134起涉及公交车的事故信息。历年公交事故严重性统计结果如表1所示。

表1 历年公交事故严重性统计

时间/年	轻伤 事故/起	重伤 事故/起	死亡 事故/起	事故 总数/起
2016	4 685	706	65	5 456
2017	4 598	796	61	5 455
2018	4 048	811	59	4 918
2019	3 463	766	76	4 305

在事故统计报告中,与事故相关的信息包括驾驶员特征、道路环境特征和事故特征等67个变量。结合之前研究中考虑的驾驶员特征变量、道路环境特征变量以及事故特征变量,综合考虑因素变量的多重共线以及自相关性,在95%的置信度下,共有20个因素变量被用于本文的分析。

最终的变量定义解释如表2所示。

表2 因素变量的定义解释

	序号	名称	含义
	1	事故严重性	0为轻伤事故;1为重伤事故;2为死亡事故
驾驶员特征 变量	2	男性驾驶员	公交驾驶员为男性时为1,否则为0
	3	青年驾驶员	公交驾驶员年龄段为18~30岁时为1,否则为0
	4	中年驾驶员	公交驾驶员年龄段为31~50岁时为1,否则为0
	5	乡村驾驶员	公交驾驶员居住在乡村时为1,否则为0
	6	夜间无路灯道路	事故发生在夜间无路灯道路时为1,否则为0
道路环境特征 变量	7	环形交叉口	事故发生在环形交叉口时为1,否则为0
	8	晴天事故	事故发生在晴天时为1,否则为0
	9	夜间亮灯道路	夜间路灯亮时为1,否则为0
	10	湿滑路面	路面湿滑时为1,否则为0
	11	城区道路	事故发生在城市范围道路为1,否则为0
	12	主干道	事故发生在主要道路(包括高速公路和A级道路)时为1,否则为0
	13	公交专用道	事故发生在公交专用道时为1,否则为0
事故特征变量	14	多车事故	参与事故车辆数超过2辆时为1,否则为0
	15	上午事故	事故发生在上午时为1,否则为0
	16	下午事故	事故发生在下午时为1,否则为0
	17	停车过程事故	事故发生在公交停车过程中为1,否则为0
	18	翻车事故	事故形态为翻车事故时为1,否则为0
	19	正面碰撞事故	事故碰撞接触点在车头时为1,否则为0
	20	侧面碰撞事故	事故碰撞接触点在车侧时为1,否则为0

从事故严重性影响因素变量的定义和分类汇总(表2)可以看出,驾驶员特征有关的变量为性别和年龄;道路环境特征变量包括道路性质、道路条

件、道路位置和行车环境;而事故特征变量包括事故发生时间和事故形态。根据2016—2019年间的公交事故统计数据,因素变量的描述统计如表3所示。

表3 因素变量的描述统计

变量分类	2016年		2017年		2018年		2019年		
	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差	
事故严重性	1.85	0.39	1.83	0.40	1.81	0.42	1.79	0.45	
驾驶员 特征变量	男性驾驶员	0.86	0.35	0.85	0.36	0.83	0.38	0.81	0.39
	青年驾驶员	0.23	0.42	0.22	0.42	0.24	0.43	0.23	0.42
	中年驾驶员	0.38	0.49	0.39	0.49	0.37	0.48	0.38	0.48
	乡村驾驶员	0.08	0.28	0.06	0.24	0.08	0.28	0.08	0.27
道路环境 特征变量	夜间无路灯道路	0.03	0.16	0.03	0.18	0.03	0.17	0.03	0.18
	环形交叉口	0.08	0.26	0.07	0.26	0.06	0.25	0.08	0.26
	晴天事故	0.86	0.35	0.84	0.37	0.84	0.37	0.81	0.39
	夜间亮灯道路	0.17	0.38	0.18	0.38	0.16	0.37	0.17	0.38
	湿滑路面	0.18	0.39	0.19	0.39	0.18	0.38	0.20	0.40
	城区道路	0.85	0.35	0.87	0.34	0.86	0.34	0.86	0.35
	主干道	0.91	0.28	0.85	0.35	0.84	0.36	0.83	0.38
公交专用道	0.07	0.26	0.12	0.33	0.11	0.32	0.12	0.32	
事故特征 变量	多车事故	0.44	0.50	0.43	0.49	0.42	0.49	0.46	0.50
	上午事故	0.26	0.44	0.26	0.44	0.25	0.43	0.25	0.43
	下午事故	0.60	0.49	0.59	0.49	0.60	0.49	0.59	0.49
	停车过程事故	0.40	0.49	0.40	0.49	0.39	0.49	0.35	0.48
	翻车事故	0.02	0.14	0.02	0.13	0.02	0.13	0.02	0.15
	正面碰撞事故	0.29	0.45	0.29	0.45	0.29	0.45	0.32	0.47
	侧面碰撞事故	0.23	0.42	0.21	0.41	0.21	0.41	0.21	0.41

## 2 模型构建

在基本的有序离散选择模型框架中<sup>[17]</sup>,第*i*起公交车事故严重程度 $Y_i^*$ 与影响因素变量 $X_i$ 之间的回归关系可以表示为:

$$Y_i^* = \beta'_i X_i + \varepsilon_i \quad (1)$$

式中: $\beta'_i$ 为估计参数的向量; $\varepsilon_i$ 为误差项。在基本的有序 probit 模型中,假设 $\varepsilon_i$ 服从标准正态分布 $f(E/Var)$ :

$$\begin{cases} \varepsilon_i \sim f(E/Var) \\ \text{s.t. } E[\varepsilon_i/X_i] = 0, \text{Var}[\varepsilon_i/X_i] = 1 \end{cases} \quad (2)$$

定义 $Y_i$ 为与 $Y_i^*$ 对应的观察到的公交车碰撞严重性后果,则观测到的影响因素变量 $X_i$ 属于特定的*j*类事故的概率为:

$$\begin{cases} \text{Prob}(Y_i = 0) = F(-\beta'_i X_i) \\ \text{Prob}(Y_i = 1) = F(\mu_1 - \beta'_i X_i) - F(-\beta'_i X_i) \\ \text{Prob}(Y_i = 2) = 1 - F(\mu_1 - \beta'_i X_i) \end{cases} \quad (3)$$

根据公交事故严重性的分类有*j* = 0, 1, 2,其中0代表轻伤事故,1代表重伤事故,2代表死亡事故。 $F(\cdot)$ 是标准正态分布的累积分布函数; $\mu_1$ 是三类事故严重性分类的划分阈值,在基本的有序 probit 模型中是固定的。为了解除固定阈值的限制,在分层有序 probit 模型中,阈值与解释参数变量向量 $W_i$ 的函数关系式为:

$$\mu_1 = \exp(\theta + \psi'W_i) \quad (4)$$

式中: $\theta$ 是阈值截距; $\psi'$ 是系数向量,且当 $\psi'$ 为零向量时分层有序 probit 模型退化为基本的有序 probit 模型。为了分析阈值在不同观察中的随机性,阈值 $\mu_1$ 可以表达为:

$$\mu_1 = \exp(\theta_1 + \varphi'N_i + \psi'W_i) \quad (5)$$

式中: $N_i$ 服从标准正态分布; $\theta_1$ 为阈值截距的均值; $\varphi'$ 为阈值截距的标准差。

在随机参数有序概率 probit 模型中<sup>[19]</sup>,未观察到异质性的影响,这可通过允许解释变量在不同观察中的变化来实现,此时模型中随机参数向量 $\beta_i$ 为:

$$\beta_i = \beta + \Delta_{z_i} + \Gamma v_i \quad (6)$$

式中: $\beta$ 为随机参数向量 $\beta_i$ 的均值; $\Gamma$ 为标准差矩阵; $Z_i$ 服从标准正态分布。

联立公式(3)~(6)可得RTRPHOPIT模型中事故严重性的概率为:

$$\begin{cases} \text{Prob}(Y_i = 0) = F[-(\beta + \Gamma Z)'X_i] \\ \text{Prob}(Y_i = 1) = F[\exp(\theta_1 + \varphi'N_i + \psi'W_i) - (\beta + \Gamma Z)'X_i] - F[-(\beta + \Gamma Z)'X_i] \\ \text{Prob}(Y_i = 2) = 1 - F[\exp(\theta_1 + \varphi'N_i + \psi'W_i) - (\beta + \Gamma Z)'X_i] \end{cases} \quad (7)$$

RTRPHOPIT模型参数通过最大似然函数估计方法估计。为了分析每个变量的单位变化对事故严重程度级别发生概率的影响,模型变量的边际效应计算如下:

$$\begin{cases} \frac{\partial \text{Prob}(Y_i = 0)}{\partial X_i} = -(\beta + \Gamma Z)'f[-(\beta + \Gamma Z)'X_i] \\ \frac{\partial \text{Prob}(Y_i = 1)}{\partial X_i} = (\beta + \Gamma Z)' \{ f[-(\beta + \Gamma Z)'X_i] - f[\exp(\theta_1 + \varphi'N_i + \psi'W_i) - (\beta + \Gamma Z)'X_i] \} \\ \frac{\partial \text{Prob}(Y_i = 2)}{\partial X_i} = (\beta + \Gamma Z)' f[\exp(\theta_1 + \varphi'N_i + \psi'W_i) - (\beta + \Gamma Z)'X_i] \end{cases} \quad (8)$$

## 3 结果分析

### 3.1 因素变量的时间稳定性

分析公交事故严重性影响因素时间稳定性的最自然合理的方法,是在离散选择模型中为估计参数构建潜在解释变量的时间序列函数。研究表明,这种方法会显著增加模型分析的复杂性且可能产生不一致的估计结果,而似然比检验是判断事故严重性影响因素时间稳定性的直接且有效的方法<sup>[23]</sup>。似然比检验采用的卡方统计量( $\chi^2_{t_1, t_2}$ )为:

$$\chi^2_{t_1, t_2} = -2[LL(\beta_{t_1, t_2}) - LL(\beta_{t_1}) - LL(\beta_{t_2})] \quad (9)$$

式中: $LL(\beta_{t_1, t_2})$ 为包含时间段 $t_1$ 和 $t_2$ 的模型对数似然值; $LL(\beta_{t_1})$ 为仅包含时间段 $t_1$ 的模型对数似然值; $LL(\beta_{t_2})$ 为仅包含时间段 $t_2$ 的模型对数似然值。似然比检验的零假设对 $t_1$ 和 $t_2$ 两个时间段的影响因素可以采用相同的模型进行分析,也就是说这些影响因素在两个时间段内对事故严重程度的影响是稳定的。

将2016—2019年间公交事故数据,分为不同的时间段,分别对事故严重性影响因素进行时间稳定性的假设检验。不同时间段影响因素变量的似然比检验结果如表4所示,每个表格括号中第一

个数值为卡方统计量,第二个数值为自由度,第三个数值为时间稳定性概率值。

表 4 因素变量的时间稳定性分析

时间范围	$t_2$			
	2016	2017	2018	2019
2016	—	[25.291; 19; 15.118%]	[45.247; 24; 0.545%]	[57.055; 20; 0.002%]
$t_1$ 2017	[25.291; 19; 15.118%]	—	[21.781; 17; 19.330%]	[43.643; 22; 0.393%]
2018	[45.247; 24; 0.545%]	[21.781; 17; 19.330%]	—	[24.117; 20; 23.734%]
2019	[57.055; 20; 0.002%]	[43.643; 22; 0.393%]	[24.117; 20; 23.734%]	—

从表 4 可以看出,在 95% 的置信度下,可以拒绝因素变量在 2016—2019 年间是稳定的零假设。也就是说,不能使用同一个模型分析 2016—2019 年间公交事故严重程度的影响因素。然而,对于 2016—2017 年、2017—2018 年和 2018—2019 年三个时间段,因素变量时间稳定性的概率均超过了 10%。这表明在 95% 的置信度下,不能拒绝公交事故严重程度的影响因素在 2016—2017 年、

2017—2018 年和 2018—2019 年三个时间段是稳定的零假设。自 2018 年起,英国交通部开始推进实施公交服务改善法令<sup>[25]</sup>,为分析相关法令的实施是否会影响公交事故的严重性,本文将 2016—2019 年公交事故数据分为 2016—2017 年以及 2018—2019 年两个时间段,分别构建 RTRPHOPIT 模型,对影响公交事故严重程度的因素变量进行分析。RTRPHOPIT 模型的估计结果如表 5 所示。

表 5 模型估算结果

变量分类	2016—2017 年		2018—2019 年		
	系数	t-统计	系数	t-统计	
驾驶员特征变量	男性驾驶员	—	0.173***	3.29	
	青年驾驶员	-0.205***	-3.14	-0.094**	-2.03
	中年驾驶员	-0.105**	-2.53	—	—
	乡村驾驶员	0.271***	4.16	—	—
道路环境特征变量	环形交叉口	-0.257***	-3.45	-1.030***	-3.11
	环形交叉口(标准差)	—	—	1.097***	3.49
	夜间亮灯道路	—	—	0.272***	5.91
	夜间无路灯道路	0.354***	4.01	—	—
	湿滑路面	0.172***	3.15	—	—
	晴天事故	0.148**	2.54	—	—
	城区道路	—	—	-0.283***	-4.96
	主干道	—	—	0.292***	2.99
	公交专用道	—	—	0.367***	3.38
	事故特征变量	多车事故	-0.383***	-7.13	-0.906***
多车事故(标准差)		0.231**	2.09	1.383***	4.28
上午事故		-0.240***	-2.61	—	—
上午事故(标准差)		0.531***	2.63	—	—
下午事故		-0.142**	-2.23	—	—
停车过程事故		-1.237***	-3.15	-0.206***	-5.12
停车过程事故(标准差)		1.821***	4.44	—	—
翻车事故		—	—	0.417***	3.59
正面碰撞事故		0.385***	8.20	0.256***	6.04
侧面碰撞事故		0.271***	5.36	—	—
常数项	-1.054***	-12.66	-1.018***	-8.72	
阈值	随机阈值中截距均值 $\mu_1$	0.463***	4.07	0.235***	3.00
	随机阈值中截距标准差	0.714***	5.45	0.448***	5.23
	影响阈值 随机的变量	0.239***	3.09	0.285***	5.63
参数	城区道路 侧面碰撞事故	—	—	0.139**	2.53
	观测变量数	10 911		9 223	
	模型统计值	$LL(0)$	-4 914.018		-4 747.841
	$LL(b)$	-4 892.226		-4 730.980	

注:\*\*\*表示显著性水平为 1%,\*\*表示显著性水平为 5%。

表5中,系数的正号表示严重伤害事故的可能性增加,而轻伤事故的可能性降低;与此对应,系数为负号的含义相反。从表5可以看出,2016—2017年和2018—2019年两个时间段模型阈值均是随机分布的,但模型阈值的解释变量和随机参数

是不一致的。模型参数的边际效应估算结果如表6所示。从表5和表6可以看出,两个时间段模型中具有显著性的解释变量不完全一致。除了少数变量的边际效应保持稳定外,两个时间段模型中同一变量的边际效应也存在显著的差异性。

表6 模型参数的边际效应

变 量	2016—2017年			2018—2019年			
	轻伤事故	重伤事故	死亡事故	轻伤事故	重伤事故	死亡事故	
驾驶员特征 变量	男性驾驶员	—	—	—	-0.037***	0.032***	0.005***
	青年驾驶员	0.036***	-0.032***	-0.004***	0.020**	-0.017**	-0.003**
	中年驾驶员	0.018**	-0.016**	-0.002**	—	—	—
	乡村驾驶员	-0.047***	0.042***	0.006***	—	—	—
道路环境 特征变量	环形交叉口	0.045***	-0.040***	-0.005***	0.219***	-0.190***	-0.029***
	夜间亮灯道路	—	—	—	-0.058***	0.050***	0.008***
	夜间无路灯道路	-0.062***	0.055***	0.007***	—	—	—
	湿滑路面	-0.030***	0.026***	0.004***	—	—	—
	晴天事故	-0.026**	0.023**	0.003**	—	—	—
	城区道路	—	—	—	0.060***	-0.052***	-0.008***
	主干道	—	—	—	-0.062***	0.054***	0.008***
	公交专用道	—	—	—	-0.078***	0.068***	0.010***
事故特征 变量	多车事故	0.067**	-0.059**	-0.008**	0.193***	-0.167***	-0.026***
	上午事故	0.042***	-0.037***	-0.005***	—	—	—
	下午事故	0.025**	-0.022**	-0.003**	—	—	—
	停车过程事故	0.217***	-0.190***	-0.026***	0.044***	-0.038***	-0.006***
	翻车事故	—	—	—	-0.089***	0.077***	0.012***
	侧面碰撞事故	-0.047***	0.042***	0.006***	—	—	—
	正面碰撞事故	-0.067***	0.059***	0.008***	-0.054***	0.047***	0.007***

由于两个时间段模型中变量的影响存在较为明显的差异,可以看出考虑因素的时间不稳定在模型构建和结论分析中的重要性,如果忽略不同时间段的因素表现差异,仅粗略地采用集计的方法进行数据处理和事故建模,很可能造成对某些影响重要政策指导与管控策略因素的理解偏差。具体而言,随着公交服务改善法令的推广实施,道路行车环境条件得到改善,这可能是2018—2019年模型中,夜间无路灯道路和湿滑路面变量对事故严重性的影响不再显著的主要原因之一。然而,公交优先措施(公交专用道、公交信号优先以及公交专用停车场等)的实施,虽然显著提高了公交运行效能,但也可能引发一些新的安全问题。例如,在2018—2019年模型中,公交专用道变量对事故严重性具有显著的影响。

### 3.2 随机参数与随机阈值

从表5可以看出,在95%的置信度下,2016—

2017年模型中上午事故、多车事故以及停车过程事故变量是随机分布的。上午事故变量的系数均值为-0.240,标准差为0.531,表明上午事故变量有67.44%的概率会增加轻伤事故发生的可能性。相似地,多车事故变量(系数均值为-0.383,标准差为0.231)和停车过程变量(系数均值为-1.237,标准差为1.821)分别有95.13%和75.15%的概率会增加轻伤事故发生的可能性。2018—2019年模型的分析结果表明,多车事故变量(系数均值为-0.906,标准差为1.383)和环形交叉口变量(系数均值为-1.030,标准差为1.097)分别有74.38%和82.61%的概率会增加轻伤事故发生的可能性。

此外,两个时间段模型的阈值都是随机参数,且影响阈值随机性的解释变量是不一致的。在2016—2017年模型中,模型阈值在不同观察中随着城区道路变量和随机参数函数的影响而变化,从而捕捉阈值中未观察到的异质性。阈值常数项

均值为0.463,标准差为0.714,表明会有74.17%的概率增加观测结果的阈值。在2018—2019年模型中,城区道路和侧面碰撞事故变量会影响阈值的随机性。阈值常数项均值为0.235,标准差为0.448,表明在城区道路、侧面碰撞事故变量和随机参数函数的影响下,会有70.01%的概率增加观测结果的阈值,从而降低发生严重伤害事故的可能性。

### 3.3 驾驶员特征变量的影响

从表6可以看出,在2016—2017年模型中,青年驾驶员和中年驾驶员变量对死亡和重伤事故的边际效应为负,而轻伤事故的边际效应为正。也就是说青年和中年驾驶员更容易引起轻伤事故但不容易引起重伤和死亡事故。在2018—2019年模型中,青年驾驶员也更容易导致轻伤事故,而发生重伤和死亡事故的可能性会减少。然而,针对小汽车事故严重性的研究表明<sup>[26]</sup>,年轻驾驶员更容易导致严重的交通事故,两者之间不一致的主要原因可能是公交驾驶员需要比私人小汽车驾驶员工作更长的时间。研究表明,长时间的驾驶会影响驾驶员的生理、心理机能和意识状态,从而导致驾驶技能下降,影响行车安全<sup>[27]</sup>。据统计<sup>[28]</sup>,英国驾驶员每周的平均工作时间为41.9 h,是国家工人平均工作时间的1.12倍。由于年轻的驾驶员拥有更强健的身体机能,在面对危急状况时具有更敏捷的应急反应能力,可以在一定程度上避免严重伤害事故的发生。因此,在制定公交驾驶员排班计划时,需要慎重考虑驾驶员连续驾驶时间,避免驾驶疲劳而导致严重交通事故的发生。类似地,在2016—2017年模型中,乡村驾驶员变量对死亡和重伤事故的边际效应为正,表明更容易引起重伤和死亡事故。主要原因可能是因为住在乡村的驾驶员比住在城市的驾驶员有更长的通勤时间,实际上增加了车辆驾驶的时间长度造成的。此外,从表6可以看出,青年驾驶员变量在2018—2019年模型中的边际效应约为2016—2017年模型的60%,由此可以看出,近年来青年驾驶员变量使公交事故发生的可能性降低了40%。其主要原因可能是英国政府自2018年起成功实施了一系列改善公交服务的国家战略<sup>[29]</sup>,以伦敦为例,伦敦综合交通管理部门为了提高公交司机的驾驶安全,自2019年起实施了一系列公交司机培训课程以提高司机的危险感知能力并避免疲劳驾驶([https://tfl.](https://tfl.gov.uk/)

[gov.uk/](https://tfl.gov.uk/))。类似的研究也发现<sup>[29]</sup>,通过驾驶员教育可以有效降低公交司机发生严重事故的可能性。

对驾驶员性别的分析结果表明,男性驾驶员变量与事故严重性之间的因果关系在不同时间段模型中的统计意义不一致。在2016—2017年模型中,男性驾驶员变量对事故严重性的影响不具有统计意义。而在2018—2019年模型中,男性驾驶员更容易发生严重的交通事故,会使重伤事故和死亡事故发生的可能性分别增加0.032和0.005(见表6)。此结果与我们一般认为的男性驾驶员比女性驾驶员更安全的结论不一致,主要原因可能是由于公交行业的特殊性,公交运营管理者对公交司机驾驶技能的要求会更严格,减少了男性驾驶员和女性驾驶员在驾驶技能上面的差异。由于女性公交驾驶员具有较强的安全意识<sup>[30]</sup>,能够更好地感知外界环境的变化,对其他车辆的驾驶行为有更强的包容心,因而行车更安全。然而,英国93%的公交驾驶员为男性<sup>[28]</sup>,女性公交驾驶员的比例低,这可能是大量公交事故驾驶员为男性的原因之一。因此,从样本的分布角度,男性公交驾驶员更容易发生严重事故结论的普适性有待进一步的研究来验证。

### 3.4 道路环境特征变量的影响

从城区道路变量的边际效应可以看出(见表6),在2018—2019年模型中城区道路变量会增加轻伤事故发生的可能性,降低重伤事故发生的可能性,其主要原因可能是因为公交车在城区道路的平均行驶速度较低。在行驶过程中,公交车需要频繁地停靠以满足乘客的上下车需求,且城区范围内相邻公交站点之间的平均距离相对较短(500m左右),为了避免突然的加减速,确保平稳行驶,公交车的速度一般较低。但由于城区人口密度较高,公交车体积较大导致较大的驾驶盲区,容易诱发轻微伤害的事故<sup>[31]</sup>。

设置公交专用道可以提高公交服务质量,是最重要的公交优先策略之一。然而在2018—2019年模型中,公交专用道变量会增加严重伤害事故发生的可能性,重伤和死亡事故发生的可能性分别增加了0.068和0.010(见表6)。类似地,主干道变量会使公交重伤和死亡事故发生的可能性分别增加0.054和0.008。大量的公交优先策略,特别是建立公交专用道,有助于缓解公交车与其他车辆之间的竞争,可以减少公共汽车和小汽车在同方

向的碰撞,并可以显著提高公交行驶速度。但是,其他车辆在跨公交专用道进出道路时,不可避免地会与公交车产生交叉,从而导致严重伤害事故的发生<sup>[32]</sup>。因此,如何根据道路交通环境,合理设置专用道对公交行车安全具有重要意义。

环形交叉口变量对事故严重程度的影响在两个时间段模型中是相对稳定的,会增加轻伤事故发生的可能性,降低严重伤害事故发生的可能性。研究表明,环形交叉口的交织区存在频繁的交通冲突<sup>[33]</sup>,在交通流量较大的情况下,由于公交车的体积较大,容易发生交通事故<sup>[5]</sup>。但车辆在环形交叉口的速度较慢,发生严重伤害事故的可能性较低<sup>[14]</sup>。

在2016—2017年模型中,夜间无路灯道路变量会使严重伤害事故和死亡事故发生的可能性分别提高0.055和0.007,其主要原因可能是,在阴暗道路驾驶员的能见度会受到影响,从而增加严重伤害事故发生的可能性。值得注意的是,在2018—2019年模型中,夜间亮灯道路变量也会增加严重伤害事故发生的可能性(重伤和死亡事故发生的可能性分别提高了0.050和0.008)。实际上,与白天相比,即使点亮路灯,驾驶员在夜间道路行车时,对外界环境感知的敏感性均会显著下降。此外,因为夜间道路的交通流量偏低,驾驶员会因为照明条件较好而无意识地提高行驶速度。研究表明<sup>[14]</sup>,与无照明路段相比,夜间照明路段车辆的平均行驶速度提高了约3%。在白天长时间工作后,夜间公交车司机更容易疲劳,更容易导致严重伤害事故的发生。与之前的研究一致<sup>[14]</sup>,在2016—2017年模型中,重伤和死亡事故发生的可能性分别提高了0.0168和0.0028。由于湿滑路面变量会降低车辆的摩擦力,从而增加严重事故发生的可能性。因此,英国的交通管理部门会根据天气预报提前采取防护措施,以减少湿滑路面发生严重交通事故的可能性<sup>[29]</sup>。值得注意的是,在2016—2017年模型中,晴天事故变量会增加严重事故发生的可能性(重伤和死亡事故发生的可能性分别提高0.023和0.003)。研究表明,大多数驾驶员在晴朗天气条件下,更容易倾向于高风险的驾驶行为<sup>[29]</sup>。公交车具有较高的动量,高风险的驾驶行为往往会带来严重伤害的交通事故。

### 3.5 事故特征变量的影响

对事故发生时间变量的分析表明,白天发生严重事故的可能性低,更容易发生轻微伤害事故。

2016—2017年模型中,上午发生轻微伤害事故的可能性是下午的1.68倍。研究表明<sup>[34]</sup>,白天的行车环境下驾驶员视线良好,能更好感知外界环境的变化,且发生交通事故时,可以更快地得到应急救援。因此,白天发生严重事故可能性较小。

两个时间段模型中,多车事故变量更容易引发轻伤事故,轻伤事故发生的可能性分别提高了0.067和0.193。研究表明<sup>[8]</sup>,由于公交车行车速度较慢,与其他车辆发生碰撞时,更容易导致轻微伤害事故<sup>[3]</sup>。从表6可以看出,停车过程事故变量对公交事故严重程度的影响具有统计意义。在两个时间段模型中,停车过程事故变量将轻伤事故发生的可能性分别提高了0.217和0.044。对小汽车事故严重程度影响因素的研究中,并未发现停车过程对事故严重程度存在显著的影响。其主要原因可能是公交线路上有大量的停靠站点,行车过程中会有较多的换道和加减速停靠需求,容易引发公交车与其他车辆的冲突<sup>[31]</sup>。

对事故碰撞形态的分析表明,在两个时间段模型中,正面碰撞事故变量的边际效应是稳定的。同样,侧面碰撞事故变量也会增加严重事故发生的可能性。其主要原因是公交车重量较大,发生碰撞时具有较高的动能,从而导致严重伤害事故的发生<sup>[12]</sup>。类似地,翻车事故变量会增加严重伤害事故发生的可能性。从表2和表6可以看出,虽然翻车事故约占总事故数量的2%,但翻车事故变量会使致死和重伤事故分别提高0.077和0.012。研究表明<sup>[35]</sup>,翻车事故发生时,车辆与地面以及车辆内乘客的碰撞机制是复杂且很难预测的,且在所有的事故形态中具有最高的死亡率。因此,针对翻车事故形态,研究主动和被动的安全保护措施具有重要的意义。

## 4 结论

本文利用2016—2019年公交事故数据构建了一个RTRPHOPIT模型,同时分析了阈值异质和未观测到的异质性对模型参数的影响。然后,基于似然比检验结果,将2016—2019年公交事故数据分为2016—2017以及2018—2019两个时间段分别构建了RTRPHOPIT模型。在5%的显著性水平下,对驾驶员特征、道路环境特征以及事故特征变量的分析结果表明,大多数情况下影响公交事故严重性的变量因素都存在时间不稳定性。两个不

同时段模型中阈值都是随机分布的,且侧面碰撞事故和城区道路变量会影响阈值的大小,增加轻伤事故发生的可能性。此外,环形交叉口、多车事故、停车过程事故以及上午事故变量为随机参数。

研究表明,由于公交运营服务的特殊性,男性驾驶员和乡村驾驶员可能更容易引起严重伤害事故。由于公交车的体积和重量较大,频繁地换道、站点停靠和在主干道行车速度较快会增加严重事故发生的可能性。设置公交专用道可以提高公交服务质量,但设计公交专用道时,应最大程度减少其他车辆跨越公交专用道时与公交车的交织,以减少严重事故发生的可能性。夜间行车时,驾驶员对外界环境的敏感性会降低,夜间行车会增加严重事故发生的可能性。湿滑路段会降低车辆与地面的摩擦力,容易导致严重的事故。此外,公交车发生正面碰撞、侧面碰撞和翻车事故时,总是会引起严重伤亡事故,应重视对不同事故形态中乘客伤害机制的研究,并针对性地研究安全防护措施。

本研究的重要意义还在于发现影响公交事故严重性的因素,会随时间的推移而变化。如果不考虑影响因素在时间维度的不稳定,直接通过汇总的事故统计数据构建统计模型来分析事故严重性,可能会导致偏差或无效的结果。在设计各种交通安全策略时,决策者应定期开展系统的数据收集和事故严重程度影响因素分析,以动态评估相关政策的实施效果。在未来的研究中,考虑其他地区更充分的事故变量因素,特别是考虑建成环境对不同运行线路的影响,可能会有更多有意义的发现。

### 参考文献

- [1] 安萌,陈学武,祝焯,等. “公交都市”与“公交优先”的差异性研究[J]. 交通运输工程与信息学报, 2015, 13(4): 85-89.
- [2] WANG X, JIAO Y, HUO J, et al. Analysis of safety climate and individual factors affecting bus drivers' crash involvement using a two-level logit model[J]. Accident Analysis & Prevention, 2021, 154: 106087.
- [3] CHIMBA D, SANDO T, KWIGIZILE V. Effect of bus size and operation to crash occurrences[J]. Accident Analysis & Prevention, 2010, 42(6): 2063-2067.
- [4] RAHMAN M, KATTAN L, TAY R. Injury risk in collisions involving buses in alberta, Canada[J]. Transportation Research Record, 2011, 2265(1): 13-26.
- [5] NASRI M, AGHABAYK K. Assessing risk factors associated with urban transit bus involved accident severity: a case study of a Middle East country[J]. International Journal of Crashworthiness, 2020, 26(4): 413-423.
- [6] ZHOU H, YUAN C, DONG N, et al. Severity of passenger injuries on public buses: a comparative analysis of collision injuries and non-collision injuries[J]. Journal of Safety Research, 2020, 74: 55-69.
- [7] DAMSERE-DERRY J, ADANU E K, OJO T K, et al. Injury-severity analysis of intercity bus crashes in Ghana: a random parameters multinomial logit with heterogeneity in means and variances approach[J]. Accident Analysis & Prevention, 2021, 160: 106323.
- [8] BARUA U, TAY R. Severity of urban transit bus crashes in Bangladesh[J]. Journal of Advanced Transportation, 2010, 44(1): 34-41.
- [9] FENG S, LI Z, CI Y, et al. Risk factors affecting fatal bus accident severity: their impact on different types of bus drivers[J]. Accident Analysis & Prevention, 2016, 86: 29-39.
- [10] PARK H, JOO Y, KHO S, et al. Injury severity of bus-pedestrian crashes in South Korea considering the effects of regional and company factors[J]. Sustainability, 2019, 11(11): 3169.
- [11] YU M, MA C, SHEN J. Temporal stability of driver injury severity in single-vehicle roadway departure crashes: a random thresholds random parameters hierarchical ordered probit approach[J]. Analytic Methods in Accident Research, 2021, 29: 100144.
- [12] KAPLAN S, PRATO C G. Risk factors associated with bus accident severity in the United States: a generalized ordered logit model[J]. Journal of Safety Research, 2012, 43(3): 171-180.
- [13] PRATO C G, KAPLAN S. Bus accident severity and passenger injury: evidence from Denmark[J]. European Transport Research Review, 2014, 6(1): 17-30.
- [14] SAM E F, DANIELS S, BRIJS K, et al. Modelling public bus/minibus transport accident severity in Ghana[J]. Accident Analysis & Prevention, 2018, 119: 114-121.
- [15] ZHANG Z, YANG R, YUAN Y, et al. Examining driver injury severity in left-turn crashes using hierarchical ordered probit models[J]. Traffic Injury Prevention, 2021, 22(1): 57-62.
- [16] YOON S, KHO S, KIM D. Effect of regional characteristics on injury severity in local bus crashes[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2017, 2647(1): 1-8.

- [17] SHEN J, GU H, FENG X, et al. Investigation of factors contributing to bus-crash severity based on extended hierarchical ordered probit model with heteroscedasticity [J]. *Journal of Transportation Safety & Security*, 2021: 1-21
- [18] YASMIN S, ELURU N. Evaluating alternate discrete outcome frameworks for modeling crash injury severity [J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2013, 59: 506-521.
- [19] FOUNTAS G, ANASTASOPOULOS P C. A random thresholds random parameters hierarchical ordered probit analysis of highway accident injury-severities[J]. *Analytic Methods in Accident Research*, 2017, 15: 1-16.
- [20] ZOU X, VU H L, HUANG H. Fifty years of accident analysis & prevention: a bibliometric and scientometric overview[J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2020, 144: 105568.
- [21] MANNERING F L, SHANKAR V, BHAT C R. Unobserved heterogeneity and the statistical analysis of highway accident data[J]. *Analytic Methods in Accident Research*, 2016, 11: 1-16.
- [22] MANNERING F. Temporal instability and the analysis of highway accident data[J]. *Analytic Methods in Accident Research*, 2018, 17: 1-13.
- [23] BEHNOOD A, MANNERING F. Time-of-day variations and temporal instability of factors affecting injury severities in large-truck crashes[J]. *Analytic Methods in Accident Research*, 2019, 23: 100102.
- [24] ALNAWMASI N, MANNERING F. A statistical assessment of temporal instability in the factors determining motorcyclist injury severities[J]. *Analytic Methods in Accident Research*, 2019, 22: 100090.
- [25] Department For Transport. Bus services act 2017: advanced quality partnership creation [EB/OL]. (2018-1-17)[2021-9-12]. <https://www.gov.uk/government/publications/bus-services-act-2017-advanced-quality-partnership-creation>.
- [26] WANG Y, PRATO C G. Determinants of injury severity for truck crashes on mountain expressways in China: a case-study with a partial proportional odds model[J]. *Safety Science*, 2019, 117: 100-107.
- [27] 徐进, 邵毅明. 驾驶员驾驶行为对制动安全性影响的定量分析[J]. *人类工效学*, 2007(4): 29-32.
- [28] Department For Transport. Annual bus statistics: England 2019/20[EB/OL]. (2020-10-28)[2021-9-13]. <https://www.gov.uk/government/statistics/annual-bus-statistics-year-ending-march-2020>.
- [29] TAMAKLOE R, HONG J, PARK D. A copula-based approach for jointly modeling crash severity and number of vehicles involved in express bus crashes on expressways considering temporal stability of data[J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2020, 146: 105736.
- [30] HAN W, ZHAO J. Driver behaviour and traffic accident involvement among professional urban bus drivers in China[J]. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 2020, 74: 184-197.
- [31] GU X, YAN X, MA L, et al. Modeling the service-route-based crash frequency by a spatiotemporal-random-effect zero-inflated negative binomial model: an empirical analysis for bus-involved crashes[J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2020, 144: 105674.
- [32] GOH K C K, CURRIE G, SARVI M, et al. Bus accident analysis of routes with/without bus priority[J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2014, 65: 18-27.
- [33] 黄合来, 张可可. 环岛改信控交叉口的通行效率和水平安全评价[J]. *湘潭大学自然科学学报*, 2013, 35(3): 49-57.
- [34] 冯忠祥, 雷叶维, 张卫华, 等. 道路环境对绕城高速公路交通事故严重程度影响分析[J]. *中国公路学报*, 2016, 29(5): 116-123.
- [35] SEYEDI M, JUNG S, WEKEZER J. A comprehensive assessment of bus rollover crashes: integration of multi-body dynamic and finite element simulation methods[J]. *International Journal of Crashworthiness*, 2020(3): 1-16.

(责任编辑:李愈)