

DOI:10.16799/j.cnki.esdqyfh.2022.11.056

基于 Logistic 模型对居民弹性出行影响因素建模研究

李真真, 郭唐仪, 何 流

(南京理工大学 自动化学院, 江苏 南京 210094)

摘 要:居民弹性出行特征是城市快速发展进程下的产物。随着城市居民生活水平不断提高,弹性出行在所有出行中所占比例逐渐增加,因而对居民弹性出行的研究愈发重要。为研究居民弹性出行特征的影响因素,首先利用居民弹性出行行为调查的 RP-SP 融合数据,结合方差膨胀检验方法研究影响居民弹性出行特征各因素间的线性相关性,最后构建多元 Logistic 模型,分析居民弹性出行前获取出行时间信息、天气信息作出出行选择时影响因素的显著性程度。结果表明,在 0.05 的显著性水平下,影响因素中年齡、游客类型、主要交通出行工具等显著影响居民弹性出行选择;居民出行前获知交通信息,弹性出行的概率能有效降低 9%,在一定程度上可以降低交通压力,缓解交通拥挤。

关键词:弹性出行;RP-SP 调查;方差膨胀检验;多元 Logistic 模型;出行影响因素

中图分类号: U491

文献标志码: A

文章编号: 1009-7716(2022)11-0209-05

0 引 言

近年来,随着我国城市化进程加快,以及交通基础设施的完善,居民交通出行需求不断地增加,导致居民在同一时间集中出行的几率越来越大,进而带来了我国城市道路拥堵严重,交通压力较大等一系列的问题。目前主要通过加大交通管理和进一步完善交通规划等方法来解决这一交通问题。而弹性出行作为居民出行需求的重要构成,又因不同的出行者和个体出行的差异,在出行需求特征方面也存在差别,例如出行中对交通出行方式选择和出发时刻选择的差异,同时,出行者在出行决策时,其“可选择范围”也并不相同,也即出行者的选择行为决策变量(如出发时刻、交通方式等)可以在一定的程度上改变,而不同出行者其可改变范围有差异。因此,随着近年来居民弹性出行的增加,在一定的程度上对城市道路交通拥堵、交通事故频发、环境污染等问题带来相应的影响。

为解决这些交通难题,2014 年 MaaS(出行即服务)概念在芬兰赫尔辛基召开的欧洲 ITS 大会上被提出,此后研究 MaaS 的学者络绎不绝^[1]。目前,我国主要通过鼓励居民提前预约、高峰期限行、车辆错峰

出行等方式来解决交通拥堵、环境污染、交通事故频发、停车困难等问题。但是,这些解决手段只能稍微缓解居民弹性出行的交通压力,并不能满足更多居民迫切的出行需求。其中,对于交通事故严重程度的分析中,何雅琴^[2]等通过建立 Logistic 模型从人、车、路、环境等方面分析居民弹性出行特征的影响因素,并引入弹性分析量化各显著因素的影响程度;李淑庆^[3]等通过研究出行者在通勤出行时选择公共交通,以“人”的角度出发研究公交乘客通勤出行时出行选择的主要影响因素的特征。杨励雅^[4]等为研究出行链、出行方式、出发时间等联合出行行为,建立 3 种传统的 NL 模型,分析居民出行时个人属性、家庭属性、出行花费、出行用时等因素对居民出行选择的影响程度。王博彬^[5]等通过提出对多方式交通信息条件下节假日出行行为(Chain-Mode)的研究,经过 RP-SP 的调查方法调查数据,结合出行链的复杂程度,建立出行方式选择(双层 Nested Logit)模型,对出行者弹性出行影响因素的参数进行分析。魏金丽^[6]等研究基于多项 Logit 模型分析影响居民出行行为选择的方法,并将模型中非机动车、小轿车、私家车等变量作为对数模型参数进行联合标定,结合 SPSS 多项 Logit 模型进行参数估计,分析居民出行前作出选择的主要影响因素。

通过以上的结果分析,Logistic 回归分析模型广泛应用于交通领域的出行特征影响因素^[7]分析中,但目前的研究主要倾向于居民出行态度和出行意愿等的研究^[8],很少能将居民在出行前获得交通信息作出出行选择与影响因素相结合。现通过设计 RP-SP 调

收稿日期: 2022-02-21

基金项目: 国家重点研发计划政府间国际科技创新合作专项(2019YFE0123800); 中央高校基本科研业务费专项资金(30920010010)

作者简介: 李真真(1995—),女,硕士,研究方向: 交通运输规划与管理、城市道路交通。

查问卷,结合主成分分析法、方差膨胀检验方法等分析处理数据,并构建多元 Logistic 模型对影响居民弹性出行特征的因素进行全方位的回归分析和研究。

2 居民弹性出行 RP-SP 调查及数据处理

2.1 弹性出行描述

弹性出行主要是居民为实现某一出行目的(购物、休闲、旅行等)有选择性和针对性的不定时的出行,而居民日出行次数会直接给城市交通管理系统带来一定的影响,加大了交通需求管理的难度。为此,政府针对这个问题制定了交通需求管理政策,但是并未取得预期的效果。为解决这个问题,研究居民弹性出行特征的影响因素,并将居民出行前信息关注和交通信息推送相结合刚好能解决这个问题。

2.2 RP-SP 问卷调查

主要基于 Logistic 模型研究居民弹性出行特性的影响因素,设计一套 RP-SP 调查问卷,调查居民弹性出行的需求和目的。调查问卷的设计基本结构为受访者的基本信息、居民出行实际情况调查(RP 调查)、居民出行意向调查(SP 调查)^[9]。其中,调查问卷中设计的 RP 调查可以充分了解居民弹性出行的实际现状情况,数据极具可靠性;SP 调查可以从预先设定的情境下,调查居民弹性出行的个人意愿具有实际的可操作性,RP 和 SP 调查相辅相成,调查数据有利于模型更好地标定。

2.3 数据分析及处理

2.3.1 数据收集及描述

该项调研采用随机抽样法,采用线上调研的方式对出行人员进行调查。共发放了 525 份问卷,剔除无效问卷(如无驾照却选择驾驶私家车出行、选择出行是步行却花费高昂等)18 份,最终有效问卷为 507 份,问卷收集有效率达 96.6%。根据居民弹性出行特征影响因素调查数据需求,将问卷设计划分为受访者基本信息、居民出行实际情况调查(RP 调查)、居民出行意向调查(SP 调查)三个方面。

经过整理问卷调研数据,对居民弹性出行影响因素中时间因素、总花费因素、出行前关注的交通信息因素等进行分析,结合居民出行前获取交通信息作出的出行选择,整理出如图 1 的分析。

结果分析:通过以上对居民弹性出行的时间因素、空间因素的分析,可得到居民日常弹性出行时出行时间小于 60 分钟的概率为 82.25%,出行花费小于 60 元的概率为 81.90%,可以得知居民出行更偏

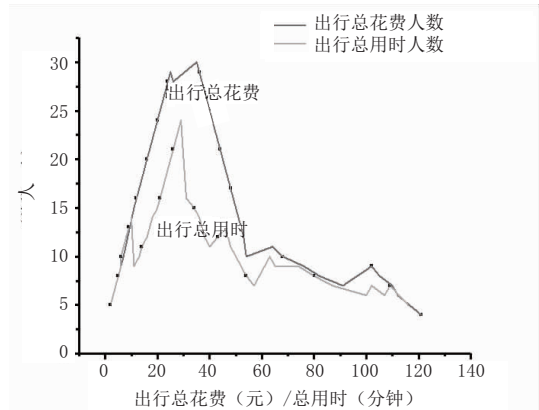


图 1 居民弹性出行总花费与总用时因素统计曲线图

向于花费少、近距离的出行。因此,在居民弹性出行前推送居民关注的信息,将会在一定的程度上降低居民出行中遇到的交通问题。

结果分析:通过图 2 对居民弹性出行前获取交通信息影响因素的分析,可以得知居民出行前获取时间信息占比 59.3%,获取天气信息占比 13.5%,路况、出行路线、停车场位置及收费、景区/商圈人流量评价等出行信息总占比 27.2%。通过以上数据的分析和对比,结合图 2 信息可知,居民在出行前获取的主要出行信息是时间和天气信息。因此接下来我们将针对居民弹性出行前获知时间和天气信息,通过建立多元 Logistic 模型研究居民弹性出行特征影响因素的显著性程度及弹性出行的可能性。

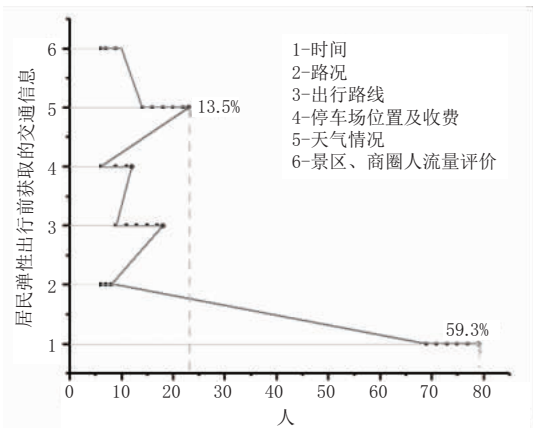


图 2 居民弹性出行前关注的交通信息因素统计图

对应用到模型中的变量定义如表 1 所列。

2.3.2 数据分析处理

2.3.2.1 问卷设计科学性检验

在对居民弹性出行特征影响因素建模分析前,利用主成分分析法分析问卷结构,以及问卷数据,检查调查问卷设计的科学性(见表 2)。

结果分析:由表 2 可以清晰得知,此次针对居民弹性出行特征影响因素的问卷调查结果中,KMO 值为 0.782,此值介于 0.7~0.8 之间,说明问卷题目的设

表1 变量定义表

调查分类	影响因素	变量定义及赋值
受访者基本信息	性别	1=男;2=女
	年龄	1=小于14岁;2=14-23岁;3=24-64岁;4=65岁以上
	游客类型	1=在无锡居住;2=一周内外地游客;3=当天往返外地游客;4=其他
	出行类别	1=个人;2=情侣或家庭;3=同事或朋友;4=其他
	是否有小汽车、驾照	1=有小汽车有驾照;2=有小汽车无驾照;3=无小汽车有驾照;4=无小汽车无驾照
居民出行实际情况调查(RP调查)	从出发到目的地总用时	1=A≤10;2=11-30;3=31-60;4=61-100;5=>101
	从出发到目的地总花费	1=A≤10;2=11-30;3=31-60;4=61-100;5=>101
	主要交通工具	1=步行;2=自行车/共享单车;3=私家车;4=出租/网约车;5=公交/地铁;6=其他
	出行前关注的交通信息	1=路况;2=出行路线;3=停车场位置及收费;4=天气;5=景区/商圈人流量&评价
居民出行意向调查(SP调查)	交通信息获取方式	1=网络、手机;2=电视广播;3=他人推荐;4=没有关注相关信息
	出发前告知天气信息	天气太冷、天气太热、正在下雨 1=一定要去;2=有可能去;3=一定不会去
	出发前告知活动时间	(延长1~2h、延长2~3h、延长3~4h) 1=一定要去;2=有可能去;3=一定不会去

表2 KMO和巴特利特检验表

KMO 取样适切性量数		0.782
巴特利特球形度检验	近似卡方	7 907.268
	自由度	946
	显著性	0.000

表3 影响因素共线性统计表

模型	显著性	共线性统计	
		容差	VIF
(常量)	0.000		
性别	0.542	0.942	1.061
年龄	0.524	0.936	1.068
游客类型	0.000	0.735	1.360
出行类别	0.764	0.839	1.192
是否有小汽车、驾照	0.568	0.661	1.512
总用时	0.063	0.461	2.171
总花费	0.458	0.384	2.607
主要交通工具(步行)	0.000	0.643	1.555
主要交通工具(自行/共享单车)	0.631	0.752	1.330
主要交通工具(私家车)	0.579	0.356	2.806
主要交通工具(出租车/网约车)	0.080	0.528	1.894
主要交通工具(公交车/地铁)	0.235	0.561	1.784
主要交通工具(其他)	0.048	0.621	1.611
出发前关注的交通信息(路况)	0.011	0.636	1.573
出发前关注的交通信息(出行路线)	0.080	0.738	1.355
出发前关注的交通信息(停车场位置及收费)	0.976	0.456	2.191
出发前关注的交通信息(天气)	0.656	0.626	1.597
出发前关注的交通信息(景区/商圈人流量&评价)	0.743	0.705	1.419
交通信息获取方式(网络、手机)	0.037	0.772	1.295
交通信息获取方式(电视、广播)	0.708	0.783	1.278
交通信息获取方式(他人推荐)	0.058	0.738	1.355

计与该研究内容有较好的一致性,效度较好。其中P值,即Sig<0.001,说明本文探究的居民弹性出行特征影响因素对居民出行选择的影响较为显著,调查问卷设计科学。

2.3.2.2 影响因素间共线性检验

在建立多元Logistic回归模型前,还需利用方差膨胀检验方法对居民弹性出行前获取信息后影响出行选择的各影响因素进行共线性检验。计算公式如下:

$$VIF = \frac{1}{1-R^2} \quad (1)$$

分析得到居民弹性出行特征影响因素共线性结果如表3所列。

经过检验发现,本文探究的居民弹性出行特征影响因素:年龄、游客类型、出行类型、是否有小汽车/驾照、出行总用时、出行时主要的交通工具、出发前关注的交通信息、交通信息获取方式等的共线性统计结果均显示VIF<5,说明本文研究的居民弹性出行影响因素中解释变量和因变量之间线性相关性较低,均可进行多元Logistic回归模型分析。

3 居民弹性出行的多元Logistic回归模型研究

3.1 构建多元Logistic回归模型

Logistic回归分析可分为二元的Logistic回归分析和多元的Logistic回归分析。其中多元Logistic回归模型广泛用于研究多元因变量与自变量间的关

系。其可以更好地区分影响居民弹性出行各类型因素的差异,相对于其他回归方程,其优点是通过对数函数描述影响居民弹性出行的自变量与因变量之间关系^[10-11],使得结果计算更符合现实意义。多元Logistic回归分析方程通过一般线性回归方程变形

获得。本文通过建立多元 Logistic 回归模型,探究居民日常弹性出行特征的主要影响因素^[12]。

以居民日常弹性出行的 8 个影响因素作为自变量(影响因素):年龄、游客类型、出行类型、是否有小汽车/驾照、出行总用时、出行时主要的交通工具、出发前关注的交通信息、交通信息获取方式为自变量 x ;以居民弹性出行前获取了交通信息(出行时间、出行方式、出行目的地)后,出行选择结果一定会出行、有可能会出行、一定不会出行三种因素为因变量 Y ,构建多元 Logistic 模型,如下:

$$(Y = m | x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n)} \quad (2)$$

其中, m 为居民在出行前获取信息后,选择是否出行(0:一定会出行,1:有可能会出行,2:一定不会出行) $m \in \{0, 1, 2\}$, β_0 为常数项, $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ 是多元 Logistic 模型的回归系数。影响因变量 Y 取值的自变量是 x_1, x_2, \dots, x_n 。结合以上居民在获取出行信息后,弹性出行的可能性,可以得知:

$$P(Y=0) + P(Y=1) + P(Y=2) = 1 \quad (3)$$

$$0 < P(Y=0) + P(Y=1) < 1 \quad (4)$$

$$P(Y=0) + P(Y=2) < 1 \quad (5)$$

上式中, $P(Y=0)$ 代表居民在弹性出行前获取交通信息后一定会出门的概率; $P(Y=1)$ 代表居民在弹性出行前获取交通信息后有可能会出门的概率; $P(Y=2)$ 代表居民在弹性出行前获取交通信息后一定不会出门的概率。

$$P(Y=0|x) = \frac{\exp(Y=0|x_1 \dots x_n)}{[\exp(Y=0|x_1 \dots x_n) + \exp(Y=1|x_1 \dots x_n) + \exp(Y=2|x_1 \dots x_n)]} \quad (6)$$

$$P(Y=1|x) = \frac{\exp(Y=1|x_1 \dots x_n)}{[\exp(Y=0|x_1 \dots x_n) + \exp(Y=1|x_1 \dots x_n) + \exp(Y=2|x_1 \dots x_n)]} \quad (7)$$

$$P(Y=2|x) = \frac{\exp(Y=2|x_1 \dots x_n)}{[\exp(Y=0|x_1 \dots x_n) + \exp(Y=1|x_1 \dots x_n) + \exp(Y=2|x_1 \dots x_n)]} \quad (8)$$

表 4 多元 Logistic 回归模型参数估计结果(一)

模型中的变量	影响因素 / 出行选择变量定义及赋值编号	B	标准误差	Wald	自由度	P 值	Exp(B)	出行可能性占比 / %		
								一定会去	有可能去	一定不去
1* 出行前被告知天气较冷 / 热 / 下雨	年龄 / 2	2.595	0.708	13.453	1	0.000	13.400	65.2	27.4	7.4
	性别(男女) / 2	0.623	0.396	2.481	1	0.115	1.865	50.3	45.3	4.4
	游客类型 / 123	3.546	0.591	36.043	1	0.000	34.667	58.6	33.2	8.2
	出行类型 / 2	2.094	0.678	9.533	1	0.002	8.120	66.1	27.2	6.7
	是否有小汽车 / 驾照 / 1	1.609	0.597	7.270	1	0.007	5.000	68.6	24.3	7.1
	出行总用时 / 2	0.100	0.727	0.019	1	0.891	0.100	59.8	36.6	3.6
	出行总花费 / 2	2.055	0.636	10.434	1	0.001	7.811	48.7	44.4	6.9
	出行主要交通工具 / 5	-2.392	0.466	26.325	1	0.000	0.091	50.6	40.2	9.2
	出行关注的交通信息 / 2	-1.722	0.428	16.191	1	0.000	0.179	60.3	31.9	7.8
	交通信息获取方式 / 1	-1.550	0.561	7.616	1	0.006	0.212	67.2	24.2	8.6
	参考对象	0 ^h	-	-	0	-	-	-	-	-

3.2 结果分析

以出发前被告知的天气信息(天气较冷 / 热 / 下雨)、出发前被告知活动时间将被延迟 1~2 h 为例对居民弹性出行特征影响因素变量的显著性进行分析,取显著性水平 $P < 0.05$,结合 SPSS 标定结果如表 4、表 5 所列。

3.2.1 出行前获知天气信息影响因素中变量显著性对比分析

通过表 4 对居民弹性出行特征影响因素中变量显著性的分析,可以得知,居民出行前获取天气信息(天气较冷 / 热)后,会根据出行的需求作出出行选择。如下:以年龄 / 2 为例,说明 14~23 岁的居民在获取天气信息后对出行选择影响较为显著,显著性是 $P=0.000$,出行选择中“一定不去”占比 7.4%,其他影响因素依次。

结果表明:当居民出行前收到交通信息推送,做出“一定不去”出行的选择中,居民弹性出行特征的 3 个影响因素游客类型、出行主要交通工具、交通信息获取方式,显著影响居民的弹性出行选择。主要是居民弹性出行更偏向于搭乘公共交通,结合出发前信息推送的对称性,有针对性地作出“是 / 否出行”的选择。同样的,居民出行前获知目的地正在下雨后,居民选择“一定不去”出行的概率高达 72.6%,也是居民出发前获知目的地天气信息的出行选择结果。

3.2.2 出行前获知时间信息影响因素中变量的显著性分析

通过建立多元 Logistic 模型,分析居民在出发前

表 5 多元 Logistic 回归模型参数估计结果(二)

模型中的变量	影响因素 / 出行选择变量定义及赋值编号	B	标准误差	Wald	自由度	P 值	Exp(B)	出行可能性占比 /%		
								一定会去	有可能去	一定不去
1* 出行前被告知活动将延迟 1~2 h	年龄 /2	2.366	0.861	7.552	1	0.006	10.651	40.5	50.9	8.6
	性别(男女)/1	-.206	0.710	0.085	1	0.771	0.814	49.1	46.2	4.7
	游客类型 /1234	2.866	0.664	18.623	1	0.000	17.564	52.1	39.1	8.8
	出行类型 /123	2.970	0.844	12.373	1	0.000	19.500	53.5	39.1	7.4
	是否有小汽车 / 驾照 /2	18.05	0.352	2636.4	1	0.000	33.9	60.2	32.9	6.9
	出行总用时 /2	2.462	0.036	5.654	1	0.017	11.733	52.9	40	7.1
	出行总花费 /1	1.774	0.030	2.965	1	0.085	5.895	45.8	50.4	3.8
	出行主要交通工具 /5	2.533	0.882	8.255	1	0.004	12.593	56.3	34.8	8.9
	出行关注的交通信息 /2	-2.25	0.623	12.976	1	0.000	0.106	45.0	47.3	7.7
	交通信息获取方式 /13	-2.407	0.194	4.061	1	0.054	0.090	67.1	28.8	4.1
参考对象	0 ^b	-	-	0	-	-	-	-	-	

得知目前商圈(或景区)内人流量比较大,活动时间将被延长 1~2 h 时对居民弹性出行特征影响的显著性,并根据出行需求作出出行选择。如表 5 所示:以出行主要交通工具 /5 为例,说明居民出行主要交通工具中影响显著的是公共交通出行,显著性是 $P=0.004$,出行选择中“一定不去”占比 8.9%,其他影响因素依次。

结果表明:当居民出行前收到出行时间将被延长的信息推送,做出“一定不去”出行的选择中,居民弹性出行特征的 3 个影响因素年龄、游客类型、主要交通工具,显著影响居民的弹性出行选择。主要是因为年龄在 14~23 岁的出行者追求快速的生活节奏,有较强的时间观念,且偏向于搭乘公共交通,结合出发前时间信息推送的对称性,作出“是 / 否出行”的选择。同样的,出行前被告知事件被延迟 2~3 h 和延迟 3~4 h,居民选择“一定不去”的占比高达 50.1%,也是居民出发前获知出行时间信息的出行选择结果。

4 结论与展望

本文主要建立了多元 logistic 模型分析居民在出行前获取交通信息对居民弹性出行选择的影响因素,提出居民在出行前获取到交通信息,会在一定程度上降低居民出行的概率,主要的研究结论如下:

(1)设计了一套 RP-SP 调查问卷,调查得到居民弹性出行特征影响因素所需的数据,并利用主成分分析法分析问卷设计的科学性,结合方差膨胀检验方法进行各影响因素的共线性检验($VIF < 5$),并建模分析可知,居民弹性出行特征影响因素中年龄、游客类型、主要的交通出行工具等影响最显著。

(2)构建多元 Logistic 模型,有效地分析了居民弹性出行前获取交通信息作出“一定不去”的出行选

择,其影响因素的显著性程度 $P < 0.05$ 。结果表明,出行前交通信息的推送,能有效降低 9%居民弹性出行的概率,在一定程度上能降低城市的交通压力。

(3)居民日常的弹性出行特征影响因素,也间接影响了城市交通的通行效率。因此,可以信息推送的对称性来解决交通压力问题,进而对减少道路堵塞,降低环境污染等有一定的帮助。

本文的研究将会对下一步深入研究信息推送对居民的弹性出行时间、弹性出行目的地选择、出行方式选择的影响提供一定的参考和借鉴意义。

参考文献:

- [1]王健,胡敏翔,王承翔,管妮娜.欧洲出行即服务(MaaS)的政策框架[J].中国交通信息化,2021(6):137-141.
- [2]何雅琴,段雨阳,王晨.基于累积 Logistic 模型的行人交通事故严重程度分析及对策研究[J].安全与环境学报,2021,21(3):1165-1172.
- [3]李淑庆,刘耀鸿,邱豪基.基于 IC 卡与 GPS 数据的公交通勤出行特征分析[J].重庆交通大学学报(自然科学版),2021,40(10):171-177,184.
- [4]杨励雅,李娟.居民出行链、出行方式与出发时间联合选择的交叉巢式 Logit 模型[J].北京大学学报(自然科学版),2017,53(4):722-730.
- [5]王博彬,邵春福,孙轶轩,李娟,计寻.多方式交通信息条件下节假日出行行为研究[J].交通运输系统工程与信息,2014,14(1):229-234.
- [6]魏金丽,周建伟.基于多项 Logit 模型下胶州居民出行行为选择研究[J].现代电子技术,2021,44(19):169-172.DOI:10.16652/j.issn.1004-373x.2021.19.034.
- [7]Foell, Stefan, Phithakkitnukoon, et al. Regularity of Public Transport Usage: A Case Study of Bus Rides in Lisbon, Portugal[J]. Journal of Public Transportation, 2016,19(4):10-10.
- [8]王建军,王赛,宋明洋,李维佳,马驰骋,卢霄娟,李冬怡.大数据背景下城市建成环境对出行行为影响研究综述[J/OL].长安大学学报(自然科学版):1-18[2021-12-17].http://kns.cnki.net/kcms/

- 平台的轻量化实景三维模型生产方法:CN202110251098.8[P]. 2021-09-17.
- [15] Choukroun Y , Pai G , Kimmel R . Sparse Approximation of 3D Meshes using the Spectral Geometry of the Hamiltonian Operator [J]. Journal of Mathematical Imaging & Vision, 2018, 60(6):941-952.
- [16] R. L. de Queiroz , P. A. Chou. Compression of 3D Point Clouds Using a Region-Adaptive Hierarchical Transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 8(25):3947-3956.
- [17] 陈姣. 轻量化实景三维模型质量评定方法[J]. 城市道桥与防洪, 2020(5):301-303, 320.
- [18] Duan Wenhua, Xu Qingling. Quality control analysis of the three-dimensional model of realistic oblique photography[J]. Geospatial Information, 2017, 15(11): 93-95, 11.
- [19] Dong, Shuai, Yan, et al. Quality inspection and analysis of three-dimensional geographic information model based on oblique photogrammetry [C]// 2018.
- [20] Zhao Lei, Yang Huimei, Yuan Xiangdong, Bao Yinli. Method for checking and accepting data quality of 3D model of urban real scene [J]. Surveying and Mapping of Geology and eral Resources, 2017, 33(04): 17-21.
- [21] Yue Guodong, Zheng Chunyu, Zhao , Cai Wei. Key techniques in quality inspection and acceptance of surveying and mapping geographic information results Part 4: realistic 3D Models[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2019, 42(11): 248-252.
- [22] CH/T 9024-2014, Quality inspection and acceptance of 3D geographic information model data products[S].
- [23] Lavou é G., Larabi M. C., Váša L. On the efficiency of image metrics for evaluating the visual quality of 3D models[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2016, 22(8):1987-1999.

(上接第 213 页)

- detail/61.1393.N.20211118.0847.012.html.
- [9] Boerjesson M .Joint RP-SP data in a mixed logit analysis of trip timing decisions [J]. Transportation Research. E, Logistics and Transportation Review, 2008, 44e(6):1025-1038.
- [10] Pattison P E, Wasserman S. Logit models and Logistic regressions for social networks: II. Multivariate relations[J]. Psychometrika, 2011, 52(2):169-193.
- [11] Tian Y, Chiu YC. Anisotropic Mesoscopic traffic Simulation approach to support large-scale traffic and Logistic modeling and analysis[J]. Proceedings Winter Simulation Conference, 2011:1495-1507.
- [12] Prati G , Pietrantonio L , Fraboni F . Using data mining techniques to predict the severity of bicycle crashes [J]. Accident Analysis and Prevention, 2017, 101(APR.):44-54.