

文章编号:1671-1637(2013)03-0071-08

具有模糊特性变量的出行方式预测 Logit 模型

朱顺应¹, 邓 爽¹, 王 红¹, 管菊香², 程 阳³

(1. 武汉理工大学 交通学院, 湖北 武汉 430063; 2. 深圳市新城市规划建筑设计有限公司, 广东 深圳 518172;
3. 威斯康星大学 工程学院, 威斯康星州 麦迪逊 53706)

摘 要: 基于非集计模型与模糊数学理论, 以城市群居民出行行为为研究对象, 选择出行者的出行时间和出行费用作为影响因素, 利用极大似然估计法进行参数标定, 通过 t 检验、命中率检验与优度检验, 将出行时间模糊化, 忽略出行费用的影响, 建立了具有模糊特性变量的出行方式预测 Logit 模型。将轨道交通与小汽车 2 种出行方式的时间模糊化参数分别选为 0.1、0.3、0.5, 分析了出行方式与出行时间对居民出行行为的影响。分析结果表明: 轨道交通与小汽车的平均出行感知时间之比为 0.8~1.2, 且 2 种出行感知时间同等程度变化; 当轨道交通出行时间模糊化参数为 0.1, 小汽车出行时间小于 70 min 时, 出行者均选择轨道交通出行; 当轨道交通出行时间模糊化参数为 0.3, 小汽车出行时间小于 67 min 时, 出行者继续选择轨道交通出行, 但当小汽车出行时间大于 67 min, 小汽车出行时间模糊化参数分别为 0.1、0.3 时, 出行者选择小汽车出行; 当轨道交通出行时间模糊化参数为 0.5, 小汽车出行时间小于 58 min 时, 出行者仍然选择轨道交通出行, 但当小汽车出行时间大于 66 min 时, 出行者均选择小汽车出行。

关键词: 交通规划; 居民出行; 出行方式; Logit 模型; 模糊特性变量; 三角形重心

中图分类号: U491.1 **文献标志码:** A

Predictive logit model of trip mode with fuzzy attribute variables

ZHU Shun-ying¹, DENG Shuang¹, WANG Hong¹, GUAN Ju-xiang², CHENG Yang³

(1. School of Transportation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, Hubei, China; 2. Shenzhen New Urban Planning and Architectural Design Co., Ltd., Shenzhen 518172, Guangdong, China;
3. School of Engineering, University of Wisconsin, Madison 53706, Wisconsin, USA)

Abstract: Based on the disaggregate model and fuzzy mathematics theory, the trip behaviors of residents in urban agglomeration were taken as study subject, the trip time and the trip cost were taken as influence factors, and the parameters were calibrated by the maximum likelihood estimation method. Through t test, hit rate test and fit goodness test, the trip time was fuzzed, the influence of trip cost was ignored, and a predicative logit model of trip mode with fuzzy attribute variables was established. The fuzzy parameters of trip times for rail transit and car were chosen as 0.1, 0.3 and 0.5 respectively, the influences of trip mode and trip time on trip behavior for residents were analyzed. Analysis result shows that the average trip perception time ratio of rail transit and car is between 0.8 and 1.2, and the two trip perception times change in equal degree. When the fuzzy parameter of trip time for rail transit is 0.1 and the trip time of car is less than 70 min, all the residents will choose rail transit. When the fuzzy parameter of trip time for rail transit is 0.3 and the trip time of car is less than 67 min, residents still choose rail

收稿日期: 2012-12-18

基金项目: 国家自然科学基金项目(51208400)

作者简介: 朱顺应(1967-), 男, 安徽安庆人, 武汉理工大学教授, 工学博士, 从事道路交通运输规划研究。

transit, but when the trip time of car is more than 67 min and the fuzzy parameter of trip time for car is 0.1 and 0.3 respectively, residents will choose car. When the fuzzy parameter of trip time for rail transit is 0.5 and the trip time of car is less than 58 min, residents still choose rail transit, while the trip time of car is more than 66 min, all the residents choose car. 3 tabs, 4 figs, 27 refs.

Key words: traffic planning; resident trip; trip mode; logit model; fuzzy attribute variable; triangle center

Author resume: ZHU Shun-ying(1967-), male, professor, PhD, +86-27-86551193, zhusy2001@163.com.

0 引 言

出行方式预测非集计模型是以最大随机效用理论为基础的一类相对完善的模型。非集计模型与集计模型比较,结果误差较小,能充分利用样本数据,且只需小容量的样本。在非集计模型中,Logit 模型具有物理意义明确且便于计算等优点^[1],是目前最为成熟、应用最广泛的非集计模型^[2],但 Logit 模型的一个基本前提是各选择肢不可观测的随机效用部分相互独立且同服从二重指数分布,非相关选择方案相互独立特性是 Logit 模型的第 1 缺陷,而选择概率与各个方式的效用值本身无关,是 Logit 模型的第 2 缺陷。Probit 模型虽然克服了 Logit 模型的上述缺陷^[3],但参数标定和选择概率计算过程相对复杂。一些学者转而研究具有 Probit 模型优点的 Logit 模型的改进形式。

Mixed Logit(ML)模型克服了传统 Logit 模型的 2 个重要缺陷,且推导与计算相对较为简单。McFadden 等证明了 ML 模型可以模拟任何一种随机效用模型^[4];Boyd 等首次应用 ML 模型建立了汽车需求模型^[5-6],但为了减少计算量,模型估计的因变量仅选择了总的市场占有率;Train 等对 ML 模型进行了积分计算^[7-8],虽然采用的是个体数据,但仅包含 1~2 个变量;Bhat 等基于个体数据应用 ML 模型进行了研究,结果表明未充分考虑的不同个体差异导致了数据拟合的困难^[9-10];Erdem 等基于面板数据应用 ML 模型进行了研究,将出行者可观察与不可观察的个人特征进行合并,用极大似然估计法标定模型参数^[11-13];Chesher 等对经典 ML 模型进行了拓展,研究了非简化条件下的混合分布形式的 ML 模型,结果表明当存在多种潜在选择时,该拓展模型的参数仍旧易于估计^[14];Andrews 等对比研究了离散和连续分布条件下的 ML 模型,发现离散和连续分布条件下的 2 种模型在参数回收和保持分布评级预测上并无差异,连续分布模型在数据拟

合上优于离散分布模型^[15];Williams 提出了 NL 模型,考虑到了出行方式之间的相关性,结果比 Logit 模型更接近实际^[16],但在构造分层结构时没有一定的规则可循,存在着明显的主观判断偏离客观实际的缺陷;杨励雅等研究了出行方式与出发时间联合选择的 NL 模型,认为出发时间位于下层的结构对样本数据的适应性更强^[17];Box 等将 Logit 模型经过 Box-Cox 非线性变换得到 BCL 模型,从而克服了 Logit 模型的第 2 缺陷^[18],但非线性效用函数带来参数标定上的困难导致其实用性与 Probit 模型类似;Gaudry 等提出了基于消费者强迫选择行为和自由选择行为共存的 Dogit 模型,克服了 Logit 模型的第 1 缺陷,参数标定较 Logit 模型更为简单^[19];Gerken 提出了 Generalized Logit(GL)模型^[20],其参数标定与 Multinomial Probit(MLP)模型的参数标定问题完全相同。上述改进模型中除 NL 模型外,后 3 类模型都是对 MNL 模型的分子与分母直接修改而得到。此外,基于 MNL 模型也出现了不少其他改进型模型,Vovsha 提出了 Cross-Nested Logit(CNL)模型,体现了各选择肢之间的相关性和部分可替代性^[21];Koppelman 等提出了 Paired Combinatorial Logit(PCL)模型,是展开形式的特殊巢式结构的 CNL 模型^[22];Swait 等提出了 Heteroscedastic Multinomial Logit(HMNL)模型,认为不同出行者对效用的感受能力和应对方法是不同的,这种不同可以通过随机效用项的异方差来表达^[23];Bhat 提出了一种扩展的 Covariance Heterogeneous Nested Logit(COVNL)模型,通过结构系数函数化以达到选择肢之间的相关性和部分可替代性的目的^[24];Wen 等提出了模糊分层的 Fuzzy Nested Logit(FNL)模型^[25]。

上述用于出行方式预测的非集计模型均仅考虑了总效用数量上的随机不确定性,克服了 Logit 模型的 2 个固有缺陷,但同时视效用固定项中的特性变量值为实数,即将出行者对出行时间与出行费用

等影响出行方式选择的感知期望值当作确定的数值,再加以感知误差项(随机期望值为0)。然而事实上,道路交通状况与天气等客观因素均有可能导致出行时间与出行费用等变量产生无法预料的变化,从而具有模糊不确定性,并且出行者对影响出行方式选择因素效用的感知也具有主观层面的模糊不确定性。本文用模糊数来表征固定项中的特性变量,并加以感知误差项(模糊期望值为0),使出行方式预测更加符合实际模糊不确定性的状况,将出行时间特性变量作为模糊变量,标定模糊 Logit 模型参数,研究带有模糊特性变量的出行方式预测 Logit 模型。

1 方法描述

基于主客观因素影响下,本文所提出的模糊 Logit 模型是一种扩展 Logit 模型,效用固定项中的特性变量具有模糊不确定性。参考一般 Logit 模型的构建思路,具有模糊特性变量的出行方式预测 Logit 模型的建模过程大致可分为3部分,即模型建立、模型参数标定、模型检验。

1.1 模型建立

1.1.1 模型假设

基本假设与一般 Logit 模型相同,即出行者是交通行为意志决定的最基本单位。出行者选择其所认知的选择方案中效用最大的方案,随机项服从二重指数分布。此外,在模糊 Logit 模型固定项中,所有特性变量除哑变量(取值0或1)外,均用模糊数表示。三角模糊数的运算比较简单,计算简便,剪表性强。对于变量 x ,三角模糊数隶属函数 $u(x)$ 为^[26-27]

$$u(x) = \begin{cases} \frac{1}{\gamma}(x - x_0 - \gamma) & x_0 - \gamma \leq x \leq x_0 \\ \frac{1}{\beta}(x_0 - x + \beta) & x_0 < x \leq x_0 + \beta \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中: x_0 为三角模糊数的中值; γ 、 β 分别为三角模糊数的下限、上限参数。

如果 $\gamma = \beta$,三角模糊数为对称三角模糊数,为计算简便,本文采用对称三角模糊数。

1.1.2 效用函数

效用函数与一般 Logit 模型的效用函数相同。假设共有 N 个出行者, M 个可供选择的出行方式, K 个模糊特性变量,则有

$$\begin{cases} U_{in} = V_{in} + \epsilon_{in} \\ V_{in} = \sum_{k=1}^K \theta_k X_{ink} \end{cases} \quad (2)$$

式中: U_{in} 为出行者 n 选择出行方式 i 的模糊效用函数; V_{in} 为效用函数固定项; ϵ_{in} 为效用函数随机项; X_{ink} 为出行者 n 选择出行方式 i 的第 k 个模糊特性变量值; θ_k 为第 k 个模糊特性变量的参数值。

1.2 参数标定

1.2.1 似然函数

与一般 Logit 模型相同,出行者 n 选择出行方式 i 的概率 P_{in} 为

$$P_{in} = \frac{e^{V_{in}}}{\sum_{i=1}^M e^{V_{in}}} \quad (3)$$

$$\delta_{in} = \begin{cases} 1 & \text{选择结果与 } i \text{ 相同} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$L = \prod_{n=1}^N \prod_{i=1}^M P_{in}^{\delta_{in}} \quad (5)$$

$$L_1 = \ln(L) = \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^M \delta_{in} \ln(P_{in}) = \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^M \delta_{in} \cdot \left\{ \sum_{k=1}^K \theta_k X_{ink} - \ln \left[\sum_{i=1}^M \exp \left(\sum_{k=1}^K \theta_k X_{ink} \right) \right] \right\} \quad (6)$$

式中: δ_{in} 为出行者 n 对出行方式 i 的选择结果; L 为所有出行者同时作出选择的模糊概率似然函数; L_1 为 L 的对数模糊似然函数。

1.2.2 最优估计

采用模糊极大似然估计法确定式(6)的模糊函数值最大时的 θ_k ,对式(6)进行微分,梯度 $\nabla L_1(\theta)$ 为

$$\nabla L_1(\theta) = \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^M [(\delta_{in} - P_{in}) X_{ink}] \quad (7)$$

令式(7)为0可建立模糊非线性方程组,本文用牛顿法求解模糊非线性方程组,可得到模糊最优估计值。

1.2.3 出行方式选择概率

令 C_{in} 为出行者 n 选择出行方式 i 的模糊效用三角形重心横坐标,当 $\gamma = \beta = 0$ 时,特性变量为确定值,效用也为确定值,按一般 Logit 模型方法进行计算;当 $\gamma \neq 0$ 或 $\beta \neq 0$ 时,特性变量为模糊变量,特性变量的效用值呈三角形分布,三角形重心的横坐标即为效用变化平衡点。把模糊值转化为一个确定值,就可利用一般 Logit 模型概率计算公式计算选择概率,则有

$$C_{in} = (V_{inL} + V_{inM} + V_{inR})/3 \quad (8)$$

$$P_{in} = \frac{\exp(C_{in})}{\sum_{i=1}^M \exp(C_{in})} \quad (9)$$

式中: V_{inL} 、 V_{inM} 、 V_{inR} 分别为模糊效用三角形的左、中、右顶点横坐标值。

1.3 模型检验

1.3.1 t 检验

本文采用 t 检验方法检验效用函数中特性变量的重要性,当检验值大于 1.96 时,有 95% 的可能说明参数 θ_k 对应的模糊特性 X_{ink} 是影响选择概率的主要因素之一;当检验值大于 1.645 时,有 90% 的可能说明对应的模糊特性 X_{ink} 是影响选择概率的主要因素之一。当 k 分别取 1、2、3 时, t_1 、 t_2 、 t_3 分别为哑变量、出行时间、出行费用的 t 检验值。

1.3.2 命中率指标

本文采用命中率指标来检验模型的实用性,当所有出行方式全体命中率 $H > 80\%$ 时,模型实用。不同出行方式的各自命中率 H_i 可用来判断出行方式选择变化情况,当 $i=1,2$ 时, H_1 、 H_2 分别为出行者选择轨道交通、小汽车出行的命中率。假设选择概率不小于 50% 的选择方案为被选择方案时,则有

$$\hat{\delta}_m = \begin{cases} 1 & P_m \geq 50\% \\ 0 & P_m < 50\% \end{cases} \quad (10)$$

$$S_m = \begin{cases} 1 & \delta_m = \hat{\delta}_m \\ 0 & \delta_m \neq \hat{\delta}_m \end{cases} \quad (11)$$

$$H = \frac{1}{MN} \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^M S_m \quad (12)$$

$$H_i = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N S_m \quad (13)$$

式中: $\hat{\delta}_m$ 为出行者 n 对出行方式 i 的选择结果的估计值; S_m 为出行者对出行方式 i 的实际选择情况与模型预测结果一致性的判断变量。

1.3.3 优度比检验

优度比 ρ^2 常用来检验模型精度, ρ^2 在 0 到 1 之间,越接近 1,模型精度越高,当 ρ^2 达到 0.2~0.4 即可认为模型精度满足要求。

2 模型参数估计

中国中部某城市群由 3 个核心城市组成,其间有轨道交通和公路交通连接。规划时进行了域际居民出行方式选择意向性抽样调查。

2.1 一般 Logit 模型参数估计

出行方式为轨道交通(i 取 1)和小汽车(i 取 2)两种,特性变量为哑变量(X_{m1})、出行时间(X_{m2})和出行费用(X_{m3})。当 $i=1,2$ 时,分别取轨道交通哑变量 $X_{1n1}=1$,小汽车出行哑变量 $X_{2n1}=0$ 。2 种出行方式的效用 V_m 为

$$V_{1n} = \theta_1 X_{1n1} + \theta_2 X_{1n2} + \theta_3 X_{1n3} \quad (14)$$

$$V_{2n} = \theta_1 X_{2n1} + \theta_2 X_{2n2} + \theta_3 X_{2n3} \quad (15)$$

式中: θ_1 、 θ_2 、 θ_3 分别为哑变量、出行时间、出行费用的参数; X_{1n2} 、 X_{2n2} 分别为轨道交通、小汽车出行时间; X_{1n3} 、 X_{2n3} 分别为轨道交通、小汽车出行费用。

运用 TransCAD 软件首先进行一般 Logit 模型的参数估计和检验,结果见表 1。

表 1 一般 Logit 模型参数

Tab. 1 Parameters of common logit model

参数	$k=1$	$k=2$	$k=3$
$\hat{\theta}_k$	1.657 5	-0.093 0	0.006 4
t_k	1.755 9	-4.168 3	0.222 1
$H/\%$	81.666 7		
ρ^2	0.245 8		

由表 1 可知, $|t_1|=1.755 9 > 1.645 0$,即在置信度为 90% 的情况下,可拒绝 $\hat{\theta}_1$ (θ_1 的估计值)为 0 的假设,故暂不忽略; $|t_2|=4.168 3 > 1.960 0$,即在置信度为 95% 的情况下,可拒绝 $\hat{\theta}_2$ 为 0 的假设,认为出行时间是影响选择的重要因素; $|t_3|=0.222 1 < 1.654 0$,在置信度为 90% 的情况下,可接受 $\hat{\theta}_3$ 为 0 的假设,即认为出行费用对模型选择概率无显著影响,可忽略。模型命中率 $H=81.666 7\% > 80.000 0\%$,认为模型具有实用性;模型优度比 $\rho^2=0.245 8$,模型精度符合要求。

因上述模型检验中出行费用项对出行方式选择概率影响不显著,故忽略出行费用影响,重新进行参数估计,所得结果见表 2。经过检验,在置信度为 95% 的情况下,参数值均拒绝零假设,命中率和优度比均符合要求。

表 2 修正后的参数

Tab. 2 Parameters after rectification

参数	$k=1$	$k=2$
$\hat{\theta}_k$	1.457 6	-0.093 7
t_k	5.271 9	-4.237 4
$H/\%$	82.500 0	
ρ^2	0.245 8	

2.2 模糊 Logit 模型参数估计

基于上述标定结果,将时间特性变量进行模糊化处理,用三角模糊数 \tilde{X}_{m2} 代替 X_{m2} ,上限为 $X_{m2}(1+\alpha_i)$,下限为 $X_{m2}(1-\alpha_i)$, α_i ($i=1,2$) 为模糊化参数。

当 $\alpha_1=\alpha_2=0$ 时,模型为一般 Logit 模型,标定结果见表 2。当 α_i 分别取 0.1、0.3、0.5 时,模型为模糊 Logit 模型,对模型进行标定和检验,结果见表 3。当出行者出行时间的模糊化参数在一定范围

表 3 模糊 Logit 模型参数
Tab.3 Parameters of fuzzy logit model

α_1	α_2	参数	$\hat{\theta}_1$	$\hat{\theta}_2$	t_1	t_2	ρ^2	$H/\%$	
0.1	0.1	下	1.457 6	-0.104 1	5.271 9	-4.237 4	0.245 8	82.50	
		中	1.457 6	-0.093 7	5.271 9	-4.237 4	0.245 8		
		上	1.457 6	-0.085 2	5.271 9	-4.237 4	0.245 8		
		$H_1/\%$	66.67						
		$H_2/\%$	15.83						
	0.3	下	2.572 9	-0.109 2	5.454 6	-4.366 1	0.253 2	82.50	
		中	1.457 6	-0.093 7	5.271 9	-4.237 4	0.245 8		
		上	0.628 1	-0.079 4	2.858 4	-4.0778	0.236 4		
		$H_1/\%$	66.67						
		$H_2/\%$	15.83						
	0.5	下	3.673 5	-0.109 7	5.264 7	-4.403 8	0.254 9	81.67	
		中	1.457 6	-0.093 7	5.271 9	-4.237 4	0.245 8		
		上	-0.069 5	-0.072 2	-0.231 4	-3.885 7	0.225 3		
		$H_1/\%$	66.67						
		$H_2/\%$	15.00						
0.3	0.1	下	0.211 1	-0.118 6	0.829 4	-3.971 2	0.230 2	81.67	
		中	1.457 6	-0.093 7	5.271 9	-4.237 4	0.245 8		
		上	2.224 7	-0.074 9	5.489 9	-4.335 5	0.251 5		
		$H_1/\%$	64.17						
		$H_2/\%$	17.50						
	0.3	下	1.457 6	-0.133 8	5.271 9	-4.237 4	0.245 8	81.67	
		中	1.457 6	-0.093 7	5.271 9	-4.237 4	0.245 8		
		上	1.457 6	-0.072 1	5.271 9	-4.237 4	0.245 8		
		$H_1/\%$	64.17						
		$H_2/\%$	17.50						
	0.5	下	2.895 1	-0.141 2	5.405 6	-4.386 5	0.254 3	82.50	
		中	1.457 6	-0.093 7	5.271 9	-4.237 4	0.245 8		
		上	0.748 1	-0.068 1	3.427 7	-4.105 0	0.238 0		
		$H_1/\%$	66.67						
		$H_2/\%$	15.83						
0.5	0.1	下	-1.121 6	-0.118 4	-1.886 9	-3.373 6	0.197 7	80.83	
		中	1.457 6	-0.093 7	5.271 9	-4.237 4	0.245 8		
		上	2.798 7	-0.065 8	5.421 2	-4.381 3	0.254 1		
		$H_1/\%$	63.33						
		$H_2/\%$	17.50						
	0.3	下	-0.190 6	-0.155 6	-0.587 8	-3.844 7	0.222 9	80.83	
		中	1.457 6	-0.093 7	5.271 9	-4.237 4	0.245 8		
		上	0.971 9	0.014 3	4.479 4	2.583 6	0.161 4		
		$H_1/\%$	62.50						
		$H_2/\%$	18.33						
	0.5	下	1.457 6	-0.187 4	5.271 9	-4.237 4	0.245 8	80.83	
		中	1.457 6	-0.093 7	5.271 9	-4.237 4	0.245 8		
		上	1.457 6	-0.062 5	5.271 9	-4.237 4	0.245 8		
		$H_1/\%$	63.33						
		$H_2/\%$	17.50						

注:表中下、中、上分别表示三角模糊数的下限、中值和上限。

内变化时,模型命中率保持在 80% 以上,即模糊 Logit 模型具有实用性。时间特性变量参数 θ_2 的 t 检验值绝对值均大于 1.96,故时间特性是影响选择概率的重要因素。除 α_1 为 0.5、 α_2 为 0.3 时的上限模型优越比 $\rho^2 < 0.2$ 外,模型精度均符合要求。

3 计算结果分析

通过分析调查样本,轨道交通平均出行时间为 55 min,标准差为 10.80 min,小汽车平均行驶时间为 50 min,标准差为 7.25 min。

当 $\alpha_1 = \alpha_2$,即出行者对不同出行方式的出行时间的不确定性感知相同时,出行者对出行方式本身所固有的阻抗效用感知不变;当 α_1 、 α_2 相差越大,如 α_1 为 0.1、 α_2 为 0.5 与 α_1 为 0.5、 α_2 为 0.1,即出行者对不同出行方式的出行时间不确定性感知差别较大时,参数 θ_1 模糊阈值增大,即对出行方式本身所固有的阻抗效用感知的不确定性增大。

当 α_1 、 α_2 均增大时,时间特性变量的不确定性增大,参数 θ_2 模糊阈值增大。当轨道交通出行感知时间不确定性保持一定(即模糊化参数 α_1 不变)时,时间特性参数 θ_2 的上下限均随小汽车出行感知时间不确定性(模糊化参数 α_2)的增大而增大,而当轨道交通出行感知时间不确定性越大,时间特性参数的上下限增幅越大,其中下限最大增幅达到 100%,大于上限最大增幅 33.33% ($\alpha_1 = \alpha_2 = 0.5$),说明随着小汽车出行感知时间不确定性增大,悲观性(模糊效用下限)感知增长大于乐观性(模糊效用上限)感知增长。

当 2 种出行方式的感知时间不确定性相同(即 $\alpha_1 = \alpha_2$)时,随着不确定性的增大,模型命中率由 82.5% 降至 80.83%,轨道交通命中率 H_1 减小,而小汽车出行命中率 H_2 增大。当 α_1 与 α_2 均分别取 0.1、0.3、0.5 时, H_1 依次为 66.67%、64.17%、62.50%, H_2 依次为 15.83%、17.50%、18.33%。说明出行者对不同方式的出行感知时间的不确定性相同时,不确定性增大会导致出行者从轨道交通转向选择小汽车出行。轨道交通为公共交通,其时间不确定性增大时因车内拥挤而导致舒适度下降,时间感知更长,因小汽车车内空间大而感知舒适度较大,时间感知较短,所以选择轨道出行方式出行的比例下降,选择小汽车出行的比例上升。

取时间效用特性变量 X_{in2} 的 7 个特征值 $X_{i2} \pm 3\sigma_i$ 、 $X_{i2} \pm 2\sigma_i$ 、 $X_{i2} \pm \sigma_i$ 、 X_{i2} (X_{i2} 、 σ_i 分别为出行方式 i 调查样本中出行时间 X_{in2} 的平均值和标准偏差), α_1

与 α_2 均分别取 0.1、0.3、0.5 时,轨道交通与小汽车的平均出行感知之间比为 0.8~1.2,且 2 个时间同等程度变化。

因对数模糊似然函数值 L_1 最大时,模型最优,在上述模糊 Logit 模型标定过程中,当 $\alpha_1 = 0.3$ 、 $\alpha_2 = 0.5$ 时, L_1 的值均大于其他情况,且模型各项均通过检验,符合要求,故此时模糊 Logit 模型最优。将该情况下 2 种出行方式选择概率随小汽车出行时间变化情况同一般 Logit 模型预测结果相比较(工况 1),计算结果见图 1, P_1 、 P_2 分别为轨道交通出行选择概率与小汽车出行选择概率。

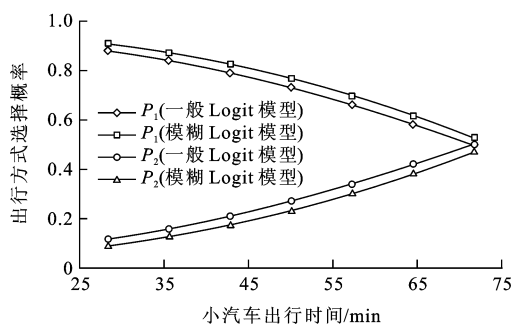


图 1 工况 1 计算结果

Fig. 1 Calculation results of condition 1

从图 1 可以看出,一般 Logit 模型选择较高效用出行方式的概率要小于模糊 Logit 模型,选择较低效用出行方式的概率要大于模糊 Logit 模型。一般 Logit 模型 2 种出行方式的概率差值要小于模糊 Logit 模型,也就是说模糊 Logit 模型扩大了 2 种出行方式的效用差值,2 种出行方式的效用区分度更大,出行方式效用大的选择概率更大,出行方式效用小的选择概率更小。

当 α_1 为 0.1、 α_2 分别为 0.1、0.3、0.5 时,轨道交通的选择概率 P_1 随小汽车出行时间变化(工况 2)的计算结果见图 2;当 α_1 为 0.3、 α_2 分别为 0.1、0.3、0.5 时,轨道交通选择概率随小汽车出行时间变化(工况 3)的计算结果见图 3;当 α_1 为 0.5、 α_1 分别为

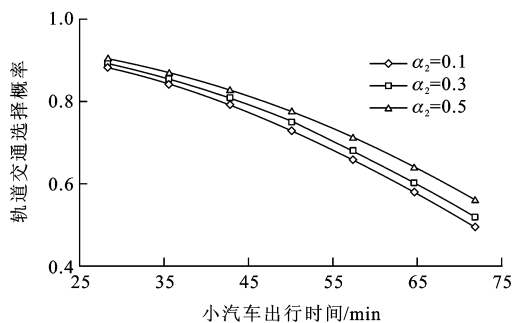


图 2 工况 2 计算结果

Fig. 2 Calculation results of condition 2

0.1、0.3、0.5 时,轨道交通选择概率随小汽车出行时间变化(工况 4)的计算结果见图 4。

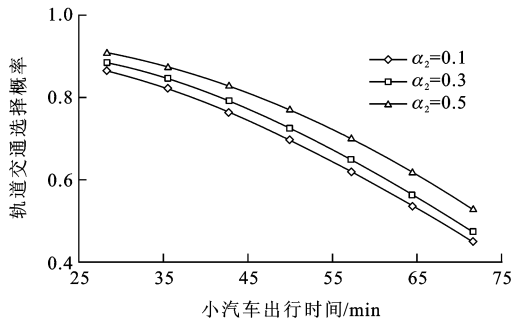


图3 工况3 计算结果

Fig. 3 Calculation results of condition 3

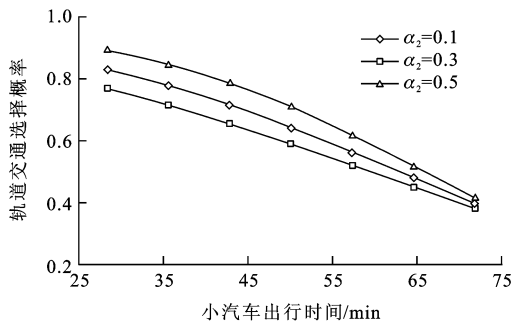


图4 工况4 计算结果

Fig. 4 Calculation results of condition 4

从图 2 可以看出,当 $\alpha_1 = 0.1$ 时,轨道交通的选择概率随小汽车出行时间的增大而减小。但当小汽车出行时间小于 70 min 时,轨道交通选择概率均大于 50%,仍然是居民出行所选择的主要出行方式。当小汽车出行时间一定时, α_2 越大,轨道交通的选择概率越大,且此规律随着小汽车出行时间的增大越来越明显。当小汽车出行时间 X_{2n2} 小于样本均值 X_{22} ($X_{22} = 50$ min) 时, α_2 增大所引起的轨道交通选择概率增加值变化范围为 0.94%~2.05%,当小汽车出行时间 X_{2n2} 大于样本均值 X_{22} 时,增加值变化范围为 2.15%~4.21%。当轨道交通时间不确定性比较小时,对轨道交通的准时性优势感受更强烈;当小汽车出行时间不确定性比较大,且出行时间超过其平均值时,对道路拥挤劣势感受更强烈,2 种出行方式优劣相较,轨道交通的效用优势明显,故轨道交通的选择概率有增大趋势。

由图 3 可以看出,轨道交通的选择概率仍然随小汽车出行时间的增大而减小,当小汽车出行时间小于 67 min 时,轨道交通仍是出行者出行所选择的主要出行方式。当小汽车出行时间大于 67 min,在 α_2 分别为 0.1、0.3 时,轨道交通选择概率小于 50%,出行者将选择小汽车出行;当 α_2 为 0.5 时,出

行者仍选择轨道交通,其概率值最小为 52.78%。当轨道交通出行时间不确定性中等且出行时间较小时,虽然轨道交通准时性、快速性的优势感受降低但仍很强烈,2 种出行方式优劣感知相比较,轨道交通仍占有优势,所以选择轨道交通概率大。当小汽车行驶时间超过 67 min,小汽车出行时间不确定性小于等于轨道交通时,小汽车的快速性、舒适性、方便性优势明显,所以选择小汽车出行;当小汽车出行时间不确定性超过轨道交通时,道路拥挤劣势突出,2 种出行方式优劣相较,道路交通拥挤的劣势更明显,所以选择轨道交通概率大。

由图 4 可以看出,当 α_1 为 0.5 时,轨道交通的选择概率随小汽车出行时间的增大而减小,当小汽车出行时间小于 58 min,即与轨道交通平均出行时间接近时,轨道交通仍是出行者出行所选择的出行方式。当小汽车出行时间大于 66 min 时,轨道交通选择概率均小于 50%,出行者将选择小汽车出行。当 2 种出行方式出行时间比较接近,且小汽车出行时间比较小时,虽然轨道交通时间不确定性较大,但小汽车仍然难以体现其优势,所以选择轨道交通概率大。当小汽车出行时间超过 66 min 时,由于轨道交通时间的不确定性大于等于小汽车出行时间的不确定性,小汽车的快速性、方便性、舒适性优势明显,所以选择小汽车出行。

4 结 语

模糊 Logit 模型考虑了居民对选择出行方式影响因素感知的模糊不确定性和总效用估计误差项的随机不确定性。当三角模糊数的上下限参数为 0 时,模糊 Logit 模型实际上是一般的 Logit 模型,因此,模糊 Logit 模型是一般 Logit 模型的一种拓展。模糊 Logit 模型的计算结果更加符合出行者在选择出行方式时面临的模糊不确定性问题,特别是在交通拥挤,出行方式效用难以准确估计时更加实用。有待进一步研究的问题包括如何直接由模糊效用计算模糊概率;如何确定模糊特性变量的上下限值;如何改进概率计算模型克服一般 Logit 模型的固有缺陷。

参考文献:

References:

- [1] MURTHY A S N, ASHTAKALA B. Modal split analysis using logit models[J]. Journal of Transportation Engineering, 1987, 113(5): 502-519.
- [2] 刘 彤,巩丽媛,郑 建,等. Logit 模型的推导方法研究[J]. 科学技术与工程, 2009, 9(2): 357-359.

- LIU Tong, GONG Li-yuan, ZHENG Jian, et al. Study on deviation of logit model[J]. Science Technology and Engineering, 2009, 9(2): 357-359. (in Chinese)
- [3] 李 辰. 交通方式划分的 Logit 模型方法[D]. 南京: 河海大学, 2004.
- LI Chen. Method of logit model in traffic model-split[D]. Nanjing: Hohai University, 2004. (in Chinese)
- [4] MCFADDEN D, TRAIN K. Mixed MNL models for discrete response[J]. Journal of Applied Econometrics, 2000, 15(5): 447-470.
- [5] BOYD J H, MELLMAN R E. The effect of fuel economy standards on the U. S. automotive market: an hedonic demand analysis[J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 1980, 14(5/6): 367-378.
- [6] CARDELL N S, DUNBAR F C. Measuring the societal impacts of automobile down-sizing[J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 1980, 14(5/6): 423-434.
- [7] TRAIN K, MCFADDEN D, BEN-AKIVA M. The demand for local telephone service: a fully discrete model of residential calling patterns and service choice[J]. Rand Journal of Economics, 1987, 18(1): 109-123.
- [8] BEN-AKIVA M, BOLDUC D, BRADLEY M. Estimation of travel choice models with randomly distributed values of time[J]. Transportation Research Record, 1993(1413): 88-97.
- [9] BHAT C R. Accommodating variations in responsiveness to level-of-service measures in travel mode choice models[J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 1998, 32(7): 495-507.
- [10] BROWNSTONE D, TRAIN K. Forecasting new product penetration with flexible substitution patterns[J]. Journal of Econometrics, 1999, 89(1/2): 109-129.
- [11] ERDEM T. A dynamic analysis of market structure based on panel data[J]. Marketing Science, 1996, 15(4): 359-378.
- [12] REVELT D, TRAIN K. Mixed logit with repeated choices: households' choices of appliance efficiency level[J]. The Review of Economics and Statistics, 1998, 80(4): 647-657.
- [13] BHAT C R. Incorporating observed and unobserved heterogeneity in urban work mode choice modeling[J]. Transportation Science, 2000, 34(2): 228-238.
- [14] CHESHER A, SANTOSSILVA J M C. Taste variation in discrete choice models[J]. The Review of Economic Studies, 2002, 69(1): 147-168.
- [15] ANDREWS R L, AINSLIE A, CURRIM I S. An empirical comparison of logit choice models with discrete versus continuous representation of heterogeneity[J]. Journal of Marketing Research, 2002, 39(4): 479-487.
- [16] WILLIAMS H C W L. On the formation of travel demand models and economic evaluation measures of user benefit[J]. Environment and Planning A, 1977, 9(3): 285-344.
- [17] 杨励雅, 邵春福, HAGHANI A. 出行方式与出发时间联合选择的分层 Logit 模型[J]. 交通运输工程学报, 2012, 12(2): 76-83.
- YANG Li-ya, SHAO Chun-fu, HAGHANI A. Nested logit model of combined selection for travel mode and departure time[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2012, 12(2): 76-83. (in Chinese)
- [18] BOX G E P, COX D R. An analysis of transformations[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1964, 26(2): 211-252.
- [19] GAUNDRY M J I, DAGENAIS M G. The dogit model[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 1979, 13(2): 105-111.
- [20] GERKEN J. Generalized logit model[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 1991, 25(2): 75-88.
- [21] VOVSHA P. Application of cross-nested logit model to mode choice in Tel Aviv, Israel, metropolitan area[J]. Transportation Research Record, 1997(1607): 6-15.
- [22] KOPPELMAN F S, WEN C H. The paired combinatorial logit model: properties, estimation and application[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2000, 34(2): 75-89.
- [23] SWAIT J, ADAMOWICZ W. The effect of choice environment and task demands on consumer behavior: discriminating between contribution and confusion[R]. Edmonton: University of Alberta, 1996.
- [24] BHAT C R. Covariance heterogeneity in nested logit models: econometric structure and application to intercity travel[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 1997, 31(1): 11-21.
- [25] WEN C H, KOPPELMAN F S. The generalized nested logit model[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2001, 35(7): 627-641.
- [26] 罗丽君, 裴玉龙. 模糊随机动态交通分配模型研究[J]. 华中科技大学学报: 城市科学版, 2002, 19(2): 64-67.
- LUO Li-jun, PEI Yu-long. Study on fuzzy random dynamic traffic assignment model[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Urban Science Edition, 2002, 19(2): 64-67. (in Chinese)
- [27] LIU H X, BAN Xue-gang, RAN Bin, et al. A formulation and solution algorithm for a fuzzy dynamic traffic assignment model[J]. Transportation Research Record, 2003(1854): 114-123.