

先验视角的居民出行调查抽样和扩样问题仿真研究

陈先龙 马毅林 宋程 陈嘉超

【摘要】针对居民出行调查抽样样本代表性和扩样结果可靠性的问题从先验的视角进行研究。构造了基于居民出行调查抽样结果的小型总体和基于活动模型的大型总体，设计了基于仿真模拟的抽样和扩样方法，为重复和多次验证研究搭建了实验平台。研究验证了抽样率对出行距离分布的影响，且呈现抽样率越小波动加剧的趋势，并发现了加权扩样模型所得到的扩样系数的分布规律。模拟实验发现加权扩样结果会减小平均居民距离，并将结论推广到对偏心分布总体，进而基于构造均匀分布和正态分布数据集进行了反正。研究表明，针对小型总体和大型总体抽样后扩样加权方法均未能还原高质量的出行 OD，即便是大型总体抽样率达到 30%。最后，重申了需要重视居民出行调查小样本调查的特性并回归恰当利用方式。

【关键词】居民出行调查；抽样模型；扩样模型；仿真；先验视角

0 引言

居民出行调查是城市出行活动特征研究的基础性工作，且一般而言抽样率较低，为了获取更加全面的总体特征，通常需要扩样。从国际上来看，美国历次全国居民出行调查（National Household Travel Survey, NHTS）^[1]所采用的扩样方法均为加权扩样，主要考虑了家庭和个人两种母体要素及沉默需求（None-Response Rate）。2010/2011 纽约居民出行调查^[2]及 HOBBS^[3]、Richardson^[4]等所采用的扩样方法也同样是加权扩样模型。英格兰全国居民出行调查^[5]开始于 1988 年，每年度开展一次，2018 年调查扩样^[6]仍采用加权扩样模型。中国大陆城市开展居民出行调查起步较晚，天津^[7]于 1981 年率先在国内开展居民出行调查，随后北京^[8]、上海^[9]、广州^[10]等超大城市陆续开展了该项工作。住房和城乡建设部 2014 年发布的《城市综合交通体系规划交通调查导则》和 2018 年推出的《城市综合交通调查技术标准（GB/T51334—2018）》进一步促进了中国大陆城市开展居民出行调查的规范化。在扩样方法方面，国外城市基本采用的都是按照人口的分类来构造扩样母体进行多属性加权扩样的方法，主要考虑的因素包括家庭特征（家庭组成、收入、车辆拥有）及个人属性（年龄、性别、就业就学等）。总体来说，加权扩样模型在一定程度上能够提升调查结果对总体特征的还原，满足设定的约束条件的收敛要求，但其结果是否真的能够逼近和揭示总体特征并未受到完整的验证。除了调查中瞒报和漏报所造成的沉默出行误差外，样本出行记录在空间分布上的覆盖及对出行距离分布等指标的影响值得关注。由于抽样偏差、调查误差等因素的影响，利用居民出行调查样本数据准确揭示城市总体交通指标一直是一个难点，甚至也产生了对调查抽样方法、扩样方法和调查结果的质疑，并对居民出行调查调查工作的科学性和必要

性蒙上了阴影。为了验证居民出行调查加权扩样模型的效果，本文尝试从先验的视角运用模拟仿真的方法进行研究，探讨加权扩样模型对总体特征指标的还原程度。

1 先验视角的居民出行调查抽样与扩样仿真实验设计

先验视角是假设我们已经知道真实总体构成，以此为基础来对居民出行调查的样本特征代表性及加权扩样结果进行验证。模拟仿真是一种利用数字化实验代替实地实验的分析方法。与实地实验方法相比，通常来说模拟仿真更加快速、高效且低成本。此外，模拟仿真还能够规避实地实验失败的风险，甚至可以无限次实现，为实验空间提供了更多的可能。

1.1 模拟仿真方法与实验流程

为了提升研究结论的可靠性，本文设计了两种场景。一种是基于居民出行所获得的样本数据作为总体，包含真实的家庭、个人属性和出行活动记录等信息，但其规模会比较有限，这里称之为“小型总体”。优势在于为真实的出行行为数据，缺点在于数据规模会比较小。为了避免小型总体小样本抽样带来的离差的影响，本文以基于城市出行活动模型的运行结果构建了一个包含 46 万户家庭共约 133 万的出行活动数据的实验总体，这里称之为“大型总体”。优势在于数据规模够大，但出行行为特征为基于活动模型模拟生成的结果。分别针对小型总体和大型总体按照不同抽样率进行抽样，分析和评价样本特征和总体特征之间的关系，并进一步采用加权扩样方法来还原总体，最后对还原总体和真实（目标）总体进行比较，进而检验加权扩样模型的合理性，仿真实验流程见图 1。

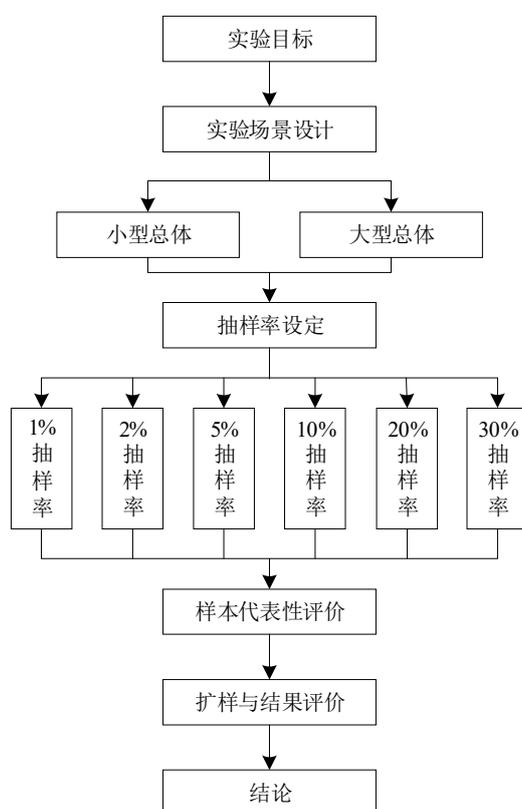


图 1 居民出行调查抽样与扩样仿真实验流程

1.2 抽样方法

基于模拟仿真的抽样方法主要包括有放回抽样和无放回抽样两种形式,这里将针对这两种方法分别进行探讨。有放回抽样是按照给定抽样率的随机抽样进行,而无放回抽样则采取 Bootstrap 方法^[11]进行。本文是对居民出行调查方法的模拟,结合调查抽样的实际操作抽样方法,故采用无放回随机抽样方法。同时,考虑居民出行调查抽样的对象,这里采用按户为抽样单元进行抽样。进一步为了验证不同抽样率的影响,这里按照 1%、2%、5%、10%、20% 和 30% 分别进行抽样,检验样本特征对总体特征的代表性。

1.3 扩样方法

居民出行调查扩样大多采用的为多属性加权扩样模型^[12],但该方法对于收敛并没有严格的要求。为此,在人口合成中被广泛使用的一种利用种子来模拟产生总体的 IPU^[13] (Iterative proportional updating) 方法被应用于完善多属性加权扩样的数学理论^[14]。IPU 是 Beckman^[15] 在 TranSIMS 中使用的人口合成方法 IPF (Iterative proportional fitting) 的改进版,其数学模型目标函数是使得扩样结果与约束条件的差异最小,该优化问题数学表达式如下:

$$\text{Minimize } \sum_j [(\sum_i d_{i,j} w_i - c_j) / c_j]^2, w_i \geq 0 \quad (\text{式 1})$$

式中:

i ——样本属性层

j ——样本属性子类

$d_{i,j}$ ——属性 i 的 j 类样本个数

w_i ——扩样系数

c_j —— j 属性样本的总体目标规模约束条件

加权扩样结果和与相应约束之间的相对差的绝对值可用作拟合优度量,定义如下:

$$\delta_j = \frac{|d_{i,j} - c_j|}{c_j} \quad (\text{式 2})$$

上式中变量定义同公式 2。当前后两次迭代的所得 $\nabla = |\delta_j - \delta_{j-1}|$ 小于设定的误差允许值时认为模型收敛,并停止迭代。

2 基于调查样本小型总体数据集的先验抽样和扩样研究

2.1 小型总体数据集概况

小型总体数据集采用的是 2017 年广州市第三次全市居民出行调查数据。该项调查覆盖全市 171 个街镇,包含 901 个社区(村),8.2 万户,20.7 万人,共和 38.6 万条出行记录。本次研究将选择了其中 3.64 万户,共 9.5 万人和 16.8 万条出行记录作为总体。

2.2 基于模拟仿真的调查抽样率对样本代表性评价

1) 抽样率对出行距离指标的影响

对总体按照 1%至 30%抽样率，重复进行 1000 次抽样。从平均出行距离来看，抽样率越小，平均出行距离波动越大（图 2）。这也反映了在低抽样率情形下，样本容易产生较大偏差。此外，多次抽样所获得的平均出行距离的平均值比较接近（表 1）。从出行距离分布来看（图 3），和平均出行距离呈同样规律，即抽样率越小震荡越大，抽样率越大越逼近总体，但即便抽样率达到 30%仍然和总体有一定的差异。

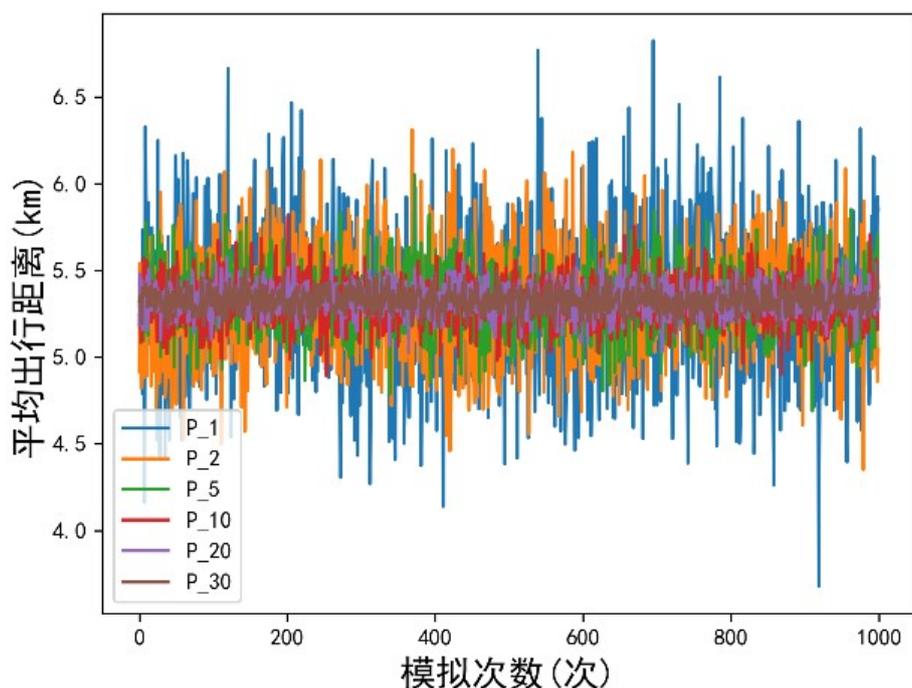


图 2 不同抽样率平均出行距离变化

表 1 1000 次抽样平均出行距离描述性统计指标

抽样率	1%	2%	5%	10%	20%	30%
平均值 (km)	5.32	5.31	5.32	5.32	5.33	5.33
标准差	0.43	0.31	0.19	0.13	0.09	0.06
最小值 (km)	3.68	4.35	4.69	4.89	5.02	5.14
最大值 (km)	6.82	6.31	6.05	5.81	5.60	5.55

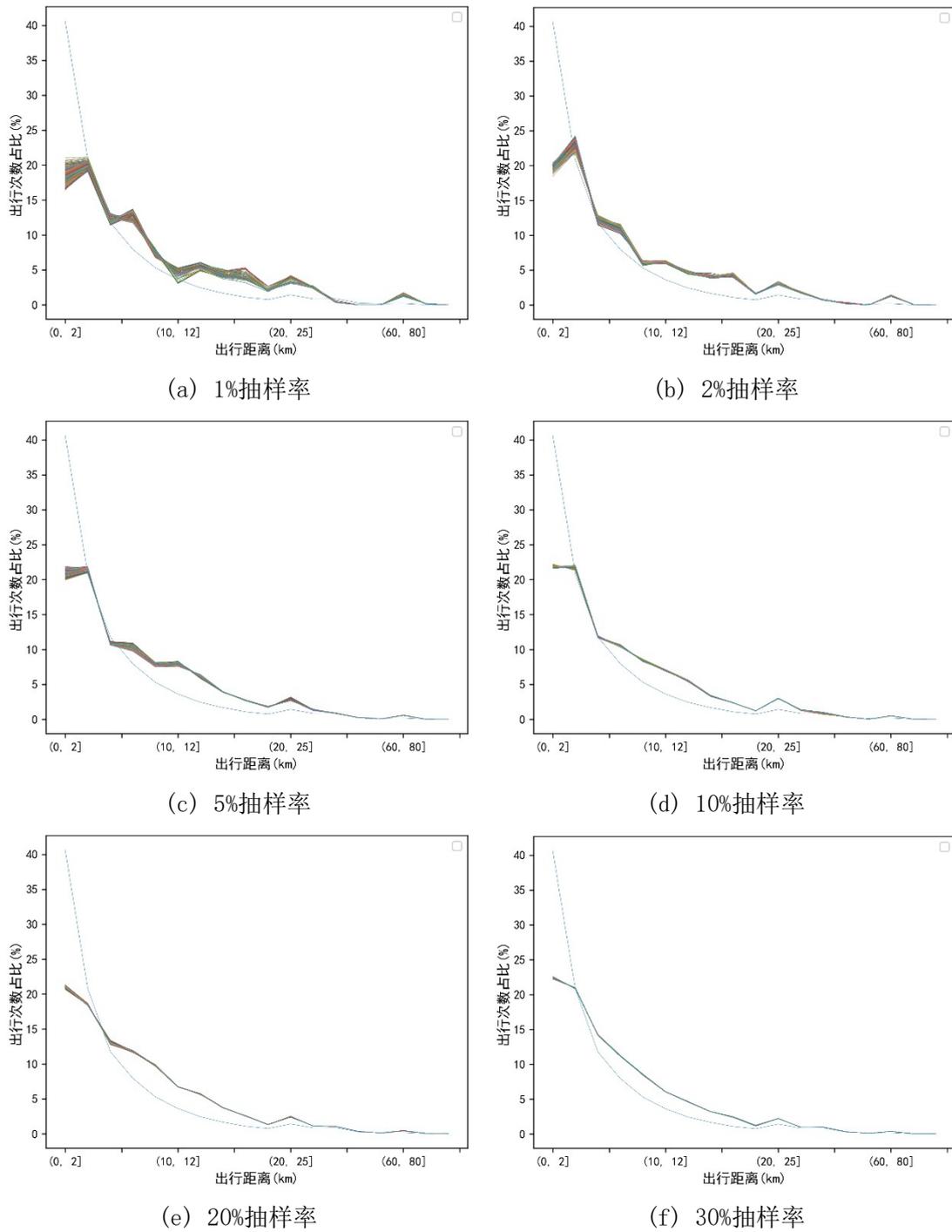


图 3 1000 次抽样结果出行距离分布变化

2.3 基于抽样数据的 IPU 扩样研究

1) 扩样模型与总体约束条件

扩样模型采用 IPU 方法，扩样约束条件选择了调查中最准确个人属性的性别、年龄以及出行属性中的目的和方式共 22 项，具体见表 2 和表 3 所示。

表 2 个人属性约束条件表

属性	性别		年龄 (岁)								合计
	男	女	<10	10-20	20-30	30-40	40-50	50-60	60-70	70+	
总量 (人)	49804	45206	2086	5906	16008	25591	19012	14052	9644	2711	95010

表 3 出行属性约束表

属性	出行目的				交通方式							
	上班	生活	其它	回家	步行	自行车	电动车	摩托	出租	小汽车	公交	轨道
总量	58669	8525	39282	103698	45116	9806	25650	14542	4286	46544	38531	25699

2) 扩样系数分析

对扩样结果的扩样系数进行分析, 出行记录的扩样系数分布来看总体呈现扩样系数波动范围随抽样率增加而减小, 且抽样率越大扩样系数越集中。此外, 扩样系数整体分布形态呈三段分布 (图 4): 小扩样系数密集区、正态分布区和大扩样系数长尾随机区, 其中小扩样系数密集区反映了调查数据在某些类型的样本呈现高度的同质化; 正态分布区则是以抽样率倒数为均值的正态分布, 且抽样率越低方差越小; 大扩样系数长尾随机区反映了部分抽样中的小概率样本对扩样结果带来的间接影响。

从 1%抽样率到 30%抽样率扩样系数的变化趋势也说明了上述两点特征 (图 5), 同时也能够进一步发现即便是完全随机抽样, 不同的抽样率扩样系数也呈现出一定的波动性。

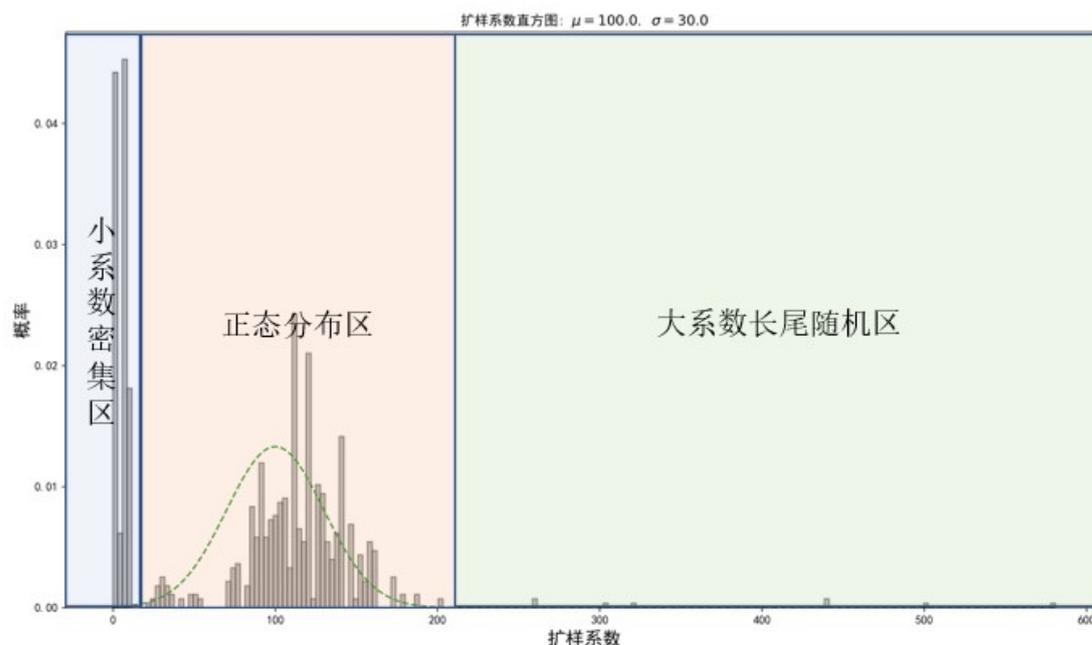


图 4 扩样系数分布模式

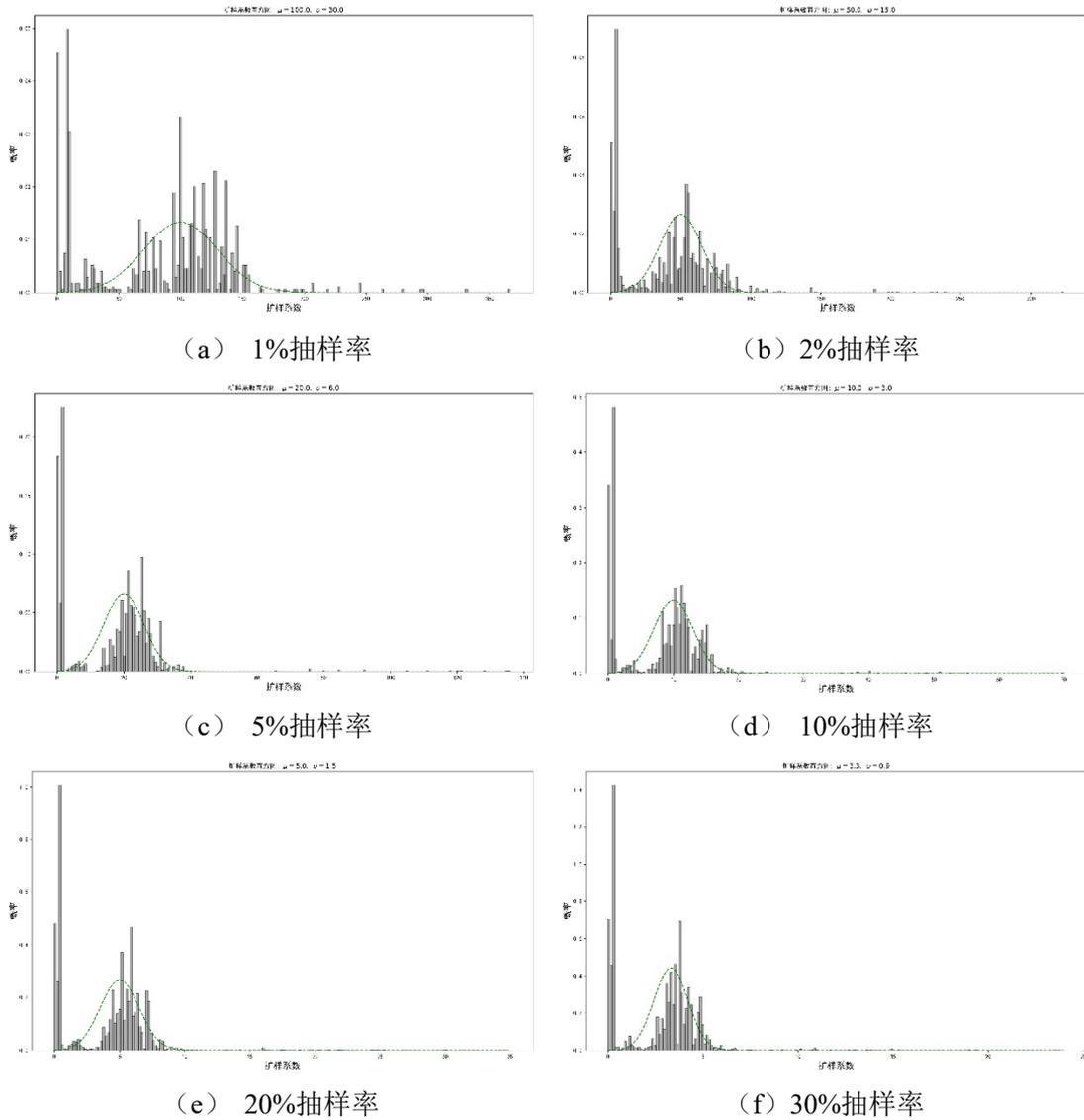


图 5 不同抽样率的扩样系数分布

3) 出行距离指标分析

基于 IPU 的扩样分析模型能够完美匹配约束条件，但扩样结果对出行距离有一定影响（表 4）。相比较而言样本的平均出行距离和母体的平均出行距离（5.18km）更加接近，各抽样率前提下平均出行距离均呈现减小的趋势，幅度在 15-23%之间波动，且与变化趋势和抽样率无关。虽然可以增加出行距离分布作为扩样的约束条件，但考虑到调查中出行距离分布不属于可以直接获得的约束条件指标，也并非抽样直接影响因素，因此不建议添加出行距离分布作为约束条件。

表 4 不同抽样率样本平均出行距离与扩样后平均出行距离变化表

抽样率	样本(km)	扩样后(km)	变化	抽样率	样本(km)	扩样后(km)	变化
1%第 1 次	4.86	4.07	-16.3%	2%第 7 次	5.26	4.44	-15.6%

抽样率	样本(km)	扩样后(km)	变化	抽样率	样本(km)	扩样后(km)	变化
1%第2次	5.05	3.98	-21.2%	2%第8次	5.32	4.43	-16.7%
1%第3次	5.28	4.38	-17.0%	2%第9次	5.19	4.33	-16.6%
1%第4次	4.94	4.26	-13.8%	2%第10次	5.34	4.31	-19.3%
1%第5次	5.04	4.48	-11.1%	5%第1次	5.23	4.16	-20.5%
1%第6次	5.23	4.41	-15.7%	5%第2次	5.07	4.09	-19.3%
1%第7次	5.23	4.17	-20.3%	5%第3次	5.22	4.33	-17.0%
1%第8次	5.34	4.39	-17.8%	10%第1次	5.24	4.29	-18.1%
1%第9次	5.35	4.39	-17.9%	10%第2次	5.09	4.23	-16.9%
1%第10次	5.12	3.96	-22.7%	10%第3次	5.13	4.27	-16.8%
2%第1次	5.12	4.14	-19.1%	20%第1次	5.17	4.26	-17.6%
2%第2次	5.36	4.36	-18.7%	20%第2次	5.16	4.23	-18.0%
2%第3次	5.05	4.22	-16.4%	20%第3次	5.22	4.3	-17.6%
2%第4次	5.22	4.19	-19.7%	30%第1次	5.21	4.31	-17.3%
2%第5次	5.2	4.38	-15.8%	30%第2次	5.18	4.24	-18.1%
2%第6次	5.03	4.13	-17.9%	30%第3次	5.19	4.28	-17.5%

2.4 校核扩样结果平均出行距离变短影响猜想与验证

分析加权扩样后平均出行距离变短的原因,猜想与出行距离分布形态有关,短距离出行相对较多,对于全方式而言其分布形态通常接近指数函数(图6a)而对于机动化交通方式而言其分布形态则通常更接近gamma函数(图6b)。通常,就全方式而言短距离出行在居民出行调查中的占比较大,进而造成即便完全随机抽样并且没有出行漏报的情况下,短距离被选中的几率也会更大,类似于本身形态作为初始影响,抽样中签概率成为第二次影响,形成了叠加效应进而导致了平均出行距离变短。为此,本文提出猜想:如果居民出行距离服从均匀分布或者正态分布,则加权扩样方法对居民出行调查结果的影响较小。

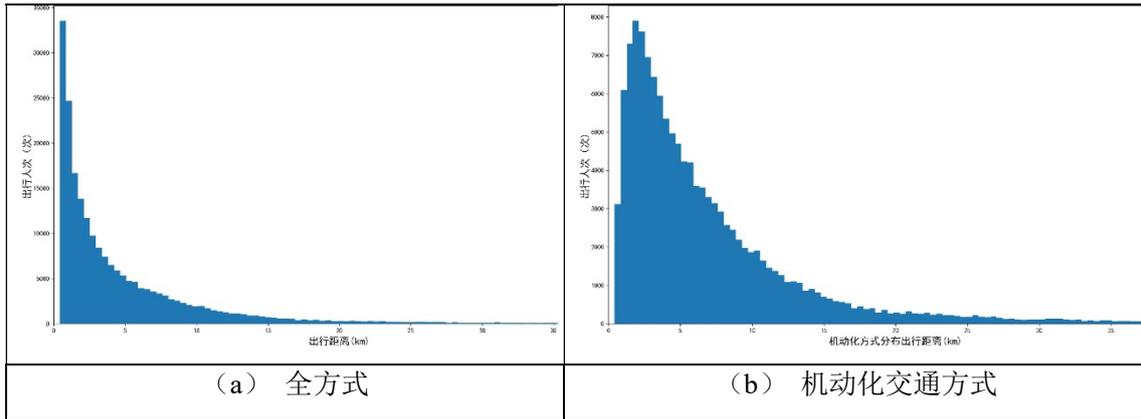


图 6 总体出行距离分布

为了验证以上猜想，本文以平均出行距离和居民出行调查一致的均匀分布和正态分布，生成伪出行距离代替原始调查样本的出行距离指标，以此来验证。均匀分布的位于[0.5, 9.86]，平均值为 5.18（图 7a）；正态分布的均值为 5.18，标准差为 1.0（图 7b）。

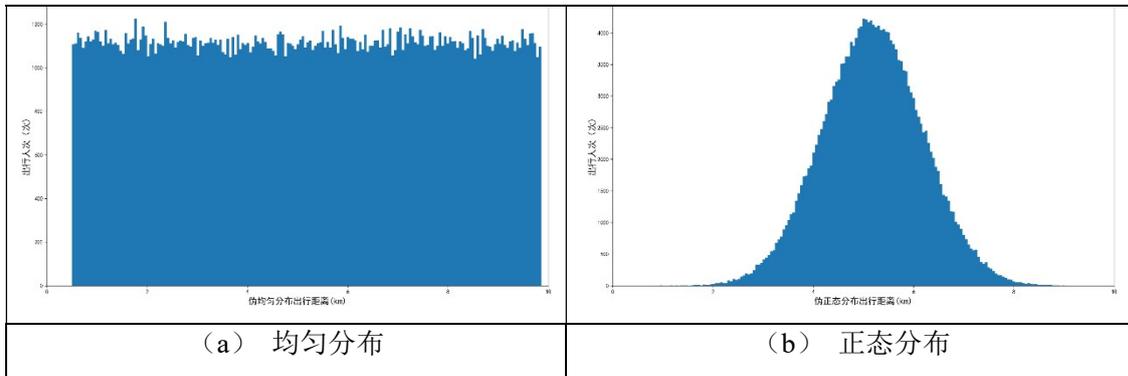


图 7 伪均匀分布和正态出行距离分布图

结果见表 5 所示，如果居民出行调查距离分布服从均匀分布或者正态分布，则加权扩样后平均出行距离误差较小，仿真模拟结果表明误差在 3%以内，远低于原指数分布出行距离情形下甚至高达 20%以上的扩样误差。此外伪正态分布出行距离情形下，扩样误差较伪均匀分布出行距离情形下扩样误差更小，最大一次扩样结果误差仅为 0.6%。同时，随着抽样率的递增，扩样后平均出行距离误差有减小趋势。

表 5 均匀分布和正态分布假设距离扩样后平均出行距离变化

情形	伪均匀分布			伪正态分布		
	样本平均 出行距离 (km)	加权扩样 平均出行距离 (km)	误差	样本平均 出行距离 (km)	加权扩样 平均出行距离 (km)	误差
1%第 1 次	5.239	5.146	-1.8%	5.163	5.167	0.1%
1%第 2 次	5.211	5.129	-1.6%	5.189	5.162	-0.5%

情形	伪均匀分布			伪正态分布		
	样本平均 出行距离 (km)	加权扩样 平均出行距离 (km)	误差	样本平均 出行距离 (km)	加权扩样 平均出行距离 (km)	误差
1%第3次	5.195	5.140	-1.1%	5.177	5.181	0.1%
1%第4次	5.096	5.091	-0.1%	5.126	5.130	0.1%
1%第5次	5.241	5.157	-1.6%	5.194	5.191	-0.1%
1%第6次	5.158	5.265	2.1%	5.201	5.231	0.6%
1%第7次	5.212	5.354	2.7%	5.154	5.158	0.1%
1%第8次	5.143	5.147	0.1%	5.177	5.186	0.2%
1%第9次	5.294	5.178	-2.2%	5.187	5.205	0.3%
1%第10次	5.257	5.252	-0.1%	5.212	5.195	-0.3%
2%第1次	5.223	5.220	-0.1%	5.182	5.172	-0.2%
2%第2次	5.158	5.125	-0.6%	5.175	5.158	-0.3%
2%第3次	5.239	5.233	-0.1%	5.158	5.138	-0.4%
2%第4次	5.180	5.172	-0.2%	5.167	5.161	-0.1%
2%第5次	5.187	5.169	-0.3%	5.180	5.176	-0.1%
2%第6次	5.163	5.239	1.5%	5.193	5.179	-0.3%
2%第7次	5.184	5.195	0.2%	5.177	5.165	-0.2%
2%第8次	5.277	5.288	0.2%	5.165	5.172	0.1%
2%第9次	5.109	5.162	1.0%	5.199	5.219	0.4%
2%第10次	5.190	5.172	-0.3%	5.192	5.184	-0.2%
5%第1次	5.160	5.166	0.1%	5.188	5.203	0.3%
5%第2次	5.133	5.125	-0.2%	5.166	5.164	0.0%
5%第3次	5.152	5.165	0.3%	5.180	5.182	0.0%
10%第1次	5.153	5.144	-0.2%	5.187	5.194	0.1%
10%第2次	5.183	5.170	-0.3%	5.186	5.181	-0.1%
10%第3次	5.182	5.216	0.6%	5.179	5.179	0.0%
20%第1次	5.167	5.175	0.2%	5.183	5.184	0.0%
20%第2次	5.178	5.208	0.6%	5.182	5.178	-0.1%
20%第3次	5.192	5.200	0.1%	5.177	5.169	-0.2%
30%第1次	5.191	5.207	0.3%	5.173	5.176	0.1%
30%第2次	5.189	5.197	0.2%	5.182	5.180	0.0%

情形	伪均匀分布			伪正态分布		
	样本平均 出行距离 (km)	加权扩样 平均出行距离 (km)	误差	样本平均 出行距离 (km)	加权扩样 平均出行距离 (km)	误差
30%第3次	5.205	5.218	0.2%	5.175	5.173	0.0%

猜想在实验中得到了验证。由此可以推断，类似于 gamma 函数之类的偏心出行距离分布形态在只考虑个人的属性和出行活动属性的前提下，加权扩样的平均出行距离和出行距离分布指标不能作为总体的指标。这也意味着需要进一步研究出行距离指标的分析口径。

3 基于实验大型总体数据集的抽样和扩样研究

3.1 实验总体概况

大型总体数据集基于活动模型生成的家庭和出行数据为基础平台，共包含 459 757 个家庭、1 329 936 位个人和 3 691 345 条出行记录数据。家庭属性包括人口组成、车辆拥有；个人属性包括年龄、性别、职业；出行记录包括出行目的、交通方式、出发地点、到达地点、出发时间、到达时间、出行距离等属性。整个数据可以理解为一个城市 24 小时的出行活动平台。

3.2 抽样率对样本出行距离的影响

从平均出行距离变化来看（图 8），1000 次抽样平均出行距离变化与基于样本重抽样数据研究的结论完全一致。总体来看，相对于样本调查重抽样方法实验场景母体的规模增加，样本数也相应增加，平均出行距离波动减弱（表 6），以 1% 抽样为例，平均出行距离波动幅度从 30% 下降到 10% 左右的水平。也就是所同样抽样率的前提下，母体规模越大，样本与母体的符合度越高（图 9）。

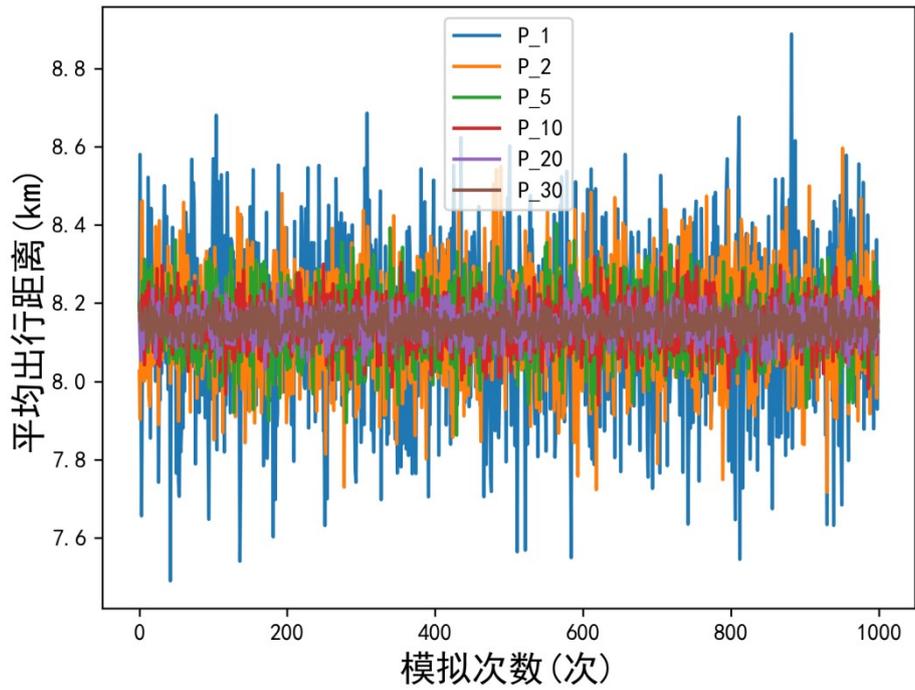
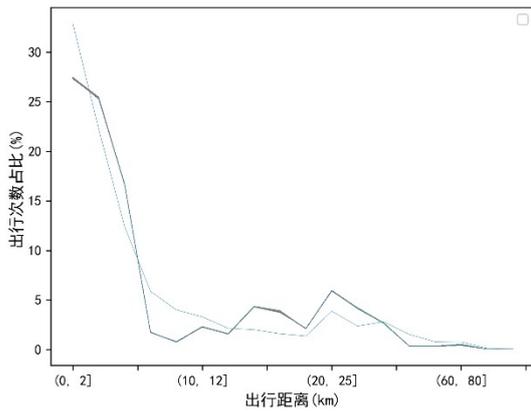
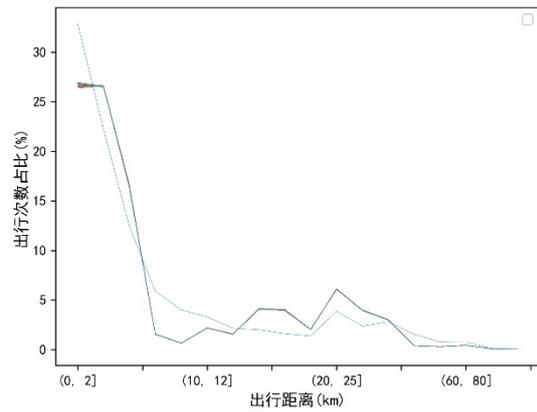


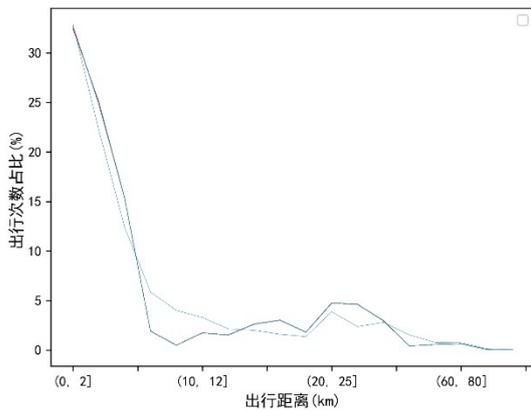
图 8 不同抽样率平均出行距离变化波动



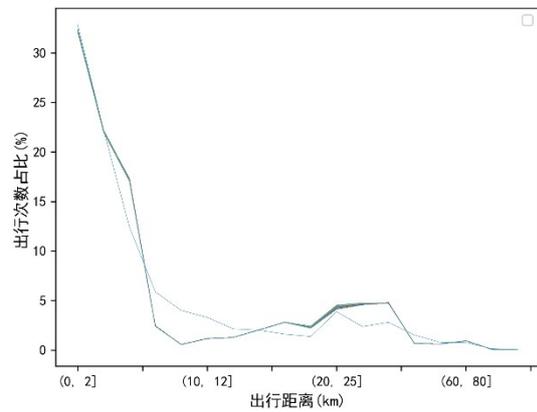
(a) 1%抽样率



(b) 2%抽样率



(c) 5%抽样率



(d) 10%抽样率

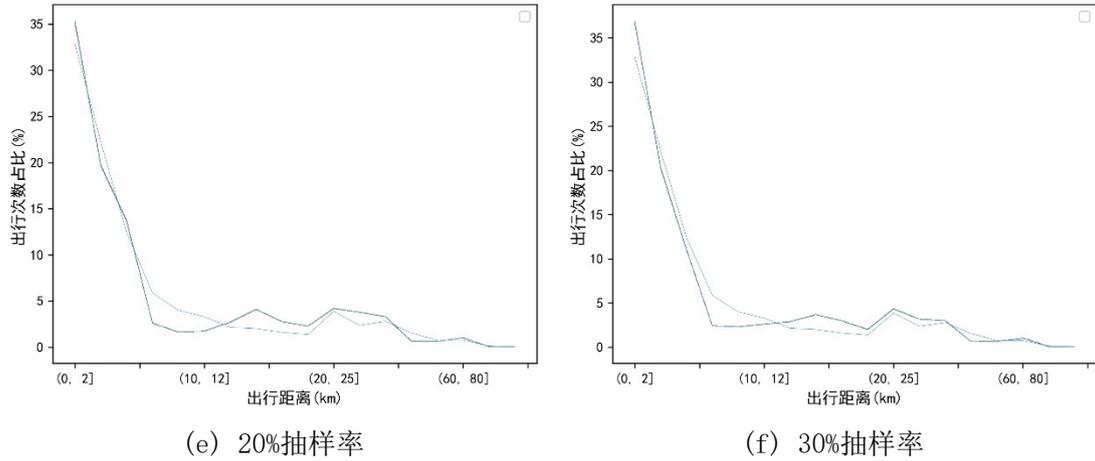


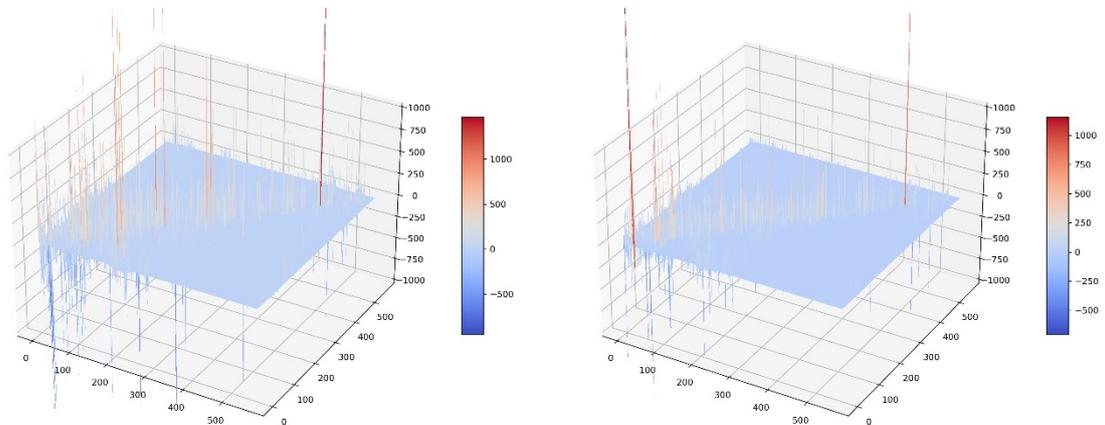
图 9 不同抽样率 1000 次抽样出行距离分布

表 6 1000 次抽样平均出行距离描述性统计指标

抽样率	1%	2%	5%	10%	20%	30%
平均值 (km)	8.14	8.15	8.15	8.14	8.15	8.14
标准差	0.21	0.13	0.09	0.06	0.04	0.03
最小值	7.49	7.72	7.86	7.94	8.03	8.06
最大值	8.89	8.60	8.40	8.32	8.28	8.26

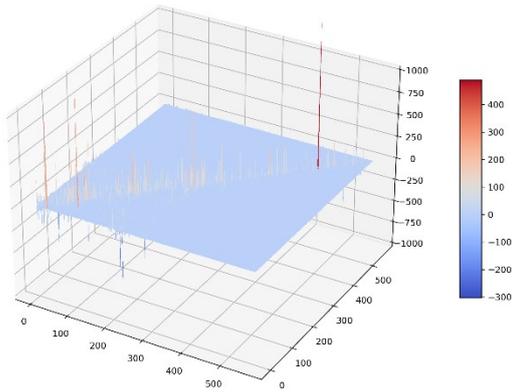
3.3 扩样结果出行分布 OD 矩阵验证

大型总体数据集可以理解为一个完整的城市出行活动集合，可以统计得到全体出行的 OD 矩阵，理论上通过扩样方法是有可能还原这个 OD 矩阵。从 IPU 扩样所得到的 OD 矩阵和目标矩阵的差异来看，误差按抽样率从小到达递减。从 OD 空间形态来看（图 10），最后误差较为集中的还是短距离出行，这也进一步印证了前文所述基于样本加权扩样方法对于类似于指数函数和 gamma 函数形态的偏心分布母体会带来额外的误差。此外，即便按照 30%的抽样率调查进行扩样，其结果仍然与真实结果存在较大的差异。因此可以说通过样本调查以及加权扩样来还原城市出行 OD 是一种奢望。

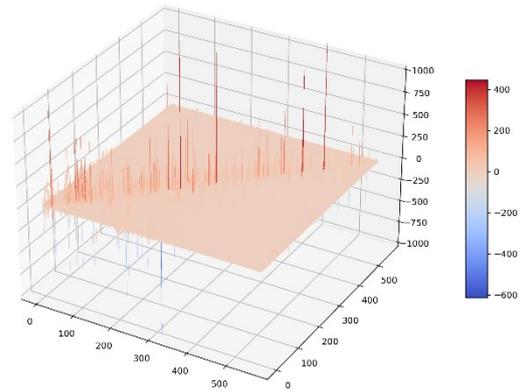


(a) 1%抽样率

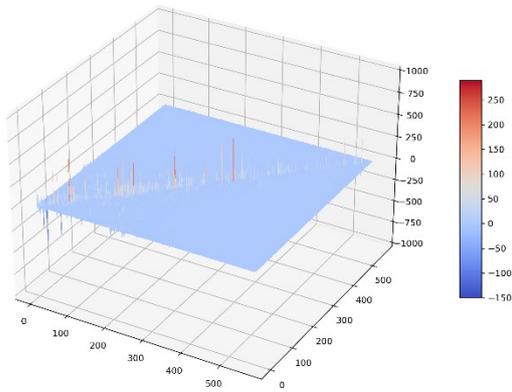
(b) 2%抽样率



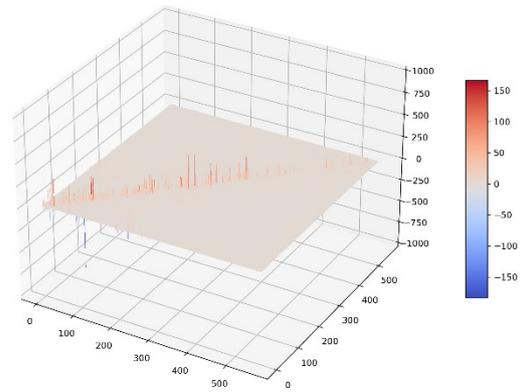
(c) 5%抽样率



(d) 10%抽样率



(e) 20%抽样率



(f) 30%抽样率

注：图中 x 和 y 坐标为交通小区编号，z 坐标为扩样 OD 结果和真实 OD 矩阵的差值

图 10 IPU 扩样情形下 OD 点对需求误差

4 结果与讨论

本文以调查样本小型总体和基于活动模型的大型总体为研究对象，使用模拟仿真的方法，对样本代表性和加权扩样的距离指标进行了研究。结果表明，即便在理想的随机抽样前提下获得的样本，通过加权扩样能够获得与约束条件完全匹配的结果，但在空间分布、时间分布等方面仍存在显著的差异，且由于加权扩样带来的出行距离指标的变化以及抽样调查结果的波动性特征，对于出行距离指标取值口径需要做进一步讨论。文章提出了加权扩样对于 gamma 函数形态的偏心分布母体会造成出行距离变小的猜想，并利用伪均匀分布和伪正态分布的数据集进行了实证研究，结果表明在抽样过程中如未能有效考虑样本覆盖的前提下，对于这类偏心分布母体加权扩样模型会减少其平均值，使用过程中需要慎重。本文通过基于活动模型的大型总体对上述研究结论开展了进一步研究，研究结果重现了小型总体的结论。特别需要指出的是，对于约 133 万人共 369 万条出行记录的总体，即便抽样率达到 30%，采用加权扩样也不能实现出行 OD 矩阵的还原。因此，完全依赖居民出行调查并通过扩样模型直

接获得能够较为准确反映城市空间活动指标是一种奢望。对于居民出行调查的使用仍要回归到其小样本和特征调查的本质，基于出行者活动特征，建立、标定和校验交通模型，进而通过交通模型来描述城市交通运行状态，这才应该是居民出行调查的正确使用路径。

参考文献

- [1] Roth S B, DeMatteis J, Dai Y. 2017 NHTS Weighting Report[R]. Federal Highway Administration, 2017.
- [2] Casas J, Zmud M, Lanini L, et al. 2010/2011 Regional Household Travel Survey: Final Report[R]. NYSDOT / NYMTC, 2014.
- [3] HOBBS F D. Traffic Planning and Engineering[M]. 2nd. PERGAMON PRESS, 1979.
- [4] Richardson A J, Ampt E S, Meyburg A H. Survey Methods for Transport Planning[M]. Eucalyptus Press, 1995.
- [5] Evans A, Kelly A, Slocombe M. National Travel Survey: England 2018[R]. 2019.
- [6] Cornick P, Cant J, Byron C, et al. National Travel Survey 2018: Technical Report[R]. The Department for Transport, 2019.
- [7] 邹哲, 蒋寅, 朱海明, 等. 天津市综合交通模型框架及关键技术探索[J]. 城市交通, 2013(05):28-36.
- [8] 李春艳, 郭继孚, 安志强, 等. 城市综合交通调查发展建议——基于北京市第五次综合交通调查[J]. 城市交通, 2016(02):29-34.
- [9] 李娜, 董志国, 薛美根, 等. 上海市第五次综合交通调查新技术方法实践[J]. 城市交通, 2016(02):35-42.
- [10] 马小毅. 居民出行调查数据扩样方法研究[J]. 交通运输工程与信息学报, 2010(01):14-19, 34.
- [11] Efron B. Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife[J]. The Annals of Statistics, 1979, 7(1):1-26.
- [12] 陈小鸿, 陈先龙, 李彩霞, 等. 基于手机信令数据的居民出行调查扩样模型[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2021, 49(01):86-96.
- [13] Xin Y, Konduri K, Pendyala R M, et al. Methodology to Match Distributions of Both Household and Person Attributes in Generation of Synthetic Populations[J]. Transportation Research Board Annual Meeting, 2009.
- [14] 陈先龙. 基于出行者活动稳定性的交通规划模型关键技术研究[D]. 上海: 同济大学, 2023.
- [15] SMITH L, BECKMAN R, BAGGERLY K, et al. TRANSIMS: Transportation analysis and simulation system[R]. Washington, DC: Los Alamos National Lab., 1995.

作者简介

陈先龙, 男, 博士, 广州市交通规划研究院有限公司, 教授级高级工程师。电子邮箱: 314059@qq.com

马毅林, 男, 硕士, 北京交通发展研究院, 高级工程师。电子邮箱: mayilin191@163.com

宋程, 男, 硕士, 广州市交通规划研究院有限公司, 教授级高级工程师。电子邮箱: 510659684@qq.com

陈嘉超，男，本科，广州市交通规划研究院有限公司，高级工程师。电子邮箱：
26339208@qq.com