

先验视角的居民出行调查抽样和扩样仿真研究

陈先龙^{1,2}, 马毅林³, 宋程^{1,2}, 陈嘉超^{1,2}

(1. 广州市交通规划研究院有限公司, 广东 广州 510030; 2. 广东省可持续交通工程技术研究中心, 广东 广州 510030; 3. 北京交通发展研究院 北京 100073)

摘要: 为验证居民出行调查加权扩样模型的效果, 从已知总体的先验视角研究样本代表性和扩样结果可靠性。构建了由居民出行调查样本组成的小型总体数据集和基于活动模型出行活动仿真结果的大型总体数据集, 设计并搭建可重复验证的实验平台, 模拟居民出行调查抽样和扩样过程并进行实证研究。结果表明: 抽样率对出行距离分布存在影响, 抽样率越低, 平均出行距离波动越显著, 同时揭示了加权扩样模型扩样系数的分布规律。仿真实验发现: 加权扩样会降低平均出行距离, 推测其原因为出行距离呈左偏分布, 并基于均匀分布和正态分布构造出行距离数据集验证了这一猜想。实证分析显示: 针对小型总体和大型总体数据集, 即便抽样率达30%, 扩样加权方法仍无法还原高质量的出行OD矩阵。最后指出, 居民出行调查本质是小样本特征调查, 可作为交通模型构建与校验的基础数据, 其扩样结果不宜直接用于城市出行活动空间分布分析。

关键词: 居民出行调查; 抽样; 加权扩样; 仿真实验; 先验视角

A Simulation Study on Sampling and Expansion of Household Travel Survey from a Prior Perspective

CHEN Xianlong^{1,2}, MA Yilin³, SONG Chen^{1,2}, CHEN Jiachao^{1,2}

(1. Guangzhou Transport Planning Research Institute Co., Ltd., Guangzhou Guangdong 510030, China; 2. Guangdong Sustainable Transportation Engineering and Technology Research Center, Guangzhou Guangdong 510030, China; 3. Beijing Transport Institute, Beijing 100073, China)

Abstract: From a priori perspective with known population datasets, this paper demonstrates the effectiveness of weighted expansion models used in household travel survey by assessing sample representativeness and reliability of expansion result. A small size population dataset is constructed from survey samples and a large size population dataset is generated through activity-based model. A reproducible experimental platform is then developed to simulate the full sampling and expansion process in an empirical study. Findings indicate that sampling rates affect trip length distribution: lower sampling rates are associated with more fluctuation in average travel distance. The simulations also reveal the distribution pattern of the model's expansion factors. According to simulation experiments, weighted expansion tends to reduce the average travel distance likely due to its left-skewed distribution; this hypothesis is validated using synthetic datasets created under uniform and normal distributions. Empirical analysis further demonstrates that, even at a 30% sampling rate, the weighted expansion method fails to reconstruct a high-quality origin-destination (OD) matrix for both small- and large-size population datasets. Finally, the paper indicates that household travel survey is fundamentally small size sample attribute survey and can serve as foundational data for constructing and calibrating transportation models; however, the expanded results should not be directly used to analyze the spatial distribution of urban travel activities.

Keywords: household travel survey; sampling; weighted expansion; simulation experiment; prior perspective

收稿日期: 2024-11-28

基金项目: 广州市交通规划研究院有限公司科研项目“数据驱动的时空推演城市活动模型研究”(KYHT-2023-01)

作者简介: 陈先龙(1978—), 男, 安徽当涂人, 博士, 教授级高级工程师, 交通规划三所(信息模型所)所长, 研究方向为交通模型、交通大数据开发与应用, 电子邮箱314059@qq.com。

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，通常需要进行扩样。从国际经验来看，美国历次全国居民出行调查(National Household Travel Survey, NHTS)^[1]均采用加权扩样方法，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]及文献[3-4]等研究采用的扩样方法同样基于加权扩样模型。英格兰全国居民出行调查^[5]开始于1988年，每年开展一次，其2018年调查扩样^[6]仍采用加权扩样模型。中国内地城市开展居民出行调查起步较晚，天津^[7]于1981年率先开展此项调查，随后北京^[8]、上海^[9]、广州^[10]等超大城市陆续跟进。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/T 51334—2018)进一步规范了中国内地城市的居民出行调查工作。

在扩样方法方面，国外城市普遍采用基于人口分类的多属性加权扩样方法，主要考虑家庭特征(家庭组成、收入、车辆拥有情况)及个人属性(年龄、性别、就业就学状况)因素。总体而言，加权扩样模型能在一定程度上提升调查结果对总体特征的还原度，满足设定约束条件的收敛要求，但其结果能否逼近和揭示总体特征尚未得到充分验证。除调查中瞒报和漏报所导致的沉默出行误差外，样本出行记录的空间分布覆盖度及对出行距离分布等指标的影响值得关注。由于抽样偏差和调查误差等因素，利用居民出行调查样本数据准确揭示城市总体交通指标始终存在困难，甚至引发了对调查抽样方法、扩样方法和调查结果的质疑，给居民出行调查工作的科学性和必要性蒙上阴影。

为验证居民出行调查加权扩样模型的效果，本文尝试从已知总体的先验视角出发，运用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，探索居民出行调查样本数据的合理利用方式。

1 先验视角的居民出行调查抽样和扩样仿真实验设计

先验视角是假设已知真实总体构成，包

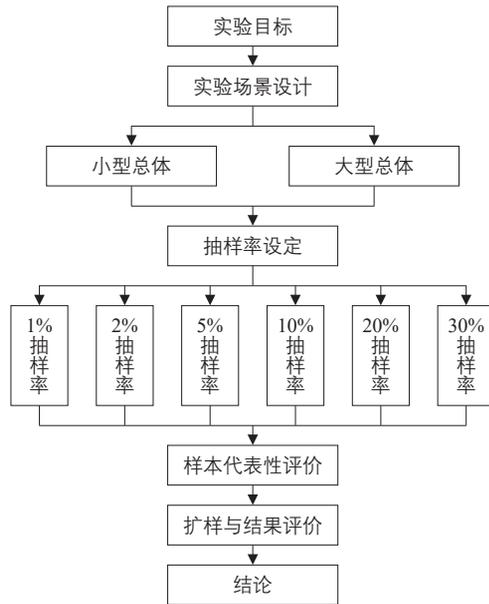


图1 居民出行调查抽样和扩样仿真实验流程

Fig.1 Simulation experiment process for sampling and expansion in household travel survey

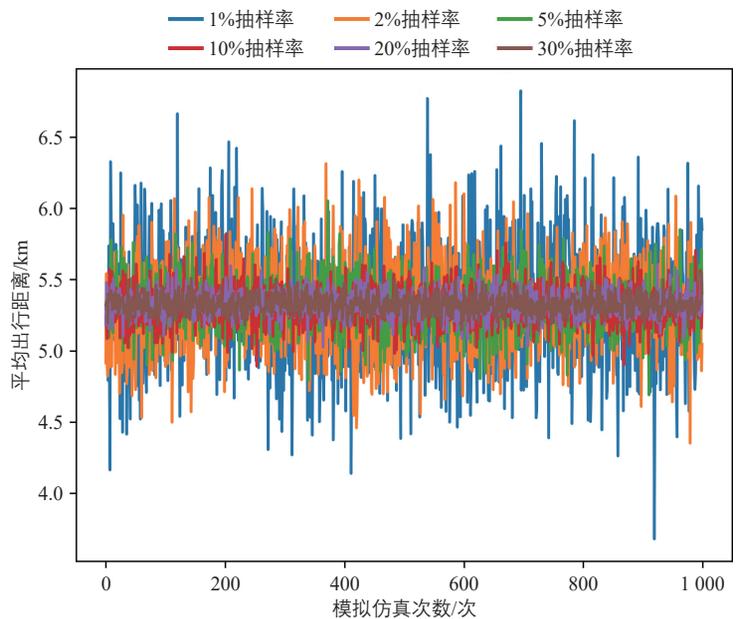


图2 不同抽样率的样本平均出行距离变化

Fig.2 Changes in average travel distance under different sampling rates

表1 1 000次抽样的平均出行距离描述性统计指标

Tab.1 Descriptive statistical indicators of average travel distance from 1,000 sampling iterations

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
(最大值-最小值)×100%/平均值	59.0%	36.9%	25.6%	17.3%	10.9%	7.7%

括全样人口(所有家庭和个人属性特征表)和全样出行记录(包括出行目的、交通方式、起止时间与位置、同行人员等),并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。仿真是一种利用数字化实验替代实地实验的分析方法。相较于真实抽样方法,仿真通常更加快速、高效且

成本低廉。此外,仿真能够规避实地实验失败的风险,可无限次重复实施,从而为开展实验探索提供更多可能性。

1.1 实验场景设计

考虑到真实城市全样人口和全样出行数据难以获取,结合研究需要,本文设计了两

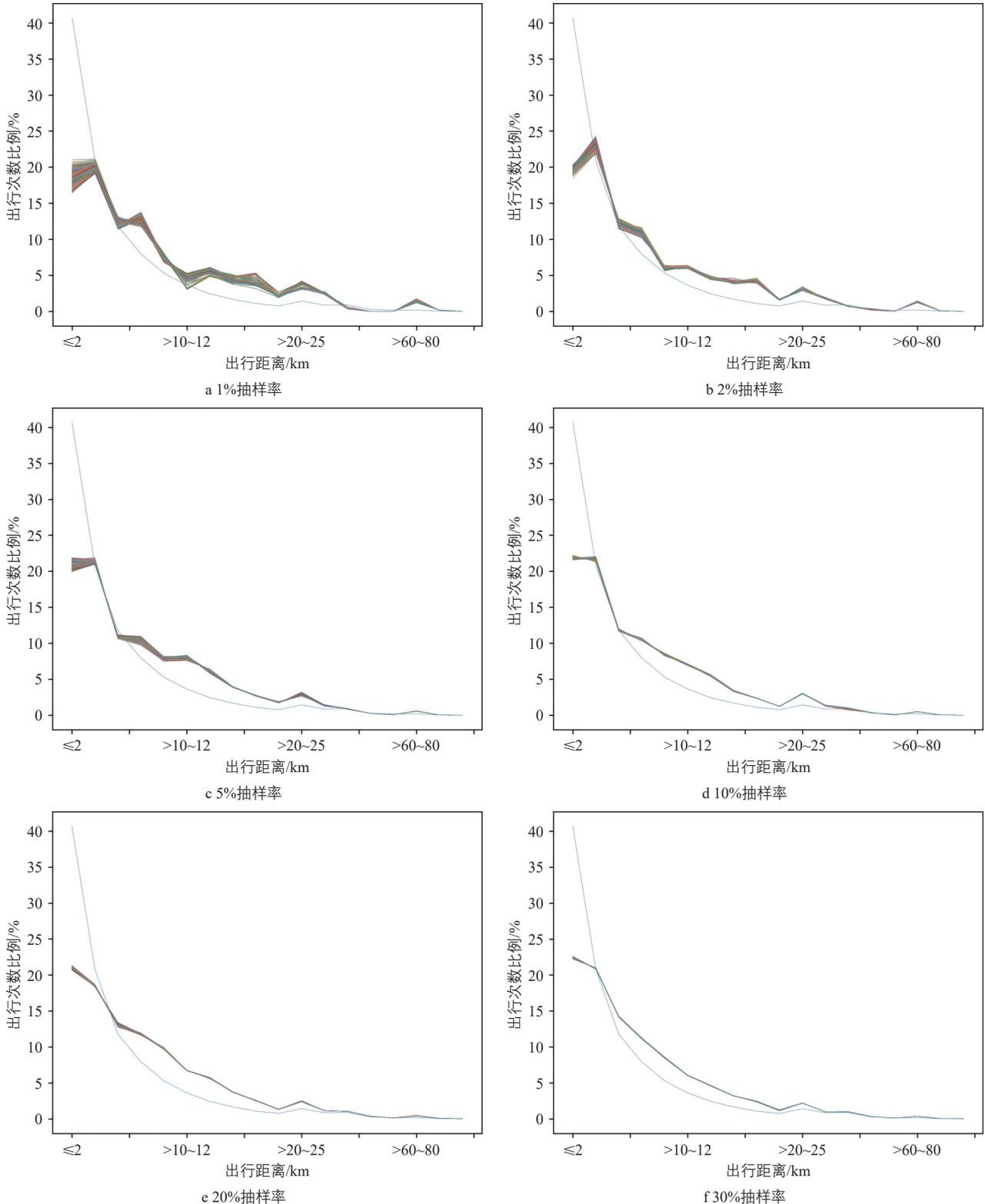


图3 1 000次抽样的出行距离分布变化

Fig.3 Changes in travel distance distribution of 1,000 sampling iterations

表2 个人属性约束条件

Tab.2 Constraints based on individual attributes

人

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	49 804	45 206	2 086	5 906	16 008	25 591	19 012	14 052	9 644	2 711	95 010

表3 出行属性约束条件

Tab.3 Constraints based on travel attributes

人次·d⁻¹

属性	出行目的				交通方式							
	上班	生活	其他	回家	步行	自行车	电动自行车	摩托车	出租汽车	小汽车	公共汽电车	城市轨道交通
总量	58 669	8 525	39 282	103 698	45 116	9 806	25 650	14 542	4 286	46 544	38 531	25 699

种实验场景。1)真实总体实验。以居民出行调查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等信息，但其规模相对有限，这里称之为“小型总体”。其优势在于数据完全真实，缺点在于数据规模较小。2)构造总体实验。基于活动的模型(Activity-Based Model, ABM)是除调查外获取全样人口和全样出行记录的有效方法，能够为研究提供数字实验空间。

本文以广州市黄埔区ABM的输出结果为例，构建了包含约46万户家庭、133万人、共369万条出行活动数据的实验总体，这里称之为“大型总体”。其优势在于数据规模够大，但出行行为特征是基于ABM生成的结果。本文分别针对小型总体和大型总体按不同抽样率进行抽样，分析评价样本特征与总体特征的关系，并采用加权扩样方法还原总体，最后将还原总体与真实(目标)总体进行比较，从而检验传统加权扩样模型的合理性。仿真实验流程见图1。

1.2 抽样方法

基于仿真的抽样方法主要包括有放回抽样和无放回抽样。有放回抽样是指按照给定抽样率进行随机抽样，而无放回抽样则采取Bootstrap方法^[11]实施。由于本文是针对居民出行调查抽样和扩样方法的仿真研究，结合实际调查抽样的操作方法，因此选用无放回随机抽样方法。同时，考虑到居民出行调查的抽样对象特征，本文以户为单元进行抽样。为进一步验证不同抽样率的影响，分别按照1%，2%，5%，10%，20%和30%的抽样率进行抽样实验，以检验样本特征对总体特征的代表性。

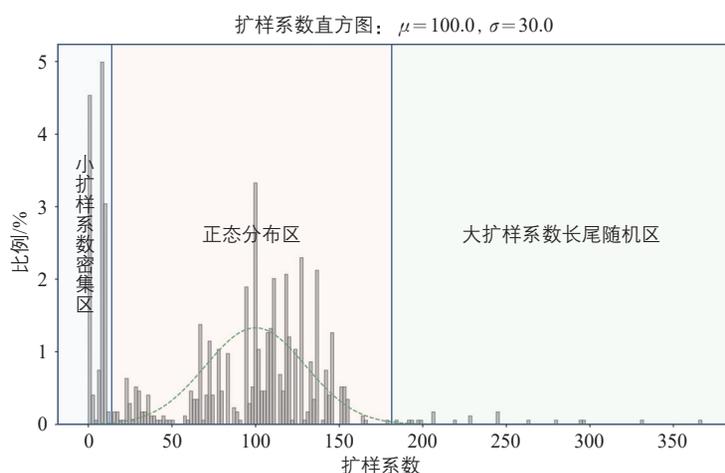


图4 扩样系数分布特征

Fig.4 Distribution pattern of expansion coefficients

1.3 扩样方法

居民出行调查扩样大多采用多属性加权扩样模型^[12]，但该方法对收敛性并无严格要求。为此，一种在人口合成中广泛使用的迭代比例更新(Iterative Proportional Updating, IPU^[13])方法被引入以完善多属性加权扩样的数学理论^[14]。IPU是文献[15]在TranSIMS中使用的人口合成方法——迭代比例拟合(Iterative Proportional Fitting, IPF)的改进版本，其数学模型以最小化扩样结果与约束条件的差作为目标函数，该优化问题数学表达式如下：

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

式中： i 为样本属性层； j 为样本属性子类； $d_{i,j}$ 为属性 i 的 j 类样本数量； w_i 为扩样系数； c_j 为属性 j 样本的总体目标规模约束条件。

加权扩样结果与相应约束之间的相对差

的绝对值可作为拟合优度的度量指标，其定义如下：

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

当前后两次迭代的结果 $\nabla = |\delta_j - \delta_{j-1}|$ 小于设定的误差允许值时，即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)，涉及8.2万户家庭，20.7万人口，共计38.6万条出行记录。本文从中选取3.64万户家庭、9.5万人口及16.8万条出行记录作为研究总体，样本平均出行距离5.18 km。

2.2 抽样率对出行距离指标的影响

对总体按照1%至30%的抽样率进行1000次重复抽样。从平均出行距离来看，抽样率越小，平均出行距离波动越大(见图2)。这表明在低抽样率情形下，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

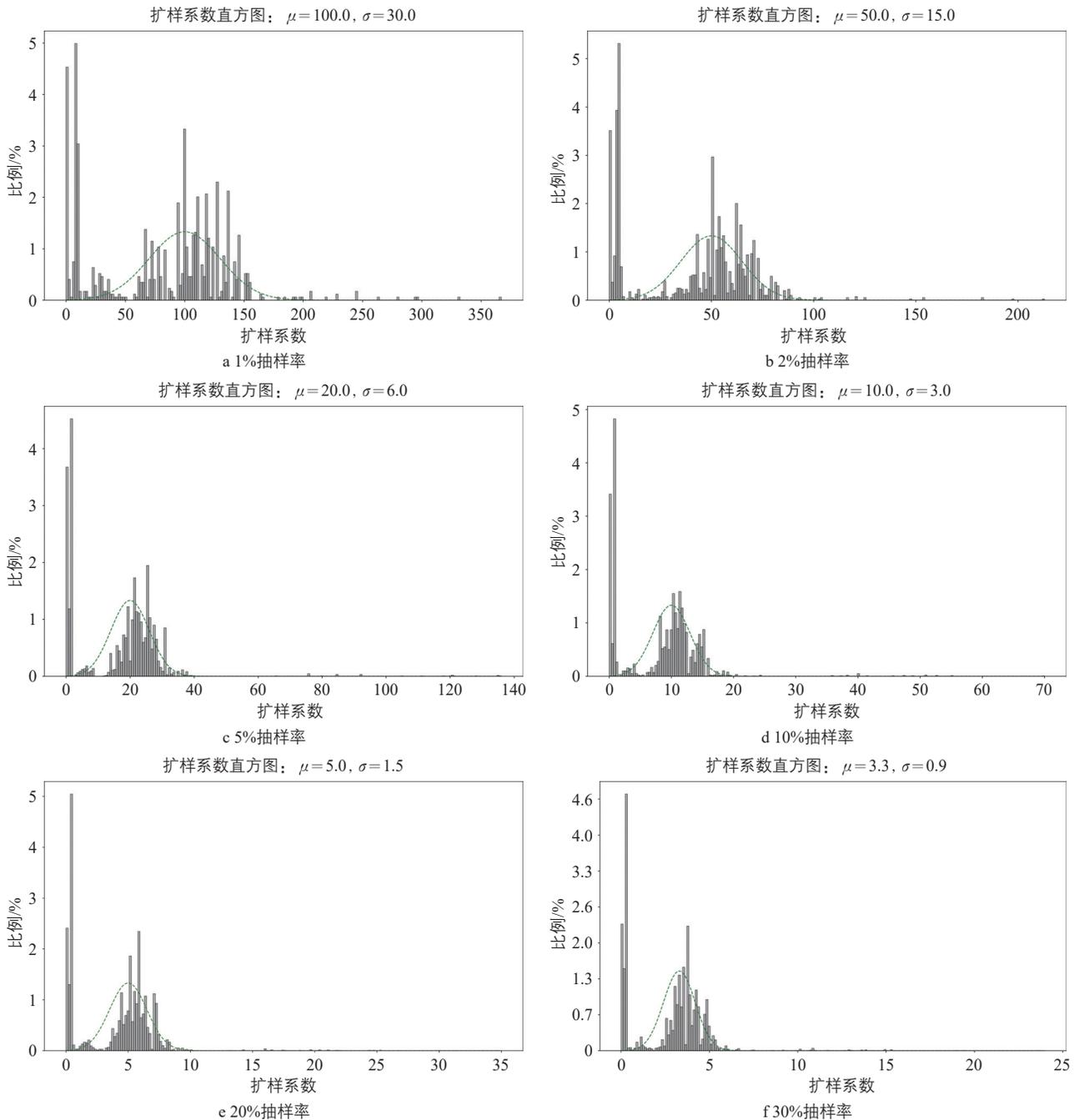


图5 不同抽样率的扩样系数分布

Fig.5 Distribution of expansion coefficients under different sampling rates

均值较为接近(见表1)。从出行距离分布来看(见图3),其变化规律与平均出行距离一致,即抽样率越小波动越大,抽样率越大越接近总体特征,但即使抽样率达到30%,仍与总体存在一定差异。

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,选取调查中最具代表性的个人属性(性别、年龄)及出行属性(出行目的、方式)共22项作为扩样约束条件(见表2和表3)。

2) 扩样系数分析。

对扩样结果的扩样系数分布特征进行分析表明: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分布越集中。扩样系数整体呈现三段式分布特征(见图4):1)小扩样系数密集区,反映调查数据中某些类型样本的高度同质化特征;2)正态分布区,以抽样率倒数为均值的正态分布,且抽样率越低方差越小;3)大扩样系数长尾随机区,体现部分抽样中小概率样本对扩样结果的间接影响。

如图5所示,1%至30%抽样率下扩样系

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对比

Tab.4 Comparison of pre- and post-expansion average travel distances under different sampling rates

抽样率/%	平均出行距离/km			变化/%	抽样率/%	平均出行距离/km			变化/%
	样本	扩样后				样本	扩样后		
1	第1次	4.86	4.07	-16.3	2	第7次	5.26	4.44	-15.6
	第2次	5.05	3.98	-21.2		第8次	5.32	4.43	-16.7
	第3次	5.28	4.38	-17.0		第9次	5.19	4.33	-16.6
	第4次	4.94	4.26	-13.8		第10次	5.34	4.31	-19.3
	第5次	5.04	4.48	-11.1	5	第1次	5.23	4.16	-20.5
	第6次	5.23	4.41	-15.7		第2次	5.07	4.09	-19.3
	第7次	5.23	4.17	-20.3		第3次	5.22	4.33	-17.0
	第8次	5.34	4.39	-17.8	10	第1次	5.24	4.29	-18.1
	第9次	5.35	4.39	-17.9		第2次	5.09	4.23	-16.9
	第10次	5.12	3.96	-22.7		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
	第2次	5.36	4.36	-18.7		第2次	5.16	4.23	-18.0
	第3次	5.05	4.22	-16.4		第3次	5.22	4.30	-17.6
	第4次	5.22	4.19	-19.7	30	第1次	5.21	4.31	-17.3
	第5次	5.20	4.38	-15.8		第2次	5.18	4.24	-18.1
	第6次	5.03	4.13	-17.9		第3次	5.19	4.28	-17.5

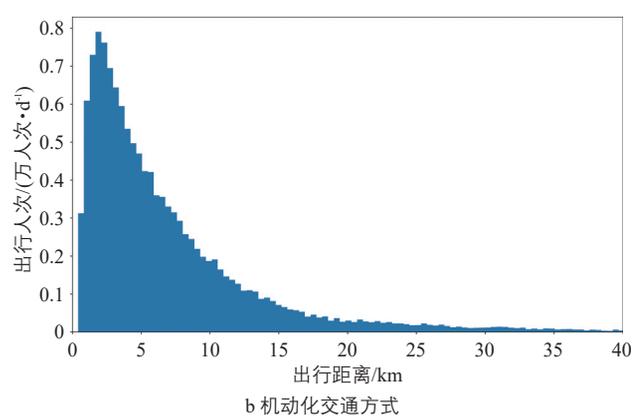
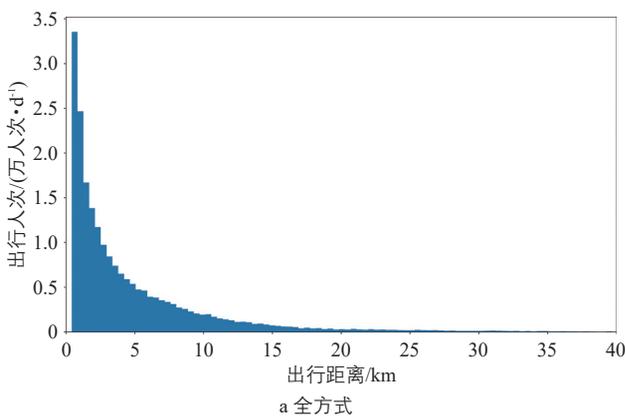


图6 总体出行距离分布

Fig.6 Overall travel distance distribution

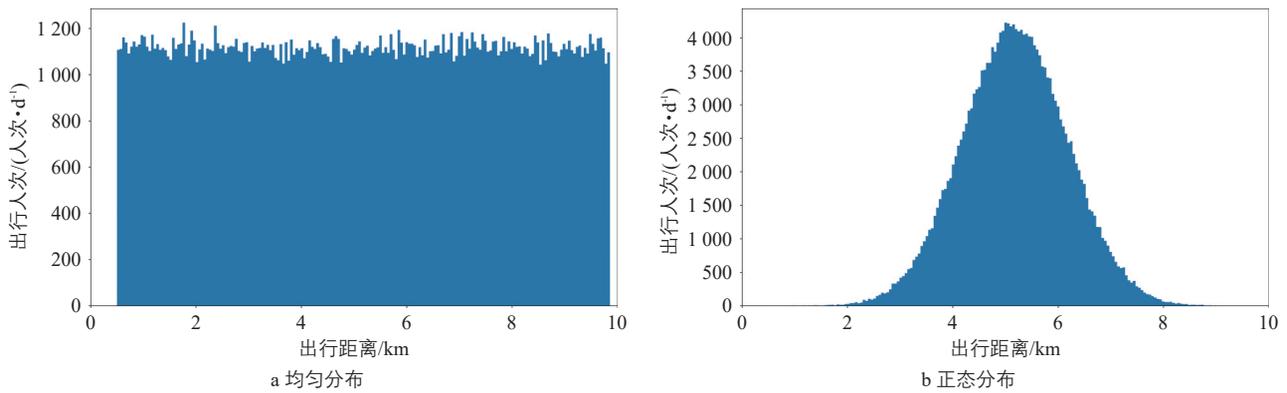


图7 均匀分布和正态分布假设下的扩样出行距离

Fig.7 Expanded travel distances under uniform and normal distribution assumptions

表5 均匀分布和正态分布假设下的扩样平均出行距离变化

Tab.5 Changes in expanded average travel distance under uniform and normal distribution assumptions

抽样率/%	均匀分布			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
	第2次	5.211	5.129	-1.6	5.189	5.162	-0.5
	第3次	5.195	5.140	-1.1	5.177	5.181	0.1
	第4次	5.096	5.091	-0.1	5.126	5.130	0.1
	第5次	5.241	5.157	-1.6	5.194	5.191	-0.1
	第6次	5.158	5.265	2.1	5.201	5.231	0.6
	第7次	5.212	5.354	2.7	5.154	5.158	0.1
	第8次	5.143	5.147	0.1	5.177	5.186	0.2
	第9次	5.294	5.178	-2.2	5.187	5.205	0.3
	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
	第2次	5.158	5.125	-0.6	5.175	5.158	-0.3
	第3次	5.239	5.233	-0.1	5.158	5.138	-0.4
	第4次	5.180	5.172	-0.2	5.167	5.161	-0.1
	第5次	5.187	5.169	-0.3	5.180	5.176	-0.1
	第6次	5.163	5.239	1.5	5.193	5.179	-0.3
	第7次	5.184	5.195	0.2	5.177	5.165	-0.2
	第8次	5.277	5.288	0.2	5.165	5.172	0.1
	第9次	5.109	5.162	1.0	5.199	5.219	0.4
	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
	第2次	5.133	5.125	-0.2	5.166	5.164	0
	第3次	5.152	5.165	0.3	5.180	5.182	0
10	第1次	5.153	5.144	-0.2	5.187	5.194	0.1
	第2次	5.183	5.170	-0.3	5.186	5.181	-0.1
	第3次	5.182	5.216	0.7	5.179	5.179	0
20	第1次	5.167	5.175	0.2	5.183	5.184	0
	第2次	5.178	5.208	0.6	5.182	5.178	-0.1
	第3次	5.192	5.200	0.2	5.177	5.169	-0.2
30	第1次	5.191	5.207	0.3	5.173	5.176	0.1
	第2次	5.189	5.197	0.2	5.182	5.180	0
	第3次	5.205	5.218	0.2	5.175	5.173	0

数的变化趋势进一步验证了上述特征，同时发现即使采用完全随机抽样，不同抽样率下的扩样系数仍表现出明显的波动性。

3) 出行距离指标分析。

基于IPU的扩样分析模型能够完美满足约束条件要求，但对出行距离存在一定影响(见表4)。与母体平均出行距离(5.18 km)相比，样本平均出行距离与之更为接近，各抽样率下的平均出行距离均呈现减小趋势，波动幅度为11%~23%，且该趋势与抽样率无显著相关性。虽然可将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既非可直接获取的约束指标，也非抽样的直接影响因素，因此不建议将其纳入约束条件。

2.4 加权扩样对平均出行距离缩短效应的影响验证

针对加权扩样后平均出行距离缩短的现象，本文推测其与出行距离的分布形态密切相关。具体而言，短距离出行在总体中占比较高：全方式出行距离分布通常接近指数分布(见图6a)，而机动化交通方式出行距离分布则更接近gamma分布(见图6b)。在居民出行调查中，由于短距离出行占比较大，即使在完全随机抽样且无漏报的理想情况下，短距离出行被抽中的概率也相对较高。这种现象可解释为：原始分布形态构成初始影响，抽样概率形成二次影响，二者的叠加效应最终导致平均出行距离偏低。基于此，本文提出理论假设：若居民出行距离服从均匀分布或者正态分布，则加权扩样方法对调查结果的影响程度将显著降低。

为验证上述猜想，本文采用与居民出行调查平均出行距离相符的均匀分布和正态分布构建对照出行距离数据，用以替代原始调

查样本的出行距离指标进行验证。其中，均匀分布区间设为[0.50, 9.86]，平均值为5.18 km (见图7a)；正态分布的均值为5.18 km、标准差为1.0(见图7b)。

结果如表5所示，当居民出行距离服从均匀分布或者正态分布时，加权扩样后的平均出行距离误差显著降低。仿真数据显示误差控制在3%以内，较原始指数分布情况下20%以上的扩样误差具有明显改善。此外，正态分布假设下的出行距离扩样误差(最大单次误差仅0.6%)较均匀分布情形更小。同时，随着抽样率提高，平均出行距离误差呈递减趋势。

实验验证了理论猜想，表明对于gamma函数等偏态分布母体，在仅考虑个人属性和出行活动属性的约束条件下，加权扩样获得的平均出行距离及其分布指标不宜直接作为总体特征指标。这一发现提示：需要重新审视出行距离指标的分析框架与方法。

3 基于ABM大型总体数据集的抽样和扩样研究

3.1 大型总体数据集概况

大型总体数据集以基于ABM生成的家庭和出行数据为基础平台，共包含459 757户家庭、1 329 936人口和3 691 345条出行记录。家庭属性包括人口组成和车辆拥有情况；个人属性包括年龄、性别和职业；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、到达时间以及出行距离等属性。该数据集完整呈现了建模范围24小时的出行活动特征。

3.2 抽样率对出行距离指标的影响

从平均出行距离变化趋势来看(见图8)，1 000次抽样的平均出行距离变化规律与基于样本重抽样数据的研究结论完全一致。总体来看，在样本调查重抽样方法的实验场景中，随着母体规模的增加，样本数量相应增加，平均出行距离的波动幅度显著减弱(见表6)。对比表6和表1发现，在1%抽样率下，平均出行距离的波动幅度从59.0%下降至17.2%；在30%抽样率下，波动幅度则从7.7%下降至2.5%。这表明在相同抽样率条件下，母体规模越大，样本特征与母体的吻合度越高(见图9)。

3.3 扩样结果出行分布OD矩阵验证

该大型总体数据集可视为一个完整的城市出行活动集合，能够统计生成全体出行OD矩阵。理论上，通过扩样方法有可能还原该OD矩阵。根据IPU扩样结果与目标OD矩阵的差异分析，误差随抽样率提高呈现递减趋势。从OD空间分布形态来看(见图10)，误差主要集中于临近交通小区之间的短距离出行(图示对角线两侧)，这进一步验证了前文的结论：对于指数函数和gamma函数这一类的偏态分布母体，基于样本的加权扩样方法会产生额外误差。此外，即使采用30%的高抽样率进行扩样，其结果仍与真实OD矩阵存在显著差异。由此可见，仅依靠样本调查和加权扩样方法还原城市出行OD矩阵是不现实的。

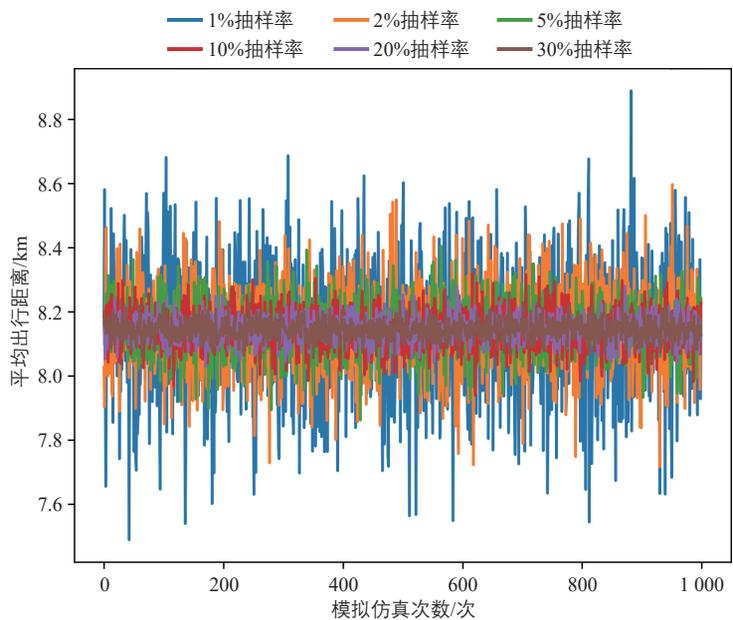


图8 不同抽样率样本的平均出行距离变化

Fig.8 Changes in average travel distance under different sampling rates

表6 1 000次抽样的平均出行距离描述性统计指标

Tab.6 Descriptive statistical indicators of average travel distance from 1,000 sampling iterations

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/km	7.49	7.72	7.86	7.94	8.03	8.06
最大值/km	8.89	8.60	8.40	8.32	8.28	8.26
(最大值-最小值)×100%/平均值	17.2%	10.8%	6.6%	4.7%	3.1%	2.5%

4 结果与讨论

本文以调查样本小型总体和基于 ABM 的大型总体数据集为研究对象，采用仿真方法对样本代表性及加权扩样的出行距离指标

进行研究。结果表明，即使在理想随机抽样条件下获得的样本，虽然加权扩样结果能与约束条件完全匹配，但在空间分布和时间分布等方面仍存在显著差异。由于加权扩样导致的出行距离指标变化以及抽样调查结果的

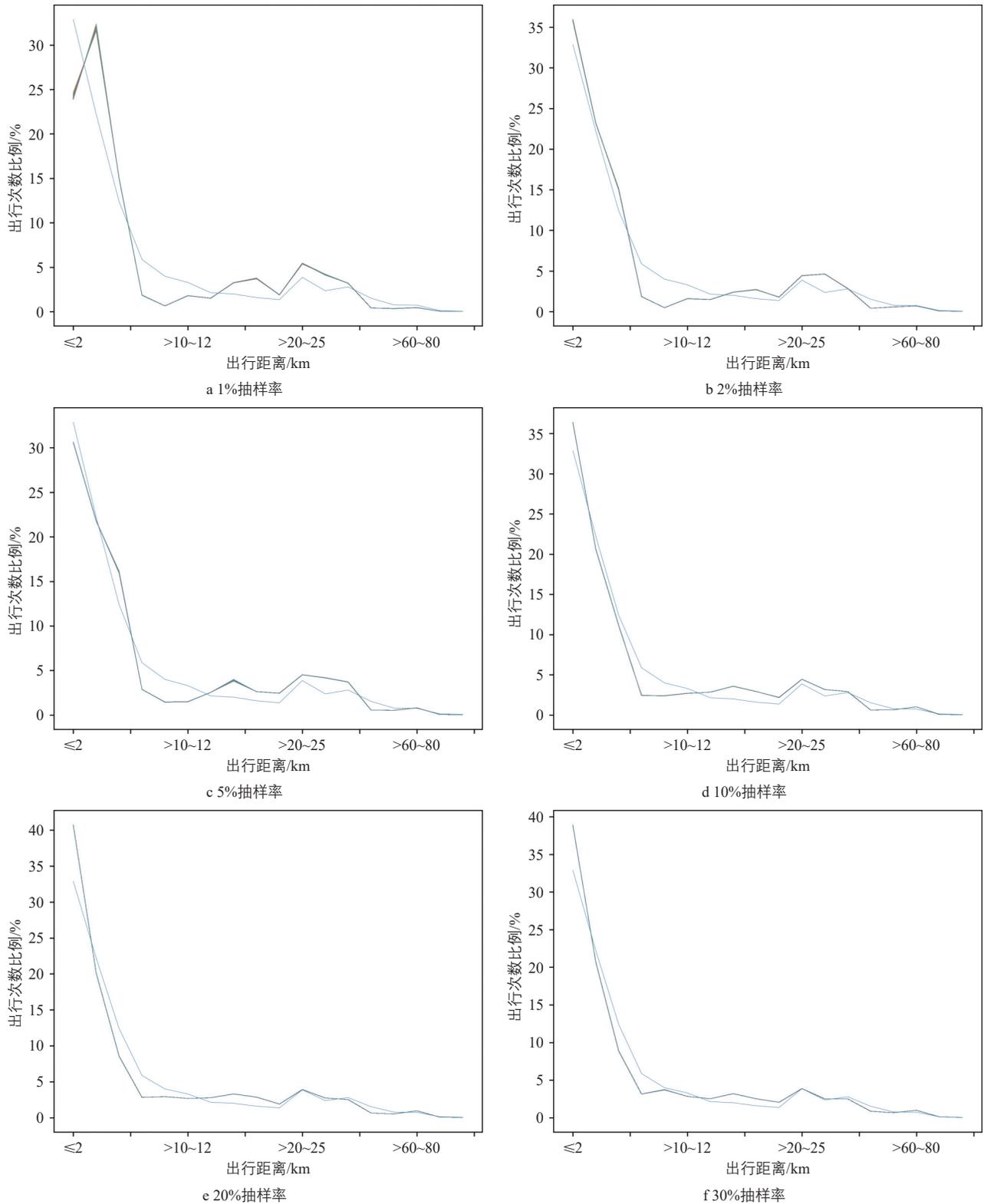


图9 1 000次抽样的出行距离分布变化

Fig.9 Changes in travel distance distribution of 1,000 sampling iterations

波动性特征，需要对出行距离指标的取值标准进行深入讨论。

本文提出并验证了以下发现：对于指数函数和gamma函数这一类的偏态分布母体，加权扩样会导致出行距离指标系统性偏小。通过构建均匀分布和正态分布对照数据进行实证研究，证实当样本覆盖度不足时，加权

扩样模型会显著降低此类偏态分布的出行距离平均值，因此在实际应用中需谨慎对待。

对基于ABM的大型总体数据集进一步研究验证了上述结论。特别需要指出的是，在包含约133万人口、369万条出行记录的大型总体数据集中，即使采用30%的高抽样率，加权扩样方法仍无法准确还原出行OD

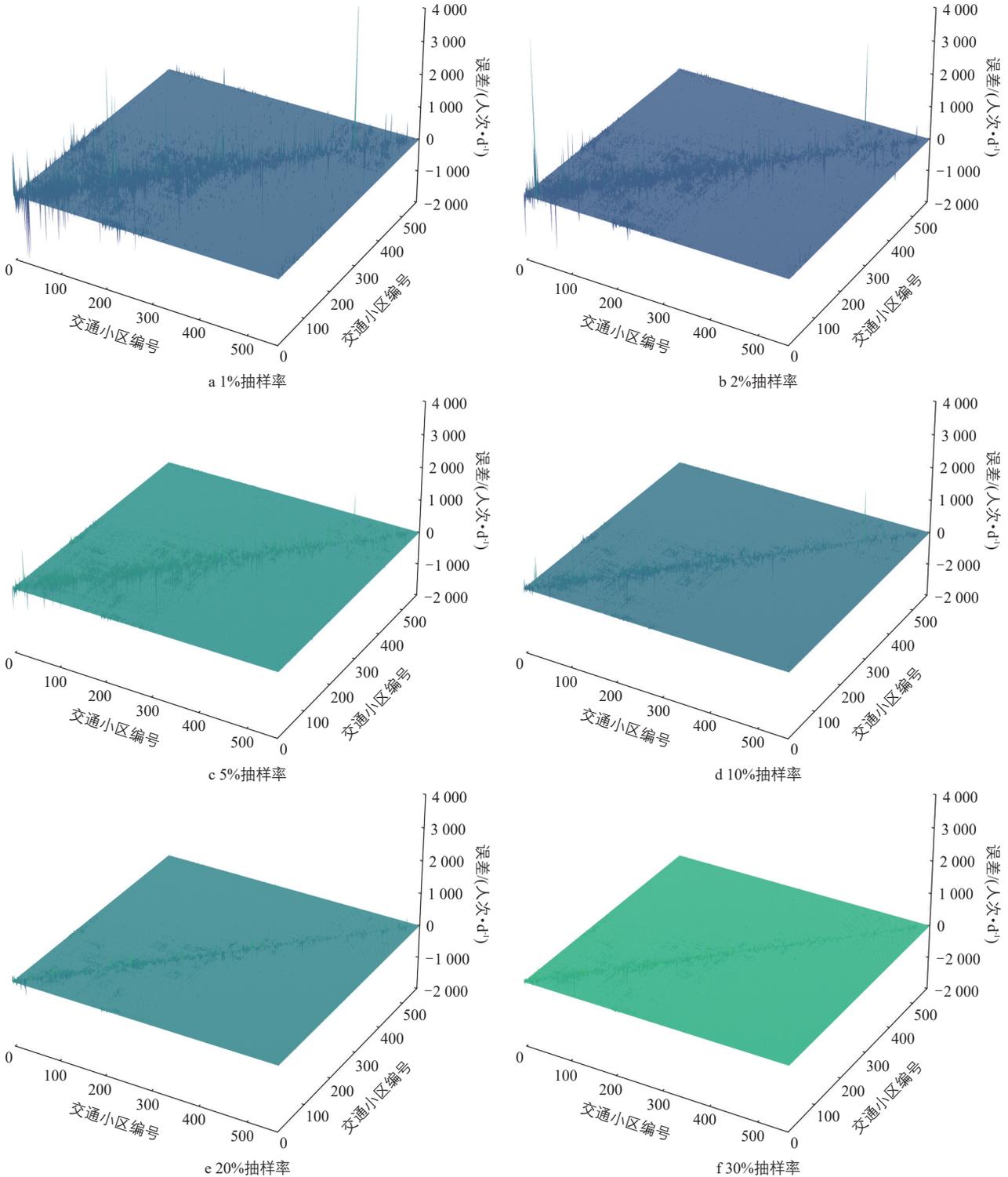


图10 IPU扩样方法下OD点对需求量的估计误差

Fig.10 Estimation errors in OD pair demand using the IPU expansion method

矩阵。这表明,完全依赖居民出行调查并通过扩样模型获取准确的城市空间活动指标是不现实的,其扩样结果不宜直接作为城市出行活动空间分布的分析依据。

最后需要强调的是,对于居民出行调查数据的利用应回归其小样本特征调查的本质定位,重点在于基于出行者活动特征建立、标定和校验交通模型,进而通过交通模型描述城市交通运行状态。这才是居民出行调查数据的正确应用路径。

参考文献:

References:

- [1] ROTH S B, DEMATTEIS J, DAI Y. 2017 NHTS weighting report[R]. Washington DC: Federal Highway Administration, 2017.
- [2] CASAS J, ZMUD M, LANINI L, et al. 2010/2011 regional household travel survey: final report[R]. New York: NYSDOT/NYMTC, 2014.
- [3] HOBBS F D. Traffic planning and engineering [M]. 2nd ed. Oxford: Pergamon Press, 1979.
- [4] RICHARDSON A J, AMPT E S, MEYBURG A H. Survey methods for transport planning [M]. Melbourne: Eucalyptus Press, 1995.
- [5] EVANS A, KELLY A, SLOCOMBE M. National travel survey: England 2018[R]. London: Department for Transport, 2019.
- [6] CORNICK P, CANT J, BYRON C, et al. National travel survey 2018: technical report[R]. London: 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, 11(5): 28-36.
- ZOU Z, JIANG Y, ZHU H M, et al. Comprehensive transportation model framework and key technologies in Tianjin[J]. Urban transport of China, 2013, 11(5): 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, 14(2): 29-34.
- LI C Y, GUO J F, AN Z Q, et al. Comments on urban comprehensive transportation survey: learn lessons from the 5th Beijing comprehensive transportation survey[J]. Urban transport of China, 2016, 14(2): 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, 14(2): 35-42.
- LI N, DONG Z G, XUE M G, et al. The practice of new survey technology and methodology in the 5th Shanghai comprehensive transportation survey[J]. Urban transport of China, 2016, 14(2): 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, 8(1): 14-19.
- MA X Y. Study on data sampling expansion method of resident trip survey[J]. Journal of transportation engineering and information, 2010, 8(1): 14-19.
- [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(1): 86-96.
- CHEN X H, CHEN X L, LI C X, et al. Sample expansion model of household travel survey using cellphone data[J]. Journal of Tongji University (natural science), 2021, 49(1): 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[C/CD]// Transportation Research Board (TRB). TRB 88th annual meeting compendium of papers DVD. Washington DC: TRB, 2009: 24.
- [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 Laboratory, 1995.

更正

2025年第1期22页图7中,7a和7b的图名分别为:出行过程分阶段模拟(采样点间距200 m)、百度地图公共交通路径规划API(采样点间距500 m)。