

doi: 10.3969/j.issn.1002-0268.2019.05.021

# 基于手机应用软件测算 OD 数据的 区域交通需求预测

葛梦雪<sup>1</sup>, 宋国华<sup>1</sup>, 王芃森<sup>2</sup>, 侯杰<sup>2</sup>, 闫小勇<sup>1</sup>

(1. 北京交通大学 城市交通复杂系统理论与技术教育部重点实验室, 北京 100044;

2. 腾讯科技(北京)有限公司, 北京 100080)

**摘要:** 随着 QQ、微信、支付宝为代表的手机应用在线上 and 线下各领域的推广和普及, 基于位置的服务数据在获取和分析人口出行信息等方面不断体现出很好的应用前景。为探究手机应用软件测算的 OD 交通量在预测区域交通需求中的可行性, 基于腾讯提供的 OD 交通量数据, 以京津冀城市群为例, 对城市群日均交通出行量进行了测算和分析。测算方法以传统的交通分配四阶段法为基础, 通过设定交通小区划分标准、选取小区质心点、建立路段阻抗计算模型及流量转换模型, 在交通规划软件中实现了京津冀城市群主要公路网交通流量的分配。为验证流量分配结果, 研究选取了 8 条代表线路的流量分配结果与 2016 年实测的交通调查数据进行了比较。结果表明: 观测流量与分配流量的误差率在可接受范围内波动, 且两者具有很好的线性相关性, 可决系数为 0.95, 从而验证了利用手机多源位置数据进行交通需求预测的可行性。对此类数据在大区域交通规划、出行需求预测、多方式交通组合优化、运行分析方面提出了进一步的应用建议。

**关键词:** 城市交通; 出行需求预测; 四阶段法; 区域交通; 交通大数据

中图分类号: U491.1<sup>+</sup>4

文献标识码: A

文章编号: 1002-0268(2019)05-0152-07

## Regional Traffic Demand Forecasting Based on OD Data Calculated by Mobile Phone Application Software

GE Meng-xue<sup>1</sup>, SONG Guo-hua<sup>1</sup>, WANG Peng-sen<sup>2</sup>, HOU Jie<sup>2</sup>, YAN Xiao-yong<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory for Urban Transportation Complex Systems Theory and Technology of MOE, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 2. Tencent Technology (Beijing) Co., Ltd., Beijing 100080, China)

**Abstract:** With the promotion and popularization of mobile phone applications in online and offline fields such as QQ, WeChat, Alipay, it shows a good application prospect continuously for location-based service (LBS) data in obtaining and analyzing population trip information. In order to investigate the feasibility of using Origin-Destination (OD) traffic data calculated by mobile phone applications to forecast regional travel demand, by using the OD traffic data provided by Tencent, the daily average traffic volume of the road network of the Beijing - Tianjin - Hebei city cluster is predicted and analyzed. The prediction is based on the traditional traffic assignment method: "four-stage method", which includes setting division criterion of traffic analysis zones, selecting centroids, establishing models of link impedance calculation and traffic conversion. Then the traffic assignment in the key road network of the Beijing - Tianjin - Hebei city cluster is realized by using a traffic planning software. In order to verify the result of the traffic assignment, the traffic assignment of 8 representative roads is selected to be compared with the field traffic survey data in 2016. The result shows that the error rate between the predicted volume and the survey data of traffic volume in 2016 fluctuates

收稿日期: 2018-02-07

作者简介: 葛梦雪(1994-), 女, 山西太原人, 硕士研究生. (17120798@bjtu.edu.cn)

within acceptable range, and there is a good linear correlation between these 2 kinds of volume, the determination coefficient is 0.95, which shows great liner correlation, which verified the feasibility of using mobile phone multi-source applications' location data to forecast traffic demand. The suggestions for the application of these data in transport planning for large area, travel demand forecasting, multi-modal traffic optimization and traffic operation analysis are proposed.

**Key words:** urban traffic; travel demand forecasting; four-stage method; regional traffic; big data in transport

## 0 引言

出行起讫点(Origin - Destination, OD)数据既是交通需求预测的基础,也是交通研究中不可或缺的一部分。传统OD数据获取方式费用高、周期长、数据覆盖率低。在互联网+、云和大数据技术的快速发展下,手机端应用程序各类基于位置的服务(Location Based Service, LBS)数据日益丰富。据统计,截至2016年底,全球至少拥有1部智能手机的用户占比超80%,2017年微信、QQ月活跃用户数均超8亿户,腾讯位置大数据每日可获取的定位次数超550亿次,数据中心存储总量超1 000 PB(1 PB $\approx$ 100万GB)。庞大的使用群体为更全面的位置信息采集奠定了基础,也为OD数据获取及应用提供了新的可能。

腾讯位置数据在用户进行聊天、位置分享、在线支付等操作时可获取其所在位置,利用GPS等方式可实现90%的定位请求误差小于22.5 m。通过滤波算法,优化定位轨迹可得到用户每日出行OD信息。由于涉及到多领域交叉融合,如何高效、充分、专业地利用此类数据服务于交通运输规划与管理,还有待深入研究。本研究以京津冀城市群为例,利用腾讯提供的OD数据对交通需求进行预测,并与实际交通观测流量对比,旨在探讨腾讯LBS数据应用于交通预测与规划分析中的可行性,并就其应用于居民出行信息采集、综合交通规划和运行评估等方面提出建议。

## 1 既有研究概述

### 1.1 OD数据获取方法

经过50多年的发展,OD数据的获取经历了从人工调查、视频获取到射频识别、全球定位系统GPS、手机信令获取OD的更新过程。

在基于视频识别技术获取OD数据的研究中,针对大规模路网中利用该技术获取OD数据精度低的情况,孙剑等<sup>[1]</sup>提出了利用转向率的修正方法,使预测精度显著提高。

Mussone等<sup>[2]</sup>利用英国M42高速公路获取的线圈交通数据,提出利用神经网络算法获取OD矩阵的预测方法,利用公路上车牌自动识别装置验证了其可行性。Baek等<sup>[3]</sup>将射频识别技术嵌入探测车,提出了一种估计静态OD的方法,但指出OD矩阵精度受到探测车数量的限制。

在基于手机位置信息获取OD数据方面,黄美灵等<sup>[4]</sup>利用电信通信网络及GPS技术对出行者的位置进行了连续追踪,利用点与多边形关系间面积判断算法获得了出行者的OD信息。王超<sup>[5]</sup>提出了时空双层聚类方法进行交通小区划分,利用手机定位点得到的居民出行停留点计算居民出行OD矩阵。Alexander等<sup>[6]</sup>以波士顿大都市区为例,利用数百万条匿名手机具体通话记录对居民平均出行OD进行估计,提出了基于人口普查数据的扩样方法,并指出结果与传统四阶段法相似。吴亦政<sup>[7]</sup>利用手机定位信息提出了在主动和被动触发机制下获取OD数据的优缺点及修正方法。Sohn等<sup>[8]</sup>利用仿真网络研究了简单路网上利用手机定位数据的动态估计方法。Yoo等<sup>[9]</sup>对青州市出租车GPS位置信息和蜂窝数据位置信息进行分析,提出了基于蜂窝数据库的OD估计方法,并对基于GPS和基于基站两种方式得到的OD矩阵进行了对比。Caceres等<sup>[10]</sup>通过搭建仿真系统,利用GSM网络模拟器对网络数据进行模拟和处理后,转换得到OD矩阵,研究结果表明该方法具有很强的可行性。

### 1.2 手机定位交通大数据研究

对手机定位大数据用于交通领域的研究涉及出行特征分析、出行链获取、出行需求分析等方面。

在出行特征分析方面,Phithakkitnukoon等<sup>[11]</sup>利用波士顿中心地铁区手机信令数据分析了居民日常出行方式和不同工作区轮廓的相关性。Li等<sup>[12]</sup>提出了基于手机信令数据提取居民出行时空分布的方法,将预测结果与交通调查结果对比后,认为手机信令数据能够得到可靠的出行时空分布。Yan等<sup>[13]</sup>提出在不同空间尺度上分析居民出行特征的通用模型,

并对手机数据应用于模型的可行性进行了验证。Wu等<sup>[14]</sup>验证了利用手机位置数据预测居民职住地分布特征的可行性,认为由于位置数据获取的被动性,样本数据间隔随机不易控制。

在出行链的获取方面,赖见辉等<sup>[15]</sup>提出了利用手机被动定位数据识别出行路径的方法。Jiang<sup>[16]</sup>等利用手机信令数据对出行轨迹进行了分析,但数据的收集密度受到信号塔分布的影响。

其他研究中,Toole等<sup>[17]</sup>利用手机信令数据提出了预测居民出行目的、路网流量分配的模型,通过与居民出行调查结果对比验证了模型的可行性。滴滴出行为解决叫车难问题,以15 min为间隔对各小区出行需求进行了分析,提前调度交通工具,还提出了基于大数据的线网诊断和班次优化方案<sup>[18]</sup>。高德地图可使用户日均节省出行时间近872万h,提升绿色出行占比,还通过大数据众包、城市计算、交通大脑3个层面提升个体、城市整体的出行质量和安全。

### 1.3 区域交通出行需求研究

在区域交通出行需求研究方面,雷磊<sup>[19]</sup>在现有四阶段法基础上提出了基于NL模型、情景规划法的非集计城际出行需求预测模型。叶洁<sup>[20]</sup>利用统计年鉴数据,采用四阶段法对京津冀综合交通出行需求进行了预测。张玲瑞等<sup>[21]</sup>利用最小二乘法对路段货车BPR路阻函数进行修正,并利用TransCAD软件验证了修正后参数的可行性。高德地图将交通运输部路网中心数据与其位置和POI大数据充分融合,结合历史数据,可实现对节假日出行需求的预测,包括主要高速公路网上的流量预测<sup>[22]</sup>。

从上述研究现状可看出,目前在OD数据获取技术研究方面,国内外更多集中于小范围,而利用手机定位获取大区域复杂网络OD方面的研究较少。如今大数据在交通行业中发挥了重要作用,但其多产生于IT行业,在交通专业的交叉融合和传统交通规划中的应用不足,且位置大数据分析更多地受商业利益驱动,在社会公益层面上的研究相对较少。因此,本研究将基于现有理论与方法,对腾讯应用软件获取的出行OD数据进行处理,并以道路出行为例,对大区域交通需求进行预测,从社会公益层面上验证该数据应用于交通需求预测的适用性。

## 2 基于LBS数据的交通流分配

本研究将论证腾讯位置数据应用于交通预测和规划的可行性。以传统的四阶段法为基础,改进后

实现交通流量的分配。

### 2.1 基础资料准备

#### (1) 交通小区划分

交通小区划分是将内部交通特征相似、关联性强的区域划为一个小区。对大区域而言,交通小区的划分与城市道路交通小区的划分原则有所差异。本研究的小区划分原则为:①以行政区划为界限。②结合城市规划,性质接近或组合发展的区县合并为同一小区。③各交通小区面积接近。

#### (2) 质心点选取

考虑到人口数对出行次数的影响,合并后小区质心点的选取以各区县人口为依据,通过绘制人口分布点状图,选取每个小区人口分布质心点作为小区的交通发生与吸引点。

### 2.2 交通生成

本研究中的交通生成基于腾讯位置数据提供的全国各地级市和京津冀内部区县间的出行矩阵。腾讯位置大数据的来源涵盖了社交、电子商务、浏览器、O2O等在同行业中占据主导位置的手机软件。目前腾讯日均位置采集数超600亿次。

利用海量用户位置数据,腾讯对京津冀及全国其他省市的每日出行情况进行处理和分类。统计间隔为d,分别在早、晚进行位置统计,通过用户在出行轨迹上移动的速度和定位出现的位置判断其所采用的出行方式和起讫点。

受多因素限制,手机位置获取的数据并非区域全部人口的出行信息。遗漏数据主要包括:未同意位置请求的用户、未在统计时段内产生位置信息的用户、无位置信息用户(无手机或未安装腾讯软件)。基于此,需对腾讯出行OD矩阵扩样,在原始数据基础上乘以扩样系数转换为出行总数。根据每日可提取的用户数,将扩样系数定义为为全国总人口数与日均获取用户数的比值,即:

$$\gamma = \frac{P}{P_u}, \quad (1)$$

式中, $\gamma$ 为扩样系数; $P_u$ 为平均每日获取的用户数; $P$ 为全国人口总数。

### 2.3 交通方式划分

利用腾讯位置数据可得到公、铁、航出行OD信息,因本研究以全国公路流量为验证依据,所以仅对道路出行做进一步细分,本节“交通方式”指道路出行方式中选择不同车辆类型。由于手机软件获取的出行数据以“人”为单位,在流量分配时需转为以标准小汽车(passenger car unit, pcu)为单位。具体思路

为: (1) 人口出行量转为总自然交通量; (2) 根据交通组成比求得车型自然交通量; (3) 将分车型自然交通量转为当量交通量并求得总当量交通量。

交调数据中包含公路不同车型日均自然交通量(研究所需车型仅选择中小型客车、大客车), 客车自然交通量乘以车辆类型选择概率即得各车辆类型的自然交通量。设各类车辆车均载客数已知, 则各类车辆自然交通量与车均载客量的乘积即为日均人口公路出行量。因此在日均人口公路出行量已知的情况下, 可按计算思路逆推得到总日均当量交通量。

各类型车辆选择概率为:

$$p_i = \frac{\sum_{j=1}^m q_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m q_{ij}}, \quad (2)$$

式中,  $p_i$  为各类车辆选择概率;  $n$  为车辆类型数;  $m$  为道路总数;  $q_{ij}$  第  $j$  条线路上车辆类型  $i$  的车流量。

得到各类车辆类型选择概率后, 已有数据人流量与车流量的转化计算思路如下。

设  $k_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 为各类车辆车均载客量,  $Q_N$  为转化后自然交通量,  $Q_{Ni}$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 为各类车辆的自然交通量, 则:

$$Q_{Ni} = Q_N \cdot p_i. \quad (3)$$

日均人口公路出行量  $Q_p$  为:

$$Q_p = \sum_{i=1}^n Q_{Ni} \cdot k_i = \sum_{i=1}^n Q_N \cdot p_i \cdot k_i. \quad (4)$$

通过上述推导过程, 当  $Q_p$ ,  $k_i$ ,  $p_i$  已知时, 可求得总当量交通量:

$$Q_N = \frac{Q_p}{\sum_{i=1}^n p_i \cdot k_i}, \quad (5)$$

$$Q_d = \sum_{i=1}^n Q_{Ni} \cdot \omega_i, \quad (6)$$

式中,  $Q_d$  为总当量交通量;  $n$  为车辆类型数;  $\omega_i$  为不同类型车辆当量交通量转化系数。

## 2.4 交通流量分配

阻抗是交通流分配中的一项重要参数, 用于反映出行时间、成本、舒适度等条件, 由于时间可量化表示且对出行方式选择的影响较大<sup>[23]</sup>, 在利用交通规划软件进行交通流分配时, 需设置的路段属性主要包括通行能力和时间, 计算方法如下。

### (1) 路段通行能力

规划中常采用的通行能力为设计通行能力。因本研究样本数据为白天 12 h 的 OD 交通量, 需调整

路段通行能力为 12 h 平均设计通行能力, 调整系数可根据观测周期内全国部分高速公路交通量调查数据(年平均日交通量)与各路段设计通行能力的比值的均值乘以昼夜率求得, 修正系数计算公式为:

$$\alpha = \sum \frac{1}{n} \cdot \frac{AADT_r}{Ca_r} \cdot \delta, \quad (7)$$

式中,  $\alpha$  为通行能力修正系数;  $n$  为观测路段总数;  $AADT_r$  为实测路段  $r$  ( $r = 1, 2, \dots, n$ ) 的年日均当量交通量;  $Ca_r$  为路段  $r$  全天总设计通行能力;  $\delta$  为昼夜率,  $\delta = \text{白天观测交通量} / 24 \text{ h 观测交通量}$ 。

### (2) 时间价值

时间价值主要考虑路段行驶时间和高速通行费两个指标及换算关系。路段行驶时间用路段长度与路段设计车速比值求得, 公路通行费通过单位里程通行费、路段长度费用调整系数的乘积反映到时间价值中。路段时间价值的计算公式为:

$$time = \frac{length}{velocity} + \beta \cdot length \cdot toll, \quad (8)$$

式中,  $length$  为路段长度;  $velocity$  为路段设计车速;  $\beta$  为费用调整系数;  $toll$  为单位里程通行费。

## 3 方法应用——以京津冀城市群交通需求预测为例

以 2016 年 5 月居民出行位置数据为基础对该京津冀地区日均出行进行预测, 利用 2016 年交通量调查数据对预测结果进行验证。数据源包括: 2016 年 5 月京津冀区县公路迁徙数据<sup>[24]</sup>、2016 年 5 月京津冀与其他地级市汽车迁徙数据<sup>[24]</sup>、全国公路网基础信息<sup>[25]</sup>、2016 年国家高速公路交通量报表<sup>[26]</sup>、普通国省道交通量报表<sup>[26]</sup>、2016 年 5 月京津冀 3 省国家高速公路月度交通量调查数据<sup>[26]</sup>等。

### 3.1 流量预测四阶段法

#### (1) 基础资料建立

外部小区是过境和内外交通流的主体。将京津冀 202 个区县合并为 54 个交通小区, 将城市群外部 283 个地级市合并为 13 个小区。

#### (2) 交通生成计算

腾讯提供的 OD 数据共包括京津冀内外 485 个 OD 点。将属同一小区的 OD 点标记为相同 ID 后, 通过循环搜索及合并 ID 值相同行与列的方法得到的矩阵示例如表 1 所示。

#### (3) 道路交通方式划分

以 2016 年国省道交通量调查数据为基础, 利用式 (2) 对不同道路交通组成的选择概率进行计算, 计算结果如表 2 所示。

表1 OD矩阵合并结果

Tab.1 Result of OD matrix integration

小区	小区1	小区2	小区3	小区4	小区5	小区6	...	小区66
小区1	0	204 231	15 120	15 653	56 323	781	...	2 643
小区2	182 397	0	2 084	1 134	8 075	256	...	2 129
小区3	14 017	2 198	0	1 727	274	52	...	490
小区4	15 945	1 229	1 758	0	234	29	...	70
小区5	49 018	7 803	274	223	0	40	...	102
小区6	789	265	47	16	41	0	...	4 112
...	...	...	...	...	...	...	...	...
小区66	470	113	17	19	36	111	...	0

表2 车辆类型选择概率

Tab.2 Selection probability of vehicle type

车辆类型	中小客车	大客车
选择概率	0.935 6	0.055 2

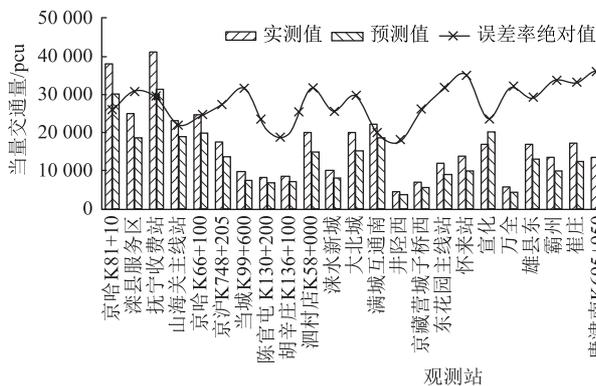
(4) 交通流量预测

图1为TransCAD中部分路段属性表,包括路段名、长度、路线编号、路段长度、双向车道数、路段总通行能力、广义费用,计算方法基于前述各属性的计算方法。

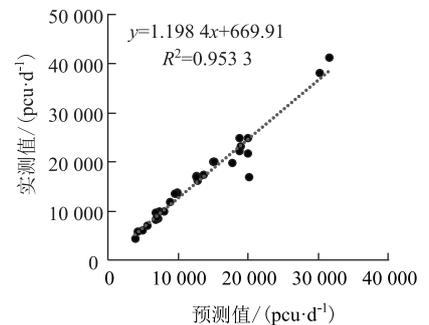
ID	Length/Dist/name	number	[speed (km/h)]	lane	[capacity per lane]	[capacity total]	[time(s)]
2182	12.42 0 平谷线	5202	60.00	4	700	16800	0.2070
2184	7.62 0 平谷线	5202	60.00	4	700	16800	0.1269
2181	2.86 0 平谷线	5202	60.00	4	700	16800	0.0343
353	14.48 0 平谷线	5393	60.00	4	700	16800	0.2414
2159	17.02 0 平谷线	5202	60.00	4	700	16800	0.2837
2150	4.80 0 平谷线	5202	60.00	4	700	16800	0.0686
171	28.74 0 京哈高速	64	110.00	6	1600	57600	0.2612
237	25.43 0 京兰高速	622	110.00	6	1600	57600	0.2312
830	25.55 0 大广高速	645	110.00	6	1600	57600	0.2322
833	11.70 0 京沪高速	522	120.00	6	1600	57600	0.0982
2237	10.54 0 京大线	5313	80.00	6	1200	43200	0.1310
2243	24.56 0 京大高速	5313	110.00	6	1600	57600	0.2233
2257	23.13 0 京冀线	5234	80.00	4	1200	28800	0.3641
2262	13.21 0 京石线	5213	80.00	4	1200	28800	0.1652
2269	28.06 0 S301(邯郸)	5301	90.00	4	1300	31200	0.3118
2272	27.86 0 京鲁线	5212	60.00	4	700	16800	0.4644
2273	33.04 0 京鲁线	5316	60.00	4	700	16800	0.5586
2291	4.45 0 S301(邯郸)	5301	90.00	4	1300	31200	0.0495
2465	1.84 0 S301(邯郸)	5301	90.00	4	1300	31200	0.0205
2288	9.01 0 京唐高速	5301	40.00	4	550	13200	0.2252

图1 京津冀及外部路网属性示意图

Fig.1 Schematic diagram of Beijing - Tianjin - Hebei and external road network attribute



(a) 流量预测结果对比



(b) 实测值与预测值的相关性

图2 观测站流量预测结果对比

Fig.2 Comparison of traffic prediction results of observation stations

将处理后的数据导入TransCAD后,选择“用户最优”分配原则进行流量分配。流量分配结果显示主要道路网均有流量,且道路负荷度在1以下。北京、石家庄两地路段负荷度较大,部分路段的负荷度接近2。

3.2 基于交通流观测数据的对比分析

选择若干具有代表性的国家公路(包括穿越京津冀城市群内部的横向及纵向高速公路)以及区域内的省道作为研究对象进行可行性分析。线路包括:G1京哈高速、G2京沪高速、G5京昆高速、G6京藏高速、G18荣乌高速、G20青银高速、G45大广高速和S331保沧线。选取线路上30个观测站点实测数据和预测数据进行对比,结果见图2。

图2中8条线路预测与实测交通量的可决系数为0.95,相关性好。两者虽存在偏差,但误差率较小,且在可接受范围波动,误差率平均值为-20%。分析原因为以下几点:

(1) 数据统计间隔较大,在流量转换和数据扩样时考虑因素少,使预测结果整体偏低。

(2) 腾讯在交通方式划分时,将除铁路和航空外的其他方式划分至“道路”出行,这种出行方式划分原理会相对增加道路出行量,又削减了(1)可能带来的误差。

(3) 保沧线预测值与实际值更接近,可能因省道完全位于城市群内部,更多承担了京津冀内部出行,而其他国家高速公路更多承担了过境和内外出行,加之腾讯所提供的内部数据更为详尽,京津冀内部路网绘制更精细全面,所以内部出行预测效果更好。

3.3 数据应用建议

分析表明,腾讯位置数据用于OD数据获取和交

通规划具有可行性,本节进一步对位置大数据获取出行OD方法及应用领域提出以下建议:

#### (1) 数据统计间隔

腾讯获取出行OD分别在早晚两个时段,统计间隔较大会使部分出行被视作无效出行,未被记录到OD矩阵中。因此可将统计间隔缩短,提高时空分辨力,或选择若干软件使用频繁时段获取位置信息,提升数据精确性。

#### (2) 适用领域

**综合交通规划:** 此类数据能获取公、铁、航分方式的综合出行数据,而非传统单一行业客票数据。利用实时或历史数据,可获取区域内任一点中心的出行等时线图,为区域基础设施优化调整、综合交通规划、客流特征分析等方面提供支撑。

**综合枢纽效率评估与优化:** 基于历史数据,可对枢纽城市、枢纽点的多方式换乘客流滞留时间进行统计和评估,利于综合枢纽运行效率的评估和完善优化。

**多式联运组合优化:** 综合交通出行数据具有高分辨力的时空分布特征,可支持区间单一方式动态票额票价、多式联运、节假日综合交通运行的优化以及综合交通应急预案的制订。

**基于活动的交通需求预测:** 高分辨力居民出行时空分布结合了用户画像,可建立非集计模型用于时空约束下出行链的研究和更精确的交通需求预测,弥补了传统集计模型导致的数据丢失和偏误。

**动态OD和交通分配:** 腾讯每分钟获取位置量数千万条,得到不同时间节点用户位置数据后,可提取短时用户动态出行OD信息,用于动态交通分配及城市和区域交通动态诱导控制。

## 4 结论

手机应用软件定位信息数据量大、实时性强,在不触及个人隐私的前提下,在服务交通规划和管理控制较传统数据方面有着无法比拟的优势,未来有着很好的应用前景。本研究提出了基于手机应用位置数据的交通流预测方法,通过与实际观测对比,验证了手机APP位置大数据应用于交通流预测的可行性。因受位置数据提取间隔、交通方式判别等影响,未来可从出行链优化、提升数据精度、细化交通方式划分标准等方面深入研究,以进一步提升此类数据对交通规划与管理研究及应用的价值。

## 参考文献:

### References:

- [1] 孙剑,李克平,魏静,等. 基于视频牌照识别的动态交通OD估计仿真优化[J]. 公路交通科技, 2009, 26(8): 130-134.  
SUN Jian, LI Ke-ping, WEI Jing, et al. Dynamic OD Estimation Simulation Optimization Based on Video License Plate Recognition [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2009, 26(8): 130-134.
- [2] MUSSONE L, GRANT-MULLER S, CHEN H B. A Neural Network Approach to Motorway OD Matrix Estimation from Loop Counts [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2010, 10(1): 88-98.
- [3] BAEK S, LIM Y, RHEE S, et al. Method for Estimating Population OD Matrix Based on Probe Vehicles [J]. KSCE Journal of Civil Engineering. 2010, 14(2): 231-235.
- [4] 黄美灵,陆百川. 基于手机定位的交通OD数据获取技术[J]. 重庆交通大学学报:自然科学版, 2010, 29(1): 162-166.  
HUANG Mei-ling, LU Bai-chuan. Traffic OD Data Collection Technology Based on Mobile Phone Location [J]. Journal of Chongqing Jiaotong University: Natural Science Edition, 2010, 29(1): 162-166.
- [5] 王超. 基于手机定位数据的动态OD获取和评价方法研究[D]. 长春:吉林大学, 2017.  
WANG Chao. Research of Dynamic OD Extracting and Evaluation Method Based on Cellphone Location Data [D]. Changchun: Jilin University, 2017.
- [6] ALEXANDER L, JIANG S, MURGA M, et al. Origin-destination Trips by Purpose and Time of Day Inferred from Mobile Phone Data [M]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2015, 58: 240-250.
- [7] 吴亦政. 基于手机定位信息和出行调查的动态OD获取方法[D]. 北京:北京交通大学, 2014.  
WU Yi-zheng. Dynamic OD Extracting Method Based on Cell Phone Location and Travel Survey [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2014.
- [8] SOHN K, KIM D. Dynamic Origin-destination Flow Estimation Using Cellular Communication System [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2008, 57(5): 2703-2713.
- [9] YOO B S, KANG S P, CHON K, et al. Origin-destination Estimation Using Cellular Phone BS Information [J]. Journal of the Eastern Asia Society for Transportation

- Studies, 2005, 6: 2574 - 2588.
- [10] CACERES N, WIDEBERG J P, BENITEZ F G. Deriving Origin Destination Data from a Mobile Phone Network [J]. IET Intelligent Transport Systems, 2007, 1 (1): 15 - 26.
- [11] PHITHAKKITNUKON S, HORANONT T, LORENZO G D, et al. Activity-aware Map: Identifying Human Daily Activity Pattern Using Mobile Phone Data [C] // First International Workshop of HBU. Istanbul: Springer, 2010: 14 - 25.
- [12] LI Z F, YU L, GAO Y, et al. Identifying Temporal and Spatial Characteristics of Residents' Trips from Cellular Signaling Data: A Case Study of Beijing [C] // 97th Transportation Research Board Annual Meeting. Washington, D. C.: TRB, 2018.
- [13] YAN X Y, WANG W X, GAO Z Y, et al. Universal Model of Individual and Population Mobility on Diverse Spatial Scales [J]. Nature Communications, 2017, 8: 1 - 8.
- [14] WU D D, SHI R X, WANG J C, et al. Urban Population Distribution Characteristics Analysis Method Based on Mobile Phone Data [C] // 5th International Conference on Advanced Materials and Computer Science. Qingdao: [s. n.], 2016: 57 - 64.
- [15] 赖见辉, 陈艳艳, 钟园, 等. 基于手机定位信息的地铁乘客出行路径辨识方法 [J]. 计算机应用, 2013, 33 (2): 583 - 586.
- LAI Jian-hui, CHEN Yan-yan, ZHONG Yuan, et al. Travel Route Identification Method of Subway Passengers Based on Mobile Phone Location Data [J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33 (2): 583 - 586.
- [16] JIANG S, FERREIRA J, GONZALEZ M C. Activity-based Human Mobility Patterns Inferred from Mobile Phone Data: A Case Study of Singapore [J]. IEEE Transactions on Big Data, 2017, 3 (2): 208 - 219.
- [17] TOOLE J L, COLAK S, STURT B. The Path Most Traveled: Travel Demand Estimation Using Big Data Resources [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2015, 58: 162 - 177.
- [18] 冉叶兰. 智能交通下的创新出行: 对话滴滴出行智慧交通战略负责人刘西帝 [J]. 大数据时代, 2017 (12): 32 - 35.
- RAN Ye-lan. ITS Transformed Our Moving Styles: Strategy Chief Liu Xidi of Didi [J]. Big Data Time, 2017 (12): 32 - 35.
- [19] 雷磊. 城市与区域一体化的出行需求分析理论与方法研究 [D]. 成都: 西南交通大学, 2010.
- LEI Lei. Research on Integrated Urban and Regional Travel Demand Analysis Theory and Method [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2010.
- [20] 叶洁. 区域综合交通需求预测与分配方法研究 [D]. 石家庄: 石家庄铁道大学, 2017.
- YE Jie. Traffic Demand Forecast and Assignment Method of Regional Comprehensive Transport [D]. Shijiazhuang: Shijiazhuang Tiedao University, 2017.
- [21] 张玲瑞, 杨扬. 货运 OD 矩阵反推中改进的 BPR 道路阻抗函数研究 [J]. 公路交通科技, 2016, 33 (7): 125 - 144.
- ZHANG Ling-rui, YANG Yang. Study on Improved BPR Road Impedance Function in Inversing OD Matrix of Freight Transport [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2016, 33 (7): 125 - 144.
- [22] 李欢. 高德地图发布五一出行预测: 全国高速迎来返程流量高峰 [EB/OL]. (2017 - 04 - 25) [2018 - 01 - 25]. <http://www.chinanews.com/life/2017/04 - 25/8208620.shtml>.
- LI Huan. AMAP Published the Travel Forecasting of May Day: The Peak Return Traffic is Coming [EB/OL]. (2017 - 04 - 25) [2018 - 01 - 25]. <http://www.chinanews.com/life/2017/04 - 25/8208620.shtml>.
- [23] 邵春福. 交通规划原理 [M]. 北京: 中国铁道出版社, 2014.
- SHAO Chun-fu. Traffic Planning [M]. Beijing: China Railway Publishing House, 2014.
- [24] 腾讯公司. 腾讯位置大数据京津冀内部及外部迁徙数据 [DB/OL]. <http://bigdata.qq.com/2016>.
- Tencent Technology Co., Ltd. Tencent Location Big Data of Beijing - Tianjin - Hebei Internal and External Migration Data [DB/OL]. <http://bigdata.qq.com/2016>.
- [25] 道路信息网. 高速公路路线介绍 [DB/OL]. <http://gsgl.00cha.com/road.asp>. 2018.
- Traffic Information Website. Expressway Route Introduction [DB/OL]. <http://gsgl.00cha.com/road.asp>. 2018.
- [26] 中华人民共和国交通运输部. 2016 年全国公路交通量报表 [R]. 北京: 中华人民共和国交通运输部, 2017.
- Ministry of Transport of PRC. 2016 National Road Traffic Volume Report [R]. Beijing: Ministry of Transport of PRC, 2017.