

引用格式:周亚娟,赵志远,吴升,等.基于大规模手机位置数据的城市潜在自行车出行需求评估[J].地球信息科学学报,2020,22(6):1282-1293.
[Zhou Y J, Zhao Z Y, Wu S, et al. Estimating the potential demand for bicycle travel based on large-scale mobile phone location data[J]. Journal of Geo-information Science, 2020,22(6):1282-1293.] DOI:10.12082/dqxxkx.2020.190623

基于大规模手机位置数据的城市潜在自行车出行需求评估

周亚娟^{1,2}, 赵志远^{1,2,3}, 吴升^{1,2,3*}, 方志祥⁴, 陈佐旗^{1,2,3}

1. 福州大学数字中国研究院(福建),福州 350003; 2. 空间数据挖掘与信息共享教育部重点实验室,福州 350003;
3. 海西政务大数据应用协同创新中心,福州 350002; 3. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,武汉 430079

Estimating the Potential Demand for Bicycle Travel based on Large-scale Mobile Phone Location Data

ZHOU Yajuan^{1,2}, ZHAO Zhiyuan^{1,2,3}, WU Sheng^{1,2,3*}, FANG Zhixiang⁴, CHEN Zuoqi^{1,2,3}

1. Academy of Digital China (Fujian), Fuzhou University, Fuzhou 350003, China; 2. Key Laboratory of Spatial Data Mining and Information Sharing, Ministry of Education, Fuzhou 350003, China; 3. Fujian Collaborative Innovation Center for Big Data Applications in Governments, Fuzhou 350002, China; 4. State Key Laboratory of Information Engineering for Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: The potential bicycle travel demand indicates the travel demand that could potentially be served by bicycles. Assessing the potential bicycle travel demand can help to optimize the allocation of the related infrastructure (e.g., bike parking areas and bike lanes) in cities. Mobile phone location data have the advantage of providing low-cost and large-scale sample sizes that contain rich human mobility information. The data can be used to estimate the potential bicycle travel demand. Based on the spatiotemporal characteristics of daily bicycle travel, we proposed a method for assessing the potential bicycle travel demand from large-scale mobile phone location data. Specifically, each individual instance of travel was taken as a sample for the analysis. First, we used the Stops and Moves of a Trajectory (SMoT) model to extract the movement trajectory segments of the users. Second, we identified a "tour" pattern for the trajectory segments, where the start location and the end location were the same. Then, the location that was at the furthest point from the start location was used to divide the movement trajectory segment into two segments. Finally, the movement trajectory segments that were characterized by short distances and those in which the "last mile" of the travels was served by the public transport system were extracted for further assessment of the potential bicycle travel demand. In this study, Shanghai was chosen as the example city. Through our proposed method, we assessed and analyzed the spatiotemporal characteristics of daily bicycle travel in Shanghai to determine the potential bicycle travel demand. From a spatial perspective, we found the following: (1) the potential bicycle travel demand in Shanghai

收稿日期:2019-10-24;修回日期:2020-12-12.

基金项目:国家重点研发计划项目(2017YFB0503500);中国博士后科学基金(2019M652244)。[**Foundation items:** National Key R & D Program of China, No.2017YFB0503500; Supported by China Postdoctoral Science Foundation, No.2019M652244.]

作者简介:周亚娟(1993—),女,安徽安庆人,硕士生,从事地理信息服务与时空数据挖掘研究。E-mail: 1184310214@qq.com

*通讯作者:吴升(1972—),男,福建松溪人,博士,教授,研究方向为时空数据分析与可视化、信息共享与智慧政务、应急信息系统等。E-mail: ws0110@163.com

was mainly concentrated in the downtown areas and commercial centers in the suburb areas; (2) the potential bicycle travel demand in the downtown areas and commercial central urban areas was stable, while the potential bicycle travel demand in the suburban areas tended to be variable; and (3) most of the “last mile” demands were located in the suburb areas, which showed that the characteristics of the “last mile” demands at different public transport stations varied. From a temporal perspective, several patterns could be observed during the morning and evening rush hours: (1) the potential bicycle travel demand in the central urban area continued to remain relatively high; (2) the potential bicycle travel demand in the suburbs in the Songjiang and Qingpu districts had relatively large differences; (3) the potential bicycle travel demand was concentrated in the direction of the central urban area from the noncentral urban areas in the morning, while the potential bicycle travel demand spread from the central urban areas to the noncentral urban areas in the evening; and (4) the potential bicycle travel demand of Shanghai showed a double-peak characteristic (at 11:00—12:00 and 16:00—17:00). The “last mile” type demand also had two peaks (at 7:00—9:00 and 17:00—18:00).

Key words: mobile phone location data; SMoT; potential bicycle travel demand; short distance travel; public transportation transfer travel; stop identification; move trajectory segment; Shanghai

***Corresponding author:** WU Sheng, E-mail: ws0110@163.com

摘要:潜在自行车出行是指可能会使用自行车作为交通工具的出行,评估潜在自行车出行需求能够帮助指导城市自行车资源配置方案的优化。大规模手机位置数据蕴含丰富的人群移动信息,而且具有大样本、低成本的特点,能够用于评估城市潜在自行车出行需求。本文结合自行车出行的时间和距离特征,提出一种基于大规模手机位置数据的潜在自行车出行需求评估方法。该方法以单次出行为分析单元,从手机用户的轨迹中提取出具有短距离出行特征和公共交通接驳出行特征的移动轨迹段,并根据该移动轨迹段评估潜在自行车出行需求。基于该方法,利用上海市大规模手机位置数据评估上海市潜在自行车出行需求并分析其时空分布特征,发现在空间上,潜在自行车短距离出行需求主要分布在城市中心和郊区的商业中心,而公共交通接驳的自行车需求主要分布在郊区。在时间上,上午,自行车出行需求从非中心城区向中心城区聚拢;晚上,上海市自行车出行骑车与停车需求从中心城区向非中心城区扩散。

关键词:手机位置数据;SMoT;潜在自行车出行需求;短距离出行;公共交通接驳;停留识别;移动轨迹段;上海

1 引言

自行车是慢行交通的重要组成部分,科学评估自行车出行需求是规划自行车道、停车围栏等基础设施的重要依据。能够为有关部门对自行车相关的基础设施进行科学规划提供帮助,从而促进包括共享单车在内的自行车交通方式在城市中平稳有序的发展。为了更精准地刻画城市自行车出行需求,本文用“潜在自行车出行”来表示日常出行中适合以自行车作为交通工具的出行行为。

目前自行车出行需求预测方法主要有2类模型:概率预测模型和历史数据回归模型。概率预测模型主要基于居民出行调查数据或专项调查数据,利用人群规模、个体特征、区域特征和出行特征等信息来预测自行车出行需求。例如,董红召等^[1]通过分析个体特征和出行特征之间的关系建立了不同交通方式的效用函数,基于多项logit模型预测公共自行车的租借需求。何流等^[2]通过调查研究区内

不同出行主体的内部出行OD(Origin and Destination)和对外出行OD,以及出行主体在不同出行方式下对应的速度、车费、等候时间等数据,来预测区域内的自行车出行需求。García等^[3]通过调查自行车停车换乘比例数据,结合各自行车站点功能等级和所处的区域等特征预测自行车出行需求。历史数据回归模型主要基于现有自行车运营系统的出行日志数据,使用统计学习的方法预测自行车出行需求。例如,Zhou等^[4]基于中山市公共自行车系统的用户历史数据,采用多元线性回归模型预测中山市各景点周围的自行车需求;Zhang等^[5]基于芝加哥的Divvy公共自行车系统的日志数据集,采用MART回归和Lasso回归2种预测模型预测出行目的地和用车时长;Kaltenbrunner等^[6]和林燕平等^[7]运用ARIMA模型分别预测了巴塞罗那社区公共自行车站点的可用自行车数量和杭州市公共自行车高峰时段需求量。

上述2类方法中,概率预测模型能够反映调查

人群的自行车出行需求,但调查数据获取成本高、周期长,而且人群样本规模相对较小;而历史数据回归模型主要基于单个自行车运营系统中的数据进行分析,预测结果受制于单个系统的市场占有率和空间覆盖范围。相比于居民出行日志调查数据和自行车运营数据,手机位置数据具有大样本、低成本的特点^[8-10],近年来被广泛用于人群移动性研究,其反映的人群移动特征被用于支撑城市职住平衡分析^[11-12]、交通出行分析^[13-15]、区域规划评价^[16]以及流行病防控^[17]等,也为自行车的出行需求研究提供了新的思路。实际上,有研究发现对比居民调查数据,手机位置数据记录的用户轨迹也能合理反映用户移动情况^[18],因而被广泛用于交通领域的出行分析中。在此基础上,可结合自行车出行的时间和空间特征,从用户轨迹中提取符合该特征的移动表示潜在自行车出行。例如,Xu等^[19]基于该原理,利用手机位置数据分析了职住地之间的潜在自行车出行需求,但是未考虑公共交通接驳出行需求,且分析对象未能反映基于单个出行单元的需求情况。为此,本文提出一种基于大规模手机位置数据的潜在自行车出行需求评估方法,该方法顾及自行车与公共交通的接驳需求,以单次出行为分析单元,从手机用户的轨迹中提取出具有短距离出行特征和公共交通接驳出行特征的移动轨迹段,并根据该移动轨迹段评估潜在自行车出行需求。本研究提供的方法和结果能够帮助优化自行车相关资源的时空布局,不仅为城市规划中自行车相关的决策提供指导,而且能够帮助提高共享单车运营系统的管理效率,进而促进城市居民绿色出行的普及和有序发展。

2 研究方法

自行车在日常生活中主要服务于直接的短距离出行以及公共交通接驳出行,因此,可以从手机用户轨迹中提取具有短距离出行和公共交通接驳出行特征的移动轨迹段来表示潜在自行车出行,从而估算自行车出行需求,其技术流程如图1所示。

2.1 移动轨迹段提取

手机轨迹数据可以表示为一系列连续的轨迹点集合 $P=(p_1, p_2, \dots, p_n)$,其中 n 为用户轨迹点个数,第 i 个轨迹点可表示为 $p_i=(x, y, t)$, x 和 y 表示其经纬度坐标, t 表示记录该轨迹点的时间。要从手机轨迹数据中提取出移动轨迹段,可利

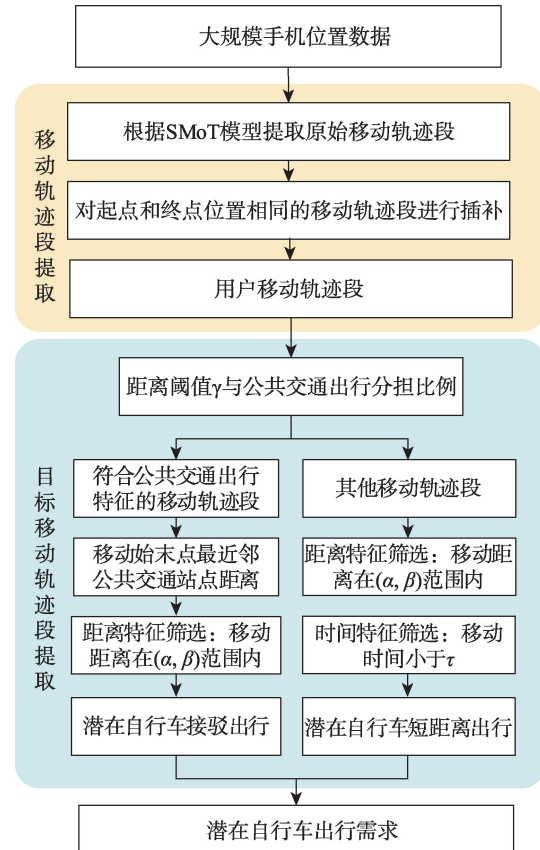


图1 基于手机位置数据估算潜在自行车出行需求技术流程

Fig. 1 The method for estimating potential bicycle travel demand based on mobile phone location data

用SMoT模型(Stops and Moves of a Trajectory)^[20-22]先识别出停留轨迹段,然后再提取出停留轨迹段之间的轨迹点形成移动轨迹段。如果手机数据采样的时间间隔稀疏,用SMoT模型可能无法完整识别出一些持续时间短暂的停留(如接送人或快餐午餐),相应的结果中存在起点与终点相同的移动轨迹段,本文将对这种情况进行插补处理,以降低无法完整识别的短持续时间活动对出行识别结果的影响。因此,本文将移动轨迹段提取分为初始移动轨迹段提取和移动轨迹段插补2个步骤。

(1) 初始移动轨迹段提取

利用SMoT模型提取移动轨迹段,根据其原来,首先需要识别停留,如图2所示。

停留是指用户在一个局部空间范围(用距离阈值 D_0 定义)内的持续时间长度超过特定阈值(T_0)的行为。停留 s 定义如式(1)所示。

$$s=(p_i, p_{i+1}, \dots, p_j) \quad s.t. \quad \begin{cases} d(p_v, p_w) < D_0, \quad \forall v, w \in [i, j] \\ t(p_i, p_j) > T_0 \end{cases} \quad (1)$$

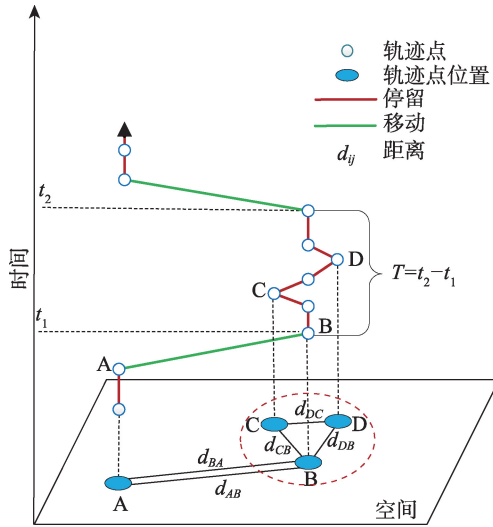


图2 停留识别原理

Fig. 2 The principle of stop identification

式中： $d(p_i, p_j)$ 表示用户连续轨迹点 p_i 到 p_j 之间任意两点的欧氏距离； $t(p_i, p_j) > T_0$ 表示首末轨迹点 p_i, p_j 之间的时间差。用户所有的停留集合表示为 $S = (s_1, s_2, \dots, s_m)$ ， m 为用户的停留个数。

提取用户移动轨迹分段具体步骤如下：

- ① 初始化变量， $i=1, j=i+1$ ，将轨迹点 i 加入 Q ，
- ② 判断 $d(p_i, p_j) < D_0$ 是否均成立，其中 $l=i, i+1, \dots, j-1$ 。
- ③ 若成立，则将 j 点添加到集合 Q 中， $j=j+1$ ，返回步骤②；
- ④ 否则，判断 $t(p_i, p_j) > T_0$ 是否成立。

⑤ 若成立，则集合 Q 中的所有轨迹点构成一个停留，将该停留加入停留集合 S 中，清空集合 $Q, i=j, j=i+1$ ，将轨迹点 i 加入 Q ，返回步骤②；

⑥ 否则，清空集合 $Q, i=j, j=i+1$ ，将轨迹点 i 加入 Q ，返回步骤②；

⑦ 重复步骤②—⑥，直到用户所有的轨迹点均被处理，从而得到用户所有停留的集合 S ；

⑧ 在原始轨迹中，将连续停留分段之间的轨迹作为移动轨迹段，经整合得到初始移动轨迹段集合。

(2) 移动轨迹段插补

对于起点与终点相同的初始移动轨迹段(图3(a))，本文参照文献[23]对其进行插补，一分为二。具体方法为：从初始移动轨迹段中找出距离出发点最远的轨迹点(图3轨迹点C)，将出发点到该位置的分段作为一个轨迹段，将该位置到结束点之间的分段作为另一个轨迹段(图3(b)中的出行1和2)。

2.2 接驳出行和短距离出行移动轨迹段提取

自行车出行由于其主要服务于短距离出行和公共交通接驳出行，均具有短距离和短持续时间特征。据此，从用户的移动轨迹段中分别提取出具有公共交通接驳特征和短距离出行特征的目标移动轨迹段。本文用 α 和 β 分别表示自行车出行的适宜距离范围的下限和上限。用 τ 表示自行车出行的最大适宜时长。

(1) 具有公共交通接驳特征移动轨迹段提取
首先，从移动轨迹段中筛选公共交通出行的移

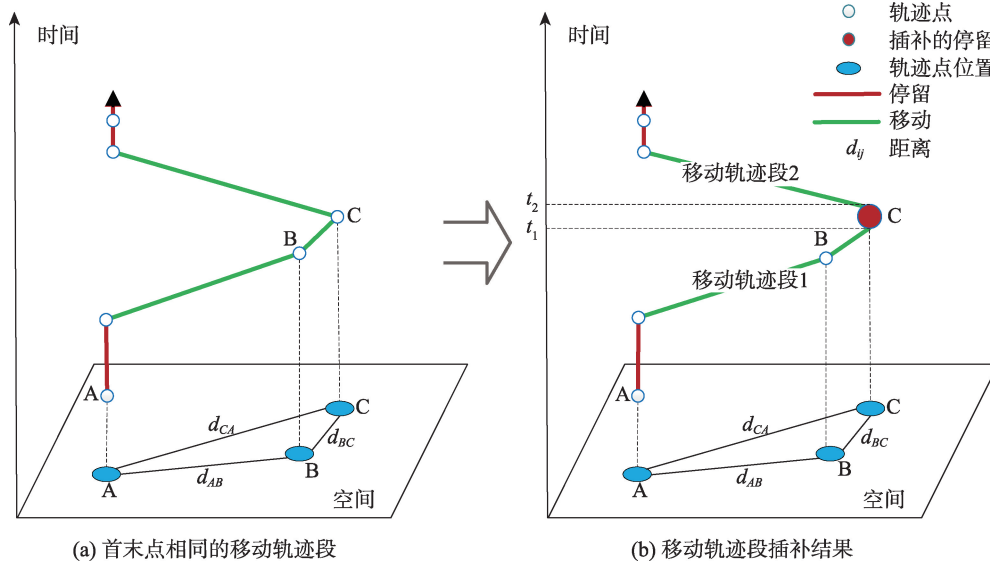


图3 利用最远轨迹点对起点终点相同的移动轨迹段进行插补

Fig. 3 The interpolation of move trajectory segment with same start and end point by the furthest point

动轨迹段:①根据公共交通出行分担比和移动轨迹分段数量,估算公共交通出行频次 PN ;②结合公共交通出行特点,滤除不适宜公共交通服务的移动轨迹段;③随机选择 PN 条出行轨迹段作为公共交通出行。

其次,根据短距离特征提取公交接驳出行中的目标移动轨迹段:①选择上述长距离出行轨迹段,计算其起点和终点与最近邻公共交通站点的接驳距离;②判断该距离是否在 (α, β) 内,若是,则将起点与最近交通站点视为一个目标轨迹段,将终点与最近公共交通站点视为另一个目标移动轨迹段。

(2)具有短距离出行特征的移动轨迹段提取

从移动轨迹段中去除长距离出行轨迹段。计算剩余移动轨迹段的长度,如果在 (α, β) 内,并且持续时长小于 τ ,则将该轨迹段视为目标轨迹段。

2.3 潜在自行车出行需求计算

将目标轨迹段的起点视为骑车需求点,终点视为停车需求点,将一天划分为24 h,则第 i 个时段内,骑车总需求 RB_i 和停车总需求 PB_i 计算公式如式(2)和(3)所示。

$$RB_i = \sum_{r=1}^N O_i^{RS_r} \quad (2)$$

$$PB_i = \sum_{r=1}^N I_i^{PS_r} \quad (3)$$

式中: N 表示骑车需求点或停车需求点的总个数; RS_r 表示第 r 个骑车需求点; PS_r 表示第 r 个停车需求点。 $O_i^{RS_r}$ 表示的是在第 i 个时段内,从 RS_r 出发骑车的频次; $I_i^{PS_r}$ 表示的是在第 i 个时段,到达 PS_r 停车的频

次。对所有用户重复上述2个步骤,计算出一天中各个时段下的骑车总需求($RB_1, RB_2, RB_3, \dots, RB_{24}$)和停车总需求($PB_1, PB_2, PB_3, \dots, PB_{24}$),从而得到一天24 h骑车和停车的总需求。

3 研究区、数据源及预处理

3.1 研究区与数据源

本文研究区为上海市(图4),并将中环路以内的区域作为中心城区。而手机位置数据来源于上海市某移动运营商,收集自2012年9月的某工作日,包括126万个手机用户一天的轨迹数据,该数据已经用于支撑文献^[24-25]中关于人类活动和移动性的研究。该数据包含3.3万个基站(分布密度如图5所示),其中70.5%的基站覆盖半径小于200 m(图6)。数据约7558万条数据记录(示例数据如表1所示),约60%的用户,平均时间采样间隔小于30 min(图7)。此外,该数据集的原始记录不仅包含位置与时间信息,还包含记录的类型信息,包括接/打电话、开/关机、收/发短信、握手、周期性更新和正常位置更新等九种类型^[19](表1)。

除手机数据之外,本文还用到上海市公共交通站点数据,该数据是利用高德地图的API函数(www.amap.com)采集而来,包括公交站和地铁站共16 680个(图8)。

3.2 数据预处理

首先剔除重复、位置信息缺失等无效数据,并按照时间顺序对用户轨迹点排序。对于数据中存

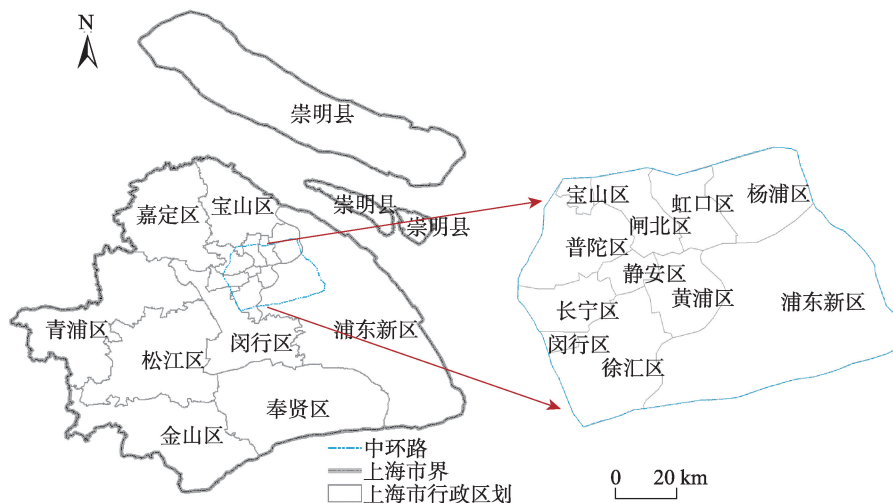


图4 上海市行政区划

Fig. 4 Shanghai's administrative districts

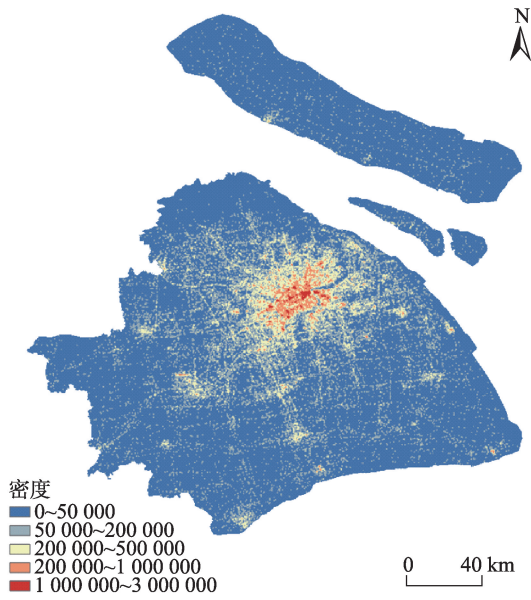


图5 2012年包含基站分布密度
Fig. 5 The density distribution of the base stations in the research dataset in 2012

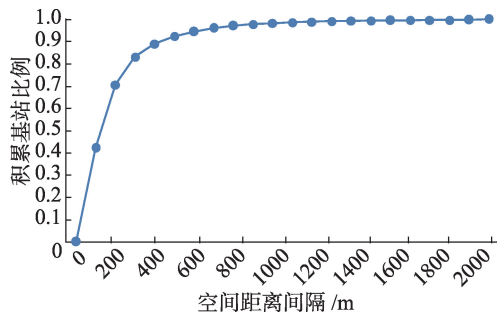


图6 2012年包含基站的覆盖半径概率分布
Fig. 6 The probability distribution of the coverage radius of the base stations in the research dataset in 2012

表1 手机位置数据

Tab. 1 Mobile phone location data

用户ID	时间	基站经度/°	基站纬度/°	类型
BD9D*****	00:34	121.***	31.***	打电话
BD9D*****	02:45	121.***	31.***	收短信
...
BD9D*****	22:56	121.***	31.***	握手
BD9D*****	23:32	121.***	31.***	关机

在的乒乓效应(短时间内轨迹点在相邻基站之间飘移),利用速度阈值检测后去除异常记录^[26]。考虑到具有开关机行为的用户,在关机之后和开机之前期间,用户的位置无法有效评估,因此本文删除包含开/关机类型记录的手机用户轨迹。经过上述预处理,剩余69万手机用户,包含共3754万条记录参

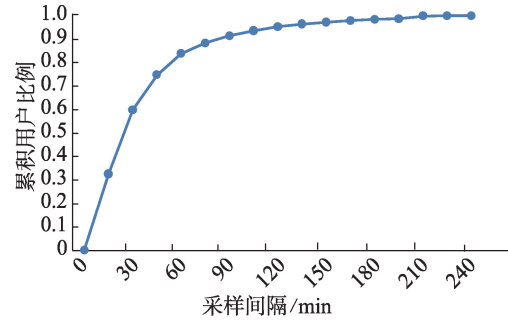


图7 手机位置数据采样时间间隔分布
Fig. 7 The mobile phone location data sampling time interval distribution

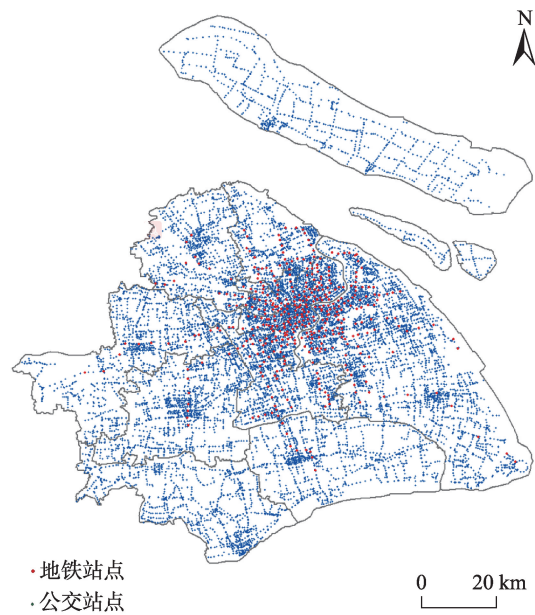


图8 2017年上海市公共交通站点分布
Fig. 8 The distribution of the Shanghai public transportation stations in Shanghai in 2017

与后续潜在自行车出行需求评估。为了进一步检验该部分用户在人群中的代表性问题,根据文献[19]中的方法,识别0:00—7:00之间停留时间超过4 h的位置作为用户的住家位置。结合上海市行政区划数据,将用户在各区的分布数据与2012年上海市统计年鉴中各区人口统计数据对比,结果表明两者Pearson相关系数为0.936($P\text{-value} < 0.01$),具有很高的一致性。

3.3 参数选择

考虑到部分以自行车作为交通工具的出行对应生活中的短时停留,设置识别停留的距离阈值 D_0 为300 m,时间阈值参数 T_0 为10 min,即当用户在距离小于300 m的范围内持续时间超过10 min产生

的轨迹分段将被识别为停留轨迹段。

在设定自行车出行的适宜距离和时间阈值时,参考现有研究对自行车出行距离的分析^[27],设置 α 、 β 分别为0.5 km、3 km, τ 为2 h。在设置公共交通出行的比例参数和距离阈值时,根据2009年上海市第五次居民出行调查结果^[28],设置研究区公共交通出行分担比为25.2%;考虑公共交通站点的服务范围一般为500 m,而相邻公共交通站点之间的距离则一般在1 km以上,将公共交通出行的最小适宜距离设定为1 km,即公共交通主要服务于1 km以上的出行行为。

4 实验结果及分析

4.1 移动轨迹段提取结果分析

用户的移动轨迹段对应用户现实生活中的出行行为,因此可以用移动轨迹段表示出行情况。根据前文方法和参数设定,从69万用户的手机位置数据中提取初始移动轨迹段2 252 807个,即平均每个用户一天出行3.2次,高于2009年上海市居民出行普查数据的2.23次^[28]。这一结果与现有研究中发现的手机数据评估的居民日常出行频次高于调查数据的结论一致^[18]。其中潜在自行车出行占比25.11%。这一结果高于2009年上海市出行普查数据中的自行车出行比(13.3%),即潜在自行车出行要多于实际的自行车出行。

移动轨迹段反映的手机用户出行OD的空间分

布如图9所示。不难发现,因为长江的物理阻隔,崇明岛与市区的联系受到直接影响。另外,黄浦江的物理阻隔对市中心南侧两岸各街道之间的出行也有明显的阻碍作用,而市中心区域由于各类交通设施非常完善,受黄浦江的影响相对较小。

4.2 潜在自行车出行需求时空分布特征

图10为一天中上海市潜在自行车出行骑车和停车总需求的空间分布情况,可以发现:①上海市

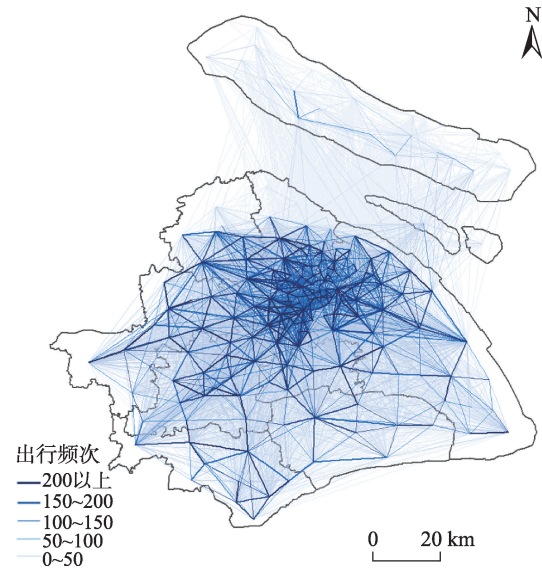


图9 2012年提取的手机用户出行OD空间分布
Fig. 9 The spatial distribution for mobile phone user travel OD extracted in the research dataset in 2012

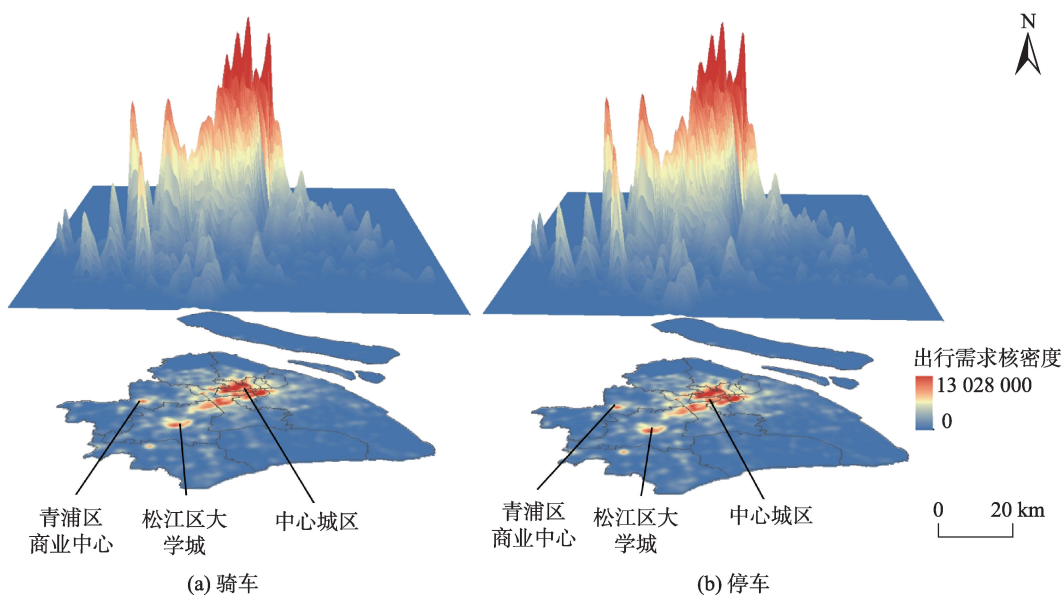


图10 上海市潜在自行车出行骑车与停车需求空间分布
Fig. 10 The spatial distribution for potential cycling and parking demand in Shanghai

的自行车出行停车与骑车总需求的空间分布基本一致；②上海市中心城区、松江区大学城、青浦区商业中心3个区域的自行车出行骑车与停车需求非常高，且中心城区的骑车与停车需求明显高于其他地区。主要原因在于，中心城区承担了上海市的主要职住、商业和娱乐活动，相应地有更高的自行车出行骑车和停车需求。这与既有研究中所发现的自行车使用强度跟就业密度、住宅密度以及道路交叉口的数量密切相关^[29]的结论是一致的。另外，松江区大学城和青浦区商业中心是松江区和青浦区较繁华的区域，人口相对集中活动较多，因此会产生较高的自行车出行需求。

图 11 是早晚高峰期间自行车出行骑车和停车需求分布，可以发现：①中心城区持续较高；②郊区中松江、青浦等区域变化相对较大；③上午时，

自行车出行需求从非中心城区向中心城区聚拢，晚上时，上海市自行车出行骑车与停车需求从中心城区向非中心城区扩散。主要原因可能是中心城区拥有较多商业、就业和娱乐资源，能持续吸引大量人群白天向中心城区聚拢，而晚上则返回郊区居住。

图 12 为自行车出行骑车与停车需求在一天中的变化情况。可以发现：

(1)骑车需求与停车需求的变化趋势基本保持一致。以自行车作为交通工具的出行主要是针对 500~3000 m 距离的出行，对应的出行时间一般较短（一般为 15 min），因而各个时刻的骑车与停车需求量相近。

(2)上海市潜在自行车出行骑车与停车需求在早高峰前（6:00—7:00）快速上升，并呈现出双峰

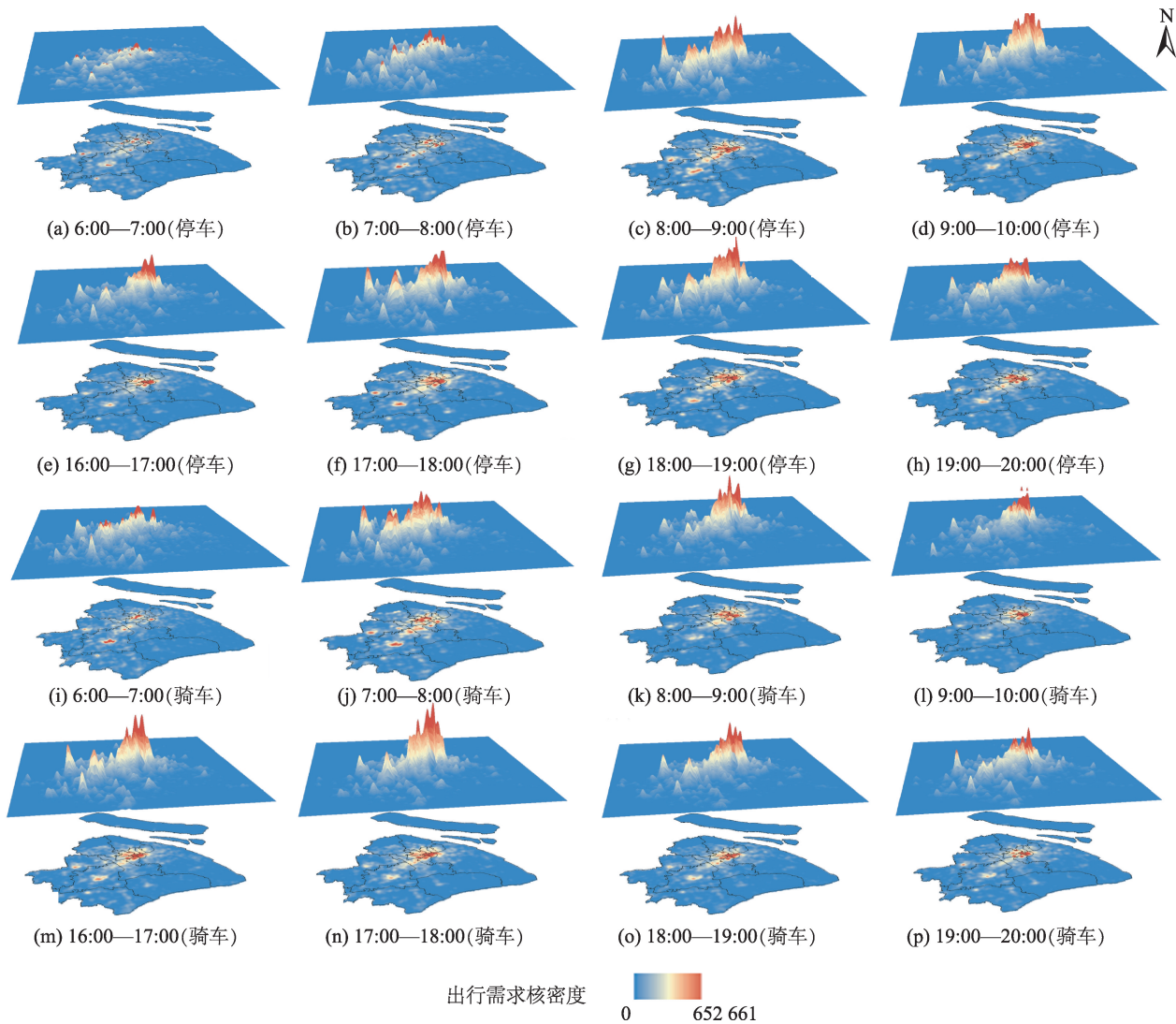


图 11 上海市部分时段下潜在自行车出行骑车与停车需求空间分布

Fig. 11 The spatial distribution for potential cycling and parking demand in Shanghai during some periods of time

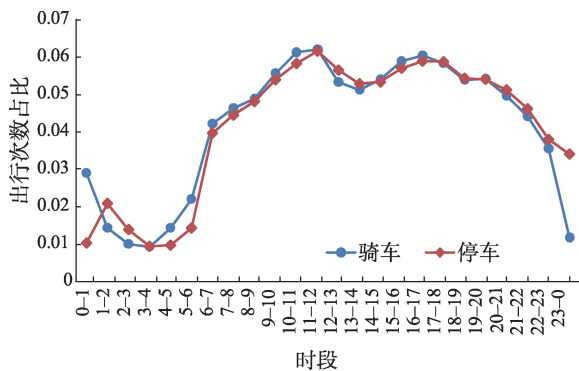


图12 2012年上海市潜在自行车出行需求时间变化特征

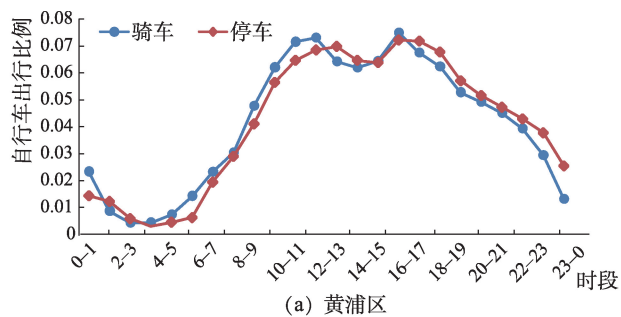
Fig. 12 The temporal characteristics of potential bicycle travel demand in Shanghai in 2012

特征。这与摩拜单车数据分析得到的双峰特征相近^[30],但第一个峰值出现时刻有所不同,其中摩拜单车数据分析在9:00前后达到峰值,本文评估的潜在自行车出行需求分别在11:00前后达到峰值。而第二个峰值出现时刻相近,均在17:00前后达到高峰。其原因可能是上海市内有多座高校,学生较多;而且,在年龄构成上,上海市2012年统计年鉴显示18岁以下和60岁以上人口占45%左右。这几类人群的生活多样,尤其在白天有大量自由活动,受早高峰期间的通勤影响力小。而11:00—12:00出现的需求高峰可能是中午集中用餐行为所产生的大量短距离出行。

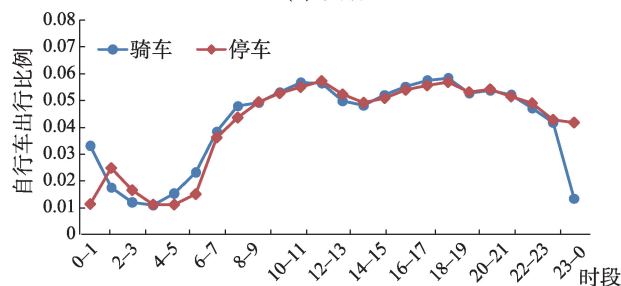
为了进一步分析各区的自行车出行需求时间分布规律,分别选择中心城区、郊区过渡区和郊区3个区进行分析(图13),可以发现:①6:00—9:00,相同时刻黄浦区的出行需求较闵行区和松江区低。导致这个结果的原因可能是对应时段郊区和远郊区人口尚未到达中心城区,出行先出现在郊区和远郊区;②18:00之后,黄浦区出行需求迅速下降,闵行区和松江区的出行需求则一直持续到22:00之后。主要原因在于,夜晚时,人群从中心城区向非中心城区离散,中心城区的出行需求不断减少,而非中心城区的出行增加。

4.3 公共交通接驳自行车出行的时空分异特征分析

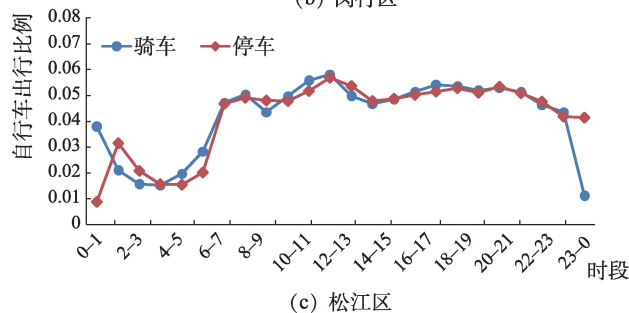
如图14是上海市公共交通站点接驳需求时间变化特征,可看出上海市公共交通站点接驳需求呈现双峰特征,分别出现在早上7:00—9:00和下午17:00—18:00,这与人们的日常通勤规律保持一致。图15显示上海市接驳需求最大的前十个公共交通站点的分布情况,可以发现这些站点主要分布在



(a) 黄浦区



(b) 闵行区



(c) 松江区

图13 2012年上海市部分城区潜在自行车出行需求时间变化特征

Fig. 13 The temporal characteristics of potential bicycle travel demand in some areas of Shanghai in 2012

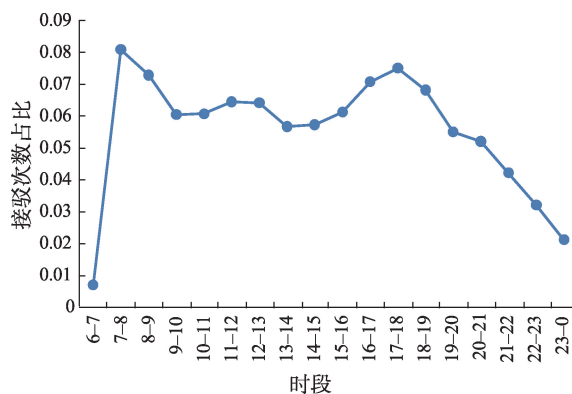


图14 上海市公共交通接驳自行车出行需求时间变化特征

Fig. 14 The temporal characteristics of public transportation transfer travel demand in Shanghai

郊区及远郊区,其中具体站点信息如表2所示。导致站点主要分布在郊区及远郊区的原因可能是上海市中心城区的公共交通站点较为密集,接驳需求

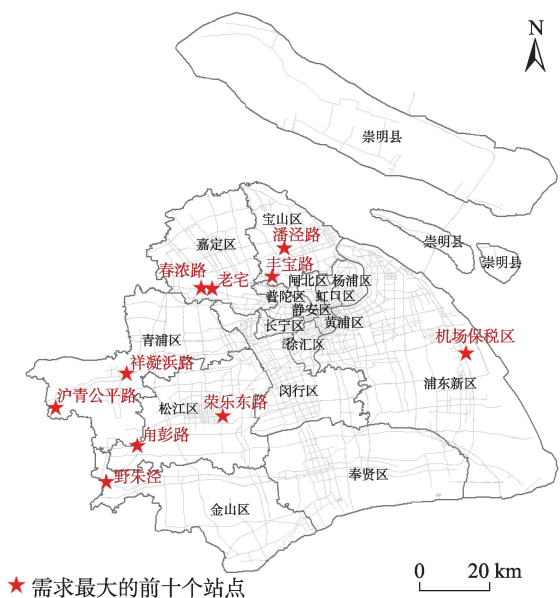


图 15 上海市接驳需求最大的前十个公共交通站点空间分布

Fig. 15 The spatial distribution of the top 10 public transportation stations with the highest transfer travel demand

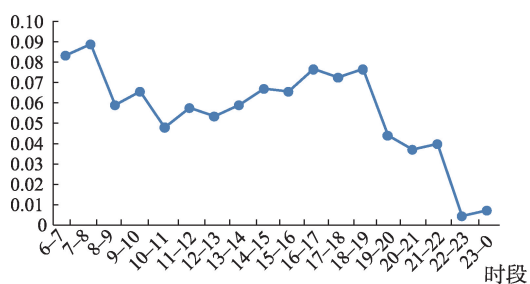
相对较少,而中心城区周边的公共交通站点相对中心城区稀疏,接驳需求则相对较高。这也表明郊区的接驳需求是自行车规划时需要考虑的重要因素。

为了进一步分析不同站点接驳需求变化情况,本文选择了潘泾路、角彭路、机场保税区和荣乐东

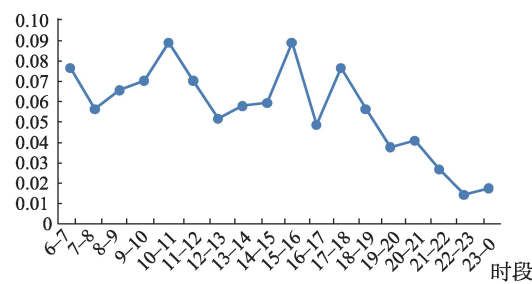
表 2 上海市接驳需求量前十的公共交通站点
Tab. 2 The top 10 public transportation stations with the highest transfer travel demand

顺序	名称	区域	公交线路
1	潘泾路	宝山区	宝山 90 路
2	角彭路	松江区	松江 76 路
3	机场保税区	浦东新区	机场八线
4	荣乐东路	松江区	松江 10 路
5	野朱泾	金山区	朱枫线
6	老宅	嘉定区	嘉定 63 路,嘉定 123 路
7	沪青平公路	青浦区	沪商高速专线
8	丰宝路	宝山区	宝山 85 路
9	祥凝浜路	青浦区	朱家角 2 路
10	春浓路	嘉定区	嘉定 109 路

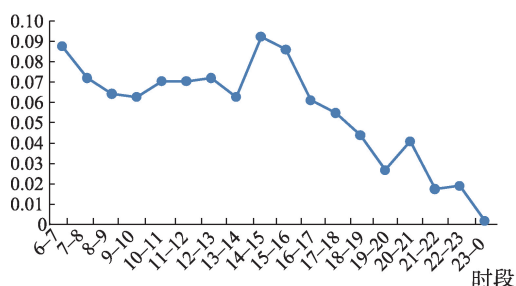
路 4 个公共交通站点分析其接驳需求时间变化特征(图 16),可以发现,不同站点接驳需求的变化特征不相同,如荣乐东路在早晚高峰有出行需求峰值,而机场保税区没有。除了早晚高峰之外,一些公共交通站点在其他时段(如 11:00—12:00 以及 15:00—16:00)也存在接驳需求峰值特征。这些特征主要跟站点周围的环境有关,例如潘泾路站点的接驳需求时间变化特征(图 16(a)),可以看到其时间变化呈现双峰特征,分别在 7:00—8:00 以及 18:00—19:00 达到接驳需求高峰,分析发现该站点位于宝山区,与中心城区接壤,受通勤出行影响较大。



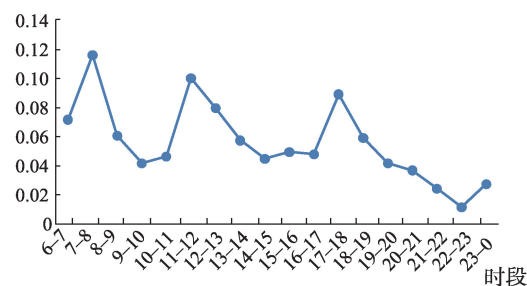
(a) 潘泾路站点



(b) 角彭路站点



(c) 机场保税区站点



(d) 荣乐东路站点

图 16 上海市部分公共交通站点接驳需求时间变化特征

Fig. 16 The temporal characteristics of public transportation transfer travel demand for partial public transportation stations

了解公接驳需求时间变化特征可以指导对应站点接驳需求高峰时段公共自行车资源调配方案,以更好地保障居民的交通出行。

5 结论与展望

本文利用大规模手机轨迹数据,基于自行车出行的短距离以及短持续时长特征,提出了一种顾及公共交通接驳出行的潜在自行车出行需求的估算方法,并以上海市为例,评估了上海市潜在自行车出行需求并分析了潜在需求的时空分布规律,结果发现在空间上,海市潜在自行车出行需求呈现出中心城区和郊区的商业中心区(如松江大学城和青浦商业中心)多且稳定,而其他郊区区域少且多变的特征;公共交通接驳的出行需求则主要集中在郊区(如青浦、松江和嘉定等)。在时间上,自行车出行需求在上午呈现出从非中心城区向中心城区聚拢的特征,并且在9:00时达到需求高峰;而晚上时,上海市自行车出行骑车与停车需求从中心城区向非中心城区扩散,在17:00达到需求高峰。本文提出的方法可以用于提取并分析其他城市中自行车出行需求时空分布,而本文发现的有关上海市潜在自行车出行需求时空变化特征能够为城市管理人员合理配置自行车相关设施(如停车区域轨迹)、共享单车运营企业提升业务运营效率(如车辆调度与投放)提供决策支持。

对比现有利用手机位置数据评估潜在自行车出行需求的方法,本文方法能反映基于单个出行单元的需求情况,且考虑了公共交通接驳出行需求。同时,本文的研究也存在一些不足,主要体现在:①出行需求量的内在影响因素尚未进行分析,此外,潜在的出行与实际出行之间存在区别,人们选择自行车出行受天气、地形、路况等多种因素的影响,因此在根据相关结论指导规划决策时,还需要考虑多方面的因素;②由于数据限制,本文仅研究了工作日一天的自行车出行需求,未能比较不同天之间的需求变化;③在计算公共交通接驳时,未考虑OD和对应的公共交通站点之间的实际线路可达性情况。在后续进一步研究中,需要进一步分析地理环境属性对潜在自行车出行需求的影响,并结合气象、空气质量等其他环境因素,进一步分析潜在自行车出行转化为实际出行的情况。相关方法和结论能够为自行车出行资源配置提供更加精细的指导建议。

参考文献(References):

- [1] 董红召,吴满金,刘冬旭,等.城市公共自行车系统自然租赁需求估算方法[J].浙江大学学报(工学版),2016,50(2):265-270. [Dong H Z, Wu M J, Liu D X, et al. Estimation method of natural demand of urban public bicycle system [J]. Journal of Zhejiang University(Engineering Science), 2016,50(2):265-270.]
- [2] 何流,陈大伟,李旭宏,等.城市公共自行车租赁点布局优化模型[J].武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2012,36(1):129-133. [He L, Chen D W, Li X H, et al. An optimization model of the layout of public bike rental stations [J]. Journal of Wuhan University of Technology(Transportation Science & Engineering), 2012,36(1):129-133.]
- [3] García-Palomares J C, Gutiérrez J, Latorre M. Optimizing the location of stations in bike-sharing programs: A GIS approach[J]. Applied Geography, 2012,35(1-2):235-246.
- [4] Zhou Y, Wang L, Rong Z, et al. A Markov chain based demand prediction model for stations in bike sharing systems [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2018,2018:1-8.
- [5] Zhang J, Pan X, Li M, et al. Bicycle-sharing system analysis and trip prediction[C]//2016 17th IEEE international conference on mobile data management (MDM). IEEE, 2016,1:174-179.
- [6] 林燕平,窦万峰.基于ARIMA模型的城市公共自行车需求量短期预测方法研究[J].南京师范大学学报(工程技术版),2016,16(3):36-40. [Lin Y P, Dou W F. Research on short-term prediction method of demand number in urban public bicycle based on the ARIMA model[J]. Journal of Nanjing Normal University (Engineering Technology Edition). 2016,16(3):36-40.]
- [7] Kaltenbrunner A, Meza R, Grivolla J, et al. Urban cycles and mobility patterns: Exploring and predicting trends in a bicycle-based public transport system[J]. Pervasive & Mobile Computing, 2010,6(4):455-466.
- [8] Blondel V D, Decuyper A, Krings G. A survey of results on mobile phone datasets analysis[J]. EPJ Data Science, 2015,4(1):1-55.
- [9] Yue Y, Lan T, Yeh A G O, et al. Zooming into individuals to understand the collective: A review of trajectory-based travel behaviour studies[J]. Travel Behaviour and Society, 2014,1(2):69-78.
- [10] Steenbruggen J, Tranos E, Nijkamp P. Data from mobile phone operators: A tool for smarter cities?[J]. Telecommunications Policy, 2015,39(3-4):335-346.
- [11] Zhou X, Yeh A G O, Yue Y. Spatial variation of self-containment and jobs-housing balance in Shenzhen using cellphone big data[J]. Journal of Transport Geography, 2018,68:102-108.

- [12] 许宁,尹凌,胡金星.从大规模短期规则采样的手机定位数据中识别居民职住地[J].武汉大学学报·信息科学版, 2014,39(6):750-756. [Xu N, Yin L, Hu J X. Identifying home-work locations from short-term, large-scale, and regularly sampled mobile phone tracking data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(6):750-756.]
- [13] 冉斌.手机数据在交通调查和交通规划中的应用[J].城市交通,2013(1):78-87,38. [Ran B. Use of cellphone data in travel survey and transportation planning[J]. *Urban Transport of China*, 2013(1):78-87,38.]
- [14] Fang Z, Yang X, Xu Y, et al. Spatiotemporal model for assessing the stability of urban human convergence and divergence patterns[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2017,31(11):2119-2141.
- [15] 徐金垒,方志祥,萧世伦,等.城市海量手机用户停留时空分异分析——以深圳市为例[J].地球信息科学学报, 2015,17(2):197-205. [Xu J L, Fang Z X, Xiao S L, et al. The spatio-temporal heterogeneity analysis of massive urban mobile phone users' stay behavior: A case study of Shenzhen city[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2015,17(2):197-205.]
- [16] 钮心毅,康宁,王垚,等.手机信令数据支持城镇体系规划的技术框架[J].地理信息世界,2019,26(1):18-24. [Niu X Y, Kang N, Wang Y, et al. A technical framework for urban system planning using mobile phone signaling data [J]. *Geomatics World*, 2019,26(1):18-24.]
- [17] Mao L, Yin L, Song X, et al. Mapping intra-urban transmission risk of dengue fever with big hourly cellphone data[J]. *Acta Tropica*, 2016,162:188-195.
- [18] Çolak S, Alexander L P, Alvim B G, et al. Analyzing cell phone location data for urban travel[J]. *Transportation Research Record Journal of the Transportation Research Board*, 2015,2526(3):126-135.
- [19] Xu Y, Shaw S-L, Fang Z, et al. Estimating potential demand of bicycle trips from mobile phone data: An anchor-point based approach[J]. *ISPRS International Journal of Geo-information*, 2016,5(8):131-154.
- [20] Alvares L O, Bogorny V, Kuijpers B, et al. A model for enriching trajectories with semantic geographical information[C]//Proceedings of the 15th annual ACM international symposium on Advances in geographic information systems. 2007:1-8.
- [21] Spaccapietra S, Parent C, Damiani M L, et al. A conceptual view on trajectories[J]. *Data & Knowledge Engineering*, 2008,65(1):126-146.
- [22] Wang, Wu, Zhang, et al. Indoor location prediction method for shopping malls based on location sequence similarity[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2019,8(11):517.
- [23] Widhalm P, Yang Y, Ulm M, et al. Discovering urban activity patterns in cell phone data[J]. *Transportation*, 2015, 42(4):597-623.
- [24] Yang X, Shaw S L, Zhao Z, et al. Another tale of two cities: understanding human activity space using actively tracked cellphone location data[J]. *Annals of the American Association of Geographers*, 2016,106(2).
- [25] Zhao Z, Shaw S L, Xu Y, et al. Understanding the bias of call detail records in human mobility research[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2016, 30(9):1738-1762.
- [26] Horn C, Klampfl S, Cik M, et al. Detecting outliers in cell phone data[J]. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2014,2405(1):49-56.
- [27] 颜永国.上海市中心城区居民出行方式调查[J].统计科学与实践,2012(8):12-13. [Yan Y G. A survey of the travel modes of the residents in the central urban area of Shanghai[J]. *Statistical Science and Practice*, 2012(8):12-13.]
- [28] 陆锡明,顾啸涛.上海市第五次居民出行调查与交通特征研究[J].城市交通,2011(5):1-7. [Lu X M, Gu X T. The fifth travel survey of residents in shanghai and characteristics analysis[J]. *Urban Transport of China*, 2011(5):1-7.]
- [29] Xu Y, Chen D, Zhang X, et al. Unravel the landscape and pulses of cycling activities from a dockless bike-sharing system[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2019,75:184-203.
- [30] 邓力凡,谢永红,黄鼎曦.基于骑行时空数据的共享单车设施规划研究[J].规划师,2017,33(10):82-88. [Deng L F, Xie Y H, Huang D X. Bicycle-sharing facility planning base on riding spatio-temporal data[J]. *Planners*, 2017,33 (10):82-88.]