

引用格式:高楹,宋辞,郭思慧,等.接驳地铁站的共享单车源汇时空特征及其影响因素[J].地球信息科学学报,2021,23(1):155-170. [Gao Y, Song C, Guo S H, et al. Spatial-temporal characteristics and influencing factors of source and sink of dockless sharing bicycles connected to subway stations[J]. Journal of Geo-information Science, 2021,23(1):155-170.] DOI:10.12082/dqxxkx.2021.200351

接驳地铁站的共享单车源汇时空特征及其影响因素

高 楹^{1,2}, 宋 辞³, 郭思慧^{3,4}, 裴 韬^{3,4,5*}

1. 中国矿业大学(北京)地球科学与测绘工程学院, 北京 100083; 2. 国家煤矿水害防治工程技术研究中心, 北京 100083;
3. 中国科学院地理科学与资源研究所 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101; 4. 中国科学院大学, 北京 100049;
5. 江苏省地理信息资源开发与利用协同创新中心, 南京 210023

Spatial-temporal Characteristics and Influencing Factors of Source and Sink of Dockless Sharing Bicycles Connected to Subway Stations

GAO Ying^{1,2}, SONG Ci³, GUO Sihui^{3,4}, PEI Tao^{3,4,5*}

1. College of Geoscience and Surveying Engineering, China University of Mining & Technology (Beijing), Beijing 100083, China;
2. National Engineering Research Center of Coal Mine Water Hazard Controlling, Beijing 100083, China; 3. State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China; 4. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 5. Jiangsu Center for Collaborative Innovation in Geographical Information Resource Development and Application, Nanjing 210023, China

Abstract: Dockless sharing bicycle is an effective transportation tool to solve the "last mile" traveling problem. However, when people use it to connect to the subway, there are usually no bicycles available or too much bicycles accumulated. Therefore, exploring the spatial and temporal distributions of the source and sink of the dockless sharing bicycles used to connect to the subway and analyzing their influencing factors are of certain significance to balance the bicycles' supply and demand. Also, bicycle operating companies can make more timely and reasonable scheduling based on this. To understand the usage patterns of dockless sharing bicycles connecting to the subway in different regions, this paper used the K- Means clustering algorithm to classify the source and sink grids of the sharing bicycles used to connect to Beijing subway stations based on the passenger flow data at different times, and further used **Geo-detector to explore the dominant factors of the spatial pattern**. The results show that: (1) the source and sink grids of sharing bicycles were divided into five categories respectively, namely high-frequency low-outflow source, high-frequency abnormal source, medium-frequency low-outflow source, low-frequency high-outflow source, and low-frequency low-outflow source, and high-frequency low-inflow sink, medium-frequency low-inflow sink, low-frequency high-inflow sink, low-frequency differential inflow sink, and high-frequency abnormal sink, which describes the spatial and temporal characteristics of dockless sharing bicycle source and sink; (2) In different clusters, the dominant factors of the daily average flow values of bicycles were different. Bicycle clusters located in the city center were mainly affected by location attributes and traffic attributes, while in other clusters, they were significantly affected by

收稿日期:2020-07-06;修回日期:2020-08-23.

基金项目:国家自然科学基金项目(41525004、42071436)。[**Foundation items:** National Natural Science Foundation of China, No. 41525004, 42071436.]

作者简介:高 楹(1997—),男,北京人,硕士生,主要从事GIS空间分析理论及应用。E-mail: thankyoumyfriend@126.com

*通讯作者:裴 韬(1972—),男,江苏扬州人,博士,研究员,主要从事地理大数据挖掘方面的研究。E-mail: peit@reis.ac.cn

multiple POIs as well. Besides, in different time periods, the influence mechanism of POI was often different; (3) For the rate of net inflows (outflows), the dominant factors of the source and sink grids of each cluster were approximately the same. The lack or surplus of bicycles was mainly related to the distance between the grids and the nearest subway station or the city center. (4) In terms of the overall source and sink rates, the distance between the grids and the nearest subway station, and the amount of residential POI were the most important factors, respectively.

Key words: connection; subway station; dockless sharing bicycle; source and sink; spatial-temporal characteristics; influencing factors; cluster analysis; **Geo-detector**

***Corresponding author:** PEI Tao, E-mail: peit@lreis.ac.cn

摘要:共享单车是解决“最后一公里”出行的有效方法,然而,人们在利用其进行接驳地铁时,常出现无车可用或车辆淤积的现象。因此,探究用于接驳地铁的共享单车的源汇时空分布特征及其影响因素对实现其供需平衡有一定意义,单车运营公司可据此进行更及时、合理的调度。为了解不同区域的共享单车在接驳地铁时使用模式的差异,本文基于不同时间段的客流特征,对用于接驳北京市地铁站的共享单车所产生的源、汇网格进行了K-均值聚类,并进一步利用地理探测器探究了造成这种空间分异的原因。结果表明:①源、汇网格各被分为5类,分别为高频低流出、高频异常源、中频低流出、低频高流出、低频低流出和高频低流入、中频低流入、低频高流入、低频差异流入、高频异常汇等类型,反映了共享单车源汇的时空分布特征;②在不同聚类中,共享单车的日均流量对应的主导因子有所差别,位于市中心的聚类的车辆主要受距离和交通因子的影响,而在其它聚类中则会同时受到多种POI的显著影响,且在不同时段中影响机制不同;③对于净流入(出)率而言,各聚类的源、汇网格的主导因子则大致相同,车辆的缺少或过剩主要与距地铁站或市中心的距离有关。④从整体源、汇来看,住宅类POI数量与距最近地铁站的距离分别是影响日均流量和净流入(出)率的最强的因子。

关键词:接驳;地铁站;共享单车;源汇;时空特征;影响因素;聚类分析;地理探测器

1 引言

共享单车是近年来新兴的一种交通工具,具有便捷、无污染的特性,因此在推出之后便得到了快速发展。相较于原有的公共自行车,共享单车最明显的改进便是无桩式的设计,也正是因此,共享单车已成为解决出行“最后一公里”难题的有效手段,使乘客更加便利、快捷地接驳地铁、公交等公共交通工具,从而提高了公共出行效率^[1]。然而,共享单车在实现接驳出行的同时也出现了诸多问题,如地铁站周围车辆淤积,乘客在骑往地铁站时无车可用等。简而言之,其核心问题在于如何使接驳的共享单车实现供需平衡。要解决该问题,必须了解用于接驳的共享单车的起始(O)、终止(D)点所形成的源、汇的时空特征以及影响因素,从而为共享单车公司优化服务提供建议。

目前,已有较多学者针对共享单车的OD时空特征以及其影响因素展开了研究,其普遍思路与之前对于有桩的公共自行车的相关研究^[2-7]类似:即在可视化^[8-11]的基础上,利用地理探测器^[12]、时空地理加权回归^[13]等方法^[14],探究何种因素(如天气、地形、建成环境、交通情况等)可对共享单车的使用量构

成显著影响。如Shen等^[10]利用空间自回归模型对新加坡共享单车使用情况的影响因素进行了分析,并发现商业区土地利用混合度,公共交通设施等因素与共享单车的使用量呈正相关,而降雨和高温则为负相关关系。高枫等^[12]则以广州市主城区为例,利用地理探测器精细分析了共享单车目的地分布影响因素的时间差异,并对各种影响因素进行了交互探测。以上一系列研究取得了丰硕成果,但其却基本都只局限于从O、D各自的使用情况去进行分析,而忽略了加入净流入(出)情况的角度对共享单车的使用情况进行综合分析。这将造成共享单车公司无法直接掌握车辆的盈余或缺失的程度,从而对车辆的针对性调度以及合理价格的制定造成了一定困难,并可能导致用户满意度的降低以及运营成本的提升。

而在此基础上,针对接驳地铁站的共享单车的O、D时空特征的研究则更加缺乏,目前,相关研究按研究目的可大致分为2类:①利用共享单车的OD时空特征实现对地铁站服务的评估,如地铁站的服务范围^[15]、服务特征^[16]、以及地铁站周围共享单车停车特征^[17]等,其主要思路是通过对接驳的共享单车在不同时间段中的数量、距离等特征的提取以

实现对地铁站的功能的评价,进而对城市公共交通的规划提出建议;②通过骑行数据直接对共享单车接驳模式的分析,如骑行特征分析^[18-19]、上下车热点识别^[20]等,这类研究的方法和目的与对市区中的共享单车的研究相类似,即希望通过对共享单车的O、D时空特征的分析来为单车运营公司对于车辆的管理提供建议,但目前这类研究的结论还不丰富,且同样未考虑净流入(出)的情况。

综上所述,目前国内外的相关研究主要是针对市区或较大范围内的共享单车的O、D时空特征以及其影响因素的探究,并且未加入净流入(出)情况的角度综合进行考虑,而对接驳地铁站的共享单车的源、汇时空分布特征及其影响因素的研究则更加匮乏。为弥补现有研究的不足,本文首先通过选取多个特征值对用于接驳北京市地铁站的共享单车所产生的源、汇网格进行K-means聚类,更加全面地揭示了不同区域的共享单车的运行规律及其源、汇的空间分异性。然后利用地理探测器,分别对整体的源、汇点以及不同的聚类类别进行分析,确定了影响工作日与周末的平均O、D值以及净流入(出)率的主导因子,以便更有针对性地为共享单车的调度提供建议。

2 研究区概况与数据来源

2.1 研究区概况

北京市是我国政治中心、文化中心、国际交往中心和科技创新中心。其位置位于39°56'N、116°20'E,东面与天津市毗连,其余则与河北省相邻。近年来,为了缓解环境污染和交通拥堵等问题,北京市政府投入了大量资金发展城市轨道交通系统。截至2019年底,北京地铁总长度已达到699 km²,运营线路22条^[21]。与此同时,自2016年起,共享单车的出现有效地解决了人们乘坐地铁出行时存在的“最后一公里”问题,更加优化了人们的出行体验。然而,人们在利用共享单车进行接驳地铁的过程中,也常会出现无车可用或车辆淤积的现象,为城市的管理者和通勤者带来了很大困扰。

为了解用于接驳的共享单车的OD点所形成的源、汇的时空特征以及影响因素,本文选取了2017年时北京市内所有已开通线路的站点,共19条,288个。而为保证数据的准确性,本文所选取的地铁站数据保留了所有出站口的信息。每条数据包含了

站名、线路名称和站点坐标等信息,具体站点分布如图1所示。



图1 2017年北京市地铁站分布情况

Fig. 1 Distribution of subway stations in Beijing in 2017

2.2 共享单车数据

考虑到地铁的大致运行时间集中在6:00—24:00,因此本文从摩拜公司处^[22]收集了2017年5月10日至2017年5月16日6:00—24:00北京市内的43万余辆摩拜单车的骑行数据,共计180万余条。将起止点坐标可视化并与北京市矢量边界对照后,可确认数据不存在缺失情况。此外通过查询可知,北京市的天气情况在该段时间以晴好为主,空气质量较好^[23],因此该段时间的骑行数据基本可以全面地反映北京市摩拜单车的真实使用情况。

数据中字段包括了单车用户的身份标识号、车辆标识号、骑行序号、骑行起始时间和起、止点的经纬度。起始和终止坐标用网格中心点坐标表示,每个网格的东西向与南北向的度数间隔相等,约为4.9"。经投影转换后,每个网格东西向与南北向长度分别约为115 m和155 m。

而由于原始数据只包含共享单车的起始时间,因此需根据骑行时长来推算终止时间。考虑到北京市区道路的走向多为正南正北或正西正东^[24],因此,起始和终止两地之间的距离采用了曼哈顿距离来定义,骑行时间的计算公式如下:

$$t_i = \frac{|D_{x(i)} - O_{x(i)}| + |D_{y(i)} - O_{y(i)}|}{v} \quad (1)$$

式中: t_i 为估计的第 i 次骑行的时间; v 是设定的骑行速度,为一定值。在本文中,共享单车的速度假

设为 10 km/h。 $|D_{x(i)} - O_{x(i)}| + |D_{y(i)} - O_{y(i)}|$ 为第 i 次骑行的起始点和终止点之间的曼哈顿距离, $|D_{x(i)} - O_{x(i)}|$ 和 $|D_{y(i)} - O_{y(i)}|$ 则分别代表了起点和终点之间的东西、南北方向的距离差的绝对值。

2.3 基础设施数据

为探究造成共享单车在接驳地铁站时产生空间分异的影响因素,本文还收集了北京市2017年的基础设施数据,包括了兴趣点(POI)数据和路网数据。其中,POI数据来源于四维图新公司^[25],主要反映了不同地区的土地利用特征。结合之前的相关研究结果^[2,5],本文选取了5种POI作为潜在的主导因子,分别为:餐饮、批发零售、住宿、商业金融、公园。而道路数据在本文中被用于衡量不同地区的交通便利程度,其包含宽度、速度等级、功能等级等信息。

3 研究方法

3.1 技术路线

本文首先通过对北京市地铁站出站口构建缓冲区,定义了用于接驳地铁站的共享单车,并在对数据进行重采样及计算后,得到了对应的源、汇网格。随后,本文从时、空2个角度考虑,对源、汇网格选取了6个特征值,并通过层次聚类确定了源、汇网格的最佳分类个数,再进一步利用K-均值聚类刻画了源汇网格的时空特征。最后,借助地理探测器下的因子探测器,本文探究了造成共享单车使用情况出现空间分异性的原因,并为今后共享单车的调度提供更有针对性的建议。本文的具体研究思路如图2所示。

3.2 源汇网格识别

3.2.1 接驳地铁站的共享单车的确定

为确定用于接驳地铁站的共享单车,本文通过对出站口构建缓冲区,对共享单车数据进行了筛选。考虑到数据的尺度约为 $115\text{ m} \times 155\text{ m}$,因此为保证数据的完整性,本文以每个地铁站的出站口为圆心,并以 150 m 为半径构建缓冲区,认为起点或终点落在缓冲区内的共享单车则为用于接驳地铁站的共享单车(图3),并可由此得到其所对应的 D 、 O 点。

3.2.2 源、汇网格的生成

由于原有文献^[9]表明共享单车在 1 km 左右的

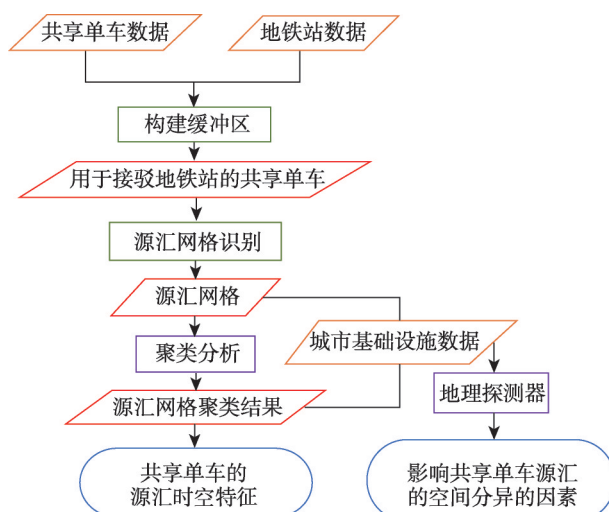


图2 共享单车源汇时空特征及其影响因素的研究过程

Fig. 2 The process of research of the spatial-temporal characteristics and influencing factors of source and sink of dockless sharing bicycles

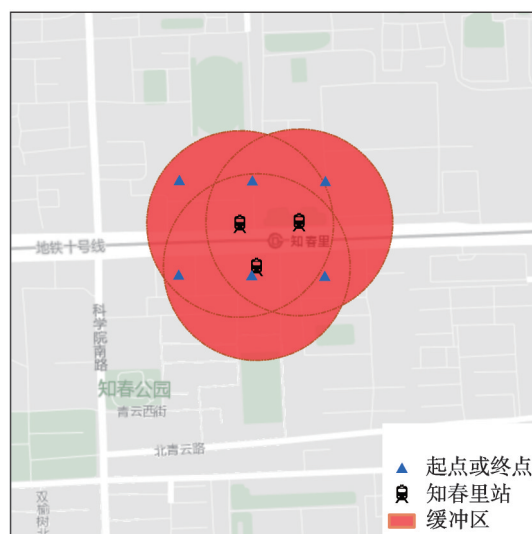


图3 接驳地铁站的共享单车的确定(以知春里站为例)

Fig. 3 Determination of the dockless sharing bicycles connecting for subway station (taking Zhichunli Station as an example)

尺度上进行调度较为合适,因此,为使研究结果可更为直接地为共享单车的调度提供参考,本文利用 ArcGIS 10.2 中的 Fishnet 工具将上文中所确定的 O 、 D 点重采样成 $920\text{ m} \times 930\text{ m}$ (即 8×6) 的近似正方形网格,并计算出 7 d 中不同网格内 $D-O$ 的数量为净流入(出)值。进一步筛选出净流入值为正的作为汇网格,净流入值为负的作为源网格。

3.3 聚类分析

3.3.1 特征选取

为准确提取不同区域的共享单车在接驳地铁时使用模式的特征,本文从时间、空间2个角度出发,分别对源、汇网格按其工作日和周末的日均 O 、 D 数量和净流入(出)率这6个特征值进行聚类。其中,由于之前相关研究^[8,12]表明,共享单车在工作日和周末时的使用规律呈现明显不同,因此本文将共享单车骑行数据分成了2个工作日和周末时段考虑。

而针对空间特征而言,本文选取了日均 O 、 D 数量和净流入(出)率这3个指标。其中, O 、 D 数量可分别从不同角度反映出不同网格内的共享单车的使用频率,较高的 $O(D)$ 值意味着该有较多的车辆驶出(入),而较低的值则与之相反。而净流入(出)率则衡量了该地缺少或盈余车辆的程度,其计算公式为^[26]:

$$P = \frac{(D_i - O_i)}{(D_i + O_i)} \quad (2)$$

式中: P 值所计算的是第 i 个网格在研究时段内的净流入(出)率; D_i 和 O_i 分别代表该网格驶入和驶出的共享单车的数量。 P 值的正负体现了网格内车辆的流入或流出,而 P 值越接近1或-1则意味该网格的车辆流入或流出的现象越明显。

3.3.2 聚类算法

在选取完特征值后,进一步对数据进行了聚类分析。聚类算法按实现思路可大致分为两类:分层和分区^[27]。分层聚类算法以递归的模式对数据进行嵌套式的分类,它可以在没有任何前提条件的情况下表达聚类过程^[28],从而呈现出不同层次下的聚类结果。而分区聚类算法则可同时找到所有聚类作为数据的分区,并能更好地对数据进行模式识别,但需要事先规定分类个数,典型的分区聚类算法则有K-均值聚类。根据以上特点,本文在确定特征值后,首先通过层次聚类确定了聚类数量,最后再运用K-均值聚类方法分别对共享单车的源、汇网格进行聚类,以揭示不同区域的共享单车在接驳地铁时使用模式的差异。

在层次聚类过程中,共有3个环节需要提前确定:①距离的基本定义;②类间距离的计算方式;③最佳聚类数量判别方法。考虑到数据的特点及计算的简便性,本文在对各特征值进行z-score标准化后,选取了欧氏距离作为度量标准;而为最大程度地降低集群内的总差异,本文选取了离差平方和法作为各类合并时的判别准则,即在合并过程中,

总是选择使离差平方和增量最小的两类合并,直至归为一类。而为确定最佳聚类数量,本文使用了R语言中的nbclust函数进行判断,该方法主要根据30种指标来对聚类结果进行评估,并可自动给出最佳聚类数量,经计算得,源、汇的最佳聚类数目都是5。

3.4 地理探测器

地理探测器是近年来新兴的一种空间分析方法,并已被成功运用于多学科中^[29-31]。它可以探测某种空间现象的分异性,并能衡量各种因子作为自变量的影响程度,其设计思路是通过对比子区域方差或区域总方差进行分析计算,探测空间中是否存在分异性,或不同变量之间是否存在统计关联性^[32-33]。地理探测器下设有4个类别,本文使用的为因子探测器,它可以定量地确定一种空间现象的分异性作为因变量时受到的某种因子的影响水平,并以 q 值体现, q 值的计算公式如式(3)所示。

$$q = 1 - \frac{\sum_{p=1}^h N_p \sigma_p^2}{N \sigma^2} \quad (3)$$

式中: $p(p=1, \dots, h)$ 代表了因子的分级; N 和 N_p 分别为整体区域和分区 p 中的研究对象个数; σ_p^2 和 σ^2 分别是分区 p 和整体区域的因变量值的方差。 q 的取值范围为 $[0, 1]$,其值大小反映了自变量对属性的解释能力。

为定量探究造成共享单车使用情况的空间分异性的原因,本文针对全局以及每个聚类(第5类汇网格和第2类源网格因数量过少除外)下的6个特征值分别使用了因子探测器,以确定影响工作日与周末的平均 O 、 D 值以及净流入(出)率的主导因子。而为探测不同因素的解释能力,通过参考相关文献^[2,5,12],设定10类不同的影响因子,如表1所示。

表1 探测因子及其信息描述

Tab. 1 Detection factors and information description

因子类别	因子名称	因子描述
位置属性	距最近地铁站的距离	网格距最近的地铁站的距离
	距市中心的距离	网格距市中心的距离
交通特征	主要道路	网格内主要道路长度
	次要道路	网格内次要道路长度
	支路	网格内支路长度
地物特征	餐饮类POI	网格内餐馆POI数量
	商业金融类POI	网格内公司、银行POI数量
	住宅类POI	网格内住宅、宾馆POI数量
	批发零售类POI	网格内零售商店POI数量
	公园类POI	网格内公园POI数量

其中,距最近地铁站的距离、距市中心的距离可以表征源、汇网格的相对位置,不同功能等级的道路长度则体现了各网格的交通属性,而各类的POI数量则反映了各网格的地物特征。此外,为获取精度较高的探测结果,本文利用自然间断点分级法将各因子的数量或长度分为了15级(公园POI因数量较少被分为11级)。

4 结果及分析

4.1 聚类结果描述

表2和表3展示了源、汇网格的基本信息,可以发现,源、汇网格的各聚类的日均 O 、 D 值都出现了工作日远高于周末的情况,由此可以证明共享单车的使用数量具有明显的时间差异性,这也证实了之前的研究结论。而根据表2、表3中的其他信息,源、汇网格的聚类结果可做如下解释。

在源网格中,整体共被分为了高频低流出(聚类1);高频异常源(聚类2);中频低流出(聚类3);低频高流出(聚类4);低频低流出(聚类5)5类。其中,聚类2中仅有2个对象,因此可被认为是异常值,单独分析。而对于其余4个聚类而言,聚类1和聚类3的工作日和周末的日均 O 、 D 值相对较高,因此单车公司应首先保证对这两类(尤其是聚类1)地区车辆的补充。而聚类4和聚类5的共享单车日均

O 、 D 值则相对较低,故共享单车公司采用集中调度的方式可能并不划算,其可采用有奖骑行的方式补充车源。此外,在4个聚类中,聚类4的净流出率在周末和工作日都是最高的,说明该类地区的缺车现象较为严重,因此共享单车公司在补充车源的过程中应给予较高的奖励额度。

而在汇网格中,全体则分别被分为了① 高频低流入,② 中频低流入,③ 低频高流入、④ 低频差异流入,⑤ 高频异常汇5类。其中,考虑到聚类5中仅有1个对象,故亦可被看为异常值,单独分析。而对于其它4个聚类而言,聚类1和聚类2的工作日和周末的日均 O 、 D 值相对较高,因此单车公司应首先注重对这两类(尤其是聚类1)地区车辆的清理。而聚类3和聚类4的共享单车日均 O 、 D 值则相对较低,共享单车公司则可提高定价来避免车辆汇集并作为调度费用。此外,聚类3的净流入率在工作日和周末时都为4个类别中最高的,表明该类地区的单车淤积现象较为严重,因此共享单车公司可对该类地区的车辆采取较高的定价,而聚类4中工作日的净流入率却显著高于周末的净流入率,故共享单车公司对于这些地区的调度以及定价方式可以针对不同时段来制定。

4.2 聚类空间特征

图4展示了空间上各源、汇网格的聚类结果的

表2 源网格聚类信息
Tab. 2 Information of source grid clusters

聚类名称	解释	网格数/个	工作日平均 D 值	工作日平均 O 值	周末平均 D 值	周末平均 O 值	工作日平均 净流出率	周末平均 净流出率
聚类1	高频低流出	57	122.4912	169.7439	77.7105	103.8158	0.1613	0.1473
聚类2	高频异常源	2	108.0000	306.9000	76.0000	257.0000	0.4681	0.5308
聚类3	中频低流出	152	49.7395	82.8132	34.5855	54.2072	0.2433	0.2107
聚类4	低频高流出	436	0.7239	9.0087	0.4473	5.4759	0.9252	0.6311
聚类5	低频低流出	260	8.6223	14.1738	6.0019	9.4346	0.2393	0.3015

表3 汇网格聚类信息
Tab. 3 Information of sink grid clusters

聚类名称	解释	网格数/个	工作日平均 D 值	工作日平均 O 值	周末平均 D 值	周末平均 O 值	工作日平均 净流入率	周末平均 净流入率
聚类1	高频低流入	51	162.0667	109.0118	111.5000	72.1863	0.1950	0.2010
聚类2	中频低流入	204	69.7833	43.6539	45.1691	29.0466	0.2226	0.2193
聚类3	低频高流入	315	10.3721	1.0838	6.5000	0.5841	0.7965	0.9375
聚类4	低频差异流入	296	6.6987	3.5345	4.0000	2.6436	0.5899	0.0723
聚类5	高频异常汇	1	448.2000	277.6000	347.0000	229.0000	0.2351	0.2049

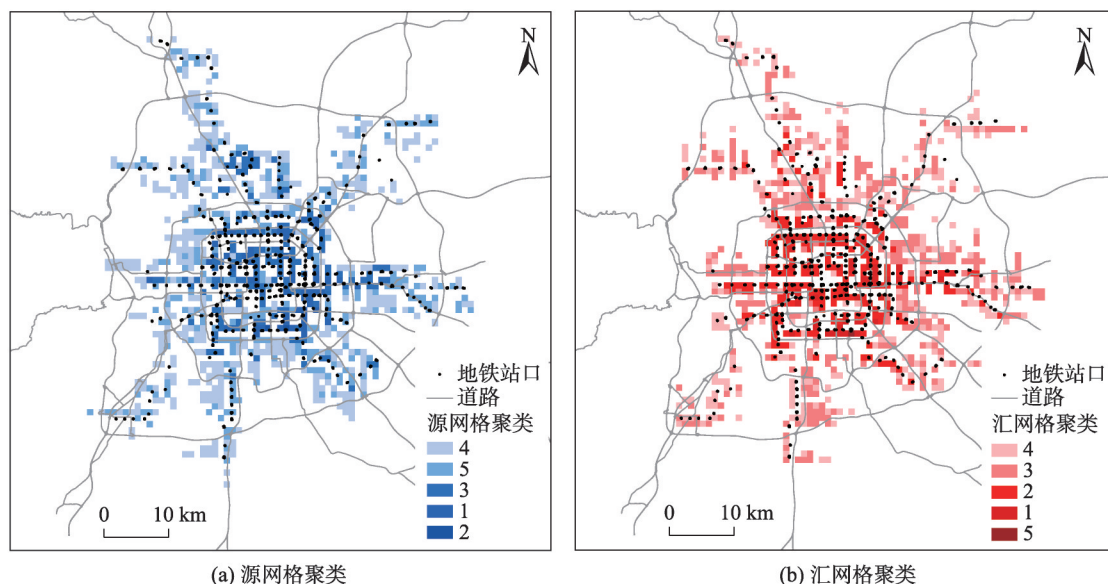


图4 源汇网格聚类分布情况

Fig. 4 Distribution of source and sink grid clusters

分布情况。可以看出,具有较低使用频率的源、汇网格,即第4、5类源网格和第3、4类汇网格主要分布在城市边缘,地铁站分布较为稀疏;而中高使用频率的源、汇网格,即第1、2、3类源网格和第1、2、5类汇网格基本都位于市中心且地铁站较密集。特别地,对第2类源网格和第5类汇网格分析后可发现,距这两类网格最近的地铁站为宋家庄站和大红门站,而到达这2个站的共享单车O、D数量皆较大,说明公司在进行车辆调度时需要考虑其附近地铁站的客流量的特征。

4.3 主导因子分析

本文利用地理探测器分别对各聚类及整体的源、汇网格中的不同特征值进行了探测,结果如附件中表4—表8所示(其中各表中的数值为 q 值,括号内的数值则为主导因子的 q 值排序)。而为确定哪些因子会对特征值的大小构成显著影响,本文筛选出了 p 值 ≤ 0.1 的因子作为主导因子,并进一步对其 q 值进行了排序,从而直观体现出了不同因子对不同特征值的解释能力。

4.3.1 各源、汇聚类的主导因子分析

图5和图6分别展示了源、汇网格不同聚类的共享单车工作日和周末日均O、D值的主导因子,结合图4可以发现:位于市中心的源、汇聚类网格主导因子数量较少,而处于市区外围的则主导因子较多,如源1、3聚类和汇1、2聚类中的某一特征值下

仅有0~2个主导因子,且均不含地物特征类因子,而其它的聚类则明显包含了更多的地物特征类因子。根据前4类网格所处的位置可以推测:由于这些网格位于市中心,分布较为集中,故地物影响因子对于共享单车的分异性影响较小,距离和交通等因素的影响效果更明显。而对于其他聚类而言,由于这些网格分布较广,因此大多类POI可呈现出显著的影响。

此外,其余的4类源、汇网格的主导因子亦有所异同。首先,就相同特征而言,在4类网格中,距最近地铁站的距离、次要道路和支路的 q 值都较高,证明在各聚类中,距地铁站的距离以及交通的便利程度通常会对共享单车的使用频率产生较大影响。而各类网格的差异则主要体现在地物特征因子上:聚类4的工作日和周末的O、D平均值主要受餐饮、住宅或零售批发类POI数量控制,说明位于该类网格的共享单车主要服务于生活区;源聚类5的主导因子则显示出时间上的差异:即工作日时,日均O、D主要受商业金融类POI的主导,而周末时则主要受餐饮、住宅类POI的影响,而这也反映出了人们日常活动的特征。而汇聚类3的共享单车则服务于多种地区,餐饮、住宅、零售批发及商业金融类POI数量均会对其工作日和周末的日均O、D值产生影响。汇聚类4的主导因子则主要为住宅类POI数量,而另一个现象则可解释其会出现差异流入的原因:即商业金融类POI数量在工作日是对日均O、D

表4 各源网格聚类OD值探测结果
Tab. 4 OD value detection results of each source grid cluster

因子	聚类1				聚类3				聚类4				聚类5			
	工作日 日均O	工作日 日均D	周末日均 O	周末日均 D	工作日 日均O	工作日 日均D	周末日均 O	周末日均 D	工作日 日均O	工作日 日均D	周末日均 O	周末日均 D	工作日 日均O	工作日 日均D	周末日均 O	周末日均 D
	0.2019	0.1902	0.1786	0.2043** (1)	0.1190	0.0439	0.0319** (1)	0.0421	0.2124** (1)	0.2272** (1)	0.2287** (2)	0.2433** (1)	0.2386** (1)	0.2447** (2)	0.2482** (1)	0.2574** (1)
距最近的地 铁站的距离																
距市中心的 距离	0.0738	0.1393	0.1270	0.1145	0.1296	0.0882	0.0843	0.0912	0.1185** (7)	0.1289** (5)	0.0951** (6)	0.0855* (6)	0.2249** (2)	0.2467** (1)	0.1904** (4)	0.1584** (6)
主要道路	0.1654	0.1495	0.0840	0.0469	0.0517	0.0488	0.0785	0.0606	0.0191	0.0475	0.0173	0.0379	0.0631	0.1038	0.0556	0.0628
次要道路	0.1560	0.2714	0.0911	0.1678	0.1022	0.1183	0.0992	0.0717	0.0793* (8)	0.0063* (8)	0.0908* (7)	0.0338	0.1394* (5)	0.1986** (5)	0.1177* (8)	0.1602** (5)
支路	0.0536	0.1210	0.1239	0.1835	0.1451	0.2044	0.0858	0.1499	0.1234** (6)	0.1316** (4)	0.1085** (5)	0.1229** (4)	0.2227** (3)	0.2230** (3)	0.1584* (6)	0.1338* (8)
餐饮类POI	0.2173	0.1606	0.2088	0.0598	0.2315	0.1969	0.1679	0.1952	0.1960* (3)	0.1714* (2)	0.2548* (1)	0.1425** (3)	0.1362* (6)	0.1308* (7)	0.2246** (2)	0.2192** (2)
商业金融类 POI	0.2505	0.2476	0.1587	0.2596	0.1782	0.2228	0.0689	0.1339	0.1279** (5)	0.1188** (6)	0.0837* (8)	0.0743** (7)	0.2043** (4)	0.2003** (4)	0.1200** (7)	0.1474+ (7)
住宅类POI	0.1381	0.1910	0.2032	0.2219	0.1918	0.1346	0.1745	0.1425	0.1931** (4)	0.1401** (3)	0.2006** (4)	0.1464** (2)	0.1366** (5)	0.1545** (6)	0.1918** (3)	0.1917** (3)
批发零售类 POI	0.2280	0.3152	0.2305	0.3555	0.1210	0.1307	0.1380	0.1525	0.2025** (2)	0.1148** (7)	0.2191** (3)	0.1012** (5)	0.1355* (7)	0.1121 (7)	0.1787* (5)	0.1723* (4)
公园类POI	0.0496	0.0673	0.1161	0.1243	0.0356	0.0282	0.0344	0.0378	0.0161	0.0215	0.0270	0.0186	0.0626* (8)	0.0891* (8)	0.0396 (8)	0.0441

注:表中用红色表示的因子为主导因子; *、**分别为 $p < 0.1$ 、 $p < 0.05$ 、 $p < 0.01$ 。

表5 各汇网格聚类OD值探测结果

Tab. 5 OD value detection results of each sink grid cluster

因子	聚类1				聚类2				聚类3				聚类4			
	工作日 日均O	工作日 日均D	周末日均 O	周末日均 D	工作日 日均O	工作日 日均D	周末日均 O	周末日均 D	工作日 日均O	工作日 日均D	周末日均 O	周末日均 D	工作日 日均O	工作日 日均D	周末日均 O	周末日均 D
距最近的地 铁站的距离	0.2502** (1)	0.1941	0.0877	0.1188	0.0414	0.0377	0.0794	0.0399	0.1749** (6)	0.2344** (6)	0.2308** (6)	0.2715** (4)	0.3121** (1)	0.2774** (1)	0.3395** (1)	0.3025** (1)
距市中心的 距离	0.0849	0.1433	0.0697	0.2057	0.1766** (1)	0.1266* (2)	0.1315* (1)	0.0924	0.2955** (2)	0.2921** (3)	0.3057** (3)	0.2598** (6)	0.1993** (2)	0.2265** (2)	0.1818** (2)	0.1859** (3)
主要道路	0.1629	0.1778	0.0891	0.0622	0.0900	0.0841	0.0488	0.0885	0.0873	0.0611	0.0481	0.0838	0.0770	0.0868	0.0559	0.0478
次要道路	0.3326	0.2006	0.1345	0.2490	0.0571	0.0559	0.0510	0.0728	0.1649** (7)	0.1679** (8)	0.1569** (8)	0.1303* (8)	0.1491* (3)	0.1917** (3)	0.1233* (6)	0.1326** (6)
支路	0.2075	0.1060	0.0781	0.1401	0.1438* (2)	0.2055** (1)	0.0869	0.1330* (1)	0.1804** (5)	0.1996** (7)	0.2596** (5)	0.2252** (7)	0.1371* (5)	0.1805** (4)	0.1793** (3)	0.1987** (2)
餐饮类POI	0.3908	0.3287	0.3731	0.1705	0.1737	0.1668	0.1068	0.1322	0.3004** (1)	0.3202** (1)	0.3506** (1)	0.3181** (1)	0.0978* (7)	0.1464** (6)	0.0968* (7)	0.1405** (5)
商业金融类 POI	0.4020	0.5030	0.2478	0.3133	0.2460	0.2699	0.0894	0.1249	0.2582** (3)	0.3073** (2)	0.3325** (2)	0.2618** (5)	0.0971* (8)	0.1448* (7)	0.1000	0.0749
住宅类POI	0.2295	0.1779	0.4324	0.1811	0.1925	0.1439	0.1267	0.1414	0.2496** (4)	0.2654** (4)	0.2755** (4)	0.2914** (3)	0.1459** (4)	0.1745** (5)	0.1599** (4)	0.1804** (4)
批发零售类 POI	0.3313	0.4125	0.5596	0.2352	0.1697	0.1471	0.1895	0.1749	0.1642** (8)	0.2640** (5)	0.1613** (7)	0.2974** (2)	0.1268+ (6)	0.0946* (8)	0.1410* (5)	0.1278* (7)
公园类POI	0.0106	0.0287	0.0665	0.1027	0.0110	0.0242	0.0144	0.0363	0.0350	0.0283	0.0759	0.0269	0.0174	0.0266	0.0335	0.0721

注:表中用红色表示的因子为主导因子; *、**、***分别为 $p<0.1$ 、 $p<0.05$ 、 $p<0.01$ 。

表6 各源网格聚类净流出率值探测结果

Tab. 6 Net outflow rate detection results of each source grid cluster

因子	聚类1		聚类3		聚类4		聚类5	
	工作日净流出率	周末净流出率	工作日净流出率	周末净流出率	工作日净流出率	周末净流出率	工作日净流出率	周末净流出率
距最近的地铁站的距离	0.3545 ⁺ (1)	0.3588 ⁺ (1)	0.0647	0.0513	0.3036 ^{**} (1)	0.1051 ^{**} (1)	0.0278 ^{**} (1)	0.0908 ⁺ (1)
距市中心的距离	0.1753	0.2653	0.1318 ⁺ (1)	0.1548 [*] (1)	0.0845	0.0744 ⁺ (2)	0.0304	0.0772 ^{**} (2)
主要道路	0.0403	0.1307	0.1091	0.1109	0.0218	0.0398	0.0520	0.0283
次要道路	0.1272	0.1461	0.1160	0.1157	0.0497	0.0542	0.0669	0.0705
支路	0.1044	0.1315	0.0931	0.0900	0.0587	0.0319	0.0309	0.0670
餐饮类POI	0.2242	0.1539	0.0880	0.0747	0.0683	0.0458	0.0283	0.0183
商业金融类POI	0.1396	0.2672	0.0988	0.0835	0.0655	0.0277	0.0717	0.0584
住宅类POI	0.0734	0.0939	0.0951	0.1202	0.0443	0.0714	0.0796	0.0420
批发零售类POI	0.2799	0.1979	0.0977	0.1173	0.0372	0.0563	0.0706	0.0283
公园类POI	0.1009	0.0623	0.0428	0.0375	0.0137	0.0152	0.0241	0.0262

注:表中用红色表示的因子为主导因子;⁺、^{*}、^{**}分别为 $p < 0.1$ 、 $p < 0.05$ 、 $p < 0.01$ 。

表7 各汇网格聚类净流入率值探测结果

Tab. 7 Net inflow rate detection results of each sink grid cluster

因子	聚类1		聚类2		聚类3		聚类4	
	工作日净流入率	周末净流入率	工作日净流入率	周末净流入率	工作日净流入率	周末净流入率	工作日净流入率	周末净流入率
距最近的地铁站的距离	0.2594 ^{**} (1)	0.2401	0.1071 ^{**} (2)	0.0835	0.1094 [*] (1)	0.2012 ^{**} (1)	0.5174 ^{**} (1)	0.0759 ⁺ (1)
距市中心的距离	0.3307	0.2883	0.1555 [*] (1)	0.1171 ⁺ (1)	0.0277	0.1508	0.0844 ⁺ (2)	0.0399
主要道路	0.0978	0.0695	0.0333	0.0470	0.0286	0.0744	0.0470	0.0566
次要道路	0.2445	0.2325	0.0715	0.0580	0.0427	0.1014	0.0783	0.0644
支路	0.1059	0.0654	0.1163	0.0683	0.0524	0.1599	0.0791	0.0583
餐饮类POI	0.2547	0.2749	0.0974	0.0757	0.0085	0.1312	0.0342	0.0332
商业金融类POI	0.2550	0.2811	0.0707	0.0295	0.0518	0.1206	0.0494	0.0204
住宅类POI	0.3553	0.2958	0.1113	0.0340	0.0078	0.1741	0.0526	0.0296
批发零售类POI	0.1394	0.2373	0.0860	0.0311	0.0104	0.0890	0.0462	0.0409
公园类POI	0.0775	0.0579	0.0315	0.0357	0.0101	0.0400	0.0121	0.0257

注:表中用红色表示的因子为主导因子;⁺、^{*}、^{**}分别为 $p < 0.1$ 、 $p < 0.05$ 、 $p < 0.01$ 。

值显著的,在周末则不显著。

净流入(出)率的主导因子则如图7和图8所示,可以看出各聚类的源、汇网格的主导因子大致相同,其主导因子为网格距最近地铁站的距离和距离市中心的距离中的1个或2个。这表明接驳地铁站的共享单车的缺车或淤积现象主要与空间位置有关,距地铁站或市中心的距离越远,其缺车或淤积的现象越明显。

4.3.2 整体源、汇的主导因子分析

图9展示了整体源、汇网格的主导因子,可发现出住宅类POI在工作日和周末时对日均O、D的 q 值都为最高,即住宅区内是最主要的起点或终点,因此共享单车公司在对车辆进行调度时应首先考虑住宅区的情况。另外,共享单车公司还需注意的是,距最近地铁站的距离在源、汇网格中,都是影响工作日和周末的净流入(出)率的最大的主导因子,即距地铁

表8 整体源汇网格探测结果
Tab. 8 Detection results of overall source and sink grids

因子	源					汇				
	工作日日均O	工作日日均D	周末日均O	周末日均D	工作日净流出率	工作日日均O	工作日日均D	周末日均O	周末日均D	工作日净流入率
距最近的地铁站的距离	0.2882** (7)	0.2679** (7)	0.3141** (7)	0.3040** (7)	0.3791** (1)	0.2789** (7)	0.2736** (7)	0.3024** (7)	0.2782** (7)	0.3748** (1)
距市中心的距离	0.3839** (4)	0.3770** (4)	0.3815** (3)	0.3674** (4)	0.1722** (4)	0.4665** (2)	0.4608** (2)	0.4498** (2)	0.4260** (2)	0.2077** (2)
主要道路	0.0253	0.0247	0.0241	0.0253	0.0210	0.0234	0.0275	0.0191	0.0189	0.0177
次要道路	0.1641** (8)	0.1920** (8)	0.1390** (8)	0.1642** (8)	0.1300** (8)	0.2098** (8)	0.2183** (8)	0.1883** (8)	0.1804** (8)	0.1146** (8)
支路	0.3525** (5)	0.3255** (6)	0.3422** (5)	0.3289** (6)	0.1441** (7)	0.3852** (5)	0.3917** (5)	0.3494** (5)	0.3573** (5)	0.1721** (4)
餐饮类POI	0.4503** (2)	0.4349** (2)	0.4409** (2)	0.4412** (2)	0.1750** (3)	0.4261** (3)	0.4309** (3)	0.3798** (3)	0.3784** (3)	0.1684** (5)
商业金融类POI	0.4087** (3)	0.4030** (3)	0.3287** (6)	0.3492** (5)	0.1603** (5)	0.4112** (4)	0.4154** (4)	0.3163** (6)	0.3125** (6)	0.1638** (6)
住宅类POI	0.5267** (1)	0.4999** (1)	0.5331** (1)	0.5175** (1)	0.1769** (2)	0.4860** (1)	0.4608** (1)	0.4792** (1)	0.4513** (1)	0.1838** (3)
批发零售类POI	0.3519** (6)	0.3439** (5)	0.3614** (4)	0.3798** (3)	0.1514** (6)	0.3641** (6)	0.3815** (6)	0.3615** (4)	0.3719** (4)	0.1523** (7)
公园类POI	0.0152	0.0164	0.0174	0.0180	0.0361	0.0303* (9)	0.0314* (9)	0.0315* (9)	0.0250	0.0294* (9)

注：表中用红色表示的因子为主导因子；*、**分别为 $p<0.1$ 、 $p<0.05$ 、 $p<0.01$ 。

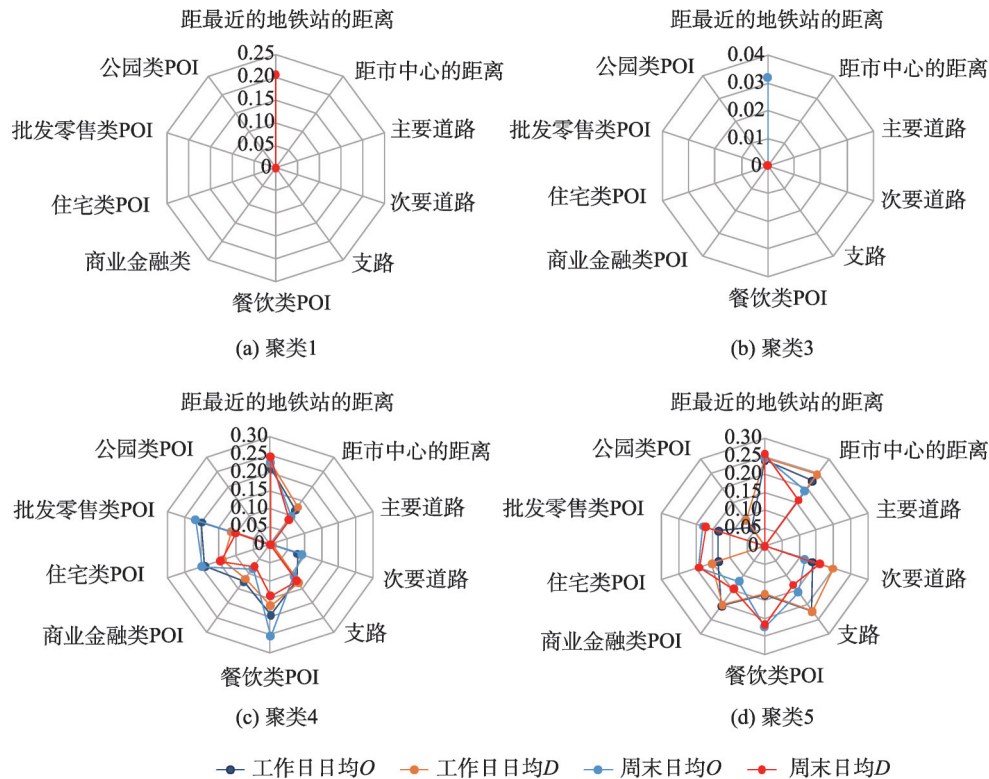


图5 各源网格聚类OD值主导因子

Fig. 5 OD value dominant factors of each source grid cluster

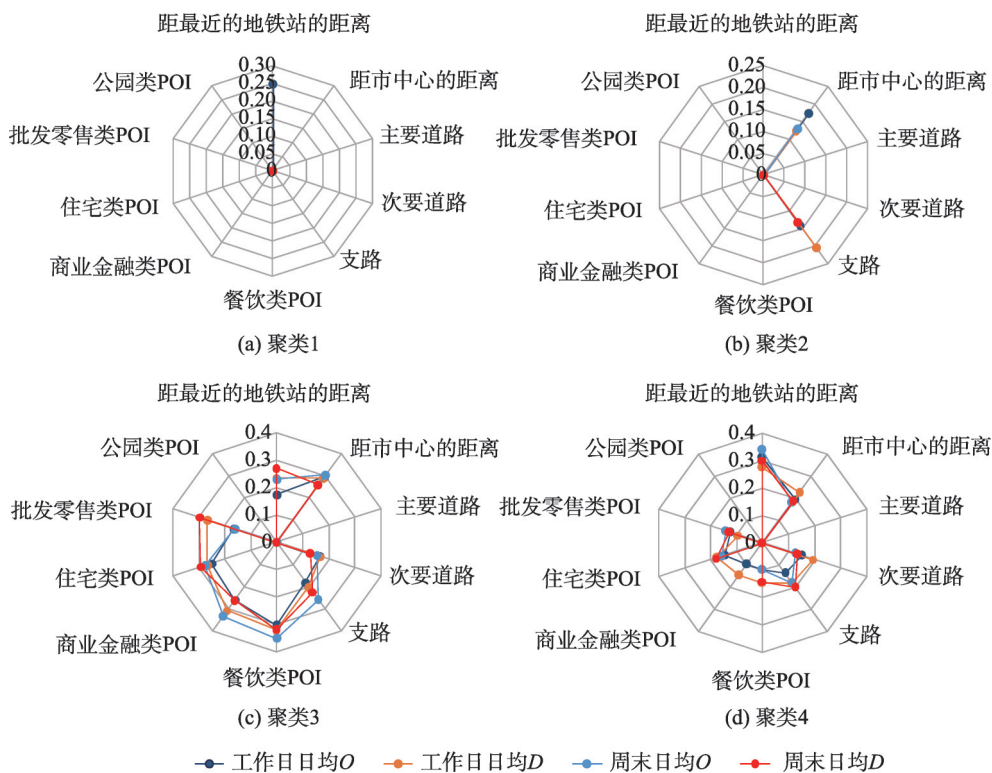


图6 各汇网格聚类OD值主导因子

Fig. 6 OD value dominant factors of each sink grid cluster

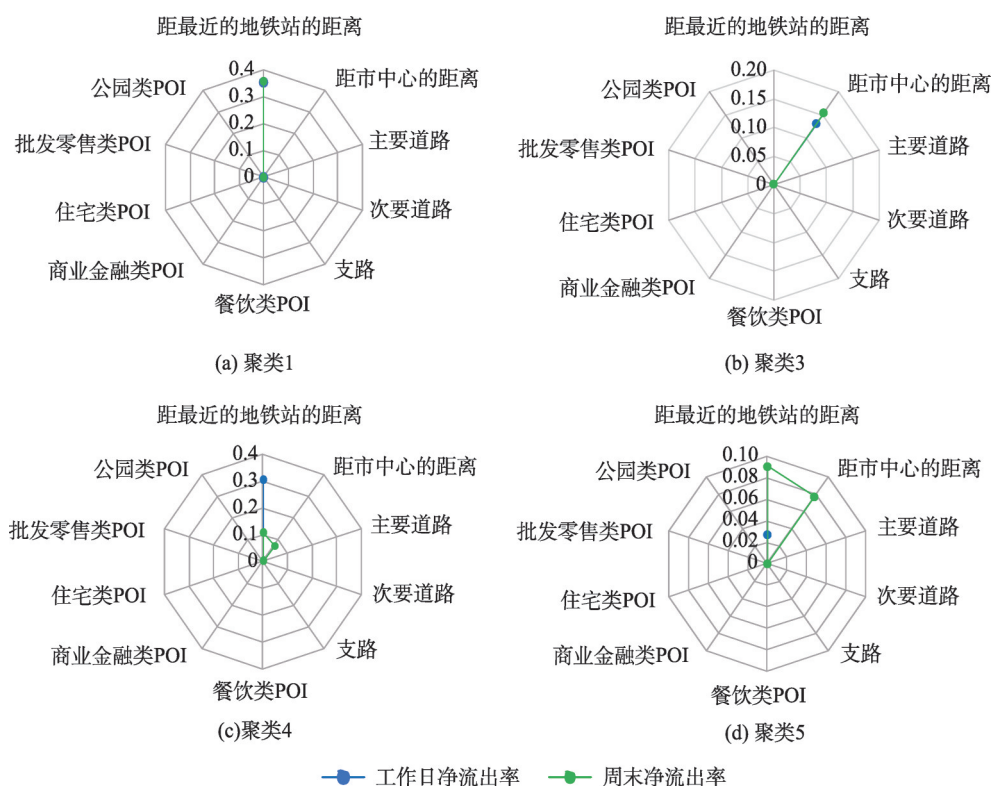


图7 各源网格聚类净流出率主导因子

Fig. 7 Net outflow rate dominant factors of each source grid cluster

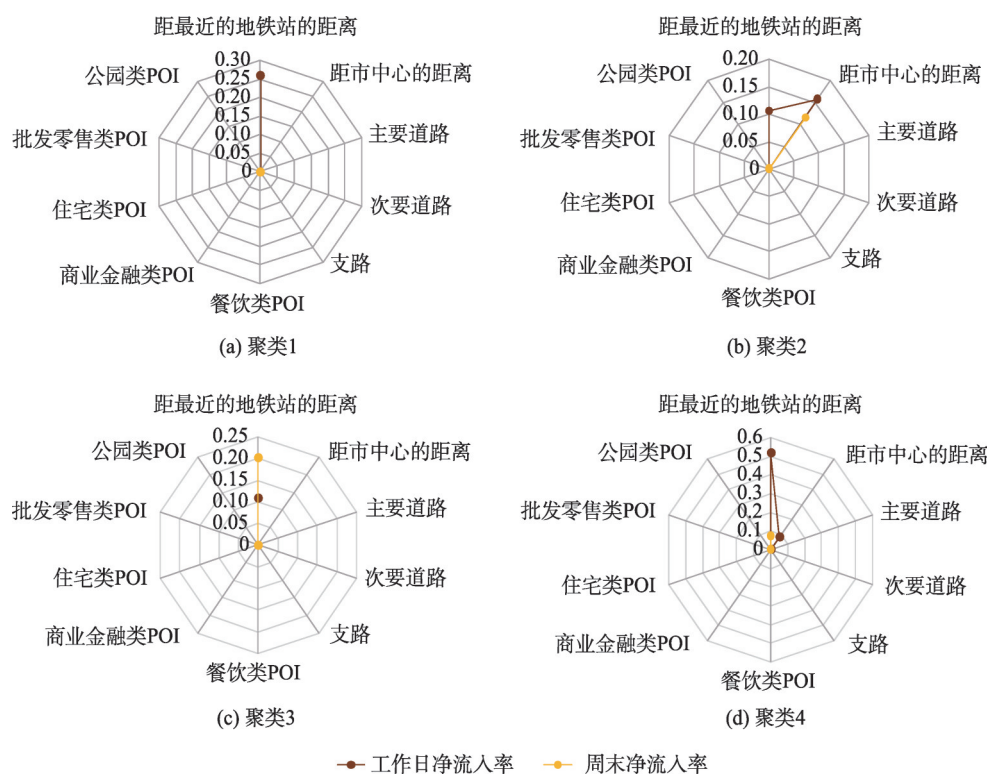


图8 各汇网格聚类净流入率主导因子

Fig. 8 Net inflow rate dominant factors of each sink grid cluster

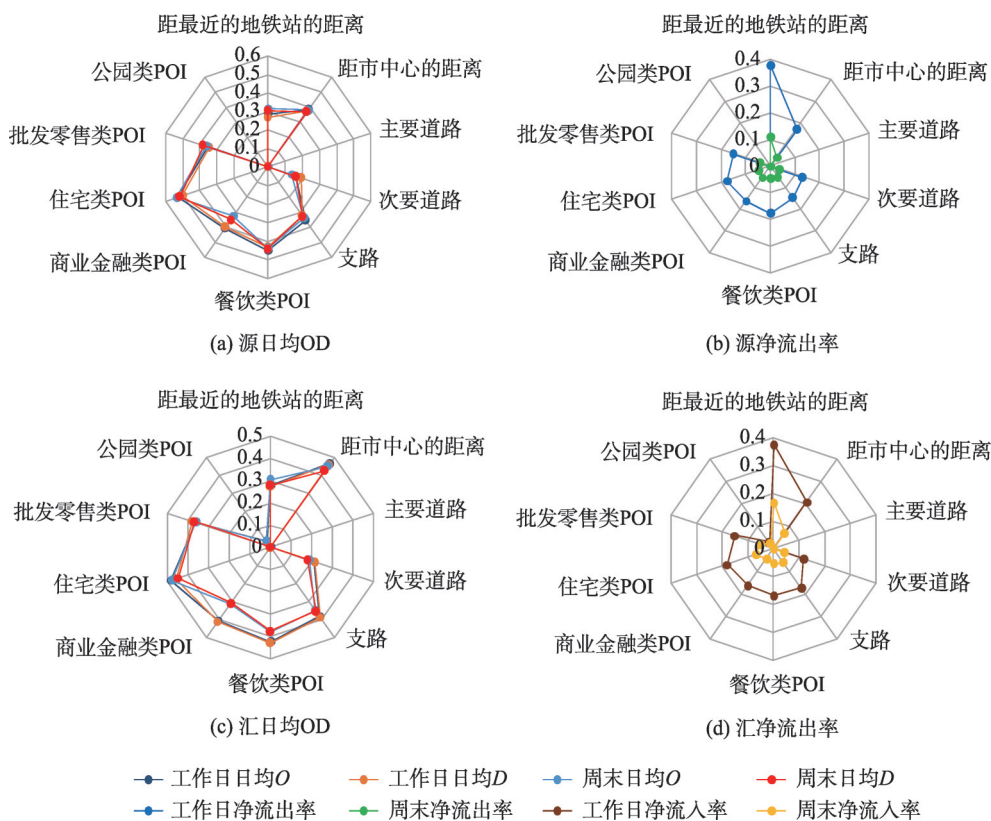


图9 整体源汇网格探测结果

Fig. 9 Dominant factors of overall source and sink grids

站越远的地区车辆淤积或不足的现象越明显。据此,共享单车公司可采取提高收费和红包奖励的措施,避免产生“僵尸车”或“无车可用”的情况。

整体而言,在因变量相同的情况下,整体源或汇网格的影响因子会比某一聚类的影响因子更多并且 q 值也更高,这在更好地从全局揭示规律的同时,也恰好印证了不同聚类内共享单车的分异性质较整体而言不明显,说明了聚类结果的可靠性。综上,共享单车公司可以根据整体以及各聚类的使用地理探测器的结果,并结合各聚类的地理空间特征进行合理的资源分配。

5 结论

本文通过从时间和空间2个角度选取特征值,利用K-均值聚类对接驳北京市地铁站的共享单车所产生的源汇网格进行了聚类分析,并进一步利用地理探测器下的因子探测器对所产生的结果进行了主导因子分析,主要结论如下:

(1) 本文将源、汇网格各聚为5类,并根据车辆

使用频率以及缺失或过剩的情况将源、汇网格分为了高频低流出、高频异常源、中频低流出、低频高流出、低频低流出和高频低流入、中频低流入、低频高流入、低频差异流入、高频异常汇等情况,较好地体现了北京市的共享单车在接驳地铁站时的时空特征。从时间上而言,各聚类都反映出周末的日均 O 、 D 值较工作日低,因此共享单车公司可利用这一特征在周末时对车辆进行检修或大规模调度。而从空间上而言,日均 O 、 D 值较高的源、汇网格主要位于市中心区域,而日均 O 、 D 值较低的源、汇网格主要位于较偏远的地区。因此,共享单车公司在调度车辆时应首先确保满足市中心的接驳需求。

(2) 各聚类中,不同因子对于日均 O 、 D 值与净流入(出)率的影响机制差异明显。对于工作日和周末的 O 、 D 平均值而言,不同聚类之间的主导因子有所差别:如源网格聚类1、3以及汇网格聚类1、2中的共享单车因较为集中地分布在市中心,因此主要受距离和交通等因子的影响;而在其它聚类中,共享单车的日均 O 、 D 值则会受到多种POI的显著影响,车辆主要服务于生活区或商业区,且在不同

的时段中,共享单车也会呈现出不同的服务模式。而对于工作日和周末的平均净流入(出)率而言,各聚类的源、汇网格的主导因子则大致相同,共享单车的缺车或淤积现象主要与空间位置有关,在距地铁站或市中心的距离较远的地区,其缺车或淤积的现象更为明显。

(3)从整体源、汇网格的情况观察,住宅类POI是影响工作日和周末日均 O 、 D 的最强的因子,共享单车公司在对车辆进行调度时应首先考虑住宅区的情况。另外,距最近地铁站的距离在源、汇网格中,皆为影响工作日和周末的净流入(出)率的最强的因子,因此共享单车公司可采取提高收费和红包奖励的措施,避免产生“僵尸车”或“无车可用”的情况。

(4)使用地理探测器的结果表明,共享单车公司在进行车辆调度时应综合考虑整体以及各聚类的探测结果。例如,根据对整体源、汇网格进行探测的结果,住宅类POI是影响工作日和周末日均 O 、 D 值最强的主导因子,因此共享单车公司在对车辆进行调度时应首先考虑住宅区的情况。而在此基础上,共享单车公司可对于不同聚类,进行灵活调整,例如对源网格的第4类所对应的地区,公司可对餐馆较多的地区投放更多车辆,而对于源网格第1、3类所对应的地区,公司便可直接大量投放。

本文通过聚类分析、地理探测器等方法对接驳北京市地铁站的共享单车的源、汇时空特征及其影响因素进行了探究,并为共享单车的调度提供了更有针对性的建议。受数据的格式及内容所限,本文在骑行时长及接驳的共享单车数量的估计上还存在一定的误差,未来若能获取更完整、精确的数据,则可进一步提升分析结果的精度和可靠性。此外,本文仅针对一周中不同时段下的共享单车的使用特征及因素进行了分析,而未考虑一天内不同时段中的情况,若在今后的研究中加入早高峰、晚高峰等时段的分析,则可进一步为共享单车的动态管理提供帮助。

参考文献(References):

[1] 刘亚楠.共享单车发展研究分析[J].时代金融,2017(8):251-254. [Liu Y N. Research and analysis on the development of shared bicycle[J]. Times Finance, 2017,8:251-254.]

[2] Zhang Y, Thomas T, Brussel M, et al. Exploring the impact of built environment factors on the use of public bikes at bike stations: case study in Zhongshan, China[J].

Journal of Transport Geography, 2017,58:59-70.

[3] Zhao D, Ong G P, Wang W, et al. Effect of built environment on shared bicycle reallocation: A case study on Nanjing, China[J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 2019,128:73-88.

[4] Tran T D, Ovtracht N, d'Arcier, et al. Modeling bike sharing system using built environment factors[J]. Procedia Cirp, 2015,30:293-298.

[5] 罗桑扎西,甄峰,尹秋怡.城市公共自行车使用与建成环境的关系研究——以南京市桥北片区为例[J].地理科学,2018,38(3):332-341. [Luo S Z X, Zhen F, Yin Q Y. How built environment influence public bicycle usage: Evidence from the bicycle Sharing system in Qiaobei Area, Nanjing[J]. Scientia Geographica Sinica, 2018,38(3): 332-341.]

[6] El-Assi W, Mahmoud M S, Habib K N. Effects of built environment and weather on bike sharing demand: A station level analysis of commercial bike sharing in Toronto[J]. Transportation, 2017,44(3):589-613.

[7] Faghih-Imani A, Eluru N, El-Geneidy A M, et al. How land-use and urban form impact bicycle flows: Evidence from the bicycle-sharing system (BIXI) in Montreal[J]. Journal of Transport Geography, 2014,41:306-314.

[8] 高楹,宋辞,舒华,等.北京市摩拜共享单车源汇时空特征分析及空间调度[J].地球信息科学学报,2018,20(8):1123-1138. [Gao Y, Song C, Shu H, et al. Spatial-temporal characteristics of source and sink points of Mobikes in Beijing and its scheduling strategy[J]. Journal of Geo-information Science, 2018,20(8):1123-1138.]

[9] 杨永崇,柳莹,李梁.利用共享单车大数据的城市骑行热点范围提取[J].测绘通报,2018(8):68-73. [Yang Y C, Liu Y, Li L. Urban cycling hot spot extraction based on sharing-bikes' big data[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2018,8:68-73.]

[10] Shen Y, Zhang X, Zhao J. Understanding the usage of dockless bike sharing in Singapore[J]. International Journal of Sustainable Transportation, 2018,12(9):686-700.

[11] Li Y Y, Shuai B. Origin and destination forecasting on dockless shared bicycle in a hybrid deep-learning algorithms[J]. Multimedia Tools & Applications, 2020,79: 5269-5280.

[12] 高枫,李少英,吴志峰,等.广州市主城区共享单车骑行目的地时空特征与影响因素[J].地理研究,2019,38(12): 2859-2872. [Gao F, Li S Y, Wu Z F, et al. Spatial-temporal characteristics and the influencing factors of the ride destination of bike sharing in Guangzhou city[J]. Geographical Research, 2019,38(12):2859-2872.]

[13] 马新卫,季彦婕,金雨川,等.基于时空地理加权回归的共

- 享单车需求影响因素分析[J]. 吉林大学学报(工学版), 2019. [Ma X W, Ji Y J, Jin Y C, et al. Geographically and temporally weighted regression for modeling spatio-temporal variation in dockless bikeshare usage demand [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2019.]
- [14] Cao M, Cai B Q, Ma S J, et al. Analysis of the cycling flow between origin and destination for dockless shared bicycles based on singular value decomposition[J]. International Journal of Geo-Information, 2019,8(12):573.
- [15] Lin D, Zhang Y, Zhu R, et al. The analysis of catchment areas of metro stations using trajectory data generated by dockless shared bikes[J]. Sustainable Cities and Society, 2019,49:101598.
- [16] Li Y, Zhu Z, Guo X. Operating characteristics of dockless bike-sharing systems near metro stations: Case study in Nanjing city, China[J]. Sustainability, 2019,11(8):2256.
- [17] Xu, Bain, Rong, et al. Study on clustering of free-floating bike-sharing parking time series in Beijing subway stations[J]. Sustainability, 2019,11(19):5439.
- [18] Yan, Gao, Sun, et al. Spatio-temporal usage patterns of dockless bike-sharing service linking to a metro station: A case study in Shanghai, China[J]. Sustainability, 2020, 12(3):851.
- [19] Yang Y, Heppenstall A, Turner A, et al. A spatiotemporal and graph-based analysis of dockless bike sharing patterns to understand urban flows over the last mile[J]. Computers Environment and Urban Systems, 2019,77,101361.
- [20] Wu X, Lu Y, Lin Y, et al. Measuring the destination accessibility of cycling transfer trips in metro station areas: A big data approach[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2019,16(15),2641.
- [21] 北京市人民政府.<http://www.beijing.gov.cn/renwen/bjgk/>, 2020-06-01. [The people's government of Beijing municipality. <http://www.beijing.gov.cn/renwen/bjgk/>, 2020-06-01.]
- [22] 摩拜单车公司. <https://mobike.com/cn/>, 2017-06-27. [Mobike company. <https://mobike.com/cn/>, 2017-06-27.]
- [23] 北京市历史天气. http://tianqi.2345.com/wea_history/54511.htm, 2020-06-01. [Beijing's historical weather. http://tianqi.2345.com/wea_history/54511.htm, 2020-06-01.]
- [24] 黄萌,陶迎春,刘光,等.北京市道路名称分类与方向统计分析[J].北京测绘,2017(2):118-120. [Huang M, Tao Y C, Liu G, et al. Analysis of Beijing's road names and road orientation distributions[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2017,2:118-120.]
- [25] 四维图新公司. <http://www.navinfo.com/>, 2019-02-13. [NavInfo Company Limited. <http://www.navinfo.com/>, 2019-02-13.]
- [26] Guo D, Zhu X, Jin H, et al. Discovering spatial patterns in origin-destination mobility data[J]. Transactions in Gis, 2012,16(3):411-429.
- [27] Jain A K. Data clustering: 50 years beyond K-means[J]. Pattern Recognition Letters, 2010,31: 651-666.
- [28] 金相郁.中国区域划分的层次聚类分析[J].城市规划汇刊,2004(2):23-28. [Jin X Y. China regional classification and hierarchical cluster analysis[J]. Urban Planning Forum, 2004(2):23-28.]
- [29] Wang J F, Li X H, Christakos G, et al. Geographical detectors-based health risk assessment and its application in the neural tube defects study of the Heshun region, China [J]. International Journal of Geographical Information Science, 2010,24(1):107-127.
- [30] 刘彦随,杨忍.中国县域城镇化的空间特征与形成机理[J].地理学报,2012,67(8):1011-1020. [Liu Y S, Yang R. Spatial characteristics and mechanisms of county level urbanization in China[J]. Acta Geographica Sinica, 2012,67 (8):1011-1020.]
- [31] 杨永侠,张函,郭雅萍,等.基于地理探测器的山区作物生产潜力指数修正研究[J].农业机械学报,2019,50(7):267-274. [Yang Y X, Zhang H, Guo Y P, et al. Research of correction of crop production potential index in mountainous area based on Geodetector[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(7):267-274.]
- [32] Wang J F, Zhang T L, Fu B J. A measure of spatial stratified heterogeneity[J]. Ecological Indicators, 2016,67:250-256.
- [33] 王劲峰,徐成东.地理探测器:原理与展望[J].地理学报, 2017,72(1):116-134. [Wang J F, Xu C D. Geodetector: Principle and prospective[J]. Acta Geographica Sinica, 2017,72(1):116-134.]