

基于居民行为周期特征的城市空间研究

钟炜菁¹, 王 德^{2*}

(1. 杭州市城市规划设计研究院, 杭州 310012; 2. 同济大学建筑与城市规划学院, 上海 200092)

摘 要:伴随着中国经济社会进入“新常态”的发展阶段,对城市存量空间的研究提出了更加精细化的要求,基于居民行为活动的周期规律对城市空间进行研究,进而提升城市空间的品质日益重要。随着信息通信技术的快速发展,使许多大数据的获取成为可能,并由于其低成本、即时、大样本等优势,在城市空间研究方面具有巨大的价值。以上海市中心城区为例,利用手机信令数据,探究居民活动的空间周期变化特征,并基于空间的周期特征曲线,采用相似性传播聚类算法进行空间分类。研究表明,居民活动有平日一日周期和平日加周末二日周期,与人的作息规律相符合。市核心区、城市副中心及主要就业中心,昼夜波动和平日周末活动强度的差异都较为明显。空间分类结果显示,城市活动空间的组织既体现出个体充分的空间能动性,也反映出对土地使用类型以及设施建设、投入程度的耦合性。上海市内环内核心区混合多样的用地模式使得活动区内居民活动内容丰富,周期特征功能区边界模糊。研究成果可为未来的城市空间规划提供指导,为城市空间结构、功能布置、设施布局等优化提供决策支撑和科学依据。

关键词:手机信令数据;周期特征;居民行为;空间分类;近邻相似性传播聚类;上海

1 引言

以人的行为活动作为焦点,自下而上地对人的行为分析探求背后的空间综合效应,是深入认识城市空间活动特征必不可少的技术路线。传统的城市空间研究以建成环境、土地利用类型等静态、物质性的研究为主(Clark, 1951)。从1970年代开始,在人本主义和后现代主义等思潮的影响下,西方的城市空间研究出现了社会转向、行为转向及人本转向。2016年召开的联合国第三次住房和城市可持续发展大会,也紧紧围绕“全球城镇化进程中可持续的人居发展”主题,强调从城市每一位居民需求出发来营造城市空间,最终实现“建设包容、安全、有抵御灾害能力和可持续的城市和人类住区”的愿景。在研究方法上,关注城市社会结构、个体时空行为、个人主观能动性,强调个体移动过程的行为

主义地理学、时间地理学、活动分析法等方法论奠定了居民时空行为研究的理论方法基础,为理解人类活动和城市环境之间在时空间上的复杂关系提供了独特的视角。行为主义地理学强调人的主观认知与选择,试图了解人们的思想、感观、对环境的认知,以及空间行为决策的形成和行动后果(Gollege, 1997)。时间地理学强调人受到的制约以及围绕人的外部客观条件,将时间和空间在微观个体层面上相结合,通过时空路径、时空棱柱、制约等概念及符号系统构建其理论框架(Hagerstrand, 1970)。活动分析法对时间与空间、选择与制约、活动与移动的关系在城市活动—移动系统中进行综合考虑(柴彦威等, 2008)。以时间地理学、行为主义方法论、活动分析法等为核心的居民时空行为研究,基于多元数据与不同活动类型等,立足日常生活,关注个体与家庭,聚焦时空行为,可以多尺度

收稿日期:2017-11-03;修订日期:2018-01-07。

基金项目:国家自然科学基金项目(41771170) [Foundation: National Natural Science Foundation of China, No. 41771170]。

作者简介:钟炜菁(1991-),女,江西赣州人,硕士,规划师,研究方向为城市空间与行为、数据分析,E-mail: wjzhong0705@126.com。

通讯作者:王德(1963-),男,江苏泰州人,博士,博导,研究方向为城市空间与行为、数据分析,E-mail: dewang@tongji.edu.cn。

引用格式:钟炜菁,王德. 2018. 基于居民行为周期特征的城市空间研究[J]. 地理科学进展, 37(8): 1106-1118. [Zhong W J, Wang D. 2018. Urban space study based on the temporal characteristics of residents' behavior[J]. Progress in Geography, 37(8): 1106-1118.]. DOI: 10.18306/dlkxjz.2018.08.010

透视城市时空间体系,解释城市的建成环境和制度背景对个体时空间行为活动的影响(张文忠等, 2006; 朱玮等, 2008)。在中国建设人本城市的形势下,基于人的行为特征的空间研究也得到不断发展,尤其是时空间行为理论引入中国以来,已经成为中国城市规划和城市地理学研究的重要领域(柴彦威等, 塔娜, 2013)。从已有研究来看,在基于行为特征的空间研究方面,对单一类型的活动空间研究较多,对多种行为空间叠加的综合活动空间研究较少;对单一案例地区的行为空间进行了一些深入的研究,对城市整体的活动空间结构及其分布模式缺少一个清晰的认识;由于个体时空信息获取途径的有限性,对城市整体的活动空间的周期特征研究仍有待进一步挖掘(柴彦威, 申悦等, 2013)。

随着信息技术的发展,获取大量动态的、带有精准空间信息的个人数据成为可能,大数据的价值得到越来越多的重视(Liu et al, 2015; 杨振山等, 2015; 甄峰等, 2015),且已广泛运用到时空间行为研究(秦萧等, 2013)、城市特定区域的识别和空间结构的认识(吴康敏等, 2016; 谢永俊等, 2017)、地铁站等设施类型的识别(尹芹等, 2016)、城市感知(杨微石等, 2017; 易峥等, 2017)等研究中,并且探讨了基于时空轨迹(龚玺等, 2011)、基于特征的时间序列(宋辞等, 2012)等大数据的聚类方法。其中,手机信令数据,其具有的精细化个体信息、实时动态性和近乎全覆盖性,成为地理研究和城市规划中时空间行为研究的有力工具。已发表许多重要研究成果(郭璨等, 2014; 王德, 王灿等, 2015; 王德, 钟炜菁等, 2015; 钟炜菁等, 2017)。在城市空间结构和功能识别研究领域,已有国内外研究学者根据手机数据的时空分布绘制出揭示人们在城市空间中活动规律的动态地图(Calabrese et al, 2011),尝试根据区域的话务量随时间的不同变化曲线,区分城市不同区域和功能的土地利用特征(Calabrese et al, 2010);验证手机话务量与城市社会经济结构的相关关系(Sevtsuk et al, 2008);通过手机数据判断城市中的人口密集区(Rubio et al, 2013; 钮心毅等, 2014),通过聚类(Pei et al, 2014)、不同区域的人口流入和流出记录量(Yang et al, 2016)等方法对城市空间进行分

类。这些研究成果充分表明对城市空间的周期特征研究正是手机信令数据的优势所在,具有重要研究价值。

基于此,本文以上海市中心城区为例,充分利用手机信令数据这一大数据所具有的大样本、动态性、具有个体维度的优势,选择居民行为活动的时间维度为研究视角,探究居民的空间行为活动在时间维度上的周期特征,包括平日昼夜活动的差异特征,以及平日与周末活动的差异特征,并基于居民行为的周期特征,进行空间划分,以期增强对城市空间活动的周期特征的认识,为基于居民行为的周期特征提升空间品质提供参考和依据。

2 数据与方法

2.1 研究数据

本文主要采用的是2014年上半年某两周上海移动2G用户产生的手机信令数据。数据通过与移动运营商合作获取,为匿名形式,每条信令数据包含用户ID、时间戳、基站位置编号、事件类型(如拨打电话、接发短信、位置更新)等信息。本文数据日均记录到上海1500~1900万个不同的手机识别号(约占2014年上海2425万常住人口^①的70%),日均信令记录总数约5~9亿条左右;在空间分布上,全市域约36000个基站,其中,中心城区17788个基站,间距约100~300 m。手机信令数据具有的动态、连续、几乎城乡空间全覆盖,且持有率高^②的特征,可较好地反映人们总体的时空间行为规律(图1)^③。

2.2 分析框架构建

研究整体分析框架如图2所示,按照“特征描述—空间分类”的逻辑顺序,首先,从对上海市中心城区空间活动的周期特征分析入手,发现城市空间活动的两个主要特征,即平日一日周期和平日加周末的二日周期,从活动曲线、昼夜差异比较、平日周末活动强度比较等角度具体分析这两个主要周期特征;其次,在此空间活动的周期特征认识的基础上,根据相似性与差异性,将具有相似时间周期特征的空间进行聚类,以区分城市中心区城市空间的不同类型。通过对分类结果的解释分析,形成基于居民

① 根据《上海市统计年鉴(2015)》,上海全市年末常住人口为2425.68万人。

② 根据《上海统计年鉴2014》,上海2013年移动电话普及率为132.5%。

③ 土地利用图(中)来源于上海市土地利用现状图(2014年),其他笔者自绘。

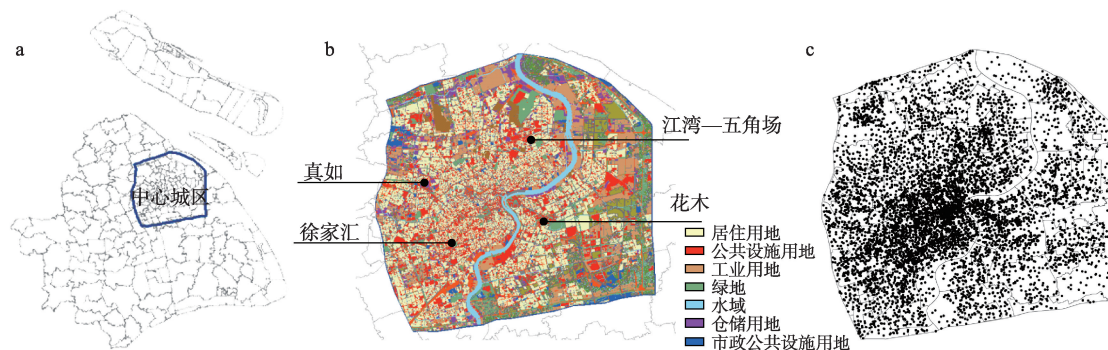


图1 上海中心城区(外环线以内)区位(左)、土地利用现状(中)和基站分布(右)

Fig.1 location and land use of the city center of Shanghai, and location of base station

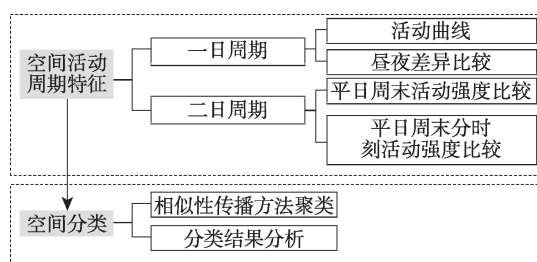


图2 分析框架

Fig.2 Analytical framework

行为周期特征的上海市中心城区活动空间的新认识,为空间活动品质的提升、优化提供参考和依据。

2.3 数据处理与分析方法

2.3.1 空间单元选择

本文中手机位置只能精确到基站的服务单元,为消除可能存在的乒乓切换^④而导致对居民位置识别和统计上的误差(Iovan et al, 2013; Vajakas et al, 2015),研究对基站进行合并,合并后中心城区共7608个基站。在此基础上,以栅格为空间单元进行分析。考虑到基站间距以200~300 m为主,研究以200 m×200 m的栅格单元将上海中心城区划分为16962个栅格^⑤。将各基站的记录数以核密度的方法分散到各栅格空间,作为该栅格空间的记录强度。为处理手机信令数据由于基站在不同空间分布的疏密程度不一问题,研究采用自适应半径的核密度分析方法,即依据上海基站的服务半径一般设置在300~1500 m范围的现实情况,研究根据基站所在区域的基站分布疏密程度在上述范围内自动调整核密度分析时的搜索半径。

在空间分布特征的可视化方面,本文借助ArcGIS软件,实现以基站为单位记录的记录强度值,通过上述自适应半径的核密度分析方法,形成以栅格为单位的空间核密度图。实践表明,该方法对于整体记录强度分布特征的揭示、尤其是集聚特征的表达具有良好的效果。

2.3.2 数据处理和指标构建

(1) 城市整体活动曲线

对两周内的10个平日内,中心城区各基站的总记录量以2小时为时间单元^⑥进行平均统计,并计算各时段记录量占一天总记录数的比例 R_{avg_j} ,公式如下:

$$R_{avg_j} = \frac{\sum_{k=1, i=1}^{k, i} T_{ij}}{\sum_{k=1, i=1, j=1}^{k, i, j} T_{ij}} \quad (1)$$

式中: k 为基站编号($k=1, 2, \dots, 7608$); T_{ij} 为 k 基站在第 i 日第 j 个时段内的记录数, i 为10个平日数据中的天数序号($i=1, 2, \dots, 10$), j 为2小时时间段的起始时间($j=0, 2, \dots, 22$); R_{avg_j} 表示 j 时段记录量占一天总记录数的比例,如 R_{avg_0} 表示0~2点时段中心城区总记录量占一天总记录数的比例。

计算每个时段的 R_{avg_j} ($j=0, 2, \dots, 22$)即得到中心城区整体的平日活动曲线,公式为:

$$\{R_{avg_0}, R_{avg_2}, \dots, R_{avg_j}, \dots, R_{avg_{22}}\} \quad (2)$$

(2) 栅格空间数据统计向量构建

原始数据为每个用户在各基站产生的单条记

④ 现实中,基站的蜂窝服务范围并不是理想中边界清晰、易于划分的六边形,而是存在重叠,如果在一定区域内基站信号发生剧烈变化,就可能导致手机在不同基站之间频繁切换,即乒乓切换现象。

⑤ 在核密度分析进行可视化时,考虑显示效果,采用100 m×100 m的栅格单元。

⑥ 由于本次数据的自动更新周期普遍为两小时,以两小时为时间单元,可避免因自动更新带来的数据误差。

录,利用相关统计软件,基于前文所述的以栅格为空间单元的自适应半径的核密度分析,对每一个栅格内,以2小时为时间单元,构建一个记录强度统计向量 T ,公式如下:

$$T_{k_168} = \{T_{w1_0}, T_{w1_2}, \dots, T_{wi_j}, \dots, T_{w10_22}, T_{nw1_0}, T_{nw1_2}, \dots, T_{nwi_j}, \dots, T_{nw4_22}\} \quad (3)$$

式中: k 为栅格单元编号($k=1, 2, \dots, 16962$); T_{wi_j} 为该栅格在第 wi 个工作日第 j 个时段内的记录数, wi 为10天工作日序号($wi=1, 2, \dots, 10$), j 为2小时时间段的起始时间($j=0, 2, \dots, 22$); T_{nwi_j} 为该基栅格在第 nwi 个非工作日第 j 个时段内的记录数; nwi 为4天非工作日序号($nwi=1, 2, \dots, 4$)。如 T_{w1_0} 表示第一个工作日0-2点时段的记录数, T_{nw4_22} 表示第4个非工作日22-24点时段的记录数。

对工作日(周一至周五,两周共10天)和周末(周六和周日,两周共4天)的记录强度数据进行相关性分析,结果显示,不同工作日内相同时间段的记录量数据在0.01水平上呈现显著相关,因此,对10天工作日和4天非工作日的数据分别计算记录量,再除10天工作日和4天非工作日,计算得到日均记录数,将数据维度由168维度降至24维,公式如下:

$$X_{k_24} = \{X_{w_0}, X_{w_2}, \dots, X_{w_j}, \dots, X_{w_22}, X_{nw_0}, X_{nw_2}, \dots, X_{nw_j}, \dots, X_{nw_22}\} \quad (4)$$

式中: X_{i_j} 为该栅格在第 i 日第 j 个时段内平均记录数; i 为日期($i=w, nw$); 其中, w 表示工作日, nw 表示非工作日即周末; j 为时间段($j=0, 2, \dots, 22$); 如 X_{w_0} 表示工作日0-2点时段日均记录数。

(3) 昼夜比指标

对每个栅格,以10-12点的日均记录量与22-24点的日均记录量的比值作为昼夜比指标 $Index_{k_day_night}$,计算公式如下:

$$Index_{k_day_night} = \frac{X_{w_10}}{X_{w_22}} \quad (5)$$

式中: X_{w_10} 和 X_{w_22} 分别为该栅格工作日10-12点和22-24点时段的日平均记录数。

(4) 平日周末活动强度差异指标

对每个栅格,以10天平日的日记录总量与4天周末的日记录总量的比值作为平日周末活动强度差异的整体指标 $Index_{k_tuesday}$,计算公式如下:

$$Index_{k_tuesday} = \frac{\sum_{wi=1}^{wi} T_{wi_j}}{\sum_{nwi=1}^{nwi} T_{nwi_j}} \quad (6)$$

式中: k 、 T_{wi_j} 、 wi 、 j 、 T_{nwi_j} 、 nwi 意义均与式(3)相同。

2.3.3 空间聚类方法

基于城市空间活动随时间变化的周期特征,对城市活动空间进行划分,可准确地描述出空间使用的时间周期规律。目前利用手机信令数据进行空间聚类的方法包括近邻相似性传播(Affinity Propagation Clustering, AP)聚类算法(Frey et al, 2007)、K均值聚类(Reades et al, 2007)、模糊C均值聚类(Pei et al, 2014)等。经过多次尝试,本文选择了AP聚类算法,AP聚类算法的主要原理是在开始时将所有节点都看成潜在的聚类中心,然后通过节点之间的相似度,找出最合适的聚类中心,并将其他节点划分到这些中心中。与其他算法相比较,AP聚类算法能在较短的时间里得到很好的聚类结果,且不需要初始化聚类中心,比较稳定。

聚类数据上,为避免由于记录量差异带来的影响,对每个栅格,计算每个时段的记录量占该栅格24个时间段的总记录量的比值,得到24维度的记录强度占比数据,数据向量 R_{k_24} 如下:

$$R_{k_24} = \{R_{w_0}, R_{w_2}, \dots, R_{w_j}, \dots, R_{w_22}, R_{nw_0}, R_{nw_2}, \dots, R_{nw_j}, \dots, R_{nw_22}\} \quad (7)$$

式中: R_{i_j} 为该基站点在第 i 日第 j 个时段内的日平均记录数占24个时间段的比值; k 、 i 、 w 、 nw 、 j 的意义与式(4)相同; 如 R_{w_0} 表示工作日0-2点时段的日平均记录数占24个时间段总记录数的比值; 因此,每个栅格共有24个时间段,可以形成 16962×24 的数据矩阵,每一行表示了某栅格空间内的记录活动强度随时间变化特征。

3 空间周期特征分析

3.1 一日周期特征

3.1.1 活动曲线

中心城区整体的平日活动曲线如图3所示。可以看出,2-6点时段,作为居民传统的睡眠时间,信令数据记录量最小,其中,2-4点时段和4-6点时段记录量仅占全天总数据规模的2.77%和2.87%,是

全天记录量最小的2个时段。6-8点时段数据量开始增加,占一天总体数据规模的比例升至4.73%,表明了居民一天日常活动的开始。之后居民活动逐渐频繁,数据量也快速上升,至10点时段达到最高峰,约占全天记录总量的13.09%。中午12点时段,伴随着居民午餐、午休等活动,记录量有所下降(约占全天11.13%),但之后伴随下午上班开始,记录量又开始回升,在16点时段达到另一个高峰,约占全天记录总量的13.07%。18点时段下班之后,数据量又逐渐回落,但仍然保持着较高比例,说明居民在日常工作、学习后,随着可支配时间的增加以及活动内容的丰富(购物、餐饮、娱乐等休闲活动增多),活动仍较频繁,并持续到22点时段。而22点时段往后到次日凌晨,随着夜间休息时段的到来,

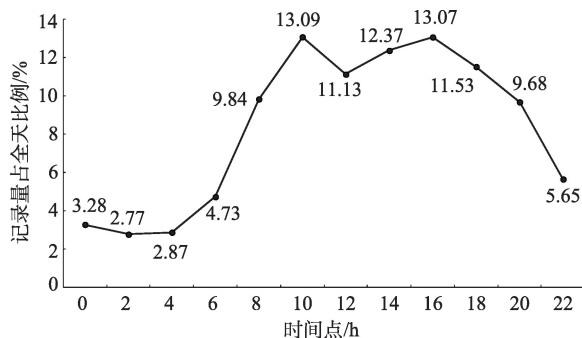


图3 上海中心城区平日活动曲线

Fig.3 Diurnal changes in records distribution

数据规模又开始明显的下降。

总体而言,手机数据记录量的日节奏曲线呈现出典型的双峰型曲线,在居民的工作上班时间段达到高峰,休息时段达到低谷,与居民的日常行为规律有着明显的相似性。

3.1.2 时空分布

从中心城区日记录强度的空间分布变化来看(以活动强度最大的时间段的分位数为等级划分标准^⑦,对所有12个时间段进行统一等级划分,以不同颜色显示,图4展示了其中6个时段的空间分布),也存在较为明显的等级集聚特征。具体可以归纳为以下3个空间特征:首先,记录强度南北差异明显。中心城区北部四区(即虹口区、杨浦区、普陀区和静安区)晚上记录强度较大,以居住为主。而南部四区(即黄浦区、徐汇区、长宁区和浦东新区外环线以内的中心城区部分)则白天记录强度较大,以就业为主。其次,黄浦江两岸差异对比明显。浦西地区整体记录强度明显高于浦东,在浦西内环以内的中心城区核心区,高强度活动空间成片分布,并沿交通廊道带状向外扩散;而浦东地区高强度活动地区则以点状分布为主。最后,中心城区呈现出较为明显的核心—边缘的单中心结构,且核心—边缘差异明显,强度等级差异呈现圈层结构分布。

计算昼夜比指标结果如图5所示。中心城区各

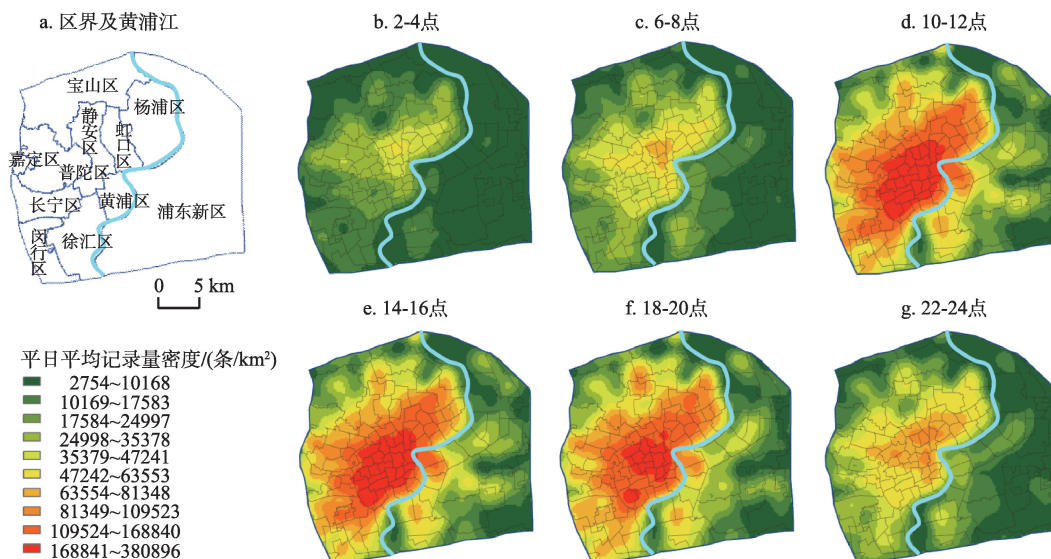


图4 上海中心城区内人口平日6时段纪录强度变化

Fig.4 Dynamic characteristics of population distribution in the city center of Shanghai

⑦ 本文中的空间核密度图,如无特别说明,都采用分位数的等级划分标准进行等级划分。

栅格平均昼夜比为1.71,即白天记录量高于夜晚。空间分布上,主要的昼夜比高值区为全市的核心就业区(如静安寺、南京路、陆家嘴中心)、区域副中心(如大宁路中心、徐家汇中心、花木中心)、经济技术开发区(如漕河泾新兴技术开发区、张江高科技园区)以及进出口加工区(如金桥出口加工区、外高桥保税区)等。因此,上海中心城区空间活动的总体结构为核心区呈T字型就业集中区,加散布的外围就业据点。相反,大片集中居住社区(如浦兴路街道、中原新江湾城、大华居住区、共康新村)、村镇集中居住区(如北蔡镇、高桥镇)、集中安置区(如张江东部、),以及老城区,则为主要的昼夜比低值区。

3.2 二日周期特征

3.2.1 活动节奏差异

基于对人群活动规律的通常理解,人群活动很大程度上呈现出以周为单位的周期性变化。但以平日与周末的二日最为典型,据此构建平日和周末的二日周期。对比平日和周末的平均记录量(表1)可以看出,与平日相比,居民在周末的记录数据规模更加集中在晚上,活动节奏与平日相比后移,且在下午时段的分布更加均衡,呈现早上的单峰型曲线。具体来看,从20点-次日6点时段,周末记录量在各时段占比均高于平日。而在白天8-18点时段,数据规模低于平日,仅占总体规模的68.19%(平日约占72.26%)。在周末,下午16点时段不再像平日一样有明显增长,产生下午的记录量高峰,而是在

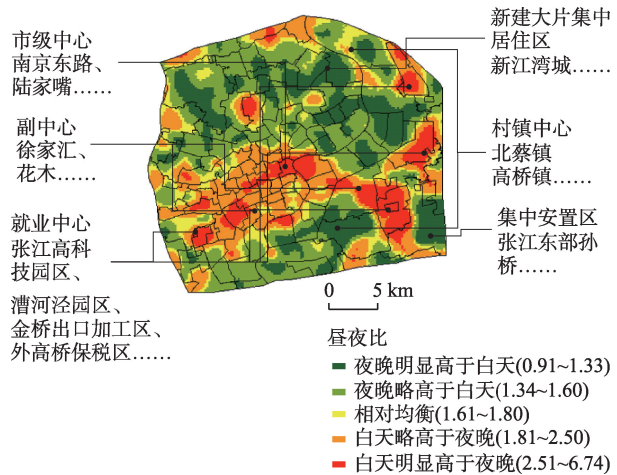


图5 上海中心城区记录强度的昼夜比空间分布
Fig.5 The ratio of records in the city center of Shanghai at daytime and nighttime

12-18点下午各时段,记录量相对均衡分布。这种变化反映了居民在平日和周末活动节奏的不同。周末曲线峰值的后移,体现了“晚起晚睡”的作息规律。而曲线更加平缓也表明居民周末的日常活动(如购物、餐饮、娱乐等)在时间安排上更加灵活自由,并不像工作日局限于晚上时段,因此活动频度在下午时间分布上相对均衡。

3.2.2 时空分布

计算平日周末活动强度差异的整体指标,结果如图6所示。中心城区平均平日周末强度比为2.5。空间分布上,主要的昼夜比高值区为内环的核心区,包括静安寺、长寿路、南京西路、南京东路以

表1 平日周末活动节奏比较
Tab.1 Comparison of record changes between weekdays and weekends

时间段	平日		周末	
	平均记录量/(万条/日)	占全天比重/%	平均记录量/(万条/日)	占全天比重/%
0-2点	1007.73	3.19	1032.63	4.11
2-4点	835.54	2.64	832.24	3.31
4-6点	853.44	2.70	814.41	3.24
6-8点	1354.93	4.28	1170.88	4.66
8-10点	2994.38	9.46	2332.47	9.28
10-12点	4219.40	13.34	3280.88	13.05
12-14点	3594.96	11.36	2888.69	11.49
14-16点	4043.63	12.78	2955.90	11.76
16-18点	4353.91	13.76	2913.00	11.59
18-20点	3658.56	11.56	2771.23	11.02
20-22点	2955.58	9.34	2507.26	9.97
22-24点	1766.10	5.58	1644.71	6.54
合计	31638.15	100.00	25144.31	100.00

及陆家嘴中心,高值已连片分布;其次,区域副中心,如大宁路中心、徐家汇中心,以及主要的就业区,如漕河泾新兴技术开发区、张江高科技园区、金桥出口加工区、外高桥保税区等,都是平日周末差异明显的区域,平日活动强度远高于周末。

为对比平日和周末不同时段记录量的空间分布差异,本文分别选取了14~16点,以及22~24点两个时段^⑧代表下午和晚上,分别计算各时段平日记录量和周末记录量的比值(图7)。可以发现,在下午时段,平日周末记录量差异比在空间分布上呈现出就业中心(如静安寺商务区、陆家嘴、漕河泾新兴技术开发区、张江高科技园区、金桥进出口加工区、外高桥保税区等)比值高,这些区域平日和周末伴随着工作人员的流入流出,记录量强度差异明显。而在晚上时段的差异比,与下午时段呈现出较为明显的差异,整体分布格局并非呈现核心—外围区域差异结构,而是浦西和浦东地区比值差异显著。平日周末记录量差值比较大的区域集中分布在浦东地区,且以各集中就业区表现得尤为明显,这也进一步反映了在浦东的稳定居住人口较少,并且夜间的活动场所有限,因此在周末,浦东的夜间活动强度与浦西相比明显不足。

4 空间分类

在上述对时间维度的上海中心城区空间特征

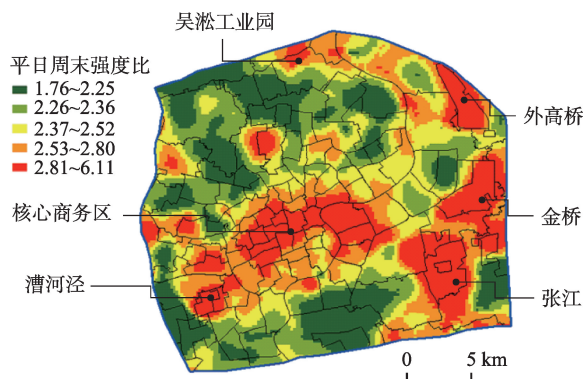


图6 上海中心城区整体平日周末差异

Fig.6 The ratio of records on weekdays and weekends in the city center of Shanghai

分析结果的基础上,尝试从活动随时间变化的节奏曲线特征角度,对上海中心城区的空间进行划分。

4.1 分类结果分析

聚类过程在R软件中实现(Bodenhofer et al, 2011),结果将中心城区归纳为4个大类8个小类活动区域,并显示了各类空间所对应的典型活动曲线和主要的用地类型^⑨(图8,表2)。

(1) 周末活跃区。该空间类型的特征是周末记录量占比明显高于平日,以周末活动为主。其中,根据周末记录变化曲线的不同,又可细分为周末持续型和周末短时型。图8中深蓝色的持续型区域为闵行体育公园的东侧,其周末白天的高活动强度有一定的持续性。从用地上来看,主要是位于公园周

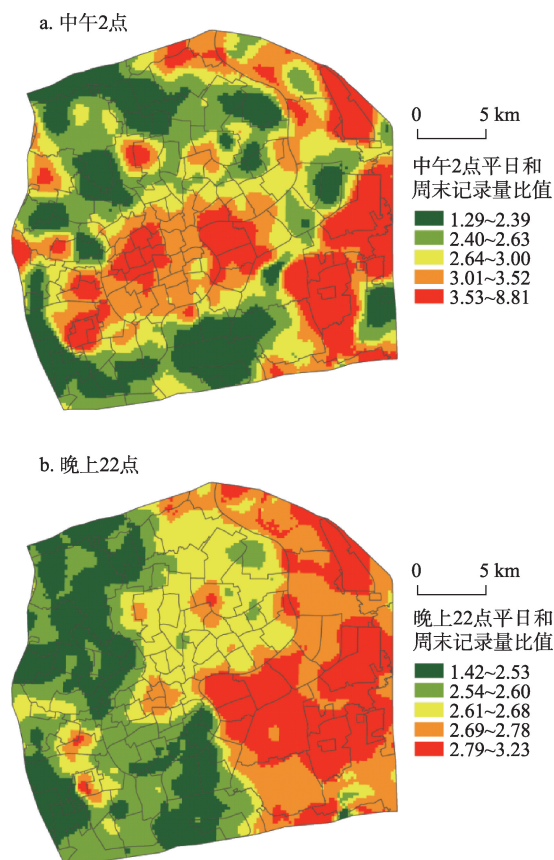


图7 上海中心城区不同时段平日和周末记录量差异比较
Fig.7 Comparison of the ratio of records on weekdays and weekends in two different periods in the city center of Shanghai

⑧ 研究以2个小时为时间单元,对一天中的12个时间单元都分别计算了平日记录量和周末记录量的比值进行比较。结果显示,早上10-12点和下午14-16点时段的空间分布较为显示,都呈现出就业中心比值高特征。因此研究选择了以下午时段为代表在文中进行具体阐述。

⑨ 由于土地利用现状(2014年)数据采用的是国家《城市用地分类与规划建设用地标准GBJ137—90》用地分类标准,因此本研究中也使用这一分类标准。

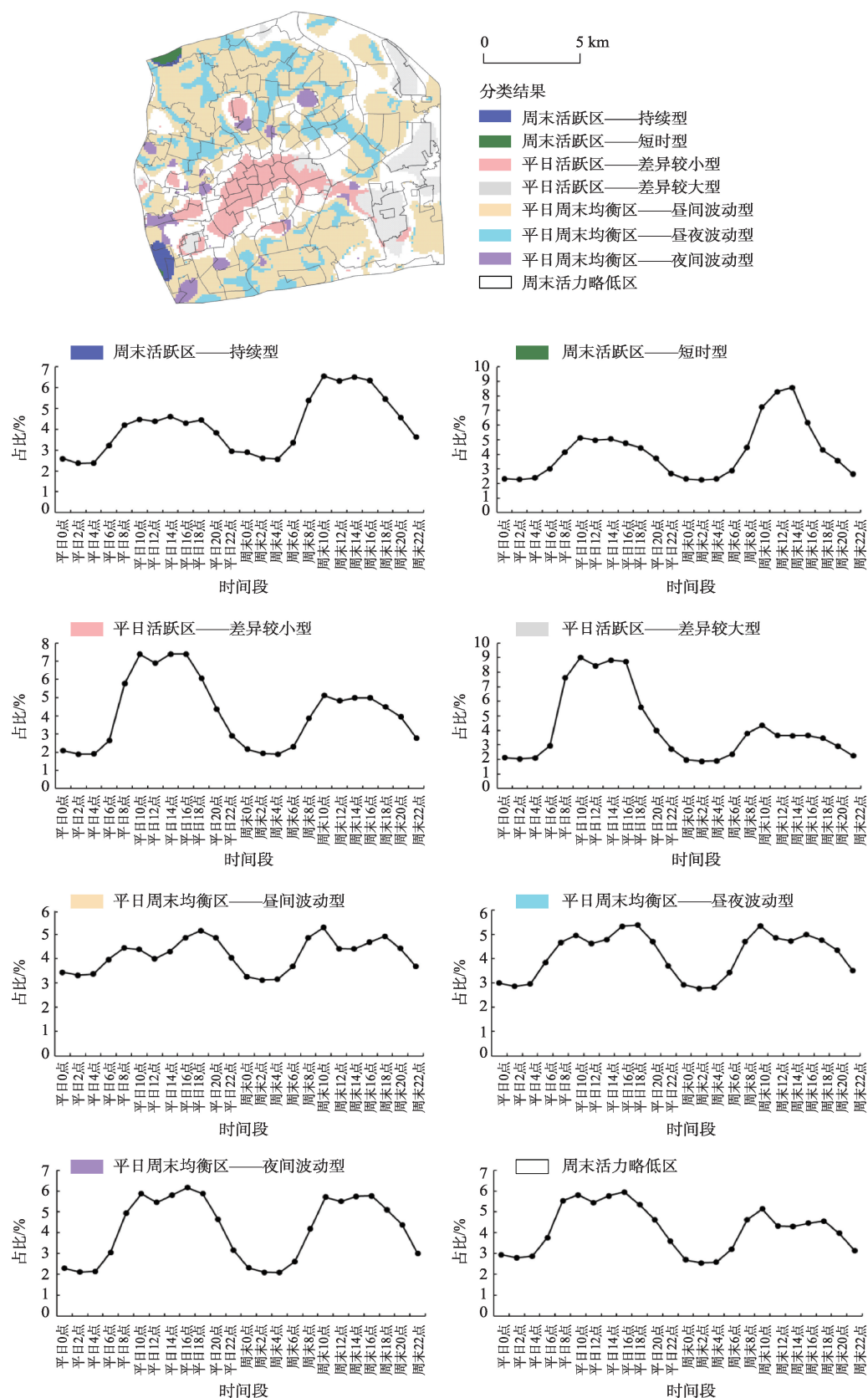


图8 上海中心城区基于二日周期活动曲线的空间聚类及各类典型波形

Fig.8 Spatial clustering based on dynamic characteristics and typical curves in the city center of Shanghai

表2 上海中心城区空间分类结果

Tab.2 Spatial clustering results of the city center of Shanghai

	周末活跃区		平日活跃区		平日周末均衡区			其他	总计
	持续型	短时型	差异较小型	差异较大型	昼间波动型	昼夜波动型	夜间波动型		
特征	周末活动强度明显强于平日,且其白天的高强度活动有一定持续性	周末活动强度明显强于平日,且其白天的高强度活动只在下午时段出现	平日活动强度明显强于周末,且两者差异较小	平日活动强度明显强于周末,而两者差异较大	平日周末活动均衡,且昼夜波动小,白天波动较大	平日周末活动均衡,且昼夜活动强度都有所波动	平日周末活动均衡,且夜间强度明显下降,波动较大	周末活动强度有所下降	
分布	闵行体育公园东侧居住区和市场	顾村公园南侧	内环内的核心活动区域	典型的集中就业区	大型居住区	功能多样的混合地带	集中购物休闲区	均衡区和平日活跃区之间	
面积/km ²	6.60	2.84	57.76	56.88	271.40	85.60	21.08	176.32	678.48
占比/%	0.97	0.42	8.51	8.38	40.00	12.62	3.11	25.09	100.00
第一大类用地	居住用地	非建设用地	居住用地	工业用地	居住用地	居住用地	居住用地	居住用地	
用地占比/%	44.85	21.13	31.09	31.08	46.03	37.66	38.71	25.34	
第二大类用地	公共设施用地	绿地	道路广场用地	公共设施用地	工业用地	工业用地	公共设施用地	工业用地	
用地占比/%	26.67	21.13	22.99	20.89	9.80	11.78	23.15	19.46	
第三大类用地	对外交通用地	村镇建设用地	公共设施用地	村镇建设用地	公共设施用地	公共设施用地	绿地	公共设施用地	
用地占比/%	8.48	16.90	21.33	17.86	9.20	9.91	11.01	11.86	

边的居住用地(占该类型的44.85%),以九星市场为主的公共设施用地(占比为26.67%),以及8.48%的交通用地。深绿色的短时型区域为顾村公园的南侧,非建设用地和绿地为最主要的用地类型,各占该类型的21.13%;另外,村镇建设用地也占比较高,为16.9%,其周末白天的高强度活动只在下午时段出现。可以看出,周末活跃区主要为公园、公共设施用地等休闲娱乐类空间及周边地区,周末人群活动强度大,但不同地区或类型的休闲娱乐类空间,其活动的持续时间从波形来看有所差异。

(2) 平日活跃区。该空间类型的平日记录量占比明显高于周末,以平日活动为主。红色的差异较小型区域主要为上海的中央核心活动区域,活动内容丰富,因此活动曲线呈现出昼夜差异明显,周末与平日相比有所下降;最主要的3类用地类型为居住用地、道路广场用地以及公共设施是用地。而灰色区域周末记录量与平日相比降低明显,为中心城区典型的集中就业区,包括陆家嘴的核心区、张江高科技园区、外高桥保税区、漕河泾工业园区等,这类空间集聚了大量就业岗位,但相关生活配套较少,因此在周末或夜晚非工作时间段,随着工作人员的离开,数据记录量骤降。从用地构成上来看,也可以发现以工业用地、公共设施用地,以及村镇

建设用地等这些集中提供就业岗位的用地类型为主。

(3) 平日周末均衡区。该空间类型的平日和周末的记录量占比较为均衡,活动强度在平日周末之间没有很大的差异,但每日的波形特征有所差异,据此可细分为昼间波动型、昼夜波动型和夜间波动型3种小类空间。其中,橙色表示的昼间波动型,主要集中在大型居住区,如中原社区、曲阳社区、金桥社区、孙桥集镇等,这些区域人群稳定,因此即使晚上时段占比也较高,整个波形一直处在较高的占比水平,在白天的上午10点和下午2点时段左右形成了4个明显的波峰,以白天波动较明显;蓝色的昼夜波动型区域则功能较为混杂多样,没有明显的主导功能,其波形特征也与中心城区整体的波形最为相似;紫色的夜间波动型区域主要与中心城区较为集中的购物休闲区相关,如五角场商圈、大宁路商圈、四川北路、中山公园、真如副中心、锦江乐园等,主要用地类型包括居住、公共设施用地和绿地,这些区域作为中心城区主要的商圈平日周末都人气较旺,但活动都集中在白天时段,因此夜晚活动明显下降,占比降低,昼夜差异较明显。

(4) 其他。该空间类型的特征是周末记录量与平日相比有小幅的下降,程度介于上述平日周末均衡区和平日活跃区之间,因此空间分布上也主要处

于这2类空间区域的中间地带。

总体来看,在上海中心城区范围内,大多数区域的活动记录在平日周末较为均衡,越往核心区即内环以内,由于以公共服务、商务办公等功能为主,平日活力逐渐强于周末,平日和周末之间的记录活动差异开始增加。同时,内环以内地区的功能类型丰富混合,内环以外地区则功能区域更加集中和单一。这一特征与用地布局密切相关。上海内环内的核心区各类用地(如公共设施用地、居住用地、公园绿地等)布局混合,使得居民进行各类活动的空间灵活性提升,就业、休闲、居住等功能的空间边界日益模糊,研究的分类结果可大致看出上海中央活动区的空间边界。反观外围地区,各类用地大面积集中(如大型工业区、居住区、大学城),因此分区结果也表现出各类空间点状分散分布的特征,如城市公园为主要的周末活跃型区域,仍保留着居民活动曲线与用地类型的大致相关性,有较为明显的空间分区边界。

在认识空间的动态活动特征后,可结合其活动特征加以规划和管理,如周末活跃区和平日活跃区,其活动强度在平日和周末差异大,可考虑在其活动强度较低时段引入其他功能,如丰富陆家嘴就业区在周末的活动,虹口足球场增加白天时段的活动项目以提高空间全时段的活动效率。对于只有短时人群大量集聚的短时型周末活跃区(如活动集中在周末下午的顾村公园南侧区域),可考虑丰富其活动类型,提高活力的持续性,同时重视做好人群集聚爆发时段的预测预警,加强监控和管理工作。

5 结论与讨论

本文利用手机信令数据,以上海市中心城区为例,进行城市空间活动的周期特征分析和空间划分。研究发现,城市空间活动的两个主要周期特征,即一日周期和二日周期,并分别从活动曲线和时空分布差异进行了探讨。这两大周期特征与人的作息规律相符合,中心城区整体活动重心在一天中呈顺时针变化。市内环内核心区、城市副中心及主要就业中心,昼夜波动和平日周末活动强度的差异都较为明显。进一步,基于空间的周期活动曲线,采用相似性传播聚类算法将上海中心城区划分

为4个大类和8个小类的功能区。总体来看,居民活动与空间土地利用的组织是相关的。上海内环以内核心地区的用地混合丰富了区域内的空间功能,使得功能区边界模糊,形成混合活动区。相反,外围地区用地布局集中单一,使得空间活动特征分明且内容同化,活动功能区边界明显。研究表明,一方面,城市空间规划安排的合理性,可由规划的各类场所居民活动强度的变动趋势加以印证;另一方面,由规划带来的基础设施、公共服务设施在一定区域的集中建设投入,也对人们活动的空间选择产生了一定的引导作用。亦即城市活动空间的周期特征既体现了个体活动充分的空间能动性,也反映出居民空间活动对土地使用类型以及设施建设、投入程度的耦合性,呈现出“流动性”和“粘滞性”的双重属性。通过活动空间的特征认识和分类,发现各类居民活动的实际情况与规划的空间利用方式可能存在的差异,对既定土地使用规划的合理性提出质疑,也可对未来规划的修编提供指导,为城市空间结构、功能布置、设施布局等方案提供新的决策支撑。

通过本文研究可以看出,手机信令数据在行为活动的动态分析研究领域,具有重要意义和价值。通过手机信令数据,可以更加便捷、全面、动态、客观地获取高分辨率的人口时空动态分布信息,这是认识城市流动性的重要基础。通过对手机信令数据提供的个人行为反映城市空间的周期活动特征,进而对城市空间进行特征分区,为城市活动空间的评价和优化策略的制定提供了新的思路和依据。当然,本文同时也存在一些不足之处,如数据精度上由基站信号定位产生的无法避免的空间误差,也无法对人群的停留时间、活动目的进行更加细致的分析,空间之间的相互影响以及人群组成上的周期特征也未能进行更为广泛和深入的探讨。随着更多数据的获取和研究的深入,可与其他类型的数据(如反映人的行为数据、物质空间环境数据、天气数据、点评数据等)进行融合,克服单一数据视角的局限,实现对同一空间的多角度、全方位地刻画,建立更为综合的城市空间特征的分析框架,发掘更多更有价值的信息。

参考文献(References)

柴彦威,申悦,马修军,等. 2013. 北京居民活动与出行行为

- 时空数据采集与管理[J]. 地理研究, 32(3): 441-451.
- [Chai Y W, Shen Y, Ma X J, et al. 2013. The collection and management of space-time data of individual behavior based on location-based technologies: A case study of activity-travel survey in Beijing[J]. Geographical Research, 32(3): 441-451.]
- 柴彦威, 沈洁. 2008. 基于活动分析法的人类空间行为研究[J]. 地理科学, 28(5): 594-600. [Chai Y W, Shen J. 2008. Activity-based approach to human spatial behavior research[J]. Scientia Geographica Sinica, 28(5): 594-600.]
- 柴彦威, 塔娜. 2013. 中国时空行为研究进展[J]. 地理科学进展, 32(9): 1362-1373. [Chai Y W, Ta N. 2013. Progress in space-time behavior research in China[J]. Progress in Geography, 32(9): 1362-1373.]
- 龚玺, 裴韬, 孙嘉, 等. 2011. 时空轨迹聚类方法研究进展[J]. 地理科学进展, 30(5): 522-534. [Gong X, Pei T, Sun J, et al. 2011. Review of the research progresses in trajectory clustering methods[J]. Progress in Geography, 30(5): 522-534.]
- 郭璨, 甄峰, 朱寿佳. 2014. 智能手机定位数据应用于城市研究的进展与展望[J]. 人文地理, 29(6): 18-23. [Guo C, Zhen F, Zhu S J. 2014. Progress and prospect of the application of smart phone LBS data in urban researches[J]. Human Geography, 29(6): 18-23.]
- 钮心毅, 丁亮, 宋小冬. 2014. 基于手机数据识别上海中心城的城市空间结构[J]. 城市规划学刊, (6): 61-67. [Niu X Y, Ding L, Song X D. 2014. Understanding urban spatial structure of Shanghai central city based on mobile phone data[J]. Urban Planning Forum, (6): 61-67.]
- 秦萧, 甄峰, 熊丽芳, 等. 2013. 大数据时代城市时空行为研究方法[J]. 地理科学进展, 32(9): 1352-1361. [Qin X, Zhen F, Xiong L F, et al. 2013. Methods in urban temporal and spatial behavior research in the Big Data Era[J]. Progress in Geography, 32(9): 1352-1361.]
- 宋辞, 裴韬. 2012. 基于特征的时间序列聚类方法研究进展[J]. 地理科学进展, 31(10): 1307-1317. [Song C, Pei T. 2012. Research progress in time series clustering methods based on characteristics[J]. Progress in Geography, 31(10): 1307-1317.]
- 王德, 王灿, 谢栋灿, 等. 2015. 基于手机信令数据的上海市不同等级商业中心商圈的比较: 以南京东路、五角场、鞍山路为例[J]. 城市规划学刊, (3): 51-61. [Wang D, Wang C, Xie D C, et al. 2015. Comparison of retail trade areas of retail centers with different hierarchical levels: A case study of east Nanjing road, Wujiaochang, Anshan road in Shanghai[J]. Urban Planning Forum, (3): 51-61.]
- 王德, 钟炜菁, 谢栋灿, 等. 2015. 手机信令数据在城市建成环境评价中的应用: 以上海市宝山区为例[J]. 城市规划学刊, (5): 82-90. [Wang D, Zhong W J, Xie D C, et al. 2015. The application of cell phone signaling data in the assessment of urban built environment: A case study of Baoshan district in Shanghai[J]. Urban Planning Forum, (5): 82-90.]
- 吴康敏, 张虹鸥, 王洋, 等. 2016. 广州市多类型商业中心识别与空间模式[J]. 地理科学进展, 35(8): 963-974. [Wu K M, Zhang H O, Wang Y, et al. 2016. Identify of the multiple types of commercial center in Guangzhou and its spatial pattern[J]. Progress in Geography, 35(8): 963-974.]
- 谢永俊, 彭霞, 黄舟, 等. 2017. 基于微博数据的北京市热点区域意象感知[J]. 地理科学进展, 36(9): 1099-1110. [Xie Y J, Peng X, Huang Z, et al. 2017. Image perception of Beijing's regional hotspots based on microblog data[J]. Progress in Geography, 36(9): 1099-1110.]
- 杨微石, 郭旦怀, 逯燕玲, 等. 2017. 基于大数据的文化遗产认知分析方法: 以北京旧城中轴线为例[J]. 地理科学进展, 36(9): 1111-1118. [Yang W S, Guo D H, Lu Y L, et al. 2017. Analyzing perception of cultural heritage sites based on big data: A case study of Beijing Central Axis[J]. Progress in Geography, 36(9): 1111-1118.]
- 杨振山, 龙瀛, Douay N. 2015. 大数据对人文: 经济地理学研究的促进与局限[J]. 地理科学进展, 34(4): 410-417. [Yang Z S, Long Y, Douay N. 2015. Opportunities and limitations of big data applications to human and economic geography: The state of the art[J]. Progress in Geography, 34(4): 410-417.]
- 易峥, 李继珍, 冷炳荣, 等. 2017. 基于微博语义分析的重庆主城区风貌感知评价[J]. 地理科学进展, 36(9): 1058-1066. [Yi Z, Li J Z, Leng B R, et al. 2017. Perception and evaluation of cityscape characteristics using semantic analysis on microblog in the main urban area of Chongqing Municipality[J]. Progress in Geography, 36(9): 1058-1066.]
- 尹芹, 孟斌, 张丽英. 2016. 基于客流特征的北京地铁站点类型识别[J]. 地理科学进展, 35(1): 126-134. [Yin Q, Meng B, Zhang L Y. 2016. Classification of subway stations in Beijing based on passenger flow characteristics[J]. Progress in Geography, 35(1): 126-134.]
- 张文忠, 李业锦. 2006. 北京城市居民消费区位偏好与决策

- 行为分析: 以西城区和海淀中心地区为例[J]. 地理学报, 61(10): 1037-1045. [Zhang W Z, Li Y J. 2006. Study on residents' shopping location preference and shopping location choice: A case on Xicheng and Haidian districts of Beijing[J]. *Acta Geographica Sinica*, 61(10): 1037-1045.]
- 甄峰, 席广亮, 秦萧. 2015. 基于地理视角的智慧城市规划与建设的理论思考[J]. 地理科学进展, 34(4): 402-409. [Zhen F, Xi G L, Qin X. 2015. Smart city planning and construction based on geographic perspectives: Some theoretical thinking[J]. *Progress in Geography*, 34(4): 402-409.]
- 钟炜菁, 王德, 谢栋灿, 等. 2017. 上海市人口分布与空间活动的动态特征研究: 基于手机信令数据的探索[J]. 地理研究, 36(5): 972-984. [Zhong W J, Wang D, Xie D C, et al. 2017. Dynamic characteristics of Shanghai's population distribution using cell phone signaling data[J]. *Geographical Research*, 36(5): 972-984.]
- 朱玮, 王德. 2008. 南京东路消费者的空间选择行为与回游轨迹[J]. 城市规划, (3): 33-40. [Zhu W, Wang D. 2008. Space choice behavior and multi-stop tracks of consumers in east Nanjing road[J]. *City Planning Review*, (3): 33-40.]
- Bodenhofer U, Kothmeier A, Hochreiter S. 2011. APCluster: An R package for affinity propagation clustering[J]. *Bioinformatics*, 27(17): 2463-2464.
- Calabrese F, Colonna M, Lovisolo P, et al. 2011. Real-time urban monitoring using cell phones: A case study in Rome [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 12(1): 141-151.
- Calabrese F, Reades J, Ratti C. 2010. Eigenplaces: Segmenting space through digital signatures[J]. *IEEE Pervasive Computing*, 9(1): 78-84.
- Clark C. 1951. Urban population densities[J]. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A*, 114(4): 490-496.
- Frey B J, Dueck D. 2007. Clustering by passing messages between data points[J]. *Science*, 315: 972-976.
- Gollege R G. 1997. Spatial behaviour: A geographical perspective[M]. New York: Guilford Press.
- Hagerstrand T. 1970. What about people in regional science? [J]. *Papers in Regional Science*, 24(1): 7-24.
- Iovan C, Olteanu-Raimond A M, Couronné T, et al. 2013. Moving and calling: Mobile phone data quality measurements and spatiotemporal uncertainty in human mobility studies[M]//Vandenbroucke D, Bucher B, Crompvoets J. *Geographic Information Science at the Heart of Europe*. Berlin, Germany: Springer: 247-265.
- Liu Y, Liu X, Gao S, et al. 2015. Social sensing: A new approach to understanding our socioeconomic environments [J]. *Annals of the Association of American Geographers*, 105(3): 512-530.
- Pei T, Sobolevsky S, Ratti C, et al. 2014. A new insight into land use classification based on aggregated mobile phone data[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 28(9): 1988-2007.
- Reades J, Calabrese F, Sevtsuk A, et al. 2007. Cellular census: Explorations in urban data collection[J]. *IEEE Pervasive Computing*, 6(3): 30-38.
- Rubio A, Sanchez A, Frias-Martinez E. 2013. Adaptive non-parametric identification of dense areas using cell phone records for urban analysis[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26(1): 551-563.
- Sevtsuk A, Ratti C. Explorations into urban mobility patterns using aggregate mobile network data[R]. MIT Portugal Program, 2008.
- Vajakas T, Vajakas J, Lillemets R. 2015. Trajectory reconstruction from mobile positioning data using cell-to-cell travel time information[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 29(11): 1941-1954.
- Yang X, Fang Z, Xu Y, et al. 2016. Understanding spatiotemporal patterns of human convergence and divergence using mobile phone location data[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 5(10): 177. doi:10.3390/ijgi5100177.

Urban space study based on the temporal characteristics of residents' behavior

ZHONG Weijing¹, WANG De^{2*}

(1. Hangzhou City Planning and Design Academy, Hangzhou 310012, China;

2. College of Architecture and Urban Planning Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: As the development of economy and society enters into the "new normal" stage in China, urban planning is also gradually transformed from the traditional incremental planning to inventory planning. It is important to explore the urban spatial dynamic functional characteristics, and to optimize the use of urban activity space based on people's needs, which would enhance the quality of urban space. Advancements of information, communication, and location-aware technologies have made collections of various passively generated datasets possible. These datasets provide new opportunities to understand spatial dynamic characteristics at a low cost and large scale. This study explored the classification of urban space and spatial dynamic characteristics based on a large mobile phone location dataset from Shanghai Municipality, China. The results suggest that the geographical differences of spatial dynamic patterns in Shanghai are evident. The diurnal activity curve is consistent with the patterns of human activity. There were significant differences in intensity of day-to-day activity fluctuations and weekday activities between downtown, sub-centers, and major employment centers. Affinity propagation clustering was introduced to identify the characteristics of urban spatial structure and identify the characteristics of urban space structure of liquidity and viscosity. Several distinct patterns were extracted, and the spatial distributions of the derived clusters highlight distinct human mobility patterns in different areas of the city. We then discuss the socioeconomic and demographic characteristics of the regions covered by different cluster types to gain insights of human mobility patterns in the context of urban functional regions. The findings could offer useful information for policy and decision making.

Key words: mobile phone signaling data; temporal characteristics; residents' behavior; spatial clustering; Affinity Propagation Clustering(AP); Shanghai