

上海中心城就业中心体系测度 ——基于手机信令数据的研究

丁亮, 钮心毅, 宋小冬

(同济大学建筑与城市规划学院, 上海 200092)

摘要: 利用手机信令数据识别上海市域内手机用户的工作地和居住地, 获取就业者的通勤数据, 测度上海中心城的就业中心体系。首先用就业者工作地数据生成就业密度分布图, 基于中心城的就业密度识别就业中心。随后, 用就业者工作地和居住地数据分别从就业密度和通勤联系两方面测度各中心的能级、分析各中心的腹地 and 势力范围。研究发现: ① 上海中心城的就业中心呈主中心强大的弱多中心体系; ② 就业密度越高的中心与其他地区的通勤联系一般也越强, 但通勤联系在各中心间的差异更显著; ③ 能级越高的中心腹地面积越大, 但势力范围不一定越大; ④ 相比于能级, 职住功能混合度对职住平衡的影响更大; ⑤ 缺少就业中心的地区势力范围呈交替状。本研究一定程度上能有助于解决既往就业中心体系研究因空间单元较大、缺少通勤数据在中心识别、通勤联系测度等方面受到的局限, 希望能为构建上海中心城就业多中心体系提供帮助。

关键词: 就业中心体系; 手机信令数据; 通勤; 上海中心城

DOI: 10.11821/dlxb201603011

1 引言

上海中心城是指上海外环线以内的城区, 面积约 664 km², 有约 1132 万常住人口和 417 万第三产业就业岗位, 以占全市行政辖区 10% 的面积集聚了全市 49.2% 的常住人口和 75.9% 的第三产业就业岗位^①。近年来, 随着土地资源愈发紧缺, 优化调整空间结构、完善中心城的多中心体系显得尤为重要。但是客观现实究竟如何? 例如就业岗位如何分布, 就业中心规模多大、就业者来自何处等, 如果无法准确把握这些基本特征, 为构建多中心体系而调整土地使用、建设交通设施、配置公共设施就有可能发生目标和效果的错位、偏移。从产业功能的角度, 城市中心的首要条件应是就业中心。对此, 已有学者开展了调查和测度工作, 认为上海中心城已形成了多个就业中心^[1], 有主次之分^[2], 就业中心体系正在向多中心、多层级、网络化方向发展^[2]。但前人收集数据时, 空间单元可能过大(例如以街道为单元), 无法在较大的空间单元内部再细分, 就业中心的边界只能和某个或几个空间单元重合, 与实际边界可能存在偏差^[1, 3-4], 且缺少对就业者通勤方向和范

收稿日期: 2015-09-01; 修订日期: 2015-11-15

基金项目: 同济大学高密度区域智能城镇化协同创新中心种子基金; 中央高校基本科研业务费专项资金
[Foundation: Seed Funds of China Intelligent Urbanization Co-creation Center for High Density Region; Fundamental Research Funds for the Central Universities]

作者简介: 丁亮(1986-), 男, 浙江绍兴人, 博士, 研究方向为城乡规划技术与方法。E-mail: 1310147dl@tongji.edu.cn

通讯作者: 钮心毅(1971-), 男, 浙江湖州人, 博士, 副教授, 研究方向为城乡规划技术与方法。

E-mail: niuxinyi@tongji.edu.cn

① 常住人口数据和就业岗位数据分别来自上海第六次人口普查和第二次经济普查。

② 付磊. 全球化和市场化进程中大都市的空间结构及其演化[D]. 上海: 同济大学, 2008.

围的研究。调查手段、基础资料是造成上述局限的主要原因。近年来随着移动通信的普及,手机用户的时空轨迹可以通过基站记录下来,可能改变上述不利局面。例如在上海中心城内,平均每个移动基站单元覆盖面积约 2.5 hm^2 ,远小于街道平均面积 830 hm^2 。笔者正是利用手机信令数据,试图在较小的空间单元上,通过分析就业者工作地分布、工作地与居住地的通勤联系来测度上海中心城的就业中心体系,为城市研究、城市规划提供基础信息。本文将侧重于以下4方面:①就业岗位如何分布,哪些地区就业最密集,以此来识别就业中心;②各中心的就业密度有多大、与其他地区的通勤联系有多强;③各中心吸引和辐射多大范围;④不同地区的就业者主要受哪个中心吸引。

2 相关研究综述

2.1 就业中心体系测度方法

就业中心识别一般以就业密度为依据。Giuliano等^[5]提出就业中心是指就业密度大于 $0.25\text{ 万人}/\text{km}^2$ 且就业岗位总数大于1万的地区,并用交通调查中的就业密度数据从洛杉矶1146个交通小区中识别出了32个就业中心(平均每个交通小区面积 800 hm^2),但无法识别密度较低和面积较小的就业中心。Mcmillen^[6]用交通调查数据,基于单中心空间结构的假设提出局部加权回归和半参数回归的方法,解决了识别较低密度就业中心的问题,但受统计单元面积($100\sim 1500\text{ hm}^2$)限制依然无法识别面积较小的就业中心。Vasanen^[7]利用 $250\text{ m}\times 250\text{ m}$ 栅格的通勤数据,用更简单的就业密度局部空间自相关(Local Moran's I)识别了芬兰3个城市的就业中心,避免了统计单元面积的影响,并将面积最大的聚类区识别为主中心,其余聚类区识别为次中心。由于有较小空间单元的就业岗位数据,中心范围不受统计单元影响,中心识别也不需要采用复杂的数学模型。因该精度的数据难以获取,当前国内的就业中心识别仍主要采用Giuliano或Mcmillen的方法^[1-4, 8-10]。

就业中心能级测度一般有就业规模(总量、密度)和功能联系(通勤、信息)两个方向。当前西方学术界的就业多中心体系研究分别用各中心就业岗位总量的均衡性测度形态多中心(Morphological Polycentricity)^[6, 11],用各中心通勤或信息联系强度的均衡性测度功能多中心(Functional Polycentricity)^[11]。其中功能联系的测度方法尚在探讨中:例如Green^[12]认为还应考虑通勤、信息联系量,联系量越大、越均衡越趋近于功能多中心;Vasanen^[7]则认为应考虑通勤联系的空间权重,与居住人口多的地区通勤联系越紧密,功能联系强度越大,用主次中心的就业者居住密度分布与所有就业者居住密度分布的最小二乘法直线决定系数(R^2)的比值表征功能多中心程度。上述研究虽未明确提出测度各中心能级的指标,但就业岗位总量和通勤联系强度其实表征了各中心的能级。例如Burger等^[11]用就业岗位总量表征形态多中心体系中各城市节点性(Nodality)的分值,用从研究区域之内、城市之外进入城市的通勤联系量表征功能多中心体系中各城市内部中心性(Internal Centrality)的分值。国内的就业中心体系研究则一般采用经济普查的就业岗位数据,以街道为空间单元,通过就业密度识别中心再依据密度进行能级划分^[1-4, 8-10],属基于就业规模的能级测度方法,基于功能联系的能级测度限于通勤数据较难获取还难以开展^[1]。

腹地、势力范围也是就业中心体系研究的内容,但当前研究多在区域层面开展,一般将城市作为整体,利用人口、交通等数据测度城市与区域其他地区之间的相互联系^[13-14]。城市内部的就业中心腹地、势力范围研究因数据统计的空间单元较大,难以分析各中心就业者来自何处还难以开展。

2.2 基于手机数据的研究探索

就业中心体系研究需要就业岗位数据和通勤联系数据。经济普查虽可获取各企业的就业岗位数据,但公开数据的最小空间单元(街道)相对就业中心可能过大^[1, 3-4]或与实际就业中心范围不吻合,有可能会降低就业中心的实际密度,导致某些实际存在的就业中心未能被识别;且经济普查数据不包含通勤信息,无法从功能联系的角度测度就业中心。调查数据虽可同时获取这两类数据,但在城市尺度普通研究者的调查样本量难以支撑研究;交通调查抽样率较低^③、缺少就业地抽样,且原始数据不公开,经汇总后的公开数据的空间单元精度与经济普查类似,无法对研究有实质性帮助。

近年来出现的移动定位大数据(如手机数据、出租车GPS数据、公交刷卡数据等)实时记录了用户的时空轨迹,通过数据分析可从中获取人流密度或通勤联系等数据,已有学者利用这些数据开展了城市空间研究^[15-25],空间单元一般可控制在100 hm²内,统计的用户数量往往在百万级别以上,一定程度上有助于解决过去数据缺陷造成的影响。

本文利用的手机信令数据实时记录了手机用户在发生通话、收发短信、切换基站、位置更新等事件时手机连接的基站位置,通过分析手机用户的时空轨迹可从中获取用户的通勤信息作为就业中心体系研究的基础数据。当前已有学者利用手机数据通过工作地、居住地识别研究与就业通勤相关的问题。例如Ahas等^[26]用连续12个月的手机通话数据识别了约45%的用户工作地和居住地;Becker等^[25]用Morristown约13 km²内35个基站在两个月中记录的手机话单数据(平均每个基站单元面积约37 hm²)识别用户工作地和居住地,并用识别数据分析了Morristown的就业者居住地,得到了该城市的通勤范围。许宁等^[27]用1天的手机定位数据、结合用地性质识别了约28%的用户工作地和居住地,并用识别数据分析了深圳3个典型居住区和就业区的通勤特点。上述研究中,居住地识别结果与人口普查的相关系数分别为0.86、0.81、0.95,说明通过手机数据识别的居住人口分布可反映较真实的人口分布情况。但已有研究还未能探讨就业中心体系。

3 数据来源及初步处理

本文采用上海移动2011年连续5个普通工作日的手机信令数据,包括经加密的唯一用户识别号(匿名编号,不涉及个人信息)、信令类型、信令发生的时间、信令发生时手机连接的基站等内容。在市域范围内平均每天有约1700万用户的信令数据,共约8亿条记录,这些数据通过5.9万个基站(中心城内约2.7万个基站,平均每个基站单元面积约2.5 hm²)对手机用户进行空间定位,空间单元精度远高于街道(中心城涉及116个街道,平均每个街道面积约830 hm²)。

考虑到就业有多种规律,例如某些就业者只上下午班,某些作三休一,某些工作地不固定,对城市空间的使用随时间变化而不同,使就业中心在不同时间形成不同的中心体系。为简化研究,本文仅研究由最普遍的8小时工作制、有固定工作地的就业者集聚形成的就业中心。依据这一规律处理数据:选取工作日典型工作时间的10:00、11:00、14:00、15:00、16:00为识别工作地的特征时间点^④。若某一手机用户每天至少有3个时间点在同一基站或附近1000 m内的基站,就将该基站识别为该日该用户的工作地,若连续

③ 上海市第四次综合交通调查抽样率0.75%。

④ 由于只有在用户发生信令事件时才会产生记录,考虑到信令类型中的周期性更新时间间隔为2小时(即用户即使未触发其他类型信令也会每隔2小时记录一次用户连接的基站),特征时间点用户连接的基站即为之前两小时用户产生最后一条记录时所连接的基站。例如计算10:00用户连接的基站需要计算8:00-10:00用户最后一条记录连接的基站。

5个工作日内至少有3个代表工作地的基站位置相同或在附近1000 m内^⑤,就将该基站识别为该用户的工作地。夜间选取休息时间00:00、01:00、02:00、03:00、04:00为识别居住地的特征时间点,用同样的方法识别出代表用户居住地的基站^⑥。最终从约1700万常住用户(5个工作日内至少出现过3次的用户)中识别出约1296万用户的工作地、约1239万用户的居住地。其中约1002万用户能同时识别出工作地和居住地,识别率约59%。对比类似的研究^[26-27],这一识别率可以接受。

识别结果中有约322万用户的通勤距离是0 m(工作地和居住地代表的基站相同),这部分用户有可能是日夜都位于同一地点的退休者、家庭主妇等;也有可能是日夜都位于同一基站覆盖范围内的就业者,考虑到有64.6%的这类就业者位于中心城外。经权衡后最终使用通勤距离大于0 m的约680万(其中中心城约326万)用户的通勤数据(表1)^⑦。以全市就业岗位1252万^①估计,抽样率约为54.3%。

为检验上述识别方法的准确率,笔者以中心城116个街道为空间单元,检验六普常住人口和用手机信令数据识别的全部居住人口的线性相关性。经计算,两者呈正相关,通过99%的置信区间检验,相关系数0.84,属极强相关。对比类似的研究^[25-27],考虑到移动手机用户数及符合本文就业规律的就业者在各街道占比不一致等误差,这一识别准确率可以接受。用该方法识别的居住地基本能反映真实的居住空间分布。关于工作地识别准确率的检验因经济普查原始数据不公开,现阶段无法实现。考虑到本文仅研究在固定工作地停留8小时的就业者,其在工作地的时空轨迹特征与居住地较相似,用居住地识别方法识别的工作地也应能基本反映就业者真实的工作空间分布。

4 就业中心识别和能级测度

4.1 就业中心识别

将从手机信令数据中获取的就业者通勤数据按代表工作地的基站汇总,得到每个基站连接的就业人数。但现实中就业者并非完全位于基站所在位置,而是位于基站覆盖范围内的某一地点。为模拟真实的就业者密度分布情况,在ArcGIS 10.2中以800 m为搜索半径做核密度(Kernel Density)分析,将每个基站连接的就业人数分摊到200 m×200 m的栅格中,每个栅格的属性值就代表该栅格的就业密度。

表1 用户通勤数据

Tab. 1 The attributes of commuting raw data of mobile users

用户编号	代表工作地的 基站编号	代表工作地的 基站经度	工代表工作地 的基站纬度	代表居住地的 基站编号	代表居住地的 基站经度	代表居住地的 基站纬度	通勤距离(m)
1	633962xxx	121.59xxx	31.21xxx	633439xxx	121.63xxx	31.20xxx	3828.798
2	617533xxx	121.12xxx	30.99xxx	617532xxx	121.12xxx	30.99xxx	725.2021
3	615008xxx	121.38xxx	31.16xxx	615012xxx	121.36xxx	31.16xxx	2655.077
.....

注:原始匿名用户编号已用1, 2, 3,....., n的唯一ID号代替;基站编号和经纬度末三位隐去,以“x”表示。

⑤ 移动基站定位在城区可能存在800 m左右的误差,且受基站负荷、信号被建筑物遮挡等因素影响,用户连接的基站可能并非距离最近的基站,因此设定1000 m的误差允许值。通过多个时间点、多日数据的识别可尽量保证识别到的就业地和居住地代表的基站为距用户真实就业地和居住地最近的基站。

⑥ 若用户关机,其在特征时间点连接的基站计为关机时的位置。由于采用了重复率算法,用户发生规律性关机行为仍能识别为工作地或居住地,因手机没电引起的偶尔关机不会影响识别结果。

⑦ 即使去除了通勤距离是0 m的用户也不能完全保证其余用户均为就业者,因为部分用户的作息规律与就业者相似但并非进行就业活动,例如学生、退休者等。

确定核密度分析的搜索半径时,考虑了以下两个方面。首先,根据Becker等^[25]的研究,将基站连接的就业人数转换为就业密度需要考虑每个基站的覆盖范围,选取Morristown一个基站的覆盖范围,约2.6 km² (半径910 m) 折算就业密度较合理。基站覆盖范围受信号塔高度、信号发射强度、地形和建筑物遮挡等因素影响,每个城市会有不同,同一城市内不同地区可能也会存在较大差异。上海中心城内基站覆盖半径约500~1000 m (部分基站覆盖范围重叠),部分地区基站间距小于500 m。若搜索半径小于500 m,核密度分析结果会出现较多密度未覆盖地区,与现实情况不符。其次,核密度分析采用二次核函数在搜索半径内以核曲线上的纵轴(核表面)值分配密度,每个栅格的密度为叠加在栅格上的所有点的核表面值之和,增大搜索半径虽然会使栅格叠加更多点的核表面值,但计算每个核表面值时会除以更大的面积,因此半径变化不会使计算结果发生很大变化,更大的半径会得到更加概化的输出栅格,适合更大的分析尺度^⑧。考虑到研究尺度为中心城(南北长约26 km,东西宽约28 km),还需要对更小尺度的就业中心进行分析,搜索半径取800 m较合适。

随后,根据ArcGIS提供的自然间断点分级法(Natural Breaks),将就业密度值分为5个等级显示(该方法可获得组间差异最大,组内差异最小的效果)。利用自然间断点分级法特点,将就业密度数值较高的栅格分别划入一级、二级密度分组。使用局部Moran's I指数,以反距离法表达空间关系,取800 m距离阈值,在1%显著性水平下选出就业密度的高值聚类区。根据以就业密度判断就业中心的方法,将位于高值聚类区、密度等级高于二级、面积不小于19 hm²^⑨的地区识别为就业中心。

内环内的就业中心呈面状集聚(图1)。根据一级密度分布情况、对就业中心的传统认知以及《上海市中心城分区规划(2004)》(下文简称分区规划)中确定的公共中心及其范围,将这些中心再分为陆家嘴、徐家汇、南京西路等13个中心,与内环外的新曹杨高新技术园区、虹桥涉外贸易中心等6个中心共同构成上海中心城就业中心体系。这些就业中心以只占中心城7.7%的面积集聚了33.8%就业岗位。

从空间分布来看,就业中心呈现较显著的弱多中心体系。各中心主要沿地铁2号线两侧分布,在浦西内环内集聚形成就业集聚区,包括11个就业中心,面积42.6 km²,浦西内环以北和浦东内环以外无符合识别条件的就业中心。与分区规划相比,规划确定的市级主中心基本已经形成,范围远超规划。市级副中心只有徐家汇建设成型,真如、江湾一五角场和花木尚无可识别的就业中心。曹安、新曹杨高新技术园区、曹杨路、虹桥临空经济园区、漕河泾经济园区是规划之外新形成的就业中心。

4.2 就业中心能级测度

根据研究综述,可用就业规模和功能联系测度就业中心能级。本文分别选用就业密度和考虑了空间权重的通勤联系测度。某中心的就业密度越高说明该中心单位面积对就业者的吸引力越强,相应的就业密度视角的能级也越高。某中心与就业者居住密度高的地区通勤联系越紧密,说明该中心对更多就业者的就业和居住空间选择产生影响,其空间影响力越强,相应的通勤联系视角的能级也越高。

4.2.1 就业密度视角的能级 图1中各中心的就业密度如表2所示,将就业密度以极小化方法做标准化处理(各中心的就业密度除以最高密度中心的密度值)得到就业密度视角的能级,为便于比较,再用自然间断点分级法将能级分为高、中、低3个等级,分别表

⑧ ArcGIS10.2帮助文件“核密度分析的工作原理”。

⑨ 依据《上海市中心城分区规划(2004-2020)》中市级中心最小面积19 hm²确定,本文研究的就业中心相当于分区规划中的市级中心。

示一级中心、二级中心、三级中心。各中心的等级呈圈层状由中心（人民广场）向外递减（图2），表明从就业密度来看，就业中心呈主中心（一级中心）强大的弱多中心体系。一级中心基本符合传统认知、集中于人民广场附近，二级中心位于一级中心外围。一级、二级中心基本是分区规划确定的中心。三级中心多为新兴中心，基本位于中心城西部外环线周边，与人民广场距离较远且面积较小。

4.2.2 通勤联系视角的能级
 将就业者按其工作地所在的就业中心分类，代表居住地的基站以800 m为半径做核密度分析，生成200 m×200 m的栅格密度图，表示各中心就业者居住密度分布。根据Vasanen提出的与居住人口多的地区通勤联系越紧密，功能联系强度越大的方法^[7]，以栅格为单元计算各就业中心与所有就业者居住密度分布的最小二乘法直线决定系数（ R^2 ），某中心的 R^2 越大说明两者分布的一致性越高，该中心与就业者居住密度高的地区通勤联系越强。图3是上述测度方法的示意，SC1中心的就业者居住密度分布与所有就业者居住密度分布的一致性明显比SC2中心高，表明SC1中心与就业者居住密度越高的地区通勤联系越强，其能级也越高。

图4为南京西路和曹安的 R^2 计算结果。每个散点表示中心城内的一个栅格，横坐标表示就业中心的就业者居住密度在各栅格上的值，纵坐标表示所有就业者居住密度在各

栅格上的值，纵坐标表示所有就业者居住密度在各

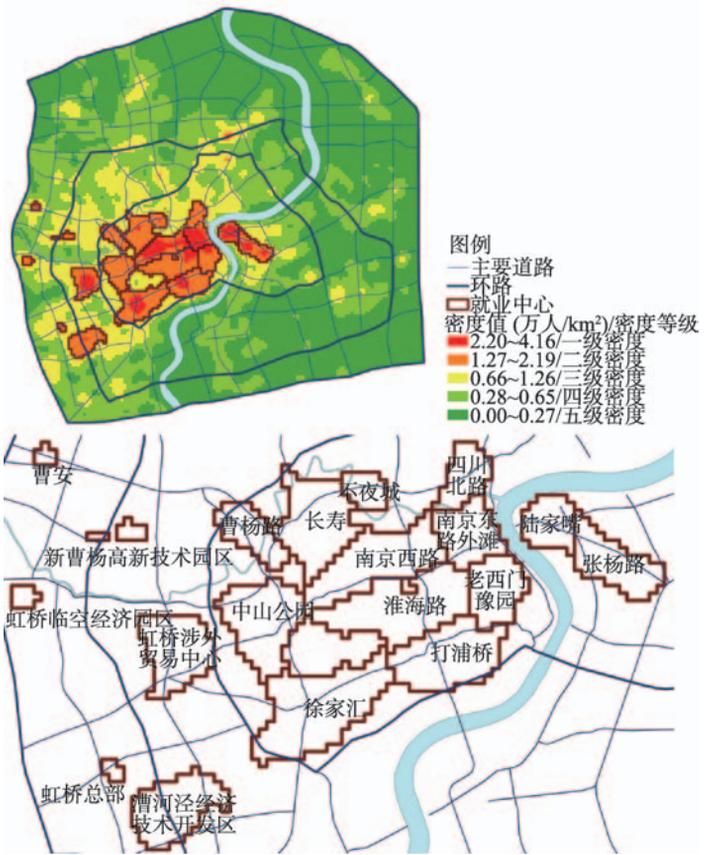


图1 上海中心城就业密度及就业中心
 Fig. 1 The pattern of employment density and employment centers in central city of Shanghai

表2 上海中心城各中心就业密度(万人/km²)

Tab. 2 The employment density for each center in central city of Shanghai (万人/km²)

名称	就业密度	名称	就业密	名称	就业密度	名称	就业密度	名称	就业密度
南京东路外滩	2.42	南京西路	2.07	陆家嘴	1.85	淮海路	1.84	老西门豫园	1.80
打浦桥	1.77	虹桥涉外贸易中心	1.64	徐家汇	1.60	张杨路	1.58	长寿	1.57
四川北路	1.49	中山公园	1.43	漕河泾经济技术开发区	1.42	不夜城	1.41	曹杨路	1.31
新曹杨高新技术园区	1.22	虹桥凌空经济园区	1.21	虹桥总部	1.18	曹安	1.15		

注：就业密度指能同时识别出工作地和居住地的用户的就业密度，并不代表真实的就业密度。

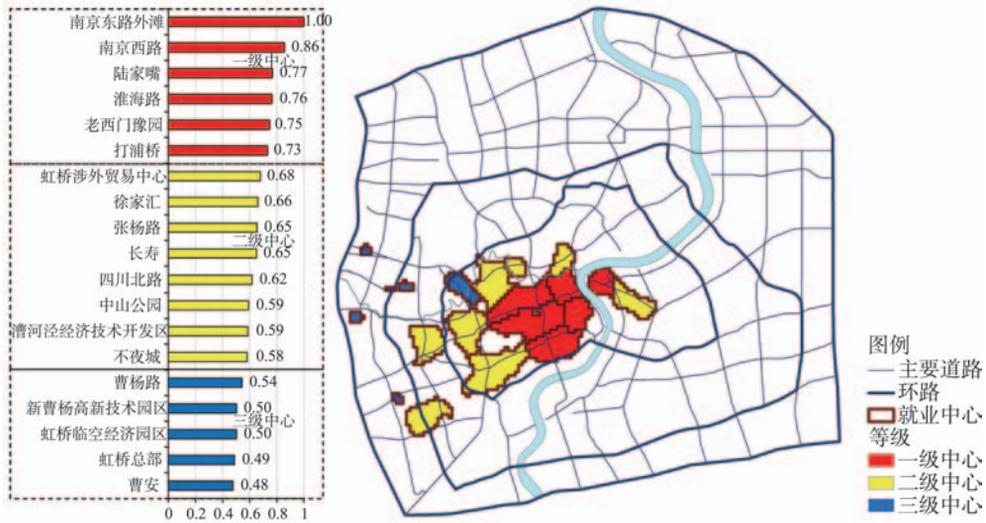


图2 上海中心城就业密度视角的就业中心能级和等级

Fig. 2 The density grade of each employment center in central city of Shanghai

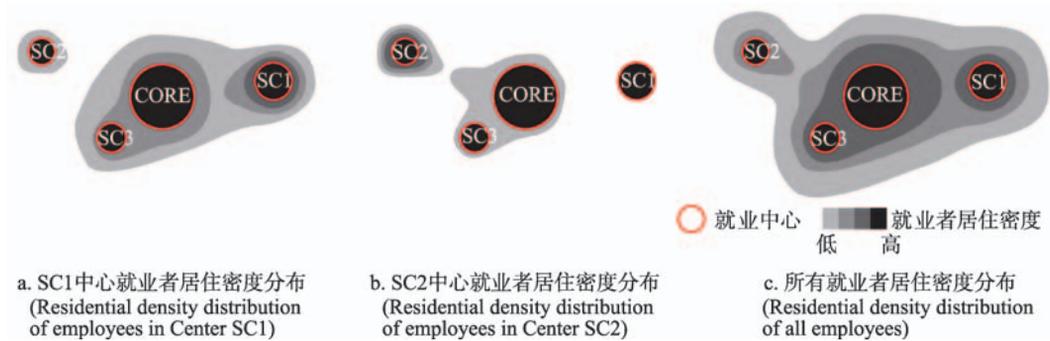
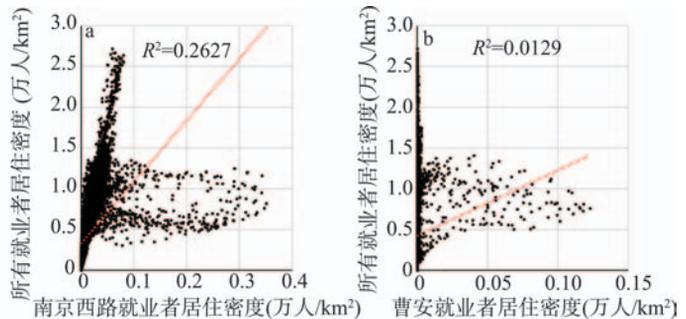


图3 上海中心城通勤联系视角的能级测度方法示意^[7]

Fig. 3 Measuring method for employment centers' level in the perspective of commuting connection in central city of Shanghai

栅格上的值。若某一中心就业者居住密度与所有就业者居住密度分布一致，散点应分布在一条直线上， R^2 为1。但现实中并不存在这种情况，因此，只要在所有就业者居住密度高的栅格中该中心的就业者居住密度也较高，则 R^2 越高，越趋近于1。根据计算， R^2 最大的南京西路为0.2627，最小的曹安为0.0129（表3）。说明南京西路的就业者居住密度分布与所有就业者居住密度分布的一致性高于曹安。其余17个就业



注：就业者居住密度指能同时识别出工作地和居住地的用户的居住密度，并不代表真实的居住密度。

图4 上海中心城两个典型中心 R^2 计算结果
Fig. 4 The correlation estimation for two typical cases in central city of Shanghai

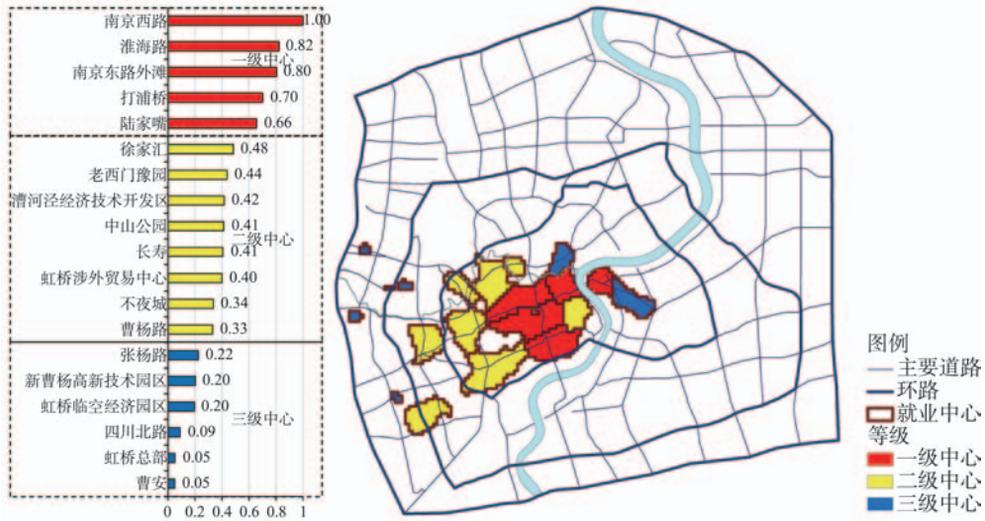


图5 上海中心城通勤联系视角的就业中心能级和等级

Fig. 5 The commuting level of each employment center in central city of Shanghai

表3 上海中心城各中心R²

Tab. 3 The correlation results for each center in central city of Shanghai

名称	R ²	名称	R ²	名称	R ²	名称	R ²	名称	R ²
南京西路	0.2627	淮海路	0.2161	南京东路外滩	0.2114	打浦桥	0.1842	陆家嘴	0.1724
徐家汇	0.1274	老西门豫园	0.1150	漕河泾经济技术开发区	0.1092	中山公园	0.1083	长寿	0.1066
虹桥涉外贸易中心	0.1049	不夜城	0.0882	曹杨路	0.0865	张杨路	0.0590	新曹杨高新技术园区	0.0533
虹桥凌空经济园区	0.0515	四川北路	0.0231	虹桥总部	0.0130	曹安	0.0129		

中心的R²如表3所示。

将各中心的R²标准化后得到通勤联系视角的能级，用自然间断点分级法分为3个等级。部分中心的能级发生了变化（图5）：老西门豫园从一级降为二级，四川北路、张杨路从二级降为三级，曹杨路从三级升为二级。但总体上，各中心的等级同样呈由中心向外圈层递减的规律，一级中心仍然集中在人民广场附近。表明从通勤联系来看，就业中心依然呈主中心强大的弱多中心体系。

4.2.3 两个视角的能级比较 就业密度视角的能级表征了各中心单位面积对就业者的吸引力大小，通勤联系视角的能级表征了各中心对空间的影响力强弱。两者呈线性正相关（通过99%置信区间检验，相关系数0.85，属极强相关）。表明吸引力越大的中心空间影响力一般也越强（图6）。

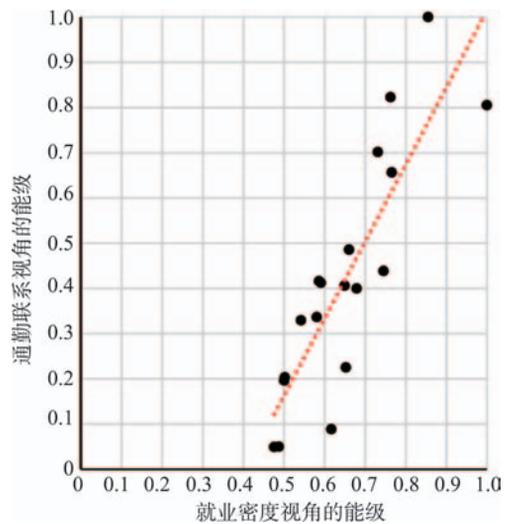


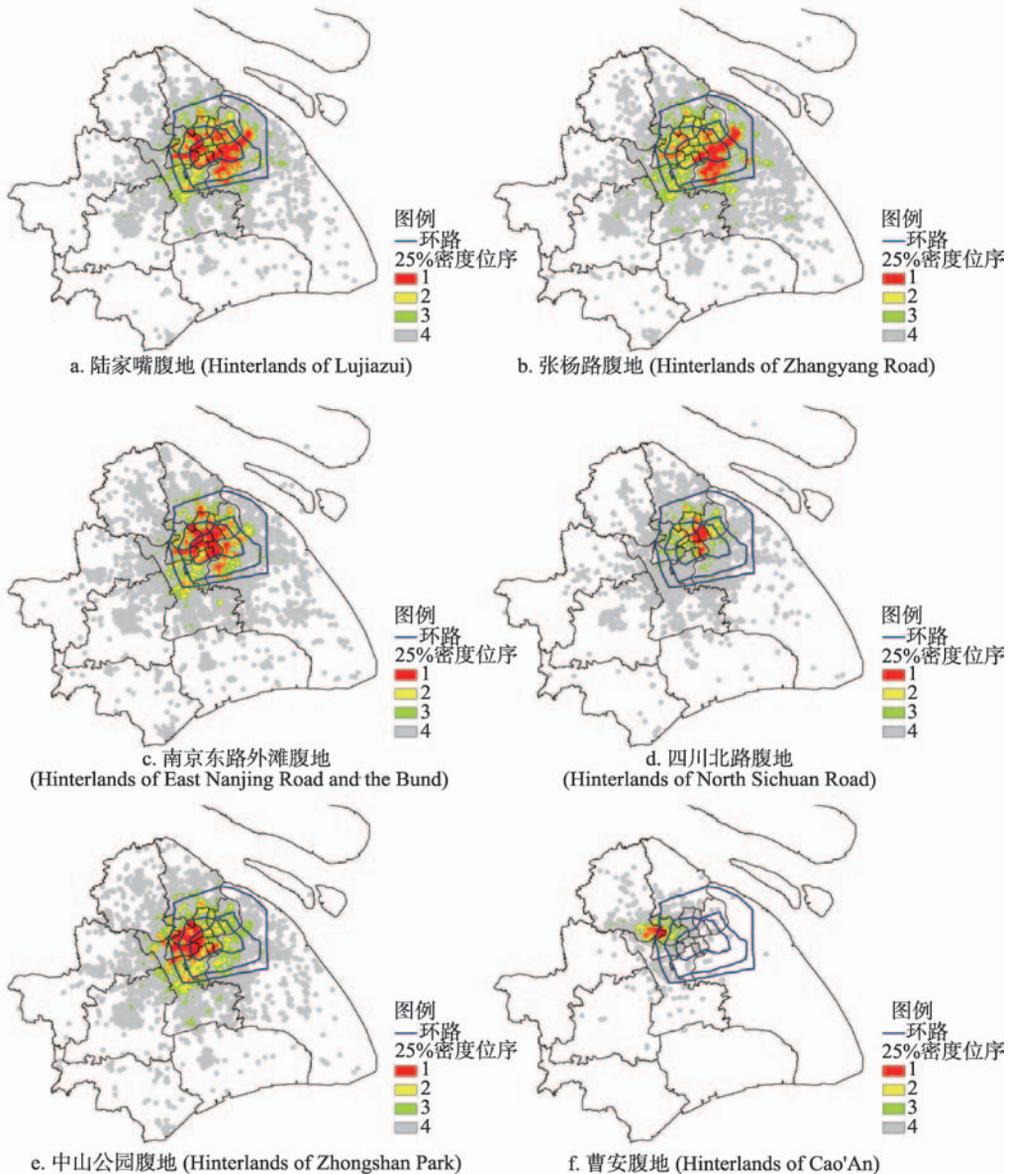
图6 上海中心城就业密度和通勤联系视角的能级比较

Fig. 6 The correlation test of employment density and commuting level in central city of Shanghai

为比较两个视角下就业中心发展的均衡程度，计算各中心能级的标准差。就业密度视角下上海中心城就业中心能级的标准差为0.14，通勤联系视角下能级的标准差为0.27，表明从通勤联系来看，各中心发展较不均衡。

以往受数据制约，判断就业中心能级的依据多是就业密度，通过直观的密度表征能级大小。但通过通勤联系视角的能级测度发现：

(1) 依据就业密度，各中心对就业者吸引力差异不大，能级最高的南京东路外滩和最低的曹安也仅相差1.1倍，但依据通勤联系，各中心对空间的影响力却呈现出较大差异，能级最高的南京西路和最低的曹安相差达19倍。这种现象可能是由区位和交通条件



注：由于各中心就业者居住密度的数值差异较大，难以使用相同的密度值标准分级，故采用分位数的方法分级。依据四分位数间断值取25%、50%、75%，将密度值位于前25%位序的栅格确定为就业者居住密度的高值区。

图7 上海中心城典型就业中心腹地

Fig. 7 Hinterlands of the typical employment centers in central city of Shanghai

造成的。例如,南京西路位于城市中心地区、有4条地铁线穿越,3个地铁站点,能从全市范围吸引就业者前来就业,且其主要腹地处于静安区、虹口区等就业者居住密度较高的地区;而曹安位于中心城西部,尚无地铁线,仅能从周边就业者居住密度相对较低的地区吸引就业者(图7)。

(2)整体上就业密度越高的中心通勤联系一般也越强,但依然存在个别例外,部分传统认知上能级较高的中心与其他地区的通勤联系较弱。如张杨路、长寿、四川北路就业密度高于漕河泾经济技术开发区和中山公园,但从通勤联系来看恰恰相反,四川北路的能级远低于中山公园,只有后者的1/5。从区位和交通条件来看,中山公园和四川北路差异不大,甚至四川北路交通条件更好。四川北路的能级较低可能与其就业岗位类型有关。中山公园有较多生产性服务业岗位(IT、设计等),对就业者学历、专业能力的要求较高,就业者来自全市范围;相比而言,有较多消费性服务业岗位的四川北路对就业者的要求不高,就业者多来自周边地区(图7)。

4.2.4 就业中心综合能级 就业密度和通勤联系视角的能级虽然呈显著的线性正相关,但两者不一定完全一致,就业密度高的中心通勤联系有可能相对较弱。因此,就业中心的能级需要从就业密度和通勤联系两方面共同测度,只有就业密度高且通勤联系强的中心才能认为具有较高能级,以两者能级的乘积表征综合能级(下文若无说明,能级均指综合能级)。

$$\text{综合能级} = \text{就业密度视角的能级} \times \text{通勤联系视角的能级} \quad (1)$$

经计算,南京西路、南京东路外滩等5个中心属于一级中心,老西门豫园、徐家汇等8个中心属于二级中心,张杨路、新曹杨高新技术园区等6个中心属于三级中心(图8)。

5 就业中心的腹地和势力范围分析

5.1 就业中心的腹地分析

腹地是指就业中心吸引和辐射的范围,即就业中心的就业者居住密度分布的范围。为比较各中心主要吸引和辐射地区的范围和分布,将密度值按分位数分为4个等级,25%

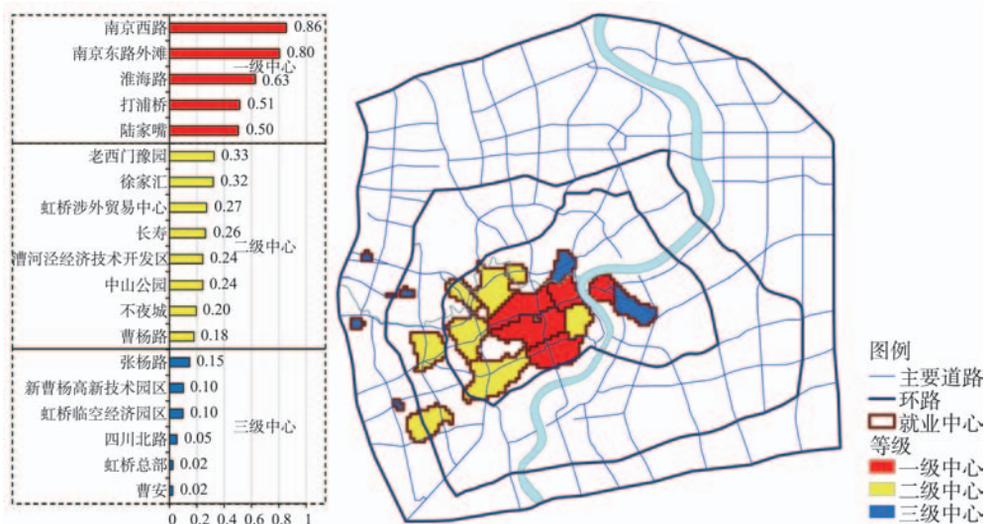


图8 上海中心城就业中心能级和等级

Fig. 8 The grade of employment center in central city of Shanghai

密度位序为1的地区为就业者居住密度的高值区(图7)。虽然张杨路紧邻陆家嘴,且腹地面积和陆家嘴相差不大,但其就业者居住密度高值区主要位于浦东,而陆家嘴的就业者居住密度高值区则在浦东和浦西均有分布。同样是两个紧邻的就业中心,四川北路和南京东路外滩的对比则更为显著,四川北路的腹地面积更小,且其就业者居住密度高值区主要位于中心城北部的虹口区。而南京东路外滩的腹地面积更大,就业者居住密度高值区遍布浦西和浦东陆家嘴、世博园。

将腹地面积标准化得到腹地面积指标,测度其与能级的关系。随着能级的提高,腹地面积指标逐渐增加(图9),两者呈对数正相关(通过99%的置信区间检验,相关系数0.85,属极强相关)。说明就业中心所能吸引和辐射的范围与能级有较大关系,能级越高范围越大,但随着能级提高,范围的增加幅度逐渐减小。

另一方面,腹地面积越大反映了就业者通勤距离可能越长,一般认为能级较高的中心职住平衡比例较低。为检验就业中心能级和职住平衡比例的关系,将代表工作地和居住地基站的直线距离4000 m(按1.4的非直线系数估算,4000 m基站距离约为5600 m实际路网距离或4~6站地铁距离)作为判断就业者是否达到职住平衡的标准,计算各中心的职住平衡比例。就业中心的职住平衡比例总体上呈随能级下降而提高的趋势,且多数就业中心的平均通勤距离大于中心城平均值4584 m(图10)。其中陆家嘴的职住平衡比例最低(0.36),远低于中心城所有就业者的职住平衡比例(0.61),平均通勤距离长达7781 m(按1.4的非直线系数估算,实际可能超过10000 m)。其次是南京东路外滩、南京西路等传统就业中心。但也有例外,老西门豫园的职住平衡比例高达0.81,甚至高于中心城(0.61);平均通勤距离也只有2681 m,远低于中心城。经计算,能级和职住平衡比例的相关性并不强(虽能通过99%的置信区间检验,但相关系数仅为-0.60),说明就业中心的能级并不是影响职住平衡的决定性因素。

究其原因,老西门不仅是就业中心还是传统高密度居住地区,本身就有较多居住功能。根据Mcmillen等^[28]的研究,就业者一般愿意承担更高的住房成本居住在工作地附近以减少通勤时间。对就业中心来说,若能提供较多的居住选择、提高职住功能混合度,就能提高职住平衡比例。以就业密度和居住密度的比值表征职住功能混合度(比值越趋近于1混合度越高,比值越高就业功能越多、比值越低居住功能越多相应的混合度越

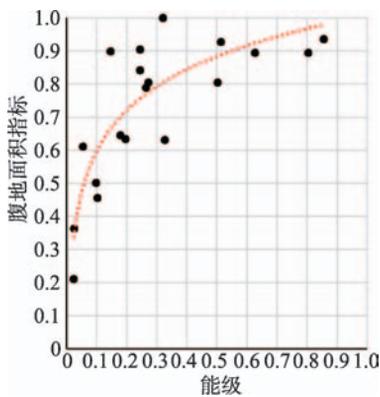


图9 上海中心城能级和腹地面积指标相关性检验

Fig. 9 The relationship between the level and the size of hinterland in central city of Shanghai

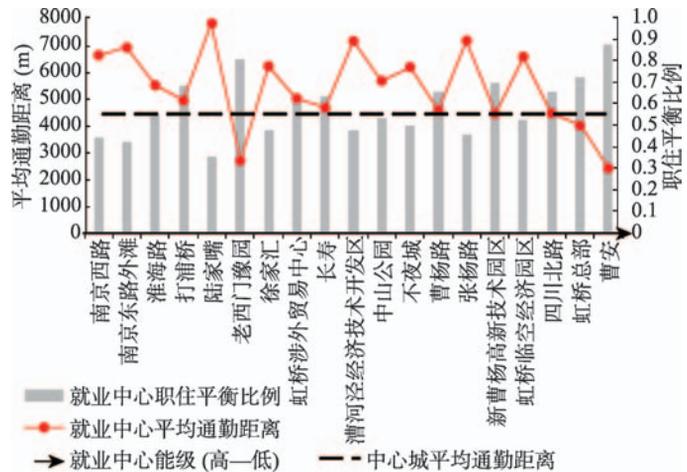


图10 上海中心城就业中心职住平衡比例和平均通勤距离

Fig. 10 The level of job-housing balance and the average commuting distance for employment centers in central city of Shanghai

低),测度就业中心职住功能比与职住平衡的关系。两者呈幂函数负相关(通过99%的置信区间检验,相关系数-0.81)(图11)。职住平衡比例高于0.6(60%以上就业的者通勤直线距离小于4000 m)的就业中心,职住功能比多数不超过1.5,即每规划3个就业岗位需要至少配套可供2个就业者居住的居住单元才有可能使就业中心有较高的职住平衡比例。说明在规划中为缓解就业中心职住分离问题,倡导就业中心自身的就业、居住功能混合是有效的方法。即使是能级较高的就业中心也能通过职住功能混合提高职住平衡。

5.2 就业中心的势力范围分析

势力范围是指由就业者居住密度占主导的就业中心划分的空间单元。以第293393号栅格为例,各中心就业者居住密度在该栅格上的值如表4所示,南京西路最高,该栅格属于南京西路的势力范围。据此每个栅格都可确定属于哪个就业中心的势力范围,且每个栅格只属于一个中心。由图12得到以下4点结论:①各就业中心自身就是其势力范围;②势力范围存在飞地;③黄浦江对势力范围的空间分隔作用较明显,浦西、浦东的就业中心基本被局限在各自范围内;④离就业中心较远的地区势力范围呈交替状。

具体来看,中心城北部的大部分地区是南京东路外滩、南京西路、长寿的势力范围,南京西路在浦西中环以北占据较多势力范围,南京东路外滩在地铁1号、3号线北段周边有到较多的势力范围。中心城西南大部分地区是虹桥涉外贸易中心、漕河泾经济技术开发区、徐家汇的势力范围,三者的界线较清晰。浦东大部分地区是张杨路的势力范围,陆家嘴的势力范围主要沿地铁2号线和浦东北部黄浦江一带分布,而世博园以南则成为了淮海路、打浦桥、南京西路、徐家汇等中心的势力范围交替区。距就业中心较远的中心城北部、东部邻近外环线地区是南京东路外滩、南京西路、陆家嘴等中心的势力范围交替区。

值得注意的是陆家嘴基于通勤联系视角的能级较高而势力范围并不大,这是由于陆家嘴的腹地主要位于浦西,但与南京东路外滩、南京西路相比,其就业者在浦西的居住密度并不高,而在浦东大部分地区,陆家嘴的就业者居住密度又不如张杨路高。老西门豫园、淮海路等中心也存在类似情况。因此,就业中心的势力范围面积虽然和腹地面积仍存在较弱的相关性(相关系数0.55,能通过95%的置信区间检验),但与能级基本不相

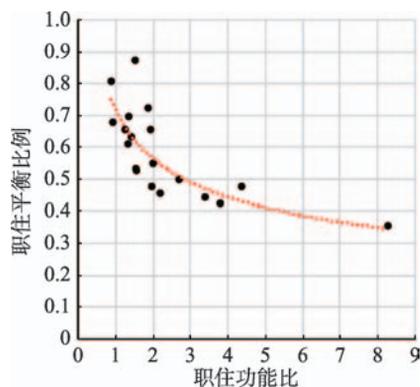


图11 上海中心城职住功能比和职住平衡比例相关性检验

Fig. 11 The relationship of the mix level of job-housing and the level of job-housing balance in central city of Shanghai

表4 293393号栅格中各中心就业者居住密度(人/km²)

Tab. 4 The residential density of each center in the grid of No. 293393 (人/km²)

名称	就业者居住密度	名称	就业者居住密度	名称	就业者居住密度	名称	就业者居住密度	名称	就业者居住密度
南京西路	3509.90	长寿	1351.13	淮海路	341.82	南京东路外滩	243.02	陆家嘴	162.75
中山公园	152.68	徐家汇	145.32	打浦桥	110.26	不夜城	90.25	虹桥涉外贸易中心	89.60
曹杨路	81.83	张杨路	68.88	漕河泾经济技术开发区	57.41	老西门豫园	46.00	四川北路	28.17
新曹杨	9.26	虹桥凌空经济园区	8.94	虹桥总部	0.07	曹安	0.02		

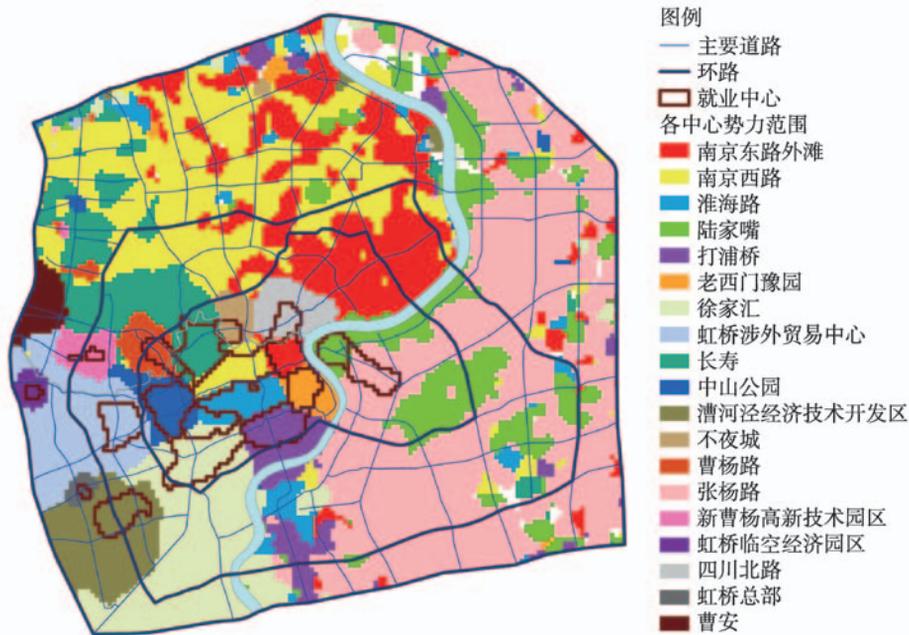


图12 上海中心城就业中心势力范围

Fig. 12 The influence areas of each employment center in central city of Shanghai

关（相关系数仅为0.39，未能通过90%的置信区间检验）。

通过势力范围的分析可知，就业中心周边势力范围划分较明确，无就业中心的地区势力范围呈交替状，两者形成了较鲜明的对比。在浦西内环以北和浦东内环以外，特别是在势力范围交替较显著的地区增加新的就业中心是构建就业多中心体系的有效手段。

6 结论和讨论

6.1 结论

针对既往就业中心体系研究缺少较小空间单元的就业者通勤数据的问题，利用手机信令数据从约1700万常住用户中获取了约680万用户的就业通勤数据，其中中心城326万用户的通勤数据可通过2.7万个基站进行空间定位。无论是样本量（就业者抽样率54.3%）还是空间单元精度（中心城平均每个基站单元面积约2.5 hm²）均远高于传统调查、统计数据。在此基础上用就业密度识别就业中心，分别用就业密度和通勤联系测度就业中心能级，用各中心就业者居住地分布划分腹地、就业者居住密度占比划分势力范围。

研究发现：① 上海中心城就业岗位主要集聚在地铁2号线两侧，浦西内环以北和浦东内环以外无高密度就业集聚区；② 就业中心的等级呈圈层状由中心向外递减，呈主中心强大的弱多中心体系；③ 陆家嘴、南京东路外滩等传统认知上的就业中心的就业密度普遍较高、与其他地区的通勤联系较强，吸引和辐射范围也较大；④ 相比于就业密度，各中心与其他地区的通勤联系差异更加显著；⑤ 能级越高的中心职住平衡比例不一定越低，职住平衡与职住功能混合度的关系更大，混合度越高职住越平衡。⑥ 缺少就业中心的浦西内环以北和浦东内环以外地区是多个就业中心的势力范围交替区。

6.2 讨论

6.2.1 关于手机信令数据特点 手机信令数据是一种由事件激发的时空轨迹数据，存在时

空分辨率较低的特点。本文通过单日日间 10:00-16:00、夜间 00:00-04:00 各 5 个特征时间点,一周 5 个工作日,设定 60% 的重复率反复识别,尽量保证识别到的就业地和居住地代表的基站为距用户真实就业地和居住地最近的基站。虽然基站定位可能会存在数百米误差,在上海中心城 664 km² 范围内测度就业中心,手机信令数据的空间分辨率还是可以接受的。

经济普查有就业者真实的就业地数据,人口普查有就业者真实的居住地数据,比用手机信令数据识别的就业地和居住地更加准确。但经济普查的就业地、人口普查的居住地两者之间无法建立联系。与传统数据相比,手机信令数据特点是能同时获取就业者的就业地和居住地,建立两者之间的空间联系。另一方面,手机信令数据只包含“个体—什么时候—在什么地方”的信息^[9]。用户的行为目的只能按一般行为规律判断。按目前识别方法,对于无固定工作地(如出租车司机)、非 8 小时工作制(如部分服务业就业者)就无法同时识别出工作地和居住地。如何提高这些用户的识别率,需要进一步研究。此外,手机信令数据并不涉及社会经济属性,只能对就业中心体系进行描述性分析,无法分析就业者年龄、职业、收入等因素的对就业中心体系的影响。

6.2.2 关于就业中心体系测度方法 利用手机信令数据,就业中心识别的空间单元摆脱了既定空间单元(一般是街道)的限制,在 200 m×200 m 的栅格下,基本可根据就业中心实际范围进行识别,有助于识别实际存在、但因所属空间单元较大而难以依据空间单元平均就业密度识别的就业中心,也有助于识别因跨越空间单元而难以划定真实边界的就业中心。与以往用就业密度识别上海中心城就业中心的研究成果^[1]相比,本文也识别出了南京东路外滩、淮海路、徐家汇等中心,但是张江、外高桥等产业园区未被识别为就业中心,而规模较小的虹桥总部、新曹杨高新技术园区等地区被识别为就业中心。这可能是由于空间单元差异造成的,也可能与就业中心的界定有一定关系,就本文的识别结果来看,就业中心均为就业高度密集的商务办公或商业区。

此外,用功能联系测度能级的方法学术界尚在探讨中。考虑本文的研究尺度为上海中心城,与 Vasanen 的研究尺度—中心建成区(Central Built-up Area)^[7]较为接近,故采用考虑空间权重的通勤联系紧密程度(R^2)测度能级。虽然方法比使用通勤联系量(仅考虑从中心外部吸引就业者的数量,不考虑这些就业者所在的空间位置)复杂,但在中心城尺度更有助于反映就业中心是否对更多的就业者在就业和居住空间选择上产生影响。

6.3 若干建议

本文希望能有助于加深对上海中心城就业中心体系的认知,明确各中心的能级、腹地、势力范围等之间的相关关系和相关程度。研究还发现了某些地区缺少就业中心,某些就业中心职住分离较严重等问题,建议规划可通过土地使用调整、交通设施建设、公共设施配置等手段有针对性地解决这些问题,以帮助构建就业多中心体系。例如,浦西内环以北无符合识别条件的就业中心,这一地区同时也是势力范围交替最频繁的地区,部分就业者需要通勤较远距离前往内环内的就业中心工作,这与职住平衡的发展导向不符。因此,建议在这些地区发展新的就业中心。并且即便是高等级的就业中心也要倡导土地混合利用,避免出现大面积功能单一的就业集聚区。

参考文献(References)

- [1] Sun Bindong, Tu Ting, Shi Wei, et al. Test on the performance of polycentric spatial structure as a measure of congestion reduction in megacities: The case study of Shanghai. *Urban Planning Forum*, 2013(2): 63-69. [孙斌栋,涂婷,石巍,等.特大城市多中心空间结构的交通绩效检验:上海案例研究. *城市规划学刊*, 2013(2): 63-69.]
- [2] Wei Xuhong, Sun Bindong. Formation mechanism of employment subcenters in metropolitan areas: The case of

- Shanghai in comparison to Beijing. *Urban Planning Forum*, 2014(5): 65-71. [魏旭红, 孙斌栋. 我国大都市区就业次中心的形成机制: 上海研究及与北京比较. *城市规划学刊*, 2014(5): 65-71.]
- [3] Gu Yizhen, Zheng Siqi, Cao Yang. The identification of employment centers in Beijing. *Urban Development Studies*, 2009, 16(9): 118-124. [谷一桢, 郑思齐, 曹洋. 北京市就业中心的识别: 实证方法及应用. *城市发展研究*, 2009, 16(9): 118-124.]
- [4] Sun Tieshan, Wang Lanlan, Li Guoping. Distributions of population and employment and evolution of spatial structures in the Beijing Metropolitan Area. *Acta Geographica Sinica*, 2012, 67(6): 829-840. [孙铁山, 王兰兰, 李国平. 北京都市区人口—就业分布与空间结构演化. *地理学报*, 2012, 67(6): 829-840.]
- [5] Giuliano G, Small K A. Subcenters in the Los Angeles Region. *Regional Science and Urban Economics*, 1991, 21(2): 163-182.
- [6] Mcmillen D P. Nonparametric employment subcenter identification. *Journal of Urban Economics*, 2001, 50(3): 448-473.
- [7] Vasanen A. Functional polycentricity: Examining metropolitan spatial structure through the connectivity of urban subcenters. *Urban Studies*, 2012, 49(16): 3627-3644.
- [8] Jiang Li, Wu Fulong. A study of Guangzhou's employment subcentres and polycentricity. *Urban Planning Forum*, 2009 (3): 75-81. [蒋丽, 吴缚龙. 广州市就业次中心和多中心城市研究. *城市规划学刊*, 2009(3): 75-81.]
- [9] Liu Xiaoquan, Sun Tieshan, Li Guoping. Research on the spatial structure of employment distribution in Beijing. *Geographical Research*, 2011, 30(7): 1262-1270. [刘霄泉, 孙铁山, 李国平. 北京市就业密度分布的空间特征. *地理研究*, 2011, 30(7): 1262-1270.]
- [10] Sun Bindong, Wei Xuhong. Spatial distribution and structure evolution of employment and population in Shanghai Metropolitan Area. *Acta Geographica Sinica*, 2014, 69(6): 747-758. [孙斌栋, 魏旭红. 上海都市区就业—人口空间结构演化特征. *地理学报*, 2014, 69(6): 747-758.]
- [11] Burger M J, Meijers E. Form follows function? Linking morphological and functional polycentricism. *Urban Studies*, 2012, 49(5): 1127-1149.
- [12] Green N. Functional polycentricity: A formal definition in terms of social network analysis. *Urban Studies*, 2007, 44(11): 2077-2103.
- [13] Green H L. Hinterland boundaries of New York City and Boston in Southern New England. *Economic Geography*, 1955, 4(31):283-300.
- [14] Wang De, Zhao Jinhua. HAP: A computer assisted hinterland division system its development and application. *City Planning Review*, 2000, 24(12): 37-41. [王德, 赵锦华. 城镇势力圈划分计算机系统的开发研究与应用: 兼论势力圈的空间结构特征. *城市规划*, 2000, 24(12): 37-41.]
- [15] Ratti C, Frenchman D, Pulselli R M, et al. Mobile landscapes: Using location data from cell phones for urban analysis. *Environment and Planning B: Planning & Design*, 2006, 33(5): 727-748.
- [16] Manfredini F, Pucci P, Tagliolato P. Toward a systemic use of manifold cell phone network data for urban analysis and planning. *Journal of Urban Technology*, 2014, 21(2): 39-59.
- [17] Long Ying, Zhang Yu, Cui Chengyin. Identifying commuting pattern of beijing using bus smart card data. *Acta Geographica Sinica*, 2012, 67(10): 1339-1352. [龙瀛, 张宇, 崔承印. 利用公交刷卡数据分析北京职住关系和通勤出行. *地理学报*, 2012, 67(10): 1339-1352.]
- [18] Liu Xi, Gong Li, Gong Yongxi, et al. Revealing travel patterns and city structure with taxi trip data. *Journal of Transport Geography*, 2015, 43(2): 78-90.
- [19] Liu Yu, Wang Fahui, Xiao Yu, et al. Urban land uses and traffic 'Source-Sink Areas': Evidence from GPS-enabled taxi data in Shanghai. *Landscape and Urban Planning*, 2012, 106 (1): 73-87.
- [20] Zhong Chen, Arisona S M, Huang Xianfen, et al. Detecting the dynamics of urban structure through spatial network analysis. *International Journal of Geographical Information Science*, 2014, 28(11): 1-22.
- [21] Liu Liang, Biderman A, Ratti C. Urban mobility landscape: Real time monitoring of urban mobility patterns//11th International Conference on Computers in Urban Planning and Urban Management. Hong Kong, 2009: 16-18.
- [22] Roth C, Kang S M, Batty M, et al. Structure of urban movements: Polycentric activity and entangled hierarchical flows. *Plos One*, 2011, 6(1): 1-8.
- [23] Niu Xinyi, Ding Liang, Song Xiaodong. Understanding urban spatial structure of Shanghai central city based on mobile phone data. *Urban Planning Forum*, 2014(6): 61-67. [钮心毅, 丁亮, 宋小冬. 基于手机数据识别上海中心城的城市空间结构. *城市规划学刊*, 2014(6): 61-67.]
- [24] Ding Liang, Niu Xinyi, Song Xiaodong. Identifying commuting area of Shanghai central city using mobile phone data.

- City Planning Review, 2015, 39(9): 100-106. [丁亮, 钮心毅, 宋小冬. 利用手机数据识别上海中心城的通勤区. 城市规划, 2015, 39(9): 100-106.]
- [25] Becker R A, Caceres R, Hanson K, et al. A tale of one city: Using cellular network data for urban planning. IEEE Pervasive Computing, 2011, 10(4): 18-26.
- [26] Ahas R, Silm S, Järv O, et al. Using mobile positioning data to model locations meaningful to users of mobile phones. Journal of Urban Technology, 2010, 17(1): 3-27.
- [27] Xu Ning, Yin Ling, Hu Jinxing. Identifying home-work locations from short-term, large-scale, and regularly sampled mobile phone tracking data. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014, 39(6): 750-756. [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. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(6): 750-756.]
- [28] Mcmillen D P, McDonald J F. Population density in suburban Chicago: A bid-rent approach. Urban Studies, 1998, 55(7): 1119-1130.
- [29] Ding Liang, Niu Xinyi, Song Xiaodong. Urban spatial studies with big data of mobile location: A progress review. Urban Planning International, 2015, 30(4): 53-58. [丁亮, 钮心毅, 宋小冬. 基于移动定位大数据的城市空间研究进展. 国际城市规划, 2015, 30(4): 53-58.]

Measuring the employment center system in Shanghai central city: A study using mobile phone signaling data

DING Liang, NIU Xinyi, SONG Xiaodong

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

Abstract: The purpose of this study is to explore the employment center system in the central city of Shanghai by using commuting data obtained from mobile phone signaling data in Shanghai. Based on the signaling data it is possible to identify the phone users' home residence and where their employment is. We compile the employment density map using the employment places data in order to identify the employment centers in Shanghai. Then the employment center system is measured based on two perspectives, namely employment density and commuting connection. We measure the level, the hinterland and influence sphere of each employment center in Shanghai central city. Our main conclusions are as follows: firstly, the employment center system in Shanghai central city is a weak multi-centric system with a strong primary center. Secondly, centers with higher employment densities also contain stronger commuting connections to other areas, and the discrepancies of commuting connections between centers are even more significant. Thirdly, centers with higher levels also have larger hinterlands, but their influence spheres are not necessarily larger. Fourthly, the mixed degree of residential and employment land use is a more significant determinant of the residential and employment land use pattern balance of employment center than the level of the center. Finally, influence spheres are alternately distributed in areas that lack employment centers. To some extent, this paper helps to solve the problems of identifying employment centers and measuring commuting connections. Previous studies have been unable to perfectly identify such centers due to either an overly large spatial unit of measurement or lack of commuting data. This paper will be helpful for constructing multi-center employment system in the central city of Shanghai.

Keywords: employment center system; mobile phone signaling data; commuting; central city of Shanghai