

DOI:10.13203/j.whugis20180140



文章编号:1671-8860(2018)12-2212-13

# 基于手机数据的城市内部就业人口流动特征及形成机制分析——以武汉市为例

刘耀林<sup>1,2,3</sup> 方飞国<sup>1</sup> 王一恒<sup>1</sup>

1 武汉大学资源与环境科学学院,湖北 武汉,430079

2 武汉大学地理信息系统教育部重点实验室,湖北 武汉,430079

3 地球空间信息技术协同创新中心,湖北 武汉,430079

**摘要:**城市内部就业人口流动作为城市群体的主要移动形式,分析其特征及形成机理对城市规划、交通预测等具有重要意义。基于武汉市手机信令数据,识别职住人口分布与流动,构建城市内部就业流动网络。运用网络分析、可达性计算、逻辑回归等方法,分析城市内部就业流动的特征及其形成机制。研究表明,武汉市内部就业流动在数量上分布不均衡,大量就业流动集中于少数街道间。在空间上,就业流动随距离、可达时间增加而减少,并依地形、文化形成若干联系紧密的就业社区;以就业流出地居住人口、流入地工作人口度量的就业势能是驱动就业流动的最主要因素,而文化差异、空间不邻近、可达性差阻碍就业流动的发生。此外,不同产业特色对就业流动影响不同,商业、科教阻碍就业外流,工业吸引外来就业。

**关键词:**就业人口流动;手机信令数据;网络分析;可达性;逻辑回归

中图分类号:P208

文献标志码:A

人类个体/群体在地理空间中的移动反映了错综复杂的人地关系<sup>[1]</sup>,对人类移动性的研究能为城市规划、交通预测等提供有益参考<sup>[2-5]</sup>。城市内部就业群体的通勤行为是城市群体移动的主要形式之一<sup>[6]</sup>,是一种每日性往返人口流动现象,与就业及居住用地密切相关。就业人口流动视角下的城市就业群体移动体现了城市内部不同地理区域之间的空间交互,反映区域之间的社会经济联系强度及城市空间结构<sup>[1]</sup>。因此,分析城市内部区域间就业人口流动形成机制,一方面能指导职住、交通的合理规划布局,另一方面能反映、解释城市内部区域联系及空间结构。

对于城市内部就业流动,部分学者从个体通勤特征分析出发,基于出行问卷调查数据,以就业个体为研究对象,描述距离<sup>[7-8]</sup>、时间<sup>[9]</sup>等特征,从个体社会经济属性及所处区域的土地利用、服务设施等<sup>[10-11]</sup>角度解释就业个体的移动。这类研究关注居民通勤与职住组织,因此仅从个体层面刻画解释通勤时间与距离特征,忽略城市内部区域间群体的就业流动。同时,采用的数据收集成本高、周期长、更新慢,也难以精确、及时反映城市就

业群体区域间的就业流动。

随着近年来互联网、智慧城市、物联网和大数据等技术的兴起,手机信令、公交 IC 卡等数据为刻画分析城市内部区域间的人口流动提供了数据基础,已广泛运用于城市居民通勤、出行活动识别、城市空间结构分析等研究。在通勤分析、OD (origin-destination) 估算方面,Calabrese 等<sup>[12]</sup>基于波士顿都市圈手机信令数据识别居民出行 OD,结果与出行调查数据符合较好;Alexander 等<sup>[13]</sup>基于手机信令数据进行 OD 识别,以获得城市内部区域间的通勤人口流动流量,并与出行调查数据对比,验证其有效性;国内学者也在上海<sup>[14]</sup>、重庆<sup>[15]</sup>开展类似研究。在出行活动识别上,Phithakkitnukoon 等<sup>[16]</sup>使用手机数据提取个体出行轨迹,根据轨迹停驻点所在地的功能特征(餐饮、购物、休闲、娱乐),获取并分析居民的出行活动链;Jiang 等<sup>[17]</sup>提出一套基于手机数据的居民出行活动模式的提取方法,并使用新加坡手机数据进行实例研究,分析居民出行活动模式的空间特征;赵志远等<sup>[18]</sup>使用手机数据,分析采样间隔对居民出行网络构建的影响,探讨保证出行网

收稿日期:2018-08-28

项目资助:国家自然科学基金(41771432);国家重点研发计划(2017YFB0503601)。

第一作者:刘耀林,博士,教授,国际欧亚科学院院士,主要从事地理数据挖掘、空间分析等研究工作。yaolin610@163.com

络完整的适合采样间隔。在城市空间分析方面, Gao 等<sup>[19]</sup>使用附带位置信息的手机通话数据, 获取区域间的居民流动及通话联系, 基于社区发现算法, 刻画城市区域间的动态空间交互作用; Louail 等<sup>[20]</sup>在对西班牙 31 个城市分类的研究中, 使用 55 d 的手机数据, 计算个体分布平均距离, 分析群体分布热点的数量、层次及结构特征, 得到各个城市的空间结构及动态属性; 杨喜平等<sup>[21]</sup>使用深圳手机数据, 结合手机基站的空间分布改进对人口分布的核密度估计, 获得高分辨率城市人口时空分布特征。总体来看, 上述研究关注手机数据提取人口分布、流动的方法及其在出行活动分析、城市空间特征等方面的应用, 着重于揭示城市内部区域间就业人口流动的时空格局及特征, 缺乏对其形成机理的分析。

而对人口流动、迁移形成机理的研究, 早在 1885 年, Ravenstein<sup>[22]</sup>提出人口迁移的重力模型, 认为人口总量与距离是决定人口迁移的关键性因素。在距离与人口这两大基本解释变量基础上, 学界引入语言、文化、经济等因子解释人口流动, 开展国际、省际、市际的人口流动迁移研究。Mathä 和 Wintri<sup>[23]</sup>在研究就业流动时考虑地域与文化差异因素, 发现共同文化(语言)能显著提高两地就业流动; Fitzgerald 等<sup>[24]</sup>对经合组织国家的人口流入情况进行建模分析, 发现除人口、距离变量有显著影响外, 共通的语言、相近的文化都能显著促进人口迁移, 其作用均大于迁入迁出地的工资差异; 相似的研究还有 Beine 等<sup>[25]</sup>、Ramos 和 Surinach<sup>[26]</sup>等。此外也有研究关注迁入、迁出地的经济情况, 如工资差异<sup>[27-28]</sup>、人均国民生产总值、是否沿海<sup>[29]</sup>、外商投资额<sup>[30]</sup>等。上述人口流动迁移形成机理研究多停留在国际、省际、城际层面, 选择的解释变量较为宏观, 对于小尺度、细粒度的城市内部就业人口流动关注较少。

针对上述研究的不足, 使用手机信令数据在城市内部尺度下研究就业人口流动特征及形成机制具有重要意义。本文基于手机信令数据解译的城市内部通勤流数据, 构建城市内部就业人口流动网络, 使用复杂网络分析等方法揭示城市内部区域间就业人口流动特征。从人口迁移与流动理论出发, 运用逻辑回归模型, 研究就业势能、交通可达性、文化差异、特色产业等因素对城市内部区域间就业人口流动形成的影响, 为合理规划布局职住, 引导居民就业, 揭示城市内部区域联系及空间结构提供参考。

## 1 数据与方法

### 1.1 研究区概述

武汉市位于长江中游, 是中国特大城市、中部地区中心城市, 也是中国重要的工业与科教基地, 2016 年末常住人口为 1 076.62 万人。本文参考武汉市都市发展圈中心城区范围, 选择 91 个街道作为研究区(图 1)。研究区内人口集中, 就业流动频繁, 适宜开展城市内部就业人口流动研究。

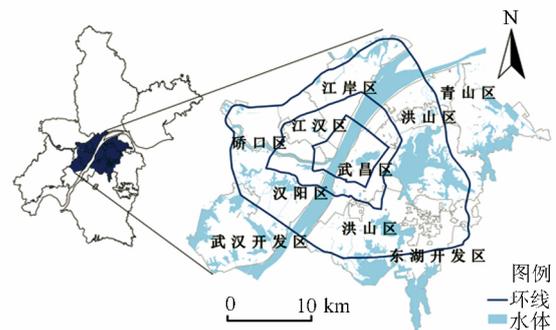


图 1 武汉研究区范围

Fig.1 Location of Study Area in Wuhan

此外, 长江与汉江横穿武汉全市, 两江分割形成三镇鼎立的罕见格局。在历史上, 三镇原是 3 个独立城市, 其语言文化、产业结构、区域特色有明显差异, 可分析城市内部地域文化差异对就业流动的影响。下述研究参考三镇分法, 引入“文化区”的概念, 将研究区分为汉口(江岸区、江汉区、硚口区)、汉阳(汉阳区、武汉经济技术开发区)、武昌(武昌区、洪山区、青山区、东湖高新技术开发区)3 个文化区。

### 1.2 数据来源与处理

本研究使用的数据源包括武汉市手机信令(2016 年 6 月 1 日至 30 日)、网络地图导航数据、武汉市街道数据、武汉市总体规划(2010—2020)等, 数据处理包括以下步骤。

1) 人口居住地与就业地识别。依据手机基站的覆盖情况, 将武汉市划分成边长 250 m 的均匀网格单元; 根据每个手机用户收发短信、接打电话、开关机等行为产生的附带基站信息的信令数据识别用户一天中的停驻行为, 并计算该停驻行为发生的起始时间、结束时间及对应网格; 定义 9:00~17:00 为工作时段, 23:00~7:00 为休息时段, 将用户一个月内工作时段停驻时间最长, 且重复出现超过 14 d 的网格识别为该用户的工作地; 将用户一个月内休息时段停驻时间最长, 且重复出现超过 17 d 的网格识别为该用户的居住地。

2) 就业、居住人口分布情况获取。在手机用户工作地、居住地识别基础上,统计每个网格的工作人数与居住人数,并进行扩样,在区级别上的统计结果与武汉市2015年人口统计数据基本一致。该数据识别出全市工作人口541万人,全市居住人口1061万人。将网格单元就业、居住人口统计至研究区各个街道,得到研究区各街道就业、居住人口分布。

3) 就业流动人口获取。基于手机用户职住地识别结果,计算各个统计网格单元间的人口流动流量,获得全市工作地到居住地流向对共829922条,识别出全市就业人口流动497万人,统计汇总至研究区各个街道,形成研究区91个街道间的 $91 \times 91$ 的就业人口流动矩阵 $X$ 。

4) 城市内部就业人口流动网构建。原始数据是 $91 \times 91$ 的矩阵 $X$ ,定义 $x_{ij}$ 是第 $i$ 个街道到第 $j$ 个街道的流量(人)。以所有矩阵元素均值为切分点,当流量达到切分点时赋值为1,否则为0,得到一个 $91 \times 91$ 的二值化矩阵 $[31]$ 。该矩阵代表两街道间是否有显著的人口流动。基于该二值矩阵,构造研究区内街道间就业人口流动网络。

5) 街道间可达性计算。为使街道与街道间的可达性计算更加准确,改进传统基于区域质心的计算方法。本文采用网格划分研究区,结合居住人口分布数据,为每个网格赋人口值。使用网络地图导航服务接口获取网格中心点之间的公交与驾车通行时间,使用可达性计算公式基于网格人口加权解算街道间的可达时间。

### 1.3 分析计算方法

为揭示城市内部就业人口流动特征,采用网络中心性、网络密度、社区发现等网络分析相关方法,分析城市内部就业人口流动网络的节点、联系及聚集等特征;使用可达性计算方法解算街道间的公共交通、驾车等的可达时间,并结合人口分布、文化差异、产业特色等要素,建立逻辑回归模型解释城市内部区域间就业流动的形成。

#### 1.3.1 网络分析方法

网络分析方法已广泛应用于经济与城市地理网络化研究中 $[32-33]$ 。本文将城市内部各个街道抽象成节点,街道间的就业流动视为联系节点的边,以此构建城市内部就业人口流动网络,计算其网络中心性、密度、社区特征,以揭示街道间就业人口流动的网络特征及其空间格局。

##### 1) 网络中心性

中心性是网络分析的重点之一,反映节点在网络中的权力和中心地位 $[34]$ 。在城市区域网研

究中,网络中心性通常被认为是度量节点重要性的关键指标 $[35]$ 。常用的度量指标有度中心性、接近中心性、中介中心性 $[36]$ 等。其中节点的度中心性能反映该节点与其他节点的联系强度,是一种简单、直观的指数 $[37]$ ,包括入度中心性和出度中心性。其计算公式如下:

$$C_{D,in}(n_i) = \sum_{j=1}^g r_{ij,in}; C_{D,out}(n_i) = \sum_{j=1}^g r_{ij,out} \quad (1)$$

式中, $C_{D,in}$ 、 $C_{D,out}$ 分别为节点 $n_i$ 的入度与出度中心性; $g$ 为 $i$ 与其他节点可能存在的联系总数; $r_{ij,in}$ 表示节点 $i$ 、 $j$ 间是否存在 $j$ 到 $i$ 的联系,若存在取1,否则为0;同理, $r_{ij,out}$ 表示节点 $i$ 、 $j$ 间是否存在 $i$ 到 $j$ 的联系。在本研究构建的城市内部区域间就业人口流动网络中,节点度中心性衡量了该节点代表的街道在城市就业网络中的影响力与控制力 $[31]$ ,其中入度中心性反映街道在就业网络中对就业人口的吸引能力,而出度中心性反映街道向外提供就业的能力。

##### 2) 网络密度

网络密度是网络分析中最常用的一种度量,描述节点间联系的紧密程度,是网络(或子网络)中实际存在的联系数量与最多可能拥有的联系数量的比值,取值为 $0 \sim 1$ ,越接近1说明网络节点间的联系越紧密。在城市内部区域间就业人口流动网络中,网络密度度量区域内部及区域间的就业联系强度,高网络密度的子网络是就业流动频繁的区域。

##### 3) 社区发现

社区发现是一类网络聚类方法,用以揭示网络的社区结构。网络的社区结构是网络的重要特征,Newman和Girvan $[38]$ 认为社区是网络的一个子图,和社区内节点与节点联系紧密,社区与社区间连接稀疏;同时提出模块化指数评价社区划分效果。城市内部区域间就业人口流动网络中发现的社区具有社区内部就业联系紧密,社区之间就业联系稀疏的特点。本文采用Blondel等 $[39]$ 2008年提出的Fast Unfolding算法进行社区发现,这是一种基于模块化指数优化的启发式算法。

#### 1.3.2 可达性计算

可达性来源于Hansen1959年提出的交通网络中各节点相互作用的机会大小,可达性作为描述两分区交通联系程度的指标,是区域交通设施与社会、经济环境相互关系的重要衡量。可达性常用的度量方法有基于时间 $[40]$ 、距离 $[41]$ 、潜力模型 $[42-43]$ 等,本文使用街道间最短通行时间度量可

达性。在计算街道与街道之间的可达性时,将研究区划分为若干格网。其中街道  $i$  中有  $N$  个格网,街道  $j$  中有  $M$  个格网,街道  $i$  的第  $n$  个格网的人口数量为  $A_i^n$ ,  $t_{ij}^{nm}$  代表从街道  $i$  的第  $n$  个网格到街道  $j$  的第  $m$  个网格的可达时间,  $\lambda$  通常取一很小的系数<sup>[42]</sup>,则  $i$  到街道  $j$  的可达时间  $t_{ij}$  计算公式如下:

$$t_{ij} = \frac{\ln \left( \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M A_i^n e^{-\lambda t_{ij}^{nm}}}{\sum_{n=1}^N A_i^n} \right)}{-\lambda} \quad (2)$$

## 2 结果分析

### 2.1 城市内部就业人口流动特征分析

根据上述方法,研究城市内部区域间就业流动总体特征。在此基础上分析就业流动与产业特色、空间邻近、文化差异等因子之间的关系,从点(网络节点)、线(节点联系)、面(就业社区)3个层次揭示其数量特征、空间格局及形成规律。

1) 就业流动总体特征分析。在数量特征上,计算研究区街道间形成的 8 281 个就业流动对的统计特征,发现数据标准差(1 867.05)远大于均值(352.00),说明街道间就业流动离散度较大,数量分布不均衡;数据中位数(74.00)小于均值,偏度系数大于 0(17.71),数据总体呈现正偏态分布,表现为高值流动对存在于少数街道间;而少量高值流动对贡献了大部分流动人口,如就业流动数量前 1% 的流动对占流动总人数的 40.07%,前 2% 占 49.20%,前 10% 占 73.17%。

在就业流动空间特征分析上,对研究区内的就业流动进行可视化如图 2 所示。由图 2 可知,主要就业人口流动发生在武昌南部、汉口西北、汉阳西南等区域,且多发生于相邻街道之间;此外还

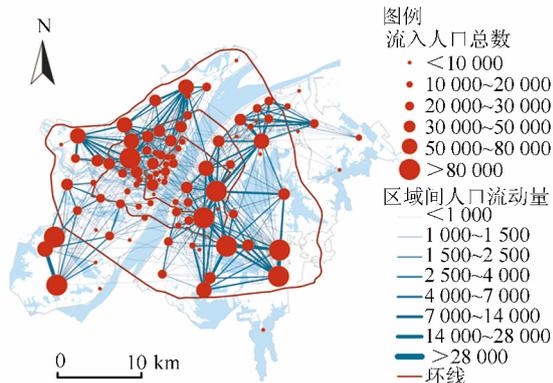


图 2 研究区就业人口流动图  
Fig.2 Employment Flows Network of Study Area

可发现研究区就业流动受地形分割明显,在长江、汉江、东湖等地理阻隔下形成武昌南、武昌北、汉口、汉阳等 4 个组团,并表现出明显的组团内部就业联系大于外部联系的特征。

2) 就业人口流动与流入、流出地产业特色关系分析。根据武汉市总体规划数据(2010—2020)、武汉市土地利用现状数据(2014 年),计算各个街道的工业用地、科研教育用地、商业商务用地的面积比例,同时结合武汉几大商圈、开发区分布,将研究区内各个街道分为工业、商业、科教、其他(居住或各种类型混合)4 种类型,如图 3 所示(白色空白部分表示其他类型)。

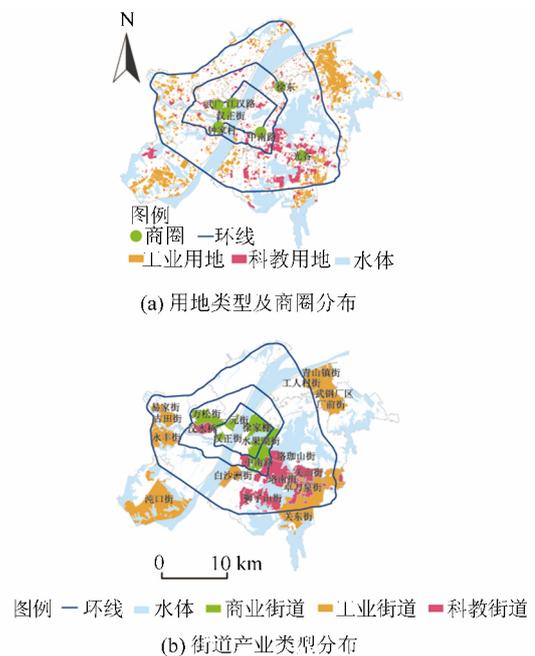


图 3 研究区主要用地类型及商圈分布图  
与街道产业类型分布图

Fig.3 Land Use and Industrial Categories of Sub-districts

对研究区就业人口流动网络进行度中心性分析(见图 4),并绘制以各类型街道为就业流出地、流入地的每个就业流动对的人口对数分布箱线图(见图 5,图 5 中纵坐标为  $\lg$  对数),可得出如下结论。商业特色街道有着最高的就业人口流动平均入度(30.89),同时以其为流动终点的流动对,其对数的上下四分位数及中位数均大于其他 3 种类型街道,表明商业型街道在就业人口流动中的吸引作用;工业型街道的总体出度、入度都处于较低水平,同时以工业型街道为流入、流出地的流动对数上下四分位数及中位数均小于其他 3 类街道,但存在少数高值,反映工业型街道在全市范围并没有形成较大的就业汇聚地,但对少数街道有强大的就业吸引;科教型街道的就业吸引高于工业

型街道及其他类型街道,但就业流出功能较弱;其他类型街道由于其包含大量的居住用地,其就业人口流动平均出度为 13.98,大于工业型街道的 9.60和科教型的 12.88,在箱线图中也表现出相同的规律。总体来说,街道的就业功能与其就业流出、就业吸引的作用大小密切相关,如科教型街道就业流入多、流出少,属于就业聚集地;其他类型街道就业流出多、流入少,属于就业扩散区;而商业型街道同时具有高流入、高流出,在吸引就业的同时也有很强的就业扩散能力。

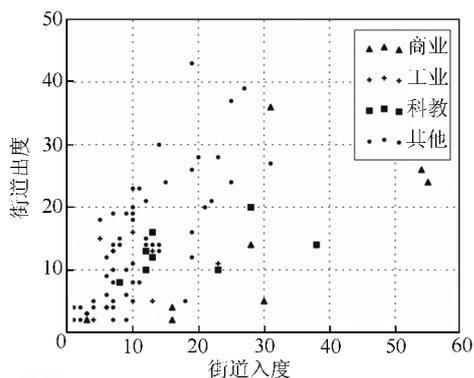


图 4 就业流动网络中心性分析

Fig.4 Centrality Analysis of Employment Flows Network

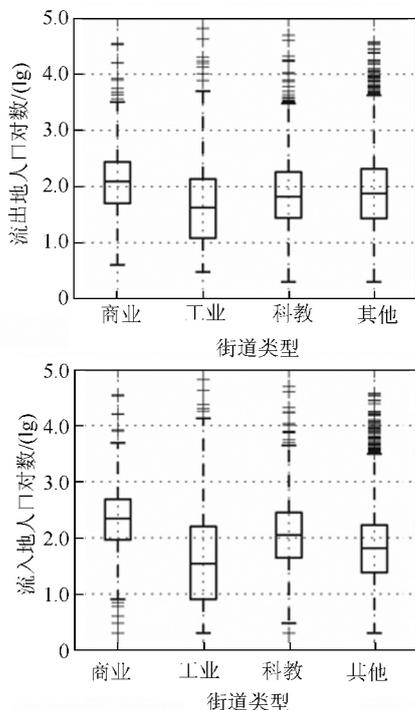


图 5 不同街道特色产业类型就业流入地、流出地流量分布箱线图

Fig.5 Boxplot of Outflow and Inflow Logarithmic Population in Different Categories Sub-districts

3)就业流动与空间邻近性、可达性关系分析。图 2 的可视化结果显示,相邻街道间的就业人口

流动较多,两街道间就业流量随距离增加而减少。下面从空间邻近性、可达性两个角度分析空间因素对街道间就业流动形成的影响。

图 6 显示的是不相邻街道与相邻街道间的就业人口流动对数频率分布直方图。由图 6 可知,不相邻街道的就业人口流动对数在低值上分布较相邻街道多,在高值上分布较相邻街道少。表现为不相邻街道的跨街道人口流动对数在 3.0~5.0 范围内出现概率较小,0~3.0 范围内概率较大,中心位于 2.0 附近;而相邻街道的跨街道就业人口流动对数在 0~2.0 范围内概率较小,2.0~5.0 之间的概率较大,中心在 3.0 左右。即相邻街道间更易发生高数量的就业流动,不相邻街道间更易发生低数量的就业流动。统计就业人口流动最大的 100 个流动对可发现,64%的流动发生在相邻街道间,如沌阳—沌口(占总就业流动1.29%)、关山—关东(0.98%)、关东—关山(0.94%)、中南—水果湖(0.46%)、徐家棚街—水果湖街(0.43%)、汉兴—常青(0.31%)、常青—万松(0.26%)等。

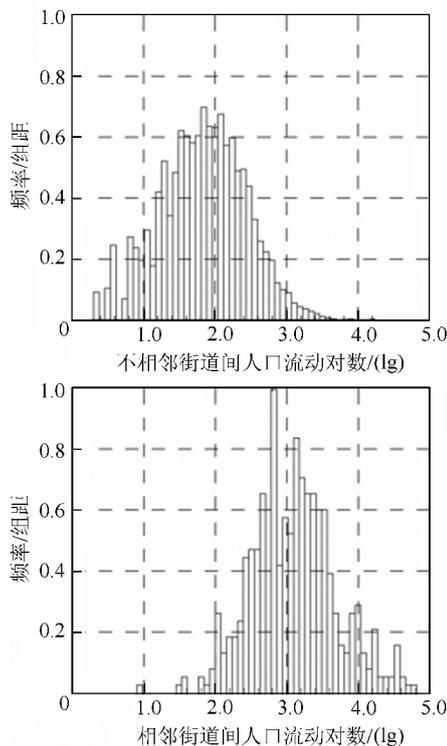


图 6 不相邻街道与相邻街道的跨街道人口流动对数频率分布直方图

Fig.6 Frequency Distribution Histograms of Logarithmic Flow Population Between Adjacent and Nonadjacent Sub-districts

除空间邻近性外,空间距离也影响街道间就业人口流动的形成,图 2 的可视化结果显示,两街

道间就业流动数量随距离增加而减少。有研究显示,在城市内部尺度下,交通可达性对人口流动的衰减作用较欧氏距离有更好的解释能力。绘制区域间驾车、公交可达性与就业流动人口对数关系如图 7 所示。从图 7 中可以发现,随着街道间可达时间的增加,街道间的就业人口流动数量的对数也在逐渐下降。同时建立区域间驾车、公交可达时间与街道间流动人口对数的回归方程,系数均为负数,且检验结果为显著。结果印证了人口流动随距离衰减的重力模型,说明在城市内部尺度下区域间的就业人口流动同样受限于空间距离(可达性)。

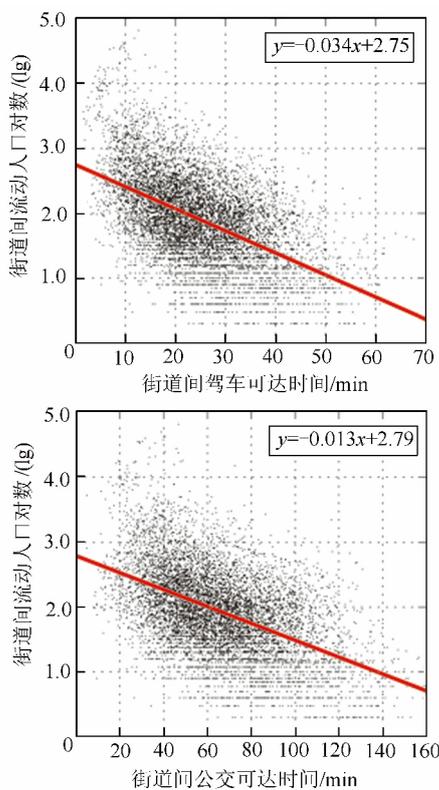


图 7 研究区就业人口流动与可达性散点图

Fig.7 Scatter Diagrams of Accessibility and

Logarithmic Flow Population Between Sub-districts

在上述总体分析的基础上,选择工业、商业、科教、其他等 4 种街道类型中的 12 个典型街道,绘制其就业人口分布情况(图 8)。在这 12 个典型街道中,本街道就业比例均为最高,外出就业流动主要发生在相邻街道之间,表现出以本街道为中心向外随距离增加逐渐减少的规律。但对不同产业类型街道,就业人口随空间邻近性、距离的变化呈现不同规律。其中工业特色街道的就业人口流出分布较为连续,人口主要就近就业,分布于邻近街道。商业特色街道的就业人口除分布于近距离街道外,还向其他远距离商业街道流动就业人

口,如中南路街的就业人口跨江流向万松街道,万松街道就业人口跨江流向中南路街、水果湖街,汉正街的就业人口流向中南路街。科教特色街道大量就业分布于本街道内,此外科教型街道就业分布除受距离作用外,还与不同学校的校区分布有关。如宝丰街的部分就业分布于关山街道,部分原因在于华中科技大学在两街道均有校区;其他类型街道(居住)就业人口分布与商业型街道类似,在就近就业、连续分布的基础上,还向远距离的商业型街道(中南路街、水果湖街、徐家棚街等)流动就业人口。总体来说,不同产业特色的典型街道在遵循就业人口流动随距离减少的规律同时,也出现远距离分布的现象。对于该现象,根据 Lee 的人口迁移理论<sup>[44]</sup>,区域间是否产生人口流动来源于人们对促进因素与阻碍因素的权衡。由于部分街道存在大量的就业岗位,同时具有完善的交通设施,使得影响就业人口流动的促进因素被扩大,地理空间阻碍效应减小,能够打破空间限制而产生远距离就业流动。

4) 就业流动与地理阻隔、文化差异的关系分析。计算汉口、汉阳、武昌 3 大文化区就业人口在各分区就业的比例及数量,可发现大量就业人口流动发生在分区内部,而跨区的就业人口流动较少,如汉口的就业流动中 83.37% 发生在本区内,汉阳为 74.66%,武昌为 89.24%。此外,对研究区内就业人口流动进行网络密度分析,结果显示,各分区内部街道间的网络密度远大于分区之间的密度(表 1),即各个文化区内部的就业联系大于文化区之间的就业联系。

表 1 研究区 3 大文化区就业网络密度

Tab.1 Network Density Analysis of Employment Flows Network in Hankou, Hanyang and Wuchang

文化区	汉口(流出)	汉阳(流出)	武昌(流出)
汉口(流入)	0.288	0.050	0.030
汉阳(流入)	0.036	0.404	0.005
武昌(流入)	0.049	0.038	0.348

为获得就业联系的空间分布及定量分析结果,对就业人口流动网络使用社区发现算法,在分辨率为 0.465 时达到最大模块化指数,形成具有最稳定划分效果的 7 个就业社区(图 9)。在该划分下,汉阳形成独立就业社区;汉口分为硚口、江汉江岸两大就业社区;武昌以长江二桥为界分为南(洪山区、武昌区、东湖高新区)、北(青山区)两大就业社区。其中武昌南北两社区间受东湖阻隔,北部青山区是著名的“钢城”,其产业组成、文

化氛围异于以高新科教为特色的洪山区、武昌区、东湖高新区等区域而形成独立组团。总体来说,各街道因自然地理阻隔、人文环境差异而分片形成内部连续、边缘与区级行政界线基本一致的就

业联系社区。这种分片就业的现象一方面产生于长江、汉江的地形分割,同时也与历史原因造成的地域文化差异有关,体现了地理阻隔和文化差异对就业流动形成的阻碍作用。

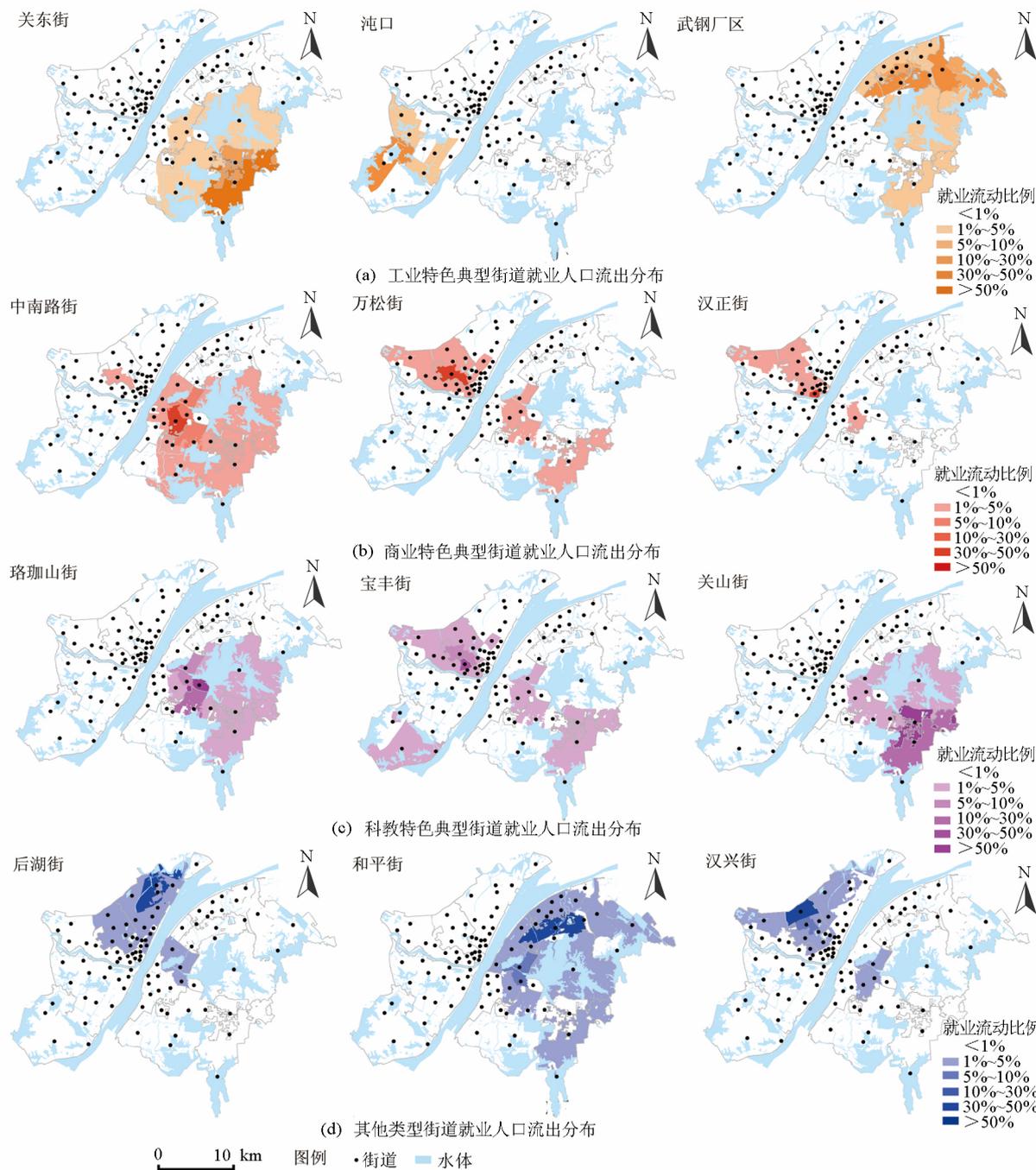


图8 典型街道就业人口分布图

Fig.8 Employment Distributions of Some Typical Sub-districts in the Study Area

分析结果显示,大量街道间的就业流动数量较低,但少部分高数量的就业流动对集中了城市内部就业人口的大部分流动,体现研究区内部就业流动的不均衡。此外,不同产业特色的就业网络节点具有不同的就业流动特征,如科教型街道就业流入多、流出少,商业型街道就业流入多、流出多。在空

间上,就业流动主要出现于空间邻近性较好的街道间,表现出以本街道为中心向外随距离、可达时间增加而逐渐减少的分布特征,且依地理阻隔、文化差异形成汉阳、武昌北、武昌南等联系密集的就业社区。上述分析揭示了就业流动的特征及其与空间邻近性、可达性、文化差异、产业特色等因素的关

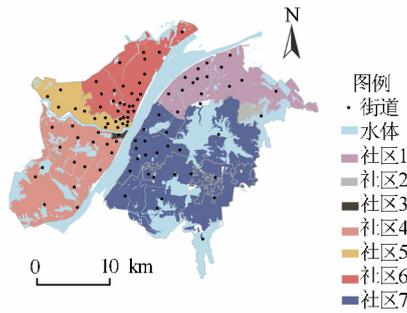


图 9 就业流动网络社区发现结果空间分布图  
Fig.9 Community Structures Based on the Employment Linkages in the Study Area

联,在此基础上分析就业流动形成机制。

### 2.2 城市内部就业人口流动形成机制分析

结合研究区就业人口流动特征分析及有关理论,本文从就业势能、交通可达性、空间邻近性、特色产业、文化差异等方面入手,分析研究区内就业人口流动形成机制。其中就业势能反映了居住地的劳动力供给以及就业地提供的工作机会,是重力模型理论中的基本变量,是就业流动发生的根本驱动力,在研究中使用流出地居住人口、流入地工作人口度量;而就业势能的

作用受空间阻隔影响,本文采用街道间的邻近性与可达性(又分为公交可达性与驾车可达性)衡量空间阻隔;同时增加考虑特色产业与文化差异的影响。其中,研究区部分街道形成显著的产业集聚特征,挑选部分具有明显工业高新产业、商业商务、教育科研特色的街道,分析特色产业对就业流动形成的影响;此外,武汉独特的历史、地理背景造就了三镇鼎立的罕见格局,长江、汉江的自然阻隔使得三镇产生文化语言差异,因此本研究以通勤流是否跨文化区(汉口、汉阳、武昌)衡量流出流入地的文化差异。

本研究采用逻辑回归模型,以就业流动网络边权重作为回归的因变量。在就业流动网络中,边是两个节点之间二值化的流量,即 1 代表两街道之间有显著的就业流动(流量大于均值),0 代表街道之间无显著就业流动(流量小于均值)。回归结果见表 2,表 2 中,“\*\*\*”表示显著性小于 0.001,“\*\*”表示 0.001~0.01,“\*”表示 0.01~0.05,“.”表示 0.05~0.1,‘’表示 >0.1; z-值、P-值指回归系数显著性 z 检验的 z-值与 P-值。

表 2 逻辑回归结果表

Tab.2 Logistic Regression Results

变量	系数估计	标准化系数	z-值	P-值	显著性
常数项	-1.169 0	0	-7.577 0	$3.54 \times 10^{-14}$	***
流出地居住人口	$5.50 \times 10^{-5}$	0.961 4	25.916 0	$< 2 \times 10^{-16}$	***
流入地工作机会	$3.48 \times 10^{-5}$	1.024 0	26.245 0	$< 2 \times 10^{-16}$	***
两街道是否直接相邻	2.257 0	0.293 3	13.177 0	$< 2 \times 10^{-16}$	***
两区域公交可达性	-0.046 5	-0.672 5	-8.343 0	$< 2 \times 10^{-16}$	***
两区域驾车可达性	-0.124 1	-0.735 0	-8.782 0	$< 2 \times 10^{-16}$	***
两街道是否跨越文化区	-2.233 0	-0.595 1	-16.917 0	$< 2 \times 10^{-16}$	***
流出街道是否具有工业特色	-0.305 5	-0.052 7	-1.594 0	0.111 0	
流出街道是否具有商业特色	-1.135 0	-0.177 2	-5.873 0	$4.28 \times 10^{-9}$	***
流出街道是否具有科教特色	-1.785 0	-0.307 7	-11.237 0	$< 2 \times 10^{-16}$	***
流入街道是否具有工业特色	0.661 4	0.114 0	3.521 0	0.000 4	***
流入街道是否具有商业特色	0.095 5	0.014 9	0.565 0	0.571 8	
流入街道是否具有科教特色	0.213 1	0.036 8	1.539 0	0.123 7	

该逻辑回归模型 AUC(area under curve)值为 0.961 3(接近 1),McFadden  $R^2$  为 0.597 7,模型预测准确率为 92.65%,显示该模型有较好的预测能力与解释力。此外,对逻辑回归模型进行 Hosmer-Lemeshow 拟合优度检验,计算结果 p 值为 0.591 5,在 0.05 的显著水平下不能拒绝模型拟合结果与实际值之间没有显著差异的零假设,说明该模型具有较好的拟合效果。同时各个变量的方差膨胀因子均小于 10,可以认为不存在多重共线性。逻辑回归结果显示,流出地居住人口、流入地就业机会、两地公共交通可达性、两地

驾车可达性、两地文化差异、两地空间邻近性、流出地是否具有科教特色、流出地是否具有商业特色、流入地是否具有工业特色等因素对城市内部街道间就业流动的产生均具有显著的影响(显著水平取 0.01)。下面分别分析就业势能、空间邻近性与可达性、文化差异、产业特色对就业流动形成的影响。

1)就业势能。由标准化回归系数可知,在影响城市内部就业人口流动的各个因素中,就业流出地的居住人口系数(1.024)、就业流入地的工作机会系数(0.961)绝对值较大,且符号为正,表明

流出地潜在就业人口、流入地就业机会越多,两地之间产生显著就业流的可能越大,是影响城市内部就业流动的最重要因素。研究区内的主要人口流动均发生在潜在就业人口或工作机会较多的街道间,如关山—关东、中南—水果湖、汉兴—常青、常青—万松、汉阳—沌口等。这印证了人口迁移理论中两地人口数量决定潜在迁移势能强度的结论,说明就业势能是产生城市内部就业流动的根本驱动力。

2)空间邻近性与可达性。以时间度量的驾车可达性(-0.735)、公交可达性(-0.672)标准化系数符号为负,即两地间的交通可达时间越长,则发生通勤流动的概率越小,重要性仅次于就业势能。这与重力模型阐述的就业势能随距离衰减的理论规律相符合。不同于传统人口迁移的一次完成,城市内部的通勤每日发生,因此街道间较差的交通可达性带来的时间成本、经济成本是阻碍就业流动的重要因素。同时空间上邻近的街道间更容易发生就业流动,但是该因子的重要程度(0.293)小于交通可达性,说明空间邻近带来的促进作用小于交通不便利带来的阻碍。

3)文化差异。就业流入地和流出地不在同一文化区将会阻碍就业流动的产生(标准化系数为-0.595),是仅次于交通可达性的阻碍因素。说明在相同就业势能、交通可达性、产业特色等的前提下,人们更加倾向于在文化、亲族相近的区域就业。该结果也解释了就业流动网络的社区发现中,稳定状态下形成的内部连续、边缘与区级行政界线基本一致的就业社区格局,反映了就业流动多发生在文化共通区域的现象。

4)产业特色。流入流出街道的产业特色会在一定程度上影响就业人口流动的形成。其中就业流出地如果具有教育科研、商务商业特色,在其他

条件相同的情况下,会阻碍就业人口流动的进行。这说明研究区内,教育科研、商务商业特色街道居民更倾向于在本地就业,而具有教育科研、商务商业特色对街道成为就业流入地的影响并不显著,说明具有教育科研、商务商业特色街道对外就业吸引作用并不明显。就业流入街道若具有工业特色,在其他条件相同的情况下,能促进就业人口流入,而对就业流出的影响并不显著。这反映不同产业特色、功能定位下的街道不同的职住组织模式,即教育科研、商务商业和居住用地混杂,并吸引本地居民就业,而工业用地附近不存在大量居住区,主要吸引外来就业。

总结上述影响因素对城市内部区域间就业流动形成的作用,结合 Bogue、Lee 等人的人口流动与迁移模型与理论<sup>[44]</sup>,分析城市内部区域间就业流动形成机制(图 10 中“+”为促进作用,“-”为阻碍作用)。城市内部就业人口流动的形成取决于 3 部分因素,分别是就业流出地、就业流入地以及中间影响因素,每部分因素分别产生促进作用和阻碍作用,两种作用的综合结果最终决定就业流动是否发生。就业流出地居住人口数量和流入地就业机会数量是导致就业流动形成影响最大的两个因素。流出地高数量居住人口的工作需求成为就业流出地流出就业人口的一大推力,同时就业流入地提供的大量就业机会是吸引就业流动的一大拉力。但流出地的推力与流入地的拉力还受中间影响因素的作用,如两地存在文化差异、交通可达时间长等会阻碍就业流动的产生,而良好的空间邻近性则有促进作用。此外,就业流出地和流入地的产业类型也会影响推力和拉力的作用,其中流出地如果具有商业或者科教特色,会削弱流出地推动就业流动的作用;而流入地如果具有工业特色,将增强流入地的就业吸引。

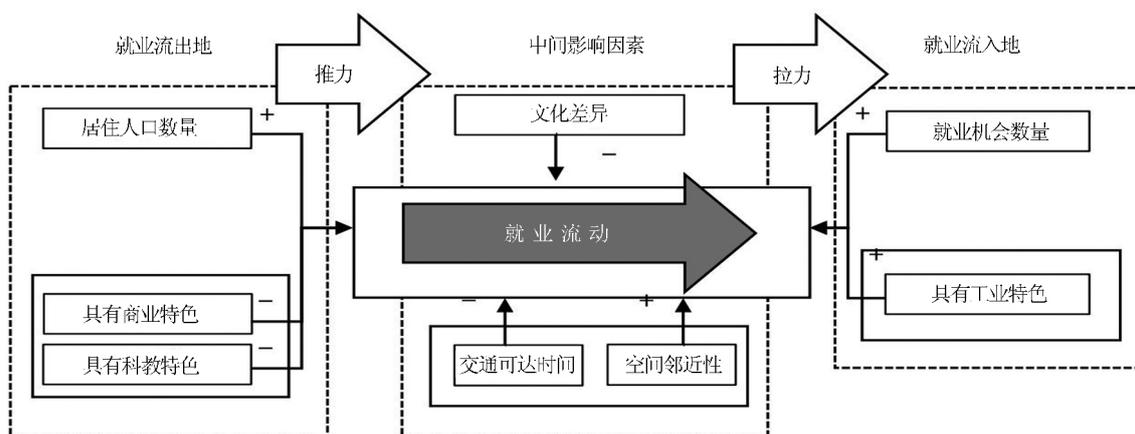


图 10 城市内部区域间就业人口流动形成机制图

Fig.10 Formation Mechanism of Intra-urban Employment Flows

### 3 结论与展望

本文基于武汉市手机信令数据解译的城市内部区域间就业流动数据,构建城市内部就业人口流动网络,使用中心性分析、密度分析、社区发现等网络分析方法,研究城市内部就业人口流动的特征。在此基础上研究流出地居住人口、流入地就业机会、交通可达性、文化差异、产业特色等对城市内部区域间就业流动形成的影响,并使用逻辑回归模型进行建模分析,解释就业流动形成机制。研究结果表明:

1)武汉市内部就业流动数量上分布不均衡,大量街道间的就业流动数量较低,但少部分高数量的就业流动对集中了城市内部就业人口的大部分流动;空间上,就业流动分布随距离、可达时间增加而减少,且依地形、文化形成若干联系紧密的就业社区。

2)流出地居住人口、流入地就业人口是影响就业流动产生的最主要因素,说明重力模型在城市内部尺度下仍然适用,印证了在大型居住地附近安排就业用地以实现职住平衡的观点。

3)地方感、文化认同等心理因素对就业人口流动有显著的影响。在就业势能、交通可达性等条件相同的情况下,人们更加倾向于选择语言文化氛围相近的街道就业,相同的文化能促进就业流动的发生。

4)就业势能向外扩散存在空间摩擦<sup>[45]</sup>,区域间就业联系随空间衰减,较小的通行时间意味着相对较近的空间、心理距离,使得流出地获得更大的就业吸引。而交通可达性的提高可打破地理、心理阻隔对就业流动的影响,其作用大于街道的空间邻近性与相近的语言文化氛围。因此完善的交通建设是吸引就业的重要因素。

5)不同类型产业特色对就业人口流动影响不同,其中商务商业、教育科研阻碍就业人口外流,工业集聚吸引就业人口流入。

但是,本文研究在尺度与解释变量选择上还存在以下问题。首先,街道尺度下统计单元大小差异明显,表现为中心区街道面积较小而开发区面积较大,使得部分网络分析指标结果不能真实客观反映区域情况;同时街道尺度也并不能很好地定位产业特色区域,为精准反映产业特色对就业人口流动影响带来困难。在解释因子选择上,本文主要选择城市内部的微观因子,但是一些宏观的经济、政策要素也可能影响就业人口的流动。

这些问题需在下一步研究中解决,以更全面、准确地揭示城市内部就业人口流动的影响机制,为合理规划布局职住、引导居民就业提供参考。

### 参 考 文 献

- [1] Lu Feng, Liu Kang, Chen Jie. Research on Human Mobility in Big Data Era[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2014, 16(5):665-672(陆锋, 刘康, 陈洁. 大数据时代的人类移动性研究[J]. 地球信息科学学报, 2014, 16(5):665-672)
- [2] González M C, Hidalgo C A. Understanding Individual Human Mobility Patterns[J]. *Nature*, 2008, 453(7 196):779-782
- [3] 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
- [4] Long Y, Han H, Tu Y, et al. Evaluating the Effectiveness of Urban Growth Boundaries Using Human Mobility and Activity Records [J]. *Cities*, 2015, 46:76-84
- [5] Xie K, Xiong H, Li C. The Correlation Between Human Mobility and Socio-demographic in Megacity[C]. IEEE Smart Cities Conference, Trento, Italy, 2016
- [6] Zhou Suhong, Yang Lijun. Study on the Spatial Characteristic of Commuting in Guangzhou[J]. *Urban Transport of China*, 2005, 3(1):62-67(周素红, 杨利军. 广州城市居民通勤空间特征研究[J]. 城市交通, 2005, 3(1):62-67)
- [7] Meng Bin. The Spatial Organization of the Separation Between Jobs and Residential Locations in Beijing[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2009, 64(12): 1 457-1 466(孟斌. 北京城市居民职住分离的空间组织特征[J]. 地理学报, 2009, 64(12):1 457-1 466)
- [8] Liu Zhilin, Zhang Yan, Chai Yanwei. Home-Work Separation in the Context of Institutional and Spatial Transformation in Urban China: Evidence from Beijing Household Survey Data[J]. *Urban Development Studies*, 2009, 16(9):110-117(刘志林, 张艳, 柴彦威. 中国大城市职住分离现象及其特征——以北京市为例[J]. 城市发展研究, 2009, 16(9):110-117)
- [9] Liu Zhilin, Wang Maojun. Job Accessibility and Its Impacts on Commuting Time of Urban Residents in Beijing: From a Spatial Mismatch Perspective[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2011, 66(4): 457-467(刘志林, 王茂军. 北京市职住空间错位对居民通勤

- 行为的影响分析——基于就业可达性与通勤时间的讨论[J]. *地理学报*, 2011, 66(4):457-467)
- [10] Zhou Suhong, Yan Xiaopei. The Impact of Commuters' Travel Pattern on Urban Structure: A Case Study in Some Typical Communities in Guangzhou [J]. *Acta Geographica Sinica*, 2006, 61(2):179-189(周素红, 闫小培. 基于居民通勤行为分析的城市空间解读——以广州市典型街区为案例[J]. *地理学报*, 2006, 61(2):179-189)
- [11] Xu Bianrong, Wu Xiao. Quantitative Analysis of the Separation of Residential and Employment of the Floating Population in Nanjing[J]. *Urban Planning Forum*, 2010(5):87-97(徐卞融, 吴晓. 基于“居住-就业”视角的南京市流动人口职住空间分离[J]. *城市规划学刊*, 2010(5):87-97)
- [12] Calabrese F, Lorenzo G D, Liu L, et al. Estimating Origin-Destination Flows Using Mobile Phone Location Data[J]. *IEEE Pervasive Computing*, 2011, 10(4):36-44
- [13] Alexander L, Jiang S, Murga M, et al. Origin-Destination Trips by Purpose and Time of Day Inferred from Mobile Phone Data [J]. *Transportation Research Part C Emerging Technologies*, 2015, 58: 240-250
- [14] Niu Xinyi, Ding Liang. Analyzing Job-Housing Spatial Relationship in Shanghai Using Mobile Phone Data: Some Conclusions and Discussions[J]. *Shanghai Urban Planning Review*, 2015(2):39-43(钮心毅, 丁亮. 利用手机数据分析上海市域的职住空间关系——若干结论和讨论[J]. *上海城市规划*, 2015(2):39-43)
- [15] Gao Zhigang, Tang Xiaoyong, Zhao Bicheng, et al. Analysis on the Characteristics of Urban Commuter Flow Based on Mobile Phone Signal Data: A Case Study of Chongqing [J]. *Urban and Rural Planning*, 2016(3):72-77(高志刚, 唐小勇, 赵必成, 等. 基于手机信令的组团城市通勤特征分析——以重庆主城区为例[J]. *城乡规划:城市地理学术版*, 2016(3):72-77)
- [16] Phithakkitnukoon S, Horanont T, Lorenzo G D, et al. Activity-Aware Map: Identifying Human Daily Activity Pattern Using Mobile Phone Data[C]. *Human Behavior Understanding, 1st International Workshop*, HBU 2010, Istanbul, Turkey, 2010
- [17] Jiang S, Ferreira J, Gonzalez M C. Activity-Based Human Mobility Patterns Inferred from Mobile Phone Data: A Case Study of Singapore [J]. *IEEE Transactions on Big Data*, 2017, 3(2):208-219
- [18] Zhao Zhiyuan, Yin Ling, Fang Zhixiang, et al. Impacts of Temporal Sampling Intervals on Stay Detection and Movement Network Construction in Trajectory Data [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(8):1 152-1 158(赵志远, 尹凌, 方志祥, 等. 轨迹数据的时间采样间隔对停留识别和出行网络构建的影响[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2018, 43(8):1 152-1 158)
- [19] Gao S, Liu Y, Wang Y, et al. Discovering Spatial Interaction Communities from Mobile Phone Data [J]. *Transactions in GIS*, 2013, 17(3):463-481
- [20] Louail T, Lenormand M, Cantu Ros O G, et al. From Mobile Phone Data to the Spatial Structure of Cities [J]. *Sci Rep*, 2014, 4(2 973):5 276
- [21] Yang Xiping, Fang Zhixiang, Zhao Zhiyuan, et al. Analyzing Space-Time Variation of Urban Human Stay Using Kernel Density Estimation by Considering Spatial Distribution of Mobile Phone Towers [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(1):49-55(杨喜平, 方志祥, 赵志远, 等. 顾及手机基站分布的核密度估计城市人群时空停留分布[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2017, 42(1):49-55)
- [22] Ravenstein E G. The Laws of Migration [J]. *Journal of the Statistic Society of London*, 1885, 48(2):167-235
- [23] Mathä T, Wintr L. Commuting Flows Across Bordering Regions: A Note [J]. *Applied Economics Letters*, 2009, 16(7):735-738
- [24] Fitzgerald J, Leblang D, Teets J C. Defying the Law of Gravity: The Political Economy of International Migration [J]. *World Politics*, 2014, 66(3): 406-445
- [25] Beine M, Bertoli S. A Practitioners' Guide to Gravity Models of International Migration [J]. *World Economy*, 2016, 39(4):496-512
- [26] Ramos R, Suriñach J. A Gravity Model of Migration Between the ENC and the EU [J]. *Tijdschrift Voor Economische En Sociale Geografie*, 2017, 108(1):21-35
- [27] Hatton T J, Williamson J G. What Fundamentals Drive World Migration? [J]. *Cepr Discussion Papers*, 2002, 159(2):139-158
- [28] Hatton T J, Williamson J G. Demographic and Economic Pressure on Emigration out of Africa [J]. *Scandinavian Journal of Economics*, 2003, 105(3):465-486
- [29] Yu Wenli, Pu Yingxia, Chen Gang, et al. Spatial Analysis of the Patterns and Mechanism of Inter-provincial Migration Flows in China [J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2012, 28(2):44-49(于文丽, 蒲英霞, 陈刚, 等. 基于空间自相关的中国省际人口迁移模式与机制分析[J]. *地理与地理*

- 信息科学, 2012, 28(2):44-49)
- [30] Wu Xiwei, Guo Jing, Duan Chengrong. Regional Development, Economic Opportunities, Income Returns and Inter-provincial Migration[J]. *South China Population*, 2013, 28(6):54-61(巫锡炜, 郭静, 段成荣. 地区发展、经济机会、收入回报与省际人口流动[J]. 南方人口, 2013, 28(6):54-61)
- [31] Wang Jue, Chen Wen, Yuan Feng. Human Mobility and Evolution Based on Social Network: An Empirical Analysis of Yangtze River Delta[J]. *Geographical Research*, 2014, 33(2):385-400(王珏, 陈雯, 袁丰. 基于社会网络分析的长三角地区人口迁移及演化[J]. 地理研究, 2014, 33(2):385-400)
- [32] Chen Wei, Liu Weidong, Ke Wenqian, et al. The Spatial Structures and Organization Patterns of China's City Networks Based on the Highway Passenger Flows[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72(2):224-241(陈伟, 刘卫东, 柯文前, 等. 基于公路客流的中国城市网络结构与空间组织模式[J]. 地理学报, 2017, 72(2):224-241)
- [33] Liu X, Derudder B, Wu K. Measuring Polycentric Urban Development in China: An Intercity Transportation Network Perspective[J]. *Regional Studies*, 2016(8):1 302-1 315
- [34] Liu Jun. An Introduction to Social Network Analysis[M]. Beijing: Social Sciences Academic Press, 2004(刘军. 社会网络分析导论[M]. 北京: 社会科学文献出版社, 2004)
- [35] Wang J, Mo H, Wang F, et al. Exploring the Network Structure and Nodal Centrality of China's Air Transport Network: A Complex Network Approach[J]. *Journal of Transport Geography*, 2011, 19(4):712-721
- [36] Bagler G. Analysis of the Airport Network of India as a Complex Weighted Network[J]. *Physica A Statistical Mechanics and Its Applications*, 2004, 387(12):2 972-2 980
- [37] Ran B. Daily O-D Matrix Estimation Using Cellular Probe Data[C]. Transportation Research Board 89th Annual Meeting, Washington D C, USA, 2010
- [38] Newman M E, Girvan M. Finding and Evaluating Community Structure in Networks [J]. *Physical Review E, Statistical Nonlinear and Soft Matter Physics*, 2004, 69(2): 026113
- [39] Blondel V D, Guillaume J L, Lambiotte R, et al. Fast Unfolding of Communities in Large Networks [J]. *Journal of Statistical Mechanics Theory & Experiment*, 2008(10):155-168
- [40] Hassan Z, Keymanesh M, Khabiri M. Locating Stations of Public Transportation Vehicles for Improving Transit Accessibility[J]. *Transport*, 2007, 22(2):99-104
- [41] Ford A C, Barr S L, Dawson R J, et al. Transport Accessibility Analysis Using GIS: Assessing Sustainable Transport in London[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2015, 4(1): 124-149
- [42] Karou S, Hull A. Accessibility Modelling: Predicting the Impact of Planned Transport Infrastructure on Accessibility Patterns in Edinburgh, UK [J]. *Journal of Transport Geography*, 2014, 35:1-11
- [43] Niedzielski M A, Boschmann E E. Travel Time and Distance as Relative Accessibility in the Journey to Work[J]. *Annals of the Association of American Geographers*, 2014, 104(6):1 156-1 182
- [44] Zhong Shuiying. Population Flow and Socioeconomic Development[M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2000(钟水映. 人口流动与社会经济发展[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2000)
- [45] Yu Lu, Zhang Shanyu. An Analysis of the Population Resettlement Flow Based on the Integration of Spatial Statistics—A Case Study of Three Megalopolis in Contemporary China[J]. *Journal of East China Normal University (Philosophy and Social Sciences)*, 2005, 37(5):25-31(俞路, 张善余. 基于空间统计的人口迁移流分析——以我国三大都市圈为例[J]. 华东师范大学学报(哲学社会科学版), 2005, 37(5):25-31)

## Characteristics and Formation Mechanism of Intra-Urban Employment Flows Based on Mobile Phone Data—Taking Wuhan City as an Example

LIU Yaolin<sup>1,2,3</sup> FANG Feiguo<sup>1</sup> WANG Yiheng<sup>1</sup>

<sup>1</sup> School of Resource and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China

<sup>2</sup> Key Laboratory of Geographic Information System, Ministry of Education, Wuhan University, Wuhan 430079, China

<sup>3</sup> Collaborative Innovation Center of Geospatial Technology, Wuhan 430079, China

**Abstract:** Human mobility is a cross-disciplinary research hotspot which reflects the complex mar-

land relationship. Understandings of the intra-urban employment population flow, as an important part of urban group mobility, are crucial for urban planning and traffic forecasting. The common use of location-awareness devices such as mobile phones enables to capture human behavioral data for analyzing intra-urban employment flow. In this paper, we attempt to characterize the employment flow and interpret its formation mechanism using mobile phone data recorded during 30 days (from June 1, 2016 to June 30, 2016) in Wuhan. Considering the spatial distribution of cellular base stations, we divide our study area into grids sized  $250\text{ m} \times 250\text{ m}$ . We then adopt approaches to extract daily individual mobility information by identifying position and duration of stagnations. Next, we propose several rules to infer in which grids people work and reside from individual mobility information we extracted and estimate the job/housing distribution as well as the employment flows between sub-districts. We then build the employment flows network, and methods such as network centrality analysis, network density analysis and community detection are applied to discover the pattern and characteristic of employment flows. Finally, we examine the influence of employment potential, traffic accessibility, spatial proximity, cultural difference and major industry on the size of employment flow between sub-districts and interpret its formation mechanism using logistic regression. The results firstly show that the number of intra-urban employment flow in Wuhan is unevenly distributed as large amounts of employment flow are concentrated in a few sub-districts. Secondly, the employment flows mainly occur in the sub-districts with good spatial proximity. It shows the distribution of the outflow employments decrease gradually as distance and accessibility time increase, and forms several employment communities (such as Hanyang, Wuchang North, Wuchang South, et al.) in the influence of geographical barriers and cultural differences. Thirdly, the employment potential measured by the resident population of the origin sub-districts and the working population of the destination sub-districts is the most important factor to increase the size of employment flow. Rather, cultural differences and poor accessibility hinder employment flow. The result also verifies that differences in major industries affect the employment flow, that commerce and education have a negative effect on the outflow of employments, but the industry attracts employments.

**Key words:** employment flow; mobile phone signaling data; network analysis; accessibility; logistic regression

**First author:** LIU Yaolin, PhD, professor, Academician of International Eurasian Academy of Sciences specializes in geographic data mining and spatial analysis. E-mail: yaolin610@163.com

**Foundation support:** The National Natural Science Foundation of China, No. 41771432; the National Key Research and Development Program of China, No. 2017YFB0503601.