

基于城市不透水面—人口关联的粤港澳大湾区人口密度时空分异规律与特征

林 珩^{1,2}, 张鸿生^{1,2*}, 林殷怡¹, 魏 嫻¹, 吴志峰³

(1. 香港中文大学太空与地球信息科学研究所, 香港 999077; 2. 香港中文大学深圳研究院, 广东 深圳 518057;
3. 广州大学地理科学学院, 广州 510006)

摘 要:城市人口数据是社会经济各领域的基础数据,高分辨率的空间化城市人口数据则对社会经济各领域的分析和研究具有重要意义。本文首先通过多源遥感技术提取空间分辨率为30 m的粤港澳大湾区2007-2015年间城市不透水面的变化,再利用Dasymetric映射方法得到30 m分辨率的网格化人口密度分布,从而分析大湾区2007-2015年间城市人口的时间和空间变化。通过Google Earth时间序列高分辨率影像采集的样本验证,粤港澳大湾区城市不透水面提取精度均在80%以上;通过统计年鉴中县级人口统计数据,分析大湾区网格化城市人口与统计数据之间的一致性,得到决定系数 R^2 总体在0.7以上。研究表明,粤港澳大湾区城市人口具有特殊的时间和空间分异规律和特征:①大湾区内除了香港和澳门人口分布较稳定,其他城市人口都有不同程度和不同方向的扩张,其中广州、深圳、东莞的人口扩张最为明显;②大湾区城市人口空间分布具有明显的多尺度和多中心特征。总体上,大湾区人口集中在以珠江口为中心的城市群核心区内,离核心区较远的肇庆、江门、惠州人口较为稀疏,城市化程度相对较低,是支撑大湾区经济社会继续深入发展的重要区域。在核心区内,城市人口的分布则在城市尺度和城市群尺度上都体现了多中心分布特征,香港和广州都有多个城市中心,而香港、澳门、深圳、广州则是整个大湾区的4个中心。地理位置上4个中心分布在大湾区的不同地方,可以带动整个粤港澳大湾区的全面发展。研究结果可为粤港澳大湾区在社会经济各领域的分析与规划提供决策支持。

关 键 词:粤港澳大湾区;不透水面;多源遥感;人口空间化;城市人口

1 引言

城市化是全球经济社会发展的重要趋势,城市已成为人类活动最频繁最剧烈的场所,在不同的时间和空间尺度上都影响着全球社会、经济、文化、环境、生态、健康等各方面的发展。城市人口是人类活动的主体,城市人口数据则成为与社会经济各领域研究所需要的基础数据(周成虎等, 2009; Tatem, 2017)。因此,准确的城市人口数据对城市化及其相关众多领域的研究和实践具有重要的意

义。准确的人口数据可以通过人口普查进行获取,然而大范围的人口普查需要耗费大量的人力和物力,时间周期也比较长(例如中国人口普查每10年开展一次),无法反映短时期内的人口变化情况,特别是在城市化速度较快的地区,例如粤港澳大湾区。因此,需要采用其他辅助技术进行人口估算,从而分析不同时期的人口总量和人口变化。城市人口的空间分布受到众多因素的影响,包括经济发展水平、产业结构、政府政策和城市规划、城市转型和改革等(杜国明等, 2010; 匡文慧等, 2011; 陈丽娜

收稿日期:2018-10-25;修订日期:2018-12-07。

基金项目:香港特别行政区研究资助局项目(CUHK14635916, CUHK14605917);国家自然科学基金项目(41401370) [Foundation: The Research Grant Council of Hong Kong, No.CUHK14635916, No.CUHK14605917; National Natural Science Foundation of China, No.41401370]。

作者简介:林珩(1954-),男,广东省汕头市人,教授,研究方向为多云多雨遥感、虚拟地理环境, E-mail: huilin@cuhk.edu.hk。

通讯作者:张鸿生(1984-),男,广东省汕头市人,研究助理教授,研究方向为城市遥感,湿地遥感和多源遥感融合, E-mail: zhangstream@gmail.com。

引用格式:林珩, 张鸿生, 林殷怡, 等. 2018. 基于城市不透水面—人口关联的粤港澳大湾区人口密度时空分异规律与特征[J]. 地理科学进展, 37(12): 1644-1652. [Lin H, Zhang H S, Lin Y Y, et al. 2018. Spatiotemporal changes of gridded urban population in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area based on impervious surface-population correlation[J]. Progress in Geography, 37(12): 1644-1652.]. DOI: 10.18306/dlkxjz.2018.12.006

等, 2018; 陈妍等, 2018; 张国俊等, 2018), 因而研究城市人口空间分布特征, 也有助于对上述经济发展和城市规划政策等的评估(O'Connor et al, 2014)。

传统的人口估算方式是抽样调查, 即根据户籍登记情况进行人口估算。然而, 传统的人口估算只能根据行政边界进行人口估算, 最终获得的人口数据空间分辨率较低, 无法反映人口的空间分布特征, 亦不利于采用空间分析技术对人口变化进行全面和深入地分析(柏中强等, 2013; 胡云峰等, 2018)。随着卫星遥感技术和空间分析技术的广泛应用, 为提高人口数据的空间分辨率并使其支持空间分析, 许多学者采用不同数据源和不同方法开展了人口空间化的研究(廖顺宝等, 2003; 王静等, 2012; Qi 等, 2015; 谭敏等, 2017)。已有的人口空间化的方法主要包括线性回归、非线性回归、基于机器学习的回归以及基于人口空间分布的映射模型, 如 Dasymetric 映射方法(Lu et al, 2006; 谭敏等, 2017)。回归模型主要是基于各种不同数据或特征和人口之间的统计关系, 而映射模型则是根据人口分布的物理变量(如居住区面积、密度、楼高等)进行空间上的人口分配。在数据源方面, 以往的研究使用了 Landsat 资源卫星数据(Lu et al, 2006)、夜间灯光数据(谭敏等, 2017)、IKONOS 高分辨率数据和 LiDAR 激光雷达数据(Tomás et al, 2016)。在以往的研究中, 卫星数据可以被直接用于人口估算, 也可以利用从卫星数据提取的信息, 再进行人口估算。这些信息包括: 建筑物分布、城市不透水面、建筑物高度、区域与城市中心距离等。理论上, 建筑物的高度及其分布, 可用于估算高楼的层数和居民住户的数量, 从而估算居民人口。然而, 这样的研究对数据的空间分辨率要求极高, 一般更适用于县市级尺度的人口估算。技术上, 为了提高人口估算的空间分辨率, 主要通过采用高空间分辨率的卫星数据(Tomás et al, 2016), 采用亚像元的卫星数据分析技术(Lu et al, 2006), 或者通过插值技术提高空间分辨率(谭敏等, 2017)。然后, 对于大尺度的人口估算, 例如城市群、区域或国家, 获取高分辨率的建筑物信息仍然比较困难。因此, 许多学者采用城市不透水面信息进行大范围的人口估算。城市不透水面信息直接映了城市区域的空间分布, 可在一定程度上反映城市人口的空间分布, 因此已被学者们用于大范围的人口估算(Lu et al, 2006; Azar et al, 2010; Zhu et al, 2015)。城市不透水面提取技术在过去近 20 年来已经取得了显著发展, 并已发展和应

用了大量的方法(张鸿生等, 2018), 包括基于 V-I-S 模型的亚像元分解方法(Ridd, 1995; Wu et al, 2003)、基于机器学习的逐像元分类方法(Zhang et al, 2013; Zhang et al, 2014; Zhang, Lin et al, 2018; Zhang, Xu et al, 2018)和基于不透水面指数的方法(Xu, 2010; Deng et al, 2012)。然而, 城市不透水面的精确提取仍然面临多种挑战, 包括(张鸿生等, 2018): ①中低分辨率的影像用于不透水面提取需要处理大量的混合像元, 由于数据和方法的限制使得结果常常出现过高或过低的估算; ②高分辨率的影像存在大量的阴影区域, 特别是在城市中心或商业中心区域, 大量高楼产生的阴影区域严重降低不透水面提取的精度; ③热带亚热带区域受到多云多雨的影响, 使得光学遥感数据受到极大的限制, 特别是当研究大面积的区域时, 获取全区域覆盖的高质量的具有一定时间分辨率(例如: 每年或每月)的无云影像则相当困难。因此, 采用多源遥感影像融合协同提取城市不透水面是解决大范围城市群、高时间分辨率和高精度不透水面提取的有效方案。

本文首先采用 2007-2015 年间的多源遥感影像, 包括多光谱 Landsat 卫星数据和双极化合成孔径雷达(SAR) Sentinel-1 数据, 协同提取粤港澳大湾区(Guangdong-Hong Kong-Macau Greater Bay, GHM Greater Bay)空间分辨率为 30 m 的城市不透水面, 然后通过城市不透水面信息, 应用 Dasymetric 映射方法对粤港澳大湾区的城市人口分布进行空间化到 30 m 分辨率的网格中, 最后分析大湾区城市人口在 2007-2015 年间的时间和空间变化, 以期对粤港澳大湾区的规划决策提供有益借鉴。

2 研究区域与数据

粤港澳大湾区位于中国南方, 包括广州、深圳、佛山、东莞、惠州、肇庆、珠海、江门、中山、香港和澳门共 11 个城市(图 1)。该地区受亚热带湿润气候影响, 属于多云多雨地区, 全年大部分时间云层影响严重(Zhang et al, 2014; Zhang, Xu et al, 2018), 因此对其进行长时间序列的区域性城市化监测需要采用多源遥感卫星。据广东省统计局、香港政府统计处和澳门统计普查局, 大湾区面积约 56000 km², 2016 年粤港澳大湾区内常住人口约 6774 万人; 生产总值(GDP)约 13879 亿美元, 占全国 GDP 的 12%, 与韩国 GDP 相当, 人均 GDP 近 20500 美元(香港立法会, 2018)。然而, 大湾区内的各个城市发展也不

一致,从经济发展水平角度,可分为3大类城市:①香港、广州和深圳;②佛山和东莞;③其余6个城市。湾区内各城市在3大产业发展、交通基础设置发展和产业布局等各方面的发展都不相同(香港立法会,2018)。因此,对粤港澳大湾区各个城市的城市化发展历程、人口空间分布及时间变化的研究,对大湾区的系统性和战略性发展具有重要的意义。

本文用于估算粤港澳大湾区城市不透水面信息的卫星数据包括同一时期的光学遥感数据和SAR数据:①光学遥感数据采用Landsat系列卫星数据,包括Landsat 5/7/8,其空间分辨率为30 m;②SAR数据采用Sentinel-1卫星数据,其空间分辨率为20 m,双极化,包括VV+VH极化方式或HH+HV极化方式。所有卫星数据均采用Google Earth Engine(GEE)云计算平台进行获取和处理,数据的预处理主要包括数据的几何校正、辐射校正、噪声滤波,GEE对所有卫星数据集采用统一的地理坐标进行高精度的几何校正,以确保不同卫星、不同传感器不同时间获取的数据具有一致的地理信息。

本文采用了中国城市统计年鉴中的城市人口数据(非农业人口),从中提取了粤港澳大湾区中各个城市2007-2015年间的城市人口数据。该城市人口数据包括2个版本:市级城市人口和县级城市人口统计。在本文中,市级城市人口用于大湾区的人口空间化,即空间化到30 m分辨率的网格中,而县级城市人口则用于网格化人口的验证和精度验证。

3 研究方法

3.1 城市不透水面提取

本文采用随机森林(RF)对覆盖粤港澳大湾区的Landsat 5/7/8和Sentinel-1卫星影像数据进行特

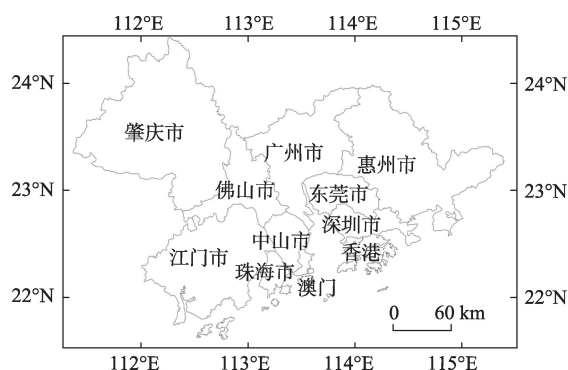


图1 粤港澳大湾区的地理位置及城市群

Fig.1 Geographic location of the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area and its cities

征级融合并提取城市不透水面(图2)。提取不透水面的技术流程包括:首先,分别对Landsat和Sentinel-1进行预处理,并对Landsat卫星数据计算归一化植被指数(NDVI)、归一化城市指数(NDBI)和归一化水体指数(NDWI);对Sentinel-1数据则计算其VV和VH极化方式的后向散射系数。光学数据的归一化指数和极化SAR数据的后向散射系数,均采用GEE云平台提供的功能进行自动计算。其次,分2种情况对以上光学和SAR数据进行土地覆盖分类:2007-2014年,采用Landsat数据及其有关归一化指数进行分类;2014-2015年,采用Landsat和Sentinel-1数据进行融合分类。本阶段将2006-2017年间研究区的土地覆盖类型分为植被、不透水面、裸土、水体共4类。分类方法采用随机森林算法,随机森林算法需要对2个主要参数进行设置:每个数节点的分割采用的随机特征的数量(m)和决策森林中决策树的数量(T)。本文主要参考本团队已有的随机森林参数设置方法(Zhang et al, 2014)。再次,对2006-2017年时间序列的土地覆盖分类结果进行时间滤波,假定城市化不可逆,即已经城市化为不透水面的区域不会变回非不透水面,并按照这一规则对时间序列的分类结果进行后处理。最后,将非不透水面的类别合并,最终形成30 m分辨率的不透水面和非不透水面的2类结果。

本文通过Google Earth提供的时间序列高分辨率影像对提取的粤港澳大湾区城市不透水面进行精度评估。首先,根据影像时间,选择最接近每张影像获取时间的Google Earth高分辨率数据,通过目视解译这些高分辨率影像采集不同土地覆盖类型的样本。其次,应用这些多时相的样本和每个时

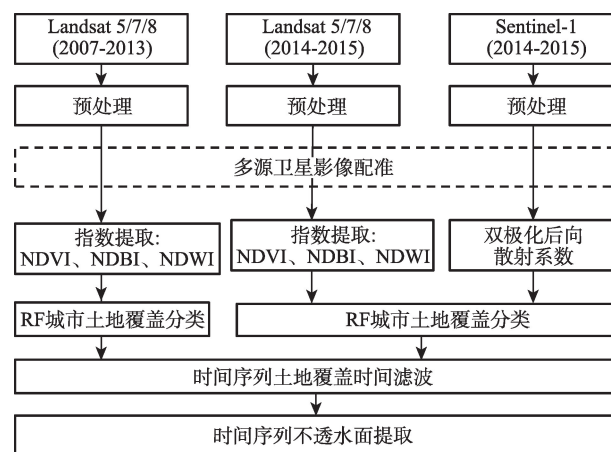


图2 2007-2015年粤港澳大湾区城市不透水面提取

Fig.2 Impervious surface estimation of the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area, 2007-2015

间的土地覆盖分类结果,计算分类的混淆矩阵和总体精度,具体精度计算方法见3.3节。

3.2 人口空间化

本文只分析大湾区城市人口的分布,并假定:①城市人口的分布只受城市密集度的影响;②城市不透水面分布的密集度可以衡量城市密集度;③考虑到本文是在30 m分辨率的基础上对大面积区域(约56000 km²)进行人口空间化,假定不透水面中的交通路网等无人区不会对人口空间化的结果产生显著的影响。采用Dasymetric映射方法对粤港澳大湾区城市人口进行空间网格化,该方法的主要思想是假定城市人口只居住在城市区域,土地覆盖类型为植被、水体和裸土的非城市区域则认为没有人居住,从而将通过人口统计调查的某一个行政区内的人口总数分配到该区域的的城市区域中。在Dasymetric映射方法中,城市区域分为高密度城区、中密度城区和低密度城区,不同的密集度具有不同等级的人口密度。本文采用城市不透水面表示城市区域,用不透水面的分布密集度表示城区的密集度。首先,在上一阶段获得的30 m分辨率不透水面分布结果基础上,对每个像素分析其3×3邻域的不透水面,计算该邻域内不透水面所占的比例,然后用这个比例给该像素重新赋值,因而像素值范围为0~1之间的实数,最后,将不透水面密集度分为高(1, 8/9, 7/9)、中(6/9, 5/9, 4/9, 3/9)、低(2/9, 1/9, 0) 3个等级。因此,可通过式(1)-(4)将某一行政区C的统计人口空间化到该区内的某不透水面区域b中。

$$d_{uc} = \frac{P_{uc}}{p_{hc} + p_{mc} + p_{lc}} \quad (1)$$

$$a_{ub} = \frac{n_{ub}}{n_b} \quad (2)$$

$$f_{ubc} = \frac{d_{uc} \times a_{ub}}{d_{hc} \times a_{hb} + d_{mc} \times a_{mb} + d_{lc} \times a_{lb}} \quad (3)$$

$$P_{ubc} = \frac{f_{ubc} \times P_b}{n_{ub}} \quad (4)$$

式中: d_{uc} 是行政区C的城市人口密度分量; d_{hc} 、 d_{mc} 、 d_{lc} 分别表示行政区C中高密度、中密度和低密度不透水面的人口密度分量,由 d_{uc} 和该行政区内的不同密度不透水面的比例计算所得; p_{hc} 是行政区C内高密度不透水面人口密度; p_{mc} 是行政区C内中密度不透水面人口密度; p_{lc} 是行政区C内低密度不透水面人口密度; p_{uc} 是城市平均人口密度,这些人口密度值可以通过行政区内的城市人口总数和不透水面总面积、高密度不透水面面积、中密度不透水面面积和低密度不透水面面积计算所得。 a_{ub} 是行

政区C中区域b的城市面积比例,可以由区域b不透水面面积(n_{ub})和区域b总面积(n_b)计算得到。 f_{ubc} 是行政区C中区域b的城市人口比例,可由行政区C的统计人口和式(1)和(2)计算得到。 P_{ubc} 是行政区C中区域b的城市人口, P_b 是行政区C中区域b的总人口,结合式(1)-(4)计算所得。

3.3 精度评估

本文采用基于混淆矩阵的分类精度评估方法评估粤港澳大湾区不透水面提取的精度(Zhang et al, 2014)。在所有的研究区中,根据采集的样本点计算分类结果的混淆矩阵,从而计算不透水面提取的总体精度。对于空间网格化人口的估算结果,本文采用县级人口统计数据验证。即在估算过程中,本文采用市级人口统计数据模型校正和人口估算;在验证中,采用县级人口计算人口的误差和决定系数。

4 结果和分析

4.1 城市不透水面变化

按照3.1节所述技术方案,对粤港澳大湾区2007-2015年间城市不透水面进行提取,得到大湾区每一年的不透水面分布图,其空间分辨率为30 m。根据3.1和3.3节所述的样本数据和精度评估方案计算,粤港澳大湾区2007-2015年间的不透水面提取总体精度均在80%以上。如图3所示,由于篇幅限制,仅展示了2007年、2010年、2013年和2015年4个年份的城市不透水面分布。可以看到,尽管粤港澳大湾区的城市人口比例早已超过了总人口的50%,然而大湾区内城市不透水面的面积却远没有总土地面积的一半。大部分的不透水面只分布在湾区内11个城市的城市中心区域,即珠江口的东西部,分别是珠江口东部的东莞、惠州、深圳和香港,以及珠江口西部的广州、佛山、中山、肇庆、江门、珠海和澳门。图4显示了2007-2015年间大湾区的不透水面面积、非不透水面面积及不透水面面积比例变化。可以看到,不透水面的面积逐年增加,从2007年的1470 km²增加到2015年的3600 km²,增幅为1.4倍。不透水面在大湾区所占的比例从2007年的2.4%增加到了2015年的6.0%。

4.2 人口空间化精度评估与分析

将空间化的粤港澳大湾区人口按照县级进行统计,则可以与统计年鉴中的县级人口统计进行比较,从而衡量本文中人口空间化的结果与实际人口

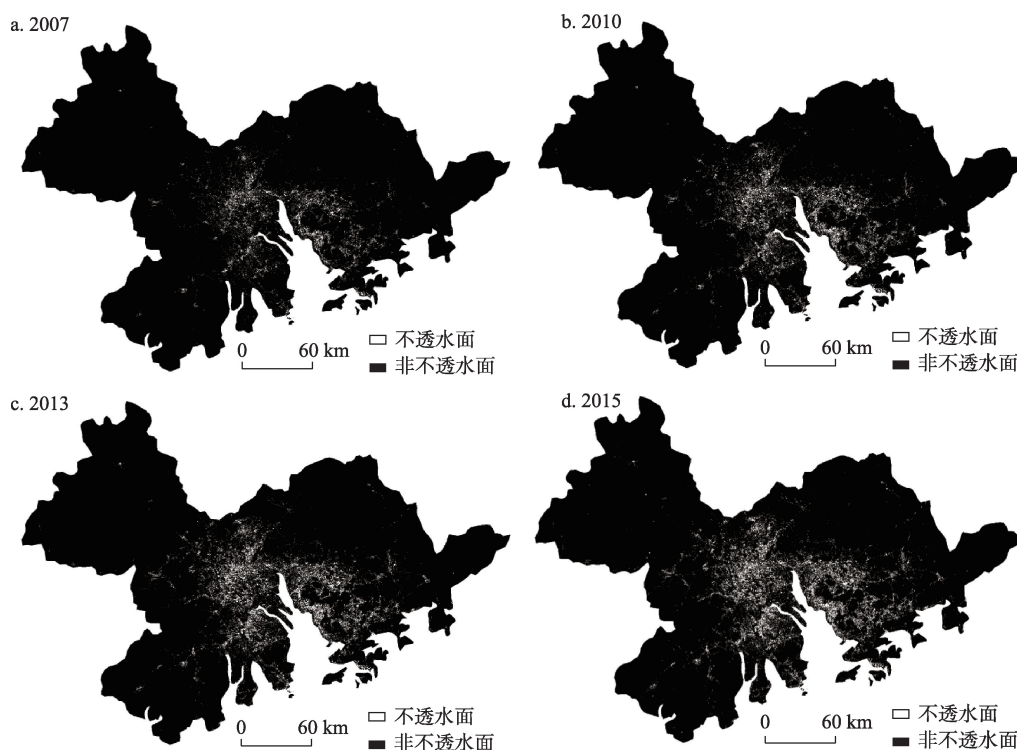


图3 粤港澳大湾区城市不透水面变化(空间分辨率:30 m)

Fig.3 Changes of urban impervious surfaces of the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area at 30 m resolution

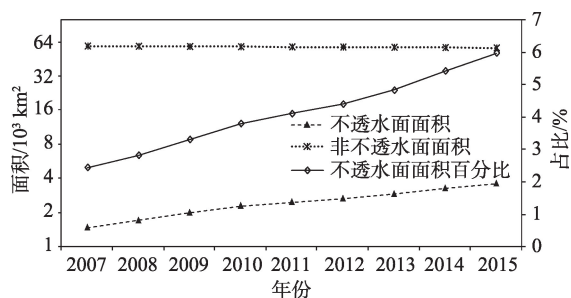


图4 粤港澳大湾区城市不透水面面积及其比例的变化

Fig.4 Changes of area and percentage of impervious surfaces in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area

分布情况的一致性。图5为4个年份的估算人口和统计人口间的散点图(其中纵坐标为对数坐标)。可见,2007年的人口空间化在县级人口统计上普遍比实际人口偏低;而在其余年份的结果中,人口较低(低于100万)的县人口估算则比实际人口偏高,而城市人口达200万左右的县中,网格化人口的估算则相对偏低。特别是由于本文中并没有对香港进行行政区划分,所以在县级人口统计中,香港只有一个区,根据Dasymetric映射方法,估算人口的统计和实际人口统计应基本一致。

4.3 大湾区城市人口时空变化

应用Dasymetric映射方法,通过粤港澳大湾区

的城市不透水面分布,对大湾区2007-2015年间的城市人口进行空间网格化。图6为空间分辨率为30 m的网格化人口分布图,以2007年、2010年、2013年和2015年为例。在时间维度的变化上,随着大湾区整体不透水面面积的扩张,城市人口的分布也由城市核心区向四周扩张。然而,城市人口密度的变化随着不同城市有着不同的变化。香港和澳门城市人口增长比较稳定,城市密度也相对稳定,但基本都已经到达每8100 m²区域多于30人的湾区内最高城市人口密度。深圳则随着不透水面扩张,人口分布面积也扩张,与此同时,人口密度也不断上升,因此表明,在2007-2015年间,深圳城市化快速扩张,城市人口则以更快的速度增加。广州、东莞和惠州则表现出不一样的扩张方式,随着不透水面增加,人口分布扩散,但新扩散区的人口密度则没有原来老城区的人口密度高,部分老城市的人口密度还有下降的趋势。其余城市的不透水面扩张则不是很明显,城市人口密度的变化也相对稳定。

在空间维度的变化上,粤港澳大湾区城市人口呈现了不同尺度的空间结构差异。在城市尺度上,湾区内不同城市表现了人口分布的不同内部结构,例如香港人口主要分布在九龙半岛和新界西北部

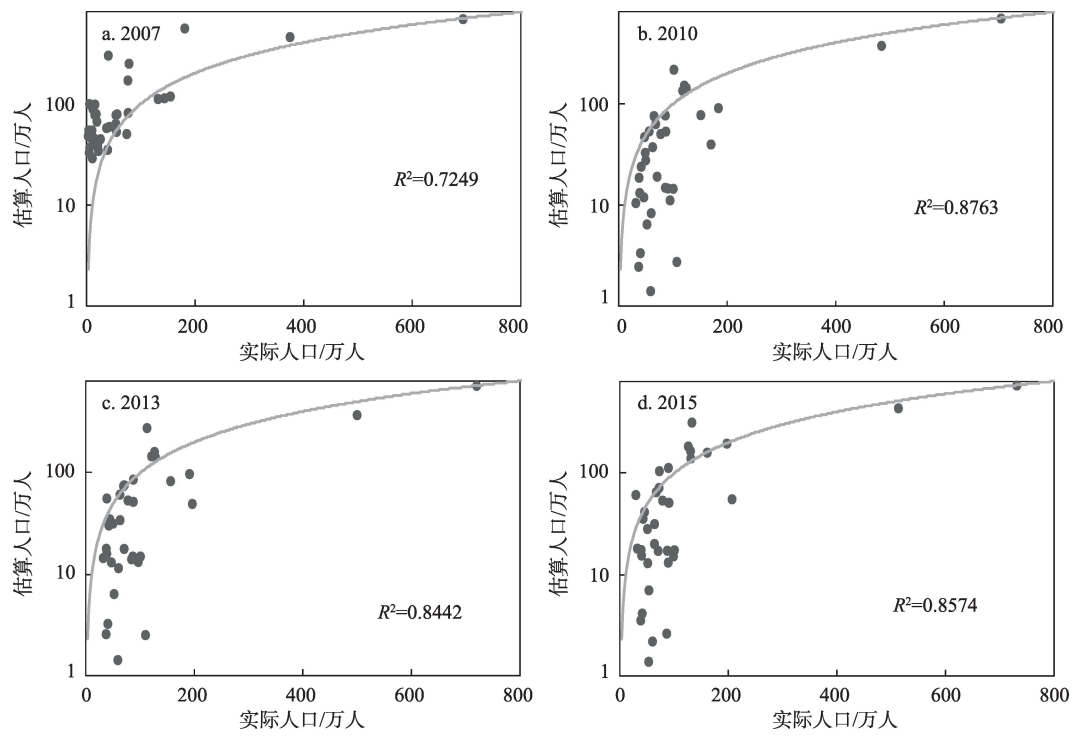


图5 空间化人口估算与县级人口统计数据对比分析

Fig.5 Correlation analysis between estimated gridded population and statistical population at the district level

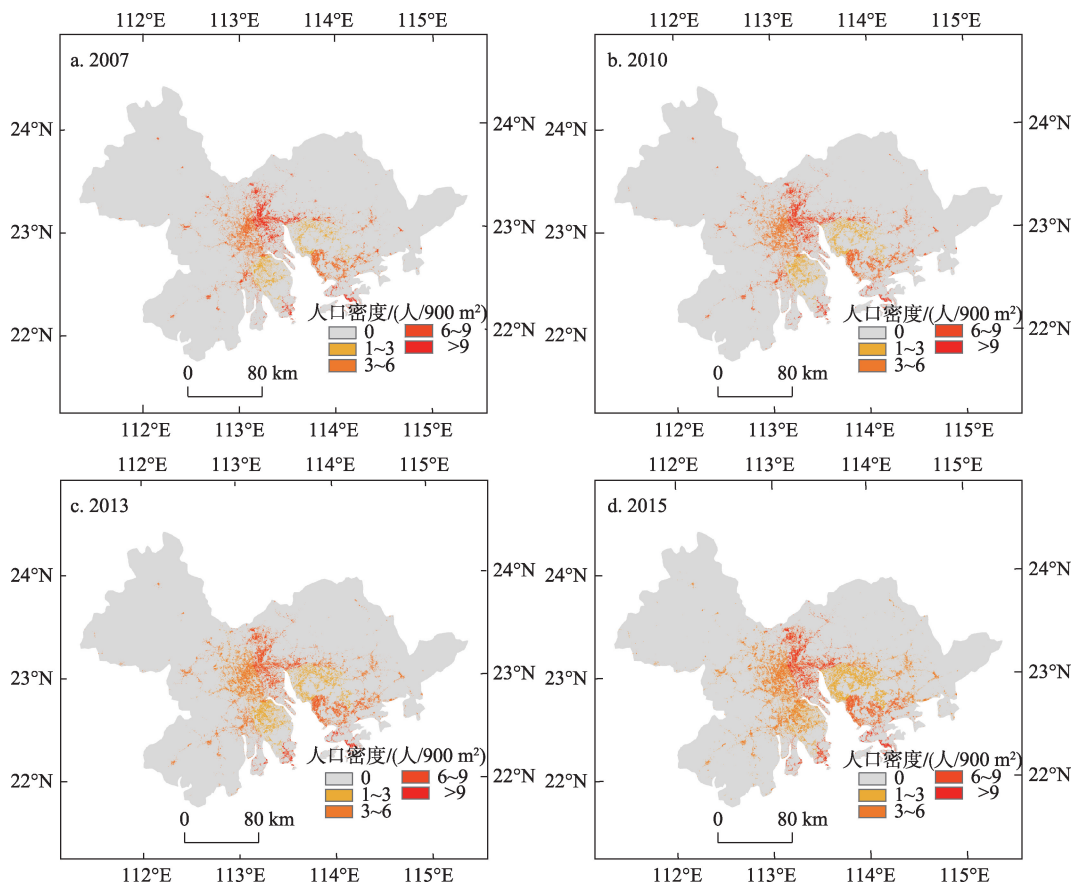


图6 粤港澳大湾区城市人口空间网格化

Fig.6 Gridded population estimation for the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area

的元朗—屯门地区,其人口密度也在整个大湾区最高,而新界的沙田、大埔和香港岛的人口密度则次之,西南部的大屿山人口比较稀疏。澳门由于面积较小,人口分布相对集中,内部结构比较简单。广州的城市人口密集地主要在中部的城区(越秀、海珠、荔湾、天河、番禺、黄埔)和北部的从化区,而其他距离市中心较远的区则人口密度较低,包括白云、花都、增城、南沙。湾区内其他城市的人口密度则比较均匀分布。在城市群尺度上,大湾区城市人口主要分布在整个城市群的核心区,位于周围的肇庆、江门、惠州人口相对稀疏。大湾区核心区内部的城市人口呈现了明显的多中心分布特征,湾区有4个人口中心,包括广州、深圳、香港、澳门。广州和香港的人口密度最高,其中广州人口密集的区域面积最大,这和广州长期以来是珠江三角洲甚至整个华南地区的经济中心和政治中心有密切关系。

5 结论与讨论

本文通过多源遥感技术,提取空间分辨率为30 m的粤港澳大湾区2007-2015年间城市不透水面的变化,并假定城市人口在城市不透水面按照不同密度分布,利用Dasymetric映射方法将不同时间的市级人口统计数量空间化到30 m分辨率的网格中,最后得到30 m分辨率的网格化人口密度分布。通过统计年鉴中县级人口统计数据,分析大湾区网格化人口与统计人口之间的一致性,得到决定系数 R^2 总体在0.7以上。最后,根据城市人口空间分布及人口密度变化,分析大湾区不同城市的城市扩张和人口增加模式。本文是城市不透水面数据在城市信息提取中的一个应用,与传统的采用多源信息(如卫星遥感信息、经济信息、水体等各种土地覆盖和利用信息)进行人口网格化相比,采用中分辨率不透水面数据进行人口网格化的数据源简单、操作方便。而城市不透水面的社会经济意义也已被众多学者研究和确定。本文表明,粤港澳大湾区城市人口具有特殊的时间和空间分异规律和特征:①大湾区内除了香港和澳门人口分布较稳定,其他城市人口都有不同程度和不同方向的扩张,其中广州、深圳、东莞的人口扩张最为明显;②大湾区城市人口空间分布具有明显的多尺度和多中心特征。总体上大湾区人口集中在以珠江口为中心的城市群核心区内,位于四周的肇庆、江门、惠州人口较为稀疏。在核心区内,城市人口的分布则在城市尺度和

城市群尺度上都体现了多中心分布特征,香港和广州都有多个城市中心,而香港、澳门、深圳、广州则是整个大湾区的4个中心。

本文的研究精度主要源于2个方面:一方面是不透水面的提取精度,另一方面是人口估算的精度。对于不透水面提取精度而言,已有的研究大多使用光谱解混的方法(Lu et al, 2006),或者增加辅助数据进行不透水面比率的回归(Azar et al, 2010),而本文针对大湾区亚热带多云多雨的气候条件,选择光学数据和雷达数据,具有更强的地区适应性。对于人口估算的精度,已有研究主要利用回归对人口进行估算,对空间相关性考虑不足,而Dasymetric映射方法则考虑了空间关系,根据不透水面的比例进行人口分配。值得说明的是,不透水面包括了建筑和交通设施,利用不透水面进行人口估计的研究大都存在交通设施的影响,建筑的数据更能体现人口的实际分布。同时,选择合适大小的人口估算网格则更能体现实际的应用需求,例如,在1 km的网格内多少人口居住才比较合适,不同地方的人口网格内是否存在过载荷的现象等。在城市规划方面,精细化人口分布有利于规划新的基础设施,在环境方面,有利于研究人口暴露与周围环境,特别是城市绿地的关系。

然而,本文所使用的方法还存在如下局限:①大范围的高精度和高分辨率的不透水面提取,需要采用多源遥感数据,例如本文估算30 m分辨率的粤港澳大湾区不透水面信息,同时用到了Landsat 5/6/8等3个不同的多光谱卫星和Sentinel-1雷达卫星数据;②使用Dasymetric映射方法进行城市人口网格化的时候,假定城市人口只受城市不透水面密集度的影响。实际上,城市建筑高度等不透水面的三维结构信息也是影响人口分布的重要因素,但由于本文无法获取大范围的城市三维信息,故未考虑该影响因素;③由于时间限制,本文并未对大湾区城市人口的多尺度和多中心特征进行定量化分析,只是给出了定性描述和讨论。在后续的研究中,将通过定量化对大湾区时间和空间的分异特征进行深入分析。

参考文献(References)

- 柏中强,王卷乐,杨飞. 2013. 人口数据空间化研究综述[J]. 地理科学进展, 32(11): 1692-1702. [Bai Z Q, Wang J L, Yang F. 2013. Research progress in spatialization of population data[J]. Progress in Geography, 32(11): 1692-1702.]

- 陈丽娜, 吴升, 陈洁, 等. 2018. 基于手机定位数据的城市人口分布近实时预测[J]. 地球信息科学学报, 20(4): 523-531. [Chen L, Wu S, Chen J, et al. 2018. The near-real-time prediction of urban population distributions based on mobile phone location data[J]. Journal of Geo-information Science, 20(4): 523-531.]
- 陈妍, 梅林. 2018. 东北地区资源型城市人口分布与影响因素的定量分析[J]. 地理科学, 38(3): 402-409. [Chen Y, Mei L. 2018. Quantitative analysis of population distribution and influencing factors of resource-based cities in northeast China[J]. Scientia Geographica Sinica, 38(3): 402-409.]
- 杜国明, 于凤荣, 张树文. 2010. 城市人口空间分布模拟与格局分析: 以沈阳市为例[J]. 地球信息科学学报, 12(1): 34-39. [Du G, Yu F Y, Zhang S W. 2010. Urban population distribution modeling and the pattern identifying: Taking Shenyang City as an example[J]. Journal of Geo-information Science, 12(1): 34-39.]
- 杜国明, 张树文, 张有全. 2007. 城市人口分布的空间自相关分析: 以沈阳市为例[J]. 地理研究, 26(2): 383-390. [Du G, Zhang S W, Zhang Y Q. 2007. Analyzing spatial autocorrelation of population distribution: A case of Shenyang City[J]. Geographical Research, 26(2): 383-390.]
- 胡云锋, 赵冠华, 张千力. 2018. 基于夜间灯光与LUC数据的川渝地区人口空间化研究[J]. 地球信息科学学报, 20(1): 68-78. [Hu Y F, Zhao G H, Zhang Q L. 2018. Spatial distribution of population data based on nighttime light and LUC data in the Sichuan-Chongqing region[J]. Journal of Geo-information Science, 20(1): 68-78.]
- 匡文慧, 杜国明. 2011. 北京城市人口空间分布特征的GIS分析[J]. 地球信息科学学报, 13(4): 506-512. [Kuang W H, Du G M. 2011. Analyzing urban population spatial distribution in Beijing proper[J]. Journal of Geo-information Science, 13(4): 506-512.]
- 廖顺宝, 孙九林. 2003. 基于GIS的青藏高原人口统计数据空间化[J]. 地理学报, 58(1): 25-33. [Liao S B, Sun J L. 2003. GIS based spatialization of population census data in Qinghai-Tibet Plateau[J]. Acta Geographica Sinica, 58(1): 25-33.]
- 谭敏, 刘凯, 柳林, 等. 2017. 基于随机森林模型的珠江三角洲30 m格网人口空间化[J]. 地理科学进展, 36(10): 1304-1312. [Tan M, Liu K, Liu L, et al. 2017. Spatialization of population in the Pearl River Delta in 30 m grids using random forest model[J]. Progress in Geography, 36(10): 1304-1312.]
- 王静, 杨小唤, 石瑞香. 2012. 山东省人口空间分布格局的多尺度分析[J]. 地理科学进展, 31(2): 176-182. [Wang J, Yang X H, Shi R X. 2012. Spatial distribution of the population in Shandong Province at multi-scales[J]. Progress in Geography, 31(2): 176-182.]
- 香港立法会. 2018. 粤港澳大湾区概况[EB/OL]. 2018-02-23 [2018-10-20]. <https://www.legco.gov.hk/research-publications/chinese/1718fs03-overview-of-guangdong-hong-kong-macao-bay-area-20180223-c.pdf> [LegCo. 2018. Overview of Guangdong-Hong Kong-Macao Bay Area[EB/OL]. 2018-02-23[2018-10-20]. <https://www.legco.gov.hk/research-publications/chinese/1718fs03-overview-of-guangdong-hong-kong-macao-bay-area-20180223-c.pdf>.]
- 张国俊, 黄婉玲, 周春山等. 2018. 城市群视角下中国人口分布演变特征[J]. 地理学报, 73(8): 1513-1525. [Zhang G J, Huang W L, Zhou C S, et al. 2018. Spatio-temporal characteristics of demographic distribution in China from the perspective of urban agglomeration[J]. Acta Geographica Sinica, 73(8): 1513-1525.]
- 张鸿生, 林殷怡, 王挺, 等. 2018. 融合光学与雷达遥感数据的城市不透水面提取方法[J]. 地理与地理信息科学, 34(3), 39-46. [Zhang H S, Lin Y Y, Wang T, et al. 2018. Fusing optical and SAR remote sensing data for urban impervious surface estimation[J]. Geography and Geo-Information Science, 34(3): 39-46.]
- 周成虎, 欧阳, 马廷. 2009. 地理格网模型研究进展[J]. 地理科学进展, 28(5): 657-662. [Zhou C H, Ou Y, Ma T. 2009. Progresses of geographical grid systems researches[J]. Progress in Geography, 28(5): 657-662.]
- Azar D, Graesser J, Engstrom R, et al. 2010. Spatial refinement of census population distribution using remotely sensed estimates of impervious surfaces in Haiti[J]. International Journal of Remote Sensing, 31(21): 5635-5655.
- Deng C, Wu C. 2012. BCI: A biophysical composition index for remote sensing of urban environments[J]. Remote Sensing of Environment, 127: 247-259.
- Lu D S, Weng Q H, Li G Y. 2006. Residential population estimation using a remote sensing derived impervious surface approach[J]. International Journal of Remote Sensing, 27(16): 3553-3570.
- Qi W, Liu S H, Gao X L, et al. 2015. Modeling the spatial distribution of urban population during the daytime and at night based on land use: A case study in Beijing, China[J]. Journal of Geographical Sciences, 25(6): 756-768.
- O'Connor C D. 2014. Agency and reflexivity in boomtown transitions: Young people deciding on a school and work direction[J]. Journal of Education and Work, 27(4): 372-391.
- Ridd M K. 1995. Exploring a V-I-S (Vegetation-Impervious Surface-Soil) model for urban ecosystem analysis through remote-sensing: Comparative anatomy for cities[J]. International Journal of Remote Sensing, 16(12): 2165-2185.
- Tomás L, Fonseca L, Almeida C, et al. 2016. Urban population estimation based on residential buildings volume using IKONOS-2 images and lidar data[J]. International Journal of Remote Sensing, 37(1): 1-28.
- Tatem, Andrew J. 2017. WorldPop, open data for spatial demography[J]. Scientific Data. 4. 170004. DOI: 10.1038/sdata.2017.4
- Wu C, Murray A T. 2003. Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis[J]. Remote Sensing of Environment, 84(4): 493-505.

- Xu H. 2010. Analysis of impervious surface and its impact on urban heat environment using the Normalized Difference Impervious Surface Index (NDISI) [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 76(5): 557-565.
- Zhang H S, Lin H, Li Y, et al. 2013. Feature extraction for high-resolution imagery based on human visual perception [J]. *International journal of remote sensing*, 34(4): 1146-1163.
- Zhang H S, Lin H, Wang Y P. 2018. A new scheme for urban impervious surface classification from SAR images[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 139: 103-118.
- Zhang H S, Xu R. 2018. Exploring the optimal integration levels between SAR and optical data for better urban land cover mapping in the Pearl River Delta[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 64: 87-95.
- Zhang Y Z, Zhang H S, Lin H. 2014. Improving the impervious surface estimation with combined use of optical and SAR remote sensing images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 141: 155-167.
- Zhu H L, Li Y, Liu Z L, et al. 2015. Estimating the population distribution in a county area in China based on impervious surfaces[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 81(2): 155-163.

Spatiotemporal changes of gridded urban population in the Guangdong–Hong Kong–Macao Greater Bay Area based on impervious surface–population correlation

LIN Hui^{1,2}, ZHANG Hongsheng^{1,2*}, LIN Yinyi¹, WEI Shan¹, WU Zhifeng³

(1. Institute of Space and Earth Information Science, The Chinese University of Hong Kong, Hong Kong 999077,

China; 2. Shenzhen Research Institute, The Chinese University of Hong Kong, Shenzhen 518057, Guangdong,

China; 3. School of Geographical Sciences, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China)

Abstract: Urban population data are the basic data in various social and economy fields, and high-resolution spatialized urban population data are of great importance for the research in such fields. In this article, multi-source remote sensing data were used to extract the urban impervious surface changes in the Guangdong-Hong Kong-Macao (GHM) Greater Bay Area at a spatial resolution of 30 meters from 2007 to 2015. The Dasymetric mapping method was used to spatialize the population at different times to a resolution of 30 meters. We finally estimated the gridded population density distribution of 30 meters resolution, and analyzed the spatiotemporal changes of the urban population in the GHM Greater Bay Area from 2007 to 2015. Validated with Google Earth time series high-resolution images, the accuracy of the derived urban impervious surfaces in GHM is generally above 80%. Using the county-level demographic data, the consistency between the estimated population and the statistical data in the GHM Greater Bay Area was analyzed, and the correlation coefficient (R^2) was generally above 0.7. Finally, according to the spatial distribution of urban population and the change of population density, urban expansion and population increase patterns of different cities in the GHM Greater Bay Area were analyzed. The research shows that the urban population of the GHM has special spatiotemporal characteristics: (1) Stable population distribution is observed for Hong Kong and Macao, but other urban areas have experienced expansion of population to different extents and in different directions. The population expansion of Guangzhou, Shenzhen, and Dongguan is most obvious. (2) The spatial distribution of urban population in GHM shows multi-scale and multi-center characteristics. In general, the population of GHM is concentrated in the core area centered at the Pearl River Estuary. The Zhaoqing, Jiangmen, and Huizhou areas are sparsely populated. In the core area, the distribution of urban population shows the characteristics of multi-center distribution on both urban and metropolitan scales. Hong Kong and Guangzhou have multiple urban centers, while Hong Kong, Macao, Shenzhen, and Guangzhou are the centers of the GHM. These four centers can drive the overall development of the GHM Greater Bay Area.

Key words: Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area; impervious surface; multi-source remote sensing; population spatialized; urban population