

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.202012049



长三角城市群空间分区与城市边缘区的扩展特征分析

梁娟珠, 徐泽潭

(福州大学 数字中国研究院(福建), 福建 福州 350108)

摘要: 以中国长江三角洲城市群为研究区,选取全球人造不透水面、可见光红外成像辐射仪(VIIRS)夜间灯光、道路、人口等多源数据,从土地利用、人类活动、道路设施 3 个视角出发构建分区指标,基于人工神经网络对长三角城市群地域空间进行划分,并探讨城市边缘区的时空分异与扩展特征.结果表明:使用多源数据与人工神经网络方法识别城市边缘区具有可行性,空间分区的 3 个指标较为合理;使用自组织特征映射模型将长三角城市群分为城市核心区、城市边缘区、乡村地区 3 类;2012—2018 年间城市边缘区占长三角城市群总面积的比例由 7.82%增长至 11.27%,年均空间扩展强度指数为 7.35%,城市边缘区面积扩展呈现集聚特征,热点区主要位于江苏省大部及浙江省北部,冷点区则分布于安徽省大部和浙江省南部.

关键词: 空间分区; 自组织特征映射模型; 城市边缘区; 扩展特征; 长三角城市群

中图分类号: P 208

文献标志码: A

文章编号: 1000-5013(2022)01-0102-09

Spatial Division in Yangtze River Delta Urban Agglomerations and Expansion Feature Analysis of Rural-Urban Fringe Area

LIANG Juanzhu, XU Zetan

(Digital China Research Institute (Fujian), Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: Takes Yangtze River Delta urban agglomerations in China as research area, multi-source datas such as global artificial impervious surface, visible infrared imaging radiometer (VIIRS) night light, road and population are selected to construct zoning indicators from three perspectives of land use, human activities, and road facilities. Division of the regional space of Yangtze River Delta urban agglomerations based on artificial neural network, and the spatial and temporal differentiation and expansion characteristics of rural-urban fringe area are discussed. The results show that it is feasible to use multi-source datas and artificial neural network methods to identify rural-urban fringe area, and three indicators of spatial division are reasonable; using self-organizing feature mapping model to divide Yangtze River Delta urban agglomerations into three categories of the core area, the rural-urban fringe area, rural area; from 2012 to 2018, the proportion of rural-urban fringe area in the total area of the Yangtze River Delta urban agglomerations increase from 7.82% to 11.27%, with an average annual expansion intensity index of 7.35%, and the rural-urban fringe area show agglomeration characteristics. Hot spots are mainly located in most parts of Jiangsu Province and northern Zhejiang Province, while cold spots are located in most parts of Anhui Province and southern Zhejiang Province.

收稿日期: 2020-12-24

通信作者: 梁娟珠(1978-),女,副研究员,博士,主要从事地理信息工程的研究. E-mail: liangjuanzhu@163.com.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(41771423); 福建省科技重点资助项目(2018Y0054)

Keywords: spatial division; self-organizing feature mapping model; rural-urban fringe area; expansion feature; Yangtze River Delta urban agglomerations

随着城市化的迅速发展,城市空间结构划分开始转变为城市-边缘区域-农村三分法的现代城市地域结构模式^[1].城市边缘区的不稳定发展决定了该地区的动态性,其土地利用、人口、社会、经济等方面同时受到城市和乡村的影响^[2].长江三角洲城市群(下文简称长三角城市群)是“一带一路”与长江经济带的重要交汇地带,在国家现代化建设大局和全方位开放格局中具有举足轻重的战略地位.对长三角城市群空间分区并研究城市边缘区的扩展特征,对于探究我国“一带一路”与长江经济带建设成果,揭示我国城市化进程的内在机制具有重要意义.

城市边缘区的定量识别及判定一直是国内外研究的重点.多时空尺度的空间数据不仅打破了管理界限和统计能力的限制,而且克服了数据连续性差的问题^[3].在城市边缘区识别研究中采用的方法主要有阈值法、信息熵法、突变点检测和断裂点法等. Friedberger^[4]认为,距离城市约 50 km 的范围为城市边缘区. Zhao^[5]对北京城市边缘区的研究中认为,内边界为原有主城区行政边界,外边界为非建设用地不超过 60% 的区域. Ma 等^[6]通过建立灯光梯度与灯光亮度之间的二次回归模型,计算各个城市的最佳阈值,并利用多时序的灯光数据分析城市土地利用的时空动态变化. Small 等^[7]根据城市的大小和城市的数量服从齐夫定律,通过研究不同灯光阈值下提取的城市用地是否服从齐夫定律,在区域或全球尺度上确定最佳的灯光阈值. 王秀兰等^[8]根据北京市专题制图仪(TM)遥感影像得到土地利用分类图,分别利用信息熵理论和土地利用程度综合指数判别城市边缘区范围. 钱建平等^[9]通过建立土地利用信息熵模型,界定荆州市城乡结合部范围. Peng 等^[10]通过计算不同类型土地的面积比率并乘以相应的权重,建立土地利用度指数,进而结合小波变换和核密度的思想,实现突变点的检测及边界的确定. 马晶等^[11]通过建立研究区土地利用综合指数模型(LUDCI),使用小波变换模极大值检测突变点识别武汉市城乡边缘带内外边界. 张志刚等^[12]利用灯光亮度、灯光亮度起伏度构建特征组合值指标,通过寻找最大特征组合值距离衰减值识别突变点,连接突变点从而识别城市边缘带. 刘星南等^[13]构建深度学习网络识别广州市城市边缘区,并分析城市结构空间分布特征. 王海鹰等^[14]运用 K-means 聚类法,通过土地开发强度指标来识别广州市的城乡边缘. Feng 等^[15]使用 DMSP/OLS 夜间灯光数据和 K-means 方法识别北京市的城乡边缘. 随着人工神经网络的广泛应用,人工神经网络自组织特征映射(SOFM)算法也被广泛应用于各种空间分区的研究中,如土地利用分区和城市多功能景观分类^[16]等.

因此,本文将全球人造不透水面、夜间灯光、道路等数据相结合,充分发挥不同数据集的优点,从土地利用、人类活动、道路设施 3 个视角,构建指标体系并训练 SOFM 模型对长三角城市群进行分区,判定城市边缘区范围,进而探讨长三角城市群城市边缘区的空间分异特征与空间结构扩展特征.

1 研究区域与数据源

1.1 研究区概况

长三角城市群位于我国华东地区,位于北纬 29°20′~32°34′,东经 115°46′~123°25′,包括上海市,江苏省的南京、苏州、无锡、常州、南通、盐城、扬州、镇江、泰州,浙江省的杭州、宁波、金华、湖州、嘉兴、绍兴、台州、舟山,安徽省的合肥、铜陵、芜湖、马鞍山、安庆、滁州、池州、宣城,共 26 市. 研究区域的行政区范围,如图 1 所示. 研究区域面积约为 21.17 万 km²,约占中国面积的 2.2%,经济总量约占全国的 20%. 长三角城市群高速公路网健全,公铁交通干线密度全国领先,同时长三角地区的土地利用类型多样,主要包括耕地、林地、草地、水域、建设用地和未利用地等. 根据统计年鉴数据显示,耕地面积所占比例最大,其次是水域面积,随着经济不断发展,建设用地的比例不断增加.

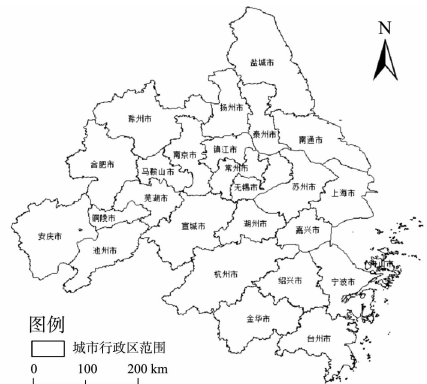


图 1 研究区域的行政区范围
Fig. 1 Administrative scope of study area

1.2 数据来源与处理

研究基础地理数据来源于全国地理信息资源目录服务系统(<http://www.webmap.cn>),比例尺为 1:1 000 000. 用于识别的数据包括全球人造不透水面数据(GAIA)^[19]、夜间灯光数据、OSM 道路数据、人口数据.

1) 全球人造不透水面数据是全球高空间分辨率(30 m)人造面逐年动态数据产品(1985—2018 年),平均总体精度超过 90%. GAIA 数据通过清华大学的数据汇聚平台(<http://data.ess.tsinghua.edu.cn>)进行开放下载.

2) 可见光红外成像辐射仪(VIIRS)夜间灯光数据来源于美国国家海洋和大气管理局(NOAA). 使用 2012 年、2018 年 VIIRS 提供的月合成数据合成年度数据,并进行负值消除、极高值消除与连续校正等预处理.

3) 从开放街道地图(<https://www.openstreetmap.org>)获得 2018 年与 2014 年的道路数据,并基于 Google Earth 历史影像对 2014 年数据进行校正,从而获得 2012 年道路数据.

4) 人口数据来源于 WorldPop 数据库(<https://www.worldpop.org/>),其空间分辨率为 100 m. 各类空间数据在同一投影坐标系下进行空间化处理,重采样到 500 m.

2 研究方法

2.1 长三角城市群分区指标

从土地开发的角度看,城市土地利用与农村地区差异显著,建设用地规模和强度显著高于乡村^[18-20]. 国内外部分学者相关研究表明,夜间灯光数据可以表征人类活动及城市化水平^[21],为量化城乡之间的差异提供依据. 此外,道路设施密度随着与市中心距离的增加而逐渐降低. 因此,从土地利用、人类活动、道路设施 3 个视角可以更全面地量化城市核心区、城市边缘区和农村地区之间的空间差异.

1) 土地开发强度指标. 使用不透水面面积与评估单位总面积的比值表示土地开发强度(LDI),它是城市土地利用强度的综合指标,计算公式为

$$LDI=G/S.$$

(1)

式(1)中: G 是 GAIA 指数; S 是评估单位的总面积,表示为 $500\text{ m}\times 500\text{ m}$ 的单元网格.

2) 夜间灯光强度指标. 夜间灯光强度(NLI)是指夜间灯光亮度值,它可以较好地反映城市的社会经济活动强度,为了使夜间灯光数据的灰度分布范围更加接近,从而增强数据的连续性,对夜间灯光数据进行对数变换,其计算公式为

$$NLI=\ln\text{ NTL}.$$

(2)

式(2)中:NTL 是夜间灯光值.

3) 路网密度指标. 路网密度(RND)是指特定区域中的道路密度,并表示为道路总长度与区域面积的比值,其计算公式为

$$RND=R/S.$$

(3)

式(3)中: R 是道路网总长度.

2.2 自组织特征映射人工神经网络

自组织特征映射是一个竞争性的学习网络,它可以在没有监督的情况下进行自组织的学习,具有保持拓扑有序性和特征提取的性能,经常用于解决聚类问题^[22]. SOFM 模型网络拓扑结构,如图 2 所示. SOFM 由输入层和竞争层组成. 输入层具有尽可能多的神经元和变量,输入层中的所有神经元都通过连接权重与竞争层中的神经元相连^[23].

竞争层引入网络的拓扑结构,可以更好地模拟生物学中的侧抑制现象. 相邻的竞争层神经元也通过权值相连,竞争层神经元以一维或多维的拓扑结构排列,网络对输入向量进行无监督训练,竞争层神经元根据距离的远近决定抑制关系,不断调整网络结构和连接权值. 当输入新的样本时,系统就以拓扑结构的形式输出分类结果^[24].

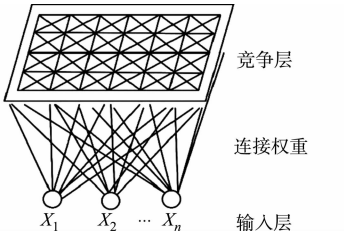


图 2 SOFM 模型网络拓扑结构
Fig. 2 SOFM model network topology structure

对研究区内共 813 984 个样点进行分析,剔除边缘空白样点后,得到 805 951 个样点.将每个样点 2012 年及 2018 年的土地利用强度、夜间灯光强度、路网密度 3 类指标输入 SOFM 网络,神经节点的数量设置为 $4 \times 4 = 16$ 个,训练次数为 1 000 次,获得 16 类的聚类结果.神经节点越多,每个类别的空间连续性越好.计算每个类别 3 个指标的聚类平均值,结果如图 3 所示.根据聚类平均值的空间分布特征确定分区阈值,聚类平均值越高,城市特征越明显,聚类平均值越低,则农村特征越明显.

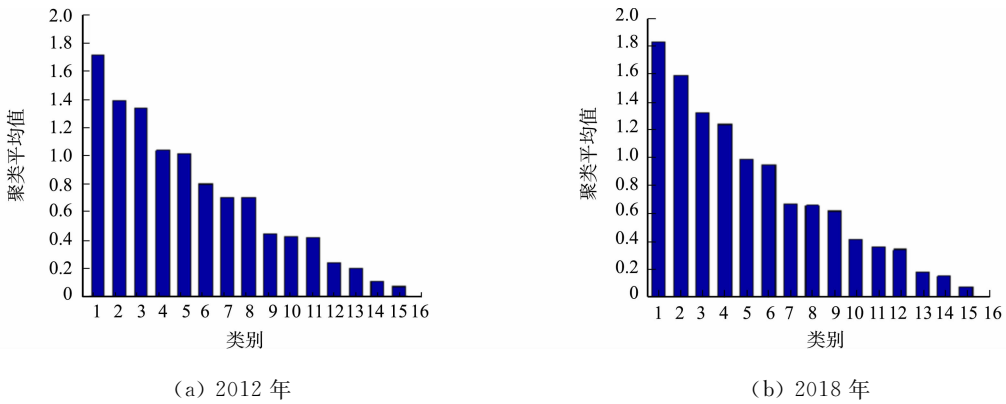


图 3 2012 年与 2018 年每个类别 3 个指标的聚类平均值
Fig. 3 Cluster average of three indicators for each category in 2012 and 2018

通过叠加 Google Earth 图像对城乡边缘的内外边界分割值(定义为划分城市和农村的阈值)进行多次重复调整.选取典型地区进行识别,聚类平均值小于 0.4 的为农村地区,聚类平均值大于 1.0 的为城市核心地区.将 16 个类别细化为 3 个类别,分别是城市核心区,城市边缘区和乡村地区.

2.3 空间扩展特征分析

为研究长三角城市群城市边缘区扩展特征,使用扩展强度指数分析各城市边缘区在 2012—2018 年间的扩展强度的差异,使用全局空间自相关方法,计算城市边缘区扩展面积的全局莫兰指数,同时运用 Getis-Ord G_i^* 指数识别空间扩展中的热点区与冷点区,从而更好地识别扩展的空间异质性.

2.3.1 扩展强度指数 扩展强度指数是指区域在一定时段内,城市在空间上的扩展面积在区域总面积内的占比,用来表述城市扩展的强弱程度.城市边缘区年均空间扩展强度指数计算式为

$$E_i = \frac{U_{i,b} - U_{i,a}}{U_{i,a}} \times \frac{1}{T} \times 100\% . \tag{4}$$

式(4)中: E_i 为 i 城市边缘区空间扩展强度指数; $U_{i,b}$ 为 i 城市在研究末期的城市边缘区面积; $U_{i,a}$ 为 i 城市在研究初期的城市边缘区面积; T 为研究时间长度.

2.3.2 莫兰指数 全局空间自相关可以表示城市边缘区空间扩展的集聚或扩散程度.莫兰指数(I)是衡量全局空间自相关的常用模型,计算式为

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \mathbf{W}_{i,j} (Y_i - \bar{Y})(Y_j - \bar{Y})}{S^2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \mathbf{W}_{i,j}} , \tag{5}$$

$$S^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 , \quad \bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i . \tag{6}$$

式(5),(6)中: n 为长三角城市群各区县城市数量; Y_i 为第 i 个城市空间扩展面积; $\mathbf{W}_{i,j}$ 为研究单元的空间邻接矩阵,当 2 个研究区域单元邻接时, $\mathbf{W}_{i,j}$ 取值为 1,当 2 个研究区域单元不邻接时, $\mathbf{W}_{i,j}$ 取值为 0.

2.3.3 热点指数 为进一步探索长三角城市群各区县级单元城市空间扩展面积高低值集聚分布情况,运用局部空间自相关方法,计算长三角城市群各区县城市边缘区扩展的 Getis-Ord G_i^* 指数,计算式为

$$G_i^* = \frac{\sum_j \mathbf{W}_{i,j} (d) x_j}{\sum_j x_j} . \tag{7}$$

对 G_i^* 计算结果进行标准化处理,即

$$Z(G_i^*) = \frac{[G_i^* - E(G_i^*)]}{\sqrt{\text{Var}(G_i^*)}} . \tag{8}$$

式(7),(8)中: $\mathbf{W}_{i,j}(d)$ 为 i 和 j 两个城市的空间权重; x_i 和 x_j 分别指城市 i 和城市 j 的边缘区增长面

积; $E(G_i^*)$ 和 $\text{Var}(G_i^*)$ 分别为 G_i^* 的数学期望和变异系数.

若 $Z(G_i^*)$ 为正且通过显著性检验, z 得分越高,表明高值(热点)的集聚程度就越强;若 $Z(G_i^*)$ 为负且通过显著性检验, z 得分越低,表明低值(冷点)的集聚程度就越强.

3 研究结果与分析

3.1 基于多源数据的城市群时空分异

以 $500\text{ m}\times 500\text{ m}$ 的空间网格为研究的最小空间单元,分别计算研究区范围内的土地开发强度、夜间灯光亮度、路网密度 3 个指标并归一化,得到 2012 年和 2018 年长三角城市群土地开发强度、夜间灯光强度、路网密度的时空分异图,如图 4 所示.

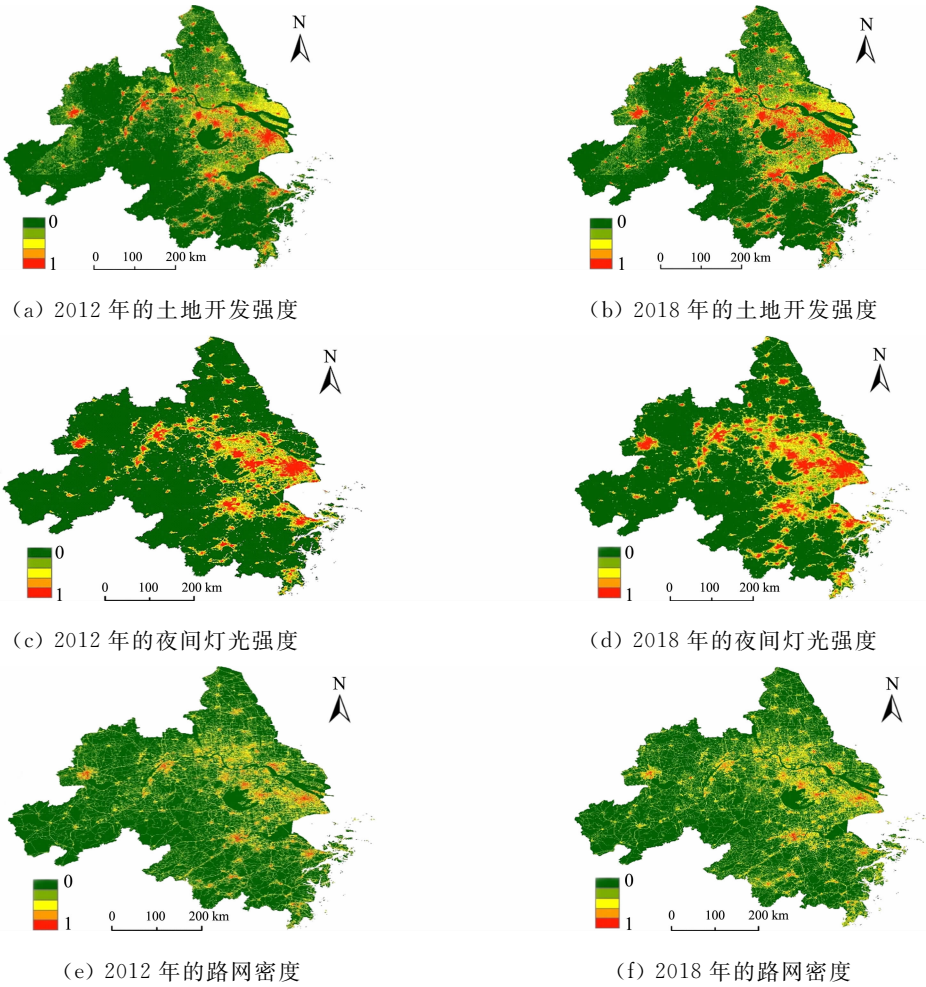


图 4 长三角城市群土地开发强度、夜间灯光强度、路网密度的时空分异

Fig. 4 Spatial and temporal differentiation of land development intensity, night light intensity, road network density of Yangtze River Delta urban agglomerations

空间尺度上,3 个指标在城乡之间具有明显的差异,并且都随着与各城市中心距离的增加而减小. 时间尺度上,从 2012 年到 2018 年,整个长三角城市群 3 个指标的高值区都有所增加,各城市的蔓延没有特定方向,呈现明显的扩张态势. 从土地利用视角而言,由于各城市核心区域和卫星城镇的高度城市化,土地开发强度明显大于其他区域,高值区主要分布在商业、交通和居民用地,低值区分布在农田和植被覆盖区域. 在人类活动方面,经济发展水平与夜间灯光亮度具有显著的相关性,上海市和南京、苏州、杭州、合肥的夜间灯光亮度明显高于其他地区,夜间灯光的增长也比土地利用和路网密度更为明显. 从道路设施角度看,由于经济发展与城市建设,长三角道路系统十分完善,道路密度随着与市中心距离的增加而减小,城市中心以外道路的分布稀疏. 相对而言,路网密度的变化幅度较小.

随着经济的不断发展,长三角城市群各城市空间结构也处于显著扩张态势. 综合上述 3 个指标,可

以反映出长三角城市群土地开发、人类活动、道路设施的时空变化特征.

3.2 基于 SOFM 人工神经网络的空间分区

空间分区的主要目的是将土地利用、人类活动、道路设施的特点相结合,从不同角度对长三角城市群地域结构进行划分,进而识别城市边缘区. 基于 SOFM 人工神经网络,将长三角城市群划分 3 个空间单元,分别为城市核心区、城市边缘区和乡村地区. 2012 年与 2018 年长三角城市群城市边缘区的空间分布,如图 5 所示.

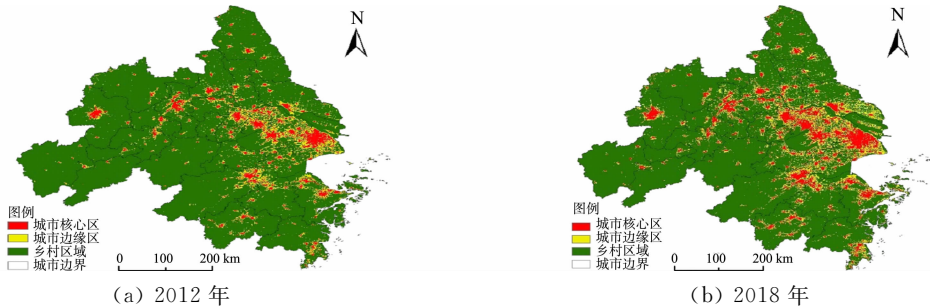


图 5 2012 年与 2018 年长三角城市群城市边缘区的空间分布

Fig. 5 Spatial distribution of urban fringe areas in Yangtze River Delta urban agglomerations in 2012 and 2018

第 I 类为城市核心区,表现为土地利用强度高、灯光强度高、路网密度高的地区,其面积占比最小,从 2012 年的 4.63% 增长至 2018 年的 8.10%,主要位于大型城市与省会城市中心区域. 第 II 类为城市边缘区,表现为土地利用强度较高、灯光强度较高、路网密度中等的地区,其占总面积的比例由 2012 年的 7.82% 增长至 2018 年的 11.27%,主要呈圈层式分布于城市核心区与卫星城镇外边缘,是城市核心区与乡村地区的过渡区域. 第 III 类为乡村地区,由于水域的表现特征与乡村结果一致,将水域面积划分至乡村地区一类. 该类地区表现为不透水面积比例极低、灯光强度低、路网密度较低,其面积占比最大,2012 年约有 87.55%,2018 年则降至 80.63%,主要位于农田与植被覆盖率高的地区.

长三角城市群城市空间结构呈现核心区集聚分布,城市边缘区圈层离散式分布于城市核心区外围,将城市核心区与卫星城镇及经济发展较好的城市连接起来. 长三角城市群各城市空间统计结果,如表 1 所示. 表 1 中: s 为面积; η 为面积占比. 由表 1 可知: 城市边缘区处于动态扩张中,城市边缘区的空间范围不断扩大并向农村地区转移;2012 年城市边缘区占总面积的 7.82%,面积占比最大的地区为苏州,到 2018 年,城市边缘区面积占比增长至 11.27%,面积占比最大的地区为苏州.

使用人口数据与统计数据验证相结合,首先使用 WorldPop 人口数据与划分结果进行对比. 人口密度是考察城市作为一种聚集现象而存在的较为直观的指标,能够直接地反映人类的聚集与活动. 人口数据对比结果表明,从城市核心区到城市边缘地区和农村地区的人口密度显著下降,空间上基本吻合. 与《中国统计年鉴》(2012—2018 年) 中长三角城市群建成区的统计数据进行了对比分析,识别结果符合 2016

表 1 长三角城市群各城市空间统计结果

Tab. 1 Spatial statistics results of cities in Yangtze River Delta urban agglomerations

省/直辖市	地级市	2012 年						2018 年					
		城市核心区		城市边缘区		乡村地区		城市核心区		城市边缘区		乡村地区	
		s/km^2	$\eta/\%$	s/km^2	$\eta/\%$	s/km^2	$\eta/\%$	s/km^2	$\eta/\%$	s/km^2	$\eta/\%$	s/km^2	$\eta/\%$
上海	—	1 356.67	16.80	1 620.73	20.07	5 097.99	63.13	1 945.36	24.09	1 812.12	22.44	4 317.91	53.47
	南京	627.60	9.44	769.20	11.57	5 251.46	78.99	965.33	14.52	1 108.26	16.67	4 574.67	68.81
	无锡	761.01	16.37	1 160.81	24.97	2 726.99	58.66	1 269.13	27.30	1 258.90	27.08	2 120.79	45.62
	常州	484.61	11.02	700.53	15.93	3 212.43	73.05	824.55	18.75	946.36	21.52	2 626.67	59.73
	苏州	1 220.82	14.04	2 265.12	26.05	5 209.33	59.91	2 098.17	24.13	2 492.93	28.67	4 104.17	47.20
江苏	南通	359.01	3.74	927.28	9.66	8 312.86	86.60	837.05	8.72	2 238.52	23.32	6 523.58	67.96
	盐城	270.51	1.70	560.11	3.52	15 081.55	94.78	517.15	3.25	1 137.72	7.15	14 257.30	89.60
	扬州	303.16	4.52	470.16	7.01	5 933.71	88.47	515.77	7.69	773.99	11.54	5 417.27	80.77
	镇江	232.91	6.00	402.54	10.37	3 246.32	83.63	453.78	11.69	637.77	16.43	2 790.21	71.88
	泰州	223.58	3.80	491.30	8.35	5 168.90	87.85	486.00	8.26	964.94	16.40	4 432.84	75.34

续表

Continue table

省/直辖市	地级市	2012 年						2018 年					
		城市核心区		城市边缘区		乡村地区		城市核心区		城市边缘区		乡村地区	
		s/km ²	η/%	s/km ²	η/%	s/km ²	η/%	s/km ²	η/%	s/km ²	η/%	s/km ²	η/%
浙江	杭州	601.26	3.61	1 164.21	6.99	14 889.85	89.40	1 117.57	6.71	1 339.09	8.04	14 198.66	85.25
	宁波	667.11	7.08	1 196.64	12.70	7 558.65	80.22	1 053.42	11.18	1 528.31	16.22	6 840.66	72.60
	嘉兴	244.49	4.99	680.08	13.88	3 975.12	81.13	622.26	12.70	1 249.42	25.50	3 028.01	61.80
	湖州	152.50	2.63	395.46	6.82	5 250.55	90.55	375.16	6.47	840.20	14.49	4 583.14	79.04
	绍兴	232.77	2.85	561.92	6.88	7 372.78	90.27	454.93	5.57	779.99	9.55	6 932.55	84.88
	金华	283.53	2.64	565.98	5.27	9 890.22	92.09	573.50	5.34	846.29	7.88	9 319.94	86.78
	舟山	32.39	2.47	129.03	9.84	1 149.85	87.69	55.86	4.26	250.19	19.08	1 005.22	76.66
	台州	260.83	2.76	587.81	6.22	8 601.68	91.02	498.98	5.28	939.36	9.94	8 011.98	84.78
安徽	合肥	463.93	4.03	436.30	3.79	10 611.69	92.18	731.01	6.35	734.46	6.38	10 046.45	87.27
	芜湖	156.25	2.60	287.27	4.78	5 566.26	92.62	272.84	4.54	457.95	7.62	5 278.99	87.84
	马鞍山	126.40	3.09	197.16	4.82	3 766.96	92.09	215.98	5.28	280.61	6.86	3 593.93	87.86
	铜陵	38.82	1.31	82.67	2.79	2 841.67	95.90	62.52	2.11	109.64	3.70	2 791.00	94.19
	安庆	73.94	0.55	135.79	1.01	13 234.80	98.44	169.40	1.26	194.95	1.45	13 080.18	97.29
	滁州	124.99	0.91	273.33	1.99	13 337.00	97.10	288.44	2.10	524.69	3.82	12 922.20	94.08
	池州	24.17	0.29	45.01	0.54	8 266.51	99.17	50.01	0.60	90.86	1.09	8 194.82	98.31
	宣城	61.34	0.50	126.37	1.03	12 081.19	98.47	132.50	1.08	204.89	1.67	11 931.51	97.25
总计		9 384.59	4.63	16 232.82	7.82	187 636.33	87.55	16 586.67	8.10	23 742.42	11.27	172 924.65	80.63

年 5 月国务院常务会议通过的《长江三角洲城市群发展规划》中“一核五圈四带”的网络化空间格局,且与城市发展现状基本一致。

3.3 城市群时空扩展特征

3.3.1 扩展集聚特征 获取长三角城市群城市边缘区的空间统计结果,根据式(4)计算 2012—2018 年城市边缘区的年均空间扩展强度指数(E),结果如表 2 所示。

表 2 长三角城市群城市边缘区的年均空间扩展强度指数

Tab.2 Average annual spatial expansion intensity indexes of rural-urban fringe area in Yangtze River Delta urban agglomerations

省/直辖市	地级市	E /%	省/直辖市	地级市	E /%	省/直辖市	地级市	E /%
江苏	南京	7.35	上海	—	1.97	安徽	合肥	11.39
	无锡	1.41		杭州	2.50		芜湖	9.90
	常州	5.85	浙江	宁波	4.62		马鞍山	7.05
	苏州	1.68		嘉兴	13.95		铜陵	5.44
	南通	23.57		湖州	18.74		安庆	7.26
	盐城	17.19		绍兴	6.47		滁州	15.33
	扬州	10.77		金华	8.25		池州	16.98
	镇江	9.74		舟山	15.65		宣城	10.36
	泰州	16.07		台州	9.97	总体		7.35

由表 2 可以看出,整体年均扩展强度指数为 7.35%,扩展主要发生在江苏省的南通(23.57%)、盐城(17.19%)、泰州(16.07%),浙江省的湖州(18.74%)、舟山(15.65%)、嘉兴(13.95%),安徽省的池州(16.98%)、滁州(15.33%)和合肥(11.39%)等城市;年均空间扩展强度指数较小的城市为江苏省的无锡(1.41%)、苏州(1.68%),浙江省的杭州(2.50%)、宁波(4.62%),安徽省的铜陵(5.44%),其年均空间扩展强度指数均在 6%以下。长三角城市群以上海为首位城市,推动了南京、杭州、合肥、苏锡常、宁波等 5 个都市圈的同城化发展;南通、湖州、嘉兴、滁州由于独特的地理位置,受中心省会向外辐射作用的影响,使城市边缘区发展存在较大的空间,空间扩展强度指数均远大于省内其他城市,说明“一带一路”建设与长江经济带发展战略逐步提升了城市发展质量,推动长三角城市群各城市协调发展。

莫兰指数的计算结果显示,2012—2018 年城市边缘区扩展的 I 指数为 0.406 1, z 值得分为 7.041

9,表明长三角城市群县域城市边缘区面积扩展在空间上存在正相关性,呈现集聚分布,空间上接近的区县单元相关性强。

3.3.2 扩展冷热点分布 计算 2012—2018 年长三角城市群县域城市边缘区扩展面积的 Getis-Ord G_i^* 指数,并使用自然断裂法将 z 得分由低到高分 5 个级别,得到长三角城市群城市边缘区扩展冷热点空间分布格局,如图 6 所示。

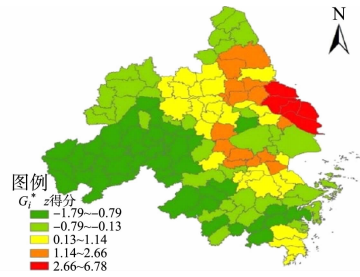


图 6 长三角城市群城市边缘区扩展冷热点空间分布格局

Fig. 6 Distribution pattern of expansion of cold and hot spots in rural-urban fringe area of Yangtze River Delta urban agglomerations

2012—2018 年长江三角洲地区城市边缘区扩展面积的热点区(高值区)和冷点区(低值区)分布结果表明:1) 城市边缘区扩展的热点区域集中在上海的崇明区,江苏省的南通、盐城和泰州的区县城市,浙江省的湖州和嘉兴个别区县,中值区形成南京、扬州、镇江、常州、宁波和台州南部区县等主要片区;2) 城市边缘区扩展的冷点区域城市数量最多,安徽省大部分区县及浙江省台州北部,宁波、金华、杭州等区县均位于冷点区;3) 总体来看,长三角城市群县域城市空间扩展格局呈现明显集聚的特征,热点区通常分布在区域内城市拓展速度快的区县,冷点区则与区域内相对经济发展缓慢的区县对应。

4 结论

利用全球人造不透水面,VIIRS 夜间灯光、OSM 道路、人口等多源数据,从土地利用、人类活动、道路设施等 3 个视角,使用 SOFM 聚类将空间地域结构分区,研究 2012—2018 年长三角城市群城市边缘区的时空分异及扩展特征,得到以下 4 个结论。

1) 使用多源数据与 SOFM 人工神经网络方法识别城市边缘区具有可行性,验证结果表明,采用的 3 个指标空间分区具有合理性。

2) 使用自组织特征映射对长三角城市群分区指标进行聚类,Ⅰ类为城市核心区,具有高土地开发强度、高灯光度、高路网密度的特点,主要位于大型城市与省会城市中心区域;Ⅱ类为城市边缘区,表现出较高土地开发强度、中等灯光亮度、低路网密度的特点,主要呈圈层式分布于城市核心区与卫星城镇外边缘;Ⅲ类为乡村地区,特征为低灯光亮度、低土地开发强度、低路网密度,所占面积最大,主要位于农田与植被覆盖率高的地区。

3) 长三角的城市边缘区总体呈现扩张态势,其所占总面积的比例由 2012 年的 7.82% 增长至 2018 年的 11.27%。整体年均空间扩展强度指数为 7.35%,年均空间扩展强度较大的城市为南通(23.57%)、盐城(17.19%)、泰州(16.07%)、湖州(18.74%)、池州(16.98%)等。空间扩展强度指数较小的城市为无锡(1.41%)、苏州(1.68%)、杭州(2.50%)、宁波(4.62%)等。

4) 长三角城市群县域城市边缘区面积扩展呈现集聚分布,热点区主要位于江苏省大部及浙江省北部,冷点区则分布于安徽省大部和浙江省南部。

对 SOFM 人工神经网络得到的分类结果选取阈值进行分区,确定的阈值不具有普遍性,不适用于其他研究领域。同时,由于数据源的限制,未来可以选取社会经济数据、手机信令数据等更全面的解释城市边缘区的空间范围,以进一步提高城市地域分区结果的严谨性。长三角城市群所有城市边缘区面积在不同时段扩张的方向、快慢等对于城市边缘区扩展特征研究有较大的补充作用,可以在后续相关的研究中进行完善,增加研究内容的丰度。

参考文献:

[1] 顾朝林,熊江波. 简论城市边缘区研究[J]. 地理研究,1989,8(3):95-101. DOI:10.11821/yj1989030012.

[2] PRYOR R J. Defining the rural-urban fringe[J]. Social Forces,1968,47(2):202-215. DOI:10.1093/sf/47.2.202.

[3] 彭建,马晶,袁媛. 城市边缘带识别研究进展与展望[J]. 地理科学进展,2014,33(8):1068-1077. DOI:10.11820/dlkxjz.2014.08.007.

[4] FRIEDBERGER M. The rural-urban fringe in the late twentieth century[J]. Agricultural History,2000,74(2):502-

514. DOI:10.2307/3744868.
- [5] ZHAO Pengjun. Too complex to be managed? New trends in peri-urbanisation and its planning in Beijing[J]. Cities, 2013,30:68-76. DOI:10.1016/j.cities.2011.12.008.
 - [6] MA Ting,ZHOU Yuke,WANG Yingjie,*et al.* Diverse relationships between Suomi-NPP VIIRS night-time light and multi-scale socioeconomic activity[J]. Remote Sensing Letters,2014,5(7):652-661. DOI:10.1080/2150704X.2014.953263.
 - [7] SMALL C,ELVIDGE C D,BALK D,*et al.* Spatial scaling of stable night lights[J]. Remote Sensing of Environment,2011,115:269-280. DOI:10.1016/j.rse.2010.08.021.
 - [8] 王秀兰,李雪瑞,冯仲科. 基于 TM 影像的北京城市边缘带范围界定方法研究[J]. 遥感信息,2010(4):100-104. DOI:10.3969/j.issn.1000-3177.2010.04.019.
 - [9] 钱建平,周勇,杨信廷. 基于遥感和信息熵的城乡结合部范围界定:以荆州市为例[J]. 长江流域资源与环境,2007,16(4):451-455. DOI:10.3969/j.issn.1004-8227.2007.04.010.
 - [10] PENG Jian,ZHAO Shiquan,LIU Yanxu,*et al.* Identifying the urban-rural fringe using wavelet transform and kernel density estimation: A case study in Beijing City, China[J]. Environmental Modelling and Software,2016,83:286-302. DOI:10.1016/j.envsoft.2016.06.007.
 - [11] 马晶,李全,应玮. 基于小波变换的武汉市城乡边缘带识别[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2016,41(2):235-241. DOI:10.13203/j.whugis20140053.
 - [12] 张志刚,张安明,郭欢欢. 基于 DMSP/OLS 夜间灯光数据的城乡结合部空间识别研究:以重庆市主城区为例[J]. 地理与地理信息科学,2016,32(6):37-42. DOI:10.3969/j.issn.1672-0504.2016.06.007.
 - [13] 刘星南,吴志峰,骆仁波,等. 基于多源数据和深度学习的城市边缘区判定[J]. 地理研究,2020,39(2):243-256. DOI:10.11821/dlyj020181085.
 - [14] 王海鹰,张新长,康停军,等. 基于多准则判断的城市边缘区界定及其特征[J]. 自然资源学报,2011,26(4):703-714. DOI:10.11849/zrzyxb.2011.04.016.
 - [15] FENG Zhao,PENG Jian,WU Jiansheng. Using DMSP/OLS nighttime light data and K-means method to identify urban-rural fringe of megacities[J]. Habitat International,2020,103:102227. DOI:10.1016/j.habitatint.2020.102227.
 - [16] GAO Yang,FENG Zhe,WANG Yang,*et al.* Clustering urban multifunctional landscapes using the self-organizing feature map neural network model[J]. Journal of Urban Planning and Development,2014,140(2):29-37. DOI:10.1061/(ASCE)UP.1943-5444.0000170.
 - [17] 胡秋风,陈娟,戴文远,等. 快速城镇化下旅游海岛景观格局梯度分析:以福建省平潭岛为例[J]. 福建师范大学学报(自然科学版),2019,35(2):109-116. DOI:10.12046/j.issn.1000-5277.2019.02.016.
 - [18] 龚亚西,程珊珊,季翔. 生态安全格局视角下的徐州海绵城市建设[J]. 福建师范大学学报(自然科学版),2020,36(3):79-89. DOI:10.12046/j.issn.1000-5277.2020.03.010.
 - [19] GONG Peng,LI Xuecao,WANG Jie,*et al.* Annual maps of global artificial impervious area (GAIA) between 1985 and 2018[J]. Remote Sensing of Environment,2020,236:111510. DOI:10.1016/j.rse.2019.111510.
 - [20] LEYK S,UHL J H,BALK D,*et al.* Assessing the accuracy of multi-temporal built-up land layers across rural-urban trajectories in the United States[J]. Remote Sensing of Environment,2018,204:898-917. DOI:10.1016/j.rse.2017.08.035.
 - [21] XU Tao,MA Ting,ZHOU Chenghu,*et al.* Characterizing spatio-temporal dynamics of urbanization in China using time series of DMSP/OLS night light data[J]. Remote Sensing,2014,6(8):7708-7731. DOI:10.3390/rs6087708.
 - [22] DING Shuo,CHANG Xiaoheng,WU Qinghui. Approximation performance of BP neural networks improved by heuristic approach[J]. Applied Mechanics and Materials,2013,411/412/413/414:1952-1955. DOI:10.4028/www.scientific.net/AMM.411-414.1952.
 - [23] FOODY G M. Applications of the self-organizing featuremap neural network in community data analysis[J]. Ecological Modelling,1999,120(2/3):97-107. DOI:10.1016/S0304-3800(99)00094-0.
 - [24] KOHONEN T. Essentials of the self-organizing map[J]. Neural Networks,2013,37:52-65. DOI:10.1016/j.neunet.2012.09.018.

(责任编辑:黄晓楠 英文审校:吴逢铁)