

DOI: 10.5846/stxb202003250687

郑子豪, 吴志峰, 陈颖彪, 杨智威, Francesco Marinello. 基于 Google Earth Engine 的长三角城市群生态环境变化与城市化特征分析. 生态学报, 2021, 41(2): 717-729.

Zheng Z H, Wu Z F, Chen Y B, Yang Z W, Francesco Marinello. Analyzing the ecological environment and urbanization characteristics of the Yangtze River Delta Urban Agglomeration based on Google Earth Engine. Acta Ecologica Sinica, 2021, 41(2): 717-729.

基于 Google Earth Engine 的长三角城市群生态环境变化与城市化特征分析

郑子豪^{1,2}, 吴志峰^{1,3,*}, 陈颖彪¹, 杨智威¹, Francesco Marinello²

1 广州大学地理科学与遥感学院, 广州 510006

2 帕多瓦大学土地环境农林学部, 意大利 帕多瓦 35020

3 南方海洋科学与工程广东省实验室, 广州 511458

摘要:作为城市发展的最高空间组织形式,城市群在高速城市化进程中将不可避免的对地区生态环境产生胁迫影响。如何平衡生态环境和城市化发展已经成为了值得关注的问题。以长三角城市群为例,基于 Google Earth Engine 云平台,通过整合日间光学遥感和夜间灯光遥感数据对生态环境状况、城市化强度以及二者在发展过程中的耦合协调特征开展了长时间序列的对比分析。结果表明:1)长三角城市群在过去近 20 年间的遥感生态环境指数(Remote Sensing-based Ecological Index, RSEI)稳定上升,生态环境呈现出好转的态势,但地区间的差异依旧显著;2)综合灯光指数(Comprehensive Nighttime Light Index, CNLI)能够较为准确的刻画城市群的城市化水平,研究期间内长三角城市群形成了“层次分明”、“由东向西”逐步推进的多层次的城市化格局,其中高强度城市化城市集中在上海市及其周边的无锡、苏州和嘉兴,低强度城市化城市则分布在城市群西部;3)基于 CNLI 和 RSEI 指数构建的耦合协调距离模型能够有效的识别出城市群内部城市化与生态环境的耦合协调程度,并根据象限特征将城市群城市划分为良好协调类型、初级协调类型、城市化滞后型和生态环境滞后型城市。

关键词:Google Earth Engine; 长三角城市群; 生态环境; 城市化; 夜间灯光

Analyzing the ecological environment and urbanization characteristics of the Yangtze River Delta Urban Agglomeration based on Google Earth Engine

ZHENG Zihao^{1,2}, WU Zhifeng^{1,3,*}, CHEN Yingbiao¹, YANG Zhiwei¹, Francesco Marinello²

1 School of Geography and Remote Sensing, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China

2 Department of Land, Environment, Agriculture and Forestry, University of Padova, 35020 Padova, Italy

3 Southern Marine Science and Engineering Guangdong Laboratory, Guangzhou 511458, China

Abstract: As the highest spatial organization of urban development, urban agglomerations will inevitably have a coercive impact on the regional ecological environment during the rapid urbanization process. How to balance the ecological environment and the development of urbanization has become a problem worthy of attention. Taking the Yangtze River Delta Urban Agglomeration (YRDUA) as an example, based on the Google Earth Engine platform, this paper analyzes the ecological environment, urbanization intensity and the coupling and coordination characteristics of the two in the development process by integrating the daytime optical remote sensing and nighttime light remote sensing data. The results show that: 1) in the past 20 years, the Remote Sensing-based Ecological Index (RSEI) of the YRDUA has been rising

基金项目:国家自然科学基金(41671430); 南方海洋科学与工程广东省实验室(广州)人才团队引进重大专项(GML2019ZD0301); NSFC-广东联合基金(U1901219)

收稿日期:2020-03-25; 网络出版日期:2020-11-27

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: zfwu@gzhu.edu.cn

steadily, and the ecological environment has shown a trend of improvement, but the regional differences are still significant. 2) The Comprehensive Nighttime Light Index (CNLI) can accurately depict the urbanization level of the urban agglomeration. During the research period, the YRDUA has formed a multi-level urbanization pattern from east to west, in which the high-intensity urbanization cities are concentrated in Shanghai and its surrounding area, while the low-intensity urbanization cities are distributed in the west of the urban agglomeration. 3) The Coupling Coordination Distance Model (CCDM) based on CNLI and RSEI can effectively identify the coupling coordination degree of urbanization and ecological environment in urban agglomerations, and divide cities into good coordination type, primary coordination type, urbanization lag type and ecological environment lag type according to quadrant characteristics.

Key Words: Google Earth Engine; Yangtze River Delta Urban Agglomeration; ecological environment; urbanization; nighttime light

随着全球城市化的持续推进,当前城市间的发展和竞争不再仅仅局限于单个城市,而越来越多的呈现出“一超多强”的城市群竞争发展模式。作为城市发展的最高空间组织形式,城市群通过依托区域内完善的交通、通信等基础设施网络,有效的将区域内多个城市聚集并形成空间组织紧凑、经济联系密切的城市“集合体”。目前,城市群已经成为了中国经济高速发展的核心引擎,其中长三角、珠三角和京津冀组成的三大城市群的 GDP 占比已经超过了 40%^[1]。然而,随着城市群经济高速发展、城市化持续推进,地区人类活动强度不断上升(建设用地扩张^[2-5]、热岛效应^[6-8]、大气污染^[9-10]等),致使自然和生态环境面临极大的压力。在城市化和生态环境相互作用的过程中,一方面高强度的城市化势必会干扰甚至破坏地区生态环境,而另一方面生态环境的恶化反过来又会制约城市化和可持续发展。

城市化和生态环境在地区发展过程中的特征和矛盾已经引起了诸多学者的关注。其中,方创琳等^[11]从理论层面分析了城市群系统内自然要素和人文要素间的交互耦合特征,并构建了时空耦合动力学模型。魏璐瑶等^[12]基于统计面板数据,从多个维度构建了耦合协调度模型并对哈长城市群的城市绩效与生态环境进行了耦合分析。梁龙武等^[13]选取京津冀城市群为研究对象,基于系统指数评估模型和耦合协调度模型对城市化和生态环境系统进行定量评估和协同判定。任亚文等^[14]立足“人-地耦合”视角并基于社会经济统计数据构建指标体系,定量评估了长江经济带城镇化与生态环境的耦合关系。总体上,上述城市化和生态环境的耦合协调分析多基于面板统计数据而缺乏详细的空间信息,在一定程度上不利于研究的进一步细化。

近年来,传感器、物联网和遥感技术的发展以及计算机处理水平的提高,为地区城市化和生态环境监测、评估提供了技术支撑。其中,遥感技术具有覆盖面广、空间和时间尺度多样、光谱信息丰富、观测灵活及数据获取方便等优势,已成为地理环境监测(土地利用/覆被变化^[15-17]、植被变化^[18-19]、热岛监测^[20-21]等)和城市化分析(GDP^[22-23]、人口^[24-25]、电力^[26]等)的重要手段。考虑到日间光学遥感和夜间灯光遥感在揭示生态环境状况和城市化特征方面的各自优势,学者们开始尝试整合 2 种类型的遥感数据开展城市化和生态环境的耦合研究。例如,李景刚等^[27]利用 DMSP/OLS 夜间灯光数据和 SPOT/VGT 数据探索了环渤海城市群城市化对植被初级生产力的季节性变化影响。刘焱序等^[28]基于夜间灯光数据和净初级生产力价值量探索了晋陕蒙能源区城镇化过程与动态强度对生态环境的影响。然而,上述研究中的生态环境分析多局限于单一的生态指标,无法反映地区的综合生态状况。

相较于传统的单一遥感指数的生态评价,由徐涵秋提出的完全基于遥感信息的生态环境指数(RSEI)通过集成多种指标因素,能够快速实现区域生态环境综合评估^[29-31]。该指数通过整合绿度、湿度、热度、干度四个生态指标来综合反映区域生态环境,并通过主成分变换实现多维指标的聚合克服了单一指标的不足。实际上,廖李红等^[32]也基于 DMSP/OLS 夜间灯光数据和 Landsat 系列数据构建了灯光指数和 RSEI,对晋江市的生态环境和城市化进行了小范围耦合分析,进一步拓展了 RSEI 的应用场景。

作为中国经济最活跃、开放程度最高的地区,长三角城市群在国家现代化建设和全方位改革开放中占据

战略地位。党的十八大以来,长三角城市群的一体化发展成效显著,已经成为中国城市化最典型的区域。高速城市化发展的背后,地区生态环境状况面临的压力也日愈严峻。保持长三角城市群高速、高质量推进城市化的同时,注重地区生态环境保护,实现经济发展与环境协调已经成为城市群建设中亟需解决的关键问题。鉴于此,本文以长三角城市群为研究区,利用 MODIS 数据和夜间灯光数据,基于 Google Earth Engine 平台分别建立城市群灯光指数和生态环境指数,分析并探索过去 20 年间长三角城市群生态环境、城市化的变化特征及其耦合水平。研究可以为协调城市群环境承载力与社会经济发展的关系、促进长三角城市群可持续发展提供数据支撑和理论建议。

1 研究区和数据来源

1.1 研究区概况

长江三角洲城市群位于长江下游地区,濒临黄海与东海,地处江海交汇之地,沿江沿海港口众多。根据 2019 年长江三角洲区域一体化发展规划纲要,规划范围正式定为苏、浙、皖、沪三省一市的全部区域^[33]。当前,长三角城市群包括了上海市、安徽省 16 个地级市、江苏省 13 个地级市和浙江省 11 个地级市,共计 41 个城市(图 1)。因此,现阶段长三角城市群的面积远远超过了以往任何时期,达到了 35.9 万 km²,常住人口达到了约 2.3 亿人,占全国总人口的 16.22%。

1.2 数据来源

1.2.1 MODIS 影像数据

构建 RSEI 涉及 4 个生态分量,分别是绿度、湿度、热度和干燥度,因此本文根据这 4 个分量从 MODIS 产品库中选择对应的标准产品作为数据源。USGS 下属的 NASA Land Processes Distributed Active Archive

Center (LPDAAC) Collections 在 1B 级数据的基础上提供了针对不同应用场景的标准数据产品,包括:Land Surface Reflectance, Land Surface Temp and Emiss, Vegetation Indices,其中:

绿度分量提取自 Vegetation Indices 产品中的 MOD13A1 V6 影像集。该影像以 500m 的空间分辨率提供每个像素位置的植被指数(VI)并使用 16 天内的最优像素进行合成。热度分量提取自 Land Surface Temp and Emiss 产品中的 MOD11A2 V6 影像集。MOD11A2 V6 影像提供了 1km 空间分辨率的 8 天平均陆面温度^[34]。此外,该产品从 2 级和 3 级地表温度产品中删除了受云层污染的像素以提升数据质量。湿度和干燥度分量则来源于 Land Surface Reflectance 产品中的 MOD09A1 影像集。MOD09A1 V6 影像提供了针对大气条件(如气体,气溶胶和瑞利散射)校正的 Terra MODIS 波段 1 至 7 的表面光谱反射率估计值,对于每个像素,该产品以 8 天为周期进行像素合成。

1.2.2 夜间灯光数据

得益于近年来传感器技术的快速发展,使得观测地表动力学变化的窗口越来越丰富。其中,OLS 和 VIIRS 为代表的夜间微弱灯光探测传感器的出现为开展人类活动强度的研究提供了新的关键手段。本文在研究期间内分别选取了 2000,2005,2010,2015 和 2019 共计 5 年进行人类活动对生态环境影响分析。考虑到灯光数据的时间跨度,2000,2005 和 2010 年的灯光数据来源于 DMSP/OLS 的 Stable Light (STL),而 2015 和 2019 年的灯光数据则来源于 Suomi NPP/VIIRS Cloud Mask (VCM)。STL 是 1992 年至 2013 年期间由六颗卫星组成的年度无云观测数据的组合。VCM 数据集提供了 Day/Night Band 的月平均值,并排除了杂散光,闪

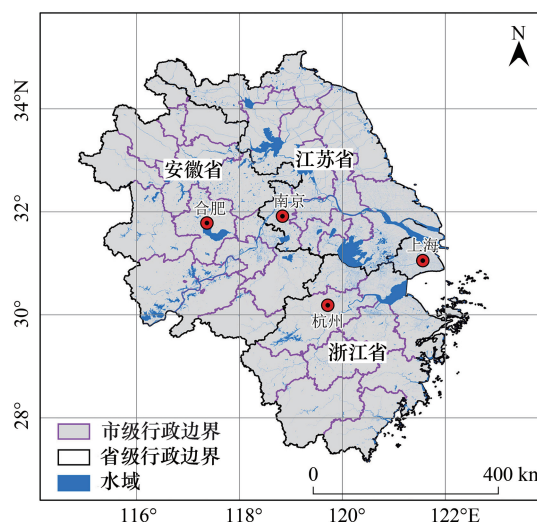


图 1 研究区区位图

Fig.1 The location map of study area

电,月球照明和云层影响。为了降低数据本身存在的误差,本文对多期月均 VCM 数据进行了均值合成并将其与 STL 进行必要的重采样和投影。

2 研究方法

2.1 RSEI 的构建

RSEI 被定义为绿度分量、湿度、热度分量和干度分量的函数,即:

$$RSEI = f(\text{Greenness}, \text{Wetness}, \text{Heat}, \text{Dryness}) \quad (1)$$

式中,Greenness 为绿度指标,本文采用了 MOD13A1 中的 NDVI 指数。Heat 是热度分量,本文使用 MOD11A2 的 Daytime Land Surface Temperature (DLST) 进行表征。Wetness 和 Dryness 则分别是湿度分量和干度分量。其中,湿度分量使用多光谱影像经缨帽变换后的第三分量进行表征^[35-36],干度分量则利用 Hu 和 Xu 构建的 Normalized Difference Built-up and Soil Index (NDBSI) 来刻画^[37]。基于 MODIS 数据计算得到 4 个生态分量后,使用主成分分析(Principal Components Analysis, PCA)来实现多指标的合成以避免人为主观因素在权重设定过程中的偏差^[29]。由于以上 4 个分量的量纲不统一,需要将上述指标进行正规化再进行 PCA 运算并以第一主成分(PC1)来构建 RSEI。此外,为了利于研究期内的横向比较,还需再次将 PC1 值进行标准化处理。

2.2 灯光数据的校准及指数构建

2.2.1 灯光数据的校准

就像先前学者指出的那样,DMSP/OLS 的灯光数据在整个时间跨度内由 6 颗不同卫星获取,这就导致灯光数据会因为传感器差异和传感器自身性能衰退产生两个显著的“异常”:1)同一传感器在连续的时间序列上呈现波动异常;2)同一年份,来自不同卫星传感器的影像出现漂移^[38]。上述这两种异常极大的限制了 DMSP/OLS 灯光数据在时间序列分析上的应用精度,并引起了诸多学者的关注。为了修复 DMSP/OLS 灯光数据的异常,本文使用了一种基于像素本身波动特征伪不变目标校准模型(PBPIF)^[38]以获取研究区的 2000, 2005 和 2010 年的校准灯光数据。

由于 2015 和 2019 年的灯光数据来源于 VIIRS VCM 数据集,因此同前三年灯光数据在时间维度上存在着不一致性和不可比性,无法直接应用于本文的研究。为了实现 VCM 数据和 STL 数据的对齐,本文使用了 Li 等^[39]提出的校准模型,将研究区的 VCM 数据合成为与 STL 相一致的模拟灯光数据,并在此基础上利用低通高斯滤波进行噪声消除,实现灯光数据的匹配^[40]。

2.2.2 灯光指数的构建

基于校准、对齐后的夜间灯光影像,本文构建了综合夜间灯光指数(CNLI)来反映地区城市化水平和地表人类活动强度。该指数在陈晋等^[41]人的研究中被充分证实与中国的城市化复合指标之间存在显著的相关性,能够在较大区域上实现多年的城市化信息提取。CNLI 被定义为某一地区灯光面积占比(LAP)和平均灯光强度(MLI)的乘积,其公式为:

$$CNLI = LAP \times MLI \quad (2)$$

$$LAP = \frac{\text{Area}_{\text{light}}}{\text{Area}} \quad (3)$$

$$MLI = \frac{\sum_{i=1}^{63} C_i \times DN_i}{\sum_{i=1}^{63} C_i \times 63} \quad (4)$$

式中,Area_{light}代表灯光区域的面积,Area 则为区域的总面积;DN_i是灯光像元的灰度值,C_i是灯光值为 DN_i的像元数量。

2.3 耦合协调距离模型

为了定量评估长三角城市群内部城市化水平与生态环境的耦合协调性,本文在借鉴已有耦合度模型^[42-44]的基础上提出了一种二维平面的耦合模型。图 2 描绘的是已有的双系统耦合模型函数,该函数中 Z 值

被用于定量刻画变量间耦合度。为了降低模型函数的维度,本文基于函数在“X-Y”平面的映射构建了耦合协调距离模型。该模型以城市 CNLI 为横坐标,RSEI 为纵坐标,绘制“城市化—环境”坐标点。与传统耦合模型类比可以发现,当城市的城市化水平和生态环境协调耦合程度越高,则“城市化—环境”坐标点将越接近“1:1”对角线。因此,城市的“城市化—环境”坐标点与坐标系对角线的距离越小,则耦合程度越高。图 2 中,城市 B 较城市 A 而言, $d_{B1} < d_{A1}$ 故城市 B 的城市化与生态环境的耦合性更高。此外,当城市 C 与城市 B 与对角线距离相同时,本文还引入了城市坐标点与极限点(1,1)的距离来进一步区分。故而,耦合协调性距离 d 被定义为“城市化—环境”坐标点与对角线和极限点的距离之和,公式为:

$$d_i = \frac{|x_i - y_i|}{\sqrt{2}} + \sqrt{(x_i - 1)^2 + (y_i - 1)^2} \quad (5)$$

式中, x_i , y_i 分别为“城市化—环境”坐标点的横、纵坐标,即归一化后的 CNLI 指数和 RSEI 指数; d_i 为城市 i 的耦合协调距离, d_i 越小,则该城市 i 的城市化水平与生态环境状况的耦合协调度越高。

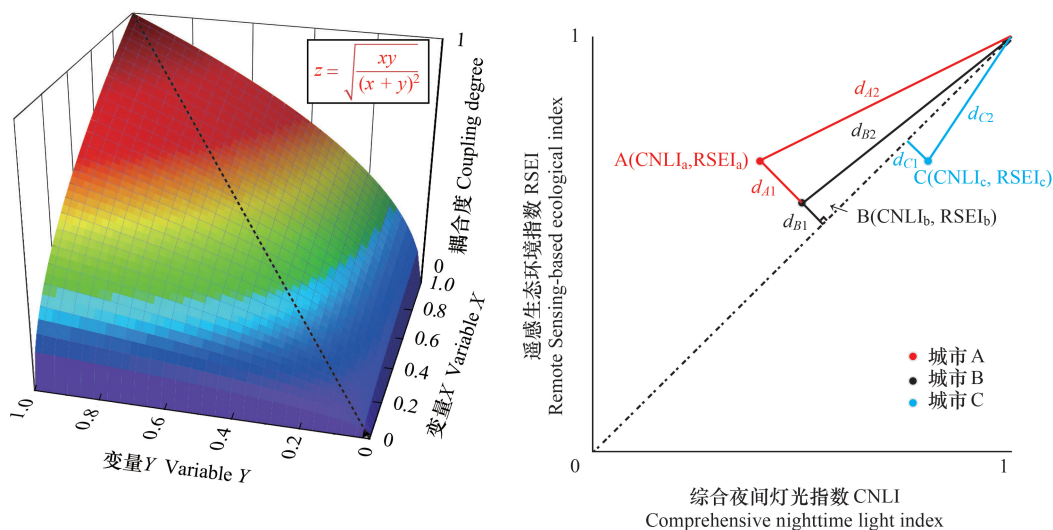


图 2 耦合协调距离模型示意图

Fig.2 Schematic diagram of Coupling Coordination Distance Model

RSEI: 遥感生态环境指数, Remote Sensing-based ecological index; CNLI: 综合夜间灯光指数, Comprehensive nighttime light index; CNLI(下标 a,b,c) 分别表示不同城市的 CNLI 值

2.4 Google Earth Engine 云平台

Google Earth Engine(GEE)是一个基于云的行星级地理空间分析平台,它使 Google 的巨大计算能力能够应对各种高影响的社会、环境问题^[45]。GEE 在云端托管了数 Petabytes (PB) 级别的空间数据,包括了 Landsat 系列、MODIS 系列、Sentinel 系列等,每天都有超过 6000 多个场景从正在执行的卫星任务中扩充。得益于 GEE 强大算力和云端数据存储的特征,近年来,基于 GEE 平台的大尺度环境监测研究正在不断开展^[46-48]。由于本研究涉及 41 个城市近 20 年的生态环境和城市化特征提取分析,使用传统本地方案在数据获取和预处理上将耗费大量的时间和精力。考虑到 GEE 平台在算力和即时性等方面的独特优势,本文将数据筛选与指数计算部署到 GEE 平台(完整代码链接: <https://code.earthengine.google.com/2701350df44d755c7b431201ba93b6c4>)。

3 结果分析

3.1 长三角城市群的 RSEI 及变化

根据 2.1 中 RSEI 的计算公式,本文以 5 年为间隔,对 2000 年至 2019 年长三角城市群的 RSEI 进行了定

量反演。以 2019 年为例,研究区城市群整体和内部核心城市的主成分分析指标结果(表 1)表明:1)城市群整体和核心城市的 PC1 的特征值贡献率均达到了 60%,能够集中指标的大部分特征;2)与城市尺度相比,城市群尺度的 PC1 特征值贡献率并未出现明显的下降,表明 RSEI 指数能够适用于中等尺度的分析。

表 1 2019 年长三角城市群及部分城市主成分分析指标

Table 1 The principal component analysis indexes of Yangtze River Delta Urban Agglomeration and core cities in 2019

地区 Region		长三角城市群 YRDUA	南京	上海	合肥	杭州
特征值 Eigenvalue	PC1	0.029	0.016	0.020	0.014	0.021
	PC2	0.010	0.008	0.006	0.007	0.005
	PC3	0.003	0.002	0.003	0.002	0.002
	PC4	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
PC1 特征值贡献率 Eigenvalue contribution rate of PC1/%		67.97	60.91	70.32	62.56	74.22

YRDUA: 长三角城市群, Yangtze river delta urban agglomeration; PC1: 第 1 主成分, Principal component 1; PC2: 第 2 主成分, Principal component 2; PC3: 第 3 主成分, Principal component 3; PC4: 第 4 主成分, Principal component 4

表 2 则列出了研究区整体和分省(直辖市)的 RSEI 均值,可以看出:1)过去近 20 年间,长三角城市群的 RSEI 呈现出较为稳定的增长趋势,RSEI 由 2000 年的 0.54 上升至 2019 年的 0.64,涨幅约为 18.5%;2)省级单元下的 RSEI 均值变化存在一定的差异性,其中江苏省的 RSEI 在研究期间内呈较为稳定的上升趋势(涨幅为 23%),安徽省在 2010 年前的涨幅较为明显,2010 年后则维持在相对稳定的水平(20.8%),浙江省和上海市的 RSEI 均值则呈现“先降后升”的波动特征,涨幅低于研究区整体平均水平,分别为 12.7%和 5.2%。

表 2 长三角城市群整体和各省(直辖市)单元的 RSEI 均值及其变化

Table 2 The RSEI and its changes of urban agglomerations and provincial (municipality) units in the Yangtze River Delta

年份 Year		2000	2005	2010	2015	2019
RSEI		0.54	0.56	0.59	0.60	0.64
省级单元 Provincial unit	安徽省	0.48	0.52	0.59	0.60	0.58
	江苏省	0.52	0.59	0.61	0.62	0.64
	浙江省	0.63	0.57	0.60	0.57	0.71
	上海市	0.58	0.48	0.50	0.51	0.61

RSEI: 遥感生态环境指数, Remote Sensing-based ecological index

图 3 是长三角城市群不同年份的 RSEI 反演结果,可以看出,长三角城市群的 RSEI 在分布上呈现出明显的空间异质性。2000 年,低 RSEI 均值的城市共有 4 个,均位于安徽省境内,包括:淮北、阜阳、宿州和亳州;较低 RSEI 均值的城市单元共有 10 个,主要位于安徽省中北部(5 个)和江苏省的西北部(5 个);高 RSEI 均值城市共有 17 个,主要分布在安徽省长江以南、江苏省苏锡常地区和浙江省。2005 年,低 RSEI 均值城市数量有所增加,达到了 11 个,分别包括安徽省中北部地区的 8 个,江苏省 2 个和上海市。此外,江苏省北部城市的生态环境呈现明显的好转态势,共有 7 个高 RSEI 均值城市。2010 年,低 RSEI 城市共有 10 个,尽管较 2005 年略有减少但环境压力依旧不容乐观;上海市、合肥市和南京市的 RSEI 均下滑至低等级,生态环境压力不断向地区中心城市渗透。2015 年,低 RSEI 城市为 9 个,分布在安徽省北部、苏沪、浙江省的中东部;高 RSEI 城市数量也锐减至 6 个,分别位于安徽省南部和江苏省中北部。需要关注的是,长三角城市群内部形成了一个“Z”字型的生态压力走廊,该走廊西起安徽省西北部并向东连接了合肥市、南京市、苏州市和上海市,转而向西连接嘉兴市和杭州市并最终向东延伸至台州市。2019 年,低 RSEI 城市进一步减少并与 2000 年持平,较低 RSEI 城市 10 个,主要分布在安徽省中部、江苏省南部和上海市。高 RSEI 城市共有 14 个,主要包括浙江省大部、安徽省南部和江苏省中部。

此外,图 3 显示了 2000 年至 2019 年间 RSEI 的变化情况。可以看出,在过去近 20 年间 RSEI 下降的像元

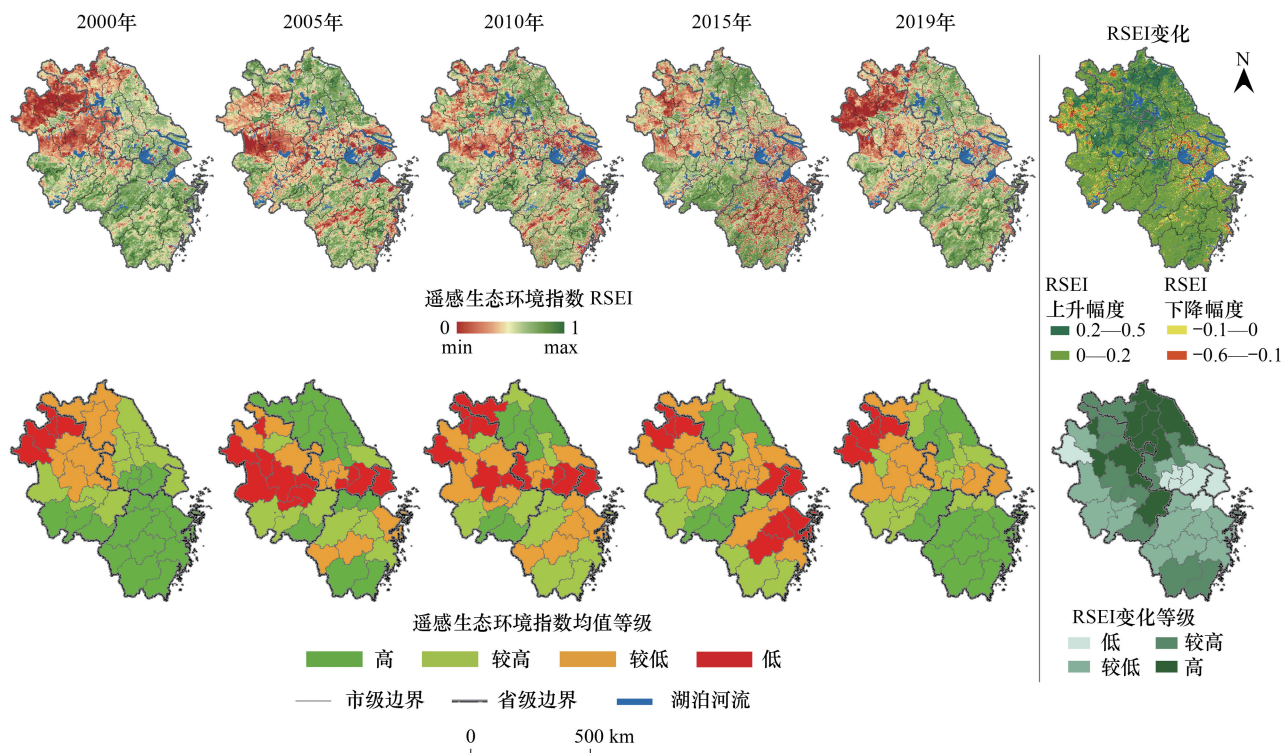


图 3 2000—2019 年间长三角城市群 RSEI 均值及其变化分布

Fig.3 The change and distribution of RSEI in the Yangtze River Delta urban agglomeration from 2000 to 2019

RSEI: 遥感生态环境指数, Remote Sensing-based ecological index

占少数且多位于皖北地区和苏南地区,而 RSEI 上升的像元占据了绝大多数,涨幅超过 0.2 的像元多集中在皖中和苏北地区。在城市水平上,RSEI 低增幅城市共 6 个,分别是安徽省的阜阳市,江苏省的苏州、无锡和苏州市,浙江省的嘉兴市和上海市。RSEI 高增幅城市共有 10 个,包括安徽省的宣城市、马鞍山市、滁州市、淮南市和淮北市,江苏省的扬州市、盐城市、淮安市、宿迁市和连云港市。

总体上,长三角城市群在过去近 20 年间 RSEI 均值稳定上升,生态环境呈现出好转的态势,但地区差异依旧显著。其中,生态环境压力明显减小的地区主要分布在安徽省中部和江苏省北部,而安徽省北部、江苏南部(苏锡常)和上海市的生态压力依旧不容乐观。

3.2 长三角城市群的城市化

根据 2.2.2 中构建的灯光指数模型,本文统计了长三角城市群整体及省级单元(直辖市)过去近 20 年间的 MLI、LAP 和 CNLI 指数,如图 4 所示。MLI 指数的变化反映出:1)长三角城市群总体的灯光强度呈现稳定的上升趋势;2)上海市的平均灯光强度较其它三省上升更为显著,浙江省和江苏省的灯光强度及变化趋势较为接近,安徽省虽然呈现上升趋势,但增幅低于研究区的平均水平。LAP 着重刻画了地区灯光范围的变化,上海市由于较高的城市化水平,在整个研究期间内的灯光区范围接近饱和和增幅较小。与上海市不同,尽管安徽省在灯光强度的变化上不够显著,但其灯光范围的扩张则十分突出,灯光区占比从 2000 年的 10% 上升至 2019 年的超过 60%。综合 MLI 和 LAP 的 CNLI 指数能够更为全面和综合的反映出地区城市化水平的特征,结果表明:1)上海市的 CNLI 的上升幅度最大,达到了 0.4;2)江苏省和浙江省次之,其中江苏省在研究期间内的 CNLI 由 0.1 上升至 0.47,浙江省则上升了约 4 倍,达到了 4.3;3)尽管安徽省的 CNLI 值低于长三角城市群的总体水平,但其在近 20 年间增长了约 9.3 倍,从 2000 年的 0.02 上升至 2019 年的 0.23。

图 5 分别描绘了 2000—2019 年间长三角城市群灯光影像和 CNLI 指数的空间分布及变化情况。年际灯

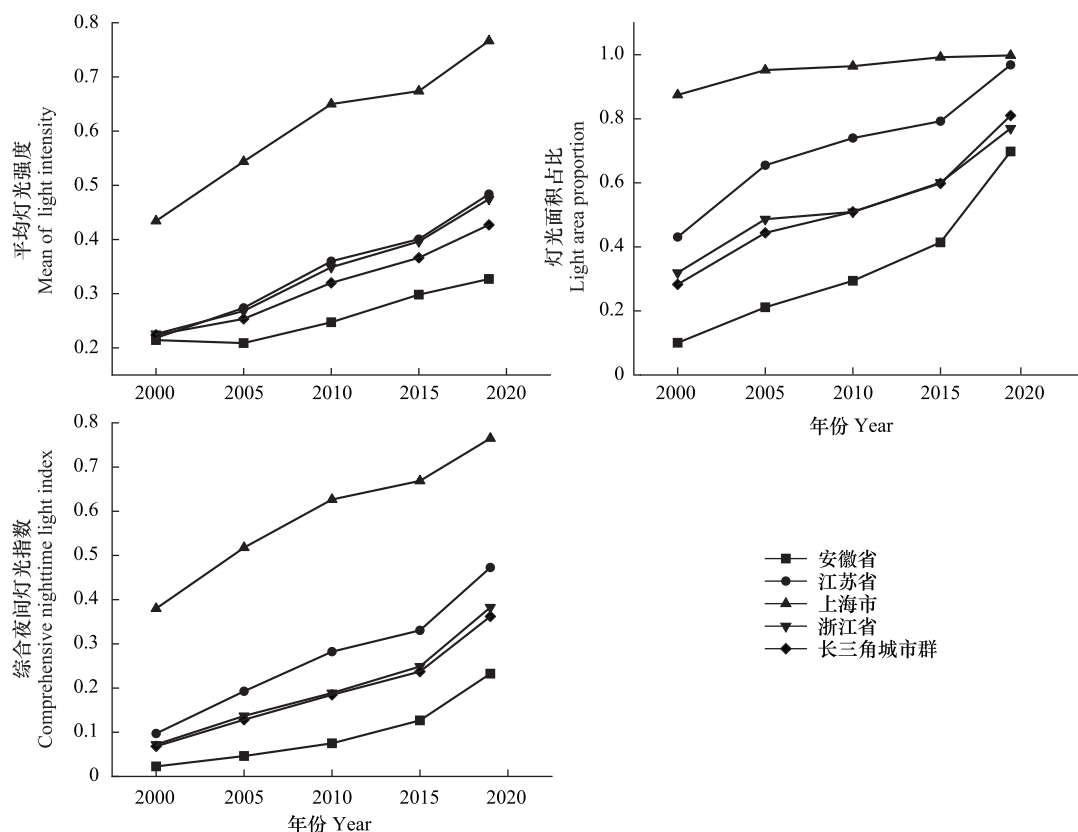


图4 长三角城市群及省级单元(直辖市)下MLI、LAP和CNLI的均值变化

Fig.4 Changes of MLI, LAP and CNLI under the urban agglomeration and provincial units (municipalities)

光影像能够直观的反映出地区的灯光强度变化及分布,并从侧面揭示地区城市化的发展状况。结果表明,过去近20年间,长三角城市群的灯光像元不断从长三角城市群的中心城市上海向内陆城市扩展。灯光像元无论在像元总数还是像元亮度上都有了实质性的上升。灯光像元的变化分布则反映出研究期间内城市化水平较高的城市(上海、南京、合肥、苏州等)的中心城区灯光强度变化较低,而中心城区周边的县区则存在较为强烈的灯光强度变化。造成这一现象的原因有两个方面:1)中心城区由于城市化起步早,城市化在研究期初始阶段就已经保持了较高的水平,因此相较于周边县区灯光强度变化较弱;2)由于灯光数据本身的原因,其在灯光强度过于强烈的地区存在饱和现象,而本文在灯光数据预处理中,为了保持两种灯光数据的一致性和可比性,选择了将VCM数据模拟为STL年度合成数据,从而保留了像元饱和的特征。

此外,图5中的长三角城市群CNLI指数的变化则从城市尺度揭示了长三角城市群内部的城市化水平差异。2000年,城市群内部除上海和无锡市CNLI指数高于0.2外,其它城市均小于0.2,处于低水平阶段。2005年,上海市和苏州市的CNLI指数上升至较高水平,南京、镇江、常州、嘉兴和宁波等城市的CNLI指数则上升至较低水平。2010年,上海市的CNLI指数首次超过了0.6(高水平),并逐步形成了以上海为中心,无锡、苏州和嘉兴为依托的高强度城市化区域。2015年的较高强度城市化城市在2010年的基础上进一步向“内陆”延伸,苏州的CNLI指数也进一步上升并与上海市共同组成了高CNLI城市。2019年,长三角城市群形成了“层次分明”、“由东向西”逐步推进的城市化格局,其中高强度城市化城市集中在上海市及其周边的无锡、苏州和嘉兴;较高强度城市化城市则围绕在高强度城市化区域周边,包括江苏省6个和浙江省4个;较低强度城市化城市则主要分布在城市群的北部和南部,包括苏北地区5个、安徽省11个和浙江省4个;低强度城市化城市则分布在城市群西部,其中安徽省主要包括六安、安庆、池州、黄山和宣城,浙江省则包括衢州和丽水。另一方面,研究期间CNLI变化强度的空间分布格局则与CNLI等级分布呈现出相反的特征。其中,CNLI上升幅度

最大的城市位于城市群内陆的安徽省,包括:阜阳、六安、亳州、宿州、滁州、池州和宣城。这些城市尽管其 CNLI 指数较沿海城市低,但其在研究期间内的 CNLI 增幅却显著高于经济体量较大的发达城市。而以上海、苏州、无锡、南京、杭州等为代表的城市化水平较高的城市,尽管 CNLI 绝对增量远大于城市群欠发达城市,但增幅比则远落后于上述城市。

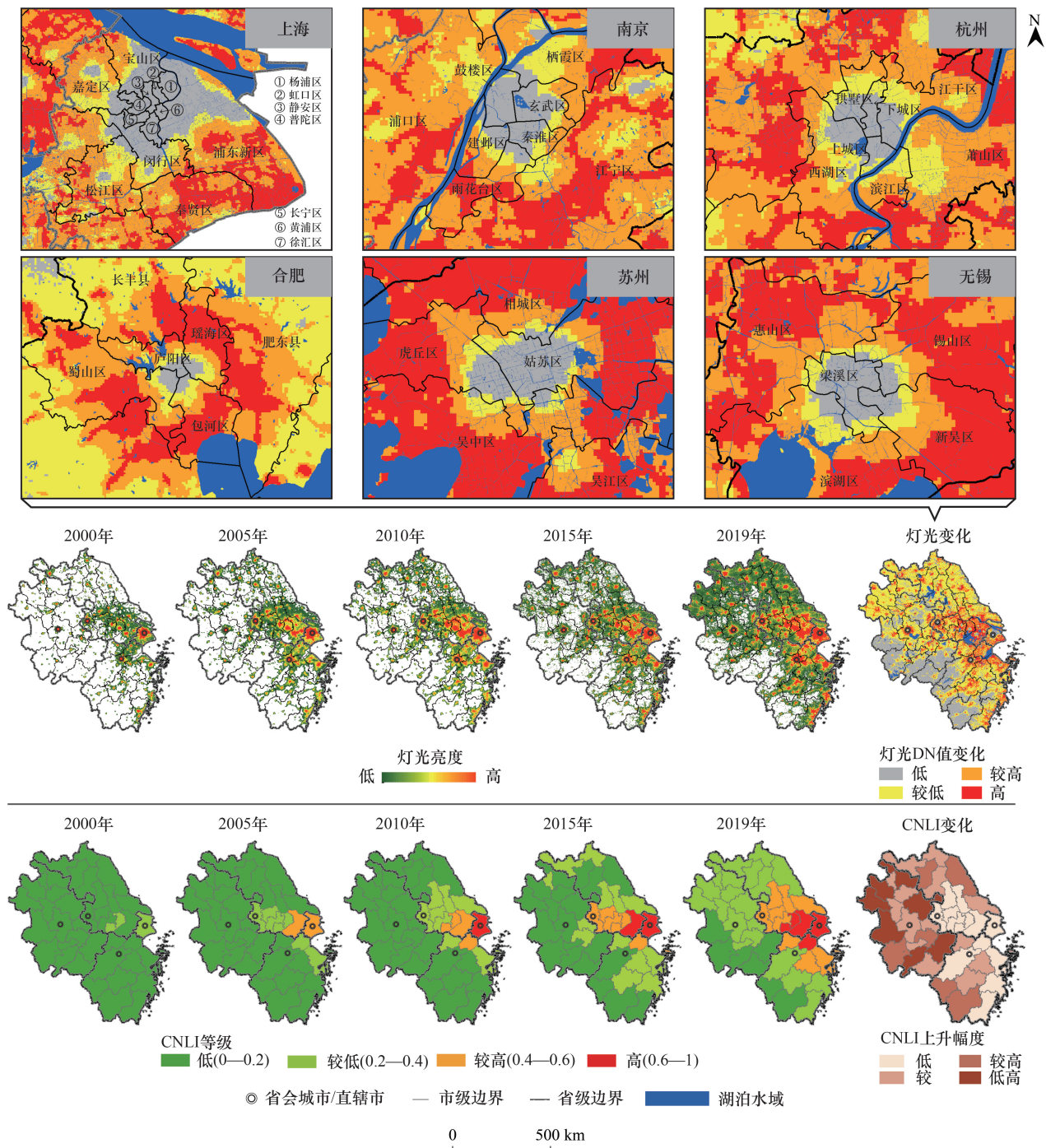


图5 2000—2019年间长三角城市群灯光影像及CNLI空间分布及变化

Fig.5 Spatial distribution and change of lighting image and CNLI during 2000–2019

CNLI: 综合夜间灯光指数, Comprehensive nighttime light index; DN: 数字灰度值, Digital number

3.3 城市群城市化与生态环境的耦合协调分析

本文基于构建的耦合协调距离模型对研究期间内长三角城市群的城市进行了城市化与生态环境指标的耦合协调分析,如图6所示。由于归一化后城市单元的RSEI和CNLI的值域均处于0—1之间,因此本文以(0.5,0.5)为原点来划分“城市化—环境”坐标点至四个不同的象限,其中:第一象限城市($CNLI > 0.5$; $RSEI > 0.5$)的生态环境状况和城市化水平均处于较高水平,属于良好耦合协调类型;第二象限城市($CNLI < 0.5$; $RSEI > 0.5$)的生态环境水平相对领先于城市化水平,属于城市化滞后于生态环境类型;第三象限城市($CNLI < 0.5$; $RSEI < 0.5$)的城市化和生态环境状况较为接近但水平偏低,属于初级协调类型;第四象限城市($CNLI > 0.5$; $RSEI < 0.5$)的城市化发展领先于生态环境状况,属于生态环境滞后于城市化类型。

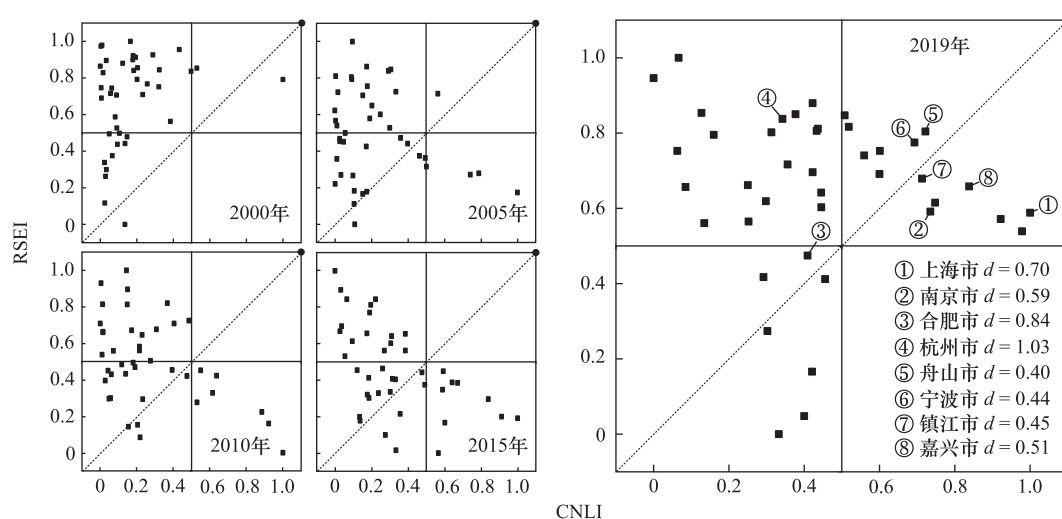


图6 2000—2019年长三角城市群CNLI与RSEI指数城市散点图

Fig.6 Scatter map of “CNLI-RSEI” in Yangtze River Delta Urban Agglomeration in 2000—2019

根据图6中“城市化—环境”坐标点的象限分布变化可以看出,2000年的“城市化-环境”坐标点大多集中分布在第二象限,这表明此时城市群内部的城市CNLI多低于0.5而RSEI高于0.5,处于城市化滞后于生态环境发展阶段。随着城市化的持续推进以及区域协调发展政策的落实,长三角城市群一体化和城市化水平不断上升。2005年、2010年和2015年的“城市化-环境”坐标点中位于第四象限的城市单元数量有明显的上升,反映出上述城市在加速推进城市化水平的同时($CNLI > 0.5$),忽视了生态环境的保护($RSEI < 0.5$),造成生态环境状况滞后于城市化发展的现状。十八大以来,生态文明建设和可持续发展的观念的不断深入人心,特别是2016年《长江三角洲城市群发展规划》的颁布为长三角城市群的生态保护、生态建设提供了政策支撑。从2019年的“城市化-环境”散点图可以发现,经过几年的良性发展,第四象限城市随着RSEI指数的上升而转入第一象限,城市化发展和生态环境状况处于良好耦合协调阶段。总体上,研究期间内不同象限城市的数量变化反映出长三角城市群在近20年持续推进城市化的过程中,城市生态环境曾一度滞后于城市化发展,但近年来随着生态环保意识加强和政策的实施,生态环境呈现一定的好转态势,城市化和生态环境的耦合协调性不断增强。

此外,图6还列出了2019年部分城市的耦合协调距离。在地区中心城市中,南京市的耦合协调距离最小,上海市次之,且二者均位于第一象限的对角线右侧,这表明南京和上海的城市化和生态环境处于良好耦合协调类型,但生态环境水平的压力依然值得关注。杭州市的耦合协调距离在四个中心城市中最大且位于第二象限,这表明杭州市的生态环境质量保持较高水平,但在保护环境的前提下应持续推进城市化进程。合肥市的耦合协调距离为0.84且处于第三象限,这意味着合肥市处于初级协调阶段,城市化和生态环境都处于较低的水平,在接下来的发展过程中需要坚持环境保护与城市发展并重的策略。除了中心城市外,图中还列出了

耦合协调距离最短的前四个城市,分别是:舟山市、宁波市、镇江市和嘉兴市。这些城市在不断推进城市化的过程中,生态环境状况维持在较为良好的水平,是典型的良好耦合协调型城市。

4 结论与讨论

4.1 结论

本文基于 Google Earth Engine 云平台,通过整合日间光学遥感和夜间灯光遥感等多源卫星数据对长三角城市群近 20 年的生态环境状况和城市化进程特征进行了对比分析,并构建了耦合协调距离模型对城市群内部的城市进行了“城市化-生态环境”耦合协调分析。结果表明:1) 长三角城市群在过去近 20 年间 RSEI 均值稳定上升,生态环境呈现出好转的态势,但地区间的差异依旧显著;2) CNLI 指数能够较为准确的刻画城市群的城市化水平,研究期间内上海市的 CNLI 的上升幅度最大,江苏省和浙江省次之,尽管安徽省的 CNLI 均值低于总体水平,但其增幅则显著高于其它地区;3) 经过近 20 年的城市化发展,长三角城市群形成了“层次分明”、“由东向西”逐步推进的城市化格局,其中高强度城市化城市集中在上海市及其周边的无锡、苏州和嘉兴,低强度城市化城市则分布在城市群西部;4) 基于 CNLI 和 RSEI 指数构建的耦合协调距离模型能够有效的识别出城市群内部城市化水平和生态环境状况的耦合协调程度,并根据象限特征将城市划分为良好协调类型、初级协调类型、城市化滞后型和生态环境滞后型城市。

4.2 讨论

长三角城市群作为人口聚集区和人类活动最强烈的地区,生态环境的变化将对地区的稳定和发展产生不可估量的影响。因此,全面客观的实现城市群生态环境与城市化的监测及耦合协调分析对城市可持续发展和绿色城市建设有着重要意义。考虑到中国城乡差异的长期存在,城市的资源集中效应仍将不断吸引人口、产业及各类资源在此集聚,空间扩张依旧是长三角城市群未来发展的主要趋势之一,城市化对生态环境的胁迫作用在短期内将不会消失。

本文通过整合多源遥感数据并借助 GEE 云平台能够快速、高效地实现区域生态环境及城市化的对比分析,可以为中尺度的发展规划、生态环境监测和环保措施制定提供数据支持。相较于以往的研究,本方案具有以下几点优势和潜力:1) 适用于中等尺度的研究应用。自 RSEI 提出以来,基于 RSEI 指数的应用分析正在不断丰富。但这些基于 RSEI 的生态状况评估的数据源多集中在以 Landsat 系列为代表的较高分辨率的卫星影像,导致研究区被限制在城市尺度。本文在研究中使用的 MODIS 数据源具有较短的重访周期和中尺度单景覆盖范围($10^{\circ}\times 10^{\circ}$),能够保证在中等尺度研究区内指标反演的一致性和稳定性。2) 完全基于遥感数据源。已有的关于城市化和生态环境状况耦合分析研究多采用社会经济统计数据作为耦合程度评估的数据来源之一。一方面,收集完整的时间序列、多尺度社会经济统计数据本身存在一定的难度;另一方面,地区间的统计口径差异也会干扰分析结果的准确性。遥感数据在更新周期和空间分辨率方面的独特优势能够更好的满足生态环境监测的时效性要求。3) 监测分析的可迁移潜力。本文将 RSEI 和 CNLI 的计算部署在 GEE 平台,能够直接调用 GEE 云平台上的海量遥感数据进行运算分析,极大地降低了对本地计算资源的占用。同时,基于云平台的特性使其能够快速的迁移到其它地区(更改研究区的边界),较传统的本地计算具有更高的应用潜力。

虽然本文在计算 RSEI 和 CNLI 的过程中已经对卫星影像数据进行了预处理和校正,但现有的校正模型只能缓解一定程度的数据缺陷,研究的结果依旧不可避免的会受到数据源本身质量的影响。此外,本文构建的耦合协调距离模型尽管能够较为直观的刻画城市在城市化推进过程中与生态环境的耦合变化,但对其背后的机理及驱动力缺乏更深层次的探讨,所提出的方法能否有效地反映现实问题也需结合非遥感数据开展进一步检验。随着数据源的丰富,城市发展过程中城市扩张与生态环境间相互作用及机制将是下一步研究的重点。

参考文献 (References):

- [1] 张国俊, 王珏哈, 吴坤津, 许志桦. 中国三大城市群经济与环境协调度时空特征及影响因素. 地理研究, 2020, 39(2): 272-288.
- [2] 程晨, 张毅, 宁晓静. 城市集聚对城市土地扩张的影响——以长江中游城市群为例. 中国房地产, 2019, (9): 29-35.
- [3] 李晓燕, 李慧颖, 满卫东, 毛德华, 王宗明. 哈长城市群城镇用地扩展进程及其驱动因素研究. 地理科学, 2018, 38(8): 1273-1282.
- [4] 易丹, 赵小敏, 郭熙, 江叶枫, 王成量, 赖夏华, 黄心怡, 陈蕾. 环鄱阳湖城市群城乡建设用地的承载能力评价及空间格局匹配. 应用生态学报, 2019, 30(2): 627-636.
- [5] 刘永健, 耿弘, 孙文华, 李传武, 褚晓潇. 长三角城市群建设用地扩张地区差异的驱动因素解释——基于回归方程的 Shapley 值分解方法. 长江流域资源与环境, 2017, 26(10): 1547-1555.
- [6] 陈颖锋, 王玉宽, 傅斌, 刘勤, 王珊, 穆羽. 成渝城市群城镇化的热岛效应. 生态学杂志, 2015, 34(12): 3494-3501.
- [7] Du H Y, Wang D D, Wang Y Y, Zhao X L, Qin F, Jiang H, Cai Y L. Influences of land cover types, meteorological conditions, anthropogenic heat and urban area on surface urban heat island in the Yangtze River Delta Urban Agglomeration. Science of the Total Environment, 2016, 571: 461-470.
- [8] Zhou D C, Bonafoni S, Zhang L X, Wang R H. Remote sensing of the urban heat island effect in a highly populated urban agglomeration area in East China. Science of the Total Environment, 2018, 628-629: 415-429.
- [9] Xin J Y, Wang Y S, Wang L L, Tang G Q, Sun Y, Pan Y P, Ji D S. Reductions of PM_{2.5} in Beijing-Tianjin-Hebei urban agglomerations during the 2008 Olympic Games. Advances in Atmospheric Sciences, 2012, 29(6): 1330-1342.
- [10] 李茜, 姚慧琴. 京津冀城市群大气污染治理效率及影响因素研究. 生态经济, 2018, 34(8): 188-192.
- [11] 方创琳, 周成虎, 顾朝林, 陈利顶, 李双成. 特大城市群地区城镇化与生态环境交互耦合效应解析的理论框架及技术路径. 地理学报, 2016, 71(4): 531-550.
- [12] 魏璐瑶, 陈晓红. 基于精明发展的城市绩效与生态环境耦合研究——以哈长城市群为例. 地理科学, 2017, 37(7): 1032-1039.
- [13] 梁龙武, 王振波, 方创琳, 孙湛. 京津冀城市群城市化与生态环境时空分异及协同发展格局. 生态学报, 2019, 39(4): 1212-1225.
- [14] 任亚文, 曹卫东, 张宇, 苏鹤放, 王雪微. 长江经济带三大城市群城镇化与生态环境时空耦合特征. 长江流域资源与环境, 2019, 28(11): 258-2600.
- [15] Rogan J, Chen D M. Remote sensing technology for mapping and monitoring land-cover and land-use change. Progress in Planning, 2004, 61(4): 301-325.
- [16] Dewan A M, Yamaguchi Y. Land use and land cover change in Greater Dhaka, Bangladesh: using remote sensing to promote sustainable urbanization. Applied Geography, 2009, 29(3): 390-401.
- [17] 刘纪远, 宁佳, 匡文慧, 徐新良, 张树文, 颜长珍, 李仁东, 吴世新, 胡云锋, 杜国明, 迟文峰, 潘涛, 宁静. 2010-2015 年中国土地利用变化的时空格局与新特征. 地理学报, 2018, 73(5): 789-802.
- [18] 李卓, 孙然好, 张继超, 张翀. 京津冀城市群地区植被覆盖动态变化时空分析. 生态学报, 2017, 37(22): 7418-7426.
- [19] 温小乐, 李洋, 林征峰. 海岛建设引发的植被覆盖度变化的遥感分析. 地球信息科学学报, 2017, 19(2): 273-280.
- [20] 邵世维, 肖立霞, 刘辉. 利用遥感影像探索土地利用与城市热岛的关系. 地理空间信息, 2018, 16(1): 86-90.
- [21] 潘莹, 崔林林, 刘昌脉, 陈龙, 张岭峰. 基于 MODIS 数据的重庆市城市热岛效应时空分析. 生态学杂志, 2018, 37(12): 3736-3745.
- [22] Ji X L, Li X Z, He Y Q, Liu X L. A simple method to improve estimates of county-level economics in china using nighttime light data and GDP growth rate. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2019, 8(9): 419.
- [23] 李峰, 米晓楠, 刘军, 刘小阳. 基于 NPP-VIIRS 夜间灯光数据的北京市 GDP 空间化方法. 国土资源遥感, 2016, 28(3): 19-24.
- [24] 卓莉, 陈晋, 史培军, 辜智慧, 范一大, 一之瀬俊明. 基于夜间灯光数据的中国人口密度模拟. 地理学报, 2005, 60(2): 266-276.
- [25] 高义, 王辉, 王培涛, 孙晓宇, 吕婷婷. 基于人口普查与多源夜间灯光数据的海岸带人口空间化分析. 资源科学, 2013, 35(12): 2517-2523.
- [26] 潘竞虎, 李俊峰. 基于夜间灯光影像的中国电力消耗量估算及时空动态. 地理研究, 2016, 35(4): 627-638.
- [27] 李景刚, 何春阳, 史培军, 陈晋, 潘耀忠, 一之瀬俊明. 基于 DMSP/OLS 灯光数据的快速城市化过程的生态效应评价研究——以环渤海城市群地区为例. 遥感学报, 2007, 11(1): 115-126.
- [28] 刘焱序, 吴文恒, 温晓金, 张东海. 晋陕蒙能源区城镇化过程及其对生态环境的影响. 地理研究, 2013, 32(11): 2009-2020.
- [29] 徐涵秋. 城市遥感生态指数的创建及其应用. 生态学报, 2013, 33(24): 7853-7862.
- [30] 刘智才, 徐涵秋, 李乐, 唐菲, 林中立. 基于遥感生态指数的杭州市城市生态变化. 应用基础与工程科学学报, 2015, 23(4): 728-739.
- [31] Xu H Q, Wang M Y, Shi T T, Guan H D, Fang C Y, Lin Z L. Prediction of ecological effects of potential population and impervious surface increases using a remote sensing based ecological index (RSEI). Ecological Indicators, 2018, 93: 730-740.

- [32] 廖李红, 戴文远, 黄华富, 胡秋凤. 基于 DMSP/OLS 和 Landsat 数据的城市化与生态环境耦合协调分析. 福建师范大学学报: 自然科学版, 2018, 34(6): 94-103.
- [33] 梁倩. 长三角一体化发展规划纲要发布 打造强劲活跃增长极. 经济参考报, 2019-12-02 [2020-06-19]. http://dz.jjckb.cn/www/pages/webpage2009/html/2019-12/02/node_2.htm
- [34] Wan Z M. New refinements and validation of the MODIS land-surface temperature/emissivity products. *Remote sensing of Environment*, 2008, 112(1): 59-74.
- [35] Baig M H A, Zhang L F, Shuai T, Tong Q X. Derivation of a tasseled cap transformation based on Landsat 8 at-satellite reflectance. *Remote Sensing Letters*, 2014, 5(5): 423-431.
- [36] Zhang X Y, Schaaf C B, Friedl M A, Strahler A H, Gao F, Hodges J C F. MODIS tasseled cap transformation and its utility//*Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Toronto: IEEE, 2002: 1063-1065.
- [37] Hu X S, Xu H Q. A new remote sensing index for assessing the spatial heterogeneity in urban ecological quality: a case from Fuzhou City, China. *Ecological Indicators*, 2018, 89: 11-21.
- [38] Zheng Z H, Yang Z W, Chen Y B, Wu Z F, Marinello F. The interannual calibration and global nighttime light fluctuation assessment based on pixel-level linear regression analysis. *Remote Sensing*, 2019, 11(18): 2185.
- [39] Li X, Li D R, Xu H M, Wu C Q. Intercalibration between DMSP/OLS and VIIRS night-time light images to evaluate city light dynamics of Syria's major human settlement during Syrian Civil War. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(21): 5934-5951.
- [40] 杨任飞. 基于 DMSP/OLS 与 NPP/VIIRS 整合数据的城市群发育过程研究——以长江经济带主要城市群为例[D]. 重庆: 西南大学, 2018.
- [41] 陈晋, 卓莉, 史培军, 一之濑俊明. 基于 DMSP/OLS 数据的中国城市化过程研究——反映区域城市化水平的灯光指数的构建. *遥感学报*, 2003, 7(3): 168-175.
- [42] 刘耀彬, 李仁东, 宋学锋. 中国区域城市化与生态环境耦合的关联分析. *地理学报*, 2005, 60(2): 237-247.
- [43] 姜磊, 柏玲, 吴玉鸣. 中国省域经济、资源与环境协调分析——兼论三系统耦合公式及其扩展形式. *自然资源学报*, 2017, 32(5): 788-799.
- [44] 刘世梁, 朱家骞, 许经纬, 武雪, 赵爽, 侯笑云. 城市化对区域生态足迹的影响及其耦合关系. *生态学报*, 2018, 38(24): 8888-8900.
- [45] Gorelick N, Hancher M, Dixon M, Ilyushchenko S, Thau D, Moore R. Google earth engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 202: 18-27.
- [46] Liu X P, Hu G H, Chen Y M, Li X, Xu X C, Li S Y, Pei F S, Wang S J. High-resolution multi-temporal mapping of global urban land using Landsat images based on the Google Earth Engine Platform. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 209: 227-239.
- [47] Hird J N, DeLancey E R, McDermid G J, Kariyeva J. Google earth engine, open-access satellite data, and machine learning in support of large-area probabilistic wetland mapping. *Remote Sensing*, 2017; 9(12): 1315.
- [48] Teluguntla P, Thenkabail P S, Oliphant A, Xiong J, Gumma M K, Congalton R G, Yadav K, Huete A. A 30-m Landsat-derived cropland extent product of Australia and China using random forest machine learning algorithm on Google Earth Engine cloud computing platform. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, 144: 325-340.