DOI: 10.5846/stxb202006251650

王渊,赵宇豪,吴健生.基于 Google Earth Engine 云计算的城市群生态质量长时序动态监测——以粤港澳大湾区为例.生态学报,2020,40(23): 8461-8473.

Wang Y, Zhao Y H, Wu J S. Dynamic monitoring of long time series of ecological quality in urban agglomerations using Google Earth Engine cloud computing: A case study of the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area, China. Acta Ecologica Sinica, 2020, 40(23):8461-8473.

基于 Google Earth Engine 云计算的城市群生态质量长时序动态监测

——以粤港澳大湾区为例

王 渊1,赵宇豪^{1,2},吴健生^{1,2,*}

1 北京大学城市规划与设计学院,城市人居环境科学与技术重点实验室,深圳 5180552 北京大学城市与环境学院,地表过程分析与模拟教育部重点实验室,北京 100871

摘要:人类活动对生态环境的影响日益强烈,及时动态地监测生态现状及其变化信息对城市生态的管理和保护以及可持续发展 具有重大意义。遥感生态指数(RSEI)是一种客观、快速和简便的生态质量监测和评价技术,已被广泛应用于生态学研究领域, 但在进行大范围长时间监测时往往面临云遮挡和拼接困难的问题。因此,本文基于 Google Earth Engine(GEE)平台,对 1988— 2018 年来粤港澳大湾区共 3530 景 Landsat 遥感影像进行批量去云,采用中值合成法逐年计算绿度、湿度、干度和热度等遥感指标并利用主成分分析法构建遥感生态指数,评价了该区域近 30 年生态质量的时空变化。该方法改善了遥感生态指数在大范围 长时序监测中数据缺失和拼接困难等问题,增加了时间序列的可比性。研究表明:(1)遥感生态指数能够较好地表征粤港澳大 湾区的生态质量,其中绿度和湿度指标与其呈正相关,干度和热度指标与其呈负相关;(2)时间上,三十年间粤港澳大湾区生态 质量呈"上升-下降-上升-下降"的波动下降趋势,空间上,生态质量具有明显的空间异质性,主要呈现西北和东北部高和中部低的状态。重度和中度退化区主要集中在区域中部,总体改善区域主要位于西部和东北部,基本不变区域主要包括北部区域以及 香港,轻度退化区分布较为分散;(3)基于 GEE 云计算的图像处理可以较好的改善遥感数据缺失、色差和时间不一致等问题,极 大的提高影像处理的效率,扩展了遥感生态指数在大范围长时间序列生态监测中的应用。研究结果可以为提升遥感生态指数 适用范围和准确度提供参考,并为快速城市化背景下生态保护和土地管理提供理论依据。

关键词:遥感生态指数;Google Earth Engine;生态质量;粤港澳大湾区

Dynamic monitoring of long time series of ecological quality in urban agglomerations using Google Earth Engine cloud computing: A case study of the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area, China

WANG Yuan¹, ZHAO Yuhao^{1,2}, WU Jiansheng^{1,2,*}

Key Laboratory for Urban Habitat Environmental Science and Technology, School of Urban Planning and Design, Peking University, Shenzhen 518055, China
 Laboratory of Earth Surface Processes of Ministry, College of Urban and Environmental Sciences, Peking University, Beijing 100871, China

Abstract: The impact of human activities on the ecological environment is becoming more intense, and timely dynamic monitoring of the ecological status and change information is of great significance to urban ecological management, protection and sustainable development. The remote sensing-based ecological index (i.e. RSEI) is an objective, fast and simple ecological quality monitoring and evaluation method and has been widely applied in the field of ecological studies.

基金项目:国家重点研发计划(2019YFB2102000)

收稿日期:2020-06-25; 网络出版日期:2020-10-30

^{*} 通讯作者 Corresponding author.E-mail: wujs@pkusz.eddu.cn

But it often faces the problems of cloud occlusion and difficulty in mosaic when conducting large-scale and long-term monitoring. Thus, in this study, we collected 3530 Landsat images from 1988 to 2018 over the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area (GBA) and removed their clouds on Google Earth Engine (GEE) platform. The median value composite was adopted to calculate remote sensing indicators such as greenness, wetness, dryness and heat year by year and the RSEI was constructed using principal component analysis to evaluate the temporal and spatial changes of ecological quality in the region over the past 30 years. The method ameliorates RSEI in terms of the problems of data missing and image mosaic for large-scale and long-term monitoring, and increases the comparability of time series. The results show that: (1) the RSEI can better characterize the ecological quality of the GBA, in which greenness and wetness indicators have a positive correlation with RSEI, while dryness and heat indicators are negatively correlated with it. (2) In perspective of time, the ecological quality of GBA has shown a fluctuating downward trend of "up-down-up-down" in the past 30 years. In perspective of space, the ecological quality has presented obviously spatial heterogeneity, mainly showing the state of high in the northwest and northeast and low in the middle. The severe and moderately degraded areas are mainly concentrated in the central area, and the overall improvement areas are mainly located in the west and northeast. The unchanging areas mainly include the northern area and the Hong Kong, and the lightly degraded areas are scattered. (3) When using the RSEI, image processing of median composite based on the GEE cloud computing can better improve the problems of remote sensing image data missing, chromatic aberration and time inconsistency, greatly improve the efficiency of image processing, and extend the remote sensing ecological index in a large-scale and long-term sequence of ecology monitoring application. The research results can provide a reference for improving the scope and accuracy of the RSEI, and provide a theoretical basis for ecological protection and land management in the context of rapid urbanization.

Key Words: remote sensing based ecological index; Google Earth Engine; ecological quality; Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area

生态环境是指影响人类生产生活和生态系统发展的各种生态因素的总和,与人类生存和发展所处的环境 以及社会可持续发展息息相关^[1]。地球进入人类世后^[2],人类活动对全球生态环境的影响愈发强烈^[3-5],其 主要是通过改变地表状况从而影响生态环境,而城市化是造成地表变化的重要原因之一^[6-7]。中国是目前城 市化速度最快的国家之一,1978 到 2019 年间,城市化率增长了 42.68%^[8],然而传统城市化过度侧重于发展 速度,导致生态环境被破坏。随着新时代中国经济和城镇化开始由高速增长转向高质量发展^[9],国家日益重 视生态环境评估与保护。其中生态环境部根据生物丰度指数,植被覆盖指数,水网密度指数,土地退化指数和 环境质量指数构建的生态指数(Ecological Index, EI),在区域生态环境质量(Ecological Environmental Quality, EEQ)评估方面得到了广泛应用^[10]。在实际应用中,学者们虽然可以根据研究区域对指标和权重进行了不 同的调整,但普遍面临评价指标提取困难、数据空间精度较低和数据更新慢等问题^[11]。而及时动态地监测生 态环境状况,明晰生态环境变化的特点和趋势,对生态环境管理和社会可持续发展具有重大意义。

卫星遥感具有大面积、快速和周期性的重复观测的优点,已被广泛应用于生态学研究领域,使得生态环境 质量评价工作得到了改善^[12-13]。目前,已创建了多种遥感指数来量化生态状况,如归一化植被指数(NDVI)、 增强植被指数(EVI)、永久植被分数(PVF)和干旱条件指数(SDCI)等,但大多都是以某个特定的生态相关主 题为导向,不能全面的评估区域的综合生态状况^[14]。而基于遥感信息并结合了绿度、湿度、干度、热度的遥感 生态指数(remote sensing based ecological index, RSEI)^[15]可以比较好的解决上述问题。遥感生态指数指标容 易获取且计算简便,无需人为设定权重和阈值,是一种客观、快速、简便的城市生态质量的监测和评价技 术^[16-17]。通过该指数来评估生态质量的时空分异,已在不同尺度得到了广泛的应用^[12,18-19]。然而在遥感生态 指数的应用中还存在一些问题。首先,遥感影像普遍面临云遮挡问题,去云较为困难,直接去云则会造成云遮 挡区域数据缺失;其次,不同景影像的获取时间有所差异,拼接有一定困难,可比性不足。为规避上述问题,部 分研究通常选取云量较少的小块区域某几个时间点的数据开展研究^[20-21],而云量较多区域的大范围长时序研究则相对较少^[22]。近年来,谷歌云计算的 Google Earth Engine(GEE)平台的快速发展为遥感数据提供了强大处理平台^[23],基于 GEE 的图像处理可以较好的改善遥感数据缺失、多云、色差、时间不一致等问题。在大范围长时间序列的遥感应用研究,GEE 更具优势,极大的缩短了图像处理时间,提高了工作效率^[24]。

粵港澳大湾区(Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area, GBA)的发展历程可以看做中国城市化的 缩影,对其进行长时序的生态质量时空变化评估,不仅可以助力该区域的建设和绿色发展,对全国其他地区也 有借鉴意义。同时,粤港澳大湾区是典型的南方多云地区,基于 GEE 平台的影像数据处理和遥感生态指数计 算可以为其他类似地区的提供参考。因此,本文借助 GEE 平台,通过逐年遍历 1988—2018 年粤港澳大湾区 3530 景 Landsat 遥感影像,对其去云、计算指标、叠加提取中值、镶嵌等处理,提取年度遥感生态指数,评价了 近三十年来该区域的生态质量的动态变化,分析了生态质量的时空异质性并比较城市间发展态势的差异,以 期在快速城市化背景下,为土地管理和生态保护提供理论依据。

1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区概况

粤港澳大湾区(21°32′—24°26′N,111°20′—115° 24′E)位于中国华南地区(图1),属亚热带季风气候,年 平均气温为22°C,雨季集中在4月至9月^[25]。其由香 港、澳门两个特别行政区和广州、深圳、珠海、佛山、惠 州、东莞、中山、江门、肇庆九个珠三角城市组成,总面积 5.6万km²,2019年末常住7264.92万人,GDP总量高达 11.59万亿元人民币,是中国开放程度最高、经济活力最 强的区域之一,在"一带一路"建设和国家发展大局中 具有重要地位^[26]。

112° 113° 114° 115°E 100 110° 116° 115°E 100 110° 110° 115°E 100 110° 110° 115°E 110 110° 110° 110° 110 110° 110° 110° 110 110° 110° 110° 110 110° 110° 110° 110 110° 110° 110° 110 110° 110° 110° 110 110° 110° 110° 110 110° 110° 110° 110 110° 110° 110° 110 110° 110° 110° 110 110° 110° 110° 110 110° 110°<

1.2 数据来源与预处理

采用的数据及来源如表 1 所示。其中, Landsat 数据来源于美国地质调查局(United States Geological

Fig.1 Study area

Survey, USGS),在 GEE 平台集成,空间分辨率为 30m,主要包括原始图像(Digital Number, DN),经辐射校正 的大气层顶表观反射率图像(Top of Atmosphere Reflectance, TOA Reflectance)和经辐射校正和大气校正的地 表反射率图像(Surface Reflectance, SR),均已完成几何精校正。由于 Landsat7 卫星的 ETM+机载扫描行校正 器(ScanLinesCorrector, SLC)自 2003 年故障,导致数据条带的部分丢失,为了尽量避免传感器之间差异的影响,研究中使用 1988—2011 年 Landsat5 卫星的 TM 数据和 2013—2018 年 Landsat8 卫星的 OLS 和 TIRS 数据, 不含 2012 年。

预处理包括去云和水体掩膜两个部分。首先对 Landsat 影像利用 CFMASK 算法生成的质量评估波段 QA 进行去云处理,它通过标示哪个像素可能受仪器或云层影响,从而提高了科学研究的完整性(https://www.usgs.gov/land-resources/nli/landsat)。具体过程为:选择出有云阴影覆盖、有云并且云层置信度为中等的像元,将其像元值设置为 0。其次,由于水体会影响主成分载荷,根据徐涵秋提出的改进的归一化水体指数 (Modified Normalized Difference Water Index, MNDWI)对水体掩膜^[27]。

2 研究方法

遥感生态指数(RSEI)由归一化植被指数(NDVI)、湿度分量(WET)、地表温度(LST)和干度指数(NDBSI)构成,分别反映与人类生存息息相关的绿度、湿度、热度和干度四种生态要素。其所选的指标完全基

于遥感信息,容易获得,且计算过程无需人工干预,因此结果客观可靠、可比性强[15]。

Table 1 Dataset descriptions								
来源	数据集	名称	描述					
Sources	Datasets	Name	Description					
中国科学院资源环境科学与数据中心 Resource and environment science and data center of Chinese Academy of Sciences;	2015 年粵港澳大湾区行政区划	GBA.shp	珠三角九市和港澳两个特别行 政区					
谷歌地球引擎 Google Earth Engine	数字地形产品(90m)	SRTM V4.1	SRTM 数字地形产品 V4.1 版本					
	1988—2011 年 Landsat5 TM 数据集 (30m)和 2013—2018 年 Landsat8 OLS 和 TIRS 数据集(30m)	C01/T1_TOA C01/T1_SR	大气层顶反射率数据 地表反射率数据					
	空柱水汽含量数据	TCWV	NCEP/NCAR 再分析数据					

表1 数据集说明

2.1 城市绿度

城市绿度是指城市范围内为植被覆盖的区域,且具有一定的生态服务效益,对生态质量有积极的影响^[28]。归一化植被指数(Normalized Vegetation Index, NDVI)据植被叶面在红光波段的吸收和近红外波段的反射特性构建,能反映植物生物量、叶面积指数以及植被覆盖度,因此,以 NDVI 表征城市绿度指标,计算方法见公式(1)。

$$NDVI = \frac{\rho_{NR} - \rho_{red}}{\rho_{NR} + \rho_{red}}$$
(1)

式中 ρ_{red} 、 ρ_{NIR} 分别表示 TM 影像和 OLI 影像影像所对应的红波段和近红外波段的反射率。

2.2 地表湿度

基于缨帽变换的湿度分量(WET)可反映地表水体条件,特别是土壤的湿度状态,基于 TM 和 OLI 数据进行 WET 提取^[29-30],计算方法见公式(2)(3)。在提取之前,使用 MNDWI 对水体进行掩膜,综合前人研究^[31]和目视解译,设置阈值为 0.15,计算方法见公式(4),使 WET 反映真实的陆地地表湿度状况。

$$WET_{(TM)} = 0.0315\rho_{blue} + 0.2021\rho_{green} + 0.3102\rho_{red} + 0.1594\rho_{NIR} - 0.6806\rho_{SWIR1} - 0.6109\rho_{SWIR2}$$
(2)

$$WET_{(0LI)} = 0.1511\rho_{blue} + 0.1972\rho_{green} + 0.3283\rho_{red} + 0.3407\rho_{NIR} - 0.7117\rho_{SWIR1} - 0.4559\rho_{SWIR2}$$
(3)

$$MNDWI = \frac{\rho_{green} - \rho_{SWIR1}}{\rho_{green} + \rho_{SWIR1}}$$
(4)

式中 ρ_{blue} 、 ρ_{green} 、 ρ_{red} 、 ρ_{NIR} 、 ρ_{SWIR1} 、 ρ_{SWIR2} 分别表示 TM 影像和 OLI 影像所对应的蓝波段、绿波段、红波段、近 红外波段、短波红外 1 波段和短波红外 2 波段的地物反射率。

2.3 城市干度

建筑物是城市人工生态系统的重要组成部分,建筑不透水面取代原有自然生态系统,导致了地表的"干化",因此利用建筑裸土指数代表"干度"。应用建筑指数(index-based built-up index, IBI)^[16]和 裸土指数 (soil index, *SI*)^[32]合成干度指标,记为干度指数(normalized difference built-up and soil index, NDBSI),计算方 式如下所示

$$NDBSI = (SI + IBI) / 2$$
(5)

$$SI = \frac{(\rho_{\rm SWIR1} + \rho_{\rm red}) - (\rho_{\rm blue} + \rho_{\rm NIR})}{(6)}$$

$$(
ho_{
m SWIR1}+
ho_{
m red})+(
ho_{
m blue}+
ho_{
m NIR})$$

$$IBI = \frac{2\rho_{SWIR2} / (\rho_{SWIR1} + \rho_{NIR}) - [\rho_{NIR} / (\rho_{red} + \rho_{NIR}) + \rho_{green} / (\rho_{SWIR1} + \rho_{green})]}{2\rho_{SWIR2} / (\rho_{SWIR1} + \rho_{NIR}) + [\rho_{NIR} / (\rho_{red} + \rho_{NIR}) + \rho_{green} / (\rho_{SWIR1} + \rho_{green})]}$$
(7)

http://www.ecologica.cn

式中 $\rho_{\text{blue}} \varphi_{\text{green}} \varphi_{\text{red}} \varphi_{\text{NIR}} \varphi_{\text{SWIR1}} \varphi_{\text{SWIR2}}$ 分别表示 TM 影像和 OLI 影像所对应的蓝波段、绿波段、红波段、近红外 波段、短波红外 1 波段和短波红外 2 波段的地物反射率。

2.4 地表温度

地表温度(Land Surface Temperature, LST)是地球能量收支的重要组成部分。是反映地表环境的重要参数,本研究以经过反演的地表温度表征热度指标。由于 Landsat8 卫星的 TIRS 传感器有两个热红外波段,因为 TIRS band 10 波段相对于 TIRS band 11 波段而言位于一个较低的大气吸收区域,具有更高精度的大气透过率,因此选取 Landsat5 的第 6 波段和 Landsat8 的第 10 波段作为地表温度反演通道。LST 采用统计单窗模型 (statistical mono-window model,SWM)进行反演^[33]。采用植被覆盖度计算地物比辐射率^[34-35],植被覆盖率由 NDVI 计算得到。SWM 具体计算方法如下所示。

$$LST = A_{i} \frac{Tb}{\varepsilon} + B_{i} \frac{1}{\varepsilon} + C_{i}$$

$$\begin{cases} \varepsilon_{\text{water}} = 0.995 (\text{NDVI} \le 0) \\ \varepsilon_{\text{building}} = 0.9589 + 0.086 \times F_{\text{veg}} - 0.0671 \times F_{\text{veg}}^{2} (0 < \text{NDVI} < 0.7) \\ \varepsilon_{\text{natural}} = 0.9625 + 0.0614 \times F_{\text{veg}} - 0.0461 \times F_{\text{veg}}^{2} (\text{NDVI} \ge 0.7) \end{cases}$$
(8)
(9)

$$F_{veg} = \left[\left(\text{NDVI} - \text{NDVI}_{hare} \right) / \left(\text{NDVI}_{veg} - \text{NDVI}_{hare} \right) \right]^2$$
(10)

式中 *Tb* 表示 TIRS 通道的大气顶层反射值, ε 是地表比辐射率,系数 $A_i \ B_i \ C_i$ 由线性回归确定,是对 10 类 TCWV(i=1,...,10)进行的辐射传输模拟^[36]。NDVI_{bare}为裸露土壤或建筑表面的 NDVI 值,NDVI_{veg}为全植被 覆盖区的 NDVI 值,当 NDVI 大于 0.7 时,取植被覆盖度为 1。当 NDVI 小于 0 时,取植被覆盖度为 0。

2.5 综合生态指数构建

对去云之后的遥感影像分别计算各遥感指标,通过影像叠加、提取中值(式11),能够消除异常值和改善 色差影响。

$$pix_f = median\left[f\left(\sum_{i=1}^{n} pix\right)\right]$$
(11)

式中, *n* 表示该像素点处某一年卫星访问的次数,即包含的影像总数, pix 表示第 *i* 张影像的像素值, pix_f 表示取中值后最终的像素值。

最后,对单一指标采用极差标准化去除量纲,依据主成分变换(式 12)构建遥感生态指数。为方便比较,将 RSEI 标准化处理至[0,1]之间,以 0.2 为间隔,将 RESI 划分为差(0—0.2)、较差(0.2—0.4)、中等(0.4—0.6)、良(0.6—0.8)和优(0.8—1.0)五个等级^[37]。

$$RSEI_0 = PCA[f(NDVI, WET, NDBSI, LST)]$$
(12)

$$RSEI = \frac{RSEI_0 - RSEI_{0_min}}{RSEI_0 \max} - RSEI_{0_min}$$
(13)

3 结果分析

3.1 模型检验

3.1.1 RSEI 模型表现

将标准化后的各年度绿度、湿度、干度、热度指标进行波段合成,PCA 变换后得到主成分分析结果,等间隔抽取样本进行检验。由表 2 可知,1988、1998、2008、2018 四个年份的第一主成分贡献率分别为 72.40%、65.75%、77.72%和 85.34%,表明主成分集中了大部分特征,且每个指标在第一主成分上的载荷分布均匀,因此基于第一主成分提取的信息来表征 RSEI 是合理的。

3.1.2 相关性检验

采用平均相关度模型检验 RSEI 的适用性,相关系数越接近 1,表明模型的综合代表程度越高,适宜性越

强^[15]。计算方法见式(14)。

$$\overline{C_p} = \frac{|C_q| + |C_r| + \dots |C_s|}{n-1}$$
(14)

式中 \bar{C} 表示平均相关度,p,q,r,s等是进行相关性分析的指标,n表示进行相关分析的指标个数, C_p,C_q,C_r,C_s 表示各指标之间的相关系数,计算结果见表 3。

Table 2 The result of principal component analysis								
年份 Year	指标 Indicator	第一主成分 PC1	第二主成分 PC2	第三主成分 PC3	第四主成分 PC4			
	NDVI	0.451	-0.760	-0.205	0.421			
	WET	0.518	0.650	-0.262	0.490			
1988	NDBSI	-0.638	-0.001	0.015	0.755			
	LST	-0.349	-0.349	-0.016	-0.107			
	特征值	2.920	0.834	0.207	0.073			
	特征值贡献率	72.40%	20.67%	5.12%	1.81%			
	NDVI	0.384	-0.718	-0.321	-0.483			
	WET	0.618	0.459	0.427	-0.475			
1998	NDBSI	-0.659	0.157	-0.033	-0.735			
	LST	-0.192	-0.499	0.845	0.028			
	特征值	2.720	0.910	0.416	0.091			
	特征值贡献率	65.75%	22.00%	10.06%	2.092%			
	NDVI	0.404	0.568	0.130	-0.705			
	WET	0.542	-0.574	-0.559	-0.254			
2008	NDBSI	-0.625	-0.400	0.106	-0.662			
	LST	-0.390	0.434	-0.812	-0.024			
	特征值	3.464	0.500	0.423	0.071			
	特征值贡献率	77.72%	11.20%	9.49%	1.60%			
	NDVI	0.252	0.026	-0.941	-0.223			
	WET	0.585	-0.531	0.272	-0.549			
2018	NDBSI	-0.588	0.183	0.034	-0.787			
	LST	-0.498	0.827	-0.197	0.172			
	特征值	3.257	0.263	0.230	0.066			
	特征值贡献率	85.34%	6.89%	6.03%	1.74%			

表 2 主成分分析结果

表 3 各指标相关性矩阵

Table 5 Correlation matrix among KSET and 4 factors	Table 3	Correlation m	atrix among	RSEI and 4	factors
---	---------	---------------	-------------	------------	---------

年份 Year	指标 Indicator	绿度 NDVI	湿度 WET	干度 NDBSI	热度 LST	遥感生态指数 RSEI
i cui	maleutor	112.11		HEB01	101	nom
	NDVI	1	0.128	-0.489	-0.257	0.575
	WET	0.128	1	-0.747	-0.397	0.808
1988	NDBSI	-0.489	-0.747	1	0.418	-0.921
	LST	-0.257	-0.397	0.418	1	-0.673
	\overline{C}	0.291	0.424	0.551	0.357	0.744
	NDVI	1	0.035	-0.388	-0.054	-0.270
	WET	0.035	1	-0.690	-0.468	0.855
1998	NDBSI	-0.388	-0.690	1	0.418	-0.900
	LST	-0.054	-0.468	0.418	1	-0.697
	\overline{C}	0.159	0.398	0.499	0.313	0.681

20 剂 工術 寻望1 600gle Latin Englie 公开并的城市研生心灰里认的开切心面顶 以亏他侠八诗匹乃内 07	23 期	王渊 等:基	于 Google Earth Engine	云计算的城市群生态质量长时序动态监测-	——以粤港澳大湾区为例	8467
---	------	--------	-----------------------	---------------------	-------------	------

续表						
年份 Year	指标 Indicator	绿度 NDVI	湿度 WET	干度 NDBSI	热度 LST	遥感生态指数 RSEI
	NDVI	1	0.264	-0.776	-0.249	0.759
	WET	0.264	1	-0.642	-0.472	0.762
2008	NDBSI	-0.776	-0.642	1	0.435	-0.937
	LST	-0.249	-0.472	0.435	1	-0.661
	\overline{C}	0.430	0.459	0.618	0.385	0.780
	NDVI	1	0.415	-0.673	-0.345	0.698
	WET	0.415	1	-0.830	0.642	0.873
2018	NDBSI	-0.673	-0.830	1	0.734	-0.968
	LST	-0.345	0.642	0.734	1	-0.820
	\overline{C}	0.478	0.629	0.746	0.574	0.840
	平均相关度 \overline{C} 的多年平均值	0.340	0.478	0.604	0.407	0.761

计算各指标之间的 Pearson 相关系数,在 99%置信水平 P 值均为 0.000,均通过显著性检验。平均相关度 计算结果表明,RSEI 的平均相关度最大,多年的平均值为 0.761,其中 1988、1998、2008 和 2018 年分别为的 0.744、0.681、0.780 和 0.840。其次是 NDBSI,平均相关度为 0.604,WET、LST、NDVI 的相关度较低,分别为 0.478、0.407、0.340,这表明综合多个指标的 RSEI 比单一指标更适合用来评价生态质量。RSEI 与各分指标的 相关系数中,NDVI 和 WET 与 RSEI 呈正相关,NDBSI 和 LST 与 RSEI 呈负相关,表明 RSEI 值越大态质量越 好。NDBSI 的相关系数最大,相关系数的绝对值均大于 0.9,其主要反应裸土、建筑分布情况,进表明城市扩张 会造成生态质量的恶化。

3.2 生态质量时空变化

1988—2018 年粵港澳大湾区 RSEI 的统计值分布如图 2 所示,箱线图中展示了 RSEI 的下四分位数、中位数、上四分位数、上限和下限,限制线以外的异常值不显示。图中折线表示 RSEI 的均值变化,多年 RESI 均值为 0.632,表明其总体生态质量处于良好水平。1988—1991 年间,生态质量呈现上升趋势,1991—2000 年生态质量逐渐下降,2000—2002 年呈上升趋势,到 2003 年 RSEI 达到近 30 年最大值 0.802,达到优秀水平。此后直





http://www.ecologica.cn

至2018年表现为波动下降的趋势。

为确保阶段划分的科学性,使用基于梯度下降法的最优迭代算法对 RSEI 值进行自动分段拟合。两种分 段拟合曲线和精度检验结果如图 3 所示。图 3(a1)显示通过直接观察图 2 初步划分的断点位置,即 1991 年、 2000 年和 2003 年。图 3(b1)显示迭代后的自动拟合结果,断点为 1991 年、2000 年和 2002 年。图 3(a2)和 (b2)比较了两种方法的拟合精度,从分段拟合曲线的 *R*²值来看,自动线性拟合的精度更高。由于 2002 至 2018 年时间跨度较大,新增 2009 年作为时间节点进行后续分析。



Fig.3 Distribution of RSEI in the GBA from 1988 to 2018

RSEI 值的空间分布如图 4 所示,图中生态质量较低的红色区域在前期分布相对较为分散,与各城市建成 区所处地理位置保持高度一致,呈现出明显的多中心分布。而后期主要集中分布在佛山、中山、广州南、东莞、 深圳和惠州的市中心和惠阳区,表现为明显的空间集聚分布特征。同时从图 4 可以看出,研究区域内的生态 质量空间异质性高,且城市区域的生态质量明显低于非城市区域。

3.3 生态质量变化检测

为了进一步分析生态质量变化的时空分布状况将 RSEI 的 五个等级,采用差值法对多时相的生态质量进 行变化检测(表4)。

图 5 和图 6 表示变化检测结果,红色、黄色和绿色分别表示生态质量退化、不变和提高。1988—1991 年, 有 43%的区域生态质量提高,生态质量下降的区域占 6%,空间上分布较为零散。1991—2000 年,生态质量提高的区域占 10%,生态质量下降的区域达 45%,分布在广州、佛山、东莞、深圳的大部分区域。2000—2002 年, 有 8%的区域生态质量退化,主要分布在肇庆市东南部、惠州市东北部以及深圳市南部沿海区域,区域生态质 量提高的区域占 43%,不同程度地分布在每个城市。2002—2018 年生态质量总体下降,其中 2002—2009 年, 生态质量下降区域占 35%,2009—2018 年,生态质量下降区域占 36%,空间分布较为均匀,每个城市有不同程 度的下降。从 1988—2018 年的变化检测结果来看,三十年来共有 36%的区域生态质量下降,广州、东莞、佛 山、珠海生态质量退化明显,肇庆西北部、深圳、惠州等区域也有不同程度的退化。





Fig.4 Remote sensing ecological index (RSEI) changes of the GBA from 1988 to 2018

Tuble 1 Thubbiton mutils of ecological quality revers						
	差值			终止年份 End-ye	ar	
	Difference	差	较差	中	良	优
起始年份 Start-year	差	不变	提高	提高	提高	提高
	较差	退化	不变	提高	提高	提高
	中	退化	退化	不变	提高	提高
	良	退化	退化	退化	不变	提高
	优	退化	退化	退化	退化	不变

表 4 生态质量等级转移矩阵 Table 4 Transition matrix of ecological quality levels

3.4 生态质量分区统计

统计各县(区)尺度上三十年来生态质量变化检测结果的均值,将其分为五个级别,分别为总体改善、基 本不变、轻度退化、中度退化和重度退化。由图7可知,生态质量存在明显空间分异。其中佛山、中山、东莞、 广州南部以及珠海市金湾区、江门市江海区为重度退化,空间上集聚分布在粤港澳大湾区的中心,这些区域海 拔较低,城市扩张范围大,绿地保有量较少,城市发展过程中生态质量遭到破坏。澳门、深圳市的宝安区、龙华 区、光明区、珠海市蓬江区、肇庆市端州区下降幅度次之,表现为中度退化。江门市大部分地区、佛山西部的高 明区以及与其毗邻的肇庆市高要区、广州北部的从化区、惠州市博罗县等生态质量整体改善,这些区域相对而 言山地居多,以自然景观为主,城市开发强度较弱,此外,深圳市南山区和福田区的生态质量也得以改善。研 究区北部和香港生态质量整体基本不变,这可能是因为香港本身处于高度城市化水平,开发空间有限,且香港 对生态用地保护严格,土地开发阻力和难度较大,而研究区北部多山区,基本没有开发利用。



图 5 1988—2018 年生态质量变化检测

Fig.5 Change detection of ecological quality in the GBA from 1988 to 2018



Fig.6 Changes of ecological quality in the GBA from 1988 to 2018

http://www.ecologica.cn

4 讨论

4.1 研究亮点

以往在运用 RSEI 生态指数对区域生态质量时空 变化进行监测时,经常会受到遥感图像质量的制约,为 消除图像质量的影响,研究多采取在年度影像中挑选质 量较好且季节相近的影像数据^[20,38],或者仅进行小范 围的研究^[39-40],而对于云量较多的区域往往会造成数 据缺失,通常采用邻近年份代替的方法^[21],这限制了 RSEI 指数的准确性、可比性以及研究的区域范围和时 间序列长度。而本研究在计算粤港澳大湾区 1988— 2018 三十年来的 RSEI 时,基于 Google Earth Engine (GEE)提供的强大云计算能力可以较好的避免上述问 题。RSEI 指数中的绿度、湿度、干度、热度等指标均是 基于全年遥感数据计算的结果,通过叠加全年所有图 像,提取中值的方法,改善了去云、图像色差等常见问





题。同时,该处理方法同样可以作为季度、月度等周期性时间段的数据处理的参考,增加了研究结果在时间序列上的可比性。GEE的使用可以极大的提高影像处理的效率、在大范围长时间序列的遥感应用研究中极具优势,为 RSEI的运用提供了更广阔的前景。

4.2 模型指标关系

生态质量与四个分指标密切相关。根据相关性分析结果,NDVI 和 WET 对 RSEI 起正向作用,即在指标 的数量区间内,随着 NDVI 和 WET 增大,RSEI 相应增加,生态质量越好。相反,随着 NDBSI 和 LST 的增加, RSEI 随之减小,生态质量下降。从标准化指标的系数来看,其中 NDBSI 系数的绝对值最大,对 RSEI 的影响 最大。在一定程度上证实了城市扩张带来的城市景观的变换会对生态环境产生负面影响,因此城市规划和设 计者应该兼顾生态环境,权衡城市发展和生态环境质量的关系,促进可持续的城市发展。需要指出的是,植被 质量对生态质量的影响很大,因此 NDVI 合成通常根据植被物候期提取特定季节的数据。而粤港澳大湾区处 于亚热带季风气候区,终年温暖湿润,植被物候特征不明显^[41],同时,其位于南方多云地区,遥感成像易受天 气条件影响,数据缺失问题更加突出,仅选择生长季数据,会导致研究区部分年份出现较多空值。因此本文在 NDVI 指标提取过程中对全年所有影像数据进行合成。相反,在北方地区,植被物候明显,且云量较少,可以 根据研究区的植被生长季节的起讫日期,进而确定相应的 NDVI 数值^[42]。

4.3 不足与展望

已有的评价指标体系仍有待完善之处。首先,四项指标是否可以全面表征区域生态质量值得商榷,因此 下一步可以考虑增加指标数量^[43]以提升指标对区域生态质量的代表性。其次,四项指标本身的评价方式也 可以进一步提升。如温度和湿度指标对生态质量的影响应该具有条件限制,地表温度对人类健康风险的影响 存在阈值,过高或过低均会导致死亡率增加^[44],可以考虑根据研究区状况制定合适的阈值之后再进行归一 化^[45]。此外,城市生态质量的绿度、湿度、干度、热度等指标是从二维结构方面的考虑,可以考虑引入城市植 被三维信息等空间度量进行优化。

在数据处理上,当研究区域过大、像素点过多时,基于 GEE 的大范围像素级的处理可能会遇到内存溢出、 处理速度慢等问题,可以采用图像分割并行计算等方法进行改进。文中主要侧重于使用 GEE 平台实现长时 间大范围的生态质量监测,仅对 1988—2018 年来大湾区生态质量变化趋势和原因进行了简单论述,但并没有 对驱动力做具体的分析和讨论,这是下一步将要开展的工作。

5 结论

本文基于 Google Earth Engine 平台,对 1988—2018 年来粵港澳大湾区共 3530 景 Landsat 遥感影像进行批量去云处理,逐年提取绿度、湿度、干度和热度等遥感指标,构建生态指数 RSEI,并基于梯度下降法的最优迭代算法确定生态质量变化拐点,评价了粤港澳大湾区近 30 年间四个不同时段内的区域生态质量时空变化。 主要结论如下:

(1)从时间上看,粤港澳大湾区三十年来生态环境质量呈现先上升、再下降、后上升、最后下降的总体趋势。空间上,生态质量具有明显的空间异质性,主要呈现出西北部和东北部的生态质量高,中部城市建成区生态质量低的状态,粤港澳大湾区应加强区域协调发展,形成优势互补的可持续发展模式。

(2)1988—2018 年期间佛山东南部、中山、东莞、广州南部以及珠海市金湾区、江门市江海区的生态质量 表现为重度退化,澳门、深圳市的宝安区、龙华区、光明区、珠海市蓬江区和肇庆市端州区表现为中度退化,肇 庆市西北部、深圳市东部、珠海市香洲区、江门市新会区等区域表现为轻度退化,江门市大部分地区、佛山西部 的高明区以及肇庆市高要区、广州北部的从化区、惠州市博罗县等生态质量整体改善,香港生态质量基本 不变。

(3)1988—1991年,生态质量上升,生态质量提高和下降区域分别占43%和6%,1991—2000年,生态质量下降,生态质量提高和下降区域分别占10%和45%,下降区域分布在广州、佛山、东莞、深圳的大部分区域,2000—2002年生态质量上升,生态质量提高和下降区域分别占43%和8%,下区域主要分布在肇庆市东南部、惠州市东北部以及深圳市南部沿海区域,2002—2018年生态质量总体下降,其中2002—2009年,生态质量下降区域占35%,2002—2018年,生态质量下降区域占36%。

(4) Google Earth Engine 平台可以较好的改善遥感数据缺失、多云、色差、时间不一致等问题,极大的提高影像处理的效率、在大范围长时间序列的遥感应用研究中极具优势,为 RSEI 的运用提供了更广阔的前景。

参考文献(References):

- [1] 赵其国,黄国勤,马艳芹.中国生态环境状况与生态文明建设.生态学报,2016,36(19):6328-6335.
- [2] Crutzen P J. Geology of mankind. Nature, 2002, 415(6867): 23.
- [3] Chaplin-Kramer R, Sharp R P, Weil C, Bennett E M, Pascual U, Arkema K K, Brauman K A, Bryant B P, Guerry A D, Haddad N M, Hamann M, Hamel P, Johnson J A, Mandle L, Pereira H M, Polasky S, Ruckelshaus M, Shaw M R, Silver J M, Vogl A L, Daily G C. Global modeling of nature's contributions to people. Science, 2019, 366(6462): 255-258.
- [4] Borgwardt F, Robinson L, Trauner D, Teixeira H, Nogueira A J A, Lillebø A I, Piet G, Kuemmerlen M, O'Higgins T, McDonald H, Arevalo-Torres J, Barbosa A L, Iglesias-Campos A, Hein T, Culhane F. Exploring variability in environmental impact risk from human activities across aquatic ecosystems. Science of the Total Environment, 2019, 652: 1396-1408.
- [5] Mahmoud S H, Gan T Y. Impact of anthropogenic climate change and human activities on environment and ecosystem services in arid regions. Science of the Total Environment, 2018, 633: 1329-1344.
- [6] Foley J A, DeFries R, Asner G P, Barford C, Bonan G, Carpenter S R, Chapin F S, Coe M T, Daily G C, Gibbs H K, Helkowski J H, Holloway T, Howard E A, Kucharik C J, Monfreda C, Patz J A, Prentice I C, Ramankutty N, Snyder P K. Global consequences of land use. Science, 2005, 309(5734): 570-574.
- [7] Liu S Q, Yu Q, Wei C. Spatial-temporal dynamic analysis of land use and landscape pattern in Guangzhou, China: exploring the driving forces from an urban sustainability perspective. Sustainability, 2019, 11(23): 6675.
- [8] 国家统计局.中国统计年鉴.北京:中国统计出版社,2019.
- [9] 方创琳. 中国新型城镇化高质量发展的规律性与重点方向. 地理研究, 2019, 38(1): 13-22.
- [10] 满卫东,刘明月,李晓燕,王宗明,贾明明,李想,毛德华,任春颖,欧阳玲.1990—2015年三江平原生态功能区生态功能状况评估.干 旱区资源与环境,2018,32(2):136-141.
- [11] Jing Y Q, Zhang F, He Y F, Kung H T, Johnson V C, Arikena M. Assessment of spatial and temporal variation of ecological environment quality in Ebinur Lake Wetland National Nature Reserve, Xinjiang, China. Ecological Indicators, 2020, 110: 105874.
- [12] Foody G M. Editorial: ecological applications of remote sensing and GIS. Ecological Informatics, 2007, 2(2): 71-72.
- [13] Ju W M, Gao P, Wang J, Zhou Y L, Zhang X H. Combining an ecological model with remote sensing and GIS techniques to monitor soil water content of croplands with a monsoon climate. Agricultural Water Management, 2010, 97(8): 1221-1231.
- [14] Xu H Q, Wang Y F, Guan H D, Shi T T, Hu X S. Detecting ecological changes with a remote sensing based ecological index (RSEI) produced

time series and change vector analysis. Remote Sensing, 2019, 11(20): 2345.

- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] Wen X L, Ming Y L, Gao Y G, Hu X Y. Dynamic monitoring and analysis of ecological quality of Pingtan comprehensive experimental zone, a new type of sea island city, based on RSEI. Sustainability, 2020, 12(1): 21.
- [18] Shan W, Jin X B, Ren J, Wang Y C, Xu Z G, Fan Y T, Gu Z M, Hong C Q, Lin J H, Zhou Y K. Ecological environment quality assessment based on remote sensing data for land consolidation. Journal of Cleaner Production, 2019, 239: 118126.
- [19] Yue H, Liu Y, Li Y, Lu Y. Eco-environmental quality assessment in China's 35 major cities based on remote sensing ecological index. IEEE Access, 2019, 7: 51295-51311.
- [20] 农兰萍, 王金亮. 基于 RSEI 模型的昆明市生态环境质量动态监测. 生态学杂志, 2020, 39(6): 2042-2050.
- [21] Guo B B, Fang Y L, Jin X B, Zhou Y K. Monitoring the effects of land consolidation on the ecological environmental quality based on remote sensing: a case study of Chaohu Lake Basin, China. Land Use Policy, 2020, 95: 104569.
- [22] 宫鹏. 对遥感科学应用的一点看法. 遥感学报, 2019, 23(4): 567-569.
- [23] 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.
- [24] Wang L, Diao C Y, Xian G, Yin D M, Lu Y, Zou S Y, Erickson T A. A summary of the special issue on remote sensing of land change science with Google earth engine. Remote Sensing of Environment, 2020, 248: 112002.
- [25] Yang C, Zhang C C, Li Q Q, Liu H Z, Gao W X, Shi T H, Liu X, Wu G F. Rapid urbanization and policy variation greatly drive ecological quality evolution in Guangdong-Hong Kong-Macau Greater Bay Area of China: a remote sensing perspective. Ecological Indicators, 2020, 115: 106373.
- [26] 赵晓斌,强卫,黄伟豪,线实.粤港澳大湾区发展的理论框架与发展战略探究.地理科学进展,2018,37(12):1597-1608.
- [27] 徐涵秋. 利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究. 遥感学报, 2005, 9(5): 589-595.
- [28] 吴俊, 孟庆岩, 占玉林, 顾行发, 张佳晖. 一种基于移动窗口的城市绿度遥感度量方法. 地球信息科学学报, 2016, 18(4): 544-552.
- [29] Crist E P. A TM Tasseled Cap equivalent transformation for reflectance factor data. Remote Sensing of Environment, 1985, 17(3): 301-306.
- [30] Baig M H A, Zhang L F, Shuai T, Tong Q X. Derivation of a tasselled cap transformation based on Landsat 8 at-satellite reflectance. Remote Sensing Letters, 2014, 5(5): 423-431.
- [31] Worden J, de Beurs K M. Surface water detection in the Caucasus. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2020, 91, 102159.
- [32] Roy P S, Rikimaru A, Miyatake S. Tropical forest cover density mapping. Tropical Ecology, 2002, 43(1): 39-47.
- [33] Duguay-Tetzlaff A, Bento V A, Göttsche F M, Stöckli R, Martins J P A, Trigo I, Olesen F, Bojanowski J S, da Camara C, Kunz H. Meteosat land surface Temperature climate data record: achievable accuracy and potential uncertainties. Remote Sensing, 2015, 7(10): 13139-13156.
- [34] 覃志豪, 李文娟, 徐斌, 陈仲新, 刘佳. 陆地卫星 TM6 波段范围内地表比辐射率的估计. 国土资源遥感, 2004, (3): 28-32, 36-36, 41-41.
- [35] 丁凤, 徐涵秋. TM 热波段图像的地表温度反演算法与实验分析. 地球信息科学, 2006, 8(3): 125-130.
- [36] Ermida S L, Soares P, Mantas V, Göttsche F M, Trigo I F. Google earth engine open-source code for land surface temperature estimation from the Landsat series. Remote Sensing, 2020, 12(9): 1471.
- [37] 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.
- [38] 温小乐,林征峰,唐菲.新兴海岛型城市建设引发的生态变化的遥感分析——以福建平潭综合实验区为例.应用生态学报,2015,26 (2):541-547.
- [39] 张浩, 杜培军, 罗洁琼, 李二珠. 基于遥感生态指数的南京市生态变化分析. 地理空间信息, 2017, 15(2): 58-62.
- [40] Zhu D Y, Chen T, Zhen N, Niu R Q. Monitoring the effects of open-pit mining on the eco-environment using a moving window-based remote sensing ecological index. Environmental Science and Pollution Research, 2020, 27(13): 15716-15728.
- [41] 郑周涛,朱文泉,周夏飞,张东海,姜涛,王伶俐.中国自然植被物候特征遥感分类.北京师范大学学报:自然科学版,2015,51(S1): 32-37.
- [42] 夏传福,李静,柳钦火. 植被物候遥感监测研究进展. 遥感学报, 2013, 17(1): 1-16.
- [43] Wei W, Guo Z C, Xie B B, Zhou J J, Li C H. Spatiotemporal evolution of environment based on integrated remote sensing indexes in arid inland river basin in Northwest China. Environmental Science and Pollution Research, 2019, 26(13): 13062-13084.
- [44] Gasparrini A, Guo Y M, Hashizume M, Lavigne E, Zanobetti A, Schwartz J, Tobias A, Tong S L, Rocklöv J, Forsberg B, Leone M, De Sario M, Bell M L, Guo Y L L, Wu C F, Kan H D, Yi S M, de Sousa Zanotti Stagliorio Coelho M, Saldiva P H N, Honda Y, Kim H, Armstrong B. Mortality risk attributable to high and low ambient temperature: a multicountry observational study. The Lancet, 2015, 386(9991): 369-375.
- [45] Estoque R C, Ooba M, Seposo X T, Togawa T, Hijioka Y, Takahashi K, Nakamura S. Heat health risk assessment in Philippine cities using remotely sensed data and social-ecological indicators. Nature Communications, 2020, 11(1): 1581.