基于地理探测器模型的珠三角植被覆盖度时空变化驱动力分析

沈明潭[1,3]，谭炳香[1,3]，侯瑞霞[1,2,3]，于 航[1,3]，贺晨瑞[1,3]，黄逸飞[1,3]

（1.中国林业科学研究院 资源信息研究所，北京 100091；2.国家林业和草原科学数据中心，北京 100091；3.国家林业和草原局 林业遥感与信息技术重点实验室，北京 100091）

摘　要：［目的］探究珠三角植被覆盖度空间分布和时空变化的驱动力，为该地区生态环境的保护提供科学参考。［方法］基于 Landsat 5 TM 和 Landsat 8 OLI 数据，利用像元二分模型反演珠三角 2000，2005，2010，2015 和 2020 年 5 个时期的植被覆盖度，分析珠三角植被覆盖度的空间格局和时空变化的过程。并结合 5 个时期的年降水量、年均温度、人口密度和土地利用，采用相关系数和地理探测器等方法开展研究。［结果］①珠三角植被覆盖度在空间上表现为中部较低，边缘区域较高的分布格局，在佛山市、中山市、珠海市、广州市西南部、东莞市和深圳市较低，肇庆市、江门市和惠州市较高。植被覆盖度总体上表现为改善的趋势，改善的面积比例为 64.99%，在时间上存在阶段性的差异，2010—2015 年期间高植被覆盖度（80%以上）增长的面积最明显；②影响因素对植被覆盖度的驱动有明显的区域差异性，年降水量和土地利用程度起抑制作用的面积大于起促进作用的面积，年均温度和人口密度起促进作用的面积大于起抑制作用的面积；③植被覆盖度空间格局因子探测表明土地利用程度的解释力最强，交互探测表明年均温度与土地利用程度交互作用的解释力最高，年降水量、年降水量与年均温度交互作用的解释力在 2000，2005，2010，2015 和 2020 年 5 个时期的时间序列上表现为减弱的趋势，其余影响因素及其交互作用的解释力都呈现上升的趋势。植被覆盖度时空变化因子探测也表明土地利用程度变化的解释力最强，而交互探测表明年降水量变化与土地利用程度变化交互作用的解释力最高。［结论］土地利用程度是影响珠三角植被覆盖度时空变化的主导因素，人为影响不断增强，双因素的交互作用明显大于单因素的作用。

关键词：珠三角地区；植被覆盖度；地理探测器；Google Earth Engine

文献标识码：A　　**文章编号：**1000-288X(2023)06-0336-10　　**中图分类号：**S718.553，P431.5，Q412.1

文献参数：沈明潭，谭炳香，侯瑞霞，等.基于地理探测器模型的珠三角植被覆盖度时空变化驱动力分析［J］.水土保持通报，2023，43(6)：336-345.DOI：10.13961/j.cnki.stbctb.2023.06.039；Shen Mingtan，Tan Bingxiang，Hou Ruixia，et al. Driving force analysis of spatio-temporal changes in vegetation coverage in Pearl River delta based on geographic detector model［J］. Bulletin of Soil and Water Conservation，2023，43(6)：336-345.

Driving Force Analysis of Spatio-temporal Changes in Vegetation Coverage in Pearl River Delta Based on Geographic Detector Model

Shen Mingtan[1,3]，Tan Bingxiang[1,3]，Hou Ruixia[1,2,3]，Yu Hang[1,3]，He Chenrui[1,3]，Huang Yifei[1,3]

(1.*Research Institute of Forest Resources Information Techniques*，*Chinese Academy of Forestry*，*Beijing* 100091，*China*；2.*National Forestry and Grassland Data Center*，*Beijing* 100091，*China*；3.*Key Laboratory of Forestry Remote Sensing and Information System*，*National Forestry and Grassland Administration*，*Beijing* 100091，*China*)

Abstract：［Objective］The driving forces of the spatial distribution and spato-temporal changes in fractional vegetation coverage (FVC) in the Pearl River delta were analyzed in order to provide a scientific reference for the protection of the ecological environment in the region.［Methods］A binary pixel model was used with

收稿日期：2022-10-08　　**修回日期：**2023-04-02

资助项目：广东省林业局项目“珠三角森林城市群质量提升关键技术研究”(2021KJCX009)

第一作者：沈明潭(1996—)，男(壮族)，云南省砚山县人，硕士研究生，主要研究方向为林业遥感技术与应用。Email：466733401@qq.com。

通信作者：侯瑞霞(1975—)，女(汉族)，山西省翼城县人，博士，副研究员，主要从事 GIS 与数据分析方面的研究。Email：houreix@ifrit.ac.cn。

Landsat 5 TM and Landsat 8 OLI data to invert the vegetation coverage of the Pearl River delta in 2000, 2005, 2010, 2015, and 2020. The spatial pattern and spatio-temporal changes in FVC in the Pearl River delta were analyzed. Annual precipitation, average annual temperature, population density, and land use data during the five study periods were analyzed using correlation coefficients and the geographical detector method. [Results] ① Vegetation coverage in the Pearl River delta was lower in the middle of the region and higher in the marginal regions. Vegetation coverage was lower in Foshan, Zhongshan, Zhuhai, Southwestern Guangzhou, Dongguan City, and Shenzhen City, and higher in Zhaoqing, Jiangmen City, and Huizhou City. Overall, vegetation coverage increased over time, with 64.99% of the total area showing increases in vegetation coverage. There were stage differences in time, and the area with highest vegetation coverage (more than 80%) increased most significantly during 2010—2015. ② There were obvious regional differences in the driving factors of FVC. Annual precipitation and land use had more inhibiting effects than promoting effects, and average annual temperature and population density had more promoting effects than inhibiting effects. ③ The spatial pattern factor detection of FVC showed that the explanatory power of land use degree was the strongest, while the interactive detection showed that the explanatory power of annual average temperature and land use degree interaction was the highest. For the explanatory power of annual precipitation, annual precipitation and annual temperature interaction showed a weakening trend in the time series of 2000, 2005, 2010, 2015, and 2020. The explanatory power of other influencing factors and their interactions showed an increasing trend. The spatial-temporal FVC change factor detection also indicated that the explanatory power of land use degree change was the strongest, while the interactive detection indicated that annual precipitation change and land use degree interaction had the highest explanatory power. [Conclusion] Land use degree was the dominant factor affecting the temporal and spatial changes of vegetation coverage in the Pearl River delta. Human influence continues to increase, and the interaction of the two factors is significantly greater than the effect of a single factor.

Keywords: Pearl River delta; fraction vegetation cover; geographic detector; Google Earth Engine

特大城市群是一个密集的城市化区域，具有多种规模的城市聚集在一两个大城市周围的城市空间形态[1]，珠江三角洲（珠三角）是中国开放程度最大、经济活力最强、城市化进程最快、工业化程度最高、人口最密集的地区之一。伴随着社会经济和人口密度的快速增长及城镇不断扩张，导致局部地区植被生存的环境不断缩减，因此准确估计植被覆盖度，动态监测珠三角植被的分布格局、时空变化特征及机理，对大湾区的生态安全至关重要。

植被覆盖度（fraction vegetation cover, FVC）是指地面植被（包括树叶、茎和树枝）的垂直投影面积占统计区域总面积的百分比，是反映地表植被生长状况和测量生态环境的综合定量指标，对评估地表覆盖变化和生态系统功能有重要指示作用[2]。遥感以其获取速度快，覆盖范围广，能够显示大量信息而广泛应用于植被动态监测和生态环境评估等领域[3]，因此遥感技术是监测区域植被覆盖度最高效的方法。植被覆盖度发生变化与许多因素有关，包括人类、地形、气候和政策等因素[4-6]。研究发现，植被覆盖变化与城市化率、国内生产总值、人口密度和城市发展阶段的差异有密切联系[7]。例如，人类活动主导土地利用模式发生的变化，深刻影响着植被变化[8]。许多 FVC 变化驱动力的研究中多集中在地形和气候因素上[9]，随着社会经济的发展，人类活动对植被的影响变得越来越重要，在一些地区甚至超过了气候因素的影响。

地理探测器模型的原理是基于统计学空间方差分析，通过分析层内方差与层间方差的差异量化研究对象的空间分异性，相比较于其他分析空间异质性的研究方法，地理探测器的统计量物理意义明确，而且可以分析自变量对因变量的双因子交互作用[10]，是目前研究驱动因子及其相互作用对植被覆盖度变化非线性影响的主要方法之一。Huo Hong 等[11]利用地理探测器模型分析滇西北高原植被覆盖度变化的影响因子及影响因子之间的相互作用，研究表明两两因子之间的相互作用对植被变化的影响远大于单个因子，自然因素对滇西北高原的植被覆盖度变化的影响大于人为因素。Li Jie 等[12]基于地理探测器研究中缅经济走廊植被覆盖度变化的驱动因素的结果表明，影响 FVC 分布的因素依次为：土地利用＞气候＞地形＞人类活动，影响植被覆盖度变化的因素依次为：人类活动＞气候＞土地利用。

本研究以珠三角为研究区，基于 Landsat 数据，采用像元二分法反演珠三角5个时期的植被覆盖度，利用线性趋势分析法研究珠三角植被覆盖度的变化特征和规律，并利用相关系数和地理探测器模型探讨年降雨量、年均温度、人口密度和土地利用程度对珠三角植被覆盖度的影响程度，揭示珠三角植被覆盖度的动态变化及其与驱动因素之间的关系，为大湾区生态环境的健康发展提供科学参考。

1 研究区概况与数据处理

1.1 研究区概况

珠三角地处中国广东中部地区，面积为 5.60×10^4 km^2，是中国目前在建的最大城市群，在中国国家发展中发挥着重要的战略作用。地貌以平原和低山丘陵居多，地势较高的东北和西北地区以山地为主，地势较低的中部和沿海地区多为平原；受热带和南亚热带季风气候的影响，珠三角年平均气温17.76～23.77 ℃，年平均降水量1 270～2 424 mm（2020年）。

研究区森林类型多样，包括阔叶林、针叶林和针阔混交林。本研究范围主要为广东省9个地市，即肇庆市、江门市、佛山市、广州市、中山市、珠海市、东莞市、深圳市、惠州市。

1.2 数据处理

本研究所用数据包括：Landsat 5 TM 影像，Landsat 8 OLI 影像，年降水量数据，年均温度数据，人口密度数据，土地利用数据和珠三角边界数据。数据的来源及空间分辨率详见表1。

表1 研究所用数据的来源、类型及分辨率

Table 1 Data source, types and its resoluation ratio used in study

数据集	空间分辨率/m	来 源
Landsat 5 TM	30	GEE 云平台(https://earthengine.google.com)
Landsat 8 OLI	30	GEE 云平台(https://earthengine.google.com)
年降水量	5 566	GEE 云平台(https://earthengine.google.com)
年均温度	11 132	GEE 云平台(https://earthengine.google.com)
人口密度数据	1 000	美国橡树岭国家实验室(https://landscan.ornl.gov)
土地利用数据	30	Zenodo(https://zenodo.org)
珠三角边界数据	1∶250 000	全国地理信息目录服务系统(https://www.webmap.cn)

1.2.1 *影像数据处理* 基于 GEE 平台调用“LANDSAT/LT05/C01/T1_SR”和“LANDSAT/LC08/C01/T1_SR”数据集，经过去云和掩膜水体后，分别利用20000101至20001231期间的141景 Landsat 5 TM 影像合成2000年珠三角年度中值影像，20050101至20051231期间的119景 Landsat 5 TM 影像合成2005年珠三角年度中值影像，20091101至20101231期间的101景 Landsat 5 TM 影像合成2010年珠三角年度中值影像，利用20150101至20151231期间的162景 Landsat 8 OLI 影像合成2015年珠三角年度中值影像，20200101至20201231期间的152景 Landsat 8 OLI 影像合成2020年珠三角年度中值影像[13]，该数据集已经过辐射定标和大气校正，利用珠三角边界图裁剪后进行植被覆盖度的估测。

1.2.2 *气候数据处理* 基于 GEE 平台调用“UCSB-CHG/CHIRPS/DAILY”数据集的日降水量数据，将单位转换为 mm；调用“ECMWF/ERA5_LAND/MONTHLY”数据集的近地表空气温度，将单位开尔文转换为摄氏度(℃)，分别合成对应时期的珠三角年降水量和年均温度空间分布数据。

1.2.3 *人口密度数据处理* 从美国橡树岭国家实验室下载相应时期的全球人口密度空间分布数据，然后裁剪出珠三角的范围。

1.2.4 *土地利用数据处理* 土地利用数据采用武汉大学公开在 Zenodo 平台的中国30 m年度土地覆盖数据集[14]。为更好地探究土地利用模式与植被覆盖度之间的关系，参考相关研究，在珠三角范围内创建300 m×300 m的格网，基于珠三角相应时期的土地利用数据，利用公式(4)计算每个格网内的土地利用程度指数，然后裁剪出珠三角的范围作为影响植被覆盖度变化的人为因素之一。

2 研究方法

本研究采用以下主要步骤对珠三角植被覆盖度进行分析：①在 GEE 平台调用 Landsat 数据，基于 NDVI 像元二分法估算植被覆盖度；②利用 slope 趋势分析来探究植被覆盖度变化的时空变化特征；③利用土地利用程度指数计算研究区的土地利用程度；④通过相关性分析分别分析影响因子与植被覆

盖度的相关性；⑤利用地理探测器模型量化影响因子对珠三角植被覆盖度空间格局及时空变化的单独作用和交互作用。

2.1　像元二分模型

植被覆盖度与归一化植被指数(NDVI)之间存在极显著的线性相关性，通常通过建立二者的转换关系，直接提取植被覆盖度[15]，在使用遥感影像对研究区植被覆盖度进行估算的研究中应用十分广泛[16]。本研究基于 GEE 平台生成年度中值影像[17]，利用基于 NDVI 的像元二分模型[18]对研究区的植被覆盖度进行估算：

$$\mathrm{NDVI}=\frac{(\mathrm{NIR}-R)}{(\mathrm{NIR}+R)} \tag{1}$$

$$\mathrm{FVC}=\frac{\mathrm{NDVI}-\mathrm{NDVI}_{\mathrm{soil}}}{\mathrm{NDVI}_{\mathrm{veg}}-\mathrm{NDVI}_{\mathrm{soil}}} \tag{2}$$

式中：NIR 为影像近红外波段的反射率；R 为影像红光波段的反射率；FVC 为植被覆盖度；$\mathrm{NDVI}_{\mathrm{soil}}$表示无植被覆盖的像元的 NDVI 值；$\mathrm{NDVI}_{\mathrm{veg}}$表示有植被覆盖的像元的 NDVI 值，本研究选取置信区间为[5%～95%]的 NDVI 值作为 $\mathrm{NDVI}_{\mathrm{soil}}$和 $\mathrm{NDVI}_{\mathrm{veg}}$[19]。为了进一步研究植被的变化将植被覆盖度划分为不同的等级(表 2)，采用 5 级划分法[20-21]。

表 2　植被覆盖度等级划分

Table 2　Classification of vegetation coverage

FVC 等级	划分范围
Ⅰ	(0,0.2]
Ⅱ	(0.2,0.4]
Ⅲ	(0.4,0.6]
Ⅳ	(0.6,0.8]
Ⅴ	(0.8,1.0]

2.2　slope 趋势分析

采用一元线性回归分析法中的斜率公式计算要素(y)的年际变化趋势(slope)，并采用 F 检验进行显著性判断，将变化趋势分为 7 种类型。由表 3 可知，其中 slope 的计算公式为：

$$\mathrm{slope}=\frac{n\times\sum_{i=1}^{n}(i\times y_i)-\sum_{i=1}^{n}i\sum_{n=1}^{n}y_i}{n\times\sum_{i=1}^{n}i^2-(\sum_{i=1}^{n}i)^2} \tag{3}$$

式中：slope 表示要素的年际变化趋势；i 为时间变量；n 是研究期数；y_i 为第 i 年的要素。slope＞0 和 slope＜0 分别表示要素序列随着时间增加和减少，slope 的绝对值越大表明要素变化越大[22]。

2.3　土地利用程度指数

土地利用程度主要反映人类活动和自然环境的相互作用，可以用土地利用程度指数 L 来评估。参考王思远等[23]学者的研究，土地利用程度指数计算公式为：

$$L=\sum_{i=1}^{n}(D_i\cdot P_i) \tag{4}$$

式中：D_i 表示第 i 级土地利用程度分级指数；P_i 表示第 i 级土地利用程度面积比例(%)；n 表示土地利用程度分级数；L 的取值范围为[1,4]；本文参考王思远等[23]的研究，结合大湾区的实际情况，将土地利用分级指数分为 4 级：未利用地为 1，林地、草地和水域为 2，耕地为 3，不透水面为 4。

表 3　植被覆盖度变化趋势类型划分

Table 3　Classification of vegetation coverage change trend types

类 型	划分依据	
	slope 变化趋势	显著性
显著退化	＜0	$p<0.05$
弱显著退化	＜0	$0.05\leqslant P<0.1$
退化不显著	＜0	$p\geqslant 0.1$
无变化	0	
显著改善	＞0	$p<0.05$
弱显著改善	＞0	$0.05\leqslant P<0.1$
改善不显著	＞0	$p\geqslant 0.1$

2.4　相关分析

Pearson 相关性用于呈现影响因素与植被覆盖度之间的关系。使用 Pearson 相关系数在 0.1，0.05 的置信水平下分析了植被覆盖度与影响因子之间的相关性和显著性(表 4)，来评估植被覆盖度系列与影响因素系列之间的线性关系程度[24]，相关系数 R 计算公式为：

$$R_{xy}=\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{y})(y_i-\bar{y})}{\sqrt{\sum_{n=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2\sum_{n=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2}} \tag{5}$$

式中：R_{xy} 表示两空间要素的相关程度；n 是研究期数；x_i 是第 i 个时期的植被覆盖度；$\bar{x}$ 是植被覆盖度均值；y_i 是第 i 个时期的影响因子的值；R_{xy} 影响因子的均值。R_{xy} 在[－1,1]范围内，R_{xy} 的绝对值越接近于 1，表示两要素的关系越密切，越接近于 0，表示两要素的关系越不密切。

2.5　地理探测器模型

利用年降雨量和年均温度表征气候变化的程度，人口密度和土地利用程度指数表征人类活动的强度，采用地理探测器的因子探测和交互探测，进行珠三角植被覆盖度受气候变化和人类活动影响的量化研究[10]。利用自然断点法分别将 4 种影响因子的空间分布数据划分为 9 个等级，以影响因子为自变量 X，

植被覆盖度为因变量 Y，通过创建 24 137 个 1.5 km×1.5 km 的格网，分别提取各时期的因变量和自变量到网格中心点，计算出各个时期不同影响因子对植被覆盖度空间分布的影响力。①因子探测。用于探测影响因素对植被覆盖度的单因子解释力，统计量 q 值越大，则表示影响因子对植被覆盖度的空间分异解释度越强。②交互探测。主要探测影响因素两两交互对植被覆盖度的共同作用，分析自变量影响因素对因变量植被覆盖度的空间格局或时空变化的解释力是增加还是减少，在本研究中两个影响因素的相互作用以符号“∩”表示，两个影响因素之间对植被覆盖度的交互作用类型参考王劲峰等人的研究[10]。

表 4 Pearson 相关性分类

Table 4 Pearson correlation classification

r	p	类 型
$r<0$	$p<0.05$	显著负相关
$r<0$	$0.05\leqslant p<0.1$	弱显著负相关
$r<0$	$p\geqslant 0.1$	不显著负相关
$r=0$		不相关
$r>0$	$p\geqslant 0.1$	不显著正相关
$r>0$	$0.05\leqslant P<0.1$	弱显著正相关
$r>0$	$p<0.05$	显著正相关

3 结果与分析

3.1 植被覆盖度空间分布格局

基于 GEE 平台利用公式(1)—(2)计算珠三角 5 个时期的植被覆盖度，根据表 2 将反演结果划分为 5 个等级(图 1)。对划分结果进行面积统计表明，珠三角总面积为 54 304.01 km^2，5 个时期的植被覆盖度等级面积比例具有高度的一致性。Ⅴ级和Ⅳ级植被覆盖度大面积成片分布在肇庆市、江门市、佛山市东北部和惠州市，在其他区域分布的面积较小，Ⅴ级植被覆盖度 2010 年明显降低且比例最小(28.32%)，2020 年比例最大(48.87%)，比例接近整个研究区面积的 1/2；Ⅳ级植被覆盖度 2000 年的比例最大(26.70%)，2020 年的比例最小(15.15%)。Ⅲ级植被覆盖度零散分布在整个研究区，2005 年的比例最大(16.39%)，在 2020 年时比例最小(10.26%)。Ⅱ级和Ⅰ级植被覆盖度集中分布在佛山市、广州市南部、中山市、珠海市、东莞市和深圳市，在其他区域的分布较为零散，Ⅱ级植被覆盖度 2010 年时的比例最高(12.62%)，2015 年时的比例最低(8.37%)；Ⅰ级植被覆盖度 2010 年时的比例最大(19.13%)，2000 年时的比例最小(15.48%)。总体上呈现出中部低周围高的空间分布格局。

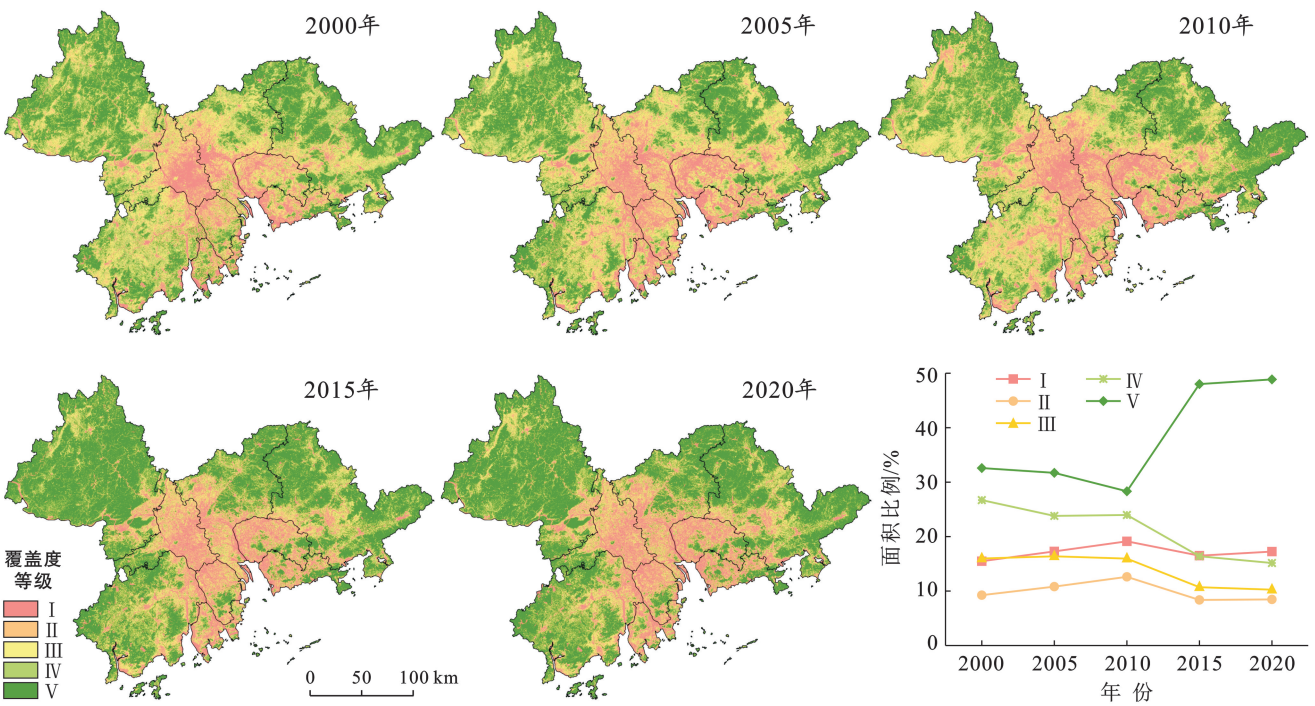

图 1 珠三角植被覆盖度空间分布及面积比例

Fig.1 Spatial distribution and area proportion of vegetation coverage in Pearl River delta

3.2 植被覆盖度时空变化分析

根据珠三角 5 个时期的植被覆盖度反演结果，利用公式(3)计算出珠三角 5 个时期的植被覆盖度的时空变化趋势，采用 F 检验对变化趋势进行显著性检

验。根据表 3 将变化趋势划分为 7 个等级(图 2),并统计出各变化趋势等级的面积比例(表 5)。由表 5 可以看出,珠三角 5 期的植被覆盖度没有发生变化的面积较小,比例为 3.71%,植被覆盖度变化趋势发生改善的面积比例为 64.99%,其中改善不显著的面积比例为 49.59%,弱显著改善和显著改善的面积比例都小于 10%;珠三角植被覆盖度呈现退化趋势的面积比例为 31.30%,其中退化不显著的面积比例为 26.99%,弱显著退化和显著退化的面积比例都小于 3%。植被覆盖度改善或退化的区域在空间上交错分布。佛山市东部、广州市南部、东莞市和深圳市一带植被覆盖度较低的区域有较为明显的改善,反映出近些年来的城镇绿化建设工作取得了很大的成效。总体上珠三角5 个时期的植被覆盖度的变化趋势以改善不显著和退化不显著为主,发生改善的面积明显大于退化的面积。

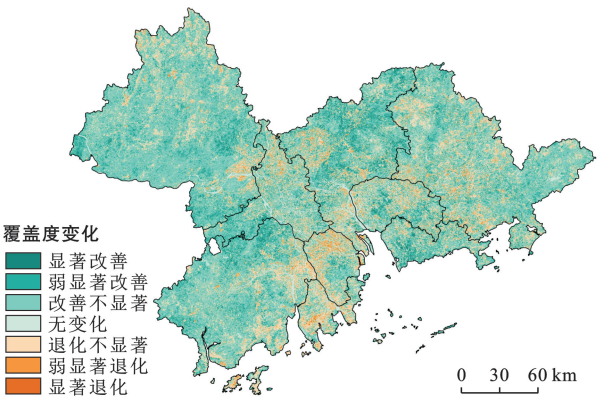

图 2　珠三角植被覆盖度时空变化趋势

Fig.2　Spatial and temporal trends of vegetation coverage in Pearl River delta

表 5　珠三角植被覆盖度时空变化类型面积统计结果

Table 5　Statistical results of spatio-temporal variation of vegetation coverage in the Pearl River delta

变化类型	面积/km²	比例/%
显著改善	4 879.22	8.99
弱显著改善	3 483.17	6.41
改善不显著	2 6931.89	49.59
无变化	2 013.91	3.71
退化不显著	14 658.79	26.99
弱显著退化	1 119.65	2.06
显著退化	1 217.37	2.24

3.3　植被覆盖度变化驱动力分析

3.3.1　影响因素与植被覆盖度相关性分析　植被的时空变化是气候条件和人类活动长期相对稳定和短期相对波动的结果。降水和温度等气候因素决定了植被的类型、分布和地带性变化规律,形成了植被的总体格局。珠三角自改革开放以来经历了快速的人口增长和城市化扩张,所以选择年降水量和年均温度作为影响植被覆盖度的气候因子,人口密度和土地利用程度来表征人类活动对植被覆盖度的影响。利用公式(5)分别计算珠三角年降水量、年均温度、人口密度、土地利用程度和植被覆盖度的相关系数,根据表 4 将影响因素和植被覆盖度的相关性划分为 7 种类型(图 3),并统计出每种类型所占的比例(表 6)。图 3 表明,不同影响因素对珠三角植被覆盖度的影响范围和影响程度有明显的空间异质性,在城市范围内及周边地区多表现为不相关。表 6 表明,珠三角植被覆盖度与影响因子的相关性主要表现为不显著负相关或不显著正相关。由图 3 可知,珠三角植被覆盖度与年降水量呈现负相关的区域主要位于江门市和广州市北部,面积比例为 51.76%,呈现正相关的区域主要位于江门市和惠州市,面积比例为32.43%,不相关的区域主要集中在研究区中部地区,面积比例为 15.82%。珠三角植被覆盖度与年均温度呈现负相关的区域主要位于肇庆市北部和惠州市,面积比例为 21.96%;呈现正相关的区域主要位于肇庆市南部、江门市和广州市北部,面积比例为62.22%。珠三角植被覆盖度与人口密度为负相关或正相关在空间上错落分布,呈现负相关面积比例为 39.88%;呈现正相关的面积比例为 44.37%。珠三角植被覆盖度与土地利用程度指数呈现负相关的区域集中分布在江门市、广州市中部和惠州市西南部,面积比例为31.75%;呈现正相关的区域集中分布在肇庆市与佛山市交界处、江门市和惠州市,面积比例为 21.01%;不相关的区域遍布整个研究区,面积比例为 47.25%。

表 6　影响因子相关性等级面积比例

Table 6　Grade area proportion of correlation coefficient of influence factors

项 目	各等级相关性面积比例/%			
	年降雨量	年均温度	人口密度	土地利用程度
显著负相关	2.91	1.27	3.08	4.39
弱显著负相关	2.59	1.05	2.29	2.86
不显著负相关	46.26	19.63	34.52	24.50
不相关	15.82	15.82	15.75	47.25
不显著正相关	30.16	45.97	40.76	18.38
弱显著正相关	1.14	6.42	1.83	1.22
显著正相关	1.12	9.84	1.78	1.40
负相关总计	51.76	21.96	39.88	31.75
正相关总计	32.43	62.22	44.37	21.01

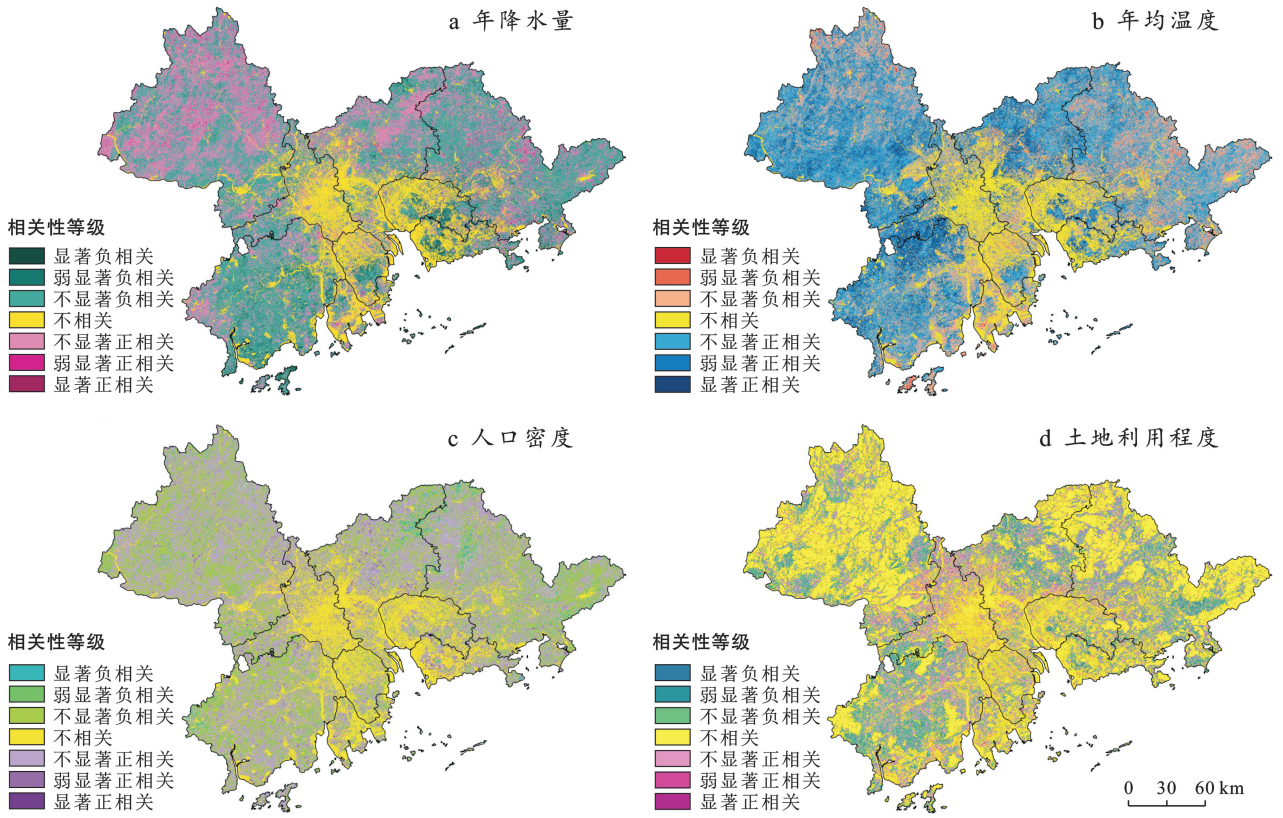

图 3 珠三角年降水量、年均温度、人口密度、土地利用程度与植被覆盖度相关系数等级空间分布

Fig.3 Spatial distribution of correlation coefficients of annual precipitation, average annual temperature, population density, land use degree and vegetation coverage in Pearl River delta

3.3.2 *影响因素对植被覆盖度空间格局的影响* 根据地理探测器中因子探测和交互探测的统计量 q 值分别度量珠三角 2000,2005,2010,2015 和 2020 年 5 个时期的年降水量、年均温度、人口密度和土地利用程度对植被覆盖度空间分布的影响程度,建立折线图分析不同时期影响因子对植被覆盖度空间分布解释力的变化规律(图 4),影响因素对珠三角植被覆盖度空间格局的解释力 q 值均通过 0.01 的显著性检验。①驱动因子对植被覆盖度空间格局的独立影响。从图 4 可以看出,珠三角 2000,2005,2010,2015 和 2020 年 5 个时期的年降水量对植被覆盖度空间分布的解释力在 0.04～0.19 之间,变化幅度较大,呈现下降的趋势;年均温度的解释力在 0.25～0.31 之间,变化较为平缓;人口密度的解释力在 0.09～0.29 之间持续上升;土地利用程度的解释力最强,处在 0.42～0.53 之间缓慢上升,表明土地利用程度是珠三角植被覆盖度空间分布的主导因素。②驱动因子对植被覆盖度空间格局的交互作用。影响因素的交互作用都呈现出双因子增强,多种影响因子的共同作用会增强对植被覆盖度空间分布格局的解释力。由图 4 可知,年降水量与年均温度的共同作用对植被覆盖度空间分布的解释力在 0.30～0.39 之间,在 2015 年明显下降;年降水量与人口密度的共同解释力在 0.19～0.32 之间,在 2015 年明显升高;年均温度与土地利用程度的共同的解释力在 0.48～0.58 之间,在不同时期的解释力都是最高;解释力总体上由强到弱依次为:年均温度∩土地利用程度>年降水量∩土地利用程度>人口密度∩土地利用程度>年均温度∩人口密度>年降水量∩年均温度>年降水量∩人口密度,土地利用程度和其他影响因素的交互作用具有较强的解释力,进一步说明了土地利用程度是珠三角植被覆盖度空间分布格局的主要驱动力。

3.3.3 *影响因素时空变化对植被覆盖度时空变化的影响* 利用公式(3)逐像元计算珠三角 2000,2005,2010,2015 和 2020 年 5 个时期年降水量、年均温度、人口密度和土地利用程度的时空变化趋势,根据地理探测器中因子探测和交互探测的 q 值度量珠三角 5 个时期植被覆盖度时空变化对影响因子变化的响应程度。影响因素变化交互作用类型中,人口密度变化∩土地利用程度变化表现为双因子增强,其余都表现为非线性增强,表明双因子的交互作用都大于影响因子单独的解释力,q 值均通过 0.01 的显著性检验。从图 5 可以看出,影响因素时空变化对植被覆盖度时空变化的解释力最强的为土地利用程度变化,最弱的

为年均温度变化。影响因素变化交互作用的解释力从强到弱依次为：年降水量变化∩土地利用程度变化＞年均温度变化∩土地利用程度变化＞人口密度变化∩土地利用程度变化＞年降水量变化∩人口密度变化＞年降水量变化∩年均温度变化＞年均温度变化∩人口密度变化。

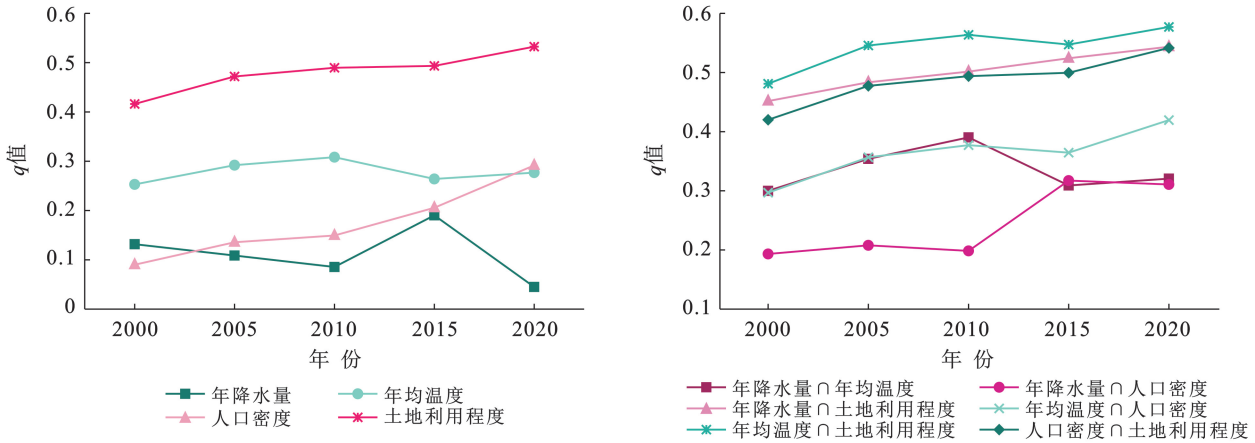

图 4　各影响因子对珠三角植被覆盖度空间分布的解释力

Fig.4　Explanatory power of influence factors on spatial distribution of vegetation coverage in Pearl River delta

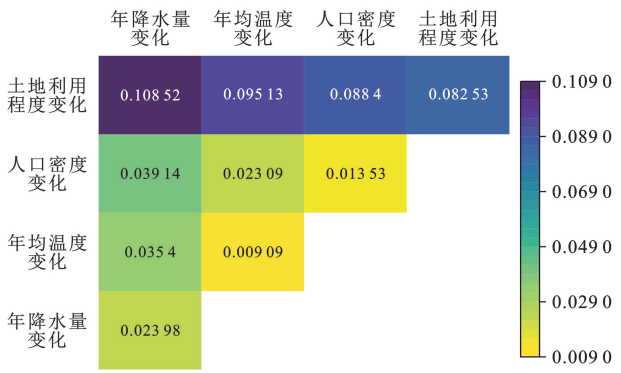

图 5　影响因子时空变化对珠三角植被覆盖度时空变化的解释力

Fig.5　Explanatory power of spatio-temporal changes of influencing factors on spatio-temporal changes of vegetation coverage in Pearl River delta

4　讨论与结论

4.1　讨 论

植被覆盖度发生变化是一个复杂的动态过程，受到周围多种环境因子和人为因素的单独影响或共同影响，虽然采用时间序列的年降雨量、年均温度、人口密度和土地利用程度数据探究珠三角植被覆盖度的变化有助于对驱动机制的了解，但仍存在一定的局限性和不确定性，本研究鉴于研究数据的可获取性和科学性，主要考虑在时间序列上的 4 种影响因子，而没有充分考虑导致植被覆盖度变化的其他潜在因素，例如生态工程的实施[25-26]和植被生长对气候变化的时滞效应[27]，在研究中引入更全面的气候、地形和社会经济等因素来减少影响因子对植被覆盖度动态影响的不确定性是未来研究的重要方向之一。

（1）植被覆盖度反演。对珠三角植被覆盖度的研究中，冯娴慧等[28]和赵桔超等[29]利用空间分辨率为 250 m 的 MODI3Q1 NDVI 数据对植被覆盖进行反演。本研究选用了空间分辨率更高的 Landsat 5 TM 和 Landsat 8 OLI 数据，与其他学者反演的结果相比更能精确估测出区域的植被覆盖状况，对珠三角生态环境的建设具有一定的参考作用。

（2）植被覆盖度相关性分析。珠三角植被覆盖度与年降水量、年均温度、人口密度、土地利用程度相关性表现为不相关的公共范围主要位于无植被覆盖（如河流、湖泊、裸地等）、植被覆盖度变化程度很小（如城镇等）或无变化的区域。珠三角植被覆盖度与土地利用程度不相关的范围最大的另一个原因是在研究期间，300 m×300 m 网格内的土地利用类型变化微弱或没有发生变化，例如分布在珠三角周围偏远山区的森林，土地利用类型很少发生大面积的变化。在全球气候变暖的大环境下，珠三角植被覆盖度与年均气温的相关性（表 6）呈现正相关的面积比例最大（62.22%），说明年均温度对珠三角植被覆盖度主要为促进作用，而与年降雨量呈负相关的区域超过大湾区 1/2 的面积（51.76%），表明年降雨量对珠三角植被覆盖度主要起抑制作用。

（3）植被覆盖度空间分布驱动力。植被覆盖度较低的区域主要分布在城区及其边缘地区，而珠三角周围的山区植被覆盖度的状况则较为良好，说明城镇化的不断发展对植被覆盖度造成了很大的影响。利用地理检测器对珠三角植被覆盖度空间分异性的驱动因素进行分析，将因变量值和离散化的自变量值提

取网格中心点,作为地理检测器模型的输入参数。相关研究表明网格点的密度越大,结果的精度越高,但计算量越大。一方面土地利用程度指数是在300 m×300 m的网格内进行计算的,另一方面本研究使用的地理检测器模型是Excel Geodetector版本(http://geodetector.cn),可以容纳的最大数据量为32 767行,为防止数据量过大导致溢出,所以创建的网格大小为1 500 m×1 500 m[30-34]。探测结果表明,土地利用程度和人口密度对珠三角植被覆盖度空间分布的解释力持续升高,说明人类活动对植被覆盖度的影响不断增强。

(4) 植被覆盖度时空变化驱动力。通过相关系数分析表明植被覆盖度与影响因素在时间序列上具有较高的相关性,对影响因素独立作用的分析难以准确地反映出珠三角植被覆盖度的实际影响机制。因此,利用地理探测器分析年降雨量变化、年均温度变化、人口密度变化与土地利用程度变化之间的交互作用对植被覆盖度变化的影响程度,进一步深入理解植被覆盖度的影响机制,但得出的结果表明解释力较弱,原因可能是本研究选用的数据是一个时段内的某一年度,而植被覆盖度的变化应对气候变化的响应存在一定的滞后性,人类活动对植被覆盖度的影响大多聚集在局部的某一区域,相对于整体来说影响范围较小,但在一定程度上刻画了不同驱动因素的变化对珠三角植被覆盖度变化的影响。

4.2 结论

(1) 珠三角植被覆盖度较低的区域集中在中部,植被覆盖度较高的区域环绕在珠三角周围,高植被覆盖度(Ⅴ级)比例面积最广,在2000年时比例为32.58%,到2020年时比例达48.87%,面积比例明显增加,2000,2005,2010,2015和2020年5个时期的植被覆盖度呈现改善的面积比例远远高于退化的面积比例,总体表现为上升的趋势,但局部仍然存在退化的趋势;

(2) 年降雨量、年均温度、人口密度和土地利用程度对植被覆盖度的影响在空间上存在明显的差异性,负相关与正相关并存,珠三角植被覆盖度与年降雨量、土地利用程度的相关性中负相关占优势,而与年均温度、人口密度的相关性中正相关占优势;

(3) 不同影响因素对珠三角植被覆盖度的空间格局和时空变化的解释力表现出明显的差异性,对植被覆盖度空间格局的解释力由大到小依次为:土地利用程度>年均温度>人口密度>年降水量,影响因素时空变化对植被覆盖度时空变化的解释力由大到小依次为:土地利用程度变化>年降水量变化>人口密度变化>年均温度变化。土地利用程度(变化)与其他影响因素(变化)双因子的交互解释力大于其他影响因素(变化)之间的交互解释力。

[参考文献]

[1] Hall P. Looking backward, looking forward: the city region of the mid-21st century [J]. Regional Studies, 2009,43(6):803-817.

[2] Hill M J, Guerschman J P. The MODIS global vegetation fractional cover product 2001—2018: characteristics of vegetation fractional cover in Grasslands and Savanna Woodlands[J]. Remote Sensing, 2020,12(3):406.

[3] Sun Rui, Chen Shaohui, Su Hongbo et al. Climate dynamics of the spatiotemporal changes of vegetation NDVI in Northern China from 1982 to 2015 [J]. Remote Sensing, 2021,13(2):187.

[4] Jiang Meichen, Tian Shufang, Zheng Zhaoju, et al. Human activity influences on vegetation cover changes in Beijing, China, from 2000 to 2015 [J]. Remote Sensing, 2017,9(3):271.

[5] 陈成,杨栋淏,王建雄,等.滇西南植被覆盖度动态变化特征及其驱动力分析[J].水土保持研究,2022,29(4):198-206.

[6] 王晓蕾,石守海.基于GEE的黄河流域植被时空变化及其地形效应研究[J].地球信息科学学报,2022,24(6):1087-1098.

[7] Zhang Yu, Wang Pengcheng, Wang Tianwei, et al. Using vegetation indices to characterize vegetation cover change in the urban areas of Southern China [J]. Sustainability, 2020,12(22):9403.

[8] Wang S, Zhang L, Zhang H, et al. Spatial-temporal wetland landcover changes of Poyang Lake derived from Landsat and HJ-1A/B data in the dry season from 1973-2019 [J]. Remote Sensing, 2020,12(10):1595.

[9] Lamchin M, Lee W K, Jeon S W, et al. Long-term trend and correlation between vegetation greenness and climate variables in Asia based on satellite data [J]. Science of the Total Environment, 2018,618:1089-1095.

[10] 王劲峰,徐成东.地理探测器:原理与展望[J].地理学报,2017,72(1):116-134.

[11] Huo Hong, Sun Changping. Spatiotemporal variation and influencing factors of vegetation dynamics based on Geodetector: a case study of the Northwestern Yunnan Plateau, China [J]. Ecological Indicators, 2021,130:108005.

[12] Li Jie, Wang Jinliang, Zhang Jun, et al. Growing-season vegetation coverage patterns and driving factors in the China-Myanmar Economic Corridor based on

Google Earth Engine and geographic detector [J]. Ecological Indicators, 2022,136:108620.

[13] 岳奕帆,陈国鹏,王立,等.基于 GEE 平台的舟曲县 1998—2019 年植被覆盖变化分析[J].草地学报,2022,30(6):1534-1542.

[14] Yang Jie, Huang Xin. The 30 m annual land cover dataset and its dynamics in China from 1990 to 2019 [J]. Earth System Science Data, 2021,13(8):3907-3925.

[15] Gutman G, Ignatov A. The derivation of the green vegetation fraction from NOAA/AVHRR data for use in numerical weather prediction models [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998,19(8),1533-1543.

[16] 张朔川,汤军,高贤君.秦皇岛市 2001—2020 年植被覆盖动态变化及预测[J].科学技术与工程,2021,21(31):13254-13261.

[17] 王欢,陈文波,何蕾,等.鄱阳湖不同水文连通性子湖水生植被覆盖度对年际水位变化的响应[J].应用生态学报,2022,33(1):191-200.

[18] 李苗苗,吴炳方,颜长珍,等.密云水库上游植被覆盖度的遥感估算[J].资源科学, 2004(4):153-159.

[19] 王栋华,田义超,张亚丽,等.峰丛洼地流域植被覆盖度时空演变及其归因[J].中国环境科学,2022,42(9):4274-4284.

[20] 苏朔,宫兆宁,张文静,等.北运河流域植被覆盖度变化及其生态环境质量评估[J].环境科学学报,2022,42(1):19-27.

[21] 张会霞,李永梅,张娜.汾河流域植被覆盖度时空特征与地形因子的关系[J].水土保持通报,2022,42(1):353-359,368.

[22] 赵子娟,范蓓蕾,王玉庭,等.2000—2018 年西辽河流域植被覆盖度时空变化特征及影响因素研究[J].中国农业资源与区划,2021,42(12):75-88.

[23] 王思远,刘纪远,张增祥,等.中国土地利用时空特征分析[J].地理学报,2001,56(6):631-639.

[24] 徐建华.现代地理学中的数学方法[M].北京:高等教育出版社,2002.

[25] 赵志平,汉瑞英,关潇,等.2000—2019 年京津冀地区植被覆盖状况变化及驱动因素分析[J].生态学报,2022,42(21):8860-8868.

[26] Qiao Yina, Jiang Yongjun, Zhang Caiyun. Contribution of karst ecological restoration engineering to vegetation greening in Southwest China during recent decade [J]. Ecological Indicators, 2021,121:107081.

[27] 郭兵,姜琳,戈大专,等.全球气候变暖胁迫下的雅鲁藏布江流域植被覆盖度变化驱动机制探讨[J].热带亚热带植物学报,2017,25(3):209-217.

[28] 冯娴慧,曾芝琳,张德顺.基于 MODIS NDVI 数据的粤港澳大湾区植被覆盖时空演变[J].中国城市林业,2022,20(1):1-6,28.

[29] 赵桔超,张韶华,尹晓雪,等.粤港澳大湾区植被覆盖变化及其影响因素分析[J].测绘科学,2022,47(3):75-84.

[30] 刘逸滨,刘宝元,成城,等.退耕还林草 20 年来榆林市植被覆盖度时空变化及影响因素分析[J].水土保持学报,2022,36(2):197-208,218.

[31] 祁鹏卫,张贤.2000—2019 年重庆市植被覆盖时空变化特征及其驱动因素[J].生态学报,2022,42(13):5427-5436.

[32] Zoungrana B J, Conrad C, Thiel M, et al. MODIS NDVI trends and fractional land cover change for improved assessments of vegetation degradation in Burkina Faso [J], West Africa. Journal of Arid Environments, 2018,153:66-75.

[33] Zhao Qingzhi, Ma Xiongwei, Liang Liang, et al. Spatial-temporal variation characteristics of multiple meteorological variables and vegetation over the Loess Plateau Region [J]. Applied Sciences, 2020,10(3):1000.

[34] 宋梦来,陈海涛,丁晗,等.1990—2020 年天津市植被覆盖度时空演变特征及影响因素分析[J].水土保持研究,2023,30(1):154-163.