

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2023.06.012

# 基于 Google Earth Engine 的合肥市土地覆盖变化研究

徐立晨<sup>1</sup>, 耿君<sup>1</sup>, 朱璨阳<sup>1</sup>, 徐杰铭<sup>1</sup>, 涂丽丽<sup>2</sup>, 黄建伟<sup>1</sup>

(1. 合肥工业大学 土木与水利工程学院, 安徽 合肥 230009; 2. 安徽农业大学 资源与环境学院, 安徽 合肥 230036)

**摘要:**针对传统的单机处理遥感影像方式难以进行大尺度和长时间序列土地覆盖监测的缺点,文章以合肥市为研究区,借助谷歌地球引擎(Google Earth Engine,GEE)平台,利用2000—2020年多景Landsat卫星影像和多种辅助数据,采用随机森林(random forest,RF)算法得到土地覆盖分类图,并对土地覆盖变化(Land cover change,LCC)进行驱动力因素分析,基于植被覆盖度(fractional vegetation cover,FVC)反演算法进一步得到FVC时空变化。研究表明:近20年来研究区土地覆盖时空变化特征十分明显,FVC时空变化呈现减少特征;人口增加和社会经济发展是LCC主要驱动因素。

**关键词:**遥感;土地覆盖变化(LCC);合肥;谷歌地球引擎(GEE);时空分析

**中图分类号:**P237 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-5060(2023)06-0795-06

## Study on land cover change in Hefei City based on Google Earth Engine

XU Lichen<sup>1</sup>, GENG Jun<sup>1</sup>, ZHU Canyang<sup>1</sup>, XU Jieming<sup>1</sup>, TU Lili<sup>2</sup>, HUANG Jianwei<sup>1</sup>

(1. School of Civil and Hydraulic Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 2. School of Resources and Environment, Anhui Agricultural University, Hefei 230036, China)

**Abstract:** Aiming at the shortcomings of the traditional stand-alone processing of remote sensing images that are difficult to implement a large-scale and long-term land cover monitoring, based on Google Earth Engine(GEE), this paper takes Hefei City as the study area, and uses the multi-view Landsat images from 2000 to 2020 and a variety of auxiliary data to obtain land cover classification maps via the random forest(RF) algorithm. The driving force factors for land cover change(LCC) are analyzed. Based on the fractional vegetation cover(FVC) inversion algorithm, the temporal and spatial changes of FVC are obtained. The research results show that in the past 20 years, the spatial and temporal variation characteristics of land cover in the study area are very obvious; the temporal and spatial variation of FVC in the study area shows a decreasing characteristic; the population growth and socio-economic development are the main driving factors of LCC.

**Key words:** remote sensing; land cover change(LCC); Hefei City; Google Earth Engine(GEE); spatiotemporal analysis

## 0 引言

土地利用/土地覆盖(Land use/Land cover, LULC)变化是描述人类活动对地表变化影响的最基本和最突出的特征,多用于区域和全球环境

变化研究<sup>[1]</sup>。由于城市化进程的迅速发展,很难实现对城市土地覆盖变化(Land cover change, LCC)的动态监测,卫星遥感技术在监测宏观LULC变化方面发挥着不可替代的作用<sup>[2]</sup>。利用遥感技术或数据对LCC的相关研究涉及土地覆

**收稿日期:**2021-09-28;**修回日期:**2021-12-30

**基金项目:**国家自然科学基金资助项目(41801234;41701383);安徽省自然科学基金资助项目(1808085QD105)和安徽省测绘科技专项资金资助项目(W2018JSFW0629)

**作者简介:**徐立晨(1996—),男,安徽合肥人,合肥工业大学硕士生;

耿君(1988—),男,安徽合肥人,博士,合肥工业大学讲师,硕士生导师,通信作者,E-mail:gengj@hfut.edu.cn.

盖的提取、动态变化和驱动力分析。文献[3]研究 Landsat 5 TM 和 Landsat 7 ETM+ 遥感图像, 制作了 30 m 分辨率的全球土地覆盖分类图; 文献[4]基于 Landsat 8 OLI 等卫星遥感影像, 实现了 2010—2015 年中国土地利用变化的动态监测。然而, 在上述 LCC 研究中, 大多数采用传统的费时费力的数据采集和处理方法。

近年来, 免费遥感影像云处理平台谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)的出现为地理空间分析提供了新的解决方案<sup>[5]</sup>, 它可以避免传统的卫星图像处理步骤, 如影像下载和预处理, 大大提高了大尺度长时间序列 LULC 监测的效率<sup>[6]</sup>。快速发展的 GEE 得到了广泛的应用。文献[7]在 GEE 平台支持下, 使用超过 650 000 张 Landsat 影像, 绘制了 2000—2012 年间 30 m 分辨率的全球森林变化图; 文献[8]使用 2 116 幅 Landsat 5 TM、Landsat 7 ETM+ 和 Landsat 8 OLI 卫星影像, 绘制了 2015 年北京的覆盖类型图; 文献[9]使用 223 张 Landsat 5 TM、Landsat 7 ETM+ 和 Landsat 8 OLI 卫星影像, 绘制了过去 30 年南京土地利用变化分类图。上述相关研究往往侧重于发达城市, 对发展中但快速增长的城市研究很少。

进入 21 世纪以来, 合肥市经济高速增长, 不可避免地导致城市扩张和 LCC。本文在 GEE 平台海量数据资源和交互式大数据计算服务的支持下, 利用多景 Landsat 5 TM、Landsat 7 ETM+ 和 Landsat 8 OLI 影像, 绘制合肥市 2000—2020 年的长时间序列土地覆盖图, 分析地物时空变化, 对研究区 20 年间的植被覆盖度(fractional vegetation cover, FVC)变化进行研究, 讨论社会经济驱动因素对研究区土地覆盖类型变化的影响。

## 1 研究区域和研究方法

### 1.1 研究区域概况

合肥是中国安徽省省会(30°57′~32°32′N, 116°41′~117°58′E), 平均海拔 20~40 m, 地形以平原和丘陵为主, 有 9 个县和行政区, 总面积约为 11 445.1 km<sup>2</sup>。

### 1.2 数据来源

Landsat 卫星系列提供连续且相对高分辨率的遥感影像, 这些影像可以包含在 GEE 的公共数据档案中, 并用于监控长期动态 LCC, 本文使用 Tier-1 Top of Atmosphere 反射率影像数据。同时, 为了提高分类精度, 使用 GEE 中的多种辅助

数据, 包括数字高程模型数据和夜间灯光指数数据, 前者如航天飞机雷达地形测绘使命(Shuttle Radar Topography Mission, SRTM) 数据, 后者如美国国防气象卫星计划卫星搭载的线性扫描业务系统(Defense Meteorological Satellite Program Operation Linescan System, DMSP-OLS) 传感器数据、国家极轨合作/可见红外成像辐射仪套件(National Polar-Orbiting Partnership Visible Infrared Imaging Radiometer Suite, NPP-VIIRS) 传感器数据。此外, 合肥市行政区划矢量数据来源于中国国家地理信息中心网站(<http://ngcc.cn/ngcc/>), 在合肥市统计局网站(<http://tjj.hefei.gov.cn/>)上得到土地覆盖类型变化的主要驱动因素数据。本研究使用的 6 个数据集信息见表 1 所列。

表 1 6 个数据集的空间与时间分辨率

数据集	年份	空间分辨率	时间分辨率
Landsat*	2000—2020	30 m	16 d
SRTM3*	2000	30 m	
DMSP-OLS*	2001—2013	30 arc-seconds	1 a
NPP-VIIRS*	2012—2020	15 arc-seconds	1 m
MCD12Q1*	2001—2019	500 m	1 a
GlobeLand30	2010	30 m	

注: \* 表示该数据可以在 GEE 平台上直接使用。

在本研究中, 使用覆盖研究区研究年份及其前后各 1 a 的影像, 合成无云覆盖影像。使用“ee.Algorithms.Landsat.simpleCloudScore”函数, 将云阈值设置为 20, 通过为图像集合中的每个像元分配云分数来开发云掩膜封装算法。为了消除每年雨季和积雪对分类结果的影响, 将日期范围设定为每年 3 月 1 日至 6 月 15 日和 7 月 16 日至 11 月 31 日。基于过滤图像的可用性, 创建 5 个图像集合, 相应时间节点分别为 2000 年、2006 年、2011 年、2016 年和 2020 年, 每个研究年份连同前后各 1 a 的影像合成 1 期无云覆盖影像。

### 1.3 样本数据来源

监督分类通常需要一定数量的训练样本和验证样本。传统的研究方法通常使用人工目视解译方法来获得样本点, 工作量很大, 工作效率不高; 本文采用一种获取高精度样本点的方法来减少工作量, 该方法包括线上提取和线下检验 2 个部分。

(1) 线上提取。根据研究区间, 选择基于 2010 年的 GlobeLand30 和 MCD12Q1 土地覆盖产品, 在 GEE 平台进行分层采样, 得到随机样本点。将 2 幅影像的地物属性信息重新映射组合为

本文所需的地物类型属性,利用“StratifiedSample”函数对影像进行分层采样,得到总计1 200 个样本数据点。

(2) 线下检验。在线上提取的样本点中,会出现个别错误像元,需要通过线下 Google Earth 中的高分辨率遥感影像检验来完善样本数据。在分类过程中,将采集的样本点中的 70% 用作训练样本点,30% 作为验证样本点。研究区 5 个时间节点影像数和样本点数见表 2 所列。

表 2 研究区 5 个时间节点影像数和样本点数

年份	2000	2006	2011	2016	2020
影像数	153	154	151	155	158
样本点数	1 016	1 013	1 037	1 117	1 117

### 1.4 研究方法

随机森林(random forest, RF)算法是一种相对较新的机器学习算法; RF 分类器是一种优秀的分类器,它使用多棵树来训练和预测样本<sup>[10]</sup>,采用自助式重采样技术,在生成训练集时,为每个训练集构造 1 个决策树,在节点中查找要分割的特征,并随机提取一些特征,然后在特征中找到最优解,将其应用于节点分割。因此,RF 算法具有良好的精度,可以有效地用于大型土地覆盖数据集<sup>[11]</sup>。

为了提高分类精度,选择多种特征变量,如多种光谱波段、SRTM 数据、DMSP-OLS 数据、NPP-VIIRS 数据和光谱特征指数,作为 RF 算法模型的输入变量数据。光谱特征指数包括归一化

植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)  $I_{NDV}$ 、归一化水体指数(normalized difference water index, NDWI)  $I_{NDW}$ 、修正归一化水体指数(modified normalized difference water index, MNDWI)<sup>[12]</sup>  $I_{MNDW}$  和归一化建筑指数(normalized difference built-up index, NDBI)  $I_{NDB}$ , 添加这些变量可以提高植被、水体和建成区的分类精度,突出特征信息。上述 4 个光谱特征指数的计算公式如下:

$$I_{NDV} = (\rho_{nir} - \rho_{red}) / (\rho_{nir} + \rho_{red}) \quad (1)$$

$$I_{NDW} = (\rho_{green} - \rho_{nir}) / (\rho_{green} + \rho_{nir}) \quad (2)$$

$$I_{MNDW} = (\rho_{green} - \rho_{swirl}) / (\rho_{green} + \rho_{swirl}) \quad (3)$$

$$I_{NDB} = (\rho_{swirl} - \rho_{nir}) / (\rho_{swirl} + \rho_{nir}) \quad (4)$$

其中,  $\rho_{green}$ 、 $\rho_{red}$ 、 $\rho_{nir}$ 、 $\rho_{swirl}$  分别为 Landsat 5 TM、Landsat 7 ETM+ 中第 2 波段至第 5 波段反射率,同时为 Landsat 8 OLI 第 3 波段至第 6 波段反射率。

本文还应用像元二分模型,基于 NDVI 反演研究区域的 FVC( $\alpha$ )<sup>[13]</sup>。一个像元的 NDVI 光谱信息可以表达为由植被部分的  $I_{NDV}^{veg}$  与无植被部分的  $I_{NDV}^{soil}$  组成, $\alpha$  估算公式为:

$$\alpha = \frac{I_{NDV} - I_{NDV}^{soil}}{I_{NDV}^{veg} - I_{NDV}^{soil}} \quad (5)$$

采用给定置信区间的最大值、最小值分别代替  $I_{NDV}^{veg}$ 、 $I_{NDV}^{soil}$  值的确定方法,根据统计直方图,选取置信区间累计频率为 5% 对应的 NDVI 值作为  $I_{NDV}^{soil}$ , 取累计频率为 95% 对应的 NDVI 值作为  $I_{NDV}^{veg}$ 。

对 LCC 图像的处理步骤如图 1 所示。

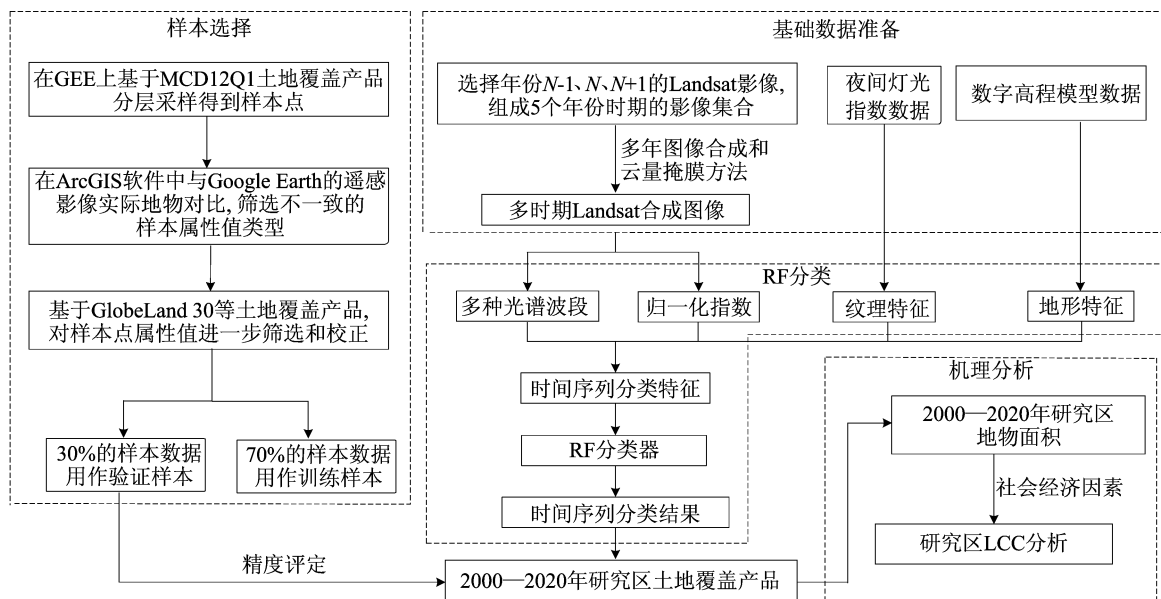


图 1 土地覆盖制图和机理分析流程图

### 1.5 影像分类和精度评定

在 GEE 平台上使用 RF 分类器将获得的复合物分为以下 4 个土地覆盖类别:① 植被,包括农田、林地和草地等;② 水体,包括河流、湖泊、水库、池塘、泥滩和湿地等;③ 建成区,包括城乡地区、工矿用地和住宅用地等;④ 裸地,主要包括裸地、盐碱地和裸石砾石地等。

在 RF 算法模型中,每个节点上用于分割的决策树和特征的数量对分类结果至关重要。本文采用具有不同决策树的 RF 分类器,并将决策树的数目设置为 30;模型输入参数包括原始光谱波段、多种辅助数据和 4 个光谱特征指数。

在 GEE 中使用混淆矩阵的形式计算基于 Landsat 影像分类结果的精度,包括总体精度、Kappa 系数、用户精度和生产者精度。

## 2 结果和分析

### 2.1 精度评估

5 个时间节点研究区地物分类的总体精度和 Kappa 系数结果见表 3 所列。

表 3 5 个时间节点地物总体精度和 Kappa 系数评估结果

年份	总体精度/%	Kappa 系数
2000	92	0.85
2006	92	0.87
2011	91	0.88
2016	93	0.89
2020	94	0.92

由表 3 可知,评估分类总体精度在 91% 以上,Kappa 系数在 0.85 以上。在所有分类地物中,水体的分类精度较高,通过进一步计算分析,得到水体的用户精度和生产者精度都在 95% 以上,可见 2 种水体指数对于分类结果具有较大的影响;与地表水体相比,建成区和裸地的分类精度相对较低,建成区和裸地难以区分是由于它们具有相似的光谱特征,对其分类时会出现较大相互判别错误,其分类结果会出现较大偏差。总体而言,各时期分类结果的整体精度较高,表明 4 种土地覆盖类型与相应的验证数据集具有较强的一致性,不同时期影像的分类结果可用于评估区域土地覆盖格局和分析土地利用变化情况。

### 2.2 土地覆盖的时空变化

利用 RF 算法生成研究区 2000 年、2020 年土地覆盖分类图,如图 2 所示。利用 ArcGIS 10.2

软件的叠加函数,得到研究区 2000—2020 年 LCC 转移矩阵,见表 4 所列。

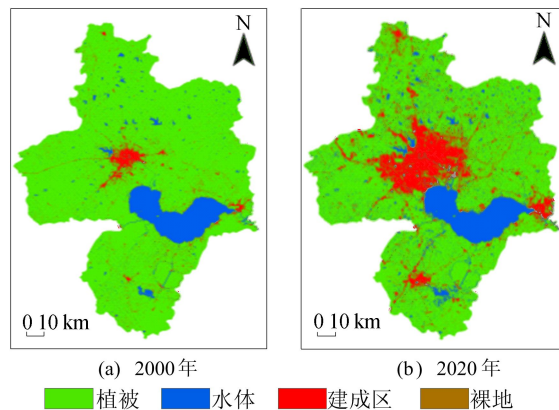


图 2 研究区 2000 年、2020 年土地覆盖分类结果

表 4 2000—2020 年研究区 LCC 转移矩阵 单位:km<sup>2</sup>

地物类型	2000 年				总面积
	植被	水体	建成区	裸地	
植被	8 062.25	426.97	1 279.92	142.89	9 912.03
水体	32.24	988.98	19.20	1.85	1 042.27
建成区	117.19	8.38	286.97	3.85	416.39
裸地	4.13	0.36	2.34	9.32	16.15
总面积	8 215.81	1 424.69	1 588.43	157.91	11 386.84

由图 2、表 4 可知,合肥地区城市化呈现多核、多中心辐射到周边地区的结构模式,建成区以不同中心为中心点向外扩散。

近 20 年来,城市的建成区面积逐渐扩大,由 419.72 km<sup>2</sup> 逐渐增加到 1 530.20 km<sup>2</sup>,其中在 2000—2006 年增长最快,增长率为 90.46%;2011—2016 年也以 35.33% 的增长率快速增加;建成区总面积增加 1 110.48 km<sup>2</sup>,增长率约为 264.58%。水体面积也在持续增加,增加面积约为 415.14 km<sup>2</sup>,增长率约为 39.54%;裸地面积也在不断增加,增加总面积约为 126.94 km<sup>2</sup>。

根据(5)式计算 FVC。由表 4 可知:81.3% 的植被面积(8 062.25 km<sup>2</sup>)保持不变;4.3% 的植被面积(426.97 km<sup>2</sup>)转化为水体;12.9% 的植被面积(1 279.92 km<sup>2</sup>)转化为建成区,这也是植被面积转化为其他土地特征的最大部分,意味着合肥市建设用地面积不断增加,城市化进程明显加快;1.4% 的植被面积(142.89 km<sup>2</sup>)转化为裸地。总体而言,由于合肥市经济和城市化的快速发展,近 20 年来植被面积快速减少(约占植被面积的 18.7%)。

合肥市 2000—2020 年 FVC 时空分布变化如

图 3 所示。

城市化的快速扩张不可避免地需要占用郊区或周边农村地区,导致植被区主要转化为建成区。为了进一步分析植被覆盖的时空变化,需要区分合肥市 2000 年、2020 年的边界。使用描绘边界的方法绘制 2000 年、2020 年城区的边界,分别如图 3a、图 3b 所示。2000 年合肥的城区边界可以看作是 2020 年时合肥的老城区边界(图 3c 虚线内的区域),而过去 20 年的城区扩张区域则为图 3c 中虚线和实线之间的区域。

绘制 2 个区域后,可以看出明显的 FVC 时空变化规律如下:

(1) 实线和虚线之间 67.9% 的区域中 FVC

变化值小于 0,表明该区域的 FVC 呈现明显的下降趋势,这是由于合肥市在 2000—2020 年期间建设了滨湖新区、高新区和经开区 3 个新区。其中,滨湖新区位于合肥市东南部,高新区和经开区位于合肥市西南部。

(2) 虚线内部 66.1% 的区域中 FVC 变化值大于 0,说明合肥老城区 FVC 呈上升趋势,表明合肥市中心的生态环境正在恢复和改善。

(3) 总体来看,随着合肥市的城市化建设,近 20 年来植被面积明显减少,而合肥市老城区植被面积和生态承载力明显增加,意味着在过去 20 年里,合肥同时经历了经济的快速发展和环境保护的改善。

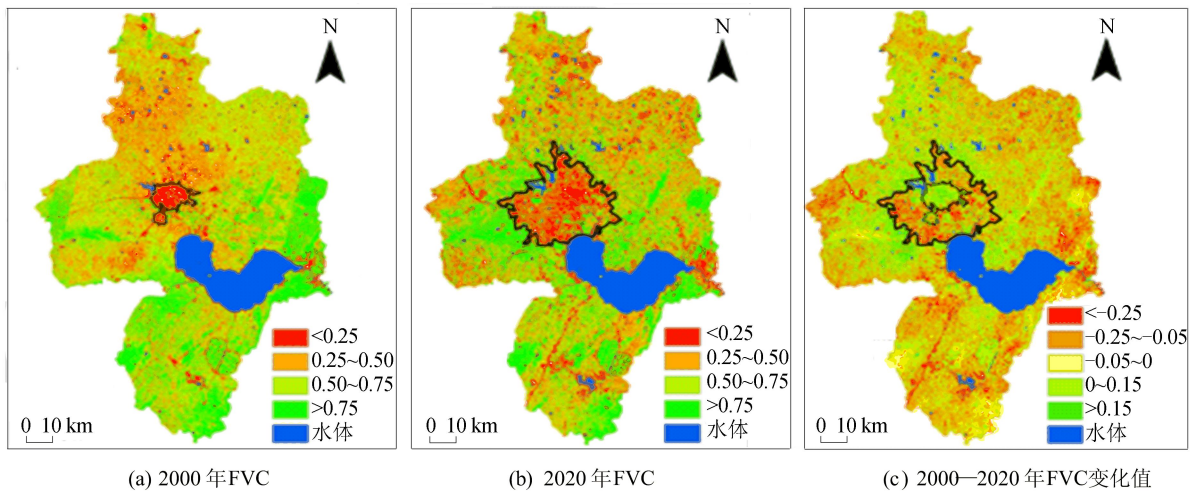


图 3 合肥市 2000—2020 年 FVC 时空分布变化

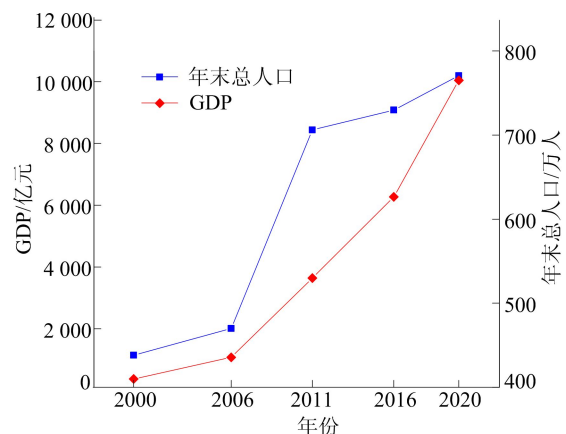
### 2.3 土地覆盖的驱动力分析

影响 LCC 的社会经济因素是复杂的,因此,选择合适的驱动因素是分析 LCC 的关键<sup>[14]</sup>。人类经济活动影响着 LCC,人口的增加导致不同土地覆盖类型的变化。

2000—2020 年,合肥市加大战略性新兴产业发展力度,推进产业结构调整,加快转型步伐,本研究选取 5 个时间节点年末总人口、GDP、建成区面积和植被面积,进行合肥市 LCC 变化分析,结果如图 4 所示。

近 20 年来,国家和安徽省先后批准建设合肥滨湖新区、高新技术产业开发区(高新区)和经济技术开发区(经开区);此外,合肥也被确立为综合性国家科学中心之一。基于上述政策,合肥正积极加快经济发展和城市建设。从图 4 可以看出,总人口、GDP 和建成区面积的总体变化趋势相似,植被面积变化趋势则相反。为了定量评估

4 个参数之间的相关性,计算 4 个参数曲线之间的相关系数,结果见表 5 所列。由表 5 可知,所有相关系数的绝对值均大于 0.85。因此,人口增长和社会经济发展是合肥市土地覆盖结构变化的 2 个重要因素。



(a) 人口和地区生产总值数据

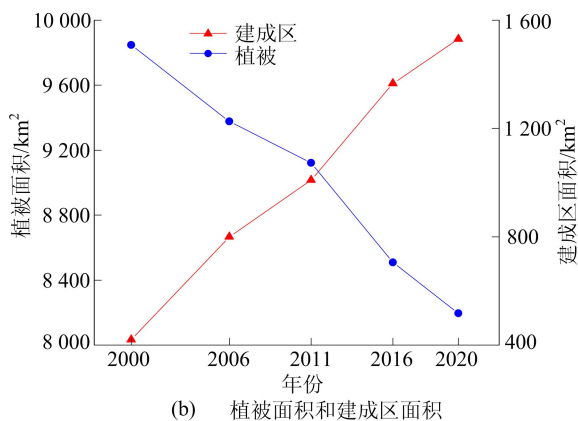


图 4 2000—2020 年合肥市 4 个 LCC 参数变化曲线

表 5 4 个参数曲线相关系数矩阵

参数	人口	植被面积	GDP	建成区面积
人口	1.00			
植被面积	-0.90	1.00		
GDP	0.90	-0.97	1.00	
建成区面积	0.92	-1.00	0.95	1.00

### 3 结 论

经济发展的高速增长不可避免地导致 LCC 发生巨大变化,尤其是郊区和农村周围的植被和水体。合肥市在过去 20 年中经济快速增长,本文借助 GEE 平台强大的海量数据处理和并行计算能力,基于构建的样本数据和辅助数据,结合强大的 RF 算法,利用多景 Landsat TM、ETM+ 和 OLI 卫星遥感影像,生成具有较强时效性的多年土地覆盖产品,对合肥市 2000—2020 年的 LCC 进行分析研究。结果表明:在过去的 20 年中,植被面积减少 18.7%,大部分植被减少区域集中在合肥市东南部和西南部,这与合肥市在此期间大力建设 3 个新区密切相关;水体面积增加 415.14 km<sup>2</sup>,增长 39.54%。经济的快速发展和人口的迅速增长是导致植被面积减少和建成区面积扩张的主要驱动力因素。通过分析研究区 FVC 的时空变化可知,合肥市 FVC 呈现显著减少特征,而老城区的 FVC 呈现增加态势。本文研究结果可为区域后续的 LCC 研究以及环境保护政策制定和改善提供基础数据支持。

### [参 考 文 献]

[1] 王军,顿耀龙. 土地利用变化对生态系统服务的影响研究综

述[J]. 长江流域资源与环境, 2015, 24(5): 798-808.

- [2] 刘纪远,张增祥,张树文,等. 中国土地利用变化遥感研究的回顾与展望:基于陈述彭学术思想的引领[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(4): 680-687.
- [3] GONG P, WANG J, YU L, et al. Finer resolution observation and monitoring of global land cover: first mapping results with Landsat TM and ETM+ data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34(7): 2607-2654.
- [4] 刘纪远,宁佳,匡文慧,等. 2010-2015 年中国土地利用变化的时空格局与新特征[J]. 地理学报, 2018, 73(5): 789-802.
- [5] 付东杰,肖寒,苏奋振,等. 遥感云计算平台发展及地球科学应用[J]. 遥感学报, 2021, 25(1): 220-230.
- [6] 郝斌飞,韩旭军,马明国,等. Google Earth Engine 在地球科学与环境科学中的应用研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(4): 600-611.
- [7] HANSEN M C, POTAPOV P V, MOORE R, et al. High-resolution global maps of 21st-century forest cover change[J]. Science, 2013, 342(6160): 850-853.
- [8] HUANG H B, CHEN Y L, CLINTON N, et al. Mapping major land cover dynamics in Beijing using all Landsat images in Google Earth Engine[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 202: 166-176.
- [9] ZHANG D D, ZHANG L. Land cover change in the central region of the lower Yangtze River based on Landsat imagery and the Google Earth Engine: a case study in Nanjing, China[J]. Sensors, 2020, 20(7): 2091-2111.
- [10] 柴旭荣,李明,周义,等. 影像的土地覆被快速分类[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(2): 315-325.
- [11] PHAN T N, KUCH V, LEHNERT L W. Land cover classification using Google Earth Engine and random forest classifier: the role of image composition[J]. Remote Sensing, 2020, 12(15): 2411-2433.
- [12] 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[J]. 遥感学报, 2005, 9(5): 79-85.
- [13] 陈晋,陈云浩,何春阳,等. 基于土地覆盖分类的植被覆盖率估算亚像元模型与应用[J]. 遥感学报, 2001, 5(6): 416-422.
- [14] HU Y F, HU Y. Land cover changes and their driving mechanisms in central Asia from 2001 to 2017 supported by Google Earth Engine[J]. Remote Sensing, 2019, 11(5): 554-575.

(责任编辑 张淑艳)