

GEE支持下的1988—2022年淮北市土地利用变化及其对生态系统服务价值的影响

吴鹏海^{1,2,3*}, 方红梅¹, 黄晓涵¹, 汪燕妮¹, 夏心月¹

(1. 湿地生态保护与修复安徽省重点实验室(安徽大学), 安徽 合肥 230601;
2. 安徽省地理信息工程中心, 安徽 合肥 230601;
3. 信息材料与智能感知安徽省实验室, 安徽 合肥 230601)

摘 要: 淮北矿区是全国重要的煤炭生产基地之一, 其在安徽省经济发展中占据重要地位, 分析该区域土地利用变化对生态系统服务价值(ESV)的影响具有重要意义。本文以淮北市为研究区, 基于谷歌地球引擎云平台 and 分类决策树算法, 对研究区内 1988—2022 年的 Landsat 影像进行分类, 得到 7 个时期的土地利用分类数据, 进而分析该市土地利用变化情况及其对 ESV 的影响。研究结果表明: (1) 1988—2022 年淮北市建设用地面积不断扩张至初始的 8 倍, 而林地和草地面积则不断递减, 主要转为建设用地和耕地, 且水体面积在波动中不断增加, 主要与采煤沉陷有关; (2) 林地和草地退缩以及建设用地扩张导致了研究区 ESV 总值不断减少, 已减少 50%, 影响了 ESV 的空间分布; (3) ESV 对耕地较敏感, 且其他土地利用系数敏感性均小于 1, 说明在研究以耕地为主的淮北市时, 应当对 ESV 当量因子进行针对性改进。本文结果为推进淮北矿区可持续发展和高效合理配置土地资源提供了技术支持和科学依据。

关键词: 生态系统服务价值; 谷歌地球引擎; 土地利用变化; 决策树

中图分类号: X171.1

文献标志码: A

文章编号: 1007-4260(2023)01-0001-08

Land Use Change and Its Impact on Ecosystem Services Value in Huaibei City from 1988 to 2022 Supported by GEE

WU Penghai^{1,2,3*}, FANG Hongmei¹, HUANG Xiaohan¹, WANG Yanni¹, XIA Xinyue¹

(1. Anhui Key Laboratory of Wetland Ecological Protection and Restoration (Anhui University), Hefei 230601, China;
2. Engineering Center for Geographic Information of Anhui Province, Hefei 230601, China;
3. Anhui Provincial Laboratory of Information Materials and Intelligent Perception, Hefei 230601, China)

Abstract: Huaibei mining area is one of the important coal production bases in China, which plays an important role in the economic development of Anhui province. It is of great significance to analyze the impact of land use change on ecosystem service value (ESV). Taking Huaibei City as the study area, we used the classification decision tree algorithm to classify the Landsat images from 1988 to 2022 for obtaining the land use type data of seven periods, based on Google Earth Engine cloud platform. Then, we analyze the land use changes in Huaibei City and their effects on ESV. The results show that: (1) From 1988 to 2022, the area of construction land in Huaibei city expanded to eight times of the initial amount, while the area of woodland and grassland decreased, mainly converted to construction land and farmland; the water area increased in the fluctuation, which was mainly related to coal mining subsidence. (2) The shrinking of woodland and grassland, and the expansion of construction land led to a continuous decrease of the total ESV value in the study area, which was about 50%, and also affected the spatial distribution of ESV. (3) ESV is sensitive to cultivated land, and the sensitivity of other land use coefficients is less than 1, indicating that the study of Huaibei city which is mainly cultivated land should be targeted to improve the equivalent factor of ESV. The results provide technical support and scientific basis for promoting sustainable development and allocating land resources efficiently and rationally in Huaibei mining area.

Key words: ecosystem service value; google earth engine; land use change; decision tree

收稿日期: 2022-08-29

基金项目: 安徽省科技重大专项(201903a07020014)

通信作者: 吴鹏海(1987—), 男, 安徽祁门人, 安徽大学资源与环境工程学院副教授, 主要研究方向为遥感信息处理与应用。

E-mail: wuph@ahu.edu.cn

生态系统服务是指从生态系统的结构、过程和功能中得到的生命支持产品和服务^[1]。土地利用作为生态系统服务变化的主要驱动因子,直接或间接影响着生态系统服务价值(Ecosystem services value, ESV)^[2-3]。长时序下土地利用变化亦会影响ESV,其对于优化土地资源、构建生态安全格局、制定生态补偿方案及环境保护政策、实现双碳目标等具有重要意义^[4]。因此,以土地利用为载体的不同尺度(时间跨度与空间范围)、不同生态系统(森林、湿地、草原等)的ESV评价倍受国内外学者关注^[5-7]。

安徽两淮矿区覆盖了淮南矿区和淮北矿区,是全国14个亿吨煤炭的生产基地之一。由于特定的水文地质条件,两淮矿区的采煤活动导致了大规模沉陷,并形成了大面积积水区,原有农田向水域转化,使得矿区的ESV也在不断变化^[8]。沉陷区所在的原土地利用类型面积减少,相应ESV受损;而沉陷区存储的淡水资源却隐藏着巨大的生态服务价值,如水资源供给、生物多样性保护和渔业生产等。国内外学者针对煤炭矿区的ESV开展了系列研究。例如,国外学者研究了澳大利亚某矿区采矿活动对泥沙保持这一生态系统服务的累积影响^[9];国内学者以江苏徐州矿区^[10]、山西平朔露天矿区^[11]、黄土高原轩岗矿区^[12]、新疆五彩湾矿区^[13]等煤炭资源型地区为研究对象,在矿区ESV模型修正与评估分析等方面取得了丰硕的研究成果。近年来,针对两淮矿区的ESV研究也取得了一定进展,如学者基于土地利用变化数据从不同角度分析了煤炭资源型城市(淮南市)生态系统服务功能的时空变化特征^[14-15];也有学者基于谷歌地球引擎云平台分析了淮南市ESV的时空变化^[16]。总的来看,针对两淮矿区生态服务价值的研究多集中在煤炭总储量丰富的淮南矿区,而很少研究地形较为复杂、煤种稀缺且优质的淮北矿区。

本文以淮北矿区所在的淮北市为研究对象,基于谷歌地球引擎云平台和分类决策树算法对Landsat TM/OLI影像进行分类处理,得到了1988、1993、1998、2003、2010、2016、2022等7个年份的土地利用数据,定量分析了1988—2022年淮北市土地利用的时空动态变化;在此基础上,结合已有单位面积生态系统服务价值当量表及研究区实际情况,建立了淮北市单位面积生态系统服务价值表;同时,根据土地利用数据计算了该市7个年份的ESV,并定量分析了其时空动态变化特征以及价值系数敏感性。

1 研究区域与数据

1.1 研究区域概况

作为两淮矿区的重要组成部分,淮北矿区位于安徽省北部(115°58′~117°12′E,33°20′~34°28′N),其北起陇海铁路一线的苏鲁皖交界,南起蚌埠隆起北缘的寒武奥陶纪石灰岩的露头固镇-蒙城一线,东起徐州-固镇一线,西至皖豫边界。矿区由丘陵山地和平原构成,总面积9 600平方公里,含煤面积约7 000平方公里;属于季风暖温半湿润气候,年降水量为(506~1 481)毫米;气温介于-23℃~41℃之间。鉴于淮北矿区大多数煤矿集中在淮北市内,本文选取淮北市作为研究区域,其地理位置如图1所示。

1.2 GEE 简介

GEE(Google Earth Engine)是由谷歌、卡内基梅隆大学和美国地质调查局共同开发的云端计算平台^[17],集成了海量遥感数据和大量应用程序编程接口,可为本研究提供近40多年跨度的Landsat系列卫星影像数据集和高程数据(Digital Elevation Model, DEM)。通过JavaScript或Python语言调用应用程序编程接口,可以在GEE云平台上对遥感影像进行批量的去云和裁剪等处理,同时可结合高程数据以实现对遥感影像的快速分类。

1.3 数据源与预处理

本研究使用了GEE平台提供的Landsat TM(1988、1993、1998、2003、2010)和Landsat OLI(2016、

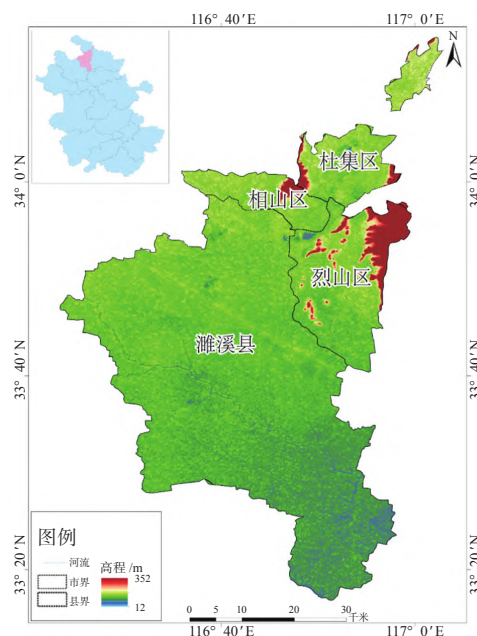


图1 淮北市地理位置

2022)的7个年份影像。为保证研究区内的影像云量最低,本文基于GEE API编程,筛选了每年1至12月份云量小于5%的所有Landsat影像;当数据量不够时,筛选范围可延至前一年。辅助数据包括淮北市矢量数据、30 m空间分辨率SRTM DEM(Shuttle Radar Topography Mission)数据和我国国家统计局的社会经济数据。GEE平台可对影像数据进行投影转换、辐射定标等预处理^[18],并转换为大气表观反射率(Top of atmosphere reflectance, TOA)。参考高分辨率谷歌影像或待分类数据本身,在GEE API中通过目视解译的方式来随机选择训练样本点,并将其70%作为训练样本,30%作为验证样本。结合淮北市土地利用实际情况,确定耕地、林地、草地、水体、建设用地、休耕地、未利用土地共7种地物类型为此次遥感解译的分类体系。利用GEE云平台的API来计算三种Landsat尺度的遥感指数:归一化植被指数、归一化水体指数和归一化建筑指数。在Landsat TM/OLI中选择对应的6个多光谱波段,并结合上述三种指数以及DEM等全部10个特征作为分类器的输入变量,以期提高后续分类精度。

2 研究方法

2.1 GEE支持下的CART土地利用分类

Classification and Regression Tree(CART)基本原理是根据训练数据建立预测模型,且通过递归二元划分数据空间并在每个数据区域内拟合一个预测模型来预测连续测试变量和目标变量,从而获得二叉树形式的决策树模型^[19]。CART分类器采用交叉验证修剪决策树来处理分类过拟合现象,最终保留的是一棵最优二叉树。CART分类的学习样本集如下,

$$L = \{M_1, M_2, M_3, \dots, M_m, N\}, \quad (1)$$

$$M_1 = (M_{11}, M_{12}, M_{13}, \dots, M_{1t_1}), \dots, M_m = (M_{m1}, M_{m2}, M_{m3}, \dots, M_{mt_m}), \quad (2)$$

$$N = (N_1, N_2, N_3, \dots, N_K), \quad (3)$$

其中, $M_1, M_2, M_3, \dots, M_m$ 为属性向量, N 为标签向量; t_1 和 t_m 为属性向量组成个数, K 为标签向量组成个数。

在构建回归树过程中CART,借鉴了经济学上的基尼系数(Gini index, G),并将预测变量中的最佳分割阈值作为节点。基尼系数的数学定义^[20]如下,

$$G = 1 - \sum_j p^2(j|h), \quad (4)$$

$$p(j|h) = \frac{n_j(h)}{n(h)}, \sum_{j=1}^J p(j|h) = 1, \quad (5)$$

其中, $p(j|h)$ 表示在训练样本中随机抽取测试变量 h 时,其类别属于第 j 类的概率; $n_j(h)$ 表示训练样本中测试变量 h 属于第 j 类的样本总数, $n(h)$ 为训练样本中测试变量 h 的样本总数, J 为类别数。

对分类结果与测试样本开展精度验证,其中采用总体精度和Kappa系数作为评价标准,计算得到了淮北市7个年份的分类精度(表1)。可以看出,总体精度和Kappa系数均

表1 不同时期遥感影像分类精度

年份	1988	1993	1998	2003	2010	2016	2022
总体精度	0.83	0.88	0.91	0.85	0.92	0.92	0.93
Kappa系数	0.80	0.86	0.89	0.82	0.90	0.91	0.92

不小于0.8,说明本文分类结果较准确,满足应用精度要求。此外,从后续土地利用分类结果(图2和图3)可以看出,所选研究区的土地利用变化规律与研究报道一致^[21],说明该研究在数据选择、地物类型识别以及训练样本选择方面与事实较为吻合,实验结果可信度高。

2.2 土地利用变化转移矩阵

土地利用变化转移矩阵可以直观地展示各种用地类型的转移去向及相互间的转换情况,多被用来分析研究区内的土地利用变化类型与数量特征^[22]。计算公式如下,

$$S = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} & \dots & S_{1n} \\ S_{21} & S_{22} & \dots & S_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{n1} & S_{n2} & \dots & S_{nn} \end{bmatrix}, \quad (6)$$

其中, S_{ij} 表示研究初期的第 i 种土地利用类型转化为研究末期的第 j 种土地利用类型的面积, n 表示土地利用类型数量。

2.3 生态系统服务价值计算

参照谢高地^[23]等建立的中国陆地生态系统九大生态服务类型及其服务价值当量系数表,并结合淮北矿区的实际用地情况,估算本文研究区ESV当量的修正系数。由于安徽省统计年鉴中缺少1999年之前的数据且数据统计存在滞后性,本文依据中国统计年鉴公布的1987—2020年安徽省单位面积粮食产量来计算平均粮食产量(4 535.85 kg/hm²),以此作为淮北市的基准单位产量。同时,根据安徽省粮食收购价格数据,得出2022年安徽省平均粮食收购价为1.62元/kg。考虑到耕地在原始条件下形成的经济价值理应是种植粮食所产生经济价值的1/7^[24](其中设置农田参数为1,其他土地利用类型以农田为基础设置参数),借此计算出淮北市耕地在原始状态下的经济价值是1 049.73元/hm²,并得到该市不同土地利用类型所对应的生态系统服务价值系数(表2)。淮北地区的ESV计算公式如下,

$$ESV = \sum (S_a \times VC_a), \tag{7}$$

其中,ESV为研究区总生态系统服务价值,单位为元; S_a 为第 a 类土地利用类型面积,单位为hm²; VC_a 为第 a 类土地利用类型所对应的生态系统服务价值系数,单位为元·(hm²·a)⁻¹。

表2 淮北市不同土地利用类型生态系统服务价值系数 /元·(hm²·a)⁻¹

	建设用地	林地	草地	耕地	水体	未利用地
食物生产	0	346.4	451.4	1 049.7	467.1	21.0
原材料生产	367.4	3 128.2	377.9	409.4	309.7	42.0
气体调节	0	4 534.8	574.6	755.8	1 532.6	63.0
气候调节	0	4 272.4	1 637.6	1 018.2	8 193.1	136.5
水文调节	-16 197.3	4 293.4	1 595.6	808.3	16 905.9	73.5
废物调节	-3 390.6	1 805.5	1 385.6	1 459.1	15 352.3	272.9
保持土壤	0	4 219.9	2 351.4	1 543.1	1 259.7	178.5
维护生物多样性	0	4 734.3	1 963.0	1 070.7	3 737.0	419.9
供美学景观	0	2 183.4	913.3	178.5	4 792.0	251.9
总计	-19 220.6	29 518.4	12 250.4	8 292.9	52 549.5	1 459.1

2.4 价值系数敏感性模型

生态系统敏感性指数(Ecosystem sensitivity index, ESI)可以定量分析土地利用类型面积变化对生态系统服务总价值的影响,即ESV对其系数的敏感程度^[1]。ESI小于1,表明系统缺乏弹性;大于等于1,则表明系统具有弹性,且ESI越大ESV价值系数准确性越高^[16]。ESI计算公式如下,

$$ESI = \left| \frac{(ESV_y - ESV_x) / ESV_x}{(VC_{yz} - VC_{xz}) / VC_{xz}} \right|, \tag{8}$$

其中,ESV_x、ESV_y分别为调整前后研究区的生态系统服务价值总量,而VC_{xz}、VC_{yz}分别为第 z 种土地利用类型调整前后对应的初始生态价值系数。

3 结果与讨论

3.1 土地利用变化

淮北市是淮北矿区主要的矿产资源分布地,用地类型以耕地为主,林地和草地零星分布(图2)。建设用地集中分布于淮北市东北部,在向四周扩展的过程中西南部也逐渐发展起来。水域主要集中于东北部的南湖、烈山和乾隆湖等湿地,未利用地主要位于东北部的大头山周围。综合分析不同时期各土地利用类型面积可知,淮北市建设用地一直呈现扩张趋势,而林地和草地面积快速缩减,水体面积在波动中不断增大,耕地(耕地与休耕地统称耕地)面积则在波动中不断减小(图3);在空间上,林地与草地分布范围不断减小,呈现出边界线以相山和龙脊山为中心向山顶退缩的趋势,而建设用地则向西南和西北方

向快速扩张(图2和图3)。

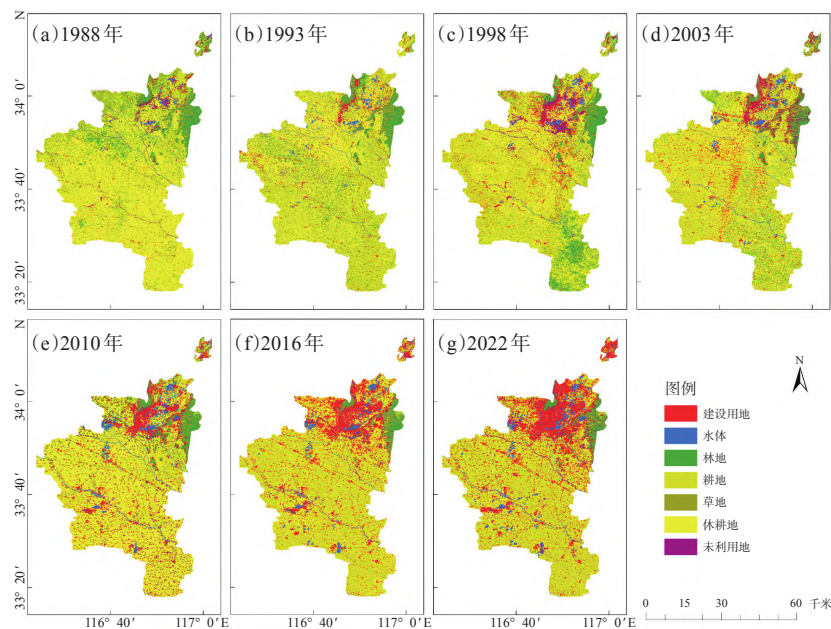


图2 淮北市1998—2022年的土地利用分类情况

表3是淮北市1988—2022年土地利用类型的转移矩阵,可以看出,该市建设用地变化最为剧烈,其次为林地和草地,并且绝大多数林地都转化成了建设用地和耕地。同时,草地变化也较大,与林地一样,多转化为建设用地和耕地。在新增建筑用地中,大部分原始土地利用类型是耕地。对比图2和已有的淮北市采煤塌陷区分布图^[25]发现,新增水体与相近年份采煤塌陷区分布高度一致,且从转移矩阵得出由建设用地和耕地转化而来的水体占新增水体面积的89%,其与新增塌陷区的转化来源比例相同,也表明淮北市水体的扩张与其大规模、高强度的煤矿开采有关。

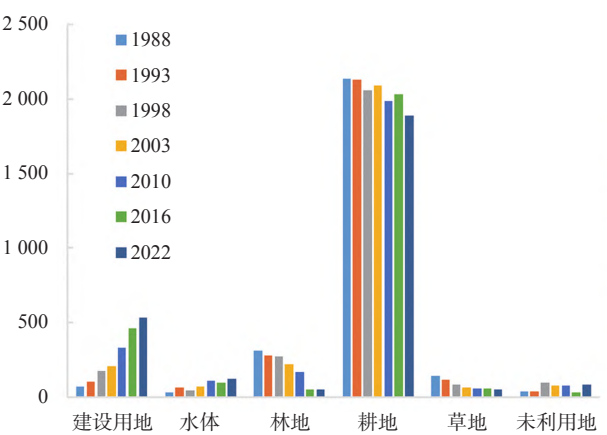


图3 淮北市1988—2022年的各种土地利用类型面积/hm²

表3 淮北市1988—2022年的土地利用类型面积转移矩阵/km²

	建设用地	水体	林地	耕地	草地	未利用地	总计
建设用地	32.04	9.22	0.29	22.93	0.93	2.92	68.33
占比/%	1.18	0.34	0.01	0.84	0.03	0.11	2.51
水体	8.09	18.29	0.05	2.00	0.026	0.08	28.53
占比/%	0.30	0.67	0.00	0.07	0.00	0.00	1.05
林地	83.19	9.90	38.90	132.52	22.17	13.57	300.26
占比/%	3.05	0.36	1.43	4.86	0.81	0.50	11.01
耕地	349.60	74.15	0.98	1 673.32	8.76	45.17	2 151.98
占比/%	12.82	2.72	0.04	61.38	0.32	1.66	78.94
草地	43.49	5.86	8.91	50.96	19.11	13.28	141.61
占比/%	1.60	0.21	0.33	1.87	0.70	0.49	5.19
未利用地	21.09	4.23	0.55	7.18	0.80	1.66	35.52
占比/%	0.77	0.16	0.02	0.26	0.03	0.06	1.30
总计	537.51	121.64	49.68	1 888.90	51.81	76.67	2 726.22
占比/%	19.72	4.46	1.82	69.29	1.90	2.81	100.00

3.2 ESV 时间变化特征

结合表2和土地利用分类结果,依据公式(7)计算了淮北市 1988—2022 年的ESV,并绘制了其评价结果和计算了各年间变化(图4和表4)。可知,该市林地、水体和耕地所形成的ESV呈正向变化且所占比例很大,其对生态系统服务总价值贡献较大,占总值80%以上。同时,建设用地形成的ESV不断升高,但其带来的ESV是负向的,故建设用地扩张会对环境造成破坏,并逐渐削弱ESV。总体而言,淮北市在1988—2022年的ESV呈现递减态势,其中2010—2016年递减幅度最大,主要归因于林地向建设用地大面积转化。

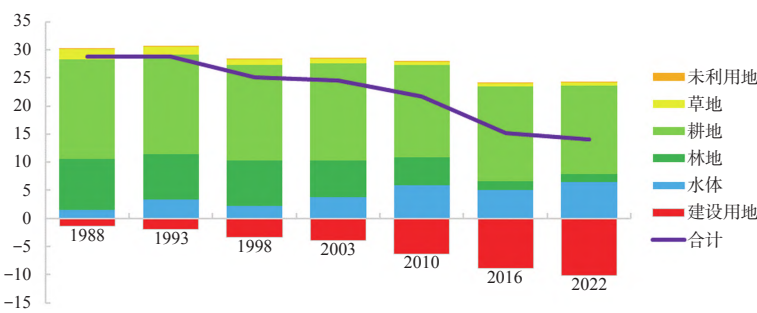


图4 淮北市 1988—2022 年的各种土地利用类型ESV /亿元

表4 ESV 年份的变化表 /百万元

年份	1988—1993	1993—1998	1988—2003	2003—2010	2010—2016	2016—2022
ESV变化	-11.06	-356.27	-66.71	-276.99	-649.90	-112.02

3.3 ESV 空间变化特征

为了更好地分析淮北市 1988—2022 年ESV的空间分布特征,将7个年份的土地利用分类数据导入GIS软件,并计算 30 m × 30 m 栅格尺度下的ESV影像。鉴于研究尺度对结果有较大影响^[26],本文以 1.5 km × 1.5 km 为单个栅格大小来分析淮北市ESV空间变化特征。利用聚合工具将 30 m × 30 m 栅格尺度下的ESV影像转换到 1.5 km × 1.5 km 栅格尺度下,得到了淮北市ESV的空间分布变化特征(图5)。

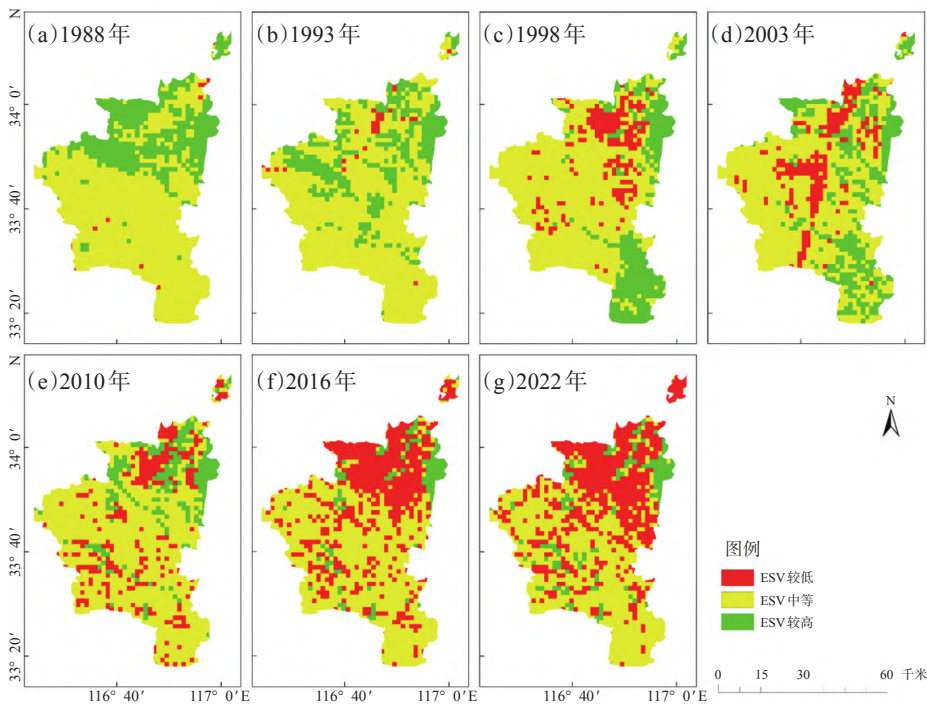


图5 淮北市 1988—2022 年的ESV空间变化

从淮北市空间分布图可以看出,ESV高值区主要分布在相山和龙脊山附近并不断缩小,同时伴随着ESV低值区的不断扩大。结合图2可知,其扩张方向与建设用地在空间上的扩张方向基本保持一致,表明建设用地扩张在 1.5 km × 1.5 km 的空间尺度下对ESV也有削弱作用。

3.4 价值系数敏感性分析

根据敏感性系数计算公式,将各种不同用地类型的生态系统价值系数(VC)在原有基础上上调50%(VC+50%),得到了淮北市的敏感度系数表(表5)。可以看出,除2016年和2022年ESV对于耕地VC的敏感性系数大于1外,其他不同土地利用类型均小于1,说明除耕地外的ESV对于不同土地利用类型的VC弹性较小,即生态系统服务价值总值不会因为除耕地外的单个土地利用类型ESV的变化而产生较大变化。虽然国内对于生态系统服务的研究基本涵盖了所有省份,但涉及农田研究的比例依然较小^[27],本文发现在研究淮北市以耕地为主的区域时应当对生态系统服务价值当量因子进行针对性改进。

表5 淮北市生态系统服务功能价值敏感性系数表(VC + 50%)

年份	建设用地	水体	林地	耕地	草地	未利用地
1988	0.047	0.052	0.317	0.614	0.061	0.002
1993	0.067	0.116	0.285	0.614	0.050	0.002
1998	0.133	0.090	0.318	0.678	0.041	0.006
2003	0.163	0.157	0.264	0.706	0.031	0.005
2010	0.291	0.271	0.226	0.756	0.032	0.005
2016	0.585	0.333	0.100	1.104	0.045	0.003
2022	0.723	0.456	0.104	1.109	0.045	0.009

3.5 不确定性因素分析

基于土地利用的ESV研究方法较为成熟。本文针对淮北市典型区域,基于谷歌地球引擎云平台 and 分类决策树算法,修订了淮北市不同土地利用类型单位面积ESV表,并从长时序角度分析了该市土地利用变化对ESV的影响。然而,本文研究结果也有不确定因素,其主要包括:(1)数据使用。由于Landsat多光谱影像的空间分辨率为30 m,较低的空间分辨率使得边缘地物和小地块的分类精度无法保证;此外,考虑到云的影响,对GEE平台所提供全年影像同一位置的像素值进行中值处理,导致所得影像各像元值并非来自同一时期^[28],这对具有季节性变化的林地、耕地、草地等类型分类带来了不确定性。(2)分类方法。本文使用的CART分类属于决策树算法,其结果受样本影响较大且训练易过拟合。考虑到基于深度学习分类算法的优势^[29],今后可以尝试在GEE平台上开展深度学习的分类方法,从而提高分类结果的准确性。(3)不同土地利用类型单位面积ESV表计算及其分析的不确定因素。本文根据1987—2020年安徽省年鉴的单位面积粮食产量数据对ESV表进行修正,其结果总体上具有可靠性,但部分年份的ESV对于耕地生态价值系数的敏感性指数大于1。今后可尝试根据研究区特点对淮北市不同土地利用类型单位面积ESV表进行调整。此外,在分析ESV空间变化特征时,不同的栅格尺度也会对ESV空间分布产生影响。考虑到分类影像的分辨率,本文使用1.5 km × 1.5 km进行聚合,可以避免对影像进行重投影等操作,可视化结果也较为清晰,基本满足此次空间变化特征分析要求。对于淮北市地形较为复杂的东北部,采用更精细分辨率的栅格来展示局部ESV空间变化较合适,以实现不同尺度的自适应聚合。

4 结 论

从土地利用变化及其转移来看,淮北市建设用地呈现不断扩张的趋势,2022年建设用地面积约为1988年的8倍;林地和草地面积不断递减,2022年约为1988年的1/6和1/3;林地和草地大多向建设用地和耕地转化,同时也有较大范围的耕地向建设用地转化;水体面积在波动中不断增加且多由耕地转化而来,其主要与煤炭大量开采造成的塌陷有关。从不同土地利用类型ESV随年份的变化特征来看,淮北市林地和耕地对生态系统服务价值的贡献始终最大,占其总值的80%以上,是生态系统重要的组成部分;建设用地会削弱ESV,随着建设用地面积比重不断增加,必然降低ESV;林地面积的减少和建设用地面积的增加是生态系统服务总价值减少的主要原因。同时,从1.5 km × 1.5 km尺度下的ESV空间变化特征来看,淮北市ESV高值区分布在山区,与林地和草地分布有较大重合且面积在不断缩小,而ESV低值区不断扩大且与建设用地扩张方向一致;林地和草地退缩和建设用地扩张会影响ESV在空间上的

分布。此外,由价值系数敏感性分析可知,淮北市生态系统服务总价值对耕地较敏感且准确性差,其他土地类型价值系数敏感性均小于1,说明研究以耕地为主的淮北市应当对生态系统服务价值当量因子进行针对性改进。

因此,想要提高生态系统服务价值,合理规划土地、加强对森林和草地的保护必不可少。同时,长时间高强度煤炭开采导致了多处塌陷,且部分塌陷区在居民地附近形成水体,根据地形特征,政府可以围绕塌陷水体建造湿地公园,修复塌陷区水生环境和水体附近的植被环境,通过改变地表植被形式来提高ESV,从而在改善环境同时为城市居民提供良好的休闲空间,有益于城市居民的身心健康。

参考文献:

- [1] 欧阳志云,王效科,苗鸿. 中国陆地生态系统服务功能及其生态经济价值的初步研究[J]. 生态学报, 1999(5): 19-25.
- [2] 白娥,薛冰. 土地利用与土地覆盖变化对生态系统的影响[J]. 植物生态学报, 2020, 44(5): 543-552.
- [3] COSTANZA R, D'ARCE R, GROOT R D, et al. The value of the world's ecosystem services and natural capital[J]. Nature, 1997, 387: 253-260.
- [4] SONG X P, HANSEN M C, STEHMAN S V, et al. Global land change from 1982 to 2016[J]. Nature, 2018, 560(7720): 639-643.
- [5] NEGASH E, GETACHEW T, BIRHANE E, et al. Ecosystem service value distribution along the agroecological gradient in north-central Ethiopia[J]. Earth Systems and Environment, 2020, 4(1): 107-116.
- [6] WU C, MAG G, YANG W, et al. Assessment of ecosystem service value and its differences in the Yellow River basin and Yangtze River basin[J]. Sustainability, 2021, 13(7): 3822.
- [7] JIANG H, WU W, WANG J, et al. Mapping global value of terrestrial ecosystem services by countries[J]. Ecosystem Services, 2021, 52: 101361.
- [8] 李慧,易齐涛,章磊,等. 采煤沉陷区农田-水域生态系统变化前后服务价值评估[J]. 环境科学与技术, 2015, 38(S1): 354-361, 404.
- [9] WANG Z, LECHNER A M, BAUMGARTL T. Mapping cumulative impacts of mining on sediment retention ecosystem service in an Australian mining region[J]. International Journal of Sustainable Development & World Ecology, 2018, 25(1): 69-80.
- [10] 李保杰,渠爱雪,顾和和,等. 徐州市贾汪矿区土地利用变化及其对生态系统服务价值的影响[J]. 生态科学, 2015, 34(5): 147-153.
- [11] 顿耀龙,王军,白中科,等. 基于灰色模型预测的矿区生态系统服务价值变化研究——以山西省平朔露天矿区为例[J]. 资源科学, 2015, 37(3): 494-502.
- [12] 薛娟娟,葛永慧. 黄土高原矿区生态系统服务价值研究——以轩岗矿区为例[J]. 陕西师范大学学报(自然科学版), 2018(4): 91-97.
- [13] 刘芳,于凯,张金玲,等. 新疆准东露天煤矿土地利用时空变化及其对生态系统服务价值的影响[J]. 生态经济, 2021, 37(9): 169-175.
- [14] 陈永春,邓国志. 资源型城市土地利用变化对生态系统服务价值的影响——以安徽省淮南市为例[J]. 水土保持通报, 2018(4): 247-252.
- [15] 万伦来,杨峻,周紫凡,等. 煤炭资源型城市生态系统服务功能的时空变化特征分析——来自2006—2015年安徽省淮南市的经验证据[J]. 环境科学学报, 2018, 38(8): 3322-3328.
- [16] 吴会慧,赵艳玲,李素萃. 基于GEE的淮南市土地利用变化对生态系统服务价值的影响[J]. 生态经济, 2021, 37(2): 146-152.
- [17] GORELICK N, HANCHER M, DIXON M, et al. Google Earth Engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone[J]. Remote sensing of Environment, 2017, 202: 18-27.
- [18] 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.
- [19] LAWRENCE R L, WRIGHT A. Rule-based classification systems using classification and regression tree (CART) analysis[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2001, 67(10): 1137-1142.
- [20] 胡云锋,商令杰,王召海,等. GEE平台和CART方法的北京市土地解译[J]. 测绘科学, 2018, 43(4): 87-93.
- [21] 刘纪远,匡慧,张增祥,等. 20世纪80年代末以来中国土地利用变化的基本特征与空间格局[J]. 地理学报, 2014, 69(1): 3-14.
- [22] 张天琪,杨光,刘峰,等. 呼伦贝尔沙地2000—2020年土地利用变化及生态服务价值[J]. 水土保持通报, 2021, 41(4): 331-338, 349, 369.
- [23] 谢高地,甄霖,鲁春霞,等. 一个基于专家知识的生态系统服务价值化方法[J]. 自然资源学报, 2008(5): 911-919.
- [24] 谢高地,鲁春霞,冷允法,等. 青藏高原生态资产的价值评估[J]. 自然资源学报, 2003(2): 189-196.
- [25] 刘沁萍,李欢,田洪阵,等. 1973—2020年淮北市采煤塌陷区时空变化及其影响研究[J]. 长江流域资源与环境, 2022, 31(6): 1370-1380.
- [26] 刘明亮,唐先明,刘纪远,等. 基于1 km格网的空间数据尺度效应研究[J]. 遥感学报, 2001(3): 183-190, 243-244.
- [27] 张振明,刘俊国. 生态系统服务价值研究进展[J]. 环境科学学报, 2011, 31(9): 1835-1842.
- [28] 李培林,刘小平,黄应淮,等. 基于GEE平台的广州市主城区不透水面时间序列提取[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(3): 638-648.
- [29] CHENG G, XIE X, HAN J, et al. Remote sensing image scene classification meets deep learning: challenges, methods, benchmarks, and opportunities[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13: 3735-3756.