doi: 10.6046/zrzyyg.2020358
引用格式: 桑潇,张成业,李军,等. 煤炭开采背景下的伊金霍洛旗土地利用变化强度分析[J]. 自然资源遥感,2021,33(3):148-155. (Sang X, Zhang C Y, Li J, et al. Application of intensity analysis theory in the land use change in Yijin Holo Banner under the background of coal mining[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2021, 33(3): 148-155.)

煤炭开采背景下的伊金霍洛旗土地利用变化强度分析

桑 潇[1], 张成业[1,2], 李 军[1,2], 朱守杰[1], 邢江河[1],
王金阳[1], 王兴娟[1], 李佳瑶[1], 杨 颖[1]
(1. 中国矿业大学(北京)地球科学与测绘工程学院,北京 100083; 2. 中国矿业大学(北京)煤炭资源与安全开采国家重点实验室,北京 100083)

摘要: 为探索矿区煤炭开采活动在不同阶段对各类型土地利用类型的影响差异和特征,以我国重要产煤区伊金霍洛旗为研究区,以 1990—2019 年近 30 a 间的多期 Landsat 遥感影像为主要数据源,在 Google Earth Engine 平台上采用随机森林分类法提取土地利用分布信息,结合煤炭开采统计数据,利用强度分析理论对煤炭开采 3 个阶段的矿区土地利用变化特征进行分析。结果表明: ①强度变化理论可对土地利用变化从间隔层次、类别层次、转化层次进行全面分析,同时更加系统地展示出研究区的土地利用变化特征及人类活动产生的影响,对深入理解土地利用变化过程具有重要意义; ②煤炭开采对不同地类的影响具有差异,其主要影响地类为植被、水域、裸地; ③煤炭开采在不同阶段对各类用地的影响作用具有差异,在煤炭开采起步阶段,对各种类型用地影响较小; 在煤炭开采高速发展阶段,煤炭开采对各类型用地的影响加大,主要影响矿区及周边植被、裸地和水域; 在煤炭开采平稳发展阶段,对各地类的影响强度减小。研究结果可服务于制定在不同阶段对不同地类的精准防护实施方案,为矿区生态环境的保护提供科学依据。

关键词: 煤炭开采; Landsat 遥感影像; 土地利用变化; 强度分析理论
中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2021)03-0148-08

0 引言

长期以来煤炭在我国的能源结构中占比超过 60%,处于绝对主体地位[1-2],今后相当长时期内煤炭开采不可避免。大规模的煤炭开采活动会改变地貌和景观生态,进而对区域生态环境造成一定程度的破坏,其中最直观的影响是地表的土地利用变化[3-7]。因此,持续监测矿区的土地利用变化并分析其演变特征,揭示煤炭开采活动对生态环境的影响过程,对于开采活动的调控和生态环境保护具有重要指导意义[8-9]。

目前国内外学者在土地利用遥感监测方面做了大量研究。在土地利用遥感分类方法上,常用的方法有面向对象的分类方法[10]、支持向量机[11]、决策树分类法[12]、神经网络法[13]等。针对不同的场景和需求,学者们在其基础上进行了改进研究,例如,Alimjan 等[14]用支持向量机改进了 K 最邻近分类方法; Bazi 等[15]针对高分辨率无人机影像的目标监测提出一种新的卷积支持向量机网络。在土地利用分析方面上,除了常见的土地利用变化幅度、单一土地利用动态度、土地利用程度变化综合指数、景观格局指数等分析方法外[16], Aldwaik 等[17]提出的了一种具有系统性的土地变化分析理论—强度变化分析理论,这种理论具有自上而下的层次性结构,可帮助研究人员深入理解土地利用变化过程[18],之后 Sang 等[19]对其此理论进行了补充,使其更加清晰明了地服务于区域的可持续发展。对于长时间序列的土地利用变化研究,传统的遥感处理软件如 ENVI 及 ERDAS 等无法满足大量遥感影像的快速处理需求。针对此挑战,谷歌公司研发了谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)平台—可以批量处理卫星影像

收稿日期: 2020-11-17; **修订日期:** 2021-05-19
基金项目: 中国矿业大学(北京)越崎青年学者资助计划、中央高校基本科研业务费项目"露天矿区生态环境协同演变遥感大数据监测与分析"(编号: 2021YQDC02)和大学生创新训练项目"基于多源遥感数据的矿产资源开发监测与影响评价"(编号: C202002179)共同资助。
第一作者: 桑 潇(1993-),女,博士研究生,主要从事自然资源监测与评价研究。Email: sangxiao@student.cumtb.edu.cn。
通信作者: 李 军(1987-),男,副教授,主要从事自然资源监测与评价、多源时空数据挖掘等研究。Email: junli@cumtb.edu.cn。

等数据的云端运算平台,具有快速、批量处理“巨大”影像数据集的优势。目前,很多学者基于 GEE 平台开展了地表变化和生态参数反演等应用研究,空间范围从全球尺度、国家尺度到区域尺度[20-22]。而对于 GEE 中土地利用的研究,当前多为对其分类算法[23-24]与数量变化[25-26]的研究,鲜有对其强度变化的研究。

为探索煤炭开采活动背景下的地表土地利用变化特征,本文选取重要煤炭基地内蒙古自治区伊金霍洛旗为研究区,借助 GEE 云计算平台,以长时间序列 Landsat 遥感影像为数据源,提取研究区 1990—2019 年各时期的土地利用分布信息,并利用强度分析理论分析矿区土地利用变化特征,进而结合煤炭开采统计资料,揭示煤炭开采对不同土地利用类型的影响差异及在不同开采阶段的影响特征。

1　研究区概况

伊金霍洛旗隶属于内蒙古自治区鄂尔多斯市,位于我国黄河流域中上游区域,是我国北方重要的生态安全屏障,地理位置如图1所示。基本地势呈

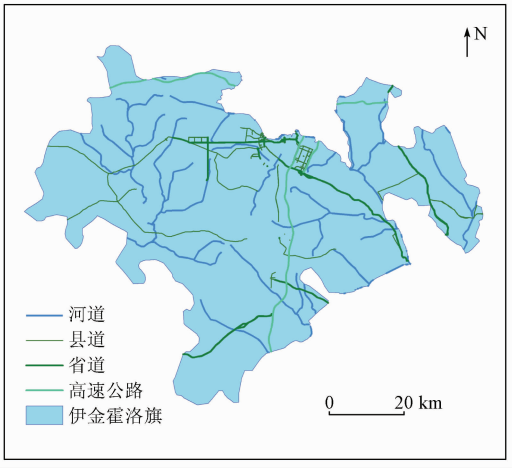


图 1　研究区范围
Fig. 1　Study area

西高东低,海拔在 1 070 ~ 1 556 m 之间。东部属晋陕黄土高原的北缘水蚀沟壑丘陵区,中西部为坡梁起伏的鄂尔多斯高原,西南部是毛乌素沙漠,地表属于干燥剥蚀地带。伊金霍洛旗是亚洲中部草原向荒漠草原过渡的半干旱、干旱地带,有干旱少雨、日照强烈、冷热剧变、风大沙多的特点,自然生态十分脆弱。与此同时,该区域是我国重要的能源战略基地之一,有丰富的煤炭资源,煤炭开采活动始于 20 世纪 90 年代,历年的煤炭产量如图 2 所示。根据开采量变化趋势,煤炭开采活动大致划分为起步阶段(1990—2000 年)、高速发展阶段(2000—2010 年)及平稳发展阶段(2010—2019 年)。伊金霍洛旗已

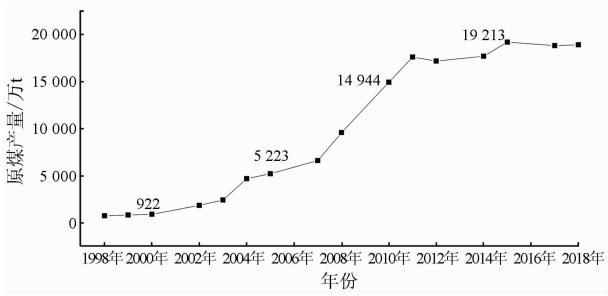


图 2　伊金霍洛旗历年原煤产量
Fig. 2　Raw coal production in Yijin Holo Banner

查明煤炭资源储量约 560 亿 t(http://www.yjhl.gov.cn/qiqing/yqgk/),现有煤矿 74 座,总核定产能 2.235 5 亿 t/a,2019 年产销原煤 1.85 亿 t,占全国煤炭产量的 4.8%。

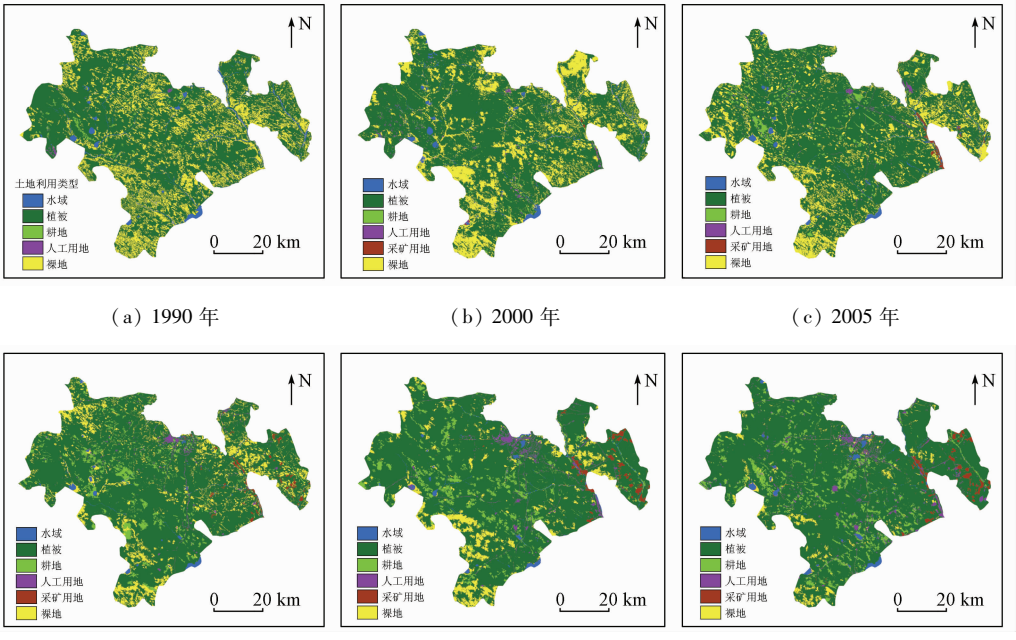
2　数据源及其处理

本文使用的数据有 Landsat 5—8 系列遥感影像、高空间分辨率卫星影像、数字高程模型(digital elevation model,DEM)、基础地理信息、原煤产量等。Landsat 系列遥感影像来源于 GEE 平台(https://developers.google.com/earth-engine/datasets),ASTER GDEM V2 来源于地理空间数据云,高空间分辨率卫星影像包括 GF-1/2/6 以及 Google Earth 历史高空间分辨率影像来源于对地观测数据共享计划(http://ids.ceode.ac.cn/)与 Google Earth,基础地理信息下载于地理国情监测云平台(http://www.dsac.cn/DataProduct/Index/201923),原煤产量数据来自于鄂尔多斯市的历史统计年鉴。

遥感影像预处理。通过 GEE 平台筛选 1990 年、2000 年、2005 年、2010 年、2015 年及 2019 年 6—8 月份的 Landsat 卫星遥感影像,将含有云、阴影等的区域进行影像替换镶嵌,并结合矢量行政边界裁剪提取研究区遥感影像。

影像分类。根据国家现行土地利用分类标准(GB/T 21010—2017)及伊金霍洛旗的区域特点,将土地利用类型分为 6 类,即水域、耕地、植被、采矿用地、人工用地及裸地。水域指河流、水库、滩涂、沼泽等区域;耕地指人工种植农作物的土地,包括熟地、新开发地、复垦地、休耕地等;植被指生长乔木、灌木、竹类以及草本植物的土地;采矿用地泛指采矿、采石、采砂(沙)场、砖瓦窑、尾矿堆放地等地面生产用地及附属设施;人工用地泛指服务于人类居住生活及其附属设施的土地,如农村宅基地、城镇住宅用地、城镇商业服务用地、公共管理与服务用地;裸地泛指表层为土质且无植被覆盖的土地。按此分类体

系,采用随机森林[27]方法处理遥感影像,其分类标签通过目视解译高空间分辨卫星影像(GF-1/2/6)与 Google Earth 的历史高分辨率影像获取,并进行分类后处理,结果如图 3 所示。随机选取 500 个点对分类结果进行精度评定,包括 Kappa 系数与总体精度,计算结果如表 1 所示。根据影像分类精度与分类质量的关系:Kappa 系数在[0.6,0.8)之间分类质量为很好,在[0.8,1.0]之间分类质量为极好,表明提取结果可以满足本文对数据质量的精度要求[28]。



(a) 1990 年 (b) 2000 年 (c) 2005 年

(d) 2010 年 (e) 2015 年 (f) 2019 年

图 3 研究区土地利用专题图

Fig. 3 Land use thematic map of study area

表 1 分类结果精度

Tab. 1 Classification results accuracy

年份	总体精度	Kappa 系数
1990 年	0.91	0.81
2000 年	0.91	0.81
2005 年	0.94	0.85
2010 年	0.91	0.78
2015 年	0.95	0.86
2019 年	0.90	0.73

研究区总面积为 5 485.05 km^2,在 1990 年、2000 年、2005 年、2010 年、2015 年和 2019 年 6 个时期,各类型用地面积及其占比情况如表 2 所示。由表 2 可知,伊金霍洛旗近 30 a 间的主要用地类型一直是植被,且植被的面积占比逐年增加,共增长约 16%,而裸地面积大幅减少,共减少约 88%,表面该区域的植树造林效果明显。同时,城镇化与人口经济等的增长也带来人工用地与耕地的增长。采矿用地从无到有,接着快速增长并最终趋于稳定,其分布主要集中在研究区东部。在此时间段内,研究区的水域面积大幅减少,共减少约 42%。

表 2 研究区各土地利用类型面积及占比

Tab. 2 Area and ratio of land use types in study area

土地利用类型	1990 年		2000 年		2005 年		2010 年		2015 年		2019 年	
	面积/km^2	占比/%	面积/km^2	占比/%	面积/km^2	占比/%	面积/km^2	占比/%	面积/km^2	占比/%	面积/km^2	占比/%
水域	150.89	2.75	123.14	2.25	91.99	1.68	57.18	1.04	74.25	1.35	87.79	1.60
植被	3 898.04	71.07	3 931.19	71.66	4 115.91	75.03	4 332.48	78.99	4 388.27	80.00	4 547.15	82.91
耕地	43.02	0.78	128.74	2.35	214.25	3.91	320.12	5.84	389.98	7.11	459.45	8.38
人工用地	8.36	0.15	31.10	0.57	42.77	0.78	65.52	1.19	112.34	2.05	146.69	2.67
采矿用地	0	0	3.19	0.06	21.32	0.39	42.27	0.77	68.51	1.25	75.90	1.38
裸地	1 384.74	25.25	1 267.69	23.11	998.81	18.21	667.48	12.17	451.70	8.24	168.07	3.06

3 强度变化分析

土地利用的强度变化分析理论是由 Aldwaik 等[17]于 2012 年提出的一种系统性的土地变化分析理论。此理论借助于土地利用的转移矩阵,自上而下从间隔层次、类别层次、转化层次 3 个层次深入分析土地利用变化过程。

3.1 间隔层次

间隔层次的强度分析反映了研究期每个时间间隔的土地利用面积总变化。强度分析使用观察变化强度 $S(t)$(式(1))来解释 t 时期内土地利用变化,使用平均强度 U(式(2))表达整个研究时期的年均变化强度。以 U 为基准,如果 $S(t) > U$,则这一时期的土地利用的变化是快速的,反之则变化缓慢。具体计算公式为:

$$S(t) = \frac{\{\sum_{j=1}^{J}[(\sum_{i=1}^{J} C_{tij}) - C_{tjj}]\}/[\sum_{j=1}^{J}(\sum_{i=1}^{J} C_{tij})]}{Y_{t+1} - Y_t} \times 100\% \quad , \tag{1}$$

$$U = \frac{\sum_{t=1}^{T-1}\{\sum_{j=1}^{J}[(\sum_{i=1}^{J} C_{tij}) - C_{tjj}]\}/[\sum_{j=1}^{J}(\sum_{i=1}^{J} C_{tij})]}{Y_T - Y_1} \times 100\% \quad , \tag{2}$$

式中: J 为土地利用类别数; C_{tij} 为时间 t 内由第 i 类转化为第 j 类的面积; Y_{t+1} 与 Y_t 分别为时间段 t 的起始时间和结束时间; $Y_T - Y_1$ 为整个研究时间。

结合土地利用转移矩阵及式(1)和(2)中得出结果如图 4 所示。由图 4 可知,1990—2019 年的平均变化强度为 1.30%; 1990—2000 年、2000—2005 年、2005—2010 年、2010—2015 和 2015—2019 年的观察变化强度均大于平均变化强度,分别为 3.38%, 6.08%, 5.74%, 5.57% 和 6.05%,说明各时期的土地利用变化都是剧烈的。值得一提的是,强度分析理论中所有的对比值均是某一期间的强度值(即年均变化量),而非绝对变化值,所以具有较好的对比性[29]。

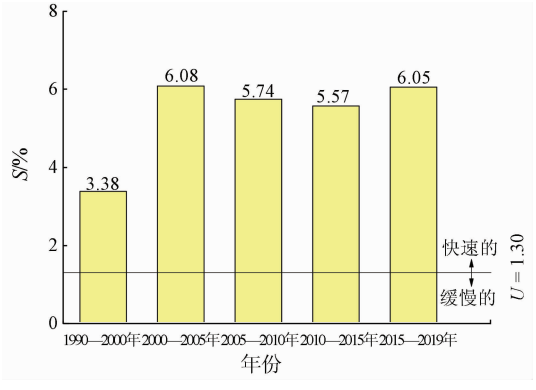


图 4　土地利用变化强度 - 间隔层次

Fig. 4　Land use intensity change of study area at interval level

3.2 类别层次

类别层次的强度分析研究的是特定时间间隔内每个土地利用类别的强度变化。它使用年均增加强度 G_{tj}(式(3))和年均减少强度 L_{ti}(式(4))来解释某一类别的土地利用变化,具体公式为:

$$G_{tj} = \frac{[(\sum_{i=1}^{J} C_{tij}) - C_{tjj}]/(Y_{t+1} - Y_t)}{\sum_{i=1}^{J} C_{tij}} \times 100\% \quad , \tag{3}$$

$$L_{ti} = \frac{[(\sum_{j=1}^{J} C_{tij}) - C_{tii}]/(Y_{t+1} - Y_t)}{\sum_{j=1}^{J} C_{tij}} \times 100\% \quad 。 \tag{4}$$

式中: G_{tj} 为时间 t 内土地利用类别 j 的增加强度; L_{ti} 为时间 t 内土地利用类别 i 的减少强度。以观察变化强度 $S(t)$ 为基准,如果 G_{tj} 或 L_{ti} 大于 $S(t)$,则该土地利用类别处于活跃状态; 否则,它的变化则处于休眠状态。G_{tj} 与 L_{ti} 的差即为净增加强度。

结合土地利用转移矩阵及式(3)和(4)中得出结果如表 3 所示。

表 3　土地利用变化强度 - 类别层次

Tab. 3　Land use intensity change of study area at category level

类别	1990—2000 年 (S = 3.38%)		2000—2005 年 (S = 6.08%)		2005—2010 年 (S = 5.74%)		2010—2015 年 (S = 5.57%)		2015—2019 年 (S = 6.05%)	
	增加	减少	增加	减少	增加	减少	增加	减少	增加	减少
水域	3.94	5.78	6.71	11.77	4.44	12.01	14.65	8.68	14.67	10.11
植被	2.33	2.24	4.51	3.67	4.15	3.10	3.44	3.18	4.01	3.10
耕地	29.20	9.27	28.46	15.17	25.10	15.22	25.32	16.40	22.87	18.42
人工用地	35.07	7.87	25.36	17.85	26.85	16.21	27.17	12.88	21.45	13.81
采矿用地	—	—	127.90	14.23	35.17	15.52	25.40	12.99	17.07	14.37
裸地	5.26	6.11	7.86	12.10	6.74	13.37	11.04	14.44	4.42	20.12

由表 3 可知,在煤炭开采起步阶段(1990—2000 年),变化最为活跃的是人工用地和耕地,可以推断其主要原因是这两种用地类型总面积较小,且城市建设迅速、人口增长快等。对于水域,其减少强度大于增长强度,整体呈现减少趋势,主要受气候因子、用水量增加等影响。裸地的减少强度大于增加强

度,整体呈减少趋势。植被的增加强度略大于减少强度,但由于其面积基数较大,其变化强度均小于观察变化强度 3.38,处于休眠状态。

在煤炭开采高速发展阶段(2000—2010 年),采矿用地是变化最活跃的,其净增加强度在 2000—2005 年间达到了 113.67,远超这一期间的年均土地利用观察变化强度 6.08; 在 2005—2010 年间达到了 19.65,约为同时期年均土地利用变化强度的 3.5 倍。水域仍然呈减少趋势,且净减少强度较煤炭开采起步阶段更大,可以推断是由煤炭开采活动与气候因子、用水活动的叠加作用导致。耕地在两个阶段的净增加强度分别为 13.29 与 9.88,体现了当地种植农业的快速发展。人工用地在 2000—2005 年间、2005—2010 年间的净增加强度分别为 7.51 与 10.64,体现了当地城镇建设的强度逐渐增强。裸地持续减少,植被持续增长,说明这一时期对裸地的利用有所加强,此外植树造林活动的持续开展使地表产生明显变化。

在煤炭开采平稳发展阶段(2010—2019 年),采矿用地仍呈增长趋势,其净增加强度在 2010—2015 年间、2015—2019 年间分别为 12.41 与 2.7,较其高速发展阶段下降很多。耕地在 2010—2015 年间、2015—2019 年间的净增加强度分别为 8.83 与 4.45; 人工用地在 2010—2015 年间、2015—2019 年间的净增加强度分别为 14.29 与 7.64,这两类用地的增长强度均比上一阶段减弱。值得注意的是水域在这一阶段增加强度大于减少强度,呈增长趋势,可以推断研究区内在逐步实施生态环境保护措施。植被依旧呈现增长趋势并处于休眠状态。

依据上述分析,煤炭开采在不同阶段对各类用地的影响具有差异。煤炭开采起步阶段,对各种类型用地影响较小,地类的变化主要受气候因子、城镇开发活动等影响; 煤炭开采高速发展阶段,煤炭开采主要影响矿区及周边植被、裸地和水域。煤炭开采平稳发展阶段,对各地类的影响强度减小,加上相关环保措施的实施,使水域面积逐渐恢复。

3.3 转化层次

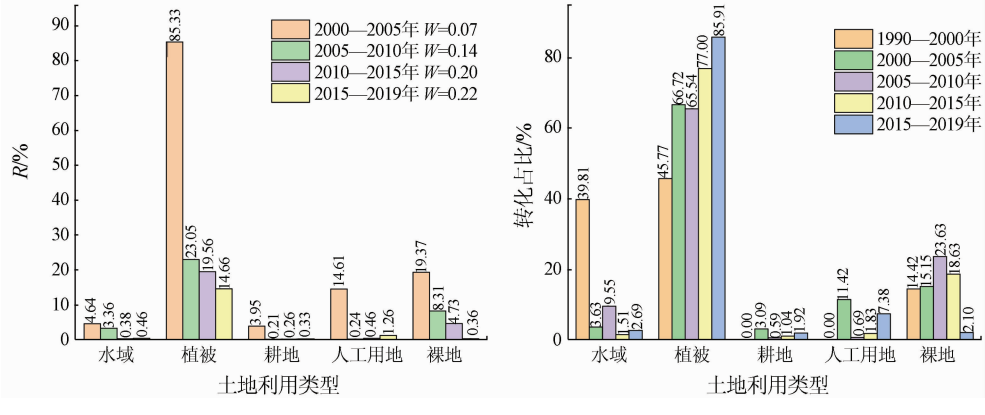
转化层次的强度分析研究了特定土地类别的转变。对于土地类别 n,假设其在整个研究期间内呈增加趋势,R_{tin}(式(5))是在特定时间间隔 t 中从土地利用类别 i 到土地利用类别 n 的土地利用转化强度,W_{tn}是在该时间间隔期间的平均过渡强度(式(6))。对于土地类别 n; $P_{tin}(i)$(式(7))从土地利用类别 i 的角度出发,描述在特定时间间隔 t 内从土地利用类别 i 到土地利用类别 n 的变化强度。

$$R_{tin} = \frac{C_{tin}/(Y_{t+1} - Y_t)}{\sum_{j=1}^{J} C_{tij}} \times 100\% \quad , \qquad (5)$$

$$W_{tn} = \frac{[(\sum_{i=1}^{J} C_{tin}) - C_{tnn}]/(Y_{t+1} - Y_t)}{\sum_{j=1}^{J}[(\sum_{i=1}^{J} C_{tij}) - C_{tnj}]} \times 100\% \quad , \qquad (6)$$

$$P_{tin(i)} = \frac{C_{tin}}{\sum_{j=1}^{J} C_{tij}} \times 100\% \quad 。 \qquad (7)$$

结合土地利用转移矩阵及式(5)—(7),采矿用地的转换结果如图 5 所示。采矿用地在煤炭开采起步阶段经历了从无到有的过程,因此无法计算这一期间的转化强度。由图 5(a)可知,采矿用地的平均转化强度 W 在 2000—2005 年、2005—2010 年、2010—2015 年及 2015—2019 年间分别为 0.07,0.14,0.20 及 0.22。这与研究区煤炭的开采量变化特征相吻合(图 2),即煤炭的开采量在高速发展阶段增速较快增长,然后在平稳发展阶段基本保持稳定。从采矿用地视角看(图 5(b)),采矿用地的主要转化来源是植被和裸地。植被在 5 个时段对采矿用地的转化占主导地位,且呈现增长趋势; 裸地在前 4 个时段对采矿用地的转化较多,而由于裸地面积逐渐下降,因此在第 5 个时段对其转化所占比例较低。



(a) 采矿用地 (b) 采矿用地视角下的转化占比

图 5 土地利用变化强度 – 转化层次

Fig. 5 Land use intensity change of study area at transition level

综上所述,煤炭开采活动对不同地类的影响不一样,采矿用地主要从植被和裸地转化而来,但植被减少的现象主要聚集在矿区小范围上,而研究区的植被覆盖整体趋势向好,呈现逐年增长。水域减少是由于气候因子、城镇开发活动和煤炭开采的叠加作用,在煤炭开采高速发展阶段矿区周边的水域受到较大影响,但在煤炭开采平稳阶段逐渐恢复。研究区的裸地发生大幅减少,特别是矿区周边更明显。煤炭开采对耕地、人工用地影响较小。针对采矿用地的转化层次分析,可以清晰地了解到煤炭产业发展过程中其用地的主要来源和周边的用地变化状况,反映煤炭开采活动对地表景观的详细影响过程。

4　结论

煤炭是我国的主要能源资源,其大规模的开采活动不可避免地改变地表景观,进而影响周边的生态环境。为探索煤炭开采活动背景下的地表土地利用变化特征,本文以我国的重要产煤区伊金霍洛旗为研究区,借助 GEE 平台,以长时间序列 Landsat 影像为数据源,采用随机森林分类方法提取 1990—2019 年间土地利用分布信息,结合土地利用强度分析理论对煤炭开采 3 个阶段的矿区土地利用变化特征进行分析。研究结果表明:

1)基于强度变化理论对土地利用变化从间隔层次、类别层次、转化层次进行分析,可较单一指数等方法更加系统地展示出研究区 30 a 间的土地利用变化特征及人类活动的影响。

2)煤炭开采对不同地类的影响具有差异,植被和裸地是其用地来源,水域是其影响地类,对耕地、人工用地影响较小。

3)煤炭开采在不同阶段对各类用地的影响作用具有差异。在煤炭开采起步阶段,对各种类型用地影响较小,地类的变化主要受气候因子、城镇开发活动等影响; 在煤炭开采高速发展阶段,煤炭开采主要影响矿区及周边植被、裸地和水域。在煤炭开采平稳发展阶段,对各地类的影响强度减小,加上相关环保措施的实施,使水域面积逐渐恢复。研究结果可服务于制定在不同阶段对不同地类的精准防护实施方案,为矿区生态环境的保护提供科学依据。

参考文献(References):

[1] Liu J, Yang T, Wang L, et al. Research progress in coal and gas co-mining modes in China[J]. Energy Science and Engineering, 2020, 8: 3365-3376.

[2] Wang G F, Xu Y X, Ren H W. Intelligent and ecological coal mining as well as clean utilization technology in China: Review and prospects[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2019, 29: 161-169.

[3] Zhang M, Wang J M, Li S J, et al. Dynamic changes in landscape pattern in a large-scale opencast coal mine area from 1986 to 2015: A complex network approach[J]. Catena, 2020(194): 104738.

[4] Gorokhovich Y, Reid M, Mignone E, et al. Prioritizing abandoned coal mine reclamation projects within the contiguous United States using geographic information system extrapolation[J]. Environmental Management, 2003, 32(4): 527-534.

[5] Qian D, Yan C, Xing Z, et al. Monitoring coal mine changes and their impact on landscape patterns in an alpine region: A case study of the Muli coal mine in the Qinghai-Tibet Plateau[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2017, 189(11), 559-570.

[6] 战 甜. 霍林河南露天矿土地利用与景观格局变化研究[D]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2017.
Zhan T. Study on land use and landscape pattern change in Huolinhenan open-pit coal mine[D]. Hohhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2017.

[7] Feng Y, Wang J, Bai Z, et al. Effects of surface coal mining and land reclamation on soil properties: A review[J]. Earth-Science Reviews, 2019(191): 12-25.

[8] Li J, Pei Y Q, Zhao S H, et al. A review of remote sensing for environmental monitoring in China[J]. Remote Sensing, 2020, 12(7): 1130.

[9] Zhang M, Wang J M, Feng Y. Temporal and spatial change of land use in a large-scale opencast coal mine area: A complex network approach[J]. Land Use Policy, 2019, 86: 375-386.

[10] Rendenieks Z, Nita M D, Nikodemus O, et al. Half a century of forest cover change along the Latvian-Russian border captured by object-based image analysis of Corona and Landsat TM/OLI data[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 249: 112010.

[11] Negri R G, da Silva E A, Casaca W. Inducing contextual classifications with kernel functions into support vector machines[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 15(6): 962-966.

[12] Berhane T M, Lane C R, Wu Q S, et al. Decision-tree, rule-based, and random forest classification of high-resolution multispectral imagery for wetland mapping and inventory[J]. Remote Sensing, 2018, 10(4): 580.

[13] Garosi Y, Sheklabadi M, Pourghasemi H R, et al. Comparison of differences in resolution and sources of controlling factors for gully erosion susceptibility mapping[J]. Geoderma, 2018, 330: 65-78.

[14] Alimjan G, Sun T L, Liang Y, et al. A new technique for remote sensing image classification based on combinatorial algorithm of SVM and KNN[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2018, 32(7): 1859012.

[15] Bazi Y, Melgani F. Convolutional SVM networks for object detection in UAV imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(6): 3107-3118.

[16] 桑 潇, 国巧真, 潘应阳, 等. 基于 TM 和 OLI 数据山西省潞城市土地利用动态变化分析与预测[J]. 国土资源遥感, 2018, 30(2): 125-131. doi: 10.6046/gtzyyg.2018.02.17.
Sang X, Guo Q Z, Pan Y Y, et al. Research on land use dynamic change and prediction in Lucheng City of Shanxi Province based on TM and OLI[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2018,

30(2):125 – 131. doi:10.6046/gtzyyg.2018.02.17.

[17] Aldwaik S Z, Pontius R G J. Intensity analysis to unify measurements of size and stationarity of land changes by interval, category, and transition[J]. Landscape Urban Planning, 2012(106):103 – 114.

[18] 孙云华,郭 涛,崔希民. 昆明市土地利用变化的强度分析与稳定性研究[J]. 地理科学进展,2016,35(2):245 – 254.
Sun Y H, Guo T, Cui X M. Intensity analysis and stationarity of land use change in Kunming City[J]. Progress in Geography, 2016,35(2):245 – 254.

[19] Sang X, Guo Q Z, Wu X X, et al. Intensity and stationarity analysis of land use change based on CART algorithm[J]. Scientific Reports, 2019(9):12279.

[20] 邵亚奎,王 蕾,朱长明,等. GEE 云平台支持下的西天山森林遥感监测与时空变化分析[J]. 测绘通报,2020(8):13 – 17.
Shao Y K, Wang L, Zhu C M, et al. Forest survey and spatio – temporal analysis in West Tianshan mountains supported by Google Earth Engine[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020(8):13 – 17.

[21] Gong P, Li X C, Wang J, et al. Annual maps of global artificial impervious area (GAIA) between 1985 and 2018[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 236:111510.

[22] Parente L, Mesquita V, Miziara F, et al. Assessing the pasturelands and livestock dynamics in Brazil, from 1985 to 2017: A novel approach based on high spatial resolution imagery and Google Earth Engine cloud computing[J]. Remote Sensing of Environment, 2019 (232):111301.

[23] 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.

[24] Tassi A, Vizzari M. Object – oriented LULC classification in Google Earth Engine combining SNIC, GLCM, and machine learning algorithms[J]. Remote Sensing, 2020, 12(22):3776.

[25] Lin L L, Hao Z B, Post C J, et al. Monitoring land cover change on a rapidly urbanizing island using Google Earth Engine[J]. Applied Sciences – Basel, 2020, 10(25):7336.

[26] Fashae O A, Adagbasa E G, Olusola A O, et al. Land use/land cover change and land surface temperature of Ibadan and environs, Nigeria[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2020, 192 (2):109.

[27] 董 欣,刘鹏程. 基于 GEE 的土地利用变化对生态系统服务价值的影响研究——以京津冀地区为例[J]. 华中师范大学学报(自然科学版),2020,54(4):670 – 678.
Dong X, Liu P C. Impacts study of GEE – based land use changes on ecosystem service value (ESV): Take the Beijing – Tianjin – Hebei Region as an example[J]. Journal of Central China Normal University (Natural Sciences), 2020, 54(4):670 – 678.

[28] 杨可明. 遥感原理与应用[M]. 北京:中国矿业大学出版社,2016:231 – 234.
Yang K M. Remote sensing principle and applications[M]. Beijing: China University of Mining and Technology Press, 2016:231 – 234.

[29] Cerrillo R M N, Rodriguez G P, Rumbao I C, et al. Modeling major rural land – use changes using the GIS – based cellular automata metronamica model: The case of andalusia (Southern Spain)[J]. ISPRS International Journal of Geo – Information, 2020, 9(7): 458.

Application of intensity analysis theory in the land use change in Yijin Holo Banner under the background of coal mining

SANG Xiao[1], ZHANG Chengye[1,2], LI Jun[1,2,·], ZHU Shoujie[1], XING Jianghe[1], WANG Jinyang[1], WANG Xingjuan[1], LI Jiayao[1], YANG Ying[1]

(1. *College of Geoscience and Surveying Engineering, China University of Mining and Technology – Beijing, Beijing* 100083, *China*; 2 *State Key Laboratory of Coal Resources and Safe Mining, China University of Mining and Technology – Beijing, Beijing* 100083, *China*)

Abstract: This study aims to explore the differences and characteristics of the impacts of coal mining activities at different stages on various land use types in mining areas. Taking Yijin Huoluo Banner – a major coal – producing area in China – as the study area and multi – stage Landsat remote sensing images of nearly 30 years during 1990 – 2019 as the main data source, this study extracted land use distribution information using the random forest classification method on the Google Earth Engine platform. Based on this as well as coal mining statistical data, this paper analyzed the characteristics of land use changes at three stages of coal mining using the intensity analysis theory. The results are as follows. ① The intensity change theory can be used to comprehensively analyze the land use change from the aspects of intervals, categories, and transformation and to more systematically exhibit the characteristics of land use changes and the impacts of human activities in the study area. These are greatly significant for the in – depth understanding of the land use change process. ② Coal mining produces different impacts on different types of land, and it primarily affects the vegetation, water areas, and bare land. ③ Coal

mining imposes different impacts on various types of land at different stages. It produces slight impacts on various types of land at the initial stage. It produces increasing impacts on various types of land at the high – speed development stage, during which it mainly affects vegetation, bare land, and water areas in and around the mining area. Then the impacts decrease at the steady development stage of coal mining. The results of this study can serve the implementation of precise protection plans for different types of land at different coal mining stages and provide a scientific basis for the protection of the ecological environment in the mining area.

Keywords: coal mining; Landsat remote sensing images; land use change; intensity analysis theory

(责任编辑: 张 仙)