

doi: 10.6046/gtzyyg.2020.03.30

引用格式: 高文龙, 苏腾飞, 张圣微, 等. 矿区地物分类及土地利用/覆盖变化动态监测——以海流兔流域为例[J]. 国土资源遥感, 2020, 32(3): 232–239. (Gao W L, Su T F, Zhang S W, et al. Classification of objects and LUCC dynamic monitoring in mining area: A case study of Hailiutu watershed[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2020, 32(3): 232–239.)

矿区地物分类及土地利用/覆盖变化动态监测 ——以海流兔流域为例

高文龙¹, 苏腾飞^{1,2,3}, 张圣微^{1,2,3}, 杜银龙¹, 雒萌¹

(1. 内蒙古农业大学水利与土木建筑工程学院, 呼和浩特 010018; 2. 内蒙古自治区水资源保护与利用重点实验室, 呼和浩特 010018; 3. 内蒙古自治区农牧业大数据研究与应用重点实验室, 呼和浩特 010018)

摘要: 针对矿山开采是否会使得地物类型发生巨大变化及环境恶化问题, 利用 Landsat (TM, OLI) 影像, 对海流兔流域 2006 年、2010 年、2014 年、2018 年的土地进行分类, 揭示 2006—2018 年间 3 个阶段 (每 4 a 一阶段) 土地利用变化的时空特征。通过筛选比较最大似然法、支持向量机、随机森林等分类方法, 并应用地物时空变化特征和转移矩阵统计方法进行定性、定量分析。结果表明: 随机森林法得到的土地分类图精度优于其他分类方法; 3 个阶段中沙地与草地/灌木转化频繁, 沙地总面积减少 16.83%, 草地/灌木增加 12.68%, 建设用地逐年稳定增长; 截至 2018 年, 矿区发展并未对生态环境造成较大伤害, 井工矿地物结构变化与海流兔流域地物结构趋势一致。

关键词: 遥感; 转移矩阵; 采矿扰动; 土地利用

中图分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2020)03-0232-08

0 引言

土地利用/覆盖变化 (land use/cover change, LUCC) 是人类活动对地球表层系统影响的最直接形式^[1-3], 其影响广泛而长期存在^[4], 且这种影响受人口、经济、环境多种因素综合控制^[5-7], 同时还受到国家和地方国土空间管控和生态保护等政策的影响^[8]。20 世纪 90 年代以来, 两大具有全球影响力工程计划“国际地圈与生物圈计划 (International Geosphere Biosphere Programme, IGBP)”和“全球环境变化人文计划 (Human Dimensions Programme, HDP)”积极推动了 LUCC 方面工作, 共同拟定了《土地利用/覆盖变化科学研究计划》, 并将其列为核心项目^[9]。通过局部区域比较研究, 并结合遥感图像解译, 分析 LUCC 的空间变化过程及影响因素^[10]。目前国际上关于 LUCC 的研究具有综合性与地域性特点, 涵盖关于 LUCC 动态监测、LUCC 综

合模型、LUCC 驱动机制等研究方向^[11]; 而国内在进入 21 世纪以来 LUCC 研究才呈现快速递增趋势, 主要研究内容包括研究方法、基本特征、经济效益、动态监测、驱动因素、模拟建模、趋势预测等^[12], 以大中型城市和重要流域为主。但目前对于井工矿开采对地类的扰动影响国内外研究相对较少。矿山开采过程直接改变了地表土地利用类型, 从而对矿区及其周边地物和生态环境会造成影响^[13], 如采矿过程中导致的生物多样性减少、植被退化等一系列生态环境问题^[14-15]。晋陕蒙作为我国主要的煤炭资源存储和开采地区, 造成的生态环境问题也备受关注^[16]。其中采矿后地物类型的转移变化过程及人为因素对生态环境的改变可作为今后矿区生态修复的重要参照^[17-18]。

遥感技术是近 30 a 来 LUCC 研究的最重要手段, 且近 10 a 来通过与人工智能技术的结合进一步实现了土地利用信息的智能化提取^[19]。利用机器学习算法处理遥感影像数据分析 LUCC 动态监测已

收稿日期: 2019-10-22; 修订日期: 2020-02-27

基金项目: 国家重点研发计划项目“大型煤矿和有色金属矿矿井水高效利用技术与示范, 课题 1 采煤驱动下水文演变机理与地质环境生态效益, 专题 3 采煤驱动下地表演变机理与环境生态效应”(编号: 2018YFC0406401)、国家自然科学基金项目“改变降水对内蒙古典型草原禁牧与放牧草地水文土壤植被影响机制研究, 面向对象的河套灌区遥感作物分类算法研究”(编号: 51779116, 61701265)和内蒙古自治区杰出青年培育基金“典型草原水文土壤植被对改变降雨及放牧的响应机理研究”(编号: 2019JQ06)共同资助。

第一作者: 高文龙 (1995-), 男, 硕士研究生, 主要从事地学和环境遥感相关方面研究。Email: Gao19950723@126.com。

通信作者: 张圣微 (1979-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事定量遥感和生态水文方面研究。Email: zsw@imau.edu.cn。

成为近年相关领域的研究热点^[20]。机器学习算法是人工智能的一种具体技术形式^[21],其算法涵盖最大似然法(maximum likelihood estimate, MLE)、支持向量机(support vector machine, SVM)、随机森林(random forests, RF)等^[22-24]。其中RF是一种高效的组合分类法,其优越性在于可以用于求解多种分类问题,包括:分类性好、计算简单、建模方便、训练时间短、通用性强等^[25-27]。研究证明,RF解译土地利用类型效果良好。田绍鸿等^[28]利用RF对TH-1多光谱数据进行分类,得到结果RF比最大似然法精度提高10%;黄双燕等^[29]采用时间序列Sentinel 2A数据用不同机器学习法提取的农作物分类信息组合分析精度影响,发现RF精度最佳。

由于矿区地物的高度复杂性和快速变化的特点,目前对于矿区地物进行时序变化和动态检测的研究匮乏,本文利用多年时序遥感卫星影像,通过RF算法得到2006—2018年海流兔流域的矿区地物类型,在此基础上分析了研究区地物类型的转移变化情况,以期为矿区国土空间管控和采矿后生态修复研究提供基础。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区概况

研究区(图1)位于陕西省榆林市与内蒙古鄂尔多

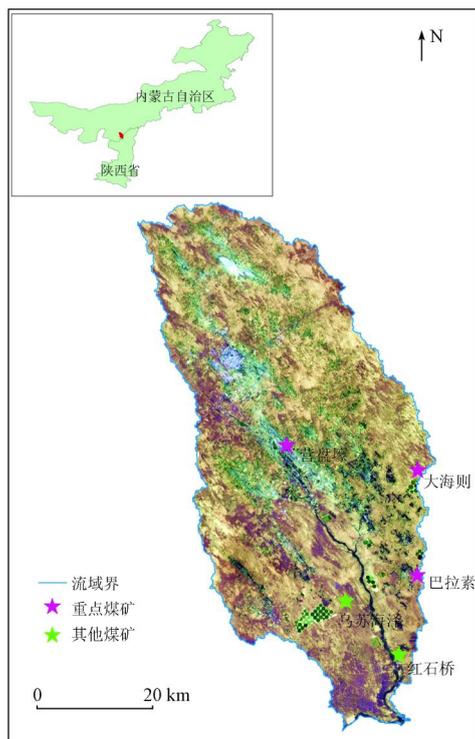


图1 研究区地理位置

Fig. 1 Geographic location of the study area

斯市境内,地理位置位于E108° 38' 26"~109° 14' 39",N38° 1' 16"~38° 50' 54",北连鄂尔多斯市市区,南接榆林市横山县,总面积约为2 797 km²,高程范围在1 000~1 475 m。北部区域属于毛乌素沙地风沙草滩区,南部区域属于黄土高原丘陵沟壑区。区内煤矿分布集中在海流兔流域中下游,矿区范围属于榆横矿区和纳林河矿区交界地区,在采矿山主要有巴拉素煤矿、营盘壕煤矿、大海则煤矿等。本文使用2018年10月4日Landsat8(OLI)影像数据,RGB为红、蓝、绿真彩色波段合成并通过影像预处理、图像裁剪等步骤,得到研究区概况图。

1.2 数据来源

本文所使用卫星遥感数据从地理空间数据云(<https://www.gscloud.cn/>)与美国地质勘探局(<https://earthexplorer.usgs.gov/>)获取,为空间分辨率30 m的2景Landsat8(OLI)和2景Landsat5(TM)多光谱数据。由于海流兔流域的矿区建设在2006年之前几乎无法在卫星影像得到信息,且为了更加详细得到2006—2018年之间的土地利用变化情况,故而数据选取年份为2006年、2010年、2014年和2018年,每间隔4 a为一阶段。为保证分类准确,4景数据全部选取植被处于成熟期且云量低于1%的遥感影像,如表1所示。

表1 影像信息

Tab. 1 Image information

影像编号	卫星 (传感器)	获取时间	空间分 辨率/m	云量/ %
LC08_L1TP_128033_20181004_20181010_01_T1	Landsat8 (OLI)	2018-10-04	30	0.28
LC81280332014298-LGN00	Landsat8 (OLI)	2014-10-25	30	0.50
LT51280332010255-IKR00	Landsat5 (TM)	2010-09-12	30	0.18
LT51280332006292-IKR00	Landsat5 (TM)	2006-10-19	30	0

1.3 数据预处理及样本点选区

遥感影像预处理步骤包括:辐射定标、大气校正、几何纠正及图像裁剪。经过以上处理后通过综合影像光谱与纹理特征分析、Google Earth目视区分和实地地物调查,共选取采集样本点1 344个,其中896个用来地物分类,448个作为精度验证(若不满足精度验证,需重新选取样本点)。按照土地利用程度并结合西部干旱地区地物分布特点,将地物划分为5类:沙地、草地/灌木、水域、耕地和建设用地^[30]。海流兔流域各类地物的影像解译标志如图2所示。样本点的地物类型以表2解译说明为依据。

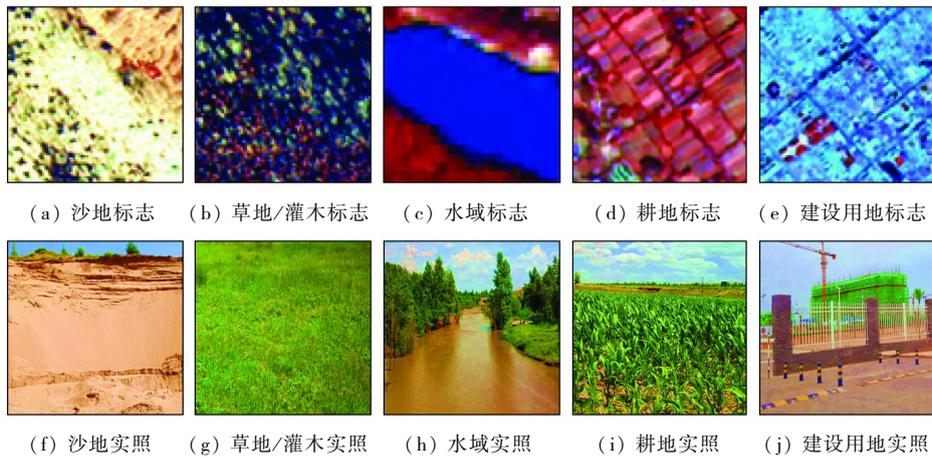


图 2 海流兔流域影像解译标志

Fig. 2 Remote sensing image interpretation signs of Hailiutu watershed

表 2 影像解译说明

Tab. 2 Remote sensing image interpretation instructions

地类名称	解译标志
沙地	影像色调呈褐色、黄色,形状不规则,在研究区内分布极其广泛
草地/灌木	影像呈现暗红色、深红色、黑色,形状为点状、片状,分布极其不均匀,研究区各处均有分布
水域	影像呈深浅颜色不一的蓝色、黑色和天蓝色,形状多呈条带状,带宽大小不一,边界明显
耕地	影像色调为鲜红色、褐色及土黄色,形状呈规则的方形、圆形(圆形为喷灌、滴灌耕地),分布在农村居民点与河流附近
建设用地	影像呈天蓝色、白色等,形状规则,相对集中,农村居民点呈点状分布,公路形状细长连续,与周围分界线明显

1.4 LUCC 动态监测总流程

实验设计过程如图 3 所示。影像经由图像预处理、样本点提取后,通过 MLE, SVM 和 RF 这 3 种监督分类方法比较,以此保证土地分类图的可靠性以及与实际地物类型相比准确性。若精度较低或与实际情况偏差较大,则必须重新选取样本点,直到精度

验证满足土地利用分类的要求为止。本文最终采用 RF 方法对海流兔流域 2006—2018 年间的遥感影像进行了土地利用分类和 LUCC 动态监测。为了更加详细研究采矿过程对整个流域 LUCC 影响程度,分别对区域各类地物类型面积的时序性、整体时间序列的地物转移矩阵和各矿区及周边的地物面积比较分析,即局部矿区扰动与整体研究区流域的关系。

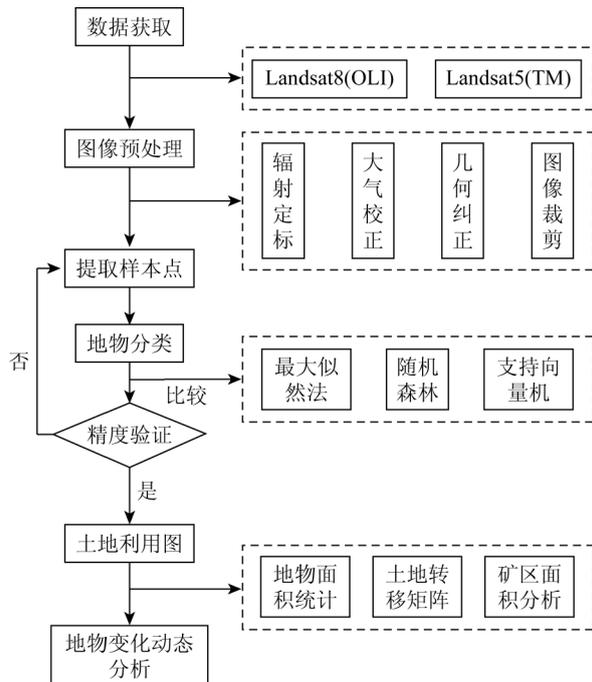


图 3 LUCC 动态监测流程

Fig. 3 Flow chart of land use/cover change dynamic monitoring

2 研究方法

2.1 随机森林及精度评价

RF 是 Breman^[22]提出的一种经典的机器学习模型,该模型是将 N 颗决策树组合到一起形成森林,并利用每颗树对选取的样本进行训练与预测,最终由每棵树投票选出随机森林。RF 模型的具体构建过程为:采用自助法(bootstrap)重采样从原始数据中有放回地抽取 N 个训练样本集,每个训练样本集的大小为原始数据集的 2/3,余下 1/3 作为袋外数据(out-of-bag, OOB)进行内部误差估计,产生 OOB 误差。

精度评价不仅可以反映出 LUCC 分类后与实际土地利用情况是否一致,还可以反映出提取的不同类别样本点是否合理,故精度验证是影像分类必不可少的环节。总体精度(overall accuracy, OA)表明图像中所有正确分类像元与总体像元的比值,Kappa 系数可用于一致性检验,以衡量分类精度。本文计算了研究区 2006—2018 年的 OA 和 Kappa 系数,计

算公式为:

$$P_0 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^N a_{kk} \quad (1)$$

$$K = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e} \quad (2)$$

$$P_e = \frac{1}{n^2} \sum_{k=1}^N \left(\sum_{i=1}^N a_{ki} \times \sum_{i=1}^N a_{ik} \right) \quad (3)$$

式中: P_0 为观测精确性的比例,即总体精度(OA); N 为地物类型个数; n 为总体像元数; a 为正确像元数; K 为 Kappa 系数; P_e 为期望的偶然一致的单元的比例,对于遥感图像解译表示偶然性因素导致的错误解释比例。

2.2 土地利用/覆盖变化转移矩阵

转移矩阵是马尔科夫模型在 LUC 方面的应用,可以定量地表明不同土地利用类型之间的转化情况。本文运用遥感影像数据计算了 2006—2018 年的 LUC 转移过程。

转移矩阵公式为:

$$A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & \cdots & A_{1n} \\ A_{21} & A_{22} & \cdots & A_{2n} \\ \cdots & \cdots & \ddots & \cdots \\ A_{n1} & A_{n2} & \cdots & A_{nn} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: A 为转移矩阵; A_{ij} 为 k 时期的 i 种土地利用类

型转换为 $k + 1$ 时期 j 种土地利用类型的面积; i, j 分别表示研究期初和研究期末的土地利用类型。

3 结果与分析

3.1 方法及精度检验

利用公式(1)—(3)对同样的训练样本分别进行 MLE 和 SVM 分类,并进行分类精度评价、与 RF 分类结果进行对比,发现基于机器学习的 RF 分类精度优于同等条件下其他 2 种分类算法,如图 4 所示。故本文采用 RF 的土地分类图进行 LUC 动态监测,如图 5 所示。

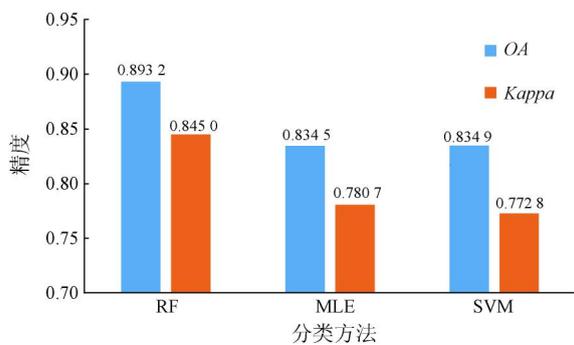


图 4 MLE, SVM, RF 方法精度比较

Fig. 4 Accuracy comparison of MLE, SVM and RF

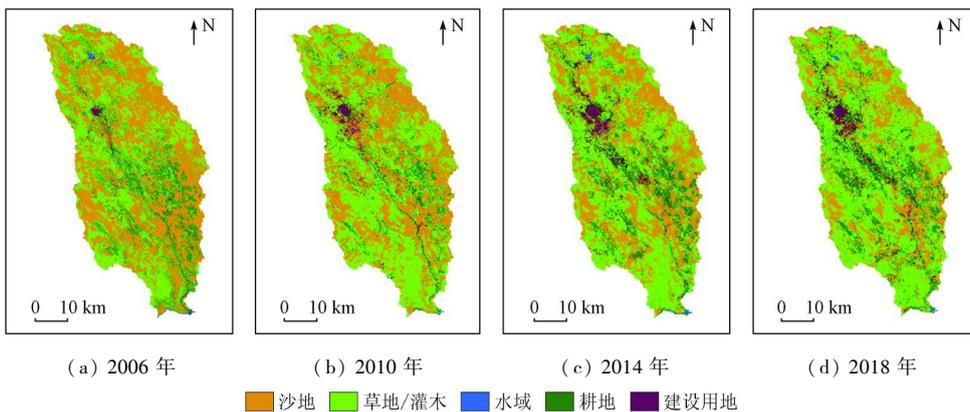


图 5 研究区土地分类图

Fig. 5 Land classification maps

3.2 海流兔流域地物变化特征及转移矩阵分析

海流兔河流域 2006—2018 年间 4 景遥感影像的解译结果能充分地体现 LUC 的特征,本文以统

计数数据形式将研究区 4 景地物分类图提取的土地类型进行分析,对比结果如表 3 所示。

表 3 海流兔流域 4 期不同土地利用类型面积、比例

Tab. 3 Area and proportion of different land use types in Hailiutu watershed in 4 stages

年份	沙地		草地/灌木		水域		耕地		建设用地		总面积/ km ²
	面积/km ²	比例/%	面积/km ²	比例/%	面积/km ²	比例/%	面积/km ²	比例/%	面积/km ²	比例/%	
2006 年	1 525.25	54.53	806.7	28.84	15.25	0.54	395.61	14.14	54.43	1.95	2 797.24
2010 年	1 385.34	49.53	900.36	32.19	14.11	0.50	386.91	13.83	110.52	3.95	2 797.24
2014 年	1 323.02	47.30	941.29	33.65	15.40	0.55	384.62	13.75	132.91	4.75	2 797.24
2018 年	1 053.95	37.68	1 161.52	41.52	29.87	1.07	416.78	14.90	135.13	4.83	2 797.24

从各类地物面积占区域面积的比重看,研究区 2006—2018 年间各类地物结构变化明显,特别是沙地和草地/灌木变化最为显著。总体趋势表现为沙地面积逐年持续减少,草地/灌木、水域、耕地、建设用地面积多年变化情况均在以不同程度增长。截至 2018 年的统计截止日期,沙地总面积比 2006 年减少了 16.85 个百分点,草地/灌木总体面积增加了 12.68 个百分点。数据显示,研究区水域在 2006—2010 年期间出现负增长,面积减少了 0.05 百分点,2014—2018 年间是 3 个阶段中增加量最大的,达到了 0.52 百分点,显然在这一时期中河流补给量有所增强,降水量较大。耕地的变化并未发生明显面积结构改变,总面积保持在 400 km² 上下浮动,这说明当地虽属采矿区工业区,却并未对农业用地造成伤害。建设用地面积变化情况与当今发展经济的社会背景相吻合,各阶段分别增长 2.08 和 0.08 百分点。

利用式(4)计算 2006—2018 年间整体时间序列的土地利用转移矩阵,沙地向草地/灌木、水域、耕地、建设用地转入面积明显大于转出面积,沙地分别向草地/灌木、耕地、建设用地转移面积为 380.49 km², 126.49 km² 和 54.82 km²,水域转移量较小。沙地与草地/灌木、耕地、建设用地之间面积转移是主要转化过程,且沙地转出到其他地类的面积大于其他地类向沙地的转入量。草地/灌木向沙地、水域、耕地、建设用地转入总面积变化量为 225.79 km²; 由其他地类转为草地/灌木转入量中,沙地和耕地变化量最大。草地/灌木面积转移过程中沙地、耕地为主要转入地物类型,且转入草地/灌木面积大于转出面积。水域根据土地分类图及实地调查后发现由于在流域内依靠河流水源两岸分布着面积广泛的耕

地、草地/灌木,因此面积较小。耕地与草地/灌木和沙地之间转入面积分别为 135.1 km² 和 126.49 km², 转出面积分别为 176.65 km² 和 44.48 km²。建设用地面积转移过程中沙地、草地/灌木、耕地是其主要转化来源。因此,2006—2018 年时期内,沙地面积逐渐减少,草地/灌木、耕地、水域、建设用地都有增加,表明近年来人类活动对沙地的治理及城镇公路的发展、地物类型的转变起着推动作用,如表 4 所示。

表 4 2006 到 2018 年海流兔流域土地利用/覆盖变化转移矩阵

Tab. 4 Transfer matrix of land use/cover change in Hailiutu Watershed from 2006 to 2018 (km²)

2018 年 地物类别	2006 年地物类别				
	沙地	草地/灌木	水域	耕地	建设用地
沙地	954.61	48.29	0.26	44.48	6.18
草地/灌木	380.49	580.80	5.75	176.65	17.58
水域	8.45	6.75	5.37	5.43	3.85
耕地	126.49	135.11	2.77	145.09	7.26
建设用地	54.82	35.64	1.07	23.93	19.54

对整个流域面积进行统计后可直观得到各类地物在 2006—2018 年间面积增减量的实际数据,再由叠加运算和统计分析形成地物类型的转移矩阵,可清晰地反映出不同类型地物之间的定量转换关系,即 2006—2018 年的 12 a 间海流兔流域沙地沙漠化、草地退化现象在逐渐好转,生态环境整体向好发展。

3.3 矿区及周边地物变化特征分析

研究区矿产资源开采主要以矿井开采为主。对海流兔流域巴拉素、营盘壕和大海则 3 个重点煤矿及其周边地区 2006—2018 年间的 LUCC 面积变化情况进行统计(图 6,图 7)。

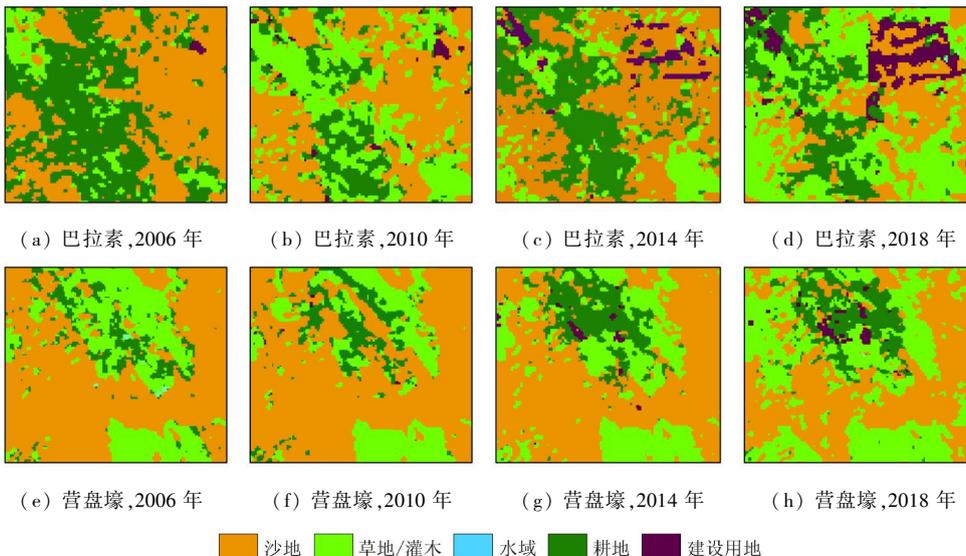


图 6-1 巴拉素、营盘壕、大海则煤矿地物类型时序变化

Fig. 6-1 Time series changes of coal mine features in Balasu, Yinpanhao and Dahaize

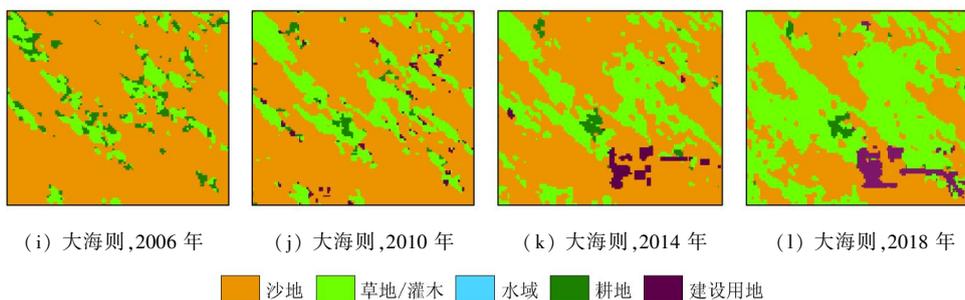


图 6-2 巴拉素、营盘壕、大海则煤矿地物类型时序变化

Fig. 6-2 Time series changes of coal mine features in Balasu, Yinpanhao and Dahaize

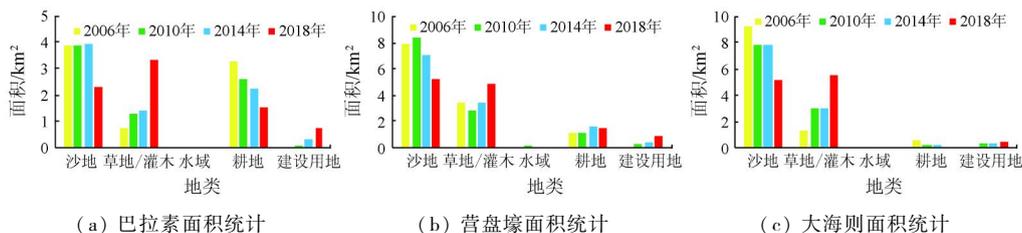


图 7 各矿区地物面积统计

Fig. 7 Statistics of each mineral surface area

由图 6 和图 7 可知,各矿区面积分别为巴拉素 7.92 km²、营盘壕 12.52 km²、大海则 11.24 km²。2006—2018 年间 LUCC 显著,沙地面积占据主体部分,随年份增加,面积均在减少,截至 2018 年统计日期为止巴拉素、营盘壕和大海则 3 个矿区的沙地面积分别减少 40.70%、33.61% 和 44.53%。草地/灌木面积逐年上升趋势明显。矿区周边并无水域存在。耕地面积在区域分布不一,故各矿区周边面积变化较大,巴拉素矿区逐年下降,一部分转化为建设用地,另一部分转化为草地;营盘壕矿区耕地面积上升明显,到 2018 年增长了 36%,大海则矿区由于耕地分布较少,无太大变化。而建设用地可间接反映出矿区的发展情况,在 3 个煤矿的面积都在逐年增加(包括周边村庄面积等)。综合分析沙地、草地/灌木、耕地的面积变化趋势表明,研究区采煤的扰动过程并未对生态环境造成影响,反而使土地荒漠化情况有所缓减,并在稳中有进地改善着生态环境现状。在对整个流域与重点矿区分析后发现,地物类型变化情况一致,并未造成环境问题。

4 结论

1) 本文对 MLE, SVM, RF 3 种分类方法在研究区的分类效果比较后认为, RF 方法的解译图像最佳,其总体精度 OA 为 89.32%、Kappa 系数为 0.845 0。结合对 Landsat (TM, OLI) 数据解译,获得了 2006 年、2010 年、2014 年和 2018 年的土地利用分类图。

2) 在对 2006 年、2010 年、2014 年和 2018 年土地利

用分类图计算得到研究区总面积为 2 797.24 km², 2006—2018 年间沙地总面积减少了 16.85%, 草地/灌木总面积增加了 12.68%, 水体和耕地总面积呈现缓慢增长趋势但不明显, 建设用地面积增加了 2.88%。出现以上土地类型变化的原因主要由于地形地貌、气候气象和人为干扰 3 方面因素制约了研究区土地覆被的变化。截至 2018 年, 沙地面积占研究区总面积的 37.68%、草地/灌木 41.52%、水域 1.07%、耕地 14.90%、建设用地 4.83%。

3) 矿区的建设用地发展并未对生态环境造成较大伤害, 全区域以沙地与草地/灌木之间的转化为主。整个海流兔流域的地物结构与在采矿山的地物结构变化趋势一致。表明采煤驱动对当地生态环境破坏很小。其次由于研究区常年来干旱少雨, 植物、农作物难以存活。因此近年来由于人类活动、政府部门在荒漠化治理政策, 三北防护林、防沙固草等方面实施了一系列措施, 当地经济持续发展, 使得沙地在减少、植被在增多, 建设用地也在不断增长。

参考文献 (References):

[1] Lawler J J, Lewis D J, Nelson E, et al. Projected land - use change impacts on ecosystem services in the United States [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2014, 111 (20): 7492 - 7497.

[2] Wulder M A, White J C, Goward S N, et al. Landsat continuity: Issues and opportunities for land cover monitoring [J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112 (3): 955 - 969.

[3] Mooney H A, Duraipapp A, Larigauderie A. Evolution of natural and social science interactions in global change research programs [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2013, 110

- (1):3665-3672.
- [4] Zhou R, Lin M, Gong J, et al. Spatiotemporal heterogeneity and influencing mechanism of ecosystem services in the Pearl River Delta from the perspective of LUCC [J]. *Journal of Geographical Sciences*, 2019, 29(5): 831-845.
- [5] 石玉琼, 李团胜, 史晓惠, 等. 榆林地区榆林地区景观生态敏感性时空特征[J]. *国土资源遥感*, 2017, 29(2): 167-172. doi: 10.6046/gtzyyg. 2017. 02. 24.
- Shi Y Q, Li T S, Shi X H, et al. Spatial-temporal characteristics of landscape ecological sensitivity in Yulin area [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2017, 29(2): 167-172. doi: 10.6046/gtzyyg. 2017. 02. 24.
- [6] Wang X, Tan K, Xu K, et al. Quantitative evaluation of the eco-environment in a coalfield based on multi-temporal remote sensing imagery: A case study of Yuxian, China [J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2019, 16(3).
- [7] 刁娇娇, 龚鑫焯, 李明诗. 利用综合变化检测方法进行土地覆盖变化制图[J]. *国土资源遥感*, 2018, 30(1): 157-165. doi: 10.6046/gtzyyg. 2018. 01. 22.
- Diao J J, Gong X Y, Li M S. A comprehensive change detection method for updating land cover data base [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2018, 30(1): 157-165. doi: 10.6046/gtzyyg. 2018. 01. 22.
- [8] 宁佳, 刘纪远, 匡文慧, 等. 中国 2010—2015 年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.
- Ning J, Liu J Y, Kuang W H, et al. Spatiotemporal patterns and characteristics of land-use change in China during 2010—2015 [J]. *Journal of Geographical Sciences*, 2018(5): 789-802.
- [9] 李秀彬. 全球环境变化研究的核心领域——土地利用/土地覆被变化的国际研究动向[J]. *地理学报*, 1996(6): 553-558.
- Li X B. A review of the international researches on land use/land cover change [J]. *Acta Geographica Sinica*, 1996(6): 553-558.
- [10] 庄逐舟, 刘嘉勋, 蔡凌雁, 等. 黄土高原土地利用/覆被变化研究进展[J]. *水土保持*, 2016, 4(3): 29-39.
- Zhuang Z Z, Liu J X, Cai L Y, et al. Research progress of land use/land cover change (LUCC) in the Loess Plateau [J]. *Open Journal of Soil and Water Conservation*, 2016, 4(3): 29-39.
- [11] 牛璐珍, 石英. 土地利用/覆盖变化研究进展综述[J]. *东南大学学报(哲学社会科学版)*, 2014(s1): 25-26.
- Liu L Z, Shi Y. A review of research progress on land use/cover change [J]. *Journal of Southeast University (Philosophy and Science Edition)*, 2014(s1): 25-26.
- [12] 刘纪远, 张增祥, 徐新良, 等. 21 世纪初中国土地利用变化的空间格局与驱动力分析[J]. *地理学报*, 2009, 64(12): 1411-1420.
- Liu J Y, Zhang Z X, Xu X L, et al. Spatial patterns and driving forces of land use change in China in the early 21st century [J]. *Acta Geographica Sinica*, 2009, 64(12): 1411-1420.
- [13] 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.
- Dun Y L, Wang J, Bai Z K, et al. Changes in Pingshuo opencast mining area ecosystem service values based on grey prediction modeling [J]. *Resources Science*, 2015, 37(3): 494-502.
- [14] Fei Z, Ayinuer Y, Dong F W. Ecological risk assessment due to land use/cover changes (LUCC) in Jinghe County, Xinjiang, China from 1990 to 2014 based on landscape patterns and spatial statistics [J]. *Environmental Earth Sciences*, 2018, 77(13): 491.
- [15] Jiang J, Tian G. Analysis of the impact of land use/land cover change on land surface temperature with remote sensing [J]. *Procedia Environmental Sciences*, 2010, (2): 0-575.
- [16] 张军峰, 孟凡浩. 新疆孔雀河流域人工绿洲近 40 年土地利用/覆被变化[J]. *中国沙漠*, 2018, 38(3): 223-231.
- Zhang J F, Meng F H. LUCC analysis of the upstream of the Kongqi River, Xinjiang, China [J]. *Journal of Desert Research*, 2018, 38(3): 223-231.
- [17] 李晶, 申莹莹, 焦利鹏, 等. 基于 Landsat TM/OLI 影像的兖州煤田水域面积动态监测[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(18): 243-250.
- Li J, Shen Y Y, Jiao L P, et al. Dynamic monitoring of water areas in Yanzhou coalfield based on Landsat TM/OLI images [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2017, 33(18): 243-250.
- [18] 马慧娟, 高小红, 谷晓天. 随机森林方法支持的复杂地形区土地利用/土地覆被分类研究[J]. *地球信息科学学报*, 2019, 21(3): 359-371.
- Ma H J, Gao X H, Gu X T. Random forest classification of Landsat8 imagery for the complex terrain area based on the combination of spectral, topographic and texture information [J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2019, 21(3): 359-371.
- [19] 张康, 黑保琴, 李盛阳, 等. 基于 CNN 模型的遥感图像复杂场景分类[J]. *国土资源遥感*, 2018, 30(4): 49-55. doi: 10.6046/gtzyyg. 2018. 04. 08.
- Zhang K, Hei B Q, Li S Y, et al. Complex scene classification of remote sensing images based on CNN [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2018, 30(4): 49-55. doi: 10.6046/gtzyyg. 2018. 04. 08.
- [20] Oliphant A, Thenkabail P, Teluguntla P, et al. Mapping cropland extent of Southeast and Northeast Asia using multi-year time-series Landsat 30-m data using a random forest classifier on the Google Earth Engine Cloud [J]. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, 2019, 81(9): 110-124.
- [21] 苏腾飞, 刘全明, 苏秀川. 基于多种植被指数时间序列与机器学习的作物遥感分类研究[J]. *江苏农业科学*, 2017, 45(16): 219-224.
- Su T F, Liu Q M, Su X C. Crop remote sensing classification based on multi vegetation index time series and machine learning [J]. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 2017, 45(16): 219-224.
- [22] Breiman L. Random forests [J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [23] 樊利恒, 吕俊伟, 于振涛, 等. 基于改进最大似然方法的多光谱遥感图像分类方法[J]. *电光与控制*, 2014, 21(10): 52-74.
- Fan L H, Lyu J W, Yu Z T, et al. Multispectral remote sensing image classification method based on improved maximum likelihood method [J]. *Electronics Optics & Control*, 2014, 21(10): 52-74.
- [24] 徐凯健, 田庆久, 杨闫君, 等. 遥感土地覆被分类的空间尺度响应研究[J]. *地球信息科学学报*, 2018, 20(2): 246-253.
- Xu K J, Tian Q J, Yang Y J, et al. Response of spatial scale for land cover classification of remote sensing [J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2018, 20(2): 246-253.

- [25] Mellor A, Haywood A, Stone C, et al. The performance of random forests in an operational setting for large area sclerophyll forest classification[J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(6): 2838 – 2856.
- [26] 陈伟民, 张凌, 宋冬梅, 等. 基于 AdaBoost 改进随机森林的高光谱图像地物分类方法研究[J]. *遥感技术与应用*, 2018, 33(4): 612 – 620.
Chen W M, Zhang L, Song D M, et al. Research on hyperspectral imagery land cover classification method based on Adaboost improved random forest[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2018, 33(4): 612 – 620.
- [27] Son N T, Chen C F, Chen C R, et al. Assessment of Sentinel – 1A data for rice crop classification using random forests and support vector machines[J]. *Geocarto International*, 2017: 1 – 15.
- [28] 田绍鸿, 张显峰. 采用随机森林法的天绘数据干旱区城市土地覆盖分类[J]. *国土资源遥感*, 2016, 28(1): 43 – 49. doi: 10.6046/gtzyyg. 2016. 01. 07.
Tian S H, Zhang X F. Random forest classification of land cover information of urban areas in arid regions based on TH – 1 data[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2016, 28(1): 43 – 49. doi: 10.6046/gtzyyg. 2016. 01. 07.
- [29] 黄双燕, 杨辽, 陈曦, 等. 机器学习法的干旱区典型农作物分类[J]. *光谱学与光谱分析*, 2018, 38(10): 3169 – 3176.
Huang S Y, Yang L, Chen X, et al. Study of typical arid crops classification based on machine learning[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2018, 38(10): 3169 – 3176.
- [30] 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.

Classification of objects and LUCC dynamic monitoring in mining area: A case study of Hailiutu watershed

GAO Wenlong¹, SU Tengfei^{1,2,3}, ZHANG Shengwei^{1,2,3}, DU Yinlong¹, LUO Meng¹

(1. *College of Water Conservancy and Civil Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot 010018, China*; 2. *Key Laboratory of Protection and Utilization of Water Resources of Inner Mongolia Autonomous Region, Hohhot 010018, China*; 3. *Inner Mongolia Autonomous Region Key Laboratory of Big Data Research and Application of Agriculture and Animal Husbandry, Hohhot 010018, China*)

Abstract: To tackle the problem whether mining will cause great changes in the types of surface features and environmental deterioration, the authors used Landsat (TM, OLI) images to classify the land in 2006, 2010, 2014 and 2018 in Hailiutu watershed, and revealed the temporal and spatial characteristics of land use changes in three stages (one stage every four years) from 2006 to 2018. Screening and comparing the classification methods MLE, SVM, RF and applying the statistical methods of features change and transfer matrix show that the accuracy of land classification map obtained by RF is better than that of the other classification methods, and the quantitative interpretation of land classification analysis was carried out for many years. In the three stages, the transformation of sandy land and grassland/shrub was frequent, the total area of sandy land decreased by 16.83%, the grassland/shrub increased by 12.68%, and the construction land increased steadily year by year. By 2018, the development of the mining area had not caused great damage to the ecological environment, and the change of the geological structure of the mine was consistent with the trend of the geological structure of Hailiutu basin.

Keywords: remote sensing; transfer matrix; mining disturbance; land use

(责任编辑: 李瑜)