

邹佳琦,张瑞,杨震,等. 基于长时序影像的森林矿区开采扰动识别[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2023, 38(1): 92-98. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2023.01.012

ZOU J Q, ZHANG R, YANG Z, et al. Identification of Mining Disturbance in Forest Mining Area Using Long Time-series Landsat Imagery [J]. Journal of Hunan University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2023, 38(1):92-98. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2023.01.012

# 基于长时序影像的森林矿区开采扰动识别

邹佳琦<sup>1,2</sup>,张瑞<sup>1</sup>,杨震<sup>1,3</sup>,李晶<sup>1,2\*</sup>,李生财<sup>1</sup>,吴建林<sup>1</sup>,王翔宇<sup>1</sup>

(1.中国矿业大学(北京)地球科学与测绘工程学院,北京 100083;

2.煤炭资源与安全开采国家重点实验室,北京 100083;3.河南工业大学信息科学与工程学院,河南 郑州 450001)

**摘要:**针对煤炭开采对矿区及周围的森林生态环境产生剧烈扰动的问题,提出了长时间序列的开采扰动识别方法.基于1984年—2015年共20期的Landsat TM/ETM+/OLI长时间序列遥感影像,以美国西弗吉尼亚州布恩县为例,利用植被变化监测(VCT)算法,应用综合森林特征指数(IFZ),构建“IFZ-时间”时间序列轨迹,实现了森林矿区开采扰动的识别,得到扰动年产品,重建森林从扰动到恢复的整个历史周期,可以为矿区环境监测和生态恢复工作提供技术支持.分类精度评价结果显示研究区分类的总体精度达到83.2%,Kappa系数达到0.814,表明植被变化监测算法可以有效地提取森林矿区的开采扰动信息.

**关键词:**植被变化监测;综合森林特征指数;时间序列;轨迹分析;开采扰动

中图分类号:F205;X171.4 文献标志码:A 文章编号:1672-9102(2023)01-0092-07

## Identification of Mining Disturbance in Forest Mining Area Using Long Time-series Landsat Imagery

ZOU Jiaqi<sup>1,2</sup>, ZHANG Rui<sup>1</sup>, YANG Zhen<sup>1,3</sup>, LI Jing<sup>1,2</sup>, LI Shengcai<sup>1</sup>, WU Jianlin<sup>1</sup>, WANG Xiangyu<sup>1</sup>

(1. College of Geosciences and Surveying Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China;

2. State Key Laboratory of Coal Resources and Safe Mining, Beijing 100083, China;

3. College of Information Science and Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China)

**Abstract:** Mining operation has a strong disturbance on the mining area and its surroundings, to monitoring which, a long time-series mining disturbance identification method is proposed in this paper. Based on long-time-series Landsat TM/ETM+/OLI imagery from 1984 to 2015 for totally 20 periods and considering the IFZ index, the VCT algorithm is applied to Boone county in West Virginia. By constructing the “IFZ-Time” time series trajectory, this paper identifies the mining disturbance and reconstructs the disturbance history in forest mining area, and produces the disturbance year map, which can support environment monitoring and ecological restoration. The classification accuracy evaluation results show that the overall classification accuracy of the study area reaches 82.9%, while the Kappa coefficient reaches 0.814, revealing that the VCT algorithm can effectively extract mining disturbance information in forest mining areas.

**Keywords:** Vegetation Change Tracker(VCT); IFZ index; time-series; trajectory analysis; mining disturbance

收稿日期:2020-09-20

基金项目:中国矿业大学煤炭资源与安全开采国家重点实验室开放基金资助项目(SKLCRSM10KFB15);国家重点研发项目资助(2016YFC0501101-4)

\*通信作者,E-mail:lijing@cumtb.edu.cn

森林在改善生态环境、维护生态平衡、保护人类生存与发展的基本环境等方面发挥着不可替代的作用<sup>[1]</sup>.但近年来全球的森林面积正在不断减少,据联合国粮农组织统计,1990 年—2015 年,全球森林面积已减少 1 290 000 km<sup>2</sup>.随着经济的发展,长期大规模和高强度的矿产资源开发将引起大规模的扰动,不可避免地会对当地的植被、土地产生巨大的影响,造成矿区生态环境的严重破坏.如今对于森林等自然资源的监测多为静态监测,即基于 2 期或多期影像监测土地利用类型是否发生变化及变化前后的地类信息,这些方法难以捕捉地类的演变过程信息,且存在“漏判”问题<sup>[2]</sup>.利用长时间序列的遥感影像,可得到森林损毁的精确时空变化特征以及损毁后的恢复过程等动态监测数据,获取更精确的监测信息<sup>[3-4]</sup>.

美国西弗吉尼亚州矿藏资源丰富,是美国的第二产煤州,是阿巴拉契亚煤田的重要组成部分,同时该州有“山脉之州”之称,地表也分布有森林.长期大规模和高强度的露天开采造成了矿区附近生态环境的严重破坏.1977 年美国国会颁布《露天采矿管理和复垦法》,使得美国露天矿区土地复垦从此走上法制道路,而监测和分析矿区生态环境是进行土地复垦相关工作的重要基础<sup>[5]</sup>.大量研究表明,通过分析地球资源卫星数据随时间变化的光谱信息,森林地区扰动和扰动后的恢复情况能够被很好地识别和描述.如今已有许多学者提出了基于 Landsat 时间序列影像的森林扰动监测算法,如 LandTrendr (Landsat based detection of Trends in Disturbance and Recovery)<sup>[6]</sup>,MIICA (Multi-index Integrated Change Analysis),CCDC (Continuous Change Detection and Classification) 等算法<sup>[7]</sup>.综合考虑这些算法适于监测的扰动类型、扰动产品质量等因素,选择 Huang 等<sup>[8]</sup>提出的一种利用长时间序列的 Landsat 影像自动重建森林扰动历史的方法——植被变化监测算法(VCT, Vegetation Change Tracker),此前该方法并没有在矿区森林资源及土地利用变化监测中予以应用.本研究将采用该方法,以美国西弗吉尼亚州布恩县为例,获取煤矿区森林损毁的时空变化监测数据,为矿产资源开发和生态环境保护提供决策支持.

## 1 研究区域和数据

### 1.1 研究区域概况

研究区为美国西弗吉尼亚州布恩县(见图 1),该区域露天采矿历史悠久,自 20 世纪 60 年代起,该区域一直进行着大规模的露天开采,开采方法包括等高线开采法、山顶剥离法、区域开采法等<sup>[9]</sup>.布恩县是阿巴拉契亚煤田的组成部分之一,为典型的山地地形,区域面积为 1 314 km<sup>2</sup>,其中开采许可面积约占全县总面积的 19%.美国国家土地数据库(NLCD)数据表明,布恩县约 75% 面积的土地被森林覆盖,且大部分为落叶林,该区域还包括少量的耕地、草地、湿地和开放水域.

### 1.2 研究数据及预处理

选取美国地质调查局(USGS)行号为 34、列号为 18 的从 1984 年—2015 年的 Landsat 影像,获取的影像为经过几何校正的 1 T 级标准地形校正产品.优先选择 1984 年—2015 年每年植被主要生长季(6 月 1 日—9 月 30 日)的影像,由于 2002 年、2005 年、2008 年、2010 年均没有满足要求的影像,故将选择范围扩大到 5 月 15 日—10 月 30 日<sup>[10]</sup>.1989 年—1994 年、1996 年、2001 年、2006 年、2009 年、2014 年影像均有大范围的云层覆盖,因此没有采用这 11 a 的影像.此外,为了避免处理由扫描线校正器故障带来的数据间隙问题,本文没有选择 2003 年以后的 ETM+影像.影像数据集共包括 20 期影像,每一期代表 1 个生长季(见表 1).

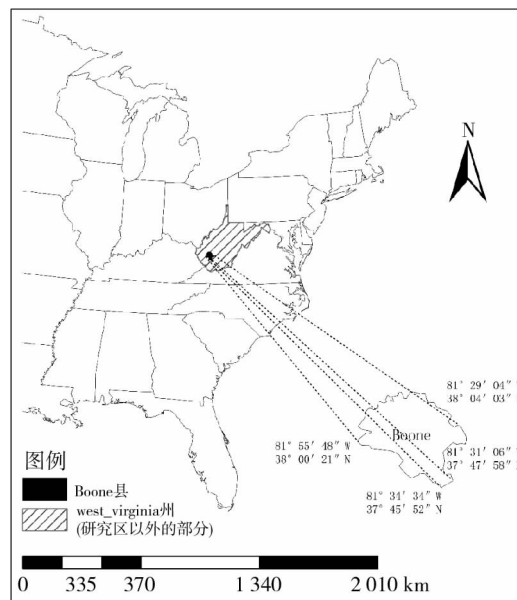


图 1 研究区位置

表1 影像获取日期、类型和序号

获取日期	传感器类型	序号	获取日期	传感器类型	序号
1984-09-17	TM	1	2002-05-22	ETM+	11
1985-09-20	TM	2	2003-06-02	TM	12
1986-06-19	TM	3	2004-09-24	TM	13
1987-06-06	TM	4	2005-05-22	TM	14
1988-08-27	TM	5	2007-09-17	TM	15
1995-08-31	TM	6	2008-10-05	TM	16
1997-09-05	TM	7	2010-05-20	TM	17
1998-08-23	TM	8	2011-06-08	TM	18
1999-09-03	TM	9	2013-09-17	OLI_TIRS	19
2000-06-09	TM	10	2015-09-07	OLI_TIRS	20

研究中也用到了美国西弗吉尼亚州矿业和能源部(DMME)提供的西弗吉尼亚州采矿许可边界和布恩县的行政边界矢量文件。

影像为经过几何校正的1 T级产品,对校正结果进行了目视检验.影像同时采用了 Landsat 生态扰动自适应处理系统(Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System,LEDAPS)进行处理,LEDAPS 是一种用于处理大量 Landsat 影像的大气校正系统,该处理可对带有云、云阴影等大气影响的表观反射率进行校正<sup>[7]</sup>.对所有影像进行云、阴影掩膜和水体掩膜后,利用 ArcPy 实现批量裁剪得到每年的研究区影像。

## 2 研究方法

### 2.1 植被变化监测算法

植被变化监测算法(VCT)基于森林资源及土地利用变化的光谱-时间特性,同时分析长时间序列 Landsat 影像中的所有数据,应用综合森林特征指数(Integrated Forest Z-score,IFZ),构建“IFZ-时间”时间序列轨迹,重建森林从扰动到恢复的整个历史周期,进而识别扰动像元,得到扰动产品。

未扰动森林生长季的光谱特征在很多年内维持相对稳定,而非森林光谱特征的年际变化较大;森林矿区露天开采前需去除植被,开采扰动将导致林冠覆盖面积和木质生物量急剧下降,表现为光谱突变;受到开采扰动后的森林重建需要一定时间,扰动后的恢复过程一般会持续几年或更久.若扰动使得森林转变为非森林,则没有扰动后的恢复过程<sup>[11]</sup>.基于上述光谱-时间特性,可以将森林、非森林、开采扰动以及开采扰动后的恢复过程区分开来,作为生产各类扰动产品的基础。

VCT 算法具体包括以下 2 个步骤:(1)单张影像的掩膜与归一化.对影像数据集中的每张影像分别进行云、云阴影以及水体的掩膜后,通过森林训练样本自动提取算法(Training Data Automation,TDA)从每张影像中提取纯净的森林像元<sup>[12]</sup>,用于后续综合森林特征指数(IFZ)的计算;(2)时间序列分析.计算影像数据集中每张影像中每个像元的综合森林特征指数(IFZ),形成“IFZ-时间”时间序列轨迹,分析时间序列轨迹得到扰动的时空信息,生产各类扰动产品。

### 2.2 森林训练样本自动提取算法

由于对光线的吸收及林冠阴影,森林像元在红光波段影像上亮度值较低,当红光波段影像的局部窗口内森林像元较多时,往往在影像局部窗口直方图中形成第一个较大的峰值<sup>[13]</sup>(见图 2)。

本文将 Landsat 影像数据集中的影像逐一分割成 24 张 500×500 像素的局部窗口.根据局部窗口的直方图峰值设定阈值,通过掩膜得到纯净森林像元.将影像

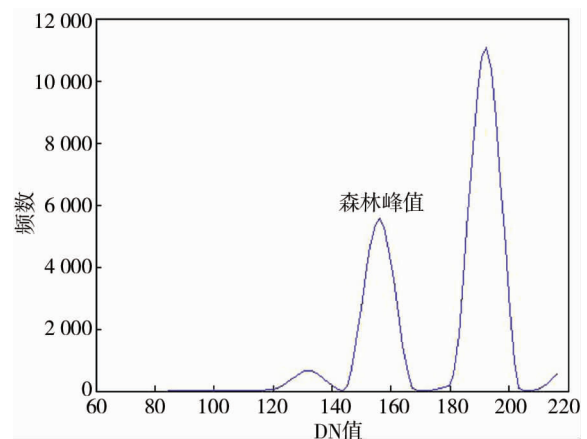


图2 局部窗口的直方图

所有局部窗口的纯净森林像元合并,即得到该张影像的所有纯净森林像元。

### 2.3 综合森林特征指数

综合森林特征指数(IFZ)用来衡量影像中各像元与纯净森林样本的似然程度。IFZ 值越小,则该像元属于森林像元的可能性越大;反之 IFZ 值越大,则该像元属于森林像元的可能性越小。

计算每张影像中每个像元的 IFZ 值分为以下 3 个步骤:(1)计算单个波段影像中所有纯净森林样本的均值与方差;(2)计算单个波段影像中每个像元的森林特征指数;(3)计算每年影像中每个像元的综合森林特征指数。

对于第  $i$  波段影像中单个像元的森林特征指数(FZ)定义见式(1)。

$$FZ_i = \frac{b_i - \bar{b}_i}{SD_i} \quad (1)$$

式中: $b_i$  为第  $i$  波段影像中某个像元的像元值; $\bar{b}_i$  和  $SD_i$  为  $i$  波段影像中所有纯净森林样本的均值和方差。每年影像中单个像元的综合森林特征指数(IFZ)定义见式(2)。

$$IFZ = \sqrt{\frac{1}{NB} \sum_{i=1}^{NB} (FZ_i)^2} \quad (2)$$

式中:NB 为计算 IFZ 值使用的波段数; $FZ_i$  为式(1)计算得到的第  $i$  波段的森林特征指数。

由于第 1 波段、第 2 波段与第 3 波段存在高相关性,故采用每张影像的第 3 波段、第 5 波段、第 7 波段进行 IFZ 值的计算。

### 2.4 时间序列轨迹分析

根据每个像元在每张影像中 IFZ 值,构建研究区内每个像元的“IFZ-时间”时间序列轨迹。基于森林、非森林、开采扰动不同的光谱-时间特性,制定决策规则(见图 3),通过设定一定的阈值,区分未扰动森林、非森林、开采扰动 3 种类别,对开采扰动像元的时间序列轨迹进行进一步分析,能够生产扰动年等扰动产品。

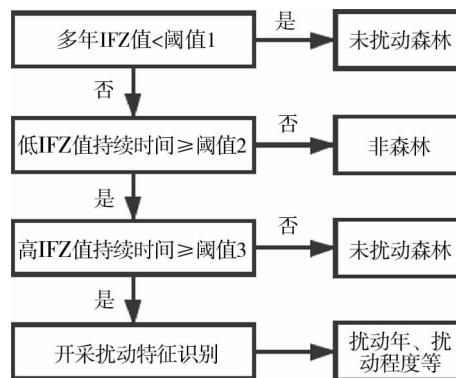


图 3 开采扰动及扰动年识别决策规则

开采扰动及扰动年识别决策规则中,IFZ 值小于阈值 1,称之为低 IFZ 值,反之称为高 IFZ 值。为了确定阈值 1、阈值 2、阈值 3,从 1984 年第 3 波段影像中分别选取了 15 个低灰度值像元和 15 个高灰度值像元,并画出了 15 张对应的 1984 年—2015 年的“IFZ-时间”时间序列轨迹,从中选取 2 张典型的“IFZ-时间”时间序列轨迹(见图 4)。图 4 中“\*”表示低灰度值像元,“+”表示高灰度值像元,图 4a 中的“\*”“+”线型轨迹分别代表了未扰动森林像元和扰动后恢复像元的典型时间序列轨迹;图 4b 中的“\*”“+”线型轨迹分别代表了开采扰动像元和非森林像元的典型时间序列轨迹<sup>[14]</sup>。

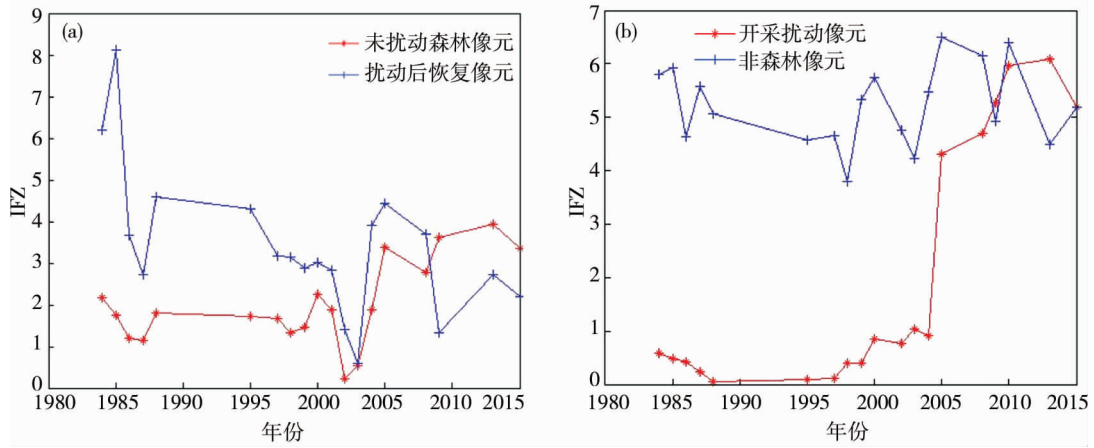


图4 “IFZ-时间”时间序列轨迹

根据上述 30 条时间序列轨迹以及相关文献<sup>[8]</sup>中提供的阈值,确定阈值 1 为 3,阈值 2 为 4,阈值 3 为 4,此时能够得到较好的扰动识别效果.

### 3 结果及分析

#### 3.1 森林矿区开采扰动识别结果

利用 ArcGIS 对扰动识别结果(见图 5)进行统计,得到布恩县采矿权范围内各类像元的空间分布特征<sup>[15]</sup>:(1)未扰动森林像元数量为 228 317 个,占全部像元数量的 65.60%;(2)非森林像元数量为 16 077 个,占全部像元数量的 4.62%;(3)开采扰动像元数量为 103 634 个,占全部像元数量的 29.78%.利用 MATLAB 进一步分析可得所有未扰动森林像元的 IFZ 平均值为 1.65;所有非森林像元的 IFZ 值平均值为 3.94;所有开采扰动像元的 IFZ 平均值为 3.21.由此可见用 IFZ 值能够用来区分未扰动像元、非森林像元、开采扰动像元.

#### 3.2 扰动年产品

选取年作为时间尺度,不能精确地确定扰动发生的时刻,故定义扰动年代表扰动发生的时间,即第一次检测到开采扰动像元受到扰动的年份<sup>[10]</sup>.对于每一个开采扰动像元,分析其时间序列轨迹,能够自动检测扰动年,生产扰动年产品(见图 6).

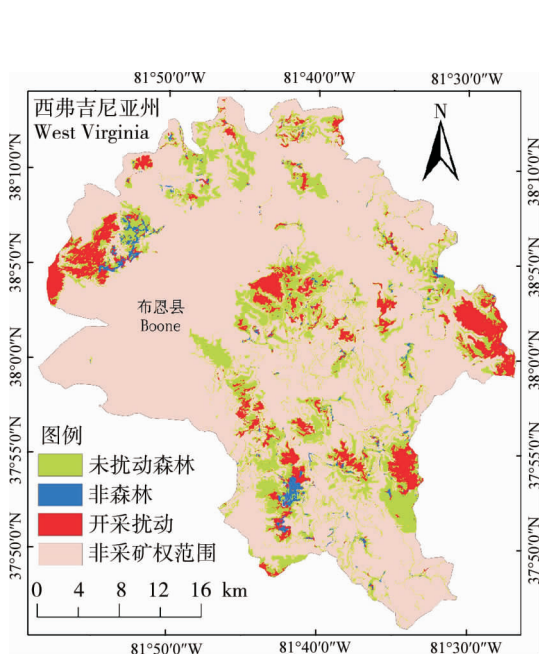


图5 森林矿区开采扰动识别结果

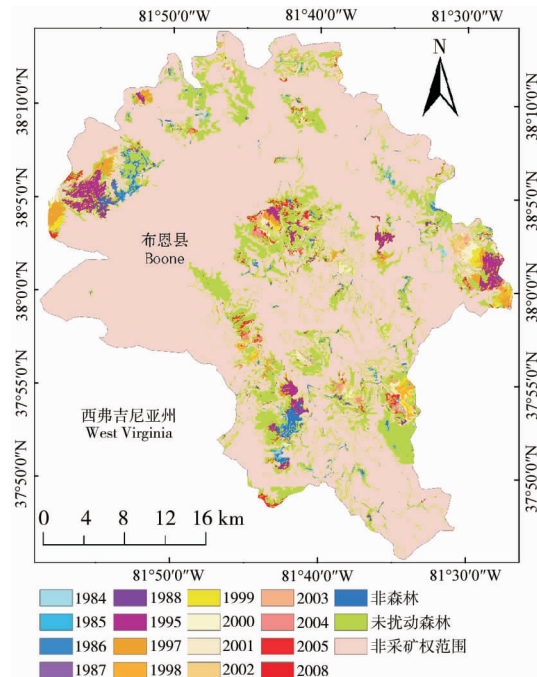


图6 森林矿区扰动年结果

利用 ArcGIS 对扰动年结果进行统计,得到布恩县采矿权范围内开采扰动像元的时间分布特征:(1) 1995 年、1997 年、2001 年新增的开采扰动像元数均超过 10 000 个,其中 1995 年最多,为 25 490 个,占全部开采扰动像元的 23.41%;(2) 1986 年、1987 年、2008 年新增的开采扰动像元数均小于 2 000 个,其中 1987 年最少,为 973 个,占全部开采扰动像元的 0.89%;

由于 1989 年—1994 年无合适影像,1995 年新增的扰动像元数实际为 1988 年—1995 年新增的扰动像元数,因此 1995 年新增像元数明显高于其他年.

### 3.3 分类精度评价

通过简单随机抽样的方法在每年的 Landsat 影像上选取若干个开采扰动像元.此外,还选取 68 个未扰动森林像元和 18 个非森林像元,共计 340 个样本点,通过计算混淆矩阵(见表 2)评价分类精度.结果表明:研究区分类的总体精度为 83.2%、Kappa 系数为 0.814.其中,未扰动森林的生产者精度和用户精度分别为 0.759 和 0.971;非森林的生产者精度和用户精度分别为 0.609 和 0.778;各扰动年份中,由于 2001 年影像有小部分较厚云层覆盖,该年的生产者精度低,为 0.400;2004 年影像有较大范围薄云覆盖,2005 年、2008 年的影像获取日期不是植被生长季,受到植被物候期的影响,这几年的用户精度低,分别为 0.455、0.600 和 0.438.混淆矩阵结果表明:使用基于长时间序列轨迹的植被变化监测方法可以较好地提取西弗吉尼亚州布恩县近 20 a 的森林开采扰动信息.

表 2 混淆矩阵

类别	真实值																			行总数	用户精度
	未扰动森林	非森林	1984	1985	1986	1987	1988	1995	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2008			
未扰动森林	66		1					1												68	97.1
非森林		14						3				1								18	77.8
1984	1	5	13																	19	68.4
1985		1		9																10	90.0
1986	1				9															10	90.0
1987	4	3				8														15	53.3
1988	3						15													18	83.3
1995	2							34												36	94.4
1997				1					28											29	96.6
1998									2	9										11	81.8
1999	1										9									10	90.0
2000												10								10	100
2001								1					6							7	85.7
2002	1										2		4	24						31	77.4
2003	2											1			18					21	85.7
2004	1											1	4			5				11	45.5
2005	1												1				3			5	60.0
2008	4										1	2		1				1	7	16	43.8
列总数	87	23	14	10	9	8	15	39	30	9	12	15	15	25	18	5	4	7		345	97.1
生产者精度/%	75.9	60.9	92.9	90.0	100	100	100	87.2	93.3	100	75.0	66.7	40.0	96.0	100	100	75.0	100		总体精度/%	83.2

## 4 结论

1) 选取美国西弗吉尼亚州布恩县 1984 年—2015 年共 20 期 Landsat 影像,利用植被变化监测算法,实现了森林矿区的开采扰动识别,生产扰动年产品,并进行基于像元尺度的精度评估,证明可以将植被变化监测算法应用在森林矿区的开采扰动识别方面.

2) 监测结果不够精确的原因可能存在影像有大范围云层覆盖、无可用的植被生长期影像等问题,导致分类精度下降.为了进一步提升分类精度和监测的准确性,今后应在这方面进行进一步研究和突破,可

考虑利用多源数据的融合补充.]

### 参考文献:

- [1] 赵同谦, 欧阳志云, 郑华, 等. 中国森林生态系统服务功能及其价值评价[J]. 自然资源学报, 2004, 19(4): 480-491.
- [2] 李晶, 焦利鹏, 申莹莹, 等. 基于 IFZ 与 NDVI 的矿区土地利用/覆盖变化研究[J]. 煤炭学报, 2016, 41(11): 2822-2829.
- [3] COPPIN P, JONCKHEERE I, NACKAERTS K, et al. Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(9): 1565-1596.
- [4] LU D, MAUSEL P, BRONDÍZIO E, et al. Change detection techniques[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(12): 2365-2401.
- [5] 汪云甲. 矿区生态扰动监测研究进展与展望[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1705-1716.
- [6] KENNEDY R E, YANG Z, COHEN W B. Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 1. LandTrendr—Temporal segmentation algorithms[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(12): 2897-2910.
- [7] COHEN W B, HEALEY S P, YANG Z Q, et al. How Similar Are Forest Disturbance Maps Derived from Different Landsat Time Series Algorithms? [J]. *Forests*, 2017, 8(4): 98.
- [8] HUANG C, GOWARD S N, MASEK J G, et al. An automated approach for reconstructing recent forest disturbance history using dense Landsat time series stacks[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(1): 183-198.
- [9] SEN S, ZIPPER C E, WYNNE R H, et al. Identifying revegetated mines as disturbance/recovery trajectories using an interannual Landsat chronosequence[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2012, 78(3): 223-235.
- [10] LI J, ZIPPER C E, DONOVAN P F, et al. Reconstructing disturbance history for an intensively mined region by time-series analysis of Landsat imagery[J]. *Environmental Monitoring & Assessment*, 2015, 187(9): 1-17.
- [11] HUANG C, GOWARD S N, MASEK J G, et al. Development of time series stacks of Landsat images for reconstructing forest disturbance history[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2009, 2(3): 195-218.
- [12] HUANG C, SONG K, KIM S, et al. Use of a dark object concept and support vector machines to automate forest cover change analysis[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(3): 970-985.
- [13] 张连华, 李春干. 高分辨率遥感图像森林训练样本自动提取及其在变化检测中的应用[J]. 南京林业大学学报(自然科学版), 2015, 39(3): 13-17.
- [14] HUANG C, GOWARD S N, SCHLEEWEIS K, et al. Dynamics of national forests assessed using the Landsat record: Case studies in eastern United States[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(7): 1430-1442.
- [15] 李晶, ZIPPER C E, 李松, 等. 基于时序 NDVI 的露天煤矿区土地损毁与复垦过程特征分析[J]. 农业工程学报, 2015, 31(16): 251-257.