

# 基于 CBERS CCD 数据的鹿洼煤矿塌陷区 LUCC 检测

赵银娣<sup>①\*</sup>, 社会建<sup>①②</sup>, 吴波<sup>③</sup>, 蔡燕<sup>①</sup>

① 中国矿业大学环境与测绘学院, 徐州 221116

② 国土环境与灾害监测国家测绘局重点实验室, 徐州 221116

③ 福州大学空间数据挖掘与信息共享教育部重点实验室, 福州 350002

\* 通信作者. E-mail: zhaoyd@cumt.edu.cn

收稿日期: 2011-07-19; 接受日期: 2011-08-18

中国博士后科学基金 (批准号: 20090450182) 和国家自然科学基金 (批准号: 40801181, 40901221) 资助项目

**摘要** 本文基于多时相中巴地球资源卫星 CBERS CCD 数据, 以鹿洼煤矿塌陷区为例, 利用混合像元分解技术开展土地利用/覆盖变化 LUCC 检测. 分别选取研究区域的 2002 年、2006 年和 2010 年 3 个时相的 CBERS CCD 图像作为遥感数据源, 将粒子群优化算法引入到端元提取中, 基于线性光谱混合模型提取鹿洼煤矿塌陷区水体、建筑用地、农田和土壤 4 类地物信息, 并对结果进行统计分析. LUCC 检测结果表明, 2002 年至 2010 年间, 鹿洼煤矿塌陷地面积逐年增加, 造成大面积农田积水, 导致无法进行作物耕种. 最后, 结合当地政府采取的塌陷地治理措施分析了土地利用变化情况.

**关键词** 中巴地球资源卫星 土地利用/覆盖变化 鹿洼煤矿 粒子群优化 混合像元分解

## 1 引言

煤矿开采对于我国城市建设、工业发展和现代化进程具有重要作用<sup>[1]</sup>. 随着煤矿区规模的迅速发展, 矿区塌陷、土壤污染等问题日渐严重, 对矿区生态环境造成了严重破坏<sup>[2]</sup>. 因此, 对煤矿区进行 LUCC(land use and land cover change) 检测具有重要的现实意义. 遥感技术作为一种先进的信息采集方法, 在 LUCC 研究中具有明显优势, 运用遥感技术进行 LUCC 研究已经成为国内外学者研究的热点之一<sup>[3-5]</sup>. CBERS(China-Brazil Earth Resources Satellite)-01/02/02B 星成功发射后, CBERS CCD 数据已经成为 LUCC 检测的重要数据来源, 很多学者选用 CBERS CCD 图像进行了相关研究. Du 等<sup>[6]</sup> 利用多时相 CBERS CCD 图像, 分别运用 3 种分类方法提取城市景观格局信息, 验证了 CBERS 数据在城市景观格局分析中的有效性; You 等<sup>[7]</sup> 基于汕头市 CBERS CCD 数据研究了 LUCC 监测方法, 评价了面向对象分类和基于像素分类的应用精度和效果. 由于传感器空间分辨率的限制与矿区生态环境的复杂性, 矿区 CBERS CCD 图像数据中存在着大量的混合像元, 若简单地将混合像元判别归属于某一地物类别进行 LUCC 检测, 势必会影响检测精度, 故有必要借助混合像元分解技术提取矿区 CCD 图像中各类地物的真实组分信息, 从而提高 LUCC 检测与分析的准确性. 本文以鹿洼煤矿为例, 选用 2002 年、2006 年和 2010 年 3 个时相的 CBERS CCD 图像, 基于混合像元分解技术提取研究



图 1 研究区域地理位置 (左图为济宁市行政图, 右图为 2006 年 CBERS CCD 图像, RGB=4,3,2)  
**Figure 1** Location of the study area (the left is the administrative map of Jining city, and the right is the CBERS image of the year 2006, RGB=4,3,2)

区域内各地物类型的丰度图, 并对检测结果进行精度评价和统计分析, 重点分析鹿洼煤矿塌陷区土地利用与覆盖变化情况, 为科学治理塌陷地、合理利用土地资源、保护生态环境提供信息支持。

## 2 研究区及数据介绍

### 2.1 研究区概括

鹿洼煤矿位于山东省济宁市鱼台县张黄镇境内, 1993 年开始筹建, 1995 年开工建设, 2000 年竣工投产 (<http://www.luwacoal.com/page/jianjie.html>). 矿井井田总面积约 20.5 km<sup>2</sup>, 为独立井田, 井田地质构造简单, 可采煤层厚度为 10.46 m, 地质储量约 1.48 亿吨, 可采储量 6000 万吨, 核定生产能力为 120 万吨/年. 煤种主要为低灰、低磷、特低硫、高热量的焦煤和气肥煤, 煤炭发热量平均在 28MJ/kg 以上.

鹿洼煤矿东临微山湖, 属滨湖平原, 潜水位高, 由采煤引起的地面塌陷造成大面积农田积水, 鹿洼煤矿自 2000 年投产至今, 已造成近 7000 亩土地塌陷, 其中 90% 为农田 [8]. 本文研究区域位于白马河和老万福河交汇处附近, 塌陷地处于交汇处西北方向. 研究区域在济宁市所处位置如图 1 所示.

### 2.2 实验数据及预处理

本文利用 2002 年、2006 年和 2010 年 3 个时相的遥感数据, 对鹿洼采煤塌陷区进行 LUCC 检测研究. 数据采用 CBERS CCD 图像 (CBERS-02B 星搭载的 CCD 相机参数见表 1), 包含 5 个波段, 重采样后空间分辨率为 19.5 m, 图像均来自中国资源卫星应用中心 (<http://www.cresda.com/n16/n1115/n1432/index.html>), 轨道号为 372, 行编号为 61, 产品级别均为 Level 2. 3 个时相的图像分别为 CBERS 01, 02, 02B 星的 CCD 数据, 接收时间分别为 2002 年 2 月 3 日、2006 年 3 月 14 日、2010 年 2 月 18 日, 属于同一季节, 天气情况为无云或少云.

表 1 CBERS-02B 星搭载的 CCD 相机参数

Table 1 Parameters of CBERS-02B CCD camera

Band number	Wavelength ( $\mu\text{m}$ )	Spatial resolution (m)	Calibration coefficient	Swath width (km)	Revision period (d)
B01	0.45—0.52	20	0.9282		
B02	0.52—0.59	20	0.8230		
B03	0.63—0.69	20	1.5066	113	26
B04	0.77—0.89	20	1.7484		
B05	0.51—0.73	20	1.0023		

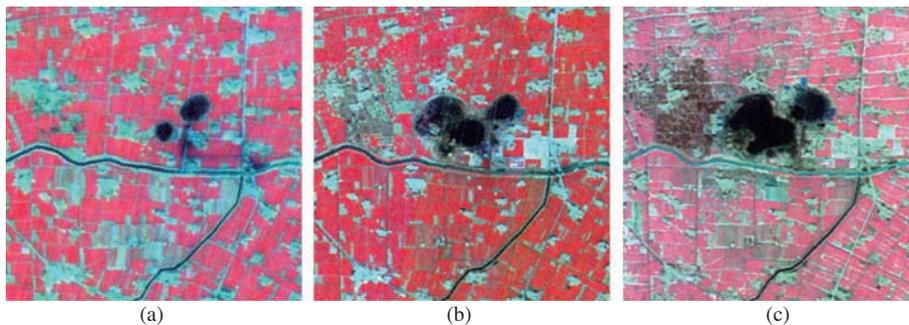


图 2 研究区域的 CBERS CCD 标准假彩色图像

Figure 2 CBERS CCD standard false color images of the study area

(a) February 3, 2002; (b) March 14, 2006; (c) February 18, 2010

CBERS CCD 数据预处理主要包括辐射校正、几何校正、地理配准、图像裁剪等过程. 首先利用中国资源卫星应用中心提供的定标系数计算辐亮度图像, 然后基于 ENVI FLAASH 模块进行大气校正得到反射率图像<sup>[9]</sup>; 由于 3 个时相的 CBERS CCD 数据在第 5 波段均具有明显的空间漂移现象, 故以第 4 波段为基准, 对第 5 波段进行几何校正; 以 2006 年图像为参考图像, 选取 20 个左右的地面控制点对 2002 年和 2010 年图像进行地理配准; 最后根据研究区域裁剪得到 3 幅大小为  $400 \times 400$  的子图像, 如图 2 所示.

### 3 研究方法

本文利用多时相 CBERS CCD 图像对鹿洼煤矿塌陷地进行 LUCC 检测与分析, 在 2.2 节所述的图像预处理的基础上, 利用粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 分别提取 3 个时相的终端端元, 然后基于线性混合模型进行混合像元分解, 利用得到的地物丰度图对研究区域内的土地变化进行检测, 技术路线如图 3 所示.

#### 3.1 端元提取技术

近年来发展起来的纯净像元指数 (pixel purity index, PPI)<sup>[10]</sup>、单体生长算法 (simplex growing algorithm, SGA)<sup>[11]</sup> 等端元提取算法主要是基于凸面几何学的, 认为图像中所有的点的集合构成了一个高维空间的凸集, 而所有的端元均落在单形体的顶点, 混合像元则落在单形体内部<sup>[12]</sup>. 如图 4 所示

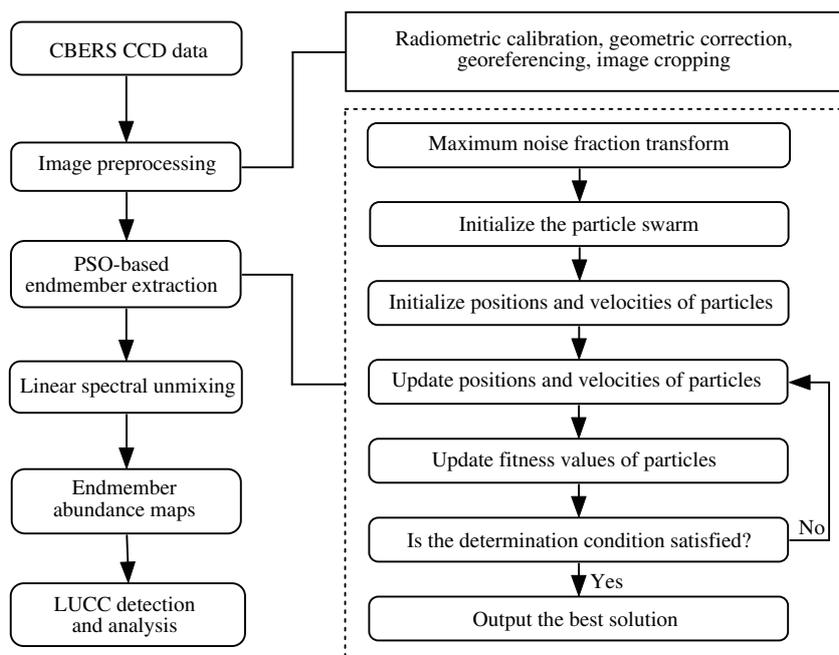


图 3 技术路线图

Figure 3 The technical flow chart

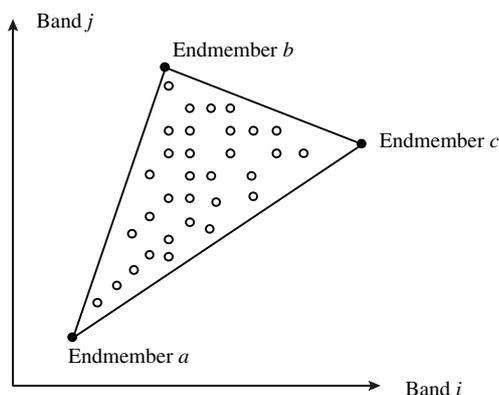


图 4 波段  $i$  (横坐标) 和波段  $j$  (纵坐标) 的二维散点图

Figure 4 The scatter plot of band  $i$  (horizontal axis) and band  $j$  (vertical axis)

的二维散点图中, 3 种端元  $a/b/c$  位于三角形的顶点, 三角形内部的点则对应图像中的混合像元. 因此遥感图像的端元提取问题便转化为求单形体的体积最大问题. 假设端元的个数为  $m$ , 将原始遥感数据进行降维处理并保留  $m - 1$  个波段, 随机选择  $m$  个像元作为端元, 则它们构成的单形体体积计算公式为<sup>[11]</sup>

$$\mathbf{E} = [e_1 \quad e_2 \quad \cdots \quad e_m], \tag{1}$$

$$U(\mathbf{E}) = \frac{1}{(m - 1)!} \text{abs} \left( \left| \begin{pmatrix} \mathbf{J} \\ \mathbf{E} \end{pmatrix} \right| \right), \tag{2}$$

其中,  $\mathbf{e}_i = [e_{i1} \ e_{i2} \ \cdots \ e_{i(m-1)}]^T$  表示第  $i$  个端元的列向量,  $U$  表示单形体的体积,  $\mathbf{J}$  表示元素全为 1 的  $m$  维行向量,  $|\bullet|$  表示行列式运算符.

PSO 属于一种启发式的优化算法<sup>[13]</sup>, 源于对鸟群捕食的行为研究, 是一种基于迭代的优化工具, 具有容易理解、容易实现、全局搜索能力强等特点, 在多目标函数优化、动态系统跟踪、神经网络权值训练等方面得到了广泛的应用. 近年来, 很多学者在解决 PSO 寻优过程过早收敛、节约计算成本等方面做了大量工作, 引入了惯性因子、压缩因子和遗传算法等对 PSO 算法进行了改进<sup>[14]</sup>, 其中, 引入遗传算法的 PSO 算法主要有基于自然选择和基于杂交的两种方法<sup>[15]</sup>. 本文利用式 (1) 和 (2) 设定目标函数, 将基于自然选择的 PSO 算法应用到多光谱 CCD 图像端元提取中, 具体步骤如下:

步骤 1. 将多光谱遥感数据经最大噪声分离变换 (maximum noise fraction, MNF)<sup>[16]</sup> 降至  $m - 1$  维 ( $m$  为端元数), 设置最大迭代次数  $d_{\max}$ , 并令当前迭代次数  $d = 0$ .

步骤 2. 初始化种群, 生成  $K$  个粒子, 初始粒子群表示为  $\{\mathbf{X}_{d,i} | i = 1, 2, \dots, K\}$ ,  $\mathbf{X}_{d,i} = [\mathbf{X}_{d,i,1} \ \mathbf{X}_{d,i,2} \ \cdots \ \mathbf{X}_{d,i,m}]$  表示粒子  $i$  的位置, 其中,  $\mathbf{X}_{d,i,j} = [x_{d,i,j1} \ x_{d,i,j2} \ \cdots \ x_{d,i,j(m-1)}]^T$  为粒子  $i$  中第  $j$  个端元在 MNF 变换域中的向量表示; 记录各粒子在粒子群中的序号  $i$ , 根据设定的目标函数计算每个粒子  $i$  的适应值  $U(\mathbf{X}_{d,i})$ .

步骤 3. 初始化粒子群中各粒子  $i$  自身发现的最佳位置  $\mathbf{L}_i$  和最优适应值  $U(\mathbf{L}_i)$ , 令  $\mathbf{L}_i = \mathbf{X}_{d,i}$ , 令  $U(\mathbf{L}_i) = U(\mathbf{X}_{d,i})$ ; 初始化全局最优粒子的位置  $\mathbf{G}$  和适应值  $U(\mathbf{G})$ , 选择适应值最大的粒子作为全局最优粒子, 即  $U(\mathbf{G}) = \max[U(\mathbf{L}_i)]$ ; 初始化种群各粒子的速度  $\{\mathbf{v}_{d,i} | i = 1, 2, \dots, K\}$ , 利用均值为 0、方差为 1 的正态分布生成随机数赋值给向量  $\mathbf{v}_{d,i}$  中的各元素.

步骤 4. 更新每个粒子  $i$  的速度和位置, 计算公式如下:

$$\mathbf{v}_{d+1,i} = w\mathbf{v}_{d,i} + c_1r_1(\mathbf{P}_i - \mathbf{X}_{d,i}) + c_2r_2(\mathbf{P}_g - \mathbf{X}_{d,i}), \quad (3)$$

$$\mathbf{X}_{d+1,i} = \mathbf{X}_{d,i} + \mathbf{v}_{d,i}, \quad (4)$$

式中,  $w$  为惯性权重,  $c_1$  和  $c_2$  为学习因子,  $r_1$  和  $r_2$  为 0 到 1 之间均匀分布的随机数.

步骤 5. 对于粒子群中的每个粒子  $i$ , 计算更新后的适应值  $U(\mathbf{X}_{d+1,i})$ , 若  $U(\mathbf{X}_{d+1,i}) > U(\mathbf{L}_i)$ , 则令  $\mathbf{L}_i = \mathbf{X}_{d+1,i}$ , 令  $U(\mathbf{L}_i) = U(\mathbf{X}_{d+1,i})$ .

步骤 6. 更新全局最优粒子的位置和适应值, 若  $\max[U(\mathbf{L}_i)] > U(\mathbf{G})$ , 则令  $U(\mathbf{G}) = \max[U(\mathbf{L}_i)]$ .

步骤 7. 将粒子群  $\{\mathbf{X}_{d,i} | i = 1, 2, \dots, K\}$  按适应值由大到小进行排序, 用群体中最好的一半粒子的位置和速度分别替换掉最差的一半的位置和速度, 各粒子  $i$  自身发现的最佳位置  $\mathbf{L}_i$  和最优适应值  $U(\mathbf{L}_i)$  保持不变.

步骤 8. 若  $d < d_{\max}$  时, 令  $d = d + 1$ , 返回步骤 4; 否则退出循环, 输出全局最优粒子的位置  $\mathbf{G} = [\mathbf{g}_1 \ \mathbf{g}_2 \ \cdots \ \mathbf{g}_m]$ , 其中,  $\mathbf{g}_j = [g_{j1} \ g_{j2} \ \cdots \ g_{j(m-1)}]^T$ ,  $g_{jk}$  表示端元  $j$  的第  $k$  个 MNF 分量. 对于各个端元  $j$ , 利用光谱角匹配方法<sup>[17]</sup>, 计算  $\mathbf{g}_j$  与 MNF 图像中的各个像元之间的光谱角, 将光谱角最小的像元视为最终端元, 记录最终端元在原始多光谱图像中的坐标位置和光谱属性.

### 3.2 混合像元线性分解模型

在线性混合模型中, 多光谱图像的像元  $i$  在波段  $k$  上的波谱反射率  $r_{ik}$  可以表示为所含  $m$  个端元组分的线性组合, 如下式所示<sup>[18]</sup>:

$$r_{ik} = \sum_{j=1}^m a_{kj} \times s_{ij} + n_{ik}, \quad k = 1, 2, \dots, b, \quad (5)$$

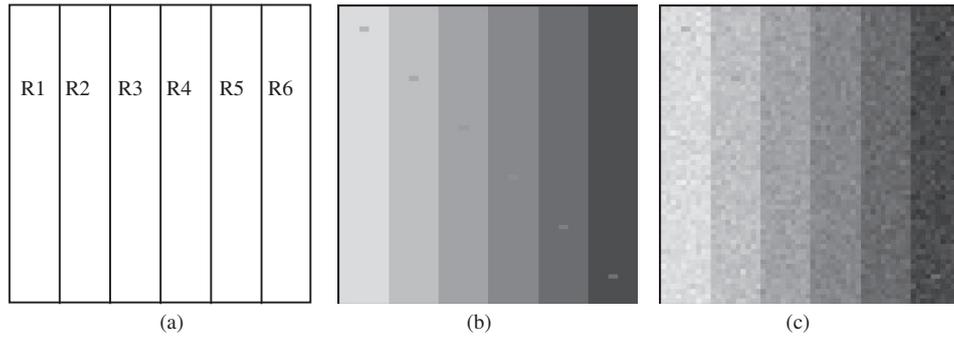


图 5 模拟图像

Figure 5 The simulated image

(a) Structure graph; (b) image before adding noise (band 66); (c) image after adding noise (band 66)

式中,  $a_{kj}$  表示第  $j$  个端元的第  $k$  个波段的反射率,  $s_{ij}$  表示第  $j$  个端元在混合像元  $i$  中所占的比例,  $n_{ik}$  表示像元  $i$  第  $k$  个波段的噪声,  $b$  表示多光谱图像的波段数.

令  $\mathbf{R}_i = [r_{i1} \ r_{i2} \ \dots \ r_{ib}]^T$  为多光谱图像中像元  $i$  的光谱向量,  $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1 \ \mathbf{a}_2 \ \dots \ \mathbf{a}_m]$  为由各端元  $j$  的光谱属性  $\mathbf{a}_j = [a_{1j} \ a_{2j} \ \dots \ a_{bj}]^T$  构成的矩阵,  $\mathbf{S}_i = [s_{i1} \ s_{i2} \ \dots \ s_{im}]^T$  表示该像元中  $m$  类地物所占的百分比向量,  $\mathbf{N}_i = [n_{i1} \ n_{i2} \ \dots \ n_{ib}]^T$  表示像元  $i$  的噪声, 则线性混合模型的矩阵计算公式为

$$\mathbf{R}_i = \mathbf{A} \times \mathbf{S}_i + \mathbf{N}_i. \quad (6)$$

若端元属性矩阵  $\mathbf{A}$  已知, 线性混合模型参数  $\mathbf{S}_i$  的求解问题则转化为简单的线性估计问题, 通常利用最小二乘法进行求解, 使  $\mathbf{N}_i$  的模达到最小. 根据混合像元分解问题的实际物理意义,  $\mathbf{S}_i$  需满足两个约束条件: 一是混合像元中各组分比  $s_{ij}$  在  $[0, 1]$  范围内取值, 二是  $\sum_{j=1}^m s_{ij} = 1$ . 本文利用基于 PSO 的端元提取算法获得端元属性矩阵  $\mathbf{A}$  后, 在考虑  $\mathbf{S}_i$  上述两个约束条件的情况下, 采用完全约束最小二乘法<sup>[19]</sup>进行  $\mathbf{S}_i$  丰度估计.

### 3.3 方法验证

选用 AVIRIS 光谱库 (<http://speclab.cr.usgs.gov/spectral-lib.html>) 中的明矾石 (Alunite)、阳起石 (Actinolite) 和倍长石 (Bytownite) 3 种矿物的光谱曲线 (224 个波段) 合成一组模拟数据, 对本文设计的混合像元分解方法进行验证. 模拟图像大小为  $60 \times 60$ , 由 6 个子块 (R1-R6) 构成, 如图 5(a) 所示, 首先由明矾石和阳起石 2 种矿物按不同比例合成背景图像, 其中, 明矾石在 R1-R6 子块中所占比例分别为 100%、80%、60%、40%、20% 和 0%; 然后插入 12 个异常点, 每个子块 2 个, 异常点是由倍长石光谱数据和背景数据按照 1:1 混合生成的, 如图 5(b) 所示; 最后加入随机白噪声, 信噪比为 30 db, 见图 5(c).

按照 3.1 节所述的 PSO 方法对加噪后的模拟图像进行端元提取, 其中, 学习因子  $c_1$  和  $c_2$  均为 2, 惯性权重  $w$  为 0.7, 迭代次数为 5000, 得到 PSO 端元提取结果, 并计算其与实测光谱的光谱角距离, 以光谱角距离作为端元提取精度的评价指标, 与 PPI 和 SGA 端元提取结果进行比较. 上述 3 种端元提取算法精度如表 2 所示, 可以看出, PSO 算法的精度均高于 PPI 和 SGA, 这说明本文 PSO 端元提取算法具有一定的有效性. 利用 PSO 端元提取结果, 基于完全约束最小二乘法进行混合像元分解, 分解的结果如图 6 所示.

表 2 终端端元与实测光谱的光谱角距离

Table 2 Spectral angle distances between endmembers and reference spectra

	PSO algorithm	PPI algorithm	SGA algorithm
Alunite	0.055	0.131	0.065
Actinolite	0.078	0.103	0.099
Bytownite	0.061	0.084	0.071

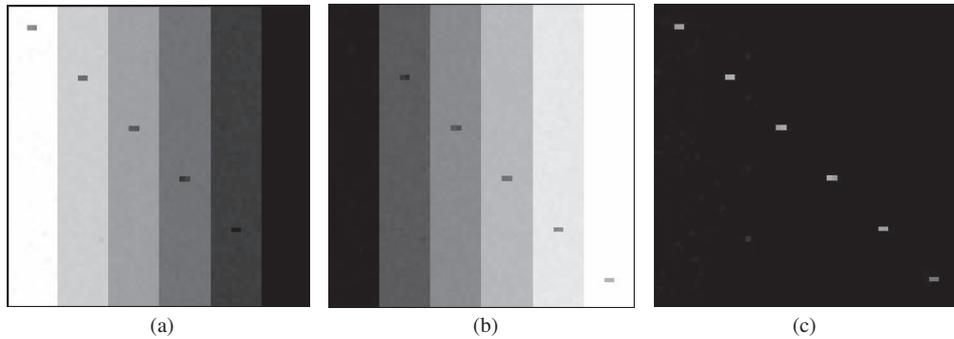


图 6 混合像元分解得到的模拟图像各组分丰度估计

Figure 6 Estimated abundance fractions of each component in the simulated image obtained by linear spectral unmixing

(a) Alunite fraction image; (b) actinolite fraction image; (c) bytownite fraction image

表 3 端元所处原始图像中的空间坐标

Table 3 Space coordinates of the endmembers in original images

Year	Water	Construction land	Farmland	Bare soil
2002	(146, 257)	(348, 156)	(87, 242)	(58, 145)
2006	(149, 251)	(237, 132)	(125, 240)	(280, 100)
2010	(151, 181)	(195, 304)	(280, 225)	(265, 178)

## 4 结果与分析

根据鹿洼煤矿塌陷区域内地物类型实际情况, 设定 4 种端元类型, 分别为水体、建筑用地、农田、土壤 (裸地), 其中水体主要包含流经研究区域的白马河、老万福河, 以及塌陷地造成的农田积水, 建筑用地主要包括房屋、工地、公路等. 基于 Matlab 平台, 利用基于自然选择 PSO 的端元提取算法对 3 个时相的 CBERS CCD 图像进行端元提取. 为了提高算法运行效率, 首先利用 ENVI 软件  $N$  维可视化工具选择 3 幅图像中较为纯净的像元作为初始化粒子群, 3 个时相选择的像元数分别为 1044, 852 和 908, 则初始化的粒子数分别为 261, 213, 227; 然后基于 PSO 端元提取方法获得各端元的空间坐标和属性向量, 表 3 给出了各端元在原始输入图像中的行列号, 利用空间坐标  $(x, y)$  表示图像中第  $x$  行、第  $y$  列的像元位置. 图 7 给出了 2006 年和 2010 年的端元光谱曲线.

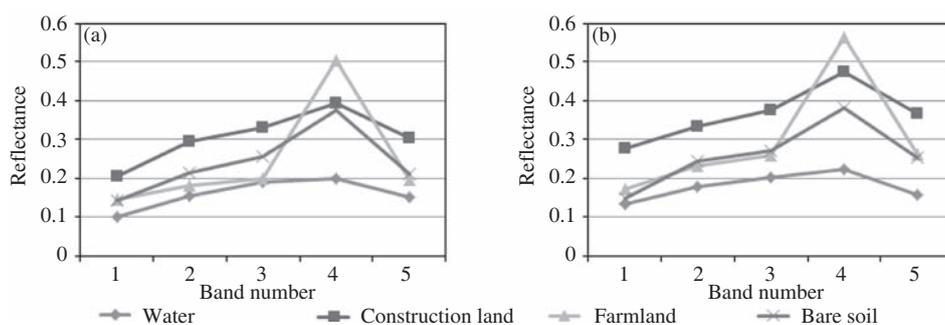


图 7 研究区域 CBERS CCD 图像中的端元光谱曲线

Figure 7 Endmember spectral curves from CBERS CCD images of the study area

(a) The year of 2006; (b) the year of 2010

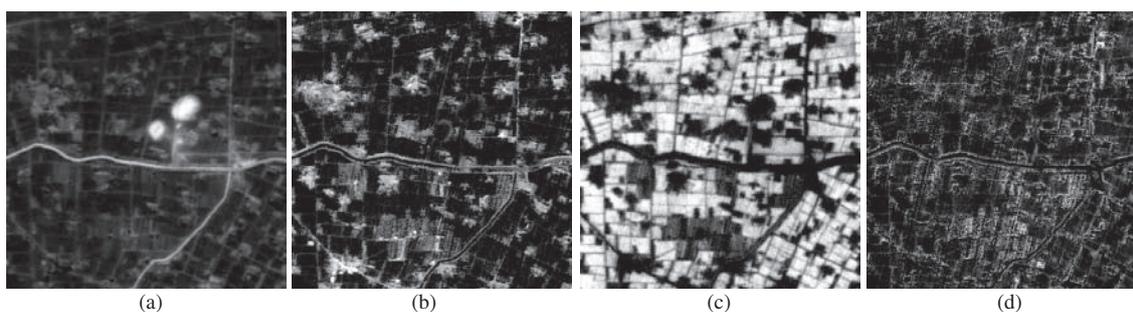


图 8 研究区域 2002 年的丰度图

Figure 8 The abundance maps for the study area of the year 2002

(a) Water fraction image; (b) construction land fraction image; (c) farmland fraction image; (d) bare soil fraction image

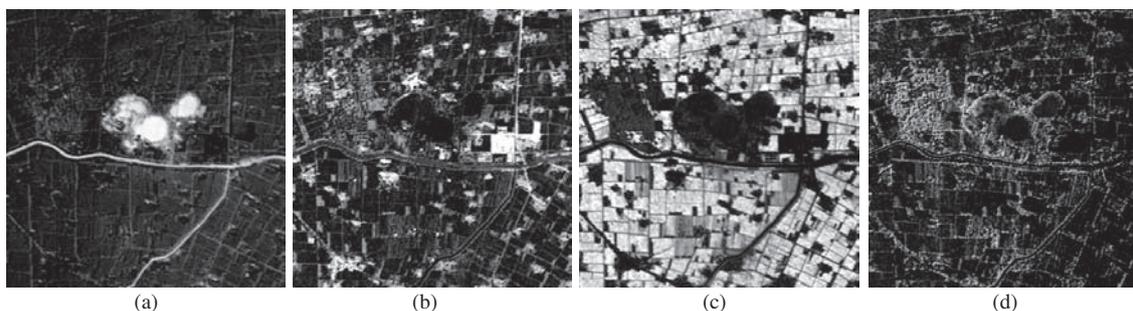


图 9 研究区域 2006 年的丰度图

Figure 9 The abundance maps for the study area of the year 2006

(a) Water fraction image; (b) construction land fraction image; (c) farmland fraction image; (d) bare soil fraction image

借助 Isaac Gerg 编译的 Matlab Hyperspectral Toolbox 工具箱 ([http://sourceforge.net/apps/mediawiki/matlabhyperspec/index.php?title=Main\\_Page](http://sourceforge.net/apps/mediawiki/matlabhyperspec/index.php?title=Main_Page)), 利用完全约束最小二乘法进行混合像元线性分解, 分别得到研究区域内 3 个时相的 4 种端元的丰度图, 如图 8-10 所示. 本文使用均方根误差 (root mean

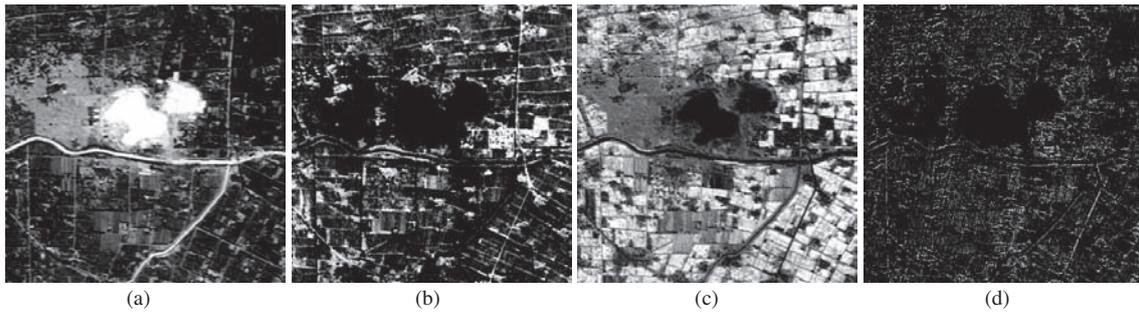


图 10 研究区域 2010 年的丰度图

Figure 10 The abundance maps for the study area of the year 2010

(a) Water fraction image; (b) construction land fraction image; (c) farmland fraction image;  
(d) bare soil fraction image

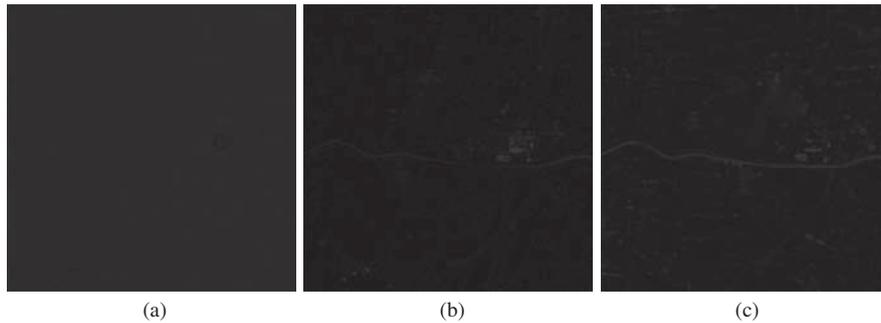


图 11 CBERS CCD 图像混合像元线性分解后的 RMSE 结果

Figure 11 RMSE results after pixel unmixing for CBERS CCD images

(a) Result of the year 2002; (b) result of the year 2006; (c) result of the year 2010

square error, RMSE) 图像的均值对实验结果进行精度评价, 在端元提取和混合像元分解时, 通过尝试多组参数 (包括学习因子、惯性系数、迭代次数等), 选择 RMSE 均值最小时的一组结果作为最终端元丰度图. 当学习因子均设定为 2、惯性权重为 0.7、迭代次数设置为 10000 时, 3 个时相 CBERS CCD 多光谱图像混合像元分解后的 RMSE 均值最小, 分别为 0.167, 0.162 和 0.169, 对应的 RMSE 图像见图 11.

端元丰度图中的属性值为地物类型在混合像元中所占比例, 将每一种地物丰度图的属性值求和后乘以图像空间分辨率的平方则可以得到各类型地物面积, 统计结果见表 4. 由表 4 分析可知, 随着鹿洼煤矿塌陷地的扩大, 研究区域内水体面积迅速增加, 2002 年至 2010 年间水体面积所占比例由 16.49% 增加到 20.73%, 其中, 2006 年水体面积比 2002 年增加了 9.57%, 2010 年比 2006 年增加了 14.74%; 与此同时, 农田面积逐年减少, 2006 年农田面积比 2002 年减少了 5.63%, 2010 年比 2006 年减少了 4.77%, 2002 年至 2010 年间农田面积所占比例由 52.55% 降到 47.22%.

鹿洼煤矿区环境复杂, 由采煤引起的塌陷地存在着不同情况, 例如, 图 1 中 A 所示位置附近的塌陷地, 由图 8(a)、图 9(a) 和图 10(a) 3 个时相的水体丰度图可以明显看出, 此塌陷地面积逐年增加, 积水较深, 称之为深塌陷地, 深塌陷地在 2002 年面积较小, 在 2006 年、2010 年向西扩展, 导致塌陷地积水面积逐年增加. 此外, 位于深塌陷地西北方向的图 1 中 B 所示位置, 结合图 8-10 分析可知, 该位置

表 4 研究区域内各类地物面积及其变化 (↑ 表示增加, ↓ 表示减少)

**Table 4** The total area and the land cover change for each class in the study area (↑ denotes an increase, ↓ denotes a decrease)

Categories	Area (km <sup>2</sup> )			Area (%)			Area change	
	Year 2002	Year 2006	Year 2010	Year 2002	Year 2006	Year 2010	2002–2006	2006–2010
Water	10.03	10.99	12.61	16.49	18.06	20.73	↑ 9.57%	↑ 14.74%
Construction land	10.99	11.75	12.30	18.06	19.31	20.22	↑ 6.92%	↑ 4.68%
Farmland	31.97	30.17	28.73	52.55	49.59	47.22	↓ 5.63%	↓ 4.77%
Bare soil	7.85	7.93	7.20	12.90	13.04	11.83	↑ 1.02%	↓ 9.21%

在 2002 年为一块农田, 2006 年出现了因地面塌陷而导致无法耕种的现象, 此塌陷地深度较浅, 称之为浅塌陷地, 浅塌陷地的出现是导致 2006 年土壤面积较 2002 年有所增加的主要原因之一, 后来当地政府将浅塌陷地改造为浅水区, 开展鱼鸭混养的生产模式, 导致 2010 年土壤面积与 2006 年相比又有所下降。

为了降低塌陷区带来的负面影响, 当地政府根据实际情况采取了“就地取土、挖深垫浅、因地制宜”的治理方案, 极大地提高了土地利用率. 研究区域内的深塌陷区 (如图 1 中 A 位置所示) 靠近微山湖, 水质较好, 养料丰富, 大力发展水产养殖; 而对于积水较浅的塌陷地 (如图 1 中 B 位置所示), 则采用挖深垫浅的方法进行治理, 在垫出耕地的同时挖出了水池, 为矿区生态环境和土地利用可持续发展提供了条件. 随着水产养殖规模的扩大, 带动了当地的经济的发展, 研究区域内建筑用地面积逐年增加, 2002 年至 2010 年间, 建筑用地面积所占比例从 18.06% 增加到 20.22%, 在一定程度上反应了当地人们生活水平的提高。

## 5 结论

本文选取鹿洼煤矿作为研究对象, 以 2002 年、2006 年和 2010 年 3 个时相的 CBERS CCD 图像作为遥感数据源, 利用基于 PSO 的端元提取技术提取了研究区域内水体、建筑用地、农田和土壤 4 种端元光谱, 基于线性光谱混合模型利用完全约束最小二乘法获得各种地物类型的丰度图, 并对 LUCC 检测结果进行了精度评价和统计分析, 重点分析了研究区域内地表覆盖和土地利用变化规律和原因. 分析结果表明, 2002 年至 2010 年间, 鹿洼煤矿塌陷地面积逐年增加, 导致大面积农田积水而无法耕作, 出现了较多的积水区, 当地政府通过开展塌陷地科学治理, 在一定程度上提高了土地利用率, 促进了当地经济发展. 本文论证了混合像元分解技术在煤矿塌陷区 LUCC 检测中的可靠性, 统计分析结果可为科学治理鹿洼煤矿塌陷地、促进矿区生态平衡提供科学依据和数据支持。

## 参考文献

- 1 Guo D Z, Sheng Y H, Hu M X, et al. Dynamic Monitoring of Environment and Disaster in Mining Areas and Analysis-assessment (in Chinese). Xuzhou: China University of Mining and Technology Press, 1998. 259–272
- 2 Jiang S, Liu L Z. Discussion on theory and methods of land-use planning in mining area. *Procedia Earth Planet Sci*, 2009, 1: 956–962
- 3 Sarma K, Kushwaha S P S, Singh K J. Impact of coal mining on plant diversity and tree population structure in Jaintia Hills district of Meghalaya, North East India. *New York Sci J*, 2010, 3: 79–85

- 4 Yuan F, Sawaya K E, Loeffelholz B C, et al. Land cover classification and change analysis of the Twin Cities (Minnesota) metropolitan area by multitemporal landsat remote sensing. *Remote Sens Environ*, 2005, 98: 317–328
- 5 Bakr N, Weindorf D C, Bahnassy M H, et al. Monitoring land cover changes in a newly reclaimed area of Egypt using multi-temporal landsat data. *Climate Change Appl Geogr*, 2010, 30: 592–605
- 6 Du P J, Yuan L S, Zhang H P, et al. Urban landscape pattern change based on multi-temporal CBERS imagery – Taking Xuzhou city as an example (in Chinese). *J China Univ Min Tech*, 2009, 38: 106–113
- 7 You S C, Liu S X, Zhou L F, et al. Application method for land use macro monitoring based on CBERS-02B CCD data (in Chinese). *Remote Sens Land and Res*, 2009, (1): 83–85
- 8 Li C C, Zhang H B. Analysis of Luwa coal mine subsidence management (in Chinese). *Coal Mine Modernization*, 2009, (z1): 141
- 9 Han N L, Liu C, Xu X. Atmospheric correction of CBERS-02B CCD image based on FLAASH (in Chinese). *J Anhui Agric Sci*, 2011, 39: 2051–2053
- 10 Boardman J W, Kruse F A, Green R O. Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data. In: *Summaries of the Fifth Annual JPL Airborne GeoScience Workshop*. Pasadena: JPL Publication 95-1, 1995. 23–26
- 11 Chang C I, Wu C C, Liu W M, et al. A new growing method for simplex-based endmember extraction algorithm. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2006, 44: 2804–2819
- 12 Plaza A, Martinez P, Perez R, et al. Spatial/spectral endmember extraction by multidimensional morphological operations. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2002, 40: 2025–2041
- 13 Tripathi P K, Bandyopadhyay S, Pal S K. Multi-objective particle swarm optimization with time variant inertia and acceleration coefficients. *Inf Sci*, 2007, 177: 5033–5049
- 14 Higashi N, Iba H. Particle swarm optimization with gaussian mutation. In: *Proceedings of the IEEE Swarm Intelligence Symposium 2003 (SIS'03)*. Indiana, USA: IEEE Press, 2003. 72–79
- 15 Liu B, Wang L, Liu Y, et al. An effective hybrid particle swarm optimization for batch scheduling of polypropylene processes. *Comput Chem Eng*, 2010, 34: 518–528
- 16 Du Q, Fowler J E. On the performance of random-projection-based dimensionality reduction for endmember extraction. In: *Proceedings of IEEE 2010 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. Honolulu, Hawaii: IEEE Press, 2010. 1277–1280
- 17 Tang H, Du P J, Fang T. The analysis of error sources for SAM and its improvement algorithms (in Chinese). *Spectrosc Spectral Anal*, 2005, 25: 1180–1183
- 18 Yang W, Chen J, Matesushita B, et al. The algorithm of remote sensing image fusion based on pixel unmixing (in Chinese). *Sci China Inf Sci*, 2010, 40: 668–677
- 19 Heinz D C, Chang C I. Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2001, 39: 529–545

## LUCC detection in the Luwa coal mine subsidence region based on CBERS CCD data

ZHAO YinDi<sup>1\*</sup>, DU HuiJian<sup>1,2</sup>, WU Bo<sup>3</sup> & CAI Yan<sup>1</sup>

1 *School of Environment Science and Spatial Informatics, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China;*

2 *Key Laboratory for Land Environment and Disaster Monitoring of SBSM, Xuzhou, Jiangsu 221116, China;*

3 *Key Laboratory of Spatial Data Mining and Information Sharing of Ministry of Education, Fuzhou University, Fuzhou 350002, China*

\*E-mail: zhaoyd@cumt.edu.cn

**Abstract** This paper investigates land use and land cover change (LUCC) using pixel unmixing technology

in a case study of the Luwa coal mining region, based on multitemporal China-Brazil Earth Resources Satellite (CBERS) CCD data. Three temporal CBERS CCD images for the years 2002, 2006 and 2010 were selected as remote sensing data sources. For each image, four types of endmembers (water, building, farmland and soil) were selected after applying particle swarm optimization (PSO) to the endmember extraction procedure, and the fractional abundance image of each endmember was derived from a linear spectral mixture model. Pixel unmixing results were subjected to performance evaluation and statistical analysis. LUCC detection results showed that during the period from 2002–2010, subsidence areas had increased, with the result that large areas of farmland had become submerged and rendered unfit for cultivation. Finally, the subsidence control measures taken by the local government were discussed in light of the results of the land use change analysis.

**Keywords** China-Brazil Earth Resources Satellite (CBERS), land use and land cover change (LUCC), Luwa coal mine, particle swarm optimization (PSO), pixel unmixing