

doi: 10.6046/gtzyyg.2017.01.26

引用格式: 张彦彬,安楠,刘佩艳,等. 基于物候特征参数的山西煤矿区典型复垦植被分类[J]. 国土资源遥感,2017,29(1):170-177. (Zhang Y B, An N, Liu P Y, et al. Typical reclamation vegetation classification based on phenological feature parameters for coalfields in Shanxi Province[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2017, 29(1): 170-177.)

基于物候特征参数的山西煤矿区典型复垦植被分类

张彦彬¹, 安楠², 刘佩艳¹, 贾坤³, 姚云军³

(1. 山西省自动化研究所, 太原 030012; 2. 堪萨斯州立大学农学系环境与农业空间分析实验室, 堪萨斯州 66506, 美国; 3. 北京师范大学地理学与遥感科学学院, 北京 100875)

摘要: 基于 2001—2013 年获取的 MOD13Q1 NDVI 数据, 采用低通平滑 Savitzky-Golay (S-G) 滤波方法、插值法及切比雪夫多项式 (Chebyshev Polynomial) 拟合对 NDVI 时序数据进行重构; 通过提取植被生长季开始日期、生长季长度、生长季结束日期、生长季 NDVI 最大值及 NDVI 最大值出现日期等关键物候特征参数, 对研究区典型复垦植被类型进行分类。结果表明: 研究区不同植被的物候特征具有显著差异, 从生长季开始日期及 NDVI 最大值出现日期来看, 农作物较有规律; 而林地的生长季 NDVI 累积总值则明显区别于农作物及草地; 农作物、草地和林地基于植被物候特征参数分类取得了较好结果, 总体分类精度达到 89.67%, 优于采用多时相非监督分类的结果; 该研究为山西省煤炭矿区生态环境恢复评价提供了一定的数据基础。

关键词: 遥感数据; MODIS; NDVI; 物候参数; 植被分类

中图法分类号: TP 79; S 127 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2017)01-0170-08

0 引言

及时对煤矿复垦状况进行动态监测及评估是煤矿复垦的重要需求。遥感数据分类是获取区域土地覆盖信息的重要手段, 为土地覆盖相关研究和应用提供了不可或缺的重要数据基础^[1-2]。近年来, 由于不同植被类型的生长特征存在明显的差异, 国内外学者广泛采用时序特征进行植被覆盖分类, 提高了分类精度^[3], 如 Pringle 等^[4-7] 利用中分辨率成像光谱仪归一化植被指数 (MODIS NDVI) 数据对土地覆盖分类进行了研究, 并且针对不同类型植被特征信息的提取, 采用了不同的研究方法, 如傅里叶变换法^[8]、指数模型法^[9] 和阈值法^[10] 等。但上述方法均缺乏对植被物候特征及生理特性的分析。物候包括植物的发芽、开花、结果和落叶等^[11]。通过时序植被指数的变化规律分析植被物候特征参数^[12], 提取对应的关键时间节点及特征值, 如生长季开始日期、生长季结束日期、生长季长度、生长季 NDVI 最大值、生长季 NDVI 最大值对应日期及生长季 NDVI 累

计总值等物候参数^[13]。国内外利用时序遥感数据进行大尺度的物候特征研究取得了很大进展, 如 Beck 等^[14] 利用函数拟合方法研究植被物候特征变化; 宫攀^[15] 利用 MODIS 数据关键物候特征参数对东北地区植被覆盖进行分类研究; Murakami 等^[16] 和赵延征等^[17] 利用 SPOT_VGT 数据提取物候信息, 对大面积农作物空间分布进行研究。这些研究表明, 同一区域内不同植被的物候特征具有明显的差异, 因此利用物候特征参数对土地覆盖分类是可行的。但是, 将物候特征参数应用于煤矿复垦植被分类方面的研究相对较少。本文通过对物候参数的提取, 充分利用不同植被类型的物候特征实现山西省 6 大煤田区高精度的典型复垦植被分类, 为进一步开展我国矿区生态环境评价提供支撑数据。

1 研究区概况与数据源

1.1 研究区概况

山西省地处黄河中游东岸、黄土高原东部, 地理位置在 E110°14' ~ 114°33', N34°34' ~ 40°43' 之间,

收稿日期: 2015-09-29; 修订日期: 2015-12-18

基金项目: 国际合作项目“利用卫星遥感技术对煤矿复垦生态环境的动态监测及分析”(编号: 2013DFA91870) 和中国科学院数字地球重点实验室开放基金项目“低空间分辨率遥感数据时相特征改善高分辨率数据农作物分类精度研究”(编号: 2014LDE011) 共同资助。

第一作者: 张彦彬(1967-), 男, 高级工程师, 主要从事遥感应用方面的研究。Email: zyb9633@163.com。

通信作者: 贾坤(1983-), 男, 博士, 副教授, 主要从事定量遥感和土地覆盖分类方面的研究。Email: jiakun@bnu.edu.cn。

总面积约 15.6 万 km²,占全国总面积的 1.63%。按照地质构造、地理位置和规模大小,全省煤矿区划分为大同、宁武、河东、太原西山、霍西和沁水 6 大煤田(图 1)。研究区属温带大陆性气候,冬寒夏暖,4 季分明,气温和降水的空间分布差异较大,植被类型多样且分布差异大。

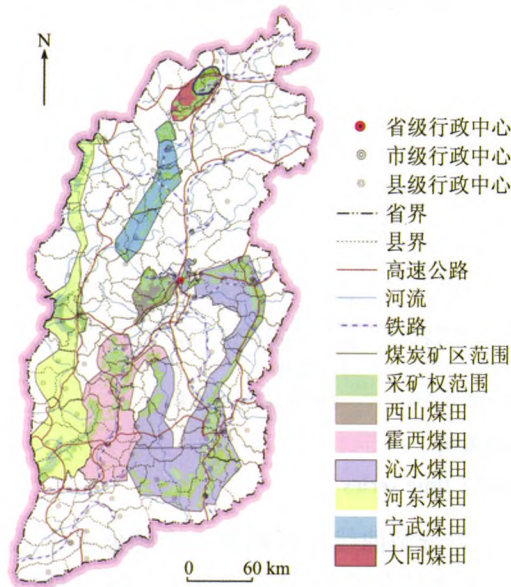


图 1 山西省 6 大煤田分布图

Fig. 1 Distribution of six coal fields in Shanxi Province

由于煤炭资源大量开采破坏了煤矿区的生态环境,近年来山西省各级政府积极倡导煤矿区复垦,以治理和改善其脆弱的生态环境。研究该区域典型复垦植被类型对评价生态环境改善状况以及政府部门制定相应政策都具有重要意义。

1.2 数据及其预处理

本文使用的遥感数据来源于美国地球资源观测系统(EROS)数据中心提供的时间跨度为 2001—2013 年、16 d 合成、空间分辨率为 250 m 的 MOD13Q1 NDVI 影像。

对多时相 MODIS NDVI 时序数据进行平滑处理是提取植被物候特征参数的基础,可最大限度地减

弱噪声干扰。目前基于滤波函数的 NDVI 时序曲线平滑法主要有 Savitzky - Golay (S - G) 滤波、均值迭代滤波、傅里叶变换和时间序列谐波分析等。边金虎等^[18]曾利用 S - G 滤波法对 MODIS NDVI 时序数据进行了重构,并与傅立叶变换和均值迭代滤波相比较,结果表明采用 S - G 滤波法的拟合效果较好。S - G 滤波算法保留了数据最大值和最小值的特性,并能很好地反映时序数据的局部突变信息及变化趋势,因此本文采用 S - G 滤波法对时间序列 NDVI 进行平滑处理。S - G 滤波的基本公式为

$$Y_j^* = \frac{\sum_{i=-m}^m C_i Y_{j+i}}{N}, \tag{1}$$

式中: Y 为 NDVI 原始值; Y^* 为 NDVI 拟合值; j 为原始 NDVI 数组的系数; C_i 为第 i 个 NDVI 值滤波时的系数; m 为滤波窗口的宽度; N 为滑动窗口所包括的数据点, $N = 2m + 1$ 。

2 研究方法

2.1 物候特征参数提取

为了更准确地提取物候参数,本文首先对 S - G 滤波算法平滑后的曲线进行空间插值,然后利用切比雪夫多项式(Chebyshev Polynomial)对曲线进行拟合。利用切比雪夫插值法对插值节点寻优,进行函数最佳逼近,可有效地提高参数提取精度。

设 $x_0, x_1, \dots, x_n, x$ 为区间 $[a, b]$ 上 $(n + 1)$ 个互不相同的点, $f(x) \in C^{n+1}[a, b]$, 则对任何 $x \in [a, b]$ 存在 $\varepsilon_x \in [x_0, x_1, \dots, x_n, x]$, 使得拉格朗日插值余项 $R_n(x) = f(x) - L_n(x)$ 满足

$$R_n(x) = \frac{1}{(n + 1)!} f^{(n+1)}(\varepsilon_x) \omega_n(x), \tag{2}$$

其中

$$[x_0, x_1, \dots, x_n, x] = [\min\{x_0, x_1, \dots, x_n, x\}, \max\{x_0, x_1, \dots, x_n, x\}] \in [a, b], \tag{3}$$

$$\omega_n(x) = (x - x_0)(x - x_1) \cdots (x - x_n) = \prod_{j=0}^n (x - x_j). \tag{4}$$

要使拉格朗日插值多项式 $L_n(x)$ 尽量逼近 $f(x)$, 就要使余项 $R_n(x)$ 尽量小。在 $R_n(x)$ 中, $f(x)$ 是固定的, 而 ε_x 是未知数; 所以要减小 $R_n(x)$, 只有恰当选择节点集, 使得在插值区间内余项的最大值为极小值。为了应用切比雪夫多项式, 首先应将插值区间 $[a, b]$ 通过简单变换归一化到区间 $[-1, 1]$, 做变换

$$Z_k = \frac{1}{2}[(b - a)X_k + b + a], \tag{5}$$

所以插值节点应取为

$$Z_k = \frac{1}{2}[(b - a)\cos \frac{2k + 1}{2n + 2}\pi + b + a], \tag{6}$$

式中: k 为切比雪夫节点序号, $k = 0, 1, 2, \dots, n - 1$; a 和 b 分别为插值区间的下限和上限。

所以需讨论区间 $[-1, 1]$ 上函数的切比雪夫点 X_k , 即

$$X_k = \cos \frac{2k+1}{2n+2} \pi, \quad k = 0, 1, 2, \dots, n, \quad (7) \quad \text{则有}$$

$$\omega_n(x) = (x - x_0)(x - x_1) \cdots (x - x_n) = \prod_{j=0}^n (x - x_j) = 2^n T_{n+1}(x) \quad (8)$$

令 $M_{n+1} = \max_{-1}^1 |f^{n+1}(x)|$, 则有

$$\max \left| \frac{R_n(x)}{M_{n+1}} \right| = \frac{\max |\Pi(x)|}{(n+1)!} \leq \frac{1}{2} \frac{M_{n+1}}{(n+1)!} \quad (9)$$

故切比雪夫插值法可使余项的最大值极小化, 得到较佳逼近的多项式。2 种不同类型植被 NDVI 曲线经过 S-G 滤波及切比雪夫插值拟合的结果见图 2。

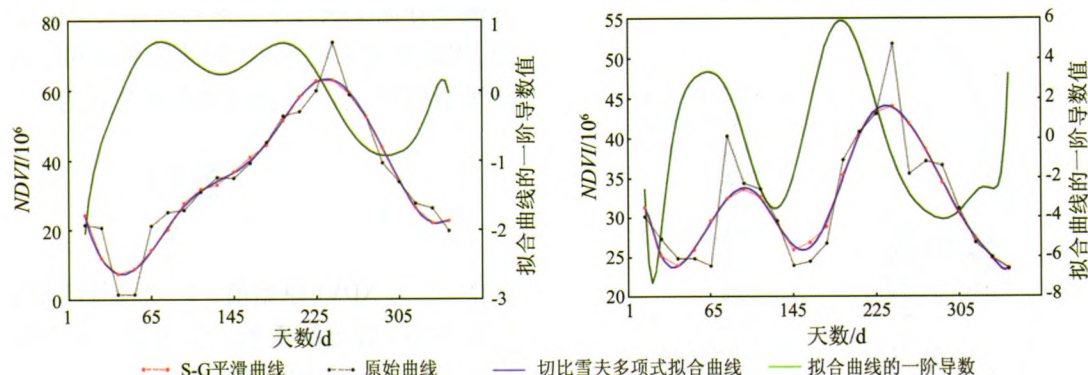
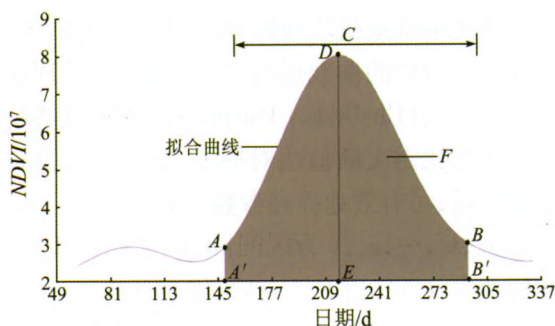


图 2 NDVI 时间序列曲线重构
Fig. 2 Curve reconstruction of NDVI time series

本文选取生长季开始日期、生长季结束日期、生长季长度、生长季峰值、NDVI 最大值对应日期和生长季 NDVI 累计值等参数为分类物候特征参量(图 3)。



A: 生长季开始日期; B: 生长季结束日期; C: 生长季长度; D: 生长季峰值; E: NDVI 最大值对应日期; F: 生长季 NDVI 累计值(灰色部分)

图 3 植被物候特征定义
Fig. 3 Definitions of vegetation phenological parameters

生长季开始日期定义为拟合曲线上速率急剧增加的点 A 所对应的日期。对拟合曲线计算一阶

导数, 一阶导数曲线出现的第一个峰值表示原拟合曲线上上升率最大的点, 这个点所对应的日期即为生长季开始日期 A'。考虑到 MODIS 16 d 合成数据不利于研究植被生长季开始日期, 本文利用空间插值法模拟植被真实发芽日期。同理, 可得到生长季结束日期 B'。由生长季开始日期和生长季结束日期可得到生长季长度 C。通过监测拟合曲线波峰, 比较波峰处的 NDVI 值, 提取 NDVI 最大值 D, D 点所对应的日期即为 NDVI 最大值出现日期 E。F 为植被在 1 a 中生长季内的生长量, 即通过计算得到的植被生长季内的 NDVI 累计总值。从图 3 可以看出, 拟合曲线与坐标横轴之间的面积(灰色部分)为 NDVI 累计总值。根据以上物候期关键时间节点及特征值, 通过梯形公式(10)积分计算切比雪夫多项式曲线下方的面积得出生长季累计总值 F。在利用梯形公式进行积分计算时, 假设积分区间 $[a, b]$ 平均分成 N 份, 即

$$\int_a^b f(x) dx \approx \frac{b-a}{N} \left[\frac{f(a) + f(b)}{2} + \sum_{k=1}^{N-1} f\left(a + k \frac{b-a}{N}\right) \right] \quad (10)$$

式中: a 和 b 分别为积分区间的下限和上限; N 为区间被分割数; K 为分点序号, $K = 1, 2, \dots, n-1$ 。

2.2 典型复垦植被分类

本文利用 MODIS 的 1 a 23 个时相的 NDVI 时序数据来描述 NDVI 年内动态变化特征, 该动态变化曲线可反映植被的整个生长过程(即从返青/发芽到枯萎/收割的周期性规律)。利用不同植被类型具有的不同生长规律特征, 可以实现典型植被的

分类。典型复垦植被类型包括耕地、林地和草地, 因此本文分类的类型主要包括城镇及非植被覆盖区、耕地、林地和草地。

2.2.1 城镇及非植被覆盖信息提取

由于城镇中建筑物和植被交错分布, 因此 250 m 空间分辨率的影像数据大多数属于混合像元。建筑物的 NDVI 值较低且随季节变化小, 即城镇 NDVI 值趋于平缓, 没有明显峰值, 且 $NDVI < 0.4$, 可根据此

特征提取城镇及非植被覆盖信息。

2.2.2 耕地信息提取

因为山西省农作物种植模式只有1年1熟制和1年2熟制。如果1a有2个波峰,则可以判定植被类型为耕地且为1年2季作物。本文采用二次差分法提取NDVI时序曲线极大值,进而计算波峰个数,判断是否为1年2熟制耕地,二次差分法表达式为

$$\begin{cases} S_{1i} = NDVI_i - NDVI_{i+1} \quad , \\ S_1 > 0, S_2 = 1; S_1 < 0, S_2 = -1 \quad , (11) \\ S_{3i} = S_{2i} - S_{2i+1} \quad , \end{cases}$$

式中: S_1 为前后2时相NDVI的差值序列,若 $S_1 > 0$, 则把 S_2 赋值为1; 若 $S_1 < 0$, 则把 S_2 赋值为-1, 得到序列 S_2 ; S_3 为 S_2 中前后2元素差值序列, 当 S_3 为-2时, 表示为时序数据的极大值(即该时相对应的NDVI为波峰); $S_3 = 2$ 时, 表示为时序数据的极小值(即NDVI在该位置出现波谷); 可依据 S_3 提取像元波峰出现的时间及NDVI值。

由于二次差分法对离散点的峰值特别敏感, 会将每一个微小的“峰”提取出来, 因此需要利用一定的约束条件对干扰波峰进行取舍。范锦龙等^[19] 采用阈值法将裸地覆被形成的微小的“峰”舍去, 同时控制时序长度来屏蔽生长季之外的“峰”和“冬前峰”。根据已有研究结果, 判断植被波峰的NDVI值不小于0.4且生长季长度应达到90 d。如果1a有2个波峰, 则可判定植被类型为耕地且为1年2季农作物种植模式; 如果1a有1个波峰, 则要根据植被的物候期特点做进一步的判断。

研究区1年1季春季作物的返青/出芽日期最早出现在2月下旬—3月上旬(如冬小麦), NDVI最大值出现在4月下旬—5月上旬; 秋季作物NDVI最大值则出现在10月下旬—11月份上旬。根据研究区农作物物候特征参数, 可将耕地与其他植被类型明显区分。

2.2.3 林地信息提取

根据林地的物候期特点, 在其整个生长季中, NDVI曲线波峰平缓且持续时间最长、振幅最大, 即生长季NDVI累计值最大。通过对2004—2013年10a数据进行反复试验证明, 生长季NDVI累计值在7 000处能与其他植被类型明显区分。

2.2.4 草地信息提取

参照NDVI最大值分布特征, 草地在1a之内 $0.4 \leq NDVI \text{ 最大值} \leq 0.6$, 并结合生长季NDVI累计值, 草地的NDVI累计值应该大于城镇及非植被覆盖地的NDVI累计值而小于农作物的NDVI累计值。据此, 可将草地与其他植被类型区分出来。

2.2.5 多时相NDVI数据非监督分类

为了比较本文方法的分类效果, 选取2013年获取的MODIS13Q1 NDVI时间序列数据进行非监督分类, 并进行精度评价。对2013年23个时相数据进行集成, 利用ISODATA算法进行分类, 输入参数分别设置为: 初始分类为50类, 最大迭代次数20次, 循环收敛阈值为0.998, 生成研究区的土地覆盖分类图。

2.3 分类精度评价

精度评价是遥感数据分类的重要步骤, 可定量地对分类精度进行分析。本文采用Congalton^[20] 提出的误差矩阵(亦称混淆矩阵)方法衡量分类精度。混淆矩阵的主要评价指标包括总体精度、用户精度及Kappa系数等。其中总体精度是所有分类正确的样本数占样本总数的百分比, 反映分类结果总的正确程度; Kappa系数是反映整个误差矩阵的精度系数, 其计算公式为

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r X_{ii} - \sum_{i=1}^r (X_i + X_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (X_i + X_{+i})} \quad , \quad (12)$$

式中: K 为Kappa系数; r 为误差矩阵的列数; X_{ii} 为误差矩阵第 i 行 i 列(主对角线)上的值; X_{i+} 与 X_{+i} 分别为分类误差矩阵第 i 行像元数的和与第 i 列像元数的和; N 为检验样本总数。

3 结果与分析

3.1 研究区物候分布特征

为了获取研究区植被主要物候期空间分布特征, 本文主要计算了2001—2013年植被物候特征均值, 提取了研究区植被关键物候特征参数(图4)。

通过观察可以看出, 不同植被表现出不同的物候特征。对于生长季开始日期, 本文研究植被可能出现发芽生长的时间周期, 即从第45—300 d。

从图4(a)可以看出, 植被生长季开始日期较早的区域集中分布在霍西煤田南部的冬小麦种植区; 宁武煤田中部、河东煤田北部主要是1年1熟模式种植区, 生长季开始日期较晚; 沁水煤田西南部、河东煤田东南部及霍西煤田西南部主要为山地, 土地覆盖类型多为林地, 生长季开始日期也较晚。

图4(b)为植被在1a之中NDVI最大值的分布情况。沁水煤田西南部、河东煤田东南部及霍西煤田西南部区域林地覆盖密集, NDVI值最大; 霍西煤

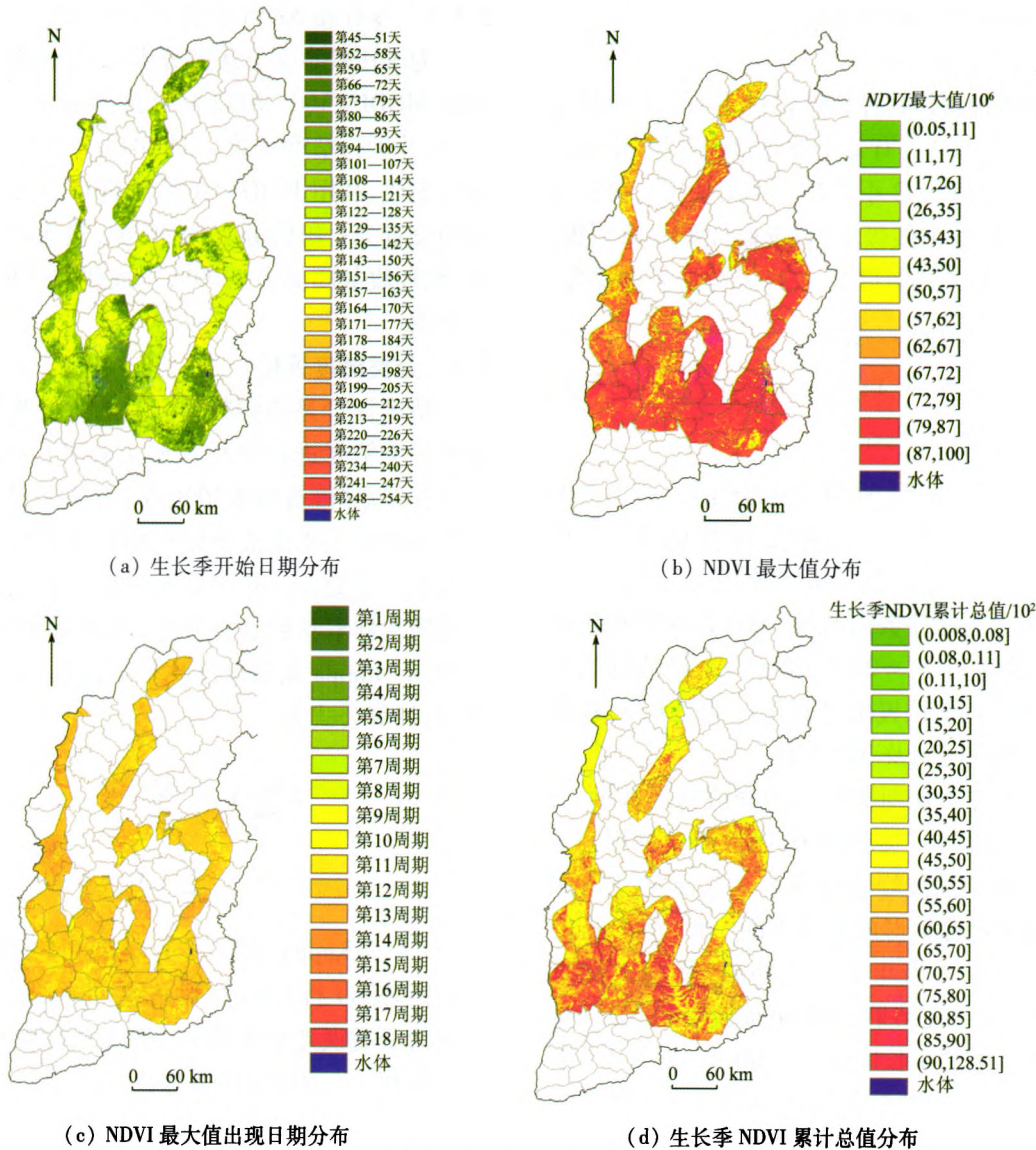


图 4 植被物候参数分布

Fig. 4 Distribution of vegetation phonological parameters

田南部、沁水煤田东南部耕地分布密集,1 a 中 NDVI 最大值次之;在大同煤田北部、河东煤田中部、霍西煤田西北部、宁武煤田南部植被覆盖稀疏,主要土地覆盖类型为草地,NDVI 最大值较小;而宁武煤田北部分布有平朔煤炭矿区(露天煤矿)及零星分布在各煤田的居民点,在 1 a 中的 NDVI 最大值最小。

根据 MOD13Q1 16 d 合成数据的特点,本文将 1 a 中植被覆盖数据按每 16 d 为 1 个周期进行分割,对这 23 个周期的 NDVI 最大值出现日期进行分析。根据山西省植被生长规律及农作物种植结构,本文仅研究第 1—18 周期 NDVI 最大值出现日期分布情况。从图 4(c) 看出,NDVI 最大值出现在第 7—8 周期(4 月上旬或下旬)的区域主要集中分布在霍西煤田南部,该区域的土地覆盖类型为 1 年 2 熟的春季作物。NDVI 最大值出现在第 16 周期(8 月下旬)的区域主要分布在霍西煤田南部,土地覆盖类型以 1 年 2 熟的夏季作物为主。NDVI 最大值出现在第

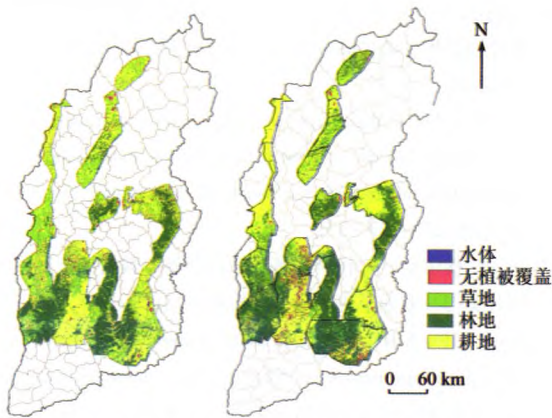
13—14 周期(7 月上旬或下旬)的区域密集集中在沁水煤田西南部、河东煤田东南部及霍西煤田西南部,主要土地覆盖类型为林地。

从图 4(d) 可以看出,NDVI 累计总值大的区域(即红色区域)主要集中分布在霍西煤田的东部、河东煤田的南部及吕梁山的南端以及西山煤田的中部;霍西煤田南部、沁水煤田东南部的 NDVI 累计总值次之;而河东煤田北部、宁武煤田北部及大同煤田的 NDVI 累计总值较小。

3.2 典型复垦植被分类结果与验证

采用植被物候特征参数的分类结果和多时相非监督分类结果如图 5 所示。

从基于植被物候特征参数的土地覆盖分类结果(图 5(a)) 来看,土地覆盖类型的主要分布与实际情况相符。林地主要分布在霍西煤田的东部(即太行山西南边缘)、河东煤田的南部、吕梁山的南端及西山煤田的中部(即中条山中部);耕地分布在霍西



(a) 基于植被物候特征参数 (b) 基于多时相非监督分类

图 5 土地覆盖分类结果
Fig. 5 Results of land cover classification

煤田南部(即晋南盆地)、沁水煤田的东南部分布密集;草地主要分布于河东煤田的山壑、丘陵及河流两岸。从基于多时相非监督分类的分类结果(图 5 (b))的空间分布来看,煤矿区部分区域出现成片土地覆盖混合为 1 种类别,主要分布在河东煤田北部,与实际情况出入较大;沁水煤田西南部、河东煤田东南部及霍西煤田西南部区域林地覆盖密集,耕地主要分布在霍西煤田南部,与实际情况基本吻合,但分类效果不如基于物候特征参数的分类结果。

为了定量分析 2 种分类方法的分类精度,从上述 4 种土地覆盖类型中分别随机选取 200 个样本点对分类结果进行验证,分类混淆矩阵如表 1 和表 2 所示。本文方法总体分类精度为 89.67%,Kappa 系数为 0.82;而多时相非监督分类总体精度为 78%,Kappa 系数为 0.74。

表 1 物候特征参数分类混淆矩阵

Tab.1 Confusion matrix of classification based on vegetation phonological parameters

类别	耕地	林地	草地	非植被覆盖地
耕地	86.00	0.00	4.67	13.67
林地	1.67	93.67	19.33	5.00
草地	10.33	6.33	76.00	8.33
非植被覆盖地	2.00	0.00	0.00	72.00

表 2 多时相非监督分类混淆矩阵

Tab.2 Confusion matrix of multi-temporal unsupervised classification

类别	耕地	林地	草地	非植被覆盖地
耕地	73.00	4.00	27.33	16.33
林地	0.00	91.00	23.67	4.33
草地	27.00	3.33	49.00	14.33
非植被覆盖地	0.00	1.67	0.00	65.00

从精度评价结果可以看出,参照植被物候特征参数取得的分类结果中,除林地的生产者精度与非监督分类结果持平外,其他 3 种植被类型的精度均

较非监督分类结果有明显提高。物候特征参数分类中,与其他植被类型相比,农作物的返青/发芽日期、NDVI 最大值出现日期等物候期关键参数具有较为明显的差异,所以利用物候特征参数的分类方法对耕地的辨识精度很高。在整个生长季,林地在生长季长度及 NDVI 波峰持续时间上与其他植被明显不同,并且由这些关键节点所确定的生长季 NDVI 累计总值远远大于其他植被类型。草地由于在物候特征参数上与林地、农作物特征值分布比较相近,且农作物的物候特征参数值方差较大,部分农作物和林地被错分为草地,导致草地的分类精度略低;而城镇及其他非植被覆盖地类的物候参数特征并不明显,且城镇内部建筑物和植被交错分布,对于 250 m 空间分辨率的 MODIS NDVI 影像数据来说,均作为混合像元存在,这也成为影响分类精度的一个重要因素。多时相非监督分类结果虽然比单一时相分类精度有了较大提高,但由于“同物异谱”或“异物同谱”及波段冗余等问题的出现,分类结果精度仍不尽人意,最明显的是将耕地错分为无植被覆盖或者草地,将灌木林地错分为草地。分类精度评价结果表明,基于物候特征参数的分类结果在耕地和草地类别上明显优于非监督分类结果,说明基于物候特征参数的分类方法能够实现山西煤矿区典型复垦植被类型较好识别效果。

煤矿区典型复垦植被类型分类结果为煤矿区复垦的生态恢复评估提供了重要的数据基础。本文研究结果结合煤炭矿区植被的动态监测,对评估煤矿区复垦状况(包括煤矿区有无进行复垦、复垦处于哪个阶段及复垦植被种类等)具有重要意义。

4 结论

本文以 2001 — 2013 年获取的 MOD13Q1 NDVI 为主要数据源,利用 S - G 滤波算法对时间序列 NDVI 曲线进行平滑,并通过插值及切比雪夫多项式进行曲线拟合;通过提取研究区物候特征参数实现对山西省 6 大煤田复垦典型植被类型的分类。主要结论如下:

1)利用切比雪夫多项式对 S - G 滤波平滑后的曲线进行插值及拟合,达到了更为精确提取植被物候特征参数的效果。

2)依据物候特征参数对研究区主要复垦典型植被类型的总体分类精度达到了 89.67%,明显优于利用多时相 NDVI 数据非监督分类。

本文尚未考虑混合像元的影响及非遥感数据(如气象数据)对植被物候参数的影响。在今后的

研究中应进行混合像元分解研究,并将遥感数据与非遥感数据(如气温、降水等因素)相结合,进行更为精细的分类。

参考文献(References):

- [1] 贾坤,李强子,田亦陈,等. 遥感影像分类方法研究进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(10): 2618 - 2623.
Jia K, Li Q Z, Tian Y C, et al. A review of classification methods of remote sensing imagery[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(10): 2618 - 2623.
- [2] 贾坤,李强子. 农作物遥感分类特征变量选择研究现状与展望[J]. 资源科学, 2013, 35(12): 2507 - 2516.
Jia K, Li Q Z. Review of features selection in crop classification using remote sensing data[J]. Resources Science, 2013, 35(12): 2507 - 2516.
- [3] Jia K, Liang S L, Wei X Q, et al. Land cover classification of land-sat data with phenological features extracted from time series MODIS NDVI data[J]. Remote Sensing, 2014, 6(11): 11518 - 11532.
- [4] 郭芬芬,范建容,边金虎,等. 基于 MODIS NDVI 时间序列数据的藏北草地类型识别[J]. 遥感技术与应用, 2011, 26(6): 821 - 826.
Guo F F, Fan J R, Bian J H, et al. Grassland types identification based on time-series MODIS NDVI data in northern Tibet[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2011, 26(6): 821 - 826.
- [5] 宫攀,陈仲新,唐华俊,等. 基于 MODIS 温度/植被指数的东北地区土地覆盖分类[J]. 农业工程学报, 2006, 22(9): 94 - 99.
Gong P, Chen Z X, Tang H J, et al. Land cover classification based on MODIS temperature-vegetation index time-series data in northeastern China[J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(9): 94 - 99.
- [6] Pringle M J, Denham R J, Devadas R. Identification of cropping activity in central and southern Queensland, Australia, with the aid of MODIS MOD13Q1 imagery[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2012, 19: 276 - 285.
- [7] Mkhabela M S, Bullock P, Raj S, et al. Crop yield forecasting on the Canadian Prairies using MODIS NDVI data[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2011, 151(3): 385 - 393.
- [8] 那晓东,张树清,李晓峰,等. MODIS NDVI 时间序列在三江平原湿地植被信息提取中的应用[J]. 湿地科学, 2007, 5(3): 227 - 236.
Na X D, Zhang S Q, Li X F, et al. Application of MODIS NDVI time series to extracting wetland vegetation information in the Sanjiang Plain[J]. Wetland Science, 2007, 5(3): 227 - 236.
- [9] 潘耀忠,李乐,张锦水,等. 基于典型物候特征的 MODIS-EVI 时间序列数据农作物种植面积提取方法——小区域冬小麦实验研究[J]. 遥感学报, 2011, 15(3): 578 - 594.
Pan Y Z, Li L, Zhang J S, et al. Crop area estimation based on MODIS-EVI time series according to distinct characteristics of key phenology phases: A case study of winter wheat area estimation in small-scale area[J]. Journal of Remote Sensing, 2011, 15(3): 578 - 594.
- [10] 郝鹏宇,牛铮,王力,等. 基于历史时序植被指数库的多源数据作物面积自动提取方法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(23): 123 - 131.
Hao P Y, Niu Z, Wang L, et al. Multi-source automatic crop pattern mapping based on historical vegetation index profiles[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(23): 123 - 131.
- [11] 康峻,侯学会,牛铮,等. 基于拟合物候参数的植被遥感决策树分类[J]. 农业工程学报, 2014, 30(9): 148 - 156.
Kang J, Hou X H, Niu Z, et al. Decision tree classification based on fitted phenology parameters from remotely sensed vegetation data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(9): 148 - 156.
- [12] 夏传福,李静,柳钦火. 植被物候遥感监测研究进展[J]. 遥感学报, 2013, 17(1): 1 - 16.
Xia C F, Li J, Liu Q H. Review of advances in vegetation phenology monitoring by remote sensing[J]. Journal of Remote Sensing, 2013, 17(1): 1 - 16.
- [13] 李正国,杨鹏,周清波,等. 基于时序植被指数的华北地区作物物候期/种植制度的时空格局特征[J]. 生态学报, 2009, 29(11): 6216 - 6226.
Li Z G, Yang P, Zhou Q B, et al. Research on spatiotemporal pattern of crop phenological characteristics and cropping system in north China based on NDVI time series data[J]. Acta Ecologica Sinica, 2009, 29(11): 6216 - 6226.
- [14] Beck P S A, Atzberger C, Høgda K A, et al. Improved monitoring of vegetation dynamics at very high latitudes: A new method using MODIS NDVI[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 100(3): 321 - 334.
- [15] 宫攀. 基于 MODIS 数据关键物候特征参数的东北地区植被覆盖分类[J]. 资源科学, 2010, 32(6): 1154 - 1160.
Gong P. Vegetation classification based on phenology indices derived from MODIS data in northeastern China[J]. Resources Science, 2010, 32(6): 1154 - 1160.
- [16] Murakami T, Ogawa S, Ishitsuka N, et al. Crop discrimination with multitemporal SPOT/HRV data in the Saga Plains, Japan[J]. International Journal of Remote Sensing, 2001, 22(7): 1335 - 1348.
- [17] 杨延征,赵鹏翔,郝红科,等. 基于 SPOT-VGT NDVI 的陕北植被覆盖时空变化[J]. 应用生态学报, 2012, 23(7): 1897 - 1903.
Yang Y Z, Zhao P X, Hao H K, et al. Spatiotemporal variation of vegetation in northern Shaanxi of northwest China based on SPOT-VGT NDVI[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2012, 23(7): 1897 - 1903.
- [18] 边金虎,李爱农,宋孟强,等. MODIS 植被指数时间序列 Savitzky-Golay 滤波算法重构[J]. 遥感学报, 2010, 14(4): 725 - 741.
Bian J H, Li A N, Song M Q, et al. Reconstruction of NDVI time-series datasets of MODIS based on Savitzky-Golay filter[J]. Journal of Remote Sensing, 2010, 14(4): 725 - 741.
- [19] 范锦龙,吴炳方. 复种指数遥感监测方法[J]. 遥感学报, 2004, 8(6): 628 - 636.
Fan J L, Wu B F. A methodology for retrieving cropping index from NDVI profile[J]. Journal of Remote Sensing, 2004, 8(6): 628 - 636.

[20] Congalton R G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data [J]. Remote Sensing of Environment, 1991,37(1):35 - 46.

Typical reclamation vegetation classification based on phenological feature parameters for coalfields in Shanxi Province

ZHANG Yanbin¹, AN Nan², LIU Peiyan¹, JIA Kun³, YAO Yunjun³

(1. Shanxi Automation Research Institute, Taiyuan 030012, China; 2. Ecology & Agriculture Spatial Analysis Laboratory, Department of Agronomy, Kansas State University, Kansas 66506, USA; 3. School of Geography, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: In this paper, the authors reconstructed MOD13Q1 time - series NDVI data from 2001 to 2013 using Savitzky - Golay filter and Chebyshev Polynomial methods for classifying vegetation types in the six coalfields in Shanxi Province. The key phenological parameters were extracted from the reconstructed NDVI data, such as the beginning dates of the growing season, length of the growing season, the ending dates of the growing season, the maximum NDVI value and the responding dates. The results show that different vegetation types of the six major coalfields in Shanxi have different phenological features. Cropland has distinguishable differences from grass and forest. Similarly, forest is distinguished from grass and cropland by integration of total growth. It is shown that the classification of vegetation types can achieve better results by extracting and analyzing the phonological parameters compared with multi - temporal unsupervised classification. The overall classification accuracy reaches 89. 67%. This study provides a robust method for assessing long - term ecological conditions and monitoring vegetation coverage changes of the six major coalfields in Shanxi Province.

Keywords: remote sensing data; MODIS; NDVI; phenological parameters; vegetation classification

(责任编辑: 邢 宇)