

文章编号: 1001-8166(2010)03-0317-10

# 基于时序 MODIS NDVI 的黑河流域土地覆盖分类研究

顾娟, 李新, 黄春林

(中国科学院寒区旱区环境与工程研究所, 甘肃 兰州 730000)

**摘要:** 归一化植被指数 (NDVI) 是植被生长状态及植被覆盖度的最佳指示因子, 其时序数据也已成为基于生物气候特征开展大区域植被和土地覆盖分类的基本手段。基于时序 NDVI 数据的土地覆盖分类, 即通过提取 NDVI 时间信号所包含的植被生物学参数, 构建起一个包含植被生物学信息的分类特征空间。利用 2006 年重建得到的 MODIS NDVI 16 天合成时间序列数据, 并结合 1 km 分辨率的 DEM 数据、野外实地调查资料等辅助数据, 综合分析了不同土地覆盖类型对应的时序 NDVI 谱线及其第一、二谐波的特征阈值, 建立决策树对黑河流域的土地覆盖开展分类研究。结果表明, 基于时序 MODIS NDVI 谱线特征的决策树分类精度为 78%, Kappa 系数为 0.74。利用 1 km 时序 MODIS NDVI 时间序列获得较为准确的黑河流域土地覆盖类型是可行的。

**关键词:** MODIS NDVI 时间序列; 土地覆盖; 分类; 黑河流域

**中图分类号:** TP79 **文献标志码:** A

## 1 引言

随着遥感技术的迅速发展和一系列国际遥感计划的实施, 全天候、多层次的全球对地观测体系已初步建立。遥感数据在生态水文模型模拟<sup>[1]</sup>、农作物长势监测<sup>[2-4]</sup>以及土地利用/土地覆盖动态变化监测<sup>[5]</sup>等方面都有了成功的应用。基于遥感数据的大、中尺度土地覆盖格局及其变化检测成为研究全球变化和能量平衡的重要内容。利用遥感技术进行土地覆盖调查的关键在于图像分类方法, 如何将海量的遥感信息有效地应用于较高精度的土地覆盖分类, 一直是人们努力的方向。NDVI 作为一个重要的遥感参数, 能够敏感地反映出植被生物量、覆盖度和叶绿素含量等生物物理化学性质, 在一定程度上反映了像元所对应区域的土地覆盖状况, 因而在土地覆盖变化研究中常被用来描述土地覆盖的基本特征以及开展相关的定量研究。由于 AVHRR、SPOT/

VGT、MODIS 等高时间分辨率遥感数据具有周期短、覆盖范围广、价格低廉、波段宽等优点, 在区域及全球土地覆盖研究中具有极其重要的价值, 受到各国政府及广大科学家的普遍关注。近年来, 时序 NDVI 数据已被成功应用在植被动态变化监测和植被分类研究中<sup>[6-12]</sup>。

由于不同植被类型具有不同的生长周期和物候节律, 并可通过光谱差异反映出来, 因此这种差异可以作为植被分类的出发点<sup>[13]</sup>。季节变化作为植被覆盖的特征之一, 也是不同植被类型受到环境因子 (如气候、水分、土壤等) 和人为影响而随时间变化的一种自然现象, 包括发芽、展叶、抽穗以及秋季的叶变色和脱落等。因此利用不同时相条件下的 NDVI 序列, 可以比较准确地反映出植被生长的季相变化。不同植被类型的生物特征参数差异能够在 NDVI 时间谱线中得到明显的反映。在同一区域, 具有相似时序 NDVI 谱线特征的像元可以被认为是具有

收稿日期: 2009-04-21; 修回日期: 2009-06-25.

\* 基金项目: 国家自然科学基金项目“陆面数据同化中的贝叶斯滤波方法研究”(编号: 40771036); 国家自然科学基金面上项目“陆地碳循环遥感与模型模拟的融合方法研究”(编号: 40871190); 国家自然科学基金青年基金项目“基于数据同化方法的蒸散发遥感估算及时间尺度扩展研究”(编号: 40801126)资助。

作者简介: 顾娟 (1982-), 女, 甘肃白银人, 博士, 主要从事时间序列遥感应用研究。E-mail: guijuan@lzb.ac.cn

相同类型的植被覆盖<sup>[14]</sup>。因此,NDVI作为植被生长状态及植被覆盖度的最佳指示因子,其时序数据也已成为基于生物气候特征开展大区域植被和土地覆盖分类的基本手段<sup>[11,15,16]</sup>。现有的基于时序植被指数的土地覆盖分类方法主要包括以下 5 种类型:

基于植被指数的动态聚类<sup>[16,17]</sup>; 基于时序植被指数的分区分类<sup>[18]</sup>; 多元信息的综合分类<sup>[11,12,19,20]</sup>; 基于经验正交函数或主成分分析进行特征提取的植被分类<sup>[16,21~24]</sup>; 基于时序植被指数提取的物候特征的分类<sup>[10~12,25~27]</sup>。

然而,对于中粗分辨率的 NDVI 数据产品而言,时序 NDVI 产品仍存在云等其他噪声,随着 NDVI 定量化分析的发展,对分类方案中 NDVI 数据质量的改善也得到了越来越多的关注。美国 NASA 的 TERRA MODIS 传感器作为当前世界上新一代“图谱合一”的光学遥感仪器,具有数据接收免费、时间分辨率高、空间分辨率中等、通道多、波段窄等优点,其优良特性是 NOAA - AVHRR 传感器所不能比拟的,决定了 MODIS NDVI 数据在实际应用中的广泛前景<sup>[9,11,12,28,29]</sup>。尽管现有的 MODIS NDVI 数据集仍有很多不足之处,但其无可比拟的优势在于其空间覆盖范围广,时间序列长,数据具有一致可比性<sup>[30]</sup>,仍然受到广大研究者的重视。

本文将综合运用重建得到的时序 MODIS NDVI 数据的特征信息,将 MODIS NDVI 数据的自身优势与局地的先验知识相结合,建立基于物理意义明确的较少属性参量的决策树,开展黑河流域的土地覆盖分类研究。

## 2 数据和方法

### 2.1 研究区域

黑河流域是我国第二大内陆河流域,面积约 12 87 万 km<sup>2</sup>,位于 96°42' ~ 102°00' E, 37°41' ~ 42°42' N。黑河流域为典型的大陆性干旱气候,气候干燥、降水稀少而集中、多大风、日照充足、太阳辐射强烈、昼夜温差大,多年平均降水量 400 ~ 500mm/a,包括高山冰雪带、森林草原带、平原绿洲带及戈壁荒漠带等不同的景观类型。

### 2.2 数据及预处理

本研究采用 2006 年黑河流域 MODIS NDVI 16 天合成数据 (MOD13A2),包括 23 个时相的数据,用来提取生物学特征信息。每幅 NDVI 图像的大小为 510 × 490 个像元,图像上的每一个像元对应 23 个波段的时间序列谱,可以看做是一个类似具有 23 波

段的多光谱遥感影像文件。

为了进一步消除 1 km 时序 NDVI 产品中云等对分类过程的影响,采用一种简化的融合质量控制符 (QA) 的时序 MODIS NDVI 数据重建方法来消除时序 MODIS NDVI 数据中云的干扰。实验结果表明,校正后的 NDVI 时间谱线更能反映出植被的真实生长状况,具有更高的质量和时空连续性,能够为黑河流域土地覆盖分类研究提供可靠的 NDVI 数据保障<sup>[31]</sup>。

### 2.3 时序特征分量提取

本分类方法以决策树分类器为基础,利用时序 NDVI 信号中所包含的反映植被生长特征的参数,充分挖掘时序数据信息中所提供的对象特征信息,同时引入谐波分析方法以弥补基本特征参量对类型信息表达的不足。将各种时序 NDVI 的特征参数整合在一起,可以有效的表征地学特征和生态学特征。本研究中的分类过程包括以下 2 个阶段:

(1) 初分类阶段:采用文献资料和专家知识设定阈值,将研究区初步划分为水体、植被和其他非植被土地覆盖类型。

(2) 后分类阶段:通过引入由时序 NDVI 数据提取的时、频特征参量,对初分类结果做进一步细化,最终得到包括常绿林、落叶林、中覆盖草地、高覆盖草地、农田、郁闭灌木林、河渠、湖泊、冰川、裸地在内的 11 种土地覆盖类型,生成黑河流域土地覆盖分类图,并对分类结果的精度进行评价。

#### 2.3.1 基本特征参量

依据不同土地覆盖类型的时序 NDVI 谱线特征,分别设计以下 5 个特征参量,试图通过阈值设置来辨识基本类型单元,包括水体 (冰川、湖泊、河渠)、植被和其他非植被土地覆盖类型。在下式中, $i$  表示像元位置; $n$  表示时间点 (对于 MODIS NDVI 16 天合成产品, $n=23$ )。

最大 NDVI 反映了全年峰值绿度:

$$\text{MAX}_i = \max(\text{NDVI}_{i_1}, \text{NDVI}_{i_2}, \dots, \text{NDVI}_{i_n}) \quad (1)$$

生长季的平均值:反映了生长季的综合绿度:

$$\text{Ave\_grow} = \text{mean}(\text{NDVI}_{i_1}, \text{NDVI}_{i_2}, \dots, \text{NDVI}_{i_n}) \quad (2)$$

植被与非植被的临界 NDVI 值 (经验阈值):

0.13。

波动度:用方差表示:

$$\text{Std}_i = \left[ \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})^2 \right]^{1/2} \quad (3)$$

年平均值:

$$\text{MEAN}_i = \text{mean}(\text{NDVI}_{i_1}, \text{NDVI}_{i_2}, \dots, \text{NDVI}_{i_n}) \quad (4)$$

### 2.3.2 时序植被指数的谐波分量

实践中发现,仅仅依靠时序 NDV I 特征分量的基本阈值很难辨识具有相似时序 NDV I 谱线的类型。近年来,谐波分析方法开始被应用到时序 NDV I 的土地覆盖分类中<sup>[10,14,32]</sup>,通过不同谐波分量分析的振幅和相位信息反映不同地表覆盖类型的生物学特征周期<sup>[14,15,32]</sup>,从而提高分类精度。谐波分析方法是通过对傅立叶级数把时间序列表示成无数个不同周期的简谐波和的形式来分析序列数据的周期性波动特征。任意以周期  $T$  变化的时间函数  $x(t)$ ,在满足狄式条件下,均可用如下形式的傅立叶级数来表示:

$$x(t) = a_0 + \sum_{k=1}^{\infty} \left( a_k \cos \frac{2\pi k}{T} t + b_k \sin \frac{2\pi k}{T} t \right) \quad (5)$$

令:

$$\omega_k = \frac{2\pi k}{T} \quad (6)$$

则有:

$$x(t) = a_0 + \sum_{k=1}^{\infty} \left( a_k \cos \omega_k t + b_k \sin \omega_k t \right) \quad (7)$$

对于长度为  $n$  的离散时间序列,上述傅里叶级数中的系数  $a_0, a_k, b_k$  可使用如下的公式计算:

$$\begin{cases} a_0 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n x_t \\ a_k = \frac{2}{n} \sum_{t=1}^n x_t \cos \frac{2\pi k}{n} (t-1) \\ b_k = \frac{2}{n} \sum_{t=1}^n x_t \sin \frac{2\pi k}{n} (t-1) \end{cases} \quad (8)$$

$k$  为谐波数。不同波数  $k$  的功率谱值  $s_k^2$  的计算公式为:

$$s_k^2 = \frac{1}{2} (a_k^2 + b_k^2) \quad (9)$$

式中,  $k=1, 2, \dots, [2/n]$  ( $[ ]$  表示取整),  $a_k^2 + b_k^2$  为振幅  $A_k^2$ , 周期值  $T_k = \frac{n}{k}$ 。周期的显著性通过下式检验<sup>[33]</sup>:

$$C_a(k) = \left[ 4 \ln \frac{k}{n} \right] / n \quad (10)$$

其中  $s_k^2$  是序列  $x_t$  的方差,  $\alpha$  是显著性水平。如果  $(a_k^2 + b_k^2) > C_a(k)$ , 则可认为波数  $k$  对应的周期  $T_k$  在显著性水平  $\alpha$  上是显著的。

## 3 分类体系

### 3.1 分类系统

本文利用时间序列的 MODIS NDV I 数据对黑河

流域的土地覆盖进行遥感分类,目的在于:

(1) 探索时序 MODIS NDV I 遥感资料用于黑河流域开展土地覆盖分类的可行性。

(2) 利用时序 NDV I 数据所表征的生理参数特征,来反映土地覆盖中的植被状况。在现有 2000 年黑河流域 1:10 万土地覆盖类型图(数据来源于国家自然科学基金委员会“中国西部环境与生态科学数据中心”<http://westdc.westgis.ac.cn>)的基础上,参照 IGBP 分类体系,对 1:400 万植被类型编码体系<sup>[34]</sup>进行了重新设计,建立了一个包括常绿林、落叶林、中覆盖草地、高覆盖草地、农田、稀疏灌丛、郁闭灌木林、河渠、湖泊、冰川和裸地共 11 类的黑河流域土地覆盖遥感分类系统。其中由于裸地、砾石、居民地等无植被像元的时序 NDV I 廓线并没有显著的季节变化特征,并且研究区内居民地分布比较破碎,所以在本分类过程中,将居民地、裸地、砾石、戈壁、沙地和盐碱地归并为裸地。由于郁闭度介于 20%~40% 的灌木多与草地混合,采用 1 km 的 MODIS NDV I 数据较难区分这两类土地覆盖类型,因此在本分类系统中考虑将其归并到中覆盖草地类型,将覆盖度介于 5%~20% 的低覆盖草地归并至稀疏灌丛类型。各类型的诊断特征描述(表 1)主要参照《MODIS 技术标准共享平台土地覆盖数据产品参考规范》(<http://www.nfieos.cn/html/criterion/land/02-1.htm#2>)。

### 3.2 时序 NDV I 参考谱线及阈值特征

结合黑河流域植被类型图和土地覆盖类型图,我们从 2006 年的 MODIS NDV I 时序数据中选取大量表征不同地表类型的像元来获取相应的 NDV I 时序曲线作为不同植被类型的参考谱线,从而得到各地物覆盖类型的 NDV I 季节变化特征。同时,利用现有的调查数据和文献知识设计特征参量的阈值,作为区分黑河流域的土地覆盖类型的指标。图 1 显示了黑河流域不同地物类型的 NDV I 时间变化曲线。

总体来看,湖泊、冰川、稀疏灌丛和裸地的 NDV I 变化曲线在 12 个月的时间序列内表现为一条近似的水平直线。稀疏灌丛的年均 NDV I 大于 0.13,裸地的年均 NDV I 介于 0~0.13 之间。冰川和湖泊的 NDV I 变化曲线相似,大部分值都小于 0,但湖泊比冰川表现出更加明显的波动特征。河渠的 NDV I 在春季多小于 0,而在夏季和秋季,由于芦苇等的生长,NDV I 值较高。

(1) 水体。其 NDV I 变化曲线在年内表现为一

表 1 各类型及其诊断特征

Table 1 The description of different land cover types

类 型	特 征
常绿林	终年常绿
落叶林	冬季落叶,夏季绿叶。郁闭度大于 30%的天然林和人工林
中、高覆盖草地	选择覆盖度来定义草地类型,不同覆盖程度的草地在生长季表现出不同范围的 NDVI 阈值,便于分类。覆盖度在 20%~50%的天然草地和改良草地为中覆盖草地,此类草地水分不足,草被较稀疏。同时对于覆盖度大于 50%的天然草地、改良草地为高覆盖草地,水分条件较好,草被生长茂密
农田	种植农作物的土地
郁闭灌木林	灌木林是灌丛、林地和灌丛的过渡带,郁闭度大于 40%的灌木林称为郁闭灌木林
稀疏灌丛	郁闭度在 10%~20%的灌木
裸地	疏或无植被地。植被覆盖度在 10%以下的土地,包括沙地、戈壁、盐碱地、沼泽地、裸土地、裸石岩砾地、居民地
河渠	天然形成或人工开挖的河流
湖泊	陆地表面洼地积水形成比较宽广的水域
冰川、积雪	常年被冰川和积雪所覆盖的土地

条近似的水平直线,在 0 值附近波动。其中,河渠在 5~10 月间的平均值要高于冰川和湖泊。湖泊的波动度要高于冰川。一般的,湖泊的 NDVI 波动度大于 0.025。

(2) 裸土和植被。当 NDVI 最大值在 0.2~0.5 之间时,可以认为地表是由裸土和植被混合而成的。当 NDVI 最大值小于 0.2 时,可以认为像元是由稀疏植被覆盖的土壤甚至是裸土组成的;当 NDVI 最大值大于 0.5 时,可以认为像元是完全被植被覆盖的。绿洲与沙漠和戈壁的交错带,植被覆盖较差,NDVI 最大值一般在 0.2~0.3 之间。戈壁和沙漠区 NDVI 最大值普遍在 0.13 以下。

(3) 常绿林。年平均值大于 0.5;冬、春季节 NDVI 均值大于 0.3。

(4) 落叶林、高覆盖草地和农田。比较发现,落叶林、高覆盖草地和农田的 NDVI 时序曲线形状相似,且生长季范围相近。高覆盖草地的 NDVI 值从 9 月份开始下降,落叶林则由于冬季叶片的脱落和衰萎,表现在 1、2 月份的 NDVI 值较低,从 3 月份开始呈上升趋势,到 4 月末达到最高值,此后直到 10 月份保持较高的 NDVI 值,从 11 月份开始 NDVI 值下降,直至与次年的 1、2 月份持平。落叶林在冬、春季的 NDVI 均值多大于 0.2,而高覆盖草地的 NDVI

多低于此阈值。

由于所使用分类数据为 1 km,研究区内作物类型差异较大且分布的破碎程度不同,因此农田像元的 NDVI 谱线特征值也表现出明显的差异。对于 NDVI 值相对较低的像元常对应于旱地类型或绿洲破碎程度较高,农田分布较为分散,与郁闭灌木林的 NDVI 谱线相似;而对于 NDVI 值较高的像元而言,常对应于水浇地,时序谱线与高覆盖草地、落叶林相似。与郁闭灌木林相比,旱地类型的 NDVI 最大值一般都高于 0.6,且峰值出现的时间要早。农田在 7 月中下旬以及 8 月,处于生长季最佳的水、热条件下,生长旺盛。从图 1 可以看出,水田的 NDVI 谱线在形状上和高覆盖草地、落叶林相似,而旱地的 NDVI 谱线与郁闭灌木林很相似。从生长季的结束时间来看,落叶林晚于高覆盖草地,高覆盖草地晚于水田类型。从生长季峰值出现的时间来看,郁闭灌木林要晚于旱地类型。郁闭灌木林在 7 月中下旬以及 8 月,处于生长季最佳的水、热条件下,生长旺盛,9 月中旬后,生长季基本结束,10 月初到 11 月中旬期间,灌木的叶片等器官全部脱落。

### 3.3 DEM 数据

同种地物类型在不同海拔高度的振幅和生长季均值也存在着差异,且对于具有相似 NDVI 谱线特征的像元,仅通过单纯的时序 NDVI 阈值是不能够有效区分覆盖类型的。因此,本研究根据黑河流域的植被海拔分区特征,对分类流程做了以下简化。拟以海拔高度 1 800 m 和 3 300 m 为界,对黑河流域的农田、高覆盖草地、落叶林和郁闭灌木林进行分区分类。其中,在海拔 3 300 m 以下,不考虑郁闭灌木林类型,而在海拔 3 300 m 以上,不考虑落叶林类型。

### 3.4 时序 NDVI 谐波分量特征

谐波的振幅表示 NDVI 年内的变化幅度,而对应的相位信息可以描述生长季的起始点,反映出 NDVI 季节变化的时间特征。对谐波而言,每个分量都对应着一种周期变化模式。0 频率分量表征了植被覆盖类型的平均状况,1/23 频率分量最大程度的概括了植被覆盖类型的全年季节性变化模式。振幅表示各个谐波的能,反映了各频率成分在整个信号中的相对重要性,表征 NDVI 的增长幅度。能量越高,说明该分量的起伏幅度越大,原信号中所体现中的具有该周期的变化模式也就越明显。谐波的相位信息则表示该谐波峰值的出现时间。

不同类型的植被覆盖所对应的时序 NDVI 谱线

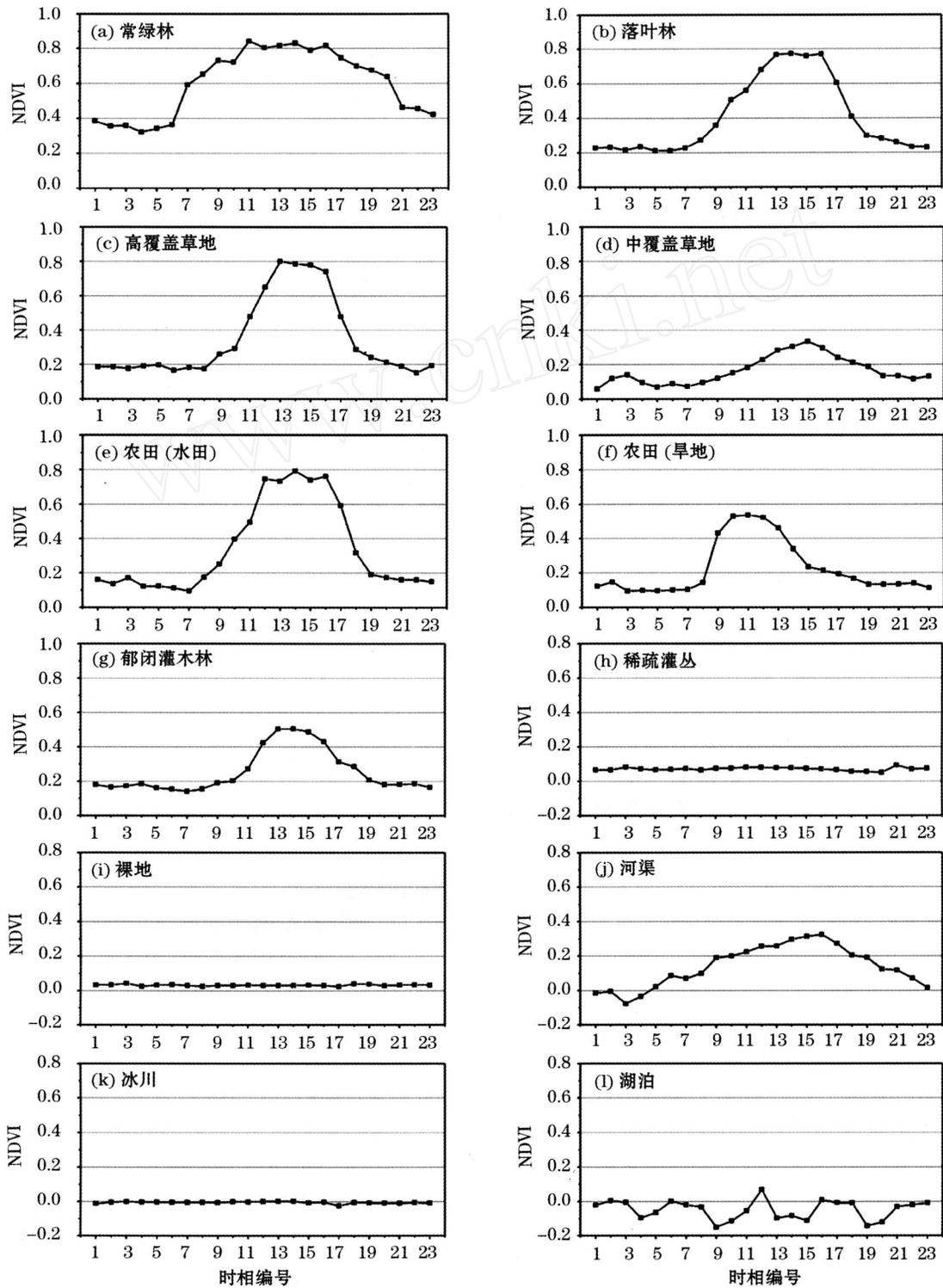


图 1 黑河流域不同地物类型的 NDV 时间谱线特征

Fig 1 Temporal profile characteristic of different land cover class in Heihe River basin

表现出不同的时、频特征。针对黑河流域,我们仅计算了 NDV I 序列第一、二谐波的振幅与相位,并检验了对应分量的显著性,结果表明,黑河流域中上游大部地区的第一、二谐波的功率谱大于  $C_{0.05}$  值,即在 0.05 的显著水平下,该像元对应的周期特征显著。通过实验发现,利用特征 NDV I 谱线判别裸地和稀疏灌丛的同时,引入周期显著性检验结果作为辅助信息同时结合阈值判定,可以将裸地和稀疏灌丛区分开来。

以二维空间的两个变量分别代表对不同植被类型样点的时序 NDV I 所对应的振幅和相位信息,并用极坐标上任意点到原点的距离和相角表示出来,如图 2 所示。在第一谐波中,郁闭灌木林、农田、落叶林和高覆盖草地间的可分性很差;在第二谐波各类别间存在较为明显的差异,但混分仍然存在。对高海拔地区(海拔大于 3 300 m)的高覆盖草地和农田而言,它们返青期到达时间晚,且生长季结束早。高覆盖草地类型所对应第二谐波的振幅分布非常广,对大于 0.1 的高覆盖草地主要分布在高海拔比较寒冷的地区,但生长季的结束时间要比该区域的农田晚。同时,高覆盖草地受降雨的影响很大,一定强度的降水就会引起草地的再次生长,所以部分区域的高覆盖草地所对应的第二谐波振幅较高。根据上述特征,我们选择第一谐波分量的相位和 8 月底的 NDV I 信息对高海拔地区的高覆盖草地和农田做进一步的判别。

在特征谱线和多种时序 NDV I 特征参量提取的基础上,借助海拔信息,最终构建了一个基于时序 MODIS NDV I 数据的黑河流域土地覆盖分类决策树(图 3)。

## 4 分类结果

根据黑河流域土地覆盖分类决策树,生成了黑河流域的土地覆盖分类结果图(图 4)。

如图 4 所示,基于时序 NDV I 数据特征的植被类型的分布特征非常有规律性,它们的空间分布范围和黑河流域的地带性植被的分布规律相一致,界线比较清楚。分类结果充分反映黑河流域植被的覆盖状况,上游 NDV I 的分布反映了植被随地形分布的状况,在中游则反映了人类活动对植被覆盖的影响,在下游反映了植被随水而生的特点。对于上游山区,高覆盖度草地的植被指数较高,其次为林地和中覆盖度草地。植被覆盖较低的地方分布在寒漠和冰川及永久积雪区。东部山区因植被覆盖条件较

好,分布大面积的高覆盖度草地和落叶林,植被指数较高。越向西,植被覆盖较差,植被指数也越来越低。中游绿洲区和河流两岸的植被指数最高,且高值比较连续,充分反映了植被随地表水分分布的状况。下游植被指数最高的地方出现在弱水三角洲。北部植被覆盖程度极低,呈现出荒漠景观的特点。NDV I 最低值出现湖泊所在的位置。

## 5 精度评价

为了检验基于时序 NDV I 数据的黑河流域土地覆盖的分类精度,参考 1 100 000 的黑河流域土地覆盖类型图和 1 1 000 000 植被类型图,在保证每个类别都有一定数量样本的前提下,从分类结果抽取 469 个样本进行评价。由于作为分类参考的土地覆盖图和植被类型图较分类数据早,所以与土地覆盖现状可能会有所差别,本文还通过野外采集的部分 GPS 定位信息作为分类精度检验的参照进行精度评价。我们采用误差矩阵和 Kappa 系数对分类结果进行评估。

表 2 和表 3 分别为混淆矩阵分析结果和分类精度评价的结果。分类结果表明,利用本节所提出的基于时序 NDV I 数据的分类方案,总分类精度达到了 78%, Kappa 系数为 0.74。我们还可以看出,湖泊的漏分误差最大,其次为郁闭灌木林。造成二者漏分较多的原因,主要是分类标准中对水体和郁闭灌木林的阈值设计过于简化,不能有效分离这两类土地覆盖类型,所以部分像元没有被正确地归属到地表类型中。郁闭灌木林的错分误差最大,其次是裸地。可能是数据的分辨率较低所致,很多像元都是多种地物类型光谱的综合反映,并不能真实反映出某一特定类型的时序谱线,不同地物类型的时序 NDV I 谱线特征具有很大的相似性,使得谐波分析的优势无法发挥,还需要引入其他的信息做辅助分类以提高精度。

另一方面,尽管 NDV I 在干旱、半干旱区得到了广泛的应用,但由于背景土壤干扰而对分类精度产生的影响也不容忽视。对于植被覆盖较低的区域,亮土壤背景会使冠层反射率增强,导致 NDV I 观测偏低,从而影响稀疏灌丛和裸地的分离。尽管我们在分类框架中加入了时序 NDV I 周期显著性的检验结果作为辅助信息,但从精度评价结果来看,对稀疏灌丛和裸地的辨识结果仍不理想。

## 6 结论

本文以黑河流域为实验区进行土地覆盖分类,

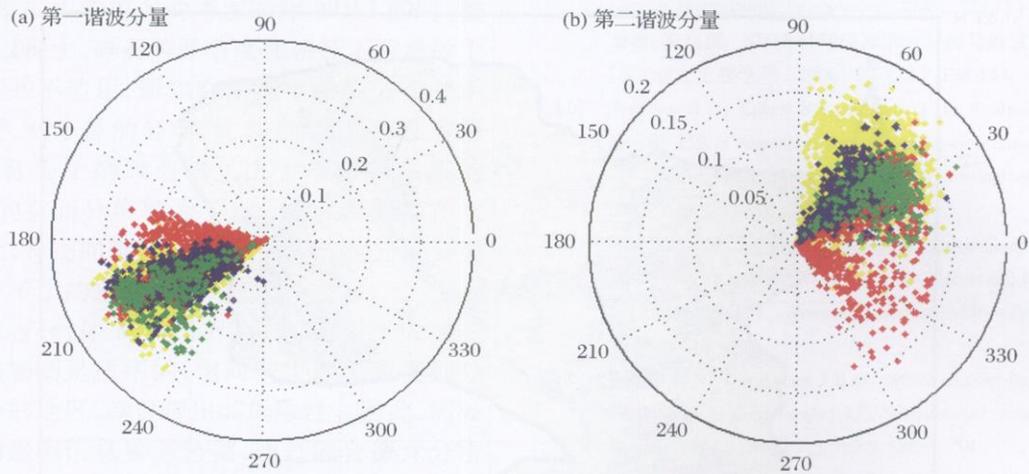


图 2 第一和第二谐波分量的幅度—相位空间中不同植被类型的采样点的分布 (红色:农田;蓝色:郁闭灌木林;绿色:落叶林;黄色:高覆盖草地)

Fig. 2 Polar map of amplitude-phase space for different vegetation types

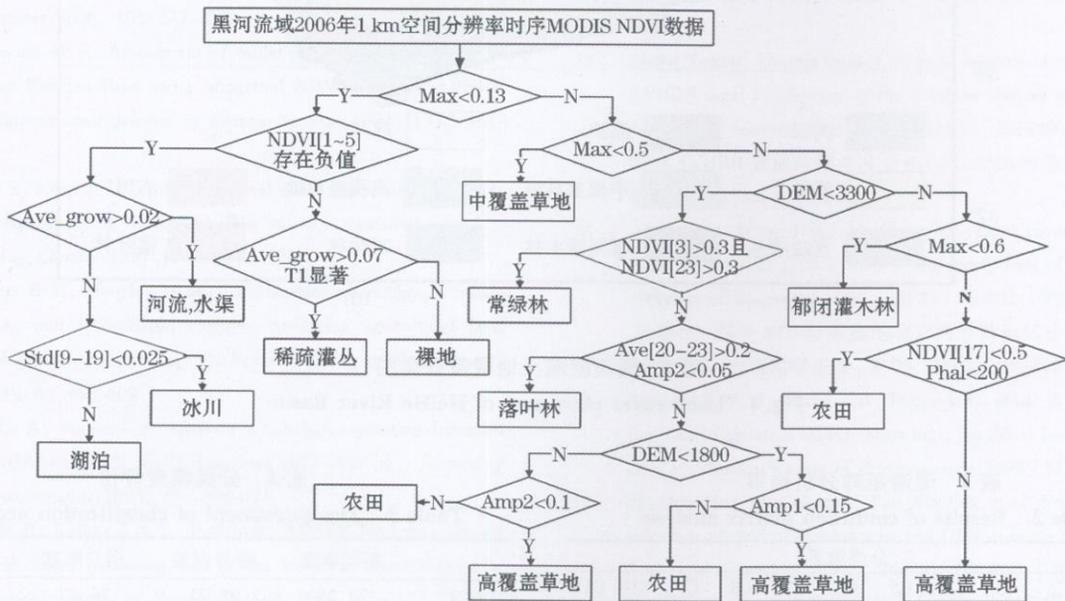


图 3 基于时序 NDVI 数据的黑河流域土地覆盖分类决策树

Fig. 3 Decesion tree of land cover classification based on time-series MODIS NDVI in Heihe River Basin

综合利用地物时序 NDV I谱线、特征参量、谐波分量信息以及海拔信息,并对分类结果进行了精度评价。结果表明,利用重建 1 km 空间分辨率的 MODIS NDV I重建数据开展黑河流域的土地覆盖分类研究是可行的,分类结果反映了黑河流域地表覆盖状况的宏观格局。根据不同特征参数的阈值设计的决策树分类框架,一定程度上提高了利用时序 NDV I数据区分不同土地覆盖的能力。时序 NDV I数据的谐波

分量特征,反映出植被生长的时、频特征参数,增加了分类数据源的信息量,能够更好地刻画植被覆盖的格局,具有一定的客观性。该分类方案较以往的结合气候参数(气温、降水等)的分类方法,有效地利用了不同植被的生物特征信息,能够识别出地表覆被的不同类型。同时参考专家知识引入 DEM 分区分类,使得每一区域内的种类数目相对于整体减少,突出局部的种类特征,从而提高分类精度。但

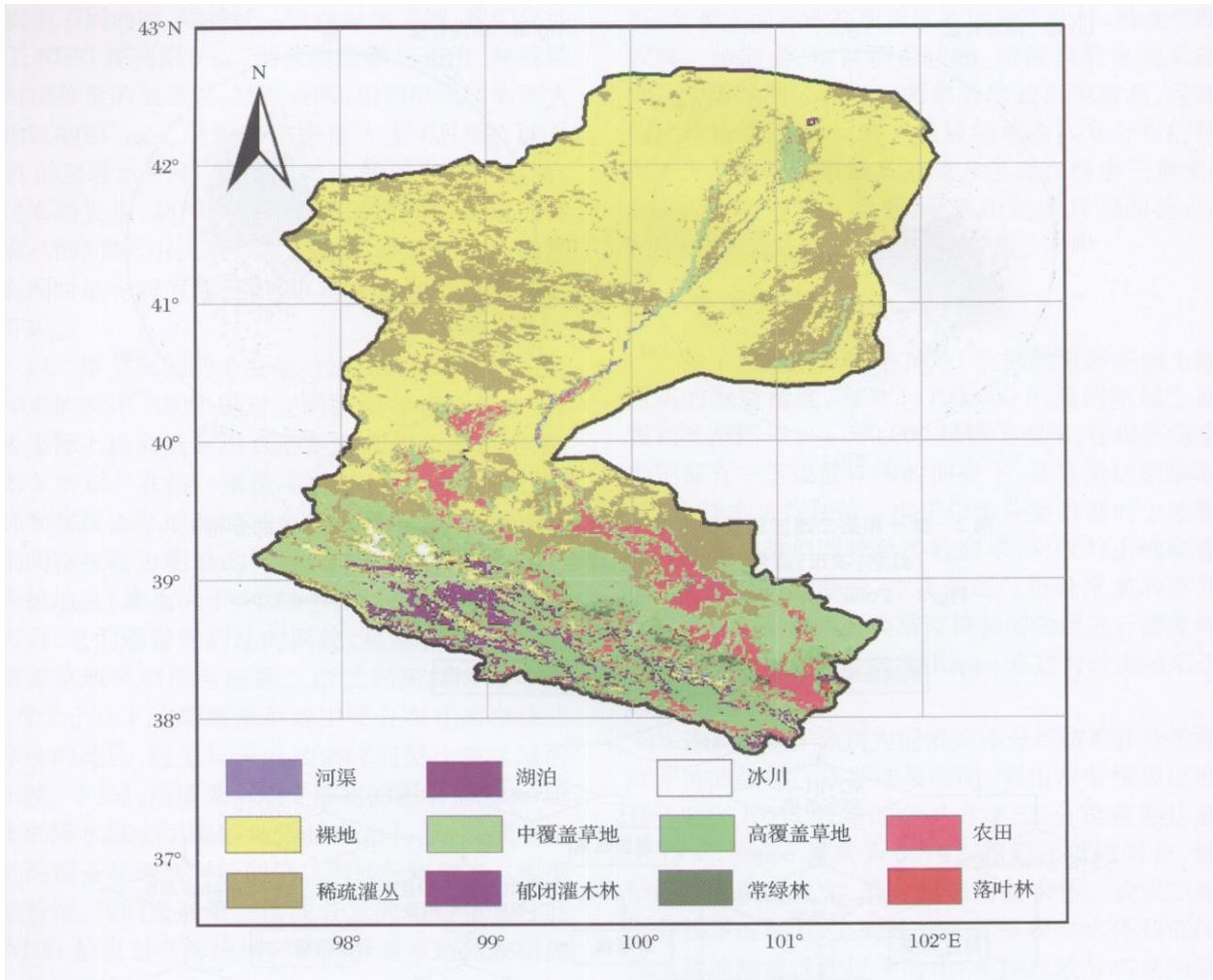


图 4 黑河流域土地覆盖分类图

Fig 4 Land cover class map of HeHe River Basin

表 2 混淆矩阵分析结果

Table 2 Results of confusion matrix analysis

参考 图像	分类结果										
	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11
C1	26	2	0	0	0	2	0	0	5	0	0
C2	3	9	0	0	3	0	0	0	0	0	0
C3	0	0	30	0	5	0	0	0	0	0	0
C4	0	0	0	35	5	6	0	0	0	0	0
C5	0	0	0	8	25	0	0	0	0	6	0
C6	5	0	0	0	0	60	0	0	9	7	0
C7	0	0	0	0	0	0	8	2	0	0	0
C8	0	0	0	0	0	0	0	17	0	0	3
C9	0	0	0	0	0	0	0	0	75	4	6
C10	0	0	0	0	0	6	0	0	5	18	0
C11	0	0	0	0	0	0	0	0	8	5	61

总分类精度: 78%      Kappa系数: 0.74

表 3 分类精度评价

Table 3 The assessment of classification accuracy

	制图精度	漏分误差	用户精度	错分误差
C1	74.29	25.71	76.47	23.53
C2	60.00	40.00	81.82	18.18
C3	85.71	14.29	100.00	0.00
C4	76.09	23.91	81.40	18.60
C5	64.10	35.90	65.79	34.21
C6	74.07	25.93	81.08	18.92
C7	80.00	20.00	100.00	0.00
C8	85.00	15.00	89.47	10.53
C9	88.24	11.76	73.53	26.47
C10	62.07	37.93	45.00	55.00
C11	82.43	17.57	87.14	12.86

其中, C1表示河渠, C2表示湖泊, C3表示冰川, C4表示稀疏灌丛, C5表示裸地, C6表示中覆盖草地, C7表示常绿林, C8表示落叶林, C9表示农田, C10表示郁闭灌木林, C11表示高覆盖草地

是,该分类框架由于更多的考虑时序 NDV 的时、频特征,对于以裸土、砾石等季节变化特征不明显的土地覆盖类型并不适用,所以在黑河下游的分类并不理想。同时,对水体的分类,尤其是湖泊,存在着漏分现象,仍有待于继续改进。由于本研究采用的 NDV 数据的空间分辨率为 1 km,所以数据存在大量混合像元,异物同谱现象仍是基于谐波分量分类框架中一个不小的缺憾。

总体而言,时序 MOD IS NDV 数据对于大面积的土地覆盖制图是适用的,但对于土地覆盖类型分布比较破碎的地区,就显现出其局限性。因此,需要结合多源的遥感信息参与分类,通过混合像元分析等途径,来提高区域土地覆盖的分类精度。

### 参考文献 (References):

- [1] Myeong S, Nowak D J, Duggin M J. A temporal analysis of urban forest carbon storage using remote sensing[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 101: 277-282.
- [2] Rasmussen M S. Assessment of millet yields and production in northern Burkina Faso using integrated NDVI from the AVHRR[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1992, 13: 3 431-3 442.
- [3] Moulin S, Kergoat L, Viovy N. Global-scale assessment of vegetation phenology using NOAA /AVHRR satellite measurements[J]. *Journal of Climate*, 1997, 10: 1 154-1 170.
- [4] De Beurs KM, Henebry GM. Land surface phenology, climatic variation, and institutional change: Analyzing agricultural land cover change in Kazakhstan[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 89(4): 497-509.
- [5] Anyamba A, Tucker C J. Analysis of Sahelian vegetation dynamics using NOAA-AVHRR NDVI data from 1981-2003[J]. *Journal of Arid Environments*, 2005, 63: 596-614.
- [6] James M E, Kalluri S N V. Pathfinder AVHRR land data set: an improved coarse resolution data set for terrestrial monitoring[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1994, 15(17): 3 347-3 363.
- [7] Loveland T R, Reed B C, Brown J F, et al. Development of a global land cover characteristics database and IGBP DISCover from 1 km AVHRR data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21(6/7): 1 303-1 330.
- [8] Telesca L, Lasaponara R. Quantifying intra-annual persistent behaviour in SPOT-VEGETATION NDVI data for Mediterranean ecosystems of southern Italy[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 101: 95-103.
- [9] Ross S L, Joseph F K, Jayantha E, et al. Land-cover change detection using multi-temporal MOD IS NDVI data[J]. *Remote Sensing Environment*, 2006, 105: 142-154.
- [10] Lin Zhonghui, Mo Xingguo. Phenologies from harmonics analysis of AVHRR NDVI time series[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2006, 22(12): 138-144. [林忠辉, 莫兴国. NDV 时间序列谐波分析与地表物候信息获取[J]. 农业工程学报, 2006, 22(12): 138-144.]
- [11] Wardlaw B D, Egbert S L, Kastens J H. Analysis of time-series MOD IS 250 m vegetation index data for crop classification in the US Central Great Plain[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 108: 290-310.
- [12] Wardlaw B D, Egbert S L. Large-area crop mapping using time-series MOD IS 250 m NDVI data: An assessment for the US Central Great Plains[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112: 1 096-1 116.
- [13] Defries R S, Townshend J R G. NDVI derived land-cover classifications at a global-scale[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1994, 15(17): 3 567-3 586.
- [14] Song Yang, Wan Youchuan, Shen Shaohong, et al. Application of hybrid classification method based on fourier transform to time-series NDVI images[J]. *Geomatics and Earth and Information Science of Wuhan University*, 2007, 32(5): 406-409. [宋杨, 万幼川, 申绍洪, 等. 基于傅立叶变换的混合分类模型用于 NDV 时序影像分析[J]. 武汉大学学报, 2007, 32(5): 406-409.]
- [15] Zheng Yukun, Zhuang Dafang. Fourier analysis of multi-temporal AVHRR data[J]. *Journal of the Graduate School of the Chinese Academy of Sciences*, 2003, 20(1): 62-68. [郑玉坤, 庄大方. 多时相 AVHRR 数据的傅立叶分析[J]. 中国科学院研究生院学报, 2003, 20(1): 62-68.]
- [16] Liu Aixia, Wang Jing, Lü Chunyan. Land cover classification based on MOD IS Data in area to the North-west of Beijing[J]. *Progress in Geography*, 2006, 25(2): 96-102. [刘爱霞, 王静, 吕春艳. 基于 MOD IS 数据的北京西北部地区土地覆盖分类研究[J]. 地理科学进展, 2006, 25(2): 96-102.]
- [17] Running SW, Loveland T R, Pierce L L, et al. A remote sensing based vegetation classification logic for global land cover analysis[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 51: 39-48.
- [18] Shi Qingdong, Lü Guanghui, Pan Xiaoling, et al. Vegetation classification method of divided area and DEM at north Xinjiang[J]. *Arid Land Geography*, 2003, 26(3): 264-268. [师庆东, 吕光辉, 潘晓玲, 等. 遥感影像中分区分类法及在新疆北部植被分类中的应用[J]. 干旱区地理, 2003, 26(3): 264-268.]
- [19] Wang Changyao, Luo Chenfeng, Qi Shuhua, et al. A method of land cover classification for China based on NDV FTs space[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2005, 9(1): 93-99. [王长耀, 骆成凤, 齐述华, 等. NDV FTs 空间全国土地覆盖分类方法研究[J]. 遥感学报, 2005, 9(1): 93-99.]
- [20] Gong Pan, Chen Zhongxin, Tang HuaJun, Land cover classification based on MOD IS temperature-vegetation index time-series data in Northeastern China[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2006, 22(9): 94-99.
- [21] Yan Hao, Wang Changyao, Niu Zheng. Bio-implication of principal component analysis to land cover using multitemporal AVHRR Data[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2001, 16(4): 209-213. [延昊, 王长耀, 牛铮, 等. 多时相

- NOAA-AVHRR 数据主成分分析的生物学意义 [J]. 遥感技术与应用, 2001, 16(4): 209-213. ]
- [22] Yan Hao, Wang Chaoyao, Niu Zheng, *et al* Application of principal component analysis by using different vegetation index derived from multitemporal AVHRR data [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2002, 6(1): 30-34. [延昊, 王长耀, 牛铮, 等. 遥感植被指数对多时相数据主成分分析的影响 [J]. 遥感学报, 2002, 6(1): 30-34. ]
- [23] Lu Ling, Li Xin, Dong Qinghan, *et al* The mapping and validation of land cover in northwest China from SPOT4-VEGETATION [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2003, 7(3): 214-220. [卢玲, 李新, 董庆罕, 等. SPOT4-VEGETATION 中国西北地区土地覆盖制图与验证 [J]. 遥感学报, 2003, 7(3): 214-220. ]
- [24] Lasaponara R. On the use of principal component analysis (PCA) for evaluating interannual vegetation anomalies from SPOT/VEGETATION NDVI temporal series [J]. *Ecological Modeling*, 2006, 194: 429-434.
- [25] Moody A, Johnson DM. Land-surface phenologies from AVHRR using the discrete fourier transform [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 75: 305-323.
- [26] Zhang X Y, Friedl M A, Schaaf C B, *et al* Monitoring vegetation phenology using MODIS [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 84: 471-475.
- [27] Sakamoto T, Yokozawa M, Toritani H, *et al* A crop phenology detection method using time-series MODIS data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 96: 366-374.
- [28] Huete A R, Justice C, Leeuwen V. MODIS vegetation index algorithm theoretical basis document, Version 3 [EB/OL]. [http://modis.gsfc.nasa.gov/data/atbd/land\\_atbd.html](http://modis.gsfc.nasa.gov/data/atbd/land_atbd.html), 1999.
- [29] Beck P S A, Atzberger C, Hogda 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: 321-334.
- [30] Wang Zhengxing, Liu Chuang, Huete A. From AVHRR-NDVI to MODIS-EVI Advances in vegetation index research [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2003, 23(5): 979-987. [王正兴, 刘闯, Huete A. 植被指数研究进展: 从 AVHRR-NDVI 到 MODIS-EVI [J]. 生态学报, 2003, 23(5): 979-987. ]
- [31] Gu J, Li X, Huang C L, *et al* A simplified data assimilation method for reconstructing time-series MODIS NDVI data [J]. *Advances in Space Research*, 2009, 44(4): 501-509.
- [32] Evans J P, Geerken R. Classifying rangeland vegetation type and coverage using a Fourier component based similarity measure [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 105(1): 1-8.
- [33] Wei Yuchu, Chen Suozhong. Theory and Methods of Geography modeling [M]. Beijing: Science Press, 2005: 201-261. [韦玉春, 陈锁忠. 地理建模原理与方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2005: 201-261. ]
- [34] Wu Zhengyi. China Vegetation [M]. Beijing: Science Press, 1980: 1-50. [吴征镒. 中国植被 [M]. 北京: 科学出版社, 1980: 1-50. ]

## Land Cover Classification Based on Time-series MODIS NDVI Data in Heihe River Basin

GU Juan, LI Xin, HUANG Chunlin

(Cold and Arid Region Environmental and Engineering Research Institute, CAS, Lanzhou 730000, China)

**Abstract:** Temporal changes in the normalized difference vegetation index (NDVI) have been widely used in vegetation mapping due to the usefulness of NDVI datasets in distinguishing characteristic seasonal differences in the phenology of greenness of vegetation cover. The Time-series Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) NDVI datasets hold considerable promise for large-area land cover classification given their global coverage, intermediate spatial resolution, high temporal resolution (16-day composite period), and cost-free status. This study focused on generating effective classification features from multi-temporal MODIS NDVI datasets to improve classification accuracy in the Heihe River Basin. Two types of features were derived from reconstructed multi-temporal MODIS NDVI datasets. The first are the basic parameters including the annual maximum NDVI, the mean NDVI during the growing season, the inter-annual variability of NDVI and the annual mean NDVI. The second are the amplitude and phase information of the first and second harmonic components derived from the shape of the time-series NDVI profile. Additionally, DEM with 1km resolution has also been used to simplify the current scheme. According to the validated results with 469 ground truth survey samples, the overall land cover classification accuracy using the decision tree was 78% and a Kappa coefficient is 0.74. The results support using decision tree classification based on 1km MODIS NDVI temporal and derived parameters to provide an up-to-date land cover mapping. However, the current decision tree does not work well in the downstream of the Heihe River Basin since the NDVI of non-vegetation types can not represent the temporal feature of these types. Thus, new effort is necessary in the future in order to improve the overall performance on this issue.

**Key words:** MODIS NDVI; Time series; Land cover Classification; Heihe