

基于 HJ-1 高光谱数据的植被覆盖度估测方法研究

廖春华, 张显峰, 孙权, 赵杰鹏, 王旭阳, 包慧漪

(北京大学遥感与 GIS 研究所, 北京 100871)

摘要: 植被覆盖度是衡量地表植被状况的一个重要参数, 在水文、生态等方面有重要意义, 同时, 也是影响土壤侵蚀与水土流失的主要因子, 是评价土地荒漠化最有效的指标。以环境一号(HJ-1)小卫星上搭载的新型传感器 HSI 获取的高光谱数据为数据源, 通过选择合适的植被指数建立了植被覆盖度反演模型——像元二分模型。然后运用该模型提取了新疆石河子地区的植被覆盖度信息。通过与地面样方数据进行交互比较, 对 HJ-1/HSI 数据反演植被覆盖度的精度进行了评价。研究结果表明, HJ-1/HSI 数据能够得到较高精度的植被覆盖度反演结果, 在植被动态及全球变化研究领域具有潜在应用价值。

关键词: HJ-1 卫星; 植被覆盖度; 大气辐射校正; 像元二分模型

doi: 10.3969/j.issn.1000-3177.2011.05.011

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-3177(2011)117-0065-06

Fractional Vegetation Cover Estimation Using HJ-1 Spaceborne Hyperspectral Data

LIAO Chun-hua, ZHANG Xian-feng, SUN Quan, ZHAO Jie-peng, WANG Xu-yang, BAO Hui-yi
(*Institute of Remote Sensing and GIS, Beijing University, Beijing 100871*)

Abstract: Fractional Vegetation Cover(FVC) is an important parameter of charactering the land surface vegetation conditions as well as the most effective indicator for assessing desertification. The hyperspectral data acquired by the imaging spectrometer HSI which is onboard the HJ-1 small satellite, was used to calculate the suitable narrow band vegetation index. The index was then applied to sub-pixel de-composition model for FVC estimation—dimidiate pixel model. The fractional vegetation cover information in the Shihezi area (Xinjiang) was extracted by using this model. Cross-checked with the ground plot data, the accuracy of the HJ-1/HSI data retrieved fractional vegetation cover was evaluated. The results show that the HJ-1/HSI hyperspectral data can achieve an accurate estimation of fractional vegetation cover in the study area, and has the potential to be applied to the research on vegetation and global changes.

Key words: HJ-1 satellite; fractional vegetation cover; atmospheric radiation correction; dimidiate pixel model

1 引言

植被覆盖度(Fractional Vegetation Cover, FVC)是指植被(包括叶、茎、枝)在地面的垂直投影面积占统计区总面积的百分比^[1~4]。它是刻画地表植被覆盖的一个重要参数, 是植物群落覆盖地表状况的一个综合量化指标, 是描述生态系统的重要基础数据, 在生态系统中发挥着非常重要的作用^[5~7]。

目前就植被覆盖度测量的研究现状和发展趋势来看, 大致包括: 地面测量、遥感测量以及二者相结合的方法^[8~9], 地面测量是植被覆盖度监测的传统方法。随着遥感技术的发展, 为监测大面积区域的植被覆盖度甚至全球的植被覆盖度, 提供了可能。通过遥感反演植被覆盖度的方法主要有经验模型法、植被指数法与像元分解模型法 3 种, 本文采用的方法是像元分解法中最简单的模型: 像元二分模型。

收稿日期: 2010-08-11 修订日期: 2010-09-21

基金项目: 国家科技支撑计划重点项目课题(编号: 2007BAH12B05)和国家 863 高技术计划课题(编号: 2008AA12Z112)。

作者简介: 廖春华(1988~), 女, 硕士研究生, 主要从事高光谱遥感及生态遥感方面的研究。

E-mail: xnliochunhua@163.com

像元分解法是近些年被日益广泛使用的方法,可看作是在植被指数法基础上所做的改进,其原理是图像中的一个像元实际上可能由多个组分构成,每个组分对遥感传感器所观测到的信息都有贡献,因此可以将遥感信息(波段或植被指数)分解,建立像元分解模型,并利用此模型估算植被覆盖度^[8~9]。像元二分模型是一个最简单的像元分解模型,它假设像元只由两部分构成:植被覆盖地表与无植被覆盖地表。所得的光谱信息也只由这两个组分因子线性合成,它们各自的面积在像元中所占的比率即为各因子的权重,其中植被覆盖地表占像元的百分比即为该像元的植被覆盖度,因而可以使用此模型来估算植被覆盖度。Gutman 等在像元二分模型基础上提出了对均一像元和混合像元植被覆盖度的不同求算方法,其中混合像元又进一步分为等密度、非密度和混合密度亚像元。针对不同的亚像元结构,分别建立不同的植被覆盖度模型^[8,10]。

利用遥感方法反演地表生物物理参数已经越来越广泛地应用于各行各业,因此也成为植被覆盖度测量与监测的主要手段^[11~13],但目前主要针对大范围使用多光谱遥感数据进行植被覆盖度信息的提取。随着一些新型的高光谱传感器的在轨运行,高光谱遥感数据的可获得性变得越来越好,因此,探讨高光谱遥感数据在中小范围内提供更精细的植被动态制图就显得特别重要。本研究旨在探讨如何运用 HJ-1 小卫星成像光谱仪数据,建立像元分解模型,来提高对干旱/半干旱区域植被覆盖度的监测与分析的精度,同时,通过比较研究,评价 HJ-1 小卫星高光谱数据在植被覆盖度反演中的可用性。

2 数据获取与预处理

2.1 研究区与数据获取

2.1.1 研究区选择

石河子地区地处中国新疆维吾尔自治区的天山北麓中

段,准噶尔盆地南缘,北临古尔班通古特沙漠,地理位置为 $84^{\circ}40' \sim 86^{\circ}43' E, 43^{\circ}15' \sim 45^{\circ}23' N$, 面积 $7529 km^2$, 平均海拔 $300 m \sim 500 m$, 海拔高度差异较大,地势由东南向西北倾斜,分别为山地、平原和沙漠,属温带大陆性气候,冬季长而严寒,夏季短而炎热,干燥少雨,蒸发量大,春季升温快,秋季降温迅速,昼夜温差大。年平均气温 $7.5^{\circ} C \sim 8.2^{\circ} C$,日照 $2318 h \sim 2732 h$,无霜期 $147 d \sim 191 d$,年降水量 $180 mm \sim 270 mm$,年蒸发量 $1000 mm \sim 1500 mm$ 。该区域是典型的干旱气候环境,生态景观类型齐全,包括了高山雪盖、高山草甸、高山森林等山地生态系统,和山前丘陵草地生态系统、绿洲农业生态系统以及位于盆地中心的荒漠生态系统。自然植被受降雨影响显著,存在一定的年际波动。地广人稀,气候干燥少雨,非常适合遥感技术的应用,是研究人类活动与自然环境相互作用的有利区域。

2.1.2 数据获取

HJ-1/HSI 是搭载在 HJ-1-A 卫星平台的高光谱传感器,通过 $\pm 30^{\circ}$ 侧摆实现对全球重复观测,重访周期为 $96 h$,其空间分辨率为 $100 m$,幅宽为 $50 km$,具有 115 个工作谱段,光谱范围在 $0.45 \mu m \sim 0.95 \mu m$,平均光谱分辨率为 $4.32 nm$ 。该传感器与目前应用十分广泛的 EOSMODIS、EO-1 Hyperion 等传感器相比,虽覆盖的光谱范围窄,但光谱分辨率有所提高,尤其是植被、水体等识别和信息提取的能力强,适用于开展多种专题研究,如大气成分探测、水环境监测以及植被生长状况监测等。

研究资料为 2009 年 7 月 24 日获得的新疆石河子地区的 HJ-1-A/HSI 影像数据,采用了 3 景 HSI 影像拼接剪裁以获得研究区域,数据产品已经过辐射定标。为了对比研究,我们还获取了研究区同一时期的 MODIS LAI 数据产品,以及包括土地利用数据在内的其他专题辅助数据。表 1 是 HJ-1/HSI 传感器的参数。

表 1 HJ-1/HSI 数据 Level2 产品定义

参数项	波长范围	传感器高度	发射时间	波段数	像元大小	影像大小	数据格式	文件大小	存储格式
参数值	459~956(nm)	705km	2008.9.18	115	100(m)	603×610	HDF5	82636(KB)	BSQ

此外,还获取了研究区内 155 个地面植物样方数据的植被覆盖度,对落在同一像元的样方值进行了平均,得到该像元的地面实测值,最后得到位于不同像元的地面验证数据为 36 个。获取手段为数码相机拍照再分类的方法提取的植被覆盖度。地面得到的样方植被覆盖度数据主要用于验证遥感反演结果的精度,以及用来校验像元二分

模型参数。

2.2 定标与大气辐射校正

本研究采用 ENVI 下的 FLAASH 模块对 HJ-1/HSI 影像进行大气辐射校正。FLAASH 采用 MODTRAN4 辐射传输模型的代码,是目前精度最高的大气辐射校正模型。由于 FLAASH 模块中并没有内置的直接校正 HSI 数据的参数,因此我们根

据 HJ-1/HSI 传感器的参数和特点,实现大气辐射校正。FLAASH 大气校正算法主要输入包括影像中心位置、传感器类型、高度、成像时间、地面平均高程、影像空间分辨率、所用大气模型、气溶胶模型、水汽特征波段、气溶胶参数提取方法、大气能见度以及是否进行光谱平滑和波长重新订正等参数。

首先根据辐射定标公式,将 HJ-1/HSI 数据产品进行辐射定标,并经格式转换使之成为 BIL 或 BIP 格式。同时定义各波段的中心波长值和中心波长半极值宽度。影像中心位置、传感器高度、成像时间、分辨率均可以从头文件中获得;利用该地区的

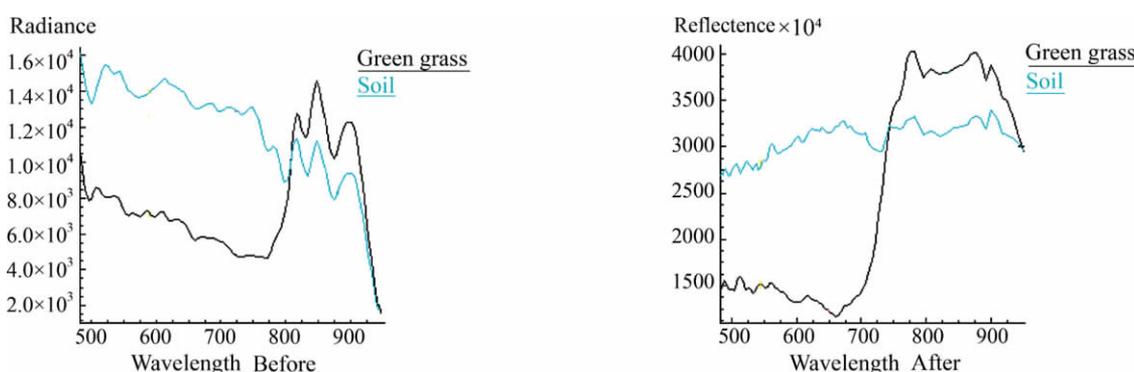


图 1 大气辐射纠正前后绿色草地植被与裸土光谱曲线比较

3 植被覆盖度定量反演模型

3.1 窄波段植被指数的选择

在运用像元二分模型反演区域植被覆盖度时,需要使用植被遥感光谱指数。高光谱影像数据有多个红光波段和近红外波段,因此基于高光谱数据计算 NDVI 的组合会很多,需要确定较为有效的波段组合。波段选择的一般方法主要包括:逐步回归选择法、简单波段自相关选择法和主成分系数权重选择法等^[14-15]。本研究通过比较所有波段两两组合求算的植被指数和叶面积指数的相关拟合情况,确定作物植被覆盖度,以选择较优的波段来计算植被指数。HJ-1/HSI 数据在近红外区域(760nm~900nm)共有 22 个波段,红光区域(630nm~690nm)共有 15 个波段,它们两两组合一共有 330 个值。

研究证明 NDVI 与 LAI 之间存在着明显的正相关关系^[16],利用已知的 LAI 影像数据,比较 NDVI 与 LAI 之间的相关性,NDVI 与 LAI 的相关性越高,则该波段组合反演的 NDVI 对植被覆盖度的反演越理想。本文选择同一天的 MODIS LAI 产品作为分析的 LAI 数据,通过拟合 MODIS LAI 数据与同一天的 HJ-1/HSI 数据计算得到 330 个 NDVI 影像数据,表 2 选择几个有代表性的波段组合来计算得到

DEM 影像可以计算出地面平均高度。水汽反演设置是利用水汽去除模型恢复影像中每个像元的水汽量,由于 HJ-1/HSI 数据的波谱范围从 450nm~950nm,必须将水汽特征波段改为 820nm,否则运行时会出现错误。当模型参数设置正确后,通过运行 FLAASH 模块,可完成研究区 HJ-1/HSI 数据的大气辐射校正。图 1 是校正前后典型地物光谱曲线的比较。分别将 3 景 HSI 影像完成大气辐射校正后我们得到地面反射率数据,经过拼接和裁剪得到研究区范围的 HJ-1/HSI 图像,进一步进行植被覆盖度信息的提取研究。

的 NDVI 与 MODIS/LAI 拟合的结果。从表中可以看出,当近红外波段选用 877nm 的反射率,红光波段选用 682nm 的反射率时,NDVI 与 LAI 的一元线性回归和指数回归的相关性都是最高的,且指数回归的相关性达到了 0.88 以上。因此,877/682 波段组合为高光谱窄波段 NDVI 的最佳组合。

表 2 不同组合 NDVI 与 LAI 值之间回归分析相关性比较

NIR/red(nm)	一元线性回归 R ²	指数回归 R ²
877/682	0.7654	0.8836
900/682	0.7219	0.7999
782/660	0.6627	0.7989
782/692	0.6174	0.7449
759/631	0.5872	0.7244

3.2 用像元二分模型反演植被覆盖度

假设一个像元的信息可以分为土壤与植被两部分,通过传感器所观测到的信息 S ,是由绿色植被成分所贡献的信息 S_v ,与由土壤成分所贡献的信息 S_s 两部分组成。将 S 线性分解为 S_v 与 S_s 两部分,像元中有植被覆盖的面积比例即为该像元的植被覆盖度 f_c ,而土壤覆盖的面积比例相应地为 $1-f_c$ 。设全由植被所覆盖的纯像元所得的光谱响应信息为 S_{wg} ,混合像元的植被成分所贡献的信息为 S_v ,则混合像元

的植被贡献的光谱响应可以表示为 S_{veg} 与 f_c 的乘积:

$$S_v = f_c \times S_{veg} \quad (1)$$

同理, 设全由土壤所覆盖的纯像元所得的遥感信息为 S_{soil} , 混合像元中的土壤成分贡献的信息 S_s 可以表示为 S_{soil} 与 $1-f_c$ 的乘积:

$$S_s = (1-f_c) \times S_{soil} \quad (2)$$

由公式(1)与(2), 可得一个混合像元的光谱响应为:

$$S = f_c \times S_{veg} + (1-f_c) \times S_{soil} \quad (3)$$

公式(3)可以理解为将 S 的线性分解为 S_{veg} 与 S_{soil} 两部分, 这两部分的权重分别为它们在像元中所占的面积比例, 即 f_c 与 $1-f_c$ 。对于超过两种组成成分以上的像元, 公式(3)需要被修正。如果考虑除植被与土壤以外的其他成分, 如水体, 则公式(3)需要用多个组分混合模型加以修正。在只考虑植被与土壤混合的情况下, 对公式(3)进行变换, 可得以下计算植被覆盖度的公式:

$$f_c = \frac{(S - S_{soil})}{(S_{veg} - S_{soil})} \quad (4)$$

其中 S_{soil} 与 S_{veg} 都是参数, 具有实际含义, 即纯土壤与纯植被像元所反映的光谱响应, 模型具有一定的理论基础, 不受地域限制, 易于推广。

此外, 像元二分模型还有一大优点, 就是削弱了大气、土壤背景与植被类型等的影响。 S_{soil} 包含了土壤的信息, 包括土壤类型、颜色、亮度、湿度等因素对于遥感信息的贡献; 而 S_{veg} 包含了植被的信息, 包括植被类型、植被结构等有关植被的因素对于遥感信息的贡献。像元二分模型实际上是基于 S_{soil} 与 S_{veg} 这两个调节因子所做的线性拉伸, 即将大气、土壤背景与植被类型等对遥感信息的影响降至最低, 只留下植被覆盖度的信息。因而可根据公式(4)来估算植被覆盖度。像元二分模型中的遥感光谱响应与植被覆盖度有较好的线性关系, 比如应用最广泛的遥感响应就是归一化植被指数 (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI), 它是植物生长状态以及植被空间分布密度的最佳指示因子, 与植被分布密度呈线性相关。植被指数 NDVI 是单位像元内的植被类型、覆盖形态、生长状况等的综合反映, 其大小取决于植被覆盖度(水平密度)和叶面积指数(垂直密度)等要素, 与植被覆盖度有显著的相关性。选取 NDVI 做为计算植被覆盖的遥感信息的另一个原因是, NDVI 相对于其他植被指数对地形变化不敏感, 能够较好地克服地形变化给植被指数评估的影响, 受地形影响较小^[17], 具有抗地形影响干扰

的作用; 而且研究区主要以平原和低矮丘陵为主体, 所以地形对 NDVI 的影响很小可以不予考虑。

将归一化植被指数 (NDVI) 代入式(3)可以被近似为:

$$NDVI = f_c \times NDVI_{veg} + (1-f_c) \times NDVI_{soil} \quad (5)$$

由式(5)变换可得:

$$f_c = \frac{NDVI - NDVI_{soil}}{NDVI_{veg} - NDVI_{soil}} \quad (6)$$

可见, 只要确定了 $NDVI_{soil}$ 和 $NDVI_{veg}$ 的值, 植被覆盖度便可求算出来。

在研究区域中, 对于林地和农业区, 由于植被密集而存在“纯净”像元, 但在干旱半干旱地区植被稀疏, 加上 HJ-1/HSI 数据分辨率较低, 为 100m, 一个像元内往往包含了土壤、植被、阴影等多个光谱信息, 因此在干旱和半干旱地区混合像元非常普遍。本研究采用像元二分模型进行植被覆盖度的提取, 即将每个像元假设只由两部分构成: 植被覆盖地表与无植被覆盖地表, 其中植被覆盖地表占像元的百分比即为该像元的植被覆盖度。实现像元二分模型的难点就是如何寻找合适的“纯净”植被像元的 NDVI 和“纯净”土壤像元的 NDVI。

3.3 $NDVI_{veg}$ 与 $NDVI_{soil}$ 的确定

$NDVI_{veg}$ 表示纯植被覆盖像元的 DNVI 值, 由于植被类型的不同, 以及植被覆盖随季节变化, 叶冠背景的干扰等因素, $NDVI_{veg}$ 值会随着时间和空间而改变。 $NDVI_{soil}$ 表示纯土壤像元的 NDVI 值, 对于裸地表面, 其 $NDVI_{veg}$ 应该接近零左右。然而由于大气影响以及地表湿度的变化, $NDVI_{soil}$ 会随时间而变化。此外, 由于地表湿度、粗糙度、土壤类型、土壤颜色等条件的不同, $NDVI_{soil}$ 也会随着空间而变化^[18]。因此, 采用一个确定的 $NDVI_{veg}$ 和 $NDVI_{soil}$ 值是不可取的, 即使对于同一景图像其值也会有所变化。为了便于调整, 我们并不需要知道 $NDVI_{veg}$ 和 $NDVI_{soil}$ 的具体值, 因为它们可以从具体的图像中计算得来。

在本研究中采用高光谱混合分析中的端元提取的方法, 分别基于不同土壤类型提取植被端元和土壤端元, 将植被端元的最大 NDVI 值作为 $NDVI_{veg}$, 土壤端元的最小 NDVI 值作为 $NDVI_{soil}$ 。端元提取的方法采用 ENVI 系统中推荐的流程: MNF 变换—计算 PPI—用 n 维可视化交互式确定端元—端元参考光谱确定, 来提取一景影像数据中的 $NDVI_{soil}$ 和 $NDVI_{veg}$ 参数。通过该方法我们分别提取了研究区 HJ-1/HSI 图像用于像元二分模型中的 NDVI 参数在

高植被覆盖区(包括农田、高覆盖草地和森林)和低植被覆盖区(包括中、低覆盖草地、沙地、居民地和城镇等)的参数,分别为: $NDVI_{soil}=0.013$, $NDVI_{veg}=0.551$,和 $NDVI_{soil}=0$, $NDVI_{veg}=0.42$ 。

将通过光谱混合分解方法得到的像元二分模型参数代入式(6),就可以反演得到研究区植被覆盖度,其值介于0-100之间,0代表全裸土,而100代表像元内全为植被,覆盖度为100%。

3.4 像元二分模型的实现与结果分析

上述用于新疆石河子地区植被覆盖度反演的像元二分模型在IDL6.5环境下实现,通过运行该模型得到研究区的2009年7月下旬的植被覆盖度影像,如图2所示。从图2中可以看出,天山山前丘陵较陡峭的区域因为水分不足,植被覆盖度在5%以下,几乎为裸土;而河谷地带由于季节性洪冲积物的堆积,也不利于植被生长。山前丘陵相对平坦的区域主要分布植被覆盖度为5%~20%之间的低覆盖自然草地,植被类型多为耐旱或短生的禾本科草以及牛羊不喜吃的骆驼刺等。在天山海拔1800m附近,则是高山草甸和冷杉森林分布,植被覆盖度大都在70%以上。由于本研究所用遥感影像为夏季的7月下旬,所以图2的上部即北部区域主要为农田区域,棉花和葡萄园遍布,所以植被覆盖度也都在70%以上。农田周边的荒地则分布着一部分覆盖度在25%到70%之间的重覆盖植被(或为农田或为撂荒草地),以及一部分地覆盖的沙荒地。此外,图中蓝色区域的中高覆盖区域主要分布在农田周围,也可能是因为农田边缘或小斑块农田存在的混合像元引起的平均效应。

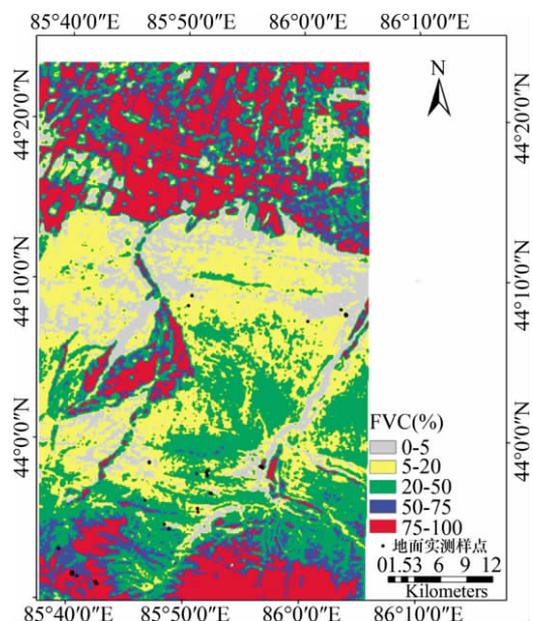


图2 基于HJ-1/HSI数据反演得到的植被覆盖度

总体说来,运用HJ-1/HSI数据和像元二分模型,定量地反演了新疆石河子地区自然植被和农田区域的植被分布情况,为植被动态监测提供了一个很好的手段。

4 精度验证

为了验证HJ-1/HSI数据在植被监测中的精度与可用性,本研究将从HJ-1/HSI数据反演得到的植被覆盖度结果与地面样方数据进行比较,一方面验证HJ-1/HSI高光谱数据反演植被覆盖度的精度;另一方面,验证该传感器数据在植被动态监测中的可用性。结果表明,HJ-1/HSI传感器100m的高光谱数据可能更适合中等尺度范围内的植被覆盖度监测,尤其由于其窄波段计算的植被指数,可避免宽波段计算得到的植被指数的饱和问题以及 $NDVI_{veg}$ 与 $NDVI_{soil}$ 确定中的主观性。

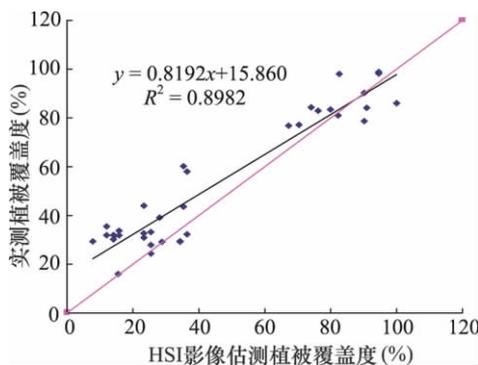


图3 HJ-1/HSI反演得到的与地面实测的植被覆盖度交叉比较

图3是从HJ-1/HSI数据反演得到的植被覆盖度与地面36个样方实测植被覆盖度数据进行比较的结果。地面测量结果与模型反演结果的相关系数的平方为0.898,拟合误差RMSE为8.3。虽然地面测量也存在误差,但结果表明:由于HJ-1/HSI数据计算的窄波段植被光谱指数,以及用混合像元分解中的端元提取方法,可以更好地确定植被覆盖度反演的像元二分模型参数,从而能更好地刻画研究区域的植被覆盖度差异,提高植被覆盖度遥感反演精度。

5 结束语

本文探讨了如何应用高光谱遥感数据来改进像元二分模型,更好地反演了干旱半干旱地区的植被覆盖度。目前对HJ-1/HSI数据处理与应用还处于起步阶段,首先研究了HJ-1/HSI数据的预处理方法尤其是大气辐射校正,探讨了基于MORDT-

RAN4 大气传输模型对其进行大气辐射校正的方法及各参数的设置,并取得了很好的校正效果。其次,提出了将 MODIS LAI 数据用来选择合适的高光谱窄波段植被指数方法,从而改进像元二分模型的参数确定方案,提高植被覆盖度的反演精度。在此基础上,应用所建立的植被覆盖度遥感反演模型,反演得到了新疆石河子地区 2009 年 7 月植被覆盖状况,通过比较地面样方测量结果和 HJ-1/HSI 反演结果,验证了 HJ-1/HSI 高光谱数据在植被覆盖度反

演中的优势,能够满足中等尺度范围植被覆盖动态变化定量监测的需要。进一步的研究主要集中在考虑像元二分模型的多组分分解问题,尤其是 BRDF 对组分分解的影响,以及考虑将匹配滤波等模式识别方法引入植被覆盖度的反演模型建立中,从而更好地适应像元光谱混合中的非线性问题,以及消除土壤背景的复杂性。此外,还可以通过构建与选择更复杂的高光谱植被指数来进一步改进植被覆盖度的定量反演模型,提高植被覆盖度的估算精度。

参考文献

- [1] Godí'nez-Alvarez, H., J. E. Herrick, M. Mattocks, D. Toledo, J. Van Zee. Comparison of three vegetation monitoring methods; Their relative utility for ecological assessment and monitoring[J]. *Ecological Indicators*, 2009.
- [2] Purevdor, J. T. S., R. Tateishi, T. Ishiyama. Relationships between percent vegetation cover and vegetation indices[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(18): 3519—3535.
- [3] Anatoly, A. G., Y. J. Kaufman, R. Stark, D. Rundquist. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1): 76—87.
- [4] Bonham, C. D. . *Measurements for Terrestrial Vegetation*[M]. John Wiley and Sons, 1989: 352.
- [5] Steffen, W. *The IGBP Terrestrial Transects: Tools for Resource Management and Global Change Research at the Regional Scale*[M]. Ringrose S. & Chanda R. (Eds) *Towards Sustainable Management in the Kalahari Region: Some Essential Background and Critical Issues*, 2003: 1—11.
- [6] Brazel, A. J., W. G. Nickling. Dust storms and their relation to moisture in the Sonoran_Mojave desert region of the Sout Western United States[J]. *Journal of Environmental Management*, 1987(24): 279—291.
- [7] Shoshany, M., P. Kutiel, H. Lavee. Monitoring temporal vegetation cover changes in Mediterranean and arid ecosystems using a remote sensing technique; Case study of the Judean Mountain and the Judean Desert[J]. *Journal of Arid Environments*, 1996(33): 9—21.
- [8] Gutman, G., A. Lgnatov. The derivation of the green vegetation fraction from NOAA/AVHRR data for use in numerical weather prediction models[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(8): 1533—1543.
- [9] Tammervik, H., J. A. Hogda, I. Solheim. Monitoring vegetation changes in Pasvik (Norway) and Pechenga in Kola Peninsula (Russia) using multitemporal Landsat MSS/TM data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 85(3): 370—388.
- [10] Jiang, Z., A. R. Huete, J. Chen, Y. Chen, J. Li, G. Yan, X. Zhang. Analysis of NDVI and scaled difference vegetation index retrievals of vegetation fraction[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006(101): 366—378.
- [11] Chen, J. . Spatial scaling of a remotely sensed surface parameter by contexture[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1999 (69): 30—42.
- [12] Price, J. C. Estimating vegetation amount from visible and near infrared reflectances[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1992(41): 29—34.
- [13] Neigh, C. S. R., C. J. Tucker, J. R. G. Townshend. North American vegetation dynamics observed with multi-resolution satellite data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008(112): 1749—1772.
- [14] Peter, R. J. North Estimation of fAPAR, LAI, and vegetation fractional cover from ATSR-2 imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1): 114—121.
- [15] Quamby, N. A., J. R. G. Townshend, J. J. Settle. Linear mixture modeling applied to AHVRR data for crop area estimation[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1992, 13(3): 415—425.
- [16] 靳华安, 刘殿伟, 王宗明, 宋开山, 李方, 杨飞, 杜嘉, 李凤秀. 三江平原湿地植被叶面积指数遥感估算模型[J]. *生态学杂志*, 2008, 27(5): 803—808.
- [17] 姚晨, 黄微, 李先华. 地形复杂区域的典型植被指数评估[J]. *遥感技术与应用*, 2009, 24(4): 498—501.
- [18] 李晓松, 高志海, 李增元, 白黎娜, 王瑛瑜. 基于高光谱混合像元分解的干旱地区稀疏植被覆盖度估测[J]. *应用生态学报*, 2010, 21(1): 152—158.