

黑河流域叶面积指数的遥感估算

方秀琴, 张万昌, 刘三超

(南京大学国际地球科学研究所, 南京 210093)

摘要: 研究利用 Landsat 7 ETM⁺ 遥感数据获取黑河流域植被叶面积指数(LAI)空间分布的可行性。该研究是基于黑河流域分布式水文模型的一个重要输入项——LAI 空间分布数据的需要而产生的。文章在详尽的野外观测数据基础上, 分别探究实测 LAI 与同时相 ETM⁺ 3、4、5、7 波段反射率及相关植被指数(SR、NDVI、ARVI、RSR、SAVI、PVI、GESAVD)的相关关系, 率定最佳的 LAI 遥感反演及其空间分布方案。研究发现, 针对特定的自然条件, 将研究区分为植被覆盖度小的稀疏立地和覆盖度大的密集立地, 分别采用土壤调节植被指数(SAVI)和大气阻抗植被指数(ARVI)进行 2 种林地的 LAI 估算最为可靠, 在此基础上, 提出黑河地区 LAI 估算及其空间分布的遥感制图方案。

关键词: 叶面积指数(LAI); Landsat 7 ETM⁺; 植被指数

中图分类号: TP 79; Q 948 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-070X(2004)01-0027-05

0 引言

LAI(Leaf Area Index)是陆面过程一个十分重要的结构参数, 是表征植被冠层结构最基本的参量之一, 它控制着植被许多生物、物理过程, 如光合、呼吸、蒸腾、碳循环和降水截获等^[1]。在分布式水文模型中, LAI 是一个重要的输入项, 是模型中不可缺少的组成部分。

地面测量(如仪器测量)只能获得点状或线状的 LAI 数据, 无法反映 LAI 的空间变异性, 因此, 大区域研究 LAI 仅仅靠地面观测是不够的。卫星遥感为大区域研究 LAI 提供了唯一的途径^[2]。LAI 的遥感估算方法可以分为 2 类: 统计模型法和光学模型法^[3]。光学模型法是基于植被的 BRDF(双向反射率分布函数), 建立在辐射传输模型基础上的方法, 该方法具有相当强的物理基础, 它需要通过反演来估算 LAI, 而反演过程中有些反函数是不收敛的, 这样可能导致反演结果存在很大的不确定性, 或者造成错误的反演结果^[3]。另外, 该模型要求植被的生物物理、生物化学、背景土壤的光学特性及森林结构等参数, 而这些参数的获得有一定的难度, 且参数的精度较难达到模型要求的精度, 所以, 在参数不能满足模型要求的条件下, LAI 的光学模型反演精度不会理想; 统计模型法是将遥感图像数据与实测 LAI

建立统计分析模型, 这种方法形式简洁, 对输入参数要求不高, 而且计算也很简单易行, 在很长一段时间内都是 LAI 遥感定量估算的主要方法。由于光学模型法本身存在很大的不确定性, 因此统计模型法不失为一种比较有效的 LAI 遥感估算方法, 本文即以此方法估算黑河地区的 LAI 及其空间分布。

1 研究区自然地理概况

黑河流域发源于青海省祁连县, 位于祁连山和河西走廊的中断, 是我国西北干旱、半干旱地区第 2 大内陆河流域, 全长约 800 km, 汇水面积约 1.3×10^5 万 km²。区内地貌类型不一, 气候条件在不同地带相差很大, 再加上人类活动的影响, 植被覆盖非常不均一, 为大面积快速监测植被 LAI 及其空间分布带来了困难。

2 数据及处理

研究所用数据主要包括真正同时相的 Landsat-7 ETM⁺ 遥感数据和 LAI 野外观测数据。

2.1 遥感数据及预处理

2.1.1 几何精校正

ETM⁺ 的成像时间为 2002 年 9 月 17 日。研究

中使用 15 个均匀分布的地面控制点(GCP)对图像进行几何精校正,校正后图像的几何误差小于 0.5 个像元。

2.1.2 大气校正

根据 Gilabert^[4] 和 Zhang^[5] 提出的方法,对 ETM⁺ 影像作了大气校正。该方法主要基于以下 3 个假设^[4~6]: ①地表是朗伯体; ②ETM⁺ 1、3 波段的最暗像元只接受大气贡献的能量,且这些最暗像元所对应的地表反射率接近为零; ③大气的多次散射以及邻近像元漫射过程可以忽略。这样,就可以根据 1、3 波段暗像元的 DN 值,推导出相关的大气参数,如气溶胶的光学厚度等,然后以此为基础,计算其它 4 个波段的大气辐射能量,最后建立 6 个波段地表反射率与地形校正后影像 DN 值的对应关系。这种大气校正方法最大的优势在于它是完全基于遥感影像进行的,而不需要实测成像时复杂的大气状况(这种测量非常困难),因而简单有效。

2.2 LAI 野外观测数据

LAI 野外数据是 2002 年 9 月 2 日到 13 日期间测得的,与 ETM⁺ 影像(成像于 2002 年 9 月 17 日)是真正同时相的。使用的测量仪器是加拿大国家遥感中心陈镜明博士研制的 TRAC(跟踪辐射与冠层结构测量仪)。TRAC 是测定叶面积指数(LAI)和冠层吸收光合作用有效辐射分量(FPAR)的一种新型光学仪器^[7],它使用一种高频抽样技术(32Hz),在冠层下沿横切线测量太阳直射透射光的光合作用有效辐射(PAR),从高空间密度(100 点/m)的 PAR 数据可得到冠层间隙分量和间隙尺寸分布,从间隙尺寸分布可得到集聚指数(Ω),并计算有效 LAI 和真实 LAI^[8]。

TRAC 的独到之处在于它能直接测量出植被的集聚指数(Ω),并通过简单的模型计算就可得出植被真实的 LAI,而不像常规仪器(如: LAI-2000)一样,需要对测量值进行校正,因而,避免了不同校正方法带来的不确定性。但是,由于 TRAC 测量的是透过植被冠层的太阳直射透射光,因而要求最好在晴天作业,这大大减低了该仪器操作的全天候性。本研究中有几个剖面的野外观测数据就是因为天气不佳而不能使用,这正是 TRAC 的缺陷所致。

野外 LAI 观测场布设严格按照 TRAC 仪器野外操作规范的要求进行,即观测场一般以相隔约 15 m 的 3 根长 50 m 左右的测线布设,取这 3 条断面的平均 LAI 为该测点的实际 LAI。测点的选择尽量考虑到植被种类的不同及研究区内测点分布的均匀性。野外实际观测断面 74 条,测点 28 个,基本涵盖

了研究区主要的地表植被类型。

3 分析与讨论

LAI 统计模型法就是建立遥感影像数据与实测的有限 LAI 之间的统计关系,从而估算大区域的、面上的 LAI^[3]。本研究在参考前人工作的基础上^[9~17],采用了 SR(比值植被指数)、NDVI(归一化差值植被指数)、RSR(缩小的比值植被指数)、ARVI(大气阻抗植被指数)、SAVI(土壤修正植被指数)、PVI(垂直植被指数)、GESAVI(通用土壤植被指数)等植被指数和 ETM⁺ 的 3、4、5、7 波段反射率与野外 LAI 数据,分别在 2 种方式下作相关性分析,以期找出最适合于研究区的 LAI 统计模型。各种植被指数及其对应公式如表 1 所示。

表 1 相关植被指数及其计算公式

植被指数	计算公式
SR ^[11]	ρ_n / ρ_r
NDVI ^[12]	$(\rho_n - \rho_r) / (\rho_n + \rho_r)$
ARVI ^[14]	$(\rho_n - \rho_{rb}) / (\rho_n + \rho_{rb})$ 其中, $\rho_{rb} = \rho_r - \gamma(\rho_b - \rho_r)$
RSR ^[13]	$SR \cdot (1 - (\rho_{swir} - \rho_{swir_{min}}) / (\rho_{swir_{max}} - \rho_{swir_{min}}))$
SAVI ^[10]	$(1+l)(\rho_n - \rho_r) / (\rho_n + \rho_r + l)$
PVI ^[15]	$(\rho_n - B\rho_r - A) / \sqrt{1+B^2}$
GESAVI ^[16]	$(\rho_n - B\rho_r - A) / (\rho_r + Z)$

表 1 中 ρ_n 、 ρ_r 和 ρ_{swir} 分别是 ETM⁺ 4、3、5 通道的反射率; γ 是与气溶胶类型和性质有关的参数; $\rho_{swir_{min}}$ 和 $\rho_{swir_{max}}$ 分别是 5 通道反射率的最小值和最大值,分别取 5 波段反射率直方图两端 1% 处的反射率值; l 为调整参数; A 、 B 为土壤线的截距与斜率; Z 为调整系数。

统计分析采用的一种方式是对整个研究区作植被指数或单波段反射率与野外实测 LAI 的相关分析,从而找到适用于整个区域的统计模型;另一种方式是将野外观测数据分为高植被覆盖度和低覆盖度 2 种(简称为密林地和疏林地,以真实 LAI=3 为界),分别作相关分析,并找出 2 种立地的统计模型,最后估算出整个研究区的 LAI。

表 2 列出了 2 种方式下所有的相关(R^2)结果,表中 B3、B4、B5 和 B7 分别代表 ETM⁺ 的第 3、4、5、7 波段。

表 2 两种统计分析方式所得相关系数(R^2)比较

变量	统计分析方式		
	方式 1(整个区域)	方式 2	
		密林地	疏林地
SR	0.649 0	0.481 4	0.621 1
NDVI	0.742 0	0.535 5	0.652 7
ARVI	0.761 9	0.776 4	0.575 5
RSR	0.644 4	0.439 8	0/574 5
SAVI	0.240 0	0.075 6	0.677 9
PVI	0.024 8	0.235 4	0.611 9
GESAVI	0.060 4	0.358 9	0.645 1
B3	0.629 9	0.526 3	0.517 5
B4	0.255 9	0.368 0	0.134 3
B5	0.285 1	0.398 3	0.222 6
B7	0.409 2	0.332 9	0.334 9

由表 2 可见:

(1)在单波段反射率中,处于红光区的波段 3 与 LAI 的相关性高于其它单波段相关性,这与一般的结论是一致的^[6],即植被的 APAR 越高,它的红光反射率就越低,因而,波段 3 与 LAI 密切相关是合理的。

(2)两种统计分析方式均显示单波段反射率与 LAI 的相关性整体上大大低于植被指数,即使是单波段里相关性最高的波段 3,其相关性也低于植被指数里相关性次高的 NDVI,这个结论与 Lars Eklundh 等人的研究结果有出入^[17],其原因有待进一步考究,有可能是由于地表植被覆盖类型的差别引起。

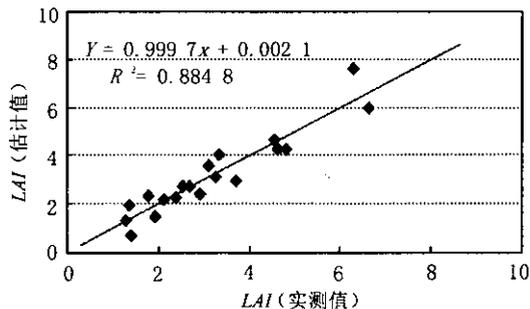
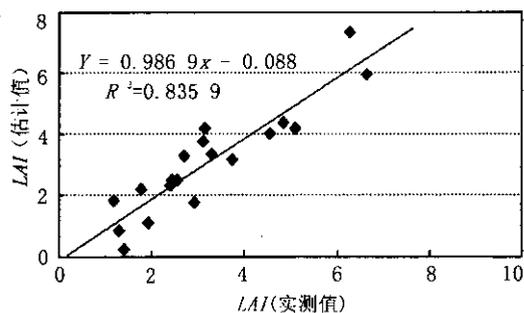


图 1 两种方式(左:方式 1;右:方式 2)的估算结果与实测值的比较

4 LAI 制图

在上述分析基础上,按照方式 2 对研究区进行 LAI 制图。为区分密林地和疏林地,本文采用 LAI 分类方法,因为从物理意义上讲,LAI 更能代表地表的植被情况,具体实现过程如下:

(3)对整个区域统一进行 LAI 制图,最理想的植被指数是 ARVI (大气阻抗植被指数),NDVI 次之。原因在于,ARVI 引入了蓝波段以及与气溶胶类型和性质有关的参数 γ 来进一步消减大气的影 响,使得 ARVI 对大气的敏感度不及 NDVI 的 1/4^[14]。而土壤系列的植被指数(SAVI、PVI 和 GESAVI)则属于相关性很差的植被指数,甚至低于单波段反射率。

(4)对密林地的 LAI 制图,ARVI 与 LAI 强烈相关,同时 SR、NDVI 及 RSR 均出现相关性下降的情形。

(5)对疏林地而言,土壤系列的植被指数与 LAI 的相关性表现了大飞跃,SAVI 成为与 LAI 相关性最高的植被指数,同时 PVI 和 GESAVI 也成为较理想的植被指数,而 ARVI 大大降低,表明 ARVI 适用于大气影响高于土壤影响的植被区,这与前人的结论是一致的^[14]。

(6)作为结论,方式 1 选用 ARVI 作为估算整个研究区的植被指数,方式 2 采用 ARVI 用于密林地 LAI 估算,而 SAVI 用于疏林地 LAI 估算。

(7)值得注意的是,2 种方式中 NDVI 与 LAI 的相关性都是仅次于最理想的植被指数,这也可以作为 NDVI 自提出以来一直在植被遥感研究中经久不衰的一个佐证。

根据结论 6,分别用上述 2 种方式得到的统计模型估算 LAI,其结果如图 1 所示。

图 1 表明,方式 2 的估算值与实测值的相关性大于方式 1 的相关性。

首先,分别用 SAVI 和 ARVI 进行整个区域的

LAI 制图,得 LAI_{SAVI} 和 LAI_{ARVI} ; 然后,在 LAI_{SAVI} 中提取 $LAI < 3$ 的区域(得 LAI_{LT3}),而在 LAI_{ARVI} 中提取出 $LAI \geq 3$ 的区域(得 LAI_{GE3}),对于同时满足 $LAI_{SAVI} \geq 3$ 和 $LAI_{ARVI} < 3$ 的区域,取值 LAI_{MID} (为两者的算数平均);最后,将 LAI_{LT3} 、 LAI_{GE3} 和

LAI_{MID}融合为一幅图,即整个研究区域的 LAI 制图。图 2 为部分研究区的 LAI 制图。



图 2 LAI 制图(部分)

5 研究展望

本文探究了在黑河流域这样特定的干旱半干旱区域,利用 Landsat 7 ETM⁺ 遥感数据估算 LAI 空间分布的适用性,率定出了最佳的反演方案,为黑河流域分布式水文模型研究提供了较可靠的 LAI 图层输入。然而,由于几乎所有的分布式水文模型都需要具有时相连续性的参数输入,本文只是根据遥感瞬时数据进行了研究,最多代表一个季节的植被情况,因而需要根据模型的需要,继续研究用遥感反演时序性的模型参数。

致谢:加拿大陈镜明教授为本研究提供观测仪器;南京师范大学蒋建军博士后和南京大学国际地球所赵登忠同学参加了野外数据观测,在此一并表示诚挚的谢意!

参考文献

[1] Chen J M, Cihlar J. Retrieving leaf area index of boreal conifer forests using Landsat TM images[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55:153-62.

[2] Running S W, Nenani R R. Relating seasonal patterns of the AVHRR vegetation index to simulate photosynthesis and transpiration of forests in different climates[J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 24:347-367.

[3] 方秀琴,张万昌. 叶面积指数(LAI)的遥感定量方法综述[J]. 国土资源遥感, 2003, (3):58-62.

[4] Gilabert M A, Conese C, Maselli F. An atmospheric correction method for the automatic retrieval of surface reflectance from TM images[J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15(10):2065-2086.

[5] Zhang W C, Yamaguchi Y, Ogaw K. Evaluation of the Pre-processing of the Remotely Sensed Data on the Actual Evapotranspiration, Surface Soil Moisture Mapping by an Approach Using Landsat, DEM and Meteorological Data[J]. Geocarto Inter, 2000, 15(4):57-67.

[6] 刘三超,张万昌,蒋建军,等. 用 TM 影像和 DEM 获取黑河流域地表反射率和反照率[J]. 地理科学(待刊).

[7] 浦瑞良,宫鹏. 高光谱遥感及其应用[M]. 北京:高等教育出版社,2000.

[8] Chen J M, Cihlar J. Plant canopy gap size analysis theory for improving optical measurements of leaf area index[J]. Applied Optics, 1995, 34:6211-6222.

[9] Chen J M, Pavlic G, Brown L, et al. Derivation and validation of Canada-wide coarse-resolution leaf area index maps using high-resolution satellite imagery and ground measurements [J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 88:1-20.

[10] Huete A R. A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI)[J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 25:295-309.

[11] Person R L, Miller L D. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the short grass prairie, Pawnee National Grasslands, Colorado[A]. Proceeding of the 8th International Symposium on Remote Sensing of the Environment[C]. 1972, 2:1355-1379.

[12] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation [M]. Greenbelt, MD:NASA/GSFC (Type III, Final Report), 1974.

[13] Leonard Brown, Chen J M, Sylvain G, et al. A shortwave infrared modification to the simple ratio for LAI retrieval in boreal forest: An image and model analysis[J]. Remote Sensing of Environment, 2000, 71:16-25.

[14] Kaufman Y J, Tanré D. Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI) for EOS-MODIS[J]. IEEE Transaction and Remote Sensing, 1992, 30 (2):261-270.

[15] Richardson A J, Wiegand C L. Distinguishing vegetation from soil background information[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1977, 43:1541-1552.

[16] Gilabert M A, González-Piqueras J, García-Haro F J, et al. A generalized soil-adjusted vegetation index[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 82:303-310.

[17] Lars Eklundh, Lars Harrie, Andres Kuusk. Investing relationship between Landsat ETM⁺ sensor data and leaf area index in a boreal conifer forest[J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 78:239-251.

THE ESTIMATION OF LAI IN HEIHE RIVER BASIN USING REMOTELY SENSED DATA

FANG Xiu-qin, ZHANG Wan-chang, LIU San-chao

(*International Institute for Earth System Science, Nanjing University, Nanjing 210093, China*)

Abstract : The aim of this paper is to investigate the feasibility of using Landsat 7 ETM⁺ data to estimate Leaf Area Index (LAI). The investigation is prompted by the need of obtaining spatially distributed data on LAI which serve as an important input for distributive hydrological modeling of Heihe Basin. Using detailed field data of Zhangye Oasis and Qilian Mountain collected in September 2002, the authors investigated the relationship between contemporary field data and remotely sensed ETM⁺ data, which include ETM⁺ 3, 4, 5, 7 and some vegetation indices such as Simple Ratio (SR), Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI), Reduced Simple Ratio (RSR), Perpendicular Vegetation Index (PVI), Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI) and Generalized Soil-Adjusted Vegetation Index (GESAVI). The best approach to the estimation of LAI was found on the basis of statistical analysis. According to the specific natural conditions of Heihe Basin, it is thought that the most reliable method should be the division of the study area into sparse stands and dense stands, with SAVI used in the estimation of LAI in the former stands and ARVI in the latter stands. In such a way, the estimation and spatial mapping of LAI of the whole study area can be completed.

Key words : Leaf Area Index (LAI); Landsat 7 ETM⁺; Vegetation index

第一作者简介: 方秀琴(1978-),女,南京大学国际地球系统科学研究所硕士研究生,研究方向为水文模型的遥感与地理信息系统集成及相关地面参数的遥感反演。

(责任编辑:刁淑娟)

=====
(上接第 10 页)

THE APPLICATION OF HYPERION DATA TO EXTRACTING CONTAMINATION INFORMATION OF VEGETATION IN THE DEXING COPPER MINE, JIANGXI PROVINCE, CHINA

LIU Sheng-wei¹, GAN Fu-ping², WANG Run-sheng^{1,2}

(*1. China University of Geosciences, Beijing 100083, China; 2. China Aero Geophysical Survey and Remote Sensing Center for Land and Resources, Beijing 100083, China*)

Abstract : This paper has dealt with such spectral features of vegetation in the mining area as the intensities and locations of green peak, red valley and infrared reflectance plateau and the slopes and locations of red edge and blue edge altered under the stress resulting from characteristic contamination of acid, alkali, heavy metals etc. The advances in the extraction of contamination information of vegetation in the Dexing copper mine based on spectral features of all kinds of plants are discussed on the basis of hyperspectral imaging data. The spectra of various plants were analyzed, and then spectral parameters (red edge position and absorption depth) were used to study the information extraction and reveal the general contamination situation of vegetation in the Dexing copper mine. The project is helpful to the whole process of diagnosing and monitoring mine pollution.

Key words : Hyperspectral imaging; Contaminated Vegetation; Spectral features; Red edge position; Absorption depth; Hyperion; Dexing Copper Mine

第一作者简介: 刘圣伟(1972-),博士生,主要从事高光谱遥感技术及其应用方面的研究工作。

万方数据

(责任编辑:刁淑娟)