

文章编号: 1007-4619 (2001) 06-416-07

# 基于土地覆盖分类的植被覆盖率估算 亚像元模型与应用

陈 晋, 陈云浩, 何春阳, 史培军

(北京师范大学 环境演变与自然灾害教育部重点实验室, 北京师范大学资源科学研究所, 北京 100875)

**摘 要:** 如何利用遥感资料估算植被覆盖率已成为建立全球及区域气候、生态模型的基础工作之一。重点探讨了利用 TM 资料从植被指数(*NDVI*)中提取植被覆盖率的方法。根据 TM 像元为非均一混合像元的特点,提出了基于土地覆盖分类的综合运用“等密度模型”和“非密度模型”计算植被覆盖率的方法。通过对北京市海淀区的植被覆盖率计算表明,该方法的估算精度可达 75.4%,比单纯使用等密度亚像元模型在估算精度上可提高 5.8%。可以认为,该方法为大面积植被覆盖率估算提供了一种有效的途径。

**关键词:** 植被覆盖率; 土地覆盖; 亚像元; 归一化差异植被指数; 叶面指数

中图分类号: TP79 文献标识码: A

## 1 引 言

作为重要的生态气候参数,植被覆盖率(单位面积内植被的垂直投影面积所占面分比)是许多全球及区域气候数值模型中所需的重要信息,也是描述生态系统的重要基础数据<sup>[1]</sup>。由于植被覆盖率具有显著的时空分异的特点,而依靠传统的地面样方实测的方法来估算植被覆盖率又是一项花费巨大人力、财力且精度不高的工作。因此,探讨利用遥感资料估算大面积的植被覆盖率的方法已成为当前建立全球及区域气候、生态模型的基础工作之一。

利用遥感资料估算植被覆盖率的方法大致可归纳为以下 2 种:经验模型法和植被指数转换法。经验模型法主要是通过建立实测植被覆盖率数据与植被指数的经验模型来求取大面积植被覆盖率。如:Gratez 等在半酸性土壤区域进行了植被覆盖率实地测量,并建立了线性回归公式来估算植被覆盖率<sup>[2]</sup>。Dymond 等在建立了地表植被覆盖率与 *NDVI* 的非线性经验关系的基础上,用多波段 SPOT 资料估算新西兰的植被覆盖率<sup>[3]</sup>。Wittich 和 Hansing 针对不同的土地覆盖类型建立了地表植被覆盖率与 *NDVI* 的经验模型<sup>[4]</sup>,并用 NOAA AVHRR 资料计算研究区的

植被覆盖率。Purevdorj 等则应用二次多项式回归了植被覆盖率与植被指数(*NDVI*、*SAVI*、*MSAVI*)的关系,并实例证实 *ISAVI* 和 *NDVI* 在对大范围草场的植被覆盖率估算方面有较好的效果<sup>[5]</sup>。由于经验模型法依赖于对特定区域的实测数据,虽在小范围区域具有一定的精度,但在推广应用方面却受到诸多限制。因此,近年来发展起来的不依赖于植被覆盖率实测数据,而直接由植被指数向植被覆盖率转换的方法已成为相关领域研究的一种趋势。植被指数转换法的主要思想是通过对各像元中植被类型及分布特征的分析,建立植被指数与植被覆盖率的转换关系来直接估算植被覆盖率。Quarmby 利用 AVHRR 资料,建立了植被指数与植被覆盖率的线性混合转换模式,并认为该法适用估算农业区的植被覆盖率<sup>[6]</sup>。Gutman 和 Ignatov 从像元中可能的植被分布特征入手,提出了均一亚像元模型和混合亚像元(等密度、非密度、混合密度)模型,并应用其中的等密度模型,以 NOAA AVHRR 资料为数据源进行了全球植被覆盖率的估算<sup>[7]</sup>。虽然植被指数转换法不需要进行大面积的地面样方实测,但就小范围区域而言,其精度却可能低于经验模型法,因此,提高植被指数转换法的估算精度已成为该方法广泛应用中值得探讨的重要问题。

收稿日期: 2000-07-03; 修订日期: 2000-12-01

基金项目: 国家自然科学基金重大项目(39899374)和教育部高等学校重点实验室访问学者基金资助。

作者简介: 陈晋(1967—),男,四川西昌人,副教授。获日本九州大学工学博士学位,现主要从事遥感、GIS 应用研究。发表文章 10 余篇,专著 1 本。

基于上述分析,同时考虑到当前虽然国内许多学者致力于遥感的生态测量研究,但在植被覆盖率估算方面研究较少的现状,本文在对植被指数转换法中亚像元模型介绍的基础上,着重研究了混合亚像元模型(尤其是非密度模型)参数的确定方法。同时,尝试了利用土地覆盖分类信息,选择适宜的亚像元模型来提高估算精度的方法。作为本文的实证研究,选择北京市海淀区为研究区进行了植被覆盖率估算和验证。

## 2 模型及方法

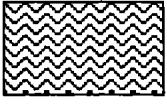
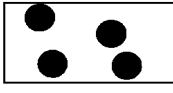
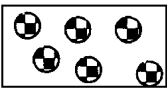

### 2.1 植被覆盖率估算模型

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

的叶面指数  $LAI$  (垂直密度) 和植被覆盖率  $f_g$  (水平密度) 等要素。诸多经验模型证实植被覆盖率与植被的  $NDVI$  值之间存在密切关系;但不同的亚像元植被结构(垂直密度和水平密度)却可能产生相同的  $NDVI$  值<sup>[8]</sup>。因此,为了更好理解  $NDVI$  与植被覆盖率  $f_g$  的定量关系,需进一步对植被覆盖的亚像元结构进行分析。根据像元中植被覆盖结构的不同,将像元分为“均一像元”和“混合像元”两类。当像元完全被植被覆盖时,可认为该像元为“均一像元”,其亚像元结构为植被全覆盖;如植被不能完全覆盖整个像元,则像元为“混合像元”,对应的亚像元结构是植被与非植被构成的混合结构。Gutman 对“混合像元”中植被的亚像元结构类型进行简化<sup>[7]</sup>,概括为以下几种可能的模型:等密度、非密度和混合密度,具体如表 1。

表 1 植被的亚像元模型表\*

Table 1 The Schematic Representation of Sub-pixel Models for Vegetation Fraction

像元类型	植被的亚像元结构	图示	植被覆盖率公式
均一像元	全覆盖		$f_g = 1$ , $NDVI$ 大小主要取决于 $LAI$
混合像元	等密度		$f_g = \frac{NDVI - NDVI_0}{NDVI_\infty - NDVI_0}$
	非密度		$f_g = \frac{NDVI - NDVI_0}{NDVI_g - NDVI_0}$
	混合密度		$\sum f_g = \sum \frac{NDVI - NDVI_0}{NDVI_g - NDVI_0}$

\* 据 Gutman(1998), 修改。

表 1 所示植被亚像元模型中,植被指数  $NDVI$  与植被覆盖率  $f_g$ 、叶面指数  $LAI$  之间的具体关系详述如下。

#### 2.1.1 均一像元

“均一像元类型”指像元完全被一定厚度的植被覆盖,即  $f_g = 1$ 。因而“均一像元类型”的  $NDVI$  值主

要取决于叶面指数  $LAI$ , 由 Bear' 定律<sup>[9]</sup> 可得出  $LAI$  与  $NDVI$  的关系式:

$$NDVI = NDVI_\infty - (NDVI_\infty - NDVI_0) \exp(-kLAI) \quad (1)$$

其中:  $NDVI_0$ ,  $NDVI_\infty$  对应于裸土 ( $LAI \rightarrow 0$ ) 和高垂直密度植被 ( $LAI \rightarrow \infty$ ) 的  $NDVI$  值,  $k$  是消光系数。

### 2.1.2 混合像元

“混合像元”指植被不能完全覆盖整个像元,其像元  $NDVI$  值是植被覆盖部分的  $NDVI$  值( $NDVI_g$ )与非植被覆盖部分的  $NDVI$  值( $NDVI_0$ )的加权平均,即:

$$NDVI = f_g NDVI_g + (1 - f_g) NDVI_0 \quad (2)$$

根据混合像元的植被覆盖特点,其亚像元模型可分为3种情况。

#### (1) 等密度模型(Dense Vegetation Model)

该模型假设:像元中植被类型较为单一且植被垂直密度足够高,即:  $LAI \rightarrow \infty$ , 对应的  $NDVI_g \rightarrow NDVI_\infty$ 。于是由(2)式有:

$$NDVI = f_g NDVI_\infty + (1 - f_g) NDVI_0 \quad (3)$$

因此,在等密度模型假设下,植被覆盖率  $f_g$  可由(3)式变换得到:

$$f_g = \frac{NDVI - NDVI_0}{NDVI_\infty - NDVI_0} \quad (4)$$

#### (2) 非密度模型(Nondense Vegetation Model)

与等密度模型相似,该模型也假设像元中植被类型较为单一;但此时的植被垂直密度较小,即  $LAI \ll \infty$ 。因而植被覆盖部分的  $NDVI$  值( $NDVI_g$ )需参照(1)式确定。即:

$$NDVI = f_g NDVI_g + (1 - f_g) NDVI_0 \quad (5)$$

$$f_g = \frac{NDVI - NDVI_0}{NDVI_g - NDVI_0} \quad (6)$$

其中:

$$NDVI_g = NDVI_\infty - (NDVI_\infty - NDVI_0) \exp(-kLAI) \quad (7)$$

从(3)–(7)可以看出,非密度模型中植被覆盖率的计算较等密度模型复杂,不仅需要确定  $NDVI_0$ 、 $NDVI_\infty$ , 还需要确定消光系数  $k$  和叶面指数  $LAI$ 。

#### (3) 混合密度模型(Variable Vegetation Model)

从以上两模型不难看出,等密度模型和非密度模型都是一些特殊情况。实际上,一个像元中往往含有多种植被类型,而且它们的垂直密度(叶面指数  $LAI$ )也是多样的。所以像元  $NDVI$  值实际上是像元中不同植被类型的  $NDVI$  值和非植被  $NDVI$  值的加权平均。设植被类型  $i$  的覆盖率为  $f_{gi}$ , 于是有:

$$NDVI = \sum f_{gi} NDVI_{gi} + \left(1 - \sum f_{gi}\right) NDVI_0 \quad (8)$$

其中:

$$NDVI_{gi} = NDVI_\infty - (NDVI_\infty - NDVI_0) \exp(-k_i LAI_i)$$

由(8)式可知,混合密度模型中植被覆盖率的计

算十分复杂,必须确定像元中不同植被类型的  $NDVI$ 、叶面指数和消光系数,受影像分辨率的限制,这些参数的确定目前是很难作到的。显而易见,等密度模型和非密度模型是混合密度模型在单一植被类型、不同  $LAI$  条件下的简化。

## 2.2 模型的选择

“混合像元”中的等密度模型计算简单,适用于具有较高垂直密度的单一植被类型区的植被覆盖率计算;非密度模型则适用于具有较低垂直密度的单一植被类型区的植被覆盖率计算,但模型中参数的确定较为烦琐;混合密度模型假设少,最接近现实情况,但所需参数往往受影像分辨率的限制很难得到。

鉴于 TM 资料的空间分辨率,采用“混合像元”的亚像元模型求取植被覆盖率是合理的。考虑到以上各种亚像元模型的特点及适用条件,本文认为基于土地覆盖来选择适宜的亚像元模型有助于提高计算的精度。因此,在对研究区进行土地覆盖分类的基础上,植被覆盖率估算的亚像元模型的选择为:

果园:植被类型单一,且垂直密度高( $LAI$  足够大),选用等密度模型。

林地:植被垂直密度高,但植被类型较为复杂,受 TM 资料空间分辨率的限制,选用等密度模型近似处理。

草地:植被类型单一,且  $LAI$  大小符合非密度模型的条件,选用非密度模型。

农田:由于农田种植作物的不同,加之季节的变化,情况较复杂。对于菜地和草坪其植被类型简单,可选用非密度模型。对于高粱地、稻田和麦田考虑到作物的生长季节的变化,在其生长期  $LAI$  较小可选用非密度模型,而在其成熟期应选用等密度模型。本研究区为北京近郊,以种植蔬菜、草坪为主,冬小麦、高粱种植有限,可近似选用非密度模型。

城镇用地:亚像元结构比较复杂,考虑到其中绿化地大部分为单一类型行道树,因而除对个别大块草坪用非密度模型外,其余可用等密度模型来近似处理。

## 2.3 模型参数的确定

等密度模型和非密度模型共同需要确定的参数为:  $NDVI_0$  和  $NDVI_\infty$ , 可根据定义直接从遥感资料中读取。此外,非密度模型还需确定  $k$  和  $LAI$ 。根据 Baret, Choudhury 等人的研究表明<sup>7,9,10</sup>, 消光系数  $k$  的取值范围为  $0.8 < k < 1.3$ , 本文取其中值  $k$

=1。实测是获得叶面指数  $LAI$  的一种方法<sup>[10, 11]</sup>, 实测虽准, 但费时、费力, 很难获得整个研究区的  $LAI$  信息。利用  $LAI$  与植被指数的统计关系, 从遥感资料中估算  $LAI$  是较为常用的方法。然而这种建立在  $LAI$  与植被指数关系上的经验模型大多以特定的区域和时期的相关数据为基础, 推广应用到其它区域存在许多困难。基于上述原因 Price 发展了用于植被  $LAI$  估算的两向近似法 (Two Stream Approximation Model)<sup>[12]</sup>, 该方法适用于森林以外的低垂直密度植被的  $LAI$  估算。这正与本文使用非密度模型的情形相吻合。其  $LAI$  估算过程为: 利用植被在可见光和近红外波段反射值的散点图, 首先确定出计算  $LAI$  所需的参数, 然后利用这些参数和卫星传感器所探测到的地物反射值估算  $LAI$ 。该方法需要确定的参数为: (1) 土壤线方程 (Soil Line Equation) 参数  $a, b$ 。在一定的观测条件下, 土壤线方程参数  $a, b$  可以从相应波段的散点图中求取。(2) 用于描述辐射能量穿透叶面时的衰减性质的系数  $c_1, c_2$ , 其大小取决于植被类型。(3) 高垂直密度植被的地物反射值  $r_{\infty}$ 。

Price 给出了从遥感数据中计算以上参数的方法<sup>[13]</sup>。最终的  $LAI$  与卫星数据的灰度值  $DN_i$  的关系可描述为(19)式(这里  $i=1, 2$ , 分别对应于 TM3, TM4 波段):

$$DN_{si} = \frac{DN_i(e^{2c_1LAI} - r_{\infty i}^2) + DN_{\infty i}(1 - e^{2c_1LAI})}{1 - r_{\infty i}^2 e^{2c_1LAI} - DN_i r_{\infty i}^2 (1 - e^{2c_1LAI}) / DN_{\infty i}} \quad (9)$$

其中:  $s$  指土壤,  $DN_{\infty i}$  可从遥感资料中读取;  $r_{\infty 1}, r_{\infty 2}$  据 Price 研究可分别取 0.05 和 0.7。将上式代入土壤线方程(10)即可将  $LAI$  表示为图像的灰度量化值  $DN_i$  和  $c_1, c_2$  的函数关系式。

$$DN_{si} = a' DN_{s1} + b' \quad (10)$$

(10) 中参数  $a', b'$  可从可见光和近红外波段的散点图中通过回归法求取。

尽管通过变换可以将  $LAI$  与图像的灰度量化值  $DN_i$  和  $c_1, c_2$  的函数关系式转化为一个多项式方程, 并在给定  $c_1, c_2$  的值的条件下, 求得其解析解。但由于我们需要的仅是该函数关系式的数值解, 因此, 可通过建立  $LAI$  与图像的灰度量化值  $DN_i$  的映射表和内插来实现。

### 3 实例研究

选择了北京市海淀区为研究区。该研究区位于北京市的西北部。地势西高东低, 平均海拔约 50 m, 平原占全区面积的 3/4, 山地、丘陵占 1/4。研究区内土地覆盖类型齐全, 植被覆盖率变化梯度明显。本文采用完全覆盖研究区的景号为 123/32 和 Landsat TM 资料(1999-05-06)为基本数据源, 经过图像预处理、土地覆盖分类、植被覆盖率估算模型选择与计算等步骤完成了对海淀区植被覆盖率的估算工作。具体的技术流程如图 1。

#### 3.1 遥感图像预处理与土地覆盖分类

##### 3.1.1 几何校正

以 1:5 万的地形图为基准, 在对图像指北旋转后, 利用二次多项式和双线性内插法对图像进行了几何校正, 经重新选点检验, 误差在一个像元内。将经过校正的图像与海淀区行政边界图进行叠加, 提取出海淀区的子图像。

##### 3.1.2 土地覆盖分类

在 1991 年北京市 1:10 万土地利用图和 1999 年研究区野外调查的基础上, 利用最大似然法将该区的土地覆盖类型划分为: 草地、农田、林地、果园、城镇用地、水体和裸地 7 大类。参考同期的地面资料, 对分类结果进行精度检验, Kappa 指数为 0.84。

#### 3.2 基于土地覆盖分类的植被覆盖率估算

在土地覆盖分类的基础上, 选择植被覆盖率估算亚像元模型。将水体、裸地的植被覆盖率赋值为零, 对草地、农田采用非密度模型, 对林地、果园、城镇用地则采用等密度模型进行估算。其具体的模型参数如表 2。对其中非密度模型中  $LAI$  的确定采用两向近似法。首先作研究区 TM4(近红外)和 TM3(可见光)的散点图(图 2, 图版 I)。以此为基础, 确定其土壤线方程参数  $a', b'$  和  $DN_{\infty i}$ 。对  $a', b'$  确定而言,  $DN_{s1}^1=17, DN_{s2}^1=8, DN_{s2}^2=103, DN_{s2}^2=95$ 。

表 2 海淀区植被覆盖率估算参数表

Table 2 The parameters for vegetation fraction estimation in Haidian district, Beijing

土地覆盖类型	亚像元模型	$NDVI_0$	$NDVI_{\infty}$	$k$
草地	非密度模型	0	0.646	1.0
农田	非密度模型	0	0.656	1.0
林地	等密度模型	0	0.718	
果园	等密度模型	0	0.713	
城镇用地	等密度模型	0	0.627	
水体、裸地	零			

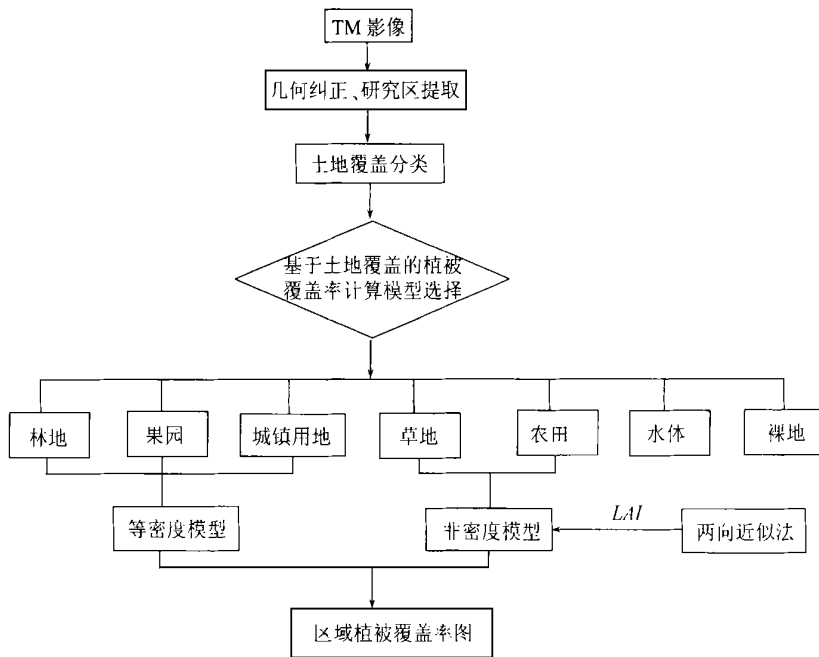


图 1 基于土地覆盖分类的亚像元植被覆盖率估算流程图

Fig. 1 Flowchart of vegetation fraction estimation based on land cover classification

而  $DN_{\infty 1}=16$ ,  $DN_{\infty 2}=120$ , 其中下标 1, 2 指 TM3 和 TM4 的灰度值。  $c_1$ ,  $c_2$  取 0.6 和 0.21, 值得说明的是  $c_1$ ,  $c_2$  是 Price 根据 Landsat TM 卫星资料推算出的, 适用于垂直密度不高的农田和草地<sup>[13]</sup>。用以上参数计算出研究区的 LAI 映射表如图 3(图版 I)。应用该 LAI 映射表可内插求取各像元的 LAI 值。

### 3.3 计算结果分析

通过以上步骤获得的海淀区植被覆盖率如图版 I 图 4(a) 所示。

海淀区植被覆盖率空间分布特征为: (1) 就全区而言, 植被覆盖率偏低, 除西部的狭长山地、丘陵区植被覆盖率超过 50% 外, 平原区植被覆盖率普遍较低。(2) 在城镇区, 只有零星分布的公园等植被覆盖率可达到 40%—50%, 绝大部分区域覆盖率仅有 10%—20%, 反映出海淀区在城市化进程中, 对城镇区绿地的保护和建设的不足。(3) 由于 5 月上旬, 本区农作物尚处在幼苗期, 因此研究区北部的农田植被覆盖率偏低。

## 4 精度检验

为了定量分析上述植被覆盖率估算方法的准确

性, 1999 年 5 月上旬, 我们在研究区内进行了植被覆盖率的实测工作, 并以此为依据对计算结果进行了精度检验。同时为了验证基于土地覆盖选择亚像元模型的方法对提高精度的效果, 我们也用等密度亚像元模型对海淀区植被覆盖率进行了计算, 结果如图版 I 图 4(b)。

本次实测工作选取了不同土地覆盖类型下的 12 块样地, 包括: 草地(2)、农田(2)、林地(3)、果园(2)、城镇用地(3)。样地范围为 30m \* 30m。测量方法采用照相机(使用数字相机), 室内估算利用刘宝元教授研究小组开发的专用软件完成<sup>[13]</sup>。以实测植被覆盖率作为标准值对植被覆盖率计算值作误差分析, 具体结果见表 3。

表 3 采用基于土地覆盖分类的亚像元模型和等密度亚像元模型对海淀区植被覆盖率估算的总体精度均可达到 70%, 表明基于植被亚像元结构的植被指数转换法适用于宏观植被覆盖率的估算。同时, 从两个方法的估算精度看, 本文提出的利用土地覆盖分类信息, 选择适宜的亚像元模型的方法比单纯使用等密度亚像元模型在估算精度上可提高 5.8%。

表3 海淀区植被覆盖率计算误差分析\*

Table 3 Error Analysis based on Vegetation Fraction Survey

样地号	实测值/%	计算值 1/%	误差 1/%	计算值 2/%	误差 2/%
1(林地)	52	63	21.15	65.00	25.00
2(农田)	29	25	13.79	33.00	13.79
3(果园)	22	28	27.27	29.00	31.82
4(林地)	91	66	27.47	66.00	-27.47
5(草地)	71	83	16.90	92.00	29.58
6(林地)	32	39	21.88	41.00	28.13
7(果园)	36	45	25.00	47.00	30.56
8(城镇用地)	11	16	45.45	17.00	54.55
9(城镇用地)	58	45	22.41	49.00	-15.52
10(农田)	47	57	21.28	64.00	36.17
11(草地)	41	35	14.63	37.00	-9.76
12(城镇用地)	8	11	37.50	13.00	62.50
平均误差			24.56		30.40

\* 计算值 1 为基于土地覆盖分类的亚像元计算结果; 计算值 2 为等密度模型计算结果。

## 5 结论与讨论

本文在对介绍植被指数转换法的基础上, 着重分析了混合像元中“非密度模型”植被覆盖率的计算和相关参数的确定方法。提出了基于土地覆盖分类的综合运用“等密度模型”和“非密度模型”计算植被覆盖率的方法。通过对海淀区的植被覆盖率计算结果的检验表明, 该方法的估算精度可达 75.4%, 比单纯使用等密度亚像元模型在估算精度上可提高 5.8%。可以认为, 该方法为大面积植被覆盖率估算提供了一种有效的途径, 基本能够满足生态及气候模型研究的要求。

通过对海淀区的植被覆盖计算, 发展该区总体上植被覆盖率偏低, 尤其在城镇区绿地的保护和建设的严重不足。

由于植被覆盖率估算的亚像元模型是在若干假设和近似下建立起来的模型, 而植被指数与植被覆盖率、叶面指数之间又存在着较为复杂的关系, 因此, 利用亚像元模型来获得高精度的植被覆盖率是不现实的。但在利用辅助信息以及模型各种参数的精细化等方面继续进行探讨, 是有助于在一定限度内提高估算精度的。

**致谢** 本文写作过程中承蒙北京师范大学资源环境科学系刘宝元教授, 资源科学研究所江源研究员提出许多有价值的建议, 特此致射。

## 参 考 文 献 (References)

- [1] Sellers P J, S O Los, C J Tucker *et al.* A revised land surface parameterization (Sib2) for atmospheric gams. Part II: The generation of global fields of terrestrial biophysical parameters from satellite data [J]. *Journal of climate*, 1996, 9: 706—737.
- [2] Graetz R D, Pech R R, Davis A W. The assessment and monitoring of sparsely vegetated rangelands using calibrated Landsat data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1988, 9(7): 1201—1222.
- [3] Dymond J R, Stephens P R, Newsome P F *et al.* Percent vegetation cover of a degrading rangeland from SPOT [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1992, 13(11): 1999—2007.
- [4] Wittich K P, Hansing O. Area averaged vegetative cover fraction estimated from satellite data [J]. *International Journal of Biometeorology*, 1995, 38(3): 209—215.
- [5] Purevdorj T, Tateishi R, Ishiyama T *et al.* Relationships between percent vegetation cover and vegetation indices [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(18): 3519—3535.
- [6] Quamby N A, Townshend J R G, Settle J J *et al.* Linear mixture modeling applied to AVHRR data for crop area estimation [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1992, 13(3): 415—425.
- [7] Gutman G, Ignatov A. 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.
- [8] Price J C. Estimating vegetation amount from visible and near infrared reflectances, *Remote sensing of environment*, 1992, 41(1): 29—34.
- [9] Baret F, Guyot G. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and Apar assessment [J]. *Remote sensing of environment*, 1991, 35(2): 161—173.
- [10] Choudhury B J, Nizam U A, Sherwood B I *et al.* Relations between evaporation coefficients and vegetation indices studied by model

- simulations [ J ] . *Remote sensing of environment*, 1994, **50**: 1—17.
- [ 11 ] Al-kaisi M, Brun L J, Enz J W. Transpiration and evapotranspiration from maize as related to leaf area index [ J ] . *Agric. For Meteorol.*, 1989, 48: 111—116.
- [ 12 ] Price J C. Estimating leaf area index from satellite data [ J ] . *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1993, **31** ( 3 ): 727—734.
- [ 13 ] Li Shuangcai. The change of mountainous vegetation fraction in Beijing [ D ] . Beijing Normal University Department of Geography, 1999. [ 李双才. 北京山区植被盖度变化分析[ D ] . 北京师范大学资料环境科学系学士论文. 1999.]

## Sub pixel Model for Vegetation Fraction Estimation based on Land Cover Classification

CHEN Jin, CHEN Yun hao, HE Chun yang, SHI Pei jun

(Key Laboratory of Environmental Change and Natural Disaster, Ministry of Education of China;  
Institute of Resources Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

**Abstract:** Vegetation fraction, the ratio of vegetation occupying unit area, is a very important parameter in developing climate and ecology model. However, to measure the vegetation fraction by fieldwork a job of wasting manpower and financial resources with low precision work, which requires estimation of vegetation fraction from remote sensing data. This study explores the potential of deriving vegetation fraction from normalized difference vegetation index ( *NDVI* ) using the TM data. Under the assumption that the pixel of TM image is a mosaic structure, sub pixel models for vegetation fraction estimation are introduced firstly in this paper. Then the idea of using different sub pixel model for vegetation fraction estimation based on land cover classification is proposed. The “dense vegetation model” is used to calculate the vegetation fraction in woodland, orchard and city zone, and the “nondense vegetation model” is used to calculate the vegetation fraction in cropland and meadow area.

As a result of case study in Haidian district, Beijing, the accuracy rate of vegetation fraction estimation by using “dense vegetation model” and “nondense vegetation model” synchronously based on land cover classification is obtained about 75.4%, which is 5.8% higher than that of using “dense vegetation model” only. The accuracy rate of vegetation fraction estimation by using this model is high.

Despite the difference between observed and estimated values for some conditions, the Sub pixel model seems to be a good approach for estimating vegetation fraction at a regional scale. This approach may be an important tool for solving the problems in the monitoring of regional vegetation fraction over large area.

**Key words:** vegetation fraction; land cover; sub pixel model; *NDVI*; *LAI*

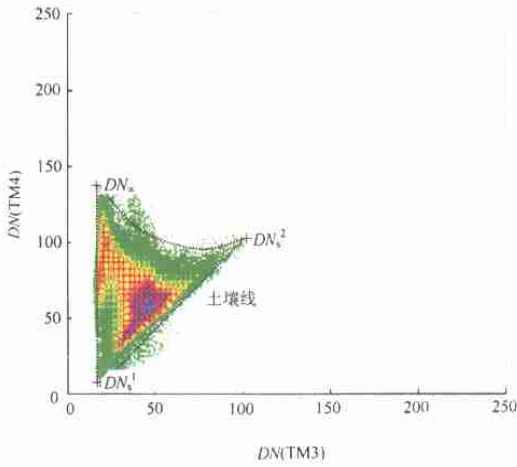


图 2 北京市海淀区 TM3, TM4 波段影像散点图

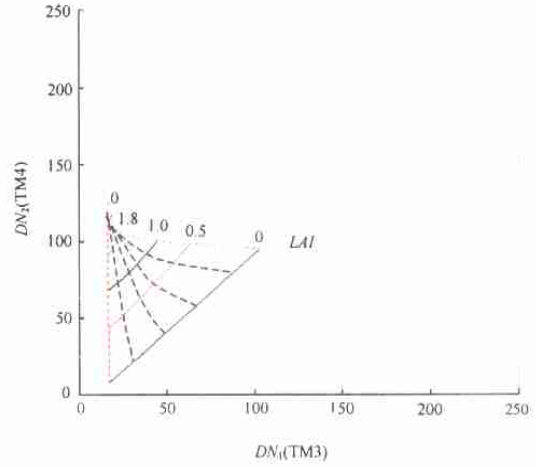
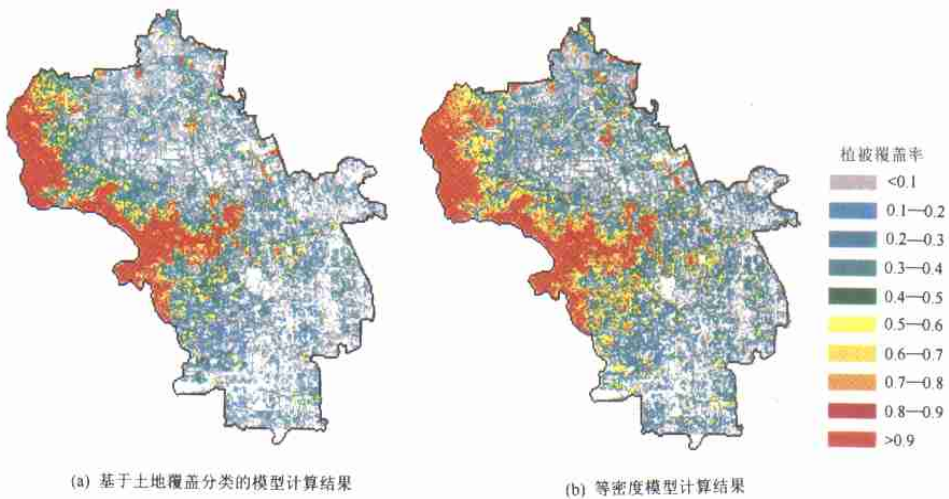


图 3 LAI 映射表



(a) 基于土地覆盖分类的模型计算结果

(b) 等密度模型计算结果

图 4 海淀区植被覆盖率计算结果图