

基于植被指数的典型草原区生物量模型 ——以内蒙古锡林浩特市为例

李素英 李晓兵* 莺歌 符娜

(北京师范大学资源学院, 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 100875)

摘要 利用遥感估测地上生物量是国内外生态学与地理学的研究热点。但基于植被指数的生物量回归模型结果差异较大, 究竟哪种植被指数与哪种模型更适合典型草原的生物量反演, 是现代草地遥感急需解决的问题之一。该文基于 TM 影像数据的不同植被指数(VI)差异性, 分别选取了 RVI(比值植被指数)、NDVI(归一化差异植被指数)、SAVI(土壤调节植被指数)、MASVI(修改型土壤调整植被指数)和 RSR(简化比率植被指数) 5种植被指数, 与同期的内蒙古典型草原区地面实测地上生物量做相关分析, 分别建立了 5种植被指数与地上生物量的线性及 3种非线性(对数、二次多项式、三次多项式)回归模型。研究结果表明: 对于中国北方典型草原区而言, 地上生物量与 5种植被指数(RVI、NDVI、SAVI、MASVI 和 RSR)均呈现出显著相关, 但地上生物量与后 4种植被指数是正相关, 与 RVI 为负相关; 利用 5种植被指数(RVI、NDVI、SAVI、MASVI 和 RSR)监测草地植被生物量的复相关系数均大于 0.6, 充分说明利用植被指数检测典型草原生物量是一种简单可行的方法; NDVI 建立的生物量回归模型, 其复相关系数大于其它 4类植被指数(RVI、SAVI、MASVI 和 RSR), 说明 NDVI-生物量模型优于植被指数 RVI、SAVI、MASVI 和 RSR 模型, 其模拟地表生物量的效果好; 对于 TM 影像来说, 植被生物量的线性模型与 3种非线性模型(三次多项式生物量模型、二次多项式生物量模型、对数模型)都表现出较好的模拟效果, 都通过了 0.01 的显著性检验, 而且该研究的结果显示出三次多项式生物量回归模型最优, 其次是二次多项式生物量模型, 再次是线性模型, 相对较差的是对数模型。通过 NDVI-生物量三次多项式回归模型模拟锡林浩特草原的生物量, 可以看出整个研究区的地上生物量基本上是东高西低、东南高西北低的趋势, 这与研究区的地形、气候及土地利用等多种因素有关。

关键词 植被指数 典型草原 地上生物量 回归模型

VEGETATION INDEXES-BIOMASS MODELS FOR TYPICAL SEMI-ARID STEPPE— A CASE STUDY FOR XILINHOT IN NORTHERN CHINA

LI Su-Ying, LI Xiao-Bing*, YING Ge, and FU Na

College of Resources Sciences and Technology, Key Laboratory of Environmental Change and Natural Disaster of the Ministry of Education, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

Abstract **Aims** There is a crucial need in grassland study for a vegetation index(VI)-biomass model simulating steppe biomass based on remote sensing.

Methods Thematic mapper(TM) images (spatial resolution of 30 m × 30 m) for the research area in 2005 and 1991 were rectified so that geometric errors were less than one pixel, then extracted the image of the research region in the soft of ERDAS. We used five vegetation indexes: RVI (ratio vegetation index), NDVI (normalized difference vegetation index), SAVI (soil-adjusted vegetation index), MASVI (modified soil-adjusted vegetation index) and RSR (reduced simple ratio index). They were correlated to plant biomass sampled on the ground at the same time as the TM images. We developed four kinds of regression models: linear, logarithm, second-degree polynomial and cubic polynomial.

Important findings The correlations between sampled biomass and the five VIs were highly significant, with four (NDVI, SAVI, MASVI, RSR) being positive and one (RVI) negative. Multiple correlation coefficients (R^2) of the 15 regression models were > 0.6, indicating that a VI-biomass regression model was a simple method to monitor the biomass of steppe grassland. The R^2 of the NDVI-biomass model was the highest, indicating that it was better suited to simulate the biomass of typical steppe than the other VIs. For TM image, all four kinds of models were significant at the 0.01 level, with the cubic polynomial model as the best to simulate

收稿日期: 2006-05-09 接受日期: 2006-08-28

基金项目: 国家自然科学基金(30670398)和教育部“新世纪优秀人才支持计划”项目(NCET-04-0149)

* 通讯作者 Author for correspondence E-mail: xbli@ires.cn

E-mail of the first author: lisuying@ires.cn

the biomass, followed by the second-degree polynomial, linear and logarithm models. Therefore, the cubic polynomial regression model based on *NDVI*-biomass was the best model, and was used to simulate the biomass of the research region. Simulated biomass was higher in the east than in the west of the research region and higher in the southeast than in the northwest. Simulated biomass was consistent with sampled biomass in 2005.

Key words vegetation index, typical steppe, biomass, regression model

植被指数(Vegetation index, *VI*)是利用遥感卫星探测数据的线性和非线性组合而形成的能反映绿色植被生长状况和分布的特征指数(程乾等, 2005)。经过近20年的发展, 植被指数已有几十种, 已广泛地应用在全球与区域土地覆盖(Fernando *et al.*, 2005; Fabio *et al.*, 2003; Pieter *et al.*, 2006)、植被分类和环境变化(喻锋等, 2005; Michael *et al.*, 1999)、第一性生产力分析(孙睿和朱启疆, 2000; Zhao *et al.*, 2005)、作物和牧草估产(肖乾广等, 1986; Steven *et al.*, 1983; Miina, 2005)等方面。植被指数还可以转换成叶冠生物物理学参数。

目前, 国内外利用植被指数进行生物量模型的研究很多, 大多采取植被指数与地面生物量的回归分析建立模型。如 Hame 等(1997)结合地面调查, 利用 *TM* 和 *AVHRR* 数据对数百万平方公里欧洲森林生物量的估算、Lefsky 等(1999)对美国 East Maryland 落叶林的地上部分生物量的估算和美国学者 Todd 等(1998)利用 *TM* 数据对美国矮草草原地上部分生物量的估算。但不同区域与不同植被类型所建立的植被指数-生物量的模型结果差异很大, 李净和王建(2004)利用 *NDVI*、第一主成分、*DVI*、*TM* 4 通道的反射率数据及其它们的组合建立生物量估算模型, 认为 *NDVI* 的线性模型可以很好的估算山丹军马场植被生物量; 王兮之等(2001)通过遥感气象卫星 *AVHRR* 数据的 *NDVI* 值, 结合甘南全州实际采样点的植物地上部分生物量鲜重实测数据, 进行统计回归分析(线性回归和指数回归), 建立了生产力估测模型, 证实了 *NDVI* 值与地面初级生产力之间的正相关关系; 而黄敬峰等(1999)利用 *NOAA/AVHRR* 资料研究了新疆不同类型天然草地的 *NDVI* 和 *RVI*, 认为线性模型足以反映牧草产量的动态变化; 李建龙等(1998)用 *NOAA* 资料估测新疆北部天然草地, 研究结果表明用 *RVI* 指标估测草地可食牧草产量的精度要高于用 *NDVI* 指标; 牛志春和倪绍祥(2003)研究认为 *RVI* 与草地植被生物量的拟合精度最高。鉴于此, 何种植被指数与植被生物量之间的相关最显著, 何种经验模型更适合用来估测典型草原的植被生物量是目前急需解决的草原定量遥感问题之一。虽然在内蒙古典型草原区已经积累了多年的地

面研究和一些遥感监测植被工作(全川等, 2001; 王正兴等, 2005; 马秀枝等, 2005), 但尚无生物量-植被指数模型方面的研究, 而本研究旨在建立基于遥感的生物量回归模型, 这有助于大面积的草地生物量变化监测, 也有助于近年来的草地退化监测, 所以加强草原区生物量遥感研究显得十分必要, 这对于区域畜牧业管理具有十分重要的实践价值。

1 研究区与调查样地概况

锡林浩特位于内蒙古高原中部的典型草原栗钙土亚区, 其地理位置: $43^{\circ}14' \sim 44^{\circ}49' \text{ N}$ 、 $115^{\circ}28' \sim 116^{\circ}30' \text{ E}$, 海拔 800 ~ 1 400 m。该地区属于温带半干旱气候, 冬季受蒙古高压气流控制, 寒冷干燥; 夏季受季风影响, 较为温暖和湿润。年均气温 $0.5 \sim 1.0 \text{ }^{\circ}\text{C}$, 无霜期约为 100 d, 年均降水 350 mm, 降水集中在 6 ~ 9 月, 地带性土壤为栗钙土, 地带性植被为大针茅(*Stipa grandis*)、羊草(*Leymus chinensis*)草原。

本研究区是以大针茅、羊草为建群种的典型草原群落为主, 群落优势植物包括冰草(*Agropyron cristatum*)、草(*Koeleria cristata*)、糙隐子草(*Cleistogenes squarrosa*)和葱类植物(*Allium spp.*), 常见种还有冷蒿(*Artemisia frigida*)等植物, 这种植被是适应当地气候和土壤条件的植被类型。

2005年8月6日~8月16日, 调研了典型草原区的22个样地(图1), 每个样地为 $3 \text{ km} \times 3 \text{ km}$, 根据 *TM* 影像像元为 $30 \text{ m} \times 30 \text{ m}$ 的特点, 在每个样地中选择典型的3个样方($1 \text{ m} \times 1 \text{ m}$), 3个样方呈等边三角形分布, 每两个样方相距 40 m, 采用收获法(齐地分种剪下 $1 \text{ m} \times 1 \text{ m}$ 样方内所有植物种类的地上部分)获得影像同期的地上生物量, 作为该样地的地上生物量。1991年7月20日~8月10日, 调研的样地为 18 个, 主要分布在研究区的东南部。

2 TM 图像资料和植被指数提取

从中国科学院遥感所选购了 2005 年 8 月 16 日和 1991 年 8 月 11 日的 *TM* 影像资料, 晴天, 空间分辨率为 $30 \text{ m} \times 30 \text{ m}$ 。经过几何校正和配准后的遥感影像, 用地理边界图的叠加提取出只包含研究区的信息, 这些工作均是在 *ERDAS*、*ENVI* 及 *ARC/INFO*

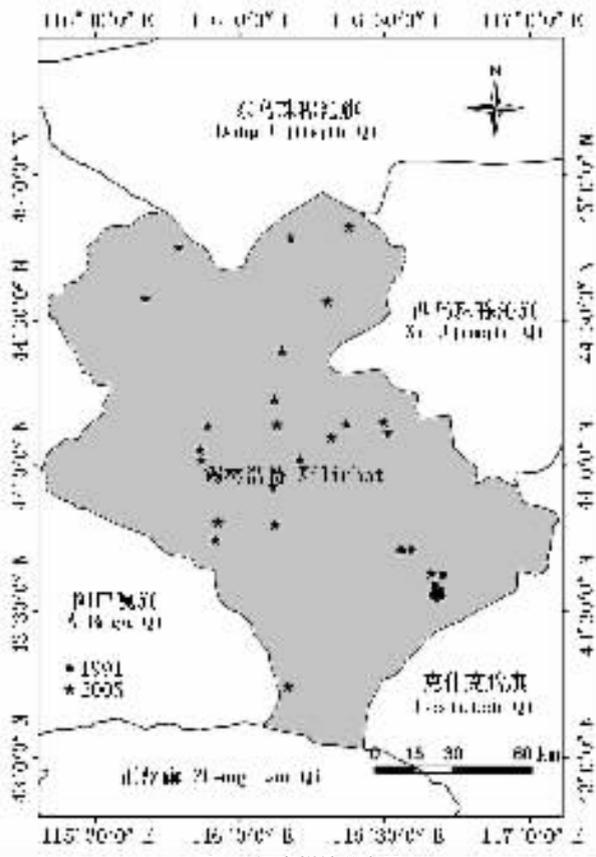


图1 调查样地分布图

Fig.1 The map of research plot in typical steppe of Inner Mongolia

软件支持下进行的。

分析 TM 波段,从可见光到红外波段,红色波段对叶绿素吸收更为敏感。由于色素吸收在蓝色和红色波段最为敏感,可见光波段的反射能量很低,而几乎所有的近红外辐射都被散射了,很少吸收。因此红色和近红色波段的反差是植物量很敏感的度量,针对 TM 影像可选用 3 波段(红色波段)与 4 波段

(近红外波段)计算植被指数。TM5 波段为短红外波段(1.55 ~ 1.75 μm),处于水的吸收带(1.4 ~ 1.9 μm)之间,受两个吸收带的影响,所以该波段对植物和土壤水分含量敏感,有利于植物水分和生长状况等分析。

基于国内外植被指数研究状况和多年的实地研究(喻锋等,2005;王宏等,2006),选取适合本研究区的植被指数 RVI(Ratio vegetation index,比值植被指数)、NDVI(Normalized difference vegetation index,归一化差异植被指数)、SAVI(Soil-adjusted vegetation index,土壤调节植被指数)、MASVI(Modified soil-adjusted vegetation index,修改型土壤调整植被指数)和 RSR(Reduced simple ratio index,简化比率植被指数)用来定性和定量评价植被覆盖及其生长活力(表 1),其中 RVI 是提出较早的植被指数,NDVI 是目前使用较广的植被指数,SAVI、MASVI 分别是消除土壤对遥感数据的影响,RSR 是近来提出的指数,是对简单植被指数 SR 的简化,也可以消除土壤的影响,主要用于森林监测,本次利用该指数来检测其在半干旱区典型草原的模拟效果。

图像处理采用 ERDAS 和 ARC/INFO 软件,结果分析在 SPSS 和 EXCEL 软件中进行。

3 线性模型与非线性模型的选择

经验模型是一种完全依靠数据而得到的模型。在这样的模型中,变量之间的关系是通过考察所给数据的变化特点而选取的一种数学形式,它既有在数学表达上的简单性又有一定的精确性。这样的经验模型的明显特点是所考察的变量之间的关系并不是来自于假设,也不是基于物理的规律或原理,而是

表 1 植被指数表
Table 1 The vegetation index

中文名称 Chinese name	英文缩写 English abbreviation	计算公式 Formula	作者(年代) Author(year)
比值植被指数 Ratio vegetation index	RVI	R/NIR	Pearson et al., 1972
归一化差异植被指数 Normalized difference vegetation index	NDVI	$(NIR - R) / (NIR + R)$	Rouse et al., 1974
土壤调节植被指数 Soil-adjusted vegetation index	SAVI	$\frac{(NIR - R)}{(NIR + R + L)}(1 + L)$	Huete, 1988
修改型土壤调整植被指数 Modified soil-adjusted vegetation index	MASVI	$\frac{2NIR + 1 - \sqrt{(2NIR + 1)^2 - 8(NIR - R)}}{2}$	Qi et al., 1994
简化比率指数 Reduced simple ratio	RSR	$\frac{NIR}{R} \left(1 - \frac{MIR - MIR_{min}}{MIR_{max} - MIR_{min}} \right)$	Brown et al., 2000

NIR 表示近红外波段, R 表示红光波段, MIR 表示短红外波段 NIR is landsat near infrared band, R is landsat infrared band, MIR is landsat middle infrared band

基于建模者认为数据的变化与某个数学关系式表示的关系很吻合而选取的。简单的线性回归模型和非线性回归模型都被广泛用来监测草地植被地上生物量,但究竟哪种模型更适合监测草地的植被地上生物量,特别是典型草原的植被地上生物量的问题一直处于争论之中。本研究选用的线性模型表达式为 $y = Ax + B$; 非线性模型选取的 3 种: 对数模型为 $y = A \ln(x) + B$; 二次多项式回归模型为 $y = Ax^2 + Bx + C$; 三次多项式表达式为 $y = Ax^3 + Bx^2 + Cx + D$ 其中 y 代表植被地上生物量, x 代表植被指数, A 、 B 、 C 和 D 为参数。

4 结果与分析

4.1 植被指数对于经验模型的影响

图 2 为各种植被指数 (RVI 、 $NDVI$ 、 $SAVI$ 、 $MSAVI$ 和 RSR) 与植被地上生物量的散点图, 从图 2 可以看出, 地上生物量随着 $NDVI$ 、 $SAVI$ 、 $MSAVI$ 和 RSR 的增长而增长, 而随着 RVI 的增长而降低, 这与相关性分析相一致。在 99% 的置信区间 (表 2), 地上生物量与 RVI 、 $NDVI$ 、 $SAVI$ 、 $MSAVI$ 和 RSR 均呈现出显著相关, 但地上生物量与后 4 种植被指数是正相关, 与 RVI 为负相关。

此外, 从表 3 可以看出, 对于 2005 年的线性经验模型而言, 基于 $NDVI$ 的经验模型的复相关系数 ($R^2 = 0.636$) 大于基于 $SAVI$ ($R^2 = 0.621$)、 $MSAVI$ ($R^2 = 0.619$)、 RVI ($R^2 = 0.617$) 和 RSR ($R^2 = 0.611$) 的生物量反演模型的复相关系数。对于 3 种非线性经验模型对数、二次多项式和三次多项式情形同样如此, 可以看出 $NDVI$ 与地上生物量之间的相关性好于其它植被指数。同样, 1991 年的监测数据表现出与 2005 年一致的变化规律, 即基于 $NDVI$ 的经验模型的复相关系数较大。

对于 2005 年来说, 比较其它 4 种植被指数 (RVI 、 $SAVI$ 、 $MSAVI$ 和 RSR), 从线性经验模型看, 地上生物量与 $SAVI$ 的相关性 ($R^2 = 0.621$) 比其它 3 种植被指数要好。对于非线性回归模型的对数模型来说, 地上生物量与 RVI 的相关性 ($R^2 = 0.624$) 略好于 RSR ($R^2 = 0.615$)、 $SAVI$ ($R^2 = 0.612$)、 $MSAVI$ ($R^2 = 0.609$)。对于二次多项式模型来说, 地上生物量与 $MSAVI$ ($R^2 = 0.637$)、 RVI ($R^2 = 0.636$) 的相关性较好, 其次为 $SAVI$ ($R^2 = 0.629$)、 RSR ($R^2 = 0.617$)。对于三次多项式模型来说, 地上生物量与 $MSAVI$ ($R^2 = 0.650$) 的相关性较好, 其次为 RVI ($R^2 = 0.649$)、 $SAVI$ ($R^2 = 0.644$)、 RSR ($R^2 = 0.623$)。总的

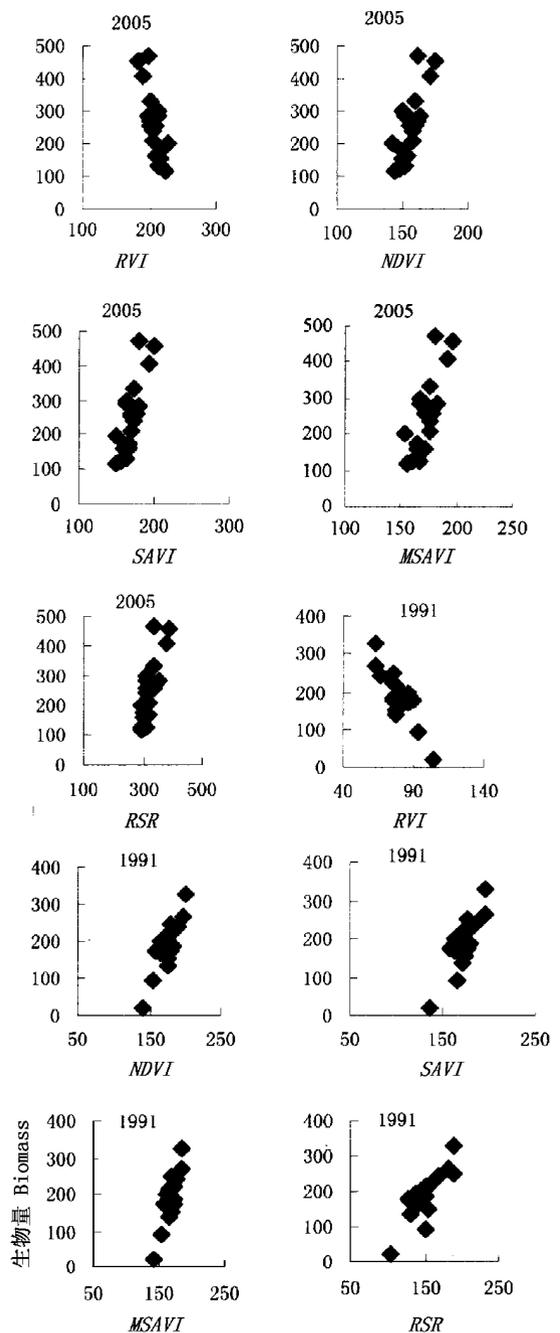


图 2 地上生物量与 TM 植被指数的散点图
Fig. 2 The scatter map between the vegetation biomass and the vegetation index of TM
 RVI 、 $NDVI$ 、 $SAVI$ 、 $MSAVI$ 、 RSR 见表 1 See Table 1

来说, RVI 对地上生物量的模拟效果要好于其它 3 种, 而 $SAVI$ 、 $MSAVI$ 两种模型的模拟效果差不多, 相比之下, 与地上生物量的相关性较差的植被指数为 RSR , 大概与该指数一般适应于森林生产力的模拟。相比之下, 1991 年表现出同样的模拟效果。

综上所述, 就 TM 影像而言, 不同的植被指数监测典型草原植被地上生物量, 结果差别较大。与 RVI 、 $SAVI$ 、 $MSAVI$ 和 RSR 相比, $NDVI$ 更加适于监测

典型草原的植被地上生物量,其次为 RVI ,而 $SAVI$ 、 $MSAVI$ 不同的回归模型各有优劣,但基于 RSR 的地上生物量回归模型在几种植被指数中是最差的。

4.2 植被地上生物量回归模型比较

图 3 分别列出了基于 RVI 、 $NDVI$ 、 $SAVI$ 、 $MSAVI$ 和 RSR 的植被地上生物量线性模型和 3 类非线性模型(对数、二次多项式、三次多项式)的复相关系数。对于 2005 年的 $NDVI$ 而言,三次多项式地上生物量回归模型($R^2 = 0.654$)好于二次多项式回归模型($R^2 = 0.641$)、线性模型($R^2 = 0.636$)和对数模型($R^2 = 0.631$),其它 4 种植被指数-生物量回归模型也表现出三次多项式模型好于另外 3 种模型。同样,1991 年的三次多项式地上生物量回归模型为最优模型,而其它几种模型的复相关系数相差不大。

对于 5 种植被指数(RVI 、 $NDVI$ 、 $SAVI$ 、 $MSAVI$ 和 RSR)来说,二次多项式生物量回归模型均优于线性模型、对数模型。除了 RVI 与 RSR 植被指数外,其它 3 种($NDVI$ 、 $SAVI$ 、 $MSAVI$)的生物量回归模型都表现出线性模型好于对数模型。

基于以上分析,可知对于 TM 影像来说,植被生物量的线性模型与非线性模型都表现出较好的模拟效果,都通过了 0.01 的显著性检验,即 R^2 值均大于 0.6 基本上表现出三次多项式生物量回归模型最优,其次是二次多项式生物量模型,再次是线性模型,相对较差的是对数模型,其复相关系数较小。

4.3 植被地上生物量回归模型的验证

为了检验经验模型的模拟效果,本研究取 2005 年末参与模型运算的 14 个样地草地实测数据,与基

表 2 地上生物量与 TM 影像植被指数的相关性表
Table 2 Correlations between biomass and vegetation index

	生物量 Biomass	比值植被指数 RVI	归一化差异 植被指数 $NDVI$	土壤调节 植被指数 $SAVI$	修改型土壤调 整植被指数 $MSAVI$	简化比率植 被指数 RSR
生物量 Biomass	1	-0.786**	0.797**	0.788**	0.787**	0.782**
比值植被指数 RVI		1	-0.997**	-0.994**	-1.000**	-0.938**
归一化差异植被指数 $NDVI$			1	0.996**	0.998**	0.951**
土壤调节植被指数 $SAVI$				1	0.994**	0.945**
修改型土壤调整植被指数 $MSAVI$					1	0.939**
简化比率植被指数 RSR						1

** : 相关性在 0.01 水平是显著的 Correlation is significant at the 0.01 level RVI 、 $MDVI$ 、 $SAVI$ 、 $MAVI$ 、 RSR 见表 1 See Table 1

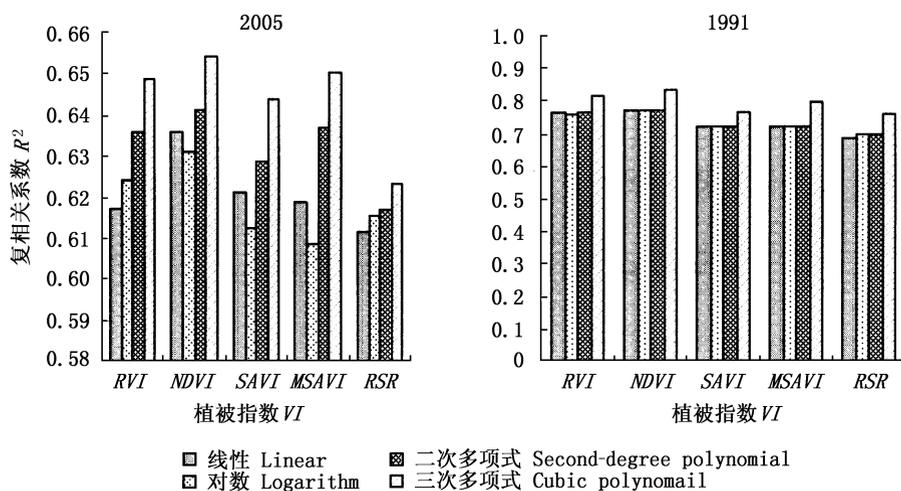


图 3 植被指数-生物量回归模型的复相关系数图

Fig. 3 Contrast of correlation parameters of regression model on different vegetation index (VI)
 RVI 、 $MDVI$ 、 $SAVI$ 、 $MAVI$ 、 RSR 见表 1 See Table 1

表 3 TM 影像的植被指数与植被地上生物量的回归模型
Table 3 Regression model from the vegetation biomass and the vegetation index (VI) of TM image

年 Year	植被指数 VI	模型类型 Model types	模型 Model	复相关系数 Multiple correlation coefficient
2005 (n = 22)	RVI	线性 Linear model	$y = -7.565x + 1\ 829.100$	$R^2 = 0.617$
		对数 Logarithm model	$y = -1\ 565.600\ln(x) + 8\ 610.100$	$R^2 = 0.624$
		二次多项式 Second-degree polynomial model	$y = 0.090x^2 - 44.561x + 5\ 639.400$	$R^2 = 0.636$
		三次多项式 Cubic polynomial model	$y = 0.007x^3 - 4.120x^2 + 820.270x - 53\ 430.000$	$R^2 = 0.649$
	NDVI	线性 Linear model	$y = 10.022x - 1\ 308.000$	$R^2 = 0.636$
		对数 Logarithm model	$y = 1\ 575.100\ln(x) - 7\ 696.800$	$R^2 = 0.631$
		二次多项式 Second-degree polynomial model	$y = 0.081x^2 - 15.622x + 716.520$	$R^2 = 0.641$
		三次多项式 Cubic polynomial model	$y = -0.016x^3 + 7.450x^2 - 1\ 182.000x + 62\ 109.000$	$R^2 = 0.654$
	SAVI	线性 Linear model	$y = 6.708x - 885.270$	$R^2 = 0.621$
		对数 Logarithm model	$y = 1\ 147.500\ln(x) - 5\ 635.900$	$R^2 = 0.612$
		二次多项式 Second-degree polynomial model	$y = 0.043x^2 - 8.245x + 404.440$	$R^2 = 0.629$
		三次多项式 Cubic polynomial model	$y = -0.005x^3 + 2.681x^2 - 464.400x + 26\ 579.000$	$R^2 = 0.644$
	MSAVI	线性 Linear model	$y = 7.584x - 1\ 055.2$	$R^2 = 0.619$
		对数 Logarithm model	$y = 1\ 305.800\ln(x) - 6\ 470.100$	$R^2 = 0.609$
		二次多项式 Second-degree polynomial model	$y = 0.089x^2 - 23.343x + 1\ 632.400$	$R^2 = 0.637$
		三次多项式 Cubic polynomial model	$y = -0.007x^3 + 3.691x^2 - 651.320x + 37\ 995.000$	$R^2 = 0.650$
RSR	线性 Linear model	$y = 3.039x - 733.520$	$R^2 = 0.611$	
	对数 Logarithm model	$y = 1\ 027.500\ln(x) - 5\ 685.700$	$R^2 = 0.615$	
	二次多项式 Second-degree polynomial model	$y = -0.010x^2 + 9.835x - 1\ 876.900$	$R^2 = 0.617$	
	三次多项式 Cubic polynomial model	$y = 0.001x^3 - 0.512x^2 + 179.380x - 20\ 874.000$	$R^2 = 0.623$	
1991 (n = 18)	RVI	线性 Linear model	$y = -5.593x + 631.780$	$R^2 = 0.763$
		对数 Logarithm model	$y = -447.920\ln(x) + 2\ 143.500$	$R^2 = 0.757$
		二次多项式 Second-degree polynomial model	$y = -0.010x^2 - 4.033\ 1x + 568.820$	$R^2 = 0.764$
		三次多项式 Cubic polynomial model	$y = -0.009x^3 + 2.156x^2 - 181.050x + 5\ 315.200$	$R^2 = 0.814$
	NDVI	线性 Linear model	$y = 4.033x - 515.400$	$R^2 = 0.771$
		对数 Logarithm model	$y = 687.180\ln(x) - 3\ 356.500$	$R^2 = 0.773$
		二次多项式 Second-degree polynomial model	$y = -0.007x^2 + 6.362x - 714.010$	$R^2 = 0.772$
		三次多项式 Cubic polynomial model	$y = 0.003x^3 - 1.748x^2 + 301.240x - 17\ 238.000$	$R^2 = 0.832$
	SAVI	线性 Linear model	$y = 4.115x - 520.190$	$R^2 = 0.724$
		对数 Logarithm model	$y = 684.560\ln(x) - 3\ 334.000$	$R^2 = 0.722$
		二次多项式 Second-degree polynomial model	$y = 0.002x^2 + 3.582x - 475.530$	$R^2 = 0.724$
		三次多项式 Cubic polynomial model	$y = 0.003x^3 - 1.607x^2 + 269.170x - 14\ 959.000$	$R^2 = 0.768$
	MSAVI	线性 Linear model	$y = 5.563x - 745.670$	$R^2 = 0.721$
		对数 Logarithm model	$y = 919.220\ln(x) - 4\ 519.500$	$R^2 = 0.724$
		二次多项式 Second-degree polynomial model	$y = -0.023x^2 + 13.199x - 1\ 375.500$	$R^2 = 0.723$
		三次多项式 Cubic polynomial model	$y = 0.012x^3 - 5.791x^2 + 960.330x - 53\ 029.000$	$R^2 = 0.799$
RSR	线性 Linear model	$y = 2.508x - 190.730$	$R^2 = 0.687$	
	对数 Logarithm model	$y = 376.490\ln(x) - 1\ 697.000$	$R^2 = 0.699$	
	二次多项式 Second-degree polynomial model	$y = -0.009x^2 + 5.271x - 397.490$	$R^2 = 0.695$	
	三次多项式 Cubic polynomial model	$y = 0.001x^3 - 0.550x^2 + 83.298x - 4\ 067.300$	$R^2 = 0.757$	

RVI、MDVI、SAVI、MAVI、RSR :见表 1 See Table 1

表 4 生物量实测值与 *NDVI* 三次多项式模型模拟值的误差表
Table 4 Error contrast of the observation value and the simulation value based on the experiential model

	实测值 Observation value	模拟值* Simulation value	差值(实测值 - 模拟值) Subtraction (observation value - simulation value)	百分比(%差值/实测值) Percentage (subtraction/observation value)
1	231.73	198.10	33.63	15.14
2	154.43	156.30	-1.87	-1.21
3	178.80	177.30	1.50	0.84
4	179.60	214.20	-34.59	-19.26
5	163.65	255.00	-91.35	-55.82
6	260.00	255.00	5.00	1.92
7	283.00	244.30	38.80	13.71
8	144.27	153.40	-9.13	-6.33
9	189.07	164.10	24.97	13.21
10	191.23	174.30	16.93	8.85
11	201.47	226.20	-24.73	-12.28
12	164.67	174.60	-9.93	-6.03
13	269.90	250.10	19.80	7.34
14	61.33	54.60	6.73	10.98

* 基于 *NDVI*-生物量三次多项式模型的模拟值 The biomass based on the cubic polynomial model of *NDVI*

于 *NDVI* 三次多项式模型的模拟值进行误差分析(表 4),可以看出利用 *NDVI* 三次多项式模型反演的地上生物量与实测值的误差范围为 -91.35 到 38.80 g。利用误差与实测值之间的比值表示模拟效果,可以看出 7 个检测点的模拟误差不足实测值的 10%, 6 点落在 10%~20% 之间,而仅有一个点模拟误差占实测值的 55.82%,说明基于 *NDVI* 三次多项式模型反演的地上生物量与实测值较接近。模拟误差/实测值的标准差为 18.61,说明模拟值与实测值的差异不大,两者的误差分布较为集中,也表明利用 *NDVI* 三次多项式模型模拟典型草原地上生物量是一种较为实用的方法。

5 基于 *NDVI*-生物量模型的研究区生物量空间分析

选择本研究区的最优模型,即 *NDVI* 与地表生物量的三次方多项式回归模型,在 ERDAS 软件中运算,反演出整个研究区锡林浩特的地上生物量(图 4)。从图 4 可以看出,草地地上生物量较多的地区主要分布在锡林浩特城市附近、锡林浩特东部及南部,这与该地区的气候、土壤等条件大体一致。从整个研究区来看,地上生物量分布非常不均匀,常常出现地上生物量高和低的地区相间分布,这与该地区不均匀的放牧与土地利用方式有关,本研究区大部分地段表现出不同程度的退化。

6 结 论

综上所述,就 TM 影像而言,不难得出以下结论:

1)对于中国北方典型草原区而言,地上生物量与 5 种植被指数(*RVI*、*NDVI*、*SAVI*、*MSAVI* 和 *RSR*)均呈现出显著相关,但地上生物量与后 4 种植被指数是正相关,与 *RVI* 为负相关。

2)利用 5 种植被指数 *RVI*、*NDVI*、*SAVI*、*MSAVI* 和 *RSR* 监测草地植被地上生物量的复相关系数均大于 0.6,充分说明利用植被指数检测典型草原地上生物量是一种简单可行的方法。

3)*NDVI* 建立的生物量回归模型,其复相关系数大于其它 4 类植被指数(*RVI*、*SAVI*、*MSAVI* 和 *RSR*),可以看出 *NDVI*-生物量模型优于植被指数 *RVI*、*SAVI*、*MSAVI* 和 *RSR* 模拟地表生物量的效果好。

4)对于 TM 影像来说,植被生物量的线性模型与 3 种非线性模型(三次多项式生物量模型、二次多项式生物量模型、对数模型)都表现出较好的模拟效果,都通过了 0.01 的显著性检验,即 R^2 值都大于 0.6。基本上表现出,三次多项式生物量回归模型最优,其次是二次多项式生物量模型,再次是线性模型,相对较差的是对数模型。

5)基于 *NDVI*-生物量回归模型的模拟,整个研究区的地上生物量基本上是东高西低,东南高西北

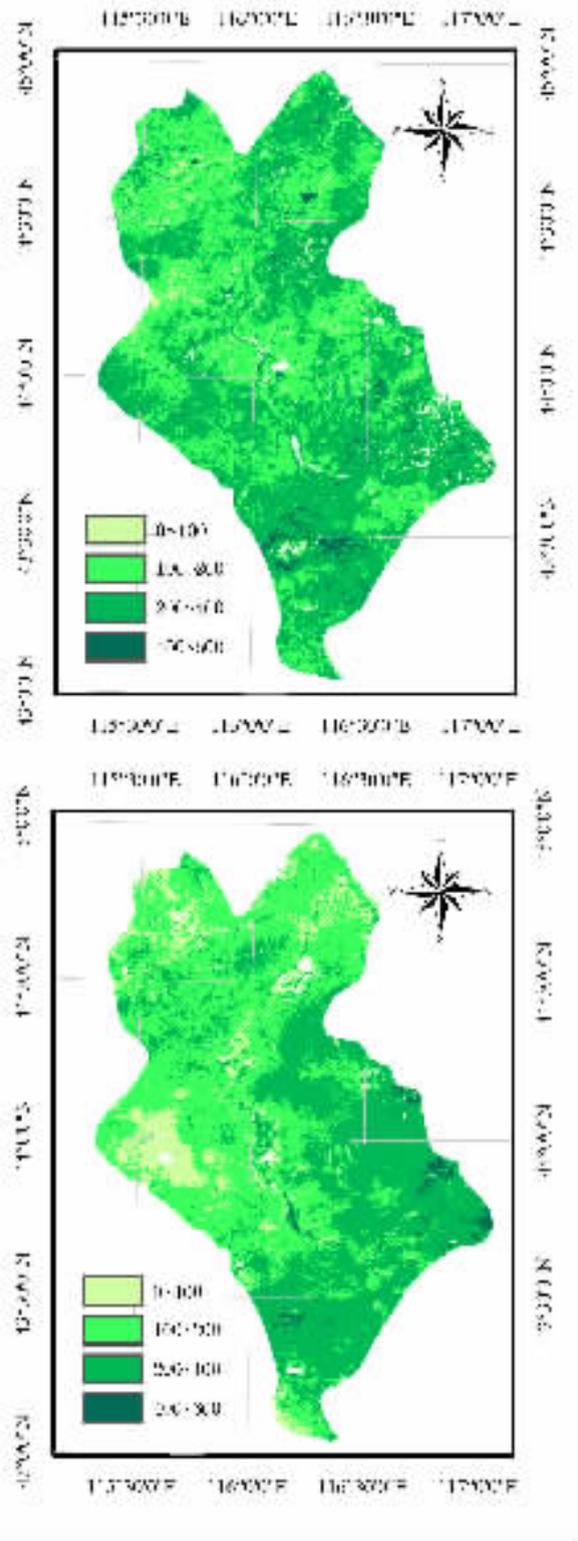


图4 基于NDVI-生物量三次多项式模型的锡林浩特地上生物量分布图

Fig.4 The map of biomass based on NDVI model in Xilinhot

参 考 文 献

- Brown L, Chen J, Leblanc S, Cihlar J (2000). A shortwave infrared modification to the simple ratio for LAI retrieval in boreal forests: an image and model analysis. *Remote Sensing of Environment*, 71, 16–25.
- Cheng Q (程乾), Huang JF (黄敬峰), Wang RC (王人潮) (2005). Preliminary analysis of difference between MODIS and NOAA/AVHRR vegetation indices. *Bulletin of Science and Technology (科技通报)*, 21, 205–209. (in Chinese with English abstract)
- Fabio M, Stefano R, Lorenzo B, Gaetano Z (2003). Use of NOAA-AVHRR NDVI images for the estimation of dynamic fire risk in Mediterranean areas. *Remote Sensing of Environment*, 86, 187–197.
- Fernando S, Gong P, Manuel F (2005). Land cover assessment with MODIS imagery in southern African Miombo ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 98, 429–441.
- Hame T, Salli A, Andersson K (1997). A new methodology for the estimation of biomass of conifer dominated boreal forest using NOAA/AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, 18, 3211–3243.
- Huang JF (黄敬峰), Wang XZ (王秀珍), Hu XB (胡新博) (1999). Studies on grass yield monitoring for different natural grassland types using remote sensing data in northern Xinjiang. *Grassland of China (中国草地)*, (1), 7–11. (in Chinese with English abstract)
- Huete AR (1988). A soil adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25, 295–309.
- Lefsky MA, Harding D, Cohen WB (1999). Surface lidar remote sensing of basal area and biomass in deciduous forests of eastern Maryland, USA. *Remote Sensing of Environment*, 67, 83–98.
- Li J (李净), Wang J (王建) (2004). Estimating plant biomass in Junma Chang of Shandan County using Landsat TM data. *Remote Sensing Technology and Application (遥感技术与应用)*, 19, 343–347. (in Chinese with English abstract)
- Li JL (李建龙), Jiang P (蒋平), Dai RL (戴若兰) (1998). Advances in study on the remote sensing technology and GPS and GIS integration systems in estimating grassland yield applications in the north of Xinjiang, China. *Acta Ecologica Sinica (生态学报)*, 18, 504–510. (in Chinese with English abstract)
- Ma XZ (马秀枝), Wang YF (王艳芬), Wang SP (汪诗平), Wang JZ (王金枝), Li CS (李长生) (2005). Impacts of grazing on soil carbon fraction in the grasslands of Xilin River Basin, Inner Mongolia. *Acta Phytocologica Sinica (植物生态学报)*, 29, 569–576. (in Chinese with English abstract)
- Michael JH, Peter JV, Peter E, Graham ED (1999). Pasture land cover in eastern Australia from NOAA-AVHRR NDVI and classified Landsat TM. *Remote Sensing of Environment*, 67, 32–50.
- Miina R (2005). Retrieval of leaf area index for a coniferous forest by inverting a forest reflectance model. *Remote Sensing of Environment*, 99, 295–303.

低 这与研究区的地形、气候及土地利用等多种因素有关。

- Niu ZC (牛志春), Ni SX (倪绍祥) (2003). Study on models for monitoring of grassland biomass around Qinghai Lake assisted by remote sensing. *Acta Geographica Sinica (地理学报)*, 58, 695 – 702. (in Chinese with English abstract)
- Pieter SA, Clement A, Kjell AH, Bernt J, Andrew KS (2006). Improved monitoring of vegetation dynamics at very high latitudes: a new method using MODIS *NDVI*. *Remote Sensing of Environment*, 100, 321 – 334.
- Qi J, Chehbouni A, Huete AR, Kerr Y (1994). A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, 48, 119 – 126.
- Rouse JW, Haas RH, Schell JA, Deering DW (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: Freden SC, Becker M eds. *Proceedings of Third Earth Resources Technology Satellite—1 Symposium*. NASA SP-351, Greenbelt, 310 – 317.
- Steven MD, Biscoe PV, Jaggard KW (1983). Estimation of sugar beet productivity from reflection in the red and infrared spectral bands. *International Journal of Remote Sensing*, 4, 325 – 334.
- Sun R (孙睿), Zhu QJ (朱启疆) (2000). Distribution and seasonal change of net primary productivity in China from April, 1992 to March, 1993. *Acta Geographica Sinica (地理学报)*, 55, 36 – 45. (in Chinese with English abstract)
- Todd SW, Hoffer RM, Milchunas DG (1998). Biomass estimation on grazed and ungrazed rangelands using spectral indices. *International Journal Remote Sensing*, 19, 427 – 438.
- Tong C (仝川), Yong WY (雍伟义), Wu YN (乌云娜), Zhao LQ (赵利清), Jiang C (姜超), Yong SP (雍世鹏) (2001). Change in the spatial structure of grassland vegetation in the Xilin River Basin from 1985 to 1999. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Neimongol (内蒙古大学学报)*, 32, 562 – 566. (in Chinese with English abstract)
- Wang H (王宏), Li XB (李晓兵), Yu HJ (余弘婧) (2006). Monitoring growing season of typical steppe in northern China based on NOAA/AVHRR *NDVI* data. *Journal of Plant Ecology (植物生态学报)*, 30, 365 – 374. (in Chinese with English abstract)
- Wang XZ (王兮之), Du GZ (杜国桢), Liang TG (梁天刚), Dai RL (戴若兰), Wang G (王刚) (2001). The establishment of grassland productive assessment model and the determination of precipitation resource distribution pattern of Gannan Tibetan Autonomous prefecture based on RS and GIS. *Acta Prataculturae Sinica (草业学报)*, 10, 95 – 102. (in Chinese with English abstract)
- Wang ZX (王正兴), Liu C (刘闯), Zhao BR (赵冰茹), Liu AJ (刘爱军) (2005). ANPP estimate from MODIS-*EVI* for the grassland region of Xilingol, China. *Journal of Lanzhou University (Natural Sciences) (兰州大学学报(自然科学版))*, 41 (2), 10 – 16. (in Chinese with English abstract)
- Xiao QG (肖乾广), Zhou SS (周嗣松), Chen WY (陈维英), Zhang LX (张丽霞), Lin CG (赁常恭), Xiao SZ (肖淑招), Meng XY (孟宪钺), Zhao ZK (赵忠凯), Zhang GZ (张桂宗) (1986). Productivity estimate using meteorological satellite. *Journal of Remote Sensing (遥感学报)*, 1, 37 – 43. (in Chinese with English abstract)
- Yu F (喻锋), Li XB (李晓兵), Wang H (王宏), Yu HJ (余弘婧), Chen JH (陈云浩) (2005). Land cover classification in China based on the *NDVI-Ts* feature space. *Acta Phytoecologica Sinica (植物生态学报)*, 29, 934 – 944. (in Chinese with English abstract)
- Zhao MS, Faith AH, Ramakrishna RN, Steven W (2005). Improvements of the MODIS terrestrial gross and net primary production global data set. *Remote Sensing of Environment*, 95, 164 – 176.

责任编辑:周广胜 责任编辑:刘丽娟