

干旱区草原地上植被生物量估算 ——以乌图美仁大草原芦苇植被为例

行敏锋, 何彬彬*

(电子科技大学资源与环境学院, 成都 611731)

摘要: 草原是干旱区生态系统中重要的可再生资源。本文基于草本植被的结构特征, 利用 ASAR 和 TM 数据, 结合 MIMICS 模型, 提出了一种估算干旱区草原地上植被生物量的方法。该方法将光学遥感数据容易反演的叶面积指数(LAI)作为反演生物量模型的参数之一, 并利用 LAI 成功估算了单位面积内的草本植被密度。将地上生物量作为输入变量代入改进的 MIMICS 模型, 利用查找表方法, 计算出地上植被生物量。然后, 将该方法应用于乌图美仁草原的地上植被生物量的反演。结果表明, 该方法能够成功地反演干旱区草原草本植被地上生物量, 精度达到 $R^2=0.8562$, $RMSD=0.6263$ 。最后, 分析了该方法估算植被生物量的误差来源。

关键词: 干旱区草原; 生物量; 后向散射系数; MIMICS 模型

DOI: 10.3724/SP.J.1047.2014.00335

1 引言

生物量是衡量生态系统的一个重要指标, 植被生物量体现了地球生态系统获取能量的能力, 对地球生态系统结构和功能具有十分重要的意义。因此, 及时准确地监测干旱区生物量的时空变化, 有利于科学合理地利用干旱区资源, 保护干旱区生态平衡。传统的生物量监测方法存在耗时长, 成本高, 破坏性强等缺点, 难以反映大面积植被生物量的动态变化, 具有一定的局限性。

利用微波遥感和光学遥感, 均可以准确地估算出植被生物量。如 Santos 等^[1]利用机载 P 波段 SAR, 采用指数模型和多项式模型成功估算了巴西亚马逊河流域热带雨林的主生林和次生林生物量。Steininger^[2]利用 Landsat TM 数据估算出了 Brazilian 和 Bolivian 地区的热带森林生物量。王庆等^[3]研究表明, 光学遥感更适合于低密度植被区的生物量反演, 而微波遥感更适合于高密度植被区的生物量反演。光学遥感只能获取植被表层信息, 容易达到饱和; 微波遥感具有一定的穿透性, 却容易受到下垫面的影响^[4]。相对于光学遥感, 微波遥感在生

物量估算方面具有很大的潜力^[5]。微波遥感估算植被生物量, 主要应用于森林^[1,6-8]和农作物^[9-12], 在自然草原草本植被区域^[13-14]的应用较少。因此, 有必要建立一种微波散射模型来反演自然草原植被生物量。

本文结合 ASAR 与 TM 数据, 建立了一种基于微波散射模型的反演干旱区自然草本植被生物量方法。该方法基于草本植被的结构特征, 将光学遥感数据容易反演的 LAI 作为模型参数之一, 并利用 LAI 成功估算了单位面积内的草本植被密度, 使 MIMICS 模型成功地应用于估算植被生物量, 弥补了传统“点-面”估算方法的不足。将该方法应用于乌图美仁草原的地上植被生物量的反演, 验证了该方法的有效性。

2 研究区数据与处理

研究区位于青海省格尔木市乌图美仁大草原, 中心经纬度大约为(37°11' N, 92°51' E), 面积约 117 445 hm², 平均海拔高度为 2900 m。该区域属于高寒干旱区, 土壤盐碱化程度较严重, 植被类型以芦苇为主。

收稿日期: 2013-04-02; 修回日期: 2013-04-23.

基金项目: 中央高校基本科研业务费(ZYGX2012Z005)资助。

作者简介: 行敏锋(1982-), 男, 博士生, 研究方向为定量遥感。E-mail: xingminfeng@163.com

*通讯作者: 何彬彬(1972-), 男, 教授, 博导, 研究方向为定量遥感及数据挖掘。E-mail: binbinhe@uestc.edu.cn

2.1 地面数据测量

野外数据采集分为2个阶段执行,分别是2011年7月6-11日,8月26-29日。地面测量时间与Envisat卫星过境时间基本吻合。实验区内,共采集了92个样点。每个样点随机分布,并且保证样点之间的距离至少为500m。每个样点的大小均为30m×30m,并且用GPS在样点中心定位以便与遥感图像匹配。在每个样点的区域内随机取3个0.5m×0.5m大小的地表植被样本,将样本放入密封袋中,回到室内测量其湿重。而后将样本换入纸袋,放入烤箱中,先用120°C烘烤30分钟后,再用80°C烘烤24小时后称重,得到地上生物量干重。将测量的3个子样点的地上生物量的平均值作为样点的生物量值。在地上生物量采样的同时,对每个样点也测量了以下参数:LAI,植株高度(m),茎杆直径(cm),茎杆重量含水量(g/g),茎杆密度(Plants/m²),叶子宽度(cm),叶子长度(cm),叶子厚度(cm),叶倾角(°),叶片生物量(kg/m²),叶片重量含水量(g/g),每株茎杆上的叶子数目。此外,也采集了地表5cm深度处的土壤湿度数据。

2.2 卫星数据获取与处理

本文收集的数据分别为2011年7月8日、7月11日、8月28日和8月29日的4景Envisat ASAR的AP模式数据,均为HH/VV双极化。ASAR数据图像的像素大小为12.5m×12.5m,空间分辨率为30m×30m。利用BEST(Basic Envisat SAR Toolbox)软件和ENVI软件对ASAR图像进行预处理。图像预处理包括:(1)配准,利用地面25个控制点,对4景图像进行配准;(2)辐射校正,将ASAR强度数据转化为后向散射系数 σ^0 ;(3)地理纠正(投影变换),将ASAR图像转化为UTM投影;(4)图像滤波,使用增强Frost滤波^[15]来减少ASAR的图像斑点。

同时,本文也收集了日期为2011年7月11日的Landsat 7 ETM图像和8月20日的Landsat 5 TM图像。对Landsat 7 ETM图像进行去条纹处理后,利用25个地面控制点对两幅图像进行配准。然后,利用6S模型^[16]对其进行大气校正,将图像转化为地表反射率数据。

3 干旱草原植被生物量遥感估算

3.1 植被散射模型

Ulaby等^[17]于1990年提出的Michigan Micro-

wave Canopy Scattering (MIMICS)模型,是目前应用最广的植被散射理论模型。该模型主要模拟树木的冠层后向散射,其将树木分为冠层,树干部分和下垫面。冠层由树叶,树枝组成,而树干部分由树木茎干组成。下垫面假设为粗糙的介电表面,由均方根高度和相关长度表示。总后向散射分为5个部分,如式(1)表示:

$$\sigma_{pq}^0 = \sigma_{pq1}^0 + \sigma_{pq2}^0 + \sigma_{pq3}^0 + \sigma_{pq4}^0 + \sigma_{pq5}^0 \quad (1)$$

其中, p 和 q 是垂直极化或者水平极化; σ_{pq1}^0 是地面-冠层-地面散射的贡献; σ_{pq2}^0 是地面-冠层和冠层-地面的散射贡献; σ_{pq3}^0 是下垫面土壤的直接散射贡献; σ_{pq4}^0 是树干-地面和地面-树干的散射贡献; σ_{pq5}^0 是冠层直接的后向散射贡献。

Roo^[18]等去掉MIMICS模型中树干-地面和地面树干的散射贡献,将MIMICS应用于大豆冠层。实验区乌图美仁草原主要是草本植被,本文在一阶微波传输理论的基础上,按照Roo的方法对MIMICS模型进行简化,将散射简化为两部分处理,植被冠层和地表面,而去掉了树干层,即,MIMICS在本试验区可以简化为:

$$\sigma_{pq}^0 = \sigma_{pq1}^0 + \sigma_{pq2}^0 + \sigma_{pq3}^0 + \sigma_{pq5}^0 \quad (2)$$

3.2 植被生物量估算模型

在研究区内,植被是草本类型,主要由芦苇组成。草本植被主要由叶子和茎杆组成,因此,总地上生物量由茎杆生物量和叶片生物量组成。地上生物量可以表示为:

$$Bm = Bm_s + Bm_l + Bm_{other} \quad (3)$$

其中,

$$Bm_s = \rho_s V_s \quad (4)$$

$$Bm_l = \rho_l V_l \quad (5)$$

$$V_s = \pi R^2 l_s N \quad (6)$$

$$V_l = h_{th} N_L A_{AL} N \quad (7)$$

式(3)-(7)中, Bm 是总体生物量; Bm_s 和 Bm_l 分别代表茎杆生物量和叶片生物量; Bm_{other} 表示生物量的其他部分,如芦苇穗; ρ_s 和 ρ_l 分别是茎杆和叶子的物质密度; V_s 和 V_l 分别代表每平方米内的茎杆和叶片的体积; N 是茎杆数目; l_s 代表茎杆长度; h_{th} 代表叶片厚度; R 代表茎杆直径; N_L 代表每株植株的叶片数目; A_{AL} 代表单位叶片平均叶面积。

LAI的定义为:地表单位面积内,单面绿色叶片的总面积;或者冠层上叶面总面积除以冠层生长的

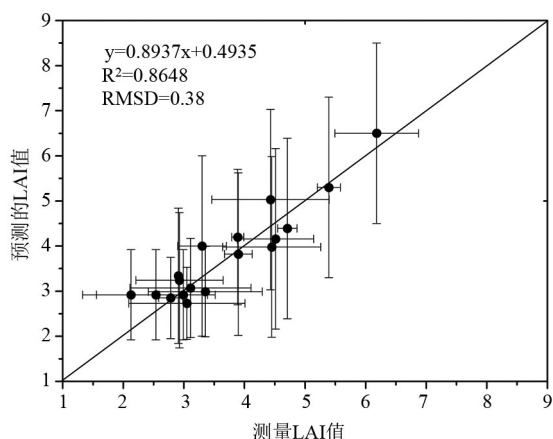


图1 测量的LAI值和估算的LAI值之间的关系散点图
Fig.1 Scatter plot of the relationship between the measured and predicated LAI

地表面积。所以, LAI 可表示为:

$$LAI(per\ m^2) = N_L A_{VL} N = N \sum_{i=1}^{N_L} A_{Li} \quad (8)$$

式(8)中, N 为每平方米内茎秆数目; A_{VL} 为单位叶片平均叶面积; N_L 为每个植株的叶片数目; A_{Li} 为每个植株上的第 i 片叶子的平均面积;

将式(4)–(8)代入式(3), 则式(3)可表示为:

$$Bm = \rho_s \pi R^2 l_s N + \rho_l h_{th} LAI + Bm_{oth} \quad (9)$$

在同一时期内, 芦苇的物质密度假定是一致的。半径 R 和叶片厚度 h_{th} 可以看作常数。式(9)可表示为:

$$Bm = \alpha R^2 h l_s N + \beta LAI + Bm_{oth} \quad (10)$$

式(10)中, α 由茎秆物质密度决定, 而 β 由叶片物质密度和叶片厚度决定。 α , β 和 Bm_{oth} 通过最小二乘法确定。

为了验证生物量反演的精度, 我们分别计算了决定系数(R^2)和均方根偏差(RMSD), 其中,

$$RMSD = \sqrt{\frac{\sum (Bm_{mea} - Bm_{pre})^2}{N}} \quad (11)$$

式(11)中, Bm_{mea} 是测量的生物量值; Bm_{pre} 是反演的生物量值; N 是验证数据的个数。

3.3 植被生物量模型反演与结果分析

3.3.1 LAI的反演结果

本文基于ACRM模型, 利用TM数据反演了实验区乌图美仁草原的LAI, 具体过程在文献[19]中

已经详述。LAI的反演结果如图1所示。

3.3.2 估算单位面积内植株密度

根据观察, 我们发现随着植株密度的增加, 叶片平均面积在减小, 但植株上的叶子数目却没有变化。因为研究区内, 植被为单物种, 即芦苇, 所以, 每平方米内植株数目(N)与LAI和每株植株总的叶面积($\sum_{i=1}^{N_L} A_{Li}$)的相关性很高。利用最小二乘多元线性回归方法可以得到 N , LAI 与 $\sum_{i=1}^{N_L} A_{Li}$ 三者的关系。

$$N = a * LAI + b * \sum_{i=1}^{N_L} A_{Li} + c \quad (12)$$

结合式(8), 则式(12)可表示为,

$$N = a * LAI + b * LAI / N + c \quad (13)$$

则 N 可以通过解一元二次方程(13)得出。图2为单位面积内植株密度的估算值和测量值之间关系的散点图。

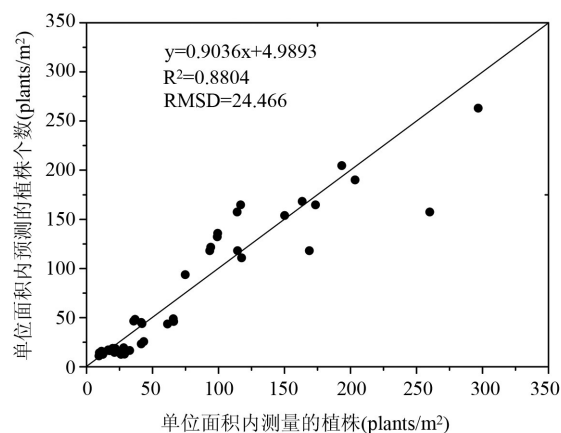


图2 单位面积内测量的植株个数与预测的植株个数之间的关系散点图
Fig.2 Scatter plot of the relationship between the measured and predicated number of plants per square meter

3.3.3 生物量的反演结果分析

本文利用改进的MIMICS模型对实验区乌图美仁草原进行散射模拟。根据对实验区的实测数据, 以及对实验区的调查, 对改进的MIMICS模型中的相关参数设置如下: 传感器频率5.33GHz, 中心入射角33.5°, 地表RMS高度0.8cm, 相关长度6cm, 叶片重量含水量0.545, 叶片长度18cm, 叶片宽度1.9cm, 叶片厚度0.025cm, 土壤温度, 环境温度等均为8°C, 茎秆长度是观测高度的函数, 随冠层高度变化; 植株个数是LAI的函数, 与每个像元一一对应; 叶片密度为每株茎秆平均叶片数与单位面积内茎

杆数目的乘积。剩余的变量如土壤湿度,冠层高度,茎杆直径如表1所示。

通过对测量数据的回归分析,冠层高度和茎杆长度之间的关系可表示为:

$$l_s = 0.8497 * H_{canopy} - 13.909 \quad (14)$$

式(14)中, H_{canopy} 表示植被冠层高度; l_s 表示茎杆长度。它们之间的决定系数(R^2)为0.9561。这表明,它们之间具有很强的相关性(图3)。

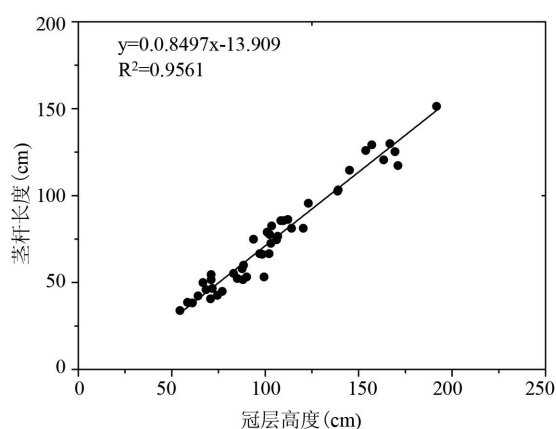


图3 冠层高度的测量值与茎杆长度的测量值之间的关系散点图

Fig.3 Scatter plot of the relationship between the height of the canopy and the length of the stems

表1 影响后向散射系数的MIMICS输入参数设置

Tab. 1 Input parameters of the MIMICS associated with backscattering coefficient

参数	取值	步长
土壤湿度(%)	5~50	5
冠层高度(m)	0.5~2.5	0.05
茎杆直径(cm)	0.1~0.24	0.01

利用式(10),将冠层高度用生物量 Bm 表示,并带入MIMICS模型中。则后向散射系数 σ^o 可表示为:

$$\begin{cases} \sigma_{HHm}^o = f_{HH}(m_v, Bm, d) \\ \sigma_{VVm}^o = f_{VV}(m_v, Bm, d) \end{cases} \quad (15)$$

式(15)中, f_{HH} 和 f_{VV} 分别表示MIMICS模型在HH极化和VV极化方式下的计算方式; m_v 表示土壤湿度; d 表示茎杆直径; σ_{HHm}^o 和 σ_{VVm}^o 分别表示MIMICS模型在HH极化方式和VV极化方式下模拟的后向散射系数。

建立查找表方法,求出植被生物量。最优代价

函数为:

$$s = \sum (\sigma_{HHm}^o - \sigma_{HH}^o)^2 + (\sigma_{VVm}^o - \sigma_{VV}^o)^2 \quad (16)$$

式(16)中, σ_{HH}^o 是ASAR图像HH极化方式的后向散射系数; σ_{VV}^o 是ASAR图像VV极化方式的后向散射系数。

因为病态反演的存在,输出与输入可能并不是一一对应的。如果输出结果不唯一,则取其平均值作为最终结果。

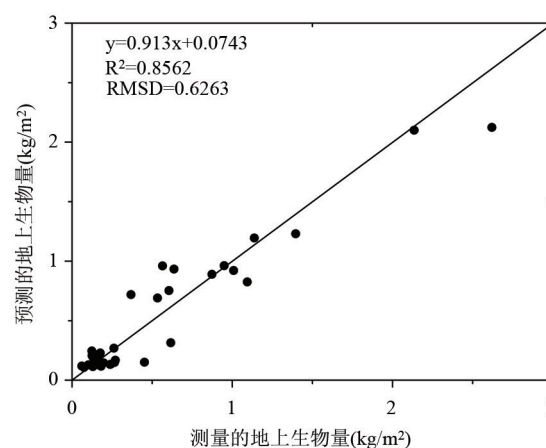


图4 测量的地上生物量值与估算的地上生物量值之间的关系散点图

Fig.4 Scatter plot of the relationship between the measured and predicted aboveground biomass

实际测量的生物量与估算的生物量之间的关系散点图如图4所示。从图4可见,当实际测量的地上生物量大于 2kg/m^2 时,预测的生物量被低估,这是因为C波段监测生物量在 2kg/m^2 时达到饱和,这与 Imhoff^[20] 在1995年的研究结果一致。在估算植被生物量时,我们将每个像元上的植被密度输入了模型,这与传统的将植被密度作为平均值的方法相比,有了一定的改进。预测的地上生物量与实际测量的生物量具有一定的误差,经过分析,我们认为误差可能来源于:(1)模型参数输入的误差:一些输入参数是根据实地测量的结果,难免有误差存在;(2)病态反演:在某些数值上,输入与输出并不是一一对应的,我们取平均值作为最终结果。

总的来说,生物量预测值与测量值之间具有很强的线性关系($R^2=0.8562$)。应用线性回归分析,其斜率为0.913,接近1。因此,利用该模型可以成功地反演干旱区草原地上草本植被的生物量。

4 结语

本文基于草本植被的结构特征,结合植被散射理论模型,提出了一种估算干旱区草原植被生物量的方法。该方法将光学遥感数据容易反演的LAI作为生物量模型的参数之一,并利用LAI成功地估算了单位面积内的草本植被密度。然后,将地上生物量作为输入变量带入改进的MIMICS模型,利用查找表方法,计算出地上生物量。并将该方法应用于实验区乌图美仁草原,绘制了实验区的地上生物量分布图(图5),证明了该方法的实用性,为引导人类科学合理地利用草地,保护草地生态平衡提供了重要依据。最后,分析了该方法估算植被生物量的误差来源。

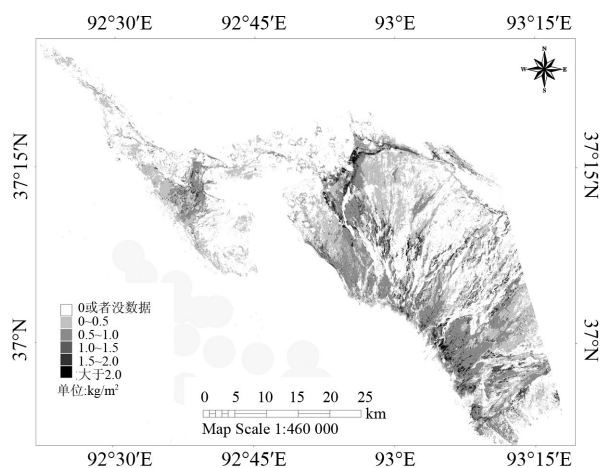


图5 实验区地上生物量分布图

Fig. 5 Aboveground biomass map of the study area

本文利用LAI计算出了每个像元点上的植被密度,并将植被密度带入植被散射模型来估算生物量,弥补了传统“点-面”估算方法的不足。本方法是建立在芦苇为主的单一植被条件下,因此,可推广应用于单一草本植被情况下的生物量估算。由于植被差异性,利用LAI不能求出混合像元内的植被密度,故本方法并不适用于混合植被的生物量估算。此外,其反演植被生物量的过程与严格的正向模型相比,使用了较多的假设,需要进一步改进。

参考文献:

[1] Santos J R, Freitas C C, Araujo L S, *et al.* Airborne P-band SAR applied to the aboveground biomass studies in the Brazilian tropical rainforest[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003,87(4):482-493.

[2] Steininger M. Satellite estimation of tropical secondary forest above-ground biomass: data from Brazil and Bolivia[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000,21(6-7): 1139-1157.

[3] 王庆,廖静娟.基于Landsat TM和ENVISAT ASAR数据的鄱阳湖湿地植被生物量的反演[J].*地球信息科学学报*, 2010,12(2):282-291.

[4] Svoray T, Shoshany M. SAR-based estimation of areal aboveground biomass (AAB) of herbaceous vegetation in the semi-arid zone: A modification of the water-cloud model[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002,23 (19):4089-4100.

[5] 施建成,杜阳,杜今阳,等.微波遥感地表参数反演进展[J].*中国科学:地球科学*,2012(6):814-842.

[6] Wang H, Ouchi K. A simple moment method of forest biomass estimation from non-gaussian texture information by high-resolution polarimetric SAR[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2010,7(4):811-815.

[7] Hoekman D H, Quiñones M J. Land cover type and biomass classification using AirSAR data for evaluation of monitoring scenarios in the Colombian Amazon[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000 (38):685-696.

[8] 黎夏,叶嘉安,王树功,等.红树林湿地植被生物量的雷达遥感估算[J].*遥感学报*,2006,10(3):387-396.

[9] Inoue Y, Kurosu T, Maeno H, *et al.* Season-long daily measurements of multifrequency (Ka, Ku, X, C, and L) and full-polarization backscatter signatures over paddy rice field and their relationship with biological variables[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002,81(2):194-204.

[10] Prasad R. Retrieval of crop variables with field-based X-band microwave remote sensing of ladyfinger[J]. *Advances in Space Research*, 2009,43(9):1356-1363.

[11] Taconet O, Benallegue M, Vidal-Madjar D. Estimation of soil and crop parameters for wheat from airborne radar backscattering data in C and X band[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994(50):287-294.

[12] Stephen L D, Leslie A M, Gerald P L. Microwave backscatter and attenuation dependence on leaf area index for flooded rice fields[J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 1995,33(3):807-810.

[13] Moreau S, Toan T L. Biomass quantification of Andean wetland forages using ERS satellite SAR data for optimizing live stock management[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003(84):477-492.

[14] Hill M J, Donald G E, Vickery P J. Relating radar backscatter to biophysical properties of temperate perennial grassland[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1999(67):15-31.

- [15] Lopes A, Touzi R, Nezry E. Adaptive speckle filters and scene heterogeneity[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1990,28(6):992-1000.
- [16] Vermote E F, Tanré D, Deuze J L, *et al.* Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6S: An overview[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997,35(3):675-686.
- [17] Ulaby F T, Sarabandi K, McDonald K, *et al.* Michigan microwave canopy scattering model[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1990,11(7):1223-1253.
- [18] Roo R D De, Du Y, Ulaby F T, *et al.* A semi-empirical backscattering model at L-band and C-band for a soybean canopy with soil moisture inversion[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001,39(4):864-872.
- [19] He B, Quan X, Xing M. Retrieval of leaf area index in alpine wetlands using a two-layer canopy reflectance model[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2013(21):78-91.
- [20] Imhoff M L. Radar backscatter and biomass saturation: ramifications for global biomass inventory[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1995,33(2):511-518.

Estimation of Aboveground Biomass in Arid Region with ASAR Data and TM Data: A Case Study over the Reed Vegetation of Wutumeiren Prairie, Qinghai Province

XING Minfeng and HE Binbin*

(School of Resources and Environment, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: Grasslands are important renewable resources in ecosystems of arid areas. As one of the important components of prairie ecosystems, aboveground biomass is the key indicator of health status of the prairie ecosystems. Comparing to the significant limitations of the traditional method of biomass, the satellite remote sensing provides a unique effective and efficient means in biomass monitoring and assessment. In this paper, we proposed a retrieval methodology for herbaceous vegetation biomass based on the vegetation structure characteristic and Michigan Microwave Canopy Scattering (MIMICS) model using the ASAR and TM data. A two-layer canopy reflectance model (ACRM) was used to inverse the Leaf Area Index (LAI) which can be easily retrieved from the optical remote sensing data. Then LAI was used to get the number of plants per unit area. The aboveground biomass served as an input parameter was input into the adaption of MIMICS model which adopted for characterizing the backscatter from herbaceous vegetation by deleting the scatter component associated with ground-trunks. Then, based on established equations which used the dual-polarized radar data, the aboveground biomass was calculated using the lookup table. The method was applied to retrieve the biomass of Wutumeiren prairie, Qinghai Province. Results indicated that the method was of the operational potential in aboveground biomass of the herbaceous vegetation in arid region. And a good accuracy of the biomass retrieval was achieved ($R^2=0.8562$, $\text{RMSD}=0.6263$). Finally, we analyzed the error sources of biomass estimation using this method. The sources of error might be come from two aspects, i.e. error of the input model parameters, and the ill-posed inversion problem, for which, the mean value was used as the inverse results when the solution is not unique.

Key words: prairie of arid regions; biomass; backscattering coefficient; MIMICS model

*Corresponding author: HE Binbin, E-mail: binbinhe@uestc.edu.cn