

基于 ENVISAT ASAR 数据的鄱阳湖湿地生物量反演研究^①

沈国状^{②*} 廖静娟^{*} 郭华东^{*} 董 磊^{***}

(^{*} 中国科学院对地观测与数字地球科学中心 北京 100190)

(^{**} 中国科学院遥感应用研究所遥感科学国家重点实验室 北京 100101)

(^{***} 中国科学院研究生院 北京 100039)

摘 要 湿生植被是鄱阳湖湿地生态系统的重要组成部分,生物量的大小是衡量湿地生态系统初级生产力的主要指标之一。本文利用 ENVISAT ASAR 交替极化(HH,VV)数据对鄱阳湖湿地地区的湿生植被进行生物量反演研究,并在密歇根微波冠层散射(MIMICS)模型模拟分析的基础上利用人工神经网络(ANN)方法来反演生物量。据此计算出鄱阳湖 4 月份湿生植被的总生物量干重约为 $1.065 \times 10^9 \text{ kg}$,并给出了生物量分布图。反演结果表明,ENVISAT ASAR 数据可以很好地用于湿地植被生物量反演;神经网络生物量反演方法可以有效地表达生物量与后向散射系数之间复杂的非线性关系,从而大大提高反演精度;反演结果的误差主要来自于实地采样、图像配准、反演计算过程中带来的误差。

关键词 ENVISAT ASAR, 鄱阳湖, 生物量反演, 密歇根微波冠层散射(MIMICS), 人工神经网络(ANN)

0 引 言

湿地生态系统是人类赖以生存和持续发展的重要支撑系统。湿生植被是湿地生态系统的重要组成部分,生物量的大小是衡量湿地生态系统初级生产力的主要指标之一^[1]。鄱阳湖是我国面积最大的淡水湖,已被列入国际重要湿地名录。湿地之所以成为全球最具生产力的三大系统之一和世界七大土地覆盖类型之一,生物量的表征发挥着重要作用^[2]。传统的湿地植被生物量估算方法既费时、费力,又不具有客观性和可重复性,而基于遥感特别是雷达遥感的湿地生物量估算方法越来越受到重视^[3-7]。Lu 指出遥感数据已经成为生物量估算的主要数据来源并总结了雷达遥感在生物量估算中的应用现状^[7];王树功等人论述了湿地生物量测算方法的研究进展,总结了传统的生物量估算方法,并指出采用多时相、多波段和多极化的雷达遥感,加以典型的样方调查、GPS 定位和非破坏性采样技术,将是湿地生物量研究的趋势所在^[2]。

至今,大部分湿地生物量研究主要集中在光学^[1,4,6,8,9]、高光谱^[10]和单波段合成孔径雷达(SAR)数据^[11-16]上,多极化合成孔径雷达数据的应用研究

尚不多见。与此同时,现有的遥感生物量估算方法主要集中在经验公式、相关关系方法、回归分析方法上,也有纹理方法、神经网络方法等^[17-19]。

本文利用 ENVISAT ASAR 卫星数据,在密歇根微波冠层散射(Michigan Microwave Canopy Scattering, MIMICS)^[20]模型模拟分析的基础上利用人工神经网络(artificial neural network, ANN)方法,对鄱阳湖湿地地区的湿生植被生物量进行了反演研究,反演结果表明,ENVISAT ASAR 多极化数据、简化的 MIMICS 模型以及人工神经网络方法可以用于鄱阳湖湿地地区湿生植被生物量反演。

1 研究区概况

研究区位于江西省北部,东经 $115^{\circ}55' - 116^{\circ}03'$,北纬 $29^{\circ}05' - 29^{\circ}15'$,面积 22400 公顷。鄱阳湖是国际重要湿地,也是长江流域重要的吞吐型湖泊之一,在维系区域甚至全球的生态安全方面发挥着重要作用。该湖区受修河水系和赣江水系影响,枯水期保护区水落滩出,形成草洲河滩与 9 个独立的湖泊;丰水期 9 个湖泊融为一体,形成鄱阳湖水一片汪洋。这种水文环境非常适合湿生植被的生长,每年 4、11 月都是湿生植被的生长旺期,6-9 月为洪

① 863 计划(2006AA12Z122)和中国科学院知识创新工程重要方向性项目(KZCX2-YW-313)资助。

② 男,1980 年生,博士;研究方向:微波遥感;联系人,E-mail: outlk@163.com
(收稿日期:2008-05-09)

水淹没期,大部分植被被淹没于水下。

2 数据获取与处理

2.1 ENVISAT ASAR 卫星数据的选择

我们共获取了 2007 年 4 月份 3 景 ENVISAT ASAR 影像,其参数如表 1 所示。经过图像的预处理(图 1),我们得到后向散射系数数据,这样就可以从后向散射系数来反演湿生植被的生物量。

表 1 实验区 ENVISAT ASAR 多极化数据参数

时间	轨道号	产品类型	入射角模式	过境方式	极化方式	象元间距(距离 X 方位)
2007-04-01	26589	AP PRI	IS4	升轨	HH/HV	12.5 × 12.5
2007-04-04	26632	AP PRI	IS6	升轨	HH/VV	12.5 × 12.5
2007-04-06	26653	AP PRI	IS6	降轨	HH/VV	12.5 × 12.5

注: 2007 年 4 月 1 日鄱阳湖地区的大风使得数据的后向散射系数出现异常,再加上不同的入射角模式和极化方式,这期数据未被使用。

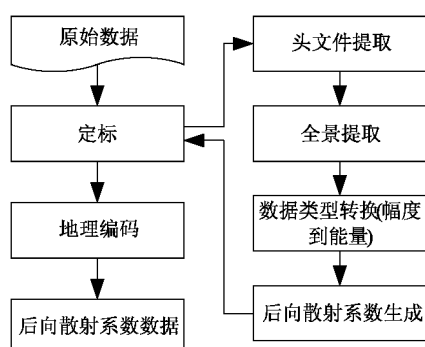


图 1 ENVISAT ASAR 数据处理流程图

2.2 野外数据的获取

2007 年 3 月 29 日 - 2007 年 4 月 3 日进行了鄱阳湖湿地野外实地考察,湿生植被的物理参数的地面测量与 ENVISAT 卫星过境准同步进行,有些地面测量与 ENVISAT 的过境时间不完全一致,前后仅相差一两天。

图 2 展示了野外实地考察 46 个采样点的分布情况,主要分布在:吴城、南矶、康山、波阳、都昌、星子 6 个地区。考察路线与采样点的选择原则一是植被分布的代表性、均匀性,二是交通可行性,三是尽

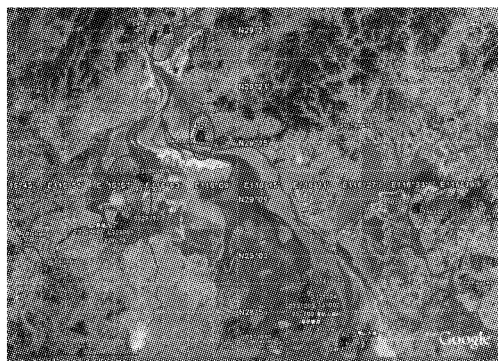


图 2 2007 年 4 月野外 46 个采样点分布图
(数据来源为 Google Earth)

量避免人为因素对采样区的干扰,四是安全性。

实际采样过程中,在面积为 $0.5\text{m} \times 0.5\text{m}$ 的试验样地内,收割湖草地上部分,并立即称其湿重以及测量湖草地以上高度,同时记录的内容还包括日期、样本序号、采样点经纬度、环境温度。采集的样品经过 90°C 恒温烘干至恒重,称得其干重,这样就可以得出采样点的样品含水量与单位面积生物量。对采样点实测样品生物量进行统计,可以发现 82.6% (38/46) 样品生物量落在 $400 \sim 950\text{g}/\text{m}^2$ 之间(图 3)。

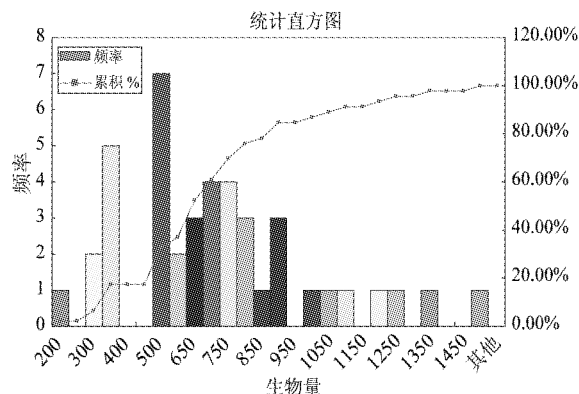


图 3 46 个样品生物量统计图

3 MIMICS 模型简化与敏感性模拟分析

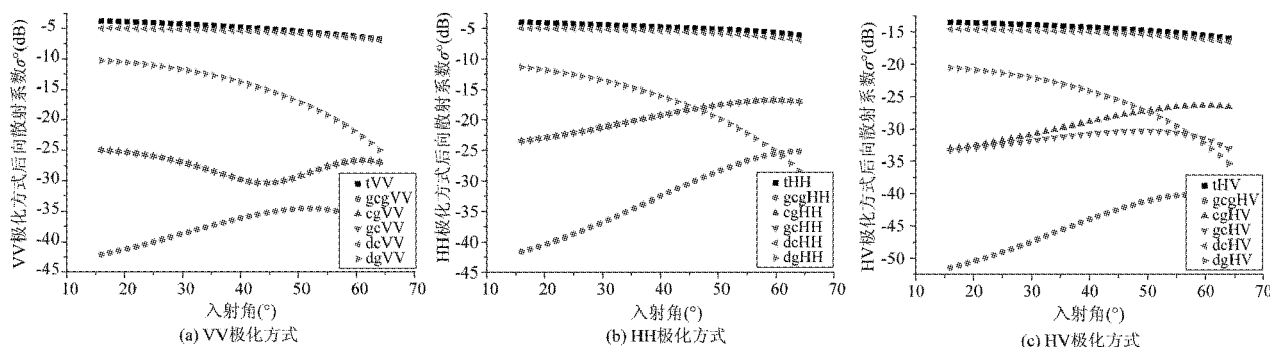
为研究植被覆盖地区的微波散射机制,密歇根大学电气工程与计算机科学系的乌拉比教授领导下的研究小组于 1990 年提出 MIMICS 模型^[20],该模型是基于微波辐射传输方程一阶解的植被散射模型,是目前应用最为广泛的研究微波植被散射特性的理论模型。MIMICS 模型中根据微波散射特性将植被冠层地表环境分为三个部分:植被冠层(包括不同大小、朝向、形状的枝条和叶片),植被茎秆部分(用

介电圆柱体表示)和植被下垫面的粗糙地表(用土壤介电特性和随机地表粗糙度表示)^[20]。

由于 MIMICS 模型本身是以森林为对象进行设计的,在应用于鄱阳湖湿地环境时必须对之进行简化、适应化。首先针对湿地湿生植被(苔草、荻等)环境,由于湿生植被没有树干层和枝干层,模型由原来的冠层-干层-地表层简化为冠层-地表层,其次,模型中的参数根据雷达参数和实测的湿生植被生物物理

参数进行了相应的设定。经过一系列的设定,MIMICS 模型中影响后向散射系数的参数得到大大简化。

我们利用 MIMICS 模型来模拟分析各种植被生物物理参数及合成孔径雷达(SAR)参数对后向散射系数的影响。首先,假设地表体积含水量为 $0.450\text{g}/\text{cm}^3$,均方根高度为 0.8cm ,相关长度为 4.0cm ,在这种前提下对单一采样点进行后向散射系数中不同成分的对比分析(图 4)。



t 代表总的后向散射,gcg 代表地表—冠层—地表后向散射,cg 代表冠层—地表后向散射,gc 代表地表—冠层后向散射,dc 代表直接冠层后向散射,dg 代表直接地表后向散射(频率:5.33GHz,叶片含水量 0.605 ,叶片数量密度: $15000(\text{p}/\text{m}^3)$)

图 4 后向散射系数中不同组分的对比分析

从图 4 中可以看出,由于 SAR 工作波段为 C 波段,不同极化方式下后向散射主要来源于植被的直接冠层体散射,地表状况对后向散射影响较小,再加上湖区地表湿度较高,故我们可以设定地表为水面(准平滑),水面产生镜面反射,对总的后向散射没有贡献。模型继而简化为冠层与地表(水面)两层,故而模型中输出的后向散射包括直接冠层后向体散射、冠层-地表后向散射、地表-冠层后向散射与地表-冠层-地表四种后向散射。在此假设下我们分析后向散射系数与植被含水量、高度、入射角之间的关系(图 5(a),(b),(c))。

从图 5 可以看出,HH、VV 两种极化方式无论在什么条件下后向散射系数比较接近,而 VH(HV)极化方式和 HH、VV 极化方式的后向散射系数相差比较大,这主要是因为对于 C 波段来说,冠层体散射在后向散射中占主导地位,同极化方式拥有相近的冠层体散射,而交叉极化的后向散射主要源于冠层表面反射。同极化方式中 HH 比 VV 极化方式后向散射系数稍大,主要是因为 HH 极化方式中冠层-地表后向散射、地表-冠层后向散射与地表-冠层-地表三种后向散射都比 VV 极化方式强,主要原因是 HH 极化方式更有利于形成二次散射。

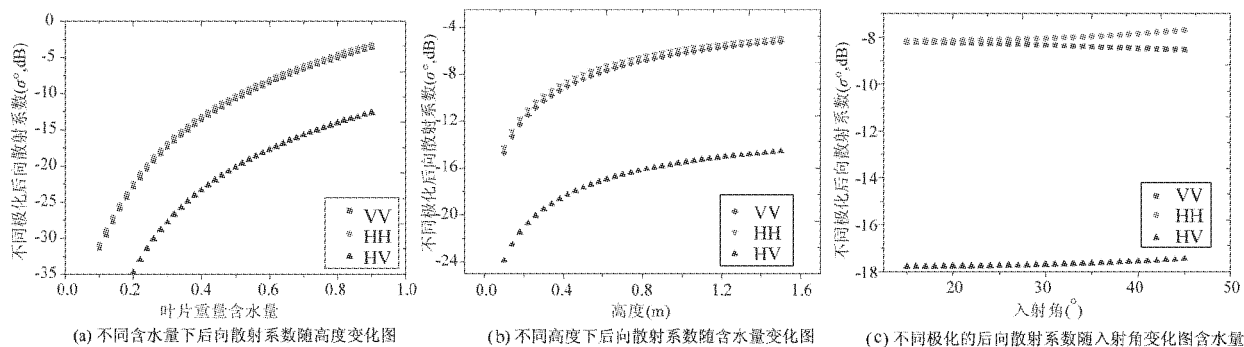


图 5 不同极化方式后向散射系数与植被含水量、高度、入射角之间关系图

从图 5 中可以看出,随着植被含水量的增加,HH、VV、HV(VH)极化方式的后向散射都增强,这主要是由于含水量的增加,使得植被的复介电常数的实部和虚部都相应增大,从而后向散射增强^[21]。随着湖草高度的增加,湖草的体散射增加,HH、VV、HV(VH)极化方式的后向散射都增强。入射角的变化对后向散射的影响比较小,主要是湿地湿生植被没有中间茎干层,在模型简化过程中也没有涉及该中间层,故模型后向散射输出中不包含中间层与地表层之间的双次散射作用,故而在后续的工作中我们可以忽略 ASAR 不同的入射角给后向散射系数带来

的影响,进行生物量的反演对比。

模型模拟的野外采样点的后向散射系数与 ENVISAT ASAR 观测值的对比图如图 6 所示。从散点图中也可以看出,HH、VV 两种极化方式的后向散射系数模拟值与观测值之间较为接近,而 HV 极化方式的后向散射系数模拟值明显小于观测值。不同极化方式的均方根误差分析为: VV, 1.86dB; HH, 1.42dB; HV, 5.16dB。由于 HV 模拟值与观测值之间误差较大,再加上 HV 极化方式影像没有覆盖整个湖区,以及前文所述原因(表 1 注),研究工作主要利用 HH、VV 这两种极化方式。

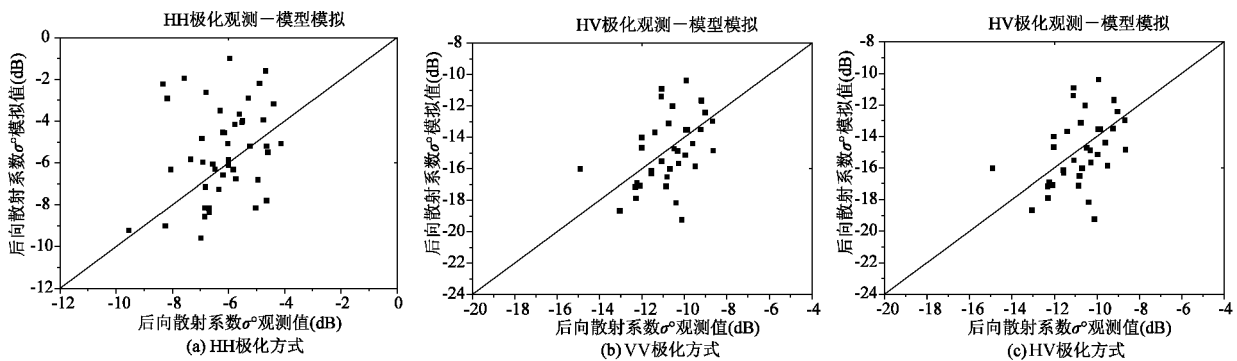


图 6 不同极化模式下后向散射系数 ENVISAT ASAR 观测值与模拟值散点图

4 生物量反演模型建立

由前面的分析可见,雷达后向散射系数与湿生植被单个生物物理参数之间的关系较为简单,但是对于复杂的湿地环境系统来说其关系是复杂的非线性关系,用普通的经验、半经验模型很难表达这种非线性关系。人工神经网络是 20 世纪 80 年代中后期在世界范围内迅速发展起来的一个前沿领域,它的广阔前景在于其良好的预测性和实用性。作为一种新型的解决问题的方法和手段,人工神经网络方法在遥感领域更甚至生物量反演、植被结构估计方面

得到了广泛的应用,其中应用最为广泛的是误差逆传播(back propagation)网络,简称为 BP 网络。

首先,利用野外采样实测生物量与 ASAR 影像上提取的后向散射系数作为训练样本训练 BP 神经网络。神经网络参数选取:输入参量为实测的多极化的后向散射系数,输出参量为野外实测的生物量,隐含层两层,经过反复调整将神经元数分别定为 15,1,传递函数分别为对数 S 形函数($a = \text{logsig}(n)$)及线形函数($a = \text{purelin}(n)$),训练函数为批梯度下降训练函数(traingd)。对比不同极化组合方式下的网络训练结果(表 2)可以发现,随着极化组合数据

表 2 不同极化组合方式的 BP 神经网络直接反演生物量方法性能比较

不同极化组合方式	p	m	b	r	rmse
VV/HH	0.099	0.432	345.63	0.679	181.05
VV/HH/(HH-VV)	0.072	0.573	259.76	0.779	154.63
VV/HH/(HH/VV)	0.090	0.467	324.20	0.715	172.72
VV/HH/(HH-VV)/(HH/VV)	0.071	0.558	268.58	0.787	153.05

注: p 为神经网络训练性能(performance), m, b, r 为线性回归网络输出与目标输出的关系参数,其中 m 和 b 分别表示最优回归直线的斜率和截距,当 m 等于 1, b 等于 0 的时候,网络输出与目标输出完全相同,此时的网络具有最优的性能。r 表示网络输出与目标输出的相关系数,它越接近于 1,表示网络输出与目标输出越接近,网络性能越好。rmse 为网络输出与目标输出间的均方根误差。

的增加网络训练性能得到逐步改善,趋于稳定,但是也发现,极化差对网络训练的贡献要优于极化比。我们选取 VV/HH/(HH-VV)/(HH/VV)的极化组合方式作为输入参量,野外实测生物量值作为输出参量来训练 BP 神经网络。

5 生物量反演结果分析

利用训练好的 BP 神经网络对全湖地区的湿生植被生物量进行反演,得到生物量分布图(图 7)。将采样点所在位置的野外采样数据与模型反演结果相对比得到图 8。通过计算得出野外采样数据与模型反演结果数据之间的相关系数为 0.81。

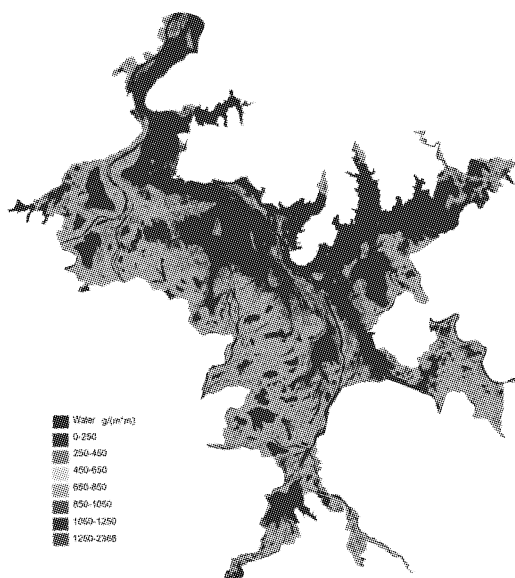


图 7 2007 年 4 月初鄱阳湖湿地地区生物量分布图

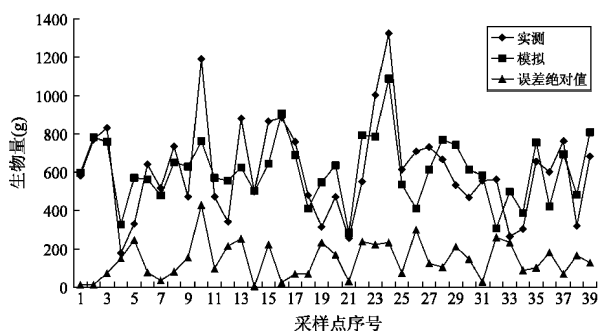


图 8 采样点位置的野外采样数据与模型反演结果对比

逐像元计算整个湖区湿生植被生物量,所有像元的生物量相加便得到全湖总生物量,其值为 $1.06 \times 10^9 \text{kg}$, 平均值为 697g/m^2 (实测样品平均值为 620g/m^2)。对比反演结果与实测结果,大部分样点实测值之间的相对误差较小 ($\text{rmse}: 153 \text{g/m}^2$), 反演值与实测值之间拟合较好,生物量反演值的统计分

布和实测值统计分布较为相似(图 9 与图 3),证明该反演结果是可靠的。

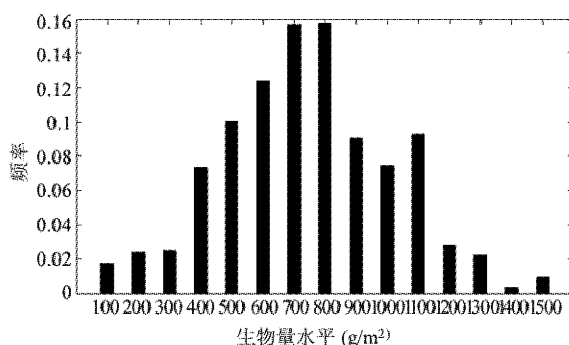


图 9 BP 神经网络生物量反演结果统计直方图

6 结论

(1) 鄱阳湖 4 月份湿生植被总生物量约为 $1.06 \times 10^9 \text{kg}$ (干重)。水生植被主要分布在湖区的湖区西南、西部和东南部。主要的植物类型为苔草、蒿以及少量的荻、芦苇等。基于 BP 神经网络模型的生物量反演方法可以很好地应用于鄱阳湖湿地地区生物量反演中,交替极化数据也可以很好地用于湿地地区生物量反演。

(2) 由于野外实验数据为同一时期的野外采集数据,生物量分布较为集中,生物量与后向散射系数的函数关系不是很明显。神经网络生物量反演方法使用实测生物量与 ENVISAT ASAR 图像上的后向散射系数作为训练数据,从而大大减少了误差来源。同时,神经网络生物量反演方法有效地表达了生物量与后向散射系数之间复杂的非线性关系,从而大大提高了反演精度。

(3) BP 神经网络反演方法只适合于某个季节,对于不同的时相要利用相应时相的数据重新建立模型以适应不同季节的变化。反演过程中误差主要来源于采样精度、配准精度、计算精度以及模型精度等,也要对误差进行控制。

致谢: 感谢江西省遥感信息系统中心方豫工程师、任盛明工程师在野外工作中的指导和帮助。

参考文献

- [1] 李仁东,刘纪远. 应用 Landsat ETM 数据估算鄱阳湖湿生植被生物量. 地理学报, 2001, 56(5): 532-540
- [2] 王树功,黎夏,周永章. 湿地植被生物量测算方法研究进展. 地理与地理信息科学, 2004, 20(5): 104-109
- [3] 彭映辉,简永兴,李仁东等. 3S 技术在鄱阳湖洲滩植被

- 研究中的应用. 中南林学院学报, 2003, 23(1): 11-14
- [4] 郭国锋, 刘耀林, 纪伟涛. 利用 Landsat 5 TM 影像估算沉水植物地上生物量的研究——以江西省鄱阳湖国家自然保护区为例. 武汉大学学报(信息科学版), 2006, 31(11): 953-957
- [5] 赖建强. 闽南湿地松生物量估算模型研究. 林业勘察设计, 2005(2): 98-101
- [6] 李健, 舒晓波, 陈水森. 基于 Landsat-TM 数据鄱阳湖湿地植被生物量遥感监测模型的建立. 广州大学学报(自然科学版), 2005, 4(6): 494-498
- [7] Lu D S. The potential and challenge of remote sensing-based biomass estimation. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(7): 1297-1328
- [8] Li R, Liu J. Wetland vegetation biomass estimation and mapping from Landsat ETM data: a case study of Poyang Lake. *Journal of Geographical Sciences*, 2002, 12(1): 35-41
- [9] Lu D. Aboveground biomass estimation using Landsat TM data in the Brazilian Amazon. *International Journal of Remote Sensing*, 2005, 26(12): 2509-2525
- [10] 童庆禧, 郑兰芬. 湿地植被成象光谱遥感研究. 遥感学报, 1997, 1(1): 50-57
- [11] Sophie M, Thuy L T. Biomass quantification of Andean wetland forages using ERS satellite SAR data for optimizing livestock management. *Remote Sensing Of Environment*, 2003, 84: 477-492
- [12] Harrell P A, Bourgeau-Chavez L L, Kasischke E S, et al. Sensitivity of ERS-1 and JERS-1 radar data to biomass and stand structure in Alaskan boreal forest. *Remote Sensing Of Environment*, 1995, 54(3): 247-260
- [13] Beaudoin A, Toan T L, Goze S, et al. Retrieval of forest biomass from SAR data. *International Journal of Remote Sensing*, 1994, 15(14): 2777-2796
- [14] 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. 遥感学报, 2006, 10(3): 387-396
- [15] Santoro M, Askne J, Dammert P B G, et al. Retrieval of biomass in boreal forest from multi-temporal ERS-1/2 interferometry. In: Proceedings of the Advancing ERS SAR Interferometry from Applications towards Operations, Fringe '99, Liege, Belgium, 1999
- [16] Kurvonen L, Pulliainen J, Hallikainen M. Retrieval of biomass in boreal forests from multitemporal ERS-1 and JERS-1 SAR images. *IEEE Transactions On Geoscience And Remote Sensing*, 1999, 37(1): 198-205
- [17] Kuplich T M, Curran P J, Atkinson P M. Relating SAR image texture to the biomass of regenerating tropical forests. *International Journal of Remote Sensing*, 2005, 26(21): 4829-4854
- [18] Frate F D, Wang L F. Sunflower biomass estimation using a scattering model and a neural network algorithm. *International Journal of Remote Sensing*, 2001, 22(7): 1235-1244
- [19] Kuplich T M, Salvatori V, Curran P J. JERS-1/SAR backscatter and its relationship with biomass of regenerating forests. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21(12): 2513-2518
- [20] Ulaby F T, Sarabandi K, McDonald K, et al. Michigan microwave canopy scattering model. *International Journal of Remote Sensing*, 1990, 11(7): 1223-1253
- [21] 廖静娟, 邵芸, 郭华东等. 水稻生长期微波介电特性研究. 遥感学报, 2002, 6(1): 19-23

Retrieval of biomass in Poyang Lake wetland from ENVISAT ASAR data

Shen Guozhuang*, Liao Jingjuan*, Guo Huadong*, Dong Lei***

(* Center for Earth Observation and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190)

(** National Key Laboratory of Remote Sensing Sciences, Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101)

(*** Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039)

Abstract

Wetland vegetation is an important component of the wetland ecosystem. Biomass is one of the key indicators of the wetland ecosystem's primary productivity. The ENVISAT ASAR alternative polarized (HH, VV) data were used to retrieve the biomass of Poyang Lake wetland of China. An artificial neural network (ANN) model, on the basis of the simulation analysis of Michigan Microwave Canopy Scattering (MIMICS) model, was used to retrieve the biomass. The dry total biomass in the Poyang Lake wetland of April, 2007 was around $1.065 \times 10^9 \text{ kg}$. And the biomass distribution map of April, 2007 was given. The inversion result shows that ENVISAT ASAR alternative polarization data can be used for biomass inversion of wetland vegetation; ANN method can also efficiently express the complex non-linear relationship between the biomass and backscatter coefficient so as to improve the inversion accuracy; the errors mainly come from the filed measurements, image registration, and the inversion process.

Key words: ENVISAT ASAR, Poyang Lake wetland, biomass inversion, Michigan Microwave Canopy Scattering (MIMICS), artificial neural network (ANN)