

湿地植被地上生物量遥感估算方法研究进展

赵天舫¹ 于瑞宏^{1*} 张志磊² 白雪松¹ 曾庆奥¹

(¹内蒙古大学环境与资源学院, 呼和浩特 010021; ²包头市环境保护局, 内蒙古包头 014060)

摘要 湿地植被生物量是衡量湿地生态系统健康状况的重要指标,其估算方法研究一直是湿地领域的研究热点。传统的植被地上生物量测算主要依靠样方调查,对于复杂湿地生态系统存在一定的局限,而随着遥感估算方法的发展,湿地植被生物量的研究实现了长期、动态且大尺度的监测。本文在查阅和分析国内外相关文献的基础上,以遥感数据为主要数据源,阐述了基于光学、合成孔径雷达(SAR)、激光雷达(Lidar)以及多源协同遥感数据反演湿地植物地上生物量的理论基础及计算原理,总结了其研究进展,分析了其适用性,继而从湿地植被生物量监测类型的拓展、多源遥感数据的融合、遥感数据的同化以及遥感机理模型发展等方面出发,对植物生物量研究的发展趋势进行了深入探讨。

关键词 湿地植被; 地上生物量; 遥感反演; 计算原理

Estimation of wetland vegetation aboveground biomass based on remote sensing data: A review. ZHAO Tian-ge¹, YU Rui-hong^{1*}, ZHANG Zhi-lei², BAI Xue-song¹, ZENG Qing-ao¹ (¹College of Environment and Resources, Inner Mongolia University, Hohhot 010021, China; ²Baotou City Environmental Protection Bureau, Baotou 014060, Inner Mongolia, China).

Abstract: Wetland vegetation biomass is a key factor to measure the fitness of wetland ecosystem. How to estimate biomass is one of the most hotspot topics in the wetland research. The general methods of estimating the vegetation aboveground biomass mainly depended on quadrat, which is limited when dealing with complicated wetland ecosystem. With the progress of remote sensing, the observation of wetland vegetation biomass has turned into a long-lasting, dynamic and large-scale manner. After analyzing a large amount of related references, we illustrated theoretical basis and calculation principle of the estimation of wetland vegetation aboveground biomass, based on optical remote sensing image, SAR data, Lidar data and multi-source, using remote sensing data as data source. We summarized the research progress, analyzed the applicability and limitation of the methods. Then, we described the developing trend in study on wetland vegetation biomass in several aspects, such as expanding the monitoring type of wetland vegetation biomass, integrating the multi-source remote sensing data, assimilating the remote sensing data and developing the remote sensing mechanism models.

Key words: wetland vegetation; aboveground biomass; remote sensing retrieval; calculation principle.

湿地是地球上水陆相互作用形成的生态系统,全球湿地面积大约 $8.56 \times 10^8 \text{ hm}^2$, 约占陆地面积的 6.4%, 中国湿地面积 $3.848 \times 10^7 \text{ hm}^2$, 位居世界第四(李益敏等, 2013)。湿地不仅具有丰富的资源, 还

有巨大的环境调节功能和生态作用。其中, 湿地植被是湿地生态系统的重要组成部分, 是整个系统中有机质的最初生产者, 在湿地生态循环过程中起着不可替代的作用。植被生物量作为衡量湿地生态系统初级生产力的主要指标之一, 是推断湿地生态系统服务功能变化相对精确的方法, 是研究湿地物质循环、能量流动和生产力的基础。由此, 对湿地植物生物量的准确预估不仅可以为生态系统碳储量及循

国家自然科学基金项目(51469018 和 41061001)、内蒙古大学本科生创新训练计划项目(201417263)、内蒙古科技厅项目(20140707 和 20130428)、内蒙古自然科学基金项目(2014MS0403)和水利部公益性行业科研专项(20150104)资助。

收稿日期: 2015-10-20 接受日期: 2016-04-26

* 通讯作者 E-mail: yrh0108@163.com

环提供重要参数,还能为生态资产定量测算提供重要的科学依据。

湿地植被生物量是指单位面积的湿地范围内所存在的植物总重量,通常以鲜重(湿重)或干重表示。传统的湿地植被地上生物量估算以实测数据为基础,选取有代表性的样方采用实地收获估测方法。由于湿地生态系统难进入及复杂性等特点,使得传统野外调查方式难以在短时间内获得大面积的湿地植被覆盖情况,且工作量大,耗费高。随着遥感技术在湿地研究中的拓展,湿地植被生物量遥感估算得到了广泛应用。与传统的实地样点采样方法相比,遥感法可以快速、准确、无破坏地估算生物量,实时监测湿地生态系统的动态变化,为生态系统恢复、管理提供大范围、多尺度的数据支撑。基于此,本文从遥感数据源出发,阐述了光学遥感、合成孔径雷达、激光雷达及多源数据协同反演生物量的研究进展,并分析了生物量研究发展趋势,以期遥感估算法在不同地域不同类型湿地的合理应用提供科学参考。

1 湿地植被生物量反演特性

湿地植被主要由生长在水成土壤上的湿生、水生植物群落组成。植被生物量从科学意义上讲包括地上、地下及凋落物生物量三大部分,基于湿地的特殊性,对湿地植被生物量的研究主要集中于地上生物量(Adam *et al.*, 2010; 武高洁等, 2013; 李延峰, 2014)。其遥感估算建模方法通常包括统计模型和物理模型,其中统计模型又以回归模型和人工神经网络模型应用最为广泛(Prince *et al.*, 1995; 王大成等, 2008; Fu *et al.*, 2014)。

与陆生植被相比,由于湿地淹水特性、植被类型及冠层结构的特殊性,使得其生物量反演模型参数特征呈现出明显差异,主要体现在以下方面:(1)湿地植被光谱反射具有较明显的覆水影响特征,尤其在近红外波段,典型的湿地植被反射率一般低于陆生植物,进而使得基于反射率所建立的植被指数因子因具水体信息而在生物量反演时存在一定差异。(2)微波数据的后向散射系数变幅及生物量饱和阈值随着土壤含水量的增加而降低(李华朋等, 2010),在含水量较高的湿地地表,后向散射对总雷达散射的影响会导致类似光学遥感中“异物同谱”现象的发生,即雷达图像上后向散射系数近乎相同的区域实则拥有不同的植被生物量,此情况多发生于土壤含水量与生物量高低关系相反的淹水区域,

影响雷达探测其植被生物量的能力(Fransson, 2001; 王庆等, 2010)。(3)由于湿地多以草本科和禾本科植被类型为主,雷达散射通常发生在植被冠层和地表层,而非树冠层,因此在应用雷达辐射传输模型反演湿地地上生物量时,往往通过改进陆生植被微波散射模型,忽略微波与树干层的散射,建立适于湿地植被生物量的物理反演模型。(4)植被冠层的分布和受光状态对于遥感辐射截获量以及散射大小和方向起决定性作用(肖春华等, 2008)。与陆生植被相比,某些浅水及盐沼型湿地植被的冠层郁闭度、叶面积指数以及株高相对较低,使得其冠层反射光谱较陆生植被更易受到土壤背景的影响,导致某些低盖度区域的植被指数呈现负值情况,进而影响生物量反演数据的准确性(吴涛等, 2011)。

2 湿地植被生物量数据采集方法

湿地植被地上生物量遥感反演研究主要集中于草本湿地的草甸、沼泽植被以及森林湿地的红树林植被群落(de Boer, 2000; 李健等, 2005; Kristin *et al.*, 2014),模型建立主要包括数据采集、建模方法和模型评价等环节,数据采集作为模型建立的基础,其中包括的样本采集单元数以及样本采集方法等直接影响到建模数据质量及模型预估精度。

2.1 样本采集单元数

不同的湿地及其植被类型,取样单元各不相同。就草本湿地而言,沈国状等(2009)、吴桂平等(2015)分别利用46和50个有效样本单元的实测生物量数据,建立鄱阳湖湿地植被生物量遥感估算模型;叶垚(2011)将25个样本单元应用于三江平原典型湿地植被(草甸和沼泽)生物量反演研究;牛婷等(2011)选取42个取样单元,建立塔里木河下游芦苇(*Phragmites australis*)生物量遥感估算模型;傅新等(2012)将20个取样单元应用于滨海湿地翅碱蓬(*Suaeda salsa*)生物量的遥感反演;谭清梅等(2013)选取31个样方实测数据建立盐城海滨湿地植被地上生物量估算模型;韩颖等(2014)建立洪河湿地植被地上生物量模型时的样本数为31个;高明亮等(2013)应用45个样区单元,建立黄河湿地挺水植物生物量遥感反演模型;丁蕾等(2015)将23个样本单元应用于黄河口湿地芦苇生物量反演研究。不难看出,草本湿地生物量反演研究中,取样单元数大约介于20~50个,且多数集中在30~50个。就森林湿地而言,黎夏等(2006)、Simard等(2008)、

曹庆先等(2010)分别选取100个、166个、126个样本单元用于湿地红树林生物量遥感估算模型的建立,取样单元数通常大于100个。综上所述,已有研究在进行样本单元采集时,森林湿地采集数较大,草本湿地相对较小。实际研究中则需根据地理位置、湿地分类、植物类型等特性,考虑已有植被生物量实测资料,依据湿地生物量监测的精度要求,确定合适的样本容量,从而为生物量反演模型研建及评价提供精确的数据支撑。

2.2 样本数据采集

针对不同的湿地类型,其植被生物量样本数据的采集方法各不相同。对于草本湿地,整株收获法具有较好的适用性。具体步骤如下:(1)选取有代表性的样地并确定样方(1 m×1 m或0.5 m×0.5 m)数量;(2)记录各样方的地理坐标;(3)统计该样方中植株的密度(株·m⁻²)、盖度、平均高度、最大高度等参数;(4)在齐地或离地面5 cm左右处收割选定样株的地上部分,并将茎、枝、叶分离,分别测定其鲜质量;(5)分别选取一部分样品带回实验室,在80或150℃下烘干至恒重后称重,获得该样方中植株地上部分干物质质量(王树功等,2004)。研究多针对以沼泽草甸、草本等一年生植物占优势的植被群落。

森林湿地的生物量数据采集较草本湿地相对复杂,现有研究多采用平均木法以及异速生长模型法(朱远辉等,2014)。平均木法通过设定样方,测定胸径、株高和冠幅,筛选样地最具代表的数株标准木,以1 m为区分段进行分层切割,测定样木地上部分各器官鲜重,经实验室烘干后计算生物量(温远光,1999),该法适用于如人工修复的红树林植物群落等具有小或中等离散度的正态分布的林分(Ovington,1956)。异速生长模型法操作简单且计算精度高,主要基于实测单木胸径、树高、冠幅等因子与单木生物量建立回归关系,计算单木生物量,累加每木生物量即得样地总生物量,目前多应用于湿

地红树林以及低矮灌木状树种的生物量研究(Ross *et al.*, 2001; Comley *et al.*, 2005; Kauffman *et al.*, 2011)。

3 基于光学遥感反演湿地植被生物量

3.1 光学遥感反演生物量理论基础

利用光学遥感技术反演植被生物量信息是一种应用广泛且较为成熟的研究手段。其理论依据主要是基于植被的光谱特性,即植被在红光与近红外波段光谱反射率间的显著差异,通过波段组合,形成植被指数,分析植被生物量与植被指数间的统计特征关系,从而建立可靠的数学估算模型(王庆等,2010)。该法主要涉及植被指数计算及估算模型建立两部分,分述如下。

3.1.1 植被指数 近20年来,随着生物量遥感模型的研建与应用,国内外学者研发了多种植被指数模型,大致可归纳为比值植被指数、归一化植被指数及差值植被指数(表1)。

随着植被指数模型的发展,学者们对以上原始波段简单线性组合指数进行改进,提出了诸多考虑增加波段组合以及背景影响的修正指数(如SAVI、MSAVI、TSAVI和ARVI等),以及基于高光谱数据利用微分技术发展而来的导数植被指数(如FDNDVI、FDRV和FDDVI等),由于这些指数能够对非光合作用的背景进行压缩,从而使得估测的生物量更加准确、可靠,目前也被广泛应用于湿地植被生物量研究领域(Huete,1988; Qi *et al.*, 1994; 王福民等,2007)。

3.1.2 生物量与植被指数关系模型 (1)SCRM模型(一元曲线回归模型)。SCRM基本原理是以单一植被指数或单一波段反射率为自变量,采用回归拟合的方法得到线性或非线性的方程,主要包括线性模型、指数模型、对数模型和幂函数模型,多用于拟合植被指数或遥感影像波段反射率与生物量之间

表1 用于湿地植被生物量估算的常用植被指数

Table 1 Vegetation indexes for wetland vegetation biomass estimation

植被指数	公式	定义	作者及年代
比值植被指数(RVI)	$RVI = \frac{DN_{NIR}}{DN_R}$ 或 $RVI = \frac{\rho_{NIR}}{\rho_R}$	近红外波段(NIR)与可见光红光波段(R)简单的数值比	Birth等(1968)
归一化植被指数(NDVI)	$NDVI = \frac{DN_{NIR} - DN_R}{DN_{NIR} + DN_R}$ 或 $NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{\rho_{NIR} + \rho_R}$	近红外波段(NIR)与可见光红光波段(R)数值之差和这两个波段数值之和的比值	Rouse等(1974)
差值植被指数(DVI)	$DVI = DN_{NIR} - DN_R$	近红外波段(NIR)与可见光红光波段(R)数值之差	Richardson等(1977)

DN_{NIR} 为近红外波段的计数值(灰度值), DN_R 为红光波段的计数值(灰度值), ρ_{NIR} 为近红外波段地表反射率, ρ_R 为红光波段地表反射率。

的曲线关系(李延峰,2014)。该法简单易行且在植被覆盖均一地区拟合精度较高,广泛应用于湿地植被生物量反演研究(牛婷等,2011;谭清梅等,2013;韩颖等,2014)。但由于数学算法本身存在局限,当植被覆盖不均匀时,反演结果会出现较大误差。SCRM 基本模型如下:

$$Y = a_0 + a_1 X + a_2 X^2 + \dots + a_m X^m + \varepsilon \quad (1)$$

式中: Y 为植被生物量; X 为植被指数, a_0, a_1, \dots, a_m 为回归系数; ε 为剩余误差。

公式(1)中植被指数的次方采用函数逼近法来确定,从一次多项式开始,直至多项式的剩余误差平方和小于某个给定的任意值为止(高明亮,2013)。

(2)MLRM 模型(多元线性回归模型)。植被生物量的变化往往受多个因素的共同影响,为了保证生物量模型具有较好的预测效果,许多学者尝试将多种遥感信息作为自变量,将生物量干重、湿重分别作为因变量,建立由多种植被指数及光谱波段反射率的最优组合来预测或估算植被生物量的 MLRM 模型(解平静,2012),模型公式如下:

$$Y_i = b_0 + b_1 X_{1i} + b_2 X_{2i} + \dots + b_k X_{ki} + \varepsilon_i \quad (2)$$

$(i = 1, 2, 3, \dots, n)$

式中, Y 为生物量, X 为不同植被指数, b_i 为回归参数, ε_i 为随机误差。

3.2 光学遥感反演生物量研究进展

光学遥感数据是湿地植被生物量反演的重要信息源,常用的光学遥感数据包括:LANDSAT 系列数据、SPOT 系列数据、IKONOS 数据、GEOEYE-1 数据、QuickBird 数据、WORLDVIEW-1/2 数据等,各数据光学传感器统计特征见表 2,这些遥感数据的共性在于具有包含大量植被信息特征的中-近红外波段和红光波段,这些敏感波长区间为植被指数建立提供了极其重要的数据支持(凌成星,2013)。国内外学者就基于多种光学遥感数据提取的植被指数反

演生物量的方法开展了广泛研究,重点集中于不同空间分辨率及不同光谱分辨率遥感数据支撑下植被生物量反演模型的研究与建立。

3.2.1 多光谱数据反演植被生物量研究进展 多光谱遥感数据反演生物量是生物量估测较为成熟的方法,目前基于 TM/ETM、SPOT 影像的高性价比、易获取、易处理等特点,应用较为普遍。现有研究大多利用 TM/ETM、SPOT 影像的敏感波段构建植被指数,并通过 SCRM、MLRM 及神经网络模型等多种统计技术,辅以野外实测数据,构建生物量最佳估测模型,继而反演区域植被总生物量。众多学者认为,Landsat-5 TM3、Landsat-7 ETM4/ETM+4 波段光谱反射数据与生物量干重具有较强的相关性($R^2 > 0.5$),基于以上参数建立的湿地植被生物量 SCRM 模型其判定系数 R^2 均大于 0.5,最高可达 0.802(李仁东等,2001;李爽等,2011;谭清梅等,2013;韩颖等,2014)。此外,NDVI 指数与生物量也显著相关,可作为普适指数反演湿地典型植被生物量(Jensen *et al.*, 1991;Curran *et al.*, 1992;李健等,2005)。相比 SCRM 模型,以植被指数、光谱反射值以及经主成分分析和缨帽变换后各分量的最优组合所建立的 MRLM 和神经网络模型,在湿地植被生物量反演中的应用更为广泛,且估测结果更为理想,两种模型生物量预估精度均超过 80%(韩旭,2012;李延峰,2014),模型判定系数 R^2 最高可达 0.98(高明亮等,2013)。随着高分辨率光学遥感影像的出现,也有学者分析了 IKONOS、Quickbird 等卫星数据对于植被生物量估测的有效性,并成功运用于典型湿地植被红树林的生物量研究中(Kovacs *et al.*, 2004;Proisy *et al.*, 2007)。Mutanga 等(2004, 2012)尝试利用包含“红边”波段的 Worldview-2 影像数据,克服了生物量高密度区域植被指数数据饱和的缺陷,提取窄波段归一化植被指数(NDVI)进行高密度湿

表 2 用于湿地植被生物量估算的主要光学传感器统计参数

Table 2 Optical sensor data for estimating wetland vegetation biomass

传感器	任务	空间分辨率	光谱波段	重访周期(d)	幅宽(km)	时间范围
TM/ETM	Landsat-5	30 m	7 个多光谱波段	16	185	1984—
	Landsat-7	(ETM 全波段为 15 m)	全色波段+7 多光谱波段		185	1999—2003
VEGETATION	SPOT-4,5	1.15 km	5 个多光谱波段	2	2200	1998—
IKONOS	IKONOS	4 m(全波段 1 m)	全色波段+4 个多光谱波段	1~3	11	1999—
QuickBird	QuickBird	2.4 m(全波段 0.61 m)	全色波段+4 个多光谱波段	1~3.5	16.5	2001—
Worldview-1	Worldview-1	0.5 m	全色波段	1.7	17.6	2007—
Worldview-2	Worldview-2	0.6 m	全色波段+8 个多光谱波段	1.1	16.4	2009—
Hyperion	EO-1	30 m	242 个多光谱波段	—	7.5	2000—

地植被生物量的估测,拓展了生物量估测的空间使用区域,并获得了较为理想的结果($R^2 = 0.76$, $RMSE = 0.441 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$)。然而,高分辨率遥感数据虽然可以更清晰地划分植被空间分布格局,但在生物量估测方面不具有十分明显的优势。Kristin 等(2014)通过对比多种光学遥感数据发现,利用 Landsat7 数据($R^2 = 0.56$, $RMSE = 0.557 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$)估测香蒲(*Typha orientalis*)生物量的结果略微优于 Worldview-2 数据($R^2 = 0.45$, $RMSE = 0.659 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$)。

3.2.2 高光谱遥感数据反演植被生物量研究进展

作为遥感发展的前沿领域,高光谱遥感数据可将光谱波段在某一特定光谱域进行细分,获得详实、连续的“图谱合一”信息,可为湿地植被生物量的估测提供更加优质的数据源。基于高光谱数据的研究主要集中于微分光谱对植被指数与生物量的估算与分析。李凤秀等(2008)针对洪河地区优势物种乌拉苔草(*Carex meyeriana*),利用 ASD FieldSpec 野外便携式高光谱仪获得高光谱数据,并基于数据的微分光谱波段(350~1050 nm)构建植被指数(FDNDVI、FDRVI 和 FDDVI),建立生物量最优估算模型。结果表明以微分光谱植被指数 FDRVI 和 FDNDVI 建立的二次函数模型反演乌拉苔草的水上鲜生物量和干生物量的精度分别达 74.9% 和 74.1%, $RMSE$ 分别为 0.074 和 $0.026 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$,明显高于全波段反演精度;Chen 等(2009)利用 MMS-1 便携式地物光谱仪获取高光谱数据,并提取窄波段植被指数用于估测高密度覆盖区的植被生物量,该法可克服植被指数数据饱和问题的影响,能够有效提高生物量反演精度($RMSE < 0.039 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$);章文龙等(2013)利用 ASD FieldSpec 2500 便携式地物波谱仪测定闽江口鱗鱼滩芦苇和短叶茭草(*Cyperus malaccensis* var. *brevifolius*)的冠层反射光谱,结合测定的地上鲜生物量,分析地上鲜生物量与冠层一阶微分光谱的相关关系,并基于植被指数建立两种植被地上鲜生物量最优估算模型。结果表明,基于高光谱数据提取的归一化云指数(NDCI)以及包含敏感波段的新改进植被指数 MGBNDVI 和 BNDVI,在估算芦苇地上鲜生物量时均具有较高精度,且最优估测模型为基于 BNDVI 的指数模型($R^2 = 0.77$, $RMSE = 0.850 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$)。

与多光谱数据相比较,高光谱遥感影像光谱分辨率高,能够提供丰富的地表信息,因而在湿地遥感研究中具有很大的优势;但由于其数据获取较难,数据量大且处理过程复杂,在实际应用过程中也存在

一定的局限性。

3.3 光学遥感反演生物量的适用性

不同植被指数有其不同的适用范围,利用光学遥感数据估算湿地植被生物量,大多基于植被指数,因此,选择合适的植被指数及其改进成为提高模型估算精度的重要因素。

比值植被指数(RVI)是绿色植物的灵敏指示参数,可以从多源遥感系统中获得,但主要来源于 Landsat 的 MSS、TM 和气象卫星的 AVHRR。RVI 对植被分布十分敏感,在植被高密度覆盖区,其与生物量的相关性最好;但当植被盖度小于 50% 时,其分辨能力显著下降。此外,RVI 指数对大气状况十分敏感,只有经过大气纠正的数据或将两波段的灰度值(DN)转换成反射率(ρ)后计算得到的 RVI,在高密度覆盖的湿地植被生物量估算时才有更好的适用性(赵丽琼,2010)。

归一化植被指数(NDVI)在植被遥感中的应用最为广泛,它是植被生长状态及植被盖度的最佳指示因子,与植被分布密度成线性相关,但其缺陷在于对土壤或水体背景的变化较为敏感。当植被盖度小于 15% 时,植被的 NDVI 值高于背景值,尽管植被可以被监测出来,但因盖度很低,如在干旱、半干旱类型的湿地,其 NDVI 值很难指示区域的植物生物量;当植被盖度由 25% 增加至 80% 时,NDVI 值随盖度的增加而增加;当植被盖度大于 80% 时,NDVI 值的增加延缓,且呈现饱和状态,对植被监测灵敏度下降。因此,在估算植被盖度介于 25%~80% 的湿地区域生物量时,NDVI 的应用具有一定的普适性。

差值植被指数(DVI)对背景的变化极为敏感,所以在植被生物量估测中的应用不及 RVI 和 NDVI。当植被覆盖浓密($\geq 80\%$)时,DVI 值对植被的灵敏度显著下降,从而只适用于低-中覆盖度的湿地植被监测。

与传统的反射率光谱植被指数相比,基于微分光谱构建的导数植被指数(如 FDNDVI、FDRVI 和 FDDVI 等)能压缩背景噪音或不理想的低频信号,使其与植被水上生物量表现出较好的相关性,从而为提高淹水湿地植被生物量的估测精度提供了有效途径(李凤秀等,2008)。在水位较高的湿地环境中,由于植被光谱受到背景水、腐殖质以及水中草根等的影响严重,使得其反射率光谱与植物生理参数的相关性大大减弱,因此对用于生物量估测的植被指数改进始终是学者们的研究重点。

4 基于合成孔径雷达 (SAR) 反演湿地植被生物量

4.1 合成孔径雷达反演湿地植被生物量理论基础及计算原理

合成孔径雷达 SAR (synthetic aperture radar) 的工作波段处于微波波段 (0.1 ~ 100 cm), 其显著特点是自身发射雷达信号, 接收并测量返回雷达信号的强度, 并具有一定的穿透性 (Kasischke *et al.*, 2003)。应用 SAR 对湿地生物量估算的基本原理是依据植被群落在结构、冠幅和植株直径之间的差异, 确定 SAR 后向散射系数和生物量之间的关系, 建立雷达波段后向散射系数与生物量之间的估算模型。主要估算模型如下:

线性模型:

$$B = \alpha_1 \sigma^0 + \alpha_0 \quad (3)$$

对数模型或指数模型:

$$\sigma^0 = \alpha_1 \ln B + \alpha_0 \text{ 或 } B = \alpha_0 e^{\alpha_1 \sigma^0} \quad (4)$$

二次多项式模型:

$$B = \alpha_2 \sigma^{0^2} + \alpha_1 \sigma^0 + \alpha_0 \quad (5)$$

式中, B 表示植被的生物量, 为 SAR 后向散射系数, α_1 、 α_0 为经验参数。

后向散射系数 σ^0 的计算多采用 Michigan Microwave Canopy Scattering (MIMICS) 模型 (Costa *et al.*, 2002), 该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, 是基于微波辐射传输方程一阶解的植被散射模型。其形式如下:

$$\sigma^0 = \sigma_{pq1}^0 + \sigma_{pq2}^0 + \sigma_{pq3}^0 + \sigma_{pq4}^0 + \sigma_{pq5}^0 \quad (6)$$

式中: σ_{pq1}^0 为植被直接后向散射部分; σ_{pq2}^0 为植被层-下垫面地表和下垫面地表-植被层相互耦合作用的后向散射部分; σ_{pq3}^0 为下垫面地表-植被-下垫面地表相互耦合作用的后向散射部分; σ_{pq4}^0 是经过植被层双程衰减的下垫面地表的直接后向散射部分; σ_{pq5}^0 是经过植被冠层衰减的杆层-地表和地表-杆层二面角反射。由于湿地植被多以苔草、芦苇等没有树干

层的草本植物为主, 所以针对湿地植被生物量的估算模型大多将 MIMICS 进行改进, 将湿地植被的后向散射视做由冠层体散射、冠层-地表相互散射和地表散射 3 部分组成。总后向散射可由下式模拟:

$$\sigma^0 = \sigma_{pq1}^0 + \sigma_{pq2}^0 + \sigma_{pq4}^0 \quad (7)$$

湿地植被生物量反演模型都需要实地调查数据确定变量的系数, 并且需要对拟合结果进行回归显著性检验和估测误差检验, 只有回归显著且误差较小的模型, 才能用于生物量估测。

4.2 合成孔径雷达反演湿地植被生物量研究进展

在陆地植被生物量研究中, 可见光及红外波段仅与叶水平生物量产生作用, 而湿地植被生物量决定因素不仅包括叶片平均密度, 植被茎秆也是重要的组成部分。因此, 仅仅基于光学遥感估测生物量势必会造成难以避免的误差, 而合成孔径雷达所使用的波长较长, 具有穿透植被冠层的能力, 不仅能与叶片发生作用, 还能与茎秆部分发生作用, 易于获取湿地植被内部结构信息, 因此在植被生物量估测方面比光学遥感更具优势。近年来, 随着 ERS、JERS-1、Radarsat、ENVISAT 和 ALOS 等卫星的成功发射, 以及雷达遥感系统的稳步发展, 对于湿地植被生物量估测的研究热点也逐渐由光学遥感转向雷达遥感, 其中波长及极化方式是影响雷达遥感反演结果的关键因素。表 3 给出了用于湿地植被生物量估算的主要雷达数据源及其数据特征参数。

4.2.1 波长对湿地植被生物量估测的影响 用于植被研究常见的雷达影像波段有 C 波段、L 波段和 P 波段, 不同波段的雷达数据对植被生物量的敏感性不同。Kasischke 等 (1997) 采用 ERS-1 卫星 SAR 图像对佛罗里达西南部湿地植被群落进行监测, 研究表明 L 波段穿透力强, 所以 L-HH 是监测森林植被的最佳波段, 而 C 波段穿透力较弱, 则 C-HH 是监测低矮植被的最佳波段。由于湿地植被多以草本、禾本科植物为优势物种, 所以针对于湿地植被生物

表 3 用于湿地植被生物量估算的主要雷达传感器 (SAR) 统计参数
Table 3 Radar sensor data (SAR) for wetland vegetation biomass

传感器	任务	波段	极化方式	幅宽 (km)	空间分辨率 (m)	重访周期 (d)	年份
SAR	ERS-1/2	C	VV	100	30	35	1991/1995
ASAR	ENVISAT	C	VV, HH, VH, HV	400, 100, 5	950, 150, 30	35	2002
SAR	JERS-1	L	HH	75	18	44	1992
PALSAR	ALOS	L	全极化	30~350	7~100	46	2005
SAR	Radarsat-2	C	全极化	10~500	3~100	24	2007
AIRSAR	机载	C+L+P	全极化	-	-	-	1987

量的研究大多采用 C 波段 SAR 数据; Moreau 等 (2003) 在安第斯山脉湿地区域的高香蒲生物量估测中, 利用 ERS 卫星的 SAR 数据提取了遥感影像在 C 波段、VV 极化以及入射角为 23° 组合下的后向散射系数 (σ^0), 建立了 σ^0 与生物量干、湿重数据的对数回归方程, 研究结果相关性较强 ($R^2 > 0.59$) 且生物量干重估测结果精度较高 ($RMSE = 0.200 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$); 刘菊等 (2012) 利用全极化 Radarsat-2C 波段数据, 改进了基于辐射传输理论的植被冠层散射模型, 模拟了 C 波段湿生植物的后向散射特性, 并将改进的植被冠层散射模型和全极化分解得到的后向散射系数引入 BP 神经网络算法, 反演鄱阳湖典型湿地植物苔草的生物量, 大大提高了生物量反演精度 ($R^2 = 0.87$, $RMSE = 0.099 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$)。

4.2.2 极化方式对湿地植被生物量估测的影响

极化是指电磁波中电场向量的方向, 同一波段不同极化方式的雷达数据对生物量的敏感性存在差异。Pope 等 (1997) 采用 SIR-C 的两种同极化雷达数据, 对尤卡坦半岛的灯芯草 (*Juncus effusus*)、芒草 (*Miscanthus*) 和香蒲 3 种湿地类型进行研究, 结果表明, C-HH 雷达图像对分类芒草湿地和香蒲湿地达到较高的精度, 而 C-VV 图像能较好地监测香蒲湿地和低密度湿地; 同年, Kasischke 等 (1997) 研究发现, 单波段单极化雷达的后向散射对生物量的敏感性在生物量达到一定水平时就会出现饱和。从极化的角度来讲, 一般 HV 极化对生物量最为敏感, VV 极化敏感性较差。Crabbe 等 (2006) 使用 Jeffries-Matusita (JM) 距离法计算得出, 相比于同极化波段组成的雷达影像, 交叉极化和同极化波段混合组成的雷达影像具有更好的地物识别能力; 沈国状等 (2009) 将模型模拟的野外采样点的后向散射系数与 ENVISAT ASAR 观测值进行对比, 分析得出 HH、VV 两种极化方式下的后向散射系数模拟值与观测值较为接近, 故选用交替极化 (HH, VV) 数据, 基于微波冠层散射模型 (MIMICS) 模拟分析, 并利用人工神经网络 (ANN) 方法反演鄱阳湖地区的湿地植被生物量, 有效地提高了反演精度 ($R^2 = 0.81$, $RMSE = 0.153 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$)。

4.3 合成孔径雷达反演湿地植被生物量的适用性

合成孔径雷达 (SAR) 作为新型的传感器, 对水体反应敏感, 对地物穿透能力强, 是湿地生态研究中极其重要的信息源, 其可克服天气条件的影响, 全天时、全天候地提供观测数据, 作为光学遥感的弥补手

段越来越受到学者们的广泛关注。就波长范围而言, C 波段雷达遥感数据主要适用于少叶和低生物量植被组成的草本湿地及森林湿地 (蔡为民等, 2012); 就雷达遥感数据极化方式而言, 多采用交叉极化方式, 且 HH 极化方式多于 VV 极化方式。一般来说, 交叉极化对目标的体积敏感, 可能对横向排列效果不太敏感; 垂直极化波与植被的垂直结构存在相互作用, 水平极化波对下层土壤层有更大的穿透力; 多极化雷达影像经常好于或等同于多时相遥感数据的湿地研究结果。

但使用雷达数据估测地面生物量尚需进一步深入研究, 原因在于雷达影像对于生物量的饱和度上限过低 (Imhoff, 1995), 且雷达影像与生物量相关的因子较少, 大多数研究仅选择了后向散射系数作为自变量建立线性拟合模型, 拟合方程比较单一, 应用雷达影像进行生物量估测的多样化模型选择方面仍有更深的挖掘空间, 需要进一步完善与扩充。同时, 由于 SAR 影像获取成本较高且具有独特的几何变形和斑点噪声, 在数据处理过程常遇到瓶颈, 极大限制了数据的应用推广。因此, 寻求数据处理技术的突破以及形成 SAR 系统参数与应用领域的最优配置体系, 可为湿地植被生物量遥感反演数据的权衡选择提供有力依据, 是 SAR 未来发展的重要方向。

5 基于激光雷达反演湿地植被生物量

5.1 激光雷达反演生物量理论基础

激光雷达 (Lidar) 的发展, 为地物三维空间结构探测与植被生物量的研究提供了新兴且重要的数据源。其工作原理是通过测量地面采样点激光回波脉冲相对于发射激光主波之间的时间间隔, 得到传感器到地面采样点之间的距离 (Wehr, 1999), 基本原理可由下式表达:

$$R = ct/2 \quad (8)$$

式中, R 为传感器到目标物体的距离, c 为光速, t 为激光脉冲从激光器到被测目标的往返传输时间。

用于植被研究的 Lidar 系统主要有记录完整波形数据的大光斑激光雷达与仅记录少量回波的小光斑激光雷达两种, 前者主要通过回波波形反演大范围植被的垂直结构及生物量等参数, 后者则利用高密度的激光云进行精确的单木水平上的高度及立木生物量估测 (汤旭光, 2013)。

5.2 激光雷达反演生物量研究进展

由于可以高效获得大空间尺度范围的地物结构

参数信息,激光雷达数据应用于植被生物量估测领域的研究越来越得到重视。最早主要是用于森林植被地上生物量的估测研究,取得了较为满意的结果(Lefsky *et al.*, 2001; Bortolot *et al.*, 2005; Hall *et al.*, 2005)。随着研究的深入,激光雷达的应用领域逐步拓宽至湿地领域,尤其在湿地红树林地上生物量估测方面表现出巨大优势。Simard 等(2006)使用激光雷达数据估测了美国大沼泽国家公园典型湿地物种红树林的树高和生物量数据;Simard 等(2008)还在哥伦比亚 CGSM 地区使用激光雷达数据获取红树林的树冠和树高信息,结合异速生长方程(利用冠层直径 CD 与植被高度 H 建立方程)用于估测植被总地上生物量。在我国利用 Lidar 数据进行湿地植被地上生物量的估算研究仍处于起步阶段,尚未见相关文献。

由于 Lidar 存在穿透性能差、对高密度冠层植被信息易饱和、只具有植被三维信息而缺乏光谱信息等局限,基于 Lidar 数据的生物量反演多集中于高大乔木或森林湿地红树林,鲜有针对低矮植被地上生物量的研究,加之应用激光雷达系统进行植被反演大部分都是通过能量、高度与地面实测数据的相关性建立统计模型,所以在涉及郁闭度、地上生物量等生物参数估算时的可信度与稳定性方面、以及与光学遥感协同使用方面仍有待进一步研究(武高洁等,2013)。

6 基于多源遥感数据协同反演湿地植被生物量

随着现代遥感技术的发展,各种对地观测卫星源源不断地提供不同的空间分辨率、时间分辨率和波谱分辨率的遥感图像,为了对观测目标有一个更加全面、清晰、准确的认知,多源遥感数据集成反演生物量应运而生。与单一遥感影像数据相比,多源遥感影像数据所提供的信息具有互补性和合作性,其协同反演研究主要集中于光学遥感和雷达遥感(SAR)的相互结合,该方法可以克服天气因素、数据饱和以及受背景因素影响大等一系列问题,为提高生物量的反演精度提供了可行的科学方法,具有很大的发展潜能。

黎夏等(2006)对雷达遥感和 TM 影像结合估算红树林湿地生物量的改善程度进行评价。采用二次多项式模型来整合 NDVI 和雷达后向散射系数,构建基于雷达与光学遥感协同反演生物量的综合模型。通过回归分析得到综合模型的相关系数为

0.77,均方根误差值为 $0.738 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$,表明其估算结果优于单纯的 NDVI 模型;Proisy 等(2007)结合 IKONOS 影像数据、雷达数据反演生物量的研究发现,所估测的植被生物量不仅包含了光谱特征,也包含了丰富的结构信息,从而使得估算精度显著提高;王庆等(2010)以 Landsat TM 和 Envisat ASAR 交替极化数据为基础,选择植被指数 $\text{DVI}=0.45$ 为阈值,将湿地植被分割为低叶片密度植被区和高叶片密度植被区,分别应用统计回归模型和半经验微波散射模型,对两个区域植被生物量进行反演,最终得到鄱阳湖湿地植被总生物量,研究表明,在估测 $\text{DVI}<0.45$ 的低密度生物量区域时,光学遥感能较好地发挥优势, RMSE 范围在 $0.015 \sim 0.033 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$;而在估测 $\text{DVI}>0.45$ 的高密度生物量区域时,主动遥感(SAR)有更高精度, RMSE 范围在 $0.039 \sim 0.106 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$ 。因此,在生物量动态范围较大的地区,采用光学和雷达遥感相结合可以有效地提高湿地植被生物量反演的精度。

综上所述,应用光学、合成孔径雷达(SAR)、激光雷达(Lidar)以及多源遥感数据协同反演湿地植被生物量时,模拟精度及适用范围各不相同。其中,光学遥最为成熟的生物量估算手段,合成孔径雷达可作为光学遥感的补充方法,二者均广泛用于草本湿地及森林湿地的生物量反演,而将二者相结合的多源遥感数据则可有效提高生物量反演精度;此外,激光雷达可提供植被三维空间信息,主要用于森林湿地生物量反演。就草本及森林湿地而言,光学遥感反演的精度评估中, R^2 通常大于 0.5,最高可达 0.98;合成孔径雷达模型 R^2 通常大于 0.6, RMSE 最低可至 $0.039 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$;而光学与合成孔径雷达协同反演精度则较单纯 NDVI 模型模拟精度为高, R^2 通常大于 0.75。由于各遥感方法并无同时用于同一湿地植被生物量反演的研究,因此无法直接评述各方法的优劣。实际研究中,可综合考虑湿地类型、取样单元数、数据可获取性等多种因素,进行遥感手段及反演模型的选取。

7 遥感反演湿地植被生物量研究展望

近年来,遥感技术被广泛应用于植被监测研究领域,由于湿地植被及其性质的监测较陆地植被难实现,大部分应用于陆地生态系统,对于湿地生态系统研究较少。遥感手段为湿地生物量的准确预估提供了重要途径,各种遥感数据源广泛地应用于植被

的监测研究中,其中基于经验模型的光学遥感发展较早、方法成熟且应用广泛,今后仍将是湿地植被生物量估算的重要手段。但基于不同遥感数据源用于生物量反演还存在一定不足,有待进一步改进及深入探讨:

(1)湿地植被生物量监测类型的拓展。现有的用于生物量估测的湿地植被类型大多集中于某一种群落,如红树林群落、芦苇群落、毛茛苔草(*Carex miyabei* var. *maopengensis*)群落等研究成果较多,而由基于优势物种反演多种植被群落覆盖的交替带特定湿地区域总生物量存在一定的局限。由此,拓宽监测植被的类型,提高植被交错带分布区的生物量估测精度,为估算多种植被类型覆盖的湿地区域总生物量提供可行方法,是今后研究的需要所在。

(2)多源遥感数据的融合。由于不同遥感数据在空间、光谱和辐射分辨率方面均存在一定的局限性,为了加强多数据源遥感影像的综合利用,提取比从单源数据更丰富、更可靠的信息,“数据融合”已然成为今后研究的重点(武高杰等,2013)。光学数据与雷达数据的有机合成,不仅能够获得包含大量光谱特征的植被信息,还能充分发挥雷达探测植被结构的能力,实现了比单一信息源更精确的植被生物量估计和判断。此外,融合不同分辨率的光学遥感数据反演湿地植被生物量也是解决遥感数据时空尺度问题的重要研究方向。

(3)遥感数据同化研究。由于野外采样历时较长,不能与遥感数据获取完全同步,导致野外采样数据和遥感图像成像时间有一定时间间隔,信息无法完全匹配(李德仁等,2012)。而数据同化技术,由于耦合了定量反演的方法、模型与植被生长的动态模型及优化算法,不仅能够获取目标参数在空间上的连续分布信息,同时也能获取植被在时间序列上的动态变化信息,具有重要的研究价值及实际应用意义。

(4)遥感机理模型的发展。当前,遥感技术在湿地植被生物量估算研究中已经取得了很大的进展,大多数的研究是基于遥感数据或其指数与实测生物量数据,通过回归拟合,建立经验模型,进行区域尺度的空间反演。但是经验模型有其先天性劣势,易受植被类型以及非植被因素如大气条件、土壤背景、地形和地表二向性反射特性的影响,模型参数需要不断地重新拟合和调整,且只适合于较小区域。因此,研究方向趋向于采用高像元级地表数据信息

和生物量机理表达的辅助信息,或融合遥感数据与生态系统过程的模型来推进植被生物量研究的持续发展。

参考文献

- 蔡为民,杨世媛,汪苏燕,等. 2012. 不同土地利用方式下的七里海湿地临界评价研究. 地理科学, **32**(4): 499-505.
- 曹庆先,徐大平,鞠洪波. 2010. 基于TM影像纹理与光谱特征的红树林生物量估算. 林业资源管理, **14**(6): 102-108.
- 丁蕾,马毅. 2015. 基于现场光谱的黄河口湿地芦苇生物量估算模型研究. 海洋环境科学, **34**(5): 718-728.
- 傅新,刘高焕,黄翀,等. 2012. 湿地翅碱蓬生物量遥感估算模型. 生态学报, **32**(17): 5355-5362.
- 高明亮,赵文吉,宫兆宁,等. 2013. 基于环境卫星数据的黄河湿地植被生物量反演研究. 生态学报, **33**(2): 542-553.
- 韩旭. 2012. 永定河流域植被生物量遥感反演研究(硕士学位论文). 北京:北京林业大学.
- 韩颖,裴亮,杜嘉. 2014. 洪河湿地植被地上生物量遥感反演研究. 遥感技术与应用, **29**(2): 224-231.
- 解平静. 2012. 高原湿地植被地上生物量遥感估算方法及时空变化研究(硕士学位论文). 四川:电子科技大学.
- 黎夏,叶嘉安,王树功,等. 2006. 红树林湿地植被生物量的雷达遥感估算. 遥感学报, **10**(3): 387-396.
- 李健,舒晓波,陈水森. 2005. 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, **4**(6): 494-498.
- 李爽,张祖陆,周德民. 2011. 湿地植被地上生物量遥感估算模型研究——以洪河湿地自然保护区为例. 地理研究, **30**(2): 278-290.
- 李德仁,王长委,胡月明,等. 2012. 遥感技术估算森林生物量的研究进展. 武汉大学学报:信息科学版, **37**(6): 631-635.
- 李凤秀,张柏,刘殿伟,等. 2008. 洪河自然保护区乌拉苔草生物量高光谱遥感估算模型. 湿地科学, **6**(1): 51-59.
- 李华明,张树清,孙妍. 2010. 合成孔径雷达在湿地资源研究中的应用. 自然资源学报, **25**(1): 148-154.
- 李仁东,刘纪远. 2001. 应用Landsat ETM数据估算鄱阳湖水生植被生物量. 地理学报, **56**(5): 531-539.
- 李延峰. 2014. 东北典型区芦苇分布提取与地上生物量遥感估算(硕士学位论文). 吉林:中国科学院东北地理与农业生态研究所.
- 李益敏,李卓卿. 2013. 国内外湿地研究进展与展望. 云南地理环境研究, **25**(1): 36-43.
- 凌成星. 2013. Worldview-2八波段影像支持下的湿地信息提取与地上生物量估算研究(博士学位论文). 北京:中国林业科学研究院.
- 刘菊,廖静娟,沈国状. 2012. 基于全极化SAR数据反演鄱阳湖湿地植被生物量. 国土资源遥感, **8**(3): 38-43.

- 牛 婷, 李 霞, 林海军, 等. 2011. 塔里木河下游芦苇生物量遥感估算模型研建. 国土资源遥感, (4): 42-45.
- 沈国状, 廖静娟, 郭华东, 等. 2009. 基于 ENVISAT ASAR 数据的鄱阳湖湿地生物量反演研究. 高技术通讯, **19**(6): 644-649.
- 谭清梅, 刘红玉, 张华兵, 等. 2013. 盐城海滨湿地植被地上生物量遥感估算研究. 自然资源学报, **28**(12): 2044-2055.
- 汤旭光. 2013. 基于激光雷达与多光谱遥感数据的森林地上生物量反演研究(博士学位论文). 吉林: 中国科学院东北地理与农业生态研究所.
- 王 庆, 廖静娟. 2010. 基于 Landsat TM 和 ENVISAT ASAR 数据的鄱阳湖湿地植被生物量的反演. 地球信息科学学报, **12**(2): 282-290.
- 王大成, 王纪华, 靳 宁, 等. 2008. 用神经网络和高光谱植被指数估算小麦生物量. 农业工程学报, **24**(2): 196-201.
- 王福民, 黄敬峰, 唐延林, 等. 2007. 新型植被指数及其在水稻叶面积指数估算上的应用. 中国水稻科学, **21**(2): 159-166.
- 王树功, 黎 夏, 周永章. 2004. 湿地植被生物量测算方法研究进展. 地理与地理信息科学, **20**(5): 104-109.
- 温远光. 1999. 广西英罗港 5 种红树植物群落的生物量和生产力. 广西科学, **6**(2): 63-68.
- 吴 涛, 赵冬至, 康建成, 等. 2011. 辽东湾双台子河口湿地翅碱蓬(*Suaeda salsa*)生物量遥感反演研究. 生态环境学报, **20**(1): 24-29.
- 吴桂平, 叶 春, 刘元波. 2015. 鄱阳湖自然保护区湿地植被生物量空间分布规律. 生态学报, **35**(2): 361-369.
- 武高洁, 郭志华, 郭菊兰, 等. 2013. 红树林湿地地上生物量遥感估算研究进展. 南方农业学报, **44**(4): 693-696.
- 肖春华, 李少昆, 王克如, 等. 2008. 叶片垂直分布对小麦冠层方向光谱响应研究. 中国农业科学, **41**(8): 2271-2278.
- 叶 垚. 2011. SAR 影像在湿地植被地上生物量估测中的应用(硕士学位论文). 北京: 首都师范大学.
- 章文龙, 曾从盛, 全 川, 等. 2013. 闽江口沼泽植被地上鲜生物量与植株密度高光谱遥感估算. 自然资源学报, **28**(12): 2056-2067.
- 赵雨琼. 2010. 北京山区森林碳储量遥感估测技术研究(硕士学位论文). 北京: 北京林业大学.
- 朱远辉, 柳 林, 刘 凯, 等. 2014. 红树林植物生物量研究进展. 湿地科学, **12**(4): 515-526.
- Adam E, Mutanga O, Rugege D. 2010. Multispectral and hyperspectral remote sensing for identification and mapping of wetland vegetation: A review. *Wetland Ecology and Management*, **18**: 281-296.
- Birth GS, McVey G. 1968. Measuring the color of growing turf with a reflectance spectrometer. *Agronomy Journal*, **60**: 640-643.
- Bortolot ZJ, Wynne RH. 2005. Estimating forest biomass using small footprint LiDAR data: An individual tree-based approach that incorporates training data ISPRS. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **59**: 342-360.
- Chen J, Gu S, Shen M, et al. 2009. Estimating aboveground biomass of grassland having a high canopy cover: An exploratory analysis of in situ hyperspectral data. *International Journal of Remote Sensing*, **30**: 6497-6517.
- Comley BWT, McGuinness KA. 2005. Above- and below-ground biomass, and allometry, of four common northern Australian mangroves. *Australian Journal of Botany*, **53**: 431-436.
- Costa MP, Niemann O, Novo E, et al. 2002. Biophysical properties and mapping of aquatic vegetation during the hydrological cycle of Amazon floodplain using JERS-1 and Radarsat. *International Journal of Remote Sensing*, **23**: 1401-1426.
- Crabbe S, Westra T, Wulf R. 2006. Studying flooded grasslands in the Waza-Logone region of northern Cameroon using ENVISAT ASAR alternating polarization Images// Bonn: Proceedings of the 2nd Workshop of the EARSel SIG on Land Use and Land Cover. Valencia: University of Valencia Press: 28-30.
- Curran PJ, Dungan JL, Gholz HL. 1992. Seasonal LAI in slash pine estimated with Landsat TM. *Remote Sensing of Environment*, **39**: 3-13.
- de Boer WF. 2000. Biomass dynamics of seagrasses and the role of mangrove and seagrass vegetation as different nutrient source for an intertidal ecosystem. *Aquatic Botany*, **66**: 225-239.
- Fransson JE. 2001. Stem volume estimation in boreal forests using ERS-1/2 coherence and SPOT XS optical data. *International Journal of Remote Sensing*, **22**: 2777-2791.
- Fu YY, Yang GJ, Wang JH et al. 2014. Winter wheat biomass estimation based on spectral indices, band depth analysis and partial least squares regression using hyperspectral measurements. *Computers and Electronics in Agriculture*, **100**: 51-59.
- Hall SA, Burke IC, Box DO, et al. 2005. Estimating stand structure using discrete-return lidar: An example from low density, fire prone ponderosa pine forests. *Forest Ecology and Management*, **208**: 189-209.
- Huete AR. 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, **25**: 295-309.
- Imhoff ML. 1995. Radar Backscatter and Biomass Saturation: Ramifications for Global Biomass Inventory. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **33**: 511-518.
- Jensen JR, Lin H, Yang X, et al. 1991. The measurement of mangrove characteristics in southwest Florida using SPOT multispectral data. *Geocarto International*, **6**: 13-21.
- Kasischke ES, Melack J, Dobson M. 1997. The use of radars for ecological applications: A review. *Remote Sensing of Environment*, **59**: 141-156.
- Kasischke ES, Smith KB, Bourgeau-Chavez LL, et al. 2003. Effects of seasonal hydrologic patterns in south Florida wetlands on radar backscatter measured from ERS-2 SAR imagery. *Remote Sensing of Environment*, **288**: 423-441.
- Kauffman JB, Heider C, Cole TG, et al. 2011. Ecosystem car-

- bon stocks of Micronesian mangrove forests. *Wetlands*, **31**: 343–352.
- Kovacs JM, Flores VF, Wang J, *et al.* 2004. Estimating leaf area index of a degraded mangrove forest using high spatial resolution satellite data. *Aquatic Botany*, **80**: 13–22.
- Kristin BB, Jessica LO, Stefania DT, *et al.* 2014. Evaluation of sensor types and environmental controls on mapping biomass of coastal marsh emergent vegetation. *Remote Sensing of Environment*, **149**: 166–180.
- Lefsky MA, Cohen WB, Harding D, *et al.* 2001. Remote sensing of aboveground biomass in three biomes. *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, **34**: 155–160.
- Moreau S, Toan TL. 2003. Biomass quantification of Andean wetland forages using ERS Satellite SAR data for optimizing livestock management. *Remote Sensing of Environment*, **84**: 477–492.
- Mutanga O, Adam E, Cho MA. 2012. High density biomass estimation for wetland vegetation using WorldView-2 imagery and random forest regression algorithm. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, **18**: 399–406.
- Mutanga O, Skidmore AK. 2004. Narrow band vegetation indices overcome the saturation problem in biomass estimation. *International Journal of Remote Sensing*, **25**: 3999–4014.
- Ovington JD. 1956. The form, weights and productivity of tree species grown in close stands. *New Phytologist*, **55**: 289–304.
- Pope K, Rejmankova E, Paris J, *et al.* 1997. Detecting seasonal flooding cycles in marshes of the Yucatan peninsula with SIR-C polarimetric radar imagery. *Remote Sensing of Environment*, **59**: 157–166.
- Prince S, Goward S. 1995. Global primary production: A remote sensing approach. *Biogeography*, **22**: 815–835.
- Proisy C, Couteron P, Fromard F. 2007. Predicting and mapping mangrove biomass from canopy grain analysis using Fourier-based textural ordination of IKONOS images. *Remote Sensing of Environment*, **109**: 379–392.
- Qi J, Chehbouni A, Huete A R, *et al.* 1994. A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, **48**: 119–126.
- Richardson AJ, Wiegand CL. 1977. Distinguishing vegetation from soil background information. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, **43**: 1541–1552.
- Ross MS, Ruiz PL, Telesnicki GJ, *et al.* 2001. Estimating above-ground biomass and production in mangrove communities of Biscayne National Park, Florida (USA). *Wetlands Ecology and Management*, **9**: 27–37.
- Rouse JW, Hass RH, Deering DW, *et al.* 1974. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (Green Wave Effect) of natural vegetation: NASA/GS-FC Type III Final Report, Greenbelt, MD. US: NASA: 371.
- Simard M, RiveraMonroy VH, ManceraPineda JE, *et al.* 2008. A systematic method for 3D mapping of mangrove forests based on shuttle radar topography mission elevation data, ICESat/GLAS waveforms and field data: Application to Ciénaga Grande de Santa Marta, Colombia. *Remote Sensing of Environment*, **112**: 2131–2144.
- Simard M, Zhang KQ, Rivera-Monroy VH, *et al.* 2006. Mapping height and biomass of mangrove forests in everglades national park with SRTM elevation data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, **72**: 299–311.
- Wehr A, Lohr U. 1999. Airborne laser scanning: An introduction and overview. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **54**: 68–82.

作者简介 赵天舸,女,1994年生,硕士研究生,研究方向为生态水文。E-mail: ztg0307@163.com

责任编辑 张敏
