

基于 ENVISAT ASAR 数据的水稻估产方案

申双和^①, 杨沈斌^{①*}, 李秉柏^②, 谭炳香^③, 李增元^③, Le Toan Thuy^④

① 南京信息工程大学江苏省气象灾害重点实验室, 南京 210044;

② 江苏省农业科学院农业资源与环境研究所, 南京 210014;

③ 中国林业科学院资源信息研究所, 北京 100091;

④ Center for the Study of the Biosphere from Space, 31401 Toulouse Cedex 9, France

* 联系人, E-mail: jaasyang@163.com

收稿日期: 2008-05-29; 接受日期: 2009-02-24

江苏省高校研究生科技创新计划项目(编号: CX07B_048z)和公益性行业(气象)科研专项(编号: GYHY200806008)资助

摘要 水稻多生长在温暖潮湿的多云多雨地区, 使雷达遥感成为水稻遥感监测的重要手段之一. 因此, 提出应用多时相、多极化 ENVISAT ASAR 数据进行区域水稻估产的方案. 首先利用 ASAR 数据进行水稻制图, 提取水稻种植分布图和多时相水稻后向散射系数. 随后, 基于像元尺度, 采用同化估产方法, 以 LAI 为结合点, 将水稻作物模型 ORYZA2000 与半经验水稻后向散射模型结合, 建立嵌套模型模拟多时相水稻后向散射系数. 对 ORYZA2000 模型进行参数敏感性分析, 选择水稻出苗期和播种密度为参数优化对象. 利用全局优化算法 SCE-UA 对优化参数进行重新初始化, 以使模拟的水稻后向散射系数与实测值误差最小, 并利用优化后的 ORYZA2000 模型计算每个像元的水稻产量, 生成区域的水稻产量分布图. 最后, 使用 2006 年在中国兴化地区进行的水稻同步试验数据对该方案进行了验证. 结果表明, 由于采用潜在生长条件模拟, 模拟的水稻产量明显高于实测产量, 其平均值比实际情形高约 13%, 根均方误差达到 1133 kg/hm^2 , 但获取的水稻产量分布图能够描绘研究区水稻实际产量的分布趋势. 由此可见, 该方案为多云多雨地区的水稻遥感监测提供了重要参考.

关键词

水稻产量图
作物模型
数据同化
优化算法
遥感分类
ASAR

水稻是世界的主要粮食作物之一. 水稻的种植面积约占粮食总面积的 15%, 其中 94% 的水稻产自亚洲, 成为亚洲国家的重要经济来源^[1]. 随着亚洲人口的不断增加, 水稻生产和供给在保障国家稳定和经济发展中显得尤为重要. 因此, 迫切需要一个低成本、高精度的水稻监测和产量预测手段, 以提供及时、可靠的水稻生产信息. 随着卫星遥感的发展, 来自不同传感器的遥感数据被广泛应用, 特别是在水稻监测领域^[2-4]. 然而, 水稻多生长在温暖湿润的多

云多雨地区, 给光学遥感带来困难. 因此, 能够穿透云层, 具有全天时、全天候对地观测优点的星载雷达成为水稻遥感监测的重要工具, 也为将来建立更加可靠、稳定的水稻遥感监测体系提供了重要途径.

自从 ERS 系列卫星和 Radarsat-1 卫星发射升空后, 星载雷达数据得到广泛应用, 特别是在农业监测领域, 大量的研究项目用来分析和确认雷达数据在农作物生长监测中的可靠性和有效性^[5-8]. 对于水稻作物, 合成孔径雷达(SAR)被成功的用于水稻制图和水

稻生长参数反演^[4,6,9-13]。水稻后向散射物理模型也得到研究和开发,用于分析水稻冠层与雷达信号之间的相互作用机制^[6,11,14]。然而,除以上研究外,SAR数据在水稻估产中的研究和应用还鲜有报道。2001年,Shao等^[10]提出了利用多时相雷达数据进行水稻产量预测的情景方案。该方案除需要大量的数据,如DEM、土壤数据、作物数据和气象数据等外,还需要一些技术,如地理信息系统(GIS)、影像分类和作物建模等,使该方案在实际应用中较难实现,因此至今还未见与此有关的报道。

在过去数十年,为了提高作物模型的估产精度,并提供作物生长信息的时空分布特征,大量的研究尝试将遥感信息与作物模型相结合来实现区域的产量预测,并形成了许多不同的方法^[15,16],但大多可归纳为两种不同的策略^[17]:(1)驱动策略,即直接将遥感数据反演的作物参数(如LAI等)代入到作物模型中驱动模型的运转;(2)同化策略,即直接利用遥感观测值对作物模型进行重新参数化或初始化。其中同化策略受到更多的关注。这主要是因为驱动策略更易受到影像数量的影响,并且在反演作物参数中常常引入较大的误差。而同化策略则更加可靠和稳定,并在遥感信息与作物模型结合方面表现出更大的灵活性^[18]。

已有的研究大多采用光学卫星数据。通过选择可见光和近红外波段数据与作物模型进行结合,冬小麦、甜菜、土豆等^[19]作物的区域估产精度得到了较大的提高。例如,Moulin等^[20]使用SPOT/HRV数据对作物模型AFRCWHEAT2^[21]进行重新参数化,其中作物模型与光学模型SAIL^[22]通过每日模拟的LAI建立嵌套模型。Launay和Guerif^[19]研究4~6景SPOT数据和航拍卫片与SUCROS甜菜模型结合进行甜菜区域估产,并对结果进行了比较。SAIL模型用于与甜菜模型建立嵌套模型反演甜菜的光谱反射率。选择与作物种植和根系生长相关的参数作为优化参数对象。结果显示,甜菜产量预测精度得到了提高,预测值与实测值的相对根均方误差由20%降至10%。马玉平等^[23]将MODIS和冬小麦模型WOFOST结合预测了中国北部小麦产量。辐射传输模型SAIL-PROSPECT与WOFOST模型通过LAI嵌套模拟植被指数SAVI,并利用优化算法(FSEOPT)调整WOFOST模型参数使得

模拟的SAVI与由MODIS数据计算的SAVI的误差最小。结果显示,模拟得到的地上部分干物质重与实测值的相对误差明显减少。除上述研究外,同时将光学遥感数据和雷达数据与作物模型结合用于区域估产的研究也相应展开^[24,25]。Dente等^[25]将ENVISAT ASAR和MERIS遥感数据反演得到的LAI与小麦模型CERES-Wheat结合用于区域的小麦估产。其中LAI的反演采用经验模型,变分同化算法用于对小麦模型重新初始化,使得模拟的LAI与由遥感数据反演的LAI误差最小。结果显示,小麦产量图的精度在360和420 kg/hm²之间。

光学和雷达遥感数据分别受到云和斑点噪声(Speckle)的影响,导致在水稻监测与产量预测中不能够发挥遥感的优势,也很少有与之相关的报道。但是,随着雷达技术的不断进步,多模式SAR传感器可以根据模式的需要提供不同极化方式、不同雷达波入射角、不同幅宽和空间分辨率的影像数据。因此,本文采用同化策略,提出了基于多时相、多极化ASAR数据的区域水稻估产方案,以用于制作区域的水稻产量分布图,并结合2006年在中国兴化地区的水稻地面试验对该方案的有效性和可靠性进行了验证。

1 方法

1.1 水稻估产方案

2002年,ENVISAT卫星发射成功。该卫星搭载有新一代合成孔径雷达ASAR。ASAR工作在C波段(频率为5.3 GHz),在这个波段冠层的体散射起主导作用,ASAR具有多种工作模式,其中的交叉极化模式(APMode)数据能够同时提供两种极化方式(例如VV/HH, VV/VH和HH/HV)的影像,大大增强了作物生长观测的能力,特别是对于水稻作物。

本文提出的水稻估产方案是利用多时相、多极化ASAR数据与水稻作物模型结合预测区域水稻产量,并用于验证多模式ASAR数据在区域水稻估产中的有效性。该方案是在像元尺度上对每个水稻像元(即假设只含有水稻信息的像元)进行水稻估产。因此,方案由两个相互连接的部分组成,见图1所示。

第一部分是利用ASAR数据进行水稻制图,以获取区域的水稻种植分布。随后对ASAR影像进行MASK操作,用于提取影像中的水稻像元及其对应

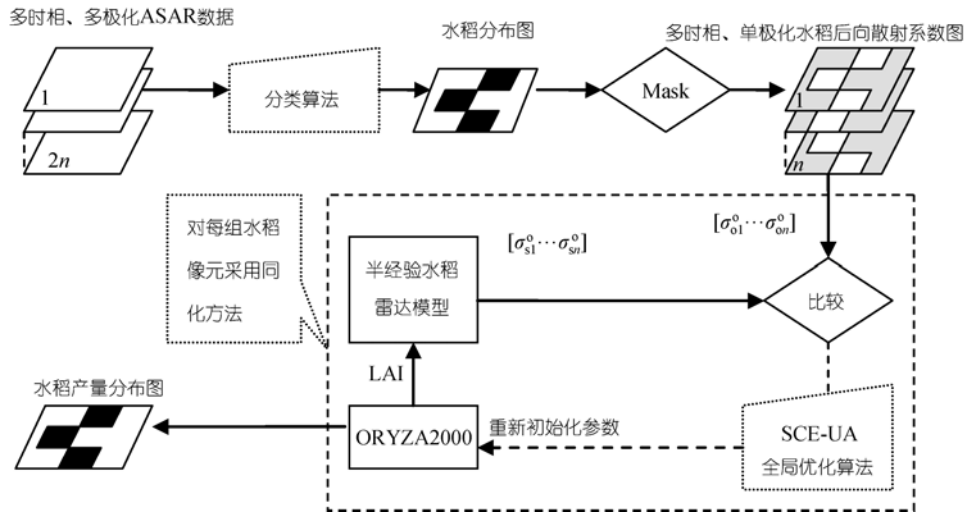


图1 基于多时相、多极化 ASAR 数据的水稻估产方案

的后向散射系数,并根据不同极化,将每个水稻像元对应的多时相水稻后向散射系数组合起来.值得提出的是,该方案的水稻估产精度受到水稻制图精度的影响,而水稻制图的关键是获取合适的时相和(或)合适的极化数据来最大区分水稻与其他地物^[6,9].因此,已有研究^[4,13,26]表明,采用阈值或监督分类算法,基于多时相、多极化ASAR数据的水稻制图精度能够达到80%以上.

第二部分是采用同化策略对每个水稻像元进行产量估算,主要流程见图1中的虚线框部分.方案中选用的同化策略是直接利用观测的水稻后向散射系数对ORYZA2000模型^[27]进行重新初始化.首先将水稻作物模型ORYZA2000与水稻后向散射模型进行嵌套,使用模拟的LAI作为两个模型的结合点.文中水稻后向散射模型选用基于Cloud模型^[28]的半经验水稻后向散射模型.该模型具有简单易用和可操作性强的优点,但需要根据观测数据对模型进行参数定标并确定模拟哪种极化方式的水稻后向散射系数具有更好的精度.同化策略中需要确定ORYZA2000模型的优化参数对象.因此,对水稻种植参数(出苗期和播种密度)和生理生长参数(叶片相对生长率)进行敏感性分析,确立优化参数对象.随后,利用全局优化算法对优化参数对象进行优化,以使由嵌套模型模拟的多时相水稻后向散射系数与实测的水稻后向散射系数的误差最小.文中选用的是SCE-UA全局优化算法^[29,30]实现参数优化过程.最后,ORYZA2000模

型在最优参数值下模拟计算每个水稻像元的水稻产量,并最终组合在一起形成区域的水稻产量分布图.

1.2 验证方法

为了对水稻估产方案和ASAR数据在水稻估产中的有效性进行验证,在2006年建立了研究区,并进行了详细丰富的地面水稻试验观测,积累了大量可靠的试验数据.然而,在水稻生长期,未获取一景有效的光学影像数据,因此,验证只能依赖有限的地面观测资料.验证中的精度和误差分析方法主要选用常用的统计参数,如统计相关系数、根均方误差和相对误差.

2 研究区和数据源

2.1 研究区与试验

研究区选择在中国的江苏省中部粮食主产区(如图2),其范围在120°00'E~120°06'E和32°51'N~32°58'N之间^[4].该地区地势平坦,海拔在1 m左右.研究区以小麦水稻轮作为主,小麦生长季从11月到第二年的5月,水稻从6月到当年的10月.在水稻生长期,研究区95%以上为直播稻,品种主要为属中熟粳稻的徐稻3号,生育期约135 d.在该地区,中熟粳稻一般在8月下旬到9月初之间抽穗开花,其平均产量能够达到9000 kg/hm².

试验在2006年6月25日至10月20日之间进行,

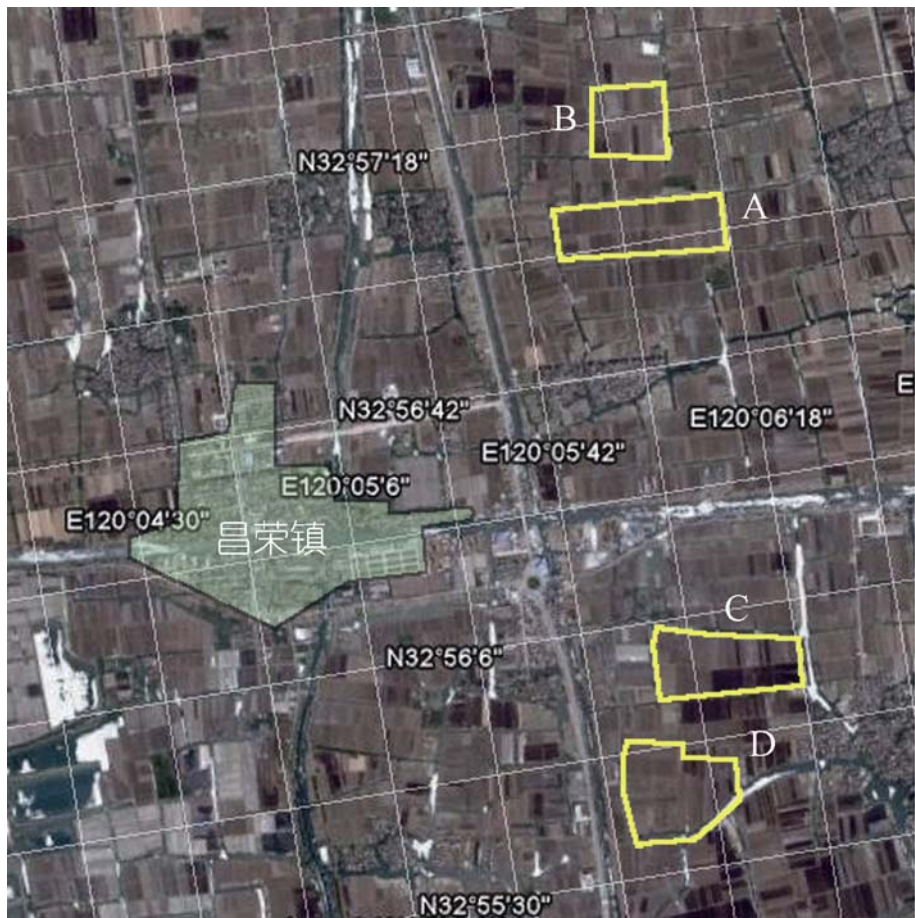


图2 研究区和4个观测区

每隔 10 d 观测一次. 在研究区内设立 4 个大小为 10 hm^2 左右的水稻观测区, 分别标记为 A, B, C 和 D. 各观测区距离相隔在 0.2~3 km. 在每个观测区设立 5 个固定观测点, 大小均为 1 m $\times$ 1 m, 用于记录观测田块内的水稻生育期、播种密度、株高及田间管理(施肥、杀虫等). 在每个观测区随机取样 25 株水稻活体, 取地上部分绿叶、枯叶、茎秆和穗, 分别编号并称取鲜重, 随后放入烘箱中, 在调定温度为 80 $^{\circ}\text{C}$ 烘烤 48 h, 并称取干重. LAI 的测量采用剪纸称重法^[31]. 为了验证, 在整个试验区随机选取多处水稻田详细记录了水稻长势及产量. 根据统计, 2006 年该地区水稻平均产量在 9600 kg/hm^2 左右. 另外, 利用差分 GPS 获取了水稻、果树、坑塘和建筑等地物样方. 气象数据从当地气象部门获取, 包括最高温度、最低温度、水汽压、平均风速、日照时数和降水.

表 1 为各观测区水稻生长的基本信息, 其中所列

参数代表观测区内水稻的平均状况. 从表 1 中可以看出, 水稻播种密度均在 200 株/ m^2 以上, 比其他报道^[6,9]中的播种密度观测值要大很多. 其主要原因是, 与行栽稻不同, 直播稻的稻种在田块内是随机撒播, 因此具有较大的播种密度, 且容易导致在生长中期水稻冠层密度过高的状况.

2.2 ASAR 数据

在 2006 年水稻生长季共获取了 4 景覆盖试验区的 ASAR APMODE 数据, 如表 2 所示. ASAR 数据的预处理主要在 BEST 雷达处理软件中完成, 包括头文件分析、全分辨率图像提取、幅度-强度图像转换、后向散射系数图生成及配准, 并导出为由多时相 HH 和 VV 极化数据组合的多波段 BIL 文件. 先后利用多通道 SAR 图像滤波算法^[32]和 GAMMA MAP 滤波算法^[33]对数据进行去噪处理, 滤波窗口大小分别为

表 1 各观测区水稻基本信息

观测区编号	播种密度/株·m ⁻²	播种日期	抽穗日期	产量/kg·hm ⁻²
A	215	2006-06-10	2006-08-28	9370
B	294	2006-06-11	2006-08-29	10380
C	233	2006-06-11	2006-09-01	9379
D	240	2006-06-12	2006-09-01	9068

表 2 获取影像的基本信息和对应的水稻生长期

获取日期	天数/d	极化组合	轨道	分辨率/m	入射角	水稻生长期
2006-06-30	181	HH/VV	降轨	30	19.2°~26.7°	分蘖期初
2006-08-04	216	HH/VV	降轨	30	19.2°~26.7°	拔节后期
2006-08-19	231	HH/VV	升轨	30	19.2°~26.7°	孕穗期
2006-09-23	266	HH/VV	升轨	30	19.2°~26.7°	灌浆期

11×11 和 5×5. 经检验, 滤波后各波段数据中均质区域(水域)的等效视数在 64 以上. 对滤波后的 ASAR 数据进行几何纠正, 参考影像为具有精确地理坐标的地形图数据, 校正后相对误差在 22 m 左右. 最后, 将样方矢量数据叠加在影像上, 从影像中提取了水稻等地物各时相各极化后向散射系数, 并进行平均值处理以代表各地物的平均后向散射特征.

3 模型和优化算法

3.1 ORYZA2000

ORYZA2000 是一种动态、机理性强的水稻作物模型, 可模拟潜在生长、水分限制和氮素限制 3 种条件下的水稻生长^[27]. ORYZA2000 模型包含多个模块用于模拟水稻生长, 如作物生长和发育、蒸散和水分胁迫、氮动态及土壤水分平衡等. 这些模块包含大量的参数, 并需要输入大量数据, 包括气象数据、作物数据、土壤数据及田间管理数据. 作物模型模拟计算水稻从出苗到成熟期的每日生长率和干物质分配等, 并通过累计作物生长的变化最终估算水稻的产量.

考虑到观测区水稻生长期间肥水供应充足, 同时也为了简化模拟和运算, 本文选择在潜在生产水平下模拟水稻生长. 因此, 水稻生长速率仅受辐射和温度决定. 受到实验数据的限制, 利用 A 和 B 观测区的水稻实测数据对 ORYZA2000 模型进行参数定标. 分别利用 DRATES 和 PARAM 参数定标程序确定了研究区水稻的发育速率、干物质分配系数、比叶面积和叶片相对生长速率等参数值. 利用 C 和 D 观测区水稻实测数据对定标结果进行了验证.

定标后, 比较并计算了模拟的水稻地上部分干

物质质量和最终产量与实测值的相对误差. 结果显示, 模拟的水稻最终产量与实测值的相对误差小于 18%, 地上部分干物重的相对误差为 17.4%, 模拟的 LAI 和实测值相关系数在 96%以上. 总体上看, 通过适应性调整的 ORYZA2000 模型可以较好的模拟该研究区直播水稻的生长发育及产量形成.

尽管研究区水稻生育期等遗传特性大体一致且气候环境相同, 但水稻长势和产量仍存在较大差异, 这与空间范围水稻种植日期、田间管理等差别有关. 例如, 直播稻播种密度的空间差异明显. 根据实测数据显示, 观测区内直播稻播种密度最大相差为 69%, 平均相差约 22%. 因此, 需要对 ORYZA2000 进行参数敏感性分析来决定影响水稻生长的关键参数, 并将这些参数作为模型的重新初始化对象. 参与敏感性分析的参数主要有水稻的出苗日期、水稻播种密度和叶片最大相对生长率(出苗日期表示 1 年中的日序, 单位: d, 下同). 由于选择潜在生长模拟, 与氮肥和水管理有关的参数未列入敏感性分析. 结果显示, 模拟的水稻产量与 LAI 对水稻出苗日期和水稻播种密度的变化尤为敏感. 对于出苗日期, 可以认为适时播种、适时出苗能够保证水稻生长期间拥有适宜的积温条件和雨水条件. 因此, 本文选择水稻出苗期和播种密度作为同化过程中 ORYZA2000 的参数优化对象.

3.2 水云模型(Cloud)

Cloud模型是用于模拟植被后向散射的半经验雷达散射模型^[28]. 该模型假设植被冠层由分布均匀且大小相同的微小水滴构成, 其后向散射主要来自冠层和土壤. 因此, 作为辐射传输方程的一阶解, 水云

模型表达为

$$\sigma^{\circ} = \sigma^{\circ}_{veg} + k^2 \cdot \sigma^{\circ}_{soil}, \tag{1}$$

$$\sigma^{\circ}_{veg} = \alpha \cdot \cos \theta \cdot (1 - k^2), \tag{2}$$

$$k^2 = \exp(-2 \cdot \beta \cdot W \cdot h / \cos \theta), \tag{3}$$

式中 σ° , σ°_{veg} 和 σ°_{soil} 分别为植被后向散射系数、冠层后向散射系数和土壤背景后向散射系数, 单位均为 m^2/m^2 ; k^2 为雷达波经过冠层的双向衰减; α 为冠层封闭时的雷达后向散射系数(m^2/m^2); β 为衰减系数(m^2/kg); θ 为雷达波入射角($^{\circ}$); W 为单位体积冠层含水量(kg/m^3); h 为植被冠层高度。

Cloud模型能够模拟不同作物及不同生长条件下的作物后向散射系数^[34-37]。对于水稻, 由于稻田在水稻生长的大部分时间含有水层, 因此假设稻田水层对水稻后向散射贡献为恒定值, 即水稻后向散射的变化只受到水稻冠层结构、冠层含水量及生物量变化的影响。Inoue等^[37]曾采用相同的假设分析了水稻生长参数与后向散射系数的相关关系。从结果看, 在该假设条件下模拟水稻后向散射系数是可行的。

水稻估产方案选择 LAI 作为水稻后向散射模型与 ORYZA2000 的结合点, 因此利用所有观测区 LAI 实测数据与 $W \cdot h$ 建立了回归拟合方程(4):

$$LAI = \frac{a \cdot W \cdot h + b}{W \cdot h + c}, \tag{4}$$

式中 $W \cdot h$ 代表单位土地面积冠层含水量(kg/m^2); a , b 和 c 分别为拟合系数 0.19, 0.1534 和 1.511。

值得提出的是, 稻田通常在水稻灌浆结实后期开始排水干田, 因此以上回归分析所用数据均为 9 月 20 日前观测数据。图 3 显示了回归拟合分析结果。从图中发现, 在抽穗期($LAI > 6$ 时), LAI 与 $W \cdot h$ 的关系

较分散。但总体来说, 两者保持着显著的相关关系。经过整理, 用于模拟水稻后向散射系数的水云模型如公式(5)和(6)所示, 其中后向散射系数以分贝(dB)表示:

$$\sigma^{\circ} = 10 \log_{10}[\alpha \cdot \cos \theta \cdot (1 - k^2) + k^2 \cdot \sigma^{\circ}_{BG}], \tag{5}$$

$$k^2 = \exp\{-2 \cdot \beta \cdot (b - c \cdot LAI) / [(LAI - a) \cdot \cos \theta]\}, \tag{6}$$

式中 σ°_{BG} 为水层后向散射系数。

通常, 该模型中 α , β 和 σ°_{BG} 由实测后向散射系数对模型进行校正获得。因此, 为了确定何种极化方式下水云模型具有更好的水稻后向散射模拟结果, 分别利用实测水稻 HH 和 VV 极化后向散射系数对模型进行校正。校正过程选用全局优化算法 SCE-UA。由于该算法同样用于本文的同化估产过程, 因此将在下文中作详细介绍。表 3 显示了参数校正结果及对比分析结果。从表 3 中可以看出, 模拟 HH 极化的水稻后向散射系数具有更高的精度。

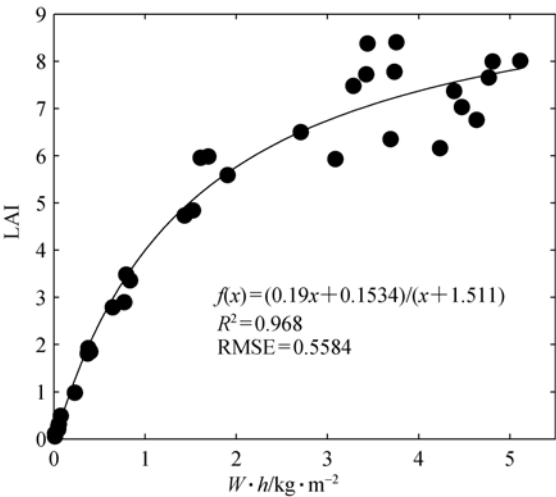


图 3 $W \cdot h$ 与叶面积指数的回归拟合分析及统计数据

表 3 优化后的 HH 和 VV 极化水云模型中 α , β 和 σ°_{BG} 参数值及模拟值与实测值对比分析结果

极化方式	参数 α /dB	参数 $\beta/m^2 \cdot kg^{-1}$	参数 σ°_{BG} /dB	观测区	相关系数	根均方误差
HH	-5.2982	5.8091	-118.4061	A	0.9775	0.8733
				B	0.9576	1.1560
				C	0.9658	1.0448
				D	0.9923	0.7229
VV	-150.7583	0.0444	-7.9250	A	0.4071	1.0531
				B	-0.9314	0.9925
				C	0.8664	0.7886
				D	0.9894	1.0551

3.3 SCE-UA 算法

SCE-UA(Shuffled Complex Evolution)算法^[29,30]是由Arizona大学于 1992 年开发完成的全局优化算法. 算法融合了多种现存的优化算法, 如遗传算法、Nelder-Mead 算法^[38], 还引入了复杂形分割与混合的思想. 该全局优化算法灵活、应用面广泛, 不拘泥于具体问题, 对非线性优化问题总能够获得准确的优化结果^[39-41].

SCE-UA 优化算法包含许多系统参数和针对待优化算法的参数设定. 这些参数根据不同待优化算法的需要可设定不同的值. 但在实际运用中, 通常遵循文献[30]中的设定方法. 在本文中, SCE-UA 算法分别用于半经验水稻后向散射模型和ORYZA2000模型的参数优化. 根据所选择的参数优化对象, 分别设定了待优化参数的初始值和取值区间, 同时调整了 SCE-UA 优化算法的系统参数, 如表 4 和 5 所示. 选择最小二乘函数作为优化目标函数. 根据优化方案的需要, 设定优化过程结束于 3 种条件, 分别为: (1) 目标函数值在 5 次循环后无法提高 0.0001%; (2) 计算目标函数的次数超过 10000 次; (3) 5 次循环后待优化参数值已收缩到指定的值域范围.

4 结果

本文选用了已获取的研究区水稻种植分布图^[4]. 该分布图由阈值分类算法得到, 精度为 84.36%, 经验证可直接用于水稻估产方案中. 研究区水稻分布图包含 3 万多个水稻像元, 采用同化估产方法对每个像元进行产量估算, 耗时约 5 d 时间, 所用的台式计算机 CPU 为 1.5 GHz. 在同化过程中, 优化算法均满足结束条件(1), 并记录和输出了优化后的水稻出苗日期和播种密度, 及预测的水稻产量.

图 4 显示了获取的研究区水稻出苗日期、播种密度和产量分布图, 其空间分辨率均为 30 m. 针对各分布图像元值的大小分布用不同颜色进行了标示. 图 4(a)中红色片区尤为明显, 该区域水稻出苗日期对应应在 171 到 175 d, 平均值在 172 d 左右, 比观测的平均出苗日期(166 d)要晚. 另外, 红色区域分别对应图 4(b)和(c)的亮蓝色和蓝色区域. 其中, 水稻播种密度图的亮蓝色区域水稻像元值分布在 100~150 株/m², 平均值约 118.9 株/m², 比实测播种密度值要低许多. 对应到水稻产量分布图中, 蓝色区域的产量分布在 9000~9800 kg/hm².

图 5 为对应每一个分布图的概率密度统计图. 从图 5 中可以看出, 水稻出苗日期主要集中在 160~175 天, 水稻播种密度集中在 150~300 株/m², 而水稻产量集中分布在 9700~11200 kg/hm². 根据实际调查获知, 平均水稻播种密度比观测的低约 7.5%, 平均水稻产量比实际情形要高约 13%, 但模拟的研究区水稻出苗日期、水稻播种密度及水稻产量的变化值大体上与实际情况接近. 图 5(b)中可以明显看出, 模拟的水稻播种密度在 100~130 株/m²之间存在误差, 其像元数占总像元数的 9.4%. 根据分析认为, 这是因为水稻分布图中部分水稻像元受到不同地物后向散射混杂的影响, 使在优化过程中引入了较大的误差. 通过与实测水稻出苗日期和水稻播种密度进行比较, 模拟得到的水稻出苗日期和播种密度与实测值的根均方误差分别为 4 d 和 69 株/m².

同样, 利用田间的观测数据对水稻产量分布图进行了验证. 图 6 显示了选取的 10 个水稻观测点与水稻产量分布图中对应区域平均水稻产量的比较. 结果显示, 对于 10 个观测点, 水稻的长势和产量的变化趋势得到了较好的预测. 但估算的水稻产量普

表 4 待优化参数默认值及取值范围

	半经验水稻后向散射模型待优化参数			嵌套模型待优化参数	
	参数 $\alpha/\text{m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$	参数 $\beta/\text{m}^2 \cdot \text{kg}^{-1}$	参数 $\sigma_{\text{BG}}^0/\text{m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$	出苗日期/d	播种密度/株 $\cdot \text{m}^{-2}$
初始取值	0.143	8.2	0.083	166	230
样本区间	(0, 1)	(0,10)	(0, 1)	(145, 175)	(100, 300)

表 5 SCE-UA 优化算法系统参数设定

模型	混合体数目	每个混合体中点数	子混合体中点数	演化次数	最少混合体数	试验次数
水稻后向散射模型	4	7	4	7	3	10
ORYZA2000	3	5	3	5	2	10

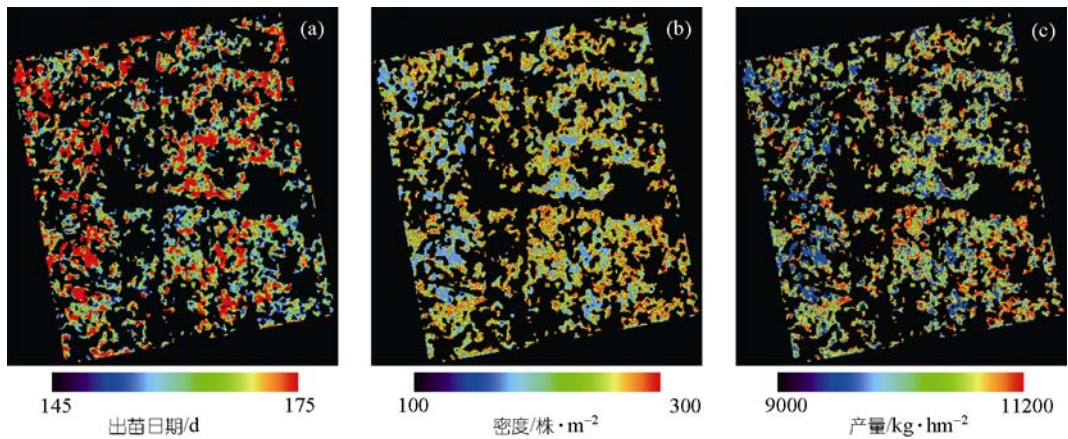


图 4 研究区水稻出苗日期(a)、水稻播种密度(b)及最终产量分布图(c)

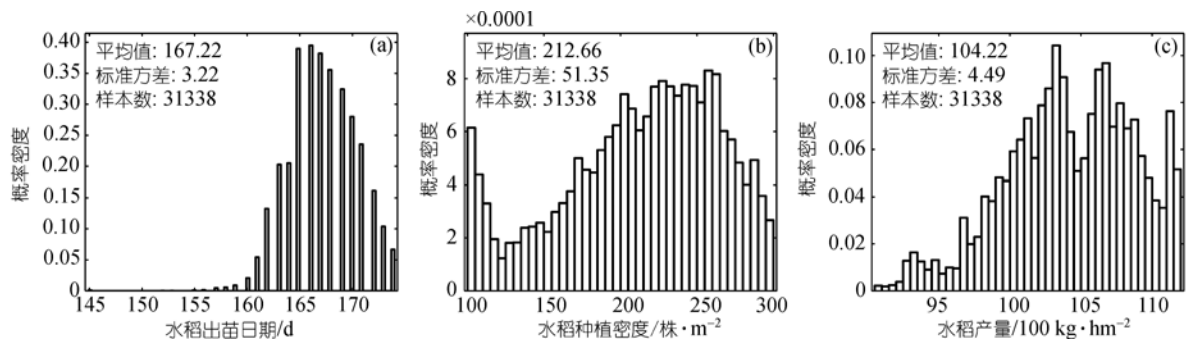


图 5 水稻出苗日期(a)、种植密度(b)和产量分布(c)的像元值概率密度分布

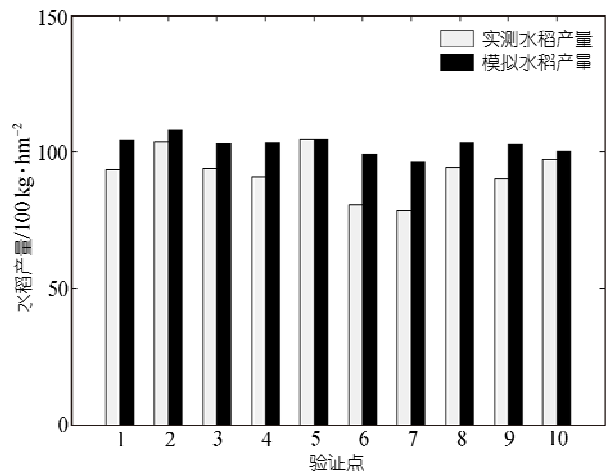


图 6 验证点实测水稻产量与估算值的比较

遍比实测值高, 相对误差达到 11%, 根均方误差达到 1133 kg/ha. 水稻产量被高估主要是由于本文假设研究区水稻生长处在潜在生长模式下. 但根据实际调查, 尽管研究区在 2006 年水稻生长季内拥有优越的

水肥条件及积极的田间管理措施, 但仍然受到病虫害的影响, 如稻飞虱对病虫害的传播尤为严重, 造成了该年的水稻普遍减产. 特别是对于图 6 中第 6 和 7 验证点, 由于水稻生长受病虫害影响最为严重, 其模拟的水稻产量与实测产量相差超过 2000 kg/hm².

由此可见, 结合 ASAR 数据的水稻估产方案对于区域水稻估产是可行的, 并能够提供水稻出苗日期、水稻播种密度和水稻产量的空间变化信息. 然而, 水稻估产方案还需要进一步的改进和完善, 以提高水稻估产的精度和水稻产量分布图的可靠性, 如考虑田间管理措施和水稻生长的不利影响因子, 并使用具有更高精度的水稻种植分布图. 除此之外, 获取更多的 ASAR 数据可以明显提高水稻后向散射模型模拟的精度.

5 结论和讨论

本文提出了使用多时相、多极化 ASAR 数据进行区域水稻估产的方案. 该方案包含两个部分, 一个

是水稻制图, 另一个是水稻估产. 在水稻制图部分, 多时相、多极化 ASAR 数据被用于提取研究区水稻种植分布图. 水稻估产部分采用同化策略, 将基于 Cloud 模型的半经验水稻后向散射模型与水稻作物模型 ORYZA2000 通过模拟的 LAI 结合起来, 建立嵌套模型模拟多时相水稻后向散射系数, 并与实测的水稻后向散射系数进行比较. 采用 SCE-UA 优化算法对 ORYZA2000 模型的优化参数进行优化以使模拟值与实测值的误差最小. 同化估产方法针对每一个水稻像元, 并最终获得研究区的水稻产量分布图.

利用 2006 年在兴化研究区获取的地面试验数据对水稻估产方案进行了验证. 首先, 利用实测田间数据对 ORYZA2000 模型进行参数定标, 并通过参数敏感性分析确定了水稻出苗日期和水稻播种密度为待优化参数对象. 半经验水稻后向散射模型经过定标显示, 模拟 HH 极化的水稻后向散射系数具有更高的精度.

最后经过同化过程, 输出了水稻出苗日期和水稻播种密度的空间分布图. 经验证, 模拟的水稻出苗日期和播种密度与实际情形吻合较好, 但模拟的水稻播种密度较观测的平均值低 7.5%. 在水稻产量分布图中, 水稻产量被普遍高估达 13% 左右, 其估算值与实测水稻产量的根均方误差达到 1133 kg/hm^2 . 这与本文假设研究区水稻为潜在生长模式有密切联系. 然而, 模拟的水稻产量能够描绘出研究区水稻实际产量的变化趋势, 与实测产量的空间变化吻合较好.

综上所述, 本文提出的水稻估产方案为将来进一步结合多时相、多极化雷达数据与水稻作物模型进行区域水稻估产研究提供了重要技术参考. 特别是当缺乏实测地面数据或缺乏可用的光学影像数据时, 该方法是一个重要的解决途径. 然而, 受到可用数据的限制, 水稻估产方案的验证和评估还不充分. 在后

继的研究工作中, 将集中对估产方案在不同水稻种植区域、不同水稻物候条件和不同雷达参数(如入射角、极化方式)下的验证和完善. 最后, 就水稻估产方案存在的一些问题和以后如何提高估产精度和有效性方面, 提出了如下几点建议.

(1) 获取更多的 ASAR 数据有利于水稻监测, 特别是获取从水稻分蘖期到水稻抽穗期之间的 ASAR 数据. 该时期水稻快速生长, 表现在冠层结构、生物量、LAI 等参数的迅速变化上, 因此该时期的 ASAR 数据能够反映更多的水稻生长信息. 另外, 基于 Cloud 模型的水稻后向散射模型需要更多的 ASAR 数据参与模型参数的定标, 以提高模拟多时相水稻后向散射系数的精度.

(2) 本文采用的 ASAR 数据入射角较小, 其近距离入射角约 23° . 在这种情形下, 雷达波具有较强的穿透性, 使得水稻冠层下方对水稻后向散射的贡献更加突出. 邵芸^[42]曾提出获取约 40° 入射角的雷达数据能够显著减少来自土壤背景的干扰, 更有利于水稻监测. 同时, Mattia 等^[43]针对冬小麦作物, 发现 HH/VV 在入射角为 40° 左右时与小麦地上部分干物重的时相变化相关性最好, 为利用 ASAR 数据研究水稻生物量的提取提供了重要信息和参考.

(3) 在同化估产过程中, 水稻后向散射模型对模拟的 LAI 变化不够敏感. 为了避免这个问题, 将优化算法 SCE-UA 结束条件(1)中的阈值 0.001% 减小到 0.0001%, 其代价是大大增加了算法运行的时间. 通过分析认为, 不敏感的原因与半经验的水稻后向散射模型参数不够稳定有关^[44,45]. 另外, 水层后向散射问题的简化处理增加了水稻后向散射模拟的误差. 在以后的工作中, 水稻估产方案将尝试融入机理性的水稻后向散射模型^[14], 但缺点是大大降低方案运行的效率.

致谢 本研究得到了中国科技部与欧洲空间局“龙计划”合作项目水稻监测组专家的指导和帮助; 国际水稻研究所 B.A.M. Bouman 教授为本研究提供了 ORYZA2000 水稻作物模型, SCE-UA 算法编写人 Q.Y. Duan 博士提供了帮助; 两位匿名审稿人对本文工作的认可和改进, 在此一并表示感谢.

参考文献

- 1 International Rice Research Institute. 1993—1995 IRRI Rice Almanac. Manila: International Rice Research Institute, 1993. 142

- 2 Tennakoon S B, Murty V V N, Etumnoh A. Estimation of cropped area and grain yield of rice using remote sensing data. *Int J Remote Sens*, 1992, 13: 427—439[[doi](#)]
- 3 Fang H, Wu B, Liu H, et al. Using NOAA AVHRR and Landsat TM to estimate rice area year-by-year. *Int J Remote Sens*, 1998, 3: 521—525
- 4 Yang S B, Shen S H, Li B B, et al. Rice mapping and monitoring using ENVISAT ASAR data. *IEEE Geosci Remote Sens Lett*, 2008, 5(1): 108—112[[doi](#)]
- 5 Kurosu T, Fujita M, Chiba K. Monitoring of rice crop growth from space using ERS-1 C-band SAR. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 1995, 33(4): 1093—1096
- 6 Le Toan T, Ribbes F, Wang L F, et al. Rice crop mapping and monitoring using ERS-1 data based on experiment and modeling results. *IEEE Trans Geosci Remote Sen*, 1997, 35(1): 41—56[[doi](#)]
- 7 Bouman B A M, van Kraalingen D W G, Stol W, et al. An agroecological modeling approach to explain ERS SAR radar backscatter of agricultural crops. *Remote Sens Environ*, 1999, 67(2): 137—146[[doi](#)]
- 8 Saich P, Borgeaud M. Interpreting ERS SAR signatures of agricultural crops in Flevoland. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2000, 38(2): 651—657[[doi](#)]
- 9 Ribbes F, Le Toan T. Rice field mapping and monitoring with RADARSAT data. *Int J Remote Sens*, 1999, 20(4): 41—56
- 10 Shao Y, Fan X, Liu H, et al. Rice monitoring and production estimation using multitemporal RADARSAT. *Remote Sens Environ*, 2001, 76(3): 310—325[[doi](#)]
- 11 董彦芒, 孙国清, 庞勇. 基于 ENVISAT ASAR 数据的水稻监测. *中国科学 D 辑: 地球科学*, 2005, 35(7): 682—689
- 12 谭炳香, 李增元, 李秉柏, 等. 单时相双极化 ENVISAT ASAR 数据水稻识别. *农业工程学报*, 2006, 22(12): 121—127
- 13 杨沈斌, 李秉柏, 申双和, 等. 基于多时相多极化差值图的稻田识别研究. *遥感学报*, 2008, 13(3): 138—144
- 14 Koay J Y, Tan C P, Lim K S, et al. Paddy fields as electrically dense media: theoretical modeling and measurement comparisons. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2007, 45(9): 2837—2849[[doi](#)]
- 15 Delécolle R, Maas S J, Guérif M, et al. Remote sensing and crop production models: present trends. *ISPRS J Photogramm Remote Sens*, 1992, 47: 145—161[[doi](#)]
- 16 Fischer A, Kergoat L, Dedieu G. Coupling satellite data with vegetation functional models: review of different approaches and perspectives suggested by the assimilation strategy. *Remote Sens Rev*, 1997, 15: 283—303
- 17 Moulin S, Bondeau A, Delécolle R. Combining agricultural crop models and satellite observations: from field to regional scales. *Int J Remote Sens*, 1998, 19(6): 1021—1036[[doi](#)]
- 18 Dorigo W A, Zurita-Milla R, de Wit A J W, et al. A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling. *Int J Appl Earth Observ Geoinform*, 2007, 9: 165—193[[doi](#)]
- 19 Launay M, Guerif M. Assimilating remote sensing data into a crop model to improve predictive performance for spatial applications. *Agr Ecosys Environ*, 2005, 111: 321—339[[doi](#)]
- 20 Moulin S, Fischer A, Dedieu G. Assimilation of shortwave remote sensing observations within an agrometeorological model: crop production estimation. 1996 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, May 27—31, Lincoln, USA. New York: IEEE/GRSS, 1996. 2366—2368
- 21 Porter J R. AFRCWHEAT2: a model of the growth and development in wheat incorporating responses to water and nitrogen. *Eur J Agron*, 1993, 2: 69—82
- 22 Verhoef W. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: the SAIL model. *Remote Sens Environ*, 1984, 16: 125—141[[doi](#)]
- 23 马玉平, 王石立, 张黎, 等. 基于遥感信息的作物模型重新初始化/参数化方法研究初探. *植物生态学报*, 2005, 29(6): 918—926
- 24 Clevers J G P W, van Leeuwen H J C. Combined use of optical and microwave remote sensing data for crop growth monitoring. *Remote Sens Environ*, 1996, 56: 42—51[[doi](#)]
- 25 Dente L, Satalino G, Mattia F, et al. Assimilation of leaf area index derived from ASAR and MERIS data into CERES—Wheat model to map wheat yield. *Remote Sens Environ*, 2008, 112(4): 1395—1407[[doi](#)]
- 26 Chen J S, Hui L, Pei Z Y. Application of ENVISAT ASAR data in mapping rice crop growth in southern China. *IEEE Geosci Remote Sens Lett*, 2007, 4(3): 431—435[[doi](#)]
- 27 Bouman B A M, Kropff M J, Tuong T P, et al. ORYZA2000: Modeling Lowland Rice. Los Banos: International Rice Research Institute, 2001
- 28 Attema E P W, Ulaby F T. Vegetation modeled as a water cloud. *Radio Sci*, 1978, 13(2): 357—364
- 29 Duan Q Y, Sorooshian S, Gupta V K. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. *Water Resour Res*, 1992, 28(4): 1015—1031[[doi](#)]

- 30 Duan Q Y, Gupta V K, Sorooshian S. Shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization. *J Optim Theory Appl*, 1993, 76(3): 501—521[[doi](#)]
- 31 Bréda N J J. Ground-based measurements of leaf area index: a review of methods, instruments and current controversies. *J Exp Bot*, 2003, 54(392): 2403—2417[[doi](#)]
- 32 Quegan S, Yu J J. Filtering of multichannel SAR images. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2001, 39(11): 2373—2379[[doi](#)]
- 33 Kuan D T, Sawchu K A A, Strand T C, et al. Adaptive restoration of images with speckle. *IEEE Trans Acou Speech Signal Process*, 1987, 35(3): 373—383[[doi](#)]
- 34 Moran M S, Vidal A, Troufleau D, et al. Ku- and C-band SAR for discriminating agricultural crop and soil conditions. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 1998, 36: 265—272[[doi](#)]
- 35 Champion I, Prevot L, Guyot G. Generalized semi-empirical modeling of wheat radar response. *Int J Remote Sens*, 2000, 21: 1945—1951[[doi](#)]
- 36 Graham A J, Harris R. Estimating crop and waveband specific water cloud model parameters using a theoretical backscatter model. *Int J Remote Sens*, 2002, 23(23): 5129—5133[[doi](#)]
- 37 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. *Remote Sens Environ*, 2002, 81: 194—204[[doi](#)]
- 38 Nelder J A, Mead R. A simplex method for function minimization. *Comput J*, 1965, 7: 308—313
- 39 Duan Q Y, Sorooshian S, Gupta V K. Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibrating Watershed Models. *J Hydrol*, 1994, 158: 265—284[[doi](#)]
- 40 Hapuarachchi H A P, Li Z J, Wang S H. Application of SCE-UA method for calibrating the Xinanjiang Watershed Model. *J Lake Sci*, 2001, 13(4): 304—314
- 41 闫岩, 柳钦火, 刘强, 等. 基于遥感数据与作物生长模型同化的冬小麦长势监测与估产方法研究. *遥感学报*, 2006, 10(5): 804—811
- 42 邵芸. 水稻时域散射特征分析及其应用研究. 博士学位论文. 北京: 中国科学院遥感应用研究所, 2000
- 43 Mattia F, Le Toan T, Picard G, et al. Multitemporal C-band radar measurements on wheat fields. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2003, 41(7): 1551—1560[[doi](#)]
- 44 Bouman B A M, Goudriaan J. Estimation of crop growth from optical and microwave soil cover. *Int J Remote Sens*, 1989, 10: 1843—1855[[doi](#)]
- 45 Ulaby F T, Allen C T, Eger G, et al. Relating the microwave backscattering coefficient to leaf area index. *Remote Sens Environ*, 1984, 14: 113—133[[doi](#)]