

## 基于高分一号与 Radarsat-2 的鄱阳湖湿地 植被叶面积指数反演

许涛<sup>1,2</sup>, 廖静娟<sup>1\*</sup>, 沈国状<sup>1</sup>, 王娟<sup>1,2</sup>, 杨晓慧<sup>3</sup>, 王蒙<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院遥感与数字地球研究所, 数字地球重点实验室, 北京 100094;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 中国农业科学院农田灌溉研究所, 河南 新乡 453002)

**摘要:** 叶面积指数(LAI)是衡量湿地生态系统健康状况的重要指标。根据鄱阳湖湿地植被生长密集、LAI 动态范围大的特点,针对雷达数据的复杂散射机制,利用 Freeman-Durden 极化分解技术,定义了一种雷达植被指数,并考虑光学植被指数的饱和性,尝试将光学植被指数和雷达植被指数相结合,构建融合植被指数来估算植被 LAI。通过实测数据和理论模型模拟数据与 LAI 的相关性分析,表明融合植被指数能有效地提高与 LAI 的相关性。利用融合植被指数、光学植被指数、雷达植被指数与 LAI 构建最佳拟合模型得出:光学微波融合植被指数能更准确地估算鄱阳湖湿地植被 LAI。

**关键词:** 融合植被指数;叶面积指数;高分一号;Radarsat-2;Freeman-Durden 极化分解;鄱阳湖湿地

**中图分类号:** TP79 **文献标识码:** A

## Estimation of wetland vegetation LAI in the Poyang Lake area using GF-1 and Radarsat-2 Data

XU Tao<sup>1,2</sup>, LIAO Jing-Juan<sup>1\*</sup>, SHEN Guo-Zhuang<sup>1</sup>, WANG Juan<sup>1,2</sup>,  
YANG Xiao-Hui<sup>3</sup>, WANG Meng<sup>1,2</sup>

(1. Key Laboratory of Digital Earth Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth,  
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

2. University of Chinese Academy of Science, Beijing 100049, China;

3. Farmland Irrigation Research Institute, CAAS, Henan Key Laboratory of Water-saving Agriculture, Xinxiang 453002, China)

**Abstract:** Leaf area index (LAI) is an important indicator of wetland ecosystem health. Poyang Lake wetland vegetations grow densely, with LAI of large dynamic range. Considering the complex scattering mechanisms of radar data, a radar vegetation index was defined. To overcome the saturation of the optical vegetation indices, a new integrated vegetation index using GF-1 and Radarsat-2 data was established for estimation of wetland vegetation LAI. The validation of measured data and theoretical model simulation showed that this integrated vegetation index is a good alternative to that using only the optical or radar observation. The best fitting models were built with optical vegetation indices, radar vegetation index, and the integrated vegetation index, respectively. The result indicates that the integrated vegetation index can improve predication accuracy for wetland vegetation LAI.

**Key words:** integrated vegetation indices, leaf area index (LAI), GF-1, Radarsat-2, Freeman-Durden Polarization decomposition, Poyang lake wetland

**PACS:** 43.28.We

## 引言

植被叶面积指数 (leaf area index, LAI) 是表征植被冠层结构的基本参量之一, 湿地植被 LAI 是衡量湿地生态系统初级生产力、生态环境特征、健康状况的重要指标, 控制着植被许多生物和物理过程<sup>[1]</sup>. 传统的 LAI 地面测量虽然能获得局部特定地表的 LAI 值, 但难以监测大范围的 LAI, 而遥感技术凭借其覆盖面积大、高时效性等优点为区域或全球范围内的植被 LAI 监测提供了有效途径<sup>[2]</sup>.

目前光学遥感是植被 LAI 遥感反演的主要手段, 通常通过建立 LAI 与遥感地表反射率计算的植被指数 (Vegetation Index, VI) 的经验函数关系来估算 LAI<sup>[3]</sup>. 研究表明对于浓密的农作物植被冠层, 当 LAI 较高时, 基于光学数据的植被指数失去敏感性而不能准确地反演 LAI<sup>[4-6]</sup>. 然而合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 具有全天时、全天候的优点, 能够穿透云雾, 并且对于密集的植被冠层具有一定的穿透作用, 在植被参数反演与监测中具有较强的应用潜力<sup>[7-9]</sup>. SAR 反演植被 LAI 与光学遥感相比, 受到的干扰因素更多, 除了自身系统参数外, 还有植被的结构、密度及含水量, 以及下垫面土壤的含水量、粗糙度等影响, 电磁波与植被作用机理更为复杂<sup>[10]</sup>. 将光学和雷达遥感结合起来, 充分利用各自的优势来反演地表参数非常有意义, 能够提高反演精度<sup>[11]</sup>. 目前国内外在光学和雷达遥感联合反演 LAI 已有一定的研究, 但研究对象大多为森林和农作物植被, 较少涉及到湿地植被<sup>[12-14]</sup>.

基于上述分析, 针对鄱阳湖湿地植被覆盖密集、LAI 动态范围大的特点, 利用高分一号卫星多光谱数据和 Radarsat-2 全极化数据, 结合光学植被指数与全极化 SAR 极化分解技术, 给出了一种光学和雷达数据联合反演湿地植被 LAI 的新方法.

## 1 实验区与数据源

### 1.1 研究区概况与地面数据获取

鄱阳湖位于我国江西省北部, 是长江干流重要的调蓄性湖泊, 中国最大的淡水湖, 也是国际重要的湿地之一. 鄱阳湖是一个吞吐型、季节性的湖泊, 受典型亚热带季风气候影响, 年内降水分配不均, 4~6 月降水量最多, 湖区平均水位在 7 月份达到最高, 1 月份最低. 在枯水期 (11~4 月), 湿地植被逐渐露出水面, 并从早春开始快速生长, 地上生物量在 4 月份时达到最大. 在丰水期 (6~9 月), 湿地植被逐渐被

淹没, 难以继续生长, 直到 11 月, 湖水逐渐退去, 植被恢复生长. 本文的实验区位置位于鄱阳湖中西部, 如图 1(a) 所示, 蓝色线框即为 Radarsat-2 影像所在区域, 图中湖绿色部分为水体, 水体周围的红色部分即为处于生长茂盛期的鄱阳湖湿地植被. 本实验区内的主导植被类型为灰化苔草 (*Carex cinerascens* Kükenth)<sup>[15]</sup>, 约占植被总数的 90% 以上, 灰化苔草的实际结构如图 1(b) 所示.

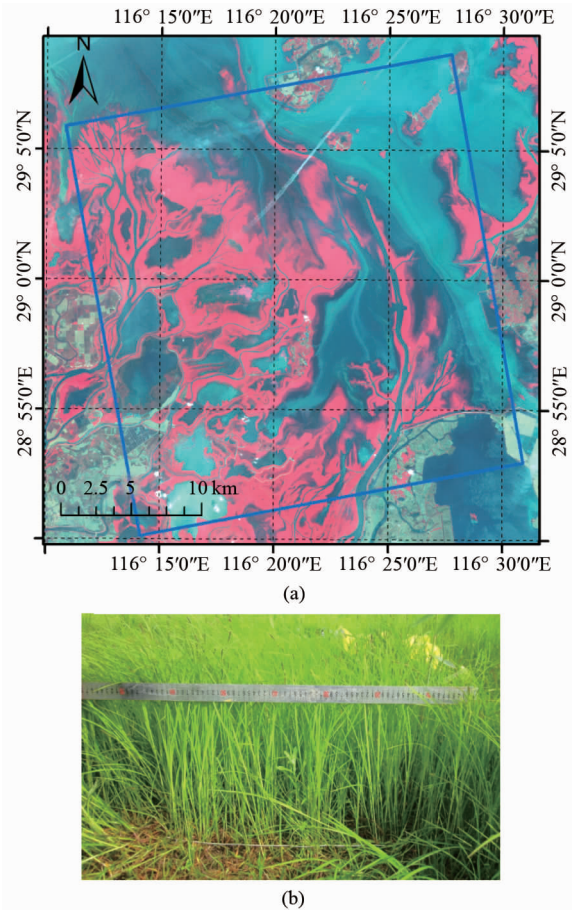


图 1 (a) 鄱阳湖湿地实验区地理位置 (底图为高分一号 PMS1 数据 4, 3, 2 波段假彩色合成图像); (b) 鄱阳湖湿地苔草的真实形态

Fig. 1 (a) Location of Poyang Lake wetland experimental area; (b) Real structure of Poyang Lake wetland carex

野外数据采集于 2015 年 4 月 3-9 日进行, 此时湿地植被处于生长旺盛期, 植被 LAI 动态范围较大. 野外共收集 45 个采样点数据, 每组取 3 个随机采样点的均值, 样方大小为 0.5 m × 0.5 m, 实测的参数包括植株高度、密度, 叶片的长度、宽度、厚度, 茎秆的长度、半径, LAI, 植被的鲜重, 土壤含水量等, 并用 GPS 记录采样的位置信息, 其中 LAI 采用 LAI-2200C 冠层分析仪进行测量. 采集的草样在烤箱中

持续 12h 进行恒温 100℃ 烘干至恒重, 计算重量含水量.

## 1.2 数据源与预处理

采用的光学数据为 2015 年 4 月 10 日获取的高分一号影像为 PMS1 相机获取的 Level 1A 级多光谱影像, 分辨率为 8 m, 波段信息为: 蓝色波段 0.45 ~ 0.52  $\mu\text{m}$ , 绿色波段 0.52 ~ 0.59  $\mu\text{m}$ , 红色波段 0.63 ~ 0.69  $\mu\text{m}$ , 近红外波段 0.77 ~ 0.89  $\mu\text{m}$ . 雷达数据为 C 波段 Radarsat-2 精细全极化 SLC 产品, 获取时间为 2015 年 4 月 4 日, 像元大小为 4.73 m  $\times$  4.96 m (距离向  $\times$  方位向), 入射角为 38°.

文中高分一号数据的处理主要包括:

(1) 辐射校正、大气校正、几何校正等, 其中, 大气校正采用“暗目标法”, 选择鄱阳湖中清水作为暗目标, 用其辐射值代替大气程辐射.

(2) 由于高分一号数据与 Radarsat-2 数据幅宽不同, 本文采用经过几何校正后的四幅高分一号影像进行裁剪得到与 Radarsat-2 数据相同覆盖区的影像.

(3) 利用高分一号影像实验区进行地物分类. 在 ENVI 中, 利用 4, 3, 2 波段三个通道数据通过监督分类的方法, 最终将实验区分为植被、水体、裸露浅滩三类, 见图 2, 分类图将用于 LAI 分布图反演中的掩膜处理.

Radarsat-2 数据的预处理主要包括: (1) 辐射定标; (2) Lee 滤波; (3) 几何校正; (4) 后向散射系数提取. 其中, 辐射定标、Lee 滤波在欧空局雷达处理软件 NEST 中完成, 几何校正、后向散射系数提取在 ENVI 中完成. 另外, 利用 Polarspro 软件对数据进行 Freeman-Durden 极化分解, 提取三种散射分量, 见图 3.

## 2 研究方法

通过研究鄱阳湖湿地植被 LAI 与 Radarsat-2 全极化数据和高分一号数据之间的相关性来进行建模. 对于高分一号数据, 分析常用光学植被指数与 LAI 的相关性; 对于 Radarsat-2 数据, 分析不同极化后向散射系数、Freeman-Durden 极化分解分量与 LAI 的相关性. 以相关性程度作为优化指标选择的依据, 选取最合适的光学参量和雷达参量联合构建反演 LAI 的模型, 以获得更好的反演精度.

### 2.1 光学植被指数计算

由于植被在红波段强吸收, 而在近红外波段强反射, 随着 LAI 的增大, 红波段反射率减小, 而近红外波段反射增大, 通常用这两个波段构造的植被指数来反演 LAI. 植被 LAI 和植被指数之间的函数形

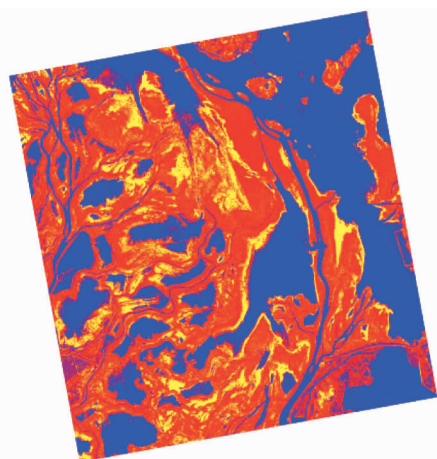


图 2 鄱阳湖湿地实验区地物分类图 (红、黄、蓝分别为植被、裸露、浅滩)

Fig. 2 Classification of Poyang Lake wetland experimental area

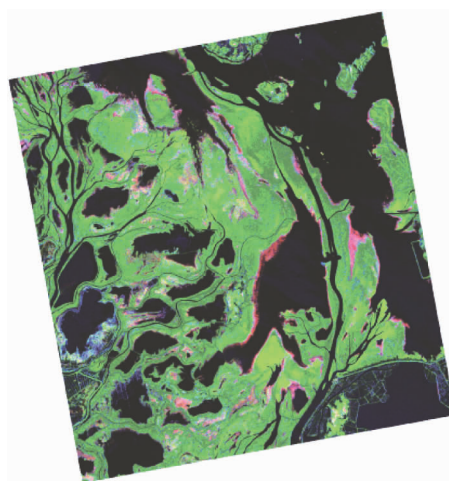


图 3 Freeman-Durden 分解合成图像 (R: 二次散射; G: 体散射; B: 面散射)

Fig. 3 Composite image with Freeman-Durden decomposition

式随着植被类型和植被指数的不同而不同, 对于不同的植被类型和区域应通过拟合来选择最佳的函数形式和参数. 选择了比值植被指数 (RVI)、归一化植被指数 (NDVI)、增强型植被指数 (EVI) 等三种植被指数 (公式见表 1) 与实测鄱阳湖湿地植被 LAI 进行相关性分析.

表 1 多光谱植被指数计算公式

Table 1 Definitions of Vegetation indices

植被指数	公式
NDVI	$NDVI = (R_{Nir} - R_{Red}) / (R_{Nir} + R_{Red})$
RVI	$RVI = R_{Nir} / R_{Red}$
EVI	$EVI = 2.5 * (R_{Nir} - R_{Red}) / (1 + R_{Nir} + 6 * R_{Red} - 7.5 * R_{Blue})$

### 2.2 基于 Freeman-Durden 极化分解的雷达植被指数

对于鄱阳湖湿地植被,雷达后向散射主要来自植被冠层体散射、叶片和茎秆的二次散射及地表面散射,引入 Freeman-Durden 极化分解方法构建植被指数. Freeman 和 Durden 基于奇次散射、偶次散射和体散射等 3 种简单机制散射模型,将全极化 SAR 数据的协方差矩阵分解后得到 3 类散射机制的散射功率分量<sup>[16]</sup>. 体散射是指入射波进入植被内部发生了多次散射,发生明显的去极化效应. 因此,体散射成分越多,表明该地物回波程度高,去极化效应显著. 根据 3 种散射机制分量的比例构建一种新的雷达植被指数. 总协方差矩阵  $C_3$  可以表示为 3 种散射机制的协方差矩阵之和,即

$$C_3 = P_V C_{\text{volume}} + P_D C_{\text{double}} + P_S C_{\text{surface}}, \quad (1)$$

其中,  $C_{\text{volume}}, C_{\text{double}}, C_{\text{surface}}$  分别为体散射、偶次散射和奇次散射机制模型的协方差矩阵;  $P_V, P_D, P_S$  分别为 3 种散射机制模型的散射分量. 定义基于 Freeman-Durden 分解的雷达植被指数  $RVI_{\text{Freeman}}$  为

$$RVI_{\text{Freeman}} = \frac{P_V}{P_S + P_D + P_V}. \quad (2)$$

当雷达照射区域为裸露地面时,体散射分量  $P_V$  趋于零,  $RVI_{\text{Freeman}}$  也趋向于零;当观测区域包含较多树林或草体时,雷达波穿透植被冠层与地表发射单次散射的能量将减少,入射到地面反弹到树干或植被茎秆的二面散射分量也将变小,此时  $P_D, P_S$  都将减小,而茂密的植被会导致  $P_V$  增大,因此  $RVI_{\text{Freeman}}$  的取值会变大,趋向于 1.

### 2.3 光学微波融合植被指数

由于光学植被指数在低 LAI 区域非常敏感,在 LAI 中得到广泛应用,但在高 LAI 区域容易饱和. 雷达后向散射对植被的结构和散射体数量等非常敏感,对于鄱阳湖湿地苔草植被,叶片占据了主要的散射体数量,可将雷达数据用于 LAI 的反演. 并且雷达由于其穿透性的特点,对于浓密植被的探测具有一定的优势,因此我们提出一种光学微波融合植被指数,结合两种数据各种的优势来进行 LAI 的反演研究. 将传统的光学植被指数  $NDVI, RVI, EVI$  与  $RVI_{\text{Freeman}}$  直接相乘得到融合植被指数:

$$MNDVI = RVI_{\text{Freeman}} * (R_{\text{Nir}} - R_{\text{Red}}) / (R_{\text{Nir}} + R_{\text{Red}}), \quad (3)$$

$$MRVI = RVI_{\text{Freeman}} * R_{\text{Nir}} / R_{\text{Red}}, \quad (4)$$

$$MEVI = RVI_{\text{Freeman}} * 2.5 * (R_{\text{Nir}} - R_{\text{Red}}) / (1 + R_{\text{Nir}} + 6 * R_{\text{Red}} - 7.5 * R_{\text{Blue}}). \quad (5)$$

### 2.4 基于理论模型的融合植被指数模拟

为了进一步地验证融合植被指数的可行性,本文基于理论模型模拟融合植被指数,并与 LAI 进行相关性分析. 采用的光学模型为 PROSAIL 模型<sup>[17]</sup>,该模型整合了 PROSPECT 叶片模型和 SAIL 模型,经过不断的发展和改进使其功能得到很大的提升,考虑了叶片生化组分和冠层内部的垂直分层,热点效应和土壤背景的光谱特性,使用冠层结构,并由于输入参数简单,得到了广泛的应用.

鄱阳湖湿地植被的雷达后向散射模拟采用 Karam 提出的微波冠层散射模型<sup>[18]</sup>,该模型经过 Wang 等人的发展引入到水稻散射模拟领域<sup>[19]</sup>. 由于鄱阳湖湿地苔草的茎秆和叶片结构形态与水稻相似,并且下垫面土壤含水量也较大,大多数时候被水面覆盖,这点也与水稻地相似,因此 Shen 等人在水稻模型的基础上进行改进,使之能用于模拟鄱阳湖湿地植被的后向散射,并取得较好的模拟结果<sup>[20]</sup>. 针对鄱阳湖湿地植被的二层结构,总的后向散射被认为是茎秆和叶片的体散射、地表面散射、叶片和茎秆与地面的二次反射的线性组合,如图 4.

$$\sigma_{ij}^{\text{total}} = \sigma_{ij}^{\text{leaf}} + \sigma_{ij}^{\text{total\_ground}} + \sigma_{ij}^{\text{stem}} + \sigma_{ij}^{\text{stem\_ground}} + \sigma_{ij}^{\text{ground}}, \quad (6)$$

式中:  $i, j$  为  $H$  或  $V, \sigma_{ij}^{\text{leaf}}$  和  $\sigma_{ij}^{\text{stem}}$  分别为叶子和茎秆的体散射分量;  $\sigma_{ij}^{\text{leaf\_ground}}$  和  $\sigma_{ij}^{\text{stem\_ground}}$  分别为是叶子、茎秆和地面的二次散射分量;  $\sigma_{ij}^{\text{ground}}$  是地表的表面散射分量.

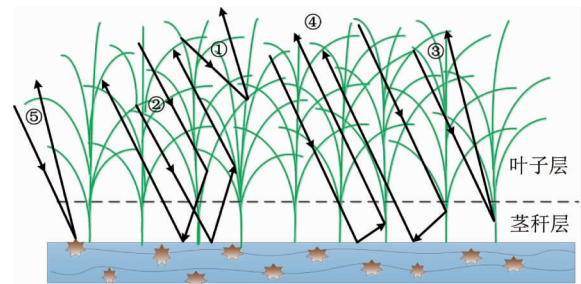


图 4 各种散射机制示意图  
Fig. 4 Scattering mechanisms of Poyang Lake wetland vegetation

植被叶片被模拟成窄长的介电椭圆片,植被茎秆采用无限长介电圆柱体模型模拟,地表采用积分方程模型模拟,植被介电常数采用 Debye-Cole 双重色散关系模型得到,模型的具体计算细节可以参考文献<sup>[15, 18-20]</sup>.

在 Freeman 极化分解中,总的散射功率 Span 为:

$$Span = |S_{HH}|^2 + 2|S_{HV}|^2 + |S_{VV}|^2 = P_s + P_d + P_v, \quad (7)$$

$$P_v = 8|S_{HV}|^2, \quad (8)$$

结合公式(2)可得:

$$RVI_{Freeman} = \frac{8|S_{HV}|^2}{|S_{HH}|^2 + 2|S_{HV}|^2 + |S_{VV}|^2}, \quad (9)$$

而后向散射系数  $\sigma_{ij}$  可表示为  $\sigma_{ij} = \frac{4\pi}{A_0} |S_{ij}|^2$ , 其中  $A_0$  为雷达照射面积. 所以本文定义的雷达植被指数  $RVI_{Freeman}$  可表示为式(10), 可以通过冠层散射模型进行模拟.

$$RVI_{Freeman} = \frac{8\sigma_{HV}}{\sigma_{HH} + 2\sigma_{HV} + \sigma_{VV}}. \quad (10)$$

### 3 结果及分析

#### 3.1 光学植被指数与 LAI 的相关性分析

利用本文获取的实测 LAI 和高分一号影像计算得到植被指数作相关性分析见图 5(a), 三种植被指数随着 LAI 的增大都呈现一定的饱和趋势, 这是由于此时鄱阳湖湿地植被处于生长高峰期. 而对于较低的 LAI 值, 植被随着 LAI 增大而增大, 3 种植物指数与 LAI 都有较高的相关性, 相关系数最高能达到 0.91. 而当 LAI 大于 3 时, 植被指数呈现一定饱和趋势, 相关性较差. 由于饱和现象的出现, 对于 LAI 动态范围为(0,6)的鄱阳湖湿地植被, 植被指数与 LAI 并未呈现好的相关趋势, 见图 5(b). 因此, 单独利用高分一号光学影像数据很难准确地提取鄱阳湖湿地植被 LAI.

#### 3.2 Radarsat-2 全极化数据与 LAI 的相关性分析

利用 Radarsat-2 影像 HH、HV、VV 三种极化方式的后向散射系数, 建立与实测 LAI 的相关关系, 如图 6. 由于雷达与植被作用机理比较复杂, 并且受到地表条件的影响, 三种后向散射系数与 LAI 直接均没有很强的相关性. 其中, HV 极化后向散射系数与 LAI 的相关性较 HH、VV 极化后向散射系数要高, 这是由于交叉极化主要与植被体散射相关而同极化更能反映二次散射与地表的漫散射.

对 Radarsat-2 全极化数据进行 Freeman-Durden 极化分解, 分析三种散射分量与植被 LAI 之间的相关性(见图 7), 其中体散射分量  $P_v$  与 LAI 的相关性最高, 可达到 0.54, 而在 LAI 较低时, 二次散射在三种散射分量中占优势, 这是由于鄱阳湖湿地植被地表含水量非常大并且地表面较平, 甚至部分地区下垫面为水面, 在植被稀疏的情况下, 极容易形成二面角

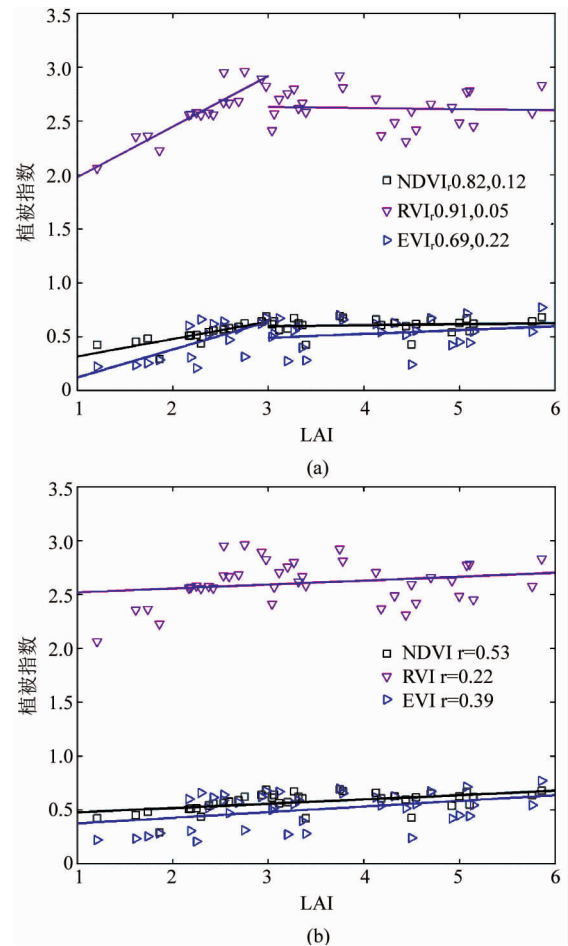


图5 NDVI、RVI、EVI 与实测 LAI 的相互关系  
Fig. 5 Relationship between NDVI、RVI、EVI and LAI

反射. 计算本文定义的新的雷达植被指数  $RVI_{Freeman}$  与 LAI 的相关关系如图 8, 其相关性可达到 0.65, 大于  $P_v$  与 LAI 的相关性. 由图 7 和图 8 知, 在高 LAI 区, 总散射功率的主要成分为体散射分量, 二次散射和面散射较弱; 但在低 LAI 区, 雷达散射作用较为复杂, 容易形成强烈的二次散射分量, 这会导致体散射分量比率值对 LAI 的敏感性减弱.

#### 3.3 光学微波融合植被指数与 LAI 的相关性分析

采用式(3-5)计算光学微波融合植被指数, 对比于传统的光学植被指数(0.53, 0.22, 0.39)和雷达植被指数与 LAI 的相关性(0.65), 融合植被指数与 LAI 的相关性(0.71, 0.67, 0.68)更高(见图 9), 其中, MNDVI 与 LAI 的相关性最高为 0.71.

#### 3.4 基于理论模型的融合植被指数模拟分析

利用 PROSAIL 模型来对光学植被指数进行模拟, 具体模型的输入参数如表 2, 进行 LAI 相关性分析如图 10, 三种植物指数的饱和点均在 2 和 3 之间, 在 LAI 较低时随着 LAI 的增加而增大.

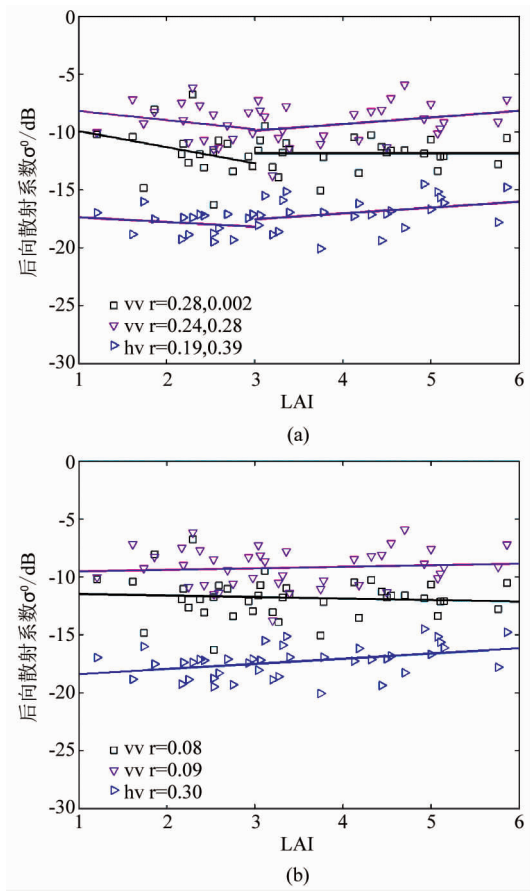


图 6 后向散射系数与实测 LAI 的相关关系  
Fig. 6 Relationship between backscattering coefficient and LAI

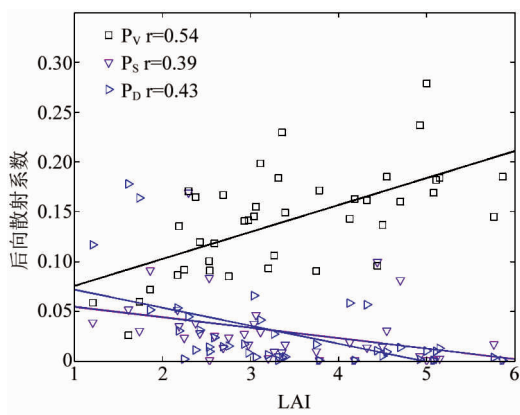


图 7 Radarsat-2 全极化数据的 Freeman-Durden 分解分量与 LAI 的相关性  
Fig. 7 Relationship between Freeman-Durden decomposition components of Radarsat-2 and LAI

利用微波冠层散射模型来对雷达植被指数进行模拟,具体模型的输入参数如表 3,进行 LAI 相关性分析如图 11。

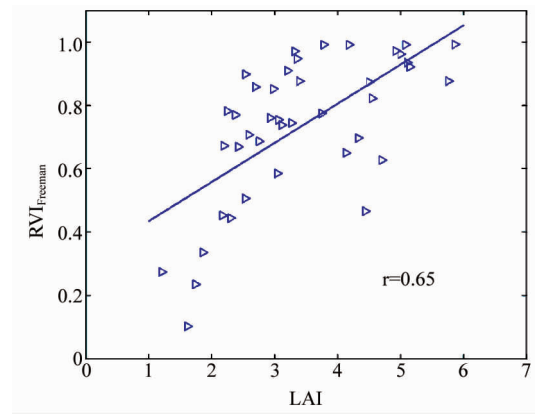


图 8 新定义的雷达植被指数与 LAI 的相关性  
Fig. 8 Relationship between and LAI

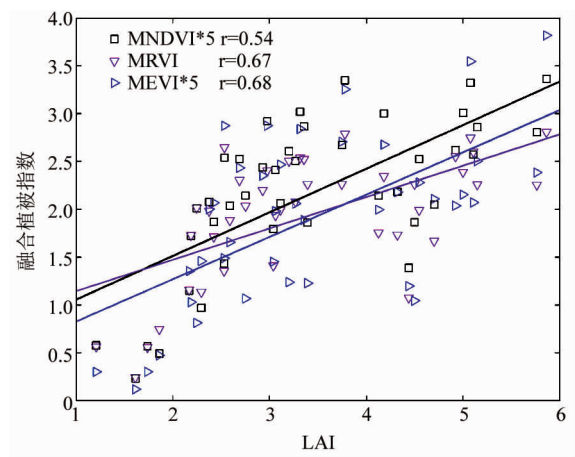


图 9 融合植被指数与 LAI 的相关性  
Fig. 9 Relationship between Integrated vegetation index of Radarsat-2 and LAI

表 2 PROSAIL 模型的输入参数

Table 2 The input parameters in PROSAIL model

输入参数	输入值
叶面积指数	0.4-7,以 0.2 为步长
叶绿素含量 ( $g/cm^2$ )	40
干物质量 ( $g/cm^2$ )	0.3
等效水厚度 (cm)	0.02
叶肉结构参数	1.50
平均叶倾角 ( $^\circ$ )	20
太阳天顶角 ( $^\circ$ )	0
观测天顶角 ( $^\circ$ )	0
方位角 ( $^\circ$ )	0
土壤反射率	0.5

结合图 10 与图 11 的模拟结果,可得到融合植被指数与 LAI 的相关关系,如图 12,融合植被指数与 LAI 有非常强的正相关性,克服了光学植被指数在高 LAI 区的饱和性和雷达植被指数在低 LAI 区的

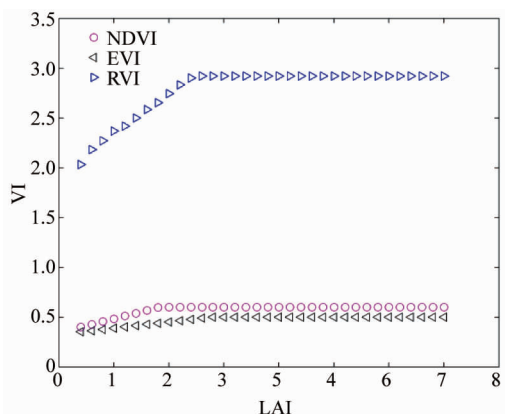


图 10 基于 PROSAIL 模型模拟的植被指数与 LAI 的相互关系

Fig. 10 Relationship between vegetation indices simulated with PROSAIL model and LAI

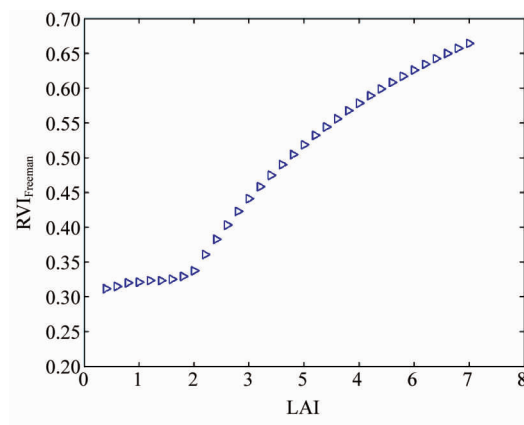


图 11 基于冠层散射模型模拟的雷达植被指数与 LAI 的相互关系

Fig. 11 Relationship between radar vegetation index simulated with canopy microwave scattering model and LAI

表 3 植被冠层微波散射模型的输入参数

Table 3 The input parameters in canopy microwave scattering model

输入参数	输入值
叶面积指数	0.4 - 7, 以 0.2 为步长
叶片半长 (cm)	12.32
叶片半宽 (cm)	0.26
叶片半厚 (mm)	0.20
叶片重量含水量	0.75
土壤体积含水量	0.48
叶片层厚度 (m)	0.32
茎秆层厚度 (m)	0.16
茎秆半径 (mm)	1.43
土壤表面均方根高度 (cm)	0.15
土壤表面相关长度 (m)	0.2

不敏感性,因此可将本文定义的融合植被指数直接用于鄱阳湖湿地植被 LAI 的反演建模. 本文构建的光学微波乘积植被指数能弥补两种观测手段的局限. 主要由于以下两个原因: 1) 光学植被指数对低叶面积指数区敏感,但随着叶面积指数增大,光学植被指数逐渐饱和,因此对高叶面积指数区不敏感; 2) 对于雷达植被指数,由于雷达的穿透性,在一定程度上可克服植被指数饱和的问题. 在高叶面积指数区,总散射功率的主要成分为体散射分量,二次散射和面散射较弱,随着叶面积指数增大,体散射分量比率会增大,因而敏感;但在低叶面积指数区,雷达散射作用较为复杂,容易形成强烈的二次散射分量,这会导致体散射分量比率值对叶面积指数的敏感性减弱,两者乘积可以互补其劣势,这在上述的实测数据和模型模拟数据与叶面积指数的相关性分析中得到验证.

### 3.5 LAI 反演结果与分析

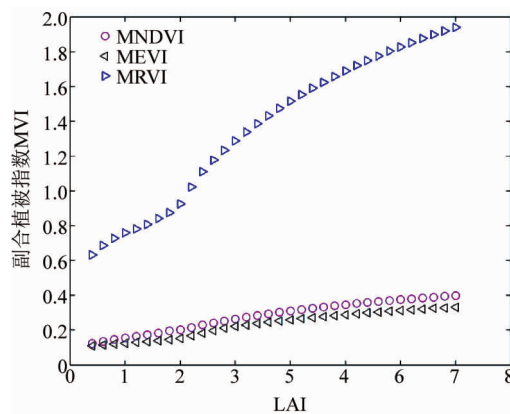


图 12 基于理论模型模拟的融合植被指数与 LAI 的相互关系

Fig. 12 Relationship between vegetation indices simulated with theoretical model and LAI

表 4 为利用高分一号影像数据、Radarsat-2 全极化数据和实测 LAI 数据,构建的 LAI 与融合植被指数 MNDVI、MRVI、MEVI,传统的光学植被指数 NDVI、RVI、EVI 以及雷达植被指数  $RVIFreeman$  的最佳估算模型. 相对于传统的光学植被指数估算结果,融合植被指数估算 LAI 效果显著,其决定系数均超过 0.65. 而对比于雷达植被指数  $RVIFreeman$ ,三种融合植被指数的决定系数均得到提高,其中, MNDVI 的 RSME 更小,这说明本文提出的融合植被指数能够结合光学和雷达数据的各自优势,提高了光学植被指数的饱和点,并且在低 LAI 区域增加了雷达植被指数的敏感性,更适用于鄱阳湖湿地植被 LAI 的反演.

综合  $R^2$  和 RMSE 比较,利用融合植被指数

MNDVI 所建立的 LAI 估算模型最好,故用该模型对本实验区影像进行 LAI 反演制图. 根据实验区分类图(图 2),将非植被区域 LAI 置为 0,其中区域利用估算模型进行计算,得到 LAI 分布图(图 13),图中白色区域为非植被区,彩色区域为植被区. LAI 值主要分布在 0-6 之间,均值约为 3.5,具有明显的高 LAI 区和低 LAI 区,在图像左下角和右小角有部分区域 LAI 较低,在沿湖浅滩周围部分过渡区 LAI 值也较低,而在图像的中上部,靠近湖心的洲滩植被生长最为密集, LAI 值较高,这与当地的实际情况基本一致.

表 4 不同植被指数与 LAI 的建模

Table 4 The estimation models between different vegetation indices and LAI

植被指数	估算模型	$R^2$	RMSE
MNDVI	$y = 6.98x^{1.298}$	0.711	0.889
MRVI	$y = 1.121x + 1.247$	0.651	0.964
MEVI	$y = -2.978x^2 + 6.419x + 1.498$	0.682	0.967
NDVI	$y = 5.98x^{1.4}$	0.289	1.022
RVI	$y = 1.328x - 0.045$	0.124	1.183
EVI	$y = 2.933x + 1.947$	0.231	1.116
$RVI_{Freeman}$	$y = 1.43e^{1.146x}$	0.635	0.914

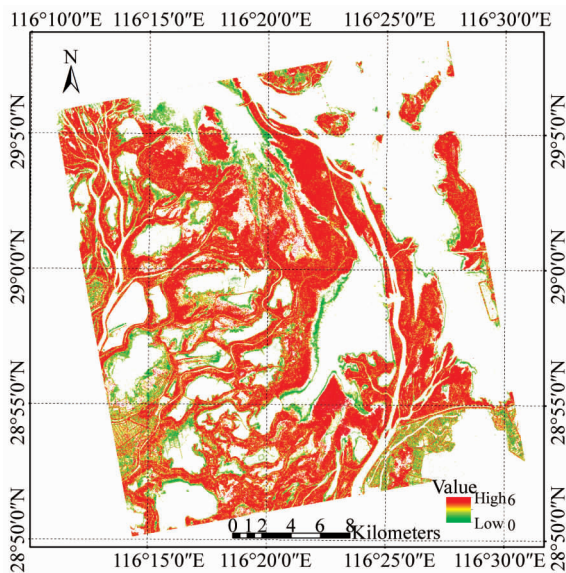


图 13 根据 MNDVI 反演得到的鄱阳湖湿地实验区 LAI 分布图

Fig. 13 LAI distribution of Poyang Lake wetland experimental area derived from MNDVI

## 4 结论

在实测数据与鄱阳湖湿地植被 LAI 的相关性分析的基础上,讨论光学数据和雷达数据与 LAI 的变

化规律,定义了一种新的雷达植被指数. 为了充分利用光学数据在低 LAI 区的高度敏感性和雷达数据对浓密植被冠层的穿透作用,本将传统的光学植被指数与雷达植被指数相乘构建新的光学微波融合植被指数,并通过实测数据分析和理论模型论证,验证了新的植被指数与 LAI 具有更好的相关性. 在三种融合植被指数中,利用 MNDVI 构建的估算模型效果最好,MRVI、MEVI 估算模型的决定系数也都超过了 0.65,最后,利用 MNDVI 反演得到了合理的 LAI 分布图.

提出的光学微波融合植被指数 LAI 反演方法针对 LAI 动态范围较大的鄱阳湖湿地植被,能够较为准确反演出 LAI,方法简单易行,易于推广应用. 构建融合植被指数的方法较多,例如相加减、加权相加、采用神经网络等智能算法应用光学植被指数和微波植被指数联合反演等,这些方法也将在下一步的研究进行分析. 在未来的研究工作中,本文也考虑将构建的融合植被指数用于其他类型的植被和不同生长期植被的 LAI 反演研究,进一步完善融合植被指数.

## References

- [1] Bonan G B. Land atmosphere interactions for climate system models: coupling biophysical, biogeochemical and ecosystem dynamical processes [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1995, **51**(1): 57-73.
- [2] MENG Ji-hua, WU Bing-fang, LI Qiang-zi. Method for estimating crop leaf area index of China using remote sensing [J]. *Transactions of the CSAE*(蒙继华, 吴炳方, 李强子. 全国农作物叶面积指数遥感估算方法. *农业工程学报*), 2007, **23**(2): 160-167.
- [3] LIU Yang, LIU Rong-gao, CHEN Jing-ming, et al. Current status and perspectives of leaf area index retrieval from optical remote sensing data [J]. *Journal of GEO-Information Science* (刘洋, 刘荣高, 陈镜明, 等. 叶面积指数遥感反演研究进展与展望. *地球信息科学学报*), 2013, **15**(5): 734-743.
- [4] Tang S, Chen J M, Zhu Q, et al. LAI inversion algorithm based on directional reflectance kernels [J]. *Journal of Environmental Management*, 2007, **85**(3): 638-648.
- [5] Haboudane D, Miller J R, Pattey E, et al. Hyper-spectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, **90**(3): 337-352.
- [6] ZHAO Juan, HUANG Wen-jiang, ZHANG Yao-hong, et al. Inversion of leaf area index during different growth stages in winter wheat [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis* (赵娟, 黄文江, 张耀鸿, 等. 冬小麦不同生育时期叶面积指数反演方法. *光谱学与光谱分析*), 2013, **33**(9): 2546-2552.
- [7] McNairn H, Kross A, Lapen D, et al. Early season moni-



- toring of corn and soybeans with TerraSAR-X and Radarsat-2[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2014, **28**: 252–259.
- [8] Zhang Y, Liu X H, Su S L. Retrieving canopy height and density of paddy rice from Radarsat-2 images with a canopy scattering model[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2014, **28**: 170–180.
- [9] GAO Shuai, NIU Zheng, WU Ming-quan. The neural network algorithm for estimation plantation forest leaf area index based on ENVISAT/ASAR[J]. *Remote Sensing Technology and Application*(高帅, 牛铮, 邬明权. 基于 ENVISAT/ASAR 的神经网络反演人工林叶面积指数研究. *遥感技术与应用*), 2013, **28**(2): 205–211.
- [10] YU Fan, ZHAO Ying-shi, LI Hai-tao. Soil moisture retrieval based on GA-BP neural networks algorithm[J]. *J. Infrared Millim. Waves*(余凡, 赵英时, 李海涛. 基于遗传 BP 神经网络的主被动遥感协同反演土壤水分. *红外与毫米波学报*), 2012, **31**(3): 283–288.
- [11] WANG qing, LIAO Jing-juan. Estimation of wetland vegetation biomass in the poyang lake area using landsat TM and ENVISAT ASAR data[J]. *Journal of GEO-Information Science*(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. *地球信息科学学报*), 2010, **12**(2): 2282–2291.
- [12] Gao S, Niu Z, Huang N, *et al.* Estimating the leaf area index, height and biomass of maize using HJ-1 and RADARSAT-2[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2013, **24**: 1–8.
- [13] Manninen T, Smolander H, Voipio P, *et al.* Boreal forest LAI retrieval using both optical and microwave data of ENVISAT[C]. *IGARSS*, 2005, **7**: 5033–5036.
- [14] Clevers, JGPW, VanLeeuwen HJC. Combined use of optical and microwave remote sensing data for crop growth monitoring[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, **56**(1): 42–51.
- [15] LIU Ju, LIAO Jing-juan, SHEN Guo-zhuang. Retrieval of wetland vegetation biomass in Poyang Lake based on quad-polarization image[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*(刘菊, 廖静娟, 沈国状. 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*), 2012, **3**: 38–43.
- [16] Freeman A, Durden S L. A Three-component Scattering Model for Polarimetric SAR Data[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 1998, **36**(3), 963–973.
- [17] LI Shu-min, LI Hong, SUN Dan-feng, *et al.* Estimation of regional leaf area index by remote sensing inversion of PROSAIL canopy spectral model [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*(李淑敏, 李红, 孙丹峰, 等. PROSAIL 冠层光谱模型遥感反演区域叶面积指数. *光谱学与光谱分析*). 2009, **29**(10): 2725–2729.
- [18] Karam M A, Fung A K. Propagation and Scattering in Multi-layered Random Media with Rough Interface[J]. *Electromagnetics*, 1982, **2**: 239–256.
- [19] Wang C, Wu J, Zhang Y, *et al.* Characterizing L-band scattering of paddy rice in southeast China with radiative transfer model and multitemporal ALOS/PALSAR Imagery [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 2009, **47**, 988–998.
- [20] Shen G Z, Liao J J, Guo H D, *et al.* Poyang Lake wetland vegetation biomass inversion using polarimetric RADARSAT-2 synthetic aperture radar data[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*. 2015, **9**, 096077.