

基于高分3号和高分2号叶面积指数反演与分析

王泉轩¹, 左小清^{1**}, 孟庆岩^{2,3}, 占玉林², 刘苗², 杨泽楠¹, 李雨秦¹

(1. 昆明理工大学 国土资源工程学院, 云南 昆明 650093; 2. 中国科学院 遥感与数字地球研究所, 北京 100101;

3. 三亚中科遥感研究所, 海南 三亚 572029)

摘要:针对光学数据反演叶面积指数(LAI)容易受到云雾遮挡和光学遥感信息饱和的问题,根据雷达散射机制和 Yamaguchi 分解,提出了极化分解植被指数,利用光学植被指数和极分解植被指数融合形成光学与微波极化分解融合植被指数;利用光学与微波极化分解融合植被指数与实测数据建立回归模型反演叶面积指数,并对该模型精度评价.实验表明:光学与微波极化分解融合植被指数与实测数据建立回归模型反演叶面积指数的精度要优于极化分解植被指数和光学植被指数与实测数据建立的回归模型,其中 MRVI 与 LAI 建立回归模型是最优的, R^2 达到 0.7262, RMSE 到达 0.3548.综上所述,光学与微波极化分解融合植被指数不仅充分利用雷达能够穿透浓密植物的特性,而且融合光学数据对叶面积指数的反演敏感性,更能准确的反演叶面积指数.

关键词:叶面积指数; Yamaguchi 分解; 光学与微波极化分解融合植被指数; 精度评价; 回归模型

中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 0258-7971(2019)04-0731-07

叶面积指数(Leaf Area Index, LAI)是反映植被个体或群体长势特征的关键指标,控制着地表植被的生物物理过程^[1].本文把叶面积指数定义为单位地表面积上所有叶片面积之和的一半^[2].大部分学者采用光学影像反演叶面积指数,但是容易受到天气的影响和叶面积指数较大时,存在光学遥感信息饱和的影响,使得反演精度降低. Soudani 等^[3]基于 IKONOS、SPOT、ETM+等3种卫星传感器结合5种植被指数对温带针叶林和落叶林的 LAI 进行研究; Liu 等^[4]利用半经验方法分析植被指数反演不同生育期农作物 LAI 的精度;于泉洲等^[5]基于 EO-1 Hyperion 数据证明了增强型植被指数比归一化植被指数能更好的指示森林类型覆盖度的变化;靳华安等^[6]考虑地形因子基于偏最小二乘原理构建 LAI 估算模型反演叶面积指数.还有少部分学者采用了微波影像反演叶面积指数,但没有达到较好的效果.高帅等^[7]基于 Radarsat SAR 卫星提出一种半经验性反演叶面积指数的方法;马红章等^[8]提出了基于迭代方法微波辐射亮温参数化计算模型

反演叶面积指数;林岳峰等^[9]采用最小二乘法构建联合估算模型反演叶面积指数;苏伟等^[10]通过 NDSI 构建单变量模型反演叶面积指数.

综上所述,大部分国内外学者采用光学影像反演叶面积指数,其影像受到了分辨率和天气状况的影响,故反演精度不高;少部分国内外学者虽然采用了微波影像,但是反演效果无法真正与实际相符合.基于此,本文基于高分3号和高分2号数据提出了一种高精度反演叶面积指数的方法,该方法不仅克服了天气对影像的影响,而且很大程度提高了反演精度,且具有一定的普适性.

1 研究区域和数据源

1.1 实验区概述 本实验区位于冀中平原西部的河北省石家庄市东南部栾城区及其周边(37°47'34"~37°59'20"N, 140°28'36"~114°47'35"E),如图1所示.这里气候温和,年平均气温 12.8℃,年降水量 423.7 mm,属温带大陆性季风气候,光热充足,雨热同季,有利于农作物生长.

收稿日期:2018-10-20; 接受日期:2019-01-29; 网络出版日期:2019-05-27

基金项目:云南省高校工程研究中心项目;海南省重点研发计划(ZDYF2018231);三亚市院地科技合作项目(2018YD10);三亚市科技成果转化项目(2017CZ07-sy17kz01132).

作者简介:王泉轩(1992-),男,山西人,硕士生,主要从事定量遥感及农业遥感研究. E-mail: 1244377865@qq.com.

** 通信作者:左小清(1972-),男,江西人,博士,教授,主要从事农业与生态环境遥感研究. E-mail: 514012196@qq.com.

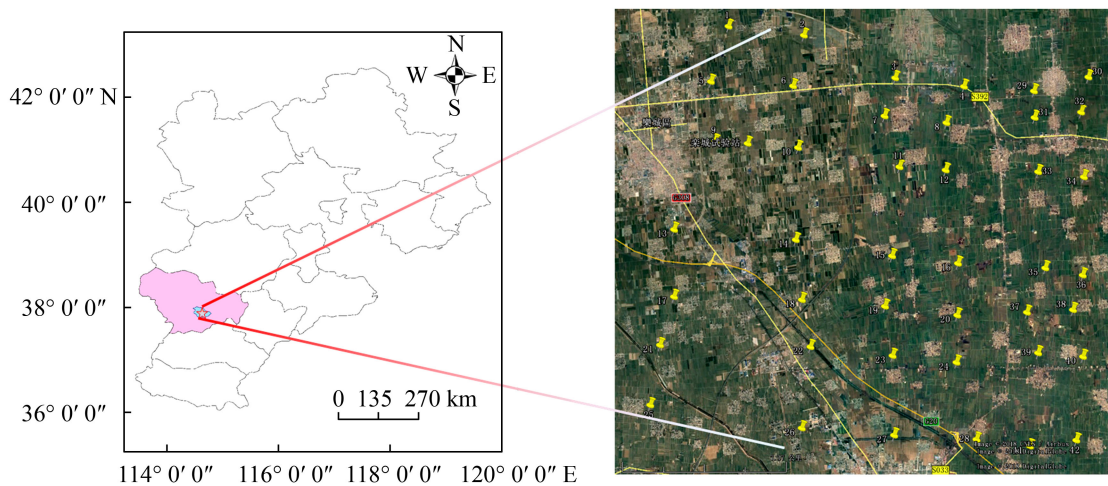


图 1 实验区采样点图
Fig. 1 Sample area of the experimental area

1.2 影像数据源和预处理 本文选取高分 3 号和高分 2 号数据, 其中高分 3 号 SAR 数据波段为 C 波段, 分辨率约为 6 m, 过境时间为 2017 年 5 月 23 日. 首先, 采用 PIE-SAR (Pixel Information Expert-Synthetic Aperture Radar) 软件对该影像全极化、辐射定标、幅度增强、滤波等处理. 然后, 采用 ENVI 5.3 软件提取后向散射系数. 最后, 通过 PIE-SAR 软件对数据进行 Yamaguchi 极化分解, 提取散射分量. 高分 2 号空间分辨率 4 m, 宽幅 45 km, 重访日期 5 d, 对影像进行辐射定标、大气校正和正射校正. 辐射定标采用中国资源卫星中心下载的绝对定标系数进行; 大气校正采用 ENVI 5.3 中的 FLAASH 大气校正模块, 为获得地表真实反射率^[11]; 正射校正采用自带 RPC 和 DEM 高程数据进行, 使图像更加精确、清晰.

1.3 实测数据 本次实验采用美国 LI-COR LAI-2200C 植物冠层分析仪, 采集日期为 2017 年 5

23—29 日, 基本与高分 3 号和高分 2 号卫星过境时间一致, 采集时间为上午 07: 30—09: 30, 为避免因太阳直射而带来的测量误差, 采用 180° 遮盖帽遮挡镜头. 并且, 为避免仪器的视角范围和玉米冠层高度带来的误差, 均将仪器高度设定为距离地面 5 cm 处, 并在每 1 个样点测量 1 次天空光和 4 次 LAI 的平均值, 作为该样点的有效 LAI 值. 同时利用 GPS 定位仪记录每一个点的经纬度, 记录过程中在同一个样方多次定位, 避免误差的产生.

2 试验方法

2.1 光学植被指数 光学植被指数就是根据地面实测的叶面积指数与光学遥感中的光谱数据或者变换行式(植被指数)建立回归分析模型. 本文通过选取 6 种光学植被指数与实测叶面积指数建立回归模型(表 1), 并分析和评价其精度.

2.2 极化分解植被指数 由于河北省栾城市实验

表 1 光学植被指数

Tab. 1 Optical vegetation index

植被指数	计算公式
归一化差值植被指数 ^[12-13]	$NDVI = (P_{NIR} - P_R) / (P_{NIR} + P_R)$
土壤调节植被指数 ^[14]	$SAVI = (P_{NIR} - P_R) \times (1 + L) / (P_{NIR} + P_R + L)$
增强植被指数 ^[15]	$EVI = 2.5 (P_{NIR} - P_R) / (P_{NIR} + 6P_R - 7.5P_B + 1)$
土壤调节植被指数 ^[16]	$RVI = P_{NIR} / P_R$
改进增强植被指数 ^[17]	$EVI_2 = 2.5 (P_{NIR} - P_R) / (P_{NIR} + 2.4P_R + 1)$
改进土壤调整指数 ^[18]	$MSAVI = \{2P_{NIR} + 1 - [2P_{NIR} + 1 - ((2P_{NIR} + 1)^2 - 8(P_{NIR} - P_R))]^{1/2}\} / 2$

P_{NIR} 、 P_R 和 P_B 分别为GF-2影像的近红外波段、红波段、蓝波段, 绿波段的反射率 L 为土壤调节系数, 本文取 $L=0.5$.

区地形复杂, 反射对称性不满足, 得出后向散射主要来源于地表散射、植被灌层散射和叶片的二次散射, 由此本文引入了 Yamaguchi 在 2005 年提出的 Yamaguchi 分解, 该分解是在 Freeman 分解的基础上引入了 Helix 散射分量, 该分量由螺旋体的散射引起, 因此可以将全极化 SAR 分解成 4 个散射机制的散射功率分量. 根据 4 种散射比例构建出一种极化分解植被指数, 公式(1)为总协方差矩阵为 T_4 .

$$T_4 = F_s T_s F_d T_d + F_v T_v + F_h T_h, \quad (1)$$

其中 T_s 、 T_d 、 T_v 和 T_h 分别表示体散射、二次散射、表面散射和螺旋体散射, F_s 、 F_d 、 F_v 和 F_h 分别对应 4 种散射量的贡献. 公式(2)是本文根据 T_s 定义一种极化分解植被指数 $I_{Yamaguchi}$.

$$I_{Yamaguchi} = T_s / (T_s + T_d + T_v + T_h). \quad (2)$$

当高分 3 号照射浓密植被时, 由于入射到地面的散射能量较小, 所以入射到地面又反射到植被叶和茎的能量同样变小, 即 T_d 和 T_v 变小. 但是, 浓密的植被会使得 T_s 和 T_h 变大, 其中 T_h 影响较小, 此时 $I_{Yamaguchi}$ 的值趋近为 1. 当高分 3 号照射裸地时, 体散射量 T_s 将趋近为 0, 此时 $I_{Yamaguchi}$ 同样趋于 0.

2.3 光学与微波极化分解融合植被指数 光学影像反演叶面积指数时, 在 LAI 高区域容易饱和, 在 LAI 低区域较为敏感, 使得反演不符合实际情况, 又因为雷达后向散射对植被的结构和散射体数量等非常敏感^[19]. 综上所述, 本文提出一种光学与微波极化分解融合植被指数模型, 结合 2 种影像的优势对叶面积指数反演, 提高反演精度. 表 2 是光学与微波极化分解融合植被指数模型.

2.4 精度评定指数 通过精度评定, 可以有效地评价出植被指数与实测叶面积指数的拟合状况, 得

到最优的反演模型, 使得利用该模型反演后的影像值和与其对应的实测值相一致. 本文选取了决定系数 (Coefficient of Determination, R^2) 和均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 2 种方法评价, 如公式(3)^[20] 和(4)^[21] 所示.

$$R^2 = \sum (y - y_i)^2 / \sum (y_c - y)^2, \quad (3)$$

式中, y 表示实测生态参数值, y_i 为表示估算生态参数值, y_c 为实测生态参数平均值.

$$RMSE = (\sum (y_i - y_c) / n)^{1/2}, \quad (4)$$

式中, y_i 为预测值, y_c 为实测值, n 为样本个数.

3 实验分析

3.1 光学植被指数回归分析 通过采用线性、对数、指数和二项式的形式, 建立 6 种光学植被指数与实测叶面积指数的回归模型, 并采用均方根误差和决定系数 2 种方法评价拟合精度. 表 3 为选取 6 种光学植被指数与实测叶面积指数拟合最优的形式.

从表 3 可知, 基于高分 2 号数据采用 6 种光学植被指数与 LAI 拟合时, RVI-LAI 中二项式是拟合程度最好的, 且 R^2 达到 0.6221, RMSE 的值为 0.4036; 其次是 NDVI-LAI 中线性拟合, 且 R^2 达到 0.6105, RMSE 的值为 0.4085; SAVI-LAI 中线性拟合是所有回归模型中效果最差的, 且 R^2 只有 0.5532, RMSE 的值为 0.4472. 综上所述, 高分 2 号数据分别用线性、对数、二项式及指数 4 种形式对 6 种光学植被指数与 LAI 拟合时, 不同光学植被指数拟合最优的形式也有所不同, 其中 RVI-LAI 中二项式拟合是所有光学植被指数回归中的拟合程度最优.

表 2 融合植被指数

Tab. 2 Fusion vegetation index

植被指数	计算公式
融合归一化差值植被指数	$MNDVI = I_{Yamaguchi} (P_{NIR} - P_R) / 10 (P_{NIR} + P_R)$
融合土壤调节植被指数	$MSAVI = I_{Yamaguchi} (P_{NIR} - P_R) (1 + L) / (P_{NIR} + P_R + L)$
融合增强植被指数	$MEVI = 2.5 I_{Yamaguchi} (P_{NIR} - P_R) / 10 (P_{NIR} + 6P_R - 7.5P_B + 1)$
融合土壤调节植被指数	$MRVI = I_{Yamaguchi} P_{NIR} / P_R$
融合改进增强植被指数	$MEVI_2 = 2.5 I_{Yamaguchi} (P_{NIR} - P_R) / 10 (P_{NIR} + 2.4P_R + 1)$
融合改进土壤调整指数	$MMSAVI = I_{Yamaguchi} \{2P_{NIR} + 1 - [2P_{NIR} + 1 - ((2P_{NIR} + 1)^2 - 8(P_{NIR} - P_R))^{1/2}]\} / 2$

P_{NIR} 、 P_R 和 P_B 分别为 GF-2 影像的近红外波段、红波段、蓝波段, 绿波段的反射率 L 为土壤调节系数, 本文取 $L=0.5$.

表 3 光学植被指数回归模型

Tab. 3 Optical vegetation index regression model

植被指数回归模型	拟合方程	R^2	RMSE
NDVI-LAI	$y=5.1584x+1.0517$	0.6105	0.4085
EVI-LAI	$y=1.9285x^2+3.0286x+1.6738$	0.5735	0.4325
EVI_2 -LAI	$y=2.6280x+1.5102$	0.5801	0.4285
RVI-LAI	$y=-1.9805x^2+12.4860x-15.7770$	0.6221	0.4036
SAVI-LAI	$y=2.4641x+2.1021$	0.5532	0.4472
MSAVI-LAI	$y=0.5290x+1.3139$	0.6018	0.4165

3.2 极化方式指数回归分析 多极化合成孔径雷达(SAR)影像存在 HH、VV、HV 及 VH 4 种极化方式. 本文通过利用 4 种极化方式后向散射系数与实测 LAI 建立回归模型, 并评价其反演精度. 图 2 为 4 种极化通道与实测 LAI 建立的回归模型, 表 4 为 4 种极化通道与实测 LAI 建立的回归方程.

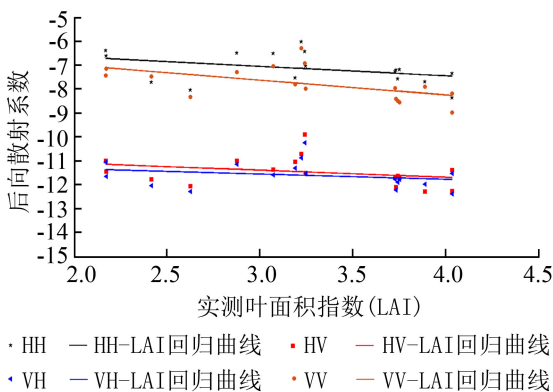


图 2 后向散射系数与 LAI 回归分析

Fig. 2 Backscattering coefficient and LAI regression analysis

表 4 后向散射系数回归模型

Tab. 4 Backscatter coefficient regression model

植被指数回归模型	拟合方程	R^2	RMSE
HH-LAI	$y=-0.2810x-0.0190$	0.0629	0.9254
HV-LAI	$y=-0.3069x-0.2763$	0.0914	0.8853
VH-LAI	$y=-0.2810x-0.0190$	0.0729	0.9021
VV-LAI	$y=-0.4861x-0.5385$	0.0615	0.9272

从图 2 和表 4 可知, 由于受到地表条件的影响, 使得 4 种极化方式的后向散射系数与 LAI 没有很强的相关性. 其中, HV 和 VH 与 LAI 相关性要强于 HH 和 VV, 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散射^[2], 其中, HV 与 LAI 回归性最优, R^2 的值为 0.0914, RMSE 的值为 0.8942, 但也无法满足反演精度要求. 综上所述, HH、VV、HV 及 VH 4 种极化方式的后向散射系数与 LAI 相关性不强, 无法满足反演精度要求.

3.3 极化分解植被指数回归分析 通过均方根误差和决定系数 2 种方法, 评价极化分解植被指数与实测叶面积指数建立回归模型的精度. 图 3 为极化分解植被指数与 LAI 回归模型.

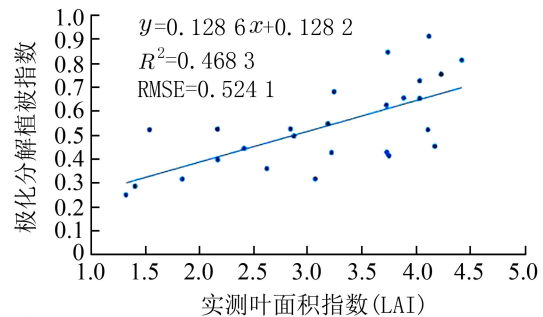


图 3 极化分解植被指数与 LAI 回归分析

Fig. 3 Polarization decomposition vegetation index and LAI regression analysis

从图 3 可知, 在相对较高的 LAI 区域中, 玉米植被较为茂密, 总散射功率大多来自于体散射, 所以其极化分解植被指数近似为 1, 极化分解植被指数与 LAI 敏感性较高. 但是, 在相对较低的 LAI 区域中, 玉米植被较为稀疏, 总散射功率来源较为复杂, 所以其极化分解植被指数与 LAI 敏感性低. 综上所述, 在 LAI 较高的区域, 极化分解植被指数与 LAI 敏感性高于在 LAI 较低的区域极化分解植被指数与 LAI 敏感性.

3.4 光学与微波极化分解融合植被指数模型分析 通过 6 种光学与微波极化分解融合植被指数与

实测叶面积指数建立回归模型,并评价其精度.表 5 为融合植被指数回归模型;图 4 为光学与微波极化分解融合植被指数回归图;图 5 为 MRVI 融合植被指数反演叶面积指数分布图.

从图 4 和表 5 可知,基于高分 2 号和高分 3 号,融合植被指数与实测叶面积指数建立回归模型中,6 种融合植被指数估算 LAI 效果显著, R^2 均高于 0.62, RMSE 均小于 0.4. 其中, MRVI 与 LAI 建立回归模型是最优的, R^2 达到 0.7262, RMSE 达到 0.3548.

实际考察可知,河北省栾城区实验区玉米主要分布在西北部及西南部区域.从图 5 可知,非植被区域为白色,植被区域为彩色区域,MRVI 反演 LAI 值集中在 2.5~3.0 之间,异常值较少且反演结果比较均匀,基本符合当地玉米的生长状况,且与当地实际情况相一致.综上所述,实验证明了融合

表 5 光学与微波极化分解融合植被指数回归模型

Tab.5 Optical and microwave polarization decomposition fusion vegetation index regression model

融合植被指数 回归模型	拟合方程	R^2	RMSE
MNDVI-LAI	$y=0.4617x+2.0987$	0.6821	0.3684
MEVI-LAI	$y=0.4970x+2.0643$	0.6445	0.3872
MEVI ₂ -LAI	$y=0.5837x+2.1424$	0.6359	0.3925
MRVI-LAI	$y=1.7498x-1.3867$	0.7262	0.3548
MSAVI-LAI	$y=1.2862x-2.0112$	0.6498	0.3825
MMSAVI-LAI	$y=0.3198x+2.2795$	0.6789	0.3726

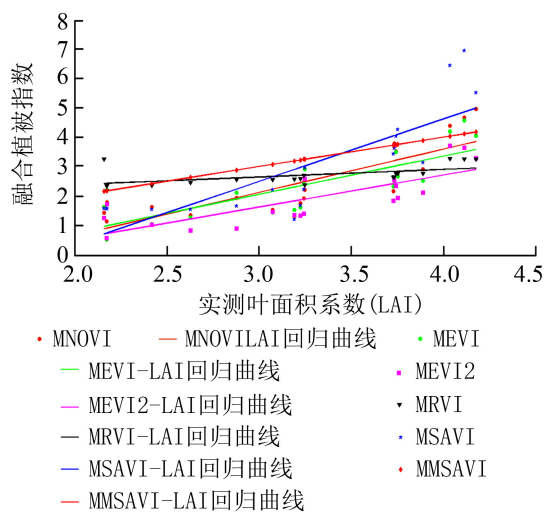


图 4 融合植被指数与 LAI 回归分析

Fig. 4 Fusion vegetation index and LAI regression analysis

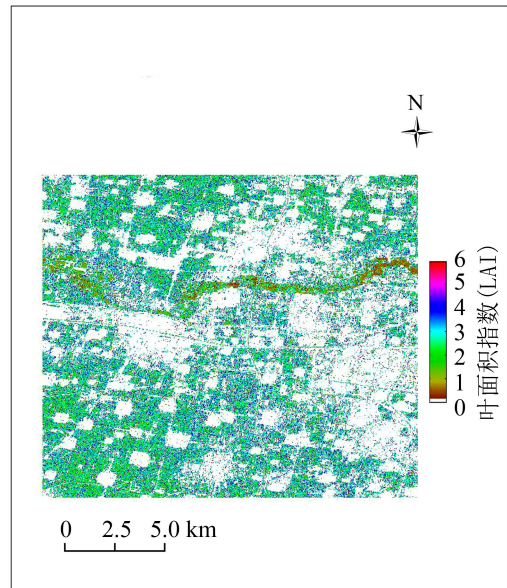


图 5 MRVI 融合植被指数反演叶面积指数分布图

Fig. 5 Inversion of leaf area index map by MRVI fusion vegetation index

植被指数能够结合光学和雷达数据的各自优势,不仅增加了雷达植被指数的敏感性,并提高了光学植被指数的饱和点.

4 结论

(1) 光学植被指数回归模型反演叶面积指数 (LAI) 时,其中 RVI 与 LAI 建立的回归模型为最优, R^2 的值为 0.6221, RMSE 的值为 0.4036. 但光学影像容易受天气和光学信息饱和的影响,因此当 LAI 较大时,饱和现象的出现,使得反演精度不稳定.

(2) 极化方式回归模型反演叶面积指数 (LAI) 时,4 种极化方式与叶面积指数拟合精度均较低,无法满足反演要求.但交叉极化与 LAI 的拟合程度要比同极化拟合程度优越.

(3) 极化分解植被指数模型反演叶面积指数 (LAI) 时,在玉米生长旺盛的地区,反演精度能满足要求.但在玉米生长稀疏的地区,由于该模型敏感度低的原因,使得反演精度较低.

(4) 光学与微波极化分解融合植被指数回归模型是 4 种模型中反演叶面积指数 (LAI) 的效果最好.其中, MRVI 与 LAI 建立回归模型达到最优, R^2 的值达到 0.7262, RMSE 的值达到 0.3548,该方法简单易于推广,不仅有效克服了叶面积指数较大时,光学遥感信息存在饱和的问题,而且充分利用了雷达数据对浓密植被冠层的穿透作用,使得反演精度明显增加且符合实际情况.

参考文献:

- [1] Marta M, Mait L. Leaf area index mapping with optical methods and allometric models in SMEAR flux tower footprint at Järvelja, Estonia[J]. *Forestry Studies*, 2015, 63(1): 85-99. DOI: [10.1515/fsmu-2015-0010](https://doi.org/10.1515/fsmu-2015-0010).
- [2] Arndt P, Maren D, Christiane W, et al. Influence of woody tissue and leaf clumping on vertically resolved leaf area index and angular gap probability estimates[J]. *Forest Ecology and Management*, 2015, 340: 103-113. DOI: [10.1016/j.foreco.2014.12.026](https://doi.org/10.1016/j.foreco.2014.12.026).
- [3] Soudani K, François C, Maire G L, et al. Comparative analysis of IKONOS, SPOT, and ETM+ data for leaf area index estimation in temperate coniferous and deciduous forest stands[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 102(1): 161-175.
- [4] Liu J, Pattey E, Jégo G. Assessment of vegetation indices for regional crop green LAI estimation from Landsat images over multiple growing seasons[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 123(3): 347-358.
- [5] 于泉洲, 周蕾, 王绍强, 等. 基于 EO-1 Hyperion 的中国典型森林冠层高光谱特征分析 [J]. *云南大学学报: 自然科学版*, 2018, 40(5): 947-954.
Yu Q Z, Zhou L, Wang S Q, et al. An analysis on the spectrum characteristics of Chinese typical forest canopy in growing season based on EO-1 Hyperion images[J]. *Journal of Yunnan University: Natural Sciences Edition*, 2018, 40(5): 947-954.
- [6] 靳华安, 李爱农, 边金虎, 等. 西南地区不同山地环境梯度叶面积指数遥感反演 [J]. *遥感技术与应用*, 2016, 31(1): 42-50.
Jin H A, Li A M, Bian J H, et al. Remote sensing inversion of gradient leaf area index in different mountain environments in the Southwest[J]. *Remote Sensing Technology and Applications*, 2016, 31(1): 42-50.
- [7] 高帅, 牛铮, 刘晨洲. 基于 RADARSAT SAR 估测热带人工林叶面积指数研究 [J]. *国土资源遥感*, 2008, 20(4): 35-38.
Gao S, Niu Z, Liu C Z. The estimation of tropical plantation forest leaf area index based on RADARSAT SAR data[J]. *Remote Sensing of Territorial Resources*, 2008, 20(4): 35-38.
- [8] 马红章, 刘素美, 朱晓波, 等. 基于被动微波遥感技术的玉米冠层叶面积指数反演 [J]. *国土资源遥感*, 2013, 25(3): 66-71.
Ma H Z, Liu S M, Zhu X B, et al. Inversion of corn crown leaf area index based on passive microwave remote sensing technology[J]. *Remote Sensing of Territorial Resources*, 2013, 25(3): 66-71.
- [9] 林岳峰, 柳钦火, 李静, 等. 最小二乘法联合光学与雷达遥感数据估算玉米叶面积指数 [J]. *遥感技术与应用*, 2016, 31(4): 691-701.
Lin Y F, Liu Q H, Li J, et al. Least square method combined with optical and radar remote sensing data estimates corn leaf area index[J]. *Remote Sensing Technology and Applications*, 2016, 31(4): 691-701.
- [10] 苏伟, 侯宁, 李琪, 等. 基于 Sentinel-2 遥感影像的玉米冠层叶面积指数反演 [J]. *农业机械学报*, 2018, 49(1): 151-156.
Su W, Hou N, Li Q, et al. Inversion of corn canopy leaf area index based on Sentinel-2 remote sensing images[J]. *Journal of Agricultural Machinery*, 2018, 49(1): 151-156.
- [11] Nariane B, Fernanda W, Thanan R, et al. Atmospheric correction issues for retrieving total suspended matter concentrations in inland waters using OLI/Landsat-8 image[J]. *Advances in Space Research*, 2017, 59(9): 2335-2348. DOI: [10.1016/j.asr.2017.02.017](https://doi.org/10.1016/j.asr.2017.02.017).
- [12] 王海, 杨祖祥, 王麟, 等. TVDI 在云南 2009/2010 年干旱监测中的应用 [J]. *云南大学学报: 自然科学版*, 2014, 36(1): 59-65.
Wang H, Yang Z X, Wang L, et al. The application of TVDI in drought monitoring over Yunnan Province during 2009 to 2010[J]. *Journal of Yunnan University: Natural Sciences Edition*, 2014, 36(1): 59-65.
- [13] 彭泽瑜, 彭明春, 王崇云, 等. 金沙江流域 (云南部分) 植被光谱特征季节变化研究 [J]. *云南大学学报: 自然科学版*, 2013, 35(S2): 373-377.
Peng Z Y, Peng M C, Wang C Y, et al. Study on seasonal variation of vegetation spectral characteristics at Jin Shajiang River Basin (Yunnan part)[J]. *Journal of Yunnan University: Natural Science Edition*, 2013, 35(S2): 373-377.
- [14] Huete A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1988, 25(3): 295-309. DOI: [10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X).
- [15] Liu H Q, Huete A R. A feedback based modification of the NDVI to minimize canopy background and atmospheric noise[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1995, 33(2): 457-465. DOI: [10.1109/36.377946](https://doi.org/10.1109/36.377946).
- [16] Chen J M, Pavlic G, Brown L, et al. Derivation and validation of Canada-wide coarse-resolution leaf area index maps using high resolution satellite imagery and ground measurements[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1): 165-184. DOI: [10.1016/S0034-4257\(01\)00300-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00300-5).
- [17] Li H, Chen Z X, Jiang Z W, et al. Comparative analysis

- of GF-1, HJ-1, and Landsat-8 data for estimating the leaf area index of winter wheat[J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2017, 16(2): 266-285. DOI: [10.1016/S2095-3119\(15\)61293-X](https://doi.org/10.1016/S2095-3119(15)61293-X).
- [18] José P S V, Paulo B. Post-fire vegetation regrowth detection in the Deiva Marina region (Liguria-Italy) using Landsat TM and ETM+ data[J]. *Ecological Modelling*, 2009, 221(1): 75-84. DOI: [10.1016/j.ecolmodel.2009.03.011](https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2009.03.011).
- [19] 许涛, 廖静娟, 沈国状, 等. 基于高分一号与 Radarsat-2 的鄱阳湖湿地植被叶面积指数反演 [J]. *红外与毫米波学报*, 2016, 35(3): 332-340.
Xu T, Liao J J, Sheng G Z, et al. Estimation of wetland vegetation LAI in the Poyang Lake area using GF-1 and Radarsat-2 data[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2016, 35(3): 332-340.
- [20] Danylec K, Mazur J, Kozak K, et al. Determination of the thoron emanation coefficient using a powder sandwich technique[J]. *Journal of Environmental Radioactivity*, 2018, 195: 109-113. DOI: [10.1016/j.jenvrad.2018.10.004](https://doi.org/10.1016/j.jenvrad.2018.10.004).
- [21] Afan G S, Yaya H, Edi A, et al. Single layer & multi-layer Long Short-Term Memory (LSTM) model with intermediate variables for weather forecasting[J]. *Procedia Computer Science*, 2018, 135: 89-98. DOI: [10.1016/j.procs.2018.08.153](https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.08.153).
- [22] 史磊, 李平湘, 杨杰. 极化方位角对 Yamaguchi 参数分解的影响 [J]. *中国图象图形学报*, 2011, 16(11): 1 989-1 995. DOI: [10.11834/jig.20111105](https://doi.org/10.11834/jig.20111105).
Shi L, Li P X, Yang J. Effect of polarization azimuth on the decomposition of Yamaguchi parameters[J]. *Chinese Journal of Image Graphics*, 2011, 16(11): 1 989-1 995.

Inversion and analysis of leaf area index based on GF-3 and GF-2

WANG Xiao-xuan¹, ZUO Xiao-qing^{1**}, MENG Qing-yan^{2,3}, ZHAN Yu-lin²,
LIU Miao², YANG Ze-nan¹, LI Yu-qin¹

(1. School of Land and Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology,
Kunming 650093, China;

2. Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

3. Sanya Institute of Remote Sensing, Sanya 572029, China)

Abstract: The inversion of leaf area index (LAI) for optical data is susceptible to cloud occlusion and saturation of optical remote sensing information. Based on the radar scattering mechanism and Yamaguchi decomposition, this paper proposes a polarization decomposition vegetation index, and uses the optical vegetation index and the polar decomposition vegetation index to form an optical and microwave polarization decomposition fusion vegetation index, which, combined with the measured data, is used to establish a regression model so as to invert the leaf area index, and evaluate the accuracy of the model. Experiments show that the optical and microwave polarization decomposition fusion vegetation index and measured data establish a regression model that inverts the accuracy of leaf area index better than does the regression model established by polarization decomposition vegetation index and optical vegetation index and measured data, among which the regression model formed by MRVI and LAI is optimal, with R^2 reaching 0.726 2 and RMSE reaching 0.354 8. In summary, the optical and microwave polarization decomposition fusion vegetation index are able to fully utilize the characteristics of radar capable of penetrating dense plants; the inversion sensitivity of the fusion optical data to the leaf area index is capable of inverting the leaf area index more accurately.

Key words: leaf area index; Yamaguchi decomposition; optical and microwave polarization decomposition fusion vegetation index; accuracy evaluation; regression model