

## 农业遥感

## 基于ACRM模型与敏感波段的农作物LAI与LCC反演\*

刘轲<sup>1</sup>, 刘泳伶<sup>1</sup>, 张敏<sup>1</sup>, 刘仕川<sup>1</sup>, 任国业<sup>1</sup>, 吴文斌<sup>2, 3</sup>,  
李源洪<sup>1\*</sup>, 程武学<sup>4</sup>

(1. 四川省农业科学院遥感应用研究所 / 农业农村部遥感应用中心成都分中心, 成都 610066;  
2. 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所 / 农业农村部农业遥感重点实验室, 北京 100081;  
3. 华中师范大学城市与环境科学学院, 湖北武汉 430079; 4. 四川师范大学地理与资源科学学院, 成都 610101)

**摘要:**【目的】面向现代农业生产和管理的数据需求, 基于ACRM冠层反射率模型, 探索适于冬小麦叶面积指数(LAI)和叶片叶绿素含量(LCC)反演的波段选择方案。【方法】文章考虑高光谱数据降维和CR模型模拟误差, 选出覆盖蓝、绿、红与近红外的5个波段(波段选择方案B1), 开展LAI与LCC同步反演。然后分别选择LAI和LCC的敏感波段, 开展对应参数的反演试验。【结果】(1) 基于B1, 能够在多数田块实现较为准确的LAI与LCC同步反演(LAI反演值与实测值间决定系数( $R^2$ )为0.8604, 均方根误差(RMSE)为0.963; LCC反演的 $R^2$ 为0.8141, RMSE为0.069)。(2) 仅利用LAI或LCC敏感波段反演结果的 $R^2$ 与RMSE同时略有升高, 但与基于B1的反演结果相比, 无明显差异。【结论】通过该研究与利用相同数据的前期研究对比发现, 旨在高光谱数据降维与限制CR模型模拟误差的波段选择, 对LAI反演精度改进作用较为显著。相较而言, 仅选用单一目标参数(LAI或LCC)的敏感波段, 对反演精度改进并不明显。由此, 一方面证实了常规反演方法与面向对象反演法不强调选用单一目标参数敏感波段的合理性; 另一方面, 并不否定多阶段目标决策(MSDT)反演法以及一些相关研究提出的, 仅采用单一目标参数敏感波段来开展反演的合理性。

**关键词:** 叶面积指数; 叶片叶绿素含量; 冠层反射率模型; 遥感反演; 波段选择

DOI: 10.12105/j.issn.1672-0423.20200501

## 0 引言

发展现代农业, 促进农业生产和管理的数字化、智能化, 是我国保护农业环境、保

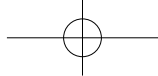
收稿日期: 2020-10-01

第一作者简介: 刘轲(1985—), 博士、助理研究员。研究方向: 农作物参数遥感反演方法、作物胁迫遥感监测方法。

Email: ke\_liu\_rs@163.com

※ 通信作者简介: 李源洪(1979—), 硕士、副研究员。研究方向: 农业土地科学。Email: 398023063@qq.com

\* 基金项目: 四川省应用基础研究项目“基于互联网+多阶段遥感反演的区域水稻参数逐田块监测技术研究”(2017JY0284); 四川省省院省校合作项目“基于大数据机器学习与冠层反射率模型结合的水稻叶面积指数提取技术”(2018JZ0054); 成都市重点研发支撑计划项目“互联网+机器学习下的农情遥感监测方法与大数据平台”(2019-YF05-01368-SN); 四川省应用基础研究项目“星机地协同的若尔盖草地鼠害遥感监测研究”(2017JY0155); 四川省财政创新能力提升工程项目“基于冠层反射率模型多阶段反演的逐地块水稻参数采集技术研究”(2017QNJJ-023)



障粮食安全、实现乡村振兴的重要手段<sup>[1-2]</sup>。叶面积指数 (Leaf Area Index, LAI) 和叶片叶绿素含量 (Leaf Chlorophyll Content, LCC) 分别是农作物典型的几何结构参数和生化参数, 两者共同表征了作物生长状况, 在农作物长势<sup>[3]</sup>与病虫害监测<sup>[4]</sup>、养分诊断与估产<sup>[5]</sup>等领域有广泛的应用潜力, 是现代农业 (尤其是数字农业) 高效生产和科学管理的重要依据<sup>[2, 6]</sup>。遥感技术以其经济、高效、大尺度、长时序等优点, 已成为 LAI 与 LCC 监测的有效手段。基于冠层反射率 (Canopy Reflectance, CR) 模型 (又称“物理模型”) 的 LAI 与 LCC 遥感监测方法机理明确, 对地面样本点依赖少, 普适性较好, 便于开展大尺度的农作物 LAI 与 LCC 同步监测<sup>[7]</sup>。

CR 模型反演本质上是“病态”的<sup>[8]</sup>。有研究表明, 选用目标参数的敏感波段开展反演, 有利于减少非目标参数对反演的干扰, 约束“病态反演”, 提高植被生理生化参数反演精度与稳定性。例如, 李小文等<sup>[9-10]</sup>提出了多阶段目标决策 (Multi-stage, Sample-direction Dependent, Target-decisions, MSDT) 反演法, 主张首先利用部分遥感数据来反演对其最敏感、最不确定的参数, 再以其结果作为先验知识, 反演其它参数。Xu 等<sup>[11]</sup>基于 PROSAIL 模型, 通过对比试验表明: 利用 720 nm 和 800 nm 的光谱反射率和基于上述波段计算的 Normalized Difference Vegetation Index (NDRE), 构建贝叶斯查找表, 能较好地估算水稻 LAI; 而引入不敏感波段则会降低反演精度。然而, 选择敏感波段开展 CR 模型反演的必要性仍需进一步论证。首先, 前人有关研究中, 敏感波段选择并非必需<sup>[8, 12-13]</sup>。其次, Atzberger 等<sup>[14]</sup>提出面向对象 (object-based) 反演法, 建议首先反演对象 (通常是田块或移动窗) 内部较均一的参数, 作为逐像元反演对象内其它参数的先验知识<sup>[14-16]</sup>。在此过程中, 往往将对象内较均一但不敏感的参数 (例如: 热点参数 (*Hot*)、LCC、叶片干物质含量 ( $C_m$ ) 和土壤反射率系数 ( $\alpha_{soil}$ ) 等) 与敏感且不均一的参数 (例如: LAI) 均设为自由变量<sup>[14, 16]</sup>。此时, 便难以专门针对上述不敏感的目标参数来选取敏感波段。综上所述, 进一步明确 CR 模型反演中选用目标参数敏感波段的必要性, 对于 CR 模型常规 (单一阶段) 反演方法而言, 有助于进一步减小反演中的不确定性; 对于多阶段反演而言, 有助于合理开展反演方案选择<sup>[17]</sup>。

文章面向现代农业对农作物 LAI 和 LCC 等关键参数的应用需求, 基于 ACRM (a two-layer canopy reflectance model) 冠层反射率模型<sup>[18]</sup>, 以冬小麦拔节期 LAI 与 LCC 反演为例开展实证研究。在通过波段选择开展高光谱数据降维、约束 CR 模型误差影响的基础上, 分别利用 LAI 或 LCC 各自的敏感波段进行反演试验, 以期进一步明确 CR 模型反演中选用目标参数敏感波段的必要性, 为后续开展 CR 模型反演方法改进, 特别是探索多阶段反演方法积累研究基础, 提供试验依据。

## 1 研究区域与数据获取

研究区位于河北省衡水市深州市。在 37°49'59"N~37°53'02"N、115°40'14"E~115°44'17"E 范围内选取品种和长势不同的 5 块冬小麦田块。沿各田块对角线均匀布设

2020年10月

5~6个样本点, 研究区内共设28个样本点。在每个样本点划定50 cm×4 垄的样方, 于其中开展测量。田间测量于2014年4月29日进行, 正值冬小麦抽穗期。采用美国ASD公司生产的FieldSpec 4光谱仪测量冠层反射光谱。光纤视场角10°, 距冠层顶部约1 m, 垂直向下开展测量。截取光谱范围445~1 300 nm, 能够覆盖可见光—近红外(visible, near-infrared, VNIR); 光谱分辨率重采样为5 nm以减少数据冗余。为排除随机噪声的干扰, 采用Gao<sup>[19]</sup>提出的基于移动窗内局部均值与局部方差的方法计算各波段的信噪比, 结果表明VNIR各波段信噪比均大于50, 可直接用于反演。采用美国LI-COR公司生产的LAI-2200冠层分析仪测量LAI。而后, 取样测量叶片鲜重、干重、LCC, 并采用LI-COR LI-3000C便携式叶面积仪测量单叶片叶面积, 据此求得冬小麦叶片的 $C_m$ 、含水量( $C_w$ )和比叶重(SLW)。

## 2 研究方法

### 2.1 ACRM 模型取值方案确定与查找表生成

拟基于ACRM模型开展本研究。ACRM是较成熟、完备的均匀介质辐射传输模型, 适用于封垄后的冬小麦冠层。该模型耦合了PROSPECT模型以计算单叶片光谱, 支持直接利用冠层反射光谱反演叶片生理生化参数。基于查找表(look-up-table, LUT)的反演方法较为准确、简便、快捷, 应用广泛<sup>[7]</sup>。该文拟基于LUT来开展ACRM模型的反演。

首先借助SimLab软件, 采用拓展傅里叶幅度敏感性检验(Extended Fourier Amplitude Sensitivity Test, EFAST)方法, 评价ACRM模型11个主要参数在VNIR范围内各波段的敏感性, 其结果详见笔者前期研究<sup>[20-21]</sup>。EFAST不仅考虑了各参数自身的敏感性, 也考虑了参数间的交互作用, 比单纯的局部敏感性分析更客观、全面。

原则上, 选取VNIR范围内EFAST全局敏感性指数大于0.1的参数作为自由变量, 其余参数的取值参照地面测量、相关研究与调参试验, 固定为其各自期望值。以此, 确定ACRM模型参数取值方案, 见表1。其中, 自由变量取值范围较宽, 呈均匀分布, 按固定步长取值, 模拟了实际应用中缺乏先验知识的通常情况。热点参数SL参数化为LAI的函数<sup>[22]</sup>。拔节期冬小麦绿色叶片占绝对优势, 故叶片棕色素含量 $C_{bp}$ 设为0<sup>[23]</sup>。依据MODIS气溶胶产品(MOD/MYD04)获取470 nm、660 nm处的气溶胶光学厚度 $\tau$ , 进而求得Ångström浑浊系数 $\beta$ <sup>[24]</sup>。按照表2所示的取值方案, 正向运行ACRM模型, 生成LUT。

表1 ACRM模型参数取值方案  
Table 1 Parameter values for the ACRM

参数名称及单位	缩写	取值	步长
叶面积指数	LAI	3~9	1
叶片叶绿素含量(g/m <sup>2</sup> )	LCC	0.4~1	0.1
平均叶倾角(°)	$\theta_m$	40~80	10
比叶重(g/m <sup>2</sup> )	SLW	35~53	2

续表

参数名称及单位	缩写	取值	步长
第一土壤反射率参数	rs1	0.05~0.25	0.1
叶肉结构参数	N	0.15~0.95	0.2
马尔可夫群聚参数	Sz	0.6~1	0.2
热点参数	SL	0.5/LAI	
含水量 (g/m <sup>2</sup> )	Cw	150	
叶片表面蜡质折射指数	n	0.9	
叶片干物质含量 (%)	C <sub>m</sub>	98	
叶片棕色素含量 (%)	C <sub>bp</sub>	0	
Ångström 浑浊系数	β	0.09	
椭圆叶倾角分布参数 (°)	eL	2	
太阳天顶角 (°)	θ <sub>sza</sub>	测量时实际值	
太阳相对方位角 (°)	θ <sub>raa</sub>	0	
观测角 (°)	θ <sub>obs</sub>	0	

## 2.2 反演波段选择

(1) 为了避免高光谱遥感数据“维数灾难”，并减少 CR 模型模拟误差的影响，对高光谱遥感数据开展初步的反演波段选择。首先，参照基于相同数据的前期研究<sup>[21]</sup>，初步确定选用蓝、绿、红光波段各 1 个，以及近红外波段 2 个，共 5 波段作为反演波段。波段的具体位置尚不确定。其次，在全部 28 个实测样本点中随机抽取 6 个样本点作为 CR 模型误差验证样本。将这些样本点各自由变量的最优取值（田间测量值以及由 ACRM 模型调参试验获得的最优取值）代入 ACRM 模型，生成各样本点的最优模拟光谱。对比最优模拟光谱与遥感观测光谱，评价 ACRM 模型在各波段的模拟误差。基于模拟误差最小的原则，确定各反演波段的具体位置，得到一个覆盖蓝、绿、红光与近红外的波段选择方案，记为 B1，见 3.1 节。

(2) 为了进一步探索目标参数敏感波段选择对基于 CR 模型的 LAI 与 LCC 的遥感估算的影响，参考 EFAST 敏感性分析结果<sup>[20-21]</sup>，设计了波段选择方案 B2-B5（3.1 节）。一方面，B2 为 LAI 敏感的红光与近红外波段；为了进一步排除第一土壤反射率参数  $rs1$ 、马尔可夫群聚参数  $Sz$  和 LCC 等参数对红光波段光谱反射率的影响，从 B2 中去除红光波段，得到仅包含近红外波段的 B3。另一方面，蓝光、绿光波段对 LCC 的变化敏感，受其它参数干扰较少，且 CR 模型光谱模拟误差较小<sup>[21]</sup>，故试用蓝光、绿光波段来反演 LCC（记为 B5）。同时，在基于统计模型的 LCC 遥感估算中，红边位置常作为 LCC 的特征参量<sup>[25]</sup>。因此，考察用于 CR 模型误差检验的 6 个样本点，取其红边波段光谱二阶导数为 0 位置（红边位置）的平均值，加入 LCC 反演，记为 B4。

## 2.3 基于查找表的 ACRM 模型反演

采用代价函数  $\chi$  式 (1)<sup>[12]</sup> 来表征 CR 模型模拟光谱与遥感观测光谱在感兴趣波段的拟合程度。式 (1) 中， $n$  为参与反演的波段数， $R_{i, measured}$  与  $R_{i, simulated}$  分别为当前波段

2020年10月

观测与模拟光谱反射率。

$$\chi = \sum_{i=1}^n |R_{i, \text{measured}} - R_{i, \text{simulated}}| \quad (1)$$

理论上，LUT 中代价函数最小的参数组合即为反演结果。实际上，病态反演的存在使得最优解并不唯一。经试验，该研究选取所有参数组合中  $\chi$  最小的前 2 000 条，分别对各参数求均值，作为对应参数的反演结果。

### 2.4 LAI 与 LCC 反演精度验证

利用 LAI 或 LCC 估算值和实测值之间的决定系数  $R^2$  和均方根误差  $RMSE$  来评估反演精度。

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 / n} \quad (3)$$

式 (2) (3) 中， $n$  为测试样本量， $\hat{y}_i$  和  $y_i$  分别为样本点  $i$  的 LAI 或 LCC 预测值和实测值， $\bar{y}$  表示全体样本点实测 LAI 或 LCC 的平均值。

## 3 结果与分析

### 3.1 反演波段选择

通过对 ACRM 模型光谱模拟误差 (图 1) 的逐波段考察，依据特定波段范围内光谱模拟误差最小的原则，确定覆盖蓝、绿、红光与近红外的波段选择方案 B1；在此基础上，依据既定的波段设置 (2.2 节)，确定波段选择方案 B2~B5，见表 2。

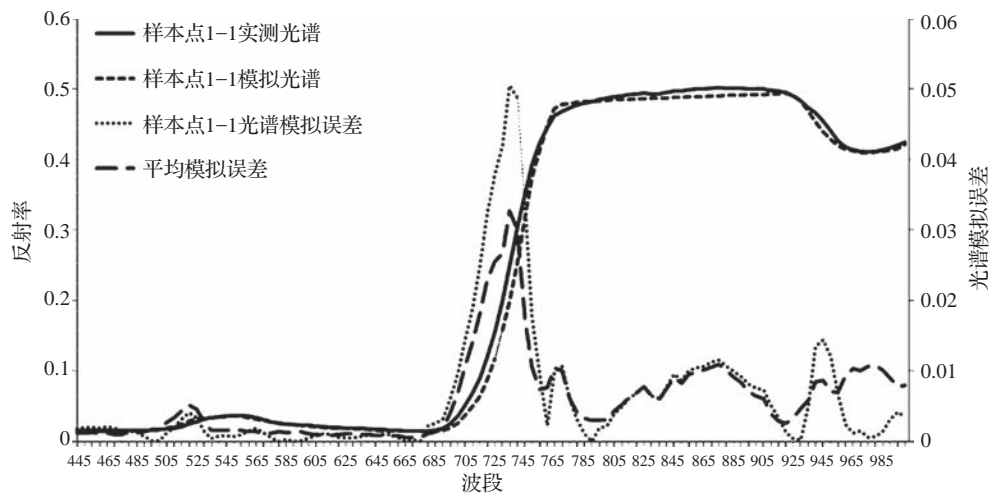


图 1 样本点 1-1 光谱模拟误差与 6 个样本点平均光谱模拟误差<sup>[21]</sup>

Fig.1 Error of spectral simulation on the Point 1-1 and the average of 6 sample points<sup>[21]</sup>

表 2 LAI 与 LCC 反演波段  
Table 2 Bands applied for LAI and LCC retrieval

	波段选择方案	波段中心波长
B1	覆盖蓝、绿、红光与近红外的波段选择方案	455, 555, 675, 775, 930
B2	LAI 敏感波段（红光和近红外）	675, 775, 930
B3	LAI 敏感波段（近红外）	775, 930
B4	LCC 敏感波段（蓝光、绿光和红边）	455, 555, 715
B5	LCC 敏感波段（蓝光、绿光波段）	455, 555

### 3.2 基于不同波段的 LAI 与 LCC 遥感估算结果

基于波段选择方案 B1-B5 的 LAI 和 LCC 反演精度分别如图 2、图 3 所示。总体而言，对比图 2a（基于 B1 的全体样本点 LAI 反演结果）与图 2b（基于 B1 的 1~4 号田块 LAI 反演结果）、图 3a（基于 B1 的全体样本点 LCC 反演结果）与图 3b（基于 B1 的 1~4 号田块 LCC 反演结果）可见：（1）基于蓝、绿、红光与近红外（5 波段，B1）的 LAI 与 LCC 反演结果大致上均能反映 1~4 号田块实测值的变化趋势，但反演值与实测值之间均存在系统误差：LAI<5 时通常被高估；LAI>6 时通常被低估；多数样本点的 LCC 则普遍被低估。（2）5 号田块的 LAI 与 LCC 反演误差较大。因此，后续分析仅考虑 1~4 号田块。

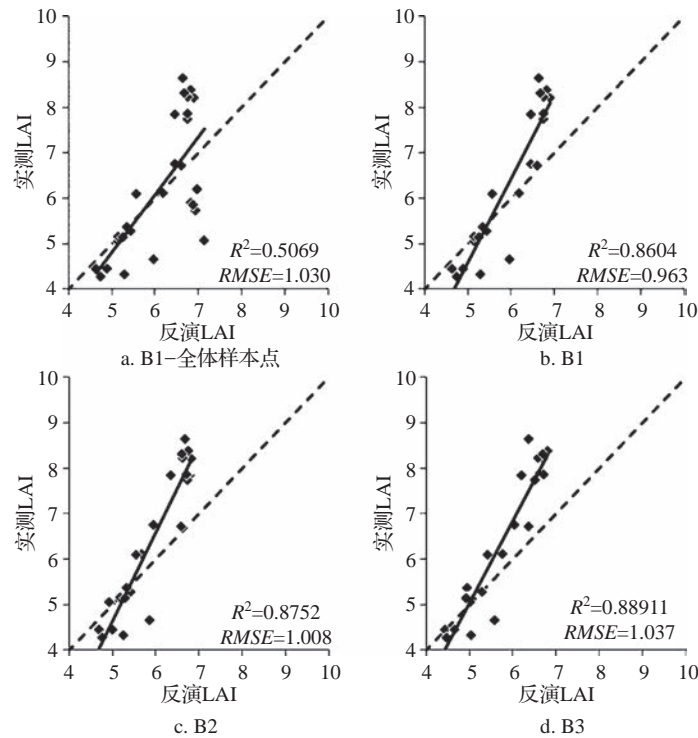


图 2 基于不同波段选择方案的 LAI 反演精度

Fig.2 Accuracies of LAI retrieval based on different schemes of band selection

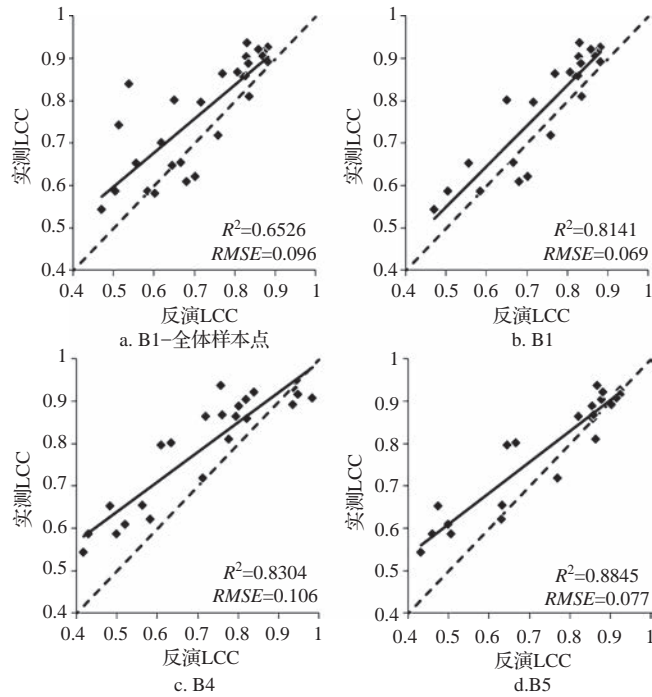


图3 基于不同波段选择方案的LCC反演精度

Fig.3 Accuracies of LCC retrieval based on different schemes of band selection

就LAI而言，在B1（图2b）基础上，排除对LAI不敏感的绿光与蓝光波段（B2）；进而在B2基础上，进一步排除红光波段，LAI反演的 $R^2$ 和RMSE均略有升高，意味着LAI反演结果的一致性略有升高，但总体反演误差也同时增加（图2c~d）。

就LCC而言，（1）在B1（图3b）基础上，排除红光与近红外波段，加入红边波段，LCC反演精度降低（图3c）。（2）在B4基础上，进一步排除红边波段，与LAI反演类似，LCC反演的 $R^2$ 与RMSE较B1而言均有所升高，意味着LCC总体反演误差与反演结果的一致性均有升高。

总体而言，比较基于B1与B3的LAI反演结果，以及基于B1与B5的LCC反演结果，分别可见：仅选用目标参数的敏感波段开展反演，带来的反演精度差异均不明显。

## 4 结论与讨论

### 4.1 讨论

对基于CR模型的植被参数反演而言，反演波段选择的主要思路可概括如下。

（1）高光谱数据降维。高光谱数据往往波段众多。波段间的多重共线性、各波段的随机误差，以及相对较低的信噪比常导致所谓“维数灾难”，影响基于CR模型的植被参数遥感估算<sup>[7]</sup>。因此，应选用尽量正交且能够表征目标参数的波段，来开展反演<sup>[20, 26]</sup>。

（2）限制CR模型模拟误差的影响：Berger等<sup>[27]</sup>认为：模拟与观测光谱间较小的不一致，也可能影响最终的反演精度。应设法识别并排除模拟精度较差的波段<sup>[21, 27-28]</sup>。

(3) 目标参数敏感波段选择, 本研究通过反演试验, 验证了此类波段的影响。对比该研究与笔者前期研究可以发现, 上述三方面反演波段选择对提高反演精度的作用不尽相同。基于 ACRM 模型, 以及与该研究相同的数据, 刘轲等<sup>[21]</sup>通过波段选择, 限制了 CR 模型模拟误差的影响, 使 LAI 的反演误差减小了 6.47%; 通过旨在数据降维与限制模型误差的波段选择, 使 LAI 的反演误差减小了 8.73%<sup>[20]</sup>。相比之下, 该研究通过仅选择目标参数 LAI 或 LCC 的敏感波段, 带来的反演精度的改进是不明显的。

#### 4.2 结论

首先, 该研究考虑高光谱数据降维和 CR 模型模拟误差, 遴选出覆盖蓝、绿、红与近红外的 5 个波段。基于 ACRM 模型与上述 5 波段, 能在多数田块实现较为准确的 LAI 与 LCC 的同步反演。

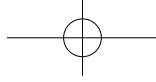
其次, 对比该研究与利用相同数据的前期研究可知, 波段选择对基于 CR 模型的植被参数反演具有重要作用。然而, 其中旨在高光谱数据降维与限制 CR 模型模拟误差的波段选择对 LAI 反演精度改进作用较为显著。相较而言, 选用单一目标参数 (LAI 或 LCC) 的敏感波段, 对反演精度改进并不明显。尽管如此, 仅利用 LAI 敏感波段的 LAI 反演仍然降低了反演值与实测值之间的 RMSE, 显示出上述方法存在提高反演精度的可能。

综上所述, 一方面, 该研究证实了常规反演方法与面向对象反演法不强调选用单一目标参数敏感波段的合理性; 另一方面, 并不否定 MSDT 反演法以及一些相关研究提出的, 仅采用单一目标参数敏感波段来开展反演的合理性。囿于研究规模, 该研究仅涉及单一作物、单一生育期, 也未讨论 CR 模型参数取值不确定性等其它因素的影响。未来, 应较为全面地考察作物、生育期、波段选择方法、CR 模型参数取值方案等多多因素的影响, 以便得出更为全面、合理的 CR 模型反演方案, 进一步提高基于 CR 模型的农作物关键参数遥感反演的精度与稳定性, 服务于现代农业。

#### 参考文献

- [1] 李道亮, 杨昊. 农业物联网技术研究进展与发展趋势分析. 农业机械学报, 2018, 49(01): 1-20.
- [2] 唐华俊. 强化数字农业科技创新. 中国合作经济, 2020(3): 10-11.
- [3] Campos J, Llop J, Gallart M, et al. Development of canopy vigour maps using UAV for site-specific management during vineyard spraying process. *Precision Agriculture*, 2019: 1-21.
- [4] Das D K, Pradhan S, Sehgal V K, et al. Spectral reflectance characteristics of healthy and yellow mosaic virus infected soybean (*Glycine max L.*) leaves in a semiarid environment. *Journal of Agrometeorology*, 2013, 15(1): 36-38.
- [5] Ganapathi S, Bharathi S, Rekha M S, et al. Effect of moisture conservation and nutrition management practices on leaf area, chlorophyll content and seed cotton yield of rainfed Bt cotton. *International Journal of Chemical Studies*, 2018, 6(5): 539-542.
- [6] Verrelst J, Camps-Valls G, Muñoz-Marí J, et al. Optical remote sensing and the retrieval of terrestrial vegetation biogeophysical properties - A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2016, 108: 273-290.
- [7] Liu K, Zhou Q, Wu W, et al. Estimating the crop leaf area index using hyperspectral remote sensing. *Journal of Integrative Agriculture*, 2016(2): 475-491.
- [8] Duan S, Li Z, Wu H, et al. Inversion of the PROSAIL model to estimate leaf area index of maize, potato, and sunflower fields from unmanned aerial vehicle hyperspectral data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2014, 26: 12-20.
- [9] 李小文, 王锦地, 胡宝新, 等. 先验知识在遥感反演中的作用. 中国科学 (D 辑), 1998, 28(1): 67-72.
- [10] 李小文, 高峰, 王锦地, 等. 遥感反演中参数的不确定性与敏感性矩阵. 遥感学报, 1997, 1(1): 5-14.
- [11] Xu X, Lu J, Zhang N, et al. Inversion of rice canopy chlorophyll content and leaf area index based on coupling of radiative





2020年10月

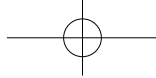
- transfer and Bayesian network models. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 150: 185–196.
- [ 12 ] Rivera J, Verrelst J, Leonenko G, et al. Multiple cost functions and regularization options for improved retrieval of leaf chlorophyll content and LAI through inversion of the PROSAIL model. *Remote Sensing*, 2013, 5(7): 3280–3304.
- [ 13 ] Verrelst J, Romijn E, Kooistra L. Mapping vegetation density in a heterogeneous river floodplain ecosystem using pointable CHRIS/PROBA data. *Remote Sensing*, 2012, 4(12): 2866–2889.
- [ 14 ] Atzberger C, Richter K. Spatially constrained inversion of radiative transfer models for improved LAI mapping from future Sentinel-2 imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 120(SI): 208–218.
- [ 15 ] Houborg R, McCabe M, Cescatti A, et al. Joint leaf chlorophyll content and leaf area index retrieval from Landsat data using a regularized model inversion system (REGFLEC). *Remote Sensing of Environment*, 2015, 159: 203–221.
- [ 16 ] Laurent V C E, Schaepman M E, Verhoef W, et al. Bayesian object-based estimation of LAI and chlorophyll from a simulated Sentinel-2 top-of-atmosphere radiance image. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 140: 318–329.
- [ 17 ] 刘轲, 黄平, 任国业, 等. 基于冠层反射率模型的作物参数多阶段反演方法研究进展. *农业工程学报*, 2017, 33(1): 190–198.
- [ 18 ] Kuusk A. A two-layer canopy reflectance model. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 2001, 71(1): 1–9.
- [ 19 ] Gao B C. An operational method for estimating signal to noise ratios from data acquired with imaging spectrometers. *Remote Sensing of Environment*, 1993, 43(1): 23–33.
- [ 20 ] 刘轲, 周清波, 吴文斌, 等. 基于多光谱与高光谱遥感数据的冬小麦叶面积指数反演比较. *农业工程学报*, 2016, 32(3): 155–162.
- [ 21 ] 刘轲, 周清波, 吴文斌, 等. 物理模型光谱模拟误差对冬小麦叶面积指数高光谱反演的影响. *中国农业资源与区划*, 2016, 37(10): 18–25.
- [ 22 ] Verhoef W, Bach H. Simulation of hyperspectral and directional radiance images using coupled biophysical and atmospheric radiative transfer models. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 87(1): 23–41.
- [ 23 ] Houborg R, Anderson M, Daughtry C. Utility of an image-based canopy reflectance modeling tool for remote estimation of LAI and leaf chlorophyll content at the field scale. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(1): 259–274.
- [ 24 ] Iqbal M. *An Introduction to Solar Radiation*. Toronto: Academic Press, 1983.
- [ 25 ] 梁亮, 杨敏华, 张连蓬, 等. 基于 SVR 算法的小麦冠层叶绿素含量高光谱反演. *农业工程学报*, 2012, 28(20): 162–171, 294.
- [ 26 ] Huang J, Zeng Y, Kuusk A, et al. Inverting a forest canopy reflectance model to retrieve the overstorey and understorey leaf area index for forest stands. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 32(22): 7591–7611.
- [ 27 ] Berger K, Atzberger C, Danner M, et al. Model-Based Optimization of Spectral Sampling for the Retrieval of Crop Variables with the PROSAIL Model. *Remote Sensing*, 2018, 10(12): 2063.
- [ 28 ] Atzberger C, Darvishzadeh R, Schlerf M, et al. Suitability and adaptation of PROSAIL radiative transfer model for hyperspectral grassland studies. *Remote Sensing Letters*, 2013, 4(1): 55–64.

## Retrieving crop LAI and LCC based on their sensitive bands using the ACRM model

Liu Ke<sup>1</sup>, Liu Yongling<sup>1</sup>, Zhang Min<sup>1</sup>, Liu Shichuan<sup>1</sup>, Ren Guoye<sup>1</sup>, Wu Wenbin<sup>2, 3</sup>,  
Li Yuanhong<sup>1\*</sup>, Cheng Wuxue<sup>4</sup>

(1. Institute of Remote Sensing Application, Sichuan Academy of Agricultural Sciences / Chengdu Branch of Remote Sensing Application Center, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Chengdu 610066, China; 2. Key Laboratory of Agricultural Remote Sensing, Ministry of Agriculture and Rural Affairs / Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China; 3. College of Urban & Environmental Sciences, Central China Normal University, Hubei Wuhan 430079, China; 4. School of Geography and Resource Science, Sichuan Normal University, Chengdu 610101, China)

**Abstract:** [ Purpose ] Leaf area index (LAI) and leaf chlorophyll content (LCC) are promising variables for decision making in modern agriculture. Using remote sensing data, LAI and LCC



can be retrieved simultaneously by inverting canopy reflectance (CR) models. Such methodology is known for its better universality and less dependence on in-situ measurement. It has been stated by many studies that band selection is one of the key issues for retrieving crop variables based on a CR model. Aimed at monitoring LAI and LCC accurately for modern agriculture, we investigated the schemes of band selection for CR model inversion in this study, with particular attention on constraining the inversion by applying only the sensitive bands of LAI or LCC (i.e. the spectral regions where LAI or LCC dominates the reflectance). [ **Method** ] (1) a preliminary band selection was conducted for dimension reduction of hyperspectral data, and for eliminating the bands with significant discrepancies between the simulated and the remotely sensed spectra. This is realized by firstly assuming a combination of 5 bands, covering the spectral regions of blue, green, red and near-infrared. However, the exact bands were undetermined. Secondly, the bands in each spectral region, which achieved the optimum goodness of fitting between the simulated and the observed spectra, were selected. This scheme of band selection is denoted as B1. It was then tested for the simultaneous retrieval of LAI and LCC. (2) Based on B1, relevant studies, and a sensitivity evaluation on ACRM parameters using EFAST (extended Fourier amplitude sensitivity test), the sensitive bands of LAI or LCC were selected respectively, denoted as B2-B5. And then, LAI or LCC was retrieved separately, using their sensitive bands only. [ **Result** ] Result shows that, (1) with B1, the LAI and LCC values in most (4 out of 5) fields can be retrieved simultaneously in reasonable accuracies ( $R^2=0.8604$  and root-mean-square error (RMSE) =0.963 for LAI, and  $R^2=0.8141$  and RMSE=0.0689 for LCC). (2) The  $R^2$  and RMSE of the retrieved LAI or LCC based only on their sensitive bands are simultaneously higher than those based on B1. Nevertheless, their results showed no significant differences compared with the aforementioned results based on B1. [ **Conclusion** ] Comparing this study to our former studies using the same dataset, it can be found that band selection, which considering dimension reduction of hyperspectral data and avoiding errors of CR models, brings relevantly significant improvements on the retrieval accuracy of LAI. However, comparatively, the experiments in this study showed it was not so effective to constrain the inversion by using only the sensitive bands of a target variable. This study proved the rationality of conventional and object-based inversion approaches, in which constraining the inversion with only the sensitive bands of a target variable was not emphasized. Nevertheless, the potential of such constrain can neither be negated, according to the result of this study.

**Key words:** leaf area index; leaf chlorophyll content; canopy reflectance model; inversion; band selection