中国生态农业学报 2018 年 7 月 第 26 卷 第 7 期
Chinese Journal of Eco-Agriculture, Jul. 2018, 26(7): 999−1010

DOI: 10.13930/j.cnki.cjea.170846

刘怡晨, 马驿, 仝春艳, 段博, 蒋琦. 基于偏角光谱检索算法的油菜和水稻 LAI 反演研究[J]. 中国生态农业学报, 2018, 26(7): 999−1010
LIU Y C, MA Y, TONG C Y, DUAN B, JIANG Q. Estimation of leaf area index of rapeseed and rice based on deflection angle and spectral retrieval algorithm[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2018, 26(7): 999−1010

基于偏角光谱检索算法的油菜和水稻 LAI 反演研究*

刘怡晨, 马 驿**, 仝春艳, 段 博, 蒋 琦

(武汉大学遥感信息工程学院 武汉 430079)

摘 要: 叶面积指数(LAI)是评价植被长势及产量预测的重要指标, 对其进行精准快速估测有助于植被的生长状态诊断和管理。本研究以不同施氮水平、不同栽种方式下的油菜和不同品种水稻为试验对象, 基于冠层高光谱曲线形态, 引入偏角光谱检索算法(DABSR)提取光谱偏角, 同时采用植被指数法和主成分分析法进行对比分析, 探索适用于水稻、油菜 LAI 估算的统一模型构建方法。研究结果表明, 估算油菜 LAI 时, DABSR 反演精度较高, 预测 R^2、RMSEP 分别为 0.74、0.47, 偏移量 MNB 为 0.16; 主成分分析法反演精度次之, 预测 R^2、RMSEP、MNB 分别为 0.73、0.48、−0.04; 而植被指数法受不同生育期油菜株型、覆盖度影响反演精度普遍较低, 精度较高模型的预测 R^2、RMSEP、MNB 分别为 0.61、0.57、0.17。在估算水稻 LAI 时, DABSR 反演精度最优, 预测 R^2、RMSEP、MNB 可达 0.70、0.80、0.05。综合考虑模型的验证精度、特征选择的合理性以及模型计算效率, DABSR 偏角光谱检索法估算油菜和水稻 LAI 具有较高精度, 且受施肥水平、栽种方式、生长期等因素影响较小, 为构建精确的植被 LAI 统一估算模型提供了新思路。

关键词: 油菜; 水稻; 叶面积指数; 高光谱; 偏角光谱检索
中图分类号: S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1671-3990(2018)07-0999-12

Estimation of leaf area index of rapeseed and rice based on deflection angle and spectral retrieval algorithm*

LIU Yichen, MA Yi**, TONG Chunyan, DUAN Bo, JIANG Qi

(School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: Leaf area index (LAI) provides insight into productivity, physiological and phenological status of vegetation. The quick and accurate estimation of LAI contributes to growth status diagnosis and yield prediction. A variety of methods have been used for the estimation of LAI, however, the specific spectral bands applied differ widely among the methods and data used. Based on the general shape of the canopy reflectance curve, the spectral angles are found to be of great importance for the LAI estimation. The general objectives of this study were (i) to find informative spectral angles extracted by deflection angle based spectral retrieval (DABSR) and spectral bands retained in the other two common methods, vegetation indices (VI) and principle component analysis (PCA), for estimating LAI in rapeseed and rice; (ii) to compare the accuracy of the three methods as well as determine whether a robust algorithm for LAI estimation of two various crops can be devised. As the two main crops in China, rapeseed and rice, with different leaf structures as well as canopy architecture, were taken as the experimental subjects. Different nitrogen application rates (0, 45, 90, 135, 180, 225, 270, 360 kg·hm^{-2}) and planting treatments (directed sowing and transplanting) were set for rapeseed, while 45 varieties of rice under the same

* 国家高技术研究发展计划(863 计划)项目(2013AA102401)资助
** 通信作者: 马驿, 主要研究方向为植被高光谱遥感。E-mail: mayi@whu.edu.cn
刘怡晨, 主要研究方向为高光谱农业遥感。E-mail: grace_liu@whu.edu.cn
收稿日期: 2017-09-15 接受日期: 2018-01-15
* This study was supported by the National High-tech R&D Program of China (863 Program) (2013AA102401).
** Corresponding author, E-mail: mayi@whu.edu.cn
Received Sep. 15, 2017; accepted Jan. 15, 2018

growing environment were employed in the experiment. It was revealed that, for LAI estimation of rapeseed, the model built with DABSR performed the best as the coefficient of determination (R^2), root mean square error (RMSEP) and mean normalized bias (MNB) of the predictive model were 0.74, 0.47 and 0.16 respectively; the model built with PCA was of medium accuracy with 0.73, 0.48 and –0.04 for R^2, RMSEP and MNB, respectively. The selected VI models were of significantly poorer accuracy with 0.61, 0.57 and 0.17 for R^2, RMSEP and MNB respectively, as a result of the effect induced by flowers and pods on canopy reflectance spectrum. From the perspective of rice, the relationship model based on DABSR-STEPWISE was of the best accuracy, as the R^2, RMSEP and MNB could reach up to 0.70, 0.80 and 0.05. The models built with VIs performed the worst among three methods ($R^2 \leq 0.61$, RMSEP ≤ 0.92 and MNB ≤ 0.04), while the PCA model performed in between with 0.63, 0.88 and 0.04 for R^2, RMSEP and MNB individually. The red edge and the NIR bands were selected in most models and considered the most informative. Among the three methods, DABSR-STEPWISE, proposed on the basis of spectral angle, was the most suitable for estimating LAI of two kinds of crops under different growing environments. The analysis allowed development of universal algorithms for LAI estimation in various crops. Being of high accuracy and high computational efficiency, these findings have significant implications on the development of uniform and robust algorithms, which is crucial for LAI estimation of specie-specific crops.

Keywords: Rapeseed; Rice; Leaf area index; Hyperspectral remote sensing; Deflection angle based spectral retrieval

叶面积指数(leaf area index, LAI)是指单位地表面积上植物叶单面面积的总和[1], 是表征作物群体光合作用、蒸腾作用、净初级生产力等的重要参数[2-4], 也是对作物进行长势判断及产量估测的重要农学指标之一[5-6]。传统的作物 LAI 测定法以地面直接测量为主, 如长宽系数法、激光叶面积法、数码图像处理法等[7], 虽然能够直接准确地测定小范围内作物的 LAI, 但对植株具有一定损伤性且耗费时力。随着遥感技术的日益发展, 高光谱遥感监测 LAI 进而评估农作物长势已经成为精准农业研究的热点问题之一[8]。

近年来, 国内外许多学者已经开展了针对植被 LAI 反演模型的研究, 主要分为物理模型法、改进型光谱特征参数法、植被指数法等。黄敬峰等[9]通过研究油菜(*Brassica napus* L.)叶面积指数与红边参数的相关性, 发现利用开花前的红边参数可以估算油菜的 LAI; 王李娟等[10]构建了一个新型高光谱多角度植被指数 HDVI, 并成功地将其应用于 CHRIS/PR0BA 卫星数据对 LAI 的估算; Duan 等[11]利用基于查找表的 PROSAIL 模型进行 3 种作物[玉米(*Zea mays* L.)、土豆(*Solanum tuberosum* L.)、太阳花(*Helianthus annuus* L.)]的 LAI 反演, 并取得较优精度; 杨峰等[12]利用高光谱植被指数估测水稻(*Oryza sativa* L.)与小麦(*Triticum aestivum* L.)LAI 与叶绿素密度的关系, 并分别确定了适合两种植被的最佳植被指数。物理模型虽然具有较强的机理性和通用性, 但存在病态反演问题, 同时计算量大[13]; 而植被指数法需要首先对高光谱信息进行特征波段选择, 许多研究通常直接根据经验或利用相关分析法提取特征波段, 这一方法过于依赖数学原理, 未将植被本身的光谱曲线特征考虑全面。相关研究[14-15]发现, 在保证数据质量的条件下, 通过增加角度信息可以提高 LAI 反演精度。李飞等[16]提出基于 Douglas-Peucke 算法的光谱曲线及影像检索(DPSR)方法, 其效果优于光谱角匹配(SAM)及光谱信息散度(SID); 戴晓爱等[17]比较了偏角光谱检索(DABSR)、十六叉树状变换(SFT)等基于规则树分组和曲线特征的检索算子与常规 SAM、SID 对光谱数据降维的识别效率, 发现 DABSR 等新型检索算子能够有效识别光谱特征并减少计算量; Huang 等[18]利用主成分分析(PCA)对高光谱数据进行降维并选取有效波长对玉米籽胚进行正确分割; Palacios-Orueta 等[19-21]提出角度指数进行土壤与植被的含水量估算并比植被指数取得更优精度。诸多检索算子及角度测度能够有效提取出光谱曲线特征信息, 但这些方法多应用于地物识别分类[17,22], 涉及植被 LAI 反演的研究甚少; 同时, 针对植被 LAI 的估算模型多只适用于一类植被或植被的某一生长阶段, 对于适用于不同类型植被 LAI 统一估测算法的研究鲜见报道[5,23-24]。

油菜和水稻是我国广泛种植的作物, 基于这两种作物的轮作模式在长江中下游地区十分普遍, 因此快速准确地估测其 LAI 有利于作物生长状况的诊断及管理。作物 LAI 的估测通常会受植被类型、冠层特征、栽种方式、生育期等多种因素的影响, 因此研究两种作物并对其 LAI 进行统一估测算法探究具有重要意义。在生长期间, 水稻的冠层主要由绿叶构成, 而油菜在生殖期出现的花和荚果会影响其冠层反射率[25], 导致两种植被的冠层反射特性不尽相同, 同时会影响 LAI 反演精度。本文以不同施氮水平、不同栽种方式下的油菜和不同品种的水稻为研究对象, 从高光谱曲线形态入手, 采用具有高识别精度和高检索效率的偏角光谱检索算法(DABSR)提取光谱特征波长, 利用特征波长间的光谱偏角反

演 LAI, 通过综合对比分析植被指数、PCA 和 DABSR 3 种方法反演两种作物 LAI 的建模效果和检验精度, 探索能同时适应监测估算油菜和水稻 LAI 的统一算法, 为实现油菜和水稻长势精确监测和诊断提供理论依据和技术支撑。

1　研究区概况与测量方法

1.1　研究区概况

2014—2015 年度在湖北省武穴市梅川镇(30.11°N, 115.59°E)分别设置 24 个直播油菜小区和 24 个移栽油菜小区, 各小区面积均为 20 m^2, 小区间沟距 0.5 m, 小区播种量为 4.5 $kg·hm^{-2}$, 供试品种为双低甘蓝型油菜‘华油杂 9 号’。氮肥处理设置 8 个水平, 为 0 $kg·hm^{-2}$、45 $kg·hm^{-2}$、90 $kg·hm^{-2}$、135 $kg·hm^{-2}$、180 $kg·hm^{-2}$、225 $kg·hm^{-2}$、270 $kg·hm^{-2}$ 和 360 $kg·hm^{-2}$。同时, 各处理磷、钾、硼肥用量相等, 按 P_2O_5 90 $kg·hm^{-2}$、K_2O 120 $kg·hm^{-2}$、硼砂 15 $kg·hm^{-2}$ 施入。每个处理均 3 次重复, 随机区组排列。氮、磷、钾和硼肥品种分别为尿素(含 N 46%)、过磷酸钙(含 P_2O_5 12%)、氯化钾(含 K_2O 60%)和十水硼砂(含 B 10.7%), 全部氮、磷、钾、硼肥均一次性基施。

2017 年度在海南省陵水市文官村(18.53°N, 110.05°E)设置 45 个小区(含 45 个水稻品种)进行水稻种植, 各小区面积为 400 m^2, 小区间距 20 cm, 土壤为水稻土, 各小区氮、磷、钾肥用量均相等, 按纯氮 165 $kg·hm^{-2}$、P_2O_5 60 $kg·hm^{-2}$、K_2O 135 $kg·hm^{-2}$ 一次性基施。

1.2　冠层光谱反射率观测

在油菜苗期(6 叶期、8 叶期、10 叶期)、花期、角果期和水稻孕穗期、抽穗期、乳熟期采用美国 ASD FieldSpec Pro FRTM 光谱仪(350~2 500 nm、视场角 25°)获取距离作物冠层顶部垂直高度约 1.0 m 处的漫反射光谱, 测量选择在晴朗无云的天气进行, 测量时间为 10:00—14:00。每个小区重复观测 5 次, 取平均值作为该小区的冠层光谱反射率, 并及时根据天气进行标准白板校正。油菜的 5 次测量时间分别为 2014 年 11 月 9 日和 12 月 8 日、2015 年 1 月 15 日、3 月 12 日和 4 月 14 日; 水稻的 3 次测量时间分别为 2017 年 3 月 21 日、3 月 31 日和 4 月 10 日。为减弱仪器噪声对实际光谱数据的影响, 对 1 301~2 500 nm 范围内信噪比较低的波段进行剔除。

1.3　叶面积指数(LAI)测量

2014—2015 年期间, 油菜 LAI 采用英国 Delta 公司生产的 SunScan 冠层分析系统进行测量, 其工作原理是通过测量冠层顶部的入射辐射和到达冠层底部的透射福射来反推作物 LAI。选取的监测点与冠层光谱测量时选取的 5 个点位一致, 且测量时间同步, 取其平均值作为小区 LAI。

2017 年, 水稻 LAI 采用 LI-3100C 台式叶面积仪进行测量。各时期每个品种剪取 3 株代表性水稻样本植株各层叶片, 装入保鲜袋冷藏并迅速带回实验室, 叶面积仪的压迫式滚筒能使卷曲的叶片变平, 将叶片充分展开放入滚筒中扫描得到叶面积, 面积测量分辨率为 0.1 mm^2。LI-3100C 台式叶面积仪通过扫描获取叶面积, 其测量准确性较 SunScan 冠层分析系统更高。

1.4　数据处理与分析

本次试验共采集 216 组油菜样本数据和 135 组水稻样本数据, 针对两种植被, 均随机选取 2/3 作为建模集, 剩余 1/3 作为验证集。分别采用植被指数法(VI)、主成分分析法与逐步回归分析法结合的估算方法(PCA-STEPWISE)、DABSR 偏角光谱检索与逐步回归分析结合的估算方法(DABSR-STEPWISE)3 种研究方法对油菜 LAI 和水稻 LAI 进行预测及估计, 并利用验证数据集对 LAI 反演模型进行精度评定。利用 MATLAB 2016 a 及 SPSS 22.0 软件对数据进行分析处理, Origin 2016 进行制图, 采用决定系数 R^2、均方根误差 RMSE 及偏移量 MNB 对建模和预测精度进行评价。

$$\mathrm{RMSE}=\frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(X_{\mathrm{obs},i}-X_{\mathrm{model},i})^2}}{n} \tag{1}$$

$$\mathrm{MNB}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{(X_{\mathrm{model},i}-X_{\mathrm{obs},i})}{X_{\mathrm{obs},i}} \tag{2}$$

式中: n 为样本总数, $X_{\mathrm{obs},i}$ 和 $X_{\mathrm{model},i}$ 分别代表 i 处的实测值与反演值。

2　研究方法

2.1　植被指数

结合研究区作物光谱反射率变化特征, 选用表 1 中 9 种常见的植被指数反演 LAI。对冠层光谱反射率与 LAI 进行 Pearson 相关分析, 选取相关性较强的波段构建植被指数反演 LAI, 利用验证集对反演模型进行精度检验。

2.2　基于主成分分析的波段回归

主成分分析(principle component analysis, PCA)是多元统计分析中的一种数据分析方法, 本质是利用较少数量的特征对样本进行描述以达到降低特征空间维数的目的[33]。由于高光谱数据相邻波段间具有强相关性, 数据冗余现象较为严重, 因此以一定

表 1 植被指数计算方法及参考文献

Table 1 Algorithm and references of vegetation indices

植被指数 Vegetation index	计算公式或定义 Formulation	文献 Reference
归一化植被指数 Normalized difference vegetation index (NDVI)	$(\rho_{NIR}-\rho_{red})/(\rho_{NIR}+\rho_{red})$	[26]
比值植被指数 Ratio vegetation index (RVI)	ρ_{NIR}/ρ_{red}	[27]
差值植被指数 Difference vegetation index (DVI)	$\rho_{NIR}-\rho_{red}$	[28]
非线性植被指数 Nonlinear vegetation index (NLI)	$(\rho_{NIR}^2-\rho_{red})/(\rho_{NIR}^2+\rho_{red})$	[29]
土壤调节植被指数 Soil-adjusted vegetation index (SAVI)	$(1+L)\times(\rho_{NIR}-\rho_{red})/(L+\rho_{NIR}+\rho_{red})$ (L=0.5)	[30]
重归一化植被指数 Renormalized difference vegetation index (RDVI)	$\sqrt{\mathrm{NDVI}\times(\rho_{NIR}-\rho_{red})}$	[31]
改进的简单比值指数 Modified simple ratio (MSR)	$[(\rho_{NIR}-\rho_{red})-1]/(\sqrt{\rho_{NIR}+\rho_{red}}+1)$	[32]
红边指数 Red edge chlorophyll index ($CI_{red\ edge}$)	$(\rho_{NIR}/\rho_{red})-1$	[6]
绿边指数 Green chlorophyll index (CI_{green})	$(\rho_{NIR}/\rho_{green})-1$	[6]

ρ_{NIB}、ρ_{red}、ρ_{green} 分别表示近红波段、红波段和绿波段处的冠层光谱反射率。ρ_{NIR}, ρ_{red}, ρ_{green} are canopy reflectance of NIR band, red band and green band, respectively.

采样间隔对冠层高光谱数据进行波长提取并进行主成分分析，根据累积贡献率和载荷矩阵的权重系数大小确定特征波段，构建回归模型。

2.3 基于偏角光谱检索法的角度回归

偏角光谱检索(deflection angle based spectral retrieval, DABSR)[17]将光谱数据视为多维空间矢量，通过计算光谱特征点间构成的偏角大小以确定光谱间的特征相似程度，根据数据选取限差范围以选取符合的特征点，达到降维目的(图 1)。

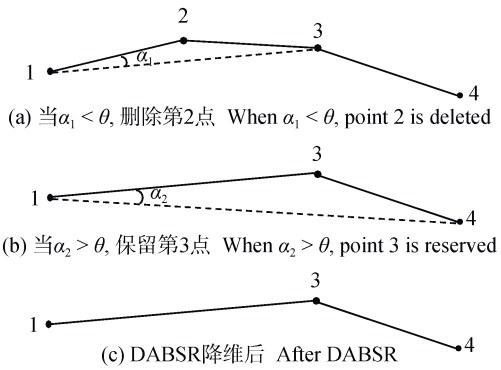

图 1 偏角光谱检索法(DABSR)基本流程

Fig. 1 Basic processes of deflection angle based spectral retrieval algorithm (DABSR)

点 1、2、3、4 为 4 个特征波长，θ 表示角度阈值，α_1、α_2 为光谱偏角。Points 1, 2, 3, 4 represent 4 sensitive bands, θ denotes the threshold set for angles, α_1 and α_2 refer to the angle calculated.

该方法能够有效消除众多波长变量间的共线性影响，降低模型的复杂度，提高运行效率。具体步骤如下:

1)针对光谱曲线，按一定的波段宽度选取波段反射率特征点。从光谱曲线一端开始，每次顺次选取曲线上的 3 个点，计算第 i–1、i 点连线与第 i–1、i+1 点连线间的夹角 α_{i-1}。

$$\alpha_{i-1}=\arccos\frac{(\lambda_i-\lambda_{i-1},\rho_i-\rho_{i-1})\times(\lambda_{i+1}-\lambda_{i-1},\rho_{i+1}-\rho_{i-1})}{|\lambda_i-\lambda_{i-1},\rho_i-\rho_{i-1}|\times|\lambda_{i+1}-\lambda_{i-1},\rho_{i+1}-\rho_{i-1}|} \tag{3}$$

式中: λ_i 表示第 i 点处的波长, ρ_i 表示第 i 点的光谱反射率值, α_{i-1} 为第 i–1、i 点连线与第 i–1、i+1 点连线间的光谱夹角。

2)根据光谱数据确定阈值 θ，对阈值 θ 与 α 进行比较。为便于对样本数据进行统一回归模型的建立，将建模数据集视作一个整体，计算其在某一波段处的平均偏角 α_{mean}，比较 α_{mean} 与阈值 θ 的大小。若 $\alpha_{mean}<\theta$，则删除第 i 点，递归调用该算法。

$$\alpha_{mean}=\frac{\sum_{i=1}^{n}\alpha_1}{n} \tag{4}$$

3)当无特征点可剔除时，对特征点集进行重新编码，并以线段连接各特征点，近似表示原光谱曲线。

4)构造用于 LAI 估算模型的光谱偏角(图 2)。针对重编码后的特征点集，以相邻 3 个特征点间的连线所构成的光谱偏角作为特征角度，进行 LAI 估算模型构建。

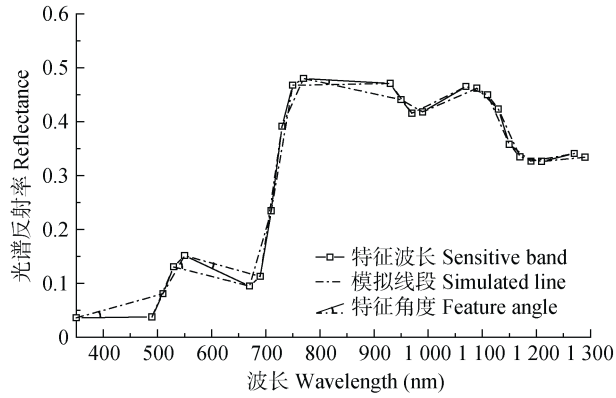

图 2 基于特征波长的光谱偏角变量构成

Fig. 2 Spectral angles formed on the basis of sensitive bands

3　结果与分析

3.1　油菜与水稻 LAI 多因素方差分析

表 2 表明，栽种方式、生育期、施氮水平均对油菜 LAI 具有显著影响且交互作用达极显著水平；不同品种、不同生育期水稻 LAI 差异也达到极显著水平。上述诸多因素(栽种方式、生育期、施氮水平)对 LAI 有显著影响，增加了采用统一算法构建油菜和水稻 LAI 估算模型的难度[34-35]，但有助于探讨构建模型算法的普适性。鉴于此，本文暂不对以上因素逐一分开建模分析。

表 2　油菜与水稻 LAI 样本数据方差分析
Table 2　ANOVA of rapeseed and rice LAI data

作物 Crop	因变量 Dependent variable	因子 Factor	平方和 Sum of squares	自由度 Degree of freedom	均方 Mean square	F
油菜 Rapeseed	LAI	栽种方式 Planting pattern	0.878	1	0.878	8.922**
		生育期 Growth period	10.851	4	2.713	27.580**
		氮水平 Nitrogen level	98.304	7	14.043	142.781**
		栽种方式×生育期 Planting pattern × growth period	11.027	3	3.676	37.371**
		栽种方式×氮水平 Planting pattern × nitrogen level	6.572	7	0.939	9.546**
		氮水平×生育期 Nitrogen level × growth period	16.541	28	0.591	6.006**
		栽种方式×生育期×氮水平 Planting pattern × growth period × nitrogen level	3.490	21	0.166	1.689**
水稻 Rice	LAI	品种 Variety	157.696	46	3.428	8.724**
		生育期 Growth period	102.661	2	51.330	130.624**

表示在 5%水平下显著。 represents the significance at 5% level.

3.2　不同时期油菜与水稻冠层光谱特性及与 LAI 相关性分析

图 3A 和图 3B 分别为油菜和水稻各时期的冠层光谱反射率，其变化趋势大致相同。在生长期间，水稻冠层主要由绿叶构成，因此其冠层反射特性具有一般绿色植物高光谱的反射特征，即在可见光波段处有两个吸收谷(490 nm 左右的蓝谷和 690 nm 左右的红谷)和 1 个反射峰(550 nm 左右的绿峰)，主要由叶片中的叶绿素造成[36]；而油菜在生殖期间，冠层会出现明显的花和荚果，这些非叶成分的光谱会混入油菜冠层光谱，从而造成一定影响。对比图中油菜和水稻的冠层光谱曲线发现，在可见光波段 550~720 nm 处，油菜受到花和角果的影响，其冠层反射率相比水稻显著增加，而在近红外波段范围受到的影响则相对较小，这是由于近红外波段主要受植被叶的细胞结构与水分的共同影响，呈现出绿色植被的高反射特性。

图 3C 和图 3D 为水稻和油菜各时期冠层光谱反射率与 LAI 的相关系数，两种植被在可见光范围内 550 nm 左右均出现波峰，在 500 nm 及 690 nm 左右出现波谷，并在 730~1 100 nm 范围内呈现相对稳定的正相关性。由于水稻的冠层特性，其各时期的相关系数变化趋同，而油菜在生殖期的冠层光谱受花和角果影响较大，因此在可见光范围的反射率与 LAI 相关性会产生较大波动[9]。同时受含水量影响，两种植被各时期近红外波段 970 nm 左右及 1 180 nm 左右呈现明显的吸收谷。综合考虑以上因素，最终筛选出绿光 550 nm、红光 690 nm 及近红外波段 800 nm 进行植被指数计算。

3.3　基于主成分分析的特征波长选择

由于冠层高光谱数据冗余度高，相邻波段间有很强的相关性，参考 PCA 相关文献[37]，设定采样间隔为 5 nm，对油菜与水稻高光谱数据进行采样及主成分分析。表 3 是油菜和水稻冠层光谱分别选出的前 4 个主成分及其对应的解释总方差，能够解释的有效信息累计贡献率达 98%~99%，故选取这些主成分的前 10 个最大权重系数的波段作为表征光谱信息的最优波段。可以看出，各主成分选取出的特征波段基本包含在同一光谱区域内，表示每个主成分主要受 1 个光谱区域影响。油菜选取的特征波段分别集中在 990~1 020 nm、550 nm 左右、400~450 nm 及 1 200 nm 左右，而水稻则分布在 780~820 nm、1 180~1 215 nm、360~390 nm、720~740 nm，表明油菜在绿光、蓝光及部分近红区域包含有较多信息，而水稻的有效信息则分布在红光、红边及部分近红区域。相关研究表明，红吸收谷蕴含较多与水稻叶片色素含量相关的信息[38]，蓝绿光区域包含有较多油菜的叶色素信息，而部分近红区域对两种植被的叶片细胞结构变化及叶片水含量均较为敏感[39]。

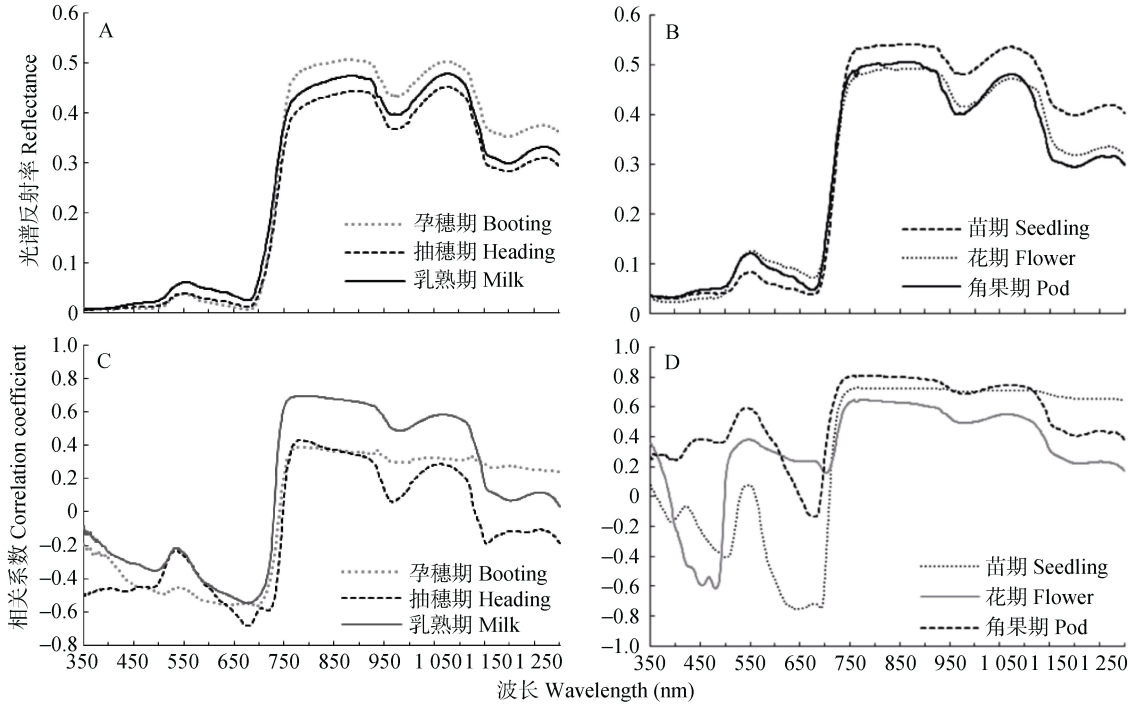

图 3 不同生育期作物冠层光谱反射率(A: 水稻; B: 油菜)及与 LAI 值的相关性(C: 水稻; D: 油菜)

Fig. 3 Canopy reflectance (A: rice; B: rapeseed) and correlation coefficients between LAI and reflectance (C: rice; D: rapeseed) at different growth periods

表 3 油菜与水稻冠层高光谱数据 PCA 筛选后的最优波段排序及其贡献率

Table 3 Sorted wavebands selected by contribution rate after PCA filter of canopy hyperspectral data of rapeseed and rice

作物 Crop	权重系数排序 Eigenvector sequence number	主成分序号 Numbers of PCA			
		1	2	3	4
油菜 Rapeseed	1	1 015	505	420	1 300
	2	1 010	510	425	1 200
	3	1 020	515	415	1 205
	4	1 005	520	430	1 195
	5	1 000	580	410	1 210
	6	1 025	575	405	1 190
	7	995	525	450	1 215
	8	990	585	445	1 185
	9	1 030	590	435	1 220
	10	985	570	400	1 295
	方差贡献率 Variance contribution rate (%)	59.93	23.03	12.23	3.12
	累计贡献率 Accumulative contribution rate (%)	59.93	82.96	95.19	98.31
水稻 Rice	1	790	735	1 300	350
	2	785	730	1 200	355
	3	795	725	1 195	360
	4	815	720	1 205	365
	5	800	740	1 190	370
	6	780	365	1 210	375
	7	805	380	1 295	380
	8	820	360	1 185	385
	9	775	395	1 215	390
	10	810	385	1 180	395
	方差贡献率 Variance contribution rate (%)	91.86	5.97	1.63	0.21
	累计贡献率 Accumulative contribution rate (%)	91.86	97.84	99.47	99.67

3.4　基于 DABSR 的特征角度选择

为探究 DABSR 算法在不同采样间隔和阈值条件下对数据处理的影响, 本文将采样间隔分为 3 个水平(5 nm、10 nm、20 nm), 同时设定阈值 θ 为最小值与最大值间的 500 个等距点。以水稻为例, 图 4 表示水稻冠层光谱数据经 DABSR 算法处理后筛选得到的波长。相关研究表明, 用于实际建模的特征波长数量应以 3~5 个为佳, 这样既能准确反映待测组分信息, 也能避免过拟合现象[40]。为利于后期进行逐步回归建模, 基于 DABSR 的角度选择旨在选出 20~40 个特征波长, 本文选取特征波长数量为 22、26、34 和 40 的 4 种情况进行分析。

研究表明, 当采样间隔为 5 nm 时, 由于波段间距离过近, 构造的光谱偏角过小, 在可见光 350~ 700 nm 间基本没有特征波段被选出。而当采样间隔扩大为 10 nm 及 20 nm 时, 可见光波段有明显起伏的波长能够被选出。在红边至近红反射高台的陡升区域(690~800 nm), 由于斜率较大, 5 nm 和 10 nm 的采样间隔均在此区域选取了较多特征波长, 而实际这些点基本处于共线位置, 相较之下, 20 nm 采样间隔选出的特征波长数量则比较适当。故在 690~800 nm 区域内, 5 nm 和 10 nm 的采样间隔筛选效果不如 20 nm。根据算法设定比较发现, 当采样间隔固定时, 随着阈值 θ 的增大, 选出的特征波长数量减少; 当阈值 θ 相同时, 特征波段的数量会随采样间隔的增大而减少。综合分析, 当采样间隔为 20 nm、阈值 θ 为 0.008 9° 时, 筛选效果最优, 选出的 28 个特征波长在波长范围内分布有疏有密, 信息较平缓的区域基本没有波长被选取, 较好地消除了波长变量间的共线性影响。因此, 在后续建模时, 选取 20 nm 作为采样间隔, 水稻和油菜的阈值经 DABSR 计算后确定为 0.008 9°和 0.007 1°, 筛选出的特征波长数量分别为 28 与 27, 故用于建模的特征角度分别为 26 与 25 个。

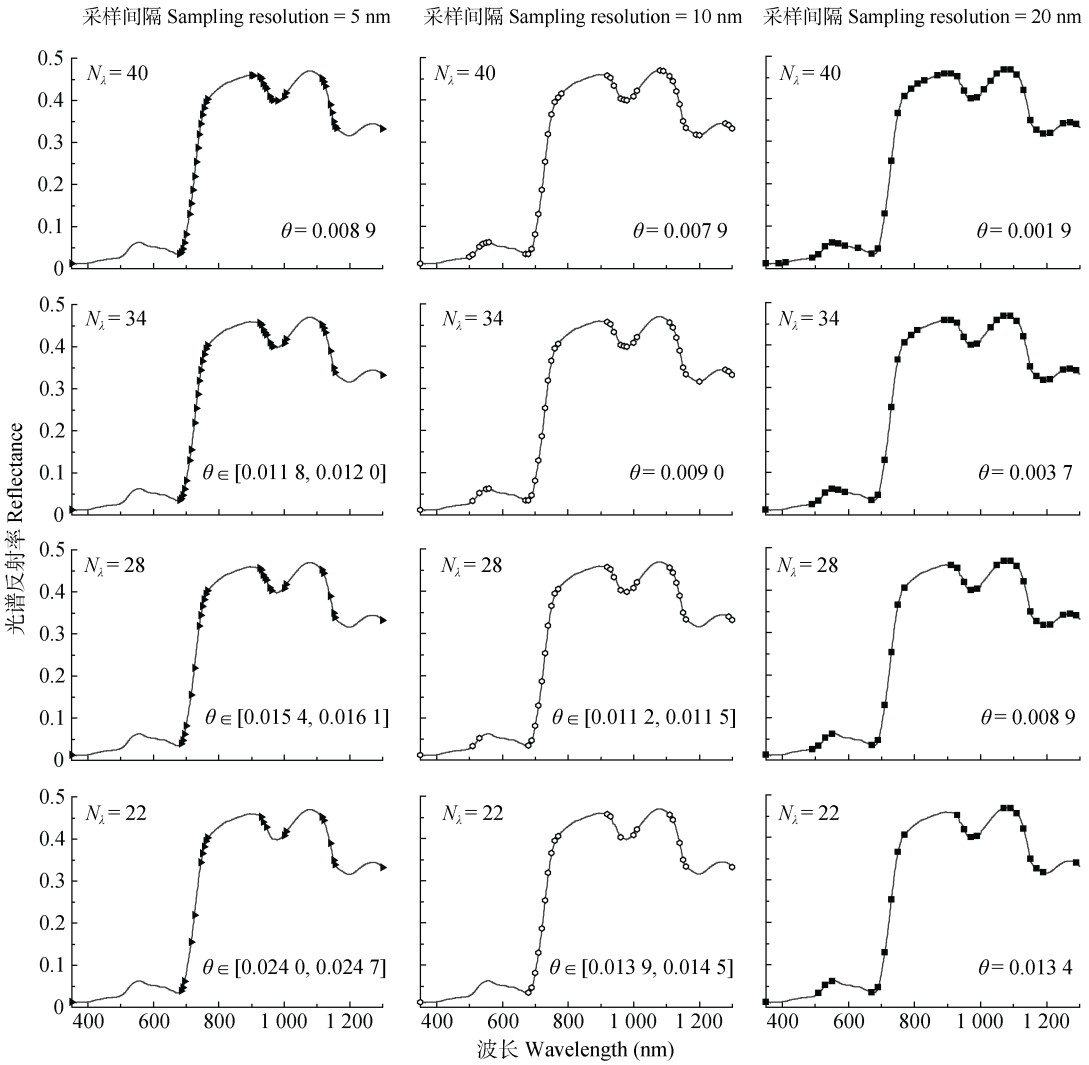

图 4　DABSR 在不同采样间隔及不同波长数量设定下筛选出的特征波长(以水稻为例, N_λ 表示特征波长的个数)

Fig. 4　Sensitive bands selected by DABSR with different sample resolutions and various amounts of bands (rice, N_λ denotes the number of sensitive bands)

3.5 油菜 LAI 反演模型及精度验证

油菜在整个生育期内植株形态及叶形变化较大[34]，一定程度上增加了准确估测油菜 LAI 的难度。表 4 显示不同施氮水平、不同栽种方式、不同生育期下油菜 LAI 统一估算模型的建模效果与检验精度。植被指数估算油菜 LAI 的建模和预测精度较差，建模集 $R^2(R_{cal}^2)$和预测集的 $R^2(R_{val}^2)$相对较小，表明所建模型难以用于油菜 LAI 的统一估算。原因可能是植被指数对油菜花较为敏感，受到花的干扰较大[41]，难以准确估计 LAI；在角果期时，油菜叶片基本脱落，植被覆盖度明显降低，所测冠层光谱受土壤背景影响较大，LAI 估算精度较低。

PCA-STEPWISE 及 DABSR-STEPWISE 对 LAI 的估算精度较 VI 有显著提高，R_{cal}^2 和 R_{val}^2 均达 0.7 以上。尤其是 DABSR-STEPWISE，其 R_{cal}^2 与 R_{val}^2 分别达 0.78 和 0.74，RMSEC 和 RMSEP 分别为 0.41 和 0.47，MNB 为 0.16。表明此方法可以稳定地估算复杂条件下的油菜 LAI，并能够有效减弱油菜花期及角果期对冠层光谱造成的影响。在特征变量选择上，DABSR-STEPWISE 在 25 个待选变量中选出 6 个分布在红边及近红范围的特征角度，这与许多研究提到的油菜 LAI 与红边参数相关性较强的结论相符[9,42]。同时，更多角度分布在近红范围而非可见光波段，可能是由于可见光部分受花、角果影响较大，而近红波段主要反映水汽吸收特征与叶片细胞特征，因此受到的影响较小，能够更为稳定地估测 LAI。而 PCA-STPEWISE 在 40 个待选波长中筛选出了 7 个高显著性的特征波长，主要集中在蓝光与近红范围内，反演精度不如 DABSR-STEPWISE。对比 3 种方法，DABSR-STEPWISE 在估算油菜 LAI 时精度最高，计算效率较高，综合表现最优。

表 4 油菜叶面积指数(*Y*)估计模型及检验

Table 4 Calibration and validation of prediction models of rapeseed LAI (*Y*)

方法 Method	序号 Serial number	变量 Variable (*X*)	模型 Model	建模集 Calibration (*n*=144)		预测集 Validation (*n*=72)		
				R_{cal}^2	RMSEC	R_{val}^2	RMSEP	MNB
植被指数法 Vegetation index method	1	NDVI	Y=4.64X−1.39	0.37	0.70	0.44	0.69	0.26
	2	RVI	Y=0.22X+0.37	0.47	0.64	0.51	0.65	0.33
	3	DVI	Y=6.07X−0.42	0.48	0.64	0.61	0.57	0.17
	4	NLI	Y=2.34X+0.86	0.46	0.65	0.58	0.60	0.12
	5	SAVI	Y=5.25X−0.98	0.47	0.64	0.60	0.59	0.15
	6	RDVI	Y=5.60X−1.00	0.47	0.64	0.59	0.59	0.16
	7	MSR	Y=0.94X+0.02	0.45	0.65	0.50	0.66	0.29
	8	CIred edge	Y=0.22X+0.59	0.47	0.64	0.51	0.65	0.33
	9	CIgreen	Y=0.41X+0.51	0.31	0.73	0.23	0.81	0.46
PCA-STEPWISE	10		(5)	0.70	0.48	0.73	0.48	-0.04
DABSR-STEPWISE	11		(6)	0.78	0.41	0.74	0.47	0.16

PAC-STEPWISE：主成分分析法与逐步回归分析法结合；DABSR-STEPWISE：DABSR 偏角光谱检索与逐步回归分析结合。
PAC-STEPWISE: combination of principle component analysis and stepwise regression analysis; DABSR-STEPWISE: combination of deflection angle based spectral retrieval and stepwise regression analysis.

PCA-STEPWISE 反演 LAI 模型：

$$Y=60.98\rho_1-590.65\rho_2-8.69\rho_3+1\,425.44\rho_4-1\,058.99\rho_5-55.49\rho_6+246.74\rho_7+1.37 \quad (5)$$

式中：ρ_1、ρ_2、ρ_3、ρ_4、ρ_5、ρ_6 和 ρ_7 分别代表 1 030 nm、450 nm、1 295 nm、425 nm、415 nm、1 000 nm 和 400 nm 处的波长反射率。

DABSR-STEPWISE 反演 LAI 模型：

$$Y=38.10\alpha_1-10.01\alpha_2-4.45\alpha_3-189.41\alpha_4+35.24\alpha_5+16.08\alpha_6+0.71 \quad (6)$$

式中：α_1、α_2、α_3、α_4、α_5 和 α_6 分别代表 730-750-770 nm、710-730-750 nm、690-710-730 nm、1 170-1 190-1 210 nm、970-990-1 050 nm 和 1 090-1 110-1 130 nm 3 个波段处组成的偏角。

3.6 水稻 LAI 反演模型及精度验证

表 5 显示不同品种水稻在不同生育期下 LAI 统一估算模型的建模效果与检验精度，进一步验证了 DABSR-STEPWISE 模型的稳定性。水稻在生长过程中冠层主要由绿叶构成，仅在乳熟期时部分穗会变黄，因此水稻的反射光谱具有绿色植被的一般特征。较之油菜，水稻植被指数估算模型的拟合度及预测精度有一定提升，其中效果最优的 SAVI 与 RDVI 的 R_{cal}^2 和 R_{val}^2 均达 0.6，NLI 与 $CI_{red\ edge}$ 的建模与预测精度次之，反映了植被指数对水稻 LAI 的估

算要优于油菜，这与许多研究中植被指数对绿色植被 LAI 具有较优反演精度的结论一致[2,43-44]。

对比 PCA-STEPWISE 和 DABSR-STEPWISE 反演精度，前者的 R^2_{cal} 和 R^2_{val} 为 0.76 和 0.63，后者达 0.77 及 0.70，两者 RMSEC、RMSEP 和 MNB 都较为相近。两种基于光谱特征选择的方法建模精度都较高，但 DABSR-STEPWISE 的验证精度优于 PCA-STEPWISE，表明此模型能够有效估算水稻 LAI 并稳定地监测其长势。在特征变量的选择上，PCA-STEPWISE 在 40 个待选波长中选出 4 个特征波长(720 nm、780 nm、725 nm、380 nm)，主要集中在可见光范围内的红边波段；而 DABSR-STEPWISE 在 26 个待选角度中选出 3 个特征角度，集中在红边及近红范围内。由于水稻的绿色植被光谱特征，绿光及红边波段对叶绿素比较敏感，近红范围则对叶片细胞和含水量较为敏感[39]，因此这两种方法选取出的特征变量都具备一定合理性。同时，DABSR-STEPWISE 依据光谱曲线形状特点进行筛选，在反射率的基础上，将波段间的波长关系也纳入考虑，定量化地对波段间波长关系和反射率同时进行描述。综合对比来看，DABSR-STEPWISE 对水稻 LAI 的估算具有最优的模型精度。

表 5　水稻叶面积指数(*Y*)估计模型及检验

Table 5　Calibration and validation of prediction models of rice LAI (*Y*)

方法 Method	序号 Serial number	变量(*X*) Variable	模型 Model	建模集 Calibration (*n*=90)		预测集 Validation (*n*=45)		
				R_{cal}^2	RMSEC	R_{val}^2	RMSEP	MNB
植被指数法 Vegetation index method	12	NDVI	Y=14.61X−7.53	0.60	0.97	0.54	0.98	0.06
	13	RVI	Y=0.10X+3.09	0.56	1.02	0.49	1.04	0.03
	14	DVI	Y=15.76X−1.63	0.56	1.02	0.54	0.99	0.03
	15	NLI	Y=6.64X+0.34	0.62	0.96	0.59	0.94	0.06
	16	SAVI	Y=14.36X−4.11	0.61	0.96	0.61	0.92	0.04
	17	RDVI	Y=15.26X−4.14	0.61	0.96	0.60	0.92	0.04
	18	MSR	Y=0.91X+1.65	0.63	0.94	0.52	1.00	0.04
	19	CIred edge	Y=2.38X+1.51	0.71	0.82	0.57	0.95	0.04
	20	CIgreen	Y=0.38X+1.98	0.59	0.99	0.43	1.10	0.04
PCA-STEPWISE	21		(7)	0.76	0.76	0.63	0.88	0.04
DABSR-STEPWISE	22		(8)	0.77	0.74	0.70	0.80	0.05

PAC-STEPWISE：主成分分析法与逐步回归分析法结合；DABSR-STEPWISE：DABSR 偏角光谱检索与逐步回归分析结合。
PAC-STEPWISE: combination of principle component analysis and stepwise regression analysis; DABSR-STEPWISE: combination of deflection angle based spectral retrieval and stepwise regression analysis.

PCA-STEPWISE 反演 LAI 模型：

$$Y=105.72\rho_1+22.12\rho_2-139.68\rho_3+106.27\rho_4+3.90 \quad (7)$$

式中：ρ_1、ρ_2、ρ_3、ρ_4 分别代表 720 nm、780 nm、725 nm 和 380 nm 处的波长反射率。

DABSR-STEPWISE 反演 LAI 模型：

$$Y=22.56\alpha_1-232.95\alpha_2+44.70\alpha_3+3.53 \quad (8)$$

式中：α_1、α_2、α_3 分别代表 750-770-910 nm、1 170-1 190-1 210 nm、970-990-1 050 nm 3 个波段处组成的偏角。

4　结论

本文针对植被冠层高光谱数据相邻波段相似性高、信息冗余量大的问题，在光谱波长关系的基础上，将光谱曲线形态纳入考量，把空间数据压缩的方法应用于 LAI 反演模型中，提出了一种基于 DABSR 的光谱偏角回归分析方法(DABSR-STEPWISE)，对油菜和水稻两种植被进行实验，同时将此模型与植被指数(VIs)及主成分分析(PCA-STEPWISE)进行对比，主要结论如下：

1)植被指数法针对水稻 LAI 的估算具有较优预测精度(R^2_{val} = 0.61, RMSEP = 0.92, MNB = 0.04)，而受油菜花期和角果期的影响[44]，在构建油菜 LAI 统一估测模型时表现不理想。相对来说，PCA-STEPWISE 和 DABSR-STEPWIS 均较为适应油菜和水稻 LAI 的估测，其中，DABSR-STEPWISE 总体反演精度更高(油菜 R^2_{val}、RMSEP、MNB 分别为 0.75、0.46、0.14，水稻 R^2_{val}、RMSEP、MNB 分别为 0.70、0.79、0.04)。

2)在光谱特征信息的选择上，DABSR 算法定量化地对光谱波长关系与反射率进行描述，提取出的特征波长具有一定合理性[39]。同时，较之传统的利用光谱反射率进行反演，光谱偏角所构建的 LAI 反演模型具有较优精度，在保证光谱信息识别精度的同时，提高了模型计算效率，具有一定创新性。

3)基于油菜和水稻两种作物不同的生长特点，其冠层光谱特性具有较大差异。针对油菜 LAI 反演模型的研究[41,44]大多致力于寻找敏感波段构建植被指数，通过区分油菜不同器官(花、叶、角果)和不同生育期[9,41,44]来进行估测 LAI 以提高精度，故研究适应于估算水稻和油菜 LAI 的统一算法具有一定难度。试验结果表明，尽管不同品种、生育期、施氮水平和栽种方式等影响因子对水稻和油菜 LAI 造成极显著差异，DABSR-STEPWISE 算法仍然能够在此复杂情况下对油菜和水稻 LAI 进行统一估算并具有较高精度，充分体现此算法的有效性与普适性，也为实现不同植被 LAI 统一估测模型的构建提供了新思路。

本文提出的 DABSR-STEPWISE 主要是针对实测的油菜和水稻冠层高光谱数据进行处理，之后可以进一步研究其在高光谱遥感影像中的应用效果。同时，本文研究数据只涉及油菜和水稻的关键生长期，在后续试验中尝试采集全生育期数据进行模型反演，以进一步提高模型估算的准确性和适用性。

致谢：感谢华中农业大学资源与环境学院汪善勤、鲁剑巍、李岚涛和明金在田间试验布置、田间样品采集和试验生活中给予的帮助。

参考文献 References

[1] 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[J]. 地球信息科学学报, 2013, 15(5): 734–743
LIU Y, LIU R G, CHEN J M, et al. Current status and perspectives of leaf area index retrieval from optical remote sensing data[J]. Journal of Geo-Information Science, 2013, 15(5): 734–743

[2] VIÑA A, GITELSON A A, NGUY-ROBERTSON A L, et al. Comparison of different vegetation indices for the remote assessment of green leaf area index of crops[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(12): 3468–3478

[3] SELLERS P J, DICKINSON R E, RANDALL D A, et al. Modeling the exchanges of energy, water, and carbon between continents and the atmosphere[J]. Science, 1997, 275(5299): 502–509

[4] ABOU-ISMAIL O. Rice yield estimation by integrating remote sensing with rice growth simulation model[J]. Pedosphere, 2004, 14(4): 519–526

[5] GITELSON A A, PENG Y, ARKEBAUER T J, et al. Relationships between gross primary production, green LAI, and canopy chlorophyll content in maize: Implications for remote sensing of primary production[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 144: 65–72

[6] GITELSON A A, GRITZ Y, MERZLYAK M N. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves[J]. Journal of Plant Physiology, 2003, 160(3): 271–282

[7] 石剑飞，殷璀艳，冷锁虎，等. 采用数码图像处理法测定油菜叶面积的方法探讨[J]. 中国油料作物学报, 2010, 32(3): 379–382
SHI J F, YIN C Y, LENG S H, et al. Digital image method for rapeseed leaf area measure[J]. Chinese Journal of Oil Crop Sciences, 2010, 32(3): 379–382

[8] TANG H, BROLLY M, ZHAO F, et al. Deriving and validating leaf area index (LAI) at multiple spatial scales through lidar remote sensing: A case study in sierra national forest, CA[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 143: 131–141

[9] 黄敬峰，王渊，王福民，等. 油菜红边特征及其叶面积指数的高光谱估算模型[J]. 农业工程学报, 2006, 22(8): 22–26
HUANG J F, WANG Y, WANG F M, et al. Red edge characteristics and leaf area index estimation model using hyperspectral data for rape[J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(8): 22–26

[10] 王李娟，牛铮，侯学会，等. 基于 CHRIS 数据的新型植被指数的 LAI 估算研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(4): 1082–1086
WANG L J, NIU Z, HOU X H, et al. The study of LAI estimation using a new vegetation index based on CHRIS data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(4): 1082–1086

[11] DUAN S B, LI Z L, 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[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2014, 26: 12–20

[12] 杨峰，范亚民，李建龙，等. 高光谱数据估测稻麦叶面积指数和叶绿素密度[J]. 农业工程学报, 2010, 26(2): 237–243
YANG F, FAN Y M, LI J L, et al. Estimating LAI and CCD of rice and wheat using hyperspectral remote sensing data[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(2): 237–243

[13] 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[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(9): 2546–2552
ZHAO J, HUANG W J, ZHANG Y H, et al. Inversion of leaf area index during different growth stages in winter wheat[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(9): 2546–2552

[14] 杨贵军，黄文江，王纪华，等. 多源多角度遥感数据反演森林叶面积指数方法[J]. 植物学报, 2010, 45(5): 566–578
YANG G J, HUANG W J, WANG J H, et al. Inversion of forest leaf area index calculated from multi-source and multi-angle remote sensing data[J]. Chinese Bulletin of Botany, 2010, 45(5): 566–578

[15] 廖钦洪，张东彦，王纪华，等. 基于多角度成像数据的新型植被指数构建与叶绿素含量估算[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(6): 1599–1604
LIAO Q H, ZHANG D Y, WANG J H, et al. Assessment of chlorophyll content using a new vegetation index based on multi-angular hyperspectral image data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(6): 1599–1604

[16] 李飞, 周成虎, 陈荣国. 基于光谱曲线形态的高光谱影像检索方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2008, 28(11): 2482–2486
LI F, ZHOU C H, CHEN R G. Spectral curve shape feature-based hyperspectral remote sensing image retrieval[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2008, 28(11): 2482–2486

[17] 戴晓爱, 贾虎军, 吴芬芳, 等. 空间数据压缩的高光谱降维技术比较[J]. 遥感信息, 2017, 32(2): 107–112
DAI X A, JIA H J, WU F F, et al. Comparative analysis of hyperspectral dimensionality reduction technology on spatial data compression[J]. Remote Sensing Information, 2017, 32(2): 107–112

[18] HUANG W Q, LI J B, ZHANG C, et al. Identification of maize kernel embryo based on hyperspectral imaging technology and PCA[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(S2): 243–247

[19] Palacios-Orueta A, Khanna S, Litago J, et al. Assessment of NDVI and NDWI spectral indices using MODIS time series analysis and development of a new spectral index based on MODIS shortwave infrared bands[C]//International Conference on Remote Sensing and Geoinformation Processing in the Assessment and Monitoring of Land Degradation and Desertification. Trier, Germany. 2005

[20] KHANNA S, PALACIOS-ORUETA A, WHITING M L, et al. Development of angle indexes for soil moisture estimation, dry matter detection and land-cover discrimination[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 109(2): 154–165

[21] 邓兵, 杨武年, 慕楠, 等. 基于光谱分析与角度斜率指数的植被含水量研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(8): 2546–2552
DENG B, YANG W N, MU N, et al. The research of vegetation water content based on spectrum analysis and angle slope index[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(8): 2546–2552

[22] 卫俊霞, 相里斌, 高晓惠, 等. 基于 *K*-均值聚类与夹角余弦法的多光谱分类算法[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(5): 1357–1360
WEI J X, XIANG L B, GAO X H, et al. The multi-spectra classification algorithm based on *K*-means clustering and spectral angle cosine[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(5): 1357–1360

[23] KIRA O, NGUY-ROBERTSON A L, ARKEBAUER T J, et al. Informative spectral bands for remote green LAI estimation in C3 and C4 crops[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2016, (218/219): 243–249

[24] VERRELST J, CAMPS-VALLS G, MUÑOZ-MARÍ J, et al. Optical remote sensing and the retrieval of terrestrial vegetation bio-geophysical properties — A review[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 108: 273–290

[25] GE S, EVERITT J, CARRUTHERS R, et al. Hyperspectral characteristics of canopy components and structure for phenological assessment of an invasive weed[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2006, 120(1/3): 109–126

[26] ROUSE J W, HAAS R H, SCHELL J A, et al. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS[C]// Proceedings of the 3rd ERTS Symposium. Washington, DC: NASA, 1973: 309–317

[27] JORDAN C F. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor[J]. Ecology, 1969, 50(4): 663–666

[28] TUCKER C J. A spectral method for determining the percentage of green herbage material in clipped samples[J]. Remote Sensing of Environment, 1980, 9(2): 175–181

[29] GOEL N S, QIN W H. Influences of canopy architecture on relationships between various vegetation indices and LAI and FPAR: A computer simulation[J]. Remote Sensing Reviews, 1994, 10(4): 309–347

[30] HUETE A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 25(3): 295–309

[31] ROUJEAN J L, BREON F M. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 1995, 51(3): 375–384

[32] CHEN J M. Evaluation of vegetation indices and a modified simple ratio for boreal applications[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 1996, 22(3): 229–242

[33] 霍雷刚, 冯象初. 基于主成分分析和字典学习的高光谱遥感图像去噪方法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(11): 2723–2729
HUO L G, FENG X C. Denoising of hyperspectral remote sensing image based on principal component analysis and dictionary learning[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014, 36(11): 2723–2729

[34] 左青松, 蒯婕, 杨士芬, 等. 不同氮肥和密度对直播油菜冠层结构及群体特征的影响[J]. 作物学报, 2015, 41(5): 758–765
ZUO Q S, KUAI J, YANG S F, et al. Effects of nitrogen fertilizer and planting density on canopy structure and population characteristic of rapeseed with direct seeding treatment[J]. Acta Agronomica Sinica, 2015, 41(5): 758–765

[35] LIU T J, XU T, YAO J, et al. Quantitative relationship between leaf area index and canopy reflectance spectra of rice under different nitrogen levels[J]. Agricultural Basic Science and Technology, 2016, 17(11): 2446–2448

[36] 王福民, 王渊, 黄敬峰. 不同氮素水平油菜冠层反射光谱特征研究[J]. 遥感技术与应用, 2004, 19(2): 80–84
WANG F M, WANG Y, HUANG J F. Spectra characteristics of rape canopy at different nitrogen levels[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2004, 19(2): 80–84

[37] 李志花, 冯美臣, 王超, 等. 冬小麦高光谱信息提取方法的研究[J]. 山西农业大学学报: 自然科学版, 2015, 35(5): 467–473
LI Z H, FENG M C, WANG C, et al. The study of winter wheat hyperspectral information extraction method[J]. Journal of Shanxi Agricultural University: Natural Science Edition, 2015, 35(5): 467–473

[38] 郑雯, 明金, 杨孟克, 等. 基于波段深度分析和 BP 神经网络的水稻色素含量高光谱估算[J]. 中国生态农业学报, 2017, 25(8): 1224–1235
ZHENG W, MING J, YANG M K, et al. Hyperspectral estimation of rice pigment content based on band depth

analysis and BP neural network[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2017, 25(8): 1224–1235

[39] 梁顺林, 李小文, 王锦地, 等. 定量遥感[M]. 北京: 科学出版社, 2013: 54–70
LIANG S L, LI X W, WANG J D, et al. Quantitative Remote Sensing [M]. Beijing: China Science Publishing, 2013: 54–70

[40] 高洪智, 卢启鹏, 丁海泉, 等. 基于连续投影算法的土壤总氮近红外特征波长的选取[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(11): 2951–2954
GAO H Z, LU Q P, DING H Q, et al. Choice of characteristic near-infrared wavelengths for soil total nitrogen based on successive projection algorithm[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(11): 2951–2954

[41] FANG S H, TANG W C, PENG Y, et al. Remote estimation of vegetation fraction and flower fraction in oilseed rape with unmanned aerial vehicle data[J]. Remote Sensing, 2016, 8(5): 416

[42] 佘宝, 黄敬峰, 石晶晶, 等. 基于红边位置变化特征的油菜种植区域提取[J]. 农业工程学报, 2013, 29(15): 145–152
SHE B, HUANG J F, SHI J J, et al. Extracting oilseed rape growing regions based on variation characteristics of red edge position[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(15): 145–152

[43] 李鑫川, 徐新刚, 鲍艳松, 等. 基于分段方式选择敏感植被指数的冬小麦叶面积指数遥感反演[J]. 中国农业科学, 2012, 45(17): 3486–3496
LI X C, XU X G, BAO Y S, et al. Retrieving LAI of winter wheat based on sensitive vegetation index by the segmentation method[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2012, 45(17): 3486–3496

[44] 马驿, 汪善勤, 李岚涛, 等. 基于高光谱的油菜叶面积指数估计[J]. 华中农业大学学报, 2017, 36(2): 69–77
MA Y, WANG S Q, LI L T, et al. Prediction of rapeseed leaf area index based on hyperspectal data[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2017, 36(2): 69–77