

文章编号:1001-9014(2011)02-0124-07

基于数据分割与主成分分析的LAI遥感估算

董莹莹^{1,2}, 王纪华^{1,2}, 李存军^{2*}, 杨贵军², 宋晓宇², 顾晓鹤², 黄文江²

(1. 浙江大学 农业遥感与信息技术应用研究所, 浙江 杭州 310029;

2. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097)

摘要:针对叶面积指数(LAI)经典统计反演模型存在估算效果不理想以及反演效率低等问题,提出了一种基于农学物候的数据分割与主成分分析结合的遥感估算方法.综合了原始光谱和微分(或差分)光谱主成分信息作为自变量,融入了以农学物候为先验的数据分割思想,并引入了多尺度建模方式参与反演过程.以冬小麦为实验对象,进行数值模拟和比较分析.结果显示,该方法既能有效地提高整体估算精度,又能显著地改善数据饱和问题,且在全样本遍历时体现了稳定鲁棒性.

关键词:主成分分析(PCA);农学物候;数据分割;多尺度建模;叶面积指数(LAI)

中图分类号:TP79 **文献标识码:**A

Estimating leaf area index from remote sensing data: based on data segmentation and principal component analysis

DONG Ying-Ying^{1,2}, WANG Ji-Hua^{1,2}, LI Cun-Jun^{2*}, YANG Gui-Jun²,
SONG Xiao-Yu², GU Xiao-He², HUANG Wen-Jiang²

(1. Institute of Agricultural Remote Sensing & Information System Application, Zhejiang University, Hangzhou 310029, China;

2. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China)

Abstract: According to the unsatisfactory and lower efficiency of classical statistical models in leaf area index (LAI) estimation, a new inversion method combined with phenology-based data segmentation and principal component analysis was proposed in this paper. In the method, principal components of spectral data and differential (or difference) spectral data were chosen as independent variables, and phenology-based data segmentation was integrated into data processing in order to improve estimation accuracy. In addition, multi-scale was involved in modeling. Winter wheat was selected as experimental object for numerical simulation and comparative analysis. Results not only showed high precision in whole estimation and effectively improved data saturation, but also manifested stability and robustness under full scan.

Key words: principal component analysis(PCA);phenology;data segmentation;multi-scale modeling;leaf area index(LAI)

PACS: 41.20.-q

引言

叶面积指数(Leaf Area Index, LAI)是一个重要的植物学参数,在农作物长势监测、产量估算等领域应用广泛^[1].目前遥感反演LAI主要包括机理模型和统计模型^[2].机理模型物理意义明确、普适性好,但参数偏多、算法复杂,其应用范围受到局限;统计模型基于数据的统计特性建模,其经典方法有植被指数、人工神经网络、主成分分析等^[1].植被指数受

土壤、大气等因素影响,反演精度不高;人工神经网络对训练样本要求甚高,各层节点数及模型参数选择具有不确定性;主成分分析能够有效压缩数据量、降低数据维数,可靠性及普适性适中.为解决统计模型存在的上述问题,众多研究者在构建新型植被指数、引入多样神经网络、加强主成分分析理论内涵等方面开展了许多工作,并初步用于LAI估算^[1,3~5].在此,从数据处理模式及建模方式角度出发,提出了一种基于农学物候的数据分割与主成分分析结合的

收稿日期:2010-05-24,修回日期:2010-10-09

Received date: 2010-05-24, revised date: 2010-10-09

基金项目:国家自然科学基金项目(40701120);国家863计划项目(2006AA120108);北京市自然科学基金项目(4092016);北京市科技新星计划(2008B33)

作者简介:董莹莹(1984-),女,山东淄博人,博士研究生,主要研究方向为农业遥感与信息技术, E-mail: cici5201@163.com.

* 通讯作者: E-mail: licj@nrcita.org.cn.

叶面积指数遥感估算方法。

以冬小麦为研究对象,通过在数据处理环节融合主成分分析与数据分割,在建模环节引入多尺度^[6,7],以期实现 LAI 的高精度估算和模型的稳定鲁棒性。旨在通过综合原始光谱及其微分(或差分)光谱增加建模信息量^[8],利用主成分分析对数据进行挖掘、融合及重组,提高数据统计的可靠;通过基于以农学物候为先验的数据分割子集进行多尺度建模,以期改善拟合精度、抑制数据饱和,并为遥感大面积监测提供参考依据。其中,单尺度建模是以原始数据或其主成分信息为自变量的反演,多尺度建模是以单尺度建模结果为自变量,并融合数据分割进行反演。

1 材料与与方法

1.1 研究区域与数据采集

实验于 2009 年在北京通州和顺义开展,两地区冬小麦采用正常管理策略,品种包括农大 211、烟农 19、京 9428、京冬 8 等,在两个地区分别选择了 14 个和 10 个大田地块进行数据采集。2009 年 4 月 29 日(挑旗期)和 5 月 17 日(灌浆初期)在田块中选择长势较均匀区域,进行冠层光谱测定,并同步获取植株样本用于室内叶面积指数测定。

采用美国 ASD 公司的 ASD FieldSpec Pro FR (350~2500nm)型光谱仪测定冬小麦冠层光谱,其采样间隔在 350~1000nm 内为 1.4nm,在 1000~2500nm 内为 2nm。观测时探头垂直向下,其高度距地面 1.3m,探头为 25°视场角,每个样点测量 20 次,每次测量前后用标准参考板校正。在各采集区内获取 50cm×4 行的植株样本,并带回实验室采用比叶重法测定叶面积指数。

1.2 数值实验方法

1.2.1 数据预处理

对地面高光谱而言,选取受水和二氧化碳强吸收带影响较小的 350~1354nm 作为有效数据,进行滤波窗口为 5nm 的滑动平均处理。由于未获得环境减灾星 HJ-1 影像,故基于光谱响应曲线(见图 1)进行数值模拟,将光谱响应曲线及地面高光谱反射率作为向量,两向量点乘与光谱响应向量模的比值为光谱响应值。

经上述处理后,若直接将地面高光谱各波段作为自变量进行多元线性回归建模,会增加模型复杂度、降低反演效率。为此,引入了既可有效提取波谱信息,又可降低数据维数的主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)^[1]。对模拟 HJ-1 卫星多光

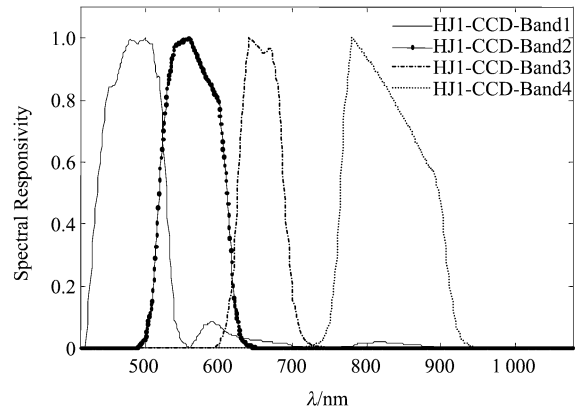


图 1 HJ-1 卫星 CCD 相机光谱响应曲线

Fig. 1 Spectral response curve of resources satellite HJ-1 CCD cameras

谱而言,虽不存在建模变量多的问题,但由于数据本身存在自相关性,于是选取主成分变换进行数据融合及重组,以期获得更为有效的光谱信息数据集。

用于数值实验的样本总量为 48,其中通州和顺义地区样本数分别为 28 和 20。现将总样本的 2/3 用作建模,剩余 1/3 用作检验。表 1 为样本总体($n=48$)、建模样本($n=32$)、检验样本($n=16$)的统计特征,其中全遍历以及 $\pm 30\%$ 和 $\pm 20\%$ 分别代表全遍历样本以及统计参数分布在样本总体 $\pm 30\%$ 和 $\pm 20\%$ 之内的样本。

表 1 LAI 样本总体、建模样本、检验样本统计参数

Table 1 Statistical parameters of LAI for all samples, calibration samples and validation samples

统计参数	样本	样本总体	建模样本			检验样本		
			全遍历	$\pm 30\%$	$\pm 20\%$	全遍历	$\pm 30\%$	$\pm 20\%$
最大值		7.49	7.40	7.41	7.42	7.11	7.31	7.31
最小值		1.21	1.28	1.29	1.26	1.53	1.35	1.30
算术均值		4.01	3.99	4.01	4.00	4.04	4.00	4.03
几何均值		3.63	3.62	3.64	3.62	3.69	3.63	3.65
中值		3.94	3.91	3.92	3.93	3.97	3.95	3.94
标准差		1.69	1.68	1.70	1.71	1.67	1.71	1.71
方差		2.86	2.84	2.90	2.91	2.82	2.93	2.91
偏度		0.24	0.25	0.24	0.24	0.21	0.24	0.24
峰度		-0.90	-0.91	-1.01	-1.01	-1.05	-0.96	-0.96

1.2.2 基于农学物候的数据分割与主成分分析结合的多尺度建模

获取的冬小麦 LAI 变化范围是 1.21~7.49,较大变化范围的产生是由于通州和顺义种植区较大,且品种多,因此作物生育期和长势存在差异,此类差异表现为覆盖度和植株高度的不同^[9]。由于不同覆盖度会导致遥感冠层光谱的不同响应,且植株高度也会带来二次散射和多次散射差异^[10],因此引入了以农学物候为先验的数据分割处理。所谓数据分割

(Data Segmentation),指依据原数据集自身特性,将其合理分割成一组子集,并基于各子集进行曲面拟合及有机重组^[11].

结合北京地区冬小麦生长规律可知,一般正常生长的冬小麦在拔节前 LAI < 3,覆盖度较低,植株较矮;从拔节至挑旗 3 < LAI < 5,覆盖度高,植株长高;挑旗后 LAI > 5,覆盖度和植株高度达到最大^[10]. 基于此,选取 3 和 5 为数据分割阈值. 之所以融入数据分割,是由于其既能削弱数据间的随机扰动,在一定程度上抑制数据饱和,又可提高数值拟合精度.

在主成分分析和以农学物候为先验的数据分割基础上,分别以地面高光谱数据和模拟 HJ-1 卫星多光谱数据为建模数据源,采用多尺度多元线性回归对冬小麦 LAI 进行反演估算. 首先,以原始光谱、一阶微分(或差分)光谱、二阶微分(或差分)光谱主成分信息作为自变量建模,得到三个 LAI 反演模型;然后,基于数据分割子集,对上述反演结果再次建模,并将数据有机拼接,最终得到 LAI 估算模型. 其中微分(或差分)光谱的计算如下:地面高光谱波段众多,可作为连续函数进行微分运算;模拟 HJ-1 卫星多光谱仅四个波段,可作为离散函数进行差分运算,其中一阶差分为光谱反射率之差与中心波段波长之差的比值,二阶差分为一阶差分之差与中心波段波长之差的比值^[12]. 设计的 LAI 估算实验方案如图 2 所示,主要包括:

(1) 以地面高光谱为数据源,基于主成分分析和以农学物候为先验的数据分割进行多尺度多元线性回归建模,并对模型进行分析检验.

(2) 以模拟 HJ-1 卫星多光谱为数据源,基于主成分变换和以农学物候为先验的数据分割进行多尺度多元线性回归建模,并对模型进行分析检验.

(3) 所用方法与 NDVI、SAVI、ARVI、EVI 在总体模拟精度和抗数据饱和性方面的对比分析.

1.2.3 模型检验

选取均方根误差、决定系数和准确度进行模型分析检验,其计算公式见表 2. 其中均方根误差反映了模拟值偏离实测值的程度,其值越小拟合精度越高;决定系数表示模拟值与实测值的密切程度,其值越接近 1,拟合曲面参考价值越高;准确度是截距为 0 时模拟值和实测值之间线性回归方程的斜率,表征模拟值与实测值的一致程度,其值越接近 1,准确度越高. 当决定系数与准确度同时趋于 1 时,模拟值和实测值趋于吻合.

为验证方法的可行性和有效性,将在整体模拟

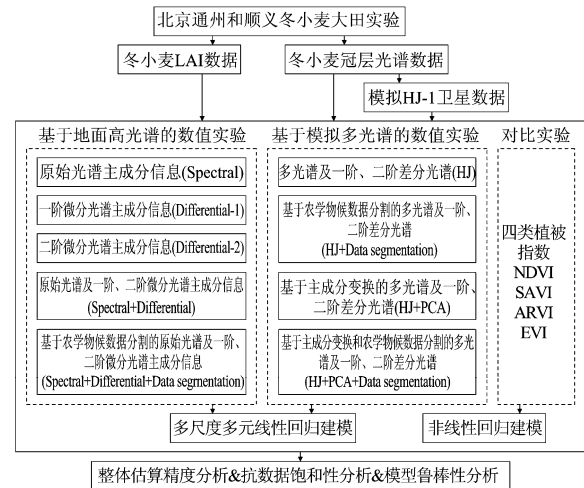


图 2 数值实验方案

Fig. 2 Plan of numerical experiments

精度和抗数据饱和性方面进行文中方法与四类植被指数即 NDVI、SAVI、ARVI、EVI^[1]的分析对比. 此四类植被指数的具体介绍见表 3.

表 2 三类模型检验指标

Table 2 Three kinds of assessment indexes

全称	缩写	公式
均方根误差	RMSE	$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n d_i / (n - 1)}$, 其中 n 为测量次数, d_i 为模拟值与实测值之差.
决定系数	R^2	$R^2 = \frac{[(\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}))^2]}{[(\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2)(\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2)]}$, 其中 $x_i, \bar{x}, y_i, \bar{y}$ 分别为实测值、实测值均值、模拟值、模拟值均值、 n 为测量次数.
准确度	Accuracy	$y = Accuracy \cdot x$, 其中 x 为模拟值, y 为实测值.

表 3 四类植被指数

Table 3 Four kinds of vegetation indexes

全称	缩写	公式	入选原由
归一化植被指数	NDVI	$NDVI = \frac{\rho_{Nir} - \rho_{Red}}{\rho_{Nir} + \rho_{Red}}$	应用最为广泛
土壤调整植被指数	SAVI	$SAVI = (1 + L) \frac{\rho_{Nir} - \rho_{Red}}{\rho_{Nir} + \rho_{Red} + L}$, $L = 0, 1$	降低土壤影响
大气阻抗植被指数	ARVI	$ARVI = \frac{\rho_{Nir} - \rho_{RB}}{\rho_{Nir} + \rho_{RB}}$, $\rho_{RB} = \rho_{Red} - \gamma(\rho_{Blue} - \rho_{Red})$, $\gamma = 1$	降低大气影响
改进型土壤大气修正植被指数	EVI	$EVI = \frac{2(\rho_{Nir} - \rho_{Red})}{\rho_{Nir} + c_1 \rho_{Red} + c_2 \rho_{Blue} + L}$, $c_1 = 6, c_2 = 7.5, L = 1$	降低土壤和大气影响

注: $\rho_{Nir}, \rho_{Red}, \rho_{Blue}$ 分别为近红外波段、红光波段和蓝光波段反射率, 上述三个波段的光谱范围分别是 760 ~ 900nm、630 ~ 690nm 和 450 ~ 520nm.

为进行抗饱和性分析,需计算数据饱和点,于是引入了双向建模法. 该法分别以 LAI 为自变量、NDVI 为因变量和 LAI 为因变量、NDVI 为自变量进行多项式拟合^[12], 两曲线交点所对应 LAI 即为饱和点, 大于此值为饱和数据. 之所以使用双向建模, 是由于若 LAI 与 NDVI 之间存在确定的显式函数关系则两曲线应重合, 但基于实测数据建模时不会出现此情况, 故可采用该法定量地分析两者变化趋势转折的地方, 即饱和点. 图 3 为地面高光谱数据饱和点示意图, 对模拟 HJ-1 卫星多光谱亦可采用此法确定饱和点.

2 结果与分析

2.1 基于地面高光谱的数值实验

在以地面高光谱为数据源的模拟实验中, 将原始光谱及其一阶、二阶微分光谱主成分信息作为自变量, 应用多尺度多元线性回归估算 LAI. 首先提取高光谱及其微分数据的主成分; 然后统计各主成分贡献率及多个主成分累计贡献率, 见图 4. 考虑到前四个主成分分别承载了 99.5%、64.9%、40.4% 的信息, 且再增加主成分对累计贡献率影响不大, 故选取前四个主成分为自变量进行基于数据分割子集的多尺度建模.

模拟结果见表 4, 其中 M1/2/3/4/5 为反演模型, 其建模变量依次为 Spectral、Differential-1、Differential-2、Spectral + Differential、Spectral + Differential + Data segmentation (含义见图 2). 分析可知, 对三类样本选取策略而言, M2 的模拟效果优于 M1 和 M3, 这是由于原始光谱混合了土壤信息, 二阶微分

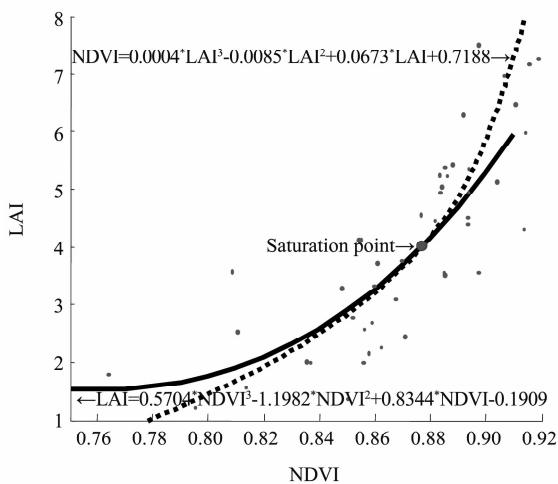


图 3 数据饱和点示意图
Fig. 3 Saturation point

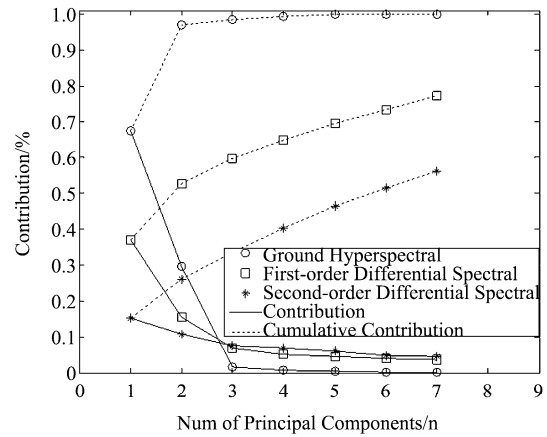


图 4 地面高光谱及其一阶、二阶微分光谱前七个主成分贡献率及累计贡献率

Fig. 4 Contribution and cumulative contribution of first seven principal components of ground hyperspectral, first-order and second-order differential Spectral

在一定程度上放大了噪声, 而一阶微分既削弱了土壤影响又不致过分放大噪声. M4 综合了原始光谱与微分光谱信息, 故其模拟效果介于 M1、M2、M3 之间. 对 M5 而言, 其 RMSE 趋于 0 的程度以及 R^2 与 Accuracy 同时趋于 1 的程度均优于其它四个模型. 实验表明, 对地面高光谱而言, M5 在一定程度上降低了建模数据内部随机扰动的影响, 提高了线性拟合精度, 体现了较为显著的良好模拟效果.

2.2 基于模拟 HJ-1 卫星多光谱的数值实验

以模拟 HJ-1 卫星多光谱为数据源, 进行了与 2.1 类似的数值实验. 首先对多光谱及其差分数据进行主成分变换, 然后将主成分信息作为建模变量参与基于数据分割子集的多尺度建模. 此外, 还给出了多光谱数据未经主成分变换的数值拟合结果进行分析对比.

模拟结果见表 5, 其中 HJ-M1/2/3/4 为反演模型, 其建模变量依次为 HJ、HJ + Data segmentation、HJ + PCA、HJ + PCA + Data segmentation (含义见图 2). 分析可知, 对三类样本选取策略而言, HJ-M2 模拟效果好于 HJ-M1, HJ-M4 模拟效果好于 HJ-M3, 这是由于基于数据分割子集的模拟可有效提高拟合精度. HJ-M3 与 HJ-M1 拟合结果相当是由于主成分变换仅对数据进行重组与融合, 并未影响建模信息量. HJ-M4 的拟合结果略好于 HJ-M2, 是由于对本文获取的数据而言, 经主成分变换的信息要比未经主成分变换的信息对数据分割敏感. 实验表明, 对模拟 HJ-1 卫星多光谱而言, 文中提出的主成分变换结合数据分割的方法可以显著提高 LAI 估算精度.

表 4 以地面高光谱为数据源的数值实验结果

Table 4 Results of numerical experiments based on ground hyperspectral

模型编号	检验参数	均方根误差			决定系数			准确度		
		全遍历	±30%	±20%	全遍历	±30%	±20%	全遍历	±30%	±20%
M1		0.99	1.00	1.00	0.69	0.71	0.70	0.95	0.97	0.98
M2		0.87	0.89	0.89	0.75	0.75	0.75	1.02	1.05	1.07
M3		0.89	0.90	0.90	0.74	0.76	0.75	1.19	1.24	1.23
M4		0.90	0.91	0.93	0.73	0.74	0.73	1.04	1.06	1.06
M5		0.69	0.69	0.72	0.84	0.84	0.83	1.01	1.06	1.08

表 5 以模拟 HJ-1 卫星多光谱为数据源的数值试验结果

Table 5 Results of numerical experiments based on HJ-1 multispectral

模型编号	检验参数	均方根误差			决定系数			准确度		
		全遍历	±30%	±20%	全遍历	±30%	±20%	全遍历	±30%	±20%
HJ-M1		1.02	1.04	1.05	0.70	0.71	0.70	0.93	0.95	0.95
HJ-M2		0.75	0.71	0.73	0.84	0.85	0.84	0.90	0.95	0.94
HJ-M3		1.02	1.03	1.04	0.69	0.70	0.70	0.91	0.93	0.93
HJ-M4		0.70	0.63	0.64	0.86	0.87	0.87	0.96	1.02	1.00

2.3 结果分析与对比

图 5 和图 6 分别是以地面高光谱和模拟 HJ-1 卫星多光谱为数据源,在全样本遍历时的各方法数值模拟结果,图中符号“○”,“△”,“□”代表整体模拟参数,“●”,“▲”,“■”代表饱和数据模拟参数,NDVI、SAVI、ARVI、EVI 分别代表建模变量为 NDVI、SAVI、ARVI、EVI 的反演模型.图 7 和图 8 分别是实测值与各模型预测值的散点图,其中符号“☆”代表非饱和数据拟合点,“★”代表饱和数据拟合点.

分析图 5 与图 6 可知,在整体模拟效果方面,文中方法 RMSE 最小, R^2 与 Accuracy 同时趋于 1 的程度最好,拟合效果最佳.在图 5 中,文中方法相对于

其它模型 R^2 提高了 13.1 ~ 45.8%,RMSE 降低了 22.1 ~ 48.8%.在图 6 中,文中方法相对于其它模型 R^2 提高了 2.46 ~ 50.5%,RMSE 降低了 6.53 ~ 48.1%.在抗数据饱和性方面,文中方法的 RMSE 最小, R^2 与 Accuracy 同时趋于 1 的程度最好,拟合效果最佳.在图 5 中,文中方法相对于其它模型 R^2 提高了 3.69 ~ 46.2%,RMSE 降低了 1.0 ~ 13.7%.在图 6 中,文中方法相对于其它模型 R^2 提高了 13.2 ~ 55.7%,RMSE 降低了 16.1 ~ 17.6%.

图 7 和图 8 以预测值和实测值散点图形式辅助证实了上述分析结果,也直观体现了融合农学物候的数据分割与主成分分析反演模型的可行性与有效性.

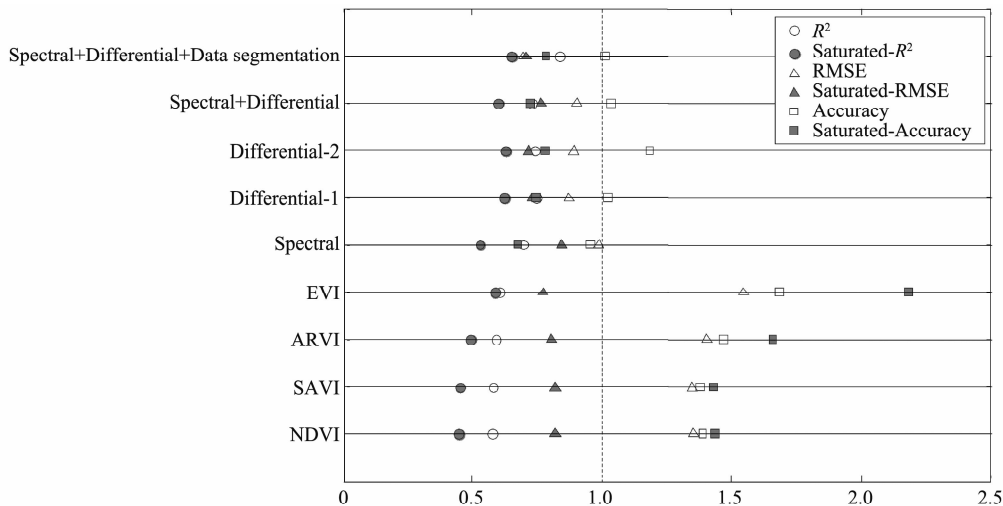


图 5 以地面高光谱为数据源的各方法模拟效果对比图

Fig. 5 Comparison analysis of ground hyperspectral numerical experiments

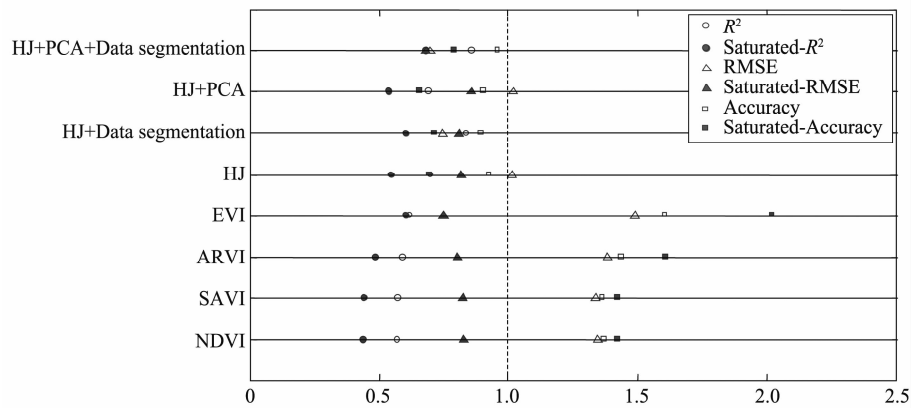


图 6 以模拟 HJ-1 多光谱为数据源的各方法模拟效果对比图
 Fig. 6 Comparison analysis of HJ-1 multispectral numerical experiments

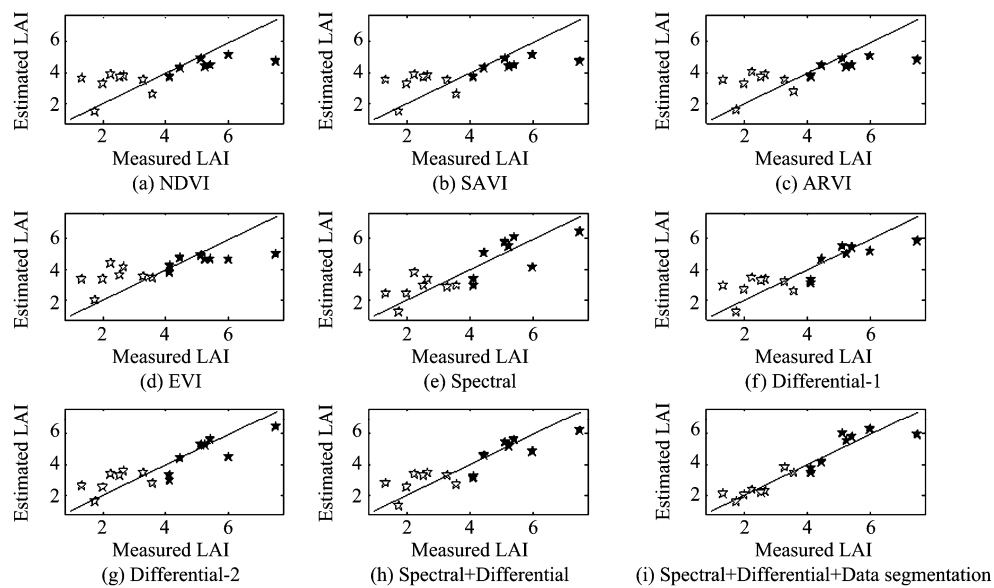


图 7 以地面高光谱为数据源的预测值与实测值散点图
 Fig. 7 Results of ground hyperspectral numerical experiments

对整体估算效果和抗数据饱和性而言,文中提出的基于农学物候数据分割和主成分分析结合的反演模型估算效果最佳,这是由于主成分分析在降低数据维数的同时对数据进行了挖掘、融合及重组,既能有效提取携带原始信息最多的主成分,又能在一定程度上去除背景噪声。此外,将冬小麦农学物候特性融入数据分割,并基于此进行子集划分和拟合重组,此举既有利于增强模型抗噪性,又有助于提高拟合精度。

图 5 与图 6 仅给出了全样本遍历时各模型的数值拟合结果,对统计参数分布在样本总体 $\pm 30\%$ 和 $\pm 20\%$ 之内的数据而言,文中方法拟合效果较之其

它模型虽有改善和提高,但效果并不明显。这是由于采用上述样本选取策略时,建模样本与检验样本的方差与标准差均有所增大,虽两者的偏度相对样本总体均无变化,但建模样本的峰度偏离样本总体 12.2%,故所建模型不能良好地反映样本总体的情况,拟合效果改善不甚显著。

3 结论

在充分考虑主成分分析和以农学物候为先验的数据分割优点的基础上,通过构造结合了原始光谱和微分(或差分)光谱主成分信息的多尺度多元线性回归模型,对叶面积指数经典统计反演模型存在

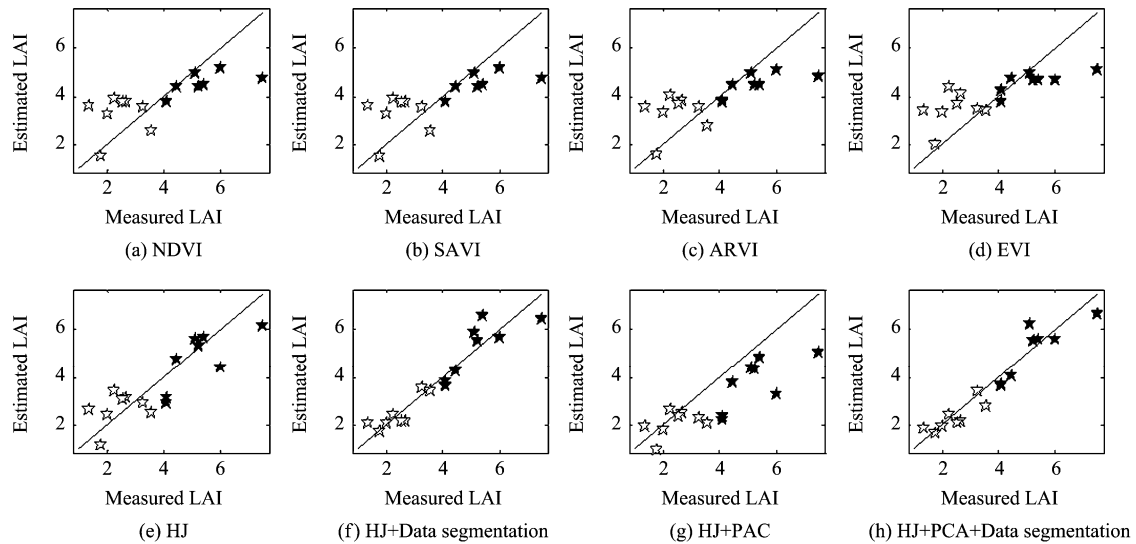


图8 以模拟 HJ-1 多光谱为数据源的预测值与实测值散点图
Fig. 8 Results of HJ-1 multispectral numerical experiments

的估算效果不理想、反演效率低和数据易饱和等问题进行了针对性处理. 在模型构造上, 采用了主成分分析, 故能有效进行数据挖掘、重组及融合, 融入了基于农学物候的数据分割, 故有助于提高线性回归精度. 理论分析和数值实践证明, 对遥感多光谱和高光谱而言, 提出的数据分割与主成分分析结合的估算方法不仅有效地提高了 LAI 的整体估算精度, 而且显著地抑制了数据饱和, 且在全样本遍历时充分体现了模型的稳定鲁棒性.

所提方法选用基于指定阈值的农学物候数据分割来处理样本数据集, 由于缺乏分割阈值的自适应选取能力, 因此在进一步研究中可考虑采用基于自适应阈值的数据分割方法. 此外, 在样本选取策略上选用了全遍历和限制样本统计参数变化范围的方法, 该法适用于样本量小的数值实验. 当样本量较大时, 上述方法会增加计算复杂度, 且不利于数值实现, 因此在后续研究中可对样本选取策略进行深入分析和探讨, 以期获得具有普适性的样本选取策略.

REFERENCES

- [1] WANG Ji-Hua, ZHAO Chun-Jiang, HUANG Wen-Jiang, *et al.* *Basis and Application of Agriculture Quantitative Remote Sensing* [M]. Beijing: Science Press (王纪华, 赵春江, 黄文江, 等. 农业定量遥感基础与应用. 北京: 科学出版社), 2008.
- [2] Verstraete M M, Pinty B, Myneni R B. Potential and limitations of information extraction on the terrestrial biosphere from satellite remote sensing [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, **58**(2): 201—214.
- [3] Rondeaux G, Steven M, Baret F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, **55**(2): 95—107.
- [4] YANG Fei, ZHANG Bai, SONG Kai-Shan, *et al.* Comparison of methods for estimating soybean leaf area index [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis* (杨飞, 张柏, 宋开山, 等. 大豆叶面积指数的高光谱估算方法比较. 光谱学与光谱分析), 2008, **28**(12): 2951—2955.
- [5] WANG Xiu-Zhen, HUANG Jing-Feng, LI Yun-Mei, *et al.* The study on hyperspectral remote sensing estimation models about LAI of rice [J]. *Journal of Remote Sensing* (王秀珍, 黄敬峰, 李云梅, 等. 水稻叶面积指数的高光谱遥感估算模型. 遥感学报), 2004, **8**(1): 81—88.
- [6] WEN Cheng-Lin, ZHOU Dong-Hua. *Theory and Application of Multiscale* [M]. Beijing: Tsinghua University Press (文成林, 周东华. 多尺度估计理论及其应用. 北京: 清华大学出版社), 2002.
- [7] Willsky A S. Multiresolution Markov models for signal and image processing [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2002, **90**(8): 1396—1458.
- [8] Somers B, Delalieux S, Verstraeten W W, *et al.* Magnitude and shape related feature integration in hyperspectral mixture analysis to monitor weeds in citrus orchards [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, **47**(11): 3630—3642.
- [9] *Growth Rhythm and Culture Technique of Wheat* [M]. Beijing Academy of Agricultural Sciences. Beijing: Beijing Publishing House (北京市农业科学院. 小麦生长规律与栽培技术. 北京: 北京出版社), 1980.
- [10] WANG Jin-Di, ZHANG Li-Xin, LIU Qin-Huo, *et al.* *Remote Sensing Spectral Data Base in China* [M]. (王锦地, 张立新, 柳钦火, 等. 中国典型地物波谱知识库. 北京: 科学出版社), 2009.
- [11] Dunham M H. *Data Mining: Introductory and Advanced Topics* [M]. London: Prentice Hall, 2003.
- [12] YI Da-Yi, CHEN Dao-Qi. *Introduction of Multiscale Numerical Analysis* [M]. Hangzhou: Zhejiang University Press (易大义, 陈道琦. 数值分析引论. 杭州: 浙江大学出版社), 2003.