doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.11.016

基于赤池信息量准则的冬小麦叶面积指数估算*

杨福芹[1,2]　冯海宽[2,3]　李振海[3,4]　金秀良[3,4]　杨贵军[2,3]　戴华阳[1]

(1. 中国矿业大学北京地球科学与测绘工程学院, 北京 100083; 2. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097;
3. 农业部农业信息技术重点实验室, 北京 100097; 4. 北京市农业物联网工程技术研究中心, 北京 100097)

摘要: 冬小麦叶面积指数(LAI)是重要的农学参数之一,对冬小麦长势分析、产量预测具有重要意义。使用 2008/2009 年在中国北京市通州区和顺义区获取的整个生育期冬小麦叶面积指数和对应的光谱数据,将相关系数(|r|)-赤池信息量准则(AIC)、灰色关联分析(GRA)-AIC、变量投影重要性(VIP)-AIC、VIP-预测残差平方和(PRESS)系数分别与偏最小二乘法(PLS)进行整合,提出利用 AIC 择优构建冬小麦 LAI 估算模型,并与传统 PRESS 方法构建的冬小麦 LAI 模型进行比较。结果表明:|r|-PLS-AIC、GRA-PLS-AIC、VIP-PLS-AIC、VIP-PLS-PRESS 建模的 R^2 分别为 0.72、0.67、0.73 和 0.70,VIP-PLS-AIC 比|r|-PLS-AIC、GRA-PLS-AIC 和 VIP-PLS-PRESS 有更好的冬小麦 LAI 预测能力。考虑到冬小麦 LAI 的时域特性,将 2009/2010 年相关数据引入模型中,评价模型对不同年际的冬小麦估测能力。研究表明 VIP-PLS-AIC(RMSE 为 0.81)较|r|-PLS-AIC(RMSE 为 0.87)、GRA-PLS-AIC(RMSE 为 0.96)和 VIP-PLS-PRESS(RMSE 为 0.83)有更高的精度。将 AIC 作为冬小麦 LAI 最优估测模型筛选条件不仅能获得同年 LAI 的最优估算模型,而且适用于不同年际的冬小麦 LAI 探测研究。

关键词: 冬小麦　叶面积指数　估算　赤池信息量准则

中图分类号: Q948.1　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2015)11-0112-09

Estimation of Leaf Area Index of Winter Wheat Based on Akaike's Information Criterion

Yang Fuqin[1,2]　Feng Haikuan[2,3]　Li Zhenhai[3,4]　Jin Xiuliang[3,4]　Yang Guijun[2,3]　Dai Huayang[1]

(1. *College of Geoscience and Surveying Engineering*, *China University of Mining and Technology*, *Beijing* 100083, *China*
2. *National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture*, *Beijing* 100097, *China*
3. *Key Laboratory for Information Technologies in Agriculture*, *Ministry of Agriculture*, *Beijing* 100097, *China*
4. *Beijing Engineering Research Center of Agricultural Internet of Things*, *Beijing* 100097, *China*)

Abstract: Leaf area index (LAI) is an important parameter for evaluating the growth status and yield prediction of winter wheat. Spectral reflectance of leaves and concurrent LAI parameters of samples in Tongzhou and Shunyi Districts, Beijing City, China, were acquired during 2008/2009 winter wheat growth season. The correlation coefficient (|r|) -Akaike's information criterion (AIC), grey relational analysis (GRA)-AIC, variable importance for projection (VIP)-AIC, VIP-predictive residual error sum of square (PRESS) were integrated with partial least squares regression for estimating LAI, and the estimation models of optimal LAI were presented by using AIC and compared with traditional PRESS function. The results indicated that the R^2 of |r|-PLS-AIC, GRA-PLS-AIC, VIP-PLS-AIC and VIP-PLS-PRESS models were 0.72, 0.67, 0.73 and 0.70, respectively. The VIP-PLS-AIC had higher predictive ability for winter wheat LAI than VIP-PLS-PRESS. Considering time domain characteristics of LAI, the relevant data acquired in Tongzhou and Shunyi Districts, Beijing City, China, during 2009/2010 winter

收稿日期: 2015-08-24　修回日期: 2015-09-06

*北京市自然科学基金资助项目(4141001)、北京市农林科学院科技创新能力建设资助项目(KJCX20140417)和地理空间信息工程国家测绘地理信息局重点实验室经费资助项目(201417)

作者简介: 杨福芹,博士生,主要从事农业定量遥感研究,E-mail: yangfuqin0202@163.com

通讯作者: 冯海宽,助理研究员,主要从事农业定量遥感研究,E-mail: fenghaikuan123@163.com

wheat growth seasons were used to validate the models in different years. The results showed that VIP-PLS-AIC with RMSE of 0.81 had higher predictive ability than |r|-PLS-AIC with RMSE of 0.87, GRA-PLS-AIC with RMSE of 0.96 and VIP-PLS-PRESS with RMSE of 0.83. The results indicated that AIC could not only obtain the estimation model of optimal LAI at the same year, but also could be applied to the LAI detection in different years.

Key words: Winter wheat　Leaf area index　Estimation　Akaike's information criterion

引言

叶面积指数(Leaf area index, LAI)是指单位土地面积上植物叶片总面积占土地面积的百分数,是衡量其长势状况和产量预测的一项重要指标,也是反映物质生产和遥感估测的中间枢纽[1-3]。利用遥感技术实时、无破坏性地获得冬小麦 LAI 状况,有助于田间管理策略的改善,为小麦高产和通过施肥管理降低环境污染提供一个可靠的依据[4-6]。LAI 遥感反演方法主要有经验统计法和物理模型法。经验统计法主要是通过建立植被指数与叶面积指数的统计关系来反演叶面积指数。主要有单自变量和多变量的统计回归方法。该方法形式简单、计算方便、所需的参数少,但缺乏机理性,建立的经验关系仅适用于特定的时间、品种和特定区域。赖日文等[7]利用单个植被指数作为自变量,建立了马尾松 LAI 的单变量统计回归模型,该回归模型以 Richiards 模型最优,但是当 LAI 大于 3 时,具有一定的饱和性。林卉等[8]利用 16 种高光谱植被指数分别与冬小麦 LAI 进行建模,得出 OSAVI 在各个植被指数中反演能力最好,且所建的模型以直线模型最优,具有一定的抗饱和性。Oumar 等[9]利用 VIP 对植被指数与病情指数的相关性进行排序,选择 PRESS 最小时对应的主成分数作为多元变量 PLS 模型的最佳主成分数进行建模,结果表明该方法可以大大提高病情指数的预测能力和预测精度。谢巧云等[10]用主成分分析法对航空数据进行降维,用最小二乘支持向量机对冬小麦 LAI 进行建模,结果表明该方法比单变量统计方法具有更好的稳定性。物理模型法是根据植被辐射传输原理建立的模型,模型中的参数具有明确的物理意义。该模型虽然具有较强的机理性和普适性,但所需输入的参数多、计算代价大。李鑫川等[11]通过 ACRM 辐射传输模型模拟数据,通过分段方式选择敏感植被指数进行冬小麦 LAI,以提高 LAI 反演的精度。蔡博峰等[12]以 PROSPECT + SAIL 模型为基础,从物理机理角度反演植被 LAI,结果表明该结果具有较强的机理性。王丽爱等[13]利用多项支持向量机回归构建冬小麦叶面积指数估算模型,结果表明该模型精度高于偏最小二乘回归模型。

虽然现在关于冬小麦 LAI 的估算研究较多,但是大多数研究没有考虑植被指数与 LAI 之间所建立的模型是否最优。赤池信息量准则(AIC)[14-15]是建立在熵的概念基础上,可以权衡所估计模型的复杂度和此模型拟合数据的优良性,金顺发等[16]把 AIC 用于作物产量多项式模型中,结果表明 AIC 准则可以用尽量少的参数来描述问题的模型,被认为是最好的评价指标。灰色关联分析[17]和投影变量重要性[18]都体现自变量对因变量的解释能力,并可根据解释能力大小进行排序。对于利用 AIC 准则择优选择冬小麦 LAI 最优回归模型的研究鲜见报道。因此,本文引入相关系数、灰色关联分析、变量投影重要性方法,使用 PLS 建立不同方法、不同植被指数个数的冬小麦 LAI 模型,然后采用 AIC 和 PRESS 函数择优选择冬小麦 LAI 模型,旨在构建一个更稳定、可靠的冬小麦 LAI 估算模型,为冬小麦 LAI 的估算提供理论基础和参考。

1　材料与方法

1.1　研究区概况

冬小麦实验于 2008/2009 年和 2009/2010 年在北京市顺义区和通州区展开(图 1),顺义区位于北京市东北方向,北纬 40°00′~40°18′、东经 116°28′~116°58′,总面积 1 019.89 km^2。通州区位于北京市东南部,北纬 39°36′~40°02′、东经 116°32′~



图 1　北京冬小麦研究区及基地定位观测点

Fig. 1　Study areas and positioning observation in this study

116°56′,总面积 906 km^2。实验开展时,选择长势均匀的冬小麦作为实验样地,2008/2009 年于冬小麦返青期(3 月 31 日—4 月 1 日)、拔节期(4 月 16—17 日)、挑旗期(4 月 29—30 日)和灌浆期(5 月 17—18 日),2009/2010 年于冬小麦拔节期(4 月 21—27 日)、挑旗期(5 月 4—6 日)和灌浆期(5 月 20—21 日)在 60 cm × 60 cm 范围内进行冠层光谱测定和植株采样。

1.2 数据获取

1.2.1 冠层光谱测定

研究采用 ASD FieldSpec FR2500 型地物光谱仪在北京时间 10:00—14:00 晴朗无风时对北京市通州区和顺义区大田样区进行冬小麦光谱采集。观测时探头垂直向下,高度始终离地面 1.3 m,探头视场角 25°,每个样点采集 10 次,取平均值作为该样点的光谱反射值,光谱测量前后都立即进行参考板校正。美国 ASD FieldSpec FR2500 型地物光谱仪波段范围为 350 ~ 2 500 nm,间隔 1 nm,其中在 350 ~ 1 000 nm范围内采样间隔为 1.4 nm,在 1 000 ~ 2 500 nm 范围内采样间隔为 2 nm。

1.2.2 LAI 测定

选择有代表性的地块,在 60 cm × 60 cm(小麦行距 15 cm,4 行,每行长度 60 cm)范围内取样,将采好的样本迅速密封装袋带回实验室测定[8,10]。测定前记录总株数和分蘖数。从所取样品中选 10 株有代表性样品作为标准样品,摘下所有展开绿叶叶片(标叶),选取叶片中部宽窄一致的地方,剪成 2 cm 或 3 cm 长度的小段,用直尺测定总宽度,计算面积 S,装入小纸袋干燥后称量(W_1)。将做标叶的其他剩余绿叶全部干燥后称量(W_2),剩余所有植株绿叶均摘下擦净干燥后称量(W_3)。则

$$V_{\mathrm{LAI}} = \frac{W_1 + W_2 + W_3}{10\,000 W_1 A_1} S \times 100\% \tag{1}$$

$$C_m = W_1 / S \tag{2}$$

式中 V_{LAI}——叶面积指数,%

W_1——标叶干质量,g

W_2——余叶干质量,g

W_3——剩余植株叶片质量,g

S——标叶面积,cm^2

A_1——取样面积,m^2

C_m——比叶重,g/cm^2

1.3 实验方法

1.3.1 相关系数

相关系数(Correlation coefficient, r)是描述两组数据之间关系密切程度的指标。本研究中,r 用于评价植被指数与冬小麦 LAI 之间的拟合程度,r 绝对值越大,植被指数与 LAI 之间越密切,反之亦然。其公式为

$$r = \frac{\left| \sum x_1 y_1 - \dfrac{\sum x_1 \sum y_1}{n} \right|}{\sqrt{\left(\sum x_1^2 - \dfrac{\sum {}^2 x_1}{n} \right) \left(\sum y_1^2 - \dfrac{\sum {}^2 y_1}{n} \right)}} \tag{3}$$

式中 x_1——植被指数

y_1——冬小麦 LAI 实测值

n——样本个数

1.3.2 灰色关联分析

灰色关联分析(Grey relation analysis, GRA)是一个无量纲的量,是考察参考数量与比较数列之间的关系以及具体相关度。本研究中,利用灰色关联度的概念,计算出 LAI 与植被指数各影响因素之间的贴近程度的关联度,灰色关联度越大,植被指数与 LAI 之间越密切,反之亦然。

1.3.3 变量投影重要性

变量投影重要性(Variable importance for projection, VIP)是基于 PLS 的一种变量筛选方法,是描述自变量对因变量的解释能力,并根据解释能力对自变量进行排序。其公式为

$$V_{\mathrm{VIP}_j} = \sqrt{\frac{k}{\sum_{h=1}^{m} r^2(y, c_h)} \sum_{h=1}^{m} \left(r^2(y, c_h) w_{hj}^2 \right)} \tag{4}$$

式中 k——植被指数个数

m——原植被指数变量中提取的主成分个数

c_h——相关植被指数自变量提取的主成分

$r(y, c_h)$——冬小麦 LAI 因变量和主成分的相关系数,表示主成分对 y(冬小麦 LAI)的解释能力

w_{hj}——植被指数自变量在主成分上的权重

VIP 值越大,表示植被指数对 LAI 的解释能力越强,反之亦然。

1.3.4 赤池信息量准则

在运用赤池信息量准则(Akaike's information criterion, AIC)时,依次计算植被指数自变量个数由低到高的冬小麦 LAI 模型的 AIC 值,确定 AIC 最小值所对应的冬小麦 LAI 模型是最优模型。AIC 可表示为

$$V_{\mathrm{AIC}} = -2\ln A + 2B \tag{5}$$

式中 V_{AIC}——赤池信息量准则

A——模型的极大似然函数

B——模型参数个数

对于线性回归模型,AIC 公式为

$$V_{\mathrm{AIC}} = a\ln\frac{\sum S_p^2}{n} + 2(k+1) \tag{6}$$

式中　a——冬小麦 LAI 样本个数

S_p——冬小麦 LAI 残差值

1.3.5　预测残差平方和

利用 PLS 算法建模，主成分数增加提高了模型的估算精度，但主成分过多又会造成过度拟合现象。本研究利用预测残差平方和（Predictive residual error sum of square，PRESS）函数最小来确定抽取的最优主成分个数。PRESS 函数定义为

$$V_{\mathrm{PRESS}} = \sum_{i=1}^{l}(y_i - \hat{y}_{i,-i})^2 \tag{7}$$

式中　i——第 i 个冬小麦 LAI 样本点

l——验证循环次数

y_i——第 i 个样本对应的冬小麦 LAI 实测值

$\hat{y}_{i,-i}$——剔除第 i 个样本的冬小麦 LAI 估计值

1.3.6　偏最小二乘法

偏最小二乘法（Partial least squares regression，PLS）是建立一种多因变量对多自变量的回归建模方法，它最简单的形式是指因变量 Y 与自变量 X 之间的线性模型，其优点是可以消除多重共线性对回归模型的影响。表达式为

$$Y = a_0 + a_1X_1 + a_2X_2 + \cdots + a_pX_p \tag{8}$$

式中　a_0——回归系数截距

a_i——回归系数

X_i——植被指数独立变量，$i = 1,2,\cdots,p$

Y——相应冬小麦 LAI 因变量

1.4　植被指数选取

根据前人研究结果及 LAI 和植被指数之间的显著关系，选择 16 个与叶面积指数相关的植被指数，见表 1。

表 1　与 LAI 相关的植被指数

Tab.1　Summary of spectral indices related to LAI

植被指数	计算公式	文献序号
归一化植被指数（NDVI）	$(R_{800}-R_{670})/(R_{800}+R_{670})$	[19]
比值植被指数（RVI）	R_{800}/R_{670}	[20]
优化土壤调节植被指数（OSAVI）	$1.16(R_{800}-R_{670})/(R_{800}+R_{670}+0.16)$	[21]
转换叶绿素吸收植被指数（TCARI）	$3(R_{700}-R_{670})-0.2(R_{700}-R_{550})(R_{700}/R_{670})$	[22]
TCARI/OSAVI	$R_{\mathrm{TCARI}}/R_{\mathrm{OSVAVI}}$	[22]
红边归一化植被指数（NDVI705）	$(R_{750}-R_{705})/(R_{750}+R_{705})$	[23]
改进红边比值植被指数（mSR705）	$(R_{750}-R_{445})/(R_{705}-R_{445})$	[24]
改进红边归一化植被指数（mNDVI705）	$(R_{750}-R_{705})/(R_{750}+R_{705}-2R_{445})$	[24]
红边指数 1（VOG1）	R_{740}/R_{720}	[25]
结构不敏感植被指数（SIPI）	$(R_{800}-R_{450})/(R_{800}-R_{680})$	[26]
光化学植被指数（PRI）	$(R_{570}-R_{531})/(R_{570}+R_{531})$	[27]
改进叶绿素吸收比率指数（MCARI）	$[R_{700}-R_{670}-0.2(R_{700}-R_{550})]R_{700}/R_{670}$	[28]
植被色素比率（PPR）	$(R_{550}-R_{450})/(R_{550}+R_{450})$	[29]
红边模型（$\mathrm{CI}_{\mathrm{rededge}}$）	$R_{750}/R_{720}-1$	[30]
绿波段归一化植被指数（GNDVI）	$(R_{750}-R_{550})/(R_{750}+R_{550})$	[31]
增强型植被指数（EVI）	$2.5(R_{800}-R_{670})/(R_{800}+6.0R_{670}-7.5R_{450}+1)$	[32]

注：表中 R_{TCARI} 为 TCARI 指数，R_{OSAVI} 为 OSAVI 指数，R_{800} 为波长为 800 nm 时的反射率，其余类推。

1.5　精度验证

选取决定系数（R^2）、均方根误差（RMSE）、相对误差（RE）作为评价建模与验证精度的指标。R^2 表示模拟值与实测值的拟合程度，R^2 越接近于 1，表明该拟合曲线精度越高；RMSE 反映了模拟值与实测值的偏离程度，其值越小，模型精度越高。RE 主要反映测量的可信程度。相对误差越小，测量值越可信。其计算公式分别为

$$R^2 = \frac{\left(\sum xy - \frac{\sum x\sum y}{q}\right)^2}{\left(\sum x^2 - \frac{\sum^2 x}{q}\right)\left(\sum y^2 - \frac{\sum^2 y}{q}\right)} \tag{9}$$

$$V_{\mathrm{RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{q}(y_i-\hat{y}_i)^2}{q}} \tag{10}$$

$$V_{\mathrm{RE}} = \frac{\left|\sum_{i=1}^{q}\hat{y}_i - \sum_{i=1}^{q}y_i\right|}{\sum_{i=1}^{q}y_i} \times 100\% \tag{11}$$

式中　$\hat{y}$——冬小麦 LAI 预测值

2　结果与分析

2.1　植被指数与 LAI 之间的相关系数分析

表 2 是综合 16 种植被指数与相应的冬小麦

LAI 相关性统计分析结果,从中可以看出,除了 TCARI 与冬小麦 LAI 不存在显著关系,其他植被指数与冬小麦 LAI 均表现较好的相关性,其中 PPR 与冬小麦 LAI 存在显著关系($p<0.05$),剩余的植被指数与冬小麦 LAI 存在极显著关系($p<0.01$)。R_{TCARI}/R_{OSAVI}、SIPI、PRI 与冬小麦 LAI 呈极显著负相关, NDVI、RVI、OSAVI、NDVI705、MSR705、mNDVI705、VOG1、MCARI、$CI_{rededge}$、GNDVI、EVI 与冬小麦 LAI 呈极显著正相关。按照 $|r|$ 对植被指数与 LAI 之间的相关性进行排序,相关性最大的植被指数为 OSAVI,$|r|$ 为 0.798,最小的 $|r|$ 为 TCARI,$|r|$ 为 0.137。植被指数与 LAI 的 $|r|$ 由大到小依次为:OSAVI、EVI、RVI、PRI、MSR705、VOG1、GNDVI、NDVI705、$CI_{rededge}$、mNDVI705、NDVI、SIPI、R_{TCARI}/R_{OSAVI}、MCARI、PPR、TCARI。因此,根据 $|r|$ 大小顺序,依次增加植被指数个数作为输入因子进行 PLS 回归建模分析。

表 2 冬小麦 LAI 与植被指数之间的相关性($n=85$)

Tab.2 Study of correlation between vegetation indexes and LAI of winter wheat($n=85$)

评估指数	r	$\|r\|$	排序
NDVI	0.729**	0.729	11
RVI	0.786**	0.786	3
OSAVI	0.798**	0.798	1
TCARI	0.137NS	0.137	16
R_{TCARI}/R_{OSAVI}	−0.417**	0.417	13
NDVI705	0.765**	0.765	8
MSR705	0.771**	0.771	5
mNDVI705	0.741**	0.741	10
VOG1	0.769**	0.769	6
SIPI	−0.618**	0.618	12
PRI	−0.782**	0.782	4
MCARI	0.409**	0.409	14
PPR	0.341*	0.341	15
$CI_{rededge}$	0.756**	0.756	9
GNDVI	0.767**	0.767	7
EVI	0.794**	0.794	2

注:**、* 和 NS 分别为 0.01、0.05 的显著水平和不显著。

2.2 植被指数与 LAI 的 GRA 分析

利用 2008/2009 年北京市通州区和顺义区相关数据,对整个生育期的高光谱植被指数与实测冬小麦 LAI 值进行 GRA 分析,植被指数与冬小麦 LAI 对应的关联度结果见表 3。其中关联度最大的是 VOG1,为 0.903,关联度最小的是 RVI,为 0.603,植被指数与冬小麦 LAI 的 GRA 由大到小为:VOG1、$CI_{rededge}$、SIPI、NDVI、GNDVI、mNDVI705、OSAVI、NDVI705、MSR705、EVI、PPR、R_{TCARI}/R_{OSAVI}、TCARI、MCARI、PRI、RVI。因此,根据 GRA 值大小顺序,依次增加植被指数个数作为输入因子进行 PLS 回归建模分析。

表 3 植被指数和 LAI 之间 GRA 分析($n=85$)

Tab.3 Grey correlation degree and rank of evaluation index for LAI of winter wheat($n=85$)

评估指数	灰色关联度($\varepsilon=0.5$)	排序
NDVI	0.842	4
RVI	0.603	16
OSAVI	0.834	7
TCARI	0.805	13
R_{TCARI}/R_{OSAVI}	0.806	12
NDVI705	0.831	8
MSR705	0.830	9
mNDVI705	0.836	6
VOG1	0.903	1
SIPI	0.853	3
PRI	0.802	15
MCARI	0.880	14
PPR	0.818	11
$CI_{rededge}$	0.870	2
GNDVI	0.836	5
EVI	0.829	10

2.3 植被指数与 LAI 的 VIP 分析

同样利用 2008/2009 年北京市通州区和顺义区相关数据,进行整个生育期的高光谱植被指数与实测的冬小麦 LAI 值的 VIP 分析,植被指数对冬小麦 LAI 的 VIP 解释能力结果见表 4。从表 4 可以看出,植被指数对冬小麦 LAI 的 VIP 最大是 OSAVI,VIP 值是 1.162 1,最小的是 TCARI,VIP 值是 0.534 5。

表 4 植被指数和 LAI 之间 VIP 的大小顺序($n=85$)

Tab.4 Variable importance for projection and rank of evaluation index for LAI of winter wheat($n=85$)

评估指数	变量投影重要性	排序
NDVI	1.046	11
RVI	1.125	4
OSAVI	1.162	1
TCARI	0.535	16
R_{TCARI}/R_{OSAVI}	0.747	13
NDVI705	1.060	9
MSR705	1.120	5
mNDVI705	1.053	10
VOG1	1.066	7
SIPI	0.992	12
PRI	1.311	3
MCARI	0.746	14
PPR	0.627	15
$CI_{rededge}$	1.061	8
GNDVI	1.078	6
EVI	1.152	2

这与用|r|确定的最大值和最小值一致。Wold[33]认为 VIP 小于 0.8 的变量对因变量的贡献较小。因此剔除 VIP 小于 0.8 的植被指数后，植被指数对冬小麦 LAI 的综合解释能力由大到小为 OSAVI、EVI、PRI、RVI、MSR705、GNDVI、VOG1、$CI_{rededge}$、NDVI705、mNDVI705、NDVI、SIPI。根据 VIP 大小顺序，依次增加植被指数个数作为输入因子进行 PLS 回归建模分析。

2.4　LAI 最优估算模型选取

利用 2008/2009 年北京市通州区和顺义区整个冬小麦生育期的数据（n = 85），根据|r|、GRA、VIP 大小顺序依次增加植被指数个数（4，5，6，7，8）作为输入因子进行 PLS 回归建模分析（表 5～7）。采用|r|、GRA 方法和 VIP 方法，选择不同植被指数个数的方程，采用 AIC 准则和 PRESS 函数选择 LAI 最优估算模型。从表 5 和表 6 可以看出，当进入方程的植被指数自变量根据|r|、GRA 大小顺序参与 PLS 回归时，AIC 在各个回归方程中的值发生了变化。根据 AIC 的原则，当从一组可供选择的模型中选择一个最佳模型时，选择 AIC 值最小的模型为最优模型，即寻找可以更好的解释数据但包含最少自由参数的模型。从表 5 和表 6 可以看出，当 7 个植被指数参与 PLS 回归时，AIC 值最小，最小值分别为 -32.83和 -18.47。因此选择 7 个植被指数作为自变量参与 PLS 回归的方程作为最优方程。表 7 是从 AIC 和 PRESS 函数的角度分别来判断 LAI 最优模型。当自变量个数是 6 时，AIC 值最小，最小值是 -33.29，因此选择 6 个植被指数作为自变量参与 PLS 回归的方程作为最优方程；根据 PRESS 函数值越小模型的预测能力越强的原则，当自变量个数是 5 时，PRESS 函数值最小，最小值为 26.93，因此选择 5 个植被指数作为自变量参与 PLS 回归的方程作为最优方程。

表 5　根据|r|排序依次增加自变量个数建立 PLS 方程的 AIC 值比较

Tab.5　Comparison of PLS regression equations built by different independent variables according to correlation order

自变量个数	回归方程	AIC
4	$V_{LAI}=3.240\,9-7.852\,8V_{OSAVI}+7.718\,4V_{EVI}+0.099\,4V_{RVI}-18.662\,6V_{PRI}$	-32.67
5	$V_{LAI}=3.515\,2-7.415\,5V_{OSAVI}+7.588\,4V_{EVI}+0.124\,9V_{RVI}-21.701\,5V_{PRI}-0.123\,1V_{MSR705}$	-31.26
6	$V_{LAI}=2.972-9.053\,5V_{OSAVI}+8.309\,5V_{EVI}+0.121\,7V_{RVI}-22.813\,4V_{PRI}-0.229\,4V_{MSR705}+0.987\,4V_{VOG1}$	-29.33
7	$V_{LAI}=3.109\,3-26.533V_{OSAVI}+15.744V_{EVI}+0.128\,7V_{RVI}-21.306\,9V_{PRI}+0.180\,7V_{MSR705}-5.813V_{VOG1}+25.369\,5V_{GNDVI}$	-32.83
8	$V_{LAI}=3.321\,3-26.977\,8V_{OSAVI}+15.993\,5V_{EVI}+0.130\,1V_{RVI}-20.732\,1V_{PRI}+0.175\,9V_{MSR705}-5.901\,9V_{VOG1}+24.496\,3V_{GNDVI}+1.180\,5V_{NDVI705}$	-30.84

注：表中 V_{LAI} 为叶面积指数，V_{OSAVI} 为 OSAVI 指数，V_{EVI} 为 EVI 指数，V_{RVI} 为 RVI 指数，V_{PRI} 为 PRI 指数，V_{MSR705} 为 MSR705 指数，V_{VOG1} 为 VOG1 指数，V_{GNDVI} 为 GNDVI 指数，$V_{NDVI705}$ 为 NDVI705 指数，下同。

表 6　根据 GRA 排序依次增加自变量个数建立 PLS 方程的 AIC 值比较

Tab.6　Comparison of PLS regression equations built by different independent variables according to GRA

自变量个数	回归方程	AIC
4	$V_{LAI}=-47.723\,8+7.181\,8V_{VOG1}-3.264\,5V_{CIrededge}+25.813\,8V_{SIPI}+17.863\,1V_{NDVI}$	-12.50
5	$V_{LAI}=-59.308\,5+13.281\,7V_{VOG1}-5.651\,4V_{CIrededge}+32.512V_{SIPI}+27.791\,1V_{NDVI}-17.394\,6V_{GNDVI}$	-11.85
6	$V_{LAI}=-63.009\,7+12.847\,6V_{VOG1}-5.609\,2V_{CIrededge}+35.262\,9V_{SIPI}+29.012\,7V_{NDVI}-18.314\,9V_{GNDVI}+1.860\,7V_{mNDVI705}$	-9.89
7	$V_{LAI}=-53.842\,9+5.468\,2V_{VOG1}-1.889\,4V_{CIrededge}+33.784V_{SIPI}+28.142\,67V_{NDVI}-21.694\,7V_{GNDVI}-0.055\,2V_{mNDVI705}+9.527\,7V_{OSAVI}$	-18.47
8	$V_{LAI}=-39.150\,3+3.157\,7V_{VOG1}-1.259\,8V_{CIrededge}+27.334\,3V_{SIPI}+19.502\,7V_{NDVI}-25.052\,6V_{GNDVI}-11.527\,1V_{mNDVI705}+9.127\,2V_{OSAVI}+21.998\,9V_{NDVI705}$	-16.55

注：表中 V_{VOG1} 为 VOG1 指数，$V_{CIrededge}$ 为 $CI_{rededge}$ 指数，V_{SIPI} 为 SIPI 指数，V_{NDVI} 为 NDVI 指数，$V_{mNDVI705}$ 为 mNDVI705 指数，下同。

2.5　LAI 最优模型的估算与验证

冬小麦 LAI 估算模型结果见表 8，表中|r|-PLS-AIC、GRA-PLS-AIC 和 VIP-PLS-AIC 分别表示|r|、GRA、VIP、PLS 和 AIC 整合的结果，VIP-PLS-PRESS 表示 VIP、PLS 和 PRESS 函数整合的结果。从表 8 可以看出，4 种整合方法对冬小麦 LAI 的最优估算模型中，效果最好的是 VIP-PLS-AIC，其次是|r|-PLS-AIC、VIP-PLS-PRESS，最差的是 GRA-PLS-AIC。它们建立估算模型的 R^2 分别为 0.73、0.72、0.70 和 0.67，对应的 RMSE 分别为 0.75、0.76、0.78 和 0.82，RE 分别为 4.3%、1.4%、2.2%、9.7%。综合考虑参与回归建模自变量的个数及精度，VIP-PLS-

表 7 根据 VIP 排序增加自变量个数建立 PLS 方程的 AIC 和 PRESS 值比较

Tab. 7 Comparison of PLS regression equations built by different independent variables according to VIP and PRESS

自变量个数	回归方程	AIC	PRESS
4	$V_{LAI}=3.2409-7.8528V_{OSAVI}+7.7184V_{EVI}-18.6626V_{PRI}+0.0994V_{RVI}$	-32.67	27.23
5	$V_{LAI}=3.5152-7.4155V_{OSAVI}+7.5884V_{EVI}-21.7015V_{PRI}+0.1249V_{RVI}-0.1231V_{MSR705}$	-31.26	26.93
6	$V_{LAI}=1.0654-26.9662V_{OSAVI}+16.0182V_{EVI}-25.883V_{PRI}+0.1142V_{RVI}-0.3421V_{MSR705}+17.2454V_{GNDVI}$	-33.29	27.13
7	$V_{LAI}=3.1093-26.533V_{OSAVI}+15.744V_{EVI}-21.3069V_{PRI}+0.128V_{RVI}-0.1807V_{MSR705}+25.3695V_{GNDVI}-5.813V_{VOG1}$	-32.83	27.43
8	$V_{LAI}=3.0603-26.5314V_{OSAVI}+15.741V_{EVI}-21.286V_{PRI}+0.1279V_{RVI}+0.1815V_{MSR705}+25.3238V_{GNDVI}-5.7508V_{VOG1}-0.0334V_{CIrededge}$	-30.83	27.62

注:表中 V_{PRI} 为 PRI 指数。

表 8 植被指数对冬小麦 LAI 的估算及验证

Tab. 8 Using vegetation indexes to estimate LAI and validation

自变量个数	方法	建模($n=85$)			验证($n=64$)		
		R^2	RMSE	RE/%	R^2	RMSE	RE/%
7	|r|-PLS-AIC	0.72	0.75	4.3	0.74	0.87	12.1
7	GRA-PLS-AIC	0.67	0.82	9.7	0.72	0.96	15.3
6	VIP-PLS-AIC	0.73	0.76	1.4	0.77	0.81	8.7
5	VIP-PLS-PRESS	0.70	0.78	2.2	0.75	0.83	9.1

AIC 整合模型是估算冬小麦 LAI 的最优模型。

为了检验估算模型精度,使用 2009/2010 年北京市通州区和顺义区数据($n=64$)进行验证,|r|-PLS-AIC、GRA-PLS-AIC、VIP-PLS-AIC 和 VIP-PLS-PRESS 的 R^2 分别为 0.74、0.72、0.77 和 0.75,RMSE 分别为 0.87、0.96、0.81 和 0.83,RE 分别为 12.1%、15.3%、8.7%、9.1%,结果表明 VIP-PLS-AIC 估算模型的精度最高。图 2 验证模型结果显示,VIP-PLS-AIC 的实测值与预测值的散点图较为一致,表明在估算冬小麦 LAI 的 4 种估算模型中,

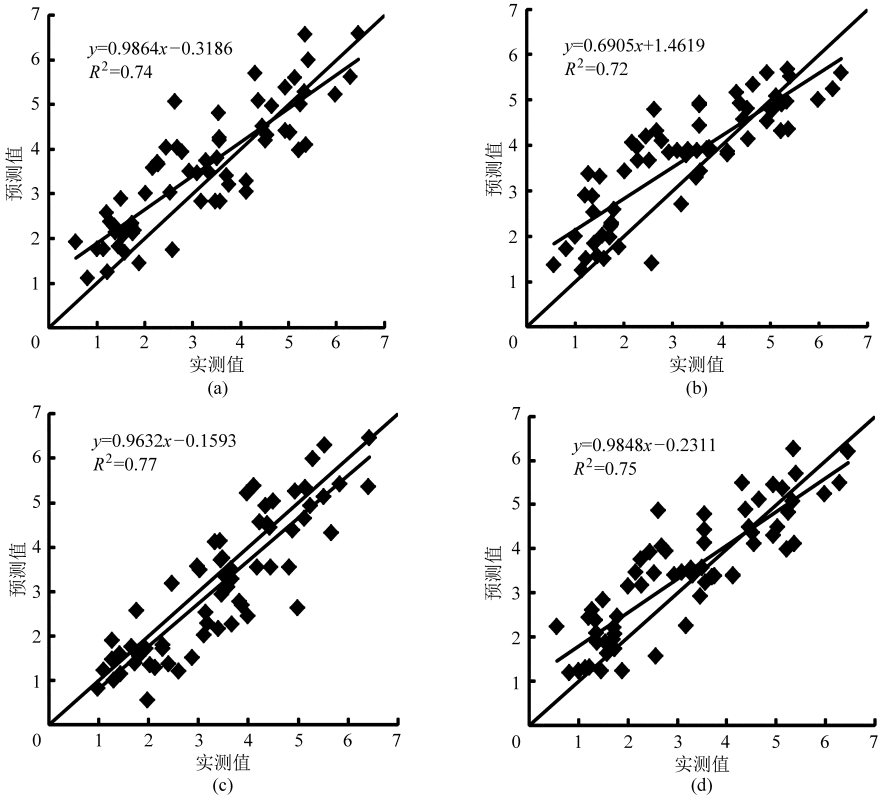


图 2 冬小麦 LAI 的实测值与预测值的关系

Fig. 2 Relationship between actual protein content and predicted protein content at the winter wheat

(a) |r|-PLS-AIC (b) GRA-PLS-AIC (c) VIP-PLS-AIC (d) VIP-PLS-PRESS

VIP-PLS-AIC 估算精度和预测能力最好。

3　讨论

从 AIC 和 PRESS 函数原理出发，利用 |r|、GRA、VIP 分析植被指数与冬小麦 LAI 的关系，采用 PLS 回归法构建了冬小麦 LAI 的估算模型。首先分析了植被指数与冬小麦 LAI 之间的 |r| 相关性。植被指数与冬小麦 LAI 的 |r| 相关性最大的是 OSAVI，|r| 相关性最小的是 TCARI。从每个植被指数与冬小麦 LAI 之间是否有关联以及关联的具体细节角度考虑，分析得出植被指数与冬小麦 LAI 的 GRA 关联度最大的是 VOG1，最小的是 RVI，这与文献[34]研究结果相一致。又从 VIP 角度考虑植被指数自变量对冬小麦 LAI 因变量的综合解释能力角度考虑，分析得出植被指数与冬小麦 LAI 的 VIP 解释能力最好的是 OSAVI，最差的是 TCARI。这与文献[35]的研究结果相一致。其中 |r| 与 VIP 相关性的最大值与最小值具有一致性。然后将 |r|、GRA、VIP 分别与 PLS 进行整合，建立了根据 |r|、GRA、VIP 排序的、不同植被指数个数的冬小麦 LAI 估算模型。尽管根据 |r|、GRA、VIP 选择不同的植被指数个数建立了冬小麦 LAI 估算模型，但每个模型反演冬小麦 LAI 的精度不同。为了获得更好的冬小麦 LAI 估算模型，引入 AIC 和 PRESS 函数，根据 AIC 值最小、模型估算精度最高以及 PRESS 函数值越小、模型的预测能力越强的原则，选择冬小麦 LAI 最优模型，结果表明：|r|-PLS-AIC 模型和 GRA-PLS-AIC 模型采用 7 个植被指数作为自变量即为冬小麦 LAI 的最优模型，VIP-PLS-AIC 模型采用 6 个植被指数作为自变量即为冬小麦 LAI 的最优模型，VIP-PLS-PRESS 模型只需 5 个植被指数作为自变量即为冬小麦 LAI 最优模型。

综合考虑自变量个数、R^2、RMSE、RE 等因素，在 |r|-PLS-AIC、GRA-PLS-AIC、VIP-PLS-AIC 和 VIP-PLS-PRESS 4 种模型中，最终选择 VIP-PLS-AIC 模型作为估算冬小麦 LAI 最优模型。一是 VIP 可以有效地分解和筛选出对因变量综合解释能力较强的自变量。二是 PLS 方法可以有效地解决普通多元线性回归难以解决的问题。三是 AIC 方法可以以最少的自变量个数得到最佳的模型估算精度。如果不考虑样本的数据量和研究区域，本文模型精度比文献[36－37]模型精度要高，他们的研究方法都是从单一方面进行考虑模型，并未全面考虑各个方面的影响因素。但本文没有将 |r|-PLS-AIC、GRA-PLS-AIC、VIP-PLS-AIC 和 VIP-PLS-PRESS 模型与传统统计算法模型进行比较。同时，本文结论仅仅是基于 2008/2009 年、2009/2010 年北京市通州区和顺义区两年数据进行冬小麦 LAI 模型估算，如果想要将本文建立的冬小麦 LAI 估算模型应用到北京地区，还需要积累大量数据。

4　结论

(1)利用 |r|、GRA 和 VIP 分别评价了植被指数与冬小麦 LAI 的相关性：|r| 和 VIP 评价植被指数与冬小麦 LAI 相关性最大的是 OSAVI，最小的是 TCARI；GRA 评价植被指数与冬小麦 LAI 关联度最大的是 VOG1，关联度最小的是 RVI。

(2)依据 |r|、GRA、VIP 大小顺序，依次增加植被指数个数作为输入因子进行 PLS 回归建模分析，分别建立了 4 个冬小麦 LAI 回归模型，根据 AIC 准则和 PRESS 函数对所建立的冬小麦 LAI 模型进行优化筛选，得出 |r| -PLS-AIC、GRA-PLS-AIC、VIP-PLS-AIC、VIP-PLS-PRESS 模型分别以 7、7、6、5 个植被指数作为自变量时所建模型精度最优。

(3)模型 |r|-PLS-AIC、GRA-PLS-AIC、VIP-PLS-AIC、VIP-PLS-PRESS 的建模集和验证集决定系数 R^2 分别为 0.72、0.67、0.73、0.70 和 0.74、0.72、0.77、0.75，RMSE 分别为 0.75、0.82、0.76、0.78 和 0.87、0.96、0.81、0.83。综合考虑自变量个数、R^2、RMSE 和 RE 等因素，VIP-PLS-AIC 能更好地估算冬小麦 LAI。

(4)建模集和验证集结果表明：采用 VIP 对植被指数与冬小麦 LAI 敏感性进行排序比采用 |r|、GRA 排序效果好；基于 AIC 评判冬小麦 LAI 估算模型比 PRESS 函数评判估算模型精度高。

参　考　文　献

1　王纪华，赵春江，黄文江，等. 农业定量遥感基础与应用[M]. 北京：科学出版社，2008.

2　Pinter Jr P J, Hatfield J L, Schepers J S, et al. Remote sensing for crop management[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2003, 69(6): 647－664.

3　Paul J K, Theodorc T K. Woody plant physiology [M]. Beijing: China Forestry Press, 1985.

4　Potithep S, Nagai S, Nasahara K N, et al. Two separate periods of the LAI-VIs relationships using in situ measurements in a deciduous broadleaf forest [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2013, 169: 148－155.

5　Moran M S, Inoue Y, Barnes E M. Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management

[J]. Remote Sensing of Environment, 1997, 61(3): 319 – 346.

6 Shibayama M, Sakamoto T, Takada E, et al. Estimating paddy rice leaf area index with fixed point continuous observation of near infrared reflectance using a calibrated digital camera[J]. Plant Production Science, 2011, 14(1):30 – 46.

7 赖日文, 刘健, 许章华, 等. 基于 HJ-1 马尾松叶面积指数的遥感反演[J]. 农业机械学报, 2014, 45(3): 255 – 261.
Lai Riwen, Liu Jian, Xu Zhanghua, et al. Inversion model of pinus mass oniana leafarea index based on HJ-1 [J]. Transactions of the Chineses Society for Agricultural Machinery, 2014,45(3): 255 – 261. (in Chinese)

8 林卉, 梁亮, 张连蓬, 等. 基于支持向量机回归算法的小麦叶面积指数高光谱遥感反演[J]. 农业工程学报, 2013, 29(11): 139 – 146.
Lin Hui, Liang Liang, Zhang Lianpeng, et al. Wheat leaf area index inversion with hyperspectral remote sensing based on support vector regression algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(11): 139 – 146. (in Chinese)

9 Oumar Z, Mutanga O. Using WorldView-2 bands and indices to predict bronze bug (*Thaumastocoris peregrinus*) damage in plantation forests [J]. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34(6): 2236 – 2249.

10 谢巧云, 黄文江, 梁栋, 等. 最小二乘支持向量机方法对冬小麦叶面积指数反演的普适性研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(2): 489 – 493.
Xie Qiaoyun, Huang Wenjiang, Liang Dong, et al. Research on universality of least squares support vector machine method for estimating leaf area index of winter wheat [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(2): 489 – 493. (in Chinese)

11 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 Xinchuan, Xu Xin'gang, Bao Yansong, 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. (in Chinese)

12 蔡博峰, 绍霞. 基于 PROSPECT + SAIL 模型的遥感叶面积指数反演[J]. 国土资源遥感, 2007(2): 39 – 43.
Cai Bofeng, Shao Xia. Leaf area index retrieval based on remotely sensed data and PROSPECT + SAIL model [J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2007(2): 39 – 43. (in Chinese)

13 王丽爱,谭昌伟,杨昕,等. 基于 MK – SVR 模型的小麦叶面积指数遥感反演[J]. 农业机械学报,2015,46(5):245 – 251.
Wang Liai, Tan Changwei, Yang Xin, et al. Monitoring wheat leaf area index using MK – SVR algorithmic model and remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(5):245 – 251. (in Chinese)

14 宋俊杰. 统计信息分析[M]. 1 版. 天津:南开大学出版社,1986:516 – 525.

15 Akaike H. Information theory and an extension of the maximum likelihood principle[C]// Petrov B N, Csaki F. 2nd International Symposium of Information Theory, Budapest: Akademiai Kiado, 1973: 267 – 281.

16 金顺发,王遗宝,徐毓莉,等. AIC 准则及其在作物产量多项式模型中的应用[J]. 上海农业学报,1985,1(3):73 – 78.
Jin Shunfa, Wang Yibao, Xu Yuli, et al. AIC principle and its application in the polynomial models of the crop yield[J]. Acta Agriculture Shanghai, 1985, 1(3):73 – 78. (in Chinese)

17 Jin Xiuliang, Xu Xinggang, Song Xiaoyu, et al. Estimation of leaf water content in winter wheat using grey relational analysis-partial least squares modeling with hyperspectral data [J]. Agronomy Journal, 2013, 105(5): 1385 – 1392.

18 曾涛, 琚存勇, 蔡体久,等. 利用变量投影重要性准则筛选郁闭度估测参数[J]. 北京林业大学学报, 2010, 32(6): 37 – 41.
Zen Tao, Ju Cunyong, Cai Tijiu, et al. Selection of parameters for estimating canopy closure density using variable importance of projection criterion[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2010, 32(6):37 – 41. (in Chinese)

19 Rouse J W, Haas R H. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation[R]. Texas: Texas A & M University, 1974.

20 Pearson R L, Miller D L. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the shortgrass prairie[C]// Proceedings of the English International Sysposium on Remote Sensing of Environment, 1972, 2: 1375 – 1381.

21 Rondeaux G, Steven M, Baret F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices[J]. Remote Sensing Environment, 1996, 55(2): 95 – 107.

22 Haboudane D, Miller J R, Tremblay N, et al. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(2 – 3): 416 – 426.

23 Gitelson A, Merzlyak M N. Spectral reflectance changes associated with autumn senescence of *aesculus hippocastanum* L. and *acer platanoides* L. leaves. spectral features and relation to chlorophyll estimation[J]. Journal of Plant Physiology, 1994, 143(3): 286 – 292.

24 Datt B. A new reflectance index for remote sensing of chlorophyll content in higher plants: tests using eucalyptus leaves[J]. Journal of Plant Physiology, 1999, 154(1): 30 – 36.

25 Vogelmann J E, Rock B N, Moss D M. Red edge spectral measurements from sugar maple leaves[J]. International Journal of Remote Sensing, 1993, 14(8): 1563 – 1575.

26 Penuelas J, Baret F, Filella I. Semi-empirical indices to assess carotenoids/chlorophyll a ratio from leaf spectral reflectance[J]. Photosynthetica, 1995, 31(2): 221 – 230.

27 Gamon J A, Penuelas J, Field C B. A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency [J]. Remote Sensing of Environment, 1992, 41(1): 35 – 44.

(下转第 164 页)

Xie Lijuan, Wang Boren, Xu Minggang, et al. Changes of soil organic carbon storage under long-term fertilization in black and grey-desert soils[J]. Plant Nutrition and Fertilizer Science, 2012, 18(1):98 – 105. (in Chinese)

16 李富程. 土壤侵蚀作用下不同坡位碳氮磷深度成层性研究[D]. 北京:中国科学院大学,2013.
Li Fucheng. Depth-stratigraphy of SOC, N, P at landscape positions under soil redistribution by tillage and water erosion [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2013. (in Chinese)

17 周振方,胡雅杰,马灿,等. 长期传统耕作对土壤团聚体稳定性及有机碳分布的影响[J]. 干旱地区农业研究,2012,30(6):145 – 151.
Zhou Zhenfang, Hu Yajie, Ma Can, et al. Effects of long- term conventional cultivation on stability and distributions of organic carbon in soil aggregates [J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2012, 30(6):145 – 151. (in Chinese)

18 Zhang J H, Quine T A, Ni S J, et al. Stocks and dynamics of SOC in relation to soil redistribution by water and tillage erosion [J]. Global Change Biology, 2006, 12(10):1834 – 1841.

19 郭志民. 土壤侵蚀与恢复重建对土壤性质的影响[J]. 福建水土保持, 1999, 11(2):49 – 51.
Guo Zhimin. Effects of soil erosion and reconstruct ion on soil properties [J]. Fujian Soil and Water Conservation, 1999, 11(2):49 – 51. (in Chinese)

20 苏正安,张建辉. 耕作侵蚀及其对土壤肥力和作物产量的影响研究进展[J]. 农业工程学报, 2007, 23(1): 272 – 278.
Su Zheng'an, Zhang Jianhui. Research progress in tillage erosion and its impacts on soil fertility and crop production [J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(1):272 – 278. (in Chinese)

21 Zhang J H, Wang Y, Zhang Z H. Effect of terrace forms on water and tillage erosion on a hilly landscape in the Yangtze River Basin, China [J]. Geomorphology, 2014, 216: 114 – 124.

22 Li F C, Zhang J H, Su Z A. Changes in SOC and nutrients under intensive tillage in two types of slope landscapes [J]. Journal Mountain Science, 2012, 9(1):67 – 76.

23 Jastrow J D, Boutton T W, Miller R M. Carbon dynamics of aggregate-associated organic matter estimated by ^{13}C natural abundance [J]. Soil Science Society of America Journal, 1996, 60(3):801 – 807.

24 Six J, Paustain K, Elliot E T, et al. Soil structure and organic matter: I. Distribution of aggregate-size classes and aggregate-associated carbon[J]. Soil Science Society of America Journal, 2000, 64(2):681 – 689.

(上接第 120 页)

28 Haboudane D, Miller J R, Pattey E, et al. Hyperspectral 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.

29 Metternicht G. Vegetation indices derived from high-resolution airborne videography for precision crop management [J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24(14): 2855 – 2877.

30 Dash J, Curran P J. Evaluation of the MERIS terrestrial chlorophyll index (MTCI)[J]. Advances in Space Research, 2007, 39(1): 100 – 104.

31 Baret F, Guyot G. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment[J]. Remote Sensing of Environment, 1991, 35(2): 161 – 173.

32 Durbha S S, King R L, Younan N H. Support vector machines regression for retrieval of leaf area index from multiangle imaging spectroradiometer[J]. Remoft Sensing of Environment, 2007, 107(1 – 2): 348 – 361.

33 Wold S. PLS for multivariate linear modeling[M] // van de Waterbeemd. Chemometric Methods in Molecular Designed. Weinheim, Germany: Verlag-Chemie, 1995:195 – 218.

34 金秀良, 徐新刚, 李振海, 等. 基于新型植被指数对冬小麦蛋白质含量的估算研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(9): 2541 – 2545.
Jin Xiuliang, Xu Xingang, Li Zhenhai, et al. Estimation of winter wheat protein content based on new indexes[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(9):2541 – 2545. (in Chinese)

35 孙华, 鞠洪波, 张怀清, 等. 偏最小二乘回归在 Hyperion 影像叶面积指数反演中的应用[J]. 中国农学通报, 2012, 28(7): 44 – 52.
Sun Hua, Ju Hongbo, Zhang Huaiqing, et al. Partial least squares regression application in LAI inversion using Hypersion data [J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2012, 28(7):44 – 52. (in Chinese)

36 李振海, 徐新刚, 金秀良, 等. 基于氮素运转原理和 GRA-PLS 算法的冬小麦籽粒蛋白质含量遥感预测[J]. 中国农业科学, 2014, 47(19): 3780 – 3790.
Li Zhenhai, Xu Xingang, Jin Xiuliang, et al. Remote sensing prediction of winter wheat protein content based on nitrogen translocation and GRA-PLS method[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2014, 47(19):3780 – 3790. (in Chinese)

37 谭昌伟, 王纪华, 黄文江, 等. 基于 TM 和 PLS 的冬小麦籽粒蛋白质含量预测[J]. 农业工程学报, 2011, 27(3): 388 – 392.
Tan Changwei, Wang Jihua, Huang Wenjiang, et al. Predicting grain protein content in winter wheat based on TM images and partial least squares regression[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(3): 388 – 392. (in Chinese)