

# 引黄灌区水稻叶面积指数的高光谱估测模型

秦占飞<sup>1,2</sup> 申 健<sup>1</sup> 谢宝妮<sup>1</sup> 严 林<sup>1</sup> 常庆瑞<sup>1</sup>

1 西北农林科技大学资源环境学院,陕西 杨凌, 712100  
2 河北地质大学土地资源与城乡规划学院,河北 石家庄, 050031

**摘 要:**水稻叶面积指数(leaf area index, LAI)是评价其长势的重要农学参数,高光谱遥感能够实现叶面积指数的快速无损监测。为了寻找反演水稻 LAI 的最优植被指数,扩展水稻 LAI 高光谱估测模型的普适性,选取宁夏引黄灌区水稻为研究对象,通过设置不同氮素处理,借助相关分析、回归分析等方法研究高光谱植被指数与水稻 LAI 之间的定量关系,并通过确立的最优波段组合,构建 4 种植被指数与水稻 LAI 的高光谱反演模型。结果表明,水稻 LAI 在抽穗末期达到最大值,并随氮素水平的增加而增加;水稻冠层原始光谱反射率在 400~722 nm 和 1 990~2 090 nm 波段与 LAI 达到极显著负相关水平,在近红外区域 760~1 315 nm 与 LAI 呈极显著正相关。模型检验结果表明,以比值植被指数  $RVI_{(850, 750)}$  为变量建立的水稻 LAI 估测模型最佳,研究结果可为水稻 LAI 的高光谱估测提供地域参考。

**关键词:**水稻;叶面积指数;高光谱;估测模型;引黄灌区

**中图法分类号:**P237; TP79; S127 **文献标志码:**A

叶面积指数(leaf area index, LAI)是陆地生态系统一个十分重要的结构参数<sup>[1]</sup>,也是作物群体结构的重要量化指标,常被用来进行作物长势判断和产量估测<sup>[2, 3]</sup>。因此,实时、动态地监测作物 LAI 状况具有重要意义<sup>[4]</sup>。传统 LAI 的地面测定方法(如收获测量法、落叶收集法等)虽然能得到较为准确的 LAI 值,但这些方法在获取大范围农作物 LAI 时,存在工作量大、费用高,且对植株本身具有一定的破坏性等缺点。而遥感技术的发展,特别是高光谱遥感技术凭借其高效、非破坏性等优势,为大尺度范围的作物 LAI 监测提供了有效途径。

高光谱遥感利用植物冠层反射光谱在不同波段的差异,通过构建植被指数来反演 LAI<sup>[5]</sup>。目前,国内外已有不少学者采用不同方法研究了水稻 LAI 的高光谱反演。文献[6]通过分析不同洪涝胁迫强度下的水稻叶面积指数与冠层高光谱的响应规律,建立了洪涝胁迫下水稻叶面积指数的估测模型。文献[7]认为由调节型归一化植被指数构建的指数模型预测水稻 LAI 效果最好。还有一些学者借助模糊统计方法(主成分分析或支持向量机等)来提高水稻 LAI 的估算精度<sup>[8, 9]</sup>。

由于高光谱植被指数受环境、土壤背景及植被本身变化等内外因素的影响,不同地域、不同环境中反演植被 LAI 的高光谱敏感波段也不尽相同<sup>[10, 11]</sup>,而现有研究中鲜有针对西北地区水稻 LAI 进行的高光谱遥感监测研究。因此,本文选择宁夏引黄灌区水稻为研究对象,通过设置不同氮素水平,研究水稻 LAI 与冠层高光谱植被指数之间的相关关系,寻找反演水稻 LAI 的最佳波段组合,以此来构建估测水稻 LAI 的高光谱量化模型,以期为水稻 LAI 的实时定量监测提供地域性参考,为大面积范围内的水稻长势监测提供依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验设计

田间试验于 2014 年在宁夏青铜峡市叶盛镇水稻示范基地进行,供试水稻品种为宁粳 43 号。供试土壤为表绣灌淤土,土壤有机质含量  $15.8 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ ,全氮含量  $0.94 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ ,速效氮含量  $62.2 \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$ ,速效磷含量  $15.94 \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$ ,速效钾含量  $148.06 \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$ 。试验选择了 4 个具有代表

收稿日期:2016-01-18  
项目资助:国家 863 计划(2013AA102401-2);高等学校博士学科点专项科研基金(20120204110013)。  
第一作者:秦占飞,博士,主要从事遥感与 GIS 应用研究。zhanfeiqin@163.com  
通讯作者:常庆瑞,教授。changqr@nwsuaf.edu.cn

性的水稻生育期,进行水稻冠层光谱和叶面积指数的测定。测定与采样时间分别为:7 月 12 日(拔节期),植被特征表现为群体较小,田内有水,稍有裸露的土壤;8 月 12 日(抽穗期),植被盖度接近 90%,基本无土壤裸露;8 月 31 日(灌浆期),水稻种子颗粒饱满,植被盖度接近 90%;9 月 17 日(乳熟期),稻田内无水,部分叶片开始枯黄,脱落。

试验设 0、240、300 3 个施氮(纯 N)水平(单位为  $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ),分别记为  $N_0$ 、 $N_1$ 、 $N_2$ 。共划分 12 个小区,小区面积  $60 \text{ m}^2$  ( $10 \text{ m} \times 6 \text{ m}$ ),设 4 个重复(图 1(a))。氮肥分 3 次施入,分别为基肥

60%、分蘖肥 20%、穗肥 20%,人为造成无肥、氮肥适中和氮肥过量 3 种情况。各小区磷、钾施用量相同,纯磷为  $105 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ,纯钾为  $60 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ,全部作基肥。试验使用的肥料为尿素、重过磷酸钙和氯化钾。其他管理措施按当地水稻高产栽培进行。

小区试验用于模型构建,为了扩展模型的普适性,选择贺兰县桂文村 5 块水稻大田为观测对象(图 1(b)),观测项目及时时期同小区试验,用大田独立试验数据对预测模型进行检验。

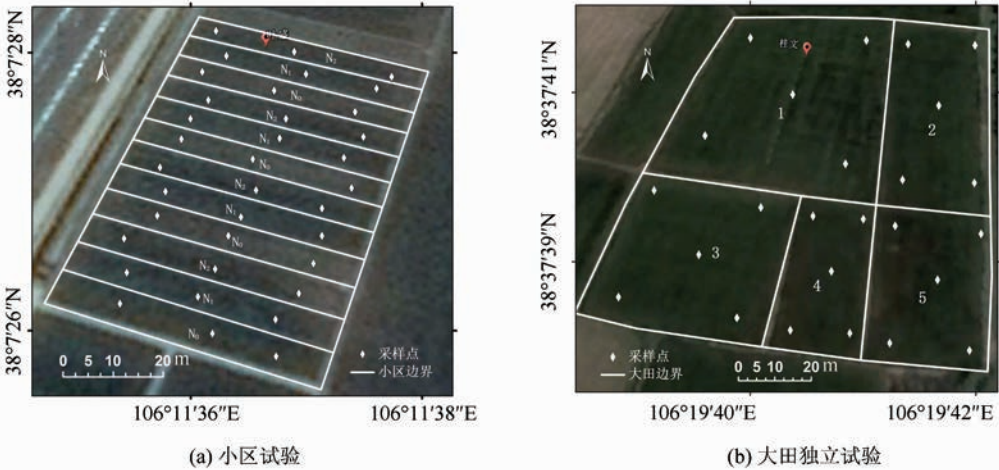


图 1 水稻采样点示意图  
Fig. 1 Experimental Layout for Rice

1.2 冠层光谱与 LAI 的测定

采用美国 SVC(Spectra Vista Corporation)生产的 HR-1024i 便携式地物光谱仪测定水稻冠层光谱。光谱仪的波段值范围为 350~2 500 nm,其中 350~1 000 nm 光谱采样间隔为 1.5 nm,光谱分辨率为 3.5 nm;1 000~1 890 nm 光谱采样间隔为 3.8 nm,光谱分辨率为 9.5 nm;1 890~2 500nm 光谱采样间隔为 2.5 nm,光谱分辨率为 6.5 nm。冠层光谱测定选择在天气晴朗、无风或风速很小时进行,时间为 10:00~14:00(太阳高度角大于 45°)。测量时光谱仪视场角 25°,传感器探头垂直向下,距水稻冠层垂直高度约 0.7 m,每次采集目标光谱前后都进行参考板校正。对每一水稻小区前、中、后 3 个位置随机选择 3 个具有代表性的样本点,对水稻大田分东、西、南、北和中 5 个方位随机选择 5 个具有代表性的样点。视场范围内采样重复 10 次,每次记录 5 个采样光谱,取平均值作为该样本点的光谱测量值。对每一生育期测得小区样本数 36 个,大田样本数 25 个。

LAI 的测定与冠层光谱同步,光谱数据测定

后,对应于测冠层光谱的位置,采用英国 Delta 公司的 SUNSCAN 冠层分析系统(Canopy Analysis System)测定水稻冠层 LAI。测量时使 SUNSCAN 置于水稻冠层下,从垂直于水稻田垄方位开始每隔 45°测定一次,每个样本点测定 4 次,取其算数平均值作为该样本点的 LAI。

1.3 数据处理

本试验在水稻的 4 个关键生育期共测得建模样本数  $36 \times 4 = 144$  个(小区),检验样本数  $25 \times 4 = 100$  个(大田)。在数据分析前利用光谱仪自带的处理软件将采集的水稻冠层光谱数据进行处理并导出,剔除受仪器和外界干扰较大的 350~400 nm 波段以及 3 个噪音严重的水汽吸收波段,即 1 350~1 480 nm、1 780~1 990 nm 和 2 400~2 500 nm。剔除后剩余 797 个数据波段。采用 Savitzky-Golay(SG)<sup>[12]</sup>平滑滤波对光谱数据进行预处理,平滑点数为 5。

1.4 研究方法

本文选择以往学者研究中与水稻 LAI 相关性较好的 4 个植被指数来反演水稻 LAI,包括比

值植被指数(RVI)、差值植被指数(DVI)、归一化植被指数(NDVI)以及二次修正土壤调节植被指数(MSAVI2),各植被指数计算公式<sup>[13-16]</sup>如下:

$$\begin{aligned} RVI &= \frac{\rho_{NIR}}{\rho_{Red}} \\ DVI &= \rho_{NIR} - \rho_{Red} \\ NDVI &= \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red}} \\ MSAVI2 &= \frac{1}{2} [(2\rho_{NIR} + 1) - \\ &\quad \sqrt{(2\rho_{NIR} + 1)^2 - 8(\rho_{NIR} - \rho_{Red})}] \end{aligned}$$

其中, $\rho_{NIR}$  为近红外波段反射率; $\rho_{Red}$  为红光波段反射率。

通过构建 400~2 400 nm 之间 797 个波段的任意两波段组合构成的 4 个植被指数,寻找反演水稻 LAI 的最优波段组合。然后以高光谱植被指数为自变量建立水稻 LAI 的回归模型,最后对模型精度进行评价。以决定系数  $R^2$ 、均方根误差(RMSE)和相对误差( $R_E$ )作为精度评价标准,并绘制实测值与模型预测值之间的 1:1 图。

2 结果分析

2.1 水稻 LAI 及光谱反射率的变化

如图 2 所示,水稻 LAI 在不同生育期内差异明显。从水稻移栽起,随生育期的推进,由于水稻分蘖数量的增加及单叶面积持续增长,促使 LAI 不断增加,LAI 的增速表现为先快后慢;到抽穗期,虽然无效分蘖死亡,而单叶面积仍然增加,致使 LAI 达到最大值。从灌浆期开始,叶片已经不能进行较强的光合作用,并且不断将养分向穗部转移,植株下部的叶片开始衰老、枯黄以至干死,使得 LAI 逐渐减小。

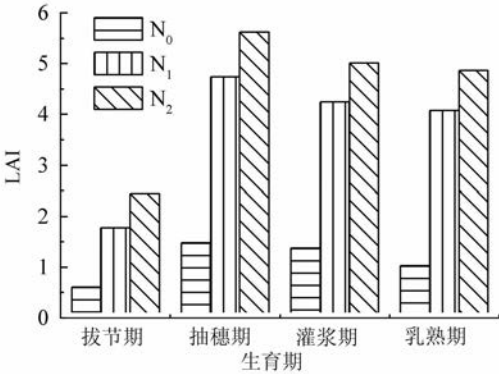


图 2 不同氮素水平下不同生育期水稻 LAI  
Fig. 2 LAI of Rice in Different Nitrogen Level and Growth Stages

如图 3 所示,从拔节期到抽穗期,随着水稻植株的不断生长,叶层增多,LAI 不断增加,这使得近红外的反射率逐渐增大,到抽穗期当 LAI 达到最大值时,近红外的反射率趋向稳定。从灌浆期开始,因叶片向穗部提供大量养分,致使叶片内部组织结构发生变化,LAI 开始逐渐下降。到乳熟期,水稻从营养生长转为生殖生长,下部叶片不断衰老、死亡,近红外的反射率也开始逐渐下降,持续到水稻成熟。

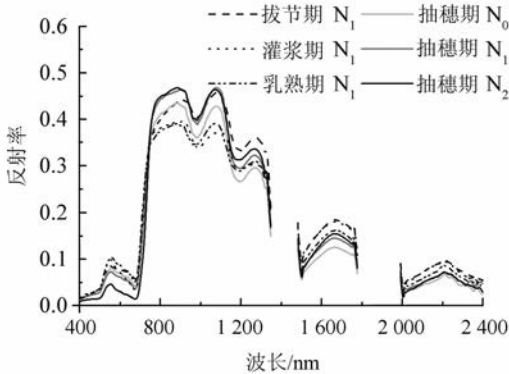


图 3 不同氮素水平不同生育期冠层光谱曲线特征  
Fig. 3 Spectral Reflectance of Rice Canopy in Different Nitrogen Level and Growth Stages

在各生育期内,水稻的 LAI 均随氮素水平的升高而增加(图 2),说明氮素对水稻 LAI 有较大的影响。这种差异也反映在光谱曲线上(图 3),表现为在近红外波段,水稻冠层光谱反射率随供氮水平的增加而增加,在可见光波段则呈现相反的趋势。

2.2 水稻冠层光谱与 LAI 的相关性

2.2.1 水稻冠层原始光谱与 LAI 的相关性

水稻冠层光谱反射率与 LAI 相关性分析结果如图 4 所示,在 400~736 nm、1 480~1 780 nm 和 1 990~2 400 nm 共 3 个波段范围内,水稻冠层光谱反射率与 LAI 总体呈负相关关系,其中

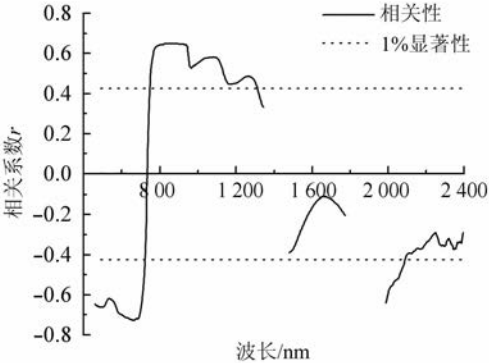


图 4 水稻 LAI 与冠层原始光谱的相关性  
Fig. 4 Correlation Patterns of LAI to Rice Canopy Spectral Reflectance

400~722 nm 和 1 990~2 090 nm 波段,负相关性达到极显著水平(99%置信区间, $n=144$ ),在 663 nm 负相关系数最大为-0.727,形成一个波谷,与文献[17]的结果 671 nm 较为接近;到 736 nm 附近相关系数迅速接近于 0.736~1 350 nm 波段区间,冠层高光谱反射率与 LAI 呈正相关。其中 736~760 nm 波段,相关系数随着波长的增加而增加,达到 0.64,此区域色素对光能的吸收逐渐减弱,而细胞结构对光的反射开始增强。约在 940 nm 附近,相关系数迅速下降,但下降幅度不大,且具有波动性。近红外区域 760~1 315 nm 对冠层及叶片结构表现敏感,与 LAI 的相关性达到了 0.01 的极显著水平。

2.2.2 高光谱植被指数与 LAI 的相关性

为了寻找反演水稻 LAI 植被指数的最优波段组合,将任意两波段组成的 4 个植被指数分别与 LAI 作回归分析,得到决定系数  $R^2$  矩阵图

(图 5)。根据 4 个植被指数的计算公式以及  $R^2$  矩阵的对称性,其中 RVI(图 5(a))与 MSAVI2(图 5(b))为全矩阵,而 DVI(图 5(c))和 NDVI(图 5(d))为三角矩阵。由图 5 可见,每个图中均存在一定范围的红色区域( $R^2>0.8$ ),表示这些波段组合与 LAI 的相关性达到较高水平。对于 4 种植被指数,与 LAI 相关性较高的波段组合范围较接近,均是分布在 720~770 nm 与 700~1 350 nm 范围的组合。根据  $R^2$  最大的原则,选择最佳波段组合来构建反演 LAI 的植被指数,4 个植被指数分别为  $RVI_{(850,750)}$ 、 $MSAVI2_{(995,728)}$ 、 $DVI_{(995,740)}$  和  $NDVI_{(865,760)}$ 。

2.3 基于回归模型的水稻 LAI 估算

将由最佳波段组合构建的 4 个植被指数分别与 LAI 进行线性和非线性拟合,建立水稻 LAI 的预测模型,结果见表 1。

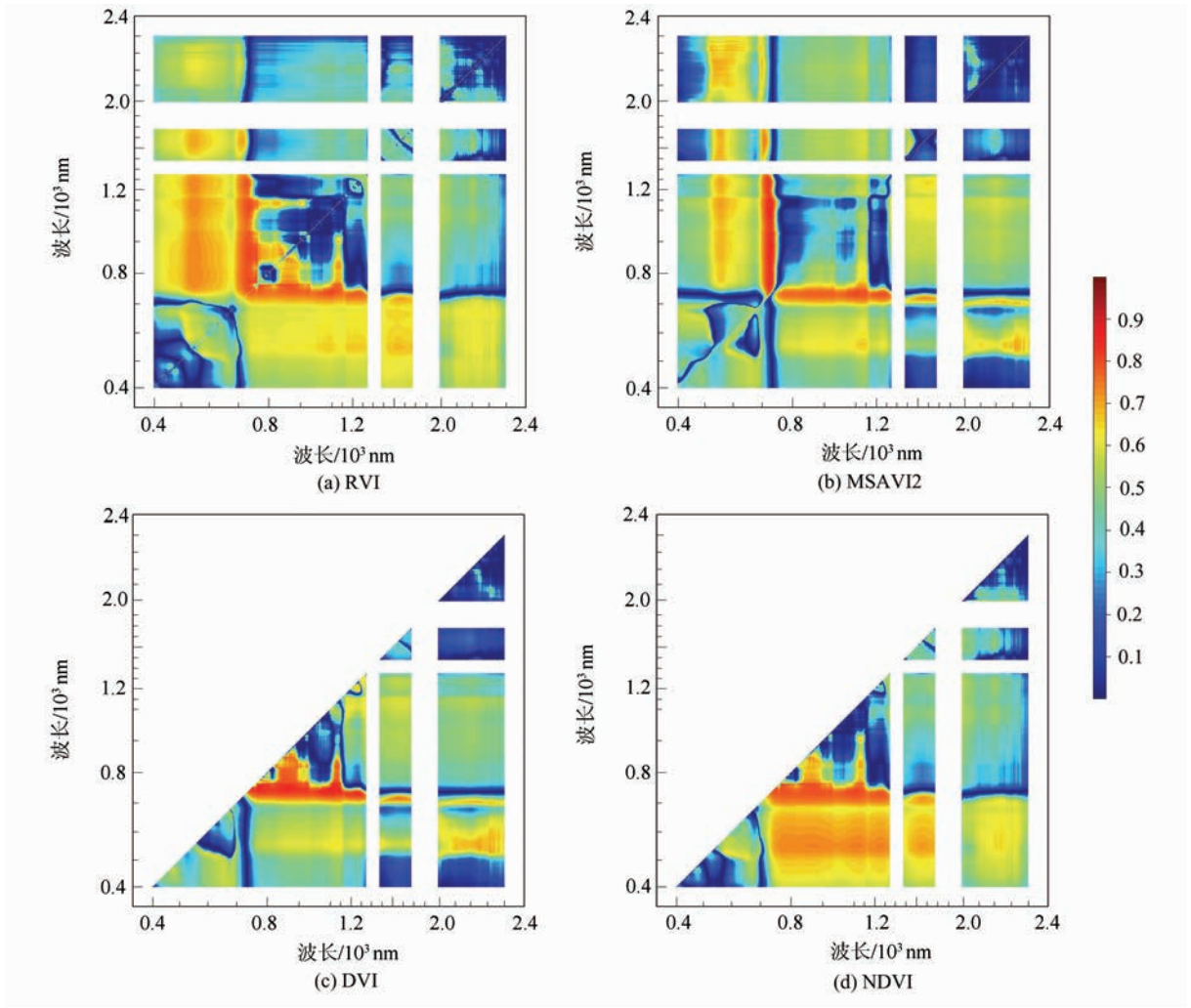


图 5 植被指数估算 LAI 的决定系数  $R^2$  分布图

Fig. 5 Distribution Plot of the Coefficient of Determination ( $R^2$ ) Between LAI and Vegetation Index

通过比较表 1 中各模型的  $R^2$  和  $F$  检验值,得出不同植被指数构建的 LAI 估算模型中,比值植

被指数 (RVI) 模型的拟合效果最好,  $R^2$  最小 0.740, 最大 0.864, 达到极显著水平; 其次为差值植被指数 (DVI) 模型, 最差的是归一化植被指数 (NDVI) 模型。对 4 种植被指数而言, 不同函数形式的估算模型相比较, 最适合的拟合模型为指数模型, 其次为幂函数模型, 最差的为对数模型。分析其原因, 主要是随着水稻的生长发育, 叶片之

间相互重叠, 遮盖越来越严重, LAI 与覆盖度之间呈现非线性关系。覆盖度的增加愈来愈缓慢, 由此导致冠层光谱在红外波段的反射率增长减缓, LAI 与各种植被指数之间呈非线性变换, 这与前人的研究结果一致<sup>[11]</sup>。4 种植被指数的最佳估算模型——指数模型的预测效果见图 6。

表 1 估算水稻 LAI 的高光谱植被指数模型

Tab. 1 Hyperspectral Vegetation Index Estimation Model of LAI for Rice

变量	模型	回归方程	$R^2$	$F$
RVI	线性	$y=22.954x-24.165$	0.754	65.28
	指数	$y=3\times10^{-5}e^{9.565x}$	0.864	80.56
	对数	$y=26.514\ln x-1.404$	0.740	60.35
	二次多项式	$y=92.887x^2-194.37x+102.35$	0.816	73.62
	幂	$y=0.355x^{11.137}$	0.857	74.54
DVI	线性	$y=11.511x-1.312$	0.806	45.76
	指数	$y=0.415e^{4.538x}$	0.827	72.25
	对数	$y=3.2950\ln x+6.640$	0.676	20.79
	二次多项式	$y=8.176x^2+5.2x-0.301$	0.812	65.25
	幂	$y=10.735x^{1.412}$	0.820	50.16
NDVI	线性	$y=7.619x-2.299$	0.488	21.36
	指数	$y=0.246e^{3.188x}$	0.564	45.26
	对数	$y=4.244\ln x+4.766$	0.437	15.27
	二次多项式	$y=4.221x^2+8.830x-0.746$	0.505	20.16
	幂	$y=4.831x^{1.831}$	0.537	38.25
MSAVI2	线性	$y=8.614x-0.1938$	0.632	37.69
	指数	$y=0.619e^{3.503x}$	0.684	66.75
	对数	$y=1.254\ln x+4.964$	0.424	25.46
	二次多项式	$y=4.156x^2+5.511x+0.237$	0.616	28.35
	幂	$y=5.623x^{0.715}$	0.638	55.24

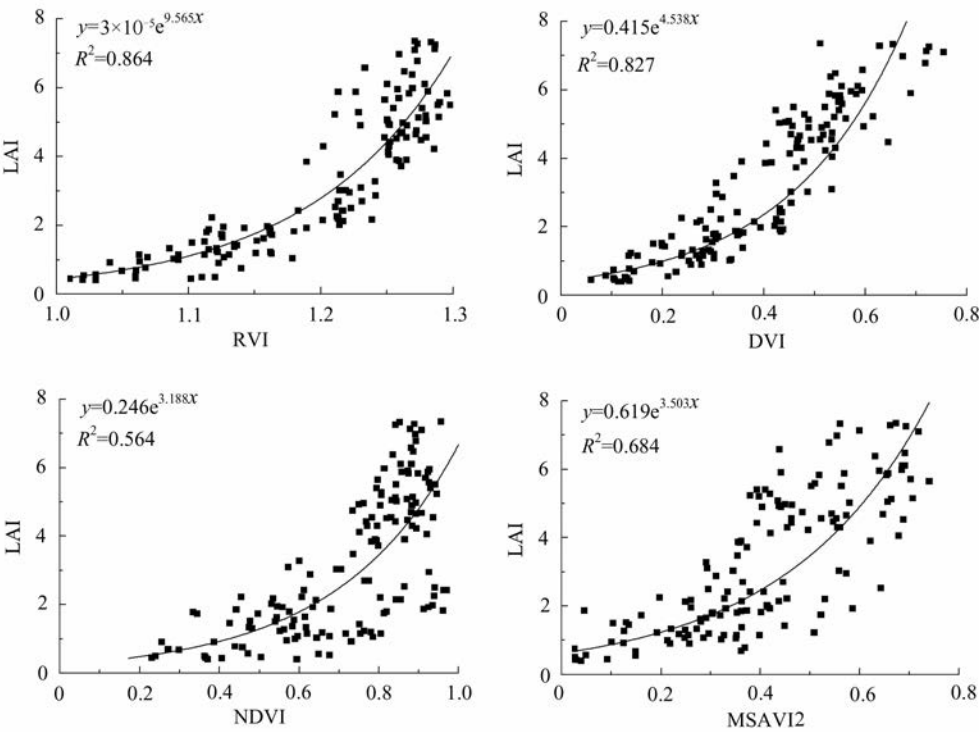


图 6 高光谱植被指数拟合的水稻 LAI 预测模型

Fig. 6 LAI Estimation Models with Different Hyperspectral Vegetation Indices



由图 6 可知,不同植被指数在反映 LAI 变化时差异很大。在水稻生育初期,即当  $LAI < 3$  时,4 个模型均能较好反映水稻 LAI 与植被指数的变化关系;随着生育期的推进,到达抽穗后期,即当  $LAI > 5$  时,4 个模型均出现不同程度的饱和现象。其中 RVI 模型的总体拟合精度最高,但是后期受到叶绿素含量降低的影响,RVI 的敏感度降低,一定程度上造成了拟合度下降。DVI 模型总体拟合精度次之,由于 DVI 对土壤噪声反应敏感,在植被覆盖度较低即土壤噪声较大时拟合精度比 RVI 模型低;到抽穗后期由于植被覆盖度升高,相应土壤背景噪声减小,此时的 DVI 模型对植被的敏感度提高,拟合精度优于 RVI 模型。另外两个植被指数 NDVI 和 MSAVI2 在抽穗后对 LAI 的预测效果欠佳,NDVI 的局限性表现在其饱和度低<sup>[18]</sup>,受土壤背景影响明显,当植被覆盖度高( $LAI > 3$ )时具有较低的敏感度,主要适用于水稻生育早期即植被覆盖度低的时期;MSAVI2 虽然较 NDVI 可以更好地消除土壤背景等对反射光谱造成的影响,但可能丢失部分植被信息,一般适合于植被覆盖度变化较小时的 LAI 提取。综上所述,RVI 和 DVI 整体表现较好,因此本文选用

RVI 和 DVI 为变量建立的回归模型来预测 LAI。

### 2.4 水稻 LAI 反演精度评价

为了检验由 RVI 和 DVI 为变量建立的回归模型在估算水稻 LAI 时的可靠性和普适性,选择同一时期测得的水稻大田独立数据进行验证。检验结果如图 7 所示。

对比发现,以 RVI 为变量建立的回归模型预测值和实际值之间的一致性较好,预测值和实测值之间的测定系数  $R^2$  达到 0.805,均方根误差 RMSE 为 0.606,估算精度达到 85.72%。而 DVI 估算模型在 LAI 介于 3~6 时,模型的大多数预测值较实测值低,这在整体上降低了模型的估测精度。与 RVI 构建的模型相比,DVI 模型的 RMSE 和  $R_E$  均高于 RVI 模型,因此,预测水稻 LAI 的最优植被指数为 RVI。文献[19, 20]在研究水稻冠层光谱反射率与 LAI 的关系时也发现,RVI 与 LAI 的相关性要高于 NDVI 和 DVI,但用 RVI 构建的 LAI 估算模型与本文结果有所差异。通过高光谱手段估算 LAI 依赖于土壤背景和植被的比例,而水稻的冠层光谱包含植被和部分积水覆盖土壤的混合光谱信息,这是造成差异的主要原因。

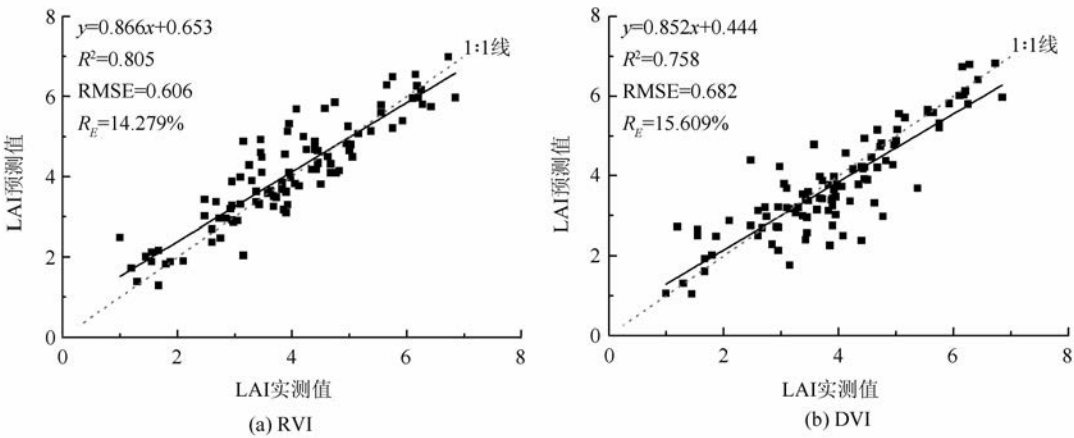


图 7 基于 RVI 和 DVI 为参数的水稻 LAI 预测模型的预测效果

Fig. 7 Precision Results of the Estimation Models of LAI Based on RVI and DVI

### 3 结 语

本文结合宁夏引黄灌区水稻小区及大田试验,通过分析水稻冠层光谱与叶面积指数 LAI 的相关性,寻找预测水稻 LAI 的最佳植被指数及预测模型,得到主要结论如下。

水稻不同生育期、不同氮素水平下 LAI 存在差异,各生育期内 LAI 均随供氮水平的增加而增加,至抽穗末期达到最大值。LAI 的差异导致冠

层光谱的反射曲线有所不同,冠层光谱反射率随氮素水平的提高在可见光波段降低,近红外波段升高。

水稻冠层光谱反射率与 LAI 存在显著相关性,4 个高光谱植被指数中,以  $RVI_{(850,750)}$  为参数建立的指数模型对水稻 LAI 的预测效果最好。

借助高光谱遥感技术进行水稻 LAI 的估测,受品种、生育期和背景等因素的影响,导致不同学者提出的拟合模型不尽相同,本研究可为不同环境下水稻 LAI 的估测提供参考。以后的研究中

需要加强水稻品种试验,并减少环境和仪器等外界因素的干扰,以实现模型估测精确性和普适性的有效统一。

## 参 考 文 献

- [1] Chen J M, Cihlar J. Retrieving Leaf Area Index of Boreal Conifer Forests Using Landsat TM Images [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 55 (2): 153-162
- [2] Pu Ruiliang, Gong Peng. Hyperspectral Remote Sensing and Its Applications[M]. Beijing: Higher Education Press, 2000: 1-254(浦瑞良, 宫鹏. 高光谱遥感及其应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2000: 1-254)
- [3] Wang Chunmei, Gu Xingfa, Yu Tao, et al. Spatial and Temporal Variability of Spring Wheat Leaf Area Index and Coverage in Northwest China[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(8): 254-261(王春梅, 顾行发, 余涛, 等. 农田春小麦叶面积指数和覆盖度时空变异性研究[J]. 农业机械学报, 2014, 45(8): 254-261)
- [4] Li Xinchuan, Zhang Youjing, Bao Yansong, et al. Exploring the Best Hyperspectral Features for LAI Estimation Using Partial Least Squares Regression [J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(7): 6 221-6 241
- [5] Wang F M, Huang J F, Zhou Q F, et al. Optimal Waveband Identification for Estimation of Leaf Area Index of Paddy Rice[J]. *J. Zhejiang Univ. Sci. B*, 2008, 9(12): 953-963
- [6] Xu Peng, Gu Xiaohe, Meng Lumin, et al. Change of LAI and Spectral Response for Rice Under Flood and Waterlogging Stress [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2013, 33(12): 3 298-3 302(徐鹏, 顾晓鹤, 孟鲁闽, 等. 洪涝胁迫的水稻叶面积指数变化及其光谱响应研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(12): 3 298-3 302)
- [7] Liu Zhanyu, Huang Jingfeng, Wang Fumin, et al. Adjusted-Normalized Difference Vegetation Index for Estimating Leaf Area Index of Rice[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2008, 41(10): 3 350-3 356(刘占宇, 黄敬峰, 王福民, 等. 估算水稻叶面积指数的调节型归一化植被指数[J]. 中国农业科学, 2008, 41(10): 3 350-3 356)
- [8] Yang Yan, Tian Qingjiu. Principal Component Analysis Method for Retrieving Leaf Area Index of Rice from Hyperspectral Data[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2007(3): 47-50, 61(杨燕, 田庆久. 高光谱反演水稻叶面积指数的主成分分析法[J]. 国土资源遥感, 2007(3): 47-50, 61)
- [9] Yang Xiaohua, Huang Jingfeng, Wang Xiuzhen, et al. The Estimation Model of Rice Leaf Area Index Using Hyperspectral Data Based on Support Vector Machine[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2008, 28(8): 1 837-1 841(杨晓华, 黄敬峰, 王秀珍, 等. 基于支持向量机的水稻叶面积指数高光谱估算模型研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2008, 28(8): 1 837-1 841)
- [10] Nguy-Robertson A L, Peng Y, Gitelson A A, et al. Estimating Green LAI in Four Crops: Potential of Determining Optimal Spectral Bands for a Universal Algorithm[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2014(192-193): 140-148
- [11] Haboudane D. 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
- [12] Ruffin C, King R L, Younan N H. A Combined Derivative Spectroscopy and Savitzky-Golay Filtering Method for the Analysis of Hyperspectral Data [J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2008, 45(1): 1-15
- [13] Pearson R L, Miller L D. Remote Mapping of Standing Crop Biomass for Estimation of the Productivity of the Short-Grass Prairie, Pawnee National Grassland, Colorado[C]. The 8th International Symposium on Remote Sensing of the Environment Ann Arbor, Michigan, 1972
- [14] Jordan C F. Derivation of Leaf Area Index from Quality of Light on the Forest Floor[J]. *Ecology*, 1969, 50(4): 663-666
- [15] Rouse J W, Haas R H, Schell J A. Monitoring the Vernal Advancement and Retrogradation (Green-wave Effect) of Natural Vegetation[M]. College Station: Texas A and M University Press, 1974
- [16] Qi J, Chehbouni A, Huete A R, et al. A Modified Soil Adjusted Vegetation Index[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 48(2): 119-126
- [17] Wang Xiuzhen, Huang Jingfeng, Li Yunmei, et al. The Study on Hyperspectral Remote Sensing Estimation Models About LAI of Rice[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2004, 8(1): 81-88(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[J]. 遥感学报, 2004, 8(1): 81-88)
- [18] Carlson T N, Ripley D A. On the Relation Between NDVI, Fractional Vegetation Cover, and Leaf Area Index[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1997, 62(3): 241-252
- [19] Shibayama M, Akiyama T. Seasonal Visible, Near-Infrared and Mid-Infrared Spectra of Rice Canopies in Relation to LAI and Above-Ground Dry Phyto-

mass[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1989, 27(2): 119-127

[20] Xue Lihong, Cao Weixing, Luo Weihong, et al. Relationship Between Spectral Vegetation Indices and LAI in Rice[J]. *Acta Phytocologica Sinica*, 2004, 28(1): 47-52 (薛利红, 曹卫星, 罗卫红, 等. 光谱植被指数与水稻叶面积指数相关性的研究[J]. 植物生态学报, 2004, 28(1): 47-52)

Hyperspectral Estimation Model for Predicting LAI of Rice in Ningxia Irrigation Zone

QIN Zhanfei<sup>1,2</sup> SHEN Jian<sup>1</sup> XIE Baoni<sup>1</sup> YAN Lin<sup>1</sup> CHANG Qingrui<sup>1</sup>

1 College of Natural and Environment, Northwest A&F University, Yangling 712100, China

2 Institute of Land Resource and Urban and Rural Planning, Hebei GEO University, Shijiazhuang 050031, China

**Abstract:** Leaf area index (LAI) is one of the important parameters for evaluating rice growth status. Hyperspectral remote sensing is a new technical approach that can be used to acquire LAI information quickly and nondestructively. This study aims to explore the best vegetation index and monitoring model for rice LAI inversion. This study was carried out in Ningxia irrigation zone, where the rice was planted in different fertilizer level. Then the correlation between vegetation index and LAI was analyzed and four inversion models were constructed for estimating LAI by using correlation analysis and regression analysis. The result revealed that the LAI value increased with the increase of nitrogen level, and it reached a maximum value at booting stage and then drops down. The reflectance of rice canopy at the wavebands 400~722 nm and 1 990~2 090 nm was very significantly negatively correlated with LAI and that of which at near infrared region (760~1 315 nm) was very significantly positively correlated with LAI. The tests with independent dataset suggested that the rice LAI monitoring models with radio vegetation index  $RVI_{(850, 750)}$  as the variable could give an accurate LAI estimation. These results provided an insight for monitoring the rice LAI in different regions.

**Key words:** rice; leaf area index; hyperspectral; estimation model; Ningxia irrigation region

**First author:** QIN Zhanfei, PhD, specializes in application of remote sensing and GD. E-mail: zhanfeiqin@163.com

**Corresponding author:** CHANG Qingrui, professor. E-mail: changqr@nwsuaf.edu.cn

**Foundation support:** The National High Tech R&D Program(863 Program) of China, No. 2013AA102401-2; Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education of China, No. 20120204110013.