

文章编号: 1007-4619 (2004)01-0081-08

# 水稻叶面积指数的高光谱遥感估算模型

王秀珍<sup>1,2</sup>, 黄敬峰<sup>2</sup>, 李云梅<sup>3</sup>, 王人潮<sup>2</sup>

(1. 浙江气象科学研究所, 浙江 杭州 310004; 2. 浙江大学 农业遥感与信息技术研究所, 浙江 杭州 310029;

3. 南京师范大学地理科学学院, 江苏 南京 210097)

**摘要:** 通过不同氮素营养水平的水稻田间试验, 采用单变量线性与非线性拟合模型和逐步回归分析, 用1999年试验数据为训练样本, 建立水稻 LAI 的高光谱遥感估算模型, 用2000年试验数据作为测试样本数据, 对其精度进行评价和验证。结果表明, 高光谱变量与 LAI 之间的拟合分析中, 蓝边内一阶微分的总和与红边内一阶微分的总和的比值和归一化差植被指数是最佳的变量。

**关键词:** 水稻; LAI; 高光谱遥感; 估算模型

**中图分类号:** TP79 **文献标识码:** A

## 1 引言

LAI 是生态系统研究中最重要结构参数之一, 它是估计多种植冠功能过程的重要参数。LAI 可为植冠表面最初能量交换描述提供结构化定量信息<sup>[1]</sup>。许多作物冠层和自然植物群落的 LAI 研究结果表明, 随着 LAI 的提高, 近红外(NIR)的光谱反射率亦随即升高, 并在 LAI 达到 6 左右趋于饱和。而在红光和短波红外(SWIR)反射率急剧下降。这主要是由于可见光区内的色素(主要是叶绿素)和 SWIR 区内的水吸收。人们为了有效利用遥感数据测算 LAI 这个植冠结构参数(即提高 LAI 的光谱饱和和状态), 构造了许多植被指数, 著名的有比值植被指数(RVI)和归一化差植被指数(NDVI)。在这两个 VI 中均利用了 NIR 和红光波段。由于受大气、土壤背景、仪器定标及植被本身光化学过程变化等内外因素的影响, 各种 VI 和 LAI 的关系具有地域性和时效性。利用高光谱遥感数据波段窄和连续的特点, 可以构建许多对生物物理参数(如 LAI)相对敏感的 VI, 或将常规的 VI 指数变为连续的形式, 即与光谱导数成一定比例。这种由高光谱数据产生的 VI 实质上精细地表达了植被叶绿素、水、氮等生物化学物质吸收及细胞结构多次散射的波形, 有助于提高高

光谱数据用于提取 LAI 信息的水平<sup>[2]</sup>。

刘伟东等<sup>[3]</sup>通过相关分析, 研究早稻和晚稻 LAI 与群体光谱反射率、反射率的一阶微分光谱的相关关系。本文利用高光谱数据的各种变换形式: 植被指数, 蓝、黄、和红边(三边)光学参数, 绿色反射峰(绿峰), 红光吸收低谷(红谷)等位置变量, 以及基于光谱面积的变量估算水稻 LAI。这种特点是利用常规多光谱变量估算 LAI 所没有的<sup>[3]</sup>。

## 2 试验研究方法

### 2.1 田间试验设计

**试验地点:** 位于 30°14'N, 120°10'E, 浙江大学华家池校区的试验农场内。

**试验时间:** 1999年6月25日播种, 7月24日移栽, 2000年6月20日播种, 7月10日移栽。

**试验处理:** 供试品种是秀水 63; 试验占地 0.1hm<sup>2</sup>, 小区面积 4m × 5m, 4个重复, 随机排列; 5个氮素水平处理, 分别施纯氮量 0, 45, 135, 225, 315 kg/hm<sup>2</sup>, 即人为地造成严重缺氮、缺氮、适量氮、过量氮、严重过量氮(用 N<sub>1</sub>, N<sub>2</sub>, N<sub>3</sub>, N<sub>4</sub>, N<sub>5</sub> 表示), 分别在返青期、拔节期和抽穗始期按 60%, 30%, 10% 施入, 钾肥在拔节期和抽穗始期分两次等量均匀施入各小区; 行、株距为 0.14m × 0.17m, 田埂宽为 25—

收稿日期: 2002-07-23; 修订日期: 2003-01-07

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(40171065 和 40271078)资助

作者简介: 王秀珍(1961—), 女, 副研究员, 浙江省气象科学研究所, 博士, 2001年毕业于浙江大学, 从事农业遥感与信息技术应用研究,

已发表了 40 多篇论文, 出版专著 2 本。Email: wzx0516@sina.com

30cm, 田间管理按大田管理方式进行。

## 2.2 光谱测定方法

使用由美国分析光谱仪器公司 (Analytical Spectral Devices 公司) 制造的 ASD 野外光谱辐射仪 (ASD Field Spec), 其光谱范围为 350—1050nm, 色散为 1.41nm, 光谱分辨率是 3nm, 有 512 个波段, 视场角为 25°。

选择晴朗无风天气, 分别在水稻分蘖、拔节、孕穗、抽穗和乳熟期测定水稻冠层光谱, 每次测定时间在北京时 10 时—11 时 45 分。传感器探头垂直向下, 与冠层顶相距约 0.75m 左右, 观测范围直径为 0.33m。每个小区内不同点测定 10 次, 取平均值作为该小区的光谱反射值, 每个小区测定前、后都立即进行白板校正。冠层光谱测定后, 取样测定水稻 LAI。

## 2.3 叶面积测定

叶片是作物进行光合作用的主要器官, 它的面

积大小直接影响作物的受光, 叶面积的变化制约着农田小气候, 是作物群体结构合理性的重要标志之一。测定叶面积的准确与否, 直接影响到对作物合理受光群体结构的研究和光能利用率及净同化率的计算等生长特征量。目前, 普遍采用的方法有: 面积(系数)法、重量法。

面积(系数)法是对样本叶片, 直接测量长度( $L$ )和宽度( $W$ ), 长度从叶尖量到叶基, 宽度是量该叶最宽处, 用长度与宽度之积, 乘以校正系数( $k$ )<sup>0.83</sup>, 以平方厘米为单位, 计算单位土地面积上的绿色叶面积的倍数即叶面积指数 (LAI)。由于校正系数随不同的作物、品种、生育阶段、环境条件、叶形变化均可不同, 需要进行校正。通常水稻、小麦和谷子等披针形叶片的  $k$  取值为 0.83<sup>[4]</sup>, 其基本推算原理是, 披针形叶片通常在叶长 2/3 处收尖, 因而可把该叶近似地分割成一个矩形和一个等腰三角形, 其面积( $S$ )为:

表 1 高光谱特征参数的定义

Table 1 The definitions of hyperspectral parameters used in this studying

变 量	定 义	描 述
基于高光谱位置变量		
$D_b$	蓝边内最大的一阶微分值	蓝边覆盖 490—530nm, $D_b$ 是蓝边内一阶微分光谱中的最大值
$\lambda_b$	$D_b$ 对应的波长	$\lambda_b$ 是 $D_b$ 对应的波长位置 (nm)
$D_y$	黄边内最大的一阶微分值	黄边覆盖 550—582nm, $D_y$ 是黄边内一阶微分光谱中的最大值
$\lambda_y$	$D_y$ 对应的波长	$\lambda_y$ 是 $D_y$ 对应的波长位置 (nm)
$D_r$	红边内最大的一阶微分值	红边覆盖 680—780nm, $D_r$ 是红边内一阶微分光谱中的最大值
$\lambda_r$	$D_r$ 对应的波长即红边位置	$\lambda_r$ 是 $D_r$ 对应的波长位置 (nm)
$R_g$	绿峰反射率	$R_g$ 是波长 510—560nm 范围内最大的波段反射率
$\lambda_g$	$R_g$ 对应的波长	$\lambda_g$ 是 $R_g$ 对应的波长位置 (nm)
$R_r$	红谷反射率	$R_r$ 是波长 640—680nm 范围内最小的波段反射率
$\lambda_o$	红谷反射率对应的波长	$\lambda_o$ 是 $R_r$ 对应的波长位置 (nm)
基于高光谱面积变量		
$SD_b$	蓝边内一阶微分的总和	蓝边波长范围内一阶微分波段值的总和
$SD_y$	黄边内一阶微分的总和	黄边波长范围内一阶微分波段值的总和
$SD_r$	红边内一阶微分的总和	红边波长范围内一阶微分波段值的总和
基于高光谱植被指数变量		
$R_g/R_r$		绿峰反射率 ( $R_g$ ) 与红谷反射率 ( $R_r$ ) 的比值
$(R_g - R_r)/(R_g + R_r)$		绿峰反射率 ( $R_g$ ) 与红谷反射率 ( $R_r$ ) 的归一化值
$SD_r/SD_b$		红边内一阶微分的总和 ( $SD_r$ ) 与蓝边内一阶微分的总和 ( $SD_b$ ) 的比值
$SD_r/SD_y$		红边内一阶微分的总和 ( $SD_r$ ) 与黄边内一阶微分的总和 ( $SD_y$ ) 的比值
$(SD_r - SD_b)/(SD_r + SD_b)$		红边内一阶微分的总和 ( $SD_r$ ) 与蓝边内一阶微分的总和 ( $SD_b$ ) 的归一化值
$(SD_r - SD_y)/(SD_r + SD_y)$		红边内一阶微分的总和 ( $SD_r$ ) 与黄边内一阶微分的总和 ( $SD_y$ ) 的归一化值

$$S = \frac{2}{3} * L * W + \frac{1}{6} * L * W$$

$$= \frac{5}{6} * L * W \approx 0.83 * L * W \quad (1)$$

显然,这种方法存在一定的误差,如果取样量大,这种方法量算工作量大。

重量法是利用全部叶片的面积( $A$ )与部分叶面积( $a$ )之比等于全部叶片的重量( $W$ )与部分叶片的重量( $w$ )之比的原理测定。即:

$$\frac{A}{a} = \frac{W}{w}, \quad A = a * \frac{W}{w} \quad (2)$$

测定时只要从待测叶片中截取一小部分易于测量面积的叶片就可用重量法测定叶面积。因此重量法适用于任何形状特异的叶片。但因叶片各部分的叶脉分布不均匀,也因叶片生长过程中随环境差异致使叶肉厚薄不均匀,重量法会产生一定误差。为此,用重量法测定叶面积时,一是取样叶片应包括不同层次,二是取样叶片应注意均匀,一般需横贯全叶。

由于上述两种方法均为抽样量算法,在本试验中,提出第三种测定叶面积的方法—计算机测算图斑面积法,其主要步骤如下:

(1) 准备工作:将双面胶等间距(约20cm)固定粘在A<sup>3</sup>白纸上,根据叶片数量,准备数张这样的A<sup>3</sup>白纸。

(2) 在观测小区上连根整穴取样,放入盛有水的水筒里,避免植株体内水分蒸发,影响测定,运回实验室。

(3) 将整株绿叶沿叶耳剪下,叶片平铺、固定在

A<sup>3</sup>白纸上,并标注处理号。满页后,立刻复印,获取叶面积图,否则叶片会很快变干,发生卷曲。

(4) 将叶面积图扫描入计算机,在计算机上接1:1比例用GIS软件矢量化跟踪图斑轮廓,计算面积。这种方法准确、快速,但需要复印机、扫描仪、计算机和专业软件。

## 2.4 高光谱数据特征参数及其提取方法

常见的高光谱数据特征参数<sup>[1]</sup>包括从原始光谱、一阶微分光谱提取的基于高光谱位置变量、基于高光谱面积变量、基于高光谱植被指数变量3种类型共19个特征参数(表1)。

## 3 结果讨论

### 3.1 水稻叶面积指数(LAI)的遥感估算模型

#### 3.1.1 水稻叶面积指数(LAI)与原始光谱变量的相关分析

由图1可见,波长小于733nm,光谱反射数据与LAI数据呈负相关,相关系数约在670nm处达到最大,形成一个波谷;波长大于735nm,光谱反射数据与LAI数据呈正相关,相关系数约在780nm处达到最大,形成一个平台,约在930nm附近,相关系数迅速下降,且波动大。波长处于376.9—732nm和770—927nm,光谱反射数据与LAI之间的相关系数达到了极显著性检验水平,波长在671.21nm处存在着最大相关系数,为-0.875,这个波长处于红光区,与其他研究者<sup>[5]</sup>使用的光谱区域682nm相近。

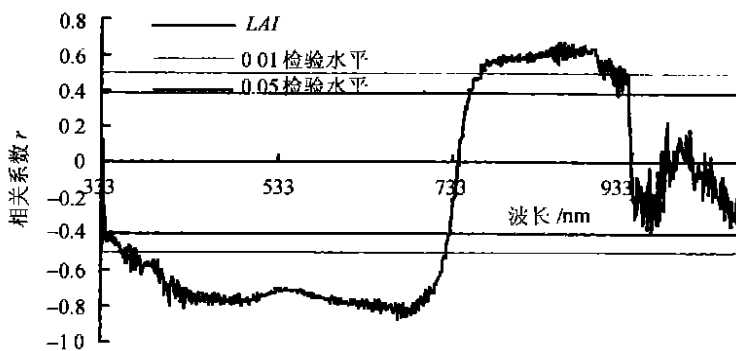


图1 LAI与水稻冠层原始光谱变量的相关系数图

Fig. 1 Correlogram of spectra of rice canopy to LAI

#### 3.1.2 LAI与高光谱特征变量的相关分析

由表2可见,LAI与高光谱变量之间的相关系数以红谷反射率、绿峰反射率和红边波长最大,达到

了极显著性检验水平,与红谷反射率、绿峰反射率为负相关,与红边波长为正相关。红谷反射率和绿峰反射率的比值和归一化植被指数与LAI之间的相关

关系也达到极显著性检验水平,  $SDr$  和  $SDb$  以及其比值和归一化植被指数与  $LAI$  之间的相关系数达到极显著性检验水平, 可用其变量建立估算  $LAI$  的模

型。  $LAI$  与  $Db$ ,  $\lambda b$ ,  $Dy$ ,  $\lambda y$ ,  $Dr$ ,  $\lambda g$ ,  $\lambda o$ ,  $Sdy$  的相关关系未达到显著性检验水平, 说明  $LAI$  的变化并没有引起上述高光谱特征变量的变化。

表 2  $LAI$  与高光谱特征变量之间的相关系数 ( $n=25$ )

Table 2 The correlation coefficient between  $LAI$  and the hyperspectral variables

光谱变量类型	相关系数( $r$ )	光谱变量类型	相关系数( $r$ )
基于光谱位置变量		基于光谱面积变量	
$Db$	-0.2883	$SDb$	-0.5229 **
$\lambda b$	0.3338	$SDy$	0.2446
$Dy$	0.1688	$SDr$	0.6271 **
$\lambda y$	0.3164	基于 VI 变量	
$Dr$	0.3088	$Rg/Rr$	-0.781 **
$\lambda r$	0.7385 **	$(Rg - Rr)/(Rg + Rr)$	0.798 **
$Rg$	-0.7235 **	$SDr/SDb$	0.9021 **
$\lambda g$	-0.1922	$SDr/SDy$	-0.7323 **
$Rr$	-0.8359 **	$(SDr - SDb)/(SDr + SDb)$	0.8402 **
$\lambda o$	0.1769	$(SDr - Sdy)/(SDr + Sdy)$	-0.5074 **

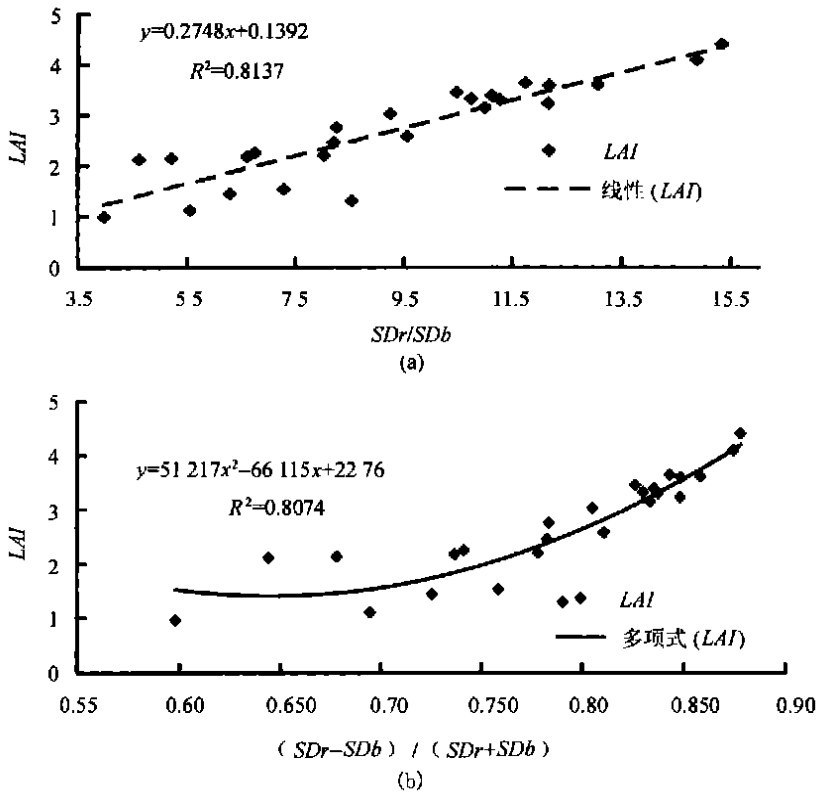


图 2 以  $SDr/SDb$  (a) 和  $(SDr-SDb)/(SDr+SDb)$  (b) 为自变量的  $LAI$  估算的线性或抛物线模型拟合结果比较

(C) Fig. 2 Comparison of the results of  $LAI$  estimated models using linear and quadratic models of  $SDr/SDb$  (a) and  $(SDr-SDb)/(SDr+SDb)$  (b) which were independents <http://www.cnki.net>

### 3.2 LAI 的高光谱遥感估算模型

从表 2 中筛选出相关系数较大的单变量  $\lambda_r$ ,  $Rg$ ,  $Rr$ , 以及  $Rg/Rr$ ,  $(Rg - Rr)/(Rg + Rr)$ ,  $SDr/SDb$ ,  $(SDr - SDb)/(SDr + SDb)$  使用线性与非线性回归技术建立估算 LAI 的模型。

#### 单变量线性与非线性拟合模型

我们使用了 5 个单变量线性与非线性的拟合模型, 包括:

简单线性函数:  $y = a + bx$  (3)

对数函数:  $y = a + b * \ln(x)$  (4)

抛物线:  $y = a + bx + cx^2$  (5)

一元三次函数:  $y = a + bx + cx^2 + dx^3$  (6)

指数函数:  $y = a * \exp(bx)$  (7)

式中,  $y$  代表 LAI 拟合值,  $x$  代表光谱变量,  $a$  和  $b$  为拟合系数。其目的是要从这些模型中选择最适合光谱变量与 LAI 建立关系的模型。

#### 逐步回归分析

用逐步回归分析法确定那些与 LAI 相关的光谱变量时, 输入变量是测定的 LAI 和光谱变量值, 输出结果是一系列包含不同光谱变量的多元线性方程及相应的确定系数 ( $R^2$ ) 和 F 检验值。回归分析模型为:

$$\hat{y} = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_ix_i + \dots \quad (8)$$

其中  $\hat{y}$  为根据所有自变量  $x_i$  计算出的估计值,  $a_0$  为常数项,  $a_i$  为  $y$  对应于  $x_i$  的偏回归系数。

表 3 LAI 与高光谱特征变量的线性和非线性回归分析

Table 3 The regression analysis of linear and non-linear between LAI with the hyperspectral variables

变量	模型	a	b	c	d	R <sup>2</sup>	F
$\lambda_r$	线性	-68.998	0.0983			0.545	27.59
	对数	-464.70	70.9053			0.543	27.36
	抛物线	-33.545		6.8E-0.5		0.547	27.82
	一元三次	887.390	-1.8873		1.3×10 <sup>-0.6</sup>	0.587	15.64
	指数	5.2×10 <sup>-15</sup>	0.0464			0.640	40.82
$Rg$	线性	4.7140	-38.157			0.523	25.27
	对数	-4.4472	-2.3908			0.610	35.92
	抛物线	8.4880	-171.47	1055.51		0.682	23.62
	一元三次	9.9383	-248.41	2327.76	-6556.7	0.685	15.21
	指数	5.8369	-15.974			0.484	21.55
$Rr$	线性	4.3649	-88.130			0.699	53.34
	对数	-5.1508	-1.9325			0.782	82.35
	抛物线	5.7689	-229.68	2931.34		0.774	37.59
	一元三次	8.2396	-610.14	20156.4	-231470	0.812	30.25
	指数	5.2839	-39.348			0.734	63.61
$Rg/Rr$	线性	-1.6680	1.4702			0.609	35.80
	对数	-1.8272	4.2142			0.630	39.16
	抛物线	-6.7244	5.0756	-0.6237		0.640	19.56
	一元三次	-6.7244	5.0756	-0.6237		0.640	19.56
	指数	0.3487	0.6647			0.656	43.91
$(Rg - Rr) / (Rg + Rr)$	线性	-2.6156	10.8916			0.637	40.30
	对数	6.3335	4.9919			0.645	41.72
	抛物线	-6.7185	29.0379	-19.579		0.645	20.02
	一元三次	-6.7185	29.0379	-19.579		0.645	20.02
	指数	0.2176	5.0134			0.711	56.66
$SDr / SDb$	线性	0.1392	0.2748			0.814	100.5
	对数	-2.2996	2.3005			0.774	78.71
	抛物线	0.2805	0.2416	0.0017		0.814	48.16
	一元三次	1.9714	-0.3732	0.0696	-0.0023	0.821	32.02
	指数	0.8875	0.1116			0.708	55.81
$SDr - SDb$	线性	-5.8438	10.8657			0.706	55.21
$SDr + SDb$	对数	4.6372	7.9133			0.676	47.88
	抛物线	22.7596	-66.115	51.2174		0.807	46.12
	一元三次	6.8884	10.39746	39.746	41.13562	0.812	47.61
	指数	0.0647	4.6538			0.683	49.52

由于光谱变量数量大于  $LAI$  的样本数,且它们之间不是互相独立的,而是相互有关的,从多个光谱变量中选择对因变量  $y$  方差贡献最大的一个光谱变量,同时这个光谱变量对因变量的作用是显著的,保持每一步得到的回归方程中的光谱变量都是重要的,必须在每步选入光谱变量以后,对当步的回归方程中的所有光谱变量再作一次显著性检验,及时剔除不重要的光谱变量。

由表 3 可见,由回归分析得到的全部  $R^2$  值通过 0.01 极显著性检验水平。对  $\lambda_r, Rg/Rr, (Rg - Rr)/(Rg + Rr)$  变量而言,最适合的拟合模型为指数模型,其相关系数通过 0.01 极显著性检验水平,  $F$  检验值最大;对  $Rg, Rr$  变量而言,最适合的拟合模型为对数模型,其相关系数通过 0.01 极显著性检验水平,  $F$  检验值最大;  $SDr/SDb$  和  $(SDr - SDb)/(SDr + SDb)$  变量而言,最适合的拟合模型为线性模型,其

相关系数通过 0.01 极显著性检验水平,  $F$  检验值最大。上述各变量回归模型比较,以  $SDr/SDb$  变量的线性模型和  $(SDr - SDb)/(SDr + SDb)$  变量的抛物线模型为最佳(图 2(a)和 2(b))。

运用逐步回归分析技术探讨 512 个原始光谱、一阶微分光谱与  $LAI$  间的关系(表 4)。对原始光谱而言,第一个被选中的波段 671.21nm,具有最大相关系数能解释样本间  $LAI$  方差的 76.6%;选择 2 个变量(波段)进入方程,能解释样本间  $LAI$  方差的 86.9%;而选择 6 个变量(波段)进入方程,基本上可以解释全部方差。一阶微分光谱和  $LAI$  值间的关系(表 4),经逐步回归分析,第一个被选中的波段(具有最大相关系数)能解释样本间  $LAI$  方差的 86.7%;只选择 2 个变量(波段)进入方程,实际上可以解释全部方差。可见用一阶微分逐步回归分析技术探讨高光谱变量和  $LAI$  值间的关系更加简洁。

表 4  $LAI$  与高光谱反射数据和一阶微分之间的逐步回归分析结果

Table 4 The results of stepwise multiple regression between  $LAI$  with the variables of hyperspectral and the first derivative spectra

光谱反射(R)			一阶微分(dR)		
步数	波长/nm	$R^2$	步数	波长/nm	$R^2$
1	671.21	0.766	1	743.37	0.867
2	845.24	0.869	2	434.92	0.925
3	761.76	0.945			
4	651.4	0.968			
5	903.25	0.980			
6	470.29	0.984			

#### 4 水稻 $LAI$ 的高光谱遥感估算模型精度分析

以 1999 年试验数据作为训练样本,用 2002 年试验数据作为测试样本对建立的估算模型进行精度分析。

从表 5 可知,  $LAI$  高光谱估算模型的拟合  $R^2$  通过 0.01 极显著性检验水平,以  $(Rg/Rr, Rg - Rr)/(Rg + Rr)$  为变量的模型预测  $R^2$  未通过显著性检验水平,其他变量的模型预测  $R^2$  都通过极显著性检验水平,其中以红边、蓝边内一阶微分的总和构成的比值与归一化植被指数为变量的模型预测精度达到最高,且预测  $R^2$  达到了极显著性检验水平。

$$Y = 0.139 + 0.2748 * (SDr/SDb) \quad (9)$$

$$Y = -5.8438 + 10.8657 * [ (SDr - SDb)/(SDr + SDb) ] \quad (10)$$

$$Y = 51.217 * [ (SDr - SDb)/(SDr - SDb) ]^2 - 66.115 * [ (SDr - SDb)/(SDr - SDb) ] + 22.76 \quad (11)$$

$$y = -1.741 + 0.202 * (SDr/SDb) + 5.253 * [ (Rg - Rr)/(Rg + Rr) ] \quad (12)$$

$$Y = 51.217 * [ (SDr - SDb)/(SDr - SDb) ]^2 - 66.115 * [ (SDr - SDb)/(SDr - SDb) ] + 22.76 \quad (11)$$

$$y = -1.741 + 0.202 * (SDr/SDb) + 5.253 * [ (Rg - Rr)/(Rg + Rr) ] \quad (12)$$

这 4 个模型都可用于估算  $LAI$ ,其中:(9),(10)式为线性函数,便于使用,因此,可认为是  $LAI$  光谱估算的最佳模型。从图 3 可直观看出基于红边、蓝边内一阶微分的总和构成的比值与归一化植被指数为变量的模型预测效果。

表 5 高光谱估算 LAI 模型的拟合 R<sup>2</sup> 与预测 R<sup>2</sup> 比较

Table 5 Comparison of simulated R<sup>2</sup> with predicted R<sup>2</sup> of models estimated LAI with models using variables of hyperspectra

类型	水稻高光谱 LAI 估算模型	拟合(R <sup>2</sup> )	预测(R <sup>2</sup> )	
线性与非线性	$Y=5.2e^{-15} * \exp(0.0464 * \lambda_r)$	0.640**	0.604**	
回归模型	$Y=-4.4472-2.3908 * \ln(R_g)$	0.610**	0.4138**	
	$Y=4.3649-88.13 * R_r$	0.699**	0.5198**	
	$Y=-5.1508-1.9325 * \ln(R_r)$	0.782**	0.5209**	
	$Y=0.3487 * \exp(0.6647 * (R_g/R_r))$	0.656**	0.1708	
	$Y=0.2176 * \exp[5.0134 * (R_g - R_r)/(R_g + R_r)]$	0.711**	0.1787	
	$Y=0.139+0.2748 * (SDr/SDb)$	0.814**	0.802**	
	$Y=-5.8438+10.8657 * [(SDr - SDb)/(SDr + SDb)]$	0.706**	0.8121**	
	$Y=51.217 * [(SDr - SDb)/(SDr - SDb)]^2 - 66.115 * [(SDr - SDb)/(SDr - SDb)] + 22.76$	0.807**	0.8146**	
	逐步回归模型	$Y=-0.414+0.07122 * SDr - 0.206 * SDb$	0.881**	0.5313**
		$Y=-1.741+0.202 * (SDr/SDb) + 5.253 * [(R_g - R_r)/(R_g + R_r)]$	0.904**	0.6597
$Y=4.456-85.510 * (R_{671.21})$		0.766**	0.5428**	
$Y=1.436-71.553 * (R_{671.21}) + 8.572 * (R_{845.24})$		0.869**	0.5417**	
$Y=0.688-32.08 * (R_{671.21}) + 62.009 * (R_{845.24}) - 57.401 * (R_{761.76})$		0.945**	0.4578**	
1 $Y=3.3078(dR_{743.37}) - 0.5363$		0.867**	0.4494**	
2 $Y=-0.5363 + 3.3078(dR_{743.37}) - 8.696(dR_{434.92})$	0.925**	0.4279**		

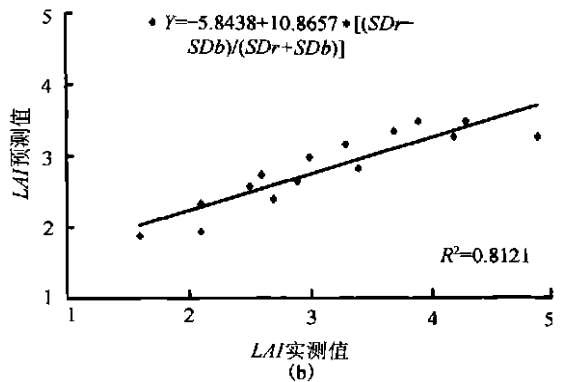
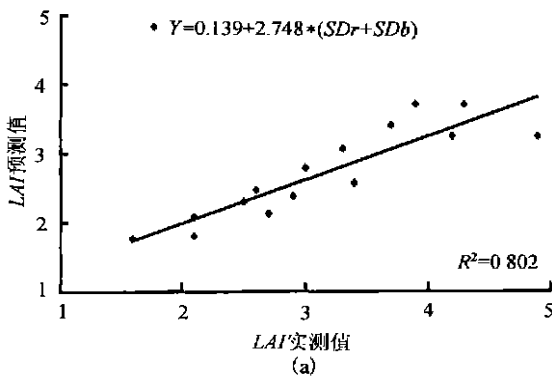


图 3 基于红边、蓝边内一阶微分的总和构成的比值与归一化植被指数为变量的模型 LAI 预测值与实测值比较

Fig.3 Comparison of measured LAI with predicted LAI of models using the vegetation indices variables of sum of 1st derivative value within red edge (SDr) and the blue edge (SDb)

## 5 结论

高光谱变量与 LAI 之间的拟合分析中,原始光谱、一阶微分光谱和一些高光谱特征变量如红边波长( $\lambda_r$ )、绿峰最大反射率( $R_g$ )和红谷最小反射率( $R_r$ )以及它们的组合,是高光谱独有的特点。

在水稻 LAI 拟合中,检查“三边”光谱区域面积的有效性相比之下,红边内一阶微分的总和最有效,其次是蓝边内一阶微分的总和,而黄边内一阶微分的总和是无效的。

使用单变量线性与非线性回归技术建立估算 LAI 模型,对  $\lambda_r$ ,  $R_g/R_r$  和  $(R_g - R_r)/(R_g + R_r)$  变量回归而言,最适合的拟合模型为指数模型,其相关

系数通过 0.01 极显著性检验水平, F 检验值最大。 $R_g$ ,  $R_r$  变量回归而言,最合适的拟合模型为对数模型,其相关系数通过 0.01 极显著性检验水平, F 检验值最大。运用逐步回归技术建立估算 LAI 的模型,蓝边内一阶微分的总和与红边内一阶微分的总和的比值和归一化差植被指数以及绿峰最大反射率( $R_g$ )和红谷最小反射率( $R_r$ )归一化植被指数以及  $SDr$  是最佳的变量。原始光谱和一阶微分光谱分别选出波段 671.21nm 处的光谱和 743.37nm 处的一阶微分光谱。

通过精度分析, LAI 高光谱估算模型的拟合 R<sup>2</sup> 通过 0.01 极显著性检验水平,以红边内一阶微分的总和、蓝边内一阶微分的总和为变量的模型预测 R<sup>2</sup> 达到极显著性检验水平,认为是 LAI 光谱估算的最

佳模型。

## 参 考 文 献 (References)

- [ 1 ] Pu R L, Cong P. Hyperspectral Remote Sensing and Its Applications [M]. Beijing: Higher Education Press, 2000. [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.]
- [ 2 ] Vane, G. *et al.* Terrestrial Imaging Spectrometry: Current Status, Future Trends [J]. *Remote Sensing Environment*, 1993, **44** (2): 109—127.
- [ 3 ] Liu W D, Xiang Y Q, Zheng L F. *et al.* Relationships between Rice LAI, CH<sub>2</sub>D and Hyperspectra Data[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2000, **4**(4): 279—283 [刘伟东, 项月琴, 郑兰芬等. 高光谱数据与水稻叶面积指数及叶绿素密度的相关分析[J]. 遥感学报, 2000, **4**(4): 279—283.]
- [ 4 ] China Meteorological Administration. Agro-meteorological Observation Criterion. Beijing: Meteorological Press, 1993. [中国气象局. 农业气象观测规范[M]. 北京: 气象出版社, 1993.]
- [ 5 ] Prasad S T, Ronald B S, Eddy D P. Hyperspectral Vegetation Indices and Their Relationship with Agricultural Crop Characteristics [J]. *Remote Sensing Environment*, 2000, **71**: 158—182.

## The Study on Hyperspectral Remote Sensing Estimation Models about LAI of Rice

WANG Xiu-zhen<sup>1,2</sup>, HUANG Jing-feng<sup>2</sup>, LI Yun-mei<sup>3</sup>, WANG Ren-chao<sup>2</sup>

(1 Institute of Zhejiang Meteorology, Hangzhou 310004, China;

2 Institute of Agricultural Remote Sensing & Information Application, Zhejiang University, Hangzhou 310029, China;

3 The College of Geography Science, Nanjing Normal University, Nanjing 210097, China)

**Abstract:** This study is based on the rank difference of the nitrogenous nutrition level by the man-made style through two years rice farm experiment about the difference of the nitrogenous nutrition level. Using linear and non-linear and stepwise multiple regression methods, the estimation models about LAI of rice have been built on the basis of the experimental data in 1999 which were evaluated and validated with experimental data of the year 2000 as training samples. The results show that there are the relationships between the characteristic variables of hyperspectra and LAI. From the results of precision analysis, the models that the vegetation indices variables of sum of the 1st derivative value within red edge (SDr) and the blue edge (Sdb) are the best one of estimating LAI of Rice by hyperspectral remote sensing data.

**Key words:** rice; LAI; hyperspectral remote sensing; estimate models