

文章编号: 1007-4619(2003)05-0364-08

# 线性回归模型估算水稻叶片叶绿素含量的适宜性分析

李云梅<sup>1</sup>, 倪绍祥<sup>1</sup>, 王秀珍<sup>2</sup>

(1. 南京师范大学 地理科学学院, 南京 江苏 210097;

2. 浙江大学, 浙江 杭州 310029)

**摘要:** 利用 PROSPECT 模型模拟水稻叶片叶绿素含量从  $20.0\mu\text{g}/\text{cm}^2$  变化到  $40.0\mu\text{g}/\text{cm}^2$  时的叶片光谱特性, 利用 FCR 模型模拟叶面积指数(LAI)为 1, 2, ..., 7 时, 不同地面状态下, 4 个不同观测方向的水稻冠层反射率。利用 LAI 为 1, 3, 5, 7 时的模拟值, 采用多元逐步回归分析法, 从不同观测方向建立叶片叶绿素含量与冠层反射率( $R_\lambda$ )及其变化式  $\ln(1/R_\lambda)$ ,  $R'_\lambda$  的多元线性回归模型, 并用复相关系数和均方根差评价拟合精度, 认为  $\ln(1/R_\lambda)$  以及从天顶方向的拟合效果最好。利用从天顶方向建立的回归模型, 预测叶片叶绿素含量, 认为将该回归模型应用于其它方向是不合适的, 从天顶方向预测时, 预测精度受地面状态的影响, 但总的说来, 预测精度呈现随 LAI 的增大而提高的趋势。

**关键词:** 线性回归; 叶绿素含量; 适宜性分析

**中图分类号:** TP701/S3 **文献标识码:** A

## 1 引言

作物叶片中叶绿素含量的多少, 既表明了作物的生长状况, 又是作物与外界发生物质能量交换的重要条件, 因此, 实时监测作物叶片中叶绿素含量的变化, 就成为实现作物长势监测和产量估算的重要一环。由于遥感技术能够提供不同时间和空间尺度上的作物冠层光谱信息, 而这些光谱信息与作物叶片生化成分和含量又有着不同程度的联系, 因此, 如何利用遥感技术所提供的光谱信息, 提取作物生化成分的含量, 越来越受到人们的关注。随着高光谱遥感技术的兴起, 由于其具有高分辨率光谱信息, 能够分辨作物冠层光谱信息的微弱变化, 因此, 为估测植物的生物化学含量提供了有利的工具。从 20 世纪 80 年代后期, 就已经开始了对植物生化含量与高光谱数据相关关系的研究。在各项研究中, 往往采用多元线性回归分析的方法来提取植物的生化成分含量<sup>[1]</sup>。美国农业部(USDA)利用干叶光谱信息提取叶片蛋白质、纤维素和淀粉含量的方法已能与实验室湿化学分析方法相媲美<sup>[2]</sup>。如果该方法能够推

广到冠层光谱信息, 那将对利用非损害性手段监测作物生物化学含量提供一个非常有效的方法。然而, 对于新鲜叶片而言, 由于其表面蜡状物引起的高反射以及叶子内部细胞间隙形成多次反射等原因, 使得鲜叶的反射光谱比干叶要复杂得多, 此外, 植被冠层光谱反射率还要受植被群丛结构、植被下垫面光谱反射特性、观测角度、大气散射等因素的影响, 因此, 无论是对叶片还是对冠层, 都不可能简单地利用 USDA 的结果, 而需要对不同植物和冠层进行具体分析。那么, 植被结构、植被下垫面光谱反射特性、观测方向等因素对建立叶绿素含量估测的回归方程的影响有多大, 是否可以建立一个统一的线性回归方程, 对不同生长期和不同地面状态下的作物, 利用从不同观测方向获得的光谱数据, 估测其叶绿素含量呢? 本文正是对以上问题的一个初步探讨。

解答上述问题, 必须有大量的实测数据, 然而, 对田间试验而言, 要同时获得大量的、不同状态下的田间试验数据是很困难的。因此, 本文利用 PROSPECT 模型模拟叶绿素含量变化时水稻叶片的光谱特性, 并以此参数代入冠层二向反射率模拟的 FCR 模型, 模拟

收稿日期: 2002-05-08; 修订日期: 2002-06-27

**基金项目:** 863 资助项目, 数字化农作支持系统的研究(项目编号 2001AA245041); 国家自然科学基金资助: 不同氮素水平的水稻高光谱遥感精确诊断机理与方法研究(项目编号 40171065); 中国博士后科学基金资助“基于高光谱分辨率数据的水稻叶片生物化学成分与叶片及冠层反射率的关系的机理研究”(项目编号 2202031223)。

**作者简介:** 李云梅(1966—), 女, 博士后, 副教授, 2001年6月于浙江大学农业遥感与信息技术应用研究所获博士学位, 现为南京师范大学地理学博士后流动站研究人员, 主要从事农业遥感的基础理论研究, 发表相关论文 10 余篇。

叶面积指数(LAI)和地面背景不同时,不同观测角度的冠层反射率值,再利用这些模拟值,采用逐步回归分析方法,建立通过冠层光谱反射率预测叶片叶绿素含量的回归方程,并对这些方程的适宜性进行评价。

为了考察 PROSPECT 模型和 FCR 模型对作物叶片和冠层反射率模拟的实用性,本文作者曾于 1999 年 6 至 11 月和 2000 年 6 至 11 月在浙江大学试验场内进行了两次田间试验,在水稻生长的不同生育期,同步观测水稻冠层结构参数(冠层高度、叶长、叶宽、叶倾角、LAI 等)、叶片生物化学含量(叶绿素、纤维素、蛋白质、淀粉、水等)、叶片反射率和透射率、冠层二向反射率和土壤背景反射率,经验证,认为上述模型对水稻叶片和冠层反射率的模拟是适用的<sup>[3,4]</sup>。

## 2 研究方法

### 2.1 波段选取

参照 ASDN 的吸收波段<sup>[2]</sup>以及王人潮等对敏感波段的讨论<sup>[5]</sup>,本文讨论的波段范围为 400—900nm,波段间隔为 5nm。

### 2.2 叶片反射率和透射率模拟

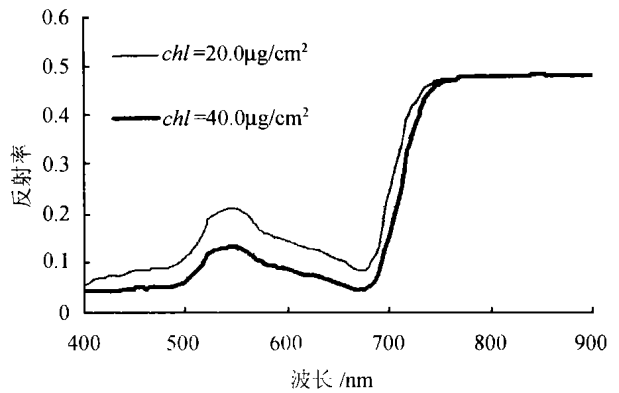
利用 PROSPECT 模型模拟叶绿素变化时叶片的反射率和透射率。

PROSPECT 模型是一个计算叶片半球反射率和透射率的辐射传输模型,该模型 1990 年由 Jacquemoud 和 Baret 提出,适用于新鲜的绿色植物叶片。在模型中输入以下参数:叶的形态结构参数、叶绿素含量、水的等价厚度、蛋白质含量、纤维素含量,就可求出叶片的反射率和透射率<sup>[6,7]</sup>。本文中各参数参照两年的田间实验取值如下:蛋白质含量为  $0.0008\text{g}/\text{cm}^2$ ,纤维素含量为  $0.0049\text{g}/\text{cm}^2$ ,水的等价厚度为  $0.02\text{cm}$ ,叶的形态结构参数为 1.7。叶绿素含量从  $20.0\mu\text{g}/\text{cm}^2$  变化到  $40.0\mu\text{g}/\text{cm}^2$ ,变化的步长为  $0.1\mu\text{g}/\text{cm}^2$ 。由以上参数,可模拟出 201 个叶绿素取不同值时叶片的反射率和透射率值。如图 1 是叶绿素含量取值为  $20.0\mu\text{g}/\text{cm}^2$  和  $40.0\mu\text{g}/\text{cm}^2$  时的叶片反射率曲线。

### 2.3 冠层反射率的模拟

利用 FCR 模型模拟地面背景不同、LAI 不同以及观测角度不同时的冠层反射率。

FCR 模型是冠层二向反射率的模拟模型,适用于水平均匀的植被冠层。1995 年由 Andres Kuusk 提出。该模型结合了 Sail 模型和 Nilson-Kuusk 1989 年的 N-K 模型。在对冠层光谱的模拟中,将模型的输入参数分为 3 组。



(两条曲线分别表示叶绿素含量取值为  $20.0\mu\text{g}/\text{cm}^2$  和  $40.0\mu\text{g}/\text{cm}^2$  时的叶片反射率。)

图 1 叶片反射率模拟

Fig.1 Leaf reflectance simulation

冠层结构参数: LAI, 叶的相对线性尺度, 椭圆模型倾角, 偏心率;

光学参数: 叶片反射率, 叶片透射率, 折射指数, 土壤背景在天顶处的反射率;

几何和光照参数: 测冠层反射率时的太阳天顶角, 测土壤背景反射率时的太阳天顶角, 观测方位角, 观测天顶角, 太阳直接辐射/总辐射。

模型可输出不同观测角度的冠层反射率<sup>[8-10]</sup>。

本文中各参数的取值如下。

**冠层结构参数** 叶的相对线性尺度取值为 0.40, 椭圆模型倾角和偏心率参照文献取值为 81 和 0.9985<sup>[11]</sup>。LAI 取值为 1, 2, 3, 4, 5, 6 和 7。

**光学参数** 叶片反射率和透射率由 2.2 节模拟出, 折射指数为 1.2。

经过两年的田间实验, 观察到在水稻生长的过程中, 由于灌水及施肥等措施, 造成了地面背景的不同, 在此挑选出比较有代表性的 3 种地面状况, 并以其反射率为土壤背景反射率参数。3 种地面背景的背景反射率如图 2, 其中, 地面 A 为 1999-08-19 实测值,

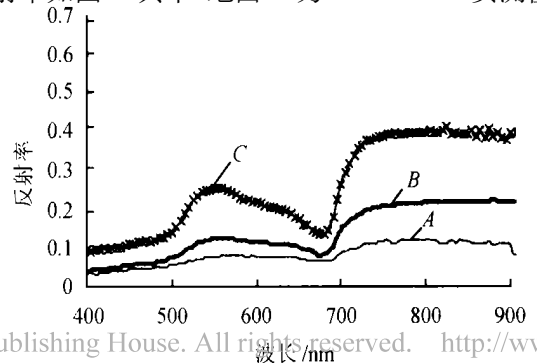


图 2 不同地面背景反射率

Fig.2 Reflectance of different understory

地面土壤湿润,无积水;地面 *B* 为 1999-09-29 实测值,地面有水,水深约 1cm;地面 *C* 为 1999-08-28 实测值,地面有水,水深约 3cm,水面有绿萍覆盖,覆盖度约为 80%。

**几何和光照参数** 太阳天顶角取值为 32°,观测方向为 4 个,即:天顶方向(观测天顶角和方位角均为 0°);热点方向(观测天顶角为 32°,方位角为 0°);侧视方向(观测天顶角为 32°,方位角为 90°);镜面反射方向(观测天顶角为 32°,方位角为 180°)。

太阳直接辐射/总辐射为 80%。

综上,通过模拟,可得到叶绿素含量从 20.0 $\mu\text{g}/\text{cm}^2$  变化到 40.0 $\mu\text{g}/\text{cm}^2$ ,3 种不同地面背景下,*LAI* 分别取值为 1,2,3,4,5,6 和 7 时,4 个不同观测方向的冠层反射率值。如图 3 是叶绿素含量为 30.0 $\mu\text{g}/\text{cm}^2$ ,*LAI* 为 3 时,地面 *A* 背景下,冠层在上述 4 个方向的反射率曲线。

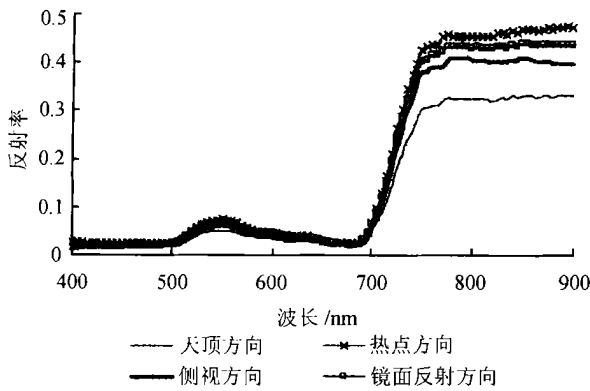


图 3 冠层反射率模拟

Fig. 3 Canopy reflectance simulation

## 2.4 统计分析方法

利用 *LAI* 为 1,3,5,7 时的冠层反射率的模拟数据,从不同的观测方向,建立叶绿素含量 (*chl*) 与某几个波长冠层反射率 ( $R_\lambda$ ,  $\lambda$  为波长,  $R$  为反射率) 及其变化式  $\ln(1/R_\lambda)$  和一阶微分光谱  $R'_\lambda$  的多元线性回归方程。利用 SPSS 软件,采用逐步回归分析法选取方程中所需的波长。以 *F* 概率作为引入和剔除变量的判据,当一个变量的双侧检验的显著性水平  $\leq 0.05$  时,该变量被引入方程,当显著性水平  $\geq 0.10$  时,该变量被剔除<sup>[12]</sup>。由于在实际的应用中,希望自变量的个数最少,因此,将自变量的个数控制为 3 个,既在入选波长中选取与 *chl* 的偏相关系数最大的 3 个波长建立多元线性回归方程。

利用建立的多元线性回归方程,预测叶绿素含量,并分析其预测效果。

## 3 结果与分析

### 3.1 回归方程

利用模拟值,在 4 个不同观测方向,分别建立 *chl* 与  $R_\lambda$ , *chl* 与  $\ln(1/R_\lambda)$ , *chl* 与  $R'_\lambda$  的多元线性回归模型。对于每一个回归模型,都有  $3 \times 4 \times 201$  个 (3 种土壤背景,4 个 *LAI* 值,201 个叶片反射率和透射率) 模拟值参与运算,使得模拟值的数量远远大于回归的波段数,避免了由于数据太少所引起的过度拟合现象<sup>[13]</sup>。入选波长、复相关系数 ( $r^2$ ) 和均方根误差 *RMSE* 值如表 1 所示。

从表 1 看到以下现象。

表 1 逐步回归分析结果

Table 1 Result of stepwise regression

观测方向	$r^2$			入选波长/nm			<i>RMSE</i>		
	$R_\lambda$	$\ln(1/R_\lambda)$	$R'_\lambda$	$R_\lambda$	$\ln(1/R_\lambda)$	$R'_\lambda$	$R_\lambda$	$\ln(1/R_\lambda)$	$R'_\lambda$
天顶方向	0.905	0.916	0.883	410*/415/705	715/410*/415	585*/555/420	1.79	1.68	1.99
热点方向	0.774	0.962	0.747	720/875*/860	710*/700/715	555/715/585*	2.75	1.13	2.92
侧视方向	0.563	0.941	0.572	715/720*/725	715*/720/700	725/765/660*	3.83	1.41	3.80
镜面反射方向	0.881	0.937	0.883	400/445*/615	710*/720/410	710/565*/520	2.00	1.45	1.98

(入选波长按入选方程的顺序列出,回归系数最大的波长用 \* 号标出,  $RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (SIM_i - REG_i)^2 / n}$ ,  $SIM_i$  是模拟值,  $REG_i$  是回归预测值,  $n$  是样本数,  $n=2412$ 。)

(1) 无论从哪一个观测角度,均以 *chl* 与  $\ln(1/R_\lambda)$  的拟合效果最好 ( $r^2$  最大, *RMSE* 最小)。比较 *chl* 与  $R_\lambda$  和 *chl* 与  $R'_\lambda$  的拟合效果,认为一阶微分对

回归方程的拟合精度并无显著提高,这可能是因为 3 种实测的土壤背景特别是土壤 *B* 和 *C* 已明显地带绿色植物光谱反射特性,因而使得冠层光谱的一

阶微分消除背景影响的效果并不理想。

(2) 总的说来,从天顶方向观测的回归方程的拟合效果比其它方向好。这是因为随着观测方向偏离天顶方向,进入视场的植被中下层组分增多,由此产生的多次散射对冠层光谱的影响增大,因此,冠层光谱除了受冠层组分光学特性影响外,更多地受到植被冠层结构的影响<sup>[14,15]</sup>。图4是叶绿素含量取值为  $30\mu\text{g}/\text{cm}^2$  时,冠层反射率在天顶方向和侧视方向随  $LAI$  变化曲线,变化值  $LAI$  分别为 1, 2, ..., 7 时,3 种不同土壤背景下,同一方向,同一波段上冠层反射率的最大值与最小值的差。从图4看到,天顶方向的变化值明显地低于侧视方向的变化值。

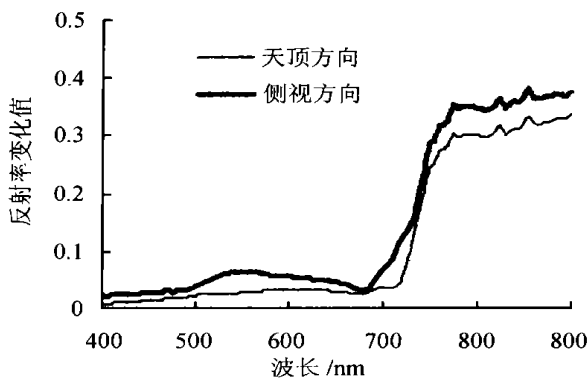


图4 冠层反射率在天顶方向和侧视方向随  $LAI$  变化曲线

Fig.4 The change curve of canopy reflectance with different  $LAI$  on nadir and oblique direction

(3) 与美国 ASDN 公布的叶绿素吸收波段 ( $0.43\text{nm}$ ,  $0.46\text{nm}$ ,  $0.64\text{nm}$  和  $0.66\text{nm}$ ) 相比,入选波段有所偏离,说明利用冠层反射率估算叶绿素含量时,还应综合考虑其它因素如  $LAI$ 、土壤背景反射率、叶倾角分布等。

(4) 用逐步回归分析法选择入选波长时,入选的波长不止 3 个,当选择更多的入选波段建立回归方程时,能够提高  $r^2$  值,减小  $RMSE$  值,如在天顶方向,仅用  $\ln(1/R_{715})$  建立的回归模型,其  $r^2$  是 0.667,  $RMSE$  为 3.30;用  $\ln(1/R_{415})$  和  $\ln(1/R_{715})$  建立的回归模型,其  $r^2$  是 0.724,  $RMSE$  为 3.05;用  $\ln(1/R_{410})$ ,  $\ln(1/R_{415})$  和  $\ln(1/R_{715})$  建立的回归模型,其  $r^2$  是 0.916,  $RMSE$  为 1.68;用  $\ln(1/R_{745})$ ,  $\ln(1/R_{410})$ ,  $\ln(1/R_{415})$  和  $\ln(1/R_{715})$  建立的回归模型,其  $r^2$  是 0.975,  $RMSE$  为 0.92。但是,在实践中,我们希望用尽量少的已知信息,在一定的精度范围内预测未知参数,因此,根据统计分析的结果,并参照文献[13],将入选波段定为 3 个。这样,能够使模型简化,

但也损失了一些精度。此外,在入选波段中选择与  $chl$  偏相关系数最大的 3 个波长建立回归方程,能避免那些因波段间高度相关而与  $chl$  有较高相关系数但其偏相关系数并不高的波长入选。

(5) 在小范围内调整入选波长,发现,与  $chl$  偏相关系数较大的波长的偏移,使得  $RMSE$  值的变动较大。如在天顶方向,  $410\text{nm}$ ,  $415\text{nm}$  和  $715\text{nm}$  波长处,偏相关系数分别为 0.890, 0.878 和 0.599;用  $\ln(1/R_{405})$ ,  $\ln(1/R_{415})$  和  $\ln(1/R_{715})$  建立的回归模型,  $RMSE$  值为 2.56;用  $\ln(1/R_{410})$ ,  $\ln(1/R_{420})$  和  $\ln(1/R_{715})$  建立的回归模型,  $RMSE$  值为 2.11;用  $\ln(1/R_{410})$ ,  $\ln(1/R_{415})$  和  $\ln(1/R_{710})$  建立的回归模型,  $RMSE$  值为 1.78;用  $\ln(1/R_{410})$ ,  $\ln(1/R_{415})$  和  $\ln(1/R_{705})$  建立的回归模型,  $RMSE$  值为 1.95。

(6) 入选波长的入选可从以下几个方面来理解。

① 叶片反射率随叶绿素含量而变化的情况。如图5是叶片反射率随叶绿素含量而变化的变化曲线,图中,叶片反射率的变化用同一波段上叶片反射率的最大值与最小值的差来刻画,叶绿素含量的取值从  $20.0\mu\text{g}/\text{cm}^2$  变化到  $40.0\mu\text{g}/\text{cm}^2$ 。从图中看到,曲线的峰值也就是叶片反射率对叶绿素含量变化最敏感的波段约为  $515-615\text{nm}$  和  $695-720\text{nm}$ ,在这两个波段范围内入选波段出现的频率也最高。

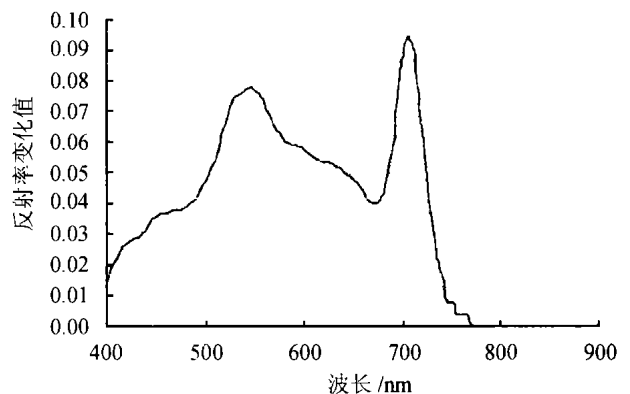


图5 叶片反射率随叶绿素含量变化曲线

Fig.5 The change curve of leaf reflectance with different chlorophyll concentration

② 冠层反射率随叶绿素含量变化而变化的情况。如图6是冠层反射率在天顶方向随叶绿素含量变化而变化的曲线。图中,  $A$ 、 $B$  是在土壤背景  $A$  下,  $LAI$  取值为 1 和 7 时冠层反射率的变化曲线,  $C$  是在土壤背景  $C$  下,  $LAI$  取值为 3 时冠层反射率变化曲线。冠层反射率的变化,用同一波段上冠层反射率的最大值与最小值的差来刻画,叶绿素含量的取值从  $20.0\mu\text{g}/\text{cm}^2$  变化到  $40.0\mu\text{g}/\text{cm}^2$ 。从图中看

到,曲线变化的程度在不同土壤背景和不同 LAI 取值下有所不同,但曲线产生峰值的波段范围是相似的,约为 510—630nm 和 690—775nm。

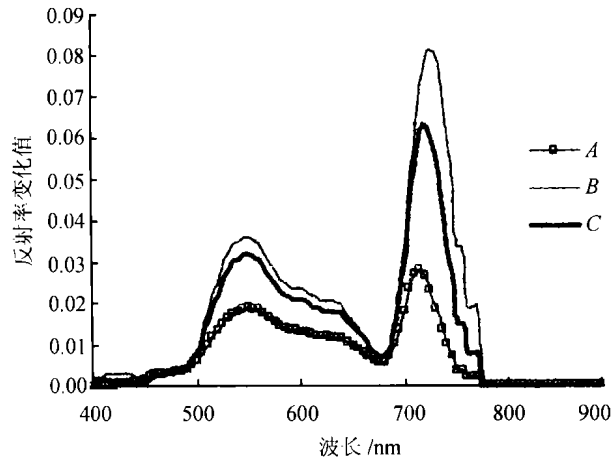


图 6 冠层反射率随叶绿素含量变化曲线

Fig.6 The change curve of canopy reflectance with different chlorophyll concentration

③ 冠层反射率和叶绿素含量的相关系数。图 7 是冠层反射率与叶绿素含量的相关系数曲线。图中, A、B 是在土壤背景 A 下, LAI 取值为 1 和 7 时冠层反射率与叶绿素含量的相关系数曲线, C 是在土壤背景 C 下, LAI 取值为 3 时冠层反射率与叶绿素含量的相关系数曲线。从图中看到, 在 400—445nm、515—645nm 和 700—770nm 波段范围内, 相关系数的值较高。

### 3.2 回归预测

利用在天顶方向所建立的回归方程, 从不同观

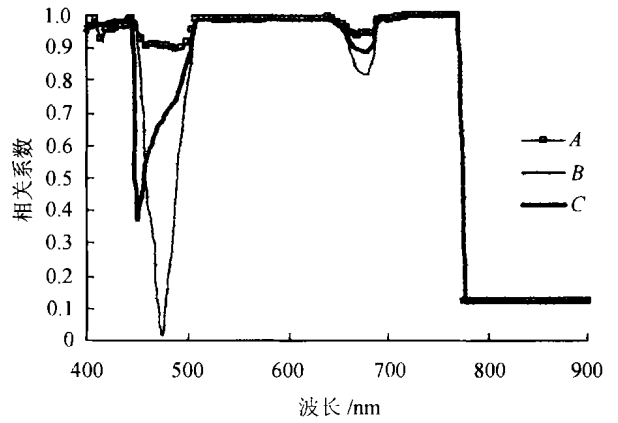


图 7 冠层反射率与叶绿素含量的相关系数

Fig.7 Correlation of canopy reflectance and chlorophyll concentration

测方向预测叶片叶绿素含量, 并比较其预测效果。所用到的回归方程如下: 利用  $R_{\lambda}$  建立的回归方程:  

$$chl = 19.882 + 5747.957 R_{410} - 3770.780 R_{415} - 414.002 R_{705} \quad (1)$$

利用  $\ln(1/R_{\lambda})$  建立的回归方程,  

$$chl = 74.631 - 224.236 \ln(1/R_{410}) + 190.960 \ln(1/R_{415}) + 39.241 \ln(1/R_{715}) \quad (2)$$

利用  $R'_{\lambda}$  建立的回归方程,  

$$chl = 59.526 - 149370.7 R'_{420} + 131394.74 R'_{555} + 28899.908 R'_{585} \quad (3)$$

chl 表示叶绿素含量。

**从天顶方向预测** 利用在天顶方向建立的回归方程和 LAI 取值为 2, 4, 6 时的冠层在天顶方向的反射率模拟值, 预测叶片叶绿素含量, 预测结果如表 2。

表 2 天顶方向预测结果  
Table 2 Predicted result on nadir direction

土壤背景		相对误差 RE			RMSE		
		$R_{\lambda}$	$\ln(1/R_{\lambda})$	$R'_{\lambda}$	$R_{\lambda}$	$\ln(1/R_{\lambda})$	$R'_{\lambda}$
土壤 A	LAI=2	0.04	0.04	0.03	1.81	1.53	1.29
	LAI=4	0.03	0.03	0.03	1.23	1.11	1.18
	LAI=6	0.03	0.02	0.04	1.25	0.77	1.35
土壤 B	LAI=2	0.04	0.04	0.07	1.60	1.67	2.37
	LAI=4	0.03	0.01	0.04	1.08	0.65	1.41
	LAI=6	0.04	0.03	0.04	1.34	0.94	1.25
土壤 C	LAI=2	0.34	0.09	0.05	10.43	3.22	1.99
	LAI=4	0.15	0.08	0.03	4.52	2.43	1.28
	LAI=6	0.09	0.07	0.04	2.88	2.25	1.48

(RE =  $\sum_{i=1}^n |SIM_i - REG_i| / \sum_{i=1}^n SIM_i$ , SIM<sub>i</sub> 是模拟值, REG<sub>i</sub> 是回归预测值, n 是预测的样本数, n=201.)

从表中看到,对同一土壤背景,无论是哪一种回归预测方程,都表现出随着 LAI 的增大, RMSE 值减小的趋势。对于反射率最高的土壤背景 C,当 LAI 为 2 时,用(1)式估计的相对误差高达 0.34,但是当用(2)、(3)式估计时,这种由土壤背景所引起的误差就大大减弱了。从表中看到,预测精度除了受 LAI 影响外,还在较大程度上受到土壤背景的影响。

**从其它方向预测** 为了考察天顶方向所建立的回归方程对其它方向的适用性,利用上述方程(1)、

(2)和(3),分别从热点方向、侧视方向和镜面反射方向预测叶绿素含量。比较预测结果,看到预测的相对误差波动很大,最高时达到 0.95,说明,从天顶方向所建立的多元回归方程,用于其它方向预测叶绿素含量是不合适的。表 3 是用方程(2)进行预测的预测结果。从表中看到,随着观测方向的不同,其预测相对误差也不同,在受冠层结构影响最大的方向(镜面反射方向)相对误差也最大。

表 3 其它方向预测结果  
Table 3 Predicted result on other direction

土壤背景		相对误差 RE			RMSE		
		热点方向	侧视方向	镜面反射方向	热点方向	侧视方向	镜面反射方向
土壤 A	LAI=1	0.06	0.27	0.54	2.11	8.44	16.28
	LAI=3	0.07	0.46	0.87	2.07	13.73	26.21
	LAI=5	0.03	0.43	0.89	0.90	12.90	26.74
	LAI=7	0.01	0.39	0.87	9.75	11.86	26.23
土壤 B	LAI=1	0.07	0.09	0.5	5.59	3.50	8.70
	LAI=3	0.03	0.34	0.85	3.03	10.09	22.66
	LAI=5	0.01	0.38	0.88	1.82	11.38	25.54
	LAI=7	0.01	0.37	0.87	1.11	11.26	25.79
土壤 C	LAI=1	0.16	0.26	0.27	2.56	8.20	15.32
	LAI=3	0.1	0.44	0.76	1.16	13.11	25.64
	LAI=5	0.06	0.42	0.85	0.50	12.60	26.52
	LAI=7	0.03	0.39	0.86	0.46	11.73	26.15

**实验数据验证** 利用 2000-09-16 在 3 个不同实验小区从天顶方向实测的冠层反射率和(1),(2),(3)式预测叶片叶绿素含量,一些实测参数和预测结

果如表 4。从表中看到,除了(3)式外,其余两式的预测值相对误差在 0.15 以下。

表 4 利用实测数据预测  
Table 4 Predicted by measured data

	LAI	叶绿素含量实测值/( $\mu\text{g}/\text{cm}^2$ )	叶绿素含量预测值/( $\mu\text{g}/\text{cm}^2$ )			相对误差		
			(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
实验 1	2.5	22.5	19.4	20.0	30.4	0.14	0.11	0.35
实验 2	3.7	28.5	25.7	27.1	35.3	0.10	0.05	0.24
实验 3	4.3	30.5	29.2	32.0	35.4	0.04	0.05	0.16

## 4 结论与讨论

本文利用模型模拟的方法,模拟叶片叶绿素含量、叶面积指数、地面状态和观测方向不同时水稻冠层反射率的变化,采用逐步回归分析方法,从不同观

测方向,建立利用  $R_\lambda$ 、 $\ln(1/R_\lambda)$ 、 $R'_\lambda$  预测叶片叶绿素含量的多元线性回归模型,并对从天顶方向建立的回归模型,分析其预测精度,该方法能够克服实验中实测数据过少的缺憾,对遥感数据的分析和处理,是一种有意义的尝试。植被冠层光谱的形成,受到诸多因素的影响,本文中对水稻的株型结构、观测天顶角的

变化等,没有进行讨论,事实上,这些因素对冠层反射率也有显著的影响,值得进一步讨论。

## 参 考 文 献 (References)

- [1] Gastellu-Etcheberry J P, Bruniquel-Pinel V. A Modeling Approach to Assess the Robustness of Spectrometric Predictive Equations for Canopy Chemistry[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001, **76**(1):1-15
- [2] Curran P J. Remote Sensing of Foliar Chemistry[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1989, **30**(3): 271-278.
- [3] Li Y M, Wang R C, Wang X Z. Simulation of Bidirectional Reflectance on Rice Canopy and Its Inversion[J]. *Chinese Journal of Rice Science*, 2002, **16**(3):291-294. [李云梅, 王人潮, 王秀珍. 水稻冠层二向反射率模拟及其反演[J]. *中国水稻科学*, 2002, **16**(3):291-294.]
- [4] Li Y M, Wang X Z, Shen Z Q, et al. Simulation of Rice Leaf Reflectance[J]. *Journal of Zhejiang University (Agric. & Life Sci.)*, 2002, **28**(2): 195-198. [李云梅, 王秀珍, 沈掌泉等. 水稻叶片反射率模拟[J]. *浙江大学学报(农业与生命科学版)*, 2002, **28**(2): 195-198.]
- [5] Wang R C, Wang K, Shen Z Q, et al. A Studying on Modeling of Rice Yield Estimation by Remote Sensing [J]. *Journal of Remote Sensing*, 1998, **2**(2):119-124. [王人潮, 王珂, 沈掌泉等. 水稻单产遥感估测建模研究[J]. *遥感学报*, 1998, **2**(2): 119-124.]
- [6] Jacquemoud S, Baret F. Prospect: A Model of Leaf Optical Properties Spectra[J]. *Remote Sens. of Environ.*, 1990, **34**(1):75-91.
- [7] Jacquemoud S, Ustin S L, Verdebout J, et al. Estimating Leaf Biochemistry Using the Prospect Leaf Optical Properties Model[J]. *Remote Sens. of Environ.*, 1996, **56**(3): 194-202.
- [8] Kuusk A. A Multispectral Canopy Reflectance Model [J]. *Remote Sens. Environ.*, 1994, **50**(1): 75-82.
- [9] Kuusk A. A Fast Invertible Canopy Reflectance Model [J]. *Remote Sens. Environ.*, 1995, **5**(3): 342-350.
- [10] Kuusk A. Determination of Vegetation Canopy Parameters from Optical Measurements [J]. *Remote Sens. Environ.*, 1991, **37**(3): 207-218.
- [11] Li Y M, Wang X Z, Shen Z Q, et al. Simulating Rice Canopy Structure by Elliptic Model [J]. *Journal of Biomathematics*, 2002, **18**(1): 105-108. [李云梅, 王秀珍, 沈掌泉等. 椭圆分布函数模拟水稻冠层结构[J]. *生物数学学报*, 2002, **18**(1): 105-108.]
- [12] Liu X Y, Yuan C X, Duan B F, et al. SPSS 10.0 Statistic Analysis Software and Application [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2002. [刘先勇, 袁长迎, 段宝福, 周方洁. SPSS10.0 统计分析与应用[M]. 国防工业出版社, 2002.]
- [13] Hruschka W R. Data Analysis: Wavelength Selection Methods [A]. Williams, P C. Norries K H. Near Infrared Technology in the Agricultural and Food industries [M]. St. Paul, MN: American Association of Cereal Chemists, 1987.
- [14] Li Y M, Wang R C, Wang X Z, et al. Effect of Rice Canopy Structural Changes on Bi-directional Reflectance [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2001, **12**(3): 401-404. [李云梅, 王人潮, 王秀珍等. 水稻冠层结构变化对二向反射率的影响[J]. *应用生态学报*, 2001, **12**(3): 401-404.]
- [15] Li Y M, Wang R C, Wang X Z, et al. Dynamics of Rice Canopy Bi-directional Reflectance [J]. *Journal of Zhejiang University (Agric. & Life Sci.)* 2001, **27**(3): 37-42. [李云梅, 王人潮, 王秀珍等. 水稻冠层二向反射率的动态变化[J]. *浙江大学学报(农业与生命科学版)*, 2001, **27**(3): 37-42.]

## The Robustness of Linear Regression Model in Rice Leaf Chlorophyll Concentration Prediction

LI Yun-mei<sup>1</sup>, NI Shao-xiang<sup>1</sup>, WANG Xiu-zhen<sup>2</sup>

(1. College of Geography Science, Nanjing Normal University, Nanjing, 210097, China;

2. Zhejiang University, Hangzhou 310029, China)

**Abstract:** We present a modeling approach to assess the robustness of remotely derived spectrometric equations predictive of rice leaf chlorophyll concentration to the view direction. Our methodology uses two radiative transfer models that operate at leaf (PROSPECT) and canopy (FCR) levels. It includes three stages: (1) Simulation canopy bi-directional reflectance on varies leaf chlorophyll concentration, varies leaf area index (LAI) and varies understory; (2) establishment of predictive relationships of chlorophyll concentration with stepwise regression; (3) assessment of the robustness of these relationships. First, we simulate rice leaf spectrum by PROSPECT model. The parameters used in the model are: protein concentration ( $0.0008\text{g}/\text{cm}^2$ ), cellulose concentration ( $0.0049\text{g}/\text{cm}^2$ ), water equivalent thick ( $0.02\text{cm}$ ) and leaf structure parameter (1.7), while chlorophyll concentration varies from  $20\mu\text{g}/\text{cm}^2$  to  $40\mu\text{g}/\text{cm}^2$ , the change step is  $0.1\mu\text{g}/\text{cm}^2$ ; simulate rice canopy bi-directional reflectance by FCR model. The parameters used in the model are: leaf relative linear size (0.40), model inclination ( $81^\circ$ ), model eccentricity (0.9985), sun zenith angle ( $32^\circ$ ), sun azimuth angle ( $0^\circ$ ), and sun direct radiation/total radiation (80%), the changed parameters are LAI, view direction and understory spectrum

character.  $LAI$  varies from 1 to 7. The change step is 1. There are four view directions: nadir view direction (both view zenith angle and azimuth angle equal to  $0^\circ$ ), hot spot view direction (view zenith angle equals to  $32^\circ$ , azimuth angle equals to  $0^\circ$ ), oblique view direction (view zenith angle equals to  $32^\circ$ , azimuth angle equals to  $90^\circ$ ) and specular view direction (view zenith angle equals to  $32^\circ$ , azimuth angle equals to  $180^\circ$ ). The reflectance of three types of understory are measured in 1999. Second, the established multiple linear regression model by stepwise regression analysis uses simulation values ( $LAI$  are 1, 3, 5 and 7, chlorophyll concentration varies from  $20\mu\text{g}/\text{cm}^2$  to  $40\mu\text{g}/\text{cm}^2$ , three types of understory) on different directions to predict chlorophyll concentrations. The considered factors are canopy reflectance  $R_\lambda$ , derived  $\ln(1/R_\lambda)$  and  $R'_\lambda$ . The regression equations are established by SPSS software. The selected wavelengths are upon  $F$  probability and root mean square error ( $RMSE$ ). Only when rejection probability is less than 0.05, the wavelength can be selected. To make the equation simple, we just chose three wavelengths which partial correlation index is the biggest for each regression equation. Then, the robustness is valued by compound coefficient of correlation ( $r^2$ ) and  $RMSE$ . For the equations establishment by the three factors ( $R_\lambda$ ,  $\ln(1/R_\lambda)$ , and  $R'_\lambda$ ),  $r^2$  on nadir view direction are 0.905, 0.916 and 0.883, on hot spot view direction are 0.774, 0.962 and 0.747, on oblique view direction are 0.563, 0.941 and 0.572, on specular view direction are 0.881, 0.937 and 0.883,  $RMSE$  on nadir direction are 1.97, 1.68 and 1.99, on hot spot view direction are 2.75, 1.13 and 2.92, on oblique view direction are 3.83, 1.41 and 3.80, on specular view direction are 2.00, 1.45 and 1.98. Those stress that the robustness are strongest on  $\ln(1/R_\lambda)$  and nadir direction. The equations on nadir direction are:

$$chl = 19.882 + 5747.957 R_{410} - 3770.780 R_{415} - 414.002 R_{705} \quad (1)$$

$$chl = 74.631 - 224.236 \ln(1/R_{410}) + 190.960 \ln(1/R_{415}) + 39.24 \ln(1/R_{715}) \quad (2)$$

$$chl = 59.526 - 149370.7 R'_{420} + 131394.74 R'_{555} + 28899.908 R'_{585} \quad (3)$$

in the equations,  $chl$  indices chlorophyll concentration. We predict chlorophyll concentrations by nadir direction equations use simulated reflectance on other directions and see bigger  $RMSE$  occurred (for example, the biggest  $RSME$  is 26.74 on specular view direction). It stresses that the equations built on nadir view direction are unsuitable for other directions' prediction. When we predict chlorophyll concentrations by nadir direction equations use simulated reflectance on nadir direction ( $LAI$  equal to 2, 4 and 6, chlorophyll concentration varies from  $20\mu\text{g}/\text{cm}^2$  to  $40\mu\text{g}/\text{cm}^2$ , three types of understory), we find that the predictive accuracy is affected by different understoy, but tends to be robust when  $LAI$  increases (for example, on understory A, the  $RSME$  of equation (1) equals to 1.81, 1.23 and 1.25 when  $LAI$  equals to 2, 4 and 6, but on understory B it's 0.34, 0.15 and 0.09). The prediction made by measured rice canopy reflectance proves this result too.

**Key words:** linear regression; chlorophyll concentration; robustness analysis