

马 航,陈春玲,许童羽,等. 基于叶片尺度的东北粳稻产量估测[J].江苏农业学报,2017,33(1):81-86.

doi:10.3969/j.issn.1000-4440.2017.01.013

基于叶片尺度的东北粳稻产量估测

马 航¹, 陈春玲^{1,2}, 许童羽^{1,2}, 于丰华¹, 马明洋¹, 郭 雷¹

(1.沈阳农业大学信息与电气工程学院,辽宁 沈阳 110161; 2.沈阳农业大学辽宁省农业信息化工程技术中心,辽宁 沈阳 110161)

摘要: 及时准确地估测水稻产量是服务现代农业的重要内容,对制定科学的粮食政策具有重要的现实意义。本研究以东北粳稻为例,利用试验区粳稻叶片植被指数归一化差值植被指数(*NDVI*)和光化学植被指数(*PRI*)估测粳稻产量。基于2015年粳稻生长关键期6~9月的叶片*NDVI*和*PRI*,结合试验小区产量数据,建立了基于试验区叶片*NDVI*和*PRI*的粳稻产量估算模型。单月*NDVI*与产量一元线性模型的 R^2 范围为0.455~0.581,平均估产精度为96.36%。单月*PRI*与产量一元线性模型的 R^2 范围为0.396~0.709,平均估产精度为96.68%。单月*NDVI*和*PRI*复合估产二元线性模型的 R^2 范围为0.655~0.784,平均估产精度为97.26%。利用不同月份组合的*NDVI*累积和与*PRI*累积和建立的粳稻产量模型 R^2 范围为0.765~0.949,估产精度均在97.48%以上。所建参数模型中拟合效果最好的是6月、8月、9月*NDVI*累积和与*PRI*累积和复合的估产模型, R^2 为0.949,估产精度高达98.82%,此模型可作为粳稻估产的一种参考模型。

关键词: *NDVI*; *PRI*; 粳稻叶片; 估产

中图分类号: S511.2⁺2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2017)01-0081-06

The yield estimation research of japonica in northeast China at leaf scale

MA Hang¹, CHEN Chun-ling^{1,2}, XU Tong-yu^{1,2}, YU Feng-hua¹, MA Ming-yang¹, GUO Lei¹

(1.College of Information and Electrical Engineering, Shenyang Agricultural University, Shenyang 110161, China; 2.Agricultural Informatization Engineering Technology Center in Liaoning Province, Shenyang 110161, China)

Abstract: Estimating rice yield timely and accurately is an important part of modern agriculture research and is also significant in food policy formulation. The study used normalized difference vegetation index and photochemical reflectance index of japonica rice leaf in test area to estimate rice yield. Yield estimation models were made, which based on *NDVI* and

PRI data from June to September, 2015. The range of the correlation coefficients (R^2) of one-variable linear model between yield and *NDVI*, *PRI* was 0.455–0.581 and 0.369–0.709. The estimation accuracy monthly was 96.36% and 96.68%, respectively. The range of the correlation coefficients (R^2) of two-variable linear model between yield and *NDVI*, *PRI* was 0.655–0.784 and the estimation accuracy was 97.26%. The correlation coefficients of yield model between accumulated *NDVI* and *PRI* of different months and japonica rice yield arranged

收稿日期:2016-05-04

基金项目:国家重点研发计划项目(2016YFD020060307);北京农业质量标准与技术研究中心开放性课题项目(2015)

作者简介:马 航(1989-),男,山东枣庄人,硕士,从事农业航空技术研究。(Tel) 15040165263; (E-mail) 1057934411@qq.com

通讯作者:陈春玲, (Tel) 13700031971; (E-mail) snccel@163.com

from 0.765 to 0.949 and the accuracy was all above 97.48%. The best model was the composite yield estimation model using the *NDVI* and *PRI* cumulative sum (CUSUM) of three months, June, August and September, its R^2 was 0.949 and the estimation accuracy was 98.82%, which could be used as a reference model of japonica rice yield estimation.

Key words: *NDVI*; *PRI*; japonica rice leaf; yield estimation

中国是世界上最大的稻米生产国和消费国^[1-2],水稻种植面积约占粮食作物耕种面积的30%,中国有2/3的人口以稻米为主食,其中接近60%的人口以粳米为主食,而中国粳稻种植面积占水稻种植总面积的比例却不足30%,粳稻是否高产、稳产是关乎粮食安全的重要问题^[3]。因此,及时、准确、快速地进行区域粳稻长势监测和产量预测,对于中国农业政策的制定、粮食价格的宏观调控以及国际国内的粮食贸易都具有十分重要的意义。

在水稻研究领域,根据植物敏感波段的光谱特征运算得到的植被指数能够快速、无损、定量地表征水稻生长状况,监测水稻长势并预测水稻产量^[4]。自归一化差值植被指数(*NDVI*)被提出以来,就因其稳定性受到专家和学者的广泛关注^[5],成为近二十多年来使用最多的植被指数之一,被用来研究作物长势并估测产量^[6]。Gamon等^[7]研究发现,531 nm和570 nm处叶片的反射率变化能够很好地反映出叶片的光能利用率(*LUE*),基于这2个波段构建了光化学植被指数(*PRI*),并成功建立了*PRI*和*LUE*的关系^[8]。*LUE*是一个重要的生态学概念,也是估算净初级生产力(*NPP*)的一个关键变量,*NPP*与作物生物累积量有直接关系,通过计算收获指数便可得到作物产量,也是光能利用率模型在区域尺度以遥感参数模型监测植被生产力的关键参数^[9],在作物生长监测和产量估测的研究中应用较多^[10-14]。

在实际应用中,作物估产大都以高空遥感数据为数据源^[15-20]。然而,因受下垫面、大气效应、物候历等影响,估产效果往往不能达到预期效果^[21-22]。通过作物叶片光谱则能减弱或消除这些干扰因素,但是利用叶片光谱方法来估产的研究却不多见。因此,本研究拟采用植被指数测量仪的实测数据来计算粳稻叶片植被指数*NDVI*和*PRI*,并利用统计相关分析的方法估算粳稻单产,为今后实时掌握粳稻的生长状况并及时调整田间管理措施提供有价值的参考信息。

1 材料与方法

1.1 材料与设计

试验地位于辽宁省沈河区沈阳农业大学水稻研究所育种试验田(123°33'E,41°49'N)。试验材料是在东北广泛种植的中熟粳稻——沈稻47,由沈阳农业大学农学院提供。

于2015年6月4日开始测量叶片植被指数*NDVI*和*PRI*。首先是样点布设,本次试验采取典型试验小区和随机采样相结合的方式。其次是试验小区大小设计,试验田面积为长方形(24 m×33 m),共设置9个小区(图1),其中每个小区面积为1 m²,周围作田埂。小区内实行匀行种植,行距30 cm左右,株距为10 cm左右,南北行向。5月27日插秧。其他田间管理措施均按高产要求进行。

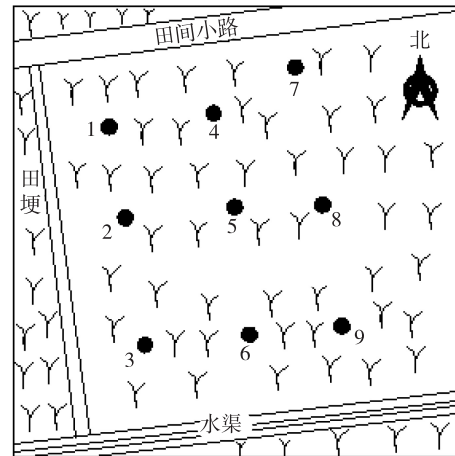


图1 试验小区分布图

Fig.1 Distribution map of experimental plot

1.2 数据获取

采用捷克生产的Plantpen叶夹式植被指数测量仪测量粳稻叶片,获取植被指数*NDVI*和*PRI*的数据。*NDVI*是通过计算粳稻叶片对660 nm和740 nm 2个波段的光反射情况而得到的,*PRI*是通过计算植物叶片对531 nm和570 nm 2个波段的光反射情况而得到的。田间测量选择北京时间10:00-

14:00,选取小区内发育正常的叶片,用植被指数测量仪夹片夹住水稻叶脉中部,夹片与粳稻叶片保持平行,进行数据测量。每个小区1 d选择2个采样点,每个采样点重复采集3次,并进行均一化处理,测量过程中及时对仪器进行校正。

粳稻的产量数据是于粳稻收获前定点定位实割实测获取。将收割后的粳稻晒干并称干质量,然后根据实际试验小区面积计算每块样地的单产。

1.3 数据处理

试验所得的 *NDVI* 和 *PRI* 采用 Microsoft Excel 2003 和 SPSS 22.0 软件进行处理和统计分析。采用单因素方差法对处理间差异的显著性进行分析评价,平均值的多重比较采用最小显著极差法。在数据分析之前,通过 Microsoft Excel 2003 软件对试验数据进行筛选,去除一些具有明显误差的数据。

1.4 模型的建立与检验

采用一元线性回归和二元线性回归分析方法分别对 *NDVI*、*PRI* 和产量进行统计分析。

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon \quad (1)$$

公式(1)为一元线性总体回归模型, x 代表 *NDVI* 或 *PRI*, y 代表产量, β_0 是回归常数, β_1 是未知数, ε 为随机扰动项。

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 z + \varepsilon \quad (2)$$

公式(2)为二元线性总体回归模型, x 代表 *NDVI*, z 代表 *PRI*, y 代表产量, β_0 、 β_1 和 β_2 是未知数, β_0

为回归常数, β_1 、 β_2 为回归系数, ε 为随机扰动项。

采用判定系数(R^2)对模型的拟合优度进行检验,判定系数越高说明粳稻叶片植被指数估产效果越好。用精度指标平均绝对百分误差(*MAPE*)来判断模型检验的准确性,平均绝对百分误差值越小表示预测值越接近真实值。

$$R^2 = 1 - \sum_{i=1}^n (P_i - A_i)^2 / (\bar{A} - A_i)^2 \quad (3)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{P_i - A_i}{P_i} \right| \times 100\% \quad (4)$$

n 为样本数, P_i 为产量的预测值, A_i 为产量真实值, \bar{A} 为产量真实值的平均值。

2 结果与分析

2.1 月 *NDVI* 和 *PRI* 与产量的线性回归分析

粳稻生长在时间上是一个连续动态过程,粳稻叶片 *NDVI* 和 *PRI* 随着粳稻生长发育进程的推进而不断发生变化,各个时期的生长状况对最终产量均有着不同程度的影响,在关键生育时期的生长状况尤其重要。首先利用2015年6-9月沈阳农业大学育种试验田粳稻叶片每月的 *NDVI* 和 *PRI* 与产量做散点图(图2),然后将粳稻生长关键期(6-9月)的叶片 *NDVI* 和 *PRI* 值分别作为变量 x 、 z 并与产量 y 建立一元线性和二元线性回归模型(表1),以期直接利用粳稻生长发育关键期的 *NDVI* 和 *PRI* 高

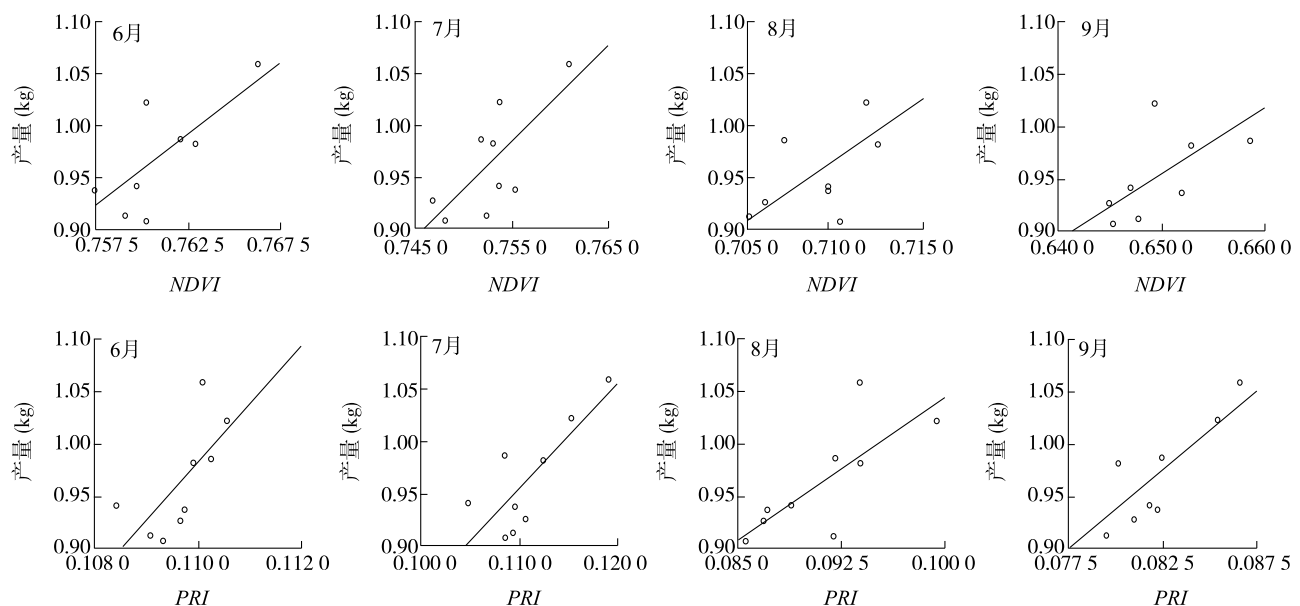


图2 *NDVI* 与产量和 *PRI* 与产量的散点图

Fig.2 Scatter diagram of *NDVI*, *PRI* and yield

效、准确地估测粳稻产量。表 1 显示,粳稻生长发育关键期每月 *NDVI* 和产量以及 *PRI* 和产量之间均有较好的线性相关关系,调整后的判定系数均在 9 月达到最大($R^2_{NDVI}=0.581, R^2_{PRI}=0.709$)。从各月 *NDVI* 和 *PRI* 复合估产的二元线性模型及其检验结果可以看出,采用每个月的 *NDVI* 和 *PRI* 复合对粳稻产量进行估产时相关性较好,调整后判定系数均在 0.655 以上,均优于各月单一 *NDVI* 和产量以及 *PRI* 和产量建立的一元线性回归模型,且差异显著($P<0.05$)。因此,叶片 *NDVI* 和 *PRI* 复合估产的二元线性回归模型可作为单月估测粳稻产量的一种参考模型。

表 1 *NDVI* 和 *PRI* 与产量的回归分析

Table 1 Regression analysis of *NDVI*, *PRI* and yield

月份	回归模型	R^2	F	Sig
6 月	$y=13.676x-9.436$	0.538	10.312	0.015
	$y=55.698z-5.144$	0.396	6.249	0.041
	$y=10.692x+38.203z-11.356$	0.719	11.230	0.009
7 月	$y=9.254x-6.004$	0.455	7.698	0.028
	$y=9.943z-0.139$	0.589	12.481	0.010
	$y=5.101x+7.147z-3.670$	0.655	8.956	0.016
8 月	$y=11.713x-7.348$	0.459	7.775	0.027
	$y=9.027z+0.142$	0.521	9.702	0.017
	$y=8.039x+6.630z-5.344$	0.717	11.136	0.010
9 月	$y=6.365x-3.182$	0.581	12.090	0.010
	$y=5.140z+0.536$	0.709	20.490	0.003
	$y=5.292x+3.603z-2.783$	0.784	14.006	0.004

y :产量; x :*NDVI*; z :*PRI*。

2.2 叶片 *NDVI* 累积和与 *PRI* 累积和复合估产的二元线性统计分析

本研究对试验区 2015 年 6–9 月的 *NDVI* 和 *PRI* 数据分别进行组合并求和,对其进行二元线性统计分析。表 2 显示,将不同月份 *NDVI* 累积和与 *PRI* 累积和作为变量 x 、 z 引入回归模型后,粳稻产量 y 的估算精度得到了较大提高。不同月份组合的 *NDVI* 累积和与 *PRI* 累积和同时对粳稻产量进行复合估测时效果均达到最优,调整判定系数(R^2)均在 0.765 以上。由此可见,*NDVI* 累积和与 *PRI* 累积和复合构建的粳稻产量估产模型明显优于单月 *NDVI* 和 *PRI* 复合构建的估产模型。在 2 个月的累积组合中,*NDVI* 累积和与 *PRI* 累积和复合对粳稻估产效果最好的是 8 月和 9 月累积,6 月和 9 月累积次之,6 月和 7 月累积估产效果最差。在 3 个月的累积组合

中,6 月、8 月、9 月累积效果最好,7 月、8 月、9 月累积次之,6 月、7 月、8 月累积效果最差。6 月、7 月、8 月、9 月的 *NDVI* 累积和与 *PRI* 累积和复合的估产二元线性回归模型表现出较好的估产效果,调整后判定系数(R^2)=0.919。综上,在所有不同月份的 *NDVI* 累积和与 *PRI* 累积和复合估产中,3 个月(6 月、8 月、9 月)累积组合的复合估产二元线性回归模型是各月累积组合中最理想的复合估产模型,判定系数在不同月份累积组合中达到最大,调整后的判定系数(R^2)为 0.949, F 值为 75.137, Sig 为 0,可作为粳稻复合估产的一种参考模型。

表 2 *NDVI* 累积和以及 *PRI* 累积和与产量的二元回归

Table 2 Binary regression analysis of *NDVI* accumulation, *PRI* accumulation and yield

月份	回归模型	R^2	F	Sig
6 月、7 月	$y=4.166x+5.579z-6.571$	0.765	14.025	0.005
6 月、8 月	$y=5.018x+5.542z-7.526$	0.797	16.680	0.004
6 月、9 月	$y=2.445x+9.599z-4.236$	0.878	29.833	0.001
7 月、8 月	$y=3.183x+4.075z-4.514$	0.797	16.718	0.004
7 月、9 月	$y=1.695x+5.325z-2.442$	0.830	20.537	0.002
8 月、9 月	$y=3.160x+4.391z-4.096$	0.943	67.502	0
6 月、7 月、8 月	$y=2.662x+3.579z-6.069$	0.837	21.467	0.002
6 月、7 月、9 月	$y=1.583x+4.747z-3.899$	0.864	26.494	0.001
6 月、8 月、9 月	$y=2.341x+4.255z-5.205$	0.949	75.137	0
7 月、8 月、9 月	$y=1.742x+3.243z-3.640$	0.906	39.405	0
6 月、7 月、8 月、9 月	$y=1.499x+3.063z-4.549$	0.919	46.474	0

y :产量; x :*NDVI*; z :*PRI*。

2.3 估产模型精度检验与比较

为了检验上述估产模型的精度和普适性,本研究分别利用 2015 年 6–9 月粳稻叶片的 *NDVI* 数据、*PRI* 数据、粳稻产量数据,对上述模型进行检验和比较。表 3 显示,基于粳稻叶片尺度建立的植被指数估产模型,平均绝对百分误差范围为 1.18%~3.84%。6 月、7 月、8 月、9 月的 *NDVI* 和 *PRI* 分别与粳稻建立预测模型的相对平均绝对百分误差均较大,分别为 3.54%、3.84%、3.83%、3.37% (*NDVI*) 和 3.53%、3.36%、3.60%、2.81% (*PRI*) 以及 2.76%、3.01%、2.77%、2.42% (*NDVI*、*PRI* 复合)。精度检验结果表明,9 月份估测产量误差最小,6 月份次之,7 月份 *NDVI* 估测误差最大。其主要原因是 7 月份粳稻处于生长速度最快的拔节孕穗期,这一时期是

粳稻保蘖、增花增粒、保花增粒并决定每穗粒数的关键期,也是决定粳稻高产的关键期。粳稻覆盖度变化较大,导致7月份估产模型的精度不高并且稳定性也比其他月份差。9月份的粳稻正处于成熟期,是粳稻产量最终形成的关键时期,此时粳稻叶片NDVI和PRI可直接反映粳稻的最后生长状态,能更加直接有效的估测其最终产量。虽然6月、7月、8月也是粳稻生长关键期,对最终产量的形成有重要意义,但成熟期才是粳稻产量估测的最关键期。

表3 回归统计模型对比检验

Table 3 Contrast test of regression statistical model

月份	回归模型	平均绝对百分误差 (%)
6月	$y = 13.676x - 9.436$	3.54
6月	$y = 55.698z - 5.144$	3.53
6月	$y = 10.692x + 38.203z - 11.356$	2.76
7月	$y = 9.254x - 6.004$	3.84
7月	$y = 9.943z - 0.139$	3.36
7月	$y = 5.101x + 7.147z - 3.670$	3.01
8月	$y = 11.713x - 7.348$	3.83
8月	$y = 9.027z + 0.142$	3.60
8月	$y = 8.039x + 6.630z - 5.344$	2.77
9月	$y = 6.365x - 3.182$	3.37
9月	$y = 5.140z + 0.536$	2.81
9月	$y = 5.292x + 3.603z - 2.783$	2.42
6月、7月	$y = 4.166x + 5.579z - 6.571$	2.52
6月、8月	$y = 5.018x + 5.542z - 7.526$	2.35
6月、9月	$y = 2.445x + 9.599z - 4.236$	1.82
7月、8月	$y = 3.183x + 4.075z - 4.514$	2.34
7月、9月	$y = 1.695x + 5.325z - 2.442$	2.15
8月、9月	$y = 3.160x + 4.391z - 4.096$	1.24
6月、7月、8月	$y = 2.662x + 3.579z - 6.069$	2.10
6月、7月、9月	$y = 1.583x + 4.747z - 3.899$	1.92
6月、8月、9月	$y = 2.341x + 4.255z - 5.205$	1.18
7月、8月、9月	$y = 1.742x + 3.243z - 3.640$	1.60
6月、7月、8月、9月	$y = 1.499x + 3.063z - 4.549$	1.48

y:产量;x:NDVI;z:PRI。

与单月估产回归模型相比,利用不同月份组合的NDVI累积和与PRI累积和所得到的回归模型具有较高的判定系数。这种方法综合考虑了粳稻不同

生育期叶片NDVI和PRI的状态,提高了模型的预测精度,从而在预测样本时表现出较高的稳定性。在利用不同月份NDVI累积和与PRI累积和复合进行粳稻估产时,模型的精度与单月叶片NDVI和PRI复合估产模型精度基本接近,但略有提高,精度最高达98.82%。

3 讨论

遥感估产最佳时相的选择依据是作物识别和单产模拟两方面^[22],而粳稻叶片植被指数估产只需考虑产量模拟这一问题,即粳稻产量形成的关键期。本研究将粳稻产量生长关键期的叶片植被指数NDVI和PRI作为粳稻生长发育的影响因子,对产量与NDVI、PRI以及产量与NDVI累积和、PRI累积和进行一元和二元线性回归分析,并对回归模型进行验证,取得了较好的估测效果。采用新技术进一步揭示叶片光谱特征参数与粳稻单产的关系是非常必要的,例如将支持向量机^[16]、人工神经网络和遗传算法^[23-24]等技术与关键期叶片植被指数信息相结合来模拟作物产量,进而可以通过计算粳稻不同生长时期的叶片植被指数来实现粳稻估产的业务化运行。

本研究结合粳稻生长规律,分析其叶片植被指数NDVI、PRI与单产的关系,构建了适宜的回归方程模型,并对模型的精度进行验证和比较,进而实现对作物单产的模拟。对单月回归估产模型进行检验和比较后发现,单月份的NDVI和PRI复合对粳稻产量进行估产的二元线性回归模型均优于单月的NDVI与产量以及PRI与产量建立的一元线性回归模型。因此,叶片NDVI和PRI复合估产的二元线性回归模型可作为单月估测粳稻产量的一种参考模型。为了探求更科学、准确的粳稻估产方法,本研究构建了不同月份组合的粳稻叶片NDVI累积和与PRI累积和复合估产的二元线性回归模型,其表现明显优于单月份的NDVI和PRI复合估产的二元线性回归模型,不仅降低了模型的误差,还进一步提高了模型预测的精度和稳定性。

粳稻产量的形成是一个复杂的生物学过程,受到不同因素的制约。为了实现模型稳定性和普适性的统一,还需多个品种在不同条件下长期定位试验,进行广泛的验证并不断完善,因此在作物估产方面还需要更多人去实践,推动现代农业的发展。

参考文献:

- [1] 凌启鸿, 张洪程, 丁艳锋, 等. 水稻高产技术的新发展—精确定量栽培[J]. 中国稻米, 2005 (1): 3-7.
- [2] 陈温福, 潘文博, 徐正进. 我国粳稻生产现状及发展趋势[J]. 沈阳农业大学学报, 2006, 37(6): 801-805.
- [3] 张 军, 张洪程, 霍中洋, 等. 不同栽培方式对双季晚粳稻产量及温光利用的影响[J]. 中国农业科学, 2013, 46 (10): 2130-2141.
- [4] 翟羽娟, 张艳红, 刘兆礼, 等. 基于主成分分析的植被指数与叶面积指数相关性研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2015, 38 (9): 20-23.
- [5] 徐新刚. 农作物产量模型研究[D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2007.
- [6] 贺 振, 贺俊平. 基于 NOAA-NDVI 的河南省冬小麦遥感估产[J]. 干旱区资源与环境, 2013, 27(5): 46-52.
- [7] GAMON J A, FIELD C B, BILGER W, et al. Remote sensing of the xanthophyll cycle and chlorophyll fluorescence in sunflower leaves and canopies[J]. Oecologia, 1990, 85(1): 1-7.
- [8] GAMON J A, PEÑUELAS 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.
- [9] GAMON J A, SERRANO L, SURFUS J S. The photochemical reflectance index: an optical indicator of photosynthetic radiation use efficiency across species, functional types, and nutrient levels[J]. Oecologia, 1997, 112(4): 492-501.
- [10] XIAO X M, ZHANG Q Y, BRASWELL B, et al. Modeling gross *PR*imary production of temperate deciduous broadleaf forest using satellite images and climate data[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 91(2): 256-270.
- [11] YUAN W P, LIU S G, ZHOU G S, et al. Deriving a light use efficiency model from eddy covariance flux data for predicting daily gross *PR*imary production across biomes[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2007, 143(3/4): 189-207.
- [12] JIANG Y, ZHANG J H, XU X D, et al. A GPP assimilation model for the southeastern Tibetan Plateau based on CO₂ eddy co-variance flux tower and remote sensing data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013, 23: 213-225.
- [13] VEROUSTRAETE F, SABBE H, EERENS H. Estimation of carbon mass fluxes over Europe using the C-Fix model and Euroflux data[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 83(3): 376-399.
- [14] GOETZ S J, PRINCE S D, GOWARD S N, et al. Satellite remote sensing of *PR*imary production: An improved production efficiency modeling approach[J]. Ecological Modelling, 1999, 122(3): 239-255.
- [15] 杨 鹏, 吴文斌, 周清波, 等. 基于光谱反射信息的作物单产估测模型研究进展[J]. 农业工程学报, 2008, 24(10): 262-268.
- [16] 黎 锐, 李存军, 徐新刚, 等. 基于支持向量回归(SVR)和多时相遥感数据的冬小麦估产[J]. 农业工程学报, 2009, 25(7): 114-117.
- [17] 黄健熙, 武思杰, 刘兴权, 等. 基于遥感信息与作物模型集合卡尔曼滤波同化的区域冬小麦产量预测[J]. 农业工程学报, 2012, 28(4): 142-148.
- [18] TURNER D P, GOWER S T, COHEN W B, et al. Effects of spatial variability in light use efficiency on satellite-based NPP monitoring[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 80(3): 397-405.
- [19] LU D S. The potential and challenge of remote sensing based biomass estimation[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(7): 1297-1328.
- [20] 徐新刚. 农作物单产模型研究[D]. 北京: 中国科学院, 2007.
- [21] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- [22] 张 威, 潘剑君, 李 勇, 等. 基于冠层光谱特征的冬小麦产量估算研究[J]. 土壤通报, 2015, 46(1): 169-176.
- [23] 江 东, 王建华. 人工神经网络在遥感中的应用与发展[J]. 国土资源遥感, 1999 (2): 15-21.
- [24] 李 哲, 张军涛. 人工神经网络与遗传算法相结合在作物估产中的应用——以吉林省玉米估产为例[J]. 生态学报, 2001, 21(5): 716-720.

(责任编辑: 王 妮)