

ISSN 1000-0933
CN 11-2031/Q

生态学报

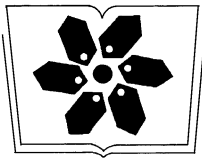
Acta Ecologica Sinica



第32卷 第1期 Vol.32 No.1 **2012**

中国生态学会
中国科学院生态环境研究中心
科学出版社

主办
出版



中国科学院科学出版基金资助出版

生态学报

(SHENGTAI XUEBAO)

第 32 卷 第 1 期

2012 年 1 月 (半月刊)

目 次

局域种群的 Allee 效应和集合种群的同步性	刘志广, 赵 雪, 张丰盘, 等 (1)
叶片毛尖对齿肋赤藓结皮凝结水形成及蒸发的影响	陶 冶, 张元明 (7)
长江口锋面附近咸淡水混合对浮游植物生长影响的现场培养	王 奎, 陈建芳, 李宏亮, 等 (17)
河流流量对流域下垫面特性的响应	田 迪, 李叙勇, Donald E. Weller (27)
中国中东部平原亚热带湿润区湖泊营养物生态分区	柯新利, 刘 曼, 邓祥征 (38)
基于氮磷比解析太湖苕溪水体营养现状及应对策略	聂泽宇, 梁新强, 邢 波, 等 (48)
滇池外海蓝藻水华爆发反演及规律探讨	盛 虎, 郭怀成, 刘 慧, 等 (56)
采伐干扰对华北落叶松细根生物量空间异质性的影响	杨秀云, 韩有志, 张芸香, 等 (64)
松嫩草原榆树疏林对不同干扰的响应	刘 利, 王 赫, 林长存, 等 (74)
天山北坡不同海拔梯度山地草原生态系统地上净初级生产力对气候变化及放牧的响应	周德成, 罗格平, 韩其飞, 等 (81)
草原化荒漠草本植物对人工施加磷素的响应	苏洁琼, 李新荣, 冯 丽, 等 (93)
自然和人工管理驱动下盐城海滨湿地景观格局演变特征与空间差异	张华兵, 刘红玉, 郝敬锋, 等 (101)
晋、陕、宁、蒙柠条锦鸡儿群落物种多样性对放牧干扰和气象因子的响应	周 伶, 上官铁梁, 郭东罡, 等 (111)
华南地区 6 种阔叶幼苗叶片形态特征的季节变化	薛 立, 张 柔, 奚如春, 等 (123)
河西走廊不同红砂天然群体种子活性相关性	苏世平, 李 毅, 种培芳 (135)
江西中南部红壤丘陵区主要造林树种碳固定估算	吴 丹, 邵全琴, 李 佳, 等 (142)
酸雨和采食模拟胁迫下克隆整合对空心莲子草生长的影响	郭 伟, 李钧敏, 胡正华 (151)
棉铃虫在 4 个辣椒品种上的寄主适合度	贾月丽, 程晓东, 蔡永萍, 等 (159)
烟草叶面积指数的高光谱估算模型	张正杨, 马新明, 贾方方, 等 (168)
不同作物田烟粉虱发生的时空动态	崔洪莹, 戈 峰 (176)
长期施肥对稻田土壤固碳功能菌群落结构和数量的影响	袁红朝, 秦红灵, 刘守龙, 等 (183)
新银合欢篱对紫色土坡地土壤有机碳固持的作用	郭 甜, 何丙辉, 蒋先军, 等 (190)
一株产漆酶土壤真菌 F-5 的分离及土壤修复潜力	茆 婷, 潘 澄, 徐婷婷, 等 (198)
木论喀斯特自然保护区土壤微生物生物量的空间格局	刘 璐, 宋同清, 彭晚霞, 等 (207)
岷江干旱河谷 25 种植物一年生植株根系功能性状及相互关系	徐 琨, 李芳兰, 苟水燕, 等 (215)
黄土高原草地植被碳密度的空间分布特征	程积民, 程 杰, 杨晓梅, 等 (226)
棉铃发育期棉花源库活性对棉铃对位叶氮浓度的响应	高相彬, 王友华, 陈兵林, 等 (238)
耕作方式对紫色水稻土有机碳和微生物生物量碳的影响	李 辉, 张军科, 江长胜, 等 (247)
外源钙对黑藻抗镉胁迫能力的影响	闵海丽, 蔡三娟, 徐勤松, 等 (256)
强筋与弱筋小麦籽粒蛋白质组分与加工品质对灌浆期弱光的响应	李文阳, 闫素辉, 王振林 (265)
专论与综述	
蛋白质组学研究揭示的植物根盐胁迫响应机制	赵 琪, 戴绍军 (274)
流域生态风险评估研究进展	许 妍, 高俊峰, 赵家虎, 等 (284)
土壤和沉积物中黑碳的环境行为及效应研究进展	汪 青 (293)
研究简报	
青藏高原紫穗槐主要形态特征变异分析	梁坤伦, 姜文清, 周志宇, 等 (311)
菊属与蒿属植物苗期抗蚜虫性鉴定	孙 娅, 管志勇, 陈素梅, 等 (319)
滨海泥质盐碱地衬膜造林技术	景 峰, 朱金兆, 张学培, 等 (326)

期刊基本参数: CN 11-2031/Q * 1981 * m * 16 * 332 * zh * P * ¥ 70.00 * 1510 * 36 * 2012-01



封面图说: 白鹭展翅为梳妆, 玉树临风巧打扮——这是大白鹭繁殖期时的美丽体态。大白鹭体羽全白, 身长 94—104cm, 寿命 20 多年。是白鹭中体型最大的。繁殖期的大白鹭常常在湿地附近的大树上筑巢, 翩翩飞舞吸引异性, 其繁殖期背部披有蓑羽, 脸颊皮肤从黄色变成兰绿色, 嘴由黄色变成绿黑色。大白鹭是一个全世界都有它踪迹的广布种, 一般单独或成小群, 在湿地觅食, 以小鱼、虾、软体动物、甲壳动物、水生昆虫为主, 也食蛙、蝌蚪等。

彩图提供: 陈建伟教授 国家林业局 E-mail: cites.chenjw@163.com

DOI: 10.5846/stxb201011051586

张正杨, 马新明, 贾方方, 乔红波, 张营武. 烟草叶面积指数的高光谱估算模型. 生态学报, 2012, 32(1): 0168-0175.

Zhang Z Y, Ma X M, Jia F F, Qiao H B, Zhang Y W. Hyperspectral estimating models of tobacco leaf area index. Acta Ecologica Sinica, 2012, 32(1): 0168-0175.

烟草叶面积指数的高光谱估算模型

张正杨¹, 马新明^{1,2,*}, 贾方方¹, 乔红波², 张营武¹

(1. 河南农业大学农学院, 河南郑州 450002; 2. 河南农业大学信息与管理科学学院, 河南郑州 450002)

摘要: 叶面积指数 (leaf area index, LAI) 是重要的生物物理参数, 亦是各种生态模型、生产力模型以及碳循环研究等的重要生物物理参量, 因此具有重要的研究意义。为了探索不同高光谱模型监测烟草 LAI 的精度, 采用盆栽试验, 在烟草伸根期, 旺长期和成熟期, 通过 ASD Fieldspec HH 光谱仪测定了不同水氮条件和品种下烟草冠层的高光谱反射率, 并统计相应的叶面积指数数据。选用 4 个常用的植被指数 RVI (ratio vegetation index)、NDVI (normalized difference vegetation index)、MTVI2 (Modified second triangular vegetation index)、MSAVI (Modified Soil-adjusted vegetation index) 和 PCA (principal component analysis)、neural network (NN) 3 种方法对烟草 LAI 进行了估算, 比较分析了 3 种方法的估算结果。结果表明, 植被指数法, 主成分分析, 神经网络方法 LAI 都取得了较为理想的结果, 其中植被指数法可以较为精确反演烟草 LAI, 验证模型确定性系数在 0.768—0.852 之间, 主成分分析方法和神经网络方法精度较高, 分别为 0.938 和 0.889。主成分分析方法验证模型的稳定性更好, 其验证模型的 RMSE (root mean square error) 为 0.172, 低于 4 个植被指数和神经网络。MTVI2 和 MSAVI 能较好地去除土壤、大气等条件影响, 反演精度高于 RVI 和 NDVI。与基于植被指数建立的模型相比, 主成分分析和神经网络可以更好的提高 LAI 的反演精度。

关键词: 高光谱; 烟草; LAI; 植被指数; 主成分分析; 神经网络

Hyperspectral estimating models of tobacco leaf area index

ZHANG Zhengyang¹, MA Xinming^{1,2,*}, JIA Fangfang¹, QIAO Hongbo², ZHANG Yingwu¹

1 College of Agronomy, Henan Agricultural University, Zhengzhou 450002, Henan, China

2 College of Information and Management Science, Henan Agricultural University Zhengzhou 450002, China

Abstract: Leaf area index (LAI) is an important biophysical parameter and is a critical variable in many ecology models, productivity models, and carbon circulation studies. In the present study, we aimed to assess and compare various hyperspectral models in terms of their prediction power of tobacco LAI. In a pot experiment, tobacco canopy hyperspectral reflectance data of the root extending stage, fast growing stage, and mature stage under different water and nitrogen levels were collected with an ASD FieldSpec HandHeld spectroradiometer. Corresponding tobacco LAI values were also collected. LAI retrieval methods were evaluated using four vegetation indices: Ratio vegetation Index (RVI), Normalized difference vegetation index (NDVI), Modified soil-adjusted vegetation index (MSAVI) and Modified second triangular vegetation index (MTVI2), and using principal component analysis (PCA), and neural network (NN) methods. The LAI estimations of these methods were then compared. Results indicated that these methods can make robust estimates of LAI. Determination coefficients (R^2) of the validated models of the vegetation indices, PCA, and NN were 0.768—0.852, 0.938 and 0.889, respectively. The PCA and NN methods showed higher precision. The stability of the PCA validated model is the best because its root mean square error (RMSE) of 0.172 is smaller than those of the vegetation indices (0.237—0.322) and NN (0.195). Among the vegetation indices, MTVI2 and MSAVI could remove the influence of soil

基金项目: 河南省烟草公司科技项目 (200903-02)

收稿日期: 2010-11-05; 修订日期: 2011-03-10

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: zy1124107@yahoo.cn

and atmosphere and obtain better retrieval accuracy than either RVI or NDVI. Overall, the PCA and NN methods could improve retrieval precision and therefore be selected for LAI estimation.

The vegetation indices achieved a good level of accuracy in estimating tobacco LAI; however, as they generally use information from only a few wavelengths, model stability cannot be guaranteed. However, the regression model based on the vegetation indices does not require a large sample to be assured of accuracy within a certain range. The PCA method can effectively reduce the number of dimensions and retain the important information. The two main components transformed by PCA can be interpreted as the visible spectral factor and near-infrared spectral factor, which represented 95.71% of the variation in the hyper spectral data. PCA can make use of the complementary advantages of different spectral bands, and lower the random disturbance caused by some bands. This means that PCA can be a reliable and general method for LAI estimation. The neural network method has a strong nonlinear mapping ability, and does not require normally distributed data. The model can be effectively trained and tested when a large amount of data is available. Although the neural network model has a strong ability for linear and nonlinear fitting, it is unable to provide any insight on the power of potential explanatory variables to explain variation in the data. It is difficult to fully explain the decisions and processes of producing hyper spectral data output. At present, there are no specific rules that can be followed with the band combinations employed. Further study is required to understand the effects of integrating hyperspectral data of the bands after 1050 nm wavelength (for example, from 2500 nm) on the estimation of tobacco LAI with PCA or NN.

Key Words: hyperspectral; tobacco; leaf area index; vegetation indices; principal component analysis; neural network

叶面积指数(leaf area index, LAI)不仅是进行生物量估算的一个重要参数,而且也是定量分析地球生态系统能量交换特性的重要参数。估算农作物的 LAI 对作物的生长状况与病虫害监测、产量估算以及田间管理具有重要意义^[1]。关于 LAI 的小尺度测量,已经有一些较为有效的方法,若要大面积甚至全球估算时只有利用遥感技术才是可行的^[2]。

前人研究发现绿色作物光谱反射率与 LAI 有密切的关系^[3-5]。随着高光谱技术的发展,越来越多的研究者开始利用高光谱遥感方法来反演叶面积指数^[6-7]。许多学者从不同的角度和方法出发研究了不同尺度和不同植被类型的 LAI 遥感反演问题,其中,一些研究致力于辐射传输模型的构建来提高 LAI 的反演精度^[8],以三维辐射传输模型为基础的 MODIS LAI 产品已成为研究、应用等重要且方便的数据源^[9-10]。但物理模型要输入较多的参数,算法复杂,运算较慢,限制了其广泛应用。另一些则致力于研究光谱反射率和植被指数的构建来提高反演植被 LAI 的精度^[11-12]。虽然大量基于高光谱遥感技术建立的光谱植被指数与 LAI 之间统计模型的精度有所提高,但植被指数法的准确性和普适性却难以保证。

大量研究表明植被的生物物理化学参数与光谱反射率之间的关系基本上是非线性的^[13-14]。而神经网络对非线性问题的拟合有着无可比拟的优势,因此部分研究者开始把神经网络引入到高光谱数据分析中来^[15-16],以提高植被生理参数反演的精度。高光谱数据可以提供丰富的精细光谱信息,但是数据量大,冗余信息多,这对数据处理提出了挑战。主成分分析方法具有较好的压缩数据量和降低数据维数功能,可以对数据进行合理充分的利用来提高估算的精度^[17]。

目前遥感技术在烟草方面的研究较少,而烟草作为一种重要的经济作物,在中国多个省份种植,其产量和种植面积很大。且烟草叶片宽大,种植密度较小,与水稻、小麦等禾本科窄叶密植作物有着很大的差异。Sasmita 等报道了利用 IRS-ID LISS-III 数据估算烟草叶面积指数^[18]。刘国顺等研究了不同烟草类型、烤烟品种、氮、磷、钾施用量处理,系统分析它们的高光谱特性,采用多元逐步回归方法对烟草叶面积指数和地上生物量建立了估测模型^[19]。本文引入主成分分析法和神经网络技术,利用高光谱数据对 LAI 进行估算,并与不同植被指数构建的回归模型进行比较,研究不同模型反演烟草叶面积变化的精度。

1 材料与方法

1.1 试验设计

试验于 2009 和 2010 年在河南农业大学科教示范园区(北纬 34.30,东经 113.24)进行,土壤肥力中等,土壤有机质含量 1.32%、碱解氮 69.74 mg/kg、有效磷 13.75 mg/kg、速效钾 113.00 mg/kg、全氮 0.87 g/kg、pH 值 7.92。田间持水量为 24.2%,供试烟草品种为 K326 和云烟 87。采用盆栽,每盆装土 20 kg。试验设 3 个土壤水分水平(分别相当于田间持水量的 45%、65%、85%)和 3 个氮肥水平(不施氮、3 g 纯氮/盆、6 g 纯氮/盆),水氮耦合共 9 个处理,每处理均施 P 素(4.5 g/盆 P_2O_5)和 K 素(9 g/盆 K_2O)。氮肥为硝酸铵,钾肥为硫酸钾,磷肥为重过磷酸钙。肥料施用方法为:P 素全部基施,N 素、K 素基追比为 7:3,移栽后 15 d 和 30 d 各追 1 次。按行株距 120 cm × 60 cm 摆放。5 月 15 日移栽,栽培管理按大田常规进行。采用 TZS-IIW 型土壤水分温度测量仪控制各处理土壤含水量,按处理要求进行灌溉和控制。各水分处理始于伸根期,持续到成熟期结束。

1.2 冠层光谱数据采集和叶面积的测定

采用美国 ASD FieldSpec HandHeld 光谱仪,光谱范围为 350—1050 nm,光谱采样间隔 1.4 nm,光谱分辨率为 3 nm。在烟草移栽后 35、55、75 d 分别选择无病虫害的正常烟株为样本,每个处理选 3 株长势一致、能代表正常生长发育状况的烟株进行观测。选择晴朗无云无风天气,于 10:00—14:00 测定冠层光谱反射率。测量时,传感器探头垂直向下,距冠层顶垂直高度为 1 m,光谱仪视场角选用 25°。每次测量前进行标准白板校正,在每株烟正上方测定 3 次,每次记录 10 组数据,最后以其平均值作为该样本的光谱反射值,共获得 162 组数据。随机分成两类,其中一类用于模型训练,包含 132 组数据;另一类用于检验模型拟合结果,包含 30 组数据。

冠层光谱测定后,收集对应光谱采集处的 3 株烟草叶片,计算每株烟草的叶面积^[20]:

$$\text{烟草叶面积} = \text{长} \times \text{宽} \times 0.6345。$$

1.3 研究方法

本试验选取 4 个常用于植被 LAI 反演的植被指数,其中 NDVI 与 RVI 是许多植被生理参数反演模型最为常用的植被指数,MSAVI 和 MTVI2 是充分考虑土壤或环境背景等影响因子所构建的植被指数,为了便于对比,所有植被指数都采用 670 nm 和 800 nm 波段光谱反射率来构建。本文将对以下植被指数建立的回归模型的反演精度。详见表 1。

表 1 本研究采用的植被指数的相关信息

Table 1 Information about the vegetation indices evaluated in the present research

植被指数 Vegetation index	植被指数采用的公式及波段 Formula and bands applied	文献出处 Reference
比值植被指数 RVI Ratio vegetation Index	R_{800}/R_{670}	[23]
归一化植被指数 NDVI Normalized difference vegetation index	$(R_{800} - R_{670}) / (R_{800} + R_{670})$	[24]
修改型土壤调整植被指数 MSAVI Modified soil-adjusted vegetation index	$\frac{1}{2} [2R_{800} + 1 - \sqrt{(2R_{800} + 1)^2 - 8(R_{800} - R_{670})}]$	[25]
修改型二次三角植被指数 MTVI2 Modified second triangular vegetation index	$\frac{1.5 [1.2(R_{800} - R_{550}) - 2.5(R_{670} - R_{550})]}{\sqrt{2(R_{800} + 1)^2 - (6R_{800} - 5\sqrt{R_{670}}) - 0.5}}$	[1]

主成分分析法是一种将原来多个指标转化为少数几个互不相关综合指标的数据降维方法,这少数几个综合指标能够把个体间大大小小的差异都集中起来,达到减少指标和删除重复信息的目的^[21]。从而能够较好地解决高光谱数据量大,信息冗余,数据处理比较复杂的问题。

人工神经网络是 20 世纪 80 年代中后期世界范围内迅速发展起来的一个前沿领域,因其良好的预测性和实用性被广泛应用于各个领域,尤其在遥感影像自动分类与定量分析方面得到了广泛应用^[22]。由于 BP 神经

网络具有并行处理、非线性、容错性、自适应和自学习的特点,在数据拟合与模拟中有着无比的优越性。本文采用 BP(back propagation)神经网络把高光谱反射率作为输入矢量来预测烟草 LAI 随光谱反射率的变化。BP 神经网络分析在 MATLAB 7.0 中通过 Neural Network Toolbox 实现。

2 结果与分析

2.1 LAI 的高光谱植被指数估算研究

表 2 列举了植被指数与烟草 LAI 的回归模型及验证结果。这里以确定性系数 R^2 和回归剩余残差 RMSE (root mean square error) 作为评价指标。通过分析发现除 MTVI2 的最佳回归模型为线性外,其他各植被指数与烟草 LAI 的最佳拟合方程均为指数关系。经对比可看出基于 MTVI2 的回归模型的确定性系数显著高于 RVI 的回归结果。MSAVI 与 MTVI2 等植被指数能去除土壤、大气等噪声影响的效果,实测数据和模型预测数据有较好的拟合效果,明显改善了反演精度。总体而言,经改进的植被指数建立的回归模型精度略优于 RVI 和 NDVI 建立的回归模型。图 1 为 4 个植被指数建立的回归模型的烟草 LAI 预测值与实测值之间的关系,可以看出不同植被指数法反演烟草 LAI 精度上有所变化,但都能取得较为理想的结果。

表 2 基于 4 种植被指数建立的烟草 LAI 回归模型及其验证

Table 2 Regression models based upon vegetation indices against LAI and its validation

植被指数 Vegetation indices	模型建立 Model calibration ($n=132$)			模型验证 Model validation ($n=30$)	
	回归模型 Regression model	确定性系数 R^2	回归剩余残差 RMSE	确定性系数 R^2	回归剩余残差 RMSE
比值植被指数 RVI	$y=0.011x^{1.760}$	0.796	0.251	0.768	0.322
归一化植被指数 NDVI	$y=3.424x^{8.061}$	0.813	0.241	0.798	0.281
修改型土壤调整植被指数 MSAVI	$y=0.052e^{3.898x}$	0.852	0.217	0.849	0.263
修改型二次三角植被指数 MTVI2	$y=2.911x-1.193$	0.878	0.202	0.852	0.237

2.2 LAI 的高光谱数据主成分分析估算研究

本文选择 MODIS 传感器 1050 nm 内的 16 个可见光和近红外波段中心波长的高光谱反射率数据,对 16 个变量偏相关系数进行检验,得知 KMO(Kaiser-Meyer-Olkin)检验值为 0.797,原有 16 个变量适合进行因子分析。

数据处理结果表明,在 412—678 nm 范围内的 10 个波长在第 1 个主成分上有较高的载荷,第 1 个主成分主要解释了这几个波长的信息,这些波长均位于可见光波段范围内,因此将第 1 个主成分解释为可见光因子;剩余 6 个波长在第 2 个主成分上有较高的载荷,同理第 2 个主成分可解释为近红外因子。由表 3 可看出,这两个主成分保留了原来 16 个波长的 95.71% 的信息量,信息量丢失很少,基本可以代替原来的 16 个变量。

表 3 高光谱反射率的主成分分析

Table 3 Principal components of hyperspectral reflectance from PCA

主成分 PC	特征值 Eigenvalue	比重 Component loading/%	累积百分比 Cumulative loading/%
主成分 1 PC1	9.182	57.390	57.390
主成分 2 PC2	6.131	38.320	95.710

利用上述两个主成分对 LAI 进行估算,结果可用下式表示:

$$Y = 0.407f_1 + 0.285f_2 + 1.166, \quad R^2 = 0.910, \quad RMSE = 0.176 \quad (1)$$

式中, Y 代表叶面积指数, f_1 和 f_2 分别为主成分分析得到的可见光因子和近红外因子。通过对高光谱反射率数据进行主成分变换得到可见光和近红外两个主成分因子,随机选择 132 组样品点建立 LAI 估算模型,剩余 30 个样品用来验证模型精度,取得了较好的结果,如:(1) 式和图 2。LAI 估算模型的确定性系数 R^2 达到 0.910, RMSE 为 0.176。验证模型的 R^2 也达到 0.938, RMSE 为 0.172。由此可看出,主成分分析得到的可见

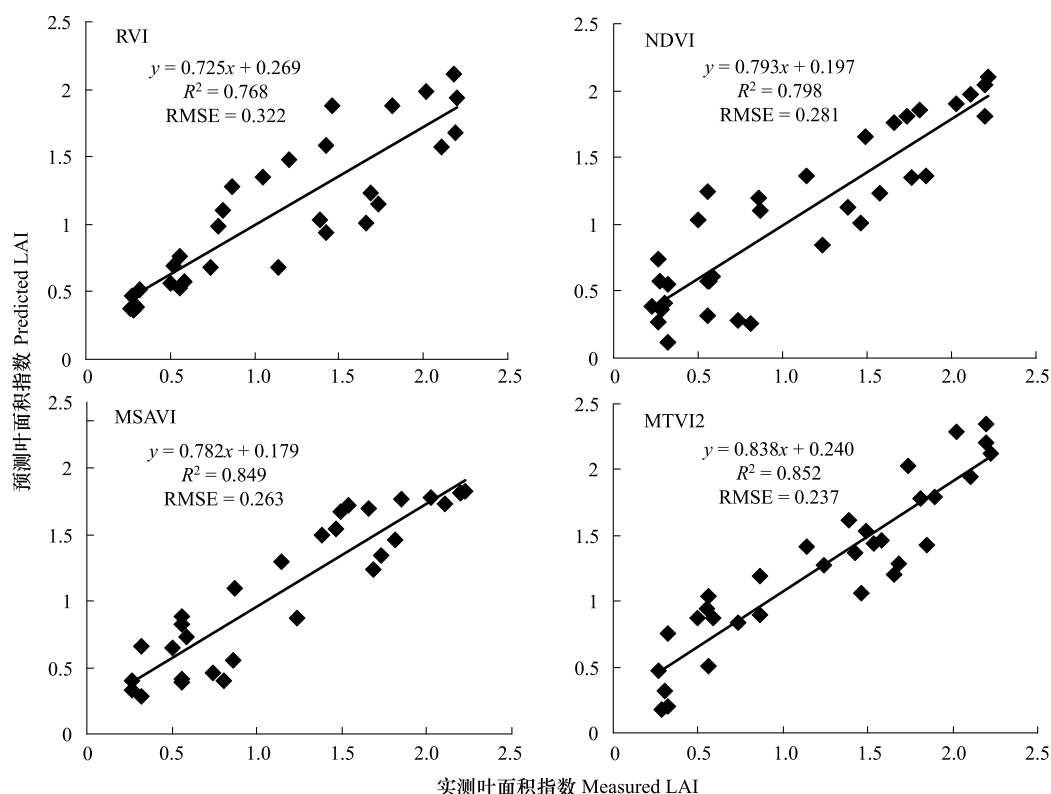


图1 基于植被指数建立的经验模型的预测 LAI 与实测值之间的关系

Fig. 1 Relationship between regression models based on vegetation indices predicted and measured LAI

光和近红外两个因子,可以较好地全面反映 LAI 的变化,并可对 LAI 进行准确的估算。

2.3 LAI 的神经网络估算

采用 BP 神经网络反向传播算法,网络共有 3 层,分别为输入层、隐藏层、输出层。输入层中有 16 个输入变量,分别为 MODIS 传感器 1050 nm 内的 16 个可见光和近红外波段中心波长的光谱反射率;隐藏层和输出层的传输函数分别为“tansig”和“purelin”,输出层输出 LAI,训练函数采用 Trainlm,网络目标误差为 0.001,训练迭代次数为 1000 次。根据 Kolmogorov 定理,通过多次验证,当隐藏层神经元个数为 7 时可以得到较好的 LAI 估算结果。

在本文 162 组数据中,随机选取 132 组数据用于训练 BP 网络,剩余的 30 组数据用来验证网络训练结果。当神经网络训练完毕后把测试样本的光谱数据作为输入矢量,进行模拟所得预测值与实测值进行拟合,结果如图 3。实测 LAI 数据和神经网络模拟值之间拟合确定性系数 R^2 达 0.889, RMSE 为 0.195,说明实测和模拟 LAI 值之间具有非常好的变化一致性。

2.4 3 种方法估算 LAI 结果比较

对比图 1—图 3 和表 3 可看出,4 种植被指数法、主成分分析法、神经网络法估算烟草的叶面积指数都取得了较好的效果。主成分分析方法估算 LAI 的模型确定性系数达到 0.910,明显高于植被指数法的估算效

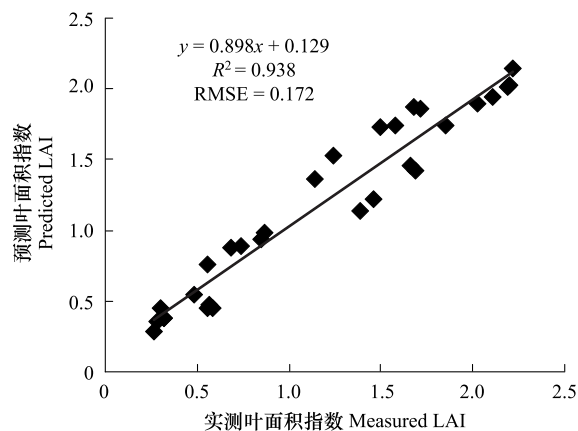


图2 基于主成分分析建立的经验模型的预测 LAI 与实测值之间的关系

Fig. 2 Relationship between measured LAI and simulated LAI by PCA model

果。主成分分析和神经网络方法的验证模型的确定性系数分别为 0.938 和 0.889, 优于植被指数。主成分分析方法和神经网络方法验证模型的精度较植被指数法也有非常明显的提高, 前两者的 RMSE 分别为 0.172 和 0.195, 而 NDVI 和 RVI 两个植被指数验证模型的 RMSE 为 0.322 和 0.281。MSAVI 和 MTVI2 与 NDVI 和 RVI 相比在模拟精度上有所提高, 但仍不如主成分分析和神经网络。比较图 1—图 3 也可看出, 图 1 中点分布较分散, 图 2 和图 3 中的点相对密集分布在 1:1 的对角线附近, 即模型模拟 LAI 值和实测数据一致。总体来看, 主成分分析方法和神经网络估算 LAI 可以取得较为稳定的估算结果, 且模型精度高。

3 讨论

叶面积指数是遥感长势监测中最常用的描述作物长势的综合参数, 关于作物叶面积的遥感估测方面已有众多研究提出了不同的敏感区域和不同波段组合的植被指数^[26-27]。植被指数方法在估算烟草 LAI 时虽能取得较好的效果, 但由于其一般仅利用几个波长的信息, 模型预测能力及稳定性难以保证^[16,22]。不过相对来说基于植被建立的回归模型一般不需要大样本也能保证模型在一定范围内的精度, 但样本的代表性与梯度性一定要有所保证才能确保模型的有效性^[16]。

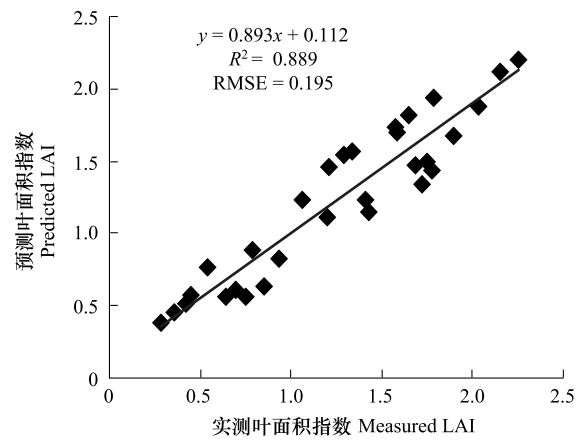


图 3 基于 BP 神经网络建立的经验模型的预测 LAI 与实测值之间的关系

Fig.3 Relationship between measured LAI and simulated LAI by BP-NN model

表 4 不同方法验证模型的比较

Table 4 Comparison of Validation models by different methods

项目 Item	R^2	回归剩余残差 RMSE	项目 Item	R^2	回归剩余残差 RMSE
比值植被指数 RVI	0.768	0.322	归一化植被指数 NDVI	0.798	0.281
修改型土壤调整植被指数 MSAVI	0.849	0.263	修改型二次三角植被指数 MTVI2	0.852	0.237
主成分分析 PCA	0.938	0.172	神经网络 NN	0.889	0.195

高光谱遥感的数据量大, 波段之间具有相关性, 但植被指数只能够利用极少部分的波段光谱信息, 无法充分利用所有有效的光谱信息。而主成分分析方法能够有效降维且尽量保持原有光谱重要信息, 如 Lelong 等^[28]研究表明可以从有限的主成分变量中提取足够重要的光谱信息。本文中经主成分分析转换得 2 个主成分, 分别可解释为可见光因子和近红外因子, 这两个因子包括了 95.71% 的高光谱信息量, 充分挖掘了高光谱各波段信息, 实现各波段之间信息互补, 较好地降低了波段数少而带来的随机干扰, 因此主成分分析的可靠性和普适性较好^[29-30]。而且主成分分析方法较神经网络方法简单易用, 并为各领域研究者或工作人员熟悉, 具有更好的推广性^[17]。

神经网络作为近年来发展起来的一门新兴学科, 主要特点就是具有很强的非线性映射能力, 而且不要求数据呈正态分布。已有很多研究结果表明其优于传统方法^[31]。神经网络在高光谱数据处理方面的应用, 属于一个相对较新的领域, 尚处于探索阶段, 输入层、隐藏层等数目的选择及其与学习速率等的最佳组合, 都会对高光谱数据处理结果产生较大影响, 有待于进一步研究^[16-17,32]。其对训练样本数量要求较高, 一般适用于大样本数据, 才能有效的对模型进行训练与测试, 普适性相对稍差^[16-17]。神经网络模型虽具有较强的线性和非线性拟合能力, 但是缺乏洞察数据集特性的解释能力, 因此很难全面解释神经网络作出决策或者产生输出的过程^[32]。

从已有研究报道可以看出用于作物叶面积遥感监测的适宜特征光谱参数随不同的作物、不同的试验条件

而有所差异,而且有关各种监测模型与 LAI 的关系函数表达方式及预测能力的结论也不尽相同^[33]。至于波段的选择组合,目前并没有具体的标准,在本文中,只利用了 1050 nm 内的 16 个可见光和近红外波段中心波长的高光谱反射率数据,而其它波段数据尚未分析。因此利用主成分分析和神经网络方法,综合 1050 nm 波长之后的各波段(如到 2500 nm 左右)高光谱数据估算烟草 LAI 的效果仍需进一步研究。

本文仅针对不同水氮条件下的烟草类型进行了相关分析研究,而不同类型烟草及品种、磷钾的施肥方式及用量对烟草 LAI 都会产生一定的影响,因此要建立普适性较强的模型,需要包括多种烟草品种类型和不同的水肥条件,而且数据获取应来源于不同的气候土壤条件,才可以有效地避免单一条件因素的影响,能够应用于相对较广的环境条件下。

References:

- [1] Haboudane D, Miller J R, Pattey E, Zarco-Tejadad P J, Strachan I B. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 90(3): 337-352.
- [2] Fassnacht K S, Gower S T, MacKenzie M D, Nordheim E V, Lillesand T M. Estimating the leaf area index of North Central Wisconsin forest using the landsat thematic mapper. *Remote Sensing of Environment*, 1997, 61(2): 229-245.
- [3] Guan J, Nutter F W. Relationships between defoliation, leaf area index, canopy reflectance, and forage yield in the alfalfa-leaf spot pathosystem. *Computer and Electronics in Agriculture*, 2002, 37(1/3): 97-112.
- [4] Hu B X, Qian S E, Haboudane D, Miller J R, Hollinger A B, Tremblay N, Pattey E. Retrieval of crop chlorophyll content and leaf area index from decompressed hyperspectral data: the effects of data compression. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 92(2): 139-152.
- [5] Gupta R K, Vijayan D, Prasad T S. The relationship of hyper-spectral vegetation indices with leaf area index (LAI) over the growth cycle of wheat and chickpea at 3 nm spectral resolution. *Advances in Space Research*, 2006, 38(10): 2212-2217.
- [6] Imanishi J, Sugimoto K, Morimoto Y. Detecting drought status and LAI of two *Quercus* species canopies using derivative spectra. *Computer and Electronics in Agriculture*, 2004, 43(2): 109-129.
- [7] Jiang J J, Chen S Z, Cao S X, Wu H A, Zhang L, Zhang H L. Leaf area index retrieval based on canopy reflectance and vegetation index in eastern China. *Journal of Geographical Sciences*, 2005, 15(2): 247-254.
- [8] Qi J, Cabot F, Moran M S, Dedieu G. Biophysical parameter estimations using multidirectional spectral measurements. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 54(1): 71-83.
- [9] Myneni R B, Nemani R, Running S W, Ramakrishna R. Estimation of global leaf area index and absorbed par using radiative transfer model. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Society*, 1997, 35(6): 1380-1393.
- [10] Wythers K R, Reich P B, Turner D P. Predicting leaf area index from scaling principles: corroboration and consequences. *Tree Physiology*, 2003, 23(17): 1171-1179.
- [11] Casanova D, Epema G F, Goudriaan J. Monitoring rice reflectance at field level for estimating biomass and LAI. *Field Crops Research*, 1998, 55(1/2): 83-92.
- [12] Nguyen H T, Lee B W. Assessment of rice leaf growth and nitrogen status by hyperspectral canopy reflectance and partial least square regression. *European Journal of Agronomy*, 2006, 24(4): 349-356.
- [13] Kokaly R F, Clark R N. Spectroscopic determination of leaf biochemistry using band-depth analysis of absorption features and stepwise multiple linear regression. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 67(3): 267-287.
- [14] Curran P J, Dungan J L, Peterson D L. Estimating the foliar biochemical concentration of leaves with reflectance spectrometry: Testing the Kokaly and Clark methodologies. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 76(3): 349-359.
- [15] Bacour C, Baret F, Béal D, Weiss M, Pavageau K. Neural network estimation of LAI, fAPAR, fCover and LAI×C_{ab}, from top of canopy MERIS reflectance data: Principles and validation. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 105(4): 313-325.
- [16] Song K S, Zhang B, Wang Z M, Zhang Y Z, Liu H J. Soybean LAI estimation with in-situ collected hyperspectral data based on BP-neural networks. *Scientia Agricultura Sinica*, 2006, 39(6): 1138-1145.
- [17] Yang F, Zhang B, Song K S, Wang Z M, Liu D W, Liu H J, Li F, Li F X, Guo Z X, Jin H A. Comparison of methods for estimating soybean leaf area index. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2008, 28(12): 2951-2955.
- [18] Chaurasia S, Bhattacharya B K, Dadhwal V K, Parihar J S. Field-scale leaf area index estimation using IRS-1D LISS-III data. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(4): 637-644.
- [19] Liu G S, Li X Y, Liu D S, Yu Q W. Estimation of tobacco leaf area index and aboveground biomass using canopy spectra. *Acta Ecologica Sinica*,

- 2007, 27(5): 1763-1771.
- [20] Liu G S. Tobacco Cultivation. Beijing: China Agricultural Press, 2003: 38-39.
- [21] Liu S Z. Statistical Theory, Method, Application and Software Calculation. Wuhan: Press of Hua Zhong University of Science and Technology, 2005:165.
- [22] Zhang B, Song K S, Zhang Y Z, Wang Z M, Duan H T, Li F. Hyperspectral model for estimation soybean LAI. Journal of Shenyang Agricultural University, 2005, 36(4): 396-400.
- [23] Deering D W, Rouse J W, Haas R H, Schell J A. Measuring forage production of grazing units from Landsat MSS data//Proceedings of Tenth International Symposium on Remote Sensing of Environment. Ann Arbor: ERIM, 1975: 1169-1178.
- [24] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, Deering D W, Harlan J C. Monitoring the vernal advancements and retrogradation of natural vegetation//Final Report. Greenbelt, MD, USA: NASA/GSFC, 1974: 1-137.
- [25] Qi J, Chehbouni A, Huete A R, Keer Y H, Sorooshian S. A modified soil vegetation adjusted index. Remote Sensing of Environment, 1994, 48(2): 119-126.
- [26] Cheng Q, Huang J F, Wang R C, Tang Y L. Correlation analysis of simulated MODIS vegetation indices and rice leaf index and leaf chlorophyll content. Chinese Journal of Applied Ecology, 2004, 15(8): 1363-1367.
- [27] Song K S, Zhang B, Li F, Duan H T, Wang Z M. Correlative analyses of hyperspectralreflectance, soybean LAI and aboveground biomass. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2005, 21(1): 36-40.
- [28] Lelong C C D, Pinet P C, Poilvé H. Hyperspectral imaging and stress mapping in agriculture: a case study on wheat in because (France). Remote Sensing of Environment, 1998, 66(2): 179-191.
- [29] Chaurasia S, Dadhwal V K. Comparison of principal component inversion with VI-empirical approach for LAI estimation using simulated reflectance data. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(14): 2881-2887.
- [30] Chen Y H, Jiang J B, Huang W J, Wang Y Y. Comparison of principal component analysis with VI-empirical approach for estimating severity of yellow rust of winter wheat. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(8): 2161-2165.
- [31] Wang D C, Wang J H, Jin N, Wang Q, Li C J, Huang J F, Wang Y, Huang F. ANN-based wheat biomass estimation using canopy hyperspectral vegetation indices. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2008, 24(Supp.2): 196-201.
- [32] Zhu J W, Liu D D. Research on the BP neural network model of soil salt contents by using hyperspectral data. Journal of Northeast Agricultural University, 2009, 40(10): 115-118.
- [33] Li Y X, Zhu Y, Dai Y B, Tian Y C, Cao W X. Quantitative relationships between leaf area index and canopy reflectance spectra of wheat. Chinese Journal of Applied Ecology, 2006, 17(8): 1443-1447.

参考文献:

- [16] 宋开山, 张柏, 王宗明, 张渊智, 刘焕军. 基于人工神经网络的大豆叶面积高光谱反演研究. 中国农业科学, 2006, 39(6): 1138-1145.
- [17] 杨飞, 张柏, 宋开山, 王宗明, 刘殿伟, 刘焕军, 李方, 李凤秀, 国志兴, 靳华安. 大豆叶面积指数的高光谱估算方法比较. 光谱学与光谱分析, 2008, 28(12): 2951-2955.
- [19] 刘国顺, 李向阳, 刘大双, 喻奇伟. 利用冠层光谱估测烟草叶面积指数和地上生物量. 生态学报, 2007, 27(5): 1763-1771.
- [20] 刘国顺. 烟草栽培学. 北京: 中国农业出版社, 2003: 38-39.
- [21] 刘顺忠. 数理统计理论、方法、应用和软件计算. 武汉: 华中科技大学出版社, 2005: 165.
- [22] 张柏, 宋开山, 张渊智, 王宗明, 段洪涛, 李方. 大豆叶面积的高光谱模型. 沈阳农业大学学报, 2005, 36(4): 396-400.
- [26] 程乾, 黄敬峰, 王人潮, 唐延林. MODIS 植被指数与水稻叶面积指数及叶片叶绿素含量相关性研究. 应用生态学报, 2004, 15(8): 1363-1367.
- [27] 宋开山, 张柏, 李方, 段洪涛, 王宗明. 高光谱反射率与大豆叶面积及地上鲜生物量的相关分析. 农业工程学报, 2005, 21(1): 36-40.
- [30] 陈云浩, 蒋金豹, 黄文江, 王圆圆. 主成分分析法与植被指数经验方法估测冬小麦条锈病严重度的对比研究. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(8): 2161-2165.
- [31] 王大成, 王纪华, 靳宁, 王芊, 李存军, 黄敬峰, 王渊, 黄芳. 用神经网络和高光谱植被指数估算小麦生物量. 农业工程学报, 2008, 24(Supp.2): 196-201.
- [32] 朱继文, 刘丹丹. 基于高光谱数据的土壤含盐量 BP 神经网络模型研究, 东北农业大学学报, 2009, 40(10): 115-118.
- [33] 李映雪, 朱艳, 戴廷波, 田永超, 曹卫星. 小麦叶面积指数与冠层反射光谱的定量关系. 应用生态学报, 2006, 17(8): 1443-1447.

ACTA ECOLOGICA SINICA Vol.32 ,No.1 January ,2012(Semimonthly)

CONTENTS

Allee effects of local populations and the synchrony of metapopulation	LIU Zhiguang, ZHAO Xue, ZHANG Fengpan, et al (1)
Effects of leaf hair points on dew deposition and rainfall evaporation rates in moss crusts dominated by <i>Syntrichia caninervis</i> , Gurbantunggut Desert, northwestern China	TAO Ye, ZHANG Yuanming (7)
The influence of freshwater-saline water mixing on phytoplankton growth in Changjiang Estuary	WANG Kui, CHEN Jianfang, LI Hongliang, et al (17)
The responses of hydrological indicators to watershed characteristics	TIAN Di, LI Xuyong, Donald E. Weller (27)
Lake nutrient ecosystems in the east-central moist subtropical plain of China	KE Xinli, LIU Man, DENG Xiangzheng (38)
The current water trophic status in Tiaoxi River of Taihu Lake watershed and corresponding coping strategy based on N/P ratio analysis	NIE Zeyu, LIANG Xinqiang, XING Bo, et al (48)
Reversion and analysis on cyanobacteria bloom in Waihai of Lake Dianchi	SHENG Hu, GUO Huaicheng, LIU Hui, et al (56)
Effects of cutting disturbance on spatial heterogeneity of fine root biomass of <i>Larix principis-rupprechtii</i>	YANG Xiuyun, HAN Youzhi, ZHANG Yunxiang, et al (64)
Responses of elm (<i>Ulmus pumila</i>) woodland to different disturbances in northeastern China	LIU Li, WANG He, LIN Changcun, et al (74)
Impacts of grazing and climate change on the aboveground net primary productivity of mountainous grassland ecosystems along altitudinal gradients over the Northern Tianshan Mountains, China	ZHOU Decheng, LUO Geping, HAN Qifei, et al (81)
Response of herbaceous vegetation to phosphorus fertilizer in steppe desert	SU Jieqiong, LI Xinrong, FENG Li, et al (93)
Spatiotemporal characteristics of landscape change in the coastal wetlands of Yancheng caused by natural processes and human activities	ZHANG Huabing, LIU Hongyu, HAO Jingfeng, et al (101)
Response of species diversity in <i>Caragana Korshinskii</i> communities to climate factors and grazing disturbance in Shanxi, Shaanxi, Ningxia and Inner Mongolia	ZHOU Ling, SHANGGUAN Tieliang, GUO Donggang, et al (111)
Seasonal change of leaf morphological traits of six broadleaf seedlings in South China	XUE Li, ZHANG Rou, XI Ruchun, GUO Shuhong, et al (123)
Correlation analysis on <i>Reaumuria soongorica</i> seed traits of different natural populations in Gansu Corridor	SU Shiping, LI Yi, CHONG Peifang (135)
Carbon fixation estimation for the main plantation forest species in the red soil hilly region of southern-central Jiangxi Province, China	WU Dan, SHAO Quanqin, LI Jia, et al (142)
Effects of clonal integration on growth of <i>Alternanthera philoxeroides</i> under simulated acid rain and herbivory	GUO Wei, LI Junmin, HU Zhenghua (151)
Difference of the fitness of <i>Helicoverpa armigera</i> (Hübner) fed with different pepper varieties	JIA Yueli, CHENG Xiaodong, CAI Yongping, et al (159)
Hyperspectral estimating models of tobacco leaf area index	ZHANG Zhengyang, MA Xinming, JIA Fangfang, et al (168)
Temporal and spatial distribution of <i>Bemisia tabaci</i> on different host plants	CUI Hongying, GE Feng (176)
Abundance and composition of CO ₂ fixating bacteria in relation to long-term fertilization of paddy soils	YUAN Hongzhao, QIN Hongling, LIU Shoulong, et al (183)
Effect of <i>Leucaena leucocephala</i> on soil organic carbon conservation on slope in the purple soil area	GUO Tian, HE Binghui, JIANG Xianjun, et al (190)
Isolation and the remediation potential of a Laccase-producing Soil Fungus F-5	MAO Ting, PAN Cheng, XU Tingting, et al (198)
Spatial heterogeneity of soil microbial biomass in Mulun National Nature Reserve in Karst area	LIU Lu, SONG Tongqing, PENG Wanxia, et al (207)
Root functional traits and trade-offs in one-year-old plants of 25 species from the arid valley of Minjiang River	XU Kun, LI Fanglan, GOU Shuiyan, et al (215)
Spatial distribution of carbon density in grassland vegetation of the Loess Plateau of China	CHENG Jimin, CHENG Jie, YANG Xiaomei, et al (226)
Effect of nitrogen concentration in the subtending leaves of cotton bolls on the strength of source and sink during boll development	GAO Xiangbin, WANG Youhua, CHEN Binglin, et al (238)
Long-term tillage effects on soil organic carbon and microbial biomass carbon in a purple paddy soil	LI Hui, ZHANG Junke, JIANG Changsheng, et al (247)
Effects of exogenous calcium on resistance of <i>Hydrilla verticillata</i> (L. f.) Royle to cadmium stress	MIN Haili, CAI Sanjuan, XU Qinsong, et al (256)
Comparison of grain protein components and processing quality in responses to dim light during grain filling between strong and weak gluten wheat cultivars	LI Wenyang, YAN Suhui, WANG Zhenlin (265)
Review and Monograph	
Salt-responsive mechanisms in the plant root revealed by proteomic analyses	ZHAO Qi, DAI Shaojun (274)
The research progress and prospect of watershed ecological risk assessment	XU Yan, GAO Junfeng, ZHAO Jiahu, et al (284)
A review of the environmental behavior and effects of black carbon in soils and sediments	WANG Qing (293)
Scientific Note	
Variation in main morphological characteristics of <i>Amorpha fruticosa</i> plants in the Qinghai-Tibet Plateau	LIANG Kunlun, JIANG Wenqing, ZHOU Zhiyu, et al (311)
Identification of aphid resistance in eleven species from <i>Dendranthema</i> and <i>Artemisia</i> at seedling stage	SUN Ya, GUAN Zhiyong, CHEN Sumei, et al (319)
Research of padded film for afforestation in coastal argillaceous saline-alkali land	JING Feng, ZHU Jinzhao, ZHANG Xuepei, et al (326)

《生态学报》2012 年征订启事

《生态学报》是中国生态学学会主办的自然科学高级学术期刊,创刊于 1981 年。主要报道生态学研究原始创新性科研成果,特别欢迎能反映现代生态学发展方向的优秀综述性文章;研究简报;生态学新理论、新方法、新技术介绍;新书评介和学术、科研动态及开放实验室介绍等。

《生态学报》为半月刊,大 16 开本,280 页,国内定价 70 元/册,全年定价 1680 元。

国内邮发代号:82-7 国外邮发代号:M670 标准刊号:ISSN 1000-0933 CN 11-2031/Q

全国各地邮局均可订阅,也可直接与编辑部联系购买。欢迎广大科技工作者、科研单位、高等院校、图书馆等订阅。

通讯地址:100085 北京海淀区双清路 18 号 电 话:(010)62941099; 62843362

E-mail: shengtaixuebao@rcees.ac.cn 网 址: www.ecologica.cn

编辑部主任 孔红梅 执行编辑 刘天星 段 靖

生 态 学 报
(SHENGTAI XUEBAO)
(半月刊 1981 年 3 月创刊)
第 32 卷 第 1 期 (2012 年 1 月)

ACTA ECOLOGICA SINICA
(Semimonthly, Started in 1981)
Vol. 32 No. 1 2012

编 辑	《生态学报》编辑部 地址:北京海淀区双清路 18 号 邮政编码:100085 电话:(010)62941099 www.ecologica.cn shengtaixuebao@rcees.ac.cn	Edited by	Editorial board of ACTA ECOLOGICA SINICA Add:18, Shuangqing Street, Haidian, Beijing 100085, China Tel:(010)62941099 www.ecologica.cn Shengtaixuebao@rcees.ac.cn
主 编	冯宗炜	Editor-in-chief	FENG Zong-Wei
主 管	中国科学技术协会	Supervised by	China Association for Science and Technology
主 办	中国生态学学会 中国科学院生态环境研究中心 地址:北京海淀区双清路 18 号 邮政编码:100085	Sponsored by	Ecological Society of China Research Center for Eco-environmental Sciences, CAS Add:18, Shuangqing Street, Haidian, Beijing 100085, China
出 版	科 学 出 版 社 地址:北京东黄城根北街 16 号 邮政编码:100717	Published by	Science Press Add:16 Donghuangchenggen North Street, Beijing 100717, China
印 刷	北京北林印刷厂	Printed by	Beijing Bei Lin Printing House, Beijing 100083, China
发 行	科 学 出 版 社 地址:东黄城根北街 16 号 邮政编码:100717 电话:(010)64034563 E-mail:journal@cspg.net	Distributed by	Science Press Add:16 Donghuangchenggen North Street, Beijing 100717, China Tel:(010)64034563 E-mail:journal@cspg.net
订 购	全国各地邮局	Domestic	All Local Post Offices in China
国外发行	中国国际图书贸易总公司 地址:北京 399 信箱 邮政编码:100044	Foreign	China International Book Trading Corporation Add:P. O. Box 399 Beijing 100044, China
广告经营 许 可 证	京海工商广字第 8013 号		



ISSN 1000-0933
CN 11-2031/Q

国内外公开发行

国内邮发代号 82-7

国外发行代号 M670

定价 70.00 元