

不同种植密度烟草叶面积指数的高光谱估测模型

贾方方^{1,2}

(1.商丘师范学院生命与食品学院, 河南 商丘 476000; 2.郑州大学信息工程学院, 郑州 450002)

摘要:烟草叶面积指数(LAI)是评价其长势和预测产量的重要指标。利用高光谱遥感能够实现LAI的快速无损监测。为建立烟草LAI估算的最佳光谱指数及监测模型,通过设置不同种植密度处理,将田间观测和高光谱遥感技术结合,提取和分析了10个植被指数,并用二次多项式模型、对数模型、逐步回归模型(SMLR)和BP神经网络对烟草LAI进行估算。结果表明,NDVI、RVI、MCARI、GMI、GNDVI2和PSSRb等植被指数同烟草LAI均达到极显著正相关,相关系数均大于0.80。烟草LAI的二次多项式模型、对数模型、逐步回归模型(SMLR)和BP神经网络模型的决定系数 R^2 分别为0.69、0.57、0.89和0.90。经检验,4个模型的均方根误差RMSE分别为0.69、0.87、0.62和0.44。表明SMLR和BP神经网络LAI都取得了较为理想的结果,其中BP神经网络的精度最高、误差最小,更适合对烟草LAI进行反演。该结果为实现不同种植密度水平下烟草LAI的精确监测提供技术支持和地域参考。

关键词:种植密度;叶面积指数;高光谱;烟草;预测模型

中图分类号:S572.01

文章编号:1007-5119(2017)04-0037-07

DOI:10.13496/j.issn.1007-5119.2017.04.006

Estimating Model for Leaf Area Index of Tobacco via Hyperspectral Reflectance at Different Planting Densities

JIA Fangfang^{1,2}

(1. Department of Life Science and Food, Shangqiu Normal University, Shangqiu, Henan 476000, China; 2. School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: Leaf area index (LAI) is a key parameter for evaluating tobacco growth status and forecasting its yield and quality. Hyperspectral remote sensing can rapidly and nondestructively acquire LAI. By integrating traditional field monitoring and hyperspectral remote sensing, the primary objective of this study was to explore the best spectral indices and monitoring model for tobacco LAI. On the basis of different planting densities, this study extracted and analyzed 10 spectral parameters. The quadratic polynomial model, logarithmic model, stepwise multiple linear regression (SMLR) and BP neural network model were used to construct the prediction models for tobacco LAI. The results showed that the correlation between the tobacco LAI and NDVI, RVI, MCARI, GMI, GNDVI2 and PSSRb all reached extremely significant correlation ($p < 0.01$), and the correlation coefficients were all higher than 0.80. The tobacco LAI prediction models of quadratic polynomial model, logarithmic model, SMLR and BP neural network model had the R^2 value of 0.69, 0.57, 0.89 and 0.90, respectively. The validation RMSE of the four models was 0.69, 0.87, 0.62 and 0.44, respectively. Both SMLR and BP neural network models achieved good results, and the BP neural network model is the best model for inversion the tobacco LAI with the biggest accuracy and the minimum error. These results provide technical support and regional reference for accurate monitoring tobacco LAI under different planting densities.

Keywords: planting density; LAI; hyperspectral; tobacco; prediction model

种植密度是决定作物有效截光叶面积、影响群体光合利用率、田间小气候及田间通风状况的重要因素^[1-3]。适宜的种植密度能协调作物群体与个体的关系、植株营养分配,从而影响作物产质量^[4-5]。烤

烟是叶用经济作物,种植密度作为构成烤烟产量和质量的两大主要因素之一,直接决定着烤烟的叶面积指数(Leaf area index, LAI)^[6],并影响烟株冠层接受到的反射光谱组成^[7]。

作者简介:贾方方(1984-),女,博士,讲师,主要从事农业信息技术研究。E-mail:jiafang840928@163.com

收稿日期:2017-02-24

修回日期:2017-07-18

LAI 是农业遥感中作物长势监测和病害评价的重要结构参数^[8-9]。利用高光谱遥感对作物 LAI 进行实时动态监测,可克服传统手段获取 LAI 耗时费力、破坏性取样等不足。自 20 世纪 70 年代已成为国内外的研究热点。MILLER 等^[10]、梁亮等^[11]和 LIU 等^[12]将不同植被指数和 LAI 建立相关函数,利用其关系进行了作物 LAI 的定量反演。针对小麦、水稻、玉米、花生等作物及森林植被,构建了不同的光谱监测模型,提高了植被 LAI 的估算精度^[13-17]。贺佳等^[18]则致力于研究不同生育时期冬小麦 LAI 的高光谱预测。此外,CHEN 等^[19]利用多源遥感数据构建了植被 LAI 的反演模型。从上述研究可以看出,用于作物 LAI 监测的光谱指数或模型随作物类型、生长时期的变化及光谱数据来源不同,其相关性和预测能力均有所差异,所以有必要针对性地研究和定量分析烟草冠层光谱与 LAI 的动态关系。为此,本文在前人研究的基础上,对不同种植密度处理下烟草关键生育时期的冠层光谱和 LAI 数据进行了系统分析,获得最佳光谱指数,并构建烟草 LAI 的高光谱定量模型,旨在探索烟草 LAI 快速、无损、有效的获取方法,为我国烟草的精准种植和科学管理提供依据。

1 材料与方法

1.1 试验处理与设计

试验于 2014 年在四川省凉山州会理县彰冠乡万红村弹冠烟点进行。采用大田试验,供试田块为红壤土,供试品种为云烟 85,在行距不变的情况下(行距 110 cm),通过改变株距来调整种植密度,共设 5 个密度处理,分别为:T1(株距为 45 cm)、T2(株距为 50 cm)、T3(株距为 55 cm)、T4(株距为 60 cm)和 T5(株距为 65 cm)。每个处理重复 3 次,其他管理措施同当地优质烟生产管理。

1.2 测定项目和方法

1.2.1 冠层光谱测定 分别于烟草伸根期、旺长期和成熟期进行 3 次光谱测定,每个处理选 3 株无病虫害、长势一致的烟株。采用美国地球物理及环

境公司研制的 SVC(GER)HR-1024 地物光谱仪。该仪器共有 1024 个通道,波长范围为 350~2500 nm。用 SVC HR-1024 软件读取原始光谱反射率数据,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 8° 镜头。每次测量前进行标准白板校正,在烟株正上方测定,每次记录 10 组数据,这 10 组数据,任意 2 组取平均值,共得 5 组数据作为该株烟本次测得的光谱值。剔除异常值后,再从各组数据中选取代表性较好的共 192 组数据进行后期分析。

1.2.2 叶面积指数测量 叶面积指数测量与冠层光谱反射率采集同步进行。测定光谱反射率后,在同一取样范围内,采用美国 LI-COR 公司生产的植物冠层分析仪 LAI-2000 进行,测量时为保证数据准确有效,在烟株上部、中部、下部各测 3 次,取其平均值作为该处理 LAI。

1.3 数据分析

利用 ViewSpec Programs 软件读取原始反射光谱。相关性分析和逐步回归模型构建在 SPSS18.0 中进行,利用 MATLAB R2014a 构建 BP 神经网络,其他数据处理在 EXCEL2010 中进行。

1.4 模型评价指标

模型预测性能的评价指标包括决定系数 (R^2) 和均方根误差(RMSE),其计算公式如下(1)(2)所示。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(y_i - \hat{y})^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(\hat{y} - y_i)^2}{N}} \quad (2)$$

式中: \hat{y} 为 BP 神经网络预测值; y_i 为质体色素实测值; N 为样本数; \bar{y} 为 y_i 的平均值。

2 结果

2.1 不同种植密度下烟草冠层反射光谱和叶面积指数的变化规律

图 1 展示了烟草冠层光谱在不同种植密度水平

下随生育期进展的变化规律,所有处理均符合绿色植被的光谱特征,且各处理的冠层光谱均在旺长期达到最大值。到了成熟期,随着烟草的衰老,冠层几何结构和叶片颜色、细胞结构等均发生变化,导致冠层光谱明显下降。在伸根期、成熟期和旺长期,不同处理的冠层光谱在近红外波段和短波红外波段的差异都较可见光波段更加明显,表现为“同中

有异”的现象,但是处理间差异并无一致规律。

叶面积指数 (LAI) 是单位土地面积上植物绿叶面积之和。各处理的 LAI 均随着生育期的推移而明显增加 (图 2), 不同时期均表现为 $T2>T1>T3>T4>T5$, 到了成熟期, $T2$ 处理的 LAI 接近 5, 表明当烟草种植密度为 $1.1\text{ m}\times 0.5\text{ m}$ 时, 烟叶生物学产量最大。

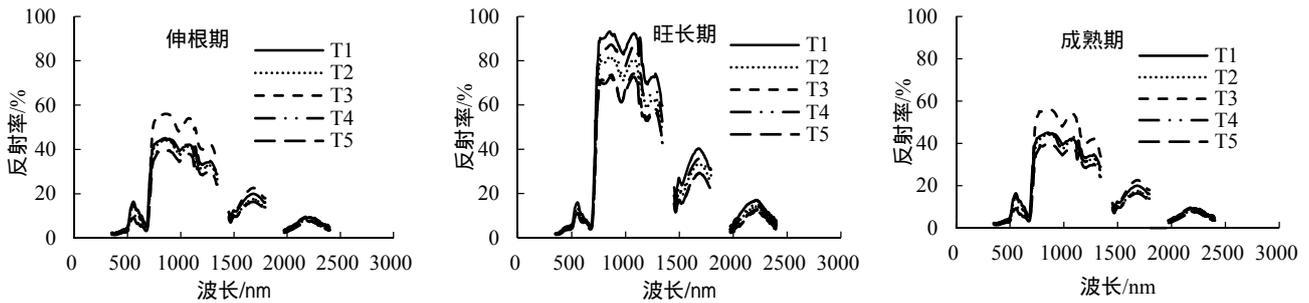


图 1 不同种植密度下不同生育期烟草冠层光谱反射率的变化

Fig. 1 Dynamic of tobacco canopy spectral reflectance under different planting densities and growth stages

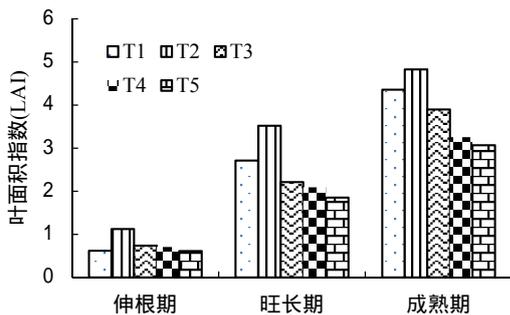


图 2 不同种植密度下不同生育时期烟草 LAI 变化

Fig. 2 The change of tobacco LAI in different planting densities and growth stages

2.2 相关性分析及指数筛选

本文在前人研究基础上选取 10 个高光谱植被参数 (表 1), 按照公式分别计算烟草于不同时期不同种植密度下的 10 个植被参数值, 并与相应的 LAI 作相关性分析。如表 1 所示, 10 个参数均与 LAI 呈极显著正相关, 相关性最强的植被参数为 NDVI 和 RVI, 相关系数均达到 0.82。其中相关系数大于 0.8 的植被参数共有 6 个, 分别为: 修正叶绿素吸收反射率指数 MCARI、色素比值指数 GM1、绿度

表 1 高光谱植被指数计算方法及与 LAI 的相关性

Table 1 Algorithms of different hyperspectral vegetation indices and the correlation between vegetation indices and LAI

指数名称	光谱指数	计算公式	参考文献	相关性
修正叶绿素吸收反射率指数	MCARI	$(R700 - R670) - 0.2(R700 - R550) \times (R700/R670)$	[20]	0.81**
优化土壤调整植被指数	OSAVI1	$1.16 \times (R800 - R670) / (R800 + R670 + 0.16)$	[21]	0.73**
绿度植被指数 II	GNDVI2	$(R780 - R550) / (R780 + R550)$	[22]	0.81**
增强型植被指数	EVI2	$2.5 \times (R800 - R660) / (1 + R800 + 2.4 \times R660)$	[23]	0.63**
归一化植被指数	NDVI	$(R810 - R560) / (R810 + R560)$	[24]	0.82**
新型植被指数	NVI	$(R777 - R747) / R673$	[25]	0.79**
比值植被指数	RVI	$R810 / R560$	[24]	0.82**
色素比值指数	PSSRb	$R800 / R635$	[26]	0.80**
色素比值指数	PSSRa	$R800 / R680$	[26]	0.72**
色素比值指数	GM1	$R750 / R550$	[27]	0.81**

注: R 为 Reflectance 的缩写形式; Rx 表示在波长 x nm 处的光谱反射率; **表示在 0.01 水平上显著相关, 下同。

植被指数 GNDVI2、归一化植被指数 NDVI、比值植被指数 RVI 和色素比值指数 PSSRb。

2.3 不同种植密度下烤烟 LAI 预测

在表 1 的相关分析结果中，相关系数最高的为归一化植被指数 NDVI 和比值植被指数 RVI，二者均是绿色植被的灵敏指示参数，对植被的叶面积、生物量等十分敏感。因此，本文分别分析了二者同 LAI 的拟合关系，根据其数据分布规律，分别建立了二次多项式模型和对数模型。如图 3a 和 3b 所示，其决定系数 R^2 分别为 0.69 和 0.57，拟合效果不是很理想。

进一步选择相关系数大于 0.8 的 6 个光谱参数作为自变量，分别建立 LAI 的 SMLR 和 BP 神经网络模型。逐步回归模型最后筛选的变量分别为

SR、NDVI 和 RVI，拟合方程为 $y=9.42+1.48SR-12.87NDVI-1.30RVI$ ，模型的决定系数 R^2 达到 0.89，拟合效果较好。

BP 神经网络 (Error back propagation neural network) 在非线形映射功能方面具有无可比拟的优势，其神经元传输函数为非线性函数，映射方式为“点对点”映射 (point-to-point) [28-29]。本文采用的为输入层 (相关系数大于 0.8 的 6 个光谱参数) 单隐含层和输出层 (烟草 LAI) 的 3 层神经网络结构，通过“试错法”确定其隐含层节点数为 59，采用 S 型正切传递函数 Tansig 作为输入层传递函数，线性传递 Purelin 为输出层传递函数，训练函数用 L-M 优化算法函数 Trainlm。拟合结果如图 4 所示， R^2 达到 0.90，拟合效果良好。

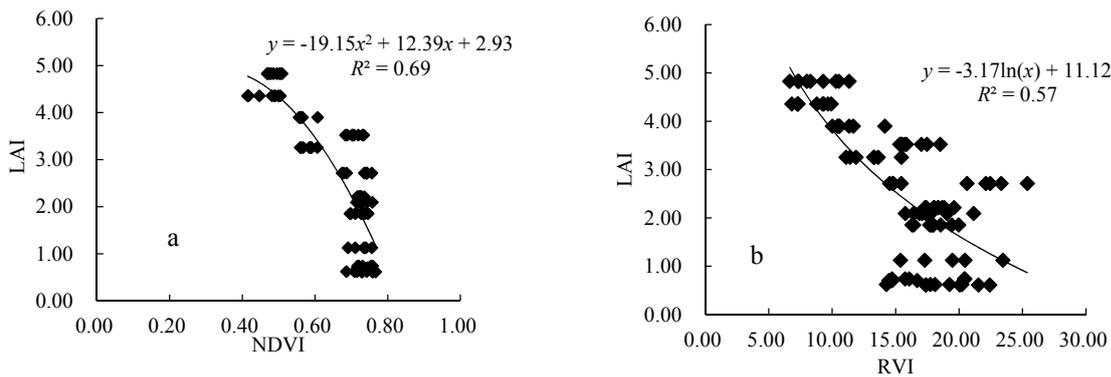


图 3 烟草叶面积指数的不同光谱预测模型
Fig. 3 The estimation models of tobacco LAI

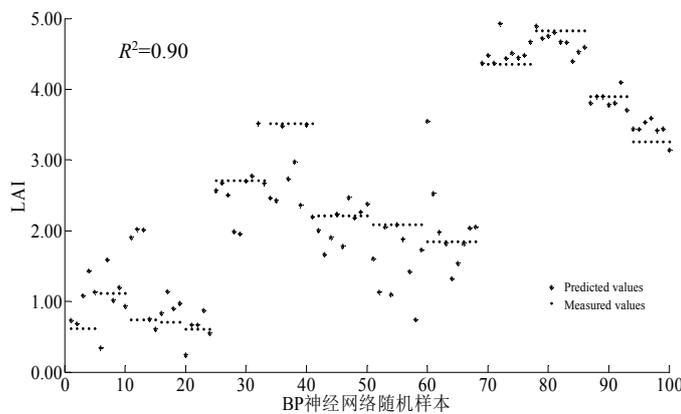


图 4 烟草叶面积指数的 BP 神经网络预测模型
Fig. 4 The BP neural network model of tobacco LAI

2.4 模型验证

为验证 LAI 估算模型的预测精度,本研究选取其余 92 组数据作为预测样本,分别构建了 NDVI、RVI、SMLR 和 BP 神经网络模型的实测值与预测值的 1:1 关系图(图 5)。结果显示,4 种模型的精度 (R^2) 分别为 0.70、0.52、0.81 和 0.88,与各模型的拟合精度大小顺序相吻合,均方根误差 RMSE 分别为 0.69、0.87、0.62 和 0.44。其中以 BP 神经网络模型的测试表现最好, R^2 最大, RMSE 最小,拟合值曲线最接近 1:1 关系线,说明模型的预测值和实测值符合度较高。

3 讨论

3.1 烟草不同生育期的 LAI 和冠层反射光谱

不同种植密度处理烟草 LAI 在整个生育期均表现为明显的增加趋势,成熟期达到最大值,符合烟草生长规律。而对应的烟草冠层反射光谱则表现为先升后降的趋势。不同处理在不同生育期内的光谱反射率表现出异中有同的规律,在可见光区(400~700 nm),由于烟株对绿光的反射在 550 nm

处形成一个小绿峰;而在近红外波段(700~1300 nm)和短波红外波段(1300~2500 nm),由于不同生育期所处作物背景及大气因素的差异,使得光谱反射率没有明显的规律性,整体趋势表现为伸根期至旺长期升高,旺长期至成熟期则又降低。这主要是由于生育前期,烟株的植被覆盖度逐渐增加, LAI 提高,叶片含水量较高,反射率强,生育后期,烟株虽然 LAI 增加,但叶片开始落黄,茎叶夹角增大,冠层结构改变,植株含水量也降低,叶片内部结构遭到破坏,导致光谱反射率降低。烟草 LAI 的变化趋势与冠层光谱变化规律的呼应进一步验证了 LAI 作为高光谱遥感中作物长势监测参数的重要性。

3.2 估算烟草 LAI 的光谱指数

通过高光谱手段估算 LAI 依赖于植株与土壤背景的比例,又受到大气影响,而植株冠层光谱信息包含有土壤、杂草等背景的混合光谱信息,这是造成光谱差异的主要原因,因此,选取合适的光谱指数估测烟草 LAI 对提高预测精准性至关重要。本研究从文献已有报道中选取 10 个光谱指数与烟草 LAI

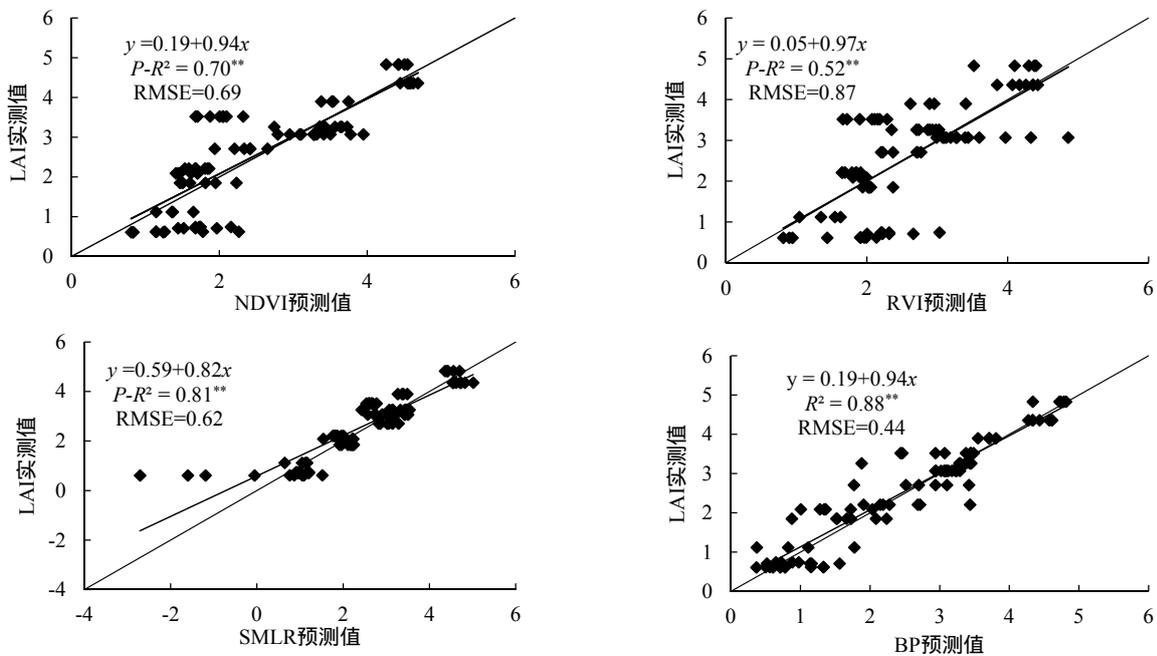


图 5 基于 NDVI、RVI、SMLR 和 BP 神经网络的烟草 LAI 含量预测值和实测值 1:1 关系图

Fig. 5 The 1:1 relationship between the LAI predicted and measured values in the validation of the NDVI model, RVI model, SMLR model, and BP neural network model in tobacco

进行相关分析,其中 MCARI、GM1、GNDVI2、NDVI、RVI 和 PSSRb 等 6 个光谱指数同 LAI 相关性最好,相关系数 $r > 0.80$,以 NDVI 和 RVI 最大,说明这两个光谱参数可较好地消除土壤背景及大气的影响,提高烟草 LAI 的反演精度,再次印证了前人的研究^[30]。

3.3 烟草 LAI 估测模型

大量研究表明植被的理化参数与光谱反射率之间的关系是非线性的^[31-32],因此本文探讨利用对数函数、二次多项式、逐步回归模型(SMLR)和 BP 神经网络等非线性拟合,来提高 LAI 反演的精度。分别选取与 LAI 相关性最强的 NDVI 和 RVI 光谱指数,依据数据分布规律,分别建立了 LAI 的二次多项式模型和指数模型,同时,利用与 LAI 相关性较好的 6 个光谱参数建立了 SMLR 和 BP 神经网络模型。其中,NDVI 模型的预测精准度优于 RVI,这与前人的研究相符^[33]。SMLR 和 BP 神经网络模型的精确度较光谱指数模型均有所提高,且验证后的误差也较小,尤以 BP 神经网络效果最好。说明可利用合适的光谱指数,借助各种分析技术和数学方法对农学参数进行反演,提高农作物长势监测的精度,为烟草生长的动态监测与实时诊断提供量化指标,促进数字烟草的实现。

但是,高光谱遥感在作物生物学参数和长势监测等方面,受到作物品种、生育期以及大气和背景值的影响,这也是同一生理生化参数的光谱预测模型不尽相同的原因所在,更是影响其普适性的重要因素。因此在以后的研究中需要加强以下几方面:
增加烟草品种试验;分生育阶段建立估测模型;
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。

4 结 论

本研究以地面高光谱遥感为基础,测定了烟草关键生育期的冠层反射光谱及 LAI 的动态变化,得出以下结论:

(1) 不同种植密度水平的烟草冠层光谱在 3 个关键生育时期均表现为在近红外光区和短波红

外光区差异明显,在可见光区处理间则较为接近。各时期在可见光区和短波红外光区的变化规律也不尽相同:伸根期表现为 $T_2 > T_1 > T_3$ $T_4 > T_5$;旺长期表现为 $T_1 > T_4 > T_2 > T_3 > T_5$;成熟期则表现为 $T_3 > T_1$ T_2 $T_4 > T_5$ 。

各种种植密度的烟草 LAI 均随着生育期后移而表现出增加趋势。处理间 LAI 在各时期间的动态变化规律一致,均为 T_2 处理最高,其余处理则统一呈现随着种植密度的减小而降低的趋势。

(2) 与烟草 LAI 相关性较好的 6 个光谱指数为 MCARI、GM1、GNDVI2、NDVI、RVI 和 PSSRb。构建的 NDVI 二次多项式模型、RVI 对数模型、SMLR、BP 神经网络等 LAI 估测模型, R^2 为 0.57~0.90, RMSE 为 0.44~0.87,其中以 BP 神经网络模型的精度最高,稳定性最好,最适合烟草 LAI 估测。

参考文献

- [1] 刘战东,肖俊夫,于景春,等. 春玉米品种和种植密度对植株性状和耗水特性的影响[J]. 农业工程学报, 2012, 28(11): 125-131.
- [2] 王建,许蓓蓓,丁艳锋,等. 种植密度对粳稻群体内部生态因子的影响[J]. 南京农业大学学报, 2016, 39(1): 1-9.
- [3] 范亚宁,李世清,李生秀. 两种种植密度下施肥对冬小麦生物学性状及产量的影响[J]. 植物营养与肥料学报, 2008, 14(3): 463-471.
- [4] 李海林,于庆涛,张光利,等. 种植密度及氮肥及其互作对邵阳烟区稻茬烤烟经济性状的影响[J]. 作物研究, 2016, 30(4): 417-421.
- [5] 王延波,赵海岩,肖万欣,等. 不同种植密度和栽培形式对辽单 565 光合性能、农艺性状及产量的影响[J]. 玉米科学, 2012, 20(3): 101-106.
- [6] 毕文荣,吴永明,刘彦中,等. 不同种植密度对烤烟产质量及叶绿素含量的影响[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2009, 35(1): 1-4.
- [7] 耿广涛,宋桂成,董文庆,等. 种植密度对不同叶位玉米叶片光合特性的影响[J]. 核农学报, 2015, 29(8): 1589-1595.
- [8] INOUE Y. Synergy of remote sensing and modeling forestimating ecophysiological processes in plant production[J]. Plant Production Science, 2003, 6(1): 3-16.

- [9] 林卉,梁亮,张连蓬,等. 基于支持向量机回归算法的小麦叶面积指数高光谱遥感反演[J]. 农业工程学报, 2013, 29(11): 139-146.
- [10] MILLER J R, HARE E W, WU J. Quantitative characterization of the vegetation red edge reflectance: 1. An inverted-Gaussian reflectance model[J]. International Journal of Remote Sensing, 1990, 11: 1755-1773.
- [11] 梁亮,杨敏华,张连蓬,等. 小麦叶面积指数的高光谱反演[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(6): 1658-1662.
- [12] LIU J, ELIZABETH P, GUILLAUME J. Assessment of vegetation indices for regional crop green LAI estimation from Landsat images over multiple growing seasons[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 123(8): 347-358.
- [13] 陈学洋,蒙继华,朱建军,等. 冬小麦叶面积指数的高光谱估算模型研究[J]. 测绘科学, 2012, 37(5): 141-144.
- [14] 杨峰,范亚民,李建龙,等. 高光谱数据估测稻麦叶面积指数和叶绿素密度[J]. 农业工程学报, 2010, 26(2): 237-243.
- [15] 李凤秀,张柏,宋开山,等. 玉米叶面积指数与高光谱植被指数关系研究[J]. 遥感技术与应用, 2007, 22(5): 586-592.
- [16] 张晓艳,王丽丽,封文杰,等. 花生红边特征及其叶面积指数的高光谱估算模型[J]. 山东农业科学, 2010(3): 11-15.
- [17] TANG H, BROLLY M, ZHAO F, et al. Deriving and validating Leaf Area Index (LAI) at multiple spatial scales through lidar remote sensing: A case study in Sierra National Forest, CA[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 143(3): 131-141.
- [18] 贺佳,刘冰锋,李军. 不同生育时期冬小麦叶面积指数高光谱遥感监测模型[J]. 农业工程学报, 2014, 30(24): 141-150.
- [19] CHEN W, CAO C X, HE Q S, et al. Quantitative estimation of the shrub canopy LAI from atmosphere-corrected HJ-1 CCD data in Mu Us Sandland[J]. Science China Earth Sciences, 2010, 12(53): 26-33.
- [20] DAUGHTRY C S T, WALTHALL C L, KIM M S, et al. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance[J]. Remote Sensing of Environment, 2000, 74(2): 229-239.
- [21] RONDEAUX G, STEVEN M, BARET F. Optimization of soil adjusted vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55(2): 95-107.
- [22] GUTIERREZ-RODRIGUEZ M, ESCALANTE-ESTRADA J A, GONZALEZ M T R, et al. Canopy reflectance indices and its relationship with yield in common bean plants (*Phaseolus vulgaris* L.) with phosphorous supply[J]. International Journal of Agriculture & Biology, 2006, 8(2): 203-207.
- [23] JIANG Z, HUETE A R, DIDAN K, et al. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(10): 3833-3845.
- [24] APARICIO N, VILLEGAS D, CASADESUS J, et al. Spectral vegetation indices as nondestructive tools for determining durum wheat yield[J]. Agronomy Journal, 2000, 92(1): 83-91.
- [25] GUPTA R K, VIJAYAN D, PRASAD T S. Comparative analysis of red edge hyperspectral indices[J]. Advance Space Research, 2003, 32(11): 2217-2222.
- [26] BLACKBURN G A. Quantifying chlorophylls and carotenoids at leaf and canopy scales: an evaluation of some hyperspectral approaches[J]. Remote Sens Environ, 1998, 66: 273-285.
- [27] GITELSON A A, MERZLYAK M N. Signature analysis of leaf reflectance spectra: algorithm development for remote sensing of chlorophyll[J]. J Plant Physiol, 1996, 148: 494-500.
- [28] 贾方方,张黎明,任天宝,等. 基于BP神经网络的烟草叶片质体色素高光谱反演[J]. 烟草科技, 2016, 49(7): 8-13.
- [29] 宋开山,张柏,王宗明,等. 基于人工神经网络的大豆叶面积高光谱反演研究[J]. 中国农业科学, 2006, 39(6): 1138-1145.
- [30] 黄春燕,刘胜利,王登伟,等. 大豆叶面积指数的高光谱估算模型研究[J]. 大豆科学, 2008, 27(2): 228-232.
- [31] JIA F F, LIU G S, DING S S, et al. Using leaf spectral reflectance to monitor the effects of shading on nicotine content in tobacco leaves[J]. Industrial Crops and Products, 2013, 51: 444-452.
- [32] JIA F F, LIU G S, LIU D S, et al. Comparison of different methods for estimating nitrogen concentration in flue-cured tobacco leaves hyperspectral reflectance[J]. Field Crops Research, 2013, 150: 108-114.
- [33] 夏天,吴文斌,周清波,等. 基于高光谱的冬小麦叶面积指数估算方法[J]. 中国农业科学, 2012, 45(10): 2085-2092.