

夏玉米叶片光合色素含量高光谱估算

落莉莉,常庆瑞,武旭梅,杨 景,李粉玲,王 琦

(西北农林科技大学资源环境学院,陕西 杨凌 712100)

摘要:为了实现夏玉米叶片光合色素含量的快速、无损检测,以陕西省关中地区夏玉米“大丰 26 号”为研究对象,探究了不同总色素含量水平的玉米叶片反射光谱特征。分别提取与叶绿素 a、叶绿素 b、类胡萝卜素和总色素含量相关性较强的 15 个光谱参数,通过单变量回归、多元逐步回归和随机森林回归分析,建立光合色素含量估算模型并进行精度比较。结果表明:基于随机森林方法构建的光合色素估算模型精度最高,其中,叶绿素 a、叶绿素 b、类胡萝卜素的建模 R^2 为 0.93,总色素的建模 R^2 为 0.92;叶绿素 a 和类胡萝卜素的检验 R^2 为 0.74,叶绿素 b 和总色素的检验 R^2 为 0.71;各模型的均方根误差 (RMSE) 和相对误差 (RE) 相差不大;拟合精度由高到低依次为叶绿素 a、类胡萝卜素、总色素和叶绿素 b 的 RF 模型。证实了随机森林方法在夏玉米叶片光合色素含量估算中的优越性,并构建了高精度的光合色素 RF 估算模型。

关键词:夏玉米;光合色素;高光谱估算;随机森林算法;关中地区

中图分类号:S127;S513 **文献标志码:**A

Hyperspectral estimation of photosynthetic pigment contents of summer maize leaves

LUO Li-li, CHANG Qing-rui, WU Xu-mei, YANG Jing, LI Fen-ling, WANG Qi

(College of Nature Resources and Environment, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: To realizing the rapid and non-destructive detection of photosynthetic pigment content of summer maize, the spectral reflectance characteristics of maize leaf with different total pigment contents were studied by taking “Dafeng 26” of summer maize in Guanzhong district of Shaanxi Province as the research object. First, 15 spectral parameters with good correlation of chlorophyll a, chlorophyll b, carotenoids and total pigments are extracted. Then, the estimation models of photosynthetic pigments were established by single variable regression, multiple stepwise regression and random forest regression analysis, respectively. The results showed that the estimation model of photosynthetic pigments based on random forest had the highest accuracy. Specifically, the R^2 of fitting model of chlorophyll a, chlorophyll b and carotenoids was 0.93, the R^2 of fitting model of total pigments was 0.92, the R^2 of validation model of chlorophyll a and carotenoids was 0.74, and the R^2 of validation model of chlorophyll b and total pigments was 0.71. The RMSE and RE of each model are similar. The fitting accuracy from high to low was the RF model of chlorophyll a, carotenoids, total pigments and chlorophyll b, respectively. The study constructed a high-precision RF estimation model of photosynthetic pigments, which has application and population value.

Keywords: summer maize; photosynthetic pigments; hyperspectral estimation; random forests; Guanzhong district

高等植物叶片光合色素包括叶绿素(叶绿素 a、叶绿素 b)和类胡萝卜素。这些色素不仅可以吸收、传递和转换光能,还可以在光能过剩时保护光系

统^[1]。对植物叶片光合色素含量进行遥感估算,有助于合理指导田间施肥和产量预测。不同作物类型、不同色素含量的植物叶片对光的反射和吸收情

况不同。高光谱遥感因其波段窄、分辨率高的优势,可以对植物光谱反射率的微弱差异进行定量分析^[2]。所以,借助高光谱技术对植物光合色素含量进行遥感估算具有一定理论价值^[3-4]。

目前,有关植物叶片光合色素含量高光谱估算的方法主要包括单变量回归^[5-6]、多元逐步回归^[7-8]和基于机器学习算法的回归分析^[9-10]等。其中,随机森林方法(Random forest, RF)作为一种新型的机器学习算法,它通过对原始样本进行有放回抽样构建独立决策树进行分类,有效克服了单棵决策树泛化能力弱的缺点,具有良好的抗噪性能^[11],在小麦、水稻、苹果等植物的长势监测研究中得到广泛应用^[12-16]。然而,该方法在植物光合色素含量特别是针对夏玉米叶片光合色素遥感定量估算方面的研究仍较少。因此,本文旨在探究一种夏玉米叶片光合色素含量遥感估算的方法与模型,以实现夏玉米叶片光合色素含量的快速、无损检测,为田间施肥指导和产量预测提供参考依据。

1 材料与方法

1.1 试验方案

试验于2016年7—10月在陕西省杨凌示范区西北农林科技大学教学试验农场(34.30°N, 108.07°E)进行。供试玉米品种为大丰26号,分别进行氮、磷5个施肥水平处理:不施肥、50%标准施肥量、标准施肥量、150%标准施肥量、200%标准施肥量。其中,氮肥和磷肥标准施肥量分别为纯氮90 kg·hm⁻²和P₂O₅60 kg·hm⁻²。每个施肥水平设置2个重复,共20个试验小区,小区面积为22 m²(4 m×5.5 m)。所有肥料在播种时一次性施入,其它生产管理过程与当地常规生产方式相同。选择玉米关键生育期:拔节期、抽雄期、灌浆期和乳熟期,分别进行田间观测和样品采集。每个小区选取样本玉米2株,摘取其最上层三片成熟叶片装入塑封袋,带回实验室进行叶片光谱和光合色素含量同步测定。

1.2 叶片光谱反射率和色素含量测定

叶片光谱反射率采用美国SVC HR-1024I型光谱辐射仪测定。测定前先进行白板校正,再将叶片放入专用的手持光谱探测器,在叶子中间部位随机选取5个位置,每个位置测定2条光谱曲线,剔除异常曲线后取均值作为该样点玉米叶片的最终反射光谱。4个生育期共获得160条光谱曲线,从中随机选取107条用于回归模型构建,剩余53条用于模型精度检验。同时,避开光谱测定位置和叶脉位置,从叶片中部称取质量约为0.2 g的叶片样品,用

浓度为95%的乙醇完全浸泡后采用分光光度计法进行光合色素含量测定。

一阶微分光谱能够有效削弱或消除土壤、水等背景因素对反射光谱的影响,提高有用光谱信息的提取。因此,本文对原始光谱进行一阶微分计算,具体公式如下:

$$R'(\lambda_i) = \frac{R(\lambda_{i+1}) - R(\lambda_{i-1})}{\lambda_{i+1} - \lambda_{i-1}} 10^{-2}$$

式中, λ_i 为第*i*波段的波长, $R(\lambda_i)$ 为波长 λ_i 对应的原始光谱反射率, $R'(\lambda_i)$ 为波长 λ_i 对应的一阶微分光谱。

1.3 光谱参数选择

光谱指数可以更全面地反映植物的生长信息^[17],红边参数与植物叶绿素含量及其浓度变化密切相关^[18-19]。本文根据前人研究结果选取了与叶绿素a、叶绿素b、类胡萝卜素、总色素含量相关性较强的光谱指数和红边参数(统称为光谱参数,见表1)。由表1可知,所选光谱参数与光合色素具有良好的相关性,可用于光合色素含量估算。

1.4 数据处理与分析

在SVC HR-1024i软件中求取样点光谱曲线反射率均值,并对反射光谱进行重采样处理(采样间隔为1.0 nm)。在Matlab2016b软件中进行五点移动平均平滑(平滑次数设为5),有效去除高频噪声影响^[26]。用样本实测值和预测值线性拟合的决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和相对误差(RE)进行模型精度检验;根据 R^2 最大、RMSE和RE最小原则确定最佳估算模型。

2 结果与分析

2.1 玉米叶片反射光谱特征

将样本玉米叶片按总色素含量等间隔分为3组;<1.45、1.45~2.15 mg·g⁻¹和>2.15 mg·g⁻¹。各组叶片的反射光谱曲线见图1。

由图1看出,当叶片总色素含量不同时,其反射光谱差异主要体现在可见光和近红外波段。(1)可见光范围(380~760 nm)内,在绿波段550 nm附近有一小的反射峰,两侧的红、蓝波段均出现吸收谷;随着总色素含量的增加,绿波段的反射峰愈加明显。这是因为该波段范围内,光谱反射率主要受色素含量的影响,色素含量越高,叶片对绿光的吸收越弱、反射越强。(2)近红外范围(760~1 000 nm)内,叶片整体反射率较高;光谱反射率随总色素含量的增加变化不大。这是因为该波段范围内,光谱反射率主要受叶片内部结构和水分含量的影响,受色素含量的影响相对较小。

表 1 光谱参数选取及其与叶片光合色素含量的相关性分析

Table 1 Spectral parameters selected and the correlation analysis of photosynthetic pigment

光谱参数 Spectral parameter	计算公式 Equation	相关系数 r Correlation coefficient, r			
		Chla	Chlb	Car	总色素 Total
植被指数 VI ^[20]	R_{800}/R_{550}	0.77 **	-0.09	0.64 **	0.66 **
植被指数 $VI2$ ^[20]	R_{737}/R_{709}	0.76 **	-0.19 *	0.69 **	0.62 **
色素比值指数 $PSSRa$ ^[21]	R_{800}/R_{600}	0.57 **	-0.34 **	0.70 **	0.41 **
色素比值指数 $PSSRb$ ^[21]	R_{800}/R_{635}	0.68 **	-0.19 *	0.66 **	0.55 **
色素比值指数 $PSSRc$ ^[21]	R_{800}/R_{470}	0.54 **	-0.36 **	0.71 **	0.38 **
色素比值指数 $PRVI$ ^[21]	R_{800}/R_{553}	0.78 **	-0.09	0.64 **	0.67 **
色素归一化差值指数 $PSNda$ ^[22]	$(R_{800}-R_{680})/(R_{800}+R_{680})$	0.56 **	-0.29 **	0.65 **	0.42 **
色素归一化差值指数 $PSNdb$ ^[22]	$(R_{800}-R_{635})/(R_{800}+R_{635})$	0.68 **	-0.13	0.61 **	0.57 **
色素归一化差值指数 $PSNdc$ ^[22]	$(R_{800}-R_{470})/(R_{800}+R_{470})$	0.52 **	-0.31 **	0.66 **	0.38 **
结构不敏感色素指数 $SIP1$ ^[23]	$(R_{800}-R_{445})/(R_{800}+R_{445})$	0.52 **	-0.34 **	0.67 **	0.37 **
绿度植被指数 $GNDVI$ ^[23]	$(R_{750}-R_{550})/(R_{750}+R_{550})$	0.75 **	-0.05	0.60 **	0.66 **
叶绿素指数 Rch ^[24]	$(R_{640}-R_{673})/R_{673}$	-0.73 **	-0.21 **	-0.37 **	-0.72 **
红边面积 SDr ^[25]	$\int_{680}^{760} dR(\lambda)$	0.32 **	0.16 *	0.13	0.33 **
红边位置 λr ^[25]	R_{Dr}	0.76 **	-0.10	0.62 **	0.65 **
红边振幅 Dr ^[25]	$MAX[R'(\lambda)_{\lambda=680-760}]$	-0.63 **	0.16 *	-0.51 **	-0.51 **

注: R 为反射率, 其下标数字为该反射率对应的波段 (nm); λ 为波长; $R(\lambda)$ 为波长 λ 对应的反射率; $R'(\lambda)$ 为 $R(\lambda)$ 的一阶微分; R_{Dr} 为 Dr 对应反射率。* * 和 * 分别表示在 0.01 和 0.05 水平上显著相关, 下同。

Note: R is the spectral reflectance, and its subscript number is the band value (nm) of the reflectivity; λ is wavelength; $R(\lambda)$ is the reflectivity of λ ; and $R'(\lambda)$ is the first derivative of $R(\lambda)$; R_{Dr} is the reflectivity data of Dr . * * and * indicate the significant correlation at the level of 0.01 and 0.05, respectively, the same below.

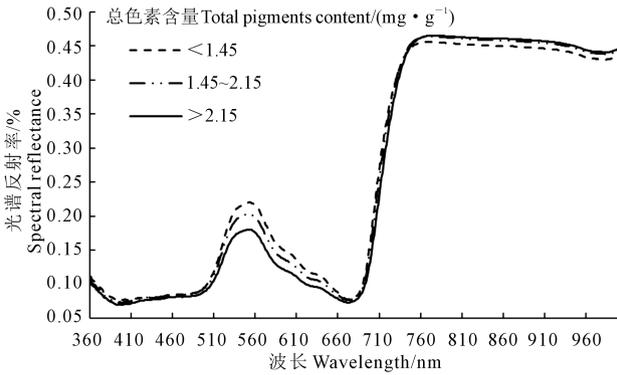


图 1 不同光合色素含量水平下的玉米叶片光谱特征

Fig.1 The spectral characteristics of maize leaves having different photosynthetic pigments

在 680~760 nm 波段范围内, 光谱反射率急剧上升, 形成红边。对原始光谱求一阶微分得到红边特征, 见图 2。可以看出, 玉米的红边特征存在明显的“多峰”现象, 其峰值主要集中在 700 nm 附近。随着总色素含量的增加, 红边位置由 701 nm 移动到 704 nm 和 706 nm, 表现出明显的“红移”现象, 红边振幅和红边面积均增大。这是因为总色素含量越高, 光合作用越强, 叶片对长波光子的消耗也就越多^[27]。

2.2 基于光谱参数的叶片光合色素含量单变量回归模型构建

根据表 1, 分别选取与叶绿素 a、叶绿素 b、类胡萝卜素和总色素含量相关性较好的光谱参数 $PRVI$ ($r=0.78$)、 $PSSRc$ ($r=-0.36$)、 $PSSRa$ ($r=0.71$) 和

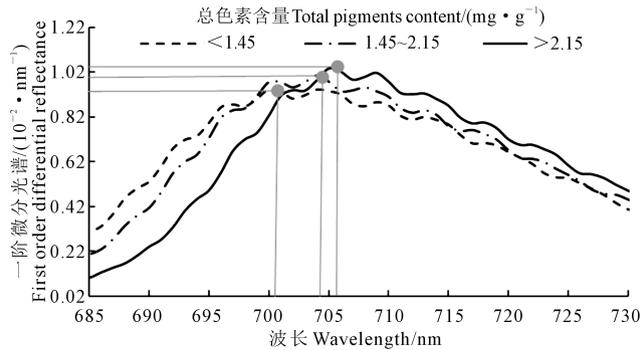


图 2 不同光合色素含量水平下的玉米叶片红边特征

Fig.2 Red side characteristics of maize leaves having different photosynthetic pigments

Rch ($r=-0.72$), 对相应光合色素进行单变量回归分析, 结果如表 2。

单变量模型中, 模拟效果最好的均为多项式模型, 建模 R^2 介于 0.29~0.62 之间, 检验 R^2 介于 0.22~0.66 之间。其中, 模拟效果最好的为类胡萝卜素, 叶绿素 a 和总色素含量次之, 叶绿素 b 的模拟效果最差, 但各模型的建模和验证 R^2 均较低、 $RMSE$ 较大, 模拟效果较差。

2.3 基于光谱参数的叶片光合色素含量多元逐步回归模型构建

对表 1 列出的所有光谱参数与光合色素含量进行多元逐步回归分析 (见表 3)。模型的建模和检验 R^2 介于 0.57~0.79 之间, 与传统回归方法构建的单变量模型相比, 各模型的精度均有所提高, 提高幅度最大的为叶绿素 b, 总色素和叶绿素 a 次之, 类胡

萝卜素的精度提高较小。可见,单独的光谱参数并不能完整地反映植物的光谱信息,多元逐步回归方法通过对多个光谱参数进行线性组合,有效提高了模拟精度。

2.4 光合色素含量 RF 估算模型构建

为了进一步验证随机森林模型的预测精度,分别对叶绿素 a、叶绿素 b、类胡萝卜素和总色素含量进行随机森林回归分析。决策树变量确定为 1 000,节点分割变量设置为 3。

从光合色素的 RF 模型(表 4) 观察发现,所有模型的建模 R^2 均超过了 0.9,检验 R^2 介于 0.70 ~ 0.75 之间,各模型的模拟效果均较好且模拟精度相差不大。与光合色素的单变量和多元逐步回归模型相比,RF 模型精度均有所提高。模拟效果最好的为叶绿素 a,类胡萝卜素和叶绿素 b 次之,总色素含量的模拟效果稍差。综合来看,基于随机森林建立的光合色素模型建模和检验 R^2 均较高,且均达到 0.01 显著水平, $RMSE$ 和 RE 较小,模拟效果较好。

表 2 基于光谱参数的叶片光合色素含量单变量回归模型

Table 2 Single variable regression model of photosynthetic pigment based on spectral parameters

光合色素 Photosynthetic pigment	光谱参数 Spectrum parameter	函数 Function	模型表达式 Model expression	建模精度 Modeling precision		检验精度 Test precision	
				R^2	$RMSE$	R^2	$RMSE$
叶绿素 a Chla	PRVI	线性 Linear	$y = 0.7491x - 0.4545$	0.56 **	0.31	0.65 **	0.20
		指数 Exponential	$y = 0.3252e^{0.5763x}$	0.55 **	0.32	0.66 **	0.20
		对数 Logarithm	$y = 1.7573\ln x - 0.1759$	0.56 **	0.31	0.64 **	0.21
		多项式 Polynomial	$y = -0.118x^2 + 1.281x - 1.030$	0.57 **	0.23	0.64 **	0.21
		幂函数 Power	$y = 0.3977x^{1.3672}$	0.56 **	0.31	0.66 **	0.20
叶绿素 b Chlb	PSSRc	线性 Linear	$y = -0.1163x + 1.206$	0.13	0.17	0.17	0.21
		指数 Exponential	$y = 2.8442e^{-0.313x}$	0.18	0.18	0.15	0.21
		对数 Logarithm	$y = -0.5911\ln x + 1.5688$	0.11	1.02	0.16	0.21
		多项式 Polynomial	$y = -0.157x^2 + 1.642x - 3.644$	0.29 **	0.19	0.22 *	0.20
		幂函数 Power	$y = 8.0196x^{-0.1652}$	0.16	0.18	0.13	0.21
类胡萝卜素 Car	PSSRc	线性 Linear	$y = 0.1095x - 0.4404$	0.51 **	0.09	0.57 **	0.07
		指数 Exponential	$y = 0.0074e^{0.5345x}$	0.54 **	0.09	0.63 **	0.07
		对数 Logarithm	$y = 0.5818\ln x - 0.8248$	0.47 **	0.09	0.53 **	0.07
		多项式 Polynomial	$y = 0.072x^2 - 0.692x + 1.757$	0.62 **	0.07	0.64 **	0.07
		幂函数 Power	$y = 0.0011x^{2.8656}$	0.51 **	0.09	0.62 **	0.08
总色素 Total	Rch	线性 Linear	$y = -4.3028x + 3.4175$	0.51 **	0.41	0.52 **	0.32
		指数 Exponential	$y = 4.1063e - 2.277x$	0.51 **	0.41	0.53 **	0.33
		对数 Logarithm	$y = -1.411\ln x + 0.3927$	0.51 **	0.41	0.52 **	0.33
		多项式 Polynomial	$y = 5.903x^2 - 8.593x + 4.157$	0.51 **	0.33	0.53 **	0.33
		幂函数 Power	$y = 0.8392x^{-0.735}$	0.45 **	0.41	0.47 **	0.35

表 3 基于光谱参数的叶片光合色素含量多元逐步回归模型

Table 3 Multiple stepwise regression model based on spectral parameters

光合色素 Photosynthetic pigment	建模精度 Modeling precision			检验精度 Test precision		
	R^2	$RMSE$	$RE/\%$	R^2	$RMSE$	$RE/\%$
Chla	0.73 **	0.19	12.0	0.68 **	0.19	12.1
Chlb	0.79 **	0.10	21.8	0.57 **	0.16	29.1
Car	0.75 **	0.06	27.2	0.67 **	0.06	29.5
总色素 Total	0.72 **	0.26	11.5	0.61 **	0.28	11.4

表 4 玉米叶片光合色素 RF 回归模型

Table 4 Random forest regression model of photosynthetic pigment

光合色素 Photosynthetic pigment	建模精度 Modeling precision			检验精度 Test precision		
	R^2	$RMSE$	$RE/\%$	R^2	$RMSE$	$RE/\%$
Chla	0.93 **	0.03	6.4	0.74 **	0.04	11.2
Chlb	0.93 **	0.07	13.1	0.71 **	0.16	29.0
Car	0.93 **	0.04	11.6	0.74 **	0.05	21.3
总色素 Total	0.92 **	0.15	6.1	0.71 **	0.30	13.4

分别对各色素的检验样本实测值与 RF 模型预测值进行线性拟合(图 3)。可以看出,当色素含量偏低时,随机森林模型预测值较实际值偏高;当色素含量偏高时,随机森林模型预测值较实测值偏低;只有当叶绿素 a 含量处于 $1.3 \text{ mg} \cdot \text{g}^{-1}$ 、叶绿素 b 含量处于 $0.57 \text{ mg} \cdot \text{g}^{-1}$ 、类胡萝卜素含量处于 $0.13 \text{ mg} \cdot \text{g}^{-1}$ 和总色素含量处于 $1.8 \text{ mg} \cdot \text{g}^{-1}$ 附近时,随机森林预测值和实际值相接近,预测结果较准确。这是由于当色素含量过低时,反射光谱对微小的色素差异不再敏感;色素含量过高时,吸收光谱又容易饱和;只有当色素含量处于一定范围内,反射光谱才会对光合色素含量较敏感,能够准确反映光合色素的含量。

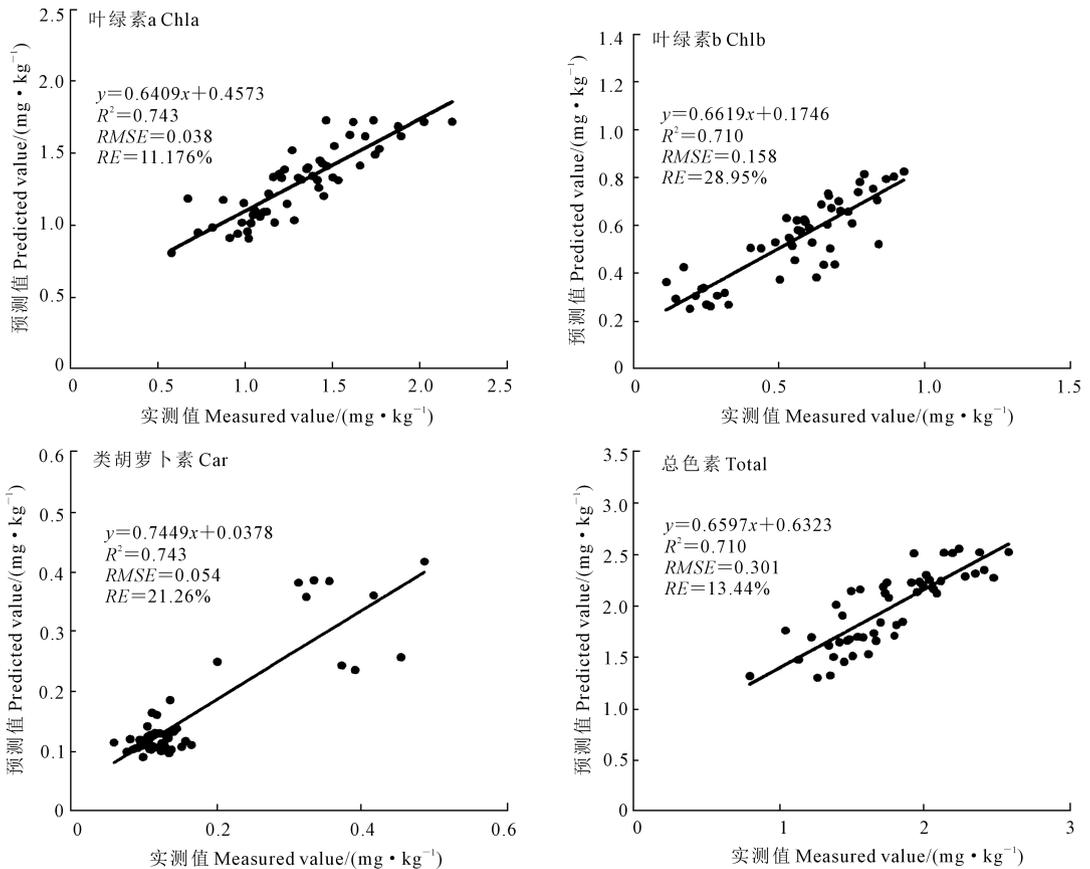


图 3 基于 RF 的光合色素实测值与预测值比较

Fig.3 Measured photosynthetic pigments value versus predicted value based on random forest regression

3 讨论与结论

3.1 讨论

植物的光合色素是表征其光合作用强度和潜在生产力的重要参数^[28-29]。对不同色素分开研究有助于了解各色素的实际含量,更准确地掌握植物的营养状况^[30]。高光谱技术能够快速、实时、无损地获取植物的反射光谱信息,为植物光合色素含量定量估算提供有效可行的方法。本研究分别构建了基于单变量、多元逐步回归和随机森林方法的遥感模型,得到的模拟效果差异明显。

(1)在单变量线性和非线性模型中,模拟效果最好的均为多项式模型,反映了光谱反射率和色素含量之间并非呈现简单的线性关系。所有模型的建模决定系数均达到 0.01 显著水平,检验决定系数除叶绿素 b 以外,也都达到 0.01 显著水平,但各模型的相对误差均较大,最大达到 46.4%。

(2)多元逐步回归模型较单变量模型精度有所提高,提高幅度介于 4.2%~40.90%之间。建模精度最高的是叶绿素 b ($R^2=0.79$),检验精度最高的是叶绿素 a ($R^2=0.68$)。用敏感波段构建的植被指数

进行光合色素模拟能够有效消除环境噪声的影响,但仍存在单一指数包含信息有限且容易出现饱和等缺点^[31-33]。

(3)输入变量相同时,基于随机森林方法的估算模型较多元逐步回归模型精度明显提高;其中,叶绿素 a 的拟合效果最好,建模 R^2 为 0.93,检验 R^2 为 0.74, $RMSE$ 和 RE 均较小,其他色素的随机森林模型拟合效果也较好。这是因为随机森林算法中,产生决策树的训练样本和节点分裂时的最优属性都是随机的,可以有效提高分类精度^[34]。此外,随机森林算法参数单一且不需要反复调参,更加增加了模型的稳定性和适用性。

3.2 结论

本文以西北区夏玉米为研究对象,用敏感波段构建光谱指数,对夏玉米叶片光合色素含量进行基于单变量、多元逐步回归和随机森林算法的遥感模型构建,得到以下结论:

(1)不同总色素含量的玉米叶片,其反射光谱特征基本一致,随着总色素含量的增加,可见光范围内的光谱反射率逐渐增大,红边位置“红移”,近红外范围的光谱反射率变化不大。

(2)单变量模型中,各色素的多项式模型拟合效果均优于线性、指数、对数和幂函数模型,类胡萝卜素的的多项式模型拟合精度最高。

(3)多元逐步回归方法尽管克服了变量单一的缺点,但由于所构建的模型仍然是线性的,在很大程度上限制了模型的精度。

(4)随机森林模型较单变量模型和多元逐步回归模型精度有显著提高,在夏玉米叶片光合色素含量研究中具有显著优越性,有较强的农业推广应用价值。

参考文献:

[1] 唐延林,王纪华,黄敬峰,等.水稻成熟过程中高光谱与叶绿素、类胡萝卜素的变化规律研究[J].农业工程学报,2003,19(6):167-173.

[2] Vane G, Goetz A F H. Terrestrial imaging spectrometry: Current status, future trends [J]. Remote Sensing of Environment, 1993, 44(2-3):117-126.

[3] 邵田田.玉米叶绿素和 LAI 的高光谱遥感模型研究[D].长春:东北地理与农业生态研究所,2012.

[4] 王弘,施润和,刘浦东,等.植物光学模型估算叶片类胡萝卜素含量的一种双归一化差值-比值植被指数[J].光谱学与光谱分析.2016,36(7):2189-2194.

[5] 宫兆宁,赵雅莉,赵文吉,等.基于光谱指数的植物叶片叶绿素含量的估算模型[J].生态学报,2014,34(20):5736-5745.

[6] 邹小波,张小磊,石吉勇,等.基于高光谱图像的黄瓜叶片叶绿素含量分布检测[J].农业工程学报,2014,30(13):169-175.

[7] 楚万林,齐雁冰,常庆瑞,等.棉花冠层叶片叶绿素含量与高光谱参数的相关性[J].西北农林科技大学学报(自然科学版),2016,44(9):65-73.

[8] 孔维平,毕银丽,李少朋,等.利用高光谱估测干旱胁迫下接菌根菌大豆叶绿素含量[J].农业工程学报,2014,30(12):123-131.

[9] 冯海宽,杨福芹,杨贵军,等.基于特征光谱参数的苹果叶片叶绿素含量估算[J].农业工程学报,2018,(6):182-188.

[10] 谢传奇,何勇,李晓娟,等.基于高光谱技术的灰霉病胁迫下番茄叶片 SPAD 值检测方法研究[J].光谱学与光谱分析,2012,32(12):3324-3328.

[11] 刘艳丽.随机森林综述[D].天津:南开大学,2008.

[12] 李粉玲,王力,刘京,等.基于高分一号卫星数据的冬小麦叶片 SPAD 值遥感估算[J].农业机械学报,2015,46(9):273-281.

[13] 王丽爱,马昌,周旭东,等.基于随机森林回归算法的小麦叶片 SPAD 值遥感估算[J].农业机械学报,2015,46(1):259-265.

[14] 岳继博,杨贵军,冯海宽.基于随机森林算法的冬小麦生物量遥感估算模型对比[J].农业工程学报,2016,32(18):175-182.

[15] 李旭青,刘湘南,刘美玲,等.水稻冠层氮素含量光谱反演的随机森林算法及区域应用[J].遥感学报,2014,18(4):

923-945.

[16] 程立真,朱西存,高璐璐,等.基于随机森林模型的苹果叶片磷素含量高光谱估测[J].果树学报,2016,(10):1219-1229.

[17] 姜海玲,杨杭,陈小平,等.利用光谱指数反演植被叶绿素含量的精度及稳定性研究[J].光谱学与光谱分析,2015,35(4):975-981.

[18] Horler D N H, Dockray M, Barber J. The red edge of plant leaf reflectance[J]. International Journal of Remote Sensing, 1983, 4(2):273-288.

[19] Collins W. Remote sensing of crop type and maturity[J]. Photogrammetric Engineering Remote Sensing, 1978,44(1):43-55.

[20] Blackburn G A. Spectral indices for estimating photosynthetic pigment concentrations: A test using senescent tree leaves[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998,19(4):657-675.

[21] Blackburn G A. Quantifying Chlorophylls and Carotenoids at Leaf and Canopy Scales: An Evaluation of Some Hyperspectral Approaches[J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 66(3):273-285.

[22] Penuelas J, Baret F, Filella I. Semiempirical Indexes to Assess Carotenoids Chlorophyll-a Ratio from Leaf Spectral Reflectance [J]. Photosynthetica, 1995,31(2):221-230.

[23] 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.

[24] Gupta R K, Vijayan D, Prasad T S. New hyperspectral vegetation characterization parameters [J]. Advances in Space Research, 2001,28(1):201-206.

[25] Horler D N H, Dockray M, Barber J, et al. Red edge measurements for remotely sensing plant chlorophyll content [J]. Advances in Space Research, 1983,3(2):273-277.

[26] 尼珍,胡昌勤,冯芳.近红外光谱分析中光谱预处理方法的作用及其发展[J].药物分析杂志,2008,(5):824-829.

[27] 秦占飞,申健,谢宝妮,等.引黄灌区水稻叶面积指数的高光谱估测模型[J].武汉大学学报(信息科学版),2017,42(8):1159-1166.

[28] 夏天,吴文斌,周清波,等.冬小麦叶面积指数高光谱遥感反演方法对比[J].农业工程学报,2013,(3):139-147.

[29] 梁亮,杨敏华,张连莲,等.基于 SVR 算法的小麦冠层叶绿素含量高光谱反演[J].农业工程学报,2012,28(20):162-171.

[30] 唐延林,黄敬峰,王人潮.水稻不同发育时期高光谱与叶绿素和类胡萝卜素的变化规律[J].中国水稻科学,2004,18(1):59-66.

[31] 柳维扬,彭杰,窦中江,等.基于冠层尺度的枣树色素含量的高光谱估算模型[J].光谱学与光谱分析,2017,37(1):156-161.

[32] 李媛媛,常庆瑞,刘秀英,等.基于高光谱和 BP 神经网络的玉米叶片 SPAD 值遥感估算[J].农业工程学报,2016,32(16):135-142.

[33] 刘雪峰,吕强,何绍兰,等.柑橘植株冠层氮素和光合色素含量近地遥感估测[J].遥感学报,2015,19(6):1007-1018.

[34] 姚雄,余坤勇,杨玉洁,等.基于随机森林模型的林地叶面积指数遥感估算[J].农业机械学报,2017,48(5):159-166.