

水稻冠层叶绿素含量高光谱估算模型

武旭梅,常庆瑞,落莉莉,由明明

(西北农林科技大学资源环境学院,陕西 杨凌 712100)

摘要:为了寻求西北引黄灌区水稻冠层叶绿素含量的高精度估算模型,通过田间试验测定了水稻冠层 SPAD 和高光谱数据,运用任意波段组合的方式构建了一系列基于原始光谱、一阶导数光谱的比值、差值、归一化和土壤调节植被指数,筛选出反映水稻冠层 SPAD 的最佳植被指数作为自变量,应用普通回归分析方法和随机森林算法建立了该区域水稻冠层 SPAD 估算模型并进行了对比分析。结果表明:(1)应用普通回归分析方法,以 RVI(D_{1316}, D_{736}) 为自变量建立的指数模型是估算西北引黄灌区水稻冠层 SPAD 的最佳单变量模型;(2)采用随机森林算法,以 4 个植被指数 RVI(R_{696}, R_{540})、DVI(R_{700}, R_{536})、SAVI(R_{700}, R_{536})、RVI(D_{1316}, D_{736}) 建立的估算模型比普通回归模型精度更高,验证结果的决定系数 R^2 为 0.873,均方根误差 RMSE 为 3.221,平均相对误差 RE 为 13.25%。说明通过随机森林算法建立的模型可以实现水稻冠层 SPAD 的精准估测,可以用于西北引黄灌区水稻冠层叶绿素含量的快速、无损获取。

关键词:高光谱遥感;估算模型;随机森林算法;水稻冠层;叶绿素;植被指数

中图分类号:S127;S511 **文献标志码:**A

Hyperspectral estimation model for chlorophyll content of rice canopy

WU Xu-mei, CHANG Qing-rui, LUO Li-li, YOU Ming-ming

(College of Natural and Environment, Northwest N&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: In order to establish a high-precision model to estimate rice canopy chlorophyll content in Northwest Yellow River Irrigation Area, rice canopy SPAD and hyperspectral data were measured in a field experiment. In this paper, a series of Ratio Vegetation Index (RVI), Difference Vegetation Index (DVI), Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), and Soil-Adjust Vegetation Index (SAVI) were computed by the combination of original canopy spectra. The optimal vegetation indexes that sensitively reflected the rice canopy SPAD were screened out. The estimation models of rice canopy SPAD in Northwest Yellow River Irrigation Area were established by using ordinary regression analysis method and random forest algorithm. The results showed that: (1) Using the general regression analysis method, the exponential model established with RVI (D_{1316}, D_{736}) as the independent variable was the best single-variable model to estimate rice canopy SPAD in the study area. (2) Compared with the normal regression models, the random forest model established using four vegetation indices RVI (R_{696}, R_{540}), DVI (R_{700}, R_{536}), SAVI (R_{700}, R_{536}), and RVI (D_{1316}, D_{736}) had the best prediction accuracy. The validation results showed that R^2 was 0.873, RMSE was 3.221, and RE was 13.25%. Therefore, we concluded that the random forest model can be used for the rapid and lossless estimation of rice canopy chlorophyll content in Northwest Yellow River Irrigation Area.

Keywords: hyperspectral remote sensing; estimation model; random forest algorithm; rice canopy; chlorophyll content; vegetation index

叶绿素含量是评价作物生理状态和长势的重要参数^[1],对其进行估测可作为评估作物生长发育状况及产量高低的有效手段。目前,国内外已有很

多学者借助高光谱遥感技术对不同作物的叶绿素含量进行了估测,尺度包括叶片和冠层,应用的光谱信息包括原始光谱、导数光谱以及由此构造的特

征参数、植被指数,均取得了一定的效果^[2-9]。水稻是我国的主要粮食作物,对其叶绿素含量的估测亦有很多研究^[10-16],但主要集中在南方稻作区。针对北方,特别是西北引黄灌区的研究相对较少,且不同研究者应用的光谱信息均是在特定条件下提取的,建立的估算模型具有地域性和时效性,不能直接用于该区域水稻冠层叶绿素含量的估测,因此有必要进行相关研究。

便携式叶绿素仪 SPAD-502 采用光电无损检测方法测定植物叶片的叶绿素含量,其测得的 SPAD (Soil and Plant Analyzer Development) 值与叶绿素含量具有较高相关性,常用于表征叶绿素含量^[17-19]。本研究将西北引黄灌区水稻作为研究对象,通过田间试验,观测水稻冠层 SPAD 与高光谱数据,应用植被指数建立水稻冠层 SPAD 的高光谱估算模型。通过比较探索,寻求能够高精度反演西北引黄灌区水稻冠层 SPAD 的遥感模型,从而为实时监测本区水稻生长发育状况提供理论和技术支持。

1 材料与方法

1.1 研究区概况与试验方案

田间试验布设在宁夏回族自治区青铜峡市叶盛镇宁夏农林科学院水稻示范基地(东经 106°10'48",北纬 38°7'12")。该基地属于中温带大陆性干旱气候,年日照时数 2 955 h,年平均气温 8.3~8.6℃,无霜期 176 d,年降水量 260.7 mm。

试验共 36 个小区,每个小区面积为 60 m² (10 m×6 m)。各小区均施纯磷、纯钾各 90 kg·hm⁻²作为基肥。试验设置 3 个氮素水平,即分别施纯氮 0、240、300 kg·hm⁻²;4 个碳素水平,即分别施纯碳 0、4 500、9 000、13 500 kg·hm⁻²,共 12 个组合处理,每个处理重复 3 次。试验使用的肥料为重过磷酸钙、氯化钾、尿素和稻壳炭。每个小区选择 2 个样点,分别于 2017 年 7 月 9 日(抽穗期)、8 月 10 日(乳熟期)和 9 月 11 日(蜡熟期)进行田间观测。

1.2 测定项目与方法

1.2.1 冠层光谱测定 采用美国 SVC 公司生产的 SVC HR-1024i 型便携式非成像全波段地物光谱仪测定。光谱仪波长范围 350~2 500 nm,其中 350~1 000 nm 光谱分辨率≤3.5 nm,1 000~1 850 nm 光谱分辨率≤9.5 nm,1 850~2 500 nm 光谱分辨率≤6.5 nm;测量时镜头视场角 25°,传感器探头垂直朝下,距冠层垂直高度 1 m;每测量 1 个样点均用参考板进行标定。选择天气晴朗无云、风力微弱时测定,时间为 10:00~14:00。每个样点测定 5 条光

谱曲线,取其平均值作为该样点的光谱反射率。

1.2.2 叶绿素含量测定 对应于测定冠层光谱位置,采用便携式叶绿素仪 SPAD-502 对光谱仪视场范围内的水稻冠层叶片进行测定,得到 10 个 SPAD 数据,取其平均值作为该样点的冠层 SPAD。

1.3 数据处理

利用光谱仪自带的处理软件对光谱曲线进行融合、平滑处理。其中,对 400~2 400 nm 波段的光谱以间隔 4 nm 进行重采样;利用 Excel 软件对光谱数据进行一阶导数变换,得到一阶导数光谱数据。

1.4 植被指数的选取

对众多学者研究中用来反演叶绿素含量的植被指数^[1-19]进行分析,选取应用最广泛的比值植被指数 (ratio vegetation index, RVI)、差值植被指数 (difference vegetation index, DVI)、归一化植被指数 (normalized difference vegetation index, NDVI) 和土壤调节植被指数 (soil-adjust vegetation index, SAVI) 反演水稻冠层叶绿素含量(表 1)。通过任意波段组合的方式,构建基于原始光谱和一阶导数光谱的植被指数,并分别与 SPAD 进行相关性分析,得到植被指数与 SPAD 决定系数等值线图。根据决定系数最大的原则,选择最佳波段组合建立植被指数。上述处理过程在 MATLAB 软件中实现。

1.5 模型构建及精度检验

分别利用普通回归分析方法和随机森林算法构建水稻冠层叶绿素含量估算模型,并进行对比分析。随机森林(Random Forest, RF)是一种基于分类树的机器学习算法,能够在保障模型精度的同时大

表 1 植被指数及其计算公式

Table 1 Formula used to estimate vegetation indexes		
植被指数 Vegetation indexes	公式 Formula	
比值植被指数 RVI	$\frac{R_{\lambda_1}}{R_{\lambda_2}}$	$\frac{D_{\lambda_1}}{D_{\lambda_2}}$
差值植被指数 DVI	$R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2}$	$D_{\lambda_1} - D_{\lambda_2}$
归一化植被指数 NDVI	$\frac{R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2}}{R_{\lambda_1} + R_{\lambda_2}}$	$\frac{D_{\lambda_1} - D_{\lambda_2}}{D_{\lambda_1} + D_{\lambda_2}}$
土壤调节植被指数 SAVI	$\frac{R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2}}{R_{\lambda_1} + R_{\lambda_2} + L} (1 + L)$	$\frac{D_{\lambda_1} - D_{\lambda_2}}{D_{\lambda_1} + D_{\lambda_2} + L} (1 + L)$

注: R_{λ_1} 、 R_{λ_2} 分别为两个波长的冠层光谱反射率, D_{λ_1} 、 D_{λ_2} 分别为两个波长的冠层光谱反射率的一阶导数; L 为土壤校正参数,本文选取 $L = 0.5$ 。

Note: R_{λ_1} and R_{λ_2} refer to the canopy spectral reflectance of 2 wavelengths, D_{λ_1} and D_{λ_2} refer to the first derivative of the canopy spectral reflectance with 2 wavelengths, respectively. L is the soil correction parameter, and $L=0.5$ is selected in this paper.

大降低运算量,功能强大且简单易用^[20],算法通过 R 语言中的 randomForest 软件包实现。采用决定系数 R^2 、均方根误差 $RMSE$ 和平均相对误差 RE 对模型预测值与实测值进行精度检验, $RMSE$ 和 RE 越小模型精度越高。

2 结果与分析

2.1 水稻冠层 SPAD 的统计特征

试验共得到 216 个样点数据,将其随机分为两组,其中 144 个作为训练样本进行分析与建模,72 个作为验证样本对模型精度进行检验,各组样本的 SPAD 统计特征见表 2。从表 2 中可以看出,训练样本的 SPAD 在 8.1~55.4 之间,包含了整体样本的最小值与最大值,区间分布比较合理,变异程度相对较大,在一定意义上保证了所构建的水稻冠层 SPAD 估算模型的适用范围。验证样本和训练样本的统计特征相似,能够对所建立模型的可靠性进行验证。

2.2 水稻冠层 SPAD 与光谱的相关性

将水稻冠层 SPAD 与原始光谱、一阶导数光谱进行相关性分析,结果如图 1 所示。

表 2 水稻冠层 SPAD 统计特征

Table 2 Statistical description of rice canopy SPAD

样本 Sample	个数 Number	最小值 Min.	最大值 Max.	平均值 Mean	标准差 SD	变异系数 CV
训练样本 Training sample	144	8.1	55.4	32.7	11.07	0.338
验证样本 Calibration sample	72	11.1	49.2	32.3	11.15	0.345
整体样本 Entire sample	216	8.1	55.4	32.6	11.10	0.341

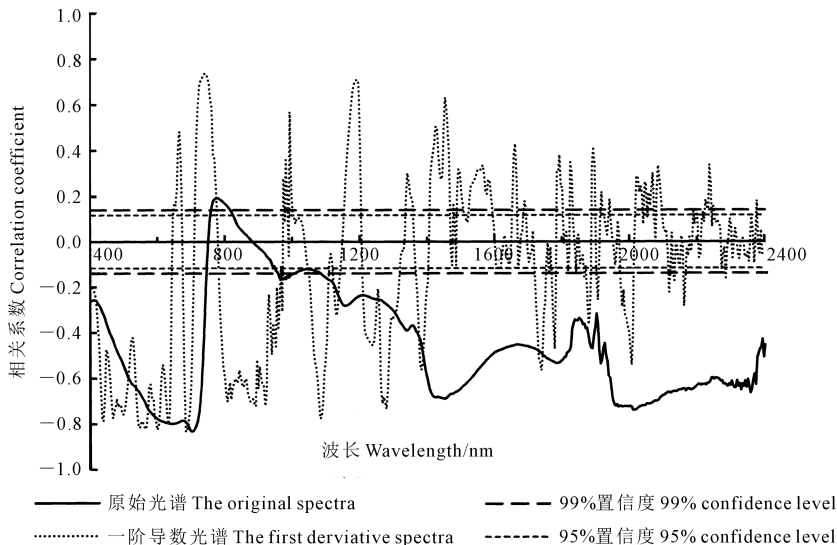


图 1 水稻冠层 SPAD 与原始光谱、一阶导数光谱的相关性

Fig.1 Correlation between the original spectra, the first derivative spectra, and SPAD of rice canopy

由图 1 可知,水稻冠层 SPAD 与原始光谱在 752~880 nm 范围内呈正相关,其余波段呈负相关。其中在 400~740、760~812、956~1 000、1 084~2 400 nm 波段范围相关性均达到极显著相关水平(99%置信度, $n=216$),相关性在 700 nm 处达到最大($R=-0.833$)。水稻冠层 SPAD 与一阶导数光谱的相关系数介于-0.834~0.737 之间,在 680 nm 处达到-0.834。与原始光谱相比,一阶导数光谱与 SPAD 的相关性在 740~760、800~920 nm 波段得到显著提高。

2.3 水稻冠层 SPAD 与植被指数的相关性

采用任意波段组合的方式,运用原始光谱构建植被指数,并分别与 SPAD 进行相关性分析,得到决定系数 R^2 等值线图(图 2)。从图 2 可以看出,在每个植被指数与 SPAD 的决定系数等值线图中都存在 R^2 大于 0.7 的区域,表示由这些波段组合构建的植被指数与 SPAD 的相关性达到较高水平。与 DVI 和 SAVI 相比,RVI 和 NDVI 与 SPAD 相关性较好的波段组合范围相对较大。RVI 的最佳波段组合为 RVI(R_{696}, R_{540}),DVI 为 DVI(R_{700}, R_{536}),NDVI 为 NDVI(R_{600}, R_{592}),SAVI 为 SAVI(R_{700}, R_{536}), R^2 分别为 0.838、0.805、0.830、0.831。

采用同样方法构建基于一阶导数光谱的植被指数,得到最佳比值植被指数 RVI(D_{1316}, D_{736})、最佳差值植被指数 DVI(D_{704}, D_{700})、最佳归一化植被指数 NDVI(D_{1228}, D_{752})、最佳土壤调节植被指数 SAVI(D_{704}, D_{700}), R^2 分别为 0.843、0.791、0.827、0.791。可见,上述 8 个植被指数与水稻冠层 SPAD 的相关性明显高于原始光谱、一阶导数光谱与 SPAD 的相关性,可以更好地用来建立估算模型。

2.4 水稻冠层 SPAD 估算模型及精度检验

2.4.1 普通回归估算模型及精度检验 以上述植被指数为自变量,分别与水稻冠层 SPAD 进行线性函数、指数函数、二次多项式、对数函数、幂函数拟合,构建水稻冠层 SPAD 的估算模型。通过比较决定系数 R^2 、均方根误差 $RMSE$ 和平均相对误差 RE ,得到各植被指数的最佳单变量估算模型(表 3)。

由表 3 可知,不同植被指数的 SPAD 估算模型均为非线性,主要是由于同时期不同土壤肥力造成水稻植株的明显差异以及不同生育期植株的持续生长带来的变化导致水稻冠层 SPAD 与植被指数之

间呈现非线性变化。8 个模型的建模 R^2 介于 0.77~0.88, $RMSE$ 介于 4.2~5.3, RE 介于 15%~30%; 验证 R^2 均在 0.69 之上, $RMSE$ 均低于 4.8, $RE < 21%$, 模型精度较高。其中以 RVI(D1316, D736)为自变量建立的指数模型建模 R^2 最大,建模和验证的 $RMSE$ 、 RE 明显低于其他模型,精度最高。对比 4 种植被指数,以 RVI 和 NDVI 为自变量建立的模型略优于 DVI 和 SAVI,其原因可能是水稻在抽穗期和乳熟期的植被覆盖度较高,使 DVI 和 SAVI 对冠层 SPAD 的敏感度下降。

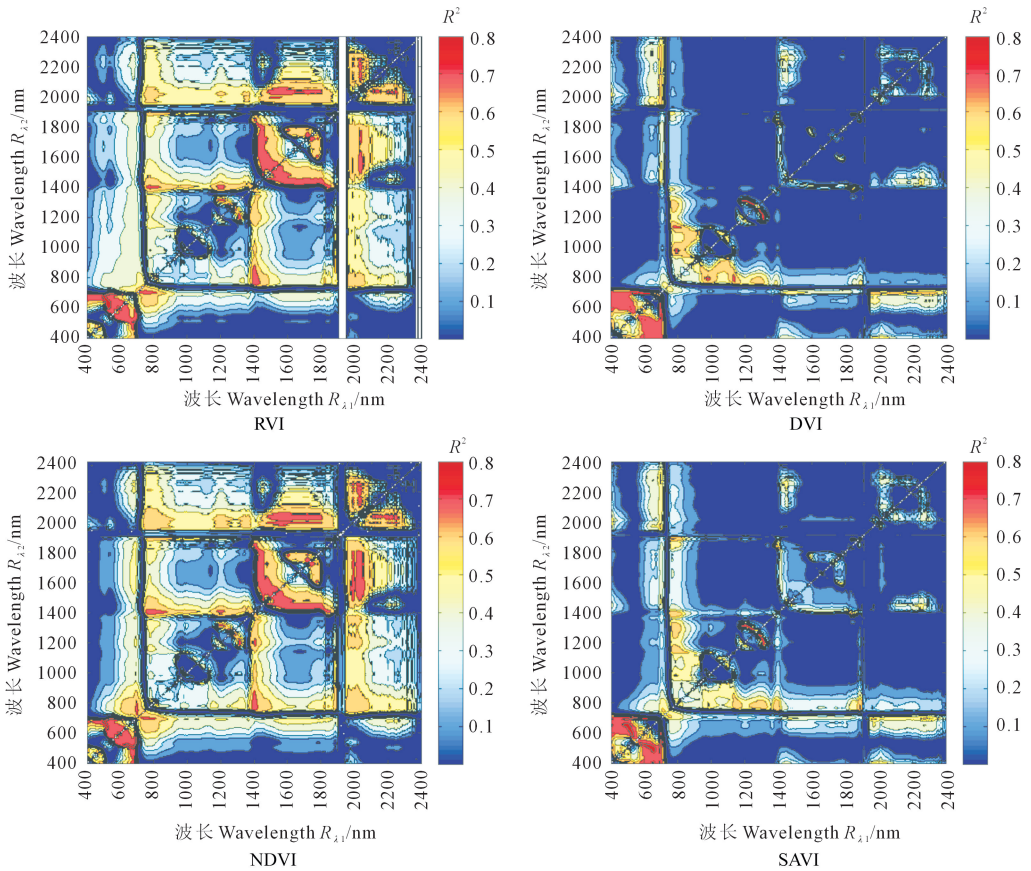


图 2 水稻冠层 SPAD 与基于原始光谱构建的植被指数决定系数等值线图

Fig.2 The contour map of the determination coefficient between rice canopy SPAD and vegetation index calculated with the original spectra

表 3 水稻冠层 SPAD 单变量估算模型

Table 3 Single variable estimation models of rice canopy SPAD

植被指数 Vegetation indexes	回归方程 Regression equation	训练集 Train set			验证集 Validation set		
		R^2	均方根误差 $RMSE$	平均相对误差 $RE/\%$	R^2	均方根误差 $RMSE$	平均相对误差 $RE/\%$
RVI(R_{696}, R_{540})	$y = 101.79e^{-1.049x}$	0.822	5.011	18.81	0.911	4.153	17.67
DVI(R_{700}, R_{536})	$y = 43.913e^{-10.23x}$	0.814	4.855	19.92	0.773	4.033	19.14
NDVI(R_{600}, R_{592})	$y = -4968.4x^2 - 995.41x + 27.527$	0.813	4.780	19.75	0.850	4.045	17.50
SAVI(R_{700}, R_{536})	$y = 45.741e^{-5.666x}$	0.828	4.907	18.81	0.863	3.911	17.62
RVI(D_{1316}, D_{736})	$y = 58.822e^{1.659x}$	0.875	4.276	15.00	0.796	3.541	14.26
DVI(D_{704}, D_{700})	$y = -2665742.413x^2 + 27605.87x + 34.301$	0.778	5.215	21.07	0.694	4.771	20.37
NDVI(D_{1228}, D_{752})	$y = 5.3073x^2 - 33.821x + 9.1257$	0.807	4.859	29.73	0.830	4.066	17.89
SAVI(D_{704}, D_{700})	$y = -327678x^2 + 9336.6x + 34.307$	0.779	5.207	21.00	0.696	4.761	20.29

2.4.2 基于随机森林算法的估算模型及精度检验

为了更准确估测水稻冠层 SPAD, 采用随机森林算法建立估算模型。应用上述 8 个植被指数为自变量构建模型, 得到各自变量的重要性指标 (表 4), 其中精度平均较少值 (%IncMSE) 和节点不纯度平均减少值 (IncNodePurity) 越大说明自变量的重要性越强。通过对比, 选择重要性最好的 4 个植被指数 RVI (R_{696}, R_{540})、DVI (R_{700}, R_{536})、SAVI (R_{700}, R_{536})、RVI (D_{1316}, D_{736}) 建立模型。

在模型构建中, 有两个影响模型精度的重要参数决策树 (ntree) 和分割变量 (mtry), 需对其进行合理设置。图 3 是决策树的数目与模型误差的折线图,

表 4 随机森林自变量重要性指标

Table 4 Importance indexes of independent variables for random forest

变量 Variable	精度平均较少值/%	节点不纯度平均减少值
	IncMSE	IncNodePurity
RVI (R_{696}, R_{540})	37.45066	2556.065
DVI (R_{700}, R_{536})	39.26377	2723.305
NDVI (R_{600}, R_{592})	31.16100	1814.574
SAVI (R_{700}, R_{536})	38.36398	2523.048
RVI (D_{1316}, D_{736})	47.92609	3436.974
DVI (D_{704}, D_{700})	35.58877	1041.639
NDVI (D_{1228}, D_{752})	41.84236	1809.340
SAVI (D_{704}, D_{700})	36.73974	1345.596

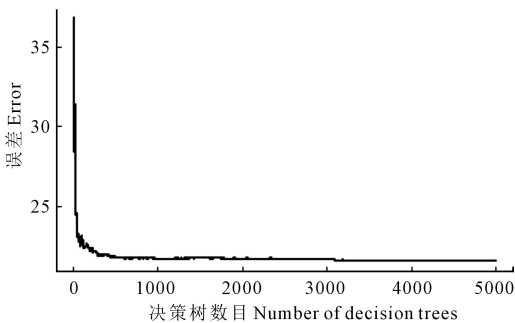
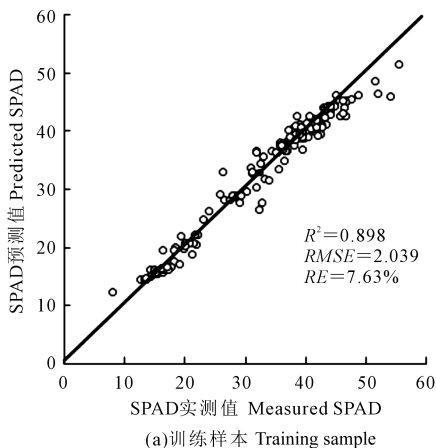
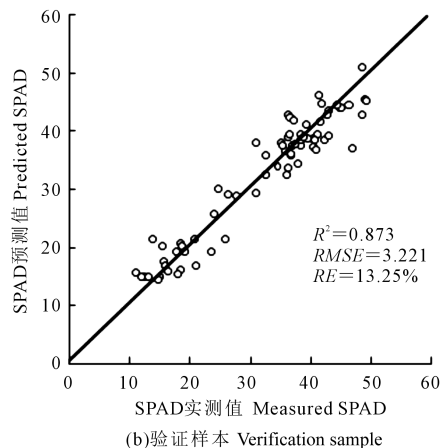


图 3 决策树的数目与模型误差折线图

Fig.3 Line chart of decision trees and model error



(a) 训练样本 Training sample



(b) 验证样本 Verification sample

图 4 基于随机森林算法的水稻冠层 SPAD 估算模型检验

Fig.4 Accuracy verification of rice canopy SPAD estimation model based on random forest algorithm

可以看出, 当决策树的数目大于 500 后, 模型误差趋于稳定。理论上, 决策树的数目越多, 模型的效果就越好, 但是计算量也就越大, 增加树的数量带来的效果提升程度是递减的。考虑其运算成本, 本试验确定随机森林算法中决策树 ntree=1000。根据经验及逐一尝试, 分割变量 mtry 设置为 2。

分别对训练样本和验证样本的实测值与模型预测值进行拟合分析, 检验所建模型的精度, 结果如图 4 所示。

由图 4(a) 可见, 训练样本点均匀地聚集在 1:1 线附近, 表明模型预测值与实测值很接近, 模型的建模 R^2 达到 0.898, $RMSE < 2.1$, RE 低于 8%。对比表 3 和图 4 可知, 与普通回归估算模型相比, 基于随机森林算法的估算模型建模和验证 R^2 增大, $RMSE$ 、 RE 减小, 预测精度得到明显提高, 可以实现水稻冠层 SPAD 的精准估测。

3 结论与讨论

本研究通过田间试验获取了西北引黄灌区水稻的冠层光谱和 SPAD 数据, 运用任意波段组合的方式构建了一系列基于原始光谱和一阶导数光谱的植被指数 RVI、DVI、NDVI 和 SAVI。通过计算植被指数与 SPAD 的相关性, 筛选出了最优波段组合构建的植被指数作为自变量, 利用普通回归分析方法和随机森林算法建立了水稻冠层 SPAD 估算模型。最后, 通过对比分析得到了能够高精度反演西北引黄灌区水稻冠层 SPAD 的遥感模型, 可为实时监测该区域水稻生长发育状况及估产提供理论和技术支持。

相比原始光谱, 西北引黄灌区水稻冠层一阶导数光谱在部分波段与 SPAD 的相关性更强, 这与前人研究结果^[21]一致。应用普通回归分析方法, 以

RVI(D_{1316}, D_{736})为自变量建立的指数模型是估算西北引黄灌区水稻冠层 SPAD 的最佳单变量模型。采用随机森林算法,以 4 个植被指数 RVI(R_{696}, R_{540})、DVI(R_{700}, R_{536})、SAVI(R_{700}, R_{536})、RVI(D_{1316}, D_{736})建立的估算模型比普通回归模型预测精度更高,可作为反演西北引黄灌区水稻冠层 SPAD 的最佳模型。但随机森林算法计算量大,在实际应用中对软硬件要求都比较高。相对而言,基于单变量的普通回归分析方法参数单一,计算方式简单,在对精度要求不是很高的情况下可以直接用于西北引黄灌区水稻的实际监测。

本研究建立的模型与以往学者针对南方稻田得到的研究结果^[15-16]有所差异,原因在于水稻冠层光谱受光照条件、冠层结构和土壤、水体等复杂情况的影响产生很大差异,由此建立的模型不能统一。针对西北引黄灌区水稻冠层叶绿素含量的估测,秦占飞等^[19]应用了红边参数,本研究应用植被指数亦取得了很好的效果。但受天气条件限制,本研究仅在水稻抽穗期、乳熟期、蜡熟期进行了采样,模型的可靠性和普适性尚需进一步验证。用更多的数据、更科学的建模方法建立可通用的水稻冠层叶绿素含量估测模型将是未来研究工作的重点。

参考文献:

- [1] 梁亮,杨敏华,张连蓬,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):162-171,294.
- [2] 宋开山,张柏,王宗明,等.大豆叶绿素含量高光谱反演模型研究[J].农业工程学报,2006,22(8):16-21.
- [3] 黄春燕,王登伟,张煜星.基于棉花红边参数的叶绿素密度及叶面积指数的估算[J].农业工程学报,2009,25(S2):137-141.
- [4] 殷紫,常庆瑞,刘森,等.基于光谱指数的不同生育期油菜叶片 SPAD 估测[J].西北农林科技大学学报(自然科学版),2017,45(5):66-72.
- [5] Broge N H, Mortensen J V. Deriving green crop area index and canopy chlorophyll density of winter wheat from spectral reflectance data[J].Remote sensing of Environment,2002,81(1):45-57.
- [6] Maccioni A, Agati G, Mazzinghi P. New vegetation indices for remote measurement of chlorophylls based on leaf directional reflectance spectra[J].Journal of Photochemistry and Photobiology B: Biology,2001,61(1-2):52-61.
- [7] Zarco-Tejada P J, Miller J R, Mohammed G H, et al. Vegetation stress detection through chlorophyll a + b estimation and fluorescence effects on hyperspectral imagery [J]. Journal of Environmental Quality,2002,31(5):1433-1441.
- [8] Kochubey S M, Kazantsev T A. Changes in the first derivatives of leaf reflectance spectra of various plants induced by variations of chlorophyll content [J]. Journal of Plant Physiology, 2007, 164(12):1648-1655.
- [9] Schlemmer M R, Francis D D, Shanahan J F, et al. Remotely Measuring Chlorophyll Content in Corn Leaves with Differing Nitrogen Levels and Relative Water Content [J]. Agronomy Journal, 2005, 97(1):102-112.
- [10] 陈君颖,田庆久,施润和.水稻叶片叶绿素含量的光谱反演研究[J].遥感信息,2005,(6):12-16.
- [11] 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.
- [12] 杨杰,田永超,姚霞,等.水稻上部叶片叶绿素含量的高光谱估算模型[J].生态学报,2009,29(12):6561-6571.
- [13] 王秀珍,王人潮,李云梅,等.不同氮素营养水平的水稻冠层光谱红边参数及其应用研究[J].浙江大学学报(农业与生命科学版),2001,27(3):301-306.
- [14] 王秀珍,王人潮,黄敬峰.微分光谱遥感及其在水稻农学参数测定上的应用研究[J].农业工程学报,2002,18(1):9-14,13.
- [15] 王福民,黄敬峰,刘占宇,等.水稻色素含量估算的最优比值色素指数研究[J].浙江大学学报(农业与生命科学版),2009,35(3):321-328.
- [16] 王福民,黄敬峰,王秀珍.水稻叶片叶绿素、类胡萝卜素含量估算的归一化色素指数研究[J].光谱学与光谱分析,2009,29(4):1064-1068.
- [17] Haboudane D, Miller J R, Tremblay N, et al. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture[J]. Remote Sensing of Environment,2002,81(2-3):416-426.
- [18] Bannari A, Khurshid K S, Stacnz K, et al. A comparison of hyperspectral chlorophyll indices for wheat crop chlorophyll content estimation using laboratory reflectance measurements [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2007,45(10):3063-3074.
- [19] 秦占飞,常庆瑞,申健,等.引黄灌区水稻红边特征及 SPAD 高光谱预测模型[J].武汉大学学报(信息科学版),2016,41(9):1168-1175.
- [20] Breiman L. Random Forests [J]. Machine Learning, 2001, 45(1):5-32.
- [21] 刘伟东,项月琴,郑兰芬,等.高光谱数据与水稻叶面积指数及叶绿素密度的相关分析[J].遥感学报,2000,4(4):279-283.