

基于随机森林回归算法的小麦叶片 SPAD 值遥感估算*

王丽爱¹ 马 昌¹ 周旭东² 訾 妍¹ 朱新开¹ 郭文善¹

(1. 扬州大学江苏省作物遗传生理重点实验室, 扬州 225009; 2. 扬州大学信息工程学院, 扬州 225009)

摘要: 使用机器学习中的随机森林(RF)回归算法构建小麦叶片 SPAD 值遥感反演模型。以 2010—2013 年江苏地区试验点稻茬小麦 3 个生育期(拔节、孕穗、开花)的叶片为材料,结合我国自主研发的环境减灾卫星 HJ-1 对研究区域进行同步监测,分析了各生育期叶片 SPAD 值与 8 种植被指数间的相关性;以 0.01 水平下显著相关的植被指数作为输入参数,使用 RF 回归算法构建了每个生育期的小麦 SPAD 反演算法模型,即 RF-SPAD 模型,以支持向量回归(SVR)和反向传播(BP)神经网络算法构建的 SVR-SPAD 模型和 BP-SPAD 模型作为比较模型,以 R^2 和均方根误差(RMSE)为指标,分析了每个生育期 3 个模型的学习能力和回归预测能力,结果表明:RF-SPAD 模型在 3 个生育期都表现出最强的学习能力, R^2 和 RMSE 在拔节期分别为 0.89 和 1.54,孕穗期分别为 0.85 和 1.49,开花期分别为 0.80 和 1.71;RF-SPAD 模型在 3 个生育期的回归预测能力都高于 BP-SPAD 模型,高于或接近于 SVR-SPAD 模型, R^2 和 RMSE 在拔节期分别为 0.55 和 2.11,孕穗期分别为 0.72 和 2.20,开花期分别为 0.60 和 3.16。

关键词: 小麦叶片 SPAD 遥感反演 随机森林算法 支持向量回归 BP 神经网络

中图分类号: TP79; Q945.11 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)01-0259-07

Estimation of Wheat Leaf SPAD Value Using RF Algorithmic Model and Remote Sensing Data

Wang Liai¹ Ma Chang¹ Zhou Xudong² Zi Yan¹ Zhu Xinkai¹ Guo Wenshan¹

(1. Key Laboratory of Crop Genetics and Physiology of Jiangsu Province, Yangzhou University, Yangzhou 225009, China

2. College of Information Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225009, China)

Abstract: As one of the machine learning algorithms, random forest (RF) regression was proposed firstly to construct remote sensing monitoring model to inverse leaf SPAD value in different growth stages of wheat. The experiment was carried out during 2010—2013 in Jiangsu province. Based on the wheat leaves and synchronous China’s domestic HJ-CCD multi-spectral data in the jointing stage, the booting stage and the anthesis stage respectively, the relationships between SPAD and eight vegetation indices were analyzed at corresponding period. According to the selected vegetation indices which were significantly related to the leaf SPAD value in the 0.01 level, the model for estimating leaf SPAD value at each period was built by using RF algorithm, namely the RF-SPAD model. At the corresponding period, SVR-SPAD model which was based on the support vector regression (SVR) and BP-SPAD model which was based on the back propagation (BP) neural network were constructed as compared models. SVR and BP neural network were both machine learning algorithms. Based on R^2 and RMSE, the learning abilities and generalization abilities of three models at each period were analyzed. The results showed that the RF-SPAD model at three stages presented the strongest learning ability, which its R^2

收稿日期: 2014-05-04 修回日期: 2014-07-04

* 国家自然科学基金资助项目(41271415)、江苏省高校自然科学基金资助项目(12KJB520018)、省属高校国际科技合作聘专重点资助项目、“六大人才高峰”高层次人才资助项目(2011-NY039)、江苏省高校优秀科技创新团队资助项目和扬州大学科技创新培育基金资助项目(2013CXJ028)

作者简介: 王丽爱, 博士生, 主要从事农业遥感应用研究, E-mail: wla001@163.com

通讯作者: 郭文善, 教授, 博士生导师, 主要从事作物栽培生理与信息农业研究, E-mail: guows@yzu.edu.cn

was the highest as well as RMSE was the lowest, concretely, R^2 and RMSE were 0.89 and 1.54 in jointing stage, 0.85 and 1.49 in booting stage and 0.80 and 1.71 in anthesis stage respectively. RF – SPAD model’s prediction ability was equal to or higher than the reference models which R^2 and RMSE were 0.55 and 2.11 in jointing stage, 0.72 and 2.20 in booting stage, 0.60 and 3.16 in anthesis stage respectively.

Key words: Wheat leaf SPAD Remote sensing inversion Random forest algorithm Support vector regression BP neural network

引言

作物长势指标中,叶片叶绿素含量高低反映了作物光合能力的强弱和营养生理状况的好坏,可以通过测定作物叶绿素含量监测其生长状况。检测叶绿素含量的方法主要有分光光度计法^[1]、高效液相色谱法和原子吸收法等。这些方法虽然准确,但是只能测量有限的样本数,且步骤繁琐、具有破坏性^[2]。SPAD(Soil and plant analyzer development)叶绿素仪是由日本开发的测定作物叶色的便携式仪器,常用于测定活体叶片中叶绿素的相对含量,具有快速、便捷和无损监测的特点,目前在农业中已被广泛使用,但该仪器必须接触测定,且测量叶片上的某一个点,工作量大。

遥感作为现代信息技术的前沿,能够快速准确地收集信息。利用不同遥感数据源和遥感方式监测作物叶绿素相对含量(SPAD 值)取得了一定进展^[3-11]。近年来,有学者将计算机领域的机器学习算法应用于农作物 SPAD 值遥感估算研究:文献[12-13]等使用支持向量回归(Support vector regression, SVR)算法遥感估算作物 SPAD 值;文献[2,14]等构建了基于神经网络算法的农作物 SPAD 值反演模型。这些基于机器学习的方法体现在算法之中,其具体形式是计算机程序,算法构建的模型本身没有较明确的数学公式,学者们称此模型为算法模型。

随机森林(Random forest, RF)算法是由 Leo Breiman 和 Cutler Adele 在 2001 年提出的用于分类和回归的一种机器学习方法,近年来被广泛应用于多个领域^[15],但 RF 回归分析算法应用于遥感监测预报方面的文献报道较少^[16-17]。

本文以长江中下游地区小麦为研究对象,利用 2010—2012 年小麦拔节期、孕穗期和开花期 3 个时期的 SPAD 值和同步获取的 HJ – CCD 数据,分析 8 种常用植被指数与叶片 SPAD 值的相关性,以 0.01 水平下显著相关的植被指数为输入参数,采用 RF 回归算法建立每个生育期 SPAD 值遥感反演多因子的 RF – SPAD 模型。以同期建立的基于 SVR

算法的 SVR – SPAD 模型和基于反向传播(Back propagation, BP)神经网络的 BP – SPAD 模型作为比较,对比 3 种机器学习算法的结果;同时利用 2013 年对应时期的 HJ – CCD 数据结合建立的模型反演小麦 SPAD 值,并用实测数据验证,旨在为提升大面积的小麦生长状况遥感监测精度提供技术和方法。

1 材料和方法

1.1 试验设计与数据获取

试验 1:2010 年在江苏省仪征、姜堰、大丰、泰兴、兴化 5 县进行试验。每县设置有代表性的采样点 15 ~ 20 个,取样时期分别为小麦拔节期、孕穗期和开花期。在各生育期的每个样点进行取样操作,取样面积为 50 cm × 4 行(行距 15 ~ 20 cm),选取该样点长势均匀的植株 15 ~ 20 株,每个采样点位置均采用美国 Trimble 公司生产的 Juno ST 型手持式 GPS 进行定位调查,并记录取样点地理位置信息,调查内容主要包括小麦品种类型、生育时期及其群体长势与灾害(主要为病虫害)状况。小麦品种为扬麦 13 号、扬麦 15 号、扬麦 16 号和扬辐麦 2 号。拔节期测量小麦的展二叶,孕穗和开花期测量小麦的倒二叶。在每个遥感测量范围(按 HJ – CCD 分辨率 30m × 30m)内取 10 个样点,每个样点随机取 20 片叶片,利用 SPAD – 502 型叶绿素仪,分别测定每张叶片上、中、下部 3 个位点的 SPAD 值,计算平均值作为该叶片的 SPAD 值,再计算 20 张叶片 SPAD 值的平均值作为该样本叶片的 SPAD 值。小麦 3 个生育期的遥感数据,从中国资源卫星应用中心网站下载与各期实测数据准同步的 HJ – CCD 影像数据。

试验 2:2011 年试验在江苏省泰兴、姜堰、仪征 3 县进行,每县设置有代表性的采样点 20 ~ 30 个,其他同试验 1。

试验 3:2012 年试验在江苏省泰兴、姜堰、兴化、大丰 4 县进行,每县设置有代表性的采样点 15 ~ 20 个,其他同试验 1。

试验 4:2013 年试验在江苏省高邮、姜堰、兴化、泰兴 4 县进行,每县设置有代表性的采样点 15 ~

20 个,其他同试验 1。

试验 1~3 获取数据作为训练样本,用于建立模型;试验 4 获取数据作为检验样本,用于评价模型。

1.2 影像数据预处理

使用 ENVI 软件对 HJ-CCD 数据进行预处理,主要包括辐射定标、几何校正和大气校正。根据中国资源卫星应用中心公布的 HJ-CCD 相机的辐射定标参数将多光谱图像 DN 值转换为辐亮度图像;利用江苏地区 1:100 000 地形图对影像进行几何粗校正,再利用地面实测的 GPS 控制点对影像进行几何精校正,确保几何校正精度优于 1 个像元;采用 ENVI 4.7 的 FLAASH 模块对影像进行大气校正。

1.3 植被指数

遥感数据可以构建许多对植株相对敏感的植被指数,本文选用了表 1 所示的 HJ-CCD 光谱范围覆盖的蓝光波段 B_1 (波长 0.43~0.52 μm)、绿光波段 B_2 (波长 0.52~0.60 μm)、红光波段 B_3 (波长 0.63~0.69 μm) 和近红外波段 B_4 (波长 0.76~0.90 μm) 这 4 个波段构建的认可度高的 8 个光谱植被指数。

表 1 遥感植被指数的计算公式

Tab.1 Formulas of remote sensing vegetation indices

植被指数名称	计算公式
归一化植被指数 NDVI	$R_{\text{NDVI}} = (B_4 - B_3) / (B_4 + B_3)$
作物氮反应指数 NRI	$R_{\text{NRI}} = (B_2 - B_3) / (B_2 + B_3)$
绿色归一化植被指数 GNDVI	$R_{\text{GNDVI}} = (B_4 - B_2) / (B_4 + B_2)$
冠层结构不敏感植被指数 SIPI	$R_{\text{SIPI}} = (B_4 - B_1) / (B_4 + B_1)$
光谱结构不敏感植被指数 PSRI	$R_{\text{PSRI}} = (B_3 - B_1) / B_4$
比值植被指数 RVI	$R_{\text{RVI}} = B_4 / B_3$
土壤调整植被指数 SAVI	$R_{\text{SAVI}} = (B_4 - B_3) / [1.5(B_4 + B_3 + 0.5)]$
调整土壤调整植被指数 OSAVI	$R_{\text{OSAVI}} = (B_4 - B_3) / [1.16(B_4 + B_3 + 1.6)]$

1.4 随机森林回归算法

RF 是一种集成学习方法,组合多个决策树算法对相同现象产生重复的预测结果^[18]。对每棵树,RF 方法进行自助采样,使误差估计的计算能够基于袋外样本数据^[19]。在生成树的时候,随机产生每棵树的每个节点,且每个节点的分割变量由随机选取的少数变量产生,这样会产生很多的决策树,因此被称为“随机森林”。用于回归的 RF,平均这些树的结果得到因变量的预测值。

RF 回归算法步骤为:

(1)应用 bootstrap 从 n 个原始样本中有放回地抽取 m 个自助样本集用于构建 m 棵回归树,未被抽到的样本组成了 m 个袋外数据集。

(2)在每棵树的每个节点处,从所有的 p 个解释变量中随机抽取 k 个分割变量 ($k < p$),在其中根

据分枝优度准则选取最优分枝。

(3)每棵回归树开始自顶向下的递归分枝,直到满足分割终止条件。

RF 算法的优点体现在:学习过程较快;对于大规模数据集,是一种高效的处理算法,且对数据集中的噪声有较强的鲁棒性;不需要另外预留部分数据做交叉验证,利用袋外数据评价算法的效果;对多元共线性不敏感^[20]。RF 算法的缺点是算法倾向于具有较多观测值的类别,且可分类别多的自变量比可分类别少的自变量对模型的影响大。

1.5 数据分析与利用

利用 ENVI 和 ArcGIS 提取对应 GPS 定位采样点光谱波段亮度,结合表 1 中植被指数表达式,在 Excel 中计算出卫星遥感变量。以试验 1~3 数据为基础,利用 SPSS 分析小麦拔节、孕穗、开花 3 个生育期叶片 SPAD 值与卫星遥感变量间的相关性,在 Matlab 中编程实现 RF、SVR 算法和 BP 神经网络算法。针对每种算法,分别建立 3 个生育期的 3 个遥感监测模型。采用拟合度 (R^2) 和均方根误差 (Root mean square error, RMSE)^[21] 作为评价指标,将模型对训练集的估测结果与实测值进行回归拟合,比较了每期 3 个算法模型的学习能力;以试验 4 数据为预测集,将模型对预测集的估测结果与实测值进行回归拟合,评价各生育期所有模型的回归预测能力,并绘制预测值与实测值间的 1:1 关系图。

2 结果分析

2.1 相关性分析

表 2 为 2010—2012 年试验实测的小麦叶片 SPAD 值与遥感变量间的相关性分析结果。由表 2 可知,拔节期的小麦 SPAD 值与 8 个植被指数在 0.01 水平均呈显著相关;孕穗期小麦 SPAD 值与

表 2 小麦叶片 SPAD 值与遥感变量间的相关性

Tab.2 Correlation of leaf SPAD value and remote sensing variables

植被指数	拔节期 ($a=93$)	孕穗期 ($a=118$)	开花期 ($a=97$)
NDVI	0.64 **	0.61 **	0.61 **
NRI	0.58 **	0.52 **	0.23 *
GNDVI	0.63 **	-0.12	0.55 **
SIPI	0.66 **	0.23 *	0.66 **
PSRI	0.6 **	0.22 *	0.64 **
RVI	0.65 **	0.6 **	0.57 **
SAVI	0.64 **	0.61 **	0.61 **
OSAVI	0.64 **	0.61 **	0.61 **

注: * 和 ** 分别表示差异达显著 ($P < 0.05$) 和极显著 ($P < 0.01$) 水平, a 为变量数。

NDVI、NRI、RVI、SAVI、OSAVI 这 5 种植被指数在 0.01 水平显著相关;在开花期,除 NRI 之外的其他 7 个植被指数与小麦 SPAD 值在 0.01 水平也呈显著相关。每个生育期显著相关的植被指数能够较好地反映该期小麦 SPAD 值变化,可以用来构建监测模型。

2.2 小麦 SPAD 反演模型构建

基于 2.1 节分析结果,以 2010—2012 年试验数据为训练样本,以小麦每个生育期叶片 SPAD 值为因变量,选择 0.01 水平下与 SPAD 值显著相关的所有植被指数(表 2)作为自变量,采用 RF 回归算法构建 3 个生育期的 SPAD 值遥感估算模型 RF-SPAD,并构建相应生育期的 SVR-SPAD 模型和 BP-SPAD 模型作为参比模型。利用 R^2 和 RMSE 2 个指标评价同一生育期的 3 种机器学习算法模型的学习能力和预测能力。

在模型构建中,根据经验及多次试验,确定 3 个生育期 RF 算法中分类树均为 2 000,分割变量均为 3。

BP 算法采用了 3 层结构,参数使用 5-折交叉验证法和网格搜索法确定,3 个生育期的参数值均使用表 3 中数据。

SVR 算法使用了径向基核函数,算法参数也使用了 5-折交叉验证法和网格搜索法确定,3 个生育

期的参数如表 4 所示。

2.3 模型比较

为了遥感估算小麦 SPAD 值,2.2 节构建了小麦 SPAD 值估算模型。以 R^2 和 RMSE 为依据,比较了 3 种模型的学习能力,且利用 2013 年数据评价了模型的预测能力,结果如表 5 及图 1~3 所示。

表 3 BP 算法参数

Tab.3 Parameters of BP algorithm	
参数	取值
输入层到隐层激励函数	双曲正切 S 型函数
隐层到输出层激励函数	对数 S 型函数
学习函数	梯度下降动量权重函数
训练函数	Levenberg-Marquardt 算法
隐层结点数	11
迭代次数	3 000
最大确认失败次数	15
学习目标	0.001
学习率	0.01

表 4 SVR 算法参数

Tab.4 Parameters of SVR algorithm			
参数	拔节期	孕穗期	开花期
$1/\sigma^2$	3.1	1.1	28.1
ε	0.25	0.6	0.5
C	8.1	0.1	24.1

表 5 小麦叶片 SPAD 值估算模型比较

Tab.5 Comparison of wheat leaf SPAD value estimation models

生育期	模型	训练集			预测集		
		R^2	RMSE	样本数	R^2	RMSE	样本数
拔节期	RF-SPAD	0.89	1.54	93	0.55	2.11	55
	SVR-SPAD	0.51	3.06	93	0.57	2.31	55
	BP-SPAD	0.80	1.75	93	0.43	3.06	55
孕穗期	RF-SPAD	0.85	1.49	118	0.72	2.20	53
	SVR-SPAD	0.38	3.25	118	0.52	2.30	53
	BP-SPAD	0.75	1.81	118	0.43	2.80	53
开花期	RF-SPAD	0.83	1.71	97	0.60	3.16	51
	SVR-SPAD	0.57	2.85	97	0.48	3.07	51
	BP-SPAD	0.81	2.05	97	0.46	3.20	51

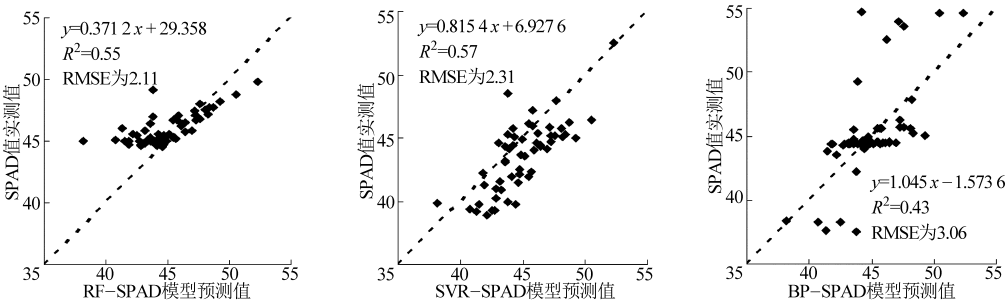


图 1 拔节期小麦叶片 SPAD 实测值与模型预测值关系

Fig.1 The 1:1 diagram of measured wheat leaf SPAD values and predicted values at jointing stage

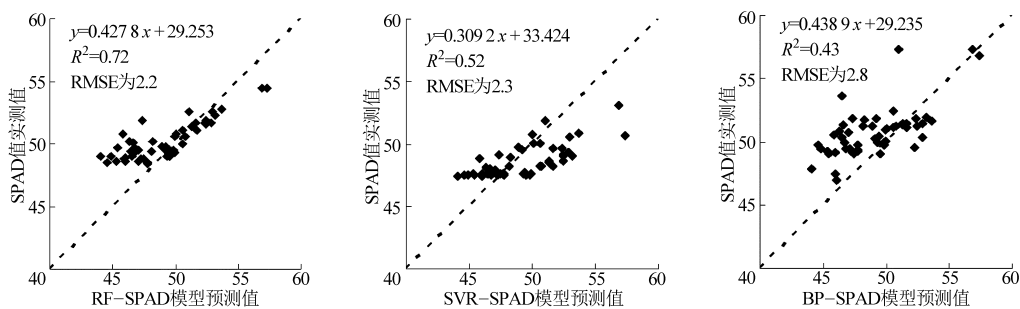


图 2 孕穗期小麦叶片 SPAD 实测值与模型预测值关系

Fig. 2 The 1:1 diagram of measured wheat leaf SPAD values and predicted values at booting stage

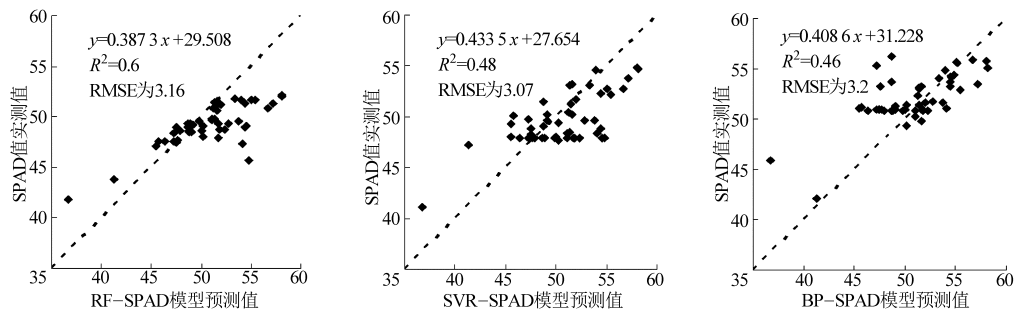


图 3 开花期小麦叶片 SPAD 实测值与模型预测值关系

Fig. 3 The 1:1 diagram of measured wheat leaf SPAD values and predicted values at anthesis stage

结果表明,由这些模型推算得到的预测值与实测值之间都呈极显著相关, R^2 和 RMSE 都较理想,说明由这些模型监测小麦叶片 SPAD 值是可行的。其中,RF-SPAD 模型在每个生育期均表现出最强的学习能力, R^2 均在 0.83 以上,同时 RMSE 都小于 1.71,该模型的预测能力也高于或至少接近于参比模型; R^2 在拔节期与参比模型相当或提高了 12%,孕穗期至少提高了 20%,开花期至少提高了 12%;RMSE 在拔节期比对照模型提高达 95%,孕穗期提高达 60%,开花期的 RMSE 接近于参比模型。结果还表明,相对于学习能力,RF-SPAD 模型的预测能力较弱,其原因可能是 RF 算法在生成的树中,出现了一些差异度非常小的树,这些树影响了部分正确的决策。

总之,与同期的其他 2 个模型相比较,由 RF-SPAD 模型反演得到的小麦 SPAD 预测值都较理想,可以用 RF-SPAD 模型监测小麦叶片 SPAD 值。

3 讨论

3.1 RF 遥感估算小麦叶片 SPAD 值的优势分析

作物叶片 SPAD 值遥感估算中采用的算法有很多种,如偏最小二乘法、支持向量回归、神经网络算法等^[2,13],均取得了相应的结果与结论。本文则将机器学习中的随机森林(RF)回归算法引入,从 HJ-1 数据反演小麦叶片叶绿素相对含量(SPAD 值),并将模型反演性能与前人遥感反演作物叶片 SPAD 值使用的支持向量回归(SVR)和反向传播神经网络

(BPNN)这 2 种机器学习算法性能进行了对比,表明:可以用 RF 回归分析方法构建大田小麦叶片 SPAD 值遥感反演模型,模型的训练集与实测集回归拟合的 R^2 和 RMSE 在拔节期为 0.89 和 1.54,孕穗期为 0.85 和 1.49,开花期为 0.83 和 1.71。模型的预测集与实测集回归拟合的 R^2 和 RMSE 在拔节期为 0.55 和 2.11,孕穗期为 0.72 和 2.20,开花期为 0.60 和 3.16。比较 RF 回归算法、SVR 和 BPNN 算法遥感估算的小麦叶片 SPAD 值可以看出,RF 算法显现出高于或接近于 SVR 算法的预测能力,高于 BPNN 算法的预测能力;RF 算法的学习能力明显高于 SVR 和 BPNN 算法。

采用 RF 回归算法可取得比其他 2 种算法更精确的反演结果,得益于 RF 算法中 2 个随机性的引入,使得 RF 具有很好的抗噪声能力,也不容易陷入过度拟合;而 SVR 算法的核心问题是确定核函数和相关参数,由于存在核函数和惩罚因子等参数选择的限制,其应用受到了一定制约,BP 网络在训练过程中可能学习了过多的样本细节,学习出的模型已不能反映样本内含的规律。RF 算法可以作为小麦叶片 SPAD 值遥感监测建模的优选方法。

以往研究中,多采用单波段参数来预测作物叶片 SPAD 值,如文献[8,22]。本文研究表明,采用多波段参数与 RF 回归算法组合来进行小麦叶片 SPAD 值预测,显著提高了预测精度。同时还表明,本文使用 RF 算法遥感监测小麦叶片 SPAD 值,其监

测精度还有进一步提升的空间,需要对现有的算法更进一步地优化,以满足生产要求。

3.2 不同生育期叶片 SPAD 值遥感预测的 RF 算法精度的差异分析

南方麦区小麦春季随生育进程逐步生长,群体结构会发生很大改变,因而采用遥感预测不同生育期叶片 SPAD 值,预测精度存在差异^[10,23]。本试验条件下,相对于孕穗期,拔节期和开花期 RF-SPAD 模型的监测精度较低,说明 RF-SPAD 模型更适宜监测小麦孕穗期叶片 SPAD 值。其原因是拔节期小麦的叶片相对较小,叶片的光合能力较弱,同时小麦的覆盖度相对较低,输入变量含有较多的噪声,导致 RF-SPAD 模型在拔节期的监测精度低于孕穗期的精度,开花期小麦的麦芒等在冠层中占有的比例增加,也影响 RF-SPAD 模型的预测精度。后期工作将结合小麦不同生育期的具体特征,根据品种、土壤墒情及具体苗情等引入相应的校正参数,以提高小麦不同生育期的叶片 SPAD 值监测精度。

本文运用 RF 算法构建模型时,各因子是均衡对待的,事实上,各因子对反演精度的贡献率应该有所不同,在今后的工作中将深入分析每一个因子对于最终结果的贡献率大小及其影响,并通过在模型

中引入权重系数以进一步提升模型的监测精度。

3.3 RF 算法预测作物其他形态与生理性状的可行性

目前遥感模型建立过程中,算法是其很重要的步骤,选择一种适宜的算法,有助于提高遥感预测的精度。前人在作物长势遥感监测研究过程中,不同生育期的多个长势参数遥感监测常采用同一种算法,如文献[4,24]。本文仅利用 RF 算法从遥感数据反演了小麦拔节、孕穗和开花 3 个生育期的叶片 SPAD 值,在一定程度上可以反演所研究地区大田小麦的生长状况。RF 算法是否如其他算法一样,可适用到小麦或其他作物叶绿素密度、叶片氮含量、叶面积指数等其他形态与生理生化参数反演,尚需要进一步研究与验证,以提升 RF 算法在农业遥感监测中的应用价值。

4 结束语

本文利用随机森林算法从 HJ-CCD 数据遥感反演小麦叶片 SPAD 值,与前人已使用的支持向量机算法和反向传播神经网络算法相比较,该算法构建的模型具有较高的预测精度,可为小麦叶片 SPAD 值的无损、快速监测提供一种新的方法,有很高的应用价值。

参 考 文 献

1 李树强,李民赞. 冬小麦生育早期长势反演模型通用性研究[J]. 农业机械学报, 2014, 45(2):246-250.
Li Shuqiang, Li Minzan. Generality of winter wheat growth prediction in early growth periods [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(2):246-250. (in Chinese)

2 谢传奇,何勇,李晓丽,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.
Xie Chuanqi, He Yong, Li Xiaoli, et al. Study of detection of SPAD value in tomato leaves stressed by grey mold based on hyperspectral technique [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(12):3324-3328. (in Chinese)

3 Hunt Jr E R,Paul C Doraiswamy,James E McMurtrey,et al. A visible band index for remote sensing leaf chlorophyll content at the canopy scale [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013, 21:103-112.

4 Boegh E, Houborg R, Bienkowski J F, et al. Remote sensing of LAI, chlorophyll and leaf nitrogen pools of crop and grasslands in five European landscapes [J]. Biogeosciences, 2013, 10(10): 6279-6307.

5 Teoh C C, Abu Hassan D, Muhammad Radzali M, et al. Prediction of SPAD chlorophyll meter readings using remote sensing technique [J]. Journal of Tropical Agriculture and Food Science, 2012, 40(1): 127-136.

6 邹红玉,丁丽霞. 基于反射光谱数据的茶树叶片 SPAD 值估算模型研究[J]. 遥感信息,2011(5):71-75.
Zou Hongyu, Ding Lixia. Study on estimation model of tea leaf SPAD value based on reflective spectra data [J]. Remote Sensing Information, 2011(5):71-75. (in Chinese)

7 华开,张学霞,樊登星,等. 基于高光谱数据的高羊茅 SPAD 快速估测研究[J]. 草地学报,2012,20(4):699-704.
Hua Kai, Zhang Xuexia, Fan Dengxing, et al. Rapid method to estimate tall fescue SPAD value using hyperspectral data [J]. Acta Agrestia Sinica, 2012, 20(4):699-704. (in Chinese)

8 夏天,周清波,陈仲新,等. 基于 HJ-1 卫星的冬小麦叶片 SPAD 遥感监测研究[J]. 中国农业资源与区划,2012,33(6):38-44.
Xia Tian, Zhou Qingbo, Chen Zhongxin, et al. Monitoring winter wheat SPAD based on HJ-1 CCD [J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2012, 33(6):38-44. (in Chinese)

9 夏天,周勇,周清波,等. 基于高光谱遥感和 HJ-1 卫星的冬小麦 SPAD 反演研究[J]. 长江流域资源与环境,2013,22(3): 307-313.
Xia Tian, Zhou Yong, Zhou Qingbo, et al. Monitoring winter wheat SPAD based on hyperspectral remote sensing and HJ-1 [J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2013, 22(3):307-313. (in Chinese)

10 谭昌伟,王纪华,朱新开,等. 基于 Landsat TM 影像的冬小麦拔节期主要长势参数遥感监测[J]. 中国农业科学,2011,

44(7):1358 – 1366.

Tan Changwei, Wang Jihua, Zhu Xinkai, et al. Monitoring main growth status parameters at jointing stage in winter wheat based on Landsat TM images [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2011, 44(7):1358 – 1366. (in Chinese)

11 黄慧,王伟,彭彦昆,等. 利用高光谱扫描技术检测小麦叶片叶绿素含量[J]. 光谱学与光谱分析,2010,30(7):1811 – 1814.

Huang Hui, Wang Wei, Peng Yankun, et al. Measurement of chlorophyll content in wheat leaves using hyperspectral scanning [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(7):1811 – 1814. (in Chinese)

12 Li Yaoxiang, Zhang Yazhao, Jiang Lichun. Modeling chlorophyll content of korean pine needles with NIR and SVM [J]. Procedia Environmental Sciences, 2011, 10: 222 – 227.

13 Karimi Y, Prasher S O, Madani A, et al. Application of support vector machine technology for the estimation of crop biophysical parameters using aerial hyperspectral observations[J]. Canadian Biosystems Engineering, 2008, 50: 13 – 20.

14 Liu Meiling, Liu Xiangnan, Li Mi, et al. Neural-network model for estimating leaf chlorophyll concentration in rice under stress from heavy metals using four spectral indices [J]. Biosystems Engineering, 2010, 106(3):223 – 233.

15 李欣海. 随机森林模型在分类与回归分析中的应用[J]. 应用昆虫学报,2013,50(4):1190 – 1197.

Li Xinhai. Using “random forest” for classification and regression [J]. Chinese Journal of Applied Entomology, 2013, 50(4): 1190 – 1197. (in Chinese)

16 王云飞,庞勇,舒清杰. 基于随机森林算法的橡胶林地上生物量遥感反演研究—以景洪市为例[J]. 西南林业大学学报, 2013,33(6):38 – 45.

Wang Yunfei, Pang Yong, Shu Qingtai. Counter-estimation on aboveground biomass of hevea brasiliensis plantation by remote sensing with random forest algorithm—a case study of Jinghong [J]. Journal of Southwest Forestry University, 2013, 33(6): 38 – 45. (in Chinese)

17 Colin J Gleason, Jungho Im. Forest biomass estimation from airborne LADAR data using machine learning approaches [J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 125: 80 – 91.

18 Victor Rodriguez-Galiano, Maria Paula Mendes, Maria Jose Garcia-Soldado, et al. Predictive modeling of groundwater nitrate pollution using random forest and multisource variables related to intrinsic and specific vulnerability: a case study in an agricultural setting (Southern Spain) [J]. Science of the Total Environment, 2014, 476: 189 – 206.

19 Anne Puissant, Simon Rougier, André Stumpf. Object-oriented mapping of urban trees using random forest classifiers [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2014, 26: 235 – 245.

20 张雷,王琳琳,张旭东,等. 随机森林算法基本思想及其在生态学中的应用——以云南松分布模拟为例[J]. 生态学报, 2014, 34(3):1 – 10.

Zhang Lei, Wang Linlin, Zhang Xudong, et al. The basic principle of random forest and its applications in ecology: a case study of *Pinus yunnanensis* [J]. Acta Ecologica Sinica, 2014, 34(3): 1 – 10. (in Chinese)

21 蒙继华. 农作物长势遥感监测指标研究[D]. 北京:中国科学院研究生院,2006.

Meng Jihua. Research to crop growth monitoring indicators with remote sensing [D]. Beijing: Graduate University of Chinese Academy of Sciences, 2006. (in Chinese)

22 陈志强,王磊,白由路,等. 整个生育期玉米叶片 SPAD 高光谱预测模型研究[J]. 光谱学与光谱分析,2013,33(10):2838 – 2842.

Chen Zhiqiang, Wang Lei, Bai Youlu, et al. Hyperspectral prediction model for maize leaf SPAD in the whole growth period [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(10): 2838 – 2842. (in Chinese)

23 谭昌伟,王纪华,赵春江,等. 利用 Landsat TM 遥感数据监测冬小麦开花期主要长势参数[J]. 农业工程学报,2011, 27(5):224 – 230.

Tan Changwei, Wang Jihua, Zhao Chunjiang, et al. Monitoring wheat main growth parameters at anthesis stage by Landsat TM [J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(5): 224 – 230. (in Chinese)

24 杨晓华,吴耀平,黄敬峰,等. 基于支持向量机的水稻生物物理参数遥感估算[J]. 中国科学 C 辑:生命科学,2009,39(11): 1080 – 1091.

Yang Xiaohua, Wu Yaoping, Huang Jingfeng, et al. Remote sensing estimation of biophysical parameters of rice based on support vector machine [J]. China Science Series C: Life Sciences, 2009,39(11): 1080 – 1091. (in Chinese)