doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.01.013

基于地面高光谱遥感的大豆产量估算模型研究

唐子竣[1,2]　张　威[1,2]　黄向阳[1,2]　向友珍[1,2]　张富仓[1,2]　陈俊英[1,2]

(1.西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室,陕西杨凌 712100;
2.西北农林科技大学中国旱区节水农业研究院,陕西杨凌 712100)

摘要:为在田间管理中对作物产量进行估测,通过两年大田试验收集了大豆生殖生长期的高光谱数据及产量数据,基于各生育期一阶微分光谱反射率计算了 7 个光谱指数:比值指数(Ratio index,RI)、差值指数(Difference index,DI)、归一化光谱指数(Normalized difference vegetation index,NDVI)、土壤调整光谱指数(Soil-adjusted iegetation index,SAVI)、三角光谱指数(Triangular vegetation index,TVI)、改进红边归一光谱指数(Modified normalized difference index,mNDI)和改进红边比值光谱指数(Modified simple ratio,mSR),使用相关矩阵法将光谱指数与大豆产量数据进行相关性分析并提取最佳波长组合,随后将计算结果作为与大豆产量相关的最佳光谱指数,最后将各生育期筛选出的与大豆产量相关系数最高的 5 个光谱指数作为模型输入变量,利用支持向量机(Support vector machine,SVM)、随机森林(Random forest,RF)和反向神经网络(Back propagation neural network,BPNN)构建大豆产量估算模型并进行验证。结果表明,各生育期(全花期(R2)、全荚期(R4)和鼓粒期(R6))计算的光谱指数与产量的相关系数均高于 0.6,相关性较好,其中全荚期的光谱指数 FDmSR 与大豆产量的相关系数最高,达到 0.717;大豆产量最优估算模型的方法是输入变量为全荚期构建的一阶微分光谱指数和 RF 组合的建模方法,模型验证集 R^2 为 0.85,RMSE 和 MRE 分别为 272.80 kg/hm^2 和 5.12%。本研究成果可为基于高光谱遥感技术的作物产量估测提供理论依据和应用参考。

关键词:大豆;产量估算模型;高光谱;光谱指数;机器学习

中图分类号:S52　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2024)01-0145-09　　**OSID**:

Soybean Seed Yield Estimation Model Based on Ground Hyperspectral Remote Sensing Technology

TANG Zijun[1,2]　ZHANG Wei[1,2]　HUANG Xiangyang[1,2]　XIANG Youzhen[1,2]　ZHANG Fucang[1,2]　CHEN Junying[1,2]

(1. *Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid and Semiarid Areas, Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi* 712100, *China*
2. *Institute of Water-saving Agriculture in Arid Areas of China, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi* 712100, *China*)

Abstract: To estimate crop yield in field management, hyperspectral data and yield data during the reproductive growth period of soybeans through two years of field experiments were collected. Seven spectral indices were calculated based on first-order spectral reflectance at various growth stages. These indices included the ratio index (RI), difference index (DI), normalized difference vegetation index (NDVI), soil-adjusted vegetation index (SAVI), triangular vegetation index (TVI), modified normalized difference index (mNDI), and modified simple ratio (mSR). A correlation analysis between the spectral indices and soybean yield data were conducted by using the correlation matrix method. The best wavelength combinations to be used as the optimal spectral indices related to soybean yield were extracted. Finally, the five spectral indices with the highest correlation coefficients with soybean yield at different growth stages were selected as input variables for the model. Support vector machine (SVM), random forest (RF), and back propagation neural network (BPNN) were utilized to construct soybean

收稿日期:2023-06-16　修回日期:2023-07-29

基金项目:国家自然科学基金项目(52179045)

作者简介:唐子竣(1998—),男,博士生,主要从事农业水利遥感与信息化研究,E-mail:Tangzijun@nwsuaf.edu.cn

通信作者:向友珍(1973—),女,副教授,博士生导师,主要从事农业水利遥感与信息化研究,E-mail:Youzhenxiang@nwsuaf.edu.cn

yield estimation models and conducted validation. The results indicated that the spectral indices calculated at different growth stages (full flowering stage (R2), full pod stage (R4), and seed filling stage (R6)) all exhibited a correlation coefficient greater than 0.6 with yield, showing a strong correlation. Among these, the spectral index FDmSR at the full pod stage had the highest correlation with soybean yield, reaching 0.717. The optimal model for soybean yield estimation was built using first-order spectral indices from the full pod stage in combination with RF as input variables, achieving a validation set R^2 of 0.85, and RMSE and MRE values of 272.80 kg/hm^2 and 5.12%, respectively. The research outcome can provide a theoretical basis and practical reference for crop yield estimation based on hyperspectral remote sensing technology.

Key words: soybean; yield estimate model; hyperspectral; spectral index; machine learning

0 引言

大豆是最重要的作物之一,是粮食安全的重要组成部分,全球种植面积超过 1×10^8 hm^2[1],确保大豆的高产十分重要。气候变化带来的极端天气的频繁发生,严重影响作物对气候因子的可持续恢复力,并导致产量下降[2]。在农业研究和应用中,作物产量的准确预测一直是一个不可分割的研究领域,随着需求增加和技术进步,迫切需要发展精准农业[3]。

传统的作物产量估算方法大多基于地面采样,耗时、费力且具有破坏性,同时难以大规模推广[4]。近地或低空遥感平台等高通量表型平台具有更高的准确度和非侵入性表征植物数量、性状的能力[5-6],同时使之可能在生物或非生物胁迫条件下以低成本收集大量产量相关性状[7]。遥感平台通常以不同光反射波段的形式测量作物冠层的光谱信息,在各种类型的传感器中,窄带光谱测量有可能提供一种可靠、快速、经济高效且无损的方法来评估大面积的产量特性[8]。光谱数据可以转换为光谱指数,这些指数与叶面积指数[9]、生物量[10]和叶绿素含量[11]等指标有着密切的关系。光谱指数是受遗传因素控制的植物性状的表征指标,因为它们与植物的生物物理和生化特性有直接关系[12],一些光谱指数也已成功应用于作物产量预测[13]。向友珍等[14]根据光谱数据计算不同的光谱指数预测大豆产量,得到了较佳的预测精度。YOOSEFZADEH-NAJAFABADI 等[15]利用混合人工智能和进化优化算法通过高光谱植被指数估算了大豆产量,模型验证集决定系数在 0.75 以上,准确、快速地预测了大豆产量。然而,基于经验公式的光谱指数可能会丢失大量光谱信息,这可能导致基于这些光谱指数的产量预测模型通常针对于特定品种[16],高光谱全波段反射率已被证明比以往研究中的光谱指数具有更高的产量预测精度[17]。高光谱数据通常具有高维、大容量和非线性的特点,这需要开发新的工具和技术来提取光谱信息[11]。许多研究表明,由反射光谱和一阶微分构建的光谱指数具有定量反演作物生长生理参数的能力,从而有效克服了人工观测主观性强、效率低的缺点[16,18-19]。同时,这种方法可以解决遥感技术受分辨率、空域条件、气象条件和时间周期等因素限制的问题。通过构建最优光谱指数并结合多种建模方法,向友珍等[19]估算了大豆叶面积指数,模型验证集决定系数在 0.8 以上。TANG 等[18]通过构建最优光谱指数并结合 3 种建模方法,估算了冬小麦叶面积指数(LAI)和地上生物量,提高了 LAI 和地上生物量的高光谱遥感估算精度。然而,目前的研究大多是通过建模估算作物生长生理参数,缺少对于作物产量估算模型的研究。

本文以关中地区大豆为研究对象,利用 ASD Field-Spec 3 型背挂式野外高光谱仪获取大豆生殖生长期光谱数据并通过相关系数法筛选出光谱指数,随后采用支持向量机(Support vector machine, SVM)、随机森林(Random forest, RF)和反向神经网络(Back propagation neural network, BPNN)对大豆产量进行建模,并比较模型精度,得出估算大豆产量精度最高的生育期和最佳估算模型,以期为大规模农业管理提供决策信息。

1 材料与方法

1.1 研究区概况及试验设计

试验于 2021 年和 2022 年在西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室节水灌溉试验站(34°14′N,108°10′E)(图 1)进行。试验共设有 16 个小区,各小区长度为 6 m,宽度为 4 m。试验设置 4 个氮肥水平,分别为 0 kg/hm^2(N0)、60 kg/hm^2(N1)、120 kg/hm^2(N2)、180 kg/hm^2(N3),同时 2 个拌种处理(根瘤菌拌种(R)和清水拌种(W))(表 1),试验采用完全随机设计,重复 2 次,小区布置平面设计如图 1 所示。在两个相邻小区之间设置宽 1.0 m 的隔离带以减少各小区之间的影响。每块地磷、钾肥用量为 30 kg/hm^2。采用拌种法接种根瘤菌(符合国家行业标准 GB 20287—2006),

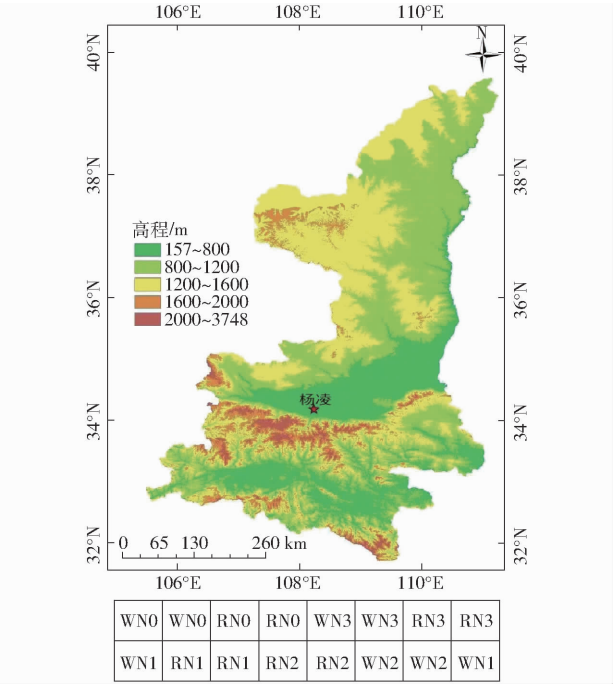


图 1　试验区地理位置及试验小区示意图

Fig. 1　Geographical location of test area and schematic of test area

表 1　实验设计

Tab. 1　Experimental treatment

处理方法	种子处理(播种前)	施氮量/(kg·hm^{-2})
WN0	清水拌种(W)	0
WN1		60
WN2		120
WN3		180
RN0	根瘤菌拌种(R)	0
RN1		60
RN2		120
RN3		180

将配置好的根瘤菌剂进行拌种，使种子表面均匀沾上菌剂，阴干后 12 h 内播种[20]。干燥后种子在 2021 年 6 月 18 日和 2022 年 6 月 10 日以行距 50 cm、株距10 cm 播种，种植密度为 3×10^5 株/hm^2，在 2021 年 9 月 30 日和 2022 年 9 月 20 日收获。

1.2　数据采集及预处理

1.2.1　光谱数据获取

大豆冠层光谱反射率采用 ASD Field－Spec 3 型背挂式野外高光谱仪(Analytical Spectral Devices, Inc.，美国)测定，仪器波段范围 350～1 830 nm，其中，350～1 000 nm 光谱分辨率为 3 nm，采样间隔为 1.4 nm；1 000～1 830 nm 分辨率为 10 nm，采样间隔为 2 nm，仪器自动将采样数据插值为 1 nm 间隔输出，光纤长度 1.5 m，视场角 25°[21]。研究表明，光谱仪获得的光谱信息对作物的生殖生产阶段高度敏感[22－23]。因此在本研究中使用光谱仪分别于全花期(R2，2021 年 7 月 25 日和 2022 年 7 月 28 日)、全荚期(R4，2021 年 8 月 9 日和 2022 年 8 月 10 日)和鼓粒期(R6，2021 年 9 月 2 日和 2022 年 9 月 1 日)测定大豆冠层光谱反射率，数据测量时天气晴朗无风，测定时保证光纤探头垂直向下，距冠层顶部约 1 m。每个小区选取能代表该小区长势的 3 个采样点进行测定，每个采样点每次采集 9 条光谱曲线，以平均值作为该样方的光谱反射率[21]。

1.2.2　大豆产量获取

在成熟期每个小区取中间 2 行 1 m 行长实收计产，风干大豆籽粒，折算籽粒水分质量分数为 14% 时可计算为标准产量(kg/hm^2)[24]。

1.2.3　光谱数据的预处理及光谱指数的构建

为了减少(消除)背景噪声、基线漂移及杂散光等无用信息对高光谱反射率曲线的影响，采用 Savitzky－Golay 卷积平滑对光谱数据进行预处理[17]，采用二次多项式、平滑点数为 9 进行函数拟合和滤波去噪。研究表明，将光谱数据进行一阶微分处理后能更好地反映作物生长状况[16]，所以在构建光谱指数前将光谱数据进行了一阶微分处理。图 2 为不同处理、不同观测时间的平滑后光谱曲线

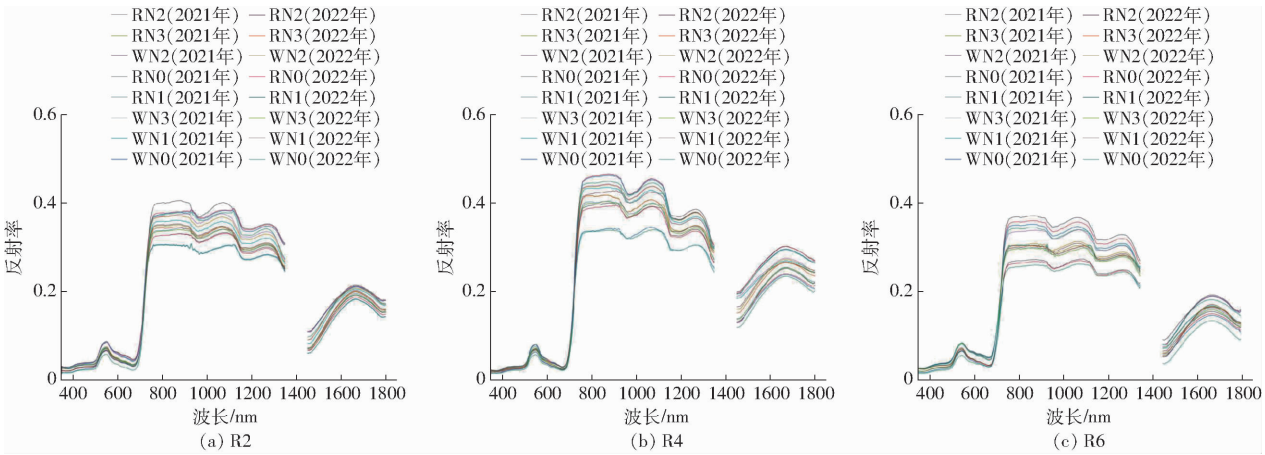


图 2　不同处理、不同观测时间的光谱反射率曲线对比

Fig. 2　Comparison of spectral reflectance curves of different treatments and different observation times

对比图。

选择 7 个典型的光谱指数,分别为比值指数(Ratio index, RI)[16]、差值指数(Difference index, DI)[16]、归一化光谱指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)[18]、土壤调整光谱指数(Soil-adjusted vegetation index, SAVI)[18]、三角光谱指数(Triangular vegetation index, TVI)[19]、改进红边归一光谱指数(Modified normalized difference index, mNDI)[19]、改进红边比值光谱指数(Modified simple ratio, mSR),将这 7 个光谱指数由一阶微分光谱反射率处理后计算结果为:FDDI、FDRI、FDNDVI、FDSAVI、FDTVI、FDmNDI、FDmSR。采集全部 16 个试验小区全花期(R2)、全荚期(R4)和鼓粒期(R6)中在 350 ~ 1 830 nm 全光谱范围内的光谱反射率,在 2 a 的 3 个生育期内各采集 32 组光谱样本数据,依据“3σ”原则剔除异常值后[19]以余下光谱波段的均值作为各小区最终高光谱反射率。剔除异常值后从剩余 30 组光谱样本数据中随机抽取 2/3 作为建模集,其余 1/3 数据用于验证集。计算数据中所有波长组合的光谱指数,然后计算光谱指数与实测产量数据之间的相关性。表 2 为建模集和验证集的样本数量及产量的统计特征。

表 2 大豆产量实测值的描述性统计

Tab. 2 Descriptive statistics of measured soybean yield

指标	建模集	验证集
样本量	20	10
最大值/(kg·hm^{-2})	4 611.56	4 819.04
最小值/(kg·hm^{-2})	2 873.76	3 064.37
平均值/(kg·hm^{-2})	3 678.27	3 837.87
标准差/(kg·hm^{-2})	1 869.56	1 822.36
变异系数	0.51	0.47

1.3 模型方法

计算出光谱指数与大豆产量的相关系数后分别选择全花期(R2)、全荚期(R4)和鼓粒期(R6)与大豆产量相关系数最高的 5 个光谱指数作为模型的输入变量,随后分别利用 SVM、RF 和 BPNN 对大豆产量进行建模。

支持向量机是一种以高斯核和多项式核为基核函数的二值分类机器学习算法,采用梯度下降算法优化权系数。该方法具有良好的泛化能力和鲁棒性,广泛应用于模式识别、分类和小样本回归分析。本研究将 SVM 的核函数类型设置为“poly”,随后运用网格搜索法以优化 SVM 的参数惩罚系数 C 和 γ,最后依据最小交叉验证误差原则,确定 C 和 γ 分别为 15 和 0.03[18]。

随机森林是一种基于“Bagging”模型思想的整体模型。由于其简单方便的特点,在各种回归预测问题中得到了广泛的应用。由于 RF 模型是对每个决策树的结果进行加权平均来获得最终输出,因此模型的实现需要构建大量的决策树,并通过交换和改变协变量来构建一组决策树,以提高预测性能。在决策树模型中进行训练测试时,需要遍历每个特征和每种方法,以有效地确定决策树的最优数量。经过误差分析和多次训练,本研究确定 RF 模型中的决策树个数为 100[17]。

反向传播神经网络是一种采用反向传播算法训练的多层前馈网络。它本质上是一种基于梯度下降的迭代学习算法。它存在容易陷入局部极小点、收敛速度慢、逼近最优解时可能出现振荡等缺陷。本研究中使用的 BPNN 由 Matlab 中的 Neural Network Toolbox 提供。将隐层传递函数设置为 TANSIG,采用基于数值优化理论的 Levenberger-marquardt(Train-LM)算法作为网络训练函数。中间层神经元的数量直接影响网络的仿真性能。因此,经过多次训练,确定中间层神经元数量为 20 个[16]。在训练过程中,最大迭代次数设置为 1 000 次,训练目标设置为 1×10^{-5}。神经网络训练完成后,将测试数据输入到训练网络仿真模型中,得到仿真值。

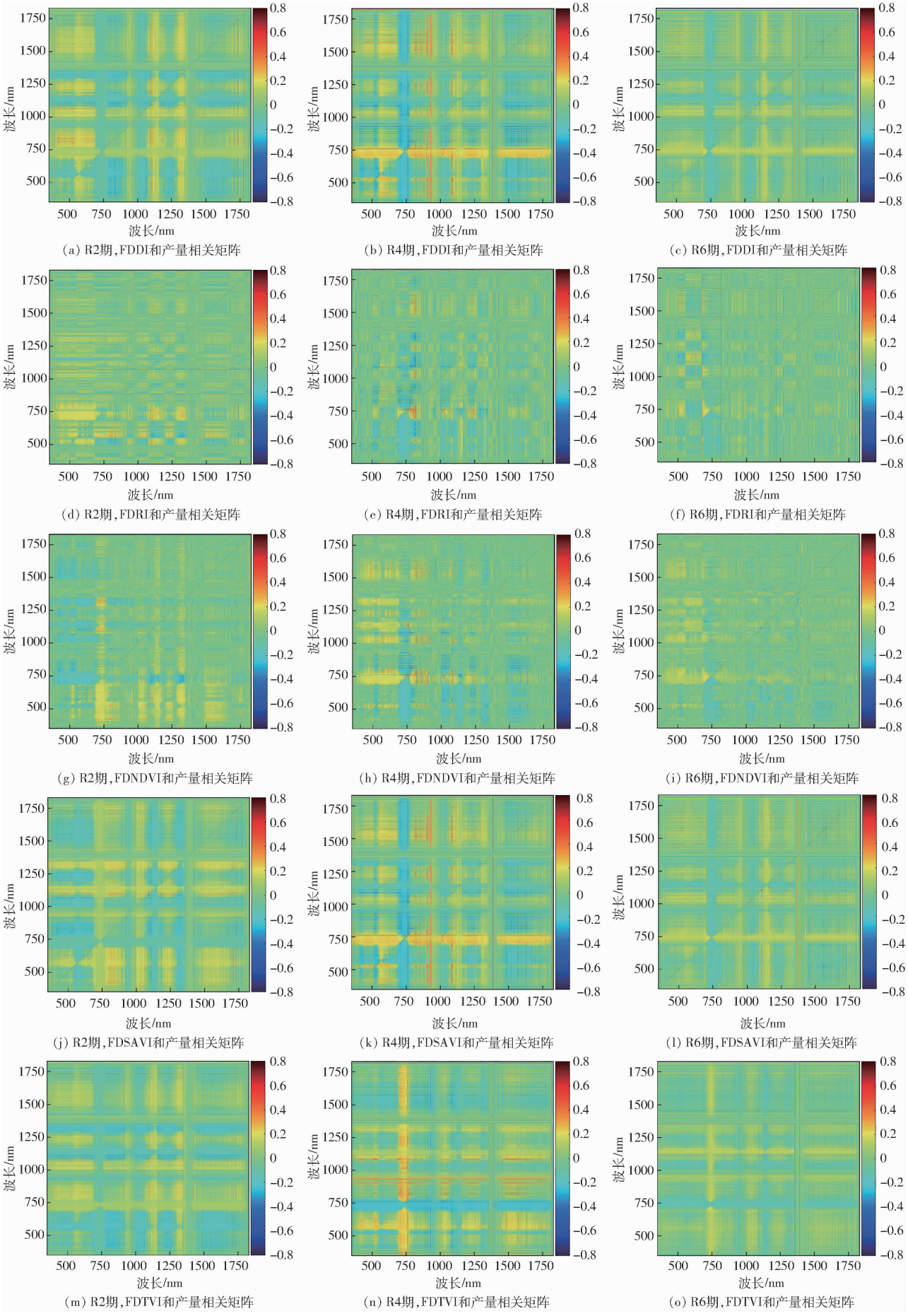
1.4 模型评价

为了验证模型预测精度和预测能力,选取决定系数(Determination coefficient, R^2)、均方根误差(Root mean square error, RMSE)和平均相对误差(Mean relative error, MRE)3 个评价指标用来评价模型精度[25]。其中 R^2 越接近 1,RMSE 和 MRE 越接近 0 说明模型拟合效果较好。

2 结果与分析

2.1 不同生育期构建的光谱指数与大豆产量的相关性分析

从图 3 中提取的 3 个生育期光谱指数与产量之间相关系数的最大值 r_{max} 见表 3。由全花期(R2)、全荚期(R4)和鼓粒期(R6)计算的光谱指数与大豆产量有很好的相关性,相关系数均在 0.6 以上。其中全荚期(R4)的光谱指数 FDmSR 与大豆产量的相关系数最高,达到 0.717,波长组合位于 760 nm 和 757 nm。选择了 3 个生育期与产量之间相关性最好的 5 个指数,并将其波长组合代入相应的公式进行计算。得到相应的光谱指数值,以获得模型的输入变量。全花期(R2)和全荚期(R4)选择的光谱指数是 FDDI、FDRI、FDSAVI、FDmSR 和 FDmNDI。对于鼓粒期(R6),选择的指数是 FDRI、FDNDVI、FDSAVI、FDmSR 和 FDmNDI。



(a) R2期,FDDI和产量相关矩阵　(b) R4期,FDDI和产量相关矩阵　(c) R6期,FDDI和产量相关矩阵

(d) R2期,FDRI和产量相关矩阵　(e) R4期,FDRI和产量相关矩阵　(f) R6期,FDRI和产量相关矩阵

(g) R2期,FDNDVI和产量相关矩阵　(h) R4期,FDNDVI和产量相关矩阵　(i) R6期,FDNDVI和产量相关矩阵

(j) R2期,FDSAVI和产量相关矩阵　(k) R4期,FDSAVI和产量相关矩阵　(l) R6期,FDSAVI和产量相关矩阵

(m) R2期,FDTVI和产量相关矩阵　(n) R4期,FDTVI和产量相关矩阵　(o) R6期,FDTVI和产量相关矩阵

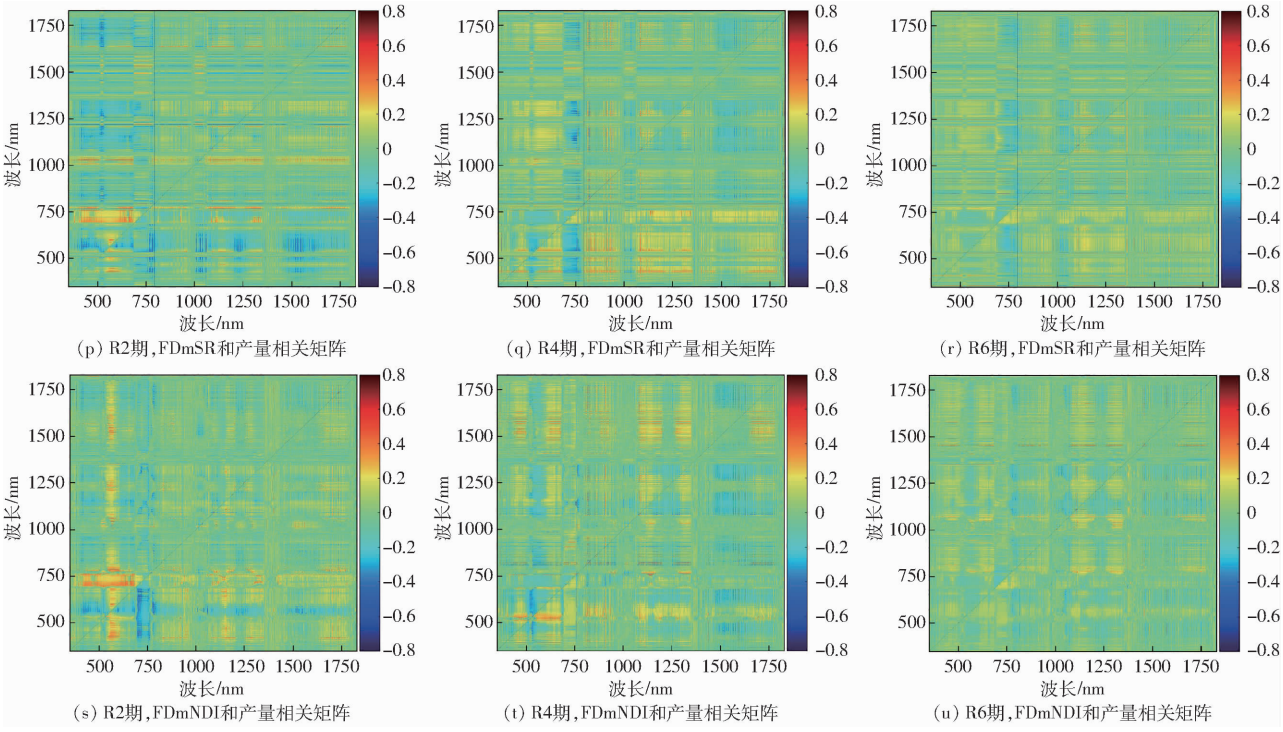


图 3 各生育阶段光谱指数与产量的相关矩阵

Fig. 3 Correlation matrix of spectral index and seed yield in each growth stage

表 3 任意两波段光谱指数与大豆产量相关系数最大值及波长位置

Tab. 3 Maximum value and wavelength position of correlation coefficient between spectral index and grain yield in each growth stage

生育期	光谱指数	最大相关系数 r_{max}	波长位置(i,j)/nm
R2	FDDI	0.654	(760,759)
	FDRI	0.674	(674,676)
	FDNDVI	0.640	(680,672)
	FDSAVI	0.683	(729,731)
	FDTVI	0.630	(697,703)
	FDmSR	0.674	(756,670)
	FDmNDI	0.670	(756,670)
R4	FDDI	0.695	(747,760)
	FDRI	0.696	(757,760)
	FDNDVI	0.678	(754,760)
	FDSAVI	0.694	(747,760)
	FDTVI	0.672	(692,703)
	FDmSR	0.717	(760,757)
	FDmNDI	0.708	(756,679)
R6	FDDI	0.648	(700,698)
	FDRI	0.649	(759,674)
	FDNDVI	0.668	(700,698)
	FDSAVI	0.660	(700,698)
	FDTVI	0.640	(702,717)
	FDmSR	0.666	(754,678)
	FDmNDI	0.657	(691,678)

2.2 大豆产量估算模型构建

在得到产量和 3 个生育期的最佳光谱指数组合后,采用 SVM、RF 和 BPNN 进行建模,结果见图 4。表 4 为不同建模方法在 3 个生育期的产量估计模型和验证集的预测结果。可以看出,在同一建模方法下,当全荚期(R4)所选的光谱指数作为自变量时,模型精度高于全花期(R2)和鼓粒期(R6)。在 SVM、RF 和 BPNN 模型中,验证集的 R^2 分别为 0.76、0.85、0.75,RMSE 分别为 308.73、272.80、344.93 kg/hm^2,MRE 分别为 6.99%、5.12%、5.41%。当以同一生育期的光谱指数作为输入变量时,RF 模型的建模集和验证集的 R^2 均高于 SVM 和 BPNN 模型,RMSE 和 MRE 也较低。对于相同的输入变量和不同的建模方法,通过比较模型的评价指标,3 种方法建立的模型精度由高到低依次为 RF、SVM、BPNN。因此,在全荚期(R4)获取光谱信息并结合 RF 模型能够提取光谱与大豆产量之间更有效的信息并实现对大豆产量更精准的估测。

3 讨论

高光谱技术已经广泛应用于作物生理生态及生化参数估算预测[9-11]。目前使用高光谱技术对作物产量的估算预测研究主要是通过计算光谱指数并以此构建机器学习模型或统计模型方法,在不同试验地、作物种类及建模方法的精度差异较大[26-27],因此提高作物产量的估算精度是目前亟需解决的问题。

研究发现不同处理下的光谱反射率均在 0.6 以

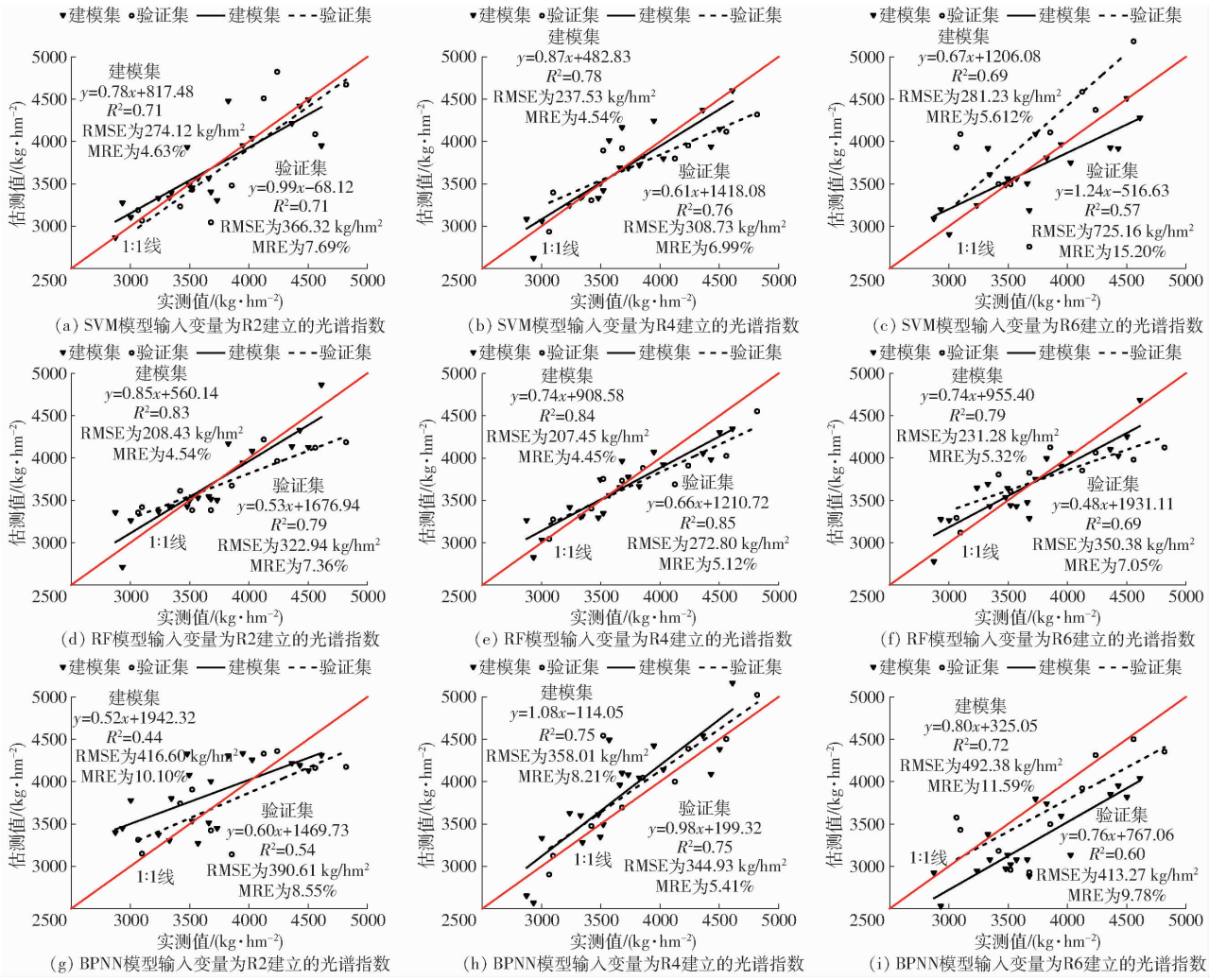


图 4　基于不同输入变量和建模方法的大豆产量反演模型在各生育期的建模集和验证集预测结果

Fig. 4　Prediction results of modeling and validation sets of soybean seed yield inversion model based on different input variables and modeling methods in each growth period

表 4　大豆产量估算模型精度检验结果对比

Tab. 4　Comparison of accuracy test results of seed yield estimation models

建模方法	生育期	R^2		RMSE/(kg·hm⁻²)		MRE/%	
		建模集	验证集	建模集	验证集	建模集	验证集
SVM	R2	0.71	0.71	274.12	366.32	4.63	7.69
	R4	0.78	0.76	237.53	308.73	4.54	6.99
	R6	0.69	0.57	281.23	725.16	5.62	15.20
RF	R2	0.83	0.79	208.43	322.94	4.57	7.36
	R4	0.84	0.85	207.45	272.80	4.45	5.12
	R6	0.79	0.69	231.28	350.38	5.32	7.05
BPNN	R2	0.44	0.54	416.60	390.61	10.10	8.55
	R4	0.75	0.75	358.01	344.93	8.21	5.41
	R6	0.72	0.60	492.38	413.27	11.59	9.78

内，均呈现较低的趋势，这可能是因为试验区处于半干旱地区，而本试验各处理大豆需水仅依赖于自然降雨，这导致了大豆生长受限，进而导致各小区获取的光谱反射率较低。在光谱指数的计算过程中，发现计算出的所有光谱指数的波长组合都在红边范围内，波长位置与以往的研究成果一致[16,18]，红边是指植被的反射率在与红光交界处附近的近红外波段快速变化的区域，其中增长最快的是 670 ~ 760 nm。研究表明，叶片中叶绿素的吸收光谱有红边，而水和类胡萝卜素的吸收光谱没有红边[19]，因为红边对叶绿素含量高度敏感，叶绿素含量的变化和特征信息可以最大程度地反映在红边上[28]。大量研究表明，作物产量与叶片中的叶绿素密切相关，因为叶片的生长需要叶绿素进行光合作用，而这种因素是植物生长和增产的根本原因[29-30]，因此在本研究中，大豆叶绿素信息提取参与了产量预测。结果表明，在预测大豆产量时，以生育期全荚期（R4）为输入变量的光谱指数与产量的相关系数优于全花期（R2）和鼓粒期（R6），因为全荚期（R4）生长时期是大豆生长最旺盛的时期，LAI、叶绿素含量和光合速率都达到了峰值[24]，因此大豆生长生理信息可以由光谱仪更有效地提取，从全荚期（R4）提取的光谱信息可以

更好地预测最终的作物产量,这与向友珍等[14]的结果相似。在本研究选择的 3 种建模方法中,基于 RF 的大豆产量估算模型精度最高,说明 RF 在估算大豆产量方面比其他模型有更多优势,该结果与以往作物产量反演结果基本一致[31-32]。同时研究结果表明,SVM 的预测精度较差,其原因可能是 SVM 的核心问题是确定核函数和相关参数,由于核函数和惩罚因子等参数选择的限制,其应用受到了一定程度的限制[33];而 BPNN 模型的模型估计精度较低的原因可能是由于样本数量较少导致的泛化能力低下[34];RF 是一种集成度很高的机器学习方法,不容易过度拟合,对噪声和异常值有很强的容忍度,也有很强的自学能力[16],因此,RF 可以作为大豆产量建模的首选方法,可以更好地为未来精准农业的实际应用提供实时、高效的技术服务。

目前,基于地物光谱仪构建的光谱指数建立作物产量估算模型和产量估算研究中仍有一些问题有待解决,作物在营养生长期的健康发育是获得高产的基础,而作物营养生长期的产量估测精度仍然受限[27],除此之外,与无人机高光谱成像仪获取冠层光谱信息相比,地物光谱仪的数据获取速度较慢[35]。未来将尝试利用无人机高光谱成像仪获取光谱数据并使用不同的光谱变换(如分数阶微分变换)应用于营养生长期的作物产量反演,充分挖掘营养生长期作物光谱信息以提高产量的预测精度,为指导作物的营养生长期田间管理提供技术支持,最终实现作物高产的目标。

4 结束语

基于小区试验和实测高光谱数据,选取 7 个光谱指数(FDDI、FDRI、FDNDVI、FDSAVI、FDTVI、FDmSR、FDmNDI),利用 3 个机器学习模型(SVM、RF 和 BPNN)对大豆 3 个生育期进行建模以估算产量。结果表明在计算光谱指数中,全荚期(R4)生育期的光谱指数 FDmSR 与大豆产量的相关系数最高,达到 0.717,波长组合为 760 nm 和 757 nm;同时在全荚期(R4)生育期选择的 RF 模型能最好地估测大豆产量,验证集 R^2 高达 0.85,RMSE 和 MRE 分别为 272.80 kg/hm^2 和 5.12%。本研究结果为建立快速高效的作物产量监测模型提供了参考依据。

参 考 文 献

[1] GUO Shibo, ZHANG Zhentao, GUO Erjing, et al. Historical and projected impacts of climate change and technology on soybean seed yield in China[J]. Agricultural Systems, 2022, 203: 103522.

[2] 李寒冰,金晓斌,吴可,等. 土地利用系统对区域可持续发展的支撑力评价:方法与实证[J]. 自然资源学报, 2022, 37(1): 166-185.
LI Hanbing, JIN Xiaobin, WU Ke, et al. Evaluation of the support capacity of land use system on regional sustainable development: methods and empirical evidence[J]. Journal of Natural Resources, 2022, 37(1): 166-185. (in Chinese)

[3] 王鹏新,田惠仁,张悦,等. 基于深度学习的作物长势监测和产量估测研究进展[J]. 农业机械学报, 2022, 53(2): 1-14.
WANG Pengxin, TIAN Huiren, ZHANG Yue, et al. Crop growth monitoring and yield estimation based on deep learning: state of the art and beyond[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(2): 1-14. (in Chinese)

[4] 胡莹瑾,崔海明. 基于 RS 和 GIS 的农作物估产方法研究进展[J]. 国土资源遥感, 2014, 26(4): 1-7.
HU Yingjin, CUI Haiming. Progress in the study of crop yield estmation methods based on remote sensing and geographic information system[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2014, 26(4): 1-7. (in Chinese)

[5] ARAUS J L, JILL E C. Field high-throughput phenotyping: the new crop breeding frontier[J]. Trends in Plant Science, 2014, 19(1): 52-61.

[6] FRANÇOIS T, LLORENÇ C B, TONY P, et al. Plant phenomics, from sensors to knowledge[J]. Current Biology, 2017, 27(15): 770-783.

[7] MONTESINOS-LÓPEZ O A, MONTESINOS-LÓPEZ A, CROSSA J, et al. Predicting grain yield using canopy hyperspectral reflectance in wheat breeding data[J]. Plant Methods, 2017, 13(1): 1-23.

[8] 陶惠林,冯海宽,杨贵军,等. 基于无人机数码影像和高光谱数据的冬小麦产量估算对比[J]. 农业工程学报, 2019, 35(23): 111-118.
TAO Huilin, FENG Haikuan, YANG Guijun, et al. Comparison of winter wheat yields estimated with UAV digital image and hyperspectral data[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(23): 111-118. (in Chinese)

[9] QIU Zhengchao, XIANG Haitao, MA Fei, et al. Qualifications of rice growth indicators optimized at different growth stages using unmanned aerial vehicle digital imagery[J]. Remote Sensing, 2020, 12(19): 3228.

[10] WANG Liai, ZHOU Xudong, ZHU Xinkai, et al. Estimation of biomass in wheat using random forest regression algorithm and remote sensing data[J]. The Crop Journal, 2016, 4(3): 212-219.

[11] SYED H S, YOSELINE A, RASMUS H, et al. A random forest machine learning approach for the retrieval of leaf chlorophyll content in wheat[J]. Remote Sensing, 2019, 11(8): 920.

[12] BABAR M A, GINKEL M V, KLATT A R, et al. The potential of using spectral reflectance indices to estimate yield in wheat grown under reduced irrigation[J]. Euphytica, 2006, 150(1-2): 155-172.

[13] HASSAN M A, YANG Mengjiao, RASHEED A, et al. A rapid monitoring of NDVI across the wheat growth cycle for grain yield prediction using a multi-spectral UAV platform[J]. Plant Science, 2019, 282: 95 – 103.

[14] 向友珍,安嘉琪,赵笑,等. 基于无人机多光谱遥感的大豆生长参数和产量估算[J]. 农业机械学报,2023,54(8):230 – 239.
XIANG Youzhen, AN Jiaqi, ZHAO Xiao, et al. Soybean growth parameters and yield estimation based on UAV multispectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 230 – 239. (in Chinese)

[15] YOOSEFZADEH-NAJAFABADI M, TULPAN D, ESKANDARI M. Using hybrid artificial intelligence and evolutionary optimization algorithms for estimating soybean yield and fresh biomass using hyperspectral vegetation indices[J]. Remote Sensing, 2021, 13(13): 2555.

[16] SHI Hongzhao, GUO Jinjin, AN Jiaqi, et al. Estimation of chlorophyll content in soybean crop at different growth stages based on optimal spectral index[J]. Agronomy, 2023, 13(3): 663.

[17] 陆军胜,陈绍民,黄文敏,等. 采用 SE_(PLS)_ELM 模型估算夏玉米地上部生物量和叶面积指数[J]. 农业工程学报,2021,37(18):128 – 135.
LU Junsheng, CHEN Shaomin, HUANG Wenmin, et al. Estimation of aboveground biomass and leaf area index of summer maize using SE_(PLS)_ELM model[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(18): 128 – 135. (in Chinese)

[18] TANG Zijun, GUO Jinjin, XIANG Youzhen, et al. Estimation of leaf area index and above-ground biomass of winter wheat based on optimal spectral index[J]. Agronomy, 2022, 12(7): 1729.

[19] 向友珍,王辛,安嘉琪,等. 基于分数阶微分和最优光谱指数的大豆叶面积指数估算[J]. 农业机械学报,2023,54(9):329 – 342.
XIANG Youzhen, WANG Xin, AN Jiaqi, et al. Estimation of leaf area index of soybean based on fractional order differentiation and optimal spectral index[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(9): 329 – 342. (in Chinese)

[20] 梁福琴,关大伟,党蓓蕾,等. 根瘤菌和氮素对大豆植株特性及产量的影响[J]. 黑龙江农业科学,2017(8):28 – 31.
LIANG Fuqin, GUAN Dawei, DANG Beilei, et al. Effect of rhizobium and nitrogen on plant characteristics and yield of soybean[J]. Heilongjiang Agricultural Sciences, 2017(8): 28 – 31. (in Chinese)

[21] 唐子竣,向友珍,王辛,等. 基于不同分析模型的大豆叶片 SPAD 值和 LAI 光谱估算比较[J]. 大豆科学,2023,42(1):55 – 63.
TANG Zijun, XIANG Youzhen, WANG Xin, et al. Comparison of SPAD value and LAI spectral estimation of soybean leaves based on different analysis models[J]. Soybean Science, 2023, 42(1): 55 – 63. (in Chinese)

[22] ANDERSON P C, ROGÉRIO T F, FÁBIO T L, et al. Estimation of irrigated oats yield using spectral indices[J]. Agricultural Water Management, 2019, 223: 105700.

[23] PENG Yi, ZHU Ting'e, LI Yucui, et al. Remote prediction of yield based on LAI estimation in oilseed rape under different planting methods and nitrogen fertilizer applications[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2019, 271: 116 – 125.

[24] WANG Xin, LI Wangyang, AN Jiaqi, et al. Effects of nitrogen supply on dry matter accumulation, water-nitrogen use efficiency and grain yield of soybean (*Glycine max* L.) under different mulching methods[J]. Agronomy, 2023, 13(2): 606.

[25] 陈俊英,王新涛,张智韬,等. 基于无人机-卫星遥感升尺度的土壤盐渍化监测方法[J]. 农业机械学报,2019,50(12):161 – 169.
CHEN Junying, WANG Xintao, ZHANG Zhitao, et al. Soil salinization monitoring method based on UAV – satellite remote sensing scale-up[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(12): 161 – 169. (in Chinese)

[26] 谢晓金,李映雪,李秉柏,等. 高温胁迫下水稻产量的高光谱估测研究[J]. 中国水稻科学,2010,24(2):196 – 202.
XIE Xiaojin, LI Yingxue, LI Bingbai, et al. Estimation of rice yield under high temperature stress by hyper-spectral remote sensing[J]. Chinese Journal of Rice Science, 2010, 24(2): 196 – 202. (in Chinese)

[27] 陶惠林,徐良骥,冯海宽,等. 基于无人机高光谱遥感数据的冬小麦产量估算[J]. 农业机械学报,2020,51(7):146 – 155.
TAO Huilin, XU Liangji, FENG Haikuan, et al. Winter wheat yield estimation based on UAV hyperspectral remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 146 – 155. (in Chinese)

[28] 杨普,赵远洋,李一鸣,等. 基于多源信息融合的农业空地一体化研究综述[J]. 农业机械学报,2021,52(增刊):185 – 196.
YANG Pu, ZHAO Yuanyang, LI Yiming, et al. Review of research on integration of agricultural air-ground integration based on multi-source information fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp.): 185 – 196. (in Chinese)

[29] GUO Jinjin, FAN Junliang, XIANG Youzhen, et al. Maize leaf functional responses to blending urea and slow-release nitrogen fertilizer under various drip irrigation regimes[J]. Agricultural Water Management, 2022, 262: 107396.

[30] 李义博,陶福禄. 提高小麦光能利用效率机理的研究进展[J]. 中国农业气象,2022,43(2):93 – 111.
LI Yibo, TAO Fulu. Research progress on the mechanism of high light use efficiency in wheat[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2022, 43(2): 93 – 111. (in Chinese)

[31] 尹丽春,贾鹏飞. 改进随机森林的农作物产量短期最优预测仿真[J]. 计算机仿真,2022,39(9):502 – 506.
YIN Lichun, JIA Pengfei. Simulation of short-term optimal prediction of crop yield based on improved random forest algorithm[J]. Computer Simulation, 2022, 39(9): 502 – 506. (in Chinese)

(下转第 240 页)

and deep learning[J]. Smart Agriculture,2020,2(1):121 - 132. (in Chinese)
[13] 朱逢乐,严霜,孙霖,等.基于深度学习多源数据融合的生菜表型参数估算方法[J].农业工程学报,2022,38(9):195 - 204.
ZHU Fengle, YAN Shuang, SUN Lin, et al. Estimation method of lettuce phenotypic parameters using deep learning multi-source data fusion[J]. Transactions of the CSAE,2022,38(9):195 - 204. (in Chinese)
[14] 张帆,郭思媛,任方涛,等.基于改进 YOLO v3 的玉米叶片气孔自动识别与测量方法[J].农业机械学报,2023,54(2):216 - 222.
ZHANG Fan, GUO Siyuan, REN Fangtao, et al. Automatic identification and measurement of maize leaves stomata based on YOLO v3[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(2):216 - 222. (in Chinese)
[15] 覃学标,黄冬梅,宋巍,等.基于目标检测及边缘支持的鱼类图像分割方法[J].农业机械学报,2023,54(1):280 - 286.
QIN Xuebiao, HUANG Dongmei, SONG Wei, et al. Fish image segmentation method based on object detection and edge support[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(1):280 - 286. (in Chinese)
[16] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 39(4):640 - 651.
[17] OLAF R, PHILIPP F, THOMAS B. U - Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[J]. CoRR,2015: abs/1505.04597.
[18] 朱苏雅,杜建超,李云松,等.采用 U - Net 卷积网络的桥梁裂缝检测方法[J].西安电子科技大学学报,2019,46(4):35 - 42.
ZHU Suya, DU Jianchao, LI Yunsong, et al. Method for bridge crack detection based on the U - Net convolutional networks [J]. Journal of Xidian University,2019,46(4):35 - 42. (in Chinese)
[19] 廖娟,陈民慧,张锴,等.基于区域语义和边缘信息融合的作物苗期植株分割模型[J].农业机械学报,2021,52(12):171 - 181.
LIAO Juan, CHEN Minhui, ZHANG Kai, et al. Segmentation of crop plant seedlings based on regional semantic and edge information fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(12):171 - 181. (in Chinese)
[20] 张宏鸣,张国良,朱珊娜,等.基于 U - Net 的葡萄种植区遥感识别方法[J].农业机械学报,2022,53(4):173 - 182.
ZHANG Hongming, ZHANG Guoliang, ZHU Shanna, et al. Remote sensing recognition method of grape planting regions based on U - Net[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(4):173 - 182. (in Chinese)
[21] 袁翠霞,赵春江,任艳敏,等.基于 U - Net 网络的高标准农田道路识别方法[J].农业机械学报,2023,54(5):163 - 169,218.
YUAN Cuixia, ZHAO Chunjiang, REN Yanmin, et al. Recognition method of high-standard farmland road based on U - Net [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(5):163 - 169,218. (in Chinese)
[22] 陈满,金诚谦,莫恭武,等.基于改进 U - Net 模型的小麦收获含杂率在线检测方法[J].农业机械学报,2023,54(2):73 - 82.
CHEN Man, JIN Chengqian, MO Gongwu, et al. Online detection method of impurity rate in wheat mechanized harvesting based on improved U - Net model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(2):73 - 82. (in Chinese)
[23] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. CoRR,2014: abs/1409.1556.
[24] 陈英,张伟,林洪平,等.医学图像分割算法的损失函数综述[J].生物医学工程学杂志,2023,40(2):392 - 400.
CHEN Ying, ZHANG Wei, LIN Hongping, et al. A survey of loss function of medical image segmentation algorithms[J]. Journal of Biomedical Engineering,2023,40(2):392 - 400. (in Chinese)
[25] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition[J]. CoRR,2015: abs/1512.03385.

(上接第 153 页)

[32] 崔孟然.基于机器学习的马铃薯产量高光谱估算[D].呼和浩特:内蒙古农业大学,2022.
CUI Mengran. Machine learning-based hyperspectral estimation of potato yield[D]. Huhhot: Inner Mongolia Agricultural University,2022. (in Chinese)
[33] AZARMDEL H, JAHANBAKHSHI A, MOHTASEBI S S, et al. Evaluation of image processing technique as an expert system in mulberry fruit grading based on ripeness level using artificial neural networks (ANNs) and support vector machine (SVM) [J]. Postharvest Biology and Technology,2020,166:111201.
[34] 张智旺.遗传算法优化的 BP 网络在电力系统负荷预测中的应用[J].电子世界,2021(17):168 - 169.
ZHANG Zhiwang. Application of BP network optimized by genetic algorithm in load forecasting of power system[J]. The Electronic World,2021(17):168 - 169. (in Chinese)
[35] 特日格勒,包玉龙,陶赛喜雅拉图,等.基于无人机高光谱遥感的典型草原打草对植被表型差异分析[J].内蒙古民族大学学报(自然科学版),2022,37(2):124 - 131.
TE Rigele, BAO Yulong, TAO Saixiyalatu, et al. Analyses of typical steppe cutting grass on vegetation phenotypes differences based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. Journal of Innner Mongolia University for Nationalities,2022,37(2):124 - 131. (in Chinese)