

基于无人机多光谱影像的大豆冠层叶绿素含量反演研究

姚潭, 李赫, 徐一高, 杨自尚, 李俊莹, 豆宇飞, 马翱博, 崔功佩
(河南农业大学机电工程学院, 河南 郑州 450002)

摘要: 【目的】通过无人机遥感平台对大豆叶绿素含量进行快速、无损的动态监测, 建立大豆冠层叶绿素含量多光谱反演模型, 探明大豆不同生育时期表现最佳的叶绿素反演模型。【方法】以河南省新乡市获嘉县大豆试验田为例, 对所获取的 4 个品种大豆的 3 个生育时期多光谱影像进行预处理, 采用 ENVI 软件提取与大豆冠层叶绿素含量相关的 17 种多光谱植被指数, 分析探讨植被指数与大豆冠层叶绿素含量的相关性, 运用单变量回归 (Univariate regression, UR)、逐步回归 (Stepwise regression, SR)、偏最小二乘回归 (Partial least squares regression, PLSR) 和反向传播神经网络 (Back propagation neural network, BP) 4 种分析方法建立大豆冠层叶绿素含量的多光谱反演模型。以决定系数 (R^2) 和均方根误差 (Root mean square error, Se) 对大豆冠层叶绿素含量的反演模型进行评价。【结果】3 个生育时期与大豆冠层叶绿素含量相关性较高的植被指数相关系数绝对值为 0.6~0.94。BP 神经网络模型在大豆苗期 (V2) 和开花期 (R2) 反演效果最优, 建模集和验证集 R^2 均在 0.94 以上, Se 均在 0.2 以下, 其中中黄 301 在开花期的 PLSR 回归模型叶绿素反演效果优于 BP 神经网络模型, 但模型的优越性差别不大; 在结荚期 (R5), 不同品种的叶绿素含量反演模型差异性比较明显, 皖宿 1208 和中黄 301 的 BP 神经网络模型反演效果最优, 建模集和验证集 R^2 在 0.93 以上, Se 在 0.2 以下, 而濮豆 857 和郑豆 365 的 PLSR 回归模型最优, 建模集 R^2 在 0.90 以上, Se 在 0.2 以下。【结论】在 V2 和 R2 时期采用 BP 神经网络可以快速、准确地反演大豆冠层叶绿素含量, 为大豆田间诊断提供指导; 在 R5 时期由于其不同品种间的差异性, 需要对单个品种的叶绿素含量进行研究。

关键词: 大豆叶绿素含量; 机载多光谱成像; 植被指数; 偏最小二乘回归; BP 神经网络

中图分类号: S491

文献标志码: A

文章编号:

Inversion of chlorophyll content in soybean canopy based on UAV multispectral images

YAO Tan, LI He, XU Yigao, YANG Zishang, LI Junying, DOU Yufei, MA Aobo, CUI Gongpei
(College of Mechanical and Electrical Engineering, Henan Agricultural University, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: 【Objective】By using a drone remote sensing platform to conduct rapid, non-destructive dynamic monitoring of soybean chlorophyll content, a multi-spectral inversion model for soybean canopy chlorophyll content is established, and the optimal chlorophyll inversion model for soybean at different growth stages is explored. 【Method】In order to achieve the rapid determination of chlorophyll content in the soybean canopy, taking the soybean experimental field in Huojia County, Xinxiang City, Henan Province as an example, 17 multispectral vegetation indices of four soybean varieties were preprocessed, and the correlation between vegetation index

收稿日期: 2024-07-07

基金项目: 国家现代农业产业技术体系项目 (CARS-04-PS28); 河南省科技攻关计划项目 (242102111175); 河南省博士后资助项目 (307923); 河南农业大学高层次人才专项支持基金项目 (30501381)

作者简介: 李赫(1972—), 男, 吉林延边人, 教授, 博士, 硕士生导师, 主要从事田间管理智能装备研究, E-mail: chungbuk@163.com。

通信作者: 崔功佩(1992—), 男, 山东嘉祥人, 讲师, 博士, 硕士生导师, E-mail: cuigongpei@henau.edu.cn。

and chlorophyll was analyzed. The multispectral inversion model of soybean canopy chlorophyll content was established by using univariate regression (UR), stepwise regression (SR), partial least squares regression (PLSR) and back propagation neural network (BP). The inversion model of soybean canopy chlorophyll content was evaluated by the coefficient of determination (R^2) and the root mean square error (Se). **【Results】** The absolute value of the correlation coefficient of vegetation index between the three fertility period and the chlorophyll content of soybean canopy was between 0.6 and 0.94. BP neural network model has the best inversion effect in soybean seedling (V2) and flowering (R2), with modeling set and validation set R^2 above 0.94, and Se below 0.2, among which the chlorophyll inversion effect of the PLSR regression model of Zhonghuang 301 at the flowering stage was better than that of the BP neural network model, but the goodness of the model was not much different; in the pod stage (R5), the differences of the chlorophyll content inversion models of different varieties were obvious, and the inversion effect of the BP neural network models of Wansu 1208 and Zhonghuang 301 was the best, with the R^2 of the modeling set and the verification set above 0.93 and the Se of less than 0.2, The PLSR regression models of Pudou 857 and Zhengdou 365 were the best, with R^2 above 0.90 and Se below 0.2 in the modeling set. **【Conclusion】** BP neural network can be used to quickly and accurately invert soybean chlorophyll in the V2 and R2 periods, which can provide guidance for soybean field nutrition diagnosis, and the chlorophyll content of individual varieties needs to be studied in the R5 period due to the differences between different varieties.

Key words: soybean chlorophyll content; airborne multispectral imaging; vegetation index; partial least squares regression; BP Neural Network

作为中国重要的油料作物之一，大豆在国内广泛种植，其生产成本低、单产低，自给率堪忧，但在中国农业与食物系统中一直具有重要且无法代替的作用^[1-2]，所以大豆产业的发展和产业兴旺对于中国粮食安全具有重要意义^[3]。实时监测大豆田间生长情况，及时了解大豆生长的营养需求，因地制宜，因时制宜地制定田间管理方案，是行之有效的解决办法^[4-7]。

在叶绿素等农业信息监测的相关研究中，传统农业监测技术破坏性大、效率低且难以大规模应用，数据滞后，无法及时反馈作物生长状况^[8-9]。近年来，无人机技术和遥感技术的成熟与发展，为作物生长状况大规模、快速、准确的监测提供了新的研究方法和丰富的数据支持^[10-11]。遥感技术可以获得不同尺度、光谱分辨率和时空分辨率的作物遥感图像，包括地面遥感、航空遥感和空间遥感等^[12-14]。刘爽等^[15]采用 5 种不同的单一预处理方法、4 种组合预处理方法及 3 种特征波长变量筛选算法对全波段高光谱数据进行处理，对筛选出的最优预处理方法和特征波长变量进行组合，建立大豆生理信息（叶绿素含量和光能利用率）的反演模型。李粉玲等^[16]利用高分一号（GF-1）卫星数据，基于绿波段归一化差值植被指数（Green normalized difference vegetation index, GNDVI）、绿色比值植被指数（Green ratio vegetation index, GRVI）和三角绿度指数（Triangular greenness index, TGI）3 个植被指数估算了关中地区不同生育时期冬小麦叶片的叶绿素相对含量（Soil plant analysis development chlorophyll meter, SPAD）值；建立了单变量线性回归模型、逐步回归模型和随机森林回归模型来预测 SPAD 值，发现随机森林回归算法具有最佳的估计性能。肖臣稷等^[17]利用 GF-23 遥感数据反演长江口叶绿素 a 浓度，其中参数组合简单的多波段算法模型反演精度较好，决定系数为 0.983，平均相对误差为 14.33%。汪小钦等^[18]使用无人机遥感技术采集了红、绿、蓝 3 种可见光波段的影像，并提出了可见光波段差异植被指数（Vegetation difference vegetation index, VDVI）以提取健康绿色植被信息。发现 VDVI 对仅包含可见光波段的无人机遥感影像具有较好的提取效果，提取精度可达 90%以上。然而，这种方法仅限于提取可见光波段下的绿

色植被信息。Bei Cui 等^[19]提出了 4 个新的光谱指数，包括红边叶绿素吸收指数（Red-edge chlorophyll absorption index, RECAI）、红边叶绿素吸收指数/三角形植被指数（Triangular vegetation index, TVI）、红边叶绿素吸收指数/优化土壤调节植被指数（Optimized soil-adjusted vegetation index, OSAVI）和红边叶绿素吸收指数/修正三角植被指数（Modified triangular vegetation index 2, MTVI2），利用 456 份冬小麦冠层光谱数据构建 5 个叶绿素线性回归模型，结果表明，RECAI/TVI 对叶绿素有较高的预测精度。这些研究成果表明，利用高光谱反演大豆冠层叶绿素含量具有切实可行性。

综上所述，针对传统农业监测技术存在的问题，为了快速、准确地获取田间大豆冠层的叶绿素含量。本研究尝试在 450~950 nm 的光谱反射区间对获取到的无人机遥感多光谱数据进行图像拼接、辐射校正等预处理，运用单变量回归（UR）、逐步回归（SR）、偏最小二乘回归（PLSR）和反向传播神经网络（BP）4 种分析方法建立大豆冠层叶绿素含量的多光谱反演模型，为大豆生长情况的实时监测提供依据。通过无人机多光谱影像对大豆冠层叶绿素含量进行反演，完成大豆田间生长情况的监测。

1.材料与方法

1.1 试验区域概况

1.1.1 试验区域

以全国大豆产业示范县——河南省新乡市获嘉县为试验地点。该县介于东经 113° 30′ 至 113° 44′ 和北纬 35° 02′ 至 35° 20′ 之间，气候类型为温带大陆性季风，具有冬季寒冷和夏季炎热的特点，四季变化明显，是中国关键的优质大豆种植区，且被认定为国家优质粮食产业化发展示范县。2023 年，该县大豆种植面积达到了 550 公顷，比 2022 年增加了 150 公顷。

1.1.2 研究品种

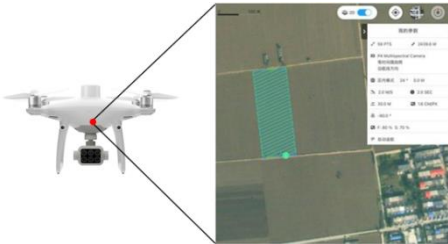
本研究所选的品种为濮豆 857、皖宿 1208、郑豆 365、中黄 301，均为黄淮海地区广泛种植的品种，从出苗到成熟生育时期均在 100 d 左右。

1.2 数据获取

1.2.1 无人机影像数据

采用大疆公司 Phantom 4 RTK 型多光谱版多旋翼高精度航测无人机获取遥感影像，该无人机可以获取的波长范围为 450~950 nm，包含 1 个可见光相机和 5 个多光谱相机，均具有 200 万像素的分辨率，通过飞控、相机与 RTK 的时钟系统实现微秒级同步，相机成像时刻毫秒级误差，使影像获得更佳的位置信息。Phantom 4 RTK 在 100 m 飞行高度下的地面样本距离（GSD）精度可达 2.74 cm。

为了保证多光谱图像的质量及准确性，采集时间选在北京时间 11:00-13:00，天气晴朗的情况下进行，飞行高度为 30 m，飞行速度为 2 m • s⁻¹，航向与旁向重叠率均设置为 85%，获取大豆种植试验区在苗期（V2）、开花期（R2）、结荚期（R5）3 个主要生育时期的可见光和多光谱影像，如图 1 所示。



(a) 无人机 (a) UAV
(b) 图像采集界面 (b) Image acquisition interface

图 1 无人机影像采集

Fig.1 UAV images acquisition

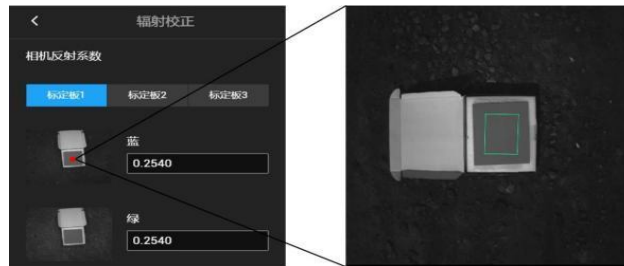
1.2.2 大豆叶绿素含量数据

本研究在试验田设置了 4 块大豆样地，在 4 块样地内均匀布设了 48 个试验小区，使用手持 RTK 获得每个样地和试验小区的经纬度，同时，记录每个试验小区的地理位置信息。使用中科维禾 TYS-4N 叶绿素手持式测定仪，对大豆冠层叶片进行叶绿素含量的测定，在每个品种的 48 个试验小区中，均匀选取了大豆冠层 5 片典型的大豆叶片，并在每个叶片周围进行 5 次叶绿素的手持式测量，取平均值作为该试验小区大豆冠层的叶绿素含量。将实测值按照 7:3 分别分为建模集和验证集。

1.3 研究方法

1.3.1 光谱数据预处理

采用大疆智图软件（DJI Terra）对获得的大豆大田影像进行拼接，生成高分辨率的数字正射影像。通过导入 3 个不同反射率的标定板在各个波段内手动拍摄的照片，并填写各标定板、各波段对应的反射率值，从而将遥感图像从 DN 值转化为反射率，对影像进行辐射校正，如图 2 所示。将拼接后的影像导入 ENVI 软件中，对多光谱数据进行处理。



(a) 辐射校正界面(b)界面局部图

(a) Radiation correction interface (b) Partial interface diagram

图 2 无人机影像辐射校正

Fig.2 UAV image radiation correction

1.3.2 建模方法

本研究选择 17 种与叶绿素含量相关的植被指数用于大豆长势监测，包括绿红黄比值植被指数 RGRI^[20]、土壤调节植被指数 SAVI^[21]、GRVI^[22]、差值植被指数 DVI^[23]、归一化植被指数 NDVI^[24]、比值植被指数 RVI^[25]、归一化绿红差分植被指数 NGRDI^[26]、叶面叶绿素含量指数 LCI^[27]、归一化绿蓝差分植被指数 NGBDI^[28]、OSAVI^[29]、GNDVI^[30]、归一化差异红边植被指数 NDRE^[31]、改进简单比值植被指数 MSR^[32]、归一化差分水体指数 NDWI^[33]、绿波段标准化结果 NGI、蓝波段标准化结果 NBI、红波段标准化结果 NRI。利用获取的无人机影像和 ENVI 软件的波段计算功能，将计算出来的植被指数影像导入 ArcGis 软件，利用提取功能将各个采样点的植被指数提取出来。运用单变量回归（UR）、逐步回归（SR）、偏最小二乘回归（PLSR）和反向传播神经网络（BP）4 种分析方法建立大豆冠层叶绿素含量的多光谱反演模型。

其中 UR 模型是一类监督学习的回归模型，其解决回归问题的方法是建立因变量 y 与一个自变量 x 之间的统计关系，在 UR 模型构建中，以大豆叶绿素为因变量，选择相关系数最高的植被指数作为自变量。分别用所选取的植被指数构建线性、对数、多项式（二次项）、幂、指数 5 种模型。

SR 模型能够有效地解决模型共线性问题，同时综合了向前选择法和向后删除法的优点，逐步回归是一种多元线性回归模型的自变量选择方法。该过程经过多次迭代直至不能再引入

新变量为止。在 V2 时期和 R5 时期，选择相关系数绝对值 0.6 以上的植被指数作自变量，来构建逐步回归模型；在 R2 时期，选择相关系数绝对值 0.7 以上的植被指数作自变量，构建逐步回归模型。

偏最小二乘回归（PLSR）模型集成了主成分分析、线性相关分析和线性回归的优点，以最大程度获取自变量的建模信息，并有效解决共线性问题，同时回归模型具有很强的稳定性。本研究利用交叉验证计算模型的预测能力，并采用 PLSR 方程的标准回归系数比较各自变量的重要性，以尽可能精简自变量数量的原则，且使模型的决定系数接近于 1 且均方根误差 Se 最小。具体做法是逐步去掉标准系数最小的自变量，然后采用非标准回归系数建立回归模型。植被指数的选取同 SR 模型。

人工神经网络算法具有强大的非线性拟合能力，通过更新网络权重参数，可以构建从光谱指数到植被参数的非线性预测结果。BP 神经网络算法的流程如下：首先将输入样本提供给输入层神经元，逐层将信号向前传播，直到产生输出层的结果；然后计算输出层误差，再将误差逆向传播至隐藏层神经元，最后根据隐藏层神经元的误差来对权重和阈值进行调整。对每个训练样本都要执行以上操作，迭代过程循环进行，直到满足停止条件为止。本研究构建的 BP 神经网络模型将每个生育时期 5 个相关性最高的植被指数作为神经网络的输入数据，即所构建的 BP 神经网络反演模型输入层为 5 个节点、隐藏层为 9 个节点、输出层为 1 个节点，所构建的 BP 神经网络模型如图 3 所示。

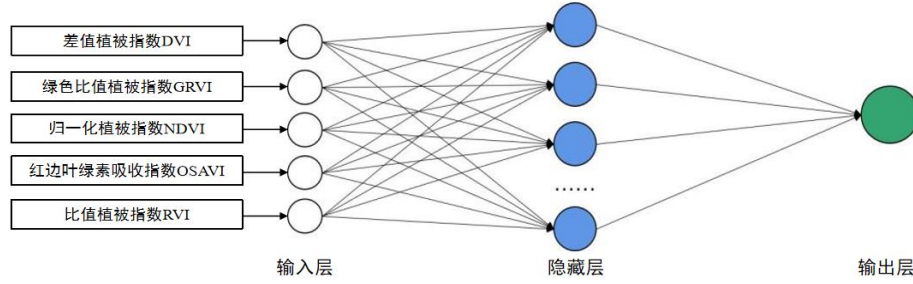


图 3 叶绿素 BP 神经网络结构图

Fig. 3 Chlorophyll BP neural network structure diagram

1.3.3 模型精度分析

为了评估反演模型的拟合精度和预测能力，采用 R^2 和 Se 对叶绿素和氮元素含量的反演模型进行评价，其计算方法分别如式(1)和式(2)所示。当 R^2 越接近于 1， Se 值越小，表示模型的拟合效果越好，精度越高。

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{X})^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \quad (1)$$

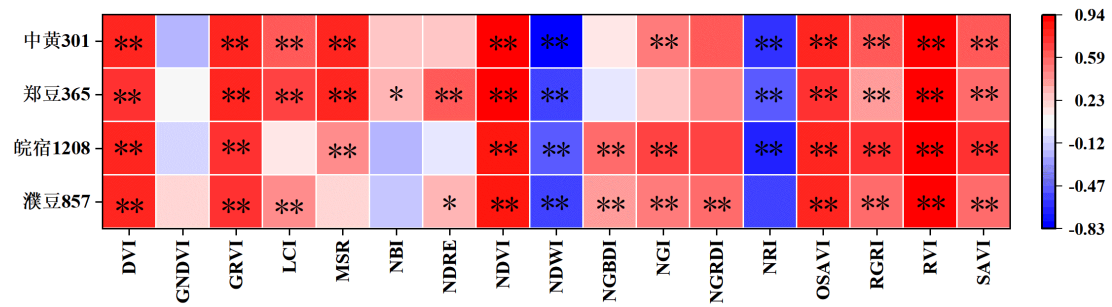
$$Se = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - X_i)^2}{n}} \quad (2)$$

式中： n 代表样本总数， X_i 、 Y_i 分别代表第 i 个样本的实测值和预测值， $\bar{X}$ 、 $\bar{Y}$ 分别代表样本实测平均值和预测平均值。

2.结果与分析

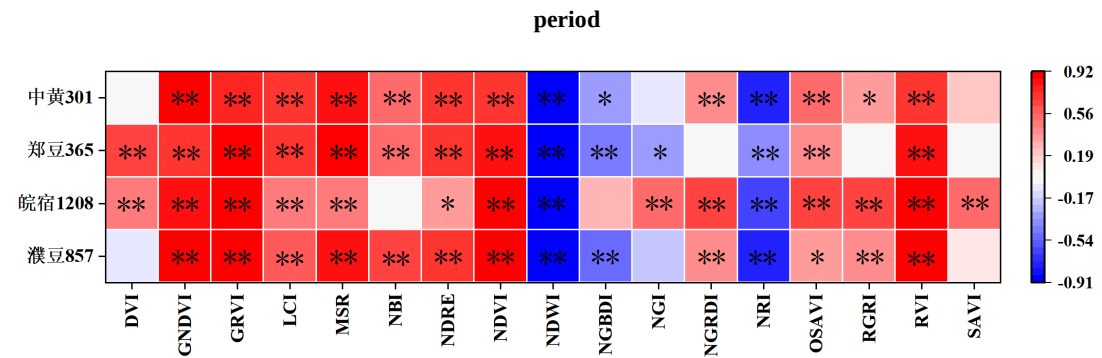
2.1 植被指数与叶绿素含量相关性分析

在进行不同模型构建之前，通过比较植被指数与叶绿素含量之间的相关性，筛选出适合不同模型的植被指数，从而减少模型复杂度，提高模型精度。分别对 3 个生育时期，不同品种大豆叶绿素含量与植被指数进行相关性分析，结果如图 4 所示。



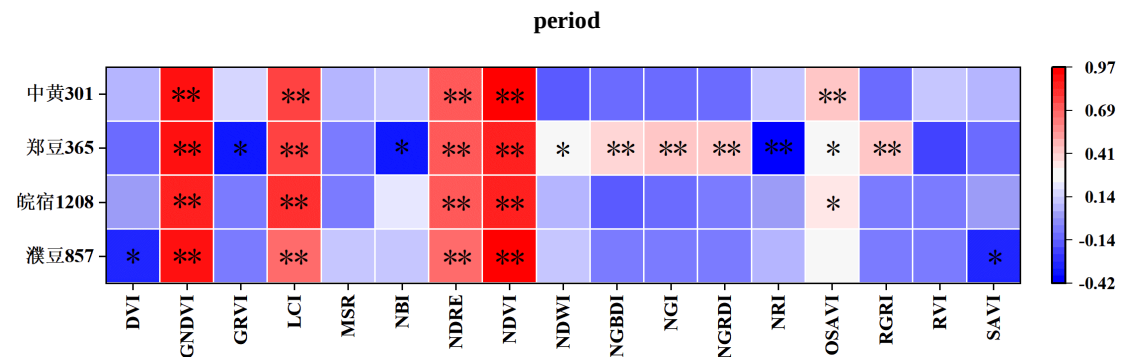
(a) V2 时期 4 个品种大豆叶绿素与植被指数相关系数

(a) Correlation coefficient between chlorophyll and vegetation index of four soybean varieties during V2



(b) R2 时期 4 个品种大豆叶绿素与植被指数相关系数

(b) Correlation coefficient between chlorophyll and vegetation index of four soybean varieties during R2



(c) R5 时期 4 个品种大豆叶绿素与植被指数相关系数

(c) Correlation coefficient between chlorophyll and vegetation index of four soybean varieties during R5

图 4 不同生育时期 4 个品种大豆叶绿素与植被指数相关系数

Fig. 4 Correlation coefficient between chlorophyll and vegetation index of four soybean varieties in different periods

2.2 反演结果

2.2.1 不同生育时期大豆叶绿素回归模型建模及验证结果

本研究利用 4 个大豆品种 3 个生育时期的多光谱数据与大豆冠层叶绿素含量构建了 UR 模型、SR 模型、PLSR 模型和 BP 神经网络模型。结果如表 1 所示。

表 1 中的 UR 模型为每个品种在该时期的最优模型。V2 时期，濮豆 857、皖宿 1208 和

郑豆 365 均选择多项式回归模型，中黄 301 选择指数回归模型；R2 时期，濮豆 857、皖宿 1208 和郑豆 365 均选择多项式回归模型，中黄 301 选择线性回归模型；R5 时期，4 个品种均选择多项式回归模型。

濮豆 857 叶绿素含量构建的 12 个模型中,V2 时期的建模集和验证集 R^2 均在 0.8 以上, Se 均小于 0.3, 说明这 4 个回归模型都具有良好的拟合优度。其中, V2 时期、R2 时期最优模型是 BP 神经网络模型, 该模型在验证集上的 R^2 值分别为 0.983 和 0.960, Se 分别为 0.033 和 0.038, 模型效果极好。R5 时期最优模型是 PLSR 模型, 该模型在验证集上的 R^2 值为 0.899, Se 为 0.558。

皖宿 1208 叶绿素含量构建的 12 个模型中,V2 时期的建模集和验证集 R^2 均在 0.8 以上, Se 均小于 0.3, 说明这 4 个回归模型都具有良好的拟合优度。其中, V2 时期、R2 时期 R5 时期最优模型都为 BP 神经网络模型, 该模型在 3 个时期验证集的 R^2 值分别为 0.975、0.983 和 0.950, Se 分别为 0.060、0.085 和 0.129, 模型效果极好。

郑豆 365 叶绿素含量构建的 12 个模型中, V2 时期的建模集和验证集 R^2 在 0.8 以上, Se 均小于 0.3, 说明这 4 个回归模型都具有良好的拟合优度。其中, V2 时期、R2 时期最优模型是 BP 神经网络模型, 该模型在验证集上的 R^2 值分别为 0.975 和 0.982, Se 分别为 0.071 和 0.111, 模型效果极好。R5 时期最优模型是 PLSR 模型, 该模型在验证集上的 R^2 值为 0.940, Se 为 0.381。

中黄 301 叶绿素含量构建的 12 个模型中,V2 时期的建模集和验证集 R^2 均在 0.8 以上, Se 均小于 0.3, 4 个回归模型都具有良好的拟合优度。其中, V2 时期、R5 时期最优模型都为 BP 神经网络模型, 该模型验证集的 R^2 值分别为 0.975 和 0.970, Se 分别为 0.064 和 0.197, 模型效果极好。R2 时期 PLSR 模型精度略高于 BP 神经网络模型, 但模型优度差别不大。

表 1 不同生育时期大豆叶绿素回归模型建模及验证结果

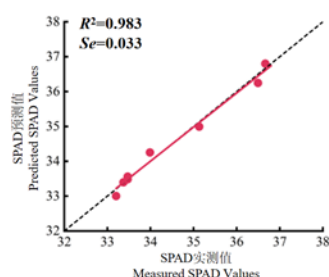
Table 1 Modeling and validation results of chlorophyll regression model for four soybean varieties in different

periods													
生育时期 Period													
品种 Varieties	模型 Model	苗期 V2				开花期 R2				结荚期 R5			
		建模集		验证集		建模集		验证集		建模集		验证集	
		Modeling set		Verification set		Modeling set		Verification set		Modeling set		Verification set	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
濮豆 857 Pudou 857	UR	0.877	0.178	0.844	0.343	0.890	0.230	0.857	0.768	0.880	0.825	0.852	1.317
	SR	0.924	0.153	0.940	0.130	0.934	0.260	0.874	0.363	0.880	0.248	0.852	1.121
	PLSR	0.927	0.150	0.965	0.129	0.935	0.219	0.897	0.102	0.901	0.115	0.899	0.558
	BP	0.965	0.107	0.983	0.033	0.948	0.073	0.960	0.038	0.886	0.202	0.886	0.718
皖宿 1208 Wansu 1208	UR	0.843	0.186	0.588	1.089	0.833	0.220	0.856	0.308	0.747	0.839	0.785	0.856
	SR	0.887	0.157	0.939	0.276	0.919	0.293	0.935	0.258	0.865	0.330	0.899	0.289
	PLSR	0.926	0.142	0.923	0.130	0.930	0.210	0.950	0.202	0.890	0.253	0.915	0.221
	BP	0.968	0.093	0.975	0.060	0.965	0.180	0.983	0.085	0.932	0.105	0.950	0.129

郑豆 365 Zhengdou u 365	UR	0.885	0.202	0.871	0.471	0.852	0.366	0.877	0.328	0.812	0.232	0.805	0.675
	SR	0.958	0.141	0.939	0.138	0.947	0.201	0.960	0.236	0.859	0.332	0.899	0.566
	PLSR	0.963	0.142	0.920	0.140	0.950	0.200	0.977	0.123	0.920	0.214	0.940	0.381
	BP	0.967	0.093	0.975	0.071	0.976	0.102	0.982	0.111	0.910	0.245	0.900	0.401
中黄 301 Zhonghu ang 301	UR	0.884	0.222	0.853	0.393	0.740	1.173	0.890	0.269	0.940	0.587	0.870	0.261
	SR	0.956	0.140	0.920	0.225	0.928	0.102	0.947	0.212	0.941	0.167	0.967	0.109
	PLSR	0.958	0.150	0.933	0.125	0.976	0.085	0.970	0.133	0.955	0.177	0.960	0.102
	BP	0.973	0.058	0.975	0.064	0.964	0.120	0.965	0.228	0.958	0.080	0.970	0.197

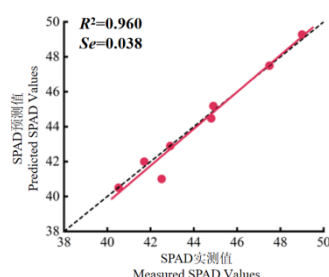
2.2.2 叶绿素反演模型拟合结果

选择每个生育时期叶绿素建模方法的最佳模型拟合结果，如图 5 所示。在 V2 时期和 R2 时期，BP 神经网络模型显示出了最优的结果。进一步表明，相比线性回归模型，BP 模型能够更加准确地监测大豆冠层叶绿素含量。在 R5 时期皖宿 1208 和中黄 301 叶绿素反演的 BP 模型精度最高，而濮豆 857 和郑豆 365 叶绿素反演的 PLSR 模型精度最高，但是相比于 BP 神经网络模型优度不明显，其中濮豆 857 叶绿素反演 BP 模型和 PLSR 模型的决定系数分别为 0.886 和 0.901，郑豆 365 叶绿素反演 BP 模型和 PLSR 模型的决定系数分别为 0.910 和 0.920。



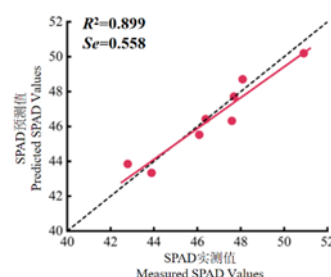
(a) 濮豆 857-V2-BP

(a) Pudou857-V2-BP



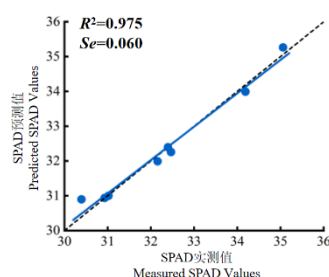
(b) 濮豆 857-R2-BP

(b) Pudou857-R2-BP



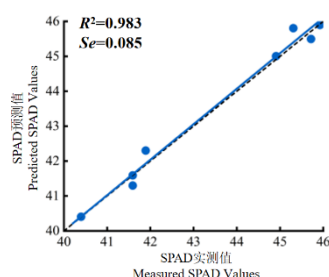
(c) 濮豆 857-R5-PLSR

(c) Pudou857-R5-PLSR



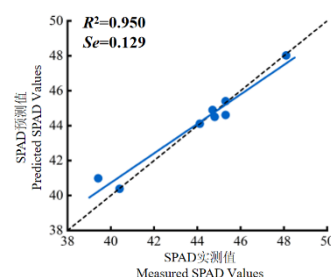
(d) 皖宿 1208-V2-BP

(d) Wansu1208-V2-BP



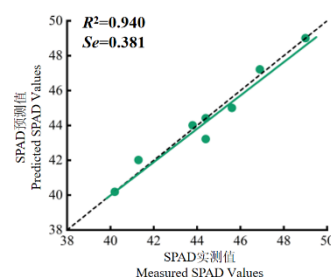
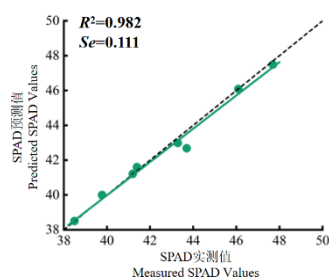
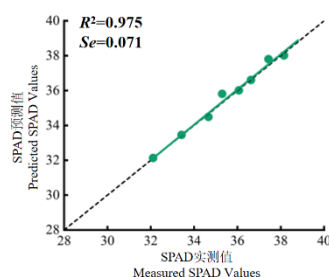
(e) 皖宿 1208-R2-BP

(e) Wansu1208-R2-BP



(f) 皖宿 1208-R5-BP

(f) Wansu1208-R5-BP



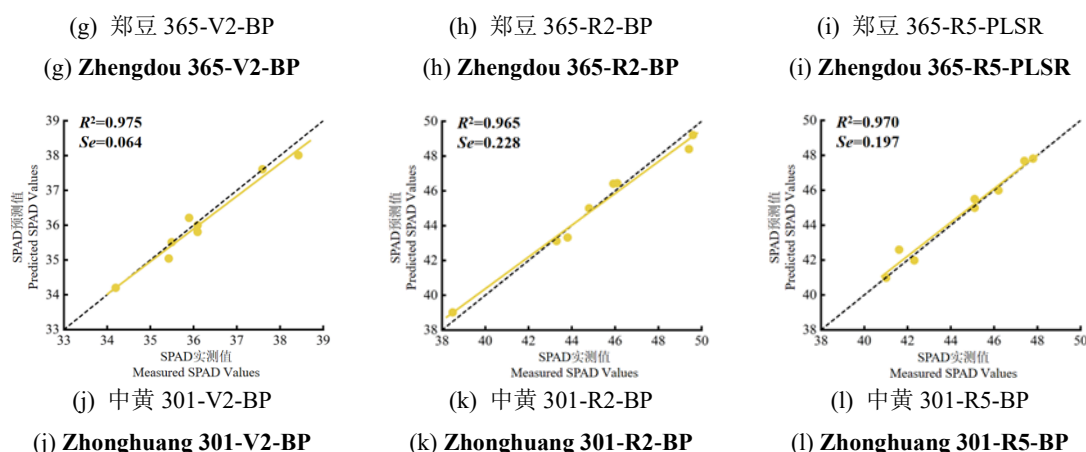
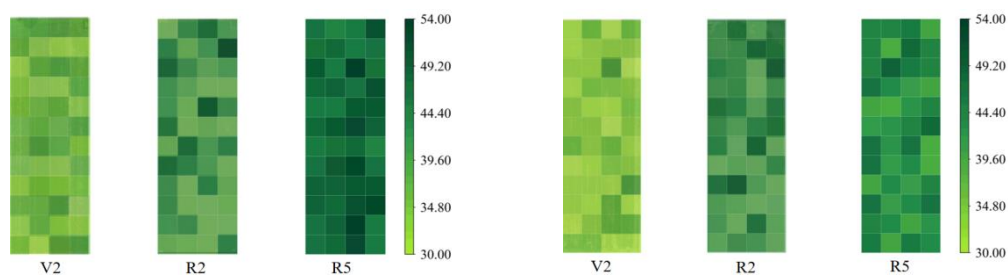


图 5 不同生育期四个品种大豆叶绿素反演模型拟合结果

Fig. 5 Fitting results of chlorophyll inversion models for four soybean varieties at different growth stages

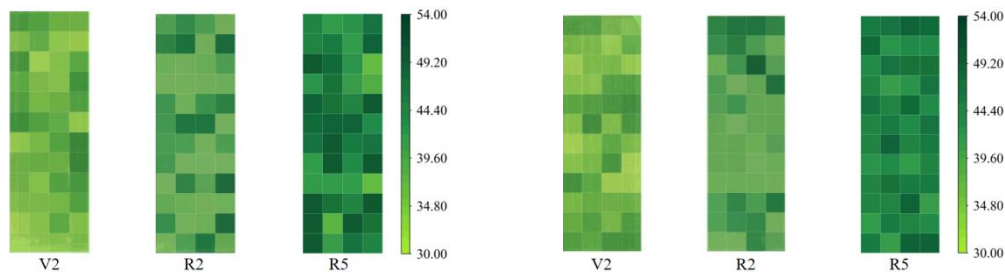
2.3 大豆冠层叶绿素分布图

根据不同生育时期叶绿素含量的最优模型,利用验证集数据,反演出大豆叶绿素含量分布图。在 V2 和 R2 时期采用 BP 神经网络模型,其反演模型的均方根误差 Se 最大为 0.228,模型精度较高;R5 时期,濮豆 857 和郑豆 365 采用 PLSR 模型,反演模型 Se 分别为 0.558、0.381,模型精度一般;皖宿 1208 和中黄 301 采用 BP 神经网络模型,反演模型 Se 分别为 0.129、0.197,模型精度较高。统计每个试验小区的叶绿素含量反演平均值,得到不同品种不同生育时期的大豆叶绿素含量分布热图。由图 6 可知,4 个品种在 V2 时期到 R2 时期叶绿素含量上升较快,在 R2 时期到 R5 时期叶绿素含量差异并不明显;其中在 R2 时期,4 个品种都表现出叶绿素含量差异大,分布不均匀的情况。在 V2 时期 4 个品种的大豆叶绿素含量表现为:皖宿 1208 最低,郑豆 365 和中黄 301 较高,濮豆 857 最高,其中郑豆 365 的叶绿素含量分布差异比较大;在 R2 时期 4 个品种的大豆叶绿素含量表现为:濮豆 857 叶绿素含量最高,皖宿 1208 叶绿素含量次之,中黄 301 和郑豆 365 叶绿素含量较低,其中中黄 301 的叶绿素含量分布差异比较大;在 R5 时期 4 个品种的大豆叶绿素含量表现为:濮豆 857 最高,郑豆 365 次之,皖宿 1208 和中黄 301 较低,其中郑豆 365 的叶绿素含量分布差异比较大。通过叶绿素反演图像可以直观快速地获取田间大豆的长势情况。



(a) 濮豆 857 叶绿素反演图像
(a) Pudou 857 chlorophyll inversion image

(b) 皖宿 1208 叶绿素反演图像
(b) Wansu 1208 chlorophyll inversion image



(c) 郑豆 365 叶绿素反演图像

(d) 中黄 301 叶绿素反演图像

(c) Zhengdou 365 chlorophyll inversion image

(d) Zhonghuang 301 chlorophyll inversion image

图 6 叶绿素反演图像

Fig. 6 Chlorophyll inversion image

3.讨论与结论

本研究通过利用大疆 Phantom 4 RTK 型多光谱版无人机采集了 3 个生育时期 4 个品种大豆的叶绿素含量以及地理位置信息,基于不同植被指数构建了不同品种大豆在 3 个主要生育时期的叶绿素反演模型,并生成了大田可视化图像,为大豆的长势监测和田间管理提供了技术支持。

根据大豆生产农艺要求选取了 V2、R2、R5 作为研究时期,选取了濮豆 857、皖宿 1208、郑豆 365 和中黄 301 作为研究对象,结合大豆植株叶绿素光谱监测原理和植被指数用途选取了 17 种植被指数,通过图像拼接、植被指数计算等预处理方法,获取了不同的植被指数。

在 3 个生育时期,与大豆冠层叶绿素含量密切相关的植被指数相关性系数绝对值范围为 0.6 至 0.94。依据 4 种大豆不同生育时期的多光谱图像,建立了基于 UR 模型、SR 模型、PLSR 回归模型和 BP 神经网络模型的叶绿素含量反演模型。V2 时期,不同品种的叶绿素反演模型中 BP 神经网络模型都显示出了最佳的反演效果。在 R2 时期,对于濮豆 857、皖宿 1208 和郑豆 365, BP 神经网络模型同样表现最佳,其建模集和验证集的 R^2 均高于 0.94, Se 低于 0.2。然而,中黄 301 的 PLSR 回归模型在该时期表现略优于 BP 神经网络模型,其建模集和验证集的 R^2 分别为 0.976 和 0.970, Se 分别为 0.085 和 0.133; BP 神经网络模型的建模集和验证集的 R^2 为 0.964 和 0.964, Se 为 0.120 和 0.228,两种模型的表现相近。因此在 V2 时期和 R2 时期,采用 BP 神经网络模型可以快速且准确地预测大豆冠层的叶绿素含量。在 R5 时期,不同品种的叶绿素含量预测模型表现出明显差异,这可能是不同品种在鼓粒期对植被指数的敏感度不同,导致模型预测结果出现较大差异。对于皖宿 1208 和中黄 301, BP 神经网络模型的预测效果最佳,其建模集和验证集的 R^2 均超过 0.93, Se 低于 0.2。而濮豆 857 和郑豆 365 品种的最优模型为 PLSR 回归模型,其建模集和验证集的 R^2 均高于 0.89, Se 低于 0.56。由于大豆品种之间的差异,采用无人机多光谱影像为 R5 时期的大豆田间管理提供参考时,需要对不同品种大豆的叶绿素含量进行研究。

总的来说,采用无人机多光谱影像可以实现对大豆冠层叶绿素含量的监测。通过对叶绿素含量的反演,可以为大豆的长势监测和科学田间管理提供技术支持,同时也为大豆田间病虫害的监测和产量预测提供了数据支持。

参考文献 References:

- [1] ZHANG Y W, LI C G, XU Y Y, et al. An attribution analysis of soybean price volatility in China: Global market connectedness or energy market transmission?[J]. International Food and Agribusiness Management Review, 2021, 24(1): 15-26.
- [2] 孙中叶, 李玉莹, 李治. 全球经济不确定性对中国大豆进口贸易影响研究: 基于保障中国大豆供给安全

视角的分析[J]. 价格理论与实践, 2021(7): 106-109, 165.

SUN Z Y, LI Y Y, LI Z. A study about the impact of global economic uncertainty on China's soybean import trade: An analysis based on protecting the security of soybean supply in China[J]. Price (Theory & Practice), 2021(7): 106-109, 165.

[3] 司伟, 韩天富. “十四五”时期中国大豆增产潜力与实现路径[J]. 农业经济问题, 2021, 42(7): 17-24.

SI W, HAN T F. China's soybean yield increase potential and realization path during the “14th Five-Year Plan” period[J]. Issues in Agricultural Economy, 2021, 42(7): 17-24.

[4] WANG C Y, LINDERHOLM H W, SONG Y L, et al. Impacts of drought on maize and soybean production in Northeast China during the past five decades[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2020, 17(7): 2459.

[5] 密琳. 大豆种植技术及田间管理研究[J]. 农业开发与装备, 2022(2): 176-178.

MI L. [Study on soybean planting technology and field management](#)[J]. Agricultural Development & Equipments, 2022(2): 176-178.

[6] 张小超, 王一鸣, 方宪法, 等. 精准农业的信息获取技术[J]. 农业机械学报, 2002, 33(6): 125-128.

ZHANG X C, WANG Y M, FANG X F, et al. Information acquisition techniques of precision agriculture[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2002, 33(6): 125-128.

[7] 赵春江, 薛绪掌, 王秀, 等. 精准农业技术体系的研究进展与展望[J]. 农业工程学报, 2003, 19(4): 7-12.

ZHAO C J, XUE X Z, WANG X, et al. Advance and prospects of precision agriculture technology system[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2003, 19(4): 7-12.

[8] 杨邦杰, 裴志远. 农作物长势的定义与遥感监测[J]. 农业工程学报, 1999, 15(3): 214-218.

YANG B J, PEI Z Y. Definition of crop condition and crop monitoring using remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 1999, 15(3): 214-218.

[9] 吴少俊. 基于计算机视觉的水稻叶绿素含量测定[J]. 农机化研究, 2020, 42(4): 223-226.

WU S J. Determination of chlorophyll content in rice based on computer vision[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2020, 42(4): 223-226.

[10] 兰玉彬. 精准农业航空技术现状及未来展望[J]. 农业工程技术, 2017, 37(30): 27-30.

LAN Y B. [Present situation and future prospect of precision agriculture aviation technology](#)[J]. Agricultural Engineering Technology, 2017, 37(30): 27-30.

[11] 陈仲新, 任建强, 唐华俊, 等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 748-767.

CHEN Z X, REN J Q, TANG H J, et al. Progress and perspectives on agricultural remote sensing research and applications in China[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 748-767.

[12] 史舟, 梁宗正, 杨媛媛, 等. 农业遥感研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 2015, 46(2): 247-260.

SHI Z, LIANG Z Z, YANG Y Y, et al. Status and prospect of agricultural remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(2): 247-260.

[13] 汤文静. 地面农业遥感平台在能源作物生物量监测中的研究与应用[J]. 农业与技术, 2015, 35(16): 248.

TANG W J. [Research and application of ground agricultural remote sensing platform in biomass monitoring of energy crops](#)[J]. Agriculture and Technology, 2015, 35(16): 248.

[14] 唐瑞. 卫星遥感技术与农业科技创新刍议[J]. 农业发展与金融, 2021(9): 41-42.

TANG R. [Discussion on satellite remote sensing technology and agricultural science and technology innovation](#)[J]. Agricultural Development and Finance, 2021(9): 41-42.

[15] 刘爽, 于海业, 朴兆佳, 等. 基于高光谱技术反演大豆生理信息的特征波长提取方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(11): 3542-3548.

LIU S, YU H Y, PIAO Z J, et al. Study on extracting characteristic wavelength of soybean physiological information based on hyperspectral technique[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(11): 3542-3548.

- [16] 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.
- LI F L, WANG L, LIU J, et al. Remote sensing estimation of SPAD value for wheat leaf based on GF-1 data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(9): 273-281.
- [17] 肖臣稷, 王卿, 王敏, 等. 基于高分五号卫星遥感数据的长江河口叶绿素 a 浓度反演[J]. 东华大学学报 (自然科学版), 2022, 48(4): 92-99.
- XIAO C J, WANG Q, WANG M, et al. Inversion of chlorophyll-a concentration in the Yangtze River estuary based on remote sensing data from GF-5 satellite[J]. Journal of Donghua University (Natural Science), 2022, 48(4): 92-99.
- [18] 汪小钦, 王苗苗, 王绍强, 等. 基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取[J]. 农业工程学报, 2015, 31(5): 152-157, 159, 158.
- WANG X Q, WANG M M, WANG S Q, et al. Extraction of vegetation information from visible unmanned aerial vehicle images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(5): 152-157, 159, 158.
- [19] CUI B, ZHAO Q J, HUANG W J, et al. A new integrated vegetation index for the estimation of winter wheat leaf chlorophyll content[J]. Remote Sensing, 2019, 11(8): 974.
- [20] WAN L, LI Y J, CEN H Y, et al. Combining UAV-based vegetation indices and image classification to estimate flower number in oilseed rape[J]. Remote Sensing, 2018, 10(9): 1484.
- [21] JELOWICKI Ł, SOSNOWICZ K, OSTROWSKI W, et al. Evaluation of rapeseed winter crop damage using UAV-based multispectral imagery[J]. Remote Sensing, 2020, 12(16): 2618.
- [22] BALLESTER C, BRINKHOFF J, QUAYLE W C, et al. Monitoring the effects of water stress in cotton using the green red vegetation index and red edge ratio[J]. Remote Sensing, 2019, 11(7): 873.
- [23] FANG W J, ZHU H F, LI S, et al. Rapid identification of main vegetation types in the lingkong mountain nature reserve based on multi-temporal modified vegetation indices[J]. Sensors, 2023, 23(2): 659.
- [24] ZHOU G S, YIN X H. Relationship of cotton nitrogen and yield with Normalized Difference Vegetation Index and plant height[J]. Nutrient Cycling in Agroecosystems, 2014, 100(2): 147-160.
- [25] ZHANG J Y, LIU X, LIANG Y, et al. Using a portable active sensor to monitor growth parameters and predict grain yield of winter wheat[J]. Sensors, 2019, 19(5): 1108.
- [26] YANG M J, HASSAN M A, XU K J, et al. Assessment of water and nitrogen use efficiencies through UAV-based multispectral phenotyping in winter wheat[J]. Frontiers in Plant Science, 2020, 11: 927.
- [27] KAUR R, SINGH B, SINGH M, et al. Hyperspectral indices, correlation and regression models for estimating growth parameters of wheat genotypes[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2015, 43(3): 551-558.
- [28] SONG X X, WU F, LU X T, et al. The classification of farming progress in rice-wheat rotation fields based on UAV RGB images and the regional mean model[J]. Agriculture, 2022, 12(2): 124.
- [29] ZHOU H L, ZHOU G S, SONG X Y, et al. Dynamic characteristics of canopy and vegetation water content during an entire maize growing season in relation to spectral-based indices[J]. Remote Sensing, 2022, 14(3): 584.
- [30] HUNT E R, HORNECK D A, SPINELLI C B, et al. Monitoring nitrogen status of potatoes using small unmanned aerial vehicles[J]. Precision Agriculture, 2018, 19(2): 314-333.
- [31] KARANDE B I, LUNAGARIA M M, PATEL K I, et al. Model for detecting nitrogen deficiency in wheat crop using spectral indices[J]. Journal of Agrometeorology, 2014, 16(1): 85-93.
- [32] HUSSAIN A, SAHOO R N, KUMAR D, et al. Relationship of hyperspectral reflectance indices with leaf N and P concentration, dry matter accumulation and grain yield of wheat[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2017, 45(5): 773-784.
- [33] 毛海颖, 冯仲科, 巩垠熙, 等. 多光谱遥感技术结合遗传算法对永定河土壤归一化水体指数的研究[J].

光谱学与光谱分析, 2014, 34(6): 1649-1655.

MAO H Y, FENG Z K, GONG Y X, et al. Researches of soil normalized difference water index (NDWI) of Yongding River based on multispectral remote sensing technology combined with genetic algorithm[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(6): 1649-1655.