

于丰华, 冯帅, 赵依然, 等. 梗稻冠层叶绿素含量 PSO-ELM 高光谱遥感反演估算 [J]. 华南农业大学学报, 2020, 41(6): 59-66.
YU Fenghua, FENG Shuai, ZHAO Yiran, et al. Inversion model of chlorophyll content in japonica rice canopy based on PSO-ELM and hyper-spectral remote sensing[J]. Journal of South China Agricultural University, 2020, 41(6): 59-66.

梗稻冠层叶绿素含量 PSO-ELM 高光谱 遥感反演估算

于丰华^{1,2}, 冯 帅¹, 赵依然¹, 王定康¹, 邢思敏¹, 许童羽^{1,2}

(1 沈阳农业大学 信息与电气工程学院, 辽宁 沈阳 110866; 2 辽宁省农业信息化工程技术中心, 辽宁 沈阳 110866)

摘要:【目的】叶绿素含量是表征梗稻生长状态的重要指示信息, 利用无人机高光谱遥感技术及时获取区域尺度的梗稻叶绿素含量。【方法】以 2016—2017 年沈阳农业大学辽中水稻实验站梗稻无人机遥感试验数据为基础, 利用连续投影算法 (SPA) 进行有效波段的提取, 提取的特征波段分别为 410、481、533、702 和 798 nm。将提取出的特征波段作为输入, 利用极限学习机 (ELM) 和粒子群优化的极限学习机 (PSO-ELM) 分别建立梗稻冠层叶绿素含量反演模型。在 PSO-ELM 模型中, 针对 PSO 算法的种群规模 (p)、惯性权重 (w)、学习因子 (C_1 、 C_2)、速度位置相关系数 (m) 这 5 个参数进行了优化。【结果】确定了最优参数: p 为 80, w 为 0.9~0.3 线性递减, C_1 和 C_2 分别为 2.80 和 1.10, m 为 0.60。利用优化后的 ELM 和 PSO-ELM 所建立的梗稻冠层叶绿素含量模型的确定系数分别为 0.734 和 0.887, 均方根误差分别为 1.824 和 0.783。【结论】利用优化后的 PSO-ELM 建立的梗稻叶绿素含量反演模型精度要明显高于单纯利用 ELM 建立的反演模型, 前者具有较好的梗稻叶绿素含量反演能力。本研究为东北梗稻叶绿素含量反演无人机遥感诊断提供了数据支撑和应用基础。

关键词: 无人机; 叶绿素含量; 梗稻; 高光谱遥感; 粒子群优化极限学习机
中图分类号: S127; S511; S252.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-411X(2020)06-0059-08

Inversion model of chlorophyll content in japonica rice canopy based on PSO-ELM and hyper-spectral remote sensing

YU Fenghua^{1,2}, FENG Shuai¹, ZHAO Yiran¹, WANG Dingkan¹, XING Simin¹, XU Tongyu^{1,2}

(1 College of Information and Electrical Engineering, Shenyang Agricultural University, Shenyang 110866, China;
2 Liaoning Agricultural Information Engineering Technology Research Center, Shenyang 110866, China)

Abstract: 【Objective】Chlorophyll content is an important indicator of the growth status of japonica rice. This study was aimed at obtaining chlorophyll content of japonica rice in a regional scale in time with UAV hyper-spectral remote sensing technology. 【Method】This study was based on the UAV remote sensing test data of japonica rice in Liaozhong Experiment Station of Shenyang Agricultural University from 2016 to 2017. The successive projection algorithm (SPA) was used to extract the effective bands including 410, 481, 533, 702 and 798 nm. The extracted characteristic bands were used as the input, and the inversion models of chlorophyll contents in japonica rice canopy were established respectively using the extreme learning machine (ELM) and particle swarm optimization-extreme learning machine (PSO-ELM). In the PSO-ELM model, five parameters of PSO algorithm including proportion of population (p), inertial weight (w), learning factors (C_1 , C_2), and velocity

position correlation coefficient (m) were optimized. 【Result】 The optimal parameters were determined: p was 80, w was from 0.9 to 0.3 with a linear decline, C_1 and C_2 were 2.80 and 1.10 respectively, and m was 0.60. For the established models of chlorophyll content in *japonica* rice using the optimized ELM and PSO-ELM, the determination coefficients were 0.734 and 0.887 respectively, and the mean square error were 1.824 and 0.783 respectively. 【Conclusion】 The inversion model for chlorophyll content in *japonica* rice based on the optimized PSO-ELM has higher precision compared with the model based on ELM, and has better inversion ability of chlorophyll content in *japonica* rice. This study provides data support and application basis for the diagnosis of chlorophyll content in *japonica* rice by UAV hyper-spectral remote sensing technology in Northeast China.

Key words: UAV; chlorophyll content; *japonica* rice; hyperspectral remote sensing; PSO-ELM

粳稻是水稻的一种,在我国东北地区有着较大的种植面积。粳稻生育期较长,蛋白质含量较高,食味好^[1]。叶绿素含量是表征粳稻生长状态的一个重要性状指标,无损、快速、大面积反演粳稻叶绿素含量一直都是国内外精准农业学者的重要研究方向^[2-3]。无人机低空遥感平台是近几年快速发展的一种近地遥感手段,其平台的灵活性高、获取数据丰富、覆盖范围广,相较于其他遥感手段具有一定的优势,因此利用无人机高光谱遥感方式在近地尺度对粳稻冠层叶绿素含量进行反演估算对于辅助田间精准施肥、施药具有重要的现实意义。

目前,国内外在利用高光谱技术估算作物叶绿素含量已经取得了一定的研究成果。尼加提·卡斯木等^[4]研究了 820~940 nm 的最大反射率及反射率综合所建立的偏最小二乘回归法 (Patial least-squares regression, PLSR) 估算春小麦叶绿素含量的效果较为理想。毛博慧等^[5]研究了冬小麦冠层 325~1 075 nm 范围的反射光谱,采取遗传算法对光谱特征参数寻优并结合相关分析结果,利用最小二乘-支持向量回归建立冬小麦叶绿素含量预测模型,为后续施肥决策提供支持。孙红等^[6]按照叶片垂直分布位置采集马铃薯叶片的成像高光谱数据,选取随机蛙跳优化偏最小二乘 (Random frog-partial least squares, RF-PLS) 模型计算马铃薯叶片每个像素点的叶绿素含量,实现了不同叶位马铃薯叶片叶绿素含量无损检测以及分布可视化表达。裴浩杰等^[7]利用无人机低空遥感平台,通过构建综合长势指标 (Comprehensive growth index, CGI) 建立小麦关键生育期叶片叶绿素含量反演模型,模型决定系数均大于 0.7,可为小麦叶绿素含量长势监测提供参考。

现有的作物叶绿素含量反演研究中,多是通过构建植被指数建立统计回归模型来反演叶绿素含量,这对于特定地区的特定品种,会有比较理想的反演效果,但在模型的普适性等方面还存在一定的不

足^[8-10]。利用高光谱分析技术检测叶绿素含量方面,前人的工作主要集中在 2 个方面:建立各种植被指数,利用多元线性或非线性回归方法建立指数与叶绿素含量之间的反演模型;或者先对获取的水稻冠层高光谱数据的全部波段进行 PCA、PLS 等方法建模^[11]。其中,第 1 种植被指数方法物理意义清晰,模型构建简单,但目前所构建的光谱指数数目繁多,单一植被指数不能很好地表征整个高光谱信息;第 2 种方法虽然考虑了全部高光谱信息,但每次反演均需要全部波段作为模型输入,计算量较大,模型应用复杂^[12]。

本研究针对东北粳稻冠层叶绿素含量反演开展研究。采用无人机高光谱遥感平台,获取粳稻关键生育期冠层高光谱影像数据,采用连续投影算法 (Successive projection algorithm, SPA) 选择粳稻叶片叶绿素含量响应的敏感波段,建立基于粒子群优化的极限学习机反演模型,以期实现快速、精准、无损诊断粳稻叶绿素含量,提高反演精度。

1 材料与方法

1.1 试验区域与试验设计

为覆盖粳稻关键生育期如分蘖期、拔节期、抽穗期、灌浆期等,试验于 2016—2017 年的 6—9 月,每周周三在沈阳农业大学辽中水稻实验站 (41°47'N、122°71'E) 进行,水稻品种为 ‘沈稻 529’。为避免阴雨多云天气对遥感数据采集造成误差,数据采集过程选择天气晴好的日期,如遇云量超过 20% 或不利于遥感数据采集天气则顺延采集。粳稻试验小区设计为 4 个氮肥梯度处理,分别为 CK、N₁、N₂、N₃,每种处理 3 次重复,共设立 96 个面积相同的长方形试验小区。其中,CK 为对照组,即不施用氮肥;N₁ 为当地标准氮肥施用水平,氮肥施用量为 45.0 kg/hm²;N₂ 为低氮施肥水平,施用量为 22.5 kg/hm²;N₃ 为高氮施肥水平,施用量为 67.5 kg/hm²。磷肥和钾肥的施用按照当地标准施用

量进行, 其中, 磷肥标准施用量为 51.75 kg/hm², 钾肥标准施用量为 18 kg/hm²。图 1 为本研究试验区域与试验小区设计。

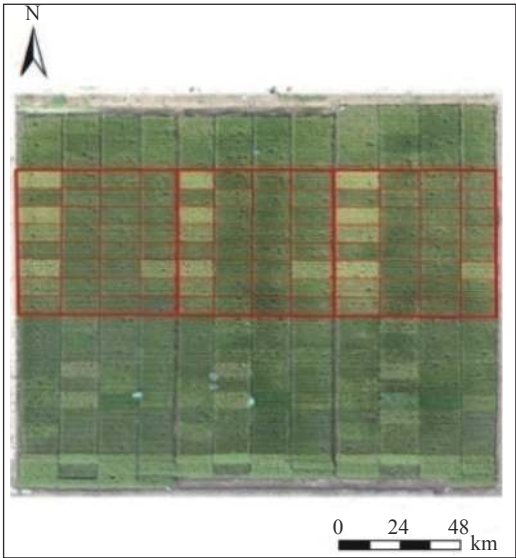


图 1 本研究试验区域和试验小区设计
Fig. 1 Design of experimental district and plot in this study

1.2 无人机高光谱影像数据获取

无人机高光谱平台采用深圳大疆创新公司的 M600 PRO 六旋翼无人机, 高光谱成像仪选用四川双利合谱公司的 GaiaSky-mini 内置推扫式机载高光谱成像系统, 高光谱的波段范围为 400~1 000 nm, 分辨率为 3 nm, 有效波段数为 253 个, 高光谱成像系统如图 2 所示。

无人机高光谱遥感平台数据采集时间为每次试验的上午 11:00—12:00, 选择太阳光强较为稳定的时段, 无人机飞行高度为 150 m。运用 ENVI5.3+IDL 工具软件对获取的高光谱遥感影像进行小区高光谱数据提取, 运用波谱角填图方法去除干扰地物光谱的影响, 对每个小区的感兴趣区计算平均光谱, 作为每个试验小区的高光谱信息。

1.3 粳稻田数据获取与叶绿素含量测定

粳稻田冠层数据获取的关键生育期主要包括分蘖期、拔节期、孕穗期、抽穗期、开花期和灌浆



1: M600 PRO 六旋翼无人机; 2: GaiaSky-mini 高光谱成像系统
1: M600 PRO six-rotor UAV; 2: GaiaSky-mini hyperspectral imaging system

图 2 无人机高光谱成像系统
Fig. 2 UAV hyperspectral imaging system

期 6 个时期。粳稻田间取样在试验小区的中间长势均匀区域进行, 每个小区采集 4 穴粳稻作为该小区的样本点, 取冠层叶片样本 50 片放入密封袋, 并迅速放入移动冰室进行冷藏保鲜, 以确保后期试验数据的准确性。同时利用手持差分 GPS 设备进行采样点地理坐标位置采集, 以便与无人机采集的高光谱影像数据一一对应^[7, 13-14]。

待粳稻样品送回实验室后, 采用浸提法提取样品叶绿素含量。将丙酮、无水乙醇、蒸馏水 3 种溶液按 9:9:2 的体积比配置成混合溶液, 选择粳稻的完全展开叶片, 剪碎后混合均匀, 称取 0.4 g 加入 200 mL 混合溶液; 在实验室遮光环境下静置, 直到样品完全发白, 利用分光光度计进行比色, 分别测定 $D_{663\text{ nm}}$ 和 $D_{645\text{ nm}}$, 按公式 (1) 计算粳稻样品的叶绿素含量, $\rho(\text{叶绿素})$ ^[15-16]。

$$\rho(\text{叶绿素}) = 5.134D_{663\text{ nm}} + 20.436D_{645\text{ nm}}。 \tag{1}$$

1.4 数据处理

本研究共进行了 10 次试验数据采集, 共采集 780 组有效样本数据, 选取其中的 90% 作为建模数据集 (样本容量为 702), 另外 10% 为验证数据集 (样本容量为 78)。本研究采样数据的统计特征如表 1 所示。

表 1 试验小区粳稻叶绿素含量统计特征						
Table 1 Statistical characteristics of chlorophyll content in japonica rice in experimental plot						
样本集 Sample set	样本数 No. of samples	$\rho(\text{叶绿素})/(\text{mg}\cdot\text{L}^{-1})$ Chlorophyll content				变异系数/% CV
		Max.	Min.	$\bar{X}$	SD	
整体 Overall	780	15.92	1.01	6.76	2.86	42.3
建模集 Modeling set	702	15.92	1.01	6.74	2.85	42.2
验证集 Validation set	78	15.48	1.11	6.82	2.91	42.7

由表 1 可知, 本研究的建模数据集和验证数据集 2 组数据除样本量不同之外, 其他统计参量相差不大, 变异系数大于 40%, 说明叶绿素含量数据的离散程度较大。

如图 3 所示, 叶绿素吸收光的能力很强, 有 2 个最强烈的吸收区, 一个是波长为 640~660 nm 的红光部分, 另一个是 430~450 nm 的蓝紫光部分。此外, 在光谱的橙光、黄光和绿光部分有不明显的吸收带, 所以本研究选择可见光 (380~780 nm) 之间的光谱信息作为高光谱区间^[8, 17]。

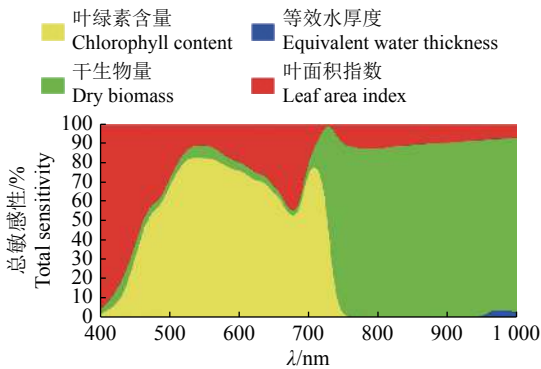


图 3 PROSPECT 模型输入参数全局敏感性分析
Fig. 3 Overall sensitivity analysis of input parameters in PROSPECT model

1.5 高光谱特征波段提取

本研究利用 Savitzky-Golay 卷积平滑算法^[18]对试验小区获取的 400~800 nm 的反射率光谱数据进行平滑处理, 降低噪声对叶绿素含量反演精度的影响, 在平滑处理的基础上, 利用双变量相关性分析方法对叶绿素含量与高光谱波段反射率之间分别进行相关性分析研究, 同时选用皮尔森相关系数、距离相关系数、最大信息系数等 3 种方法进行单波段相关性分析。

为了能够有效的提取粳稻冠层叶绿素含量高光谱反演特征波段, 本研究采用连续投影算法 (SPA) 提取叶绿素含量反演的特征波段。SPA 是一种矢量空间共线性最小化的前向变量选择算法, SPA 的流程由 3 个阶段构成^[19]:

第 1 阶段, 筛选出共线性最小的若干组备选波长变量子集。假设初始变量位置 $k(0)$ 以及变量数 N 已经给出, 该阶段具体步骤如下。

步骤 1: 第 1 次迭代之前 ($n=1$), 将训练集光谱矩阵 X_{cal} 的第 j 列赋值给 $X_j, j=1, \dots, J$;

步骤 2: 令 $\mathbb{S}$ 为所有未被选入的波长变量的集合, 即: $\mathbb{S}=\{j|1\leq j\leq J \text{ 且 } j\notin\{k(0), \dots, k(n-1)\}\}$;

步骤 3: 对所有的 $j\in\mathbb{S}$, 计算 X_j 在和 $X_{k(n-1)}$ 正交的子空间上的投影,

$$P_{x_j}=x_j-\left(x_j^T x_{k(n-1)}\right) x_{k(n-1)}\left(x_j^T x_{k(n-1)}\right) x_{k(n-1)}^{-1}, \quad (2)$$

式中: P 为投影算子,

$$k(n)=\arg (\max \|P_{x_j}\|, j \in \mathbb{S}); \quad (3)$$

步骤 4: 令 $x_j=P_{x_j}, j \in \mathbb{S}$;

步骤 5: 令 $n=n+1$ 。如果 $n < N$ 则返回步骤 2 结束: 得到 N 个备选波长的位置: $\{k(n); n=0, \dots, N-1\}$ 。

选择过程中进行的投影操作次数为 $(N-1)(J-N/2)$ 。

第 2 阶段, 分别使用各子集中的变量建立多元线性回归 (Multiple linear regression, MLR) 模型, 选出均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 最小的子集。

第 3 阶段, 对第 2 阶段选出的子集进行逐步回归建模, 在尽量不损失预测准确度的前提下得到一个变量数目较少的集合, 该集合中的波长变量即是所选有效波长^[20]。

1.6 叶绿素含量 PSO-ELM 反演建模

本研究采用基于粒子群优化的极限学习机模型 (Particle swarm optimization-extreme learning machine, PSO-ELM) 反演粳稻冠层叶绿素含量。利用粒子群优化算法优化选择极限学习机的输入层权值和隐含层偏差, 从而计算出输出权值矩阵。在本研究中考虑的 PSO 算法的参数主要包括种群规模 (p)、惯性权重 (w)、学习因子 C_1 和 C_2 (C_1 、 C_2 分别调节微粒向个体最优或者群体最优方向飞行的最大步长, 决定微粒个体经验和群体经验对微粒自身运行轨迹的影响, C_1 和 C_2 的搭配不同, 将会影响到 PSO 算法的性能、速度位置相关系数 (m)。通过与传统的极限学习机反演算法比较, 验证了基于粒子群优化的极限学习机在隐含层节点数目以及网络泛化性上的优势^[21]。

本研究使用 RMSE 和模型决定系数 (R^2) 作为无人机高光谱遥感反演粳稻冠层叶绿素含量精度的评价标准。

2 结果与分析

2.1 粳稻高光谱特征波段提取结果

利用 Savitzky-Golay 卷积平滑算法对试验小区获取的 400~800 nm 的反射率光谱数据进行平滑处理, 处理后粳稻冠层高光谱曲线如图 4 所示。

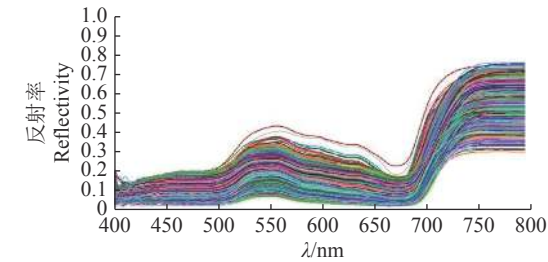


图 4 高光谱信息平滑降噪处理

Fig. 4 Noise reduction of hyperspectral information smoothing

在平滑处理的基础上, 利用双变量相关性分析方法对叶绿素含量与高光谱波段反射率之间分别进行相关性分析研究, 本研究选用皮尔森相关系数、距离相关系数、最大信息系数 (Maximum information coefficient, MIC) 等 3 种方法进行单波段相关性分析 (图 5)。

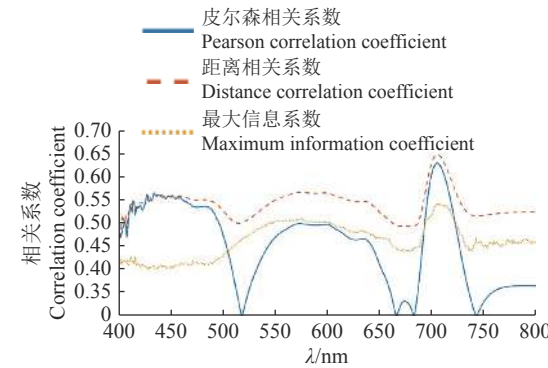
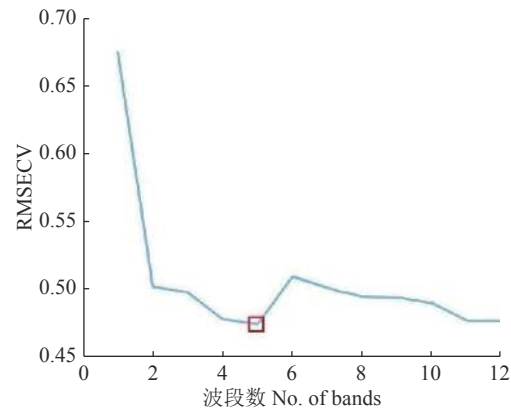


图 5 不同方法的单波段相关性分析性结果

Fig. 5 Single band correlation analysis results of different methods

400~800 nm 之间任意单一波段与粳稻冠层叶绿素含量相关性分析结果表明, 基于 MIC 的相关性要低于基于距离相关性系数法。而利用皮尔森线性相关分析的结果在 400~480 nm 之间与距离相关系数的结果较为一致。而 3 种相关性分析方法在 701~705 nm 处的反射率与叶绿素含量的相关性要明显高于其他波段与叶绿素含量之间的相关性。其中 702 nm 波段反射率与叶绿素含量之间的相关性最高, 3 种方法的相关系数分别为 0.66、0.64 和 0.53。由图 5 可知, 400~800 nm 波段反射率与叶绿素含量之间的相关系数介于 0.50~0.65 之间, 在区间内不同波段之间也存在着很强的相关关系, 难以提取能够有效建立叶绿素含量反演模型的高光谱特征波段^[22]。

本研究采用 SPA 提取叶绿素含量反演的特征波段, 结果如图 6 所示, 综合分析来看, 随着特征波段提取数目的增加, 交叉验证根均方误差 (Root



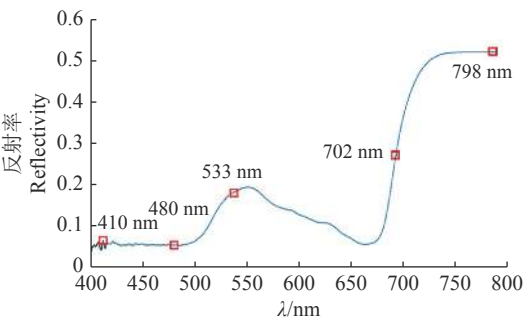
红色方框处表示交叉验证根均方误差 (RMSECV) 达到最低

Root mean square error of cross validation (RMSECV) reaches the minimum at the position indicated by a red square

图 6 样本模型最佳光谱变量个数

Fig. 6 Number of the best spectral variable for sample model

mean square error of cross validation, RMSECV) 现出逐渐变小的走势, RMSECV 值达到最低时, 对应最优波段集合包含的波段数量, 即为该时期最优子集波段数量。根据校正集的内部交叉验证 RMSECV 值确定最佳的光谱波段数为 5 个。如图 7 所示, 最佳特征波段为 410、481、533、702 和 798 nm。



红色方框处表示最佳特征波段

The best characteristic bands are at the positions indicated by red squares

图 7 基于连续投影算法 (SPA) 的粳稻冠层高光谱特征波段选择

Fig. 7 Selection of characteristic hyperspectral bands for japonica rice canopy based on successive projection algorithm (SPA)

2.2 叶绿素含量的反演模型

本研究通过 SPA 提取的粳稻冠层光谱特征波段为自变量, 现场采样的粳稻冠层叶片叶绿素含量为因变量, 利用 ELM、PSO-ELM 分别建立粳稻叶绿素含量估算模型, 粒子群迭代次数为 100。由于 PSO 算法的参数设置较多, 本研究设计了 PSO 参数正交试验, 结果如表 2 所示。将表 2 中各参数组合代入 PSO-ELM 算法 (得到叶绿素含量预测值, 并计算得出模型决定系数 (R^2)^[22-24]。

表 2 ELM 和 PSO-ELM 建立粳稻叶绿素含量反演模型

Table 2 Inversion models of chlorophyll contents in japonica rice established by ELM and PSO-ELM

序号 Serial number	模型类别 Model category	水平 Level	种群规模 Population size (<i>p</i>)	惯性权重 Inertia weight(<i>w</i>)	学习因子1 Learning factor 1(<i>C</i> ₁)	学习因子2 Learning factor 2(<i>C</i> ₂)	速度位置相关系数 Speed position correlation coefficient(<i>m</i>)	<i>R</i> ²
1	ELM							0.734
2	PSO-ELM	1	40	0.3	2.80	1.30	1.00	0.852
3	PSO-ELM	2	40	0.9	1.30	1.30	0.02	0.867
4	PSO-ELM	3	40	1.5	2.80	1.10	0.06	0.807
5	PSO-ELM	4	40	0.9~0.3	3.50	3.50	0.20	0.873
6	PSO-ELM	5	40	0.3~1.5	1.65	1.65	0.60	0.872
7	PSO-ELM	1	50	0.3	2.80	1.30	1.00	0.873
8	PSO-ELM	2	50	0.9	1.30	1.30	0.02	0.858
9	PSO-ELM	3	50	1.5	2.80	1.10	0.06	0.821
10	PSO-ELM	4	50	0.9~0.3	3.50	3.50	0.20	0.873
11	PSO-ELM	5	50	0.3~1.5	1.65	1.65	0.60	0.873
12	PSO-ELM	1	60	0.3	2.80	1.30	1.00	0.873
13	PSO-ELM	2	60	0.9	1.30	1.30	0.02	0.865
14	PSO-ELM	3	60	1.5	2.80	1.10	0.06	0.821
15	PSO-ELM	4	60	0.9~0.3	3.50	3.50	0.20	0.873
16	PSO-ELM	5	60	0.3~1.5	1.65	1.65	0.60	0.873
17	PSO-ELM	1	70	0.3	2.80	1.30	1.00	0.873
18	PSO-ELM	2	70	0.9	1.30	1.30	0.02	0.873
19	PSO-ELM	3	70	1.5	2.80	1.10	0.06	0.838
20	PSO-ELM	4	70	0.9~0.3	3.50	3.50	0.20	0.873
21	PSO-ELM	5	70	0.3~1.5	1.65	1.65	0.60	0.873
22	PSO-ELM	1	80	0.3	2.80	1.30	1.00	0.873
23	PSO-ELM	2	80	0.9	1.30	1.30	0.02	0.862
24	PSO-ELM	3	80	1.5	2.80	1.10	0.06	0.833
25	PSO-ELM	4	80	0.9~0.3	3.50	3.50	0.20	0.873
26	PSO-ELM	5	80	0.3~1.5	1.65	1.65	0.60	0.873

表 3 为 PSO-ELM 参数正交试验分析结果, 其中 W_{ij} 为参数 j 的 i 水平对应的叶绿素含量反演模型的模型决定系数 R^2 之和, 以 W_{11} 和 W_{21} 为例, 计

算公式如下:

$$W_{11} = R_1^2 + R_2^2 + R_3^2 + R_4^2 + R_5^2,$$

(4)

表 3 PSO-ELM 参数正交试验分析结果¹⁾

Table 3 Analysis results of orthogonal test of PSO-ELM parameters

参数 Parameter	<i>W</i> _{1<i>j</i>}	<i>W</i> _{2<i>j</i>}	<i>W</i> _{3<i>j</i>}	<i>W</i> _{4<i>j</i>}	<i>W</i> _{5<i>j</i>}
种群规模(<i>j</i> =1) Population size (<i>p</i>)	4.271	4.299	4.307	4.332	4.315
惯性权重(<i>j</i> =2) Inertia weight (<i>w</i>)	4.345	4.325	4.120	4.367	4.365
学习因子1(<i>j</i> =3) Learning factor 1 (<i>C</i> ₁)	4.299	4.320	4.285	4.306	4.313
学习因子2(<i>j</i> =4) Learning factor 2 (<i>C</i> ₂)	4.297	4.309	4.300	4.316	4.301
速度位置相关系数(<i>j</i> =5) Speed position correlation coefficient (<i>m</i>)	4.293	4.326	4.292	4.303	4.309

1) W_{ij} 为参数 j 的 i 水平对应的叶绿素含量反演模型的模型决定系数(R^2)之和

1) W_{ij} is the sum of the model determination coefficient (R^2) of the chlorophyll content inversion model corresponding to the i level of the parameter j

$$W_{21}=R_1^2+R_6^2+R_{11}^2+R_{16}^2+R_5^2。$$

(5)

其余 PSO 参量的计算方法同理可得。

由表 3 结果可知, W_{11} 、 W_{21} 、 W_{31} 、 W_{41} 和 W_{51} 之间的差别仅由 PSO 种群规模的变化而印象最终模型反演精度, 与 PSO 算法的其他参数无关。可通过对比 W_{11} 、 W_{21} 、 W_{31} 、 W_{41} 和 W_{51} 的大小来选取最优的 PSO 算法种群规模, 其中 R^2 最大值所对应的种群规模即为本研究所确定的 PSO-ELM 算法中的种群规模。因此, 本研究 PSO-ELM 反演粳稻叶绿素含量模型的最优种群规模为 70, 同理可得最优惯性权重 w 为 0.9~0.3 线性递减, 学习因子 $C_1=2.80$ 、 $C_2=1.10$, 速度位置相关系数 m 为 0.60。利用该组参数建立的 PSO-ELM 粳稻叶绿素含量反演模型, 模型 R^2 为 0.887, RMSE 为 0.783, 要明显优于 ELM 算法建立的叶绿素含量反演模型 ($R^2=0.734$ 、RMSE=1.824), 反演效果对比如图 8 所示。

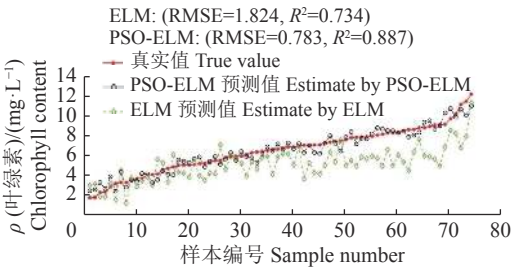


图 8 ELM 和 PSO-ELM 模型的粳稻叶绿素含量反演模型检验结果

Fig. 8 Test results of the inversion models for the chlorophyll contents in japonica rice using ELM and PSO-ELM

由反演结果可知, 本研究采用的 PSO 优化的极限学习机粳稻叶绿素含量反演模型的预测效果, 要明显优于单纯极限学习方法所建立的反演模型, 展现了良好的预测能力。

3 讨论与结论

本研究尝试通过 SPA 方法提取无人机获取的粳稻冠层高光谱信息的特征波段, 利用 PSO 优化的极限学习机算法建立粳稻叶绿素含量反演模型, 以期能够实现对东北粳稻冠层叶绿素含量无人机遥感反演的快速监测和评估。传统的利用高光谱特征波段进行一元或者多元回归统计模型可能无法充分表达光谱信息与叶绿素含量之前的非线性数学关系, 并在一定程度上制约了叶绿素含量反演精度^[25-26]。基于此, 本研究采用 PSO 优化的极限学习机方法, 建立 PSO-ELM 叶绿素含量反演模型, 选取了 5 个特征波段作为模型输入, 建立粳稻冠层叶绿素含量反演模型。

所构建的 PSO-ELM 模型在反演精度上要高于单纯 ELM 反演精度, 这可能是因为 PSO 算法优化了极限学习机的输入权值和隐层的阈值, 避免了 ELM 在隐层节点数较少的情况下由于随机给定输入权值和隐层阈值带来的泛化能力差、标定精度不高等缺点。本研究所选择的特征波段与前人的结论在特征波段范围区间上基本是相同的, 但具体的特征波段并不相同^[27-32]。造成这样的原因主要是由于如下几个因素: 1) 由于试验品种不同造成的特征波段存在一定程度的差别。2) 由于稻田内存在的例如水体、杂草、土壤等干扰物, 在粳稻纯净高光谱信息提取过程中有可能会参杂上述光谱信息, 也会造成特征波段提取的不同。

本研究以沈阳农业大学辽中水稻实验站的‘沈稻 529’为研究对象, 利用 2016—2017 年的无人机高光谱粳稻冠层遥感数据, 并结合响应的地面粳稻叶绿素含量的实地测量, 采用连续投影法提取能够表征粳稻冠层高光谱信息的特征波段, 在此基础上通过 PSO-ELM 算法建立粳稻冠层叶绿素含量反演模型, 得到以下结论: 1) 通过 SPA 算法提取了能够表征 400~800 nm 范围的高光谱特征波段, 本研究所选取的特征波段分别为 410、481、533、702 和 798 nm。2) 通过正交试验确定 PSO 算法优化 ELM 模型的参数最优值, 其中最优种群规模为 80, 同理可得最优惯性权重为 0.9~0.3 线性递减, 学习因子 1 和 2 分别为 2.80 和 1.10, 速度位置相关系数为 0.60。3) PSO-ELM 粳稻叶绿素含量反演模型的 $R^2=0.887$ 、RMSE=0.783, 明显优于单纯极限学习机算法建立的粳稻叶绿素含量反演模型 ($R^2=0.734$ 、RMSE=1.824)。该模型展现了良好的预测能力, 能够为粳稻叶绿素含量反演研究及养分诊断提供一定的数据支撑和模型参考。

本研究采用无人机高光谱遥感平台, 存在一定的采集误差, 同时由于无人机平台的限制地面样本数量还相对有限, 并且所建立的叶绿素含量反演模型仅是针对试验粳稻品种建立的, 对于其他品种叶绿素含量反演的适用性还需要进一步完善。因此在未来的研究中将增加试验品种, 同时针对粳稻不同生育期分别建立叶绿素含量反演模型, 提高模型精度和普适性。

参考文献:

[1] 高继平, 隋阳辉, 张文忠, 等. 生物炭对水稻秧苗生长及内源激素的影响[J]. 沈阳农业大学学报, 2017, 48(2): 145-151.

[2] ROMERO M, LUO Y C, SU B F, et al. Vineyard water status estimation using multispectral imagery from an UAV platform and machine learning algorithms for irrig-

- ation scheduling management[J]. *Comput Electron Agr*, 2018, 147: 109-117.
- [3] KONG W P, HUANG W J, ZHOU X F, et al. Off-nadir hyperspectral sensing for estimation of vertical profile of leaf chlorophyll content within wheat canopies[J]. *Sensors*, 2017, 17(12): 2711. doi: 10.3390/s17122711.
- [4] 尼加提·卡斯木, 师庆东, 王敬哲, 等. 基于高光谱特征和偏最小二乘法的春小麦叶绿素含量估算[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(22): 208-216.
- [5] 毛博慧, 李民赞, 孙红, 等. 冬小麦苗期叶绿素含量检测光谱学参数寻优[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(S1): 164-169.
- [6] 孙红, 郑涛, 刘宁, 等. 高光谱图像检测马铃薯植株叶绿素含量垂直分布[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(1): 149-156.
- [7] 裴浩杰, 冯海宽, 李长春, 等. 基于综合指标的冬小麦长势无人机遥感监测[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(20): 74-82.
- [8] YU F H, XU T Y, DU W, et al. Radiative transfer models (RTMs) for field phenotyping inversion of rice based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. *Int J Agr Biol Eng*, 2017, 10(4): 150-157.
- [9] YU F H, XU T Y, CAO Y L, et al. Models for estimating the leaf NDVI of japonica rice on a canopy scale by combining canopy NDVI and multisource environmental data in Northeast China[J]. *Int J Agr Biol Eng*, 2016, 9(5): 132-142.
- [10] 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.
- [11] KJÆR A, NIELSEN G, STÆRKE S, et al. Detection of glycoalkaloids and chlorophyll in potatoes (*Solanum tuberosum* L.) by hyperspectral imaging[J]. *Am J Potato Res*, 2017, 94(6): 573-582.
- [12] 姚云军, 秦其明, 张自力, 等. 高光谱技术在农业遥感中的应用研究进展[J]. *农业工程学报*, 2008, 24(7): 301-306.
- [13] 牛庆林, 冯海宽, 杨贵军, 等. 基于无人机数码影像的玉米育种材料株高和 LAI 监测[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(5): 73-82.
- [14] 赵晓庆, 杨贵军. 基于无人机载高光谱空间尺度优化的大豆育种产量估算[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(1): 110-116.
- [15] 谢凯, 蒋蘋, 罗亚辉, 等. 稻瘟病胁迫下水稻叶片叶绿素含量与光谱特征参数的相关性研究[J]. *中国农学通报*, 2017, 33(17): 117-122.
- [16] 落莉莉, 常庆瑞, 武旭梅, 等. 夏玉米叶片光合色素含量高光谱估算[J]. *干旱地区农业研究*, 2019, 37(4): 178-183.
- [17] 王洋, 肖文, 邹焕成, 等. 基于 PROSPECT 模型的植物叶片干物质估测建模研究[J]. *沈阳农业大学学报*, 2018, 49(1): 121-127.
- [18] 许童羽, 郭忠辉, 于丰华, 等. 采用 GA-ELM 的寒地水稻缺氮量诊断方法[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(2): 209-218.
- [19] DE ALMEIDA V E, DE ARAÚJO GOMES A, DE SOUSA FERNANDES D D, et al. Vis-NIR spectrometric determination of Brix and sucrose in sugar production samples using kernel partial least squares with interval selection based on the successive projections algorithm[J]. *Talanta*, 2018, 181: 38-43.
- [20] 刘明博, 唐延林, 李晓利, 等. 水稻叶片氮含量光谱监测中使用连续投影算法的可行性[J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(4): 1265-1271.
- [21] 于丰华, 许童羽, 郭忠辉, 等. 基于红边优化植被指数的寒地水稻叶片叶绿素含量遥感反演研究[J]. *智慧农业*, 2020, 2(1): 77-86.
- [22] 刘燕德, 肖怀春, 孙旭东, 等. 柑桔叶片黄龙病光谱特征选择及检测模型[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(3): 180-187.
- [23] 张新乐, 于滋洋, 李厚萱, 等. 东北水稻叶片 SPAD 遥感光谱估算模型[J]. *中国农业大学学报*, 2020, 25(1): 66-75.
- [24] SUN Y, WANG Y, XIAO H, et al. Hyperspectral imaging detection of decayed honey peaches based on their chlorophyll content[J]. *Food Chem*, 2017, 235: 194-202.
- [25] IRTEZA S M, NICHOL J E. Measurement of sun induced chlorophyll fluorescence using hyperspectral satellite imagery[J]. *Int Arch Photogramm Remote Sens Spatial Inf Sci*, 2016, 8: 911-913.
- [26] 付元元, 王纪华, 杨贵军, 等. 应用波段深度分析和偏最小二乘回归的冬小麦生物量高光谱估算[J]. *光谱学与光谱分析*, 2013, 32(5): 1315-1319.
- [27] 孙刚, 黄文江, 陈鹏飞, 等. 轻小型无人机多光谱遥感技术应用进展[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(3): 1-17.
- [28] 张建, 孟晋, 赵必权, 等. 消费级近红外相机的水稻叶片叶绿素 (SPAD) 分布预测[J]. *光谱学与光谱分析*, 2018, 38(3): 737-744.
- [29] 刘科, 陆键, 高梦涛, 等. 施氮量对杂交水稻叶片光谱特征、SPAD 值和光能拦截率关系的影响[J]. *核农学报*, 2018, 32(2): 362-369.
- [30] 张建, 李勇, 谢静, 等. 针对水稻植株三维叶绿素 (SPAD) 信息获取的最优波段选择问题研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2017, 37(12): 3749-3757.
- [31] 徐晋, 蒙继华. 农作物叶绿素含量遥感估算的研究进展与展望[J]. *遥感技术与应用*, 2016, 31(1): 74-85.
- [32] 张金恒, 王娟, 韩超. 基于吸收、透射和反射光谱预测水稻叶绿素含量研究[J]. *中国农学通报*, 2010, 26(7): 78-83.

【责任编辑 庄 延】