doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.10.041

基于 PSO－ELM 与敏感植被指数优选的柑橘叶片含水率-叶绿素含量协同反演

郝　琨[1,2]　张维奇[1,2]　钟　韵[1,2]　孙爱华[1,2]　朱士江[1,2]　张艳群[3]
王亚林[1,2]　李　虎[1,2]

（1.三峡大学水电工程施工与管理湖北省重点实验室，宜昌 443002；2.三峡大学水利与环境学院，宜昌 443002；
3.东莞市水利勘测设计院有限公司江西赣南分公司，南昌 330001）

摘要：叶片含水率及叶绿素含量是反映作物健康生长发育的重要生理指标，为连续、快速、精准、无损、大规模获取柑橘叶片含水率和叶绿素含量，本研究基于无人机多光谱遥感技术，提出一种融合敏感植被指数优选与粒子群优化极限学习机（PSO－ELM）的协同反演方法。以鄂西柑橘为研究对象，通过全生育期无人机多光谱影像与同步地面实测数据，各筛选 5 个与叶片含水率和叶绿素含量相关性较强的植被指数构建敏感植被指数组，并采用偏最小二乘回归（PLS）、极限学习机（ELM）、PSO－ELM 及 PSO－ELM 协同反演算法进行建模对比。结果表明：基于 PSO－ELM 协同反演在敏感植被指数组驱动下表现最优，较传统 PLS 模型反演叶片含水率和叶绿素含量精度提升 15.16%与 53.78%，较 ELM 模型精度提升 20.80%与 25.84%，较 PSO－ELM 模型精度提升 6.18%与 4.02%。基于 PSO－ELM 协同反演可实现柑橘叶片含水率和叶绿素含量同步估算，其中叶片含水率估算验证集决定系数 R^2 为 0.790，叶绿素含量 R^2 为 0.672。研究结果可为无人机多光谱遥感在果树生理监测方面的应用提供理论依据。

关键词：柑橘；叶片含水率；叶绿素含量；无人机多光谱；PSO－ELM；反演

中图分类号：S127；S666　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2025)10-0470-09　　**OSID**：

Synergistic Inversion of Citrus Leaf Water Content and Chlorophyll Content Based on PSO－ELM and Optimized Sensitive Vegetation Indices

HAO Kun[1,2]　ZHANG Weiqi[1,2]　ZHONG Yun[1,2]　SUN Aihua[1,2]　ZHU Shijiang[1,2]
ZHANG Yanqun[3]　WANG Yalin[1,2]　LI Hu[1,2]

(1. *Hubei Key Laboratory of Hydropower Engineering Construction and Management, China Three Gorges University, Yichang* 443002, *China*
2. *College of Hydraulic and Environmental Engineering, China Three Gorges University, Yichang* 443002, *China*
3. *Jiangxi Gannan Branch of Dongguan Water Resources Survey and Design Institute Co., Ltd., Nanchang* 330001, *China*)

Abstract: The moisture content and chlorophyll levels of leaves are important physiological indicators reflecting the healthy growth and development of crops. To enable continuous, rapid, precise, non-destructive, and large-scale acquisition of citrus leaf moisture content and chlorophyll content, a synergistic inversion method that combined sensitive vegetation index optimization and particle swarm optimization-based extreme learning machine (PSO－ELM) was proposed using drone multispectral remote sensing technology. Taking citrus in western Hubei as the study object, multispectral drone imagery throughout the entire growth period and simultaneous ground measurement data were used. Five vegetation indices strongly correlated with leaf moisture content and chlorophyll content were selected to construct sensitive vegetation index sets. Modeling comparisons were made by using partial least squares regression (PLS), extreme learning machine (ELM), PSO－ELM, and the PSO－ELM synergistic inversion algorithm. The results showed that the PSO－ELM-based synergistic inversion, driven by sensitive vegetation indices, performed the best, improving the inversion accuracy of leaf moisture content

收稿日期：2025－04－22　修回日期：2025－05－25
基金项目：湖北省自然科学基金项目(2024AFB320、2025AFB103)
作者简介：郝琨(1992—)，男，讲师，博士，主要从事农业水资源高效利用与遥感技术研究，E-mail：haokgz@126.com
通信作者：钟韵(1992—)，男，讲师，博士，主要从事节水灌溉理论与新技术研究，E-mail：zhongyunjx92@163.com

and chlorophyll content by 15.16% and 53.78%, respectively, compared with the traditional PLS model. The accuracy was also enhanced by 20.80% and 25.84%, respectively, compared with the ELM model. Additionally, compared with PSO－ELM alone, the synergistic inversion showed an improvement of 6.18% for leaf moisture content and 4.02% for chlorophyll content. The PSO－ELM-based synergistic inversion can achieve simultaneous estimation of citrus leaf moisture content and chlorophyll content, with R^2 values of 0.790 for leaf moisture content and 0.672 for chlorophyll content in the validation set. The research result can provide a theoretical basis for the application of drone multispectral remote sensing in the physiological monitoring of fruit trees.

Key words: citrus; leaf water content; chlorophyll content; UAV-based multispectral; PSO－ELM; inversion

0　引言

柑橘作为全球重要经济作物，其常绿木本特性与药食同源功能使其在农业生态系统中占据核心地位[1]。叶片作为植株光合作用与蒸腾调控的枢纽器官，其叶片含水率（Leaf water content，LWC）与叶绿素含量（Chlorophyll content，CHL）的动态变化不仅直接反映柑橘水分胁迫响应能力，更是评估光合效率与氮素代谢的关键指标[2－3]。精准监测柑橘 LWC 与 CHL 不仅是解析植株生理生态机制的关键，更是实现胁迫响应早期诊断、优化水肥调控策略及提升果实商品性的重要技术基础。然而，传统果树 LWC 与 CHL 实时监测如鲜干质量比值法、分光光度法往往采取破坏性采样检测法[4]，存在时空连续性差、监测成本高等缺陷[5]，难以满足当下规模化种植柑橘的生理状态实时诊断需求。

近年来，多光谱遥感技术为作物生理参数无损监测提供了新途径[6－7]。可见光–近红外波段反射率与植被指数的组合可有效表征 LWC 与色素含量的光谱响应特征[8－9]。国内外学者在基于反射率光谱数据反演作物生理参数领域已取得重要进展，现有研究多采用 2 或 3 个特征波段构建的植被指数模型，分别实现 LWC 与 CHL 的独立反演。陈秀青等[10]通过跨尺度（叶片–冠层）特征筛选构建的偏最小二乘回归模型（Partial least squares regression，PLS），模型解释力与预测性能较好（决定系数（R^2）为 0.969，均方根误差（RMSE）为 0.164）。罗小波等[11]通过植被指数敏感性分析和逐步特征选择，利用深层神经网络模型（Deep neural network，DNN）在不同生育期精确反演柑橘叶绿素含量，从而验证了植被指数在作物叶绿素监测中应用的重要性。SUN 等[12]基于 PROSPECT 模型筛选的五波段组合可实现叶片 LWC 与 CHL 精确反演。然而，目前研究多依赖单一敏感波段或简单组合植被指数反演柑橘 LWC 与 CHL[13－14]，虽引入无人机多光谱数据，但仍缺乏考虑 LWC 和 CHL 内在关联性的柑橘 LWC 与 CHL 协同反演的系统实证研究。刘潭等[15]对光谱反射率与植被指数进行降维处理后，将降维结果作为模型输入，分别基于极限学习机（Extreme learning machine，ELM）、粒子群优化支持向量机（Particle swarm optimization－support vector machine，PSO－SVM）及人工蜂鸟算法优化的极限学习机（Artificial hummingbird algorithm-optimized extreme learning machine，AH A－ELM）构建了作物叶片氮含量反演模型。目前，支持向量机（SVM）、ELM 和 DNN 等算法常被用于作物叶片含水率和叶绿素含量估算，且基于粒子群优化模型（PSO）在医学、计算机等领域研究较多，而在农业上的应用相对有限，能否使用 PSO－ELM 对柑橘叶片生理参数进行预测亟待进一步研究。

为此，本研究基于柑橘全生育期无人机多光谱叶片多波段反射率与地面同步实测数据，经单波段及植被指数与目标参数相关分析，筛选出对 LWC 与 CHL 具有高敏感性的植被指数组。通过构建 PLS、ELM 及 PSO－ELM 模型实现反演，对比训练与预测性能确定最佳模型，并进行 LWC 与 CHL 同步反演，以期为准确、快速监测柑橘叶片含水率和叶绿素含量提供理论依据，为柑橘园智慧精细化管理提供指导。

1　材料与方法

1.1　研究区概况

研究区位于湖北省宜昌市夷陵区仓屋榜柑橘试验基地（30°45′N，110°41′E，海拔 343 m），属中纬度亚热带大陆性季风气候。该区域年均气温 16.9 ℃，年均降水量 1 133.5 mm，年均风速 1.4 m/s，年均相对湿度 75.6%。试验柑橘园 0～60 cm 土壤为棕壤土，土壤容重为 1.48 g/cm^3，田间持水率为 25.80%，有效 N、P、K 质量比分别为 1.32、1.84、11.54 g/kg，有机质质量比为 15.6 g/kg，pH 值为 7.0。选取 12 年生长势均衡的宜昌蜜桔为研究对象，株行距为 4 m×3 m。

1.2 试验设计与地面数据采集

设灌水量分别为高水(W1:(80% ~90%)θ_f,θ_f为田间持水率)、中水(W2:(70% ~80%)θ_f)和低水(W3:(60% ~70%)θ_f)。灌水方式采用地表滴灌,滴头设在距树基部东、西、南、北 4 个方向 0.4 m 处,出水流量 2 L/h,工作压力 0.1 MPa,水表计量控制灌水,试验分布如图 1 所示。果园除灌溉管理外,施肥、病虫害防治等其它栽培管理措施与当地管理一致。柑橘园共设 9 个小区,每个小区内有 3 株柑橘树,按树冠外围东、西、南、北 4 个方位系统采集成熟叶片(每株 24 片)。于 2024 年 4 月 21 日—10 月 25 日每 17 ~20 d 在天气晴朗的自然光条件下进行地面数据采集,每次采集时间均选在 10:00—12:00,地面叶片数据采集与无人机遥感影像采集同步进行。经剔除异常值后,试验期间共采集 263 组地面柑橘 LWC 与 CHL 数据。

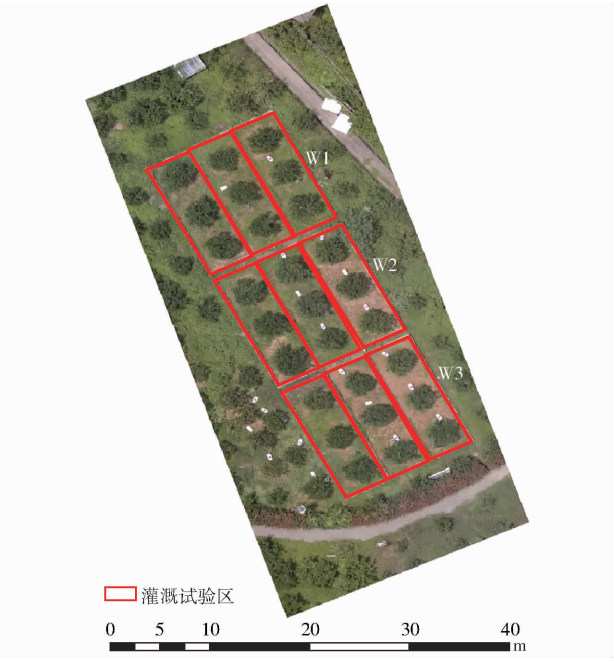


图 1 研究区试验分布

Fig. 1 Layout of experimental treatments across study area

1.3 无人机多光谱数据采集与处理

采用大疆精灵 4 多光谱版无人机(Phantom4 - M,P4M)采集光谱数据,其多光谱成像系统包括 1 个 RGB传感器和 5 个窄带单色传感器,详细参数见表 1。为确保光谱数据质量,在正式采集前进行多次预飞行试验以优化飞行参数,最终确定无人机航向与横向重叠率均为 80%,飞行高度设为 75 m,对应地面分辨率为 2 cm,采用航点悬停和沿主航线拍照方式,无人机主要设置参数见表 2。辐射校正采用 MAPIR Panel (MAPIR spectral reflectance calibration panel)多光谱反射率定标板,该定标板由 4 块具有不同反射率的漫反射板组成。采集柑橘园光谱影像前,将定标板平放于水平地面,并手动调整无人机至定标板长度的 7 倍高度处,再进行定标板光谱影像采集。在光照条件良好的环境下,拍摄前采集标定板图像用于辐射校正,并在控制背景干扰前提下,采用手持多光谱相机垂直对准冠层样本进行拍摄,确保所提取的反射率数据准确反映叶片本体光谱特征。图像拼接、畸变校正及辐射定标均通过 DJI Terra 软件实现,5 个光谱波段数据利用 ENVI 5.3 软件进行提取。

表 1 单波段各通道参数

Tab. 1 Single-band channel parameters mm

波段	中心波长	频宽
蓝(B)	450	16
绿(G)	560	16
红(R)	650	16
红边(RE)	730	16
近红外(NIR)	840	26

表 2 无人机主要参数

Tab. 2 UAV main parameters

参数	数值
航点数	91
飞行速度/(m·s^{-1})	2
飞行高度/m	29
地面分辨率/(cm·像素$^{-1}$)	1.6
航向与旁向重叠率/%	80
相机拍摄角度/(°)	-90
主航线角度/(°)	11

1.4 植被指数选取

作物因其内在生化特性存在差异,导致不同作物或同一作物在不同生长阶段的光谱反射率有所不同,其中作物叶片 LWC 和 CHL 变化显著,直接影响其光谱响应。植被指数通过对传感器获取的不同波段光谱反射率数据进行数学组合运算,从而提取出反映植被生长状态、健康状况等信息[16]。根据叶片 LWC 与 CHL 的吸收光谱特征,不同指数覆盖从可见光到近红外各吸收峰和反射谷,确保对两类生理参数的敏感性并结合文献[17 - 18]研究成果,选取与 LWC 和 CHL 相关的植被指数共 16 个(其中与 LWC 和 CHL 相关各 10 个),如表 3 所示。

1.5 模型构建

结合前人研究,分别采用降维回归偏最小二乘回归模型、机器学习算法极限学习机和改进机器学习算法粒子群优化极限学习机构建柑橘 LWC 与 CHL 反演模型[31 - 33]。在降维回归方法中,偏最小二乘回归模型作为一种多变量回归方法,通过提取综合变量,有效缓解高维、多重共线性及噪声问题,

表 3　植被指数及计算公式

Tab. 3　Vegetation spectral indexes and calculation formulas

植被指数	公式
归一化植被指数(NDVI)[19]	$NDVI=(NIR-R)/(NIR+R)$
优化土壤调整植被指数(OSAVI)[19]	$OSAVI=(NIR-R)/(NIR+R+0.16)$
绿色归一化差异植被指数(GNDVI)[20]	$GNDVI=(NIR-G)/(NIR+G)$
改善简单比率指数(MSR)[21]	$MSR=(NIR/R-1)/(\sqrt{NIR/R}+1)$
归一化绿红差值指数(NGRDI)[22]	$NGRDI=(G-R)/(G+R)$
增强植被指数(EVI)[22]	$EVI=2.5(NIR-R)/(NIR+6R-7.5B+1)$
绿度指数(GI)[22]	$GI=G/R$
非线性植被指数(NLI)[23]	$NLI=(NIR^2-R)/(NIR^2+R)$
过绿指数(EXG)[24]	$EXG=2G-R-B$
过红指数(EXR)[24]	$EXR=1.4R-G$
绿叶指数(GLI)[25]	$GLI=(2G-R-B)/(2G+R+B)$
绿蓝比值指数(GBRI)[26]	$GBRI=G/B$
结构不敏感色素指数(SIPI)[27]	$SIPI=(NIR-B)/(NIR-R)$
归一化色素叶绿素指数(NPCI)[28]	$NPCI=(R-B)/(R+B)$
绿蓝差异指数(NGBDI)[29]	$NGBDI=(G-B)/(G+B)$
土壤调节植被指数(TSAVI)[30]	$TSAVI=1.08(NIR-R)/(NIR+R+0.08)$

注：R、G、B、NIR 分别为红、绿、蓝、近红外波段反射率。

从而提升模型的解释力和预测性能；极限学习机算法通过随机初始化隐藏层参数及快速求解输出权重，能快速处理大规模数据，广泛应用于分类、回归和模式识别等任务；粒子群优化采用迭代选优的方式在解空间内寻找最优解，具有较高鲁棒性与收敛速度。为了提升模型预测性能，通过引入粒子群优化机制对极限学习机的初始连接权值矩阵与隐含层偏置参数进行动态寻优，算法框架如图 2 所示。在构建柑橘 LWC 和 CHL 反演模型时，采用全生育期数据的 70% 作为训练集、30% 作为验证集，30% 验证集能显著降低评估指标波动，提高结果稳定性；70% 训练集又能确保超参数调优和模型训练的充足数据支持。对模型训练过程中，训练集和验证集进行了柯尔莫哥洛夫－斯米尔诺夫（Kolmogorov－Sminov，K－S）检验，所有检验 $P>0.05$（$\alpha=0.05$），因此未能拒绝“训练/验证集与总体分布相同”的原假设，表明在统计意义上两者无显著差异，数据划分具有代表性，可有效避免样本偏移导致的评估偏差。同时在模型训练过程中采用五折交叉验证以评估精度，并以其平均值作为最终性能指标以避免过拟合现象。

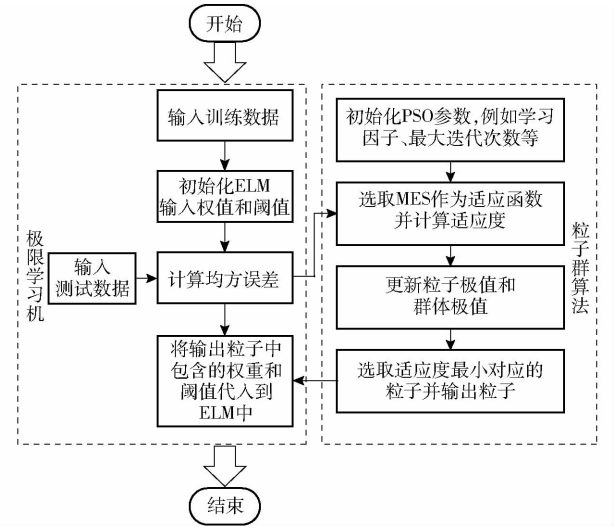


图 2　PSO 优化 ELM 训练流程图

Fig. 2　PSO optimized ELM training flowchart

1.6　评价指标

采用决定系数（Coefficient of determination，R^2）、RMSE、相对误差（Mean relative error，MRE）及估测精度（Estimation accuracy，EA）评价基于无人机多光谱遥感提取指数的 LWC 和 CHL 反演模型精度。其中 R^2 越接近 1，RMSE 和 MRE 越小，EA 越接近 100%，表明模型性能越稳定，拟合效果越佳，预测能力越强。

2　结果与分析

2.1　多光谱遥感提取指数与柑橘叶片含水率和叶绿素含量相关性分析

对柑橘叶片波段数据、植被指数与 LWC 和 CHL 进行 Pearson 相关性分析，结果如表 4 和表 5 所示。在 15 个波段数据和植被指数中，大多数与 LWC 呈负相关，其中红波段、绿波段和蓝波段相关性达极显著水平（$P<0.01$），而红边波段与近红外波段未通过显著性检验，故红波段、绿波段和蓝波段被选为 LWC 反演的敏感波段，并作为模型输入变量。所有植被指数与 LWC 的相关系数绝对值均高于 0.35，其中 EXG 的相关系数绝对值最大（$|r|=$

表 4 光谱数据与 LWC 相关系数

Tab. 4 Correlation coefficient between spectral data and LWC

参数	B	G	R	RE	NIR	NDVI	NGRDI	EVI	GNDVI	OSAVI	MSR	NLI	EXG	EXR	GI
相关系数	0.335	0.635	0.541	-0.016	-0.031	-0.591	0.597	-0.360	-0.676	-0.487	-0.349	0.352	0.709	-0.668	0.655
P	<0.001**	<0.001**	<0.001**	0.793	0.622	<0.001**	<0.001**	<0.001**	<0.001**	<0.001**	<0.001**	<0.001**	<0.001**	<0.001**	<0.001**

注：** 表示极显著（$P<0.01$），下同。

表 5 光谱数据与 CHL 相关系数

Tab. 5 Correlation coefficient between spectral data and CHL

参数	B	G	R	RE	NIR	NDVI	NPCI	GNDVI	OSAVI	NGRDI	GLI	GBRI	NGBDI	SIPI	TSAVI
相关系数	-0.370	-0.362	-0.501	-0.413	0.032	0.554	-0.527	0.554	0.584	-0.575	-0.608	-0.429	-0.597	-0.501	0.583
P	0.150	<0.001**	<0.001**	<0.001**	0.602	<0.001**	<0.001**	<0.001**	<0.001**	<0.001**	<0.001**	<0.001**	<0.001**	<0.001**	<0.001**

0.709），为确保植被指数兼具强相关性和差异性，最终选取 NGRDI、GNDVI、EXG、EXR 和 GI 这 5 个相关系数绝对值最大的植被指数作为敏感植被指数组，用于 LWC 反演模型（表 4）。与柑橘 CHL 相关系数绝对值高于 0.5 的波段和植被指数共有 10 个，采用与 LWC 相同的筛选原则，选取红波段、红边波段和绿波段作为敏感波段，敏感植被指数组确定为 OSAVI、NGRDI、GLI、NGBDI 和 TSAVI，用于 CHL 反演模型（表 5）。

2.2 多光谱遥感提取指数反演柑橘叶片含水率和叶绿素含量

基于敏感波段组和敏感植被指数组两类输入数据集，评估无人机多光谱数据对柑橘 LWC 与 CHL 的估算能力，分别构建 PLS、ELM 和 PSO－ELM 共 3 种对比模型，模型验证结果如表 6 所示。基于敏感植被指数组构建的 PLS、ELM 和 PSO－ELM 模型在训练集上均表现最优，其中 PLS 反演 LWC 和 CHL 测试集 R^2 分别达 0.686 和 0.437，而敏感波段组 LWC 和 CHL 测试集 R^2 仅为 0.572 和 0.371；当采用 ELM 模型单独建模时，敏感植被指数组仍展现出最佳建模效果，LWC 和 CHL 测试集 R^2 分别达 0.654 和 0.534，RMSE 分别为 3.173% 和 0.217 mg/g，敏感波段组 LWC 和 CHL 测试集 R^2 分别为 0.624 和 0.478，RMSE 分别为 4.009% 和 0.227 mg/g；经 PSO 算法改进的 ELM 模型显著提升柑橘叶片参数的反演精度，测试集 LWC 和 CHL R^2 分别提升至 0.744 和 0.646，RMSE 优化为 3.104% 和 0.183 mg/g。通过多模型对比验证，PSO－ELM 模型在参数反演精度和稳定性方面均表现最优，相较于传统 PLS 模型，PSO－ELM 模型反演 LWC 和 CHL 精度分别提升 8.45% 和 47.83%；同时，与 ELM 模型相比，其精度也分别提高 13.76% 和 20.97%，因此采用 PSO－ELM 为协同反演模型。

表 6 PLS、ELM 和 PSO－ELM 模型评价结果

Tab. 6 Performance evaluation results for PLS, ELM, and PSO－ELM models

模型			训练集				测试集			
			R^2	RMSE	MRE/%	EA/%	R^2	RMSE	MRE/%	EA/%
PLS	敏感波段组	LWC	0.621	4.014%	5.36	94.64	0.572	4.381%	6.82	93.18
		CHL	0.454	0.248 mg/g	10.75	89.25	0.371	0.327 mg/g	13.97	86.03
	敏感植被指数组	LWC	0.720	3.817%	5.82	94.92	0.686	3.620%	4.84	95.16
		CHL	0.528	0.241 mg/g	10.42	89.58	0.437	0.268 mg/g	12.66	87.34
ELM	敏感波段组	LWC	0.702	3.605%	5.01	94.99	0.624	4.009%	5.81	94.19
		CHL	0.574	0.238 mg/g	10.79	89.21	0.478	0.227 mg/g	7.83	92.17
	敏感植被指数组	LWC	0.742	3.778%	4.64	95.36	0.654	3.173%	4.48	95.52
		CHL	0.605	0.229 mg/g	10.38	89.62	0.534	0.217 mg/g	7.64	92.36
PSO－ELM	敏感波段组	LWC	0.769	3.147%	4.34	95.66	0.672	3.790%	4.67	95.33
		CHL	0.654	0.215 mg/g	9.15	90.85	0.618	0.185 mg/g	8.87	91.13
	敏感植被指数组	LWC	0.763	3.536%	4.64	95.36	0.744	3.104%	4.48	95.52
		CHL	0.675	0.213 mg/g	8.89	91.11	0.646	0.183 mg/g	8.39	91.61

2.3 多光谱遥感提取指数协同反演柑橘叶片含水率和叶绿素含量

为探究柑橘 LWC 和 CHL 间的内在相关性与捕捉两者各自对光谱数据的敏感性，提高反演精度。在复杂地物中，波段数应随类数增多而增加，但一般多光谱（≤10 波段）场景下，2～4 波段即可有效表达目标变量特征[34]。3 个指数对应 2～3 个光谱通道，可在保留多角度敏感信息的同时，仅增加少量特

征[35]。因此，基于 Pearson 相关性分析，分别选取相关系数最高的两组波段数据（LWC 的红波段、绿波段和 CHL 的绿波段、红边波段）和 3 组植被指数（LWC 的 GNDVI、EXG、EXR 和 CHL 的 OSAVI、GLI、NGBDI）作为输入变量。红、绿波段对 LWC 敏感性较高，而红、红边波段对 CHL 敏感性较高，当两类波段信息在同一模型中融合时，可同步捕捉叶片含水率与叶片光合色素分布两种光谱的特征信息，并互相填补特定波段范围的盲区。基于 PSO－ELM 算法构建协同反演模型，通过引入 LWC 与 CHL 的误差项，设计联合损失函数，并采用自适应权重机制动态调整两任务的误差贡献，以优化模型性能。LWC 和 CHL 训练集反演的 R^2 分别达 0.792 和 0.690，RMSE 分别为 3.157% 和 0.197 mg/g，表明多光谱数据对双参数的表征能力较好。模型测试集验证如图 3 所示，LWC 预测精度保持稳定（R^2 = 0.790，RMSE 为 3.292%），CHL 反演精度得到提升（R^2 = 0.672，RMSE 为 0.200 mg/g），表明 PSO 优化有效增强了 ELM 网络的泛化性能。PSO－ELM 协同反演柑橘 LWC 与 CHL 模型精度较高。散点分布验证了协同反演模型在双参数同步估算中的优势（图 3），其性能优于传统单参数反演方法（如 PLS、ELM 和 PSO－ELM 模型），PSO－ELM 协同反演模型的 LWC 反演精度较 PLS、ELM 及单参数 PSO－ELM 模型分别提升 15.16%、20.80% 和 6.18%，CHL 反演精度分别提升 53.78%、25.84% 和 4.02%。因此，通过多源敏感特征融合与智能算法优化，可实现柑橘叶片生理参数的高精度协同反演。

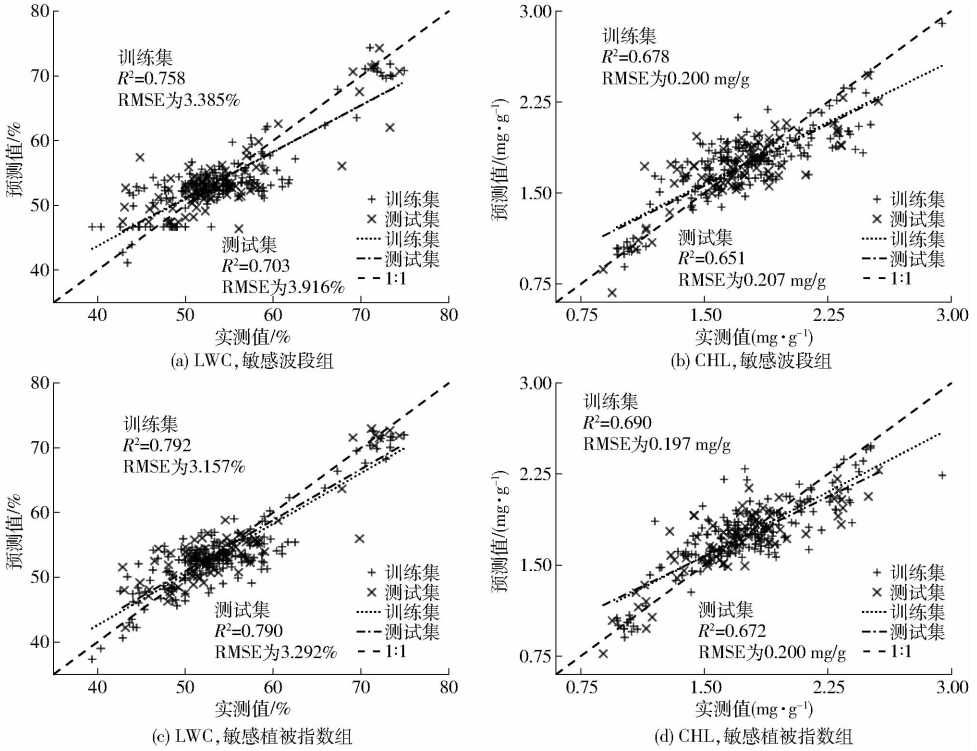


图 3　柑橘叶片含水率和叶绿素含量 PSO－ELM 协同反演结果

Fig. 3　PSO－ELM-based combined inversion for citrus leaf moisture content and chlorophyll content

2.4　柑橘叶片含水率和叶绿素含量空间分布特征及其对灌水量的响应

基于 PSO－ELM 协同反演模型对 2024 年 7 月 14 日的光谱数据预测验证，结果表明研究区内柑橘 LWC 和 CHL 空间分布呈现显著异质性特征（图 4），呈现高水分区（LWC 大于等于 70%）与 CHL 富集区（CHL 大于等于 3.0 mg/g）大部分集中于灌水量较高的区域。高水处理（W1）下，LWC 和 CHL 普遍较高且分布均匀，LWC 大于等于 70% 区域占比为 60% ~70%，CHL 大于等于 3.0 mg/g 区域占比为 50% ~60%，表明土壤含水率较高有利于提高柑橘叶片含水率和叶绿素含量。与 W1 处理相比，中水处理（W2）的 LWC 和 CHL 较低且分布均匀度较差。与 W1 和 W2 处理相比，低水处理（W3）的 LWC 和 CHL 最低且分布分散，进一步表明过度水分亏缺限制了柑橘叶片叶绿素合成，不利于植株健康生长。研究结果验证了 PSO－ELM 算法在生理参数协同反演中的可行性。

3　讨论

叶片作为作物进行光合作用和蒸腾作用的主要器官，其形态受外部环境条件和内部代谢活动的双重影响。为了更好地适应或抵抗外界变化，叶片的结构特征通常会根据生长环境的不同而发生相应调

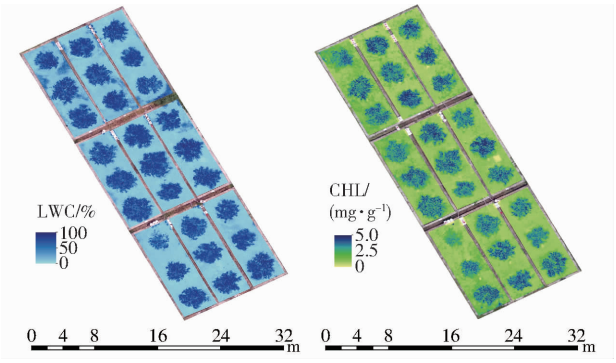


图 4 柑橘叶片含水率和叶绿素含量反演结果空间分布图

Fig. 4 Spatial distribution of citrus leaf water content and chlorophyll contentret rieval

整[36]。近年来,随着遥感技术的迅速发展,该技术凭借快速、准确和动态监测等优势,相较于传统作物指标测定方法,已迅速成为精准农业生产体系中的关键组成部分;其凭借较高的光谱分辨率优势,使多光谱反演技术成为快速定量估算和无损监测作物地上部生物量、叶绿素含量及叶片含水率等关键参数的重要手段[37]。然而,以往研究多针对于一种 LWC 或 CHL 的预测,基于无人机多光谱遥感提取指数协同反演还需进一步探讨。本研究对比传统 PLS、ELM 和 PSO - ELM 模型,最终采用 PSO - ELM 协同反演 LWC 与 CHL,通过粒子群优化对 ELM 随机初始化参数进行全局搜索,有效提升模型在非线性关系建模、噪声抑制和共线性处理方面的能力,同时利用两者内在关联性实现协同反演,从而克服 PLS 和 ELM 在多光谱反演中稳定性不足和预测精度有限的缺陷。

通过分析波段数据和植被指数与柑橘 LWC、CHL 的相关性,并分别构建敏感波段组和植被指数组。研究表明植被指数 EXG 与 LWC 的相关性最高,而以往研究多数常用高光谱波段对 LWC 进行反演,本研究采用多光谱波段探索柑橘叶片对于多光谱波段的敏感性。本研究结果还表明植被指数 GLI 与 CHL 的相关性最高,红边相关植被指数并未展现出最好的作物 CHL 反演能力,原因可能是在较高 CHL 和复杂背景条件下,红光和绿光指数因避免了红边饱和及受土壤和冠层结构干扰,能更敏感地反映 CHL 变化,从而呈现出更好的反演效果。

通过改进机器学习反演柑橘 LWC 与 CHL(表 6),发现 PSO - ELM 和 ELM 模型的反演精度均优于 PLS 模型,这可能是因为 PLS 作为一种线性回归方法,难以充分捕捉 LWC 与植被光谱信息之间的复杂非线性关系,导致其在解释变量相关性方面存在局限性。相比之下,PSO - ELM 和 ELM 模型利用非线性函数对输入和输出数据进行神经网络训练,能更有效地处理非线性问题,从而提高模型预测性能。本研究表明 PSO - ELM 模型反演精度优于 ELM 模型,这可能归因于 ELM 模型的初始输入权值和阈值随机生成,这种随机性可能影响模型训练效果,导致陷入局部最优解[38]。而 PSO 算法通过优化 ELM 的输入权值和阈值,增强了模型的全局搜索能力,从而提高了反演精度和稳定性[39]。将构建的最优柑橘 LWC 与 CHL 反演模型进行应用验证,发现预测结果具有较高的稳定性。在敏感植被指数驱动下,基于 PSO - ELM 的协同反演方法展现出最优性能表现。相较于传统的 PLS 模型,其在叶片含水率与叶绿素含量反演精度上分别提高 15.16% 与 53.78%;与单一 ELM 模型相比,精度分别提升 20.80% 与 25.84%;相对于 PSO - ELM 模型在单指标反演下的表现,协同反演策略精度亦分别提升 6.18% 与 4.02%。同时,本研究采用 PSO - ELM 算法框架,通过消融试验对 LWC 和 CHL 之间的互补效应进行分析,在原有协同反演特征组合的基础上,引入包含更多敏感波段与植被指数的组合方案以进行补充测试,具体包括 LWC 和 CHL 各自相关性最高的 3 个敏感波段和 5 个植被指数的特征组合(共计 6 个波段和 10 个植被指数)。结果表明无论是采用敏感波段还是植被指数,在引入互补变量后,LWC 和 CHL 的预测性能均表现出明显增强,进一步验证协同反演提升了模型泛化能力和预测准确性。上述结果表明该协同反演框架在提升反演精度方面具有显著优势,尤其在多源信息融合与敏感特征协同驱动条件下表现尤为突出。本研究仅基于敏感波段及植被指数组数据构建模型,在一定程度上反映了 LWC 和 CHL 的变化特征,下一步研究还需结合更多多维特征信息和不同生长阶段的地面实测数据,对模型进行深入优化,以全面提升反演模型的适用性和泛化能力。

综上所述,本研究以敏感植被指数为输入的非线性建模方法(ELM 及 PSO - ELM)在柑橘 LWC 与 CHL 反演中具有明显优势,LWC 与 CHL 的协同反演同样具有潜力,可有效估测柑橘产区 LWC 与 CHL,为田间精准管理提供理论参考。

4 结论

(1)柑橘叶片含水率(LWC)反演模型基于红、绿、蓝波段作为敏感波段,通过筛选相关性最高的 5 个植被指数(NGRDI、GNDVI、EXG、EXR、GI)构建敏感植被指数组;叶绿素含量(CHL)反演模型以红、红边、绿波段为敏感波段,选取 OSAVI、NGRDI、

GLI、NGBDI 和 TSAVI 作为敏感植被指数组。

(2)基于 PSO－ELM 的协同反演表现最佳，柑橘 LWC 和 CHL 反演精度与传统 PLS 模型相比分别提高 15.16% 和 53.78%，与 ELM 模型相比分别提升 20.80% 和 25.84%，与 PSO－ELM 模型相比分别提高 6.18% 和 4.02%。

(3)柑橘 LWC 和 CHL 空间分布与灌水量呈正相关，高水分区(LWC 大于等于 70%)和 CHL 富集区(CHL 大于等于 3.0 mg/g)主要分布在灌水量较高的区域，进一步验证了 PSO－ELM 算法对 LWC 与 CHL 同步反演的可行性，研究结果可为精准农业智能化决策提供理论依据和技术支撑。

参 考 文 献

[1] SARKAR T, MOLLA S, ROY A, et al. Minor tropical fruits as a potential source of bioactive and functional foods[J]. Critical Reviews in Food Science and Nutrition, 2023, 63(23): 6491－6535.

[2] MA X, ZHOU G, LI G, et al. Quantitative evaluation of the trade-off growth strategies of maize leaves under different drought severities[J]. Water, 2021, 13(13): 1852.

[3] ZHOU H, ZHOU G, HE Q, et al. Capability of leaf water content and its threshold values in reflection of soil-plant water status in maize during prolonged drought[J]. Ecological Indicators, 2021, 124: 107395.

[4] 郭雁君，吉前华，杜鹏飞，等. 盐碱胁迫对砂糖橘叶片水分亏缺、气体交换及矿质元素微域分布的影响[J]. 果树学报，2022, 39(6): 1029－1041.
GUO Yanjun, JI Qianhua, DU Pengfei, et al. Effect of saline-alkali stress on leaf water deficit, gas exchange and microdistribution of eight mineral elements in Shatangju mandarin (*Citrus reticulata*)[J]. Journal of Fruit Science, 2022, 39(6): 1029－1041. (in Chinese)

[5] REN Y, ZHANG W, WANG H, et al. Estimation models for maize leaf water content at various stages using near-infrared spectroscopy[J]. Infrared Physics & Technology, 2025, 145: 105732.

[6] MWINUKA P R, MBILINY B P, MBUNGU W B, et al. The feasibility of hand-held thermal and UAV-based multispectral imaging for canopy water status assessment and yield prediction of irrigated African eggplant (*Solanum aethopicum* L)[J]. Agricultural Water Management, 2021, 245: 106584.

[7] IHUOMA S O, MADRAMOOTOO C A. Recent advances in crop water stress detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 141: 267－275.

[8] PAPPALARDO S, CONSOLI S, LONGO-MINNOLO G, et al. Performance evaluation of a low-cost thermal camera for citrus water status estimation[J]. Agricultural Water Management, 2023, 288: 108489.

[9] ABDULRIDHA J, AMPATZIDIS Y, EHSANI R, et al. Evaluating the performance of spectral features and multivariate analysis tools to detect laurel wilt disease and nutritional deficiency in avocado[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 155: 203－211.

[10] 陈秀青，杨琦，韩景晔，等. 基于叶冠尺度高光谱的冬小麦叶片含水量估算[J]. 光谱学与光谱分析，2020, 40(3): 891－897.
CHEN Xiuqing, YANG Qi, HAN Jingye, et al. Estimation of winter wheat leaf water content based on leaf and canopy hyperspectral data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(3): 891－897. (in Chinese)

[11] 罗小波，谢天授，董圣贤. 基于无人机多光谱影像的柑橘冠层叶绿素含量反演[J]. 农业机械学报，2023, 54(4): 198－205.
LUO Xiaobo, XIE Tianshou, DONG Shengxian. Estimation of citrus canopy chlorophyll based on UAV multispectral images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(4): 198－205. (in Chinese)

[12] SUN J, SHI S, YANG J, et al. Wavelength selection of the multispectral LiDAR system for estimating leaf chlorophyll and water contents through the PROSPECT model[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2019, 266: 43－52.

[13] 窦世卿，张晨红，靖娟利，等. 融合高斯白噪声的 PROSPECT 模型的柑橘叶片叶绿素反演[J]. 无线电工程，2024, 54(7): 1702－1711.
DOU Shiqing, ZHANG Chenhong, JING Juanli, et al. Chlorophyll inversion of citrus leaves in PROSPECT model with Gaussian white noise[J]. Radio Engineering, 2024, 54(7): 1702－1711. (in Chinese)

[14] ZHU S J, ZHANG Z W, DUAN C F, et al. Multispectral inversion of citrus multi-slope evapotranspiration by UAV based on modified RSEB model[J]. Water, 2024, 16(11): 1520.

[15] 刘潭，王雯琦，李子默，等. 基于 DWT－DE 变换和 AHA－ELM 算法的水稻叶片氮含量预测方法[J]. 农业机械学报，2024, 55(12): 306－313.
LIU Tan, WANG Wenqi, LI Zimo, et al. Prediction of nitrogen content in rice leaves based on DWT－DE transformation and AHA－ELM algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12): 306－313. (in Chinese)

[16] 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): 152－159.
WANG Xiaoqin, WANG Miaomiao, WANG Shaoqiang, et al. Extraction of vegetation information from visible unmanned aerial vehicle images[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(5): 152－159. (in Chinese)

[17] 祝清震，朱艳秋，王爱臣，等. 基于无人机多光谱植被指数与纹理特征的水稻叶绿素含量反演[J]. 农业机械学报，2024，55(12)：287－293.
ZHU Qingzhen，ZHU Yanqiu，WANG Aichen，et al. Accurate inversion of rice chlorophyll content by integrating multispectraland texture features derived from UAV multispectral imagery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2024，55(12)：287－293.（in Chinese）

[18] 芮婷婷，徐云飞，程琦，等. 基于无人机多光谱遥感的冬小麦叶片含水量反演[J]. 麦类作物学报，2022，42(10)：1291－1300.
RUI Tingting，XU Yunfei，CHENG Qi，et al. Water content retrieval of winter wheat leaves based on UAV multi-spectral remote sensing[J]. Journal of Triticeae Crops，2022，42(10)：1291－1300.（in Chinese）

[19] 谭丞轩. 基于无人机多光谱遥感的大田玉米土壤含水率估算模型研究[D]. 杨凌：西北农林科技大学，2020.
TAN Chengxuan. Research on the estimation model of field maize soil moisture content based on UAV multispectral remote sensing[D]. Yangling：Northwest A&F University，2020.（in Chinese）

[20] FEI S P，HASSAN M A，HE Z，et al. Assessment of ensemble learning to predict wheat grain yield based on UAV-multispectral reflectance[J]. Remote Sensing，2021，13(12)：2338.

[21] 张少华，段剑钊，贺利，等. 基于无人机平台多模态数据融合的小麦产量估算研究[J]. 作物学报，2022，48(7)：1746－1760.
ZHANG Shaohua，DUAN Jianzhao，HE Li，et al. Wheat yield estimation from UAV platform based on multi-modal remote sensing data fusion[J]. Acta Agronomica Sinica，2022，48(7)：1746－1760.（in Chinese）

[22] CHEN S B，CHEN Y W，CHEN J Y，et al. Retrieval of cotton plant water content by UAV-based vegetation supply water index (VSWI)[J]. International Journal of Remote Sensing，2020，41(11)：4389－4407.

[23] 史博太，常庆瑞，崔小涛，等. 基于 Sentinel－2 多光谱数据和机器学习算法的冬小麦 LAI 遥感估算[J]. 麦类作物学报，2021，41(6)：752－761.
SHI Botai，CHANG Qingrui，CUI Xiaotao，et al. LAI estimation of winter wheat based on Sentinel－2 multis-pectral data and machine learning algorithm[J]. Journal of Triticeae Crops，2021，41(6)：752－761.（in Chinese）

[24] 刘杨，冯海宽，孙乾，等. 不同分辨率无人机数码影像的马铃薯地上生物量估算研究[J]. 光谱学与光谱分析，2021，41(5)：1470－1476.
LIU Yang，FENG Haikuan，SUN Qian，et al. Estimation study of above ground biomass in potato based on UAV digital images with different resolutions[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis，2021，41(5)：1470－1476.（in Chinese）

[25] LOUHAICHI M，BORMAN M M，JOHNSON D E. Spatially located platform and aerial photography for documentation of grazing impacts on wheat[J]. Geocarto International，2001，16(1)：65－70.

[26] 张微微，王超，丁喜莲，等. 基于无人机影像的农业景观非农生境信息提取[J]. 生态学杂志，2024，43(2)：587－599.
ZHANG Weiwei，WANG Chao，DING Xilian，et al. Extraction of non-agricultural habitats in agricultural landscape based on visible light remote sensing images from an unmanned aerial vehicle[J]. Chinese Journal of Ecology，2024，43(2)：587－599.（in Chinese）

[27] 霍迎秋，赵士超，赵国淇，等. 基于无人机多光谱的猕猴桃园冠层叶绿素含量检测方法[J]. 农业机械学报，2024，55(9)：297－307.
HUO Yingqiu，ZHAO Shichao，ZHAO Guoqi，et al. Detection method of chlorophyll content in canopy of kiwifruit orchard based on UAV[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2024，55(9)：297－307.（in Chinese）

[28] 苏宝峰，刘砥柱，陈启帆，等. 基于时间序列植被指数的小麦条锈病抗性等级鉴定方法[J]. 农业工程学报，2024，40(4)：155－165.
SU Baofeng，LIU Dizhu，CHEN Qifan，et al. Method for the identification of wheat stripe rust resistance grade usingtime series vegetation index[J]. Transactions of the CSAE，2024，40(4)：155－165.（in Chinese）

[29] MOTIE J B，SAEIDIRAD M H，JAFARIAN M. Identification of Sunn-pest affected (*Eurygaster integriceps* put.) wheat plants and their distribution in wheat fields using aerial imaging[J]. Ecological Informatics，2023，76：102146.

[30] HUANG P，ZHAO X，PU J，et al. Linking random forest and auxiliary factors for extracting the major economic forests in the mountainous areas of southwestern Yunnan Province，China[J]. Ecological Indicators，2023，148：110025.

[31] 吴艳花，赵恒谦，毛继华，等. 典型铅锌矿区土壤重金属含量高光谱反演模型研究[J]. 光谱学与光谱分析，2024，44(6)：1740－1750.
WU Yanhua，ZHAO Hengqian，MAO Jihua，et al. Study on hyperspectral inversion model of soil heavy metals in typical lead-zinc mining areas[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis，2024，44(6)：1740－1750.（in Chinese）

[32] LI H M，ZHANG J C，XU K，et al. Spectral monitoring of wheat leaf nitrogen content based on canopy structure information compensation[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2021，190：106434.

[33] 陈峰，丁泉，吴乐，等. 混合驱动的粒子群算法[J]. 计算机工程与应用，2024，60(8)：78－89.
CHEN Feng，DING Quan，WU Le，et al. Hybrid driven particle swarm algorithm[J]. Computer Engineering and Applications，2024，60(8)：78－89.（in Chinese）

（下转第 511 页）

5216.
[28] XIA Xue, ZHANG Ning, GUAN Zhibin, et al. PAB－Mamba－YOLO: VSSM assists in YOLO for aggressive behavior detection among weaned piglets[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2025, 15(1): 52－66.
[29] WANG Zeyu, LI Chen, XU Huiying, et al. Mamba Yolo: a simple baseline for object detection with state space model[C]// Proceedings of AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2025: 8205－8213.
[30] YANG Jianwei, LI Chunyuan, DAI Xiyang, et al. Focal modulation networks[C]// NeurIPS, 2022.
[31] TANG Sheng,WU Tianyi, ZHANG Rui, et al. Cgnet: a light-weight context guided network for semantic segmentation[C]// Proceedings of IEEE Transactions on Image Processing, 2020: 1169－1179.
[32] DAI Xiyang, CHEN Yinpeng, XIAO Bin, et al. Dynamic head: unifying object detection heads with attentions[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2021: 7373－7382.
[33] JIANG Lizhi, LI Changying, FU Longsheng. Apple tree architectural trait phenotyping with organ-level instance segmentation from point cloud[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 229: 109708.
[34] 地理标志产品 清原龙胆: DB 2104/T0011—2022[S]. 2022.
[35] 中药材商品规格等级 龙胆: T/CACM 1021.144—2018[S]. 2018.
[36] 刘佳怡, 尹海波, 王丹, 等. 基于“辨状论质”理论的龙胆性状与质量相关性研究[J]. 天然产物研究与开发, 2024, 36(12): 2088－2101, 2144.
LIU Jiayi, YIN Haibo, WANG Dan, et al. Correlation between traits and quality of Gentianae Radix et Rhizoma based on the theory of “quality evaluation through morphological identification”[J]. Natural Product Research and Development, 2024, 36(12): 2088－2101, 2144. (in Chinese)
[37] ZHANG Huang, WU Fengfeng, XU Dan, et al. Effects of milling methods on the properties of glutinous rice flour and sweet dumplings[J]. Journal of Food Science and Technology, 2021, 58: 1848－1857.
[38] SAPKOTA R, AHMED D, KARKEE M. Comparing YOLOv8 and Mask R－CNN for instance segmentation in complex orchard environments[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2024, 13: 84－99.
[39] OUF N S. Leguminous seeds detection based on convolutional neural networks: comparison of Faster R－CNN and YOLOv4 on a small custom dataset[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2023, 8: 30－45.

(上接第 478 页)

[34] CHEN H, WANG T, CHEN T, et al. Hyperspectral image classification based on fusing S3－PCA, 2D－SSA and random patch network[J]. Remote Sensing, 2023, 15(13): 3402.
[35] TSAI C F, SUNG Y T. Ensemble feature selection in high dimension, low sample size datasets: parallel and serial combination approaches[J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 203: 106097.
[36] 柴成武, 王方琳, 赵鹏, 等. 干旱胁迫对沙蒿叶片水分含量、光合特性及抗氧化酶的影响[J]. 西北林学院学报, 2025, 40(1): 42－50.
CHAI Chengwu, WANG Fanglin, ZHAO Peng, et al. Effects of drought stress on water content, photosynthetic characteristics and antioxidant enzymes of *Artemisia desertorum* leaves[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2025, 40(1): 42－50. (in Chinese)
[37] CHENG M, PENUELAS J, MCCABE M F, et al. Combining multi-indicators with machine-learning algorithms for maize yield early prediction at the county-level in China[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2022, 323: 109057.
[38] FAN S M, QIN X Z, JIA Z, et al. ELM-based improved layered ensemble architecture for time series forecasting[J]. IEEE Access, 2019, 7: 97827－97837.
[39] DU H, SONG D, CHEN Z, et al. Prediction model oriented for landslide displacement with step-like curve by applying ensemble empirical mode decomposition and the PSO－ELM method[J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 270: 122248.