

doi: 10.11707/j.1001-7488.LYKX20220577

# 基于多光谱成像与机器学习的植物叶绿素含量反演\*

范学星<sup>1</sup> 张慧春<sup>1,2</sup> 邹义萍<sup>3,4</sup> 黄玉萍<sup>1</sup> 边黎明<sup>3</sup>

(1. 南京林业大学机械电子工程学院 南京 210037; 2. 南京林业大学林业资源高效加工利用协同创新中心 南京 210037;  
3. 南京林业大学林学院 南京 210037; 4. 江苏青好景观园艺有限公司 南京 211225)

**摘 要:** 【目的】利用多光谱图像光谱信息快速准确检测植物叶绿素含量,为植物生长监测、胁迫诊断与精确管理提供参考依据和技术指导。【方法】以冬青科中 1 年生苗期的大别山冬青和北美冬青为研究对象,构建一套基于多光谱相机 RedEdge-MX 近端提取植物表型信息的系统,采集成熟期和生长期 2 个品种冬青叶片的蓝色、绿色、红色、近红外、红边 5 个波段的多光谱图像,处理得到每个叶片各波段处的光谱反射率。将得到的光谱反射率与使用手持式叶绿素含量测定仪测得的叶绿素相对含量(SPAD)进行相关性分析,采用传统支持向量回归(SVR)算法与网格搜索算法(GS)、遗传算法(GA)和粒子群算法(PSO)进行反演建模,对比得到拟合度最高的反演模型,实现利用多光谱图像光谱信息快速准确检测植物叶绿素含量。【结果】对比传统 SVR 算法与优化后 GS-SVR 算法、GA-SVR 算法和 PSO-SVR 算法得到反演模型的光谱反射率与 SPAD 相关性,其模型拟合度分别为  $R_1^2=0.24$ , 均方根误差  $RMSE_1=0.160$ ;  $R_2^2=0.72$ ,  $RMSE_2=0.097$ ;  $R_3^2=0.84$ ,  $RMSE_3=0.073$ ;  $R_4^2=0.91$ ,  $RMSE_4=0.066$ 。校正决定系数  $R_{adjusted1}^2=0.23$ , 平均绝对误差  $MAE_1=0.119$ ;  $R_{adjusted2}^2=0.71$ ,  $MAE_2=0.069$ ;  $R_{adjusted3}^2=0.83$ ,  $MAE_3=0.050$ ;  $R_{adjusted4}^2=0.87$ ,  $MAE_4=0.044$ 。【结论】综合对比发现,优化后的 PSO-SVR 算法反演预测效果表现最佳。本研究通过采集植物多光谱图像,采用对比优化后的 PSO-SVR 算法得到 5 个波段光谱反射率与 SPAD 的最优反演模型,预测模型的准确性和鲁棒性增加,可以实现植物叶片叶绿素含量的快速检测。同时,本研究结果推广应用至遥感层面,可以实现对大面积区域内的植被叶绿素进行反演,能够为精确林业苗木生长监测、胁迫诊断与动态调控提供理论基础和技术支撑。

**关键词:** 多光谱图像; 叶绿素含量; 表型信息; 粒子群优化算法; 支持向量回归

中图分类号: TP391.1 文献标识码: A 文章编号: 1001-7488(2023)07-0078-11

## Inversion of Plant Chlorophyll Content Based on Multispectral Imaging and Machine Learning

Fan Xuexing<sup>1</sup> Zhang Huichun<sup>1,2</sup> Zou Yiping<sup>3,4</sup> Huang Yuping<sup>1</sup> Bian Liming<sup>3</sup>

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University Nanjing 210037; 2. Co-Innovation Center of Efficient Processing and Utilization of Forest Resources, Nanjing Forestry University Nanjing 210037; 3. College of Forestry, Nanjing Forestry University Nanjing 210037;  
4. Jiangsu Qinghao Ornamental Horticulture Co., Ltd. Nanjing 211225)

**Abstract:** 【Objective】Rapid and accurate detecting chlorophyll content in plant leaves is an important step to explore the photosynthesis, nitrogen nutrition, stress status and yield prediction. In this study, multispectral image spectral information was used to quickly and accurately detect plant chlorophyll content, in order to provide reference and technical guidance for plant growth monitoring, stress diagnosis, and precise management. 【Method】In this study, the 1-year-old seedlings of *Ilex dabieshanensis* and *Ilex verticillata* were targeted. A multispectral camera, RedEdge-MX, was used to construct a system for extracting plant phenotypic information. The system collected multispectral images of the leaves of the two species at maturity and growth stages in five bands, including blue (B), green (G), red (R), near infrared (NIR), and red edge (RedEdge). The multispectral images were processed to obtain the spectral reflectance at each band of each leaf. Correlation analysis was conducted between the obtained spectral reflectance and the relative chlorophyll content (SPAD value) obtained by using a hand-held chlorophyll content analyzer. The traditional support vector regression (SVR) algorithm and the grid search (GS) algorithm, genetic algorithm (GA) and particle swarm optimization (PSO) were used for inversion modeling, respectively. The inversion models were compared, and a model with the highest fitting degree was obtained and it was able to quickly and accurately predict plant chlorophyll content

收稿日期: 2022-08-28; 修回日期: 2022-10-24。

基金项目: 国家自然科学基金项目(32171790, 32101615, 32171818); 江苏省农业科技自主创新资金项目(CX[23]3126); 江苏省重点研发计划现代农业项目(BE2021307); 江苏省 333 工程项目(苏人 20186)。

\* 张慧春为通讯作者。

using multispectral image spectral information. 【Result】 The results showed that the correlation between the spectral reflectance and SPAD was obtained with the inversion model selected by comparing the traditional SVR algorithm with the optimized GS-SVR algorithm, GA-SVR algorithm and the PSO-SVR algorithm, the model fitting degrees were  $R_1^2=0.24$  and (root mean-square error)  $RMSE_1=0.160$ ;  $R_2^2=0.72$ ,  $RMSE_2=0.097$ ;  $R_3^2=0.84$ ,  $RMSE_3=0.073$ ;  $R_4^2=0.91$ ,  $RMSE_4=0.066$ , respectively. Secondly, (adjusted R-squared)  $R_{adjusted1}^2=0.23$ , (mean absolute error)  $MAE_1=0.119$ ;  $R_{adjusted2}^2=0.71$ ,  $MAE_2=0.069$ ;  $R_{adjusted3}^2=0.83$ ,  $MAE_3=0.050$ ;  $R_{adjusted4}^2=0.87$ ,  $MAE_4=0.044$ . 【Conclusion】 After comprehensive comparison, it is found that the optimized PSO-SVR algorithm has the best inversion prediction effect. In this study, by collecting multispectral images of plants, the optimized PSO-SVR algorithm is used to obtain the optimal inversion model of spectral reflectance and SPAD in five bands, which can realize the rapid detection of chlorophyll content in plant leaves. Combined with the multispectral imaging and machine learning algorithms, the accuracy and robustness of the models have been improved. Meanwhile, the results of this study can be extended to remote sensing level to realize the inversion of vegetation chlorophyll in a large area, providing theoretical basis and technical support for accurate forest seedling growth monitoring, stress diagnosis and dynamic regulation.

**Key words:** multispectral image; chlorophyll content; phenotypic information; particle swarm optimization algorithm; support vector regression

植物生理生化表型信息(如叶绿素、水分、干物质、氮、磷、钾、其他微量元素等)的快速获取对于选育优良品质、监测植物生长和指导精准栽培具有重要意义(石吉勇等, 2019)。叶绿素是植物叶片进行光合作用必需的物质,其含量与植被生长的健康状况、生理活性、氮素营养和光合能力密切相关(Santana *et al.*, 2021; Somkuti *et al.*, 2021)。传统叶绿素常采用丙酮浸提等实验室理化分析方法进行测定(王好运等, 2019),不仅成本高、效率低、周期长、操作要求复杂,而且具有破坏性和不可恢复性。无损式叶绿素速测仪能快速检测出植物叶片叶绿素含量,但传感器实际测量面积小(如 SPAD-502 的测量区域仅  $2\text{ mm}\times 3\text{ mm}$ ),需多次取点采样测量取平均,测量结果易受叶片厚度影响,不利于大规模推广(李修华等, 2021)。植物生长是一个动态的长期过程,不同生长时期叶绿素会发生变化,而传统测量方法无法快速、连续测定植物叶绿素含量。因此,有必要对叶绿素含量进行无损式、高精度、自动化的定量研究与分析(李欣雨等, 2022; Clemente *et al.*, 2021)。

光学检测技术以其非接触性、快速、无损伤、高灵敏度、高分辨率等优势为植物表型信息分析提供了技术支撑(岑海燕等, 2018; 边黎明等, 2020)。RGB 成像传感器价格低廉、便携,且使用方法简单,但多数只能获取植物株高、叶面积、叶片颜色数量等形态结构参数。高光谱、荧光等成像方式能敏感探查植物在叶绿素、氮磷钾含量等生理生化表型参数上的变化(翁海勇等, 2021; 姜洪喆等, 2022; 由珈齐等, 2021),但由于设备价格昂贵、处理分析过程复杂和周期较长等限制了其应用。在精准农林领域,迫切需要能够对植物

叶片叶绿素等生理生化表型参数进行移动分析的高性能且低成本的新技术。

多光谱相机价格适中,具有结构紧凑、波段数多和成像速度快等优点,用于采集目标的窄波段多光谱图像,可同时获取一维光谱信息和二维空间信息,兼具形态结构和生理生化表型参数的分析功能。近年来,国内外研究人员利用多光谱相机获取大豆(*Glycine max*)、小麦(*Triticum aestivum*)、玉米(*Zea mays*)等植物图像,从中提取光谱反射率等参数进而达到检测叶绿素含量的目的(唐或哲等, 2022; Sarić *et al.*, 2022)。在现有研究报道中,多利用无人机平台搭载多光谱相机进行遥感作业(Cuaran *et al.*, 2021; 石永磊等, 2022),对于搭载多光谱相机的近端感知表型信息系统的研究还较少。在对单株植物或叶片、花、果等组织器官维度上进行多光谱图像采集时,遥感作业不再适用,因此基于近端多光谱成像感知技术的植物表型获取显得尤为重要。

本研究以大别山冬青(*Ilex dabieshanensis*)和北美冬青(*Ilex verticillata*)为研究对象,构建一套搭载 Micasense RedEdge-MX 五通道多光谱相机近端采集植物表型信息的系统,分别采集植物叶片的蓝色(blue, B)、绿色(green, G)、红色(red, R)、近红外(near infrared, NIR)、红边(red edge)5个波段的多光谱图像,处理得到每个叶片各波段的光谱反射率。将得到的光谱反射率与使用手持式测定仪 SPAD-502 得到的叶绿素相对含量(SPAD)采用 SVR 算法与 GS 算法、GA 算法和 PSO 算法优化后的 SVR 进行反演建模,对比得到拟合度最高的反演模型,实现利用多光谱图像光谱信息快速准确检测植物叶绿素含量,以期对植物的

生长监测、胁迫诊断与精确管理提供参考依据与技术指导。

## 1 材料与方法

### 1.1 供试材料

大别山冬青叶形多为长圆形,革质质感、叶片较厚,叶片常绿,且不掉落;北美冬青叶形多为长卵形,纸质质感、叶片较薄,每年12月叶片会掉落。二者同属冬青科(Aquifoliaceae),且皆速生、易繁殖、生长适应性强,具有绿植盆栽、美化环境、制作药材等多种用途,在生态、经济领域具有重要价值。本研究供试的大别山冬青和北美冬青试验苗木来自南京市八卦洲现代农业科技园区的国家林业与草原局冬青工程技术中心推广示范基地,选用1年生苗期的大别山冬青和北美冬青各16株(共计32株)置于人工气候箱(宁波江南制造厂,RZX型)内进行适应性生长培养,并进行正常水肥管理。人工气候箱的环境参数设置如下:相对湿度80%,昼夜时间比16:8,昼夜温度分别为25℃、20℃,光照强度 $278\mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ 。叶片是植物的重要器官之一,其大小、颜色等是衡量植物健康与长势的重要指标(陈珠琳等,2020;李秋洁等,2021)。试验首先以大别山冬青叶片为研究对象,待适应性生长期结束后,进行第一次成熟期叶片采集:每株为1组,每组保留2~3片顶叶后由上至下离体摘取10片成熟期叶片(图1d),共采集160片;第一次成熟期叶片摘取完成后,将试验用苗重新放置回人工气候箱进行恢复性生长培养。待试验用苗重新生长出新叶后,进行第二次生长期叶片(图1c)采集,共采集160片。其次以北美冬青叶片为研究对象,因北美冬青叶片采摘后新叶生长速度慢、叶片生长前后叶色变化不明显等因素导致不易于准确区分叶片的生长期和成熟期,故以采集大别山冬青成熟期叶片相同操作只采集北美冬青成熟期叶片(图1e),共采集160片,3次试验共采集480片叶片样本。

### 1.2 表型信息采集

**1.2.1 多光谱图像采集系统** 本研究构建的多光谱相机近端采集植物表型信息系统如图2a所示。建立 $1.2\text{m}\times 1.2\text{m}\times 1.5\text{m}$ 的多光谱相机近端表型采集平台,并用黑色植绒布构建暗箱环境,平台顶部4个边缘布置功率为5W的白光灯LED光源,为多光谱相机成像提供稳定的光环境。多光谱相机RedEdge-MX(图2b)水平固定在平台上,成像单元距离成像目标40cm。多光谱相机RedEdge-MX同时拥有5个波段,每个波段单独成像,分别对应波长475nm(蓝波段)、

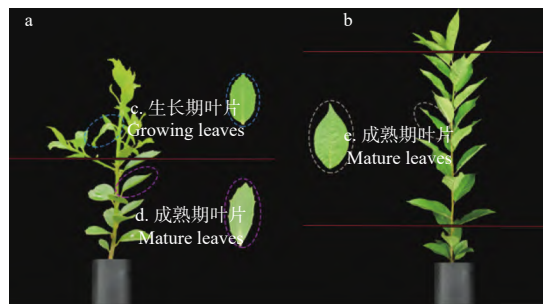


图1 试验植株

Fig. 1 Test plant

a: 大别山冬青试验植株; b: 北美冬青试验植株; c: 大别山冬青生长期叶片; d: 大别山冬青成熟期叶片; e: 北美冬青成熟期叶片。a: *I. dabieshanensis* test plants; b: *I. verticillata* test plants; c: *I. dabieshanensis* growing leaves; d: *I. dabieshanensis* mature leaves; e: *I. verticillata* mature leaves.

560nm(绿波段)、668nm(红波段)、842nm(近红外波段)、717nm(红边波段),可各自获取高精度的多光谱图像。

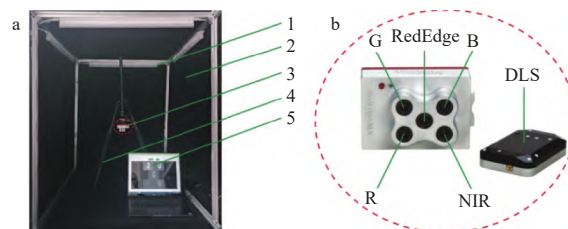


图2 多光谱相机近端采集植物表型信息系统

Fig. 2 A system for collecting plant phenotypic information at the proximal end of a multispectral camera

a: 多光谱相机近端采集平台实物。1: 稳定光源; 2: 稳定暗箱环境; 3: RedEdge-MX 多光谱相机; 4: 云台; 5: PC控制端。b: RedEdge-MX 多光谱相机组件。B: 蓝波段; G: 绿波段; R: 红波段; NIR: 近红外波段; RedEdge: 红边波段; DLS: 模块。a: Physical map of the near-end acquisition platform of the multispectral camera. 1: Stable light source; 2: Stable dark box environment; 3: RedEdge-MX multispectral camera; 4: Gimbal; 5: PC control terminal. b: RedEdge-MX multispectral camera assembly. B: blue band; G: green band; R: red band; NIR: near infrared band; RedEdge: red edge band; DLS module.

**1.2.2 SPAD 测定** 多光谱图像采集完成后,使用便携式叶绿素含量测定仪 SPAD-502 对各组每个单元的大别山冬青叶片和北美冬青叶片进行叶绿素相对含量(SPAD)测定。SPAD-502 通过测量叶片在650nm和940nm 2种波长光学浓度差的方式确定当前叶绿素相对含量。根据以往研究,加杨(*Populus × canadensis*)、银杏(*Ginkgo biloba*)、冬青(*Ilex chinensis*)、柠檬(*Citrus × limon*)、棉花(*Gossypium spp.*)、桃树(*Prunus persica*)、紫藤(*Wisteria sinensis*)和车前草(*Plantago depressa*)等植物的 SPAD 与丙酮浸提法测定的叶绿素含量之间存在显著线性关系(赵京东等,2020;杨虹霞等,2019;王璐等,2020),又因叶绿素仪使用时具有非破坏性、方便携带等优点,因此优先选



择便携式 SPAD 叶绿素仪测定叶绿素含量(Jiang *et al.*, 2022; 曹德美等, 2021)。在测定 SPAD 时, 为减小误差, 避开叶片叶脉位置对每个单元叶片多点采样测定 3 次, 并取平均值作为最终 SPAD。

1.2.3 光谱反射率提取 待所有样本叶片 SPAD 测定完成后, 借助 ENVI5.3 软件绘制每个叶片各波段处的感兴趣区域(region of interest, ROI)。因成像过程中相机镜头边缘存在边缘减光现象, 故 ROI 绘制过程中尽量在叶片边缘以内且尽可能包括多的叶片面积。获得最大 ROI 框并进行掩膜、去除掩膜处无效反射值等操作后得到叶片划定 ROI 处平均反射值。通过相同方式对标准灰板进行处理, 利用标准灰板 ROI 内平均反射值、冬青叶片 ROI 内平均反射值、各波段标准反射率系数、比值换算得到冬青叶片 B、G、R、NIR 和 RedEdge 等 5 个波段的反射率(Fernández *et al.*, 2021)。

## 2 数据预处理与算法选择比较

### 2.1 数据归一化

处理得到各波段处的反射率在 [0, 1] 之间, 使用原始数据代入算法训练。考虑到 SPAD 存在范围波动且与反射率差值较大, 且本研究后续使用的 SVR 算法中, 一致化的特征能加速寻找支持向量的时间, 因此为提升反演模型的收敛速度和精度, 使用 Min-Max 标准化方法, 将原始 SPAD 变换到 [0, 1] 之间。对数据进行预处理后, 总计 480 组样本数据作为反演数据样本。其中, 变换公式为:

$$X = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (1)$$

式中:  $X$  为叶绿素含量测定仪 SPAD-502 测定的 SPAD;  $X_{\max}$  为所有样本中 SPAD 最大值;  $X_{\min}$  为所有样本中 SPAD 最小值, 均无量纲单位。

### 2.2 波段反射率与 SPAD 的相关性分析

相关性分析是对 2 个或多个变量进行分析, 从而衡量变量之间的相关密切程度。本研究中, 存在 B、G、R、NIR、RedEdge 等 5 个波段的反射率和 SPAD 共 6 个变量, 分析 5 个波段反射率与 SPAD 之间的相关性, 筛选相关性较高的波段反射率用于后续反演建模的自变量, 有利于提高反演建模的速度和模型的精度。获取的不同生长时期、不同品种冬青叶片 5 个波段反射率与 SPAD 之间的相关性分析结果如图 3。

图 3 中, 蓝色至红色的色带为从负相关至正相关的变化过程, 扇形面积越大、颜色越深, 则表示 2 个变量之间的相关程度越高。由图 3 可知: 大别山冬青成熟期叶片 G、RedEdge 波段与 SPAD 呈较高负相关性,

分别为 -0.86 和 -0.71; 大别山冬青生长期叶片 G、R 和 RedEdge 波段与 SPAD 呈一定负相关性, 分别为 -0.22、-0.53 和 -0.29; 北美冬青成熟期叶片 G、RedEdge 波段与 SPAD 的负相关性分别为 -0.59 和 -0.36; 所有冬青叶片试验样本 R、NIR 波段与 SPAD 分别呈正相关性和负相关性, 分别为 0.39 和 -0.42。可见, 不同生长时期、不同品种的冬青叶片 5 个波段反射率与 SPAD 的相关性存在较大差异, 为确保后续反演模型对所有样本的准确性及推广应用到其他物种时的普适性, 本研究后续反演建模时, 不再剔除 5 个波段反射率中与 SPAD 相关性较低的变量, 即 5 个波段反射率全部作为自变量。

### 2.3 SVR

机器学习是一种通过调整系统内部参数, 总结数据规律, 得出预测模型并利用该模型对未知数据进行比较准确预测或估计的方法(刘铮等, 2022)。支持向量机(support vector machine, SVM)是机器学习中关注较多的算法之一, 在机器学习领域展现出超强的性能优势。SVR 作为 SVM 的分支被提出, 是基于 SVM 的函数逼近回归问题的学习方法, 被广泛应用于回归分析。

SVR 算法应用过程中, 核函数选取对所建模型的速度和精度影响较大。本研究利用 SVR 算法对多光谱图像中冬青叶片 5 个波段反射率与 SPAD 进行反演预测, 选用与线性核函数、多项式核函数和 Sigmoid 核函数相比运算相对简单、映射维度更广、稳定性更好和精度更高的径向基核函数(radial basis function, RBF)作为 SVR 的核函数(王芳东等, 2022)。惩罚因子  $c$  可使拟合模型的复杂度与误差达到折中效果, 核函数参数  $g$  能反映训练样本数据的范围特性(梁栋等, 2015), 所以选定核函数后, SVR 算法中超参数  $c$  和  $g$  的合适取值将直接影响 SVR 算法的学习能力和最终模型的准确度。

### 2.4 GS-SVR、GA-SVR 与 PSO-SVR

GS 是一种穷举搜索的调参手段, 遍历由所有参数可能性交叉组成的网格, 搜索得到最优参数。GS 算法搜索速度快, 简单易实现。GA 是模仿进化论机制构建的自适应全局搜索和优化方法, 能在搜索过程中自动获取和累积有关搜索空间的知识以求得最佳解。GA 算法存在交叉、变异等操作, 在寻优速度上会略显缓慢。PSO 是通过粒子个体的行为与群体内信息的交互, 利用协作和信息共享来寻找最优解。PSO 算法是解空间追随的最优粒子, 相较于 GA 算法更易实现。本研究采用 GS、GA 与 PSO 优化算法, 配

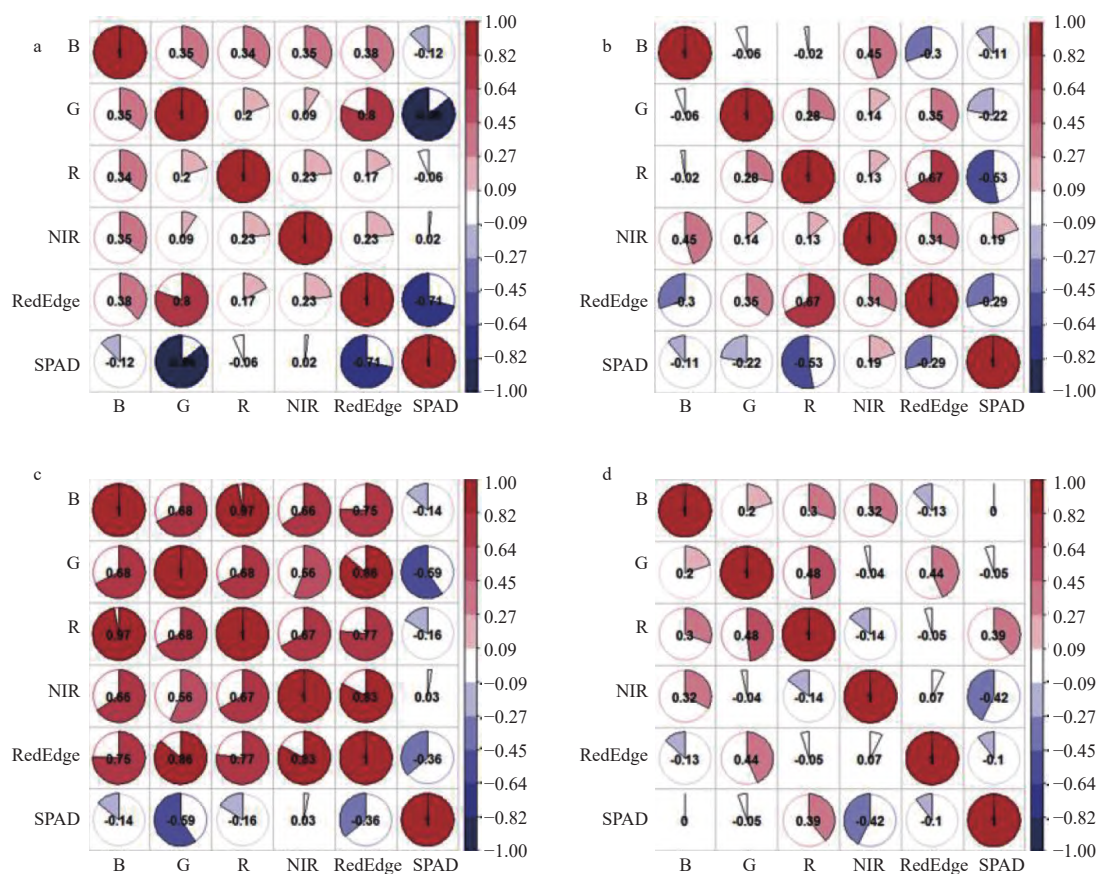


图 3 叶片波段反射率与 SPAD 的相关性分析

Fig. 3 Correlation analysis between blade band reflectance and SPAD

a: 大别山冬青成熟期叶片; b: 大别山冬青生长期叶片; c: 北美冬青成熟期叶片; d: 所有冬青叶片试验样本。B 为蓝色波段; G 为绿色波段; R 为红色波段; NIR 为近红外波段; RedEdge 为红边波段; SPAD 为叶绿素相对含量。a: *I. dabieshanensis* mature leaves; b: *I. dabieshanensis* growing leaves; c: *I. verticillata* mature leaves; d: All test samples of *Ilex* leaves. B: the blue band (Blue); G: the green band (Green); R: the red band (Red); NIR: the near infrared band; RedEdge: the red edge band (RedEdge); SPAD: the relative content of chlorophyll.

合 5 折交叉验证法 (cross validation, CV) 对 SVR 算法中的超参数  $c$ 、 $g$ , 相较于传统 SVR 算法中  $c$ 、 $g$  的默认值进行寻优, 并计算寻优结果的交叉验证均方误差 (cross validation mean square error, CVMSE)。通过分别代入寻优结果, 建立 GA-SVR、GA-SVR 与 PSO-SVR 模型, 算法寻优流程如图 4 所示。

### 3 结果与分析

#### 3.1 反射率与 SPAD 的拟合度分析

采集大别山冬青和北美冬青叶片共 480 片, 以每个单位冬青叶片 5 个波段反射率作为自变量, SPAD 作为因变量, 取大别山冬青成熟期、生长期叶片与北美冬青成熟期叶片各 70% 即 336 组数据作为训练集, 剩下的各 30% 即 144 组数据作为测试集, 建立反演预测模型。为评判模型好坏, 拟选用决定系数 ( $R^2$ ), 均方根误差 (root mean-square error, RMSE) 对模型拟合度进行评估, 选用校正决定系数 (adjusted R-squared,  $R^2_{\text{adjusted}}$ ) 抵消样本数量对  $R^2$  的影响。传统 SVR 算法与

GS、GA 和 PSO 优化算法所建立的反演预测模型为基于 SVR 的不同模型, 当拥有多个模型时, 引入平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 进一步对比评判不同模型的优劣性。 $R^2$  与  $R^2_{\text{adjusted}}$  在  $[0, 1]$  之间越大、RMSE 与 MAE 越小, 说明预测样本与实测样本偏差越小, 模型拟合度越高。

本研究初始使用默认值  $c=1$ 、 $g=1/k$  ( $k$  为自变量类别数; 本研究自变量为不同波段反射率,  $k=5$ ), 代入 SVR 算法建立反演预测模型。由图 5 可知, 模型总拟合度  $R^2=0.24$ ,  $\text{RMSE}=0.160$ ,  $R^2_{\text{adjusted}}=0.23$ ,  $\text{MAE}=0.119$ 。可见, 总样本的  $R^2$  均未超过 0.5, 拟合图中数据点分布离散, 说明使用默认值  $c$ 、 $g$  的 SVR 拟合效果较差, 参考价值小。

由于使用默认值  $c$ 、 $g$  的传统 SVR 对于叶片叶绿素含量的反演预测模型表现不佳, 因此本研究探索利用 GS 优化算法对  $c$ 、 $g$  的取值分别进行粗略寻优和精确寻优 (图 6)。

图 6 中寻优等高线和寻优 3D 视图的  $X$ 、 $Y$  轴坐

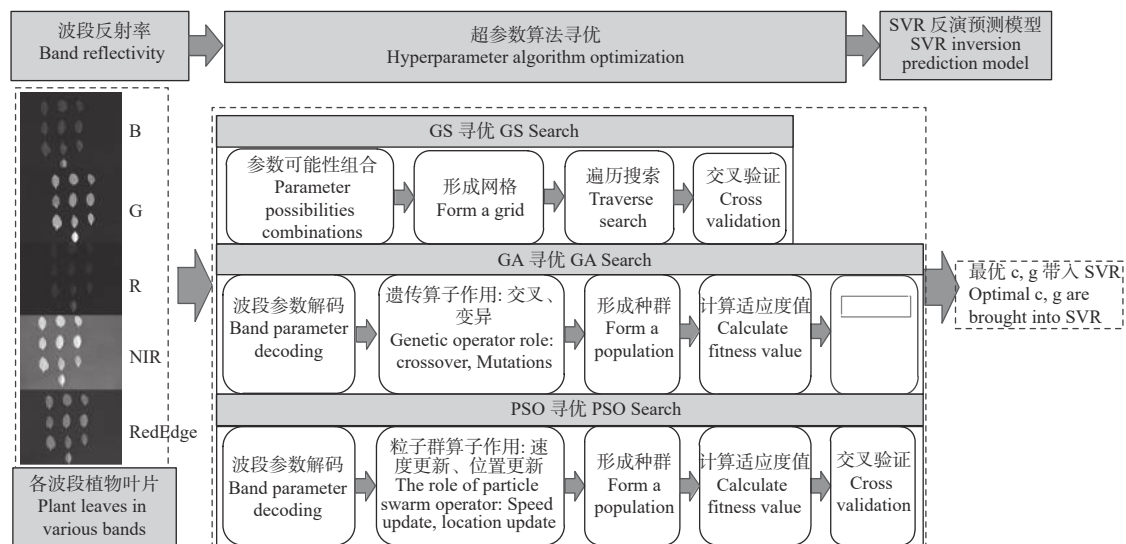


图4 算法寻优流程

Fig. 4 Algorithm optimization process

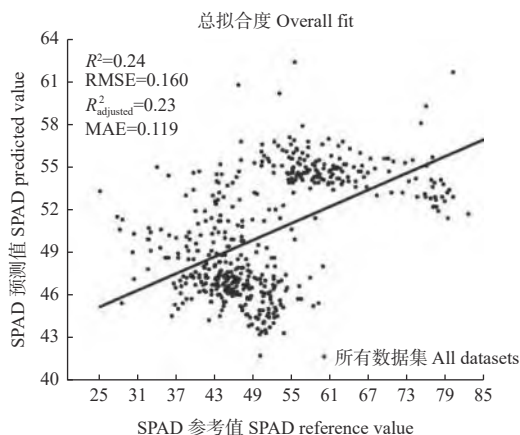


图5 传统 SVR 算法的 SPAD 参考值与预测值拟合度

Fig. 5 Fit degree of SPAD reference value and predicted value by traditional SVR algorithm

标分别为 $\log_2 c$ 、 $\log_2 g$ ，等高线图中同一条等高线为相同的 MSE，3D 视图中 Z 轴为均方误差 MSE，图中颜色由蓝至黄代表 MSE 由小至大。最优参数的取值，即为等高线图和 3D 视图中 MSE 最小的位置。GS 粗略寻优时，把  $c$ 、 $g$  的寻优范围设为  $[2^{-8}, 2^8]$ ，由粗略寻优等高线图和 3D 视图得出，粗略寻优结果为  $c=1$ ， $g=147.0334$ ， $CVMSE=0.018$ ，且当  $c$ 、 $g$  的范围为  $[2^{-4}, 2^4]$  时， $CVMSE$  取值达到最小，在  $[0, 0.06]$  处。在粗略寻优的基础上，把  $c$ 、 $g$  的寻优  $s$  范围设为  $[2^{-4}, 2^4]$ ，再次进行精细寻优，缩小参数搜索空间的同时提高寻优速度。由图可见， $CVMSE$  的分布范围明显比粗略寻优时有所下降，精细寻优结果为  $c=2$ 、 $g=16$  时， $CVMSE=0.017$ ，把  $c$ 、 $g$  寻优结果代入 SVR 算法，反演预测模型拟合度  $R^2$ 、RMSE、 $R^2_{adjusted}$  和 MAE 的表现如图 7。

由图 7 拟合结果可知，GS-SVR 反演预测模型总

拟合度  $R^2=0.72$ ， $RMSE=0.097$ ， $R^2_{adjusted}=0.71$ ， $MAE=0.069$ 。

GS-SVR 反演预测模型的拟合效果有一定提升，且拟合图中数据点的离散程度得到改善。对比使用默认值  $c$ 、 $g$  和 GS 优化算法寻优后的  $c$ 、 $g$  反演预测模型，拟合度相差较大且 GS-SVR 反演预测模型的  $R^2$  与  $R^2_{adjusted}$  分别提升 0.48、0.48，RMSE 与 MAE 分别下降 0.063、0.050，说明  $c$ 、 $g$  的不同取值确实对模型拟合度存在重要影响。因此，GS-SVR 虽已表现出一定拟合度，但还存在一定上升空间，故本研究在 GS-SVR 算法模型基础上，继续应用 GA 优化算法对  $c$ 、 $g$  进行寻优(图 8)。

GA 寻优时，设置最大进化代数为 100，种群数量为 20，交叉和变异概率分别为 0.4 和 0.01， $c$  的范围为  $[0.1, 100]$ ， $g$  的范围为  $[0.01, 1000]$ 。由 GA 优化算法 2 次寻优过程可知，种群适应度随着进化代数增大经历先急剧下降、后平稳波动的过程。曲线最低位置，代表 MSE 最小。第一次寻优最佳适应度起始值和平均适应度起始值分别为 0.012 9 和 0.016 5，在进化代数为 15 和 10 时趋于稳定状态。第二次寻优起始最佳适应度起始值和平均适应度起始值分别为 0.014 7 和 0.018 4，在进化代数为 21 和 20 时趋于稳定状态。相较第二次寻优，第一次寻优过程中最佳适应度和平均适应度起始值较小且下降速度和趋于相对稳定的速度更快。2 次寻优在  $c$ 、 $g$  的取值上虽有区别，但  $CVMSE$  均为 0.009，说明 MSE 已趋于稳定，不需要再继续进行多次寻优。将一次寻优结果  $c=0.7496$ 、 $g=82.9144$  代入 SVR 算法，反演预测模型拟合度  $R^2$ 、RMSE、 $R^2_{adjusted}$  和 MAE 的表现如图 9。

由图 9 拟合结果可知，GA-SVR 反演预测模型总



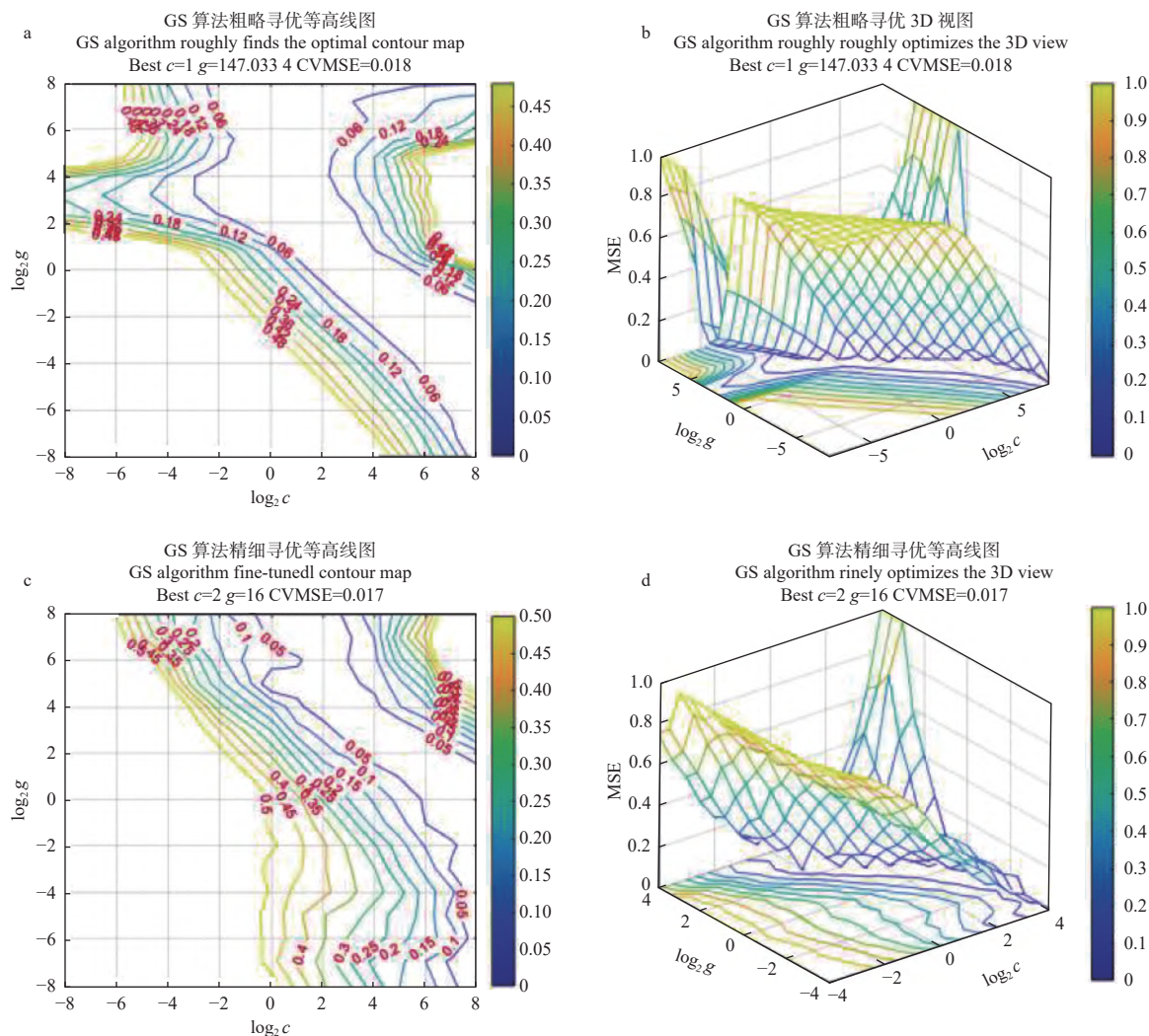


图 6 GS 算法寻优过程

Fig. 6 GS algorithm optimization process

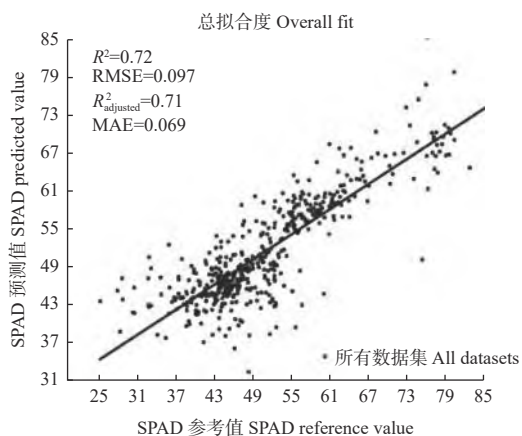


图 7 GS-SVR 算法的 SPAD 参考值与预测值拟合度

Fig. 7 Fit degree of SPAD reference value and predicted value by GS-SVR algorithm

拟合度  $R^2=0.84$ ,  $RMSE=0.073$ ,  $R^2_{adjusted}=0.83$ ,  $MAE=0.050$ 。相较于 GS-SVR, GA-SVR 反演预测模型在拟合度上  $R^2$  与  $R^2_{adjusted}$  分别提升 0.12、0.12, RMSE 与 MAE

分别下降 0.024、0.019, 说明通过 GA 寻优后的  $c$ 、 $g$  更为精确。GA-SVR 反演预测模型虽然在总体拟合度上优于 GS-SVR, 得到一定提高, 但还存在上升空间, 故本研究在 GS-SVR 和 GA-SVR 算法模型基础上, 继续应用 PSO 优化算法对  $c$ 、 $g$  进行寻优(图 10)。

PSO 寻优时, 局部搜索能力参数  $c_1=1.5$ , 全局搜索能力参数  $c_2=1.7$ , 最大进化代数 200, 种群数量为 20, 速率系数  $k=0.6$ , 速率弹性系数  $w_v=1$ , 种群弹性系数  $w_p=1$ ,  $c$  的范围为  $[0.1, 100]$ ,  $g$  的范围为  $[0.01, 1\ 000]$ 。由图 11 中 PSO 优化算法 2 次寻优过程可知, 随着进化代数增加, 最佳适应度短暂下降并趋于稳定, 且收敛于最优解的速度明显快于 GA 优化算法; 平均适应度急剧上升后又下降, 并趋于平稳波动。适应度曲线最低位置, 代表 MSE 最小。2 次寻优中最佳适应度和平均适应度均分别在  $[0.01, 0.012]$  与  $[0.014, 0.030]$  之间。2 次寻优的最佳适应度均在进化代数为 5 时开始趋于稳定, 但在进化代数为 80 后, 一次寻优的最佳适

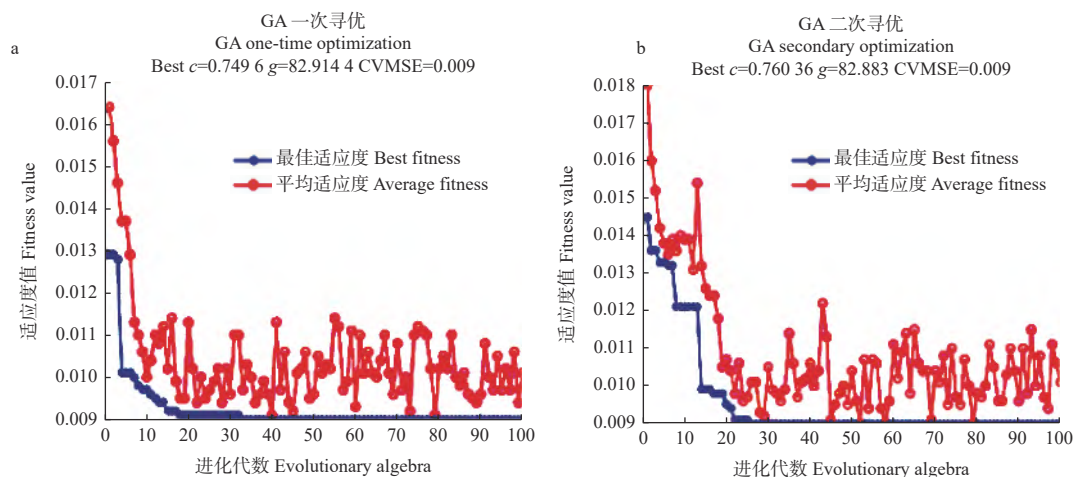


图8 GA 算法寻优过程

Fig. 8 GA algorithm optimization process

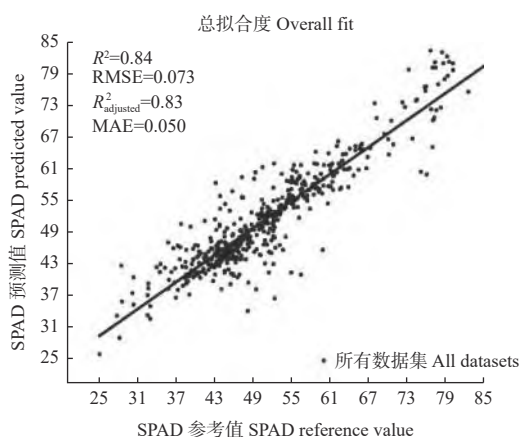


图9 GA-SVR 算法的 SPAD 参考值与预测值拟合度

Fig. 9 Fit degree of SPAD reference value and predicted value by GA-SVR algorithm

应度稳定度优于二次寻优。2 次寻优的平均适应度变化范围相同, 但一次寻优的平均适应度离散性优于二次寻优。2 次寻优在  $c$ 、 $g$  的取值上虽有区别, 但

CVMSE 均为 0.010, 说明 MSE 已趋于稳定, 不需要再继续进行多次寻优。将一次寻优结果  $c=1.010\ 9$ 、 $g=82.098\ 9$  代入 SVR 算法, 反演预测模型拟合度  $R^2$ 、RMSE、 $R^2_{\text{adjusted}}$  和 MAE 的表现如图 11。

由图 11 拟合结果可知, PSO-SVR 反演预测模型总拟合度  $R^2=0.91$ , RMSE=0.066,  $R^2_{\text{adjusted}}=0.87$ , MAE=0.044。相较于 GA-SVR, PSO-SVR 反演预测模型在拟合度上  $R^2$  与  $R^2_{\text{adjusted}}$  分别提升 0.07、0.04, RMSE 与 MAE 分别下降 0.007、0.006, 说明通过 PSO 寻优后的  $c$ 、 $g$  精确度进一步提升, 反演模型的拟合效果表现好, 结果具有较高精准度。

由表 1 信息对比可知, PSO-SVR 反演预测模型在拟合度上表现最好:  $R^2=0.91$ 、 $R^2_{\text{adjusted}}=0.87$ 、RMSE=0.066 和 MAE=0.044。相较于 SVR、GS-SVR 和 GA-SVR,  $R^2$  分别提高 73.6%、20.9% 和 7.7%;  $R^2_{\text{adjusted}}$  分别提高 73.6%、18.4% 和 4.6%; RMSE 分别降低 58.7%、

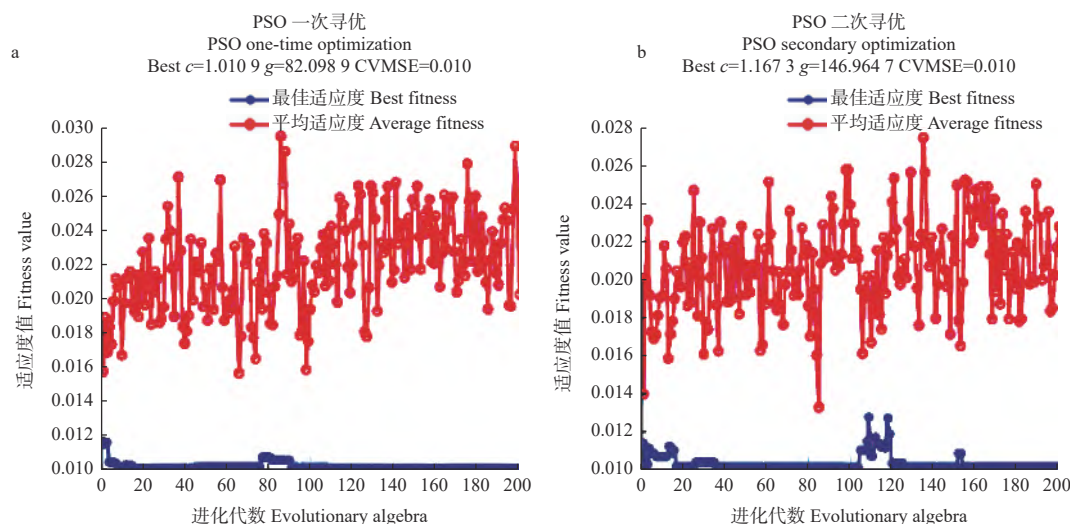


图10 PSO 算法寻优过程

Fig. 10 PSO algorithm optimization process



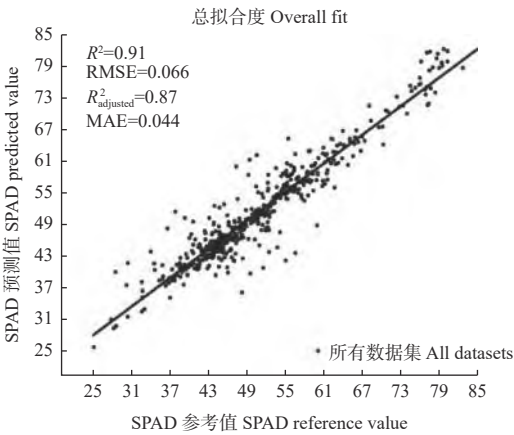


图 11 采用 PSO-SVR 算法的 SPAD 参考值与预测值拟合度  
Fig. 11 Fit degree of SPAD reference value and predicted value using PSO-SVR algorithm

表 1 不同反演预测模型的拟合度表现

Tab. 1 Fit performance of different inversion prediction models

反演预测模型 Inversion prediction model	反演预测模型评价指标 Inversion prediction model evaluation index			
	$R^2$	$R^2_{adjusted}$	RMSE	MAE
SVR	0.24	0.23	0.160	0.119
GS-SVR	0.72	0.71	0.097	0.069
GA-SVR	0.84	0.83	0.073	0.050
PSO-SVR	0.91	0.87	0.066	0.044

31.9% 和 9.6%;MAE 分别降低 63.0%、36.2% 和 12.0%。说明通过 PSO 寻优后的  $c$ 、 $g$  最为精确且 PSO-SVR 反演预测模型为本研究变量反演类型的最优模型,反演预测的结果最接近实测值。

3.2 生长阶段对冬青叶绿素含量的影响

根据以上研究结果,PSO-SVR 反演预测模型精度最高,因此基于该模型进行叶片叶绿素含量检测。图 12 为使用冬青叶片在多光谱成像 B、G、R、NIR、RedEdge 等 5 个波段的反射率作为自变量,SPAD 作为因变量,分别在大别山冬青成熟期叶片和生长期叶

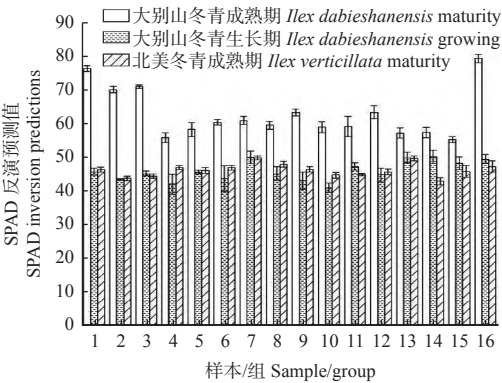


图 12 不同生长发育期的 2 个品种冬青的 SPAD 反演值误差棒  
Fig. 12 Error bars of SPAD inversion values of two varieties of *I. chinensis* at different growth and development stages

片(图 1d-c)与北美冬青成熟期叶片(图 1e)利用 PSO-SVR 进行反演得到的反演预测值与实测值对比的误差棒图,其中,柱状图为成熟期叶片和生长期叶片以 10 片为一组处理得到的 SPAD 平均值,误差棒上下节点分别代表最大误差和最小误差。

由误差棒图可见,每组大别山冬青成熟期叶片的 SPAD 平均值较高,分布在 [55, 85] 之间;每组生长期叶片的 SPAD 平均值略低,分布在 [35, 55] 之间;每组北美冬青成熟期叶片的 SPAD 平均值与大别山冬青生长期叶片的 SPAD 平均值范围大致相同,分布在 [40, 50] 之间。由此可知,对正常生长的大别山冬青而言,随着生长时期迁移,叶片内部结构逐渐完善,叶片叶绿素含量逐渐增加。但同时也表明,除去病虫害等因素对叶片的外部胁迫,大别山冬青虽作为常绿植物,但叶绿素含量不会一直因生长周期增长而继续增加,在到达一定生长节点后,叶片叶绿素含量到达临界值 90 左右便稳定下来维持稳态生长。而由于品种和叶片结构的差异,对于正常生长的北美冬青而言,叶片叶绿素含量到达临界值 50 左右便稳定下来维持稳态生长,成熟期叶片的叶绿素含量仅仅为大别山冬青的生长期叶片的叶绿素含量水平。

同时由误差棒上下节点的分布范围可见,PSO-SVR 得到的 SPAD 反演预测值与最大误差与最小误差的差距较小,即反演值与实测值较为接近,说明基于 PSO-SVR 反演预测模型拟合度高,为最优模型。因此,应用此反演预测模型,可为叶绿素含量的快速检测提供方法。同时可见,处于生长期的植物叶绿素含量是动态变化的,如第 4、6 和 9 组的大别山冬青生长期的反演预测值与真实值误差差距较大,整体平均误差差距也略大于大别山冬青成熟期。而处于成熟期的植物叶绿素含量相对稳定,北美冬青成熟期与大别山冬青成熟期的误差差距较小。由此可知,在应用 PSO-SVR 反演预测模型对植物叶绿素含量进行快速检测时,成熟期相对于生长期会表现出更加准确的结果。

4 结论与讨论

植物结构受生理生化特性的差异影响,将导致叶片、冠层的光谱特征如光的吸收、反射、透射等产生差异,因此,植物的图像和光谱信息可以反映其水肥丰缺、长势差异和胁迫程度等表型信息,基于多光谱成像传感器获得的图像和光谱数据可用于解析植物的表型信息。本研究构建基于多光谱相机 RedEdge-MX 的近端感知表型信息采集系统,探究将多光谱成像技术用于地面近端表型提取,证实小型平台搭载

多光谱传感器近端解析植物表型信息的可行性和潜力。目前,利用低空无人机遥感数据反演植被生理生化参数的研究已较为成熟,日趋成为植物表型信息监测的重要手段。利用本研究中近端层面对叶绿素反演的建模结果,可推广应用至遥感层面,继而对大范围植被叶绿素进行预测,发挥多光谱成像在反演植物叶绿素上的优势,为精确林业苗木长势监测、胁迫诊断与动态调控提供理论基础和技术支撑。

分别采集到大别山冬青成熟期和生长期叶片与北美冬青成熟期叶片的 B、G、R、NIR、RedEdge 等 5 个波段的多光谱图像并处理得到每个叶片各波段的光谱反射率。在分析不同生长时期、不同品种之间的波段反射率与 SPAD 的相关性后,将 5 个波段反射率作为自变量,SPAD 作为因变量,采用 4 种机器学习算法对叶绿素含量进行估算,并确定最佳模型。在无人机遥感影像研究中,学者们会采用植被指数来与 SPAD 进行相关性分析(周小成等, 2021)。后续研究中,也将会分析多光谱成像中的特定敏感波段,并开展不同波段组合形成如超绿指数 ExG(excess green index)、归一化植被指数 NDVI(normalized difference vegetation index)等植被指数,以及建立基于多变量的植被指数,挖掘、筛选相关性强的颜色植被指数、特征波长、窄波段植被指数。

分别采用传统 SVR 算法与优化后的 GS-SVR 算法、GA-SVR 算法和 PSO-SVR 算法进行反演建模,通过对比拟合度结果,表明基于 PSO-SVR 算法的反演模型表现最佳,  $R^2=0.91$ 、 $R^2_{\text{adjusted}}=0.87$ 、RMSE=0.066 和 MAE=0.044。在以传统 SVR 算法为基础并进而优化的机器学习过程中,惩罚因子  $c$  和核函数参数  $g$  的选取对整个模型的准确度和均衡度至关重要(齐建东等, 2022),在 GS-SVR、GA-SVR 和 PSO-SVR 算法中,不同的  $c$ 、 $g$  取值在数据拟合中表现的离散程度和均衡程度均有不同。通过传统算法建立叶绿素反演模型的定量预测能力不强、解释性和稳定性差,很难有效反映叶片表型信息,因此,应采用多种先进的机器学习算法来增加预测模型的准确性和鲁棒性,使用不同模型时,应再次确定  $c$ 、 $g$  的最佳寻优算法和寻优结果,以提高反演模型精度。

综合试验样本植株反演建模后的叶绿素含量来看,大别山冬青叶片叶绿素含量表现出一般常态,即成熟期叶片的叶绿素含量高于生长期叶片叶绿素含量,说明在不同生长时期,植物叶片叶绿素含量不同。但北美冬青的成熟期叶片叶绿素含量也仅达到大别山冬青叶片生长期叶片的叶绿素含量,表明即使同一

科属下,不同品种之间的植物也会由于叶片形状、质感和厚度等原因而导致叶片内叶绿体的活性和数量存在差别,继而使得叶绿素含量差异明显,说明在不同种植物之间,叶绿素含量的判定不能仅仅因其所处的生长时期而定(马春艳等, 2022)。未来还需要利用多光谱图像光谱信息针对单株植物、区域种群等不同尺度的叶绿素含量检测进行分析验证,为促进机器学习方法在植物叶片生长发育分析和表型性状反演上的应用提供技术依据。

## 参 考 文 献

- 边黎明,张慧春. 2020. 表型技术在林木育种和精确林业上的应用. 林业科学, 56(6): 113–126.
- (Bian L M, Zhang H C. 2020. Application of phenotyping technology in tree breeding and precision forestry. Scientia Silvae Sinicae, 56(6): 113–126. [in Chinese])
- 曹德美,张亚红,成星奇,等. 2021. 青杨不同种群叶片表型性状的遗传变异. 林业科学, 57(8): 56–67.
- (Cao D M, Zhang Y H, Cheng X Q, et al. 2021. Genetic variation of leaf phenotypic traits in different populations of *Populus cathayana*. Scientia Silvae Sinicae, 57(8): 56–67. [in Chinese])
- 岑海燕,姚洁妮,翁海勇,等. 2018. 叶绿素荧光技术在植物表型分析的研究进展. 光谱学与光谱分析, 38(12): 3773–3779.
- (Cen H Y, Yao J N, Weng H Y, et al. 2018. Research progress of chlorophyll fluorescence technology in plant phenotyping. Spectroscopy and Spectral Analysis, 38(12): 3773–3779. [in Chinese])
- 陈珠琳,王雪峰. 2020. 基于植被指数及多光谱纹理特征的降香黄檀叶片全铁含量预测. 林业科学, 56(2): 89–98.
- (Chen Z L, Wang X F. 2020. Prediction of total iron content in *Dalbergia odorifera* leaves based on vegetation index and multispectral texture features. Scientia Silvae Sinicae, 56(2): 89–98. [in Chinese])
- 姜洪喆,杨雪松,李兴鹏,等. 2022. 油茶果自然霉变程度的可见/近红外与中短波近红外光谱检测. 食品科学, 44(4): 272–277.
- (Jiang H Z, Yang X S, Li X P, et al. 2022. Visible/near-infrared and short-wave near-infrared spectroscopy detection of natural mildew degree of *Camellia oleifera* fruit. Food Science, 44(4): 272–277. [in Chinese])
- 李秋洁,杨远明,袁鹏成,等. 2021. 基于饱和度分割的叶面积图像测量方法. 林业工程学报, 6(4): 147–152.
- (Li Q J, Yang Y M, Yuan P C, et al. 2021. A leaf area image measurement method based on saturation segmentation. Journal of Forestry Engineering, 6(4): 147–152. [in Chinese])
- 李修华,卢显杰,奚金阳,等. 2021. 智能手机 RGB 图像检测植物叶片叶绿素含量的通用方法. 农业工程学报, 37(22): 145–151.
- (Li X H, Lu X J, Xi J Y, et al. 2021. A general method for detecting chlorophyll content in plant leaves using smartphone RGB images. Chinese Journal of Agricultural Engineering, 37(22): 145–151. [in Chinese])
- 李欣雨,张川,闫浩芳,等. 2022. 生物炭和灌水量对土壤保水性及温室番茄生理特性的影响. 排灌机械工程学报, 40(3): 317–324.
- (Li X Y, Zhang C, Yan H F, et al. 2022. Effects of biochar and irrigation amount on soil water retention and physiological characteristics of greenhouse tomato. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 40(3): 317–324. [in Chinese])
- 梁栋,杨勤英,黄文江,等. 2015. 基于小波变换与支持向量机回归的冬小麦叶面积指数估算. 红外与激光工程, 44(1): 335–340.

- (Liang D, Yang Q Y, Huang W J, *et al.* 2015. Estimation of winter wheat leaf area index based on wavelet transform and support vector machine regression. *Infrared and Laser Engineering*, 44(1): 335–340. [ in Chinese ] )
- 刘 铮, 刘 英, 庄子龙, 等. 2022. 残差网络在工程竹材图像超分辨率中的应用. *林业机械与木工设备*, 50(5): 85–90.
- (Liu Z, Liu Y, Zhuang Z L, *et al.* 2022. Application of residual network in super-resolution of engineering bamboo images. *Forestry Machinery & Woodworking Equipment*, 50(5): 85–90. [ in Chinese ] )
- 马春艳, 王艺琳, 翟丽婷, 等. 2022. 冬小麦不同叶位叶片的叶绿素含量高光谱估算模型. *农业机械学报*, 53(6): 217–225.
- (Ma C Y, Wang Y L, Zhai L T, *et al.* 2022. A hyperspectral estimation model of chlorophyll content in leaves at different leaf positions of winter wheat. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 53(6): 217–225. [ in Chinese ] )
- 齐建东, 谭新新. 2022. 长白山红松阔叶林的净碳交换变化及基于时间卷积神经网络的模拟. *林业科学*, 58(2): 1–12.
- (Qi J D, Tan X X. 2022. Changes in net carbon exchange in the *Pinus koraiensis* broad-leaved forest in Changbai Mountain and simulation based on temporal convolutional neural network. *Scientia Silvae Sinicae*, 58(2): 1–12. [ in Chinese ] )
- 石吉勇, 李文亭, 郭志明, 等. 2019. 基于叶面叶绿素分布特征的黄瓜叶片氮钾元素亏缺诊断. *农业机械学报*, 50(8): 264–269.
- (Shi J Y, Li W T, Guo Z M, *et al.* 2019. Diagnosis of nitrogen and potassium deficiency in cucumber leaves based on chlorophyll distribution characteristics. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 50(8): 264–269. [ in Chinese ] )
- 石永磊, 王志慧, 李世明, 等. 2022. 基于光学遥感的稀疏乔灌木地上部分生物量反演方法. *林业科学*, 58(2): 13–22.
- (Shi Y L, Wang Z H, Li S M, *et al.* 2022. Retrieval method of aboveground biomass of sparse trees and shrubs based on optical remote sensing. *Scientia Silvae Sinicae*, 58(2): 13–22. [ in Chinese ] )
- 唐彧哲, 红 梅, 郝嘉永, 等. 2022. 基于优化面积光谱指数的玉米叶片叶绿素值估测. *光谱学与光谱分析*, 42(3): 924–932.
- (Tang Y Z, Hong M, Hao J Y, *et al.* 2022. Estimation of chlorophyll value of maize leaves based on optimized area spectral index. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 42(3): 924–932. [ in Chinese ] )
- 王芳东, 严志雁, 赵小敏, 等. 2022. 油茶叶片叶绿素含量高光谱估测的偏最小二乘模型参数选择. *江西农业大学学报*, 44(1): 86–96.
- (Wang F D, Yan Z Y, Zhao X M, *et al.* 2022. Parameter selection of partial least squares model for hyperspectral estimation of chlorophyll content in *Camellia oleifera* leaves. *Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis*, 44(1): 86–96. [ in Chinese ] )
- 王好运, 吴 峰, 朱小坤, 等. 2019. 叶型对马尾松幼苗生长及叶绿素荧光特征的影响. *林业科学*, 55(3): 183–192.
- (Wang H Y, Wu F, Zhu X K, *et al.* 2019. Effects of leaf type on the growth and chlorophyll fluorescence characteristics of *Pinus massoniana* seedlings. *Scientia Silvae Sinicae*, 55(3): 183–192. [ in Chinese ] )
- 王 璐, 李伟凯, 关海鸥, 等. 2020. 基于多维度光谱特征波长提取大豆冠层 SPAD 值估算模型. *江苏大学学报(自然科学版)*, 41(3): 334–338, 372.
- (Wang L, Li W k, Guan H O, *et al.* 2020. Estimation model for extracting SPAD value of soybean canopy based on multi-dimensional spectral characteristic wavelength. *Journal of Jiangsu University(Natural Science Edition)*, 41(3): 334–338, 372. [ in Chinese ] )
- 翁海勇, 黄俊昆, 万 亮, 等. 2021. 光谱重构油菜叶绿素含量快速检测方法及设备研制. *光谱学与光谱分析*, 41(1): 210–215.
- (Weng H Y, Huang J K, Wan L, *et al.* 2021. Development of a rapid detection method and equipment for chlorophyll content in rapeseed by spectral reconstruction. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 41(1): 210–215. [ in Chinese ] )
- 杨虹霞, 龙春瑞, 刘红明, 等. 2019. 不同柠檬品种叶片 SPAD 值、氮素含量与叶绿素含量相关性分析. *热带农业科学*, 39(8): 22–28.
- (Yang H X, Long C R, Liu H M, *et al.* 2019. Correlation analysis of SPAD value, nitrogen content and chlorophyll content in leaves of different lemon varieties. *Chinese Journal of Tropical Agriculture*, 39(8): 22–28. [ in Chinese ] )
- 由珈齐, 李明泽, 范文义, 等. 2021. 基于高光谱和激光雷达数据的林分类型识别. *林业科学*, 57(5): 119–129.
- (You J Q, Li M Z, Fan W Y, *et al.* 2021. Identification of stand types based on hyperspectral and LiDAR data. *Scientia Silvae Sinicae*, 57(5): 119–129. [ in Chinese ] )
- 赵京东, 宋彦涛, 何 畅, 等. 2020. 不同叶绿素测定方法的比较研究. *大连民族大学学报*, 22(5): 405–410.
- (Zhao J D, Song Y T, He C, *et al.* 2020. Comparative study of different chlorophyll determination methods. *Journal of Dalian Nationalities University*, 22(5): 405–410. [ in Chinese ] )
- 周小成, 郑 磊, 黄洪宇. 2021. 基于多特征优选的无人机可见光遥感林分类型分类. *林业科学*, 57(5): 24–36.
- (Zhou X C, Zheng L, Huang H Y. 2021. Classification of forest stand types based on UAV visible light remote sensing based on multi-feature optimization. *Scientia Silvae Sinicae*, 57(5): 24–36. [ in Chinese ] )
- Clemente A A, Maciel G M, Siquierol A. *et al.* 2021. High-throughput phenotyping to detect anthocyanins, chlorophylls, and carotenoids in red lettuce germplasm. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 103: 102533.
- Cuaran J L, Leon J. 2021. Crop monitoring using unmanned aerial vehicles: a review. *Agricultural Reviews*, 42(2): 121–132.
- Fernández C I, Haddadi A, Leblon B, *et al.* 2021. Comparison between three registration methods in the case of non-georeferenced close range of multispectral images. *Remote Sensing*, 13(3): 396.
- Jiang J L, Johansen K, Stanschewski C S, *et al.* 2022. Phenotyping a diversity panel of quinoa using UAV-retrieved leaf area index, SPAD-based chlorophyll and a random forest approach. *Precision Agriculture*, 23(3): 961–983.
- Santana D C, Cotrim M F, Flores M S, *et al.* 2021. UAV-based multispectral sensor to measure variations in corn as a function of nitrogen topdressing. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 23: 100534.
- Sarić R, Nguyen V D, Burge T, *et al.* 2022. Applications of hyperspectral imaging in plant phenotyping. *Trends in Plant Science*, 27(3): 301–315.
- Somkuti P, O'dell C W, Crowell S, *et al.* 2021. Solar-induced chlorophyll fluorescence from the Geostationary Carbon Cycle Observatory (GeoCarb): an extensive simulation study. *Remote Sensing of Environment*, 263: 112565.

( 责任编辑 万贤崇 )