引文格式：时鸣, 竞霞. 改进鲸鱼优化算法的叶片生化参数反演[J]. 地理空间信息, 2023, 21(5): 1-4. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2023.05.001

改进鲸鱼优化算法的叶片生化参数反演

时　鸣[1]，竞　霞[1*]
（1. 西安科技大学 测绘科学与技术学院，陕西 西安 710054）

摘　要：为提高植被叶片生化参数的反演精度，利用扩展傅里叶幅度敏感性检验法对阔叶辐射传输模型进行敏感性分析，提取了叶绿素、类胡萝卜素、水分和干物质对应的敏感波段。在鲸鱼优化算法的基础上，引入改进的混沌序列对种群进行初始化，产生分布均匀的个体；再引入非线性收敛因子与权重对鲸鱼优化算法参数进行改进，并利用改进后的参数对个体位置进行更新，使算法更易遍历全局寻找最优解；然后在一次迭代完成时对适应度进行排序，选出适应度高的精英个体，通过扰动概率对精英个体进行高斯扰动，增加算法跃出局部最优的概率，形成改进鲸鱼优化算法；最后与粒子群优化算法的反演精度进行比较。结果表明，改进鲸鱼优化算法反演的叶绿素、类胡萝卜素和等效水厚度的精度均高于粒子群优化算法；其算法与分波段反演模型对生化参数的预测精度更高，可为定量预测植被叶片生化组分含量提供一定的理论和技术支持。

关键词：鲸鱼优化算法；辐射传输；生化组分；叶片
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2023）05-0001-04

Biochemical Parameters Inversion of Leaf by Improved Whale Optimization Algorithm

SHI Ming[1], JING Xia[1]
(1. College of Geomatics, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of leaf biochemical parameters inversion, we used the extended Fourier amplitude sensitivity test to carry out the sensitivity analysis of broad-leaf radiative transfer model, and extracted the sensitive bands of chlorophyll, carotenoid, water and dry matter. Based on the whale optimization algorithm(WOA), we introduced the improved chaotic sequence to initialize the population and produce uniformly distributed individuals at first. Then, we introduced the nonlinear convergence factor and weight to improve the parameters of WOA, and used the improved parameters to update individual positions, making the algorithm easier to traverse the whole world to find the optimal solution. We sorted the fitness values at the completion of iteration, and selected elite individuals with high fitness. We performed Gaussian perturbation on elite individuals through perturbation probability to increase the probability of algorithm jumping out of the local optimal, and formed improved whale optimization algorithm(IWOA). Finally, we compared the inversion accuracy of IWOA with that of the particle swarm optimization algorithm. The results show that the accuracy of chlorophyll, carotenoid and equivalent water thickness inversion by IWOA is higher than that by particle swarm optimization algorithm. This algorithm and band inversion model can predict biochemical parameters with higher accuracy, which can provide certain theoretical and technical support for quantitative prediction of biochemical components content in vegetation leaves.

Key words: WOA, radiative transfer, biochemical component, leaf

植物叶片是植物体的重要组成部分，含有叶绿素、水分、蛋白质、木质素和纤维素等生化组分。光合作用、呼吸、蒸腾、分解等生态过程都与植物生化含量密切相关，且植被的生化含量也传递了某种或某些胁迫信息[1]。传统植物生化含量提取方法通常具有事后性和破坏性，且耗时耗力、效率低下，难以真正大面积应用。近年来遥感技术逐渐成为植物生化参数反演估测的一种重要方式。Grossman Y L[2]等根据实测的叶片反射率数据，利用逐步多元回归方法定量估算了样本叶片纤维素等参数的含量；寇培颖[3]等分析了氮、碳两种生化组分与反射率特性的关系；陈澜[4]测量了不同生育期苹果叶片的生化参数与叶片反射率，通过不同算法构建了不同生育期的生化组分估算模型。然而，无论是光谱学方法还是光谱指数法，因受观测条件、观测位置等因素影响，都缺乏鲁棒性和可移植性，因此利用物理模型反演植物组分含量被重视。徐宇凌[5]基于野外实测数据，结合阔叶辐射传输模型（PROSPECT）与高光谱指数法，研究了毛竹叶片生化组分的高光谱遥感反演方法；张黎黎[6]等利用Gram-Schmidt算法对PROSPECT模拟数据进行降维，

收稿日期：2022-03-10；修回日期：2022-05-25。
项目来源：国家自然科学基金面上项目（42171394）；国家自然科学基金青年基金资助项目（41601467）。
第一作者简介：时鸣（1994—），硕士研究生，研究方向为农业定量遥感、植被遥感，E-mail：787189231@qq.com。
通信作者：竞霞（1978—），博士，副教授，主要从事农业定量遥感研究，E-mail：jingxiaxust@163.com。

建立光谱与叶绿素含量之间的模型。在反演叶片生化组分时多采用全波段反射率来构建代价函数，未考虑不同生化组分的光谱响应及其相互关系；此外，粒子群算法（PSO）等优化算法在求解复杂函数优化问题时，往往存在收敛过早、精度低、鲁棒性差等问题[7]。鲸鱼优化算法（WOA）是一种新型的群智能优化算法，具有参数容忍度强、鲁棒性好、收敛速度快等优点[8]；但其没有跳出局部最优的操作，若快速收敛，则很可能陷入局部最优[9]。鉴于此，本文引入改进的混沌序列对种群进行初始化，采用非线性收敛因子与权重以及对每次迭代寻优后的最优个体进行高斯扰动等措施，使算法更易遍历全局寻找最优解，增加跃出局部最优的概率。此外，通过引入分段反演思想，对代价函数和反演策略进行优化，以提高算法反演精度。

1 研究数据与方法

1.1 LOPEX'93实测数据

LOPEX'93数据集是1993年由位于Ispra的联合研究中心开展的两次旨在研究高光谱数据反演植物理化参数可行性和精度的实验获取的数据集。实验对植物叶片进行了光谱观测和理化参数测定。本文选择其中的15个单子叶样本作为实验数据。

1.2 PROSPECT模拟数据

PROSPECT由Jacquemoud S[10]等在Allen平板模型的基础上发展而来，是目前应用最广的叶片辐射传输模型。模型输入参数包括叶片结构参数和叶片生化含量参数两类。前向运算可模拟400~2 500 nm的半球反射率和透射率，反演则可估算叶片的生化参数含量。根据实测叶片生化含量数据，设置叶片模型输入参数的取值范围与步长（表1）。

表1 PROSPECT输入参数

输入参数	单位	下界	上界	步长
叶片结构参数（N）		1	3	0.2
叶绿素（Cab）	$\mu g \cdot cm^{-2}$	5	95	5
类胡萝卜素（Car）	$\mu g \cdot cm^{-2}$	1	10	1
等效水厚度（Cw）	cm	0.004	0.035 5	0.003 5
干物质含量（Cm）	$g \cdot cm^{-2}$	0.001	0.01	0.001
棕物质量（Cbrown）	$\mu g \cdot cm^{-2}$	0	0	

1.3 生化参数反演方法

本文首先通过分析LOPEX'93数据集，确定各参数的取值范围；然后利用扩展傅里叶幅度敏感性检验法（EFAST）进行敏感性分析，筛选各因子的敏感波段，进而划分不同的反演区间，在各区间内构建代价函数反演各区间生化指标。代价函数的设置为：

$$\mathrm{chi}=\mathrm{sum}(R_s-R_t)^2+\mathrm{sum}(T_s-T_t)^2 \tag{1}$$

式中，R_s、T_s为模拟的反射率与透射率；R_t、T_t为实测的反射率与透射率。

1.4 辐射传输模型参数敏感性分析

EFAST通过计算输入参数对方差变化的贡献程度来确定输入参数的敏感性，分为一阶敏感性（局部敏感性）和总敏感性（全局敏感性）。将样本组合输入PROSPECT中，得到其对应的反射率与透射率；再对生成的样本与对应的反射率和透射率数据进行敏感性分析，以敏感性≥0.1作为划分各参数敏感波段的指标。

1.5 改进鲸鱼优化算法（IWOA）

IWOA是Mirjalili S L[11]于2016年提出的一种新型元启发式算法，模拟了自然界中座头鲸捕食近水面鱼虾的行为。在WOA中每个粒子代表一个候选解，总体上其搜索有围绕最优个体搜索（螺旋运动、气泡包围）和围绕随机个体搜索（随机搜索）两种模式，但没有跳出局部最优的操作，若快速收敛，则很可能陷入局部最优。

1.5.1 Tent混沌序列种群初始化

初始种群的质量影响着算法的精度和运行速度，多样性较好的种群对算法性能的提升有很大帮助。然而，在一般的优化算法中，初值常采用随机生成的方式，这样得到的初始种群分布不均匀，导致初始种群多样性较差。因此，本文采用改进混沌序列方法，使初始化的种群具有随机性、均匀性，产生具有较好多样性的混沌初始种群。

假设种群规模为N，采用改进Tent混沌映射在D维欧式空间产生混沌序列$y=\{y_d, d=1,2,\cdots,D\}$，$y_d=\{y_{id}, i=1,2,\cdots,N\}$。改进的混沌序列计算公式为：

$$y_{id}=\begin{cases}2(y_{id}+0.1\mathrm{rand}), 0\leqslant y_{id}<0.5\\ 2-2(y_{id}+0.1\mathrm{rand}), 0.5\leqslant y_{id}\leqslant 1\end{cases} \tag{2}$$

将序列映射到解空间，得到初始化种群，则有：

$$X_{id}=X_{\min d}+y_{id}(X_{\max d}-X_{\min d}) \tag{3}$$

式中，X_{id}为第i个个体的第d维取值；$X_{\max d}$、$X_{\min d}$分别为X_{id}的搜索上下界。

1.5.2 非线性收敛因子与非线性权重

WOA中收敛因子随迭代次数的增加而从2至0线性递减，但线性变化策略不能完全体现实际WOA的优化搜索过程，因此本文利用逆不完全Γ函数构造非线性收敛因子，同时借鉴PSO算法，引入非线性权重配合非线性收敛因子（a）共同调节种群全局搜索能力与局部搜索能力达到平衡。a的计算公式为：

$$a=a_{\min}+\frac{a_{\max}-a_{\min}}{\rho}\mathrm{gammaincinv}\left(\rho,1-\frac{t}{t_{\max}}\right) \tag{4}$$

式中，$a_{\min}$=0；$a_{\max}$=2；t为当前迭代次数；$t_{\max}$为

最大迭代次数；$\rho \geqslant 0$，本文取0.01。

惯性权重对WOA的性能至关重要，负责平衡种群的全局搜索能力和局部搜索能力。大的惯性权重有助于探索，但会长时间无法收敛到一个点；反之，较小的惯性权重可快速收敛，但有时会导致局部最优。因此，本文采用非线性权重，即

$$\omega = \omega_{end} + (\omega_{start} - \omega_{end})\exp(-k(\frac{t}{t_{max}})^2) \quad (5)$$

式中，ω_{start}、ω_{end}为权重的最小值与最大值，取值分别为0.1和0.8；k为控制因子，本文取值为5。

对位置更新公式进行改进，即

$$X(t+1) = \omega \times X^*(t) - A \times D \quad (6)$$

$$X(t+1) = |X^t_{best} - X(t)| \times e^{bl} \cos(2\pi l) + \omega \times X^t_{best} \quad (7)$$

1.5.3　基于高斯变异的精英个体扰动机制

为增加群体的多样性，避免迭代后期陷入局部最优，通过高斯变异算子对精英个体进行变异操作并计算适应度，再与变异前适应度进行比较，选出适应度值高的个体作为新的精英个体。对当前迭代中精英个体进行扰动的概率为：

$$P = \exp(-(t-1)/t_{max}) \quad (8)$$

随机生成[0,1]内的随机数r，若$r > P$，则对个体进行扰动；否则，保持原个体不变。根据式（8），迭代早期，P值较大，扰动机率较小，可尽快寻找全局最优；迭代后期，P值较小，扰动机率变大，可提升个体多样性，跳离局部最优解。在扰动方式上选择高斯变异机制，具体表达式为：

$$G^k_{ij} = g + S^k_{ij} \quad (9)$$

式中，G^k_{ij}为生成的高斯变异个体；g为均值为0、方差为当前迭代最优值的绝对值服从高斯分布的随机数。

当超出范围时，采取边界映射的方式将超出边界的值映射到各参数范围内，计算公式为：

$$X_i = UB - \text{rand}(UB - \frac{UB+LB}{2}) \quad (10)$$

$$X_i = LB + \text{rand}(\frac{UB+LB}{2} - LB) \quad (11)$$

式中，X_i为新位置；UB、LB分别为各变量取值的上界与下界。

2　研究结果与分析

2.1　敏感性分析与模型波段划分

由于模拟的是未衰老叶片的反射率与透射率，因此将棕物质量固定为0。以表1中各参数含量为输入参数，运用EFAST法可得到各输入参数的敏感性分析结果（图1），可以看出，N的全局敏感性覆盖全波段范围，尤其是在734~1 334 nm波段，其全局敏感性指数超过0.8；Cab的全局敏感性波段范围主要为可见光，在689 nm处达到峰值，为0.86；Car的全局敏感性主要集中在400~530 nm波段，其值较低，影响程度远低于Cab；Cw的全局敏感性主要集中在短波红外波段；Cm在整个波段都很低，这与参考文献[12]结果基本一致。考虑到不同参数的影响波段和影响程度不同，在代价函数构建时对全波段进行划分，分段分因子进行反演，结果见表2。

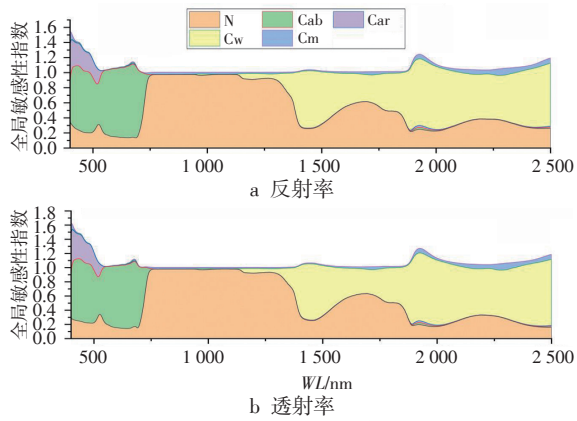


图1　PROSPECT全局敏感性分析

表2　各参数反演波段范围与顺序/nm

顺序	参数	左（R）	右（R）	左（T）	右（T）
1	N	738	1 311	737	1 316
2	Cw	1 312	2 500	1 317	2 500
3	Cab	531	737	531	736
4	Car	400	530	400	530
5	Cm	400	2 500	400	2 500

2.2　生化参数反演

PSO算法与IWOA的主要参数设置见表3。本文分别利用PSO算法与IWOA对15个数据集样本数据进行参数反演，并与实测数据进行一元回归分析，结果见图2，可以看出，Cab的反演结果R^2最高，其次是Cw，最后是Car；与IWOA相比，PSO算法由于缺少跳出局部最优的措施，易在寻优过程中产生“早熟”现象，且易受初始样本质量与分布状况的影响，使得反演结果不稳定，降低反演精度。

表3　模型主要参数

PSO参数	取值	IWOA参数	取值
最大迭代数	100	最大迭代数	100
种群规模	20	种群规模	20
权值	0.8	递减权值	[0.9,0.1]
学习因子	2	螺旋系数	3

3　结　语

本文在WOA的基础上，引入改进的混沌序列对种群进行初始化；再引入a与权重对WOA的参数A、C进行改进，使算法更易遍历全局寻找最优解。在一次迭代完成时，通过计算扰动概率，对适应度高的精英

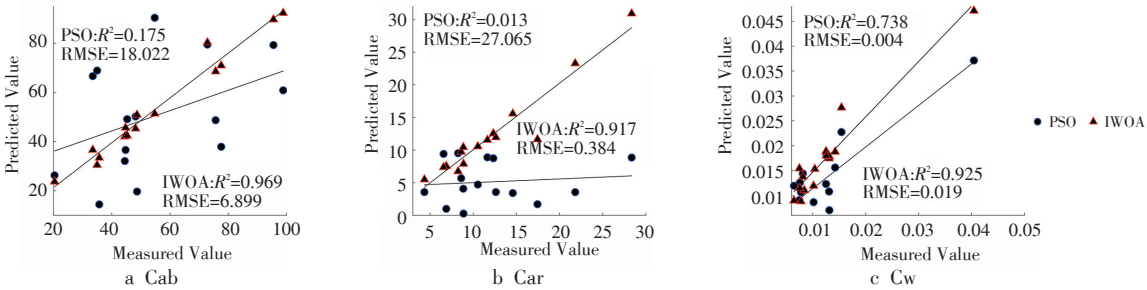


图2 LOPEX'93数据集样本各生化参数反演结果

个体进行高斯扰动，以增加跃出局部最优的概率。构建代价函数时，本文通过EFAST对PROSPECT进行敏感性分析，筛选出各输入因子的敏感波段，进而划分不同的反演区间，再通过各区间内构建代价函数反演各区间生化指标，提高反演精度。通过对LOPEX'93数据集的15个样本数据的Cab、Car和Cw生化参数进行反演，并与常见的PSO算法进行比较发现，与PSO算法相比，IWOA的算法与分波段反演模型对生化参数的预测精度更高，可为定量预测植被叶片生化组分含量提供一定的理论和技术支持。

参考文献

[1] 王根绪,夏军,李小雁,等. 陆地植被生态水文过程前沿进展:从植物叶片到流域[J]. 科学通报,2021,66(增刊2):3 667-3 683

[2] Grossman Y L, Ustin S L, Jacquemoud S, et al. Critique of Stepwise Multiple Linear Regression for the Extraction of Leaf Biochemistry Information from Leaf Reflectance Data[J]. Remote Sensing of Environment,1996,56(3):182-193

[3] 寇培颖,高帅,黄妮. 栎树氮碳含量反演叶片与冠层尺度差异分析[J]. 地理空间信息,2017,15(1):40-42

[4] 陈澜. 基于高光谱遥感的苹果生化参数估算模型研究[D]. 咸阳:西北农林科技大学,2020

[5] 徐宇凌. 毛竹叶片生化组分高光谱遥感反演研究[D]. 金华:浙江师范大学,2020

[6] 张黎黎,吕霞. 基于PROSPECT模型的水稻叶片叶绿素含量估测方法研究[J]. 农业科技与装备,2021(5):23-25

[7] 张渊博,邹德旋,张春韵,等. 基于中心位的粒子群优化算法[J]. 计算机时代,2021(12):22-26

[8] 高林钢,李同春,林潮宁,等. 基于改进鲸鱼优化算法的重力坝变形参数反演[J]. 水资源与水工程学报,2020,31(3):193-199

[9] 史加奇,赵春明,许文燮,等. 基于WOA-LM算法的变压器油纸绝缘等效模型参数辨识[J]. 水电能源科学,2021,39(8):190-193

[10] Jacquemoud S, Baret F. PROSPECT: A Model of Leaf Optical Properties Spectra[J]. Remote Sensing Environment, 1990,34(2):75-91

[11] Mirjalili S L. The Whale Optimization Algorithm[J]. Advances in Engineering Software,2016

[12] 齐腊,赵春江,黄文江,等. 基于多时相冠层结构参数对冠层光谱的敏感性分析[J]. 地理与地理信息科学,2009,25(6):17-21

本刊声明

为适应我国信息化建设，扩大本刊及作者知识信息交流渠道，本刊数据已被《中国核心期刊（遴选）数据库》《CNKI 中国期刊全文数据库》和《中文科技期刊数据库（全文版）》等收录。在《地理空间信息》发表的论文均默认将其在著作权保护期内的复制权、发行权、汇编权、翻译权以及网络传播权授权给《地理空间信息》编辑部，编辑部可将上述权利转授给第三方使用。作者不再许可他人以任何形式使用该篇论文，但可以在其后续作品中引用（或翻译）该论文中部分内容或将其汇编在作者的非期刊类文集中。如不同意，请事先声明，本刊另作处理。其文章的著作权使用费与本刊稿酬一次性给付（已在收取发表费时折减和换算为杂志赠阅）。

（本刊编辑部）