

## 基于差分进化鲸鱼优化算法的森林冠层图像分割

邬博文, 朱良宽\*, 王璟瑀

(东北林业大学 机电工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150040)

**摘要:**针对森林冠层图像结构复杂,受光照不均匀,导致分割精度较差等问题,提出一种基于差分进化鲸鱼优化算法的冠层图像分割方法。首先选取多阈值 Kapur 熵作为适应度函数,应用鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)对阈值的搜索过程进行优化,代替传统遍历搜索机制,加强阈值搜索能力与效率。其次引入差分进化算法(differential evolution algorithm, DEA)进行混合,采用以种群平均适应度为评价指标的混合策略平衡 2 种算法,增强算法的局部搜索能力,实现更好地平衡探索与开发。最后通过对森林冠层图像进行阈值分割研究,在适应度值、PSNR、SSIM 与计算时间上进行对比分析。结果表明,本算法可以获得更精确的分割阈值和更高的分割精度。

**关键词:**鲸鱼优化算法;差分进化算法;Kapur 熵;图像分割;森林冠层

**中图分类号:**S718.5

**文献标志码:**A

**文章编号:**1001-7461(2022)01-0067-07

### Forest Canopy Image Segmentation Based on Differential Evolution Whale Optimization Algorithm

WU Bo-wen, ZHU Liang-kuan\*, WANG Jing-yu

(College of Mechanical and Electronic Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, Heilongjiang, China)

**Abstract:** In order to solve the problems of complex structure and uneven illumination of forest canopy image, which lead to poor segmentation accuracy, a canopy image segmentation method based on differential evolution whale optimization algorithm (WOA) was proposed. Firstly, multi-threshold Kapur entropy was selected as the fitness function, and the WOA was used to optimize the threshold search process to replace the traditional traversal search mechanism to enhance the threshold search ability and efficiency. Secondly, the differential evolution algorithm (DEA) was introduced to mix, and the hybrid strategy with the average fitness of the population as the evaluation index was used to balance the two algorithms, so as to enhance the local search ability of the algorithm and better balance the exploration and development. Finally, through the research on the threshold segmentation of the actual canopy image, the fitness value, PSNR, SSIM and computing time were compared and analyzed. The experimental results showed that the proposed algorithm could obtain more accurate segmentation threshold and higher segmentation accuracy.

**Key words:** whale optimization algorithm; differential evolution algorithm; Kapur entropy; image segmentation; forest canopy

在森林生态系统研究中,冠层参数占据着重要地位<sup>[1]</sup>。这些参数控制着光合作用、空气污染物沉积等生态过程,为森林生态系统各项生态指标的观

测提供了直观依据。在冠层参数的获取方法中,基于图像分割的方法受到广泛研究,其基本原理是通过图像分割的方法获取冠层孔隙度,即天空面积占

收稿日期:2021-02-10 修回日期:2021-04-02

基金项目:国家自然科学基金(31370710);黑龙江省博士后启动基金(LBH-Q13007)。

第一作者:邬博文。研究方向:智能优化与图像处理。E-mail:bwu@foxmail.com

\*通信作者:朱良宽,教授,博士生导师。研究方向:林业信息智能检测。E-mail:zhulk@126.com

图像总面积的比率,进而通过公示反演各种森林冠层参数<sup>[2]</sup>。

图像分割是图像处理与分析领域中的一个经典问题,也是该领域的难点之一<sup>[3]</sup>。通过将像素点划分到不同的类别区域,完成对图像中目标的分类提取过程。图像分割的主要方法有基于阈值<sup>[4]</sup>、边缘<sup>[5]</sup>、区域<sup>[6]</sup>、聚类<sup>[7]</sup>和人工神经网络<sup>[8]</sup>的方法等。其中,阈值分割具有效果明显、易于实现、实时性良好的特点<sup>[9]</sup>,被认为是目前最流行的图像分割技术之一<sup>[10]</sup>。在阈值分割方法中,基于直方图区域划分的阈值选取准则是近年来的研究热点<sup>[11]</sup>,常用的方法有 Otsu 法、Kapur 熵法等<sup>[4,12]</sup>。其中,Otsu 法更加侧重于类内像素灰度级的均匀性,使目标类和背景类所占的区域面积趋于相等,适用于图像中目标类和背景类面积相差不大的情况,而 Kapur 熵法依据灰度级类内概率,所划分的目标和背景的大小并不十分敏感,能够较好地保留图像中的小目标<sup>[11]</sup>。

基于阈值方法的图像分割,实质上是在复杂参数空间里寻求最优分割阈值的问题<sup>[13]</sup>。为了处理具有多个目标的复杂图像,研究者们将算法从单阈值扩展到多阈值<sup>[14]</sup>。然而,随着阈值个数的增多,问题的计算复杂程度呈指数式上升<sup>[15]</sup>。为了解决该问题,许多研究者将智能优化算法应用于这一领域。B. Khorram *et al*<sup>[10]</sup>提出了一种基于改进蚁群算法的阈值分割方法应用于磁共振脑图像分割,通过引入不同方向概率的纹理特征,提高算法的搜索能力。邢致恺等<sup>[16]</sup>提出了一种基于改进樽海鞘群优化算法的阈值分割方法并应用于油污图像,通过引入 Levy 飞行策略增强算法的全局搜索与收敛能力,从而获得更为准确的分割阈值和更高的分割效率。除此之外,还有许多的智能优化算法被应用于阈值分割领域,如粒子群算法(PSO)<sup>[17]</sup>、人工蜂群算法(ABC)<sup>[18]</sup>、风驱动算法(WDO)<sup>[19]</sup>等。上述将智能优化算法引入图像分割的研究,都取得了一定的成果。但大多数优化算法的整体机制仍然是先侧重全局探索,后进行局部开发。这种机制的收敛速度较慢,在迭代后期缺乏跳出局部最优的能力。此外,上述研究中的智能优化算法,大多需要根据应用场景和对象的不同而调整许多参数,影响了算法的工程实用性。

在运用图像分割技术进行森林冠层研究时,自然环境下采集到的冠层图像容易受到光照和自身复杂结构的影响,导致过亮区域天空与冠层树梢、树干反光部分边界模糊,阴影区域冠层结构色彩区分不明显,造成了冠层图像的分割困难。针对此问题,多阈值分割将不同灰度级的目标划分到不同区域,能

够有效解决单阈值分割处理困难的复杂多目标图像。但多阈值分割的计算复杂程度受阈值数影响较大,阈值数过大时算法的实时性较差。上述这些实际问题促使一种有效技术的引入。

WOA 算法是一种参数设置简单但功能全面的算法,其拥有开发和勘探 2 种机制,同时能在小概率下进行随机搜索。这种均衡的机制使得 WOA 算法在进行全局搜索的同时还拥有跳出局部最优的能力。另外,WOA 算法的参数设置少,处理不同的优化问题时不需要额外调整参数,使其具有较好的工程实用性。C. Lang *et al*<sup>[20]</sup>提出了一种混合鲸鱼优化算法并应用于彩色图像分割,通过引入 DE 算法作为局部搜索策略,有效提高算法的局部开发能力,同时在迭代后期保持种群多样性。M. M. Mafarja *et al*<sup>[21]</sup>设计了 WOA 算法和模拟退火算法(SA)2 种不同的混合模型,并将其应用于特征选择领域,利用 SA 算法优化 WOA 算法每次迭代后的最优解,提高了算法的分类准确性。Z. Yan *et al*<sup>[22]</sup>提出了一种基于 Levy 飞行策略和变异算子的改进鲸鱼优化算法并应用于解决工程设计问题,改进算法扩大了搜索空间,避免了早熟收敛,同时增加了个体最优选择的概率,增强了寻优能力。

综上所述,这些研究成功的案例证明了 WOA 算法的优越性,本研究拟将混合 WOA 算法引入森林冠层图像分割领域,提出基于 DE-WOA 优化算法的多阈值 Kapur 熵森林冠层图像分割方法。将 DEA 算法作为局部搜索策略嵌入 WOA 算法,并引入一种以种群适应度为评价指标的算法混合策略来平衡 2 种算法。将 DE-WOA 算法应用在森林冠层图像分割试验中,利用图像质量评价指标进行分析,比较 DE-WOA 算法与 PSO、WOA 2 种算法的效果,验证混合算法分割精度高的特点。

## 1 材料与方法

### 1.1 数据源及试验环境

所用的森林冠层图像来源于东北林业大学凉水实验林场(凉水国家级自然保护区),凉水实验林场是东北林业大学直属的教学实践基地,位于黑龙江省伊春市( $128^{\circ}47'8''-128^{\circ}57'19''\text{E}$ ,  $47^{\circ}6'49''-47^{\circ}16'10''\text{N}$ ),东西宽 13.0 km,南北长 17.0 km,总面积为 12 133 万  $\text{m}^2$ ,其林木种类包括白桦(*Betula platyphylla*)次生林、阔叶红松(*Pinus koraiensis*)林等。冠层图像由带有鱼眼镜头的图像采集设备获得,分辨率为  $2\ 736 \times 2\ 736$ 。试验在 2.20 GHz CPU 和 12GB 内存的 PC 机、windows7 操作系统和 Matlab R2016b 环境中进行。

## 1.2 问题分析

首先对冠层图像存在的光照情况进行分析,以便于验证所提算法在森林冠层图像上的适用性。选取 2 幅光照不均的森林冠层图像(冠层 1、2)作为本研究实验对象,与拍摄条件较理想的森林冠层图像(冠层 3)进行直方图比对(图 1)。森林冠层图像在阳光作用下易产生光照不均匀现象,具体表现为冠

层 1、冠层 2 在暗色区域色彩分布较为集中,位置较极端,变化陡峭且缺少部分低级灰度,导致其相对冠层 3 存在褪色现象;同时冠层图像在树梢等部分均存在一定程度的反光干扰,灰度分布接近上限,导致天空与冠层边界模糊。由于林木冠层的复杂性,拍摄冠层图像时很难避免这些影响,这对分割方法提出了更高的要求。

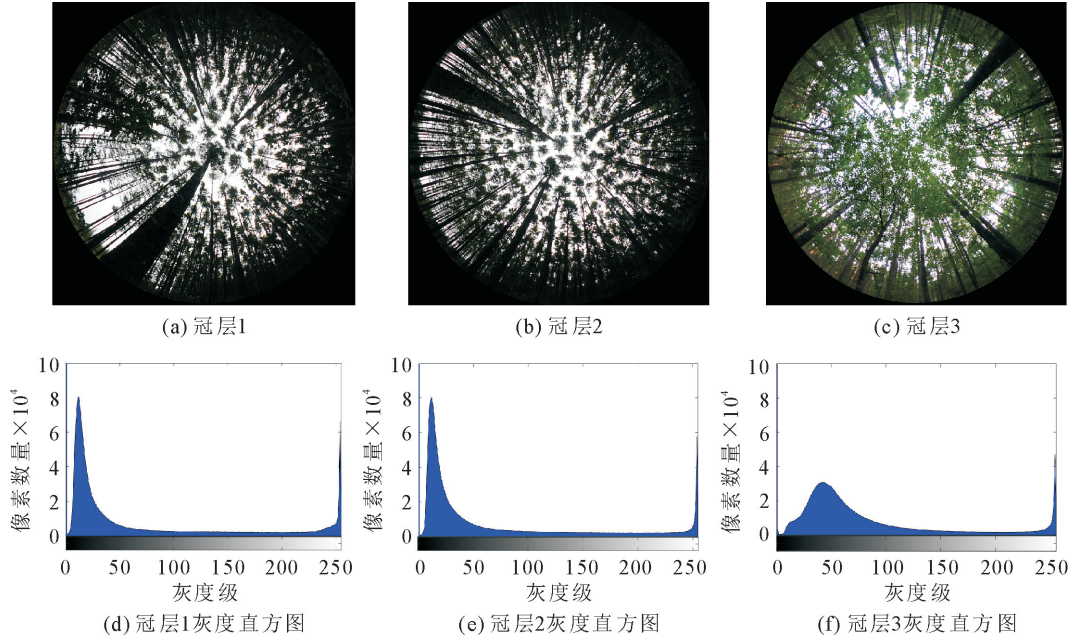


图 1 森林冠层图像及灰度直方图

Fig. 1 Forest canopy images and gray histograms

## 1.3 研究方法

### 1.3.1 差分进化鲸鱼优化算法

1.3.1.1 鲸鱼优化算法 WOA 算法是 2016 年由澳大利亚学者 S. Mirjalili *et al*<sup>[23]</sup>提出的一种新型群体智能优化算法,该算法模拟鲸鱼的泡泡网捕食行为,设计收缩包围机制和螺旋更新位置机制,模拟鲸鱼种群包围、追捕、攻击猎物等过程实现优化搜索。

在该算法中,猎物的位置对应于问题的全局最优解,鲸鱼能够识别猎物的位置并包围它们,假设鲸鱼种群规模为  $N$ ,搜索空间为  $d$  维,第  $i$  只鲸鱼在  $d$  维空间中的位置  $X_i$  表示为。

$$X_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d), i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

式中:  $x_i^d$  表示个体  $i$  在维度  $d$  上的位置。

收缩包围机制:由于在求解优化问题前对搜索空间的全局最优解没有先验知识,假设当前群体中的最优位置为猎物,群体中其他鲸鱼个体均向最优个体包围,具体表现如下<sup>[24]</sup>。

$$D = |C \cdot X^*(t) - X(t)| \quad (2)$$

$$X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D \quad (3)$$

式中:  $t$  为当前迭代次数;  $X^*(t)$  为群体最优解位

置;  $X(t)$  为个体位置;  $A$  和  $C$  为系数向量,  $A = 2a \cdot r_1 - a$ ,  $C = 2 \cdot r_2$ ,  $r_1$  和  $r_2$  为  $[0, 1]$  范围内的随机数;  $a$  是从 2 线性减小到 0 的常数。

螺旋更新机制:模拟鲸鱼捕获猎物时的螺旋式运动,其数学模型如下。

$$D' = |X^*(t) - X(t)| \quad (4)$$

$$X(t+1) = D' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t) \quad (5)$$

式中:  $D'$  表示个体与群体最优解之间的距离;  $b$  是常数;  $l$  为  $[-1, 1]$  间的随机数。

在猎食过程当中,鲸鱼绕猎物做缩紧环状游动,同时沿螺旋路径行进。为了模拟这 2 种机制的同时执行,设置更新机制概率  $p$  均为 0.5,其数学模型如下。

$$X(t+1) = \begin{cases} X^*(t) - A \cdot D, & p < 0.5 \\ D' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t), & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (6)$$

随机猎食机制:除上述泡泡网捕食行为外,鲸鱼还可以根据种群中随机个体的位置搜索猎物,而不是当前最优解。这种机制增强了算法的全局搜索能力,其数学模型如下。

$$D = |C \cdot X_{\text{rand}} - X(t)| \quad (7)$$



$$X(t+1) = X_{\text{rand}} - A \cdot D \quad (8)$$

式中:  $X_{\text{rand}}$  为随机选取的个体位置。

1.3.1.2 鲸鱼优化算法的改进 WOA 算法作为一种新型群智能优化算法,虽然具有较强的全局搜索能力,但仍存在一些不足,如在易陷入局部最优、探索和开发不平衡等问题。而差分进化算法是一种计算过程简单但功能强大的算法,其仿生机制可以缩小种群间个体差异,迫使搜索个体离开当前区域,从而避免陷于局部最优。通过合适的算法混合策略,将差分进化算法作为一个部分嵌入 WOA 算法,能够增强局部开发能力,提升解的精度。

#### 1) 差分进化算法(DEA)

变异操作:变异操作是差分进化算法与其余进化算法的主要区别,用于产生变异个体  $V_{i,G+1}$ ,数学表示为:

$$V_{i,G+1} = X_{r_1,G} + SF \cdot (X_{r_2,G} - X_{r_3,G}) \quad (9)$$

式中:  $X_{r_1,G}, X_{r_2,G}, X_{r_3,G}$  是种群中 3 个不相同的  $G$  代个体;变异因子  $SF$  为  $[0,1]$  之间的随机数。

交叉操作:交叉操作将变异个体  $V_{i,G+1}$  与目标个体  $X_{i,G}$  进行杂交,经过杂交后得到目标个体的候选个体  $U_{i,G+1}$ ,数学表示为:

$$U_{i,G+1} = \begin{cases} V_{i,G+1}, & \text{rand} \leq CR \\ X_{i,G}, & \text{rand} > CR \end{cases} \quad (10)$$

式中:交叉因子  $CR$  为  $[0,1]$  间随机数。

选择操作:选择操作将候选个体  $U_{i,G+1}$  与目标个体  $X_{i,G}$  进行适应度比较,进而判断是否在下一代中选择用候选个体替换目标个体,对于目标函数为最小化的问题,其数学表示为:

$$X_{i,G+1} = \begin{cases} U_{i,G+1}, & f(U_{i,G+1}) \leq f(X_{i,G+1}) \\ X_{i,G+1}, & f(U_{i,G+1}) > f(X_{i,G+1}) \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $f$  为求解问题的适应度函数。

#### 2) 算法混合策略

为了平衡 DE-WOA 算法的探索与开发,引入一种以种群平均适应度为个体评价指标的算法混合策略。种群的平均适应度反映了种群个体的整体质量。对于一个最小化问题,如果新个体的适应度小于种群平均适应度,则表明该个体所处的位置是具有开发前景的,应采用局部开发策略以保证收敛速度;如果新个体的适应度大于种群平均适应度,则表明该个体所处的位置质量较差,可以采用全局搜索策略探索未知区域,避免局部最优。

1.3.2 差分进化鲸鱼优化算法应用于图像阈值分割 图像分割的阈值选取可以视作一个优化问题,将阈值选取的准则函数作为优化算法的适应度函数,则算法中个体的位置对应于准则函数的解,即选取的阈值,通过对优化问题选取最优解来选取最佳

阈值<sup>[11]</sup>。

对于单阈值分割,用所求得的最优阈值  $t$  将图像灰度  $f(x,y)$  分为前景和背景两类,数学表达式如下:

$$f(x,y) = \begin{cases} 0, & 0 \leq f(x,y) \leq t \\ 1, & t < f(x,y) \end{cases} \quad (12)$$

对于多阈值分割,假设  $n$  个阈值为  $[t_1, t_2, \dots, t_n]$ ,则灰度级映射为:

$$f(x,y) = \begin{cases} l_0, & 0 \leq f(x,y) \leq t_1 \\ l_1, & t_1 \leq f(x,y) \leq t_2 \\ \vdots & \vdots \\ l_{n-1}, & t_{n-1} \leq f(x,y) \leq t_n \\ l_n, & t_n \leq f(x,y) \leq L-1 \end{cases} \quad (13)$$

式中:  $l_0, l_1, \dots, l_n$  为分割后图像的  $n+1$  个灰度级,  $L=256$ 。

Kapur 熵是一种基于信息熵的自动阈值选取技术。其阈值选取准则是使分割后的目标类和背景类的总熵值最大,即总信息量最大。由于其对前景背景面积的不敏感,擅长保留图像中的小目标,因此被广泛应用于复杂图像分割问题。

假设图像选取的  $n$  个阈值,那么 Kapur 熵的目标函数可以定义为:

$$H(t_1, t_2, \dots, t_n) = H_0 + H_1 + \dots + H_n \quad (14)$$

其中

$$\begin{aligned} H_0 &= - \sum_{j=0}^{t_1-1} \frac{p_j}{\omega_0} \ln \frac{p_j}{\omega_0}, \omega_0 = \sum_{j=0}^{t_1-1} p_j \\ H_1 &= - \sum_{j=t_1}^{t_2-1} \frac{p_j}{\omega_1} \ln \frac{p_j}{\omega_1}, \omega_1 = \sum_{j=t_1}^{t_2-1} p_j \\ H_n &= - \sum_{j=t_n}^{L-1} \frac{p_j}{\omega_n} \ln \frac{p_j}{\omega_n}, \omega_n = \sum_{j=t_n}^{L-1} p_j \end{aligned} \quad (15)$$

式中:  $H_n$  表示分割后不同类的熵;  $\omega_n$  表示每一类像素点的概率;  $p_j$  表示灰度值为  $j$  的像素点出现的概率。

为了选取最优阈值组合,利用下式进行判断:

$$f_{\text{kapur}} = \arg \max \{H(t_1, t_2, \dots, t_n)\} \quad (16)$$

使 Kapur 熵函数值  $f_{\text{kapur}}$  最大化的熵值即为所求的最优阈值,针对传统穷举方法效率低下的问题,引入智能优化算法对阈值组合的选取过程进行优化改进,提升阈值选取的计算速度与精度,算法流程见图 2。

## 2 结果与分析

### 2.1 单阈值分割试验

利用单阈值 Kapur 熵法对森林冠层图像进行分割,试验结果见图 3。



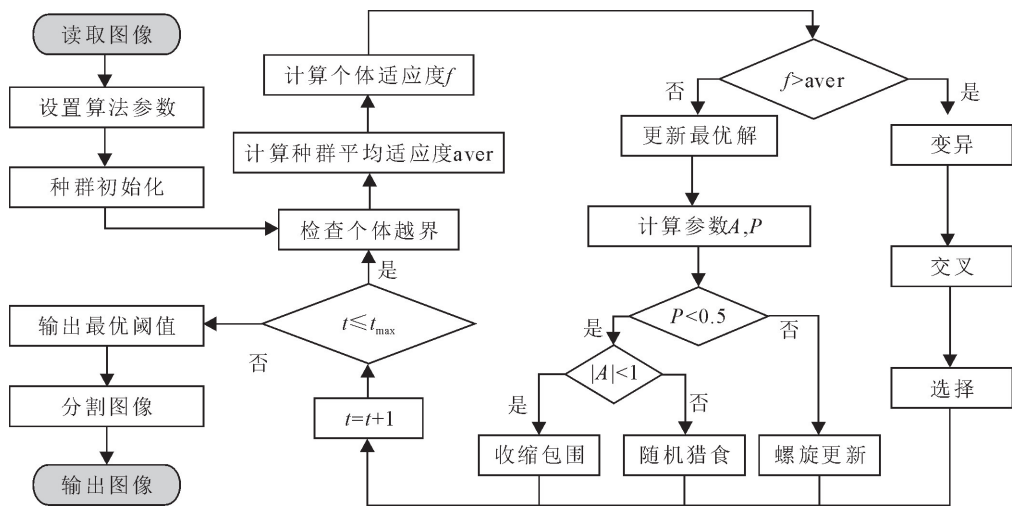


图 2 图像分割算法流程

Fig. 2 Flow chart of image segmentation algorithm

可以看出,单阈值 Kapur 熵分割法能够有效地分割冠层与天空区域。但对于局部反光的树梢、树干区域和冠层复杂区域,该方法存在较多的欠分割现象,即将反光区域错分为天空。为了解决该问题,选用多阈值 Kapur 熵方法对森林冠层图像进行分割。

2.2 多阈值分割试验

对试验对象分别进行阈值个数为 2、4、6 的图像分割,并应用所提算法与 WOA 算法、PSO 优化算法对阈值选取过程进行优化,进行试验和对比分析。优化算法的参数设置见表 1。

表 1 算法参数设置

Table 1 Algorithm parameter setting

算法	参数	取值
共用参数	种群数量	15
	迭代次数	500
DE-WOA	SF	0.9
	CR	0.9
PSO	$C_1/C_2$	1.5
	$\omega$	0.8
	$V_{\max}/V_{\min}$	10/-10

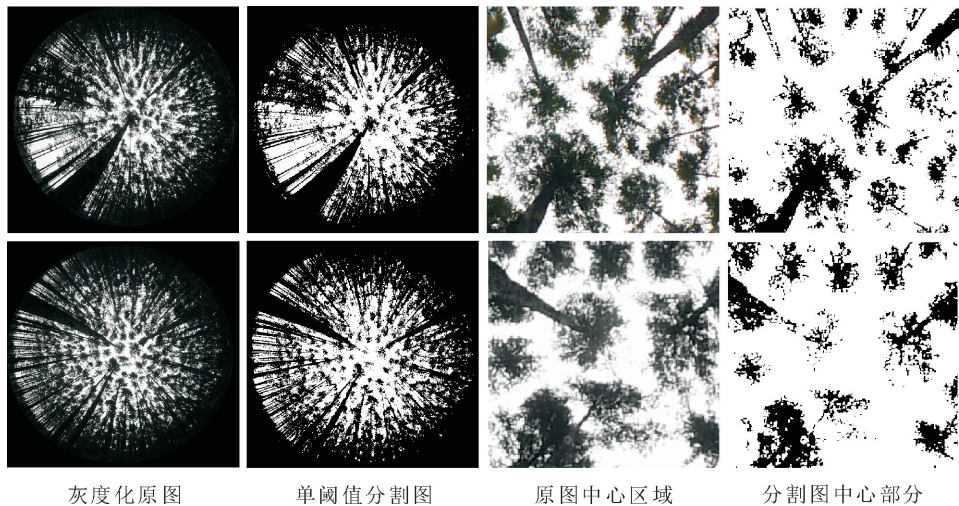


图 3 森林冠层图像的单阈值分割结果

Fig. 3 Single threshold segmentation results of forest canopy images

表 2 给出了 3 种算法应用于森林图像分割时的最佳分割阈值和 Kapur 熵值。可以看出,对于森林冠层图像的分割,在分割阈值个数较小时,DE-WOA 方法与其余 2 种方法的分割精度相差不大,随着阈值求解问题维度的上升,DE-WOA 所优化的

分割算法展现出更好的性能。

为了客观地体现 DE-WOA 算法在森林冠层图像分割效果的优越性,采用图像的峰值信噪比 PSNR、结构相似性 SSIM 来对算法的性能进行评判,2 个指标数学表示如下。

表 2 3 种算法得出的图像分割阈值与 Kapur 熵值

Table 2 Image segmentation threshold and Kapur entropy obtained by three algorithms

图像	阈值	最佳分割阈值			Kapur 熵值		
		PSO	WOA	DE-WOA	PSO	WOA	DE-WOA
冠层 1	2	48,140	48,140	140,48	9.873 8	9.873 8	9.873 8
	4	36,143,197,88	36,143,197,88	88,197,143,36	16.405 6	16.405 6	16.405 6
	6	26,180,101,140,220,62	26,180,100,139,220,61	101,142,181,62,220,27	22.165 3	22.165 3	22.165 8
冠层 2	2	49,136	49,136	136,49	9.905 2	9.905 2	9.905 2
	4	36,139,192,86	36,139,192,86	192,84,35,138	16.382 3	16.382 3	16.405 6
	6	27,177,99,138,216,61	27,175,99,137,213,62	100,137,176,216,27,61	22.090 0	22.088 8	22.164 8

2.1.1 PSNR(公式中用  $P_{\text{SNR}}$  表示)

$$P_{\text{SNR}} = 20 \log \left( \frac{255}{R_{\text{MSE}}} \right) (\text{dB}) \quad (17)$$

$$R_{\text{MSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W (I(i,j) - I'(i,j))^2}{H \times W}} \quad (18)$$

式中:  $I(i,j)$ 、 $I'(i,j)$  分别为原图像和分割图像;  $H$ 、 $W$  为图像尺寸;  $R_{\text{MSE}}$  为 RMSE 的值。

2.1.2 SSIM(公式中用  $S_{\text{SIM}}$  表示)

$$S_{\text{SIM}}(I, I') = l(I, I') \times c(I, I') \times s(I, I') \quad (19)$$

$$c(I, I') = \frac{2\sigma_I \sigma_{I'} + C_2}{\sigma_I^2 + \sigma_{I'}^2 + C_2} \quad (20)$$

$$s(I, I') = \frac{\sigma_{II'} + C_3}{\sigma_I \sigma_{I'} + C_3} \quad (21)$$

$$l(I, I') = \frac{2\mu_I \mu_{I'} + C_1}{\mu_I^2 + \mu_{I'}^2 + C_1} \quad (22)$$

表 3 3 种算法得出的 PSNR、SSIM 值与计算时间

Table 3 PSNR, SSIM values and computing time obtained by three algorithms

图像	阈值	PSNR/dB			SSIM			计算时间/s		
		PSO	WOA	DE-WOA	PSO	WOA	DE-WOA	PSO	WOA	DE-WOA
冠层 1	2	13.222 0	13.222 0	13.231 8	0.658 66	0.658 66	0.658 86	0.433	0.356	0.869
	4	13.309 4	13.309 4	13.325 7	0.659 37	0.659 37	0.660 66	0.466	0.365	0.705
	6	13.404 4	13.404 9	13.427 9	0.660 89	0.660 92	0.666 28	0.494	0.366	0.689
冠层 2	2	13.798 6	13.798 6	13.809 7	0.658 17	0.658 17	0.658 39	0.435	0.366	0.695
	4	13.888 8	13.888 8	13.896 1	0.658 87	0.658 87	0.659 83	0.457	0.358	0.895
	6	13.988 0	13.987 4	14.010 0	0.660 36	0.660 33	0.664 10	0.466	0.366	0.723

## 3 结论与讨论

本研究提出了基于 DE-WOA 优化算法的多阈值图像分割方法,并应用于森林冠层图像分割研究。首先研究了标准 WOA 算法的仿生机制与搜索过程;然后针对标准 WOA 算法存在的局限性将 DEA 算法嵌入其中改进局部搜索策略,并提出以种群适应度为评价指标的混合策略来平衡混合算法的探索与开发;最后结合多阈值 Kapur 熵分割方法对最优阈值进行迭代搜索。为了验证所提混合算法的有效

式中:  $\mu_I$ 、 $\mu_{I'}$  表示原图像与分割图像的均值;  $\sigma_X$ 、 $\sigma_Y$  表示原图像与分割图像的方差;  $\sigma_{XY}$  表示原图像与分割图像的协方差;  $C_1$ 、 $C_2$ 、 $C_3$  为常数,  $C_1 = (0.01 \times L)^2$ ,  $C_2 = (0.03 \times L^2)$ ,  $C_3 = C_2/2$ ,  $L = 255$ 。

表 3 给出了对于 2 幅森林冠层图像进行分割试验后计算的 PSNR、SSIM 值。可以看出,在阈值个数为 2 时,DE-WOA 算法的 PSNR 值较 PSO、WOA 算法提升 0.009 8 dB,而 SSIM 值与其他 2 种持平;在阈值个数为 4 时,DE-WOA 算法的 PSNR 值较 PSO、WOA 算法提升 0.163 dB,SSIM 值提升 0.129;在阈值个数为 6 时,DE-WOA 算法的 PSNR 值较 PSO、WOA 算法分别提升 0.230、0.235 dB,SSIM 值提升 0.539、0.536;可 DE-WOA 算法随着计算复杂度的上升,其优越性逐渐明显。尽管在分割速度上略有下降,但对于噪声干扰下的森林冠层图像分割问题展现出较高的精确性。其分割结果见图 4。

性,选用光线与复杂结构干扰下的森林冠层图像进行分割试验,并与 PSO 算法、WOA 算法的分割结果在适应度值、PSNR、SSIM 与计算时间等评价指标下进行对比分析。结果表明,DE-WOA 算法可以获得更精确的分割阈值和更高的分割精度,在 6 阈值试验时,PSNR 值较 PSO、WOA 算法分别提升 0.230、0.235 dB,SSIM 值提升 0.539、0.536,为复杂森林冠层图像的分割提供了有效的方法。尽管在分割速度上相比其他算法较慢,但随着图像干扰带来的计算维度上升,DE-WOA 算法在分割精确度上

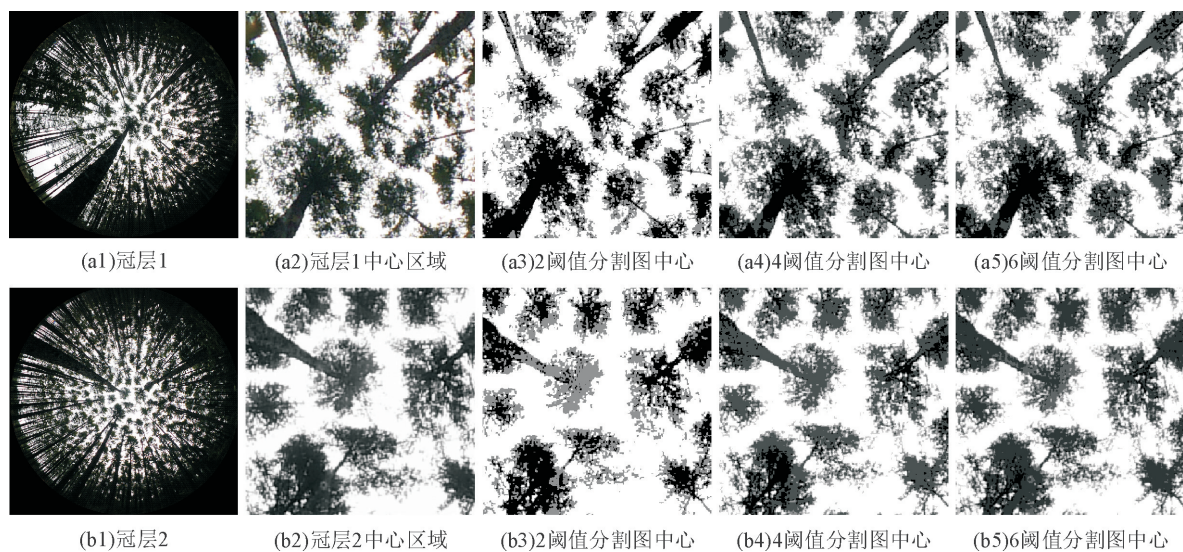


图 4 DE-WOA 方法在不同阈值下的分割结果

Fig. 4 The segmentation result graphs of DE-WOA method under different thresholds

的优势更加明显。在未来,将会深入研究更高效的算法及算子引入方式,在保证分割精度的前提下降低计算时间。

#### 参考文献:

- [1] 王强,舒清杰,罗洪斌,等. 基于机载 LiDAR 和光学遥感数据的热带橡胶林叶面积指数反演[J]. 西北林学院学报, 2020, 35(4):132-139.  
WANG Q, SHU Q T, LUO H B, *et al.* Inversion of leaf area index of tropical hevea brasiliensis forest based on airborne LiDAR and optical remote sensing data[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2020, 35(4): 132-139. (in Chinese)
- [2] 刘亮. 基于 MRF 的森林冠层半球图像分割方法研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2019.
- [3] PAL N R, PAL S K. A review on image segmentation techniques[J]. Pattern Recognit, 1993, 26(9): 1277-1294.
- [4] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 2007, 9(1): 62-66.
- [5] 白雪冰, 林鑫, 武云鹏, 等. 基于改进 GAC 模型的柑橘缺陷图像分割方法研究[J]. 西北林学院学报, 2019, 34(6): 152-159.  
BAI X B, LIN X, WU Y P, *et al.* Segmentation of citrus defect images based on improved gac model[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2019, 34(6): 152-159. (in Chinese)
- [6] TREMEAU A, BOREL N. A region growing and merging algorithm to color segmentation[J]. Pattern Recognition, 1997, 30(7): 1191-1203.
- [7] CHENG Y. Mean shift, mode seeking, and clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 790-799.
- [8] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 39(4): 640-651.
- [9] SEZGIN M, SANKUR B L. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation[J]. Journal of Electronic Imaging, 2004, 13(1): 146-168.
- [10] KHORRAM B, YAZDI M. A new optimized thresholding method using ant colony algorithm for mr brain image segmentation[J]. Journal of Digital Imaging, 2019, 32(1): 162-174.
- [11] 吴一全, 孟天亮, 吴诗嫻. 图像阈值分割方法研究进展 20 年(1994—2014)[J]. 数据采集与处理, 2015, 30(1): 1-23.  
WU Y Q, MENG T L, WU S H. Research progress of image thresholding methods in recent 20 years(1994—2014)[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2015, 30(1): 1-23. (in Chinese)
- [12] KAPUR J N, SAHOO P K, WONG A K C. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram[J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1985, 29(3): 273-285.
- [13] 孙越泓. 基于粒子群优化算法的图像分割研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2010.
- [14] BHANDARI A K, SINGH N, SHUBHAM S. An efficient optimal multilevel image thresholding with electromagnetism-like mechanism [J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(24): 35733-35788.
- [15] 颜世利. 灰度图像阈值分割的自适应滤波和快速算法研究[D]. 桂林: 桂林理工大学, 2018.
- [16] 邢致恺, 贾鹤鸣, 宋文龙. 基于莱维飞行樽海鞘群优化算法的多阈值图像分割[J]. 自动化学报, 2019, 47(2): 1-15.  
XING Z K, JIA H M, SONG W L. Levy flight trajectory-based salp swarm algorithm for multilevel thresholding image segmentation[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 47(2): 1-15. (in Chinese)
- [17] MARTINO F D, SESSA S. PSO image thresholding on images compressed via fuzzy transforms[J]. Information Sciences, 2019, 506: 308-324.



- 技,2017(3):128-129.
- XU L C. Effect of pruning intensity on growth of young forest of *Pinus elliottii*[J]. Modern Agricultural Science and Technology,2017(3):128-129. (in Chinese)
- [13] 任世奇,卢翠香,邓紫宇,等. 修枝对大花序桉幼林生长和木材密度的影响[J]. 西南大学学报:自然科学版,2017,39(11):45-50.
- REN S Q,LU C X,DENG Z Y,*et al.* Effects of pruning on growth and wood density of young *Eucalyptus cloeziana*[J]. Journal of Southwest University: Natural Science Edition,2017,39(11):45-50. (in Chinese)
- [14] 程朝阳. 杉木人工林无节材培育技术研究[J]. 林业科学研究,2005,18(5):530-534.
- CHENG C Y. Study on the cultivation technique for non-knot timber of *Cunninghamia lanceolata* [J]. Forest Research,2005,18(5):530-534. (in Chinese)
- [15] 史振华. 杉木无节材培育技术的研究[D]. 福州:福建农林大学,2006.
- [16] 邹绍荣. 杉木无节材人工修枝培育技术[J]. 林业实用技术,2005(3):19.
- [17] 陈孝丑. 修枝对杉木幼林生长和林下植物多样性的影响[J]. 亚热带资源与环境学报,2008,3(3):46-52.
- CHEN X C. Effects of pruning on the growth and species diversity of understory plants in a young Chinese fir plantation [J]. Journal of Subtropical Resources and Environment,2008,3(3):46-52. (in Chinese)
- [18] 吴国阳. 修枝和间伐对杉木人工林生长的影响研究[J]. 安徽农学通报,2016,22(17):121-122.
- [19] 徐清乾,张颢,黄帆,等. 修枝强度对杉木生长的影响[J]. 湖南林业科技,2019,46(3):66-70.
- XU Q Q,ZHANG M,HUANG F,*et al.* The effect of pruning intensity on growth of Chinese fir[J]. Hunan Forestry Science & Technology,2019,46(3):66-70. (in Chinese)
- [20] 张群. 人工修枝对提高杉木木材质量影响的研究[D]. 北京:中国林业科学研究院,2011.
- [21] 吴朝学,严理,秦武明,等. 木荷人工林营养元素分布格局[J]. 西北林学院学报,2017,32(1):54-61.
- WU C X,YAN L,QIN W M,*et al.* Distribution characteristics of nutrient elements in *Schima superba* plantation[J]. Journal of Northwest Forestry University,2017,32(1):54-61. (in Chinese)

(上接第 73 页)

- [18] GAO H,FU Z,PUN C,*et al.* A multi-level thresholding image segmentation based on an improved artificial bee colony algorithm[J]. Computers & Electrical Engineering,2018,70:931-938.
- [19] KOTTE S,RAJESH K P,KUMAR I S. Optimal multilevel thresholding selection for brain MRI image segmentation based on adaptive wind driven optimization [J]. Measurement,2018,130:340-361.
- [20] LANG C,JIA H. Kapur's entropy for color image segmentation based on a hybrid whale optimization algorithm[J]. Entropy,2019,21(3):318.
- [21] MAFARJA M M,MIRJALILI S. Hybrid whale optimization algorithm with simulated annealing for feature selection[J]. Neurocomputing,2017,260:302-312.
- [22] YAN Z,ZHANG J,ZENG J,*et al.* Nature-inspired approach: an enhanced whale optimization algorithm for global optimization[J]. Mathematics and Computers in Simulation,2021,185:17-46.
- [23] MIRJALILI S,LEWIS A. The whale optimization algorithm [J]. Advances in Engineering Software,2016,95:51-67.
- [24] 龙文,蔡绍洪,焦建军,等. 求解大规模优化问题的改进鲸鱼优化算法[J]. 系统工程理论与实践,2017,37(11):2983-2994.
- LONG W,CAI S H,JIAO J J,*et al.* Improved whale optimization algorithm for large scale optimization problems[J]. Systems Engineering-Theory & Practice,2017,37(11):2983-2994. (in Chinese)