

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2019.05.009

# 基于信息熵的改进海豚群算法及其桁架优化

李彦苍<sup>a</sup>, 王旭<sup>b</sup>

(河北工程大学 a. 水利水电学院; b. 土木工程学院, 河北 邯郸 056038)

**摘要:**针对基本海豚群算法易陷入局部最优的缺陷,提出了基于信息熵的改进海豚群算法,引入信息熵来度量海豚群搜索阶段的不确定性,控制搜索阶段的选择概率,降低盲目搜索,克服了基本海豚群算法搜索阶段易陷入局部最优和早熟收敛的缺陷。将改进后的算法应用到桁架结构的优化中,并与其他算法优化结果进行了比较,证明了改进的算法在收敛速度和寻优精度方面有更好的表现,将其应用到桁架结构优化设计中,为结构优化设计提供了一种有效的方法。

**关键词:**海豚群算法;改进;信息熵;收敛;自适应;组合优化

中图分类号:TP18

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2019)05-076-10

## Improved dolphin swarm algorithm based on information entropy and its truss optimization

LI Yancang<sup>a</sup>, WANG Xu<sup>b</sup>

(a. College of Water Conservancy and Hydro-Electric Power; b. College of Civil Engineering,  
Hebei University of Engineering, Handan 056038, Hebei, P. R. China)

**Abstract:** Aiming at the disadvantage that basic dolphin swarm algorithm is easy to fall into local optimum, an improved dolphin swarm algorithm based on information entropy is proposed. The algorithm measures the uncertainty of dolphin swarm search phase by information entropy, controls the selection probability of search phase, reduces blind search, and overcomes the shortcomings of local optimum and premature convergence in the search phase of basic dolphin swarm algorithm. The improved algorithm is applied to the optimization of truss structure and compared with other algorithms. It is proved that the improved algorithm has better performance in convergence speed and optimization accuracy. It is applied to optimum design of truss structure, and provides an effective method for optimum design of structure.

**Keywords:** dolphin swarm algorithm; improvement; information entropy; convergence; self-adaption; combinatorial optimization

收稿日期:2019-03-05

基金项目:河北省自然科学基金资助项目(E2012402030);河北省高校百名优秀创新人才支持计划项目(BR2-206)。

Supported by the Hebei Natural Science Foundation-funded Project (E2012402030) and Project of Support Plan for 100 Excellent Innovative Talents in Colleges and Universities of Hebei Province (BR2-206).

作者简介:李彦苍(1974—),男,教授,博士,主要从事计算智能及其应用研究,(E-mail)liyancang@hebeu.edu.cn。

群体智能算法具有简单性、分布式、鲁棒性好、扩展性和广泛的适用性等特点,在不存在集中控制并缺少局部信息和模型的情况下,为解决复杂分布式问题提供了思路。群体智能算法已经逐渐成为当前智能优化领域的研究热点。具有代表性的蚁群算法<sup>[1-2]</sup>、遗传算法<sup>[3-4]</sup>、粒子群算法<sup>[5-7]</sup>、人工蜂群算法<sup>[8-11]</sup>等,已被广泛应用于多个领域并被广大学者进行了大量的研究<sup>[12]</sup>。

海豚群算法(DSA, dolphin swarm algorithm)是浙江大学伍天骥教授<sup>[13]</sup>于2016年提出的一种新型的群体智能优化算法,该算法模拟海豚回声定位、信息交流、分工合作等生物特性和生活习性,通过搜索、呼叫、接收和捕食4个关键阶段实现海豚群算法的寻优。传统群体智能优化算法只是采用了前进式的解决方案,而海豚群算法利用回声定位,采取不同的策略,更易求得最优解。

海豚群算法作为一种新的算法,也存在着一定缺陷,如易陷入局部最优和早熟收敛。对此,李卫忠等<sup>[14]</sup>将混沌搜索策略引入海豚群算法以提高算法全局最优能力,其他学者也对其进行了改进<sup>[15-16]</sup>。文中针对算法易陷入局部最优和早熟收敛的缺陷,提出信息熵策略对算法进行改进。以信息熵的值表示算法搜索过程中的不确定性,控制路径的选择概率,通过算法的自适应调节调整搜索重点,将改进后的算法在结构优化设计中进行应用,为解决结构优化问题提供了新的思路 and 手段。

## 1 基本海豚群算法

海豚群算法主要是通过模拟海豚实际捕食过程中所表现出的生物学特性和生活习性来实现的。在该算法中,海豚群通过搜索阶段、呼叫阶段、接收阶段和捕食阶段4个关键阶段完成捕食。分别模拟这4个阶段的行为,设计相应的搜索环节,通过迭代进而获得问题的解。

### 1.1 初始化

在优化问题中,每一个海豚代表一个可行解。在 $D$ 维解空间内,定义海豚在公式中简称为 $X_i = [x_1, x_2, \dots, x_D]^T (i=1, 2, \dots, N)$ ,即一个可行 $D$ 维解,其中, $N$ 是海豚的数量, $x_j (j=1, 2, \dots, D)$ 是 $i$ 在第 $j$ 维的取值。对于每个 $X_i (i=1, 2, \dots, N)$ ,有2个相应的变量 $L_i (i=1, 2, \dots, N)$ 和 $K_i (i=1, 2, \dots, N)$ ,其中, $L_i$ 表示个体最优解,即 $X_i$ 自身搜索找到的最优解; $K_i$ 表示领域最优解,即 $X_i$ 自身或从其他海豚那里发现并比较后得到的最优解。在DSA算法中,适应度表示为 $E(X)$ ,越接近零越好。算法中共使用3种距离: $X_i$ 和 $X_j$ 之间的距离 $X_{i,j} = \|X_i - X_j\|, i, j=1, 2, \dots, N, i \neq j$ ;  $X_i$ 和 $K_i$ 之间的距离 $Y_{DK_i} = \|X_i - K_i\|, i=1, 2, \dots, N$ ;  $L_i$ 和 $K_i$ 之间的距离 $Y_{DKLi} = \|L_i - K_i\|, i=1, 2, \dots, N$ 。

### 1.2 关键阶段

#### 1.2.1 搜索阶段

在搜索阶段,每只海豚通过声波来搜索附近的区域。设 $V_i = [v_1, v_2, \dots, v_D]^T (i=1, 2, \dots, M)$ 为个体 $i$ 随机在 $M$ 个方向发出的声波。其中, $M$ 是声音的数量, $V_j (j=1, 2, \dots, D)$ 是声音的方向属性。声音满足 $\|V_i\| = V_{\text{speed}} (i=1, 2, \dots, M)$ ,其中, $V_{\text{speed}}$ 是一个常量,代表声音的速度属性。设最大搜索时间为 $T_1$ ,则声波 $V_j$ 在时间 $t$ 搜索到的新解可定义为

$$X_{ijt} = X_i + V_{jt} \quad (1)$$

适应度 $E_{ijt}$ 为

$$E_{ijt} = E(X_{ijt}) \quad (2)$$

如果 $E_{iab} = \min_{j=1, 2, \dots, M; t=1, 2, \dots, T_1} E_{ijt} = \min_{j=1, 2, \dots, M; t=1, 2, \dots, T_1} E(X_{ijt})$ 认为 $X_{iab}$ 为 $X_i$ 的个体最优解,即 $L_i = X_{iab}$ ;如果 $E(L_i) < E(K_i)$ ,以 $L_i$ 取代 $K_i$ ;否则, $K_i$ 不变。

#### 1.2.2 呼叫阶段

在呼叫阶段,每个海豚都会发出声音,通知其他海豚其搜索结果,包括是否找到更好的解决方案,以及更好的解决方案的位置。

#### 1.2.3 接收阶段

其他海豚将接收到的最优解信息与自身最优解比较,选择较优的解作为领域最优解 $K_i$ 。

在DSA中,交换过程(包括呼叫阶段和接收阶段)是由一个名为“传输时间矩阵” $T_{TS}$ 的 $N \times N$ 阶矩阵来实现的。在 $T_{TS}$ 中, $T_{TS_{ij}}$ 代表了声音从 $X_j$ 到 $X_i$ 的剩余时间。对于 $K_i, K_j$ 和 $T_{TS_{ij}}$ ,如果 $E(K_i) < E(K_j)$ ,且

$T_{TS_{ij}} > \left\lceil \frac{X_{i,j}}{A \cdot V_{\text{speed}}} \right\rceil$ , 那么  $T_{TS_{ij}} = \left\lceil \frac{X_{i,j}}{A \cdot V_{\text{speed}}} \right\rceil$ , 其中  $A$  是可使声音传播得更快的加速度常量。算法进入接收阶段时, 传输时间矩阵中所有的项  $T_{TS_{ij}}$  ( $i=1, 2, \dots, N; j=1, 2, \dots, N$ ) 均减 1, 表示声音在一个单位时间内传播距离。 $T_{TS_{ij}}=0$  意味着从  $X_j$  发送到  $X_i$  的声音可以被  $X_i$  完全接收。此时, 将  $T_{TS_{ij}}$  重新标记为最大联系时间  $T_2$ 。如果  $E(K_i) > E(K_j)$ , 那么  $K_j$  替换  $K_i$ ; 否则,  $K_i$  不变。接收阶段结束。

#### 1.2.4 捕食阶段

在捕食阶段, 每只海豚需要计算环绕半径  $R_2$ , 根据已知信息确定海豚邻域最优解与捕食阶段后的位置之间的距离, 得到一个新的位置。

## 2 基于信息熵的算法改进

由于海豚群算法搜索阶段海豚搜索选择的不确定性, 导致海豚群算法在迭代过程中易陷入局部最优和早熟收敛。针对该算法的缺陷, 提出将信息熵引入算法搜索阶段的策略, 提高搜索效率, 最终实现算法的自适应调节。

### 2.1 信息熵

信息熵为一个物理概念, 最早是由克劳修斯在热力学中提出的, 用以描述系统的状态。而后被引入多个领域, 从而产生了玻尔兹曼熵、信息熵、概率测度熵等。其中, 信息熵由 Shannon 将热力学熵引入信息论, 是描述系统不确定性的一个重要概念<sup>[17-21]</sup>。

离散型随机变量的熵值为  $S = - \sum_{i=1}^n p_i \ln p_i$ , 表示信息输出的平均不确定程度。其中,  $i$  为信息可能取值,  $p_i$  为各状态发生的概率,  $p_i \gg 0$ , 且  $\sum_{i=1}^n p_i = 1$ 。

信息熵具有以下性质<sup>[22]</sup>: ①对称性:  $p_1, p_2, \dots, p_n$  的顺序改变, 熵值不变。即  $S(p_1, p_2, \dots, p_n) = S(p_n, p_{n-1}, \dots, p_1)$ ; ②非负性:  $S(p_1, p_2, \dots, p_n) \gg 0$ 。③可加性: 相对独立的状态, 其熵的和等于和的熵。④极值性:  $p_i = \frac{1}{n}$  时, 熵值最大, 为  $\ln n$ 。

由于海豚群算法搜索阶段具有不确定性, 而信息熵本身可作为不确定性的一种度量, 因此, 将息熵引入算法, 通过控制信息熵的值来控制海豚群搜索阶段选择概率, 实现算法自适应调节的目的。

### 2.2 算法改进

定义每个海豚的位置的概率分布值为

$$p_i = E_i / \sum_{i=1}^N E_i, \quad (3)$$

式中,  $E_i$  即为基本海豚群算法中的  $E(K_i)$ 。

定义信息熵值为

$$H(E_i) = - \sum_{i=1}^N p_i \ln p_i, \quad (4)$$

式中,  $p_i = E_i / \sum_{i=1}^N E_i$ , 海豚根据该式进行改进后的搜索。

在算法运行初期, 各方向的搜索概率相同, 信息熵值最大, 但随着某方向搜索概率的增强, 熵值逐渐减小, 此时, 如不加以控制, 熵值将最终变为零, 即最终只有一个方向搜索概率最大, 被误认为是最终的解, 造成早熟。

因此, 引入

$$\alpha = 1 - (H_{\max} - H) / 2 H_{\max}, \quad (5)$$

$$\beta = (H_{\max} - H) / H_{\max}, \quad (6)$$

式中:  $\alpha$  为最优解被选择的概率;  $\beta$  为允许适当小范围内搜索猎物的海豚占总海豚群的比例;  $H_{\max}$  为最大熵值。

将  $\alpha, \beta$  引入(1)式和式(3)中, 可以得到

$$p_i = \beta E_i / \sum_{i=1}^n E_i, \tag{7}$$

$$X_{ijt} = X_i + \frac{V_j}{\alpha} t. \tag{8}$$

在算法运行初期  $\beta$  较小,使海豚尽量均匀地分布于初始解空间,后期随着  $\beta$  增大,算法的局部搜索能力增强,可避免早熟收敛。对于  $\alpha$ ,在算法初期, $\alpha$  值较小,保证海豚尽可能地寻找最优解;后期随着熵值的变化而增大,缩小步长,提高搜索精度。

将该参数引入搜索阶段,由信息熵的变化控制参数  $\alpha$  和  $\beta$  的大小,进而控制搜索过程,提高搜索效率,最终实现算法的自适应调节。改进的算法选择信息熵作为算法的终止标准,通过仿真实验确定,当信息熵的值  $H \ll 0.0001$  时,算法结束,输出结果。

改进后的海豚群算法基本流程如下:

**步骤 1** 初始化,确定海豚种群数量及  $D$  维空间海豚个体。

**步骤 2** 搜索阶段海豚随机向  $M$  个方向发出声波。期间计算每个海豚适应度的熵、 $\alpha$  和  $\beta$  值,更新  $\alpha$  和  $\beta$ 。通过式(7)和式(8)对最优猎物进行选择。并将信息熵的值设置为稍大于 0 的值作为选择的停机条件。

**步骤 3** 联系阶段海豚通过呼叫将自身寻找的个体最优解向外传播,其他海豚则将收到的最优解信息同自身寻找的个体最优解比较,选择较好的解作为邻域最优解  $K$ 。

**步骤 4** 捕食阶段联系阶段完成后海豚个体根据邻域最优解  $K$ ,更新自己的位置进行捕食。

对于每个海豚,已知信息包含自己的位置、个体最优解  $L$ 、邻域最优解  $K$ 、距离  $Y_{DK}$  和距离  $Y_{DKL}$  和表示搜索阶段的最大范围的搜索半径  $R_1 = T_1 \times V_{speed}$ 。包围半径  $R_2$  的计算和海豚位置的更新分为 3 种情况。下面以  $X_i (i=1,2,\dots,N)$  为例来说明这 3 种情况。

1) 如果  $Y_{DK_i} \ll R_1$ , 即  $X_i$  的邻域最优解  $K_i$  在搜索范围内,如图 1 所示。则将个体最优解  $L_i$  视为  $K_i$ 。

$$R_2 = \left(1 - \frac{2}{e}\right) Y_{DK_i}, \tag{9}$$

式中,  $e$  是一个常数,称为“半径修正系数”,大于 2,通常设为 3 或 4。可知,  $R_2$  逐渐收敛于零。

$$X_{i,new} = K_i + \frac{X_i - K_i}{Y_{DK_i}} R_2, \tag{10}$$

即  $X_i$  向  $K_i$  方向移动,并停止在离  $K_i$  距离为  $R_2$  的位置。

2) 如果  $Y_{DK_i} > R_1$ , 并且  $Y_{DK_i} \gg Y_{DKL_i}$ , 即邻域最优解  $K_i$  在搜寻范围之外,且  $L_i$  比  $K_i$  更接近  $X_i$ , 如图 2 所示。

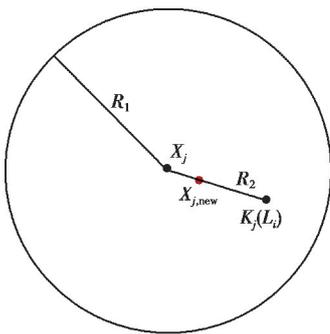


图 1 情况(1)中  $X_i$  移动的结果

Fig. 1 The result of  $X_i$  movement in case (1)

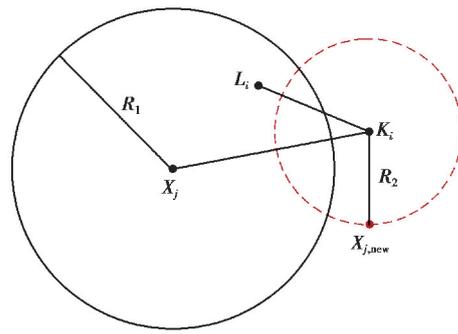


图 2 情况(2)中  $X_i$  移动的结果

Fig. 2 The result of  $X_i$  movement in case (2)

$$R_2 = \left(1 - \frac{\frac{Y_{DK_i}}{E(K_i)} + \frac{Y_{DK_i} - Y_{DKL_i}}{E(L_i)}}{e \cdot Y_{DK_i} \frac{1}{E(K_i)}}\right) Y_{DK}, \tag{11}$$

$$X_{i,new} = K_i + \frac{Z_{Random}}{\|Z_{Random}\|} R_2, \tag{12}$$

即  $X_i$  移动到与  $K_i$  距离为  $R_2$  的随机位置。

3) 如果  $Y_{DK_i} > R_1$ , 且  $Y_{DK_i} < Y_{DKL_i}$ , 即邻域最优解  $K_i$  在搜寻范围之外, 且  $X_i$  比  $L_i$  更接近  $K_i$ , 如图 3 所示。

$$R_2 = \left( 1 - \frac{Y_{DK_i} - Y_{DKL_i} - Y_{DK_i}}{E(K_i) - E(L_i)} \right) Y_{DK_i}, \quad (13)$$

$$X_{i,new} = K_i + \frac{Z_{Random}}{\|Z_{Random}\|} R_2, \quad (14)$$

即  $X_i$  移动到距离  $K_i$  为  $R_2$  的随机位置。

在  $X_i$  移动到  $X_{i,new}$  的位置之后, 比较  $X_{i,new}$  和  $K_i$  的适应度, **Fig. 3 The result of  $X_i$  movement in case (3)** 如果:

$$E(X_{i,new}) < E(X_i), \quad (15)$$

则用  $X_{i,new}$  替换  $K_i$ , 即  $K_i = X_{i,new}$ ; 否则,  $K_i$  不变。海豚进入新一轮搜索, 直到满足终止条件。

图 4 给出了改进后的算法流程图。

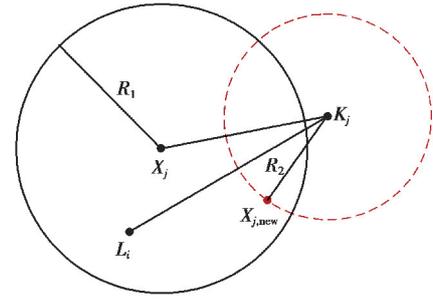


图 3 情况 (3) 中  $X_i$  移动的结果

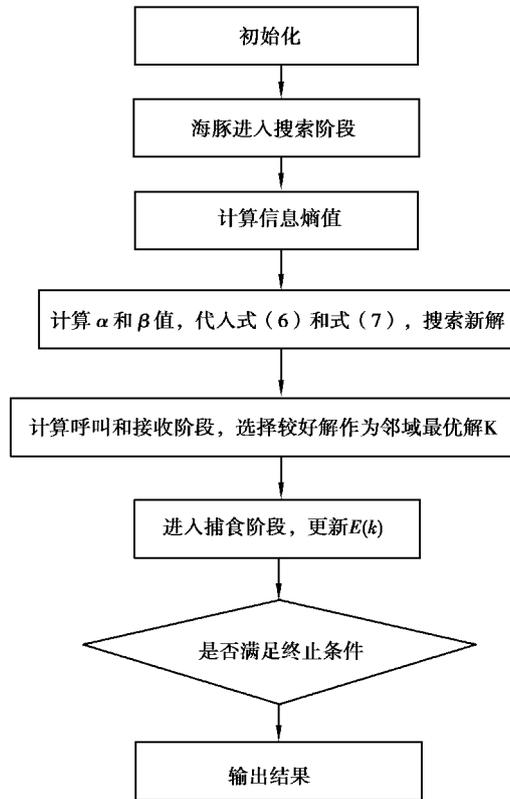


图 4 基于信息熵的改进海豚群算法流程图

Fig. 4 Flow chart of improved dolphin algorithm based on information entropy

### 3 仿真实验

为了验证改进算法的有效性, 选择 3 个标准测试函数来测试改进海豚群算法的性能。另外, 选取 TSP 问题进行仿真实验, 并与海豚群算法和蚁群算法进行了比较。

#### 3.1 函数测试

选择 Rosenbrock 函数、Sphere 函数、Rastrigin 函数进行测试。

第 1 个是 Rosenbrock 函数,如图 5 所示。

$$f_1(x) = 100(x_2 - x_1)^2 + (x_1 - 1)^2, \\ -5.12 \ll x_i \ll 5.12. \tag{16}$$

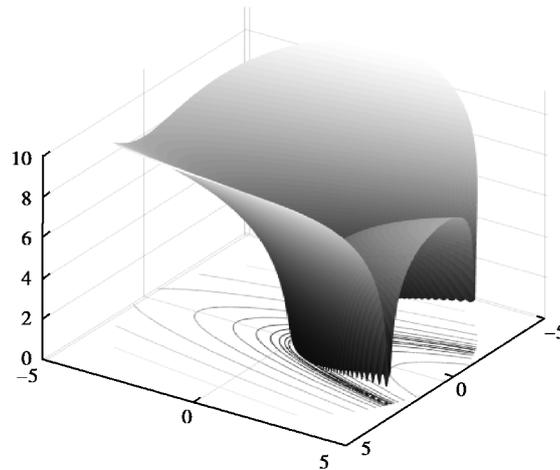


图 5 Rosenbrock 函数  
Fig. 5 Rosenbrock function

第 2 个是 Sphere 函数:

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2, \\ -2.048 \ll x_i \ll 2.048. \tag{17}$$

第 3 个是 Rastrigin 函数

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10), \\ -5.12 \ll x_i \ll 5.12. \tag{18}$$

海豚群算法的基本控制参数:  $T_1=3, T_2=100, V_{\text{speed}}=1, M=3, e=4, A=5$ 。随机初始化,当信息熵值  $H \ll 0.0001$  时,算法结束。经过 30 次运行后取得平均值,结果见表 1 所示。

表 1 函数运算结果(平均值)及比较  
Table 1 The result of function operation (average value) and comparison

函数	基于信息熵的改进海豚群算法	海豚群算法
Rosenbrock	$4.70 \times 10^{-8}$	$8.41 \times 10^{-8}$
Sphere	$3.08 \times 10^{-14}$	$6.87 \times 10^{-14}$
Rastrigin	$7.02 \times 10^{-13}$	$4.98 \times 10^{-12}$

由表 1 可以看出,基于信息熵的改进海豚群算法在标准测试函数上的表现优于标准海豚群算法。该改进算法是可行且有效的。

### 3.2 TSP 问题

旅行商问题(TSP, traveling salesman problem)是路径规划和组合优化领域中最著名的 NP-hard 问题。文中对 TSP Chn31 问题、bayes29 问题、d1291 问题、d2103w 问题、fl3795 问题和 fnl14461 问题进行了计算,并将其与基本海豚群算法进行比较。参数设置同上,最大迭代次数 200。计算结果见表 2。

表 2 算法性能对比实验结果

Table 2 Experimental results of algorithm performance comparison

计算实例	已知最优解	改进海豚群算法	基本海豚群算法	蚁群算法
Tsp Chn31	15 377	15 438	15 681	15 896
bayes 29	2 020	2 039	2 143	2 190
d1291	50 801	50 851	50 893	50 989
d2103	80 450	80 511	80 597	80 783
fl3795	28 772	28 781	28 796	28 907
fml4461	182 566	182 601	182 797	183 254

由表 2 可知,改进后的海豚群算法结果优于其他算法,改进后的海豚群算法求得的解已非常接近最优解。

### 3.3 算法迭代曲线对比

为了进一步测试改进算法的性能,更加直观地比较算法的运行时间,图 6~图 8 是改进的海豚群算法 (IDSA, improved dolphin swarm algorithm)、基本海豚群算法 (DSA)、粒子群算法 (PSO, particle swarm optimization) 及基于信息熵的改进人工蜂群算法<sup>[22]</sup> (IABC, improved artificial bee colony algorithm) 在上述 3 种基准函数下的收敛曲线图。算法采用同上的参数设置,500 次迭代,运行 30 次并取得最后结果的平均值。

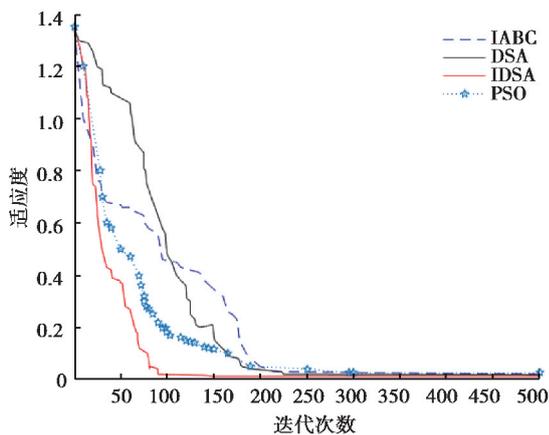


图 6 算法在 Sphere 函数下的迭代曲线

Fig. 6 The iteration curves under Sphere function

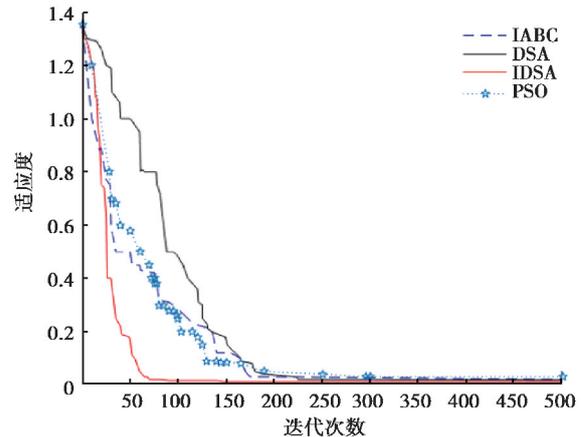


图 7 算法在 Rosenbrock 函数下的迭代曲线

Fig. 7 The iteration curves under Rosenbrock function

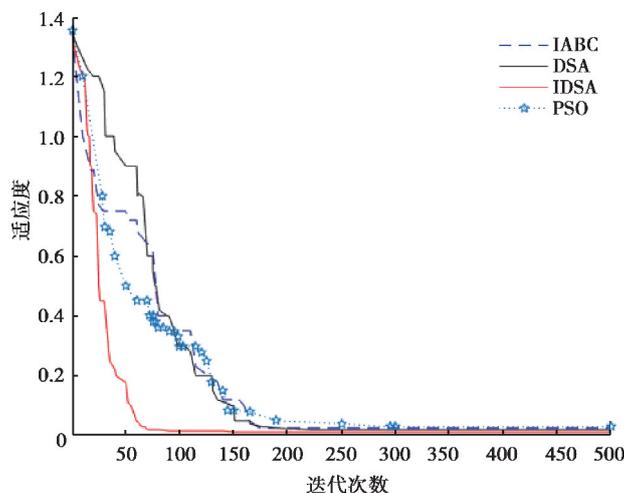


图 8 算法在 Rastrigin 函数下的迭代曲线

Fig. 8 The iteration curves under Rastrigin function

通过迭代曲线的对比可以看出,在大多数情况下,IDS A 可以比其他 3 种算法更快地达到最优解,即搜索速度更快,所用时间更少。并且 IDS A 求得的最优解更接近函数理想最优解,收敛精度比其他算法更高。上述结果证明了 IDS A 的搜索策略更加良好稳定,改进的算法是可行有效的。

## 4 改进的算法对桁架结构的优化

### 4.1 桁架结构优化模型

#### 4.1.1 优化模型

以截面积为设计变量的桁架优化模型问题可以描述为

$$\min F = W(x), \tag{19}$$

$$\text{s.t. } g_i(x) \leq 0, i = 1, 2, \dots, m,$$

式中: $g_i(x)$ 为约束函数; $m$ 为约束个数。

#### 4.1.2 目标函数

$$W(A) = \sum_{i=1}^n \rho A_i L_i, \tag{20}$$

式中: $W(A)$ 为结构的重量; $A_i$ 为第  $i$  根杆件的截面积; $L_i$ 为第  $i$  根杆件长度; $\rho$ 为材料密度; $n$ 为设计变量个数。

#### 4.1.3 约束条件

各杆必须满足强度、刚度、稳定性及截面尺寸的要求,约束条件如下

$$\frac{\sigma_i}{[\sigma]} - 1 \leq 0,$$

$$\frac{\mu_j}{\mu_{\max}} - 1 \leq 0,$$

$$A_{\min} \leq A_i \leq A_{\max}. \tag{21}$$

式中: $\sigma$ 为第  $i$  杆的轴向正应力; $[\sigma]$ 为材料的许用应力; $\mu_j$ 为节点  $j$  的位移; $\mu_{\max}$ 为节点  $j$  的许用位移; $A_{\min}$ 、 $A_{\max}$ 分别为杆件截面的上限、下限。

### 4.2 算例分析

建立 25 杆空间桁架结构模型(见图 9),荷载工况见表 3,应力约束 $[-275.8, 275.8]$ MPa,材料密度  $\rho = 2\ 678\ \text{kg/m}^3$ ,弹性模量  $E = 68\ 950\ \text{MPa}$ ,1、2 节点的最大竖向位移 $d_{\max} = 8.889\ \text{mm}$ , $L = 635\ \text{mm}$ 。

杆件分组如表 4 所示,优化结果如表 5 所示。

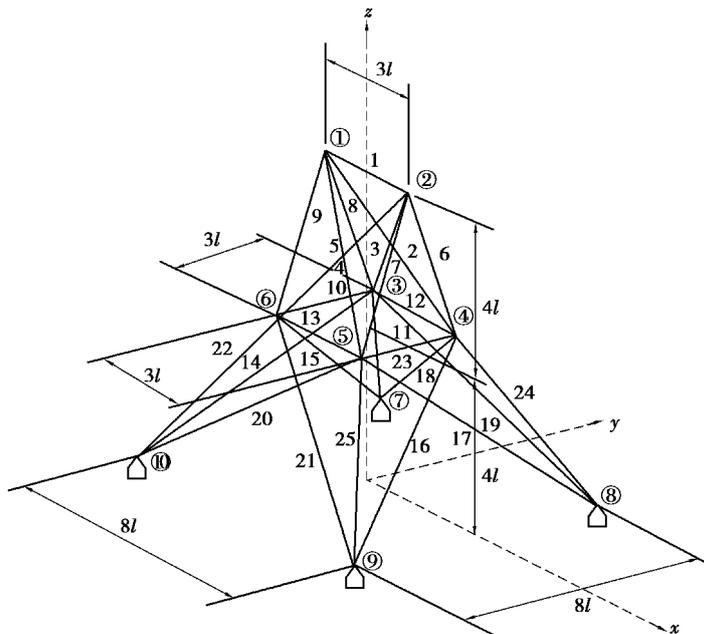


图 9 25 杆空间桁架结构示意图

Fig. 9 25-bar space truss structure diagram

表 3 25 杆空间桁架工况

节点号	$F_x$	$F_y$	$F_z$
1	4.448	44.482	-22.241
2	0	44.482	-22.241
3	22.241	0	0
4	22.241	0	0

表 4 25 杆空间桁架分类

组别号	杆件号	组别号	杆件号
$A_1$	1	$A_5$	12,13
$A_2$	2,3,4,5	$A_6$	14,15,16,17
$A_3$	6,7,8,9	$A_7$	18,19,20,21
$A_4$	10,11	$A_8$	22,23,24,25

表 5 25 杆空间桁架优化结果比较

Table 5 Comparison of optimal designs for the 25-bar spatial truss structure

算法	截面积/mm <sup>2</sup>								重量/kg
	$A_1$	$A_2$	$A_3$	$A_4$	$A_5$	$A_6$	$A_7$	$A_8$	
IABC	65.700	242.6	2 287.5	65.120	1 245.8	505.1	92.1	2 523.4	245.386
DSA	65.012	223.5	2 130.2	64.012	1 219.6	505.2	82.1	2 575.1	219.175
IDSA	65.010	226.5	2 211.5	63.125	1 210.6	500.2	88.0	2 560.2	213.095

由于该桁架结构模型为经典算例模型,通过比较可以看出,改进算法在该算例中求解速度和求解精度表现更加良好,能够更快地求解出最优解,达到节省时间和材料的目的。

采用 Matlab 软件得到改进的海豚群算法对桁架优化的迭代曲线(图 10),并与基本海豚群算法和改进信息熵的人工蜂群算法<sup>[22]</sup>对比,可以看出改进的海豚群算法有较高的收敛速度和收敛精度。

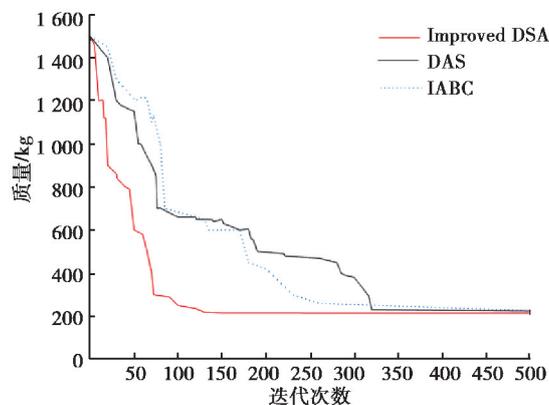


图 10 改进的海豚群算法迭代曲线示意图

Fig. 10 Iterative curve diagram of improved dolphin swarm algorithms

## 5 结 论

针对基本海豚群算法易陷入局部最优和早熟收敛的缺点,提出一种基于信息熵的改进海豚群算法。该算法在迭代过程中,利用信息熵对不确定的度量,在海豚搜索阶段引入信息熵和变量  $\alpha$  和  $\beta$  控制海豚搜索阶段,有效避免了算法陷入局部最优和早熟的缺陷。通过仿真实验和方法对比,验证了文中提出的改进海豚群算法是可行、有效的,将其应用于桁架结构优化设计中,经过更少的迭代次数求得目标函数值,达到结果重量最轻的目的。

## 参考文献:

- [1] Dorigo M, Maniezzo V, Colnari A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 1996, 26(1): 29-41.
- [2] Deepa O, Senthilkumar A. Swarm intelligence from natural to artificial systems: ant colony optimization[J]. International Journal on Applications of Graph Theory in Wireless Ad Hoc Networks and Sensor Networks, 2016, 8(1): 9-17.
- [3] Reid C R, Latty T. Collective behaviour and swarm intelligence in slime moulds[J]. FEMS Microbiology Reviews, 2016, 40(6): 798-806.
- [4] 张金梦,刘慧君.遗传算法优化BP神经网络的停车位数量预测[J].重庆大学学报,2018,41(3):76-81.  
ZHANG Jimeng, LIU Huijun. Prediction of parking space based on BP neural network optimized by genetic algorithm[J]. Journal of Chongqing University, 2018, 41(3): 76-81. (in Chinese)
- [5] Strasser S, Goodman R, Sheppard J. A new discrete particle swarm optimization algorithm[C]. Genetic and Evolutionary Computation Conference, Denver, CO, 2016: 53-60.
- [6] Rahmat-Samii Y, Gies D, Robinson J. Particle swarm optimization (PSO): A novel paradigm for antenna designs[J]. URSI Radio Science Bulletin, 2003(306): 14-22.
- [7] Wang G G, Gandomi A H, Alavi A H, et al. A hybrid method based on krill herd and quantum-behaved particle swarm optimization[J]. Neural Computing & Applications, 2016, 27(4): 989-1006.
- [8] Renaudineau H, Donatantonio F, Fontchastagner J, et al. A PSO-based global MPPT technique for distributed PV power generation[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(2): 1047-1058.
- [9] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. Technical Report-TR06, Erciyes University, Turkey, 2005.
- [10] Akay B, Karaboga D. A modified Artificial Bee Colony algorithm for real-parameter optimization[J]. Information Sciences, 2012, 192: 120-142.
- [11] 郭一君,周杰,王时龙,等.基于改进人工蜂群算法和极限学习机的刀具磨损监测[J].重庆大学学报,2018,41(6):1-8.  
GUO Yijun, ZHOU Jie, WANG Shilong, et al. Tool wear monitoring based on improved artificial bee colony algorithm and extreme learning machine[J]. Journal of Chongqing University (Natural Science Edition), 2018, 41(6): 1-8. (in Chinese)
- [12] Mavrovouniotis M, Li C, Yang S. A survey of swarm intelligence for dynamic optimization: algorithms and applications[J]. Swarm & Evolutionary Computation, 2017, 33: 1-17.
- [13] Wu T Q, Yao M, Yang J H. Dolphin swarm algorithm[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2016, 17(8): 717-729.
- [14] 李卫忠,李志鹏,江洋,等.混沌海豚群优化灰色神经网络的空中目标威胁评估[J].控制与决策,2018,33(11):1997-2003.  
LI Weizhong, LI Zhipeng, JIANG Yang, et al. Air-targets threat assessment using grey neural network optimized by chaotic dolphin swarm algorithm[J]. Control and Decision, 2018, 33(11): 1997-2003. (in Chinese)
- [15] Kaveh A, Farhoudi N. A new optimization method: dolphin echolocation[J]. Advances in Engineering Software, 2013, 59(5): 53-70.
- [16] Wang Y, Wang T, Zhang C Z, et al. A new stochastic optimization approach: dolphin swarm optimization algorithm[J]. International Journal of Computational Intelligence and Applications, 2016, 15(2): 1650011.
- [17] Shannon C E. Prediction and entropy of printed English[J]. Bell System Technical Journal, 1951, 30(1): 50-64.
- [18] Arieh Ben-Naim. Entropy, Shannon's measure of information and boltzmann's theorem [J]. Entropy, 2017, 19(2): 48.
- [19] Nemzer L R. Shannon information entropy in the canonical genetic code[J]. Journal of Theoretical Biology, 2017, 415: 158-170.
- [20] Wang H, Yao X. Objective reduction based on nonlinear correlation information entropy[J]. Soft Computing, 2016, 20(6): 2393-2407.
- [21] Ye G, Pan C, Huang X, et al. A chaotic image encryption algorithm based on information entropy[J]. International Journal of Bifurcation & Chaos, 2018, 28(1): 1850010.
- [22] 李彦苍,彭扬.基于信息熵的改进人工蜂群算法[J].控制与决策,2015,30(6):1121-1125.  
LI Yancang, PENG Yang. Improved artificial bee colony algorithm based on information entropy[J]. Control and Decision, 2015, 30(6): 1121-1125. (in Chinese)