

一种新颖的改进人工鱼群算法

刘东林 李乐乐

(华东理工大学信息科学与工程学院 上海 200237)

摘要 针对基本人工鱼群算法(AFSA)在函数优化问题中存在的后期收敛速度慢、求解精度低和易陷入局部最优等缺点,提出了一种新的改进人工鱼群算法(IAFSA)。首先,使用混沌变换来初始化鱼群个体的位置,使鱼群更加均匀地分布在有限的区域内,保证种群具有多样性,利于全局收敛;其次,对觅食行为中具有不同函数值的人工鱼个体采取不同的视野策略,不仅提高了算法的寻优速度,而且有效地降低了鱼群陷入局部最优的可能性;最后,根据运动和体能之间的关系构建体能变换模型,在鱼群觅食的后期,体能开始变弱,这时适时地减小鱼群觅食、聚群和追尾行为中移动的步长可有效提高算法收敛的速度和寻优的精度。通过标准测试函数和14个城市的TSP对算法进行验证,仿真实验结果表明,相比基本人工鱼群算法,改进后的算法具有更快的后期收敛速度和更高的求解精度。

关键词 人工鱼群算法,混沌变换,觅食行为,体能变换模型

中图分类号 TP181 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.04.058

New Improved Artificial Fish Swarm Algorithm

LIU Dong-lin LI Le-le

(School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)

Abstract Aiming at the problems of easy to fall into the local optimum value, converging slowly in the later period and low solving accuracy that artificial fish swarm algorithm(AFSA) have, a new improved artificial fish algorithm (IAFSA) was proposed. Firstly, the new algorithm uses chaos transform to initialize the position of individual fish, and the fish is more evenly distributed in the specified area within the region, that keeps the fish population diversity, and it is conducive to global convergence. Secondly, the artificial fish with different function values in foraging behavior take different visual, and it not only improves the searching speed but also reduces the possibility of the artificial fish falling into local optimum. Finally, according to the relationship between physical and the activity, a physical transformation model is construct, and the physical of artificial fish become weaken in the late stage of the algorithm, reducing the step timely is very important, which can improve the convergence speed and the accuracy of the algorithm. The algorithm is verified by standard test function and TSP of 14 cities, and the experimental results show that the improved algorithm has faster convergence speed and higher precision than the basic artificial fish swarm algorithm.

Keywords Artificial fish swarm algorithm, Chaos transform, Foraging behavior, Physical transformation model

1 引言

人工鱼群算法^[1]是一种先进的群智能优化方法,它是2001年由李晓磊博士基于自然界中的鱼群及其觅食而衍生出来的算法,该算法具有鲁棒性强、全局搜索能力强、收敛速度快等优点。但人工鱼群算法也存在前期收敛速度快而后期收敛速度慢、求解精度不高等缺点。针对上述人工鱼群算法的缺点,目前国内外已有大量研究成果对该算法进行改进,主要分为以下3个方面。1)对视野和步长参数的改进:朱旭辉等人^[2]提出了一种变步长自适应的人工鱼群算法,并证明了其全局收敛性;张英杰等人^[3]提出了一种基于参数动态调整

的改进人工鱼群算法,动态调整视野和拥挤度因子以提高搜索效率。2)对鱼群行为的改进:孙王杰等人^[4]提出在一种新的改进人工鱼群算法,对鱼群的觅食行为进行了改进,同时在觅食行为之后提出了一种新的行为吞噬行为,节省了寻优的时间;程永明等人^[5]提出在基本人工鱼群算法中引入吞食行为,降低了算法的复杂度。3)与其他智能算法的融合:杨增娇等人^[6]提出一种人工鱼群混合智能优化算法,将杂交PSO算法引入到人工鱼群算法中,在人工鱼群算法陷入局部最优时通过使用杂交PSO算法,克服陷入局部最优的缺陷,实现全局最优;修春波等人^[7]提出了一种基于蚁群和鱼群的混合优化算法,达到优势互补的效果。

到稿日期:2016-03-21 返修日期:2016-07-08

刘东林(1971-),女,博士,副教授,主要研究方向为人工智能,E-mail:ldliu@ecust.edu.cn;李乐乐(1990-),女,硕士生,主要研究方向为人工智能,E-mail:1095526572@qq.com.

上述改进算法在一定程度上提高了人工鱼群算法的优化性能,但算法后期收敛速度慢、寻优精度低等问题仍未得到很好的解决。针对这一问题,本文从鱼群觅食行为中视野和体能的变化对各行行为中步长的影响着手,提出了一种新颖的改进算法。该算法首先对鱼群觅食行为中的视野进行改进,对不同位置的人工鱼个体采取动态的视野进行寻优,提高了算法的寻优速度,同时也降低了算法陷入局部极值的可能;其次针对人工鱼群算法寻优精度不高的特点,增加了体能变换模型,鱼群在觅食的后后期体能下降,通过适时地减小鱼群各行行为中的移动步长可以有效地提高算法的收敛速度和寻优精度,并且在鱼群觅食成功时体能得到了补充,步长得到增加;最后通过测试函数和14个城市的TSP对改进算法的性能进行了验证,实验结果证明IAFSA算法具有更好的优化性能。

2 人工鱼群算法

2.1 定义

假设有 N 条人工鱼,其中每一条人工鱼的状态 $X_i = (x_1, x_2, \dots, x_n)$,其中 $X_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为欲寻优变量,适应度函数 $Y=f(X)$ (食物浓度),人工鱼之间的距离 $d_{ij} = \|X_i - X_j\|$,人工鱼的视野为 $Visual$,人工鱼的步长为 $Step$,人工鱼拥挤度因子为 δ ,尝试次数为 try_number 。

2.2 行为描述

人工鱼群算法主要是通过人工鱼个体的觅食、聚群和追尾3种行为进行寻优的,3种行为的具体描述如下。

(1)觅食行为(AF_pre):假设在 t 时刻第 i 条人工鱼的位置为 X_i ,在其视野内随机选择一个状态 X_j ,如式(1)所示。分别计算它们的目标函数值并进行比较,如果发现(在求极大值中) Y_j 比 Y_i 优,则 X_i 移向 X_j ;否则 X_i 继续在其视野范围内随机移动一步 X_j ,如式(1)所示,若反复试探 try_number 次后仍没有达到约束条件,则随机移动一步使得 X_i 到达一个新的状态。数学表达式如式(2)所示。

$$X_j = X_i + Visual \times Rand() \quad (1)$$

$$\begin{cases} \text{if } F(X_j) > F(X_i) \\ X_{next} = X_i + Rand() \times Step \times (X_j - X_i) / d_{i,j} \\ \text{if } F(X_j) \leq F(X_i) \\ X_{next} = X_i + Rand() \times Step \end{cases} \quad (2)$$

(2)聚群行为(AF_swarm):假设在 t 时刻第 i 条人工鱼的位置为 X_i ,根据距离函数(AF_dist)求得 X_i 邻域内伙伴的个数为 n_f ,并找出伙伴中的中心位置 X_c ,计算该位置的目标函数值为 Y_c ,如果 $Y_c/n_f < \delta Y_i$,则表明伙伴中心食物多且不太拥挤,人工鱼 i 朝中心前进一步,执行式(3);否则执行AF_pre。

$$X_{next} = X_i + Rand() \times Step \times (X_c - X_i) / \|X_c - X_i\| \quad (3)$$

(3)追尾行为(AF_follow):假设在 t 时刻第 i 条人工鱼的位置为 X_i ,搜索当前邻域内食物浓度最大的伙伴,设其位置为 X_j ,如果 $Y_j/n_f < \delta Y_i$,则表明 X_j 处食物浓度较大且周围不太拥挤,那么人工鱼朝 X_j 方向前进,执行式(4);否则执行AF_pre。

$$X_{next} = X_i + Rand() \times Step \times (X_j - X_i) / \|X_j - X_i\| \quad (4)$$

3 改进的人工鱼群算法

3.1 初始化人工鱼群的个体位置

基本人工鱼群算法的初始化是在可行域范围内随机产生的,不能排除分布不均匀的可能性,人工鱼群分布不均匀不利于算法的全局收敛。根据混沌变换的特点:随机性、遍历性和规律性,用混沌变换来初始化人工鱼群的个体位置,使初始化的人工鱼具有多样性,利于算法的全局收敛。混沌变换的典型公式如式(5)所示:

$$X_{i+1} = \mu * X_i * (1 - X_i), X_i \in (0, 1) \quad (5)$$

其中, μ 为控制参数,当 $\mu=4$ 时, X 的取值范围几乎平均分布在整个0到1的区域。

改进人工鱼群算法的初始化伪代码如下:

假设lb_ub为鱼的活动范围,lb_ub是一个2行3列的矩阵,每行中前2个数是活动范围的上、下限,第3个数是在该范围内的数的个数,Nfish为鱼群规模总数。

```
lb=lb_ub(i,1);
ub=lb_ub(i,2);
nr=lb_ub(i,3);
for j=1:nr
z=rand();
Z=zeros(1,Nfish);
for k=1:Nfish
Z=4*z*(1-1);
Z(1,k)=Z;
end
X(end+1,:) = lb+(ub-lb)*Z;
end
```

3.2 觅食行为的改进

人工鱼群算法主要涉及觅食、聚群和追尾3种行为,而觅食行为是算法收敛的基础,所以对觅食行为的改进也是提高算法性能的重要因素之一。文中主要是针对函数求极大值问题(对于函数求极小值问题同样适用),算法在寻优的过程中,函数值越大则说明越接近最优值,函数值越小则说明离最优值越远。

假设 t 时刻人工鱼的状态矩阵为 X ,首先对所有人工鱼群求解适应度值,然后按适应度值(函数值)降序排列,则适应值较优的排第一,最差者排最后。设第 i 个体在 t 时刻的序号为 m ,若 $m=1$,则表示第 i 个体在 t 时刻的位置是群体中最优的,即离最优值是最近的;若 $m=fishNum$,则表示第 i 个体在 t 时刻的位置是群体中最差的,即离最优值是最远的。

定义 ϕ 代表与最优鱼接近的程度因子, $\phi=m/fishNum$,且 $\phi \in (0, 1]$, ϕ 值越小则说明离最优鱼个体越近, ϕ 值越大则表明离最优鱼个体越远。当 $\phi \in (0, 1/2]$ 时,执行式(6),对接近最优个体的鱼群采取减小视野的策略,这样可以有效地避免鱼群陷入局部最优;当 $\phi \in (1/2, 1]$ 时,执行式(7),对远离最优个体的鱼群采取增大视野的策略,这样可以有效地提高算法的寻优速度。

$$\begin{cases} visual = \delta_1 * visual \\ X_j = X_i + visual \times Rand() \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} visual = \delta_2 * visual \\ X_j = X_i + visual * Rand() \end{cases} \quad (7)$$

其中 $\delta_1 > 1, \delta_2 \in (0, 1)$ 。

改进觅食行为的伪代码如下:

```
Function[Xnext, Ynext] = AF_preY(X, ii, visual, step, try_number, LBUB)
Xi = X(:, ii);
Y = f(X);
[a, b] = sort(Y, 'descend');
for i = 1:length(b)
if b(i) == ii
[row, col] = find(b > (ii - 1) & b < (ii + 1));
end
end
if 0 < col / length(b) <= 1/2
visual = k1 * visual;
Xj = Xi + (2 * rand(length(Xi), 1) - 1) * visual;
end
if 1/2 < col / length(b) <= 1
visual = k2 * visual;
Xj = Xi + (2 * rand(length(Xi), 1) - 1) * visual;
end
end
```

3.3 体能变换模型

人工鱼群算法是受自然界中鱼的启发而提出的算法,而体能变换模型是根据自然界中运动和体能之间的规律改编的,体能的消耗直接影响了鱼群移动的步长,因此在改进基本人工鱼群算法时鱼群的体能也成为我们要考虑的因素之一。在鱼群觅食的后期,体能有了一定的消耗,会使鱼群的觅食、聚群和追尾等行为中的步长下降。如果鱼群继续以之前的步长移动则容易使鱼群陷入局部最优,适时地减小鱼群的步长显得尤为重要。

体能变换模型:设 φ 为体能开始衰减的阈值; $stop$ 代表人工鱼运动单元,初始值为 0,随着算法的迭代, $stop$ 会逐渐变大。当 $stop$ 的值大于或等于 φ 时,说明人工鱼的体能开始衰减,随之会影响人工鱼的觅食、聚群和追尾行为中步长的变化,按式(8)对各行为中的步长进行减小操作。只有在鱼觅得食物体能得到补充后,鱼群移动步长才会变大。

$$step = \alpha * step \quad (8)$$

其中,体能衰减因子 $\alpha \in (0, 1)$,根据实验结果文中取 $\varphi = 5$ 。

3.4 IAFSA 算法的步骤和流程

如图 1 所示,改进算法(IAFSA)按如下步骤执行。

步骤 1 设置改进人工鱼群算法中的各个参数: $fish_Num, Step, Visual, try_number, stop, \varphi$ 等。

步骤 2 根据 3.1 节的改进对人工鱼群的个体位置进行初始化。

步骤 3 分别对每条人工鱼进行聚群和追尾行为,当不满足约束条件时执行改进的觅食行为,改进的觅食行为见 3.2 节。

步骤 4 对所有鱼群个体进行体能判断,若满足体能衰减的条件,则执行 3.3 节中式(8)。

步骤 5 判断是否满足终止条件,若不满足则执行步骤 3;否则,跳转到步骤 6。

步骤 6 返回最优值。

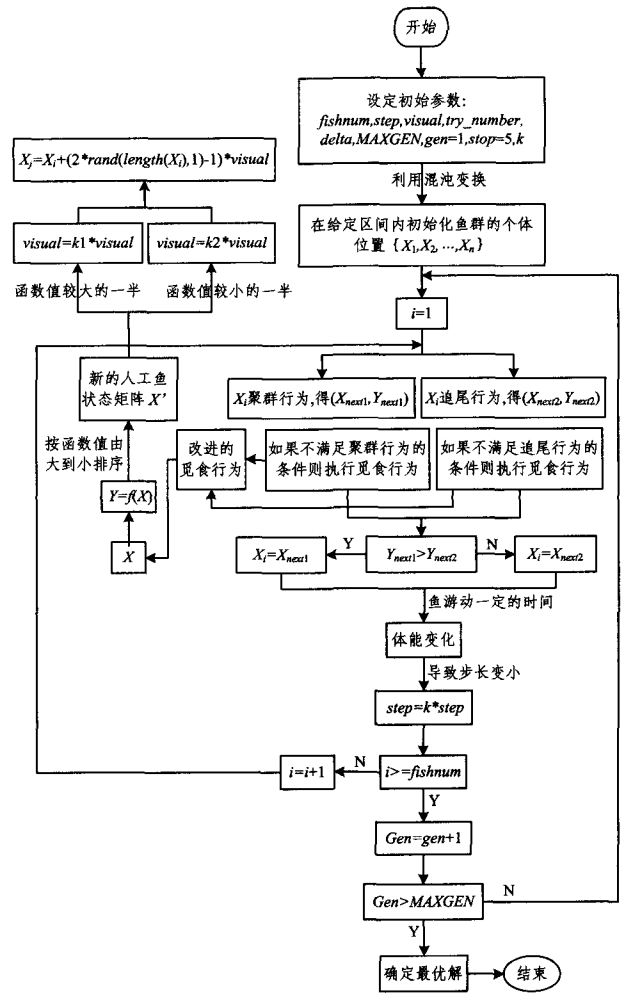


图 1 IAFSA 的流程

4 仿真实验及结果分析

4.1 测试函数

为了验证改进算法的有效性,选取以下 3 个典型的测试函数进行仿真实验。

$F1: f(x, y) = -x^2 - y^2$, 如文献[2, 10-11], 变量 x, y 的取值范围为 $[-5, 5]$, 全局极大值为 0。该函数在坐标系中的三维图形如图 2 所示。

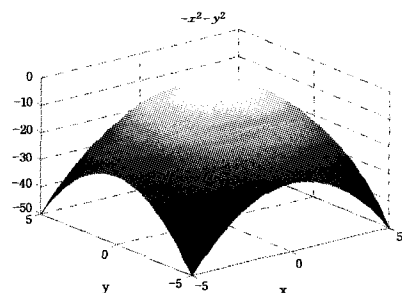


图 2 函数 F1 的三维图

$F2: f(x, y) = -x^2 - y^2 + \cos(18 * x) + \cos(18 * y)$, 如文献[12], 变量 x, y 的范围为 $[-1, 1]$, 全局极大值为 2。该函数在坐标系中的三维图形如图 3 所示。

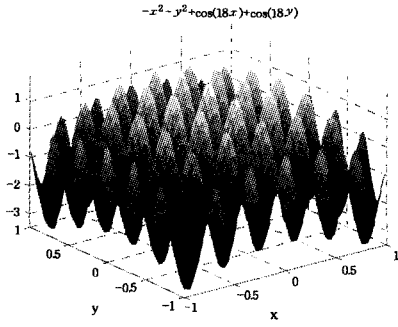


图3 函数F2的三维图

F3: $f(x, y) = -4 - 4.5 * x + 4 * y - x^2 - 2 * y^2 + 2 * x * y - x^4 + 2 * x^2 * y$, 如文献[12], 变量 x, y 的范围为 $[-100, 100]$, 全局极大值为 0.5134。该函数在坐标系中的三维图形如图4所示。

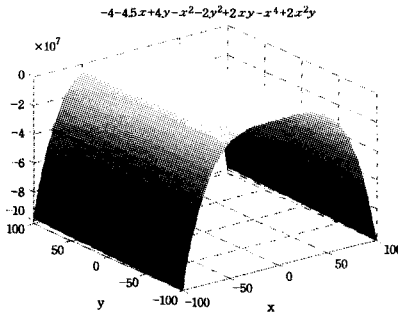


图4 函数F3的三维图

4.2 固定迭代次数下的仿真实验

IAFSA算法中各参数设置如下:人工鱼群总数 $fishNum=50$, 最大迭代次数 $MAXGEN=200$, 最大试探次数 $try_number=10$, 拥挤度因子 $\delta=0.618$, 体能衰减阈值 $\varphi=5$, $Visual=5$, 步长 $Step=2.5$ 。对于 F2 函数, 人工鱼群初始化体能衰减因子 $\alpha=0.2$ 。对于 F1 函数, 人工鱼群初始化视野 $Visual=5$, 步长 $Step=3$ 。对于 F3 函数, 人工鱼群初始化视野 $Visual=5$, 步长 $Step=2$ 。每个算法均在不同的函数上独立运行 20 次。

表1列出了AFSA和IAFSA求解函数F1, F2, F3的实验结果。由表1可以看出:IAFSA算法的所有实验结果均优于AFSA算法。图5—图7示出了函数F1, F2, F3分别采用IAFSA和AFSA运行20次后的平均收敛曲线, 横坐标代表迭代次数, 纵坐标代表函数值。从图6中可以看出, IAFSA算法的收敛速度和寻优精度明显优于AFSA。图7中IAFSA算法较AFSA算法前期收敛速度慢, 在迭代20次后, IAFSA的收敛速度和寻优精度均优于AFSA。对于F1函数, 两算法的收敛曲线十分接近, 无法从图5中区分。图8中纵坐标取图5中纵坐标的精确度即 $-\log(W)/\log(10)$, 横坐标表示迭代次数, 其中 W 代表算法IAFSA和AFSA独立运行20次的平均结果矩阵。从图8中可以看出, IAFSA算法随着迭代次数的增加收敛精度最终达到 10^{-22} , 而AFSA算法随着迭代次数的增加收敛精度最后只达到 10^{-4} , 由此可知IAFSA算法具有更好的优化性能。

表1 固定迭代次数下的实验结果

函数	算法	最优值	平均值	最差值	标准差
F1	AFSA	-0.5494551558 1.0E-07	-0.6194067949 1.0E-04	-0.1044303863 1.0E-04	0.1918752049 1.0E-04
	IAFSA	-0.1509784240 1.0E-32	-0.2299192082 1.0E-22	-0.2236248418 1.0E-21	0.7052294953 1.0E-22
F2	AFSA	0.51340762827	0.5133201216	0.5128406608	0.1748800380 1.0E-03
	IAFSA	0.51340051123	0.51340406051	0.51340922334	0.3679740479 1.0E-05
F3	AFSA	1.99997197552	1.99916014985	1.99720282329	0.8955248669 1.0E-03
	IAFSA	2.0	1.999999999999	1.999999999996	0.1255871365 1.0E-12

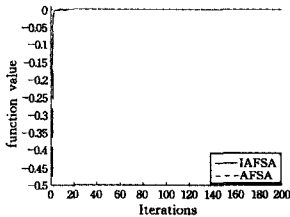


图5 函数F1的收敛曲线

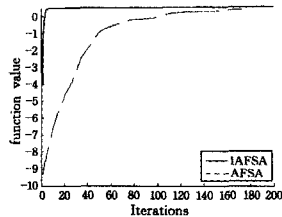


图6 函数F2的收敛曲线

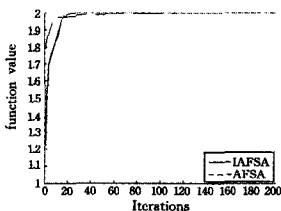


图7 函数F3的收敛曲线

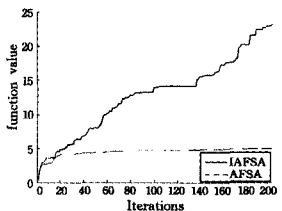


图8 函数F1的精度收敛曲线

4.3 固定收敛精度下的实验结果

对函数F1, F2和F3设置不同的收敛精度, 最大迭代次数设置为200, 其他参数的设置同4.2节。函数F1, F2和F3均为求最大值问题, 函数F1的最大值为0, 设第一个收敛精度为 $-0.1 * 10^{-4}$, 第二个精度为 $-0.1 * 10^{-20}$; 函数F2的最大值为0.5134, 设第一个精度为0.5133, 第二个精度为0.5134; 函数F3的最大值为2, 设第一个精度为1.99, 第二个精度为1.999999999。每个函数独立运行15次, 选择其中达到固定收敛精度时的最小迭代次数、最大迭代次数和平均迭代次数。实验结果如表2所列, 其中‘—’代表算法运行最大迭代次数时仍未达到目标精度, $※[a, b]$ 代表函数在独立运行15次内, 只有a次达到目标收敛精度, 且其中最小的迭代次数为b, 如表中 $※[1, 102]$ 表示函数F2在独立运行15次内, 只有1次达到了目标精度, 且其运行的次数为102。

表 2 固定收敛精度的实验结果

	精度	IAFSA			AFSA		
		最小迭代次数	最大迭代次数	平均迭代次数	最小迭代次数	最大迭代次数	平均迭代次数
F1	$-0.1 * 10^{-4}$	11	52	30.7	17	183	92.1
	$-0.1 * 10^{-20}$	122	149	135.1	—	—	—
F2	0.5133	3	28	11.7	30	175	113.6
	0.5134	10	67	33.9	※[1,102]	—	—
F3	1.99	15	37	24.8	3	82	26.3
	1.999999999	55	97	79.5	—	—	—

实验中对每个函数设置两个不同的收敛精度,基本人工鱼群算法在第一个收敛精度上有较好的优化性能,但是收敛速度不如 IAFSA 算法快;对于第二个收敛精度,AFSA 在最大迭代次数内无法进行优化,而 IAFSA 算法仍能成功地对方函数进行优化。从以上结果可知,相比 AFSA 算法,IAFSA 算法有更快的收敛速度和寻优精度。

4.4 与参考文献中的改进算法进行对比

为了进一步验证改进算法的有效性,将本文改进算法与参考文献中的改进算法进行实验对比。其中函数 F4, F5, F6, F7 和 F9 取自文献[2];函数 F8 取自文献[11]。

F4: $f(x, y) = -x^2 - y^2$, 变量 x, y 的范围为 $[-5, 5]$, 全局极大值为 0;

F5: $f(x, y) = -4x^2 + \frac{21}{10}x^4 - \frac{x^6}{3} - xy + 4y^2 - 4y^4$, 变量 x, y 的范围为 $[-5, 5]$, 全局极大值为 1.03162845348988;

F6: $f(x, y) = -(x^2 + y^2)^{1/4} (\sin(50 * (x^2 + y^2)^{1/10}) + 1.0)$, 变量 x, y 的范围为 $[-10, 10]$, 全局极大值为 0;

F7: $f(x, y) = -x^2 - y^2 - 25((\sin x)^2 + (\sin y)^2)$, 变量 x, y 的范围为 $[-2\pi, 2\pi]$, 全局极大值为 0;

F8: $f(x, y) = -(1 + (x + y + 1)^2) \times (19 - 14 * x + 3 * y^2 - 14x + 6xy + 3y^2) \times (30 + (2x - 3y)^2 * (18 - 32x + 12x^2 + 48y - 36xy + 27y^2))$ 变量 x, y 的范围为 $[-2, 2]$, 全局极大值为 -3;

F9: $f(x, y) = (\sum_{i=1}^5 \cos((i+1)x + i)) \times (\sum_{i=1}^5 \cos((i+1)y + i))$, 变量 x, y 的范围为 $[-10, 10]$, 全局极小值为 -186.7309。

函数 F4-F7 的公共参数设置如下:种群规模为 50, 迭代次数为 200, 体能衰减因子为 0.2。文献[2]中函数 F4, F5 和 F6 的迭代次数为 1000, 函数 F7 的迭代次数为 200。实验结果如表 3 所列, 由实验结果可知:对于函数 F4, F5 和 F6, 文

献[2]迭代 1000 次才能达到表中的结果, 而 IAFSA 算法仅迭代 200 次结果就优于文献[2], 由此可知 IAFSA 算法比文献[2]中的算法有更快的收敛速度和更高的求解精确;对于函数 F7, 在同样的迭代次数下, IAFSA 算法的精确度明显优于文献[2]。由此可知, 本文的改进算法 IAFSA 在收敛性和精确度方面均优于文献[2]。

表 3 函数 F4-F7 的对比实验结果

函数	算法	函数最优值
F4	IAFSA	-4.3593771308573503E-32
	文献[2]	-4.712830057801123E-16
F5	IAFSA	1.031628453489877
	文献[2]	1.031628453489855
F6	IAFSA	0
	文献[2]	0
F7	IAFSA	-1.0701832287353836E-34
	文献[2]	-2.278948208429388E-20

函数 F8, F9 的公共参数设置如下:鱼群总数为 50, 初始视野为 5, 体能衰减因子为 0.2。为了与文献[2, 11]的结果进行比较, 设置函数 F8 的迭代次数和文献[11]保持一致, 即 200 次;函数 F9 的迭代次数和文献[2]保持一致, 即 100 次。其中 GSO 为人工萤火虫算法, GSO-Powell 为利用 Powell 方法局部优化的人工萤火虫算法, GAFSA 为全局鱼群算法。函数 F8 和 F9 的实验结果如表 4 所列, 从实验结果中可知:对于函数 F8, IAFSA 算法的最优值、最差值和平均值均明显优于算法 AFSA, GSO, GSO-Powell;对于函数 F9, IAFSA 算法的最优值、最差值和平均值均优于 AFSA 和 GAFSA 算法, 虽然最优值不如文献[2]精确, 但最差值和平均值均优于文献[2], IAFSA 算法总体优于文献[2]。

综上所述, 相对于算法 AFSA, GSO, GSO-Powell, GAFSA 和文献[2], 算法 IAFSA 具有更快的收敛速度和更高的寻优精度。

表 4 函数 F8 和 F9 的对比实验结果

	算法	最优值	最差值	平均值	标准差
F8	IAFSA	-3.00000000000138e+000	-2.99999999999921e+000	-3.00000000000707e+000	0.2186740944396E-12
	AFSA	-3.0002910905305367e+000	-3.0204894050210989e+000	-3.0062342569169656e+000	0.7021963442416E-02
	GSO	-3.000008160407742e+001	-3.000011647382663e+000	-4.350255558363915e+000	—
	GSO-Powell	-3.000137169927974e+001	-2.99999999999959e+000	-7.05006947777162e+000	—
F9	IAFSA	-186.730908820478	-186.73088769584	-186.73090568699	0.5056984886E-04
	AFSA	-186.538084247733	-184.52895038782	-185.81159308244	0.7658636215
	GAFSA	-186.73078593256	-186.255978268814	-186.56557569071	0.3804694830
	文献[2]	-186.730908831024	-186.7302308575590	-186.7308162947341	2.0611515297E-04

4.5 收敛性验证

群智能优化算法是近几年讨论得比较多的优化算法, 其中大部分算法是根据自然界中动物的行为提出的, 这些算法

的理论依据比较薄弱。相比于基本人工鱼群算法, IAFSA 算法的收敛性和寻优精度都有了明显的提高。这里主要从 F1, F2 和 F3 函数在迭代 200 次的鱼群分布情况来更加直观地对

算法的收敛性进行验证。

F1, F2 和 F3 函数中各参数的设置同 4.2 节,由 4.2 节的结果可知 IAFSA 算法的寻优精度明显优于 AFSA,那么收敛性能如何呢? 图 9—图 14 为 AFSA 和 IAFSA 在迭代 200 次的鱼群分布情况,从图中可以明显看出:IAFSA 算法在迭代的过程中几乎所有的个体鱼都能很快地收敛到最优点附近,只有少数个体不能收敛到最优点;而 AFSA 算法的收敛性则特别差。由此可知,改进算法(IAFSA)在收敛性方面比基本人工鱼群算法有了明显的提高。

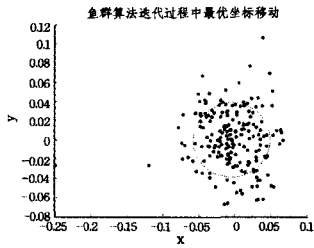


图 9 AFSA 下函数 F1 迭代 200 次的鱼群分布图

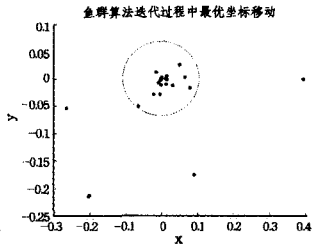


图 10 IAFSA 下函数 F1 迭代 200 次的鱼群分布

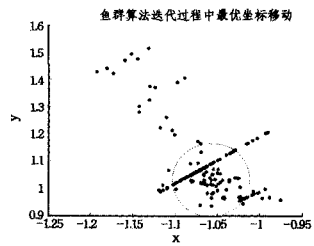


图 11 AFSA 下函数 F2 迭代 200 次的鱼群分布图

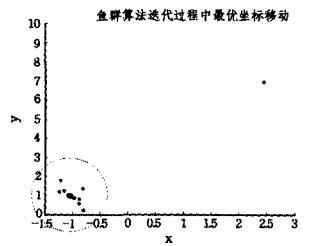


图 12 IAFSA 下函数 F2 迭代 200 次的鱼群分布

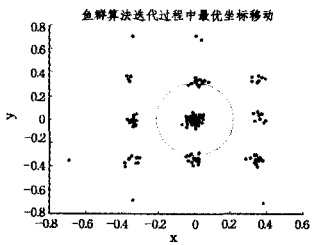


图 13 AFSA 下函数 F3 迭代 200 次的鱼群分布图

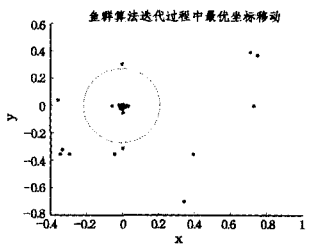


图 14 IAFSA 下函数 F3 迭代 200 次的鱼群分布图

4.6 IAFSA 算法求解 TSP(14 个城市)

4.6.1 基本实验数据

旅行商问题 TSP(Traveling Salesman Problem, TSP)是验证人工鱼群算法有效性的一个经典实例。本文通过经典的 14 个城市问题对改进人工鱼群算法的性能进行验证,目前最优值为 29.3405。

在改进的人工鱼群算法中,人工鱼的各项参数设置如下:人工鱼的规模为 50,迭代次数为 200, try_number=200, Visual=5, delta=0.618 等。14 个城市的坐标如表 5 所列。实验工具为 Matlab 2014a。

表 5 14 个城市的坐标

城市	1	2	3	4	5	6	7
X 轴	16.47	16.47	20.09	22.39	25.23	22.00	20.47
Y 轴	96.10	94.44	92.54	93.37	97.24	96.05	97.02
城市	8	9	10	11	12	13	14
X 轴	17.20	16.30	14.05	16.53	21.52	19.41	20.09
Y 轴	96.29	97.38	98.12	97.38	95.59	97.13	92.22

4.6.2 实验结果分析

人工智能优化算法种类很多,如粒子群算法、模拟退火算法、蜂群算法、遗传算法、蚁群算法等,这些算法在求解最短路径问题方面都有应用。本文使用基本人工鱼群算法和模拟退火算法(Simulated Annealing, SA)对 14 个城市求解最短路径问题进行实验对比。

图 15 为 14 个城市的初始轨迹图,对 14 个城市求解最短路径,最优解不唯一。图 16—图 18 分别为算法 IAFSA, SA, AFSA 的最优轨迹路线图。图 19 是 IAFSA, AFSA 和 SA 算法在 14 个城市下的收敛曲线图,从中可以看出 IAFSA 的最优值优于 AFSA 算法的最优值。IAFSA 算法的最优值为 29.0345,等于目前最优值,最优解为 14->3->4->5->6->12->7->13->8->11->9->10->1->2->14; AFSA 算法的最优值为 29.6708,最优解为 1->10->9->11->13->7->12->6->5->4->3->14->2->8->1,由此可知 IAFSA 比 AFSA 具有更高的精确度;对于 SA 算法,最优值为 29.3405,最优解为 9->11->8->13->7->12->6->5->4->3->14->2->1->10->9,等于目前最优值。虽然 IAFSA 和 SA 两算法的最优值相同,但是从图 21 可以看出在相同的迭代次数下,IAFSA 在迭代 18 次时就达到了最优值,而 SA 算法在迭代将近 70 次时才达到了最优值,即 IAFSA 比 SA 具有更快的收敛速度。综上所述,IAFSA 有更好的优化性能(图 18—图 20 中的“▽”代表最优解的始点和终点)。

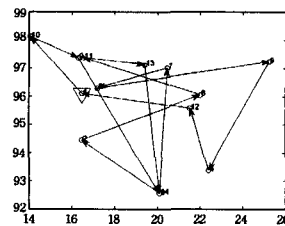


图 15 14 个城市的初始轨迹

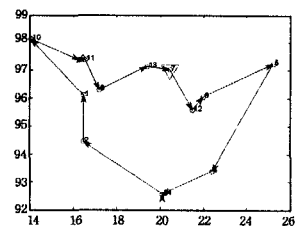


图 16 IAFSA 算法的最优状态

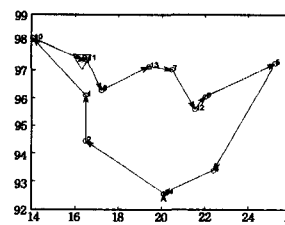


图 17 SA 算法的最优状态

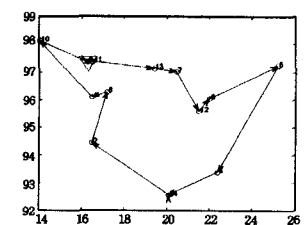


图 18 AFSA 算法的最优状态

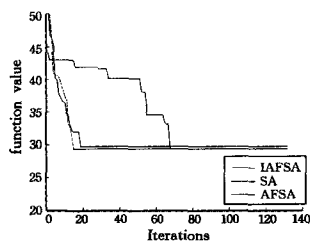


图 19 IAFSA, AFSA, SA 收敛曲线对比图

结束语 针对基本人工鱼群算法存在的缺点,提出了一种新的改进人工鱼群算法(IAFSA)。IAFSA 算法主要从步长和视野参数方面进行改进,首先在觅食行为中对具有不同适应值的人工鱼个体采用不同的觅食规则,动态地调整觅食过程中视野的大小,提高了算法的寻优速度并降低了算法陷入局部极值的可能;其次,算法从鱼群的体能着手,充分考虑鱼群的个体因素,随着觅食过程的进行,在觅食后期鱼群体能慢慢变弱,直接影响到鱼群各行为中移动的步长适时地减小鱼群移动的步长可以提高算法的收敛速度和寻优精度;最后,通过标准测试函数和 14 个城市的 TSP 对改进算法进行了实验对比,仿真实验结果证明了改进算法具有更好的优化性能。

参考文献

- [1] LI X L. A new kind of Intelligent Optimization Method - Artificial Fish Swarm Algorithm [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2003. (in Chinese)
李晓磊. 一种新型的智能优化方法-人工鱼群算法[D]. 杭州:浙江大学, 2003.
- [2] ZHU X H, NI Z W, CHENG M Y. Improved Artificial Fish Swarm Algorithm with Variable Step Size[J]. Computer Science, 2015, 42(2): 210-216. (in Chinese)
朱旭辉, 倪志伟, 程美英. 变步长自适应的改进人工鱼群算法[J]. 计算机科学, 2015, 42(2): 210-216.
- [3] ZHANG Y J, LI Z W, FENG Z H, et al. An Improved Artificial Fish Swarm Algorithm Based on Dynamic Parameter Adjustment[J]. Journal of Hunan University (Natural Science Edition), 2012, 39(5): 77-82. (in Chinese)
张英杰, 李志武, 奉中华. 一种基于动态参数调整的改进人工鱼群算法[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2012, 39(5): 77-82.
- [4] SUN W J, LU Y L, SUN S B, et al. Artificial Fish Swarm Algorithm Based on Constrained Optimization Problem and its Improvement [J]. Journal of Jilin Institute of Chemical Technology, 2014, 31(11): 74-78. (in Chinese)
孙王杰, 卢月亮, 孙书贝, 等. 基于约束优化问题的人工鱼群算法及其改进[J]. 吉林化工学院学报, 2014, 31(11): 74-78.
- [5] CHENG Y M, JIANG M Y. Adaptive Resource Allocation for Multi Users OFDM System Based on Improved Artificial Fish Swarm Algorithm [J]. Computer Application Research, 2009, 26(6): 2092-2094. (in Chinese)
程永明, 江铭炎. 基于改进人工鱼群算法的多用户 OFDM 系统自适应资源分配[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(6): 2092-2094.
- [6] YANG Z Q, LIU H, WANG A L. A Hybrid Intelligent Optimization Algorithm of artificial fish Swarm [J]. Journal of Shandong Normal University (Natural Science Edition), 2013, 28(3): 20-23. (in Chinese)
杨增桥, 刘弘, 王爱霖. 一种人工鱼群混合智能优化算法[J]. 山东师范大学学报(自然科学版), 2013, 28(3): 20-23.
- [7] XIU C B, ZHANG Y H. Hybrid Optimization Algorithm Based on Ant Colony and Artificial Fish Swarm [J]. Computer Engineering, 2008, 34(14): 206-207. (in Chinese)
修春波, 张雨虹. 基于蚁群与鱼群的混合优化算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(14): 206-207.
- [8] WANG Z J, YU Y, PENG P Z, et al. Application of Chaotic Search in Artificial Fish Swarm Algorithm [J]. Industrial Control Computer, 2015(4): 83-85. (in Chinese)
王兆嘉, 俞毅, 彭培真, 等. 混沌搜索在人工鱼群算法中的应用[J]. 工业控制计算机, 2015(4): 83-85.
- [9] QU L D, HE D X. A Chaotic Artificial Fish Swarm Optimization Algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2010(22): 40-42. (in Chinese)
曲良东, 何登旭. 一种混沌人工鱼群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2010(22): 40-42.
- [10] LIU L Z, ZHOU Y Q. A new Hybrid Global Optimization Algorithm Based on Artificial Fish Swarm and Culture Algorithm [J]. Computer Application Research, 2009, 26(12): 4446-4448. (in Chinese)
刘凌子, 周永权. 一种基于人工鱼群和文化算法的新型混合全局优化算法[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(12): 4446-4448.
- [11] ZHANG J L, ZHOU Y Q. An Artificial Glowworm Swarm Optimization Algorithm Based on Powell Local Optimization Method [J]. Pattern recognition and artificial intelligence, 2011, 24(5): 680-684. (in Chinese)
张军丽, 周永权. 一种用 Powell 方法局部优化的人工萤火虫算法[J]. 模式识别与人工智能, 2011, 24(5): 680-684.
- [12] MA X M, LIU N. Adaptive Field of View Artificial Fish Swarm Algorithm for Solving Shortest Path Problem [J]. Journal of communication, 2014(1): 1-6. (in Chinese)
马宪民, 刘妮. 自适应视野的人工鱼群算法求解最短路径问题[J]. 通信学报, 2014(1): 1-6.
- [13] ZHANG C, ZHANG F M, LI F, et al. Improved artificial fish swarm algorithm [C]//2014 IEEE 9th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). IEEE, 2014.
- [14] LI Z P, WANG Y, ZHANG C Z. An Artificial Fish Swarm Algorithm Based on Dynamic Swimming Modes [J]. Computer Simulation, 2015, 32(4): 208-215. (in Chinese)
李志平, 王勇, 张呈志. 一种采用动态游动模式的鱼群算法[J]. 计算机仿真, 2015, 32(4): 208-215.
- [15] LI Y S, PAN J S, ZHANG Q D. Using Improved Artificial Fish Swarm Algorithm to Solve TSP Problem [J]. Journal of Shijiazhuang Railway University (Natural Science Edition), 2011, 24(2): 103-110. (in Chinese)
李跃松, 樊金生, 张巧迪. 用改进的人工鱼群算法求解 TSP 问题[J]. 石家庄铁道大学学报(自然科学版), 2011, 24(2): 103-110.