

# 改进人工鱼群算法及其在时滞系统辨识中的应用

曹法如<sup>✉</sup>, 冯茂林

北京科技大学机械工程学院, 北京 100083

✉通信作者 E-mail: caofaru@163.com

**摘 要** 针对人工鱼群算法(AFSA)存在收敛速度慢和寻优精度低等问题,本文提出了一种改进人工鱼群算法(IAFSA)。该算法中的人工鱼能够根据鱼群当前状态调整自身的视野和步长来平衡局部搜索和全局搜索。此外,算法中还加入了引导行为,即人工鱼在觅食行为未发现更优的位置时,当前人工鱼向最优人工鱼移动一步。仿真结果表明,改进人工鱼群算法在收敛速度、寻优精度和克服局部极值等方面有很大优势。本文将改进鱼群算法应用时滞系统的辨识中,辨识结果表明改进算法能获取被控对象的精准数学模型,并具有较强的抗干扰能力。

**关键词** 人工鱼群算法; 函数优化; 系统辨识; 时滞系统

**分类号** TP181

## An improved artificial fish swarm algorithm and its application on system identification with a time-delay system

CAO Fa-ru<sup>✉</sup>, FENG Mao-lin

School of Mechanical Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

✉Corresponding author, E-mail: caofaru@163.com

**ABSTRACT** To remedy the low convergence rate and low optimization accuracy of the artificial fish swarm algorithm (AFSA), an improved artificial fish swarm algorithm (IAFSA) was proposed. In the improved algorithm, the artificial fish could adjust the vision and step and form a balance between the local search and global search by identifying the actual condition. Furthermore, when the artificial fish in the foraging behavior does not find a better position than the current location, it steps forward to the optimal artificial fish by introducing the guide behavior to improved algorithm. The results indicate that the improved algorithm has advantages such as convergence rate, optimization accuracy, and anti local extremum value. The improved algorithm was applied to the system identification with the time-delay model. This algorithm can obtain a precise mathematical model of the controlled object and acquire great identification accuracy in the case of external interference.

**KEY WORDS** artificial fish swarm algorithm; function optimization; system identification; time-delay systems

人工鱼群算法(artificial fish swarm algorithm, AFSA)是一种基于动物自治体的寻优模式,根据鱼群的捕食行为等特点提出了人工鱼群算法,该算法中包含觅食行为、聚群行为和追尾行为等<sup>[1]</sup>。因人工鱼群算法对初值敏感性低,并具有较强的鲁棒性和全局收敛性,所以该算法已被广泛应用于科学研究和工业生产等领域<sup>[2-5]</sup>。研究发现,该算法在搜索后期的存在盲目

性大、收敛速度慢和计算精度低等问题,为解决上述问题,本文提出了一种改进型人工鱼群算法(improved artificial fish swarm algorithm, IAFSA)。在原始人工鱼群算法中,随机行为可以看作觅食行为的简化,并不利于快速的向最优区域靠拢。因此增加引导行为来改善寻优速度,即人工鱼未发现更优位置时,向全局中最优人工鱼移动一步。改进后人工鱼可根据自身状态动态

收稿日期: 2016-06-28

基金项目: 北京市科技计划资助项目(Z121100003012016)

调整视野和步长,较好地平衡全局搜索和局部搜索.仿真结果表明,改进人工鱼群算法在大多数寻优问题中具有更高的寻优精度和更快的收敛速度.

在系统控制领域,使用实验数据获取精准控制模型是该领域的重要课题之一.经典的模式辨识方法有最小二乘法、极大似然估计和预报误差估计等.近几年来,随着智能算法的兴起和发展,智能算法已被应用到系统辨识中,例如粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)和遗传算法(genetic algorithm, GA)等<sup>[6-10]</sup>.本文利用改进鱼群算法对时滞系统进行仿真辨识,并对叠加白噪声的时滞系统进行仿真辨识.辨识结果表明该算法能够获取辨识对象的精准数学模型,也证明了改进鱼群算法的有效性.

## 1 改进的人工鱼群算法(IAFSA)

### 1.1 相关定义

人工鱼的状态可用向量表示为  $X = (X_1, X_2, \dots, X_N)$ , 其中  $X_i (i=1, 2, \dots, N)$  为被寻优的变量,  $N$  为人工鱼数量.  $Y = f(X)$  为人工鱼当前位置的食物浓度.  $Visual$  表示人工鱼的视野,  $Step$  表示人工鱼的移动步长,  $\delta$  表示拥挤因子,  $d_{ij} = \|X_i - X_j\|$  为人工鱼之间的距离,  $i$  和  $j$  表示人工鱼的编号.

### 1.2 觅食行为

设定当前人工鱼的状态为  $X_i$ , 在其视野范围内, 按照公式(1)随机选择一个状态  $X_j$ . 在求极大值问题中, 即  $Y_i < Y_j$  (在极小值问题中,  $Y_i > Y_j$ , 因为极大值和极小值问题可以相互转化, 以下以极大值问题讨论), 则  $X_i$  直接移动到  $X_j$ ; 否则, 重新选择一个随机状态  $X_j$ ; 反复尝试后(大于最大尝试次数), 若仍不能满足移动条件, 则使用引导行为按照公式(2)向全局最优位置  $X_g$  移动.

$$X_j = X_i + (2 \times \text{rand} - 1) \times \text{Visual}, \quad (1)$$

$$X_j = X_i + \text{rand} \times \text{Step} \frac{X_g - X_i}{\|X_g - X_i\|}. \quad (2)$$

式中:  $i, j=1, 2, 3, \dots, N$ ,  $\text{rand}$  是  $[0, 1]$  之间的随机数.

### 1.3 聚群行为

设定人工鱼的当前状态为  $X_i$ ,  $m$  是  $X_i$  的视野范围内人工鱼数量,  $X_c$  是人工鱼当前视野中所有人工鱼的中心. 若  $Y_i < Y_c$  且  $Y_c/m > \delta Y_i$ ,  $X_i$  向  $X_c$  移动一步, 否则执行觅食行为<sup>[11]</sup>.

### 1.4 追尾行为

设定人工鱼的当前状态为  $X_i$ ,  $X_j$  是  $X_i$  的当前视野中的最优人工鱼位置. 若  $Y_i < Y_j$  且  $Y_j/m > \delta Y_i$ , 则向  $X_j$  的方向移动一步, 否则执行觅食行为<sup>[11]</sup>.

### 1.5 动态视野和步长

文献[12]中已对动态调整视野  $Visual$  和步长  $Step$

的方法进行了详细阐述, 通过优化寻优参数提高了算法的收敛速度和计算精度, 其表达式为

$$\begin{cases} \text{Visual} = \text{Visual} \times A + \text{Visual}_{\min}, \\ \text{Step} = \text{Step} \times A + \text{Step}_{\min}, \\ A = \exp(-30(t/T_{\max})^2). \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $\text{Visual}_{\min} = 0.001$ ,  $\text{Step}_{\min} = 0.0002$ ,  $t$  为当前迭代次数,  $T_{\max}$  为最大迭代次数. 由于该方法需要进行参数设定, 且该方法由于与迭代次数密切相关, 导致收敛速度慢和寻优精度低, 因此本文提出了一种新的动态调整视野和步长的方法, 即设定人工鱼群的中心位置为  $X_{\text{all}}$ , 则该人工鱼的视野和步长由公式(4)计算得到.

$$a \times \text{Visual} = b \times \text{Step} = \|X_i - X_{\text{all}}\|. \quad (4)$$

式中:  $a$  和  $b$  是系数, 取值均大于 0.

### 1.6 算法流程

(1) 初始化人工鱼群, 其内容包括设定规模  $N$ 、尝试次数  $\text{Try\_number}$ 、拥挤因子  $\delta$  和最大的迭代次数  $T$  等;

(2) 按照公式(4)对视野和步长进行设定和更新;

(3) 计算人工鱼的当前食物浓度, 并与公告板上的最优值进行对比, 若优于最优值, 则更新公告板;

(4) 执行聚群行为、追尾行为和觅食行为等, 并选择最优人工鱼与公告板上的最优值进行对比, 若优于最优值, 则更新公告板;

(5) 迭代次数和寻优精度是计算终止的判定依据, 若满足其一则停止迭代计算, 否则转到(2)。

### 1.7 仿真实验

本文使用的测试平台为 Matlab2014a 和 Windows7, 其机器主频为 2.3 GHz, 内存 4 GB, 并使用 6 个基准函数作为测试函数. 如表 1 中的 6 个基准函数都是优化难度较大的复杂优化问题, 可全面地检验改进算法的性能.

为对比人工鱼群算法和改进人工鱼群算法的性能, 利用这两种算法分别对 4 种二维函数进行 50 次独立寻优测试, 并使用最优值、最差值、平均值和标准差等作为性能评价指标. 测试时鱼群规模统一设置成 50; AFSA 算法中设置  $\text{Easom}$ 、 $\text{Schaffer}$  和  $\text{Squmsquares}$  函数的尝试次数  $\text{Try\_number} = 25$ ,  $\text{Visual} = 25$ ,  $\text{Step} = 4$ ; 设置  $\text{Booth}$ 、 $\text{Eggcrate}$  和  $\text{Rastrigin}$  函数的尝试次数  $\text{Try\_number} = 25$ ,  $\text{Visual} = 1$ ,  $\text{Step} = 0.5$ ; 本文改进人工鱼群算法中设置尝试次数  $\text{Try\_number} = 25$ ,  $\mu = 0.5$ ,  $b = 2$ .

对  $\text{Easom}$ 、 $\text{Booth}$ 、 $\text{Eggcrate}$  和  $\text{Schaffer}$  函数进行了寻优测试, 设置迭代次数为 300 次, 并给出了相应的最优值、最差值、平均值、标准差和平均时间, 如表 2 所示. 寻优终止条件如公式(5)所示, 其中  $F^*$  为理论值,  $F$  为寻优值.

$$|F^* - F| < 10^{-6}. \quad (5)$$

表 1 基准函数  
Table 1 Reference function

编号	函数	表达式	维数	取值范围	理论最优解
1	Easom	$f(X) = -\cos(x_1) \cos(x_2) \times \exp(-(x_1 - \pi)^2 - (x_2 - \pi)^2)$	2	$[-100, 100]$	$\min = -1$
2	Booth	$f(X) = (x_1 + 2x_2 - 7)^2 - (2x_1 + x_2 - 5)^2$	2	$[-10, 10]$	$\min = 0$
3	Eggrate	$f(X) = x_1^2 + x_2^2 + 25(\sin^2 x_1 + \sin^2 x_2)$	2	$[-\pi, \pi]$	$\min = 0$
4	Schaffer	$f(X) = 0.5 + \frac{(\sin \sqrt{x_1^2 + x_2^2})^2 - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2}$	2	$[-100, 100]$	$\min = 0$
5	Sqmsquares	$f(X) = \sum_{i=1}^D ix_i^2$	10/20	$[-100, 100]$	$\min = 0$
6	Rastrigin	$f(X) = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	10/20	$[-5.12, 5.12]$	$\min = 0$

表 2 二维函数优化结果对比  
Table 2 Comparison of two dimensional function optimization results

函数	方法	最佳值	最差值	平均值	标准差	平均时间/s
Easom	AFSA	-1	-0.9994	-0.9999	$1.2905 \times 10^{-4}$	6.6616
	IAFSA <sup>a</sup>	-1	-1	-1	$3.0019 \times 10^{-7}$	1.9708
	IAFSA	-1	-1	-1	$2.9798 \times 10^{-7}$	0.3558
Booth	AFSA	$3.8778 \times 10^{-8}$	$9.9503 \times 10^{-7}$	$5.7542 \times 10^{-7}$	$2.9950 \times 10^{-7}$	1.0006
	IAFSA <sup>a</sup>	$5.2530 \times 10^{-8}$	$9.8125 \times 10^{-7}$	$4.4545 \times 10^{-7}$	$2.9262 \times 10^{-7}$	0.6586
	IAFSA	$1.6877 \times 10^{-8}$	$9.9473 \times 10^{-7}$	$4.3854 \times 10^{-7}$	$2.8775 \times 10^{-7}$	0.5791
Eggrate	AFSA	$6.9275 \times 10^{-8}$	$1.1218 \times 10^{-5}$	$1.1309 \times 10^{-6}$	$1.7537 \times 10^{-6}$	3.6406
	IAFSA <sup>a</sup>	$3.9301 \times 10^{-9}$	$8.9578 \times 10^{-7}$	$3.5447 \times 10^{-7}$	$2.6372 \times 10^{-7}$	1.2168
	IAFSA	$2.5636 \times 10^{-9}$	$9.9677 \times 10^{-7}$	$4.3027 \times 10^{-7}$	$3.2425 \times 10^{-7}$	0.4810
Schaffer	AFSA	$2.8652 \times 10^{-8}$	$3.4188 \times 10^{-5}$	$8.7657 \times 10^{-6}$	$8.9713 \times 10^{-6}$	5.5970
	IAFSA <sup>a</sup>	$1.8510 \times 10^{-8}$	$9.9797 \times 10^{-7}$	$5.0035 \times 10^{-7}$	$2.9768 \times 10^{-7}$	0.5565
	IAFSA	$2.2049 \times 10^{-9}$	$9.6439 \times 10^{-7}$	$3.2632 \times 10^{-7}$	$2.9739 \times 10^{-7}$	0.3259

注: a. 文献[12]提出的方法,下同。

表 2 中给出了 Easom、Booth、Eggrate 和 Schaffer 函数的优化结果。通过分析发现,在相同求解精度的前提下,改进鱼群算法在收敛速度和寻优精度方面有明显的优势。

本文采用 Sqmsquares 和 Rastrigin 函数对改进鱼群算法、粒子群算法(PSO)和遗传算法(GA)的性能进行测试。测试时种群规模均设置成 50,迭代次数为 1500 次;粒子群算法中设置初速度为  $c_1 = c_2 = 2$ ,权重为  $w = 0.7298$ ;遗传算法中设置交叉概率为 0.7,变异概率为 0.01。统计各算法的最优值、最差值、平均值和标准差如表 3 所示。

测试结果表明,除了 10 维 Rastrigin 函数外,本文提出的改进鱼群算法均优于其它算法。改进人工鱼群算法通过动态调整视野和步长以及引入引导行为克服了收敛精度低和收敛速度慢的问题。

## 2 系统辨识

在生产领域,迫切需要精准的数学模型用于设备

或系统的控制。但由于系统结构的不同和环境的复杂多变导致数学模型呈现多样化。当今社会对生产设备的稳定性和可靠性的要求越来越高,经典系统辨识方法不能满足实际工业需求。限于篇幅,本文仅利用改进鱼群算法对一阶和二阶时滞系统进行模式辨识,一阶和二阶时滞系统如表 4 所示。表中  $k$  表示放大系数,  $\tau$  表示迟滞时间,  $\mu_0$  表示时间系数,  $b_0$  表示与时间相关的系数,  $b_1$  表示与时间和阻尼相关的系数。

根据系统的输入、输出数据得到数学模型的过程被称为系统辨识。本文使用的最优目标函数如公式(6)所示<sup>[9]</sup>,  $f$  表示的是对应点的辨识输出值与理论输出值的差的平方之和,也是改进人工鱼群算法中的食物浓度函数。测试时设定算法结束条件为  $f < 10^{-6}$ ;辨识各参数的范围设置为  $(0, 10]$ ;人工鱼群算法中的种群规模为  $N = 50$ , Try\_number = 25,  $\mu = 0.5$ ,  $b = 2$ , 最大迭代次数  $T = 100$ 。

$$f = \sum_{i=1}^n \text{err}_i^2 \quad (6)$$

表 3 高维函数优化结果对比  
Table 3 Comparison of high dimensional function optimization results

函数	维数	方法	最佳值	最差值	平均值	标准差
Squmsquares	10	AFSA	1. 3713	779. 5365	169. 9517	214. 5429
		IAFSA <sup>a</sup>	$1. 0381 \times 10^{-9}$	$4. 4401 \times 10^{-6}$	$4. 6810 \times 10^{-7}$	$1. 1229 \times 10^{-6}$
		PSO	$5. 4564 \times 10^{-28}$	$6. 5316 \times 10^{-14}$	$1. 3417 \times 10^{-15}$	$9. 2349 \times 10^{-15}$
		GA	$1. 0114 \times 10^{-3}$	17. 8413	$8. 1762 \times 10^{-1}$	2. 7023
		IAFSA	$5. 9888 \times 10^{-57}$	$1. 0348 \times 10^{-41}$	$1. 1867 \times 10^{-42}$	$2. 1531 \times 10^{-42}$
	20	AFSA	$1. 0067 \times 10^4$	$3. 1160 \times 10^4$	$2. 4219 \times 10^4$	$3. 9354 \times 10^3$
		IAFSA <sup>a</sup>	$3. 2940 \times 10^{-5}$	$8. 4794 \times 10^{-5}$	$5. 6721 \times 10^{-5}$	$9. 9086 \times 10^{-6}$
		PSO	$8. 7652 \times 10^4$	$1. 5852 \times 10^6$	$5. 4685 \times 10^5$	$3. 3500 \times 10^5$
		GA	2. 7901	803. 4326	125. 1207	199. 2067
		IAFSA	$1. 2689 \times 10^{-17}$	$1. 2304 \times 10^{-4}$	$1. 6685 \times 10^{-5}$	$2. 6689 \times 10^{-5}$
Rastrigin	10	AFSA	21. 2983	41. 0617	32. 8618	4. 5161
		IAFSA <sup>a</sup>	5. 9701	17. 9095	10. 7261	2. 9149
		PSO	12. 9345	349. 2173	125. 9594	73. 0887
		GA	$8. 0130 \times 10^{-4}$	7. 0021	2. 1151	1. 6983
		IAFSA	0. 9950	10. 9445	3. 7311	1. 9525
	20	AFSA	102. 0457	133. 2552	120. 2448	8. 1998
		IAFSA <sup>a</sup>	22. 8871	64. 6735	43. 3623	7. 3832
		PSO	348. 6820	1225. 4552	674. 0951	197. 1180
		GA	4. 5570	24. 4199	13. 6161	4. 7945
		IAFSA	1. 9899	10. 9445	6. 6861	2. 1653

表 4 辨识传递函数  
Table 4 Identification of the transfer function

传递函数	表达式	模型表达式
$G_1(s)$	$\frac{3}{5s+1}e^{-6s}$	$\frac{k}{a_0s+1}e^{-\tau s}$
$G_2(s)$	$\frac{2}{3.5s^2+1.2s+1}e^{-2.5s}$	$\frac{k}{b_0s^2+b_1s+1}e^{-\tau s}$

式中  $\mu_{\text{err}_i}$  为辨识输出值和理论输出值的差,  $n$  为辨识点的个数.

2.1 一阶时滞系统辨识

(1) 一阶时滞系统辨识.

在表 4 中的一阶时滞系统  $G_1(s)$  共有三个参数需要辨识, 所以本文设定人工鱼为  $X_i = (a_0, k, \tau)$ . 测试时首先获取  $G_1(s)$  传递函数的单位阶跃响应结果作为原始辨识数据(时长为 60 s, 间隔为 1 s)<sup>[13-14]</sup>, 然后采用改进鱼群算法对原始数据进行系统辨识. 本文对一阶时滞系统  $G_1(s)$  进行 5 次辨识, 其结果如表 5 所示.

从表 5 中可看出, 改进人工鱼群算法在模式辨识中具有很高的辨识精度, 可直接用于时滞系统的辨识. 图 1 中给出了一阶系统单位阶跃响应下理论响应曲线和辨识模型的响应曲线对比结果, 从图中看出辨识结果精度很高. 图 2 中给出了系统辨识误差随迭代次数

表 5 一阶时滞系统辨识结果  
Table 5 Identification results of the first order time-delay systems

辨识次数	$a_0$	$k$	$\tau$	结束目标函数值/ $10^{-7}$
1	3. 0001	4. 9994	6. 0002	3. 7014
2	3. 0001	4. 9988	6. 0007	7. 1110
3	3. 0000	4. 9997	6. 0010	5. 9011
4	2. 9999	5. 0009	5. 9990	8. 6423
5	3. 0000	5. 0007	5. 9999	1. 5363

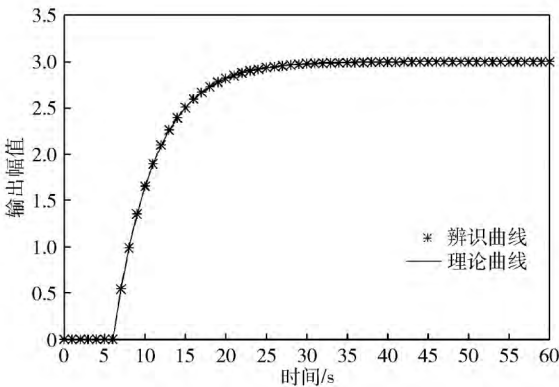


图 1 一阶时滞系统单位阶跃响应曲线  
Fig. 1 Unit step response curve of the first order delay system

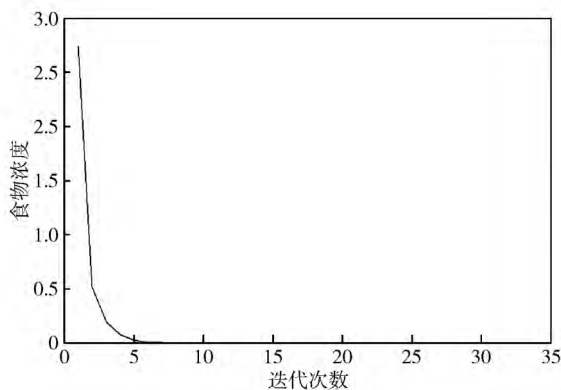


图2 一阶时滞系统单位阶跃响应迭代误差曲线

Fig. 2 Iterative error curve of unit step response of the first order delay system

的变化关系,从图中可看出本文提出的改进算法在时滞系统辨识时具有收敛速度快和辨识精度高等优点。

### (2) 一阶时滞系统中叠加白噪声辨识.

在一阶时滞系统  $G_1(s)$  中叠加均值为 0 标准差为 0.1 的白噪声. 系统辨识时使用的参数与辨识一阶时滞系统时使用的参数相同,多次系统辨识结果如表 6 所示.

表6 一阶时滞系统添加白噪声辨识结果

Table 6 Identification results of white noise for the first order time-delay systems

辨识次数	$a_0$	$k$	$\tau$	结束目标函数值
1	2.9900	4.9006	5.9022	0.5791
2	2.9731	4.5426	5.9780	0.5159
3	3.0014	4.9136	6.1291	0.5938
4	2.9970	4.7289	6.0929	0.5838
5	2.9936	4.7039	6.1458	0.5850

对比表 5 和表 6 发现,在一阶时滞系统中叠加白噪声后寻优精度有所下降,这归结于输出数据受到白噪声的干扰,导致理论模型与实际模型出现偏差,但从图 3 中可知,改进算法具有较高的抗干扰能力,且辨识精度较高.在有干扰时,约经过 15 次迭代辨识结果达到稳定,如图 4 所示.

## 2.2 二阶时滞系统辨识

### (1) 二阶时滞系统辨识.

在表 4 中,二阶时滞系统  $G_2(s)$  共有四个参数需要辨识,所以本文设定人工鱼为  $X_i = (b_0, b_1, k, \tau)$ . 测试时首先获取  $G_2(s)$  传递函数的单位阶跃响应结果作为原始辨识数据(时长为 60 s,间隔为 1 s)<sup>[13-14]</sup>. 然后采用改进鱼群算法对原始数据进行系统辨识. 本文对一阶时滞系统  $G_2(s)$  进行 5 次辨识,其结果如表 7 所示.

从表 7 中可看出,改进人工鱼群算法在模式辨识中的精度同样很高,所以该算法可直接用于二阶时滞

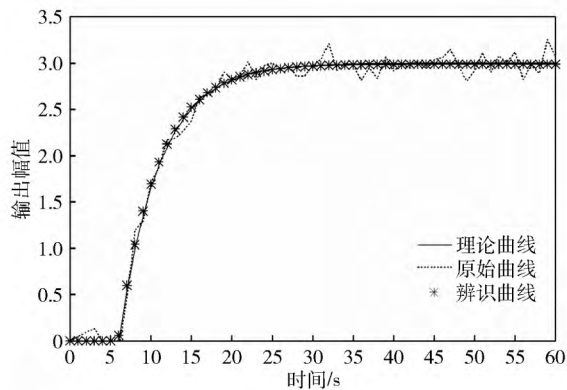


图3 带白噪声的一阶时滞系统单位阶跃响应曲线

Fig. 3 Unit step response curve of the first order delay system with white noise

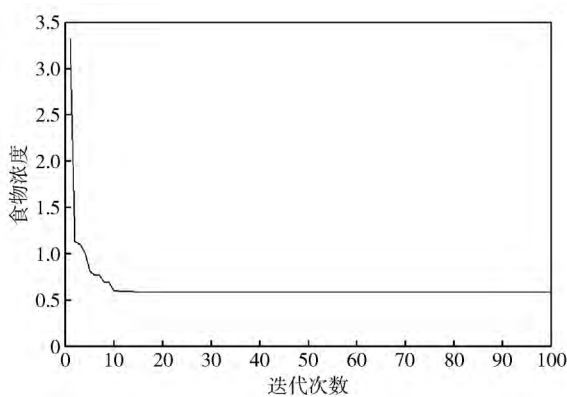


图4 带白噪声的一阶时滞系统单位阶跃响应迭代误差曲线

Fig. 4 Iterative error curve of unit step response of the first order delay system with white noise

表7 二阶时滞系统辨识结果

Table 7 Identification results of the two order time-delay systems

辨识次数	$b_0$	$b_1$	$k$	$\tau$	结束目标函数值/ $10^{-7}$
1	2.0001	3.5013	1.2004	2.4993	7.1917
2	2.0000	3.4991	1.1997	2.5004	3.5348
3	2.0000	3.5005	1.2001	2.4990	9.0177
4	2.0000	3.4998	1.2006	2.4998	9.8710
5	2.0000	3.5006	1.1998	2.5001	5.2533

系统辨识. 图 5 中给出理论响应曲线和辨识模型的响应曲线对比结果,从图中可看出辨识精度很高. 图 6 中给出了二阶时滞系统辨识误差随迭代次数的变化关系,从图中可看出本文提出的改进算法在二阶时滞系统辨识时具有收敛速度较快和辨识精度较高的特点.

### (2) 二阶时滞系统中叠加白噪声辨识.

在二阶时滞系统  $G_2(s)$  中叠加均值为 0 标准差为 0.12 的白噪声,系统辨识时使用的优化参数与辨识二阶时滞系统时使用的参数相同,系统辨识结果如表 8 所示.

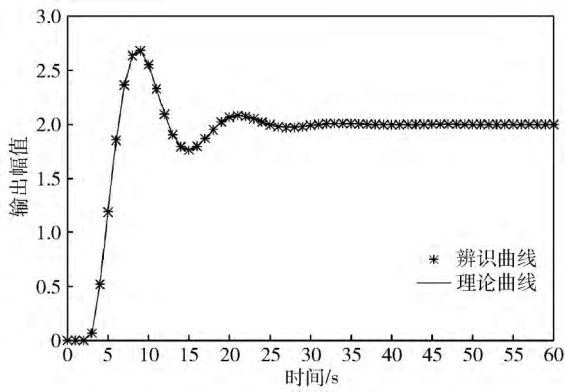


图5 二阶时滞系统单位阶跃响应曲线

Fig.5 Unit step response curve of the two order delay system

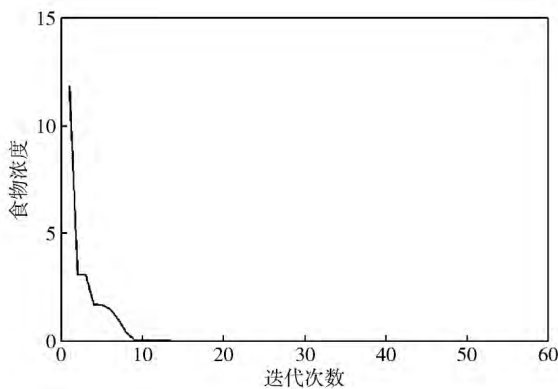


图6 二阶时滞系统单位阶跃响应迭代误差曲线

Fig.6 Iterative error curve of unit step response of the two order delay system

表8 二阶时滞系统添加白噪声辨识结果

Table 8 Identification results of white noise for the two order time-delay systems

辨识次数	$b_0$	$b_1$	$k$	$\tau$	结束目标函数值
1	2.0012	3.5772	1.1688	2.6208	0.8260
2	2.0041	3.3528	1.1811	2.6584	0.8452
3	2.0018	3.3975	1.0953	2.6887	0.8246
4	1.9949	3.4126	1.1151	2.6280	0.8456
5	1.9965	4.0692	1.3688	2.1826	0.8023

对比表7和表8发现,在叠加白噪声后的寻优精度有所下降,主要原因与一阶时滞系统加入白噪声原因相同。但从图7中可以看出辨识结果依然具有较高的精度。从图8中可知,在有干扰时,约经过20次迭代辨识结果达到稳定。

### 3 结论

本文提出了一种改进人工鱼群算法(IAFSA),该算法中人工鱼能根据当前所处状态动态调整视野和步长来平衡局部搜索和全局搜索。此外,算法中还加入引导行为,即在觅食行为未发现更优位置时,人工鱼向

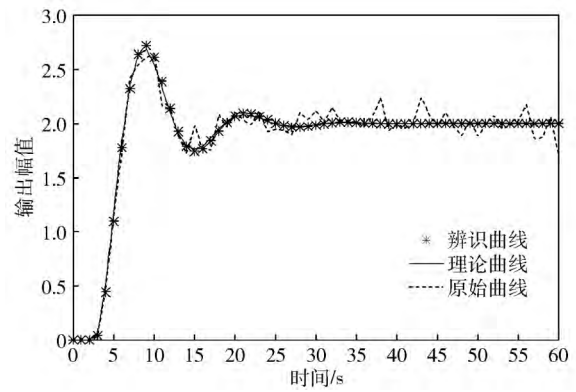


图7 带白噪声的二阶时滞系统单位阶跃响应曲线

Fig.7 Unit step response curve of the two order delay system with white noise

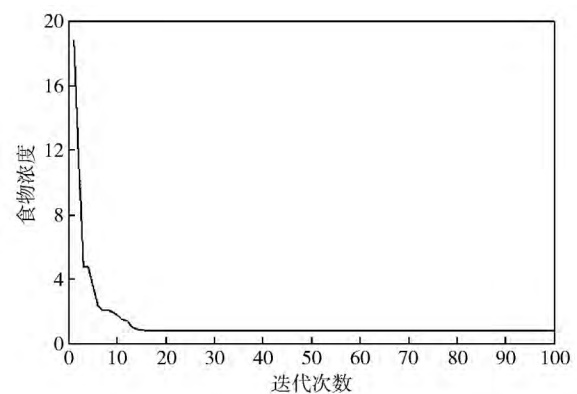


图8 带白噪声的二阶时滞系统单位阶跃响应迭代误差曲线

Fig.8 Iterative error curve of unit step response of the two order delay system with white noise

最优人工鱼移动一步。文中使用改进鱼群算法、粒子群算法和遗传算法对标准测试函数进行寻优测试,结果表明本文算法在计算速度和寻优精度方面更具优势。本文将改进型鱼群算法应用到时滞系统的辨识中,测试结果表明可在时滞系统辨识问题中使用改进鱼群算法。此外,在时滞系统叠加白噪声进行辨识测试,结果表明该算法仍然具有较高的辨识精度和抗干扰能力,可为工业生产过程中的时滞系统辨识问题提供新思路 and 方向。

### 参 考 文 献

- [1] Li X L, Shao Z J, Qian J X. An optimizing method based on autonomous animals: fish-swam-algorithm. *Syst Eng Theory Pract*, 2002, 22(11): 32  
(李晓磊,邵之江,钱积新.一种基于动物自治体的寻优模式:鱼群算法.系统工程理论与实践,2002,22(11):32)
- [2] Liao C X, Zhang P, Li X S, et al. Optimal deployment in sensor networks based on hybrid artificial fish school algorithm. *J Beijing Univ Aeronaut Astronaut*, 2010, 36(3): 373  
(廖灿星,张平,李行善,等.基于混合人工鱼群算法的传感器

- 网络优化. 北京航空航天大学学报, 2010, 36(3): 373)
- [3] Chen X Q, Liu J M, Huang Y W, et al. Transformer fault diagnosis using improved artificial fish swarm with rough set algorithm. *High Voltage Eng*, 2012, 38(6): 1403  
(陈小青, 刘觉民, 黄英伟, 等. 采用改进人工鱼群优化粗糙集算法的变压器故障诊断. 高电压技术, 2012, 38(6): 1403)
- [4] Yang S X, Han Q, Xu L Q, et al. Comprehensive effect evaluation of energy saving and emission reduction based on fish-swarm algorithm optimizing neural network. *J Cent South Univ Sci Technol*, 2012, 43(4): 1538  
(杨淑霞, 韩奇, 徐琳茜, 等. 鱼群算法与神经网络结合的节能减排效果评价. 中南大学学报(自然科学版), 2012, 43(4): 1538)
- [5] Meng Q B, Yi Y X, Qiao G L. PID controller parameters identification based on the fastest model of inertial feature systems. *J Univ Sci Technol Beijing*, 2010, 32(10): 1366  
(孟庆波, 尹怡欣, 乔桂玲. 惯性特征系统最速特征模型 PID 控制参数辨识. 北京科技大学学报, 2010, 32(10): 1366)
- [6] Liu C L, Yu X N, Yao W Y, et al. Model identification of power plant thermal process based on genetic algorithm. *Proc CSEE*, 2003, 23(3): 170  
(刘长良, 于希宁, 姚万业, 等. 基于遗传算法的火电厂热工过程模型辨识. 中国电机工程学报, 2003, 23(3): 170)
- [7] Jiao S M, Han P, Huang Y, et al. Fuzzy quantum genetic algorithm and its application research in thermal process identification. *Proc CSEE*, 2007, 27(5): 87  
(焦嵩鸣, 韩璞, 黄宇, 等. 模糊量子遗传算法及其在热工过程模型辨识中的应用. 中国电机工程学报, 2007, 27(5): 87)
- [8] Luitel B, Venayagamoorthy G K. Particle swarm optimization with quantum infusion for system identification. *Eng Appl Artif Intell*, 2010, 23(5): 635
- [9] Huang Y, Han P, Liu C L, et al. An improved quantum particle swarm optimization and its application in system identification. *Proc CSEE*, 2011, 31(20): 114  
(黄宇, 韩璞, 刘长良, 等. 改进量子粒子群算法及其在系统辨识中的应用. 中国电机工程学报, 2011, 31(20): 114)
- [10] Nelles O. *Nonlinear System Identification: from Classical Approaches to Neural Networks and Fuzzy Models*. Dordrecht: Springer Science & Business Media, 2013
- [11] Peng P Z, Yu Y, Wang Z J, et al. Improved global artificial fish swarm algorithm based on simplex method. *Comput Technol Dev*, 2015, 25(8): 75  
(彭培真, 俞毅, 王兆嘉, 等. 基于单纯形的改进全局人工鱼群优化算法. 计算机技术与发展, 2015, 25(8): 75)
- [12] Wang L G, Hong Y, Zhao F Q, et al. Improved artificial fish swarm algorithm. *Comput Eng*, 2009, 34(19): 192  
(王联国, 洪毅, 赵付青, 等. 一种改进的人工鱼群算法. 计算机工程, 2009, 34(19): 192)
- [13] Wang Q G, Zhang Y. Robust identification of continuous systems with dead-time from step responses. *Automatica*, 2001, 37(3): 377
- [14] Liu T, Gao F R. A frequency domain step response identification method for continuous-time processes with time delay. *J Process Control*, 2010, 20(7): 800