具有认知能力的捕鱼策略优化算法*

李景洋, 王　勇, 路　闯
(广西民族大学 信息科学与工程学院, 南宁 530006)

摘　要: 针对捕鱼策略优化方法在处理复杂优化问题时易陷入局部极值,且后期收敛速度慢的缺陷,根据现实中渔夫的捕鱼习惯,将渔夫的认知能力应用到基本 FSOA 中,提出了一种改进的具有认知能力的捕鱼策略优化方法(CAFSOA)。该算法中的渔夫可根据其前期捕鱼经验和当前群体状况来判断何处鱼的浓度比较高。实验结果表明,该优化方法具有较快的收敛速度和较好的优化精度,能有效地避免早熟收敛问题。

关键词: 捕鱼策略优化方法; 具有认知能力的捕鱼策略优化方法; 认知能力; 优化
中图分类号: TP18; TP301.6　　**文献标志码**: A　　**文章编号**: 1001-3695(2013)01-0124-03
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.01.030

FSOA with cognitive ability

LI Jing-yang, WANG Yong, LU Chuang
(*College of Information Science & Engineering*, *Guangxi University for Nationalities*, *Nanning* 530006, *China*)

Abstract: In order to overcome the shortcoming of standard FSOA that was easily trapped in local optimum and had a low convergence rate in the late period, according to the fishing habit of fishers, this paper applied the fishers' cognitive ability in FSOA, and put forward an improving FSOA with cognitive ability. In this optimization algorithm, every fisher could estimate, according to his fishing experience and the state the group were being in, where was relatively thick with fish in comparison with the area around him. The experiment results show that this optimization algorithm has the great advantages of a rapid convergence rate and a high accurate numerical solution over standard FSOA, and can effectively avoid being trapped into local optimum.

Key words: FSOA; CAFSOA; cognitive ability; optimization

近年来,演化计算等基于自然法则的随机搜索算法的研究越来越受到人们的重视。自 20 世纪 60 年代 Holland[1] 提出遗传算法(GA)以来,该领域的研究取得了较大的进展[1~13]。1995 年,Kennedy 等人提出了粒子群优化算法(PSO)[2]。1996 年,Dorigo 等人[6] 提出了蚁群算法(ACA)。2002 年,李晓磊等人[8] 提出了人工鱼群算法(AFSA)。这些随机搜索算法为解决工程技术等方面的复杂优化问题提供了新的契机。

最近,文献[11]则根据渔夫捕鱼行为习惯,提出了一种采用捕鱼策略的优化方法(FSOA)。该算法具有原理简单、设置参数少、易于编码实现等优点,但是该算法却存在搜索效率不高、易陷入局部极值的缺陷。针对基本 FSOA 存在的缺陷,文献[14~17]从不同的角度对 FSOA 进行了改进。文献[14]采用动态策略的模拟捕鱼优化算法,文献[15]提出将 FSOA 与 PSO 相结合的优化算法,文献[16]提出采用正交变换确定探测点的改进方法,文献[17]提出采用随机动态选择探测点的改进方法。这些改进方法增强了算法搜索跳出局部最优解的能力,在很大程度上提高了算法的搜索效率,但仍然没能从根本上避免该算法在搜索过程中陷入局部极值的情况发生。

针对基本 FSOA 存在的不足,本文将人类智能与渔夫捕鱼习惯相结合,提出一种具有认知能力的捕鱼策略优化方法(FSOA with cognitive ability, CAFSOA)。该算法中的渔夫可根据其前期捕鱼经验和当前群体状况来判断何处鱼的浓度比较高。为了测试本文算法的性能,选取了几个典型的优化问题进行算法优化性能实验。实验结果表明,该改进算法具有较好的优化性能,可有效地避免早熟收敛问题。

1　基本 FSOA 介绍

在基本 FSOA 中,渔夫采用移动搜索与收缩搜索相结合的搜索策略,以方体格式确定探测点。具体方法如下(以求最大值为例):

设 D 中随机分布有 k 个渔夫。i 渔夫在 t 时刻的位置为 $X^i(t)=[x_1^i(t),\cdots,x_n^i(t)]$(将下鱼网点抽象为无体积的点,用以表征问题的候选解)。i 渔夫在点 $X^i(t)$ 的四周按方体格式下鱼网,得到以 $X^i(t)$ 为中心的下鱼网点集为

$$\Omega(X^i(t))=\{X^i(t+1)=[x_1^i(t+1),\cdots,x_n^i(t+1)]\mid x_j^i(t+1)\in\{x_j^i(t)-l^{(-)},x_j^i(t),x_j^i(t)+l^{(+)}\},j=1,2,\cdots,n\}$$

其中:$x_j^i(t)\in D_j$,$l^{(-)}$ 和 $l^{(+)}$ 均为大于 0 的数。若 $x_j^i(t)-l^{(-)}\leqslant a_j$,则令 $x_j^i(t)-l^{(-)}=a_j$;若 $x_j^i(t)+l^{(+)}\geqslant b_j$,则令 $x_j^i(t)+l^{(+)}=b_j(j=1,\cdots,n)$。

1)移动搜索　若 $f(X^i(t+1))$ 满足公式 $f(X^i(t+1))=\max\limits_{X^i(t+1)\in\Omega(X^i(t))}f(X^i(t+1))>f(X^i(t))$,则 i 渔夫将从 $X^i(t)$ 移到

收稿日期: 2012-05-29; **修回日期**: 2012-07-03　　**基金项目**: 广西自然科学基金资助项目(0832084);广西高等学校科研资助项目(201202ZD032);广西混杂计算与集成电路设计分析重点实验室资助项目

作者简介: 李景洋(1989-),女,硕士研究生,主要研究方向为计算智能;王勇(1963-),男(通信作者),教授,博士,主要研究方向为计算智能、数据挖掘(wangygxnn@sina.com);路闯(1985-),男,硕士研究生,主要研究方向为数据挖掘、计算智能.

$X^i(t+1)$进行状态更新,并在点 $X^i(t+1)$处继续按前面的方法开展寻优活动,以期搜寻到比点 $X^i(t+1)$更优的点 $X^i(t+2)$。按这样的方法展开搜索,称之为移动搜索。

2)收缩搜索　若 $f(X^i(t+1))$满足公式 $f(X^i(t+1)) = \max_{X^i(t+1)\in\Omega(X^i(t))} f(X^i(t+1)) \leqslant f(X^i(t))$,则 i 渔夫暂时不进行状态更新(即不移动),并记 $X^i(t+1) = X^i(t)$。然后仍然在 $X^i(t)$处按方体格式下鱼网得到下网点集为

$$\Omega(X^i(t+1)) = \{X^i(t+2) = [x_1^i(t+2),\cdots,x_n^i(t+2)] \mid x_j^i(t+2) \in \{x_j^i(t+1) - \alpha l^{(-)}, x_j^i(t+1), x_j^i(t+1) + \alpha l^{(+)}\}, j = 1,2,\cdots,n\}$$

其中,$\alpha(0<\alpha<1)$称为收缩因子。然后按前面的方法来确定 $\Omega(X^i(t+1))$中是否有比 $X^i(t+1)$更优的点。按这样的方法展开搜索,称之为收缩搜索。

说明:a)算法设有公告板,公告板是记录最优渔夫个体状态的地方,每个渔夫将自己当前状态与公告板中记录进行比较,若优于公告板中的记录,则用自身状态更新公告板中的记录,否则公告板的记录不变;b)算法设在有同一点处可进行收缩搜索次数的最大阈值。若某渔夫在某点处进行收缩搜索次数达到了最大阈值,但其状态仍未发生改变,则该渔夫要在打渔作业区中重新随机选点。

2　具有认知能力的改进 FSOA

本文提出的改进 FSOA 主要采用以下策略:a)渔夫利用自身的判断力和推理能力,根据群体找到的鱼浓度最高位置和自己之前的捕鱼经验来推测哪个区域鱼的浓度可能会比较高;b)渔夫若发现某处鱼的浓度是当前最高的,则采用逐渐向该处靠近的搜索方法;c)不再采用收缩搜索策略。具体方法描述如下:

设至第 t 步,群体找到的最优位置为 $G(t) = (g_1(t),\cdots,g_n(t))$,且至第 t 步,渔夫找到的最优点为 $B^i(t) = (b_1^i(t),\cdots,b_n^i(t))$,$i$ 渔夫在 t 时刻位于 $X^i(t) = (x_1^i(t),\cdots,x_n^i(t))$。

情况 1　若 $X^i(t) \neq G(t)$,则渔夫 i 将按式(1)随机选取 N 个探测点:

$$P_j^i(t+1) = X^i(t) + r_j l\left(\beta_j \cdot \frac{Q^j(t+1)}{\| Q^j(t+1) \|} + (1-\beta_j)\frac{G(t) - X^i(t)}{\| G(t) - X^i(t) \|}\right) \tag{1}$$

其中:$j = 1,\cdots,N$,$Q^j(t+1) = [q_1^j(t+1),\cdots,q_n^j(t+1)]$,$q_k^j(t+1)$为$[-1,1]$中的均匀随机分布,$r_j$ 和 β_j 为$[0,1]$中的均匀随机分布,l 为渔夫的投网半径。

情况 2　若 $X^i(t) = G(t)$渔夫按式(2)来确定 N 个探测点:

$$P_j^i(t+2) = X^i(t+1) + r_j \times l \times \frac{Q^j(t+2)}{\| Q^j(t+2) \|},\ j = 1,\cdots,N \tag{2}$$

其中:$Q^j(t+2) = [q_1^j(t+2),\cdots,q_n^j(t+2)]$,$q_k^j(t+2)$为$[-1,1]$中的均匀随机分布,$r_j$ 为$(0,1)$中的均匀随机分布,l 为渔夫的投网半径。

记 $P_{\text{best}}^i(t+1) = \text{best}\{P_j^i(t+1): 1 \leqslant j \leqslant N\}$。

若 $P_{\text{best}}^i(t+1)$比 $X^i(t)$好,则渔夫 i 将移到 $P_{\text{best}}^i(t+1)$。此时,记 $X^i(t+1) = P_{\text{best}}^i(t+1)$。

若 $P_{\text{best}}^i(t+1)$不如 $X^i(t)$好,则 i 渔夫将根据下面两种情况来确定其下一步的行为。若 $X^i(t) = G(t)$,则至第 $t+1$ 步,渔夫 i 仍逗留在位置 $G(t)$,或者说,渔夫 i 在第 $t+1$ 步移到位置 $X^i(t+1) = G(t)$;否则渔夫按式(3)来确定 $X^i(t+1) = (x_1^i(t+1),\cdots,x_n^i(t+1))$:

$$x_j^i(t+1) = x_j^i(t) + r_1 \times (b_j^i(t) - x_j^i(t)) + r_2 \times \exp\left(-\left(\frac{g_j(t) - x_j^i(t)}{\| G(t) - X^i(t) \|}\right)^2\right)(g_j(t) - x_j^i(t)) \tag{3}$$

算法具体步骤如下:

a)初始化:在可行域内随机生成 k 个渔夫,初始化各个渔夫的捕鱼经验,记录群体最优渔夫所在的位置。设定探测点个数 N,算法最大迭代次数 Gen 等参数。

b)对群体中的每个渔夫 i 执行如下操作:

(a)评价渔夫所在位置鱼的浓度,若渔夫处于群体最优位置则执行(b),否则执行(c)。

(b)按式(2)选取 N 个探测点,若 $P_{\text{best}}^i(t+1)$比 $X^i(t)$好,则 $X^i(t+1) = P_{\text{best}}^i(t+1)$,否则 $X^i(t+1) = G(t)$。更新 $B^i(t+1)$。

(c)按式(1)选择 N 个探测点,若 $P_{\text{best}}^i(t+1) > X^i(t)$则移动到 $P_{\text{best}}^i(t+1)$处,否则按式(3)移动。更新 $B^i(t+1)$。

c)记录最优渔夫的位置 $G(t+1)$。

d)$t \leftarrow t+1$,判断算法是否达到终止条件,若是则转至 e),否则转 b)。

e)输出结果,程序结束。

3　数值实验仿真

为了验证 CAFSOA 的有效性,选择以下六个经典的基准函数进行测试,并同基本 FSOA、FPSOA[15]、RFSOA[17] 等进行比较。这六个基准测试函数如下:

$$f_1(X) = 10\cos(2\pi x_1) + 10\cos(2\pi x_2) - x_1^2 - x_2^2 - 20$$

其中 $-5.12 \leqslant x_i \leqslant 5.12$。该函数为典型多峰函数,在(0,0)处取得全局极大值 0。

$$f_2(X) = (x_1^2 + x_2^2)^{0.25}[\sin^2(50(x_1^2 + x_2^2)^{0.1}) + 1.0]$$

其中 $-100 \leqslant x_i \leqslant 100$。该函数在(0,0)处取得全局极小值 0。

$$f_3(X) = 0.5 + \frac{\sin^2\sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1.0 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2}$$

其中 $-100 \leqslant x_i \leqslant 100$。该函数在(0,0)处取得全局极小值 0。

$$f_4(X) = \frac{1}{4000}\sum_{i=1}^{2} x_i^2 - \prod_{i=1}^{2}\cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$$

其中 $-600 \leqslant x_i \leqslant 600$。该函数在点(0,0)处取得全局极小值 0。

$$f_5(X) = \sum_{i=1}^{10} x_i^2,\ -5.12 \leqslant x_i \leqslant 5.12$$

该函数在点(0,0,…,0)处取得全局极小值 0。

$$f_6(X) = \sum_{i=1}^{10}(x_i + 0.5)^2,\ -100 \leqslant x_i \leqslant 100$$

该函数在 $-0.5 \leqslant x_i \leqslant 0.5$ 区间内取得全局极小值 0。

本次实验使用的计算机为 AMD Phantom(TM) Ⅱ P820、2 GB 内存的 PC 机,编程软件为 MATLAB2010a。

参数设置如下:FSOA、RFSOA 中收缩因子 $\alpha = 0.5$,收缩次数阈值 $C = 5$。FPSOA 中惯性权重 $\omega = 0.628$,加速常数 $c_1 = c_2 = 2$。以下参数设置相同:探测点数 $N = 8$,渔夫规模均为 50,最大迭代次数均为 100 次。当算法达到全局极值点或达到最大迭代次数时,算法终止。为了避免随机性对实验结果造成的影响,每一种算法对每个函数均独立运行 20 次,并求平均值。实验结果如表 1 所示。

表 1 实验结果

测试函数	算法	最优值	最差值	平均值	平均迭代次数
$f_1(X)$	CAFSOA	0	6.394884621840902e－014	－3.197442310920451e－015	39
	FSOA	3.874491545730052e－005	－0.009433993296597	－0.002826175720966	100
	FPSOA	－6.039613253960852e－014	－7.214135067101779e－008	－5.069123076850701e－009	100
	RFSOA	－7.526501377697059e－008	－4.921284844527918e－006	－8.734453867731418e－007	100
$f_2(X)$	CAFSOA	8.2740e－040	1.3279e－023	6.9546e－025	100
	FSOA	3.4476e－008	2.3728e－006	7.1876e－007	100
	FPSOA	7.267268566454941e－014	7.890705783984666e－011	1.009318106073049e－011	100
	RFSOA	1.697235426741108e－012	1.034144405679264e－008	2.132502862544690e－009	100
$f_3(X)$	CAFSOA	0	2.220446049250313e－014	3.608224830031759e－015	75
	FSOA	5.1263e－005	0.0097	0.0073	100
	FPSOA	2.8383e－007	0.0097	0.0092	100
	RFSOA	1.178002140278522e－012	0.009715909887893	0.006801823272038	100
$f_4(X)$	CAFSOA	0	1.6653e－015	1.0547e－016	82
	FSOA	4.120425574359876e－004	0.160837486969493	0.039129856567956	100
	FPSOA	2.306055346679159e－011	0.022239476311053	0.005544080662932	100
	RFSOA	1.084010659013757e－011	1.061511623046130e－008	2.132342885596827e－009	100
$f_5(X)$	CAFSOA	4.921934878451077e－010	2.385445263172086e－005	3.81541286321886e－007	100
	FSOA	6.5992e－006	0.0097	0.0043	100
	FPSOA	3.604648610741578e－006	0.001721259597853	4.075072506448829e－004	100
	RFSOA	7.249296682838757e－007	6.381171673508562e－005	5.715492320157143e－006	100
$f_6(X)$	CAFSOA	0	0	0	49
	FSOA	0	2	1.3	98
	FPSOA	0	34	8.45	100
	RFSOA	29	5933	3.51855e＋003	100

由表 1 可见:从“最优值”评价指标上看,CAFSOA 能找到函数 f_1、f_3、f_4 和 f_6 的全局最优点,而 FPSOA、FSOA 只能找到函数 f_6 的全局最优点。对于函数 f_2,四种算法在最大次数为 100 次时,均未找到全局最优点,但 CAFSOA 的优化精度大约是 FSOA 的 5 倍,是 FPSOA、RFSOA 的 3 倍。对于函数 f_5,CAFSOA 的优化精度均比 FPSOA、RFSOA 的优化精度高。从“最差值”和“平均值”评价指标上看,CAFSOA 的优化性能均优于 FSOA、FPSOA 和 RFSOA。从“平均迭代次数”评价指标上看,CAFSOA 的收敛速度均比 FSOA、FPSOA、RFSOA 快。

为了更加清楚地对各算法的性能进行分析比较,给出了每种算法分别优化各个函数的收敛曲线,如图 1 ~6 所示。

由图 1 ~6 所示,CAFSOA 克服了 FSOA 的搜索效率不高、易陷入局部极值的缺点,表现出更快的收敛速度和更高的搜索效率,其优化性能总体上比 FSOA、FPSOA、RFSOA 好。

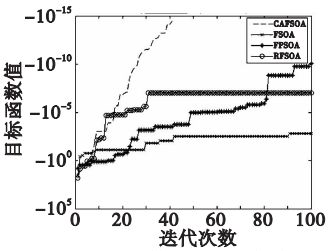

图1 函数$f_1(X)$收敛曲线对比

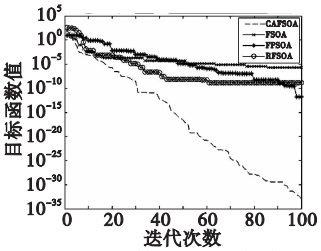

图2 函数$f_2(X)$收敛曲线对比

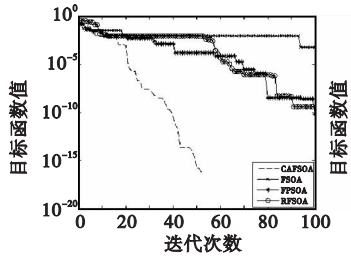

图3 函数$f_3(X)$收敛曲线对比

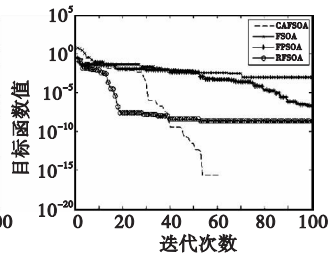

图4 函数$f_4(X)$收敛曲线对比

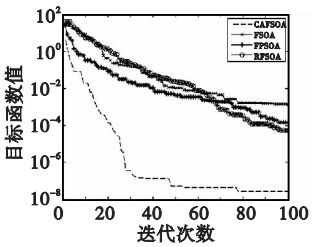

图5 函数$f_5(X)$收敛曲线对比

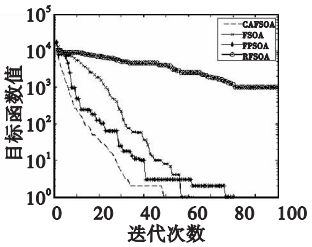

图6 函数$f_6(X)$收敛曲线对比

4 结束语

本文利用渔夫具有判断和推理能力的特点,提出了 CAFSOA。渔夫根据自身对周围环境的认知,独立选择自己的捕鱼策略。实验仿真结果表明,CAFSOA 具有较强的搜索能力和较高的搜索效率,在收敛速度和优化精度上均比基本 FSOA 及其改进算法有了较大的提高。

参考文献:

[1] HOLLAND J H. Adaptation in nature and artificial systems[M]. [S. l.]: MIT Press, 1992.

[2] EBERHART R C, SHI Yu-hui, KENNEDY J. Swarm intelligence [M]. San Francisco: Morgan Kaufman Publishers, 2001.

[3] THERAULAZ G, BONABEAU E, DENEUBOURG J L. Self-organization of hierarchies in animal societies: the case of the primitively eusocial wasp polistes dominulus christ[J]. Journal of Theoretical Biology, 1995, 174(3): 313-323.

[4] THERAULAZ G, BONABEAU E, DENEUBOURG J L. Response threshold reinforcement and division of labour in insect societies[J]. Proc of the Royal Society of London B, 1998, 265(1393): 327-332.

[5] EUSUFFM M, LANSEY K E. Optimization of water distribution network design using shuffled frog leaping algorithm[J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2003, 129(3): 210-225.

(下转第 157 页)

示的叠加态,并将包括权重信息在内的所有简历信息随机输入叠加态,并保存起来。现要从 1 024 份简历中找到这 3 人(目标态),按照本文算法进行迭代,其目标结果分别用 a_0、a_1、a_2 表示,非目标态(其他人)迭代结果用 b 表示。迭代结果如图 2 所示。

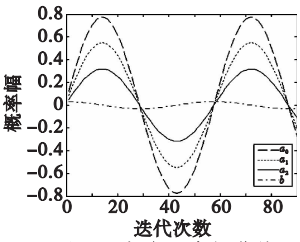

图2　各态几率幅曲线

从图 2 中可以看出,迭代曲线非常平滑,当搜索进行到 $R = CI(\frac{\arccos\sqrt{3/1024}}{2\arcsin\sqrt{3/1024}}) = 14$步时,目标态都将以各自最大概率被检出,且检出概率分别等于目标态预先赋予的权重系数,同时非目标态概率为零,迭代结果均遵守原 Grover 算法的各项性质。在整个迭代过程中,非目标态的概率幅值始终显著小于目标态幅值,不会对目标态的识别造成干扰。与原 Grover 算法目标态搜索结果的比较如表 1 所示。本文提出的算法是可靠而有效的。

表 1　本文算法与原 Grover 算法迭代结果比较

算法	$\|a_0\rangle$	$\|a_1\rangle$	$\|a_2\rangle$
本文算法	0.774 6	0.547 7	0.316 2
原 Grover 算法	0.577 4	0.577 4	0.577 4

如果在计算过程中,系统引入了一定量的噪声,则对本文算法的迭代结果影响如图 3 所示。

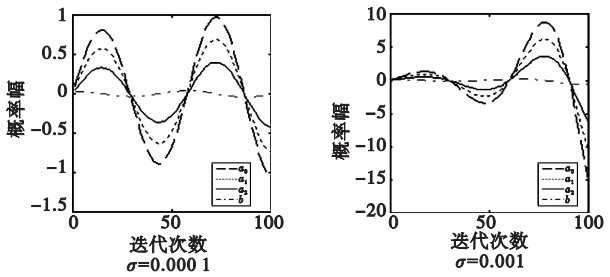

图3　噪声对结果影响示意图

可见,在没有过大噪声引入的前提下,目标态仍然能够得到有效识别,目标态可根据赋予的权重系数得到有效区分;非目标态对目标态的干扰随着噪声的增大而变大,相比原 Grover 算法,算法的抗噪声性能没有得到明显改善。

4　结束语

本文对改变叠加态初态的幅值对使用 Grover 算法进行迭代可能导致的结果进行了分析,得出了任意改变目标态的幅值可能导致算法失效的结论;在此基础上分析了在保证算法有效性前提下,引入权重系数必须满足目标态与非目标态概率之和等于 1 这一约束条件;基于条件提出了固定目标权重的量子搜索算法,能够成功搜索到目标态,并能够以权重值的概率有效地区别目标元素间的重要性差异。本文算法没有改善抗噪性,今后可进一步研究算法结构以提高算法的抗噪表现。

参考文献:

[1] ZALKA C. Grover's quantum searching algorithm is optimal[J]. Physical Reiew A,1999,60(4):2746-2751.

[2] GROVER L K. Quantum computers can search rapidly by using almost any transformation[J]. Physical Review Letters, 1998, 80(29): 4329-4332.

[3] 张湿东,韦耿,吴乐南. 一种改进的 Grover 量子搜索算法[J]. 信号处理,2009,25(2):256-259.

[4] 周立志,李飞,郑宝玉. 一种改进的量子 Grover 算法[J]. 南京邮电大学学报:自然科学版,2011,32(2):27-30.

[5] LONG Gui-lu, LI Yan-song, ZHANG Wei-lin, *et al*. Phase matching in quantum searching[J]. Physics Letters A, 1999, 26(10):27-34.

[6] 李盼池,李士勇. 基于自适应相位旋转的 Grover 量子搜索算法[J]. 系统仿真学报,2009,21(12):3557-3560.

[7] 周日贵,曹建. 旋转迭代量子搜索算法[J]. 西南交通大学学报,2010,45(4):585-588.

[8] 夏克文,苏昶,沈钧毅,等. 一种改进的 Grover 量子搜索算法[J]. 西安交通大学学报,2007,41(10):1127-1131.

[9] BIHAM E, BIHAM O, BIRON D. Grover's quantum search algorithm for an arbitrary initial amplitude distribution[J]. Physical Review A,1999,60(4):2742-2745.

[10] BIHAM E, KENIGSBERG D. Grover's quantum search algorithm for an arbitrary initial mixed state[J]. Physical Review A, 2002, 66(6):06230101-06230104.

[11] PABLO-NORMAN B, RUIZ-ALTABA M. Noise in Grover's quantum search algorithm[J]. Physical Review A,1999,61(1):405-408.

(上接第 126 页)

[6] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORIA A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J] IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics: Part B,1996,26(1):29-41.

[7] JIAO Li-cheng, WANG Lei. A novel genetic algorithm based on immunity[J]. IEEE Trans on System, Man and Cybernetic,2000,30(5):552-561.

[8] 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[J]. 系统工程理论与实践,2002,22(11):32-38.

[9] 周永华,毛宗源. 一种新的全局优化搜索算法—人口迁移算法[J]. 华南理工大学学报:自然科学版,2003,31(3):1-5.

[10] KRISHNANAND K N. GHOSE D. Glowworm swarm based optimization algorithm for multimodel functions with collective robotics applications[J]. Multiagent and Grid Systems, 2006,2(3):209-222.

[11] 陈建荣,王勇. 采用捕鱼策略的优化方法[J]. 计算机工程与应用,2009,45(9):53-56.

[12] OFTADEH R, MAHJOOB M J, SHARITATPANAHI M. A novel meta-heuristic optimization algorithm inspired by group hunting of animals: hunting search[J]. Computer and Mathematics with Applications, 2010,60(7):2087-2098.

[13] DAI Chao-hua, CHEN Wei-rong, SONG Yong-hua, *et al*. Seeker optimization algorithm: a novel stochastic search algorithm for global numerical optimization[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics,2010,21(2):300-311.

[14] 王勇,庞兴. 一种采用动态策略的模拟捕鱼优化方法[J]. 山东大学学报:工学版,2010,40(3):19-25.

[15] 庞兴,王勇. PSO 与捕鱼策略相结合的优化方法[J]. 计算机工程与应用,2011,47(8):36-40.

[16] WANG Yong, HE De-niu, GUAN Yi-jun, *dt al*. An improving FSOA by using orthogonal transform[J]. Communication in Computer and Information Science,2011,144(PARTZ):63-69.

[17] 何德牛,王勇,管忆军. 采用随机探测的改进 FSOA[J]. 计算机工程与应用,2011,47(36):44-46.