

文章编号: 1001-0920(2013)09-1436-05

粒子群优化鱼群算法仿真分析

段其昌, 唐若笠, 徐宏英, 李文

(重庆大学 自动化学院, 重庆 400044)

摘要: 针对标准粒子群算法(PSO)寻优多维多极值函数成功率低, 基本人工鱼群算法(AFSA)收敛速度和精度有待提高等问题, 提出粒子群优化鱼群算法(PSO-FSA). 该算法将速度惯性、个体记忆和个体间交流等特征引入鱼群算法, 使鱼群行为模式扩充至追尾、聚群、记忆、交流以及觅食. 此外, 定义参数 $\max D$ 动态限定鱼群搜索的视野和步长. 仿真分析表明, 粒子群优化鱼群算法较两种基本算法而言具有更快的收敛速度和寻优精度.

关键词: 粒子群优化鱼群; 优化算法; 行为模式

中图分类号: TP18

文献标志码: A

Simulation analysis of the fish swarm algorithm optimized by PSO

DUAN Qi-chang, TANG Ruo-li, XU Hong-ying, LI Wen

(School of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China. Correspondent: TANG Ruo-li, E-mail: 347018580@qq.com)

Abstract: To solve the problem that the standard particle swarm optimization(PSO) algorithm has a low success rate when applied to the optimization of multi-dimensional and multi-extreme value functions, and the convergence rate and precision of basic artificial fish-swarm algorithm(AFSA) also need to be improved, an algorithm called PSO-FSA is proposed. This algorithm introduces the velocity inertia, remembering capacity and communicating capacity of PSO algorithm into the AFSA. As a result, the PSO-FSA has totally five kinds of behavior pattern as follows: swarming, following, remembering, communicating and searching. In addition, a parameter called $\max D$ is defined to limit the visual and step of the fish swarm dynamically. The simulation analysis shows that the PSO-FSA has a better performance in convergence speed, searching precision compared to the standard PSO algorithm and the basic AFSA.

Key words: PSO-FSA; optimization algorithm; behavior pattern

0 引言

人工鱼群算法(AFSA)是一种模拟鱼群搜索食物行为的随机搜索方法^[1-2], 相比于对社会行为进行模拟的粒子群优化算法^[3](PSO), 人工鱼群算法具有更好的全局寻优能力和较强的鲁棒性. 然而, 这两种基本算法在对多维度多极值函数寻优时的收敛速度和寻优精度仍有待提升.

本文提出的粒子群优化鱼群算法(PSO-FSA)将粒子群算法的3个主要因素引入鱼群搜索过程, 在使鱼群的游动具有速度惯性的同时, 扩充了鱼群的行为模式. 这些改进可以减小鱼群搜索过程的盲目性, 提升算法寻优精度. 此外, 定义了参数 $\max D$ 用以动态限定鱼群搜索的视野和步长. 经仿真测试, 新算法相比于两种基本算法都表现出更好的寻优性能. 本文

还分析比较了粒子群优化鱼群算法中4种行为模式更新公告板的次数, 尤其对新引入的“记忆或觅食”以及“交流或觅食”两种组合行为模式进行了观察和比较, 以反映它们对鱼群寻优的贡献.

1 基本鱼群算法和粒子群算法

1.1 基本人工鱼群算法

基本的人工鱼群算法使用追尾、聚群和觅食3种行为模式来描述鱼群的搜索过程. 人工鱼个体所处的位置定义为 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$, $X_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为寻优变量. 该位置对应的食物浓度定义为 $y = f(X)$, $f(X)$ 为适应度函数. $d_{ij} = \|X_i - X_j\|$ 为 X_i 和 X_j 间的距离, Visual 为人工鱼的视野范围, Step 为人工鱼的最大移动步长, δ 为拥挤度因子.

收稿日期: 2012-05-23; 修回日期: 2012-11-26.

基金项目: 重庆市重点科技攻关项目(2011AB6054).

作者简介: 段其昌(1953-), 男, 教授, 博士生导师, 从事网络优化、人工智能等研究; 唐若笠(1987-), 男, 硕士生, 从事人工智能的研究.

追尾行为: 寻找视野范围内最优伙伴的位置 X_{best} , 若该位置周围不至于过分拥挤, 则向其移动一步, 否则执行觅食行为。

聚群行为: 寻找视野范围内所有伙伴的中心位置 X_c , 若该位置周围不至于过分拥挤, 则向其移动一步, 否则执行觅食行为。

觅食行为: 随机选取视野范围内的位置 X_j , 如果其对应的适应度函数值优于当前位置, 则向 X_j 移动一步, 否则重新进行选取和判断。若反复尝试 Trynumber 次后仍没有符合移动条件的位置, 则停止寻找, 在视野范围内随机移动一步。

每条人工鱼会选择“追尾或觅食”、“聚群或觅食”两种组合行为模式中较优的一种执行。算法中模拟一个“公告板”, 记录每次迭代得到的最优人工鱼位置及其适应度函数值, 当预设的迭代次数完成后, 公告板上的记录便是鱼群算法寻优所得到的结果。

1.2 标准粒子群算法

标准粒子群算法的应用十分广泛, 本文不再赘述, 其公式表示如下:

$$V_{t+1} = \omega V_t + \alpha_t^l (P_t^l - X_t) + \alpha_t^g (P_t^g - X_t), \quad (1)$$

$$X_{t+1} = X_t + V_{t+1}. \quad (2)$$

其中: $\alpha_t^l = c_1 r_1$, $\alpha_t^g = c_2 r_2$; r_1, r_2 服从分布 $U(0, 1)$, c_1, c_2 为加速度因子; V_t 和 X_t 为粒子在第 t 次迭代时的 D 维速度矢量和位置矢量; ω 为惯性权重因子; P_t^l 为某粒子截止第 t 次迭代所经历过的最优位置矢量, P_t^g 为所有粒子在第 t 次迭代时的最优位置矢量。由该公式可以看出粒子群算法的3个主要因素: 第1项 ωV_t 表示速度惯性因素; 第2项 $\alpha_t^l (P_t^l - X_t)$ 表示粒子自身的记忆因素; 第3项 $\alpha_t^g (P_t^g - X_t)$ 表示粒子间的信息交流与共享因素。

种群中的粒子初始化后按上述公式进行迭代, 当到达给定的迭代次数或满足某个预设的寻优精度后, 最后一代粒子的群体最优位置 P_n^g 及其对应的适应度函数值 $f(P_n^g)$ 即为粒子群算法所寻得的最优解。

2 粒子群优化鱼群算法

目前已有一些基于普通鱼群算法的改进算法, 如引入视野衰减因子^[4], 引入人工鱼个体的竞争淘汰机制^[1], 引入鱼群跳跃行为^[5]和引入鱼群记忆行为^[6]等。本文提出的粒子群优化鱼群算法(PSO-FSA)将粒子群算法的3个主要因素: 速度惯性、单个粒子的记忆能力、粒子间的交流能力分别引入人工鱼群算法, 具体过程描述如下:

首先, 算法对每条人工鱼引入类似粒子群算法中的速度参数, 以聚群行为为例, 速度更新公式为

$$V_{t+1} = \omega V_t + \text{rand} \times \frac{\text{Step} \times (X_t^c - X_t)}{\text{norm}(X_t^c - X_t)}. \quad (3)$$

其中, ω 为速度惯性权重; V_t 为该人工鱼第 t 次迭代的的速度矢量; rand 服从分布 $U(0, 1)$; Step 为最大移动步长; X_t^c 为聚群行为的中心位置矢量; X_t 为该人工鱼当前所在位置矢量; $\text{norm}(X_t^c - X_t)$ 为两个位置矢量之间的距离。

其次, 算法引入记忆行为模式。该行为模式类似粒子群算法中粒子的记忆功能, 即式(1)的第2项。该行为使人工鱼在决定下一步的前进方向时能够参考自身所经历过的最优位置, 减小了鱼群在游动时的盲目性。该行为模式的速度更新公式为

$$V_{t+1} = \omega V_t + \text{rand} \times \frac{\text{Step} \times (X_t^{\text{pbest}} - X_t)}{\text{norm}(X_t^{\text{pbest}} - X_t)}. \quad (4)$$

其中: X_t^{pbest} 为该人工鱼截止第 t 次迭代时记忆中经历过的最优位置矢量; 其他参数含义同式(3)。

再次, 算法引入交流行为模式。该行为模式类似粒子群算法中粒子的交流功能, 即式(1)的第3项。该行为使人工鱼在决定下一步前进方向时能参考整个鱼群的最优位置, 加强了鱼群搜寻过程中个体间信息的交流与共享, 进一步减小鱼群搜寻的盲目性。该行为模式的速度更新公式为

$$V_{t+1} = \omega V_t + \text{rand} \times \frac{\text{Step} \times (X_t^{\text{gbest}} - X_t)}{\text{norm}(X_t^{\text{gbest}} - X_t)}. \quad (5)$$

其中: X_t^{gbest} 为第 t 次迭代时鱼群公告板上所记录的最优位置矢量; 其他参数的含义同式(3)。

粒子群优化鱼群算法(PSO-FSA)采用速度惯性权重 ω 从0.1到0线性递减; 此外, 定义参数

$$\max D = \sqrt{(x_{\max} - x_{\min})^2 \times D}, \quad (6)$$

表示 D 维搜索空间中两条鱼可能出现的最大距离, 并用其作为鱼群视野和步长的限定参数, 其中 x_{\max} 和 x_{\min} 为寻优范围上下界。将鱼群视野 Visual 限制为 $\max D$ 到 $0.01 \max D$ 线性递减, 最大移动步长 Step 限定为 $\max D/5$ 到0线性递减。

粒子群优化鱼群算法(PSO-FSA)的流程为:

- 1) 初始化鱼群的位置和速度、每条鱼记忆中的最优位置、公告板记录的鱼群最优位置等参数;
- 2) 试探4种组合行为模式: 聚群或觅食、追尾或觅食、记忆或觅食以及交流或觅食;
- 3) 从2)中选取最优的组合行为模式并执行, 即用其速度更新人工鱼当前所在位置;
- 4) 若达到指定迭代次数, 则寻优结束, 否则继续执行步骤2)。

3 数值仿真实验

3.1 仿真参数设置

为验证本文所提出算法的寻优效果, 进行了大

量的计算机仿真实验, 比较相同参数下粒子群优化鱼群算法 (PSO-FSA) 与两种基本算法具有的优越性. 仿真环境选取 Matlab R2007b, 3 种算法的参数设置如表 1 所示.

表 1 算法参数设置

算法	参数	取值
PSO	ω	[0.9,0.4]
PSO	C_1, C_2	2
AFSA, PSO-FSA	Visual	[max D, 0.01max D]
AFSA, PSO-FSA	Step	[max D/5, 0]
AFSA, PSO-FSA	Try_number	5
AFSA, PSO-FSA	δ	0.75

3.2 固定迭代次数的收敛速度及精度比较

为比较算法的寻优性能, 选取如表 2 所示的 6 个基准测试函数作为仿真分析的适应度函数. 将各算法的最大迭代次数设置为 1000 次, 维数 D 取 30 维, 种

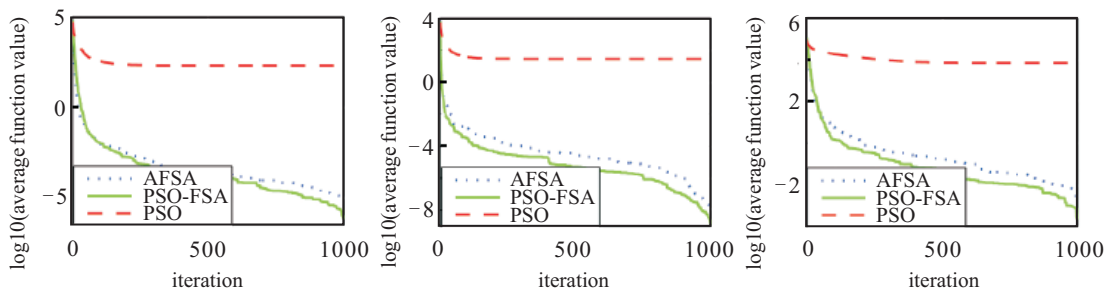
群规模均设置为 50 个, 3 种算法各自独立运行 50 次, 其他参数设置如 3.1 节所述, 实验结果如图 1 所示. 图中的横坐标表示迭代次数, 为方便显示, 纵坐标为 50 次独立运行的平均寻优结果取以 10 为底的对数后的值.

表 3 中列出了 3 种算法在各测试函数下独立运行 50 次后寻优结果的平均值 (Average) 和 50 次独立运行中出现过的最好结果 (Best). 另外, 为了方便与图 1 进行对照, 表 3 中还列出了平均结果的对数值.

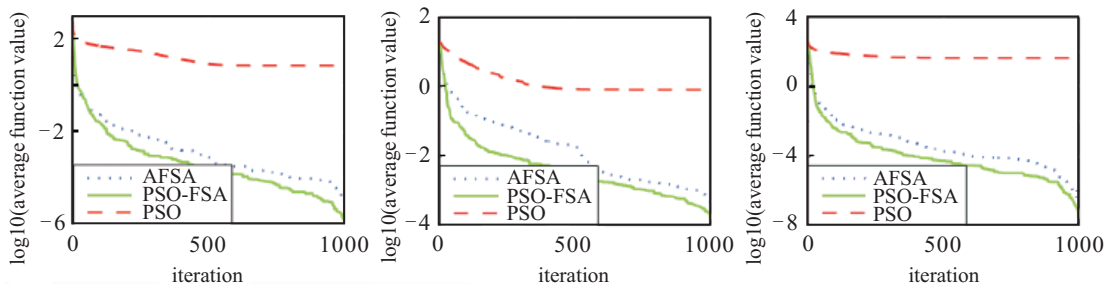
由图 1 和表 3 可见, 对于多维度多极值函数的寻优, 相同的种群规模和迭代次数下, 标准粒子群算法收敛速度慢、精度差, 几乎无法体现出任何优越性. 而鱼群算法在对这类函数的寻优方面明显优于标准粒子群算法, 无论是基本鱼群算法还是本文所提出的粒子群优化鱼群算法, 初期都能够保证较快的收敛速度, 且最终的收敛精度都很高. 此外, 由仿真结果还可以

表 2 基准测试函数

函数名	表达式	最优值	寻优范围
Sphere	$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	0	$(-100, 100)^D$
Rosenbrock	$f(x) = \sum_{i=1}^{D-1} 100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2$	0	$(-2.048, 2.048)^D$
Quadric	$f(x) = \sum_{i=1}^D \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2$	0	$(-100, 100)^D$
Griewank	$f(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	0	$(-600, 600)^D$
Ackley	$f(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	0	$(-32.768, 32.768)^D$
Rastrigin	$f(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$	0	$(-5.12, 5.12)^D$



(a) Sphere 函数平均进化曲线 (b) Rosenbrock 函数平均进化曲线 (c) Quadric 函数平均进化曲线



(d) Griewank 函数平均进化曲线 (e) Ackley 函数平均进化曲线 (f) Rastrigin 函数平均进化曲线

图 1 测试函数平均进化曲线

表 3 3 种算法寻优结果比较

函数	项目	PSO算法	AFSA算法	PSO-FSA算法
Sphere	Best	1.06e-03	2.56e-10	7.99e-14
	Average	2.02e+02	5.40E-06	7.59e-07
	Log10(Average)	2.31	-5.26	-6.12
Rosenbrock	Best	2.75e+01	1.07e-11	1.52e-13
	Average	2.87e+01	7.60e-09	1.56e-09
	Log10(Average)	1.46	-8.12	-8.81
Quadric	Best	4.97e+01	1.47e-07	9.27e-08
	Average	6.96e+03	2.28e-03	2.34e-04
	Log10(Average)	3.84	-2.64	-3.63
Griewank	Best	2.85e+00	2.64e-11	1.01e-13
	Average	7.32e+00	1.06e-05	1.66e-06
	Log10(Average)	0.86	-4.97	-5.78
Ackley	Best	-4.59e-10	2.14e-06	3.86e-07
	Average	7.80e-01	4.82e-04	1.52e-04
	Log10(Average)	-0.10	-3.31	-3.82
Rastrigin	Best	2.94e-03	8.53e-11	3.67e-13
	Average	4.50e+01	1.26e-07	2.80e-08
	Log10(Average)	1.65	-6.90	-7.55

看出, 粒子群优化鱼群算法在初期的收敛速度快于基本鱼群算法, 并且最终的收敛精度也都高于基本鱼群算法. Griewank 函数和 Ackley 函数对此体现得尤为明显: 对于 Griewank 函数, 由于随机初始化的缘故, 起初 AFSA 的进化曲线略低于 PSO-FSA, 但经过大约 50 次迭代后, PSO-FSA 的收敛精度已经高于 AFSA, 且一直保持并拉大精度优势直到寻优过程结束. 由表 3 可知, 最终 PSO-FSA 的寻优结果优于 AFSA 整整一个数量级. 对于 Ackley 函数, 初期 PSO-FSA 的收敛速度明显快于 AFSA, 且最终的寻优结果

PSO-FSA 也明显好于 AFSA.

3.3 鱼群行为模式仿真分析

为了更深入地研究鱼群的搜索过程, 分析粒子群优化鱼群算法中新引入的两种组合行为模式在算法寻优过程中的作用, 本文对 PSO-FSA 算法中鱼群的行为模式进行了仿真分析. 具体地讲, 累计每一种组合行为模式更新公告板记录的次数, 以此来分析每种行为模式对算法寻优的贡献, 特别是观察新引入的两种组合行为模式是否经常性地更新公告板记录, 从而验证将二者引入鱼群算法的意义所在. 图 2 是将 PSO-FSA 算法按照表 1 的参数设置对 6 个基准测试函数进行寻优, 进而得到各组合行为模式更新公告板记录的平均次数曲线, 横坐标表示迭代次数, 纵坐标为更新次数的平均值. 由图 2 可见, 4 种组合行为模式更新公告板的次数略有差异, 且对不同的测试函数体现出不同的特点. 对 Rosenbrock 函数, 各行为模式的表现相当, 而 Griewank 函数差异较大. 在对 Sphere、Griewank、Ackley 以及 Rastrigin 四个函数寻优时, 新引入的“交流或觅食”、“记忆或觅食”两种组合行为模式的表现优于保留的两种基本组合行为模式. 由以上分析可知, 新引入的鱼群行为会根据测试函数的不同而对算法寻优有着不同程度的贡献, 但总体而言, 二者的表现都比较出色, 也正是这个原因, PSO-FSA 算法的寻优性能优于 AFSA.

3.4 算法复杂度分析

算法的复杂程度是衡量算法优劣的又一标准. 在多维度多极值函数寻优问题上, 相同种群规模的 PSO 算法的寻优效果无法与鱼群算法相比, 故此处

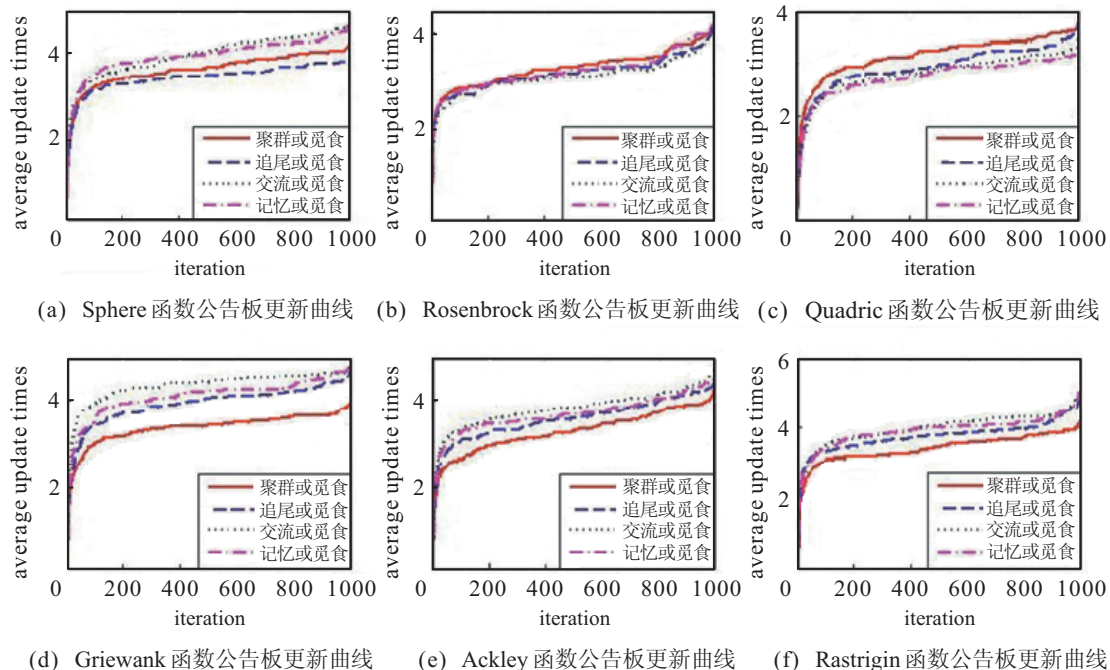


图 2 测试函数公告板更新曲线

重点比较 AFSA 算法和 PSO-FSA 算法的时间复杂度. 各算法参数设置如 3.1 节所述, 除 Quadric 函数的收敛精度设定为 $1e-2$ 外, 其余 5 个函数的收敛精度均设定为 $1e-3$, 各算法独立运行 50 次, 比较 AFSA 和 PSO-FSA 在相同仿真环境和参数设置下, 达到给定收敛精度所需要的迭代次数和寻优时间, 结果如表 4 所示.

表 4 算法复杂度比较

函 数	AFSA算法		PSO-FSA算法	
	迭代次数	寻优时间/s	迭代次数	寻优时间/s
Sphere	336.56	15.62	227.23	12.36
Rosenbrock	92.93	6.23	47.65	4.21
Quadric	886.56	65.23	623.12	58.62
Griewank	426.64	49.86	241.56	35.25
Ackley	913.26	66.23	703.56	62.14
Rastrigin	358.34	23.15	191.58	15.82

由表 4 可见, 在相同的仿真环境和参数设置下, 若达到给定的寻优精度, 则本文提出的 PSO-FSA 算法所需要的迭代次数和寻优时间都少于 AFSA 算法, 这也从另一方面再次验证了 PSO-FSA 算法的有效性.

4 结 论

本文提出了粒子群优化鱼群算法 (PSO-FSA), 并通过基准测试函数对 PSO、AFSA 和 PSO-FSA 三种算法的性能进行了比较. 仿真结果表明, 对多维度多极值函数的寻优, AFSA 和 PSO-FSA 都明显优于 PSO, 而本文所提出的 PSO-FSA 在收敛速度、寻优精度和算法复杂度等方面较 AFSA 具有明显的改善. 此外, 通过对 PSO-FSA 中鱼群行为模式的仿真分析, 验证了所引入的两种组合行为模式在鱼群寻优过程中的重要作用, 揭示了该改进算法的性能优于普通鱼群算

法的缘由, 进一步反映了 PSO-FSA 的有效性.

参考文献(References)

- [1] 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.
(Li X L. A new intelligent optimization method artificial fish school algorithm[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2003.)
- [2] 李晓磊, 劭之江, 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.
(Li X L, Shao Z J, Qian J X. An optimizing method based on autonomous animats: Fish-swarm algorithm[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2002, 22(11): 32-38.)
- [3] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]. Proc of the 6th Int Symposium on MicroMachine and Human Science. Nagoya, 1995: 39-43.
- [4] Yu Y, Tian Y F, Yin Z F. Multiuser detector based on adaptive artificial fish school algorithm[C]. Proc of IEEE Int Symposium on Communications and Information Technology. Beijing, 2005: 1480-1484.
- [5] Wang C R, Zhou C L, Ma J W. An improved artificial fish-swarm algorithm and its application in feed-forward neural networks[C]. Proc of the 4th Int Conf on Machine Learning and Cybernetics. Guangzhou, 2005: 2890-2894.
- [6] Tsai Hsing-Chih, Lin Yong-Huan. Modification of the fish swarm algorithm with particle swarm optimization formulation and communication behavior[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(8): 5367-5374.

(上接第1435页)

- [15] Liu H C, Liu L, Liu N, et al. Risk evaluation in failure mode and effects analysis with extended VIKOR method under fuzzy environment[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(17): 12926-12934.
- [16] 索玮岚, 樊治平. 混合型多属性决策的 E-VIKOR 方法[J]. 系统工程, 2010, 28(4): 79-83.
(Suo W L, Fan Z P. E-VIKOR method for hybrid multiple attribute decision making [J]. Systems Engineering, 2010, 28(4): 79-83.)
- [17] 张震, 郭崇慧. 一种基于二元语义信息处理的多属性群决策方法[J]. 控制与决策, 2011, 26(12): 1881-1885.
(Zhang Z, Guo C H. Multiple attributes group decision making method based on two-tuple linguistic information processing[J]. Control and Decision, 2011, 26(12): 1881-1885.)
- [18] Liu P D, Wang M H. An extended VIKOR method for multiple attribute group decision making based on generalized interval-valued trapezoidal fuzzy numbers[J]. Scientific Research and Essays, 2011, 6(4): 766-776.
- [19] Herrera F, Martinez L. A 2-tuple fuzzy linguistic representation model for computing with words[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2000, 8(6): 746-752.