

文章编号: 1001-0920(2013)10-1520-05

一种基于去个性化理论的粒子群算法

喻飞^{1,2}, 李元香¹, 魏波¹, 徐星³

(1. 武汉大学 a. 软件工程国家重点实验室, b. 计算机学院, 武汉 430072; 2. 闽南师范大学 物理与信息工程学院, 福建 漳州 363000; 3. 景德镇陶瓷学院 信息工程学院, 江西 景德镇 333000)

摘要: 针对粒子群优化算法(PSO)在求解复杂问题时收敛速度慢、易陷入局部最优等缺点, 从社会心理学角度阐述 PSO 算法, 将群体社会学中去个性化效应的社会认同模型(SIDE)引入其中, 提出一种基于去个性化理论的粒子群算法(DTPSO). 该算法通过个体粒子融入群体中表现出来的去个性化行为(个性与趋同的平衡)维持群体粒子的多样性和有效性. 仿真实验表明, DTPSO 算法收敛速度快、收敛精度高、稳定性好.

关键词: 粒子群算法; 去个性化; 群体智能

中图分类号: TP18

文献标志码: A

Particle swarm optimization based on deindividuation theory

YU Fei^{1,2}, LI Yuan-xiang¹, WEI Bo¹, XU Xing³

(1a. State Key Laboratory of Software Engineering, 1b. College of Computer Science, Wuhan University, Wuhan 430072, China; 2. College of Physics and Information Engineering, Minnan Normal University, Zhangzhou 363000, China; 3. College of Information and Engineering, Jingdezhen Ceramic Institute, Jingdezhen 333000, China. Correspondent: YU Fei, E-mail: yufei@whu.edu.cn)

Abstract: When resolving complex problems, the particle swarm optimization(PSO) has some disadvantages of slow convergence rate and easiness to fall into local optimal solution. Therefore, a particle swarm optimization with the deindividuation theory(DTPSO) is proposed. Based on the social identity model of deindividuation effects, the diversity and effectiveness of population can be maintained through the deindividuation acts, the balance between individuality and convergence) of individual particles during their evolution process. The results of simulation experiment show that the DTPSO possesses higher convergence rate and convergence precision, as well as better stability.

Key words: particle swarm optimization; deindividuation; swarm intelligence

0 引言

粒子群算法(PSO)是由 Kennedy 等^[1]于 1995 年共同提出的一种群体智能优化算法. 该算法模拟鸟群、鱼群等群体动物的觅食行为, 通过个体间相互作用进行寻优. PSO 因其简单、易于实现、需要调整的参数少等特点引起了众多学者的重视和研究. 该算法已广泛应用于 workflow 调度^[2-3]、电力系统^[4-5]、模式识别与图像处理^[6-7]、数据分类^[8]、工业控制^[9]等多个领域. 然而, 该算法在解空间中寻优具有一定的盲目性, 且不完全收敛于全局最优解甚至局部最优解^[10]. PSO 算法在低维空间的函数优化问题上具有求解速度快、质量高的特点, 一旦问题解的维数增加, 优化性

能便急剧下降, 易陷入局部最优解. 针对 PSO 存在的问题, 学者们提出了相应的改进. 这些改进算法大致分为 3 类: 第 1 类是对 PSO 参数的调整和改进, 从 Shi 等^[11]给出参数选择的指导意见开始, 很多研究者对其参数的调整进行了研究^[12-13], 但参数的选择具有随机性, 需要进行大量的数据实验, 并且与具体应用有较大关系, 目前各种改进算法多使用自适应的方式选择参数; 第 2 类是引入各种变异机制保持粒子多样性, 这类方法主要为了防止粒子在解空间内过早陷入局部最优解^[14], 但粒子多样性的提高会导致收敛速度变慢; 第 3 类是融入其他算法增强粒子的局部开发能力, 例如与 GA 和 DEA 等算法的结合^[15-16].

收稿日期: 2012-07-07; **修回日期:** 2012-11-18.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61070009); 江西省自然(青年)科学基金项目(20122BAB211036, 20122BAB201044); 国家科技支撑计划项目(2012BAH25F02).

作者简介: 喻飞(1981—), 男, 博士生, 从事智能计算、演化硬件的研究; 李元香(1962—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能计算、并行计算等研究.

本文从社会心理学角度分析 PSO 算法, 将去个性化效应的社会认同模型 (SIDE)^[17] 引入 PSO 算法中, 提出了一种 DT PSO (基于去个性化理论的 PSO 算法). 在演化过程中, 个性与趋同性相对平衡的粒子即健康粒子得到了保护, 粒子每次从新的位置开始自己的运动, 维持了粒子的多样性. 实验结果表明, 本文提出的算法在收敛速度和全局搜索能力方面均有所提高.

1 标准粒子群算法

标准的 PSO 算法描述为: 将优化问题的求解过程看作是在 D 维搜索空间中进行搜寻. 问题的解看作是搜索空间中没有质量没有体积的粒子, 并以一定速度飞行. 粒子 i 的位置为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 飞行速度为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$. 粒子根据自身经验 (个体最优位置, 记为 p_{best}) 和其他粒子经验 (全局最优位置, 记为 g_{best}) 调整自己的飞行. 第 i 个粒子的 d 维 ($1 \leq d \leq D$) 速度和位置迭代公式如下:

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{\text{best}_{id}}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (g_{\text{best}_{id}}^k - x_{id}^k), \quad (1)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1}. \quad (2)$$

其中: c_1 和 c_2 为学习因子, 通常取 2; r_1 和 r_2 为介于 (0,1) 的随机数; ω 为惯性权重, 通常有 $\omega \in [0, 1]$.

2 基于去个性化理论的粒子群算法

2.1 去个性化理论的引入

去个性化理论源于法国社会学家 Le Bon 对群众的研究, 其著作《乌合之众》中详细描述了个体融入群体后的转变. Le Bon 认为, 在个体组成的群体里, 所有个体的思想、情感沿同一方向发展, 个体的个性消失, 群体心理得以形成. 从社会心理学角度看, PSO 算法中粒子运动模拟了个体融入群体的过程, 个体的行为特征取决于个体惯性、自身经验和社会经验.

Reicher 等^[17] 用“去个性化效应的社会认同模型 (SIDE)”重新解释了去个性化现象. SIDE 认知维度表明, 当个体在群体中或缺乏个体线索时, 去个性化效应会促使自我从个人认同转变为社会认同, 从而在认知上增加认同的显著性, 最终使个体符合群体规则的行为. 群体规模越大, 群体成员的行为与所属群体的规则越一致, 群体成员是有意识地对规则线索进行组织, 最终表现出与规则一致的行为. 然而, SIDE 的策略维度表明, 当对外群体成员可见时, 个体将减少与群内规则一致却受外群体反对的行为; 相反, 当对内群体成员可见时, 个体将增加与群内规则一致却受外群体反对的行为.

本文将 SIDE 模型的认知维度和策略维度引入 PSO 算法, 对粒子搜索空间进行内外群体的划分, 每

个粒子在运动过程中从个体认同转换为群体认同, 结果表现为对群体规则的遵守. 当个体有明显的群体认同时, 个体的自我作用将影响认同行为的表达, 即粒子一方面有“趋同”行为, 另一方面却保持自己的“个性化”, 影响整个搜索过程. SIDE 模型的认知维度影响群体全局变化, 其策略维度影响群体局部变化.

2.2 DT PSO 算法设计

定义 1 解空间集合 U 中, 对于任意的两个元素 x_i 和 x_j 之间的距离记为 $\Delta(x_i, x_j)$, 且 $\Delta(x_i, x_j) = |F(x_i) - F(x_j)|$, $F(X)$ 为适应值函数.

定义 2 令 x_i 为非空有限集合 U 中的元素, δ 为一正数, 则开区间 $(x_i - \delta, x_i + \delta)$ 为 x_i 的信息邻域, 记为 $U(x_i, \delta)$, 即 $U(x_i, \delta) = \{x | \Delta(x, x_i) \leq \delta\}$, δ 为邻域半径, Δ 为邻域中心点 x_i 到其他点的距离函数.

由去个性化理论可知, 个体粒子在社会认同的过程中存在“反常”行为, 即粒子可能会偏离群体活动. 社会学家 Wilsom 说过: “从理论上讲, 在群体搜索食物的过程中, 每个个体可以从群体的新发现和群体中所有其他个体的经验中受益”^[18]. 因此, 式 (1) 中粒子自我认知部分可由群体中任何粒子的历史最优值代替, 这可以使粒子从新位置上开始搜索, 进一步保持粒子的多样性, 从而提高全局探索能力. 然而, 迭代过程中个体粒子位置的多样性会影响算法的收敛速度. Ginley 等^[19] 认为提高群体健康粒子的个数是加快算法收敛的有效方法, 因此, 合适地选择策略能保证粒子每次都能从健康粒子的位置上受益.

本文基于文献 [20] 提出的中性区概念对个体粒子信息领域进行划分. 如图 1 所示, x_i 领域半径 δ 以内的区域为排斥区, 中心粒子希望远离排斥区的粒子; δ 与 δ' 之间区域为中性区, 该区域内的粒子对粒子 x_i 可能吸引也可能排斥; δ' 之外, 粒子对中心粒子的作用通过全局作用力体现.

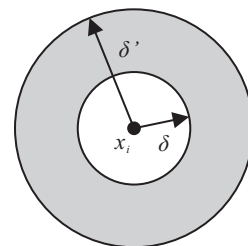


图 1 粒子信息邻域

粒子 x_i 的有效作用区间为邻域 $U(x_i, \delta)$ 之外的粒子, 故式 (1) 中粒子 i 个体认知部分的历史最优位置 $p_{\text{best}_{id}}^k$ 可以用 $U(x_i, \delta)$ 之外任何粒子的个体最优位置代替. 在 SIDE 模型中, 这种行为是粒子 i 的“反常”行为, 只发生在粒子对群内成员不可见时. 用 $d_{\text{best}_{id}}^k$

表示个体粒子反常行为的活动偏移量,有

$$d_{\text{best}_{id}}^k = \lambda(p_{\text{best}_{jd}}^k + p_{\text{best}_{id}}^k + g_{\text{best}_d}^k)/3. \quad (3)$$

其中: λ 为“反常”行为突变因子,取 $[0,1]$ 之间的随机数; $p_{\text{best}_{jd}}^k$ 为 k 次迭代时粒子 i 邻域范围 $U(x_i, \delta)$ 以外随机选择的粒子的个体最优值. 邻域半径 δ 线性变化,变化规律为

$$\delta = \delta_0(1 - t/T_{\text{max}}). \quad (4)$$

其中: δ_0 为初始邻域半径, t 和 T_{max} 分别为当前迭代次数和最大迭代次数. 由 SIDE 模型的认知维度可知,个体在融入群体过程的初期,去个性化操作会促进自我从个人认同转变为社会认同,从而在认知上增加认同的显著性. 当个体融入群体后,个体的特性消失,其行为导向主要由群体社会趋势决定. 因此,对式(1)作如下更新:

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + \omega_1 c_1 r_1 (p_{\text{best}_{id}}^k - x_{id}^k) + \omega_2 c_2 r_2 (g_{\text{best}_d}^k - x_{id}^k) + \omega_3 r_3 (d_{\text{best}_{id}}^k - x_{id}^k). \quad (5)$$

其中

$$\omega_1 = \omega t/T_{\text{max}}, \quad \omega_2 = \omega(1 - t/T_{\text{max}}),$$

$$\omega_3 = (\omega + \omega_1 + \omega_2)/3,$$

t 和 T_{max} 分别为当前迭代次数和最大迭代次数.

由式(5)可见: 1) 在 PSO 算法迭代初期,粒子的 ω_1 较小, ω_2 较大,速度更新过程中社会经验部分较自身经验贡献大,促使粒子加速融入群体,即算法具有较强的全局搜索能力; 2) 在迭代后期, ω_1 较大, ω_2 较小,算法具有较强的局部开发能力; 3) 粒子在运动过程中能从吸引区粒子的最优位置获得有利于调整自己飞行姿态的信息,粒子在其有效作用范围内随机选择一个较好的位置开始,保持了种群粒子的多样性,避免发生“早熟”现象.

2.3 算法实现步骤

DTPSO 算法的实现步骤如下.

Step 1: 初始化粒子群,设置相关参数,随机产生 N 个粒子的速度和位置信息.

Step 2: 评估适应度,计算每个粒子的适应值.

Step 3: 对于每个粒子,将其适应值与所经过的历史最优位置 p_{best} 进行比较,较好的值作为当前最优位置.

Step 4: 对于每个粒子,将其适应值与全局最优位置 g_{best} 进行比较,较好的值作为当前的全局最优位置.

Step 5: 对于每个粒子,由信息邻域半径获得 $U(x_i, \delta)$,根据式(3)计算 $d_{\text{best}_{id}}^k$.

Step 6: 根据式(5)更新粒子的速度和位置信息.

Step 7: 判断是否满足结束条件,若满足条件则结束,否则转至 Step 3.

3 算法评价与分析

3.1 测试函数

本文选用 5 个测试函数对 DTPSO 算法进行测试,分别为: f_1 (Sphere)、 f_2 (Rosenbrock)、 f_3 (Rastrigrin)、 f_4 (Griewank) 和 f_5 (Ackley). 表 1 为各函数形式和初始范围.

表 1 测试函数和取值

函数	形式	初值范围
f_1	$\sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-1, 1]$
f_2	$\sum_{i=1}^n (100x_{i+1} - x_i^2) + (1 - x_i)^2$	$[-10, 10]$
f_3	$\sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	$[-5.12, 5.12]$
f_4	$\frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{x}}\right) + 1$	$[-10, 10]$
f_5	$-20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	$[-30, 30]$

3.2 对比算法和参数设置

将本文算法 DTPSO 与标准 PSO 算法 (SPSO)、加入收缩因子的 PSO 算法 (CPSO)^[21]、线性递减惯性权

表 2 算法性能比较

函数	算法	MBF	SD
f_1	SPSO	2.553e-03	2.474e-03
	CPSO	2.902e-01	2.434e-01
	LDIW-PSO	9.364e-03	7.263e-03
	CTPSO	2.942e-36	2.529e-07
	DTPSO	3.889e-80	1.834e-08
f_2	SPSO	9.811e+01	2.394e+01
	CPSO	8.582e+01	1.715e+01
	LDIW-PSO	5.357e+01	2.200e+01
	CTPSO	1.550e-05	4.662e-04
	DTPSO	5.336e-07	1.405e-05
f_3	SPSO	2.708e+01	3.160e+01
	CPSO	1.371e+02	6.979e+01
	LDIW-PSO	3.546e+01	2.851e+01
	CTPSO	1.884e+01	3.970e-02
	DTPSO	0.512e+01	3.028e-04
f_4	SPSO	1.157e+00	3.405e-01
	CPSO	2.233e+01	2.612e+01
	LDIW-PSO	1.908e+00	8.034e-01
	CTPSO	1.405e-05	7.449e-02
	DTPSO	2.602e-08	2.597e-03
f_5	SPSO	2.635e+00	2.594e+00
	CPSO	1.108e+01	2.560e+00
	LDIW-PSO	4.397e+00	1.252e+00
	CTPSO	1.812e-07	2.692e-03
	DTPSO	1.701e-10	2.914e-06

重算法(LDIW-PSO)^[22]和基于创造性思维的 PSO 算法(CTPSO)^[23]进行比较. 算法运行参数设置如下: 学习因子统一设置为 $c_1 = c_2 = 1.4962$, 惯性权重 ω 均采用文献[11]中的线性变化规律取值, 最大迭代次数 $T_{\max} = 1000$, 粒子个数 $N = 30$, 维数 $D = 20$; CPSO 算

法中, 收缩因子 $\chi = 0.729$, 学习因子 $c_1 = c_2 = 2.05$; LDIW-PSO 算法中, $\omega_{\text{start}} = 0.95$, $\omega_{\text{end}} = 0.4$; DTPSO 算法中, $\delta_0 = 0.1$.

3.3 算法比较与分析

本文中, 算法性能测试和比较的指标为 5 个函数的平均最优适应值 (MBF) 和最优适应值的标准差 (SD). 表 2 给出 5 种算法独立运行 30 次后的平均值比较结果. 由表 2 可见, 对于函数 f_1, f_2, f_4 和 f_5 , DTPSO 算法求解精度远高于其他 4 种算法; 对于函数 f_3 , DTPSO 略好于 CTPSO, 但比其他 3 种算法都要好. 通过 SD 的结果对比可知, DTPSO 算法稳定性均高于其他算法, 具有较好的稳定性.

图 2~图 6 为 5 种算法对于各函数寻优搜索的进化曲线. 为了便于分析比较, 纵坐标数值为 $\log F(x)$. 可以看出, 对于 5 个测试函数, DTPSO 算法相对于另外 4 种算法具有较快的收敛速度, 收敛精度也有明显的提高, SPSO、CPSO、LDIW-PSO 三种算法过早陷入早熟. 对于函数 f_1, f_2, f_4 和 f_5 , 在演化 200 代之后, DTPSO 收敛速度明显加快. 这主要是粒子在融入群体过程中, 从其邻域半径内获得健康粒子的经验所致. 对于函数 f_3 , DTPSO 收敛速度略高于 CTPSO, 但在演化后期 CTPSO 已陷入局部最优, 而 DTPSO 继续收敛, 表现出较强的全局探索能力.

4 结 论

本文从社会心理学角度分析了 PSO 算法的基本原理, 将 SIDE 模型引入 PSO 算法, 针对 PSO 算法中“早熟”现象进行改进, 提出了 DTPSO 算法. 粒子在融入群体过程中, 通过其“个性”与“趋同”特性的较量在 PSO 算法局部开采和全局探索能力之间取得一定平衡. 在常用标准测试函数上的运行结果表明, DTPSO 算法在全局探索能力、收敛速度和稳定性方面均有所提高. 下一步的工作重点是对算法的参数作进一步调整, 通过实验确定信息邻域半径 δ 的合理范围, 同时将该算法应用于多目标优化问题.

参考文献(References)

- [1] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]. IEEE Int Conf on Neural Networks. Piscataway: IEEE Press, 1995: 1942-1948.
- [2] Chandrasekaran S. A hybrid discrete particle swarm optimization algorithm to solve flow shop scheduling problems[C]. IEEE Conf on Cybernetics and Intelligent Systems. Piscataway: IEEE Press, 2006: 1-6.
- [3] Xue F Z, Koshimura M, Fujita H, et al. An efficient hybrid particle swarm optimization for the job shop scheduling problem[C]. IEEE Int Conf on Fuzzy Systems. Piscataway: IEEE Press, 2011: 622-626.

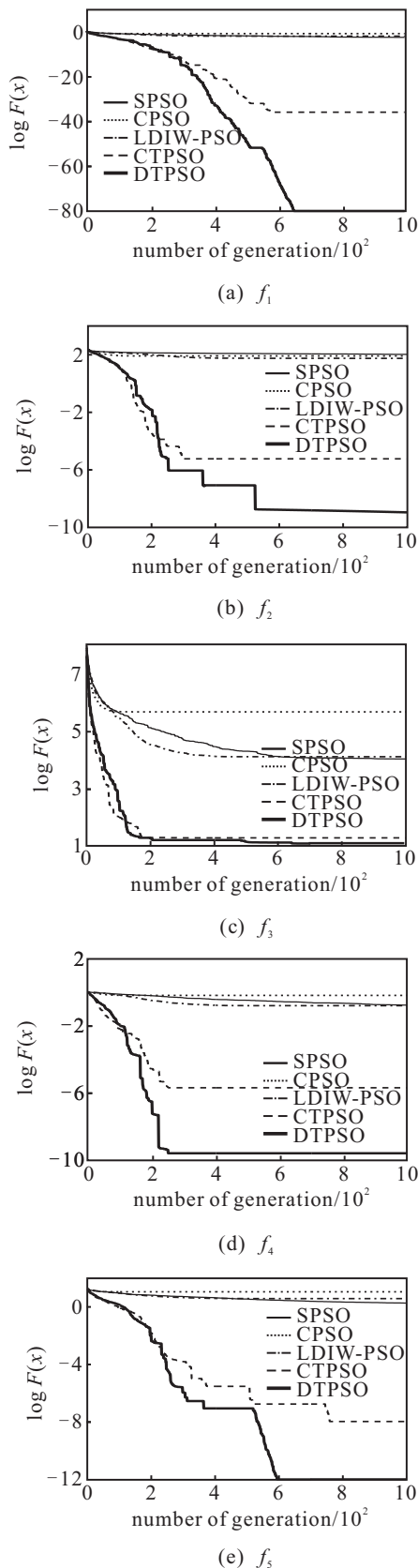


图 2 各函数寻优搜索进化曲线

- [4] Enqi W. An adaptive particle swarm optimization algorithm for reactive power optimization in power system[C]. The 8th World Congress on Intelligent Control and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2010: 3132-3137.
- [5] Zhao B. A multiagent-based particle swarm optimization approach for optimal reactive power dispatch[C]. IEEE Trans on Power Systems. Piscataway: IEEE Press, 2005: 1070-1078.
- [6] Azzawi A A G, Al-Saedi M A H. Face recognition based on mixed between selected feature by multiwavelet and particle swarm optimization[C]. Developments in E-systems Engineering(DESE). Piscataway: IEEE Press, 2010: 199-204.
- [7] Mei X. Synergetic pattern recognition based on particle swarm optimization algorithm[C]. The 27th Chinese Control Conf. Beijing: Beihang University Press, 2008: 505-508.
- [8] Toreini E, Mehrnejad M. Clustering data with particle swarm optimization using a new fitness[C]. The 3rd Conf on Data Mining and Optimization. Piscataway: IEEE Press, 2011: 266-270.
- [9] Chiou J S, Tsai S H. A PSO-based adaptive fuzzy PID-controllers[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2012, 26(1): 49-59.
- [10] 曾建潮. 微粒群算法[M]. 北京: 科学出版社, 2004: 9-13. (Zeng J C. Particle swarm optimization[M]. Beijing: Science Press, 2004: 9-13.)
- [11] Shi Y, Eberhart R C. Parameter selection in particle swarm optimization[C]. Evolutionary Programming VII. Berlin: Springer-Verlag, 1998: 591-600.
- [12] Bansal J C. Inertia weight strategies in particle swarm optimization[C]. The 3rd World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing. Piscataway: IEEE Press, 2011: 633-640.
- [13] Yuntao D. An intelligent parameter selection method for particle swarm optimization algorithm[C]. The 4th Int Joint Conf on Computational Sciences and Optimization. Piscataway: IEEE Press, 2011: 960-964.
- [14] Cheng S, Shi Y H. Diversity control in particle swarm optimization[C]. IEEE Symposium on Swarm Intelligence. Piscataway: IEEE Press, 2011: 1-9.
- [15] Xin B, Chen J, Zhang J, et al. Hybridizing differential evolution and particle swarm optimization to design powerful optimizers: A review and taxonomy[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2012, 42(5): 744-767.
- [16] Bo Y. A hybrid evolutionary algorithm by combination of PSO and GA for unconstrained and constrained optimization problems[C]. IEEE Int Conf on Control and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2007: 166-170.
- [17] Reicher S D, Spears R, Postmes T. A social identity model of deindividuation phenomena[J]. European Review of Social Psychology, 1995, 6(1): 161-198.
- [18] Wilson E O. What is sociobiology?[J]. Society, 1978, 15(6): 10-14.
- [19] Ginley M B, Maher J. Maintaining healthy population diversity using adaptive crossover, mutation, and selection[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2011, 15(5): 692-714.
- [20] Tien J H, Levin S A, Rubenstein D I. Dynamics of fish shoals: Identifying key decision rules[J]. Evolutionary Ecology Research, 2004, 6(4): 555-565.
- [21] Clerc M. The swarm and the queen: Towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization[C]. Proc of the 1999 Congress on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE Press, 1999: 1951-1957.
- [22] Shi Y, Eberhart R C. Empirical study of particle swarm optimization[C]. Proc of the 1999 Congress on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE Press, 1999: 1945-1950.
- [23] 唐苏妍, 朱一凡, 张伟, 等. 一种基于创造性思维的粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2011, 26(8): 1181-1186. (Tang S Y, Zhu Y F, Zhang W, Li Q, et al. Particle swarm optimization algorithm based on creative thinking[J]. Control and Decision, 2011, 26(8): 1181-1186.)

第 26 届中国控制与决策会议征文通知

第 26 届中国控制与决策会议 (2014 CCDC) 将于 2014 年 5 月 31 日 ~ 6 月 2 日在中国长沙举行. 会议由东北大学, IEEE 新加坡工业电子分会和 IEEE 哈尔滨控制系统分会主办, 湖南工业大学和中南大学联合承办. 第 26 届中国控制与决策会议论文集集中的英文论文将进入 IEEE Xplore Data Base, 并被 EI 检索.

征稿内容及重要日期详见会议网站 <http://www.ccdc.neu.edu.cn>