

文章编号: 1001-0920(2006)02-0175-05

基于岛屿群体模型的并行粒子群优化算法

黄 芳, 樊晓平

(中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083)

摘 要: 为改善粒子群优化算法对大规模多变量求解的性能, 提出了基于岛屿群体模型的并行粒子群优化算法. 对粒子群优化算法机理和本质并行性进行分析, 设计和实现了一种并行粒子群优化算法. 实验结果表明, 基于岛屿群体模型的并行粒子群优化算法不仅提高了求解效率, 而且改善了早收敛现象, 算法的性能比经典粒子群优化算法有了很大提高.

关键词: 演化计算; 岛屿群体模型; 并行处理; 粒子群优化算法

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Parallel Particle Swarm Optimization Algorithm with Island Population Model

HUAN G Fang, FAN X iao-p ing

(College of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China Correspondent: FAN Xiao-ping, E-mail: xpfan@mail.csu.edu.cn)

Abstract A novel algorithm of parallel particle swarm optimization with island population model is proposed to improve the performance of particle swarm optimization algorithm for application to large-scale problems and multi-variable solutions. The parallel particle swarm optimization algorithm is designed and implemented using an idea of island population model. The experimental results show that not only the solving efficiency is raised but also the restraining premature convergence is enhanced in the parallel algorithm. Comparing with classical particle swarm optimization, the performance of the proposed algorithm is greatly improved consequently.

Key words: Evolutionary computation; Island population model; Parallel process; Particle swarm optimization algorithm

1 引 言

粒子群优化算法(PSO)是基于社会群体行为的一种新型演化计算技术^[1], 它源于对鸟群捕食行为的研究^[2]. 粒子群优化算法的研究与应用近年来十分活跃, 其应用领域可划分为: 函数优化、神经网络训练、工业系统优化与控制以及其他遗传算法^[3]. 它之所以受到如此关注, 主要原因是 PSO 结构简单、性能稳定、效率高, 并且只有少量几个参数需要进行调整^[4].

粒子群优化算法与遗传算法一样, 应用问题的规模直接决定 PSO 的执行效率. 因此, 并行 PSO 的

研究对于大规模或超大规模的多变量求解具有重要意义^[5]. 另外, 许多工程优化问题的求解常常受多个局部最优解和数值噪声的困扰. PSO 与其他全局搜索算法一样, 算法不成功的主要原因是早收敛. PSO 在搜索过程中仅受个体本身惯性、个体导向因素和全局导向因素的牵引. 当具有高适应度的个体主导整个群体时, 会引起所有粒子迅速向其靠拢, 早收敛便不可避免^[6].

本文受并行遗传算法的启发, 提出了基于岛屿群体模型的并行粒子群优化算法. 它不仅能提高算法的运行效率, 而且具有加强群体多样性的能力, 从

收稿日期: 2005-01-13; 修回日期: 2005-04-11.

基金项目: 国家自然科学基金项目(69975003).

作者简介: 黄芳(1963—), 女, 长沙人, 副教授, 博士生, 从事虚拟现实技术、计算机图形学等研究; 樊晓平(1961—), 男, 浙江绍兴人, 教授, 博士生导师, 从事机器人控制、智能交通系统等研究.

而可改善算法的收敛性能

2 粒子群优化算法的并行化

2.1 经典粒子群优化算法机理

在鸟群捕食的群体行为中,每一只鸟被命名为一个粒子,所有的粒子在搜索空间都是一个潜在的解。这些粒子各自以一种特有的速率飞行,穿过多维搜索空间,最终找到最优解。在 D 维搜索空间,第 i 个粒子被描述为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$; 每个粒子迄今所经历的最佳位置(具有最佳适应度时所处的位置)被记录并命名为个体最优位置,描述为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ 。在整个群体中,迄今具有最佳适应度粒子的位置 P_{gd} 也被记录,并命名为全局最优位置,每个粒子的飞行速率为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。于是每个粒子根据如下迭代式来调整自己下一步的速率,直到找到最优解^[7]。

$$v_{id}^{t+1} = w v_{id}^t + \Psi_1(p_{id} - x_{id}^t) + \Psi_2(p_{gd} - x_{id}^t), \quad (1)$$

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

式中 t 为迭代次数。

每个粒子根据三部分因素来更新自己的速率,以决定下一步飞行的位置。第一部分为粒子当前的速率 v_{id}^t , 它保持一定的惯性权重 w , w 的取值在整个搜索过程中从 0.9 减至 0.4, 即粒子本身的惯性影响在逐渐减小; 第二部分为粒子当前位置 x_{id}^t 距个体最优位置的距离, Ψ_1 称为个体导向因子, 通常 $\Psi_1 = 2\text{rand}(1)$; 第三部分为粒子当前位置距全局最优位置的距离, Ψ_2 称为全局导向因子, 通常 $\Psi_2 = 2\text{rand}(1)$ ^[8]。个体导向因子和全局导向因子具有同样的权重, 其平均值为 1。这些参数的选择根据所要解决的实际问题进行调整。

经典 PSO 可用伪码形式描述如下:

Begin

Initialize random population positions and velocities

Initialize p_i and p_g with X_1

for $t = 1$ to the maximal number of iterations

for $i = 1$ to the population size

for $d = 1$ to the problem dimensionality

Update velocity

$$v_{id}^{t+1} = w v_{id}^t + \Psi_1(p_{id} - x_{id}^t) + \Psi_2(p_{gd} - x_{id}^t)$$

Update position $x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1}$

end-for- d

Compute fitness of X_i^{t+1}

If needed, update historical information

regarding p_i and p_g

end-for- i

Terminate if p_g meets problem requirements

end-for- t

end

2.2 粒子群优化算法的本质并行性

粒子群算法与遗传算法一样, 是对自然界物种生存现象的模仿, 它们都是基于群体模型的算法。群体中每个个体的行为蕴涵着本质的并行性, 描述这种自然现象的模型也应是并行的^[9]。

从经典的 PSO 看, 它是一个模拟鸟群捕食行为的并行结构模型, 其并行性主要体现在以下三方面:

- 1) 粒子个体适应度的计算和个体最佳适应度的评价是并行的。
- 2) 整个群体具有全局最佳适应度粒子的评价是并行的。如算法伪码所示, 在对某个粒子的个体最佳适应度进行评价后, 立即对全局最佳适应度粒子进行评价, 更新全局最优位置。
- 3) 下一代群体的产生过程是并行的。因为每个粒子都是根据当前个体最优位置、当前全局最优位置和个体本身的惯性来决定粒子的下一步位置, 所以经典的 PSO 是一个并行结构模型用串行的方法来实现。

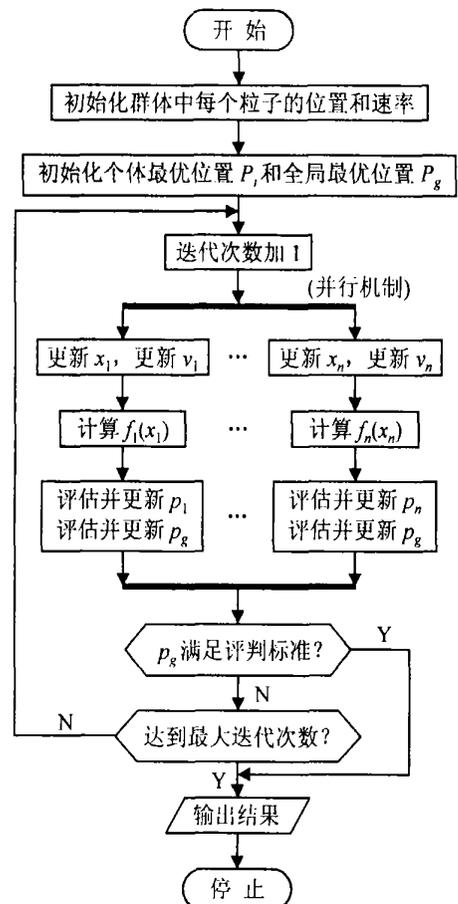


图 1 经典 PSO 的并行实现流程

这种模型直接可用并行的方法来实现,其算法流程如图 1 所示。并行实现方法将每个粒子适应度的计算、个体最佳适应度的评价、全局最优位置的调整和下一代个体的生成作为并行任务,分别在不同的处理机上同时完成。它能提高运算效率,但并未改变经典 PSO 的模型结构,算法对于抑制早收敛也并未得到改善。这种并行实现各处理机之间的通信和协调所花费的开销非常大,直接影响了并行 PSO 的应用。

3 基于岛屿群体模型的并行粒子群优化算法

3.1 岛屿群体模型的并行化方案

基于并行群体模型的算法设计主要有以下两方面特点:一是把单一群体分解成多个子群体,采取分而治之的方法;二是控制和管理子群体之间的信息交换,不同的分治方法产生不同的算法结构。从并行遗传算法的角度看,这种结构上的差异导致了三种并行群体模型:主从并行模型、岛屿群体模型和邻接模型^[6,10,11]。主从并行模型是一种直接并行化方案,它只有一个群体。上述经典 PSO 模型便可用主从并行化方案直接进行并行化,并行算法实现流程与图 1 类似。

在实现过程中,采用多个从处理机负责个体粒子的适应度计算和评价,设置主服务器负责接收各从处理机上传来的个体粒子最佳位置信息,对它们进行评价产生全局最佳粒子位置信息,然后广播到各从处理机。主服务器与从处理机之间可采用异步和同步两种信息交换形式。异步形式是只要有一个从处理机上传完个体最佳粒子信息后,主服务器立即进行评价和更新全局最佳粒子信息;同步方式是等到所有从处理机上传完个体最佳粒子信息后,主服务器才进行评价和更新全局最佳粒子信息。下一代粒子的产生可在从处理机或主服务器中进行。

异步方式在求解精度上并不完全等效于经典串行 PSO,它的耦合性更高,更容易产生通信瓶颈。文献[5]采用的是同步方式,下一代粒子的产生在主服务器中进行。由以上分析可知,主从并行模型的 PSO 算法结构与经典 PSO 一致。这种模型虽然能提高运算速度,但算法的收敛性能不可能得到改善。

3.2 基于岛屿群体模型的并行粒子群优化算法设计

邻接模型和岛屿模型属于分解型并行方案^[6]。它将整个群体划分为几个子群体,各子群体分布在各自的处理机上进行子群体演化,各处理机在适当时刻进行信息交换。邻接模型也称细粒度模型,它的每个子群体中只有一个个体;岛屿模型也称粗粒度

模型,该模型中每个处理机上子群体个体数多于 1。粗粒度模型易于实现,没有并行计算机时也可在网络或单机系统上模拟实现,因此在并行遗传算法中粗粒度模型最为流行^[12]。

本文提出一个基于岛屿模型的粒子群优化算法并行化方案,并引入一种集中式迁移策略。如图 2 所示,整个粒子群体被划分成多个子群体,每个子群体独自进行岛内的全局 PSO,在岛内对每个粒子适应度进行计算和评价,产生岛内区域最佳粒子。岛内全体演化采用一个独立的子进程来完成,以降低耦合程度。各子进程利用集中迁移策略,周期地将岛内最佳粒子发给主进程,集中形成主群,主进程则从中选出整个群体中全局最佳粒子广播给子进程,迫使子群体进行全局最优演化。

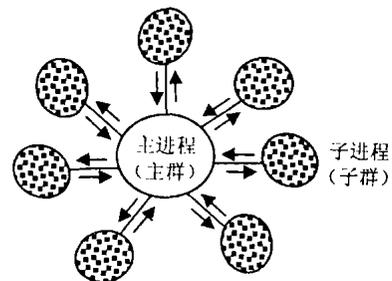


图 2 岛屿群体并行 PSO 模型

3.3 并行粒子群优化算法收敛性能的改善

经典 PSO 是一种并行演化技术,算法参数的调整在很大程度上影响了算法的性能。如式(1)所示,个体导向因子和全局导向因子在算法整个搜索过程中起着探测和开拓的作用^[13]。所谓探测是指在问题空间中开辟新的搜索域去试探全局最优解;而开拓是指将搜索集中到有希望的候选解,使搜索迅速定位到最优解以提高收敛速度。通过对个体导向因子和全局导向因子的调整,使算法具有合适的探测和开拓合力,以适应某个特定目标函数的求解。个体导向因子太大将导致较多的迭代次数,消耗过多的时间;全局导向因子太大将导致算法过早收敛到局部最优解。要想通过加大个体导向因子来抑制早收敛现象,将使 PSO 退化到随机搜索算法。

文献[13]利用线性离散时间系统理论分析 PSO 粒子的动态行为,给出了 PSO 参数选择的指导性方法,但未考虑目标函数对算法的影响,特别是当目标函数存在多个局部最优解时,参数的调整不能同时满足较高收敛率和全局最优的要求。基于岛屿群体模型的并行粒子群优化算法(MPSO)对经典 PSO 的算法结构进行修改,增加了子群的划分。它对岛内子群进行区域搜索,产生一个对区域性全局

最优的搜索过程, 相当于在个体牵引力与全局牵引力之间增加一个区域牵引力, 以平衡这两个因素的极端影响, 最终达到改善算法收敛性能的目的

4 仿真研究

4.1 测试条件

本文采用 6 个无约束优化基准测试函数, 分别用经典 PSO 和 IPPSO 进行仿真实验, 并对实验结果进行比较, 以验证 IPPSO 的寻优性能. 这 6 个测试函数是:

Sphere 函数

$$f_1 = \sum_{i=1}^n x_i^2, \quad x_i \in [-5.12, 5.12];$$

Rosenbrock 函数

$$f_2 = \sum_{i=1}^{n-1} (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2), \\ - 2.048 \leq x_i \leq 2.048;$$

Rastrigrin 函数

$$f_3 = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10), \\ - 5.12 \leq x_i \leq 5.12;$$

Schwefel 函数

$$f_4 = - \sum_{i=1}^n x_i \sin(\sqrt{|x_i|}), \\ - 500 \leq x_i \leq 500;$$

Griewank 函数

$$f_5 = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1, \\ - 600 \leq x_i \leq 600;$$

Schaffer's f_6 函数

$$f_6 = 0.5 - \frac{(\sin \sqrt{x_1^2 + x_2^2})^2 - 0.5}{(1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2))^2}, \\ - 100 \leq x_1, x_2 \leq 100$$

f_1 是一个简单的单峰函数, 在 (0, 0, 0) 达到极小值; f_2 是一个非凸函数, 在 (1, 1) 达到极小值; f_3 是一个多峰函数, 在 $x_i = 0 (i = 1, 2, \dots, n)$ 达到全局极小; f_4 的全局极小点在 $x_i = 420.9687 (i = 1, 2, \dots, n)$, 它有众多的局部极小点, 且远离全局极小点,

故搜索极易陷入局部极小; f_5 的全局极小点在 $x_i = 0 (i = 1, 2, \dots, n)$, 且有众多的局部极小点; f_6 的全局极大点在 (0, 0), 它的全局最优点被次优点所包围, 使得一般算法很难找到全局最优点^[14].

为了提高可比性, 本文在两种算法中取同样的调整参数. 惯性权重 w 的取值在整个搜索过程中从 0.9 减至 0.4, 个体导向因子 $\psi_1 = 2 \text{rand}(1)$, 全局导向因子 $\psi_2 = 2 \text{rand}(1)$, 粒子总个数为 160. 在 IPPSO 中将整个群体划分成 8 个子群体, 每个子群体以 20 个粒子构成一个岛屿, 每个岛内用一个线程进行独立的子群演化. 岛屿间的迁移周期是根据具体情况选取的可调参数. 若周期太长, 则算法将退化为孤岛模型, 更易陷入局部极小; 若周期过短, 则容易产生通信瓶颈, 使算法效率降低. 通过反复实验, 在上述测试条件下, 岛屿间迁移周期取 10 次迭代为宜. 本文在 Windows 环境下用多线程技术对 IPPSO 进行模拟, 开发环境为 VC++ 6.0, 在 Pentium 4 2.4 GHz 的硬件环境中运行.

4.2 测试结果与分析

在实际应用中, 优化算法的代价通常由函数评估值来决定, 它是对算法性能评价的主要依据. 函数评估值综合考虑到粒子群规模、平均迭代次数和成功率三方面因素. 成功率是算法运行到目标函数达到所要求的最优值次数与重复运行次数的比率; 函数评估值是平均迭代次数与成功率的比值. 一个较高的成功率同时具有较低的平均迭代次数, 将得到一个较好的函数评估值.

本文分别对 PSO 和 IPPSO 两种算法重复运行 20 次, 所得的仿真实验结果如表 1 所示. 除了 Sphere 函数用 IPPSO 求解保持了用 PSO 求解的较好性能外, 对其余函数的求解, IPPSO 比 PSO 的算法性能有了很大改善.

图 3 为用 PSO 和 IPPSO 分别对上述基准测试函数进行求解的算法寻优过程曲线. 由于篇幅所限, 只列出其中性能改善较明显的 4 个函数进行比较. 图 3 表明 IPPSO 与 PSO 相比, 收敛性得到加强, 迭代次数减少, 适应度值更好.

表 1 PSO 与 IPPSO 实验结果比较

目标函数	维数	要求达到的最优值	平均迭代次数		成功率		函数评估值	
			PSO	IPPSO	PSO	IPPSO	PSO	IPPSO
Sphere	10	10^{-5}	145	143	1	1	23 200	22 880
Rosenbrock	4	0.01	898	885	0.1	0.45	1 436 800	314 667
Rastrigrin	10	10^{-5}	615	508	0.15	0.75	656 000	108 373
Schwefel	8	-3 351	380	309	0.1	0.45	608 000	109 867
Griewank	3	10^{-5}	123	122	0.15	0.4	131 200	48 800
Schaffer's f_6	2	1	79	94	0.25	0.75	50 560	20 053

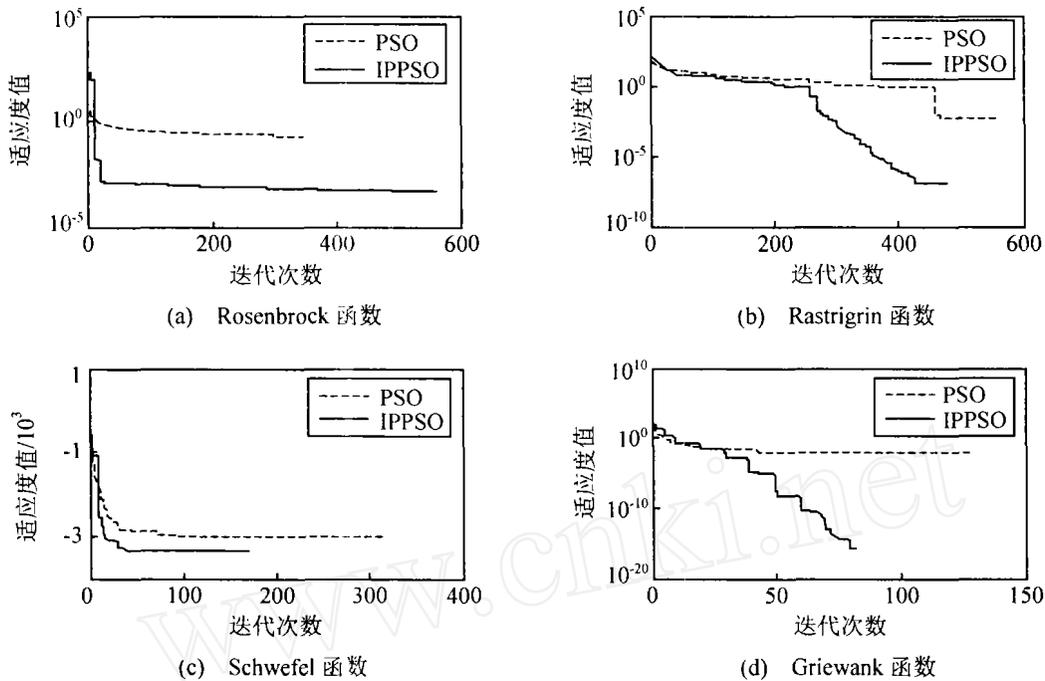


图 3 PSO 和 IPPSO 搜索过程曲线

5 结 论

粒子群优化算法具有本质的并行性, 经典粒子群优化算法是并行模型的串行实现。本文将岛屿群体模型引入经典 PSO, 从结构上改变了经典 PSO 的并行模式, 基于岛屿模型设计了一种全新的并行粒子群优化算法, 并对算法进行并行实现。通过对 6 个通用的基准测试函数进行仿真测试, 本文算法不仅提高了搜索效率, 而且改善了早收敛现象, 算法的性能得到很大的提高。基于岛屿群体模型的并行粒子群优化算法的设计和实现, 将对并行粒子群优化算法的研究和应用产生深远的影响。

参考文献(References)

- [1] Mostaghim S, Teich J. Strategies for Finding Local Guides in Multiobjective Particle Swarm Optimization (MOPSO) [A]. *Proc of the IEEE Swarm Intelligence Symposium* [C]. Indianapolis, 2003: 26-33
- [2] Shi Y, Eberhart R C. A modified Particle Swarm Optimizer [A]. *Proc of the IEEE Congress on Evolutionary Computation* [C]. Piscataway, 1998: 69-73
- [3] 李爱国, 覃征, 鲍复民, 等. 粒子群优化算法[J]. *计算机工程与应用*, 2002, 38(21): 1-3
(Li A G, Qin Z, Bao F M, et al. Particle Swarm Optimization Algorithms [J]. *Computer Engineering and Application*, 2002, 38(21): 1-3)
- [4] Eberhart R C, Shi Y. Particle Swarm Optimization: Developments, Applications and Resources [A]. *Proc of the IEEE Congress on Evolutionary Computation* [C]. Seoul, 2001: 81-86
- [5] Schutte J F, Reinbolt J A, Fregly B J, et al. Parallel

Global Optimization with the Particle Swarm Algorithm [J]. *Int J Numerical Methods in Engineering*, 2004, 61(13): 2296-2315

- [6] 胡玉兰, 潘福成, 梁英, 等. 基于种群规模可变的粗粒度并行遗传算法[J]. *小型微型计算机*, 2003, 24(3): 534-536
(Hu Y L, Pan F C, Liang Y, et al. Parallel Genetic Algorithm Based on Population Size Mutable Coarse-grained [J]. *Micro Computers*, 2003, 24(3): 534-536)
- [7] Peram T, Veeramachaneni K, Mohan C K. Fitness-distance-ratio Based Particle Swarm Optimization [A]. *Proc of the IEEE Swarm Intelligence Symposium* [C]. Indianapolis, 2003: 174-181
- [8] Brian Birge. PSOT - A Particle Swarm Optimization Toolbox for Use with Matlab [A]. *Proc of the IEEE Swarm Intelligence Symposium* [C]. Indianapolis, 2003: 182-186
- [9] 曾国荪, 丁春玲. 并行遗传算法分析[J]. *计算机工程*, 2001, 27(9): 53-55
(Zeng G S, Ding C L. An Analysis on Parallel Genetic Algorithm [J]. *Computer Engineering*, 2001, 27(9): 53-55)
- [10] Erick Cantu Paz, David E Goldberg. Efficient Parallel Genetic Algorithms: Theory and Practice [J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2000, 186(2): 221-238

(下转第 188 页)

6 结 论

模糊AHP的权重向量求解是决策领域中的一个热点研究问题。本文提出的基于遗传算法的极大化满意水平模糊AHP的权重向量求解方法,为解决实际多准则决策问题提供了一条新途径。该算法结构简洁,运算速度快,运算结果明了,便于决策者参考,具有较大的实用价值。

参考文献(References)

- [1] Saaty T L. Decision Making with the AHP: Why is the Principal Eigenvector Necessary[J]. *European J of Operational Research*, 2003, 145(1): 85-91.
- [2] Loargoven Van, Pedrycz W. A Fuzzy Extension of Saaty's Priority Theory[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1983, 11(1): 229-241.
- [3] Sugihara Kazutom i, Hideo Tanaka. Interval Evaluation in the Analytic Hierarchy Process by Possibility Analysis[J]. *Computational Intelligence*, 2001, 17(3): 567-579.
- [4] Xu R N, Zhai X Y. Fuzzy Logarithmic Least Squares Ranking Method in Analytic Hierarchy Process[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1996, 77: 175-190.
- [5] 樊治平, 胡国奋. 区间数多属性决策的一种目标规划方法[J]. *管理工程学报*, 2000, 14(4): 50-53.
(Fan Z P, Hu G F. A Goal Programming Method for Multiple Attribute Decision Making with Intervals[J]. *J of Industrial Engineering/Engineering Management*, 2000, 14(4): 50-53.)
- [6] 朱建军, 刘士新, 王梦光. 基于遗传算法求解区间数AHP判断矩阵的权重[J]. *系统工程学报*, 2004, 19(4): 344-393.
(Zhu J J, Liu S X, Wang M G. Estimation of Weight Vectors of Interval Numbers Judgement Matrix in AHP Using Genetic Algorithm[J]. *J of Systems Engineering*, 2004, 19(4): 344-393.)
- [7] 沈源, 陈幼平, 丘智明, 等. 一种基于满意度的模糊层次分析评估方法[J]. *中国机械工程*, 1999, 10(7): 769-772.
(Shen Y, Chen Y P, Qiu Z M, et al. A Evaluation Method of Satisfactory-degree-based Fuzzy Analytic Hierarchy Process[J]. *China Mechanical Engineering*, 1999, 10(7): 769-772.)
- [8] 谭跃进, 陈英武, 易进先. *系统工程原理*[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 2001.
(Tan Y J, Chen Y W, Yi J X. *Theory of System Engineering* [M]. Changsha: University Press of the National Defence Science and Technology, 2001.)
- [9] 玄光南, 程润伟. *遗传算法与工程设计*[M]. 汪定伟, 等译. 北京: 科学出版社, 2000.
(Xuan G G, Cheng R W. *Genetic Algorithm and Its Design of Engineering* [M]. Translated by Wang D W, et al. Beijing: Science Press, 2000.)

(上接第 179 页)

- [11] Enrique Alba, Jos m Troya. Analyzing Synchronous and Asynchronous Parallel Distributed Genetic Algorithms[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2001, 17(4): 451-465.
- [12] 王大明, 毛宗源. 并行遗传算法综述[J]. *暨南大学学报*, 1998, 19(1): 20-25.
(Wang D M, Mao Z Y. Survey for Parallel Genetic Algorithm[J]. *J of Jinan University*, 1998, 19(1): 20-25.)
- [13] Ioan Cristian Trelea. The Particle Swarm Optimization Algorithm: Convergence Analysis and Parameter Selection[J]. *Information Processing Letters*, 2003, 85(6): 317-325.
- [14] 潘正君, 康立山, 陈毓屏. *演化计算*[M]. 北京: 清华大学出版社, 1998: 66-68.
(Pan Z J, Kang L S, Chen Y P. *Evolutionary Computation* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1998: 66-68.)

(上接第 183 页)

- [9] Hill J. *A Software Architecture Supporting Networked Sensors* [D]. Berkeley: University of California at Berkeley, 2000.
- [10] Boulis A, Ganerwal S, Srivastava M B. Aggregation in Sensor Networks: An Energy-accuracy Trade-off Sensor Network Protocols and Applications[A]. *Proc of the First IEEE Int Workshop on Sensor Network Protocols and Applications* [C]. Anchorage, 2003: 128-138.