

基于局部最优解的改进人工蜂群算法*

王冰^{1,2}

(1. 牡丹江师范学院 理学院, 黑龙江 牡丹江 157011; 2. 北京理工大学 数学学院, 北京 100081)

摘要: 针对人工蜂群算法有时收敛速度较慢和探索能力较强而开发能力不足等问题, 提出一种改进的人工蜂群(IABC)算法。该算法在跟随蜂阶段采用一种基于当前局部最优解(pbest)的搜索策略, 能提高算法的局部搜索能力。为了加快算法的收敛速度, 采用基于一般的反向学习的策略进行种群初始化, 而且采蜜蜂和跟随蜂进行邻域搜索时, 邻域搜索的维数根据循环代数动态调整。基于十个标准测试函数的仿真结果表明, 该算法能有效加快收敛速度, 局部优化能力有显著提高。

关键词: 人工蜂群算法; 种群初始化; 反向学习; 搜索频率

中图分类号: TP18

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2014)04-1023-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2014.04.016

Improved artificial bee colony algorithm based on local best solution

WANG Bing^{1,2}

(1. School of Science, Mudanjiang Normal University, Mudanjiang Heilongjiang 157011, China; 2. School of Mathematics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: For the problems of good at exploration but poor at exploitation in artificial bee colony algorithm(ABC) and its poor convergence, this paper proposed an improved artificial bee colony (IABC) algorithm by incorporating the information of local best (called pbest) solution into the solution search equation to improve the exploitation at the onlookers stage. In the algorithm, in order to accelerate convergence speed, it applied an initialization strategy based on the generalized opposition-based learning instead of a pure random initialization. In addition, it modified frequency of the perturbation dynamically in each iteration. Experimental results on ten benchmark functions show that IABC algorithm can accelerate effectively convergence speed, its local optimization ability is significantly improved.

Key words: artificial bee colony algorithm; population initialization; opposition-based learning; frequency of the perturbation

0 引言

仿生智能计算是自然计算的一个重要分支,它以仿生学、数学和计算机科学为基础,具有自适应、自组织、自学习等特性和能力,已在复杂优化问题求解和实际应用中显示出强大的生命力和进一步发展的潜力。新兴仿生智能计算方法包括蚁群、粒子群、差分进化、人工蜂群和人工免疫算法等。

人工蜂群(artificial bee colony, ABC)算法^[1]是由土耳其学者 Karaboga 于 2005 年提出的一种模拟蜜蜂群体寻找优良蜜源的仿生智能计算方法。与遗传算法、粒子群算法等智能计算方法相比,该算法的突出优点是每次迭代中都进行全局和局部搜索,因此找到最优解的概率大大增加,并在较大程度上避免了局部最优。加之 ABC 算法控制参数少、易于实现,近年来逐渐被成功应用于函数的数值优化^[2-4]、目标识别^[5]、神经网络训练^[6]等方面,并取得了良好的测试效果。但是受进化方式和选择策略的影响,ABC 算法存在处理单峰问题时收敛速度较慢、局部搜索能力偏弱及易于早熟收敛的缺陷。因此,为了改善 ABC 算法的性能,许多学者对其进行了改进。Singh^[7]提出了一种解决最小生成树问题的人工蜂群算法;Zhu 等人^[8]受粒子群优化(PSO)算法启发,提出了一种由全局最优引导的改

进人工蜂群(GABC)算法;Gao 等人^[9,10]借鉴差分进化(DE)算法的变异策略,引入新的蜜蜂搜索策略,进而提出了两种改进的人工蜂群算法;Banharnsakun 等人^[11]引入当前全局最优解改变跟随蜂的搜索方式,提出了一种新的人工蜂群算法处理图像匹配问题;暴励等人^[12]将 ABC 和 DE 算法混合,提出了一种双种群差分蜂群算法。

为了改善 ABC 算法中存在的收敛速度慢、局部搜索能力偏弱等问题,本文提出了一种改进的 ABC 算法——IABC。

1 人工蜂群算法

ABC 算法在求解优化问题时,食物源的位置被抽象为解空间中的点,蜜蜂寻找优质食物源的过程就是搜索最优解的过程。设所求解的优化问题为 $\min f(x)$, $x \in S$, 则问题的每个可行解对应一个食物源的位置,每个食物源的优劣程度取决于待优化问题所确定的适应度值。人工蜂群主要包括采蜜蜂、跟随蜂和侦察蜂。解(食物源)的个数等于采蜜蜂或跟随蜂的个数。假设 ABC 算法产生含有 NP 个解的初始种群,每个解 x_i ($i=1, 2, \dots, NP$) 是一个 D 维向量。

采蜜蜂首先对相应的食物源进行邻域搜索,并依据式(1)进行食物源位置更新:

收稿日期: 2013-04-24; 修回日期: 2013-06-05 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(11371002); 黑龙江省自然科学基金资助项目(A201209); 黑龙江省教育厅科学技术研究项目(12541849); 牡丹江师范学院省级重点创新预研项目(SY201223)

作者简介: 王冰(1978-), 男(满族), 黑龙江双城人, 副教授, 博士研究生, 主要研究方向为模糊优化、进化计算(wangbing6666678@126.com)。

$$v_{ij} = x_{ij} + \varphi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (1)$$

其中: $k \in \{1, 2, \dots, NP\}$, $j \in \{1, 2, \dots, D\}$, 这两个数都是随机选取的, 但 $k \neq i$, $\varphi_{ij} \in [-1, 1]$ 是一个随机数, 它控制 x_{ij} 邻域的生成范围。随着搜索接近最优解, 邻域的范围会逐渐减少。

采蜜蜂在食物源位置更新后根据贪婪选择策略确定食物源, 若搜索到的新食物源的适应度值优于以前的, 则用新的食物源位置代替旧的食物源位置, 否则保持旧的食物源位置不变。之后所有采蜜蜂回到舞蹈区将各个食物源的花蜜信息通过跳摇摆舞方式分享给跟随蜂, 跟随蜂根据每个食物源的收益率大小来选择食物源。收益率大小通过适应度值来表示, 选择概率按照下式确定:

$$p_i = \frac{\text{fitness}_i}{\sum_{i=1}^{NP} \text{fitness}_i}$$

$$\text{fitness}_i = \begin{cases} \frac{1}{1+f_i} & f_i \geq 0 \\ 1+|f_i| & f_i < 0 \end{cases} \quad (2)$$

其中: p_i 是第 i 个食物源的选择概率, fitness_i 是第 i 个食物源的适应度值, NP 为食物源个数, f_i 是被优化问题的目标函数值。

跟随蜂选中食物源后, 也依据式(1)进行邻域搜索, 并根据贪婪选择策略保留较好的解。

在 ABC 算法中, 还有一个控制参数 limit , 它用来记录某个解未被更新的次数。假定某个解经过 limit 次循环之后都未得到改善, 即表明这个解陷入了局部最优, 应该被放弃, 与这个解相对应的采蜜蜂也转变为侦察蜂。假设被放弃的解为 x_i 且 $j \in \{1, 2, \dots, D\}$, 则由侦察蜂通过下式随机产生一个新的解来代替 x_i :

$$x_{ij} = x_{\min,j} + \text{rand}(0, 1)(x_{\max,j} - x_{\min,j}) \quad (3)$$

2 改进的人工蜂群算法

2.1 基于一般的反向学习策略的种群初始化

Rahnamayan 等人^[13]于 2008 年提出了基于反向学习的 DE 算法, Wang 等人^[14]在此基础上又于 2011 年提出了基于一般的反向学习的 DE 算法。这两种学习方法为笔者提出的新算法贡献了很不错的效果。因此本文中首先采用基于一般的反向学习的策略进行种群初始化, 这样使得初始种群具有尽可能的多样性, 有助于加快算法的收敛速度。

基于一般的反向学习策略初始化种群的具体步骤为: 首先随机产生 NP 个初始解(食物源), 然后为每个初始解按照以下方式产生相对应的反向解:

$$op_{ij} = k \times (\min_j + \max_j) - x_{ij} \quad (4)$$

其中: x_{ij} 表示第 i 个初始解的第 j 维坐标; op_{ij} 表示第 i 个初始解的反向向量的第 j 维坐标; $\min_j$ 表示所有初始解中第 j 维的最小值; $\max_j$ 表示所有初始解中第 j 维的最大值; k 是一个 $[0, 1]$ 内的随机数。

最后对初始解和反向解进行排序, 选择较优的解作为初始种群。

2.2 跟随蜂基于局部最优解(pbest)的搜索策略

原始 ABC 算法的跟随蜂阶段执行与采蜜蜂阶段相同的搜索策略, 从搜索公式可以看出, 算法具有良好的全局搜索能力, 而局部搜索能力相对偏弱。文献[8]受粒子群优化(PSO)算法启发, 引入当前种群全局最优解(gbest)改进了搜索公式, 并与基本 ABC 算法进行了比较, 效果有所改善但并非明显。事

实上, 在进化过程中由于引入了 gbest 的信息使得算法收敛速度加快, 但同时也导致种群多样性的缺失, 使得出现早熟收敛或陷入局部最优的现象。因此, 本文中在跟随蜂阶段, 对于每一代中的任意一个当前解, 在所有当前解中随机选取 $p\%$ 个解, 其中最优的一个(称为 pbest)扮演文献[8]中 gbest 的角色, 它在某种程度上可以取到平衡全局搜索能力和局部开发能力的作用。跟随蜂阶段的具体邻域搜索公式如下:

$$v_{ij} = x_{ij} + \varphi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) + \phi_{ij}(x_{\text{randp},j}^{\text{best}} - x_{ij}) \quad (5)$$

其中: $k \in \{1, 2, \dots, NP\}$, $j \in \{1, 2, \dots, D\}$, 这两个数都是随机选取的, 但 $k \neq i$, $\varphi_{ij} \in [-1, 1]$ 是一个随机数, $\phi_{ij} \in [0, C]$ 是一个随机数, C 是一个正常数, 本文中取 $C = 1.5$ 。

2.3 邻域搜索的频率

在原始 ABC 算法中, 采蜜蜂和跟随蜂只是对当前个体 x_i 作一维邻域搜索, 从而导致算法效率较低, 收敛速度较慢。文献[15]通过引入一个参数 MR 来改变搜索的扰动频率, 即不再单纯地随机产生一个数 $j \in \{1, \dots, D\}$ 对当前个体 x_i 作位置更新, 而是对其每一维均作一次判断, 先产生一个随机数 R_{ij} ($0 \leq R_{ij} \leq 1$), 再将 R_{ij} 与参数 MR 作比较。若 $R_{ij} < MR$, 则对应这一维进行邻域搜索; 否则不做。这种调整类似于 DE 算法中的交叉操作。本文亦引入搜索概率 MR , 但其根据算法的循环代数采用动态调整的方式, 这样使算法在初期能提高全局搜索能力, 而在后期有较好的局部搜索能力。在文献[16]中, 曾采取指数调整的方式, 本文中采取简单的线性调整的策略, 具体的取法如下:

$$MR(t) = \frac{0.4t}{T_{\max}} + 0.1 \quad (6)$$

其中: t 表示当前循环代数, $T_{\max}$ 表示最大循环代数。

2.4 改进人工蜂群算法的步骤

a) 随机生成 NP 个初始解, 并依据式(4)运用一般的反向学习方法产生 NP 个反向解, 从两者中择优选择 NP 个组成初始种群。

b) 对于每只采蜜蜂, 依据式(1)和(6)对食物源进行邻域搜索, 并计算搜索到的新食物源的适应度值, 若其适应度值更高, 则取代旧食物源。

c) 依据式(2), 计算每个食物源的收益率。对于每只跟随蜂, 按照食物源收益率大小选择所要搜索的食物源, 并依据式(5)和(6)进行邻域搜索。同样计算搜索到的新食物源的适应度值, 若其适应度值更高, 则取代旧食物源。

d) 若搜索次数超过控制参数 limit , 仍有食物源位置未被更新, 则相对应的采蜜蜂变为侦察蜂, 依据式(3)随机产生一个新的食物源位置。

e) 记录下最优的食物源, 并跳转至 b), 直至满足算法结束条件。

3 仿真实验及分析

3.1 实验参数设定

本文选取文献[9]中 5 个单峰函数和 5 个多峰函数进行了仿真实验以测试改进的人工蜂群算法的性能, 并与原始 ABC 和 GABC^[8]算法($C = 1.5$)作了比较。表 1 给出了 10 个标准测试函数的名称、搜索空间范围和理论最优值。 $f_1 \sim f_5$ 为单峰函数, $f_6 \sim f_{10}$ 为多峰函数。

表1 标准测试函数的搜索空间和最值

函数	名称	搜索空间	最值
f_1	Sphere	$[-100, 100]$	0
f_2	Schwefel2.22	$[-10, 10]$	0
f_3	Schwefel2.21	$[-100, 100]$	0
f_4	Quartic	$[-1.28, 1.28]$	0
f_5	Rosenbrock	$[-30, 30]$	0
f_6	Griewank	$[-600, 600]$	0
f_7	Rastrigin	$[-5.12, 5.12]$	0
f_8	Ackley	$[-32, 32]$	0
f_9	Penalized	$[-50, 50]$	0
f_{10}	Penalized2	$[-50, 50]$	0

本文中设计了两组实验:第一组实验种群个数设为20,即采蜜蜂和跟随蜂的个数也均为20,测试函数的维数为20,最大循环代数 $T_{\max}$ 为1000;第二组实验种群个数设为40,测试函数的维数为30,60(Rosenbrock为2、3),最大循环代数 $T_{\max}$ 为5000,limit均等于 $NP \cdot D$ 。针对每个测试函数各算法均随机运行30次取平均值,表2和3分别给出了各函数在两组实验中的最优值、平均值和方差。

另外,本文中改进算法的跟随蜂阶段引入了当前局部最优解pbest的影响,因此算法中增加了一个参数 p 。对于这个参数 p ,它在一定程度上控制了局部最优解pbest的好坏。若 p 值较大(接近于1),则本文中提出的跟随蜂阶段的搜索式(5)基本上等同于GABC算法中的邻域搜索公式,这样还会出现跟随蜂阶段探索能力不足的问题,从而导致算法易陷入局部最优;若 p 值较小,此时的pbest不能较好地代表当前种群的局部最优解,即随机性较强,这样会导致同原始ABC算法一样的局部开发能力欠缺。通过选取sphere、rosenbrock、ackley、penalized四个函数作为代表来考察参数 p 对IABC算法的影响,结果表明, p 值在0.6(0,1间以0.1为单位)附近函数均有较快的收敛速度和较好的结果,因此本文中参数 p 值取为0.6。

表2 IABC和ABC对10个测试函数的实验结果比较

函数	算法	平均值	方差	最优值
f_1	ABC	1.1211E-11	2.398E-11	5.3934E-14
	IABC	1.7883E-16	7.451E-17	7.6385E-17
f_2	ABC	3.6230E-08	6.929E-08	5.5159E-10
	IABC	2.8110E-16	2.699E-17	2.0097E-16
f_3	ABC	4.3396E+00	2.032E+00	6.1070E-01
	IABC	5.9380E-04	3.706E-04	1.9506E-04
f_4	ABC	4.3300E-02	1.190E-02	1.7400E-02
	IABC	8.1000E-03	3.100E-03	2.6000E-03
f_5	ABC	1.7071E+00	2.386E+00	2.4900E-02
	IABC	2.5916E+01	2.384E+01	2.4100E-01
f_6	ABC	3.1026E-03	5.600E-03	2.3075E-12
	IABC	3.1245E-12	2.154E-12	0
f_7	ABC	5.3371E-07	1.875E-06	3.8280E-12
	IABC	1.2500E+00	2.384E+00	4.5652E-13
f_8	ABC	2.1171E-07	3.288E-07	2.9730E-09
	IABC	5.6909E-15	1.741E-15	4.4409E-15
f_9	ABC	6.5712E-13	2.755E-13	5.0176E-15
	IABC	1.7030E-16	7.188E-17	6.2931E-17
f_{10}	ABC	5.6200E-12	1.724E-11	7.7406E-15
	IABC	1.6372E-16	6.991E-17	7.0187E-17

3.2 实验结果分析

从表2数据对比可以看出,在除了 f_5 和 f_7 之外的其他8个

标准测试函数中,无论解的质量还是算法的收敛速度和稳定性,IABC算法都比ABC有了较大的提高。表3数据是将改进的IABC与GABC算法作了比较,算法的参数设置与文献[8]相同,且GABC算法的数据结果源自该文献。从表3可以看出,对于除了 f_7 之外的4个函数,IABC算法的性能都有了一定的改善(其中函数 f_5 的三维情形两种算法结果相当)。

从数据结果看,对于函数 f_7 ,IABC算法的效果不是很理想。事实上,本文通过引入一个搜索概率 MR 来改变搜索的扰动频率,对于其他几个多峰函数起到了积极的作用,算法结果均有了较大的提高。考虑到引入的策略类似于DE算法中的交叉操作,而DE算法本身对函数 f_7 同样效果不佳,相反只对一维进行搜索操作的原始ABC算法对函数 f_7 却有着不错的表现,说明这个函数对搜索频率的改变比较敏感,导致在高维情形出现了不收敛的结果。

表3 IABC和GABC对5个测试函数的实验结果比较

函数	维数	算法	平均值	方差
f_1	30	GABC	4.1761E-16	7.365E-17
		IABC	5.2073E-18	3.537E-17
	60	GABC	1.4339E-15	1.375E-16
		IABC	2.8477E-17	1.155E-17
f_5	2	GABC	1.6850E-04	1.454E-04
		IABC	5.4136E-05	6.475E-05
	3	GABC	2.6591E-03	2.220E-03
		IABC	2.9000E-03	2.400E-03
f_6	30	GABC	2.9606E-17	4.993E-17
		IABC	0	0
	60	GABC	7.5495E-16	4.127E-16
		IABC	0	0
f_7	30	GABC	1.3263E-14	2.445E-14
		IABC	0	0
	60	GABC	3.5243E-13	1.243E-13
		IABC	1.3304E+02	1.161E+01
f_8	30	GABC	3.2152E-14	3.252E-15
		IABC	4.4409E-15	1.791E-15
	60	GABC	1.0001E-13	6.089E-15
		IABC	1.2138E-14	2.653E-15

作为代表,图1~4给出了三种算法4个标准测试函数在不同维数不同最大循环代数下的进化过程曲线图。通过曲线可以看出,本文提出的改进算法在处理单峰函数时收敛速度较快,在处理多峰问题时能较快跳出局部最优。

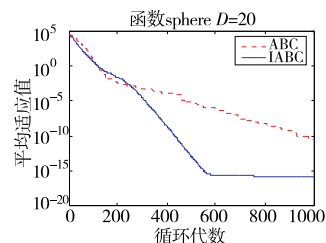


图1 函数 sphere 进化过程曲线

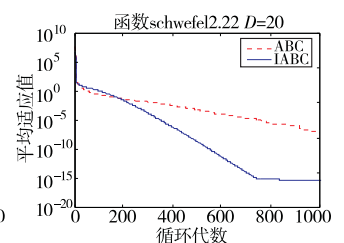


图2 函数 schwefel2.22 进化过程曲线

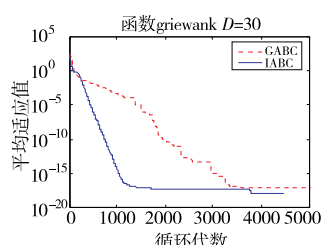


图3 函数 griewank 进化过程曲线

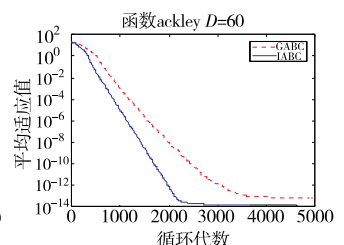


图4 函数 ackley 进化过程曲线

4 结束语

本文针对人工蜂群算法的不足,提出了一种改进的人工蜂群算法。IABC 算法中主要有三种改进策略:a)跟随蜂阶段采用一种基于当前局部最优解(pbest)的搜索方式,使得提高了算法的局部搜索能力;b)初始化种群应用一般的反向学习方法产生,可以使种群具有较好的多样性并在一定程度上加快了算法的收敛速度;c)IABC 算法在蜜蜂进行邻域搜索时,按循环代数以线性递增的方式调整了扰动的频率,加快了算法的收敛速度。通过采用标准测试函数对改进算法进行测试实验,结果表明该算法具有较好的全局搜索和局部搜索平衡能力,算法性能得到较大改善。利用本文提出的改进算法对更多复杂函数作进一步研究是下一步的内容。另外,将改进算法应用于一些实际的连续优化问题(如聚类、数据挖掘等)也是下一步的研究方向。

参考文献:

- [1] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, Technical Report-TR06 [R]. Kayseri: Erciyes University, 2005.
- [2] KARABOGA D, BASTURK B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. *Journal of Global Optimization*, 2007, 39(3): 459-471.
- [3] KARABOGA D, BASTURK B. On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm [J]. *Applied Soft Computing*, 2008, 8(1): 687-697.
- [4] KARABOGA D, BASTURK B. A comparative study of artificial bee colony algorithm [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2009, 214(1): 108-132.
- [5] XU Chun-fan, DUAN Hai-bin. Artificial bee colony (ABC) optimized edge potential function (EPF) approach to target recognition for low-altitude aircraft [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2010, 31(13): 1759-1772.
- [6] KARABOGA D, AKAY B B. Artificial bee colony algorithm on training artificial neural networks [C]//Proc of the 15th IEEE Signal Processing and Communications Applications Conference. New York: IEEE Press, 2007: 818-821.
- [7] SINGH A. An artificial bee colony algorithm for the leaf-constrained minimum spanning tree problem [J]. *Applied Soft Computing*, 2009, 9(2): 625-631.
- [8] ZHU Guo-pu, KWONG S. Gbest-guided artificial bee colony algorithm for numerical function optimization [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2010, 217(7): 3166-3173.
- [9] GAO Wei-feng, LIU San-yang. Improved artificial bee colony algorithm for global optimization[J]. *Information Processing Letters*, 2011, 111(17): 871-882.
- [10] GAO Wei-feng, LIU San-yang. A modified artificial bee colony algorithm [J]. *Computers & Operations Research*, 2012, 39(3): 687-697.
- [11] BANHARNSAKUN A, ACHALAKUL T, SIRINAOVAKUL B. The best-so-far selection in artificial bee colony algorithm [J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(2): 2888-2901.
- [12] 暴励, 曾建潮. 一种双种群差分蜂群算法[J]. *控制理论与应用*, 2011, 28(2): 266-272.
- [13] RAHNAMAYAN S, TIZHOOSH H R, SALAMA M M A. Opposition-based differential evolution [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2008, 12(1): 64-78.
- [14] WANG Hui, WU Zhi-jian, RAHNAMAYAN S. Enhanced opposition-based differential evolution for solving high-dimensional continuous optimization problems [J]. *Soft Computing*, 2011, 15(11): 2127-2140.
- [15] KARABOGA D, BAHRIYE A. A modified artificial bee colony algorithm for real-parameter optimization [J]. *Information Sciences*, 2012, 192(1): 120-142.
- [16] 卢滢宇, 王冰, 李学文, 等. 深层加速搜索的蜂群算法[J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(12): 4445-4447.
- [17] MATARNEH R J. Self-adjustment time quantum in round robin algorithm depending on burst time of the now running processes [J]. *American Journal of Applied Sciences*, 2009, 6(10): 1831-1837.
- [18] MOHANTY R, BEHERA H S, PATWARI K, et al. Design and performance evaluation of a new proposed shortest remaining burst round robin (SRBRR) scheduling algorithm [C]//Proc of International Symposium on Computer Engineering & Technology. 2010: 10-15.
- [19] BEHERA H S, MOHANTY R. Comparative performance analysis of multi-dynamic time quantum round robin (MDTQRR) algorithm with arrival time [J]. *Indian Journal of Computer Science and Engineering*, 2011, 2(2): 262-271.
- [20] BEHERA H S, MOHANTY R, SAHU S, et al. Design and performance evaluation of multi cyclic round robin (MCCR) algorithm using dynamic time quantum [J]. *Journal of Global Research in Computer Science*, 2011, 2(2): 48-53.
- [21] SINGH A, GOYAL P, BATRA S. An optimized round robin scheduling algorithm for CPU scheduling [J]. *International Journal on Computer Science and Engineering*, 2010, 2(7): 2383-2385.
- [22] STALLINGS W. 操作系统精髓与设计原理[M]. 陈向群, 陈渝, 译. 北京: 机械工业出版社, 2010.
- [23] 陈莉君. Linux 内核设计与实现[M]. 北京: 机械工业出版社, 2006.
- [24] YASSHUWANTH C, RAMESH R. A new scheduling algorithm for real time system [J]. *International Journal of Computer and Electrical Engineering*, 2010, 2(6): 1104-1106.

(上接第 1022 页)轮转调度算法,在同优先级进程间采用传统的 RR 算法导致性能不佳。本文在此基础上提出了一种改进的静态优先级驱动轮转调度算法(LC 算法),综合考虑了调度算法的复杂性、调度的性能、公平性和可实现性。模拟实验显示该算法在各种情况下均表现良好,相对于其他轮转调度改进方案具有综合性能优异、易于实现的优点。

参考文献:

- [1] BEHERA H S, MOHANTY R, PANDA J. Experimental analysis of a new fair share wighted time slice(FSWTS) scheduling algorithm for real time systems[J]. *Journal of Global Research in Computer Science*, 2011, 2(2): 54-60.
- [2] MOHANTY R, BEHERA H S. Priority based dynamic round robin (PBDRR) algorithm with intelligent time slice for soft real time systems[J]. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2011, 2(2): 46-50.
- [3] MOHANTY R, DAS M. Design and performance evaluation of a new proposed fittest job first dynamic round robin (FJFDRR) scheduling algorithm[J]. *International Journal of Computer Information Systems*, 2011, 2(2): 23-27.
- [4] NOON A, KALAKECH A. A new round robin based scheduling algorithm for operating systems: dynamic quantum using the mean average [J]. *International Journal of Computer Science Issues*, 2011, 8(3): 224-229.