

一种信息充分交流的粒子群优化算法

吕 强, 刘士荣

(杭州电子科技大学自动化研究所, 浙江杭州 310018)

摘 要: 提出了一种信息充分交流的粒子群优化算法. 首先, 建立了信息素矩阵, 提供了粒子之间信息分享的平台; 然后, 采用正态分布融合信息素矩阵中的信息, 并使用位置修正加强群体信息的交流; 最后, 通过位置扰动来增强群体对信息的利用能力. 采用基准函数对该算法进行测试, 数值实验结果验证了该算法的有效性.

关键词: 信息素共享机制; 粒子群优化; 正态分布; 信息充分交流

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 03-0664-04

A Particle Swarm Optimization Algorithm with Fully Communicated Information

LÜ Qiang, LIU Shi-rong

(Institute of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China)

Abstract: A particle swarm optimization algorithm with fully communicated information is proposed. To begin with, an information-shared matrix, which provides a platform of information exchange among particles, is built. Then, normal distribution as a tool is used to synthesize information from the information-shared matrix. A method is used to modify particle position aiming to improve the information-shared level. Lastly, by using the method of position disturbance, the ability of utilizing information is enhanced. The obtained results on the benchmark functions show the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: pheromone-shared mechanism; particle swarm optimization; normal distribution; fully communicated information

1 引言

粒子群优化算法通过利用群体的最优信息和粒子的历史最优信息, 来预测粒子下一时刻可能的位置. 因此, 如何有效利用群体所提供的信息, 来改善粒子群优化算法的搜索性能, 已经引起了学者们的关注. 从信息分享和利用的角度上看, 目前的解决方案可以分为2类. 一类是通过引入额外的信息, 来增加种群可以利用的信息量^[1,2]. 如: 多种群方法^[1]和拓展公式法^[2]. 另一类是在信息量不变的情况下, 增强对现有信息的利用能力^[3,4]. 如: 混合型法^[3]和极值扰动法^[4]. 然而, 在上述的解决方案中, 群体的信息没有被有效利用. 这样, 这些方案和基本粒子群优化算法一样, 群体所具有的信息没有充分挖掘, 限制了搜索性能的进一步改善^[5,6]. 因此, 如何有效利用群体信息来改善上述解决方案的搜索性能是本文研究的主要动机.

本文的主要贡献是提出了一种信息充分交流的粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization with Fully Communicated Information, PSO-FCI). 该算法借鉴了蚁群优化

算法的信息素共享机制, 建立信息素分享矩阵; 然后, 采用正态分布融合信息素矩阵中的信息, 为粒子的更新提供依据; 最后, 使用位置修正、扰动等方法来增强群体对信息的利用能力. 在仿真实验中, 基准函数被使用来测试 PSO-FCI 算法的有效性.

2 一种信息充分交流的粒子群优化算法

2.1 信息素矩阵的结构

信息素矩阵共包括2部分, 一部分是环境信息素矩阵, 另一部分是位置信息素矩阵, 其构造方式如图1所示.

u	1	2	3	⋯⋯	$d-1$	d
1	u_{11}	u_{12}	u_{13}	⋯⋯	u_{1d-1}	u_{1d}
2	u_{21}	u_{22}	u_{23}	⋯⋯	u_{2d-1}	u_{2d}

(a) 环境信息素矩阵 u

v	1	2	3	⋯⋯	$d-1$	d
1	v_{11}	v_{12}	v_{13}	⋯⋯	v_{1d-1}	v_{1d}
2	v_{21}	v_{22}	v_{23}	⋯⋯	v_{2d-1}	v_{2d}

(b) 位置信息素矩阵 v

图1 信息素矩阵

其中(a)图表示的是环境信息素矩阵,该矩阵尺寸是 $2 \times d$,其中第一行 $u_{11}, u_{12}, \dots, u_{1d}$ 保存的是粒子和全局最优粒子之间产生的信息素,第二行 $u_{21}, u_{22}, \dots, u_{2d}$ 保存的是粒子和历史最优粒子之间产生的信息素.(b)图表示的是位置信息素矩阵,其中第一行 $v_{11}, v_{12}, \dots, v_{1d}$ 保存的是全局最优粒子的位置信息,第二行 $v_{21}, v_{22}, \dots, v_{2d}$ 保存的是历史最优粒子的位置信息.

2.2 信息素矩阵的更新

对于每一个粒子,环境信息素矩阵中的信息素更新如式(1)和(2)所示,位置信息素矩阵中的信息素更新如式(3)和(4)所示.

$$u_{1i}^t = u_{1i}^{t-1} + \left| F(y_j) - F(p_g) \right| + w_{\max} \quad (1)$$

$$u_{2i}^t = u_{2i}^{t-1} + \left| F(y_j) - F(p_j) \right| + w_{\max} \quad (2)$$

$$v_{1i}^t = p_{gi} \quad (3)$$

$$v_{2i}^t = p_{ji} \quad (4)$$

其中: u_{1i} 表示环境信息素矩阵中第一行第*i*列的信息素; u_{2i} 表示环境信息素矩阵中第二行第*i*列的信息素; $F(y_j)$ 表示第*j*个粒子的适应度; $F(p_g)$ 表示全局最优粒子的适应度; $F(p_j)$ 表示的是第*j*个粒子的历史最优的适应度; w_{\max} 为累积参数; v_{1i} 表示位置信息素矩阵中第一行第*i*列的信息素; v_{2i} 表示位置信息素矩阵中第二行第*i*列的信息素; p_{gi} 表示第*j*个粒子历史最优位置的第*i*位.

2.3 粒子位置的更新

在本文中,我们假设粒子位置满足正态分布,一个原因是正态分布可以很好的融合位置信息素和环境信息素.粒子可以从正态分布进行采样,所得的采样值作为粒子新的位置.式(5)~(7)描述了粒子位置的更新.

$$\text{temp}1_{ji}^t = \text{randn}() \times \frac{1}{u_{1i}^t} + (\text{randn}() \times \eta + 1) \times v_{1i}^t \quad (5)$$

$$\text{temp}2_{ji}^t = \text{randn}() \times \frac{1}{u_{2i}^t} + (\text{randn}() \times \eta + 1) \times v_{2i}^t \quad (6)$$

$$y_{ji}^t = c_1 \times \text{temp}1_{ji}^t + c_2 \times \text{temp}2_{ji}^t \quad (7)$$

其中: y_{ji} 表示第*j*个粒子第*i*位; $\text{randn}()$ 满足标准正态分布 $N(0,1)$; η 是启发因子; c_1, c_2 是权重系数,满足 $c_1 + c_2 = 1$.

2.4 粒子位置的修正

当第*i*个粒子更新时,位置信息素矩阵仅仅使用了全局最优位置信息和该粒子的历史最优位置信息,其它粒子的历史最优位置信息没有被考虑.因此,需要采用式(8)对粒子位置进行修正.

$$c_3 \times \text{randn}() \times \left| y_{ji}^{t-1} - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n p_{ki} \right| \quad (8)$$

其中: c_3 是修正因子; p_k 是第*k*个粒子的历史最优位置信息; n 是种群的规模.

2.5 粒子位置的扰动

为了进一步地增强种群对自身信息的利用能力,采用式(9)对粒子位置进行扰动.

$$c_4 \times \text{randn}() \quad (9)$$

其中, c_4 为影响因子.

因此,粒子位置的更新如式(10)所示.

$$y_{ji}^t = c_1 \times \text{temp}1_{ji}^t + c_2 \times \text{temp}2_{ji}^t + c_3 \times \text{randn}() \times \left| y_{ji}^{t-1} - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n p_{ki} \right| + c_4 \times \text{randn}() \quad (10)$$

为了保证解具有一定的多样性,设定了阈值概率 l_{th} ,该参数在[0,1]内取值.如果条件 $\text{randn}() < l_{th}$ 满足,重新初始化该粒子,否则采用式(10)更新粒子.

2.6 启发因子和影响因子的控制

启发因子 η 和影响因子 c_4 需要不断地加以改变,以 100 次迭代为基准,按式(11)和(12)改变启发因子和影响因子.

$$\eta = \eta \times l \quad (11)$$

$$c_4 = c_4 \times l \quad (12)$$

其中: l 为控制因子.

2.7 算法流程

如上所述,PSO-FCI算法的基本步骤如算法1所示.

算法1 (PSO-FCI算法)

输入 待优化问题.

输出 群体的全局最优粒子和适应度.

步骤1 初始化.

- (1)初始化种群数量 n ,问题规模 d 和最大迭代次数;
- (2)确定阈值概率 l_{th} 、启发因子 η 、权重系数 c_1 和 c_2 ;
- (3)确定修正因子 c_3 、影响因子 c_4 、控制因子 l 和累积参数 w_{\max} ;

数 w_{\max} ;

- (4)在问题的解空间中初始化种群;
- (5)在[0,1]范围内随机初始化环境信息素矩阵.

步骤2 如果停止条件满足,则退出,否则迭代执行以下步骤.

- (1)对全体粒子进行适应度评价;
- (2)根据式(11)和(12)控制启发因子和影响因子;
- (3)存储群体的全局最优粒子和适应度;
- (4)存储每个粒子的历史最优粒子和适应度;
- (5)循环:对每一个粒子执行以下步骤.

(a)根据式(1)~(4),更新信息素矩阵;

(b)进行条件判断,如果产生的随机数小于阈值概率 l_{th} ,重新初始化该粒子,否则执行式(10).

3 仿真实验

为了测试 PSO-FCI 算法的优化能力,本文从三个方面来考察该算法的性能:(1)固定函数评价次数;(2)给定精度;(3)问题规模. PSO-FCI 算法的参数选取为:在

所有测试函数中(测试函数见文献[5]),启发因子 $h = 0.7$, 权重 $c_1 = 0.8, c_2 = 0.2$. 对于函数 $f_1, f_2, f_4, f_5, f_7 - f_{10}$ 和 f_{13} 的参数为, 阈值概率 $l_{th} = 0.01$, 修正因子 $c_3 = 0.01$, 影响因子 $c_4 = 0$, 控制因子 $l = 1$; 对于函数 f_3, f_6, f_{11}, f_{12} 的参数为, 阈值概率 $l_{th} = 0.1$, 修正因子 $c_3 = 1$, 影响因子 $c_4 = 0.7$, 控制因子 $l = 0.35$.

3.1 固定函数评价次数

本节测试主要是在一定的函数评价次数下, 评估

表 1 PSO-FCI 与 AEPSo1、AEPSo2 算法的性能比较

f	Min			Mean			Deviation		
	PSO-FCI	AEPSo1	AEPSo2	PSO-FCI	AEPSo1	AEPSo2	PSO-FCI	AEPSo1	AEPSo2
f_1	0	4.1e-115	1.5e-128	0	1.4e-101	2.0e-122	0	9.1e-101	8.8e-122
f_2	2.82e-274	1.4e-04	4.4e-11	1.3e-247	2.1e-03	1.2e-09	0	2.3e-03	1.4e-09
f_3	1.305e-8	9.4e-3	2.8e-3	1.099e-4	40.130	14.000	2.24e-4	41.780	19.9100
f_4	0	0	0	0	1.2e-02	1.2e-02	0	1.3e-02	1.6e-002
f_5	0	1.2e-13	0	4.77e-10	1.2340	0.5770	2.15e-9	1.5770	1.08400
f_6	3.32e-11	54.8300	44.5700	2.74e-06	1.4e+02	1.2e+02	6.41e-6	41.630	39.3900

3.2 给定精度

本节测试主要是在一定的精度内, 比较算法的均值、方差和函数评价次数. 对比算法为 OEPSO^[1]和 MP-

SO-FCI 算法的优化能力. 对比算法为文献[7]提出的 AEPSo1 算法和 AEPSo2 算法. 实验环境为: 种群规模 20, 函数评价次数 1.2×10^5 , 采用文献[5]中函数 $f_1 - f_6$, 函数维度设置为 30, 每个函数独立运行 50 次. 3 种算法的平均对比结果见表 1 所示.

通过表 1 可以看出, 本文提出的算法 PSO-FCI 优于 AEPSo1 和 AEPSo2 算法. 其中, 在较难优化的函数 f_3 和 f_6 上, PSO-FCI 算法也取得了较为满意的解.

SO-TVAC^[8]. 实验环境为: 种群数量 100, 最大迭代次数 3000, 选取文献[5]中函数 $f_2 - f_5$ 和 $f_7 - f_{12}$, 函数维数均设为 30, 每个函数独立运行 50 次. 具体实验结果如表 2.

表 2 PSO-FCI 与 MPSO-TVAC、OEPSO 算法的性能比较

f	Required accuracy	Mean			Variance			Number of function evaluations		
		PSO-FCI	MPSO-TVAC	OEPSO	PSO-FCI	MPSO-TVAC	OEPSO	PSO-FCI	MPSO-TVAC	OEPSO
f_2	1e-4	7.73e-5	2.6e-03	9.79e-5	1.93e-10	4.6e-03	2.01e-6	9328	295140	189607
f_3	1e-3	8.58e-4	40.499	9.72e-4	3.64e-8	30.902	2.22e-5	81738	303000	242548
f_4	1e-4	7.22e-5	1.94e-2	1.78e-2	2.07e-10	1.41e-2	1.27e-2	4004	182568	206236
f_5	1e-4	8.01e-5	56.454	8.72e-5	1.66e-10	13.962	2.33e-5	5846	303000	148426
f_7	1e-4	7.27e-5	9.34e-5	9.42e-5	3.71e-10	5.3e-6	5.17e-6	2460	125004	48207
f_8	1e-4	8.32e-5	9.28e-5	9.33e-5	9.93e-11	1.17e-5	1.44e-5	4096	136845	78654
f_9	1e-4	0	0	0	0	0	0	1604	114672	55033
f_{10}	1e-4	8.53e-5	6.27e-1	9.77e-5	7.53e-11	7.68e-1	1.64e-6	4464	220921	90228
f_{11}	1e-6	8.1399e-7	1.265e-1	9.619e-7	5.9409e-14	2.298e-1	3.658e-8	62560	201219	70576
f_{12}	1e-4	8.6296e-5	8.004e-5	9.250e-5	3.5656e-10	2.880e-5	1.265e-5	50524	138067	57405

表 2 的实验结果表明了本文提出的算法 PSO-FCI 在函数 $f_2 - f_5, f_7 - f_{10}$ 所获得的函数评价次数好于 MP-SO-TVAC 算法. 并且和 OEPSO 算法比较, 其优势也相当明显. 但是, 在函数 f_{11} 和 f_{12} 上所得到的函数评价次数对比 OEPSO 算法, 其优势不如其它函数那样明显.

3.3 问题规模

本文采用函数 f_3 和 f_{13} 分别在 10 维、50 维和 100

维, 这三种情况下测试问题规模对算法性能的影响. 实验配置为: 种群规模 10; 最大迭代次数 $100 \times n$ (n 是问题的规模), 每个函数独立运行 100 次. 对比算法为 PSACO^[3]. 具体结果见表 3.

从表 3 可以看出, PSO-FCI 算法对于较高维函数, 获得 100% 的成功率. 总的来说 PSO-FCI 算法在较高维的函数上, 能仍保持较好的优化能力.

表 3 PSO-FCI 算法与 PSACO 算法结果比较

f	Required accuracy	Success rate		Number of function evaluations		Average error	
		PSO-FCI	PSACO	PSO-FCI	PSACO	PSO-FCI	PSACO
f_3^{10}	1e-2	100	95	1792	1541	8.07e-03	4e-04
f_3^{50}	1e-2	100	88	9340	10433	8.57e-03	3e-03
f_3^{100}	1e-2	100	86	19768	24236	9.15e-03	4e-03
f_{13}^{10}	1e-3	100	100	444	2299	7.19e-4	2e-08
f_{13}^{50}	1e-3	100	100	5130	47288	8.01e-4	4e-06
f_{13}^{100}	1e-3	100	100	14096	145648	8.43e-4	4e-05

4 结论

本文借鉴了蚁群优化算法的信息素共享机制,建立了信息素分享矩阵,为粒子信息交流提供了平台.然后,采用正态分布融合环境信息素和位置信息素,并通过粒子位置的修正,达到了环境信息和位置信息的充分分享.最后,使用了位置扰动加强种群对信息的利用能力.仿真实验从三个方面验证了本文提出的 PSO-FCI 算法具有较强的寻优能力,也就验证了信息的充分分享对于种群的寻优能力的提高,起到了关键性的作用.

参考文献:

- [1] 丛琳,沙宇恒,焦李成.组织进化粒子群数值优化算法[J].模式识别与人工智能,2007,20(2):145-153.
CONG Lin, SHA Yu-heng, JIAO Li-cheng. Organizational evolutionary particle swarm optimization for numerical optimization [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2007, 20 (2):145-153. (in Chinese)
- [2] SUN J, XU W, LIU J. Parameter selection of quantum-behaved particle swarm optimization [A]. Lecture Notes in Computer Science [C]. Berlin: Springer-Verlag, 2005. 543-552.
- [3] SHELOKAR P S, SIARRY P, JAYARAMAN V K, et al. Particle swarm and ant colony algorithms hybridized for improved continuous optimization [J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 188(1): 129-142.
- [4] 吕振肃,侯志荣.自适应变异的粒子群优化算法[J].电子学报,2004,32(3):416-420.
LU Zhen-su, HOU Zhi-rong. Particle swarm optimization with adaptive mutation [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(3): 416-420. (in Chinese)
- [5] 吕强,刘士荣,邱雪娜.基于信息素机制的粒子群优化算法的设计与实现[J].自动化学报,2009,35(11):1410-1419.
LU Qiang, LIU Shi-rong, QIU Xue-na. Design and realization of particle swarm optimization based on pheromone mechanism

[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(11): 1410-1419. (in Chinese)

- [6] LU Qiang, QIU Xue-na, LIU Shi-rong. A discrete particle swarm optimization algorithm with fully communicated information [A]. Proceedings of the First ACM/SIGEVO Summit on Genetic and Evolutionary Computation [C]. New York: ACM/SIGEVO, 2009. 393-400.
- [7] 赫然,王永吉,王青,等.一种改进的自适应逃逸微粒群算法及实验分析[J].软件学报,2005,16(12):2036-2044.
HE Ran, WANG Yong-ji, WANG Qing, et al. An improved particle swarm optimization based on self-adaptive escape velocity [J]. Journal of Software, 2005, 16(12): 2036-2044. (in Chinese)
- [8] RATNAWEERA A, HALGAMUGE S K, WATSON H C. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients [J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 240-255.

作者简介:



吕 强 男,1977年7月出生于辽宁.杭州电子科技大学讲师、博士.主要研究方向为智能机器人的导航与控制.

E-mail: lvqiang@hdu.edu.cn



刘士荣 男,1952年10月出生于浙江.杭州电子科技大学教授,博士生导师.主要研究方向为:复杂系统建模与控制、智能机器人与智能系统. E-mail: liushirong@hdu.edu.cn