

一种多粒子群协同进化算法^①

李 垒, 岳小冰

(河南工业职业技术学院 计算机工程系, 南阳 473000)

摘 要: 为进一步提高多粒子群协同进化算法的寻优精度, 并有效改善粒子群易陷入局部极值及收敛速度慢的问题, 结合遗传算法较强的全局搜索能力和极值优化算法的局部搜索能力, 提出了一种改进的多粒子群协同进化算法. 对粒子群优化算法提出改进策略, 并在种群进化过程中, 利用遗传算法增加粒子的多样性及优良性, 经过一定次数的迭代, 利用极值优化算法加快收敛速度. 实验结果表明该算法具有较好的性能, 能够摆脱陷入局部极值点的问题, 并具有较快的收敛速度.

关键词: 多粒子群协同进化; 遗传算法; 极值优化算法; 适应度函数; 早熟收敛

Cooperative Particles Swarm Optimization Algorithm

LI Lei, YUE Xiao-Bing

(Department of Computer Engineering, Henan Polytechnic Institute, Nanyang 473000, China)

Abstract: To improve the optimizing accuracy, and solve the problem of falling into local optima and the lower rate of convergence in cooperative particles swarm optimization, an improved cooperative particles swarm optimization algorithm is proposed. The proposed approach combines the strong global search ability of genetic algorithm and the excellent local search ability of extreme optimization algorithm. Firstly, an improved strategy is presented for particle swarm optimization. Then, the genetic algorithm is used to increase the diversity and optimal benign of the particles. After a certain iterations intervals, extreme optimization is adopted to accelerate the convergence. The experimental results show that the proposed approach can improve the optimal performance, escape from local optima, and enhance the rate of convergence.

Key words: multi-swarm co-evolution; genetic algorithm; extreme optimization; fitness function; premature

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[1]基于迭代策略, 以粒子对解空间中的最优追随进行搜索, 计算简单、收敛速度快、已在广泛应用在工程优化、神经网络训练、图像处理等领域^[2-4]. 但后期其种群多样性下降过快, 粒子群呈现强烈的“趋同性”, 易陷入局部最优发生早熟收敛.

针对上述问题, 学者们提出了一种多粒子群协同进化算法(Cooperative Particle Swarm Optimization, CPSO). CPSO算法通过多个粒子群间以及各个种群内部的共同协同作用来实现优化, 能够相对保持粒子的多样性, 提高搜索效率和精度, 已成为解决实际优化问题中的一个研究热点^[5-10]. Shi 和 Krohling 等^[5]提出

了用协同进化粒子群算法来解决带约束的极大极小值问题. Asmara 等^[6]在此算法的基础上又提出了一种快速的粒子群协同进化优化算法, 提高了算法的收敛速度. Liang 等^[8]提出了一种在静态未知环境下, 采用协同进化粒子群滚动优化的机器人路径规划方法. Zhang 等^[10]提出一种多粒子协同进化算法解决多目标优化问题. 但 CPSO 算法的收敛精度和速度受其多种群协同的机制和种群多样性保持方面的影响.

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[11]采用多种不同的进化模式, 能提高解的多样性, 具有良好的全局优化性能. 但计算时间长, 局部搜索能力相对欠佳. 而极值优化算法(Extreme Optimization, EO)^[12]具有很强

① 基金项目:河南省科技计划(142102210557)

收稿时间:2015-01-15;收到修改稿时间:2015-03-23

的局部搜索能力, 易实现, 计算效率高, 已成功应用于多个复杂的优化问题^[13,14].

因此, 结合 GA 和 EO 算法的优点, 提出了一种改进的多粒子群协同进化方法. 该方法首先对 PSO 算法进行改进, 再结合 GA 的全局探索能力和 EO 的局部开发能力进行协同进化. 用实验证明本文提出的改进多粒子群协同进化算法能改善 CPSO 算法的“早熟”收敛和收敛慢的问题, 且具有较快的收敛速度.

1 改进的粒子群优化算法

1.1 PSO 算法

PSO 将系统初始化为的一组随机解, 称为粒子群, 群中每个粒子的位置代表一个可能的解. 设第 i 个粒子的位置为 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 速度表示为 $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$, D 为粒子的维数. 在每一次迭代中, 粒子的速度与位置可根据式(1)和式(2)来更新:

$$v_{id}^{(t+1)} = \omega v_{id}^{(t)} + c_1 r_1 (p_{id}^{(t)} - x_{id}^{(t)}) + c_2 r_2 (p_{gd}^{(t)} - x_{id}^{(t)}) \quad (1)$$

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

其中 t 是迭代次数, $d = 1, 2, \dots, D$, $\omega > 0$ 是压缩因子, c_1 和 c_2 是学习因子, r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数. $\mathbf{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ 为粒子 i 当前的最佳位置; $\mathbf{p}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 为整个粒子群到目前为止搜索到的最佳位置.

1.2 改进的 PSO 算法(IPSO)

为了解决 PSO 算法易陷入局部收敛和收敛速度慢的问题, 对 PSO 算法进行如下改进:

1) 提出一种新的速度和位置更新策略, 引入一个随机数 r , 若 $v_{id} > r$, 则采用公式(1)更新粒子速度, 否则, 采用式(3)对速度进行更新.

$$v_{id}^{(t+1)} = v_{\min} + \mathcal{G}(v_{\max} - v_{\min}) \quad (3)$$

其中, \mathcal{G} 是 $[0, 1]$ 之间的随机值, v_{\min} 和 v_{\max} 分别是速度的最小值和最大值.

同时, 根据如下策略对相应位置进行更新:

a) 用随机产生一个新的 x_{id}^{\prime} 代替相应的 x_{id} 得到一个新的粒子 \mathbf{x}_i^{\prime} ;

b) 计算 \mathbf{x}_i^{\prime} 的适应值, 如果 $f(\mathbf{x}_i^{\prime}) > f(\mathbf{x}_i)$, 则令 $\mathbf{x}_i^{(t+1)} = \mathbf{x}_i^{\prime}$;

2) 在迭代后期对 \mathbf{p}_g 采用扰动策略改善粒子陷入局部最优而搜索停滞不前的现象, 具体如下:

a) 令局部最优值为 \mathbf{p}_g , 其适应值为 $fit(\mathbf{p}_g)$;

b) 根据式的扰动算子 $g(\cdot)$ 对 \mathbf{p}_{gd} 进行扰动, 产生新的 \mathbf{p}_{gd}^{\prime} , $d = 1, \dots, D$;

c) 计算 \mathbf{p}_{gd}^{\prime} 的适应值, 并选出适应值最优的 \mathbf{p}_g^{\prime} 和 $fit(\mathbf{p}_g^{\prime})$;

d) 如果 $fit(\mathbf{p}_g^{\prime}) > fit(\mathbf{p}_g)$, 则令 $\mathbf{p}_g = \mathbf{p}_g^{\prime}$.

随机扰动算子 $g(\cdot)$ 定义如下:

$$g(\mathbf{p}_{gd}) = \mathbf{p}_{gd} * \delta * (1 + rand) \quad (4)$$

这里, δ 是一个常量, 表示扰动因子, $rand$ 是满足 $N(0, 1)$ 均匀分布的随机数.

2 基于GA和EO的多粒子群协同进化

遗传算法具有极强的全局探索能力和求变功能, 极值算法具有优秀的局部搜索能力, 将它们引入到 CPSO 算法中, 结合 IPSO 算法, 就形成了改进的多粒子群协同进化算法 CIPSO_GAEO.

该算法对两个种群分别采用改进的粒子群算法, 达到一定迭代次数后, 再执行 GA 和 EO 算法, 之后共享最佳粒子进化直至满足条件. 即利用 IPSO 算法来避免算法陷入局部最优, 采用 GA 算法的选择交叉操作增强粒子的多样性和优良性提高粒子的寻优能力, 并降低陷入局部极值的概率, 通过 EO 算法快速跳出局部最优解.

CIPSO_GAEO 算法具体描述如下:

1) 初始化: 种群 I 和 II 的粒子速度和位置: $(\mathbf{x}^1 = (x_1^1, x_2^1, \dots, x_n^1), \mathbf{v}^1 = (v_1^1, v_2^1, \dots, v_n^1), \mathbf{x}^2 = (x_1^2, x_2^2, \dots, x_n^2), \mathbf{v}^2 = (v_1^2, v_2^2, \dots, v_n^2))$, n 为每个种群的粒子数目, 当前迭代次数: t , EO 迭代的间隔: K , 选择粒子数目: s .

2) 计算粒子的适应度, 根据 IPSO 算法对种群 I 和种群 II 的速度和位置进行更新;

3) 执行选择操作: 分别从两个种群中选取一定比例的较优精英粒子构建基因库 Φ ;

4) 执行交叉操作: 根据 Φ 中粒子生成新的粒子 $\{\mathbf{x}_1^{\prime}, \mathbf{x}_2^{\prime}, \dots, \mathbf{x}_m^{\prime}\}, m = n - s$.

对于 $j = 1:m$, 执行

a) 从 Φ 中随机选取两个粒子 p_1 和 p_2 作为父粒子, 其适应度为 $fit1$ 和 $fit2$;

b) 计算阈值 $\eta = fit1 / (fit1 + fit2)$;

- c) 对 $p1$ 和 $p2$ 根据式(5)得到新的粒子 x'_i .
- 5) 对于种群 I 和 II 分别执行替换操作, 利用步骤 4)中生成的新粒子替换不在基因库中的粒子, 生成新一代种群.
- 6) 若 $t \bmod K \equiv 0$, 则执行 7), 否则, 执行 8).
- 7) 用最新的粒子对基因库进行重组, 并执行 EO 操作产生较优的粒子替代适应度差的粒子;
- 8) 计算粒子的适应值, 得到每个子群最佳粒子, 并共享其中适应度较优的最佳粒子;
- 9) 如果满足结束条件, 输出粒子群最佳位置, 否则跳转到 2)继续执行.

$$\begin{cases} \text{if } (\text{rand} < \eta) & x'_{id} = p1_d \\ \text{else} & x'_{id} = p2_d \end{cases} \quad d = 1, \dots, D \quad (5)$$

CIPSO_GAEO 算法流程图如下:

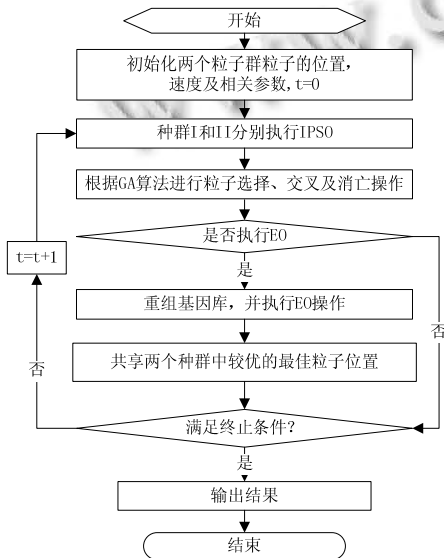


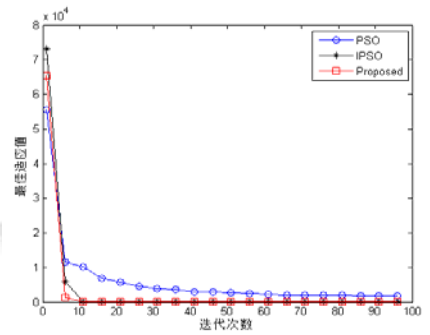
图 1 CIPSO_GAEO 算法流程图

3 实验结果与分析

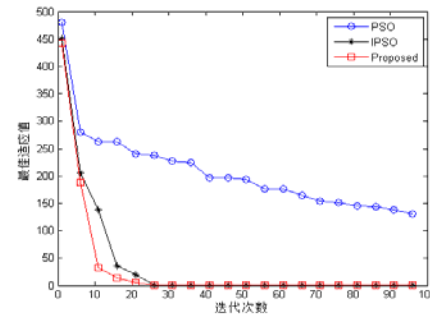
为了验证所提算法的有效性, 采用 4 组经典的基准函数 Sphere 函数($f1$)、Rastrigrin 函数($f2$)、Griewank 函数($f3$)和 Ackley 函数($f4$)对进行性能分析, 并将其与 PSO 算法和 IPSO 算法进行对比. 算法的参数设置如下: 测试函数的维数取 30, 每个种群大小为 30, $c1=2$, $c2=2$, 压缩因子 ω 取 0.9~0.4 的线性变化, 扰动因子 δ 为 0.5, EO 算法迭代间隔 $K = 20$. 最小精度 $1.0e-6$, 四个函数的最大迭代次数均为 100 次, 每个算法重复 20 次. 图 2 显示了 4 种算法在迭代过程中的收敛曲线.

从图 2 的收敛曲线可以看出, Sphere 是单峰函数, 比较易于求解, 本文提出的协同算法的求解精度优于

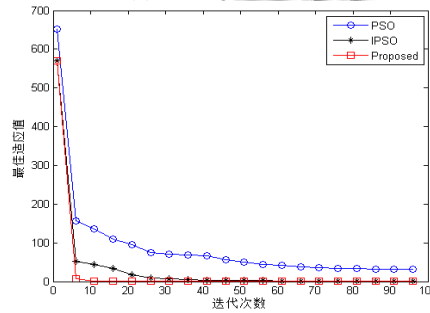
IPSO 和 PSO 算法; Rastrigrin 和 Griewank 是多峰函数, 有很多的局部极小值点, 很难达到全局最优, 但 IPSO, CIPSO_GAEO 算法在这两个测试函数表现出相当的收敛速度和跳出局部最优的能力; Ackley 函数有一个狭长的全局最优域和许多的局部次优点, IPSO 和 PSO 算法都很难收敛于最优解, 而本文提出的算法达到了一个比较好的收敛效果.



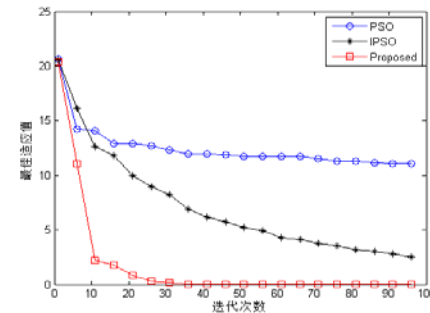
(a) Sphere 函数



(b) Rastrigrin 函数



(c) Griewank 函数



(d) Ackley 函数

图 2 几种标准函数的测试结果图

表 1 给出了 3 种算法对测试函数的优化性能指标。同样可以看出, 本文提出的 CIPSO_GAEO 算法以及 IPSO 算法的优化性能远远好于 PSO 算法, 而 CIPSO_GAEO 算法在 IPSO 算法基础上, 协同 GA 算法和 EO 算法可使粒子群的多样性得到保持, 并能快速跳出局部最优, 收敛至全局最优, 因此, 在求解精度和速度方面表现出更优良的性能。

表 1 不同函数的优化性能指标

函数	算法	最优值	最差值	均值	偏差	时间
f1	PSO	7.42e+01	3.72e+02	1.92e+02	7.56e+01	21.4s
	IPSO	8.50e-05	1.00e-04	9.50e-05	5.00e-05	9.2s
	Proposed	1.90e-05	1.02e-04	5.40e-05	2.40e-06	8.6s
f2	PSO	5.91e+01	1.52e+02	1.17e+02	2.66e+01	29.5s
	IPSO	8.00e-05	2.24e+02	8.50e-05	6.61e+00	35.4s
	Proposed	1.60e-05	1.04e-04	5.10e-05	2.50e-05	11.0s
f3	PSO	9.65e+01	1.12e+00	1.03e+00	4.98e-02	42.5s
	IPSO	8.78e-05	2.32e-02	6.97e-03	7.01e-03	11.3s
	Proposed	6.31e-05	1.19e-02	5.82e-02	1.05e-03	10.2s
f4	PSO	8.79e+00	1.41e+01	1.12e+01	1.45e+00	29.6s
	IPSO	8.20e-05	1.00e-04	9.60e-05	5.00e-05	10.3s
	Proposed	4.80e-05	9.20e-05	4.80e-05	1.80e-06	9.1s

4 结语

针对多粒子群协同进化算法中 PSO 收敛速度慢且精度低的问题及 CPSO 易丧失粒子多样性和计算复杂度高的问题, 提出了一种改进的多粒子群协同进化算法 CIPSO_GAEO, 该算法采用改进的粒子群优化算法, 并结合遗传算法极强的全局搜索能力和极值优化算法优良的局部搜索能力进行协同进化。几组经典的基准函数的测试表明, 本文提出的算法在优化性能和收敛速度方面具有很好的效果, 特别是对峰值较多的复杂函数的优化问题优势更为显著, 可将其进一步推广至组合优化问题。

参考文献

- Kennedy J, Eberhart RC. Particle swarm optimization. Proc. IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia. Nov.27-Dec.1, 1995. 1942-1948.
- Tao Q, Chang HY, Yang Y. A rotary chaotic PSO algorithm for trustworthy scheduling of a grid workflow. Computers & Operations Research, 2011, 38(5): 824-836.
- Wang GL, Zhao GQ, Li HP. Research on optimization design of the heating/cooling channels for rapid heat cycle molding

based on response surface methodology and constrained particle swarm optimization. Expert Systems with Applications, 2011, 38(6): 6705-6719.

- Gorai A, Ghosh A. Hue-preserving color image enhancement using particle swarm optimization. 2011 IEEE Recent Advances in Intelligent Computational Systems. Piscataway. IEEE. 2011. 563-568.
- Li Y, Liang JX, Hu J. A multi-swarm cooperative hybrid particle swarm optimizer. The 6th International Conference on Natural Computation. 10-12 Aug. 2010. 2535-2539.
- Asmara A, Krohling RA, Hoffmann F. Parameter tuning of a computed-torque controller for a 5 degree of freedom robot arm using co-evolutionary particle swarm optimization. Proc. IEEE Conference on Swarm Intelligence Symposium. Pasadena, USA. June. 8-10, 2005. 162-168
- Ren YM, Zhang YN, Meng QJ, Zhang L. Hyperspectral image classification based on multiple improved particle swarm cooperative optimization and SVM. The 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR). 11-15 Nov. 2012. 2274-2277.
- Liang JJ, Suganthan PN. Dynamic multi-swarm particle swarm optimizer. Proc. of 2005 IEEE Conference on Swarm Intelligence Symposium. IEEE. 2005. 124-129.
- 张睿哲, 杨照峰. 基于博弈模型的合作式粒子群优化算法. 计算机系统应用, 2014, 23(6): 170-174.
- Zhang Y, Gong DW, Ding ZH. Handling multi-objective optimization problems with a multi-swarm cooperative particle swarm optimizer. Expert Systems with Applications. 2011, 38(11): 13933-13941.
- Holland JH. Adaptation in neural and artificial systems. Ann Arbor, Michigan: The University of Michigan Press, 1995.
- Bak P, Sneppen K. Punctuated equilibrium and criticality in a simple model of evolution. Physical Review Letters, 1993, 71(24): 4083-4086.
- Chen YW, Lu YZ, Yang GK. Hybrid evolutionary algorithm with marriage of genetic algorithm and extremal optimization for production scheduling. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2008(36): 959-968.
- Chen YW, Lu YZ, Chen P. Optimization with extremal dynamics for the traveling salesman problem. Physica A, 2007, (385): 115-123.
- Starck JL, Murtagh F. Astronomical image and data analysis. Berlin: Springer-Verlag, 2006.