并行定向扰动的混合粒子群优化算法*

聂立新[1,2]，张天侠[1]，郭立新[1]
（1. 东北大学 机械工程与自动化学院，沈阳 110819；2. 河南理工大学 机械与动力工程学院，河南 焦作 454000）

摘　要：针对全向变异易使粒子失去已有的有利搜索信息的问题，提出了一种并行定向变异的混合粒子群优化算法。该算法以当前群体最优位置为基准，用变异信息矩阵和混沌位置变异矩阵对群体进行并行定向扰动，有效利用了现有的有利搜索信息。该算法将并行定向变异与序列二次规划法融为一体，实现了全局搜索和局部寻优的统一。仿真实验和比较分析结果表明并行定向变异混合粒子群优化算法具有良好的、稳定的优化效果。

关键词：粒子群优化；并行定向扰动；变异信息矩阵；混沌位置变异矩阵；序列二次规划
中图分类号：TP18；TP301.6　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1001-3695(2013)06-1633-03
doi：10.3969/j.issn.1001-3695.2013.06.007

Hybrid particle swarm optimization algorithm based on parallel directional turbulence

NIE Li-xin[1,2], ZHANG Tian-xia[1], GUO Li-xin[1]
(1. *School of Mechanical Engineering & Automation*, *Northeastern University*, *Shenyang* 110819, *China*; 2. *School of Mechanical & Power Engineering*, *Henan Polytechnic University*, *Jiaozuo Henan* 454000, *China*)

Abstract: Aiming at the problem that omnidirectional mutant easily causes particles to lose existing beneficial searching information, the paper presented a hybrid particle swarm optimization algorithm based on parallel directional turbulence. On the basis of optimal location of the current swarm, the algorithm used mutant information matrix and chaotic position mutant matrix to exert parallel directional turbulence on the swarm, and effectively utilized existing beneficial searching information. The algorithm integrated parallel directional turbulence with sequential quadratic programming method so as to realize unification between global search and local search. The simulation and comparative results show that the hybrid particle swarm optimization algorithm based on parallel directional turbulence can achieve more excellent and stable optimization effect.

Key words: particle swarm optimization; parallel directional turbulence; mutant information matrix; chaotic position mutant matrix; sequential quadratic programming

0　引言

粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法是 Kennedy 等人[1]在 1995 年提出的一种基于群体智能原理的优化算法，其原理简单、易于实现，在解决非线性、不可微和多峰值的复杂优化问题方面具有较大优势[1,2]，适用于神经网络、支持向量机的参数优化，在数据挖掘、故障诊断等领域得到了广泛的应用。

PSO 算法在迭代过程中极易出现早熟收敛，导致其陷入局部最优[3]。有效处理算法的早熟收敛问题、提高算法稳定性成为 PSO 算法的重要研究内容之一。Nie 等人[4]提出了遗传算法与粒子群算法相融合的 GAPSO 混合算法，较为有效地解决了早熟收敛；吕强等人[5]提出了一种信息充分交流的粒子群优化算法，通过建立信息素矩阵为粒子提供信息分享平台，用信息交流和位置扰动来增强算法的性能；刘玲等人[6]提出了一种在最优解周围的区域内进行混沌搜索的混沌 PSO 算法，诱导群体跳出局部最优；吴定海等人[7]提出了基于混沌变异的自适应双粒子群优化算法，通过混沌变异和双种群协同提高 PSO 算法的收敛精度；胥小波等人[8]提出了一种新的混沌 PSO 算法，将混沌融入到粒子运动过程中，使粒子群在混沌与稳定之间交替运动，逐步收敛到最优解，取得较好的效果。

群体变异尤其是混沌变异是解决 PSO 算法早熟收敛的有效途径之一，但在已有文献中，变异的粒子个体的各维坐标均被改变，由于粒子各坐标的耦合作用，导致变异粒子需经多次迭代后才有可能搜索到更优解。本文基于粒子单维定向扰动的变异策略，提出了一种并行定向扰动的混合粒子群优化算法。

1　PSO 算法的早熟收敛及扰动变异分析

图 1 为用粒子群算法优化 10 维 Rastrigin 函数出现早熟收敛时粒子各维的聚集状态。粒子在搜索空间各个坐标方向均极为接近，且个别方向(如第 6 维等)均已接近全局最优位置 0。在部分维已取得较优位置情况下，施以全向变异扰动的粒子会失去已有的较优维的信息，影响了变异的效果。若对粒子的各维进行单向变异，则能摆脱粒子各坐标方向的耦合牵制，能够对图中所示的第 2、4、9、10 维施以有效扰动，从而搜索到

收稿日期：2012-09-17；**修回日期**：2012-10-28　　**基金项目**：国家自然科学基金资助项目(50875041)；高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20100042110013)

作者简介：聂立新(1975-)，男，河南焦作人，副教授，博士研究生，主要研究方向为车辆状态检测与故障诊断(nielixin@hpu.edu.cn)；张天侠(1945-)，男，辽宁营口人，教授，博导，主要研究方向为车辆动力学；郭立新(1968-)，男，辽宁沈阳人，教授，博导，主要研究方向为车辆 CAE 技术、车辆动力学.

更优位置,并带动群体继续有效搜索。

2　并行定向扰动的混合粒子群优化算法

并行定向扰动的混合粒子群优化(hybrid particle swarm optimization based on parallel directional turbulence,HPSO-PDT)算法的核心为分维并行定向扰动。设 $m \times n$ 矩阵 X 为粒子群体的位置,m 为粒子数量,n 为所要求解的目标函数的自变量个数,即搜索空间维数;P_g 为当前群体搜索到的最优位置。当群体早熟收敛时,PDT 方法以 P_g 为基准并将其各维单独变异形成新的群体。

粒子的并行定向准则由定向信息矩阵 B 决定,B 是元素为 0 或 1 的 $m \times n$ 逻辑矩阵。设 $z = \min(m,n)$,随机生成元素互不相同的 z 维整数向量 A,且 $A \in [1,2,\cdots,n]$。矩阵 B 的元素满足下式:

$$\begin{cases} B_{i,j} = 1 & j = A(i) \\ B_{i,j} = 0 & \text{else} \end{cases} \quad m \leqslant n$$
$$\begin{cases} B_{i,j} = 1 & \mathrm{mod}(i,n) + 1 = A(j) \\ B_{i,j} = 0 & \text{else} \end{cases} \quad m > n \tag{1}$$

其中:$i \in [1,2,\cdots,m]$,$j \in [1,2,\cdots,n]$,mod 表示求余运算。按上述规则形成的定向信息矩阵 B 决定了每个粒子的变异方向。

粒子的变异搜索空间采用线性缩小的方式,既有利于算法迭代前期的全局搜索,也使迭代后期的扰动变异更具针对性。变异空间的边界为

$$\begin{cases} q_L = \lambda q_L^0 + (1-\lambda) P_g \\ q_U = \lambda q_U^0 + (1-\lambda) P_g \end{cases} \tag{2}$$

其中:q_U 和 q_L 分别为变异搜索空间的上、下边界;q_U^0 和 q_L^0 为初始搜索空间(目标函数的解空间)的上、下边界;λ 为收缩因子。

$$\lambda = 1 - \frac{t}{\max} \tag{3}$$

其中:t 为当前迭代次数;max 为最大迭代次数。

随机生成一个服从 0-1 均匀分布的 n 维行向量,再由 Logistic 混沌映射扩展为 $m \times n$ 维矩阵 S,则待定的粒子位置变异矩阵 Y 可由如下公式得到:

$$Y_{i,j} = q_{L,j}(1 - S_{i,j}) + q_{U,j} S_{i,j} \tag{4}$$

最终,粒子的变异满足下式要求:

$$X_{i,j}^t = Y_{i,j} B_{i,j} + P_{g,j}(1 - B_{i,j}) \tag{5}$$

将当前群体速度 $v_{i,j}^t$ 置零,且将当前群体位置设置成粒子历史最优位置 $P_{i,j}^t$,以利于单向扰动。

定向信息矩阵 B 的元素为 1 时,其对应的 X 中的元素取相应的变异矩阵 Y 中的值,从而保证了每个粒子仅有一个维或坐标方向发生改变。HPSO-PDT 算法每次变异只进行 z 个方向的扰动。

在利用并行定向扰动模式进行全局寻优的同时,结合传统的优化算法如序列二次规划算法[9]可加速算法的局部收敛。

当群体早熟收敛时,HPSO-PDT 算法进行群体变异扰动的过程为:以当前群体搜索到的最优位置 P_g 为初始点,调用序列二次规划算法进行局部搜索,得到新的最优位置 P_g;以 P_g 为基准,用式(1)~(5)产生新的群体 X,并按 PSO 算法的迭代公式进行迭代运算;若新的群体 X 在 3 次 PSO 迭代后产生新的最优位置 P_g,则调用一次序列二次规划算法并继续按 PSO 方法进行迭代,群体再次呈现早熟收敛时仍按上述方法进行变异扰动;若 X 在 3 次 PSO 迭代后仍不能更新 P_g,则本次定向变异无效,再次随机生成 z 维整数向量 A,仍以 P_g 为基准进行定向变异,直至 P_g 得到更新。

3　HPSO-PDT 算法的仿真实验及性能对比分析

为了综合测试 HPSO-PDT 算法的优化性能,本文采用文献[7]中的四种 Benchmark 测试函数:Rosenbrock(F_1)、Ackley(F_2)、Rastrigin(F_3)和 Griewank(F_4)函数。其中,Rosenbrock 为典型的病态单峰函数,其余三个为多峰函数。

3.1　HPSO-PDT 与 PSO、LPSO 算法迭代过程对比

设粒子的数量均为 $m = 30$:粒子维数 $n = 30$ 时最大迭代次数 max = 500;$n = 50$ 时 max = 1000;$n = 100$ 时 max = 2000。依据文献[2]分析,取加速系数 $C_1 = C_2 = 1.5$。PSO 算法的惯性权重取恒值 0.7;LPSO 算法的惯性权重从 0.9 至 0.4 线性递减;HPSO-PDT 惯性权重采用快速递减方式,在迭代次数为 0.2max 时减至 0.4,之后保持恒值不变。不同粒子维数、不同优化方法各自独立运行 50 次,测试函数的平均迭代曲线如图 2~13 所示。

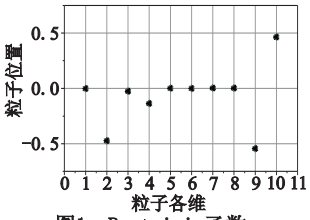

图1　Rastrigin函数早熟收敛特征

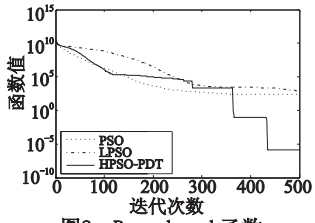

图2　Rosenbrock函数优化效果比较(30维)

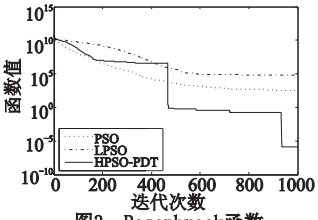

图3　Rosenbrock函数优化效果比较(50维)

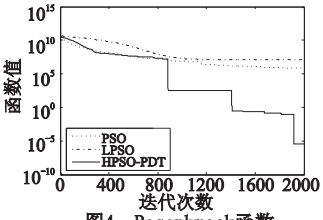

图4　Rosenbrock函数优化效果比较(100维)

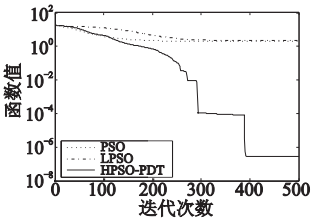

图5　Ackley函数优化效果比较(30维)

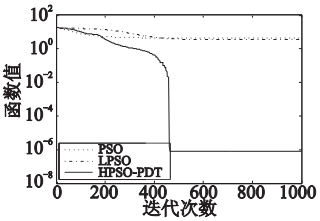

图6　Ackley函数优化效果比较(50维)

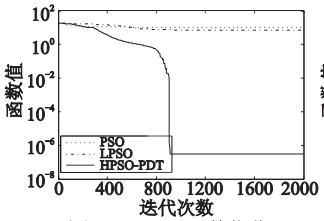

图7　Ackley函数优化效果比较(100维)

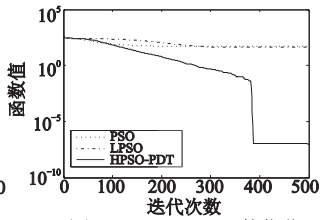

图8　Rastrigin函数优化效果比较(30维)

从函数迭代过程可以看出,HPSO-PDT 算法较基本的 PSO 和 LPSO 算法收敛效果有明显提升。在算法迭代中期,HPSO-PDT 定向变异扰动使群体最优解得到较为平稳的更新,在此过程中,由于当前最优位置与理想最优位置仍有较大距离,序列二次规划算法的优化收效不大,而在迭代后期,最优位置 P_g 脱离局部最优并接近理想最优位置,序列二次规划算法收效明显,目标函数值得以阶跃性更新,加速了算法收敛。

3.2　最优位置 P_g 的 PDT 变异过程

HPSO-PDT 算法中 P_g 的各个坐标方向的位置更新为短周期交替更新。在单次定向变异过程中,有部分坐标方向快速寻找到新的更优位置,粒子群体快速收敛后触发下次 PDT 变异,最终粒子的各维均能逼近理想最优位置。群体按维进行分时并行定向变异,避免了不同坐标方向的耦合作用,使粒子的所有坐标方向均有机会经过变异找到更优位置,从而加速了寻优过程。图 14 为 30 维 Rastrigin 函数各目标变量在迭代过程中的交替更新过程,PDT 变异收效明显。

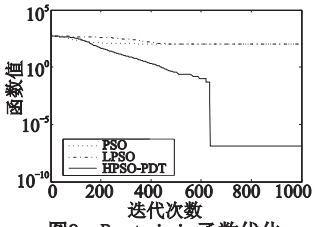

图9　Rastrigin函数优化效果比较（50维）

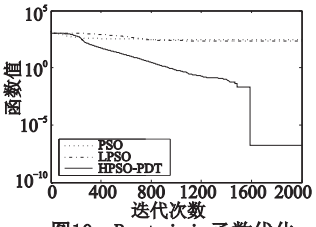

图10　Rastrigin函数优化效果比较（100维）

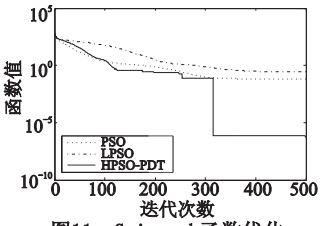

图11　Griewank函数优化效果比较（30维）

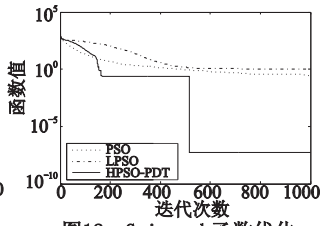

图12　Griewank函数优化效果比较（50维）

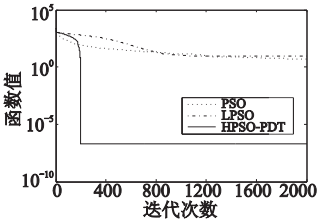

图13　Griewank函数优化效果比较（100维）

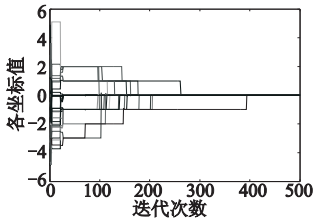

图14　30维Rastrigin函数的各目标变量的交替更新过程

3.3　HPSO-PDT 算法与其他 PSO 算法优化性能比较

表 1 为四个测试函数在 100 维的情况下各算法的性能比较,其中 PSO、LPSO 和改进算法 ACPSO 均来自文献[7]中的数据。HPSO-PDT 算法在函数评价次数仅为其他算法的 50% 的情况下,取得了良好的优化效果。

表 1　HPSO-PDT 算法与 ACPSO 等算法的优化性能比较

函数	算法	均值	标准差	最大值	最小值
F_1	PSO	239.44	44.77	—	180.16
	LPSO	155.88	87.44	—	38.53
	ACPSO	56.43	28.36	—	9.46
	HPSO-PDT	3.435e－6	7.273e－6	3.58e－5	4.12e－8
F_2	PSO	5.0205	0.7931	—	4.263 7
	LPSO	0.9003	0.00162	—	4.1e－3
	ACPSO	1.267e－15	5.493e－9	—	0
	HPSO-PDT	3.145e－7	1.692e－7	6.22e－7	3.11e－8
F_3	PSO	202.974 8	16.086 5	—	165.179 7
	LPSO	169.1431	11.6877	—	148.008 3
	ACPSO	0.005 592	0.001 922	—	2.367e－8
	HPSO-PDT	1.706e－7	6.281e－8	3.18e－7	7.92e－08
F_4	PSO	23.057 4	8.342 7	—	0.074 1
	LPSO	11.146 9	5.363 3	—	0.017 76
	ACPSO	0.000 652	0.050 6	—	0
	HPSO-PDT	1.904e－7	1.959e－7	1.04e－6	7.5e－09

表 2 为 HPSO-PDT 算法与文献[5]中 PSO 算法的优化性能比较,测试函数均为 30 维,HPSO-PDT 算法以极少的函数评价次数取得明显优于 OEPSO 算法的优化效果,Rosenbrock 函数在较少函数评价次数条件下取得了优于 PSO-FCI 算法的效果,Rastrigin 函数在评价次数两倍于 PSO-FCI 算法情况下将函数优化性能提升了 700 多倍, Griewank 函数在评价次数四倍于 PSO-FCI 算法情况下将函数优化性能提升了 200 多倍。

表 2　HPSO-PDT 与现有改进算法的优化性能比较

函数	精度	算法	均值	标准差	评价次数
F_1	1e－3	HPSO-PDT	1.429e－6	5.42e－6	13 020
		PSO-FCI	8.58e－4	3.64e－8	81 378
		OEPSO	9.72e－4	2.22e－5	242 548
F_3	1e－4	HPSO-PDT	1.02e－7	7.05e－8	11 400
		PSO-FCI	8.01e－5	1.66e－10	5 846
		OEPSO	8.72e－5	2.33e－5	148 426
F_4	1e－4	HPSO-PDT	3.5e－7	4.75e－7	13 200
		PSO-FCI	7.22e－5	2.07e－10	4 004
		OEPSO	1.78e－2	1.27e－2	206 236

4　结束语

本文在分析全向变异易使变异粒子失去已有的有利信息的基础上,提出了一种基于并行定向变异策略的混合粒子群优化算法。该方法利用变异信息矩阵使粒子群体定向扰动,所有的粒子分别从不同的坐标方向单维扰动,保留了已有优化结果的良好信息,能够有效、快速地搜索到更优位置。序列二次规划算法的适时介入加速了群体的局部寻优进程。通过标准测试函数的仿真实验以及与其他改进算法的比较,验证了 PDT 变异有较强的摆脱早熟收敛的能力,HPSO-PDT 算法对不同规模、不同的优化问题均能取得良好的效果,具有较高的鲁棒性。

参考文献:

[1]　KENNEDY J, EBERHART C. Particle swarm optimization[C]// Proc of IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE Press, 1995: 1942-1948.

[2]　吴晓军,杨战中,赵明. 均匀搜索粒子群算法[J]. 电子学报, 2011,39(6):1261-1266.

[3]　Van den BERGH F. An analysis of particle swarm optimizers[D]. South Africa: University of Pretoria, 2002.

[4]　NIE Ru, YUE Jian-hua. A GA and particle swarm optimization based hybrid algorithm[C]// Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation. [S.l.]: IEEE Press, 2008:1047-1050.

[5]　吕强,刘士荣. 一种信息充分交流的粒子群优化算法[J]. 电子学报,2010,38(3):664-667.

[6]　刘玲,钟伟民,钱锋. 改进的混沌粒子群优化算法[J]. 华东理工大学学报:自然科学版,2010,36(2):267-272.

[7]　吴定海,张培林,李胜,等. 基于混沌变异的自适应双粒子群优化[J]. 控制与决策,2011,26(7):1083-1086, 1095.

[8]　胥小波,郑康锋,李丹,等. 新的混沌粒子群优化算法[J]. 通信学报,2012,33(1):24-30, 37.

[9]　CHANG Ying-pin. Integration of SQP and PSO for optimal planning of harmonic filters[J]. Expert Systems with Applications,2010,37(3):2522-2530.