第38卷 第18期 计 算 机 工 程 2012年9月
Vol.38 No.18 Computer Engineering September 2012

·人工智能及识别技术· 文章编号：1000—3428(2012)18—0144—03 文献标识码：A 中图分类号：TP18

改进的多目标和声搜索算法

乔 英，高岳林，江巧永

(北方民族大学信息与系统科学研究所，银川 750021)

摘 要：针对和声搜索算法不能很好求解多目标优化问题的缺陷，引入邻域搜索算子，对和声记忆库内搜索到的分量进行扰动，对和声记忆库外进行 Pareto 邻域搜索，实现群体间信息交换，提高算法的全局搜索能力。数值实验选取 4 个常用测试函数并与 NSGA-II、SPEA2、MOPSO 3 个多目标算法进行比较，测试结果验证了改进算法的有效性。

关键词：多目标优化；和声搜索算法；邻域搜索算子；和声记忆；信息交换

Improved Harmony Search Algorithm for Multi-objective

QIAO Ying, GAO Yue-lin, JIANG Qiao-yong

(Institute of Information and System Science, Beifang Univesity of Nationality, Yinchuan 750021, China)

【**Abstract**】For solving the problems of basic harmony search algorithm can not be well used for multi-objective optimization, a kind of neighborhood search operator is introduced to improve the traditional harmony search algorithm. In the harmony memory of the proposed algorithm, every variable is disturbed by neighborhood search operator. Out of the harmony memory, every variable will be searched by Pareto neighborhood search operator. So it can exchange information between the populations during the proceeding of evolutionary and enhance the global searching ability of harmony search algorithm. Numerical experiments compare with NSGA-II, SPEA2 and MOPSO on four benchmark problems. The results show the effectiveness of the proposed algorithm.

【**Key words**】multi-objective optimization; harmony search algorithm; neighborhood search operator; harmony memory; information exchange

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.18.039

1 概述

和声搜索算法是受音乐创作影响在近几年发展起来的智能优化方法，是一种全局优化搜索算法[1]。文献[2]提出的自适应和声粒子群搜索算法将粒子群优化算法融入到和声搜索算法中，对和声记忆库中每个变量用粒子群优化算法寻优，再利用自适应参数 *PAR* 和 *bw* 调节提高对多维问题的搜索效率。文献[3]引入全局和声搜索算法解决 PID 控制问题。文献[4]通过分析和声搜索算法的 2 个关键参数(和声微调概率与和声微调幅度)对算法搜索性能的影响，提出一种改进的和声搜索算法。文献[5]提出一种改进的和声搜索算法，将其用于求解等待流水车间调度优化问题。和声搜索算法的随机性较大，稳定性不高，且搜索没有方向性，直接将其应用于多目标优化不能取得较好的效果。本文通过引入一种邻域搜索算子，对和声记忆库内搜索到的分量进行扰动，对和声记忆库外进行 Pareto 邻域搜索，实现群体间信息交换，提高和声搜索算法的全局搜索能力，使其更好地解决多目标优化问题。

2 基本和声搜索算法

和声搜索算法是进化计算领域一类新兴的随机优化算法，是受乐队演奏音乐的启发而得到的。每个乐器的音符相当于目标函数中的每个变量，演奏音乐的目的是使音乐优美动听，而优化的目的是使目标函数达到极小值，这样演奏音乐的过程与优化过程对应起来。算法首先产生 *HM* 个初始解，并放入和声记忆库中，然后对解的各个分量分别以概率 *HMCR* 在和声记忆库内进行搜索，以 1−*HMCR* 的概率在记忆库外搜索，期望获得新解的对应分量。

在记忆库内进行搜索时，当随机搜索到某一分量后，对该分量以概率 *PAR* 进行扰动。最后由搜索到的各个分量构成新解，若新解优于记忆库中的最差解，则用新解替换库中最差解。如此循环，直到满足终止条件为止。

3 改进的多目标和声搜索算法

由于进化算法在进化初期处于随机搜索阶段，基本上得不到有益的结果，但是在随机搜索阶段种群的分布是否足够宽广，对后续的进化产生重要影响，一般来说在初始阶段种群分布越宽广越好。

随着进化的深入，种群逐步向 Pareto 最优前沿逼近，但是当进化到一定程度时，种群不会进一步向 Pareto 最优

基金项目：国家自然科学基金资助项目(60962006)；北方民族大学校级基金资助项目(2011Y025)

作者简介：乔 英(1982－)，女，讲师、硕士，主研方向：智能算法；高岳林，教授、博士；江巧永，硕士

收稿日期：2011-10-21 **修回日期：**2012-01-05 **E-mail：**qiaodoctor@126.com

前沿逼近，出现一种停滞现象，算法已陷入 Pareto 局部最优，出现早熟收敛。

基于上面的分析，音符调节概率 PAR 应由小到大进行动态调节[6]，这样有利于算法在前期进行全局搜索，到后期在局部范围内寻找 Pareto 最优解。而概率 $HMCR$ 应由大到小进行动态调节，这样使算法在前期可以对和声记忆库内进行充分搜索，当算法迭代多次后，逐步转到和声记忆库外进行搜索，有利于提高种群的多样性，动态的 PAR 和 $HMCR$ 表达式如下：

$$PAR(t) = PAR_{\min} + (PAR_{\max} - PAR_{\min}) \times \frac{t}{g_{\max}} \tag{1}$$

$$HMCR(t) = HMCR_{\max} - (HMCR_{\max} - HMCR_{\min}) \times \frac{t}{g_{\max}} \tag{2}$$

其中，$PAR(t)$ 为第 t 代的音符调节率；$PAR_{\max}$ 和 $PAR_{\min}$ 分别为音符调节率的最大值和最小值；$HMCR(t)$ 为第 t 代在和声记忆库内搜索概率；$HMCR_{\min}$ 和 $HMCR_{\max}$ 为和声记忆库内搜索概率的最大值和最小值；$g_{\max}$ 为最大迭代次数。

另外在基本的和声搜索算法中，对和声库内选定的值进行扰动，对和声库外进行随机搜索，这样的扰动和搜索极具盲目性，不利于找到 Pareto 最优解。

为提高算法搜索的有效性，引入下面的邻域搜索算子，利用式(4)对和声库内选定的值进行扰动，利用式(5)对和声库外进行搜索：

$$x^{t+1}(i,j) = x^t(i,j) + U(-1,1) \times (x^t(i,j) - opti^t(r,j)) \tag{3}$$

$$x^{t+1}(i,j) = opti^t(r_1,j) + U(-1,1) \times (opti^t(r_1,j) - opti^t(r_2,j)) \tag{4}$$

其中，$x^t(i,j)$ 为第 t 代第 i 个个体在和声记忆库内搜索到的第 j 个分量；$opti^t(r,j)$ 为第 t 代 Pareto 最优解集的第 r 个个体第 j 个分量；$U(-1,1)$ 表示−1 与 1 之间均匀分布的随机数。

4　改进算法描述

改进算法过程如下：

Step1 设置算法参数 HM、$PAR_{\max}$、$PAR_{\min}$、$HMCR_{\max}$、$HMCR_{\min}$、$g_{\max}$ 等。

Step2 在决策空间中均匀生成初始种群 Pop，并将群体 Pop 中的非支配解加入 Pareto 最优解集中，$t=1$。

Step3 随机产生一个 0~1 的随机数 r_1，如果 $r_1 < HMCR(t)$，则在和声库内选择变量的一个分量，否则，利用式(4)对和声库外进行搜索选值。如果在和声库内选值，随机产生一个 0~1 的随机数 r_2，如果 $r_2 < PAR(t)$，则利用式(3)对该值进行扰动。这样对变量的每个分量都采用上面的方法，得到一个新的变量，进而得到一个新的种群 $NewPop$。

Step4 将新种群 $NewPop$ 的非支配个体加入到 Pareto 最优解集，选出 Pareto 最优解集中的非支配个体，当非支配个体数大于 HM 时，对非支配个体按 NSGA-II 的拥挤度距离从大到小进行排序，选出前 HM 个非支配个体保留在 Pareto 最优解集中，其余个体全部删除。

Step5 根据 NSGA-II 的选择策略从复合种群 $Pop \cup NewPop$ 中选出新一代进化种群。

Step6 如达到最大迭代次数，则终止，输出 Pareto 最优解集，否则，$t=t+1$，返回 Step3。

5　数值实验

为测试本文算法的性能，与 3 个常见的多目标进化算法进行比较，其中 2 个是基于遗传算法：NSGA-II[7]和 SPEA2[8]，一个是基于 PSO 算法：MOPSO[9]，选取 4 个测试函数。采用收敛度和修正延展度[10]2 个评价指标。参数设置如下：$HMCR_{\max}=0.9$，$HMCR_{\min}=0.2$，$PAR_{\max}=1$，$PAR_{\min}=0.6$，Pareto 候选解集的上限为 100。表 1 和表 2 分别是本文算法、NSGA-II、SPEA2 和 MOPSO 独立运行 30 次，种群规模为 100，最大迭代 250 次得到的收敛度指标的均值(上行)、标准差(下行)和分散度指标的均值(上行)、标准差(下行)。其他 3 个算法的数据来源于文献[11]。图 1~图 4 是 4 个测试函数的仿真实验图。

表 1　算法对测试函数收敛度指标的统计结果

测试函数	NSGA-II	SPEA2	MOPSO	本文算法
ZDT1	1.343 7E−3	3.817 5E−3	1.856 4E−1	2.727 3E−4
	1.407 8E−4	4.914 2E−3	7.742 9E−2	1.484 6E−5
ZDT2	9.811 2E−4	8.610 4E−3	5.242 8E−1	1.532 5E−4
	6.413 8E−4	2.597 3E−3	2.969 9E−1	1.395 0E−5
ZDT3	2.478 3E−3	9.716 5E−3	4.341 8E−1	6.314 0E−4
	1.274 6E−4	5.230 5E−3	6.488 0E−2	2.834 6E−5
ZDT6	7.581 8E−2	1.930 9E−2	5.213 5E−2	1.267 9E−4
	6.079 7E−3	1.399 4E−3	2.496 3E−2	1.656 0E−5

表 2　算法对测试函数分散度指标的统计结果

测试函数	NSGA-II	SPEA2	MOPSO	本文算法
ZDT1	0.504 29	0.296 44	0.293 81	0.224 21
	3.925 1E−2	1.085 0E−1	1.695 6E−2	2.108 0E−2
ZDT2	0.487 75	0.505 17	0.288 03	0.207 25
	2.768 6E−2	1.835 6E−1	1.758 0E−2	2.135 4E−2
ZDT3	0.590 25	0.503 10	0.617 80	0.267 54
	3.043 9E−2	9.728 3E−2	3.501 9E−2	2.848 5E−2
ZDT6	0.486 11	0.248 61	1.123 26	0.203 14
	3.605 4E−2	4.966 7E−2	1.731 1E−1	5.715 9E−3

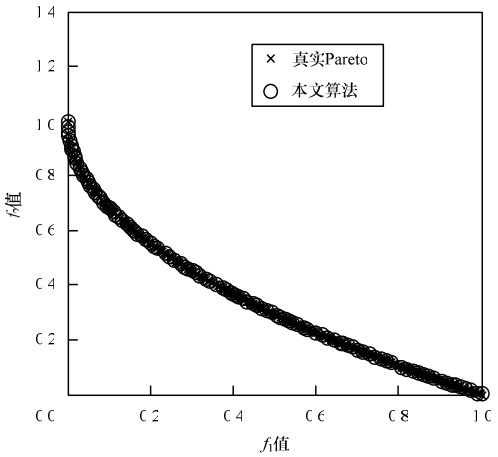

图 1　ZDT1 函数的仿真实验图

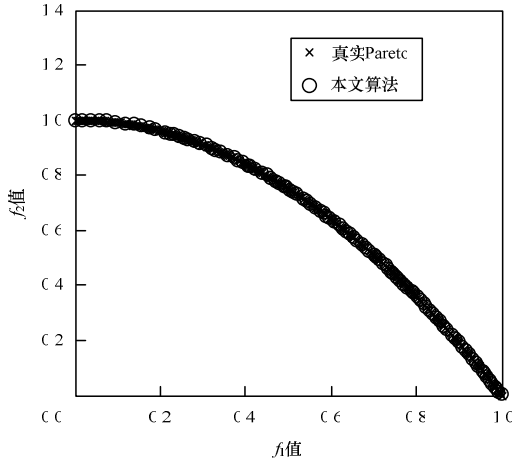

图 2 ZDT2 函数的仿真实验图

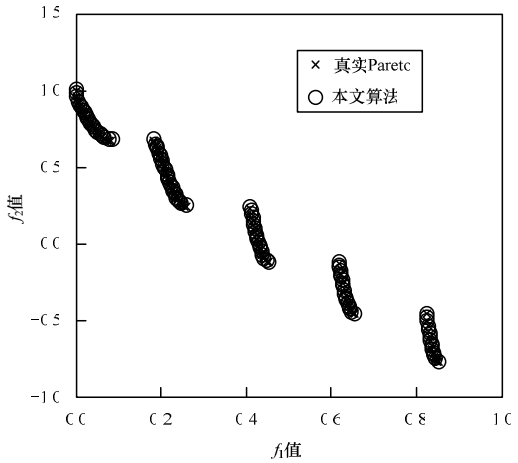

图 3 ZDT3 函数的仿真实验图

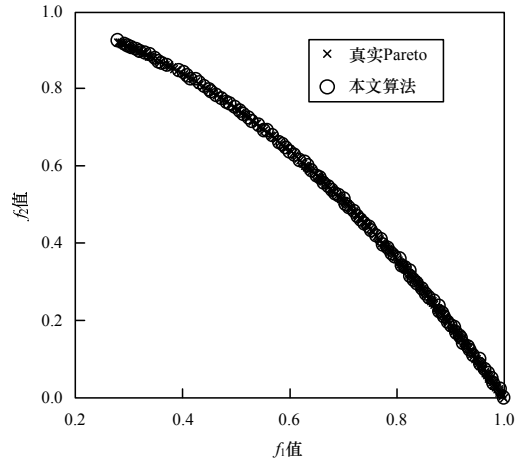

图 4 ZDT6 函数的仿真实验图

从表 1 和表 2 可以看出，本文算法对 4 个测试函数得到的收敛度指标和分散度指标均优于其他 3 个算法。从收敛度指标和分散度指标的标准差可以看出，改进的多目标和声搜索算法的稳定性比较好，能够克服基本和声搜索算法稳定性不高、随机性较大的缺点，解决较复杂的多目标优化问题。另外从图 1~图 4 的仿真实验可以看出，改进的和声搜索算法得到的 Pareto 曲线与真实 Pareto 曲线拟合得较好，进一步验证了算法的有效性。

6 结束语

基本和声搜索算法的随机性较大、稳定性不高、且搜索没有方向性的特点，直接将其应用于多目标优化不能取得较好的效果。本文通过引入一种邻域搜索算子，对和声记忆库内搜索到的分量进行扰动，对和声记忆库外进行 Pareto 邻域搜索，实现群体间信息交换，提高了和声搜索算法的全局搜索能力，使其更好地用来解决多目标优化问题。数值仿真结果验证了本文算法能够高效稳定地收敛到 Pareto 最优前沿，获得分布均匀的 Pareto 最优解集。

参考文献

[1] Geem Z W, Kim J H, Loganathan G V. A New Heuristic Optimization Algorithm: Harmony Search[J]. Simulation, 2001, 76(2): 60-80.

[2] 高立群, 葛延峰, 孔 芝, 等. 自适应和声粒子群搜索算法[J]. 控制与决策, 2010, 25(7): 1101-1104.

[3] 皱德旋, 高立群, 吴沛锋, 等. 一种全局和声搜索算法及在 PID 控制中的应用[J]. 东北大学学报, 2010, 31(11): 1534-1537.

[4] 韩红燕, 潘全科, 梁 静. 改进的和声搜索算法在函数优化中的应用[J]. 计算机工程, 2010, 36(13): 245-247.

[5] 高开周, 潘全科, 李俊青, 等. 求解NWFS调度的改进和声搜索算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(8): 178-180.

[6] Mahdavi M, Fesanghary M, Damangir E. An Improved Harmony Search Algorithm for Solving Optimization Problem[J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 188(2): 1567-1579.

[7] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A Fast and Elitist Multi-objective Genetic Algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.

[8] Zitzler E, Thiele L. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm for Multi-objective Optimization[Z]. Zurich, Switzerland: Computer Engineering and Networks Laboratory, 2001.

[9] Coello C A, Pulido G T, Lechuga M S. Handing Multiple Objectives with Particle Swarm Optimization[J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 256-279.

[10] Zhou Aimin, Jin Yaochu. Combing Model-based and Generics-based Offspring Generation for Multi-objective Optimization Using a Convergence Criterion[C]//Proc. of Congress on Evolutionary Computation. [S. l.]: IEEE Press, 2006: 3234-3241.

[11] Wang Yaonan, Wu Lianghong, Yuan Xiaofang. Multi-objective Self-adaptive differential Evolution with Elitist Archive and Crowding Entropy-based Diversity Measure[J]. Soft Computing, 2010, 14(3): 193-209.

编辑 张正兴