

基于遗传和声算法求解函数优化问题*

韩红燕^{a,b}, 潘全科^a, 任文娟^a, 张凤荣^a

(聊城大学 a. 计算机科学学院; b. 数学科学学院, 山东 聊城 252059)

摘要: 针对遗传算法和和声搜索算法各自的特点,提出了一种新的搜索算法——遗传和声算法(GAHS)。新算法利用遗传算法改进了和声算法中和声记忆库初始解的产生方式,同时对和声算法中新解的产生方式也作了改进;将此改进算法应用到函数优化问题中,并分别对六个测试函数进行了仿真,用于验证算法的可行性。仿真结果表明,遗传和声算法提高了函数优化的搜索效率,具有较高的寻优性能和较强的跳出局部极小的能力。

关键词: 和声搜索; 遗传算法; 遗传和声算法; 函数优化

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2010)05-1723-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2010.05.033

Function optimization problem based on genetic harmony algorithm

HAN Hong-yan^{a,b}, PAN Quan-ke^a, REN Wen-juan^a, ZHANG Feng-rong^a

(a. School of Computer Science, b. School of Mathematics Science, Liaocheng University, Liaocheng Shandong 252059, China)

Abstract: This paper presented a novel genetic harmony search algorithm(GAHS) with respect to characteristics of genetic algorithm and harmony search algorithm. Improved the initial solution generation of harmony memory and the new solution generation of harmony search algorithm. Finally, applied this improved algorithm to function optimization problems, tested the feasibility of the algorithm by the six test functions. Experimental results show that the algorithm improves the search efficiency for solving function optimization problems and has high optimization performance and stronger ability to escape local minimum.

Key words: harmony search(HS); genetic algorithm; genetic harmony algorithm; function optimization

在工程领域,函数优化是普遍存在的一类优化问题。近年来,人们从各种自然原理中受到启发,提出了许多用于求解函数优化问题的随机优化方法,如模拟退火算法、遗传算法、蚁群算法等。一般情况下,这些方法采用启发式随机搜索机制能够比较有效地找到全局最优或近似最优解,然而由于函数优化问题的复杂性,每种算法都表现出各自的优势和缺陷。遗传算法(GA)是 Holland 教授首先提出出来的一种高度并行、随机和自适应的仿生型优化算法,具有全局搜索能力,鲁棒性强,对于函数优化问题,虽然能收敛到最优,但具有过早收敛和局部收敛的缺陷。

最近,出现一种新的现代启发式全局搜索算法——和声搜索(HS)算法^[1],它是对音乐演奏中乐队和声调谐的原理的模拟,并且在组合优化和函数优化问题中得到了成功应用。有关研究表明^[2],HS 较之 GA、模拟退火算法和禁忌搜索等算法有更好的优化性能。但 HS 算法对和声记忆库(harmony memory, HM)和新解的产生方式具有很强的依赖性。本文针对函数优化问题,提出了一种新的 GA 与 HS 相结合的算法,即遗传和声算法(GAHS)。该算法通过遗传算法产生和声库中的初始解,同时对和声中新解的产生方式进行了调整,仿真实验结果表明,该算法具有良好的求解性能,能够较快地收敛于全局最优解。

1 和声搜索算法

HS 算法首先对和声记忆库的大小(harmony memory size,

HMS)、和声记忆库考虑概率(harmony memory considering rate, HMCR)、和声音调微调概率(pitch adjusting rate, PAR)以及算法迭代次数(iteration number, NI)这几个关键参数进行初始化,然后随机产生 HMS 个初始解(和声)放入和声记忆库内,根据记忆考虑(HMCR)、微调扰动(PAR)、随机选择三个规则产生新解,判断新解是否优于 HM 内的最差解,若是,则替换之;否则保持当前 HM 不变。上述过程不断重复,直至达到预定的迭代次数为止。和声算法的流程图如图 1 所示。

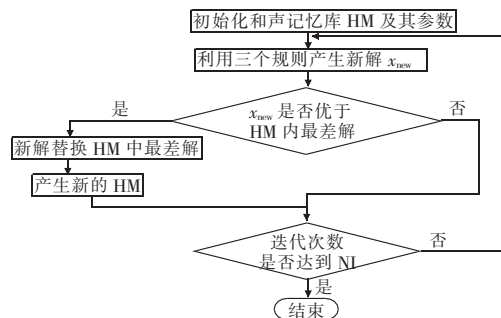


图 1 HS 流程图

2 遗传和声算法(GAHS)

GAHS 保留了和声算法的思路,但基于 HS 算法对和声记忆库和新解的产生方式的依赖性并且结合遗传算法的特点对

收稿日期: 2009-09-27; 修回日期: 2009-11-02 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60874075); 数字制造装备与技术国家重点实验室开放课题(华中科技大学); 中国博士后科学基金资助项目(20070410791)

作者简介: 韩红燕(1976-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为智能优化算法(hanhongyan820@163.com); 潘全科(1971-), 男, 教授, 博士后, 主要研究方向为智能优化理论和算法; 任文娟(1982-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为智能优化算法; 张凤荣(1972-), 女, 讲师, 硕士研究生, 主要研究方向为智能优化算法。

此作了改进。GAHS 中和声库的初始化不是随机产生的,而是利用遗传算法中的选择、交叉和变异操作经过一定的迭代次数后产生一个新种群,从新种群中选出最好的 HMS 个个体作为 GAHS 和声记忆库的初始解,从而能够提高算法的寻优速度。GAHS 中新解的产生保留了 HS 算法利用记忆考虑、微调扰动、随机选择三个规则在 HM 内和 HM 外产生新解的方式。假设利用此方法产生的新解记为 x_{new1} ,同时,还利用遗传算法中的交叉操作产生另一个新解 x_{new2} ,评价各自的目标函数值,如果 x_{new1} 优于 x_{new2} ,则 x_{new1} 与和声库中最差解 x_{bad} 比较,如果优于最差解则替换;否则新解为 x_{new2} ; x_{new2} 与和声库中最差解 x_{bad} 比较,如果优于最差解则替换,直至达到预定的迭代次数。遗传和声算法的流程图如图 2 所示。

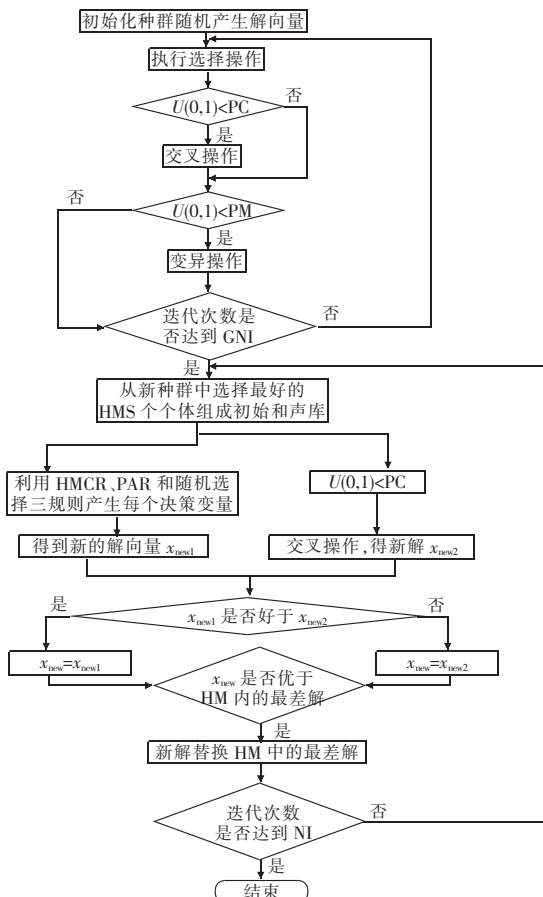


图 2 GAHS 流程图

其步骤可总结如下:

1) 初始化算法参数

算法参数包含 HMS、HMCR、PAR、NI、种群的规模 (GNUM)、变异概率 (PM)、交叉概率 (PC) 及其遗传算法迭代次数 (GNI)。

HMS 是 GAHS 中一个重要的参数, HMS 越大, 找到全局最优解的能力越强, 但 HMS 过大会影响收敛到最优解的速度。由仿真实验, 本文取值为 10。

HMCR 对新解的产生有很大的影响, 值大有利于算法的局部收缩。由仿真实验和参考文献 [2], 本文取值为 0.95。

GAHS 中的变异概率 PM 不是固定的参数, 而是采用式 (1) 动态变化 (图 3)。随着迭代次数的增加, 变异概率的值逐渐线性下降, 当 m 达到迭代次数 GNI 时, PM 达到最小值 0.2。

$$PM = 0.5 - 0.3 \times \frac{m}{GNI} \quad (1)$$

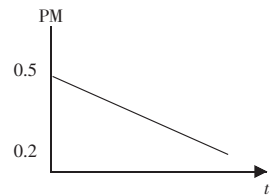


图 3 PM 线性变化图像

2) 初始化和声记忆库

先利用遗传算法进行 GNI 次迭代后产生一个规模为 GANUM 的新种群, 从新种群中选择最好的 HMS 个个体作为初始的和声记忆库解向量。其过程如下:

a) 初始化种群。为了使初始种群具有一定的分散性和均匀性, 初始个体 $X_1, X_2, \dots, X_{GANUM}$ 在定义域内均匀地产生:

$$x_i(j) = x_{min} + r \times (x_{max} - x_{min}) \quad (2)$$

其中: $x_i(j)$ 为 X_i 的第 i 维变量; r 为 $[0, 1]$ 间的随机数; x_{min}, x_{max} 分别表示变量 x_i 的下界和上界。

b) 选择操作。它采用锦标赛的方法, 从种群中随机选择两个个体 x_1 和 x'_1 , 如果 x_1 好于 x'_1 , 则保留 x_1 , 否则保留 x'_1 。为了以下描述方便, 假设 x_1 优于 x'_1 , 按照同样的方法再选择一个好的个体, 假设为 x_2 。

c) 交叉操作。如果产生的 $[0, 1]$ 间的随机数小于交叉概率, 对选择操作得到的两个个体执行以下操作:

$$c_1 = a \times x_2 + (1 - a) \times x_1 \quad (3)$$

$$c_2 = a \times x_1 + (1 - a) \times x_2 \quad (4)$$

其中: a 为交叉因子。

d) 变异操作。它采用 Janilow 等人提出的非均匀变异^[3], 此变异方法能够得到较高的精确度并且具有微调能力。在变异操作中, 如果产生的 $[0, 1]$ 间的随机数小于变异概率, 对交叉操作得到的两个个体 c_1 和 c_2 在式 (5):

$$c'_1 = c_1 + (x_{max} - c_1) \times r \times \left(1 - \frac{m}{GNI}\right)^b \quad (5)$$

$$c'_1 = c_1 - (c_1 - x_{min}) \times r \times \left(1 - \frac{m}{GNI}\right)^b$$

两种方案中随机选择一种进行变异, 其中 b 为确定非均匀程度的参数。

e) 计算新个体的目标函数值 $f(x)$, 不断重复上述三个步骤直至达到预定的迭代次数, 算法终止, 产生新的种群。

f) 利用从产生的新种群中找出最优的 HMS 个个体, 放入和声库中作为初始和声记忆库的解向量。

3) 生成新的和声

在以上步骤生成的初始和声记忆库中, 先基于记忆考虑、微调扰动和随机选择三个规则产生一个新解 x_{new1} , 再利用 GA 中的交叉操作产生另一个新解 x_{new2} , x_{new1} 与 x_{new2} 进行比较保留好的解向量。过程描述如下:

```

for j = 1, 2, ..., N do
  if r1 < HMCR then // r1 为 [0, 1] 间的随机数
    begin
       $x_{new, j} = x_{i, j} // i$  为 [1, HMS] 间的随机数
      if r2 < PAR then
        begin
           $x'_{new, j} = x_{new, j} \pm r \times bw$ 
        end if
      else // 随机选择
         $x_{new, j} = x_{min} + r \times (x_{max} - x_{min})$ 
      end if
    
```

```

if r3 < PC then //交叉操作
  begin
  随机选择两个个体  $x_{i1}, x_{i2} // i1, i2 \sim U(1, \dots, HMS)$ 
   $x_{new2} = \alpha \times x_{i2} + (1 - \alpha) \times x_{i1}$ 
  end if
end for
if (f(xnew1) < f(xnew2))
  xnew = xnew1
else
  xnew = xnew2

```

4)更新和声记忆库

如果产生的新解优于和声库中最差解,则新解替换最差解;否则保持和声库中和声不变。

5)算法的终止条件

判断是否达到预定的迭代次数 NI,若是,则算法结束;否则转到步骤 3)。

3 数据仿真与分析

为了验证算法的性能,以 VC++ 为仿真环境,在处理器为 PIV 2 GHz,内存为 512 MB 的 PC 机上运行,对文献[4]中的六个函数问题进行了测试,比较了 GAHS 和 HS 算法的性能。GAHS 参数设置如下:PAR = 0.1, NI = 49 600,种群规模为 50,交叉概率为 0.7,迭代次数为 400。对每一个测试函数随机进行 30 次仿真,所有的函数都是 30 维的。GAHS、GA 和 HS 算法分别得到的函数的均值以及 T 测试如表 1 所示; GAHS、GA 和 HS 算法分别得到的最优值及其达到其值的迭代次数如表 2 所示。

由表 1、2 可知:

a)对于六个测试函数,表 1 的 T 测试值均为 1,表明 GAHS 算法所得到的均值都优于 HS 和 GA 算法。其中 Step function 已经达到了其函数的理论最优值 0。

b)除了 Schwefel problem 2.26 函数,对于其他五个测试函数,GAHS 得到的函数最优值均好于 HS 和 GA 得到的数据。其中 Step function、Schwefel problem 2.26 函数均已分别达到了其函数理论上的最优值 0 和 -12 569.5,说明 GAHS 算法具有较高的寻优能力。

c)与 HS 算法相比,对于六个测试函数,GAHS 得到最优值的迭代次数要小于 HS 算法,故 GAHS 收敛到最优值的速度快于 HS;对于 GA 算法,Ackley 和 Rastrigin 函数虽然达到最小值的迭代次数少,但最优值要远远大于 GAHS。

d)对于 Rastrigin 多峰值函数,GAHS 的提高了全局搜索能力,减少了陷入局部极小值的机会。

表 1 函数的均值及其 T 测试

测试函数	GAHS	HS	GA	GAHS 和 HST 测试	GAHS 和 GAT 测试
Schwefel problem 2.22	0.00560594	0.221181	2.68154	1	1
Rosenbrock	58.3703	371.187	94.2416	1	1
Step	0	3.96667	17.5333	1	1
Schwefel problem 2.26	-12569.3	-12538.1	-12223.7	1	1
Rastrigin	0.00164907	1.05857	26.4739	1	1
Ackley	0.00255539	1.35171	6.57019	1	1

表 2 算法得到最优值及其迭代次数

测试函数	理论最优值	GAHS 最优值	HS 最小值	GA 最小值	GAHS 迭代次数	HS 迭代次数	GA 迭代次数
Schwefel problem 2.22	0	0.00389256	0.043222	0.661339	195298	298206	289120
Rosenbrock	0	5.42465	127.556	22.03970	99006	849705	278921
Step	0	0	1	3.000000	43746	784684	186020
Schwefel problem 2.26	-12569.5	-12569.5	-12550.2	-12569.5	44844	1195580	258973
Rastrigin	0	0.00019304	0.019597	12.93446	636679	795288	57745
Ackley	0	0.00123753	0.667169	4.465247	743300	799612	57707

4 结束语

本文将遗传算法与和声搜索算法相结合,提出了一种有效的函数优化算法。仿真实验数据表明,该算法具有较高的求解质量和效率,体现了该算法在函数优化方面的优越性。

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): 60-68.

[2] OMRAN M G H, MAHDAVI M. Global-best harmony search[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2008, 198(2): 643-656.

[3] 玄光男,程润伟. 遗传算法与工程优化[M]. 北京:清华大学出版社,2004.

[4] 王凌. 智能优化算法及其应用[M]. 北京:清华大学出版社,2001.

[5] 潘全科,王文宏,朱剑英. 一类解决 Job shop 问题的改进遗传算法[J]. *中国机械工程*, 2006, 17(8): 866-869.

(上接第 1722 页)

[3] KIM K H, MOON K C. Berth scheduling by simulated annealing[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2003, 37(6): 541-560.

[4] DAGANZO C F. The crane scheduling problem[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 1989, 23(3): 159-175.

[5] GUAN Yong-pei, XIAO Wen-qiang, CHEUNG R K, et al. multi-processor task scheduling model for berth allocation: heuristic and worst-case analysis[J]. *Operations Research Letters*, 2002, 30(5): 343-350.

[6] KIM K H, PARK Y M. A crane scheduling method for port container terminals[J]. *European Journal of Operational Research*, 2004, 156(3): 752-768.

[7] 周鹏飞,康海贵. 面向随机环境的集装箱码头泊位—岸桥分配方法[J]. *系统工程理论与实践*, 2008, 28(1): 161-168.

[8] IMAI A, CHEN H C, NISHIMURA E, et al. The simultaneous berth and quay crane allocation problem[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2008, 44(5): 900-

920.

[9] LIANG C, HUANG Y, YANG Y. A quay crane dynamic scheduling problem by hybrid evolutionary algorithm for berth allocation planning[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2009, 56(3): 1021-1028.

[10] LEE Y, CHEN C Y. An optimization heuristic for the berth scheduling problem[J]. *European Journal of Operation Research*, 2009, 196(2): 500-508.

[11] ISHIBASHI H, AGUIRRE H E, TANAKA K, et al. Multi-objective optimization with improved genetic algorithm[C]//Proc of International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. 2002.

[12] KALYANMOY D, AMRIT P, SAMEER A, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm NSGA-II[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182-197.

[13] 崔逊学. 多目标进化算法及其应用[M]. 北京:国防工业出版社, 2006: 40-76.

[14] IMAI A, NAGAIWA K, CHAN W T. Efficient planning of berth allocation for container terminals in Asia[J]. *Journal of Advanced Transportation*, 1997, 31(1): 75-94.