

求解多目标优化问题的 GTSPA 混合算法

叶雪梅, 田 甜, 陈柏松

(第二炮兵工程学院 计算机室, 陕西 西安 710025)

摘 要: 为了有效求解多目标优化问题, 文中结合遗传算法、禁忌搜索算法以及粒子群算法的优势, 设计了一种新型的混合算法 GTSPA, 并对所设计的 GTSPA 混合算法的总体步骤进行了描述. 通过从解的质量、算法的收敛性以及算法的复杂度这几方面对算法进行分析, 可以发现: GTSPA 混合算法是以较大概率收敛于全局最优的, 具有很好的收敛性, 并且运算相当快、计算复杂度并不高, 具有很好的优势.

关键词: 多目标优化问题; 遗传算法; 禁忌算法; 粒子群算法

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)06-0167-03

GTSPA Hybrid Algorithm for Solving Multi-objective Optimization Problem

YE Xue-mei, TIAN Tian, CHEN Bai-song

(The Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025, China)

Abstract: In order to solve multi-objective optimization problem effectively, this article designs a new hybrid algorithm GTSPA which combines the advantages and the ideology of the three algorithm — GA, TSA and PSO. And then the paper depicts the steps of the algorithm. Through the analysis of the quality of the answer, the astringency and the complication of the algorithm, we can find: the probability of the global optimal solution is high, the astringency is fine and GTSPA has low complexity of computer.

Key words: multi-objective optimization; GA; TSA; PSO

1 引言

用传统的数学方法解决优化问题往往很难在有效时间内求得满意解, 因此, 用于解决此类问题的智能计算方法逐渐成为研究的热点^[1]. 其中比较有代表性的有遗传算法(GA)、禁忌算法(TSA)、模拟退火(SA)、蚁群算法(ACO)和粒子群优化算法(PSO)等. 文中结合遗传算法、禁忌搜索算法以及粒子群算法的优势, 设计了一种有效求解多目标优化问题的 GTSPA 混合算法, 即: 将 PSO 算法和变异操作同时混合到遗传算法中.

2 新型混合算法

2.1 混合算法的设计思路

PSO^[2]和 GA 有很多共同之处, 两者都随机初

始化种群, 而且都使用适应值来评价系统, 而且都根据适应值来进行一定的随机搜索. 两个系统都不是保证一定找到最优解, 但是, PSO 没有遗传操作如交叉(crossover)和变异(mutation), 而是根据自己的速度来决定搜索. 粒子还有一个重要的特点, 就是有记忆. 与遗传算法比较, PSO 的信息共享机制是很不同的. 在遗传算法中, 染色体互相共享信息, 所以整个种群的移动是比较均匀的向最优区域移动. 在 PSO 中, 只有 gBest 给出信息给其他的粒子, 这是单向的信息流动. 整个搜索更新过程是跟随当前最优解的过程. 所以在种群迭代过程中采用 PSO 算法的这种思想, 选取一部分特定父代即具有 gBest 的种子, 但相传给子代, 并不参加变异^[3].

为了克服遗传算法中的早熟问题, 并提高运算效率, 结合禁忌算法的特点, 把禁忌搜索算法的思想

引入到遗传算法中的核心算子:交叉算子和变异算子,对其进行改造.引入一个短期记忆装置,即长度为 L 的禁忌表,表中记录了最近进行的 L 个移动.由于这些移动在迭代中是被禁止的,所以 L 称为禁忌长度.根据这一原则,重新定义了遗传操作算子,分别记作禁忌交叉算子(TSCO)和禁忌变异算子(TSMO).其中,TSCO 算子作为交叉算子,在一个长度为 T 的禁忌表中记录着染色体的适应值,渴望水平取父代群体适应值的平均值,从而限制适应值相同的子代出现的次数,尽可能地保持群体中染色体结构的多样性,避免算法早熟;由于 TSMO 是一个 TS 搜索过程,在搜索过程中可以接受劣解,因此 TSMO 具有强于其他变异算子的爬山能力.

2.2 GTSPA 混合算法的步骤描述

混合算法总体步骤如下:

Step1:确定各个子目标函数的权重,并建立搜索空间.

Step2:确定编码方案,定义适应值函数 $f(x)$;

Step3:确定遗传策略,包括种群规模,选择、交叉、变异方法,以及确定交叉概率 P_1 ,变异概率 P_2 等遗传参数;

禁忌交叉(TSCO)算子^[4]:

操作过程如下:设 x 是父代经过交叉产生的一个子代染色体.如果 x 的适应值大于父代群体适应值的平均值,则接受它进入下一代;否则,如果 x 不在禁忌表中,同样接受 x ,如果属于禁忌,那么选择父代中最好的染色体进入到下一代.

禁忌变异(TSMO)算子:

操作过程如下:设 x 是一个最优解(染色体),禁忌表的长度为 L ,用于存放最近发生变异的信息位的号码.对 x 进行变异操作产生新的染色体 x' ,将变异信息位的号码与禁忌表中的号码进行比较,若在表中,则属于禁忌;若不在表中,且小于渴望水平,则更新禁忌表;否则如果 x' 的适应值大于渴望水平,则接受它.

Step4:随机生成初始种群;

Step5:计算群体中个体的适应值 $A(x)$;选取一部分满足特定指标的个体,作为 PSO 算法中的粒子集,这些粒子集只参与遗传不参与变异直到迭代结束;

Step6:按照遗传策略,运用选择、交叉和变异算子作用于群体,生成下一代群体;

Step7:判断群体性能是否满足某一指标,或者已完成预定迭代次数,不满足则返回 Step6,或者修改遗传策略返回 Step6.

3 GTSPA 混合算法的性能分析

3.1 解的质量

GTSPA 混合算法在进行遗传迭代部分先是利用禁忌遗传算子和禁忌变异算子对每次演化所产生的最优秀个体作为初值,经过遗传和变异将优秀特征传到子代中去的,并采用 PSO 思想探测移动和旋转优秀粒子,搜索得到的局部最优解作为优秀个体加入演化迭代中,从而得到新的优秀个体群来调整搜索范围的.混合遗传算法的全局优化是精确的.假设在 n 个优化变量的问题和加速循环 q 次的情况下,分析算法解的质量.参见表 1,控制参数取为: $m = 200, s = 80$ 时,优秀个体包围最优点的概率 p_{op} 为: $(1 - (1 - 0.5^n)^5)^q$,其中 p_{op} 的值的精确度为 10^{-14} .

表 1 混合算法优秀个体包围最优点的概率 p_{op}

优秀个体 数目 s	优化变量 数目 n	加速循环 次数 q	p_{op}
100	3	7	0.999 988 885 209 70
80	3	7	0.999 839 412 258 49
80	3	10	0.999 770 596 835 36
50	3	7	0.991 212 622 530 82

可以看出算法以较大概率收敛于全局最优的,即解的质量是相当好的.同时也可以看出算法具有很好的收敛性.

3.2 算法的收敛性

针对上面的分析,下面来证明混合算法是较大概率全局收敛的.

定理:假设常数 $\alpha < 1$,在收缩区间比小于 α 时,混合遗传算法收敛.

证明:设混合遗传算法的第 t 代的搜索空间为:

$$I_t = \{(x_1, x_2, \dots, x_n) \mid a_j^{(t)} \leq x_j \leq b_j^{(t)}\}$$

$$j = 1, 2, \dots, n; t = 1, 2, \dots$$

由算法的过程知:

$$I_1 \supseteq I_2 \supseteq \dots \supseteq I_t \supseteq I_{t+1} \supseteq \dots$$

$$\text{即 } [a_j^{(1)}, b_j^{(1)}] \supseteq [a_j^{(2)}, b_j^{(2)}] \supseteq \dots \supseteq [a_j^{(t)}, b_j^{(t)}] \supseteq \dots$$

对于任意的正整数 t ,闭区间 $[a_j^{(t)}, b_j^{(t)}]$,显然是一个完备距离空间.作映射:

$$T_j = \frac{b_j^{(t+1)} - a_j^{(t+1)}}{b_j^{(t)} - a_j^{(t)}}(x - a_j^{(t)}) + a_j^{(t+1)}$$

$$x \in [a_j^{(t)}, b_j^{(t)}]$$

则

$$T_j[a_j^{(t+1)}, b_j^{(t+1)}] \subseteq [a_j^{(t)}, b_j^{(t)}]$$

所以, T_j 是 $[a_j^{(t)}, b_j^{(t)}]$ 到自身的映射. 又因为对于 $\forall x', x'' \in [a_j^{(t)}, b_j^{(t)}]$, 有:

$$|T'_j - T''_j| = \frac{b_j^{(t+1)} - a_j^{(t+1)}}{b_j^{(t)} - a_j^{(t)}} |x' - x''|$$

再由于收缩区间比小于常数 $\alpha, \alpha < 1$, 所以,

$$0 < \frac{b_j^{(t+1)} - a_j^{(t+1)}}{b_j^{(t)} - a_j^{(t)}} < 1$$

取
$$\beta = \frac{1}{2} \left(\frac{b_j^{(t+1)} - a_j^{(t+1)}}{b_j^{(t)} - a_j^{(t)}} + 1 \right)$$

则
$$0 < \beta < 1$$

$$|T'_j - T''_j| < \beta |x' - x''|$$

故 T_j 为 $[a_j^{(t)}, b_j^{(t)}]$ 上的一个压缩映照, 根据巴拿赫不动点原理, 存在唯一的点: $\xi_j \in [a_j^{(t)}, b_j^{(t)}]$. 故存在唯一的一个向量 $\gamma \in I_t, t = 1, 2, \dots$, 所以混合遗传算法在收缩区间比小于常数 $\alpha, \alpha < 1$ 的条件下是收敛的.

3.3 算法的复杂度

假设实例: 在某战场中心有 5 台配送车辆, 车辆的最大载重量均为 8t, 一次配送的最大行驶距离都为 50km, 需要向 20 个目标输送物资. 要求合理安排车辆的配送路线, 使配送总里程最短^[5].

利用计算机随机产生了战场中心和 20 个目标的位置坐标以及各目标的货物需求量, 其中战场中心的坐标为 (14.5km, 13.0km). 为简便起见, 文中设各目标相互之间及战场中心与目标之间的距离均采用直线距离, 该距离可根据目标和战场中心的坐标计算得到.

分别用禁忌算法、遗传算法和 PSO 算法对该实例求解了 10 次, 得到稳定解所需迭代次数及时间. 如表 2 所示.

表 2 四种算法的计算复杂度比较

算法	禁忌算法	遗传算法	PSO 算法	混合算法
解的标准差 (km)	8.59	4.30	4.33	4.29
稳定解平均迭代次数	9984	11321	9798	9797
稳定解平均计算时间 (s)	1.46	2.44	1.66	1.54

可见, 混合算法在得到稳定解所需迭代次数比其他 3 种算法都要少, 在所需时间上比粒子群算法和遗传算法都要少, 只是略比禁忌搜索算法多耗时 0.08 秒. 从表 2 可以看出混合算法是相当快的, 计算复杂度并不高, 具有很好的优势^[6].

4 GTSPA 混合算法与单个算法的效果对比

为了说明混合算法的优越性, 通过对某同一问题使用 Matlab 软件运算得出效果 (图 1~图 3).

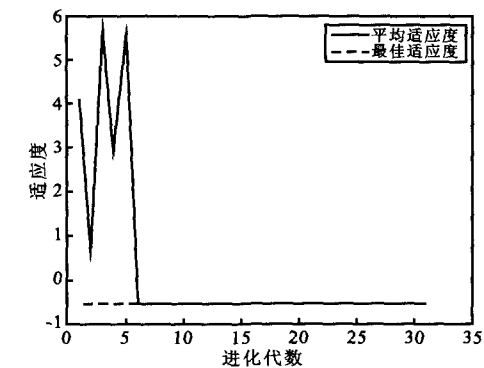


图 1 遗传算法运算结果图

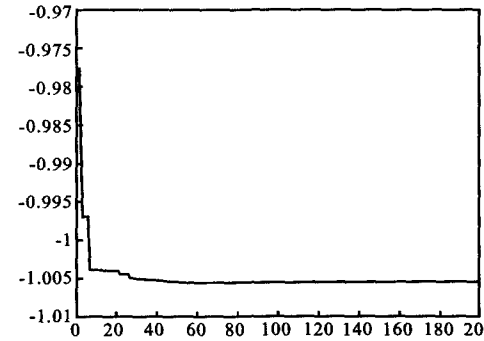


图 2 粒子群算法运算效果图

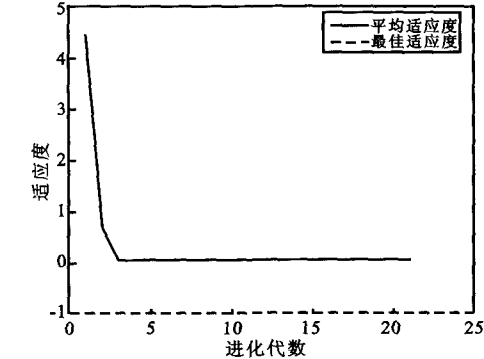


图 3 混合算法运算效果图

其中, 对于适应度的设置都如下:

```
function result = fitness(x)
% for i = 1:D
    % sum = x + 10 * sin(5 * x) + 7 * cos(4 * x);
    sum = -20 * exp(-0.2 * sqrt(0.5 * (x(1)^2 + x(1)^2))) - exp(0.5 * (cos(2 * pi * x(1)) + cos(2 * pi * x(1)))) + 22.71282 + sin(x(1)) - cos(x(1));
% end
result = sum.
```

5 结束语

经过以上的理论分析、实例验证和效果对比图 (下转第 173 页)

提供对应用更加有用的上下文信息.

(6) ContextKB

上下文知识库存储了上下文本体模型、本体实例、定义的规则等上下文知识,本体模型包括对各种上下文信息模型的描述,本体实例包括经过检测的上下文信息以及推理得到的信息.知识的存储采用两种方式:一种是永久的数据库存储方式;一种是在本地内存创建本体文件进行存储.

(7) ContextParse

上下文解析负责解析将存储在本地内存的本体文件,因为本体文件是用 OWL DL 语言编写的文本信息,需要将其中的数据信息解析出来供平台的其它部分及应用使用^[7].

5 结束语

文中设计的觉察上下文计算平台的通用性和可扩展性不仅体现在上下文信息模型和上下文推理上,同时体现在关注分离的思想和插件技术.该觉察上下文计算平台具有很好的通用性和可扩展性.

参考文献:

- [1] Mark Weiser. The computer for the 21st century[J]. Scientific American, 1991, 265(3): 94-104.
- [2] Indulska J, Loke S W, Rakotonirainy A. An open architecture for pervasive systems[C]// Proceedings of Interna-

tional Working Conference on Distributed Applications and Interoperable System. Norwell M A, USA: Kluwer Academic Publishers, 2001:175-187.

- [3] Devaul R, Pentland A. The ektara architecture: the right framework for context-aware wearable and ubiquitous computing applications [EB/OL]. [2005-01-19]. <http://acg.media.mit.edu/people/rich/DPiswc00.pdf>.
- [4] Anind D, Gregory A, Daniel S. A conceptual framework and a toolkit for supporting the rapid prototyping of context-aware applications[J]. Human-Computer Interaction, 2001,16(24):97-166.
- [5] Wang X H, Zhang D Q, Gu T, et al. Ontology based context modeling and reasoning using owl [C]// Pervasive Computing and Communications Workshops, 2004, Proceedings of the Second IEEE Annual Conference on. Florida, 2004:18-22.
- [6] 王卫红,曹玉辉,覃征.基于上下文感知的移动协同标绘模型[J].微电子学与计算机,2006,23(8):76-79.
- [7] 朱锐,蔡皖东,刘成光.基于插件的远程监视系统设计与实现[J].微电子学与计算机,2004,21(11):89-91.

作者简介:

王 维 女,(1981-),硕士,助教.研究方向为觉察上下文计算.

解争龙 男,(1961-),硕士,教授.研究方向为计算机网络、信息安全.

许青林 男,(1974-),硕士,讲师.研究方向为计算机网络.

(上接第 169 页)

分析,可以得出两点结论:(1)混合算法具有良好的收敛性;(2)混合算法不仅能提高解的质量,而且计算复杂度并不高.

参考文献:

- [1] 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.
- [2] 杨勋,王江晴.求解聚类问题的混合 PSO 算法设计[J].微电子学与计算机,2007,24(10):43-46.
- [3] Bergh E, Engelbrecht A P. A cooperative approach to particle swarm optimization[J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2004,8(3):225-239.
- [4] 李季,孙秀霞,李士波,等.基于遗传交叉因子的改进粒

子群优化算法[J].计算机工程,2008(2):181-183.

- [5] 张海刚,顾幸生.基于混合免疫遗传算法的车辆调度问题[J].微电子学与计算机,2007,24(1):119-123.
- [6] Last M, Eyal S. A fuzzy-based lifetime extension of genetic algorithms[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2005(49):131-147.

作者简介:

叶雪梅 女,(1966-),博士,教授,博士生导师.研究方向为数据库与信息处理、故障诊断.

田 甜 女,(1984-),硕士研究生.研究方向为智能计算.

陈柏松 男,(1982-),博士研究生.研究方向为网络数据库、智能算法.