文章编号:1001-2486(2004)03-0074-04

基于进化搜索策略的并行子空间设计算法*

孙丕忠,夏智勋,赵建民
(国防科技大学航天与材料工程学院,湖南 长沙 410073)

摘 要:并行子空间设计是一种有效的多学科设计优化算法,但其搜索策略存在两点不足:一是寻找全局最优解能力有限,二是计算复杂。为弥补上述不足,将遗传算法应用到 CSD 算法中,提出了一种基于进化搜索策略的 CSD 算法。介绍了该算法的设计流程,应用该算法对一测试问题进行了优化,取得了满意结果。

关键词:遗传算法;并行子空间设计;多学科设计优化
中图分类号:V421;O224　　文献标识码:A

Concurrent Subspace Design Method Based on the Evolutionary Search Strategy

SUN Pi-zhong, XIA Zhi-xun, ZHAO Jian-min
(College of Aerospace and Material Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: The concurrent subspace design is an effective method in multidisciplinary design optimization, but its search strategy has two shortcomings: one with limited ability of finding global optimum solution, and calculation complexity. To remedy the shortcomings of this search strategy, genetic algorithm is adopted and an improved current subspace design method is presented. The design process is introduced. The optimizing calculations for a test problem are finished and the results are satisfactory.

Key words: genetic algorithm(GA); concurrent subspace design(CSD); multidisciplinary design optimization(MDO)

并行子空间设计算法是由 Batill 等人在并行子空间优化算法(CSSO)基础上提出的一种多学科设计优化算法。最初这一算法称为基于响应面的 CSSO 算法(CSSO-RS)。由于在工业界的设计活动中,各学科工程人员不仅仅用优化方法设计产品,而且还应用其它工具和方法来设计,为了使 CSSO-RS 算法能适应实际设计过程中设计方法多样性和体现设计人员的创造性作用,Batill 等人将 CSSO-RS 算法中子空间优化的内容进行扩充,并将 CSSO-RS 算法改称为并行子空间设计算法[1,2],从而使这一算法更具有实用意义。但在 CSD 算法中,为了能处理带连续/离散混合设计变量优化问题,系统级优化采用了梯度下降与模拟退火混合搜索策略[2],具体做法是:先将连续变量离散化,对离散系统应用模拟退火法进行优化;然后,应用梯度下降法对原连续设计变量进行优化。这种方法存在两点不足:一是模拟退火法虽然在理论上能够依概率 1 找到全局最优解,但实际搜索效率太低,而且跳出局部最优能力有限,同时梯度下降法自身也无法找出全局最优解,因此,这种混合搜索策略寻找全局最优解能力十分有限,这一点在文献[2]的应用中也得到了证明;二是采用先离散后连续的处理方法人为地增长了计算时间。本文采用遗传算法为搜索策略对 CSD 算法进行了改进。

1 CSD 算法的设计流程

CSD 算法的设计流程如图 1 所示,它主要由五步组成:

(1) 建立初始数据库,构造初始响应面;

(2) 根据响应面模型应进行系统级优化,并将优化方案作为启动各子空间优化设计的基准方案;

(3) 各子空间依据现有分析工具和设计方法提出各自的设计方案。其中子空间设计所需的局部状

* 收稿日期:2003-11-10
作者简介:孙丕忠(1969—),男,副研究员,博士生。

态变量由该子空间确定,非局部状态变量通过响应面获得;

(4) 将各子空间的设计方案加进到设计数据库中,形成新的设计数据库和响应面;

(5) 当获得新的响应面后,系统级根据新的响应面模型重新优化,并与上次优化结果进行比较。若满足收敛条件则优化过程结束,否则,将本次优化方案加到设计数据库中,重新构造响应面,然后以本次优化方案为基准方案转入步骤(3)开始新一轮的子空间设计,如此循环,直至收敛为止。

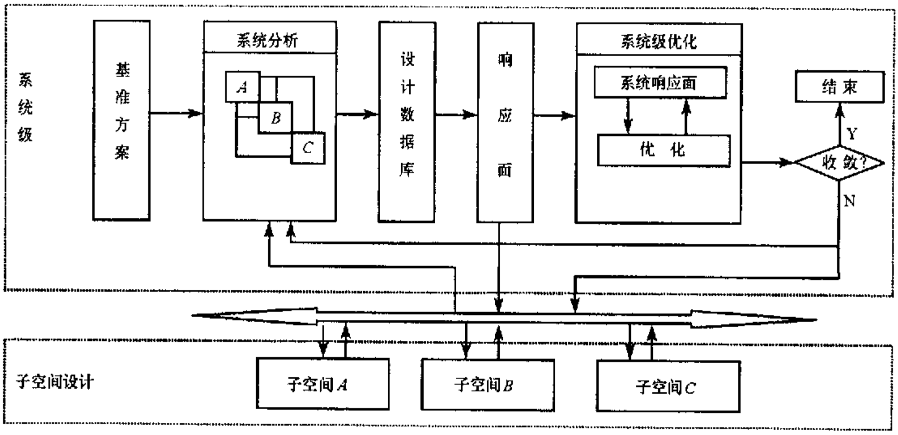

图 1 CSD 算法设计流程图

Fig. 1 The design-flow-chart of CSD

其中,建立初始数据库、构造响应面的详细方法参见文献[2]。本文重点对 CSD 算法中的搜索策略进行改进研究。

2 CSD 算法的搜索策略——遗传算法

遗传算法借鉴生物自然选择与遗传变异机制,是一种隐并行、随机、自适应、稳健的搜索算法。由于遗传算法的进化特性,它在解的搜索过程中不需要了解问题的内在性质,因而可以处理任意形式的目标函数和约束条件;同时,它又是一种随机搜索方法,因而具有寻找全局最优解能力;而且,由于其处理的对象不是设计变量本身,而是设计变量的编码,因而可以处理带连续/离散混合设计变量问题。遗传算法的这些优点使其得到了越来越广泛的应用。许多应用研究表明[3,4]:遗传算法特别适用于大规模、非线性、多极值,甚至无目标函数表达的优化问题,并已成功应用于许多超高维以及多目标函数的优化问题之中。但遗传算法目前也还没有达到完善的程度,计算开销大仍是其一个明显不足。基于此,本文提出了一种改进的遗传算法(improved genetic algorithm ,简称为 IGA)。

对复杂系统的设计优化问题,遗传算法常用实数编码技术来表达给定问题的解。目前,已提出的采用实数编码的遗传算法归纳起来可以分为三类,即传统运算、算术运算和基于方向的运算。其中,传统运算和算术运算均不能保证后代比双亲更好,而基于方向的运算由于将问题的知识引入到遗传算法中,因而可以保证后代比双亲更好,所以收敛速度快,计算开销小[5]。基于方向的运算包括基于方向的交叉和基于方向的变异两种操作。其中,基于方向的变异由 Gen 和 Liu 提出[6]。其操作过程是:对于父代染色体 X,若其元素 x_k 被选出进行变异,则其子代 X' 可表示为

$$X' = X + \lambda \times d \tag{1}$$

式中,λ 为随机的非负实数,d 是目标函数沿 x_k 方向在 x_k 点处的梯度,对于极大问题选梯度正方向,对于极小问题选梯度负方向。该操作的一个不足就是难以保证新产生的设计变量能落在给定的设计区间内,这将导致在某些异常参数条件下无法求解目标函数和约束条件,因而影响程序的完备性。解决上述问题的一个方法就是调整实数 λ,使 X' 落在给定的设计区间内或成为可行解,该方法的明显不足就是

将增长计算时间。本文将基于方向的变异和自适应动态变异思想相结合,给出了一种改进的基于方向的变异算子,其操作过程如下:对于父代染色体 X,若其元素 x_k 被选出进行变异,首先计算目标函数沿 x_k 方向在 x_k 点处的梯度 d。由于遗传算法不像传统方法那样要求问题具有很好的数学性质,因此,d 可按差分公式近似计算。对极大问题取 $d'=d$,极小问题取 $d'=-d$,则其子代 X' 可表示为:

$$X'=(x_1,\cdots,x'_k,\cdots,x_n) \tag{2}$$

其中,

$$\begin{cases} x'_k=x_k+\Delta(t,x_k^U-x_k) & d'>0 \\ x'_k=x_k-\Delta(t,x_k-x_k^L) & d'<0 \end{cases} \tag{3}$$

这里:函数 $\Delta(t,y)=y(1-r^{X^\lambda})\left(1-\frac{t}{T}\right)^b$,式中,$x_k^U$,$x_k^L$ 分别为第 k 个设计变量的上、下限,r 是[0,1]间的随机数,X 为变异温度,其表达式为 $X=1-f/f_{\max}$,f 为个体适应值,$f_{\max}$ 为当前群体中的最大适应值,λ 是决定一致性程度的参数,一般取值为[2,5],T 是遗传算法中设置的最大代数,b 是确定不均匀度的参数。

与单一的算术运算或基于方向运算的变异算子相比,本文算子具有下述优点:算子将问题的知识引入到遗传运算中,使后代比双亲更好,因而可加快收敛速度;算子考虑了个体的自适应变异,使适应值较大的个体在较小范围内搜索,适应值较小的个体在较大范围内搜索,这样既能够使适应值大即性能优良的个体保持一定的稳定性,不致因变异机会多而轻易遗失,又能保证适应值小即性能有待改进的个体有较大的机会发生变异,从而增加通过变异性能产生优良个体的概率;算子还可使变异产生的后代直接落在给定的设计变量搜索区间内,有效避免了复杂系统优化设计过程中因设计变量异常而无法求解目标函数和约束条件的困难,因而可有效保证设计程序的完备性。

改进的遗传算法(IGA)设计过程如下:

(1) 设置初始参数,包括:种群大小 pop_size,最大遗传代数 max_gen,变异概率 p_m,交叉概率 p_c,初始罚因子 τ,收敛精度 ε_1,ε_2 等;

(2) 按随机方法生成初始种群;

(3) 按有退还余数随机取样法选择 pop_size 个父代个体,形成繁殖池;

(4) 产生 pop_size 个[0,1]间的随机变量,对其中小于 p_c 的随机变量相对应的染色体两两配对,按基于方向的交叉进行交叉运算;

(5) 产生 pop_size 个[0,1]间的随机变量,确定其中小于 p_m 的随机变量相应的染色体,这部分染色体发生变异,再对每个发生变异的染色体,产生 t 个[0,1]间的随机变量,确定变异基因位,按本文给出的变异算子进行变异运算;

(6) 计算新种群的适应值;

(7) 计算最佳个体适应度 f^*、最差个体泛数 $\|X_{\min}\|$ 以及最好和最差个体之差的泛数 $\|X_{\max}-X_{\min}\|$,当满足条件 $\left|\frac{f_{t+1}^*-f_t^*}{f_t^*}\right|\leqslant\varepsilon_1$ 以及 $\frac{\|X_{\max}-X_{\min}\|}{\|X_{\min}\|}\leqslant\varepsilon_2$,或者遗传代数 gen > max_gen 时,算法中止,否则转步骤(3)。

3 算例与结果分析

为验证本文搜索策略及 CSD 算法的有效性,采用文献[2]中的算例进行测试,原问题如下:

$$\min \quad f=x_2^2+x_3+y_1+e^{(-y_2)}$$

$$y_1=x_1^2+x_2+x_3-0.2y_2,\quad y_2=\sqrt{y_1}+x_1+x_2$$

$$\text{st.}\quad g_1=y_1/8.0-1.0\geqslant0,\quad g_2=1.0-y_2/10.0\geqslant0$$

$$-10.0\leqslant x_1\leqslant10.0,\quad 0.0\leqslant x_2\leqslant10.0,\quad x_3\in(1,3,5,7,9)$$

应用 CSD 算法之前应对原问题进行子空间分解,分解问题如下:

系统级:

Find X

min $\tilde{f}=\tilde{f}(X)$

st. $\tilde{g}_1=\tilde{y}_1/8.0-1.0\geqslant 0,\quad \tilde{g}_2=1.0-\tilde{y}_2/10.0\geqslant 0$

$-10.0\leqslant x_1\leqslant 10.0,\quad 0.0\leqslant x_2\leqslant 10.0,\quad x_3\in(1,3,5,7,9)$

子空间级：子空间 1

Find $X_1=\{x_1,x_2\}$

min $f=x_2^2+\bar{x}_3+y_1+e^{(-\tilde{y}_2)}$

$y_1=x_1^2+x_2+\bar{x}_3-0.2\tilde{y}_2$

st. $g_1=y_1/8.0-1.0\geqslant 0$

$\tilde{g}_2=1.0-\tilde{y}_2/10.0\geqslant 0$

$-10.0\leqslant x_1\leqslant 10.0,\quad 0.0\leqslant x_2\leqslant 10.0$

子空间 2

Find $X_2=\{x_1,x_3\}$

min $f=\bar{x}_2^2+x_3+\tilde{y}_1+e^{(-y_2)}$

$y_2=\sqrt{\tilde{y}_1}+x_1+\bar{x}_2$

st. $\tilde{g}_1=\tilde{y}_1/8.0-1.0\geqslant 0$

$g_2=1.0-y_2/10.0\geqslant 0$

$-10.0\leqslant x_1\leqslant 10.0,\quad x_3\in(1,3,5,7,9)$

其中，带“～”的函数表示该函数的值由响应面计算，带“¯”的设计变量表示该设计变量的值由系统级给定，本地子空间不得改变其值。

对上述原问题和分解问题分别应用本文提出的遗传算法和基于进化搜索策略的 CSD 算法进行优化，优化结果如表 1 所示。从表中结果可以看出：

(1) 原问题和分解问题优化结果基本一致，这间接证明了原问题与分解问题优化解的等价性；

(2) 采用遗传算法作为搜索策略和采用梯度下降/模拟退火法混合搜索策略所得优化结果基本相同，这不但表明了遗传算法的有效性，也证明了 CSD 算法收敛的稳健性；

(3) 与单级优化算法相比，CSD 算法的系统分析次数明显减少，因而可有效处理 MDO 的计算复杂性问题。

表 1 优化结果

Tab.1 Optimum results

优化方法	x_1	x_2	x_3	y_1	y_2	f	系统分析次数
IGA	2.85	0.00	1	8.002	5.682	9.006	1511
CSD	2.86	0.00	1	8.062	5.703	9.064	34
CSD[2]	2.89	0.004	1	8.204	5.755	9.038	/

本文算例重点验证了遗传算法作为 CSD 搜索策略的有效性和处理带连续/离散混合设计变量优化问题的能力。与原搜索策略相比，遗传算法对带连续/离散混合设计变量优化问题不需“先离散、再连续”的处理过程，因而可有效节省计算开销。而遗传算法具有寻找全局最优解能力和能适用于性态指标很差的目标函数的特性，已被许多应用实例所证明[3~5]，本文不再赘述。

4 结论

根据遗传算法隐并行、随机、自适应、稳健的搜索特点，将其应用到 CSD 算法中作为系统级搜索策略，提出了一种基于进化搜索策略的 CSD 算法，该算法避免了原搜索策略寻找全局最优解能力有限和计算复杂的不足，因而将更加适用于复杂系统的多学科设计优化。

参考文献：

[1] Stelmack M A, Batill S M, et al. Application of the Concurrent Subspace Design Framework to Aircraft Brake Component Design Optimization[R]. AIAA-98-2033,1998.

[2] 余雄庆.多学科设计优化算法及其在飞行器设计中的应用研究[D].南京航空航天大学,1999.

[3] Fogel D. An Introduction to Simulated Evolutionary Optimization[J]. IEEE.Transaction on Neural Networks, 1994,5(1):3-14.

[4] Bäck T, Hoffmeister F,Schwefel H P. Application of Evolutionary Algorithms[R]. Technical Report No. SYS-2/92 of the systems Analysis Research Group at the University of Dortmund,1993.

[5] 玄光南,程润伟. 遗传算法与工程设计[M]. 北京:科学出版社,2000.

[6] Gen M, Liu B, Ida K. Evolution Program for Deterministic and Stochastic Optimizations[R]. European Journal of Operational Research,1996.