

文章编号: 1001-2486(2002)04-0012-04

多目标的分布式协同进化 MDO 算法*

陈琪锋, 戴金海

(国防科技大学航天与材料工程学院, 湖南长沙 410073)

摘要: 通过引入非优越排序和排挤的多目标处理机制, 将分布式协同进化 MDO 算法的能力扩展到多目标的多学科设计优化问题。多目标的分布式协同进化 MDO 算法在保持各学科充分自治和各学科并行设计优化协同的基础上, 通过一次运行即可获得具有良好分布的多个 Pareto 最优解, 逼近整个 Pareto 最优前沿。应用于导弹气动/发动机/控制三学科两目标设计优化问题, 与约束法计算结果的对比表明算法能够有效逼近该问题的 Pareto 最优前沿, 为设计决策提供了丰富的信息。

关键词: 导弹设计; 多学科设计优化; 多目标优化; 进化计算; 协同进化算法; 分布式计算

中图分类号: V421.1 **文献标识码:** A

Multiobjective Distributed Coevolutionary Multidisciplinary Design Optimization

CHEN Qi-feng, DAI Jin-hai

(College of Aerospace and Material Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: By introducing multiobjective handling mechanism of nondominated sorting and crowding, ability of distributed coevolutionary multidisciplinary design optimization algorithm is extended to multiobjective multidisciplinary design optimization (MDO) problems. The multiobjective distributed coevolutionary MDO approach maintains sufficient disciplinary autonomy, exploits synergism of disciplinary concurrent design optimizations, meanwhile it obtains a set of well distributed Pareto optimal solutions and makes a good approximation of the whole Pareto optimal front in one single run. It is applied to a missile design optimization problem with two system objectives and three disciplines - aerodynamic, engine, and control. Comparison with the results of the constraint method indicates that the multiobjective coevolutionary MDO approach can effectively approximate Pareto optimal front of the problem, providing plenty of information for design decision making.

Key words: missile design; multidisciplinary design optimization; multiobjective optimization; evolutionary computation; coevolutionary algorithms; distributed computing

多学科设计优化 (Multidisciplinary Design Optimization, 简称 MDO) 作为复杂耦合系统设计的有效方法获得广泛的研究与关注 [1-6], 其主要思想在于学科自治和各学科设计的充分协同。虽然众所周知工程设计本质是多目标的, 针对多目标的多学科设计优化方法的研究却十分有限^[1]。现有的研究往往是对多个目标加权转换为单目标问题, 然后应用已有的多学科设计优化策略来求解, 如 Tappeta 的多目标协作优化 (Multiobjective Collaborative Optimization)^[2]。这种处理办法事先已确定了设计权衡的优先信息, 是典型的搜索前决策方式, 需要对问题本身有深刻的理解, 而在未获得充分的设计信息条件下作出适当的决策是十分困难的。决策前搜索则不同, 它在未给定任何设计优先信息的条件下进行优化, 搜索的结果是一个候选解集 (即多目标优化的 Pareto 最优解集), 为最终决策提供丰富的设计信息^[3]。

分布式协同进化 MDO 算法^[4]适合于求解连续/离散变量、各种目标函数、设计空间非凸及不连通的多学科设计优化问题, 在各学科设计优化自治的基础上保持各学科之间的充分协同, 搜索系统的整体最优解。本文在分布式协同进化 MDO 算法中引入多目标的搜索机制, 形成了多目标分布式协同进化 MDO 算法, 搜索多目标多学科设计优化问题的 Pareto 最优解集以辅助设计决策。

* 收稿日期: 2002-03-10

作者简介: 陈琪锋 (1976-), 男, 博士生。

1 多目标优化概述

本文采用惩罚函数方法将约束问题转换成无约束问题求解，因此所述的概念主要针对无约束的多目标优化问题。

多目标优化问题试图优化目标函数向量 $f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x))$ 的各个分量。 $x \in \Omega \subset R^n$ 是设计（决策）向量， Ω 是设计容许集。函数 $f: \Omega \rightarrow \Lambda$ 将设计向量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 映射到目标函数空间的目标向量 $y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$, $y_i = f_i(x)$ 。不失一般性，考虑寻求目标函数向量各分量最小值的多目标优化问题。Pareto 优越的概念为：两个设计向量 a 优越（dominate） b （记为 $a < b$ ）当且仅当 $f(a) < f(b)$ ，即对 $\forall i$ 有 $f_i(a) \leq f_i(b)$ 且 $\exists i: f_i(a) < f_i(b)$ 。解 $x \in \Omega$ 被称为 Ω 中的 Pareto 最优解、非优越解或非劣解当且仅当 $\nexists a \in \Omega: a < x$ 。Pareto 最优解集 P 是 Ω 中所有非劣解的集合。Pareto 前沿 P_F 是 Pareto 最优解集在目标函数空间的像 $f(P)$ 。

由于多目标优化问题一般不存在单个最优解，因此希望求出其 Pareto 最优解集，根据 Pareto 前沿的分布情况进行多目标决策。求解 Pareto 最优解集传统的方法是将多目标问题转换为多个不同的单目标优化问题，用单目标优化方法分别求解，这些单目标最优解对应原多目标优化问题的 Pareto 最优解，用这些解的集合去近似 Pareto 最优解集。主要有加权法和约束法：加权法对多个目标加权求和，使用不同的权值组合形成多个单目标优化问题；约束法选一个目标为主要目标，将其它目标作为约束，使用不同的约束边界值形成多个单目标优化问题。加权法的主要缺点是对 Pareto 前沿非凸的情形不能求出所有 Pareto 最优解，而且多个目标之间往往不可比较，从而限制了其应用；约束法的主要缺点是约束边界值变化范围的确定需要先验知识，这些先验知识往往是未知的。此外，上述方法为了获得 Pareto 最优解集的近似都需要多次运行求解单目标优化问题，由于这些运行求解相互独立，无法利用它们之间的协同作用，导致其计算开销较大^[3]。对于复杂的多学科设计优化问题，应用这些多目标优化方法往往不可行。

进化算法基于种群的方式使得它非常适合于求解多目标优化问题，通过重组操作充分利用解之间的相似性，能够在一次运行中获取多个 Pareto 最优解，近似多目标问题的 Pareto 最优解集。一些研究者指出多目标优化问题是进化算法能比其它搜索方法做的更好的一个领域^[4]，多目标进化算法得到了广泛的研究^[3,5]。

2 方法过程

文献 [4] 中给出了一种分布式协同进化 MDO 算法，采用的是单目标的搜索机制，不能直接处理多目标的多学科设计优化问题。然而分布式协同进化 MDO 算法运行过程中维持了一个系统设计的群体，它在多目标多学科设计优化中比现有基于单点迭代的 MDO 算法具有天然的优势。引入多目标搜索机制才能充分发挥分布式协同进化 MDO 算法的优越性。

2.1 分布式协同进化 MDO 算法简述

分布式协同进化 MDO 算法^[4]中，通过引入耦合变量将多学科耦合系统^[6]的设计优化问题转化为各学科的并行设计优化、协调问题，各学科子系统的优化变量互不重叠、优化目标与系统优化目标相容，各子系统除了要满足其子系统的约束之外，还要满足子系统间的耦合性约束。各学科用分布式进化算法并行设计优化，各个学科的设计优化采用协同进化的机制进行协调。进化过程中各子系统维持相同的群体规模，各子系统的并行设计优化共享一全局存储器，其中存放当前各个子系统提出的设计点。这些设计点被一一放置在二维平面网格中，各子系统对应网格点中设计的组合构成系统设计，所有网格点的系统设计形成了系统设计群体。各子系统个体分析所需的与其他子系统的耦合量使用个体所在网格点中其他子系统的对应个体的值。各子系统独立进化，对随机选取的邻域内的子系统个体进行分析、排名，选择较好的个体进行繁殖，产生的后代替换邻域内较差的子系统设计。各子系统的分布式协同进化，使得系统设计不断地得到改善，收敛到系统最优解。

2.2 多目标的分布式协同进化 MDO 算法

多目标的分布式协同进化 MDO 算法对耦合系统的分解方式与单目标的分布式协同进化 MDO 算法相同, 由于在多目标的多学科设计优化问题中系统目标是一向量, 因此问题分解后各子系统的设计目标是一个与系统目标向量相容的向量。多目标分布式协同进化 MDO 算法的基本流程与单目标的分布式协同进化 MDO 算法相似, 主要区别在于对多目标的处理方式和单目标不同。

正如 Deb^[5]所指出的, 多目标进化算法需解决两个主要问题: ①如何定义个体适应度和进行选择以使种群收敛到 Pareto 最优解集②如何保持个体的多样性以避免早熟收敛并获得具有良好分布的 Pareto 前沿。为了实现这两个目标, 学者们提出了许多策略^[3,5], 多目标分布式协同进化 MDO 算法中采用 Deb 的非优超排序和排挤机制^[5]。

非优超排序将解集 S 分成多级非优超集 P_{Fi} , 在目标空间中对应各级非优超前沿, 如图 1 所示, 个体的级别号 i 等于它所属的非优超集号。分级方法如下:

级别号 $i = 1$

while $S \neq \emptyset$

find $P_{Fi}(S) = \{x \in S \mid \nexists a \in S, a < x\}$

$S = S \setminus P_{Fi}(S)$

$i = i + 1$

end

排挤机制中引入排挤距离的概念, 个体的排挤距离是指它与其它个体的最小距离, 本文使用在目标空间中计算的排挤距离。

基于非优超排序和排挤机制对种群中的个体进行排名: 级别号小的个体排名在级别号大的个体前, 对级别号相同的个体, 排挤距离大的个体排名在前。按个体的排名赋予适应度对个体进行选择, 即优先选择接近 Pareto 最优前沿和与众不同的个体进行繁殖, 使群体向 Pareto 最优解收敛并保持非劣解的多样性。

多目标分布式协同进化 MDO 算法中, 计算邻域内的个体在整个种群中而不是在邻域中的非优超级别和排挤距离, 由此对邻域内的个体进行排名, 以对群体多样性进行全局控制。多目标分布式协同进化 MDO 算法各学科设计优化部分执行如下过程: (1) 按均匀分布随机选取一格点, 由正态分布随机产生该格点的邻域; (2) 从共享存储器中读取本学科设计分析信息; (3) 对该邻域内本学科个体进行繁殖; (4) 将设计信息的改变写入共享存储器; (5) 若满足结束条件, 结束, 否则回到 (1)。

其中繁殖过程如下: (1) 对邻域中需要分析的个体进行学科分析; (2) 计算邻域中个体的非优超级别和排挤距离; (3) 对邻域中个体排名; (4) 选择排名在前的个体进行重组操作, 产生一些后代替换邻域中排名在后的个体。

3 应用实例

某导弹设计需对性能和费用进行综合权衡, 单目标的优化不能为决策提供充分的信息, 因此提出了多目标优化问题。提出两个目标: 导弹起飞总质量最小和平飞时间最长。该导弹设计问题包含气动、发动机、控制三个学科, 对 17 个设计变量进行优化, 各学科设计变量个数分别为: 气动 8 个, 发动机 6 个、控制 3 个。

应用多目标分布式协同进化 MDO 算法进行气动、发动机、控制三个学科并行设计优化: 气动子系统进行翼的优化设计, 满压心位置约束, 目标为翼的总质量最小和导弹平飞时间最长; 发动机子系统设计优化发动机参数, 满足导弹质心位置约束, 目标为发动机质量最小和导弹平飞时间最长; 控制子系统设计优化控制参数, 目标为导弹总质量最小和导弹平飞时间最长。

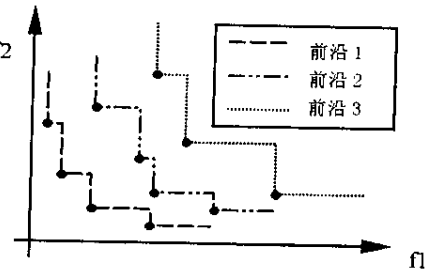


图 1 两目标问题各级非优超前沿示意图

Fig.1 Illustration of nondominated fronts of a two objective example

算法底层实现采用进化策略，对目标参数和策略参数都进行算术杂交，种群分布于 12×12 的网格中，约束处理采用惩罚函数方法。基于 CORBA (Common Object Request Broker Architecture) /C++ 以 Client/Server 方式实现算法，各学科的设计优化作为客户机，共享存储器作为服务器。在局域网的八台微机上作异步并行的分布式计算：气动、发动机和控制三个学科各使用两台、三台、两台微机进行设计优化，作为客户机实现；用一台微机作为服务器实现共享存储器。整个优化过程持续 9.5h，各学科分析次数分别为：143341、139862、130886 次。为了分析算法对 Pareto 前沿的逼近情况，用约束法计算结果作比较，选起飞质量最小为目标，将平飞时间作为约束，其约束下界分别取 30、60、90、120s，用单目标的分布式协同进化算法求得四个 Pareto 最优点，每个点的获得大约对各学科进行 30000 次分析。图 2 显示了网格中系统设计群体状态的变化情况。可以看出，随着算法运行，系统设计群体能不断逼近问题的 Pareto 最优解集。图 3 显示了算法运行整个过程中记录的计算得到的系统可行解的目标值分布及它们的 Pareto 最优前沿。与约束法计算结果的比较说明该前沿能较好逼近问题的 Pareto 最优前沿。

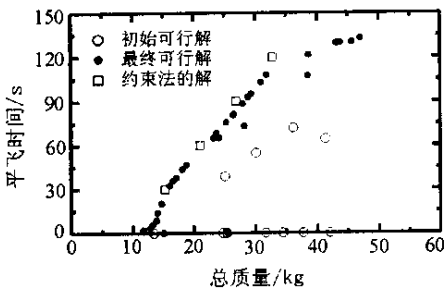


图 2 网格中系统设计群体状态的变化情况

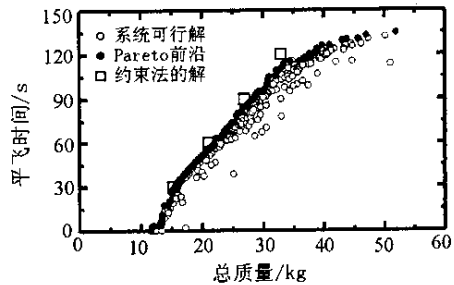


图 3 系统可行解及其 Pareto 最优前沿

Fig.2 Status change of system design population in the grid Fig.3 System feasible points and their Pareto optimal front

由于导弹其它部分质量根据其战术技术指标确定，不进行优化，所以图 2 和图 3 中的总质量是指弹翼和发动机的总质量。从计算结果看，算法对 Pareto 前沿的下半部分逼近较好，而上半部分逼近尚不充分，这主要是因为上半部分优化裕度大些，需进行更多计算才能进一步推进 Pareto 前沿，说明算法还有待改进，以加快收敛速度，提高对 Pareto 前沿的逼近能力。

4 总结

多目标的分布式协同进化 MDO 算法在保持各学科设计优化的自治性、实现各学科设计优化充分协同的基础上，仅一次运行就能求得多个 Pareto 最优解，逼近整个 Pareto 最优前沿，为最终的多目标设计决策提供丰富的信息，是一种求解多目标多学科设计优化问题的有效方法。算法在对多目标 Pareto 最优解集逼近能力和效率方面还有待改进，这些将依赖于成熟的多目标 MDO 测试问题集的建立和对进化多目标搜索机制的深入研究。

参考文献：

- [1] Sobieszcanski-Sobieski J, Haftka T. Multidisciplinary aero - space design optimization : survey of recent developments [R]. AIAA 96 - 0711 , 1996.
- [2] Tappeta R V , Renaud J E. Multiobjective collaborative optimization [J]. Journal of Mechanical Design , 1997 , 119 (9) : 403 - 411 .
- [3] Eckart Zitzler. Evolutionary algorithms for multiobjective optimization : methods and applications [D]. Doctoral thesis ETH NO. 13398 , Zurich : Swiss Federal Institute of Technology (ETH) , Aachen , Germany : Shaker Verlag .
- [4] 陈琪锋,戴金海,李晓斌. 分布式协同进化 MDO 算法及其在导弹设计中应用 [J]. 航空学报, 2002, 23 (3) : 245 - 248 .
- [5] Deb K , Agrawal S , Pratap A , Meyarivan T. A fast non-dominated sorting genetic Algorithm for multi-objective optimization : NSGA-II [R]. KanGAL Report No. 200001 .
- [6] Balling R J , Sobieszcanski-Sobieski J. Optimization of coupled systems : a critical overview of approaches [J]. AIAA Journal , 1996 , 34 (1) : 6 - 17 .

