

文章编号:1001-2486(2011)05-0041-04

子空间分解与淘汰优化方法*

罗文彩,黄奕勇,杨维维,刘常青

(国防科技大学 航天与材料工程学院,湖南 长沙 410073)

摘要:提出一种新的多学科设计优化方法,即子空间分解与淘汰优化方法。该方法通过子空间的分解和淘汰,提高剩余子空间的近似模型精度,基于子空间近似模型优化获取最优解。首先,基于设计空间近似模型获取最优解,如果近似模型达到满意精度,则终止优化;否则将设计空间分解为多个子空间。然后,各子空间基于近似模型优化,如果子空间没有可能获得优于当前最优解的最优解,则淘汰;如果子空间近似模型的精度达到满意精度,则子空间不再分解;如果子空间没有获得满意精度但有可能获得更优解,则将子空间分解为更小的子空间。该方法的优化计算时间与设计变量维数和设计空间大小密切相关。算例研究表明该优化方法在计算时间和全局优化解方面具有良好性能。

关键词:子空间分解;子空间淘汰;近似模型

中图分类号:V221 **文献标识码:**A

Subspace Decomposition and Discarding Optimization

LUO Wen-cai, HUANG Yi-yong, YANG Wei-wei, LIU Chang-qing

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

Abstract: A new MDO algorithm named as Subspace Decomposition and Discarding Optimization (SDDO) is advanced here. The optimization is based on the approximation model, of which the main idea is based on the subspace decomposition and discarding. Firstly, the approximation model of a MDO problem was carried on its design space. If the precision of approximation model reaches a satisfying precision, this optimization procedure will be terminated. Otherwise, the design space will be decomposed into two or more subspaces. Then, the optimization will be carried on the approximation of these subspaces. If the subspace has no promise to get better optimization result than the optimum reached by other subspaces, the subspace will be discarded. If the subspace approximation precision has reached a satisfying precision, this subspace will not be decomposed into smaller subspace. If the subspace has not reached a satisfying precision and has promise to get better optima, this subspace will be decomposed into smaller subspaces. The calculation time of this process is related to the numbers of design variables and design space. Function optimization examples show that this optimization algorithm has good performance on calculation time and global optima.

Key words: subspace decomposition; subspace discarding; approximation model

多学科设计优化(Multidisciplinary Design Optimization, MDO)在解决飞行器等复杂系统的优化设计中发挥了重要作用, MDO过程也称MDO算法或MDO策略,是MDO问题的数学表述及这种表述在计算环境中如何实现的过程组织,是MDO最核心部分。常见的单级优化过程包括AAO方法、IDF方法和MDF方法。将各学科的所有设计变量和约束都集成到系统级进行优化的单级优化过程效率并不高,随着问题规模的扩大,计算量将会超线性的增加。多级优化过程包括CO、

CSSO、BLISS等,其基本思想是将系统优化问题分解为多个子系统的优化协调问题,各个学科子系统分别进行优化,并通过某种机制进行协调。通过分解可以实现并行设计而压缩设计周期,充分利用多处理器及分布式的软、硬件。尽管多级优化过程还存在收敛性未能得到证明、不如单级优化过程简单明了等缺点,还是得到了充分的重视和大量的研究,是目前MDO中关于优化过程研究的主要方向^[1,5]。

从现有研究可知,多学科设计优化过程的优

* 收稿日期:2011-04-11

基金项目:国家自然科学基金资助项目(50975280);教育部新世纪优秀人才支持计划资助项目(NCET-08-0149);国防科技大学科研计划资助项目(JC-08-01-07)

作者简介:罗文彩(1975—),男,副教授,博士。

化效果与学科模型的分解、近似模型的精度密切相关,而且随着优化问题的设计空间的增减,现有的CO、CSSO、BLISS等多级优化过程求解策略基本相同,其计算量在一定程度上会相应增加。因此提出一种新的多学科设计优化算法,即子空间分解与淘汰优化(Subspace Decomposition and Discarding Optimization, SDDO)过程,试图通过对设计空间的分解与淘汰来减少目标函数计算次数,提高多学科设计优化的优化效率,从而使优化过程与优化问题更相适应。

1 SDDO 优化过程描述

SDDO 是一种单级优化过程。在 SDDO 中,优化建立在试验设计进行采样而建立的近似模型基础上,通过基于设计子空间的近似模型的优化,判断是将该子空间分解为新的子空间,还是将其淘汰,或者是继续增加实验以改进近似模型精度并进行优化;通过淘汰没有期望获得最优解的设计子空间来最终减少需要计算的目标函数次数,同时通过对有希望获得更优解的设计子空间进行分解,增加实验次数,以提高近似模型精度,从而提高最优解水平。

SDDO 的具体步骤如下:

(1) 进行当前设计空间的试验设计和取样,建立该空间的近似模型,基于该近似模型进行优化。

(2) 如果近似模型达到满意精度,则终止优化;否则判断其是进行近似模型的修正,还是进行设计空间被分解,如是修正则增加样本数;否则将该设计空间分解为两个以上的子空间并进行近似和优化。

(3) 设计子空间的近似模型通过加入新的试验样本以改进其近似精度,进行基于该近似模型的优化,通过分析获得实际解的目标值来检验优化结果的精度。如果子空间没有可能获得比当前最优解更优的最优解,那则淘汰该子空间;如果子空间近似模型精度达到了满意的精度,则该子空间不再分解,将该子空间淘汰;如果子空间没有获得满意精度但有希望获得更优解,则将子空间分解为更小的子空间进行优化。

优化终止准则是子空间的近似精度达到设计的精度或者剩下的子空间全部被淘汰。

其具体优化流程如图 1 所示,基本实现方式如下:

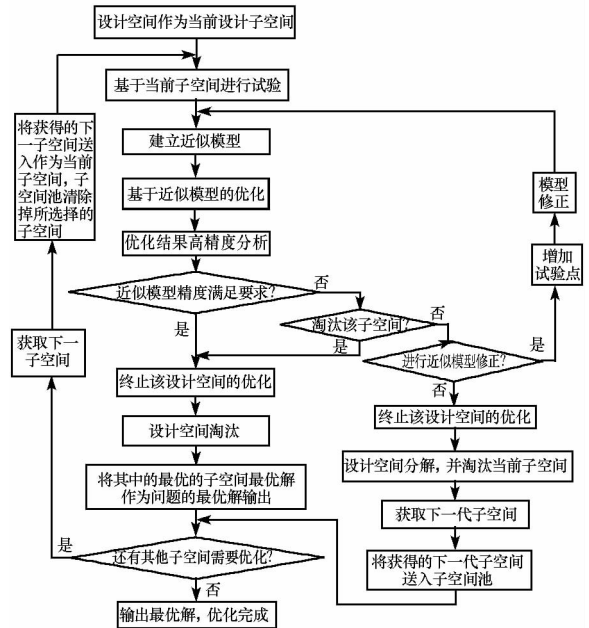


图 1 子空间分解与淘汰优化过程流程图
Fig. 1 Flowchart of SDDO procedure

(1) 根据设计变量维数,确定设计空间上的试验设计,建立当前设计空间的近似模型,并计当前设计空间代数为 1,将当前设计空间存入设计空间池;

(2) 在当前设计空间的近似模型基础上进行优化,对获得的最优解采用实际模型进行验证,判断近似模型精度是否满足要求,是则转(4),否则转(3);

(3) 根据近似模型的精度与最优解判断是否淘汰当前设计空间,是则转(5),否则转(6);

(4) 完成当前设计空间的优化,判断是否还有未选择的设计空间,是则按顺序选择下一设计空间进行优化,转(2),否则转(7)。

(5) 淘汰当前设计空间,判断是否还有未选择的设计空间,是则按顺序选择下一设计空间进行优化,转(2),否则转(7)。

(6) 判断是否进行当前设计空间进一步的近似修正,是则增加试验设计点,改进近似模型,转(2);否则将当前设计空间分解为两个以上子空间,并相应建立近似模型,将其存入设计空间池,选择下一设计空间进行优化,转(2)。

(7) 将当前所有设计空间中的最优解中的最优解作为优化的最优解输出,终止优化过程。

2 关键技术分析

在 SDDO 中,优化效果与设计空间分解和设计空间的淘汰密切相关。

设计子空间的分解在以下情况下进行:在该

子空间近似模型基础上不能判断是否能获得更优解,进行模型修正后仍然没有获得更优解,且还存在获取更优解的可能,则进行子空间的再次分解,分解后该子空间的下一级子空间的近似模型将利用该子空间已有的样本数据。

设计子空间的淘汰在以下情况下进行:

(1)该子空间近似模型已达到精度要求,基于近似模型的优化已得到优化结果并得到验证,则淘汰。

(2)该子空间基于近似模型的优化已经完成,经判断,在现有模型基础上,该设计空间的最优解在考虑误差的情况下,难以得到优于系统当前最优解的最优解,即认为该设计空间没有可能获得更优解;

(3)在该子空间近似模型基础上不能判断是否能获得更优解,则进行子空间的再次分解,分解后,将原来的子空间淘汰。

设计空间近似模型修正在下述条件下完成:在当前样本基础上,增加优化解样本或和部分其它样本一起进行近似模型的修正。

在设计空间基础上,将进行该设计空间的多次分解和淘汰,最终各设计子空间得到近似模型精度的修正或者淘汰,并最终通过各子空间获得的最优解的比较得到整个设计空间的最优解。设计空间的子空间分解过程如图2所示。

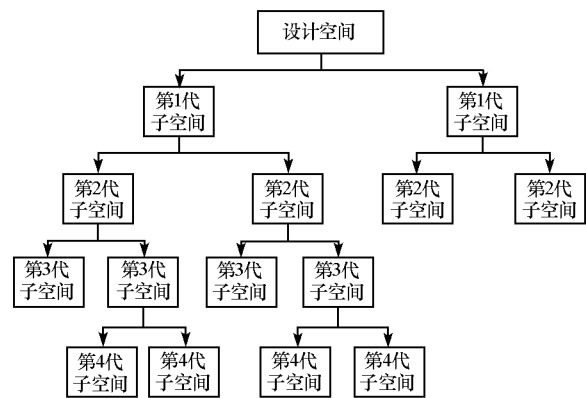


图2 子空间分解过程示意图

Fig.2 Subspace decomposition process

影响 SDDO 性能的关键因素如下:

(1) 近似模型的精度

通过在不同设计子空间上增加试验点的方式,可以提高模型的近似精度,根据近似关注的程度不一样,在不同的设计子空间上加密设计试验点,提高所关注的子空间的近似精度。

(2) 子空间的淘汰策略

子空间的淘汰策略分为近似准确程度的淘汰和基于最优解的淘汰。根据对模型预测程度的判

断,淘汰掉认为模型近似精度已经达到要求的子空间;根据对模型预测程度和优化结果的分析,淘汰掉认为在现有模型近似基础和优化结果上,不可能出现优于当前整个设计空间最优解的优化解的子空间。

(3)子空间分解

分解的目的在于提高近似的精度,获取更优解。整个优化过程将使用更少的时间,而剩下的设计子空间的近似精度将提高。

整个优化过程的计算时间与设计变量的维数和设计空间的大小相关。通过淘汰不可能获得优于当前最优解的优化解的子空间以提高优化效率,其优化计算量随着设计空间和维数的增加,将最终只取决于设计空间中的最优解的分布情况以及增加的变量对目标函数的影响程度。如果增加的设计空间通过近似判断没有可能获取优于当前子空间最优解的最优解,则可以淘汰掉,从而极大地减少计算量;而如果添加的设计变量相对于目标函数是不敏感的,则通过空间的分解与淘汰,将减少在该维的设计变量的试验和优化,从而减少计算量,提高计算效率。

3 算例分析

分别采用一个标准的 MDO 测试函数和一个导弹优化设计问题进行 SDDO 过程的优化分析。

SDDO 过程的优化方法可以采用常用的优化方法进行,在本文算例中,采用多方法协作优化方法 MCOA 进行优化,该多方法协作优化方法的优化流程如图3所示,是基于遗传算法、模式搜索法和 Powell 法的协作优化,该优化方法在求解复杂系统优化方面具有较好的全局最优解优势,近似模型采用多项式模型,最高阶为4阶,含交叉项。

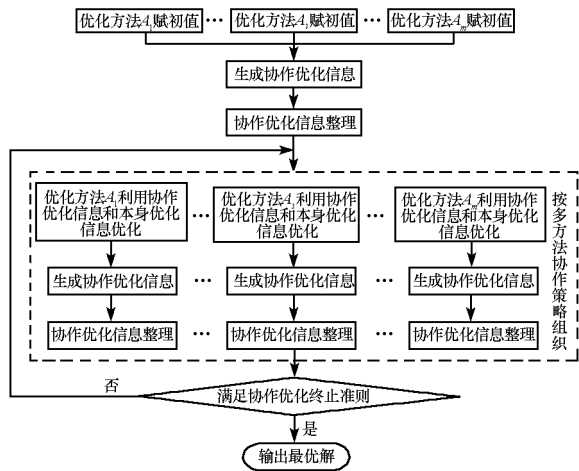


图3 多方法协作优化方法流程图

Fig.3 Flowchart of MCOA

采用文献[6]中提供的齿轮减速箱的例子,分别用 CO 过程和 SDDO 过程对该齿轮箱进行优化。该问题的设计目标函数是减速箱的体积(或重量)最小,并满足齿的弯度和接触应力及轴的弯转变形和应力等要求,该问题的系统优化数学模型如下:

$$f(x) = 0.7854x_1x_2^2(3.3333x_3^2 + 14.9334x_3 - 43.0934) - 1.508x_1(x_6^2 + x_7^2) + 7.477(x_6^3 + x_7^3) + 0.7854(x_4x_6^2 + x_5x_7^2)$$

$$g_1 = 27/(x_1x_2x_3) - 1 \leq 0$$

$$g_2 = 397.5/(x_1x_2^2x_3^2) - 1 \leq 0$$

$$g_3 = 1.93x_4^3/(x_2x_3x_6^4) - 1 \leq 0$$

$$g_4 = 1.93x_5^3/(x_2x_3x_7^4) - 1 \leq 0$$

$$g_5 = A_1/B_1 - 1100 \leq 0$$

$$g_6 = A_2/B_2 - 850 \leq 0$$

$$g_7 = x_2x_3 - 40 \leq 0$$

$$g_8 = 5 \leq x_1/x_2 \leq 12$$

$$g_9 = (1.5x_6 + 1.9)/x_4 - 1 \leq 0$$

$$g_{10} = (1.1x_7 + 1.9)/x_5 - 1 \leq 0$$

其中:

$$A_1 = \left[\left(\frac{745x_4}{x_2x_3} \right)^2 + 16.9 \times 10^6 \right]^{0.5}, B_1 = 0.1x_6^3$$

$$A_2 = \left[\left(\frac{745x_5}{x_2x_3} \right)^2 + 157.5 \times 10^6 \right]^{0.5}, B_2 = 0.1x_7^3$$

$$2.6 \leq x_1 \leq 3.6, \quad 0.7 \leq x_2 \leq 0.8,$$

$$17 \leq x_3 \leq 28, \quad 7.3 \leq x_4 \leq 8.3,$$

$$7.3 \leq x_5 \leq 8.3, \quad 2.9 \leq x_6 \leq 3.9,$$

$$5.0 \leq x_7 \leq 5.5$$

文献[6]提供的该问题的解为:设计变量(3.5,0.7,17,7.3,7.71,3.35,5.29),目标函数:2994。采用 SDDO 得到的优化结果如图 4 所示。

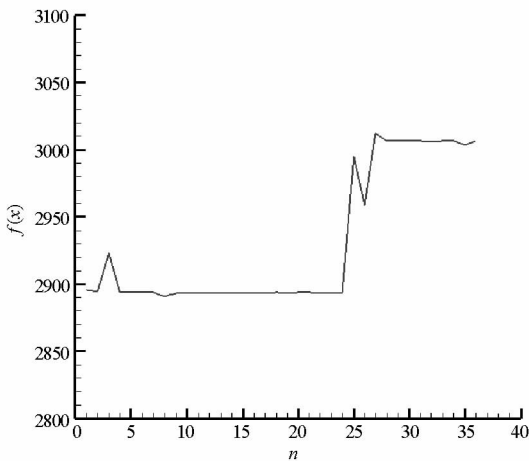


图4 系统级目标函数值迭代过程
Fig.4 System objective vs. iterations

内的上一级空间中已有的试验点,淘汰策略选择为最优解的预期和模型精度两种方式。求得优化的设计变量如下:(3.5, 0.7, 17, 7.3, 7.71532, 2.9, 5.286654),目标函数值为2893.468979。计算次数为120次,进行了一次子空间的分解,共计进行了3个空间的优化设计,进行了36次基于子空间近似模型的优化,最优解在第9次优化中获得。子空间的基础实验设计次数为49,水平数为7,最大的实验设计次数为60。

采用文献[7]中某超声速飞行导弹模型进行 SDDO 的应用测试,根据一体化设计思想,选取对导弹总体和冲压发动机起重要作用的变量作为设计变量,以充分考虑导弹总体和冲压发动机的一体化关系。根据这一原则,选取以下参数作为设计变量:导弹弹身最大直径 D_{max} 、初始发射角 θ_0 、固体火箭冲压发动机助推燃烧室设计压强 $P_{cndesign}$ 、助推工作时间 T_1 、接力马赫数 Ma_{tr} 、固体火箭冲压发动机设计空燃比 k_{af} 、进气道入口高宽比 K_{HB} 、进气道出口入射角 δ 、燃气发生器燃烧室设计压强 $P_{cgdesign}$ 。

导弹总体的目标函数为:满足飞行要求的总体方案的起飞质量 $f(x)$,最小。

超声速飞行导弹的优化设计模型如下:

$$\min f(x)$$

$$\text{s. t. } g(x) \geq 0$$

$$x \in D$$

其中, $g(x)$ 是约束函数, $D \subset R^9$ 是优化变量 $x = (D_{max}, \theta_0, P_{cndesign}, T_1, Ma_{tr}, k_{af}, K_{HB}, \delta, K_{HB}, \delta, P_{cgdesign})$ 的可行域。优化变量的约束条件包括:优化变量本身具有的取值范围;助推段最大过载 $\leq 15g$;助推发动机和冲压发动机内弹道约束等。

气动模型采用气动工程估算^[3-4]方法计算,将进气道折算成弹翼进行计算;固体火箭冲压发动机性能计算模型采用准一维流动假设进行计算;导弹质量模型采用经验公式,以展开型模型计算导弹质量,其中冲压发动机质量模型包括以下6个部分:燃气发生器结构质量模型、冲压补燃室结构质量模型、助推装药模型、巡航装药质量模型、助推喷管和冲压喷管的组合模型;弹道模型中把导弹运动看作可控质点的运动,只考虑导弹在垂直平面内的运动,同时忽略导弹俯冲攻击段弹道。

(下转第 53 页)

在 SDDO 中,各子空间利用包含在本子空间

参考文献:

- [1] 童庆禧,张兵,郑兰芬. 高光谱遥感——原理、技术与应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2006.
- [2] Imaging Spectrometers[Z/OL]. http://www.ccrs.nrcan.gc.ca/ccrs/learn/tutorials/fundam/chapter2/chapter2_12_e.html. 2009.
- [3] TacSat-3[Z/OL]. http://directory.eoportal.org/get_announce.php?an_id=14941. 2010.
- [4] 刘凯龙. 地面目标伪装特征的高光谱成像检测方法[J]. 解放军理工大学学报(自然科学版), 2005, 6(2): 166-169.
- [5] 刘志明,胡碧茹,吴文健,等. 高光谱探测绿色涂料伪装的光谱成像研究[J]. 光子学报, 2009, 38(4): 885-890.
- [6] 刘志明,吴文健,胡碧茹. 基于被子植物叶类器官的仿生伪装材料设计[J]. 中国科学 E 辑: 技术科学, 2009, 39(1): 174-180.
- [7] Gates D M, Keegan H J, Schleter J C, et al. Spectral Properties of Plants[J]. Applied Optics, 1965, 4: 11-20.
- [8] Jacquemoud S, Baret F. Prospect: A Model of Leaf Optical Properties Spectra[J]. Remote Sensing of Environment, 1990, 34(2): 75-91.
- [9] 陈文峻, 蒯本科. 植物叶绿素的降解[J]. 植物生理学通讯, 2001, 37(4): 336-339.
- [10] Foote C. Photosensitized Oxidation and Singlet Oxygen: Consequences in Biological Systems[J]. Free Radicals in Biology, 1976, 2: 85-133.
- [11] 刘晓庚. 光氧化及其对食品安全的影响[J]. 食品科学, 2006, 27(11): 579-583.
- [12] 杨玉杰,吴文健,胡碧茹,等. 天然叶绿素在伪装材料中的应用[C]// 第十一届伪装专业年会论文集, 苏州, 2010: 427-431.
- [13] 杨建虹,陶冶. 大量分离叶绿素 a 和 b 的方法[J]. 植物生理学通讯, 2002, 38(2): 156-158.

(上接第 44 页)

优化变量的取值范围如下: $D_{\max} \in [0.20, 0.35]$, $\theta_0 \in [7, 30]$, $P_{cndesign} \in [4000000, 8000000]$, $T_1 \in [4.5, 5.5]$, $Ma_{tr} \in [1.95, 2.20]$, $k_{cf} \in [5, 15]$, $K_{HB} \in [0.5, 2.0]$, $\delta \in [30, 60]$, $P_{cgdesign} \in [2000000, 5000000]$ 。

采用 SDDO 进行优化,优化方法采用的是 MCOA,共计进行了 3 次子空间分解,进行了 7 个子空间的优化,目标函数计算次数为 436 次,最优解为 254.8,获取最优解的设计变量为:(0.227, 15, 4577800, 4.5, 1.95, 15, 0.5, 60, 2675488);相对于文献[7]中目标函数计算次数 11430 次、最优解 254.743 相比较,目标函数计算次数显著减少,最优解相差不大。

4 结论

子空间分解与淘汰优化方法利用子空间的淘汰来减少需要计算的设计子空间;通过局部子空间样本的加密以提高近似模型精度;通过分解来获取可能淘汰和加密的空间,减少不必要的采样,从而提高优化效率。理论分析与函数优化实例验证了优化过程的有效性,在计算效率方面相对于

二级优化过程有一定的提高,也改善了优化过程的可实现性,同时在设计空间增加的情况下,其优化结果具有一定的稳定性和适应性。

参考文献:

- [1] Wang D P, Gray G. Extended Collaboration Pursuing Method for Solving Larger Multidisciplinary Design Optimization Problems[J]. AIAA Journal, 2007, 45(6):1208-1221.
- [2] 王振国,陈小前,罗文彩,等. 飞行器多学科设计优化理论与应用研究[M]. 北京:国防工业出版社,2006.
- [3] Braun R D. Collaborative Optimization: An Architecture for Large-Scale Distributed Design[D]. Stanford University, 1996.
- [4] Braun R D, Kroo I, Moore A. Use of the Collaborative Optimization Architecture for Launch Vehicle Design[R]. AIAA 96-4018, 1996.
- [5] Alexandrov N M, Lewis R M. Analytical and Computational Properties of Distributed Approaches to MDO[R]. AIAA-2000-4718, 2000.
- [6] Lin W J, Renaud J E. A Comparative Study of Trust Region Managed Approximate Optimization[R]. AIAA-2001-1499, 2001.
- [7] 罗文彩,罗世彬,陈小前,等. 导弹总体设计多方法协作优化[J]. 弹箭与制导学报,2005,25(3):16-19.