DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2017.09.051

基于响应面法的并行子空间优化算法 改进研究

刘明航*

航空工业第一飞机设计研究院,陕西西安 710089

摘 要:为了更好地解决飞行器多学科设计优化问题,对传统基于响应面的并行子空间优化算法(RS-CSSO)进行改进:改 进基于近似模型,在具有同等计算精度的情况下减少学科分析的次数,采用均匀试验设计代替学科级优化来直接获得性能 优良的初始设计样本点;在系统级优化过程中引入自适应近似模型算法,在迭代过程中对两种近似模型的精度进行对比, 以相对误差的均值和标准差作为判据,选用精度更高的近似模型来提高系统级优化效率。采用改进的 RS-CSSO 算法对飞翼 布局无人机进行了设计优化,并与传统 RS-CSSO 算法进行了对比。结果表明,改进的 RS-CSSO 不但有着更小的计算量,而 且得到了更优的结果,可以应用于飞行器设计多学科优化。

关键词:多学科优化设计;并行子空间优化;径向基神经网络;遗传算法

中图分类号: V221 文献标识码: A 文章编号: 1007-5453 (2017) 09-0051-05

为了有效解决由于多学科交联引发的复杂飞行器 设计问题,多年来针对不同问题已提出大量多学科优化 设计算法 (MDO)^[1]。并行子空间优化算法 (CSSO)由 Sobieszczanski-Sobieski 先生于1988年首先提出^[2-4],并 于1996年提出基于响应面的并行子空间优化算法 (RS-CSSO),它解除了 CSSO 算法中设计变量不能在子空间之间 共享的束缚,并且填补了 CSSO 算法无法解决非连续型问题 的缺陷,拥有更强的适用性。然而,尽管如此,该 RS-CSSO 算法依然有无法解决的问题,所以有必要对其进行研究改 进,并通过算例对改进前后算法的计算结果进行对比,以验 证改进算法的有效性。

1 原 RS-CSSO 算法

RS-CSSO 算法原理如图 1 所示。RS-CSSO 算法首先 确定初始设计变量,通过系统分析获取相应状态变量,将相 对应的两组变量加入数据库,以此为基础得到初始近似模 型;然后进行学科级并行优化(本学科内部状态变量为精确 值,非本学科状态变量(状态参数)为近似模型计算得到的 近似值);优化后将学科级最优解加入数据库从而得到精度 更高的近似模型;最后,完成基于近似模型的系统级优化得 到最优解,如符合收敛条件则结束,否则,将结果加入并更新 数据库,再从头迭代一轮。

通过对原 RS-CSSO 算法的研究,可以看出:

(1)学科级优化的结果仅是系统级优化的基础,系统级优化结果对收敛速率及优化结果至关重要。

(2) 学科级优化的物理意义和系统级优化的物理意义 基本相同,仅设计变量及目的存在一定区别。

(3)系统级优化进程的质量完全依赖于近似模型精度。

因此,学科级优化的目的仅是获得性能优良(更接近全局最优解)的样本点,从而构建精度更高的近似模型。同时,收敛速率及优化算法效率完全取决于近似模型的精确度。由于这些特征的存在,本文提出改进的 RS-CSSO 算法。

收稿日期:2017-03-16; 退修日期:2017-04-20; 录用日期:2017-04-26

^{*} 通信作者 . Tel.: 029-86832399 E-mail: marslmh@163.com

引用格式: LIU Minghang. Research on concurrent subspace optimization based on response surface method [J]. Aeronautical Science & Technology, 2017,28(09): 51-55. 刘明航. 基于响应面法的并行子空间优化算法改进研究[J]. 航空 科学技术, 2017,28(09): 51-55.



图 1 RS-CSSO 算法流程图 Fig.1 RS-CSSO method flow chart

2 改进的 RS-CSSO 算法

由于初始样本点质量和所选近似模型匹配性很大程度 上决定了近似模型的精确度,所以对原 RS-CSSO 做了两点 改进:

(1) 引入均匀试验设计,取消原 RS-CSSO 算法中学科 级优化,学科级只承担分析任务,均匀试验设计可直接获得 系统级优化所需的初始设计样本,大大降低了计算量^[5]。

(2)响应面法 (Response Surface Method, RSM) 和径向 神经网络 (Radial Basis Function, RBF) 是两种常用的近似模 型。由于实际问题的差异,其本质数学模型不同,所采用近 似模型的适配性决定其近似精度。因此,本文在优化迭代过 程中采用不断根据适配性选择更精确近似模型的方法^[6]。

随着优化算法的发展,试验设计(Design of Experiment, DOE)在多学科优化设计中扮演着越来越重要的角色。DOE 的核心思想是利用尽可能少的试验,消耗最小的计算量,得到 设计变量与状态变量的对应关系。正交试验是因子设计中 流行最广的方法,均匀试验是一种新的因子设计,它给试验者 更多的选择与灵活性,从而用更少的试验获得所期望的结果, 并且它的样本点分布更均匀(能充满设计空间)、更具代表 性、更稳健,所以本文采用均匀试验设计来直接获得系统级优 化所需的初始设计样本,并用其构造近似模型^[7]。

在近似模型的适配性选择过程中,采用变量相对误差 均值ē和相对误差标准差σ。来对比其精确度:

(1) 相对误差均值

$$\bar{e} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} e_i \tag{1}$$

$$e_i = \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \tag{2}$$

式中: y_i 是与 i_{th} 相对应的状态变量精确值; \hat{y}_i 是与 i_{th} 相对应 状态变量近似值。ē越小表明近似模型精确度越高。

(2) 相对误差标准差

$$\sigma_e = \sqrt{\sum_{i=1}^{N} \left(e_i - \overline{e} \right)^2 / N} \tag{3}$$

式中: σ_e是相对误差对于ē集中程度的数值表达, σ_e越小表 明集中程度越高。

改进的 RS-CSSO 算法原理如图2所示。改进的 RS-CSSO 算法首先采用均匀试验设计(UED)获得充满设 计空间且具有代表性的初始设计样本点(并同时获得一组 测试点),计算出与之对应的状态变量,并以此为基础构建数 据库,然后建立近似模型(RSM与RBF),通过相对误差均 值ē和相对误差标准差σ。判断 RSM 与 RBF 精度并选择适配 性更好、精度更高的模型,最后,根据选用的近似模型进行 系统级优化,得到最优解,如收敛则结束,否则将得到的最优 解加入并更新数据库,再迭代一轮。



3 算例

采用原 RS-CSSO 及改进的 RS-CSSO 算法分别完成 了优化设计某无人机的问题。先通过实际分析将此问题解 耦,可以分解为一个系统级优化和三个并行的学科级优化,如 图 3 所示。无人机各部分重量根据几何尺寸积分来计算。气 动学科、性能学科及电池模型分别采用涡格法 (Tornado)^[8]、 参考文献 [9]、参考文献 [10] 的方法作为精确计算模型。



图 3 设计变量在学科内的分布情况 Fig.3 Distribution of variables in disciplinaries

通过设计变量合理分布及多个状态变量在各学科间合 理的作用反映出学科间的耦合情况,在计算工作中起到了解 耦的作用。将航时 T 作为优化目标并搜索其最大值,设计 变量及设计参数见表 1 和表 2。

设计变量	下限	上限
A	4	12
λ	0.2	1.0
<i>S</i> /m ²	0.2	0.6
$V_{ m cru}/ m m\cdot s^{-1}$	12	22
<i>H</i> /m	150	500

表 1 设计变量 Table 1 Design variables

表 2 设计参数 Table 2 Design parameters

变量	$f_{ m span}$	$f_{ m cho}$	V _{LOF} / (m/s)	W _{load} / kg	Λ/ (°)	η	τ/ (°)	a _{span}	$a_{ m cho}$	K_1	<i>K</i> ₂
取值	0.294	0.162	9	0.5	28	0.512	-4	0.376	0.147	0.025	0.035

表1和表2中:A为机翼展弦比; λ 为机翼梯形比;S为 机翼面积; V_{cru} 为巡航速度;H为巡航高度; f_{span} 为襟翼长度 与翼展之比; f_{cho} 为襟翼弦长与机翼弦长之比; V_{LOF} 为起飞 离地速度; W_{load} 为有效装载重量; Λ 为1/4弦线后掠角; η 为 驱动系统总效率(螺旋桨效率、电机调速器效率和电机效率 等); τ 为几何扭转角; a_{span} 为副翼长度与翼展之比; a_{cho} 为副 翼弦长与机翼弦长之比; K_1 为襟翼距翼根的距离与翼展之 比; K_2 为副翼距翼梢的距离与翼展之比。

简化后的数学模型为:

 $X=[A, \lambda, S, V_{cru}, H]^{T}$ 寻找 Max T=f (X) s.t. W_{TO} (X) /W_{max}-1 ≤ 0 V_{LOF}/V_{max} -1 ≥ 0 $f_{span}+a_{span}+K_{1}+K_{2}$ <1 雷诺数 Re ≤ 25000 本文选择基于种群的非梯度随机性寻优算法,即遗传 算法(GA)作为每次迭代过程中系统级优化的算法。它是 模拟生物遗传过程中衍生出的一种并行全局搜索方法,能够 避免采用基于梯度的优化算法由于初值选取问题引发陷入 局部最优解的问题,并且它还能够高效解决离散及非线性 (高阶)问题。GA 算法流程如图 4 所示。



图 4 遗传算法流程图 Fig.4 GA method flow chart

采用改进的 RS-CSSO 算法进行计算迭代过程中近似模型选择历程见表 3,两种算法计算结果比较见表 4。

分析表 3 可以看出,在选择近似模型的过程中,对于起 飞重量 W_{TO}, RSM 在迭代过程中始终优于 RBF。通过对重 量学科数学模型的分析能发现其精确计算模型为二阶非线 性模型,针对此类数学模型 RSM 近似模型的优势明显。而 采用高阶非线性数学模型计算出的升阻比 L/D,随着数据 库中样本量的不断增加, RBF 受样本量影响明显,其精确度 越来越高从而替代样本量较少时稍有优势的 RSM。分析 表 4 可以看出,改进的 RS-CSSO 得到了更令人满意的优化 结果,在升阻比稍有提高的情况下重量明显减轻(机翼面积 减小),使得航时提升 4.02%。

迭代 次数	状态 变量	更精确 的模型	近似模型	ē	$\sigma_{\rm e}$
1 <i>W</i> _{TO}		DCI (RSM	0.1598	0.0147
	RSM	RBF	0.1626	0.0231	
	L/D	RSM	RSM	0.0122	0.0210
			RBF	0.0144	0.0219
	W	RSM	RSM	0.1458	0.0134
2	W TO		RBF	0.1752	0.0199
2	L/D	RSM	RSM	0.0142	0.0195
			RBF	0.0179	0.0215
		DCM	RSM	0.1092	0.0099
2	W _{TO}	RSM	RBF	0.1153	0.0211
3		RSM	RSM	0.0156	0.0200
	L/D		RBF	0.0168	0.0235
4 -	W _{TO}	RSM	RSM	0.0020	0.0022
			RBF	0.0625	0.1158
	L/D	DDE	RSM	0.0076	0.0052
		KDF	RBF	0.0069	0.0039
	W	RSM	RSM	0.0012	0.0019
5	<i>W</i> _{TO}		RBF	0.0122	0.0186
5 -	L/D	L/D RBF RSM	0.0078	0.0050	
			RBF	0.0039	0.0020
6 <i>W</i> _{TC}	W	DEM	RSM	0.0016	0.0011
	W _{TO}	, KSM	RBF	0.0196	0.0174
	L/D	RBF	RSM	0.0066	0.0048
			RBF	0.0032	0.0012
	ш	DSM	RSM	0.000759	0.000552
7	W TO	KOW	RBF	0.0079	0.0126
/	L/D	L/D RBF	RSM	0.0056	0.0055
			RBF	0.0020	0.0016

表 3 近似模型选择过程 Table 3 Procedure of approximation model selection

表 4 优化结果比较 Table 4 Comparation of optimization results

项目	符号	原 RS-CSSO	改进的 RS-CSSO	
	A	9.12	9.2027	
	λ	0.535	0.4743	
设计变量	S/m ²	0.3549	0.3026	
	$V_{\rm cru}$ / (m/s)	17	21	
	<i>H</i> /m	290	320	
状态变量	W _{TO}	1.6755	1.5426	
	L/D	25.6698	26.1356	
目标	T/h	3.2236	3.3532	
迭代次数 n		10	7	

图 5 显示了两种算法在优化过程中迭代收敛的情况。 可以明显看出,改进的 RS-CSSO 算法提前三轮迭代收敛, 其计算量小,结果更令人满意且实用。





4 结束语

本文在对原 RS-CSSO 算法研究的基础上提出了改进的 RS-CSSO 算法。通过算例对比分析,可以得出:

(1)由于在优化过程中增加了对比选择历程,每轮系统 级优化都选取更精确的近似模型作为基础,使改进的 RS-CSSO 算法计算结果更优。

(2) 引人均匀试验设计,取消原 RS-CSSO 算法中学科 级优化,学科级只承担分析任务,大大降低了计算量,缩短了 迭代时间,使改进的算法实用性更强,收敛速率更快。

(3)通过对比两种算法优化结果,能够看出改进的 RS-CSSO 算法得到的优化结果中升阻比更高、重量更轻、航时 更长,更容易搜寻到全局最优解。

参考文献

- Wit A J D, Keulen F V. Overview of methods for multi-level and/ or multi-disciplinary optimization[R]. AIAA-2010-2914, 2010.
- [2] Sobieszczanski-Sobieski J. A linear decomposition method for large optimization problems-blueprint for development[R]. NASA TM-83248, 1982.
- [3] Sobieszczanski-Sobieski J. Optimization by decomposition: a step from hierarchic to non-hierarchic systems[R]. NASA CP-3031, 1988.
- [4] 余雄庆.多学科优化设计算法及其在飞行器设计中应用[J].

航空学报,2000,21(1):2-5.

YU Xiongqing. Multidisciplinary design optimization method and its application in aircraft design[J]. Acta Aeronautica et Astronantica Sinica, 2000, 21 (1); 2–5. (in Chinese)

- [5] 张科施.飞机设计的多学科优化方法研究 [D].西安:西北工业大学,2006.
 ZHANG Keshi. Research in aircraft multidisciplinary design optimization[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2006. (in Chinese)
- [6] 张健,李为吉.飞机多学科优化设计中的近似方法分析 [J]. 航空计算技术, 2005, 35 (3): 1-2.
 ZHANG Jian, LI Weiji. Approximation method analysis of aircraft multidisciplinary design optimization[J]. Aeronautical Computing Technique, 2005, 35 (3): 1-2. (in Chinese)
- [7] 方开泰,马长兴.正交与均匀试验设计[M].北京:科学出版 社,2001:30-165.
 FANG Kaitai, MA Changxing. Orthogonal and uniform exper-

imental design[M]. Beijng: Science Press, 2001; 30-165. (in Chinese)

- [8] Melin T T. A vortex lattice MATLAB implementation for linear aerodynamic wing applications[M]. Sweden: Masters thesis, Royal Institute of Technology (KTH), 2000.
- [9] Wagner N, Boland S. Powertrain design for hand-launchable long endurance unmanned aerial vehicles[R]. AIAA-2011-6047, 2011.
- [10] Lance W T. Range and endurance estimates for battery-powered aircraft[J]. Journey of Aircraft, 2011, 48 (2): 703-707.

(责任编辑 朱赫)

作者简介

刘明航(1989-) 男,硕士,工程师。主要研究方向:飞机 总体设计。 Tel:029-86832399 E-mail:marslmh@163.com

Research on Concurrent Subspace Optimization Based on Response Surface Method

LIU Minghang*

AVIC The First Aircraft Institute, Xi'an 710089, China

Abstract: To solve the problem of aircraft multidisciplinary design optimization, the traditional concurrent subspace optimization based on response surface method (RS-CSSO) was studied. Then the RS-CSSO based on self-adaptive approximation model were developed. In order to reduce the amount of disciplinary analysis and keep the accuracy of the approximation models, uniform experiment design was introduced to replace the disciplinary optimization to obtain a set of design points directly, and self-adaptive approximation algorithm was introduced in system level optimization. The accuracies of two approximation models were compared in each iteration and the better model was used. The improved RS-CSSO algorithm was validated by a UAV test. In comparison with the traditional RS-CSSO optimization, the better optimum with much less computation cost was found by the improved RS-CSSO.

Key Words: multidisciplinary design optimization, concurrent subspace optimization, RBF, GA

*Corresponding author. Tel.: 029-86832399 E-mail: marslmh@163.com