

基于非对称模糊优化模型的多学科协同满意优化

陶 冶*^{1,2}, 黄洪钟³, 刘志杰¹, 吕显强²

(1.大连理工大学 精密与特种加工教育部重点实验室, 辽宁 大连 116024

2.大连水产学院 信息工程学院, 辽宁 大连 116023;

3.电子科技大学 机械电子工程学院, 四川 成都 610054)

摘要: 协同优化(CO)作为一种多学科设计优化(MDO)方法,包括两级优化:系统级和若干个学科级.然而工程设计实践中往往存在很多不确定因素,而且互相冲突的多个优化目标的存在,进一步增加了CO建模的求解复杂性.采用模糊截集水平法为各个学科设计了非对称CO模型,扩展了学科分析模块,使学科级能独立获取本学科最优的截集水平,以构造相应决策空间.利用满意度原理设计了学科级优化的目标函数,并将其作为一致性方程的组成部分传递到系统级.系统级在满足一致性约束的同时,最大化综合满意度方程,使所有学科同时获得最满意的优化解.电子封装问题的多学科协同满意优化实例表明该方法是行之有效的.

关键词: 协同优化; 满意度; 多学科设计优化; 截集水平法

中图分类号: TH122 **文献标识码:** A

0 引言

在复杂的工程系统设计中,不可避免地要涉及多个学科,同时各个学科之间往往是相互制约的.采用传统的优化方法会导致系统数学模型结构过于庞大,模型中存在大量的共享及耦合变量,而寻优方式基本上采用串行、迭代策略,寻优的效率很低,甚至使系统很难获得最优解.多学科设计优化(multidisciplinary design optimization,简称MDO)是一种将传统的单系统优化模式进行分级的优化方法.MDO的算法较多,其中20世纪90年代中期由Kroo等发展的协同优化(collaborative optimization,简称CO)算法得到了广泛的应用^[1].CO方法通常假设所有的设计变量都是精确的.然而在实际应用中,决策者的模糊评判标准和模糊意识的存在,使得输入信息的不完整性和不确定性在CO中非常典型,尤其在多目标CO优化问题中更是如此.上述问题往往导致CO的建模和计算困难,在一定程度上制约了CO的应用.

本文应用满意度原理,为每个学科构造满意度目标函数,并提出基于满意度的系统优化结构.该结构通过扩展Tappeta和Renaud提出的多目标协同优化(MOCO)模型^[2],使MOCO同时具有处理多目标模糊信息的能力.此外,考虑到大多数工程设计问题的实际情况,本文在CO中采用非对称模糊优化模型——截集水平^[3]的方法,通过调整不同学科内的截集水平,将模糊CO转化为系列满意度优化问题,从而获得相应的满意解和方案以供决策者权衡.

1 协同优化算法概述

协同优化算法是针对复杂工程系统设计中的一种分级、分布式并行的MDO算法,它将传统的单系统按照学科的不同分成两级——系统级和子系统级(学科级).各个子系统与所属的学科相关,在优化过程中,只要满足本子系统的约束(与其他的子系统是完全独立的);子系统不仅参与分析,而且还进行优化;子系统优化的目标就是使子

收稿日期: 2006-01-10; 修回日期: 2007-07-28.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(59685003); 高等学校全国优秀博士学位论文作者专项基金资助项目(200232); 教育部优秀青年教师资助计划资助项目(1766).

作者简介: 陶 冶*(1974-),男,博士生,讲师; 黄洪钟(1963-),男,教授,博士生导师.

系统的设计方案与系统级优化器提供的系统级目标方案之间的差异最小. 各个子系统的设计优化结果的不一致性由附加到系统级优化学科间的一致性约束来协调^[2]. 学科级的优化目标是为了使多学科共享耦合和辅助变量的差异最小, 同时还要满足本学科约束条件. 由于 CO 这种典型的结构与现有的工业体系结构类似, 在计算机网络的支持下, 非常适合进行分布式并行优化设计, 得到了日益广泛的重视和应用.

2 非对称模糊模型的满意优化

2.1 满意度原理

“令人满意准则”是由诺贝尔奖获得者 Simon 提出的. 他认为在某些情况下, 应当用“令人满意解”来代替传统意义的最优解^[4], “令人满意准则”为人们解决实际问题开辟了一条新途径. 目前, 满意度原理的研究可分为两大类: 一是以 Takatsu 为代表, 主要研究满意度的数学基础和数学特征^[5]; 二是以 Goodrich 等为代表, 主要研究满意度理论的应用^[6]. 目前, 满意度原理在满意控制, 满意决策, 分配, 满意解的神经计算等方面都有广泛的应用^[7].

多目标满意度原理的基本思想如下^[8]:

目标满意域是一个由决策者决定的模糊集合, 它是通过目标函数的满意度定义的. 如果第 i 个目标满意域定义为 \tilde{F}_i , 则

$$\tilde{F}_i = \int_{\tilde{F}_i} (f_i) / f_i \quad (1)$$

式中: $\tilde{F}_i(f_i)$ 是第 i 个目标函数值在模糊集合 \tilde{F}_i 中的隶属函数, 也称为第 i 个目标的满意度函数, 通常表示为 \tilde{T}_i , 即

$$\tilde{T}_i = \tilde{F}_i(f_i) \quad (2)$$

满意度函数通常根据目标函数本身的特性进行合理的选择. 为了简便, 本文采用线性函数作为第 i 个目标的满意度函数, 相应的满意度函数 $\tilde{F}_i(f_i)$ 定义如下^[8]:

$$\tilde{F}_i(f_i) = \begin{cases} 0; & f_i \geq f_i^{\max} \\ \frac{f_i^{\max} - f_i}{f_i^{\max} - f_i^{\min}}; & f_i^{\min} < f_i < f_i^{\max} \\ 1; & f_i \leq f_i^{\min} \end{cases} \quad (3)$$

式中: f_i^{\max} 和 f_i^{\min} 分别为目标函数 f_i 的上限和下限, 也就是决策者对于该目标值的满意区间.

2.2 非对称模糊模型的水平截集法

在很多工程设计中, 目标与约束条件在优化

中所占的地位是不同的, 满足约束条件是获取目标函数最优解的前提条件. 考虑到大多数工程问题, 除了约束条件包含有模糊因素以外, 目标函数通常都是确定的或者是清晰的. 因此, 基于满意度原理的模糊向量水平截集法可以表示如下^[9-10]:

$$\begin{aligned} & \text{find } x \\ & \max T(x) = T(\tilde{T}_1(x), \tilde{T}_2(x), \dots, \tilde{T}_n(x)) \\ & \text{s. t. } \tilde{c}_j(x) \geq \lambda^*; \quad j = 1, 2, \dots, p \end{aligned} \quad (4)$$

式中: T 表示计算综合满意度采用的运算符号, $T(x)$ 表示多目标优化问题的综合满意度, \tilde{T}_i 代表第 i 个目标的满意度, \tilde{c}_j 为第 j 个约束的隶属度函数, 该函数的 λ^* 水平截集为满意度优化的可行域 C^{λ^*} :

$$C^{\lambda^*} = \{x | \tilde{c}_j(x) \geq \lambda^*\} \quad (5)$$

C^{λ^*} 也可称为第 j 个约束满意度的 λ^* 水平截集. 在这一系列的截集水平 λ 中, 必然存在一个最优的截集水平 λ^* , 使获得的方案是最可靠、最经济和最安全的, 相应的截集 C^{λ^*} 也就是最优的截集. 在实际应用中, 式 (4) 也可以转化为如下的表达式^[11]:

$$\begin{aligned} & \text{find } x \\ & \max_{\lambda} \tilde{D}(x) = T(x) \\ & \text{s. t. } g_j(x) \leq b_j^{\lambda} + d_j(1 - \lambda); \quad j = 1, 2, \dots, J \\ & \quad g_j(x) \geq b_j^{\lambda} - d_j(1 - \lambda); \quad j = J+1, \dots, p \\ & \quad 0 \leq \lambda \leq 1 \end{aligned} \quad (6)$$

其中 \tilde{D} 代表交模糊评判; d_j 表示容差的范围; b_j^{λ} 分别表示容差的上、下限.

3 基于非对称模糊模型的协同满意优化

3.1 基于非对称模糊模型协同满意优化框架

在设计基于非对称模糊模型协同满意优化结构中, 重点需要考虑以下 4 个问题:

- (1) 学科之间共享耦合和辅助变量的一致性.
- (2) 学科自主获取优化截集水平, 并构造学科内部非对称优化模型.
- (3) 单一学科满意度函数的设计.
- (4) 系统级综合满意度函数的设计及优化.

根据上述需要, 本文构建了基于非对称模糊模型协同满意优化的框架结构, 如图 1 所示.

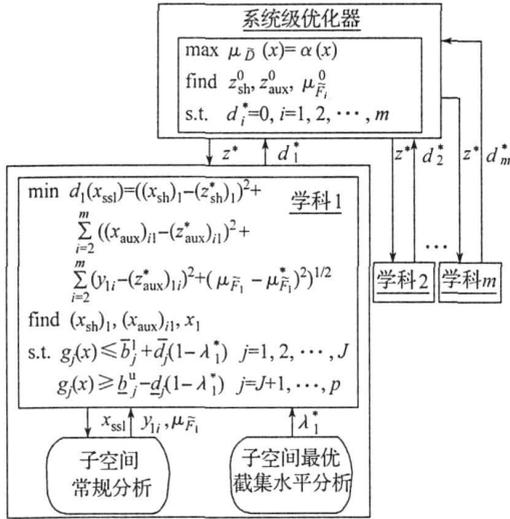


图 1 基于非对称满意度原理 CO 模型结构
Fig. 1 The model based on asymmetrical satisfaction degree for CO

图中 x_{ssi} 为各学科级设计变量； $(x_{sh})_i$ 为学科级共享设计变量； $_F_i$ 为第 i 个学科目标满意度函数； x_i 为学科级局部设计变量； $(x_{aux})_i$ 为学科级辅助变量； y_{ij} 为学科间耦合状态变量，由第 i 个学科计算并输出到第 j 个学科中； $(z_{sh})_i^*$ 、 $(z_{aux})_i^*$ 、 $_F_i^*$ 分别为多学科级指标变量，由系统级优化获得； λ_i^* 为本学科级最优模糊截集水平。

从图 1 中可以看出，每个学科在常规的子空间分析模块的基础上，增加了子空间最优截集水平分析模块。该模块的主要功能是分析计算本学科的最优水平 λ_i^* ，使学科优化器可以获得相应最优截集水平；此外，在这种体系结构中，截集水平 λ_i^* 并不属学科之间的共享变量，而是作为构造本学科的决策空间的一个参数，可以由每个学科内部的专家或工程人员根据具体情况给出。

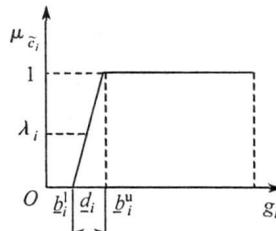
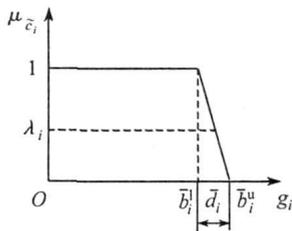


图 2 CO 学科级两种线性非对称模糊模型的决策空间

Fig. 2 The decision spaces of two linear asymmetric fuzzy models for CO

图 2 中采用直线形只是为了简便，在实际设计中，也可以根据对学科每个约束的重视度，采用不同的曲线描述相应的决策空间。

3.2.3 学科级最优截集水平的确定 各个学科的最优水平 λ_i^* 的确定可以采用如下两种方法^[11]。

在该框架中，每个学科在单级优化问题中原有的目标满意度函数 $_F_i$ ，成为了学科的目标——不一致函数 $d_i(x_{ssi})$ 的一个组成部分，学科优化后，可以使 $_F_i^0$ 最大限度地满足每个学科的约束条件；从系统级中一致性约束条件的构成来看，主要由学科之间的共享变量、辅助变量以及各学科的目标满意度函数构成，由于系统级中的设计变量使用公式 $d_i^* = 0$ 作为约束条件，经过系统级优化器的优化后，能够保证学科之间不一致的设计变量以及系统级设计变量 $_F_i^0$ 与学科级的目标满意度 $_F_i$ 的差异均为最小，并使系统级目标达到协调后的较大值。经过若干次的迭代后，当系统级的目标，也就是综合满意度达到最大值，每个学科可以同时获取最优解。

3.2 基于非对称模糊模型协同满意度优化的解决方案

3.2.1 学科目标函数满意度的设计 根据多学科协同优化的实际情况，由于各个学科都有自己的目标函数，一般情况下，各个学科的目标有可能是互相矛盾的。本学科最优解经过系统级协调后，只能获得满足一致性约束的协调解，但对于各个学科而言，协调解和学科实际的最优解是不同的。因此，本文对每个学科的目标设计了经过系统级协调后的满意度函数，作为协调后的最优解相对于本学科最优解的偏离程度指标。满意度函数可以根据式 (3) 来设计。

3.2.2 学科非对称模糊模型的设计 学科的非对称模糊模型可以根据式 (6) 来设计，按照约束条件的不同，采用如图 2 的两种线性函数来构造决策空间。

(1) 规划法

该方法的基本思想是：最优水平值应该使该学科结构既安全可靠，又经济节省，因此，应根据结构的造价 $C(\lambda_i)$ 和结构使用中所需的保养费用 $E(\lambda_i)$ 的期望值来决定。可以归结为求解如下的

数学规划问题:

$$\begin{aligned} & \text{find } \lambda_i \\ & \min W(\lambda_i) = C(\lambda_i) + E(\lambda_i) \quad (7) \\ & \text{s. t. } 0 \leq \lambda_i \leq 1 \end{aligned}$$

(2) 模糊综合评判法

将各个学科对结构安全和经济节省有影响的因素,如设计水平、制造水平、材料好坏、维修保养费用等,作为因素集中的因素加以考虑,利用模糊综合评判法来获得最优水平 λ_i^* .

3.2.4 系统级目标函数的设计 采用综合满意度法构造系统级优化目标,主要分为 2 种方式,即 Bellman-Zadeh 算子^[9]和权重方式. Bellman-Zadeh 方式如式 (8) 所示^[10]:

$$\max_{\mathcal{D}} \nu(x) = T(x) = \bigwedge_{i=1}^m \tau_i(x) \quad (8)$$

对于定权重采用线性组合法是一种比较常用的方法,如式 (9):

$$\max_{\mathcal{D}} \nu(x) = T(x) = \sum_{i=1}^m k_i \tau_i(x) \quad (9)$$

其中 $\sum_{i=1}^m k_i = 1$.

本文采用线性组合法 (9) 设计综合满意度函数,并将其作为非对称模型协同满意优化系统级的目标函数.

4 工程算例

本文选取一个经常用来测试 MDO 优化技术的工程算例: 电子封装问题的优化设计^[12]进行分析. 该问题由 8 个设计变量、13 个互相耦合的状态方程和 3 个约束方程构成,为了体现本文的设计原理,将原始问题进行了修改以转化为双目标优化问题,优化的目标是使功率密度最大并使散热槽上每个散热片的面积达到最小. 模型涉及两个互相耦合的学科——电学和热学,其中以热学学科最为复杂,需要结合有限差分近似计算. 其相应的数学模型如下:

$$\begin{aligned} & \text{find } X = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8\} \\ & \max y_1, -y_{14} \\ & \text{s. t. } \text{gr } y_{11} \leq 85 \\ & \quad \text{gz } y_{12} \leq 85 \\ & \quad \text{hz } y_4 - y_5 = 0 \\ & \quad 0.05 \leq x_1, x_2 \leq 0.15 \\ & \quad 0.01 \leq x_3 \leq 0.10 \\ & \quad 0.005 \leq x_4 \leq 0.05 \\ & \quad 10.0 \leq x_5, x_7 \leq 1000.0 \end{aligned}$$

$$0.004 \leq x_6, x_8 \leq 0.009$$

其中

$$\begin{aligned} y_1 &= \frac{y_{10}}{x_1 x_2 x_3} \\ y_2 &= x_5 (1 + x_6 (y_{11} - T^0)) \\ y_3 &= x_7 (1 + x_8 (y_{12} - T^0)) \\ y_4 &= \frac{y_3 y_8}{y_2 + y_3} \\ y_5 &= \frac{y_2 y_8}{y_2 + y_3} \\ y_6 &= y_4^2 y_2 \\ y_7 &= y_5^2 y_3 \\ y_8 &= \frac{V}{y_9} \\ y_9 &= \frac{y_2 y_3}{y_2 + y_3} \\ y_{10} &= y_8^2 y_9 \\ y_{11} &= h_{11} (x_1, x_2, x_3, x_4, y_6, y_7) \\ y_{12} &= h_{12} (x_1, x_2, x_3, x_4, y_6, y_7) \\ y_{13} &= x_1 x_2 x_3 \\ y_{14} &= x_3 x_4 \end{aligned}$$

模型中 x_1 和 x_2 是散热槽的总宽度 (m) 和总长度 (m), x_3 和 x_4 是散热槽上每个散热片的宽度 (m) 和长度 (m), x_5 和 x_7 是两块半导体在温度 T^0 下的电阻 (Ω), x_6 和 x_8 是两块半导体的温度系数 (K^{-1}); y_1 是功率密度 (W/m^3), y_2 和 y_3 为半导体在温度 T_1 和 T_2 时的电阻 (Ω), y_4 和 y_5 为两块半导体上的电流 (A), y_6 和 y_7 为两块半导体上的功率耗散 (W), y_8 , y_9 和 y_{10} 分别是整个电路的电流 (A)、电阻 (Ω) 和功率 (W), y_{11} 和 y_{12} 分别是两块半导体的温度 ($^{\circ}C$), y_{14} 为每个散热片的面积 (m^2); h_{11} 和 h_{12} 根据散热槽尺寸及功率耗散通过有限差分网格法近似计算获得.

根据前述原理,将该优化问题分解为电学和热学两个学科,如图 3 所示.

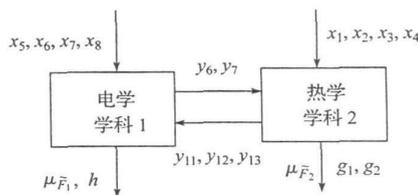


图 3 电子封装问题学科关系示意图
Fig. 3 Information flow for electronic packaging problem

在两个学科中存在交互耦合变量,如表 1 所

示. 考虑到本问题属于双目标优化, 因此, 在电学、热学学科的分析模块增加计算本学科目标满意度 $-F_1, -F_2$ 的功能.

表 1 电子封装问题各学科的设计变量

Tab. 1 The design variables of each discipline in electronic packaging problem

项目	电学学科 1	热学学科 2
系统级指标变量	$\{z_1^*, z_2^*, z_3^*, z_4^*, z_5^*, -\bar{F}_1\}$	$\{z_1^*, z_2^*, z_3^*, z_4^*, z_5^*, -\bar{F}_2\}$
共享设计变量	—	—
辅助设计变量	$\{y_{11}, y_{12}, y_{13}\}$	$\{y_6, y_7\}$
局部变量	$\{x_5, x_6, x_7, x_8\}$	$\{x_1, x_2, x_3, x_4\}$
学科目标满意度	$-\bar{F}_1$	$-\bar{F}_2$
学科分析模块	$[y_6, y_7, -\bar{F}_1] = SA_1(x_5, x_6, x_7, x_8, y_{11}, y_{12}, y_{13})$	$[y_{11}, y_{12}, y_{13}, -\bar{F}_2] = SA_2(x_1, x_2, x_3, x_4, y_6, y_7)$

在优化设计中本文假设设计变量 $x_i (i = 1, 2, \dots, 8)$ 和约束条件 g_1, g_2 具有一定模糊性, 在表 2 中分别给出了电子封装问题所允许的模糊区间

的上、下限 b^u, b^l , 各个学科独立求解时获得的 f_i^{max} 和 f_i^{min} 如表 3 所示.

表 2 电子封装问题的模糊区间上、下限

Tab. 2 The fuzzy upper and lower limits for electronic packaging problem

	x_1 / m	x_2 / m	x_3 / m	x_4 / m	x_5 / Ω	x_6 / K^{-1}	x_7 / Ω	x_8 / K^{-1}	$y_{11} / ^\circ C$	$y_{12} / ^\circ C$
b^u	0.16	0.16	0.11	0.055	1 100	0.010	1 100	0.010	85	85
b^l	0.15	0.15	0.10	0.050	1 000	0.009	1 000	0.009	82	82
\underline{b}^u	0.05	0.05	0.010	0.005	10	0.004	10	0.004		
\underline{b}^l	0.04	0.04	0.009	0.004	9	0.003	9	0.003		

表 3 各个学科独立求解时获得的 f_i^{max} 和 f_i^{min}
Tab. 3 The f_i^{max} and f_i^{min} calculated by each discipline independently

F_i	f_i^{max}	f_i^{min}
$F_1 / (W \cdot m^{-3})$	1 212 699.5	55.88
F_2 / m^2	0.006 05	0.000 036

利用表 2 和表 3 中数据区间, 图 2 分别构造相应的非对称模糊模型的决策空间以及第 i 个目标的线性满意度函数, 并根据图 1 构建 CO 模型结构. 最优截集水平的确定采用模糊综合评判方法, 主要过程如下:

(1) 建立因素集

影响截集水平取值的因素集主要有设计水平、制造水平、材料好坏、构件的重要程度. 为了简化问题, 本文忽略了因素的模糊性, 在两个学科中采用单因素进行模糊评判, 两个学科的因素集定义为 $U_1 = \{\text{设计水平高, 制造水平一般, 材料较好, 构件一般重要}\}; U_2 = \{\text{设计水平高, 制造水平$

较高, 材料一般, 构件非常重要}\}.

(2) 建立备择集

两个学科采用相同的备择集, 并将离散的截集水平数值作为备择集中的组成元素:

$$\lambda = \{0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0\}$$

(3) 单因素评判

每个学科单独从一个因素出发进行评判, 定出截集水平对备择集中各个离散值的隶属度, 分别得出两个学科各个单因素评判集如下:

$$\tilde{R}_1 =$$

$$\begin{pmatrix} 1.0 & 0.9 & 0.7 & 0.5 & 0.3 & 0.1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.3 & 0.5 & 0.7 & 0.8 & 0.9 & 1.0 & 0.6 & 0.2 & 0.1 & 0 \\ 0.8 & 0.9 & 1.0 & 0.7 & 0.6 & 0.4 & 0.2 & 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 & 0.3 & 0.4 & 0.6 & 1.0 & 0.7 & 0.3 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\tilde{R}_2 =$$

$$\begin{pmatrix} 1.0 & 0.8 & 0.6 & 0.4 & 0.2 & 0.1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1.0 & 0.7 & 0.6 & 0.5 & 0.4 & 0.2 & 0.1 & 0 & 0 & 0 \\ 0.7 & 0.8 & 0.9 & 1.0 & 0.6 & 0.3 & 0.2 & 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.4 & 0.5 & 0.6 & 0.7 & 0.8 & 0.9 & 1.0 \end{pmatrix}$$

(4) 建立权重集

根据两个学科的情况,由学科相应的专家给出权重如下:

$$\tilde{W}_1 = (0.26 \quad 0.20 \quad 0.24 \quad 0.30),$$

$$\tilde{W}_2 = (0.28 \quad 0.12 \quad 0.22 \quad 0.38)$$

(5) 模糊综合评判

评判模型采用 $\tilde{B}_i = \tilde{W}_i \circ \tilde{R} (i = 1, 2)$, 其中合成运算采用 $M(\wedge, \vee)$, 并利用加权平均法来确定最优的截集水平, 公式如下^[11]:

$$\lambda_i^* = \sum_{j=1}^{10} b_j \lambda_i \left| \sum_{j=1}^{10} b_j \right|; i = 1, 2 \quad (10)$$

获得的两个最优的截集水平为 $\lambda_1^* = 0.514$, $\lambda_2^* = 0.580$.

本文预先设计出一系列的截集水平, 针对每个截集水平序列和最优截集水平, 分别采用基于非对称满意度模型的 CO 计算出相应的最满意解, 以便进行比较, 结果如表 4 所示.

表 4 使用系列截集水平的 CO 优化结果
Tab. 4 The results using series of cut levels for CO

λ_1	λ_2	x_1/m	x_2/m	x_3/m	x_4/m	x_5/Ω	x_6/K^{-1}	x_7/Ω	x_8/K^{-1}	$-F_1$	$-F_2$	$-D$
0.2	0.2	0.042	0.042	0.009 2	0.005 4	9.2	0.004 6	9.2	0.004 6	0.857	0.997 7	0.913
0.4	0.4	0.044	0.044	0.009 4	0.005 1	9.4	0.005 1	9.4	0.005 1	0.730	0.998 0	0.837
1.0	1.0	0.050	0.050	0.010 0	0.005 0	10	0.004 0	10	0.004 0	0.525	0.997 6	0.714
0.2	0.8	0.048	0.048	0.009 8	0.004 8	9.2	0.005 5	9.2	0.005 5	0.587	0.998 2	0.751
0.5	0.9	0.049	0.049	0.009 9	0.004 9	9.5	0.004 9	9.5	0.004 8	0.557	0.997 9	0.733
0.8	0.2	0.042	0.042	0.009 2	0.004 2	9.8	0.003 8	9.8	0.003 8	0.840	0.999 6	0.904
0.514	0.580	0.046	0.046	0.009 6	0.004 9	9.5	0.004 9	9.5	0.004 8	0.653	0.998 2	0.791

从表 4 中可以看出, CO 中的模糊因素对最优解和目标均有影响, 约束条件采用不同的截集水平能导致不同的最优解, 其中从表中前 3 行可以看出, 截集水平越大, 获得系统总目标满意度越小; 从表 4 的后 4 行的数据也可以看出, 由于 CO 优化中每个学科分布特性, 如果每个学科分析中的截集水平取不同的数值, 即使在学科之间有相同约束条件, 也会导致学科决策空间以及满意优化解的变化, 这说明了基于非对称模糊模型的协同满意优化能根据本学科的模糊特性, 独立构造并行的决策空间; 表 4 中的最后 1 行是在最优截集水平下, 两个学科综合多种模糊因素后所获得的满意度解, 也体现了 CO 能够根据各自学科的特点, 独立进行模糊综合评判, 以满足分布式 CO 在实践中的要求.

另外为了比较和分析, 本文分别采用两个学科的截集水平均为 1.0 时的非对称模糊优化 CO 和单级优化方法进行了寻优, 结果如表 5 所示.

表 5 两种优化方法的结果比较

Tab. 5 The result comparison using two kinds of optimization methods

方法	目标函数值	满意度	系统分析次数	优化时间 /ms
单级优化	636 740	0.525 1	222	213
CO	636 812	0.525 2	420	192

从表 5 中可以看出, CO 与单级优化方法获得的最优目标函数值和满意度近似相等. CO 中两个学科都需要进行学科分析, 使系统分析的次数较多, 但由于每个学科采用多优化器的并行优化和分析思想, 总优化时间要优于单级优化, 这也体现了 CO 的特点和优势.

5 结 论

本文根据满意度原理, 分别构造了各个学科目标函数、系统级综合目标满意度函数, 将传统的 MOCO 的优化方法转变为协同满意优化方式. 考虑到在 MDO 环境中, 约束条件通常被分配到不同的学科中, 因此非对称模糊模型的截集水平被应用到 CO 中, 一方面使 CO 具有处理模糊因素的能力, 另一方面, 可以保证 CO 每个学科能独立计算本学科的最优的截集水平, 以构造不同的决策空间. 电子封装问题的实例证明该方法是正确有效的, 非常适合处理具有模糊以及分布式 MDO 环境中的 CO 问题. 当然, 由于 CO 本身具有计算复杂度高、负荷重的缺陷, 引入模糊模型后, 在一定程度上降低了算法的执行效率, 解决上述问题可以通过近似响应面方式^[13], 在学科级和子学科级建立响应面, 以有效地减少计算量.

参考文献:

- [1] KROO I M, ALTUS S, BRAUN R, *et al.* Multidisciplinary optimization methods for aircraft preliminary design [C] // **AIAA 94-4325-CP. Proceedings of the 5th AIAA/USAF/NASA/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization.** Panama City: AIAA, 1994 697-707
- [2] TAPPETA R V, RENAUD J E. Multi-objective collaborative optimization [J]. **J Mech Des**, 1997, **119**(9): 403-411
- [3] ZADEH L A. Fuzzy sets [J]. **Inf Control**, 1965, **8**(3): 338-353
- [4] SIMON H A. 管理决策新科学 [M]. 北京: 中国社会科学出版社, 1998
- [5] TAKATSU S. Latent satisficing decision criterion [J]. **Inf Sci**, 1981, **25**(2): 145-152
- [6] GOODRICH M A. A theory of satisficing decisions and control [J]. **IEEE Trans Syst, Man and Cybernetics-Part A**, 1990, **28**(11): 763-779
- [7] 靳 蕃. 神经计算智能基础原理与方法 [M]. 成都: 西南交通大学出版社, 2000
- [8] HUANG H Z. Fuzzy multi-objective optimization decision-making of reliability of series system [J]. **Microelectronics and Reliability**, 1997, **37**(3): 447-449
- [9] ZADEH L A. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning-I, II, III [J]. **Inf Sci**, 1975, **8**(2): 199-249
- [10] BELLMAN R E, ZADEH L A. Decision-making in a fuzzy environment [J]. **Manage Sci**, 1970, **17**(4): 141-164
- [11] 黄洪钟. 机械设计模糊优化原理及应用 [M]. 北京: 科学出版社, 1997 108-137
- [12] RENAUD J, GABRIELE G. Approximation in non-hierarchical system optimization [J]. **AIAA J**, 1994, **32**(1): 198-205
- [13] SOBIESKI P, MANNING V M, KROO I M. Response surface estimation and refinement in collaborative optimization [C] // **Proceedings of 7th AIAA/NASA/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis Optimization.** St. Louis [s n], 1998 359-370

Multidisciplinary satisficing collaborative optimization using asymmetrical fuzzy model

TAO Ye^{*1,2}, HUANG Hongzhong³, LIU Zhijie¹, LU Xianqiang²

(1.Key Lab. for Precis. & Non-tradit. Mach. Technol. of Minist. of Edu., Dalian Univ. of Technol., Dalian 116024, China;

2.School of Inf. Eng., Dalian Fisheries Univ., Dalian 116023, China;

3.School of Mechatronics Eng., Univ. of Electron. Sci. and Technol. of China, Chengdu 610054, China)

Abstract Collaborative optimization (CO) in multidisciplinary design optimization (MDO) consists of system-level and several discipline-levels. However, in practical engineering design, lots of fuzzy factors, especially, the mutual conflicting objectives further increase the complexity of CO. The cuts level method is used to design the asymmetrical fuzzy model for CO, which guarantees each discipline to acquire its optimum cuts level independently and constructs the relevant decision space. At the same time, the satisfaction degree is used to design the discipline objective function, which is used as the component of the discrepancy equation and is delivered to system-level. As system-level maximizes the overall satisfaction degree function, each discipline can acquire the optimum satisfaction solutions, simultaneously. The example of electronic packaging problem demonstrates that the proposed method is available and efficient.

Key words collaborative optimization; satisfaction degree; multidisciplinary design optimization; cuts level method