

基于案例的复杂产品快速优化设计

冯国奇¹, 崔东亮², 马明旭³

(1. 东北大学 工商管理学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 东北大学 流程工业综合自动化国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110819;
3. 东北大学 机械工程与自动化学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘 要: 充分挖掘设计案例中蕴含的规律以提升产品研发效率和质量, 是复杂产品设计企业持续研究的关键问题之一。跳出多学科设计优化的传统思维方式, 从知识应用角度出发提出一个产品快速优化设计方案: 以源于设计方案的关键参数矢量为基础, 通过求解输入/输出参数之间的关系完成权值设计, 基于专家经验及设计目标实现快速聚类分析, 通过类内参数延拓和抽样完成参数的高覆盖、合理化设计, 采用试验设计的方法为计算复杂度约束的优化设计提供高质量初始解, 对全排列的其他样本进行基于知识的评估以快速筛选最优方案进行仿真。实验结果表明了本方法的有效性及可操作性。

关 键 词: 复杂产品; 设计知识; 优化设计; 加权聚类

中图分类号: TP 391 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2015)06-0908-05

Case-based Fast Optimization Design for Complex Products

FENG Guo-qi¹, CUI Dong-liang², MA Ming-xu³

(1. School of Business Administration, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 3. School of Mechanical Engineering & Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: FENG Guo-qi, E-mail: gqfeng@mail.neu.edu.cn)

Abstract: Optimization design for complex products is of great difficulty because of its multidisciplinary characteristics. Multidisciplinary design optimization (MDO) can better deal with this issue, but there are still some flaws in implementing this technology. The exploration of the laws from previous cases can enhance the efficiency and quality of product design. Unlike the traditional methods of MDO, a fast design optimization is proposed from the perspective of knowledge application. Based on the key parameters extracted from design versions, the weights of vector are acquired by the calculation of the relationship between input parameters and output parameters. Rapid clustering is performed based on expert experience and design objectives, parameters are designed by the extension and re-sampling of cluster members, experiments are designed to provide high-quality initial solutions to the optimization designs with computational constraint, and the other samples from the same cluster are given knowledge-based evaluation and simulated with fast sampling optimization scheme. The results showed that this method is of great effectiveness and feasibility.

Key words: complex product; design knowledge; optimization design; weighted clustering

复杂产品的整体性能依赖于不同学科规范的综合运用, 其设计是一个多学科协同优化过程, 近年来多学科设计优化 (multidisciplinary design optimization, MDO) 技术得到了国内外学者的关注^[1]。研究人员已经在数学建模、系统分解、优化

框架及算法、近似模型及灵敏度分析等方面取得了一些成果^[2]; 在前期的面向科学计算的复杂产品设计数据管理研究^[3]过程中, 发现传统的单级优化框架不能很好处理多学科的复杂耦合情况, 多级(两级)优化框架又常常因为算法复杂性、鲁

收稿日期: 2014-04-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71102120); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(N130406002, N130408001)。

作者简介: 冯国奇(1976-), 女, 河南平顶山人, 东北大学副教授。

棒性、适用性等原因在实施过程中存在较多困难。

复杂产品设计是一个参数化、基于历史的多学科群决策与协商的非线性进化过程,该协同过程通常包含大量有关设计评估、候选项比较及选择等决策^[4]。工程问题处理过程中,如果在专家经验指导下,基于既有案例“快速表达并应用多学科领域的相关设计知识”,将大幅改善设计效率并提高设计质量^[5]。但是复杂产品研制项目的高度不确定性、独立性和自主性对产品开发中项目间知识共享造成了一定障碍^[6-7]。Bandaru 等从 Pareto 解集的角度研究了多学科设计优化中的知识发现方法^[8],Gulfen 等采用模糊集、网格分析法相结合的评价方法为设备选优提供多准则决策支持^[9]。Curran 等设计了 KNOMAD 方法实现多学科优化设计中知识捕捉、表达、组织、建模、分析及应用^[10]。

1 研究方案

与传统的多学科优化所关注的“多学科”应对措施不同,本文将设计问题作为一个整体进行研究。这种研究与多学科可行性方法(MDF)及单学科可行性方法(IDF)等“单级优化”有着本质的差异:不再直接采用“目标函数+动态寻优”的方式达到目标,而是充分利用既有设计方案,在专家经验指导下,选择合理的参数集,进而通过拟合等方法表达设计数据中蕴含的规律及知识;在既有设计方案基础上进行全空间大规模样本设计,通过基于知识的预估,初步定位较优设计方案,然后直接仿真并选取最优案例作为设计结果。具体方法如图1所示。

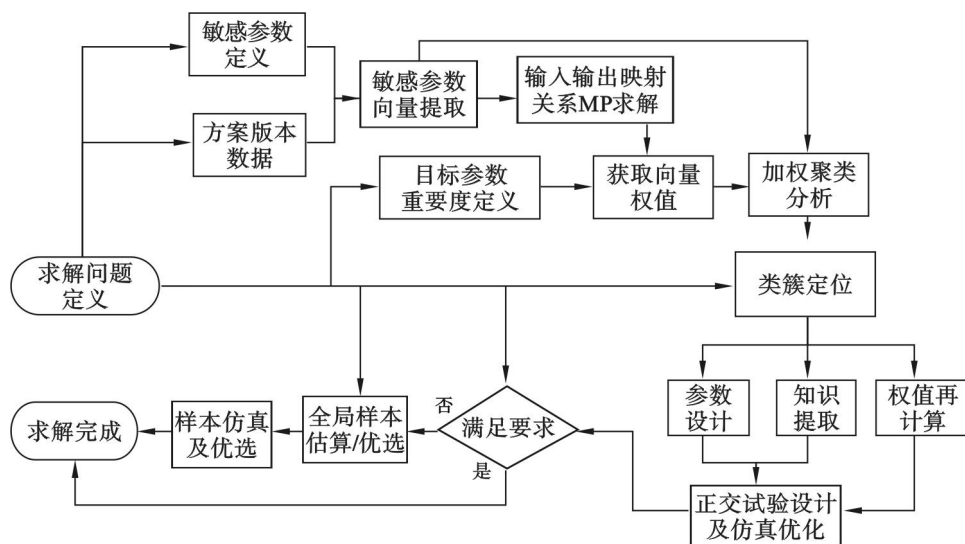


图1 基于知识发现的设计优化过程

Fig. 1 Design optimization process based on knowledge mining

2 设计方案聚类分析

在前期研究中^[3],针对设计数据的复杂关系及演变特性设计了“关系数据库+原始数据+XML Schema”综合信息存储方法,在此基础上采用网状关系模型,实现具有演进特性的跨项目设计数据清晰化管理。本文“设计参数矢量提取”基于该设计数据管理技术抽取设计矢量供后续使用。

假设已经获得了关键参数列表,拟通过基于加权的聚类分析完成可行域分解。Doneniconi 等提出的特征权重设置方法能完成特征权重的计算^[11],但是计算方法繁琐且部分参数很难直接确

定。本文以设计目标为导向计算对应权值。

假设第 i 个方案中抽取出的 p 个关键输入参数形成的子矢量为 \mathbf{v}_i , q 个关键输出参数形成的子矢量为 \mathbf{u}_i , 则 \mathbf{u}_i 和 \mathbf{v}_i 的拟合表达为

$$(\mathbf{u}_{i1}, \mathbf{u}_{i2}, \dots, \mathbf{u}_{iq}) = [\vec{F}_1, \dots, \vec{F}_q](\mathbf{v}_{i1}, \mathbf{v}_{i2}, \dots, \mathbf{v}_{ip}). \quad (1)$$

如果采用一阶拟合关系近似,则

$$\mathbf{u}_{iq} = \vec{F}_q(\mathbf{v}_{i1}, \mathbf{v}_{i2}, \dots, \mathbf{v}_{ip}) = \sum_{j=1}^p (k_{jq} * \mathbf{v}_{ij}). \quad (2)$$

当集合 X 中有 m 个矢量时,其矩阵表达为

$$\begin{bmatrix} \mathbf{v}_{11} & \mathbf{v}_{12} & \dots & \mathbf{v}_{1p} \\ \mathbf{v}_{21} & \mathbf{v}_{22} & \dots & \mathbf{v}_{2p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{v}_{m1} & \mathbf{v}_{m2} & \dots & \mathbf{v}_{mp} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_{11} & \dots & k_{1q} \\ k_{21} & \dots & k_{2q} \\ \vdots & & \vdots \\ k_{p1} & \dots & k_{pq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_{11} & \dots & \mathbf{u}_{1q} \\ \mathbf{u}_{21} & \dots & \mathbf{u}_{2q} \\ \vdots & & \vdots \\ \mathbf{u}_{m1} & \dots & \mathbf{u}_{mq} \end{bmatrix}. \quad (3)$$

标记 3 个矩阵为 V, K 及 U , 则

$$K = [V^T V]^{-1} V^T U. \quad (4)$$

对集合 X 中的所有矢量, 根据式(4)得到各输入参数到各个输出参数之间的映射关系. 针对每一设计任务, 用户都很明确各关键设计参数的归一化权重, 如果某输入参数权重 PreDef_i 未定义, 则可借助输出参数权重逆向求解:

$$w_{vi} = \begin{cases} \sum_{j=1}^q \frac{w_{uj}}{\text{SF}_j} k_{ij}, & \text{输入权重未定义;} \\ \frac{\text{PreDef}_i}{\text{IF}_j}, & \text{显式定义权重.} \end{cases} \quad (5)$$

其中: w_{uj} 为输出参数相对权重; 输出比例因子 SF_j 和输入比例因子 IF_j 分别为 X 中对应参数的最大值. 则全局意义下的权重矢量为

$$w = (w_v, w_u) = (w_{v1}, \dots, w_{vp}, w_{u1}, \dots, w_{uq}). \quad (6)$$

数据对象 x_i 到中心 c_k 的一阶近似加权距离为

$$d_w(c_k, x_i) = \sum_{j=1}^t w_j |c_{kj} - x_{ij}|, \quad t = p + q. \quad (7)$$

本文根据用户经验及对全局设计方案的了解设置聚类数 k , 然后采用最小最大原则选择初始种子, 在阈值约束下递推得到最终分类结果.

3 基于知识的设计优化

聚类目的是寻找设计方案集合蕴含的设计规律, 实现可行域分解, 依据设计目标找到匹配度最高的分类, 对该类进行更深入的分析以得到知识的显式表达, 并直接应用于复杂产品的优化设计.

3.1 设计知识表达及目标类匹配

假定最终分类结果中聚类 X_i 中含有 m 个矢量, 其聚类中心为 C_i , 根据该类内的样本得到形如式(3)的“输入-输出”间的映射关系. 根据式(4)得到该类内各个输入参数到各个输出参数的映射关系. 与式(5)中使用的全局映射系数 k_{ij} 相比, 根据 X_i 各矢量计算得到的 k_{ij} 更能描述该类簇的设计特点. 可以把该聚类对应的映射参数 $\{k_{ij}\}$ 以及该类所含设计矢量 ID 形成一个条目.

设计目标 Target 参数包含设计方案中的若干输入参数和输出参数可形成设计子空间中的一个矢量, 依据知识条目中关键参数列表扩充该矢量(未指定参数以 0 填充), 记

$$\text{Target} = (x_{t1}, x_{t2}, \dots, 0, x_{ts}, \dots, x_{tn}), \quad t = p + q. \quad (8)$$

依据式(8)在种子集合 $\{C_i\}$ 中寻找距离最近

的聚类中心, 对应的计算方法为

$$d_w(\text{Target}, C_i) = \sum_{j=1}^t w_{Tj} |x_{Tj} - x_{ij}^c|. \quad (9)$$

$$w_{Tj} = \begin{cases} w_j, & \text{if } x_{Tj} \text{ is defined;} \\ 0, & \text{else.} \end{cases} \quad (10)$$

3.2 快速优化设计

加权聚类能快速获得匹配度最高的聚类中心, 以该类设计矢量为原始样本点进行参数空间设计, 基于此建立高覆盖、高质量的初始解集; 在预定计算量约束下, 以这些初始解为基础展开寻优操作, 从而把常规意义上高计算量的设计优化分解为多个较低计算量的子问题. 采用的流程分为样本设计、基于正交试验的设计优化、全局样本过滤及仿真三步. 方法如下:

第一步, 样本设计: 以目标类中各设计矢量为原始样本点, 采用双对称延拓方法对各输入参数进行左右延拓形成扩展的样本区域 D_e . 以丰满其取值空间, 然后通过设计参数约束条件完成可行范围截取. 在 D_e 内根据原始样本的参数分布情况设置抽样密度和抽样精度, 合并距离较近的样本, 在距离较远的样本之间插入新样本; 参考 D_e 的抽样设计结果, 在 D_e 内采用步长倍增方法抽样. 经过上述延拓和自适应取样处理, 最大程度为设计优化初步定位收敛区域及试探区域.

第二步, 设计优化: 默认各参数独立, 不考虑交互作用, 建立正交表, 形成数量尽量少的样本子集, 先根据多学科约束条件筛选子集中的可行各样本, 满足约束的样本直接进行仿真. 如果有样本误差在允许范围内, 则问题求解完成, 否则计算这些样本和设计目标的间距 d_w , 优选距离最近的若干样本, 依据设计知识把误差以负反馈的方式依据式(9)微调输入参数, 实现求解问题的快速收敛, 如果能在指定的求解规模内获得满足设计意图的结果, 处理结束, 否则进入第三步.

第三步, 全局样本过滤及仿真: 以排列组合的方式处理各变量的取样点形成初始样本云, 采用式(9)筛选出属于当前分类的样本, 按照由简到繁的方式顺序验证多学科约束条件, 得到用于分析的样本集, 然后把知识条目中的映射关系作用到各样本输入矢量 v 得到模拟输出结果 u , 组织设计矢量 $x_{\text{sim}} = (v, u)$, 利用式(9)计算所有样本和设计目标间距 d_w , 优选距离最近的若干样本进行仿真计算, 结果最优的样本即所需设计结果.

4 案例分析

目前航空发动机设计都采用基于“核心机”

的系列化设计以达到全生命周期管理效率和市场需求覆盖率的最大化. 系列化研发的途径是: 在保持一台成熟“核心机”基本几何参数不变的条件下, 通过改变风扇或者低压压气机直径及级数, 以及涡轮的冷却技术或者材料来改变发动机的主要循环参数. 充分挖掘不同型号蕴含的知识是相关设计的首要任务, 这也是我国各发动机设计研究单位的技术瓶颈所在. 以航空发动机涡轮设计优化为对象, 对知识支持的优化设计进行了初步探索(保密起见, 以下采用处理过的数据).

航空发动机涡轮气动方案设计是一个典型的多学科综合优化问题. 关键输入参数为总温 T , 总压 P , 燃气流量 Q , 转速 N 及进口气流角 α , 关键输出参数为理想功 w 和效率 η . 建立近似模型:

$$\begin{aligned} w &= k_{11} \times T + k_{21} \times P + k_{31} \times Q + k_{41} \times N + k_{51} \times \alpha + k_{61}, \\ \eta &= k_{12} \times T + k_{22} \times P + k_{32} \times Q + k_{42} \times N + k_{52} \times \alpha + k_{62}. \end{aligned} \quad (11)$$

某新型商用航空发动机设计任务中, 目标理想功为 25 870, 目标效率为 0.916 50, 设计目标中理想功和效率的归一化权重为 (0.4, 0.6), 以已有的 27 个大小型号共 95 个设计方案作为知识提取的数据源, 根据专家意见可以确定这些型号属于 7 类, 聚类分析分类数设定为 7. 根据式 (4) 得到全局意义下各输入参数-输出参数之间映射关系矩阵如下:

$$\begin{bmatrix} k_{11} & k_{12} \\ k_{21} & k_{22} \\ k_{31} & k_{32} \\ k_{41} & k_{42} \\ k_{51} & k_{52} \\ k_{61} & k_{62} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.3847 & 2.3042 \times 10^{-6} \\ -0.0276 & 3.528 \times 10^{-7} \\ 10.5827 & 2.2149 \times 10^{-4} \\ 0 & -7.2 \times 10^{-9} \\ -10.7946 & 1.3986 \times 10^{-4} \\ 27309.5 & 8.4537 \times 10^{-1} \end{bmatrix}. \quad (12)$$

由式 (5) 得到各入参的全局权值为 9.3098×10^{-6} , -3.8853×10^{-7} , 3.3894×10^{-4} , -1.5294×10^{-7} , -1.7772×10^{-7} . 以此按照前述的方法进行聚类分析得到 7 个聚类, 依据式 (4) 对各聚类分别求解关系矩阵 K , 得到 7 个类中心矢量. 依式 (9) 得到距离最近类, 该类簇由 13 个原始设计方案组成.

以此为基础, 在参数空间中建立 5 维取样网格: T, N, α 分别在现有的 13 个样本等级内插 12 个等级; 变量 Q 由 13 个原始样本合并为 8 个等级并内插 7 个等级; 变量 P 合并为 6 个等级并内插 5 个等级; 根据各参数的取值范围, T, P 左延 1 个等级右延 2 个等级, Q, α 左右各延拓一个等级, N 左延 2 个等级右延 1 个等级. 进行 5 因素的混

合正交试验设计, T, P, Q, N, α 各因素等级数分别为 28, 14, 17, 28, 27, 最小试验次数为 110, 而穷举法得到排列组合数为 5 037 984. 从设计数据看出, 输出最大值为 (25 845.17, 0.918 14), 各入参综合权值为 7.8601×10^{-6} , -1.425×10^{-7} , 3.2779×10^{-4} , -1.1451×10^{-7} , -7.8689×10^{-5} .

直接对 110 个样本进行仿真, 计算这些样本和设计目标之间的距离, 优选若干微调. 所定位样本 [1 398.80, 87 895.0, 98.795, 10 301.0, 70.200 0], 对应理想功为 25 863.0, 效率为 0.916 75, 以此样本仿真得到理想功为 25 887.1, 效率为 0.916 48; 根据所给出的综合权值, 微调参数, 快速得到解 [1 402.70, 87 890.0, 98.850, 10 295.0, 69.200 0], 理想功为 25 879.4, 真实效率为 0.916 59, 满足设计目标.

该案例采用二阶映射关系能获取更好的设计结果. 为突出重点, 本文采用一阶近似模型进行描述, 并省略了显著性检验等相关步骤的阐述.

5 结 语

本文在前期复杂产品设计数据管理研究基础上, 挖掘并应用历史设计方案中所蕴藏的知识以提高产品设计效率及质量. 采用加权聚类分析法从统计学角度实现可行域分解, 在目标类内以既有案例为参考重新定义可行域, 采用非均匀取样的方法在可行域中心和边缘处设置不同的取样频率, 采用正交试验设计和知识指导下的参数调整方法降低分析规模和难度, 采用知识辅助下的估算完成全局搜索. 在航空发动机涡轮气动设计中的应用表明, 本文提出的方法不需要对原有设计模式及数据管理方法进行太大更改, 具有很强的操作性, 可为后继研究提供多方位指导.

参考文献:

- [1] Joaquim R R A, Martins B L. Multidisciplinary design optimization: a survey of architectures [J]. *AIAA Journal*, 2013, 51(9): 2049-2075.
- [2] 马明旭, 王成恩, 张嘉易, 等. 复杂产品多学科设计优化技术 [J]. *机械工程学报*, 2008, 44(6): 15-26.
(Ma Ming-xu, Wang Cheng-en, Zhang Jia-yi, et al. Multidisciplinary design optimization for complex product review [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2008, 44(6): 15-26.)
- [3] 冯国奇, 崔东亮, 王成恩, 等. 面向科学计算的复杂产品工程设计数据管理研究 [J]. *计算机集成制造系统*, 2008, 14(2): 226-233.
(Feng Guo-qi, Cui Dong-liang, Wang Cheng-en, et al.

- Scientific computing data management in complex product engineering design environment [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2008, 14(2): 226 – 233.)
- [4] Mohan K, Ramesh B. Traceability-based knowledge integration in group decision and negotiation activities [J]. *Decision Support Systems*, 2007, 43(3): 968 – 989.
- [5] Ratcheva V. Integrating diverse knowledge through boundary spanning processes—the case of multidisciplinary project teams [J]. *International Journal of Project Management*, 2009, 27(3): 206 – 215.
- [6] Senthil K C, Karthik R, Ram D S, et al. The evolution, challenges, and future of knowledge representation in product design systems [J]. *Computer-Aided Design*, 2013, 45(2): 204 – 228.
- [7] Zheng J, Shao X, Gao L, et al. A prior-knowledge input LSSVR metamodeling method with tuning based on cellular particle swarm optimization for engineering design [J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(5): 2111 – 2125.
- [8] Bandaru S, Deb K. Higher and lower-level knowledge discovery from Pareto-optimal sets [J]. *Journal of Global Optimization*, 2013, 57(2): 281 – 298.
- [9] Gulfen T, Bhadir G, Cengiz K, et al. An integrated fuzzy multi-criteria decision making methodology for material handling equipment selection problem and an application [J]. *Expert System with Applications*, 2010, 37(4): 2853 – 2863.
- [10] Curran R, Verhagen W J C, van Tooren M J L, et al. A multidisciplinary implementation methodology for knowledge based engineering: KNOMAD [J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(11): 7336 – 7350.
- [11] Domeniconi C, Papadopoulos D, Gunopulos D, et al. Subspace clustering of high dimensional data [C]// *Proceedings of the 4th SIAM International Conference on Data Mining*, Orlando, 2004: 517 – 521.

(上接第 907 页)

参考文献:

- [1] Peters E E. Fractal market analysis: applying chaos theory to investment and economics [M]. New York: John Wiley & Sons, 1994.
- [2] Malevergne Y, Sornette D. Extreme financial risks: from dependence to risk management [M]. New York: Springer, 2006: 124 – 132.
- [3] 苑莹, 杜乐鹿, 庄新田. 股市收益率与交易量长记忆性实证研究[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2012, 33(7): 1056 – 1064.
(Yuan Ying, Du Le-lu, Zhuang Xin-tian. An empirical research on long-term memory of returns and trading volumes of stock markets in China [J]. *Journal of Northeastern University*, 2012, 33(7): 1056 – 1064.)
- [4] 汪冬华, 索园园. 多重分形理论的大盘股和中小盘股差异性分析[J]. 管理学报, 2012, 9(7): 1025 – 1031
(Wang Dong-hua, Suo Yuan-yuan. A study on differences between large-cap-stock and small-cap-stock based on multifractal theory [J]. *Chinese Journal of Management*, 2012, 9(7): 1025 – 1031.)
- [5] Jose A R, Jesus A, Eduardo R. Short-term predictability of crude oil markets: a detrended fluctuation analysis approach [J]. *Energy Economics*, 2008, 30: 2645 – 2656.
- [6] Hiroaki K. Evidence of multi-affinity in the Japanese stock market [J]. *Physica A*, 2000, 278: 275 – 281.
- [7] Andreadis I, Serletis A. Evidence of a random multifractal turbulent structure in the Dow Jones industrial average [J]. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2002, 13(6): 1309 – 1315.
- [8] Yuan Y, Zhuang X T, Liu Z Y, et al. Analysis of the temporal properties of price shock sequences in crude oil markets [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Application*, 2014, 394: 235 – 246.
- [9] Yuan Y, Zhuang X T, Jin X, et al. Stable distribution and long-range correlation of Brent crude oil market [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Application*, 2014, 413: 173 – 179.
- [10] Lo W. Long-term memory in stock market prices [J]. *Econometrica*, 1991, 59(5): 1279 – 1313.