

考虑不确定性的多学科设计优化方法研究综述

刘钊, 凌闻元

(上海交通大学, 上海 200240)

摘要: **目的** 研究多学科不确定性设计优化中多学科设计优化方法、不确定性建模与传递、不确定性设计优化的相关理论。**方法** 通过研究并分析国内外相关文献, 总结归纳考虑不确定性的多学科设计优化中的耦合系统解耦方法、参数和代理模型不确定性的建模方法, 以及高效的不确定性传递和设计优化方法。**结论** 系统探讨了在面对复杂多变的外界环境时, 多学科设计优化对不确定性量化与传递的需求, 提出多学科设计优化不仅要考虑确定性的系统, 而且需要考虑由于外界环境变化导致的系统响应的不确定性。针对现有的多学科不确定性设计优化方法的理论研究, 提出提高计算效率的关键在于将传统的三层嵌套循环计算框架解耦成单层循环。研究结果表明, 考虑不确定性的多学科设计优化将成为复杂多学科系统设计的有力支撑, 能显著提高系统的可靠性和稳健性, 提高使用寿命, 同时能够加快产品的更新换代设计。

关键词: 多学科设计优化; 不确定性建模; 不确定性传递; 参数不确定性; 模型不确定性; 耦合系统

中图分类号: TB472 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2021)02-0035-08

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2021.02.006

A Review of Multidisciplinary Design Optimization Methods Considering Uncertainties

LIU Zhao, LING Wen-yuan

(Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

ABSTRACT: The work aims to study theories on multidisciplinary design optimization, uncertainty modeling and propagation, and uncertainty design optimization in the uncertainty multidisciplinary design optimization. By studying and analyzing relevant literatures at home and abroad, the work summarized the decoupling method of coupling systems, the methods of quantifying parameter and surrogate modeling uncertainties, and efficient uncertainty propagation and design optimization methods in the uncertainty multidisciplinary design optimization. The work systematically discusses the demand of multidisciplinary design optimization for uncertainty quantification and propagation when facing complex and changeable external environment, and it proposes that multidisciplinary design optimization should not only consider the deterministic system, but also the uncertainty of system response caused by the change of external environment. After studying the existing researches of uncertainty multidisciplinary design optimization methods, it proposes that the key to improve the computational efficiency lies in decoupling the traditional three-layer nested loop calculation framework into a single-layer loop. The result shows that multidisciplinary design optimization considering uncertainty will become a strong tool for the design of complex multidisciplinary systems, which can significantly improve the reliability and robustness of the system, improve the service life and speed up the replacement design of products.

KEY WORDS: multidisciplinary design optimization; uncertainty modeling; uncertainty propagation; parametric uncertainty; model uncertainty; coupled system

多学科设计优化是解决多学科系统设计的有效手段。然而在现实世界中, 一个系统或结构, 以及与

其相互作用的环境中含有大量的不确定因素, 这些不确定因素可能来自于计算模型的假设和简化、生产过

收稿日期: 2020-08-20

基金项目: 上海市哲学社会科学规划教育学一般项目 (A2007)

作者简介: 刘钊 (1988—), 男, 山东人, 博士, 上海交通大学助理教授, 主要研究方向为智能设计理论与应用。

程中的制造误差、实际环境不同所导致的材料性能上的不确定性,以及结构承载时实际载荷的不确定性等。这些不确定性会导致系统性能产生波动甚至严重偏离预期性能从而导致系统失效。因此在进行系统的优化设计时将不确定性纳入考虑是非常重要的。本文旨在总结归纳近些年国内外学者在不确定性多学科设计优化方面的研究成果并指出未来的发展方向。

1 多学科设计优化

汽车的研发工作是一项非常复杂的系统工程,需要综合考虑汽车碰撞安全性、耐久性、控制稳定性及NVH等,汽车多学科设计优化见图1。其涉及的学科多并且学科间含有复杂的耦合关系,这给汽车的设计和优化带来了很大困难。多学科设计优化(Multi-disciplinary Design Optimization, MDO)则可以综合考虑多个学科对系统响应的影响。多学科设计优化与传统设计方法相比具有三个方面的优势:(1)考虑学科间耦合设计,更加贴切问题的实质,具有高保真度;(2)多学科综合优化设计,采用多目标机制平衡学科间影响,探索整体最优解,避免串行重复设计导致的人力、物理、财力浪费;(3)采用协同/并行设计,大幅缩短设计周期。

多学科设计优化首先由美国国家航空航天局NASA的波兰籍工程师Sobieszczanski-Sobieski^[1]提出并应用于飞行器设计,随后逐渐扩展至汽车设计领域。NASA将多学科设计优化定义为一种通过充分探索和利用系统中相互作用的机制,来设计复杂系统和子系统的方法论。多学科设计优化的思想基础是并行协同设计学和集成制造技术。根据多学科设计优化问题中学科的组织形式,多学科设计优化方法可分为多学科可行法^[2]、单学科可行法^[3]、目标分流法^[4]等,下面对各种方法进行简要的介绍和评述。

1.1 多学科可行法

解决多学科设计优化的最基本的方法是多学科可行法(Multi-disciplinary Feasible, MDF)。多学科可行法的数学模型如下:

$$\begin{aligned} \min & F(X) \\ \text{s.t.} & g_i(X) \leq 0, \quad i=1,2,\dots,m \\ & h_j(X) = 0, \quad j=1,2,\dots,n \\ & X_L \leq X \leq X_U \end{aligned} \quad (1)$$

多学科可行法的基本框架见图2,其本质上是一个两层循环的过程。外层是优化循环,内层是多学科分析。多学科分析实际上是在求解一个非线性方程组,常用的求解方法为固定点迭代法。可以看出,在 multidisciplinarity 可行法中,多学科分析循环嵌套在优化循环中,这样会导致计算开销十分巨大。然而同时,多学科可行法所需的设计变量个数是多学科设计优化方法中最少的。并且由于多学科可行法在每次优化迭代

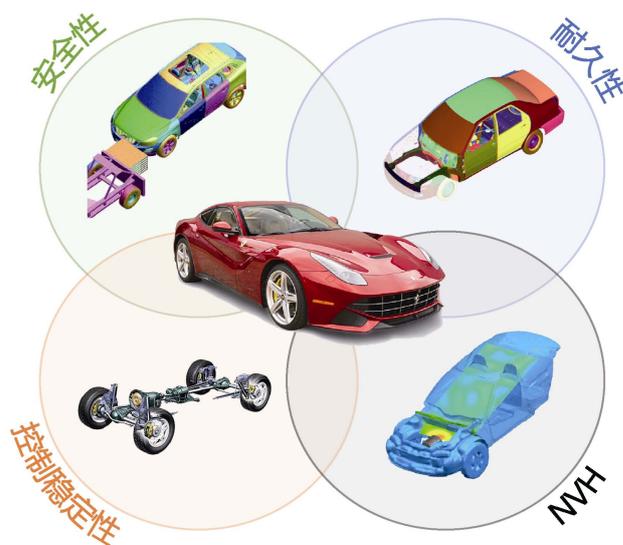


图1 汽车多学科设计优化

Fig.1 Multidisciplinary design optimization of automobile

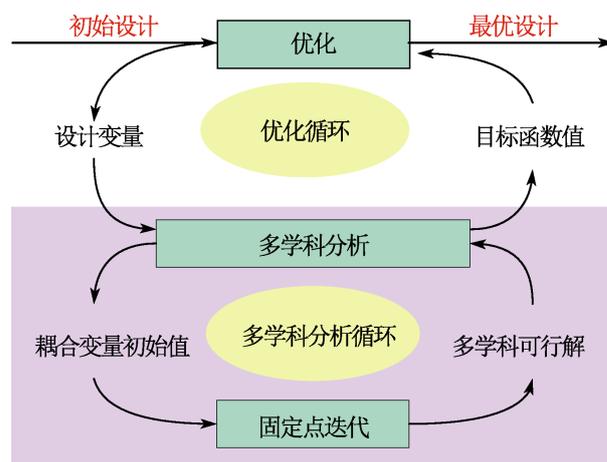


图2 多学科可行法计算框架

Fig.2 Computational framework of MDF

中均会进行高精度的多学科分析,所以多学科可行法所得结果的精度非常高,常常被当作标准方法来检验其他方法的精度和效率。

1.2 单学科可行法

单学科可行法(Individual Discipline Feasible, IDF)相比多学科可行法,避免了在每次优化迭代中进行多学科分析。单学科可行法将学科间耦合变量视为设计变量,同时添加耦合变量的约束条件来保证优化结果的学科一致性。单学科可行法的数学模型如下:

$$\begin{aligned} \min & F(X, y(X)) \\ \text{s.t.} & g_i(X, y(X)) \leq 0, \quad i=1,2,\dots,m \\ & h_j(X, y(X)) = 0, \quad j=1,2,\dots,n \\ & J_k(X) = |y_k(X) - C_k| = 0, \quad k=1,2,\dots,s \\ & X_L \leq X \leq X_U \end{aligned} \quad (2)$$

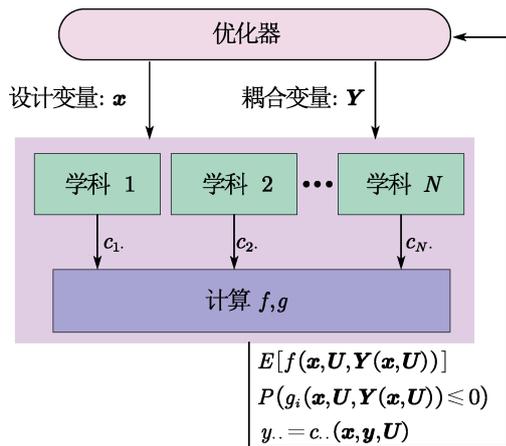


图 3 单学科可行法数据流

Fig.3 Data flow of IDF

其中： $\mathbf{y}(\mathbf{X})$ 是学科间耦合变量，是系统输入 \mathbf{X} 的函数； $J_k(\mathbf{X})$ 是学科一致性约束； C_k 为第 k 个学科的输出，由于存在计算及计算机舍入误差，所以通常学科一致性约束取 $J_k(\mathbf{X}) < \varepsilon$ ， ε 是一个小量。单学科可行法数据流见图 3。

在单学科可行法中，各学科分析互相独立，能独立计算学科间耦合变量，从而避免了执行费时的多学科分析。单学科可行法只有一个单层循环，通过增加设计变量的个数和约束保证所求得的解满足学科一致性。值得指出的是，在单学科可行法的每次优化迭代中，当前解不一定满足学科一致性要求，学科一致性只在最后迭代收敛时得到保证。

1.3 目标分流法

1999 年，美国密歇根大学的 Papalambros 和 Michelena 提出了另一种多学科设计优化方法——目标分流法（Analytical Target Cascading, ATC）。目标分流法适用于层次型系统，其基本思想是将初始约束分解到低层次子系统中，同时纵向和横向的子问题间的相互作用由联系变量来描述，最后将系统级的优化问题转化成在每个层次上的优化问题。某一层的优化目标是使得其高层次和低层次计算的相应偏差最小化。

从目标分流法的基本思想可以看出，其符合系统工程思想，能够有效提高设计质量和设计效率，同时其模块化的处理使得设计过程具有较强的独立性。

1.4 其他方法

除以上三种方法外，还有并行子空间优化方法（Concurrent Subspace Optimization, CSSO）、协同优化方法（Collaborative Optimization, CO）、两级集成系统综合法（Bi-level Integrated System Synthesis, BLISS）等方法。值得指出的是，在各种多学科设计优化方法中，并没有最好的方法，通常根据多学科系统各学科间的组织形式及所要求解的问题来选用最合适的设计优化方法。

2 不确定性的分类与建模

在现实世界中，一个系统或结构，以及与其相互作用的环境中含有大量的不确定因素。以结构设计为例，其不确定性可能来自于计算模型的假设和简化、生产过程中的制造误差、实际环境不同导致材料性能上的不确定性，以及结构承载时实际载荷的不确定性^[5]。这些不确定性会导致系统性能产生波动甚至严重偏离预期性能从而导致系统失效。因此在系统的优化设计时将不确定性纳入考虑是非常重要的。不确定多学科优化设计旨在解决不确定下的多学科设计优化。相比传统的多学科设计优化，不确定性多学科设计优化带来了几大挑战^[6]：如何对不确定性进行建模；各种不确定如何作用于系统性能；考虑不确定性下的优化，以及对于多学科耦合系统如何求得满足学科一致性条件的解。本节先阐述不确定性的分类与建模，随后再介绍不确定性传递方法和不确定性设计优化方法。

不确定性是由知识的不完整性及系统与其环境的固有可变性导致的。不确定性建模是基于不确定性的多学科设计优化的前提，其中包括采用适当的分类法对不确定性来源进行全面识别和分类，以及利用合适的数学工具来表示和建模这些不确定性。

2.1 不确定性分类

不确定性大致可分为两大类：随机不确定性和认知不确定性。随机不确定性描述了所考虑的物理系统或环境的固有变化，例如制造误差、材料性能的离散、载荷的波动等^[7]，由于无法通过收集更多信息或数据来消除，所以随机不确定性无法避免。认知不确定性是因缺乏知识而在建模过程中潜在的不确定性，例如为降低复杂系统分析的计算代价而构建的代理模型，认知不确定性可以通过增加知识状态或收集更多数据来减少或消除。

2.2 随机不确定性建模方法

随机不确定性常用的建模方法有概率理论、证据理论、区间分析等。其中概率理论是应用最广泛、最为人所知的建模方法。

2.2.1 概率理论

在基于概率论的方法中，不确定性是用随机变量或随机过程来表征的。在此类方法中，不确定性参数的均值、标准差、统计矩、联合概率等属性均可使用概率方法进行定义。基于概率论的方法首先假设不确定性参数满足某些概率分布模型（高斯分布、泊松分布、对数正态分布等），然后使用足够的信息（或其他信息）来估算分布模型的参数，从而准确地拟合出不确定性参数的概率密度函数或累积分布函数。在假设分布模型时，可以根据不确定性的特征及系统所涉

及的环境,基于历史经验、先验知识或专家意见来指导选择^[8]。分布模型的参数可以使用参数估计方法来估计,如矩估计法、极大似然法等^[9]。如果数据样本较小,可以通过 Johnson 分布的贝叶斯推断来定义分布模型。虽然概率论广泛应用于工程中的不确定性分析与设计问题^[10-11],但是基于概率的方法通常会遇到一个问题,即不一定总是有足够的信息来开发概率模型。特别是在概念设计阶段,关于研究对象的可用知识非常有限,并且以往的经验、专家意见和经验知识通常是相当主观的。在这种情况下,可以将不确定性从随机性转变为认知不确定性。

2.2.2 证据理论

证据理论,也被称为 Dempster-Shafer 理论,它通过从命题的已知证据确定的信息和合理性来衡量不确定性。这些方法可以用一致的证据定义概率的上下限,而不是为变量分配精确的概率,当对所研究系统的不确定性缺乏了解时,证据理论非常有用^[12]。衡量合理性的信息或证据通常来自实验数据、理论证据或专家意见等。证据理论可以通过其证据组合规则灵活地处理不确定性,它实际上与概率论密切相关,因为随着可用信息的增加,该理论的不确定性表示逐渐接近概率论的表示。然而在处理来源高度不一致的数据时,证据理论存在一定局限性。

2.2.3 区间分析

区间理论是 1950 年以来开发的一种方法,最早用于对计算中的舍入误差和测量误差进行界定,从而保证计算结果的可靠性。在区间分析中,变量的不确定性由一个区间范围来表示^[13-14]。区间分析的主要优点是可以用来解决概率分析所解决不了的问题,然而如果不确定变量主要集中在更小的区间内,则区间分析会带来较大误差。

3 考虑不确定性的多学科设计优化方法

如果将不确定性纳入到多学科设计优化中来,那么就会产生两个新的问题:(1)不确定性在多学科系统内部是如何传递的;(2)如何设计高效的不确定性多学科设计优化算法。

3.1 不确定性传递方法

不确定性传递,简单来说就是当系统参数及系统模型具有不确定性时,如何估计出系统响应的概率分布。不确定性传递见图 4, U 是系统的不确定性参数,同时各学科的计算模型因为精度原因也具有不确定性 ε , f 和 g 是系统的响应变量,则不确定性传递就是根据,利用 U 和 ε 的不确定性去估计 f 和 g 的不确定性。

3.1.1 蒙特卡洛模拟

蒙特卡洛模拟是一种基于采样的方法^[15-16],其基

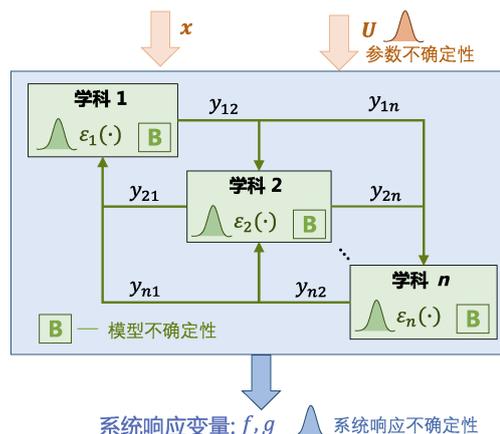


图 4 不确定性传递
Fig.4 Uncertainty propagation

本思想是通过重复采样与模拟来计算响应的统计量。如果样本点的个数足够多,蒙特卡洛方法能给出十分精确的统计结果,因此蒙特卡洛模拟常常被当作不确定性传递的标准方法。用蒙特卡洛方法来传递不确定性主要包含三个步骤:(1)根据输入量的统计分布随机对输入变量采 n 个点(通常 n 取 10^4 以上),具体随机采样的方法可见文献^[17];(2)对于每一个样本点,利用确定性仿真求出相应的系统响应;(3)根据系统响应的 n 个值估计其统计信息(均值、方差等)。

蒙特卡洛方法的估计误差与 \sqrt{n} 成反比,假如要将误差减少到原来的 $1/10$,那么采样点的个数应该变为原来的 100 倍。由此可见,如果要用蒙特卡洛方法来精确估计响应量的统计信息,所需的样本点个数是十分庞大的。然而在实际工程应用中,已知系统输入求系统输出通常是不容易的(要进行实验或有限元仿真),更不用说要进行成千上万次的实验或者高精度仿真,因此在实际工程应用中,蒙特卡洛方法具有很大的局限性。

3.1.2 局部展开法

局部展开法是基于泰勒展开的一种方法,其基本思想是在输入变量的均值点处进行泰勒展开从而将性能响应函数进行一定的线性化,然后再利用展开后的性能响应函数来近似得到响应变量的统计矩和失效概率。局部展开法最大的优势是计算效率高,但同时也具有三个缺点:(1)由于其是在输入变量的均值点处进行泰勒展开的,如果输入变量的方差较大,那么输入变量会有很大可能偏离均值点从而导致预测精度降低^[18];(2)计算复杂度会随着泰勒展开阶数的增加而显著增加^[19];(3)泰勒展开需要计算性能响应函数的各阶导数,这对于复杂系统仿真模型是十分困难的^[20]。

3.1.3 最可能点法

最可能点法也是一种基于泰勒展开的方法,但不同于局部展开法,该方法在最可能失效点(Most

Probable Point, MPP) 处展开。最可能失效点是指在标准正态空间中极限状态面上距离原点距离最近的点^[21], 最可能失效点的搜索实质上是在求解一个等式约束优化问题。目前国际上通用的求解方法是由 Hasofer 等人^[21]和 Rackwitz 等人^[22]在 19 世纪 70 年代发展起来的 HL-RF 算法, 该算法具有形式简单、计算效率高等特点。需要指出的是, 在 HL-RF 算法中需要计算响应函数的导数信息, 而在很多实际工程应用中, 响应函数的导数没有解析形式, 此时需要用数值方法来计算导数信息。计算导数常用的数值方法有符号微分、有限差分法、自动微分法等^[23-24], 其中自动微分法的计算精度最高。

3.1.4 混沌多项式展开

混沌多项式展开 (Polynomial Chaos Expansion, PCE) 能够精确地描述具有任意分布的随机变量的不确定性^[25-26], 混沌多项式展开本质上相当于对不确定量构建一个代理模型。假设随机变量 x 的概率密度函数为 $f(x)$, 且 $f(x)$ 平方可积, 则随机变量 x 可以用一系列相互独立的标准随机变量来表示:

$$x = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{\infty} \alpha_i H_1(U_i) + \sum_{i=1}^{\infty} \sum_{i_2=1}^{i_1} \alpha_{i,i_2} H_2(U_i, U_{i_2}) + \dots + \sum_{i_1 \leq \dots \leq i_n} \alpha_{i_1, \dots, i_n} H_n(U_{i_1}, \dots, U_{i_n}) \quad (3)$$

其中: H_1, H_2, \dots, H_n 是一组正交多项式基。正交多项式通常与输入的随机变量相匹配, 比如满足正态分布的随机变量通常用 Hermite 多项式, 满足均匀分布的随机变量通常用 Legendre 多项式, 满足指数分布的随机变量通常用 Laguerre 多项式等。

式(3)所展示的混沌多项式展开具有无穷多项, 在实际应用中通常使用截断的混沌多项式:

$$x = \sum_{j=0}^d \alpha_j \psi_j(U) \quad (4)$$

其中: α_j 和 $\psi_j(U)$ 分代表式(3)中的 α_{i_1, \dots, i_d} 和 $H_d(U_{i_1}, U_{i_2}, \dots, U_{i_d})$ 。混沌多项式展开的系数可通过正交投影^[27]或最小二乘回归^[28]求得。

虽然混沌多项式展开具有很高的精度, 但是其系数的个数随着展开阶数的增加会出现“指数爆炸”的现象。因此, 近年来 Sudret 等人^[29]也逐渐发展出稀疏混沌多项式展开方法 (Sparse Polynomial Chaos Expansion, SPCE)。稀疏混沌多项式展开能从展开项中找出对响应不确定性影响最为显著的那些项, 忽略影响较小的项, 这样就能在避免“指数爆炸”的同时提高不确定性传递的精度。

3.2 不确定性设计优化

根据设计目标的不同, 不确定性设计优化通常可分为可靠性设计优化 (Reliability-Based Design Optimization, RBDO)^[30-31]和稳健设计优化 (Robust

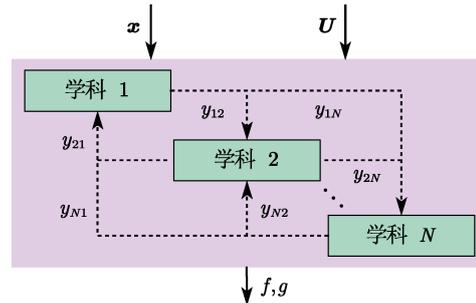


图 5 含不确定量的多学科系统
Fig.5 Multidisciplinary system with uncertain variables

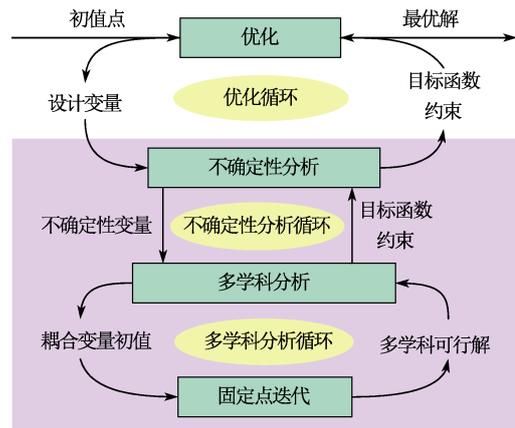


图 6 多学科系统可靠性设计优化的三层循环
Fig.6 Three-loop procedure for RBDO of multidisciplinary systems

Design Optimization, RDO)^[32-33], 或者将两者结合的可靠性稳健设计优化 (Reliability-Based Robust Design Optimization, RBRDO)^[34-35]。可靠性设计优化是将系统的失效概率控制在可接受范围内。稳健设计优化是使系统在参数或输入因不确定性发生变动时, 性能响应能在一定范围内保持稳定的设计方法。

含不确定量的多学科系统见图 5。以可靠性设计优化为例, 其数学模型如下:

$$\begin{aligned} & \text{find } x \\ & \min E[f(x, U, Y(x, U))] \\ & \text{s.t. } P(g_i(x, U, Y(x, U)) \leq 0) < p_i, i = 1, 2, \dots, k \\ & \quad x_{\min} \leq x \leq x_{\max} \end{aligned} \quad (5)$$

其中: x 是确定性的设计变量向量; U 是不确定参数向量; $Y(x, U)$ 是学科间耦合变量; $f(x, U, Y(x, U))$ 是目标函数; $g_i(x, U, Y(x, U))$ 是概率约束函数; p_i 是第 i 个性能指标的失效概率上限; x_{\max} 和 x_{\min} 是设计变量 x 的上下限。

求解多学科设计优化问题通常需要两层循环, 而当不确定性纳入考虑时, 求解过程就变成三层循环。多学科系统可靠性设计优化的三层循环见图 6。

最外层是优化问题的寻优过程; 中间层是不确定性分析, 目的是求得给定设计点 x_0 处的目标函数值和各个失效概率; 最内层是多学科分析, 图中的多学科

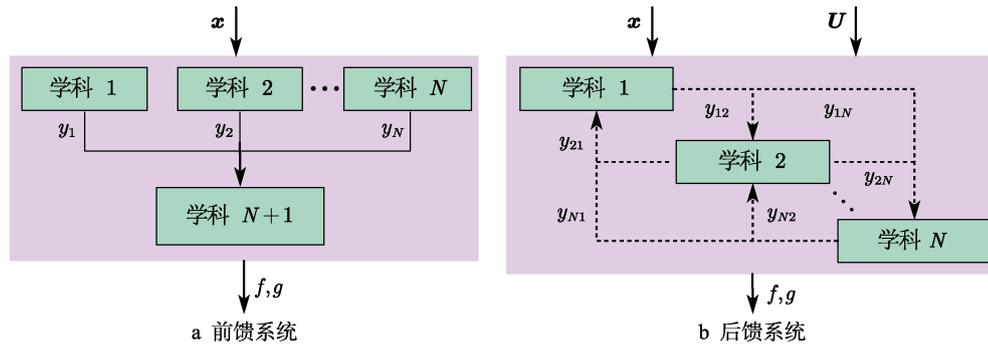


图7 多学科前馈系统和后馈系统

Fig.7 The hierarchical and non-hierarchical multidisciplinary system

科分析方法是固定点迭代法。

多学科系统可靠性设计优化的三层循环的计算框架,其计算量往往非常大。假设优化循环需要迭代100次收敛,进行不确定性分析的蒙特卡洛法需要 10^4 个样本点,则一共需要对多学科系统进行 $100 \times 10^4 = 10^6$ 次高精度仿真。通常对于中等规模的多学科系统来说,对其进行一次高精度仿真需要数十小时到数天不等,如果再考虑不确定性多学科设计优化,那么其计算代价是不能接受的。图6的计算框架是一个嵌套的三循环过程,为了降低这种模式的计算复杂度,Du X等人^[36]和Manhadevan等人^[37]提出将传统的三重嵌套循环过程转换为一个单层优化问题,其关键想法是将优化和不确定性分析解耦序贯执行。借鉴多学科设计优化中的分解协调策略,美国西北大学Chen W等人^[38-39]提出了并行子空间不确定性分析方法,该方法能极大提高多学科系统不确定性设计优化问题的求解效率。

4 存在问题和未来趋势

不确定性多学科设计优化的各项理论已较为完备,但是在将其应用于实际复杂多学科系统时,仍然存在亟待解决的问题,例如如何将后馈多学科系统进行解耦并与不确定性设计优化框架融合,如何处理高维问题,如何量化和传递代理模型不确定性等。

4.1 耦合多学科系统

多学科系统按学科间的组织形式可分为前馈系统和后馈系统,见图7。在前馈系统中,数据流是单向的,因此只需按顺序依次求解各子系统即可得系统响应。对于后馈系统而言,由于数据流会在相互耦合的学科之间来回传递,所以往往需要用迭代法来求解系统响应,而这会导致较大的计算量。

目前解决后馈多学科系统的不确定性设计优化问题通常采用解耦形式的框架^[40-43]。然而该方法只保证了在最优点处学科间耦合变量的统计矩或者在最可能点处满足学科一致性要求,但并未保证对于不确定量的所有取值均满足学科一致性要求,因此如何保

证在最优点处不确定量的所有取值均满足学科一致性要求是未来的一个研究关键点。

4.2 代理模型不确定性分析

在工程应用中,系统的性能响应常常需要通过高精度的电脑仿真得到,比如有限元方法,一些复杂结构的有限元分析往往需要耗费几小时到几十小时。因此,工程上一般使用近似模型代替高精度的计算机仿真来预测系统的响应^[44-46]。不管采用何种近似模型,代理模型的结果与计算机仿真模型的结果相比总会存在偏差,这就是所谓的近似模型不确定性。现有的基于近似模型的不确定性多学科设计优化主要集中在参数不确定或利用序列采样提高近似模型的精度^[47-51],并未考虑近似模型不确定。然而,近似模型不确定仍可能会对不确定性优化的结果有较大影响^[52-53]。鉴于此,章斯亮等人^[54]提出了一个考虑参数和近似模型不确定的稳健优化策略,能减少优化结果不满足约束条件的风险,并且得到一个更加安全的稳健解。然而该研究没有考虑复杂系统学科间的耦合,因此需要提出一个有效的方法来求解同时考虑参数和模型不确定的多学科耦合系统不确定性设计优化问题。

5 结语

当前的多学科系统由于外部环境的复杂多变,所以需要考虑不确定性对系统响应的影响,从而设计出高可靠性、高稳健性的产品。而如果直接将不确定性分析纳入传统的多学科设计优化框架中,计算量将非常大。因此,当前多学科不确定性设计优化研究的焦点主要集中在多学科设计优化方法、多源不确定性量化、高效不确定性传递方法上。本文详细介绍了近年来国内外学者对多学科不确定性设计优化中多学科设计优化方法、不确定性建模、不确定性传递、后馈系统解耦、不确定性设计优化等方面的研究工作。研究表明,考虑不确定性的多学科设计优化将成为复杂多学科系统设计的有力支撑,能显著提高系统的可靠性和稳健性,提高使用寿命,同时能够加快产品的更新换代设计。

参考文献:

- [1] SOBIESZCZANSKI-SOBIESKI J, HAFTKA T. Multidisciplinary Aerospace Design Optimization: Survey of Recent Developments[J]. *Structural Optimization*, 1997, 14: 1-23.
- [2] COELHO R F, BREITKOPF P, VILLON P, et al. Bi-level Model Reduction for Coupled Problems[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2009, 39(4): 401-418.
- [3] BALLING R J, SOBIESZCZANSKI-SOBIESKI J. Optimization of Coupled Systems: a Critical Overview of Approaches[J]. *AIAA Journal*, 1996, 34(1): 6-17.
- [4] ALLISON J, KOKKOLARAS M, ZAWISLAK M, et al. On the Use of Analytical Target Cascading and Collaborative Optimization for Complex System Design[C]. Rio de Janeiro: ISSMO & AIAA & BSMSE, 2005.
- [5] YAO W, CHEN X Q, LUO W C, et al. Review of Uncertainty-based Multidisciplinary Design Optimization Methods for Aerospace Vehicles[J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2011, 47: 450-479.
- [6] BREVAULT L, BALESSENT M, BEREND N. Decoupled Multidisciplinary Design Optimization Formulation for Interdisciplinary Coupling Satisfaction under Uncertainty[J]. *AIAA Journal*, 2016, 54: 186-205.
- [7] LIU J, JIANG C, XU C, et al. Forward and Inverse Structural Uncertainty Propagations under Stochastic Variables with Arbitrary Probability Distributions[J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2018, 342: 287-320.
- [8] HATTISL D, BURMASTE D E. Assessment of Variability and Uncertainty Distributions for Practical Risk Analyses[J]. *Risk Analysis*, 1994, 14(5): 713-730.
- [9] RICE J A. *Mathematical Statistics and Data Analysis*, 3rd Edition[M]. California: Duxbury Press, 2006.
- [10] XU C, LIU Z, TAO W, et al. A Vine Copula-based Hierarchical Framework for Multiscale Uncertainty Analysis[J]. *Journal of Mechanical Design*, 2020, 142(3): 31101.
- [11] ZAMAN K, MAHADEVAN S. Robustness-based Design Optimization of Multidisciplinary System under Epistemic Uncertainty[J]. *AIAA Journal*, 2013, 51: 1021-1031.
- [12] YAGER R, KACPRZY K J, FEDRIZZI M. *Advances in the Dempster: Shafer Theory of Evidence*[M]. New York: John Wiley and Sons, 1994.
- [13] MAJUMDER L, RAO S S. Interval-based Multi-objective Optimization of Air Craft Wings under Gust Loads[J]. *AIAA Journal*, 2009, 47(3): 563-75.
- [14] MOORE R E, KEARFOTT R B, CLOUDM J. *Introduction to Interval Analysis*[M]. Philadelphia: SIAM Press, 2009.
- [15] HELTON J C, JOHNSON J D, SALLABERRY C J, et al. Survey of Sampling-based Methods for Uncertainty and Sensitivity Analysis[M]. Sandia: Sandia National Laboratories, 2006.
- [16] LANDAU D P, BINDER K. *A Guide to Monte Carlo Simulations in Statistical Physics*, 2nd Edition[M]. New York: Cambridge University Press, 2005.
- [17] BARRY T. Recommendations on the Testing and Use of Pseudo-random Number Generations Used in Monte Carlo Analysis for Risk Assessment[J]. *Risk Analysis*, 1996, 16(1): 93-105.
- [18] KEANE A J, NAIR P B. *Computational Approaches for Aerospace Design: the Pursuit of Excellence*[M]. West Sussex: John Wiley and Sons, 2005.
- [19] HAHN G, SHAPIRO S. *Statistical Models in Engineering*[M]. New York: Wiley, 1967.
- [20] LIU H, CHEN W, SUDJIANTO A. Probabilistic Sensitivity Analysis Methods for Design under Uncertainty[C]. New York: Proceedings of the 10th AIAA/ISSMO Multidisciplinary Analysis and Optimization Conference, 2004.
- [21] HASOFER A M, LIND N C. Exact and Invariant Second-moment Code Format[J]. *Journal of the Engineering Mechanics Division*, 1974, 100(1): 111-121.
- [22] RACKWITZ R, FIESSLER B. Structural Reliability under Combined Random Load Sequences[J]. *Journal of Computers and Structures*, 2978, 9(4): 489-494.
- [23] 吉玉霞. 用自动微分分划组的修正算法解大型稀疏无约束优化问题[D]. 大连: 大连理工大学, 2008.
- JI Yu-xia. The Partitioned Group Correction Technique with Automatic Differentiation for Large Scale Sparse Unconstrained Optimization[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2008.
- [24] 张海斌, 薛毅. 自动微分的基本思想与实现[J]. *北京工业大学学报*, 2005(3): 332-336.
- ZHANG Hai-bin, XUE Yi. The Basic Idea and Realization of Automatic Differentiation[J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2005, 31(3): 332-336.
- [25] OLADYSHKIN S, NOWAK W. Data-driven Uncertainty Quantification Using the Arbitrary Polynomial Chaos Expansion[J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2012, 106: 179-190.
- [26] WAN X, KARNIADAKIS G E. Multi-element Generalized Polynomial Chaos for Arbitrary Probability Measure[J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 2006, 28: 901-928.
- [27] ELDRED M S. Recent Advances in Non-intrusive Polynomial Chaos and Stochastic Collocation Methods for Uncertainty Analysis and Design[C]. Palm Springs: 50th AIAA Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference, 2009.
- [28] XIONG F, CHEN W, XIONG Y, et al. Weighted Stochastic Response Surface Method Considering Sample Weights[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2011, 43(6): 837-849.
- [29] BLATMAN G, SUDRET B. Adaptive Sparse Polynomial Chaos Expansion Based on Least Angle Regression[J]. *Journal of Computational Physics*, 2011, 230(6): 2345-

- 2367.
- [30] TU J, CHOI K K. A New Study on Reliability-based Design Optimization[J]. *Journal of Mechanical Design*, 1999, 121(4): 557-564.
- [31] YOUN B D, CHOI K K, PARK Y H. Hybrid Analysis Method for Reliability-based Design Optimization[J]. *Journal of Mechanical Design*, 2003, 125(2): 221-232.
- [32] MCALLISTER C D, SIMPSON T W. Multidisciplinary Robust Design Optimization of an Internal Combustion Engine[J]. *Journal of Mechanical Design*, 2003, 125(1): 124-130.
- [33] CHEN W, LEWIS K. Robust Design Approach for Achieving Flexibility in Multidisciplinary Design[J]. *AIAA Journal*, 1999, 37(8): 982-989.
- [34] DU X, SUDJANTO A, CHEN W. An Integrated Framework for Optimization under Uncertainty Using Inverse Reliability Strategy[J]. *ASME Journal of Mechanical Design*, 2004, 126(4): 562-570.
- [35] YOUN B D, CHOI K K, YI K. Performance Moment Integration (PMI) Method for Quality Assessment in Reliability-based Robust Optimization[J]. *Mechanics Based Design of Structures and Machines*, 2005, 33(2): 185-213.
- [36] DU X, GUO J, BEERAM H. Sequential Optimization and Reliability Assessment for Multidisciplinary Systems Design[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2008, 35(2): 117-130.
- [37] CHIRALAKSANAKUL A, MAHADEVAN S. Decoupled Approach to Multidisciplinary Design Optimization under Uncertainty[J]. *Optimization and Engineering*, 2007, 8(1): 21-42.
- [38] DU X, CHEN W. Efficient Uncertainty Analysis Methods for Multidisciplinary Robust Design[J]. *AIAA Journal*, 2002, 40(3): 545-552.
- [39] DU X, CHEN W. Concurrent Subsystem Uncertainty Analysis Methods in Multidisciplinary Design[C]. Long Beach: The 8th AIAA/NASA/USAF/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization, 2000.
- [40] MCALLISTER C D, SIMPSON T W. Multidisciplinary Robust Design Optimization of an Internal Combustion Engine[J]. *Journal of Mechanical Design*, 2003, 125(1): 124-130.
- [41] LIU H, CHEN W, KOKKOLARAS M, et al. Probabilistic Analytical Target Cascading: a Moment Matching Formulation for Multilevel Optimization under Uncertainty[J]. *Journal of Mechanical Design*, 2006, 128(4): 991-1000.
- [42] GHOSH S, LEE C H, MAVRIS D N. Covariance Matching Collaborative Optimization for Uncertainty-based Multidisciplinary Aircraft Design[C]. Atlanta: 15th AIAA Multidisciplinary Analysis and Optimization Conference, 2014.
- [43] DU X P, GUO J, BEERAM H. Sequential Optimization and Reliability Assessment for Multidisciplinary Systems Design[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2008, 35(2): 117-130.
- [44] SIMPSON T W, PEPLINSKI J D, KOCH P N, et al. Metamodels for Computer-based Engineering Design: Survey and Recommendations[J]. *Eng. Computer*, 2001, 17(2): 129-150.
- [45] JIN R, CHEN W, SIMPSON T W. Comparative Studies of Metamodeling Techniques under Multiple Modelling Criteria[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2001, 23(1): 1-13.
- [46] WANG G G, SHAN S. Review of Metamodeling Techniques in Support of Engineering Design Optimization[J]. *Journal of Mechanical Design*, 2007, 129(4): 370-380.
- [47] FANG J G, GAO Y K, SUN G Y, et al. Multi-objective Reliability-based Optimization for Design of a Vehicle Door[J]. *Finite Elements in Analysis and Design*, 2013, 67: 13-21.
- [48] LU Q, XIAO Z P, JI J, et al. Reliability Based Design Optimization for a Rock Tunnel Support System with Multiple Failure Modes Using Response Surface Method[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2017, 70: 1-10.
- [49] LIU Z, ZHU C, ZHU P, et al. Reliability-based Design Optimization of Composite Battery Box Based on Modified Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. *Composite Structures*, 2018, 204: 239-255.
- [50] FAN X N, WANG P F, HAO F F. Reliability-based Design Optimization of Crane Bridges Using Kriging-based Surrogate Models[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2019, 59: 993-1005.
- [51] CHEN Z Z, PENG S P, LI X K, et al. An Important Boundary Sampling Method for Reliability-based Design Optimization Using Kriging Model[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2015, 52: 55-70.
- [52] JIN R, DU X P, CHEN W. The Use of Metamodeling Techniques for Optimization under Uncertainty[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2003, 25(2): 99-116.
- [53] KIM C, CHOI K K. Reliability-based Design Optimization Using Response Surface Method with Prediction Interval Estimation[J]. *Journal of Mechanical Design*, 2008, 130(12): 121-401.
- [54] ZHANG S L, ZHU P, CHEN W, et al. Concurrent Treatment of Parametric Uncertainty and Metamodeling Uncertainty in Robust Design[J]. *Structure and Multidisciplinary Optimization*, 2013, 47: 63-76.