

国家自然科学基金资助项目 ( 51305073 )

Multidisciplinary Collaborative Optimization Oriented  
to Complex System

# 面向复杂系统的多学科 协同优化方法研究

李海燕 著



東北大學出版社  
Northeastern University Press

014042588

TB21  
120

国家自然科学基金资助项目(51305073)

# 面向复杂系统的多学科协同优化方法研究

Multidisciplinary Collaborative Optimization Oriented  
to Complex System

李海燕 著



TB21  
120

东北大学出版社

· 沈 阳 ·



北航

C1729081

882550310

©李海燕 2013

图书在版编目 (CIP) 数据

面向复杂系统的多学科协同优化方法研究/李海燕著. —沈阳: 东北大学出版社, 2013. 12

ISBN 978-7-5517-0528-8

I. ①面… II. ①李… III. ①最优设计—研究  
IV. ①TB21

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2013) 第 309264 号

---

出 版 者: 东北大学出版社

地址: 沈阳市和平区文化路 3 号巷 11 号

邮编: 110819

电话: 024—83680267 (社务室) 83687331 (市场部)

传真: 024—83680265 (办公室) 83680178 (出版部)

网址: <http://www.neupress.com>

E-mail: [neuph@neupress.com](mailto:neuph@neupress.com)

印 刷 者: 沈阳航空发动机研究所印刷厂

发 行 者: 东北大学出版社

幅面尺寸: 170mm × 235mm

印 张: 8.75

字 数: 164 千字

出版时间: 2013 年 12 月第 1 版

印刷时间: 2013 年 12 月第 1 次印刷

责任编辑: 石玉玲

责任校对: 苏 童

封面设计: 刘江旸

责任出版: 唐敏志

---

ISBN 978-7-5517-0528-8

定 价: 28.00 元

## 前 言

随着国际竞争的日益加剧和科学技术的不断进步,复杂系统的设计过程越来越复杂,往往会涉及多个学科领域的相关知识,如飞机设计过程涉及气动、结构、重量、性能、推进和控制等学科。传统的串行设计方式未考虑学科间的信息交互,各个学科单独分析设计。实际上,各学科间存在着不同程度的耦合现象,忽略了这种学科间的耦合协同效应,很有可能导致最终的优化设计无解或仅仅为某些学科的局部解。显然,传统的设计方法已不能满足现代复杂系统的设计需求。同时,由于各子系统分析设计工具的独立性与模块性,使得传统解耦方法也不适合这类多学科耦合问题。

20 世纪 90 年代初出现的多学科设计优化(MDO)技术,能够充分考虑复杂系统中各子系统间的耦合协调作用,通过 MDO 优化框架,协调各子系统之间的不一致性,进而获得复杂系统的整体最优设计方案。近年来,各种 MDO 技术得到了国内外学者的广泛关注,研究的深度和广度都有了较大的发展。随着国际竞争的日益加剧,对 MDO 优化性能提出了更高的要求。MDO 作为一门新兴的学科领域,仍有许多问题值得进一步研究。

多学科设计优化过程中的设计条件、认知能力、近似模型和环境等因素常引起不确定性的存在。如根据真实模型所抽象出的物理模型和复杂的学科分析过程所采用的近似模型会产生模型误差,用户需求的模糊性和加工误差等因素会引起设计变量的波动,材料的物理性质、载荷、空气密度等设计参数的不确定性会引起设计过程中的参数误差,有限元分析和流体力学等大型软件、仿真分析工具及各种优化算法的采用会产生算法误差等。不确定性因素会引起设计目标和设计约束产生波动,目标的波动会降低产品的优化性能,约束的波动可能导致设

## 目 录

|                           |    |
|---------------------------|----|
| 第1章 绪 论 .....             | 1  |
| 1.1 复杂系统与复杂性科学 .....      | 1  |
| 1.2 多学科优化的主要研究内容 .....    | 3  |
| 1.2.1 复杂系统分解 .....        | 3  |
| 1.2.2 复杂系统建模 .....        | 4  |
| 1.2.3 灵敏度分析和近似技术 .....    | 5  |
| 1.2.4 优化策略和搜索算法 .....     | 7  |
| 1.2.5 复杂系统中的不确定性 .....    | 9  |
| 1.3 多学科设计优化发展概述 .....     | 11 |
| 1.3.1 MDO 的产生 .....       | 11 |
| 1.3.2 MDO 方法理论研究现状 .....  | 12 |
| 1.3.3 MDO 方法应用研究现状 .....  | 15 |
| 1.3.4 MDO 平台研究现状 .....    | 17 |
| 1.4 主要内容 .....            | 19 |
| 第2章 协同优化方法的改进策略 .....     | 21 |
| 2.1 引 言 .....             | 21 |
| 2.2 协同优化方法描述 .....        | 21 |
| 2.3 基于遗传算法的 CO 方法 .....   | 23 |
| 2.3.1 不可行度和阈值 .....       | 24 |
| 2.3.2 阈值调节参数的选取 .....     | 24 |
| 2.3.3 算法的实现步骤 .....       | 25 |
| 2.3.4 工程算例 .....          | 26 |
| 2.4 基于两阶段优化的 SCO 方法 ..... | 30 |
| 2.4.1 学科间不一致信息 .....      | 31 |

|                                |                                |    |
|--------------------------------|--------------------------------|----|
| 2.4.2                          | 全局优化阶段 .....                   | 32 |
| 2.4.3                          | 局部优化阶段 .....                   | 35 |
| 2.4.4                          | 三种 CO 方法的几何特性分析 .....          | 36 |
| 2.4.5                          | 算例 .....                       | 39 |
| 2.5                            | 本章小结 .....                     | 45 |
| 第 3 章 基于协同优化的 MDO 不确定性建模 ..... |                                | 46 |
| 3.1                            | 引言 .....                       | 46 |
| 3.2                            | 不确定性因素的来源及管理 .....             | 46 |
| 3.3                            | 简化的基于 IUP 的鲁棒协同优化模型 .....      | 50 |
| 3.3.1                          | 模型表示形式 .....                   | 51 |
| 3.3.2                          | 模型结构的合理性 .....                 | 52 |
| 3.4                            | 算例验证 .....                     | 54 |
| 3.4.1                          | 数值算例 1 .....                   | 54 |
| 3.4.2                          | 数值算例 2 .....                   | 57 |
| 3.5                            | 本章小结 .....                     | 60 |
| 第 4 章 鲁棒协同优化模型求解方法的研究 .....    |                                | 61 |
| 4.1                            | 引言 .....                       | 61 |
| 4.2                            | 基于循环遍历的 RCO 求解方法 .....         | 62 |
| 4.2.1                          | 求解方法描述 .....                   | 62 |
| 4.2.2                          | 循环遍历数的设置 .....                 | 63 |
| 4.2.3                          | 工程算例 .....                     | 64 |
| 4.3                            | 基于 NSGA-II 的 RCO 求解方法 .....    | 69 |
| 4.3.1                          | NSGA-II 算法流程 .....             | 70 |
| 4.3.2                          | 遗传算子的选取 .....                  | 70 |
| 4.3.3                          | RCO 中非支配级排序 .....              | 71 |
| 4.3.4                          | 算法的实现步骤 .....                  | 72 |
| 4.3.5                          | 工程算例 .....                     | 73 |
| 4.4                            | 改进的基于 NSGA-II 的 RCO 求解方法 ..... | 75 |
| 4.4.1                          | 可行性阈值的设置 .....                 | 75 |
| 4.4.2                          | 早熟现象的避免 .....                  | 76 |
| 4.4.3                          | 学科间一致性的收敛特性 .....              | 77 |
| 4.4.4                          | 算法的实现步骤 .....                  | 78 |

|                                        |            |
|----------------------------------------|------------|
| 4.4.5 工程算例 .....                       | 79         |
| 4.5 基于循环遍历和 NSGA-II 的 RCO 方法比较 .....   | 83         |
| 4.6 本章小结 .....                         | 84         |
| <b>第 5 章 基于线性物理规划的 MOCO 方法 .....</b>   | <b>86</b>  |
| 5.1 引 言 .....                          | 86         |
| 5.2 线性物理规划描述 .....                     | 87         |
| 5.3 一致性目标函数的转换 .....                   | 89         |
| 5.3.1 最近距离转换形式 .....                   | 89         |
| 5.3.2 松弛距离转换形式 .....                   | 90         |
| 5.4 基于 LPP 的表示式 .....                  | 91         |
| 5.5 基于 LPP 的 MOCO 实现步骤 .....           | 92         |
| 5.6 工程算例 .....                         | 93         |
| 5.6.1 数学模型 .....                       | 94         |
| 5.6.2 优化结果分析 .....                     | 97         |
| 5.7 本章小结 .....                         | 99         |
| <b>第 6 章 基于多目标进化算法的 MOCO 方法 .....</b>  | <b>100</b> |
| 6.1 引 言 .....                          | 100        |
| 6.2 基于 NSGA-II 的 MOCO 方法 .....         | 101        |
| 6.2.1 约束的处理 .....                      | 101        |
| 6.2.2 初始种群的生成 .....                    | 101        |
| 6.2.3 目标函数优先级的设置 .....                 | 103        |
| 6.2.4 Pareto 最优解返回值的选取 .....           | 104        |
| 6.3 工程算例 .....                         | 105        |
| 6.3.1 子学科优化初始种群的生成 .....               | 107        |
| 6.3.2 初始种群和第二优先级可行性阈值的效果分析 .....       | 108        |
| 6.3.3 优化结果分析 .....                     | 109        |
| 6.4 基于 LPP 和 NSGA-II 的 MOCO 方法比较 ..... | 112        |
| 6.5 本章小结 .....                         | 114        |
| <b>参考文献 .....</b>                      | <b>115</b> |

# 第1章 绪论

## 1.1 复杂系统与复杂性科学

随着科学技术的迅速发展,复杂系统及其所产生的复杂性问题的复杂性变得日益突出,涉及工程、军事、经济、生物、社会、气象等众多领域,设计和控制这些复杂系统对国家的经济建设和军事技术发展具有重要的意义。由于具有不同学科背景的学者对复杂性的理解各不相同,学术界并未形成严格的复杂系统的统一定义。

研究复杂系统和复杂性的综合性学科称为复杂性科学,它是一门最近20年发展起来的交叉科学,被世界科学界列为21世纪九大前沿性科学之一,被誉为“21世纪的科学”,近年来,引起了国内外学者广泛的关注和探索。

复杂系统的分析和设计过程往往需要多种类型学科的分析计算,涉及不同学科的众多决策变量和要素,需要多个行业的专业技术人员的共同参与。由于组成复杂系统的各元件的逻辑和层次关系比较复杂,各学科之间通常存在通过设计和决策变量而相互交叉与耦合的现象,复杂系统设计过程中所需要的求解方法受到学者们的广泛关注,并在复杂系统建模、灵敏度分析、决策等方面取得了一定的成果。

为了充分考虑复杂系统设计过程中各个学科间的相互耦合制约特性,以满足日益增长的设计需求,多学科设计优化(Multidisciplinary Design Optimization, MDO)应运而生。MDO的主要思想是在复杂系统的整个设计过程中,充分利用分布式的计算机网络技术来集成各学科的知识,按照面向设计的思想来集成各个学科的分析工具<sup>[1]</sup>,通过有效的设计和优化策略组织与管理设计过程,充分利用各学科间相互作用所产生的协调效应来获得系统的整体最优解。

由于航空航天产品在开发研制过程中的复杂性和应用中的重要性,航空航天工业界和学术界首先意识到MDO研究的重要性与迫切性。1994年美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)研究人员针对MDO对工业界的影响问题,对波音公司、洛克希德公司等9个美国航空航天工

业公司所进行的调查结果表明,航空航天工业界对 MDO 的研究和应用有着广泛的兴趣与支持。同年, NASA 在兰利研究中心成立了多学科优化分部 (Multidisciplinary Optimization Branch, MDOB), 致力于 MDO 理论研究和推广应用。自成立后, 开展了多项 MDO 应用研究, 包括火星探路者、高速民机、气动塞式喷管、可重复使用运载器和卫星概念设计<sup>[2,3]</sup>。美国从 1988 年至 2003 年, 分三个阶段实施“综合高性能涡轮发动机技术 (IHPTET)”计划, 总经费投入为 50 亿美元, 每年平均 3 亿多美元; 在欧洲, 以英国为主, 意大利和德国参与, 共同实施了“先进核心军用发动机第二阶段 (ACME-II)”计划。这两个大型研究计划的共同目标是, 在综合考虑计算流体力学、结构力学、传热学、燃烧、材料和工艺等多个学科相关知识的基础上, 使航空推进系统的能力在 1988 年的基础上提高 1 倍<sup>[4]</sup>。

根据 NASA 兰利研究中心的多学科设计优化研究小组对 MDO 的定义, MDO 是一种方法学, 是在复杂产品的设计过程中, 充分考虑各学科间的相互耦合效果, 有益于设计者提高产品设计性能的一系列方法、过程和概念的总称。MDO 技术在复杂产品设计过程中的应用主要体现在以下几方面。

① 将复杂产品的优化设计问题, 按照与工业界设计组织体系相一致的形式, 分解为多个子系统, 通过计算机网络, 将分散在不同地区和设计部门的计算模块与专家组织起来, 可以消除由地区和部门的差异带来的屏障。

② 通过系统的整体设计规划, 能够充分利用各学科之间的协同效应, 获得设计问题的整体最优设计方案, 避免以往依靠经验的迭代计算而带来的弊端, 提高产品的设计质量。

③ 对系统中的各子系统并行地进行分析、设计和优化, 采用并行设计方式代替传统的串行设计方式, 提高分析设计效率, 缩短设计周期, 降低开发成本, 从而提高产品的竞争力。

④ 设计系统具有模块化的结构, 可以集成各学科已有的分析模型和设计工具, 增强现有知识的重用性, 有益于日后新增知识的扩展, 可提高子学科的设计效率和计算精度。

⑤ 由于各子系统具有独立性, 各领域的技术人员可以专注于本领域的设计方法, 发挥自身的技术特长, 各领域的规划协调问题由系统级负责, 从而提高各子学科的计算精度。

## 1.2 多学科优化的主要研究内容

MDO 的研究内容随着各种 MDO 技术的逐渐深入而不断扩展与完善,已经形成了比较成熟的学科体系。所覆盖的研究内容较为广泛,其中复杂系统分解、复杂系统建模、灵敏度分析、近似技术、优化策略及搜索算法等,都是 MDO 技术的重要组成部分。

### 1.2.1 复杂系统分解

复杂系统的优化设计过程往往包含若干个相互耦合的子学科。系统分解的任务是按照某些规则,将系统分解成一系列的独立子系统,这些子系统应易于采用已有的学科分析工具进行分析设计,简化系统复杂的优化设计形式,提高并行计算能力和整体的计算效率,使得分解后的系统能够得到满足设计要求的优化结果。系统分解应以尽量减少各子系统间的耦合关系为出发点,降低整个系统的复杂性,根据此原则,有时需要按照一定的规则,对各子系统重新进行规划部署。如图 1.1 所示<sup>[1]</sup>,系统调整前有三个学科耦合,而调整后则减少到两个学科耦合,学科间耦合数的减小可降低系统优化求解过程中的复杂度。

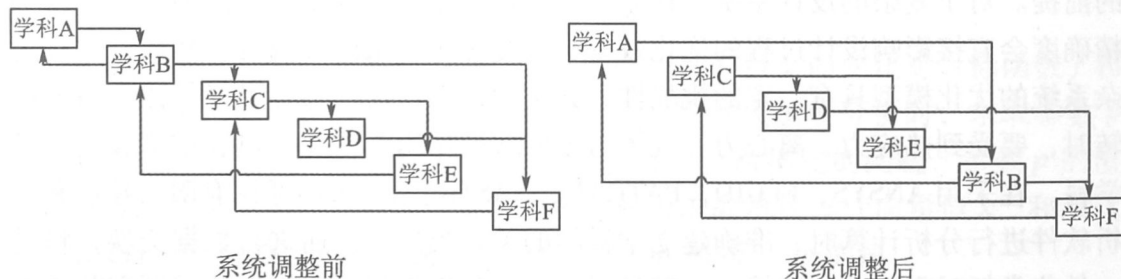


图 1.1 耦合系统的调整

文献 [5] 给出了复杂系统的三种分解方法,分别为基于物理部件、基于学科分析和基于任务过程。基于物理部件的方法根据实际的物理部件进行分解,如发动机优化设计问题,可分解为涡轮盘、涡轮叶片、转子、榫槽、篦齿等部件;基于学科分析的方法根据学科领域进行分解,如发动机优化设计问题可分解为气动、结构、传热等学科;基于任务过程的方法根据设计问题的开发流程进行分解,任务之间的关系可分为串行、并行和耦合三种情况。

根据分解后系统内数据信息交换的方式,可分为层次系统和非层次系统两类。在层次系统中,处于上层的子学科向下层的子学科提供控制数据,下层的子

学科向其上层的子学科传递结果数据,同层的子学科间没有联系,同层的子学科并行地进行分析设计,每个子学科只有一个上层学科,呈树状结构,如图 1.2 所示。在非层次系统中,各子学科间信息的流动不具有方向性,它们处于同等的地位,信息交换具有相互性,即呈现明显的耦合关系,具有网状结构,如图 1.3 所示。非层次系统适合解决具有耦合关系的复杂系统设计问题,是目前 MDO 优化技术研究的重点。

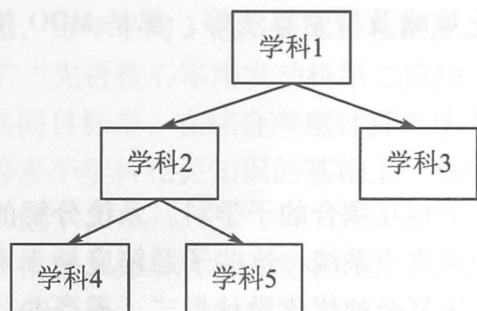


图 1.2 层次系统示意图

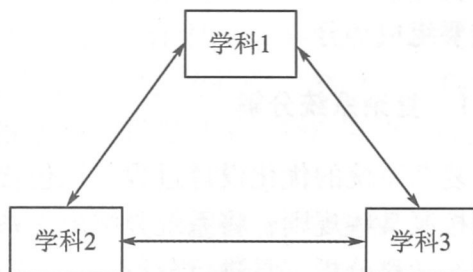


图 1.3 非层次系统示意图

### 1.2.2 复杂系统建模

针对具体的实际工程问题,建立与实际情况相符合的模型是进行 MDO 优化的前提。对于复杂的设计系统,建立合理的模型显得尤为重要,模型的复杂度和精确度会直接影响设计过程的优化效率与最终优化结果的准确性。然而,建立复杂系统的优化模型具有一定的挑战性,如发动机涡轮盘在高温燃气气体中高速旋转时,要受到热应力、离心力、气体力等的共同作用,涉及传热、结构和气动等学科,在采用 ANSYS, FLUID, PATRAN, NASTRAN 等大型通用有限元建模和分析软件进行分析计算时,准确建立学科间的关系模型,进而进行数据交换,将是一件非常耗时和复杂的事情。尤其是当各学科分析模型的网格划分类型和节点选取不一致时,明显增加了数据交换的复杂性。为了解决这种复杂的耦合学科分析过程,可采用变复杂度分析模型技术,在子学科内部分析优化时,采用准确的分析模型,当涉及到与其他学科交互时,采用近似模型。复杂系统的多学科建模过程具有一定的难度,可以参考以下三条原则<sup>[6]</sup>:

- ① 对于复杂的学科分析过程,为了在模型计算精度和计算费用之间找到权衡,可采用不同复杂度模型工具,对同一设计对象进行分析计算;
- ② 在多学科优化方法中所采用的分析模型,通常应比单学科优化中所采用的模型简单,相应的计算准确度会有所降低;
- ③ 尽量减小学科间的数据传输量,减少数据传输量的方法主要有两种:一

种是利用缩聚技术进行数据压缩,另一种是模块合并法<sup>[7]</sup>。

设计问题的优化模型最终应以数学模型的方式给出,数学模型通常由设计变量、目标函数和约束函数组成,其一般数学描述形式为

$$\begin{aligned} \min f(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \\ \text{s. t. } g(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \leq 0 \end{aligned} \quad (1.1)$$

其中,  $f$  为目标函数,  $g$  为约束函数,  $\mathbf{x}$  表示设计向量,  $\mathbf{y}$  表示由系统分析所得到的状态向量。

### 1.2.3 灵敏度分析和近似技术

#### (1) 灵敏度分析

灵敏度分析理论<sup>[8]</sup>最早出现于控制系统的设计过程中,用于分析控制系统中参数的变化对系统性能的影响。在系统优化设计问题中,灵敏度分析用于表示设计变量或固定参数的微小变化对目标函数、约束和系统状态的影响,以便确定各设计变量和参数对系统性能的影响程度,从而指导优化的设计过程或搜索算法的搜索方向。系统灵敏度分析包括全局灵敏度分析和最优灵敏度分析两方面,全局灵敏度分析研究设计变量的变化对目标函数和约束的影响,如式(1.2)所表示的优化问题

$$\begin{aligned} \min f(\mathbf{x}, \mathbf{p}) \\ \text{s. t. } g(\mathbf{x}, \mathbf{p}) \leq 0 \end{aligned} \quad (1.2)$$

在全局灵敏度分析时,参数  $\mathbf{p}$  为固定值,求取设计向量  $\mathbf{x}$  的变化对目标函数  $f$  和约束  $g$  的影响,即计算  $df/d\mathbf{x}$  和  $dg/d\mathbf{x}$  的值。在最优灵敏度分析时,求取参数  $\mathbf{p}$  的变化对设计变量和目标函数的影响,如式(1.2)所描述的问题,参数  $\mathbf{p}$  的值不同,优化结果也不同,最优灵敏度分析过程为求取最优设计向量值  $\mathbf{x}^*$  和最优目标函数值  $f^*$  对参数  $\mathbf{p}$  的导数,即计算  $d\mathbf{x}^*/d\mathbf{p}$  和  $df^*/d\mathbf{p}$  的值。

在单学科优化问题中,常采用的求导方法包括有限差分法、自动微分法和手工求导方法等,实际工程应用中大多采用易于实现的有限差分方法。在多学科优化问题中,由于各学科间存在耦合关系,一个学科的输出变量可能为其他学科的输出变量,因此,在计算一个学科的灵敏度时,会涉及与之相关的其他学科的分析计算,显然,单学科优化中的求导方法不能解决 MDO 问题中的灵敏度分析问题。在计算多学科耦合系统的灵敏度分析问题时,可以采用 Sobieski<sup>[9]</sup> 所给出的全局灵敏度方程(Global Sensitivity Equation)方法。

GSE 有两种计算方法:一种是基于每个学科控制方程的余项,另一种是基于各个学科分析输出对输入的偏导,前者难以实现,而后者得到了广泛的应用。

用一个具体问题给出 GSE 方程的表示形式。设某系统的优化设计问题由三

个相互耦合的子学科组成, 其表示形式为

$$y_1 = f_1(\mathbf{x}, y_2, y_3) \quad (1.3)$$

$$y_2 = f_2(\mathbf{x}, y_1, y_3) \quad (1.4)$$

$$y_3 = f_3(\mathbf{x}, y_1, y_2) \quad (1.5)$$

利用隐函数求导法则, 根据式 (1.3) 至式 (1.5), 对第  $i$  个设计变量  $x_i$  求导, 可得到其全导数表示形式为

$$\frac{dy_1}{dx_i} = \frac{\partial y_1}{\partial x_i} + \frac{\partial y_1}{\partial y_2} \frac{dy_2}{dx_i} + \frac{\partial y_1}{\partial y_3} \frac{dy_3}{dx_i} \quad (1.6)$$

$$\frac{dy_2}{dx_i} = \frac{\partial y_2}{\partial x_i} + \frac{\partial y_2}{\partial y_1} \frac{dy_1}{dx_i} + \frac{\partial y_2}{\partial y_3} \frac{dy_3}{dx_i} \quad (1.7)$$

$$\frac{dy_3}{dx_i} = \frac{\partial y_3}{\partial x_i} + \frac{\partial y_3}{\partial y_1} \frac{dy_1}{dx_i} + \frac{\partial y_3}{\partial y_2} \frac{dy_2}{dx_i} \quad (1.8)$$

将式 (1.6) 至式 (1.8) 写成矩阵形式, 即可得到 GSE 耦合矩阵方程为

$$\begin{bmatrix} I_1 & -\frac{\partial y_1}{\partial y_2} & -\frac{\partial y_1}{\partial y_3} \\ -\frac{\partial y_2}{\partial y_1} & I_2 & -\frac{\partial y_2}{\partial y_3} \\ -\frac{\partial y_3}{\partial y_1} & -\frac{\partial y_3}{\partial y_2} & I_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{dy_1}{dx_i} \\ \frac{dy_2}{dx_i} \\ \frac{dy_3}{dx_i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial y_1}{\partial x_i} \\ \frac{\partial y_2}{\partial x_i} \\ \frac{\partial y_3}{\partial x_i} \end{bmatrix} \quad (1.9)$$

式 (1.9) 等号右边的向量称为局部灵敏度导数, 由各子学科的状态输出对输入设计变量的偏导数组成, 可由子学科的灵敏度分析计算得到。式 (1.9) 左边的矩阵称为 GSE, 由各子学科的状态输出对其他子学科产生的输入状态变量的偏导数组成, 也可由子学科的灵敏度分析计算得到。式 (1.9) 左边的向量称为系统灵敏度向量, 由各子学科的状态输出对设计变量的全导数组成, 通过求解式 (1.9) 的线性方程组即可得到。

GSE 方法利用各子学科的局部灵敏度信息, 求解出整个系统输出响应的全导数, 判断系统中各子学科之间的相互影响情况。GSE 是针对复杂的耦合系统提出的, 利用一阶灵敏度的性质来分析相互耦合子系统间的关系, 只能处理连续变量问题, 而不能解决离散变量或者混合变量问题, 其应用受到很大的限制。

## (2) 近似技术

对于复杂的耦合系统优化设计问题, 直接采用设计空间搜索算法会面临以下三方面的问题<sup>[10]</sup>:

① 在不规则设计空间和随机误差的影响下, 目标函数和约束函数往往不光滑甚至不连续, 容易导致优化过程难以收敛或收敛于局部最优解;

② 物理实验通常采用计算机仿真分析来代替,以便降低成本和提高分析效率,但在基于数值模拟的优化过程中,无论是传统的直接搜索方法,还是现代的智能优化算法,都需要进行大量的迭代计算和数值仿真分析,计算代价很高;

③ 由于学科间耦合关系的存在,若直接采用复杂的精确模型,各学科间的反复迭代运算会增加各分析模型间数据交换和融合的困难。

基于以上三点原因,近似技术成为 MDO 研究的关键技术之一。采用近似技术可以降低问题的非线性,给出光滑、显示的表达式,有益于系统优化设计找到全局最优解;采用近似技术可以降低设计问题的规模和计算量,有益于提高优化的计算效率;采用近似技术可减少各学科模块间的数据交换量,有益于学科间的一致性。

近似技术是利用序列近似子问题的最优解,对原优化问题的最优解进行逼近,来实现对原问题近似求解的方法<sup>[11]</sup>,近似技术可分为模型近似和函数近似两大类。模型近似是指用易于求解的问题描述形式来代替原问题的描述形式,从减少设计变量和简化约束函数的角度,来减少优化问题的计算量<sup>[12]</sup>。函数近似是指构造显示近似表达式来代替原问题中的目标函数或约束函数,可分为局部近似方法、全局近似方法和中范围近似方法三种类型。模型近似方法与具体问题相关,相比之下,目前的研究主要关注于函数近似方法。

常用的近似技术包括多项式响应面模型、Kriging 模型和人工神经网络模型。多项式响应面模型利用简单多项式函数的拟合来获得较简单的模型,同时权衡模型的近似程度和待定回归系数求解的复杂度两个方面,二阶函数形式的应用情况较多<sup>[13]</sup>。Kriging 模型利用已有观测样本数据的加权平均值对未知点的输出响应值进行估计,是一种最优线性无偏估计方法,在解决非线性程度较高的问题时,往往也能取得比较理想的拟合效果<sup>[14]</sup>。人工神经网络模型通过对已知样本点的学习训练,实现对系统输入/输出关系的映射和模拟,从而建立基于神经网络的近似模型<sup>[15]</sup>。

近似技术主要用来简化 MDO 问题中的复杂模型。如 Kaufman 等<sup>[14]</sup>采用二次响应面模型,构造了变复杂度近似模型,并将该模型应用于高速民航飞机机翼减重优化设计问题。Simpson 等<sup>[17]</sup>和 Chung 等<sup>[18]</sup>将 Kriging 模型分别应用于飞行器喷口和超音速商用飞机的 MDO 问题优化设计过程中。同时,近似技术也可用在 MDO 优化策略中的一致性协调方面。如陈建江等<sup>[19]</sup>给出了一种基于人工神经网络的 MDO 算法,该算法利用人工神经网络模型构建系统级优化中的一致性约束。

#### 1.2.4 优化策略和搜索算法

##### (1) MDO 优化策略

MDO 优化策略是 MDO 各种技术中最活跃的部分,其关键技术是解决各学科间耦合关系的计算问题。由于各学科间存在耦合关系,复杂的系统分析过程需要在各子学科分析模型之间反复迭代的基础上才能实现,这种计算的复杂性可能会导致无法进行有效的优化设计。MDO 优化策略将复杂的系统设计问题分解为若干个易于并行处理的子系统,同时根据某种策略,协调各子系统间的学科一致性。

MDO 优化策略可分为单级优化方法和多级优化方法两大类。单级优化方法<sup>[20]</sup>主要有 All-At-Once (AAO) 方法、多学科可行方法 (Multidisciplinary Feasible, MDF) 和单学科可行方法 (Individual Discipline Feasible, IDF) 等。在 AAO 方法中,所有设计变量、耦合变量、状态变量同时进行系统优化,迭代过程中直接进行学科计算,不进行学科分析,直到程序结束时,才能满足可行性要求。在 IDF 方法的迭代过程中,每一步都进行学科分析,状态变量通过学科状态方程得到,保证了单学科的可行性。在 MDF 方法的迭代过程中,每一步都进行系统分析 (Multidisciplinary Analysis, MDA),MDA 调用各学科分析进行迭代求解,直至各学科间的耦合变量达到一致性,优化过程中各学科都具有可行性。多级优化方法是指将系统分为系统级和学科级两个,并且分别进行分析优化的策略。多级优化方法主要包括协同优化 (Collaborative Optimization, CO)、并行子空间优化 (Concurrent Subspace Optimization, CSSO) 和两级集成系统合成 (Bi-level Integrated System Synthesis, BLISS)。

单级优化方法仅在各子学科之间的耦合情况非常简单时才有效,因此,目前国内外学者对于耦合情况复杂的系统进行多学科优化时,基本上都采用多级优化方法。如 Budianto 和 Olds<sup>[21]</sup>将 CO 方法应用于卫星星座设计过程中,部署了基于红外系统的空间。Tappeta<sup>[22]</sup>将 CSSO 方法应用于高温飞行器发动机组件的优化设计中,优化过程涉及气动、传热和结构三个子学科。斐晓强和黄海<sup>[23]</sup>将 CO 方法应用于卫星的总体优化设计中,该问题涉及姿轨控制、电源和结构三个学科。马英和何麟书<sup>[24]</sup>利用 CO 方法,设计了包括质量、动力、气动、外形和弹道五个学科的固体导弹综合优化问题。苟仲秋等<sup>[25]</sup>将 CSSO 方法应用于无人机机翼计及气动和隐身约束的结构综合优化问题中。

## (2) 搜索算法

MDO 优化策略是通过各种搜索算法实现的。在某些情况下,各子学科优化问题的特性各异,如设计变量为连续变量或离散变量,目标函数和约束函数为线性或非线性形式,以及优化问题的表示式为显式或隐式形式,此时需要根据每个子学科优化形式的特点,为其选取适宜的优化算法。另外,对于多级 MDO 优化策略,应根据各级优化的特性,分别为其选择适宜的优化算法。因而对于一个

MDO 优化问题,可能需要同时考虑多种搜索算法。

常用的搜索算法包括确定性搜索算法、随机性搜索算法和混合搜索算法<sup>[10,26]</sup>。

确定性搜索算法包括不基于梯度信息的直接法和基于梯度信息的间接法,直接法包括步长加速法、旋转方向法、单纯形法和方向加速法等,间接法包括共轭梯度法、广义既约梯度法、牛顿法、序列二次规划(SQP)等。确定性搜索算法是一种局部优化算法,适合求解连续型凸函数形式的小规模优化问题,其中 SQP 在基于导数的算法中收敛速度最快,且优化初始点不必可行,在求解非线性规划问题中应用较为广泛<sup>[27]</sup>。

随机性搜索算法包括禁忌搜索、模拟退火、进化算法等,具有较慢的收敛速度和较强的全局搜索能力。这类算法在搜索过程中无需导数信息,对设计变量的连续性和目标函数的表示形式无要求,适合求解高维、非线性、目标函数形式复杂等较大规模的 MDO 优化问题。混合搜索算法利用不同单一搜索算法的不同优化特性来提高优化性能,使各种单一算法相互取长补短,产生更好的优化效率<sup>[28]</sup>。

混合搜索算法与具体的结构和参与混合的优化方法相关,目前的研究集中于算法的设计结构与优化特性。

在 MDO 技术的发展过程中,一直注重相关搜索算法的研究与应用。如在 Sangook 等<sup>[29]</sup>所给出的 CO 方法中,系统级优化过程采用遗传算法,学科级优化过程采用基于梯度信息的 SQP 搜索算法。Venter 和 Sobieski<sup>[30]</sup>针对传统基于梯度的算法不适合求解离散设计变量的问题,将 PSO 算法应用于 MDO 问题的求解过程中,并采用该方法,对飞行器的机翼进行了设计。孙丕忠等<sup>[31]</sup>将遗传算法应用于 CSSO 方法中,进而给出了一种基于进化搜索策略的 CSD 算法。袁文华等<sup>[32]</sup>采用 PSO 算法,对高压共轨燃油喷嘴 MDO 问题进行了设计。陈云霞等<sup>[33]</sup>将遗传算法引入到 MDO 的分解策略中,采用遗传算法,分解了 MDO 设计问题中的优化任务。

### 1.2.5 复杂系统中的不确定性

各种不确定性因素可能存在于工程系统设计问题的整个设计过程中,经验公式、近似模型、优化算法、实验数据等都是不确定性的来源。传统的确定性优化设计方法无法定量计入不确定性因素的影响,所设计出的工程系统要么由于对系统参数不确定性过于敏感而不能稳定地运行,要么由于采取过于保守的措施而不经济。对于飞机、导弹和火箭等重要的复杂军工产品,若对不确定性因素估计不足,可能会导致灾难性事故,不仅会产生巨大的经济损失,甚至可能引发政治、

军事和文化等方面的社会问题<sup>[34]</sup>。

鲁棒优化设计和可靠性优化设计是以减少不确定性影响为目的的两种优化方法。鲁棒优化设计是减少工程系统对不确定性的敏感度，可靠性优化设计是工程系统可靠或正常工作的概率不低于给定的概率水平。针对式 (1.1) 所描述的一般性问题，式 (1.10) 和式 (1.11) 分别给出了鲁棒优化设计和可靠性优化设计的表示式

$$\begin{aligned} \min \{ & u_f(x, y), \sigma_f(x, y) \} \\ \text{s. t. } & u_g + k\sigma_g \leq 0 \end{aligned} \quad (1.10)$$

其中， $u_f$  和  $\sigma_f$  分别为目标函数的期望和标准差， $u_g$  和  $\sigma_g$  分别为约束函数的期望和标准差， $k$  为加权因子。

$$\begin{aligned} \min f(x, y) \\ \text{s. t. } & P\{g(x, y) \leq 0\} > R \end{aligned} \quad (1.11)$$

其中， $R$  是可靠性要求。

在 MDO 的可靠性优化设计方面，Du 等<sup>[35]</sup>针对 MDO 优化框架中可靠性分析设计所产生的巨大计算量，提出了序列优化和可靠性分析方法，将可靠性分析从 MDO 框架中分离出来，并将该方法应用于 IDF 和 MDF 两种单级 MDO 方法中。曹鸿钧和段宝岩<sup>[36]</sup>在同时分析与设计方法 (Simultaneous Analysis and Design, SAND) 的基础上，建立了求解非概率可靠性指标的 SAND 模型，该模型的优化过程只包含一个单级循环。

在 MDO 鲁棒优化设计方面，McAllister 和 Simpson<sup>[37]</sup>在 CO 优化框架中，利用泰勒级数展开方法，给出了一种鲁棒优化设计模型，并采用相容决策支持问题 (Decision Support Problem, DSP) 方法进行求解。陈建江<sup>[38]</sup>给出了并行子系统稳健优化设计方法，系统级利用人工神经网络提供定量的近似信息。

在 MDO 优化问题中，由于各子学科间存在耦合关系，不确定性因素会在子学科间传递和累积，因而需要解决不确定性因素在各学科间的传播问题，这是与传统的单学科优化问题的显著区别。韩明红和邓家禔<sup>[39]</sup>以两个耦合学科的 MDO 问题为例，采用泰勒级数和灵敏度方程，建立了状态输出不确定性与设计变量输入数据误差和模型误差之间的数学模型。乔心州等<sup>[40]</sup>研究了具有有界不确定参数的多学科系统的不确定性分析方法，分别采用区间分析法和凸模型方法，结合泰勒级数展开和 GSE 方程，推导出状态连接变量和系统输出的计算公式。