

前 言

在实现科技强国目标的过程中，亟需开发一批诸如深海工程装备、大型商用飞机、高档数控机床等标志性、带动性强的高端装备，提升自主设计水平和系统集成能力，满足我国经济社会发展的重大需求。当前，工程设计领域主要采用基于仿真分析优化方法对产品进行设计优化。然而，随着工程设计问题日益复杂，设计过程中需要考虑的因素也越来越多，且这些因素之间往往存在复杂的相互关联和不确定性因素。传统的基于仿真分析优化方法需要调用大量的高精度仿真分析，耗费大量计算资源，常常显得力不从心。基于代理模型技术的全局优化方法通过构建近似模型替代复杂高精度物理模型，可以显著降低原始高精度模型的调用次数，在工程设计优化领域具有良好的应用前景。

近年来，基于代理模型技术的全局优化方法研究及应用已成为国内外工程设计优化领域的前沿课题，在代理模型构造方法、自适应采样方法、设计空间重构方法等方面已取得了重要进展。但是将基于代理模型技术的全局优化方法用于解决复杂黑箱问题，尤其是高维问题仍面临诸多挑战，如计算量大、耗时长、模型精度难以保证等。主要原因是该领域有较多尚未解决的基础科学问题，如常规代理模型无法精确描述复杂黑箱问题的特性、迭代过程中不能获取充分有效的信息、计算成本随维度增加呈指数增长等，至今仍缺乏全面的研究。单一代理模型往往适用于某类特定问题，但无法有效求解其他问题。组合代理模型通过有效联合多个代理模型，充分利用各代理模型的优点，能够有效减小单一代理模型出错概率，鲁棒性更强。代理模型精度受样本点性能直接影响，无论选择何种代理模型，都需要开发高效的自适应采样方法。另外，设计空间重构方法能够在迭代过程中自动降低设计空间维度或减小设计空间尺寸，通过逐步更新包含全局最优解的重要区域，从而使用较少计算资源解决复杂工程问题。

针对工程设计优化领域的发展现状和存在的问题，作者及课题组开展了大量研究工作。本书将近年来作者课题组提出的基于代理模型技术的全局优化方法与应用进行了归纳和介绍，具体章节安排如下：第1章介绍代理模型技术和水下滑翔机外形设计的研究现状；第2章介绍代理模型技术与优化算法的相关知识，以及优化方法验证中常用的测试函数和测试算例；第3章给出一种新型样本设计方法——快速优化拉丁超立方试验设计方法；第4章介绍组合代理模型技术；第5章介绍基于组合代理模型的自适应全局优化方法；第6章介绍基于组合代理

模型和模糊聚类的自适应全局优化方法；第 7 章介绍基于组合代理模型和多层设计空间缩减的自适应全局优化方法；第 8 章介绍联合局部开发和全局探索的自适应全局优化方法；第 9 章介绍基于组合代理模型和混合加点策略的自适应全局优化方法；第 10 章介绍基于代理模型的翼身融合水下滑翔机外形设计优化。

与本书内容相关的研究工作得到了国家自然科学基金青年科学基金项目“近似高维优化方法研究及在翼身融合 AUG 外形设计中的应用”(61803306)、中国博士后科学基金面上项目“基于组合代理模型和混合设计空间重构高维优化方法研究”(2019M660264)以及中央高校基本科研业务费专项资金(3102019HHZY03009)的支持。董华超、陈东阳、张昊、周义杰、马鸿霖、何悦等为本书的撰写做出了贡献，在此一并表示感谢！

基于代理模型技术的全局优化是一个较新的研究领域，目前仍处于蓬勃发展阶段。由于作者水平有限，书中难免存在不足之处，欢迎读者批评指正。

目 录

前言

第 1 章 绪论	1
1.1 概述	1
1.2 代理模型技术研究现状	2
1.2.1 试验设计方法	3
1.2.2 代理模型构造方法	5
1.2.3 自适应样本设计方法	8
1.2.4 设计空间重构方法	9
1.3 水下滑翔机外形设计研究现状	12
1.4 当前研究面临的挑战	16
参考文献	16
第 2 章 代理模型技术与优化算法	25
2.1 常用试验设计方法	26
2.2 自适应采样准则	32
2.2.1 最小化预测准则	32
2.2.2 最大改善概率准则	33
2.2.3 最大改善期望准则	34
2.3 经典代理模型构造方法	35
2.3.1 多项式响应面模型	35
2.3.2 径向基函数模型	37
2.3.3 克里金模型	39
2.4 代理模型精度验证方法	42
2.5 优化算法	44
2.5.1 序列二次规划算法	44
2.5.2 模拟退火算法	45
2.5.3 遗传算法	46
2.6 测试算例	48
2.6.1 标准测试函数	48
2.6.2 工程应用算例	57
2.7 本章小结	62

参考文献	62
第 3 章 快速优化拉丁超立方试验设计方法	65
3.1 方法描述	65
3.2 基础样本生成方法	67
3.2.1 SLE 方法二维实现	68
3.2.2 SLE 方法 n 维实现	70
3.3 样本尺寸调整策略	72
3.4 方法流程	74
3.5 测试结果与分析	75
3.5.1 样本性能测试	75
3.5.2 设计效率测试	78
3.5.3 模型精度测试	79
3.6 本章小结	80
参考文献	80
第 4 章 组合代理模型技术	82
4.1 组合代理模型概述	82
4.2 经典权重因子计算方法	83
4.3 最优权重因子计算方法	85
4.4 性能测试	86
4.5 本章小结	99
参考文献	99
第 5 章 基于组合代理模型的自适应全局优化方法	100
5.1 组合代理模型	101
5.2 自适应采样方法	102
5.3 方法流程	104
5.4 测试结果与分析	106
5.4.1 性能分析	106
5.4.2 参数分析	110
5.4.3 收敛准则分析	114
5.5 拉伸弹簧设计优化问题	116
5.6 本章小结	116
参考文献	117
第 6 章 基于组合代理模型和模糊聚类的自适应全局优化方法	119
6.1 模糊聚类方法	120

6.2	方法流程	122
6.3	测试结果与分析	125
6.4	工字梁设计优化问题	128
6.5	本章小结	128
	参考文献	129
第 7 章	基于组合代理模型和多层设计空间缩减的自适应全局优化方法	132
7.1	多层设计空间缩减策略	133
7.1.1	模糊 C 均值聚类方法	133
7.1.2	重要局部空间确定方法	135
7.2	方法流程	135
7.3	测试结果与分析	138
7.3.1	优化精度分析	139
7.3.2	优化效率分析	139
7.3.3	鲁棒性分析	143
7.4	压力罐设计优化问题	146
7.5	本章小结	147
	参考文献	147
第 8 章	联合局部开发和全局探索的自适应全局优化方法	149
8.1	局部开发策略	150
8.2	全局探索策略	157
8.3	方法流程	158
8.4	参数分析	160
8.5	测试结果与分析	163
8.5.1	标准测试函数	164
8.5.2	翼型设计优化问题	169
8.6	本章小结	171
	参考文献	171
第 9 章	基于组合代理模型和混合加点策略的自适应全局优化方法	174
9.1	混合加点策略	175
9.2	方法流程	177
9.3	参数分析	181
9.4	测试结果与分析	183
9.4.1	边界约束优化问题	183
9.4.2	非线性约束工程优化问题	191
9.5	本章小结	195

参考文献	195
第 10 章 基于代理模型的翼身融合水下滑翔机外形设计优化	198
10.1 翼身融合水下滑翔机外形参数化建模	199
10.1.1 总体外形参数化建模方法	200
10.1.2 翼型参数化建模方法	201
10.2 翼身融合水下滑翔机外形优化模型	206
10.3 SBUGSO 方法	208
10.3.1 翼型性能计算方法	209
10.3.2 XFOIL 计算准确性验证	211
10.4 翼身融合水下滑翔机外形设计优化	212
10.4.1 站位翼型优化	212
10.4.2 优化后翼身融合水下滑翔机建模	214
10.4.3 翼身融合水下滑翔机流体动力性能计算	216
10.5 本章小结	222
参考文献	223

第1章 绪 论

1.1 概 述

随着经济全球化的深入发展,世界各国的经济联系日益紧密,同时带来了激烈的全球化竞争。残酷的市场竞争和持续的个性化市场需求,迫使企业必须快速设计生产出物美价廉的产品。中国作为制造业大国,在制造业竞争力相对较弱的情况下,如何以高质量、低成本、短周期获得竞争优势,已成为工程领域非常关心的问题。目前,工业界主要采用基于仿真分析优化方法对产品进行设计优化,该方法操作灵活方便,已经广泛应用于航空、航天、航海和汽车等领域。然而,现今复杂产品的设计通常涉及多目标、多学科等计算耗时的仿真分析过程,需要耗费大量计算资源。尽管计算机运算能力和运算速度持续增强,但数值仿真分析软件诸如有限元分析(finite element analysis, FEA)和计算流体力学(computational fluid dynamics, CFD)等同样变得越来越复杂与精细。事实上,基于仿真分析优化方法往往需要经过数以千次的仿真来处理复杂工程问题。以福特汽车公司碰撞模拟为例,一次碰撞过程模拟需要耗费 36~160h 不等^[1]。假设求解一个二维优化问题需进行 50 次迭代计算,并且每次迭代过程要求进行一次碰撞模拟,那么整个优化过程耗时将高达 75 天至 11 个月。在工程实践中,设计周期如此漫长的优化方法显然不可接受。

巨大的计算压力限制了基于仿真分析优化方法在工程设计优化领域的应用与发展,计算精度与计算效率不可调和的矛盾是复杂产品设计过程中面临的最大难题之一。为了解决这个难题,工程设计人员亟需一种高效且能够保证优化结果精度和可靠性的优化方法。代理模型(surrogate model),也称为元模型(meta model)或响应面模型(response surface model),它作为一种近似模型被用于替代复杂仿真分析,以达到降低计算成本和提高优化效率的目的。代理模型实质上是一种“模型的模型”,可以在确保模型精度条件下使用较少计算资源来近似表达设计变量与优化目标之间的黑箱(black-box)关系^[2,3]。因此,在工程设计优化领域,基于代理模型技术的全局优化(surrogate-based global optimization, SBGO)方法已经开始逐步取代基于仿真分析优化方法^[4,5]。基于代理模型技术的全局优化方法的基本流程如图 1-1 所示。SBGO 方法基本步骤如下:①首先使用试验设计方法获取初始样本点,随后利用已知样本点信息和代理模型构造方法构建初始代理模型;②采用

自适应样本设计方法确定包含更多有效信息的新样本点，这些新增样本点将用于更新代理模型；③设计空间重构方法主要用于调整设计空间维度或尺寸，获得较小的设计子空间，从而提高优化效率和增加优化结果可靠性。

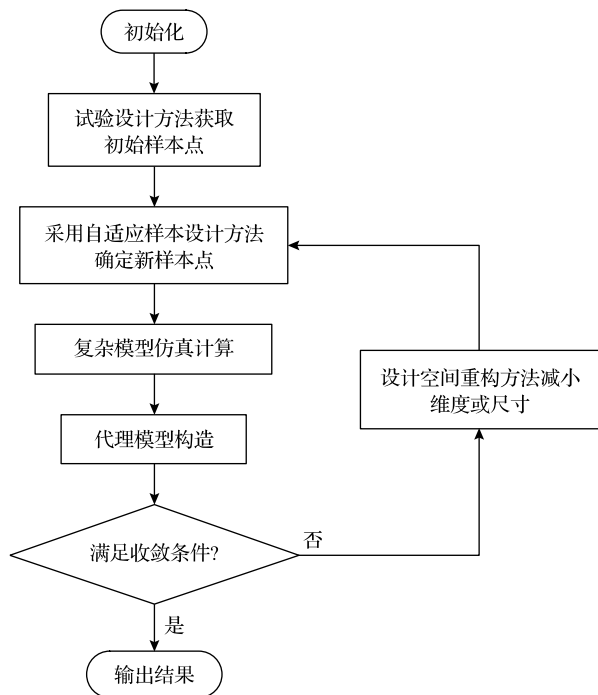


图 1-1 基于代理模型技术的全局优化方法的基本流程图

本书针对基于仿真分析优化方法计算压力过大、优化效率偏低等问题进行深入研究，提出多种基于代理模型技术的全局优化方法，旨在为研究人员提供适应不同工程问题的设计优化方法。本书的研究成果将促进我国工程设计优化方法的发展，也可为水下滑翔机外形设计提供参考。

1.2 代理模型技术研究现状

近几十年来，代理模型技术受到越来越多研究人员的重视，并在工程设计优化领域得到了广泛应用。代理模型技术的研究内容主要体现在四个方面：试验设计方法、代理模型构造方法、自适应样本设计方法和设计空间重构方法。代理模型技术工程应用领域主要包括多学科设计优化 (multi-disciplinary design optimization, MDO)、多目标优化 (multi-objective optimization, MOO)、鲁棒设计优化 (robust design optimization, RDO) 和拓扑优化 (topology optimization, TO) 等。

图 1-2 给出了代理模型技术主要研究内容及其工程应用领域。基于上述主要研究内容，下面将详细介绍代理模型技术及其工程应用的国内外研究现状。

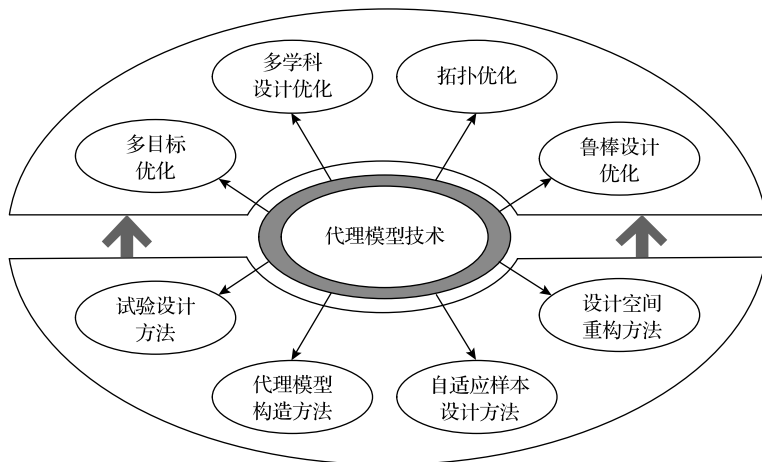


图 1-2 代理模型技术主要研究内容及其工程应用领域

1.2.1 试验设计方法

代理模型精度受样本点性能直接影响，无论选择何种代理模型，首先需要选择合理的取样策略。代理模型取样策略是指合理设计样本点数量和空间分布，期望以尽可能少的试验次数获取尽可能多的关于设计目标与设计变量之间的有效信息。在有限样本点条件下，为了获得满足要求的代理模型，试验设计方法被提出用于设计合理样本点。试验设计方法作为基于代理模型技术的全局优化方法中的首要步骤，对探索未知函数特性和避免计算资源过载具有重要影响^[6,7]。

试验设计方法的基本思想在 20 世纪 30 年代由英国统计学家 Fisher 提出，随后该方法便被航空、电力、汽车等行业广泛采用。二战后，早期的试验设计方法逐渐不能适应工业快速发展和实际需要。日本研究人员田口玄一在试验设计方法上取得突破，使得试验设计方法在理论和应用方面都上升到一个新高度。我国著名学者方开泰和王元院士将数论方法用于试验设计，提出了基于均匀设计试验方法^[8,9]。试验设计方法发展至今，按照设计对象可以分为两类：物理试验设计和计算机试验设计。早期试验设计对象基本为物理试验，而随着计算机飞速发展，计算机试验设计方法已经成为主要研究方向。物理试验设计方法着重关注设计空间边界，目的是降低物理试验过程中的随机误差，比较常用的方法有因子设计(factorial design, FD)方法^[10]、中心复合设计(central composite design, CCD)方法^[11]和正交设计(orthogonal design, OD)方法^[12]。Hou 等^[13]采用因子设计方法对设计参数进行筛选来优化航行器机身薄壁单元配置，以此提高航行器组成元器件的防撞

性能。Wang 等^[14]提出一种自适应响应面方法 (adaptive response surface method, ARSM), 使用中心复合设计获取较小的设计子空间。该方法结合中心复合设计和二次多项式近似模型来处理复杂优化问题。Gong 等^[15]利用正交设计加速差分进化算法收敛速度。大量研究表明, 物理试验设计方法只适合低维问题, 当设计变量增加时, 不仅会导致试验规模呈指数增加, 而且会增加试验随机误差。关于物理试验设计方法的详细介绍可参考文献[16]和[17]。

在工程设计优化中, 由于计算时间和计算资源的限制, 很多时候进行大量物理试验并不可行, 许多试验现象或者研究系统都需要采用数学模型来描述, 并用计算机模型进行数值求解或模拟。物理试验设计方法往往在设计空间边界位置安排样本点, 通过在相同变量上重复试验来消除随机误差。与物理试验过程不同的是, 计算机试验过程中不产生随机误差, 只产生确定性系统误差。Sacks 等^[18]认为对于计算机试验设计, 需要填充整个设计空间而不是只关注设计空间边界。Simpson 等^[19]同样指出经典物理试验设计方法不适合确定性计算机试验设计, 建议采用空间填充 (space-filling) 策略。为了能用尽可能少的仿真次数提取较多关于未知函数的信息, 众多计算机试验设计方法被研究出, 以满足空间填充特性, 因此这些方法也称为空间填充设计。基于空间填充理念发展而来的计算机试验设计方法包括均匀设计 (uniform design, UD) 法^[20]、拉丁超立方设计 (Latin hypercube design, LHD) 法^[21]、优化拉丁超立方设计 (optimal Latin hypercube design, OLHD) 法^[22]等。均匀设计法, 顾名思义是将样本点均匀分布到整个设计空间。拉丁超立方设计法中, 首先保证在各维上投影均匀性, 即均匀划分各因素设计空间, 使所有因素具备数量相等的分区, 然后采用随机方式将这些水平进行组合^[23]。常规拉丁超立方设计法无法确保空间填充性能, 因此研究人员引入优化准则进行改进, 得到优化拉丁超立方设计法。常用优化准则包括 Kullback-Leibler 准则^[24]、Audze-Eglais 准则^[25]、Maximin 准则和 Minimax 准则^[26]。吕大刚等^[27]将均匀设计与响应面相结合, 提出一种结构可靠度数值模拟新方法, 并成功应用到钢框架结构抗震可靠度分析中。Chu 等^[28]采用拉丁超立方设计法产生初始样本点, 并将其应用到结构有限元模型近似过程中。Jin 等^[29]基于拉丁超立方抽样, 提出一种增强随机进化 (enhanced stochastic evolutionary, ESE) 算法, 该算法能够通过改进随机布点过程提高样本性能。Dong 等^[21]结合 ESE 算法、设计空间缩减策略和代理模型技术, 提出一种新颖的全局优化方法。Zhu 等^[30]提出一种基于最大最小距离准则的连续局部枚举 (successive local enumeration, SLE) 方法, 该方法可以产生性能优越的试验样本, 但计算时间较长。Zhu 等^[31]联合 SLE 方法和代理模型技术, 还提出一种高效的基于代理模型技术的全局优化方法。通过分析上述研究发现, 拉丁超立方设计法最受欢迎, 但生成的试验样本无法均匀填充至整个设计空间, 不适用于处理复杂工程设计优化问题, 尤其是大尺度黑箱问题。而优化拉丁超立方

设计法尽管能够生成空间填充性能和映射性能都优异的试验样本,但同时需要耗费大量计算时间,设计效率较低。

随着设计参数和约束数量的增加,系统仿真模型将变得越来越复杂,单次仿真便需要耗费大量时间。从仿真效率来看,在制定试验方案时必须严格限制样本数量;但从仿真精度来看,要求试验次数尽可能多。在优化过程中,仿真效率和仿真精度无法同时满足。为了缓解此矛盾,工程设计优化领域亟需一种兼顾样本性能和设计效率的试验设计方法。

1.2.2 代理模型构造方法

随着工程设计优化问题日趋复杂,利用代理模型替代复杂耗时仿真分析模型被认为是解决工程复杂问题的最有效途径之一。代理模型实质上是利用近似方法对已知样本数据进行拟合或插值的数学模型,使用有限的样本点响应建立设计变量、目标函数和约束函数之间的近似表达式。通过对近似表达式进行研究,加加深对未知问题的了解,可获得更多的有效信息。基于代理模型技术的全局优化方法旨在减少高精度分析模型调用次数的同时准确找到全局最优解,其性能优劣由代理模型精度直接决定^[32,33]。一般来说,不精确代理模型将会导致出现局部最优解,甚至错误结果。因此,研究人员针对不同特征优化问题,开发了不同特点的代理模型构造方法。目前比较流行的代理模型包括多项式响应面 (polynomial response surface, PRS) 模型、径向基函数 (radial basis function, RBF) 模型、克里金 (Kriging, KRG) 模型等。

PRS 模型也称为响应面方法 (response surface method, RSM), 通过最小二乘法拟合获得多项式参数,继而建立多项式近似模型。在工程设计优化中,使用最多的是二阶 PRS 模型。Box 和 Draper^[34]最早将 PRS 模型用于工程优化。Sobieski 和 Kroo^[35]为了更好地预测多学科系统模型,将 PRS 模型嵌入多学科协同优化框架中。Hosder 等^[36]采用 PRS 模型分别预测高速民航飞机设计优化过程中飞机航程与三个阻力参数之间的关系。Vafaeseefat^[37]提出一种自适应多项式响应面方法,并将该方法用于复合金属压力罐的设计优化中。Ye 等^[38]提出一种基于 Maxwell 有限元分析和多项式响应面的优化方法,用于设计电感式角度传感器。潘锋和朱平^[39]提出一种面向不等式约束函数的改进响应面法,并将该方法应用于车身轻量化的优化设计中,其优化效果明显好于传统响应面法。李沛峰等^[40]针对翼型气动优化设计中效率和精度的矛盾,通过 PRS 模型和遗传算法 (genetic algorithm, GA) 的结合提高翼型优化效率。王家俊等^[41]将响应面法与优化拉丁超立方设计法相结合,对月球着陆器软着陆性能进行优化,验证了基于响应面法的软着陆性能优化方法的有效性和可行性。PRS 模型构造简单、计算量小,一度成为工程设计优化领域非常受欢迎的代理模型,但该模型对高阶非线性拟合能力不足,只适合低阶

非线性问题^[32]。

RBF 模型最早由 Hardy 在 1971 年提出并用于拟合地理数据, 以此观察不规则地理轮廓^[42]。RBF 模型是以径向函数为基函数, 通过对基函数线性加权而获得。Mullur 和 Messac^[43]提出一种更加灵活高效的改进径向基函数 (extended radial basis function, E-RBF) 法, 该方法同时采用径向基函数和非径向基函数, 大大提高了模型精度和工程适用性。径向基函数插值模型对初始样本点和模型参数选择较为敏感, Holmström^[44]提出一种全新自适应径向基函数来克服这个问题。Yao 等^[45]将线性多项式嵌入 RBF 模型中, 借助梯度信息提高近似模型预测精度。McDonald 等^[46]将 RBF 模型应用到石油钻头参数的设计优化中, 有效减少了设计时间。杨华和姚卫星^[47]引入等参单元形函数几何变换思想, 使用 RBF 模型近似表达复杂形状机翼二维气动问题。彭磊等^[48]提出一种基于动态径向基函数的全局优化方法, 并将该方法应用于减速器的设计优化中, 减少了将近一半的仿真分析次数。针对多目标优化求解耗时且全局高精度代理模型难以构造等问题, 陈国栋和卜继玲^[49]提出基于序列径向基函数的多目标优化方法, 使用信赖域技术降低问题复杂程度, 并采用微型多目标遗传算法进行优化, 成功将该方法应用到轿车车身结构轻量化多目标优化设计中。RBF 模型结构清晰, 不仅使用灵活, 而且计算量不大, 适合处理高阶非线性问题, 缺点是对噪声比较敏感^[33]。相比 PRS 模型和 KRG 模型, RBF 模型能够更好地平衡拟合精度和计算效率。

KRG 模型最早用于预测矿产储量分布, 是一种基于预测模型方差最小而建立的无偏估计插值方法。Sacks 等^[18]在 KRG 模型基础上开发出计算机试验设计和分析技术, 并将其应用到确定性计算机数据插值近似中, 开启了 KRG 模型在工程设计优化领域应用的大门。Simpson 等^[50]研究了 KRG 模型在基于仿真分析多学科设计优化中的全局近似能力。Park 和 Lee^[51]利用 KRG 模型获得目标函数均值和标准差, 提高了其处理稳健优化问题的能力。Younis 和 Dong^[52]采用 KRG 模型替代复杂高精度仿真模型, 同时利用空间探索和单峰区域消除 (space exploration and unimodal region elimination, SEUMRE) 策略加快寻优进程。Younis 等^[53]使用 SEUMRE 方法对磁流变制动器进行优化设计, 取得了显著的效果。Sun 等^[54]结合 KRG 模型与遗传算法, 以升阻比最大为目标函数, 对水下滑翔机外形进行了优化设计。温庆国等^[55]对小样本条件下 KRG 模型拟合精度进行了研究, 提出一种改进 KRG 模型, 并将其用于鱼雷外形设计优化, 取得了较好的优化效果。刘艳等^[56]在柔性机翼稳健性优化设计中引入随机 KRG 模型, 设计出一套高效、低阻、稳定的柔性机翼优化方法。冯吉路等^[57]以轴承最小生热率为目标函数, 采用 KRG 模型和粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法相结合的方式对轴承结构参数进行了优化。KRG 模型具有局部预测能力, 适合处理低阶高维非线性问

题^[18]；其不足之处在于需要通过优化最大似然估计来确定模型参数，导致模型难以构造，计算成本偏高。

从国内外对代理模型的大量研究可知，对于不同性质的优化问题，不同代理模型的构造方法拥有各自的优势和不足，在精度、效率、鲁棒性和透明度等方面表现各异^[32]。目前来看，还没有哪一种代理模型的构造方法被公认为是最佳方法。事实上，不少研究人员根据以往处理优化问题的经验来选择代理模型。然而，这种基于设计人员偏好的选择方式很可能会增加预测不确定性和额外计算成本，极大地降低寻优效率，制约代理模型技术在工程设计优化中的应用。为解决这一问题，借助权重因子联合多个单一代理模型的组合代理模型被提出。Zerpa 等^[58]将 PRS 模型、RBF 模型和 KRG 模型按照一定的权重因子线性叠加，获得组合代理模型，并将其应用到三元复合驱采油程序优化中。Goel 等^[59]提出一种启发式权重因子计算方法，该方法中的权重因子由测试样本计算得到的预测残差平方和 (prediction sum of squares, PRESS) 确定。Acar 和 Rais-Rohani^[60]将权重因子选择作为一个优化问题，来实现特定误差准则最小化。顾纪超^[61]提出一种基于混合代理模型的自适应建模优化 (hybrid and adaptive metamodeling, HAM) 方法来解决复杂耗时黑箱问题，该方法在搜索过程中可以自适应更新、重建，逐渐提高关注区域精度。在车辆乘员约束系统优化设计中，采用 HAM 方法对安全带安装点等参数进行优化。刘军等^[62]开发出一种基于组合代理模型的全局优化方法，该方法具有快速、高效和精确性能，在汽车顶棚隔声量优化设计中得到应用。黄焕军等^[63]使用组合代理模型拟合车身正面碰撞、侧面碰撞和白车身模态分析等多种响应，采用协同优化方法处理安全性车身构建的多学科设计优化问题。李召等^[64]基于交叉验证误差最优加权法，建立包括 PRS 模型、KRG 模型和支持向量机 (support vector machine, SVM) 的组合代理模型；针对永磁驱动器结构设计问题，引入改进熵权法，提出一种结合改进熵权法和组合代理模型的设计优化方法。研究表明，组合代理模型拥有选取多个单一代理模型的优点，能够获取更多关于未知优化问题的信息，有效降低单一代理模型出错概率，鲁棒性更强。组合代理模型如同对粗糙近似模型进行投保，能够有效降低粗糙近似模型的消极影响，提高整体预测能力。当代理模型精度较低时，其对应的权重因子也相对较小，反之亦然，从而实现组合代理模型总体预测能力的最大化。

尽管大量文献已经证明组合代理模型在预测能力等方面优于单一代理模型，但基于组合代理模型的全局优化方法的性能尚需逐步提高，在水下滑翔机外形设计领域的应用研究更是处于起步阶段。国内对组合代理模型的研究起步相对较晚，其理论研究和算法应用需要进一步完善，各种组合代理模型权重因子的计算方法也需要进一步研究。

1.2.3 自适应样本设计方法

优化过程中的采样策略根据代理模型更新方式可分为直接法 (one-shot method) 和自适应样本设计方法。直接法利用初始样本数据直接构造代理模型, 并在此不可更新的近似模型上搜索。直接法的样本生成过程与优化过程互相独立, 即优化过程中样本集始终保持不变。由于对黑箱问题缺少足够的了解, 直接法想要获得高精度代理模型, 通常需要更多“昂贵”试验样本点。然而, 考虑到优化对象复杂程度和过拟合问题, 过多的样本点不仅增加计算时间, 而且建立的近似模型不一定能准确地描述系统响应, 也就无法获得全局最优解。事实上, 设计人员也难以预先确定合适的初始样本尺寸。自适应样本设计方法无需提前考虑初始样本尺寸, 只需选用试验设计方法生成一定数量初始样本点, 再利用现有样本点构建代理模型。随后通过连续增加新样本点, 不断更新代理模型, 从而逐步提高代理模型预测能力^[65]。而上述新增样本点的选择通常基于某种填充准则 (infill criteria), 该准则用于指导如何选取能够提供关于优化问题更多信息的新样本点^[66], 按照布点策略可分为开发策略 (exploitation)^[67] 和探索策略 (exploration)^[68]。开发策略以近似模型预测值为目标函数寻找当前全局最优点, 在其附近区域获取有效样本点。探索策略主要关注样本稀疏区域或不确定性较高区域, 并在上述区域获取有效样本点。尽管开发策略有助于快速收敛得到优化结果, 但是不能保证获得全局最优解。连续使用开发策略只能提高近似模型的局部精度, 而无法提高全局精度, 容易陷入局部最优陷阱中^[65]。同样地, 虽然连续使用探索策略可以避免陷入局部最优, 但是盲目地提高全局精度势必会造成计算资源极大的浪费。对于基于代理模型技术的全局优化方法, 全局最优点潜在区域精度才是必要的^[69]。

Jin 等^[29]对若干种不同特征自适应样本设计方法进行研究, 结果表明自适应样本设计方法相比直接法更加高效。Jones 等^[70]提出基于期望提高 (expected improvement, EI) 的自适应样本设计方法, 并使用高效全局优化 (efficient global optimization, EGO) 算法。EI 准则利用 KRG 模型预测值和预测标准差来选取新增样本点, 通过使用大量新增样本点来确保 EGO 算法的全局收敛性。由于 EI 准则效率较低, 不适合复杂未知问题, 研究人员开发了一系列改进 EI 准则, 如广义 EI 准则^[71]、权重 EI 准则^[72]和概率 EI 准则^[73]。Wang 等^[74]提出一种峰值追踪采样 (mode-pursuing sampling, MPS) 优化算法, 将 RBF 模型最优解或附近区域内有效点作为更新样本点, 同时在峰值邻近区域建立二阶 PRS 模型, 用来确定全局最优解是否包含在此区域内。Kitayama 等^[65]提出一种高性能自适应样本设计方法, 将当前模型全局最优解以及样本稀疏区域内有效点同时作为更新样本点。该方法不仅能有效平衡局部近似和全局近似, 而且支持并行算法。Gu 等^[75]提出一种基于三个经典代理模型的自适应样本设计方法, 根据样本点在三个代理模型中的预测值,

优先选取对应三种近似模型预测函数值都较低的样本点, 以此提高代理模型的精度和寻优效率。Dong 等^[21]基于 KRG 模型采用估计均方误差 (mean square error, MSE) 探索未知区域, 并选择误差较小的点作为新增样本点, 同时选择当前响应面最优解作为新增样本点, 逐步提高代理模型的精度。李恩颖^[76]介绍了两种自适应样本设计方法: 一种是粒子群智能布点方法, 即基于粒子群优化理论, 通过修正后粒子群优化技术获取更新样本点; 另一种是基于边界条件和最优邻域智能布点方法, 即基于初始样本边界信息和当前样本最优邻域信息选取更新样本点。李恩颖将提出的自适应样本设计方法嵌入基于时序可控近似模型技术中, 并成功应用于汽车耐撞性优化。王红涛等^[77]结合均匀设计、KRG 模型和 EI 准则提出一种自适应全局优化方法, 并应用到二维扩压器优化设计中, 优化结果表明扩压器性能得到显著提高。夏露和王丹^[78]同样基于 EI 准则确定新增样本点, 提出一种基于 KRG 模型的自适应气动优化设计方法, 通过标准测试函数和翼型设计实例对提出的方法进行了验证。董华超等^[79]针对大深度水下航行器壳体结构多目标优化问题, 提出一种基于空间采点法的自适应响应面多目标优化方法, 优化结果表明壳体总体性能相比经验公式取得一定提高。龙腾等^[80]针对翼型气动隐身多目标优化设计过程中计算量大和目标权重难以选择等难题, 提出一种基于自适应 RBF 模型和物理规划法的多目标优化方法, 该方法在当前可能最优解邻近区域增加新样本点。研究表明, 在迭代过程中, 自适应样本设计方法能够充分利用已知代理模型信息来确定新增样本点, 使得新增样本点选择过程具有一定的“方向性”, 可以包含关于未知优化问题更多的特征信息。另外, 单独采用开发策略或者探索策略均无法获得令人满意的试验样本, 而联合开发策略和探索策略可以很好地平衡优化精度和优化效率, 适合处理复杂黑箱问题。

综上所述, 在优化过程中采用不合适的采样策略会导致不必要的计算花费, 甚至得到错误的结果, 从而限制了基于代理模型技术的全局优化方法在实际工程中的应用。因此, 开发灵活、高效的自适应样本设计方法具有重要意义。

1.2.4 设计空间重构方法

在工程设计优化领域, 优化对象特征信息往往是未知的。设计人员在处理未知的工程优化问题时, 为了避免错过实际全局最优解, 通常会定义相对保守的设计空间。这就给复杂工程问题的优化带来巨大困难, 尤其在目标函数计算需要调用大量耗时高精度仿真分析模型时, 计算时间将呈指数增长, 导致现有计算资源难以满足实际需求。使用代理模型替代工程仿真模型一定程度上缓解了计算压力, 但是优化问题设计变量范围过大或设计变量数过多仍将导致基于代理模型技术的全局优化方法难以获得令人满意的优化精度和优化效率。从实际情况来看, 在有限计算资源条件下, 设计空间尺度越大, 获得全局最优解的可能性越低。在不考

虑代理模型预测精度的情况下,基于代理模型技术的全局优化方法效率和精度直接取决于设计空间尺度大小。设计空间重构方法作为一种积极有效的方法被提出来克服这个难题,期望用较少样本点解决大尺度优化问题。

设计空间重构方法可以分为两种:维度缩减策略和尺寸缩减策略。维度缩减策略旨在减少设计空间维度,即识别并剔除不重要的设计变量。众所周知,当设计变量很多时,数值仿真技术以及寻优搜索技术都将事倍功半,这就是“维度灾难”(curse of dimensionality)。由于常规方法无法处理高维优化问题,研究人员转而考虑使用维度缩减策略。维度缩减策略通过分析确定设计变量敏感度,将敏感度较低、对目标函数总体贡献较小的设计变量剔除,最大程度保留未知优化问题的基本特征。维度缩减策略在工程设计优化中的使用可追溯至几十年前,常用方法有全局灵敏度分析(global sensitivity analysis, GSA)、主成分分析(principal component analysis, PCA)和方差分析(analysis of variances, ANOVA)等。全局灵敏度分析,又称全局敏感性分析,用来定量分析输入变量对系统输出的贡献程度,同时考虑输入变量之间的交叉耦合作用,从而确定各输入变量的灵敏度。灵敏度较低的输入变量将被识别并剔除,以此缩减设计空间维度。张扬等^[81]联合全局灵敏度分析和动态代理模型技术,针对复杂非线性系统多参数优化设计问题,提出一种多参数多目标优化策略,并将其应用到汽车碰撞乘员约束系统概念设计。蒋青山等^[82]针对自动装填机构轻量化设计中多变量、计算耗时等问题,将全局灵敏度分析和代理模型技术相结合,使用多岛遗传算法进行优化求解,数值结果证明了该方法在高维复杂结构轻量化设计中的可行性和有效性。主成分分析是一种数据压缩和特征提取多变量统计分析技术,通过正交变换将一组可能存在相关性的设计变量转换为一组线性不相关设计变量,在信息丢失最少的前提下完成降维任务。杨漪等^[83]采用主成分分析法对温度变量进行降维处理,并使用BP神经网络在获得的设计子空间内建立高精度数控机床主轴热漂移误差模型。Raghavan等^[84]使用主成分分析法和扩散近似法以最少的设计变量完成对结构形状优化问题的拟合。方差分析,也称变异数分析,从观测变量方差入手,通过研究分析其他设计变量对观测变量的影响程度来确定设计变量对系统响应的贡献大小。为了缓解“维度灾难”,Zhang等^[85]基于方差分析法构建了高效随机电路系统模拟器,缓解了计算矛盾。为降低吸气式高超声速飞行器设计复杂度,鞠胜军等^[86]首先采用正交设计和计算流体力学进行气动力性能计算,随后使用较少样本点通过方差分析法获得参数对气动性能的影响规律。其他有关维度缩减策略介绍可参考相关文献^[87]。虽然维度缩减策略可以增强基于代理模型技术的全局优化方法处理复杂高维问题的能力,但精准识别不重要的设计变量是非常困难的,而且设计变量之间相互影响、相互耦合,剔除某一个设计变量很可能会导致原有问题失真,导致获得不正确的结果^[88]。另外,对于多目标优化和多学科优化问题,无意义的设计变量往往难以