代理模型在航空发动机多学科设计优化中的应用

Applications of Surrogate Models in Multidisciplinary Design Optimization of Aero Engine

■ 巩萃颖 郭纳贤 / 中国航空发动机研究院

代理模型是多学科设计优化（MDO）中的重要组成部分，能够大大降低问题求解的计算成本，目前已经在诸多航空发动机MDO中应用，未来的发展方向主要集中在与降阶模型结合、基于深度神经网络的代理模型、多保真代理模型和工程数据的利用等方面。

多学科设计优化能够充分考量各学科（子系统）相互作用所产生的协同效应，进而获取工程系统的整体最优解，实现并行设计。航空发动机的MDO过程面临着诸多挑战，如设计变量繁多、计算量庞大、各学科分析模型间数据交互错综复杂以及系统集成难度大等问题。代理模型技术通过构建计算成本更低的近似表达模型，可显著提升MDO求解的计算效率。其基本原理是，对目标函数和约束函数进行近似表达，将设计空间的搜索与目标及约束函数的近似表达相互耦合，在获得该近似耦合问题的最优解后，依据最优解处的分析结果对近似模型进行修正，持续迭代直至收敛，这一过程极大地降低了MDO问题求解的计算成本。

代理模型方法简述

代理模型（又称近似模型或者元模型）是指在保证一定精度的前提下，借助少量信息构造一个计算成本较低且与物理试验或数值分析计算结果相近的数学模型的方法。如今，代理模型方法已经被广泛应用到航空、航天、汽车、船舶等领域的优化设计、不确定性分析中。代理模型的关键步骤包括试验设计、样本点的数值模拟、代理模型的构建与模型验证。

试验设计

通过试验设计（DOE）获取样本点是构造代理模型的基础环节，常用方法包括正交设计、均匀设计、拉丁超立方和最优拉丁超立方等。其中，最优拉丁超立方获取的样本具有良好的空间均布性与投影均匀性，可以缩减样本点规模，在工程领域应用广泛。近年来，在传统方法基础上衍生出序列取样的动态试验设计方法，该方法先抽取初始样本点构建初始代理模型，再基于此模型，运用序列取样方法生成新的样本点以更新模型。

样本点的数值模拟

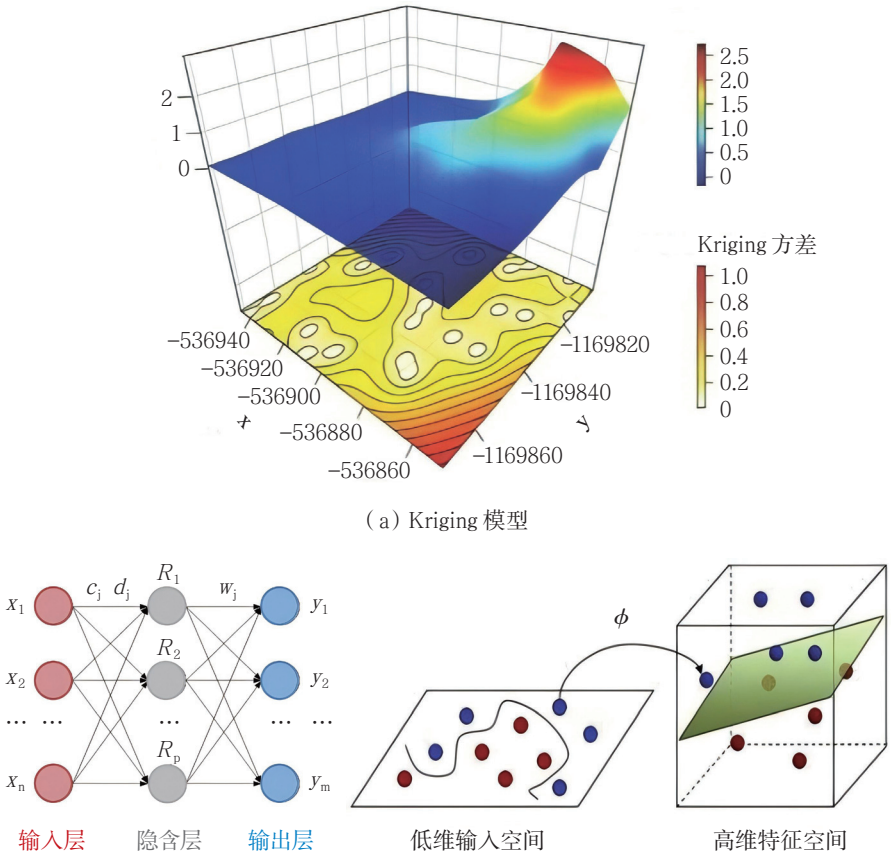
样本集通常基于DOE抽取的样本点输入值，通过数值模拟或者试验测试生成。由于工程上试验有效数据较少，多数情况下通过计算流体力学（CFD）等数值模拟方式生成。在这一阶段通常借助建模、仿真软件的二次开发或者宏录制功能形成能够自动批量化数值模拟的脚本程序，如ABAQUS/python、ANSYS/APDL、ICEM/ .rpl、Fluent/.jou等，以快速获取后续模型训练和验证的样本集。

构建代理模型

工程应用中常见的模型有响应面方法（RSM）、Kriging模型、径向基函数（RBF）模型、人工神经网络（ANN）、支持向量回归（SVR）等，部分模型的原理如图1所示。不同的代理模型适用于不同的问题，且不存在一种适用于所有工程问题的单一模型。近年来也有一部分学者围绕组合代理模型开展研究，其关键在于研究若干单一代理模型加权组合的权重系数计算方法，如通用均方根误差法、优化全局预测误差法和逐点预测标准差法等。

模型验证

通常的模型验证方法为在试验设计时分别构造训练集和测试集，使用训练集构造代理模型，使用测试集验证模型精度，常用的精度指标有最大误差、平均误差、均方根误差和复相关系数等。后来发展出



（a）Kriging 模型

（b）RBF 神经网络

（c）支持向量回归

图1 代理模型原理

改进的交叉验证方法，其中K-fold交叉验证是将数据分成大小大致相等的k个子集，每次留出1个子集作为测试集，剩余的k-1个子集为训练集，进行k次训练和测试，以获得的k个误差指标的均值评估代理模型的验证精度，若k等于样本量，该方法为留一交叉验证。交叉验证方法保证了每1个点均出现在测试集中1次，出现在训练集中k-1次，方差比将训练、测试集完全分开时小，但同时计算成本也比较高。

代理模型方法在MDO领域的发展

1995年，美国国家航空航天局（NASA）兰利研究中心的索别斯基（Sobieski）将MDO定义为一个新的研究领域，介绍了MDO的主要概念组件，代理模型即其中之一。

起源与早期发展

MDO中的代理模型方法起源于结构设计问题中的代理模型。在1990年之前，多项式响应面模型、神经网络等是早期最流行的方法，本阶段研究机构包括弗吉尼亚理工学院、圣母大学、伦斯勒理工学院、老多米尼加大学和NASA兰利研究中心等。

20世纪90年代的发展

在20世纪90年代，研究重点为响应面方法，主要得益于NASA资助的高速民用运输（HSCT）项目。弗吉尼亚理工学院、圣母大学、佐治亚理工学院、莱斯大学和老多米尼加大学的研究人员致力于开发响应面模型的新方法和推广应用，例如，弗吉尼亚理工学院开发的可变复杂度响应面建模（VCRSM）方法、圣母大学的并行子空间优化程序等。随着响应面模型得到越来越广泛的应用和研究人员更深入的探索，该方法的局限性逐渐暴露，如高维设计空间中“维数的诅咒”导致的计算量剧增以及高度非线性设计空间中模型精度的下降。

为此，一些研究人员开始探索高阶响应面模型和固定多项式模型，其他一些研究人员则着眼于采样试验设计、梯度信息利用、顺序元建模等。波音公司、IBM公司和莱斯大学的研究人员合作开发了代理管理框架，在1个涉及11个几何参数的航空发动机进气道优化问题中，使用代理模型将响应值的获取时间从2周缩至1天，展现了代理模型在工程应用中的优势与潜力。

21世纪以来的发展

在20世纪90年代后期，该领域的研究重点开始从响应面模型转向RBF、多元自适应回归样条、Kriging模型以及SVR等方法，还有一些学者围绕自适应代理模型建模框架、多保真代理模型、动态加点策略和组合代理模型等方面开展研究，旨在提升代理模型精度、效率以及应对复杂问题的适应性。

2002年，在第九届多学科设计分析与优化会议的代理模型方法分会上，来自波音公司、范德普拉茨研发公司（VR&D）、桑尼亚国家实验室、Engineous软件公司、福特汽车公司的研究人员探讨了代理模型方法的发展现状与未来发展方向。会议讨论的主题包括试验设计方法

对比、DOE结果和代理模型数据的可视化、基于代理模型的不确定性评估、大量变量的处理、梯度信息增强的近似模型、序列代理模型、自适应代理模型（动态代理模型技术）以及改进Kriging模型等。

纵观代理模型优化领域的进展，研究人员主要基于RBF、Kriging和SVR等3种代理模型，解决代理模型优化中出现的维数灾难、计算效率低和适应性差等问题。其中，基于SVR模型的优化方法研究起步较晚，但发展良好，近10年以来的研究总量已经超过了Kriging和RBF模型方法，尤其是2018年以后热度显著提升。然而在MDO领域，三者中基于Kriging模型的MDO研究总量最高，热度居高不下。值得注意的是，基于SVR模型的MDO近两年热度显著提升，并在2024年超过了基于Kriging模型的MDO，这表明SVR模型在MDO领域正逐渐展现出强大的应用潜力。

表1 当前商业/开源软件产品的代理模型方法和优化功能

软件	代理模型功能	优化功能
BOSS/Quattro	多项式响应面、RBF、神经网络、Kriging	梯度优化、代理模型优化、遗传算法、多目标优化、可靠性优化
Dakota	泰勒级数近似、多项式响应面、移动最小二乘法、神经网络、Kriging、RBF、多点近似、多精度代理模型、多变量自适应回归样条	梯度优化、代理模型优化、进化算法、多目标优化、可靠性优化
HyperStudy	多项式响应面、移动最小二乘法、Kriging	梯度优化、代理模型优化、遗传算法、可靠性优化
Isight	多项式响应面、泰勒级数近似、RBF、Kriging、神经网络、变复杂度模型	梯度优化、代理模型优化、多目标优化、遗传算法、粒子群算法、可靠性优化等
modelFRONTIER	多项式响应面、K-Nearest插值、Kriging、贝叶斯回归、神经网络、进化设计、自动机器学习、多层感知机、分布式随机森林、梯度提升机、SVR、用户自定义	梯度优化、遗传算法、粒子群算法、多目标优化、多策略优化、代理模型优化
OPTIMUS	多项式响应面、RBF、Kriging模型、用户自定义、局部加权神经网络、深度神经网络、RFR	梯度优化、代理模型优化、进化算法、自适应进化算法、多目标优化、可靠性优化、用户自定义算法
VisualDOC	多项式响应面	梯度优化、代理模型优化、遗传算法、粒子群算法、多目标优化、可靠性优化
COMSOL	深度神经网络、高斯过程、多项式混沌展开代理模型	梯度优化、代理模型优化
LSOPT	多项式、前馈控制神经网络、RBF、Kriging、SVR、用户自定义	代理模型优化、多目标优化、遗传算法、期望改进优化、鲁棒性优化、可靠性优化
Heeds	最小二乘法、Kriging、RBF、响应面	梯度优化、遗传算法、粒子群算法、代理模型优化、混合自适应算法、多目标优化

软件产品中的代理模型功能

随着MDO的广泛应用，众多软件公司开发了多学科设计优化软件，并融入代理模型功能，以提升设计和优化效率，表1展示了当前广泛应用的商业/开源软件产品所具备的代理模型方法和优化功能。这些软件为工程人员提供便利，推动了代理模型在MDO中的应用。

代理模型在航空发动机MDO中的典型应用

罗罗公司选取了58个主流道参数为设计变量，以进口马赫数、进口角、噪声和强度为约束条件，综合气动损失、出口角等因素构造目标函数，开展了风扇出口导向叶片（OGV）的多学科优化设计。该优化过程中采用了耦合Kriging和贝叶斯方法训练的神经网络代理模型，将叶片数量从42个减少到14个，并有效控制了端壁区域的流量。

普惠公司在应用基于平台的MDO框架优化一型燃气涡轮发动机的涡轮燃气路径时，设置了试验设计和代理辅助优化（SAO）工作流，并通过4个测试算例验证了其有效性。第一个测试算例将三级涡轮的等熵效率提高2.79%，第二、三个算例分别将涡轮动力效率提高1.04%和1.19%，最后一个算例在维持等熵效率不变的情况下，将涡轮的总长度缩短25%。

德国航空航天中心（DLR）将响应面模型融入包含114个设计变量的高负荷跨声速增压级的气动-结构优化过程，将叶片相对高度降低20%以上，工作效率提高了0.5%。优化过程中约束和目标迭代历程如图2所示，展示了响应面的加速效果。

俄罗斯中央航空发动机研究院

（CIAM）运用基于现代多准则优化方法（IOSO），对离心式压气机叶轮实施基于响应面的MDO。选取流道参数、叶片造型参数等33个设计变量，考虑流量、效率、压比、强度、寿命等约束条件，以减轻质量为优化目标，历时近1个月，在约束满足的前提下，喘振裕度提升1.3%，级效率增加 0.07%，质量减轻6.2%，有效缩短设计周期。

冯·卡门流体动力学研究院与牛津大学合作将差分进化算法与逐次更新的Kriging模型相结合，应用于大涵道比涡扇发动机跨声速风扇叶片MDO。该优化问题共包含12个空气动力学和结构约束，历经10次迭代后，收敛至最佳设计。

中国航发商用航空发动机有限责任公司基于高保真的数值仿真进行DOE，建立Kriging模型，开展了大涵道比民用风扇叶片的多学科优化工作，优化后，位于弧形燕尾根区域的最大应力水平从700MPa降至550MPa，共振裕度明显提升，峰值效率提升约0.2%。

中国航发湖南动力机械研究所在开展整机MDO工作时，提出了变保真度SVR模型、基于本征正交分解（POD）的自适应代理模型等方法，并在多个系统上应用探索，并针对涡喷发动机的优化效果开展了部件及整机级的试验验证。

代理模型在航空发动机MDO应用发展趋势

代理模型方法已经在国内外航空发动机MDO领域初步获得应用，未来可能存在如下发展方向。

一是与降阶模型结合。近年来，降阶模型技术在航空发动机气动、传热等CFD仿真流场预测中得到了广泛研究。2023年以来，其在MDO领域的研究更是近乎成倍增长。将代理模型与降阶模型相结合，不仅能够进一步提高预测效率，还能获取关注参量的场分布信息，为MDO提供更全面的数据支持。

二是基于深度神经网络的代理模型。结合卷积神经网络、物理信息神经网络等技术的代理模型方法近年来已在风机等工业领域被广泛研究。尤其是物理信息神经网络通过在损失函数中引入物理信息项，如耦合N-S方程求解流体力学问题，相比传统代理模型方法，能够更加有效、准确地预测响应量，有望在航空发动机MDO领域也取得突破性进展。

三是多保真代理模型研究。先用大量的低保真数据初步获取模型，再利用数量较少的高保真数据对其进行校正，以此平衡计算成本与模型精度。目前多保真代理模型方法主要包括基于标度函数的多保真度建模、基于空间映射的多保真度建模，以及引入辅助信息（如梯度、低可信度响应值）的Co-Kriging 类建模等。未来在多保真度代理模型方法的试验设计方法、自适应融合方法等方面仍需开展深入研究。

四是工程数据的利用。当前型号设计中积累了大量的知识经验数据，其中一部分来自试验，另外一部分主要依托于仿真软件。如何运用迁移学习、生成式学习等人工智能方法将代理模型与已有工程数据相结合，应用于MDO，甚至拓展到数字孪生领域，是研究人员亟待深入研究的课题，该方向的突破将极大地提升航空发动机设计的智能化水平。

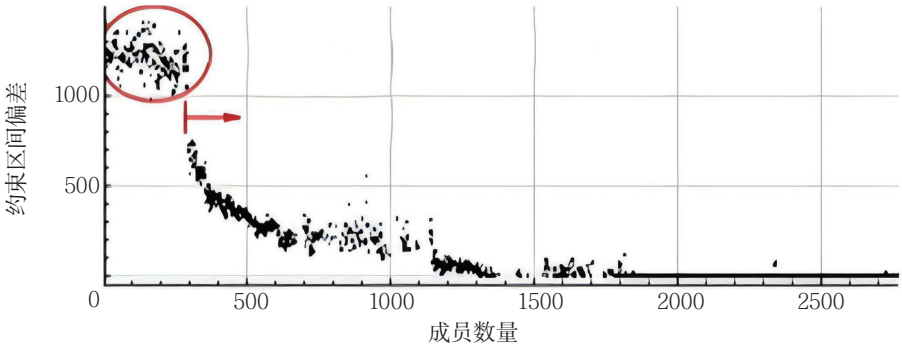


图2 优化过程中约束和目标的发展历程

结束语

代理模型技术通过高效的近似建模与智能优化，已成为航空发动机多学科设计优化的核心驱动力之一。其发展历程见证了从传统响应面到深度神经网络的技术跨越，显著地降低了复杂系统的研发成本。未来，代理模型将深度融合降阶模型、物理信息神经网络及多保真数据，突破维数限制，实现更精准的跨学科协同优化。随着工业数据的深度挖掘与算法创新，代理模型有望进一步推动航空发动机设计向智能化、绿色化方向迈进，为全球航空业可持续发展提供关键技术支撑。 航空动力

（巩萃颖，中国航空发动机研究院，高级工程师，主要从事航空发动机结构优化研究）