

# 基于自组织映射的高维优化参变量相关性研究

张泽斌, 张鹏飞, 李瑞珍

(郑州大学 机械与动力工程学院, 河南 郑州 450001)

**摘要:**针对多目标优化中计算量大、以及难以提取分析高维数据中的复杂非线性关系的问题,借助自组织映射方法,将隐藏的高维多属性数据特征展现在低维可视空间中。利用 NSGA-II 得到多目标优化问题中的 Pareto 最优解集,并通过对数据进行聚类分析,从而得到高维最优解集内目标与参数的特征分布、映射关系等特性。以动静压阶梯腔滑动轴承为应用对象,以单位承载力下的摩擦功耗、温升和失稳转速为优化目标,考虑几何结构等约束条件,结合 DoE 构建相应的低成本、高精度的多目标 Kriging 代理模型。利用自组织映射方法提取和分析最优特征区域中各目标与参数之间的相关性特征以及映射关系。结果表明,在设计范围内目标与轴向封油边宽度、供油压力之间相关性较强,而与深腔深度、浅腔包角相关性较弱。此方法可更直观地服务于设计人员对于多目标高维优化设计结果参变量的择优。

**关键词:**自组织映射;高维问题表达;克里金方法;帕累托前沿;多目标优化;滑动轴承

**中图分类号:**TH122; TH117.2

**文献标志码:**A

**文章编号:**1000-2758(2020)03-0677-08

复杂工程问题的多目标寻优有赖于目标函数与设计变量的映射关系描述。对于多变量多目标高维的“黑箱问题”,由于映射关系未知,一般优化算法通过不同的寻优策略,仅能在一定程度达到较优解而非最优解。传统的多目标优化<sup>[1-2]</sup>(multi-objective optimization, MOP)采用加权组合、分层序列等方法,通过数学变换的方式将多目标转化为单目标进行优化求解,这类目标规划的方法在工程应用中往往受设计人员主观因素的影响,不宜客观表达出所有目标的实际达成度。按照非支配排序的原则构建的 Pareto 前沿<sup>[3]</sup>可以客观地表达各个目标之间的制衡关系,位于此前沿上的设计点均属于优化问题的最优解。而目标函数对于设计变量的响应可通过代理模型进行表达。

代理模型<sup>[4-5]</sup>可近似构建出设计空间到目标空间的映射关系<sup>[6]</sup>,为了对设计问题进行全局性的分析,需要借助平面图像的表达方式。然而对于多变量多目标问题,受限于视觉感知能力,四维及以上的数据按照传统表述方法表述并不直观,参数和目标之间的对应关系也不清晰。如何方便快捷地表达四

维以上的数据之间的联系,并对工程设计人员的决策起到实际指导作用,是多目标优化问题的一个重要研究方向。芬兰神经网络专家 Kohonen<sup>[7]</sup>通过模拟大脑神经系统的功能,提出自组织映射(self-organizing map, SOM)网络的一种降维可视化<sup>[8-9]</sup>技术。SOM 在训练中能无监督地进行自组织学习,不仅在数据挖掘过程中优势明显,还能有效降低后续算法的计算量,是一种有效的高维问题可视化解决方案。近些年来,自组织映射在信息决策<sup>[10]</sup>、数据分类<sup>[11]</sup>等过程中广泛应用。因此研究基于一定优化算法的目标与参数间映射关系具有一定的工程意义和应用价值。

以动静压滑动轴承<sup>[12]</sup>为工程应用对象,考虑承载力、功耗、温升以及失稳转速等综合性能,研究优化后参数与性能指标之间的映射关系。通过具有良好代表性的样本点快速获取满足优化目标和约束条件的 Kriging 模型,并利用带精英策略的非支配排序的遗传算法(NSGA-II)<sup>[13]</sup>寻找高维 Pareto 最优解集,分析最优特征区域中目标与参数之间的映射关系,用二维图像直观展示“黑箱”问题高维数据的相

关特性<sup>[14]</sup>。对于不同工况和用户需求下的轴承设计有现实的指导意义。

## 1 动静压阶梯腔滑动轴承优化设计

### 1.1 滑动轴承数学模型建立

动静压轴承无量纲 Reynolds 方程

$$\frac{\partial}{\partial \phi} \left( \bar{h}^3 \frac{\partial \bar{p}}{\partial \phi} \right) + \left( \frac{d}{l} \right)^2 \cdot \frac{\partial}{\partial \lambda} \left( \bar{h}^3 \frac{\partial \bar{p}}{\partial \lambda} \right) = \frac{3}{2} N_{\text{BM}} \frac{\partial \bar{h}}{\partial \phi} + 3A \cdot N_{\text{BM}} (\varepsilon \cos \phi + \varepsilon \dot{\theta} \sin \phi) \quad (1)$$

式中:  $N_{\text{BM}} = \frac{\mu \Omega \cdot d^2}{P_s \cdot c^2}$  为轴承数;  $\varepsilon = d\varepsilon/dt$ ,  $\dot{\theta} = d\theta/dt$ ;  $\phi$  为从最大油膜厚度处开始的角度( $^\circ$ );  $\varepsilon$  为静平衡位置时的偏心率;  $d$  为轴颈直径(mm);  $l$  为轴承宽度(mm);  $\bar{h}$  为无量纲油膜厚度;  $\bar{p}$  为无量纲油膜压力;  $\Omega$  为轴颈角速度( $\frac{1}{s}$ );  $c$  为半径间隙(mm);  $P_s$  为供油压力(MPa);  $\mu$  为润滑油黏度( $\text{Pa} \cdot \text{s}$ )。

当  $A = 0$  时为定常工况的 Reynolds 方程, 考虑 Reynolds 边界条件和深腔流量平衡条件, 通过采用有限元法、差分法进行离散, 迭代求解和积分求解出油膜压力分布和轴承的承载力、摩擦功耗、温升等静特性参数。

当  $A = 1$  时为不定常工况的 Reynolds 方程, 计算出动静压轴承的无量纲刚度系数、阻尼系数等动特性参数, 利用 Routh-Hurwitz 准则作为稳定性判据, 得到失稳转速。以上理论的具体公式及推导见文献[15-16]。

### 1.2 优化目标及约束条件

以动静压阶梯腔滑动轴承(如图 1 所示)为优化设计对象, 而影响滑动轴承性能的参数很多, 例如: 转速、润滑油黏度、轴承宽度、浅腔包角等; 在不改变轴承工况条件和整体结构尺寸的前提下为便于参数和目标之间的映射关系的研究, 建立包含 4 个设计变量(轴向两侧封油边宽度、浅腔包角、深腔深度、供油压力)、3 个目标(单位承载力下功耗最小、温升最低、失稳转速最高)的优化问题。其中除设计参数以外的轴承其他参数取值分别为: 主轴转速为 10 000 r/min、油腔数为 4、偏心率为 0.25、直径为 70 mm、深腔包角为  $15^\circ$ 、浅腔深度 0.02 mm、半径间隙 0.03 mm。优化问题的设计变量的选择及约束范围的确定均根据轴承的加工工艺性要求<sup>[17]</sup>和工作

条件确定。

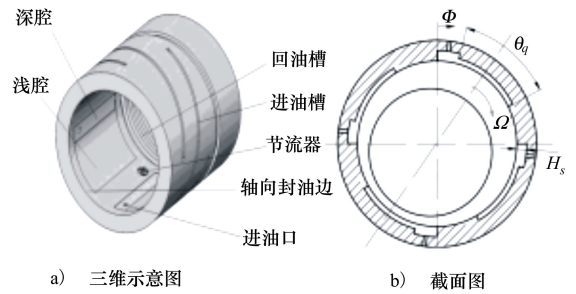


图 1 动静压滑动轴承结构

选择动静压轴承单位承载力下功耗最低、温升最小以及失稳转速最大作为目标函数, 优化目标函数为

$$\begin{aligned} \min \{ & F_1(X) = (\bar{H}_f + \bar{H}_p) / \bar{F}, \\ & F_2(X) = \Delta T \\ & F_3(X) = -N_{st} \end{aligned} \quad (2)$$

式中:  $\bar{H}_f$  为无量纲摩擦功耗;  $\bar{H}_p$  为无量纲泵功耗;  $\bar{F}$  为无量纲承载力;  $\Delta T$  为平均温升( $^\circ\text{C}$ );  $N_{st}$  为失稳转速(r/min)。

$$\text{s.t.} \begin{cases} Z_1, Z_2 \in [1, 7] \\ P_s \in [0.25, 5] \\ \theta_q \in [44, 53] \\ H_s \in [0.6, 1.5] \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $Z_1, Z_2$  为轴向两侧封油边宽度(mm);  $P_s$  为供油压力(MPa);  $\theta_q$  为浅腔包角( $^\circ$ )。  $H_s$  为深腔深度(mm)。

## 2 模型建立与映射分析

### 2.1 Kriging 方法

Kriging 方法<sup>[18]</sup>是根据已知数据预测未知数据值的全局优化方法。Kriging 模型具有对高维非线性函数的良好近似能力, 其表达式为

$$\hat{y}(x) = \mathbf{F}^T(x)\beta + z(x) \quad (4)$$

式中:  $\hat{y}(x)$  为未知点的函数估计;  $\beta$  为回归系数;  $\mathbf{F}^T(x)$  为关于  $x$  的多项式, 通常使用常数、一次或二次多项式。  $z(x)$  为随机项决定了模型理论误差的分布规律。

给定  $m$  个设计点  $\mathbf{X} = [x_1, \dots, x_m]^T$ ,  $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{m \times n}$  和响应  $\mathbf{Y} = [y_1, \dots, y_m]^T$ ,  $\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^{m \times 1}$ , 则任意待测点  $x$  的线性无偏估计值  $\hat{y}(x)$  为

$$\hat{y}(x) = c^T Y = F^T(x)\beta + r^T(x)R^{-1}(Y - F(x)\beta) \quad (5)$$

式中:  $R$  为相关矩阵,  $\beta$  为最小二乘估计值,  $r^T(x)$  表示样本点与预测点之间的相关性。关于 Kriging 模型的进一步介绍详见文献[19], 这里不再赘述。

为建立 Kriging 模型需要利用试验设计<sup>[20]</sup> 获取一定数量并很好反映设计空间特性的样本点。最优拉丁超立方试验设计<sup>[21]</sup> (optimal Latin hypercube, OLH) 具有良好的空间填充性, 有助于提取设计空间的全局信息。为构建满足精度要求的 Kriging 模型, 样本点的数目一般不少于 10 倍的设计变量个数<sup>[22]</sup>, 采用最优拉丁超立方试验在设计空间中选取 60 组样本点, 并计算出相对应的 3 个目标函数的响应值, 构建 Kriging 代理模型。

### 2.2 特征区域

采用 OLH 设计在设计空间中选取 60 组样本点, 并计算出对应响应值, 构建 Kriging 代理模型。图 2 为设计空间离散点云图在轴向封油边宽度、深腔深度和供油压力构成的三维空间中的投影, 蓝色的点为对设计空间进行全因子 FFD (full factorial design) 采点, 共计  $15^4$  个点, 红色五角星为通过最优拉丁超立方试验设计获取的 60 组样本点, 取四维设计空间中任意 3 个设计变量组成的坐标系下样本点的投影, 均可看出, 试验点相对均匀地分布在整个设计空间, 能有效捕捉设计空间的函数信息。图 2 以样本点在“ $P_s$ - $Z_1$ ,  $Z_2$ - $H_s$ ”三维坐标系中的投影为例进行了展示。图 3 为目标空间的离散点云图, 是图 2 所示 FFD 采样点通过代理模型计算出的结果并在三维目标空间的表达, 最优解集可从这个云图上取得, 如图 3 所示。由于轴承优化实例的特征区域中目标间的相互制约关系, 使各目标无法同时达到最优, 此时需要借助一定寻优算法提取目标空间的最优特征区域, 获取更多有用的信息。

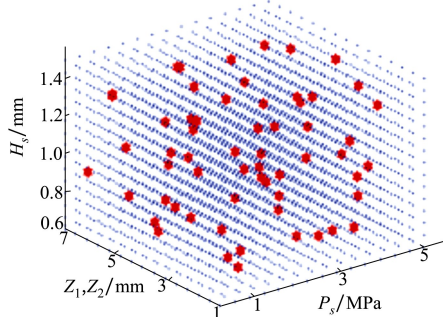


图 2 OLH 样本点(红色六角星)在“深腔深度”、“封油边宽度”和“供油压力”组成的设计空间的投影情况

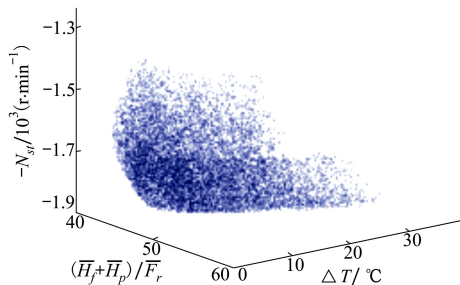


图 3 设计空间离散点映射到“单位承载力下功耗”、“温升”和“失稳转速”组成目标空间后的分布情况

## 3 最优特征区域的提取和可视化

### 3.1 最优特征提取

利用改进的非支配排序的遗传算法 (NSGA-II) 提取多目标优化问题的最优特征区域, 该算法的优势在于增加精英策略并采用快速非支配排序分层的方法, 能很好的指引下一步搜索方向提高寻优算法速度, 是目前针对多目标优化问题最普遍的寻优算法之一。算例通过该算法对 Kriging 模型最优特征区域进行提取, 设定初始种群个体数为 5 000 个, 迭代次数为 100 代, 变异概率为 0.1。通过 NSGA-II 算法得出 Pareto 最优解如图 4 所示, 其中, 红色的点为共计 540 组 Pareto 最优解, 蓝色点为对目标空间离散的数据点。

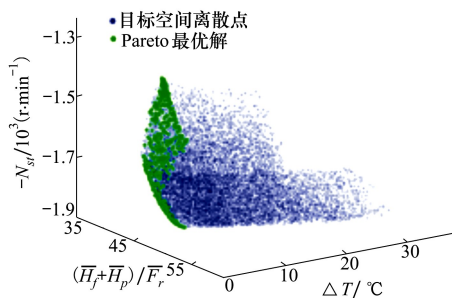


图 4 轴承优化模型的 Pareto 最优解(绿色点)在目标空间的分布情况

图 5 为轴承优化算例 Pareto 最优解在设计空间的分布情况, 由图中观察到目标函数的最优特征区域在设计空间呈簇状分布。然而图 5 设计空间数据点与图 4 中目标空间最优解集难以形成直接对应关系, 无法有效分析其结构特性。此时需要借助降维映射技术展现两者间隐含的映射关系。

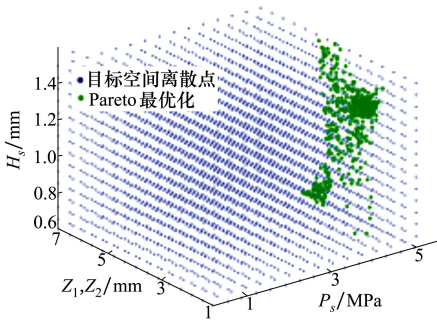


图5 轴承优化模型的 Pareto 最优解在设计空间分布情况(三维示意)

### 3.2 自组织映射法

在滑动轴承优化设计过程中,传统的轴承优化方法如复合型法、惩罚函数法等用于维度较高的优化问题中存在收敛速度缓慢且无法全面刻画出复杂目标与参数之间的映射关系。而参数对设计目标的影响也不可单一而论,各参数的耦合效应难以直观地从传统优化方法角度进行解读。利用 SOM 表述轴承优化问题中设计空间到目标空间的映射关系,是通过聚类技术<sup>[23]</sup>将高维数据呈现为二维或三维图形图像,以便在人类可视的空间中展现高维数据的整体结构和分布。SOM 还能保持数据间的拓扑关系不变,适用于高维数据的降维和可视化。

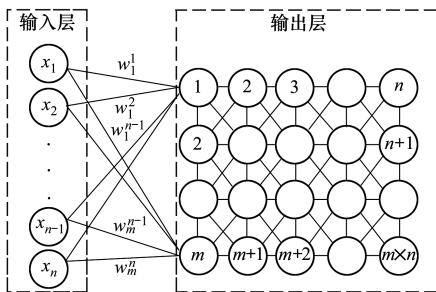


图6 自组织映射网络结构图

图6是SOM的网络神经结构图,由输入层和输出层组成,输入层为输入需要处理的数据,计算输入数据与神经元权值,通过竞争方式找到最佳的神经元,并更新获胜的神经元和权值,在最佳匹配的神经元附近建立拓扑领域,最终将数据映射到输出层。SOM算法的过程如下:

- 1) 初始化 SOM 网络:初始化每个神经元的权值  $w = (w_1^1, w_2^1, \dots, w_{m \times n}^n)$ 。
- 2) 数据采样:在输入数据中  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$

随机选择数据。

3) 相似性匹配:计算输入向量与每一个权值向量的欧几里德距离,并根据最小距离准则竞争找到与输入数据最匹配的神经元。

$$D = \sum (x_n - w_i^n)^2 \quad (6)$$

式中:  $D$  表示数据与神经元间的欧几里德距离;  $n$  表示输入数据的个数;  $i$  表示通过竞争获胜的神经元;  $w_i^n$  表示第  $n$  个输入数据与第  $i$  个神经元的连接权值。

4) 更新权值:更新神经元节点及其邻域节点的连接权值。通过竞争获胜的神经元为中心,形成一个“聚类区”使相似的数据聚集在一起。

$$w_i(t+1) = \begin{cases} w_i(t) + \alpha(t)[x(t) - w_i(t)], & i \in N_c(t) \\ w_i(t), & i \notin N_c(t) \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $t$  代表学习时间,  $\alpha(t)$  代表学习效率  $0 < \alpha(t) < 1$ ,  $N_c(t)$  代表获胜神经元邻域。

SOM 能将多维数据映射到低维空间中,并能保持数据间的拓扑关系不变;即:保持数据之间的结构关系和分布情况不变。将输入层的多维数据转换为二维图像以简单的几何关系将隐藏在多维数据中的复杂非线性关系展示出来。降维可视化技术能有效降低高维问题“昂贵”数据处理成本,也能减轻后续算法的复杂性。

## 4 目标参数映射关系

自组织映射法可将多维数据用与维度数相同个数的二维图像进行表达,每个二维图像中的颜色可表达相应变量的幅值,每个设计点在每个二维图像中都位于同一相对位置,每个设计点中各设计变量取值通过其在每幅二维图中此位置的颜色来反映,很方便观察设计变量和目标之间的数值对应关系。利用 SOM 将共计 540 个 Pareto 最优解高维数据映射到二维平面上,并以颜色区分数据聚类关系,结果如图 7 所示。Pareto 最优解分别向设计变量和目标函数的二维平面映射得到的 7 幅图像,其中,前 4 幅图分别关于“ $Z_1, Z_2$ ”、“ $P_s$ ”、“ $\theta_q$ ”和“ $H_s$ ”4 个设计变量的二维图像,后 3 幅图像分别关于“ $(\bar{H}_f + \bar{H}_p)/\bar{F}_r$ ”、“ $\Delta T$ ”和“ $-N_{st}$ ”3 个目标函数的二维图像,颜色反映了数值的大小。图 7 中“方块”点标出了优化结果 1 的数据位置,“圆点”标出了优化结果

2 的数据位置。

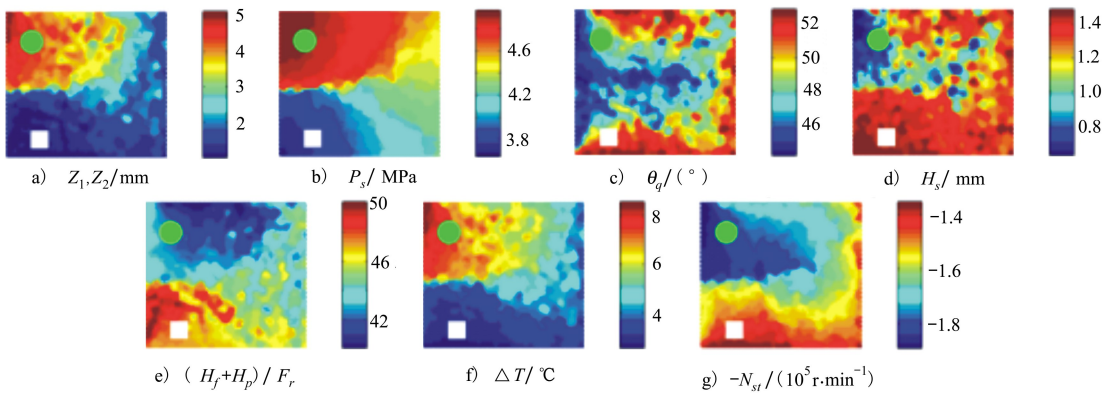


图7 基于SOM方法的Pareto最优解可视化

根据图7所示,可以观察到在最优特征区域中“ $Z_1, Z_2$ ”、“ $P_s$ ”、“ $(\bar{H}_f + \bar{H}_p)/\bar{F}_r$ ”、“ $\Delta T$ ”4幅图中颜色区块分布呈现一定的相似性。说明“ $(\bar{H}_f + \bar{H}_p)/\bar{F}_r$ ”、“ $\Delta T$ ”与“ $Z_1, Z_2$ ”、“ $P_s$ ”有较强的相关性,其中,“ $(\bar{H}_f + \bar{H}_p)/\bar{F}_r$ ”与“ $P_s$ ”、“ $Z_1, Z_2$ ”呈负相关,而“ $\Delta T$ ”、“失稳转速”呈正相关。“ $\theta_q$ ”、“ $H_s$ ”的“颜色块”区分不明显则意味着目标函数与“ $\theta_q$ ”、“ $H_s$ ”相关性较弱或是受其他因素影响较大。

$P_s$  的设计范围为[0.25, 5], 最优解集范围为[3.8, 5]在设计范围的“大值端”,这是由于较大的供油压力一方面使摩擦功耗较小,另一方面增加供油压力使得承载力上升、稳定性增强,致使单位承载力下摩擦功耗降低。“ $Z_1, Z_2$ ”设计范围为[1, 7],根据优化结果显示最优区域范围为[1, 5]处在设计范

围的“小值端”,而其他设计范围的值对优化意义不大。本算例的设计范围内由于封油边宽度过大,会导致轴承端泄流量减小,轴承温升增高。而深、浅腔尺寸减小,会导致承载能力和摩擦功耗均会增加,但相对与承载力的增加摩擦功耗增加较为明显,最终导致单位承载力下功耗降低。而“ $\theta_q$ ”、“ $H_s$ ”与目标函数无明显的相关性,可适当放宽约束限制扩大全局优化范围。

此外,通过对目标函数与设计变量之间相关性的分析,可以为轴承在实际工程应用中的设计参数选取提供指导意见。例如,进一步降低“ $(\bar{H}_f + \bar{H}_p)/\bar{F}_r$ ”,根据图7可知,适当增加“ $P_s$ ”和“ $Z_1, Z_2$ ”。

表1 SOM图多目标优化结果概要

结果	设计变量				目标函数		
	$Z_1, Z_2/\text{mm}$	$P_s/\text{MPa}$	$\theta_q/(\text{°})$	$H_s/\text{mm}$	$(\bar{H}_f + \bar{H}_p)/\bar{F}_r$	$\Delta T/^\circ\text{C}$	$-N_{st}/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$
初始设计范围	[1, 7]	[0.25, 5]	[44, 53]	[0.6, 1.5]	-	-	-
最优特征区域范围	[2, 5]	[3.8, 4.8]	[46, 52]	[0.8, 1.4]	[39.9, 50.3]	[2.5, 8.7]	[-189 050, -132 720]
初始设计	3.0	2.6	48	1.0	45.7	8.3	-131 657
优化设计 1	4.1	4.9	46.5	0.6	42.2	7.2	-183 124
设计 1 仿真计算结果	4.1	4.9	46.5	0.6	42.6	6.8	-182 638
优化设计 2	1.1	3.8	51.0	1.4	47.4	2.9	-142 240
设计 2 仿真计算结果	1.1	3.8	51.0	1.4	49.3	3.1	-140 215

表1是基于SOM的多目标优化的概要,分析表1可知,最优特征区域中 Pareto 前沿各参数范围,参

数“ $P_s$ ”的范围为[3.8, 4.8]和“ $Z_1, Z_2$ ”的范围为[2, 5]的相比于初始设计的[0.25, 5]和[1, 7]有明

显的缩短,工程实际中即可直接在最优特征区域范围内选取设计参数。

由于多目标优化问题中目标之间的存在此消彼长的关系,部分目标的改善势必造成另外目标的恶化,根据不同工况和用户需求选择合适的参数搭配更加合理。表 1 中,优化设计 1 中“ $(\bar{H}_f + \bar{H}_p)/\bar{F}_r$ ”值为 42.2,“ $\Delta T$ ”为 7.2℃,“ $-N_{st}$ ”为 183 124 r/min。优化设计 1 相对于初始设计的目标函数值分别降低了 3.5, 1.1℃ 和 -51467 r/min,其中“ $(\bar{H}_f + \bar{H}_p)/\bar{F}_r$ ”和“ $-N_{st}$ ”相较于初始设计有了较大提升,因此设计 1 是一种合适低功耗、高稳定性的设计。而优化设计 2 中“ $(\bar{H}_f + \bar{H}_p)/\bar{F}_r$ ”为 47.4,“ $\Delta T$ ”为 2.9℃,“ $-N_{st}$ ”为 -142 240 r/min,相对于初始设计“ $\Delta T$ ”的提升最为明显,达到了 5.4℃。因此优化设计 2 更适合低温升的工况需求。对优化结果进行有限元仿真计算,2 个优化结果与仿真计算结果的相对误差均小于 5%,说明 SOM 图较精确地表达了实际设计空间到目标空间的映射关系,能够用于指导设计人员进行最优解的选择。

## 参考文献:

- [1] 刘俊,宋文萍,韩忠华,等. 梯度增强的 Kriging 模型与 Kriging 模型在优化设计中的比较研究[J]. 西北工业大学学报, 2015, 33(5): 819-826  
LIU Jun, SONG Wenping, HAN Zhonghua, et al. Comparative Study of GEK(Gradient-Enhanced Kriging) and Kriging When Applied to Design Optimization[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2015, 33(5): 819-826 (in Chinese) 6 (in Chinese)
- [2] ZHANG Z, DEMORY B, HENNER M, et al. Space Infill Study of Kriging Meta-Model for Multi-Objective Optimization of an Engine Cooling Fan[C]//Proceedings of the ASME Turbo Expo 2014, Düsseldorf, Germany, 2014
- [3] KONKA A, COIT D W, SMITH A E. Multi-Objective Optimization using Genetic Algorithms: a Tutorial[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2006, 91: 992-1007
- [4] 韩忠华. Kriging 模型及代理优化算法研究进展[J]. 航空学报, 2016, 37(11): 3197-3225  
HAN Zhonghua. Kriging Surrogate Model and Its Application to Design Optimization: a Review of Recent Progress[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2016, 37(11): 3197-3225 (in Chinese)
- [5] HAN Zhonghua, XU Chenzhou, ZHANG Liang, et al. Efficient Aerodynamic Shape Optimization Using Variable-Fidelity Surrogate Models and Multilevel Computational Grids[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020, 33(1): 31-47
- [6] COTTRELL M, OLTEANU M, ROSSI F, et al. Theoretical and Applied Aspects of the Self-Organizing Maps[J]. Advances in Intelligent Systems and Computing, 2016, 428: 3-26
- [7] KOHONEN T. The Self-Organizing Map[J]. Neurocomputing, 1998, 21(1): 1-6
- [8] VESANTO J, HIMBERG J, ALHOMIENI E, et al. SOM Toolbox for Matlab5[R]. Report A57, Helsinki University of Technology, 2000
- [9] 杨丽,佟操. 基于降维可视化与 Kriging 的齿轮振动可靠性分析[J]. 航空动力学报, 2016, 31(4): 993-999  
YANG Li, TONG Cao. Reliability Analysis of Gear Vibration Based on Dimensionality Reduction Visualization and Kriging[J]. Journal of Aerospace Power, 2016, 31(4): 993-999 (in Chinese)
- [10] 张以文,项涛,郭星,等. 基于 SOM 神经网络的服务质量预测[J]. 软件学报, 2018, 29(11): 3388-3399

## 5 结 论

结合 Kriging 模型、带精英策略的非支配排序遗传算法 NSGA-II 和 SOM 方法提出一种优化目标与设计变量映射关系的研究方法。利用 SOM 方法在数据挖掘过程中的聚类优势,对高维 Pareto 解集进行可视化操作。将此方法应用于动静压阶梯腔滑动轴承的优化设计结果的分析,七维数据的 SOM 图像清楚表达了各变量之间的关系,在设计范围内供油压力、轴向封油边宽度与目标之间相关性较强,而浅腔包角和深腔深度与目标无明显相关性,为高维问题最优设计方案的选择提供直观的解决方法。SOM 方法可以直观地表达出最优解集的数据结构,避免了传统的多目标规划方法带来的信息损失,便于设计人员根据特定的工况和设计需求进行决策,更有效地利用了数据信息。对大型优化设计的高维数据可视化有重要的参考价值。

- ZHANG Yiwen, XIANG Tao, GUO Xing, et al. Quality Prediction for Services Based on Som Neural Network[J]. Journal of Software, 2018, 29(11): 3388-3399 (in Chinese)
- [11] 李杨,郝志峰,谢光强,等. 质量度量指标驱动的数据聚合与多维数据可视化[J]. 智能系统学报, 2013, 8(4): 299-304  
LI Yang, HAO Zhifeng, XIE Guangqiang, et al. Quality-Metrics Driven Multi-Dimensional Data Aggregation and Visualization [J]. CAAI Trans on Intelligent Systems, 2013, 8(4): 299-304 (in Chinese)
- [12] 郭红,岑少起,张绍林. 圆柱、圆锥动静压滑动轴承设计[M]. 郑州:郑州大学出版社, 2013: 260-266  
GUO Hong, CEN Shaoqi, ZHANG Shaolin. Cylindrical and Conical Hydrostatic Sliding Bearing Design[M]. Zhengzhou: Zhengzhou University Press, 2013: 260-266 (in Chinese)
- [13] DELGADO S, GONZALO C, MARTINEZ E, et al. Improvement of Self-Organizing Maps with Growing Capability for Goodness Evaluation of Multispectral Training Patterns, Geosciences and Remote Sensing Symposium[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2004, 15(17): 564-567
- [14] DEB K, AGRAWAL S, PRATAP A, et al. A Fast Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization: NSGA-II [C]//International Conference on Parallel Problem Solving from Nature, 2000: 849-858
- [15] 王丹丹. 独立供油径推浮环轴承性能优化分析与软件包开发[D]. 郑州:郑州大学, 2010  
WANG Dandan. Performance Optimization Analysis of the Journal-Thrust Floating Ring Bearing with Independent Oil Supply and Software Development[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2010 (in Chinese)
- [16] 刘豪杰. 基于 FLUENT 的动静压轴承特性分析及实验研究[D]. 郑州:郑州大学, 2014  
LIU Haojie. Performance Analysis and Experiment Research of Hybrid Bearing Based on FLUENT[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2014 (in Chinese)
- [17] 钟洪,张冠坤. 液体静压和动静压轴承设计使用手册[M]. 北京:电子工业出版社, 2007: 138-156  
ZHONG Hong, ZHANG Guankun. Hydrostatic and Hydrodynamic Bearing Design Handbook[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2007: 138-156 (in Chinese)
- [18] 张泽斌,张鹏飞,郭红,等. Kriging 序贯设计方法在滑动轴承优化中的应用[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2019, 51(7): 178-183  
ZHANG Zebin, ZHANG Pengfei, GUO Hong, et al. Implementation of Kriging Model Based Sequential Design on the Optimization of Sliding Bearing[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2019, 51(7): 178-183 (in Chinese)
- [19] 刘俊. 基于代理模型的高效气动优化设计方法及应用[D]. 西安:西北工业大学, 2015  
LIU Jun. Efficient Surrogate-Based Optimization Method and Its Application in Aerodynamic Design[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2015 (in Chinese)
- [20] GIUNTA A, WOJTKIEWICZ S, ELDRED M. Overview of Modern Design of Experiments Methods for Computational Simulations [C]//41st Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, 2003: 649
- [21] LEARY S, BHASKAR A, KEANE A. Optimal Orthogonal-Array-Based Latin Hypercubes[J]. Journal of Applied Statistics, 2003, 30(5): 585-598
- [22] 王刚成,马宁,顾解仲. 基于 Kriging 代理模型的船舶水动力性能多目标快速协同优化[J]. 上海交通大学学报, 2018, 52(6): 666-673  
WANG Gangcheng, MA Ning, GU Xiezhong. Fast Collaborative Multi-Objective Optimization for Hydrodynamic Based on Kriging Surrogate Model[J]. Journal of Shanghai Jiaotong, 2018, 52(6): 666-673 (in Chinese)
- [23] 李权. 面向多维数据及微博社交网络的可视分析技术的研究[D]. 北京:清华大学, 2012  
LI Quan. Research on Visual Analytics for Multidimensional Data and Micro-Blogging Social Network[D]. Beijing: Tsinghua University, 2012 (in Chinese)

# SOM-Based High-Dimensional Design Spaces Mapping for Multi-Objective Optimization

ZHANG Zebin, ZHANG Pengfei, LI Ruizhen

(School of Mechanical and Power Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

**Abstract:** Multi-objective optimization can reveal the complex parameter-objective relationships in the high-dimensional design problems. However, the data-extraction and data-presentation of the high-dimensional complex nonlinear system suffers from the increasing dimensionality. Key features and data-distribution of high-dimensional design spaces: parameter and objective spaces could be obtained by using Self-Organizing Maps (SOM) method, which re-clusters the high-dimensional multi-attribute data existing on the Pareto front into several low-dimensional maps. Correlations among all the design variables can be drawn according the colorized topological structure of the maps. Under the constraints including geometric structure and operating parameters, a low-cost and high accurate Kriging surrogate model was established to optimize a hybrid sliding bearing based on the sequential design method. Correlations between 3 objectives: “friction-to-load” ratio, temperature rise, instability threshold speed and 4 design parameters were extracted by SOM. Optimal feature regions were captured and analyzed. Results show that, within the specific feasible design space, supply pressure, axial bearing land width have important impact on the selected objectives, whereas the other parameters such as deep pocket depth and shallow pocket angle have relatively limited impact. A series of corresponding design decisions and optimization results help to understand the mechanism of the hybrid sliding bearing system in a much more intuitive way.

**Keywords:** self-organizing maps; high-dimensional representation; kriging; pareto front; multi-objective optimization; sliding bearing