



·研究堆应用技术专题·

基于 Kriging 代理模型的铅铋反应堆智能优化方法

李 琼^{1,2}, 刘紫静^{1,2}, 肖 豪¹, 肖英杰^{1,2}, 赵鹏程^{1,2}, 王 昌¹, 于 涛^{1,2}

(1. 南华大学 核科学技术学院, 湖南 衡阳 421001; 2. 南华大学 湖南省数字化反应堆工程技术研究中心, 湖南 衡阳 421001)

摘 要: 铅铋反应堆广泛应用的需求要求研究人员在现有堆芯方案的基础上开展大量优化设计工作。针对铅铋反应堆多物理、多变量、多约束耦合影响的多维非线性约束优化设计问题, 基于 Kriging 代理模型、正交拉丁超立方抽样和 SEUMRE 空间搜索技术构建铅铋反应堆智能优化方法, 耦合物理蒙特卡洛计算/热工分析程序, 开发包含抽样、耦合程序前后处理、反应堆优化分析功能的优化平台, 并以铅铋反应堆 SPALLER-4, URANUS 为原型分别开展最小燃料装载量的方案寻优与参数优化验证。验证结果表明, 该智能优化方法用于铅铋反应堆设计方案寻优和堆芯参数优化可行、有效, 相比传统蒙特卡洛程序计算寻优, 在保证预测精度前提下极大地降低了计算成本, 与 URANUS 初始模型比较, 燃料装载量、堆芯总质量、活性区体积、堆芯总体积分别优化 10.8%, 11.5%, 18.1%, 17.1%, 为基于代理模型的智能优化方法应用于铅铋反应堆的优化设计提供参考。

关键词: 铅铋反应堆; 智能优化; Kriging 代理模型; SEUMRE 空间搜索; 正交拉丁超立方抽样

中图分类号: TL334

文献标志码: A

doi: 10.11884/HPLPB202234.210560

Intelligent optimization method for lead-bismuth reactor based on Kriging surrogate model

Li Qiong^{1,2}, Liu Zijing^{1,2}, Xiao Hao¹, Xiao Yingjie^{1,2}, Zhao Pengcheng^{1,2}, Wang Chang¹, Yu Tao^{1,2}

(1. School of Nuclear Science and Technology, University of South China, Hengyang 421001, China;

2. Hunan Engineering and Technology Research Center for Virtual Nuclear Reactor, University of South China, Hengyang 421001, China)

Abstract: The extensive application requirements of lead-bismuth reactors require researchers to carry out a lot of optimization design work on the basis of existing core schemes. Aiming at the multi-dimensional nonlinear constrained optimization design problem of lead-bismuth reactor with multi-physical, multi-variable and multi-constraint coupling effects, an intelligent optimization method for lead-bismuth reactor was constructed based on Kriging surrogate model, orthogonal Latin hypercube sampling and SEUMRE spatial search technology. Coupled with physical Monte Carlo calculation/thermal analysis code, an optimization platform including sampling, pre-and post-processing of coupling program and reactor optimization analysis function was developed. Taking SPALLER-4 and URANUS as prototypes, the scheme optimization and parameter optimization verification of minimum fuel load were carried out respectively. The verification results show that the core intelligent optimization method is feasible and effective for the optimization of lead-bismuth reactor design scheme and core parameters. Compared with the traditional Monte Carlo calculation optimization, the calculation cost is greatly reduced under the premise of ensuring the prediction accuracy. Compared with the URANUS initial model, the fuel loading, the total mass of the core, the volume of the active zone and the total volume of the core are optimized by 10.8%, 11.5%, 18.1% and 17.1% respectively, which provides a reference for the intelligent optimization method based on the surrogate model applied to the optimization design of lead-bismuth reactor.

Key words: lead-bismuth reactor, intelligent optimization, Kriging surrogate model, SEUMRE spatial search, orthogonal Latin hypercube sampling

* 收稿日期: 2021-12-14; 修订日期: 2022-01-14

基金项目: 国家自然科学基金青年项目(12005097); 中央军委装备发展部预研项目(6142A07190106); 湖南省自然科学基金青年项目(2020JJ5465); 湖南省教育厅优秀青年项目(19B494); 湖南省科技创新团队项目(2020RC4053)

联系方式: 李 琼, liqiong3646@163.com。

通信作者: 刘紫静, liuzijing1123@163.com。

核能以其清洁、低碳、高效、可持续等特点,有望在实现能源可持续利用进程中发挥重要作用^[1]。铅铋反应堆可持续性好、自然循环能力强,能满足极端环境下能源可靠供给需求,在核能综合利用与军民两用方面具备独特优势,受各核能大国的重点关注^[2]。铅铋反应堆发展技术多、应用范围广,不同应用场景与功能需求对铅铋反应堆的技术指标要求不同,所需设计方案存在较大差异,需在现有铅铋堆设计方案基础上开展大量优化设计工作。铅铋反应堆的优化设计是一个多物理、多变量、多约束耦合影响的复杂多维非线性约束优化问题,耦合了反应堆物理特性、热工水力特性、结构材料强度的计算分析,且计算中存在由核反应截面、计算模型近似、计算方法误差引入的较大不确定度。现有传统的半经验设计方法依赖于设计人员的经验,难以高效寻得多因素耦合影响下全局最优设计方案,如遗传算法、模拟退火算法、粒子群算法等的单一启发式优化算法在进行反应堆优化设计时,需大量蒙卡计算支撑,且存在收敛速度较慢、易陷入局部最优等问题^[3-6]。因此,针对铅铋反应堆的优化设计,亟需发展计算成本少、收敛速度快、寻优能力强的智能优化方法。

代理模型技术,一种根据实验点训练出能预测与原模型结果相近的建模预测方法,是减少计算成本、提高优化效率的有效方式。常用代理模型有响应面代理模型、径向基代理模型、Kriging 代理模型等^[7]。其中 Kriging 代理模型可用较少的样本数据光滑拟合出原目标函数,选择不同的回归模型与相关函数灵活适应不同目标函数的变化趋势,覆盖固有不确定度,是解决反应堆优化设计过程中计算量过大、收敛速度缓慢、具备较大不确定度等问题的有效建模方法^[8]。目前, Kriging 代理模型技术已广泛应用于航天、机械、汽车等领域的优化设计中,并开始应用于反应堆相关领域。美国阿贡实验室^[9]、麻省理工学院^[8]分别采用 Kriging 代理模型对液态金属反应堆、高通量研究堆开展了堆芯参数与几何尺寸的优化设计。韩国仁荷大学采用 Kriging 代理模型进行了气冷反应堆进气增压室形状的优化^[10]。中国原子能科学研究院基于 Kriging 方法研究了快堆组件棒束中流动和换热因素对组件热工水力特性的影响^[11]。上述研究表明, Kriging 代理模型预测精度高、计算效率高,结合 Kriging 代理模型的优化方法可行有效,可应用于铅铋反应堆的优化设计。

本文结合 Kriging 代理模型、正交拉丁超立方抽样和 SEUMRE 空间搜索技术构建智能优化方法,耦合反应堆物理蒙卡程序 RMC、铅铋反应堆稳态热工程序 STAC 开发铅铋反应堆设计优化平台,并以铅铋反应堆 SPALLER-4、URANUS 为原型,分别开展堆芯方案寻优与参数优化验证。

1 智能优化方法

反应堆的优化设计通常包括优化模型的建立、物理/热工特性参数的计算和最优设计方案/参数值的确定。根据这一优化思路,构建了基于 Kriging 代理模型的智能优化方法,主要技术原理如图 1 所示,基本实现步骤如下:

- ①建立包含设计变量、目标函数、约束条件的待优化铅铋反应堆的优化模型;
- ②采用正交拉丁超立方抽样方法对设计变量进行合理抽样;
- ③通过铅铋反应堆物理/热工计算分析程序计算生成训练数据;
- ④根据 Kriging 代理模型技术构建代理模型并预测评估目标函数值;
- ⑤依据择优加点原则和 SEUMRE 空间搜索技术,不断缩减设计区域,更新代理模型提高模型预测精度和整体寻优效率;
- ⑥迭代寻优快速逼近目标函数并获得收敛的最优方案。

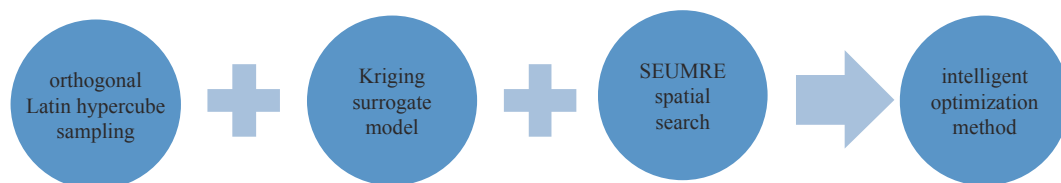


Fig. 1 Main technical principle of core intelligent optimization method

图 1 堆芯智能优化方法主要技术原理

1.1 正交拉丁超立方抽样

样本点是目标评估与代理模型构建的重要基础。在选择抽样点时,既要尽可能覆盖整个设计区域,保证解的全面性和多样性,又需避免因抽样点数量过多而导致计算冗长,因此采用能兼顾抽样正交性和均匀性的抽样技术十分重要。

正交拉丁超立方抽样(OLHS)在能避免样本点聚集的普通拉丁超立方抽样^[12](LHS)基础上将抽样区域均匀划分为 n 个网格,并保证每个网格内至少有一个样本点,从而有效避免了 LHS 在样本点较少时出现的抽样结果分布不均情况,使得抽样具备更好的空间填充性和均衡性。图 2 为普通拉丁超立方抽样和正交拉丁超立方抽样的结果对比。

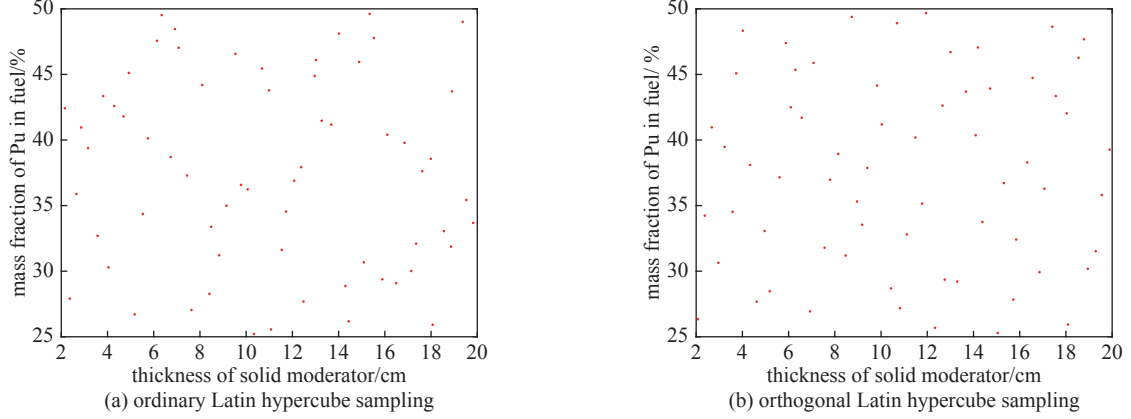


Fig. 2 Comparison of two sampling results

图 2 两种抽样结果比较

1.2 Kriging 代理模型

Kriging 代理模型技术作为一种根据相关函数和结构分析理论对随机区域进行空间建模、预测的回归算法,可在固定区域中对范围内变量进行最优无偏估计,由回归函数和随机分布误差 2 个模块组成,数学表达式表示为

$$y(x) = F(\beta, x) + Z(x) = f^T(x)\beta + Z(x) \quad (1)$$

式中: β 是回归函数系数; $f^T(x)$ 为回归函数,用来表征全局趋势; $Z(x)$ 为随机分布误差,用来表征局部误差近似^[8,13]。其中影响代理模型精确度的关键在于残差 $Z(x)$,而残差 $Z(x)$ 满足如下特征

$$E[Z(x)] = 0 \quad (2)$$

$$\text{Var}[Z(x)] = \delta^2 \quad (3)$$

$$\text{Cov}[Z(x_i), Z(x_j)] = \delta^2 R(c, x_i, x_j) \quad (4)$$

式中: $Z(x)$ 的数学期望为 0; 方差 δ^2 最小且可根据式(4)进行计算; $\text{Cov}[Z(x_i), Z(x_j)]$ 表示为随机分布误差的协方差; $R(c, x_i, x_j)$ 是为以 c 为参数的任意 2 个点 x_i 和 x_j 的相关函数,表示任意两点之间的空间相关性,其函数关系为

$$R(c, x_i, x_j) = \prod_{k=1}^n R_k(\theta_k, |x_i^k - x_j^k|) = \prod_{k=1}^n R_k(\theta_k, d_k) \quad (5)$$

式中: n 为变量个数; d_k 为两点之间的欧氏距离; θ_k 为比例因子; x_i^k 和 x_j^k 分别为 x_i 和 x_j 的第 k 个分量^[7,14]。

由上述残差 $Z(x)$ 满足的特征可知,相关函数 $R_k(\theta_k, d_k)$ 是否能准确描述抽样点的空间相关性是保证 Kriging 模型预测精度的关键。目前,常用的相关函数有高斯函数、指数函数、线性函数和三次样条函数等,其对应表达形式如表 1 所示,经过文献调研与实验对比,选择拟合效果更佳的高斯函数构建 Kriging 代理模型。

表 1 Kriging 代理模型常用相关函数及其表达式

Table 1 Commonly used related functions of Kriging surrogate model and their expressions

correlation function	expression
exponential function	$R_k(\theta_k, d_k) = \exp(-\theta_k d_k)$
Gaussian function	$R_k(\theta_k, d_k) = \exp(-\theta_k d_k^2)$
linear function	$R_k(\theta_k, d_k) = \max\{0, 1 - \theta_k d_k\}$
cubic spline function	$R_k(\theta_k, d_k) = \begin{cases} 1 - 15\zeta_k + 30\zeta_k^3, & 0 \leq \zeta_k \leq 0.2 \\ 1.25(1 - 15\zeta_k)^3, & 0.2 < \zeta_k < 1 \\ 0, & \zeta_k \geq 1, \zeta_k = \theta_k d_k \end{cases}$

1.3 SEUMRE 空间搜索

当目标对象的优化模型非线性程度很强、初始设计区域较广时,需要进行大量训练数据的随机统计抽样和调用计算才能确保代理模型的精确度。为尽量减少训练集数量,确保代理模型的预测精度与整体优化搜索效率,引入 SEUMRE 空间搜索技术,反复迭代缩减最优解可能存在的设计区域,快速精准地找到最优解,提高寻优效率。

SEUMRE 空间搜索基本流程如图 3 所示,在初始设计区域中生成样本点训练集后,通过评估目标函数值和约束条件划分设计区域,找出最有希望存在最优解的区域,构建代理模型对样本点附近区域进行快速估值得到局部最优点。然后重新确定下一个最有希望的区域,重复以上步骤,反复迭代搜索,直至遍历完所有设计区域,获得满足条件的最优解^[15]。

2 铅铋反应堆设计优化平台

根据上述构建的基于 Kriging 代理模型的智能优化方法,在 Matlab 编译环境下进行了铅铋反应堆设计优化平台 DOPPLER 的开发。DOPPLER 平台耦合了反应堆物理蒙特卡洛计算程序 RMC 和铅铋反应堆稳态热工分析程序 STAC,具体实现流程如图 4 所示。

目前, DOPPLER 主要实现的功能模块有: 样本点生成模块、反应堆物理蒙特卡洛计算模块、铅铋反应堆热工计算分析模块、反应堆计算分析前后处理模块和反应堆优化分析模块。

样本点生成模块通过用户自定义的设计变量及其初始设计区域,使用正交拉丁超立方抽样方法对所有设计变量进行抽样并将相关数据保存到初始样本集中。

反应堆物理蒙特卡洛计算模块通过调用清华大学反应堆工程计算分析实验室研发的反应堆物理蒙特卡洛计算程序 RMC^[16],计算样本点的物理相关特性参数,如有效增殖系数 K_{eff} 、功率、能耗等。

铅铋反应堆热工计算分析模块通过调用南华大学自主研发的铅铋反应堆稳态热工特性分析程序 STAC^[17-18],由样本点信息与堆芯功率分布计算得到铅铋反应堆的相关热工特性参数,如堆芯最大包壳温度、最大芯块温度、冷却剂流速等。

反应堆计算分析前后处理模块作为耦合反应堆物理蒙特卡洛计算模块、稳态热工计算分析模块以及样本点生成模块的接口,可根据样本点自动匹配堆芯参数值,如堆芯栅格及燃料组件几何尺寸、燃料密度及富集度、堆芯功率等,生成堆芯模型输入文件,再自动调用 RMC 和 STAC 程序开展并行计算,自动读取处理堆芯物理/热工相关特性参数计算结果,生成目标实际响应值和构建 Kriging 代理模型所需的训练集。

反应堆优化分析模块通过分析已知目标函数值的结构特点,构建表征全局趋势的回归模型;量化已知目标函数值的空间相关性,拟合反应空间变异程度的相关函数,构建由回归模型和相关函数组成的 Kriging 代理模型;确定邻域范围,搜索邻域点,确定并求解 Kriging 方程组的权系数,得到代理模型并据此预测目标函数值;采用择优加点原

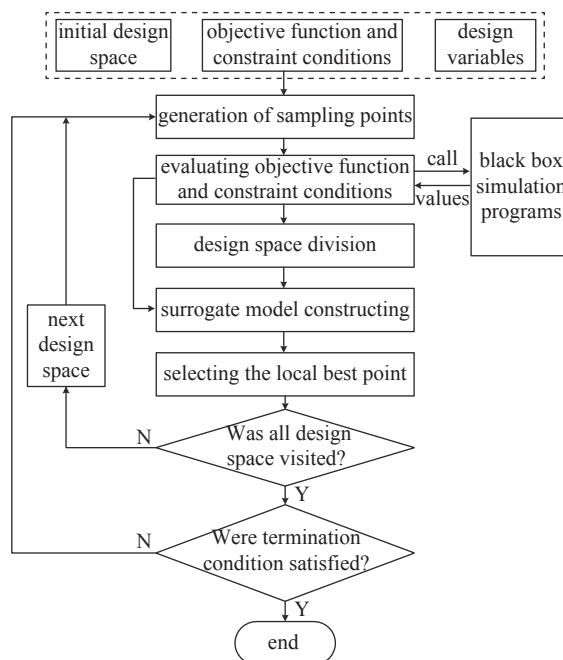


Fig. 3 Flow diagram of SEUMRE spatial search algorithm

图 3 SEUMRE 空间搜索算法流程图

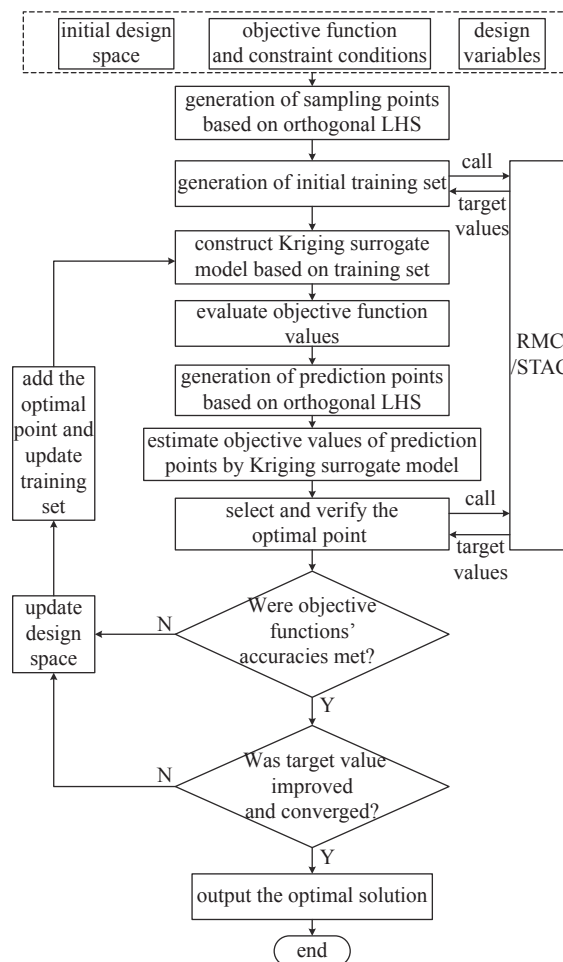


Fig. 4 Realization flowchart of DOPPLER

图 4 铅铋反应堆优化设计平台实现流程图

则和 SEUMRE 空间搜索技术, 不断更新样本点集修正代理模型, 更新设计区域缩小设计范围, 反复迭代直至逼近目标模型获得最优解。

3 铅铋反应堆优化模型

3.1 优化对象

本研究以南华大学自主研发的小型长寿命自然循环铅铋反应堆 SPALLER-4^[19-20] 和韩国首尔国立大学设计的小型模块化池式全被动铅铋反应堆 URANUS^[21-24] 为原型 (相关设计参数列于表 2), 进行一定简化处理后等比例分别建立待优化堆型。SPALLER-4 简化堆芯由 30 个燃料组件、7 个停堆控制组件以及固定厚度的反射层组成, 其中燃料组件采用六角形闭式结构, 每个燃料组件内部包含 19 根燃料棒, 外层添加固体慢化剂 BeO 软化中子能谱 (见图 5)。URANUS 初始堆型参考文献 [21-22] 中数据构建, 堆芯由 108 个燃料组件 (内区 36 个、外区 72 个)、13 个停堆控制组件和一定厚度反射层与屏蔽层组成; 每个燃料组件由一根导向管和 60 根燃料棒组成 (见图 6)。

表 2 SPALLER-4 设计参数及其材料与优化变量取值区间

Table 2 Materials used for the design parameters of SPALLER-4 and the interval value of optimization variables

design scheme	thermal power/MW	fuel loading/kg	equivalent diameter of active region/cm	height of active area/cm	average volume power density of active region/(W·cm ⁻³)	fuel (mass fraction of Pu)/%	coolant and reflector	shielding layer
SPALLER-4	4	577.89	95.4	80	6.99	PuN-ThN (31/48)	²⁰⁸ Pb-Bi(90)	B ₄ C(126)
URANUS	100	17580	97.02	180	19.18	UO ₂ (9.55/17.09)	²⁰⁸ Pb-Bi(27.11 cm)	B ₄ C(15 cm)

design scheme	solid moderator (thickness/cm)	gate diameter ratio	fuel rod core radius/cm	air gap of fuel rod (thickness/cm)	cladding of fuel rod (thickness/cm)	upper/lower end plug of fuel rod (height/cm)	gas cavity/spring area of fuel rod (height/cm)	top/bottom insulation of fuel rod (height/cm)
SPALLER-4	BeO (3.5)	1.20	0.60	He (0.015)	TH-9(0.06)	TH-9(3/3)	He(48/14)	He(1/1)
URANUS	—	1.35	0.72	He (0.010)	TH-9(0.06)	TH-9(30/30)	He(130/30)	—

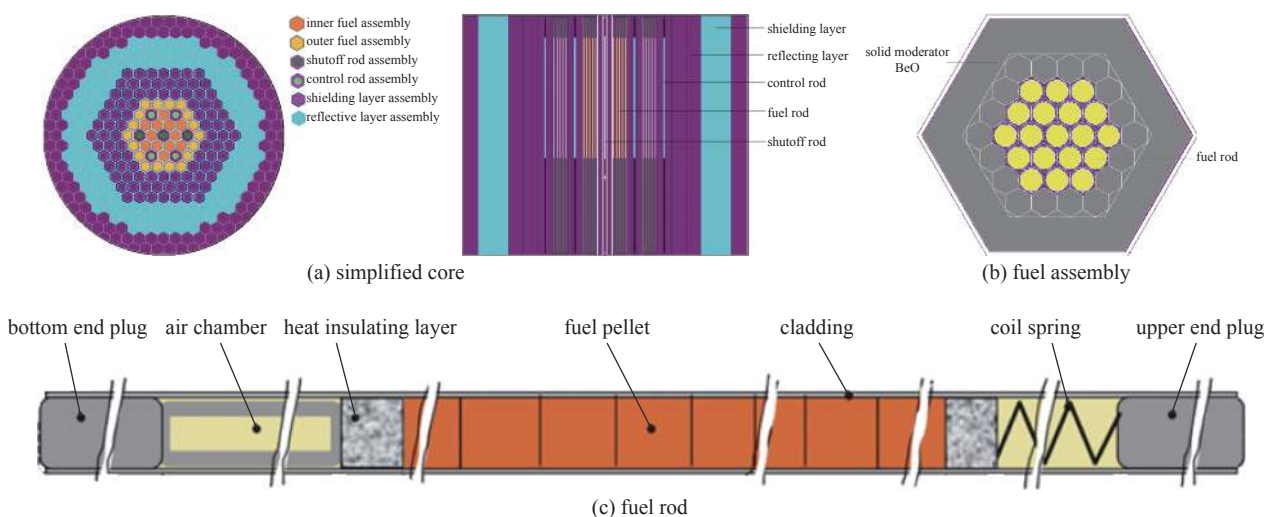


Fig. 5 SPALLER-4 structure diagram

图 5 SPALLER-4 结构简图

3.2 数学优化模型

铅铋反应堆具备长换料周期、常压安全运行、强自然循环能力等优势, 是最具发展潜力的四代堆型之一。但在快谱条件下燃料裂变截面较小, 堆芯临界通常需要装载数 t 燃料, 加之铅铋的高密度特性, 使得铅铋反应堆质量重、造价高昂^[25-26]。因此, 本文以堆芯最小燃料装载量为寻优目标, 分别对两种堆型设置不同设计变量和约束条件进行堆芯方案寻优与参数优化。

考虑到控制棒系统的反应性调节能力, 堆芯初始反应性与增殖能力的提高和中子泄漏与寄生吸收的降低等能有效减少燃料装载, 堆芯大小与栅格尺寸也会通过改变中子能谱与中子泄漏影响堆芯的燃料装量。因此参考原始

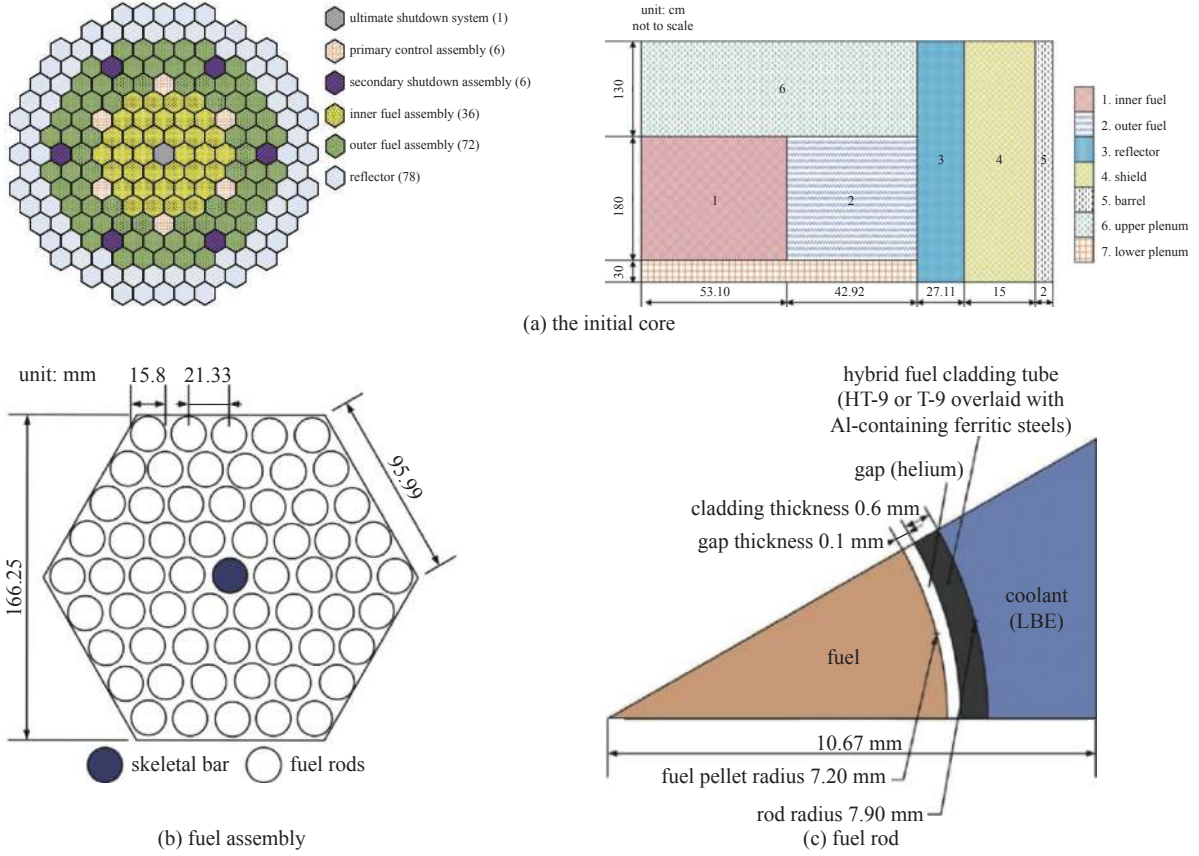


Fig. 6 URANUS structure diagram

图 6 URANUS 结构简图

堆型、欧盟铅基示范快堆 ALFRED^[27]、欧盟低功率自然循环铅基快堆 ELECTRA^[28]、中国实验快堆 CEFR^[29] 等经典液态金属冷却反应堆的设计参数值, 建立数学优化模型。

3.2.1 SPALLER-4 寻优模型

$$\begin{cases} \min F_s(x_s, y_s, l_s, m_s, n_s) = \sum \rho_{\text{sfuel}} V_{\text{sfuel}} \\ 0 \leq x_s \leq 20 \\ 25 \leq y_s \leq 50 \\ 0.2 \leq l_s \leq 0.6 \\ 30 \leq m_s \leq 150 \\ 1.01 \leq n_s \leq 1.5 \end{cases} \quad \text{S.T.} \quad \begin{cases} 1.005 \leq K_{si} \leq 1.030 \\ K_{st} \geq 1.0 \\ R_{sc} = 3 \\ T_{sca} \geq 600 \\ T_{sco} \geq 1500 \\ v_{sc} \geq 3 \end{cases} \quad (6)$$

寻优目标: 在慢化剂厚度 x_s/cm 、燃料中 Pu 的质量分数 $y_s/\%$ 、燃料棒芯块半径 l_s/cm 、活性区高度 m_s/cm 、栅径比 n_s 等 5 个设计变量同时变化, 其他变量固定或随之变化时寻得 $\min F_s(x_s, y_s, l_s, m_s, n_s)$ 最小堆芯燃料装载量对应的 SPALLER-4 目标方案, ρ_{sfuel} 为燃料质量密度, V_{sfuel} 为活性区燃料体积。

约束条件: K_{si} 初始有效增殖因子数 K_{eff} , K_{st} 第 3 年的 K_{eff} , R_{sc}/EFPY 换料周期、 $T_{sca}/^\circ\text{C}$ 燃料包壳最大温度、 $T_{sco}/^\circ\text{C}$ 燃料芯块中心温度及 $v_{sc}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$ 冷却剂流速分别满足上式对应限值。

3.2.2 URANUS 优化模型

$$\begin{cases} \min F_u(x_u, y_u, l_u) = \sum \rho_{\text{ufuel}} V_{\text{ufuel}} \\ 0.4 \leq x_u \leq 1.0 \\ 50 \leq y_u \leq 200 \\ 1.01 \leq l_u \leq 1.5 \end{cases} \quad \text{S.T.} \quad \begin{cases} 1.005 \leq K_{ui} \leq 1.035 \\ K_{ut} \geq 1.0 \\ R_{uc} = 20 \\ T_{uca} \geq 500 \\ T_{uco} \geq 1000 \\ v_{uc} \geq 3 \end{cases} \quad (7)$$

优化目标: $\min F_u(x_u, y_u, l_u)$ 为对 URANUS 的 3 个堆芯参数(燃料棒芯块半径 x_u/cm 、活性区高度 y_u/cm 、栅径比 l_u) 同时进行优化得到的最小堆芯燃料装载量, ρ_{ufuel} 为燃料质量密度, V_{ufuel} 为活性区燃料体积。

约束条件: K_{ui} 初始有效增殖因子数 K_{eff} , K_{ut} 第 20 年的 K_{eff} , R_{uc}/EFPY 换料周期、 $T_{uca}/^\circ\text{C}$ 燃料包壳最大温度、

$T_{\text{uco}}/^{\circ}\text{C}$ 燃料芯块中心温度及 $v_{\text{uc}}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$ 冷却剂流速分别满足上式对应限值。

4 优化结果

4.1 SPALLER-4 寻优结果

SPALLER-4 设计方案寻优共设置了 5 个设计变量(作为 Kriging 代理模型预测的输入数据)、6 个约束条件、7 个输出变量(其中初始与第 3 年 K_{eff} 、燃耗作为 Kriging 代理模型预测的输出数据),训练数据与校验结果通过 DOPPLER 自动调用物理蒙卡程序 RMC 和热工分析程序 STAC 计算生成。

4.1.1 Kriging 代理模型预测精度验证结果

为保证 Kriging 代理模型预测目标/约束函数值的精确度,在每次迭代寻优时皆进行了训练集预测精度的验证,即从当前设计区域的训练集中随机选取 5 组作为对照组与蒙卡程序 RMC 计算值进行比较计算相对误差值,剩余组数作为训练组拟合构建 Kriging 代理模型。

表 3、图 7 为在包含 155 组训练集的最优设计区域中进行 Kriging 代理模型预测满功率运行第 3 年的 K_{eff} 与燃耗值的精度验证结果。结果表明, Kriging 代理模型预测堆芯 K_{eff} 、燃耗与 RMC 计算值的相对误差分别在 $\pm 0.1\%$ 、 $\pm 1\%$ 以内,这说明在保证一定训练量时, Kriging 代理模型对于多个参数同时影响的线性或非线性、直接相关或间接相关的目标预测都具有较高的精度,同时相比蒙卡程序,大大减少了计算时间。

表 3 Kriging 代理模型预测 K_{eff} 、燃耗的精度验证结果

Table 3 Accuracy verification results of Kriging surrogate model for predicting K_{eff} and burnup

contrast group	thickness of solid moderator/cm	mass fraction of Pu in fuel/%	fuel rod core radius/cm	height of core active zone/cm	grid diameter ratio	third-year K_{eff}			burnup/(MW·d·kg ⁻¹)		
						prediction by KSM	calculation by RMC	relative error/%	prediction by KSM	calculation by RMC	relative error/%
1	4.6555	47.2024	0.2911	112.1659	1.3710	1.0502	1.0503	-0.0154	22.9477	22.7960	0.6654
2	4.8222	45.4101	0.2776	115.2353	1.3773	1.0352	1.0352	0.0006	24.6610	24.4460	0.8794
3	4.9908	48.9315	0.2608	118.1860	1.4117	1.0325	1.0334	-0.0846	26.8646	26.8940	0.1093
4	4.5899	48.8228	0.2117	103.6606	1.3534	1.0164	1.0174	-0.0987	46.3528	46.5440	0.4108
5	4.7828	46.6647	0.2173	116.5918	1.3548	1.0244	1.0234	0.0994	39.1589	39.3960	0.6019

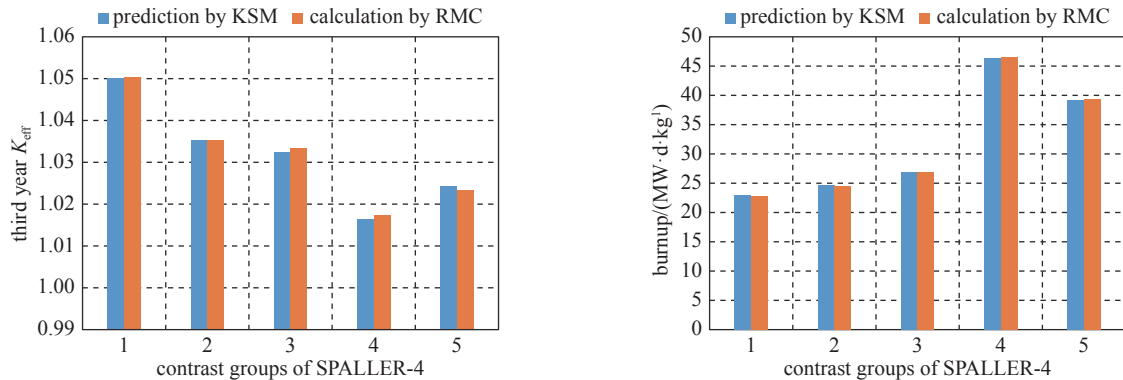


Fig. 7 Comparison of K_{eff} , burnup predicted by Kriging surrogate model and RMC calculated value

图 7 Kriging 代理模型预测 K_{eff} 、燃耗与蒙卡程序 RMC 计算值对比图

4.1.2 寻优结果

以蒙卡程序 RMC 计算的 480 组初始训练集为基础,基于 Kriging 代理模型每次预测 1060000 组方案,使用智能优化方法迭代寻优,共迭代 175 次,经 RMC 校验计算,有 6 组满足优化约束条件,且最后两次迭代方案经校验后的燃料装载量在以 kg 为单位的小数点后两位数值一致满足收敛条件(见图 8)。全寻优过程累积计算 655 组训练数据,寻得经过校验的最优方案设计参数信息如表 4 所示,该方案堆芯初始 K_{eff} 为 1.028058、换料周期为 3 EFPY、燃料包壳最大温度为 643.1622 K、燃料芯块中心温度为 1133.073 K,均满足 SPALLER-4 寻优模型的物理/热工约束条件限值,此时最小燃料装载量为 81.4135 kg,远小于原始堆型燃料装量;同时, Kriging 代理模型预测 K_{eff} 、燃耗值与蒙卡程序 RMC 计算值的相对误差分别满足 $\pm 1\%$ 、 $\pm 0.1\%$ 的精度要求,目标方案搜索速度远快于传统蒙卡计算和单一启发算法寻优。

表 4 SPALLER-4 堆芯设计方案寻优结果

Table 4 Optimization results of SPALLER-4 core design scheme

thickness of solid moderator/cm	mass fraction of Pu in fuel/%	fuel rod core radius/cm	height of core active zone/cm	grid diameter ratio	third-year K_{eff}			burnup/(MW·d·kg ⁻¹)		
					prediction by KSM	calculation by RMC	relative error/%	prediction by KSM	calculation by RMC	relative error/%
4.5732	49.8686	0.2003	100.0818	1.3131	1.0057	1.0052	0.0550	53.7021	53.7990	-0.0018

4.2 URANUS 优化结果

URANUS 设计方案的优化共设置了 3 个优化变量(作为 Kriging 代理模型预测的输入数据)、6 个约束条件、11 个输出变量(其中初始与第 20 年 K_{eff} 和燃耗作为 Kriging 代理模型预测的输出数据), 训练数据与校验结果通过 DOPPLER 自动调用物理蒙卡程序 RMC 和热工分析程序 STAC 计算生成。

4.2.1 Kriging 代理模型预测精度验证结果

表 5、图 9 为在包含 45 组训练集的最优设计区域中进行 Kriging 代理模型预测满功率运行第 20 年的 K_{eff} 与燃耗值的精度验证结果, 其中 Kriging 代理模型预测堆芯 K_{eff} 、燃耗与 RMC 计算值的相对误差分别在 $\pm 0.1\%$ 、 $\pm 1\%$ 以内, Kriging 代理模型预测精度很好。

表 5 Kriging 代理模型预测 K_{eff} 、燃耗的精度验证结果

Table 5 Accuracy verification results of Kriging surrogate model for predicting K_{eff} and burnup

contrast group	fuel rod core radius/cm	height of core active zone/cm	grid diameter ratio	twentieth-year K_{eff}			burnup/(MW·d·kg ⁻¹)		
				prediction by KSM	calculation by RMC	relative error/%	prediction by KSM	calculation by RMC	relative error/%
1	0.7287	164.3119	1.3207	1.0010	1.0018	-0.0809	44.0797	44.4100	-0.7438
2	0.7373	157.4453	1.3208	1.0004	1.0007	-0.0338	45.2746	45.2710	0.0080
3	0.7388	156.9933	1.3211	1.0005	1.0009	-0.0409	45.2266	45.2130	0.0301
4	0.7410	153.9331	1.3205	0.9994	0.9999	-0.0585	43.5830	43.5540	0.0666
5	0.7374	157.4387	1.3203	1.0006	1.0003	0.0297	45.2645	45.2560	0.0187

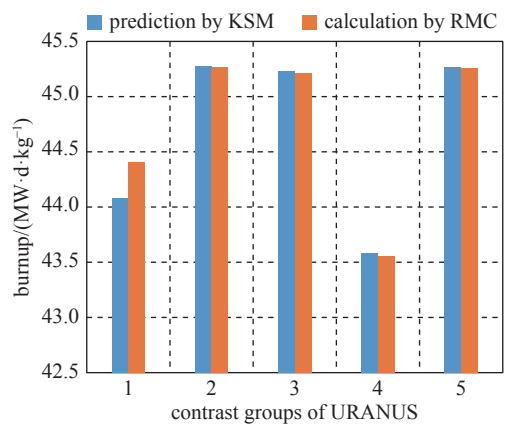
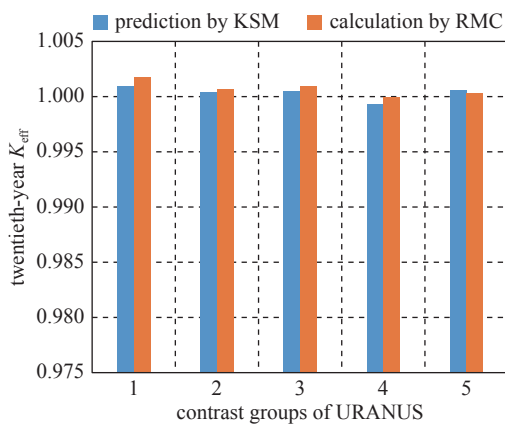


Fig. 9 Comparison of K_{eff} , burnup predicted by Kriging surrogate model and RMC calculated value

图 9 Kriging 代理模型预测 K_{eff} 、燃耗与蒙卡程序 RMC 计算值对比图

4.2.2 优化结果

根据 URANUS 原始堆型设计参数使用蒙卡程序 RMC 构建 URANUS 铅铋反应堆模型开展优化验证。以反应堆物理蒙卡计算模块生成的 216 组初始训练集为基础, 基于 Kriging 代理模型每次预测 1060000 组方案, 使用智能优化方法迭代寻优, 共迭代 37 次, 经 RMC 校验计算, 有 29 组满足优化约束条件, 且最后两次迭代方案经校验后的燃料装载量在 kg 位之前的数值一致满足收敛条件(见图 10)。全优化过程累积计算 253 组训练数据, 优化的设计

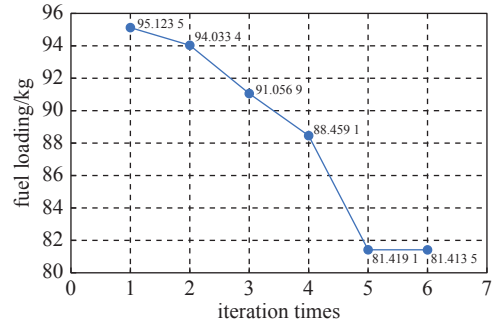


Fig. 8 Iterative graph of fuel loading optimization for SPALLER-4

图 8 SPALLER-4 燃料装载量寻优迭代图

方案与初始方案对比信息如表 6 所示, 优化结果表明: 在相同约束限值内, 仅将初始 URANUS 模型中的燃料芯块半径、活性区高度、栅径比按优化数值调整后, 堆芯燃料装载量、堆芯总质量、活性区体积、堆芯总体积对比初始模型分别减少 1899, 20 149 kg 和 0.944 047, 1.467 536 m³, 优化幅度分别为 10.8%, 11.5%, 18.1%, 17.1%, 证实本文构建的智能优化方法用于堆芯优化切实有效。同时, 对比初始与优化模型参数, 堆芯芯块半径基本不变、栅径比缩小、活性区高度变短, 堆芯更紧凑, 中子泄漏减少, 使得满足同样换料周期的堆芯燃料有所下降。

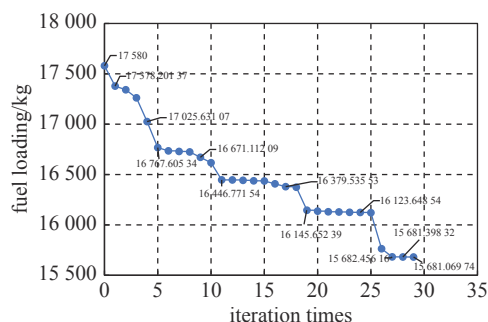


Fig. 10 Iterative graph of fuel loading optimization for URANUS

图 10 URANUS 燃料装载量寻优迭代图

表 6 URANUS 堆芯设计参数优化结果

Table 6 Optimization results of design parameters for URANUS core

URANUS core	fuel rod core radius/cm	height of core active zone/cm	grid diameter ratio	initial K_{eff}	twentieth-year K_{eff}			burnup/(MW·d·kg ⁻¹)		
					prediction by KSM	calculation by RMC	relative error/%	prediction by KSM	calculation by RMC	relative error/%
initial	0.7200	180.0000	1.3500	1.0289	—	1.0031	—	—	41.5240	—
optimization	0.7314	155.5838	1.2893	1.0307	1.0007	1.0010	-0.0229	46.5773	46.5530	0.0523
URANUS core	refueling interval/EFPY	fuel loading/kg	total mass of core (including reflector)/kg	volume of the active area/m ³	average volume power density of the active area/(W·cm ⁻³)	total volume of core (including reflector)/m ³	maximum temperature of fuel cladding/K	maximum temperature of fuel core/K		
initial	20	17580.0925	175459.3633	5.2138	19.1800	8.5734	600.6219	770.3892		
optimization	20	15681.0697	155309.9496	4.2697	23.4208	7.1059	604.1702	796.0589		

5 结 论

为解决铅铋反应堆优化设计中存在的多物理、多变量、多约束且计算量大、速度慢等问题, 基于 Kriging 代理模型技术、正交拉丁超立方抽样方法和 SEUMRE 空间搜索技术, 构建了一套具备随机效应、强寻优能力和高效精确的智能优化方法, 开发了一个实现样本点抽样、反应堆物理蒙卡/热工水力计算处理、反应堆设计方案优化分析功能的铅铋反应堆设计优化平台; 并以小型长寿命自然循环铅铋反应堆 SPALLER-4 和小型模块化铅铋反应堆 URANUS 为原型, 分别建立优化模型, 开展堆芯方案寻优与参数优化验证, 整个计算过程均由所开发平台自动完成。分析优化验证结果得出以下结论。

(1) 在保证一定量训练数据时, Kriging 代理模型对于多个参数同时影响的线性或非线性、直接或间接相关的目标函数预测都具有较高的精度, 如优化验证中对堆芯 K_{eff} 与燃料的预测分别满足 $\pm 0.1\%$, $\pm 1\%$ 的精度要求。在相同电脑硬件条件下, 与蒙卡程序 RMC 计算 1 组共 20 步长的方案需 6.5 h 左右相比, Kriging 代理模型预测 1060000 组数据所需时间约为 2 min, 远远快于蒙卡程序的计算时间, 故将其应用到智能优化方法中, 能极大缩短寻优计算时间, 提高设计方案搜索与优化效率。

(2) 以经过简化后的铅铋反应堆 SPALLER-4 作为优化模型, 使用该智能优化方法进行 5 个优化变量耦合变化影响下满足 6 个物理/热工水力约束条件的最小燃料装载量寻优, 得到一组燃料装载量为 81.413 kg 的目标方案。该方案经过蒙卡程序校验, 实际数值满足所有约束限值, 堆芯优化设计参数可靠, 证明利用该智能优化方法进行多因素耦合影响下的方案寻优是高效可行的。

(3) 以铅铋反应堆 URANUS 为原型建立优化模型, 使用该智能优化方法对堆芯燃料芯块半径、活性区高度、栅径比进行优化, 得到堆芯燃料装载量、堆芯总质量、活性区体积、堆芯总体积分别优化了 10.8%, 11.5%, 18.1%, 17.1% 的优化方案, 证明利用该智能优化方法进行铅铋反应堆参数优化是有效的。同时, 通过优化方案可见, 初始的 URANUS 设计方案已经很优良了, 仅调节燃料芯块半径、活性区高度、栅径比 3 个设计参数, 可优化的燃料装载空间不大。

(4) 对比 SPALLER-4 目标方案的寻优和 URANUS 堆芯参数的优化结果可知: 首先, 设计变量 (Kriging 代理模型的输入参数) 的维数会影响保证 Kriging 代理模型精度所需的训练量, 设计变量越多, 所需的训练量也变多; 目标

/约束函数(Kriging 代理模型的输出参数)的数目不影响 Kriging 代理模型的训练数量。其次,目标方案的搜索效率和优化效果在一定程度上还受到初始设计变量、设计范围与约束条件的影响(如 URANUS 模型的优化),在合理、全面地选择对优化目标影响较大的设计变量后应用该智能优化方法更能提高优化效果。

由上可见,基于 Kriging 代理模型的智能优化方法应用于铅铋反应堆堆芯优化是可行的,相比传统蒙卡计算寻优,其不仅能找到多因素共同变化约束下的最优目标方案,还极大缩减了设计方案的搜索计算时间,为开展满足边远地区或海洋环境下的小型化、轻量化铅铋反应堆优化设计提供新思路。

致 谢 感谢清华大学反应堆工程计算分析实验室提供的堆用蒙卡分析程序 RMC。

参考文献:

- [1] 王建强,戴志敏,徐洪杰.核能综合利用研究现状与展望[J].中国科学院院刊,2019,34(4):460-468.(Wang Jianqiang, Dai Zhimin, Xu Hongjie. Research status and prospect of comprehensive utilization of nuclear energy[J]. Bulletin of the Chinese Academy of Sciences, 2019, 34(4): 460-468)
- [2] 吴宜灿.铅基反应堆研究进展与应用前景[J].现代物理知识,2018,30(4):35-39.(Wu Yican. Research progress and application prospects of lead-based reactors[J]. Modern Physics, 2018, 30(4): 35-39)
- [3] Zameer A, Mirza S M, Mirza N M. Core loading pattern optimization of a typical two-loop 300 MWe PWR using Simulated Annealing (SA), novel crossover Genetic Algorithms (GA) and hybrid GA(SA) schemes[J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2014, 65: 122-131.
- [4] de Moura Meneses A A, Machado M D, Schirru R. Particle Swarm Optimization applied to the nuclear reload problem of a Pressurized Water Reactor[J]. *Progress in Nuclear Energy*, 2009, 51(2): 319-326.
- [5] Khoshahval F, Minuchehr H, Zolfaghari A. Performance evaluation of PSO and GA in PWR core loading pattern optimization[J]. *Nuclear Engineering and Design*, 2011, 241(3): 799-808.
- [6] 王成.新型优化算法开发及其在核动力装置优化中的应用[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2018.(Wang Cheng. The development of new optimization algorithms and applications in optimal design for nuclear power plant[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2018)
- [7] 张扬.多参数非线性系统全局敏感性分析与动态代理模型研究[D].长沙:湖南大学,2014.(Zhang Yang. The study on global sensitivity analysis and dynamic metamodel of multiple-parameters nonlinear system[D]. Changsha: Hunan University, 2014)
- [8] Kempf S, Forget B, Hu Linwen. Kriging-based algorithm for nuclear reactor neutronic design optimization[J]. *Nuclear Engineering and Design*, 2012, 247: 248-253.
- [9] Zeng Kaiyue, Stauff N E, Hou J, et al. Development of multi-objective core optimization framework and application to sodium-cooled fast test reactors[J]. *Progress in Nuclear Energy*, 2020, 120: 103184.
- [10] Kim K Y, Lee S M. Shape optimization of inlet plenum in a PBMR-type gas-cooled nuclear reactor[J]. *Journal of Nuclear Science and Technology*, 2009, 46(7): 649-652.
- [11] 李焱,杨红义,周志伟,等.基于克里金方法的快堆燃料组件设计[J].原子能科学技术,2018,52(7):1288-1293.(Li Song, Yang Hongyi, Zhou Zhiwei, et al. Design of fast reactor fuel assembly based on Kriging method[J]. *Atomic Energy Science and Technology*, 2018, 52(7): 1288-1293)
- [12] Pebesma E J, Heuvelink G B M. Latin hypercube sampling of Gaussian random fields[J]. *Technometrics*, 1999, 41(4): 303-312.
- [13] 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.
- [14] 毛凤山,陈昌富,朱世民.代理模型方法及其在岩土工程中的应用综述[J].地基处理,2020,2(4):295-306.(Mao Fengshan, Chen Changfu, Zhu Shimin. Surrogate model method and its application in geotechnical engineering[J]. *Journal of Ground Improvement*, 2020, 2(4): 295-306)
- [15] Younis A, Dong Zuomin. Metamodeling and search using space exploration and unimodal region elimination for design optimization[J]. *Engineering Optimization*, 2010, 42(6): 517-533.
- [16] Wang Kan, Li Zeguang, She Ding, et al. RMC – A Monte Carlo code for reactor core analysis[J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2015, 82: 121-129.
- [17] Zhao Pengcheng, Liu Zijing, Yu Tao, et al. Code development on steady-state thermal-hydraulic for small modular natural circulation lead-based fast reactor[J]. *Nuclear Engineering and Technology*, 2020, 52(12): 2789-2802.
- [18] 赵鹏程.小型自然循环铅铋快堆SNCLFR-100一回路主冷却系统热工安全分析[D].合肥:中国科学技术大学,2017.(Zhao Pengcheng. Thermal-hydraulic safety analysis of primary cooling system for small modular natural circulation LFR SNCLFR-100[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2017)
- [19] 刘紫静,赵鹏程,张斌,等.超长寿命小型自然循环铅铋快堆堆芯概念设计研究[J].原子能科学技术,2020,54(7):1254-1265.(Liu Zijing, Zhao Pengcheng, Zhang Bin, et al. Research on core concept design of ultra-long life small natural circulation lead-based fast reactor[J]. *Atomic Energy Science and Technology*, 2020, 54(7): 1254-1265)
- [20] 刘紫静,赵鹏程,任广益,等.长寿命小型自然循环铅基快堆燃料选型[J].原子能科学技术,2020,54(5):944-953.(Liu Zijing, Zhao Pengcheng, Ren Guangyi, et al. Fuel selection of long life small natural circulation lead-based fast reactor[J]. *Atomic Energy Science and Technology*, 2020, 54(5): 944-953)
- [21] Joeeun Lee. Conceptual neutronic design of inverted core for lead-bismuth cooled small modular reactor[D]. Seoul: Graduate School of Seoul National University, 2017.

- [22] Kwak J, Kim H R. Development of innovative reactor-integrated coolant system design concept for a small modular lead fast reactor[J]. [International Journal of Energy Research](#), 2018, 42(13): 4197-4205.
- [23] Shin Y H, Choi S, Cho J, et al. Advanced passive design of small modular reactor cooled by heavy liquid metal natural circulation[J]. [Progress in Nuclear Energy](#), 2015, 83: 433-442.
- [24] Shin Y H, Choi S, Cho J, et al. ICONE23-2135 design status of small modular reactor cooled by lead-bismuth eutectic natural circulation: Uranus[C]//Proceedings of ICONE-23 23rd International Conference on Nuclear Engineering. Chiba, Japan: 2015.
- [25] Driscoll N J, Hejzlar P. Reactor physics challenges in Gen-IV reactor design[J]. [Nuclear Engineering and Technology](#), 2005, 37(1): 1-10.
- [26] Zhang Yan, Wang Chenglong, Lan Zhike, et al. Review of thermal-hydraulic issues and studies of lead-based fast reactors[J]. [Renewable and Sustainable Energy Reviews](#), 2020, 120: 109625.
- [27] Grasso G, Petrovich C, Mattioli D, et al. The core design of ALFRED, a demonstrator for the European lead-cooled reactors[J]. [Nuclear Engineering and Design](#), 2014, 278: 287-301.
- [28] Wallenius J, Suvdantsetseg E, Fokau A. ELECTRA: European lead-cooled training reactor[J]. [Nuclear Technology](#), 2012, 177(3): 303-313.
- [29] 杨红义, 过明亮. 中国实验快堆的设计创新与实现[J]. [原子能科学技术](#), 2020, 54(S1): 199-205. (Yang Hongyi, Guo Mingliang. Design innovation and fulfillment of China experimental fast reactor[J]. [Atomic Energy Science and Technology](#), 2020, 54(S1): 199-205)