

基于“全局-局部”搜索的 核反应堆运行孪生反问题求解

龚禾林^{1,2}, 洪历展¹, 赵文博², 王江宇², 廖鸿宽², 李天涯², 钟旻霄², 李庆², 陈长^{2,*}

(1. 上海交通大学 巴黎卓越工程师学院, 上海 200240;

2. 中国核动力研究设计院 核反应堆系统设计技术重点实验室, 四川 成都 610213)

摘要: 反应堆运行孪生在反应堆运行过程中为反应堆提供实时的参数和物理场估计, 为后续相关安全参数计算提供输入。反问题求解是反应堆运行孪生的核心模块, 是确保运行孪生参数和物理场估计的实时性和准确性的关键。当前的运行孪生反问题求解方法依赖于初始参数的估计, 其估计精度直接决定数字孪生的精度。为了提高运行孪生反问题求解精度和计算效率, 本文提出了“全局-局部”搜索 (GLS) 的反问题求解方法。对基于“华龙一号”构建的反应堆运行孪生进行了测试, 考察了观测量无噪声和有噪声时反问题求解的精度和计算效率。结果表明, 此方法可为反应堆运行孪生提供实时准确的参数和物理场估计, 为工程实践打下了基础。

关键词: 反应堆运行孪生; 反问题; 模型降阶; 华龙一号

中图分类号: TL327

文献标志码: A

doi: 10.7538/yzk.2023.youxian.0795

Global-local Search Based Inverse Problem Solver for Reactor Operation Digital Twin

GONG Helin^{1,2}, HONG Lizhan¹, ZHAO Wenbo², WANG Jiangyu², LIAO Hongkuan²,
LI Tianya², ZHONG Minxiao², LI Qing², CHEN Zhang^{2,*}

(1. Paris Elite Institute of Technology, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

2. Science and Technology on Reactor System Design Technology Laboratory,

Nuclear Power Institute of China, Chengdu 610213, China)

Abstract: The reactor operation digital twin provides real-time parameter and state estimation for the reactor during operation, providing input for subsequent safety parameter calculations. As one of the core modules of the reactor operation digital twin, the inverse problem solver is crucial to ensure the real-time and accuracy of parameter and state estimation. In the previous work, the inverse problem is solved based on an initial guess of the input parameter, and the quality is highly depend on the initial guess. In order to improve the accuracy and computational efficiency, a global-local search (GLS)

收稿日期: 2023-11-13; 修回日期: 2023-12-23

基金项目: 上海市自然科学基金面上项目 (23ZR1429300); 国家自然科学基金面上项目 (12175220); 中核集团领创科研项目; 国防科技工业核动力技术创新中心项目

* 通信作者: 陈 长

method was proposed in this work. Firstly, the reduced order method and KNN (K -nearest neighbor) method were used to build a reduced forward model, with which one can compute the physical field for a given input parameter online. The inverse problem, i. e., the process of calculating from a set of observations the causal factors that produced them, was then solved using GLS. In the global search stage, the KNN method was used to predict an initial input parameter based on the observed values. In the local search stage, the Latin hypercube sampling (LHS) method was used to discretize the local neighborhood of the initial parameters. The theoretical observation values corresponding to the parameters were calculated based on the reduced forward model, which was also trained using KNN. The optimal input parameter was then determined with which the observations were closest to the actual observation values. Numerical tests were conducted on HPR1000 reactor operation digital twin. To simulate the power distribution of HPR1000, the burnup, the power rate, the control rod inserting steps and the inlet temperature of the coolant were selected as input parameters, and the neutronic code CORCA-3D was used to calculate the power distribution with the four-dimensional input parameters. The digital twin was constructed over a wide range of the four-dimensional input parameters. The synthetic observations, calculated with CORCA-3D, were used to simulate the real observations of the in-core self-powered neutron detectors (SPNDs). The inverse problem solvers with different methods were used to infer the four-dimensional input parameters using the synthetic observations. The accuracy and computational efficiency for parameter inference and the related physical field with and without noisy observations were investigated using GLS, KNN and LHS. Numerical results verify that the proposed GLS outperforms other methods, and provides real-time and accurate parameter and state estimation for reactor operation digital twin, laying the foundation for engineering practice.

Key words: reactor operation digital twin; inverse problem; model order reduction; HPR1000

反应堆数字孪生可应用于核电站生命周期中的各个环节,如研发、设计、许可、应急响应、建造、运维及测试等^[1-3]。数字孪生的一个关键应用领域是预测性维护,用于反应堆运行支持的数字孪生又称反应堆运行孪生^[1],其依赖于基于物理实体的软件模型和连接物理实体的各类探测器获取的实时信息,并为反应堆的运行提供实时监控和智能支持。

运行参数推断和物理场重构是反应堆运行孪生的核心模块,确保运行参数推断和物理场重构的准确性和快速度是发展反应堆运行孪生首先需要解决的关键技术问题。先前的研究^[1]中,以“华龙一号”^[4]堆芯为对象、反应堆物理计算软件 CORCA-3D^[5]为主要建模工具,基于机器学习和模型降阶技术^[6]构建了

反应堆物理替代模型,以满足运行孪生对堆芯通量分布和功率分布等物理场的实时在线计算能力;为实现基于反应堆实际运行测量数据对运行参数的推断,提出了基于拉丁超立方抽样(LHS)^[7]的直接求解技术,该技术得益于替代模型的快速求解能力,使得运行孪生在1 s内能执行一定数量的正向计算,以寻找与观测值最吻合的输入参数样本。为了持续提高运行孪生参数推断的计算精度和速度,本文提出了基于“全局-局部”搜索(GLS)的运行孪生反问题求解方法。

本文主要介绍反应堆运行孪生的理论模型和所提出的 GLS 反问题求解方法,基于“华龙一号”堆芯物理模拟和预测构建运行孪生,并通过大量的数值模拟计算,检验所提出的

模型用于运行孪生参数推断和物理场重构的精确性和效率。

1 计算流程和方法

1.1 反应堆运行孪生正问题求解模型

对于需要监测的核反应堆堆芯物理场 $u(\mathbf{r}, \boldsymbol{\mu})$ (如快、热群中子通量 $\phi_1(\mathbf{r}, \boldsymbol{\mu})$ 、 $\phi_2(\mathbf{r}, \boldsymbol{\mu})$ ，功率分布 $P(\mathbf{r}, \boldsymbol{\mu})$ 等)，受 p 维总体参数 $\boldsymbol{\mu}$ (其分量表示控制棒棒位、功率水平、宏观燃耗、临界硼浓度等) 的影响，其物理模型可表示为：

$$G(u, \boldsymbol{\mu}) = 0 \quad (1)$$

其中： \mathbf{r} 表示空间位置坐标； G 表示控制方程。

对于现役常规压水堆，上述模型通常是指多群扩散方程模型^[4]。不失一般性，该模型代表所构建的运行孪生物理场随参数演变的模型，可拓展应用于热工水力、结构力学、燃料材料等领域。通常情况下，给定运行参数 $\boldsymbol{\mu}$ ，为了实现对当前物理场的预测计算，采用常规的高保真堆芯物理计算软件（如 CORCA-3D^[5]），需要花费约 30 s 的时间，难以满足运行孪生对实时性的要求。

基于机器学习和模型降阶技术^[6] 构建的堆芯物理计算替代模型，旨在通过对式(1)所代表的物理模型进行流形学习，提取在运行参数的可行域，即 D 内物理过程演变的主要特征模式 $\{q_1(\mathbf{r}), q_2(\mathbf{r}), \dots, q_n(\mathbf{r}), \dots\}$ ，形成低维特征空间；通过回归或机器学习等方法，构建输入参数 $\boldsymbol{\mu}$ 到特征空间的映射，再由低维特征空间嵌入到物理场所在的真实高维空间，从而实现替代模型的构建。具体过程如下。

1) 对运行参数域 D 进行离散，如采用均匀网格离散或拉丁超立方抽样，形成离散的参数集合 D^d ，上标 d 表示离散，参数样本总数为 P 。

2) 对于离散的参数集合 D^d 中的任一元素 $\boldsymbol{\mu}$ ，利用高保真堆芯物理计算软件对式(1)进行求解，得到物理场 $u(\mathbf{r}, \boldsymbol{\mu})$ 形成的集合 M^d ($M^d = \{u(\mathbf{r}, \boldsymbol{\mu}) | \boldsymbol{\mu} \in D^d\}$)。在实际求解过程中，一般会对 $u(\mathbf{r}, \boldsymbol{\mu})$ 进行网格离散，离散后得到 N 维向量，记为 $\mathbf{u}(\mathbf{r}, \boldsymbol{\mu})$ 。将 M^d 中的元素按序存放，得到 $N \times P$ 维矩阵 \mathbf{M} 。

3) 对矩阵 \mathbf{M} 进行奇异值分解(SVD)^[7]，得到 $\mathbf{M} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T$ ，上标 T 表示转置， $N \times N$ 维矩

阵 \mathbf{U} 是 \mathbf{M} 的左奇异矩阵， $P \times P$ 维矩阵 \mathbf{V} 是 \mathbf{M} 的右奇异矩阵， $N \times P$ 维矩阵 \mathbf{S} 仅对角线 (k, k) 上的值 s_k 不为 0，又称奇异值，其中 $1 \leq k \leq K$ ， $K = \min(N, P)$ 。取 \mathbf{U} 的 $1 \sim n$ 列，即 $\mathbf{U}(:, 1:n)$ ，记为 $\{q_1(\mathbf{r}), q_2(\mathbf{r}), \dots, q_n(\mathbf{r})\}$ ，其中 $n \leq N$ 。对于运行参数域 D 的任一参数 $\boldsymbol{\mu}$ ，对应的物理场 $u(\mathbf{r}, \boldsymbol{\mu})$ 则可用式(2)近似。

$$u(\mathbf{r}, \boldsymbol{\mu}) \sim \sum_{i=1}^n \alpha_i(\boldsymbol{\mu}) q_i(\mathbf{r}) \quad (2)$$

上述近似在样本集 M^d 上的平均误差约为

$\sum_{i=n+1}^K s_i^2 / \sum_{i=1}^K s_i^2$ ，其中 s_i 为 \mathbf{M} 的第 i 个奇异值； $\{q_i(\mathbf{r})\}$ 又称为 \mathbf{M} 的一组正交基函数。对于集合 M^d 中的元素，可基于正交投影计算 $\boldsymbol{\alpha}(\boldsymbol{\mu}) = \{\alpha_1(\boldsymbol{\mu}), \alpha_2(\boldsymbol{\mu}), \dots, \alpha_n(\boldsymbol{\mu})\}$ ，即 $\alpha_i(\boldsymbol{\mu}) = \langle u(\mathbf{r}, \boldsymbol{\mu}), q_i(\mathbf{r}) \rangle$ ，其中 $\langle x, y \rangle$ 代表 x, y 的内积。通常采用上述方法得到的系数记为 $\boldsymbol{\alpha}^{\text{SVD}}(\boldsymbol{\mu})$ ，对应由式(2)求得的物理场记为 $u^{\text{SVD}}(\mathbf{r}, \boldsymbol{\mu})$ ，其中上标 SVD 表示由 SVD 方法得到；对于集合 M^d 中的所有元素，都可得到 $\boldsymbol{\alpha}^{\text{SVD}}(\boldsymbol{\mu})$ 的集合，记为 A^d 。

4) 对于数据集 (D^d, A^d, M^d) ，可采用机器学习模型构建 D^d 到 A^d 的映射 $F^{\text{ML}}: \boldsymbol{\mu} \rightarrow \boldsymbol{\alpha}$ ，即：

$$\boldsymbol{\alpha}^{\text{ML}} = F^{\text{ML}}(\boldsymbol{\mu}) \quad (3)$$

再由式(2)可得到由参数到物理场的机器学习降阶模型，记为：

$$u^{\text{ML}}(\mathbf{r}, \boldsymbol{\mu}) = \sum_{i=1}^n \alpha_i^{\text{ML}}(\boldsymbol{\mu}) q_i(\mathbf{r}) \quad (4)$$

先前的工作探索了多种机器学习模型，基于 K 近邻(KNN)算法和决策树(DT)算法得到的降阶模型，其中子通量相对于全阶模型误差小于 2%^[1]。本文采用 KNN 算法构建降阶模型，具体计算过程如下：针对给定的新测试参数，KNN 算法基于欧几里得距离在正问题解流形数据集中找到 K 个最近邻的数据点；随后，通过对这 K 个最近邻的输出值求平均，得到最终的输出值。为了确定最佳的 K 值，可通过绘制预测观测向量与真实向量之间的相对 L_2 范数误差 (定义为 $e_{L2} = \frac{\|\mathbf{u}^{\text{ML}}(\mathbf{r}, \boldsymbol{\mu}) - \mathbf{u}^{\text{true}}(\mathbf{r}, \boldsymbol{\mu})\|_2}{\|\mathbf{u}^{\text{true}}(\mathbf{r}, \boldsymbol{\mu})\|_2}$ ，其中

上标 true 表示真值)随 K 变化的图表进行评估。实验数据表明，在正问题中，最佳的 K 值为 5。本文涉及的反应堆运行孪生正问题计算流程如图 1 所示。

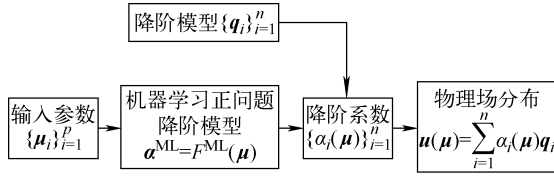


图1 反应堆运行孪生正问题计算流程

Fig. 1 Flowchart of reactor operation digital twin forward problem

上述过程采用了预训练与机器学习在线推断,避免了在线计算时对式(1)的直接求解,从而实现了替代模型计算的快速度。同时,模型降阶技术的相关理论^[9]和工程实践已经发展成熟,其精度和收敛性得到了证明和工程验证,确保了替代模型的精度满足工程精度的要求。

1.2 反应堆运行孪生反问题求解模型

运行孪生的另一项关键功能是基于反应堆物理实体的实际测量信息(带观测噪声)推断当前运行参数以及求解所对应的堆芯物理场分布。设反应堆内部 $\{r_1, r_2, \dots, r_m\}$ 位置布置有 m 个探测器,对于给定的物理场 $u(r, \mu)$,获得观测值 $\{y_1^o, y_2^o, \dots, y_m^o\}$,组合成 m 维观测向量 y^o 。对于探测器 i ,其实际观测模型可用式(5)表示:

$$y_i^o = y_i(\mu) + e_i \quad (5)$$

其中: e_i 为探测器 i 的随机观测噪声; $y_i(\mu)$ 为当前物理场 $u(r, \mu)$ 对应的理论观测值,由探测器响应函数 h_i 决定:

$$y_i(\mu) = h_i(u(r, \mu)) \quad (6)$$

运行孪生反问题求解旨在基于观测向量 y^o 求解所对应的堆芯状态参数 μ ,模型如下:

$$\mu^* = \operatorname{argmin}_{\mu \in D} d(y^o, y(\mu)) \quad (7)$$

其中: $y(\mu)$ 为输入参数 μ 对应的物理场 $u(r, \mu)$ 所对应的 m 维理论观测数据,根据式(6)求得; $d(x, y)$ 为向量 x, y 之间的距离度量。切比雪夫距离可统一描述几种常见的机器学习距离度量,公式如下:

$$d(x, y) = \left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (8)$$

其中, $p=1$ 时 $d(x, y)$ 表示曼哈顿距离, $p=2$ 时 $d(x, y)$ 表示欧氏距离。由于反问题的解并不是奇异的,所以 $p=1$ 并不是较优的选择,并且欧氏距离可有效保证每一维参数都收敛到接近真实值,故本文使用欧式距离加以度量。在先前的研究中,为了实现上述问题的求解,假设

了一个初始参数估计 μ^{initial} (意为对当前真实参数的一个初步估计,如通过测量得到的参数值),并利用LHS在以该参数为中心的一个小区域内进行抽样,通过式(3)、(4)计算相应的物理场估计 $u^{\text{ML}}(r, \mu)$,进而通过式(6)计算理论观测 $y^{\text{ML}}(r, \mu)$,与 y^o 距离最小的 $y^{\text{ML}}(r, \mu)$ 对应的参数即为 μ^* 。上述方案的求解依赖初始参数估计 μ^{initial} ,为了提高反问题(式(7))的求解效率和精度,增强鲁棒性,本文提出GLS求解模型,分为训练、全局搜索和局部搜索3个阶段。

1) 训练阶段

利用数据集 M^d 求解该反应堆对应的理论观测数据集 Y^d ,基于KNN等机器学习方法构建 y 到 μ 的替代模型 $L^{\text{ML}}: y \rightarrow \mu$,即:

$$\mu^{\text{ML}} = L^{\text{ML}}(y) \quad (9)$$

在预训练阶段,KNN算法使用数据集中的观测数据作为输入,参数作为输出,训练并保存模型。根据实验数据,选取反问题KNN模型的最佳 $K=1$ 。

2) 全局搜索阶段

给定堆芯实际观测向量 y^o ,代入式(9)求解得到 $\mu^{\text{ML}}(y^o)$,作为式(7)的初始解,其中, L^{ML} 算子调用预训练保存的KNN模型获得。由于 y^o 带有观测噪声, $\mu^{\text{ML}}(y^o)$ 与真实的 μ^{true} 有一定的差距,通过局部搜索进行优化。

3) 局部搜索阶段

在以 $\mu^{\text{ML}}(y^o)$ 为中心、 r 为半径的局部邻域 $B(\mu^{\text{ML}}(y^o), r)$ 内,通过LHS对参数 μ 进行抽样得到样本集 D^{ML} ,并计算 y^{ML} ,由式(10)寻找邻域 B 中的最优参数。

$$\mu^* = \operatorname{argmin}_{\mu \in B(\mu^{\text{ML}}(y^o), r)} d(y^o, y^{\text{ML}}(\mu)) \quad (10)$$

在全局搜索阶段已找到了与 μ^{true} 较接近的 μ^{initial} ,数值研究发现, μ^{initial} 与 μ^{true} 的平均偏差小于10%。因此,在局部搜索阶段,通常以每个参数的10%定义域构建局部邻域。LHS样本集包含50~100个样本,就能找到更好的解,同时时间限制在1s以内。

本文所涉及的反应堆运行孪生反问题计算流程如图2所示,总体计算流程如图3所示。需注意,在局部搜索阶段,若不考虑数字孪生实时性的要求,亦可用高保真模型进行局部搜索

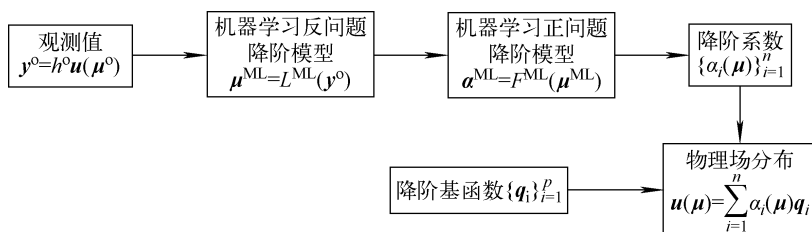


图 2 反应堆运行孪生反问题计算流程

Fig. 2 Flowchart of reactor operation digital twin inverse problem

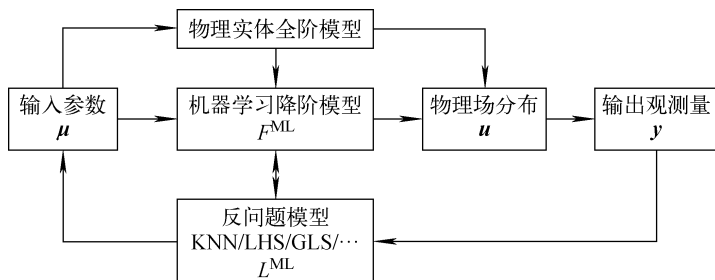


图 3 反应堆运行孪生计算流程

Fig. 3 Flowchart of reactor operation digital twin

计算。此外,传统的堆芯物理场重构技术,诸如谐波综合法^[10]、克里金法^[11]和最小二乘法^[12]等,均可实现基于观测值的堆芯物理场重构,文献[13-15]对基于降阶模型的物理场重构和上述方法的重构进行了系统比较研究。不足的是,上述方法无法实现对输入参数进行推断。

1.3 “华龙一号”堆芯物理模型

本文选取“华龙一号”反应堆的常规运行状态进行模拟^[1],选取控制棒棒位 S_i (取值范围 0~615 步)、燃耗 B_u (取值范围 0~2 500 MW·d/tU)、功率水平 P_w (取值范围 30%FP~100%FP, FP 为满功率)及冷却剂入口温度 T_{in} (取值范围 290~300 ℃)等 4 个典型参数来描述反应堆运行状态。因此,有 $\mu = (S_i, B_u, P_w, T_{in})^T$, 对应的代表性参数范围为 $D = [0, 615] \times [0, 2\,500] \times [30, 100] \times [290, 300]$ 。从 D 中采样 18 480 个点,通过运行 CORCA-3D 堆芯物理计算软件进行三维全堆计算得到 18 480 个功率分布数据集,其中 μ 之外的参数选取“华龙一号”反应堆典型的设计参数,堆芯几何划分三维情况下共 $177 \times 28 = 4\,956$ 个节块,即 $u(r, \mu)$ 是 4 956 维的向量。针对 18 480 个数据集,使用 SVD 方法可得到降阶后的基函数及对应的系数,即构成了可供构建非侵入式降阶模型的数据集,用其中

15 000 个样本进行训练,3 480 个样本进行测试。观测向量 y 来自部署在反应堆堆芯内部的自给能探测器的值,堆芯共 308 个探测器,布置位置如图 4 所示。

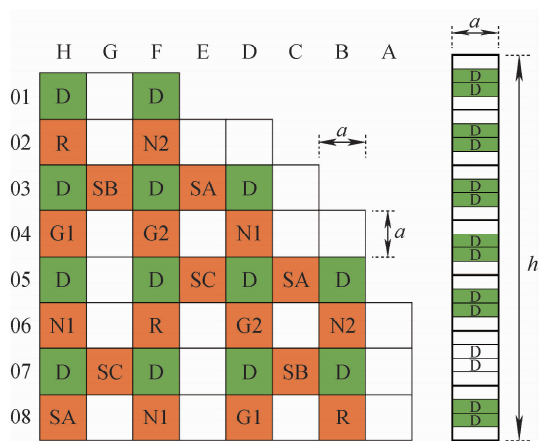


图 4 “华龙一号”堆芯探测器布置

Fig. 4 Layout of core detectors for HPR1000

在机器学习预训练阶段,由于 KNN 算法的特性,只需进行 1 次预训练,时间约为 100 s,并且在线推断阶段不需要更多的训练。计算过程中,训练和测试用的观测值均由探测器位置节块处的理论值加随机噪声以模拟真实探测器的值。

2 数值结果与分析

为了验证正问题建模的精度,计算了在测试集上选取的 40 个参数样本计算的功率分布的误差,表 1 列出了正问题降阶模型使用 KNN 作为机器学习模型得到的观测值和物理场的相对 L_2 范数误差 e_{L_2} ($e_{L_2} = \frac{\|u^{ML}(r,\mu) - u^{true}(r,\mu)\|_2}{\|u^{true}(r,\mu)\|_2}$, 度量平均误差) 和相对 L_∞ 误差 e_{L_∞} ($e_{L_\infty} = \frac{\|u^{ML}(r,\mu) - u^{true}(r,\mu)\|_\infty}{\|u^{true}(r,\mu)\|_\infty}$, 度量最大误差)。

图 5 展示了正问题模型预测的堆芯物功率分布和真实的堆芯功率分布。

为了评估本文提出的 GLS 方法在求解反应堆运行孪生反问题方面的精度和效率,将其与 LHS 和 KNN 直接求解进行了比较。表 2 列出了在 3 480 个样本上进行测试的统计结果,对每个样本基于观测(对应观测噪声水平 $\sigma=0$)

进行输入参数推断,与真实参数进行比较,表中统计了 3 480 个样本的误差均值和均方差。其中 LHS 在全参数空间中采样 1 000 个点, GLS 的局部采样为 50 个点。可发现,在无观测噪声时, GLS 对于 4 个输入参数的估计均具有最好的精度;有观测噪声时,采用 KNN 直接进行基于观测-输入参数的推断拥有更好的精度,但数值结果上相差不大。

表 1 正问题模型误差
Table 1 Error of forward problem

误差类型	均值	均方差
物理场 L_2 误差	$5.335\ 9\times10^{-3}$	$4.963\ 7\times10^{-4}$
物理场 L_∞ 误差	$2.719\ 0\times10^{-2}$	$2.204\ 5\times10^{-3}$
观测向量 L_2 误差	$5.033\ 6\times10^{-3}$	$4.398\ 6\times10^{-4}$
观测向量 L_∞ 误差	$8.389\ 2\times10^{-3}$	$5.460\ 8\times10^{-4}$

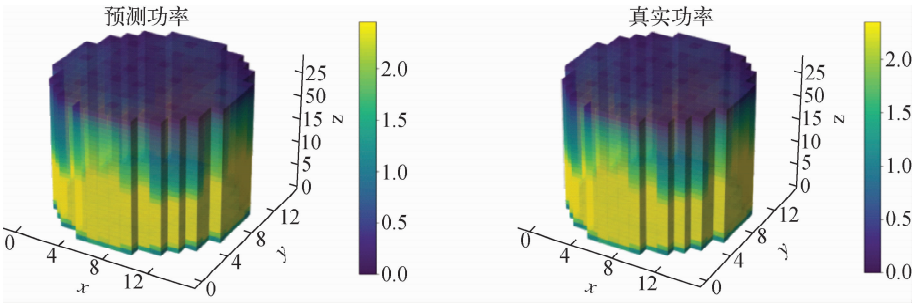


图 5 正问题模型预测功率分布和真实功率分布对比

Fig. 5 Power distribution predicted by forward model and true power distribution

表 2 KNN、LHS 和 GLS 推断的参数和物理场误差

Table 2 Comparison of parameter estimation results of different methods

参数	均值($\sigma=0$)			均方差($\sigma=0$)		
	KNN	LSH ₁₀₀₀	GLS ₅₀	KNN	LSH ₁₀₀₀	GLS ₅₀
S_t	$1.750\ 0\times10^{-1}$	$4.500\ 0\times10^{-1}$	$1.525\ 0\times10^{-2}$	$3.794\ 0\times10^0$	$1.455\ 2\times10^1$	$2.904\ 4\times10^0$
B_u	$3.750\ 0\times10^0$	$1.055\ 7\times10^2$	$3.537\ 5\times10^0$	$2.341\ 9\times10^{-1}$	$2.554\ 2\times10^2$	$2.512\ 3\times10^1$
P_w	$7.211\ 9\times10^{-1}$	$1.255\ 7\times10^0$	$5.743\ 4\times10^{-1}$	$5.108\ 1\times10^0$	$1.379\ 4\times10^1$	$3.696\ 9\times10^0$
T_{in}	$5.246\ 5\times10^{-1}$	$8.229\ 0\times10^{-1}$	$5.020\ 3\times10^{-1}$	$2.568\ 2\times10^0$	$4.285\ 0\times10^0$	$2.701\ 9\times10^0$

参数	均值($\sigma=5$)			均方差($\sigma=5$)		
	KNN	LSH ₁₀₀₀	GLS ₅₀	KNN	LSH ₁₀₀₀	GLS ₅₀
S_t	$2.000\ 0\times10^{-1}$	$8.250\ 0\times10^{-1}$	$1.550\ 0\times10^{-1}$	$3.874\ 3\times10^0$	$1.147\ 3\times10^1$	$4.137\ 3\times10^0$
B_u	$2.500\ 0\times10^0$	$1.741\ 7\times10^2$	$6.700\ 0\times10^0$	$2.487\ 5\times10^1$	$3.478\ 9\times10^2$	$2.169\ 2\times10^1$
P_w	$1.219\ 6\times10^{-1}$	$1.590\ 6\times10^0$	$2.804\ 5\times10^{-1}$	$6.180\ 7\times10^0$	$1.578\ 3\times10^1$	$5.527\ 4\times10^0$
T_{in}	$5.477\ 3\times10^{-1}$	$5.151\ 8\times10^{-1}$	$6.550\ 6\times10^{-1}$	$3.338\ 3\times10^0$	$4.254\ 0\times10^0$	$3.300\ 6\times10^0$

为了进一步评估 GLS 的效果,基于推断的输入参数,再次采用降阶模型计算对应的反应堆功率分布及其与真实值的相对误差。表 3 列出了所计算的功率分布的平均误差(2 范数误差)和最大误差(无穷范数误差),在反应堆工程领域均有具体意义。从表 3 不难发现,GLS 在进行物理场重构方面拥有最高精度,显著优于 KNN 和 LHS。由于本文所述的方法,主要是通过优化输

入参数所致观测与实际观测的差来求解输入参数,在此过程中,正问题的求解采用了降阶模型,而非高保真模型,因此 GLS 所求出的参数对应的物理场精度持续提高;但在有噪声观测时,对输入参数的估计,可能稍弱于基于 KNN 直接求解的模型。为此,本文推荐在参数估计时,可考虑直接使用 KNN 的结果,而在物理场重构方面,采用 GLS 的结果。

表 3 KNN、LHS 和 GLS 物理场重构的平均误差和最大误差

Table 3 Average error and maximum error of physical field reconstruction for KNN, LHS, and GLS						
观测噪声 水平 σ	平均误差			最大误差		
	KNN	LSH ₁₀₀₀	GLS ₅₀	KNN	LSH ₁₀₀₀	GLS ₅₀
0	$1.066\ 2\times10^{-2}$	$4.045\ 7\times10^{-2}$	$7.061\ 5\times10^{-3}$	$4.121\ 3\times10^{-2}$	$1.312\ 6\times10^{-1}$	$2.707\ 2\times10^{-2}$
0.01	$1.112\ 8\times10^{-2}$	$4.021\ 0\times10^{-2}$	$7.872\ 7\times10^{-3}$	$4.399\ 1\times10^{-2}$	$1.256\ 7\times10^{-1}$	$3.189\ 0\times10^{-2}$
0.02	$1.146\ 1\times10^{-2}$	$4.082\ 3\times10^{-2}$	$8.905\ 6\times10^{-3}$	$4.484\ 0\times10^{-2}$	$1.232\ 6\times10^{-1}$	$3.644\ 7\times10^{-2}$
0.03	$1.146\ 1\times10^{-2}$	$4.075\ 4\times10^{-2}$	$9.975\ 8\times10^{-3}$	$4.484\ 0\times10^{-2}$	$1.199\ 8\times10^{-1}$	$3.765\ 1\times10^{-2}$
0.04	$1.329\ 6\times10^{-2}$	$4.113\ 8\times10^{-2}$	$1.212\ 4\times10^{-3}$	$4.978\ 8\times10^{-2}$	$1.190\ 4\times10^{-1}$	$4.675\ 3\times10^{-2}$
0.05	$1.354\ 1\times10^{-2}$	$4.179\ 0\times10^{-2}$	$1.320\ 2\times10^{-2}$	$4.877\ 5\times10^{-2}$	$1.247\ 9\times10^{-1}$	$4.785\ 7\times10^{-2}$

表 4 为反问题模型单次计算所花费的时间。除了与 CORCA-3D 有关的计算外,本文所有计算均在通用台式机上完成。可发现,KNN 求解时间为 ms 量级,GLS 则在 0.05 s 左右,LHS 进行1 000次采样计算需要 0.1 s 以上,均满足运行孪生的实时性要求。相较之下,传统的高保真模型单次算例计算时间约为30 s。由此可见,本文提出的降阶模型在时间成本上有很大优势。

表 4 KNN、LHS 和 GLS 计算时间

Table 4 Comparison of computational time of different methods			
噪声 水平 σ	计算时间/s		
	KNN	LSH ₁₀₀₀	GLS ₅₀
0	$6.369\ 6\times10^{-3}$	$7.394\ 6\times10^{-1}$	$6.283\ 0\times10^{-2}$
0.01	$3.139\ 6\times10^{-3}$	$7.332\ 6\times10^{-1}$	$6.070\ 9\times10^{-2}$
0.02	$3.159\ 9\times10^{-3}$	$7.251\ 0\times10^{-1}$	$5.741\ 7\times10^{-2}$
0.03	$3.159\ 4\times10^{-3}$	$7.327\ 9\times10^{-1}$	$5.652\ 5\times10^{-2}$
0.04	$3.191\ 5\times10^{-3}$	$7.292\ 7\times10^{-1}$	$5.978\ 3\times10^{-2}$
0.05	$3.152\ 7\times10^{-3}$	$7.218\ 0\times10^{-1}$	$5.711\ 8\times10^{-2}$

不同噪声水平下,GLS 局部采样次数(分别为 50、100 和 500)对物理场重构精度的影响示于图 6。为了确保实验数据的可靠性,更换随机数种子在含 40 个样本的测试集上分别重复了 40 次随机实验,得到了重构物理场的相对

误差平均值和方差。可发现,局部采样次数越多,精度越高;特别是采样次数量级上差异明显时,精度有显著差别,但也维持在 0.1%左右。为此,考虑到计算时间成本,本文将 GLS 的局部采样次数定为 50。

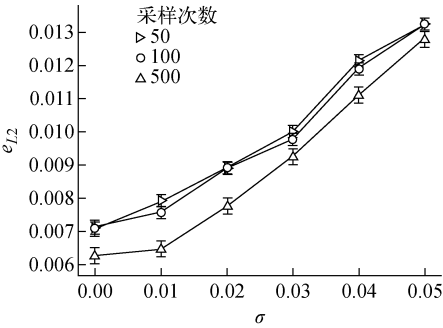


图 6 不同观测噪声水平下 GLS 局部采样次数对物理场重构精度的影响

Fig. 6 Influence of number of GLS local samplings on accuracy of physical field reconstruction for different observation noise levels

3 结论

反应堆运行孪生以基于机器学习的降阶模型作为反应堆工程计算模型的替代模型,并用作反问题求解的核心模型,确保运行孪生在线计算的实时性。在此框架下,本文提出了基于

“全局-局部”搜索的反问题求解方法,以实现反应堆运行参数推断和物理场重构的快速度和精确性。在全局搜索阶段,利用 KNN 等机器学习方法实现基于观测值到输入参数的初步估计,在初步估计的参数的小邻域内进行小规模 LHS 抽样,实现参数优化的局部探索。基于“华龙一号”堆芯物理模拟构建了反应堆运行孪生,对 KNN、LHS 及 GLS 等多种求解方法进行了测试,对比了观测量无噪声和有噪声时上述方法在参数估计和物理场重构方面的精度和计算效率。结果证明,GLS 方法可为反应堆运行孪生提供实时准确的参数和物理场估计,且计算流程相对简单,为工程实践打下了基础。

参考文献:

- [1] 龚禾林,陈长,李庆,等. 基于物理指引和数据增强的反应堆物理运行数字孪生研究[J]. 核动力工程,2021,42(增刊2):48-53.
GONG Helin, CHEN Zhang, LI Qing, et al. Study on a data-enabled physics-informed reactor physics operational digital twin[J]. Nuclear Power Engineering, 2021, 42(S2): 48-53 (in Chinese).
- [2] 龙家雨,宋美琪,柴翔,等. 基于聚类 and 随机搜索优化的核反应堆数字孪生参数反演模型[J]. 原子能科学技术,2024,58(1):125-134.
LONG Jiayu, SONG Meiqi, CHAI Xiang, et al. Parameter inversion method of nuclear reactor digital twin based on clustering and random search optimization[J]. Atomic Energy Science and Technology, 2024, 58(1): 125-134 (in Chinese).
- [3] 胡梦岩,孔繁丽,余大利,等. 数字孪生在先进核能领域中的关键技术与应用前瞻[J]. 电网技术,2021,45(7):2 514-2 522.
HU Mengyan, KONG Fanli, YU Dali, et al. Key technology and prospects of digital twin in field of advanced nuclear energy[J]. Power System Technology, 2021, 45(7): 2 514-2 522 (in Chinese).
- [4] 李向阳,刘启伟,李庆,等. 华龙一号反应堆 177 堆芯核设计[J]. 核动力工程,2019,40(增刊1):8-12.
LI Xiangyang, LIU Qiwei, LI Qing, et al. 177 core nuclear design for HPR1000[J]. Nuclear Power Engineering, 2019, 40(S1): 8-12 (in Chinese).
- [5] AN P, MA Y, XIAO P, et al. Development and validation of reactor nuclear design code CORCA-3D[J]. Nuclear Engineering and Technology, 2019, 51(7): 1 721-1 728.
- [6] HESTHAVEN J S, ROZZA G, STAMM B. Certified reduced basis methods for parametrized partial differential equations[M]. Cham: Springer International Publishing, 2016.
- [7] MCKAY M D, BECKMAN R J, CONOVER W J. A Comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code[J]. Technometrics, 1979, 21(2): 239-245.
- [8] STEWART G W. On the early history of the singular value decomposition[J]. SIAM Review, 1993, 35(4): 551-566.
- [9] COHEN A, DEVORE R. Kolmogorov widths under holomorphic mappings[J]. IMA Journal of Numerical Analysis, 2016, 36(1): 1-12.
- [10] LI F, LUO Z, HU Y. Harmonics synthesis method for core flux distribution reconstruction [J]. Progress in Nuclear Energy, 1997, 31(4): 369-372.
- [11] PENG X, WANG K, LI Q. A new power mapping method based on ordinary Kriging and determination of optimal detector location strategy [J]. Annals of Nuclear Energy, 2014, 68: 118-123.
- [12] LEE K, KIM C H. The least-squares method for three-dimensional core power distribution monitoring in pressurized water reactors[J]. Nuclear Science and Engineering, 2003, 143(3): 268-280.
- [13] GONG H, YU Y, LI Q. Reactor power distribution detection and estimation via a stabilized gappy proper orthogonal decomposition method [J]. Nuclear Engineering and Design, 2020, 370: 110833.
- [14] GONG H, CHEN Z, MADAY Y, et al. Optimal and fast field reconstruction with reduced basis and limited observations: Application to reactor core online monitoring[J]. Nuclear Engineering and Design, 2021, 377: 111113.
- [15] GONG H, YU Y, LI Q, et al. An inverse-distance-based fitting term for 3D-Var data assimilation in nuclear core simulation[J]. Annals of Nuclear Energy, 2020, 141: 107346.