基于降阶模型的反应堆压力容器保温结构传热性能逆优化设计

赵 杰　戴艳俊　王云刚　郭镇源　白 帆

（西安交通大学 能源与动力工程学院　西安 710049）

摘要　为了改善反应堆压力容器（Reactor Pressure Vessel，RPV）保温结构在正常运行条件下的热泄漏现象，合理的参数设计对其安全运行至关重要。然而，传统的试错法设计低效，且难以从众多的变量中识别出最佳的参数组合。本文提出了一种基于本征正交分解（Proper Orthogonal Decomposition，POD）的逆设计方法，旨在提高RPV保温结构传热性能。首先，将保温层外壁平均热流（q_{ave}）、平均温度（T_{ave}）以及混凝土局部最高温度（T_{max}）作为优化目标，利用计算流体动力学（Computational Fluid Dynamics，CFD）方法生成24组工况作为POD快照。其次，利用验证后的POD方法重构了275组工况以反映设计变量与优化目标间的映射关系。最后，定义了一个百分制无量纲参数（F_{POD}）来评价其综合传热性能。研究结果表明：POD重构结果有效地保留了原始物理场信息，其预测的平均决定系数（R^2）超过0.95，平均相对偏差（Mean Relative Deviation，MRD）低于2.87%。同时，相比于CFD方法能够节省约99%的CPU时间。结果表明：综合分数F_{POD}为97.4的变量组合（2 mm-16 ℃-309.5 ℃）性能最佳，与RPV保温结构原型设计相比综合传热性能提高了59.2%。

关键词　RPV保温结构，降阶模型，逆设计，数值模拟，本征正交分解

中图分类号　TL35

DOI: 10.3724/j.0253-3219.2026.hjs.49.240552

CSTR: 32193.14.hjs.CN31-1342/TL.2026.49.240552

Inverse optimization design of heat transfer performance for the reactor pressure vessel insulation structure based on reduced-order model

ZHAO Jie　DAI Yanjun　WANG Yungang　GUO Zhenyuan　BAI Fan

(*School of Energy and Power Engineering*, *Xi'an Jiaotong University*, *Xi'an 710049*, *China*)

Abstract　**[Background]** Thermal leakage in reactor pressure vessel (RPV) insulation structure poses safety risks, and traditional trial-and-error parameter optimization methods are inefficient for handling complex variables. **[Purpose]** This study aims to develop a proper orthogonal decomposition (POD)-based inverse design methodology to enhance the thermal performance of RPV insulation structure. **[Methods]** Firstly, three design variables (air supply temperature, RPV outer wall temperature, and installation gap) and their corresponding level numbers were systematically determined, and three optimization objectives were defined as average heat flux (q_{ave}), average temperature (T_{ave}) on the RPV insulation's outer wall, and maximum local temperature (T_{max}) of the concrete. Then, a comprehensive dataset comprising 24 computational fluid dynamics (CFD) simulations was generated through full

国家自然科学基金面上项目(No.52276085)资助

第一作者：赵杰，男，1998年出生，2023于西安交通大学获硕士学位，现为博士研究生，研究领域为反应堆压力容器内的流动与传热特性

通信作者：戴艳俊，E-mail：daiyanjun2015@xjtu.edu.cn

收稿日期：2024-12-29，修回日期：2025-02-22

Supported by National Natural Science Foundation of China General Program (No.52276085)

First author: ZHAO Jie, male, born in 1998, graduated from Xi'an Jiaotong University with a master's degree, doctoral student, focusing on flow and heat transfer in reactor pressure vessels

Corresponding author: DAI Yanjun, E-mail: daiyanjun2015@xjtu.edu.cn

Received date: 2024-12-29, revised date: 2025-02-22

factorial design method, with these computational results employed as POD snapshots. Finally, the validated POD method was employed to reconstruct 275 working condition cases, and a dimensionless comprehensive score (FPOD) on a percentage scale was established to evaluate the overall heat transfer performance based on the three optimization objectives. **[Results]** Calculation results show the POD reconstruction achieved high fidelity is achieved by the POD reconstruction, with an average determination coefficient (R^2) exceeding 0.95 and mean relative deviation (MRD) below 2.87%, while reducing CPU time is reduced by 99% compared to CFD. The optimal variable combination (2 mm-16 ℃-309.5 ℃) yieldeds a comprehensive score (F_{POD}) of 97.4, improving overall heat transfer performance by 59.2% over the original design. **[Conclusions]** Results of this study demonstrate that the POD-based inverse design methodology provides an efficient and accurate approach for RPV insulation structure optimization. The optimal parameter combination achieves significant improvements in thermal performance, with q_{ave} reduced to 84.89 W·m^{-2}, T_{ave} to 35.21 ℃, and T_{max} to 72.86 ℃, which significantly enhances the safety and operational efficiency of RPV insulation structure.

Key words RPV insulation structure, Reduced-order model, Inverse design, Numerical simulation, Proper orthogonal decomposition (POD)

反应堆压力容器（Reactor Pressure Vessel，RPV）保温结构的完整性对核反应堆安全运行具有重要工程意义。据了解，目前针对反应堆压力容器的研究更多是集中在事故工况下熔融物滞留导致的压力容器下封头变形[1]、熔融物的冷却收集方法[2]和裂变产物的释放与衰变热分析[3]等方面，对于正常运行工况下RPV保温结构的流动传热性能研究相对较少。在正常运行工况下，RPV保温层通过有效抑制容器壁面热传导显著降低热量损耗，从而维持反应堆一回路系统的热工水力特性[4]。值得注意的是，在AP系列第三代核电站设计中，该保温层与压力容器外壁面之间经特殊设计的环形流道具有双重功能特性：既作为正常运行时的隔热屏障，又能在事故工况下转化为水冷通道——当发生严重事故时，安全系统将主动向该流道注入冷却水，通过强制对流实现容器外壁面的强化冷却[5]。这种兼顾正常运行与事故工况的复合式设计，使得RPV保温结构的优化配置成为当前核安全领域的重要研究课题。

目前，RPV保温结构的优化设计主要基于传统的试错法。试错法是通过对多个设计参数的所有可能值进行排列组合，利用模拟或实验手段计算各组合的结果，从中筛选出最有效的解决方案。这种方法依赖于实践经验和反复试验，通常适用于组合数量相对较少的情况。RPV保温结构的设计必须遵循相关的指导原则和标准，以确保在正常运行和事故条件下能够承受最大压力和温度[6]。同时，在进行优化设计前，需要确定设计参数的种类、变化范围、取值以及优化目标。Kuang等[7]研究了功率形状、流动路径配置、入口过冷度等因素对外部反应堆压力容器冷却（External Reactor Pressure Vessel Cooling，ERVC）限值的影响。对于功率形状、流动路径配置和入口过冷度等不同工程因素，进行优化设计的测试案例数量分别为4、5和4。通过试错法探讨了不同因素对ERVC限值的敏感性。蒋鸿等[8]对反应堆冷却剂泵叶轮结构进行了优化设计以改善水力性能，以叶片进口安放角、出口安放角和叶片进口边位置为优化变量，选择4种组合方案进行计算，并将扬程和汽蚀余量作为优化目标。通过计算流体动力学（Computational Fluid Dynamics，CFD）方法确定了第4种方案下的优化变量性能较好，但由于样本量较小，尚未确定出水力性能最佳的优化变量组合。显然，上述方法所提供的样本量仍然较为有限，同时耗时且效率低下，无法从众多设计参数中找到最优设计参数组合。

逆设计方法（Inverse Design Method）是一种从目标性能出发，反向推导出满足条件的结构或参数的设计方法，与传统“正向设计”（从已知参数推导性能）形成对比。该方法为优化设计提供了一个新的途径，可以更高效地获得设计目标的最佳值。随着CFD方法的普及，逆设计与CFD方法的结合逐渐应用于各个领域。为了提高优化效率，逆设计过程融合了多种加速策略，如遗传算法（Genetic Algorithm，GA）、伴随方法（Adjoint Method，AM）和正交分解法（Proper Orthogonal Decomposition，POD）[9−11]。GA是一种模拟自然选择和遗传机制的优化技术，通过交叉和变异等操作，在解空间内迭代演化以识别最优解。然而，该方法局限性在于收敛速度较慢，随着设计变量数量的增加，效率会降低，因此更适合变量较少的优化问题[12−13]。AM在求解优化问题的敏感性和梯度方面具有高效性，特别适用于评估复杂系统的性能指标如何响应设计变量。其基本思想是求解伴随方程，计算目标函数对设计变量的导数，从而

加速系统优化过程。但若初始值受到影响，可能会出现局部最优问题[14]。POD通过降维将多个高维CFD样本数据近似为一维形式，从而加速计算。利用POD降阶方法，可以快速建立设计变量与设计目标之间的映射关系。这种方法显著提高了逆设计优化的效率[15]。结合POD技术的逆设计方法已广泛应用于各种优化过程中，如地层通风参数设计[16]、高速列车送风设计[17]、离心泵叶片形状参数[18]和压缩机叶轮形状设计[19]。例如，Xu等[20]提出了一种基于POD的动态保护空气供给系统的逆设计方法，旨在优化空气供给系统参数。他们首先对设计的参数组合进行CFD模拟以生成样本集，然后计算POD模态和系数以重构浓度场，最后通过遍历优化范围内所有验证过的浓度场来确定最优的系统参数。

本文通过自编程将POD降阶模型与逆设计方法相结合，对RPV保温结构的送风和结构参数进行了优化设计，为RPV保温结构的安全运行和性能优化提供了指导性的意见。

1 研究对象

1.1 RPV保温结构模型

根据中国核动力研究设计院（Nuclear Power Institute of China，NPIC）所提供的ACP100反应堆原型，本文建立了图1所示的反应堆压力容器（RPV）保温结构模型。该模型包括混凝土坑、保温层、支承件和流道钢衬里等重要部件，尺寸跨度从数十米到几毫米。对于混凝土堆坑、保温层和流道钢衬里，其尺寸巨大，达数十米；而支承件和流道的尺寸则为厘米级；保温块之间的安装间隙（如图2所示）及屏蔽门周围的间隙（如图1所示）则为几毫米。混凝土内壁与保温层外壁形成供应冷空气的环形冷却通道，空气在从底部的入口进入后，以“螺旋上升”的形式流动，部分冷空气由保温块安装间隙泄露进入保温层内部，并被RPV外壁所加热。

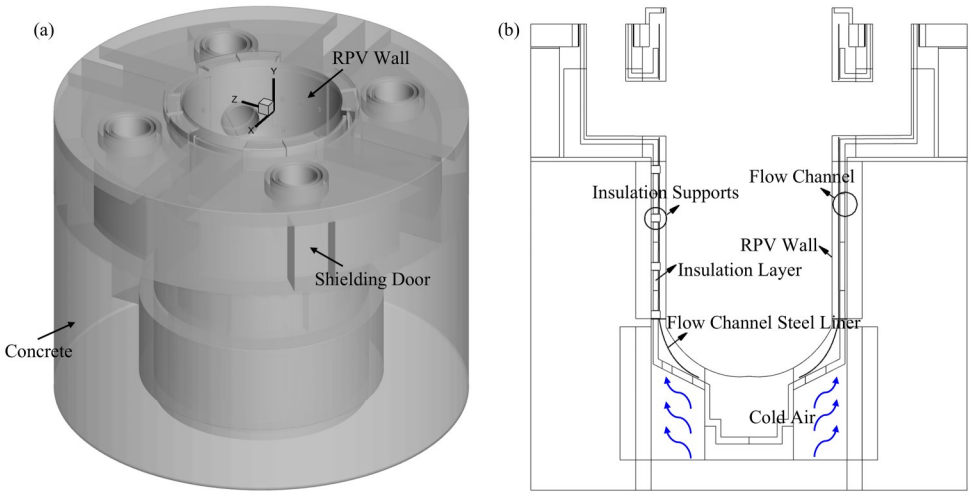


图1 RPV整体保温结构示意图 (a) 三维几何模型，(b) 内部截面结构
Fig.1 Schematic diagram of the overall RPV insulation structure
(a) Three-dimensional geometric model, (b) Internal section structure

1.2 设计变量选择

反应堆压力容器保温结构设计中，送风温度（T_{air}）、RPV外壁面温度（T_{RPV}）和保温层安装间隙（δ）都会对RPV保温结构传热性能产生影响。其中送风温度和RPV外壁面温度通过对流和辐射的方式直接影响保温层和混凝土的温度，因此其对RPV保温结构传热性能的影响非常明显。保温层安装间隙通过泄露RPV结构内部的热量来影响保温层和混凝土的传热性能。这些变量对优化目标的影响程度不同，因此需要从中确定出综合传热性能最佳的设计变量组合。因此，本文将上述三个参数作为RPV保温结构的设计变量。

1.3 优化目标

根据工程实践可知，反应堆压力容器的失效通常是由于温度或者临界热流密度（Critical Heat Flux，CHF）值超出限值引起的，因此通常将温度和CHF作为优化目标。保温层和混凝土作为反应堆的外层热防护结构，其热性能参数可直接反映反应堆的安全与否。综合考虑上述影响因素，本研究将优化目标选择为：①保温层外壁面平均热流密度（q_{ave}）；②保温层外壁面平均温度（T_{ave}）；③混凝土内壁面局部最高温度（T_{max}）。

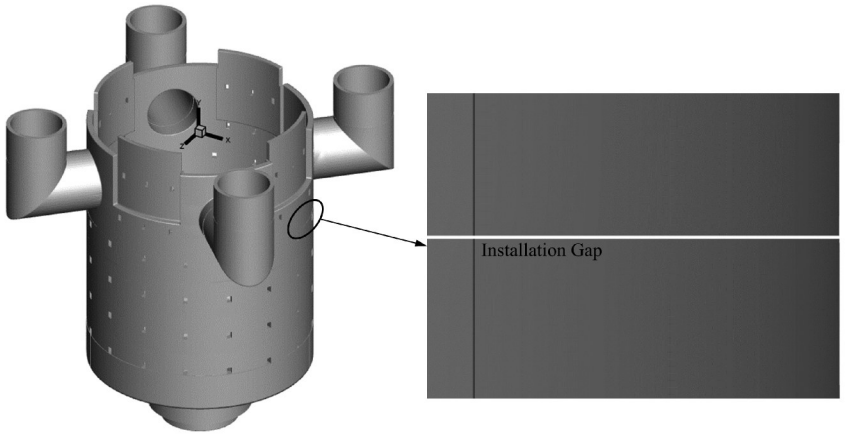


图2　保温层及安装间隙示意图
Fig.2　Schematic diagram of the thermal insulation layer and installation gaps

2　方法和原理

2.1　CFD方法

巨大的尺寸跨度为整体RPV保温结构模型的数值模拟带来了挑战，特别是在生成网格时。目前，Zhao等[21]在其研究中已经解决了生成结构化网格的难题。值得指出的是，在64核并行计算条件下，该问题的求解时间仍然长达九十多小时，这一计算效率瓶颈难以满足工程应用对高效性的需求。因此，本文将利用具有降阶功能的POD方法对此问题进行优化。此外，本文所建立的CFD模型与上述文献中的实验进行了对比验证，为后续研究的POD模型验证提供了仿真和实验数据基础。

2.1.1　块结构网格策略

块结构化网格，又称组合网格，是解决不规则区域流动和热传递问题的重要网格划分方法。在使用这种方法时，整个计算域可以根据问题的需要划分成若干个子区域，每个子区域使用常规结构化网格进行离散。通常，每个子区域内的离散方程会单独求解，子区域之间的耦合通过在交界面的信息传递来实现。在子区域之间的接口处，常用的网格信息传递方法包括D-D（D-Dirichlet，即第一类边界条件传递）和D-N（N-Neumann）类型。本文采用的块结构网格类型为拼接网格，因此D-N类型适用。拼接网格的类型如图3所示。相邻区域之间的信息传递通过线性插值实现，并满足式（1）中所示的约束条件。

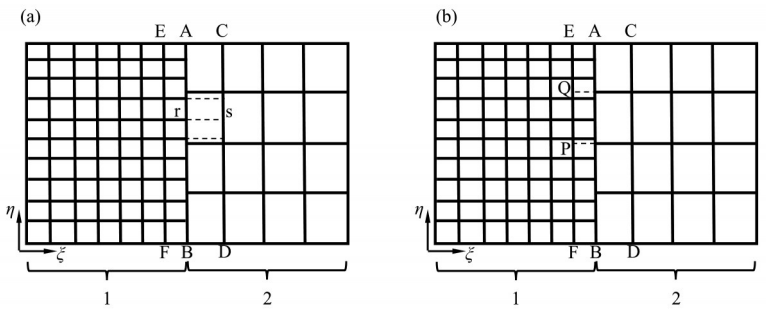


图3　相邻区域间的D-N信息传递示意图　(a) 从疏网格向密网格求解，(b) 从密网格向疏网格求解
Fig.3　The information transfer diagram of D-N type between adjacent zones
(a) Solving from coarse to fine grid, (b) Solving from fine to coarse grid

为了说明方便，研究中以从疏网格到密网格的求解说明为例，为了求解密网格块中的离散方程，需要将密网格侧网格节点向疏网格侧的网格节点进行投影，所得到的投影点位置的值通过与CD界面相邻位置的值插值得到，插值方法可取线性插值或者高阶插值。此时CD界面上既存在疏网格的实际值 q_c，也存在密网格的插值 q_f，为满足守恒条件，需要在CD界面上满足守恒方程式（1），因此积分过程的上下界都为CD。

$$\int_C^D q_f \mathrm{d}\eta_f = \int_C^D q_c \mathrm{d}\eta_c \tag{1}$$

式中：q_f表示密网格侧的热流密度；q_c表示疏网格侧的热流密度。

2.1.2 数值设置

本文利用商用软件FLUENT 19.2[22]对不同结构参数组合下的RPV保温结构进行数值模拟，将CFD结果作为数据集样本。冷却流道中空气的流动现象使用realizable k - ε 湍流模型进行求解，相比standard k - ε 湍流模型，realizable k - ε 采用变湍流黏性系数，能够更好地反映流动的各向异性特性，对耗散率方程的源项进行重新建模提高了对分离流和强曲率流动的预测精度，同时数值鲁棒性更强。本研究中冷却流道属于环形流道，空气在流道中以“螺旋上升”的形式流动，因此realizable k - ε 能够更好地捕捉曲率对湍流的影响，同时提高计算的稳定性。研究中忽略空气的可压缩性，采用Boussinesq假设来考虑温度变化对密度的影响。RPV保温结构内部的传热过程涉及导热、对流和辐射，辐射模型采用适用于封闭系统内不透明表面间辐射传热的面到面辐射（Surface to Surface，S2S）方程[23]。通过耦合求解能量方程和S2S方程获得内部的温度场和热流场。采用SIMPLE算法求解压力-速度耦合项。梯度项的空间离散化方式采用最小二乘单元。压力、动量、湍流动能、湍流耗散率和能量的空间离散化方式为二阶迎风。考虑到不同项对收敛稳定性的影响，压力、密度、体积力、动量、湍流动能、湍流耗散率、湍流黏度和能量的松弛因子分别设置为0.005、1、1、0.1、0.1、0.1、0.1和0.7。数值模拟过程遵循三个守恒方程，分别是质量、能量和动量守恒方程，方程的详细表达式见文献[24–25]，为简洁起见，此处不再赘述。RPV整体保温结构模型入口流量为3.002 kg · s^{-1}，入口温度为16~20 ℃，RPV壁面温度为309.5~329.5 ℃。出口选择为压力出口类型。固体和流体的物性参数以及表面发射率设置细节可参考文献[26]。

2.2 POD方法

2.2.1 原理

由于POD方法具有卓越的高保真数据降维能力，其在热流系统中变得越来越受欢迎。POD技术通过提供一组函数的线性近似，如式（2）所示的加权基函数组合来降低复杂原始输入数据的维度。原始输入数据由不同的CFD设计案例构成，这些案例被称为快照（Snapshots）。通过分解快照矩阵，提取了高维原始数据的主要特征，从而实现了数据降维功能。然而，该方法中的模态必须满足相互正交的条件。图4描述了POD方法的具体流程。本研究通过自编程实现了快照的读取，POD模态的提取，POD系数的计算和重构过程。关于快照、POD模态和POD系数的说明分别在§2.2.2~§2.2.4中阐述。

$$T^{(k)} = \sum_{m=1}^{M} b_m^{(k)} \phi_m \tag{2}$$

式中：ϕ 为正交基函数或模态；b 为模态相应的系数；M 为模态数量；k 为快照索引；m 为模态索引。

2.2.2 快照设计

快照方法最早是由Sirovich等[27]提出，他将快照矩阵分解为正交模态，模态的数量等于快照的数量。该方法大大增强了特征分解的有效性和稳定性。目前，快照POD方法已被广泛应用于CFD计算中，用于建立降阶模型。

本文研究了三个设计变量对RPV保温结构传热性能的影响。其中，参数设计水平的选择不仅对CFD计算至关重要，也对POD预测有重要影响。随着设计水平数量的增加，需要计算的CFD案例数量也相应增加，这对求解时间和计算资源的要求提出了挑战。然而，较少的设计水平的数量又会影响POD方法重构结果的准确性。本研究中的24个快照是通过全析因设计方法获得的，该方法考虑了所有可能因素的组合，提供了最全面的数据。之前的研究基础[28]表明：送风温度对于热物理场的影响呈现一定程度的线性关系，采用较小的水平数就能表征其与物理场间的映射关系。本研究综合考虑预测精度和计算负荷，将送风温度、RPV外壁温度和安装间隙的水平数分别设置为2、3和4，快照数量则为2×3×4=24。送风温度的取值范围为16~20 ℃，其中16 ℃和20 ℃取为快照中的设计值。RPV外壁温度的取值范围为309.5~329.5 ℃，309.5 ℃、319.5 ℃和329.5 ℃取为快照中的设计值。安装间隙的取值范围为1~6 mm，其中1 mm、3 mm、5 mm和6 mm取为设计值。理想的快照设计旨在使用最少的快照数量来捕捉最关键的信息。表1列出了本文所设计的24个快照工况。

2.2.3 模态求解

POD模态的提取是基于数学中的奇异值分解（Singular Value Decomposition，SVD）原理。本小节介绍了POD模态分解的主要数学过程，更加详细的解释说明可见文献[29]。首先，提取多个预先设计好CFD案例的物理场，包括温度场和热流场作为快照矩阵 $\boldsymbol{A}$ 的内容。索引 i 和 j 分别表示离散网格模型中网格节点和特定快照。变量 m 和 n 分别表示离散模型的网格数量和快照的数量。在定义快照矩阵时，矩阵 $\boldsymbol{A}$ 的每一列的数据所表示的网格节点顺序必须保持相同。然后，对定义的快照矩阵 $\boldsymbol{A}$ 按照奇异值分解的原理进行分解。如式（4）所示，快照矩阵被分解为左奇异向量 $\boldsymbol{U}$、对角矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ 和右奇异向量 $\boldsymbol{V}$

的乘积。左奇异向量$\boldsymbol{U}$的各列表示不同的POD模态，POD模态数量的选择依赖于所要求的保真度，不同模态所包含物理场信息的多少通过特征值σ的大小来反映。为了用最少数量的模态捕获物理场的主要特征，通常选择特征值较大的几个模态来重构样本数据。具体模态数量的选择可根据式(7)的能量占比公式[30]。在确定了所需模态数量后，可以用式(8)来评估原始快照矩阵$\boldsymbol{A}$与近似快照矩阵$\boldsymbol{A}_k$之间的偏差。POD系数矩阵$(\boldsymbol{\Sigma V}^{\mathrm{T}})_k$是一个$k$行$n$列的矩阵，每列对应快照矩阵的一个样本案例。

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix} a_1^{(1)} & a_1^{(2)} & \cdots & a_1^{(n)} \\ a_2^{(1)} & a_2^{(2)} & \cdots & a_2^{(n)} \\ \cdots & \cdots & a_i^{(j)} & \cdots \\ a_m^{(1)} & a_m^{(2)} & \cdots & a_m^{(n)} \end{bmatrix} \tag{3}$$

$$\boldsymbol{A}=\boldsymbol{U\Sigma V}^{\mathrm{T}} \tag{4}$$

式中：$\boldsymbol{U}$为矩阵$\boldsymbol{A}$的左奇异向量；$\boldsymbol{V}$为矩阵$\boldsymbol{A}$的右奇异向量；满足式(5)中的限制；$\boldsymbol{\Sigma}$为对角矩阵。

$$\boldsymbol{UU}^{\mathrm{T}}=\boldsymbol{IVV}^{\mathrm{T}}=\boldsymbol{I} \tag{5}$$

$$\boldsymbol{\Sigma}=\mathrm{diag}\left(\sigma_1,\sigma_2,\cdots,\sigma_p\right) \tag{6}$$

式中：$\sigma_1\geqslant\sigma_2\geqslant\cdots\sigma_p\geqslant 0$且$p$=min($m$,$n$)。

$$\mathrm{C.E.P}=\frac{\sum_{i=1}^{k}\sigma_i}{\sum_{j=1}^{r}\sigma_j}>99.9\% \tag{7}$$

式中：C.E.P为捕获能量百分比，%；k为用于重构物理场的POD模态数；r为快照矩阵$\boldsymbol{A}$的秩。

$$\boldsymbol{\varepsilon}=\boldsymbol{A}-\boldsymbol{A}_k=\boldsymbol{U\Sigma V}^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{U}_k(\boldsymbol{\Sigma V}^{\mathrm{T}})_k \tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{\varepsilon}$为重构误差。

2.2.4 POD系数插值

本研究所建立的POD代理模型，其目的是在不求解控制方程的情况下能够快速预测新的案例，即非设计工况。非设计工况的预测是否准确主要取决于POD系数的计算。目前，POD系数可以通过拟合、插值或其他方法来将输入变量投影到POD模态的系数上，从而预测非设计工况的结果。本文采用三次样条插值法来计算非设计工况的POD系数。三次样条插值法通过建立各子区间之间的三次方程来预测新系数。三次方程的详细求解过程见文献[31]。一旦确定了新工况下的系数，则可以根据式(2)得到新工况下的物理场分布。

表1　24组RPV保温结构设计参数组合信息

Table 1　Information on 24 groups of design parameter combinations for RPV insulation structure

快照 No .	设计参数组合 Design parameter combinations	快照 No.	设计参数组合 Design parameter combinations	快照 No.	设计参数组合 Design parameter combinations
1	1 mm-16 ℃-309.5 ℃	9	3 mm-16 ℃-329.5 ℃	17	5 mm-20 ℃-319.5 ℃
2	1 mm-16 ℃-319.5 ℃	10	3 mm-20 ℃-309.5 ℃	18	5 mm-20 ℃-329.5 ℃
3	1 mm-16 ℃-329.5 ℃	11	3 mm-20 ℃-319.5 ℃	19	6 mm-16 ℃-309.5 ℃
4	1 mm-20 ℃-309.5 ℃	12	3 mm-20 ℃-329.5 ℃	20	6 mm-16 ℃-319.5 ℃
5	1 mm-20 ℃-319.5 ℃	13	5 mm-16 ℃-309.5 ℃	21	6 mm-16 ℃-329.5 ℃
6	1 mm-20 ℃-329.5 ℃	14	5 mm-16 ℃-319.5 ℃	22	6 mm-20 ℃-309.5 ℃
7	3 mm-16 ℃-309.5 ℃	15	5 mm-16 ℃-329.5 ℃	23	6 mm-20 ℃-319.5 ℃
8	3 mm-16 ℃-319.5 ℃	16	5 mm-20 ℃-309.5 ℃	24	6 mm-20 ℃-329.5 ℃

2.3 逆设计优化方法

逆设计常用于在限定区域内实现设计目标的最优化，从而逆向确定系统的输入参数。传统的试错法很难获得系统的最优结构和参数。在逆向工程的背景下，POD方法在高保真度和高效性方面具有显著的优势。

图4为基于降阶模型的RPV保温结构传热性能逆设计技术路线图。

3 结果分析

3.1 CFD和POD方法验证

3.1.1 网格敏感性分析

为了验证仿真结果与网格数量无关，需要进行网格敏感性分析，即确保最终的计算结果不会随着网格数量的增加发生明显的变化，该过程需要在精度与效率之间进行平衡。本文取各层支承件的平均温度作为监测变量，来判断计算结果是否达到稳定。连续性、速度、湍动能、湍流耗散率和能量的残差收敛标准分别考虑为10^{-1}、10^{-3}、10^{-3}、10^{-3}和10^{-7}。图5

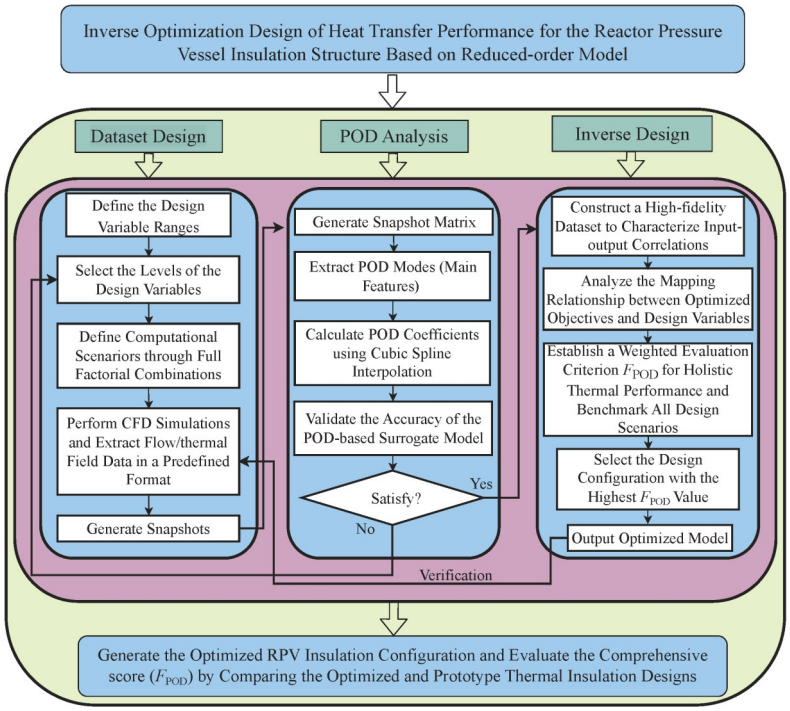


图4 基于降阶模型的RPV保温结构传热性能逆设计流程图

Fig.4 Flowchart of inverse design flowchart for thermal performance of RPV insulation structure based on reduced-order model

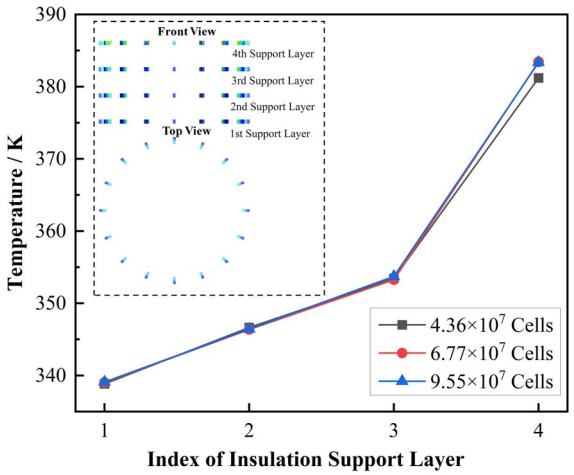


图5 反应堆压力容器保温结构网格敏感性分析

Fig.5 Grid sensitivity analysis of the RPV insulation structure

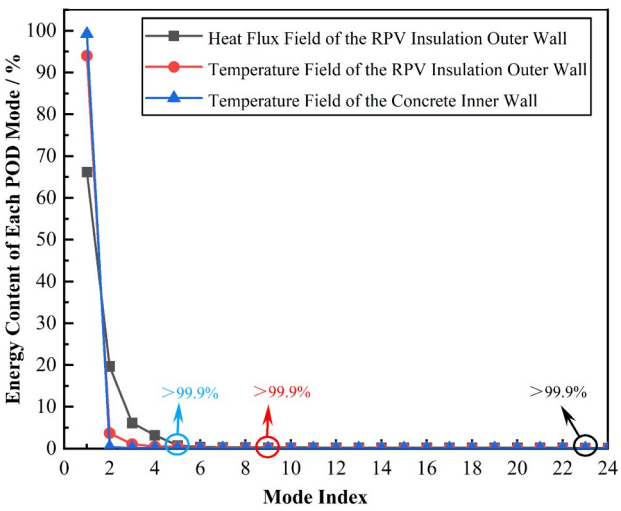


图6 三个物理场中不同POD模态的捕获能量百分比

Fig.6 Captured energy percentage of different POD modes for the three studied physical fields

为各层支承件的平均温度值随网格数量的变化趋势图，可以看出，网格数为95 547 927的第三套网格的结果与第二套网格数量更为接近，因此选择该套网格作为后续计算的标准模型。

3.1.2 POD模态数选取

每个POD模态都在不同程度上反映了物理场的信息，为了快速准确地重构物理场结果，通常需要根据计算资源的限制选择具有不同能量贡献的模态数[32]。本研究中，选取捕获能量百分比（C.E.P）为99.9%作为选择POD模态数量的标准。图6绘制了三个物理场：RPV保温层外壁面热流密度场、温度场和混凝土温度场分布的模态能量信息分布图。尽管仅采用24组全阶模型（Full Order Model，FOM）进行训练，根据C.E.P的标准，分别选择三个物理场的模态数量为23，9和5就可捕获99.9%的能量特征，这说明物理场信息已被充分提取，为外推预测奠定了理论基础。

3.1.3 测试案例

在建立丰富的数据库进行参数敏感性分析前，必须对POD模型的重构结果进行验证。该快照数

量下的预测误差通过图7所示的24组重构快照和三组非设计工况的物理场信息反映。表2列出了三组非设计工况（非24组FOM）的设计参数组合。表3给出了三种非设计条件下POD预测结果与经实验验证过的CFD结果的平均确定系数（R^2）和平均相对误差（MRD）对比。式（9）和（10）分别定义了R^2和MRD的计算，这两个指标用来评价重构结果与仿真结果间的偏差[33]，如果R^2为0，说明模型拟合效果很差，如果R^2为1，说明模型无错误。可以发现，POD重构的最大相对误差为2.07%，非设计工况的确定系数R^2的值均大于0.95，相对误差MRD的值最大仅为2.87%。这表明POD方法与CFD方法的计算结果吻合较好，验证了POD代理模型的外推能力。因此，使用三次样条插值的POD方法能够以较高的保真度重构与CFD结果非常接近的物理场信息。除了在预测精度方面具有优势外，表4详细统计了计算单个CFD工况和POD工况所需要的CPU时间对比。与传统CFD模拟相比，POD方法减少了99%以上的CPU时间，对于快速扩展样本数量具有积极作用。考虑到FOM单次求解需要5 760核时，增加快照将显著提高计算成本。本文中的24组快照已在精度（MRD<5%）与效率（24组FOM案例—138 240核时）间取得平衡，满足工程的实时性需求。

表2 三组RPV保温结构设计参数组合
Table 2 Three groups of design parameter combinations for the RPV insulation structure

工况 No.	设计参数组合 Design parameter combinations
1	2 mm-17 ℃-316.5 ℃
2	2 mm-20 ℃-324.5 ℃
3	4 mm-20 ℃-319.5 ℃

表3 利用CFD结果验证POD方法预测精度
Table 3 Validation of prediction accuracy of POD method using CFD results

工况 No.	q_{ave}		T_{ave}		T_{max}	
	R^2	MAD / %	R^2	MAD / %	R^2	MAD / %
1	0.999	0.09	0.997	0.27	0.975	2.49
2	0.999	0.08	0.997	0.33	0.975	2.50
3	0.971	2.87	0.982	1.78	0.989	1.13

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{n}^{i=1}(Y_i - y_i)^2}{\sum_{n}^{i=1}(Y_i - \overline{Y})^2} \tag{9}$$

$$\mathrm{MRD} = \frac{\sum_{n}^{i=1}\left|Y_i - y_i\right|}{\sum_{n}^{i=1} Y_i} \tag{10}$$

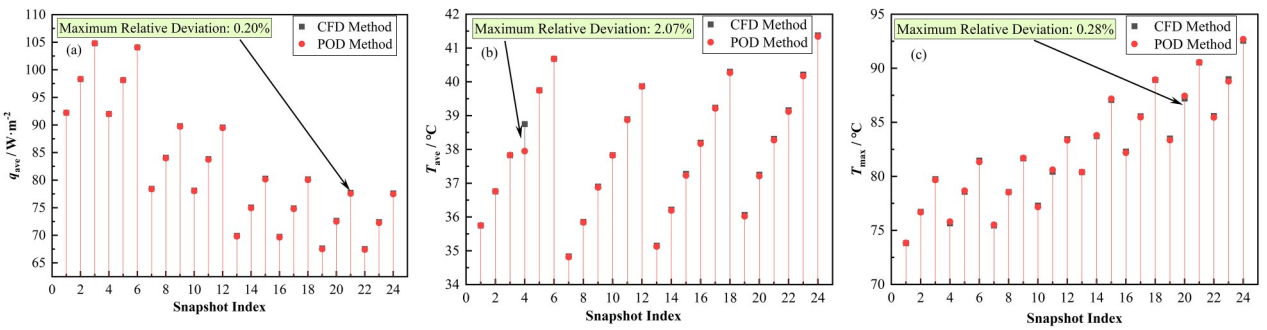


图7 24组快照的重构误差分析示意图 (a) q_{ave}，(b) T_{ave}，(c) T_{max}
Fig.7 Schematic diagram of reconstruction error analysis for 24 snapshots (a) q_{ave}, (b) T_{ave}, (c) T_{max}

表4 两种方法下预测RPV保温结构热性能的CPU耗时对比
Table 4 Comparisons of CPU time for predicting the thermal performance of RPV insulation structure using two methods

方法 Method	CFD仿真 CFD simulation	POD预测 POD prediction
比较对象 Comparison object	单个CFD案例 Single CFD case	单个POD案例 Single POD case
CPU时间 CPU time	90 h	0.1 h
硬件设施 Hardware facilities	AMD 7H12@2.6 GHz，512 MB内存，64核并行 AMD 7H12@2.6 GHz, 512 MB RAM, 64 core parallel	
成本 Cost	5 760核时 5 760 core-hours	6.4核时 Core-hours
时间节省 Time saving	99.9%	

注：比较建立在CFD快照生成的基础上，即不考虑前期准备24个CFD快照的CPU时间[28]
Note: Comparison based on the generation of CFD snapshots, i.e., without considering the CPU time for preparing 24 CFD snapshots [28]

式中：Y_i表示存储在第i个网格节点中的CFD结果；y_i表示存储在第i个网格节点中的POD结果；$\overline{Y}$表示研究区域内所有节点的CFD结果平均值；n为网格节点数量。

3.2 设计参数敏感性分析

为了探究各个设计参数对RPV保温结构传热性能的敏感性，需要生成丰富的数据库以反映设计参数与设计目标间的映射关系。本研究在POD插值过程中，将安装间隙的插值步长设置为0.5 mm，送风温度和RPV外壁温度的步长分别设置为1 ℃和5 ℃。该数据库包括275组RPV保温结构参数组合。图8的光滑曲面直观地反映了平均热流密度q_{ave}与RPV保温结构参数之间良好的映射关系。同时可以发现，通过增大安装间隙δ和降低RPV外壁温度T_{RPV}，可以获得较低的平均热流q_{ave}，而送风温度T_{air}对平均热流q_{ave}的敏感性较低。该现象可以解释为：增大安装间隙，更多的热空气从安装间隙泄露出来，同时由于质量传递引起的热量传递也增加，因此通过保温层外壁面散失的热量在一定程度上有所降低。图9的光滑曲面反映了平均温度T_{ave}与RPV保温结构参数间的映射关系。可以发现，平均温度T_{ave}与送风温度T_{air}和RPV外壁温度T_{RPV}之间呈单调关系，较低的温度有助于降低平均温度。值得注意的是，当安装间隙尺寸在3.5~4 mm时，平均温度T_{ave}的值最低。图10展示了混凝土局部最高温度与RPV保温结构参数之间的映射关系。当安装间隙尺

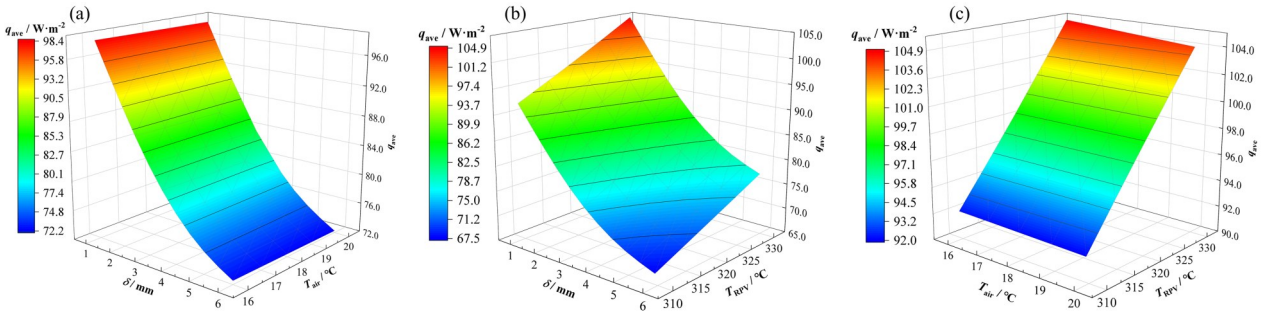


图8 q_{ave}与RPV设计参数间映射关系（彩图见网络版） (a) δ和T_{air}，(b) δ和T_{RPV}，(c) T_{air}和T_{RPV}

Fig.8 Mapping relationship between q_{ave} and RPV design parameters (color online) (a) δ and T_{air}, (b) δ and T_{RPV}, (c) T_{air} and T_{RPV}

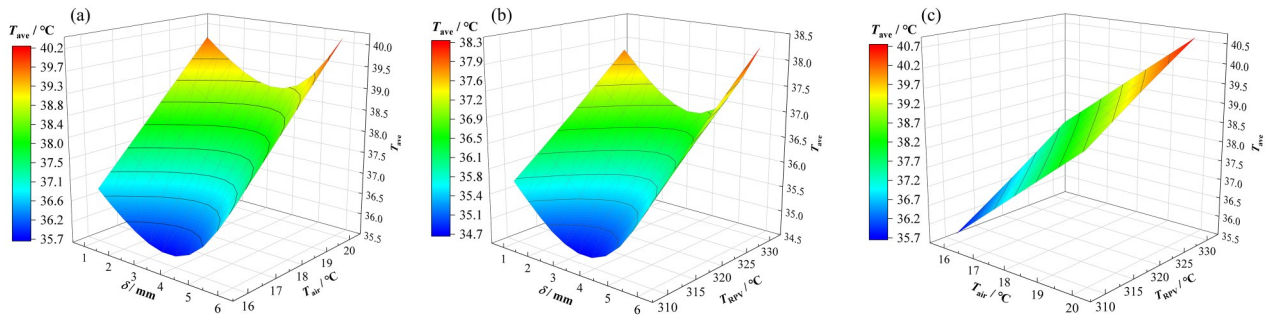


图9 T_{ave}与RPV设计参数间映射关系（彩图见网络版） (a) δ和T_{air}，(b) δ和T_{RPV}，(c) T_{air}和T_{RPV}

Fig.9 Mapping relationship between T_{ave} and RPV design parameters (color online) (a) δ and T_{air}, (b) δ and T_{RPV}, (c) T_{air} and T_{RPV}

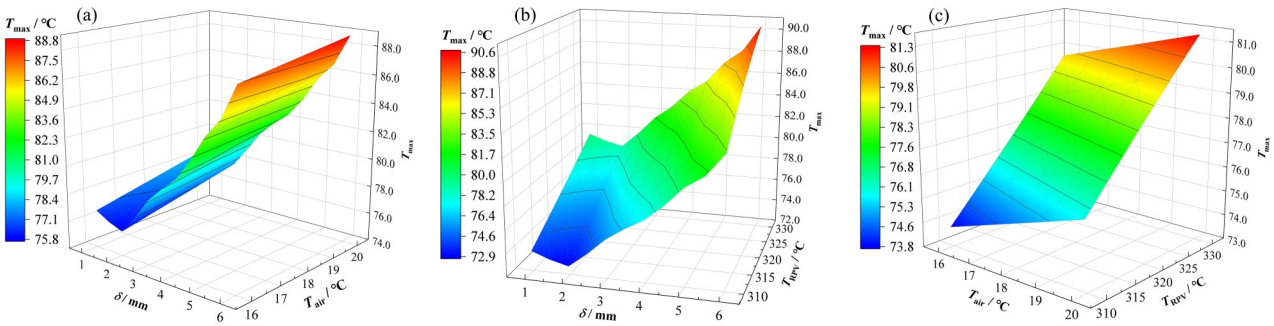


图10 T_{max}与RPV设计参数间映射关系（彩图见网络版） (a) δ和T_{air}，(b) δ和T_{RPV}，(c) T_{air}和T_{RPV}

Fig.10 Mapping relationship between T_{max} and RPV design parameters (color online) (a) δ and T_{air}, (b) δ and T_{RPV}, (c) T_{air} and T_{RPV}

寸为2 mm时，T_{max}的值最小。基于上述分析，对于三个目标参数，较低的送风温度T_{air}和RPV外壁温度T_{RPV}是有利的。此外，安装间隙的选择应该考虑多目标间的平衡，这在§3.3中进行讨论。

3.3　多目标约束下的参数优化

如§3.2中所讨论的，仅通过调节单一设计参数来优化所有设计目标是不切实际的。因此，为了评估RPV保温结构的综合传热性能，使用式(11)中的三个目标参数作为约束条件，目标参数的约束值参考文献[26]，三个目标参数的值越大，则表明热泄露越严重，因此综合传热性能的优良需通过降低三个目标参数的值来体现。本研究利用文献[34]中的方程(12)，通过将优化目标以百分制的形式进行无量纲处理来定量评价各种优化方案的综合传热性能好坏，从而确定出最佳的设计变量组合。方程(12)中的优化目标均采用归一化处理。归一化定义如式(13)，可以发现当优化目标的值越接近其最小值，所得的综合分数F_{POD}越高，其综合传热性能也就越好。权重系数a、b和c的值根据具体的场景(即不同参数的重要程度)来确定。从图8~10的275组案例结果可以明显看出，最高平均热流密度值105 W · m^{-2}和最高平均温度值41 ℃相对于约束条件具有较大的余量，分别为130 W · m^{-2}和19 ℃，而混凝土局部最高温度值91 ℃则接近约束限值，余量仅为4 ℃。根据“余量越大越安全”的原则，本研究取余量倒数的比值作为三个目标参数的权重系数，即(1/130)∶(1/19)∶(1/4)=3∶17∶80。图11绘制了275组案例的综合得分值，通过遍历所有RPV保温结构参数组合，

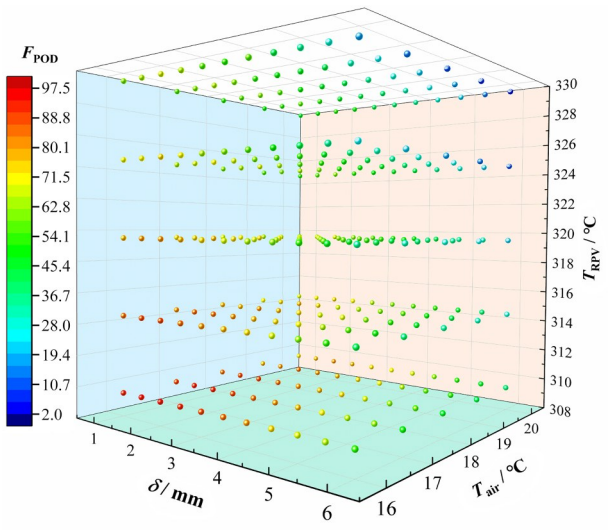


图11　不同设计参数组合下RPV保温结构传热性能综合得分分布(彩图见网络版)

Fig.11　Comprehensive thermal performance score distribution of the RPV insulation structure under various design parameter combinations (color online)

参数组合(2 mm-16 ℃-309.5 ℃)的得分最高为97.4分。因此，该组参数为给定权重下的最优选择，相应的目标参数值和偏差见表5。

表5　最优RPV参数组合下CFD和POD结果比较

Table 5　Comparison of CFD and POD results for the optimal RPV parameter combination

(2 mm-16 ℃-309.5 ℃)	q_{ave} / W·m^{-2}	T_{ave} / ℃	T_{max} / ℃
CFD	85.29	35.19	74.90
POD	84.89	35.21	72.86
MRD / %	0.47	0.06	2.72

RPV保温结构实验装置样机的参数设计为1 mm-20 ℃-319.5 ℃，其综合得分为61.2。结果表明，优化后的参数组合使RPV保温结构的整体传热性能比原设计参数提高了59.2%。图12(a)和(b)对比了最优组合下POD重构和CFD模拟热流场结果。图12(c)和(d)给出了RPV保温层外壁的温度云图对比，突出了POD重构结果与CFD模拟结果之间的差异。图12(e)和(f)对比了混凝土内壁的温度场。

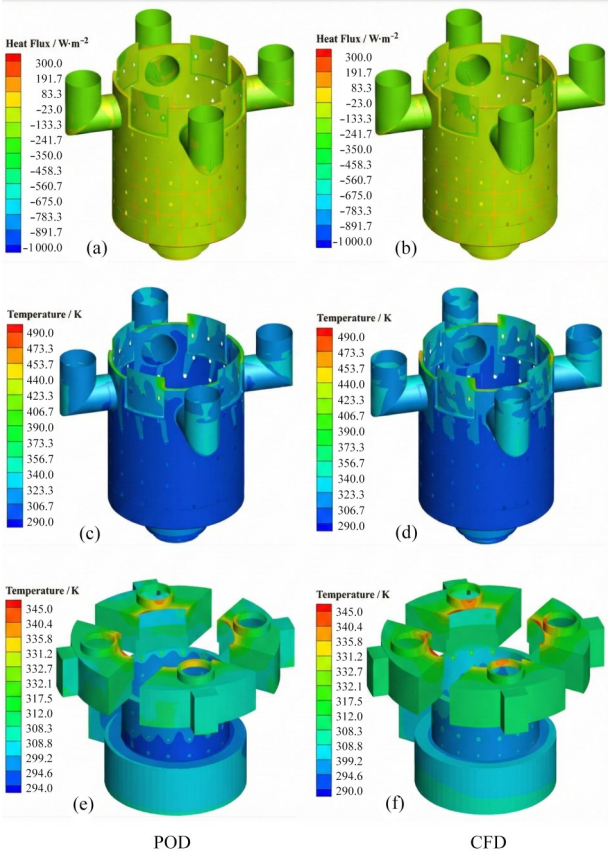


图12　POD和CFD方法下热流场和温度场比较(左图为POD方法，右图为CFD方法，彩图见网络版)　(a~b) RPV保温层热流场，(c~d) RPV保温层温度场，(e~f) 混凝土温度场

Fig.12　Comparison of heat flux and temperature fields (left: POD method, right: CFD method, color online)　(a~b) Heat flux distribution of RPV insulation, (c~d) Temperature distribution of RPV insulation, (e~f) Temperature distribution of concrete

为了直观地对比两种方法下的云图结果，两种方法下的云图均采用相同的标尺范围，通过对比云图颜色的深浅来比较两者的差异。在计算流体学（CFD）领域经常通过统一标尺来对比不同算法的结果，这样可以避免因标尺的动态范围差异掩盖云图的真实差异，这种处理方法在许多文献[35−36]中都有体现。从上面温度场和热流场的POD与CFD结果对比发现，POD重构能在很大程度上捕获CFD物理场信息。虽然温度场的某些局部区域存在细微的差异，但这些差异均保持在10 ℃以内。

$$\begin{cases} q_{\mathrm{ave}} < 235\ \mathrm{W\cdot m^{-2}} \\ T_{\mathrm{ave}} < 60\ ^{\circ}\mathrm{C} \\ T_{\mathrm{max}} < 95\ ^{\circ}\mathrm{C} \end{cases} \tag{11}$$

$$F_{\mathrm{POD}} = a\times(1-(q_{\mathrm{ave}})_{\mathrm{norm}}) + b\times(1-(T_{\mathrm{ave}})_{\mathrm{norm}}) + c\times (1-(T_{\mathrm{max}})_{\mathrm{norm}}) \tag{12}$$

式中：a、b、c分别为优化目标q_{ave}、T_{ave}和T_{max}的权重系数。

$$x_{\mathrm{norm}} = \frac{x - x_{\mathrm{min}}}{x_{\mathrm{max}} - x_{\mathrm{min}}} \tag{13}$$

式中：x代表优化目标；下标norm表示标准化；max表示最大值；min表示最小值。

4 结语

本研究通过自编程将基于POD的逆设计方法应用于ACP100反应堆保温系统CFD数值模型的送风参数和结构参数的优化过程。得到的主要结论如下：

1）基于POD的逆设计方法在优化过程中具有出色的精确度和效率。在精度方面，POD模型对于优化目标q_{ave}、T_{ave}和T_{max}在测试案例中实现了超过0.95的平均决定系数和低于2.87%的平均相对偏差。在效率方面，与传统的CFD方法相比，基于POD的逆设计方法将CPU时间减少了约99%。

2）利用该方法生成了丰富的数据集，并评估了设计变量对优化目标的敏感性。结果表明：降低设计变量T_{air}和T_{RPV}有助于降低优化目标T_{ave}和T_{max}。降低T_{RPV}也有助于降低q_{ave}，但q_{ave}对T_{air}的敏感性较低。当间隙尺寸δ在3.5~4 mm，T_{ave}的值最小。相反地，T_{max}在间隙尺寸δ为2 mm时最小，随着间隙尺寸δ的增大，q_{ave}减小。

3）在本研究中，三个优化目标（q_{ave}、T_{ave}、T_{max}）的权重系数分别设置为3、17和80，用于计算传热性能综合得分。通过遍历数据库得到最佳设计变量组合为2 mm-16 ℃-309.5 ℃，其综合得分值F_{POD}高达97.4，与原设计变量组合（1 mm-20 ℃-319.5 ℃）相比，RPV保温结构的整体传热性能提高了59.2%，这对确保RPV保温结构的安全运行具有重要意义。

作者贡献声明 赵杰负责建模计算和撰写论文初稿；戴艳俊负责提出论文框架、撰写思路与修改论文；王云刚负责审核论文§3部分；郭镇源负责审核论文§2部分；白帆负责调研文献。

参考文献

1 翟润泽, 张斌, 杨皓, 等. 压力容器下封头大变形模型的开发及在FOREVER实验中的应用分析[J]. 核技术, 2023, **46**(11): 110606. DOI: 10.11889/j.0253-3219.2023.hjs.46.110606.
ZHAI Runze, ZHANG Bin, YANG Hao, *et al*. Development of a large-deformation model for the pressure-vessel lower head and analysis of its application in the FOREVER experiment[J]. Nuclear Techniques, 2023, **46**(11): 110606. DOI: 10.11889/j.0253-3219.2023.hjs.46.110606.

2 朱光昱, 郭超, 刘巧凤, 等. VVER堆芯捕集器换热特性数值模拟研究[J]. 核技术, 2023, **46**(7): 070604. DOI: 10.11889/j.0253-3219.2023.hjs.46.070604.
ZHU Guangyu, GUO Chao, LIU Qiaofeng, *et al*. Numerical simulation on heat transfer of VVER core Cather[J]. Nuclear Techniques, 2023, **46**(7): 070604. DOI: 10.11889/j.0253-3219.2023.hjs.46.070604.

3 袁显宝, 彭珏钦, 张彬航, 等. 压水堆破口事故下裂变产物源项释放及衰变热分析[J]. 核技术, 2024, **47**(4): 040603. DOI: 10.11889/j.0253-3219.2024.hjs.47.040603.
YUAN Xianbao, PENG Jueqin, ZHANG Binhang, *et al*. Analysis of fission product source term release and decay heat under pressurized water reactor rupture accident[J]. Nuclear Techniques, 2024, **47**(4): 040603. DOI: 10.11889/j.0253-3219.2024.hjs.47.040603.

4 Wang M J, Bai L Y, Wang L F, *et al*. Thermal hydraulic and stress coupling analysis for AP1000 Pressurized Thermal Shock (PTS) study under SBLOCA scenario[J]. Applied Thermal Engineering, 2017, **122**: 158 – 170. DOI: 10.1016/j.applthermaleng.2017.04.106.

5 刘宇生, 薛艳芳, 王昆鹏, 等. 压力容器-保温层流道变形条件下临界热流密度试验研究[J]. 核动力工程, 2020, **41**(6): 52 – 57.
LIU Yusheng, XUE Yanfang, WANG Kunpeng, *et al*. Experimental study on critical heat flux in deformed flow channel between pressure vessel and insulation[J]. Nuclear Power Engineering, 2020, **41**(6): 52 – 57.

6 Server W L, Nanstad R K. 1 - Reactor pressure vessel (RPV) design and fabrication: the case of the USA[J].

Irradiation Embrittlement of Reactor Pressure Vessels (RPVs) in Nuclear Power Plants, 2015, **2015**: 3 – 25. DOI: 10.1533/978 0857096470.1.3.

7 Kuang B, Liu P F, Wang F, *et al*. Influences of some engineered factors on IVR-ERVC limits[J]. Nuclear Engineering and Design, 2019, **347**: 20 – 30. DOI: 10.1016/j.nucengdes.2019.03.016.

8 蒋鸿, 周婧, 刘立志. 反应堆冷却剂泵叶轮水力性能分析与优化设计[J]. 核动力工程, 2019, **40**(5): 41 – 45. DOI: 10.13832/j.jnpe.2019.05.0041.
JIANG Hong, ZHOU Jing, LIU Lizhi. Hydraulic performance analysis and optimization for the impeller of reactor coolant pump[J]. Nuclear Power Engineering, 2019, **40**(5): 41 – 45. DOI: 10.13832/j.jnpe.2019.05.0041.

9 Wei Y, Liu W, Xue Y, *et al*. Inverse design of aircraft cabin ventilation by integrating three methods[J]. Building and Environment, 2019, **150**: 33 – 43. DOI: 10.1016/j.buildenv.2019.01.002.

10 赵兴旺, 殷勇高. 封闭/半封闭空间内气流组织设计理论基础与方法[J]. 科学通报, 2023, **68**: 671 – 683. DOI: 10.1360/TB-2022-0811.
ZHAO Xingwang, YIN Yonggao. Theoretical basis and method of airflow organization design in enclosed or semi-enclosed space[J]. Chinese Science Bulletin, 2023, **68**: 671 – 683. DOI: 10.1360/TB-2022-0811.

11 朱玉杰, 琚亚平, 张楚华. 叶栅叶型正反设计的伴随优化方法[J]. 西安交通大学学报, 2019, **53**(1): 100 – 105, 174. DOI: 10.7652/xjtuxb201901013.
ZHU Yujie, JU Yaping, ZHANG Chuhua. Adjoint optimization for direct and inverse design of cascade blade profiles[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, **53**(1): 100 – 105, 174. DOI: 10.7652/xjtuxb201901013.

12 Squires M, Tao X H, Elangovan S, *et al*. A novel genetic algorithm based system for the scheduling of medical treatments[J]. Expert Systems with Applications, 2022, **195**: 116464. DOI: 10.1016/j.eswa.2021.116464.

13 Xue Y, Liu W. Inverse design of built environment by a fast fluid dynamics-based genetic algorithm[C]//Building Simulation Conference proceedings", "Proceedings of Building Simulation 2019: 16th Conference of IBPSA. September 2-4, 2019. Rome, Italy. IBPSA, DOI: 10.26868/25222708.2019.210551.

14 Zhao X W, Liu W, Lai D Y, *et al*. Optimal design of an indoor environment by the CFD-based adjoint method with area-constrained topology and cluster analysis[J]. Building and Environment, 2018, **138**: 171 – 180. DOI: 10.1016/j.buildenv.2018.04.033.

15 Wei Y, Zhang T F, Wang S G. Prompt design of the air-supply opening size for a commercial airplane based on the proper orthogonal decomposition of flows[J]. Building and Environment, 2016, **96**: 131 – 141. DOI: 10.1016/j.buildenv.2015.11.020.

16 Liu Y, P W X, Long Z W. Optimization of air supply parameters for stratum ventilation based on proper orthogonal decomposition[J]. Sustainable Cities and Society, 2021, **75**: 103291. DOI: 10.1016/j. scs. 2021. 103291.

17 Lu Y B, Wang T T, Zhao C L, *et al*. An efficient design method of indoor ventilation parameters for high-speed trains using improved proper orthogonal decomposition reconstruction[J]. Journal of Building Engineering, 2023, **71**: 106600. DOI: 10.1016/j.jobe.2023.106600.

18 Chen X B, Zhang R H, Yang W F. Inverse design and optimization of low specific speed centrifugal pump blade based on adaptive POD hybrid model[J]. Journal of Applied Fluid Mechanics, 2022, **15**: 453 – 464. DOI: 10.47176/jafm.15.02.33031.

19 王艺达, 刘小民, 周逸伦, 等. 燃料电池离心压缩机叶轮构型的参数优化及性能分析[J]. 西安交通大学学报, 2022, **56**(6): 164 – 174. DOI: 10.7652/xjtuxb202206019.
WANG Yida, LIU Xiaomin, ZHOU Yilun, *et al*. Performance analysis and multi-parameter optimization of centrifugal impeller configuration for the centrifugal compressor used in fuel cells[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, **56**(6): 164 – 174. DOI: 10.7652/xjtuxb202206019.

20 Xu Y K, Wei X B, Yu Y L, *et al*. Inverse design of dynamic protective air supply based on proper orthogonal decomposition[J]. Sustainable Cities and Society, 2023, **95**: 104591. DOI: 10.1016/j.scs.2023.104591.

21 Zhao J, Dai Y J, Li Y G, *et al*. Development of a full-scale MATCH model in heat transfer performance simulation of RPV insulation structure with experimental validation[J]. International Communications in Heat and Mass Transfer, 2023, **148**: 107059. DOI: 10.1016/j. icheatmasstransfer. 2023.107059.

22 ANSYS Inc. ANSYS fluent theory guide, (Release 19.2) [R]. Canonsburg, PA: ANSYS Inc, 2019.

23 ANSYS Inc. ANSYS fluent theory guide (Release 2023 R1)[R]. ANSYS, Inc., 2023: 236 – 245.

24 Blazek J. Computational fluid dynamics: principles and

applications[M]. Amsterdam, 2015.

25 陶文铨. 数值传热学[M]. 2版. 西安: 西安交通大学出版社, 2001.
TAO Wenquan. Numerical heat transfer[M]. 2nd ed. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2001.

26 Qiu T, Luo Y, Qiu Y, *et al*. Research for the heat leakage caused by gaps on barrel insulation structure of reactor pressure vessel[J]. International Journal of Advanced Nuclear Reactor Design and Technology, 2019, **1**: 30–42. DOI: 10.1016/j.jandt.2019.11.001.

27 Sirovich L. Turbulence and the dynamics of coherent structures. I. Coherent structures[J]. Quarterly of Applied Mathematics, 1987, **45**(3): 561–571. DOI: 10.1090/qam/910462.

28 Dai Y J, Zhao J, Gui X L, *et al*. A fast and high-fidelity multi-parameter thermal-field prediction system based on CFD and POD coupling: Application to the RPV insulation structure[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2024, **233**: 125985. DOI: 10.1016/j.ijheatmasstransfer.2024.125985.

29 Taira K, Brunton S L, Dawson S T M, *et al*. Modal analysis of fluid flows: an overview[J]. AIAA Journal, 2017, **55**(12): 4013–4041. DOI: 10.2514/1.J056060.

30 Ghosh R, Joshi Y. Error estimation in POD-based dynamic reduced-order thermal modeling of data centers [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2013, **57**(2): 698–707. DOI: 10.1016/j.ijheatmass transfer.2012.10.013.

31 Wang X L, Wang Y, Cao Z Z, *et al*. Comparison study on linear interpolation and cubic B-spline interpolation proper orthogonal decomposition methods[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2013, **5**: 1−10. DOI: 10.1155/2013/561875.

32 Jo T, Koo B, Kim H, *et al*. Effective sensor placement in a steam reformer using gappy proper orthogonal decomposition[J]. Applied Thermal Engineering, 2019, **154**: 419–432. DOI: 10.1016/j.applthermaleng.2019.03.089.

33 Wang J Y, Lu Z J, Zhong M, *et al*. Coupled thermal–structural analysis and multi-objective optimization of a cutting-type energy-absorbing structure for subway vehicles[J]. Thin-Walled Structures, 2019, **141**: 360–373. DOI: 10.1016/j.tws.2019.04.026.

34 Hou F L, Ma J, Kwok H H L, *et al*. Prediction and optimization of thermal comfort, IAQ and energy consumption of typical air-conditioned rooms based on a hybrid prediction model[J]. Building and Environment, 2022, **225**: 109576. DOI: 10.1016/j.buildenv.2022.109576.

35 Kang H L, Tian Z F, Chen G L, *et al*. Application of POD reduced-order algorithm on data-driven modeling of rod bundle[J]. Nuclear Engineering and Technology, 2022, **54**(1): 36–48. DOI: 10.1016/j.net.2021.07.010.

36 Zhang G H, Sundén B, Xie G N. Combined experimental and numerical investigations on heat transfer augmentation in truncated ribbed channels designed by adopting fractal theory[J]. International Communications in Heat and Mass Transfer, 2021, **121**: 105080. DOI: 10.1016/j.icheatmasstransfer.2020.105080.