热管微型反应堆的技术经济优化，第一部分：理论与成本优化

Paul Seurin[a]，Dean Price[b]，Luis Nunez[a]

[a]自主工程实验室，爱达荷国家实验室，*1955 Fremont Ave.*，爱达荷福尔斯，*83402*，*ID*，美国[b]麻省理工学院，*77 Massachusetts Ave.*，剑桥，*02935*，*MA*，美国

arXiv:2512.16032v1 [cs.LG] 17 Dec 2025

摘要

微型反应堆（μR），尤其是热管微型反应堆（HPMR），是紧凑、可运输且自调节的电力系统，非常适合化石燃料成本高昂且交通不便的偏远地区。然而，它们存在规模不经济问题，其财务可行性仍缺乏说服力。解决这一缺陷的一种方法，是在设计初期通过综合经济与物理分析指导设计迭代。本文提出了一种新颖的统一几何设计优化方法，将技术经济因素纳入考量。我们首先生成随机样本，用于训练代理模型，包括高斯过程（GP）和多层感知机（MLP）。随后，我们将这些代理模型部署于基于强化学习（RL）的优化框架中，以优化平准化度电成本（LCOE），同时对燃料寿命、停堆裕度（SDM）、峰值热流密度以及棒积分峰值因子$F_{\Delta h}$施加约束。我们研究了两种情形：一种是轴向反射层成本非常高，另一种是其成本较低。我们发现，运行与维护（O&M）成本和资本成本是总体平准化度电成本的主要构成，尤其是轴向反射层成本（第一种情形）和控制鼓材料成本。优化器巧妙地调整设计参数，在满足约束的同时尽量降低其中一项成本，最终使两种情形下的平准化度电成本均降低了超过57%。目前正在开展燃料与热管性能的综合建模以及多目标优化，以全面理解约束与成本表现之间的相互作用。关键词：

热管微型反应堆、技术经济分析、强化学习、平准化电力成本

1. 引言

微型反应堆（μR）是一类核反应堆，其特点是输出功率较低（低于20 MWth，Naranjo de Candido 等（2024））、设计紧凑、具备可运输性（例如可通过卡车或火车运输），能够实现现场安装、工厂组装，并具有内在的自我调节能力（即系统无需人工干预或备用电源即可安全停堆）Choi 等（2024）；Park 等（2025）；Naranjo de Candido 等（2024）。预计微型反应堆的重新加注燃料将在中央设施进行，从而无需在每个

电子邮件地址：paul.seurin@inl.gov（Paul Seurin）

单独地点处理和储存乏燃料。这些特性为非传统市场领域带来了机遇，包括将其集成到复杂架构中，作为氢电解槽的热源 Seurin 等（2022）；Seurin 和 Lin（2026）、用于区域供热与制冷、合成燃料生产以及海水淡化 Buongiorno et al. (2021)，还可应用于空间反应堆、深海环境、偏远极地地区、矿区和军事基地 Bryan 等（ 2023 ）；Wang 等（ 2025 ）。预计微型反应堆能够提供按需、可调度且可靠的能源，因此正日益成为美国政府雄心勃勃的战略中的关键组成部分，以确保美国能源主导地位和经济繁荣 Goff（2025）。近期以来，超大规模云服务商和数据中心利益相关方都开始关注微型反应堆，因为双方均需要不间断的服务以及出色的电压和频率稳定性 Aljbour et al. (2024); Seurin et al. (2025)，以满足人工智能（AI）应用呈指数级增长所导致的近期电力需求激增 Anderson and Sgambati (2024); Seurin et al. (2025)，并确保人工智能领域的领先地位，以支持国家安全任务，从而增强美国的经济竞争力。

热管微型反应堆（HPMR）凭借其固有的安全特性，特别适用于其中许多应用。此外，由于其功率密度通常较低，可连续运行 5–10 年以上，因此成为深空探索以及偏远、无人值守运行的首选——这些应用有望提升其经济价值主张 Wang 等（2025）。HPMR 利用热管（HP）将热量从反应堆传递至能量转换系统，西屋电气目前正通过其 eVinci^{TM} 微型反应堆项目开发一款规模化型号 Price 等（2024）。作为一种等温换热器，热管在当代电子设备中随处可见。热管的优势在于无需循环泵或辅助系统，因此理论上可实现更高的便携性和成本效益 Yan 等（2020）。

尽管规模不经济可能导致微型反应堆的单位能量产出成本高于大型核电厂，但可以预期其具备若干补偿性优势，包括标准化、简化设计、非能动安全、减少放射性核素存量、工厂化制造、快速安装以及较低的融资成本 Abou-Jaoude 等人（2021）。虽然微型反应堆最初是为大型市场而提出的 Buongiorno 等（2021），但它们尚未充分利用这一战略，因为目前仍无法提供合理的能源成本。

微型反应堆的经济竞争力因市场和客户而异。目前，其主要面向能够取代昂贵的中小型化石燃料涡轮机和柴油发电机的市场（Naranjo de Candido 等（2024）），在这些市场中，碳减排法规（例如碳税、碳排放交易计划或排放限值）（Buongiorno et al. (2021)）以及包括清洁能源生产税收抵免在内的政策激励（Abdusammi 等（2025）），都可增强其竞争力（Al-Dawood 等人（2025）；Buongiorno et al. (2021)）。可再生能源的间歇性往往使其不适合这类市场，而且许多应用无法容忍服务中断，也无法承担维持储能容量所增加的成本（Buongiorno et al. (2021)）。满足其所需的大面积土地条件也并非易事（Naranjo de Candido 等（2024））。近期针对大型水冷反应堆（Seurin and Shirvan（2024, 2025））和小型模块化反应堆（Halimi and Shirvan（2024, 2025）；Erdem et al.（2025））的堆芯设计优化方法，主要聚焦于采用传统栅格几何结构（例如西屋电气（Seurin and Shirvan（2024）；Halimi and Shirvan（2024））进行装载模式优化，以及设

计具有不同富集度和可燃毒物分布的组件。这限制了能够提供整数输入空间的设计配置数量。另一方面，微型反应堆设计空间要大得多，且具有连续的搜索空间，因此人工设计难以实现。由于核能供应商仍在确定哪些市场适合这类反应堆，因此必须探索这一空间内的优化。

相反，经济分析的重点一直是固定或限制几何设计参数，转而聚焦于成本范围分析 Buongiorno et al. (2021); Abdusammi 等（2025）、市场分析 Buongiorno et al. (2021); Park 等（2025）、改进燃料装载方案以降低燃料循环成本 Al-Dawood 等（2026); Park 等（2025）、材料设计选择的范围分析 Shirvan et al. (2023); Hanna 等人（2025）、提高自动化水平 Naranjo de Candido 等（2024); Bryan 等（2023）、功率提升 Park 等（2025); Hanna 等人（2025），以及采用集中式换料设施的多机组方案（即通过共址和设备共享，加快（1）核能设备和制造领域的学习进程，以及（2）降低许可要求）Park 等（2025); Bryan 等（2023）。另一方面，一些研究通过多物理场耦合，同时优化功率密度和燃料富集度 Wang 等（2025），或通过优化热应力分布来确保结构安全 Zhang 等（2025），从而开展 HPMR 几何设计优化。这两种方法都采用了传统的多目标遗传算法——非支配排序遗传算法（NSGA-II）Deb 等（2002）。全面优化的难点在于 HPMR 设计固有的复杂中子学、热学和力学相互作用 Zhang 等（2025）；对此进行评估需要使用计算成本高昂的代码（例如 OpenMC Romano 等人（2015）），而且往往还需要代理模型。此外，这些研究假设此类设计具有经济竞争力，但许多分析表明，HPMR 的经济竞争力处于最低之列 Shirvan et al. (2023)。

据作者所知，此前从未有研究开展统一的优化工作，以衡量几何设计决策对 HPMR 经济性评估的影响。让更多人能够使用技术经济工具，例如基于仿真与经济学的微型反应堆优化（MOUSE）Hanna 等人（2025）、用于蒙特卡罗模拟的开源软件包（如 OpenMC，Romano 等人（2015））、用于代理建模的软件包（如 scikit-learn，Pedregosa 等（2011）），以及通过结合强化学习的神经进化优化软件包进行优化（Radaideh 等（2023）），都能帮助我们实现这一目标。具体而言，人工智能的最新进展——尤其是强化学习（RL）方面的进展（Seurin 和 Shirvan（2024））——已展现出快速、高效地刻画大型轻水反应堆设计中安全性与经济性能权衡的潜力。

本研究的首要目标是介绍一种方法：通过结合代理建模与自动优化工具，在计算密集型物理代码的条件下优化微型反应堆的经济性。次要目标是探究哪些几何设计决策能够提高反应堆的成本效益。我们将介绍两个应用案例，其中轴向反射层（即铍（铍））的成本在标称成本（即 45,000 美元/千克，按 2024 年美元计）与石墨的成本（即 80 美元/千克，按 2022 年美元计）之间变化，因而极大地影响最优设计的拓扑结构。姊妹论文将采用基于强化学习的多目标算法（即帕累托包络增强强化学习 Seurin 和 Shirvan（2024）），探讨安全性与经济性之间固有的相关性。

本研究的贡献可概括如下：

1. 结合技术经济分析考量的首创型 HPMR 优化。2. 识别 HPMR成本驱动因素，并在近期强化学习（RL）进展的支持下，为实现经济上更具可行性的设计提供研究方向指导。

本文其余部分的组织如下。第 2 节介绍作为优化基础的标称设计（见第 2.1 节）、应用于候选方案评估的物理建模和技术经济建模（见第 2.2 节）、设计参数化与边界（见第 2.3 节），以及优化方法，包括结合强化学习（RL）制定目标函数（见第 2.4 节）。随后在第 3 节给出结果，同时介绍为代理模型生成的数据（见第 3.1 节）、代理模型在这些数据上的性能（见第 3.2 节）、将强化学习（RL）应用于分析所发现的最佳设计（见第 3.3 节），以及针对首创型（FOAK）设计的平准化度电成本（LCOE）所开展的深入分析（见第 3.4 节）。最后，第 4 节给出总结性意见和未来研究方向。

2. 方法论

2.1. 名义反应堆设计

本研究采用的 HPMR 设计基于一项建模实验，该实验旨在展示先进建模与仿真能力（Stauff et al., 2022a）。由于该设计最初并未考虑实际应用，因此它特别适合作为当前方法论的研究对象，因为理论上仍有改进设计的空间。图 1 和表 1 均列出了标称设计的主要特征。当前的 HPMR 概念并未优先考虑经济因素，而是侧重于技术成熟度，以及测试核能先进建模与仿真计划的能力，以开发忠实度高的先进反应堆模型（Stauff et al., 2022b）。如第 2.3 小节所述，在寻求更优设计的过程中，该设计的某些方面可能会发生变化。第 2.4.1 小节从数学上定义了“最优设计”这一术语在本研究中的含义。

表 1：名义堆芯设计的主要设计特性。

设计规范	信息
堆芯特性	功率 – 2 MWth
	总高度 – 200 cm
	活性燃料长度 – 260 cm
	反应性控制 – 12 个控制鼓
	下页继续

表 1 – 接上一页

设计规范	信息
燃料薄片装载	燃料棒间距 – 3.2 cm（平面对平面）
	燃料压块数量 – 每片 63 个
	热管数量 – 每片 37 根
	慢化剂棒数量 – 每片 27 根
燃料薄片特性	总数量 – 30
	对边宽度 – 26.752 cm
	材料 – 石墨
燃料压块	描述 – 石墨基体中的 TRISO 颗粒
	易裂变材料 – 70 at% UO_2；30 at% 碳化铀
	富集度 – 19.7%
	填充率 – 40%
	半径 – 1 cm
HPs	包壳外半径 – 1.05 cm
	包壳厚度 – 0.8 mm
	包壳材料 – 316不锈钢
	吸液芯厚度 – 1 mm
	工质 – 钾
慢化剂棒	包层外半径 – 0.92 cm
	包壳厚度 – 0.095 cm
	慢化剂外半径 – 0.825 cm（包括间隙）
	慢化剂材料 – 氢化钇
径向反射层	对边宽度 – 260 cm
	材料 – 石墨
轴向反射层	厚度（顶部和底部）– 20 cm
	材料 – 铍
控制鼓	涂层材料 – 含 95 at% 硼-10 的浓缩硼
	涂层角度 – 90°
	涂层厚度 – 1 cm
	外径 – 26.5 cm

2.2. 物理与技术经济建模

本研究有两个主要建模组成部分：物理建模和技术经济建模。物理建模对于估算感兴趣量（QoIs）是必要的，例如反应堆寿命、峰值因子和停堆裕度

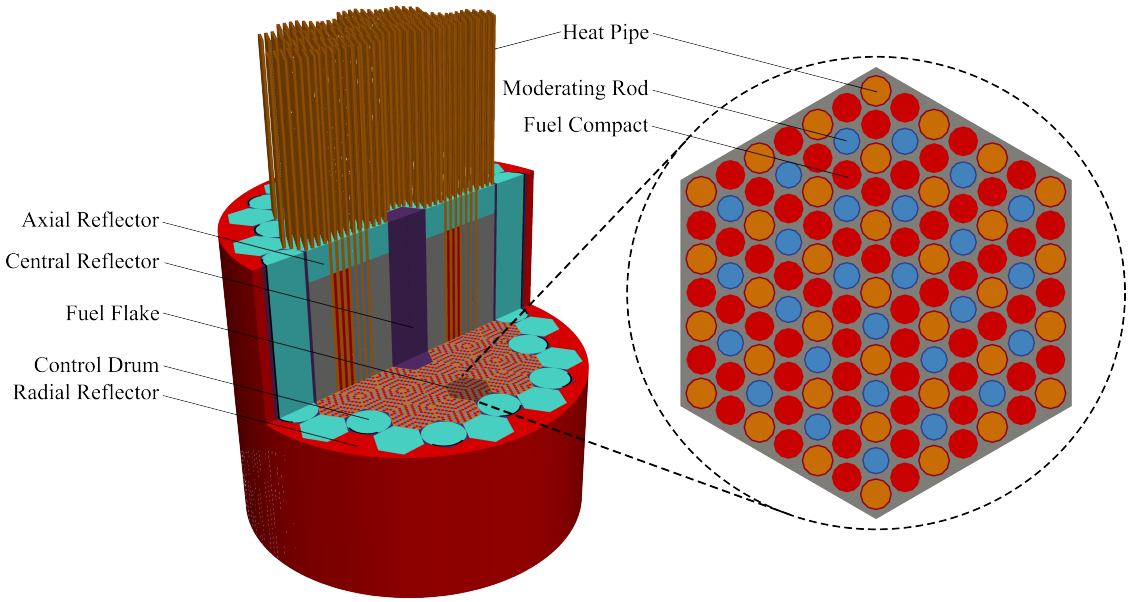


图 1：标称反应堆设计及标注的组件（在优化过程中可能会有所变动）。

（停堆裕度）；技术经济建模对于微型反应堆的财务成本/效益分析是必要的。

2.2.1. 物理建模

本研究使用基于蒙特卡罗方法的 OpenMC 连续能量中子输运代码 Romano 等人（2015）对候选设计进行建模。研究还采用了 ENDF/B-VIII.0 截面数据库 Brown 等人（2018）。OpenMC 提供的基于切比雪夫有理逼近法的燃耗计算能力 Maria（2016）可用于估算堆芯寿期；随机三结构各向同性（TRISO）颗粒分散程序则可对燃料压块内 TRISO 颗粒的随机分布进行建模。

现在可以讨论一些次要的建模细节。首先，燃料成分被归并为 5 个燃耗区。在每个分区内，TRISO 颗粒核中的燃料成分与同一分区内的所有其他燃料材料进行均匀化处理。通过在堆芯模型上设置三个径向分区和五个轴向分区，形成 15 个燃耗区。径向分区区分构成堆芯的三个六边形燃料片环中的燃料。与仅跟踪整个堆芯内单一燃料成分的方法相比，这种燃耗分区能够提高寿期估算精度。此外，对于一个包含单个燃料紧凑体五分之一轴向长度的体积，只运行一次颗粒分散程序。随后，将生成的分散模式沿垂直方向叠加五次，以形成堆芯中所有燃料紧凑体的分散模式。除轴向通量分布中可能影响高度精细设计分析的一些轻微伪影外（这超出了本文的范围），预计这种方法不会对结果产生显著影响。总体而言，关于 TRISO 颗粒分布的非均匀化假设通常会对整个堆芯寿期内 k_∞ 的演化产生较小影响 Impson 等人（2025）。

还应讨论一些次要的计分和后处理细节。首先，由于峰值因子是使用蒙特卡罗程序计算的，因此无法逐点估算中子通量。相反，必须将其估算为特定体积计分区域内的平均值。对于本文所示的结果，每个燃料紧凑体沿轴向划分为 20 个轴向计分区域。对于逐燃料棒峰值因子，这不会产生影响；但对于轴向峰值因子，则会导致低估。不过，预计这种低估在所有候选设计之间相对一致，因此不会影响本文所展示的论证。接下来，通过估算 $k_{eff} = 1$ 达到某一状态所需的时间来计算堆芯寿期。搜索域中的许多候选设计都是不可启动设计，也就是说，即使对于新堆芯，$k_{eff} < 1$。为了向优化算法反馈某个不可启动候选设计的具体无效程度，根据向后线性外推结果为堆芯寿期赋予负值，从而找到 $k_{eff} = 1$ 时对应的负时间值。该向后外推使用前两个燃耗步，但不计入为使短寿命同位素浓度达到准平衡而采取的极短初始步骤。

2.2.2. 技术经济建模

可将底层成本估算工具 Park 等（2025年）；Al-Dawood 等人（2025年）与会计科目编码（COA）方法结合使用，评估各设计的经济竞争力。该方法会计算每个独立部件的总成本，包括燃料成本、运行与维护（O&M）成本（例如人工、备件、税费和费用）以及间接/直接资本成本。开源 COA 工具为开展此类分析提供了协作、透明度和一致性的机会。其中一款 COA 工具是 MOUSE，目前由爱达荷国家实验室开发（Hanna 等人（2025年）），以开源软件包的形式托管在 IdahoLabResearch GitHub 存储库中；为确保结果可复现，本文采用了该工具。MOUSE 方法论基于 Al-Dawood 等人（2025年）；Abou-Jaoude et al. (2021) 开展的前期工作。大部分基准成本假设均见相关参考文献。由于缺少微型反应堆建造项目，且没有针对这些设施开展技术经济评估的指南，因此建设成本数据匮乏，这使其实际成本存在固有的不确定性。用于优化的成本，是通过传播所有这些不确定性后取其均值得到的。

在 Hanna 等人（2025）中，研究人员通过一项原创的技术经济评估，分析了 HPMR 标称设计的反应堆物理、屏蔽和热工设计原理。我们将对第2.1节所述的设计采用相同的假设。为了开展本研究，我们回顾第2.3节所述会受设计选择影响的若干因素。首先，我们假设微型反应堆将被运送至现场、装入燃料并持续运行（除若干次紧急停堆外，这些停堆情况将计入容量因子），之后再运回中央设施进行换料和维修服务（例如修理、维护或更换）。在此模型中，平准化度电成本的计算方法是：将微型反应堆整个寿命期内折现后的燃料、运维和资本成本相加，再除以其寿命期内产生的折现能源：

$$LCOE = \frac{\sum_{t=0} \frac{F_t + O_t + TCI_t}{(1+r)^t}}{\sum_{t=0} \frac{E_t}{(1+r)^t}}, \tag{1}$$

其中，F_t 表示第 t 年的燃料成本；O_t 表示第 t 年的运营与维护成本；TCI_t 表示第 t 年的总投资资本（TCI），定义为隔夜资本成本（OCC）与财务成本（例如利息、成本递增和应急费用）之和；E_t 表示第 t 年产生的电能，r 为折现率，n 为以年计的预期电厂寿命。此处假设 r 为 6%，n 为 60 年。请注意，TCI_t 发生在建设之前和建设期间，因此仅计入第一项（$t = 0$）；而另外两项在该期间不计入，且$E_0 = 0$。

1. F_t 涵盖天然铀、转化、浓缩和燃料制造的成本，并将这些成本在一个换料间隔内累加。假定这些成本在辐照周期开始时发生。无论燃料成分如何（UO_2, UCO、UN还是UC），燃料成本均假定为 10,000 美元/kgU Hanna 等人（2025）；Abou-Jaoude et al. (2021)（按 Williams et al. (2021)，以 2009 年美元计）。不过，预计金属燃料的成本会略有增加。本研究采用了UCO。其他项目的平均成本见表2。尽管近期关于……益处的讨论

表2：制造成本见表4，单位为2009年美元。系数1.15是针对浓缩水平高于10%而设置的惩罚项。

	平均成本（2022年美元）	Unit
天然铀	184	美元/千克铀
转化	15.1	美元/千克铀
富集度	184.2×1.15	$/分离功单位（Separation Work Unit）

Kim et al. (2022)；Halimi and Shirvan (2024) 按照燃料体积而不是按所产生的兆瓦单位计算乏燃料处置成本，因此将假设乏燃料处置成本为 1 美元/MWh（作为最佳实践，参见 Seurin 和 S hirvan（2024）；Shirvan et al. (2023)；Buongiorno et al. (2021)），这意味着根据产生的能量而不是乏燃料体积计算成本 Halimi and Shirvan (2024)。请注意，这与假设为 1,100 美元/KWe 的退役成本相近。尾料假设为 0.25%，天然铀为 0.71%。

2. O_t 涵盖安保、运行、检查和维修服务所产生的人员人工成本，以及更换或维护运行备件的成本。在接下来选定的“自主”方案中，反应堆接受远程监控，只有在发生紧急停堆或启动时才需要操作员到场 Hanna 等人（2025）。假设紧急停堆后的启动需要两名操作员，每人每天工作 10 小时，全职当量（FTE）约为 0.08。因此，产生的成本为每名操作员 $178,500 \times 0.08 \sim \$14,000$。监控由中央设施的一名操作员执行，该操作员负责 10 座反应堆。假设投入 5 个 FTE（1 名操作员全天候值班）用于监控这些反应堆，则成本为 $178{,}500 \times 5 \times \frac{1}{10} \sim 90,000\$$。不过，安保仍必须全天候在现场，相当于 5 个 FTE，总成本为 178,500 美元/FTE（按 2024年美元计）Al-Dawood 等人（2025）。

—

维护成本取决于所使用的设备。主要部件包括容器、反射体、

慢化剂和控制鼓，约每 10 年更换一次（参照先进试验堆的时间安排，Hanna 等人（2025））。请注意，在成本计算中，控制鼓的高度等于燃料高度 x_{fh}。对于其他部件，假设其年度成本为直接成本的 1.5%。因此，各部件的原始重量会影响维护成本；较大的控制鼓或较宽的慢化剂半径（以低密度石墨替代）会增加维护成本惩罚项。维护工作在换料期间进行，因此容量因子（C_f）的上限为燃料寿命为 10 年时的对应值。C_f 取决于燃料寿命、换料周期，以及每年紧急停堆的次数和持续时间。同样，电厂资本支出代表为维持或提升电厂容量、满足未来监管要求或延长电厂寿命而进行升级所产生的预期成本。这些支出占资本直接总成本的一定比例（Al-Dawood 等人（2025））；而资本直接总成本本身取决于反应堆中各部件的成本占比。

各项目的成本假设列于表3中。其他成本包括监管费用（核监管

表3：用于评估容量因子及换料运行成本的基准假设。

项目	数值	单位
操作员人数（紧急情况或换料所需）	2	-
平准化周期	60	年
换料周期	7	days
每年紧急停堆次数	0.2	-
换料后的启动持续时间	2	days
紧急停堆后的启动持续时间	14	days
每位操作员监控的反应堆数量	10	-
每班次的安保人员数量	1	-

委员会运营和检查费用）、财产税和保险费——这些都不受我们设计变更的影响。

3. OCC 中的直接成本构成采用成本容量法估算，该方法通过增加系统容量（质量或功率）来按比例调整系统成本：

$$I_o = I_{fixed} + I_{ref}\left(\frac{X_0}{X_{ref}}\right)^{n_{\text{scale}}},$$

其中，I_{fixed}为固定成本，I_{ref}为参考成本，X_0为缩放变量，X_{ref}为缩放变量的参考值，而n_{scale} 是根据历史数据得出的缩放因子，其数值取决于系统。当缩放变量与任一部件的质量相关时，缩放指数通常为 1；当缩放变量为热功率或电功率时，缩放指数则介于 0.6 至 0.8 之间。尽管大多数部件的成本都采用这种方法进行缩放，但某些成本采用了文献中的特定方程进行缩放。

这些特定的缩放方程用于泵、压缩机、换热器和燃料富集度的成本计算。

控制鼓是设计参数中的一个重要方面，并显著影响成本。成本可按每个控制鼓的成本以及铍和碳化硼（B_4C）的装载量进行分解：

$$m_{Be}C_{Be} + m_{B_4C}C_{B_4C} + (I_{installation} + I_{fabrication})N_{CD},$$

其中，C_{Be} = 45，以2024年美元计为 000 美元/千克；天然B_4C（约含 20% 的B_{10}）的C_{B_4C}= 14，以2023年美元计为 268 美元/千克；而富集B_4C则为 10,064 美元/千克。实际上，碳化硼的成本应随其富集度而变化。但迄今为止，尚无严谨的方法能够评估其确切成本。由于我们采用较高的富集度，因此将使用两种成本中较高的一个。此外，安装成本和制造成本分别为$I_{installation}$ = 80，以2024年美元计为665，以及 $I_{\text{制造成本}}$ = 323，以 2024 年美元计为 650；这两项数据均源自 Marvel 数据，也会受到控制鼓尺寸的影响。

此外，鉴于热管的重要性，我们再次说明，成本假设为每根热管 10,000 美元（Abou-Jaoude et al. (2021)，以 2017 年美元计）。这一假设在此适用，因为我们的设计不会改变热管的数量和尺寸。此外，TRISO燃料、石墨慢化剂和氢化钇（YHx）固体慢化剂增效器的密度和单位质量成本各不相同。由于我们将改变紧凑体和慢化剂的半径，一次性资本成本和O_t 的维护部分都会受到影响（见表4）。

表4：HPMR堆芯材料的密度和单位质量成本。假设 YHx 的成本与氢化锆（ZrH）相近，尽管实际上其成本可能更高。然而，它对平准化度电成本的影响可以忽略不计（Hanna 等人（2025））。

材料	成本（美元/kg）	密度（g/cm^3）
TRISO	10,000（2009年美元）	3.2–3.5
YHx	1,520（2017年美元）	4.3–4.6
石墨	80（2022年美元）	1.9–2.3

间接成本难以评估，通常假设其与直接成本相关。感兴趣的读者可参阅 Al-Dawood 等人（2025）第 3.9 节了解详情，或查阅 Naranjo de Candido 和 Shirvan（2025）的近期研究，以获取更细致的间接成本分类。最后，TCI 通过将 OCC 与资本化融资成本（科目 60）相加得出，假设债务权益比为 0.5。

大规模生产是微型反应堆供应商实现经济竞争力的最重要途径，这得益于两种机制。第一种机制是大规模制造，通过批量采购降低成本。采用成本乘数，根据设备或任务的类型，调整在工厂环境下进行大规模生产时的设备或任务成本。第二种机制是现场学习（即在首堆与第N台（后续堆）之间积累的学习成果和创新所带来的持续改进）。在已建成20个单元后，对建造N 个微型反应堆单元的后续堆成本进行估算，并且

假设第100个单元建成后不再产生进一步的学习效应 Hanna 等人（2025）：

$$NOAK = FOAK \times (1 - lr)^{\log_2 N}, \tag{2}$$

其中，lr 是学习率，它不仅取决于设备类型，还取决于具体科目。假设工厂活动中的学习率高于现场活动中的学习率。有些科目不会经历学习效应，因为它们已经实现批量生产，或不会从大规模生产中受益。这些科目的例子包括土地成本、许可证和电厂研究。由于优化过程中考虑的是首堆（FOAK），因此本文其余部分中出现的“平准化度电成本（LCOE）”均指首堆平准化度电成本，除非另有说明为“后续堆（NOAK）”。

最后，以任何非2024年美元计价提供的数据，均换算为2024年美元。

2.3. 设计参数化与边界

在优化过程中，为改善某些反应堆性能目标，对第2.1小节中引入的名义堆芯设计进行了若干修改。从概念上讲，这些修改通过对模型进行参数化来实现——或者等价地说，是将特定设计表示为设计参数向量。新候选设计与名义设计之间的所有差异都应仅凭该向量即可推断出来。还可以为这些参数引入边界，以确保候选设计满足实际的系统约束，并限制所考虑的设计范围。

表5介绍了七个参数及其标称设计值、上下限和数学符号。为确保几何可行性，紧凑体和慢化剂半径的上限设为燃料棒间距。其余上下限的选取则旨在涵盖与最优设计相关的参数。在围绕这七个参数建立完整模型之前，还需要进一步讨论。首先，对燃料片的平面对边宽度进行缩放，以保持其在标称设计中位于几何燃料棒格架之外的额外宽度。具体而言，候选设计的燃料片宽度可计算为 $\frac{13}{2}\sqrt{3}\, x_{pp} + 0.858$。其次，堆芯总体积保持不变，从而满足对候选设计可运输性的要求 Buongiorno et al. (2021); Shirvan et al. (2023)。轴向和径向反射层将相应缩小或增大，以保持堆芯的外边界不变。控制鼓半径根据燃料片晶胞的尺寸计算，以保持控制鼓外表面与名义模型中燃料片晶胞边缘之间的距离。据此，控制鼓外半径计算为 $\frac{1}{2}$（燃料片宽度 – 0.252 cm）。无论控制鼓尺寸如何变化，其涂层厚度始终保持为1 cm。最后，各候选设计的燃料填充率保持不变。

HPMR优化本质上涉及多物理场，包含中子学、热学和机械反馈相互作用构成的复杂网络（Zhang 等（2025））。我们无法仅用蒙特卡罗程序考虑所有这些相互作用；不过，可以考虑能够涵盖这些相互作用的代理指标（例如使用峰值因子）。我们从 OpenMC 中提取了与成本和中子学相关的重要感兴趣量，包括燃料寿命、停堆裕度（SDM）和温度系数（TC）。我们考虑的最终感兴趣量如下：

表5：候选设计中可变部分的参数描述。

符号	描述	标称值	范围
x_{ca}	控制鼓涂层角度	90°	[35, 180]
x_{B10}	控制鼓吸收剂硼-10富集度	95%	[20%，95%]
$x_{\text{燃料高度}}$	活性燃料高度	160 厘米	[130 厘米，190 厘米]
x_{pp}	燃料棒间距	2.3 cm	[1.94 厘米，2.78 厘米]
x_e	铀-235燃料浓缩度	19.7%	[17%，19.9 %]
x_{cr}	燃料紧凑半径	1 cm	$\left[\frac{1}{4}x_{pp},\ \frac{1}{2}x_{pp}\right]$
x_{mr}	慢化剂半径	0.825 厘米	$\left[\frac{1}{5}\left(x_{pp}-2(0.095\text{ 厘米})\right),\ \frac{1}{2}\left(x_{pp}-2(0.095\text{ 厘米})\right)\right]$

1. **寿命**：运行时间或燃料寿命。

2. **停堆裕度**：以 pcm 表示，这是衡量反应堆从运行状态停堆时可用裕度的指标。除了可用的控制棒（本例中为控制鼓）外，核反应堆还必须设计为具有负温度系数。从热态满功率（HFP）到热态零功率（HZP）的反应性变化幅度很大，会导致裕度受到惩罚。尽管评估这一指标的方法有多种，我们将采用 Halimi and Shirvan (2024) 的方法论：

$$SDM = \Delta k_1 + 0.9 \times (\Delta k_2 - \Delta k_3), \tag{3}$$

其中， Δk_1 为热态零功率至热态满功率的反应性差值， Δk_2 为热态满功率至“所有控制棒插入”的反应性差值， Δk_3 为热态满功率至“最有效的控制棒插入”的反应性差值。 Δk_1 通过将堆芯各处的温度均设为工质（例如钠或钾）在热态功率下的运行温度（此处为 800 K）进行评估。对于压水反应堆，控制棒（CRD）以棒组方式运行，以确保中子通量密度对称衰减，从而使堆芯功率分布对称。对于 HPMR，由于控制鼓的尺寸和位置，假定其通过独立棒驱动机构运行。因此， Δk_3 可通过仅将一个控制鼓旋出堆芯来计算。由于反应堆堆芯具有轴对称性，且采用一次通过式设计（即卸料时更换整个堆芯），因此该控制鼓可以任意选择。

3. **温度系数：**核反应堆必须具有负温度系数，以确保功率升高时链式反应能够趋于稳定。在 HPMR 中，相互竞争的效应包括多普勒展宽（即中子吸收截面的增加）以及高功率堆壁的温度反馈（即俘获截面的降低）。在一些设计中，多普勒反馈的作用强于其他温度系数 Wang 等（2025）；Choi 等（2024），但在存在 YHx 等固体慢化剂时必须谨慎。

对于许多将在高于 400℃ 的温度下运行的微型反应堆，由于所需压力极高，无法使用水作为慢化剂。为提高紧凑性，可改用 ZrH 和 YHx 等固体慢化剂。近年来，YHx 被认为是更可行的选择，因为它在高温和辐照条件下具有更高的氢稳定性，而且能够达到较高的氢密度 Hu 等。

（2020）；Hanna 等人（2025）。然而，已知采用 YHx 慢化剂的设计存在出现正温度系数的风险，这是由于钇俘获截面降低所致 Ade 等人（2022）。在某些条件下，这可能导致反应堆失稳。等温温度系数（ITC）可用于评估最坏情形。事实上，由于多普勒效应会首先起作用，评估反应堆温度发生等温变化时产生的 k_{eff}，即可得到温度系数的上限。随后可通过以下方式评估从 T_1 到 T_2 的反应性变化 $\Delta\rho_{TC}$：

$$\Delta\rho_{TC} = \frac{k_{T_1} - k_{T_2}}{k_{T_1} k_{T_2}}, \tag{4}$$

其中，TC 为温度系数。因此，ITC 为$ITC = {}^{\Delta\rho_{TC}}{}_{T_1-T}${v9>。~~其将~~在 550–850 K 和 850–1150 K 温度范围内进行评估，因为其数值可能随温度而变化 Ade 等人（2022）。在燃耗过程中，能谱会变硬，系数也可能变得不那么负。因此，必须在多个燃耗步骤评估 ITC，这会大幅增加数据收集量。因此，仅对最终设计进行事后 ITC 评估（见第 3.3 小节）。

4. 峰值因子： 作为反应堆的核心部件，热管会受到多种失效模式的影响——包括沸腾、夹带、声速、黏性和毛细极限——这些模式可能会削弱其热量移除能力。热管发生失效时，反应堆不一定会停堆；相反，邻近热管的热负荷会增加，可能导致更多热管失效，并在反应堆内蔓延。这种现象称为“热管级联失效”。如果其余热管承受的热量过大，设计人员就必须进行必要的调整。局部热负荷和功率持续增加还会带来其他设计考量，包括热膨胀、热蠕变和腐蚀效应，这些都可能危及热管完整性。作为功率和温度影响的替代指标，本研究将考虑两个峰值因子：F_q，即最大燃料针峰值因子（用于获得峰值热流密度q''_{max}），以及$F_{\Delta h}$，即最大棒积分峰值因子 Seurin 和 Shirvan（2024）。F_q 与线性热生成率相关，关系式由 Al-Dawood 和 Palmtag（2023）给出：

$$F_q = \frac{q'_{max}}{q'_{avg}}. \tag{5}$$

，单个紧凑体的平均热通量可表示为 $q''_{avg} = {}_{Q N_{flakes} \times N_{compact} \times L \times 2\pi r} = {}^{avg}_{q 2\pi r}$，其中$N_{flakes}$为堆芯中的燃料片数量，$N_{compact}$ 为每片燃料片中的紧凑体数量，r 为紧凑体半径，L 为燃料的有效长度。在本研究中，我们采用紧凑体构型排列的 TRISO 颗粒，因此可将热通量计算为 20 个不同轴向位置处各紧凑体发出的平均热通量。峰值热流密度随后按以下方式计算：$q''_{max} = F_q \times q''_{avg}$。此外，我们还有：

$$F_{\Delta h} = \frac{\max_{x,y} \int_0^L q'_{x,y}(z)dz}{\frac{1}{N_{compact}} \sum_{x,y} \int_0^L q'_{x,y}(z)dz}, \tag{6}$$

其中x 和y 定义了各紧凑体的径向位置。q''_{max} 与$F_{\Delta h}$ 的乘积可视为一种

用于估算燃料、整体块、反射体、固体慢化剂和 HP 的最高温度，以及传递至 HP 的最大能量的指标。

标称设计相关的感兴趣量列于表6中。

表6：第2.1节所述标称设计相关的感兴趣量。标称设计的平准化度电成本分别按标称铍和石墨的成本计算，两种数值以斜杠分隔。

QoIs	数值	单位
寿命	6.99	年
SDM	- 6757.23	pcm
Fq	1.787	-
$F_{\Delta h}$	1.469	-
q''_{max}	0.0188	MW/米^2
ITC	-2.404⋆	pcm/K
首堆平准化能源成本 估算成本（2024年美元）	10,307/5,079	美元/兆瓦时
非首堆平准化能源成本 估算成本（2024年美元）	1,596/1,442	美元/兆瓦时

⋆ 温度范围为 850–1150 K 时的最坏情形。

2.4. 优化方法

2.4.1. 用于优化和目标函数构建的强化学习

强化学习（RL）旨在克服经典启发式方法在优化复杂工程问题方面的局限性——这些方法通常依靠随机经验规则在搜索空间中进行探索，Seurin 和 Shirvan（2025年）。在各种大规模压水堆优化中，强化学习相较于禁忌搜索、模拟退火、遗传算法以及优先经验回放进化与群体算法等基于启发式方法的构建，展现出了优越性，Seurin 和 Shirvan（2025年）。这种优越性可归因于强化学习的学习机制，该机制已在单目标强化学习框架中得到阐释，Seurin 和 Shirvan（2024、2025年、2023年）。

本质上，强化学习并不是通过随机采取步骤来寻找更优解，而是随着时间推移学习应生成哪些解，无论依据的是标量准则还是多目标准则。这样一来，随着算法不断推进，所得解会逐步改进，而不是始终加剧随机性。此外，通过向学习智能体提供更多信息，还可以加快学习过程；我们将这一概念称为“工程直觉”，Seurin 和 Shirvan（2024）。具体而言，考虑不同物理参数之间的潜在相关性，以及这些参数如何将某些约束与目标联系起来，可能会形成既更安全又更经济的设计。

在强化学习中，策略 $\pi(\cdot;\theta)$——其中 θ 是一个可学习参数——会在学习智能体遍历搜索空间时生成解决方案。每个智能体——其总数由可用的中央处理器（CPU）数量决定

用于优化过程——共享同一策略，但会在每次滚动期间独立收集数据。在一次滚动结束时，收集的数据会被汇总以构建损失函数，然后利用该函数更新 θ。随着时间推移，策略 $\pi(\cdot;\theta)$ 会不断改进，以提升所生成解决方案的质量。

在 Seurin 和 Shirvan（2024）以及 Seurin 和 Shirvan（2024）中，采用了近端策略优化（PPO）Schulman et al. (2017a)；不过需要注意的是，此处选择 PPO 是因为它易于调优且性能良好，但也可以使用其他任何基于策略的强化学习算法，并且测试了其中若干种，包括信赖域策略优化 Schulman et al. (2017b)、异步优势演员-评论家 Mnih et al. (2016)，以及使用克罗内克因子化信赖域的演员-评论家 Schulman et al. (2017b)。

PPO 损失是一种一阶、无约束的损失函数，它采用裁剪方法来确保更新之间的策略彼此足够接近，从而避免性能灾难性下降。如果$r_t(\theta) = \frac{\pi_\theta}{\pi_{\theta_{old}}}$是概率比率，那么需要优化的代理目标（以损失形式表示）就是裁剪目标：

$$L^{clip}(\theta) = \mathbb{E}(\min(r_t(\theta)A(\theta), \text{clip}(1-\epsilon, 1+\epsilon, r_t(\theta))A(\theta))), \tag{7}$$

其中，ϵ 是一个超参数。此外，由于采用了优势估计$A(\theta)$，因此引入了另一项价值损失$L^{VF}(\theta) = (V^{\pi_\theta}(\theta) - V_{target}(s_t))^2$，以确保对价值函数进行恰当的近似（在广义优势估计方法论中，价值函数用于估计$A(\theta)$；Schulman 等人，2017a）。最后，引入了熵项$\mathcal{H}(\theta)$，它对应于策略分布的熵，旨在增强探索。最终的损失函数为：

$$L^{final}(\theta) = \mathbb{E}(L^{clip}(\theta) - c_{vf}L^{VF}(\theta) + c_h\mathcal{H}(\theta)), \tag{8}$$

其中，c_{vf}和c_h是超参数。

在本研究中，我们采用了一个增广目标函数，作为如下形式的奖励：

$$f(x) = -\gamma_{lcoe}LCOE + \Phi(\underline{x}), \tag{9}$$

其中，γ_{lcoe}是与平准化度电成本（LCOE）相关的项，取值为0.1，用于平衡对平准化度电成本的优化与满足约束的要求；这些约束由项 $\Phi(\mathbf{x}) = \sum_{i\in C}\gamma_i\Phi(\mathbf{x}_i)$表示，其中$\mathbf{x} = \{\mathbf{x}_1,\ldots,\mathbf{x}_4\}$。$C = \{(\mathbf{c}_i)_{i\in\{1,\ldots,4\}}\}$是约束集合，而$(\gamma_i)_{i\in\{1,\ldots,4\}}$是分配给各约束的一组权重（在本研究中均为10,000）。如果$(\mathbf{x}_i)_{i\in\{1,\ldots,4\}}$是堆芯$(\mathbf{x})$在相应约束$(\mathbf{c}_i)_{i\in\{1,\ldots,3\}}$下达到的值，则 $\Phi(\mathbf{x}_i) = \delta_{x_i\le\mathbf{c}_i}(x_i-\mathbf{c}_i\mathbf{c}_i)^2$，，其中 δ 是克罗内克δ函数。

3. 结果

3.1. 样本描述

我们使用爱达荷国家实验室的Sawtooth高性能计算中心收集了921个样本，每个样本使用一颗主频为2.90 GHz的Intel(R) Xeon(R) Platinum 8268 CPU。每个OpenMC候选方案的计算时间约为40至168小时（Sawtooth节点允许的最长计算时间），

具体取决于燃料寿命。随后，我们提取了与中子学计算相关的感兴趣量，并将燃料寿命输入MOUSE技术经济评估工具，以获得成本性能参数。

在此过程中，我们还必须剔除若干可能对代理模型性能产生不利影响的离群值。我们通过识别这些离群值，确保剩余样本的成本合理且符合物理实际。因此，我们删除了所有成本为负的样本。最终，我们保留了 875 个数据点。

随后，我们为 SDM 和燃料寿命设定了约束，分别为 -6700 pcm（接近标称设计的数值）和 6.0 年（接近标称设计）。如第 2.2 节所述，主要设备每 10 年更换一次，因此无需购买额外燃料以使燃料寿命超过这一期限。因此，为采取略微保守的方案，我们将燃料寿命的上限设定为 10.40 年。此外，我们对 q''_{max} 和 $F_{\Delta h}$ 施加了约束，以在目标优化过程中引导优化器转向搜索空间中较有利的区域；而 LCOE 不设约束。在 875 个样本中，只有两个满足约束，其对应成本分别为 11,648 和 8,957 美元/MWh（首堆）。约束和目标的设置汇总于表 7。

表 7：采用强化学习进行优化时目标和约束的设定。F_Q 在此处未使用，因为它仅作为评估峰值热流密度的输入。

QoIs	目标	约束	限值	Sign	上限/下限
q''_{max}	-	+	0.020	降低	[0.0137, 0.0579]
$F_{\Delta h}$	-	+	1.47	增加	[1.164，1.737]
停堆裕度 [pcm]	-	+	-6700	减少	[-46526, 8081]
寿命	-	+	[6.0,10.40]	增加	[-42.268, 52.434]

3.2. 代理模型性能

由于本研究采用的代理建模方法不应被视为本研究的主要贡献，因此本节有意保持简短，以便进一步讨论其他主题。在第 3.3 小节中，将对最终候选设计应用全阶模型，以评估这些代理模型的准确性。

先进反应堆的优化无法受益于成熟的工业级传统反应堆物理工具（如 SIMULATE；Rempe 等（1989）），因此必须依赖 OpenMC 等成本更高的替代方案（Al-Dawood 和 Palmtag，2023）。因此，使用代理模型对于加速反应堆物理计算至关重要（Seurin 等，2025；Williams 和 Seurin，2023），且在过去 5 年中已在核工程领域日益普及。有关近期应用的总结，请参阅 Williams 和 Seurin（2023）、Che 等（2022）以及 Seurin and Shirvan（2023）；为简洁起见，此处不再赘述。在本节中，我们采用了经典模型并比较了它们的性能。鉴于性能令人满意，我们决定现阶段不探索更先进的工具。

此外，我们发现若干感兴趣量（例如寿命、停堆裕度和 q''_{max}）高度相关；然而，只有部分感兴趣量可以根据输入设计参数轻松预测。因此，每个感兴趣量都将分两步进行预测。首先，我们将预测燃料寿命、停堆裕度和 $F\Delta h$，然后利用这些预测结果扩充输入空间，以预测峰值热流密度 q''_{max}。每一步都使用 scikit-learn 软件包中的随机森林（RF）模型所提供的特征重要性选项，选取排名最靠前的八个输入进行预测（Pedregosa 等（2011））。

表 8 展示了通过五折交叉验证得到的相应R^2 值，并比较了线性回归、随机森林、支持向量回归、多层感知机（MLP）、高斯过程（GP）和极端梯度提升。对于q''_{max}，GP 模型首先取得了最高的R^2 值，其次是 MLP。因此，第一批感兴趣量将使用 GP 进行预测，而 q''_{max} 将使用 MLP 进行预测。图 2 展示了每个预测感兴趣量的代理模型性能，其中采用标准归一化$x_i \frac{-}{\sigma_i} \mu_i$进行标量化；$\mu_i$ 是训练样本的均值，σ_i 是第 (i) 个感兴趣量训练样本的标准差。对于大多数验证数据，相应的点都靠近$y = x$ 线，这是R^2值较高的典型特征。虽然准确率并非 100%，但足以引导优化智能体进入吸引域，使找到的设计不断改进。我们将计算的全阶模型会提供感兴趣量的真实值。

表 8：预测感兴趣量时各种模型的五折交叉验证性能。

	线性回归	RF	支持向量回归	MLP	GP	极端梯度提升
r^2 （第一批）	0.890	0.950	0.957	0.973	0.978	0.956
r^2 (q''_{max})	0.713	0.897	0.957	0.979	0.955	0.920

3.3. 优化方法的应用与优化设计分析

影响优化的 PPO 相关超参数（其影响说明请参见 stables-baselines3 软件包、Raffin 等（2021），以及 Seurin 和 Shirvan（2024））为：n^{steps} 等于 8，$c_{\mathcal{H}}$ 为 0.0001，c^{vf} 为 0.5，学习率为 0.00025，最大梯度范数为 0.5，批量大小为 0.5，ϵ 为 0.2。请注意，γ 和 λ 均不会影响优化。我们在八颗主频为 2.90 GHz 的 Intel(R) Xeon(R) Platinum 8268 CPU 上运行强化学习算法，总计执行了 100,000 步。平均奖励和最大奖励的变化趋势（均按每 10,000 个样本分块取平均）如图 3 所示。

图 3(A) 展示了名义铍成本情形下平均奖励和累积奖励随训练周期的变化，图 3(B) 则展示了石墨情形下的变化。对于前者，较早便能找到最佳解（25 个训练周期以内），而优化器在 80 个训练周期后收敛。不过，首堆平准化能源成本（LCOE (FOAK)）的不确定性可能很高（350–600 美元/MWh），且收敛解处于最佳解的不确定性范围内。对于石墨情形，在约 35,000 个样本后找到最佳解，平均值的分布则在约 80,000 个样本后收敛。总的来说，优化器表现符合预期，能够找到可行解并降低平准化度电成本。

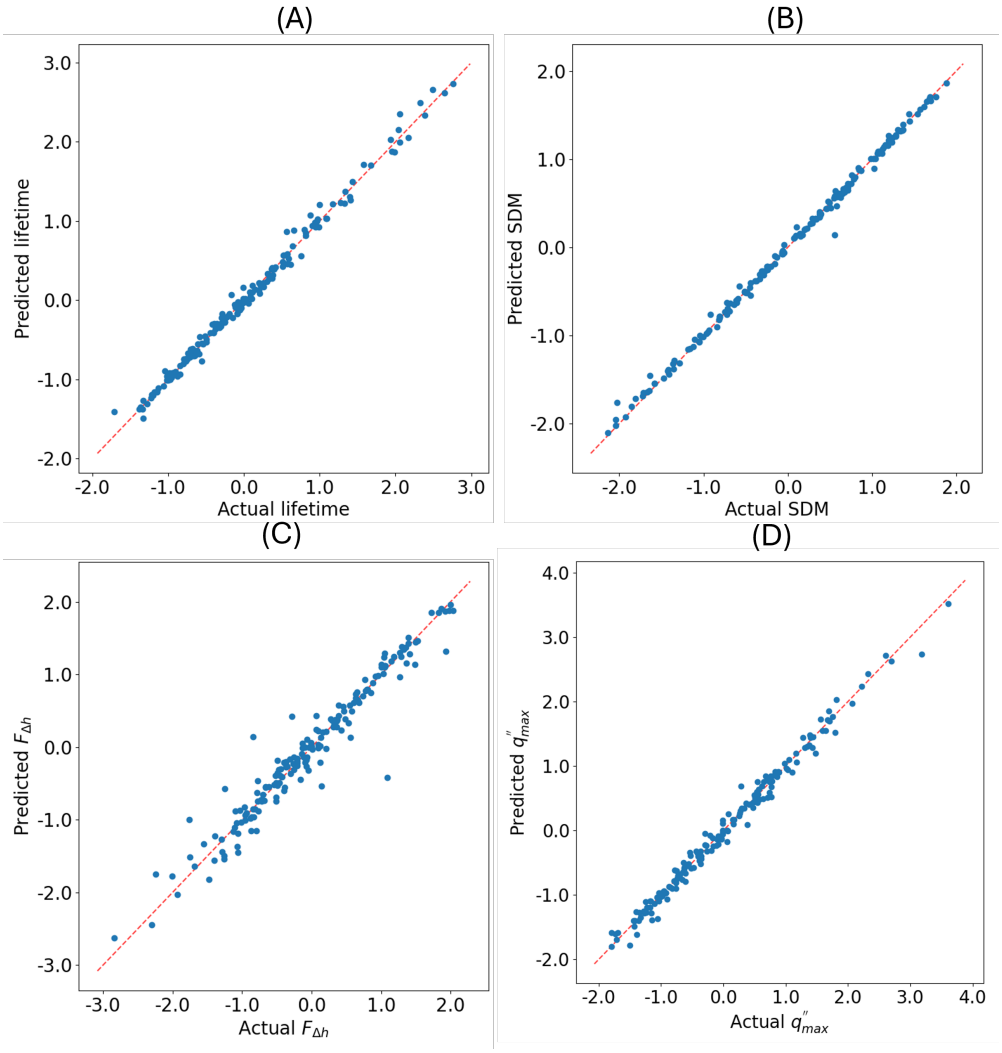


图 2：高斯过程在前三个感兴趣量上的性能结果：（A）寿命，（B）停堆裕度，（C）$F_{\Delta h}$，以及（F）MLP 对q''_{max}

此外，显然在名义铍成本情形下，平均成本显著更高，这是因为轴向反射层中所用铍的成本极高（45,000 美元/kg）。不过，优化器成功将成本降至与石墨情形相近的数量级，尽管找到的最佳解仍比标称解更贵（5,844 美元/MWh，而根据石墨成本评估的标称解为 5,079 美元/MWh）。因此，我们预计铍永远不会成为更具成本竞争力的选择。

表 9 给出了两个优化设计相对于标称设计的最终输入设计参数，表10 展示了相应的感兴趣量。

首先，我们注意到，每个新方案都表现出更低的x_{mr}。这一点值得注意，因为我们减少了固体慢化剂带来的慢化，却通过其他途径提高了堆芯中的反应性。此外，如第 2.2 节所述，YHx表现出正反应性系数。因此，即使没有专门针对其进行优化，

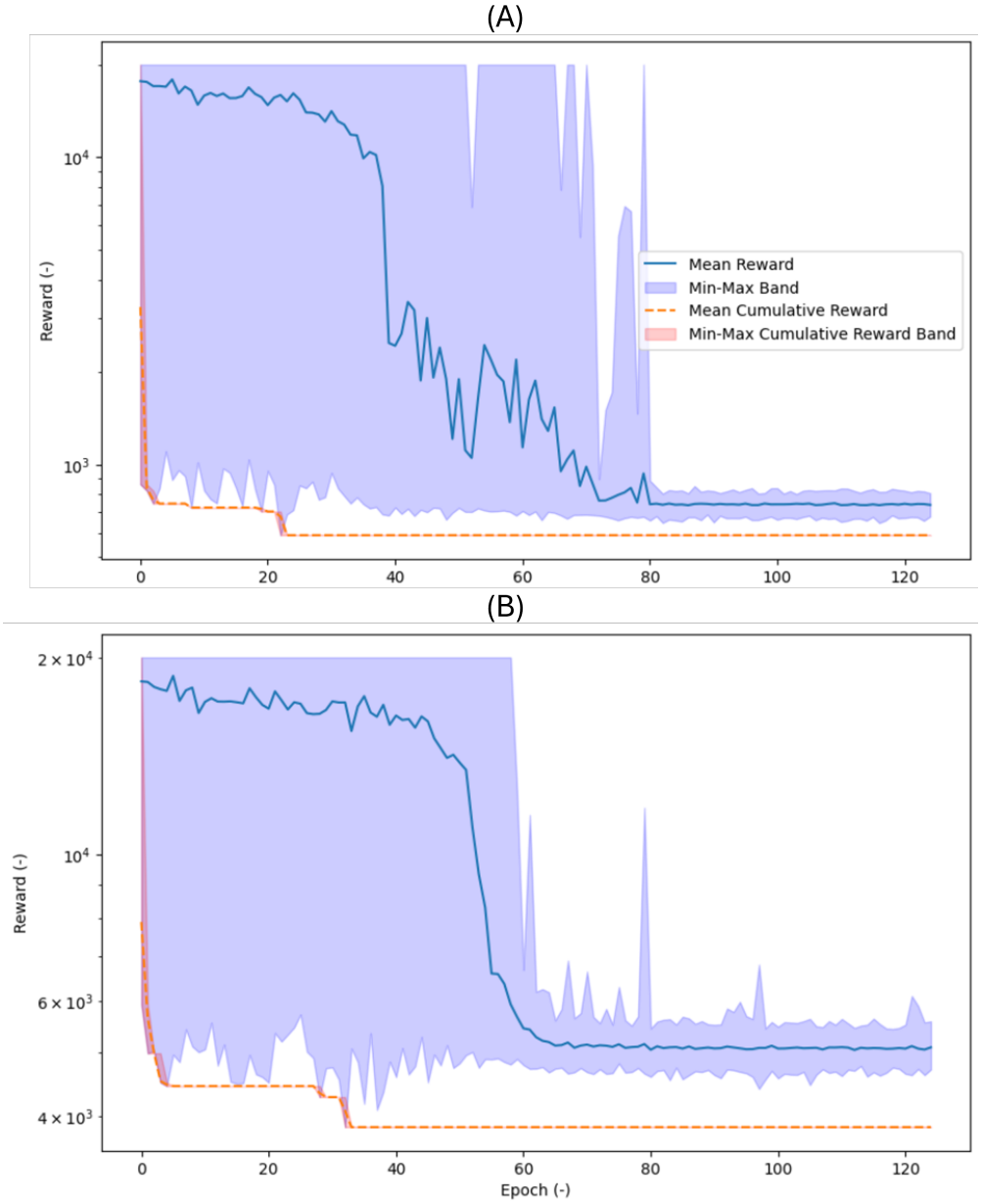


图 3：在（a）标称铍成本和（B）以石墨替代后的成本这两种情况下，平均奖励和累积奖励随训练周期的变化（1 个训练周期对应 10,000 个样本）。

我们所采用的固体慢化剂也大幅减少了，因而所有方案的等温温度系数最终都更低（见表10）；“方案（铍的成本）”和“方案（石墨的成本）”分别为 -3.04 和 -3.00 pcm/K 。通常，提高x_{mr}往往会降低停堆裕度和$F_{\Delta h}$（见附录A中的图A.5）；因此，对于这一特定参数，优化优先选择了较小的半径，从而也有利于安全性。我们还选择了另一种机制来延长燃料寿命。比较两种不同成本下的最佳方案时，我们注意到主要差异

位于 x_{fh}。对于“铍的成本”情形，轴向反射层的数量被降至最低，因此需要增加燃料和慢化来进行补偿。与“石墨的成本”情形相比，这分别导致更高的 x_{cr} 和 x_{pp}。自然，我们在表10中看到，q''_{max} 在 x_{fh} 较低的情形下更高，因为它与堆芯中的燃料量直接成反比。然而，在本研究中，我们无法获得将该值转换为燃料、整体块、反射体、固体慢化剂和HP温度的真实燃料性能关系，而要了解高于标称值的 q''_{max} （“石墨成本方案”为0.0214 MW/m^2，而标称情形为0.0188）的实际影响，正需要这种关系。

表 9：候选设计各项变化的参数描述。

符号	方案（铍的成本）	方案（石墨的成本）	标称
x_{ca}	91	96.01	90
x_{B10}	53	62	95
x_{fh}	190	148.36	160
x_{pp}	2.20	1.94	2.3
x_e	0.199	0.199	0.197
x_{cr}	1.10	0.97	1
x_{mr}	0.75	0.689	0.825

表10：与第2.1节所述标称设计相关的感兴趣量，与找到的最佳方案进行比较。每个斜杠左侧为真实值，右侧为预测值。

QoIs	方案（铍的成本）	方案（石墨的成本）	标称
寿命	11.41/10.24	9.61/8.71	6.99/8.08
SDM	-6708/-7417	-7952/-7473	-6757/-6730
$F_{\Delta h}$	1.41/1.40	1.373/1.343	1.469/1.474
q''_{max}	0.016/0.016	0.0214/0.0214	0.0188/0.0192
ITC	-3.04	-3.00	-2.404

此外，表11列出了最佳设计和标称设计的成本相关感兴趣量。对于标称设计，我们提供了昂贵和便宜两种轴向反射层方案下的平准化度电成本数值（以斜线分隔）。在这两种情况下，燃料的利用率都高于标称情形。然而，当铍成本较高时，由于x_{fh}和x_{cr}较高，燃料装载量显著增加，因此燃耗低于铍成本较低的情形。最终，我们发现，前一种情况下平准化度电成本可降低57%；若铍的成本与石墨相同，则可降低78%。

此外，可运输性约束也得到了满足：反应堆尺寸保持不变（这是设计要求），堆芯组件的质量也处于相同范围内（为简洁起见，未予展示）。最后，虽然预测结果

表11：第2.1节所述标称设计的成本相关感兴趣量，与所找到的最佳方案进行比较。每个最优方案给出的平准化度电成本对应于采用相应铍成本的情况。标称方案的成本采用表6所列的两种成本。

QoIs	方案（铍的成本）	方案（石墨的成本）	标称
平均热通量	0.00806	0.0117	0.010536
功率密度	1.612	2.412	2.105
铀-235	149.90	91.160	103.44
铀质量	753.27	458.09	525.06
燃耗	11.07	15.33	9.725
首堆平准化能源成本 估算成本（2024年美元）	5844	3937	10307/5079
非首堆平准化能源成本 估算成本（2024年美元）	1466	1292	1596/1442

略有差异，但仍相当接近，而且代理模型仍有助于在吸引域内指导决策。未来的工作应包括在线重新训练，以便随着数据的不断收集，提升代理模型的性能。

在下一小节中，我们将探讨最大化或最小化x_{fh}背后的原因。

3.4. 深入探讨平准化度电成本

最后，我们将平准化度电成本分解为资本成本、运维和燃料成本，以此结束分析。如图4(A)所示，资本成本和运维部分在平准化度电成本中占主导地位。请注意，初始燃料库存（账户25）属于直接资本成本，而非年化燃料成本；不过，在本研究中，与其他成本构成相比，这部分可以忽略不计。仔细查看图4(B)中平准化度电成本年化资本成本部分的各项构成，可以发现反射体和控制系统成本占主导地位，其中反射体是主要成本来源。图4(C)显示，更换反射体和控制鼓的成本在运维部分中占主导地位。这解释了为何x_{fh}被最大化，因为这样可以降低反射体的影响。由此，控制鼓的成本占比略有上升，但较长的燃料寿命将其影响降至最低。

最后，图 4(D)–(F) 分解展示了第二种情形下的平准化度电成本及其各个组成部分。在这种情形中，轴向反射层的成本与石墨相同。这里，资本成本和运维成本占主导，但反射体价格低廉。因此，应尽可能减小 x_{fh}，以降低控制鼓材料的成本占比；控制鼓材料是资本成本和运维成本的主要组成部分（分别见图 4(E) 和 4(F)）。不过，由于我们对 q''_{max} 设定了上限，x_{fh}不能无限减小。放宽这一约束、扩大目标空间，或许还能进一步降低成本；这将是姊妹论文探讨的主题。

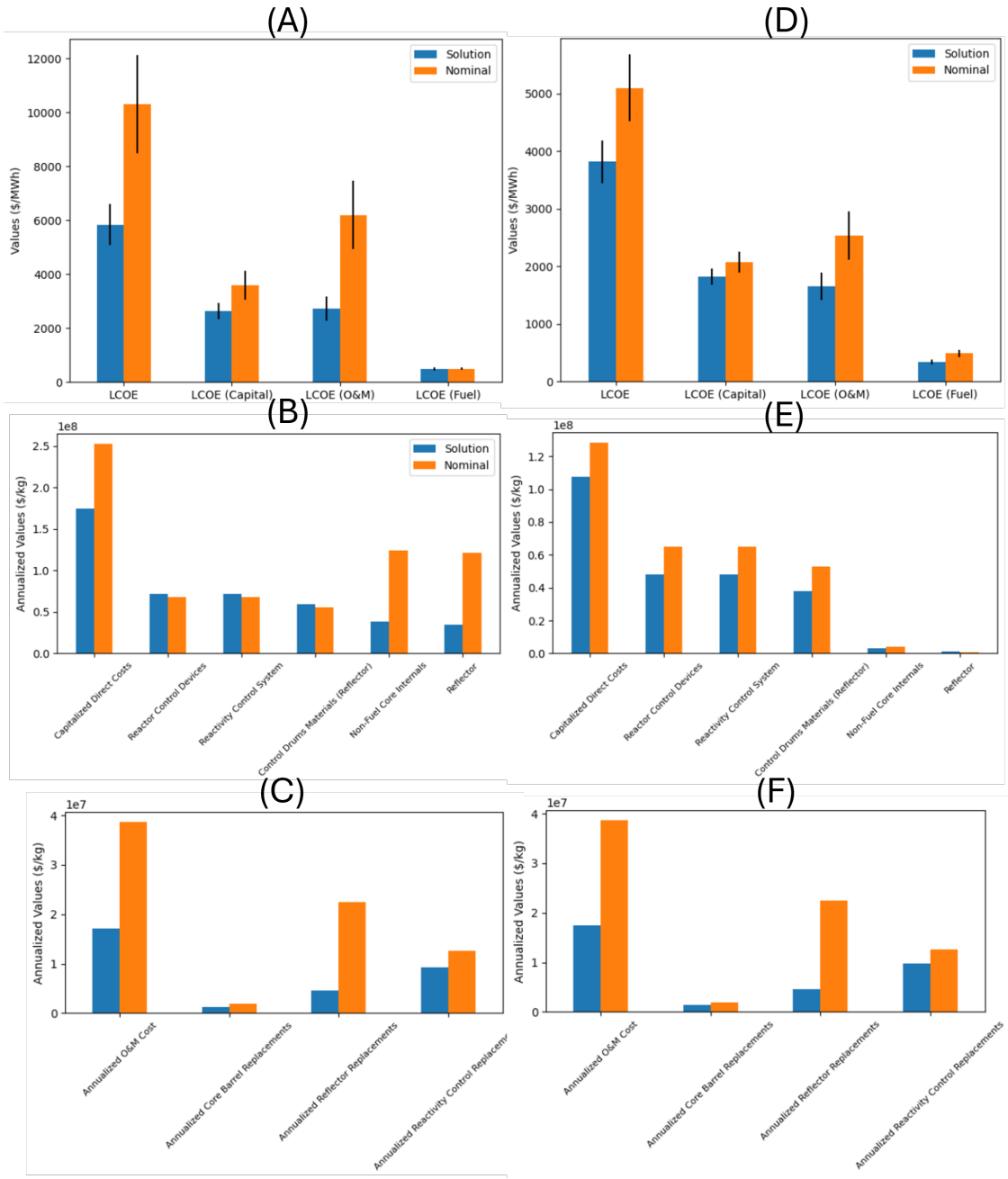


图4：平准化度电成本各组成部分的细分：燃料循环成本（（A）和（D））、资本成本（（B）和（E））以及运营与维护成本（（C）和（F））。

4. 结论

核微型反应堆的功率低于 20 MWth，因此美国能源部将其归类为 B 类反应堆（Naranjo de Candido 等，2024）。HPMR 凭借被动热量移除能力和紧凑性，成为一种颇具前景的设计。然而，与气冷微型反应堆、铅冷微型反应堆、有机工质冷却反应堆和水冷反应堆等替代方案相比，HPMR 的经济竞争力往往较弱（Hanna 等人，2025；Shirvan et al. (2023)）。因此，有必要优化 HPMR 的经济性，而基于人工智能的优化方法和代理建模的发展有助于实现这一目标。

本研究结合使用了多种工具，包括用于中子学分析的 OpenMC 和用于经济分析的 MOUSE，并以强化学习为核心进行优化。具体而言，在满足峰值热流密度q''_{max}、燃料寿命、停堆裕度（SDM）以及燃料棒积分峰值因子（$F\Delta h$）相关约束的前提下，最小化了首堆的平准化度电成本（LCOE）。我们首先生成了约 900 个样本，随后拟合了优化过程中使用的代理模型；优化过程运行了约 100,000 个样本。最后，使用全阶模型评估了找到的最优解。

我们研究了两种情况：一种是轴向反射层价格极高（45,000 美元/kg，以2024年美元计），另一种是价格低廉（80 美元/kg，以2022年美元计）。首先，系统性地减小固体慢化剂半径x_{mr}——这是因为这样做对$F_{\Delta h}$具有相关的正面影响——从而降低了等温温度系数。随后我们发现，资本成本和运维成本是平准化度电成本的主要组成部分，尤其是控制鼓材料和轴向反射层的成本（当后者的价格与铍相同时）。这些成本既来自资本化的直接成本，也来自更换主要部件所产生的年化更换成本；主要部件包括容器、反射体、慢化剂和控制鼓（每十年更换一次）。

当反射体价格高昂时，关键策略是通过增大x_{fh}来降低其成本，并调整其他参数，以确保满足运行和安全性约束。另一方面，价格低廉的轴向反射层会使x_{fh}最小化，这相当于减少反应堆中控制鼓材料的用量。这会增大q''_{max}，可能对燃料性能和热管性能构成挑战。目前的研究仍致力于整合燃料性能分析（使用 BISON；Williamson et al. (2012)）和热管性能分析（使用 Sockeye；Hansel et al. (2019)），以了解此类增大所产生的定量影响，并探讨是否可以适当放宽这些约束，从而争取获得更高的成本效益。

影响微型反应堆经济性能的因素众多，包括堆芯额定功率、燃料富集度、燃耗、现场人员规模、制造成本、政策激励和融资，以及运输能力限制、被动热量移除能力 Buongiorno et al. (2021) 以及燃料和热管性能。虽然结果很大程度上取决于我们的假设（例如铍反射体和控制鼓），但我们的方法具有不受 HPMR 类型限制的优势，还可扩展至任何类型的反应堆，以用于任何感兴趣的研究。本研究着重于成本，而姊妹论文将阐明采用多目标优化时成本与安全性之间微妙的权衡，从而帮助设计人员在微型反应堆的未来发展方面做出更明智的决策。

作者贡献声明

Paul Seurin：概念构思、方法论、软件、撰写初稿、经费获取、数据整理、正式分析与调查、可视化。**Dean Price：**概念构思、方法论、软件、撰写初稿、数据整理、经费获取。**Luis Nunez：**撰写、审阅与编辑。所有作者均已阅读并同意发表的稿件版本。

致谢

本研究由美国能源部（DOE）爱达荷运营办公室合同编号 DE-AC07-05ID14517 资助，资金来自爱达荷国家实验室（INL）实验室指导研发（LDRD）计划。作者还要感谢 Khaldoon Al-Dawood 博士和 Botros Hanna 博士就微型反应堆的技术经济分析所进行的宝贵讨论，并感谢 John Shaver 为稿件校对。

数据可用性

截至本文发表时，相关数据和代码将在合理请求后提供，并以开源软件包的形式托管于 IdahoLabResearch GitHub 仓库。

附录A. 设计参数与感兴趣量之间的相关矩阵

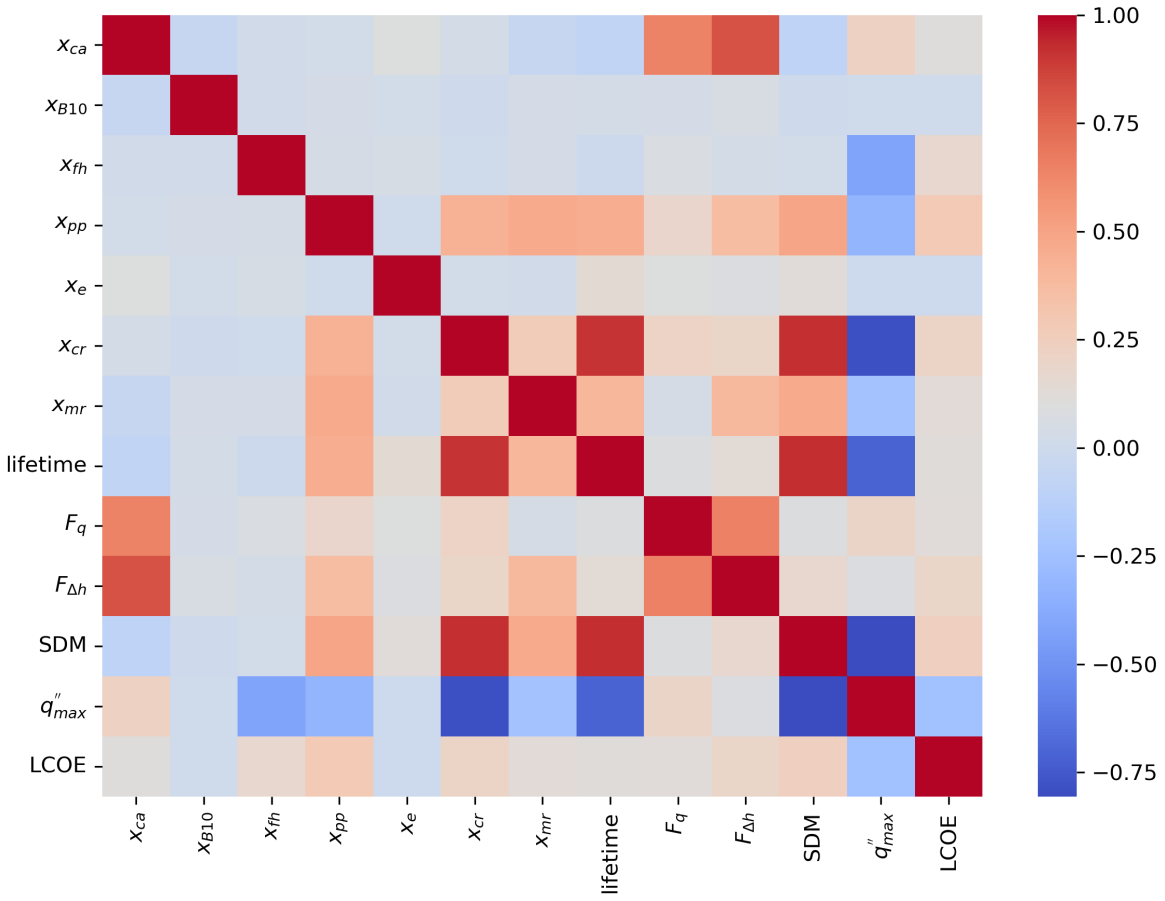
理解输入设计参数与感兴趣量之间的相关性，对于信任并解读所做出的设计决策至关重要。通常使用相关矩阵来阐明这种关系（Seurin and Shirvan，2024；Kobayashi 和 Alam，2024）。尽管存在多种方法，包括 SHAP、LIME 和 MRMR（Kobayashi 和 Alam，2024），本附录展示了输入设计参数与感兴趣量之间的（线性）相关矩阵（见图A.5）。对于本研究的目的而言，这种方法已足够。

参考文献

I. Naranjo de Candido、A. Al Rashdan、A. Abou Jaoude、J. Buongiorno，《核微型反应堆自动化的技术经济机遇评估》，《核科学与工程》（2024）1–20。

N. Choi、M. K. Mohammad Jaradat、V. Laboure、J. A. Christensen、S. Terlizzi，《利用 OpenMC-CRAB工作流推进类 eVinciTM 微型反应堆的多物理场微燃耗分析》，技术报告，爱达荷国家实验室（INL），爱达荷福尔斯，爱达荷州（美国），2024。

G. Park、J. Buongiorno、K. Shirvan，自下而上的低浓缩、低压核电池平准化成本估算，《核工程与设计》438（2025年）113936。



图A.5：输入设计参数与感兴趣量之间的相关矩阵。“1”表示强正线性相关，“-1”表示强负线性相关。

P. Seurin、O. Olabanjo、J. Wiggins、L. Pratt、L. Rana、R. Yasaei、G. Renard, 《H2-golden-retriever：基于证据的氢能研究资助申请方法论与工具》, 2022年。网址：https://arxiv.org/abs/2211.08614。arXiv：2211.08614。P. Seurin、L. Lin, 《基于热能分配系统稀疏辨识的物理信息模型不确定性量化》, 《核能年鉴》226（2026年）111865。网址：https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306454925006826。doi：https://doi.org/10.1016/j.anucene.2025.111865。J. Buongiorno、B. Carmichael、B. Dunkin、J. Parsons、D. Smit, 《核电池能否在大型市场中具备经济竞争力？》, 《能源》14（2021年）4385。H. C. Bryan、K. W. Jesse、C. A. Miller、J. M. Browning, 《偏远地区核微型反应堆：数字孪生与集中式异地控制的初步经济评估》, 《核工程前沿》2（2023年）1293908。Z. Wang、J. Gou、D. Jiang、D. Yun, 《一种用于新型热管反应堆堆芯多目标优化设计的数据驱动的多物理场耦合分析方法》, 《计算机物理通讯》311（2025年）109551。

M. Goff, 《特朗普总统关于核能的行政命令：9 个关键要点》, 2025年。网址：https://www.energy.gov/ne/articles/9-key-takeaways-president-trumps-executive-orders-nuclear-energy.

J. Aljbour、T. Wilson、P. Patel, 《为智能提供动力：分析人工智能与数据中心能源消耗》, 电力研究院白皮书第 3002028905 号（2024）。

P. Seurin, W.-C. Cheng, J. Hansen, 《利用核能为数据中心供电的长期策略：核能与天然气混合运行及与数据中心共址》, 载于：美国核学会（ANS）冬季会议，2025年。M. Anderson, M. Sgambati, 《微型反应堆运行的微电网与高性能计算系统集成》, 载于：2024年IEEE集群计算国际会议研讨会（CLUSTER Workshops）, IEEE, 2024, 页码44–54。D. Price, N. Roskoff, M. I. Radaideh, B. Kochunas, 《热管微型反应堆的多物理场建模与临界控制鼓位置搜索》, 《核科学与工程》（2024）1–20。B. H. Yan, C. Wang, L. G. Li, 《微型热管冷却反应堆技术：综述》, 《核能年鉴》135（2020）106948。A. Abou-Jaoude, Y. Arafat, A. W. Foss, B. W. Dixon, 《应用于热管微型反应堆概念的设计导向经济学方法》, 技术报告，爱达荷国家实验室（INL）, 爱达荷福尔斯，爱达荷州（美国）, 2021年。

M. R. Abdusammi, I. Khaleb, F. Gao, A. Verma, 《考虑反应堆成本不确定性的核微型反应堆在当前电力市场中的成本竞争力评估》, arXiv预印本 arXiv:2506.13361（2025年）。K. Al-Dawood, B. Hanna, S. P. Balla, R. de Oliveira, S. Garcia, D. McCarthy, C. Bolisetti, B. Lindley, A. Abou-Jaoude, 《用于技术经济评估的开源微型反应堆设计模型》, 《核工程与设计》442（2025年）114210。P. Seurin, K. Shirvan, 《核电厂燃料优化强化学习算法评估》, 《应用智能》54（2024）2100–2135。P. Seurin, K. Shirvan, 《利用单目标强化学习超越压水堆堆芯换料优化的传统方法》, 《核科学与工程》（2025年）1–32。A. Halimi, K. Shirvan, 《规模效应对压水堆堆芯设计、燃料成本和乏燃料体积的影响》, 《核能年鉴》209（2024）110847。A. Halimi, K. Shirvan, 《压水堆小型模块化反应堆设计选择对燃料行为的影响》, 《核技术》211（2025）1723–1746。O. Erdem, D. Price, P. Seurin, M. I. Radaideh, 《MAEO：多目标变形集成优化》, 可见于SSRN 5868125（2025年）。K. Al-Dawood, D. Golden, M. K. Jaradat, A. Abou-Jaoude, 《先进微型反应堆的燃料循环设计方案评估》, 《核工程与设计》446（2026年）114577。K. Shirvan, J. Buongiorno, R. MacDonald, B. Dunkin, S. Cetiner, E. Saito, T. Conboy, C. Forsberg, 《二氧化铀燃料微型反应堆：新兴市场的近期解决方案》, 《核工程与设计》412（2023年）112470。B. N. Hanna, K. Ali Mohammad Al Dawood, P. R. Seurin, A. Abou-Jaoude, R. Abdelnasser, 《核微型反应堆自下而上成本估算工具》, 技术报告, 爱达荷国家实验室（INL）, 爱达荷福尔斯, 爱达荷州（美国）, 2025年。J. Zhang, Y. Chen, X. Liu, X. Chai, H. He, J. Xiong, T. Zhang, 《利用多物理场数据驱动方法优化热管冷却微型反应堆的热应力分布》, 《能源》323（2025）135679。K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, T. Meyarivan, 《一种快速且精英化的多目标遗传算法：NSGA-II》, 《IEEE进化计算汇刊》6（2002）182–197。P. K. Romano, N. E. Horelik, B. R. Herman, A. G. Nelson, B. Forget, K. Smith, 《OpenMC：用于研究与开发的先进蒙特卡罗程序》, 《核能年鉴》82（2015）90–97。

F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion, O. Grisel, M. Blondel, P. Prettenhofer, R. Weiss, V. Dubourg, J. Vanderplas, A. Passos, D. Cournapeau, M. Brucher, M. Perrot, E. Duchesnay, 《Scikit-learn：Python中的机器学习》, 《机器学习研究杂志》12 (2011) 2825–2830。M. I. Radaideh, K. Du, P. Seurin, D. Seyler, X. Gu, H. Wang, K. Shirvan, 《Neorl：结合强化学习的神经进化优化——在无碳能源系统中的应用》, 《核工程与设计》412 (2023) 112423。P. Seurin, K. Shirvan, 《基于多目标强化学习的压水堆优化方法》, 《核能年鉴》205 (2024) 110582。N. E. Stauff, A. Abdelhameed, Y. Cao, N. Kristina, Y. Miao, K. Mo, D. Nunez, 《微型反应堆负荷跟踪与安全瞬态的多物理场分析》, 技术报告, 阿贡国家实验室 (ANL), 美国伊利诺伊州阿贡; 爱达荷……, 2022a。N. Stauff, M. Atz, A. Abdelhameed, K. Kiesling, S. Kumar, Y. Jung, P. Shriwise, 《NEAMS和ARC快堆工具与NEAMS工作台集成的现状》, 技术报告, 阿贡国家实验室 (ANL), 美国伊利诺伊州阿贡, 2022b。网址：https://www.osti.gov/biblio/1891623。doi:10.2172/1891623。D. A. Brown, M. B. Chadwick, R. Capote, A. Kahler, A. Trkov, M. Herman, A. Sonzogni, Y. Danon, A. Carlson, M. Dunn 等, 《ENDF/B-VIII.0：核反应数据库第8次重大版本发布, 包含CIELO项目截面、新标准和热散射数据》, 《核数据表》148 (2018) 1–142。P. Maria, 《高阶切比雪夫有理逼近方法及其在燃耗方程中的应用》, 《核科学与工程》182 (2016) 297–318。B. Impson, M. Elhareef, Z. Wu, B. Goddard, 《TRISO燃料颗粒排列对球床中子学和同位素演化的影响》, 《核工程杂志》6 (2025年) 27。K. Williams, J. K. Hansen, E. Hoffman, 《先进燃料循环成本基础报告：模块D1-3 铀基陶瓷颗粒燃料制造》, 技术报告, 爱达荷国家实验室 (INL), 美国爱达荷州爱达荷福尔斯, 2021年。T. Kim, L. Boing, W. Halsey, B. Dixon, 《计划近期部署的小型模块化反应堆的核废物属性》, 技术报告, 阿贡国家实验室 (ANL), 美国伊利诺伊州阿贡, 2022年。I. Naranjo de Candido, K. Shirvan, 《使用核成本估算工具对AP1000建设进度进行基准测试》, 载于：美国核学会 (ANS) 冬季会议, 2025年。X. Hu, D. Schappel, C. M. Silva, K. A. Terrani, 《用于高温慢化剂的氢化钇制造》, 《核材料杂志》539 (2020) 152335。

B. J. Ade, B. R. Betzler, J. R. Burns, C. W. Chapman, J. Hu, 《使用氢化钇慢化剂的反应堆物理考量》, 《核科学与工程》196 (2022) 1539–1558。网址：https://doi.org/10.1080/00295639.2022.2035157。doi:10.1080/00295639.2022.2035157。arXiv:https://doi.org/10.1080/00295639.2022.2035157。K. Al-Dawood, S. Palmtag, 《液态金属快堆的设计与优化方法论》, 《国际能源研究杂志》2023 (2023) 6846467。P. Seurin, K. Shirvan, 《人工智能的进步能否超越压水堆堆芯优化的传统算法? 》, 载于：美国核学会 (ANS) 学生会议，2023年。P. Seurin, K. Shirvan, 《面向压水堆堆芯装载方案的物理信息强化学习优化》, 《核能年鉴》208 (2024) 110763。J. Schulman, F. Wolski, P. Dhariwal, A. Radford, O. Klimov, 《近端策略优化算法》, arXiv预印本 arXiv:1707.06347 (2017a)。J. Schulman, S. Levine, P. Moritz, M. Jordan, P. Abbeel, 《信赖域策略优化》, arXiv预印本 arXiv: 1502.05477v5 (2017b)。V. Mnih, A. P. Badia, M. Mirza, A. Graves, T. P. Lillicrap, T. Harley, D. Silver, K. Kavukcuoglu, 《深度强化学习的异步方法》, ICML'16：第33届国际机器学习大会论文集 48 (2016) 1928–1937。K. R. Rempe, K. S. Smith, A. F. Henry, 《Simulate-3 燃料棒功率重构：方法论与基准测试》, 《核科学与工程》103 (1989) 334–342。P. Seurin, A. Halimi, K. Shirvan, 《将燃料性能纳入堆芯换料优化的影响：功率提升应用》, 《核工程与设计》433 (2025年) 113844。D. Williams, P. Seurin, 《利用深度学习代理模型加速堆芯装载模式优化的新框架》, 载于：美国核学会 (ANS) 学生会议，2023年。Y. Che, J. Yurko, P. Seurin, K. Shirvan, 《机器学习辅助代理模型构建：全堆芯燃料性能分析》, 《核能年鉴》168 (2022) 108905。A. Raffin, A. Hill, A. Gleave, A. Kanervisto, M. Ernestus, N. Dormann, 《Stable-baselines3：可靠的强化学习实现》, 《机器学习研究杂志》22 (2021) 1–8。网址：http://jmlr.org/papers/v22/20-1364.html。R. L. Williamson, J. Hales, S. Novascone, M. Tonks, D. Gaston, C. Permann, D. Andrs, R. Martineau, 《核燃料行为的多维多物理场模拟》, 《核材料杂志》423 (2012) 149–163。

J. E. Hansel, R. A. Berry, D. Andrs, R. C. Martineau, 《Sockeye：一维热管建模工具》，技术报告，爱达荷国家实验室（INL），美国爱达荷福尔斯，爱达荷州，2019。

K. Kobayashi、S. B. Alam, 《面向智能数字孪生的可解释、易理解且可信赖的人工智能：剩余使用寿命案例研究》，《人工智能工程应用》129（2024）107620。