



基于FCNN-NSGA-III的反应堆辐射屏蔽设计智能优化研究

李晓梦 李志峰 宋英明 韩嵩 桂龙

Research on Intelligent Optimization of Reactor Radiation Shielding Design Based on FCNN-NSGA-

LI Xiaomeng, LI Zhifeng, SONG Yingming, HAN Song, GUI Long

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.11804/NuclPhysRev.40.2022118>

引用格式:

李晓梦, 李志峰, 宋英明, 韩嵩, 桂龙. 基于FCNN-NSGA-III的反应堆辐射屏蔽设计智能优化研究[J]. *原子核物理评论*, 2023, 40(4):572-578. doi: 10.11804/NuclPhysRev.40.2022118

LI Xiaomeng, LI Zhifeng, SONG Yingming, HAN Song, GUI Long. Research on Intelligent Optimization of Reactor Radiation Shielding Design Based on FCNN-NSGA-III [J]. *Nuclear Physics Review*, 2023, 40(4):572-578. doi: 10.11804/NuclPhysRev.40.2022118

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

小型模块化熔盐堆钍利用方案

Thorium Utilization Strategy for a Small Modular Molten Salt Reactor

原子核物理评论. 2017, 34(3): 672-676 <https://doi.org/10.11804/NuclPhysRev.34.03.672>

钍基熔盐堆用238群中子-48群光子耦合多群常数库的屏蔽基准验证

Shielding Benchmarks of the 238-Neutron and 48-gamma Ray Coupled Group Constant Library for Thorium Molten Salt Reactor

原子核物理评论. 2017, 34(3): 682-690 <https://doi.org/10.11804/NuclPhysRev.34.03.682>

基于自适应遗传算法的质子调强放疗扫描路径优化

IAGA Based Spot Scanning Path Optimization for Intensity Modulated Proton Therapy

原子核物理评论. 2018, 35(2): 189-195 <https://doi.org/10.11804/NuclPhysRev.35.02.189>

TMSR白光中子源本底屏蔽设计

Background Shielding Design for TMSR Photoneutron Source

原子核物理评论. 2020, 37(3): 777-783 <https://doi.org/10.11804/NuclPhysRev.37.2019CNPC38>

HIAF BRing及高能外靶实验终端的辐射屏蔽设计

Shielding Design for BRing and High-energy Experimental Terminal in HIAF

原子核物理评论. 2018, 35(3): 302-307 <https://doi.org/10.11804/NuclPhysRev.35.03.302>

铅基反应堆自然循环与应急余热排出研究

Study on Natural Circulation and Residual Heat Removal Capability of the Lead-based Fast Reactor

原子核物理评论. 2020, 37(1): 109-118 <https://doi.org/10.11804/NuclPhysRev.37.2019052>

文章编号: 1007-4627(2023)04-0572-07

基于FCNN-NSGA-III的反应堆辐射屏蔽设计智能优化研究

李晓梦¹, 李志峰², 宋英明^{1,†}, 韩嵩², 桂龙¹

(1. 南华大学核科学技术学院, 湖南 衡阳 421001;

2. 中广核研究院有限公司, 广东 深圳 518026)

摘要: 为了解决传统的辐射屏蔽设计中存在的效率低且误差高的问题, 提出了一种基于全连接神经网络(FCNN)与第三代非支配排序遗传算法(NSGA-III)相耦合的反应堆屏蔽设计智能优化方法。以熔盐反应堆为例, 建立反应堆屏蔽优化模型并利用蒙特卡罗软件计算大量样本, 使用FCNN对计算数据进行机器学习, 建立输入层参数与输出层参数的多维非线性映射关系, 将神经网络预测结果作为计算适应度函数的依据, 基于NSGA-III进行多目标寻优, 得到辐射屏蔽设计多目标优化的pareto最优解。研究表明, FCNN耦合NSGA-III的方法在求解多目标优化问题中表现良好, 可实际应用于先进反应堆屏蔽设计中。

关键词: 熔盐堆; 第三代非支配遗传算法; 全连接神经网络; 屏蔽设计; 多目标优化

中图分类号: TL99 **文献标志码:** A **DOI:** 10.11804/NuclPhysRev.40.2022118

0 绪论

熔盐反应堆作为第四代核反应堆重点发展的堆型之一, 具有高度的安全性、可靠性、经济性, 并且由于熔盐堆具有小型化的优势, 使其具备在舰船上使用的可能性。因此, 研究诸如熔盐堆等先进反应堆型的屏蔽优化设计是有必要的。在反应堆屏蔽设计的工程应用中, 需要综合考虑重量、体积、屏蔽效果等, 是一个复杂的多目标优化问题。传统的优化方法是设计者根据经验提供多种参考方案, 再经过手动计算筛选出最优解, 因而使用传统的优化方法耗时长, 效率低且误差大。

针对反应堆屏蔽优化问题, 国内外研究人员开展了一系列的智能优化理论及方法研究, 结果表明, 遗传算法在解决此类问题中具有较大的优势^[1-2]。在文献^[3]中, 作者创造性地提出将BP神经网络与遗传算法(GA)相耦合的反应堆屏蔽设计智能优化方法, 通常用于单目标问题的优化^[3]。在文献^[4]中, 作者通过改进神经网络算法及NSGA-II自适应算子, 将深度神经网络(DNNs)与非支配遗传算法(NSGA-II)相耦合, 可用于解决一般的多目标问题^[4]。虽然NSGA-II的应用并不局限于三个目标以内的优化问题, 但当优化问题的数目足够多的时候, NSGA-II优化效果较差^[5]。

本文通过将全连接神经网络(FCNN)与第三代排序遗传算法(NSGA-III)相耦合的反应堆屏蔽设计智能优化

方法, 针对熔盐堆模型进行优化计算, 综合考虑轻量化和辐射防护最优化, 以期得到熔盐反应堆屏蔽设计多目标的pareto最优解。

1 算法分析

1.1 FCNN介绍

基于误差反向传播算法构建的全连接神经网络(Fully Connected Neural Network, FCNN)具有很强的非线性映射能力、自适应和自组织能力, 可以通过一次次的正向学习与反向调整, 使神经网络训练误差降到最小^[6]。全连接神经网络的特点是上一层网络中每一个神经元节点都与下一层网络中的每一个神经元节点都有关系, 其结构如图1所示。

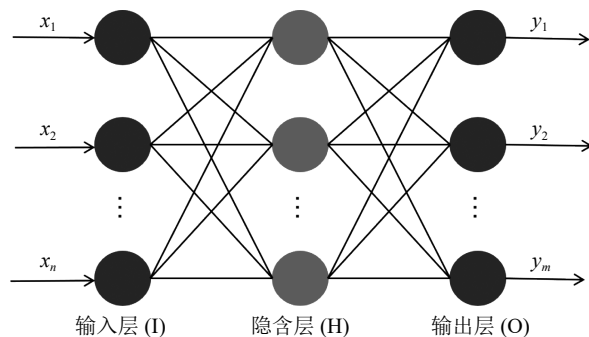


图1 FCNN结构示意图

收稿日期: 2022-12-05; 修改日期: 2023-02-12

基金项目: 广东省基础与应用基础研究基金项目(2020B1515120035, 2021A1515010265, 2022A1515011462)

作者简介: 李晓梦(1999-), 女, 山东德州人, 硕士研究生, 从事辐射防护研究; E-mail: 247371173@qq.com

† 通信作者: 宋英明, E-mail: songyingming@tsinghua.org.cn

通过训练的神经网络有较强的泛化能力，能够对未在训练过程中遇到的数据进行合理的预测，可用于处理一些复杂问题的近似解，在优化问题中有着广泛的应用前景^[7]。

1.2 NSGA-III 介绍

Kalyanmoy Deb 和 Himanshu Jain 于 2014 年提出基于参考点的非支配排序方法的进化多目标优化算法 (Non-dominated Sorting Genetic Algorithms III, NSGA-III)，该算法通过求解空间上超平面参数及相关数据，对分布在多维求解空间中的解集进行随机选择，保证优化解集在超平面上的均匀性，并利用良好分布的参考点来保持种群的多样性。如图 2 所示，是该算法的流程图^[8-10]，假设初代种群为 P_1 ，其大小为 N ，初代种群

为 P_1 和其后代种群 Q_1 构成组合种群 R_1 ，其大小为 $2N$ ， F_i 为第 i 个非支配层， S_i 是使用非支配层构建的一个新的种群，直到 S_i 的大小等于 N 或第一次超过 N 时，设最后包含的非支配层是第 L 层。在优化开始前，设 S_1 为空集， $i=1$ 。

为了从种群 P_1 中选择最好的 N 个解进入下一代，首先将 R_1 按照非支配层 (F_1, F_2, \dots) 进行划分，根据优化目标的个数 (M) 与每个目标划分的部分 (p) 确定超平面上的参考点的数量 (H)：

$$H = \binom{M+p+1}{p} \quad (1)$$

在种群个体自适应归一化之前，先构造一个理想点 $Z = (Z_1^{\min}, Z_2^{\min}, \dots, Z_M^{\min})$ ，再利用成就度量函数找出各目标分量上的极值点 Z^j, \max ：

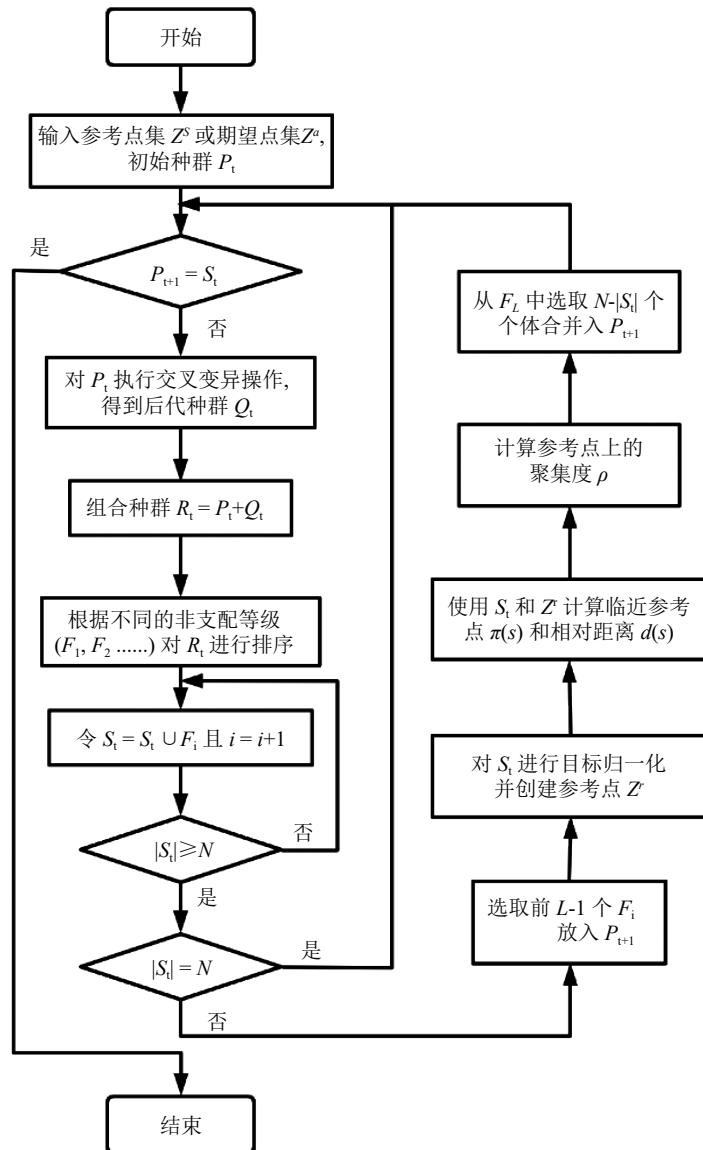


图 2 NSGA-III 算法流程图

$$Z^{j,\max} = s : \arg \min_{s \in S_t} AS F(s, w^j),$$

$$w^j = (\tau, \dots, \tau)^T, \tau = 10^{-6}, w_j^j = 1. \quad (2)$$

对待归一化的目标执行归一化操作:

$$f_i^n(x) = \frac{f_i'(x)}{a_i - z_i^{\min}} = \frac{f_i(x) - z_i^{\min}}{a_i - z_i^{\min}}. \quad (3)$$

参考点设置完成后, 要进行关联操作, 我们要让种群中的个体分别关联到相应的参考点。计算各目标值与参考线之间的欧式距离:

$$d^+(s, w) = \left\| s - \frac{w^T s w}{\|w\|^2} \right\|, \quad (4)$$

然后确定离解决方案 s 最近的参考点及距离:

$$\pi(s) = w : \arg \min_{w \in z} d^+(s, w), d(s) = d^+(s, \pi(s)), \quad (5)$$

最后通过 $\pi(s)$ 计算各参考点的拥挤度向量 ρ_j , 算法执行

小生境保持算子从 F_1 中选择个体, 直到 P_{t+1} 中的个数数目达到 N 。

1.3 反应堆屏蔽设计智能优化方法

利用神经网络耦合 NSGA-III 的反应堆屏蔽设计超目标优化方法的流程图见图 3。首先, 确定屏蔽优化问题, 建立蒙特卡罗模型及输入输出类别。其次, 使用蒙特卡罗方法计算一定数量的样本, 统计输入输出数据。然后, 将处理后的数据作为 FCNN 的输入及输出端进行训练, 得到一定的映射关系。最后, 使用 NSGA-III 耦合 FCNN, 经过交叉、遗传、变异, 进行方案寻优。

因此, 使用遗传算法调用神经网络寻优, 可以避免大量的蒙特卡罗计算使遗传算法性能低下的问题, 并且, NSGA-III 算法的使用可以避免在多目标优化过程中优化目标权重设置时的人为干预, 增加了优化解的分布范围。

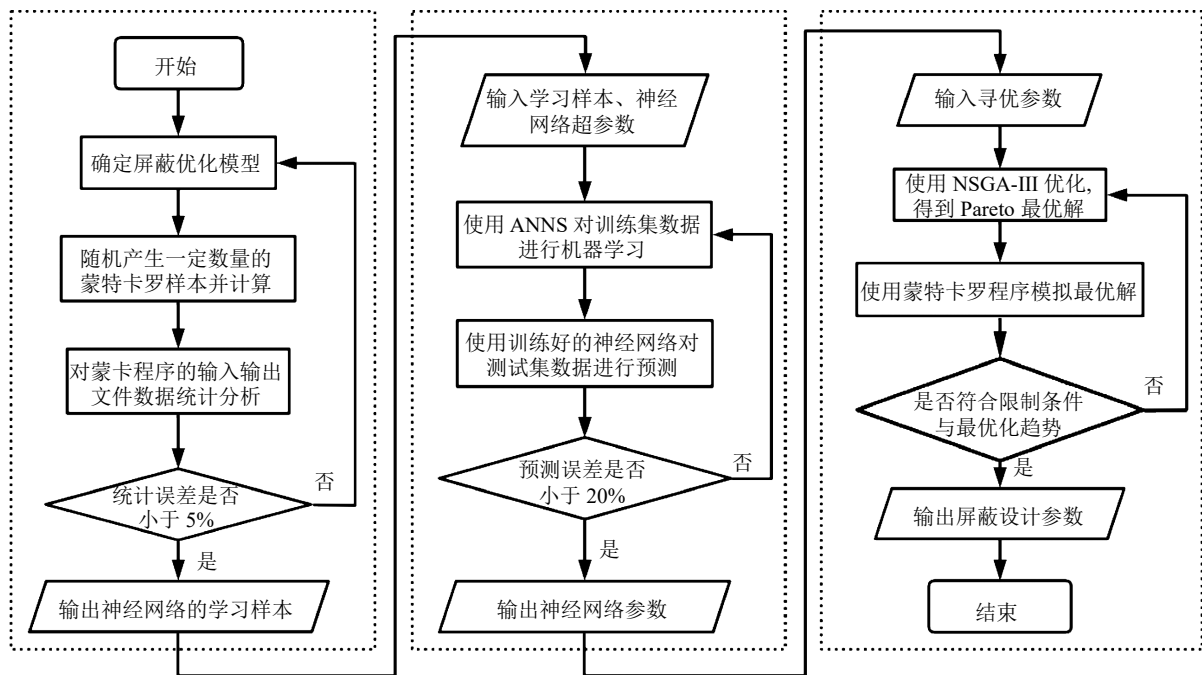


图 3 反应堆屏蔽设计智能优化方法流程图

2 建立屏蔽优化模型

2.1 计算模型

图 4 是根据美国橡树岭国家实验室提出并建造的熔盐实验堆 (MSRE) 建立的熔盐堆屏蔽优化模型 [11-15], 屏蔽层内侧半径为 81 cm, 屏蔽层高度为 280 cm, 在原始模型的基础上结合后续屏蔽优化的计算要求, 设置屏蔽层部分的材料选择和厚度变化见表 1。使用 DE/DF 卡和基于 NCRP-38、ANSI/ANS 给定的通量-剂量转换因子, 统计最外侧墙壁上的中子剂量与光子剂量。

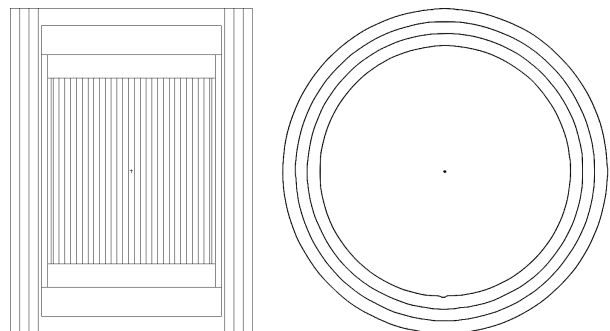


图 4 MSRE 屏蔽优化模型 (在线彩图)

表1 MSRE模型屏蔽层部分的材料选择和厚度变化

序号	厚度变化范围/cm	材料选择	原始模型厚度/cm	原始模型材料
B1	4-8	钢、硼钢、铁、铝	4	铝
B2	4-8	铁、铝、聚乙烯	6	聚乙烯
B3	3-7	铅、钢、硼钢	4	铅

根据表1所示的材料选择和厚度变化范围批量产生2000组蒙特卡罗计算样本，统计最外侧墙壁上的中子剂量与光子剂量，统计误差在5%以内^[16]，蒙特卡罗程序计算结果可信，可用于后续FCNN的机器学习。

2.2 优化目标

在实际工程应用中，设计者们更关心的为中子剂量与光子剂量之和，而在之前的研究中，是在神经网络训练之前，将中子剂量与光子剂量耦合，在神经网络预测时，可直接得到总剂量，但由于神经网络训练总剂量时，输入和输出数据的相关性降低，导致误差增大、训练效果差。针对熔盐堆屏蔽计算模型优化问题，我们先使用FCNN分别对中子剂量和光子剂量进行非线性拟合，再采取在NSGA-III优化过程中边耦合边优化的方法进行针对总剂量和重量的双目标优化。设计变量及约束条件的数学模型可表示为

$$s.t. \begin{cases} \min F_D(X) = D_N(X) + D_P(X) \leq D_0 \\ \min F_W(X) = \sum \rho_i V_i \leq W_0 \\ L_j \leq x_j \leq U_j (j = 1, 2, \dots, n) \end{cases}, \quad (6)$$

式中： F_D 、 F_W 分别为屏蔽方案总剂量和重量； D_N 、 D_P 分别为屏蔽层外的中子剂量值和光子剂量值； X 为一组特定的屏蔽设计参数； ρ_i 、 V_i 分别为反应堆各个屏蔽层的密度与体积； D_0 、 W_0 分别为原始模型的总剂量和重量； x_j 为任意一组屏蔽方案的优化变量，包括屏蔽层的材料和厚度； L_j 、 U_j 分别为对应的设计方案的上确界和下确界。

3 FCNN数据学习

针对图4所示的MSRE模型，我们期待通过神经网络训练，可以根据每层屏蔽层的厚度大小及材料选择，能够预测出最外侧墙壁上的中子剂量与光子剂量。因此，神经网络训练参数应包括屏蔽层厚度、材料以及样本计算后的剂量数据。

由于屏蔽层的厚度和材料种类与粒子在屏蔽层的自由程数直接相关^[17]，因此将粒子在不同屏蔽层中的自由程数代替屏蔽层的厚度与材料种类特征，选择粒子在屏蔽层中运输时可能存在的某些能量值，并计算这些能

量下的平均自由程数，作为神经网络的输入层参数，同时将统计得到的中子剂量与光子剂量作为神经网络的输出层参数。

将前期蒙特卡罗方法模拟出的2000组样本，按照8:1:1的比例，分为训练集、测试集和验证集。其中，训练集用以计算梯度和修正网络的权值及阈值；验证集是在训练的过程中监控样本集的误差，确认误差在正常地减少，当验证集的误差下降到0.5%或者到达设定的迭代次数时，迭代结束；测试集是在迭代结束后用以预测未参与训练的样本误差。设置初始迭代次数为10000代，根据对训练模型复杂程度、训练结果、训练时长的考量，设置神经网络层数为3层，其中输入层为平均自由程数，节点数 $n=57$ ，输出层为蒙特卡罗方法模拟出的剂量值，节点数 $m=2$ ，隐含层节点数 p 根据经验公式：

$$p = \sqrt{n+m} + x, \quad (7)$$

式中： x 为1~10的常数。对于该神经网络训练模型，在经验公式所给的范围内多次训练，发现当隐含层节点数设置为 $p=15$ 时，训练效果最好。

在这里，我们统计了数据的平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)，计算方式如下：

$$MAPE = \text{mean} \left[\text{abs} \left(\frac{Y_{\text{Real}} - Y_{\text{Pred}}}{Y_{\text{Real}}} \right) \right], \quad (8)$$

式中 mean 、 abs 分别为求平均值和绝对值的函数； Y_{Real} 为数据真实值； Y_{Pred} 为数据预测值。神经网络进行数据学习过程中训练集和验证集的平均绝对百分比误差如图5所示，验证集上的平均绝对相对误差达到设定目标时，迭代结束，共迭代8628代，用时2min。此时训练集上的MAPE为0.5437%，验证集上的MAPE为0.4997%，在表1所示的范围内且在训练集之外，随机生成的200组测试集样本的MAPE为0.5438%。

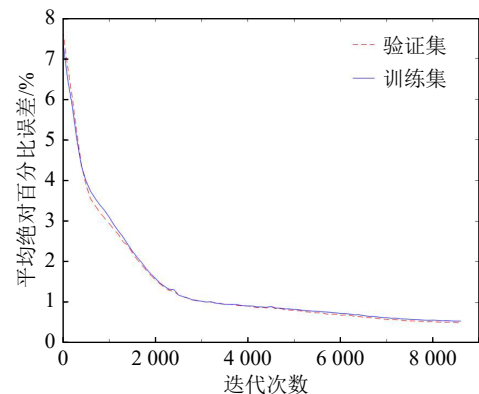


图5 神经网络训练结果(在线彩图)

4 NSGA-III 寻优

在使用 NSGA-III 算法寻优时, 设置各屏蔽层的厚度变化以及对应的材料选择为优化变量, 在每一次迭代

中, 将神经网络预测的中子剂量与光子剂量耦合为每个个体的总剂量, 设置种群数为 1 000, 迭代次数为 200 次, 进行总剂量和重量的双目标寻优^[18]。迭代过程中, 目标值的最优解的变化如图 6 所示。

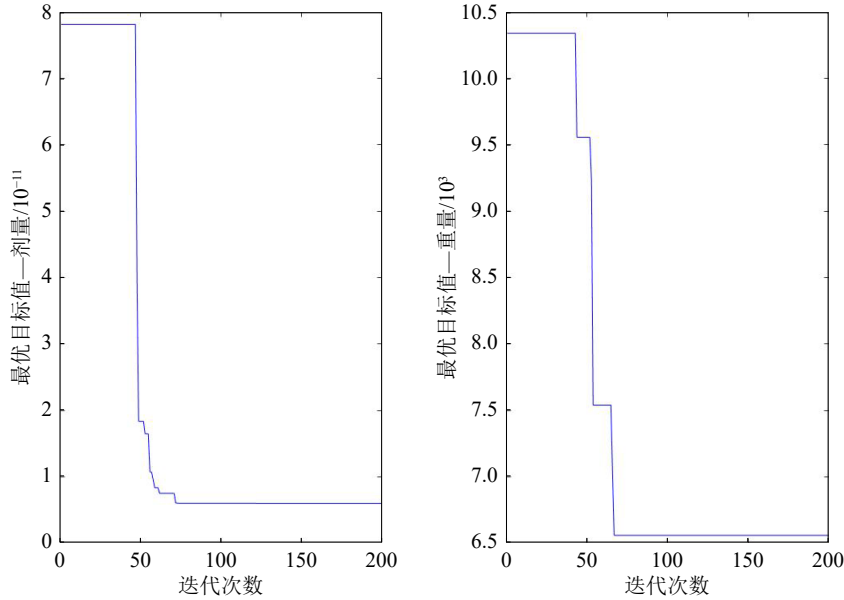


图 6 优化目标值随迭代过程的变化(在线彩图)

NSGA-III 优化过程用时 5 min, 优化完成后, 设置原始模型为约束条件, 选取在约束条件内的第一前沿上的优化解, 用神经网络的数据预测功能, 计算优化结果对应的优化目标值。如图 7 所示, 共得到 131 组优化方案, (D_0, W_0) 处为原始模型的剂量与重量值在该双目标优化图中的位置, 该 131 组优化方案的剂量与重量均优于原始模型。

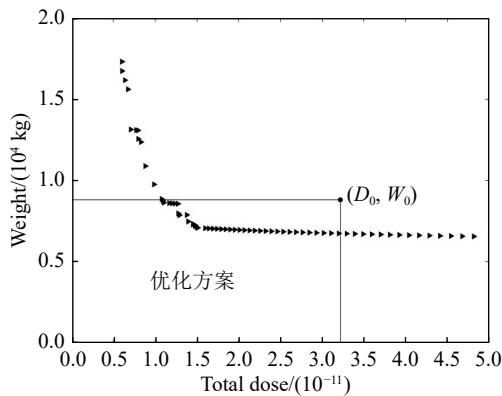


图 7 NSGA-III 双目标优化结果

相较于原始方案, 总剂量最小方案的剂量减少了 66.04%, 相应重量减少了 0.36%。重量最轻的优化方案, 重量减少了 23.48%, 总剂量减少了 0.02%。另外, 在全部的优化方案中, 有 60 组优化方案的总剂量和重量两个优化目标均减少了 20% 以上。如表 2 所列, 展示了总剂量最小, 重量最轻的两组优化方案的材料和厚度。

使用蒙特卡罗软件模拟这两组组优化解, 与神经网络预测值对比如表 3 所列。

表 2 优化方案中的材料及厚度选择

序号	总剂量最小的优化方案		重量最轻的优化方案	
	厚度/cm	材料	厚度/cm	材料
D1	8.00	铝	4.00	铝
D2	8.00	聚乙烯	5.38	聚乙烯
D3	4.13	硼钢	4.00	硼钢

表 3 模拟值与预测值的相对误差

优化方案	中子剂量			光子剂量		
	MCNP模拟值	预测值	相对误差/%	MCNP模拟值	预测值	相对误差/%
总剂量最小	$1.023\ 9 \times 10^{-11}$	$1.018\ 7 \times 10^{-11}$	0.51	$7.457\ 9 \times 10^{-13}$	$7.413\ 4 \times 10^{-13}$	0.60
重量最轻	$3.330\ 3 \times 10^{-11}$	$3.322\ 7 \times 10^{-11}$	0.23	$1.194\ 9 \times 10^{-12}$	$1.179\ 5 \times 10^{-12}$	1.29

5 结论

FCNN预测值与蒙特卡罗方法模拟值的平均绝对百分比误差在0.5%左右,可以看出,使用FCNN进行神经网络训练对该模型输入输出参数的函数关系拟合的精度高。

在熔盐堆模型优化过程中,我们使用了FCNN耦合NSGA-III算法进行优化。可以看到,优化解在二维空间中呈现较为良好的曲线,优化解分布广泛,与原始方案相比,得到的131组优化方案的总剂量与重量均优于原始模型,使用蒙特卡罗软件对优化解进行验证,结果可信。

基于FCNN与NSGA-III耦合的反应堆屏蔽设计智能优化方法针对该熔盐堆的多目标问题寻优结果较好,可以用于解决实际工程中的复杂问题。与传统的优化方法相比,该优化方法的时间成本降低且优化性能有了很大的提升,在先进反应堆屏蔽优化设计方面具有良好的应用前景。

致谢 本研究受广东省基础与应用基础研究基金(No. 2020B1515120035, 2021A1515010265, 2022A1515011462)资助。

参考文献:

- [1] DIJULIO D D, BJÖRGVINSDÓTTIR H, ZENDLER C, et al. *Nucl Instr and Meth A*, 2016, 835: 157.
- [2] CAI Y, HU H, PAN Z, et al. *Annals of Nuclear Energy*, 2018, 120: 27.
- [3] SONG Yingming, ZHAO Yunbiao, LI Xinxiang, et al. *Nuclear Science and Engineering*, 2017, 37(3): 355. (in Chinese)
(宋英明, 赵云彪, 李鑫祥, 等. *核科学与工程*, 2017, 37(3): 355.)
- [4] ZHANG Zehuan, SONG Yingming, LU Chuan, et al. *Nuclear Power Engineering*, 2020, 41(5): 178. (in Chinese)
(张泽寰, 宋英明, 卢川, 等. *核动力工程*, 2020, 41(5): 178.)
- [5] MAO Jie, SONG Yingming, ZHANG Zehuan, et al. *Atomic Energy Science and Technology*, 2021, 55(5): 892. (in Chinese)
(毛婕, 宋英明, 张泽寰, 等. *原子能科学技术*, 2021, 55(5): 892.)
- [6] LIN Haipeng, LI Guodong, CHEN Faguo, et al. *Radiation Protection*, 2020, 40(06): 516. (in Chinese)
(林海鹏, 李国栋, 陈法国, 等. *辐射防护*, 2020, 40(06): 516.)
- [7] ZHANG Lijun. *Research and Application of Large-scale Machine Learning Theory*[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2012: 31. (in Chinese)
(张利军. *大规模机器学习理论研究与应用*[D]. 杭州: 浙江大学, 2012: 31.)
- [8] YUAN Yuan. *Decomposition-Based Multi-Objective Evolutionary Algorithms and Their Applications*[D]. Beij: Tsinghua University, 2015: 62. (in Chinese)
(袁源. *基于分解的多目标进化算法及其应用*[D]. 北京: 清华大学, 2015: 62.)
- [9] DEB K, JAIN H. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2014, 18(4): 577.
- [10] JAIN H, DEB K. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2014, 18(4): 602.
- [11] WEI Quan. *Research on Neutronics and Thermal Hydraulic and Preliminary Study on Safety Characteristics of Molten Salt Reactor*[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2017: 13. (in Chinese)
(魏泉. *液态熔盐堆物理热工研究与安全特性初步分析*[D]. 北京: 中国科技大学, 2017: 13.)
- [12] ZHOU Weilong, YAN Rui, ZHOU Bo. *Nuclear Techniques*, 2021, 44(7): 78. (in Chinese)
(周炜龙, 严睿, 周波. *核技术*, 2021, 44(7): 78.)
- [13] LI Z, CAO L, WU H. *Annals of Nuclear Energy*, 2017(4): 044.
- [14] LI Z, CAO L, WU H, et al. *Annals of Nuclear Energy*, 2016(7): 97.
- [15] LI Z, CAI J, ZENG Q, et al. *Progress in Nuclear Energy*, 2019, 110: 325.
- [16] XU Shuyan. *Application of Monte Carlo Method in Experimental Nuclear Physics*[M]. Beijing: Atomic Energy Press, 2006: 104. (in Chinese)
(许淑艳. *蒙特卡罗方法在实验核物理中的应用*[M]. 北京: 原子能出版社, 2006: 104.)
- [17] XIE Zhongsheng, DENG Li. *Numerical Calculation Method of Neutron Transport Theory*[M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 2005: 349. (in Chinese)
(谢仲生, 邓力. *中子输运理论数值计算方法*[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2005: 349.)
- [18] JIANG Ning, FAN Wei, XIE Xiaodong, et al. *Chemical Industry and Engineering Progress*, 2020, 39(07): 2534. (in Chinese)
(蒋宁, 范伟, 谢小东, 等. *化工进展*, 2020, 39(07): 2534.)

Research on Intelligent Optimization of Reactor Radiation Shielding Design Based on FCNN-NSGA-III

LI Xiaomeng¹, LI Zhifeng², SONG Yingming^{1,†}, HAN Song², GUI Long¹

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

2. China Nuclear Power Technology Research Institute, Shenzhen 518026, Guangdong, China)

Abstract: In order to solve the problems of low efficiency and high error in traditional radiation shielding design, an intelligent optimization method for reactor shielding design based on the coupling of the fully connected neural network (FCNN) and the third generation non dominated sorting genetic algorithm (NSGA-III) was proposed. Taking a molten salt reactor as an example, the reactor shielding optimization model is established and Monte Carlo software is used to calculate a large number of samples. FCNN is used to machine learn the calculation data, and the multi-dimensional nonlinear mapping relationship between input layer parameters and output layer parameters is established. The neural network prediction results are used as the basis for calculating the fitness function. Based on NSGA-III, multi-objective optimization is carried out to obtain the Pareto optimal solution for multi-objective optimization of radiation shielding design. The results show that the FCNN coupled NSGA-III method performs well in solving multi-objective optimization problems and can be applied to reactor shielding design.

Key words: molten salt reactor; Non-dominated Sorting Genetic Algorithms III; Fully Connected Neural Network; shielding design; multi-objective optimization

Received date: 05 Dec. 2022; **Revised date:** 12 Feb. 2023

Foundation item: Guangdong Foundation for Basic and Applied Basic Research(2020B1515120035, 2021A1515010265, 2022A1515011462)

† **Corresponding author:** SONG Yingming, E-mail: songyingming@tsinghua.org.cn