

基于遗传算法的电离室结构多目标优化方法

常嘉豪^{1,2}, 张泽寰³, 吴子健¹, 姜世博^{1,2}, 吴志芳^{1,2}

(1. 清华大学 核能与新能源技术研究院, 北京 100084;

2. 核检测技术北京市重点实验室, 北京 100084;

3. 中广核研究院有限公司, 深圳 518000)

摘要: 电离室是大型客体辐射成像系统重要的组成部分, 目前的平行板电离室响应时间过长, 难以满足快速检测的需求。栅网型探测器可以大幅缩减探测器的响应时间, 但是该型探测器的结构参数众多, 且两个主要参数“响应时间”和“输出电流”存在互斥现象, 采用枚举法或者经验法进行结构优化设计, 效率较低。因此, 本研究提出一种基于快速非支配排序遗传算法(NSGA II)的栅网型电离室结构多目标优化方法, 在约束条件下对输出电流和响应时间进行优化设计。结果表明, 本方法可以快速设计出满足实际需求的电离室, 可为结构优化设计提供新思路。

关键词: 气体探测器; 快速非支配排序遗传算法(NSGA II); 多目标优化

中图分类号: TL811+.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-7512(2025)06-0561-07

doi: 10.7538/tws.2025.youxian.019

Multi-Objective Optimization of Ionization Chamber Structure Based on Genetic Algorithm

CHANG Jiahao^{1,2}, ZHANG Zehuan³, WU Zijian¹, JIANG Shibo^{1,2}, WU Zhifang^{1,2}

(1. Institute of Nuclear Energy and New Energy Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. Beijing Key Laboratory on Nuclear Detection & Measurement Technology, Beijing 100084, China;

3. China Nuclear Power Technology Research Institute Co., Ltd., Shenzhen 518000, China)

Abstract: Ionization chambers play a crucial role in large-scale radiation imaging systems. However, the response time of conventional parallel-plate ionization chambers is too long to meet the requirements for rapid detection. To address this issue, a grid detector was previously proposed, significantly reducing detector response time. However, optimizing the structure of this type of detector is challenging due to its numerous parameters. In particular, the key parameters—response time and output current—are inherently conflicting, making it inefficient to rely on enumeration or empirical methods for structural optimization. To overcome this limitation, this paper introduces a multi-objective optimization approach based on the NSGA-II algorithm to optimize the response time and output current of grid ionization chambers under given constraints. The results demonstrate that the proposed method efficiently provides a design solution that meets practical requirements, offering a novel approach to the structural optimization of ionization chambers.

Key words: gaseous detector; NSGA II; multi-objective optimization

清华大学核研院研发出了一系列大型客体辐射成像系统,在安全检查领域内得到了较大规模的应用^[1]。这些成像系统大多位于车流量或人流量比较多的出入口附近,故对于系统的检测速度有较高的要求。然而在实际应用中发现,系统输出的安检图像存在明显退化现象,表现为噪声干扰严重、图像模糊,并且检测速度越快,系统的成像质量就越差。影响成像质量的因素主要有:探测系统的响应时间、放射源的几何尺寸以及系统噪声等^[2]。要改善系统的成像质量,需要针对上述因素分别进行校正。针对探测系统响应时间过长的问题,本研究团队提出一种栅极电极结构电离室^[3]。但该电离室电极结构复杂,涉及众多物理参数,且部分参数存在相互耦合关系。其关键指标如响应时间与输出电流呈现出相斥的特性,即缩短响应时间会降低输出电流。依靠人工尝试探寻一套合适的电极参数既困难又繁琐。因此拟研发自动化电极参数优化设计算法,以利于电极参数选择,属于多目标优化问题,国内外的学者提出了多种求解算法,如非支配排序遗传算法(non-

dominated sorting genetic algorithm II, NSGA II)^[4]、遗传算法(genetic algorithm, GA)^[5]、粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法^[6]等。上述算法在核科学领域内应用较为广泛^[7-10],例如,游清悦等^[11]将 PSO 算法用于优化核事故源项反演模型;张泽寰等^[12-13]使用基于 NSGA 系列算法实现了反应堆屏蔽设计快速智能优化;程凡杰等^[14]提出基于遗传算法的束流整形装置设计方案,可以高效地完成相关设计工作;赵芳等^[15]采用 GA 算法对放射性废物分拣系统进行优化设计。目前在探测器设计领域尚缺乏相关研究,因此,本研究运用多目标优化算法来优化设计电离室探测器电极结构,为电离室性能的优化提供一种高效、快速且低成本的解决方法。

1 栅网型探测器

1.1 工作原理

针对原有的平行板电离室响应时间过长的问题进行了改进。提出了栅网电离室,其结构示意图示于图 1,其通过金属栅网将探测器内部分为感应区与漂移区,探测器工作为累计模式。

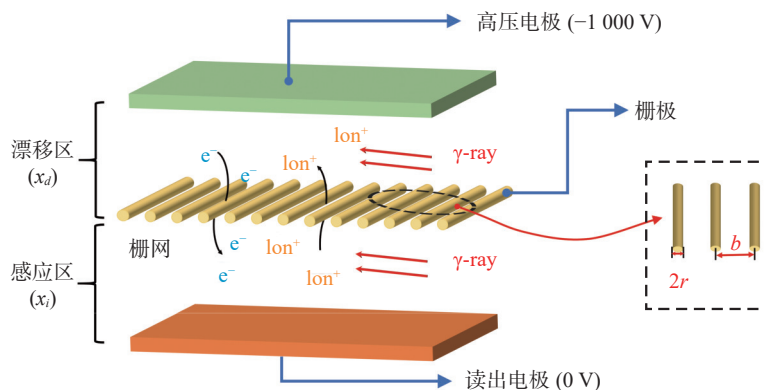


图 1 栅网型探测器结构示意图

Fig.1 Schematic structure of the grid type detector

X/γ光子从右侧入射,使探测器的工作介质(惰性气体如氙气等)发生电离,产生一系列的电子-离子对。在漂移区内产生的电子和离子,在电场作用下,会分别向栅极和高压极漂移,由于栅极的屏蔽作用,漂移区内电子和离子的漂移不会对输出信号产生贡献。当电子穿过栅极并进入感应区后,在感应区内的漂移才会对输出信号产生贡献。感应区内的电子和离子会在栅极和读出电极上产生感应电荷,在电场的作

用下,电子和离子分别向读出电极和栅极漂移,读出电极上感应电荷的变化会在外回路形成输出电流。这种结构的探测器,只有感应区内的电子和离子才对输出电流产生贡献。电子的漂移速度本身就很快(比离子快约3个量级),若感应区宽度较窄,则离子的漂移时间也会相应变短,以缩短探测器总响应时间。

1.2 输出信号模型

累计模式电离室的输出电流与响应时间是

重要参数。假设读出电极上的感应电荷为 Q , 对时间 t 求导, 可以得到栅网探测器的输出电流 I (单位为 A):

$$I = \frac{dQ}{dt} = -\frac{n \cdot \bar{N} \cdot e}{x} \left[\left(P - \frac{1}{2} \sigma \right) x_d + x_i \right] \quad (1)$$

式中, n 是单位时间内入射的光子数量, \bar{N} 是单个入射光子所产生的平均电子-离子对, e 是单位电荷, x_i 是感应区宽度, x_d 是漂移区宽度, σ 是屏蔽失效因子, P 是漂移区内最终被读出电极收集的电子比例, 以及 $x = x_i + x_d$ 是高压电极与读出电极之间的距离。

令 E_I 表示感应区内的电场强度, E_D 表示漂移区内的电场强度, 单位均为 V/m, 则屏蔽失效因子 σ 为^[16]:

$$\sigma = \frac{dE_I}{dE_D} \approx \frac{b}{2\pi x_i} \ln \left(\frac{b}{2\pi r} \right) \quad (2)$$

式中, b 是相邻栅极丝之间的间距, r 是栅极丝的半径。

漂移区内的电子收集比例 P ^[16] 为:

$$P = 1 - \frac{1}{\pi E_D} \left[(E_D + E_I) \sqrt{\rho^2 - \left(\frac{E_I - E_D}{E_I + E_D} \right)^2} - (E_I - E_D) \cos^{-1} \left(\frac{E_I - E_D}{E_I + E_D} \right) \right] \quad (3)$$

式中, $\rho = 2\pi r/b$ 是几何因子。

通常高压极接负高压 V_H (令 $V_H = -1\,000\text{ V}$), 读出电极为“0”电位, 若令栅极电压为 V_G (V_G 为负电压, $V_G < 0$), 则 E_I 和 E_D 可以表示为:

$$E_I = -\frac{V_G}{x_i} \quad (4)$$

$$E_D = \frac{V_G - V_H}{x_d} = \frac{V_G + 1\,000}{x_d} \quad (5)$$

栅网探测器的响应时间 T (单位为 s) 取决于离子在感应区的最长漂移时间, 其定义如下:

$$T = \frac{x_i}{v_i} = \frac{1}{K_0} \cdot \frac{N}{N_0} \cdot \frac{x_i^2}{0 - V_G} = -\frac{1}{K_0} \cdot \frac{N}{N_0} \cdot \frac{x_i^2}{V_G} \quad (6)$$

式中, v_i 是离子漂移速度, K_0 是离子迁移率, N 是某一特定气压下气体分子数密度, N_0 是标准状态下分子数密度。

在公式(1)中, 输出电流存在两个重要参数 σ 和 P , 减小屏蔽失效因子 σ 、增大电子收集比例 P 均可以增加输出电流。但是从公式(2)和公式(3)可以看出, 这两个参数互斥, 如果减小

几何因子 ρ , 那么电子收集比例 P 也会增大, 同时屏蔽失效因子 σ 也会随之变大。仅看公式(6), 通过减小 x_i , 增加 $|V_G|$ 就可以减小响应时间, 但是 x_i 的减小会造成 P 的减小, 输出电流 I 也会减小, 而 V_G 也需要满足一定的约束条件。

2 探测器参数的优化设计方法

2.1 参数优化分析

探测器响应时间 T 与输出电流 I 存在一定互斥关系, 探测器所需参数众多, 并且互相影响。因此, 本研究的优化目标是在部分参数确定的前提下, 通过优化感应区宽度 x_i 、栅极电压 V_G 、栅极丝半径 r 、相邻栅极丝间距 b 等参数, 在保证屏蔽失效因子 σ 满足要求的前提下, 尽可能地提高探测器的输出电流 I 、缩短探测器的响应时间 T 。属于多目标优化问题, 会得到含有 N 个解决方案的 Pareto 最优解。

2.2 NSGA II 算法

NSGA II^[4] 是广泛使用的多目标优化算法, 2000 年由 Srinivas 和 Deb 等提出, 主要特点是在 NSGA 的基础上引入快速非支配排序、精英策略、拥挤度和拥挤度比较算子等概念, 计算复杂度低, 运行速度快, 解集收敛性好。

NSGA II 算法求解多目标优化问题的具体流程示于图 2, 可以分为以下 4 个主要步骤。

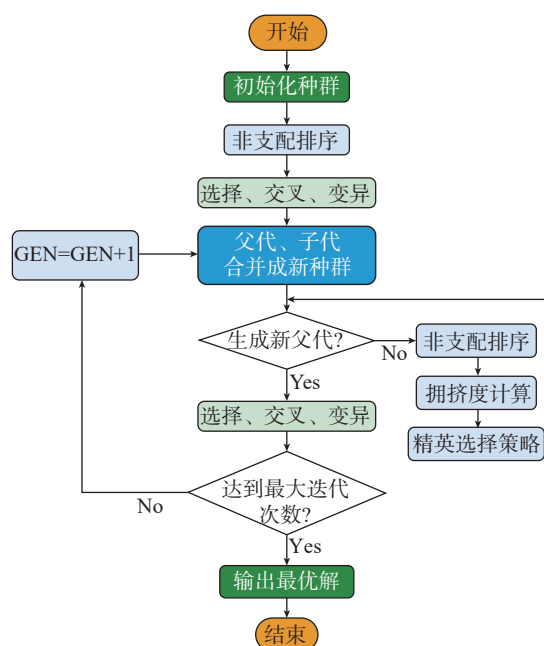


图 2 NSGA II 算法流程示意图

Fig.2 Schematic diagram of NSGA II algorithm

1)随机产生种群数量为 N 的初始种群,作为初始父代种群;经过非支配排序、选择、交叉、变异,生成初始子代种群;与父代合并,生成第1代种群。

2)在上代种群的基础之上,进行非支配排序、拥挤度计算,根据精英选择策略选出新的父代种群。

3)经过选择、交叉、变异生成新的子代种群,将子代种群与父代种群合并,形成新一代种群。

4)重复上述2)、3)步骤的操作,直至满足算法停止条件。

2.3 优化方案设计

本研究优化目标是缩短探测器响应时间,并使输出电流增大,需要对其影响因素进行分析,奖励优化模型。由公式(1)可知,当入射流强 n 、探测器高压电极与读出电极的间距 x 一定时,探测器的输出电流仅与探测器的几何结构相关,即:

$$I = \frac{dQ}{dt} = -\frac{n \cdot \bar{N} \cdot e}{x} \left[\left(P - \frac{1}{2}\sigma \right) x_d + x_i \right] \propto \left(P - \frac{1}{2}\sigma \right) x_d + x_i \quad (7)$$

由公式(7)和公式(2)~(5)可知,输出电流 I 与栅网电压 V_G 、栅极丝半径 r 、相邻栅极丝间距 b 以及感应区宽度 x_i 相关,但参数 P 和 σ 要满足一定的约束条件。

由公式(6)可知,响应时间也仅与感应区宽度 x_i 与栅极电压 V_G 相关

$$T = \frac{1}{K_0} \cdot \frac{N}{N_0} \cdot \frac{x_i^2}{0 - V_G} \propto -\frac{x_i^2}{V_G} \quad (8)$$

在优化算法中,“比较”算子只能同时取“最大”或“最小”,因此将上述的双目标优化问题统一转换成“最小化”表达形式,即

$$\text{Objectives} = \begin{cases} O_1 = \min(-I) \\ O_2 = \min(T) \end{cases} \quad (9)$$

本研究采用NSGA II算法对上述多目标问题进行优化,计算之前需要给定输入参数的约束条件。理论上,输入参数的取值范围应当为零到某一定值之间,但需要大量的计算资源,并且计算速度很慢。因此,为了保证全局最优且节省计算资源,本研究结合实际经验,选择合适的输入参数区间,以减少寻优范围。输入参数的取值区间总结列于表1。

表1 输入参数的取值区间

Table 1 Interval of values of input parameters

输入参数	取值区间
栅极电压 V_G/V	$[-1\,000, 0]$
栅极丝半径 r/mm	$[0.01, 0.10]$
相邻栅极丝间距 b/mm	$[0, +\infty]$
感应区宽度 x_i/mm	$[1, x]$
屏蔽失效因子 $\sigma/\%$	$[0, 2.5]$
读出电极吸收电子比例 $P/\%$	$[85, 100]$
响应时间 t/s	$[0, 0.6 \times T_{\max}]$

3 优化结果分析

3.1 实施细节

NSGA II算法的初始种群数量设置为2000;最大迭代次数为1000;选择方式为精英选择策略;交叉、变异概率为自适应选择,浮动范围为 $[0.2, 0.8]$ 。本研究算法的运行环境为Windows 10系统,处理器为Intel(R)Core(TM) i7-9700K 3.60GHz,内存为32G,编程平台为MATLAB2023b。栅网型探测器存在部分固定参数,不需优化,但参与适应度计算,参数取值列于表2。理论最大响应时间和理论最大输出电流是作为比较基准的平行板探测器的响应时间和输出电流。

表2 栅网型探测器固定参数

Table 2 Fixed parameters for the grid detector

探测器参数	取值
高压极电压/V	-1 000
读出电极电压/V	0
高压极与读出极间距 x/mm	4
气体类型及压力	Xe(20 atm)
理论最大输出电流 I_{\max}/A	1.9×10^{-10}
理论最大响应时间 T_{\max}/s	4.5×10^{-3}

3.2 评价指标

为了更好地评价算法的优化结果,本研究采用超体积指标(HV)和空间指标(SP)^[17-18]进行定量描述。

HV是指目标空间中由解集所支配的空间体积,其数值越大,则算法的综合性能越好。

$$\text{HV}(S; z^{\text{ref}}) = \text{volume} \left(\bigcup_{i=1}^{|S|} c^i \right) \quad (10)$$

式中, S 是解集, z^{ref} 是参考点, c^i 是解集中将某个解与参考点的连线作为对角线所形成的超立方体,volume是求超立方体的超体积, $|S|$ 表示解

集中解的个数。

SP 用来衡量解集中每个解到其他解的最小距离的标准差, SP 值越小, 则解集越均匀, 多样性越高。

$$SP(S) = \sqrt{\frac{1}{|S|-1} \sum_{j=1}^{|S|} (d_i - \bar{d})^2} \quad (11)$$

式中, d_i 是相邻最近的两个点之间的距离, \bar{d} 是 d_i 的平均值。

3.3 迭代结果

为了直观体现迭代过程中解集的变换, 本研究计算了 HV 指标和 SP 指标随迭代次数的变化情况, 结果示于图 3 和图 4。从图 3 中可以看出, HV 指标与迭代次数呈现显著的正向关联。在算法执行初期, HV 指标表现出快速增长态势, 迭代进程推进约 20 次时, 该指标虽仍保持增长趋势, 但增长速率出现明显放缓。算法初期能够有效探索解空间, 快速获取高质量解, 使得 HV 指标迅速提升。随着迭代深入,

算法逐步趋近全局最优解, 解空间的探索难度增大, 导致 HV 指标增速减缓。由此可推断, 算法解集质量随迭代次数增加呈持续优化趋势。图 4 中, SP 的指标在迭代初期出现震荡现象, 但是当迭代次数大于 200 之后, 整体呈现下降趋势, 表明解集分布越来越均匀, 多样性增加。

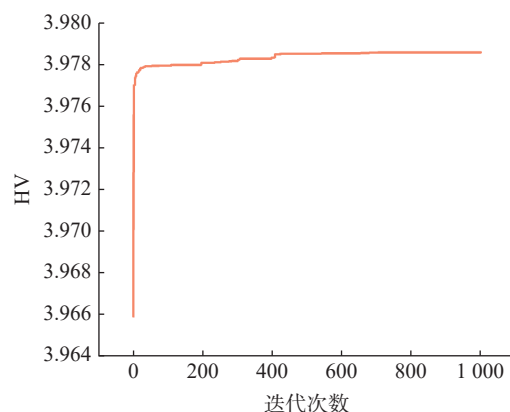


图 3 HV 指标随着迭代次数变化情况

Fig.3 Variation of HV metrics with number of iterations

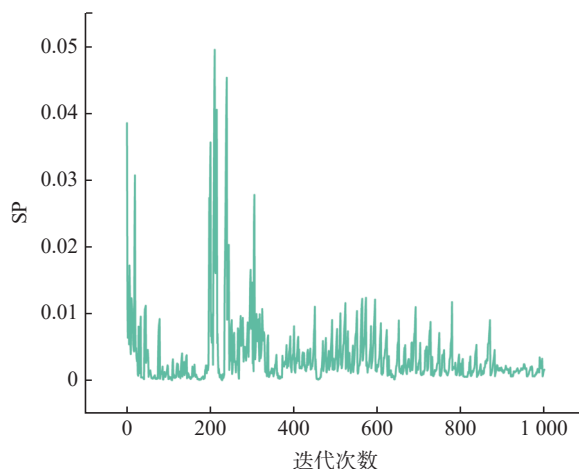


图 4 SP 指标随着迭代次数变化情况

Fig.4 Variation of SP metrics with number of iterations

3.4 优化方案展示

图 5 是 NSGA II 算法得到的 Pareto 前沿解集, NSGA II 算法共给出 42 种非重复可行方案, 图 5 中横坐标是输出电流, 纵坐标则是响应时间。本研究的优化目标是缩短探测器的响应时间, 同时尽可能让输出电流保持在较高水平。

从图 5 中可以看出, 图中左下角区域对于输出电流并不敏感。在该区域内, 即便输出电流仍在减少, 响应时间的降幅始终维持在极小的波动区间内。说明响应时间存在下限, 意味着通过常规优化手段已难以实现进一步缩减,

暗示着该区域内系统响应时间已趋近于物理极限或设计瓶颈。该区域的设计方案对于加工精度要求较高, 结合本研究对响应时间和输出电流的核心优化目标, 从性能提升的性价比角度考虑, 该区域的设计方案不作为主要选择目标。图 5 中右上角区域则是对响应时间不敏感, 响应时间从 0.0011 s 降低到 0.0005 s, 其降低了约 50%, 输出电流虽有下降, 但降幅相对较小。这种特性表明, 在该区域内能够在保证输出电流维持在较高水平的前提下, 有效实现响应时间的大幅优化, 因此这一区域的设计方案更契合

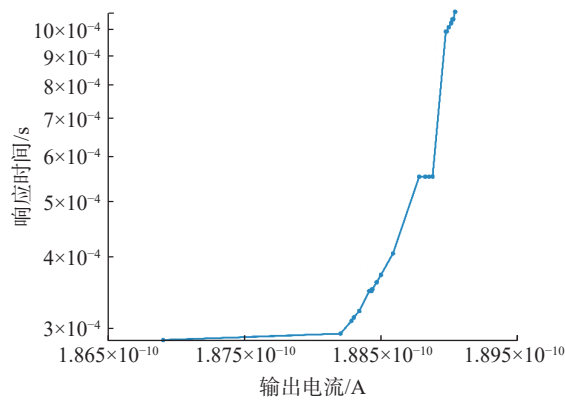


图 5 Pareto 前沿解集

Fig.5 Pareto frontier solution set

本研究的求解目标。在实际设计过程中,可根据项目对响应时间和输出电流的具体需求,在该区域内针对性地选取设计方案。为更直观地展示右上角区域的设计优势,从中筛选出 3 种可行方案,其核心参数列于表 3。与平行板型探测器相比,方案 1、2、3 均能有效缩短探测器的响应时间,且输出电流保持在较高水平。

表 3 探测器结构设计的部分可行方案

Table 3 Some possible solutions for the structural design of the detector			
方案编号	方案1	方案2	方案3
栅极电压 V_G/V	-641.97	-634.62	-515.12
栅极丝半径 r/mm	0.031	0.031	0.022
相邻栅极丝间距 b/mm	0.37	0.37	0.026
感应区宽度 x_i/mm	1.89	1.86	1.39
理论响应时间 T/s	0.001 0	0.000 9	0.000 50
理论输出电流 I/A	1.890×10^{-10}	1.889×10^{-10}	1.887×10^{-10}

4 结论

针对栅网型探测器参数众多、选择难度大且繁琐的问题,本研究建立了以探测器响应时间最小和输出电流最大为优化目标的多目标参数优化数学模型,并采用 NSGA II 算法对该模型进行快速求解,极大提高探测器结构优化设计的效率。由优化结果可知,随着迭代次数增加,解集的质量也不断提高;分析 Pareto 最优解的结构参数布置方案,验证了优化算法的可行性和合理性。可为栅网型气体探测器的设计提供理论指导。

参考文献:

[1] 郝朋飞,吴志芳,王振涛. 凸度仪电离室探测器响应时

间的估算方法[J]. 核电子学与探测技术, 2014, 34(5): 553-556.

Hao Pengfei, Wu Zhifang, Wang Zhentao. Method for estimating response time of ionization chamber detectors in profile gauge[J]. Nuclear Electronics & Detection Technology, 2014, 34(5): 553-556 (in Chinese).

[2] 冷智颖,孙跃文,童建民,等. 基于生成对抗网络的车辆辐射图像复原方法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2022, 62(10): 1691-1696.

Leng Zhiying, Sun Yuewen, Tong Jianmin, et al. Vehicle radiation image restoration based on a generative adversarial network[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2022, 62(10): 1691-1696(in Chinese).

[3] Chang J, Zhu C, Song Y, et al. A fast response time gas ionization chamber detector with a grid structure[J]. Journal of X-Ray Science and Technology, 2024, 32(2): 339-354.

[4] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.

[5] Gddberg D F, Holland J H. Genetic algorithms and machine learning[J]. Machine Learning, 1988, 3(2): 95-99.

[6] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of ICNN'95 - international conference on neural networks. Perth, WA, Australia: IEEE, 1995: 1942-1948.

[7] 吴翔. 核反应堆中子-光子多群截面库制作与屏蔽优化设计方法研究[D]. 兰州: 中国科学院大学(中国科学院近代物理研究所), 2023.

[8] 杨飞,赵靖,黄洪全,等. 遗传算法分解脉冲堆积谱及其谱计数修正[J]. 核电子学与探测技术, 2020, 40(1): 99-103.

Yang Fei, Zhao Jing, Huang Hongquan, et al. Overlapping pulse decomposability and spectral count correction relationship research[J]. Nuclear Electronics & Detection Technology, 2020, 40(1): 99-103 (in Chinese).

[9] 宋英明,梁烨,叶凯萱,等. 核设施退役过程中的辐射场重构与拆除路径优化[J]. 核技术, 2017, 40(5): 54-60. Song Yingming, Liang Ye, Ye Kaixuan, et al. Radiation field reconstruction and dismantling route optimization during nuclear decommissioning[J]. Nuclear Techniques, 2017, 40(5): 54-60 (in Chinese).

[10] 金鑫,李东原,秦戈,等. 基于 NSGA- II 算法的核反应堆功率 LQG 控制器设计[J]. 原子能科学技术, 2022, 56(10): 2085-2095.

Jin Xin, Li Dongyuan, Qin Ge, et al. Design of LQG

- controller for nuclear reactor power based on NSGA-II algorithm[J]. *Atomic Energy Science and Technology*, 2022, 56(10): 2085-2095(in Chinese).
- [11] 游清悦, 曹博, 彭丁萍, 等. 基于粒子群优化 BP 神经网络的核事故源项反演[J]. *核电子学与探测技术*, 2024: 1-13.
You Qingyue, Cao Bo, Peng Dingping, et al. Inversion of nuclear accident source term based on particle swarm optimization BP neural network[J]. *China Industrial Economics*, 2024: 1-13(in Chinese).
- [12] Song Y, Zhang Z, Mao J, et al. Research on fast intelligence multi-objective optimization method of nuclear reactor radiation shielding[J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2020, 149: 107771.
- [13] 张泽寰. 反应堆辐射屏蔽多目标快速智能优化研究[D]. 衡阳: 南华大学, 2021.
- [14] 程凡杰, 李开健, 张巍, 等. 遗传算法优化加速器硼中子俘获治疗束流整形设计[J]. *原子能科学技术*, 2023, 57(2): 398-404.
- Cheng Fanjie, Li Kaijian, Zhang Wei, et al. Optimizing design of accelerator boron neutron capture therapy beam shaping assembly using genetic algorithm[J]. *Atomic Energy Science and Technology*, 2023, 57(2): 398-404 (in Chinese).
- [15] 赵芳. 放射性废物测量分拣系统设计与参数优化研究[D]. 衡阳: 南华大学, 2018.
- [16] Bunemann O, Cranshaw T E, Harvey J A. Design of grid ionization chambers[J]. *Canadian Journal of Research*, 1949, 27(5): 191-206.
- [17] Audet C, Bignon J, Cartier D, et al. Performance indicators in multiobjective optimization[J]. *European Journal of Operational Research*, 2021, 292(2): 397-422.
- [18] 王丽萍, 任宇, 邱启仓, 等. 多目标进化算法性能评价指标研究综述[J]. *计算机学报*, 2021, 44(8): 1590-1619.
Wang Liping, Ren Yu, Qiu Qicang, et al. Survey on performance indicators for multi-objective evolutionary algorithms[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2021, 44(8): 1590-1619(in Chinese).