

基于遗传算法的聚变驱动次临界堆 嬗变包层长寿命钢系元素初装料中子学优化

李静惊, 吴宜灿

(中国科学院等离子体物理研究所, 安徽 合肥 230031)

摘要:在聚变驱动次临界堆的多功能核废料嬗变包层中,长寿命钢系废料的嬗变处理是中子学设计中非常关心的问题。利用 FDS 课题组开发的多功能中子学程序系统 VisualBUS1.0,针对该系统燃耗计算过程具有多变量和多目标函数复杂关系的特点,应用遗传算法对嬗变包层的钢系废料嬗变区的初装料量进行了优化处理,使其在一定的物理和工程参数约束下,指导嬗变区的装料份额取值,分析嬗变区的装料份额对钢系废料的年燃耗深度等参数的影响。

关键词:聚变;次临界堆;嬗变;优化;遗传算法

中图分类号:TL61.3 **文献标识码:**A **文章编号:**0258-0918(2004)02-171-07

Neutronic optimization based on genetic algorithm for the initial loading long-lived minor actinides in the blanket for the fusion-driven subcritical system

LI Jing-jing, WU Yi-can

(Institute of Plasma Physics, Chinese Academy of Sciences, Hefei of Anhui Prov. 230031, China)

Abstract: The efficient and effective transmutation of Long-Lived Minor Actinides (LLMA) is an important goal in neutronics design and analysis of dual-cooled multi-functional waste transmutation blanket (DWTB) for the Fusion-Driven Subcritical system (FDS). Considering the characteristics of multi-variables and multi-objectives in the burnup calculation process of nuclear system, the optimization control method based on GA (Genetic Algorithm) is presented as a functional module of the multi-functional (transport/burnup/optimization) neutronics program VisualBUS1.0 which is home-developed by the FDS Team. The initial loading compositions in transmutation zone are

收稿日期:2004-04-05;修回日期:2004-05-16

基金项目:国家自然科学基金(10175068);中科院知识创新工程项目资助

作者简介:李静惊(1980—),女,四川人,博士生,2002年获电子科技大学学士学位,从事中子物理学研究

optimized to obtain reasonable neutronics parameters.

Key words: fusion; subcritical; transmutation; optimization; genetic algorithm

0 引言

核(能)系统的工作过程是非常复杂的,因而对其进行设计计算也是非常复杂的,特别是在新概念核系统的研究发展过程中,由于各种物理和工程参量的取值范围很大,而且各种参量之间关系非常复杂,因而其设计计算不仅工作量大,而且用传统正算法很难得到所期望的性能参数。随着计算技术的发展,逆算法(反演算法)也得到了很好的发展,这就是说根据所期望的系统性能参数反推系统设计参数(如材料成分、几何构造等),然而由于系统参量之间关系非常复杂,求逆变换是很困难的,所以反演方法目前应用还非常有限。

聚变驱动次临界堆(FDS-I)的多功能工作包层结合了聚变反应和裂变反应中子学性能和增殖能量的特点,利用聚变中子源实现多种功能(如产氙、增殖核燃料、嬗变核废料等)。相关的概念设计(FDS-I)以及详细的中子学计算模型、程序以及参数参见文献[1,2]。

本文主要针对多功能核废料嬗变包层(DWTB)的中子学设计,对长寿命锕系废料核LLMA(Long-Lived Minor Actinides)的嬗变处理中子学性能参数进行了优化分析和研究。在本文中,长寿命锕系废料核LLMA包括 ^{237}Np 、 ^{241}Am 、 ^{243}Am 和 ^{244}Cm 四个核素。针对核系统燃耗计算过程具有多变量和多目标函数复杂关系的特点,利用遗传算法对中子/光子输运方程及燃耗方程的求解过程进行优化处理,即在进行成熟的正算法基础上实现逆算法的功能。据此思想发展了计算过程的优化控制程序模块,即FDS课题组开发的多功能中子学(输运/燃耗/优化)程序系统VisualBUS1.0中的优化模块,使其在一定精度的要求下,指导燃耗计算程序对系统材料参数和几何参数等输入参数进行取值,通过优化计算获得预期的输出目标参数值。

1 算法与程序

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是一类借鉴生物界的进化规律(适者生存,优胜劣汰遗传机制)演化而来的随机化搜索方法。其主要特点是直接对结构对象进行操作,且对结构对象没有求解限定;通过交叉和变异调整搜索方向,不需要确定的规则,完成全局搜索。

它的主要步骤如下:

1)生成初始群体:GA利用随机数在自变量定义域内生成初始群体,从而实现全局寻优的初始化行为。GA的迭代即是以此为初始点。

2)适应度值评估:适应度是GA算法里最重要的部分,也是与实际问题相结合最密切的部分。适应度函数的取法会直接影响到GA的搜索能力。在本文中,根据实际问题的不同,适应度的取法有所不同。

3)选择:根据适应度值的优劣,GA通过选择操作来判断优良个体,并使它们有很大的概率作为下一代种群的父代。进行选择的原则是适应度值大的个体成为父代的概率就大。在本文提到的遗传操作中,使用的是锦标赛选择操作。

4)交叉操作:交叉操作是遗传算法中最主要的遗传操作。主要思想为结合来自父代交配种群中的信息产生新的个体。文中所使用的交叉操作为二进制交叉的单点交叉和多点交叉。

5)变异操作:变异本身是一种局部随机搜索,通常使用变异操作与交叉操作相结合以保证遗传算法全局寻优的有效性,同时保持种群的多样性,以防止出现非成熟收敛现象。变异概率的大小同样取决于所解决问题的数学特征。通常变异概率取值范围为0.02~0.2。对于单峰值问题,变异概率较低可以加速收敛;对于多峰值问题,则需要高一些的变异概率来避免遗传算法收敛到极大值区间。在本文中,变异概率根据所解决的问题不同,取值有所不同。

VisualBUS1.0中的优化模块是建立在遗

传算法的基础上,通过多目标线性加权的方法实现多目标优化的程序模块。该优化模块可以通过调整系统的初始参数(几何、材料、源项等)完成多目标优化。本文主要介绍利用 Visual-BUS1.0 的优化模块,通过调整长寿命钢系废料核的初装料份额来实现中子学参数的优化。

2 优化结果和分析

基于 FDS-I 的中子学设计原则和目标,在本文所有的优化方案中,约束条件如表 1 所示。

表 1 优化模型的约束条件
Table 1 Optimization restriction

参数	目标
K_{eff}	≤ 0.95
氟增值率 TBR	≥ 1.2 (考虑到一维模型到二维模型的差异)
核热功率密度 $P_{\text{max}}/(MW/m^3)$	≤ 100

基于多功能的 DWTB 的设计,在文中对于 LLMA 的嬗变率 WTR_{LLMA} 定义为所有长寿命钢系废料核按源中子归一化的裂变反应率之和。 $WTR_{LLMA}(t)$ 为 t 时刻 LLMA 的嬗变率。长寿命钢系元素 LLMA 初装量定义为初始时刻 MA 区中所有钢系废料核的质量之和。定义年平均燃耗深度 BUDA 为平均一年嬗变的废料量与废料的初装量的比值。关于 DWTB 的区域划分,基本材料构成及几何尺寸参见文献[2]。

在下面的优化中,针对 DWTB 的钢系废料嬗变区(MA 区)的材料份额进行调整,使其能够达到预期的目标。MA 区的初装料按照典型的 3 000 MW 压水堆废料冷却 10 年后的长寿命钢系废料核和钷废料核装料,具体废料份额参见文献[2]中的列表。且考虑到同位素分离技术的发展水平和规模,本文的装料形式暂只考虑将长寿命超铀废料(TRU)分为两类,即 LLMA 和 Pu 分别进行装料。MA 区内的材料成分分为 MAC、PuC 和 $Li_{17}Pb_{83}$ 。MAC 是指 SiC 和石墨包覆的钢系燃料,PuC 是指 SiC 和石墨包覆的 Pu 燃料。在优化模型设计中,调整 MA 区的材料 MAC 和 PuC 的份额, $Li_{17}Pb_{83}$ 作为冷

却剂填充 MA 区。考虑到流动的要求,一般限制固态材料 MAC 和 PuC 的份额之和在 0%~10% 内变化。

2.1 求取初始时刻钢系废料核嬗变率最大值

初始时刻钢系废料核嬗变率 $WTR_{LLMA}(0)$ 被用来衡量系统对钢系核废料的初始嬗变能力, $WTR_{LLMA}(0)$ 越大,表征系统在初始时刻嬗变钢系废料核的能力越强。在 FDS-I 的方案中,通过改变钢系废料的装料量,到底能得到多大的嬗变率,是 FDS-I 方案所关心的问题。所以,将优化的目标定为求取满足 FDS-I 的中子学设计原则下,能够得到的初始时刻最大钢系废料核嬗变率 $WTR_{LLMA}(0)$ 。

遗传算法相应的参数设置为:初始种群大小为 20,最大迭代步数为 200,变异概率定义为 0.05。

通过遗传算法的全局寻优,得到 $WTR_{LLMA}(0)$ 在满足约束条件下的最大值 0.35。此时 MA 区的材料份额及相应中子学参数如表 2 所示。

表 2 WTR 最大时 MA 区材料份额及相应中子学参数
Table 2 Optimization results and Neutronics parameters

装料份额/%	MAC	3.5
	PuC	6.5
	$Li_{17}Pb_{83}$	90.0
初始时刻中子学参数	K_{eff}	0.84
	TBR	1.46
	$P_{\text{max}}/(MW \cdot m^{-3})$	100

为了验证遗传算法在寻优过程的有效性和可行性,以步长为 1% 遍历 MAC 和 PuC 的份额,分别从 0%~10% 的所有组合的值,得到 MAC 和 PuC 份额的不同,对 $WTR_{LLMA}(0)$ 的影响曲线,见图 1。

从图 1 中可以看出, $WTR_{LLMA}(0)$ 的增长与 MAC 和 PuC 的份额成单调上升的关系。所以,在满足约束条件的范围内,MAC 和 PuC 的份额越大, $WTR_{LLMA}(0)$ 的值越大。也就是说,钢系废料核在初始时刻的高嬗变率主要取

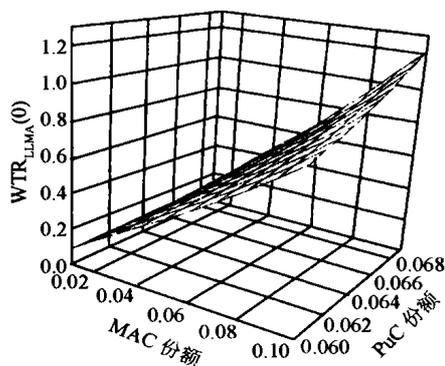


图1 MAC、PuC 的份额对 $WTR_{LLMA}(0)$ 的影响

Fig.1 Neutronics parameter as the function of MAC fraction and PuC fraction

决于使得系统满足约束条件的 PuC 的份额以及在此基础上尽可能多的钢系废料核的装料。

由于 $WTR_{LLMA}(0)$ 为所有钢系废料核按源中子归一化的裂变反应率之和, PuC 的份额增加, 可以大量地增殖中子, 使得钢系废料核的增殖率提高。不过, 当 PuC 的份额小于 6% 左右, MAC 份额满足取值在遍历范围 10% 以内的时候, 系统氙增殖率小于 1.0, 不能满足氙增殖的要求; 而当 PuC 的份额超过 7%, MAC 的取值在遍历范围 10% 以内的时候, 系统 K_{eff} 明显增加达到超临界状态。由于增殖钢系废料核吸收一部分的快中子, 临界时的 PuC 的具体份额也受到 MAC 份额的影响, 随 MAC 材料的份额不同会有所不同。

在这样的范围内, 由遗传算法得到的答案与遍历后的结果在误差范围内吻合, 从而证明了遗传算法的正确性。

2.2 求取钢系废料核年平均燃耗深度最大值

钢系废料核具有高放射性且半衰期很长, 为保证所建堆的安全性, 需要尽量减少钢系元素贮存量, 以减少潜在运输风险。另一方面, 也希望钢系元素在初装量最少的情况下, 仍旧能高效率地增殖。兼顾两方面考虑, 我们用年平均燃耗深度 BUDA 作为包层增殖钢系废料核性能的主要度量。针对 DWTB 在增殖区 (MA 区) 的装料, 除了装有长寿命钢系废料以外还有 Pu 废料, 在此基础上我们特别考虑了 Pu 废料的装料问题。希望在 LLMA 高增殖率的情况

下, 同时兼顾长寿命钢系废料和 Pu 废料的总装料量最少。因此定义在这种情况下 LLMA 的年平均燃耗深度 $BUDA'$ 为平均每年 MA 区中的钢系废料核消失的质量与 MA 区中钢系废料核和 Pu 废料核的总初装量的比值。在本文的计算中, Pu 废料核包括 ^{238}Pu 、 ^{239}Pu 、 ^{240}Pu 、 ^{241}Pu 和 ^{242}Pu 。使用程序优化模块功能寻求钢系废料核年平均燃耗深度 $BUDA'$ 最大值, 可以使其实现低的钢系废料与 Pu 废料的总装料量和高钢系废料增殖率的兼顾。

基于上述例题在正确性的证明基础上, 我们对钢系废料核的年平均燃耗深度进行优化, 寻求年平均燃耗深度得到最大值时的 MAC、PuC 的份额, 以求在钢系废料核的高增殖率与低初装量料之间找到最优结合。同样, MAC、PuC 的份额之和的变化范围在 0%~10% 内。

为了考查不同的换料周期对年平均燃耗深度的影响, 针对目前压水堆的换料情况, 我们假设反应堆的工艺满足工程约束的条件下, 对换料周期假设为 1、3 a 和极限情况假设换料周期为 30 a 的堆做了年平均燃耗深度优化。

考虑到聚变驱动次临界堆增殖过程随着燃耗产物的增多而变得复杂, 所以在优化过程中, 取变异概率为 0.5, 来避免优化过程陷入局部极值。

遗传算法的参数设置为: 初始种群大小为 20, 最大迭代步数为 200, 变异概率为 0.5。

在假设换料周期为 1 和 3 a 的情况下, 优化得到的 MA 区材料份额以及对应的中子学参数如表 3 所示。

而在假设换料周期为 30 a 的情况中, 因为约束条件氙增殖率 TBR 不小于 1.2 的限制, 优化结果表明, 没有配料方案可以满足功率密度保持在 100 WM/m^3 以内, K_{eff} 保持在 0.95 以内, 换料周期在 30 a 的时候仍然有高的氙增殖率。考虑 30 a 的换料周期内, 不考虑氙增殖率的限制, 使得 $BUDA'$ 取得最大值的材料份额及相应中子学参数如表 3 所示。

从换料周期为 1 和 3 a 的反应堆 LLMA 年平均燃耗深度 $BUDA'$ 取得最大值时的钢系废料增殖区的份额配比可以看出, PuC 的份额取到了限制范围的最大值。造成这种取值现象

表 3 BUDA'最大时 MA 区材料份额及相应中子学参数

Table 3 Optimization results and neutronics parameters

换料周期/a	装料份额/%			初始时刻中子学参数			钢系废料	Pu 废料	BUDA'
	MAC	PuC	Li ₁₇ Pb ₈₃	K _{eff}	TBR	P _{max} /(MW·m ⁻³)	初装量/kg	初装量/kg	
1	3.0	6.6	90.4	0.85	1.50	98	17 169	37 053	2.5
3	3.4	6.6	90.0	0.84	1.39	95	19 387	37 321	2.3
30	4.3	5.6	90.1	0.76	0.98	63	24 571	31 635	0.7

的原因可以分析为满足 FDS- I 中子学设计原则的系统,已经有很高的中子通量来满足嬗变钢系废料核的要求,再增加 PuC 的份额来增殖中子对嬗变钢系废料核的作用不大。所以,当这样的系统运行时,MAC 的年平均燃耗深度 BUDA'主要取决于 MAC 的初装量。而当换料周期为 30 a 时,能够被嬗变的 MAC 比换料周期为 1 和 3 a 的都多,所以 MAC 需要有较高的初装量。当 MAC 的份额提高之后,由于 MAC 与 PuC 的总份额不能超过 10% 的限制,导致 PuC 的装料量减少,所以, K_{eff} 和功率密度都会减少,而 K_{eff} 减少导致中子注量率也减少,所以氚增殖率不能达到要求。

图 2 为换料周期为 1 a 时的 MAC、PuC 的份额与 LLMA 年平均燃耗深度 BUDA'的关系示意图。考虑到系统的约束条件,在对系统遍历取值的时候,MAC 份额的变化范围为 0%~10%,步长为 1%,而 PuC 份额的变化范围为 6%~7%,步长取为 0.1%。

从图 2 可以看出,换料周期为 1 a 时,对年平均燃耗深度影响最大的还是 MAC 的份额。PuC 的份额越多,增殖的中子越多,越能提高系统对钢系废料核的年平均燃耗深度 BUDA'。但是 MAC 的嬗变过程最主要的是裂变反应,会放出大量的热量,从而提高整个系统的核热功率密度 P_{max}。高份额的 MAC 在进行嬗变时,如果 PuC 的份额再过高,系统核热功率密度会超出约束条件不大于 100WM/m³。

从计算结果上来看,随着换料周期的增加,年平均燃耗深度逐渐减小。这可能由两个原因引起,第一是因为原 MA 核通过俘获反应、(n, 2n) 反应嬗变子核又衰变成 LLMA,使得钢系废料核质量增加。第二是因为随着换料周期的增加, K_{eff} 的下降,引起中子注量率的下降,从而

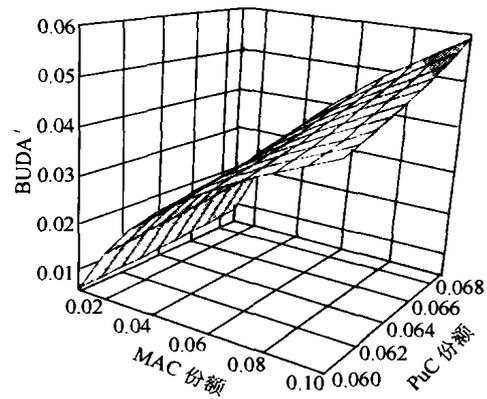


图 2 MAC、PuC 的份额对换料周期为 1 a 时的 LLMA 年平均燃耗深度的影响

Fig. 2 Neutronics parameter as the function of MAC fraction and PuC fraction when fuel cycle=1 a

减少了钢系废料核嬗变量。

随着燃耗时间的增加,包层内有大量其他的核素生成,反应也变得复杂。具体的长换料周期的年平均燃耗深度分析,还需进一步的具体研究。

2.3 系统功率在换料周期内保持稳定

为了保证次临界反应堆稳定的运行,设计者在工程上和物理上都采取了很多的方法。通过包层材料份额的调整,使得反应堆在几年内的系统功率保持稳定,这也是 FDS- I 在优化时的关键问题之一。

由于反应堆的系统功率与 K_{eff} 存在正关系,我们在具体的计算时,使得反应堆的 K_{eff} 保持恒定,来实现系统功率保持稳定的优化目标。

与上述其他优化方案不同的是,在调节初装料时,不仅对 DWTB 的钢系废料嬗变区(MA 区)的材料份额进行调整,而且同时调整了 U 区的材料份额,使得 K_{eff} 在换料周期内保

持一致。U 区为 FDS 包层生产²³⁹Pu 核燃料区,材料成分为 UC(贫铀)和 $\text{Li}_{17}\text{Pb}_{83}$ 。与 MA 区的调整方案类似,限制固态材料 UC 的份额在 0%~10% 内变化, $\text{Li}_{17}\text{Pb}_{83}$ 作为冷却剂填充 U 区。

结合目前的反应堆的换料情况,假设优化方案中系统换料周期为 3 a。在进行燃耗计算时,取燃耗计算步长为 1 a。这样,需要对初始时刻以及每一年燃耗后的系统 K_{eff} 进行优化计算,使它们在误差范围内保持不变。

但由于我们对总初装量限制很严格,当 MAC 和 PuC 的份额之和在 10% 以内变化时,优化模块的寻优过程表明没有配料方案能够使 4 个 K_{eff} 保持稳定的取值。为了考察在换料周期为 3 a 时 K_{eff} 保持不变的可能性,并且考虑到目前反应堆的工程约束条件的允许,在对 K_{eff} 保持稳定的考查中,我们放宽 MA 区中固

态材料份额的取值范围,使得 MA 区的 MAC 和 PuC 的份额之和在 15% 以内变化,并取消约束条件里的功率限制,从而来扩大解区间。

遗传算法相应的参数设置为:初始种群大小为 20,最大迭代步数为 200,变异概率为 0.05。

在考察 K_{eff} 保持恒定的情况中,我们给出了使得 K_{eff} 保持在 0.80、0.85、0.90 三种取值保持不变。优化结果表明,当 K_{eff} 保持在 0.80 不变时,氡增殖率 TBR 不能达到 1.20 以上。当 K_{eff} 保持在 0.85 不变时,优化模块可以找到 3 种配料方式来满足约束条件以及优化目标。当考察 K_{eff} 保持在 0.90 不变,找不到保持不变的情况。

具体的材料份额如表 4 所示,中子学参数如表 5 所示。

表 4 K_{eff} 稳定时 MA 区和 U 区各材料份额
Table 4 The material fractions of MA zone and U zone

材料		份额/%				
		$K_{\text{eff}} \sim 0.80$	$K_{\text{eff}} \sim 0.85$			$K_{\text{eff}} \sim 0.90$
			第 1 组	第 2 组	第 3 组	
MA 区	MAC	6.1	7.1	7.4	7.4	6.7
	PuC	5.9	6.5	6.6	6.5	7.4
	$\text{Li}_{17}\text{Pb}_{83}$	88.0	86.4	86.0	86.1	85.9
U 区	UC	5.9	2.7	5.9	8.9	4.2
	$\text{Li}_{17}\text{Pb}_{83}$	94.1	97.3	94.1	91.1	95.8

从优化结果可以看出, K_{eff} 保持恒定,主要取决于系统 MA 区里各材料的份额。PuC 中的 Pu 被用来倍增中子,另外作为冷却剂的 $\text{Li}_{17}\text{Pb}_{83}$ 中的 Pb 也可以倍增中子,所以,PuC 和 $\text{Li}_{17}\text{Pb}_{83}$ 的份额起到了调节系统 K_{eff} 的主要作用。

当 K_{eff} 保持恒定在 0.80 的时候,中子注量率较小,系统在 MA 区主要用 $\text{Li}_{17}\text{Pb}_{83}$ 中的 Li 与中子反应来增殖氡,所以 TBR 达不到约束值 1.2。 K_{eff} 的取值主要取决于 PuC 的份额。在表 4 的结果中可以看到,当 K_{eff} 保持恒定在 0.85 的时候,3 种配料方案都可以达到,但是它们的 PuC 的份额基本是一样的。而当 K_{eff} 的期

望值定为 0.90 时,由于 MAC 与 PuC 的份额之和在 15% 之内的限制,优化模块很难满足 K_{eff} 的期望值 0.90 的配料方案。

优化结果表明,在次临界系统中,适当的调整包层中材料的装料份额,可以在没有外界辅助的情况下,通过堆内自身调节,使得整个系统的功率在换料周期内保持恒定,且系统恒定功率的大小可调。另一方面,包层中材料的装料份额的组合方式有无穷多种,且其组合方式与整个系统的功率变化为非线性关系。传统的优化算法对于这类问题显得很吃力,而本文使用的优化模块所用到的遗传算法在这里则可以通过遗传操作来完成多目标的非线性优化。

表 5 K_{eff} 稳定时中子学参数
Table 5 Neutronics parameters

时间/a		0	1	2	3	
K_{eff}	$K_{eff} \sim 0.80$	0.80	0.80	0.80	0.80	
	$K_{eff} \sim 0.85$	第 1 组	0.85	0.85	0.85	0.85
		第 2 组	0.85	0.85	0.85	0.85
		第 3 组	0.85	0.85	0.85	0.85
$K_{eff} \sim 0.90$		0.91	0.89	0.89	0.87	
$P_{max}/(MW \cdot m^{-3})$	$K_{eff} \sim 0.80$	77	77	78	80	
	$K_{eff} \sim 0.85$	第 1 组	104	104	104	105
		第 2 组	104	105	106	108
		第 3 组	100	101	102	105
$K_{eff} \sim 0.90$		162	153	137	125	
TBR	$K_{eff} \sim 0.80$	1.12	1.12	1.12	1.12	
	$K_{eff} \sim 0.85$	第 1 组	1.44	1.44	1.44	1.43
		第 2 组	1.34	1.35	1.36	1.36
		第 3 组	1.25	1.25	1.27	1.28
$K_{eff} \sim 0.90$		2.06	1.98	1.78	1.60	

3 结论

上述的优化结果和分析表明,基于聚变驱动次临界堆(FDS-I)的双冷核废料嬗变包层的中子学计算模型,仅调节 MA 区各材料的份额,来满足约束条件(如 $K_{eff} \leq 0.95$ 、氦自持、最大功率密度不大于 100 MW/m^3 等),需要 PuC 的份额在 $6\% \sim 7\%$ 之间。

在满足约束条件的取值范围内,LLMA 的年平均燃耗深度 BUDA' 取决于钢系废料核和 Pu 废料核的初装量与在燃耗过程中被嬗变的钢系废料核之间的关系。长换料周期的年平均燃耗深度分析,还需进一步的具体研究。

另外,通过调节 MA 区和 U 区的材料份额,使得系统功率在换料周期内保持平衡,从而使得反应堆的反应率等参数在燃耗过程中稳定是可以实现的。

本文仅将超铀废料分为两个固定份额配比装料,来满足 FDS 嬗变包层的中子学要求。

当考虑对初装料进行更为复杂的同位素分离后的分离材料进行优化时,各种同位素的组合方案会大幅度增加,普通的遍历优化方案将很难优化出满足中子学要求的解,这时遗传算法的全局寻优能力将会得到更好的体现。当然,除了遗传算法以外,还有很多的优化算法被应用在中子学优化分析中,如神经网络方法、模拟退火方法等,如何有效地选择这些优化方法,或者针对具体的优化目标所具有的物理规律有效地结合这些优化方法,这也是值得研究的问题。

参考文献:

- [1] 吴宜灿,等. 聚变驱动次临界堆 FDS 概念设计研究[J]. 核科学与工程,2004,24(1): 72~80.
- [2] 郑善良,等. 聚变驱动次临界堆双冷嬗变包层中子学参数设计与分析[J]. 核科学与工程,2004,24(2): 165.