

“Optimización Radial de una Celda de Combustible BWR usando Algoritmos Genéticos”

***Cecilia Martín del Campo Márquez, Roberto Carmona Hernández,
Ivonne Patricia Oropeza Camargo***

*Universidad Nacional Autónoma de México, Facultad de Ingeniería
Laboratorio de Análisis en Ingeniería de Reactores Nucleares
Paseo Cuauhnáhuac 8532, 62550 Jiutepec, Mor., México
cmcm@fi-b.unam.mx; rockbert@ieee.org; ivonucci@prodigy.net.mx*

Resumen

Se presenta el desarrollo de la aplicación de los Algoritmos Genéticos (AG's) a la optimización de la distribución radial de enriquecimiento en una celda de combustible de un BWR (Boiling Water Reactor). El proceso de optimización se ligó al simulador HELIOS, el cual es un código de transporte de simulación neutrónica de celdas de combustible, que ha sido validado para el cálculo de bancos nucleares para BWRs. Con diseños radiales heterogéneos se puede mejorar la distribución radial de la potencia, por lo que el diseño radial de combustible tiene una fuerte influencia en el diseño global de recargas de combustible. Se busca la distribución radial óptima de barras de combustible, con diferentes enriquecimientos de U^{235} y contenidos de veneno consumible. Para ello es necesario definir la representación de la solución, la función objetivo y la implementación del proceso de optimización específico a la solución del problema. El proceso de optimización se codificó en lenguaje C, se automatizó la creación de las entradas al simulador, la ejecución del simulador y la extracción, en la salida del simulador, de los parámetros que intervienen en la función objetivo. La función objetivo incluye cuatro parámetros: Enriquecimiento promedio de la celda, concentración de gadolinia promedio de la celda, factor pico de potencia radial y factor de multiplicación k -infinita. Para poder calcular los parámetros que intervienen en la función objetivo, el proceso de evaluación de AG's se ligo al código HELIOS ejecutado en una estación de trabajo Compaq Alpha. Se aplicó al diseño de una celda de combustible de 10x10 que puede ser empleada en los diseños de ensambles combustibles que se utilizan actualmente en la Central Nucleoeléctrica de Laguna Verde. Se consideraron 10 diferentes composiciones de combustible de las cuales cuatro contienen gadolinia. Se aplicaron tres reglas heurísticas que consisten en prohibir la colocación de barras con gadolinia en los extremos de la celda, colocar las composiciones con el menor enriquecimiento en las esquinas de la celda y fijar la colocación de las barras de agua. Sin embargo la colocación de las barras con gadolinia en el interior de la celda se dejó libre. Los resultados obtenidos fueron excelentes, se encontraron cuarenta diseños que cumplen con la reactividad deseada y el factor pico de potencia radial. El mejor de ellos tiene un desempeño neutrónico superior al diseño de la celda de referencia empleando un enriquecimiento promedio menor.

1. INTRODUCCIÓN

En una central nucleoelectrónica es de suma importancia el uso eficiente del combustible. La forma en que se alimenta el combustible en las centrales nucleares con reactores de agua ligera (Light Water Reactor, LWR) y uranio enriquecido es recargar solamente una fracción (un tercio o un cuarto) del combustible durante el período de recarga, para lograr un ciclo de operación, que puede fluctuar entre 12 y 24 meses. Por lo tanto el combustible nuevo, combinado con el combustible usado ha de ser calculado y acomodado de manera adecuada en el núcleo del reactor para cumplir con las exigencias de energía requerida por la compañía de electricidad.

El diseño de recargas de combustibles de un BWR involucra varias etapas de optimización relacionadas entre sí. Las dos primeras etapas tienen que ver con el diseño de los ensambles combustibles. Éstos son conjuntos de barras que contienen combustible (dióxido de uranio) con diversos contenidos de material fisible (enriquecimiento en U^{235}) y de veneno consumible Gd_2O_3 (gadolinia), y barras que contienen agua. A las secciones transversales de estos ensambles se les llama celdas de combustible. En la primera etapa de optimización se diseñan radialmente las celdas de combustible que van a acomodarse axialmente a lo largo del ensamble, es decir, se determina la distribución radial de diferentes enriquecimientos y contenidos de gadolinia en las barras que forman la celda.

Diversas técnicas avanzadas de optimización, especialmente las de computación evolutiva, se han venido desarrollando y aplicando a la optimización del diseño de celdas de combustible, del diseño axial de ensambles, del diseño de planes de recarga del núcleo y del diseño de patrones de barras de control. El alcance del presente trabajo se limitó a desarrollar un sistema computacional, totalmente automatizado, para el diseño de celdas de combustible de manera independiente de las otras actividades.

Varios trabajos han contribuido al entendimiento y a la solución de este problema de optimización de tipo combinatorio. Maldonado desarrolló un sistema que emplea el método de Recocido Simulado (Simulated Annealing) y que es basado en una optimización barra por barra, multiobjetivos y multirestricciones [1]. Este método lleva a buenos resultados pero requiere de mucho tiempo computacional. Martín-del-Campo [2] aplicó Búsqueda Tabú y reglas heurísticas al diseño radial de celdas de BWR, el tiempo de cómputo es razonable pero no se tiene la certeza de haber encontrado el verdadero óptimo. Yilmaz aplicó Algoritmos Genéticos (AG) al diseño de celdas de reactores presurizados en los que se optimiza la localización del veneno consumible [3] y también aplicó AG para optimizar el enriquecimiento del gadolinio y la localización en celdas PWR [4].

En el presente trabajo se aplican los Algoritmos Genéticos (AG) al diseño de celdas de BWR. Los AGs mimetizan el proceso de selección natural para optimizar funciones, de la misma forma que la naturaleza consigue, generación a generación, que las especies se adapten cada vez mejor a su entorno. Darwin estableció el proceso de *selección natural* que explica cómo las especies de organismos evolucionan para mejor adaptarse al medio en el que viven. Este proceso presiona para que los individuos mejor adaptados tengan descendencia y así sus características se propaguen a las futuras generaciones. Cada individuo guarda en sus cromosomas, en forma de secuencia de genes, su propio código genético. La reproducción sexual se realiza de forma tal que los cromosomas de los padres se cruzan o recombinan para generar nuevas secuencias de

código. En ocasiones, mutaciones debidas a errores en la replicación, a la presencia de radiaciones o de ciertos compuestos químicos, pueden alterar algún gen del cromosoma, induciendo así un factor de diversidad.

Asimilando los conceptos de adaptación y optimización, se puede construir un método de maximización de funciones, donde cada valor candidato a solución, perteneciente al dominio de la función objetivo, actúa como un organismo que se aparea con otros candidatos para reproducirse, formando nuevas generaciones de soluciones que, presumiblemente, darán mejores valores de la función objetivo. En otras palabras, la función objetivo mide la adaptación de los individuos, representados por las soluciones candidatas.

2. METODOLOGÍA

En este caso el objetivo es encontrar la distribución radial óptima de diferentes enriquecimientos y contenidos de gadolinia que proporcione una buena utilización del combustible. Es decir, la reactividad deseada con un enriquecimiento promedio mínimo pero asegurando al mismo tiempo una distribución de generación de potencia tal que el factor pico de potencia radial sea lo más bajo posible y al menos inferior a un cierto valor recomendado.

2.1 Representación de una solución

Una celda de combustible consiste en un conjunto de barras conteniendo UO_2 (dióxido de uranio) con diferentes contenidos de material fisil (enriquecimientos en U^{235}). El número de barras con gadolinia presentes en la celda es otra variante más, además de la cantidad de barras de agua contenidas en el ensamble. La gadolinia es un óxido de gadolinio, compuesto de dos átomos de gadolinio y tres átomos de oxígeno, que sirve como veneno consumible el cual absorbe neutrones y compensa el exceso de reactividad al inicio del ciclo cuando el combustible es nuevo (o fresco).

La aplicación se realizó sobre una celda utilizada en los reactores de la CNLV (Central Nucleoeléctrica de Laguna Verde). Se trata de un arreglo de 10x10 barras de combustible. Se pueden utilizar cualquier número de composiciones diferentes, con enriquecimiento en U^{235} y concentración de gadolinia variables. El arreglo tiene dos tubos de agua (ver círculos rojos en la Figura 1) en posiciones fijas. Todas las dimensiones de barras combustibles y estructuras se consideran fijas.

La representación de la celda debe estar directamente relacionada con la forma en que ésta es modelada en el simulador que vaya a ser utilizado para evaluar neutrónicamente el diseño. En este caso se utilizó el código HELIOS el cual ya fue previamente validado para el modelado neutrónico de este tipo de celdas [5].

En la simulación de la celda con HELIOS, las barras de combustible, las regiones de agua, el canal envolvente y la barra de control cruciforme se representan explícitamente en el espacio de dos-dimensiones. La celda es simétrica con respecto a la diagonal indicada en la figura y en HELIOS esta celda puede ser representada usando condición de reflexión en dicha diagonal y ser representada por 55 posiciones como se esquematiza en la Figura 2. HELIOS utiliza como preprocesador de datos de entrada al código AURORA y como posprocesador el código ZENITH

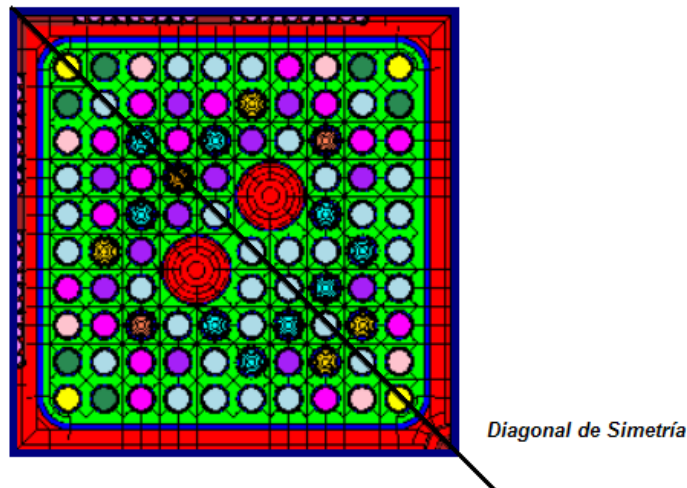


Figura 1. Sección radial de una celda de combustible 10x10 representada en el simulador HELIOS

Para evaluar neutrónicamente diferentes distribuciones radiales de enriquecimiento y gadolinia en la celda de combustible, los datos requeridos por HELIOS, son entre otros, el enriquecimiento de uranio (en % en masa de U^{235} del uranio) y el contenido de gadolinia (en % en masa de gadolinia) en la mezcla de dióxido de uranio y gadolinia de las diferentes barras de combustible. Estos son los datos que se van a hacer variar. Para ello se definen las composiciones de combustible caracterizadas por los porcentajes de enriquecimiento y de gadolinia en el combustible y HELIOS requiere dentro de sus datos, un arreglo bidimensional indicando la composición del combustible localizado en cada una de las posiciones (de barras) dentro del ensamble. Generalmente se tienen del orden de 10 diferentes composiciones de combustible distribuidas en 51 posiciones (restando las posiciones de agua, que son fijas) en el ensamble.

En lugar de hablar de una distribución de enriquecimientos hablaremos de un individuo, el cual va a ser representado por el arreglo bidimensional de composiciones y posiciones. El conjunto de individuos reúne a todos los arreglos bidimensionales que se pueden formar a partir de todas las combinaciones posibles de acomodo de las composiciones (disponibles) en las diferentes posiciones. En el caso de disponer de 10 diferentes composiciones, dado que se tienen 51 posiciones, el número de soluciones viables es 10^{51} . Sin embargo el número de soluciones candidatas a ser investigadas disminuye cuando se aplican algunas reglas heurísticas de acomodo, las cuales reducen el número de combinaciones posibles. De todos esos individuos algunos de ellos cumplirán con las restricciones de reactividad y de pico de potencia, los cuales forman el conjunto de individuos que podrían ser una solución factible. Para determinar si un individuo es candidato a ser el mejor, se le tiene que simular con HELIOS para obtener los parámetros neutrónicos: factor multiplicación k-infinita (k_{inf}) y factor pico de potencia radial (PPF, Power Peaking Factor)

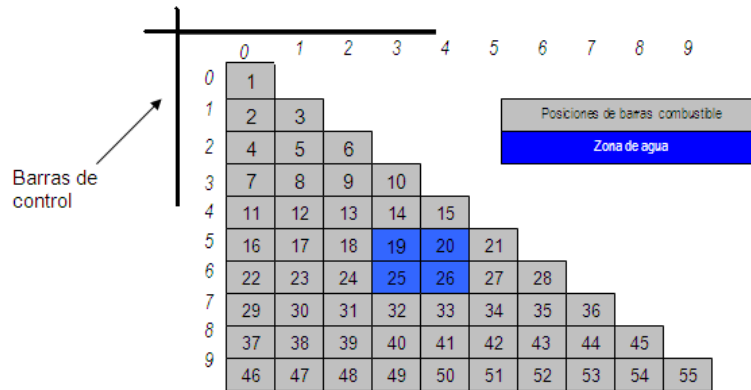


Figura 2. Representación esquemática de la celda de combustible

2.3 Modelo matemático de la función objetivo

La función objetivo fue formulada para buscar la solución \mathbf{x} con la distribución radial de enriquecimiento y gadolinia que satisfaga mejor los siguientes cuatro objetivos:

1. El menor enriquecimiento promedio $E(\mathbf{x})$
2. El contenido promedio de gadolinia $G(\mathbf{x})$ igual al deseado G_{target}
3. El $PPF_0(\mathbf{x})$ menor que el límite máximo PPF_{max} a 0 MWd/t (Mega Watt dia/tonelada métrica)
4. Curva de k-infinita ($k_{inf}(\mathbf{x})$) vs quemado igual a deseada

Los valores de $E(\mathbf{x})$ y $G(\mathbf{x})$ se calculan a partir de las ecuaciones (1) y (2) respectivamente, considerando 92 posiciones de barras de combustible dentro del arreglo 10x10 estando 8 posiciones ocupadas por las dos barras de agua.

$$E(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{92} \frac{E(j)}{92} \quad \text{y} \quad G(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{92} \frac{G(j)}{92} \quad (1) \text{ y } (2)$$

Para obtener los valores de $PPF_0(\mathbf{x})$ y de $k_{inf}(\mathbf{x})$ se simula la celda \mathbf{x} con HELIOS.

El primer objetivo consiste en buscar el menor valor de $E(\mathbf{x})$ posible. Para satisfacer el segundo objetivo se minimiza la función $\Delta G(\mathbf{x})$ de la ecuación (3). Para satisfacer el tercer objetivo se debe cumplir la desigualdad (4).

$$\Delta G(\mathbf{x}) = |G(\mathbf{x}) - G_{target}| \quad (3)$$

$$PPF_0(\mathbf{x}) - PPF_{max} < 0 \quad (4)$$

Para satisfacer el cuarto objetivo, se busca minimizar la suma de la diferencia cuadrática, entre la k-infinita de la solución \mathbf{x} , ($k_{inf_i}(\mathbf{x})$) y la k-infinita target ($k_{inf_target_i}$) a diferentes pasos de quemado i . Esto queda expresado en la función $S(\mathbf{x})$ de la ecuación (5).

$$S(\mathbf{x}) = \sum_{i=0}^N (k_{inf_i}(\mathbf{x}) - k_{inf_target_i})^2 \quad (5)$$

Los valores de $k_{inf_i}(\mathbf{x})$ para $i=0, \dots, N$ se obtienen ejecutando el código HELIOS para la celda \mathbf{x} desde 0 MWd/t hasta 30000 MWd/t, siendo N el número de pasos de quemado para los cuales se calcula la desviación cuadrática. El tiempo de cálculo utilizado por HELIOS (versión 1.7 con una biblioteca de 45 grupos de energía) para la evaluación neutrónica de la celda es aproximadamente de 80 segundos de tiempo de proceso en una estación de trabajo Alpha Compaq (833 Mhz). La función objetivo $f(\mathbf{x})$ quedó representada matemáticamente en la ecuación (6).

$$\text{Minimizar } f(\mathbf{x}) = w_E \cdot E(\mathbf{x}) + w_G \cdot \Delta G(\mathbf{x}) + w_P \cdot (PPF_0(\mathbf{x}) - PPF_{max}) + w_S \cdot S(\mathbf{x}) \quad (6)$$

Los factores de peso w_E , w_G , w_P y w_S ponderan la importancia de los diferentes términos y son obtenidos a partir del propio uso de la función objetivo mediante la observación de la calidad de los resultados. La ecuación (6) es una función objetivo muy completa pero muy costosa desde el punto de vista de tiempo de cómputo debido esencialmente a las evaluaciones del quemado de la celda con HELIOS. Sabiendo que dentro del proceso de búsqueda se crea una gran cantidad de soluciones con cualidades muy malas, se utiliza una estrategia para reducir el tiempo de cálculo realizando una evaluación parcial que incluye únicamente la simulación con HELIOS a 0 MWd/t (con un tiempo de proceso de alrededor de 11.7 segundos). Entonces se busca minimizar $F(\mathbf{x})$ de la ecuación (7) cuyos términos se definen en la Tabla I.

$$F(\mathbf{x}) = w_E \cdot E(\mathbf{x}) + w_G \cdot |G(\mathbf{x}) - G_{target}| + w_P \cdot (PPF_0(\mathbf{x}) - PPF_{max}) + w_k \cdot (k_{inf}(\mathbf{x}) - k_{inf_target})^2 \quad (7)$$

Tabla I Definición de términos en el modelo matemático de la función objetivo

\mathbf{x}	Vector de composiciones de combustible asociadas a las posiciones en la celda
$F(\mathbf{x})$	Función objetivo de la solución \mathbf{x} , con evaluación a 0 MWd/t
$E(\mathbf{x})$	Enriquecimiento promedio de la solución \mathbf{x} , a 0 MWd/t
$G(\mathbf{x})$	Concentración promedio de gadolinia de la solución \mathbf{x} , a 0 MWd/t
G_{target}	Concentración promedio de gadolinia <i>target</i> , a 0MWd/t
$PPF_0(\mathbf{x})$	Factor del Pico de Potencia Radial para la solución \mathbf{x} , a 0 MWd/t
PPF_{max}	Límite máximo del PPF a 0 MWd/t
$k_{inf}(\mathbf{x})$	k_{inf} a 0 MWd/t, para la solución \mathbf{x}
k_{inf_target}	k_{inf} <i>target</i> , a 0MWd/t
w_E	Factor de peso para el término del enriquecimiento
w_G	Factor de peso para el término del gadolinia
w_P	Factor de peso para el término del PPF
w_k	Factor de peso para el término de k-infinita

2.4 Características del Algoritmo de Optimización

La celda a diseñar es utilizada en la parte inferior de uno de los ensambles frescos del ciclo 10 de la Unidad 1 de la CNLV. No presenta barras vacías (barras sin combustible) ni huecos de agua (posiciones en las que no hay presencia de barra). Tomando en cuenta aspectos relacionados con la manufactura de los ensambles combustibles, únicamente se consideraron 10 diferentes composiciones de combustible, las cuales ya han sido utilizadas en los ensambles combustibles de la CNLV. En la Tabla II se muestran los enriquecimientos y concentraciones de gadolinia, en porcentaje en peso (%w), de las composiciones de combustible, cuatro de las cuales contienen gadolinia.

Tabla II Enriquecimientos y concentraciones de gadolinia en las composiciones

Composición	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
U ₂₃₅ %w	2.0	2.8	3.6	4.4	3.95	4.9	3.95	4.4	4.4	4.4
Gadolinia %w	0	0	0	0	0	0	5	5	4	2

Dado que se tienen 51 posiciones para combustible (ver Figura 2) y 10 composiciones (Tabla II), el número total de combinaciones viables es 10^{51} . Sin embargo el número de soluciones candidatas a ser investigadas disminuye cuando se aplican algunas reglas heurísticas de acomodo, las cuales reducen el número de combinaciones posibles. Se aplicaron las siguientes tres reglas:

1. Los combustibles que contienen gadolinia no pueden ser colocados en posiciones periféricas.
2. El combustible de menor enriquecimiento se fija y se utiliza únicamente en las esquinas de la celda en las posiciones 1, 46 y 55.
3. Las posiciones ocupadas por tubos de agua son fijas.

Tomando en cuenta las tres reglas heurísticas mencionadas, se tienen 16 posiciones que pueden llenarse con 5 diferentes composiciones de combustible y 32 posiciones que pueden llenarse con 9 diferentes composiciones de combustible. El número total de combinaciones es $5^{16} \times 9^{32} = 5 \times 10^{41}$. Corresponde al número total de soluciones candidatas que tendrían que ser investigadas si se realizase una búsqueda exhaustiva.

Adicionalmente para evitar que se manden a evaluar celdas de combustible con valores de enriquecimiento que *a priori* resultan muy altos o muy bajos desde el punto de vista de reactividad de la celda, se definió un valor máximo y un valor mínimo y las soluciones que se mandan a evaluar con HELIOS deben tener un enriquecimiento promedio $E(\mathbf{x})$ entre este rango de valores. Esta misma idea se aplicó a la concentración de gadolinia en la celda.

El programa realiza la lectura de los datos relacionados con los AG's: tamaño de la población, número total de generaciones, probabilidad de aplicación del operador de cruce, probabilidad de aplicación del operador de mutación. Los individuos de la primera población se generarán aleatoriamente haciendo un acomodo de las 10 composiciones en las 55 posiciones teniendo cuidado de cumplir con la reglas heurísticas antes mencionadas, hasta encontrar el número de individuos que representa la población en la primera generación. Cuidando que en la población

no existan individuos idénticos.

2.5.3 Operadores genéticos

En los AG's son tomados en cuenta todos los individuos de la población pero tienen más probabilidad de ser elegidos aquellos que reúnan mejores características y que ayuden a mejorar a la población. En el siguiente diagrama de flujo (Figura 3) se puede ver la implementación de todos los operadores genéticos.

2.5.3.1 Selección tipo ruleta

Se programó la selección proporcional tipo ruleta en donde los diseños que tienen mejores calificaciones tienen mayor probabilidad de ser seleccionados como padres para la siguiente generación. Se requiere ordenar los diseños de manera ascendente de acuerdo a la calificación que obtuvieron al ser evaluadas con la función objetivo, para después calcular la suma de calificaciones y determinar la fracción de ese total que corresponde a cada diseño.

2.5.3.2 Operación cruza

Los individuos más aptos de acuerdo a una comparación de calificaciones servirán como punto de partida para la siguiente generación. El operador de cruza crea nuevos individuos mediante la combinación de partes de dos individuos llamados padres utilizando un punto de cruza (que es la celda desde la cual se hará el intercambio de información). El punto de cruza se selecciona de manera aleatoria, excluyendo los puntos 1, 2, 54 y 55 (de acuerdo a la numeración de la Figura 2, debido a que si se toma desde ahí el individuo obtenido será idéntico al padre) para asegurar que la cruza sea efectiva. El operador de un punto de cruza se esquematiza en la Figura 4.

2.5.3.3 Operación mutación

Ya que en un AG se trata de explorar un enorme espacio de posibilidades. Al encontrar una zona con calificaciones altas, ésta se explora más a fondo. Pero hay que evitar que el algoritmo se estanque en una determinada zona, produciendo multitud de individuos muy parecidos. De igual forma se ha de evitar lo contrario, que el algoritmo distribuya tan uniformemente el espacio de búsqueda que casi se dejen de explorar las mejores zonas. Esto se logra al implementar la operación de mutación, la cual tiene como función hacer cambios pequeños en los individuos para poder encontrar una pequeña variante que tal vez mejore a la población y que este cambio no sea tan radical como lo hace la operación de cruza.

La selección del diseño a mutar se realiza de manera aleatoria. La posición de mutación también se elige de manera aleatoria, excluyendo los puntos 0, 46 y 55, debido a que las reglas heurísticas determinan que la composición de esas celdas es fija. Posteriormente se selecciona aleatoriamente de la Tabla II una composición de combustible y se acomoda en el punto de mutación. Para asegurar que la mutación sea efectiva, se verifica que la composición que se selecciona sea diferente de la que ya se tenía en ese punto.

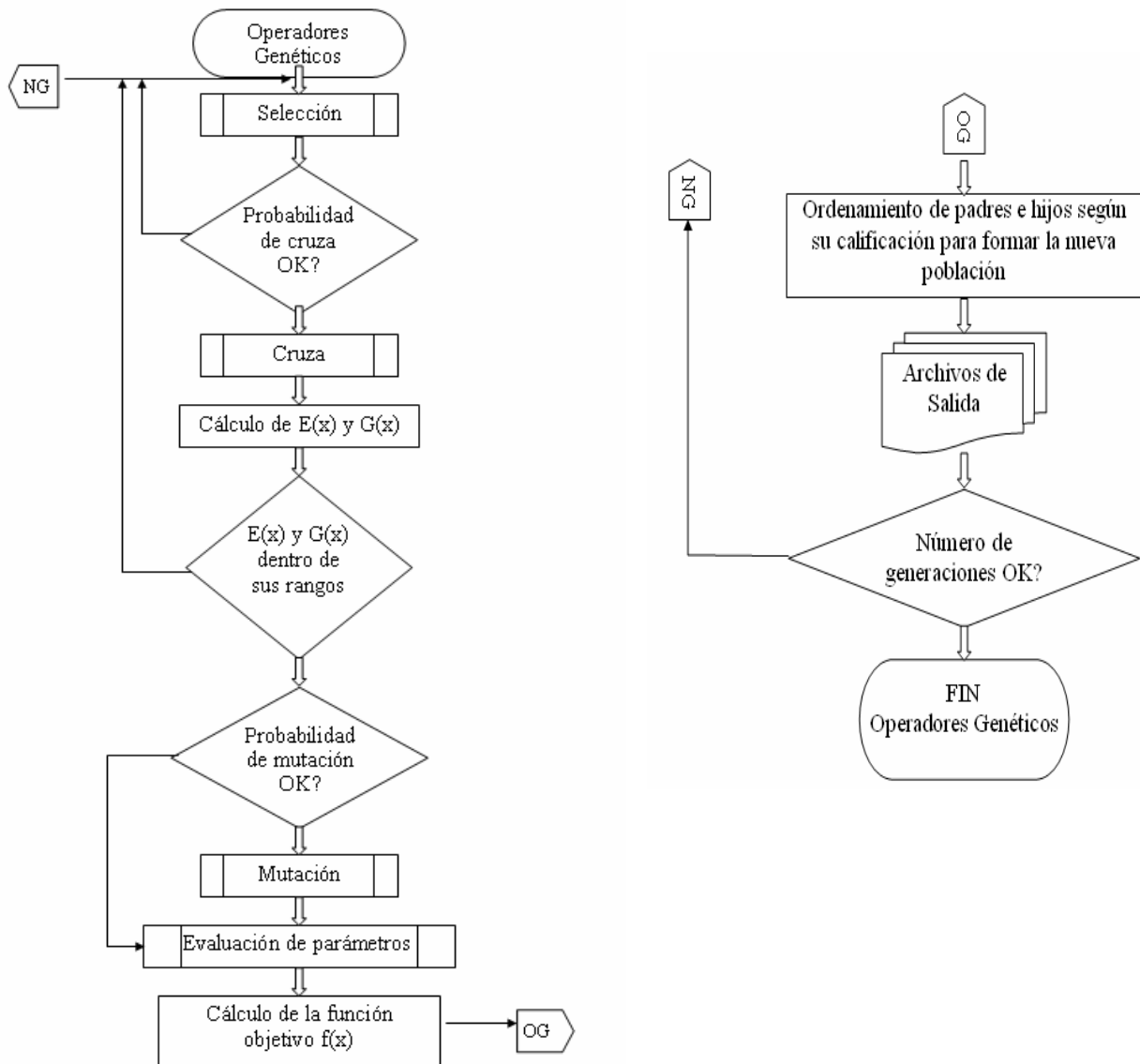


Figura 3. Diagrama de flujo de los operadores genéticos

2.5.4 Evaluación y selección de una nueva generación

Cada individuo es evaluado mediante la función objetivo y se le asigna una calificación. Un diseño de una nueva generación reemplaza a un diseño de la generación precedente cuando su calificación es mejor que la del menos apto de la generación precedente. El proceso se detiene cuando se satisface un cierto número de generaciones requerido como dato, el cual es determinado por el analista que utiliza el sistema basándose en la experiencia obtenida con el uso del mismo.

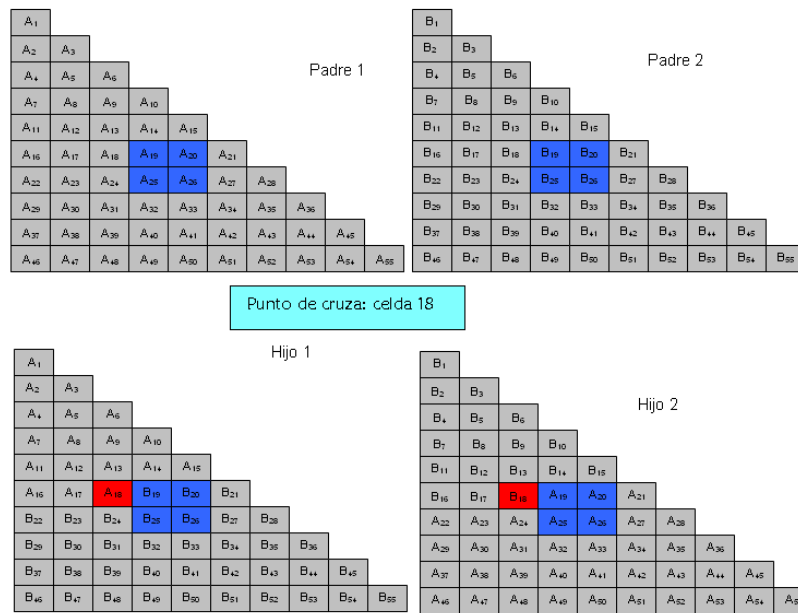


Figura 4. Representación de la operación de cruce

3. RESULTADOS Y CONCLUSIONES

En la Tabla III se muestran los valores *target* y valores límite en el caso de esta aplicación los cuales fueron determinados en base a una celda de referencia utilizada en la CNLV.

Tabla III. Valores *target* y valores límite para los parámetros

Variable	Valor	Variable	Valor
E_{\max}	4.15	G_{\max}	0.82
E_{\min}	3.87	G_{\min}	0.80
E_{target}	4.1	k_{inf_target}	1.030
G_{target}	0.815	PPF_{\max}	1.435

Los factores de peso w asociados a cada término de la función objetivo (7) toman distintos valores de acuerdo a las condiciones que se muestran en la Tabla IV las cuales consideran las preferencias de diseño. Por ejemplo, el enriquecimiento es un parámetro que se busca minimizar pero se penaliza más fuertemente a los diseños con enriquecimientos promedio $E(x)$ superiores a E_{target} que los diseños de enriquecimiento menor. En el caso de la gadolinia se busca un valor deseado (*target*) pero se penaliza más a los diseños con gadolinia promedio $G(x)$ mayor que G_{target} que cuando es menor. El parámetro PPF (Power Peaking Factor) se desea minimizar pero se penaliza más fuertemente a los diseños con PPF(x) mayor a PPF_{\max} que a los diseños con PPF(x) inferior, etc.

Tabla IV. Valores de los pesos que intervienen en la función objetivo

Factor	Descripción	Valor	
w_E	Peso para el término del enriquecimiento	$E(x) < E_{target}$	$E(x) > E_{target}$
		2	3
w_G	Peso para el término del gadolinio	$G(x) < G_{target}$	$G(x) > G_{target}$
		15	20
w_P	Peso para el término del PPF	$PPF(x) < PPF_{max}$	$PPF(x) > PPF_{max}$
		100	300
w_k	Peso para el término de $k_{inf}(x)$	$k_{inf}(x) < k_{inf_target}$	$k_{inf}(x) > k_{inf_target}$
		13000	12000

Otro aspecto que se tiene que tomar en cuenta para este caso en particular son las siguientes reglas heurísticas adicionales que se requirieron para lograr los resultados deseados:

1. Los enriquecimientos promedio y gadolinia promedio de todos los individuos creados se encuentran dentro de los valores comprendidos por G_{max} , G_{min} , E_{max} , E_{min} respectivamente.
2. Los hijos que se producen de la operación de cruce también cumplen con la regla anterior además de que no se pueden repetir padres en la misma generación y los hijos no pueden tener la misma calificación que los padres.
3. En la operación mutación también se cumple con la primera regla de esta lista y una vez que se tiene un individuo mutado no puede tener la misma calificación que otro de los individuos en la generación. Además de que en esta operación se verifica que el enriquecimiento que esta siendo sustituido no tiene el mismo valor que el que lo va a sustituir.

La Tabla V muestra los parámetros del algoritmo en la ejecución del programa arrojó los datos mostrados en las figuras más adelante. En cada una de las gráficas se representó el valor de los parámetros de cada uno de los individuos de la población.

Tabla V. Parámetros del Algoritmo Genético en la aplicación

Variable	Valor
Probabilidad de cruce	50
Probabilidad de mutación	20
Número de generaciones	84
Tamaño de población	40

En la Figura 5, se muestra la evolución del enriquecimiento promedio para los individuos de cada generación. En la Figura 6 se muestra que k_{inf} evolucionó hacia el valor buscado (k_{inf_target})

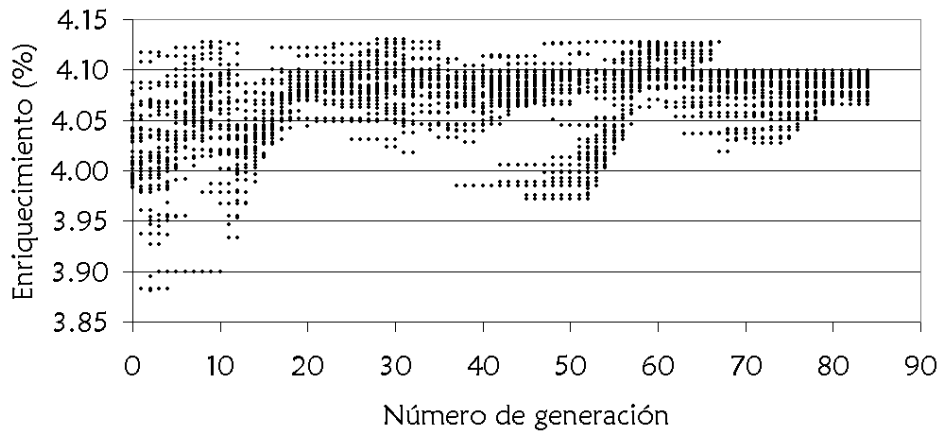


Figura 5. Evolución del enriquecimiento promedio

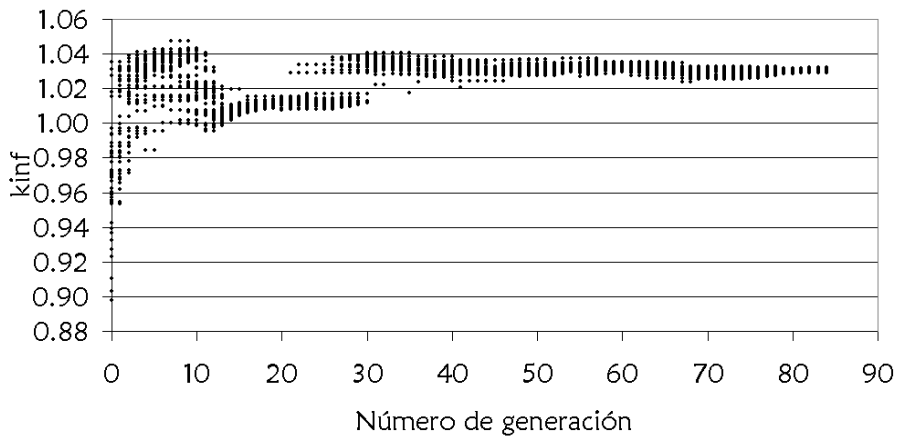


Figura 6. Evolución de k_{inf}

En la Figura 7, se muestra la evolución del PPF y que también evolucionó disminuyendo hasta llegar a un valor inferior al límite de PPF_{max} .

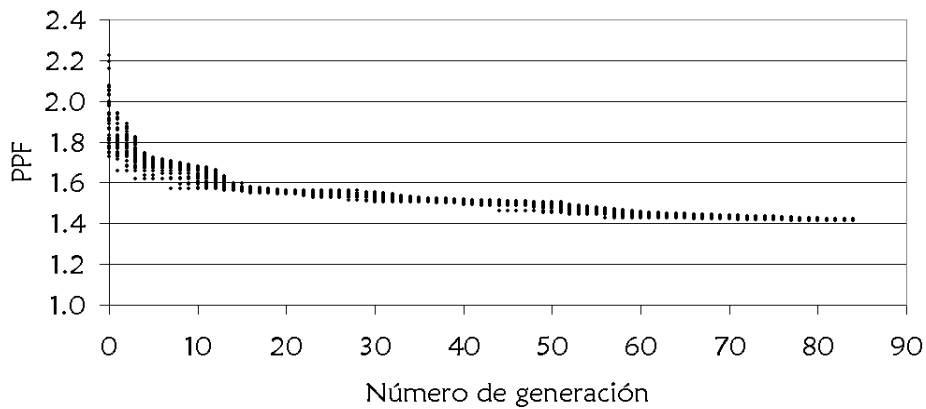


Figura 7. Evolución del PPF

Otra de los objetivos que se pudo cumplir es el de que la celda tenga un promedio de gadolinia establecido (G_{target}) en la Tabla III. A continuación se muestra el mapa de la distribución de composiciones del mejor individuo (Figura 8) que perteneció a la generación 81 y tiene como identificador de individuo evaluado el número 3735.

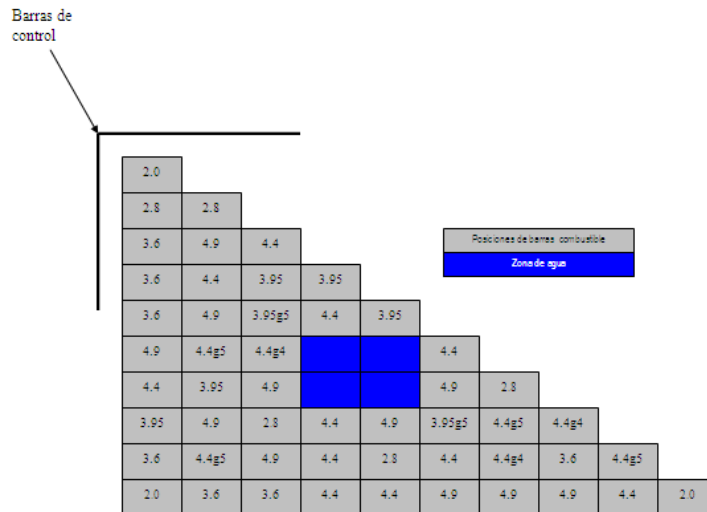


Figura 8. Distribución de composiciones en el mejor individuo

En la Figura 9 se muestra la gráfica de k-infinita en función del quemado para este mejor individuo y para la celda de referencia que se utilizó para definir los valores *target* y límite de los diferentes parámetros de evaluación que aparecen en la Tabla III. Se observa un excelente desempeño de la celda cuando se quema hasta 55,000 MWd/t. Esto demuestra que fue suficiente considerar solamente el paso de quemado 0 y que fue muy útil buscar que el enriquecimiento no bajara indefinidamente.

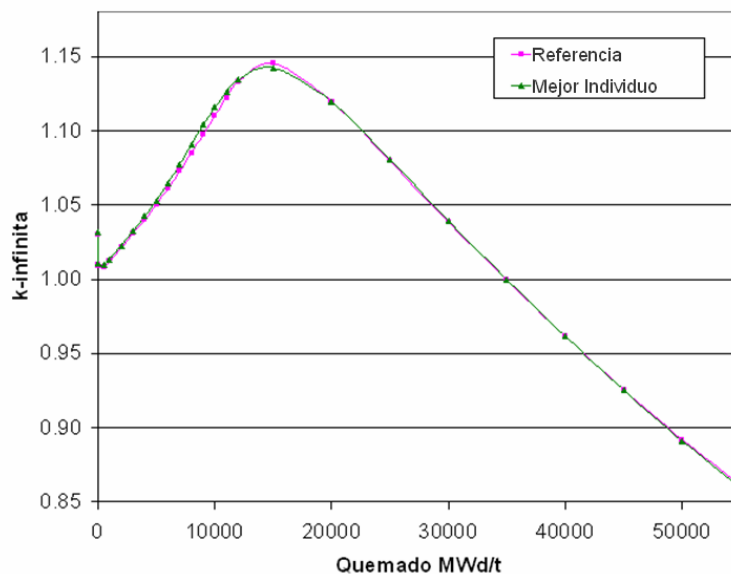


Figura 9. Curvas de k-infinita en función del quemado

Los parámetros de evaluación para el mejor individuo se muestran en la Tabla VI y se comparan con la celda de referencia. Se observa que el mejor individuo tiene excelentes parámetros ya que con menor enriquecimiento que el de la celda de referencia se obtiene la k -infinita deseada y un PPF inferior.

Tabla VI. Parámetros del mejor individuo y de la referencia

Variable	Mejor individuo	Referencia
Enriquecimiento %	4.0956	4.1056
Gadolinia %	0.815	0.815
PPF a 0 MWd/t	1.414	1.435
k -infinita a 0 MWd/t	1.0320	1.0300

En la Tabla VII se muestran los valores menor y mayor de cada parámetro, encontrados para la población de los 40 individuos de la última generación (número 84). Esto muestra que ha sido posible encontrar 40 individuos con enriquecimientos y PPFs menores a los de la celda de referencia y que satisfacen la reactividad buscada.

Tabla VII Valores de los parámetros de la última generación

Variable		Valor menor	Valor mayor
Enriquecimiento	E	4.0652	4.0995
Concentración de gadolinia	G	0.8152	0.8152
Factor de Potencia Pico a 0 MWd/t	PPF	1.4135	1.4227
k -infinita a 0 MWd/t	k_0	1.0293	1.0320

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido realizado en la Facultad de Ingeniería de la UNAM y ha recibido apoyo por parte del CONACYT a través del proyecto 41592-Y.

REFERENCIAS

1. G. I. Maldonado, T. Guo, P. Engrand, "Dual-Objective Simulated Annealing Applied to Within-Lattice Loading Optimization," *Trans. Am. Nucl. Soc.*, **78**, 236 (1998).
2. J.L. Francois, C. Martín Del Campo, R. François, L.B. Morales, "A practical optimization procedure for radial BWR fuel lattice design using Tabu Search with a multiobjective function," *Annals of Nuclear Energy*, **30**, 1213 (2003).
3. S. Yilmaz, K. Ivanov, S. Levine and M. Mahgerefteh, "Automating the Optimization of Burnable Poison in PWR's," *American Nuclear Society, Advances in Nuclear Fuel Management III*, October 5-8, 2003, Hilton Head Island, South Carolina, USA (2003).

4. S. Yilmaz, K. Ivanov, S. Levine and M. Mahgerefteh, “Optimized Innovative Burnable Poison Concepts for Advanced PWR Fuel Management,” *American Nuclear Society 2004 Annual Meeting*, November 14-18, 2004, Washington, D.C. (2004).
5. J. L. François, J. L. Esquivel, C. Cortés, J. Esquivias, C. Martín del Campo. “Validation of a methodology for fuel management analysis of Laguna Verde nuclear power plant”. *Annals of Nuclear Energy*, **28** (5), 489-501. (2001).