



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO
FACULTAD DE INGENIERÍA



“APLICACIÓN DE ALGORITMOS
GENÉTICOS A LA OPTIMIZACIÓN DE LA
DISTRIBUCIÓN RADIAL DE
ENRIQUECIMIENTO EN UN ENSAMBLE
COMBUSTIBLE DE BWR”

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:

INGENIERA EN COMPUTACIÓN
P R E S E N T A:
IVONNE PATRICIA OROPEZA CAMARGO

INGENIERO ELÉCTRICO - ELECTRÓNICO
P R E S E N T A:
ROBERTO CARMONA HERNÁNDEZ

DIRECTORA DE TESIS:
DRA. CECILIA MARTÍN DEL CAMPO MÁRQUEZ

Ciudad Universitaria, México D. F. 2005



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Dedicamos este trabajo a la persona que ha llenado nuestras vidas de la forma más increíble que existe y sin la cual no tendríamos razón de existir, gracias a ti hemos tenido que convertirnos en mejores personas, en profesionistas y en padres, este último es el reto más grande en la vida. Todo padre quiere lo mejor para su hijo y nosotros no solo queremos ser los mejores padres para ti sino las personas que guiarán al mejor ser humano existente en nuestras vidas, TÚ.

Para Roy de parte de los padres más agradecidos del mundo.

Agradecimientos de Ivonne

A Patricia Camargo López (mi madre) en ti siempre encontré el apoyo y la comprensión, siempre me has alentado a seguir adelante aún cuando yo no estaba tan segura de seguir. En ti he visto el ejemplo de vida que quiero tener, porque para mi eres la mujer mas fuerte, valiente y amorosa que ha existido en mi vida.

A mis abuelitos, tíos y primos porque nunca juzgaron mi decisiones y siempre las apoyaron.

A Claudia y Carolina (mis hermanas) en ustedes siempre encontré el reto y el compañerismo que necesité.

A Roberto (mi pareja y amigo) todas la cosas maravillosas que han cambiado lo que eran mi vida vienen de haberte conocido, espero que este reto que estamos superando nos una mas, y que me permita conocer más de ti, la segunda persona que más admiro en la vida. Te amo.

A la Universidad Nacional Autónoma de México y la Facultad de Ingeniería, en estas instituciones obtuve el conocimiento la superación la amistad y el amor.

A la Dra. Cecilia Martín del Campo Márquez porque siempre creyó en nosotros y nos guió de la mejor manera y con un gran apoyo.

A todos mis profesores y amigo de la facultad que de alguna u otra forma intervinieron en mi vida y me dejaron algo de ellos.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), por la beca y apoyo otorgado como parte de la participación en el proyecto SEP-CONACYT 41592Y: "Desarrollo de Modelos para el Análisis de Estrategias de Utilización de Combustible para Reactores Nucleares de Potencia BWR".

Agradecimientos de Roberto:

A mi mamá por su apoyo incondicional, su amor infinito y su ejemplo de integridad y rectitud.

A mi papá por sus enseñanzas y su cariño.

A mis hermanos Mario Alberto y Andrés.

A Ivonne, no hubiera llegado hasta aquí sin ti, eres el amor de mi vida y mi inspiración

A mis primas Charles, Liz, Leoncita y Gabby.

A mi primo César, mi hermano mayor.

A mi primo Erik,

A mis primos Quique, Brian y Juan José.

A mis sobrinos Fernando, Danny y Javi.

A mis tíos.

A mis abuelitos, fuente de fortaleza y entereza.

A mis primos Sandra y Emmanuel.

A mis amigos Abel, Manuel y Daniel.

A la Sra. Patricia Camargo López.

A la Dra. Cecilia Martín Del Campo Márquez (¡Lo logramos, gracias!).

Al Dr. Juan Luis François Lacouture.

A todos mis profesores.

A la Universidad Nacional Autónoma de México y a la Facultad de Ingeniería, sus invaluable enseñanzas serán siempre atesoradas y aplicadas con orgullo.

A los Estados Unidos Mexicanos por su herencia y confianza en mi. (¡Nunca te daré la espalda México mío!).

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), por el apoyo otorgado como parte de la participación en el proyecto SEP-CONACYT 41592Y: “Desarrollo de Modelos para el Análisis de Estrategias de Utilización de Combustible para Reactores Nucleares de Potencia BWR”.

A todos aquellos que de alguna u otra manera han tocado mi vida, el que su nombre no esté aquí, no los hace menos importantes.

INDICE	iv
RESUMEN	viii
INTRODUCCIÓN	ix
GENERACIÓN DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA	1
1.1 Introducción	1
1.2 Aplicación de la energía nuclear en la generación de energía eléctrica	3
1.2.1 Reactores nucleares	5
1.2.1.1 Elementos de un Reactor Nuclear	6
1.2.1.1.1 El Combustible	6
1.2.1.1.2 Barras de Combustible	6
1.2.1.1.3 Núcleo del Reactor	6
1.2.1.1.4 Barras de Control	6
1.2.1.1.5 Moderador	7
1.2.1.1.6 Refrigerante	7
1.2.1.1.7 Blindaje	7
1.2.1.2 Tipos de Reactores de Potencia	8
1.2.1.2.1 Reactor de Agua a Presión (PWR)	8
1.2.1.2.2 Reactor de Agua en Ebullición (BWR)	9
1.2.1.2.3 Reactores de agua pesada a presión (PHWR)	10
1.2.1.2.4 Reactores enfriados por Bióxido de Carbono y moderados por grafito (GCR)	11
1.2.1.2.5 Reactores rápidos de cría enfriados por sodio(LMFBR)	12
1.2.1.2.6 Reactores de Propulsión	13
1.2.1.2.7 Reactores de investigación	13
PROCEDIMIENTOS METAHEURÍSTICOS EN OPTIMIZACIÓN COMBINATORIA	2
2.1 Introducción	14
2.2 Búsqueda Tabú	14
2.3 Búsqueda Dispersa	15
2.4 Recocido simulado	16
ALGORITMOS GENÉTICOS	3
3.1 Introducción	18
3.2 Algoritmos Genéticos y la Evolución	21
3.3 Fundamentos de los Algoritmos Genéticos	21
3.3.1 Aplicabilidad de los Algoritmos Genéticos	22
3.4 Selección de individuos	23
3.5 Operaciones Genéticas	25
3.5.1 La reproducción	26
3.5.2 La mutación	27

APLICACIÓN DEL MÉTODO DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS A LA DISTRIBUCIÓN RADIAL DEL ENSAMBLE DE COMBUSTIBLE DE UN REACTOR NUCLEAR TIPO BWR

4

4.1 Introducción	30
4.2 Desarrollo del sistema de optimización	31
4.3 Representación de una solución factible	31
4.4 Descripción del Sistema de Optimización	33
4.5 Modelo matemático de la función objetivo	33
4.6 Función objetivo que minimiza enriquecimiento	33
4.7 Especificaciones del sistema	35
4.7.1 Especificaciones para la estructura de datos	36
4.7.2 Composiciones de combustible en la celda	36
4.7.3 Reglas heurísticas	36
4.8 Especificaciones del Algoritmo Genético	37
4.8.1 Lectura de datos del Algoritmo Genético	37
4.8.2 Primera población	38
4.8.3 Operadores genéticos	39
4.8.3.1 Selección tipo ruleta	40
4.8.3.2 Operación cruza	41
4.8.3.3 Operación mutación	42
4.8.4 Evaluación y selección de una nueva generación	44

RESULTADOS Y CONCLUSIONES

5

5.1 DESARROLLOS FUTUROS	46
-------------------------	----

ANEXOS

Anexo A Elaboración de la ruleta	55
Anexo B Gráficas de todos los individuos que se generaron a los largo del esta ejecución del programa	56
Anexo C Lista de acrónimos	59
Anexo D Lista de compuestos e isótopos	59
Anexo E Lista de unidades	59

BIBLIOGRAFÍA

60

LISTA DE FIGURAS

CAPÍTULO 1

Figura 1.1 Estructura de la Materia	1
Figura 1.2 Mosaico de los rostros que influenciaron el nacimiento de la energía nuclear	4
Figura 1.3 Reacción en cadena	5
Figura 1.4 Reactor PWR	8
Figura 1.5 Reactor tipo BWR	9
Figura 1.6 Reactor tipo PHWR	10
Figura 1.7 Reactor tipo GCR	11
Figura 1.8 Reactor tipo LMFBR	12

CAPÍTULO 4

Figura 4.1 Sección radial de una celda de combustible 10x10 representada en el simulador HELIOS	31
Figura 4.2 Representación esquemática del ensamble combustible	32
Figura 4.3 Sección radial de una celda de combustible 10x10 representada en el simulador HELIOS, con especificaciones para el sistema	36
Figura 4.4 Diagrama de flujo de los pasos de un Algoritmo Genético	37
Figura 4.5 Diagrama de flujo de la creación de la población inicial	38
Figura 4.6 Diagrama de flujo de los operadores genéticos	39
Figura 4.7 Diagrama de flujo de la selección tipo ruleta	40
Figura 4.8 Porción de cada individuo dentro de la ruleta	40
Figura 4.9 Diagrama de flujo de la operación de cruce	41
Figura 4.10 Representación de la operación de cruce	42
Figura 4.11 Diagrama de flujo de la operación de mutación	43
Figura 4.12 Representación de la operación de mutación	44
Figura 4.13 Diagrama de flujo de la evaluación	45

CAPÍTULO 5

Figura 5.1 Evolución del valor del enriquecimiento para cada uno de los individuos dentro de la generación	48
Figura 5.2 Evolución del valor de la Gadolinia para cada uno de los individuos dentro de la generación	48
Figura 5.3 Evolución del valor de k-inf para cada uno de los individuos dentro de la generación	49
Figura 5.4 Evolución del valor del PPF para cada uno de los individuos dentro de la generación	49
Figura 5.5 Evolución del valor de la calificación para cada uno de los individuos dentro de la generación	50
Figura 5.6 Evolución del mejor individuo	50
Figura 5.7 Mapa del mejor individuo	51
Figura 5.8 Curva de k-infinita en función del quemado	52

ANEXOS

Figura A2 Porción de cada individuo dentro de la ruleta	55
Figura B1 Espacio de búsqueda de los individuos dentro de la generación para el parámetro de enriquecimiento	56
Figura B2 Espacio de búsqueda de los individuos dentro de la generación para el parámetro de la Gadolinia	56
Figura B3 Espacio de búsqueda de los individuos dentro de la generación para el parámetro de kinf	57
Figura B4 Espacio de búsqueda de los individuos dentro de la generación para el parámetro de PPF	57
Figura B5 Espacio de búsqueda de los individuos dentro de la generación para el parámetro de la calificación	58

LISTA DE TABLAS

CAPÍTULO 3

Tabla 3.1 Opciones de un Algoritmo Evolutivo	20
--	----

CAPÍTULO 4

Tabla 4.1 Definición de términos en el modelo matemático de la función objetivo	35
Tabla 4.2 Enriquecimientos y concentraciones de Gadolinia en las composiciones	36

CAPÍTULO 5

Tabla 5.1 Valores <i>target</i> y valores límite para los parámetros	46
Tabla 5.2 Valores de los pesos que intervienen en la función objetivo	47
Tabla 5.3 Parámetros del Algoritmo Genético en la ejecución	47
Tabla 5.4 Valores de los parámetros del mejor individuo	52
Tabla 5.5 Valores de los parámetros de la última generación	53

ANEXOS

Tabla A1 Elaboración de la ruleta	57
-----------------------------------	----

RESUMEN

Se presenta el desarrollo de la aplicación de Algoritmos Genéticos (AG's) a la optimización de la distribución radial de enriquecimiento en un ensamble combustible de un BWR (Boiling Water Reactor). En el desarrollo, el proceso de optimización se ligó al simulador HELIOS, el cual es un código de transporte de simulación neutrónica de ensambles de combustible, que ha sido validado para el cálculo de bancos nucleares para combustible de un BWR.

Se busca la distribución radial óptima de barras de combustible, con diferentes enriquecimientos y contenidos de Gadolinia, en el ensamble. 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, en un programa en el que se automatizó completamente 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.

Para poder calcular los parámetros que intervienen en la función objetivo, el proceso de evaluación de AG's se ligó al código HELIOS ejecutado en una estación de trabajo Compaq Alpha a 833 MHz (MegaHertz).

Se construyó el programa con el algoritmo de optimización y con una función objetivo auto adaptada a la evolución de los parámetros de evaluación que se obtienen durante el proceso. Se aplicó al diseño de una celda de combustible de 10x10 que puede ser empleada en los diseños de ensambles combustibles que se utiliza actualmente en la Central Nucleoeléctrica de Laguna Verde. Se obtuvieron excelentes resultados, se encontraron cuarenta diseños muy buenos y el mejor de ellos tiene mejor desempeño neutrónico que el diseño de la celda de referencia.

ABSTRACT

This work shows the application of Genetic Algorithms to optimize the radial distribution of fuel assemblies in a Boiling Water Reactor (BWR). The optimization process was linked to HELIOS, which is a Neutron transport simulation code for fuel assemblies.

The optimization process was coded using the C programming language. The program automatically creates the simulator inputs, runs the simulator, and extracts the data needed to calculate the objective function from the simulator output.

In order to calculate the parameters that constitute the objective function, the Genetic Algorithms evaluation process linked to the HELIOS code was run on a Compaq Alpha workstation with a clock speed of 833 MHz.

The program was built with the optimization algorithm and with an objective function adapted to the evolution of the evaluation parameters that are obtained during the process. The program was applied to the design of a 10 by 10 fuel cell which can be used in the design of fuel assemblies like the ones currently used in the Laguna Verde Nuclear Power Plant reactors.

The program showed an excellent performance. It generated forty very good designs in which the best one has a better neutronic performance than the reference cell design.

INTRODUCCIÓN

El objetivo de esta tesis es explorar la aplicabilidad de los Algoritmos Genéticos (AG's) para el diseño y optimización radial de ensambles de combustible para un BWR (Boiling Water Reactor). El alcance esperado es contar con un sistema computacional construido para el diseño radial de combustible de un BWR haciendo uso de una técnica de optimización de la computación evolutiva. El desarrollo del sistema se basa principalmente en el método de los AG's con algunas modificaciones las cuales permitieron implementarlos de manera práctica al diseño y optimización radial del combustible de un BWR.

Al igual que en cualquier central de generación eléctrica, el uso eficiente de la energía es de suma importancia en una central nucleoelectrica para bajar el costo de generación eléctrica, esto se traduce en obtener la mayor cantidad posible de energía por unidad de masa del combustible durante la operación normal de la central. En el caso de una central nucleoelectrica la forma en que se alimenta el combustible es más compleja que en una central convencional. En las centrales nucleares con reactores de uranio enriquecido y LWR's (Light Water Reactor), es necesario 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. Además de lograr la generación de energía solicitada, se deberá satisfacer una serie de parámetros que se utilizan como criterios de seguridad en el proceso de diseño de recargas de combustible y que están relacionados con la integridad del combustible y la operación segura de la central nuclear. Esta labor constituye la esencia de la administración de combustible dentro del reactor.

El diseño de recargas de combustibles de un BWR involucra varias etapas de optimización relacionadas entre sí. Dos de ellas 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 a lo largo del ensamble, es decir, se determina la distribución radial de diferentes enriquecimientos y contenidos de Gadolinia. La segunda etapa es diseñar el acomodo axial de las diferentes celdas de combustible que van a integrar un ensamble completo. Una tercera etapa de optimización tiene que ver con el patrón de recarga de los ensambles combustibles dentro del núcleo. En esta etapa se define la localización de ensambles nuevos y usados en el núcleo. Para ello se toman en cuenta las diversas zonas dentro del núcleo: la periferia, las posiciones de celdas de control utilizadas para operar el reactor, los ejes de simetría, etc. Una cuarta etapa de optimización es diseñar lo que se llama el patrón de barras de control y el flujo de refrigerante a diferentes pasos de quemado (irradiación) a lo largo del ciclo de operación del reactor. Una etapa más de optimización tiene que ver con el diseño de multiciclos en el que se engloba la operación del reactor a lo largo de su vida. Cada una de estas actividades incluye resolver un problema de optimización de tipo combinatorio sujeto a restricciones. Las actividades no son independientes entre sí, y van dirigidas a optimizar la economía, a facilitar la operación y a satisfacer los requerimientos de seguridad del reactor.

El alcance del presente estudio se limita a considerar el diseño y optimización radial de celdas de combustible de manera independiente de las otras actividades.

Definición del problema

Una celda combustible consiste en un conjunto de barras conteniendo óxido de uranio con diversos enriquecimientos en U^{235} . Algunas de estas barras contienen Gadolinia mezclada en diversas proporciones con el óxido de uranio. 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. Actualmente los diseños de ensambles combustibles utilizados en un BWR presentan axialmente varias zonas. Cada zona contiene un diseño radial de celda de combustible definido por la distribución de enriquecimiento de uranio, de contenido de Gadolinia, y la presencia de barras de agua. El objeto de tener diseños radiales heterogéneos, está ligado a mejorar, por un lado la seguridad en la operación del reactor y por otro lado a obtener mayor energía del combustible. 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.

El diseño radial de celdas de combustible para un BWR es en realidad un problema de optimización de tipo combinatorio, se busca la mejor distribución radial de barras de combustible con diferentes enriquecimientos en U^{235} y concentraciones de Gadolinia .

El problema de optimización de un diseño radial de combustible lo podemos ver como un problema multi-objetivo en el cual nos interesa minimizar el enriquecimiento promedio de la celda tomando en cuenta como restricciones: cumplir con cierta concentración promedio de Gadolinia, satisfacer ciertos valores de la reactividad dependiendo del tiempo de exposición, y no exceder el factor de pico de potencia (PPF, por sus siglas en inglés: Power Peaking Factor) impuesto como límite máximo para 0 MWd/T de exposición.

El proceso de optimización basado en AG's se ligó al simulador neutrónico HELIOS [1] para poder calcular los parámetros que intervienen en la función de evaluación.

Un problema de optimización combinatoria es un problema de minimización ó un problema de maximización y consiste de: un conjunto de instancias, un conjunto finito de soluciones candidatas para cada instancia y una función que asigna a cada instancia y cada solución candidata un valor de solución positivo. Este problema de optimización combinatoria se resuelve encontrando una solución óptima para cada instancia del problema de optimización [2].

Los AG's ofrecen un enfoque "natural" a los procesos de optimización mediante búsquedas inteligentes con bases heurísticas. Esto en sí los convierte en un tema de estudio actual e interesante. Además de ser una alternativa para la resolución de problemas que involucran discontinuidades, no linealidades, funciones no derivables, o grandes combinaciones por lo que pasan a ser una herramienta de gran utilidad.

Además, en el área de la Ingeniería Eléctrica y Electrónica y la Ingeniería en Computación existen problemas de optimización que pueden ser resueltos con Algoritmos Genéticos, tal como la restauración del servicio eléctrico en sistemas de distribución, el diseño de circuitos electrónicos, el diseño de sistemas de distribución de potencia, y el diseño radial de ensambles de combustible nuclear para plantas generadoras por mencionar algunos.

Esta tesis aborda la aplicación de los AG's al diseño y optimización de ensambles combustibles de reactores nucleares.

El capítulo uno aborda el tema de la generación de energía eléctrica a partir de la energía nuclear. Se describen y clasifican los diferentes tipos de reactores, enfocándose finalmente en un BWR. El capítulo dos explica el tema de los métodos de optimización metaheurísticos para poder situar y comprender a los AG's. El capítulo tres explica la metodología general y uso de los AG's. El capítulo cuatro muestra la metodología que se usó para aplicar los AG's al diseño y optimización de celdas de combustible para un BWR. Los resultados obtenidos y las conclusiones a las que se llegó son mostrados en el capítulo cinco además de que se dan a conocer los trabajos a futuro para el mejoramiento del programa.

GENERACIÓN DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA

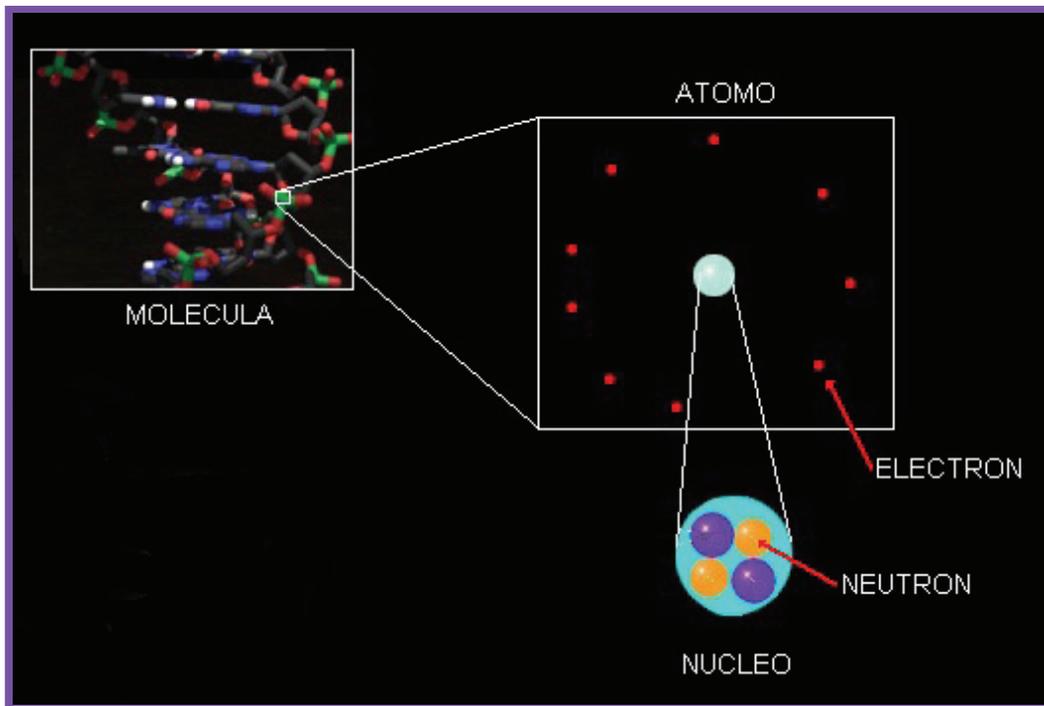
1

1.1 Introducción

La energía eléctrica o electricidad, como comúnmente se le llama, es parte fundamental de la vida en la era moderna pues en torno a ella giran todas las actividades que se realizan a lo largo del día.

En este capítulo se explicará la forma en la que se genera la energía eléctrica que se utiliza ya que está sujeta a distintos procesos de generación, no es lo mismo generar electricidad mediante combustibles fósiles que con energía solar o nuclear. Tampoco es lo mismo transmitir la electricidad generada por pequeños sistemas eólicos y/o fotovoltaicos que la producida en las grandes hidroeléctricas, que debe ser llevada a cientos de kilómetros de distancia y a muy altas tensiones.

Para poder explicar cómo es que se genera la energía eléctrica hay que comenzar por saber que en el universo toda la materia se encuentra constituida por moléculas que a su vez están constituidas por átomos, pequeñísimas unidades que durante mucho tiempo se consideraron indivisibles. Aunque con los avances en la investigación actualmente se sabe que el átomo está constituido fundamentalmente, por un núcleo y por electrones que giran alrededor de éste. La Figura 1.1 muestra esquemáticamente esta sucesión en la estructura de la materia.



Fuente: https://home.earthlink.net/~umuri/Main/T_atomo.html

Figura 1.1 Estructura de la Materia

En el núcleo del átomo encontramos al protón y al neutrón que tienen prácticamente la misma masa, pero se diferencian en que el primero posee una carga eléctrica positiva (+), mientras que el segundo carece de carga. La carga eléctrica total del núcleo es positiva y es igual a la suma de las cargas de sus protones además de que el número de protones se conoce como número atómico. Girando alrededor del núcleo encontramos a los electrones. Aunque el electrón es 1840 veces más ligero que el protón, posee una carga eléctrica negativa (-). La cantidad de electrones de un átomo estable es igual al número de protones que contiene el núcleo, por lo que en un estado neutral o estable las cargas eléctricas se encuentran balanceadas. La suma del número de protones y el de neutrones se conoce como número de masa. Este número proporciona una idea aproximada de la masa del átomo, ya que las masas de ambas partículas son aproximadamente iguales y la masa de los electrones es comparativamente despreciable.

Tomando esto en cuenta se puede entonces pasar a la etapa de movimiento en la cual encontramos que algunos tipos de materiales están compuestos por átomos que pierden fácilmente sus electrones, y éstos pueden pasar de un átomo a otro. En términos sencillos, la electricidad no es otra cosa que electrones en movimiento. Así, cuando éstos se mueven entre los átomos de la materia, se crea una corriente eléctrica.

Con estos antecedentes, se puede entonces ver que la electricidad fluye a través de ciertos materiales pero no se genera ahí, la generación de la energía eléctrica es a partir de plantas generadoras de energía, pero de ellas existen diversos tipos, como son las hidroeléctricas, las de combustión interna que queman diesel, las termoeléctricas convencionales, las carboeléctricas, las turbogas y de ciclo combinado, las geotermoeléctricas, las eólicas, y las solares; las cuales se describen muy resumidamente a continuación.

El agua en movimiento permite la transformación de energía cinética en energía eléctrica por medio del uso de una planta hidroeléctrica de la cual se encuentra que su uso es antiquísimo. Con la invención de mecanismos como lo son los generadores eléctricos se desarrolló este tipo de plantas generadoras que son consideradas como una de las primeras formas de producir energía eléctrica.

El diesel es otro recurso que se aprovecha siguiendo el principio de los motores de combustión interna, aprovecha la expansión de los gases de combustión para obtener la energía mecánica, que es transformada en energía eléctrica en el generador.

Otro recurso natural que se ha aprovechado para la producción de energía eléctrica es la energía cinética del vapor que es producido mediante la energía térmica procedente de la quema de hidrocarburos en centrales termoeléctricas convencionales. El vapor se genera en grandes recintos cerrados, denominados generadores de vapor (uno de los componentes principales), cuyas paredes y elementos se encuentran formados por tubos de diámetros y materiales diferentes, por donde circula el agua durante su proceso de transformación, cuya ebullición produce el vapor que mediante tubos exteriores es conducido hasta la turbina, en donde la energía cinética del vapor impulsa los álabes de la turbina, convirtiéndose en energía mecánica, produciéndose con esto el giro de la misma; este movimiento es transmitido al generador eléctrico, que finalmente lo transforma en electricidad. Por último, el vapor utilizado es descargado al condensador principal, donde se convierte en agua, debido al enfriamiento provocado por el sistema de agua de circulación, y es regresada a los generadores de vapor para continuar con el ciclo agua-vapor.

Existen también centrales carboeléctricas que aprovechan el vapor, que prácticamente no difieren en cuanto a su concepción básica de las termoeléctricas convencionales, el único cambio importante es el uso del carbón como combustible y que los residuos de la combustión requieren de un manejo más complejo que en el caso de las termoeléctricas convencionales, que utilizan combustibles líquidos o gaseosos.

El núcleo de la Tierra proporciona energía geotérmica la cual se desplaza hacia arriba en el magma que fluye a través de las fisuras existentes en las rocas sólidas y semisólidas del interior de la tierra alcanzando niveles cercanos a la superficie, donde, si se encuentran las condiciones geológicas favorables para su acumulación, se mantiene y transmite a los mantos acuíferos del subsuelo. Por medio de pozos específicamente perforados, estas aguas subterráneas, que poseen una gran cantidad de energía térmica almacenada, se extraen a la superficie transformándose en vapor que se utiliza para la generación de energía eléctrica. La mezcla agua vapor que se obtiene del pozo se envía a un separador de humedad; para obtener vapor seco y dirigirlo a la turbina donde transformará su energía cinética en mecánica y ésta a su vez, en electricidad en el generador.

También existen las plantas turbogas en donde la generación de energía eléctrica en estas unidades se logra aprovechando directamente en los alabes de la turbina, la energía cinética que resulta de la expansión de aire y gases de combustión comprimidos y a altas temperaturas. Además se tienen las centrales de ciclo combinado que están integradas por dos tipos de unidades generadoras: turbogas y vapor, en donde una vez terminado el ciclo de generación en las unidades turbogas, los gases desechados poseen un importante contenido energético, el cual se manifiesta en su alta temperatura. En las centrales de ciclo combinado, esta energía se utiliza para calentar agua llevándola a la fase de vapor, que se aprovecha para generar energía eléctrica adicional, siguiendo un proceso semejante al descrito para las plantas térmicas convencionales.

La potencia del viento es una manifestación indirecta de la energía solar, el sol calienta a la Tierra de manera no uniforme presentándose zonas con diferentes temperaturas que originan “flujos” en la atmósfera (viento), y en los océanos corrientes marinas. La energía cinética de los vientos, se puede transformar en energía útil, ya sea mecánica o eléctrica cuando se mueve a velocidad conveniente.

La tecnología solar se ha desarrollado en la conversión directa o fotovoltaica que ha permitido aprovechar la radiación incidente y transformarla en electricidad.

La fisión del átomo en sí, también ha permitido la producción de calor que convierte agua en el vapor necesario para mover las turbinas y los generadores.

1.2 Aplicación de la energía nuclear en la generación de energía eléctrica

En la naturaleza existen átomos estables con distintos números atómicos que dan lugar a los 103 elementos, éstos pueden tener diferente número de masa, cuando esto sucede se les llama isótopos, un ejemplo de ellos es el elemento uranio, con número atómico 92, que tiene fundamentalmente dos isótopos naturales cuyos números de masa son 235 y 238. Los experimentos sobre la radioactividad de ciertos elementos como el uranio, el polonio y el radio, llevados a cabo a fines del siglo pasado por Henri Becquerel (1852-1908), Pierre Curie (1859-1906) y Marie Curie (1867-1934), condujeron en 1902 al descubrimiento del fenómeno de la transmutación de un átomo en otro diferente, a partir de una desintegración espontánea que ocurría con gran desprendimiento de energía. Poco después, en 1905 los estudios de Albert Einstein (1879-1955) explicaron que dicho desprendimiento de energía era el resultado de la transformación de pequeñísimas cantidades de masa en energía de acuerdo con la equivalencia $E=mc^2$ (Energía= (masa)x(velocidad de la luz)²).

Ambos hechos condujeron a la conclusión de que si se lograba desintegrar a voluntad los átomos de algunos elementos, seguramente se podrían obtener cantidades fabulosas de energía. En 1938 Otto Hahn (1879–1968), Fritz Strassman (1902-1980) y Lise Meitner (1878-1968) pudieron comprobar el fenómeno de la fisión nuclear, bombardeando con neutrones núcleos del isótopo del uranio 235. En esta reacción cada núcleo se parte en dos núcleos de masas inferiores, emite radiaciones, libera energía que se manifiesta en forma térmica y emite dos o tres nuevos neutrones, ésta última circunstancia llevó al físico italiano Enrico Fermi (1901 - 1954) a tratar de mantener y controlar una reacción nuclear, utilizando los neutrones producidos en la fisión de núcleos del uranio 235, para fisionar otros núcleos del mismo isótopo en lo que se denomina una “reacción en cadena”, lográndolo finalmente en diciembre de 1942. A continuación, la Figura 1.2, muestra los rostros de quienes fueron las personas que sentaron las bases para el estudio de la energía nuclear.

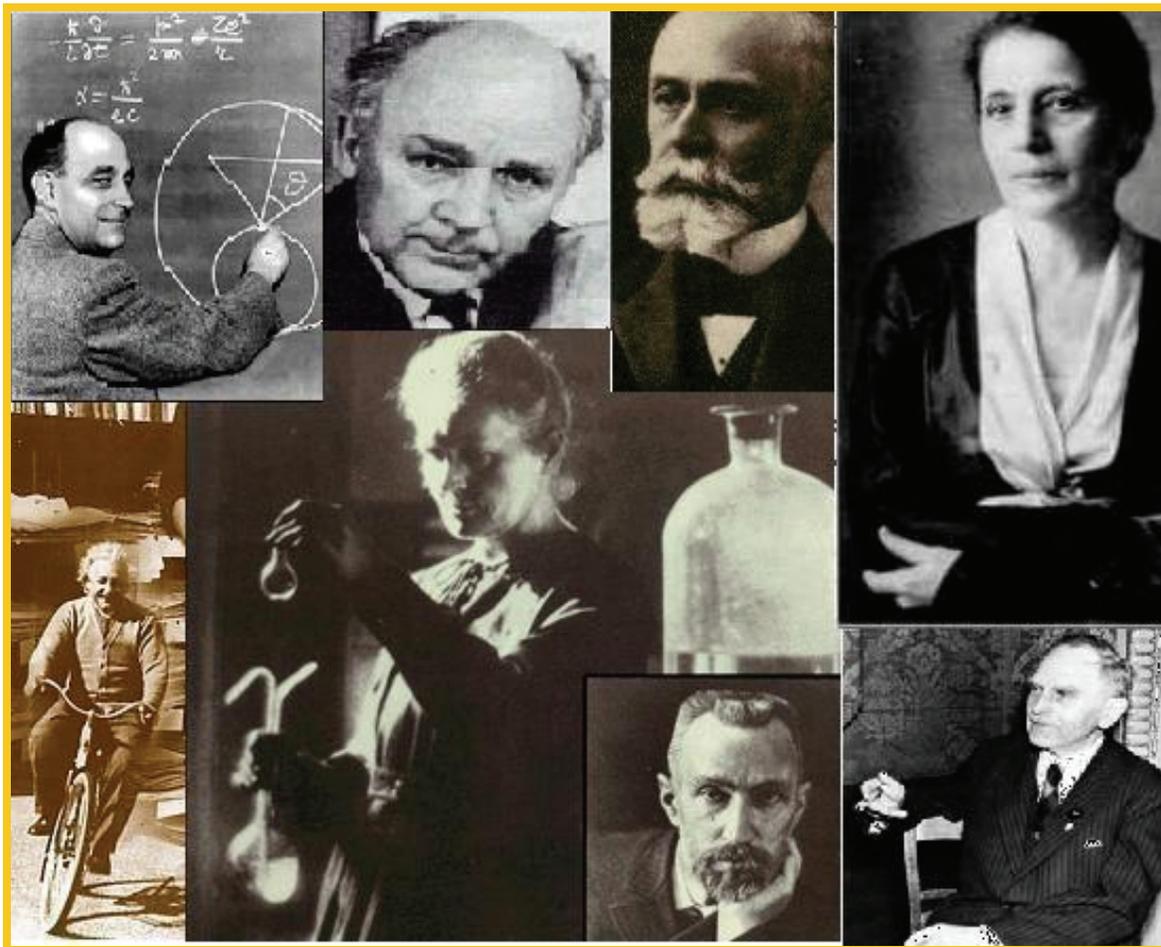


Figura 1.2 Mosaico de los rostros que influenciaron el nacimiento de la energía nuclear, de izquierda a derecha (arriba) Enrico Fermi, Fritz Strassman, Henri Becquerel, Lise Meitner y de izquierda a derecha (abajo) Albert Einstein, Marie Curie, Pierre Curie y Otto Hahn

El control de la “reacción en cadena”, fenómeno que se muestra en la Figura 1.3, se obtuvo mediante la absorción o captura de los neutrones libres por elementos como el boro y el cadmio. No fue sino hasta la primera mitad de la década de los cincuenta, cuando por primera vez se empleó la energía nuclear para generar electricidad. Entonces una central nucleoelectrónica es una instalación industrial donde se logra transformar mediante varios procesos la energía contenida en los núcleos de los átomos, en energía eléctrica utilizable.

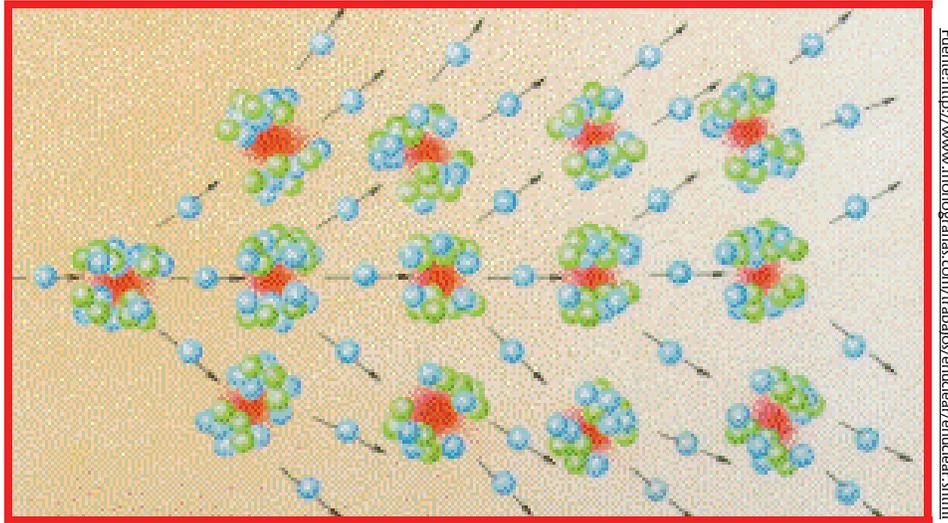


Figura 1.3 Reacción en cadena

En los ciclos de combustible de los reactores nucleares de fisión, los isótopos que se usan como materiales físi­les o combustibles son principalmente el uranio 235, el plutonio 239 y en menor grado, el uranio 233.

1.2.1 Reactores nucleares

Un reactor nuclear es una instalación física donde se produce, mantiene y controla una reacción nuclear en cadena. Por lo tanto, en un reactor nuclear se utiliza un combustible adecuado que permita asegurar la normal producción de energía generada por las sucesivas fisiones [2].

Los primeros diseños de reactores nucleares datan de 1942, cuando Enrico Fermi construyó el primero en la Universidad de Chicago, lugar en el que obtuvo la primera reacción en cadena en diciembre de ese año [1].

El primer reactor nucleoelectrónico, entró en operación en junio de 1954 en Obninsk, cerca de Kaluga, en la entonces Unión Soviética. Éste era un reactor de 5 megawatts de potencia, con grafito como moderador, agua como refrigerante y uranio enriquecido como combustible, siendo éste el prototipo de los reactores como el de Chernobyl [1].

En los Estados Unidos, el primer reactor experimental es el de Vallecitos que culmina en 1960 con el reactor de 192 megawatts de potencia. Con el tiempo se pudieron desarrollar distintos tipos de reactores [1].

1.2.1.1 Elementos de un Reactor Nuclear

1.2.1.1.1 El Combustible

En las centrales nucleoelectricas el calor se obtiene a partir de la fisión del uranio, sin que se produzca combustión por lo que el material fisionable utilizado en cantidades específicas y dispuesto en forma tal, permite extraer con rapidez y facilidad la energía generada. El combustible en un reactor se encuentra en forma sólida, siendo el más utilizado el Uranio y puede ser en dos formas:

Natural, contiene 0.72% de uranio 235 y 99.28% de uranio 238, el cual no se fisiona fácilmente. Se coloca en los reactores en forma de uranio metálico o de UO_2 (dióxido de uranio), dispuesto en varillas compactas o tubos de un poco más de un centímetro de diámetro y varios metros de longitud.

Enriquecido artificialmente, se eleva la concentración de uranio 235 hasta un máximo de 5 % disminuyéndose la del 238 al 95 %. Se utiliza en forma de UO_2 , con el que se fabrican pequeñas pastillas cilíndricas, normalmente de un poco más de un centímetro de diámetro y longitud, mismas que se encapsulan en un tubo de aleaciones especiales de circonio perfectamente hermético, que tiene la función de contener los productos formados en la fisión, además de proteger las pastillas de la corrosión y la erosión del fluido refrigerante.

Existen otros materiales fisionables que pueden usarse como combustible: el plutonio 239 y el uranio 233 que se producen artificialmente a partir del uranio 238 y del torio 232, respectivamente.

1.2.1.1.2. Barras de Combustible

Son el lugar físico donde se confina el combustible nuclear. Algunas barras de combustible contienen el uranio mezclado con aluminio bajo la forma de láminas planas separadas por una cierta distancia que permite la circulación de fluido para disipar el calor generado. Las láminas se ubican en una especie de caja que les sirve de soporte.

1.2.1.1.3. Núcleo del Reactor

Está constituido por las barras de combustible, el núcleo posee una forma geométrica que le es característica, refrigerado por un fluido, generalmente agua. En algunos reactores el núcleo se ubica en el interior de una piscina con agua, a unos 10 a 12 metros de profundidad (caso de algunos reactores de investigación), o bien al interior de una vasija de presión construida en acero.

1.2.1.1.4. Barras de Control

Todo reactor posee un sistema que permite iniciar o detener las fisiones nucleares en cadena que ocurren en el interior del reactor dentro de los límites deseados y de conformidad con la cantidad de energía térmica que se quiera producir. Este sistema lo constituyen las barras de control, capaces de capturar los neutrones que se encuentran en el medio circundante. En el interior de las barras de control se encuentra lleno de una sustancia absorbidora de neutrones como el cadmio o el boro. Si se desea disminuir la intensidad de la reacción nuclear que ocurre dentro del reactor, basta con insertar las barras de control entre los ensambles de combustible del núcleo, en la medida de la disminución deseada.

En caso de querer subir la potencia del reactor (aumentar la intensidad de la reacción nuclear) es necesario extraer las barras de control, hasta lograr la potencia deseada.

1.2.1.1.5. Moderador

Contrariamente a lo que puede sugerir su nombre, el moderador no mitiga la reacción de fisión sino que la hace posible, es muy improbable que un neutrón producido en la fisión, que lleva una energía inicial elevada de aproximadamente 1 Mev (Megaelectrón-volt) y una velocidad aproximada de 20,000 km/s (kilómetros por segundo) inicie otra fisión. Esta probabilidad puede aumentarse cientos de veces si se frena el neutrón sin absorberlo, a una velocidad de 2 km/s por medio de una serie de colisiones elásticas, con núcleos ligeros como hidrógeno, deuterio o carbono. En esto se basa el diseño de los reactores de fisión empleados para producir energía. El moderador rodea a las barras de combustible

Para que pueda hacerlo con eficacia, el moderador debe reunir ciertas características: que tenga un peso atómico ligero, que no absorba neutrones y que tenga una elevada densidad atómica.

1.2.1.1.6. Refrigerante

El fluido refrigerante tiene en los reactores nucleares la misma función que el agua que circula por una caldera convencional: evacuar el calor producido por el combustible, para producir vapor. El refrigerante circula entre los ensambles de combustible impulsado por una bomba y debe reunir una serie de características para que pueda cumplir su función en forma satisfactoria: no capturar neutrones, tener un elevado calor específico y no ser corrosivo para los tubos y demás elementos del reactor. En algunos reactores el fluido refrigerante, tras circular alrededor del combustible se calienta, y es conducido a un intercambiador de calor en el que cede el calor extraído del reactor a otro circuito de agua. Produciéndose así el vapor. En otros reactores el vapor se produce directamente en el reactor.

1.2.1.1.7. Blindaje

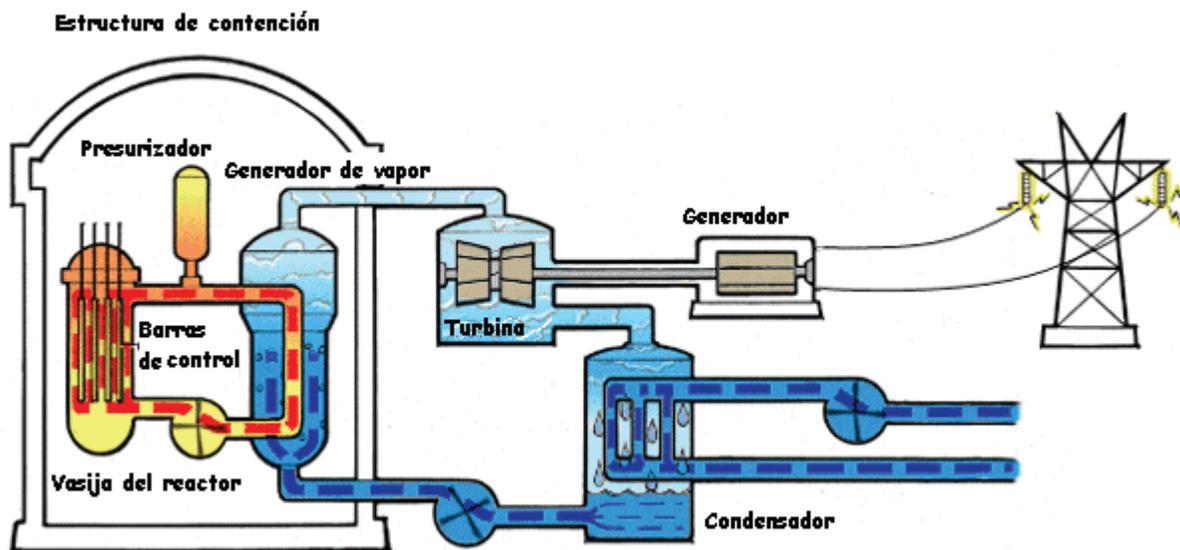
En un reactor se produce gran cantidad de todo tipo de radiaciones, las cuales se distribuyen en todas direcciones. Para evitar que los operadores del reactor y el medio externo sean sometidos indebidamente a tales radiaciones, se utiliza un "Blindaje" adecuado que rodea al reactor. Los materiales más usados en la construcción de blindajes para un reactor son el agua, el plomo y el hormigón de alta densidad, con por lo menos 1,5 metros de espesor.

1.2.1.2. Tipos de Reactores de Potencia

1.2.1.2.1. Reactor de Agua a Presión (PWR)

En un reactor tipo PWR (Pressurized Water Reactor), como el que se muestra en la Figura 1.4, los ensamblajes de combustible se encuentran dentro de una vasija a presión, llena de agua ligera, que desempeña el papel de moderador y refrigerante, y a pesar de la elevada temperatura que reina en su interior, no entra en ebullición debido a la presión interna en la vasija.

El agua caliente se extrae del reactor y se envía al generador del vapor, que no es más que un intercambiador de calor, donde el agua, cede gran parte de su energía calorífica a otro volumen del mismo líquido, para después retornar al reactor. Por su parte el agua que fue calentada en el generador de vapor, entra en ebullición, produciéndose así el vapor que sirve para mover al grupo turbogenerador, para que posteriormente sea condensado por un tercer circuito de agua, procedente de un lago, río o una torre de refrigeración. Este tipo de reactor utiliza como combustible uranio enriquecido.



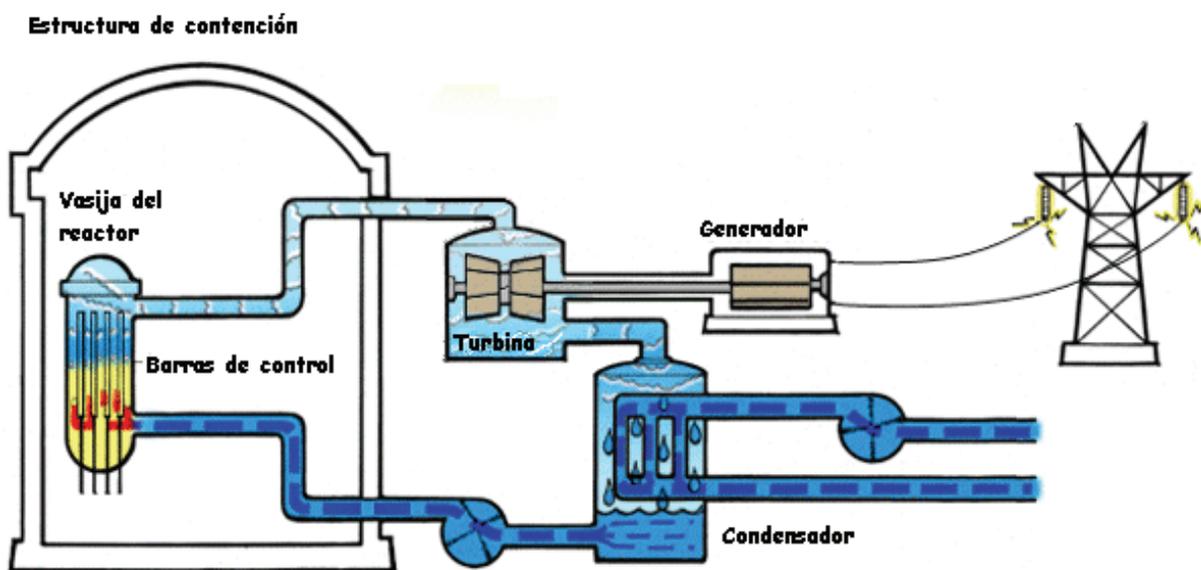
<http://www.nrc.gov/reading-mv/basicref/student/animated-pwr.html>

Figura 1.4 Reactor tipo PWR

1.2.1.2.2. Reactor de Agua en Ebullición (BWR)

Se asemejan mucho a los PWR, ya que también emplean agua ligera como moderador y refrigerante, y como combustible uranio enriquecido. La diferencia estriba en que los reactores BWR (Boiling Water Reactor) el agua entra en ebullición en el interior de la vasija, produciéndose, así directamente, el vapor que se utilizará para mover el turbogenerador; el vapor posteriormente es condensado por el agua de enfriamiento procedente de una fuente independiente como un lago, río o el mar, y regresado en forma de agua caliente al reactor para repetir el ciclo.

La ausencia de los generadores de vapor determina que su eficiencia sea un poco más elevada que la del PWR. A continuación se esquematiza en la Figura 1.5 un ejemplo de este tipo de reactor.



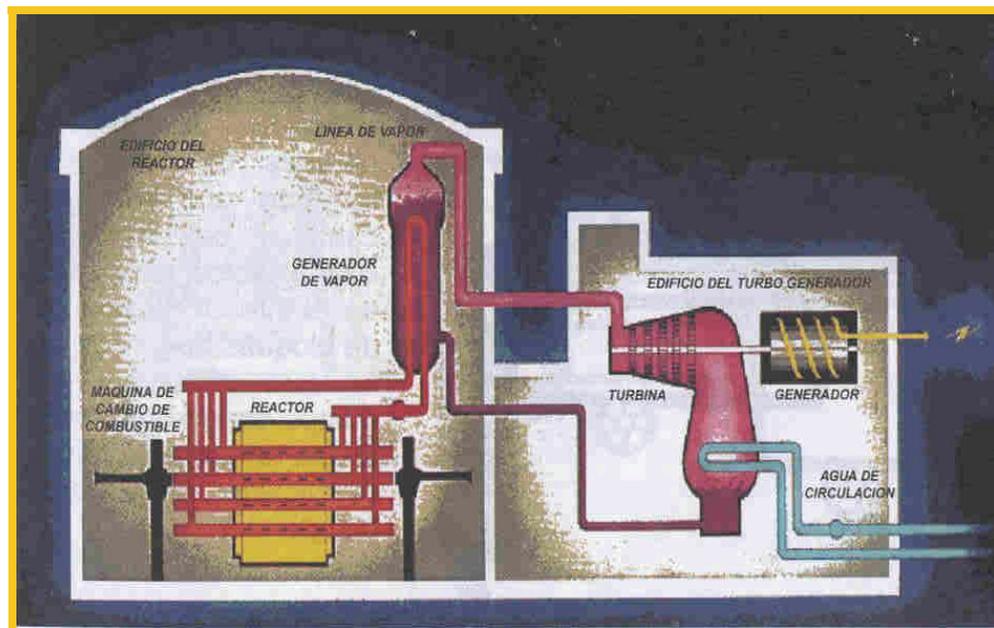
<http://www.nrc.gov/reading-rm/basic-ref/students/animatedbwr.html>

Figura 1.5 Reactor tipo BWR

1.2.1.2.3. Reactores de agua pesada a presión (PHWR)

La principal característica del reactor tipo PHWR (Pressurized Heavy Water Reactor), esquematizado en la Figura 1.6, desarrollado en Canadá y conocido también como CANDU (Canadian Deuterium Uranium), consiste en que utiliza uranio natural como combustible y agua pesada como moderador refrigerante. El núcleo del reactor CANDU, se encuentra contenido dentro de un cilindro lleno de agua pesada denominado “calandria”, el cual está atravesado axialmente por tubos de paredes relativamente gruesas llamados “tubos de presión”, en cuyo interior se alojan los elementos combustibles para refrigerarlos, circula agua pesada cuya temperatura, se eleva considerablemente sin llegar a entrar en ebullición, debido a la elevada presión que prevalece en el interior de los tubos.

El agua pesada caliente pasa a continuación a los generadores de vapor, en los que transfiere gran parte de su energía térmica a otro circuito que contiene agua ligera, regresando posteriormente al reactor, para continuar el proceso de refrigeración del mismo. Por su parte el agua ligera al ser calentada entra en ebullición, produciéndose el vapor destinado a mover el turbogenerador; este vapor, es posteriormente condensado y regresado como agua caliente al generador de vapor, para repetir el ciclo.



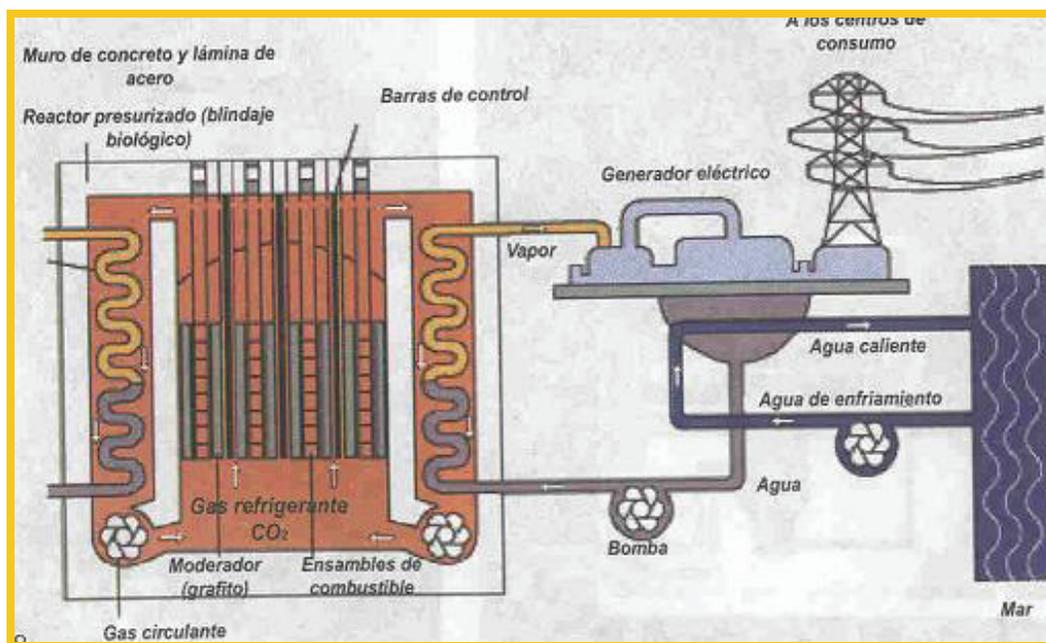
Fuente: Del fuego a la energía nuclear. Comisión Federal de Electricidad. Septiembre 2004

Figura 1.6 Reactor tipo PHWR

1.2.1.2.4 Reactores enfriados por Bióxido de Carbono y moderados por Grafito (GCR)

A diferencia de los anteriores, el sistema GCR (Gas Cooled Reactor) que es mostrado en la Figura 1.7 no utiliza agua como enfriador, sino bióxido de carbono; emplea grafito como moderador y uranio natural en forma metálica como combustible.

En estos reactores la vasija está sustituida por un contenedor de concreto de gruesas paredes. El núcleo está formado por una gran cantidad de ensambles combustibles, localizados en el interior de una pila de bloques de grafito, por la que atraviesan los tubos en los que circula el gas refrigerante que es el CO₂ (bióxido de carbono). Este gas arrastra el calor generado por la reacción nuclear y al circular posteriormente por el serpentín de un intercambiador de calor lleno de agua eleva la temperatura de ésta, haciéndola hervir. El vapor producido es conducido al turbogenerador para generar la energía eléctrica, posteriormente es condensado y regresado al intercambiador de calor, para repetir el ciclo. El gas CO₂, después de ceder gran parte de su calor al agua, es recirculado de nuevo a través del núcleo para mantenerlo refrigerado.



Fuente: Del fuego a la energía nuclear. Comisión Federal de Electricidad, Septiembre 2004

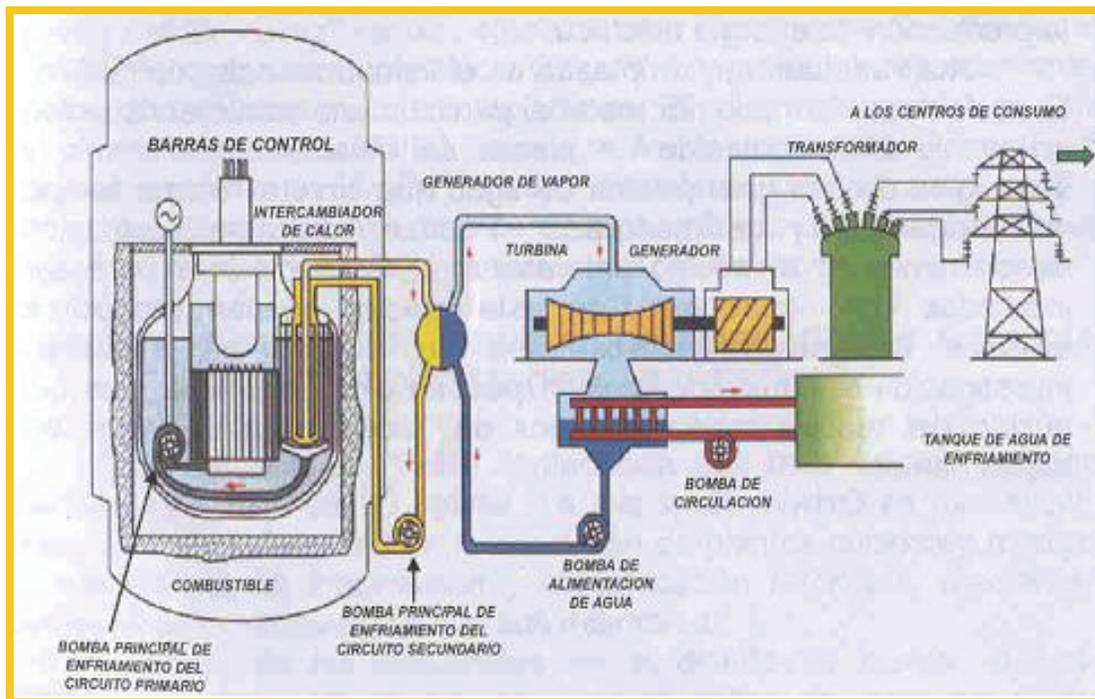
Figura 1.7 Reactor tipo GCR

1.2.1.2.5. Reactores rápidos de cría enfriados por metal líquido (LMFBR)

El LMFBR (Liquid Metal Fast Breeder Reactor), cuya imagen se muestra en la Figura 1.8, produce aproximadamente un 20% más de combustible del que consume. Este reactor funciona con neutrones rápidos, es decir, de elevada energía, teniendo la particularidad de producir más combustible que el que consume en su operación. Esto es posible gracias a la propiedad que tiene el uranio 238 de convertirse en plutonio 239 mediante la captura de un neutrón libre, dando lugar a la producción de combustible fósil.

Este reactor utiliza combustible enriquecido en más del 20%, ya sea con uranio 235 o plutonio 239 y sodio líquido como refrigerante. Su peculiaridad es que el núcleo se rodea con un manto de uranio natural o empobrecido, que al absorber neutrones poco moderados se transforma en plutonio y de esta manera cría nuevo combustible.

En un reactor grande a lo largo de 20 años se produce suficiente combustible para cargar otro reactor de energía similar. El plutonio producido puede utilizarse como carga inicial de nuevos reactores de cría o como recargas de reactores CANDU, PWR, BWR o GCR.



Fuente: Del fuego a la energía nuclear. Comisión Federal de Electricidad. Septiembre 2004

Figura 1.8 Reactor tipo LMFBR

1.2.1.2.6. Reactores de Propulsión

La tecnología básica del sistema PWR fue desarrollada por primera vez en el programa estadounidense de reactores navales. Los reactores para propulsión de submarinos suelen ser más pequeños y emplean uranio muy enriquecido para que el núcleo pueda ser más compacto. Estados Unidos, Gran Bretaña, Rusia y Francia disponen de submarinos nucleares equipados con este tipo de reactores. Los soviéticos construyeron el primer rompehielos nuclear para emplearlo en la limpieza de los pasos navegables del ártico.

1.2.1.2.7. Reactores de investigación

En muchos países se han construido diversos reactores nucleares de pequeño tamaño para su empleo en formación, investigación o producción de isótopos radiactivos. Estos reactores suelen funcionar con niveles de potencia del orden de 1 MW, y es más fácil controlarlos que los reactores más grandes utilizados para la producción de energía eléctrica.

Una variedad muy empleada es el llamado reactor de piscina, el núcleo está formado por material parcial o totalmente enriquecido contenido en placas de aleación de aluminio y sumergido en una gran piscina de agua que sirve al mismo tiempo directamente en el núcleo del reactor o cerca de éste para ser irradiadas con neutrones. Con ese reactor pueden producirse diversos isótopos radiactivos para su empleo en medicina, investigación e industria. También pueden extraerse neutrones del núcleo del reactor mediante tubos de haces, para utilizarlos en experimentos.

PROCEDIMIENTOS METAHEURÍSTICOS EN OPTIMIZACIÓN COMBINATORIA

2

2.1 Introducción

Los métodos heurísticos de optimización son una herramienta muy útil que ofrece una solución rápida a problemas reales de tipo combinatorio. Es importante destacar el hecho de que los algoritmos heurísticos (por sí solos) no garantizan que la solución encontrada sea óptima, aunque su propósito es encontrar una solución cercana al óptimo en un tiempo razonable. Sin embargo, la gran cantidad de publicaciones en donde problemas de gran dificultad son resueltos con grande rapidez (en muchos casos óptimamente), avalan estos métodos.

Dentro de las técnicas heurísticas podemos encontrar diversos métodos, tales como: Métodos constructivos, de descomposición, de reducción, de manipulación del modelo y de búsqueda local. Tradicionalmente para resolver un problema dado se diseñaba un algoritmo específico que pertenecía a algunos de los métodos enumerados. Hoy día, el interés primordial de los investigadores del área es el de diseñar métodos generales que sirvan para resolver clases o categorías de problemas. Dado que estos métodos generales sirven para construir o guiar el diseño de métodos que resuelvan problemas específicos se les ha dado el nombre de Metaheurísticos. En 1995 los profesores Osman y Kelly [1] introducen la siguiente definición:

"Los procedimientos Metaheurísticos son una clase de métodos aproximados que están diseñados para resolver problemas difíciles de optimización combinatoria, en los que los heurísticos clásicos no son ni efectivos ni eficientes. Los Metaheurísticos proporcionan un marco general para crear nuevos algoritmos híbridos combinando diferentes conceptos derivados de: inteligencia artificial, evolución biológica y mecanismos estadísticos"

Entre los procedimientos Metaheurísticos más utilizados y reconocidos en Optimización Combinatoria se encuentran: Búsqueda Tabú (Tabu Search), Búsqueda Dispersa (Scatter Search), Recocido Simulado (Simulated Annealing) y Algoritmos Genéticos (Genetic Algorithms). En este trabajo se decidió probar la aplicación de los AG's (Algoritmos Genéticos) a la solución del problema de optimización radial de celdas de combustible nuclear. Sin embargo a continuación se hace un resumen muy corto de las cuatro técnicas mencionadas las cuales también pueden ser utilizadas para resolver el problema mencionado.

A continuación se describen brevemente los tres primeros y en el Capítulo 3 se describen los AG's por tratarse del método que será aplicado para resolver el problema de diseño de celdas de combustible de BWR.

2.2 Búsqueda Tabú

Una forma de diseñar con métodos heurísticos se basa en comenzar con una solución inicial del problema, y tratar de mejorar por medio de la búsqueda local en una vecindad de la solución. El proceso continua hasta que no es posible mejorar la solución, con esta búsqueda local, de tal manera que se tiene un mínimo local. Estos métodos se conocen como métodos de búsqueda local o intercambio heurístico o de descenso, dentro de este tipo de métodos se encuentra la Búsqueda Tabú.

La Búsqueda Tabú es un tipo de búsqueda por entornos que según su primer definidor, Fred Glover [2]: “guía un procedimiento de búsqueda local para explorar el espacio de soluciones más allá del óptimo local”. Al igual que en la búsqueda local, la Búsqueda Tabú selecciona de modo agresivo el mejor de los movimientos posibles en cada caso.

Al contrario que en la búsqueda local (que siempre se mueve al mejor de su entorno y finaliza con la llegada a un óptimo local), la Búsqueda Tabú permite moverse a una solución del entorno aunque no sea tan buena como la actual, de modo que se pueda escapar de óptimos locales y continuar estratégicamente la búsqueda de soluciones mejores.

Búsqueda Tabú se basa en la premisa de que para poder calificar de inteligente la solución de un problema, debe incorporar memoria adaptativa y exploración sensible. El uso de memoria adaptativa contrasta con diseños “desmemoriados”, tales como los que se inspiran en metáforas de la física y la biología, y con diseños de “memoria rígida”, como aquellos ejemplificados por ramificación y acotamiento, y sus “primos” de Inteligencia Artificial.

El énfasis en la exploración sensible en Búsqueda Tabú, se deriva de la suposición de que una mala elección estratégica puede producir más información que una buena elección al azar. Además, las evaluaciones Tabú incluyen también periódicamente incentivos para estimular la elección de otro tipo de soluciones.

2.3 Búsqueda Dispersa

La Búsqueda Dispersa es un método evolutivo que ha resultado muy efectivo en la resolución de un gran número de problemas de optimización combinatoria. Aunque presenta similitudes con los AG's, difiere de éstos en principios fundamentales, tales como el uso de estrategias sistemáticas en lugar de aleatorias.

La Búsqueda Dispersa proporciona un marco flexible que permite el desarrollo de diferentes implementaciones con distintos grados de complejidad.

Los conceptos y principios fundamentales del método, fueron propuestos a comienzo de la década de los setenta, basados en las estrategias para combinar reglas de decisión, especialmente en problemas de secuenciación, así como en la combinación de restricciones (como el conocido método de las restricciones subrogadas). La Búsqueda Dispersa se basa en el principio de que la información sobre la calidad o el atractivo de un conjunto de reglas, restricciones o soluciones, puede ser utilizada mediante la combinación de éstas. En concreto, dadas dos soluciones, se puede obtener una nueva mediante su combinación de modo que mejore a las que la originaron.

La primera descripción del método fue publicada en 1977 por Fred Glover [3] donde establece los principios de la Búsqueda Dispersa, en este primer artículo se determina que este método realiza una exploración sistemática sobre una serie de buenas soluciones llamadas conjunto de referencia. En ese mismo año Glover publica una versión más específica del método en donde se recogen y simplifican muchas de las ideas expuestas en trabajos anteriores, esta publicación tuvo un gran impacto en lo que a la difusión del método se refiere y se ha quedado como la referencia estándar de la Búsqueda Dispersa.

Dado que este método se basa en realizar combinaciones y aplicar métodos de búsqueda local, se puede considerar incluido en los llamados algoritmos meméticos (una clase de algoritmos evolutivos en donde la búsqueda local y los métodos de combinación de soluciones se aplican de forma selectiva).

El método de Búsqueda Dispersa se basa en combinar las soluciones que aparecen en el llamado conjunto de referencia, en este conjunto se tienen las soluciones buenas que se han ido encontrando. Es importante destacar que el significado de buena no se restringe a la calidad de la solución, sino que también se considera la diversidad que ésta aporta al conjunto.

La Búsqueda Dispersa es un método relativamente reciente que hemos de considerar en desarrollo, durante los últimos años se han realizado nuevas contribuciones aplicando esta metodología en la resolución de conocidos problemas de optimización.

La calidad es más importante que la diversidad al actualizar el conjunto de referencia. Notar que aunque el método comienza con un conjunto de referencia con soluciones de calidad y diversidad, al realizar las combinaciones, sólo entran al conjunto las soluciones por el criterio de calidad.

2.4 Recocido Simulado

El Recocido Simulado es una de las metaheurísticas más clásicas. Su simplicidad y buenos resultados en numerosos problemas la han convertido en una herramienta muy popular, con cientos de aplicaciones en los más variados campos. Desde hace más de 20 años el metaheurístico de Recocido Simulado, ha demostrado ser una herramienta para resolver una amplia gama de problemas de optimización combinatoria. El Recocido Simulado es una variante de la búsqueda local que permite movimientos ascendentes para evitar quedar atrapado prematuramente en un óptimo local. El nombre viene de la idea en que está basado el algoritmo diseñado en los años 50 para simular el enfriamiento de material (un proceso denominado recocido).

Se dice que mientras que es muy fácil hacer que el Recocido Simulado funcione, es difícil hacer que funcione bien. Esto es debido a que no es propiamente un algoritmo, sino una estrategia heurística que necesita de varias decisiones para que quede totalmente diseñado, las cuales tienen una gran influencia en la calidad de las soluciones generadas.

Los algoritmos tradicionales de búsqueda local parten de una solución inicial que de modo paulatino es transformada en otras que a su vez son mejoradas al introducirsele pequeñas perturbaciones o cambios (tales como cambiar el valor de una variable o intercambiar los valores que tienen dos variables). Si este cambio da lugar a una solución “mejor” que la actual, se sustituye ésta por la nueva, continuando el proceso hasta que no es posible ninguna nueva mejora. Esto significa que la búsqueda finaliza en un óptimo local, que no tiene por qué ser forzosamente global. Un modo de evitar este problema es permitir que algunos movimientos sean hacia soluciones peores. Pero por si la búsqueda está realmente yendo hacia una buena solución, estos movimientos “de escape” deben realizarse de un modo controlado. En el caso del Recocido Simulado, esto se realiza controlando la frecuencia de los movimientos de escape mediante una función de probabilidad que hará disminuir la probabilidad de esos movimientos hacia soluciones peores conforme avanza la búsqueda (y por lo tanto se está previsiblemente más cerca del óptimo global).

A principios de la década de los 80, publicaciones independientes sobre circuitos VLSI (Very Large Scale Integration) y sobre el TSP (Travelling Salesman Problem), mostraron cómo este proceso podría ser aplicado a problemas de optimización, asociando conceptos clave del proceso original de simulación con elementos de optimización combinatoria. Por tanto, cualquier implementación de la búsqueda local puede convertirse en una implementación de Recocido Simulado, al elegir elementos del entorno de modo aleatorio, aceptar automáticamente todos los movimientos hacia una mejor solución, y aceptar los movimientos a una solución peor de acuerdo con una probabilidad dada.

Para poder implementar el algoritmo para un problema concreto, es preciso tomar una serie de decisiones. Las genéricas se refieren principalmente a cómo controlar la temperatura (incluyendo la definición de su valor inicial y la función de decrecimiento), el número de iteraciones antes del decrecimiento de la temperatura, y las condiciones que nos permitirán considerar que el sistema está ya “frío”. Las decisiones específicas comprenden la definición del espacio de soluciones y la estructura de entornos, la función de costo, y cómo se obtendrá la solución inicial. Ambos tipos de decisiones hay que tomarlas con cuidado pues, ejercen una gran influencia sobre la calidad de las soluciones.

3.1 Introducción

La evolución de las especies, en particular la de los seres vivos, tiene algunas características que motivaron a John Holland a comenzar una línea de investigación en un área que eventualmente se transformó en lo que hoy se denomina AG's (Algoritmos Genéticos). La habilidad de una población de cromosomas para explorar el espacio de búsqueda en "paralelo" y combinar lo mejor que haya sido encontrado en el mecanismo de cruce (crossover), es algo intrínseco a la evolución natural y trata de ser explotado por los AG's. Los algoritmos desarrollados inicialmente por Holland [2] eran simples, pero dieron soluciones satisfactorias a problemas que eran considerados como "difíciles" en aquel tiempo. El campo de los AG's ha evolucionado desde entonces, principalmente debido a las innovaciones introducidas en la década de los 80. Las características de la evolución que hay que tener en cuenta son:

- La evolución es un proceso que opera en los cromosomas en lugar de en los seres vivos que en ellos codifican.
- Los procesos de selección natural provocan que aquellos cromosomas que codifican estructuras con éxito se reproduzcan más frecuentemente que aquellos que no lo hacen.
- Las mutaciones pueden causar que los cromosomas de los hijos sean diferentes a los de los padres y los procesos de recombinación pueden crear cromosomas bastante diferentes en los hijos por la combinación de material genético de los cromosomas de los dos padres.
- La evolución biológica no tiene memoria.

Tras la publicación del libro de Holland (1975) "Adaptation in Natural and Artificial Systems" y de los numerosos investigadores que los utilizan como metaheurística para optimización, es que se pueden encontrar soluciones aproximadas a problemas de gran complejidad computacional mediante un proceso de "evolución simulada", en particular como un algoritmo matemático implementado en una computadora. Debido al trabajo original de Holland, esto inicialmente ocurría en forma de algoritmos que manejan un *string* binario a los que se denominó "cromosomas", ya que ellos representaban un punto en el espacio de configuraciones del problema.

Asemejando a la evolución biológica, la evolución simulada estará diseñada para encontrar cada vez mejores cromosomas, mediante una manipulación "ciega" de sus contenidos. El término "ciega" se refiere al hecho de que el proceso no tiene ninguna información acerca del problema que está tratando de resolver, exceptuando el valor de la función objetivo. En la concepción original de los AG's, la función objetivo es la única información por la que se evalúan el "valor" de un cromosoma. Por lo tanto estas metaheurísticas están basadas en integrar e implementar eficientemente dos ideas fundamentales: la habilidad de representaciones simples para codificar configuraciones de nuestro problema de optimización, y el poder de transformaciones simples para modificar y mejorar estas configuraciones. Las mejoras son guiadas mediante un mecanismo de control que permite a una población de cromosomas evolucionar como las poblaciones de seres vivos los hacen.

Un AG puede ser visto como una estructura de control que organiza o dirige un conjunto de transformaciones y operaciones diseñadas para simular estos procesos de evolución.

Se observa que en la evolución de los seres vivos, el problema al que cada individuo se enfrenta diariamente es el de la supervivencia. Para ello cuenta con las habilidades innatas provistas por su material genético. En el ámbito de los genes el problema es el de buscar aquellas adaptaciones beneficiosas en un medio ambiente hostil y cambiante. Debido en parte a la selección natural, cada especie gana una cierta cantidad de “conocimiento”, el cual es codificado e incorporado en la nueva conformación de sus cromosomas. Esta conformación se ve alterada por las operaciones de reproducción. Algunas de ellas son las mutaciones aleatorias, inversión de parte de cromosomas y la cruce, que es el intercambio del material genético proveniente de dos cromosomas padres.

En los AG's, las mutaciones aleatorias proveen cierta variación y ocasionalmente introducen alteraciones beneficiosas a los cromosomas. La “inversión” es un mecanismo que altera la ubicación de los genes en los cromosomas, permitiendo que algunos genes que se han coadaptado exitosamente se ubiquen más cerca en el cromosoma, lo que a su vez permite que se aumente la probabilidad de moverse en conjunto durante la cruce. Este último es el mecanismo responsable del intercambio de material genético entre dos padres para ser combinado en las estructuras hijas, (Davis, 1987).

La existencia de la cruce es lo que gobierna la eficiencia de los AG's y los destaca nítidamente de otro tipo de metaheurística. Con él, las características de los padres pueden ser combinados inmediatamente cuando se reproducen. Consecuentemente, la probabilidad de esta combinación se incrementa cuando los padres tienen un nivel elevado de aptitud debido a que se reproducen con mayor frecuencia. El esquema más general de los AG's comienza con una etapa de inicialización que consiste en la creación de la primera población de individuos, y seguidamente ejecutan repetidamente ciclos dentro de los cuales se pueden distinguir tres etapas:

Evaluación: se trata de asignar un valor de peso o calificación a cada individuo, en función de lo bien que resuelve el problema.

Selección: ahora se debe clasificar a los agentes en cuatro tipos, según sobrevivan o no, y según se reproduzcan o no, en función de las calificaciones.

Reproducción: se generan los nuevos individuos, produciéndose algunas mutaciones en los nacimientos.

Cada uno de estos procesos se puede realizar de muchas formas distintas, independientemente del problema que se esté resolviendo. En la tabla 3.1 se resumen las principales opciones de un AG. En general se trata de distintas formas de producir, o bien una convergencia más rápida hacia una solución, o bien una exploración más a fondo del espacio de búsqueda. Por un lado, se requiere de una fuerza conservadora que beneficie a los mejores agentes, es decir, a los que mejor resuelvan el problema. Esto es evidente, pero no basta, también es necesaria una fuerza innovadora que permita la existencia de agentes muy distintos, aún cuando su calificación sea menor. Así se puede obtener la variedad suficiente para evitar una población estancada en un máximo o mínimo local, y permitir la resolución de problemas cambiantes o con varios máximos o mínimos. Esto ocurre de forma espontánea en la naturaleza por ser algo inherente a cada individuo, que puede ser seleccionado, pero resulta más cómodo programarlo de forma externa, es decir, hacer que nuestro programa seleccione para la reproducción "los agentes buenos", pero también "unos cuantos de los malos" para mantener la variedad.

Tabla 3. 1 Opciones de un Algoritmo Genético

<p>Opciones Generales</p> <ul style="list-style-type: none"> ■ Número de individuos. ■ Número de elementos (genes, reglas) por cada individuo.
<p>Método de Evaluación</p> <ul style="list-style-type: none"> ■ Desordenar los individuos antes de evaluarlos. ■ Diferentes formas de modificación de las calificaciones después de la evaluación. <p>Por ejemplo, la calificación de un individuo se puede calcular independientemente de los demás individuos, o se puede modificar posteriormente este valor, disminuyendo la calificación si existe otro individuo muy parecido, analizando para ello un cierto subconjunto de la población vecina.</p>
<p>Método de Selección:</p> <ul style="list-style-type: none"> ■ Con o sin reemplazamiento. ■ Método de la ruleta. ■ Método de los torneos. ■ Seleccionar el porcentaje del mejor y el del peor.
<p>Método de Reproducción:</p> <ul style="list-style-type: none"> ■ Los padres pueden tomarse por parejas o en grupos más numerosos, elegidos al azar o en orden de las calificaciones. ■ En el caso de detectar que los progenitores son muy parecidos, se puede realizar una acción especial, como incrementar la probabilidad de mutación. ■ Los individuos pueden comunicar a otros su conocimiento, ya sea a toda o a una parte de la población, directamente o a través de una pizarra, (una especie de tablón de anuncios). ■ Método de recombinación de genes: se puede tomar genes de uno u otro progenitor al azar, en un cierto orden, con uno, dos o más puntos de corte, etc. ■ Tasa de mutación variable. ■ Fijar una tasa de mutación diferente para cada individuo o incluso para cada gen. ■ Hacer que sea más probable que se produzca una mutación en un gen si en su vecino ya se ha producido. ■ Sustituir por mutaciones genes sin utilidad, como reglas incorrectas o repetidas. ■ Tipos de mutaciones

Dentro de los modelos de autoaprendizaje, los AG's se presentan como uno de los más prometedores en el camino hacia la inteligencia artificial. Actualmente han demostrado su validez en múltiples áreas de aplicación, y en cualquier caso, poseen un gran interés por la evidente analogía que convierte al programador en un creador de "vida".

3.2 Los Algoritmos Genéticos y la Evolución

La principal diferencia conceptual entre la selección natural (o que se produce sin intervención del hombre), y la selección artificial que es establecida en granjas o en programas, es que la selección natural no es propiamente una selección. Se puede seleccionar para la reproducción los seres que más interesan, los agentes que mejor resuelven un problema. En cambio, en la naturaleza no existe -en principio- una inteligencia exterior que determine la dirección de la evolución. Y sin embargo la evolución sí se produce.

Las teorías sobre la vida y la evolución son difícilmente demostrables, y el debate es intenso. Podría parecer que estas cuestiones sólo atañen a los biólogos y filósofos, pero no es así. Se trata de crear inteligencia en nuestras computadoras imitando la forma en que lo hizo la naturaleza. Se debe captar al máximo la esencia de todo el proceso para evitar que nuestra computadora tarde millones de años en llegar a la solución esperada.

3.3 Fundamentos de los Algoritmos Genéticos

Dada la elevada tasa -geométrica- de reproducción de todos los seres orgánicos, su número tiende a crecer a ritmo exponencial, y dado que los alimentos, espacio físico, etc. no lo hacen en la misma proporción, nacerán muchos más individuos de los que es posible que sobrevivan, y en consecuencia, se desprende que un individuo, si actúa de un modo provechoso para él, tendrá una mayor probabilidad de sobrevivir, y será seleccionado naturalmente.

La teoría de la selección de las especies [3] sostiene que aquellos individuos de una población que posean los caracteres más ventajosos dejarán proporcionalmente más descendencia en la siguiente generación; y si tales caracteres se deben a diferencias genéticas, que pueden transmitirse a los descendientes, tenderá a cambiar la composición genética de la población, aumentando el número de individuos con dichas características. De esta forma, la población completa de seres vivos se adapta a las circunstancias variables de su entorno. El resultado final es que los seres vivos tienden a perfeccionarse en relación con las circunstancias que los envuelven.

Haciendo analogía con esto, en los AG's, el algoritmo selecciona una serie de elementos (genes) tratando de encontrar la combinación óptima de estos, utilizando para ello la experiencia adquirida en anteriores combinaciones, almacenada en unos patrones genéticos. Sin embargo, en este caso, las posibilidades de esta metodología trascienden de la búsqueda heurística, debido a una razón de peso: no es necesario disponer de un conocimiento profundo del problema a resolver, para que éste pueda ser descompuesto en sub-problemas, sino que se parte de estructuras simples que interactúan, dejando que sea la evolución quien haga el trabajo. Únicamente basta con ser capaces de identificar cualitativamente en qué casos los patrones se acercan o se alejan de la solución buscada, para que el sistema se perfeccione automáticamente, desarrollando sus propios comportamientos, funcionalidades y soluciones. Para esto observamos que los pasos que realiza un AG son los siguientes:

- 1.- Se genera un conjunto de soluciones válidas al problema, valores típicos, cada una de estos individuos representa una solución distinta a un mismo problema. Estos individuos se pueden generar al azar, también se pueden generar a partir de soluciones ya conocidas del problema, que se pretendan mejorar, o mediante posibles "trozos de soluciones" (más conocidos como bloques constructores), es decir, con lo que creemos que pueden ser elementos componentes de la solución final aunque no sepamos cómo combinarlos.

2.- Se evalúan las soluciones existentes, y se decide, en función de esta evaluación, dos cosas. Por una parte, cuáles soluciones van a sobrevivir y cuáles no y por otra, cuáles se van a reproducir y cuáles no. En el caso de reproducirse, se especifica la potencia reproductora de la solución, de forma que es posible decidir que unas soluciones se reproduzcan más que otras.

3.- Se eliminan ciertas soluciones y se mantienen otras, y se efectúa la reproducción o recombinación de genes (normalmente por parejas) de los individuos. Por ejemplo, se realizan cruzamientos de patrones a partir de cierto punto elegido al azar, de forma que los nuevos patrones posean un segmento de cada uno de los individuos progenitores.

4.- Se efectúan mutaciones (cambios al azar en los genes) de los nuevos patrones, según una tasa determinada. Algunos estudios aconsejan realizar mutaciones también sobre los padres.

5.- Se continúa en el paso 2 hasta que se cumpla el criterio de parada, que puede ser por ejemplo, que el peso o calificación del mejor individuo supere cierto valor.

Hay dos aspectos importantes de la programación de AG's que suponen ciertas diferencias con respecto a la programación habitual. El primero es que es muchísimo más difícil detectar errores en la programación, ya que gran multitud de las líneas de código se utilizarán únicamente como mejoras sobre un esquema inicial de evolución, y en muchos casos el programa funcionará e incluso ofrecerá buenos resultados ejecutando funciones incorrectas, o que al menos no hacen lo que nosotros creemos que hacen. Esto se puede resolver con más programación. Una posible solución es establecer dos modos de ejecución del algoritmo (Modo "Normal" y Modo "Detección de errores") de forma que en el segundo modo se ejecuten ciertas comprobaciones sobre los procesos ejecutados, realizando las pruebas en modo "Detección de errores" y distribuyendo la aplicación en modo "Normal". Esto se puede implementar mediante directivas de compilación o mediante una variable global que indique el modo de ejecución.

En la Computación Evolutiva se encuentran reflexiones e hipótesis que aunque a todas luces parecen ciertas resultan ser completamente falsas cuando las son programadas. Parece que ocurre lo mismo trasladado al terreno de la evolución de las especies en la naturaleza, incluyendo la humana. En la Evolución (como en todo campo de estudio, pero tal vez aquí más que en ninguna otra parte), es muy aconsejable mantener un fuerte escepticismo, extraer conclusiones, por supuesto, pero sin olvidar nunca las otras alternativas.

3.3.1. Aplicabilidad de los Algoritmos Genéticos

Las principales dificultades a la hora de implementar un AG son:

- Definir una estructura de datos que pueda contener patrones que representen, la solución óptima buscada (desconocida) y todas las posibles alternativas de aproximaciones a la solución.
- Definir un tipo de patrón tal que si un patrón es seleccionado positivamente, que esto no sea debido a la interacción de los distintos segmentos del patrón, sino que existan segmentos que por sí solos provocan una selección positiva.
- Definir una función de evaluación que seleccione los mejores individuos.
- Las condiciones que debe cumplir un problema para ser abordable por Algoritmos Evolutivos son:
- El espacio de búsqueda deber ser acotado. (*)

- Debe existir un procedimiento relativamente rápido que asigne un grado de utilidad a cada solución propuesta, de forma que este grado de utilidad asignado corresponda, o bien directamente con la calidad de la solución en cuanto al problema a resolver, o bien con un valor de calidad relativo al resto de la población que permita obtener en el futuro mejores soluciones.
- Debe existir un método de codificación de soluciones que admita la posibilidad de que los cruzamientos combinen las características positivas de ambos progenitores. Este método debe permitir también aplicar algún mecanismo de mutación que sea capaz de conseguir tanto soluciones muy dispares respecto de la solución sin mutar, como muy parecidas a ésta.

(*)Esto puede parecer obvio, pero existen problemas con espacios de búsqueda infinitos.

En el algoritmo podremos variar a nuestro gusto:

- Número inicial de individuos.
- Método de generación de estos individuos (al azar o según una función).
- Tasa de reproducción (constante, variable según una distribución estadística determinada).
- Tasa de defunciones.
- Método de reproducción: asexual, sexual con 2 progenitores, 3, etc.
- Tasa de mutación (constante, variable).
- Tipos de mutaciones producidas.
- Permitir o no la transmisión genética de la experiencia.
- Todo tipo de restricciones que hagan que el funcionamiento de cada uno de los aspectos anteriores dependa de de ciertas condiciones.

Los AG's se pueden completar (y complicar) con multitud de aspectos conocidos de la vida biológica y otros incluso no existentes en la naturaleza, sin más límite que la imaginación, entrando en el mundo de la Vida Artificial, donde se pueden observar comportamientos sociales complejos.

3.4. Selección de individuos

En un AG se establece una relación entre cada una de las posibles soluciones a un problema, y un código genético, patrón o cadena de información, que de alguna forma las representa. Este código genético podrá sufrir mutaciones, transmitirse a la descendencia y combinarse con otros mediante reproducción sexual. El código es seleccionado naturalmente decidiendo si se mantiene o no en el sistema. También puede ser evaluado cuantitativamente, asignándole una calificación. A este código genético se le denomina individuo de la población.

En la reproducción sexual, la información genética de ambos progenitores se combina generándose el código genético de un nuevo individuo. Además, existe una cierta probabilidad de que en este proceso se produzca alguna mutación (variación al azar) del material genético resultante.

La reproducción sexual tiene la ventaja de que combina dos (o más) bloques de genes que ya han probado su efectividad, de manera que es posible que el patrón resultante herede las características deseables en ambos progenitores, en cuyo caso será seleccionado, aumentando la existencia de dichas características en la población, lo más sencillo es que el patrón represente directamente una solución.

Sin embargo, muchas veces esto no es posible, o no se encuentra utilidad en la combinación de los individuos generados, de forma que la reproducción sexual -por combinación- no representa ninguna ventaja. La solución es que los individuos no representen directamente la solución buscada, sino que lo hagan de forma indirecta.

En la vida biológica ocurre algo así: en realidad, los genes, más que determinar directamente las características que definen un nuevo individuo, definen un conjunto de reglas de desarrollo que aplicadas y combinadas provocarán dichas características. Para ello, la dotación genética, que existe en todas las células de cada ser vivo, controla la realización de ciertas reacciones químicas, de manera que los genes son los que determinan, pero no directamente, la constitución y comportamiento de dicho individuo. Algunos aspectos fenotípicos, como el color de los ojos, pueden determinarse genéticamente de una forma bastante directa, pero la mayoría de las características de un ser vivo, como el tipo de sangre, el peso o la altura, no tienen una traducción genética tan sencilla, si bien es cierto que también muchas de las características de un ser vivo, como el peso, están influidas por el ambiente.

De la misma forma, los patrones que son creados no siempre podrán representar directamente la solución buscada, en estos casos, se debe cambiar el planteamiento de trabajo, y hacer que el patrón no sea la solución en sí misma, sino "algo" que lo provoque, como un conjunto de métodos, directrices, reglas, etc. de búsqueda de la solución, que sean fácilmente combinables.

En cada ciclo de un AG se selecciona un subconjunto de las soluciones o individuos existentes, eliminando el resto. Los individuos seleccionados se reproducirán entre sí, generando nuevas soluciones.

La función que decide qué individuos serán seleccionados, la llamada función de evaluación, puede ser muy difícil o imposible de obtenerse o determinarse.

El problema se agrava cuando el AG está dirigido por un objetivo que no posee naturaleza más o menos continua. Cuando el objetivo puede ser logrado en diversos grados, el algoritmo puede esforzarse en conseguir que el objetivo se cumpla en el máximo grado posible, detectando pequeñas variaciones. Pero si el estado buscado fuera todo-nada, es decir, si ocurre que: una de dos, o se consigue el objetivo completamente o no se consigue en absoluto, no es posible que la evolución produzca gradualmente individuos cada vez más cercanos al objetivo buscado.

La función de evaluación más común consiste en asignar a cada solución una calificación o valor en función del grado en que se acerca al objetivo. Una vez hecho esto, se ordenan todas las soluciones según este criterio. Finalmente, se selecciona un número determinado de soluciones, comenzando por las primeras de la lista.

Sin embargo, como se trata de seleccionar unas soluciones y eliminar otras, no es necesario conocer cuantitativamente (con un número) el grado en el que cada solución se acerca a la solución buscada. Basta con conocer cualitativamente qué soluciones se aproximan más que otras.

De esta forma, se pueden agrupar las soluciones por criterios de proximidad física o azar y hacer que "jueguen", "peleen" o demuestren de alguna forma cuáles son las mejor preparadas en función del objetivo buscado.

En el caso de la programación automática, cada individuo sería un programa o conjunto de instrucciones. Se podrían ofrecer varios pares de conjuntos de datos de entrada y salida, y suponer que el programa es correcto cuando genera los datos de salida esperados en todos los ejemplos.

En general, los problemas en los que la meta buscada posea un carácter continuo (en los que el objetivo se pueda cumplir en distintos grados) serán más fáciles de resolver que aquellos en los que la meta buscada es todo-nada, es decir, en los que o se consigue el objetivo completamente o no se consigue en absoluto.

Finalmente, los problemas más difíciles de todos son aquellos en los que, al menos por ahora, la Función de Evaluación no es automatizable.

3.5. Operaciones genéticas

Las características positivas de los individuos deben poder transmitirse a la descendencia. En cada ciclo de un AG se selecciona un subconjunto de las soluciones o individuos existentes, eliminando el resto. Los individuos seleccionados se reproducirán entre sí, generando nuevas soluciones.

Se trata de elegir las mejores soluciones, para que al reproducirse, generen otras nuevas que combinen los aspectos positivos de cada progenitor. El problema es encontrar un mecanismo de combinación de información de dos (o más) individuos, de manera que el (o los) individuos resultantes posean, al menos en la mayoría de los casos, tantas o más cualidades positivas que sus progenitores, y por tanto se encuentren tanto o más cercanos al objetivo que ellos.

En el caso de no existir reproducción, sólo mutaciones, también se debe encontrar un tipo de mutaciones que en un número suficiente de casos permitan mantener e incluso aumentar la calificación del individuo mutado.

Sin embargo, en muchos problemas es muy difícil dar con una estructura de datos y un modo de reproducción que se comporte de esta forma. Por el contrario, con frecuencia ocurre que en la combinación de soluciones no sólo no se mantienen las cualidades positivas de los progenitores, sino que además se generan con frecuencia soluciones no válidas, cuya aproximación al objetivo buscado es nula.

En algunos casos puede ocurrir que el patrón buscado pueda formarse fácilmente a partir de combinaciones de patrones que no se consideran muy ventajosas. El AG debe permitir la existencia de estos patrones. Este es uno de los principales problemas de los AG's, e incluso de la teoría de la evolución. No siempre es fácil explicar todos los rasgos que presenta un organismo con un mecanismo adaptativo. Aunque es poco probable que un cambio cualquiera en un gen sea beneficioso, las mutaciones producen varias ventajas: dificultan el estancamiento de la población aumentando la variedad, de manera que ante un cambio brusco del entorno, la comunidad pueda adaptarse a la nueva situación; además, permiten la generación de cualquier segmento de patrón, de manera que si en el conjunto inicial de patrones no se encuentran todos los elementos necesarios para formar el óptimo, sea posible llegar a él.

El problema de la reproducción aparece cuando la estructura de datos elegida no es la adecuada. En la mayoría de los casos, las estructuras de datos más sencillas e intuitivas no contienen información acerca de por qué esa solución ha sido seleccionada, y por tanto no es posible transmitir a la descendencia características positivas de los individuos progenitores ya que éstas no están representadas en ningún lugar, y cualquier método de reproducción elegido no producirá los efectos deseados. Ésta parece una dificultad insalvable, pero no lo es. Para ello, la dotación genética, que existe en todas las células de cada ser vivo, controla la realización de ciertas reacciones químicas, de manera que los genes son los que determinan, pero no directamente, la constitución y comportamiento de dicho individuo.

Para que el algoritmo funcione como deseamos, la reproducción y las mutaciones deberían producirse de tal forma que mantengan, en la mayoría de los casos, las cualidades positivas de los individuos. Se trata de que los individuos, en conjunto, sean cada vez mejores. El caso de las mutaciones. Dada una cadena (individuo), una mutación consistirá en modificar al azar uno de los elementos de esa cadena (genes de ese individuo). Para que todo marche bien sería muy interesante que los valores de los genes sean buenos o malos, independientemente de los valores de otros genes, o al menos, que sean lo más independientes posible.

Para saber cuándo una estructura de datos no es adecuada se puede seguir el método siguiente: si al modificar un elemento cualquiera de un individuo seleccionado (bueno) existe una probabilidad alta de que el individuo resultante sea pésimo, entonces la estructura de datos elegida no es correcta, ya que los componentes del individuo por sí solos no contienen la información que hace que ese individuo sea seleccionado. Es decir, "cuando el objetivo (calificación) de un individuo se puede calcular como una función en la que variaciones muy pequeñas de los valores de sus variables (valores de los genes) producen con una probabilidad alta, variaciones muy grandes en el resultado de la función, la estructura de datos es incorrecta". Una variación muy pequeña sería cambiar el valor de un gen. Cuanto más ocurra esto, más lentamente convergerá nuestro AG. Esto es completamente inevitable, ya que no es posible encontrar algo si no sabemos qué es lo que estamos buscando. No siempre parece fácil explicar todos los rasgos que presenta un organismo con un mecanismo adaptativo.

3.5.1. La reproducción

Se ha conseguido que aparezcan juntos los valores deseados en los segmentos dependientes. ¿Dejar que esta información tan valiosa se pierda en la siguiente generación? Si se combinan segmentos del individuo de cualquier forma, es muy probable que se divida el trozo que nos interesa, perdiéndose todas sus propiedades. Supóngase una población con alta tasa de natalidad y mortalidad en la que un individuo adquiriera una rara y muy interesante combinación de genes. Si existe reproducción sexual, al combinar sus genes con los de su pareja es posible que estas cualidades se pierdan, pero si el número de hijos es suficientemente grande, es posible que se pueda repetir en el descendiente la misma combinación.

Si se toma un segmento cualquiera de genes de uno de los descendientes vivos de este mutante, es más probable (aunque ciertamente, no mucho más) encontrar exactamente este segmento interesante que cualquier otro, simplemente porque si el descendiente está vivo, es más probable que sea uno de los herederos de dicha característica.

Se puede hacer que segmentos con iguales valores en individuos que se reproducen vean reforzada su unión, de forma que en toda la descendencia sucesiva aumente la probabilidad de que esos segmentos se hereden completos de un sólo progenitor, sin combinarse con los del otro.

Esto sería muy interesante en las últimas fases de la evolución (en la solución de un problema). Lo normal es que en el conjunto de la población se hayan formado varios "tipos" parecidos de individuos (por ejemplo, en una población de 200 individuos, de uno a cinco "tipos") cada uno de los cuales ha encontrado un máximo o mínimo local de la función que representa el problema, e intenta maximizar o minimizar la calificación en su zona. En cada "tipo" no es interesante combinar los individuos de cualquier forma, sino manteniendo las características comunes del "tipo".

Este criterio sería falso cuando se reprodujeran dos individuos hermanos, ya que aunque se tendrían segmentos iguales, esto no sería un indicador de rasgos positivos, sino que únicamente se trata de la parte que ambas han heredado del mismo progenitor. Esta opción presupone que existe un número muy grande de individuos y que la probabilidad de reproducción de un individuo con su hermano sea igual que con cualquier otro, cosa que no existe en la naturaleza, salvo quizá por el tabú del incesto.

Si la repetición de un segmento en los dos progenitores no fuera señal suficiente de que se trata de un rasgo valioso, se podría hacer que cada individuo tuviese una dotación genética doble, (dominante y recesiva) y obligar a una coincidencia en los cuatro segmentos.

En definitiva, al tratar los segmentos independientes de forma independiente. Se podrían recorrer toda la población cada cierto tiempo, detectándolos. Una vez localizados, se puede provocar una microbúsqueda dentro del propio segmento independiente, manteniendo constante el resto, que por serlo, no afectará la calificación resultante, hasta encontrar alguna combinación valiosa.

Un individuo de un AG tiene varios elementos (genes), que corresponden con las variables del problema a resolver. En la mutación de un individuo, se muta un elemento, y en la reproducción, se combinan subcadenas de elementos completos. Es decir, un elemento (gen) es la unidad mínima que se recombina o muta.

3.5.2. La mutación

Un AG trata de explorar las regiones más prometedoras de 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. Se trata de encontrar un equilibrio, la mejor de las opciones en cada caso. Es decir, conseguir un equilibrio entre exploración y explotación, o la velocidad óptima de convergencia del algoritmo, para que siga las direcciones más prometedoras pero sin olvidar otras posibilidades que a la larga pueden producir mejores resultados; llegar al óptimo rápidamente sin quedarse estancado en un máximo o mínimo local.

El AG básico o canónico, en el que siempre se seleccionan los mejores individuos, tiende por lo general a la homogeneización de la población. Se trata por tanto de aumentar la variedad seleccionando algunos de los individuos que no son los mejores.

El aumento de variedad se consigue con las mutaciones, pero esto no suele bastar, y no es aconsejable excederse en las mutaciones. Una posible solución sería seleccionar un gran número de agentes, para evitar que un pequeño grupo repita sus características en una gran población, pero esto no es suficiente a largo plazo.

Lo que se debe hacer es seleccionar, además de la población con mayor calificación, una fracción de la de menor calificación. Si sólo se seleccionaran unos pocos de los mejores, los muy buenos, a no ser que el problema sea muy simple, el algoritmo probablemente nunca funcione como se espera, ya que se quedará estancado en un máximo o mínimo local. La especialización es peligrosa. La analogía con la vida es inevitable.

En realidad, lo más adecuado se resume en la siguiente frase "seleccionar de todo un poco, y esto sobre todo al principio, pero teniendo una mayor preferencia por los mejores, y esto sobre todo al final".

Seleccionar a los peores es anti-intuitivo; es obvio que es una mala estrategia. En cambio seleccionar a los mejores es intuitivo, pero no suele ser apropiado salvo en problemas sencillos. Si sólo seleccionáramos unos pocos de los mejores, y estos se reprodujeran entre sí, obtendríamos una población relativamente similar a la anterior. Repitiendo este proceso, al final obtendríamos una población completamente homogénea. A este tipo de selección se le llama elitismo, y al proceso que origina se le llama convergencia del algoritmo, y no es intrínsecamente malo. Al contrario, en muchos algoritmos se considera la convergencia de la población como criterio de parada. Y en los últimos ciclos del algoritmo, la única estrategia que tiene sentido es el elitismo, ya que a fin de cuentas, lo que se quiere es la mejor solución. Sin embargo, una convergencia demasiado rápida implica una menor exploración del espacio de búsqueda, con lo que el algoritmo puede quedarse estancado en un máximo o mínimo local.

Un problema adicional asociado al elitismo es que impide la resolución de problemas cambiantes. No se suele tener muy en cuenta este criterio debido a que la mayoría de las aplicaciones de los AG's, o bien son problemas estáticos, o bien se consideran como tales a la hora de resolverlos, dejando para el futuro resolver problemas del futuro. En definitiva, la selección se puede hacer de una forma tan radical pero existen otros métodos que seleccionan "de todo un poco" teniendo cada individuo una probabilidad de ser seleccionada proporcional a su calificación, mediante el método de la ruleta o de los torneos.

En el método de la ruleta, se calcula la calificación relativa de cada patrón (igual a la calificación propia dividida entre la sumatoria de todas las calificaciones), con lo que la suma de las calificaciones es 1. Posteriormente se asigna a cada individuo un trozo de los valores entre 0 y 1 del tamaño de su calificación relativa, y se generan números al azar entre 0 y 1; los individuos con esos valores serán seleccionados. El método de los torneos consiste en agrupar individuos en subconjuntos creados al azar y seleccionar al mejor de cada subconjunto. También se ha de procurar que, a la hora de la reproducción, los progenitores se tomen al azar y no en orden de calificaciones, ya que es más probable que individuos de calificaciones parecidos posean genes parecidos.

Otras opciones son hacer que si se reproducen dos individuos iguales, los hijos sean mutados en todos sus elementos; o recorrer de vez en cuando toda la población eliminando uno de cada dos individuos idénticos o muy parecidos.

También se pueden generar ráfagas de mutaciones: en vez de establecer una probabilidad de mutación independiente para cada creación de un elemento del individuo, se puede hacer que si se produce una mutación en un elemento, el siguiente elemento tenga una probabilidad de mutación mayor. En la naturaleza las mutaciones se pueden producir, entre otras causas, por un exceso de radiación. Es lógico pensar que si no hay exceso para un gen, es menos probable que lo haya para el siguiente, y viceversa.

Finalmente, lo que se busca es que el cálculo de la calificación no sea independiente para cada individuo, sino relativa: que se le asigne una calificación alta cuando es evaluado positivamente por sí solo, y además no existen individuos que se le parezcan. Para ello se puede analizar los individuos de mejor calificación que una dada y disminuir la calificación de este individuo si existe un gran parecido con los demás individuos. En la vida natural ocurre esto mismo: los seres parecidos compiten unos con otros, pero la diversidad y la especialización convive pacíficamente.

Hay que tener en cuenta que puede haber opciones que "lógicamente" sean mejores, ya que disminuyen el número de ciclos necesarios para llegar a la calificación máxima o mínima, pero que en la práctica no son rentables por el incremento del tiempo de proceso debido a la complejidad de los cálculos (cosa que podría no ocurrir si se tuviese un paralelismo real). Encontrar la combinación de parámetros óptima resulta por tanto, costoso. Pero existe una forma de automatizar la elección de estos parámetros, que es tomarlos del resultado de la ejecución de otro AG, con lo que se tendrán Algoritmos Genéticos Jerárquicos.

APLICACIÓN DEL MÉTODO DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS A LA DISTRIBUCIÓN RADIAL DEL ENSAMBLE DE COMBUSTIBLE DE UN REACTOR NUCLEAR TIPO BWR

4

4.1 Introducción

Para obtener un sistema informático que facilite la tarea del diseño radial de combustible para un BWR (Boiling Water Reactor), en la realización de la implementación se utilizó la técnica de AG's (Algoritmos Genéticos) para buscar los diseños con el menor enriquecimiento posible que permita generar la energía deseada para el ciclo, satisfaciendo los límites para el diseño de recargas de combustible en un BWR [1].

Como ya se mencionó en la introducción, el diseño radial de combustible en reactores BWR (tipo de reactor empleado en la Central Nucleoeléctrica de Laguna Verde, en México) es una de las etapas esenciales de la administración de combustible en estos reactores [2].

Una celda de combustible consiste en un conjunto de barras conteniendo UO_2 (dióxido de uranio) con diferentes 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, sirve como veneno consumible que absorbe neutrones y compensa el exceso de reactividad al inicio del ciclo cuando el combustible es nuevo[1].

El cálculo de los parámetros que indican el desempeño de un determinado diseño, debe ser de lo más realista posible para calificar adecuadamente dicho diseño. Para ello se utilizan simuladores muy sofisticados que modelan el comportamiento neutrónico del Reactor de la Central Nucleoeléctrica. Existe una extensa variedad de simuladores neutrónicos de celdas de combustible de BWR, en caso de este trabajo el proceso de optimización se ligó al código HELIOS, el cual es un código de transporte de simulación neutrónica de ensambles de combustible, que ha sido validado para el cálculo de bancos nucleares para combustible de un BWR [1,2].

4.2 Desarrollo del sistema de optimización

El sistema que se presenta fue desarrollado de manera similar a lo que se realizó en [3]. El programa fue desarrollado para el diseño y optimización de celdas de combustible en las que se tiene un arreglo de 10x10 barras de combustible. Se pueden utilizar cualquier número de composiciones diferentes, con enriquecimiento en U-235 y en concentración de Gadolinia variable. El arreglo tiene dos tubos de agua (ver círculos rojos en la Figura 4.1) en posiciones fijas. Todas las dimensiones de barras combustibles y estructuras se consideran fijas. La optimización se basa en buscar la mejor distribución de enriquecimientos y/o Gadolinia en el ensamble.

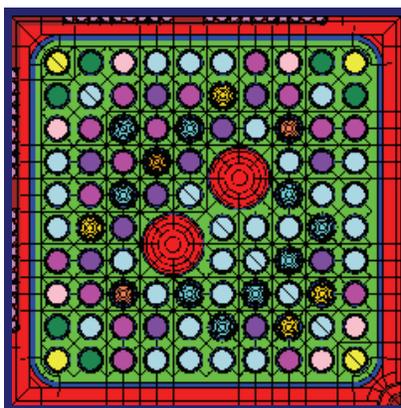


Figura 4.1. Sección radial de una celda de combustible 10x10 representada en el simulador HELIOS

4.3 Representación de una solución factible

La aplicación se realizó sobre un ensamble utilizado en los reactores de la CNLV (Central Nucleoeléctrica de Laguna Verde), se trata de un arreglo de 10x10 barras de combustible con dos zonas de agua y simetría diagonal (ver Figura 4.1). El combustible se encuentra en forma de UO_2 . En algunas barras de combustible el UO_2 se encuentra mezclado con Gadolinia (GD_2O_3), utilizado como veneno consumible, para compensar el exceso de reactividad del uranio al inicio de la irradiación [2].

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 la simulación del ensamble 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. En HELIOS esta celda puede ser representada usando simetría diagonal, con 55 posiciones como se esquematiza en la Figura 4.2.

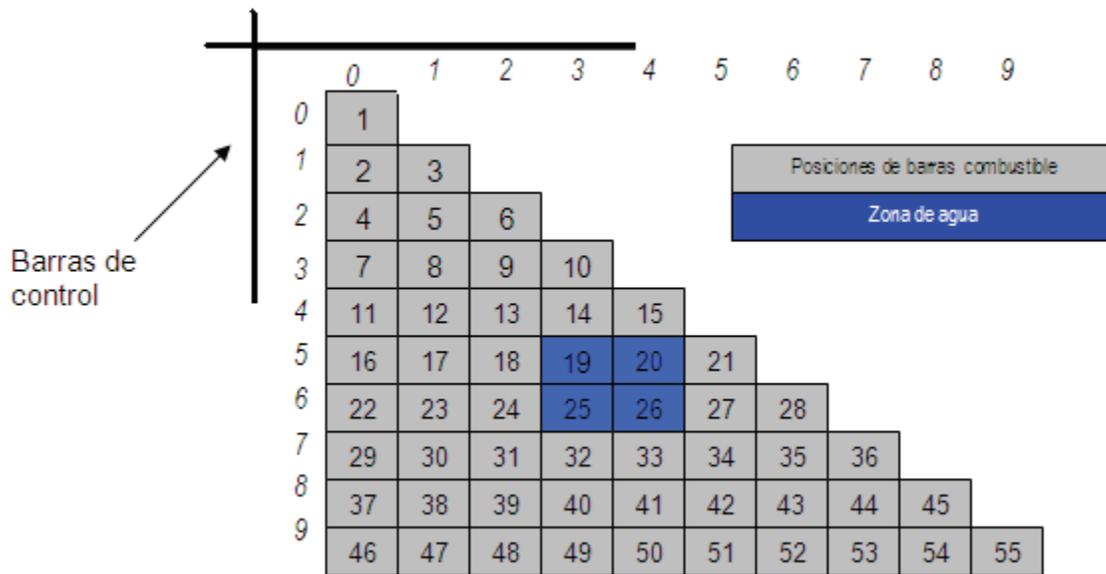


Figura 4.2. Representación esquemática del ensamble combustible

Para evaluar neutrónicamente diferentes distribuciones radiales de enriquecimiento (y Gadolinia) en el ensamble de combustible los datos requeridos por HELIOS, entre otros, son 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.

Con el objeto de utilizar la terminología empleada en la técnica de AG, 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. Al conjunto de soluciones viables que satisfacen esas reglas heurísticas se les considera el conjunto de individuos candidatos. De todas 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 tiene que realizar la simulación con HELIOS y obtener los parámetros de reactividad y el PPF (Power Peaking Factor) de la solución investigada (en este caso del individuo investigado).

4.4 Descripción del Sistema de Optimización

El proceso de optimización se codificó en lenguaje C, en un programa en el que se automatizó completamente 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. Se busca la distribución radial óptima de barras de combustible, con diferentes enriquecimientos y contenidos de Gadolinia, en el ensamble. Para ello es necesario definir la representación de la solución, la función objetivo y la implementación del proceso de optimización de AG's específico a la solución del problema.

4.5 Modelo matemático de la función objetivo

En general cuando se genera el banco de datos nucleares de una celda de combustible, se realizan simulaciones neutrónicas con HELIOS a diferentes pasos de irradiación, desde 0 MWd/T (MegaWatts-día por Tonelada) hasta 70000 MWd/t [1]. Los pasos de irradiación son seleccionados de tal manera de no perder precisión en los resultados, requiriéndose muchos puntos en toda la región en la cual el contenido de Gadolinia no ha sido totalmente quemado. Cuando se ha alcanzado este quemado, la k-infinita (que es el factor de multiplicación de neutrones en medio infinito) de la celda se aproxima a una recta y se utilizan menos pasos de quemado. Entonces, se identificó hasta qué exposición la Gadolinia ya se ha agotado y se seleccionaron algunos puntos que sean suficientes para describir la forma de la curva de k-infinita en función de la exposición, especialmente la k-infinita a 0 MWd/t, el valor máximo de k-infinita y dos puntos que proporcionen con bastante aproximación la pendiente de k-infinita en función del quemado cuando la Gadolinia se ha agotado.

La función objetivo se puede construir de forma adecuada para minimizar o ajustar diferentes parámetros.

4.6 Función objetivo que minimiza enriquecimiento

La función fue formulada para buscar la solución x con:

- El menor enriquecimiento promedio $E(x)$
- El contenido de Gadolinia $G(x)$ promedio igual al deseado (G_{target})
- El PPF(x) menor que el límite máximo (PPF_{max}) a 0 MWd/T

Para cumplir con el objetivo se busca minimizar el valor de $E(x)$. Para conocer los valores respectivos de $E(x)$ y $G(x)$ se calculan a partir de las ecuaciones:

$$E(x) = \sum_{j=0}^{j=50} \frac{E(j)}{51} \quad \text{y} \quad G(x) = \sum_{j=0}^{j=50} \frac{G(j)}{51}$$

Donde j es la posición del enriquecimiento.

Para satisfacer la restricción de que se minimice la función $\Delta G(x)$ donde:

$$\Delta G(x) = \text{abs} (G(x) - G_{target}) \quad (1)$$

Para satisfacer la última restricción:

$$PPF(x) - PPF_{\max} < 0 \quad (2)$$

Además se busca minimizar la suma de la desviación cuadrática, entre la k-infinita de la solución x , ($k_{inf_i}(x)$) y el valor de k-infinita *target*, (k_{inf_target}). Esto queda expresado en la ecuación (3) como la desviación cuadrática de k-infinita $S(x)$:

$$S(x) = (k_{inf_i}(x) - k_{inf_target_i})^2 \quad (3)$$

Cabe señalar que los valores $PPF_0(x)$, $k_{inf_0}(x)$ y $k_{inf_i}(x)$ para $i=1, N$ se obtienen ejecutando el código HELIOS para la celda x . 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 desde 0 hasta 30000 MWd/T con 18 pasos de quemado, es aproximadamente de 80 segundos de tiempo de proceso en una estación de trabajo Alpha Compaq (833 Mhz).

Las restricciones fueron incluidas en la función objetivo para poder dirigir la búsqueda hacia las soluciones factibles de menor enriquecimiento. La función de costo queda representada matemáticamente en la ecuación multiobjetivo (4).

$$\text{Minimizar } f(x) = w_E \bullet E(x) + w_G \bullet \Delta G(x) + w_P \bullet (PPF(x) - PPF_{\max}) + w_S \bullet S(x) \quad (4)$$

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 (4) 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 empleando pasos de quemado. Sabiendo que dentro del proceso de búsqueda se crean 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). Esta es la estrategia aplicada en esta tesis. En la Tabla 4.1 se presenta la nomenclatura que es utilizada en el modelo matemático de la función de costo.

Tabla 4.1 Definición de términos en el modelo matemático de la función de costo

X	Vector de composiciones de combustible asociadas a las posiciones en la celda (solución x)
$E(x)$	Enriquecimiento promedio de la celda x , a 0 MWd/t
$G(x)$	Concentración promedio de Gadolinia en la celda x , a 0 MWd/t
E_{target}	Enriquecimiento promedio <i>target</i> , a 0MWd/t
G_{target}	Concentración promedio de Gadolinia <i>target</i> , a 0MWd/t
$\Delta E(x)$	Delta de enriquecimiento promedio de la celda x , con respecto al E_{target}
$\Delta G(x)$	Delta de concentración promedio de Gadolinia en la celda x , con respecto a G_{target}
$PPF(x)$	Factor del Pico de Potencia Radial de la celda x , a 0 MWd/t
PPF_{max}	Límite máximo del PPF a 0 MWd/t
$k_{inf}(x)$	k_{inf} en 0 MWd/t, para la solución x
$k_{inf_target}(x)$	k_{inf} <i>target</i> , en 0MWd/t para la solución x
$S(x)^*$	Desviación cuadrática de valores de k-infinita de la solución x con respecto a k-infinita <i>target</i> a diferentes pasos de irradiación*
$F(x)$	Función de costo con k-infinita evaluada a 0 MWd/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_S	Factor de peso para el término de S

* En nuestro caso se toma únicamente la diferencia cuadrática a 0 MWd/t

4.7 Especificaciones del sistema

El sistema se resume en un proceso de optimización basado en AG´s ligado al simulador HELIOS el cual juega el papel de medio ambiente.

4.7.1 Especificaciones para la estructura de datos

Se considera el Diseño Radial del ensamble combustible

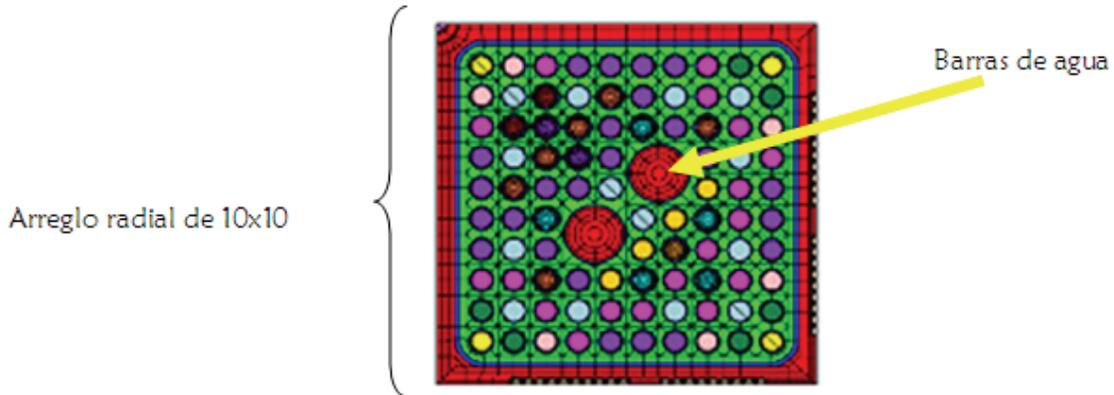


Figura 4.3 Sección radial de una celda de combustible 10x10 representada en el simulador HELIOS, con especificaciones para el sistema

4.7.2 Composiciones de combustible en la celda

En esta aplicación 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 4.2 se muestran las composiciones de estos combustibles, de los cuales cuatro contienen Gadolinia [3].

Tabla 4.2 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

%w= porcentaje en peso

4.7.3 Reglas heurísticas

Dado que se tienen 51 posiciones para combustible (ver Figura 4.2) y 10 composiciones (Tabla 4.2), 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. Fueron aplicadas las siguientes tres reglas como restricciones de acomodo:

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

Tomando en cuenta las tres reglas heurísticas mencionadas, las 55 posiciones de la celda representada en HELIOS, considerando diez composiciones diferentes, cuatro de ellas con Gadolinia; 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 resultante se puede calcular como:

$$5^{16} \times 9^{32} = 5 \times 10^{41}$$

Este número de combinaciones representa el número total de soluciones candidatas que tendrían que ser investigadas si se realizase una búsqueda exhaustiva.

4.8 Especificaciones del Algoritmo Genético

Cómo ya se había visto, en el capítulo 3, en los AG's existe una etapa de inicialización que consiste en la creación de la primera población de individuos, y que se ejecutan repetidamente en ciclos. Con lo que a continuación se siguen los pasos para crear un AG, se muestra el diagrama de flujo que representa la manera en la quedaron implementados los AG's (ver Figura 4.4)

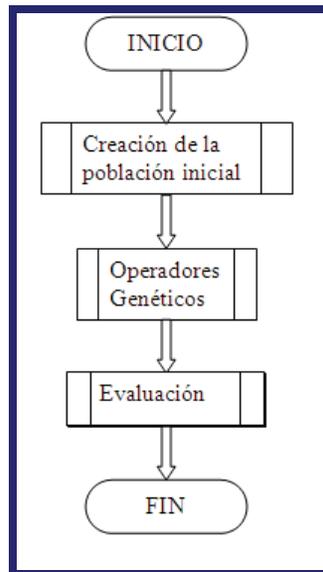


Figura 4.4 Diagrama de flujo de los pasos de un Algoritmo Genético

4.8.1 Lectura de datos del Algoritmo Genético

Se debe realizar la lectura de datos relacionados con los AG's: tamaño de la población, número total de generaciones, porcentaje de aplicación del operador de cruce, porcentaje de aplicación del operador de mutación. Esto se hace a través la declaración de variables dentro del programa.

4.8.2 Primera población

Los individuos de la primera población se generarán aleatoriamente haciendo un acomodo de los 10 enriquecimientos que se tienen (Tabla 4.2) en las celdas representadas en la solución factible (Figura 4.2) teniendo cuidado de cumplir con la reglas heurísticas antes mencionadas, hasta encontrar el número de individuos (40 en este estudio) que representa la población en la primera generación. Cabe mencionar que se ha tenido el cuidado de que en la población no exista la creación de individuos idénticos. La Figura 4.5 muestra el diagrama de flujo de la generación de la primera población.

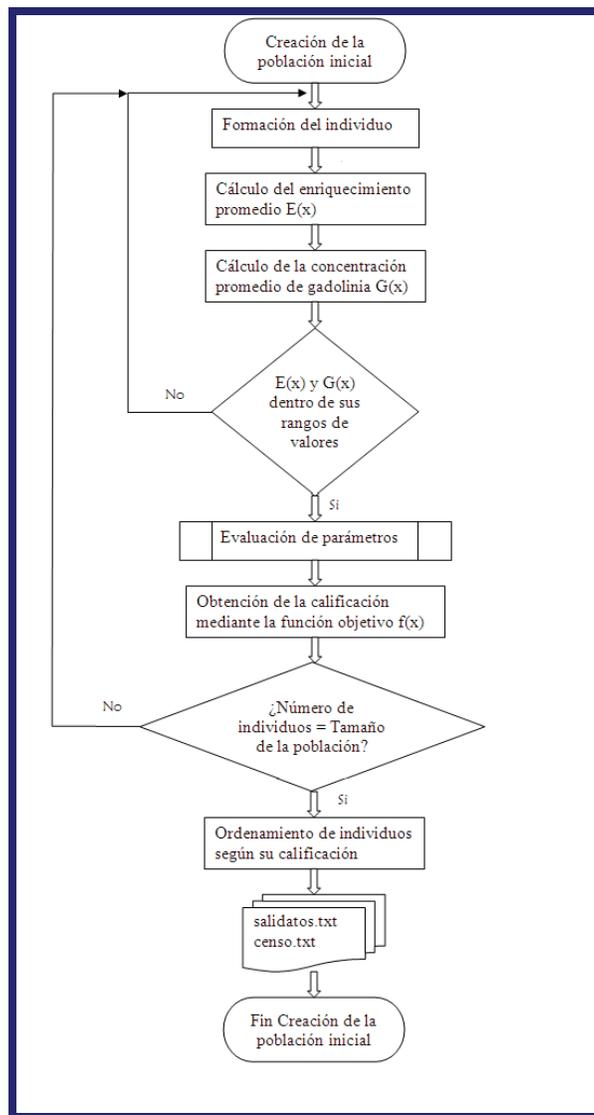


Figura 4.5 Diagrama de flujo de la que creación de la población inicial

4.8.3 Operadores genéticos

Recordando que esta aplicación está basada en el comportamiento de los seres vivos y su evolución, tenemos que cada uno de los individuos de nuestra población tiene que hacer frente al problema de la supervivencia. Para ello cuenta con las habilidades provistas por sus composiciones, ya que de sus características dependerá que sea elegido como padre. Ya que es sabido que 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 4.6) se puede ver la implementación de todos los operadores genéticos.

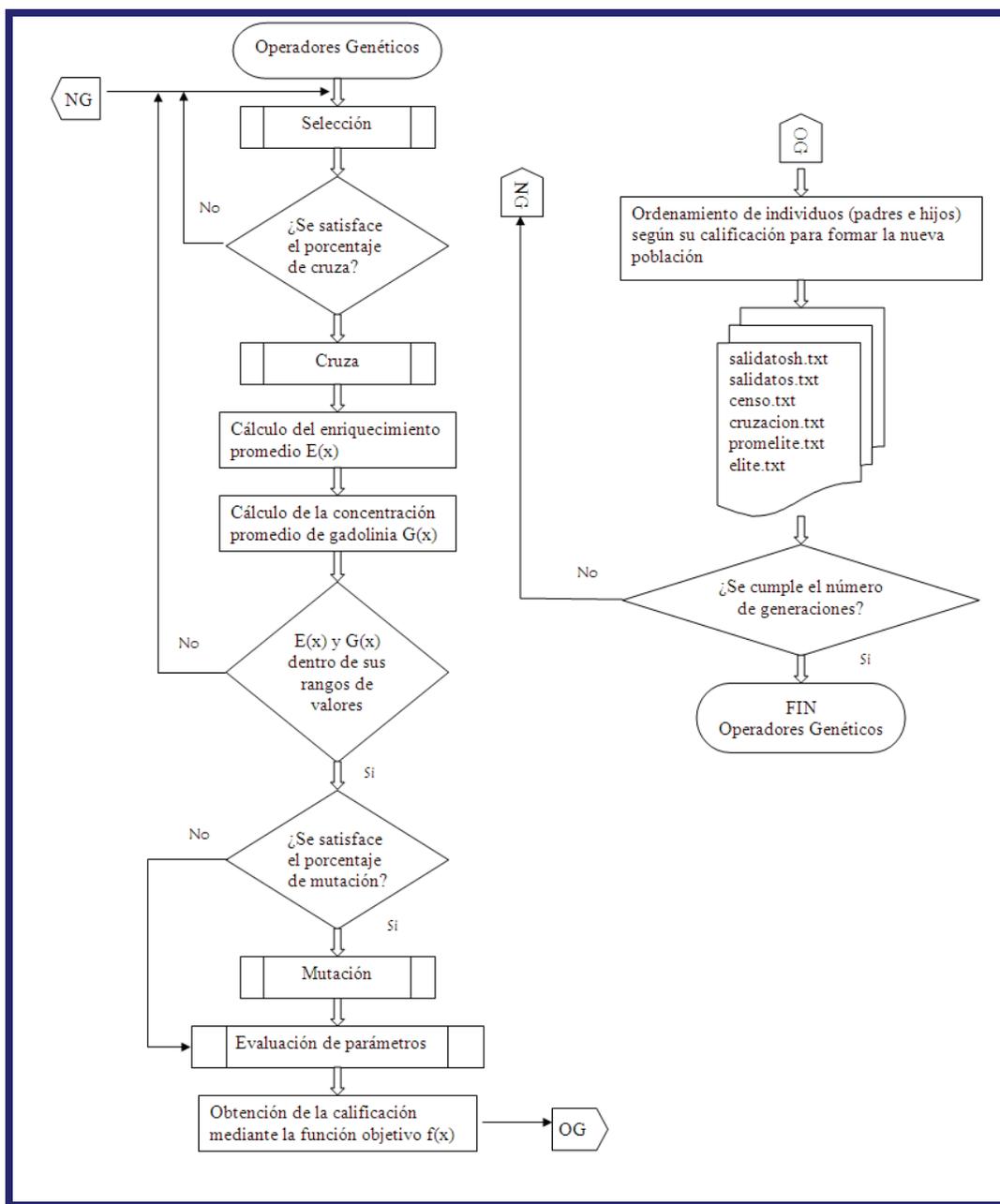


Figura 4.6 Diagrama de flujo de los operadores genéticos

4.8.3.1 Selección tipo ruleta

Aunque se conoce que existen varios métodos de selección, en este estudio se ha escogido 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. Para la selección tipo ruleta 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. De forma detallada se muestra a continuación en el diagrama de flujo de la selección tipo ruleta implementada para este caso (Figura 4.7)

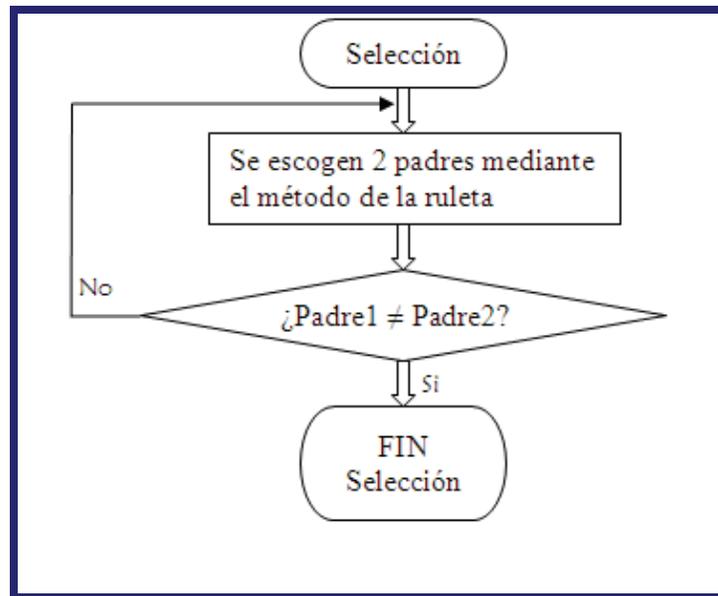


Figura 4.7 Diagrama de flujo de la selección de tipo ruleta

En la Figura 4.8 se ilustra como ejemplo la ruleta para el caso de diez (cabe mencionar que en el programa se tienen 40) padres ordenados de menor a mayor calificación, las probabilidades de ser seleccionados para los últimos en la lista es mucho mayor que para los primeros. Para revisar los datos de la ruleta ver el anexo A1.

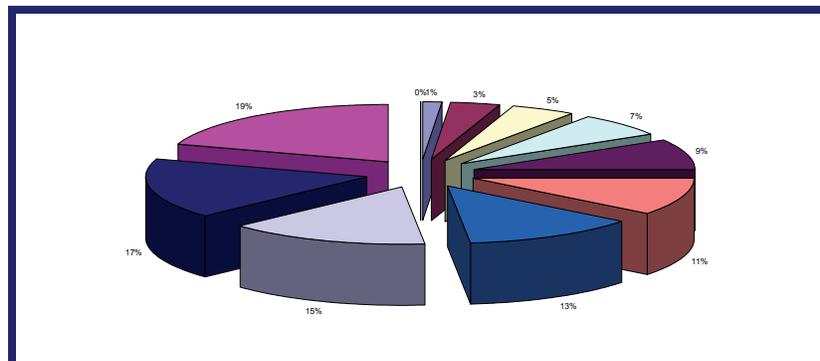


Figura 4.8 Porción de cada individuo dentro de la ruleta

4.8.3.2 Operación cruce

Para la selección de individuos que pasan de una generación a otra se ha implementado la competencia de individuos padres, de individuos hijos de la cruce y de individuos creados por mutación. Con esto se busca que las características que se tienen no se pierdan al ser cruzados, o bien que si se tiene una población de características malas se pueda mejorar. La siguiente figura muestra el diagrama de flujo de la operación de cruce (Figura 4.9).

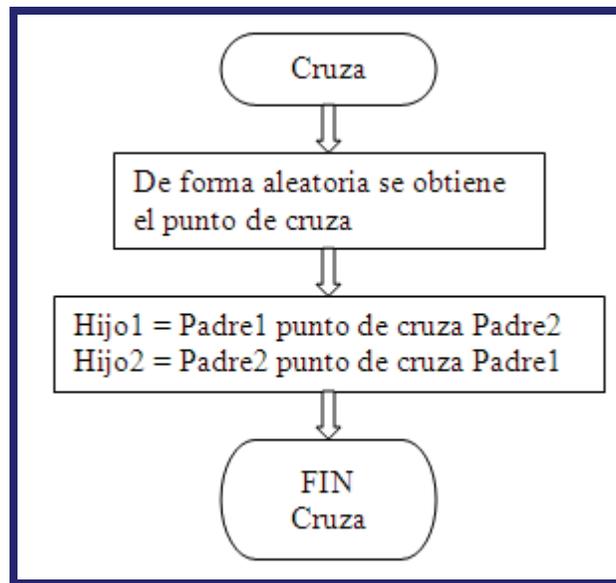


Figura 4.9 Diagrama de flujo de operación cruce

Los individuos más aptos de acuerdo a una comparación de calificaciones servirán como punto de partida para la siguiente generación. El operador de cruce crea nuevos individuos mediante la combinación de partes de dos individuos llamados padres utilizando un punto de cruce (que es la celda desde la cual se hará el intercambio de información).

El punto de cruce se selecciona de manera aleatoria, excluyendo los puntos 1, 2, 54 y 55 (de acuerdo a la numeración de la Figura 4.2, debido a que si se toma desde ahí el individuo obtenido será idéntico al padre) para asegurar que la cruce sea efectiva. El operador de un punto de cruce se esquematiza en la Figura 4.10.

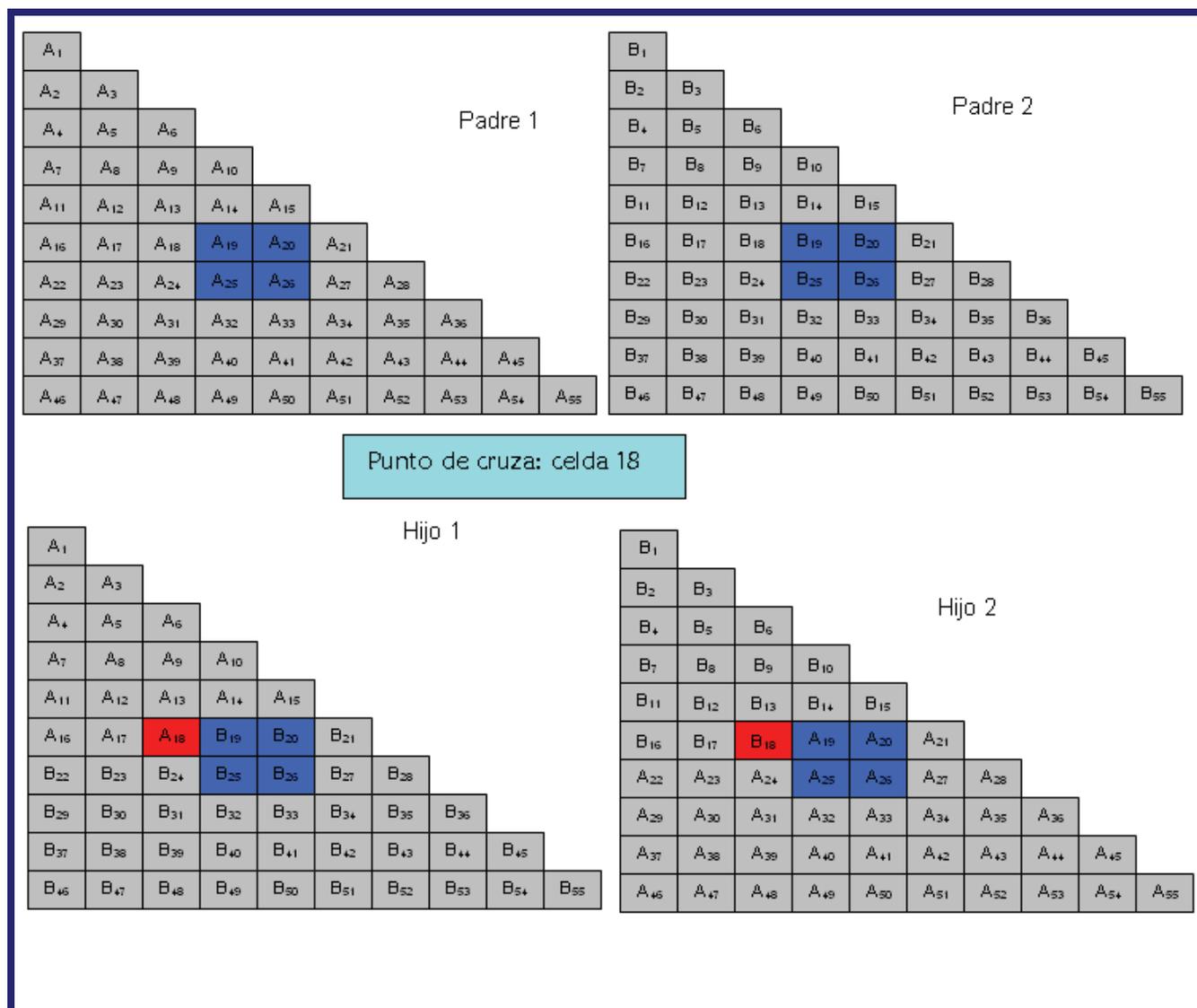


Figura 4.10. Representación de la operación de cruce

4.9.3.3 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 cruce. A continuación se esquematiza el diagrama de flujo de la operación (Figura 4.11).

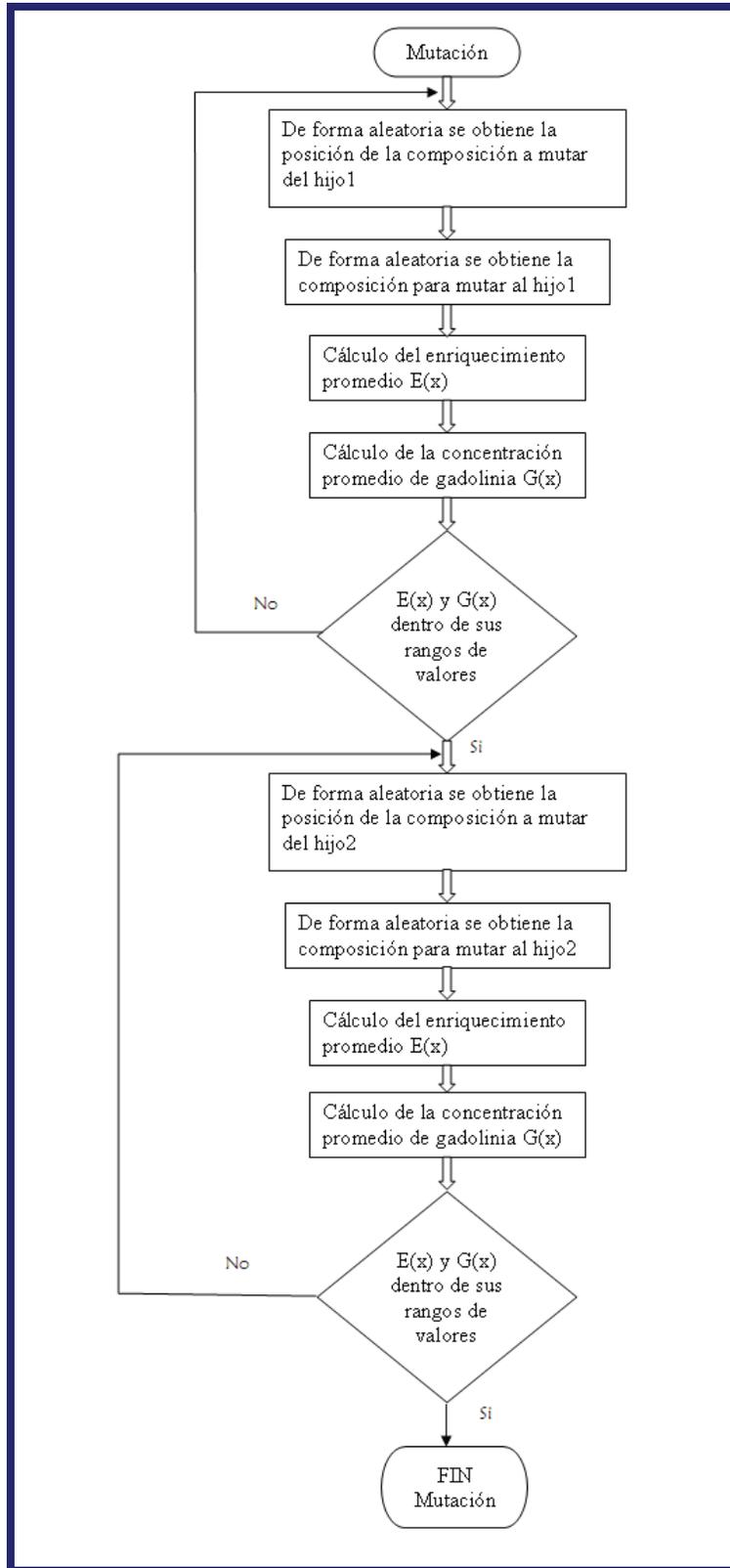


Figura 4.11. Representación de la operación mutación

En el programa, 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 el valor de esas celdas es fijo. Posteriormente se selecciona aleatoriamente de la tabla de composiciones de combustible (Tabla 4.2) 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. Este operador permite introducir nuevo material en la composición del ensamble y de esta manera variar el enriquecimiento promedio del mismo. Esta operación se ilustra en la Figura 4.12

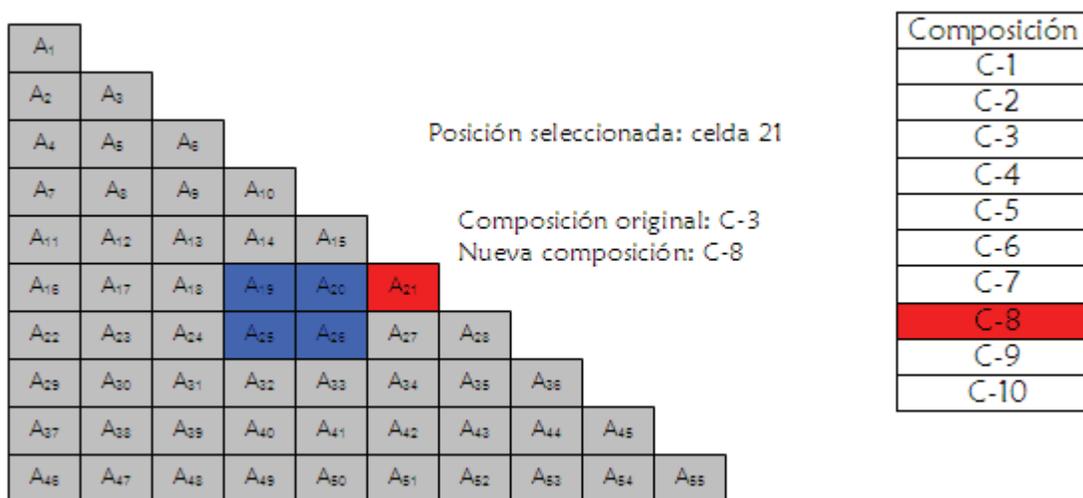


Figura 4.12 Representación de la operación mutación

4.9.4 Evaluación y selección de una nueva generación

Cómo lo indica el esquema de los AG's al final de la creación de cada individuo ya sea por operación o al principio (en la creación de la población) se debe llevar a cabo la evaluación de éste mediante la función objetivo y se le asigna una calificación además de que 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. En la Figura 4.13 se muestra el diagrama de flujo de esta fase del programa.

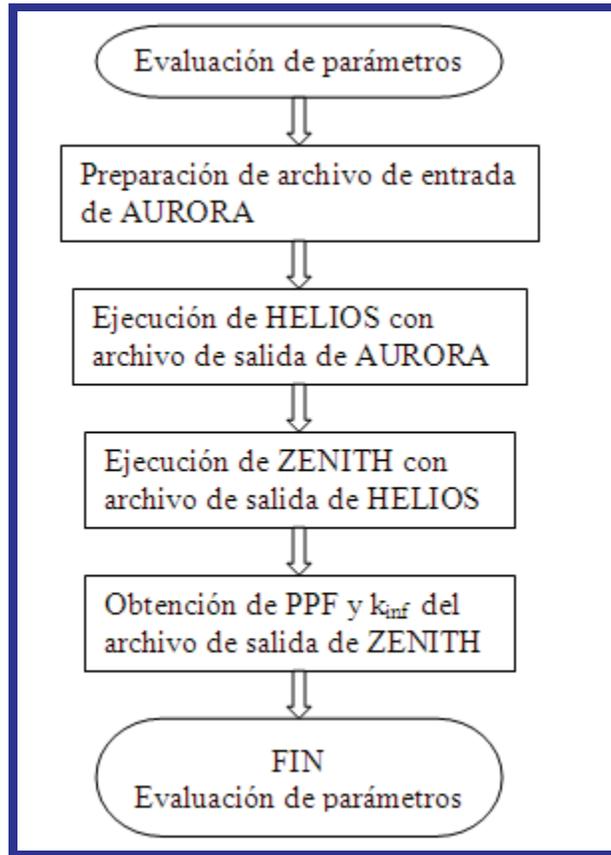


Figura 4.13 Representación de la operación mutación

RESULTADOS Y CONCLUSIONES

5

En esta sección se muestran los resultados del ejemplo de aplicación. Se debe aclarar que se había programado para un número de generaciones igual a 200 (con una población de 40 individuos) pero por problemas con la licencia de HELIOS el proceso se truncó en la generación 84. Sin embargo los resultados son excelentes y por lo tanto son los que se reportan en esta tesis.

La función objetivo a minimizar se muestra en la ecuación (5):

$$f(x) = 50 + w_E \cdot E(x) + w_G \cdot |G(x) - G_{target}| + w_P \cdot (PPF(x) - PPF_{max}) + w_s \cdot (k_{inf} - k_{inf_target})^2 \quad (5)$$

En la Tabla 5.1 se muestran los valores *target* y valores límite en el caso de esta aplicación.

Tabla 5.1. Valores *target* y valores límite para los parámetros

Variable	Valor
E_{max}	4.15
E_{min}	3.87
E_{target}	4.1
G_{target}	0.8152
G_{max}	0.82
G_{min}	0.80
K_{inf_target}	1.02996
PPF_{max}	1.435

Los factores de peso w están asociados a cada término de la función objetivo (Ecuación (5)) toman distintos valores de acuerdo a las condiciones que se muestran en la Tabla 5.2 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 5.2 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_S	Peso para el término de S	$K_{inf}(x) < k_{inf_target}$	$K_{inf}(x) > k_{inf_target}$
		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:

- 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.
- 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.
- 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 está siendo sustituido no tiene el mismo valor que el que lo va a sustituir.

La Tabla 5.3 muestra los parámetros del algoritmo en la ejecución del programa que en particular 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 con puntos y la tendencia media de los parámetros con líneas continuas.

Tabla 5.3 Parámetros del Algoritmo Genético en la ejecución

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

En la Figura 5.1, se muestra la evolución del enriquecimiento promedio de los individuos de cada generación. El valor se mantuvo dentro de los rangos que se marcan en la Tabla 5.1 y al final del proceso de optimización se obtuvo un valor muy cercano al deseado.

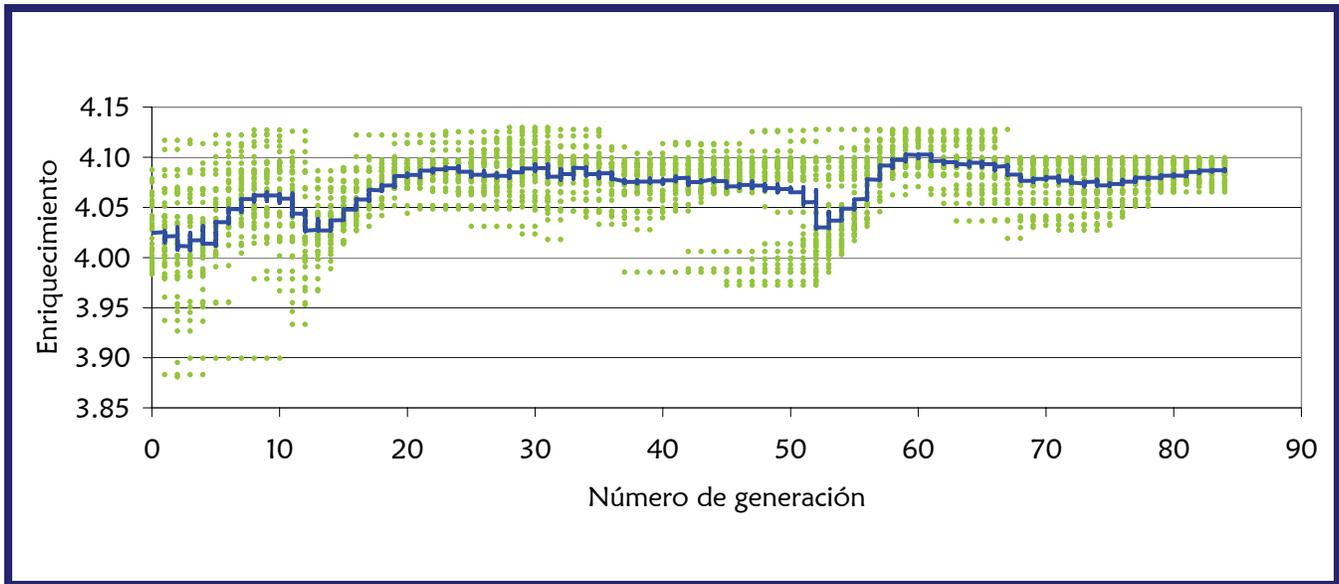


Figura 5.1 Evolución del valor del enriquecimiento para cada uno de los individuos dentro de la generación

Otra de las metas que se pudo cumplir es el de que la población tenga un promedio de Gadolinia establecido (G_{target}) en la Tabla 5.1 como se puede observar en la Figura 5.2.

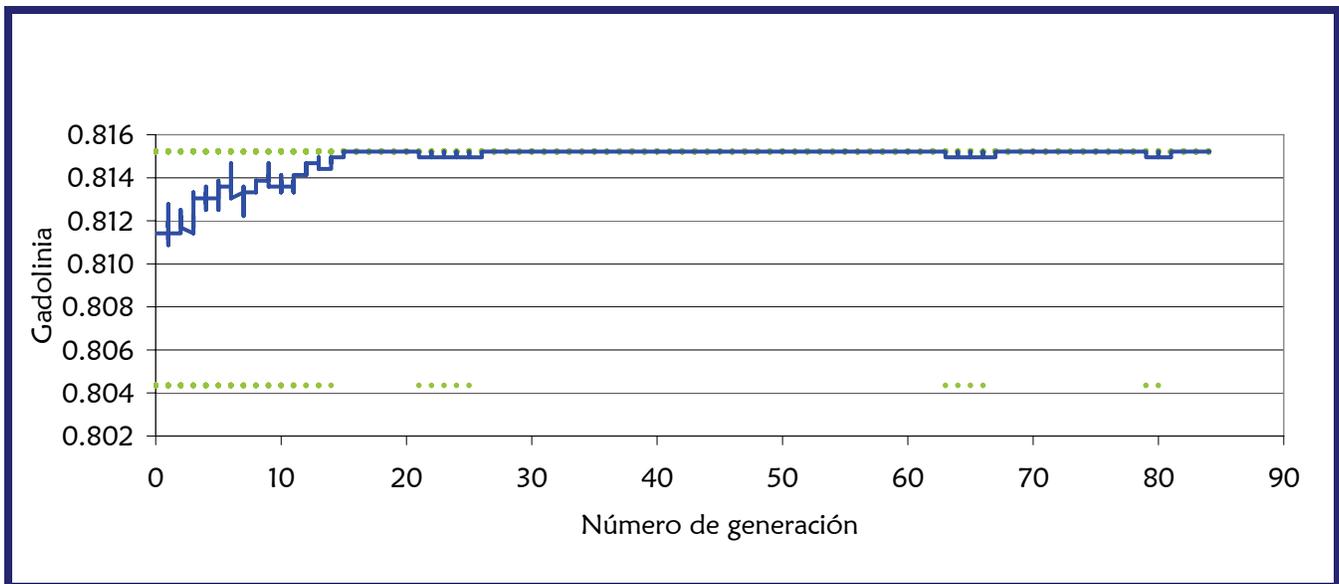


Figura 5.2 Evolución del valor de la gadolinia para cada uno de los individuos dentro de la generación

El parámetro que se muestra en la Figura 5.3 es el de k-infinita, uno de los cuales es definido en la Tabla 5.1. Este parámetro evolucionó hacia el valor buscado ($kinf_target$)

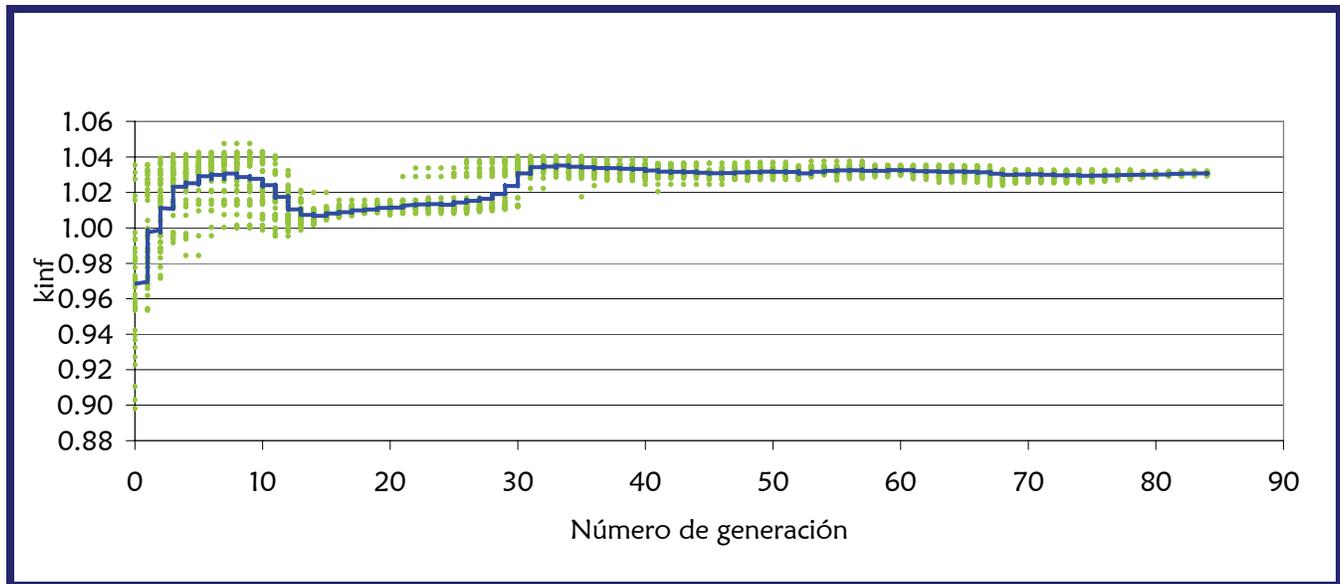


Figura 5.3 Evolución del valor de $kinf$ para cada uno de los individuos dentro de la generación

En la siguiente gráfica, la Figura 5.4, se muestra el valor del PPF que fue definido en la Tabla 5.1. y que también evolucionó disminuyendo hasta llegar a un valor inferior al límite de PPF_{max} .

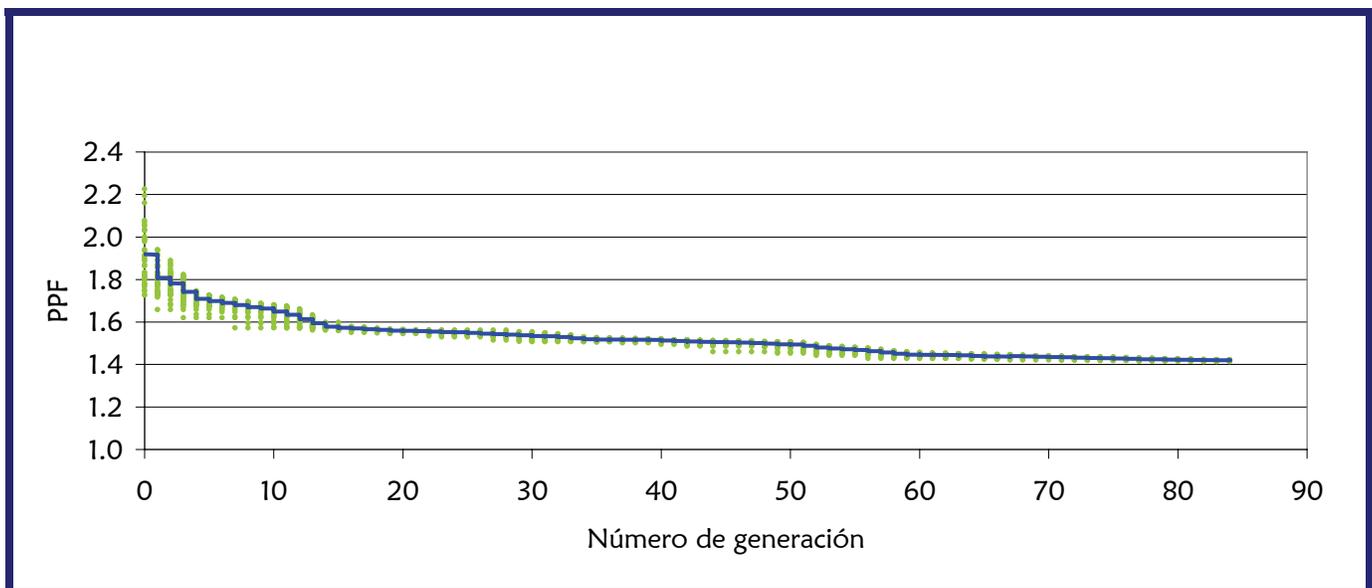


Figura 5.4 Evolución del valor del PPF para cada uno de los individuos dentro de la generación

Pero uno de los principales aspectos que se esperaba alcanzar era el de minimizar el valor de la calificación que proporcionaba la función objetivo $f(x)$ y que se puede apreciar de manera contundente en la siguiente gráfica (Figura 5.5) en donde se observa que en general la calificación se va disminuyendo conforme se avanza en el número generación.

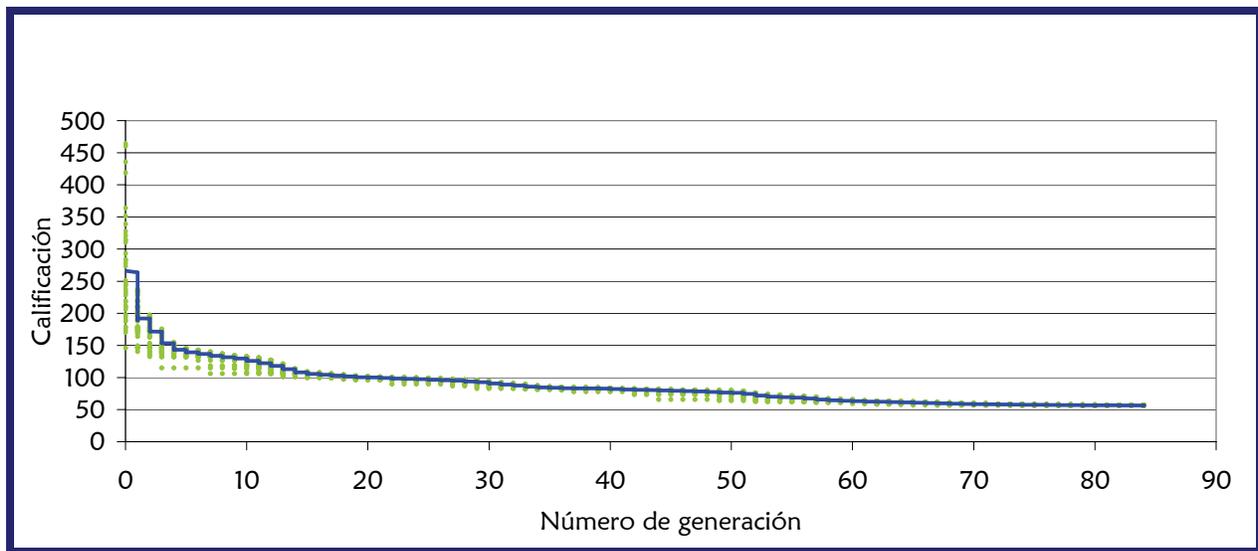


Figura 5.5 Evolución del valor de la calificación para cada uno de los individuos dentro de la generación

Finalmente con la gráfica de la Figura 5.6 se muestra que el mejor individuo de cada generación se mejora conforme se avanza en el valor de las generaciones y aunque parece que se estanca en ciertos momentos aún se sigue mejorando.

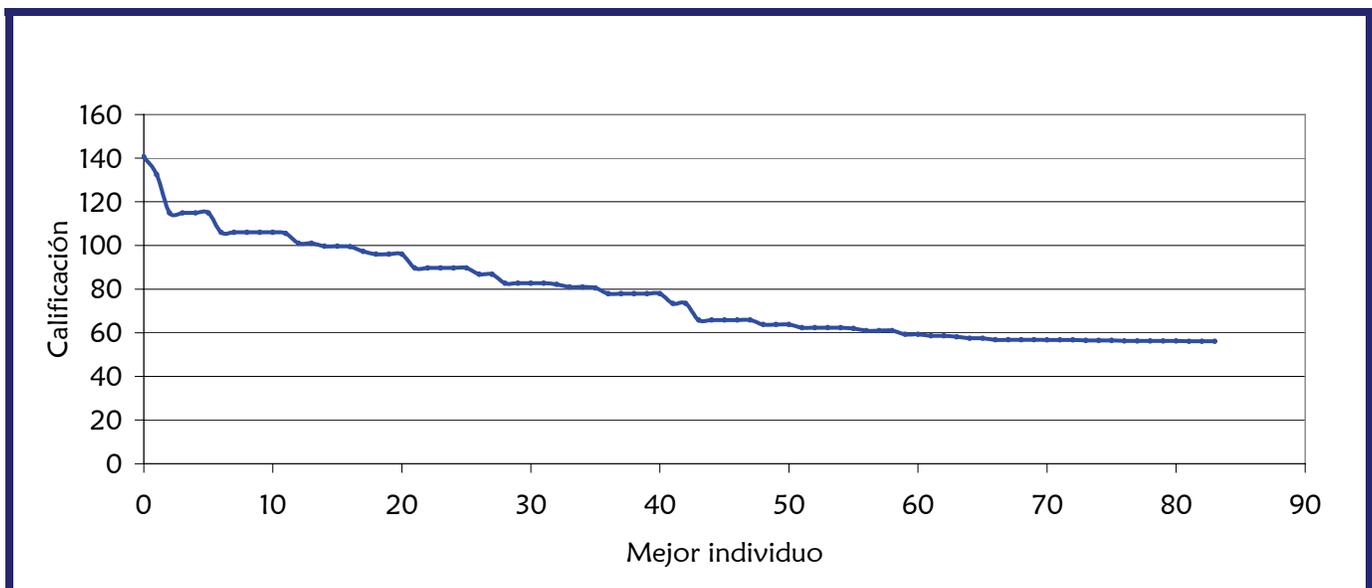


Figura 5.6 Evolución del mejor individuo

Cabe señalar que se cuidó perfectamente que no existieran errores de identidad, esto se hizo asociando un número de individuo o bien identificador y se estuvo monitoreando cada uno de los parámetros con la ayuda de programas alternos.

A continuación se muestra el mapa del mejor individuo (Figura 5.7) que perteneció a la generación 81 y tiene como identificador el número 3735

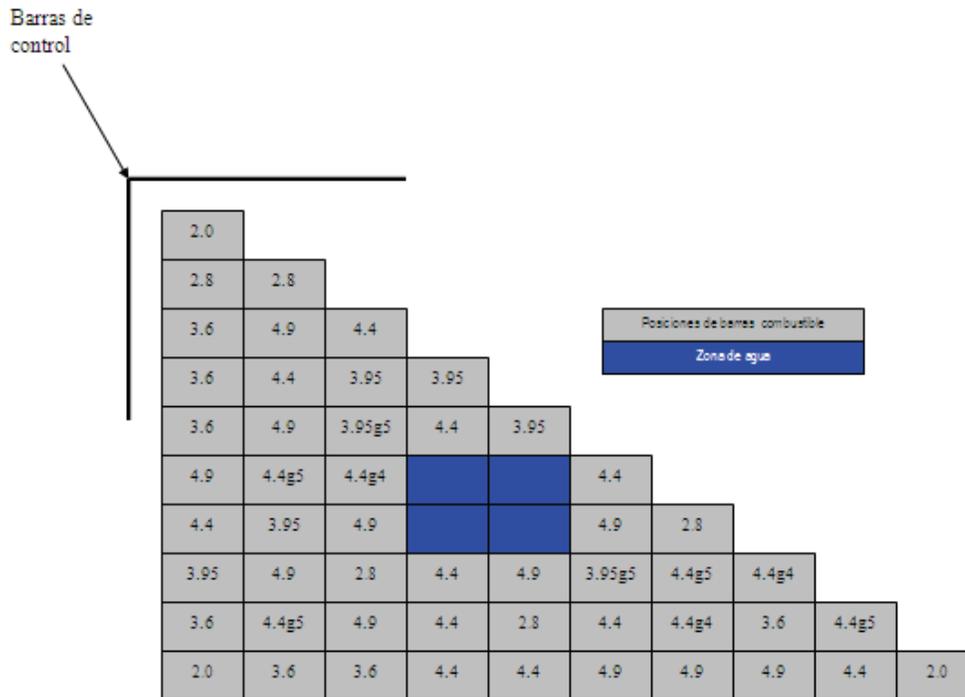


Figura 5.7 Mapa del mejor individuo

En la Figura 5.8 se encuentra la gráfica de k-infinita en función del quemado para el mejor individuo (3735) 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 5.1. Se observa un excelente desempeño de la celda cuando se quema hasta 55,000 MWd/t (MegaWatts-día por tonelada). Esto demuestra que fue suficiente considerar solamente el paso de quemado 0 y que fue muy útil buscar que el enriquecimiento no bajara indefinidamente.

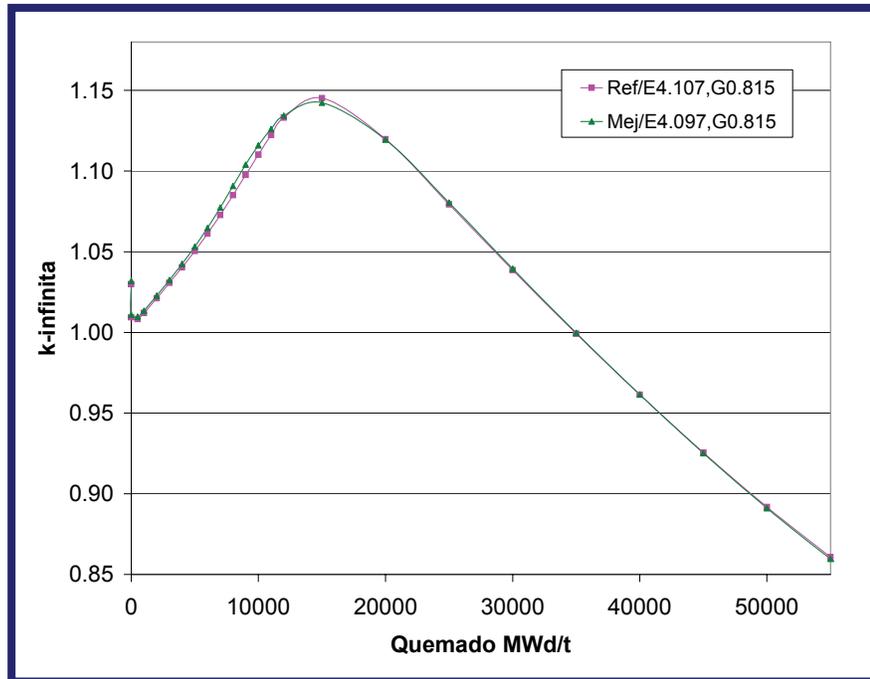


Figura 5.8 Curva de k-infinita en función del quemado

Los parámetros de evaluación para el mejor individuo se muestran en la Tabla 5.4. Se observa que es un individuo con excelentes parámetros ya que con menor enriquecimiento que el de la celda de referencia se obtiene la k-infinita deseada y un PPF inferior, lo cual es mejor.

Tabla 5.4 Valores de los parámetros del mejor individuo

Variable	Valor
Generación	81
Número de individuo	3735
Enriquecimiento	4.095652
Concentración de Gadolinio	0.815217
Factor de Potencia Pico a 0 MWd/t	1.4135
k-infinita a 0 MWd/t	1.03199
Calificación	56.091103

En la Tabla 5.5 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 muy buenas características.

Tabla 5.5 Valores de los parámetros de la última generación

Variable	Valor menor	Valor mayor
Enriquecimiento	4.065217	4.099457
Concentración de Gadolinio	0.815217	0.815217
Factor de Potencia Pico a 0 MWd/t	1.4135	1.4227
k-infinita a 0 MWd/t	1.02928	1.03199

Por otro lado en las gráficas de los anexos B1 al B5 se muestran los parámetros de todos los individuos generados durante el proceso de optimización y se puede ver que el espacio de búsqueda fue bastante bien barrido.

5.1 DESARROLLOS FUTUROS

Las mejoras propuestas las podemos dividir en dos aspectos

● En cuanto a los operadores genéticos

La cruce:

Este operador creará nuevos individuos mediante la combinación de dos de ellos, llamados padres utilizando más de un punto de cruce, ya que por el momento sólo se tiene programado un punto de cruce.

La mutación:

Este operador, además de realizar la mutación ya implementada, tendrá la opción del operador por intercambio, donde se eligen dos posiciones de mutación y las posiciones intercambian las composiciones que las ocupan. Este operador permite buscar el mejor acomodo de celdas de combustible dentro del ensamble.

El método de selección:

Para la selección de individuos a cruzar se implementará además de la opción de selección tipo ruleta, la selección por torneo. En este método se seleccionan aleatoriamente dos individuos los cuales compiten en aptitud para escoger al primer padre posteriormente se repite la acción para escoger al segundo padre.

El tiempo de ejecución:

Aunque en este trabajo no se planteó como objetivo reducir el tiempo de ejecución, debido a la experiencia que se tuvo con éste es que además de las reglas heurísticas que ya se han implementado, se espera encontrar un método que permita que el mejor individuo no se estanque en un solo valor después de determinadas generaciones, esto se tiene pensado que sea con la ayuda de la operación mutación. Y también se espera que con pequeños ajustes en la función objetivo se logre que el tiempo de ejecución se mejore.

● En el aspecto computacional

Dentro de las ideas para mejorar el programa se tiene planeado cambiar la interfaz para el usuario. Esto con el fin de que se puedan modificar las entradas del programa sin que se tenga que modificar el código fuente. Y debido a que se piensan implementar más opciones para las operaciones, se necesita que las salidas sean más amigables al usuario.

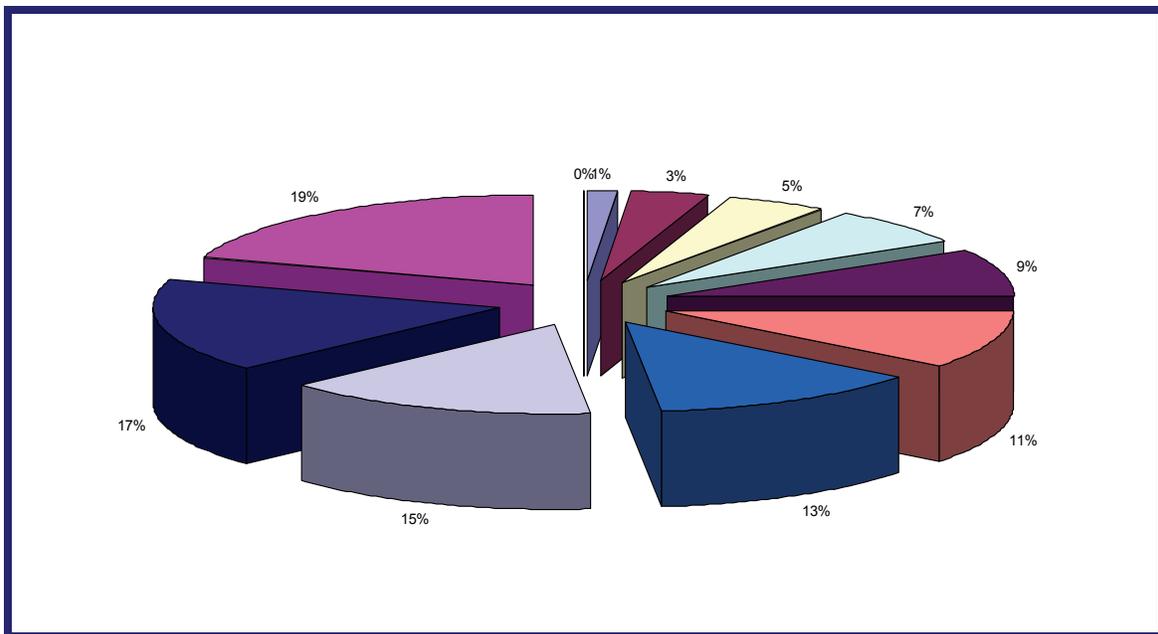
El despliegue de los datos de salida serán del tipo ventana, con lo que se facilitará la lectura de los datos para cualquier usuario.

Y finalmente se desea desarrollar un manual en el cual se pueda especificar la correcta operación con lo que los usuarios, se espera, no tendrán problema en el manejo del programa.

Anexo A Elaboración de la ruleta

Calificaciones	Calificaciones/ Σ	(Calificaciones/ Σ)*10	Porciones de la ruleta
13.771104	0.06974022	0.69740225	0.69740225
17.057402	0.08638284	0.86382838	1.76100779
17.715961	0.08971794	0.89717941	2.45841004
18.266909	0.09250808	0.92508076	3.3834908
18.873281	0.09557889	0.95578892	4.33927972
18.917637	0.09580352	0.95803521	5.29731493
20.876209	0.10572221	1.05722207	6.354537
21.722597	0.11000852	1.10008522	7.45462221
22.451603	0.11370039	1.13700386	8.59162607
27.810154	0.14083739	1.40837393	10
$\Sigma=197.462857$			

Tabla A1 Elaboración de la ruleta



A2 Porción de cada individuo dentro de la ruleta

Anexo B Gráficas de todos los individuos que se generaron a lo largo de esta ejecución del programa.

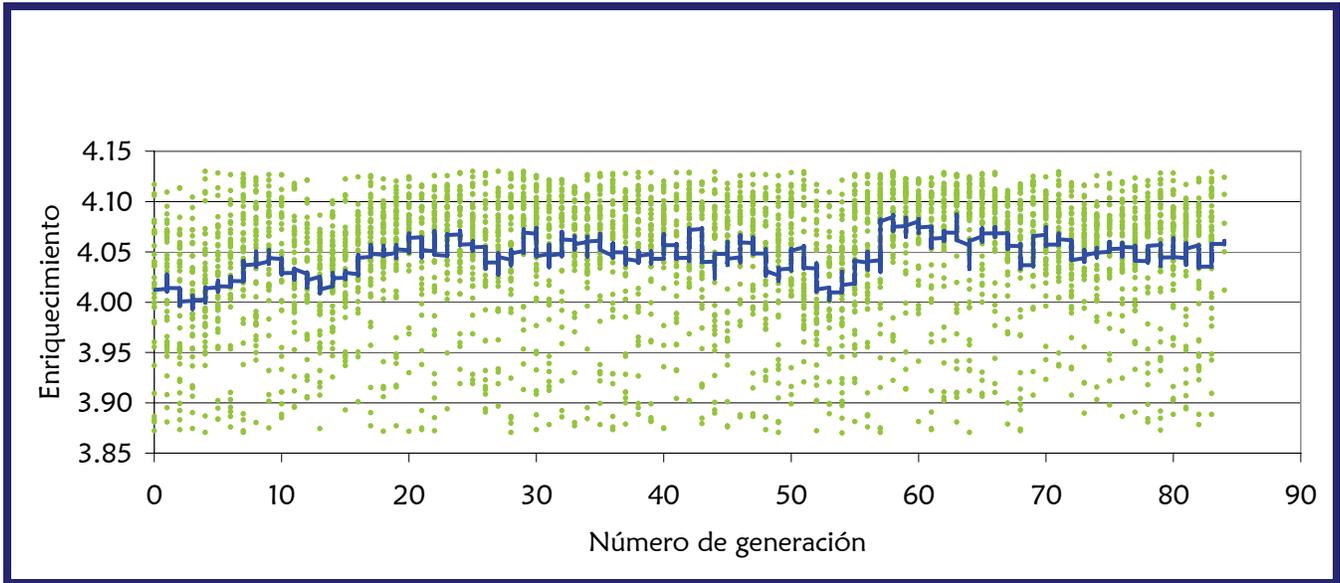


Figura B1 Espacio de búsqueda de los individuos dentro de la generación para el parámetro de enriquecimiento

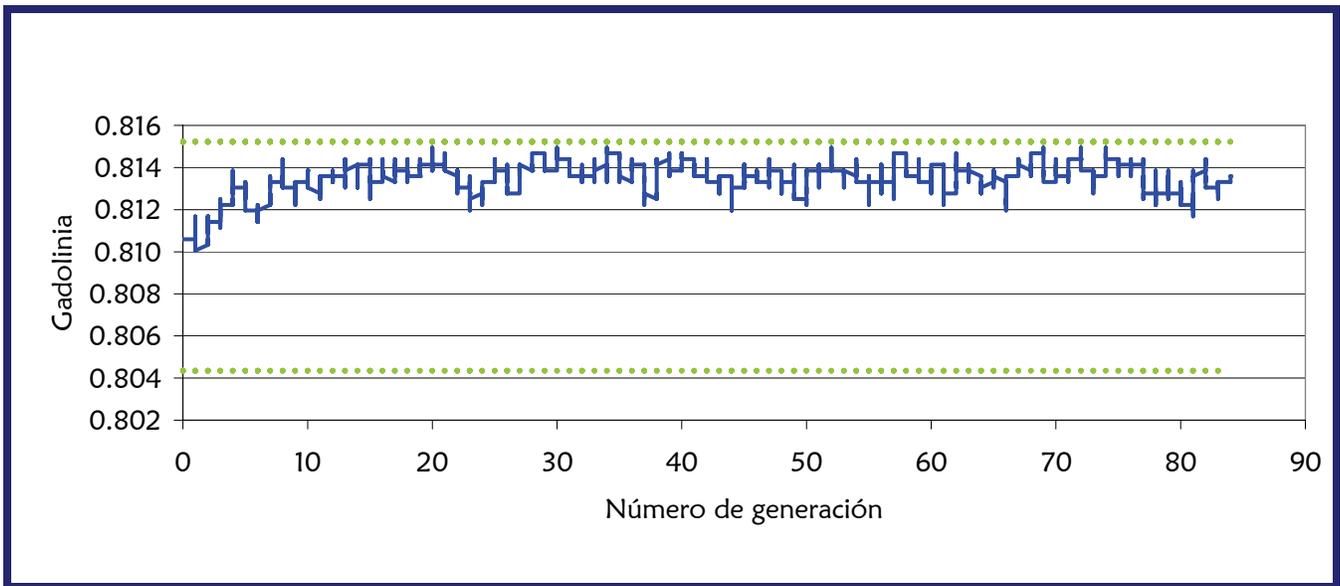


Figura B2 Espacio de búsqueda de los individuos dentro de la generación para el parámetro de la Gadolinia

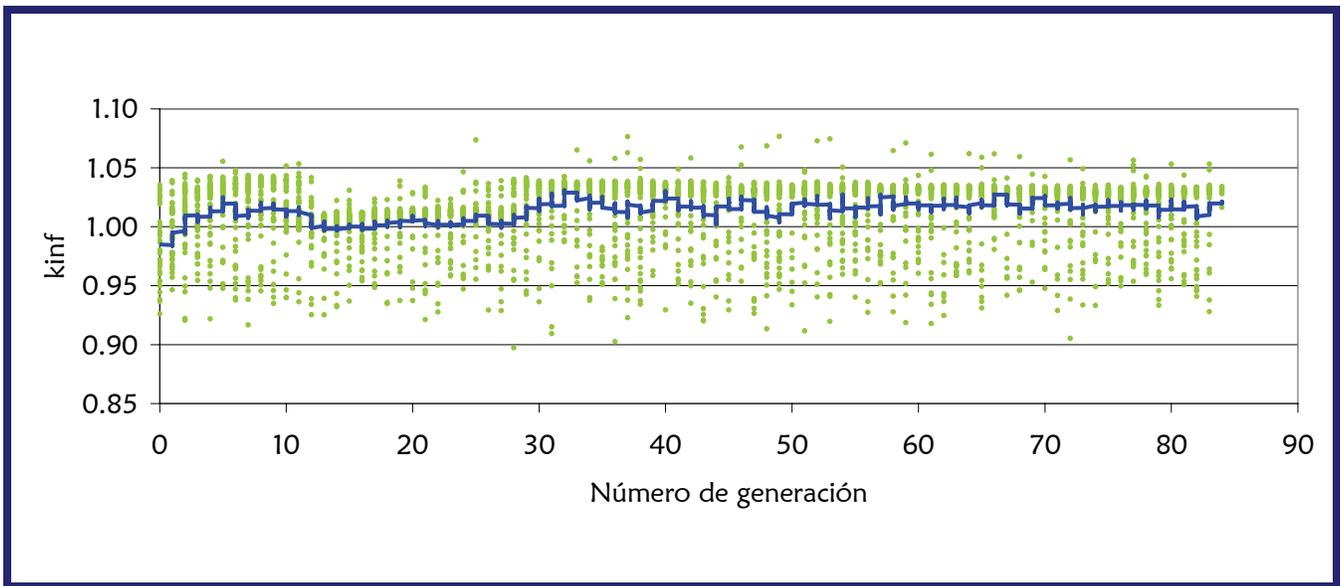


Figura B3 Espacio de búsqueda de los individuos dentro de la generación para el parámetro de kinf

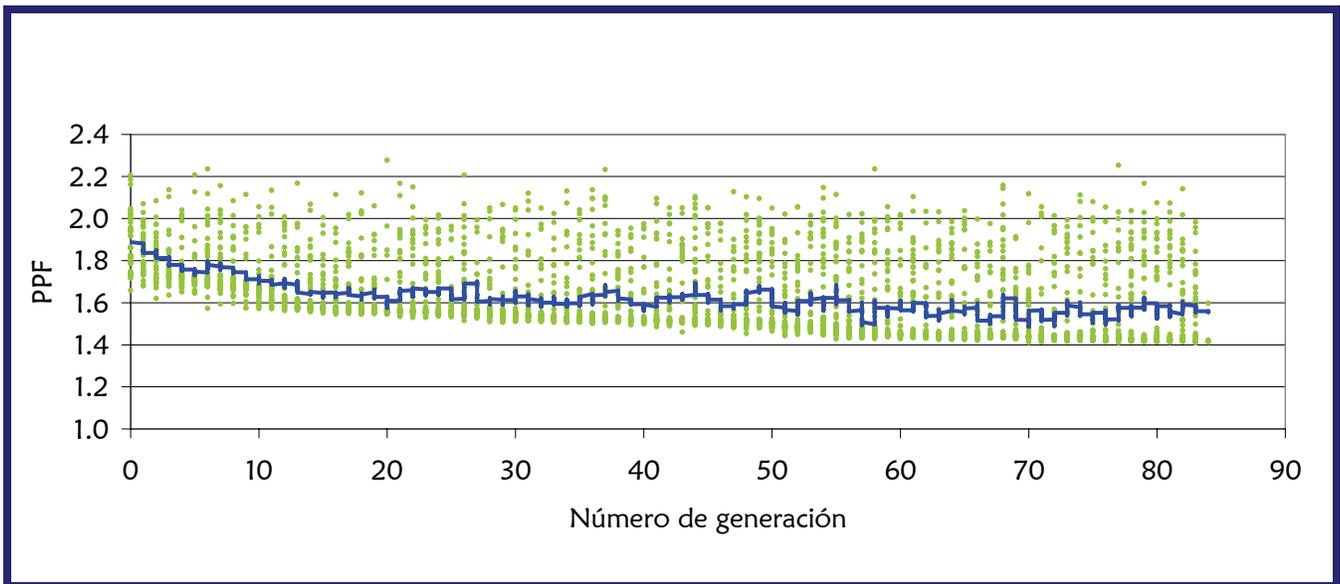


Figura B4 Espacio de búsqueda de los individuos dentro de la generación para el parámetro de PPF

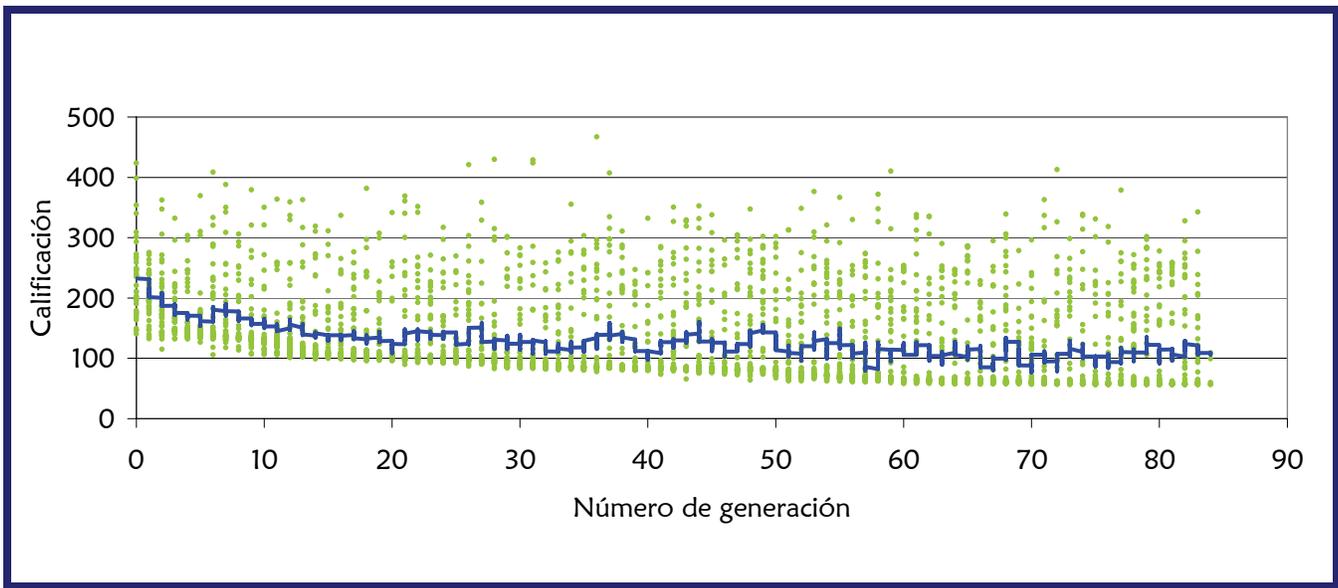


Figura B5 Espacio de búsqueda de los individuos dentro de la generación para el parámetro de la calificación

Anexo C Lista de acrónimos

Abreviatura

AG's:	Algoritmos Genéticos
BWR:	Bowling Water Reactor (Reactor de Agua en Ebullición)
LWR:	Light Water Reactor (Reactor de Agua Ligera)
E:	Energía
m:	masa
c:	velocidad de la luz
PPF:	Power Peaking Factor (Factor de Pico de Potencia)
PWR:	Pressure Water Reactor (Reactor de Agua a Presión)
PHWR:	Pressurized Heavy Water Reactor (Reactor de Agua Pesada a Presión)
CANDU:	Canadian Deuterium Uranium
GCR:	Gas Cooled Reactor (Reactores enfriados por Bióxido de Carbono y moderados por Grafito)
LMFBR:	Liquid Metal Fast Breeder Reactor (Reactores rápidos de cría enfriados por metal líquido)
VLSI:	Very Large Scale Integration (Integración a Gran Escala)
TSP:	Traveling Salesman Problem (Problema del Agente Viajero)
CNLV:	Central Nucleoeléctrica Laguna Verde

Anexo D Lista de compuestos e isótopos

Compuesto o Isótopo

U^{235}	Isótopo natural del uranio con número de masa igual a 235
Gd_2O_3	Gadolinia
UO_2	dióxido de uranio
CO_2	Bióxido de Carbono

Anexo E Lista de unidades

Unidad

MHz	Mega Hertz
MWd/t	Mega Watts-día por Tonelada
Mev	Mega electrón-volt
km/s	kilómetros por segundo

BIBLIOGRAFÍA

Introducción

- [1] Studsvik Scandpower, 1998. HELIOS Methods
- [2] Ghoshray S., Yen K. K. "MORE EFFICIENT GENETIC ALGORITHM FOR SOLVING OPTIMIZATION PROBLEMS". 0-7803-2559-1/95. IEEE, 1995.

Capítulo 1

- [1] Del fuego a la energía nuclear. Comisión Federal de Electricidad. Septiembre 2004
- [2] Fisicanet, Página de Internet:
http://www.fisicanet.com.ar/energias/en_nuc/en_06b_Energia_Nuclear.html

Fuentes de las imágenes que integran el mosaico:

- [1] Acces Excellence The National Health Museum, Página de Internet:
http://www.accessexcellence.org/AE/AEC/CC/historical_background.html
- [2] Galerie Einstein, Página de Internet:
<http://www.einsteingalerie.de/bio/bio.html>
- [3] Wolfram Research, Página de Internet:
<http://scienceworld.wolfram.com/biography/Strassman.html>
- [4] Encyclopaedia Britannica Online, Página de Internet
www.britannica.com/nobel/micro/254_40.html
- [5] <http://www.dhm.de/lemo/html/biografien/MeitnerLise/>
- [6] Lucidcafé Serving Coffee, Art, History and Literature Lovers on the World-Wide-Web Since 1995, Página de Internet:
<http://www.lucidcafe.com/library/95sep/fermi.html>

Capítulo 2

- [1] Osman, I. H. and Kelly, J. P. (Eds.). Meta-Heuristics: Theory and Applications. Dordrecht, Netherlands: Kluwer, 1996.
- [2] Glover, F. and Laguna, M. *Tabu Search*. Dordrecht, Netherlands: Kluwer, 1996.
- [3] F. Glover, M. Laguna, R. Martí, "Fundamentals of Scatter Search and Path Relinking," Working Paper Series, Hearin Center for Enterprise Science, The University of Mississippi, USA, (2000).
- [4] Los subtemas de Introducción, Búsqueda Tabú y Algoritmos Genéticos están basados en la referencia "Apuntes de programación entera", Idalia Flores de la Mota, 2002.

- [5] El subtema de búsqueda dispersa fue basado en la referencia “Búsqueda Dispersa”, Rafael Martí, Manuel Laguna, Universidad de Valencia, página de internet:
<http://www.uv.es/~rmarti/paper/docs/ss2.pdf>
- [6] El subtemas de Recocido simulado fue basado en la referencia Heuristic design and fundamental of the simulated annealing, Kathryn A. Dowsland, Belarmino Adenzo Días, Revista Iberoamericana de inteligencia Artificial, N 19 Pág. 97-112, 2003, página de Internet:
<http://tornado.dia.fi.upm.es/caepia/numeros/19/dowsland.pdf>

Capítulo 3

- [1] El capítulo esta basado en la referencia: http://www.redcientifica.com/gaia/ceno_c.htm, Manuel de la Herrán Gascón
- [2] Holland J. H. “Adoption in Natural and Artificial Systems” The University of Michigan Press, Ann Arbor.
- [3] Darwin Charles “El origen de las especies”, Dirección General de Publicaciones, UNAM, 1969

Capítulo 4

- [1] C. Martín del Campo, J.L. François, “AXIAL-2: Sistema para la Optimización Axial de Combustible de Reactores Nucleares BWR Empleando Computación evolutiva”, Informe Técnico UNAM/FI/DIE/N2-01. Rev.0, Jiutepec, Mor. (Septiembre, 2001).
- [2] C. Martín del Campo, J.L. François, Ramiro François, “Aplicación de Búsqueda Tabú a la optimización de distribución radial de enriquecimiento en un ensamble combustible para BWR”, XIII Congreso Anual SNM/XX Reunión Anual AMSR, Ixtapa Zihuatanejo 2002.
- [3] Cecilia Martín del Campo M. y Juan Luís François L, Miguel Ángel Palomera P. “Optimización de Celdas de Combustible para BWR basada en Búsqueda Tabú Modificada”, Congreso Internacional Conjunto Cancún 2004 LAS/ANS-SNM-SMSR/ XV Congreso Anual de la SNM y XXII reunión anual de la SMSR/ Cancún, Q. R., México, 11-14 de Julio, 2004