



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

ESCUELA SUPERIOR DE FÍSICA Y MATEMÁTICAS

OPTIMIZACIÓN DE PATRONES DE BARRAS DE CONTROL Y RECARGAS DE COMBUSTIBLE EN REACTORES DE AGUA EN EBULLICIÓN

TESIS PRESENTADA ANTE EL COLEGIO DE PROFESORES DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN DE LA ESCUELA SUPERIOR DE FÍSICA Y MATEMÁTICAS DEL INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL, PARA SATISFACER, EN PARTE, LOS REQUISITOS NECESARIOS PARA LA OBTENCIÓN DEL GRADO DE:

MAESTRO EN CIENCIAS

(Ingeniería Nuclear)

Por:

DULCE MARÍA MEJÍA SÁNCHEZ

DIRECTOR DE TESIS:
DR. JUAN JOSÉ ORTIZ SERVÍN



MÉXICO, D. F.

2008

Agradecimientos

A ***Dios***

por darme vida, fortaleza, conocimiento
y sobre todo por estar a mi lado en
cada momento de mi vida.

A ***mis padres***

por su amor, cuidado, apoyo,
comprensión y sobre todo por haberme
dado la oportunidad de estudiar.

A ***Georgina, Iván y Fabiola***

por su cariño, cuidados y apoyo.

Agradecimientos Institucionales

Al ***Instituto Politécnico Nacional***
por darme un lugar para poder estudiar en sus
instalaciones.

Al ***Instituto Nacional de Investigaciones
Nucleares***

por el apoyo recibo a través del proyecto
“Diseño de un sistema integral de optimización
de un ciclo de operación en un BWR” CA-402.

Al ***Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología***
por el apoyo recibido a través del proyecto
“Diseño, optimización y evaluación
termomecánica de combustible para reactores
nucleares de agua en ebullición” SEP-2004-
C01-46694.

Índice

	Página
Lista de Figuras	ix
Lista de Tablas	xi
Resumen	01
Abstract	04
Capítulo 1. Detalles del BWR	06
1.1. Reactores Nucleares	06
1.2. Modelo de Difusión de Neutrones	09
1.3. Simulador Core Master Presto	14
1.4. Administración de Combustible	18
1.5. Trabajos Previos	25
1.5.1. Patrones de Barras de Control	25
1.5.2. Recargas de Combustible	27
Capítulo 2. Algoritmos Bioinspirados	30
2.1. Algoritmos Genéticos	30
2.2. Redes Neuronales	35
2.2.1 Red Neuronal Recurrente Multiestado	40
2.3. Aplicación Práctica de los Algoritmos Bioinspirados	41
2.3.1 Resultados	43
Capítulo 3. Programas de Optimización	46
3.1. Sistema RENOPBC	46
3.2. Sistema IXCHEL	50
3.3. Sistema RENOR-PBC	52
3.4. Sistema OCORN	57

Capítulo 4. Resultados	59
4.1. Sistema RENOPBC	59
4.2. Sistema IXCHEL	72
4.3. Sistema OCORN	84
Capítulo 5. Conclusiones	92
5.1. Sistema RENOPBC	92
5.2. Sistema IXCHEL	94
5.3. Sistema OCORN	96
5.4. Trabajos Futuros	99
Referencias	100

Lista de Figuras

	Página
Figura 1.1. Esquema de una central nuclear.	07
Figura 1.2. Diagrama de una planta nuclear tipo BWR.	09
Figura 1.3. Fisión nuclear.	10
Figura 1.4. Ilustración del proceso que sigue el uranio desde su extracción hasta el almacenamiento de sus residuos.	19
Figura 1.5. Pastillas de uranio enriquecido.	19
Figura 1.6. Representación del núcleo de una planta tipo BWR.	20
Figura 1.7. Ilustración de los ensambles combustibles y una barra de control.	20
Figura 1.8. Ilustración de un cuarto de núcleo.	22
Figura 1.9. Indicación de los cuatro grupos de barras de control y su ubicación.	23
Figura 1.10. Nomenclatura de posiciones de una barra de control.	24
Figura 2.1. Representación de un cromosoma.	32
Figura 2.2. Representación de la selección de padres.	32
Figura 2.3. Representación del método de la ruleta.	33
Figura 2.4. Representación del cruce entre dos padres seleccionados.	34
Figura 2.5. Representación de un cromosoma hijo con una mutación.	34
Figura 2.6. Representación de una neurona biológica.	36
Figura 2.7. Representación de la estructura de una red neuronal.	36
Figura 2.8. Tipos de funciones de activación.	39
Figura 2.9. Diagrama de los diferentes tipos de redes neuronales.	40
Figura 2.10. Recorrido del agente viajero para el caso de 12 ciudades.	43
Figura 2.11. Recorrido mínimo encontrado por la red neuronal.	44
Figura 3.1. Diagrama de flujo del Sistema RENOPBC.	49
Figura 3.2. Diagrama de flujo del Sistema IXCHEL.	51
Figura 3.3. Diagrama de flujo del Sistema RENOR-PBC.	57
Figura 3.4. Diagrama de flujo del Sistema OCORN.	58
Figura 4.1. Comportamiento de la k_{ef} a lo largo del ciclo para cada caso en estudio.	61

Figura 4.2. Secuencia de patrones de barras de control y perfiles axiales de potencia obtenidos por RENOPBC.	64
Figura 4.3. Comportamiento de los tres límites térmicos a través del ciclo de combustible para el Caso 2 del sistema RENOPBC.	65
Figura 4.4. Comportamiento de la fracción del caudal entrante a la vasija del reactor.	66
Figura 4.5. Comportamiento de la k_{ef} a lo largo del ciclo para cada caso reportado por RENOPBC con movimiento de caudal.	67
Figura 4.6. Secuencia de patrones de barras de control y perfiles axiales de potencia obtenidos por RENOPBC con movimientos de caudal.	70
Figura 4.7. Comportamiento de los tres límites térmicos, reportados por RENOPBC con movimiento de caudal a través del ciclo de combustible.	71
Figura 4.8. Comportamiento de la k_{ef} a lo largo del ciclo de operación para cada uno de los casos reportados por IXCHEL.	73
Figura 4.9. Secuencia de patrones de barras de control y perfiles axiales de potencia obtenidos por IXCHEL.	76
Figura 4.10. Comportamiento de los tres límites térmicos a través del ciclo de combustible para el Caso 1 reportado por IXCHEL.	77
Figura 4.11. Comportamiento de la fracción del caudal entrante a la vasija del reactor para el sistema IXCHEL.	78
Figura 4.12. Comportamiento de la k_{ef} a lo largo del ciclo de operación para cada uno de los casos reportados por IXCHEL con movimiento de caudal.	79
Figura 4.13. Secuencia de patrones de barras de control y perfiles axiales de potencia obtenidos por IXCHEL con movimientos de caudal.	82
Figura 4.14. Comportamiento de los tres límites térmicos a través del ciclo de operación obtenidos por IXCHEL con movimiento de caudal.	83
Figura 4.15. Comportamiento de la k_{ef} a lo largo del ciclo de operación para cada uno de los casos reportados por OCORN.	86
Figura 4.16. Secuencia de patrones de barras de control y perfiles axiales de potencia obtenidos por OCORN.	89
Figura 4.17. Comportamiento de los parámetros de seguridad que se vigilan en cada paso de quemado a través del ciclo de operación dados por el sistema OCORN.	90
Figura 4.18. Representación de los ensambles de combustible en medio núcleo obtenidos por OCORN.	91
Figura 5.1. Ilustración de la forma de validación de los resultados a partir de la lógica del sistema OCORN.	98

Lista de Tablas

	Página
Tabla 2.1. Resultados del Problema del Agente Viajero para 32 ciudades.	44
Tabla 2.2. Resultados del Problema del Agente Viajero para 51 ciudades.	44
Tabla 4.1. Reporte de límites térmicos, cantidad de movimientos de barra de control y k_{ef} al final del ciclo, para cada caso reportados por RENOPBC.	60
Tabla 4.2. Valores de los límites térmicos en cada paso de quemado para el Caso 2 del sistema RENOPBC.	65
Tabla 4.3. Reporte de límites térmicos, cantidad de movimientos de barra de control y k_{ef} al final del ciclo, para cada caso reportados por RENOPBC con movimiento de caudal.	66
Tabla 4.4. Valores de los límites térmicos reportados por RENOPBC con movimiento de caudal en cada paso de quemado.	71
Tabla 4.5. Reporte de límites térmicos, cantidad de movimientos de barra de control y k_{ef} al final del ciclo, para cada caso reportados por IXCHEL.	72
Tabla 4.6. Valores de los límites térmicos en cada paso de quemado para el Caso 1 reportado por IXCHEL.	77
Tabla 4.7. Reporte de límites térmicos, cantidad de movimientos de barra de control y k_{ef} al final del ciclo, obtenidos con el Sistema IXCHEL con movimiento de caudal.	78
Tabla 4.8. Valores de los límites térmicos en cada paso de quemado obtenidos por IXCHEL con movimiento de caudal.	83
Tabla 4.9. Valores de límites térmicos y k_{ef} (al inicio y final de ciclo) de la recarga semilla.	84
Tabla 4.10. Reporte de límites térmicos, cantidad de movimientos de barra de control y k_{ef} a fin de ciclo obtenidos con el Sistema OCORN.	85
Tabla 4.11. Reporte de los valores de los parámetros de seguridad correspondientes a cada paso de quemado reportados por OCORN.	90

Tabla 4.12. Reporte de límites térmicos y k_{ef} al final del ciclo obtenidos con el sistema OCORN.

91

Resumen

La energía eléctrica es parte importante para el desarrollo industrial, científico y tecnológico de un país. En México, existen diferentes formas de generación de energía eléctrica. Por mencionar algunos ejemplos, tenemos, las plantas termoeléctricas, hidroeléctricas, eólicas y nucleares.

El proceso de generación de energía eléctrica en cada una de ellas, se lleva a cabo al hacer girar una turbina, ya sea con agua, vapor o viento. En el caso de las plantas eólicas e hidroeléctricas, dependen mucho de las condiciones climáticas de la zona en donde se encuentran. Por otro lado, las reservas de petróleo, gas natural y carbón son cada día menores, afectando en gran parte a las plantas termoeléctricas. Esto nos lleva a pensar en otras alternativas de generación de electricidad que sean seguras, no contaminantes y que no dependan de las condiciones climáticas.

Una alternativa son las plantas nucleoelectricas, que por medio de la energía liberada en la fisión nuclear generan vapor. Las ventajas de este tipo de plantas, es que no dependen del clima y no producen contaminantes atmosféricos. La operación eficiente de una central nuclear depende de varios factores, siendo uno de ellos la gestión adecuada del combustible nuclear.

El diseño de patrones de barras de control y recargas de combustible son problemas importantes dentro de la Administración de Combustible para la generación de energía eléctrica mediante reactores del tipo BWR.

En este trabajo, se diseñaron cuatro programas de cómputo para resolver estos problemas de diseño. El primero lleva el nombre de RENOPBC que, utilizando la técnica de redes neuronales, optimiza patrones de barras de control en reactores de agua en ebullición. El segundo, con nombre IXCHEL, optimiza patrones de barras de control utilizando dos técnicas de optimización, redes neuronales y algoritmos genéticos. El tercero, llamado RENOR-PBC, es auxiliar para el diseño de recargas de combustible. El cuarto, OCORN, acopla el diseño de patrones de barras de control junto con el de recargas de combustible.

Ambos problemas de optimización combinatoria pertenecen al tipo NP completo (problemas que no pueden ser resueltos en tiempos polinómicos por una computadora no determinista) y que pueden tener un universo de posibles soluciones demasiado grande e imposible de explorar para determinar la solución óptima. Para poder facilitar la exploración del universo de soluciones se hace uso de técnicas de optimización combinatoria no exhaustiva como lo son Redes Neuronales y Algoritmos Genéticos, técnicas que se emplearon para el desarrollo de los cuatro programas.

Las redes neuronales han sido utilizadas para realizar muchas tareas prácticas. Están inspiradas en el funcionamiento del cerebro de un ser vivo. La ingeniería nuclear ha experimentado la aplicación de esta técnica para optimizar, entre otras cosas, recargas de combustible, parámetros del reactor, etc.

Los algoritmos genéticos son técnicas de búsqueda basados en una simulación de los mecanismos de la evolución natural. Fueron creados en la década de los 60's por John Holland, como un modelo para el estudio del fenómeno de adaptación natural y para el desarrollo de mecanismos que permitieran incorporar este fenómeno a los sistemas de cómputo. Su aplicación está enfocada sobre todo a espacios de búsqueda, grandes, complejos y poco entendidos.

En este trabajo se presenta el sistema RENOPBC que está basado en redes neuronales, para la optimización de patrones de barras de control, en un reactor de agua en ebullición (BWR por sus siglas en inglés). Para esto se simulará un ciclo de equilibrio con 12 pasos de quemado. Dado que hay simetría en el reactor que se va a estudiar, sólo utilizaremos un octavo de núcleo.

También se presenta el sistema IXCHEL que está basado en el acoplamiento de dos sistemas. Estos son, GACRP el cual ocupa la técnica de algoritmos genéticos y RENOPBC que está basado en una red neuronal recurrente multiestado. Ambos sistemas optimizan patrones de barras de control para un BWR. El objeto de este acoplamiento es utilizar el algoritmo genético como una técnica de exploración global y la red neuronal es usada como una técnica de exploración local para mejorar los resultados.

Por último, se presenta OCORN el cual es un sistema acoplado para la optimización de recargas de combustible y patrones de barras de control en reactores de agua en ebullición. La técnica de optimización empleada es la red neuronal recurrente multiestado, la cual ha sido empleada para resolver diversos problemas de optimización combinatoria. En particular, el diseño de patrones de barras de control y diseño de la recarga de combustible.

Estos problemas han sido resueltos de forma independiente empleando diferentes técnicas de optimización. El sistema desarrollado en este trabajo resuelve ambos problemas de optimización combinatoria de forma acoplada. OCORN inicia creando una recarga semilla mediante una optimización a través del principio Haling. Posteriormente, se propone un patrón de barras de control para esta recarga semilla. Después, se diseña una nueva recarga de combustible utilizando los patrones de barras de control encontrados previamente. De este modo, se inicia un proceso iterativo entre la optimización de patrones de barras de control y la recarga de combustible, hasta que se cumpla un criterio de parada. El resultado final es una recarga de combustible óptima y su respectivo patrón de barras de control.

Abstract

Electric energy is an essential part for industrial, scientific and technological development of any country. In Mexico, there are different ways of electricity generation. For instance, oil, hydro, wind and nuclear power plants.

The process for power generation in each one, takes place when you turn a turbine, either with water, steam or wind. In wind and hydroelectric power generation plants, have a highly dependent on weather conditions in the area where they are. Moreover, the reserves of oil, natural gas and coal are becoming smaller, affecting principally to thermoelectric plants. This leads us to think about an alternative for electricity generation in a safe and clean way, which are not dependent on weather conditions or non-renewable sources.

An alternative is nuclear power plants, through the energy released in nuclear fission to generate steam. The advantages of this plants, is that they are not dependent on the weather and do not produce air pollutants. The efficient operation of a nuclear power plant depends of factors like the proper management of nuclear fuel.

Design of control rod patterns and fuel reload are very important problems within fuel management for power generation through BWRs.

In this paper, four computer programs were designed to solve those design problems. The first computer program is called RENOPBC which use a neural network for optimization of control rod patterns in boiling water reactors. The second, is called IXCHEL optimized control rod patterns using two optimization techniques: neural networks and genetic algorithms. The third is RENOR-PBC for fuel reloads design. And finally, OCORN couples design of control rod patterns and fuel reloads design.

Both problems of combinatorial optimization have a universe of possible solutions, too big and impossible to explore every one of them for determining an optimal solution. In order to facilitate the exploration of these solutions, It is

used combinatorial optimization techniques are not exhaustive for instance the Neural Networks and Genetic Algorithms, techniques that were used to develop the four programs presented in this paper.

The artificial neural networks have been used to perform many practical tasks. They were inspired by the way a human brain works. The nuclear engineering has applied this technique to optimization, nuclear parameters, fuel reloads, etc.

The genetic algorithms are searching techniques based on a simulation of mechanisms of the natural evolution. They were created in the 60's by John Holland, as a model to study the phenomenon of natural adaptation and development of mechanisms to incorporate this phenomenon to computer systems. Its application is focused to search spaces, large, complex and poorly understood.

This paper presents the system RENOPBC that is based on neural networks for the optimization of control rod patterns in a boiling water reactor (BWR). An equilibrium cycle of 18 months will be used to test the system.

Also, IXCHEL system is based on the coupling two systems. These systems are GACRP, which uses the technique genetic algorithms and RENOPBC, which is based on a recurrent neural network. Both systems optimized control rod patterns for a BWR. The purpose of this NN and GA coupling is to use the genetic algorithm as a global search method and neural network is used as a local search technique in order to improve the GA results.

Finally, OCORN system is a coupled system for the optimization fuel reloads and control rod patterns in boiling water reactors. The optimization technique employed is a multi-state recurrent neural network, which has been used to solve some combinatorial optimization problems. In particular, design of control rod patterns and design reload.

However, these problems have been solved independently using different optimization techniques. The developed system solves both problems of combinatorial optimization in a coupled way. OCORN starts proposing a seed fuel reload optimized according to a Haling calculation. Then, a control rod patterns is optimized for the seed fuel reload. After, a new fuel reload is proposed using the control rod patterns previously optimized. Thus an iterative process between optimizing control rod patterns and fuel reload is started, until a stopping criterion is met. Final result is an optimal fuel reload and their control rod patterns.

Capítulo 1

Detalles del BWR

En la primera parte de este capítulo se proporciona una breve introducción a los reactores nucleares, en particular se aborda el caso de los reactores nucleares de agua en ebullición. En la segunda parte se describen las ecuaciones que rigen el comportamiento neutrónico del núcleo del reactor. Después, se abordan aspectos referentes a la administración de combustible, así como el diseño de las recargas de combustible y de patrones de barras de control. En la cuarta parte se describe brevemente el simulador del reactor llamado Core Master Presto [1]. Finalmente, se citan algunos artículos publicados referentes a los temas de optimización de patrones de barras de control y recargas de combustible.

1.1. Reactores Nucleares

Una central nuclear es una instalación industrial de producción y distribución de energía eléctrica. Un componente importante de la central nuclear es el reactor nuclear, donde se genera energía eléctrica bajo condiciones seguras y apropiadas. Un esquema general de una central nuclear, se presenta en la Figura 1.1 en donde se muestran los principales componentes.

La forma en la que trabaja una central nuclear con un reactor BWR es la siguiente: el agua que está en el núcleo se calienta hasta llegar a hervir produciendo vapor. Este, es usado para hacer girar las turbinas y generar la electricidad. El vapor frío pasa al condensador donde se convierte en líquido para ser impulsado por la bomba de agua de alimentación y regresar al núcleo del reactor.

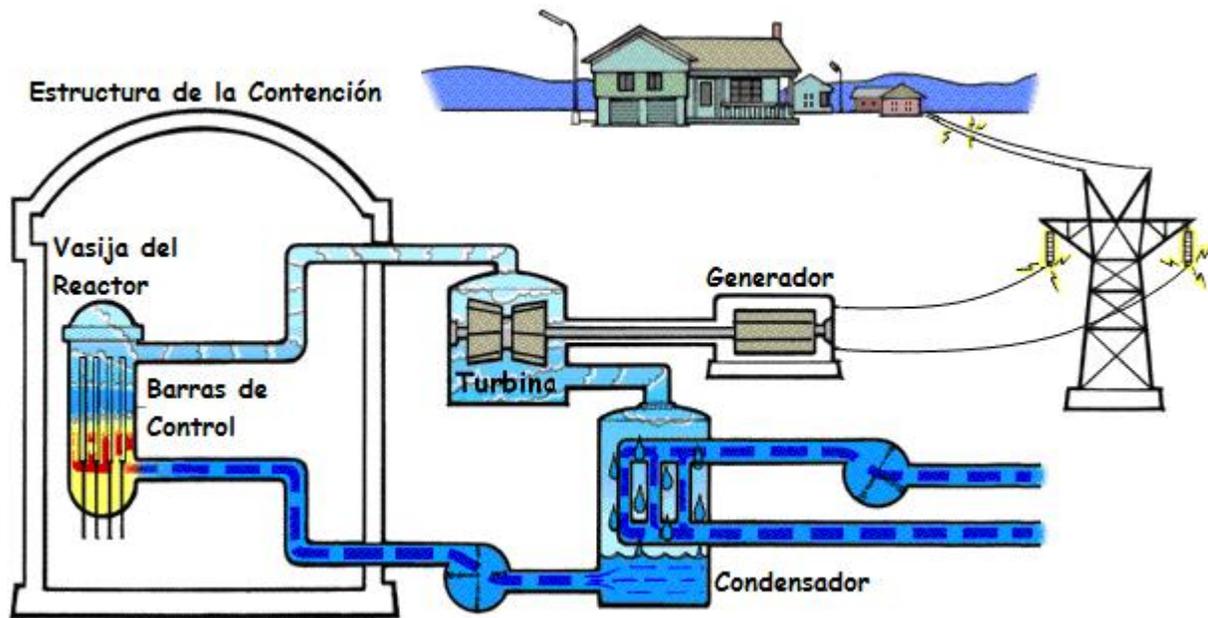


Figura 1.1. Esquema de una central nuclear.

Algunos de los componentes más importantes del reactor nuclear BWR son los que se describen a continuación:

Combustible

Es el material que permite el calentamiento del agua por medio de la energía liberada en las fisiones nucleares. Se encuentra dentro del núcleo del reactor encapsulado en "pellets" o pastillas de dióxido de uranio (UO_2), ordenadas dentro de tubos que forman barras de combustible. Las barras son puestas en arreglos cuadrados de 8x8, 9x9 o 10x10. A estos arreglos se les conoce como ensambles de combustible y se colocan dentro del núcleo del reactor.

Moderador

Éste es un material que disminuye la velocidad de los neutrones liberados por la fisión, de manera que pueden causar más reacciones de fisión. Los materiales que se usan comúnmente son el agua, el agua pesada, o el grafito.

Refrigerante

Es un líquido o un gas que circula a través del núcleo con el objeto de remover al calor generado en el mismo.

Barras de Control

Controlan las reacciones de fisión dentro del núcleo. Son retraídas o insertadas del mismo para controlar la tasa de reacción o para detenerla. Son fabricadas con materiales que absorben neutrones como el cadmio, hafnio o boro.

Vasija del reactor

Es un cilindro diseñado y fabricado de acero de baja aleación, recubierto internamente con acero inoxidable. En su interior se encuentra el núcleo del reactor.

Edificio Contenedor

Es la estructura alrededor del núcleo del reactor que está diseñado para protegerlo de intrusiones del exterior y para proteger a quienes están afuera de los efectos de la radiación o cualquier desperfecto en su interior. Se trata de una estructura de concreto y acero de un metro de espesor.

Existen diferentes tipos de reactores nucleares como por ejemplo:

1. Reactores de agua presurizada (PWR).
2. Reactores de agua en ebullición (BWR).
3. Reactores de agua pesada (PHWR o CANDU).
4. Reactores de agua ligera (RBMK).

En este trabajo se estudia un reactor de agua en ebullición, por lo cual lo describiremos más a detalle. Un esquema de este reactor es el que se muestra en la Figura 1.2 en donde se puede observar algunos de sus componentes.

En los BWRs existe un circuito donde el agua está a una presión menor de 75 atmósferas, de modo que hierve dentro del núcleo a 285°C. El reactor ha sido diseñado para operar con el 12 al 15% del agua en la parte superior del núcleo en forma de vapor, teniendo así menos efecto moderador allí.

El vapor pasa a través de placas de secado (separadores de vapor) encima del núcleo y de allí directamente a las turbinas, que son así parte integrante del circuito del reactor.

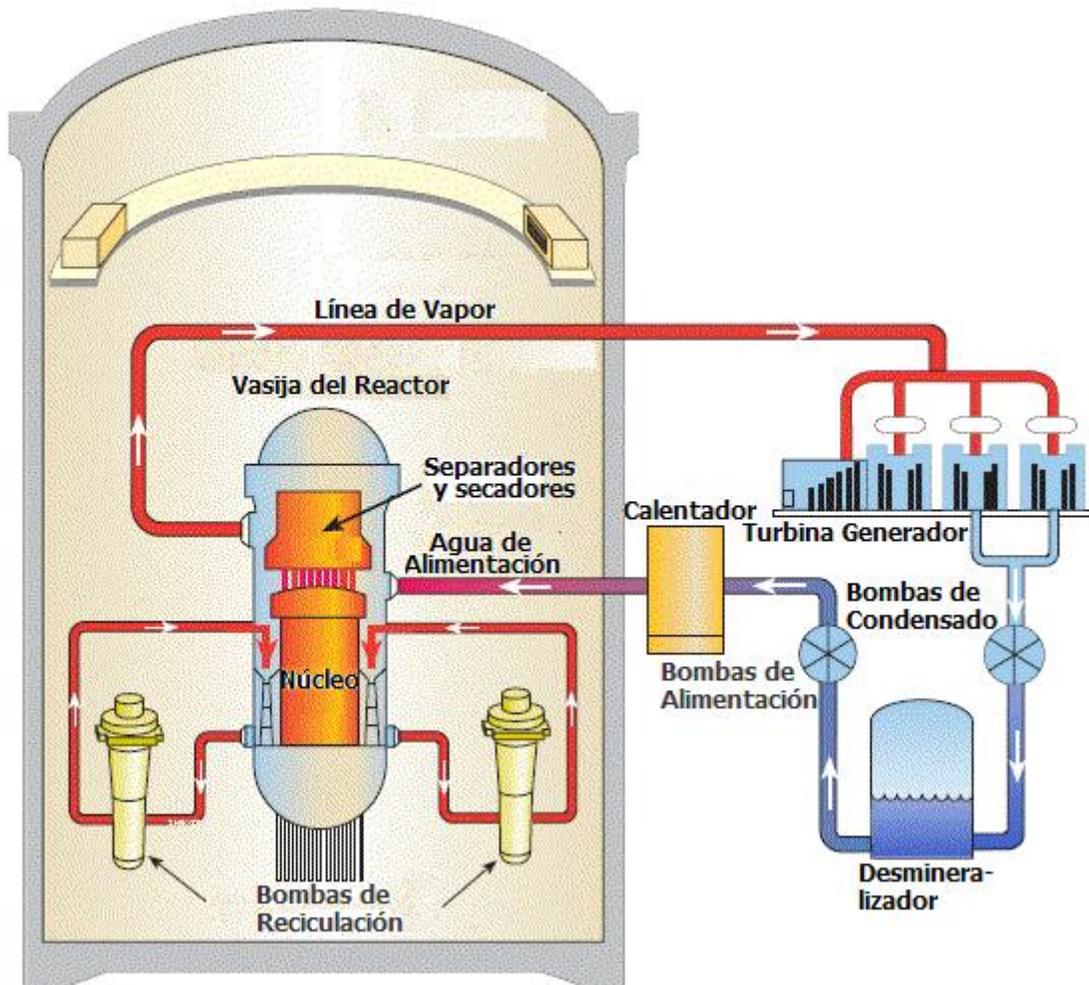


Figura 1.2. Diagrama de una planta nuclear tipo BWR.

1.2. Modelo de Difusión de Neutrones

La reacción de fisión nuclear (ver Figura 1.3) ocurre cuando un neutrón (con velocidad adecuada) choca con un núcleo de uranio 235. El núcleo de uranio se fracciona en una o más partículas a las cuales se les conocen como fragmentos de fisión (núcleos menos pesados, neutrones y gammas). Los neutrones producidos durante la fisión tienen energías promedio de 2 MeV y se conocen como neutrones rápidos.

Los neutrones liberados por la fisión nuclear al colisionar con el moderador, pueden producir más reacciones de fisión si tienen energías térmicas, es decir

alrededor de 0.025 eV. La sucesión de eventos de fisión en forma de cascada o cadena es a lo que se le conoce como reacción en cadena.

Algunos de los neutrones liberados en la reacción en cadena pueden ser absorbidos por los núcleos de ^{238}U , produciéndose núcleos de ^{239}Pu , los cuales también actúan como combustible nuclear. Mientras más núcleos de ^{239}Pu se produzcan, el tiempo durante el cual se pueda generar energía eléctrica aumenta provocando así, el alargamiento del ciclo de operación del reactor.

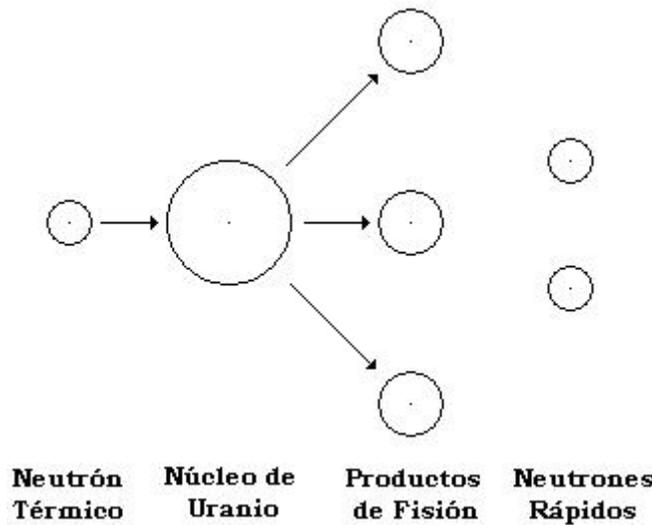


Figura 1.3. Fisión nuclear.

El rango de energía de los neutrones (desde 2 MeV hasta energías térmicas) se divide en grupos de energía de acuerdo a las necesidades de estudio. La letra g se utiliza para denotar la discretización de la energía. El grupo de mayor energía se denota por $g = 1$ y el de menor energía por $g = G$. Para determinar el flujo de neutrones que se tienen en el núcleo del reactor, se debe resolver la Ecuación de Difusión de Neutrones para Multigrupos [2], por medio de aproximaciones.

$$-\nabla \cdot D_g \nabla \phi_g(r) + \Sigma_{tg} \phi_g(r) = \sum_{g'=1}^G \Sigma_{sg'} \phi_{g'}(r) + \frac{1}{\lambda} \chi_g \sum_{g'=1}^G \nu_{g'} \Sigma_{fg'} \phi_{g'}(r) \quad (1.1)$$

$$g = 1, 2, \dots, G$$

donde,

La λ está dada por:

$$(1.2)$$

El flujo neutrónico del grupo de energía g es:

$$\phi_g(r) = \int_{E_g}^{E_{g-1}} dE \phi(r, E) \quad (1.3)$$

El coeficiente de difusión para el grupo g es:

$$D_g \equiv \frac{\int_{E_g}^{E_{g-1}} dE D(E) \nabla_j \phi(r, E)}{\int_{E_g}^{E_{g-1}} dE \nabla_j \phi(r, E)} \quad (1.4)$$

La sección macroscópica total del grupo g es

$$\Sigma_{tg} \equiv \frac{1}{\phi_g} \int_{E_g}^{E_{g-1}} dE \Sigma_t(E) \phi(r, E) \quad (1.5)$$

La sección macroscópica de transferencia del grupo g es:

$$\Sigma_{sg'g} \equiv \frac{1}{\phi_{g'}} \int_{E_g}^{E_{g-1}} dE \int_{E_g}^{E_{g-1}} dE' \Sigma_s(E' \rightarrow E) \phi(r, E') \quad (1.6)$$

La sección eficaz de fisión para el grupo g' es

$$v_{g'} \Sigma_{tg'} \equiv \frac{1}{\phi_{g'}} \int_{E_g}^{E_{g'-1}} dE' v(E') \Sigma_f(E') \phi(r, E') \quad (1.7)$$

donde definimos

$$\chi_g \equiv \int_{E_g}^{E_{g-1}} dE \chi(E) \quad (1.8)$$

La Ecuación (1.1) se puede resolver mediante técnicas como diferencias finitas [1] y métodos nodales [3]. Core Master Presto es un simulador del reactor que emplea diferencias finitas para resolverla y será descrito más adelante.

Un parámetro importante, que se determina mediante la solución de la Ecuación de Difusión, es el factor de multiplicación de neutrones. Este parámetro está definido de la siguiente manera:

$$k \equiv \frac{\text{Número de neutrones en una generación}}{\text{Número de neutrones en la generación inmediatamente anterior}} \quad (1.9)$$

Dependiendo del valor de k , se dice que el reactor tiene uno de los siguientes comportamientos:

$k < 1$	subcrítico
$k = 1$	crítico
$k > 1$	supercrítico

Otra alternativa para calcular este parámetro, es la fórmula de los cuatro factores, que para un medio infinito tiene la siguiente forma:

$$k_{\infty} = \eta f p \varepsilon \quad (1.10)$$

donde η es el número de neutrones producidos por fisión y por neutrón absorbido en el combustible:

$$\eta = \nu \left(\frac{\sigma_f^F}{\sigma_a^F} \right) \quad (1.11)$$

donde σ_f^F es la sigma microscópica de fisión del combustible, σ_a^F sigma microscópica de absorción del combustible

f es el factor de utilización térmica que está dado por:

$$f = \frac{\Sigma_a^F}{\Sigma_a} \quad (1.12)$$

donde Σ_a^F es la sigma microscópica de absorción del combustible y Σ_a es la sigma microscópica de absorción total.

ε es el factor de fisión rápida que está dado por:

$$\varepsilon = \frac{\text{Número total de neutrones producidos por fisión(rápida o termica)}}{\text{Número de neutrones producidos por fisión termica}} \quad (1.13)$$

y finalmente p

$$p = \text{probabilidad de escape a la resonancia} \quad (1.14)$$

Ahora, para calcular el factor de multiplicación en un medio finito, se emplea la fórmula de los seis valores, la cual está definida como sigue:

$$k = \eta f p \epsilon P_{FNL} P_{TNL} \quad (1.15)$$

donde

P_{FNL} = probabilidad de que un neutrón rápido no abandone el núcleo

P_{TNL} = probabilidad de que un neutrón termico no abandone el núcleo

Sustituyendo la Ecuación (1.10) en la Ecuación (1.15), obtenemos la siguiente Ecuación:

$$k = k_{\infty} P_{FNL} P_{TNL} \quad (1.16)$$

Finalmente, un parámetro relacionado con el factor de multiplicación es la reactividad. Este parámetro está definido por la letra ρ y nos indica la desviación del estado crítico del reactor. Este parámetro está definido de la siguiente forma:

$$\rho \equiv \frac{k-1}{k} \quad (1.17)$$

1.3. Simulador Core Master Presto

Core Master Presto es un simulador del reactor que resuelve la Ecuación de Difusión en tres dimensiones en estado estacionario para un grupo y medio de energía mediante diferencias finitas en reactores de agua ligera [1, 42]. Además, tiene acoplado un modelo termohidráulico para hacer correcciones por vacíos y temperatura.

La Ecuación de Difusión tiene la siguiente forma:

$$-\nabla \cdot D \nabla \Phi = S \cdot \Phi \quad (1.18)$$

donde

$$S = \frac{1}{\lambda} \left(\nu \Sigma_f + \nu \Sigma_{f,t} \cdot \frac{\Phi_t}{\Phi} \right) - \Sigma_a - \Sigma_r \quad (1.19)$$

donde Σ_f es la sigma de fisión, Σ_a es la sigma de absorción, Σ_r es la sigma de remoción, λ es el eigenvalor, Φ_t es el flujo térmico y Φ es el flujo total.

La solución de la Ecuación 1.18, nos lleva a la Ecuación con la cual se calcula la distribución de potencia, la cual tiene la siguiente forma:

$$P_i = p_0 \left(\frac{\Sigma_f^i}{\sqrt{D_i}} \cdot \Psi_i + \frac{\Sigma_{f,t}^i}{\sqrt{D_{t_i}}} \cdot \Psi_{t_i} \right) \quad (1.20)$$

donde

i representa el nodo, p_0 es la energía liberada por fisión y Ψ está dada por la Ecuación (1.21).

$$\Psi_i = \Phi_i \cdot \sqrt{D_i} \quad (1.21)$$

Algunos parámetros, importantes para la seguridad del reactor, que se deben vigilar durante la operación de un reactor nuclear son los límites térmicos.

El cálculo de estos límites térmicos se lleva a cabo de la siguiente manera:

APLHGR

Por sus siglas en inglés, Average Planar Linear Heat Generation Rate, el cual determina el promedio radial de la potencia generada por unidad de longitud del combustible. Este valor no debe ser más alto que el valor límite de seguridad para garantizar que en caso de accidentes no se dañe el encamisado por alta temperatura.

$$APLHGR = \frac{Q_{TH} \cdot Q_{COND}}{N_{TOT} \cdot N_p(I) \cdot D_z} \cdot P^{rel} \quad (1.22)$$

con

- Q_{TH} es la potencia térmica de todo el núcleo.
 Q_{COND} es la fracción de potencia conducida a través del encamisado (96%).
 N_{TOT} es el número total de nodos en todo el núcleo.
 $N_p(I)$ número de barras o “pines” del combustible, depende del tipo de combustible (I).
 D_z altura nodal (cm).

Ademas P^{rel} es la potencia nodal relativa definida por

$$P^{rel} = C(\Sigma_{f_1} \cdot \bar{\phi} + \Sigma_{f_2} \cdot \bar{\phi}_2) \quad (1.23)$$

donde C es una constante de normalización tal que:

$$\frac{\sum_{n=1}^{n=MAX} P_n^{rel} V_n}{\sum_{n=1}^{n=MAX} V_n} = 1.0 \quad (1.23a)$$

con V_n igual al volumen nodal.

Ahora bien, el valor que se debe estar vigilando a lo largo del ciclo de combustible es el que se muestra en la siguiente razón:

$$MPGR = \frac{APLHGR_{Obtenido}}{APLHGR_{Limite}} \leq 0.93 \quad (1.24)$$

LHGR

Por sus siglas en inglés Linear Heat Generation Rate, el cual nos indica la energía generada por unidad de longitud en el combustible. Si no se rebasa el límite de seguridad, podemos garantizar que la pastilla no sufre deformación o fundición. Este límite es calculado mediante la siguiente Ecuación:

$$LHGR = APLHGR \cdot P_{pin} \quad (1.25)$$

donde

$$P_{pin} = ppf [1 + C(I) \cdot C_f] \quad (1.26)$$

$$C_f = \begin{cases} 1.0 & x \geq 1.0 \\ x & 0 < x < 1 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases} \quad (1.27)$$

se define

$$x = \left(\frac{T_p - k + 1}{2} \right) \quad (1.28)$$

donde

T_p es la medida de inserción de la barra de control
 k es el número del nodo axial (empezando desde $k=1$)

Al igual que en el límite anterior, el valor que debe ser vigilado a lo largo del ciclo de combustible, es el que se muestra en la relación siguiente:

$$FLPD = \frac{LHGR_{Obtenido}}{LHGR_{Limite}} \leq 0.93 \quad (1.29)$$

CPR

Por sus siglas en inglés, Critical Power Ratio, el cual nos indica la potencia necesaria para que en algún punto del ensamble se pierda el régimen de ebullición nucleada. Si se rebasa este límite, entonces estaríamos en el régimen de flujo anular y se formaría una película de burbujas de agua, evitando la transferencia de calor entre el ensamble de combustible y el refrigerante. Por lo tanto, este valor debe estar siempre por debajo de un valor predeterminado (en nuestro caso 1.0), para todos los ensambles de combustible del núcleo del reactor. Este límite se calcula mediante la siguiente Ecuación:

$$CPR = \frac{\text{Potencia Crítica}}{\text{Potencia de Operación}} \quad (1.30)$$

Finalmente, el valor que debe ser vigilado a lo largo del ciclo de combustible es el presentado en la siguiente razón:

$$MFLCPR = \frac{CPR_{\text{Límite}}}{CPR_{\text{Obtenido}}} \leq \text{depende del tipo de combustible} \quad (1.31)$$

1.4. ADMINISTRACIÓN DE COMBUSTIBLE

El uranio es uno de los combustibles nucleares más importantes. Su composición natural es esencialmente la de una mezcla de dos isótopos: el uranio 238 (99.275%) y el uranio 235 (0.711%).

El ciclo del combustible nuclear consiste de los procesos por los cuales se somete al uranio, desde que se extrae de la tierra hasta su utilización en el reactor y su posterior reelaboración o su almacenamiento como residuo. Este proceso lo podemos observar en la Figura 1.4.

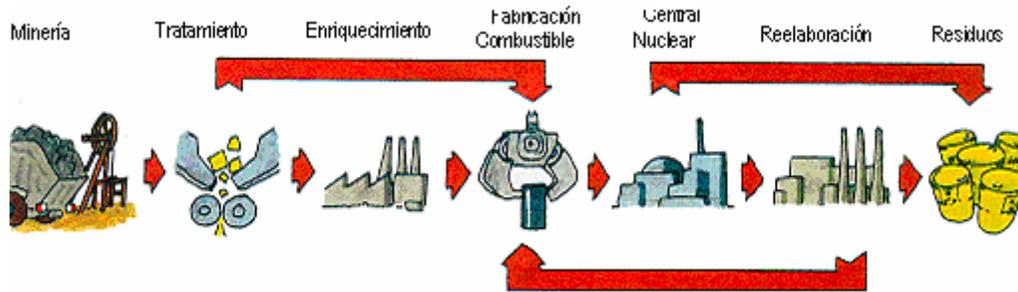


Figura 1.4. Ilustración del proceso que sigue el uranio, desde su extracción hasta el almacenamiento de sus residuos.

El uranio enriquecido se somete a altas presiones y temperaturas para transformarlo en pequeños cuerpos cerámicos. Las pastillas cerámicas, Figura 1.5; se colocan en el interior de unas varillas rellenas con un gas inerte. Las varillas se apilan en un tubo fabricado de una aleación de circonio, dando forma al llamado ensamble de combustible.

Los ensambles de combustible se introducen en el interior del reactor y forman parte del núcleo del mismo. El uranio presente en los ensambles de combustible se fisiona calentando el agua del reactor y a medida que transcurre el tiempo se gasta, dejando como desecho los productos de fisión, el uranio que no se transformó y los elementos transuránicos que se crearon.



Figura 1.5. Pastillas de uranio enriquecido.

En nuestro caso particular, en la Central Nucleoeléctrica de Laguna Verde (CNLV), el núcleo está compuesto por 81 toneladas de uranio distribuido en 444 ensambles de combustible. En este tipo de reactor existen 109 barras de control como se puede observar en la Figura 1.6.

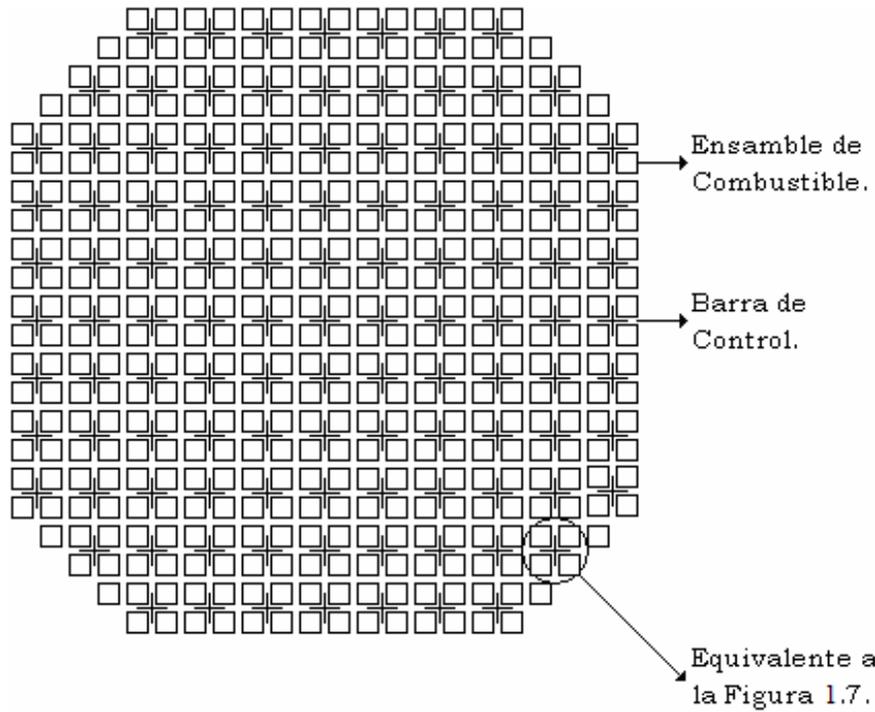


Figura 1.6. Representación del núcleo de una planta tipo BWR.

Cada ensamble de combustible en este caso tiene un arreglo de 10x10 varillas de uranio. Por cada cuatro ensambles de combustible hay una barra de control en medio, como se puede observar en la Figura 1.7.

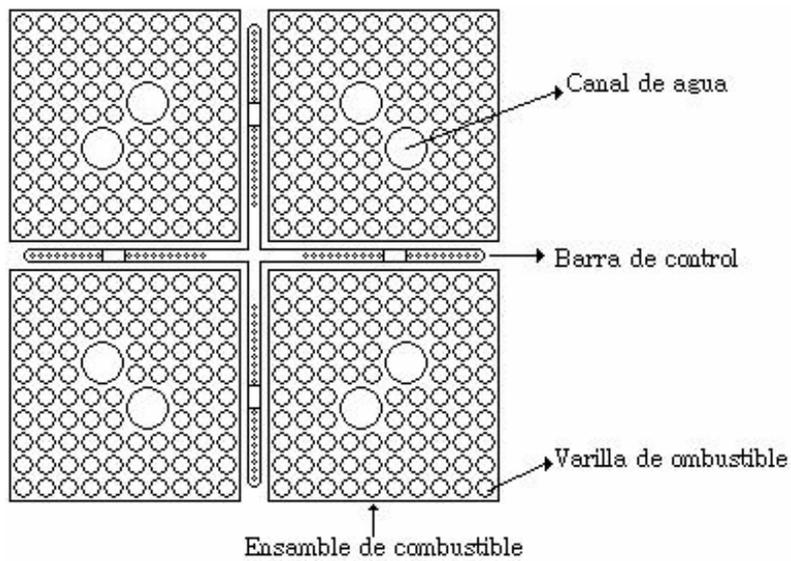


Figura 1.7. Ilustración de los ensambles combustibles y una barra de control.

Un concepto importante para la cuantificación de la reactividad es el pcm (per cent mil) y equivale a 10^{-5} .

Recarga de Combustible

Al iniciar la operación de un reactor nuclear, todos los ensambles de combustible son frescos. Al terminar el primer ciclo de operación, los ensambles de combustibles fueron quemados de diferente forma y es necesario recargar el núcleo del reactor con combustible fresco.

Al finalizar un ciclo de operación los combustibles más gastados, es decir, una tercera o cuarta parte de los combustibles del núcleo, son extraídos y reemplazados por combustible fresco. La recarga de combustible consiste en reacomodar los combustibles que no van a ser reemplazados, junto con los combustibles frescos, de modo que la energía que se va a extraer del núcleo sea máxima. En particular, para una longitud del ciclo prefijada, se busca que k_{ef} sea máxima. Además se deben tomar en cuenta las siguientes condiciones de acomodo:

1. Los combustibles frescos no deben ir en la periferia, sino los más quemados. Esto es para evitar la fuga de neutrones rápidos y disminuir la fluencia en la vasija.
2. Los combustibles frescos no deben quedar en las celdas de control de las barras de operación. Esto se pide para que dichos combustibles se quemem durante el ciclo; de lo contrario, las barras no permitirían su consumo y al final del ciclo tendrían mucha reactividad.

Estas reglas ayudan a reducir el universo de posibles soluciones al problema de la recarga. También se deben considerar las siguientes condiciones de seguridad:

1. Los límites térmicos no deben ser violados.
2. El exceso de reactividad en al inicio de ciclo debe estar en el intervalo de (1.02, 1.03).
3. El margen de apagado en frío debe ser mayor a 1.5% $\Delta k/k$ al inicio del ciclo.

Para poder diseñar una recarga de combustible es necesario conocer las características del núcleo del reactor como son la geometría y la simetría. En el caso particular de la CNLV, contamos con un núcleo que tiene simetría rotatoria de un cuarto de núcleo y simetría reflexiva en un octavo de núcleo, lo cual nos facilita el poder diseñar la recarga de combustible.

Para el diseño de la recarga de combustible debemos de considerar algunas simplificaciones como las siguientes:

1. Dada la simetría del núcleo, sólo se estudia un cuarto del núcleo.
2. El cuarto de núcleo se divide en dos y los combustibles que se encuentran en la diagonal, intercambian posición entre ellos.
3. Los combustibles que están en un octavo de núcleo se pueden mover de posición entre ellos.

Con estas simplificaciones, el universo de posibles soluciones para una recarga de combustible, es de $(5!)!$ (representa todos los movimientos de los combustibles ubicados en un cuarto de núcleo) más $(9)!$ (representa todos los movimientos de los combustibles ubicados sobre la diagonal) que nos da un total de 10^{66} posibles recargas de combustible.

El número de posibles soluciones es muy grande e imposible de explorar en su totalidad. Para poder hacer una exploración en este universo de posibles soluciones se utilizan métodos de búsqueda no exhaustiva como los que se van a describir en el Capítulo 3.

En la Figura 1.8 se muestran los ensambles de combustible en un cuarto de núcleo y aquellos que se encuentran en la diagonal, al igual que la ubicación de las barras de control de secuencia A2.

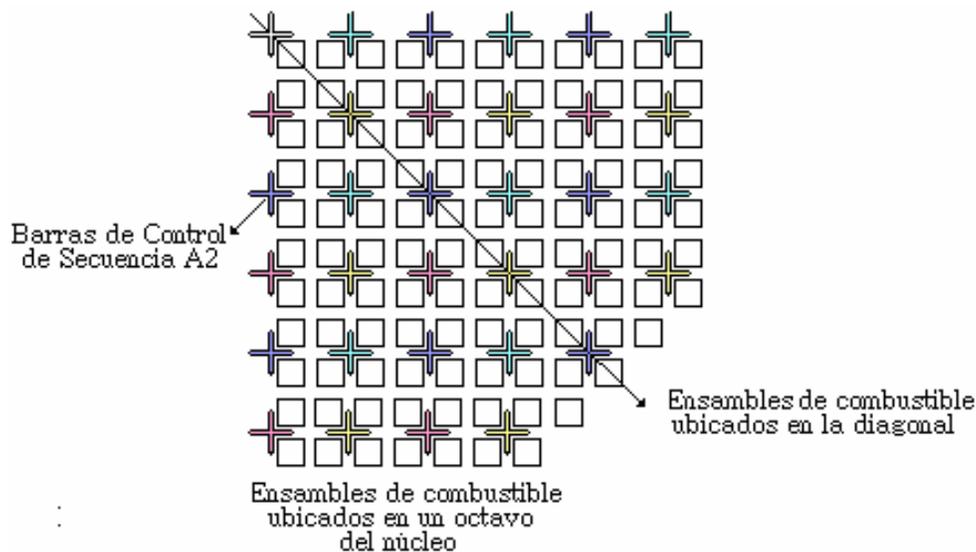


Figura 1.8. Ilustración de un cuarto de núcleo.

Patrones de Barras de Control

Como se mencionó anteriormente, en el reactor de estudio, se tienen 109 barras de control, las cuales se dividen en cuatro grupos. A estos grupos se les da el nombre de Secuencia A₁, Secuencia A₂, Secuencia B₁ y Secuencia B₂. Estos grupos se pueden observar en la Figura 1.9, donde cada cruz representa una celda de control que se forma con una barra de control y 4 ensamblajes de combustible. Cada barra de control puede colocarse axialmente en 25 posiciones distintas. Cada posición está dada por números pares, es decir, 00, 02, 04, ..., 44, 46, 48. La posición 00 indica que la barra está totalmente insertada y la posición 48 indica que la barra está totalmente fuera del reactor.

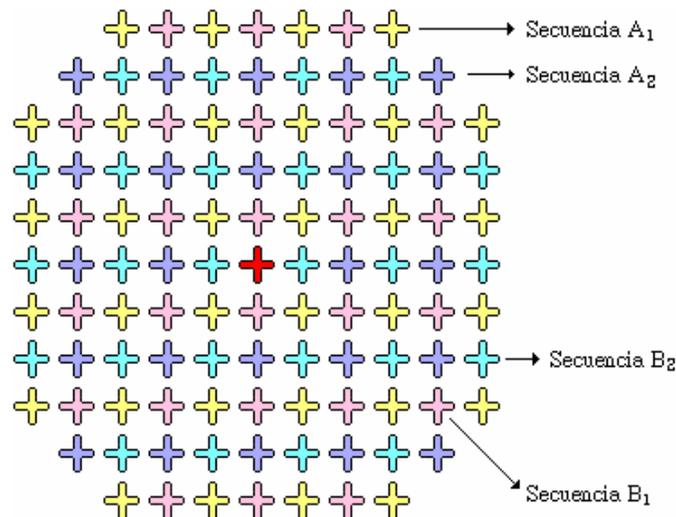


Figura 1.9. Indicación de los cuatro grupos de barras de control y su ubicación.

A las posiciones que se encuentran en el intervalo de (00, 18) se les da el nombre de profundas, las que están entre (20, 30) se les conoce como intermedias y las que se encuentran en el intervalo de (32 a 48) se les da el nombre de someras, esto se puede observar mejor en la Figura 1.10.



Figura 1.10. Nomenclatura de posiciones de una barra de control.

Una vez establecida la recarga, se deben de diseñar los patrones de barras de control que se van a utilizar durante el ciclo de operación. El ciclo de operación se divide en pasos de quemado y por cada paso de quemado se debe de diseñar un patrón de barras de control.

El diseño de patrones de barras de control consiste en determinar la profundidad de inserción o de extracción de cada una de las barras de control que se utilizan para controlar la reactividad del núcleo durante un ciclo de operación, de tal manera que se cumplan las siguientes condiciones:

1. Minimizar las diferencias entre el perfil axial de potencia y el perfil axial de potencia objetivo.
2. El reactor debe estar siempre en criticidad.
3. Los límites térmicos no deben ser violados.
4. Las barras de control, al final del ciclo, deben de estar fuera del reactor.

Con la finalidad de facilitar el poder determinar la posición de cada una de las barras de control, se toma en cuenta la simetría del núcleo y algunas simplificaciones, como son:

1. Sólo se van a usar las barras de control de secuencia A2, el resto permanecen fuera del reactor durante el ciclo.
2. Dada la simetría del núcleo, sólo se emplea un octavo del mismo.
3. La barra de secuencia A2, ubicada en la periferia, no se utiliza.
4. Las posiciones intermedias (entre la 20 y la 30) no se utilizan.

Tomando en cuenta estas simplificaciones, el universo de posibles soluciones en cada paso de quemado se reduce a:

$$(19)^5 \cong 10^6$$

en donde (19) nos indica el número total de posiciones en las que se puede colocar la barra de control, el exponente 5 nos indica el número de barras de control a las que se les tiene que asignar una posición.

Como se mencionó antes, el ciclo de operación se divide en pasos de quemado y por cada uno de éstos se debe de proponer el patrón de barras de control. Entonces, el universo de posibles soluciones se repite por cada paso de quemado.

Una vez terminado el ciclo de combustible, el reactor es apagado y empieza la recarga para después iniciar otro ciclo de combustible.

1.5. Trabajos Previos

Ahora se presenta una breve reseña de los trabajos publicados en la literatura especializada referentes al diseño de recargas de combustible y de patrones de barras de control.

1.5.1. Patrones de Barras de Control

Motoda et al [4] encontraron una posible dependencia entre los patrones de barras de control y el quemado del combustible en reactores de agua en ebullición (BWR). Entonces, el problema consistía en encontrar un patrón de barras de control capaz de maximizar el quemado del combustible. Esto lo resolvieron con ayuda de la geometría y matemática aplicada. Después de este trabajo, Motoda publicó otros trabajos [5, 6, 7] empleando otros métodos para resolver el problema de optimización de los patrones de barras de control en diferentes tipos de reactores nucleares.

En el año 1975, Kawai et al [8] desarrollaron un programa de cómputo llamado OPROD, el cual es capaz de diseñar patrones de barras de control suponiendo la distribución de potencia. El método empleado es MAP (Method of Approximate Programming). Cuatro años después, Hayase et al [9] retoma el

programa OPROD y le añade tres nuevas fases, las cuales ayudan a la generación automática de los patrones de barras de control para un BWR usando métodos heurísticos.

Tokumasu et al [10], tomando como base el programa OPROD, agregan una nueva fase, para remplazar las tres fases añadidas por Hayase et al. La capacidad de la nueva rutina para encontrar soluciones es demostrada por la teoría de optimización y la simulación en computadora. Esta nueva versión de OPROD obtiene patrones de barras de control en un tiempo razonable.

En 1988, Fukuzaki et al [11] generan un nuevo programa, el cual predice la distribución de potencia y límites térmicos del combustible nuclear. Este programa se diseñó usando un simulador del núcleo en tres dimensiones a nivel termo-hidráulico. Más tarde, en el año de 1990, Chaung Lin [12] desarrollaron un nuevo código para la búsqueda de patrones de barras de control. En este código se divide el problema en dos fases. En la primera fase, se supone el promedio de la distribución axial de potencia y es determinado el patrón de barras de control que satisfaga todas las constantes en cada paso de quemado. En la segunda fase, se verifica la condición a fin de ciclo del combustible.

A finales del año 1990, Lin et al [13] desarrollan un sistema experto basado en la regla si-entonces (IF-THEN) para la generalización de patrones de barras de control. Un año más tarde, Taner et al [14] desarrollaron el programa OCTOPUS, el cual está basado en el método de programación aproximada en el cual se utiliza el código SIMULATE-E para determinar las características del estado del núcleo del reactor.

Uno de los artículos más recientes es el de Moon et al [18] que describe la obtención de patrones de barras de control en un BWR usando las secuencias de barras. Este método consiste en encontrar un óptimo local y uno global. Para determinar el óptimo local, considerando todas las restricciones para el diseño de patrones de barras de control encontradas en el manual, se usa el MSE (Mathematical Search Engine) y KBRs (Set of Knowledge Based Rules). El MSE obtiene la rápida convergencia hacia el óptimo local mientras que el KBRs ayuda al mecanismo para escapar de un mínimo local. Para encontrar el óptimo global se deben satisfacer todas las restricciones impuestas por el diseño de patrones de barras de control. Para este punto se deben de cumplir tanto la energía extraída del núcleo como los límites térmicos.

En el año 1999, Karve et al [19], desarrollaron un programa llamado FORMOSA-B que diseña patrones de barras de control mediante la operación con corrimiento espectral (Spectral Shift por su nombre en inglés). Mediante un patrón de recarga constante, se verifica que se cumplen los límites térmicos.

Para esto, se emplearon técnicas heurísticas para la determinación de los patrones de barras de control.

Finalmente, en el año 2002 nuevamente Moon et al [20] escriben otro artículo en donde encuentran una dependencia entre el comportamiento del perfil axial de potencia, la k_{ef} y la forma de quemado del boro 10. Dicha dependencia fue implementada en MICROBURN-B2 y probada para un BWR. Esto ayudó a eliminar algunos resultados anormales en la k_{ef} en caliente.

También se han desarrollado algunos programas para la optimización de patrones de barras de control en reactores de agua a presión. Algunos de estos trabajos son: Garis et al [15], Matzie et al [16] y Sanders et al [17].

1.5.2. Recargas de Combustible

Uno de los primeros artículos publicados acerca de la optimización de recargas de combustible fue el elaborado por Haling [21] en el cual se describe una estrategia de operación para mantener la distribución de potencia constante a través del ciclo de operación. Para esto se debe suponer inicialmente el valor de k_{∞} e iterar entre la distribución de potencia y el valor de la k_{∞} . La convergencia representa una solución.

Stover et al [22] usaron una alternativa de programación dinámica. El algoritmo se conoce con el nombre de Elimination of Similar End States, el cual es una técnica que acelera la búsqueda exhaustiva. Emplearon ésta técnica en un BWR y lograron reducir de 5 a 6% los costos de la recarga, es decir, lograron ahorrar alrededor de 80 000 dólares ó sea 4 ensambles en una recarga.

En el año 1971, Suzuki et al [23] y Sauar [24] aplicaron la programación lineal para la recarga de combustible en reactores de agua ligera. Ambos tuvieron como objetivo minimizar los costos de la recarga, mediante el aprovechamiento máximo de los ensambles de combustible, lo cual, reduce la cantidad de ensambles, frescos o nuevos, que se deben insertar en el núcleo, al término de un ciclo. Para ello fue necesario utilizar el valor de la k_{∞} a fin de ciclo y el comportamiento de la distribución de potencia a lo largo del ciclo. Los resultados obtenidos en ambos casos fueron prometedores.

Años más tarde Mingle [25] utiliza la teoría de perturbación para predecir los efectos al variar la configuración del núcleo. Este programa consistía en dos partes. La primera minimiza el costo de la recarga usando la programación lineal y discretizando el quemado de los combustibles en grupos. La segunda parte consiste en utilizar un ensamble de combustible e intercambiarlo de canal para minimizar la mala distribución de la potencia generada, es decir, a

lo largo del ciclo de operación, la potencia que genera cada uno de los nodos, que componen el ensamble de combustible, puede ser no uniforme.

En el año 1977 y 1978 varios trabajos relacionados con la optimización de recargas de combustible fueron publicados. Entre ellos se encuentran los de Williamson et al [26], que utilizaron una sofisticada técnica de optimización utilizada en la industria y la aplicó para reducir el pico de potencia. Specker et al [27] demuestran los resultados obtenidos en un reactor tipo BWR al aplicar la estrategia de operación conocida como CCC. Sekimizu [28] introduce un ensamble casi-óptimo con distribución plana, en un reactor de agua en ebullición. Pilat [29] encuentra una relación analítica para el costo de la energía, incluyendo los efectos de coastdown y la recarga de combustible. Matzie et al [30] en donde se expone el alargamiento del spectral shift en un reactor controlado. Huang et al [31], en donde expone un nuevo método para la optimización de recargas de combustible, el cual consiste en maximizar la k_{ef} del núcleo.

Entre los últimos trabajos desarrollados para la optimización de recargas de combustible se encuentra el publicado por Fernández et al [32] en el año 2003 en el cual utiliza una red neuronal para la optimización de la recarga. Los parámetros del núcleo son calculados con los códigos WIMS-D4 y CITATION-LDI2 y para la minimización del pico de potencia máximo se seleccionó el mejor arreglo. Lo que se analizó con esto fue la eficiencia del método. Con esto se logró una mejor eficiencia en las recargas obtenidas con la red neuronal que con las obtenidas bajo otras técnicas.

En el mismo año, Erdogan et al [33] desarrollaron un sistema usando una red neuronal artificial combinada con algoritmos genéticos para la optimización de recargas de combustible en PWR. Este sistema otorga una recarga de combustible que satisface la eficiencia del reactor así como su seguridad. La predicción de los parámetros de seguridad está dada por la red neuronal, mientras que el patrón de recarga está dado por el algoritmo genético.

Otro trabajo publicado recientemente es el de Pereira et al [34] en el cual se emplea el IGA (Island Genetic Algorithm) el cual trabaja paralelamente con el modelo de los algoritmos genéticos. El modelo consiste en ajustar los parámetros de la celda, como sus dimensiones, enriquecimientos y material, en orden para minimizar el pico promedio. Para ello se deben considerar algunas restricciones en el flujo térmico promedio, la criticidad y la sub-moderación.

Kobayashi et al [35] introducen una nueva forma de obtener una recarga de combustible óptima en BWRs, la cual está basada en algoritmos multi-agentes. Esta técnica brinda la facilidad de minimizar el número de iteraciones en comparación con un programa que utilice la técnica de algoritmos genéticos.

Para la optimización de recargas de combustible en PWRs se tiene el programa nombrado ROSA, el cual fue diseñado por Verhagen et al [36] en el 2003. ROSA es un código que utiliza Simulated Annealing como una técnica de optimización, junto con un código simulador del núcleo en tres dimensiones, el cual es muy rápido y preciso.

El trabajo realizado por Ortiz et al [37] en el mismo año es una variante de los trabajos citados anteriormente, ya que éste consiste en usar una red neuronal para la predicción de algunos parámetros en los BWRs. Estos son k_{ef} y algunos límites térmicos con el objeto de sustituir el simulador del reactor.

Finalmente, Sacco et al [38] en el año 2004, comparan los resultados obtenidos utilizando dos técnicas de optimización. Una de ellas son los algoritmos genéticos y la segunda son los NGA (Niching Genetic Algorithm). La optimización de recargas de combustible utilizando la segunda técnica de optimización consiste en ajustar los parámetros de la celda, las dimensiones, el enriquecimiento y materiales, en orden para minimizar el pico promedio en tres zonas con enriquecimiento diferente. También se deben considerar algunas simplificaciones como son, el flujo térmico, la criticidad y la sub-moderación. Después se lleva a cabo una búsqueda experimental exhaustiva en donde se observa que el método NGA obtiene mejores resultados que los obtenidos por los Algoritmos Genéticos (AG).

Capítulo 2

Algoritmos Bioinspirados

En este capítulo se describen las técnicas de optimización utilizadas para la realización de este trabajo. Las técnicas usadas son:

1. Redes Neuronales
2. Algoritmos Genéticos

Para poder entender el funcionamiento de este tipo de técnicas es importante describir en qué están basadas. Así, la técnica de redes neuronales está basada en el funcionamiento de las neuronas del cerebro de un ser vivo. Por otro lado, la técnica de algoritmos genéticos está basada en la teoría de la evolución de las especies propuesta por Darwin.

2.1. Algoritmos Genéticos

Los Algoritmos Genéticos son métodos de búsqueda basados en una simulación de los mecanismos de la evolución natural. Fueron creados en la década de los 60's por John Holland [44], como un modelo para el estudio del fenómeno de adaptación natural y para el desarrollo de mecanismos que permitieran incorporar este fenómeno a los sistemas de cómputo.

Darwin formuló la teoría de la evolución para explicar el proceso de adaptación de las especies por medio del principio de selección natural que favorece a los individuos que se adaptan fácilmente a su entorno ambiental y por lo tanto son los que sobreviven.

Darwin entendió que toda población consiste de individuos ligeramente distintos unos de otros. Las variaciones que existen entre los individuos hacen que cada uno tenga distintas capacidades para adaptarse al medio natural, reproducirse exitosamente y transmitir sus rasgos a su descendencia.

Con el transcurso de las generaciones, los rasgos de los individuos que mejor se adaptaron a las condiciones naturales se vuelven más comunes y la población evoluciona. Del mismo modo, la naturaleza selecciona las especies mejor adaptadas para sobrevivir y reproducirse. Este proceso se conoce como "selección natural".

Estas ideas, fueron imitadas en un modelo artificial de computadora para resolver problemas prácticos. Su aplicación está enfocada sobre todo a espacios de búsqueda grandes, complejos y poco entendidos. Esta técnica está basada en la evolución y reproducción de las especies biológicas. La cual sugiere que los individuos de una especie (solución) que están mejor adaptados a su ambiente (resuelven mejor un problema), son los que sobreviven y se reproducen; asegurando así que las especies evolucionan hacia individuos mejor adaptados, mientras que los individuos menos adaptados mueren y no dejan descendencia. A continuación se describen las características generales de los algoritmos genéticos.

Cromosoma

En el modelo biológico, las poblaciones de determinada especie están formadas de individuos. En el modelo artificial cada individuo representa una solución a un problema. Una solución es el conjunto de valores de las variables que influyen en el resultado del problema. Cada solución se denomina cromosoma, el cual es un vector de dimensión N donde cada componente representa una variable del problema y se llama gen. Se conoce como alfabeto al conjunto de valores posibles de cada gen. Un ejemplo de un cromosoma lo podemos ver en la Figura 2.1. A la representación de las variables que caracterizan a un problema, en forma de cromosomas, se llama codificación. Existen varios tipos de codificación como son: la de orden, la real, y la binaria.

Función de adaptación

En el modelo biológico, el ambiente juzga a los individuos. Si ellos son capaces de adaptarse, entonces sobreviven. En el modelo artificial, la función de adaptabilidad juega el mismo papel. Dada una población de cromosomas, éstos son evaluados por la función de adaptabilidad, para asignarles un valor que

indica el grado de cumplimiento o calidad de la solución al problema. Esta función depende del problema a resolver.

La función de adaptación también puede verse como un proceso de crecimiento del individuo: de la infancia a la edad adulta y reproductiva. Aquél que llegue a esta fase de su vida, se dice que logró adaptarse.

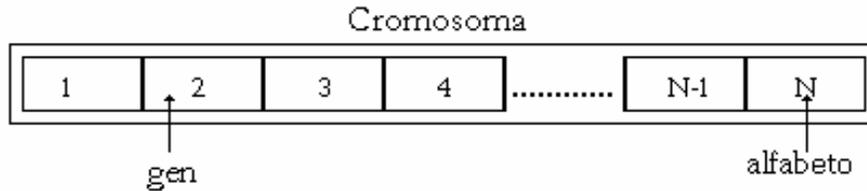


Figura 2.1. Representación de un cromosoma.

Selección de Padres

Una vez en la edad adulta, los individuos escogen pareja para reproducirse. Los criterios de selección de una pareja en el modelo biológico son muy variados, pero en general, los individuos mejor adaptados tienen mayor posibilidad de encontrar pareja. En el modelo artificial se busca que los cromosomas mejor adaptados sean los que puedan eventualmente generar nuevos cromosomas. Consiste en crear una nueva población a partir de los cromosomas mejor adaptados. Un ejemplo de esto, se puede observar en la Figura 2.2 en donde, de la población inicial se seleccionan a los mejores cromosomas y se colocan en una nueva población (en el caso mostrado se está minimizando la función de adaptación).

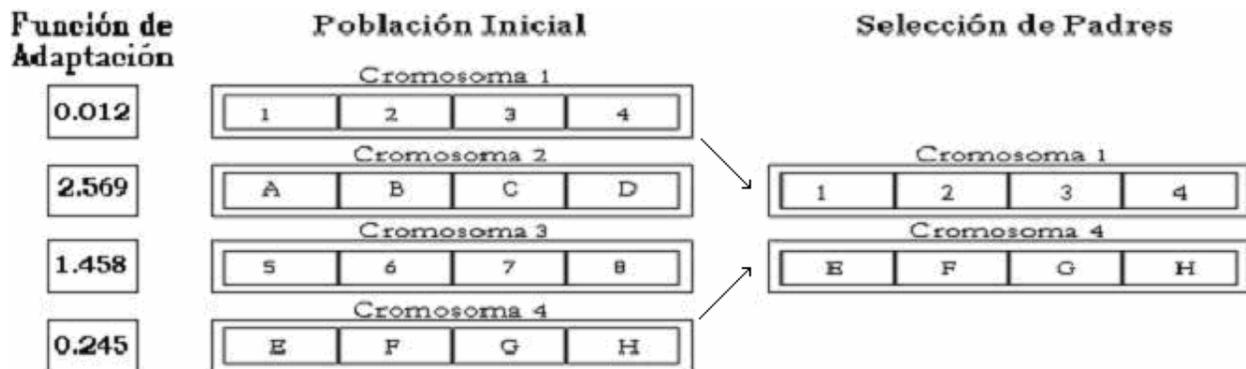


Figura 2.2. Representación de la selección de padres.

Existen varios métodos de selección de padres [44]):

- a) Con o sin reemplazamiento.
- b) Método de la ruleta.
- c) Método de los torneos.
- d) Selección de n% mejor y del m% peor

Como no se debe perder el mejor cromosoma de la población inicial se lleva a cabo el elitismo. Éste consiste en que aquél que haya dado el mejor valor de la función de adaptabilidad es colocado en la población final después de aplicar los operadores genéticos. El método que se empleó en este trabajo fue el método de la ruleta con elitismo [44].

Este método consiste en dividir un círculo en tantas secciones angulares como cromosomas existen en la población. El tamaño de la sección es proporcional a la calidad de adaptación de cada solución. Después se hace girar el círculo y se emula el disparo de dardos hacia él. Las secciones tocadas por los dardos indican los padres seleccionados. Mientras más grande sea la sección angular (y mejor su adaptación), más probabilidad hay de seleccionarla. En la Figura 2.3 se muestra una ruleta con diferentes secciones angulares.

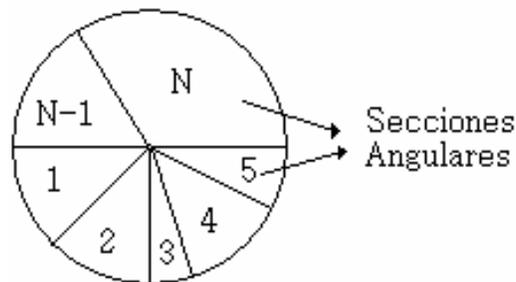


Figura 2.3. Representación del método de la ruleta.

Operador de cruce

En el modelo biológico, una vez que un individuo selecciona a su pareja, existe la probabilidad de que haya esterilidad en la misma o en uno de sus miembros. En el modelo artificial se emula esta característica por medio de la probabilidad de cruce.

El operador de cruce consiste en combinar los genes de dos padres para obtener dos nuevos cromosomas 'hijos'. Para hacer la combinación se pueden tomar genes de uno u otro progenitor al azar, en cierto orden, o con uno o más puntos de corte. Como un ejemplo de este operador, en la Figura 2.4; se

muestra a dos padres seleccionados y la ubicación del punto de corte. Al llevarse a cabo el operador de cruce, se obtienen dos nuevas cromosomas, los cuales tienen genes de los dos padres. Los cromosomas ‘hijos’ reemplazan a los ‘padres’ en la población.

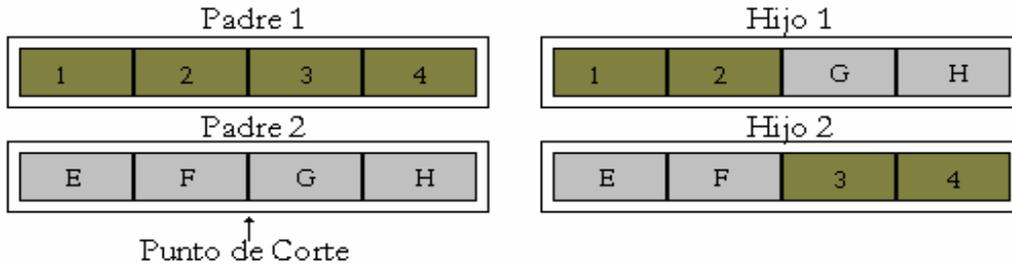


Figura 2.4. Representación del cruce entre dos padres seleccionados.

Operador de mutación

En el modelo biológico, ocasionalmente se producen alteraciones en los genes de los descendientes de acuerdo a una probabilidad muy pequeña. Esta mutación puede ser debida a algún agente externo al organismo. Esto se emula en el modelo artificial con una probabilidad de mutación.

La mutación consiste en que dado un cromosoma se cambia aleatoriamente el valor de uno de los genes que la forman. La mutación permite introducir nuevo material genético a la población. En la Figura 2.5 se muestra un cromosoma hijo al cual se le altera uno de sus genes (en el ejemplo, intercambio de genes).

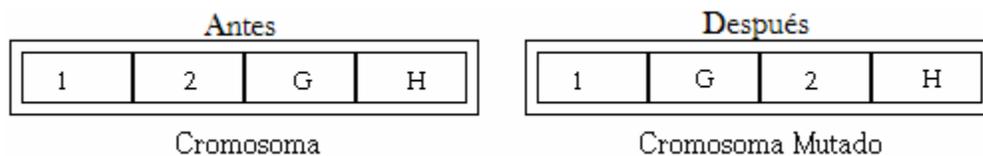


Figura 2.5. Representación de un cromosoma hijo con una mutación.

La dinámica de un algoritmo genético es:

1. Definición de la función objetivo, tamaño de la población, operadores genéticos y probabilidades de cruce y mutación.
2. Creación de una población aleatoria.
3. Evaluar la función de adaptabilidad.
4. Aplicar selección de padres.
5. Aplicar operador de cruce.

6. Aplicar operador de mutación.
7. Aplicar elitismo.
8. Repetir pasos 3 al 7 hasta que se cumpla algún criterio de parada, como pueden ser:
 - a) Que se alcance un máximo número de iteraciones,
 - b) Que se tenga una solución aceptable,
 - c) Que los cromosomas no cambien en varias generaciones.

2.2. Redes Neuronales

Esta técnica está basada en el modelo biológico del cerebro de un ser vivo. Para poder entender el funcionamiento de las redes neuronales es importante explicar brevemente el funcionamiento de las neuronas biológicas.

Se estima que el sistema nervioso contiene alrededor de cien mil millones de neuronas. Este tipo de células pueden presentarse vistas al microscopio en múltiples formas. Aunque muchas de ellas presentan un aspecto muy peculiar con un cuerpo celular o soma del que surge un denso árbol de ramificaciones llamadas dendritas. Por ellas confluyen estímulos hacia el soma, mientras que la respuesta de la neurona fluye por una fibra tubular denominada axón, que también se ramifica en su extremo final para conectar con otras neuronas. Un esquema de una neurona biológica se puede ver en la Figura 2.6 en la cual se observan las partes de las neuronas.

La forma de comunicación más habitual entre dos neuronas es de tipo químico y ocurre en la interfase entre ambas (llamada interfase sináptica). La neurona presináptica libera unas sustancias químicas complejas denominadas neurotransmisores, que atraviesan el vacío sináptico. Si las dendritas o el soma de la neurona postsináptica, poseen canales sensibles a los neurotransmisores liberados, los fijarán y como consecuencia de ello permitirán el paso de determinados iones a través de la membrana.

Las corrientes iónicas que de esta manera se crean, provocan pequeños potenciales postsinápticos, excitadores o inhibidores que se integrarán en el soma, tanto espacial como temporalmente. Siendo esto el origen de la existencia de sinapsis excitatorias y de sinapsis inhibitorias.

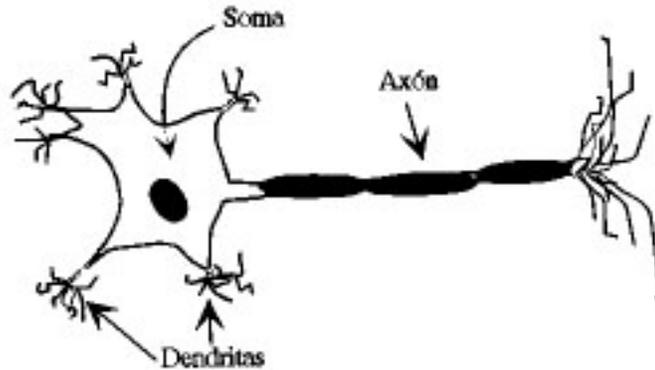


Figura 2.6. Representación de una neurona biológica.

Ésta es la idea más sencilla de cómo funciona el cerebro humano y forma la base esencial del funcionamiento de los diferentes tipos de Redes Neuronales Artificiales.

Los elementos básicos de un sistema neuronal biológico son las neuronas, que se agrupan en conjuntos compuestos por millones de ellas organizadas en capas, constituyendo un sistema con funcionalidad propia. Para la realización de un sistema neuronal artificial puede establecerse una estructura similar. El elemento esencial será la neurona artificial, que se organizará en capas y varias capas constituirán una red neuronal. Esto se puede observar en la Figura 2.7.

Las neuronas artificiales imitan la estructura del sistema nervioso, con la intención de construir sistemas de procesamiento de la información paralelos, distribuidos y adaptativos, que pueden presentar un cierto comportamiento inteligente. Estos tres conceptos claves del sistema nervioso se pretenden emular en los artificiales. A continuación se da una breve explicación del funcionamiento de estos tres conceptos.

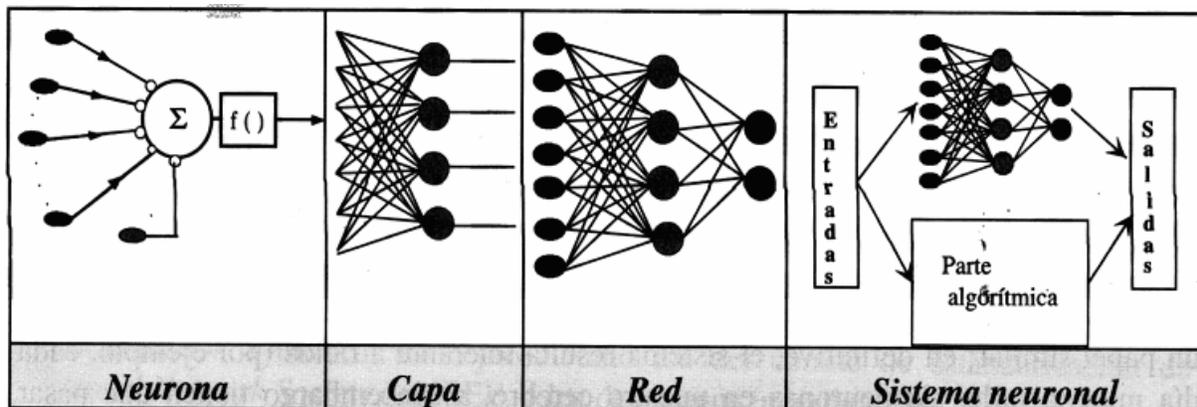


Figura 2.7. Representación de la estructura de una red neuronal.

Paralelismo de cálculo

El proceso paralelo indica que las neuronas están operando al mismo tiempo, lo cual ocasiona que el tiempo necesario para procesar, analizar e interpretar una información (imagen, iluminación, texto) sea menor que el que se tomaría si las neuronas trabajaran en serie.

Memoria distribuida

Éste es un concepto importante que aparece en el cerebro. Mientras que en un computador la información ocupa posiciones de memoria bien definidas, en los sistemas neuronales se encuentra distribuida por las sinapsis de la red, de modo que si una sinapsis resulta dañada, no perdemos más que una parte muy pequeña de la información.

Adaptabilidad al entorno

Los sistemas neuronales artificiales se adaptan fácilmente al entorno modificando sus sinapsis y aprenden de la experiencia, pudiendo generalizar conceptos a partir de casos particulares. En el campo de las redes neuronales llamaremos a esta propiedad generalización a partir de ejemplos.

Para entender el funcionamiento de las neuronas artificiales es importante describir los elementos que las constituyen. A continuación se da una breve explicación de los elementos que constituyen a una neurona con etiqueta j :

- Conjunto de entradas, $x_j(t)$.

Las variables de entrada y salida pueden ser binarias o continuas, dependiendo del modelo y aplicación. En ocasiones, el rango de los valores que una neurona de salida continua puede proporcionar se suele limitar a un intervalo definido.

- Pesos sinápticos de la neurona j ,

Se denota por la letra w_{ij} y representa la intensidad de interacción entre cada neurona presináptica i y la neurona postsináptica j .

Para poder determinar el valor de los pesos es necesario llevar a cabo un ajuste de pesos. A este ajuste de pesos se le llama entrenamiento. Para el entrenamiento es necesario presentarle a la red neuronal un conjunto de ejemplos de entrenamiento. Un ejemplo de entrenamiento consiste de una

dupla de datos, la primera representa un problema y la segunda la respuesta correcta a ese problema. De este modo la red neuronal cambiando los valores de los pesos aprende a responder de forma adecuada a cada problema que se le presentó. Una vez entrenada la red neuronal se le puede introducir un nuevo ejemplo que no haya visto durante su entrenamiento y será capaz de dar una solución adecuada. Dada una entrada positiva, si el peso es positivo tenderá a excitar a la neurona postsináptica, si el peso es negativo tenderá a inhibirla.

- Regla de propagación $\sigma(w_{ij}, x_j(t))$

Esta regla permite obtener, a partir de las entradas y los pesos, el valor del potencial postsináptico h_j de la neurona j en función de sus pesos y entradas.

$$h_j(t) = \sigma(w_{ij}, x_j(t)) \quad (2.1)$$

La función más habitual es de tipo lineal, y se basa en la suma ponderada de las entradas con los pesos sinápticos

$$h_j(t) = \sum_j w_{ij} x_j \quad (2.2)$$

- Función de activación $f_j(a_j(t-1), h_j(t))$

La función de activación proporciona el estado de activación actual $a_j(t) = f_j(a_j(t-1), h_j(t))$ de la neurona j en función de su estado anterior $a_j(t-1)$ y de su potencial postsináptico actual.

La función de activación se suele considerar determinista y en la mayor parte de los modelos es monótona, creciente y continua. En ocasiones los algoritmos de aprendizaje requieren que la función de activación cumpla con la condición de ser derivable.

Algunos ejemplos de la función de activación son los que se presentan en la Figura 2.8. Las más empleadas son las funciones de tipo sigmoideo. Otra función clásica es la gaussiana, que se utiliza junto con reglas de propagación que involucran el cálculo de cuadrados de distancias. Por último, en ocasiones se emplean funciones sinusoidales, como en aquellos casos en los que se requiere expresar explícitamente una periodicidad temporal.

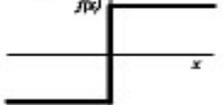
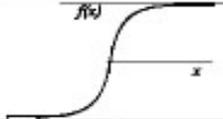
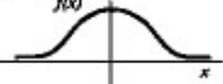
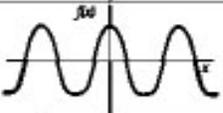
	Función	Rango	Gráfica
Identidad	$y = x$	$[-\infty, +\infty]$	
Escalón	$y = \text{sign}(x)$ $y = H(x)$	$\{-1, +1\}$ $\{0, +1\}$	
Lineal a tramos	$y = \begin{cases} -1, & \text{si } x < -l \\ x, & \text{si } -l \leq x \leq +l \\ +1, & \text{si } x > +l \end{cases}$	$[-1, +1]$	
Sigmoides	$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ $y = \text{tgh}(x)$	$[0, +1]$ $[-1, +1]$	
Gaussiana	$y = Ae^{-ax^2}$	$[0, +1]$	
Sinusoidal	$y = A \text{sen}(ax + \varphi)$	$[-1, +1]$	

Figura 2.8. Tipos de funciones de activación.

- Función de salida $F_j(a_j(t))$

Esta función proporciona la salida global de la neurona $x_j(t)$ en función de su estado de activación actual $a_j(t)$. Muy frecuentemente, la función de salida es simplemente la identidad $F(x) = x$, de modo que el estado de activación de la neurona se considera como la propia salida.

La función de salida puede ser también de tipo escalón, lo que supone que la neurona no se dispara hasta que la activación supere un cierto umbral.

La importancia de las redes neuronales es que muestran comportamientos útiles al aprender, reconocer y aplicar relaciones entre objetos y tramas de objetos del mundo real. Por ello, nos ofrecen todo un conjunto de herramientas que pueden utilizarse para resolver problemas difíciles.

Entonces, podemos decir que un sistema neuronal, está compuesto por los siguientes elementos:

1. Un conjunto de procesadores elementales o neuronas artificiales.
2. Un patrón de conectividad o arquitectura.
3. Una dinámica de activaciones.
4. Una regla o dinámica de aprendizaje.
5. El entorno donde opera.

Existen diferentes tipos de redes neuronales, dependiendo del modelo de neurona, de la arquitectura o topología de conexión y del algoritmo de aprendizaje. Algunos de estos modelos son los que se aprecian en la Figura 2.9.

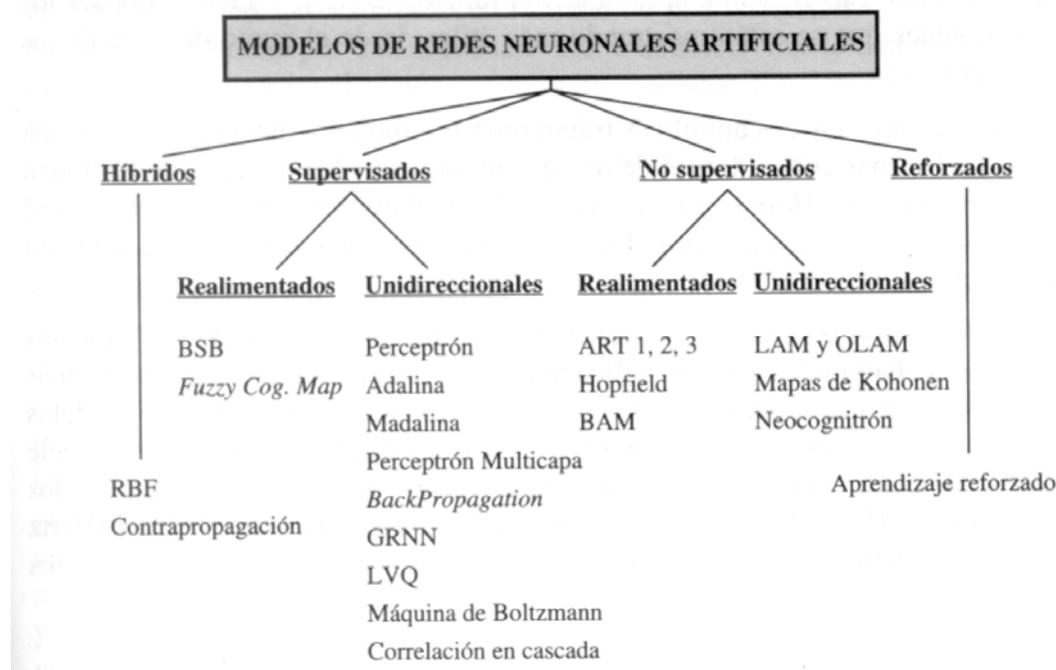


Figura 2.9. Diagrama de los diferentes tipos de redes neuronales.

2.2.1. Red Neuronal Recurrente Multiestado

Esta red neuronal fue propuesta por Mérida et al. (2001) basándose en el modelo de Hopfield [45] y está formada por una capa de M neuronas totalmente conectadas entre sí. Cada una de estas neuronas tiene asociado un estado neuronal cuyos valores están en el rango de 1 a N. Cuando todas las neuronas tienen asignado un estado, se habla del estado global de la red.

Este tipo de red requiere para su funcionamiento de una función de energía y de una regla de transición de estados. La función de energía indica el nivel de

energía del estado global de la red. La regla de transición de estados permite a las neuronas cambiar sus estados.

El comportamiento de este tipo de red neuronal está inspirado en el enfriamiento de estructuras cristalinas. Cuando se calienta la estructura cristalina, sus moléculas están muy separadas formando así muchos huecos y su nivel de energía es alto. Si se enfriara bruscamente, las moléculas se juntan rápidamente dejando muchos huecos entre los átomos, con un nivel de energía alto y además inestable. Por el contrario, si se enfría poco a poco, las moléculas se van acomodando de tal manera que no haya muchos huecos y al disminuir estos, su nivel de energía también disminuye, resultando en una estructura más estable.

Durante el funcionamiento de esta red neuronal, se busca que, mediante transiciones de estados neuronales, el nivel de energía de la red neuronal disminuya.

El algoritmo para esta red neuronal es:

1. Se establece una matriz de pesos de acuerdo al comportamiento deseado para la red neuronal y se inicializan todas las neuronas con estados neuronales adecuados.
2. Se selecciona una neurona para cambiar de estado. Se hace variar el estado de la neurona de acuerdo a todos los posibles estados que pueda tomar. Al mismo tiempo se calcula el valor de la función de energía.
3. El nuevo estado de la neurona va a ser aquél que tenga el mayor o menor incremento en el valor de la función de energía, según se quiera maximizar o minimizar un problema.
4. Se repite el proceso de los pasos 2 y 3 hasta que se estabilice la red.

2.3. Aplicación práctica de los algoritmos bioinspirados

Un problema práctico en el cual se puede evaluar la eficiencia de los algoritmos descritos anteriormente, es el problema del Agente Viajero. Este problema consiste en que dado un conjunto de N ciudades, hay que trazar el recorrido con la menor distancia posible sin pasar dos veces por una misma ciudad y regresando a la ciudad de partida.

Se desarrollaron varios programas de cómputo, en lenguaje Fortran, para poder resolver el problema con 12, 32 y 51 ciudades mexicanas. Los métodos utilizados son: Redes Neuronales y Algoritmos Genéticos, además de una búsqueda exhaustiva en el caso de 12 ciudades.

A continuación se da una breve explicación de cómo se implementaron estas técnicas para resolver el problema.

Redes Neuronales

Se utilizó una Red Neuronal Recurrente Multiestado (RNRME) con N neuronas (12, 32 y 51 para los distintos casos). Cada una representa una ciudad y su estado indica el orden en que debe visitarse. Por ejemplo, el estado global de una red neuronal dada por [5, 4, 3, 1, 2] indica que la ciudad 5 es visitada primero, luego la 4, y así hasta la ciudad 2.

La función de energía está dada por la suma de las distancias entre las ciudades que indica el estado global de la red. En el ejemplo, el nivel de energía está dado por la suma de distancias entre (5 a 4) + (4 a 3) + (3 a 1) + (1 a 2) + (2 a 5).

La regla de transición de estados, para este problema, intercambia el estado neuronal de dos neuronas seleccionadas aleatoriamente. Por ejemplo, si se seleccionan las neuronas 2 y 5, el nuevo estado global de la red será [5, 2, 3, 1, 4].

Algoritmos Genéticos

Un cromosoma representa un recorrido y tiene longitudes de 12, 32 y 51 de acuerdo al caso estudiado. Cada gen del cromosoma representa una ciudad a visitar y su valor indica el orden. Se lleva a cabo la evaluación de la función de adaptación que es la suma de las distancias de las ciudades dadas por cada cromosoma.

Búsqueda Exhaustiva

Es deseable contar con una herramienta práctica y sencilla de construir todas las posibles soluciones para N ciudades, además de evaluar la distancia de cada una de ellas. Por lo cual se desarrolló un programa auxiliar en Fortran para este propósito. Sin embargo, el límite máximo de generación de soluciones

con este programa fue de 12 ciudades. Más allá de ese límite los tiempos requeridos por una computadora con procesador Celeron de 2.4 GHz se hace prohibitivo. Por ejemplo, si se intentara ejecutar para 16 ciudades, tardaría dos años en que nos diera el resultado.

2.3.1 Resultados

Para el caso de 12 ciudades, se utilizaron las capitales de estado más cercanas a la Ciudad de México y el recorrido mínimo encontrado por los tres programas de cómputo es de 2073 Km. y se ilustra en la Figura 2.10. Los resultados obtenidos por redes neuronales y algoritmos genéticos son muy buenos, ya que ambos llegaron al resultado mínimo para las 12 ciudades. Esto fue corroborado con el análisis de todas las posibles combinaciones.

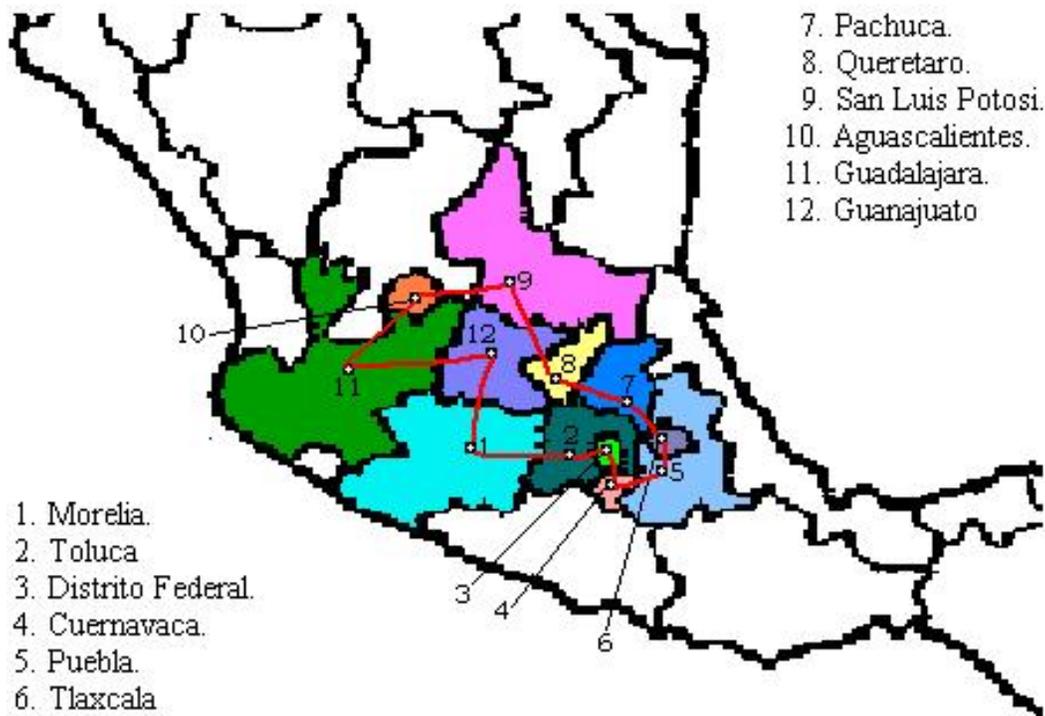


Figura 2.10. Recorrido del agente viajero para el caso de 12 ciudades.

Para el caso de 32 ciudades, el algoritmo genético y redes neuronales obtuvieron diferentes resultados, como se puede observar en la Tabla 2.1. Podemos observar el recorrido encontrado por redes neuronales en la Figura 2.11.

Tabla 2.1. Resultados del Problema del Agente Viajero para 32 ciudades.

Técnica	Distancia Mínima
Redes Neuronales	14830 Km.
Algoritmos Genéticos	16734 Km.

Finalmente, para el caso de 51 ciudades, se encontraron los resultados mostrados en la Tabla 2.2.

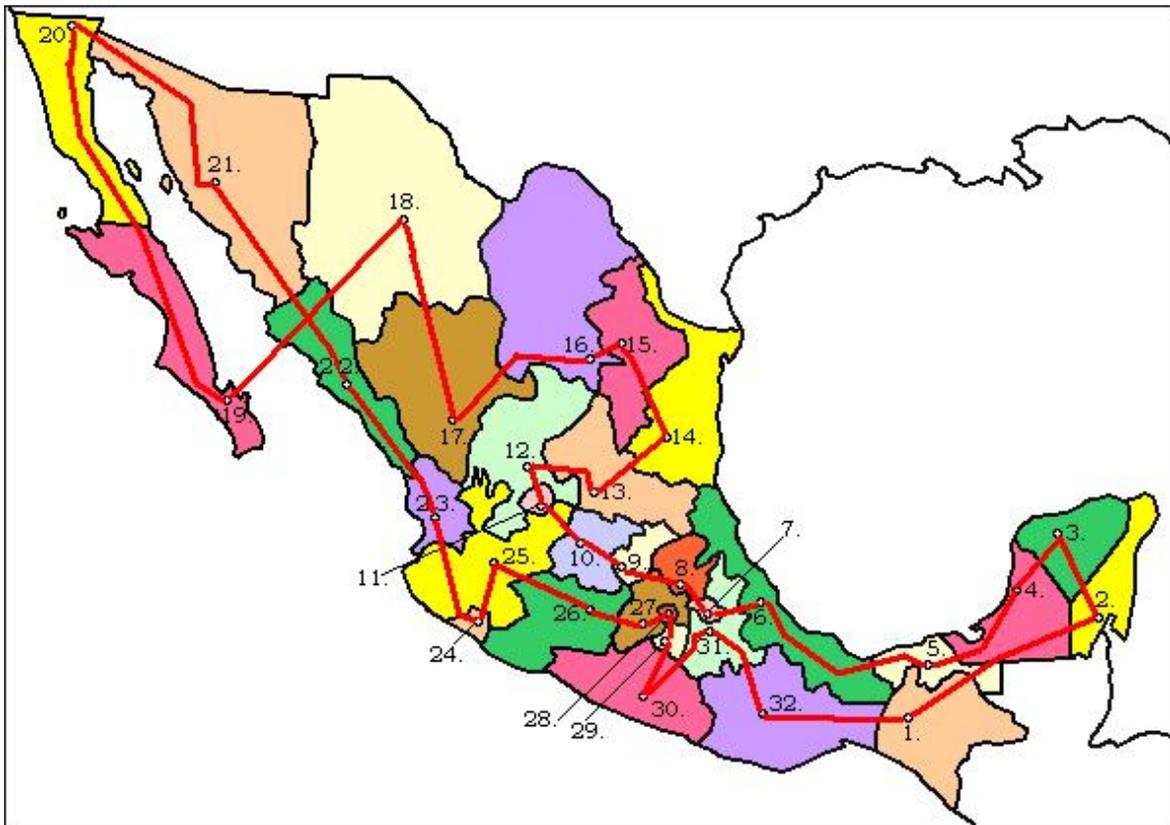


Figura 2.11. Recorrido mínimo encontrado por la red neuronal.

Tabla 2.2. Resultados del Problema del Agente Viajero para 51 ciudades.

Técnica	Distancia Mínima
Redes Neuronales	17535 Km.
Algoritmos Genéticos	22789 Km.

El tour sería el siguiente:

- | | | | |
|-----|------------------|-----|--------------|
| 1. | Tuxtla Gutiérrez | 17. | Chihuahua |
| 2. | Chetumal | 18. | La Paz |
| 3. | Mérida | 19. | Mexicali |
| 4. | Campeche | 20. | Hermosillo |
| 5. | Villahermosa | 21. | Culiacán |
| 6. | Xalapa | 22. | Tepic |
| 7. | Tlaxcala | 23. | Colima |
| 8. | Pachuca | 24. | Guadalajara |
| 9. | Querétaro | 25. | Morelia |
| 10. | Guanajuato | 26. | Toluca |
| 11. | Aguascalientes | 27. | México |
| 12. | Zacatecas | 28. | Cuernavaca |
| 13. | San Luis Potosí | 29. | Chilpancingo |
| 14. | Ciudad Victoria | 30. | Puebla |
| 15. | Monterrey | 31. | Oaxaca |
| 16. | Saltillo | | |

Con este problema se comprobó que la Red Neuronal Recurrente Multiestado trabaja mejor que el Algoritmo Genético, ya que el primero da menores distancias para 32 y 51 ciudades.

Capítulo 3

Programas de Optimización

En este capítulo se describe cada uno de los programas desarrollados para la realización de este trabajo.

En la primera parte se describe el sistema RENOPBC el cual optimiza patrones de barras de control. Posteriormente, se describe un sistema híbrido para la optimización de patrones de barras de control llamado IXCHEL, en el cual se utilizan primero algoritmos genéticos y luego redes neuronales. En la tercera parte se describe el programa RENOR-PBC que optimiza recargas de combustible para un patrón de barras de control dado. Finalmente, en la cuarta parte se describe el sistema OCORN el cual optimiza la recarga de combustible y patrones de barras de control en forma conjunta.

3.1. Sistema RENOPBC

En el Capítulo 1 se describió el problema del diseño de patrones de barras de control y algunos de los trabajos publicados en donde se resuelve este problema con algunos métodos de optimización. En esta sección se describe el sistema RENOPBC, el cual resuelve éste problema en reactores de agua en ebullición, empleando la red neuronal recurrente multi-estado descrita en el Capítulo 2.

La simetría que presenta el núcleo del reactor y algunas simplificaciones, descritas en el Capítulo 1, se toman en cuenta en el sistema RENOPBC. RENOPBC significa REd Neuronal para la Optimización de Patrones de Barras de Control.

De acuerdo a las simplificaciones mencionadas antes, se tienen 5 barras de control y por lo tanto la red neuronal está formada por igual número de neuronas. El estado neuronal de cada neurona está dado por la posición de la barra de control, por lo tanto, los estados neuronales pueden estar en el rango de (00, 18) y (32, 48) en múltiplos de 2.

La función de transferencia consiste en que dada una neurona escogida de forma aleatoria, debe colocarse en todos los estados neuronales permitidos. En cada estado neuronal se debe evaluar la función de energía.

La función de energía que se emplea en este programa representa la diferencia entre el perfil axial de potencia objetivo (PAPO) y el perfil axial de potencia obtenido (PAP). Esta función de energía (FE) tiene la siguiente forma general:

$$FE = (PAP - PAPO) \quad (3.1)$$

En nuestro caso particular, esta función debe evaluarse para cada uno de los 25 nodos, entonces nuestra Ecuación toma la siguiente forma:

$$FE = \sum_{i=1}^{25} (PAP_i - PAPO_i) \quad (3.2)$$

Cuando se ejecuta el sistema RENOPBC, auxiliado del código Core Master Presto (CMP) [1], éste nos da un valor de potencia por cada nodo de cada ensamble de combustible. Entonces, para poder comparar estos dos perfiles, en cada una de las posiciones de los nodos (de 1 a 25), se debe hacer un promedio de los 444 ensambles que se encuentren en esa posición. Es decir,

$$FE = \sum_{i=1}^{25} \left[\left(\sum_{j=1}^{444} \frac{PAP_{i,j}}{444} \right) - PAPO_i \right] \quad (3.3)$$

Si sustituimos la Ecuación (1.20) (ver la Sección 1.3) en la Ecuación (3.3), obtenemos

$$FE = \sum_{i=1}^{25} \left[\sum_{j=1}^{444} \frac{P_0 \left(\frac{\Sigma_f^{i,j}}{\sqrt{D_{i,j}}} \cdot \Psi_{i,j} + \frac{\Sigma_{f,t}^{i,j}}{\sqrt{D_{ti,j}}} \cdot \Psi_{ti,j} \right)}{444} - PAPO_i \right] \quad (3.4)$$

Los términos, $\Sigma_f^{i,j}$, $D_{i,j}$, $\Psi_{i,j}$, $\Psi_{ti,j}$, tienen dos contribuciones, una perturbado (P) y otro no perturbado (NP) por la barra de control. De este modo se tiene:

$$\Sigma_f^{i,j} = \Sigma_{f, NP}^{i,j} + F(EN_{i,j}) \cdot \Sigma_{f, P}^{i,j} \quad (3.5)$$

$$D_{i,j} = D_{i,j, NP} + F(EN_{i,j}) \cdot D_{i,j, P} \quad (3.6)$$

$$\bar{\Psi}_{i,j} = \bar{\Psi}_{i,j, NP} + F(EN_{i,j}) \cdot \bar{\Psi}_{i,j, P} \quad (3.7)$$

$$\bar{\Psi}_{ti,j} = \bar{\Psi}_{ti,j, NP} + F(EN_{i,j}) \cdot \bar{\Psi}_{ti,j, P} \quad (3.8)$$

donde la parte perturbada está multiplicada por una función que depende del estado neuronal (EN) de la barra de control asociada al ensamble j. Esta función tiene la siguiente forma:

$$F(EN_{i,j}) = \begin{cases} 1 \rightarrow EN_j \leq (48 - 2i) \\ 0 \rightarrow EN_j > (48 - 2i) \end{cases} \quad (3.9)$$

De este modo, si en el nodo i en torno a la barra de control asociada al ensamble j, se tiene presencia de la barra y por lo tanto las variables se perturban. De lo contrario, sus valores no se modifican.

El diagrama de flujo de RENOPBC se muestra en la Figura 3.1.

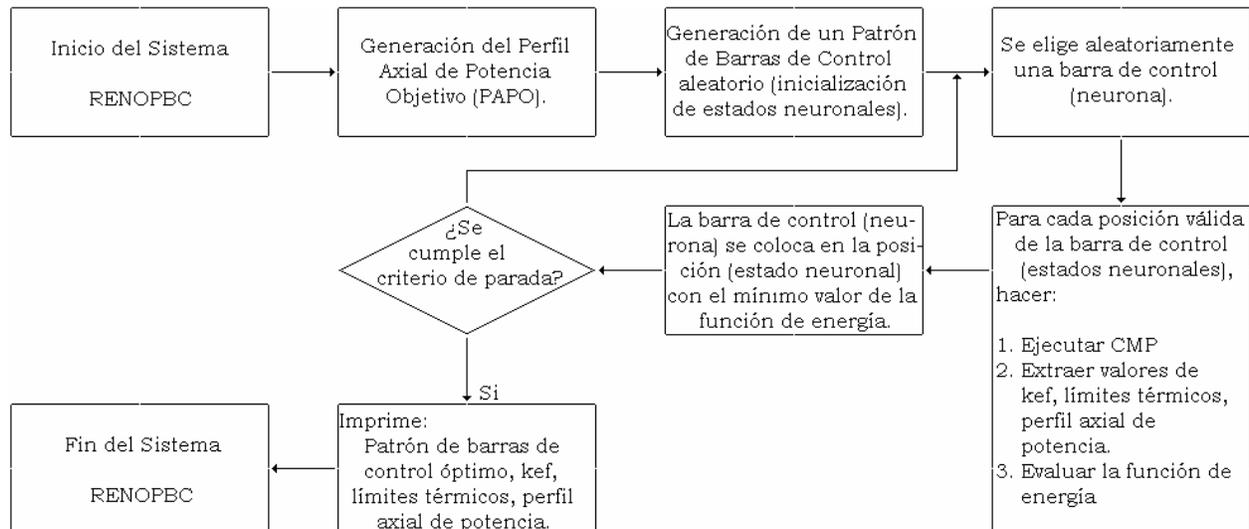


Figura 3.1. Diagrama de Flujo del Sistema RENOPBC.

La forma en la que se desarrolló el programa para resolver el problema del Agente Viajero (descrito en el Capítulo 2), es muy parecida a la que se tuvo que desarrollar para la optimización de los patrones de barras de control, salvo la función de energía.

El sistema RENOPBC, por cada paso de quemado, trabaja de la siguiente forma:

1. Inicia generando el perfil axial de potencia objetivo de acuerdo al método descrito en [39].
2. Se inicializan aleatoriamente las cinco neuronas con valores que estén en el intervalo de (00, 18) y (32, 48) en múltiplos de dos. Estos números corresponden a la posición de la barra de control.
3. Se elige aleatoriamente una neurona.
4. Por cada uno de los valores permitidos, es decir, que estén en el intervalo (00, 18) y (32, 48) en múltiplos de dos, se debe realizar:
 - a) Ejecución del código CMP y extracción de los valores correspondientes a los límites térmicos, k_{ef} y perfil axial de potencia.
 - b) Se evalúa la función de energía y se guarda el valor.
5. En aquella posición en donde el valor de la función de energía sea mínimo, se fija el estado neuronal de la neurona.
6. Se verifica si se cumple el criterio de parada. En este caso el criterio de parada es por número de iteraciones.
7. En caso de que no se cumpla el criterio de parada, se repiten los pasos del 3 al 6 hasta que se cumpla el criterio.

8. Una vez que se cumple el criterio, se tiene el patrón de barras del paso de quemado.

3.2. Sistema IXCHEL

En el Capítulo 2 se describieron dos técnicas de optimización, Redes Neuronales y Algoritmos Genéticos. Estas técnicas fueron usadas para implementar la optimización de patrones de barras de control en reactores de agua en ebullición. El sistema RENOPBC (descrito en la sección 3.1) y GACRP, descrito en la tesis de Montes [39].

La red neuronal recurrente multi-estado es una buena técnica de búsqueda local, mientras que el algoritmo genético es un buen buscador global. A pesar de que ambas técnicas han reportado buenos resultados por separado, una combinación de estas técnicas podría mejorar el resultado de cada una de ellas.

En esta sección se describe el sistema híbrido IXCHEL, para la optimización de patrones de barras de control en reactores de agua en ebullición, empleando las técnicas de algoritmos genéticos y la red neuronal recurrente multi-estado.

Ambos programas cuentan con las condiciones y simplificaciones descritas en el Capítulo 1.

El diagrama de flujo de IXCHEL se presenta en la Figura 3.2. Las líneas y cajas en rojo corresponden a la parte que realiza el algoritmo genético, las líneas y cajas azules corresponden a la parte que realiza la red neuronal. Las líneas y cajas negras son acciones comunes a las dos técnicas.

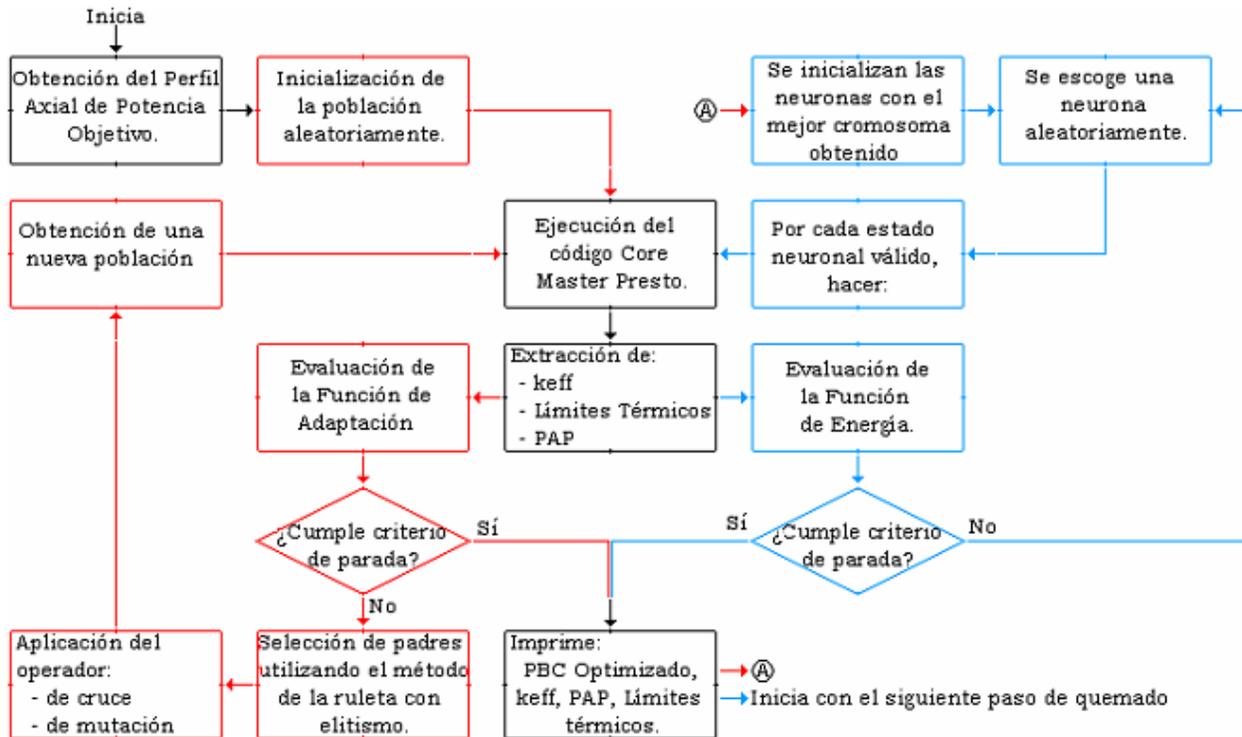


Figura 3.2. Diagrama de flujo del sistema IXCHEL.

El sistema IXCHEL, por cada paso de quemado, trabaja de la siguiente forma:

1. Inicia obteniendo el perfil axial de potencia objetivo.
2. Ejecución del sistema GACRP.
 - a) Inicialización de la población de 25 cromosomas aleatoriamente. Cada uno de estos cromosomas tiene cinco genes. Cada gen representa una barra de control.
 - b) Por cada cromosoma:
 - i. Se ejecuta CMP.
 - ii. Se extraen los valores correspondientes de k_{ef} , límites térmicos y perfil axial de potencia.
 - iii. Se evalúa la función de adaptación.
 - c) Se verifica si el criterio de parada se cumple. En este caso se tienen dos criterios de parada, por número de iteraciones y el otro es que el resultado entre varias iteraciones no cambie.
 - d) En caso de que no se cumpla, se lleva a cabo la selección de padres por el método de la ruleta con elitismo.
 - e) Se aplica el operador de cruce y de mutación.
 - f) A la nueva población, se le aplican los incisos del b) al e) hasta que se cumpla algún criterio de parada.

- g) Una vez cumplido el criterio de parada, se guarda en un archivo el patrón de barras de control semi-óptimo encontrado, junto con los límites térmicos y el perfil axial de potencia.
3. Ejecución del sistema RENOPBC.
- a) Se inicializan las neuronas con el patrón de barras de control encontrado por el sistema GACRP.
 - b) Se selecciona una neurona aleatoriamente.
 - c) Por cada una de las 19 posiciones válidas, es decir de la (00, 18) y de la (32, 48) en múltiplos de 2, se debe hacer:
 - i. Se ejecuta CMP
 - ii. Se extraen los valores correspondientes de los límites térmicos, k_{ef} , perfil axial de potencia.
 - iii. Se evalúa la función de energía y se guarda su valor.
 - d) Se verifica si se cumple el criterio de parada. En este caso, el criterio de parada es por número de iteraciones.
 - e) En caso de que no se cumpla el criterio de parada, se repiten los pasos de la b) a la d), hasta que se cumpla el criterio.
 - f) Una vez cumplido el criterio de parada, se guarda en un archivo el patrón de barras de control óptimo, junto con sus límites térmicos y valores de k_{ef} .
4. Finalización del sistema.

3.3. Sistema RENOR-PBC

En el Capítulo 1 se describió el problema del diseño de recargas de combustible, así como las reglas de acomodo y seguridad que se deben cumplir. Para verificar si la recarga es buena o mala, un criterio es evaluar la cantidad de energía que se puede extraer del núcleo. Para esto, dados los patrones de barras de control se tiene que diseñar una recarga que extraiga la mayor energía posible.

El sistema RENOR-PBC (Red Neuronal para la Optimización de Recargas usando Patrones de Barras de Control) está basado en el sistema RENOR [40]. RENOR-PBC optimiza recargas de combustible en reactores de agua en ebullición, empleando la red neuronal recurrente multi-estado, dado un conjunto de patrones de barras de control.

Se utiliza una red neuronal con 111 neuronas conectadas entre sí. Cada neurona representa un canal de un cuarto del reactor. El estado neuronal está dado por el número del ensamble combustible asignado al canal.

La función de transferencia consiste en, dadas dos neuronas, se intercambian sus estados neuronales, lo cual equivale a intercambiar dos ensambles de combustible de distintos canales.

Para mantener la simetría de un cuarto de núcleo, las neuronas seleccionadas para el intercambio de estados deben estar ubicadas en un octavo de núcleo y por consiguiente las neuronas correspondientes al otro octavo de núcleo, también intercambian sus estados.

La función de energía que se quiere maximizar es la siguiente:

$$FE(k_{ef}, APLHGR, LHGR, CPR, ERC) = G(k_{ef}) - H(APLHGR) - I(LHGR) - J(CPR) - K(ERC) \quad (3.10)$$

donde $G(k_{ef})$ depende de la k_{ef} obtenida en cada paso de quemado a través del ciclo de operación con presencia de barras de control:

$$G(k_{ef}) = \omega_1 \sum_{i=1}^{Npasos-1} \left| k_{ef}^i - k_{ef\ obj}^i \right| \quad (3.11)$$

siendo

$$k_{ef} = \frac{\sum_{i=1}^{111} \phi_{2i} \left[\frac{v_1 \Sigma_{f1}^i \Sigma_{a2}^i}{\Sigma_{1 \rightarrow 2}^i} + v_2 \Sigma_{f2}^i \right] + \Delta N_{jk}}{\sum_{i=1}^{111} \phi_{2i} \Sigma_{a2}^i \left[\frac{\Sigma_{a1}^i}{\Sigma_{1 \rightarrow 2}^i} + 1 \right] + \Delta D_{jk}} \quad (3.12)$$

$$v_1 \Sigma_{f1}^i = \Sigma_{f1NP}^i + F(EN_i) \cdot \Sigma_{f1P}^i \quad (3.12a)$$

$$\Sigma_{a2}^i = \Sigma_{a2NP}^i + F(EN_i) \cdot \Sigma_{a2P}^i \quad (3.12b)$$

$$\Sigma_{a1}^i = \Sigma_{a1NP}^i + F(EN_i) \cdot \Sigma_{a1P}^i \quad (3.12c)$$

$$v_1 \Sigma_{f2}^i = \Sigma_{f2NP}^i + F(EN_i) \cdot \Sigma_{f2P}^i \quad (3.12d)$$

$$\Sigma_{1 \rightarrow 2}^i = \Sigma_{1 \rightarrow 2NP}^i + F(EN_i) \cdot \Sigma_{1 \rightarrow 2P}^i \quad (3.12e)$$

Donde $F(EN_i)$ esta definida por la Ecuación (3.9)

En la Ecuación (3.12) intervienen las secciones eficaces de absorción (Σ_{a1} y Σ_{a2}) dispersión ($\Sigma_{1\rightarrow 2}$) y fisión (Σ_{f1} y Σ_{f2}) de neutrones rápidos y térmicos. Estas secciones eficaces dependen de si la barra de control está presente o no, porque debe recordarse que se está diseñando una recarga para un conjunto de patrones predeterminado.

Los valores de ΔN_{jk} y ΔD_{jk} se calculan con las siguientes ecuaciones:

$$\Delta N_{jk} = \left\{ \left[\frac{v_1 \Sigma_{f1}^j \Sigma_{a2}^j}{\Sigma_{1\rightarrow 2}^i} + v_2 \Sigma_{f2}^i \right] \phi_{2k} + \left[\frac{v_1 \Sigma_{f1}^k \Sigma_{a2}^k}{\Sigma_{1\rightarrow 2}^k} + v_2 \Sigma_{f2}^k \right] \phi_{2j} \right\} - \left\{ \left[\frac{v_1 \Sigma_{f1}^j \Sigma_{a2}^j}{\Sigma_{1\rightarrow 2}^j} + v_2 \Sigma_{f2}^j \right] \phi_{2j} + \left[\frac{v_1 \Sigma_{f1}^k \Sigma_{a2}^k}{\Sigma_{1\rightarrow 2}^k} + v_2 \Sigma_{f2}^k \right] \phi_{2k} \right\} \quad (3.13)$$

$$\Delta D_{jk} = \left\{ \left[\phi_{2k} \Sigma_{a2}^j \left[\frac{\Sigma_{a1}^j}{\Sigma_{1\rightarrow 2}^j} + 1 \right] \right] + \left[\phi_{2j} \Sigma_{a2}^k \left[\frac{\Sigma_{a1}^k}{\Sigma_{1\rightarrow 2}^k} + 1 \right] \right] \right\} - \left\{ \left[\phi_{2j} \Sigma_{a2}^j \left[\frac{\Sigma_{a1}^j}{\Sigma_{1\rightarrow 2}^j} + 1 \right] \right] + \left[\phi_{2k} \Sigma_{a2}^k \left[\frac{\Sigma_{a1}^k}{\Sigma_{1\rightarrow 2}^k} + 1 \right] \right] \right\} \quad (3.14)$$

En las Ecuaciones (3.13) y (3.14) los primeros dos sumandos presentan una contribución al valor de la Ecuación (3.12) cuando la neurona j intercambia su estado neuronal con la neurona k , mientras que los últimos dos sumandos restan la contribución de las neuronas cuando tenían asociados los estados k y j , respectivamente.

Debido a la forma de las Ecuaciones (3.13) y (3.14) no es necesario evaluar la Ecuación (3.12) para conocer la energía del nuevo estado neuronal. Basta con que $\Delta N_{jk} > \Delta D_{jk}$ para que el valor de la Ecuación (3.12) aumente, de lo contrario disminuirá.

Las funciones $H(APLHGR)$, $I(LHGR)$, $J(CPR)$ son los límites térmicos que se deben estar vigilando en cada paso de quemado con presencia de barra de control. Estos límites están dados por las Ecuaciones (3.15), (3.16) y (3.17).

$$H(MPGR) = \begin{cases} \omega_2 * (0.90 - MPGR) & \text{si } MPGR > 0.90 \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (3.15)$$

donde APLHGR está dado por la Ecuación (1.24) del Capítulo 1.

$$I(FLPD) = \begin{cases} \omega_3 * (0.90 - FLPD) & \text{si } FLPD > 0.90 \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (3.16)$$

donde LHGR está dado por la Ecuación (1.29) del Capítulo 1.

$$J(CPR) = \begin{cases} \omega_4 * (0.90 - CPR) & \text{si } CPR > 0.90 \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (3.17)$$

donde CPR está dado por la Ecuación (1.30) del Capítulo 1.

Finalmente, $K(ERC)$ es el exceso de reactividad en caliente al inicio del ciclo y depende de la k_{ef} al inicio de ciclo sin presencia de barras de control. Esta función tiene la forma presentada por la Ecuación (3.18).

$$K(ERC) = \begin{cases} \omega_5 * (1.03 - k_{ef}(ERC)) & \text{si } k_{ef}(ERC) > 1.03 \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (3.18)$$

El sistema RENOR-PBC trabaja de la siguiente forma:

1. Inicialización de las neuronas con estados neuronales válidos (ensambles de combustible que participan en la recarga).
2. Se elige aleatoriamente una neurona, es decir, un ensamble de combustible en un octavo del núcleo o de la diagonal.
3. Por cada uno de los estados neuronales que puede tener la neurona elegida, se debe hacer:
 - a. Ejecutar CMP con la recarga y el patrón de barras de control dado.
 - b. Extraer los valores correspondientes de los límites térmicos y k_{ef} a lo largo del ciclo.
 - c. Verificar si las reglas de acomodo se cumplen. En caso de que no se cumplan, se le asigna el valor -1000 a la función de energía y se regresa al inciso 3. Esto es con el propósito de que la recarga se descarte.
 - d. Evaluar la función de energía y guardar su valor.
 - e. Si el cambio del valor de la función de energía es positivo, se lleva a cabo el cálculo del margen de apagado en frío al inicio del ciclo.
 - f. Se verifica si el margen de apagado en frío es mayor o igual a 1.5%. En caso de que no sea mayor o igual, se le suma una cantidad (-100) a la función de energía y se regresa al inciso 3.
4. Se coloca el ensamble de combustible en el canal en el cual el cambio del valor de la función de energía sea máximo.
5. Se verifica si se cumple el criterio de parada, en este caso el criterio de parada es por número de iteraciones.
6. En caso de que no se cumpla se repiten los pasos del 3 al 5.
7. Una vez cumplido el criterio de parada se guarda en un archivo la recarga, los límites térmicos, k_{ef} y el valor del margen de apagado en frío.

Para poder evaluar la función de energía debemos revisar que las reglas de acomodo (descritas en el Capítulo 1) se cumplan. En caso de que no se cumplan, no se evalúa la función de energía y se desecha la recarga. El diagrama de flujo del sistema RENOR-PBC se muestra en la Figura 3.3.

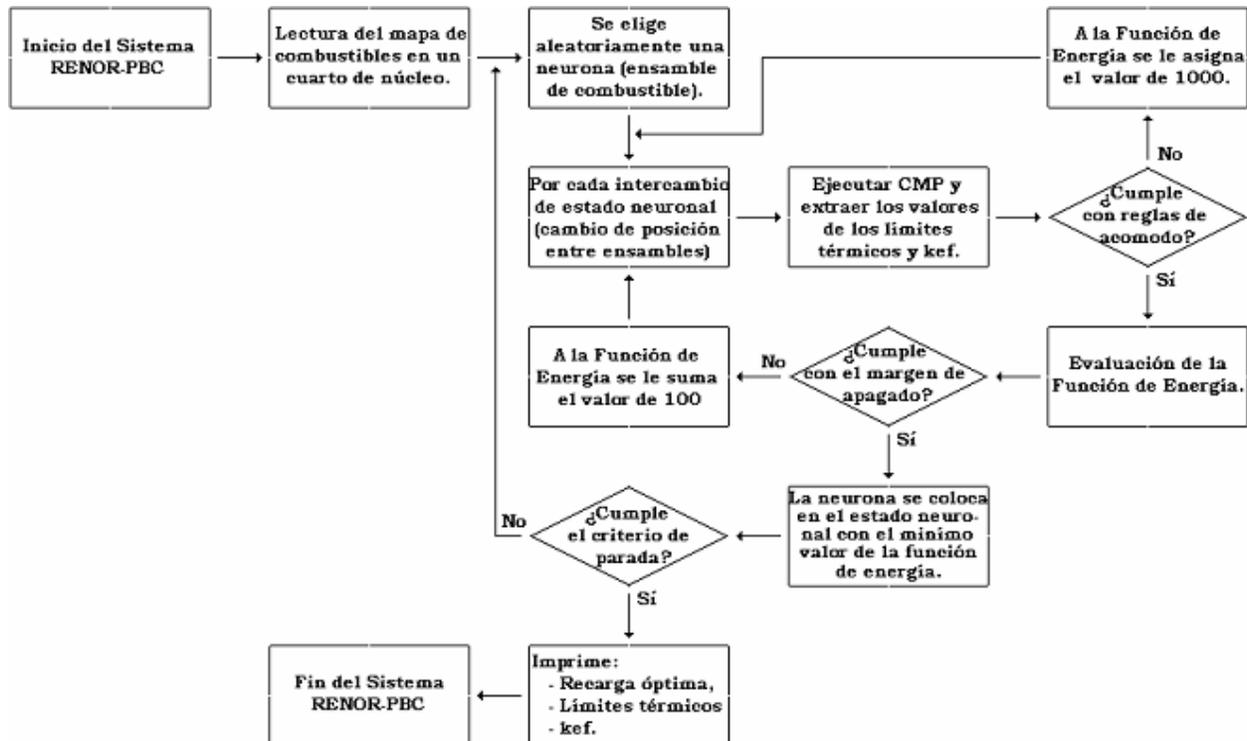


Figura 3.3. Diagrama de flujo del sistema RENOR-PBC.

3.4. Sistema OCORN.

Teniendo un sistema que optimiza patrones de barras de control (RENOPBC) y otro que, auxiliado de los patrones de barras de control, optimiza recargas de combustible (RENOR-PBC) se desarrolló un sistema capaz de optimizar ambos problemas de forma acoplada. Este sistema se llama OCORN (Optimización de Ciclos de Operación con Redes Neuronales) y emplea la red neuronal recurrente multi-estado.

El sistema OCORN inicia la optimización con la generación de una recarga semilla a través de RENOR [40]. La recarga semilla es aquella cuya generación de energía es máxima de acuerdo al principio de operación de Haling. Sin embargo, esta estrategia de operación sólo garantiza la seguridad del reactor y por tanto, no es óptima. Dada esta recarga semilla, el sistema RENOPBC genera los patrones de barras óptimos. Con ellos, el sistema RENOR-PBC obtiene una recarga óptima para los patrones de barras de control. RENOPBC y RENOR-PBC ejecutan un ciclo iterativo hasta que se cumple un criterio de parada.

El diagrama de flujo de este sistema se muestra en la Figura 3.4.

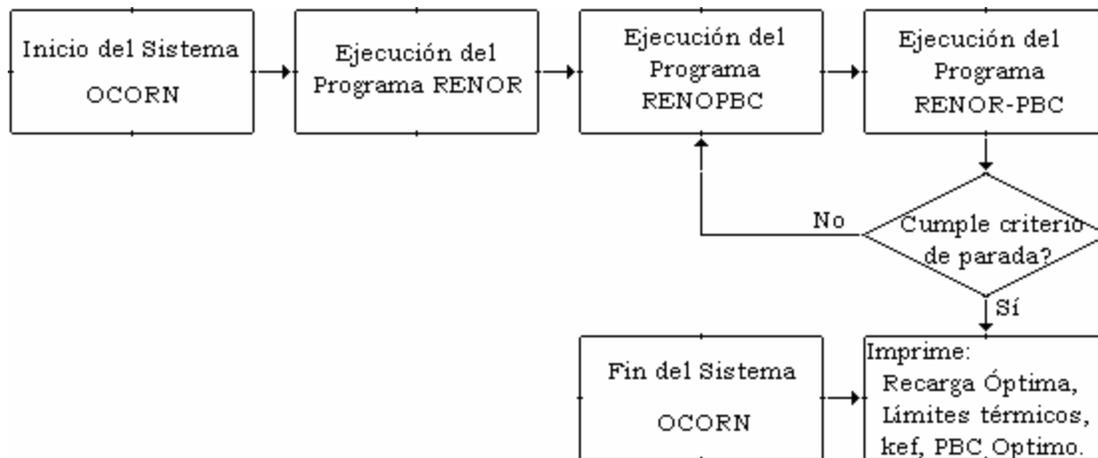


Figura 3.4. Diagrama de flujo del sistema OCORN.

La forma en la que trabaja este sistema es la siguiente:

1. Ejecución del sistema RENOR.
2. RENOR genera un archivo con la mejor recarga encontrada por él.
3. Se ejecuta RENOPBC usando el archivo dado por RENOR.
4. RENOPBC genera un archivo con los patrones de barras de control óptimos.
5. Se ejecuta RENOR-PBC usando el archivo dado por RENOPBC.
6. RENOR-PBC genera un archivo con la recarga de combustible óptima.
7. Se verifica si se cumple el criterio de parada, en este caso es por número de iteraciones.
8. En caso de que no se cumpla, se repiten los incisos del 3 al 7 reemplazando el archivo dado por RENOR por el dado por RENOR-PBC.
9. Una vez cumplido el criterio de parada, obtenemos la recarga óptima de combustible con su patrón de barras de control óptimo, límites térmicos, k_{ef} , perfil axial de potencia y el valor del margen de apagado en frío.

Capítulo 4

Resultados

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos con los sistemas desarrollados para la optimización de patrones de barras de control y de recargas de combustible.

Cada uno de los sistemas fue aplicado a un ciclo de equilibrio cuya longitud es de 11846 MWD/T [41] que incluye 10896 MWD/T de operación a plena potencia, que es considerado como valor de referencia. Según un cálculo con Core Master PRESTO (CMP), para este quemado se obtiene una k_{ef} de 0.9928. En el tiempo restante del ciclo se tienen la operación bajo coastdown e incremento de caudal. En el primer esquema de operación, el reactor opera disminuyendo potencia en estado subcrítico. En la operación de incremento de caudal se busca aumentar la reactividad del núcleo moderando la parte alta del núcleo mediante el incremento de agua a través del núcleo. Entonces, si se maximiza la longitud del quemado de operación a plena potencia (o el valor de k_{ef} para dicho quemado), se tendrá que la longitud del coastdown se minimiza. En este estudio se considera que una diferencia de ± 100 pcm es aceptable para el ajuste de k_{obj} .

4.1. Sistema RENOPBC

Se hicieron diversas ejecuciones con el sistema RENOPBC, las cuales son identificadas con números consecutivos del 1 al 11 (Caso 1 hasta Caso 11). Todas fueron realizadas en una estación de trabajo Alpha a 800 MHz. El objetivo del sistema es encontrar una secuencia de patrones de barras de control que cumplan con las siguientes condiciones:

1. Los límites térmicos deben satisfacerse, es decir, que las fracciones al CPR, LHGR y ALPHGR deben ser menores a 0.93.
2. El valor de k_{ef} al final del ciclo debe ser máximo para el quemado de 10896 MWD/T.
3. La desviación entre el valor de la k_{ef} y la k_{ef} objetivo sea mínima a lo largo del ciclo, excepto en el último paso de quemado.
4. Aunque el sistema no fue diseñado con el propósito de minimizar el número de movimiento de barras de control, se verificará la cantidad de barras movidas.

En la Tabla 4.1 se muestra un resumen de los resultados obtenidos. Los casos son numerados del 1 al 11. Las primeras tres columnas muestran las fracciones al LHGR (FLPD en la tabla), APLHGR (MPGR en la tabla) y CPR (MFLCPR en la tabla). En estas tres columnas se aprecia que en los casos 3 y 4 se viola la fracción al CPR, que corresponden al doceavo paso de quemado, en ambos casos. Las columnas 4 y 5 muestran el número total de movimiento de barras de control a lo largo del ciclo diseñado (Totales en la tabla) y el número de intercambios de las barras entre las posiciones someras y las profundas (So/Pr en la tabla). Finalmente, la sexta columna muestra el valor de k_{ef} obtenido al final del ciclo (k_{ef} EOC en la tabla).

Tabla 4.1. Reporte de límites térmicos, cantidad de movimientos de barras de control y k_{ef} a fin de ciclo, para cada caso reportados por RENOPBC.

Caso	Límites térmicos			Movimientos de BC		k_{ef} EOC
	FLPD	MPGR	MFLCPR	Totales	So/Pr	
1	-	-	-	34	6	0.9922
2	-	-	-	36	5	0.9924
3	-	-	0.9406	29	6	0.9930
4	-	-	0.9454	31	4	0.9938
5	-	-	-	44	22	0.9921
6	-	-	-	47	21	0.9928
7	-	-	-	51	24	0.9924
8	-	-	-	28	6	0.9923
9	-	-	-	47	29	0.9921

De la Tabla 4.1 se observa que los casos que presentan un problema con el CPR también cuentan con la máxima k_{ef} al final de ciclo. De los resultados que cumplen con la seguridad del reactor, sólo uno alcanza la k_{ef} objetivo y los demás quedan por debajo de este valor. Hay que hacer notar que esta diferencia no sobrepasa los 100 pcm. La cantidad mínima de movimientos de barra de control totales observada en los nueve casos es de 28; mientras que el

número mínimo de movimientos Somero/Profundos fue de 4. En este ámbito llaman la atención los Casos 5, 6, 7 y 9 que sobrepasan por mucho los valores medios de los otros casos.

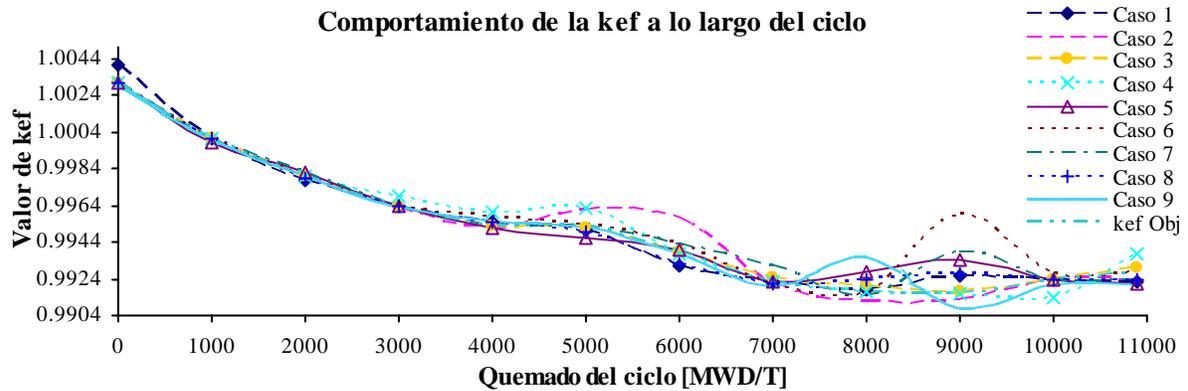
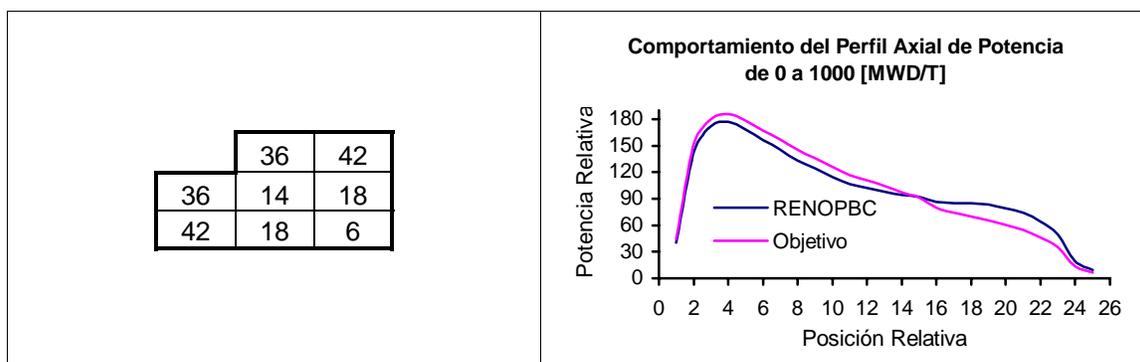


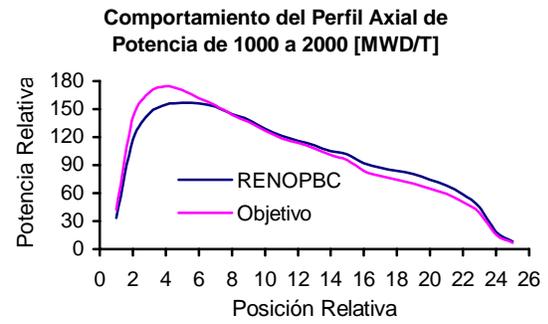
Figura 4.1. Comportamiento de la k_{ef} a lo largo del ciclo para cada caso en estudio.

En la Figura 4.1 se presenta el comportamiento de la k_{ef} durante el ciclo de operación para cada uno de los casos expuestos. En esta figura, se observa que en, los Casos 2, 5, 6, 7 y 9; el comportamiento de k_{ef} presenta algunas desviaciones con respecto de la k_{ef} objetivo. En los demás casos la diferencia entre estos valores queda dentro del intervalo de incertidumbre.

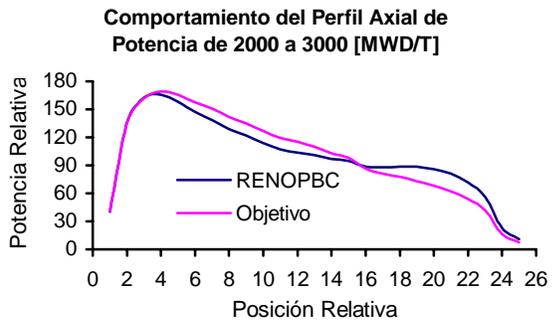
En la Figura 4.2 se presentan las posiciones de las barras de control, en un cuarto del núcleo, junto con la gráfica del perfil axial de potencia para cada paso de quemado del Caso 2. El cual cumple con la seguridad del reactor y la cantidad total de movimientos de barras de control es una de las más pequeñas, de entre los nueve casos. Además, cuenta con la mínima cantidad de movimientos somero/profundos.



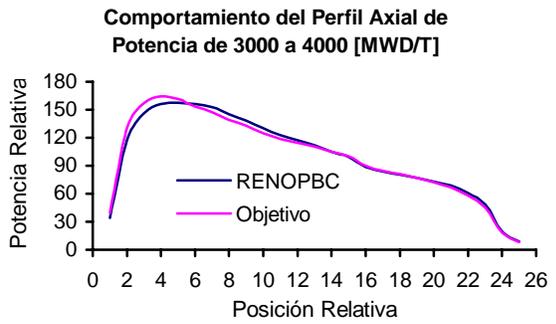
	38	48
38	14	18
48	18	0



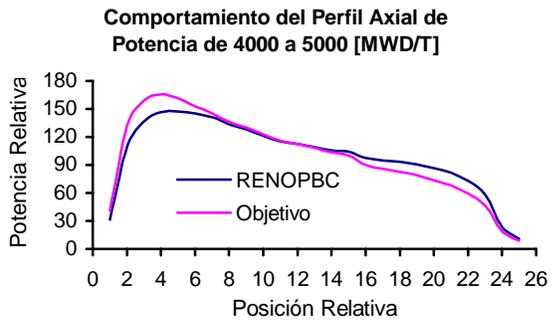
	38	48
38	16	12
48	12	4



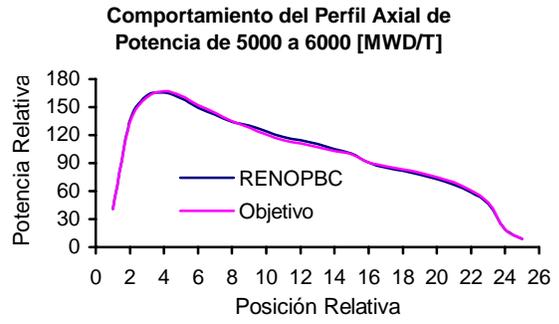
	38	46
38	16	8
46	8	4



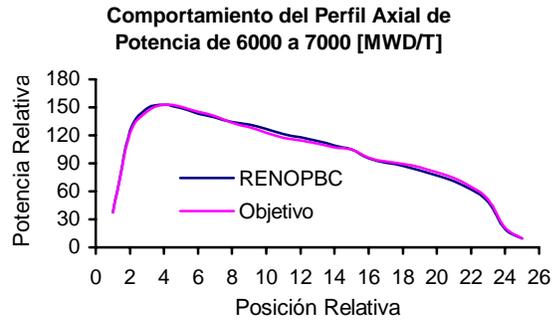
	38	48
38	18	6
48	6	0



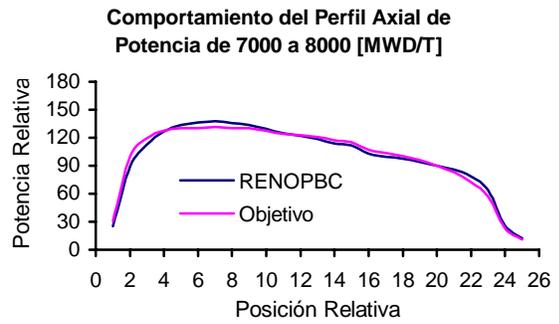
	36	48
36	32	2
48	2	0



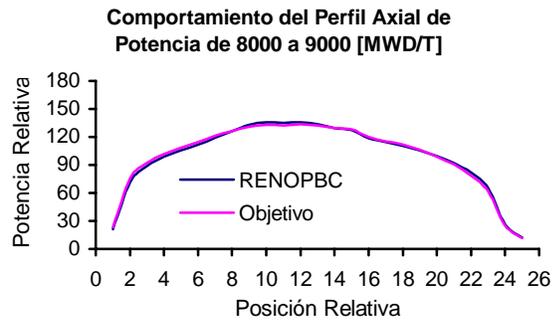
	42	48
42	32	0
48	0	2



	42	38
42	6	6
38	6	42



	48	32
48	6	6
32	6	32



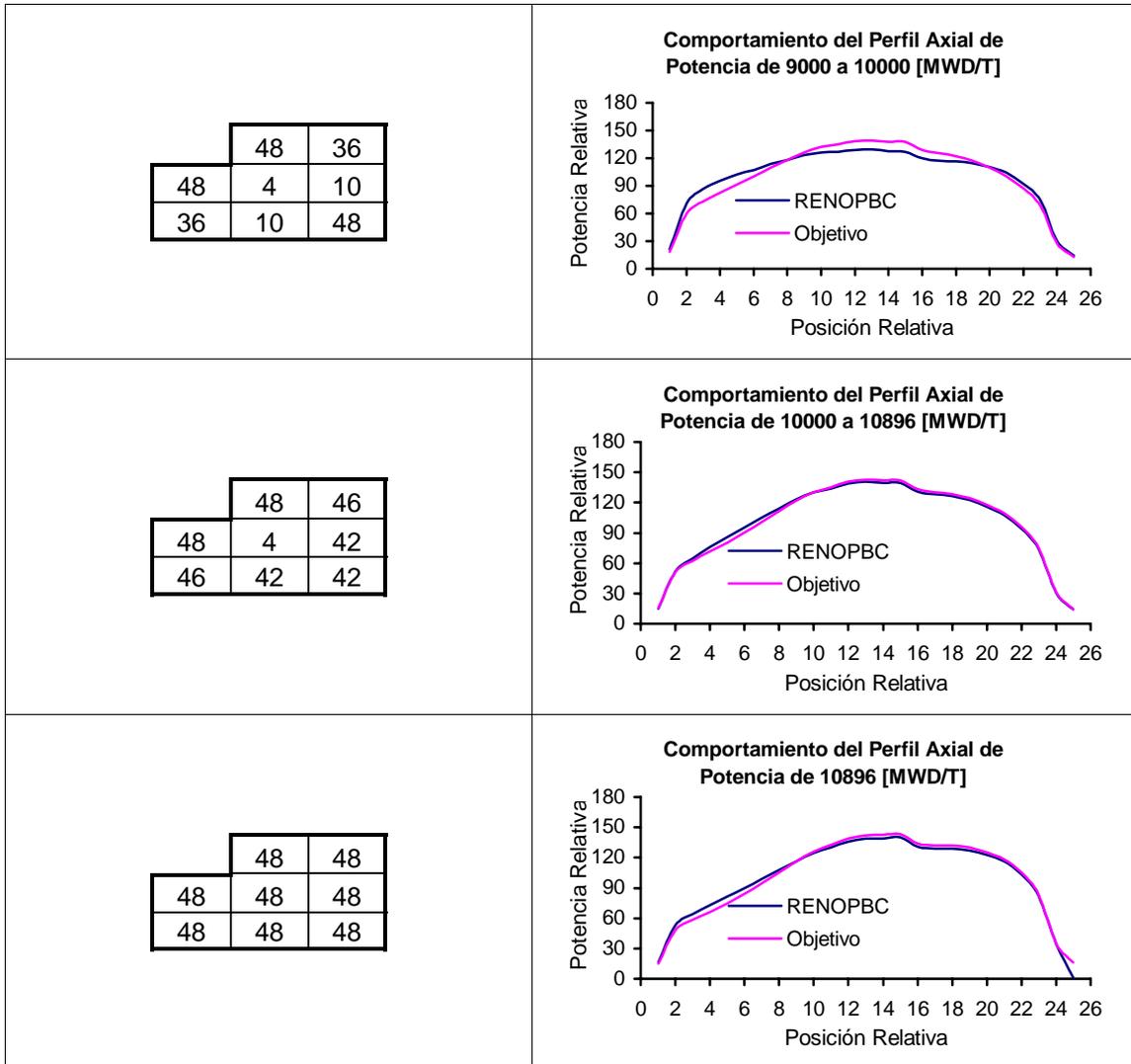


Figura 4.2. Secuencia de patrones de barras de control y perfiles axiales de potencia obtenidos por RENOPBC.

En la Tabla 4.2 se reportan los valores de los tres límites térmicos que se deben vigilar a lo largo del ciclo de operación del Caso 2. Estos valores son representados en una gráfica en la Figura 4.3.

Tabla 4.2. Valores de los límites térmicos, en cada paso de quemado para el Caso 2 del sistema RENOPBC.

Quemado	FLPD	XMPGR	MFLCPR	Límite
0	0.9073	0.8034	0.7552	0.93
1000	0.8994	0.8124	0.7594	0.93
2000	0.9036	0.8304	0.7811	0.93
3000	0.9017	0.8366	0.8007	0.93
4000	0.9247	0.8745	0.8273	0.93
5000	0.8950	0.8698	0.8836	0.93
6000	0.8977	0.8814	0.8939	0.93
7000	0.8335	0.8097	0.8709	0.93
8000	0.7902	0.7743	0.8940	0.93
9000	0.7889	0.7742	0.8993	0.93
10000	0.8327	0.8215	0.9043	0.93
10896	0.8327	0.8215	0.9043	0.93

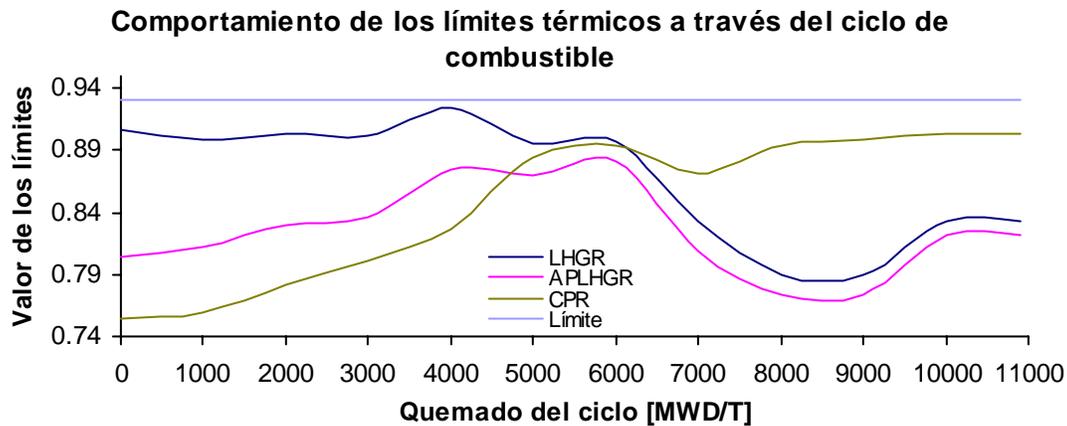


Figura 4.3. Comportamiento de los tres límites térmicos a través del ciclo de operación para el Caso 2 del sistema RENOPBC.

Como se mencionó antes, otra forma de lograr maximizar la longitud del ciclo de operación a plena potencia es variando apropiadamente la cantidad de agua (Caudal), que entra a la vasija del reactor. Para ello, se hace una pequeña variación al sistema RENOPBC. Esta variación consiste en que, el usuario proporciona los valores del caudal y el paso de quemado correspondiente. Con ello se obtienen excelentes resultados. A continuación se muestran algunos de éstos.

Para la determinación de la variación del caudal [43] se debe considerar mantener la cantidad de agua que entra a la vasija del reactor en lo mínimo

posible durante un mayor tiempo, al inicio del ciclo de operación. Después se debe incrementar la cantidad de agua que entra a la vasija del reactor de una forma lineal hasta alcanzar la máxima cantidad posible. Finalmente, durante los últimos pasos de quemado, se mantiene la cantidad de agua entrante a la vasija del reactor al 100%.

Utilizando el mismo ciclo de equilibrio con dos diferentes formas de movimiento de caudal, se analizan 8 resultados diferentes identificados por números consecutivos. En la Figura 4.4 se muestran los dos esquemas de variación de caudal.

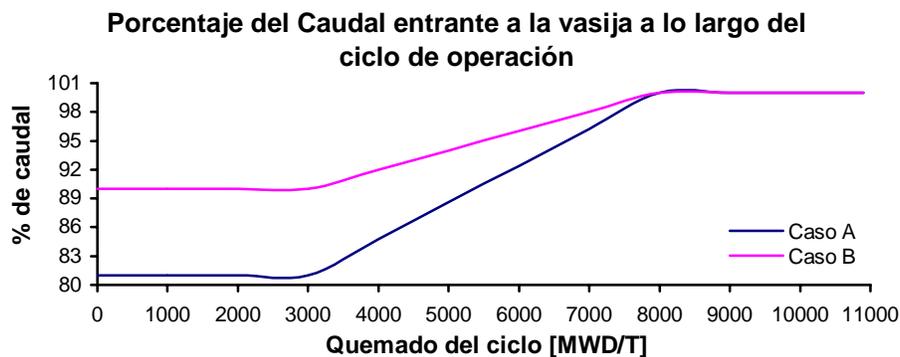


Figura 4.4. Comportamiento de la fracción del caudal entrante a la vasija del reactor.

En la Tabla 4.3 se muestra un resumen de los resultados obtenidos en este ejercicio de acuerdo a como se presentaron en la Tabla 4.1.

Tabla 4.3. Reporte de límites térmicos, cantidad de movimientos de barra de control y k_{ef} a fin de ciclo, para cada caso reportados por RENOPBC con movimiento de caudal.

Caso	Límites térmicos			Movimientos de BC		k_{ef} (EOC)
	FLPD	MPGR	MFLCPR	Totales	So/Pr	
1	-	-	-	32	4	0.9948
2	-	-	-	29	5	0.9945
3	-	-	-	31	4	1.0010
4	-	-	0.9389	37	7	0.9985
5	-	-	-	38	5	0.9924
6	0.9328	-	0.9419	27	6	1.0010
7	-	-	-	27	4	0.9920
8	-	-	-	33	8	0.9923
9	-	-	-	34	7	0.9924

De los resultados reportados en la Tabla 4.3 se observa que los Casos 4 y 6 no cumplen con la seguridad del núcleo. El valor máximo reportado para la k_{ef} al final del ciclo lo obtienen los Casos 3 y 6. Con respecto a la cantidad total de movimientos de barra de control, el valor mínimo lo tienen los Casos 6 y 7, mientras que la cantidad mínima de movimientos somero/profundos lo tienen los Casos 1, 3 y 7.

En la Figura 4.5 se muestra el comportamiento de la k_{ef} a lo largo del ciclo de operación para cada uno de los casos en estudio, comparados con el comportamiento de la k_{ef} objetivo.

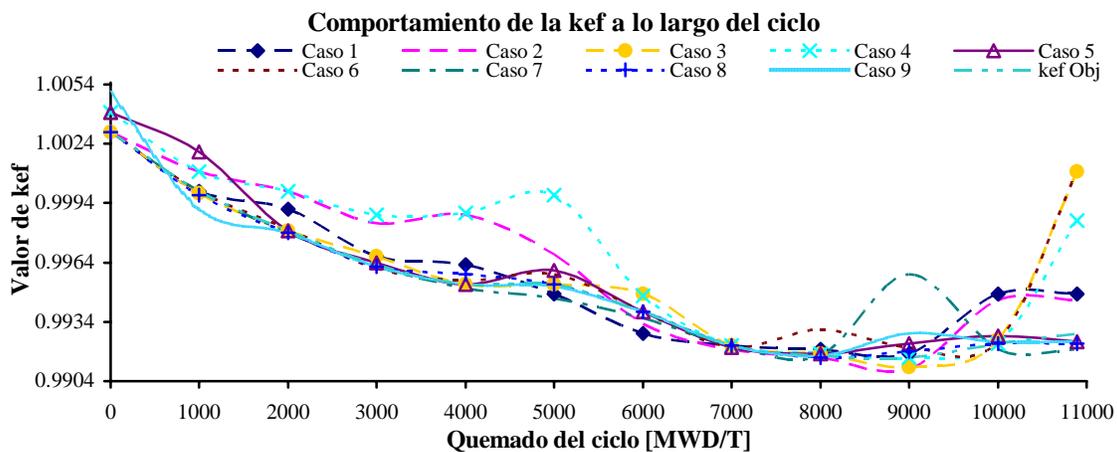


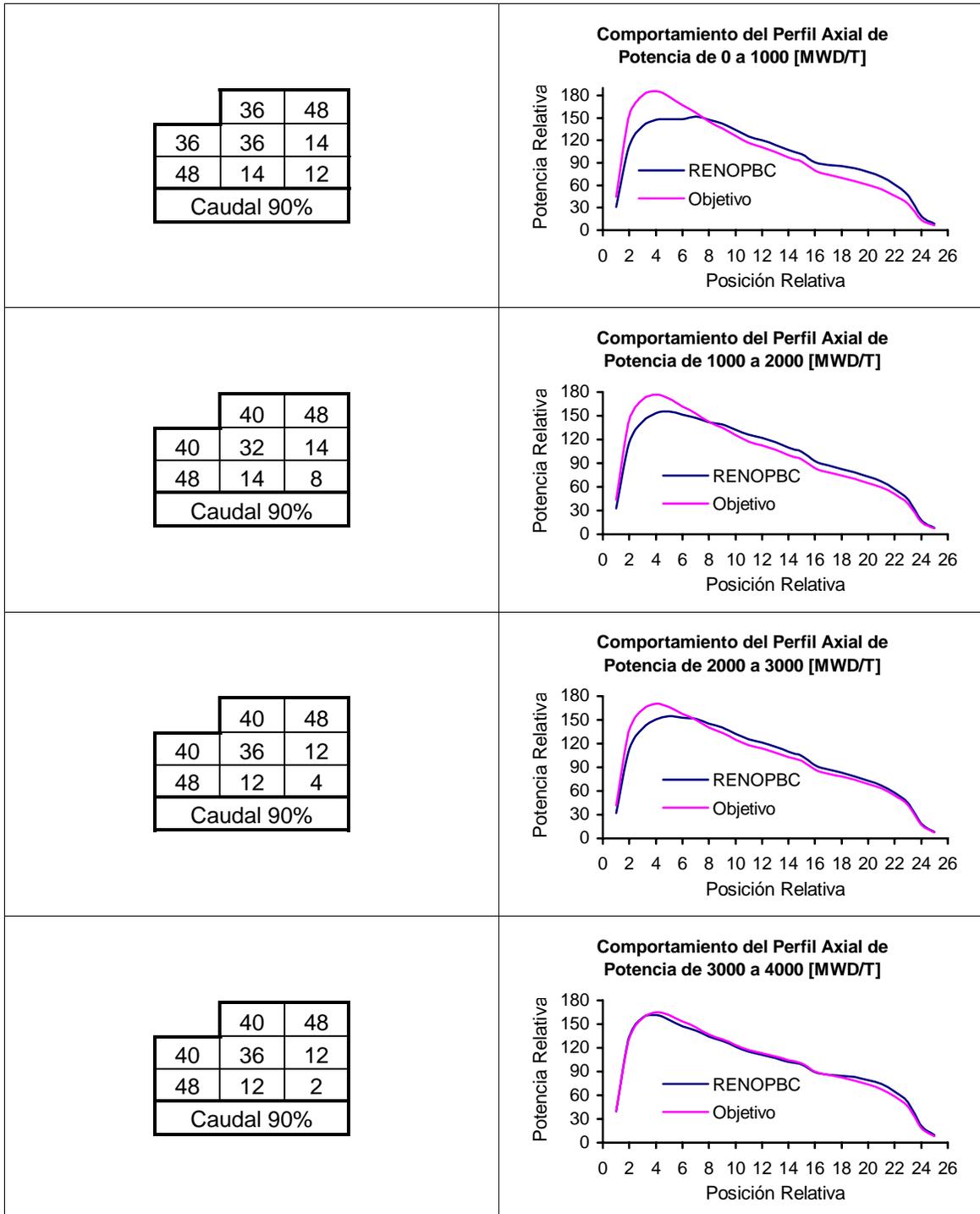
Figura 4.5. Comportamiento de la k_{ef} a lo largo del ciclo para cada caso reportado por RENOPBC con movimiento de caudal.

De los valores representados en la Figura 4.5 se observa que en los Casos 2, 4, 5, 7 y 9 el comportamiento de la k_{ef} a lo largo del ciclo no se ajusta al comportamiento objetivo, es decir, la diferencia entre k_{ef} y k_{ef} objetivo, excede el valor de ± 100 pcm.

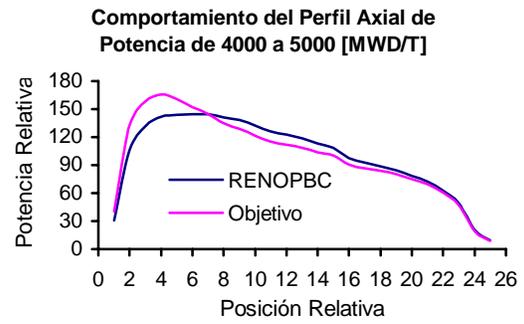
En la Figura 4.6 se presentan los resultados obtenidos por el Caso 3, los cuales son: las posiciones de las barras de control en un cuarto del núcleo, el porcentaje de caudal para cada paso de quemado. También se presenta el perfil axial de potencia y el perfil axial de potencia objetivo para cada paso de quemado. Nótese cómo el pico del perfil axial de potencia evoluciona de la parte baja del núcleo hacia la parte alta conforme avanza su quemado.

A diferencia de los resultados de RENOPBC reportados anteriormente (sin movimiento de caudal), los valores de k_{ef} al final del ciclo son mayores al valor de k_{ef} objetivo. Esto es debido a que se produce la cría de combustible en la

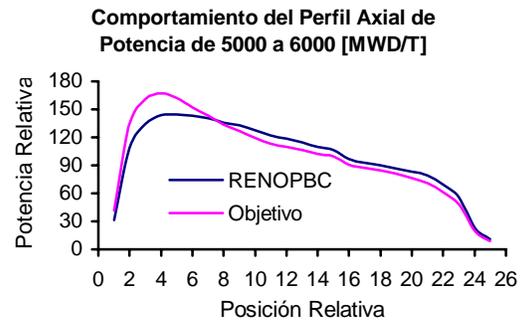
parte alta del núcleo que es utilizado al final del ciclo como se puede observar en la Figura 4.5.



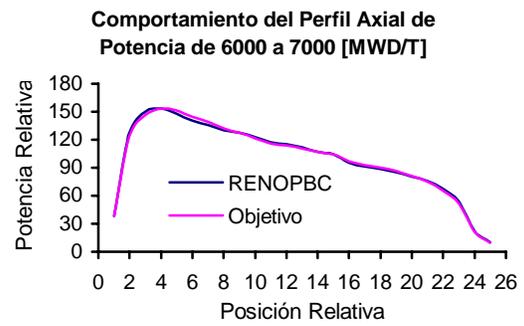
	34	48
34	38	8
48	8	4
Caudal 92%		



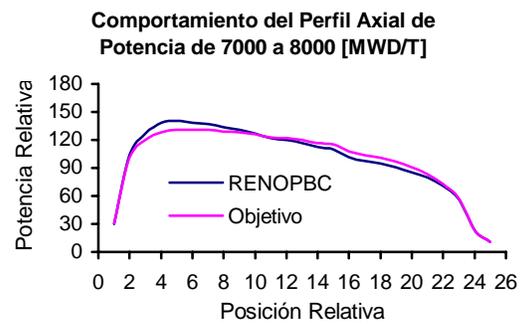
	38	48
38	32	8
48	8	4
Caudal 94%		



	44	48
44	32	6
48	6	0
Caudal 96%		



	42	48
42	16	6
48	6	0
Caudal 98%		



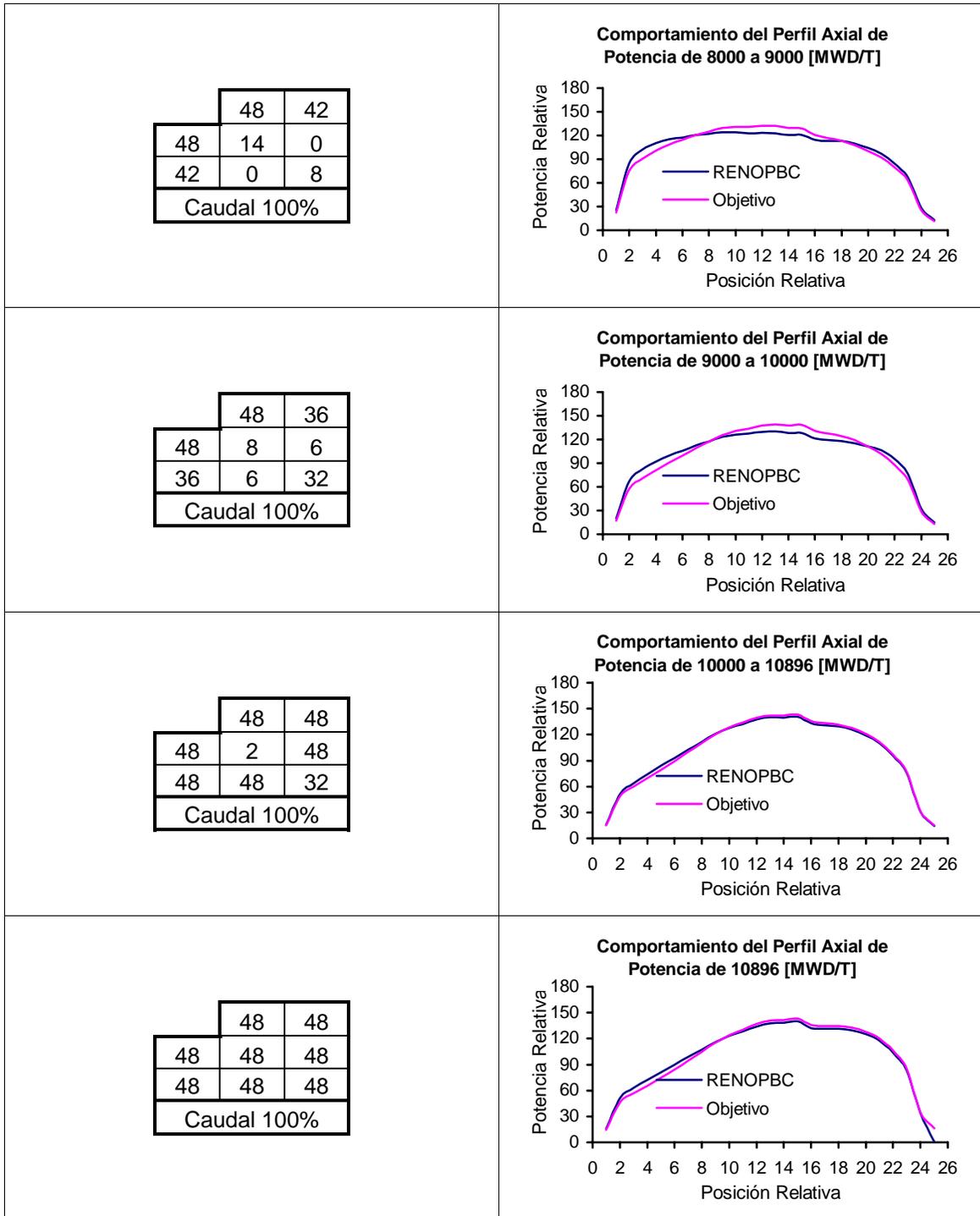


Figura 4.6. Secuencia de patrones de barras de control y perfiles axiales de potencia obtenidos por RENOPBC con movimientos de caudal.

Los valores obtenidos de los límites térmicos se reportan en la Tabla 4.4 para el mejor resultado obtenido. En la Figura 4.7 se representan estos valores.

Tabla 4.4. Valores de los límites térmicos, reportados por RENOPBC con movimiento de caudal en cada paso de quemado.

Quemado	FLPD	XMPGR	MFLCPR	Límite
0	0.8803	0.7949	0.8523	0.93
1000	0.8958	0.8084	0.8431	0.93
2000	0.9086	0.8274	0.8722	0.93
3000	0.9032	0.8323	0.8863	0.93
4000	0.8978	0.8494	0.8942	0.93
5000	0.9006	0.8700	0.8956	0.93
6000	0.9130	0.8932	0.8974	0.93
7000	0.8042	0.8085	0.8887	0.93
8000	0.7394	0.7539	0.9004	0.93
9000	0.7794	0.7799	0.9007	0.93
10000	0.8355	0.8423	0.9005	0.93
10896	0.8108	0.8592	0.9276	0.93

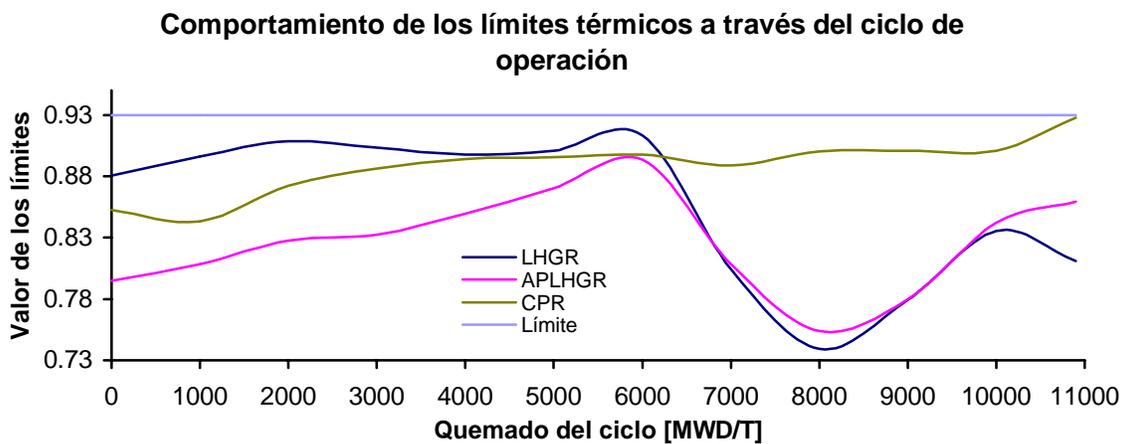


Figura 4.7. Comportamiento de los tres límites térmicos reportados por RENOPBC con movimiento de caudal a través del ciclo de operación.

Con la variación del agua que entra a la vasija del reactor se tiene mayor excedente de energía, al final del ciclo en comparación con la que se puede extraer de un ciclo donde el caudal permanece constante.

4.2. Sistema IXCHEL

En esta sección se presentan los resultados obtenidos por el sistema IXCHEL el cual optimiza patrones de barras de control en reactores de agua en ebullición empleando dos técnicas de optimización combinatoria. Éstas son: algoritmos genéticos y la red neuronal recurrente multi-estado. Ambas descritas en el Capítulo 2.

Se presentan 9 casos diferentes propuestos por este sistema, los cuales se identifican con números consecutivos del 1 hasta el 9. El criterio que se va a seguir para determinar el mejor resultado es el siguiente:

1. La seguridad del reactor, es decir, los límites térmicos deben cumplirse.
2. El valor de k_{ef} al final del ciclo sea el máximo encontrado en los casos de estudio.
3. La desviación entre el valor de la k_{ef} y la k_{ef} objetivo sea mínima, excepto en el último paso de quemado.
4. La cantidad de movimientos de barras de control sea mínima.

En la Tabla 4.5 se muestra el resumen de resultados de acuerdo a como se explicó en la Tabla 5.1.

Tabla 4.5. Reporte de límites térmicos, cantidad de movimientos de barras de control y k_{ef} al final del ciclo, para cada caso reportados por IXCHEL.

Caso	Límites térmicos			Movimientos de BC		k_{ef}
	FLPD	MPGR	MFLCPR	Totales	So/Pr	(EOC)
1	-	-	-	36	8	0.9921
2	-	-	-	39	12	0.9921
3	-	-	-	41	4	0.9920
4	-	-	-	35	8	0.9919
5	-	-	0.9317	39	11	0.9921
6	-	-	-	38	12	0.9920
7	-	-	-	39	12	0.9921
8	-	-	-	40	10	0.9919
9	-	-	-	41	15	0.9920

De los resultados obtenidos por IXCHEL sólo el Caso 5 no cumple con la seguridad del reactor. Ninguno de los casos alcanza el valor de k_{ef} objetivo, sin

embargo, quedan dentro del rango de incertidumbre. Con respecto a la cantidad de movimientos de barras de control, se tiene que el Caso 4 tiene la mínima cantidad de movimientos totales.

En la Figura 4.8 se muestra el comportamiento de la k_{ef} a lo largo del ciclo de combustible para cada uno de los casos en estudio.

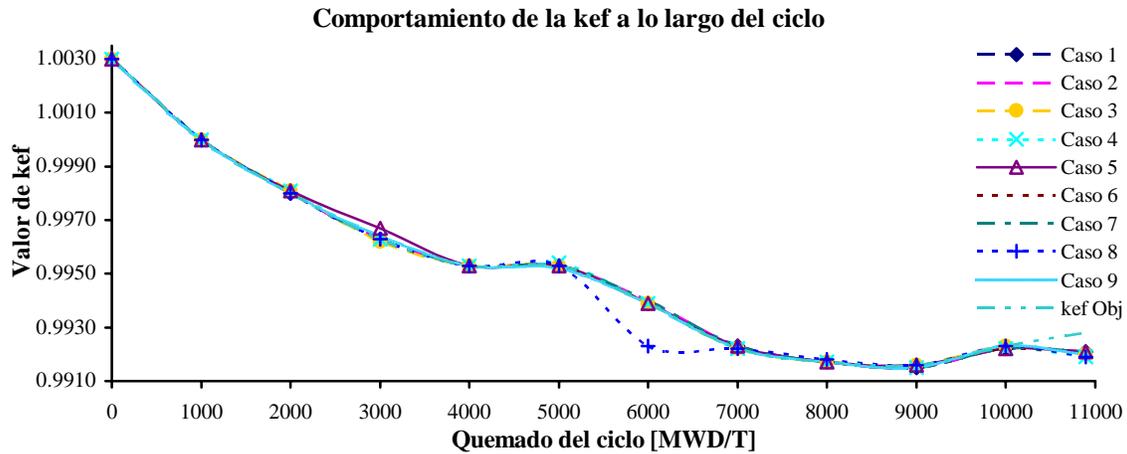
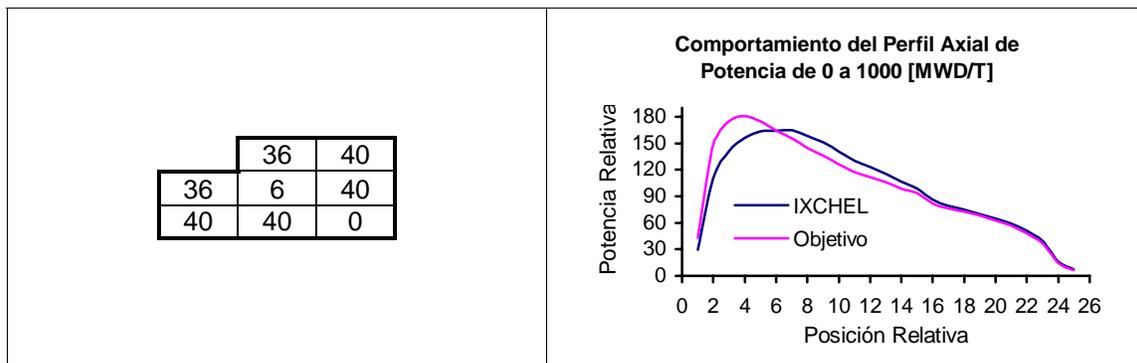


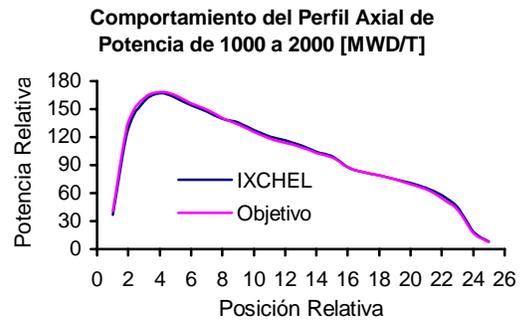
Figura 4.8. Comportamiento de la k_{ef} a lo largo del ciclo de operación para cada uno de los casos reportados por IXCHEL.

Ilustrado el comportamiento de la k_{ef} a lo largo del ciclo de combustible, en la Figura 4.8 se tiene, que el único caso en que no se ajusta este comportamiento al de la k_{ef} objetivo es el 8. Todos los demás siguen el comportamiento objetivo.

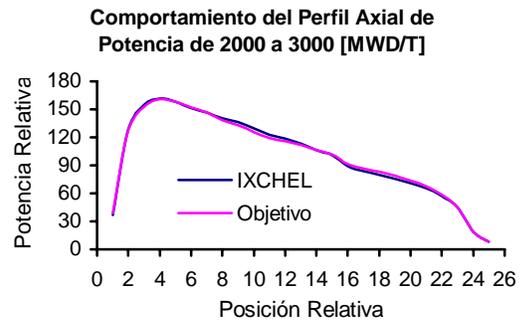
En la Figura 4.9 se presentan las posiciones de las barras de control, en un cuarto de núcleo junto con la gráfica del perfil axial de potencia para cada paso de quemado del Caso 1.



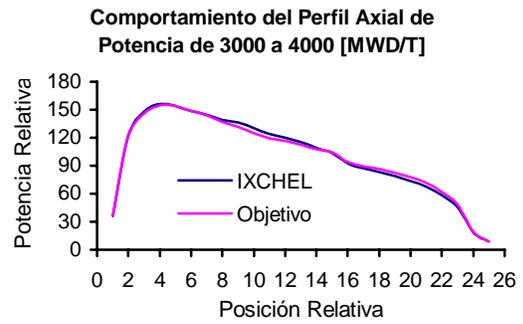
	48	42
48	6	32
42	32	0



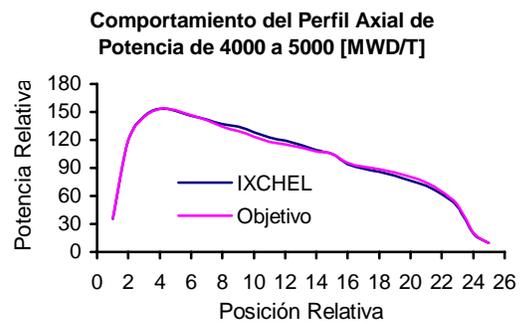
	48	32
48	4	46
32	46	4



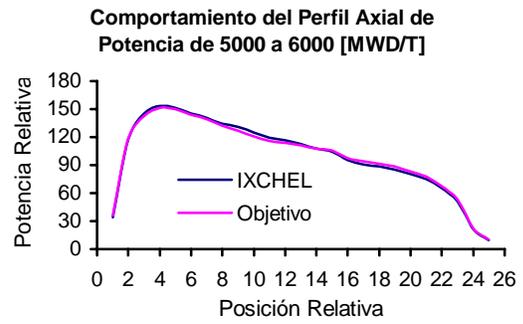
	48	32
48	2	48
32	48	2



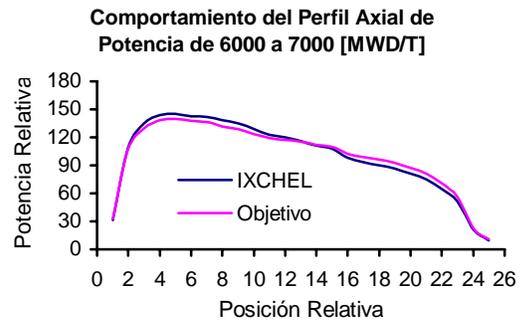
	48	32
48	2	48
32	48	4



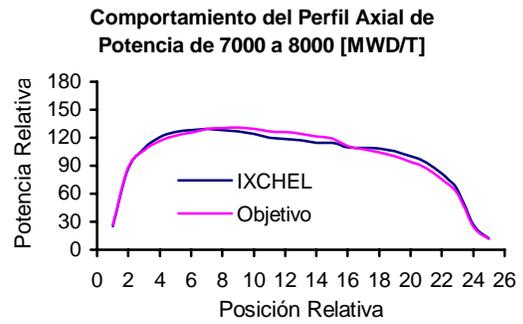
	48	44
48	0	32
44	32	10



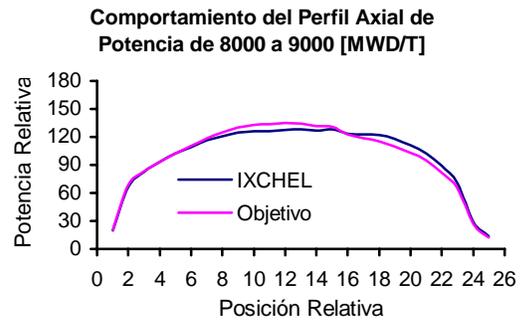
	48	44
48	0	34
44	34	2



	48	42
48	0	16
42	16	16



	48	16
48	0	48
16	48	14



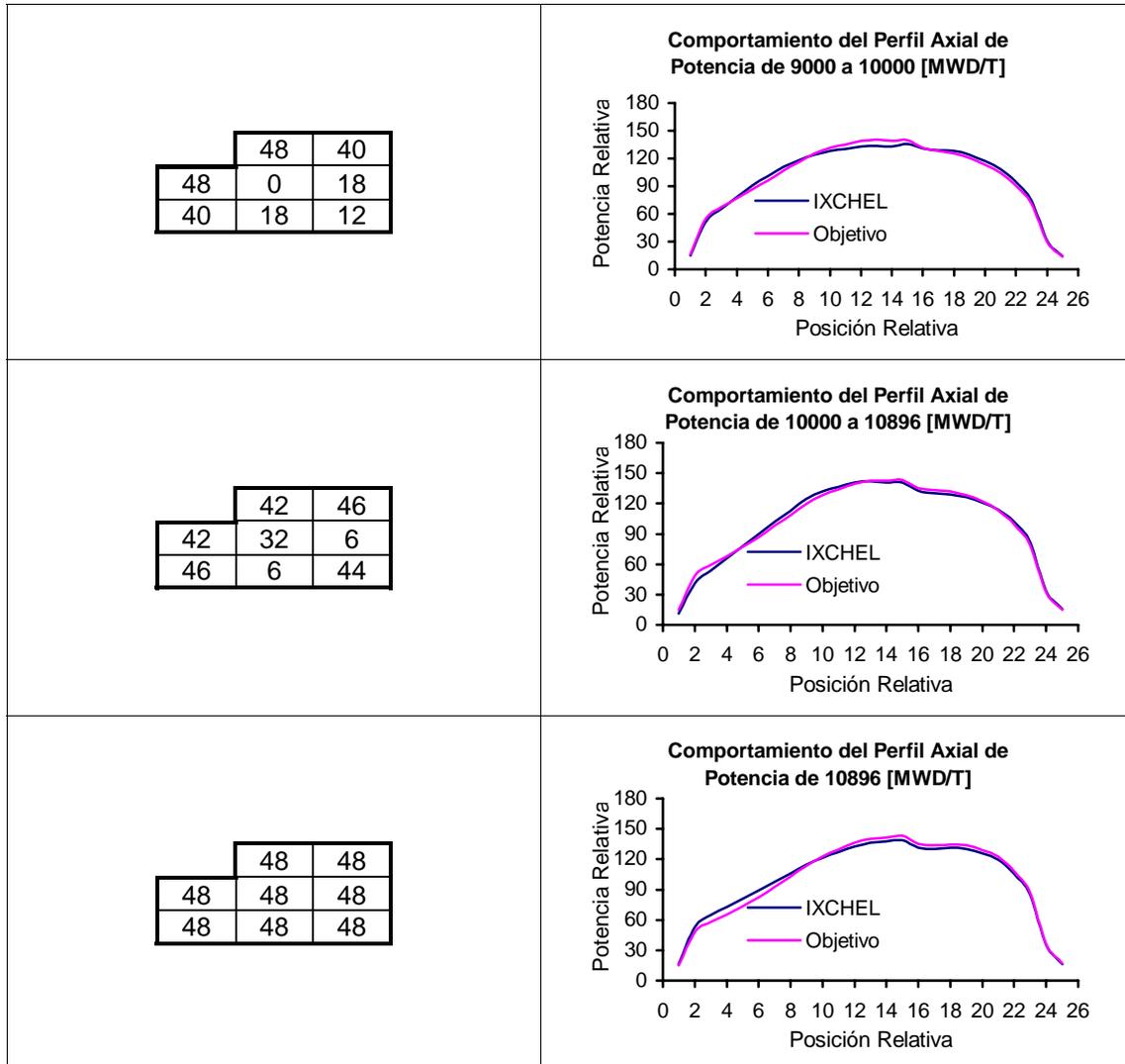


Figura 4.9. Secuencia de patrones de barras de control y perfiles axiales de potencia obtenidos por IXCHEL.

En la Tabla 4.6 observamos los valores de los tres límites térmicos que se deben vigilar a lo largo del ciclo de operación. Estos valores son representados en una gráfica en la Figura 4.10.

Tabla 4.6. Valores de los límites térmicos en cada paso de quemado para el Caso 1 reportado por IXCHEL.

Quemado	FLPD	XMPGR	MFLCPR	Límite
0	0.8986	0.8668	0.7990	0.93
1000	0.9022	0.8535	0.7653	0.93
2000	0.8799	0.8379	0.7815	0.93
3000	0.8559	0.8267	0.7798	0.93
4000	0.8561	0.8388	0.7841	0.93
5000	0.8793	0.9015	0.7911	0.93
6000	0.8447	0.8697	0.8097	0.93
7000	0.7575	0.7770	0.8184	0.93
8000	0.7849	0.7688	0.8583	0.93
9000	0.8306	0.8554	0.8729	0.93
10000	0.8327	0.8816	0.8917	0.93
10896	0.8071	0.8547	0.8785	0.93

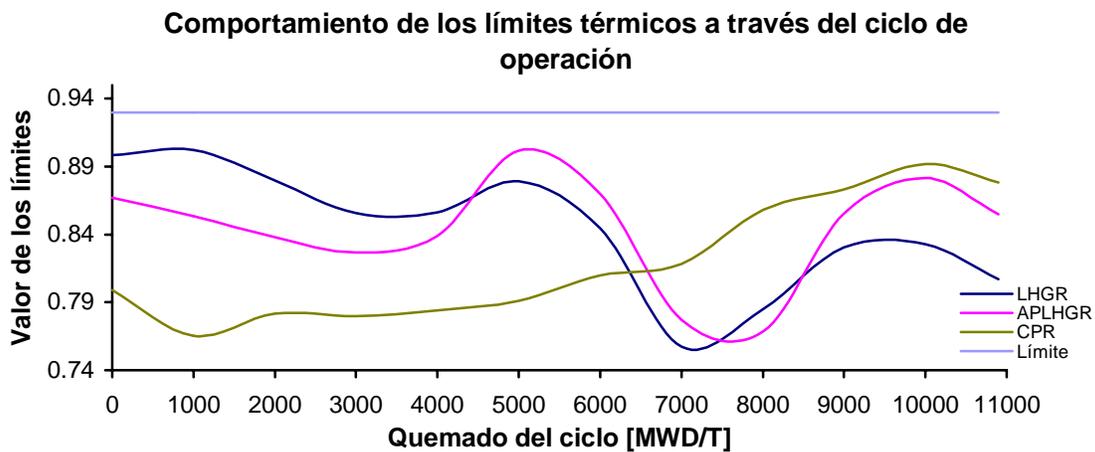


Figura 4.10. Comportamiento de los tres límites térmicos a través del ciclo de combustible para el Caso 1 reportado por IXCHEL.

De los resultados mostrados en la Tabla 4.5 y graficados en la Figura 4.8 se tiene que no se alcanza el valor de la k_{ef} objetivo. Como se menciona al inicio del capítulo, con movimientos apropiados de las barras de control, se puede maximizar la longitud del ciclo de operación a plena potencia, lo cual en este caso no se logró, pero se tiene un ciclo, en términos generales, aceptable y seguro.

El sistema IXCHEL fue probado también, como se mencionó antes, con movimientos adecuados del agua que entra a la vasija del reactor (Caudal). A continuación se presentan algunos de sus resultados.

Utilizando el mismo ciclo de equilibrio con tres formas diferentes de movimiento de caudal, representadas en la Figura 4.11; se obtienen 9 casos diferentes, identificados con números consecutivos. Los resultados, para estos casos, se reportan de la Tabla 4.7. Para esta parte, los criterios de aceptación son:

1. El valor de k_{ef} al final del ciclo sea el máximo de los casos de estudio.
2. La desviación entre el valor de la k_{ef} y la k_{ef} objetivo sea mínima, excepto en el último paso de quemado.
3. La cantidad de movimientos de barras de control sea mínima.

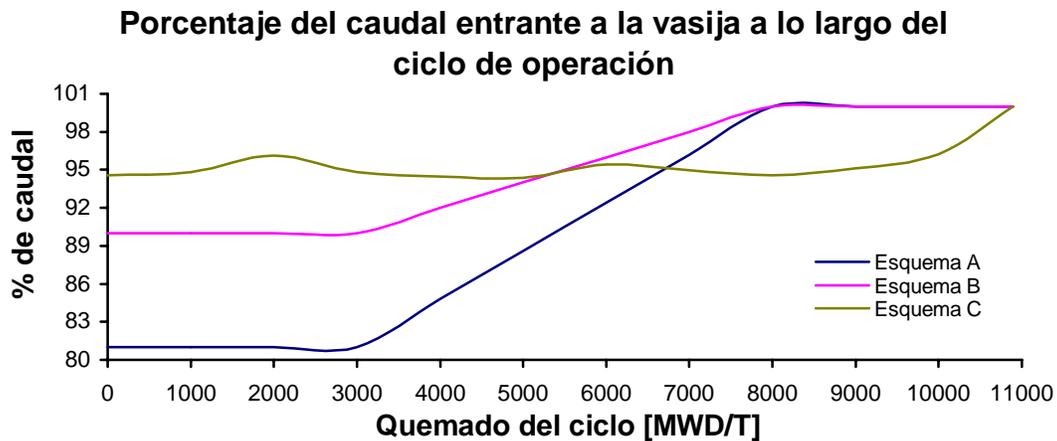


Figura 4.11. Comportamiento de la fracción del caudal entrante a la vasija del reactor para el sistema IXCHEL.

Tabla 4.7. Reporte de límites térmicos, cantidad de movimientos de barras de control y k_{ef} al final del ciclo, obtenidos con el Sistema IXCHEL con movimiento de caudal.

Caso	Límites térmicos			Movimientos de BC		k_{ef} (EOC)
	FLPD	MPGR	MFLCPR	Totales	So/Pr	
1	-	-	-	38	4	0.9925
2	-	-	-	42	9	0.9922
3	-	-	-	35	7	0.9923
4	-	-	-	41	8	0.9923
5	-	-	-	37	7	0.9926
6	-	-	-	33	11	0.9923
7	-	-	-	33	11	0.9926
8	-	-	-	38	15	0.9922
9	-	-	-	42	5	0.9922

De los resultados obtenidos por IXCHEL con movimiento de caudal, todos cumplen con la seguridad del reactor. Ninguno de los casos alcanza el valor de k_{ef} objetivo, sin embargo, quedan dentro del rango de incertidumbre de Core Master PRESTO. Los Casos 2 y 9 tienen la mayor cantidad de movimientos totales de barras de control, mientras que los Casos 6 y 7 tienen la mínima cantidad de movimientos.

En la Figura 4.12 se muestra el comportamiento de la k_{ef} a lo largo del ciclo de combustible para cada uno de los casos en estudio.

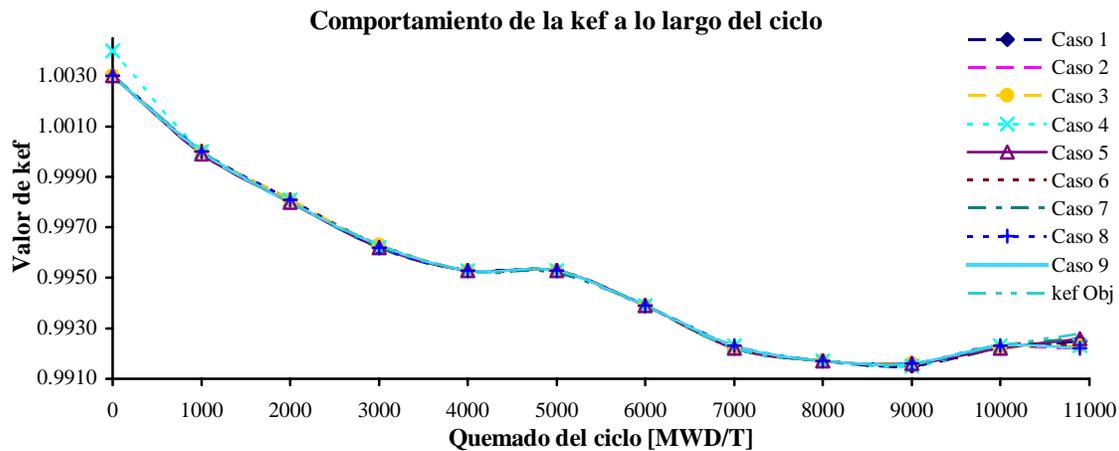


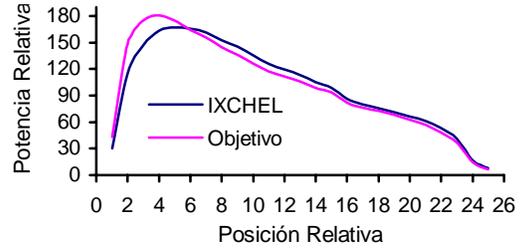
Figura 4.12. Comportamiento de la k_{ef} a lo largo del ciclo de operación para cada uno de los casos reportados por IXCHEL con movimiento de caudal.

De la Figura 4.12 se tiene que el Caso 4 no se ajusta al comportamiento de la k_{ef} objetivo a inicio de ciclo. Los demás casos se ajustan perfectamente al comportamiento de la k_{ef} objetivo.

En la Figura 4.13 se presentan las posiciones de las barras de control, en un cuarto de núcleo, junto con la gráfica del perfil axial de potencia para cada paso de quemado y el porcentaje de agua que entra a la vasija del reactor para el Caso 5, que en este análisis resultó el mejor.

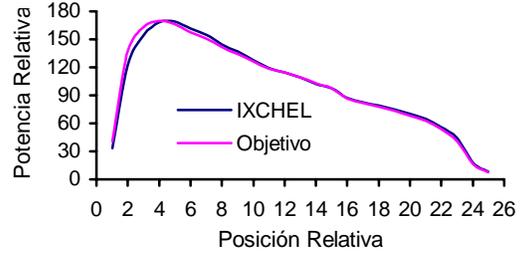
	42	38
42	6	38
38	38	32
Caudal 94.59%		

Comportamiento del Perfil Axial de Potencia de 0 a 1000 [MWD/T]



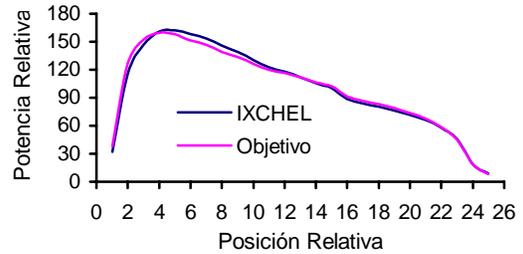
	42	40
42	4	46
40	46	18
Caudal 94.82%		

Comportamiento del Perfil Axial de Potencia de 1000 a 2000 [MWD/T]



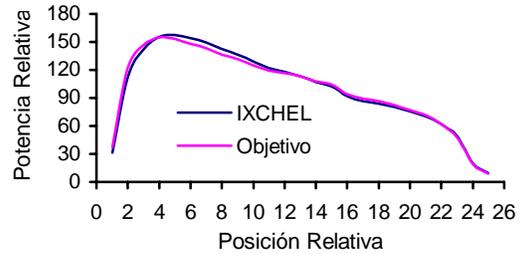
	42	46
42	38	4
46	4	12
Caudal 96.15%		

Comportamiento del Perfil Axial de Potencia de 2000 a 3000 [MWD/T]

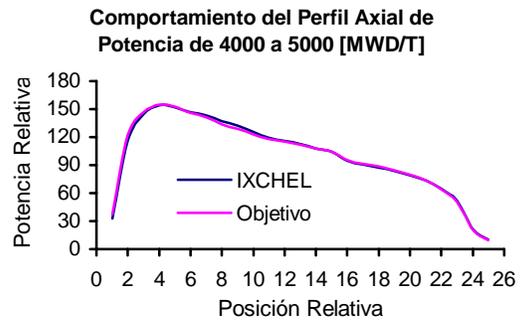


	42	46
42	38	4
46	4	12
Caudal 94.82%		

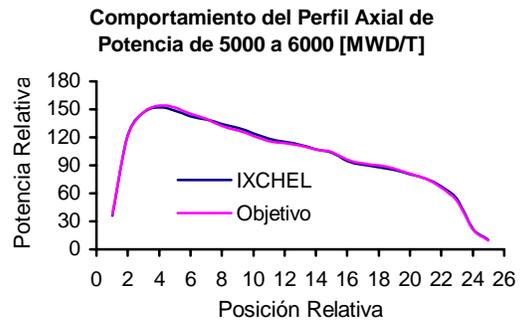
Comportamiento del Perfil Axial de Potencia de 3000 a 4000 [MWD/T]



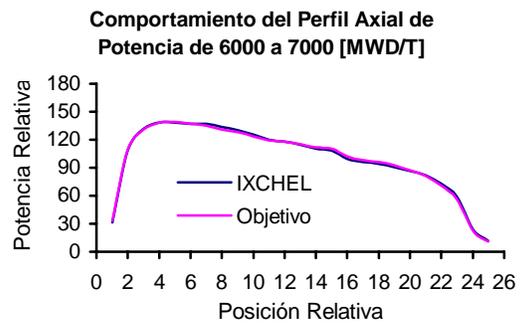
	46	42
46	36	4
42	4	18
Caudal 94.45%		



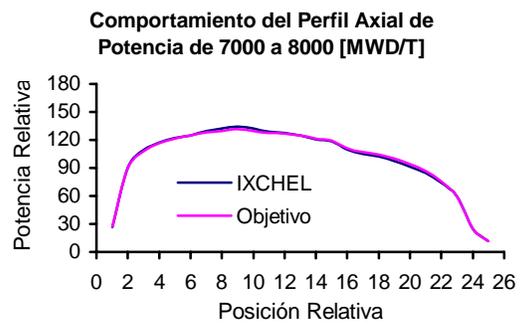
	48	34
48	48	6
34	6	42
Caudal 94.38%		



	48	36
48	46	6
36	6	2
Caudal 95.44%		



	48	34
48	48	2
34	2	4
Caudal 94.97%		



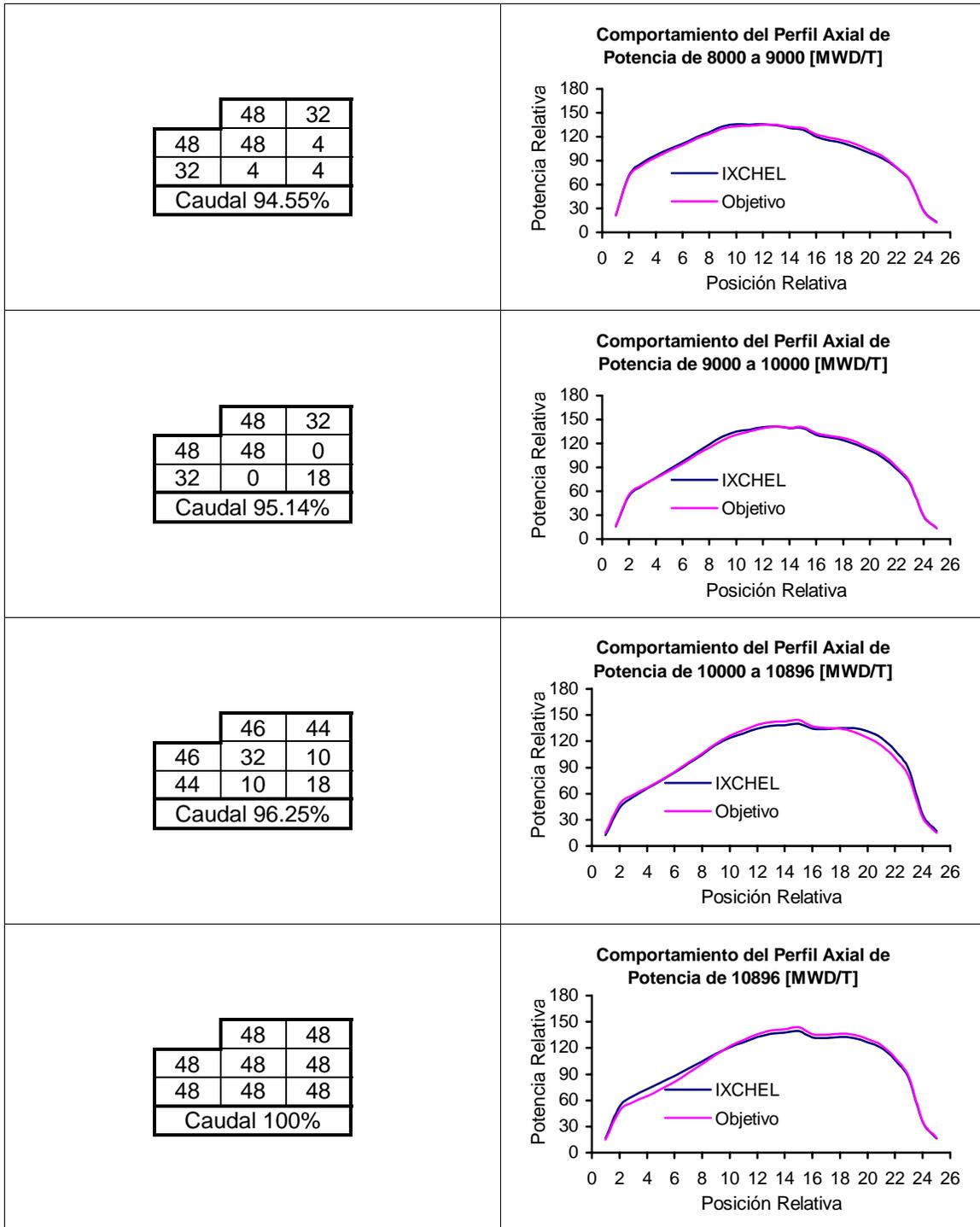


Figura 4.13. Secuencia de patrones de barras de control y perfiles axiales de potencia obtenidos por IXCHEL con movimiento de caudal.

En la Tabla 4.8 se presentan los valores de los tres límites térmicos, que en este caso ninguno superó el valor límite, a lo largo del ciclo de operación. Estos valores son representados en la Figura 4.14.

Tabla 4.8. Valores de los límites térmicos en cada paso de quemado obtenidos por IXCHEL con movimiento de caudal.

Quemado	FLPD	XMPGR	MFLCPR	Límite
0	0.9000	0.83350	0.85180	0.93
1000	0.8965	0.86450	0.81040	0.93
2000	0.8799	0.86150	0.80200	0.93
3000	0.8596	0.86090	0.81210	0.93
4000	0.8568	0.86890	0.81370	0.93
5000	0.8612	0.86720	0.82730	0.93
6000	0.7940	0.80970	0.83850	0.93
7000	0.7342	0.75830	0.86350	0.93
8000	0.7434	0.76510	0.88630	0.93
9000	0.7924	0.80950	0.89930	0.93
10000	0.8595	0.87120	0.90100	0.93
10896	0.8050	0.85050	0.87610	0.93

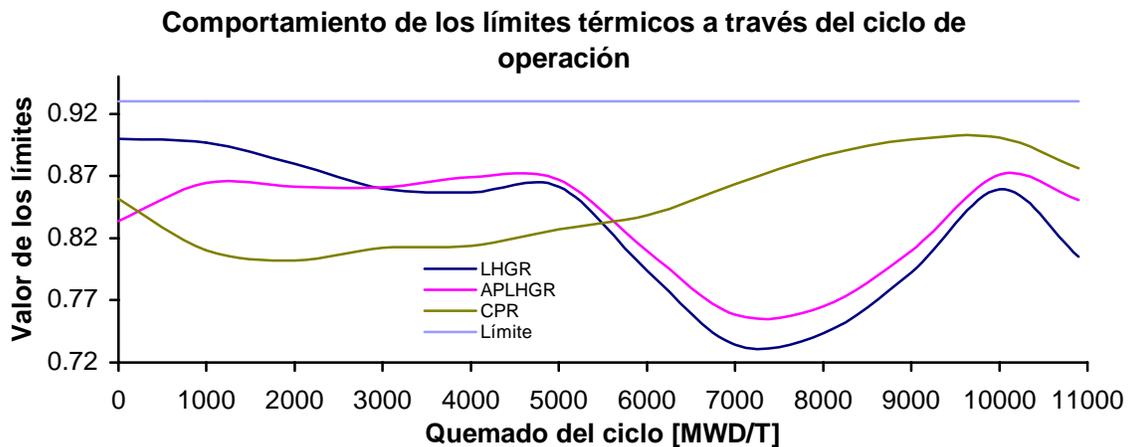


Figura 4.14. Comportamiento de los tres límites térmicos a través del ciclo de operación obtenidos por IXCHEL con movimiento de caudal.

4.3. Sistema OCORN

El sistema OCORN optimiza recargas de combustible y patrones de barras de control de forma acoplada. Para ello, utiliza los sistemas RENOR, RENOPBC y RENOR-PBC descritos en el Capítulo 3.

Los resultados obtenidos por este sistema se describen a continuación y son identificados por números consecutivos del Caso 1 al Caso 6.

El sistema inicia obteniendo una recarga semilla mediante RENOR, el cual emplea el principio de operación de Haling [40]. Los parámetros que se verifican para determinar que la recarga es adecuada son los que se enlistan en la Tabla 4.9 donde SDM denota el margen de apagado en frío al inicio del ciclo.

Tabla 4.9. Valores de los límites térmicos y k_{ef} (al inicio y al final del ciclo) de la recarga semilla.

Caso	K_{ef} Inicio Ciclo	K_{ef} Final Ciclo	FLPD	MPGR	MFLCPR	SDM %
1	1.0170	1.0010	0.7020	0.7218	0.7652	1.4900
2	1.0150	0.9992	0.7493	0.8087	0.7719	1.6200
3	1.0180	1.0010	0.7019	0.7217	0.7652	1.6399
4	1.0140	0.9985	0.7448	0.8250	0.7709	1.8599
5	1.0170	1.0010	0.7020	0.7218	0.7652	1.4900
6	1.0140	0.9978	0.8444	0.8867	0.7700	1.5399

De los datos presentados en la Tabla 4.9, se debe verificar que el valor obtenido para los límites térmicos no sea mayor al límite. También se verifica que la k_{ef} al final del ciclo (EOC) sea máxima y que el margen de parada (SDM) sea superior al 1.5% sin barras de control. Finalmente, la k_{ef} al inicio del ciclo debe ser menor a 1.03.

Se observa que todos los casos cumplen con la seguridad y con el valor de la k_{ef} al inicio del ciclo. Solo los Casos 1 y 5 no cumplen con la restricción del SDM, aunque son valores aceptables por ser cercanos al límite.

El sistema OCORN, a partir de la recarga semilla, itera entre los sistemas RENOPBC (obtiene patrones de barras de control) y RENOR-PBC (obtiene recargas de combustible para patrones de barras fijos). El criterio de parada es por el número de iteraciones.

De las seis recargas semillas presentadas en la Tabla 4.9 se presentarán los resultados correspondientes al diseño de patrones de barras de control y recargas de combustible.

Entonces, como segunda parte del sistema OCORN, se utiliza el sistema RENOPBC para determinar los patrones de barras de control adecuados para la recarga. En la Tabla 4.10 se presentan los valores correspondientes a la seguridad del reactor, cantidad de movimientos de barras de control y k_{ef} al final del ciclo para cada uno de los casos en estudio.

Tabla 4.10. Reporte de límites térmicos, cantidad de movimientos de barras de control y k_{ef} a fin de ciclo, obtenidos con el Sistema OCORN.

Caso	Límites térmicos			Movimientos de BC		k_{ef} (EOC)
	FLPD	MPGR	MFLCPR	Totales	So/Pr	
1	0.9617	-	-	18	4	0.9928
2	-	-	0.9588	31	4	0.9915
3	0.9684	-	0.9438	20	2	0.9930
4	0.9346	-	0.9324	31	6	0.9960
5	0.9319	-	0.9427	28	1	0.9900
6	0.9595	-	0.9463	29	6	0.9952

De los resultados obtenidos por el sistema OCORN, mostrados en la Tabla 4.10, se tiene que ninguno de los casos cumple con la seguridad del reactor. Sin embargo, en el Caso 4, con movimientos apropiados de caudal, se puede lograr reducir el valor de los límites térmicos por presentar valores por abajo de 0.935 y el valor límite es de 0.93. En los demás casos, el valor de los límites térmicos es elevado y muy poco probable lograr reducir este valor con movimientos de caudal. Los valores reportados para la k_{ef} al final del ciclo de los Casos 4 y 6 son los más altos encontrados. Por último, los Casos 1 y 3 reportan una cantidad de movimientos de barra de control mínima.

En la Figura 4.15 se muestra el comportamiento de la k_{ef} a lo largo del ciclo de operación para cada uno de los casos en estudio.

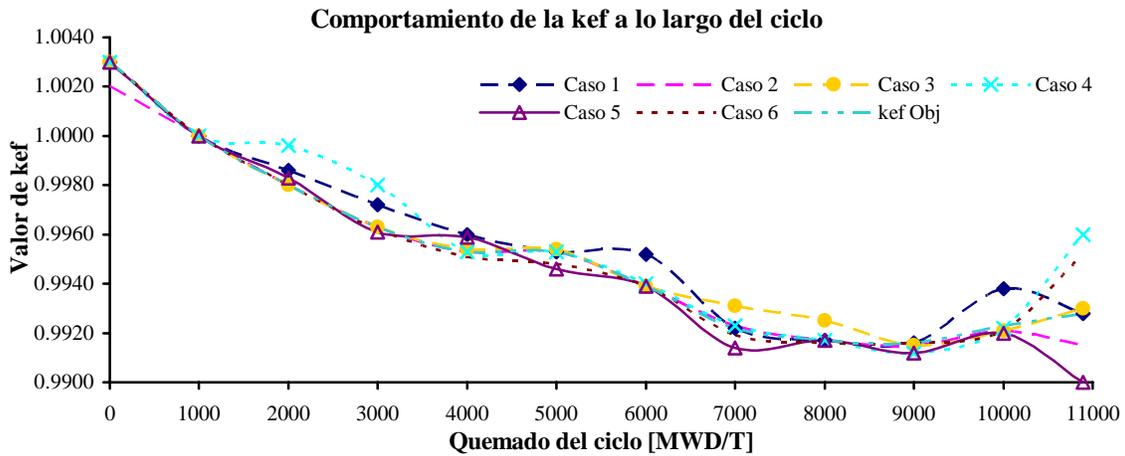
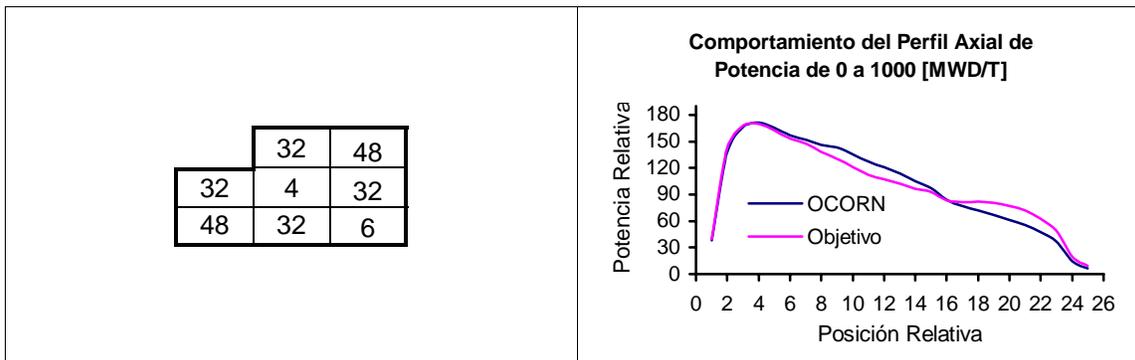


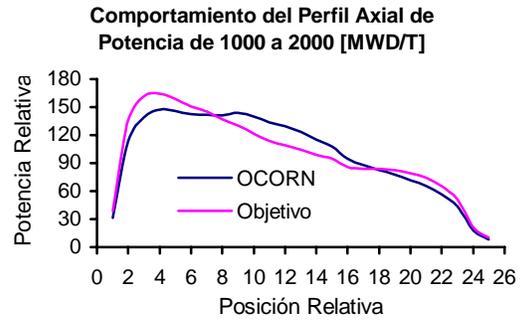
Figura 4.15. Comportamiento de la k_{ef} a lo largo del ciclo de operación para cada uno de los casos reportados por OCORN.

Los 6 casos en estudio cumplen con el comportamiento de la k_{ef} ya que éste es muy parecido al objetivo. Los Casos 1 y 4, son los que obtienen diferencias más altas (alrededor de 160 pcm), lo cual está dentro de lo aceptable.

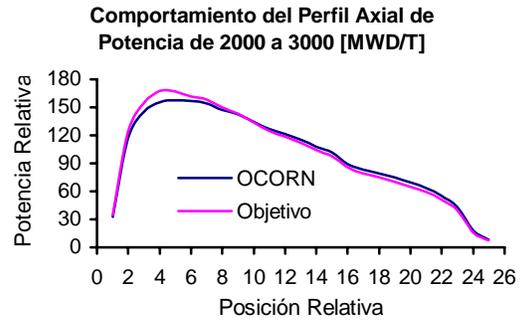
En la Figura 4.16 se muestran los patrones de barras de control en un cuarto de núcleo, junto con la gráfica del perfil axial de potencia y el perfil axial de potencia objetivo para cada paso de quemado correspondiente al Caso 4.



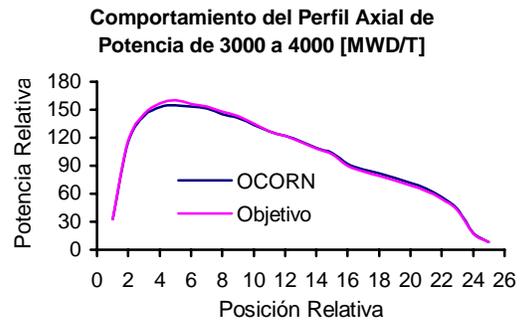
	32	48
32	2	32
48	32	6



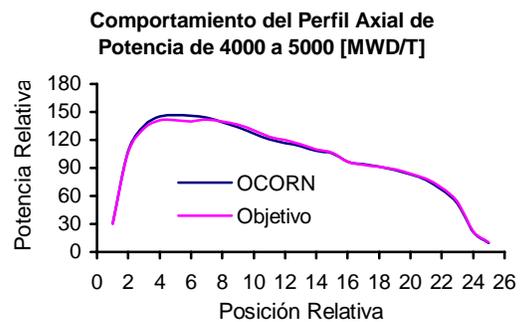
	38	48
38	2	32
48	32	6



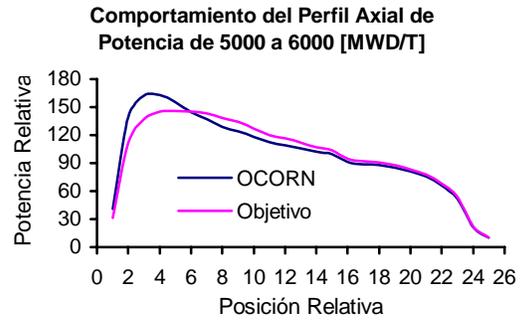
	38	48
38	0	32
48	32	0



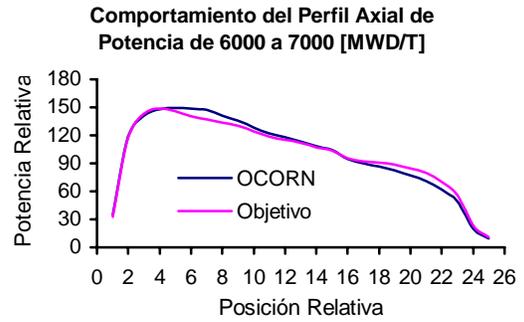
	38	16
38	0	34
16	34	14



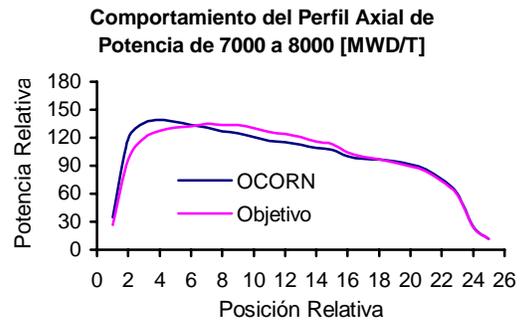
	36	14
36	0	32
14	32	48



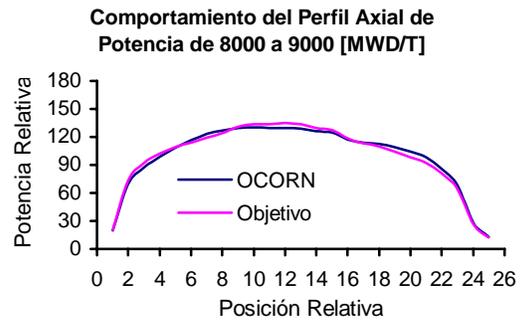
	38	10
38	0	48
10	48	36



	40	10
40	0	48
10	48	14



	38	10
38	0	48
10	48	8



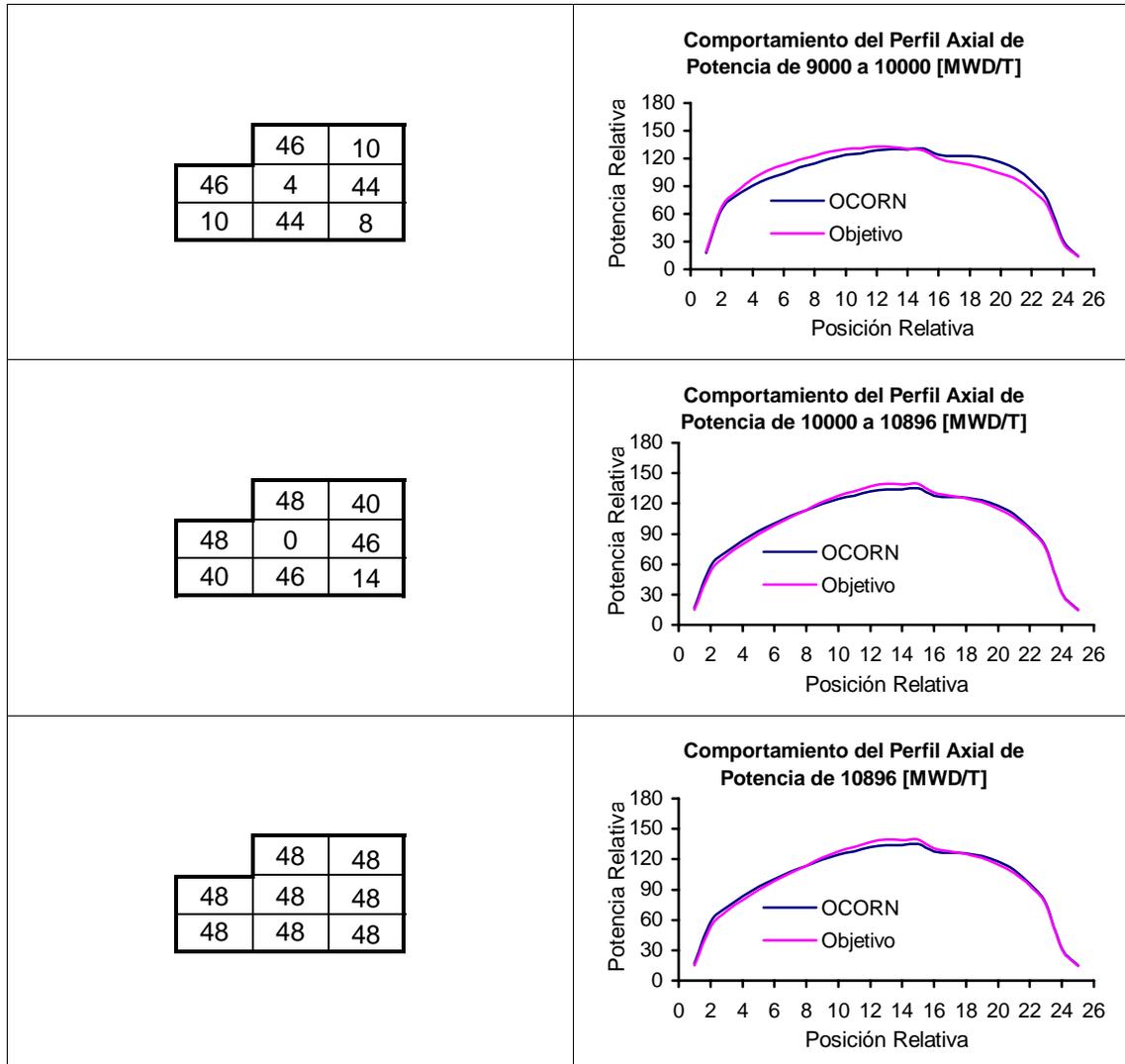


Figura 4.16. Secuencia de patrones de barras de control y perfiles axiales de potencia obtenidos por OCORN.

En la Tabla 4.11 se presentan los pasos de quemado y los valores de los límites térmicos obtenidos durante el diseño de los patrones de barras de control y se grafican en la Figura 4.17. Recordando que los valores por arriba del límite 0.93, pueden ser mejorados con movimientos apropiados de caudal.

Tabla 4.11. Reporte de los valores de los parámetros de seguridad correspondientes a cada paso de quemado reportados por OCORN.

Quemado	FLPD	XMPGR	MFLCPR	Límite
0	0.9096	0.8340	0.7884	0.93
1000	0.8683	0.8121	0.7909	0.93
2000	0.8994	0.8713	0.7933	0.93
3000	0.9019	0.8776	0.8072	0.93
4000	0.9008	0.8956	0.8188	0.93
5000	0.9042	0.8842	0.8557	0.93
6000	0.9346	0.8932	0.8819	0.93
7000	0.8976	0.8003	0.8690	0.93
8000	0.8790	0.7432	0.8977	0.93
9000	0.8407	0.8057	0.9118	0.93
10000	0.8825	0.8396	0.9200	0.93
10896	0.8641	0.9143	0.9324	0.93

En la Tabla 4.11 se encuentran dos límites térmicos arriba del valor limite estos son ligeramente altos pero aceptables.

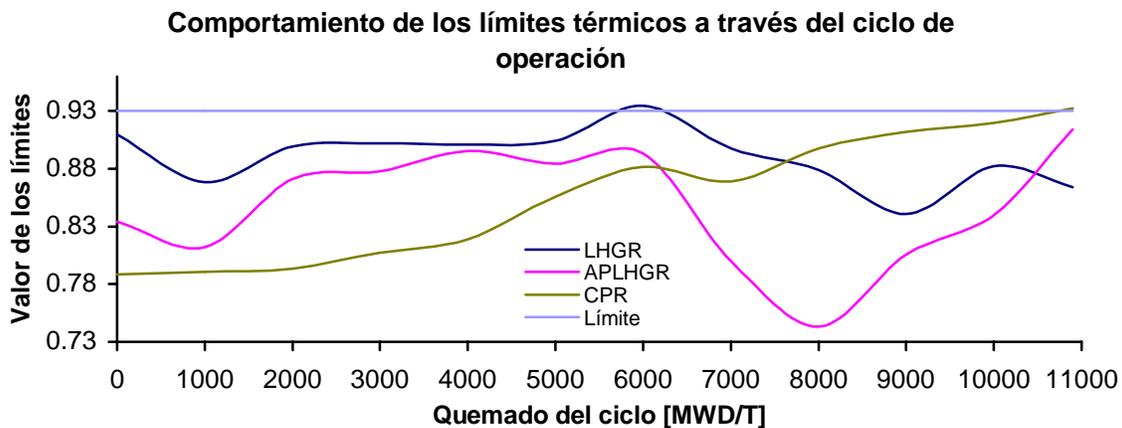


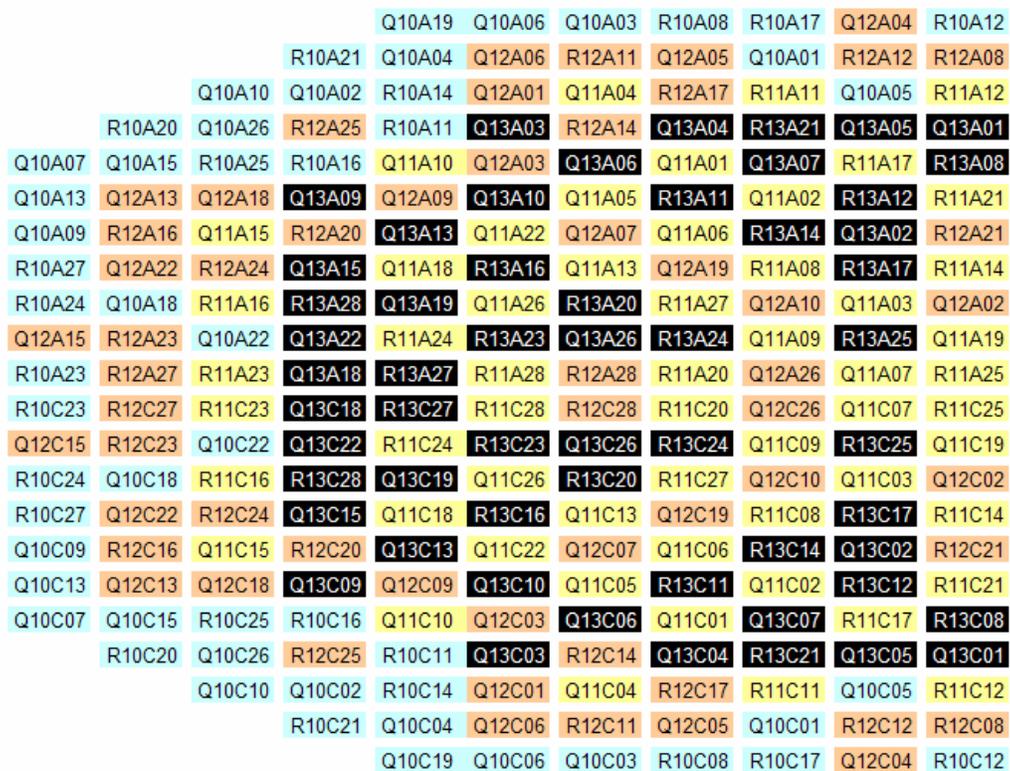
Figura 4.17. Comportamiento de los parámetros de seguridad que se vigilan en cada paso de quemado a través del ciclo de operación dados por el sistema OCORN.

La tercera parte del sistema OCORN consiste en utilizar el programa RENOR-PBC para determinar la recarga de combustible. La Figura 4.18 muestra la composición de la recarga en medio núcleo.

Del total de los ensambles (444), la cantidad de ensambles del tipo R, que cuentan con un enriquecimiento de 3.66% son 52. Mientras que la cantidad de ensambles del tipo Q, que tienen un enriquecimiento de 3.86% son 60.

Tabla 4.12. Reporte de límites térmicos y k_{ef} al final del ciclo obtenidos con el sistema OCORN.

Caso	Límites térmicos			k_{ef} (EOC)
	FLPD	MPGR	MFLCPR	
1	0.9545	-	-	0.9928
2	-	-	0.9350	0.9923
3	0.9562	-	-	0.9928
4	-	-	0.9449	0.9910
5	-	-	-	0.9929
6	0.9760		0.9332	0.9938



- Tienen 3 ciclos de quemado
- Tienen 2 ciclos de quemado
- Tienen 1 ciclo de quemado
- Combustibles nuevos

Figura 4.18. Representación de los ensambles de combustible en medio núcleo obtenidos por OCORN.

Capítulo 5

Conclusiones

En este capítulo se presentan algunas conclusiones tras el análisis llevado a cabo en el capítulo anterior por cada uno de los sistemas desarrollados en este trabajo.

En este trabajo se desarrollaron los siguientes sistemas:

1. RENOPBC.
2. IXCHEL.
3. RENOR-PBC.

Los dos primeros son una herramienta para el diseño de patrones de barras de control. El tercero necesita los patrones de barras de control para obtener la configuración que deberá presentar el núcleo, es decir, de los ensambles de combustible, en la recarga de combustible.

Cada uno de los sistemas desarrollados en este trabajo emplea una técnica de optimización combinatoria y está sujeto a ciertos parámetros de diseño.

5.1. Sistema RENOPBC

El diseño de patrones de barras de control en reactores de agua en ebullición ha sido, al pasar de los años, un gran problema por resolver. La razón principal es el hecho de que para obtener el mejor patrón de barras de control es necesario hacer una búsqueda exhaustiva de las posibles combinaciones de las posiciones axiales de las barras de control. Esto es imposible por el número tan grande de combinaciones. Entonces, ha sido necesario depender de la experiencia adquirida por algunos ingenieros nucleares.

El problema del diseño de los patrones de barras de control consiste en determinar la posición axial de todas las barras de control dentro del núcleo, de modo que se cumplan los siguientes requerimientos:

1. Verificar que los límites térmicos no se violen
2. Que el reactor se mantenga crítico
3. Que el perfil axial de potencia (PAP) se ajuste a un perfil axial de potencia objetivo (PAPO)

El sistema RENOPBC se desarrolló como una herramienta para el diseño de patrones de barras de control. Para ello, el sistema utiliza una técnica de optimización combinatoria llamada Red Neuronal Recurrente Multi Estado, tomando en cuenta los siguientes criterios:

1. El diseño de los patrones de barras de control se hace en simetría de un cuarto del núcleo.
2. El diseño de los patrones de barras de control se hace siguiendo la estrategia de operación CCC (por sus siglas en inglés Control Cell Core) (27).
3. Las posiciones de las barras de control intermedias, no pueden ser usadas porque deforman el perfil axial de potencia.

Tomando en cuenta los requerimientos y los criterios de diseño, el sistema RENOPBC obtiene un patrón de barras de control en poco tiempo, ejecutándose en una estación de trabajo Alpha a 800 MHz.

El sistema minimiza la diferencia entre el perfil axial de potencia y el perfil axial de potencia objetivo, cumpliendo con no exceder el valor máximo de los límites térmicos y alcanzando un valor de k_{ef} objetivo durante todo el ciclo, excepto en el último paso de quemado, que se pretende sea mayor o al menos igual al objetivo. Los casos presentados en el Capítulo 4 se analizaron tomando en cuenta estos criterios.

Como se mencionó en el Capítulo 4, tomando en cuenta principalmente la seguridad del reactor, la k_{ef} obtenida al final del ciclo y la desviación entre el perfil axial de potencia y el perfil axial de potencia objetivo, el mejor resultado es el Caso 2. Cuenta con un valor mayor de k_{ef} al final del ciclo, no tiene límites térmicos violados y los perfiles axiales potencia objetivo y obtenido son muy parecidos. La cantidad de movimientos de barras de control es pequeña y esto facilita la operación del reactor.

Llevando a cabo la simulación completa del ciclo con Core Master PRESTO, los resultados mostraron un comportamiento aceptable del núcleo durante el ciclo de operación, y debido a la producción de ^{239}Pu se produjo un alargamiento

del mismo. Además de que los intercambios de barras de control no son demasiados durante los diversos pasos de quemado, teniéndose con esto facilidad para la operación del reactor.

Es importante hacer notar que el ciclo estudiado para la realización de este trabajo, fue realizado por ingenieros nucleares con amplia experiencia. En contraparte, al sistema RENOPBC le toma pocas horas de trabajo para obtener resultados equiparables.

Otra prueba que se llevó a cabo con el sistema RENOPBC, fue analizar dos esquemas de variación de la cantidad de agua que entra a la vasija del reactor (caudal). Estos esquemas propuestos de acuerdo a la propia experiencia tienen por objeto favorecer la operación con corrimiento espectral y aumentar el valor de k_{ef} al final del ciclo cumpliendo con los objetivos. Los resultados presentados en el Capítulo 4 fueron diferentes y aún mejores.

Se obtuvieron nueve resultados que fueron analizados tomando en cuenta las condiciones que deben cumplirse para la obtención de patrones de barras de control y el mejor fue el Caso 3.

El Caso 3 no tiene límites térmicos violados en ningún paso de quemado, cuenta con la k_{ef} al final del ciclo mayor (lo cual cumple con las expectativas del sistema). La desviación entre la k_{ef} y la k_{ef} objetivo es mínima. La cantidad de movimientos de barras de control es aceptable y la cantidad de movimientos de barras, tanto totales, como de somero a profundo o viceversa es mínima.

Nuevamente, se obtiene como resultado el alargamiento del ciclo, se garantiza la seguridad del núcleo y los movimientos de barras de control no son excesivos.

La Figura 4.5 muestra el comportamiento de la k_{ef} obtenida por el sistema RENOPBC a lo largo del ciclo, y se aprecia que es muy parecido al comportamiento de la k_{ef} objetivo en los primeros pasos de quemado. Se logra notar una desviación mayor en los pasos intermedios y cuando se llega al final del ciclo vuelve a ser muy parecido el comportamiento.

5.2. Sistema IXCHEL.

Este sistema se desarrolló como una herramienta para el diseño de patrones de barras de control utilizando dos técnicas de optimización combinatoria:

Algoritmos Genéticos y una Red Neuronal Recurrente Multiestado. Estas técnicas fueron acopladas de manera tal que los resultados dados por una de ellas sean los resultados iniciales de la segunda.

El Algoritmo Genético es una buena técnica de búsqueda global, por lo que se escogió como primera técnica en el sistema IXCHEL, mientras que la Red Neuronal Recurrente Multiestado es la segunda técnica utilizada por ser un buen explorador local. Es decir, que con el algoritmo genético se identifican zonas de máximos locales y con la red neuronal se encuentran los máximos de esas zonas. Al igual que en el sistema RENOPBC, se consideran los siguientes requerimientos y criterios de diseño:

1. Verificar que los límites térmicos no se violen.
2. Que el reactor se mantenga crítico.
3. Que el perfil axial de potencia (PAP) sea lo más parecido a un perfil axial de potencia objetivo (PAPO).
4. El diseño de los patrones de barras de control se hace en simetría de un cuarto de núcleo.
5. El diseño de los patrones de barras de control se hace siguiendo la estrategia de Control Cell Core.
6. Para el diseño de patrones de barras de control las posiciones intermedias, no pueden ser usadas porque deforman el perfil axial de potencia.

Se tienen dos resultados diferentes, uno con caudal al 100% y otro con movimiento de caudal. La finalidad al mover caudal es maximizar la k_{ef} al final de ciclo.

Los resultados que se obtuvieron con este sistema, analizados en el Capítulo 4, cumplen perfectamente bien con la seguridad del reactor, es decir, ninguno presenta límites térmicos violados en ningún paso de quemado. Esto se debe a que el patrón propuesto por este sistema es analizado y evaluado dos veces ya que cada una de las técnicas cuenta con una función de optimización.

Si después de una búsqueda global, se tiene un resultado con al menos un límite térmico violado; al llevar a cabo la búsqueda local, las fracciones a los límites tienden a disminuir su valor. Sin embargo, esto por el lado de seguridad, es muy bueno, pero limita el poder alcanzar el valor de k_{ef} objetivo al final del ciclo o mejor aun superarlo.

La desviación promedio entre el perfil axial de potencia y el perfil axial de potencia objetivo, en todos los casos presentados en el Capítulo 4 es muy parecida; ya que al igual que en los límites térmicos, si al término de la búsqueda global, la desviación es muy grande, la búsqueda local favorece a la disminución del valor de esta desviación.

Entonces, del análisis hecho en el Capítulo 4, el mejor resultado obtenido por el sistema IXCHEL es el Caso 1. El valor de k_{ef} al final del ciclo no alcanza el valor objetivo pero sí es el valor más alto reportado por los nueve casos presentados en el Capítulo 4. La diferencia entre el valor de k_{ef} y la k_{ef} objetivo es mínima, al igual que el total de movimientos de barras de control es mínimo. Sin embargo, tenemos un ciclo por demás seguro, lo cual es primordial en un diseño.

Para la parte en que el caudal es variable, los resultados analizados cumplen con la seguridad del reactor; es decir, ningún límite térmico es violado. El valor de k_{ef} al final del ciclo alcanza, y en algunos casos, rebasa el valor objetivo. En el caso del promedio de las desviaciones entre el perfil axial de potencia objetivo y obtenido son mayores; esto se debe en gran parte por el movimiento de caudal.

Tomando en cuenta lo anterior, junto con los parámetros estudiados en el Capítulo 4, tenemos que el mejor resultado es el Caso 5; el cual obtiene un valor aceptable de la desviación entre el perfil axial de potencia y el perfil axial de potencia objetivo, lo mismo para el valor de la desviación de k_{ef} y la cantidad de movimientos de barras de control.

La Figura 4.8 y la Figura 4.12 presentan el comportamiento de la k_{ef} a lo largo del ciclo de operación para los dos mejores, con y sin movimiento de caudal, reportados por el sistema IXCHEL junto con los valores de la k_{ef} objetivo.

5.3. Sistema OCORN.

El problema del diseño de recargas de combustible y del diseño de patrones de barras de control se ha visto siempre de forma separada. Cada uno de estos problemas de diseño tiene su grado de dificultad ya que en ambos casos el universo de posibles soluciones es demasiado grande para ser explorado por completo. Para llevar a cabo el diseño se hace uso de técnicas de optimización combinatoria que facilitan la exploración no exhaustiva del universo de soluciones en poco tiempo.

El sistema OCORN acopla ambos problemas de diseño y con la ayuda de la Red Neuronal Recurrente Multi Estado optimiza ambos problemas. En este trabajo se describieron los sistemas RENOPBC y RENOR-PBC. En otro trabajo [40] se describió el sistema RENOR, el cual es una herramienta para el diseño de recargas de combustible utilizando la misma técnica.

El sistema RENOR sólo se emplea una sola vez para obtener una recarga de combustible semilla por medio del Principio Haling. El sistema itera entre los sistemas RENOPBC y RENOR-PBC hasta encontrar una recarga de combustible aceptable junto con el patrón de barras de control.

Los resultados presentados en el Capítulo 4 se consideran válidos cuando se cumple alguno de los dos escenarios siguientes:

Escenario 1. Los resultados a analizar corresponden a la iteración N, tanto de RENOPBC como de RENOR-PBC.

1. El sistema RENOR-PBC.
 - Cumple con la simetría del núcleo.
 - En cada paso de quemado se cumple con la seguridad, es decir, no cuenta con límites térmicos violados.
 - La diferencia entre la k_{ef} y la k_{ef} objetivo es mínima.
 - Para cada paso de quemado, la diferencia entre el perfil axial de potencia y el perfil axial de potencia objetivo es mínima.
2. El programa RENOPBC.
 - Cumple con la seguridad, es decir, ningún límite térmico violado y el margen de apagado en frío al inicio del ciclo es mayor a 1.5%.
 - La diferencia entre el perfil axial de potencia y el perfil axial de potencia objetivo es mínima.
 - La diferencia entre la k_{ef} y la k_{ef} objetivo es mínima.

Escenario 2. Los resultados a analizar corresponden a la iteración, N del programa RENOPBC y N+1 del programa RENOR-PBC.

1. El programa RENOPBC.
 - Cumple con la seguridad, es decir, ningún límite térmico violado y el margen de apagado en frío al inicio del ciclo es mayor a 1.5%.
 - La diferencia entre el perfil axial de potencia y el perfil axial de potencia objetivo es mínima.
 - La diferencia entre la k_{ef} y la k_{ef} objetivo es mínima.
2. El programa RENOR-PBC.
 - Cumple con la simetría del núcleo
 - Cumple con la seguridad, no cuenta con límites térmicos violados.

En otras palabras, sólo existen dos formas de validar los resultados de OCORN. En la Figura 5.1 se muestra el proceso que sigue el sistema.

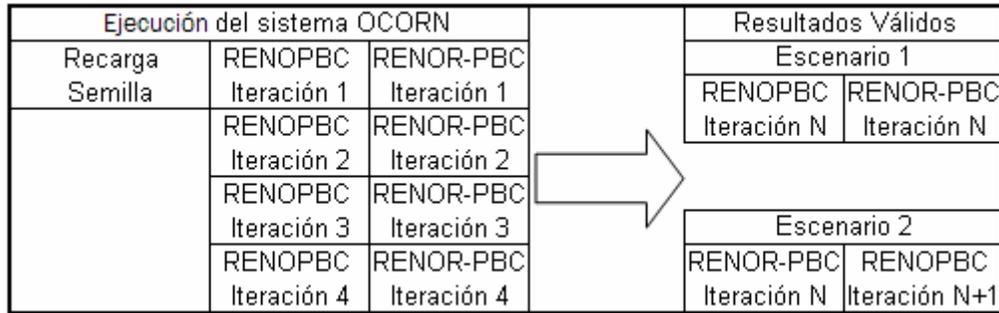


Figura 5.1. Ilustración de la forma de validación de los resultados a partir de la lógica del sistema OCORN.

Se presentaron 6 resultados dados por el sistema OCORN en el Capítulo 4, de los cuales después del análisis realizado en dicho capítulo, el Caso 4 resultó ser el mejor. Este caso cumplió con el Escenario 1, en la iteración 5 del sistema RENOR-PBC e iteración 5 del sistema RENOPBC.

El patrón de barras de control obtenido de la iteración 5 del sistema RENOPBC, es aceptable ya que cumple con la mínima desviación del perfil axial de potencia y el perfil axial de potencia objetivo. Cuenta con dos límites térmicos violados, uno a la mitad del ciclo y otro a fin de ciclo. A pesar de que se quiere que esto no pase, se considera aceptable, ya que al ser muy cercanos al valor límite, pueda ser disminuido su valor con movimiento de caudal. La diferencia entre la k_{ef} y la k_{ef} objetivo no es alta. Al final del ciclo se tiene un valor mayor de k_{ef} , lo cual nos representa una mejor utilización del combustible nuclear, mejor administrado, y por lo mismo, da como resultado el alargamiento del ciclo de operación.

La recarga que se obtiene en la iteración 5 del sistema RENOR-PBC es aceptable, ya que los parámetros de seguridad vigilados no están por arriba del valor máximo, en este caso 0.93. El margen de apagado tiene valor de 1.48%, el cual no está muy alejado del mínimo permitido. Cumple con la simetría del núcleo. Finalmente, el valor de k_{ef} al inicio del ciclo tiene un valor de 1.0120 (sin barras de control) y al final del ciclo de 0.9960.

A pesar de que en casi todos los pasos de quemado la configuración de barras de control cambia, la cantidad de movimientos de barras de control no es alta y como se mencionó antes, se pretende que la cantidad de movimientos de somero a profundo o viceversa sean mínimos, lo cual cumple el patrón.

5.4. Trabajos Futuros.

Los trabajos futuros que, a partir de las herramientas mostradas en este trabajo, se pueden desarrollar son los siguientes:

1. El acoplamiento de RENOPBC con una herramienta que diseñe y optimice celdas de combustible usando una red neuronal recurrente multi-estado.
2. El acoplamiento IXCHEL con una herramienta que diseñe y optimice celdas de combustible usando una red neuronal recurrente multi-estado y algoritmos genéticos.
3. El acoplamiento del sistema IXCHEL con alguna otra herramienta que diseñe y optimice recargas de combustible usando algoritmos genéticos y redes neuronales.
4. La modificación del sistema OCORN para poder variar la cantidad de agua que entra al reactor.
5. El acoplamiento de OCORN con otra herramienta que diseñe y optimice celdas de combustible utilizando una red neuronal recurrente multi-estado.

Todos los trabajos antes mencionados se proponen con la finalidad de poder obtener una herramienta que diseñe desde las celdas de combustible hasta el patrón de barras de control y que todo ese proceso sea óptimo.

Referencias

1. Scandpower AS. "User Manual CM-Presto 9. Version CM914B". Rev. 6, July 16, 1993.
2. Duderstadt J. J. & Hamilton L. J., NUCLEAR REACTOR ANALYSIS, John Wiley & Sons. 1976.
3. Hernández Miranda, Natividad, "Simulación Estática, en 1, 2 y 3 dimensiones, de la Neutrónica de un Reactor de Agua Ligera Usando Métodos Nodales", Tesis de Maestría. Escuela Superior de Física y Matemáticas, IPN. 2004, México.
4. Motoda H. and Kawai T., "A Theory of Control-Rod Programming Optimization in Two Region Reactor", Nucl. Sci. Eng. 39: 114-18, Jan 1970.
5. Motoda H., "Optimal Control Rod Programming of Light Water Reactors in Equilibrium Fuel Cycle", Nucl. Sci. Eng. 46(1): 88-111, Oct 1971.
6. Motoda H., "Optimization of Control Rod Programming and Loading Pattern in Multiregion Nuclear Reactor by the Method of Approximation Programming", Nucl. Sci. Eng. 49(4): 515-24, Dec 1972.
7. Motoda H., Takashi K., Kawai T., "Computer Program for Control Rod Programming of BWR", NEACRP, 1972.
8. Kawai T., Motoda H., Takashi K., "A Method for Generating A Control Rod Program for Boiling Water Reactor", Nuclear Technology. 28:108-118, January 1976.
9. Hayase T., Motoda H., "Boiling Water Reactor Control Rod Programming Using Heuristic and Mathematical Methods", Nuclear Technology. 48: 91-100, Apr 1980.
10. Tokumasu S., Ozawa M., Hiranuma H., Yokomi M. "A Mathematical Method for Boiling Water Reactor Control Rod Programming", Nuclear Technology. 71: 568-579, Dec 1985.
11. Fukuzaki T., Yoshida K., Kobayashi Y. "Knowledge Based System for Control Rod Programming of BWR's", Journal of Nuclear Science and Technology. 25(2): 120-130, Feb. 1988.
12. Lin C., "An Automatic Control Rod Programming Method for Boiling Water Reactor", Nuclear Technology. 92: 118-126, October 1992.

13. Lin L. & Lin C. "A Rule-Based Expert System For Automatic Control Rod Pattern Generation For Boiling Water Reactor", Nuclear Technology. 95: 1-8, July 1991.
14. Taner M. S. Levine S. H., Hsiao M. Y. "A Two-Step Method for Developing A Control Rod Programming for Boiling Water Reactor", Nuclear Technology. 97: 27-38, Jan 1992.
15. Garis, N. S, I. Pazsyt, U. Sandberg and T. Andersson, "Determination of PWR Control Rod Position by Core Physics and Neural Network Methods", Nuclear Technology Vol 123, Sep 1998.
16. Matzie R. A., Menzel G., Shapiro N. L. "Conceptual Design and Performance of a 1300 MW(e) Spectral Shift Controlled Reactor", Trans. Am. Nucl. Soc. 30: 344-345; 1978. Winter Meeting of American Nuclear Society; 12 Nov 1978; Washington, DC USA.
17. Sanders C. E. & Wagner J. C. "Parametric Study of Control Rod Exposure of PWR Burnup Credit Criticality Safety Analyses". Oak Ridge National Laboratory TN 37831-6370. 2001. 11 pags.
18. Moon H., Gu A., Grummer R. G., Misu St. "Optimization of BWR Control Rod Pattern for Relaxed Rod Sequence Exchange", Preceding PHYSOR 2002 Corea October 6-10 2002.
19. Karve A. A. & Turinsky P. J. "FORMOSA-B a Boiling Water Reactor In-Core Fuel Management Optimization Package II", Nuclear Technology. 131: 48-68, July 2000.
20. Moon, H and Grummer, R. G., "BWR Control Blade Depletion Modeling in MICROBURN-B2", Preceding PHYSOR 2002 Corea October 6-10 2002.
21. Halling, R.K., "Operating Strategy for Maintaining an Optimum Power Distribution Throughout Life", from American Nuclear Society Topical Meeting, Nuclear Performance Power Reactor Cores, San Francisco, Sept. 1963.
22. Stover R. L. & Sesonske A. "Optimization of BWR Fuel Management Using an Accelerated Exhaustive Search Algorithm", J. Nucl. Energy. 23: 673-682, Dec 1969.
23. Suzuki A. & Kiyose R. "Application of Lineal Programming to Refueling Optimization for Light Water Moderated Power Reactor", Nucl. Sci. Eng. 46(1): 112-30, Oct 1971.
24. Sauar T. O. "Application of Linear Programming to In-Core Fuel Management Optimization in Light Water Reactor", Nuclear Science and Engineering. 46: 274-283, 1971.
25. Mingle J. O. "In-Core Management Via Perturbation Theory", Nucl. Technol. 27(2): 248-257, 1975.
26. Williamson E. A. Terney W. B. and Huber D. J. "Interactive Fuel Management Using a CRT", Trans. Am. Nucl. Soc. Vol/Issue: 30; 1978 winter meeting of American Nuclear Society; 12 Nov 1978; Washington, DC, USA.

27. Specker S. R., Fennern L. E., Brown R. E., Stark K. L. & Crowther R. L. "The BWR Control Cell Core Improved Design", *Trans. Am. Nucl. Soc.* 30: 336-338. 1978.
28. Sekimisu K. "A Hierarchy Level Scheme for Quasi Optimum Fuel Assembly Loading in Boiling Water Reactor", *Nuclear Technology.* 37: 296-312, 1977.
29. Pilat E. E. "Analytic Expression for Equilibrium Energy Costs Including Effects of Coastdown and of Replacement Energy", *Trans. Am. Nucl. Soc.* 30: 343-344. 1978.
30. Matzie R. A., Menzel G., Shapiro N. L. "Conceptual Design and Performance of a 1300 MW(e) Spectral Shift Controlled Reactor", *Trans. Am. Nucl. Soc.* 30: 344-345; 1978.
31. Huang H. Y. & Levine S. H. "A new Method for Optimizing Core Reloads". *Trans. Am. Nucl. Soc.* 30: 339-341; 1978.
32. Fernandes F. E. & Pereira, C. "Nuclear Fuel Loading Pattern Optimization Using a Neural Network". *Annals of Nuclear Energy* 30:603-613, 2003.
33. Erdogan A. y Geckinli M. "A PWR Reload Optimization Code (XCore) Using Artificial Neural Network and Genetic Algorithms", *Annals of Nuclear Energy* 30: 35-53. 2003.
34. Pereira C. M. N. A. & Lapa C. M. F. "Coarse-grained parallel genetic algorithm applied to a Nuclear Reactor Core Design Optimization Problem", *Annals of Nuclear Energy* 30: 555-565, 2003.
35. Kobayashi Y. & Aiyoshi E. "New Approach Using Multi-Agents Core Design Optimization of BWR", *Nuclear Mathematical and Computational Sciences A Century in Review. A century Anew, Gatlinburg Tennessee.* April 6-11, 2003. ANS.
36. Verhagen, F.C.M. y Wakker, P.H., "ROSA, A Flexible Loading Optimization Tool for PWRs", *Advances in Nuclear Fuel Management III, ANFM 2003 October 5-8 2003.*
37. Ortiz J. J & Requena I. "Using Neural Network to Predict Core Parameters in a Boiling Water Reactor", *Nuclear Science and Engineering* 143: 1-14, 2003.
38. Sacco W. F. Machado, M. D. Pereira C. M. N. A. y Schirro R. "The fuzzy Clearing Approach for a Niching Genetic Algorithm Applied to a Nuclear Reactor Core Design Optimization Problem", *Annals of nuclear energy* 31 pp 55-69, 2004.
39. Montes J. L., Ortiz J. J., Requena I., Perusquía R. "Searching for full power control rod patterns in a boiling water reactor using genetic algorithms" *Annals of Nuclear Energy.* 31(16): 1939-1954. 2004, November.
40. Ortiz J. J. & Requena I. "Using a Multi-State Recurrent Neural Network to Optimize Fuel Reloads in BWRs". *Annals of Nuclear Energy.* 31(7): 789-803. 2004, May.

41. Montes J. L., Perusquía R., Hernández J. L. "Estudio del Ciclo de Equilibrio de 18 meses para la CLV con combustible 10x10 usando el simulador 3D CM-PRESTO", Internacional Joint Meeting Zacatecas 2001, México.
42. Borresen S. "A Simplified, Coarse-Mesh, Three-Dimensional Diffusion Scheme for Calculating the Gross Power Distribution in a Boiling Water Reactor", Nuclear Science and Engineering, 44, pp 37-43, 1971.
43. Mejía D. M. y Torres C. "Estrategias Operativa Para El Endurecimiento Espectral", Proceedings Internacional Jint Meeting Cancun 2004 LAS/ANS-SNM-SMSR, Cancún, Q.R., Mexico, July 11-14, 2004.
44. Holland J. H. Adaptation in Natural and Artificial Systems. University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
45. Hopfield J. J. Neural Networks and Physical Systems with emergent collective computational abilities. Proc. Natl. Acad. Sci. USA, 79:2554-2558. 1982.