



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL
ESTADO DE MÉXICO

FACULTAD DE CIENCIAS

OPTIMIZACION DE RECARGAS DE
COMBUSTIBLE NUCLEAR USANDO LA TECNICA
DE BUSQUEDA TABU

T E S I S
QUE PRESENTA

JOSE ALEJANDRO CASTILLO MENDEZ

PARA LA OBTENCIÓN DEL GRADO DE

DOCTOR EN CIENCIAS NUCLEARES

DIRECTOR DE TESIS:

DR. LUIS BERNARDO MORALES MENDOZA

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTONOMA DE MEXICO
INSTITUTO DE INVESTIGACION EN MATEMATICAS APLICADAS Y SISTEMAS

Octubre de 2008.

Indice

Acrónimos	<i>xiii</i>
Lista de Figuras	<i>xv</i>
Lista de Tablas	<i>xix</i>
Abstract	<i>xxi</i>
Resumen	<i>xxiii</i>
Introducción	<i>xxv</i>
I Trabajos sobre Recargas de Combustible Nuclear	<i>xxvi</i>
II Trabajos sobre Patrones de Barras de Control	<i>xxix</i>
III Trabajos sobre el Problema Acoplado	<i>xxxi</i>
IV Estructura del Documento	<i>xxxi</i>
Capítulo 1. Descripción del Problema	1
1.1 Administración de Combustible	1
1.1.1 Diseño de Recargas de Combustible Nuclear	2
1.1.2 Diseño de Patrones de Barras de Control	5
1.1.3 Parámetros de Seguridad	10
1.1.3.1 MCPR	11
1.1.3.2 LHGR y APLHGR	14
1.1.3.3 MPGR	15
1.1.3.4 MRNP	15
1.1.3.5 Factores de Pico	16
1.1.3.6 SDM	17
1.2 Simulador CM-PRESTO	18
1.2.1 Descripción	18
1.2.2 Modelo Empleado en CM-PRESTO	20

1.2.3	Archivos de Entrada para Simular una Recarga	23
1.2.4	Archivos de Entrada para Simular un Patrón de Barras de Control	26
Capítulo 2.	Optimización	29
2.1	Optimización Continua	30
2.1.1	Optimización Sin Restricciones	31
2.1.1.1	Ecuaciones No Lineales	31
2.1.2	Optimización Con Restricciones	32
2.1.2.1	Programación Lineal	33
2.2	Optimización Discreta	34
2.2.1	Clasificación	35
2.2.2	Complejidad	36
2.2.3	Ejemplos	39
2.2.3.1	EL Problema de la Mochila	39
2.2.3.2	EL Problema de Asignación	39
2.2.3.3	El Problema del Agente Viajero	40
2.2.3.4	EL Problema del Ruteo de Vehículos	41
2.2.3.5	El Problema de Coloración de Grafos	42
2.2.4	Clasificación de los Métodos	42
2.2.4.1	Exactos	43
2.2.4.1.1	Backtracking	43
2.2.4.1.2	Branch and Bound	45
2.2.4.2	Heurísticos	46
2.2.4.3	Meta Heurísticos	47
2.2.4.3.1	Recocido Simulado	48
2.2.4.3.2	Algoritmos Genéticos	49
2.2.4.3.3	Colonias de Hormigas	50
Capítulo 3.	Implementación de la Técnica de Búsqueda Tabú	53
3.1	Búsqueda Tabú	53
3.1.1	Antecedentes	54

3.1.2	Conceptos Importantes	55
3.1.2.1	Vecindad	55
3.1.2.2	Movimiento Prohibido	56
3.1.3	Búsqueda Inteligente	57
3.1.3.1	Memoria de Corto Plazo	57
3.1.3.2	Memoria Larga	58
3.1.4	Tópicos Especiales	59
3.1.4.1	Lista Tabú Variable	59
3.1.4.2	Criterio de Aspiración	60
3.1.4.3	Búsqueda Rápida	60
3.1.4.4	Búsqueda Restringida	61
3.2	Búsqueda Tabú y el Problema de Recargas	62
3.2.1	Representación de una Solución Factible	62
3.2.2	Los Movimientos de Ensamblajes Combustibles y la Vecindad	64
3.2.3	La Función Objetivo	66
3.2.4	La Estructura de la Lista Tabú	69
3.2.5	Estrategias Adicionales	70
3.2.5.1	Revisión Parcial de la Vecindad	70
3.2.5.2	Criterio de Aspiración	70
3.2.5.3	Búsqueda Restringida	71
3.3	Búsqueda Tabú y el Problema de Barras de Control	71
3.3.1	Representación de una Solución Factible	73
3.3.2	Los Movimientos de las Barras de Control	74
3.3.3	La Función Objetivo	74
3.3.4	La Estructura de la Lista Tabú	76
3.3.5	Estrategias Adicionales	77
3.3.5.1	Revisión Parcial de la Vecindad	77
3.3.5.2	Criterio de Aspiración	77
3.3.5.3	Búsqueda Restringida	79

Capítulo 4. Resultados	81
4.1 Resultados para el Diseño de Recargas	82
4.2 Resultados para el Diseño de Patrones de Barras de Control	89
4.2.1 Diseño de PBCs con las Recargas Obtenidas	90
4.2.2 Diseño de PBCs con las Recargas Originales	102
Capítulo 5. Discusión de Resultados y Conclusiones	115
5.1 Discusión Sobre el Diseño de Recargas de Combustible Nuclear	115
5.2 Discusión Sobre el Diseño de Patrones de Barras de Control	118
5.3 Conclusiones	122
5.4 Trabajo Futuro	123
APENDICE A. Artículo “BWR fuel reloads design using a tabu search technique”	127
APENDICE B. Artículo “BWR control rod design using tabu search”	141
Bibliografía	157

Acrónimos

APF	Axial Peaking Factor
APLHGR	Average Planar Linear Heat Generation Rate
BT	Búsqueda Tabú
BWR	Boiling Water Reactor
CCC	Control Cell Core
CFE	Comisión Federal de Electricidad
CM-PRESTO	Core Master PRESTO
CNLV	Central Nucleoeléctrica de Laguna Verde
CP	Critical Power
CPU	Central Process Unit
DPBC	Diseño de Patrones de Barras de Control
DPR	Diseño de Patrones de Recarga
FMS	Fuel Management System
FPP	Factor de Pico de Potencia
GRASP	Greedy Randomized Adaptive Search Procedures
k_{eff}	Factor de Multiplicación Efectivo
LHGR	Linear Heat Generation Rate
LPF	Local Peaking Factor
LWR	Light Water Reactor
MCPR	Minimal Critical Power Ratio
MFLCPR	Maximum Fraction of Limiting Critical Power Ratio
MFLPD	Maximum Fraction of Limiting Power Density
MPGR	Maximum Power Generation Rate
MRNP	Maximum Relative Nodal Power
MWd/TU	Mega Watts día por tonelada de uranio
NP	Non-deterministic Polynomial
OSF1	Open Software Foundation
PAP	Perfil Axial de Potencia
PBC	Patrones de Barras de Control
PWR	Pressurized Water Reactor
RAGF	Regla de Actualización Global de Feromona
RALF	Regla de Actualización Local de Feromona
RPF	Radial Peaking Factor
RPPF	Radial Power Peaking Factor
RTE	Regla de Transición de Estado
SCRAM	Safety Control Axe Man
SDM	Shutdown Margin
TPF	Total Peaking Factor
UNIX	Uniplexed Information and Computing System

Lista de Figuras

Figura 1.1. Esquema del núcleo de un BWR con 444 ensambles	3
Figura 1.2. Esquema de las reglas aplicadas para la obtención del patrón de recargas	4
Figura 1.3. Esquema para la obtención del número de total de posibles configuraciones	5
Figura 1.4. Barra de control para un reactor BWR	6
Figura 1.5. Barras de control en un BWR	7
Figura 1.6. Diferentes grupos de barras de control en un reactor BWR	7
Figura 1.7. Esquema de las posiciones axiales de una barra de control	8
Figura 1.8. Las barras de control marcadas en rojo, son las únicas que intervienen en la optimización.....	10
Figura 1.9. Curva de ebullición de Nukiyama	12
Figura 1.10. Esquema del manejo de archivos para CM-PRESTO para la simulación de una recarga	24
Figura 1.11. Esquema del manejo de archivos para CM-PRESTO para la simulación de una recarga en el BOC	25
Figura 1.12. Esquema del manejo de archivos para CM-PRESTO para el cálculo del margen de apagado	26
Figura 1.13. Esquema del manejo de archivos para CM-PRESTO para la obtención del Perfil Axial de Potencia objetivo	27
Figura 1.14. Esquema del manejo de archivos para CM-PRESTO para la simulación del patrón de barras en un paso de quemado	28
Figura 2.1. Clasificación de la optimización continua	31
Figura 2.2. Clasificación de la optimización discreta	35
Figura 2.3. Clases de complejidad	38
Figura 2.4. El árbol de búsqueda de las soluciones parciales	44
Figura 3.1. Índices utilizados para el sistema	63
Figura 3.2. Nomenclatura típica de un ensamblé	63
Figura 3.3. Ejemplo de un vector de identificadores asociados a las posiciones de los ensamblés	63
Figura 3.4. Ejemplo de un movimiento simple	64
Figura 3.5. Ejemplo de los identificadores utilizados para una recarga	65
Figura 3.6. Obtención del tamaño de la vecindad con restricciones	66
Figura 3.7. Diagrama de flujo del sistema	72
Figura 3.8. Numeración de las barras de control empleadas	73
Figura 3.9. Configuración obtenida con el ejemplo	74
Figura 3.10. Diagrama de flujo para el sistema de optimización de Patrones de Barras de Control	78
Figura 4.1. Valores de la Función Objetivo agrupados por frecuencias	84
Figura 4.2. Valores del número de iteraciones agrupados por frecuencias	84

Figura 4.3. Valores del número de evaluaciones de la función objetivo agrupados por frecuencias	85
Figura 4.4. Valores del tiempo de CPU consumido, agrupados por frecuencias	85
Figura 4.5. Comportamiento de la Función Objetivo	86
Figura 4.6. Comportamiento de la Energía	87
Figura 4.7. Comportamiento del margen de apagado en un ciclo completo	87
Figura 4.8. Recarga obtenida para el mejor resultado	89
Figura 4.9. Esquema de un patrón de barras de control	90
Figura 4.10. Esquema para mostrar los diseños de patrones encontrados	90
Figura 4.11. Perfil Axial de Potencia para los 5 primeros pasos de quemado para el primer juego de datos	92
Figura 4.12. Perfil Axial de Potencia para los últimos pasos de quemado para el primer juego de datos	92
Figura 4.13. Perfil Axial de Potencia para los 5 primeros pasos de quemado para el segundo juego de datos	94
Figura 4.14. Perfil Axial de Potencia para los últimos pasos de quemado para el segundo juego de datos	94
Figura 4.15. Perfil Axial de Potencia para los 5 primeros pasos de quemado para el tercer juego de datos	96
Figura 4.16. Perfil Axial de Potencia para los últimos pasos de quemado para el tercer juego de datos	96
Figura 4.17. Perfil Axial de Potencia para los 5 primeros pasos de quemado para el cuarto juego de datos	98
Figura 4.18. Perfil Axial de Potencia para los últimos pasos de quemado para el cuarto juego de datos	98
Figura 4.19. Perfil Axial de Potencia para los 5 primeros pasos de quemado para el quinto juego de datos	100
Figura 4.20. Perfil Axial de Potencia para los últimos pasos de quemado para el quinto juego de datos	100
Figura 4.21. Perfil Axial de Potencia para los 5 primeros pasos de quemado para el primer juego de datos	104
Figura 4.22. Perfil Axial de Potencia para los últimos 5 pasos de quemado para el primer juego de datos	104
Figura 4.23. Perfil Axial de Potencia para los primeros 5 pasos de quemado para el segundo juego de datos	106
Figura 4.24. Perfil Axial de Potencia para los últimos 5 pasos de quemado para el segundo juego de datos	106
Figura 4.25. Perfil Axial de Potencia para los primeros 5 pasos de quemado para el tercer juego de datos	108
Figura 4.26. Perfil Axial de Potencia para los últimos 5 pasos de quemado para el tercer juego de datos	108
Figura 4.27. Perfil Axial de Potencia para los primeros 5 pasos de quemado para el cuarto juego de datos	110
Figura 4.28. Perfil Axial de Potencia para los últimos 5 pasos de quemado para el cuarto juego de datos	110

Figura 4.29. Perfil Axial de Potencia para los primeros 5 pasos de quemado para el quinto juego de datos	112
Figura 4.30. Perfil Axial de Potencia para los últimos 5 pasos de quemado para el quinto juego de datos	112

Lista de Tablas

Tabla 3.1. Criterios de Aspiración	61
Tabla 3.2. Pesos utilizados en la función objetivo para el diseño de recargas ...	68
Tabla 3.3. Valores límite empleados	68
Tabla 3.4. Límites manejados en el análisis	76
Tabla 4.1. Resultados globales de las mejores ejecuciones	83
Tabla 4.2. Resultados globales de algunas ejecuciones	83
Tabla 4.3. Parámetros de evaluación en los mejores casos	88
Tabla 4.4. Parámetros de evaluación de algunas ejecuciones	88
Tabla 4.5. Resultados del primer juego de datos	91
Tabla 4.6. Patrón de Barras obtenido para el primer juego de datos	91
Tabla 4.7. Resultados del segundo juego de datos	93
Tabla 4.8. Patrón de Barras obtenido para el segundo juego de datos	93
Tabla 4.9. Resultados del tercer juego de datos	95
Tabla 4.10. Patrón de Barras obtenido para el tercer juego de datos	95
Tabla 4.11. Resultados del cuarto juego de datos	97
Tabla 4.12. Patrón de Barras obtenido para el cuarto juego de datos	97
Tabla 4.13. Resultados del quinto juego de datos	99
Tabla 4.14. Patrón de Barras obtenido para el quinto juego de datos	99
Tabla 4.15. Resultados globales (CPU, iteraciones y evaluaciones de la función) para el diseño de Patrones de Barras	101
Tabla 4.16. Resultados globales (longitud de ciclo y k_{eff}) para el diseño de Patrones de Barras	101
Tabla 4.17. Resultados globales (movimientos) para el diseño de Patrones de Barras	102
Tabla 4.18. Resultados del primer ejemplo	103
Tabla 4.19. Patrón de Barras obtenido para el primer ejemplo	103
Tabla 4.20. Resultados del segundo ejemplo	105
Tabla 4.21. Patrón de Barras obtenido para el segundo ejemplo	105
Tabla 4.22. Resultados del tercer ejemplo	107
Tabla 4.23. Patrón de Barras obtenido para el tercer ejemplo	107
Tabla 4.24. Resultados del cuarto ejemplo	109
Tabla 4.25. Patrón de Barras obtenido para el cuarto ejemplo	109
Tabla 4.26. Resultados del quinto ejemplo	111
Tabla 4.27. Patrón de Barras obtenido para el quinto ejemplo	111
Tabla 4.28. Resultados globales (CPU, iteraciones y evaluaciones de la función) para el diseño de Patrones de Barras	113
Tabla 4.29. Resultados globales (longitud de ciclo y k_{eff}) para el diseño de Patrones de Barras	113
Tabla 4.30. Resultados globales (movimientos) para el diseño de Patrones de Barras	114

Tabla 5.1. Resultados reportados con diferentes técnicas	117
Tabla 5.2. Características de algunas implementaciones de la Búsqueda Tabu.....	118
Tabla 5.3. Comparación con otras técnicas	121
Tabla 5.4. Diseño de PBC con otras técnicas y otros datos	122
Tabla 5.5. Resultados para el diseño de PBC con otras estrategias	125
Tabla 5.6. Resultados preliminares al resolver el problema acoplado	125

Abstract

The objective of this work is to improve the efficient utilization of fuel assemblies in BWR reactors through the optimization of the fuel reloads and its corresponding control rod pattern. To solve these problems a combinatorial optimization technique called Tabu Search was used.

To optimize the fuel reload pattern design the base problem assumed was an actual fuel reload for the Mexican Laguna Verde Nuclear Power Plant. The fuel reload corresponds to unit 1, cycle 5. To optimize the control rod pattern the base problem assumed was the optimized fuel reload pattern obtained for cycle 5 using Tabu Search. Then a second case solved took as starting point the actual non-optimized cycle 6 fuel reload.

To perform the fuel reload design it was assumed an octant core symmetry due to fuel reload history at Laguna Verde and some restrictions were taking into account as the loading strategy known as CCC (control cell core) and low leakage core. To perform the control rod pattern design a 1/8 core symmetry was assumed; besides, the intermediate positions for the axial movements were forbidden, and also the CCC loading strategy was taking into account.

To evaluate the proposed evaluations for both reload and control rod pattern designs, the 3D CM-PRESTO code was used; whose results were then used to obtain the objective function parameters for each problem. In the first case the objective was to obtain longer operating cycles, while the cold shutdown margin and thermal limits constraints were also satisfied. In the second case, the reactor criticality was achieved while the thermal limits were satisfied; furthermore, the axial power profile must achieve an axial power profile proposed in each burnup step.

The Tabu Search technique was used taking into account a global aspiration criterion; in addition, an array called tabu time was implemented to have a variable tabu list length. In the same way, a large memory concept was used with a frequency vector to count the rod movements. Due to the expensive cost of the objective function evaluation of each problem, only a percentage of the neighbourhood was revised; 5 % for the fuel reload design and 40 % for the control rod pattern design. These percentages were obtained through a sensitivity analysis.

The results obtained for the fuel reload design show a longer operational cycle length, while the cold shutdown margin and thermal limits constraints were satisfied. In addition, the results obtained for the control rod pattern design shows a longer operational cycle length and the thermal limits fulfilled. In both cases, the obtained results were compared with others studies using another optimization

techniques; the results obtained with tabu search were better than the others in most cases.

This investigation generated two computational systems to obtain fuel reload and control rod pattern designs, the first one is called recbt1 and the second one is named btbacon. Both systems were programmed using the FORTRAN 77 language, using an Alpha Workstation on UNIX platform system.

Resumen

Este trabajo tiene como objetivo el uso eficiente del combustible nuclear en reactores del tipo BWR, a través de la optimización de las Recargas de Combustible Nuclear y su respectivo Patrón de Barras de Control. La solución de los problemas mencionados se llevó a cabo utilizando la técnica de optimización combinatoria conocida como Búsqueda Tabú.

Para optimizar el diseño de recargas de combustible se tomó como problema base una recarga de combustible de la Central Nucleoeléctrica de Laguna Verde de México, la cual corresponde al ciclo 5 de operación de la unidad 1. Para la optimización de patrones de barra se tomó como problema base la recarga de combustible optimizada del ciclo 5 obtenida mediante la Búsqueda Tabú y un segundo caso donde se tomó como base la recarga de combustible no optimizada del ciclo 6.

Para el diseño de las recargas se consideró simetría de 1/8 en el núcleo del reactor dado el historial de recargas de la Central Laguna Verde y se tomaron en cuenta ciertas restricciones como son las estrategias de carga conocidas en el medio, como CCC (*control cell core*) y de baja fuga. Para el diseño de patrones de barras se consideró simetría de 1/8 en el manejo de las barras, adicionalmente se prohibió el uso de posiciones intermedias para los movimientos axiales de las mismas y de igual forma se tomó en cuenta una estrategia del tipo CCC.

Para evaluar las configuraciones propuestas tanto en el diseño de recargas, como en el diseño de patrones de barras, se empleó el código en 3D CM-PRESTO, cuyos resultados se utilizaron para obtener los parámetros de las funciones objetivo para cada problema. En el primer caso el objetivo fue extender la longitud del ciclo, cumpliendo con el margen de apagado en frío y los límites térmicos. Para el segundo caso, se buscó la criticidad del reactor y el cumplimiento de los límites térmicos, así como el ajuste de un perfil axial de potencia propuesto con el perfil axial de potencia obtenido en cada paso de quemado.

La Búsqueda Tabú se implementó considerando un criterio de aspiración de tipo global; adicionalmente se manejó la matriz de tiempo tabú para trabajar con el tamaño de lista variable; de igual manera se utilizó el concepto de memoria larga a través de un vector de frecuencias en los movimientos realizados. Debido al costo computacional en la evaluación de la función objetivo de cada problema, únicamente se revisó un porcentaje de la vecindad en ambos casos; un 5 % para el diseño de las recargas de combustible y un 40 % para el diseño del patrón de barras, estos porcentajes se obtuvieron a través de un análisis estadístico.

Los resultados obtenidos para el diseño de recargas muestran una extensión en el ciclo de operación, cumpliéndose el margen de apagado en frío y los límites térmicos. Por otro lado, los resultados en el caso de las barras de control,

muestran una extensión del ciclo y el cumplimiento de los límites térmicos. En ambos casos los resultados obtenidos se compararon con los reportados en otros trabajos bajo condiciones similares; resultando ser mejores los obtenidos con la Búsqueda Tabú en la mayoría de los casos.

La investigación dio lugar a dos sistemas para la obtención de recargas y patrones de barras; cuyos nombres son recbt1 y btbacon respectivamente. Ambos sistemas se programaron utilizando lenguaje FORTRAN 77, en una estación de trabajo Alpha digital, con plataforma UNIX.

Introducción

En este trabajo se presentan los resultados obtenidos al implementar la técnica meta heurística conocida como Búsqueda Tabú, a los problemas de diseño de Recargas de Combustible Nuclear y diseño de Patrones de Barras de Control para un reactor de agua en ebullición (BWR, Boiling Water Reactor por sus siglas en inglés), de igual manera se discuten algunos resultados preliminares del acoplamiento de ambos problemas. En términos generales el diseño de Recargas de Combustible Nuclear consiste en acomodar un número específico de ensambles combustibles dentro del núcleo considerando ciertas restricciones, en vista de que los ensambles combustibles son diferentes y por lo tanto la posición dentro del núcleo de cada uno de ellos es determinante, el problema se convierte de manera natural en un problema de optimización combinatoria. En el caso del diseño de Patrones de Barras de Control el problema consiste, en forma muy general, en saber las posiciones axiales de un conjunto de barras bajo ciertas consideraciones, si bien el número de posiciones se conoce, las posibilidades que se tienen para dichos acomodos es suficientemente grande para no encontrar una solución rápidamente; al igual que en el caso anterior, en forma natural este problema se convierte en uno de optimización combinatoria.

En forma más específica, en el primer caso la idea es encontrar un diseño de recargas que maximice la longitud de un ciclo de operación de un reactor nuclear, cumpliendo los límites térmicos de seguridad y el margen de apagado en frío. Este último calculado al inicio del ciclo de operación. Para el segundo caso la idea principal es generar un Patrón de Barras de Control para cada uno de los pasos de quemado de un ciclo de operación del reactor, cumpliendo los límites térmicos de seguridad. Lo anterior, teniendo una Recarga de Combustible Nuclear propuesta. En el segundo caso es importante mencionar que si bien la idea fundamental es el diseño de Patrones de Barras de Control cumpliendo la parte de la seguridad en el reactor, es posible, como parte del proceso, extender la longitud del ciclo de operación. Finalmente, en el tercer caso se busca resolver ambos problemas tratándolos como uno solo, esto es, encontrar el diseño de la recarga de combustible considerando al mismo tiempo el movimiento de las barras de control en cada uno de los pasos de quemado del ciclo de operación.

Antes de iniciar la discusión del tema, conviene dar un bosquejo general sobre la situación actual en cada uno de los problemas que se analizarán a lo largo del documento, esto es, los diseños de Recargas de Combustible Nuclear y de Patrones de Barras de Control y el acoplamiento de ambos, para hacer una comparación entre lo realizado por algunos investigadores a nivel mundial y lo expuesto en el presente documento. Cabe aclarar que en la mayor parte de la explicación se abordará lo referente a reactores BWR, por ser el tipo de reactores utilizados para el presente estudio, en menor medida se mencionará lo referente a reactores de agua a presión (PWR por sus siglas en inglés).

I Trabajos sobre Recargas de Combustible Nuclear

El problema del diseño de una Recarga de Combustible Nuclear es un problema que ha sido atacado utilizando diversas metodologías. Si bien es cierto, se puede partir a raíz de la aparición del primer reactor para la producción de energía eléctrica a mediados de los 50s en Estados Unidos, en la siguiente exposición se comenzará con trabajos realizados a partir de la década de los 60s, resultando ser éste un buen punto de inicio, debido a que en esta época se tiene un desarrollo importante en el área de reactores nucleares para la producción de energía eléctrica.

Uno de los primeros trabajos en el área de administración de combustible nuclear, es el realizado por Haling [47] en el año de 1964, cuyo principal objetivo fue establecer criterios de cómo manejar un ciclo de operación; para lo cual propuso mantener el perfil axial de potencia sin cambios a lo largo del ciclo de operación, con la idea de reducir los picos de potencia, esto para un reactor BWR. Este trabajo sirvió de base para muchas investigaciones en otros reactores del mismo tipo hasta hace poco tiempo, cuando Sun *et al* [105], realizan un estudio con un pseudo-modelo BWR y demuestran que cuando el reactor tiene un contenido heterogéneo el principio Haling no se satisface. Specker *et al* [98] a finales de los 70's proponen una estrategia para el diseño de una recarga, conocida como *Control Cell Core* (CCC) y cuya motivación es disminuir el número de barras de control que se utilizan durante la operación, con la idea de reducir los cambios de reactividad en el núcleo durante un ciclo de operación, esta estrategia provoca que la forma del perfil axial de potencia del núcleo se distorsione, dependiendo de la etapa de avance del ciclo, sin que esto produzca un problema mayor para el diseño de los patrones de barras y sí produzca una mejoría en el desempeño de la recarga.

Por otro lado, a principios de los 70s Suzuki *et al* [106], aplican la programación lineal para generar una recarga, buscando minimizar el número de ensamblajes nuevos que se introducen en el núcleo al inicio del ciclo y maximizando el quemado de descarga. Por la misma época y utilizando una estrategia similar Motoda *et al* [77], divide el problema en varias partes y añade, además de la programación lineal, una búsqueda iterativa lineal y una búsqueda directa, para proponer una recarga para un reactor BWR.

Durante la década de los 80s se tiene poco desarrollo para el diseño de Recargas de Combustible Nuclear, apareciendo esfuerzos aislados y sin una estrategia muy bien definida, entre estos trabajos se puede mencionar lo desarrollado por Ahn *et al* [2], que utilizan el método del gradiente proyectado para diseñar una recarga, poniendo énfasis en la colocación de los ensamblajes dentro del núcleo. Por la misma época Galperin *et al* [35] proponen un procedimiento heurístico, a través de reglas del tipo IF-THEN para generar una recarga, la formulación que realizan se basa en gran medida en el conocimiento proporcionado por los ingenieros expertos en el tema. En el mismo sentido, Terney *et al* [109] utilizan la teoría de control para proponer una recarga, considerando la diferencia en los ensamblajes

de combustible entre la recarga anterior y la nueva como un sistema dinámico y resolviendo un sistema de ecuaciones en forma iterativa.

Es hasta la década de los 90's en el que el diseño de recargas toma un nuevo impulso, proponiéndose diferentes metodologías para su solución, entre las que destacan las técnicas heurísticas por sus buenos resultados. A continuación se hace un breve repaso sobre esta etapa, para lo cual se divide la explicación en 3 partes para mayor claridad. En la primera parte se abordará la solución al problema del diseño de recargas empleando técnicas heurísticas; posteriormente se hará mención especial a la literatura publicada en esta época utilizando la Búsqueda Tabú; para finalizar se mencionarán otros métodos empleados en la época para resolver el problema en cuestión.

Es importante señalar que la aplicación de técnicas heurísticas en el área de la administración de combustible nuclear se debe esencialmente a la dificultad, hasta este momento, que representaba el cálculo de derivadas, así como los recursos consumidos en la evaluación de la función objetivo al utilizar los métodos tradicionales de optimización. En ese sentido, los algoritmos heurísticos aparecen con la cualidad de poder obtener una buena solución (que no es necesariamente la óptima) en un tiempo relativamente corto y sin la necesidad de calcular derivadas por medio de algún método numérico complejo. Adicionalmente, en muchos casos, la facilidad de representar una solución factible sin necesidad de tener una expresión analítica, les dio el impulso necesario para considerarlos como una alternativa real a la problemática planteada en la solución de problemas específicos en el área señalada.

Uno de los primeros trabajos que usan los Algoritmos Genéticos es el publicado por Dechaine *et al* [20], quienes utilizan la técnica mencionada para proponer una recarga de combustible en reactores tipo PWR, donde se busca maximizar la longitud del ciclo empleando los códigos CASMO/SIMULATE [102, 103] para la simulación del reactor. En otro sentido, esto es, para reactores de agua en ebullición, Moore *et al* [74] a finales de los 90s presentan un paquete para la obtención de recargas empleando la técnica de Recocido Simulado, el paquete, conocido como FORMOSA-B [53], busca el funcionamiento del reactor cumpliendo los límites térmicos y buscando la minimización del costo de la recarga, durante el proceso de optimización, la barras de control permanecen fijas; al igual que en los trabajos anteriores, FORMOSA-B utiliza los códigos CASMO/SIMULATE para la simulación del reactor. En la misma época Francois *et al* [29] utilizan los Algoritmos Genéticos para proponer una recarga para reactores BWR, en este caso se busca maximizar la longitud del ciclo, manteniendo el factor de pico de potencia en un valor de referencia; a diferencia de los trabajos anteriores, en el trabajo señalado el código para la simulación del reactor es CM-PRESTO [96], cabe señalar que en este trabajo no se consideran los límites térmicos como parte de la función objetivo, aunque en los ejemplos mostrados la mayor parte de dichos límites se satisfacen. Por otro lado, y continuando con el trabajo previo, Karve *et al* [54] añaden nuevas características al paquete FORMOSA-B para mejorar los resultados obtenidos hasta ese momento, resaltando la implementación de la

estrategia CCC [98] para la propuesta del patrón de barras, que si bien ya no es fijo, no forma parte del proceso de optimización, pues los movimientos se proponen con base en la experiencia obtenida; lo anterior le proporciona un mérito adicional al trabajo, debido a que se puede considerar como uno de los primeros trabajos en considerar el problema del diseño de recargas y barras de control en forma acoplada.

Debido a que en el presente trabajo la técnica usada fue la Búsqueda Tabú, los trabajos publicados con dicha técnica merecen especial atención. En este sentido, el primer trabajo publicado utilizando la Búsqueda Tabú es el de Lin *et al* [63] en el año de 1998, quienes optimizan una recarga de combustible para reactores PWR, buscando alargar la longitud del ciclo y enfocándose en la temperatura del moderador, así como en el factor de canal-caliente de cada ensamble. También para reactores PWR, un poco después del trabajo anterior, Hmaida *et al* [49] utilizan la Búsqueda Tabú para optimizar una recarga, aunque en este caso la idea es alargar el ciclo de operación minimizando el factor de pico de potencia. Cabe señalar que en los trabajos anteriores la implementación que se realiza de la Búsqueda Tabú emplea una lista tabú de tamaño fijo y se utiliza un criterio de aspiración de objetivo global. En contraparte, Jagawa *et al* [52] utilizan la Búsqueda Tabú para reactores de agua en ebullición (BWR), combinándola con un método de perturbación lineal simple; la implementación realizada tiene una lista tabú de tamaño fijo y no se utiliza ningún criterio de aspiración.

Continuando con la década de los 90s se mencionarán algunos trabajos sobre diseño de recargas que no utilizan técnicas heurísticas para resolver el problema en cuestión. En 1993 Burte *et al* [6] propone un método de parametrización para la obtención de una recarga, el cual consiste en considerar la experiencia adquirida hasta ese momento y proponer una serie de reglas que deben considerarse para hacer la propuesta. Poco después, en 1994 Alvarez *et al* [4] utilizan un sistema experto para resolver el problema, considerando algunas características como el quemado de los combustibles, el número de combustibles frescos, la ubicación de las barras de control, la posición de cada ensamble con respecto a sus vecinos, por mencionar algunas. Por la misma época Galperin [36] propone la reducción del espacio de posibles soluciones (recargas) con base en la longitud del ciclo y el factor de pico de potencia, considerando exclusivamente las recargas que son factibles, de acuerdo a las restricciones ya conocidas, la idea fundamental es restringir el número de recargas consideradas buenas y de ese espacio elegir la mejor. A finales de los 90s Shatilla *et al* [99] proponen una optimización multiobjetivo para resolver el problema, definiendo el *costo total asociado a las restricciones*, el cual se intenta minimizar, de igual manera se toman en cuenta las restricciones de seguridad del reactor, tales como límites térmicos, reactividad, entre otras; como parte de la optimización multiobjetivo también se considera la minimización del costo del combustible empleado, esto es, el número de combustibles frescos que entran en la recarga.

Para concluir esta sección es importante mencionar los artículos más recientes que sobre el tema existen a nivel mundial para la propuesta de una recarga. Es

importante señalar que es en este nuevo siglo donde se apuntalan, como buenas herramientas, los algoritmos heurísticos; como se podrá observar en el desglose de los diferentes trabajos que surgen recientemente para la solución del problema analizado, los resultados obtenidos al aplicar este tipo de técnicas son bastante alentadores.

De los primeros trabajos que aparecen en los albores del nuevo siglo, se puede mencionar lo desarrollado por Mahlers [65], quien utiliza la técnica del Recocido Simulado para diseñar una recarga para un PWR, trabajando con un ciclo de equilibrio, el trabajo combina la programación lineal para optimizar el enriquecimiento de uranio, así como los venenos quemables utilizados en la recarga. Con una idea muy parecida y también para un reactor PWR, Machado *et al* [64] y Fernández *et al* [27] utilizan las Colonias de Hormigas y Redes Neuronales respectivamente, para resolver el problema, con la salvedad de que no minimizan el enriquecimiento de uranio, enfocándose en el factor de pico de potencia. En el mismo año se desarrolla la primera versión del sistema diseñado durante esta investigación (Castillo *et al* [10]) donde se utiliza la Búsqueda Tabú para proponer una recarga para un reactor BWR, considerando la extensión de la longitud del ciclo, mientras se satisfacen los límites térmicos y el margen de apagado. Por otro lado, Kobayashi *et al* [57] realizan algunas mejoras al trabajo desarrollado previamente con Algoritmos Genéticos y logran reducir el número de iteraciones requeridas para conseguir una recarga, en este trabajo se adiciona un esquema multi-agente de dos etapas para resolver el problema, además de considerar un patrón de barras de control. En el 2004 se publican un par de trabajos en donde se utilizan los Algoritmos Genéticos para proponer una recarga de combustible para un reactor BWR, Martín-del-Campo *et al* [68] y Ortiz *et al* [83] maximizan la longitud del ciclo cumpliendo los límites térmicos, el margen de apagado, el factor de pico de potencia y el exceso de reactividad en caliente, ambos trabajos incluyen las estrategias *Control Cell Core* y *Baja Fuga* para la obtención de resultados. Cabe señalar que sobre el trabajo publicado en el 2004 (Castillo *et al* [10]) para el diseño de una recarga de combustible empleando la Búsqueda Tabú está dedicado un capítulo para la explicación correspondiente.

Con lo anterior se tiene un panorama bastante amplio de lo que hasta el momento se ha hecho para resolver el problema del diseño de una Recarga de Combustible Nuclear. Con lo cual se podrá claramente delinear cuáles fueron las ventajas que se tienen con la propuesta desarrollada en la presente investigación. El paso siguiente es, en el mismo orden de ideas, dar un breve repaso sobre lo que se ha desarrollado para el problema del diseño de Patrones de Barras de Control, tema que se tratará en la siguiente sección.

II Trabajos sobre Patrones de Barras de Control

Los trabajos que se exponen brevemente en esta sección, corresponden exclusivamente a reactores de agua en ebullición (BWR), debido a que el tratamiento de las barras de control en los reactores de agua a presión (PWR)

tiene características muy diferentes. Por otro lado, la mayor parte de los trabajos involucran técnicas de optimización combinatoria, motivo por el cual, la explicación se dividirá en dos partes; la primera de las cuales comprende los artículos de 1950 al año 2000, mientras que en la segunda parte se hablará de los artículos del año 2000 en adelante.

Los trabajos publicados que tratan el tema del diseño de Patrones de Barras de Control, aparecen a principios de la década de los 70s, la mayor parte de estos utilizan, sobre todo, la experiencia adquirida hasta ese momento; se puede tomar como punto de partida, que no el único, el trabajo realizado por Kawai *et al* [55] quienes utilizan la programación lineal para resolver este problema, proponiendo una distribución de las barras de control en tres grupos diferentes y suponiendo que la distribución de potencia es invariante en el tiempo. Poco después, el método es mejorado por Hayase *et al* [48] al darse cuenta que la suposición de linealidad en los límites térmicos no es del todo adecuada cuando se realiza un movimiento “largo” (en cuanto a posición axial se refiere) en alguna barra de control. Con la misma idea de utilizar la experiencia adquirida sobre el manejo de las barras de control Fukuzaki *et al* [34] implementan un conjunto de reglas heurísticas del tipo IF-THEN y proponen una alternativa para la solución del problema. Con una idea similar Shin *et al* [100] emplean reglas similares a Fukuzaki para la solución del problema, con una mejora importante al añadir, como parte de las reglas de inferencia, una estrategia que llaman “resolución de conflictos”, lo que le permite al sistema creado, disminuir en gran medida los recursos de cómputo requeridos. Por otro lado, Taner *et al* [108] proponen un procedimiento en dos etapas para trabajar las barras de control, utilizando el concepto de *spectral shift* [98] para la primera etapa y el principio Haling para la segunda etapa, consiguiendo un incremento en la longitud del ciclo.

De los primeros trabajos sobre barras de control en este nuevo siglo se tiene lo realizado por Francois [32] quien propone la utilización de la lógica difusa aplicada al factor de multiplicación efectiva, a los límites térmicos y a los movimientos axiales de las barras de control, para proponer un Patrón de Barras de Control. Posteriormente Montes *et al* [73] utilizan los Algoritmos Genéticos para resolver el problema, implementando además una estrategia *Control Cell Core* para el diseño. Con una idea similar, pero implementando las Colonias de Hormigas Ortiz *et al* [88] obtienen buenos resultados para el problema en cuestión. En el 2005 se publica (Castillo *et al* [15]) los resultados obtenidos con la implementación realizada con la Búsqueda Tabú para obtener Patrones de Barras de Control, no se mencionarán los detalles de la misma, debido a que en capítulos posteriores se hace una explicación detallada. Finalmente Castillo *et al* [17], propone la utilización de la Búsqueda Dispersa para la obtención de los patrones de barras, siguiendo la misma filosofía de los cuatro trabajos anteriores, esto es, vigilando los límites térmicos y manteniendo el reactor crítico, además de implementar una estrategia del tipo *Control Cell Core*.

III Trabajos sobre el Problema Acoplado

En su mayoría, los trabajos publicados para resolver los problemas del diseño de Recargas de Combustible Nuclear y Patrones de Barras de Control, lo hacen con una visión de problemas independientes, esto es, se propone una recarga fija para diseñar los patrones de barras o un patrón de barras fijo para optimizar una recarga, lo cual en términos estrictos no es adecuado, debido a la relación explícita que existe entre ambos. En este sentido, ya se ha mencionado que de los primeros trabajos que tienen un enfoque distinto, ya que toman en cuenta ambos problemas al mismo tiempo, es lo desarrollado por Moore *et al* [74] y Karve *et al* [54] en el código FORMOSA-B.

Recientemente algunos investigadores se han dado a la tarea de investigar y proponer una solución considerando ambos diseños, recargas y barras de control como un solo problema. En ese orden de ideas, Kobayashi *et al* [57] proponen un algoritmo genético y un conjunto de reglas heurísticas del tipo IF-THEN para optimizar una recarga. En una segunda etapa, y haciendo uso de herramientas similares, construyen el respectivo Patrón de Barras de Control. La característica del sistema es que al momento de construir el patrón de barras la recarga puede ser modificada con base en la información obtenida de los movimientos de las barras. La recarga obtenida en la primera fase se hace considerando el principio Haling [47], mientras que la optimización del patrón de barras se realiza empleando algoritmos genéticos y considerando la estrategia *Control Cell Core* que ya ha sido mencionada anteriormente.

Dos propuestas más elaboradas y considerando el problema acoplado son las de Ortiz *et al* [89] y Castillo *et al* [16], donde se emplean Redes Neuronales, Colonias de Hormigas y Algoritmos Genéticos en el primer caso, y Búsqueda Tabú en el segundo. Ambas propuestas generan una recarga semilla con base en el principio Haling para posteriormente realizar un proceso iterativo en el que se modifica tanto la recarga como el patrón de barras de acuerdo al paso previo, en todo el proceso se busca que los límites térmicos se cumplan, así como el margen de apagado y el exceso de reactividad en caliente, además de la criticidad del reactor; también se consideran las estrategias *Control Cell Core* y *spectral shift* para la optimización del problema acoplado.

IV Estructura del Documento

A continuación se desglosa la estructura del presente trabajo, resaltando los puntos esenciales de cada capítulo.

En el primer capítulo se hace la descripción del problema a resolver, tanto para el diseño de patrones de recargas, como para el diseño de patrones de barras de control. Adicionalmente se describen las distintas etapas que se pueden considerar en la administración de combustible para un reactor nuclear, haciendo hincapié en aquellos puntos que se desarrollaron en el trabajo. Asimismo se

definen los límites térmicos de seguridad y el cálculo del margen de apagado en frío, resaltando la importancia que tienen como parte del funcionamiento seguro del reactor. El capítulo en cuestión concluye con la descripción del simulador CM-PRESTO, haciendo una breve descripción de la Ecuación de Difusión de Neutrones, analizando las diferentes posibilidades de ejecución del código y describiendo el flujo de la información, así como los archivos de entrada y de salida que se manejan en las distintas ejecuciones del simulador.

En el Capítulo 2 se desarrolla la Técnica de Búsqueda Tabú empleada para resolver tanto el diseño de recargas de combustible nuclear, como el del diseño de patrones de barras de control. El capítulo inicia mencionando los antecedentes de la Búsqueda Tabú, posteriormente se describe el manejo de la memoria y las ventajas que tiene durante el proceso de búsqueda, concluyendo esta parte con algunos tópicos especiales de la Búsqueda Tabú empleados en el desarrollo del trabajo. El capítulo concluye con la mención de otras técnicas de optimización combinatoria que se han empleado para resolver los problemas mencionados.

El tercer capítulo incluye la implementación de la Técnica de Búsqueda Tabú a los problemas de diseño de Recargas de Combustible Nuclear y de diseño de Patrones de Barras de Control. En primer lugar se describe la representación de una solución factible en el problema de Recargas de Combustible Nuclear, mencionando la interpretación que se tiene de los movimientos de los ensambles combustibles, para aterrizar en la descripción de la función objetivo empleada, se concluye esta sección describiendo la estructura de la lista tabú utilizada en la implementación. Posteriormente se hace lo propio con el problema del diseño de Patrones de Barras de Control, iniciando con la descripción de una solución factible para dicho problema, se continúa con la interpretación de los movimientos de las barras de control para definir la función objetivo empleada; al igual que la sección anterior, se concluye con la estructura de la lista tabú utilizada. El capítulo finaliza describiendo el equipo empleado para el desarrollo del trabajo.

En el Capítulo 4 se muestran los resultados obtenidos para los diseños de recargas de combustible y patrones de barras, incluyendo los diferentes tipos de datos considerados para verificar las bondades de la implementación realizada con la Búsqueda Tabú. En ese sentido se consideran datos de un ciclo para el diseño de las recargas, mientras que en el caso de los patrones de barras se tomaron en cuenta datos de dos ciclos diferentes, en uno de los cuales se consideraron los datos originales de la recarga y en un segundo caso recargas optimizadas utilizando la Búsqueda Tabú.

En el capítulo final se mencionan las conclusiones del trabajo desarrollado, resaltando los logros que se obtuvieron. En primer lugar se mencionan las ventajas obtenidas, en relación con el diseño de una Recarga de Combustible Nuclear, en esta parte se mencionan los problemas encontrados durante el desarrollo del trabajo y la forma en que se resolvieron. Posteriormente se hace lo propio con el diseño de Patrones de Barras de Control, en esta parte se resalta lo obtenido en forma acoplada, entre el diseño de recargas y el diseño de barras de

control. El capítulo concluye mencionando el trabajo que se plantea a futuro, con base en lo desarrollado hasta el momento, mostrando algunos resultados preliminares sobre la implementación de nuevas estrategias encontradas a lo largo de la investigación.

Capítulo 1. Descripción del Problema

Existen diferentes clases de reactores nucleares a nivel mundial, una buena parte de éstos está dirigida a la generación de energía eléctrica. Dentro de este grupo existen, a su vez, diferentes tipos, siendo los reactores de agua en ebullición un grupo importante de éstos. El presente trabajo está dirigido exclusivamente a los reactores para generación de energía eléctrica y en particular a los del tipo de agua en ebullición, también conocidos como *Boiling Water Reactor* (BWR), por sus siglas en inglés. Por tal motivo, siempre que se hable de reactores nucleares a lo largo del documento, la referencia es al tipo señalado, a menos que se diga lo contrario.

En el presente capítulo se menciona la importancia que tiene la administración de combustible para un reactor nuclear, mencionando cada una de las etapas que la componen, y en cuál de ellas está enfocado el presente trabajo. Posteriormente se hace el planteamiento de cada uno de los problemas en los que se trabajó, esto es, el diseño de recargas de combustible nuclear y el diseño de patrones de barras de control; en ambos casos se mencionan algunas reglas heurísticas comúnmente empleadas en ambos diseños, las cuales se utilizaron en el presente trabajo. Como siguiente punto se definen los límites térmicos de operación que se manejaron y el cálculo del margen de apagado, así como la importancia que tienen estos parámetros como parte de la seguridad del reactor. Para finalizar el capítulo se describe brevemente la Ecuación de Difusión de Neutrones y el funcionamiento, en términos generales del simulador CM-PRESTO [96], este último utilizado para realizar los cálculos de las configuraciones propuestas, tanto en el caso de recargas, como en el de patrones de barras.

1.1 Administración de Combustible

Desde un punto de vista económico, la administración de combustible para un reactor nuclear depende esencialmente de dos cuestiones; en la primera de ellas interviene la seguridad del reactor, en la cual se exige que el funcionamiento del mismo sea bajo estrictas medidas de seguridad, dentro de las cuales se incluyen parámetros que miden ésta en forma constante durante el funcionamiento del reactor; la segunda cuestión tiene que ver con el funcionamiento del mismo, tratándose en este caso de obtener la mayor energía posible.

La administración de combustible en una central nuclear consta de cuatro etapas esencialmente; la primera de ellas se refiere al diseño de ensambles de combustible nuclear, la segunda etapa consiste en el diseño de la recarga de combustible nuclear, en tercer lugar está el diseño de patrones de barras de control y finalmente el estudio de multiciclos. De estas cuatro etapas, en este trabajo se abordaron la segunda y tercera, esto es, el diseño de la recarga y el diseño de Patrones de Barras de Control, tomando en cuenta las otras dos etapas como ya realizadas o por realizar. Por tal motivo, sólo incluiremos estas dos etapas como parte de la administración de combustible, con las consideraciones mencionadas.

1.1.1 Diseño de Recargas de Combustible Nuclear

Para hablar del diseño de una Recarga de Combustible Nuclear, es indispensable definir algunos conceptos importantes que se repetirán a lo largo del trabajo. En primer lugar se definirá un ciclo de operación como el intervalo de tiempo que el combustible permanece dentro del reactor con la finalidad de generar electricidad. Ese tiempo concluye cuando el combustible es incapaz de sostener la reacción en cadena. Entonces sobreviene una etapa en la que los ensambles combustibles más gastados se extraen del reactor y se reemplazan por ensambles combustibles frescos. Con varios meses de anticipación a la entrada en operación de un ciclo, se deben realizar los estudios de las etapas de diseño de ensambles combustibles, de diseño de recarga de combustible y de diseño de Patrones de Barras de Control, este último punto se dejará para la siguiente sección.

Como ya se mencionó, el trabajo realizado parte del hecho de que el número, así como la conformación de cada uno de los ensambles combustibles ya es conocida, esto es, el diseño de ensambles combustibles se descarta del análisis realizado. Por lo tanto, en el diseño de patrones de recarga el problema fundamental es saber la posición en la que deberán estar cada uno de los ensambles dentro del núcleo del reactor. Para ello, en la Figura 1.1 se muestra una vista superior de un núcleo típico de un reactor BWR¹. En cada uno de los canales de la Figura se coloca un ensamble de combustible nuclear, en total, para este núcleo se tienen 444 ensambles combustibles.

Si se considera el enriquecimiento promedio de uranio (U235), el contenido de gadolinia (Gd_2O_3) y el quemado, se tiene que los ensambles combustibles en general son diferentes, por tal motivo una primera aproximación nos indica que existen $444! \approx 2.158^{984}$ esquemas distintos para acomodarlos dentro del núcleo. Como se puede observar, en principio es un problema con un número de soluciones bastante grande. No obstante el problema se puede ir reduciendo bajo ciertas consideraciones.

Una restricción común para realizar el acomodo de los ensambles combustibles es que durante el ciclo de operación de un reactor se tenga simetría de $\frac{1}{4}$ de núcleo, lo cual implica que nuestro problema original se reduce a colocar 111 ensambles combustibles en posiciones diferentes, esto es, con dicha restricción se tienen $111! \approx 1.173 \times 10^{180}$ posibilidades distintas para acomodar éstos. El problema se puede reducir aún más tomando en cuenta que la simetría se puede extender a $\frac{1}{8}$ de núcleo, con lo cual el número de ensambles que se tienen que acomodar en posiciones diferentes se reduce a 60, esto es, $60! \approx 8.32 \times 10^{81}$ esquemas diferentes. Esta última restricción, en cuanto a simetría se refiere, fue la que se utilizó para el desarrollo del presente trabajo, la cual resulta ser una de las más comunes en reactores de este tipo.

¹ A lo largo del documento se trabajará con esta configuración, con base en los reactores de la Central Nucleoeléctrica de Laguna Verde, Veracruz

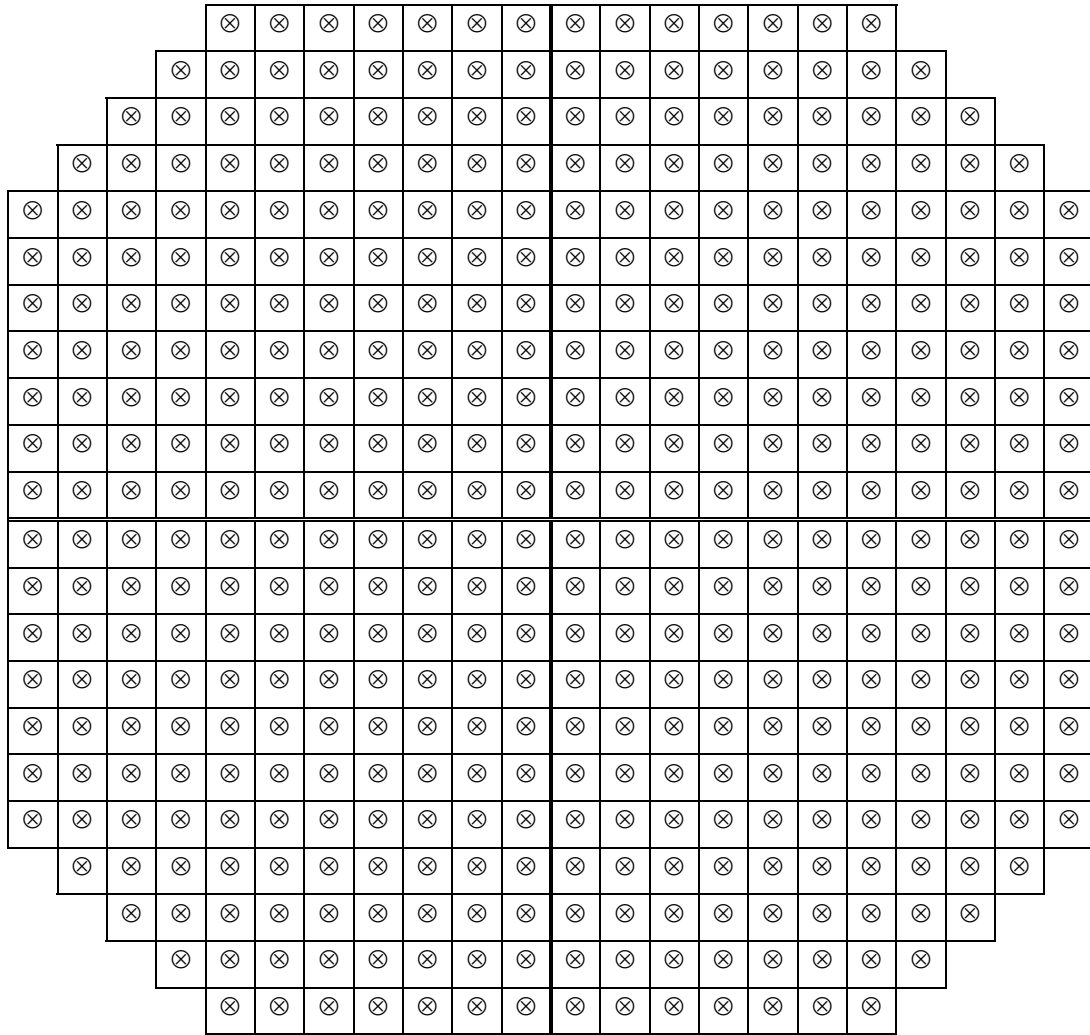


Figura 1.1. Esquema del núcleo de un BWR con 444 ensamblajes.

Es importante señalar que la restricción anterior no es la única impuesta para el diseño de un patrón de Recargas de Combustible Nuclear. En el ambiente nuclear es común aplicar algunas reglas de tipo heurístico con base en la experiencia obtenida a través del tiempo por los ingenieros nucleares expertos o alguna estrategia de carga que ha sido analizada con éxito. A continuación se mencionarán estas reglas, así como una breve explicación del porqué se aplican. Dichas reglas se utilizaron para la realización del presente trabajo.

- a) Simetría. Existe simetría de $1/8$ con respecto a la diagonal a 45° del cuarto de núcleo analizado (ya mencionada anteriormente).
- b) Baja fuga. En este caso, en la periferia sólo se pueden colocar ensamblajes con el mayor quemado, de los que se encuentran en el núcleo al momento de diseñar la recarga.
- c) Los ensamblajes que se encuentran en la diagonal sólo se pueden intercambiar entre ellos, siempre y cuando no infrinjan alguna otra regla, esto es, un ensamblaje que se coloca en alguna posición de la diagonal solo puede ocupar alguna otra posición de la misma diagonal hasta que es extraído.

- d) *Control Cell Core* (CCC). Es una estrategia de carga para reducir el número de barras de control que se pueden mover axialmente, la cual indica que en los lugares donde existe una barra de control etiquetada como de la secuencia A2^o, no se pueden colocar ensamblajes frescos, esto es, ensamblajes nuevos.

Una breve explicación de las reglas anteriores es la siguiente: en el primer caso la simetría se aplica con el objetivo de que la distribución de generación de potencia en todo el núcleo sea lo más homogénea posible en la dirección angular, el como se logra esto se explicará en la siguiente sección; la segunda regla se impone con el fin de reducir la fluencia de neutrones hacia la vasija del reactor; la tercera de las reglas es para mantener, en la medida de lo posible la simetría en el núcleo; finalmente, la regla conocida como CCC [98] se aplica como estrategia de buen uso del combustible, esto es, una barra de control es, por su composición, un gran absorbedor de neutrones, por lo tanto, colocar un combustible fresco en dicha posición va en contraposición con el hecho de utilizar adecuadamente la emisión de neutrones. En la Figura 1.2 se muestran esquemáticamente las reglas heurísticas descritas anteriormente, tomando en cuenta la simetría de $1/8$ de núcleo.

B	B	B	B	B	B	B													
⊗	⊗	⊗	⊗	⊗	⊗	⊗	B	B											
C	⊗	⊗	C	C	⊗	⊗	B/C	B/D/C											
C	⊗	⊗	C	C	⊗	⊗	D/C												
⊗	⊗	⊗	⊗	⊗	⊗	D													
⊗	⊗	⊗	⊗	⊗	D														
C	⊗	⊗	C	D/C															
C	⊗	⊗	D/C																
⊗	⊗	D																	
⊗	D																		
D/C																			

Figura 1.2. Esquema de las reglas aplicadas para la obtención del patrón de recargas.

En este caso la nomenclatura indica lo siguiente:

- B : Ensamble combustible de baja fuga
- D : Ensamble combustible en la diagonal
- C : Ensamble combustible tipo *Control Cell Core*

Los demás símbolos pueden ser cualquier ensamble combustible incluido en el núcleo.

^o La clasificación de los grupos de barras se incluye en la siguiente sección.

Con las reglas anteriores el tamaño del problema disminuye aún más, debido a que el número de posibilidades es menor para cada uno de los canales que se están considerando. En la Figura 1.3 se muestra un esquema de las posibilidades que tiene cada canal tomando en cuenta las restricciones anteriores y empleando las técnicas de conteo tradicionales². Con esto el número de posibilidades es de 7.361×10^{54} configuraciones distintas, que si bien es todavía considerable resulta ser mucho menor que el problema sin restricciones.

13	12	11	10	9	8	7															
33	32	31	30	29	28	6	5														
16	27	26	28	27	25	24	4	2													
15	23	22	25	24	21	20	2														
19	18	17	16	15	14	1															
13	12	11	10	9	2																
23	8	7	22	3																	
21	6	5	4																		
3	2	3																			
1	4																				
4																					

Figura 1.3. Esquema para la obtención del número de total de posibles configuraciones.

En resumen, el problema inicial se reduce a colocar, con las restricciones impuestas, los 444 ensamblajes combustibles de tal manera que el reactor sea seguro y que se obtenga la máxima energía, a este proceso se le conoce como Diseño de Patrones de Recarga (DPR).

Es importante señalar que hasta el momento sólo se abordó la problemática de la colocación, en los canales respectivos, de los ensamblajes combustibles, es necesario analizar la seguridad y la energía obtenida durante la operación del reactor, estos dos puntos se analizarán con mayor detalle en las siguientes secciones.

1.1.2 Diseño de Patrones de Barras de Control

Una vez diseñado el patrón de recargas, es decir, sabiendo en qué posición va cada uno de los ensamblajes combustibles dentro del núcleo, el siguiente paso es diseñar el Patrón de Barras de Control. Una barra de control es una estructura cruciforme con la característica especial de ser un excelente absorbedor de neutrones, por el tipo de material utilizado en su diseño, en este caso Boro (Figura 1.4). Las barras de control se utilizan para controlar la población de neutrones, si es necesario, durante un ciclo de operación del reactor, en particular ayudan a mantener crítico el reactor y a estabilizar los

² El total de posibilidades se obtiene con la multiplicación de las cantidades en cada celda.

límites térmicos. Estos últimos relacionados con la seguridad del reactor y que se explicarán con mayor detalle en la sección posterior.

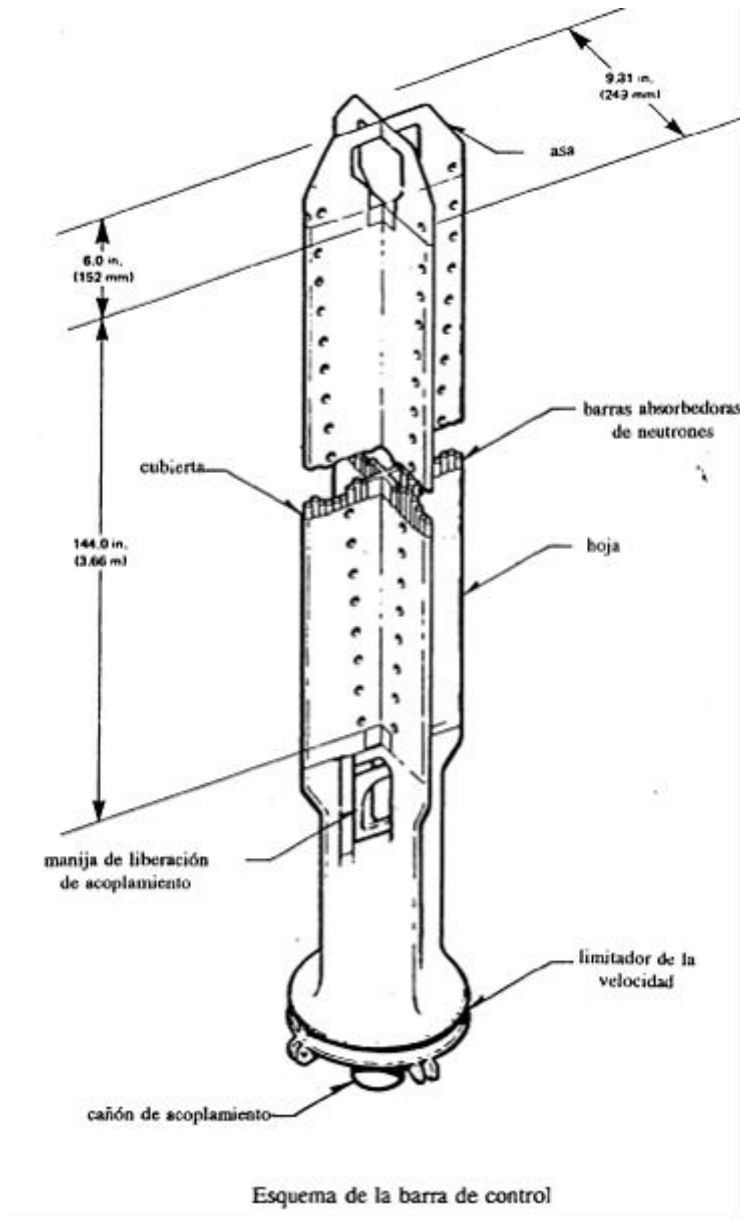


Figura 1.4. Barra de control para un reactor BWR.

Como ya se ha mencionado, el reactor utilizado para el presente trabajo es del tipo BWR con 444 ensambles combustibles, este reactor en particular cuenta con 109 barras de control distribuidas como se muestra en la Figura 1.5, las barras de control están señaladas con cruces. Como se puede observar en la Figura 1.5, cada grupo de cuatro ensambles combustibles tiene una barra de control.

Las barras de control están divididas en dos grupos, el primero de ellos conocido como el tipo A, mientras que el segundo se le conoce como tipo B. La

barra del centro es del tipo A y están distribuidas de tal forma que a partir de la barra del centro (que es del tipo A) las restantes se colocan una del tipo A y una del tipo B, similar a un tablero de ajedrez.

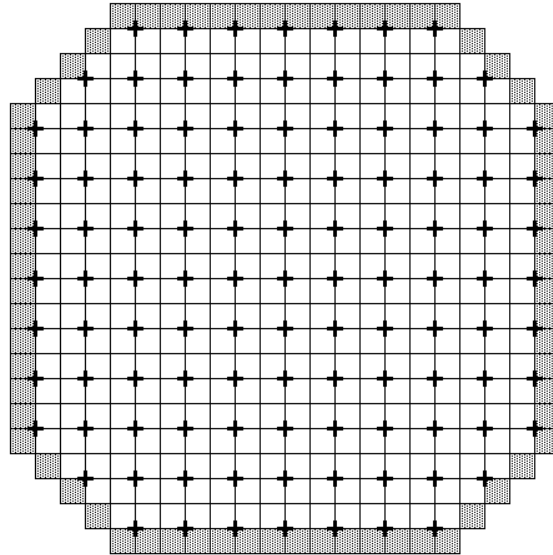


Figura 1.5. Barras de control en un BWR.

Cada uno de los tipos anteriores, está dividido, a su vez, en dos grupos, conocidos como secuencia A1 y secuencia A2, en el primer caso, y secuencia B1 y B2 en el segundo. Estas secuencias están intercaladas una de la secuencia A1 y la siguiente de la secuencia A2 o en su defecto B1 y B2, según sea el caso. En la Figura 1.6 se muestra un esquema de lo anteriormente señalado.

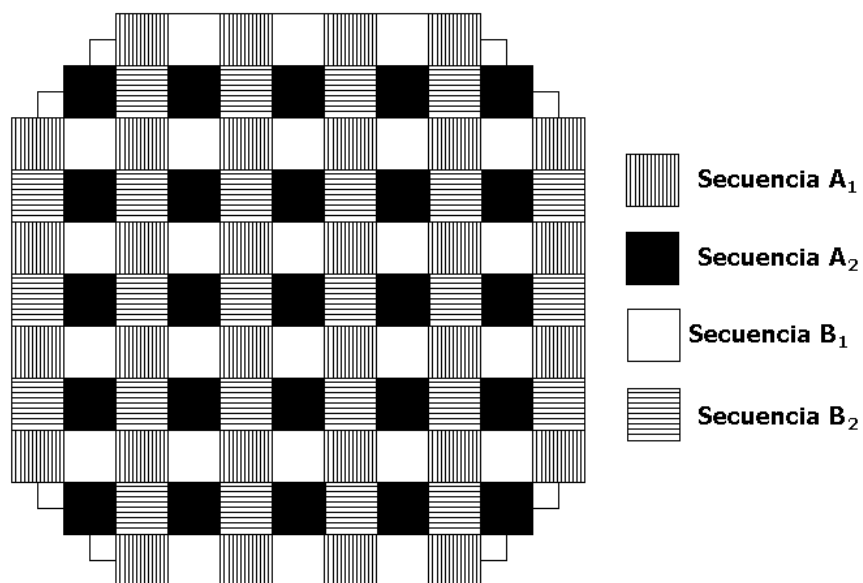


Figura 1.6. Diferentes grupos de barras de control en un reactor BWR.

Por otro lado, una barra de control se puede colocar en 25 posiciones axiales diferentes, cada una de 6 pulgadas. Cada una de estas divisiones se les conoce con el nombre de “*notch*” y se etiquetan de la parte inferior hacia arriba con la siguiente numeración: 00, 02, 04 y así sucesivamente hasta llegar a 48 que es la posición superior de la barra de control.

Las barras de control se encuentran en la parte inferior del núcleo y se mueven axialmente, con respecto a éste. Con la nomenclatura anterior, la posición 00 indica que la barra está completamente insertada y la posición 48 indica que dicha barra está completamente afuera. Adicionalmente, las posiciones axiales se dividen en tres grupos, el primero conocido como “barras profundas” que comprende de la posición 00 a la 18, el segundo grupo es el de “barras intermedias” que incluye de la posición 20 a la 30 y finalmente, el tercer grupo es el de “barras someras” que comprende de la posición 32 a la 48. En la Figura 1.7 se muestra un esquema de las divisiones de una barra de control.

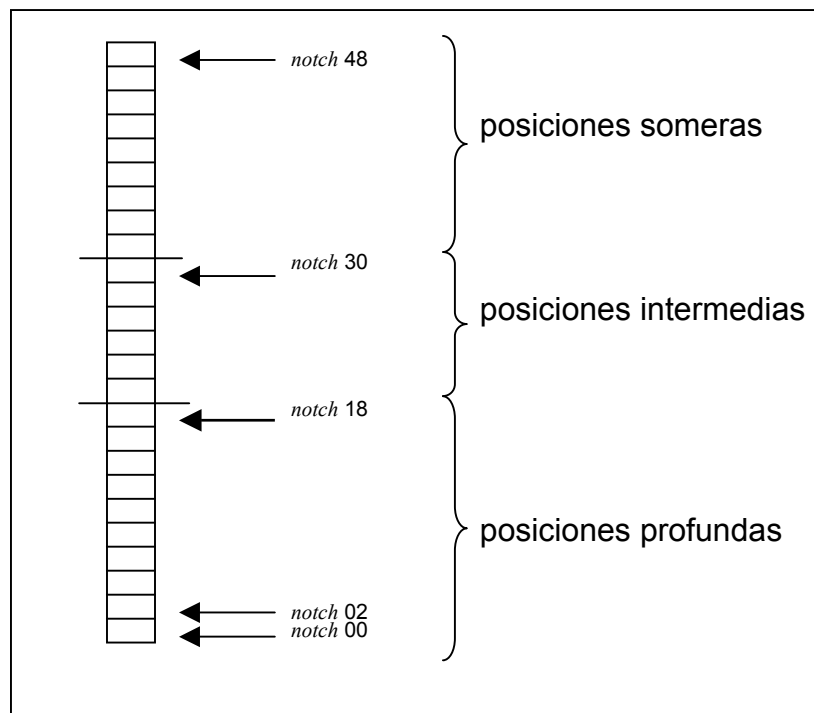


Figura 1.7. Esquema de las posiciones axiales de una barra de control.

Las barras de control se utilizan para mantener el reactor crítico y mantener los límites térmicos dentro de los márgenes considerados en el diseño, esto se consigue moviéndolas axialmente a lo largo de un ciclo de operación. Los movimientos de las barras se realizan de acuerdo a las posiciones axiales en las que se dividen y se realizan cada determinado tiempo, durante el ciclo de operación. Dicho movimiento se define a partir del quemado del combustible, cada espacio de tiempo en el cual se mueven las barras de control se le conoce como “paso de quemado”. En un ciclo normal de operación se definen alrededor de 15 pasos de quemado³, en cada uno de los cuales habrá un

³ El número de pasos de quemado un ciclo de operación puede variar dependiendo de la longitud del mismo.

movimiento de algunas barras de control. Una consideración importante es que al final del ciclo todas las barras de control deben estar afuera (posición 48).

Ahora se analizará más detalladamente el problema. En principio se tiene 109 barras de control, si cada una tiene 25 posiciones axiales diferentes y se toman en cuenta 15 pasos de quemado, el número total de posibles soluciones es $((25)^{109})^{15}$, lo que resulta ser un número muy grande de posibilidades. No obstante, existe la posibilidad de reducir el espacio de soluciones, como se describe a continuación.

Existen diferentes estrategias para diseñar el Patrón de Barras de Control, siempre con el objetivo de mantener crítico el reactor y mantener los límites térmicos dentro de los márgenes considerados en el diseño. Con la idea de ser consecuentes, para la obtención de resultados se trabajó, al igual que en el diseño de recargas, con una estrategia CCC. Si se aplica este tipo de estrategia al grupo de barras de control que se pueden mover, se tienen las siguientes restricciones:

- a) Sólo se mueven las barras de control de la secuencia A2
- b) Las barras de la secuencia A2 que están en la periferia no se mueven
- c) Se maneja simetría de $1/8$ de núcleo
- d) Las posiciones intermedias no se toman en cuenta debido a que al utilizarlas se produce una deformación en el Perfil Axial de Potencia.

Hay una explicación del porqué se toman en cuenta estas restricciones. Sobre este punto se ahondará con mayor detalle en la siguiente sección, cuando se definan los parámetros relacionados con la seguridad del reactor.

En la Figura 1.8 se muestra un esquema de las barras de control (señaladas con color rojo) que se pueden mover en un octavo de núcleo, siguiendo la estrategia CCC [98]. Es importante mencionar que las barras señaladas en color rojo es considerando $1/8$ de núcleo, al tomar en cuenta el núcleo completo se mueven 21 barras de control.

Con las restricciones impuestas, el número total de posibles soluciones es $((19)^5)^{15} \approx 8.063 \times 10^{95}$, que resulta ser mucho menor que el obtenido cuando no se tienen restricciones.

Con lo anterior, el problema consiste en definir los movimientos axiales de las barras de control, para cada paso de quemado, durante un ciclo de operación, a dicho proceso se le conoce comúnmente como Diseño de Patrones de Barras de Control (DPBC). Es importante señalar dos aspectos de suma importancia, en primer lugar, durante el diseño de Patrones de Barras de Control, es necesario verificar que el reactor sea seguro, esto se analizará con mayor detalle en la siguiente sección. Por otro lado, el segundo aspecto importante es que, para el análisis realizado se trabajaron dos posibilidades, en la primera de ellas la recarga de combustible es la obtenida una vez realizado el DPR con la optimización desarrollada; la segunda posibilidad fue que la recarga de combustible ya es conocida, por lo tanto, el movimiento de las barras se

obtiene para una distribución de ensamblajes combustibles en el núcleo que sea fija.

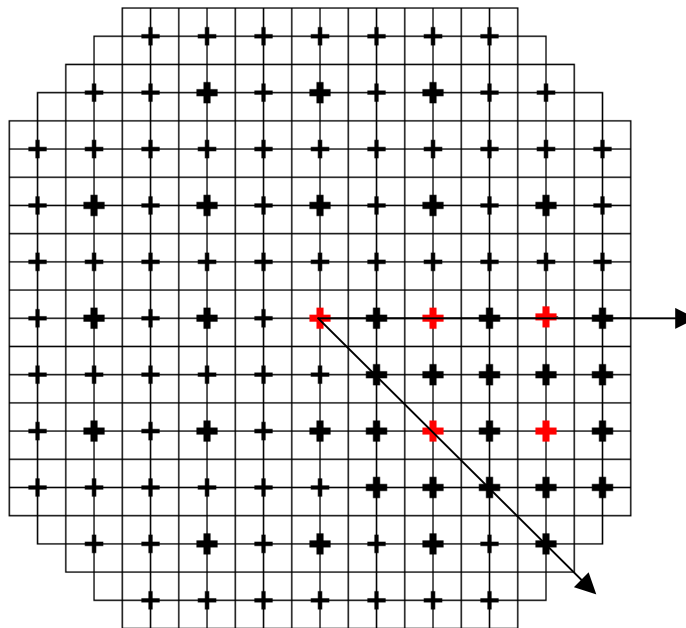


Figura 1.8. Las barras de control marcadas en rojo, son las únicas que intervienen en la optimización.

1.1.3 Parámetros de Seguridad

Un aspecto de suma importancia en el funcionamiento de un reactor nuclear, es la seguridad del mismo mientras se encuentra en operación. En una central nuclear existen diferentes medidas y niveles de seguridad para conseguir esto, el presente trabajo se enfoca en tres aspectos, el primero corresponde a los parámetros conocidos como límites térmicos; posteriormente se analizará lo correspondiente a los picos de potencia, que, si bien no se consideran límites térmicos como tal, sí intervienen en la seguridad del reactor, finalmente se revisará el cálculo del Margen de Apagado o *ShutDown Margin* (SDM) por sus siglas en inglés. En todos los casos, se trata de parámetros que están íntimamente relacionados con la operación segura del reactor.

Una definición sencilla sobre límites térmicos es la siguiente:

Definición 1.1. Un límite térmico es un valor establecido para la distribución de potencia en el combustible y en el núcleo del reactor, durante la operación normal o en algún transitorio de este último. Lo anterior, para garantizar la seguridad en la operación de la instalación y por lo tanto disminuir al mínimo los riesgos.

El objetivo de los límites térmicos es garantizar la operación segura del reactor, disminuyendo la posibilidad de daño a la población, salvaguardando la integridad del combustible, con lo cual se evita la liberación de material

radiactivo. Esto se consigue manteniendo la integridad del encamisado de los ensambles combustibles y lo que esto significa como barrera de contención para la liberación de los productos de fisión.

Durante la operación normal del reactor y en eventos transitorios los límites térmicos que se vigilan son los siguientes:

La Razón Mínima de Potencia Crítica o *Minimal Critical Power Ratio (MCPR)*: Este límite se establece para evitar que se presente la ebullición de transición en alguno de los ensambles combustibles, previniendo de esta forma la falla del encamisado de combustible por estar sometido a un sobrecalentamiento.

La Generación Lineal de Calor o *Linear Heat Generation Rate (LHGR)*: Vigilando este límite se garantiza que no se produzca un sobreesfuerzo sobre el encamisado, provocado por la expansión diferencial entre la pastilla y el encamisado del ensamble de combustible.

La Razón Promedio de Generación de Calor Lineal en un Plano o *Average Planar Linear Heat Generation Rate (APLHGR)*: Si se mantiene dentro de los rangos establecidos este parámetro, se asegura que la temperatura pico en el encamisado no exceda de 2200 °F después de un accidente por pérdida de refrigerante (en base de diseño).

La Razón de Generación de Potencia Máxima o *Maximum Power Generation Rate (MPGR)*: Es la fracción limitante del APLHGR.

La Máxima Potencia Nodal Relativa o *Maximum Relative Nodal Power (MRNP)*: Es un parámetro definido por el código CM-PRESTO, de acuerdo a la discretización que realiza del núcleo.

A continuación se analizará con más detalle cada uno de los límites mencionados.

1.1.3.1 MPCR Razón Mínima de Potencia Crítica o *Minimal Critical Power Ratio (MCPR)*

Tomando en cuenta cualquiera de las barras que componen un ensamble de combustible nuclear y en consecuencia su encamisado, tenemos que, la cantidad de calor que se transfiere desde el encamisado al refrigerante, depende en mucho de las condiciones térmicas e hidráulicas del refrigerante. La rapidez a la cual se transfiere dicho calor, esto es el flujo de calor q , depende de la diferencia de temperatura entre el encamisado y el refrigerante ΔT , y el coeficiente de transferencia de calor h . El flujo de calor en este fenómeno se puede graficar, tomando en cuenta la diferencia de temperatura entre el encamisado y el refrigerante. Esta gráfica es función de la rapidez del flujo y se puede dividir en regiones como se muestra en la Figura 1.9. El coeficiente de transferencia de calor para cada una de las regiones de la gráfica se rige por el tipo de transferencia de calor en cada una de las regiones.

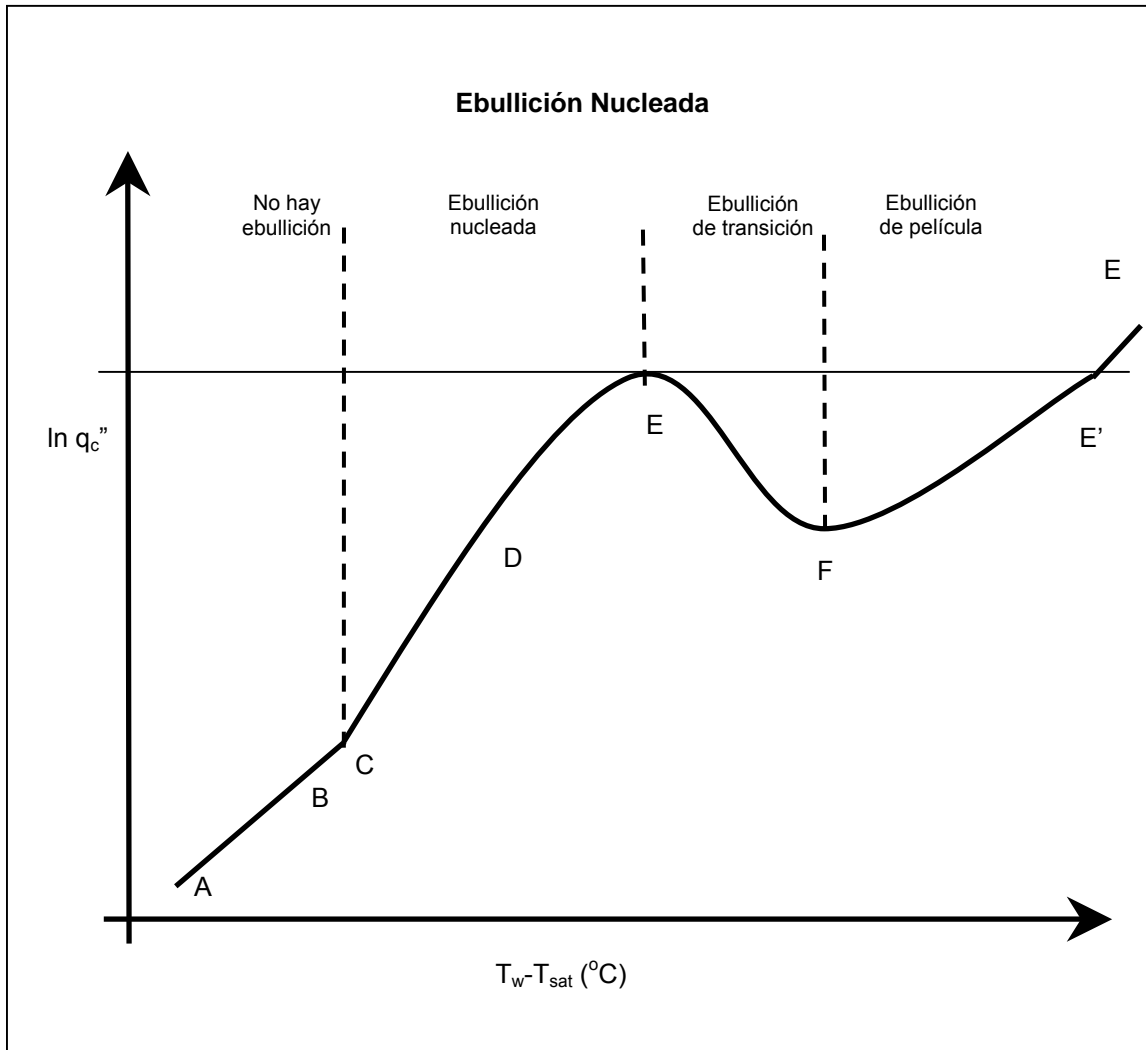


Figura 1.9. Curva de ebullición de Nukiyama [110].

Cada una de las regiones merece un análisis por separado, de acuerdo a la siguiente descripción.

Región A-B: Es la región de transferencia de calor de una sola fase. No hay ebullición.

Región B-C: Esta región está asociada con la ebullición nucleada de subenfriamiento, la cual se encuentra en la superficie del encamisado con la temperatura del refrigerante y no es saturada. En esta región las burbujas de vapor pueden colapsarse, ya sea antes de desprenderse del encamisado o al ingresar a la región de subenfriamiento antes de desprenderse del encamisado.

Región C-D: Representa la mayor parte de la ebullición nucleada, siendo ésta la forma más eficiente de transferencia de calor. El flujo anular existe a la salida de los canales de mayor potencia durante la operación normal. En esta región, la superficie de la barra del combustible se encuentra perfectamente enfriada. La ebullición nucleada se mantiene en el núcleo durante la operación normal y

en todos los transitorios provocados por errores de operación o fallas en el equipo.

Región D-E: En esta región el flujo anular pasa por el canal como una corriente de vapor a alta velocidad entre las superficies del líquido calentado.

Región E-F-E': En esta región se da la ebullición de transición para un sistema de temperatura controlada la cual no es típica del combustible nuclear.

Región E'-E: En esta parte se da la ebullición de película completamente desarrollada, en cuyo caso tanto el flujo de calor como la temperatura del encamisado del combustible son altas.

Ahora bien, desarrolladas cada una de las regiones de interés se tiene que la cantidad de calor que se transfiere desde el encamisado hacia el refrigerante está afectado en forma considerable por las condiciones termohidráulicas del refrigerante. Además, la rapidez a la cual se transfiere el calor desde el encamisado será el flujo de calor, que se puede expresar como dq/dt , y que depende de la diferencia de temperaturas entre la temperatura en la superficie del encamisado y la temperatura del refrigerante, esto es ΔT , y del coeficiente de transferencia de calor h .

Si el flujo de refrigerante a través de un ensamble incrementa, entonces se aumenta la potencia crítica de un ensamble de combustible, por lo que la operación del reactor deberá ser justo por debajo del punto de iniciación de la ebullición de transición, la cual asegura que la transferencia de calor hacia el refrigerante sea óptima y con la temperatura en la superficie del encamisado sólo ligeramente arriba de la temperatura en el líquido.

Si la operación del núcleo se llevara a cabo en la región E-F-E', conduciría a un incremento en la temperatura del encamisado, teniendo como consecuencia la reducción en la resistencia del zircaloy con el consecuente daño potencial del combustible. Por lo tanto, se restringe la operación en la zona de transición, tanto en la operación normal como durante transitorios de frecuencia alta y moderada. Con todo lo anterior se establece el límite térmico conocido como la Razón Mínima de Potencia Crítica (*MCPR*, *Minimal Critical Power Ratio*).

El *MCPR* se define como la relación existente entre la potencia del ensamble que se requiere para que se presente el inicio de la ebullición de transición en alguna zona específica del ensamble (Potencia Crítica *CP*) y la potencia a la que está operando el ensamble (*PBUN*):

$$MCPR = \frac{CP}{PBUN} \quad (1.1)$$

El objetivo entonces es mantener la ebullición nucleada y evitar la ebullición de transición, por lo tanto el límite para el *MCPR* se deriva de la base simple de diseño siguiente:

“Los transitorios provocados por un error simple del operador o falla del equipo será limitado de tal manera que, considerando incertidumbres durante el monitoreo del núcleo, al menos el 99.9% de las barras de combustible se espera que eviten la ebullición de transición”[56].

1.1.3.2 Generación Lineal de Calor (LHGR) y Razón Promedio de Generación de Calor Lineal en un Plano (APLHGR) (*Linear Heat Generation Rate & Average Planar Linear Heat Generation Rate*)

El *LHGR* está definido como la suma de la potencia por unidad de área del encamisado del combustible por una unidad de longitud de una barra de combustible, mientras que el segundo de los límites (*APLHGR*) se define como la cantidad de calor almacenado en el combustible, resultado de la operación existente en el mismo antes de un *SCRAM*. La razón por la cual se analizan en forma conjunta es debido a que ambos se relacionan de la siguiente forma [96]:

$$LHGR = APLHGR \cdot P_{pin} \quad (1.2)$$

donde P_{pin} es el factor de pico de potencia de una barra combustible relativo a un nodo, esto es:

$$P_{pin} = ppf [1 + C(I) \cdot C_j] \quad (1.3)$$

donde

ppf : factor de pico de potencia.

$C(I)$: factor que toma en cuenta la modificación del factor de pico para nodos controlados.

C_j : fracción nodal efectiva controlada.

Además

$$APLHGR = \frac{Q_{TH} \cdot Q_{COND}}{N_{TOT} \cdot N_p(I) \cdot D_z} \cdot P^{rel} \quad (1.4)$$

donde

Q_{TH} : potencia térmica del núcleo completo.

Q_{COND} : fracción de potencia conducida a través del encamisado.

N_{TOT} : número total de nodos en un núcleo completo.
 $N_P(I)$: número total de pines del combustible (depende del tipo de combustible).
 Dz : altura nodal.

En el caso del *APLHGR* la temperatura máxima en el encamisado del combustible es igual a 2200 °F, dicha temperatura se impone como límite debido a la relación de la reacción zircaloy-vapor, la cual se incrementa significativamente a temperaturas mayores a la señalada anteriormente.

1.1.3.3 La Razón de Generación de Potencia Máxima o *Maximum Power Generation Rate (MPGR)*

Con la definición anterior el *MPGR* simplemente se define como el valor más grande para el *APLHGR*.

1.1.3.4 La Máxima Potencia Nodal Relativa o *Maximum Relative Nodal Power (MRNP)*

En este caso la potencia nodal relativa se calcula con base en las distribuciones del flujo nodal de dos grupos de la siguiente forma:

$$P^{rel} = C(\sum_{f1}\phi_1 + \sum_{f2}\phi_2) \quad (1.5)$$

donde C es una constante de normalización, de tal manera que:

$$\left(\frac{\sum_{n=1}^N P_n^{rel} \cdot v_n}{\sum_{n=1}^N v_n} \right) = 1.0 \quad (1.6)$$

donde

N : número de nodos
 v_n : volumen del nodo

De la Ecuación (1.4) se puede observar la relación entre la potencia nodal relativa y el *APLHGR*. De lo anterior, el parámetro analizado simplemente se refiere al valor máximo de la potencia relativa nodal.

1.1.3.5 Factores de Pico

Por otro lado, los factores de pico son parámetros que permiten conocer la distribución de potencia en el núcleo. Se sabe que la distribución de potencia en el núcleo no es uniforme, lo cual produce una distribución de potencia característica que debe verificarse en cada momento de la operación de la central.

Es importante señalar que aun cuando los factores de pico no representan límites térmicos en forma directa, como los analizados anteriormente, sí son indicadores del buen funcionamiento del reactor.

Los factores de pico que se analizan son los siguientes:

Factor de Pico Radial o Radial Peaking Factor (RPF): es la razón de la potencia de un combustible entre la potencia promedio de todo el núcleo. Este parámetro es función de la distribución de potencia radial del núcleo, esto es:

$$RPF = \frac{\text{potencia del ensamble}}{\text{potencia promedio por ensamble}} \quad (1.7)$$

Factor de Pico Axial o Axial Peaking Factor (APF): es la razón de la potencia nodal en un ensamble específico entre la potencia promedio para dicho ensamble. Este parámetro es función de la distribución de potencia axial en el ensamble, es decir:

$$APF = \frac{\text{potencia nodal}}{\text{potencia nodal promedio}} \quad (1.8)$$

Factor de Pico Local o Local Peaking Factor (LPF): es la razón del más alto flujo calorífico producido por una barra de combustible (pin) en un nodo particular entre el flujo de calor promedio de la barra de combustible para dicho nodo. Este parámetro es una función de la distribución de potencia pin a pin dentro de un nodo de un combustible. Lo cual se puede representar de la siguiente manera:

$$LPF = \frac{\text{potencia del pin}}{\text{potencia promedio de los pines en el núcleo}} \quad (1.9)$$

Factor de Pico Total o Total Peaking Factor (TPF): se define como la razón tridimensional del pin con mayor potencia en un nodo específico entre la potencia promedio de los pines en el núcleo. El TPF para un nodo específico es una función de los factores de pico radial, axial y local para dicho nodo, esto es:

$$TPF_i = RPF_i \cdot APF_i \cdot LPF_i \quad (1.10)$$

En este caso el subíndice i se refiere al factor de pico del i -ésimo nodo.

Otra forma de calcular el Factor de Pico Total (TPF) es la siguiente:

$$TPF = \frac{\text{Potencia más alta de un pin en un nodo}}{\text{Potencia promedio del pin del núcleo}} \quad (1.11)$$

1.1.3.6 SDM (*Shutdown Margin*)

Se analizará ahora lo concerniente al Margen de Apagado o *Shutdown Margin* (SDM) por sus siglas en inglés. Este parámetro se define como la cantidad instantánea de reactividad por la cual el reactor es subcrítico o sería subcrítico suponiendo que todas las barras de control están completamente insertadas excepto la barra de control de mayor reactividad. Una condición importante para dicho parámetro es que debe ser mayor que el límite propuesto.

Se puede analizar con más detalle la explicación anterior, cuando el reactor nuclear se apaga, tomando en cuenta que está operando a plena potencia, existe una reducción inmediata en el flujo del refrigerante y en la temperatura del combustible, lo cual produce una reactividad positiva en el núcleo. Si se toma en cuenta que con el propósito de apagar el reactor en forma segura, la inserción de reactividad positiva debe ser menor que la reactividad negativa que conlleva la inserción de una barra de control durante el SCRAM⁴ (*Safety Control Rod Axe Man*). Lo más común es que la barra de control de mayor valor de reactividad sea mucho más grande (en valor) que la reactividad asociada al cambio de temperatura de plena potencia a potencia cero. Con lo anterior el margen de apagado (SDM) se calcula considerando la diferencia entre el factor de multiplicación efectivo (k_{eff}) crítico en condiciones frías y el factor de multiplicación efectivo (k_{eff}) del núcleo con las barras de control insertadas y la barra de mayor valor en reactividad (SRO , por sus siglas en inglés) afuera y el núcleo libre de xenón. Por lo tanto, el margen de apagado se obtiene con base en la Ecuación 1.12

$$SDM = \frac{k_{eff, \text{target en frío}} - k_{eff, SRO}}{k_{eff, \text{target en frío}}} \quad (1.12)$$

⁴ El término surge en el año de 1981 en una carta de Norman Hilberry al Dr. Raymond Murray al referirse a la primera reacción en cadena que observó. En la actualidad se usa para referirse a una parada de emergencia en un reactor nuclear y en algunas otras instalaciones similares.

Donde, $k_{eff,target\ en\ frio}$ se toma como 1.0 para efectos de diseño. Un valor que se considera adecuado es que el SDM sea mayor que el 1% $\Delta k/k$. No obstante, dicho valor se puede modificar dependiendo del diseño de los sistemas de seguridad del reactor.

1.2 Simulador CM-PRESTO

Para la solución al problema del diseño de una Recarga de Combustible Nuclear y su respectivo Patrón de Barras de Control, es necesario contar con dos herramientas esenciales, la primera es una herramienta matemática que permita resolver el problema de la optimización en forma adecuada; la respuesta en este caso es la técnica de Búsqueda Tabú. Por otro lado, es importante saber cómo evaluar cada una de las configuraciones propuestas tanto para la recarga, como para los respectivos movimientos de las barras de control; la respuesta en este caso es contar con un código adecuado para realizar la simulación del reactor para dichas configuraciones; en la presente investigación se utilizó el simulador en 3-D Core Master Presto o simplemente CM-PRESTO [96]. En esta sección se dará una breve explicación de las características del código, haciendo hincapié en los aspectos medulares del mismo que se utilizaron para el desarrollo de la investigación.

1.2.1 Descripción

CM-PRESTO forma parte del paquete *Fuel Management System* (FMS) [96] diseñado para el análisis y simulación de núcleos de reactores de agua ligera (LWR por sus siglas en inglés). Específicamente, CM-PRESTO es un simulador estático tridimensional del núcleo de un reactor, con modelos integrados de neutrónica y termohidráulica.

El modelo neutrónico, se basa en una aproximación de la teoría de difusión de dos grupos, que utiliza una malla de cálculo gruesa para la discretización del núcleo del reactor, considerando nodos cúbicos, aunque se puede realizar el cálculo para nodos que no sean de este tipo. Las propiedades neutrónicas de un nodo se describen por un conjunto de datos de las secciones eficaces macroscópicas homogeneizadas, representadas en tablas que contienen los parámetros nucleares bajo diferentes condiciones, como son el quemado y la fracción de vacíos por ejemplo.

Por otro lado, el modelo termohidráulico tiene por objeto determinar la densidad del refrigerante o contenido de vacíos a lo largo del eje axial del núcleo debido al efecto que tienen sobre el cálculo de las distribuciones de reactividad y potencia. Es importante conocer este contenido promedio de vacíos en cada volumen asociado a un nodo neutrónico para considerar la retroalimentación de éstos. La distribución de vacíos en cada canal se calcula con la distribución de potencia nodal, el flujo másico total en el núcleo y el subenfriamiento del agua a la entrada del mismo; lo cual se lleva a cabo utilizando las ecuaciones de balance de masa y energía, además de emplear las correlaciones de deslizamiento (*slip*) de los vacíos y el cálculo de las razones de transferencia

de calor y evaporación/condensación de la barra combustible al refrigerante, las cuales son válidas en condiciones de desequilibrio termodinámico.

CM-PRESTO utiliza un modelo que describe el flujo del refrigerante a través del núcleo y en consecuencia el flujo para cada ensamble combustible asociado con la región de *bypass*. Adicionalmente cada ensamble combustible puede considerarse, como se sabe, dos trayectorias de flujo internas; la primera corresponde a la del combustible, mientras que la segunda se refiere a los canales de agua. Dicho flujo varía axialmente dependiendo de la temperatura.

Particularmente, en este estudio CM-PRESTO modela un BWR como un arreglo en tres dimensiones utilizando nodos cúbicos, cada uno considerado con propiedades internas homogeneizadas. Para facilitar los cálculos, cada nodo coincide con la estructura axial de un ensamble combustible, de tal manera que cada subdivisión considerada para el ensamble proporciona una forma aproximadamente cúbica.

Con estas características, la simulación de la operación del reactor puede incluir las siguientes condiciones:

- En frío y subcrítico
- En frío y crítico
- En caliente, crítico a cero potencia
- En caliente, en operación en estado estable
- En caliente, en operación y transitorio con xenón
- En caliente, en operación incrementando el quemado del combustible

Además el código cuenta con modos de cálculo especiales, tales como:

- Cálculo de quemado Haling
- Cálculo de criticidad sobre el flujo o potencia
- Búsqueda de patrones de barras de control críticos
- Cálculo de margen de apagado con una barra atorada
- Cálculo de albedos

Por otro lado, las distribuciones tridimensionales de potencia y de vacíos se determinan por la iteración entre los modelos neutrónico y termohidráulico. Cabe señalar que para realizar los cálculos eficientemente se utilizan métodos numéricos muy eficientes. Algunos de los efectos locales que son tomados en cuenta para el cálculo de la distribución de potencia nodal son los siguientes: exposición del combustible, concentración del samario, historia de las barras de control, vacíos y temperatura del combustible (efecto Doppler), entre otros.

Finalmente, la longitud de ciclo puede calcularse con el núcleo completo o considerando simetría de un medio, un cuarto o un octavo de núcleo. En el mismo sentido, los ensambles se etiquetan individualmente, permitiendo la fácil manipulación de los mismos, por ejemplo la inserción de combustible nuevo, intercambio del mismo, reinserción o descarga.

1.2.2 Modelo Empleado en CM-PRESTO

Como ya se ha comentado, CM-PRESTO hace una discretización del núcleo utilizando nodos con forma cúbica. En ese sentido, una forma de manejar la ecuación de difusión de neutrones para la malla es integrar sobre el volumen de la misma usando las propiedades promedio de cada nodo [25]. Para lograr esto, se sabe que dicho promedio para cada nodo se puede escribir como

$$\frac{1}{V_k} \int_{V_k} d^3r \phi(r) \equiv \phi_i \quad (1.13)$$

donde ϕ es el flujo de neutrones y V_k es el volumen de cada nodo; ahora, de esta ecuación se puede obtener que

$$\frac{1}{V_k} \int_{V_k} d^3r \Sigma_a(r) \phi(r) \equiv \Sigma_{a_i} \phi_i \quad (1.14)$$

además

$$\frac{1}{V_k} \int_{V_k} d^3r [-\nabla \cdot D(r) \nabla \phi] \equiv L_i \phi_i - \sum_{j=1}^J l_{ij} \phi_j \quad (1.15)$$

donde D es el coeficiente de difusión y L_i se define como

$$L_i \equiv \sum_{j=1}^J l_{ij} \quad (1.16)$$

donde los coeficientes l_{ij} se determinan con base en el esquema de diferencias finitas elegido. Si se elijen diferencias centradas y coordenadas cartesianas se tiene que

$$l_{ij} = \frac{D_{ij}}{\Delta_{ij}^2} \quad (1.17)$$

donde Δ_{ij} es la distancia entre los puntos i y j de la malla utilizada. Por lo tanto se puede definir

$$D_{ij} \equiv \frac{1}{2}(D_i + D_j) \quad (1.18)$$

Retomando la Ecuación de Difusión de Neutrones

$$-\nabla \cdot D(r)\nabla \phi + \Sigma_a(r)\phi(r) = S(r) \quad (1.19)$$

al aplicarle la discretización desarrollada, se tiene que

$$-\sum_{j=1}^J \frac{D_{ij}}{\Delta_{ij}^2} \phi_j + \left(\sum_{j=1}^J \frac{D_{ij}}{\Delta_{ij}^2} + \Sigma_a \right) \phi_i = S_i \quad (1.20)$$

donde i corre sobre todos los puntos de la malla empleada. Con lo anterior se caracteriza la distribución de flujo para cada nodo y en consecuencia de todo el núcleo.

Por otro lado, la potencia nodal relativa, la cual se denotará por p^{rel} , se calcula con base en las distribuciones de flujo nodal de dos grupos, aunque en la Sección 1.1.3.2 se incluyó un breve análisis al definir los límites térmicos en el reactor, conviene ahondar con más detalle en la presente sección. Luego entonces, la potencia nodal se puede calcular de la siguiente manera

$$p^{rel} = C(\Sigma_{f_1} \phi_1 + \Sigma_{f_2} \phi_2) \quad (1.21)$$

donde C es una constante de normalización tal que

$$\frac{\sum_{n=1}^N p_n^{rel} \cdot v_n}{\sum_{n=1}^N v_n} = 1 \quad (1.22)$$

donde N es el número total de nodos en la malla y v_n es el volumen del nodo. De aquí parte el cálculo de algunos de los parámetros más importantes durante la simulación del reactor; por ejemplo, la rapidez de generación de calor lineal promedio (*APLHGR* por sus siglas en inglés) en cada nodo se calcula como

$$APLHGR = \frac{Q_{th} Q_{cond}}{N_{tot} N_p(i) D_z} \cdot p^{rel} \quad (1.23)$$

donde

- Q_{th} : potencia térmica del núcleo
- Q_{cond} : fracción de potencia conducida a través del encamisado
- N_{tot} : número total de nodos en el núcleo
- $N_p(i)$: número total de pines en el ensamble combustible⁵
- D_z : altura del nodo

En forma análoga, la máxima rapidez de generación de calor lineal (MLHGR por sus siglas en inglés) por nodo se calcula de la siguiente manera

$$MLHGR = APLHGR \cdot p_{pin} \quad (1.24)$$

donde p_{pin} es el factor de pico de potencia relativo a la barra en cada nodo, el cual se calcula como

$$p_{pin} = p_i(E, \alpha_x, \alpha) [1 + C(i) \cdot C_f] \quad (1.25)$$

donde

- $p_i(E, \alpha_x, \alpha)$: factor de pico del combustible tipo i ; representado como un ajuste polinomial dependiente del quemado (E), de los vacíos pesados (α_x) y de los vacíos instantáneos (α), en la misma forma que las secciones eficaces.
- $C(i)$: factor para la modificación del factor de pico para nodos cercanos al combustible del tipo i .
- C_f : fracción de control nodal efectiva.

El último parámetro considera los efectos cerca de la barra de control de la siguiente manera

$$C_f: 1.0 \text{ si } x \geq 1.0$$

$$C_f: x \text{ si } 0 < x < 1$$

⁵ Depende del tipo de combustible.

$C_f: 0$ si $x \leq 0$

con

$$x = \frac{T_p - k + 1}{2} \quad (1.26)$$

donde

T_p : la longitud de inserción (en nodos) de la barra de control.

k : el índice del nodo axial (iniciando con $k = 1$ para el nodo del fondo).

1.2.3 Archivos de Entrada para Simular una Recarga

En esta sección se explicará la forma en la que se manejan los archivos utilizados por CM-PRESTO, tanto los de entrada como los de salida, para la simulación de una recarga de combustible en el reactor.

Para la simulación de una recarga propuesta el proceso se divide en dos pasos; en el primero de éstos se obtienen los límites térmicos y el factor de multiplicación efectivo de la recarga propuesta, así como la energía obtenida con dicha recarga; mientras que en el segundo caso se realiza el cálculo del margen de apagado en frío, este último a su vez se divide en dos pasos, que conlleva dos ejecuciones de CM-PRESTO, lo anterior se resume de la siguiente forma:

Para la obtención de los límites térmicos y la energía obtenida

- Ejecución de la carga de combustible (tipo “load”), y cálculo de quemado Haling

Para el cálculo del margen de apagado

- Ejecución de inicio de ciclo (tipo “boc”)
- Cálculo del margen de apagado en frío

En la Figura 1.10 se muestra en forma esquemática el manejo de los archivos para la obtención de los límites térmicos y la energía.

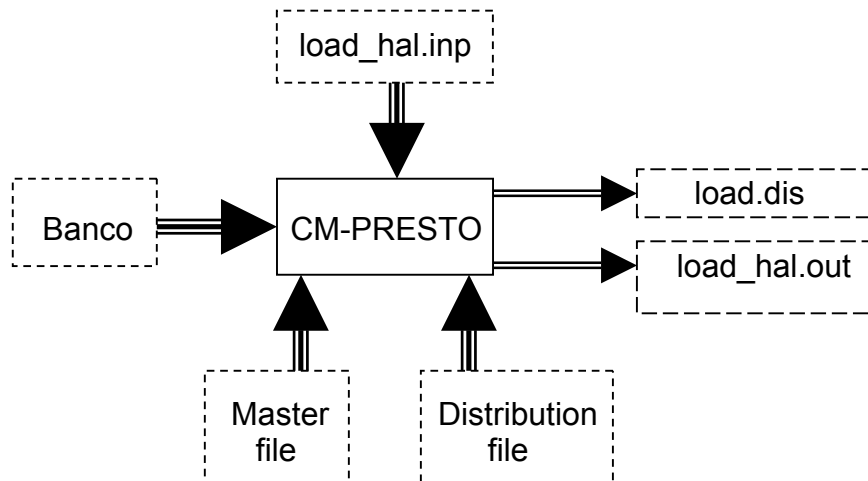


Figura 1.10. Esquema del manejo de archivos para CM-PRESTO para la simulación de una recarga.

De la Figura 1.10 la explicación sobre los archivos involucrados es la siguiente:

load_hal.inp : es el archivo de entrada donde se indica la distribución de todos los combustibles empleados en la recarga, así como el tipo de cálculo que se va a realizar, en este caso un cálculo tipo Haling, cabe señalar que CM-PRESTO permite la ejecución de ambos cálculos en un solo archivo o se puede realizar en forma independiente.

Banco : es el archivo de secciones eficaces (dispersión, absorción, fisión) bajo condiciones calientes.

Master file : en este archivo se proporciona las características físicas del núcleo, esto es, número de ensamblajes, número de barras de control, dimensiones del núcleo, por mencionar algunas.

Distribution file : en este archivo se indica el estado del núcleo al final del ciclo anterior.

load.dis : es un archivo de salida donde se encuentra el estado del núcleo al inicio del ciclo con la información de la recarga propuesta.

load_hal.out : es el archivo de salida, en él se incluye la energía obtenida con la configuración proporcionada, de igual forma se obtienen los valores de los límites térmicos para dicha configuración.

Ahora bien, para la configuración de recarga proporcionada, es necesario realizar el cálculo del margen de apagado en frío. Como ya se mencionó, se hace mediante 2 ejecuciones de CM-PRESTO. En la Figura 1.11 se muestra el esquema del manejo de los archivos para la simulación del reactor al inicio del ciclo (ejecución "boc"), cuyo cálculo es necesario para obtener posteriormente el margen de apagado en frío.

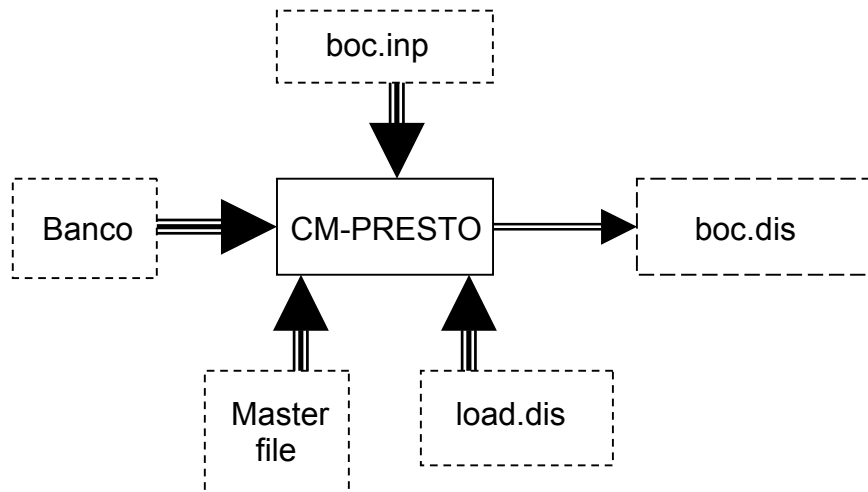


Figura 1.11. Esquema del manejo de archivos para CM-PRESTO para la simulación de una recarga en el BOC.

De la Figura 1.11 la explicación sobre los archivos involucrados es la siguiente:

boc.inp : es el archivo de entrada donde se indica que la simulación del reactor se realizará al inicio del ciclo.

Banco : es el archivo de secciones eficaces (dispersión, absorción, fisión) bajo condiciones calientes.

Master file : en este archivo se proporcionan las características físicas del reactor, esto es, número de ensamblajes, número de barras de control, dimensiones del núcleo, por mencionar algunas.

load.dis : en este archivo se indica el estado del núcleo al inicio del ciclo con la información de la recarga propuesta. Este archivo es el obtenido con la ejecución de la carga de combustible (ver Figura 1.10).

boc.dis : es el archivo de salida, en donde se indica la configuración del reactor con los datos de entrada proporcionados.

Con la información obtenida con la ejecución anterior se procede al cálculo del margen de pagado en frío. En la Figura 1.12 se muestra el flujo de información durante la ejecución de CM-PRESTO para éste.

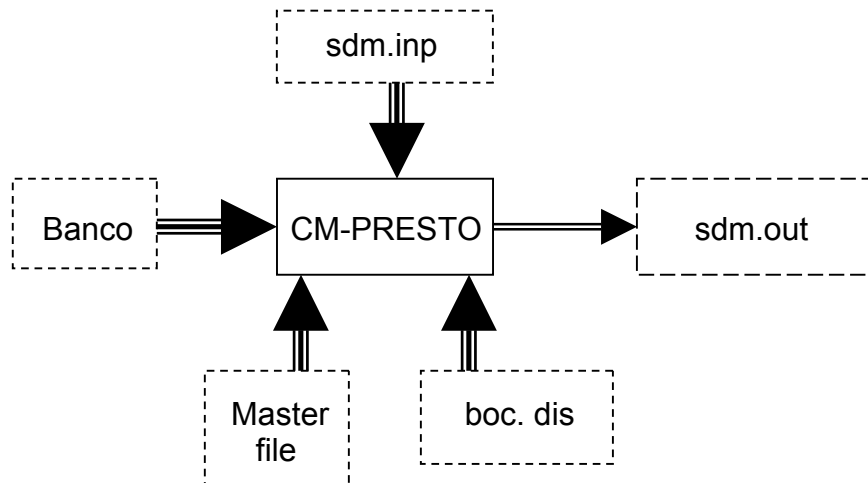


Figura 1.12. Esquema del manejo de archivos para CM-PRESTO para el cálculo del margen de apagado.

Los archivos involucrados en el cálculo mostrado en la Figura 1.12 son los siguientes:

sdm.inp : es el archivo de entrada donde se indican las ejecuciones de CM-PRESTO para obtener el factor de multiplicación efectivo (k_{eff}), con el cual se realiza el cálculo del margen de apagado. En total se realizan 24 ejecuciones de CM-PRESTO considerando, en cada ejecución, que una barra está en la posición axial 48 y las restantes 23 barras de control en la posición 00.

Banco : es el archivo de datos secciones eficaces (dispersión, absorción, fisión) bajo condiciones frías.

Master file : en este archivo se proporcionan las características físicas del reactor, en el caso frío, para la recarga propuesta.

boc.dis : es el archivo obtenido con la ejecución anterior (tipo "boc") y contiene el estado del núcleo.

sdm.out : es el archivo de salida, en donde se incluye el valor obtenido del factor de multiplicación efectivo, este último parámetro se utiliza en el cálculo del margen de apagado en frío.

1.2.4 Archivos de Entrada para Simular un Patrón de Barras de Control

En la Sección 1.1.2 se describió con detalle la forma en la que se obtiene un Patrón de Barras de Control, de igual manera se comentó sobre los pasos de quemado en los que se divide el ciclo de operación para la obtención de dicho patrón, por tal motivo, en esta sección únicamente se desglosarán los archivos utilizados por CM-PRESTO para un solo paso de quemado, sin considerar el ciclo completo, en el entendido de que el esquema es muy similar en todo el proceso, independientemente del paso de quemado que se analice.

Para evaluar los movimientos de las barras de control propuestos en un paso de quemado, son necesarias dos ejecuciones de CM-PRESTO, en la primera de ellas se obtiene el Perfil Axial de Potencia que se utiliza como objetivo durante el paso de quemado analizado. En la segunda ejecución se obtienen los límites térmicos y el estado del núcleo al final del paso de quemado analizado.

Para la primera de las ejecuciones, en la Figura 1.13 se muestra el esquema de los archivos manejados por CM-PRESTO para la ejecución de un cálculo Haling, de donde se obtendrá el Perfil Axial de Potencia que será utilizado como objetivo para el diseño del patrón de barras.

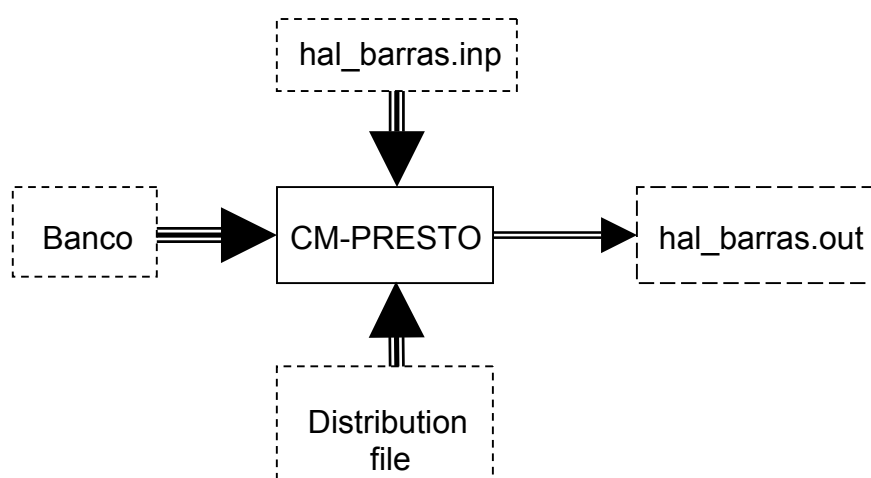


Figura 1.13. Esquema del manejo de archivos para CM-PRESTO para la obtención del Perfil Axial de Potencia objetivo.

De la Figura 1.13 los archivos involucrados son los siguientes

hal_barras.inp : archivo de entrada que indica que se realizará un cálculo Haling de quemado de ciclo completo y con todas las barras de control afuera.

Banco : es el archivo de secciones eficaces (dispersión, absorción, fisión) bajo condiciones calientes.

Distribution file : en este archivo se indica el estado del núcleo al inicio del paso de quemado.

hal_barras.out : es el archivo de salida donde se obtiene el Perfil Axial de Potencia que se utilizará como objetivo para el paso de quemado analizado.

Con la ejecución anterior se procede al cálculo de los límites térmicos para el patrón de barras propuesto en el paso de quemado analizado, en ese sentido, en la Figura 1.14 se muestra en forma esquemática los archivos involucrados

en esta segunda ejecución de CM-PRESTO para obtener el patrón de barras en un paso de quemado.

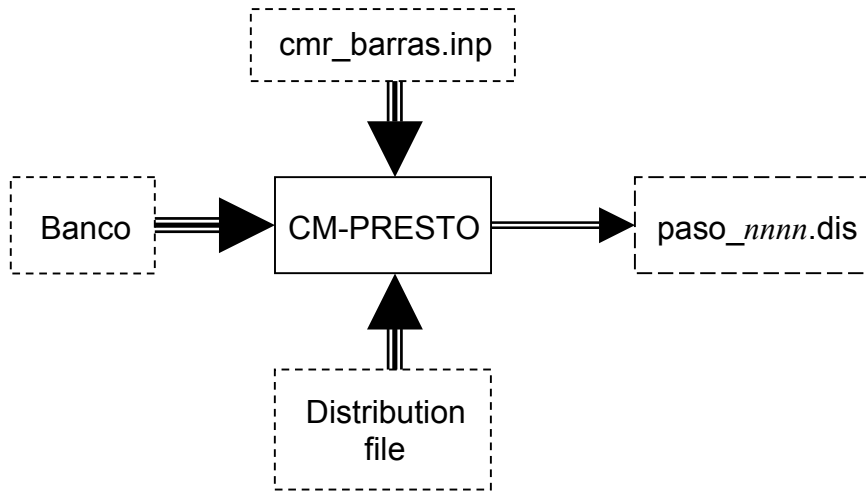


Figura 1.14. Esquema del manejo de archivos para CM-PRESTO para la simulación del patrón de barras en un paso de quemado.

Los archivos involucrados en dicha figura son los siguientes

`cmr_barras.inp` : es el archivo de entrada donde se indica la posición de las barras de control para el paso de quemado analizado, además de indicar el tamaño de dicho paso de quemado.

`Banco` : es el archivo de secciones eficaces (dispersión, absorción, fisión) bajo condiciones calientes.

`Distribution file` : en este archivo se indica el estado del núcleo al final del paso de quemado anterior.

`paso_nnnn.dis` : archivo de salida que contiene la información del estado del núcleo al final del paso de quemado con el patrón de barras propuesto.

Los detalles de la implementación de la técnica con la información manejada en las distintas ejecuciones de CM-PRESTO se darán en el Capítulo 3.

Capítulo 2. Optimización

Los problemas de optimización aparecen prácticamente en cualquier área de la ciencia y de la industria en general, ya sea en el contexto de maximizar o minimizar “algo”, como costos, insumos, parámetros o alguna otra variable. En la mayoría de los casos el problema en cuestión tiene ciertas restricciones. Por tal motivo, a lo largo del tiempo han surgido distintas herramientas para resolver estos problemas. Adicionalmente, con el surgimiento de las computadoras, las herramientas se han vuelto más sofisticadas, surgiendo con ello, nuevas metodologías de resolución.

Para la problemática planteada existe un área en el campo de las matemáticas, conocida como optimización, dedicada exclusivamente a tratar este tipo de problemas. La optimización es una rama de las matemáticas, dedicada a encontrar, como ya se dijo, el máximo o mínimo de un problema determinado, en muchos de los casos el problema planteado está sujeto a una serie de restricciones. Por lo tanto, podemos definirlo tomando en cuenta la siguiente notación:

Sea $x \in \mathcal{R}^n$ un vector de n entradas y $f: \mathcal{R}^n \rightarrow \mathcal{R}$ una función de valores reales. Con esto, un problema de optimización se puede definir como

$$\begin{aligned} \min f_1(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ \text{sujeto a} \\ f_2(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \\ f_3(x_1, x_2, \dots, x_n) \geq 0 \end{aligned} \tag{2.1}$$

Aunque en el ejemplo anterior se utiliza, en la segunda restricción, el signo “ \geq ” el problema con el signo contrario (\leq) es equivalente, inclusive la combinación entre ambos. De igual forma se puede hablar indistintamente de maximizar o minimizar.

Existen diferentes clasificaciones para caracterizar a la optimización. A lo largo del tiempo se ha llegado a consolidar una clasificación más o menos estándar sobre ésta, la cual depende de las características del tipo de problema que se resuelve, así como de la metodología empleada para ello. En este caso se trabajará una clasificación hecha con base en el espacio de soluciones que se tiene para el problema.

Una conclusión importante con respecto a la clasificación de la optimización, es el hecho de que, independientemente de la partición que se tenga, se coincide en que se puede dividir en dos grandes grupos, la optimización continua en el primero y la discreta en el segundo, o viceversa. Esta división se hace, como ya se dijo, con respecto al conjunto de soluciones que se maneja en cada campo. Pues, como su nombre lo indica, en el primer caso el conjunto de soluciones es continuo, mientras que en el segundo es discreto. Conviene

señalar que se pondrá mayor atención en la parte de la optimización discreta, por ser ésta el tema principal del presente trabajo.

El presente capítulo se divide, para su análisis, en dos grandes grupos al hablar sobre la optimización; la continua y la discreta. En el primer caso se dividirá a su vez en dos partes, la optimización sin y con restricciones. Por otro lado, la parte de la optimización discreta se abordará con algunas definiciones importantes al respecto, posteriormente se mostrarán algunos problemas típicos en el área, se hará una división de acuerdo a las características de los métodos, para concluir con una breve descripción de algunas de las técnicas más conocidas en el área de la optimización discreta.

Antes de desglosar los puntos mencionados anteriormente, es de suma importancia definir dos conceptos importantes en el área de la optimización, debido a que aparecerán a lo largo del capítulo constantemente, los conceptos a los que se hace mención son óptimo global y óptimo local. Por otro lado, es importante que se entienda, por parte del lector, la diferencia entre ambos conceptos, dado que en algunas ocasiones se tratan como conceptos equivalentes o iguales, lo cual es falso.

Definición 2.1. Sea $f:L\rightarrow\mathcal{R}$ una función que se desea maximizar¹ en el espacio L , $L\subseteq\mathcal{R}^n$, se dice que x^* es un máximo global si $f(x^*)\geq f(x) \quad \forall x\in L$. Al valor de $f(x^*)$ se le conoce como el óptimo global.

Definición 2.2. Sea $f: L\rightarrow\mathcal{R}$ una función que se desea maximizar¹ en una espacio L , $L\subseteq\mathcal{R}^n$, se dice que x^* es un máximo local si $f(x^*)\geq f(x) \quad \forall x\in N(x)$, donde $N(x)$ es una vecindad de x , esto es, $N(x)\subset L$.

Es importante mencionar que las definiciones anteriores son definiciones básicas, con la idea de iniciar un análisis más detallado sobre el tema de la optimización.

2.1 Optimización Continua

Para iniciar la explicación correspondiente en la Figura 2.1 se incluye la clasificación de la optimización continua en forma resumida. Como se puede observar, dentro del campo de la optimización continua, está perfectamente clara la división que se hace entre la optimización continua con restricciones y sin ellas. En este análisis primero se abordará la parte de optimización continua sin restricciones, incluyendo algunos métodos de solución para ésta; posteriormente se explicará, en la misma forma, la optimización continua con restricciones.

¹ El caso de minimización es equivalente.

2.1.1 Optimización Sin Restricciones

En esta parte de la optimización, el problema consiste en encontrar el máximo o mínimo de una función real $f(x)$, donde x es un vector de n entradas reales. Es decir, la idea es encontrar x^* tal que $f(x^*) \leq f(x)$ para todo x en el espacio de soluciones. De la clasificación mostrada en la Figura 2.1, a continuación se explica en forma breve las características más importantes de cada una de las ramas mostradas, incluyendo algunos de los métodos clásicos de solución para cada caso.

2.1.1.1 Ecuaciones No Lineales

Cuando se tiene un sistema de este tipo, se tiene un vector x de n entradas reales, perteneciente al espacio de soluciones, dicho vector es tal que $f(x) = 0$, donde $f: \mathfrak{R}^n \rightarrow \mathfrak{R}^n$. Algunos de los métodos de solución para este tipo de problemas son muy similares a los utilizados en los mínimos cuadrados no lineales. La estrategia que siguen es resolver el problema siguiente

$$\min \{ \|f(x)\| : x \in \mathfrak{R}^n \} \quad (2.2)$$

donde $\| \cdot \|$ es una norma definida en \mathfrak{R}^n .

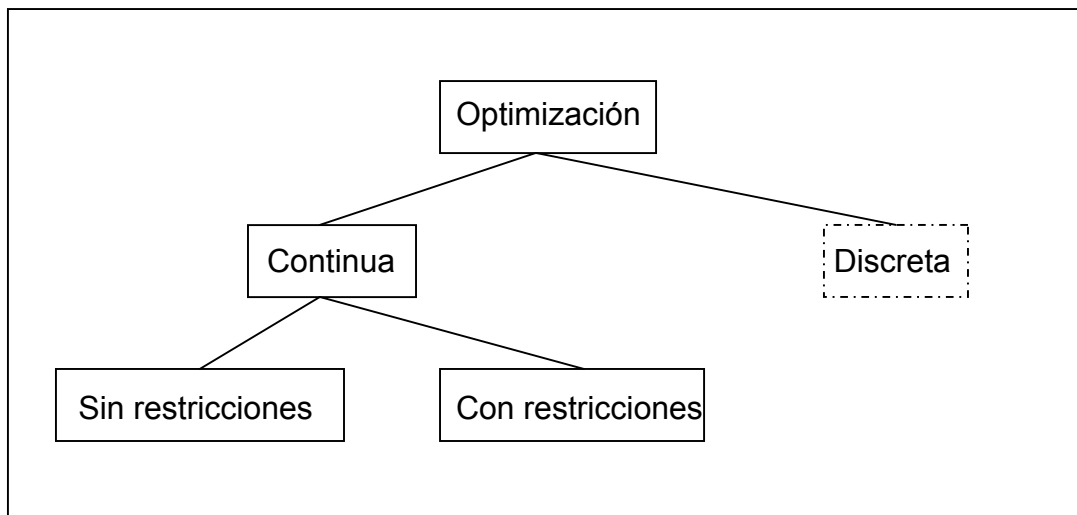


Figura 2.1. Clasificación de la optimización continua.

En lo que se refiere a resolver el problema (2.2) el método de Newton modificado [76] es una de las herramientas más socorridas. En general, dada una iteración x_k , el método de Newton calcula $f(x_k)$ y a su vez el Jacobiano $f'(x_k)$, con lo cual encuentra s_k resolviendo el sistema de ecuaciones lineales siguiente

$$f'(x_k)s_k = -f(x_k) \quad (2.3)$$

Una vez resuelta la ecuación (2.3), el paso siguiente es calcular $x_{k+1} = x_k + s_k$.

Existe una versión modificada del método de Newton, conocido como el método de la región-verdadera [76], en el cual, se toma como criterio de partida, que el modelo $f(x_k) + f'(x_k)s$ de $f(x_k+s)$ es válido para s no muy grande, con lo cual se añade una restricción al tamaño de paso. Adicionalmente, en este método, el Jacobiano se reemplaza por una aproximación B_k y el paso s_k se obtiene resolviendo el subproblema siguiente

$$\min \{ \|f(x_k) + B_k s\| : \|D_k s\| \leq \Delta_k \} \quad (2.4)$$

donde D_k es una matriz escalada y Δ_k es el radio de la región-verdadera. El paso s_k es válido si el radio ρ_k es mayor que 10^{-4} . El radio se obtiene de la siguiente expresión

$$\rho_k = \frac{\|f(x_k)\| - \|f(x_k + s_k)\|}{\|f(x_k)\| - \|f(x_k) + B_k s_k\|} \quad (2.5)$$

2.1.2 Optimización Con Restricciones

Por otro lado, se tienen problemas en donde existen un conjunto de restricciones impuestas a la función que se desea optimizar, siempre en el caso continuo. Para empezar, un problema de optimización continua con restricciones se puede plantear de la siguiente forma

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) \quad x \in \mathbb{R}^n \\ \text{sujeto a} \quad & c_i(x) = 0, \quad i \in E \\ & c_i(x) \geq 0, \quad i \in I \end{aligned} \quad (2.6)$$

donde $f(x)$ es la función objetivo, E es el conjunto de índices de las ecuaciones de igualdad e I es el conjunto de índices de las ecuaciones de desigualdad, ambos conjuntos son finitos. Si algún punto x^* satisface todas las restricciones de (2.6) se dice que es un punto factible, entonces, el conjunto de todos los puntos que cumplen esta condición se le conoce como la región de factibilidad, es en esta región donde se busca encontrar x^* tal que $f(x^*) \leq f(x)$ para todo x perteneciente a la región factible.

Al igual que en la optimización sin restricciones a continuación se explica un método del tipo que aborda esta sección, esto es, optimización con restricciones. Cabe señalar que en (2.6) el problema de maximizar es

equivalente, de igual manera, el signo “ \geq ” puede ser invertido, sin controversia alguna o aún más, en el mismo problema pueden aparecer ambos tipos de restricciones.

2.1.2.1 Programación Lineal

La forma más simple del problema planteado en (2.6) es cuando $f(x)$ y todas las $c_i(x)$ son lineales. En cuyo caso el problema resultante se conoce como Programación Lineal. Este tipo de problemas son bastante antiguos y aparecen en muchos campos de la investigación y la industria. Una característica especial sobre estos problemas es la forma estándar de expresarlos, como se puede observar a continuación.

$$\begin{aligned} \min_x \quad & f(x) = c^T x \\ \text{sujeto a} \quad & Ax = b, \quad x \geq 0 \end{aligned} \quad (2.7)$$

donde A es una matriz $n \times m$ y $m \leq n$.

Uno de los métodos más empleados para resolver problemas de este tipo es el método simplex [28], el cual genera una sucesión de puntos factibles $x^{(1)}, x^{(2)}, \dots$ que termina en una solución. Debido a que existe un punto extremo en la cual la solución aparece, cada iteración $x^{(k)}$ es un punto extremo. Con esto se tiene que $n-m$ de las variables tienen valor cero en $x^{(k)}$, a dichas variables se les llama no básicas (el conjunto de índices de éstas es $N^{(k)}$). Las m variables restantes tienen valores no negativos y se les conoce como variables básicas (el conjunto de índices de éstas es $B^{(k)}$).

El método simplex consiste en hacer cambios sistemáticos a los conjuntos $N^{(k)}$ y $B^{(k)}$ después de cada iteración, con el propósito de encontrar aquel punto que dé una solución óptima. En cada iteración es conveniente reacomodar las variables de tal forma que las primeras m sean las variables básicas y después todas las demás, esto es $x^T = (x_B^T, x_N^T)$. De igual forma la matriz A puede acomodarse de tal forma que $A = [A_B \cdot A_N]$. Con esto, las ecuaciones $Ax = b$ se puede reescribir como

$$[A_B : A_N] \begin{pmatrix} x_B \\ x_N \end{pmatrix} = A_B x_B + A_N x_N = b \quad (2.8)$$

Con lo anterior, en un punto extremo siempre es posible encontrar una partición en B y N tal que A_B es no singular (suponiendo que A tiene rango completo). Además, debido a que $x_N^{(k)} = 0$ es posible escribir

$$x^{(k)} = \begin{pmatrix} x_B \\ x_N \end{pmatrix}^{(k)} = \begin{pmatrix} \hat{b} \\ 0 \end{pmatrix} \quad (2.9)$$

donde $\hat{b} = A_B^{-1} b$. Como las variables deben ser no negativas, es necesario que $b \geq 0$. Como A_B es no singular y $b \geq 0$, entonces B y N determinan una solución factible básica. Adicionalmente es importante conocer el valor de la función objetivo $f(x)$ en una solución factible básica, por lo tanto, si $c^T = (c_B^T, c_N^T)$, de (2.9) se tiene que

$$\hat{f} = c^T x^{(k)} = c_B^T \hat{b} \quad (2.10)$$

En general, la eliminación de las variables básicas usa el hecho de que

$$x_B = A_B^{-1}(b - A_N x_N) = \hat{b} - A_B^{-1} A_N x_N \quad (2.11)$$

con lo cual la función objetivo se puede reescribir como

$$\begin{aligned} f(x_N) &= c_B^T x_B + c_N^T x_N \\ &= c_B^T (\hat{b} - A_B^{-1} A_N x_N) + c_N^T x_N \\ &= \hat{f} + \hat{c}_N^T x_N \end{aligned} \quad (2.12)$$

donde

$$\hat{c}_N = c_N - A_N^T \pi \quad (2.13)$$

y

$$\pi = A_B^{-T} c_B \quad (2.14)$$

2.2 Optimización Discreta

Se abordará esta sección en forma diferente a la tratada en la optimización continua, debido a la importancia que tiene la parte discreta en el problema

planteado. Es por ello que se ahonda más en algunos aspectos no analizados en la sección previa, sobre todo en la parte de la teoría computacional, al abordar el rubro de complejidad y, por otro lado, al mostrar algunos de los ejemplos clásicos de esta rama de la optimización, para dar una idea más clara de la implementación realizada. La última parte de la sección es similar, en trato, al realizado previamente, esto es, mostrando algunos de los métodos más importantes en esta área.

2.2.1 Clasificación

Al igual que en la optimización continua, en la parte de la optimización discreta se han realizado diversos esfuerzos por tratar de obtener una clasificación estándar, en la Figura 2.2 se muestra una de éstas, y sin menoscabo de otras que se pueden encontrar en la literatura, con la idea de proporcionar un orden en la explicación que a continuación se dará de la misma. La clasificación que se muestra se basa en la metodología utilizada para resolver los problemas de este tipo y en las estrategias que se utilizan para abordar los mismos.

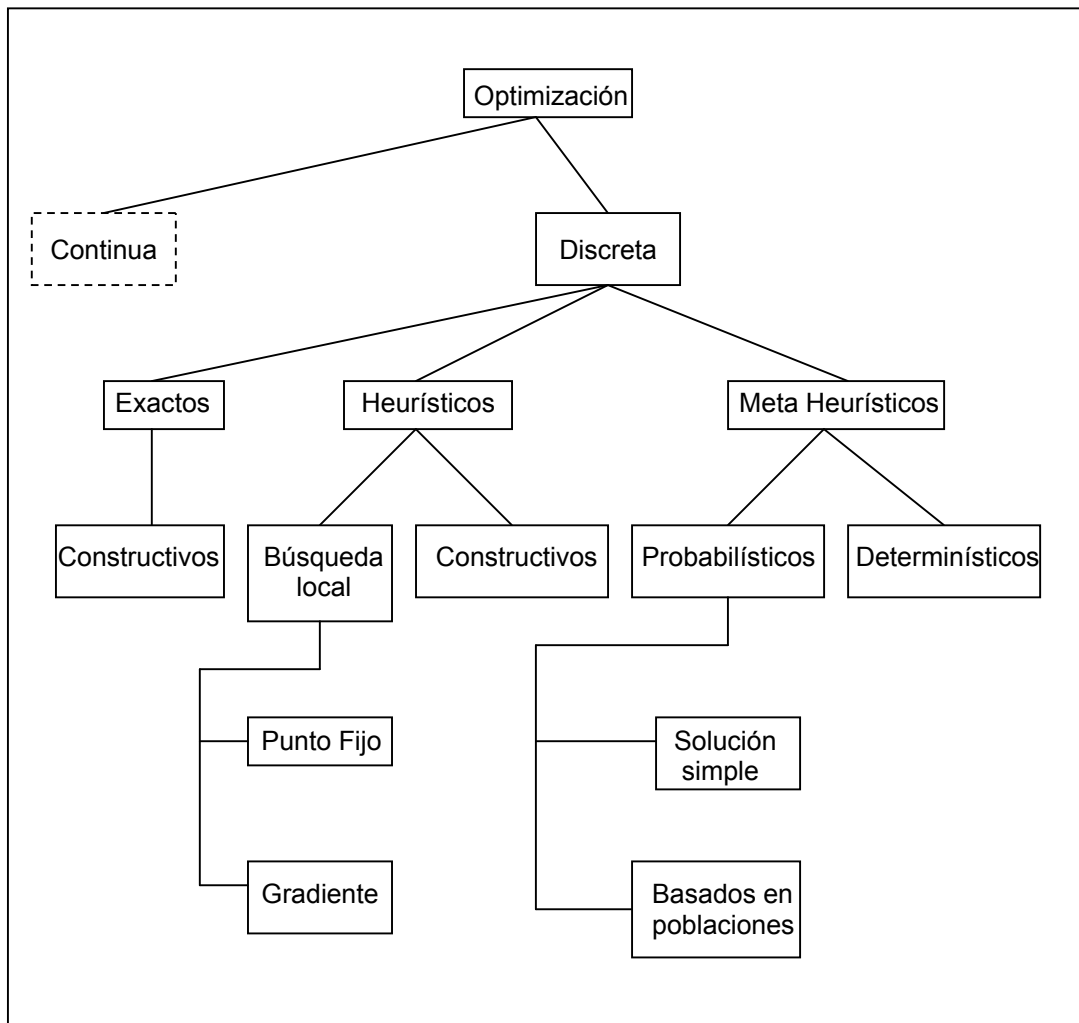


Figura 2.2. Clasificación de la optimización discreta.

Para iniciar la sección es conveniente comentar que la optimización discreta, o mejor conocida como optimización combinatoria, es una rama de la optimización dentro del área de las matemáticas aplicadas, que está dedicada a resolver problemas donde el conjunto de soluciones es discreto, una definición formal es la siguiente.

Definición 2.3. Un problema en el área de optimización combinatoria se define como el par $\varphi(L, f)$, donde L es el conjunto de soluciones factibles y f es la función objetivo o de costo la cual es un mapeo de la forma

$$f : L \rightarrow \mathfrak{R} \tag{2.15}$$

El problema consiste en encontrar un óptimo global, es decir, encontrar un $x^* \in L$ tal que $f(x^*) \preceq f(x)$ [⊙] para todo $x \in L$.

Se debe señalar que, en general, los problemas de optimización combinatoria son muy difíciles de resolver, debido a que el número de soluciones crece explosivamente cuando el número de entradas crece linealmente, sin dejar de ser, por supuesto, un conjunto discreto. Por otro lado, en algunos casos, los recursos de cómputo disponibles en la actualidad no son suficientes para estos problemas. Lo anterior conduce a tratar el tema de la complejidad, el cuál se analizará con mayor detalle en la siguiente sección.

2.2.2 Complejidad

Existe en la actualidad toda una rama de la computación dedicada exclusivamente a tratar la “complejidad computacional”, por lo cual se puede iniciar con la siguiente definición.

Definición 2.4. La teoría de la complejidad computacional es la parte de la teoría de la computación dedicada al estudio de los recursos necesarios durante el cálculo para resolver un problema. En otras palabras, es el estudio de la eficacia y/o tiempo de ejecución de un algoritmo al resolver un problema.

En este contexto, al hablar de recursos para resolver un problema, se necesita conocer los factores que intervienen, los más comúnmente usados son el *tiempo*, esto es el número de pasos de ejecución de un algoritmo para resolver un problema y el *espacio*, que se refiere a la cantidad de memoria utilizada para resolver dicho problema.

Con lo anterior, suponga que se propone un algoritmo para resolver un problema específico, una pregunta interesante es la siguiente ¿Cómo se evalúa la efectividad de dicho algoritmo? Resulta razonable poder medir el *espacio* requerido por éste, pues la medida está perfectamente definida en *bytes* y basta

[⊙] El problema para maximizar es equivalente.

con conocer los recursos de memoria requeridos por el problema para saber si su posible solución es viable o no, al menos en cuanto a recursos de memoria se refiere. Algo más complicado es definir la complejidad en *tiempo*. En este sentido, una medida estándar para acotar dicho parámetro es el “*acotamiento polinomial*”, para lo cual se tiene la siguiente definición.

Definición 2.5. Se dice que un algoritmo es eficiente si el número de pasos computacionales elementales para resolver un problema está acotado por un polinomio en el tamaño del problema.

Es probable que con la definición anterior surjan más dudas acerca de cómo medir la eficiencia de un algoritmo. Para entender mejor la definición anterior conviene desarrollar algunos conceptos básicos en la teoría de la complejidad computacional. En ese sentido, una definición importante es la siguiente.

Definición 2.6. Sean $f, g: D \rightarrow \mathbb{R}^+$ dos funciones. Se dice que f es $O(g)$ (es común utilizar la notación $f = O(g)$) si existen constantes $\alpha, \beta > 0$ tal que $f(x) \leq \alpha g(x) + \beta$ para todo $x \in D$. Además, si $f = O(g)$ y $g = O(f)$ se dice que ambas tienen la misma rapidez de crecimiento.

A la notación anterior se le conoce como O -notación y es bastante útil para definir en forma más adecuada la eficiencia de un algoritmo. Para esto, no se debe olvidar que un algoritmo tiene un conjunto de entradas válidas y una secuencia de instrucciones, cada una de las cuales es, a final de cuentas, un paso elemental. Un paso elemental se debe entender como la asignación de un valor a una variable, una instrucción condicional (*if-then, while, go to*), una operación aritmética simple, una comparación entre valores, por mencionar algunos ejemplos. Para cada entrada válida una secuencia de pasos elementales proporciona una salida. En general no es importante el tipo de pasos elementales que se requieren, sino una cota para éstos. Con la definición 2.6 se tiene una mejor aproximación para “acotar” un algoritmo tomando en cuenta la siguiente definición.

Definición 2.7. Sea A un algoritmo el cual tiene como entrada al conjunto X , además, sea $f: X \rightarrow \mathbb{R}^+$ una función. Si existe una constante $\alpha > 0$ tal que A termina sus cálculos después de a lo más $\alpha f(x)$ pasos elementales (incluyendo las operaciones aritméticas) para cada entrada $x \in X$, entonces se dice que A corre en $O(f)$ tiempo. También es común decir que A es de complejidad u orden $O(f)$.

De la definición anterior se desprenden varias observaciones. Considere en primer lugar la importancia de cotas polinomiales, esto es, cuando f es un polinomio. Un polinomio crece con mucha menor rapidez que una función exponencial, la cual a su vez, también, crece con mucha menor rapidez que una función factorial. Lo que indica que los algoritmos acotados polinomialmente son, en la mayoría de los casos, algoritmos eficientes. Con lo que queda más clara la Definición 2.5.

Con las definiciones anteriores se puede hacer una clasificación de los problemas de acuerdo a su complejidad. Aquellos problemas que tienen una solución de orden polinomial son problemas que se resuelven en un tiempo relacionado polinomialmente con su tamaño, están agrupados en una clase conocida como clase **P** o también llamados tratables.

Por otro lado, aquellos problemas en los que la mejor solución que se conoce es de complejidad superior a la polinomial se les conoce como problemas intratables. De estos problemas, algunos pueden caracterizarse por el hecho de que es posible aplicar un algoritmo de orden polinomial para verificar si una posible solución es válida o no. A esta clase de problemas se les denomina **NP** (**N** de no determinista y **P** de polinómico).

Ahora bien, de los problemas **NP**, destacan algunos por su complejidad extrema. En forma coloquial se puede decir que algunos problemas **NP** se encuentran en la frontera de la clase **NP**. Este tipo de problemas tienen la característica de que son equivalentes en el sentido de que al descubrir una solución de orden polinomial para uno de ellos, entonces sería posible encontrar un algoritmo de orden polinomial para cada uno de estos problemas. A este tipo de problemas se les conoce como **NP-completos**.

Es importante destacar que aún cuando no hay una demostración al respecto, una pregunta interesante es la siguiente: saber si **P=NP**, de hecho es el problema más importante a resolver en el área de la computación teórica; a tal grado que el *Clay Mathematics Institute* ofrece un premio de un millón de dólares a quien responda esta pregunta. En la Figura 2.3 se muestra un esquema de la clasificación antes mencionada.

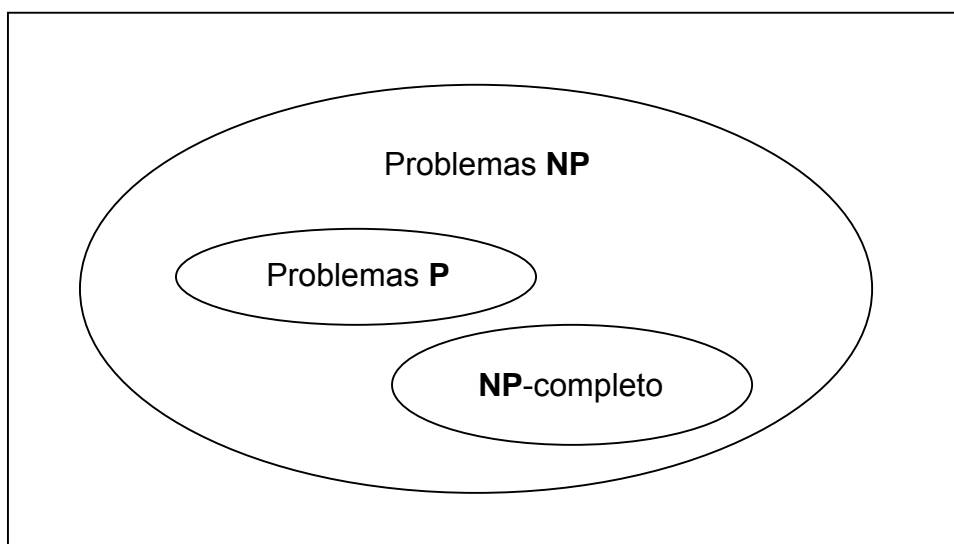


Figura 2.3. Clases de complejidad.

2.2.3 Ejemplos

Existen en el área de la optimización combinatoria ejemplos muy representativos, cada uno con diferente grado de dificultad, a continuación se muestran algunos de éstos, para tener una idea más clara del tipo de problemas que aparecen más comúnmente en el área. En la siguiente sección se abordarán algunos métodos para resolverlos, de acuerdo a la clasificación mostrada en la Figura 2.2.

2.2.3.1 El Problema de la Mochila

Se tienen n objetos de distintos tamaños y una mochila, cada uno de los objetos tiene un peso asociado w_i , así como un valor v_i , con $i=1, \dots, n$ ambos positivos. La mochila tiene una cota en cuanto a peso se refiere denotado por W , que indica el peso máximo que la persona puede sostener para cargar dicha mochila. El problema consiste en seleccionar del grupo de n objetos los que se introducirán a la mochila, de tal manera que no se exceda el peso límite W y que los objetos introducidos tengan el mayor valor posible.

El modelo matemático para este problema es el siguiente, a cada objeto se le puede asignar una variable x_i cuyos valores pueden ser 1 si se elige que el objeto i se introducirá a la mochila y 0 si se descarta, adicionalmente se debe tomar en cuenta que un objeto puede ser elegido siempre y cuando no se haya excedido el peso W y no se pueden elegir fracciones de objetos. Bajo estas premisas el planteamiento es el siguiente:

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{i=1}^n x_i v_i \\ \text{sujeto a} \quad & \sum_{i=1}^n x_i w_i \leq W \end{aligned} \tag{2.16}$$

donde

$$v_i, w_i > 0, x_i \in \{0, 1\} \text{ para } i=1, \dots, n$$

Dado que W es finito el número de subconjuntos también lo es, de hecho esta cantidad es 2^n , por lo tanto el problema se puede resolver, la dificultad estriba en que se pueda hacer de manera eficiente. Este problema pertenece a la clase **NP-completo**.

2.2.3.2 El Problema de Asignación

En este tipo de problemas se tienen n tareas a realizarse y se tiene un conjunto de m personas para llevarlas a cabo. Existe además un costo no negativo c_{ij}

conocido que implica que a la persona i se le asignó la tarea j . El problema consiste en encontrar la asignación de las distintas tareas a igual número de personas buscando que el costo sea mínimo.

Para el planteamiento del problema se pueden definir las variables x_{ij} cuyos únicos posibles valores son 0 si a la persona i no se le asignó la tarea j y 1 si a la persona i se le asignó la tarea j . El modelo para este problema es el siguiente

$$\begin{aligned} \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m c_{ij} x_{ij} \\ \text{sujeto a} \\ \sum_{i=1}^n x_{ij} = 1, \quad j = 1, \dots, m \\ \sum_{j=1}^m x_{ij} = 1, \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \tag{2.17}$$

donde $c_{ij} > 0$ y $x_{ij} \in \{0, 1\}$, $i = 1, \dots, n$; $j = 1, \dots, m$.

Este problema pertenece a la clase **NP-completo** [26] y es un caso particular del problema del transporte.

2.2.3.3 El problema del Agente Viajero

El problema consiste en que un agente viajero que, partiendo de una determinada ciudad, debe visitar $(n-1)$ ciudades regresando a su punto de partida, bajo la restricción de que no debe visitar más de una vez cada una de las ciudades involucradas, excepto por supuesto, la de partida.

Con la información anterior, sea c_{ij} el costo de dirigirse de la ciudad i a la ciudad j , tomando en cuenta que $c_{ij} \neq c_{ji}$, por lo cual se debe determinar el recorrido que hará el agente viajero, de tal manera que el costo sea mínimo. Este problema apareció en 1960 [71] y es uno de los problemas clásicos para ser resueltos por medio de métodos pertenecientes al área de la optimización combinatoria. La formulación del problema es la siguiente

$$\begin{aligned}
& \min \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n c_{ij} x_{ij} \\
& \text{sujeto a} \\
& \sum_{i=0}^n x_{ij} = 1, \quad j = 0, 1, \dots, n \\
& \sum_{j=0}^n x_{ij} = 1, \quad i = 0, 1, \dots, n \\
& u_i - u_j + nx_{ij} \leq n - 1, \quad 1 \leq i \neq j \leq n \\
& x_{ij} \in \{0, 1\} \quad \forall i, j
\end{aligned} \tag{2.18}$$

donde

- x_{ij} : vale 1 si se visita la ciudad j después de visitar la ciudad i , 0 si no se visita la ciudad j después de visitar la ciudad i .
 c_{ij} : el costo asociado de visitar la ciudad j después de visitar la ciudad i .
 u_i : un número real arbitrario.

Si se toma en cuenta que se tienen n ciudades, el número de permutaciones posibles es $n!$, si además se considera que el recorrido es cíclico (se regresa a la ciudad de donde se partió) y simétrico, cada solución se puede representar de $2n$ formas diferentes, por lo tanto el espacio de búsqueda es

$$\frac{n!}{2n} = \frac{(n-1)!}{2} \tag{2.19}$$

Este problema pertenece a la clase **NP-completo**.

2.2.3.4 El problema del Ruteo de Vehículos

Un depósito tiene m vehículos disponibles para hacer entregas a n clientes. La capacidad del vehículo k es c_k unidades, además el cliente i necesita c_i unidades. Por otro lado, la distancia entre los clientes i y j es d_{ij} . Una restricción es que ningún vehículo puede viajar más de una distancia D^\ominus . El problema consiste en asignar los recorridos de cada vehículo para la entrega de la mercancía de tal forma que se minimice el costo.

El planteamiento del problema es el siguiente

[⊖] Las unidades son de longitud, cualquiera que ésta sea.

$$\begin{aligned}
& \min \sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^{n_k} d_{\pi_{i,k}, \pi_{i+1,k}} \\
& \text{sujeto a} \\
& \sum_{i=1}^{n_k} c_{\pi_{i,k}} \leq c_k, \quad k = 1, \dots, m \\
& \sum_{i=0}^{n_k} d_{\pi_{i,k}, \pi_{i+1,k}} \leq D, \quad k = 1, \dots, m \\
& \sum_{k=1}^m n_k = n
\end{aligned} \tag{2.20}$$

En este caso, el vehículo k le entrega a n_k clientes, la solución se representa por la permutación $\{\pi_{1,1}, \dots, \pi_{n_1,1}, \dots, \pi_{1,m}, \dots, \pi_{n_m,m}\}$ de los números $\{1, \dots, n\}$, los cuales están particionados por los números $\{n_k\}$. Además se tiene que los clientes se representan por $\pi_{i,k}$ y $\pi_{i+1,k}$ para cada k .

2.2.3.5 El problema de Coloración de Grafos

Sin entrar en más detalles acerca de la teoría de grafos, que es muy extensa, se pueden considerar un grafo no direccionado $G=(V,E)$ donde V es el conjunto de vértices y E es el conjunto de aristas. Se define una k -coloración de G como una partición de V en k clases, V_1, \dots, V_k de tal manera que no existen dos vértices adyacentes en el mismo conjunto. Esto es, si $v, w \in V_i$, donde $1 \leq i \leq k$ entonces $v, w \notin E$. Los conjuntos V_1, \dots, V_k representan clases de colores. El objetivo es encontrar el k mínimo tal que la k -coloración asociada exista. A este número se le conoce como el número cromático $\chi(G)$ del grafo G [95]. Se debe señalar que la coloración de grafos es un problema **NP**-completo.

2.2.4 Clasificación de los Métodos

El éxito de los métodos heurísticos en la actualidad se debe en buena medida, a que si bien no garantizan la obtención del óptimo global de la función objetivo, sí obtienen una buena solución en un tiempo razonable. Adicionalmente, en la mayoría de los casos la implementación resulta relativamente sencilla. Para concluir el capítulo se estima conveniente proporcionar algunas ideas generales sobre algunos de los métodos, con base en la clasificación mostrada en la Figura 2.2.

En la clasificación mencionada, los métodos se dividen en tres grandes grupos, Exactos, Heurísticos y Metaheurísticos. Para iniciar la sección se definirá cada uno de éstos, para posteriormente desglosar en forma más detallada dicha clasificación.

2.2.4.1 Exactos

Este tipo de métodos se caracterizan por encontrar el óptimo global de un problema dado, con base en explorar el espacio completo de soluciones factibles. Por tal motivo estos métodos no tienen mucha aplicabilidad, salvo en casos muy específicos, donde se asegura que la exploración completa no consumirá muchos recursos. Ha resultado común en estos métodos aplicar algunas estrategias para hacerlos más competitivos con respecto a otras metodologías.

La primera de éstas es el uso de simetrías del problema para reducir el espacio de búsqueda, y en algunas ocasiones el uso de máquinas en paralelo, lo que provoca una disminución en tiempo de CPU considerable, por supuesto, esto depende de la capacidad del equipo usado, tanto en número de procesadores, como en la velocidad de éstos. Por otro lado, muchos de estos métodos aplican la regla de descartar partes del espacio de búsqueda donde se puede estar seguro de que el óptimo no se encuentra; finalmente se puede poner un límite al número de iteraciones en el algoritmo, lo cual en cierta manera contradice la definición misma de dichos métodos. No obstante, debe quedar claro que aún con las estrategias mencionadas anteriormente, estos métodos no pueden ser implementados en la mayoría de los problemas, debido a la cantidad de recursos necesarios para realizar la búsqueda total.

Los métodos más comunes en este campo son los siguientes: Divide y Vencerás (*Divide and Conquer*), Retroceso (*Backtracking*), Ramificación y Poda (*Branch and Bound*), así como las técnicas de Programación Dinámica o los de Plano de Corte. Algunos de estos métodos forman parte de los denominados constructivos.

2.2.4.1.1 Backtracking

Esta técnica se clasifica dentro del campo de los catalogados de búsqueda exhaustiva. La idea es muy fácil de entender, sea $v(a_1, a_2, a_3, a_4, \dots)$ un vector finito pero de longitud indeterminada, la solución de un problema planteado que satisface ciertas restricciones. En este caso, cada a_i es un miembro de un conjunto linealmente ordenado A_i . Con lo anterior, la búsqueda exhaustiva debe considerar todos los elementos de $A_1 \times A_2 \times \dots \times A_i$, para $i=0,1,2,\dots$ como soluciones potenciales.

El proceso empieza con un vector nulo $v()$ como la solución parcial, además las restricciones del problema indicarán cuáles de los miembros de A_1 son candidatos idóneos para a_1 , el cual formará el subconjunto llamado S_1 . Posteriormente se elige el menor elemento de S_1 como a_1 , con lo cual se tiene la solución parcial $v(a_1)$. En general, las restricciones del problema indicarán cuáles subconjuntos S_k de A_k son considerados candidatos para extender la solución parcial de $(a_1, a_2, \dots, a_{k-1})$ a $(a_1, a_2, \dots, a_{k-1}, a_k)$. Es importante aclarar que si la solución parcial $(a_1, a_2, \dots, a_{k-1})$ no admite al elemento a_k entonces $S_k = \emptyset$, con lo cual será necesario retroceder y elegir un nuevo a_{k-1} y así

sucesivamente, en caso de que no hubiera una elección para a_{k-1} , será necesario retroceder hasta elegir un nuevo a_{k-2} y así sucesivamente.

Una forma adecuada de entender mejor las ideas anteriores es en forma esquemática, para lo cual la Figura 2.4 ayudará al lector en dicha tarea. En la figura mencionada el subconjunto de $A_1 \times A_2 \times \dots \times A_i$, para $i = 0, 1, 2, \dots$ que se busca, se representa como un árbol de búsqueda de la siguiente manera, la raíz del árbol (nivel 0) será el vector nulo, sus hijos son las posibles elecciones para a_1 , de hecho, en general se tiene que los nodos del k -ésimo nivel son las posibles elecciones para a_k , una vez hechas las elecciones para $a_1, a_2, a_3, \dots, a_{k-1}$ como se indican los antecesores de dichos nodos. En la Figura 2.4 el recorrido realizado se indica por medio de las líneas achuradas.

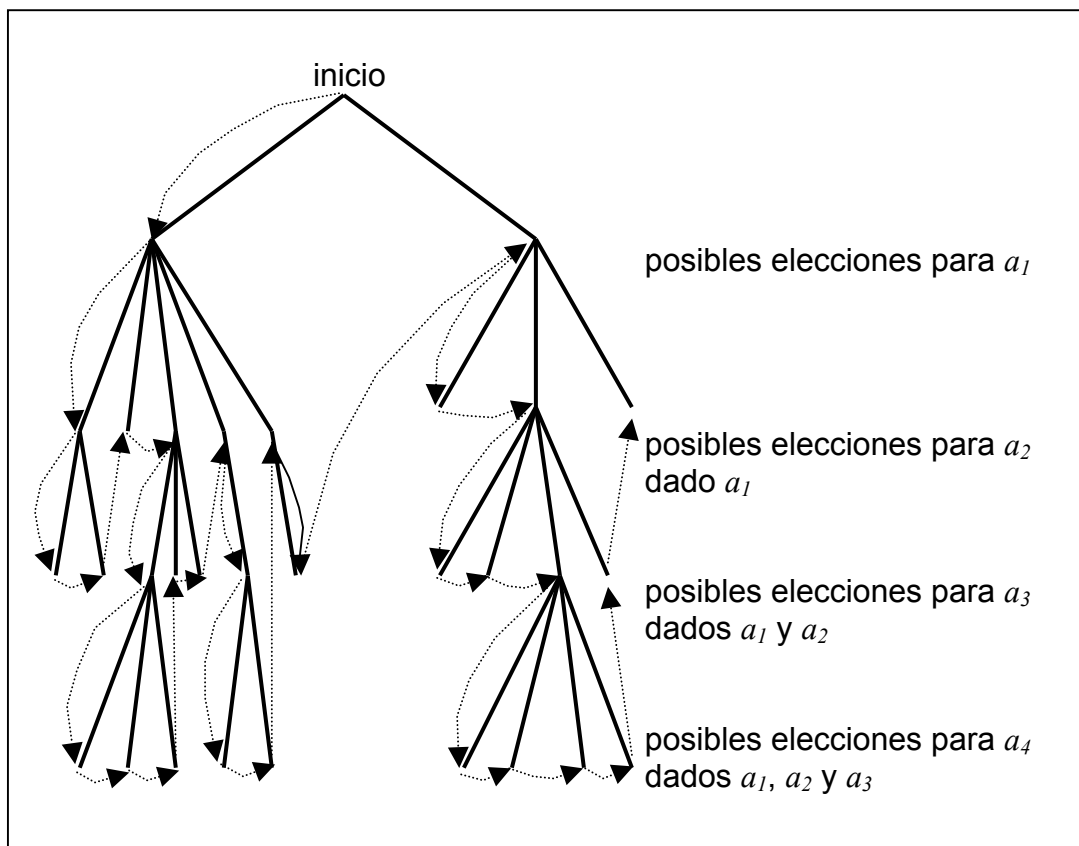
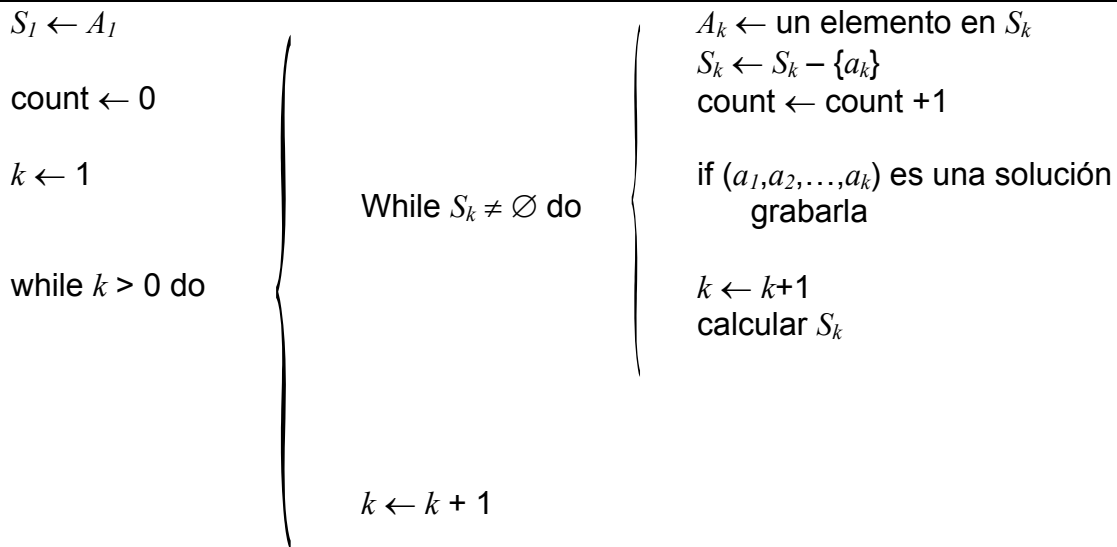


Figura 2.4. El árbol de búsqueda de las soluciones parciales.

A continuación se presenta el algoritmo *backtracking* para encontrar todas las soluciones. Si únicamente se encuentra una solución, entonces el algoritmo se detiene después de haberla almacenado; además, es importante aclarar que si el algoritmo termina la instrucción *while* implicará que no existe solución al problema. Por otro lado, cuando el algoritmo termina en la variable *count* se encuentra el número de nodos que fueron explorados durante el proceso.

Algoritmo backtracking generalizado



2.2.4.1.2 Branch and Bound

En términos generales es la obtención de un óptimo global a través de un árbol de búsqueda, en el cual la raíz corresponde al problema original que se desea resolver. Cada rama del árbol corresponde a un subproblema del problema original. El algoritmo Ramificación y Poda [19] tiene dos partes bien definidas, la primera de ellas es la ramificación, la cual consiste en cubrir la región factible por medio de subregiones empleando un proceso recursivo; cada uno de los nodos de la ramificación corresponde a un subproblema, en otras palabras dado un nodo N del árbol, los hijos de N son subproblemas derivados de N y las ramas corresponden a las soluciones factibles. La segunda parte corresponde a la eliminación parcial, en este caso, para cada nodo N del árbol se tiene asociada una función g de acotación cuyo valor es un número real llamado cota del nodo; esta implementación tiene el objetivo de encontrar rápidamente cotas superiores e inferiores para una solución óptima en subregiones factibles. La función g debe satisfacer las siguientes condiciones:

- $g(N_i) \leq f(N_i)$ para todos los nodos N_i en el árbol
- $g(N_i) = f(N_i)$ para todas las hojas en el árbol
- $g(N_i) \geq g(N_j)$ si N_j es el padre de N_i

donde f es la función objetivo². Lo anterior le asigna a g el status de función de acotación.

La búsqueda en el árbol se desarrolla en forma dinámica, al inicio del proceso el árbol sólo incluye a la raíz. En algunos casos es recomendable tener una

² En este caso se toma en cuenta un problema de minimización, el caso contrario es equivalente.

solución inicial utilizando algún otro método. En cada iteración del proceso se selecciona un nodo para realizar la exploración, tomando en cuenta, del grupo de hijos, los nodos no explorados, implementando una estrategia de selección, las más comunes son la rápida y la floja. El paso siguiente es aplicar la función de acotación para cada nodo explorado, de donde puede surgir el óptimo del subproblema, en cuyo caso se debe comparar con la mejor solución que se tiene hasta el momento, para reemplazarla o desecharla con toda su ramificación, dependiendo de la estrategia elegida. A continuación se presenta un seudo código del algoritmo Ramificación y Poda, tomando en cuenta una estrategia de selección rápida.

Algoritmo de Ramificación y Poda

```

Inicializar Mejor= $\infty$ ; LB( $N_0$ )= $g(N_0)$ ; Vivos= $\{(N_0, LB(N_0))\}$ 
Repetir hasta que Vivos= $\emptyset$ 
  Seleccione el nodo  $N \in$  Vivos para procesar; Vivos=Vivos -  $\{N\}$ 
  Ramificar sobre  $N$  generando  $N_1, \dots, N_k$ 
  Para  $1 \leq i \leq k$  hacer
    Podar  $N_i$  si LB( $N_i$ )= $g(N_i)$ 
    Si (LB( $N_i$ )= $f(X)$  para una solución factible  $X$ ) &&
      ( $f(X)$ <Mejor) entonces
        Mejor= $f(X)$ ; Solución= $X_i$ 
        Terminar la Poda
    Si LB( $N_i$ )  $\geq$  Mejor entonces
      sondear  $N_i$ 
    en otro caso
      Vivos= Vivos  $\cup$   $\{(N_i, LB(N_i))\}$ 

```

Solución Óptima=Solución; Valor Óptimo=Mejor

2.2.4.2 Heurísticos

Los métodos donde es tan importante la calidad de la solución como la rapidez para encontrarla, se denominan heurísticos o de aproximación, existen algunas definiciones al respecto, una de ellas es la siguiente [23]

Definición 2.7. Un método heurístico es un procedimiento para resolver un problema de optimización bien definido mediante una aproximación intuitiva en la que la estructura del problema se utiliza de forma inteligente para obtener una buena solución.

A diferencia de los métodos exactos donde se encuentra una solución óptima global, en estos métodos únicamente se asegura una aproximación, con la ventaja de que los recursos consumidos se reducen considerablemente. Este tipo de métodos se han difundido ampliamente sobre todo para, ya sea encontrar una solución inicial “buena” para un algoritmo de mayor eficiencia o como paso intermedio de mejora en alguna otra metodología.

Una característica importante de estos métodos es que deben implementarse de acuerdo al problema específico, pues si bien, algunas reglas o ideas pueden trasladarse a diferentes problemas con pequeños cambios, en general, éstas son muy particulares del problema a resolver.

Los heurísticos se pueden dividir en dos grandes grupos, los de búsqueda local y los denominados constructivos. Algunos de los métodos clásicos que caen en esta clasificación son los siguientes: El Vecino más Próximo, los Basados en Árboles Generadores, los de k -intercambio, por mencionar algunos.

2.2.4.3 Meta Heurísticos

Al igual que en las anteriores clasificaciones, en el caso de los métodos meta heurísticos existen varias definiciones. A continuación se muestra una de ellas, la cual se incluye en [104]

Definición 2.8. Los meta heurísticos son típicamente estrategias de alto nivel las cuales guían un heurístico de un problema subyacente más específico, para incrementar su desempeño. El objetivo principal es evitar las desventajas del proceso iterativo y, en particular, el descenso múltiple permitiéndole a la búsqueda local escapar de óptimos locales. Esto se alcanza, permitiendo movimientos malos o generando nuevos puntos de inicio para la búsqueda local en una forma más “inteligente”, en lugar de utilizar soluciones iniciales aleatorias. Muchos de estos métodos pueden interpretarse como la introducción de un sesgo que produzca soluciones de alta calidad rápidamente.

Este sesgo puede ser de varias formas y puede juzgarse como un sesgo descendente (basado en la función objetivo), sesgo de memoria (basado en decisiones hechas previamente) o un sesgo de experiencia (basado sobre el desempeño). Muchas de las aproximaciones meta heurísticas caen sobre decisiones probabilísticas hechas durante la búsqueda. No obstante, la principal diferencia con la búsqueda aleatoria pura es que en los algoritmos meta heurísticos la aleatoriedad no se usa ciegamente sino en una forma inteligente.

De la definición anterior se puede concluir que en los algoritmos meta heurísticos la estrategia fundamental es guiar en forma inteligente el proceso de búsqueda, aprendiendo durante el proceso y evitando quedar atrapados en zonas no deseadas. Una de las características más importantes es el uso adecuado de la memoria, que ayuda a guiar el proceso de búsqueda.

Los meta heurísticos se pueden dividir en dos grandes grupos, los determinísticos y por otro lado los probabilísticos. Estos últimos a su vez se dividen en dos sub-grupos, aquellos denominados como de Solución Simple y los Basados en Poblaciones. En el primer sub-grupo se encuentran, entre otros, el método del Recocido Simulado y la Búsqueda Local iterativa; mientras que en el segundo sub-grupo se encuentran métodos como las Colonias de Hormigas, los Algoritmos Genéticos, las Estrategias Evolutivas, por mencionar algunos.

Como parte de los tres grandes grupos mencionados anteriormente, algunas sub-divisiones se repiten, como por ejemplo los métodos constructivos o los de

búsqueda local. En ese sentido, a continuación se explica brevemente en qué consiste cada una de estas categorías.

Métodos constructivos. Se trata de construir en forma sistemática una solución al problema. En general son métodos deterministas y basan su éxito en la obtención de buenas soluciones en cada iteración.

Métodos de búsqueda local. La diferencia entre éstos y el caso anterior es básicamente que una vez que encuentran una solución, tratan de mejorarla paulatinamente durante el proceso. En general, la solución obtenida siempre es mejor que la anterior. Para concluir esta sección explicaremos brevemente las características de los algoritmos Recocido Simulado, Algoritmos Genéticos y Colonias de Hormigas. En el capítulo siguiente se analizará con mayor profundidad la Búsqueda Tabú, en el entendido de que es la técnica empleada en este trabajo de investigación.

2.2.4.3.1 Recocido Simulado

Es un procedimiento propuesto por Kirpatrick , Gelatt y Vecchi en 1983 [92, 93]. La filosofía del procedimiento se basa en simular un sistema físico al ser sometido a un baño de agua caliente y ver qué sucede durante el proceso de enfriamiento, de acuerdo con las leyes de la termodinámica. En este sentido, se debe recordar que de acuerdo a las leyes de la termodinámica, a una temperatura t , la probabilidad de aumento de energía (∂E) se rige por la expresión siguiente:

$$P(\partial E) = e^{\frac{-\partial E}{kt}} \quad (2.21)$$

donde k es la constante de Boltzman. Con esto, se mide el cambio en la energía de un sistema físico. Kirpatrick y sus colegas vieron una analogía entre el comportamiento termodinámico de un sistema físico y las características de un problema de optimización, de acuerdo al siguiente esquema

Configuración termodinámica	→	Solución posible
Configuración fundamental del sistema	→	Solución óptima
Energía del sistema	→	Costo de la solución

La analogía se hace tomando en cuenta el proceso que siguen las moléculas del sistema tratando de alcanzar un equilibrio energético y las soluciones obtenidas por un procedimiento de búsqueda local. En este caso, todo movimiento de mejora se acepta y aquéllos que no mejoran pueden ser admitidos de acuerdo a ciertas probabilidades. Estas probabilidades se toman con base en la expresión (2.21).

El recocido simulado comienza con una temperatura inicial “alta” (en analogía con el proceso físico), con lo cual en esta primera etapa los movimientos que no mejoran tienen una alta probabilidad de ser aceptados. Conforme el proceso avanza (en analogía el sistema se enfría), la probabilidad de aceptar un movimiento de no mejora, decrece y por lo tanto el proceso se acerca al valor óptimo de la función objetivo. Este descenso en la temperatura, que viene siendo la probabilidad de aceptar movimientos malos, le permite al procedimiento escapar de óptimos locales al inicio y en la parte intermedia del proceso, mientras que en la parte final garantizan únicamente buenos movimientos. Un pseudo código del algoritmo general del Recocido Simulado se presenta a continuación:

Algoritmo Recocido Simulado

Obtener una solución inicial aleatoria x_0
 Asignar una temperatura inicial t alta

Mientras (sistema no esté frío)
 Para $i=1$ hasta n hacer
 Tomar x' de $N(x)$
 hacer $d=f(x')-f(x)$
 Si $(d<0)$ hacer $x=x'$
 Si $(d>0)$ hacer $x=x'$ con $p=d^{e/t}$
 Hacer $t=rt$

2.2.4.3.2 Algoritmos Genéticos (*Genetic Algorithms*)

Esta metodología fue introducida por John Holland en 1970 [1, 92, 93] tomando como base el proceso evolutivo de los seres vivos en la naturaleza. En términos generales, Holland se basó en los problemas que todo ser vivo se enfrenta para sobrevivir en su entorno. Para ello es necesario tomar en cuenta la capacidad de un ser vivo para adaptarse, de acuerdo a su información genética y al conocimiento que va adquiriendo para enfrentarse a un medio hostil y cambiante.

Adicionalmente, es necesario tomar en cuenta que la información cromosómica de todo individuo se va heredando de generación en generación, con la idea de mejorar y adaptarse a los cambios que se gestan en la naturaleza. En este sentido, existen principios generales en la evolución biológica aceptados por la comunidad científica especializada en el ramo. Los más comúnmente aceptados son los siguientes:

- La evolución se basa en los cromosomas y no en los individuos que los portan.
- La selección natural es el proceso mediante el cual los “mejores” cromosomas subsisten y se reproducen.
- En el proceso de reproducción se combinan los cromosomas de los progenitores.
- La evolución sólo considera información del período anterior.

Para los algoritmos genéticos el conjunto de soluciones de un problema tienen analogía directa con el conjunto de individuos de una población, para ello se codifica la información de una solución en un vector, simulando un cromosoma. Existe además una forma de evaluar los cromosomas basada en la función objetivo del problema. También hay un mecanismo de selección, de tal manera que los de “mejores” cualidades se reproduzcan más frecuentemente, que aquellos con “peores” cualidades. Lo anterior es un esquema básico de un algoritmo genético, sin embargo, debido al gran éxito de éstos, se han añadido una amplia gama de posibilidades en su implementación. A continuación se presenta un pseudo código del algoritmo básico para este procedimiento, con la idea de dar una idea general del mismo.

Esquema básico de un algoritmo genético

Crear y evaluar una población inicial de cromosomas

Mientras (población mejora)
 Seleccionar y reproducir dos cromosomas
 Evaluar la calidad del nuevo hijo
 Sustituir cromosomas de la población por el hijo

2.2.4.3.3 Colonias de Hormigas (*Ant Colony System*)

Es un heurístico propuesto por Dorigo en 1992 [24] en su trabajo de tesis doctoral. La filosofía se basa en el comportamiento que siguen las hormigas para ir en busca de comida. El proceso que siguen estos seres vivos es trazar la ruta más corta entre la colonia y la comida, lo cual consiguen dejando rastros de una sustancia llamada feromona y que van depositando durante el trayecto de ida y regreso a la colonia. La ruta más corta se elige buscando las mayores concentraciones de feromonas dejadas por sus antecesores. Ahora, en el ámbito de la optimización, una hormiga artificial es un agente que busca construir una solución, tomando como base la información dejada por otras hormigas e investigando el entorno que la rodea. Una parte importante en este método es que la calidad de la solución depende en buena medida de la experiencia acumulada por la colonia de hormigas, esto es, por las rutas trazadas donde exista mayor rastro de feromona. Para lograr esto, el heurístico se basa en un modelo probabilístico que busca reproducir los rastros de feromona. Existen tres elementos clave en el desarrollo de la metodología, los cuales se presentan a continuación:

Regla de Transición de Estado (RTE). Esta parte del proceso se rige por un modelo probabilístico, donde interviene la calidad, tomada en base a la función objetivo. En ésta se da importancia a las rutas trazadas por las hormigas, de acuerdo al modelo probabilístico señalado. El objeto de la regla es que la hormiga tome una decisión en la construcción de una parte de la solución.

Regla de Actualización Local de Feromona (RALF). Es una regla utilizada para que las hormigas dejen rastros de feromona mientras construyen las rutas. En este caso, es importante añadir un factor de evaporación de

feromona, tomando en cuenta que por un camino donde no pasan muchas hormigas el rastro de feromona deberá evaporarse conforme avance el proceso.

Regla de Actualización Global de Feromona (RAGF). Como su nombre lo indica es una regla de tipo global del procedimiento, donde una vez que todas las hormigas de la colonia trazaron sus rutas, entonces se verifica cuál de ellas trazó la mejor de ellas, para añadir un rastro extra de feromona a dicha ruta.

Un algoritmo sencillo para las Colonias de Hormigas es el siguiente:

Algoritmo para las Colonias de Hormigas

Crear todos los caminos para la colonia de acuerdo a la regla de transición
Mientras (criterio de paro no se alcance)
 Aplicar la RALF para cada ruta trazada por una hormiga
 Si todas la colonia trazó una ruta entonces
 Aplicar la RAGF

Capítulo 3. Implantación de la Técnica de Búsqueda Tabú

En los capítulos anteriores se planteó el problema a resolver y se dieron las bases teóricas en el ámbito de la optimización continua y discreta, profundizando más en la segunda de éstas, debido a que la técnica empleada pertenece a dicha área. Con esto se está en condiciones de realizar un análisis a detalle, tanto de la técnica de Búsqueda Tabú, como de su implementación al problema planteado. En ese orden de ideas, el presente capítulo está dividido en tres partes, en la primera parte se analiza la técnica en cuestión; posteriormente se discute la implementación de ésta, en el contexto del diseño de recargas de combustible nuclear y, finalmente, se desglosa el trabajo realizado para la implementación de la técnica al problema del diseño de patrones de barras de control.

La primera parte se divide a su vez en cuatro secciones, iniciando con los antecedentes de la técnica, explicando brevemente la relación que tiene con otros métodos y las diferentes vertientes que han surgido de éstos. Posteriormente se explican los conceptos de vecindad y movimiento prohibido, que son la columna vertebral de la técnica. La tercera sección se enfoca al manejo de las memorias corta y larga como parte de la Búsqueda Tabú, haciendo hincapié en los diferentes manejos que se puede hacer con éstas y los resultados esperados dependiendo de la implementación que se haga. Finalmente, se explicarán algunos tópicos especiales que se pueden implementar para mejorar la técnica y sus resultados.

En la segunda parte se inicia con la representación de una solución factible, la definición de un movimiento en el contexto de una recarga de combustible y el manejo de la vecindad, así mismo se incluye la función objetivo utilizada para el proceso de optimización. Posteriormente se continúa con el manejo de la lista tabú, para finalizar con algunas estrategias adicionales que se implementaron en este problema específico.

En la última parte, y bajo la misma filosofía, se explica la representación de una solución factible, basados en el problema del diseño de patrones de barras de control, a continuación se describe un movimiento para este problema y se incluye la función objetivo; la sección concluye con la explicación sobre el manejo de la lista tabú y las estrategias utilizadas.

3.1 Búsqueda Tabú

De las técnicas mencionadas en el capítulo anterior, algunas han tenido un uso considerable en problemas diversos, debido a los buenos resultados obtenidos. Una de las empleadas constantemente es la conocida como Búsqueda Tabú (del término original en inglés *tabu search*) en inglés, debido a lo versátil de la misma, así como a su relativamente fácil implementación. En términos generales se puede considerar a la Búsqueda Tabú como un meta heurístico de búsqueda local, debido a que dada una solución inicial, ésta se mejora progresivamente. Se debe

aclarar que la Búsqueda Tabú no se incluyó en el capítulo anterior, debido a que se le dedica un mayor espacio en el presente capítulo, por ser ésta la técnica utilizada en el desarrollo del presente trabajo.

3.1.1 Antecedentes

La Búsqueda Tabú tiene sus orígenes en los inicios de la década de los 60s en los trabajos de Glover [40] en el campo de la optimización entera involucrando reglas de decisión. En estos trabajos surgen conceptos como “memoria propia” y “solución improductiva”, que posteriormente servirían de base para el desarrollo de la Búsqueda Tabú. Posteriormente, a mediados de los 70s nuevamente Glover introduce en el artículo [41] una combinación entre ideas tradicionales de programación entera y algunas reglas heurísticas para resolver problemas del mismo tipo. Finalmente, en una serie de trabajos [42, 43] a mediados de los 80s se acuña el término de Búsqueda Tabú y se sientan las bases para el desarrollo de la misma.

La Búsqueda Tabú nace a partir de métodos elaborados para atravesar regiones de factibilidad u óptimos locales tratados como barreras en métodos clásicos, con lo cual se eliminan fronteras para poder explorar regiones no consideradas, durante el proceso de búsqueda. Como característica importante, la Búsqueda Tabú hace un uso exhaustivo de la memoria adaptiva y de estrategias inteligentes de resolución de problemas. En el caso de la memoria adaptiva, es importante resaltar el uso de los patrones históricos de la búsqueda, que la hacen más versátil, a diferencia de aquellos métodos que no hacen uso de esta característica o se basan en procesos aleatorios. Para lograr esto, la Búsqueda Tabú se basa en 3 puntos fundamentales:

1. Estrategias para combinar reglas de decisión y una búsqueda “inteligente”.
2. Una sistemática violación y restauración de la factibilidad durante el proceso de búsqueda.
3. El manejo de memoria flexible que está basada en lo reciente y en la frecuencia.

El primer punto se considera como la imposición de restricciones para guiar el proceso de búsqueda en las diferentes regiones del espacio de soluciones factibles. Las restricciones impuestas, dependen del problema a tratar y operan de diferentes formas, la principal es la prohibición de rutas alternativas denominadas prohibidas. La segunda propiedad, se puede describir como la probabilidad asociada a tomar en cuenta caminos de búsqueda que pudieran parecer equivocados, para después retomar una ruta adecuada. Los aspectos anteriores, se ligan íntimamente con el manejo de la memoria, la cual nos estructura la forma en la que se construirán las rutas de búsqueda, así como las restricciones para dicha construcción. Existen conceptos básicos que caracterizan

a la búsqueda tabú y juntos hacen la principal diferencia con respecto a otros métodos, dichos conceptos se presentan a continuación.

3.1.2 Conceptos Importantes

La Búsqueda Tabú parte de dos conceptos básicos: vecindad y movimiento prohibido o como se llamará a partir de este momento, movimiento tabú. Estas definiciones caracterizan a la Búsqueda Tabú y hacen la diferencia con respecto a otras metodologías. El primero de los conceptos visto en forma aislada es el mismo que usan la mayoría de los métodos de búsqueda local.

3.1.2.1 Vecindad

Para iniciar el análisis correspondiente se tiene la siguiente definición, en el entendido de que ya se proporcionó, en el capítulo anterior, una definición de un problema de optimización combinatoria.

Definición 3.1. Sea $f:L \rightarrow \mathcal{R}$ la función objetivo de un problema de optimización combinatoria (ver Definición 2.1). Una función de vecindad es un mapeo $N:L \rightarrow 2^L$, de tal manera que para cada $x \in L$ se define un conjunto $N(x) \subset L$ de soluciones que son, en algún sentido, cercanas a x . El conjunto $N(x)$ se le denomina la vecindad de la solución x , además, cada $j \in N(x)$ es llamado un vecino de x .

Con la definición anterior se puede afirmar que los algoritmos de búsqueda local, como la Búsqueda Tabú, se basan en la obtención de mejores soluciones realizando una búsqueda en distintas vecindades. Por supuesto, ésta no es por ningún motivo una definición formal de la Búsqueda Tabú.

Ahora bien, la construcción del vecindario depende del problema específico que se resuelve. De hecho, encontrar funciones que proporcionen buenas vecindades no es una tarea sencilla y se vuelve un cambio importante para aquellos métodos que usan este concepto. En el mismo orden de ideas es importante mencionar que si la vecindad $N(x)$ es muy grande o la evaluación de la función objetivo es muy cara, se puede analizar únicamente un subconjunto $V(x)$ generado aleatoriamente, donde el tamaño de $V(x)$ dependerá del problema en particular.

Por otro lado, en muchos problemas de tipo combinatorio, las soluciones se pueden representar como secuencias o particiones, en las cuales se posibilita el uso de vecindades obtenidas por el simple intercambio entre k elementos en una secuencia o partición dada. De aquí que se pueda dar la siguiente definición.

Definición 3.2. Sea $x \in L$, donde L es el espacio de soluciones y además una vecindad $N(x) \subset L$, entonces cada solución $x^* \in N(x)$ se obtiene a partir de una operación llamada movimiento, con lo cual la expresión $x^* = m(x)$ implica que x^*

se obtuvo a partir de x con un movimiento simple. Debe observarse que cada uno de los puntos x conduce a una solución factible, en general, diferente.

Con las definiciones anteriores, a continuación se muestra un pseudo código del algoritmo básico para encontrar un mínimo local para cualquier método de búsqueda local

Algoritmo básico para la búsqueda local
<ol style="list-style-type: none"> 1. Elegir una solución inicial $x \in L$ 2. Generar un subconjunto V^* de soluciones en $N(x)$ 3. Encontrar $j \in V^*$ tal que $f(j) \leq f(k)$ para $k \in N(x)$, fijar $x=j$ 4. Si $f(j) \geq f(x)$ entonces <div style="margin-left: 20px;">terminar</div> <div style="margin-left: 20px;">en caso contrario</div> <div style="margin-left: 20px;">ir al paso 2</div>

El proceso se va desarrollando a partir de movimientos simples entre puntos de una vecindad, obteniendo con ello diferentes soluciones factibles. Este proceso se repite, generando un proceso iterativo hasta que se alcance un criterio de parada.

3.1.2.2 Movimiento Prohibido

Ahora bien, el proceso iterativo parte de una solución inicial x_0 , de la cual se genera la vecindad respectiva y se elige una nueva solución x_1 , bajo ciertos criterios. En el mismo orden de ideas, la siguiente definición es primordial para caracterizar a la Búsqueda Tabú

Definición 3.3. Sea $\varphi(L, f)$ un problema de optimización combinatoria y $N_l(x) \subset L$ la vecindad de la solución x_l en la iteración l . Sea $x^* \in N(x_l)$ la siguiente solución del proceso iterativo, entonces se dice que x^* es un movimiento prohibido o tabú si durante k iteraciones x^* no se considera como parte de las siguientes k vecindades.

La definición anterior introduce un verdadero cambio entre la Búsqueda Tabú y otros métodos de búsqueda local. Lo que se obtiene con el estatus tabú es la modificación de una vecindad manteniendo una historia selectiva de estados encontrados durante la búsqueda. Cabe señalar que existen estrategias adicionales para mejorar el concepto anterior, las cuales se analizarán con mayor detalle en la siguiente sección.

3.1.3 Búsqueda Inteligente

Como ya se mencionó, una diferencia importante de la Búsqueda Tabú con respecto a otras metodologías es el manejo “inteligente” que se hace de la memoria y la historia de búsqueda durante el proceso iterativo. Dicho manejo se realiza por medio de los conceptos conocidos como memoria corta (*short term memory*) y memoria larga (*long term memory*), cada una de éstas tiene sus propias cualidades y así serán analizadas. En cualquiera de los casos, el manejo de la memoria modifica por completo la búsqueda sobre la vecindad $N(x)$ para una x determinada.

3.1.3.1 Memoria de Corto Plazo

El primer concepto que se maneja es la memoria de corto plazo o memoria corta (*short term memory*). En este caso, se asignan el estatus tabú a los movimientos realizados en el pasado reciente, de acuerdo a la Definición 3.3. Los movimientos prohibidos se manejan por medio de un arreglo T llamado lista tabú de longitud fija $|T| = t$, t entero. El arreglo contiene, al menos las dos entradas siguientes asociadas a cada elemento de la lista, primero: el movimiento realizado o alguna forma de identificarlo, en segundo lugar, el valor entero t para identificar el estatus tabú de dicho movimiento. El estatus tabú se aplica a movimientos realizados recientemente y dicho estatus permanece por un número t de iteraciones. En otras palabras, en la búsqueda local, se analizará el siguiente conjunto:

$$N^*(x) = N(x) \sim T \quad (3.1)$$

donde $N(x)$ es la vecindad analizada y T es el conjunto de movimientos con estatus tabú.

La idea fundamental de manejar la lista tabú, es el evitar que se visiten regiones ya exploradas, esto es, que se evite el ciclado, con lo cual implícitamente se reducen los recursos empleados para la búsqueda. Conviene mencionar que en sus inicios, el tamaño de la lista tabú era pequeño, y conforme avanzó el estudio y análisis de la técnica se llegó a la conclusión de que dicha estrategia no era la más adecuada. Existe una variante muy importante con respecto al manejo de la memoria corta, el cual consiste en que no sea fijo el tamaño de la lista tabú, este tópico se analizará con mayor detenimiento posteriormente.

Antes de analizar el concepto de memoria larga se puede establecer un primer pseudo código del algoritmo para la Búsqueda Tabú, como el que se muestra a continuación

Algoritmo básico para la Búsqueda Tabú

Se encuentra una solución inicial F factible, de preferencia aleatoria.

Desde 1 hasta $iter$ realizar

- a. Desde 1 hasta m realizar (donde m^1 es el tamaño de la vecindad)
 - i. Proponer un movimiento simple en la vecindad.
 - ii. Si el movimiento es tabú pasar a otro movimiento de la misma vecindad, en otro caso, encontrar la solución factible f asignada a dicho movimiento
 - iii. Si la solución encontrada es mejor que la anterior de la vecindad, elegir dicho movimiento como el mejor de la vecindad, en caso contrario, regresar el movimiento a su posición original.
- b. Al concluir la búsqueda de vecinos elijo el mejor movimiento de toda la vecindad con su solución f factible asociada. A dicho movimiento se le asigna el estatus tabú con un valor de t . A los otros elementos de la lista tabú se les disminuye su valor de estatus tabú en una unidad, tomando en cuenta que cuando dicho valor es igual a cero, el movimiento sale de la lista tabú.

5. Al concluir el proceso iterativo se elige la mejor solución.

Es importante hacer notar que en cada paso del proceso iterativo los movimientos se realizan aleatoriamente, tratando de encontrar la mejor solución x^* en $N(x)$, independientemente de que $f(x^*)$ sea mejor o no que $f(x)$, donde f es la función que se desea optimizar.

3.1.3.2 Memoria Larga

Por otro lado, otro mecanismo interesante para diversificar la búsqueda, es la implementación de la memoria larga (*long term memory*) a través del contador de frecuencias, para los movimientos realizados. En este caso, se crea un arreglo bidimensional $fvec$ para contabilizar, en cada iteración, la frecuencia de los movimientos realizados. La actualización se realiza de la siguiente forma:

$$fvec(i,j) = fvec(i,j) + val \quad (3.2)$$

donde (i,j) es el movimiento realizado en la iteración k y val es el valor de la frecuencia que se desea asignar, en principio val toma el valor de 1, sin embargo, puede variar dependiendo del problema en particular que se esté tratando y sobre todo del rango de valores en el que se encuentra la función objetivo, llegando a tomar valores muy grandes o muy pequeños.

De esta forma el vector de frecuencias se puede utilizar para castigar la función objetivo en caso de que ciertos movimientos sean visitados frecuentemente, con lo

¹ Tomando en cuenta que puede ser que no se revise la vecindad completa.

cual se busca que la búsqueda se dirija hacia regiones no exploradas. La forma de penalizar la función objetivo es de la siguiente forma:

$$f_{objetivo} = valor \pm fvec(i,j) \quad (3.3)$$

donde *valor* es la evaluación de la función objetivo en la correspondiente iteración para el movimiento (i,j) y $fvec(i,j)$ es la frecuencia de dicho movimiento durante todo el proceso. El signo a considerar en la expresión (3.3) dependerá de si se trata de un proceso de maximización (-) o minimización (+). Con esta estrategia lo que se consigue es diversificar la búsqueda durante el proceso iterativo. En forma adicional se pueden añadir pesos a la función de frecuencia de la siguiente manera:

$$f_{objetivo} = valor \pm w \cdot fvec(i,j) \quad (3.4)$$

donde w es un valor que se puede ajustar realizando un análisis estadístico o en forma empírica. Lo anterior permite dirigir la búsqueda en forma más precisa. Existen otras variantes para aplicar el concepto de memoria larga, que son considerados tópicos muy especiales y que su implementación dependerá del problema específico a resolver.

3.1.4 Tópicos Especiales

A lo largo del tiempo se han implementado diversas estrategias para mejorar la Búsqueda Tabú, sobre todo enfocándose tanto en la intensificación, como en la diversificación durante el proceso de búsqueda. En ese sentido, a continuación mencionaremos algunas de estas estrategias, aclarando que no todas fueron empleadas en el presente trabajo.

3.1.4.1 Lista Tabú Variable

El primer tópico que se analizará es otra forma de manejar la historia previa de los movimientos realizados durante el proceso, esto es la memoria corta, en este caso se crea una lista tabú de tamaño variable, con lo cual la técnica se vuelve más versátil. Para lograr esto se crea un arreglo $tabu_time(i,j)$, conocido como matriz de tiempo tabú, donde las entradas (i,j) contienen el número de iteraciones que el movimiento (i,j) permanece tabú. Al iniciar el proceso la matriz de tiempo se inicializa con ceros y la forma de actualizarla es la siguiente:

$$tabu_time(i,j) = iter + tabu_tenure \quad (3.5)$$

donde $iter$ es la iteración en la que se encuentra el proceso y $tabu_tenure$ es la variable que indica el tamaño de la lista tabú para dicha iteración.

Con lo anterior se puede verificar si un movimiento es tabú de acuerdo al $tabu_tenure$ asignado en la iteración correspondiente. La implementación de esta estrategia se realiza de la siguiente manera

Al realizar el movimiento (i,j) en la iteración k

si $tabu_time(i,j) < k$ entonces
el movimiento (i,j) no es tabú
en caso contrario
el movimiento no se puede efectuar

Lo anterior, como se puede observar, permite que la lista tabú sea manejada con un tamaño variable.

3.1.4.2 Criterio de Aspiración

Una pregunta interesante que surge como parte del análisis de la Búsqueda Tabú es la siguiente: ¿Qué sucede si durante el proceso iterativo surge un movimiento cuyo estatus es tabú, pero la función objetivo con dicho movimiento alcanza el mejor valor de todo el proceso? La respuesta a dicha interrogante es sencilla, es necesario hacer caso omiso del estatus tabú de un movimiento, si la función objetivo es mejor a los valores encontrados hasta ese momento. Lo anterior es una forma sencilla de implementar lo que se conoce como un criterio de aspiración. Este criterio es altamente útil para alcanzar altos niveles de desempeño

Existen diversas formas de implementar un criterio de aspiración en la Búsqueda Tabú, el descrito anteriormente es la forma más simple. En la Tabla 3.1 se muestran algunos de los más comúnmente usados.

Los criterios de aspiración mostrados en la Tabla 3.1 se aplican de acuerdo a dos categorías, criterio de aspiración por movimiento o criterio de aspiración por atributo. Así mismo se pueden implementar algunas variantes utilizando cualquiera de los criterios mostrados en la Tabla 3.1.

3.1.4.3 Búsqueda Rápida

Por otro lado, uno de los objetivos principales de las técnicas heurísticas es el evaluar el mayor número de posibilidades en el menor tiempo posible, en este sentido, como parte de este grupo de técnicas, la Búsqueda Tabú tiene dicha

filosofía. Una manera de conseguir lo anterior es la siguiente, durante el proceso en cada iteración se realiza una búsqueda de vecinos, ya se mencionó la posibilidad de trabajar con un subconjunto $V(x) \subset N(x)$ de la vecindad original, si la revisión completa de la vecindad es muy costosa. Aún con esto, puede resultar aún muy oneroso revisar el subconjunto señalado $V(x)$, en cuyo caso se puede evitar, en algunos casos, la revisión completa de $V(x)$ de la siguiente manera; si en la iteración $k-1$ a la función objetivo se le asigna el valor val_ant y al iniciar la búsqueda de vecinos (en $V(x)$ exclusivamente) en la iteración k se encuentra un mejor valor que val_ant , ya no se concluye la búsqueda. La filosofía de esta estrategia es no consumir demasiados recursos en una búsqueda local, dado que el objetivo de mejora ya se consiguió, motivo por el cual conviene trasladarse hacia nuevas regiones no exploradas. Es importante señalar que esta estrategia siempre se realiza con respecto a una iteración anterior, con lo cual no se pierde la filosofía de la Búsqueda Tabú y no interfiere con alguna otra estrategia implementada, como podría ser la memoria de largo plazo, un criterio de aspiración o la revisión de un subconjunto de la vecindad original.

Tabla 3.1 Criterios de Aspiración

Nombre	Descripción
Default	Si todos los movimientos son clasificados como tabú, se selecciona el mejor movimiento.
Objetivo Global	Si un movimiento conduce a una mejor solución que la mejor obtenida hasta el momento.
Objetivo Regional	Si un movimiento conduce a una mejor solución que la mejor obtenida en las k iteraciones previas.
Influencia	A ciertos movimientos se les asigna un peso distinto dependiendo de la importancia que éstos tengan.
Por función	Se incluye una función que determina un valor específico, de acuerdo al movimiento realizado

3.1.4.4 Búsqueda Restringida

Adicionalmente, una estrategia para mejorar la Búsqueda Tabú es redefinir las restricciones de la búsqueda, esto es, prohibir ciertos movimientos ya sea durante todo el proceso o durante un período determinado de iteraciones, esta estrategia no se debe confundir con el manejo de la memoria cuyas características ya se han explicado anteriormente. La prohibición de ciertos movimientos en este caso, dependerá en buena medida del problema a tratar y de la experiencia del

investigador, motivo por el cual el manejo de esta estrategia no se puede generalizar de antemano.

3.2 La Búsqueda Tabú y el Problema de Recargas

Una vez que se hizo el planteamiento del problema y se explicaron los pormenores de la Búsqueda Tabú, se tienen los elementos suficientes para explicar la implementación llevada a cabo en el presente trabajo. Esta sección está dedicada a explicar en forma detallada las características de dicha implementación, así como el proceso seguido para llegar a la versión final del sistema surgido del trabajo de investigación; en algunos casos se mencionarán las modificaciones realizadas al planteamiento original y las causas que las motivaron.

Como se mencionó en el Capítulo 1, el problema del diseño del patrón de recargas se reduce a conocer la distribución de los ensambles, en el núcleo del reactor, sujeto a las restricciones de baja fuga, simetría de 1/8 de núcleo, intercambio único de ensambles en la diagonal y manejo de la estrategia *Control Cell Core*. Todo lo anterior buscando extender la longitud del ciclo de operación del reactor y bajo condiciones de seguridad.

Por otro lado, en secciones anteriores se dieron los pormenores de la técnica empleada para este fin, esto es, la Búsqueda Tabú. En concreto lo que se busca es encontrar una recarga de combustibles óptima aplicando la técnica mencionada. Para lo cual, el análisis se inicia con la representación de una solución factible.

3.2.1 Representación de una Solución Factible

Tomando como base un reactor nuclear de agua en ebullición, como los que se encuentran en la Central Nucleoeléctrica de Laguna Verde, de los 444 ensambles con los que cuentan dichos reactores, únicamente se tomaron en cuenta 60 de ellos, debido a que se utilizó simetría de 1/8. Para ser más específicos, se trabajó el cuarto superior derecho del núcleo, del que a su vez se toma el octavo superior. Las posiciones de estos ensambles se numeraron consecutivamente. En la Figura 3.1 se muestra la forma en la que se realizó esto. Cabe señalar que cada una de las 60 posiciones se identifica con una nomenclatura especial, la cual se mencionará más adelante.

Con esta numeración, se creó un vector de 60 localidades, que indican las 60 diferentes posiciones para los ensambles y donde se incluye el identificador utilizado para reconocerlos. Un posible identificador para un ensamble que está dentro del núcleo puede ser 3F357, donde el significado de la nomenclatura se muestra en la Figura 3.2. Luego entonces, un arreglo determinado de posiciones implica una recarga completa. Esto es, con una configuración se puede evaluar el desempeño del reactor, utilizando los códigos nucleares correspondientes.

1	2	3	4	5	6	7				
8	9	10	11	12	13	14	15			
16	17	18	18	20	21	22	23	24		
25	26	27	28	29	30	31	32			
33	34	35	36	37	38	39				
40	41	42	43	44	45					
46	47	48	49	50						
51	52	53	54							
55	56	57								
58	59									
60										

Figura 3.1. Índices utilizados para el sistema.

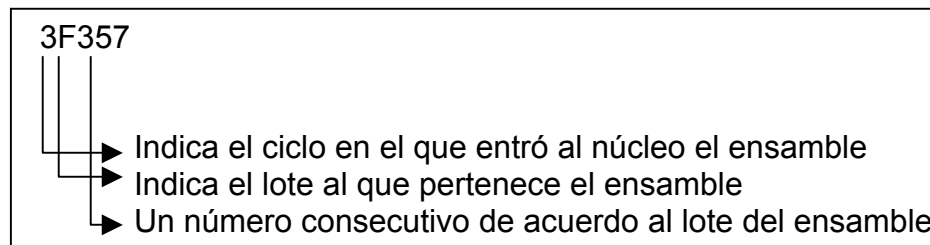


Figura 3.2. Nomenclatura típica de un ensamble.

Con la nomenclatura anterior, una configuración típica para una recarga de combustible es la mostrada en la Figura 3.3. Es importante mencionar que al generar una configuración es imprescindible tomar en cuenta las restricciones del problema analizadas en el Capítulo 1. Con esto, cualquier configuración generada bajo las restricciones ya mencionadas es una solución factible del problema y su desempeño se verifica con un código comercial, diseñado para tal fin. En una sección posterior se analizará con mayor detalle la forma en que se evalúa dicho desempeño con el código respectivo.

Posición 1	2D226
Posición 2	2E190
Posición 3	2D254
	:
	:
Posición 60	3F369

Figura 3.3. Ejemplo de un vector de identificadores asociados a las posiciones de los ensambles.

3.2.2 Los Movimientos de Ensamblas Combustibles y la Vecindad

Ahora bien, la implementación de la Búsqueda Tabú, y una vez que se conoce una solución factible, implica la definición de un movimiento simple para una configuración dada. En ese sentido, un movimiento simple para una configuración específica será el intercambio de posición de dos ensamblas combustibles diferentes, elegidos al azar, dentro del núcleo del reactor. Al igual que en la construcción de una configuración específica, es importante mencionar que el intercambio de dos ensamblas combustibles debe considerar las restricciones del problema. En la Figura 3.4, se muestra un esquema sencillo de un movimiento simple².

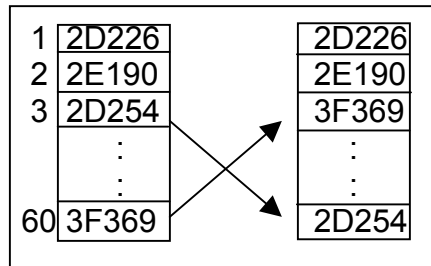


Figura 3.4. Ejemplo de un movimiento simple.

Con la definición de un movimiento simple, el paso siguiente es la construcción de una vecindad, la cual se hizo de la siguiente forma, tomando como base la Definición 3.1.

Sin pérdida de generalidad, sea $s = (e_1, e_2, e_3, \dots, e_{60})$ una solución factible, esto es, un arreglo de 60 ensamblas correspondientes al octavo de núcleo señalado anteriormente, donde cada e_i puede ser cualquier de los identificadores de un ensamblado combustible considerados para una recarga. Una vecindad se puede generar con base en el siguiente algoritmo

Algoritmo para la construcción de una vecindad

Para $i=1$ hasta 59 repetir
 Para $j=i+1$ hasta 60 repetir
 Intercambiar el elemento de la posición j por el
 elemento de la posición i

Entonces la vecindad es de tamaño

² Los identificadores utilizados en la Figura corresponden a ensamblados del ciclo 5 de la unidad 1.

$$\frac{59(59+1)}{2} = 1770 \quad (3.6)$$

Sin embargo, el número anterior no considera las restricciones del problema que se está analizando, esto es, los ensamblés no se pueden colocar en cualquier posición. Por lo tanto, si se toma como ejemplo 1/8 de núcleo de una recarga, como la mostrada en la Figura 3.5, el número de posibles elementos para cada vecindad será menor.

1B328	1B323	2D258	2E174	2E182	1B330	2E190						
2D254	3D293	3F405	3D301	4G243	5J058	2D250	2D226					
3F345	5J010	5J082	3D309	3F349	3F373	4G267	2E170	2E202				
2D230	4G215	5J018	4G263	4G255	3F337	3F385	4G271					
5J066	5J050	3F381	5J026	5J006	4G211	5J102						
5J002	4G275	4G291	5J014	4G239	3F369							
3F393	4G283	5J030	2E198	3F389								
3D313	5J046	3D329	4G279									
5J034	4G223	1B279										
4I748	5J042											
3F333												

Figura 3.5. Ejemplo de los identificadores utilizados para una recarga.

En el ejemplo de la Figura 3.5 se tienen las siguientes restricciones^o:

- Las celdas marcadas en azul indican las posiciones de baja fuga, por lo tanto sólo se pueden colocar ensamblés muy quemados, para el caso de aplicación: primer dígito del identificador con 1 ó 2.
- Las celdas marcadas en verde indican la diagonal, con lo cual únicamente puede haber intercambio entre las posiciones de la diagonal y siempre y cuando no infrinjan alguna otra regla.
- Las celdas marcadas en rojo indican posiciones CCC, lo que implica que en dichas posiciones no se pueden colocar ensamblés frescos, para el caso de aplicación: primer dígito del identificador con 5.

Con las restricciones anteriores y tomando en cuenta la forma de generar la vecindad, resulta fácil verificar que el tamaño de ésta se obtiene sumando las cantidades que se muestran en la Figura 3.6. Como se puede observar, se mantienen los colores utilizados en la Figura 3.5, para facilitar la comprensión de los cálculos.

^o Es importante señalar que las observaciones para los dígitos de los identificadores se basan en datos del ciclo 5 de la unidad 1 de la CNLV; por lo tanto varían dependiendo del ciclo que se analice.

12	11	10	09	08	07	06				
43	42	41	40	39	26	05	04			
23	25	24	22	21	29	28	01	01		
17	26	20	15	14	22	21	07			
17	16	18	14	13	15	03				
11	13	12	8	10	05					
06	8	5	04	03						
00	4	3	02							
2	1	02								
0	00									
00										

Figura 3.6. Obtención del tamaño de la vecindad con restricciones.

Con el esquema de la Figura 3.6 el tamaño de la vecindad es el siguiente

Movimientos en la periferia :	75
Movimientos en la diagonal :	23
Movimientos en las posiciones CCC :	122
Movimientos en las posiciones restantes :	566
Total	<hr/> 786

De lo anterior se puede observar que el tamaño de la vecindad disminuye en un 50% aproximadamente, lo cual redundará en el ahorro de recursos computacionales durante el proceso de optimización.

3.2.3 La Función Objetivo

Como ya se ha mencionado en varias ocasiones, se busca una configuración óptima de ensambles combustibles, con la idea de extender el ciclo de operación del reactor y que dicha operación sea bajo condiciones de seguridad adecuadas. Hasta el momento se conoce la representación de una solución factible y cómo se construye una vecindad, a partir de la definición de un movimiento simple. El siguiente paso consiste en saber cómo evaluar el desempeño de cada diseño de recarga propuesto durante el proceso de búsqueda. Con lo cual resulta de suma importancia proponer una función objetivo que satisfaga las condiciones anteriores.

En ese sentido, en el Capítulo 1 se habló tanto de los parámetros que se manejan para mantener un funcionamiento seguro del reactor, como de la manera en la que se puede cuantificar la energía obtenida en cada ciclo de operación del mismo. Claramente se puede dividir el análisis en dos partes, la primera de las cuales

debe medir la forma en la que se extiende el ciclo de operación del reactor, de donde surge el valor de la Energía extraída durante un ciclo. Por el otro lado, para medir la seguridad del reactor se tienen los límites térmicos y el Factor de Pico de Potencia (FPP), así como el cálculo del Margen de Apagado en Frío. Combinando los parámetros anteriores, una propuesta para la función objetivo es la siguiente.

$$f = \text{Energía} \cdot w_1 + \Delta MRNP \cdot w_2 + \Delta RPPF \cdot w_3 + \Delta LHGR \cdot w_4 + \Delta MPGR \cdot w_5 + \Delta MCPR \cdot w_6 + \Delta SDM \cdot w_7 \quad (3.7)$$

donde

Energía = Energía obtenida durante el ciclo de operación

$\Delta MRNP$ = $MRNP_{\text{máximo}} - MRNP_{\text{calculado}}$

$\Delta RPPF$ = $RPPF_{\text{máximo}} - RPPF_{\text{calculado}}$

$\Delta LHGR$ = $LHGR_{\text{máximo}} - XLHGR_{\text{calculado}}$

$\Delta MPGR$ = $MPGR_{\text{máximo}} - XMPGR_{\text{calculado}}$

$\Delta MCPR$ = $MCPR_{\text{calculado}} - XMCPR_{\text{mínimo}}$

ΔSDM = $SDM_{\text{calculado}} - SDM_{\text{mínimo}}$

y

MRNP : La Máxima Potencia Nodal Relativa o *Maximum Relative Nodal Power*

RPPF : Factor de Pico de Potencia Radial o *Radial Power Peaking Factor*

LHGR : La Generación Lineal de Calor o *Linear Heat Generation Rate*

MPGR : La Razón de Generación de Potencia Máxima o *Maximum Power Generation Rate*

MCPR : La Razón Mínima de Potencia Crítica o *Minimal Critical Power Ratio*

SDM : Margen de Apagado en Frío o *Shutdown Margin*

Como se puede observar, en la función objetivo propuesta se señalan valores máximos o mínimos dependiendo del parámetro que se considere, la explicación correspondiente se encuentra en el Capítulo 1, de igual forma se incluye una definición bastante detallada de cada uno de los parámetros. Adicionalmente, se debe mencionar que todos los parámetros involucrados en la expresión (3.7) se obtienen al ejecutar el código CM-PRESTO [96], del cual se hablará con más detalle en una sección posterior.

Por otro lado, los valores w_i , $i=1, \dots, 7$ son factores de peso que se obtienen con base en un análisis estadístico [107]. En términos generales dicho análisis consiste en lo siguiente: con todos los pesos iguales a 1 se realiza una serie de ejecuciones³, posteriormente se observa el rango de valores obtenidos para cada una de las variables involucradas en la función objetivo, se procede a parametrizar dichos valores multiplicándolos por un peso adecuado, de tal forma que todos los

³ En este trabajo se realizaron 25 ejecuciones para el análisis.

valores obtenidos con dicho producto se encuentren en un rango similar. Una vez concluido el análisis es posible aumentar el valor de algunos de los pesos en caso de que se considere que alguna variable tiene mayor importancia que otras, lo cual dependerá del problema en específico que se esté tratando. En la Tabla 3.2 se muestran los pesos utilizados en este trabajo.

Tabla 3.2. Pesos utilizados en la función objetivo para el diseño de recargas.

Peso	Valor utilizado
w_1	1.0
w_2	15000.0
w_3	2050.0
w_4	65.0
w_5	10000.0
w_6	100.0
w_7	770.0

El problema planteado como tal, para el problema del diseño de recargas de combustible es maximizar la función objetivo f dada en la expresión (3.7). En el mismo orden de ideas, es importante aclarar que los últimos 6 factores de peso de la expresión (3.7) se hacen cero cuando los parámetros de seguridad se cumplen, en cuyo caso se maximiza únicamente la energía obtenida en el ciclo, lo cual es muy lógico, pues no se desean maximizar o minimizar dichos parámetros, lo que se busca es simplemente que no se violen. En caso contrario, si alguno de éstos no se cumple, claramente se observa que el signo es negativo, con lo cual se penaliza la función objetivo.

De la función objetivo presentada, se puede deducir fácilmente, que deben imponerse cotas a los límites térmicos empleados, en la presente investigación se utilizaron los límites mostrados en la Tabla 3.3. Estos límites se proponen con base en el análisis desarrollado en el capítulo 1 y en los datos empleados para la recarga de combustible original propuesta por el proveedor del combustible para la recarga del ciclo 5 de la unidad 1.

Tabla 3.3. Valores límite empleados.

<i>Maximum Relative Nodal Power</i>	<i>MRNP</i>	1.83	Valor Máximo
<i>Radial Power Peaking Factor</i>	<i>RPPF</i>	1.51	Valor Máximo
<i>Linear Heat Generation Rate w/cm</i>	<i>LHGR</i>	370	Valor Máximo
<i>Maximum Power Generation Rate</i>	<i>XMPGR</i>	0.85	Valor Máximo
<i>Minimal Critical Power Ratio</i>	<i>MCPR</i>	1.5	Valor Mínimo
<i>Shutdown Margin % $\Delta k/k$</i>	<i>SDM</i>	1.0	Valor Mínimo

3.2.4 La Estructura de la Lista Tabú

La lista tabú evita el ciclado durante el proceso de búsqueda; para este problema en particular, dicha lista se construyó de la siguiente manera. Tomando en cuenta que se tienen 60 posibles posiciones para los ensambles combustibles y considerando que se desea tener un tamaño de lista tabú variable, se utilizó una *matriz de tiempo tabú* M de tamaño 60×60 , cada $M(i,j)$, $i=1,\dots,60$; $j=1,\dots,60$ es igual a cero al inicio del proceso.

Como se sabe, un movimiento simple es un intercambio entre dos posiciones de dos ensambles combustibles dentro del núcleo del reactor, por lo tanto, cada entrada $M(i,j)$ representa un posible cambio entre el ensamble i y el ensamble j , se puede ver claramente que la matriz de tiempo tabú tiene las siguientes características:

- a) La matriz es simétrica, debido a que el movimiento (i,j) es equivalente al movimiento (j,i) .
- b) Las entradas $M(i,j)$ cuando $i=j$ no se modifican durante todo el proceso, debido a que los movimientos se definen con el intercambio entre dos ensambles combustibles de diferentes posiciones.

En cada iteración del proceso de búsqueda, la matriz de tiempo tabú se actualiza de la siguiente forma:

$$M(i,j) = M(i,j) + \text{tabu_tenure} \quad (3.8)$$

donde tabu_tenure es el tamaño de la lista tabú para una iteración en particular. Con la definición anterior, se maneja la lista tabú de tamaño variable entre l y m , con l y m enteros, $l < m$ y $l < \text{tabu_tenure} < m$. Para el diseño de las recargas de combustible se tomaron los siguiente valores, $l=6$ y $m=17$, los cuales se obtuvieron con base en un análisis estadístico previo. En este caso, en cada iteración se elige en forma aleatoria el valor de tabu_tenure . Para concluir la implementación es necesario incluir la siguiente instrucción

Si $M(i,j) < \text{iter}$ entonces
el movimiento (i,j) es tabú

donde k es la iteración actual. Es claro que la condicional anterior debe quedar para cada iteración. Con lo anterior, se cubre la parte correspondiente a evitar el ciclado durante el proceso de búsqueda.

Ahora bien, no se debe olvidar que la Búsqueda Tabú trabaja sobre dos mecanismos, intensificación y diversificación, en la siguiente sección se comentan otras estrategias seguidas para implantar dichos mecanismos.

3.2.5 Estrategias Adicionales

Para la implementación de la Búsqueda Tabú al problema del diseño de Recargas de Combustible Nuclear, se manejan tres estrategias adicionales, las cuales se mencionarán a continuación.

3.2.5.1 Revisión Parcial de la Vecindad

La evaluación de la función objetivo (Ecuación 3.7) implica la ejecución de un simulador en 3D para caracterizar un diseño propuesto, el código empleado para tal fin fue CM-PRESTO, los recursos consumidos por éste para cada Recarga de Combustible propuesta son considerables, de hecho, cabe señalar que la evaluación completa de la función objetivo requiere de 4 ejecuciones de dicho código, resaltando el cálculo del Margen de Apagado en frío (*Shutdown Margin*), el cual requiere de una cantidad considerable de tiempo de CPU.

Por las consideraciones anteriores, fue necesario excluir de la implementación, la revisión completa de la vecindad. Después de realizar poco más de 50 pruebas y el respectivo análisis estadístico, se llegó a la conclusión de revisar únicamente un subconjunto $V(x)$ considerando solamente el 10% de sus elementos, elegidos aleatoriamente.

Lo anterior produjo buenos resultados y como era de esperarse, en un tiempo mucho menor al utilizado al considerar la vecindad completa.

3.2.5.2. Criterio de Aspiración

En la primera parte del presente capítulo se mencionaron las diferentes formas de implementar el criterio de aspiración en la Búsqueda Tabú, así como el significado y las implicaciones que éste tiene. En la implementación realizada se utilizó el criterio de aspiración más simple, el de Criterio Global (Tabla 3.1). Esto es, si en una iteración determinada se realiza un movimiento determinado y dicho movimiento tiene asignado el estatus tabú, pero dicho movimiento reditúa en una mejor configuración, es decir en una Recarga cuyo desempeño sea el mejor obtenido hasta ese momento, el estatus tabú no se toma en cuenta, es decir, se considera como válido el movimiento y por ende la Recarga obtenida.

3.2.5.3. Búsqueda Restringida

Como se explicó en una sección anterior, uno de los criterios importantes de la Búsqueda Tabú es realizar una búsqueda inteligente, en ese sentido, se puede intensificar dicha búsqueda considerando la siguiente estrategia.

Si durante la búsqueda el algoritmo se encuentra en la iteración k , es importante guardar la información histórica del pasado reciente, esto es, el valor de la función objetivo en la iteración $k-1$. Si durante la revisión de la vecindad se encuentra un valor que mejore el vecino elegido en la iteración anterior (mejor vecino), se da por concluida la búsqueda de la vecindad, con la idea de poder visitar regiones no exploradas. Cabe señalar que esto se aplica aún cuando se haya considerado no revisar la vecindad completa.

Para concluir la sección, en la Figura 3.7 se muestra el diagrama de flujo utilizado para realizar la programación del sistema para la optimización de Recargas de Combustible Nuclear empleando la Búsqueda Tabú, en el diagrama están incluidas las opciones que se consideraron más importantes, entre las que se pueden mencionar el criterio de aspiración, los mecanismos de memorias corta y larga, por citar algunas.

3.3 Búsqueda Tabú y el Problema de Barras de Control

Al igual que en el problema de Recargas, en el caso del Diseño de Patrones de Barras de Control, la idea fundamental, una vez definido el problema (Capítulo 1), es encontrar la mejor posición axial de las barras de control consideradas, cumpliendo las restricciones impuestas. Lo anterior debe cumplirse para cada uno de los pasos de quemado considerados durante el ciclo. Es importante señalar que basta con explicar la implementación hecha para uno de los pasos de quemado y en los otros el proceso será exactamente el mismo, desde el punto de vista de la optimización, no así del desempeño del reactor durante el ciclo.

Con la explicación anterior, el análisis siguiente se realiza con base en un solo paso de quemado.

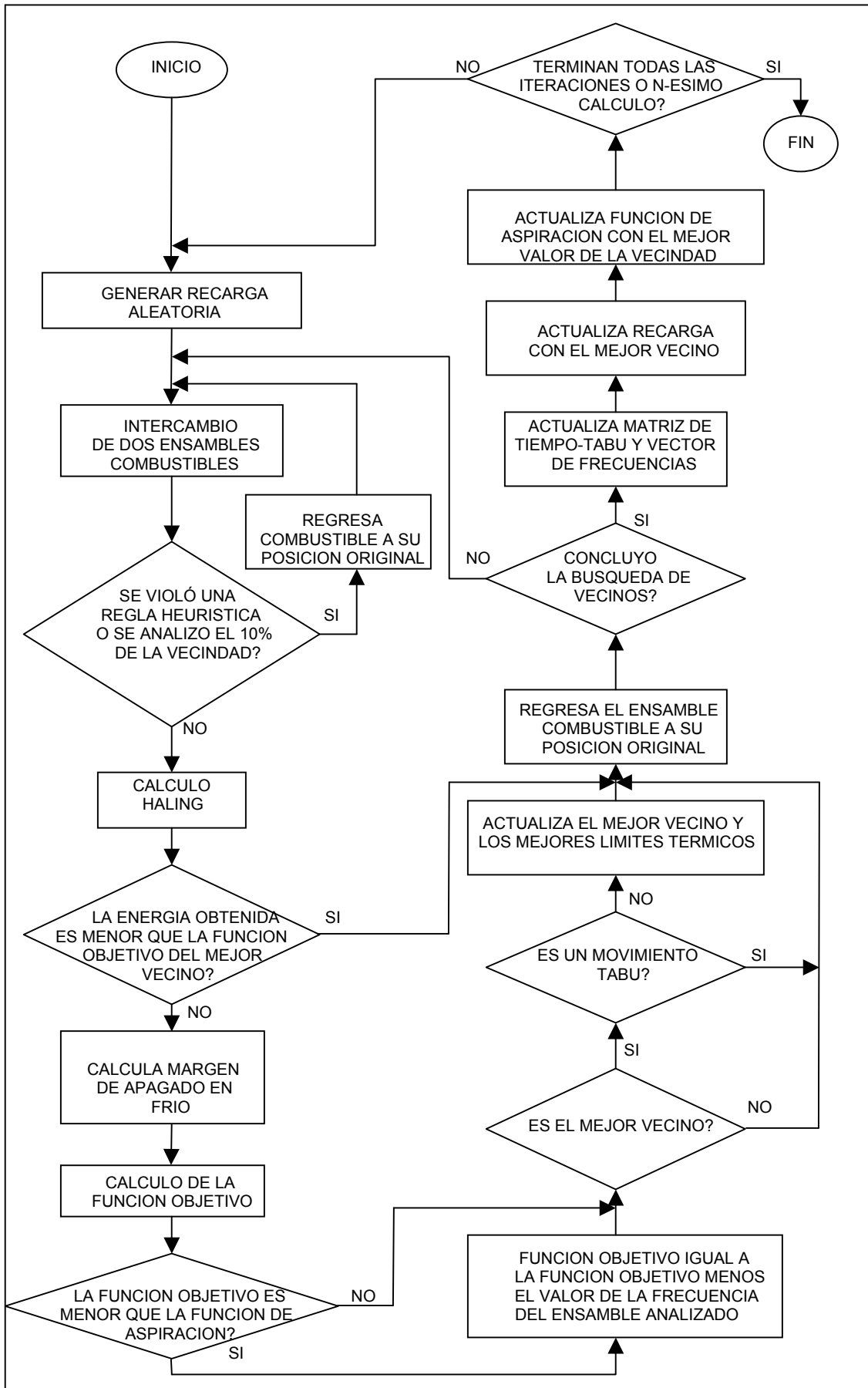


Figure 3.7. Diagrama de flujo del sistema.

3.3.1 Representación de una Solución Factible

Tomando en cuenta el planteamiento del problema y la consideración de simetría de 1/8, así como la estrategia CCC, se sabe que en realidad únicamente se consideran 5 barras de control para resolver el problema, cada una de las cuales tiene en realidad 19 posibles posiciones axiales (sin considerar las intermedias). Con lo anterior, en la Figura 3.8 se muestra la numeración de las barras empleadas para el presente trabajo.

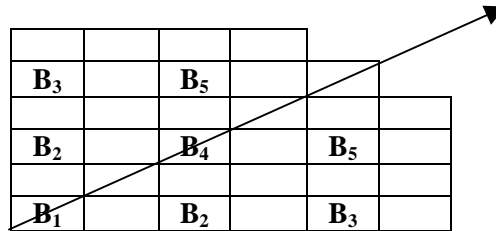


Figura 3.8. Numeración de las barras de control empleadas.

Luego entonces, una solución factible para el Diseño de Patrones de Barras de Control será un vector de la forma

$$RC(nn_1, nn_2, nn_3, nn_4, nn_5) \quad (3.9)$$

donde

nn_i : representa una de las 19 posibles posiciones axiales de las barras consideras. Los valores para cada nn_i son [00,02,04,06,08,10,12,14,16,18,32,34,36,38,40,42,44,46,48] y debe quedar claro que no son necesariamente los mismos valores para todas las barras.

El vector antes mencionado (3.9) representa una configuración particular para las posiciones de las barras de control, considerando lo siguiente: la primera entrada corresponde a la barra de control número 1 (Figura 1.6 Capítulo 1), la segunda entrada a la barra de control número 2 y así sucesivamente.

Por lo tanto, la solución

$$RC(12,44,02,48,18) \quad (3.10)$$

Significa que la barra de control número 1 se encuentra en la posición axial 12, la barra de control número 2 se encuentra en la posición axial etiquetada como 44 y así sucesivamente. En la Figura 3.9 se muestra la configuración que representa el vector (3.10)

02		18			
44		48		18	
12		44		02	

Figura 3.9. Configuración obtenida con el ejemplo.

3.3.2 Los Movimientos de las Barras de Control

De igual forma es necesario definir un movimiento simple para el problema planteado. En ese sentido, un movimiento simple es el cambio en una barra de control de una posición axial a otra, siempre y cuando se trate de una posición axial permitida. Por ejemplo, el movimiento

$$RC(02,36,08,44,40) \Leftrightarrow RC(02,18,08,44,40) \quad (3.11)$$

significa que la barra de control número 2 se movió de la posición axial 36 a la posición axial 18.

Se puede observar fácilmente que a diferencia del diseño de Recargas, en este caso, la única restricción para un movimiento es la prohibición de las posiciones intermedias (20-30) para las 5 barras de control, lo que implica que fácilmente se puede definir el tamaño de la vecindad como $5 \times 19 = 95$, debido a que se tienen 5 barras de control y cada una puede tener 19 posiciones axiales diferentes.

3.3.3 La Función Objetivo

Como ya se mencionó, el objetivo de este trabajo es obtener Patrones de Barras de Control que satisfagan los límites térmicos *LHGR* y *MCPR*, adicionalmente el reactor debe ser crítico y el perfil axial de potencia obtenido debe ajustarse a un perfil axial de potencia dado (sección 1.1.2 Capítulo 1). Con las consideraciones anteriores, la función objetivo propuesta es la siguiente:

$$F = w_1 |k_{eff,o} - k_{eff,t}| + w_2 \sum_{i=1}^{25} |P_{o,i} - P_{t,i}| + w_3 |LHGR_t - LHGR_o| + w_4 |MCPR_o - MCPR_t| \quad (3.12)$$

donde

$k_{eff,o}$: factor de multiplicación efectivo calculado
$k_{eff,t}$: factor de multiplicación efectivo objetivo
$P_{o,i}$: perfil axial de potencia calculado en el nodo i
$P_{t,i}$: perfil axial de potencia propuesto en el nodo i
$LHGR_t$: límite máximo para $LHGR$
$LHGR_o$: $LHGR$ calculado
$MCPR_o$: $MCPR$ calculado
$MCPR_t$: límite mínimo para $MCPR$

siendo w_1, \dots, w_4 factores de peso, con $w_j \geq 0, j = 1, \dots, 4$. Dichos factores de peso se obtienen mediante un análisis estadístico realizado durante la etapa de pruebas, similar al explicado en la sección 3.2.3 y cuyos detalles se explican en [107].

De la función objetivo propuesta la primera parte implica la criticidad del reactor, su segundo término incluye el ajuste entre los perfiles axiales de potencia calculado y propuesto respectivamente; finalmente, los últimos términos involucran los límites térmicos.

En cuanto a la criticidad del reactor, el parámetro involucrado es el factor de multiplicación efectivo (k_{eff}), que puede ser definido de la siguiente forma:

$$k_{eff} = \frac{P(t)}{L(t)} \quad (3.13)$$

donde

$P(t)$: rapidez de producción de neutrones al tiempo t .
$L(t)$: rapidez de pérdida de neutrones al tiempo t .

De lo anterior se desprende que si $k_{eff} = 1$, la población de neutrones se mantiene constante, en cuyo caso se dice que el reactor es crítico.

Si los límites térmicos $LHGR$ y $MCPR$ se satisfacen, entonces los factores de peso respectivos son iguales a cero y sólo se minimiza sobre la diferencia entre los perfiles axiales de potencia calculado y propuesto (cálculo Haling) y los factores de multiplicación efectiva calculado y propuesto; en otro caso, la función objetivo se penaliza con las diferencias entre los valores obtenidos y los propuestos para los límites térmicos.

En resumen, la función objetivo se minimiza cuando los límites térmicos se cumplen. Por otro lado, los límites térmicos empleados no deben exceder los valores mostrados en la Tabla 3.4. Además se incluye la tolerancia empleada para el Perfil Axial de Potencia y el factor de multiplicación efectiva para que se ajusten a los valores de referencia.

$$|k_{eff,o} - k_{eff,t}| \leq \delta, \quad \delta > 0 \quad (3.14)$$

$$|P_{o,i} - P_{t,i}| \leq \varepsilon P_{t,i}, \quad \varepsilon > 0; \forall i = 1, \dots, 25 \quad (3.15)$$

Tabla 3.4. Límites manejados en el análisis.

Factor de multiplicación efectivo	$k_{eff,t}$	1.0
Límite superior para $LHGR$	$LHGR_t$	425 (W/cm)
Límite inferior para $MCPR$	$MCPR_t$	1.45
Tolerancia (ecuación 4)	δ	1×10^{-3}
Tolerancia (ecuación 5)	ε	1×10^{-1}

3.3.4 La Estructura de la Lista Tabú

Ya se ha mencionado que la lista tabú evita el ciclado durante el proceso de búsqueda, para el problema del Diseño de Patrones de Barras de Control en particular, dicha lista se construyó de la siguiente manera. Se utilizó una *matriz de tiempo tabú* M de tamaño 5×19 , cada $M(i,j)$, $i=1, \dots, 5$; $j=1, \dots, 19$ es igual a cero al inicio del proceso.

Como se sabe, un movimiento simple es un intercambio entre dos posiciones de axiales de una barra de control, por lo tanto, cada entrada $M(i,j)$ representa un posible cambio de la barra i a la posición axial j . En cada iteración del proceso de búsqueda, la matriz de tiempo tabú se actualiza de la siguiente forma:

$$M(i,j) = M(i,j) + tabu_tenure \quad (3.16)$$

donde $tabu_tenure$ es el valor de la lista tabú. De la definición anterior claramente se puede observar que la lista tabú es de tamaño variable entre l y m , con l y m

enteros, $l < m$ y $l < \text{tabu_tenure} < m$. Los valores utilizados para el diseño de Patrones de Barras de Control fueron los siguientes, $l=5$ y $m=15$, obtenidos mediante un análisis estadístico previo, el cual se realizó de igual manera que en el caso de las recargas. En forma análoga al problema de Recargas, en cada iteración se elige en forma aleatoria el valor de tabu_tenure . Finalmente, en la implementación es necesario incluir la siguiente instrucción.

Si $M(i,j) < \text{iter}$ entonces
el movimiento (i,j) es tabú

donde k es la iteración actual.

Para concluir, a continuación se describen las estrategias adicionales que se utilizaron en este problema.

3.3.5 Estrategias adicionales

Las estrategias adicionales que se manejaron para el Diseño de Patrones de Barras de Control son las mismas que las manejadas en el Diseño de Recargas, si acaso, con alguna ligera modificación. Por tal motivo no se dará una explicación muy amplia en esta parte.

3.3.5.1 Revisión Parcial de la Vecindad

En este caso sólo se requiere de ejecutar una sola vez el simulador en 3D CMPRESTO para caracterizar un diseño propuesto, y si bien los recursos de cómputo son aún considerables, no se comparan con los requeridos en el Diseño de Recargas.

Por las consideraciones anteriores, y después de realizar un conjunto considerable de pruebas y el respectivo análisis estadístico, se llegó a la conclusión de revisar únicamente el 40% de cada vecindad.

3.3.5.2. Criterio de Aspiración

En la implementación realizada para esta parte del problema, se utilizó el mismo criterio de aspiración que el empleado en el Diseño de Recargas, esto es, uno de Objetivo Global, si en una iteración se realiza un movimiento determinado y dicho movimiento tiene asignado el estatus tabú, pero la función objetivo encontrada tiene el mejor valor obtenido de todo el proceso, el estatus tabú no se considera y la configuración obtenida se toma en cuenta. En este caso, se considera la función de aspiración igual a una constante, a la cual se le asigna el mejor valor de la función objetivo de todo el proceso.

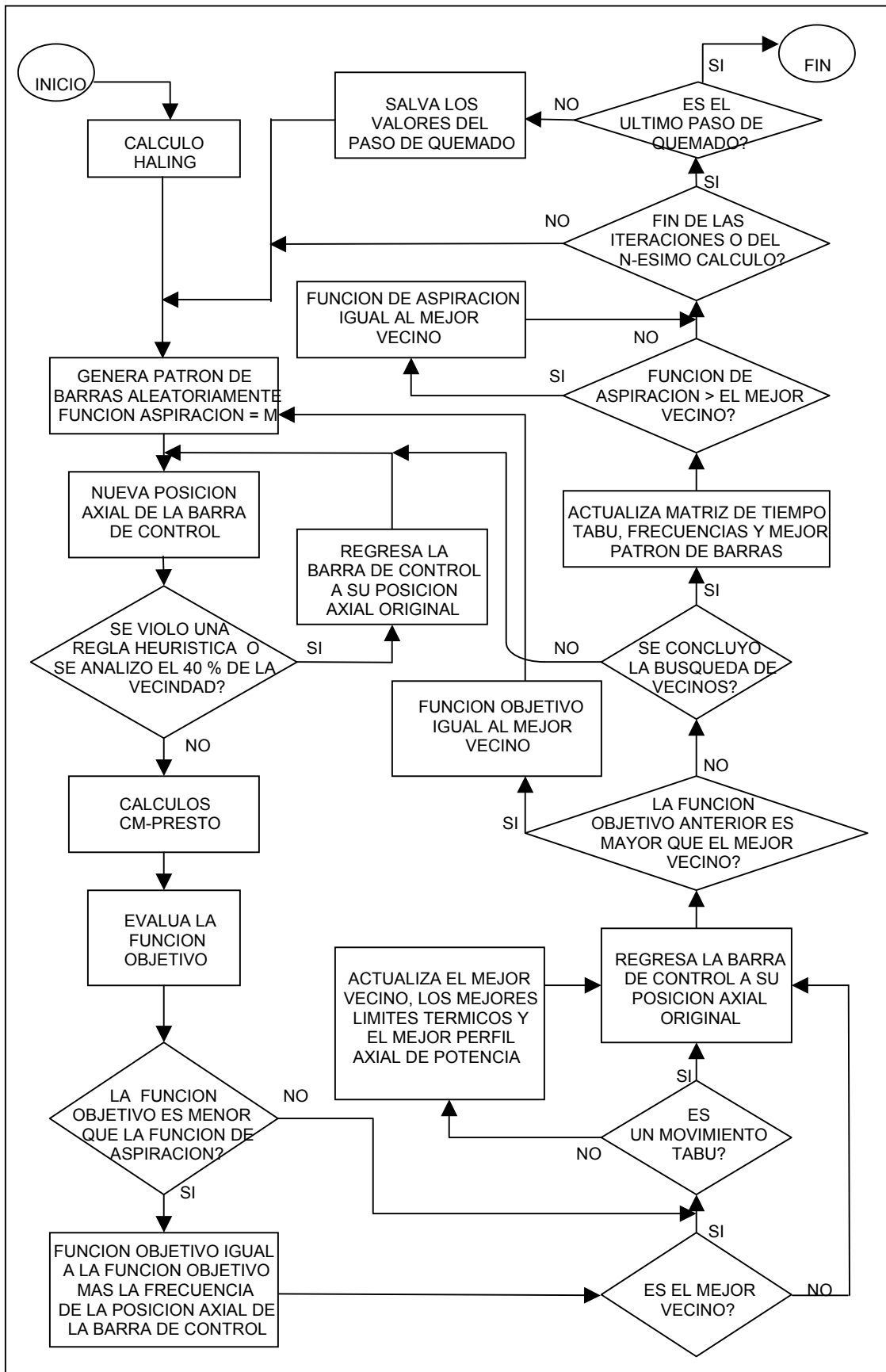


Figura 3.10. Diagrama de flujo para el sistema de optimización de Patrones de Barras de Control.

3.3.5.3. Búsqueda Restringida

De igual forma, si en la iteración k durante la revisión de la vecindad se encuentra un valor que mejore el vecino elegido en la iteración anterior (mejor vecino), se da por concluida la búsqueda de vecinos en la iteración k , con la idea de disminuir los recursos de cómputo utilizados.

En forma análoga a la sección anterior, en la Figura 3.10 se muestra el diagrama de flujo empleado para la programación del sistema que optimiza el diseño de Patrones de Barras de Control utilizando la Búsqueda Tabú; en dicho diagrama se incluyen las estrategias empleadas.

Es importante señalar que ambas implementaciones se hicieron en lenguaje Fortran-77 en una estación de trabajo Alpha-digital con una velocidad de 800 MHz, con sistema operativo OSF1-UNIX.

Capítulo 4. Resultados

El presente capítulo está dedicado a mostrar los resultados obtenidos con la implementación de la Búsqueda Tabú a los problemas de diseño de Recargas de Combustible Nuclear y diseño de Patrones de Barras de Control. Es importante señalar que los resultados se basan en datos que proporcionó el Departamento de Gestión de Combustible de la Central Nucleoeléctrica de Laguna Verde (CNLV), dependiente de la Comisión Federal de Electricidad (CFE) en México. Por lo tanto, como ya se ha mencionado a lo largo del texto, son para reactores de agua en ebullición o BWR, por sus siglas en inglés.

Como se sabe la CNLV cuenta con 2 reactores del tipo BWR (*Boiling Water Reactor*) con 444 ensamblajes combustibles cada uno. Asimismo cada reactor cuenta con 109 barras de control y con capacidad de generación de potencia¹ de 1931 MWt. Los datos utilizados en el presente análisis corresponden al ciclo 5 de la unidad 1, para el diseño de Recargas de Combustible; mientras que para la optimización en el diseño de Patrones de Barras de Control se utilizaron datos de 2 ciclos distintos, el primero de los cuales corresponde al ciclo 6 de la unidad 1, mientras que el segundo grupo se tomó de las Recargas de Combustible obtenidas con la implementación de la Búsqueda Tabú para el ciclo 5 de la misma unidad.

Con lo expuesto anteriormente, el capítulo se divide en dos partes, en la primera se exponen los resultados para el problema de Recargas de Combustible. La segunda parte está dedicada a mostrar los resultados para el diseño de Patrones de Barras de Control; esta última parte a su vez se divide en dos secciones, en la primera de éstas se muestran los Patrones de Barras de Control obtenidos para un ciclo de la CNLV (ciclo 6), con la recarga original; mientras que en la segunda sección se incluyen los resultados obtenidos con las Recargas resultantes de la implementación hecha con la Búsqueda Tabú para el ciclo 5.

En cada una de las secciones del presente capítulo se darán los pormenores sobre los datos empleados para llevar a cabo la optimización de ambos problemas, Recargas y Barras de Control. Cabe mencionar que en este capítulo no se realiza ninguna discusión sobre los resultados, el análisis de los mismos se deja para el siguiente capítulo.

El algoritmo de Búsqueda Tabú para diseñar una Recarga de Combustible Nuclear y su respectivo Patrón de Barras de Control se programó utilizando FORTRAN 77, y se ejecutó en una estación de trabajo Alpha bajo plataforma UNIX. Los parámetros incluidos en la función objetivo se obtuvieron a través del código CM-PRESTO [96].

¹ Se debe señalar que este dato es anterior al aumento de potencia en la CNLV.

4.1 Resultados para el Diseño de Recargas

El ciclo utilizado para llevar a cabo la optimización del diseño de una Recarga fue el ciclo 5 de la unidad 1 de la CNLV, dicho ciclo tuvo una longitud de 14 meses con una energía producida de 9281 MWd/TU.

La recarga analizada incluye ensambles combustibles de todos los ciclos previos, repartidos de la siguiente manera:

- 28 ensambles del primer ciclo
- 84 del segundo
- 116 del tercer ciclo
- 104 del cuarto y

La recarga analizada utilizó 112 ensambles frescos en el núcleo completo, con 3.53 w/o de U-235, de los cuales 8 se colocaron en la diagonal y 108 fuera de ésta. En esta sección se incluyen resultados de 30 ejecuciones del sistema obtenido con la implementación de la Búsqueda Tabú, 25 de ellos elegidos aleatoriamente, y los restantes 5 corresponden a los mejores resultados de las 250 pruebas realizadas. Se consideraron dos criterios para la calidad: la energía obtenida y los recursos de cómputo empleados. Cabe aclarar que la muestra elegida es suficientemente representativa de los resultados globales obtenidos, los mejores resultados están reportados en Castillo *et al* [10]. De hecho, el sistema continúa utilizándose en forma regular con datos distintos a los aquí mostrados.

En las Tablas 4.1 y 4.2 se muestran los resultados de la función objetivo, el número de iteraciones, el número de evaluaciones de la función objetivo y el tiempo de CPU utilizado, para cada una de las ejecuciones mencionadas al principio. En la Tabla 4.1 se incluyen los 5 mejores resultados, mientras que en la Tabla 4.2 están 25 resultados elegidos al azar de un total de 250 ejecuciones realizadas. Cabe señalar que en ambas tablas aparecen los datos conforme se obtuvieron, razón por la cual no guardan ningún orden específico. De igual forma, en la parte final de ambas tablas se incluye la media para cada uno de los valores, así como la desviación estándar respectiva, de cada uno de los parámetros, considerando los ejemplos mostrados. Lo anterior da una idea de la estabilidad de la Búsqueda Tabú.

Tabla 4.1. Resultados globales de las mejores ejecuciones.

#	Función Objetivo	Iteraciones	Evaluaciones de la función	CPU (seg)
1	9970.5	193	4994	26434.7
2	9916.8	199	4734	28540.2
3	9809.3	186	4408	27608.8
4	9899.2	207	5495	27894.5
5	9851.7	177	4071	29106.9
\bar{x}	9889.5	192	4740	27917.0
σ	61.7	11	546	1012.1

Tabla 4.2. Resultados globales de algunas ejecuciones.

#	Función Objetivo	Iteraciones	Evaluaciones de la función	CPU (seg)
1	9753.9	239	5720	59982.2
2	9786.0	258	8784	8834.6
3	9540.5	201	5922	66405.3
4	9756.9	389	11659	130163.4
5	9610.2	193	3895	41631.5
6	9833.0	292	9635	107891.5
7	9723.8	283	7891	84960.0
8	9973.9	173	4432	43460.1
9	9684.9	242	5407	53401.2
10	9660.2	186	5213	57580.3
11	9750.2	237	6015	37736.1
12	9638.5	280	7733	91618.3
13	9620.0	252	6174	67175
14	9564.1	162	2740	22434.2
15	9734.7	261	7815	81817.6
16	9706.9	179	5254	50228.6
17	9503.4	179	5824	63056.6
18	9798.3	161	4424	45721.9
19	9970.7	338	11932	117937.9
20	9792.4	299	8643	91418.0
21	9981.2	386	11252	103888.9
22	9886.7	264	7894	80565.6
23	9561.7	216	7296	73637.8
24	9799.5	251	6962	77513.8
25	9592.4	200	5159	56746.3
\bar{x}	9728.9	244.84	6947	68284.772
σ	135.1	63	2405	29823.4

Por otro lado, y considerando únicamente los valores de la Tabla 4.2, en la Figuras 4.1-4.4 se muestra las gráficas de barras donde se incluye la frecuencia de los valores de la función objetivo, el número de iteraciones, de evaluaciones de la función objetivo y del tiempo de CPU empleado en cada ejecución, lo anterior se construyó agrupando por intervalos, entre el valor más bajo y el valor más alto obtenidos.

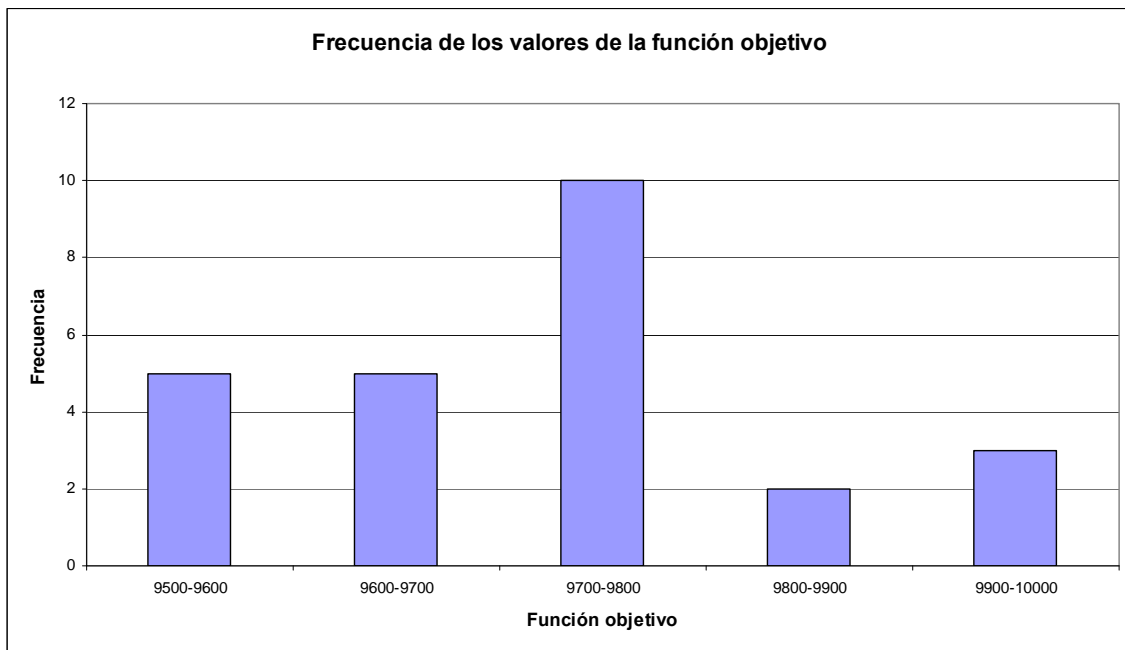


Figura 4.1. Valores de la Función Objetivo agrupados por frecuencias.

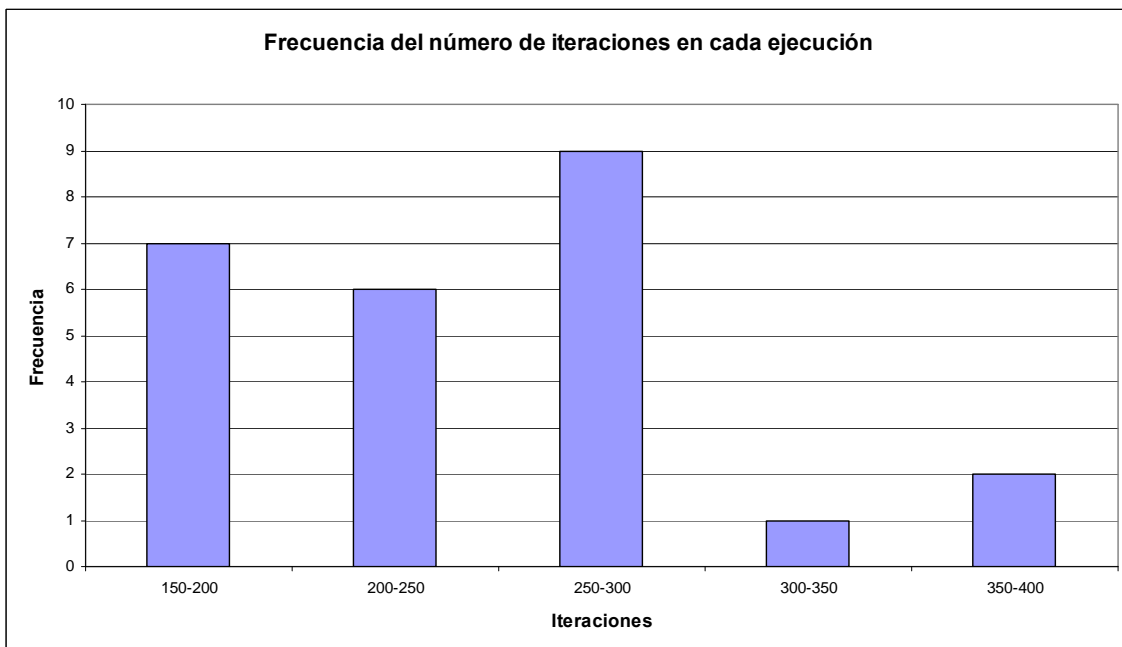


Figura 4.2. Valores del número de iteraciones agrupados por frecuencias.

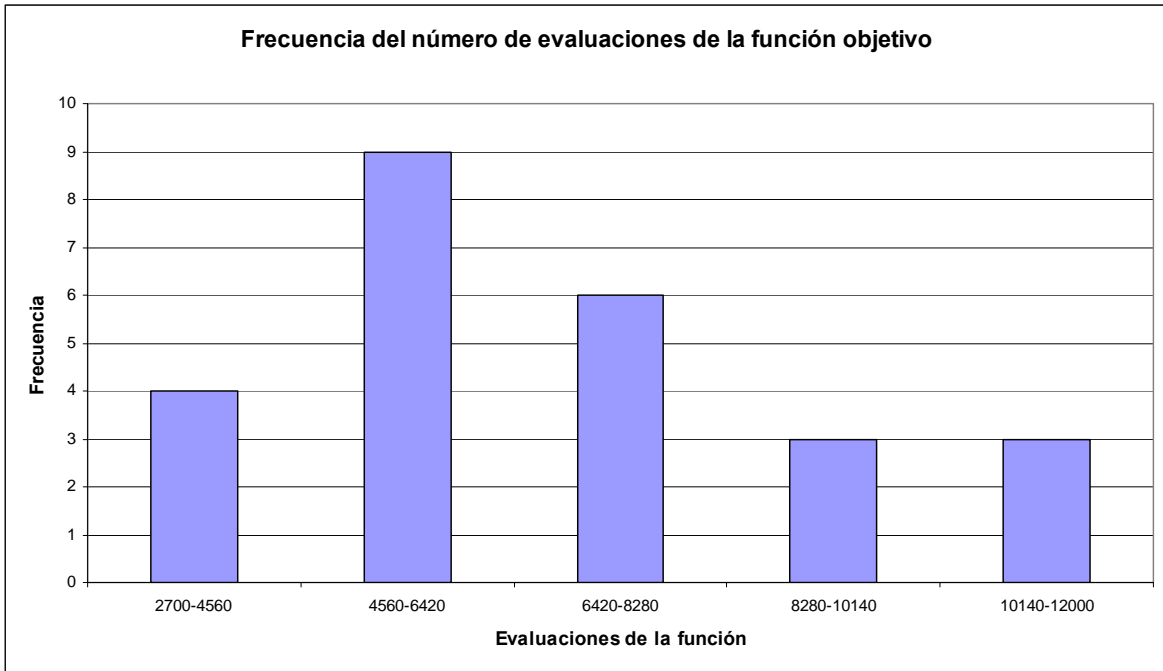


Figura 4.3. Valores del número de evaluaciones de la función objetivo agrupados por frecuencias.

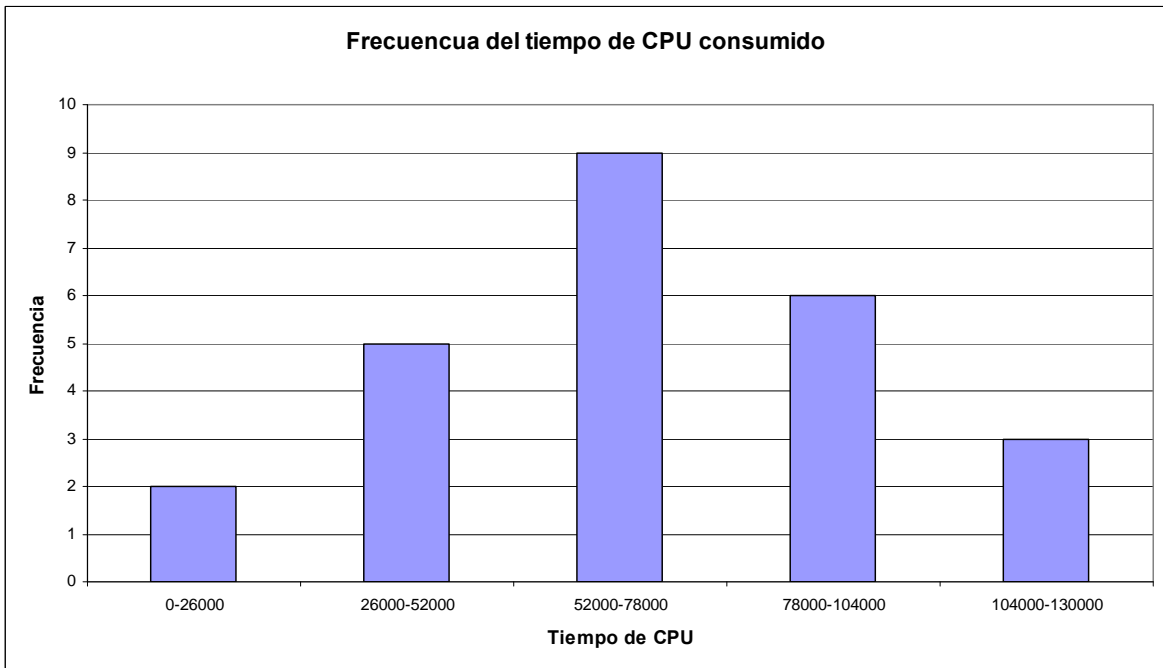


Figura 4.4. Valores del tiempo de CPU consumido, agrupados por frecuencias.

Es importante hacer notar que existe una diferencia entre el comportamiento de la función objetivo y la energía obtenida en cada ejecución, debido a que están involucrados los límites térmicos y el margen de apagado en frío. Cada uno de los parámetros mencionados pueden violarse durante el proceso de búsqueda y únicamente se considera una buena recarga cuando éstos se cumplen, de acuerdo a los criterios fijados, por lo tanto, cuando alguno de los límites se viola entonces la función objetivo se castiga de acuerdo al peso del parámetro violado, aun cuando la energía se haya incrementado, en caso contrario, cuando alguno de los límites térmicos se cumple, el peso respectivo es igual a cero, así, cuando todos los límites se cumplen sólo se maximiza sobre la energía obtenida.

Para entender mejor la explicación anterior, en las Figuras 4.5 y 4.6 se muestra el comportamiento de la función objetivo y de la energía respectivamente, durante el proceso de búsqueda, considerando únicamente los tres primeros valores de la Tabla 4.1. No esta de más comentar que no se incluye una figura similar para los 25 datos (Tabla 4.2) por la cantidad de parámetros involucrados, lo que hace poco claro una gráfica con dicha información.

Por otro lado, en la Figura 4.7 se muestra el comportamiento del margen de apagado a través del ciclo, considerando el ejemplo 1 de la Tabla 4.1. Es importante señalar que salvo este ejemplo, en todos los demás casos únicamente se calculó el margen de apagado al inicio del ciclo. Lo anterior debido a que es en donde se presenta la situación más extrema, como se puede observar en la Figura mencionada.

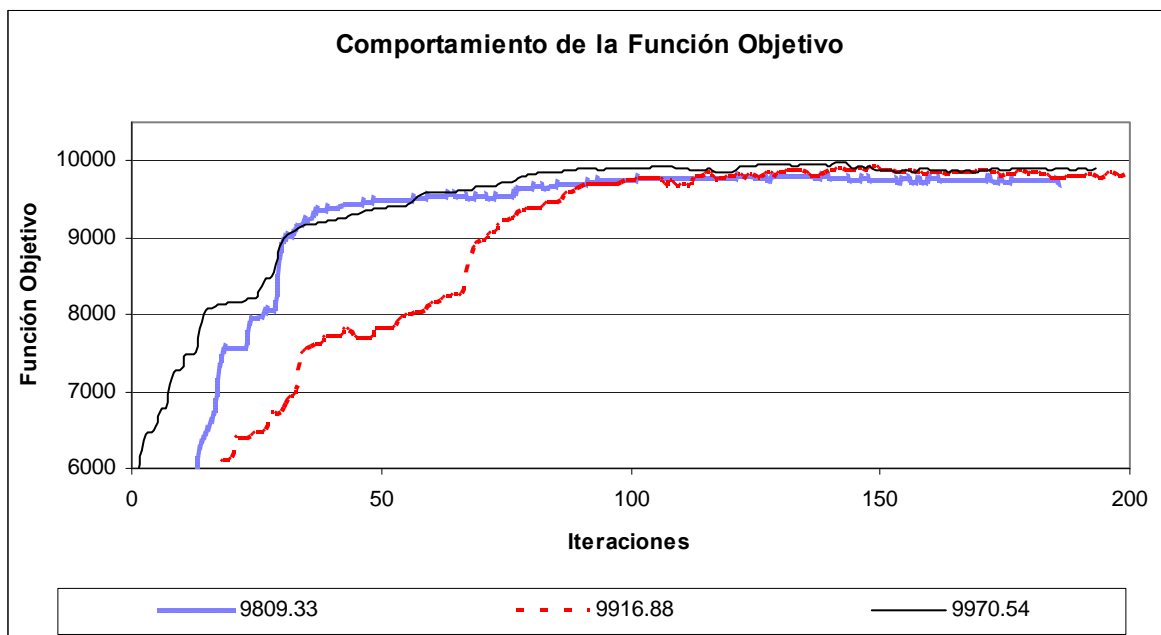


Figura 4.5. Comportamiento de la Función Objetivo.

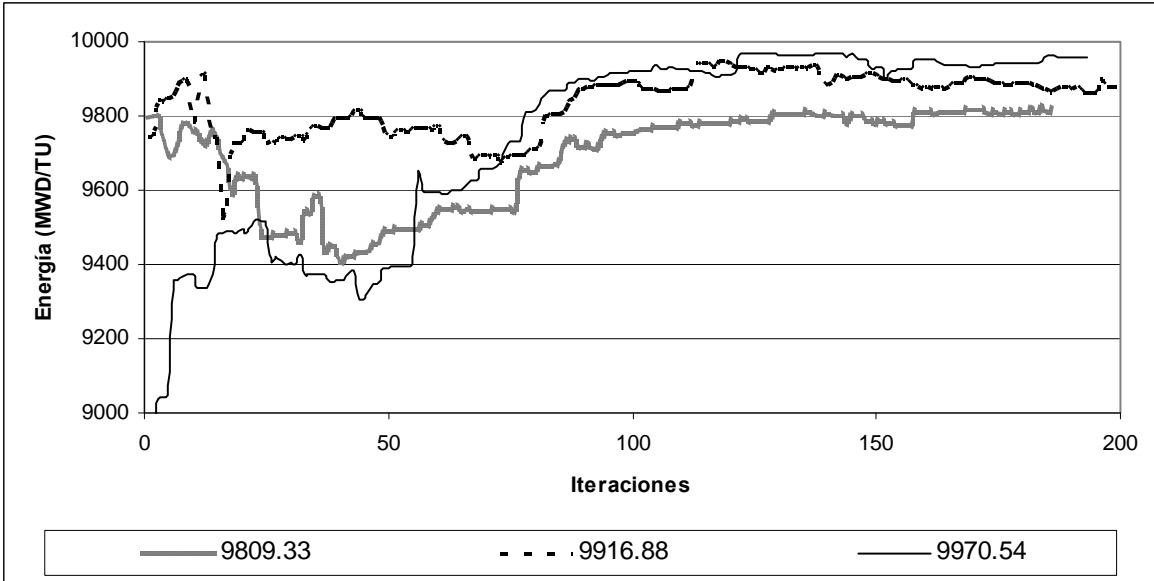


Figura 4.6. Comportamiento de la Energía.

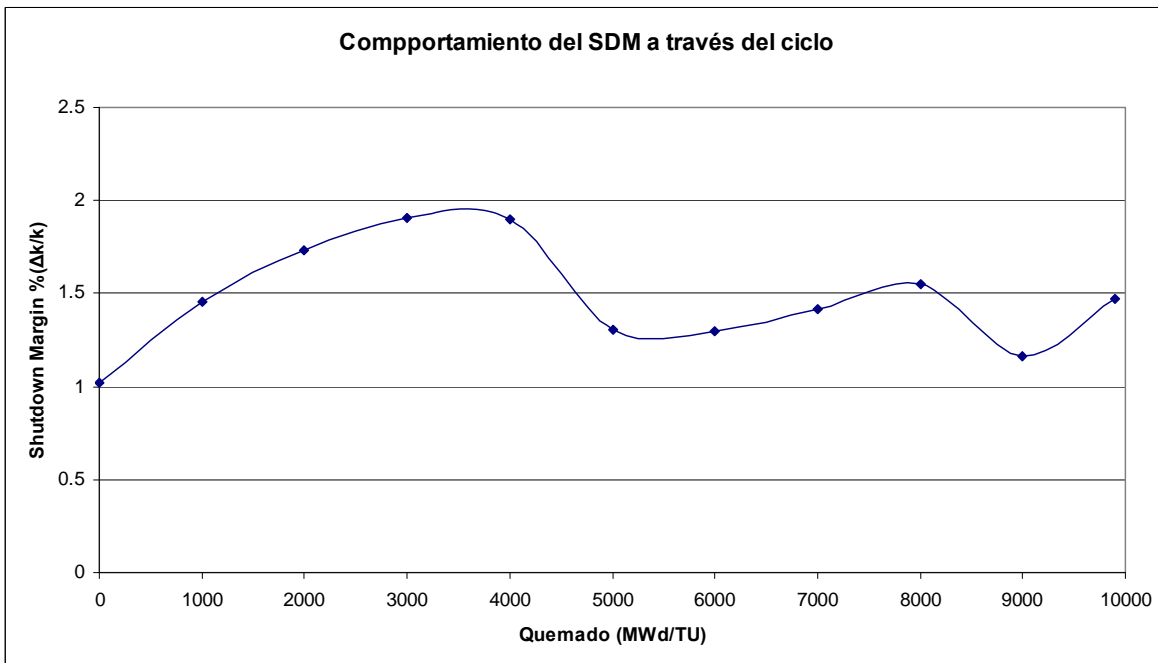


Figura 4.7. Comportamiento del margen de apagado en un ciclo completo.

A continuación, en las Tablas 4.3 y 4.4 se muestran los resultados de los límites térmicos y el margen de apagado en frío de las mismas ejecuciones, al igual que en el caso anterior, la primera tabla incluye los mejores resultados, mientras que la segunda incluye las otras ejecuciones. La numeración que aparece en la parte izquierda corresponde a la ejecución y equivale a la numeración que aparece en las Tablas 4.1 y 4.2

Tabla 4.3. Parámetros de evaluación en los mejores casos.

#	SDM %($\Delta k/k$)	MRNP	RPPF	LHGR (w/cm)	XMPGR	MCPR	Energía (MWd/TU)
1	1.0006	1.826	1.509	365.91	0.794	1.599	9970.5
2	1.0426	1.829	1.509	366.44	0.795	1.603	9916.8
3	1.0116	1.819	1.508	364.17	0.787	1.601	9809.3
4	1.0136	1.822	1.499	365.04	0.791	1.613	9899.2
5	1.0016	1.829	1.505	366.46	0.793	1.604	9851.7

Tabla 4.4. Parámetros de evaluación de algunas ejecuciones.

#	SDM %($\Delta k/k$)	MRNP	RPPF	LHGR (w/cm)	XMPGR	MCPR	Energía (MWd/TU)
1	1.5663	1.825	1.508	365.48	0.790	1.603	9753.9
2	1.0086	1.825	1.509	365.71	0.790	1.602	9786.0
3	1.5085	1.827	1.506	365.99	0.787	1.603	9540.5
4	1.5574	1.829	1.507	366.16	0.791	1.603	9756.9
5	1.5045	1.827	1.509	365.86	0.788	1.603	9610.2
6	1.7010	1.829	1.506	366.58	0.793	1.604	9833.0
7	1.8776	1.827	1.509	366.08	0.790	1.603	9723.8
8	1.0186	1.825	1.509	365.55	0.794	1.601	9973.9
9	1.7170	1.825	1.509	365.43	0.789	1.601	9684.9
10	1.6432	1.827	1.506	365.91	0.789	1.607	9660.2
11	1.0326	1.827	1.508	366.06	0.791	1.605	9750.2
12	1.6063	1.829	1.509	366.42	0.790	1.602	9638.5
13	1.8008	1.823	1.506	365.20	0.786	1.606	9620.0
14	1.0016	1.828	1.499	365.92	0.788	1.614	9564.1
15	1.8028	1.828	1.496	366.21	0.791	1.618	9734.7
16	1.0026	1.829	1.500	366.39	0.791	1.612	9706.9
17	1.0086	1.820	1.498	364.65	0.783	1.614	9503.4
18	1.1054	1.816	1.495	363.74	0.786	1.618	9798.3
19	1.1294	1.825	1.502	365.58	0.793	1.607	9970.7
20	1.3020	1.825	1.508	365.78	0.790	1.604	9792.4
21	1.5055	1.820	1.505	364.40	0.789	1.607	9981.2
22	1.3469	1.828	1.509	366.10	0.793	1.601	9886.7
23	1.3189	1.829	1.501	366.50	0.789	1.613	9561.7
24	1.3030	1.827	1.504	365.99	0.791	1.609	9799.5
25	1.3040	1.827	1.506	365.96	0.788	1.606	9592.4

Para concluir la sección, en la Figura 4.8 se muestra el patrón de recarga obtenido para el ejemplo 1 de la Tabla 4.1.

2D254	1B323	2D226	2E190	2E182	2D258	1B328					
4G215	4G267	2E170	2E174	3D329	2D250	2E198	1B330				
3F337	5J026	5J030	4G283	3D293	5J010	4G291	2D230	2E202			
3F393	5J046	5J006	4G211	4G243	5J002	5J058	1B279	2D218	2D242		
4G255	3D313	4G223	5J014	3D301	4I748	5J042	5J078	4G251	2E186	1B297	
5J066	3F373	3F385	4G275	5J018	3F389	4H002	5J086	5J022	2D221	2D246	
3F345	5J082	5J034	3D309	4G279	5J090	3D325	4G287	3D305	3D321	1B274	
3F349	4G263	4G239	4G271	3D317	4G227	5J038	4G247	4G259	2E194	2E206	
3F381	5J050	3F369	4G207	5J106	3F401	4G203	5J070	5J074	2E178	2D214	
3F405	5J102	5J094	4G231	5J110	3F357	3D297	5J062	5J054	4G235	1B298	
3F333	3F353	3F377	3F397	3F365	5J098	4G199	3F341	3F361	4G219	2D238	

Figura 4.8. Recarga obtenida para el mejor resultado.

Como ya se mencionó al inicio, la discusión sobre los resultados anteriores se expondrá en el siguiente capítulo.

4.2 Resultados para el Diseño de Barras de Control

Como se mencionó al principio del capítulo, para la optimización en el diseño de Patrones de Barras de Control se eligieron dos grupos de datos, en el primero de los cuales se trabajaron las recargas de combustible obtenidas con la implementación de la Búsqueda Tabú; en el segundo grupo se utilizaron recargas de combustible ya conocidas, para ser más exactos, se utilizaron los datos correspondientes al ciclo 6 de la unidad 1. Los resultados de ambos casos están reportados en Castillo *et al* [15]. El orden en el que se presentan dichos resultados es el mencionado anteriormente.

Para llevar a cabo el proceso de optimización, en ambos casos se consideraron 10 pasos de quemado con un incremento de 1000 MWd/TU; las restricciones para los límites térmicos, así como la función objetivo empleada se incluye en el Capítulo 3. En este caso es importante aclarar que debido a que algunos de los ensambles incluidos en la recarga del ciclo 6 son diferentes desde el punto de vista de diseño, el límite *XLHGR* se modificó para estar acordes con el nuevo diseño, el nuevo límite utilizado es de 440.

Es importante señalar que en el caso de los resultados obtenidos en la optimización del Diseño de Barras de Control, es necesario mostrar una cantidad importante de información, entre la que se incluyen el perfil axial de potencia obtenido, los patrones de barras de control, así como los valores de los límites térmicos, esto para cada uno de los 10 pasos de quemado considerados para el análisis. Por tal motivo, no se incluyen los resultados de todas las ejecuciones realizadas, sino que únicamente se eligieron 5 ejecuciones de cada grupo, con la idea de no desviar la atención de los resultados globales.

4.2.1 Diseño de PBCs con las Recargas Obtenidas

Las características de la recarga ya han sido mencionadas en la sección anterior, por lo cual no se abundará al respecto. Ahora bien, considerando la Tabla 4.2, donde se muestran resultados de recargas generadas con la implementación de la Búsqueda Tabú, se eligieron las siguientes ejecuciones 4, 8, 9, 15 y 16, sin ningún criterio establecido. El orden en el que se mostrarán los resultados para los diseños obtenidos es en el que se mencionaron anteriormente, esto es, el primer juego de datos corresponde al ejemplo 4 de la Tabla 4.2, el segundo al ejemplo 8 de la misma tabla y así sucesivamente.

Para mayor claridad se muestran los resultados para cada una de las ejecuciones, debido a la gran cantidad de información que es necesario incluir. Al final se muestran algunos resultados globales.

Como un pequeño paréntesis, antes de mostrar los diseños de Patrones de Barras de Control obtenidos en los diferentes ejemplos, es conveniente mencionar el formato que se utilizará. Un patrón de barras para un paso de quemado se puede esquematizar como se muestra en la Figura 4.9. Dicha figura corresponde a un cuarto de núcleo y como se puede observar tiene simetría de 1/8. Por otro lado, las barras marcadas con 48 permanecen inmóviles y únicamente se mueven las etiquetadas con C_i , $i=1, \dots, 5$.

48	48	48	48		
C_3	48	C_5	48		
48	48	48	48	48	48
C_2	48	C_4	48	C_5	48
48	48	48	48	48	48
C_1	48	C_2	48	C_3	48

Figura 4.9. Esquema de un patrón de barras de control.

Con lo cual un diseño se puede esquematizar como se muestra en la Figura 4.10, donde Q_i indica el paso de quemado y C_i su correspondiente patrón de barras.

$Q_i \backslash C_i$	1	2	3	...
1				...
2				...
3				...
4				...
5				...

Figura 4.10. Esquema para mostrar los diseños de patrones encontrados.

Continuando con la presentación de resultados, en la Tabla 4.5 se muestran los correspondientes a la primera ejecución (ejemplo 4 de la Tabla 4.2), en ésta se incluyen los límites térmicos, el número de iteraciones y el valor de la k_{eff} para cada uno de los pasos de quemado. Cabe aclarar que en el último paso de quemado se realiza sólo una iteración, pues en ese momento todas las barras de control están afuera (posición 48).

Tabla 4.5 Resultados del primer juego de datos.

Paso de quemado	LHGR (w/cm)	M CPR	iteraciones	k_{eff}
1	400.4	1.666	72	1.0000
2	389.3	1.650	77	1.0002
3	407.0	1.556	93	1.0012
4	437.2	1.483	90	0.9977
5	438.8	1.489	101	0.9995
6	428.0	1.522	120	0.9991
7	428.1	1.558	91	1.0018
8	439.7	1.592	160	1.0002
9	419.4	1.622	61	0.9978
10	363.56	1.590	1	0.9994

Ahora bien, en la Tabla 4.6 se muestra el Patrón de Barras de Control obtenido para este ejemplo, tomando en cuenta que en la primer columna se señala el número de barra (C_i), de acuerdo a la nomenclatura de la Figura 4.10; mientras que en la primer fila está señalado el paso de quemado (Q_i) correspondiente. Finalmente, las celdas restantes señalan las diferentes posiciones de la barras.

Tabla 4.6. Patrón de Barras obtenido para el primer juego de datos.

$Q_i \backslash C_i$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	8	16	12	4	48	6	0	4	40	48
2	14	6	8	8	4	4	4	2	4	48
3	16	14	48	4	48	48	48	44	44	48
4	6	12	48	48	10	6	48	14	48	48
5	48	48	10	12	10	14	12	42	48	48

Esta nomenclatura tiene la ventaja de que las estadísticas correspondientes a los movimientos realizados, así como a los intercambios entre posiciones someras y profundas resulta muy sencillo.

Para concluir la presentación del ejemplo, en las Figuras 4.11 y 4.12 se muestran los perfiles axiales de potencia obtenidos para cada paso de quemado, en la primera de las figuras se incluyen los perfiles para los 5 primeros pasos de quemado, los restantes 5 están en la segunda figura. En ambas gráficas se añadió el perfil axial de potencia objetivo.

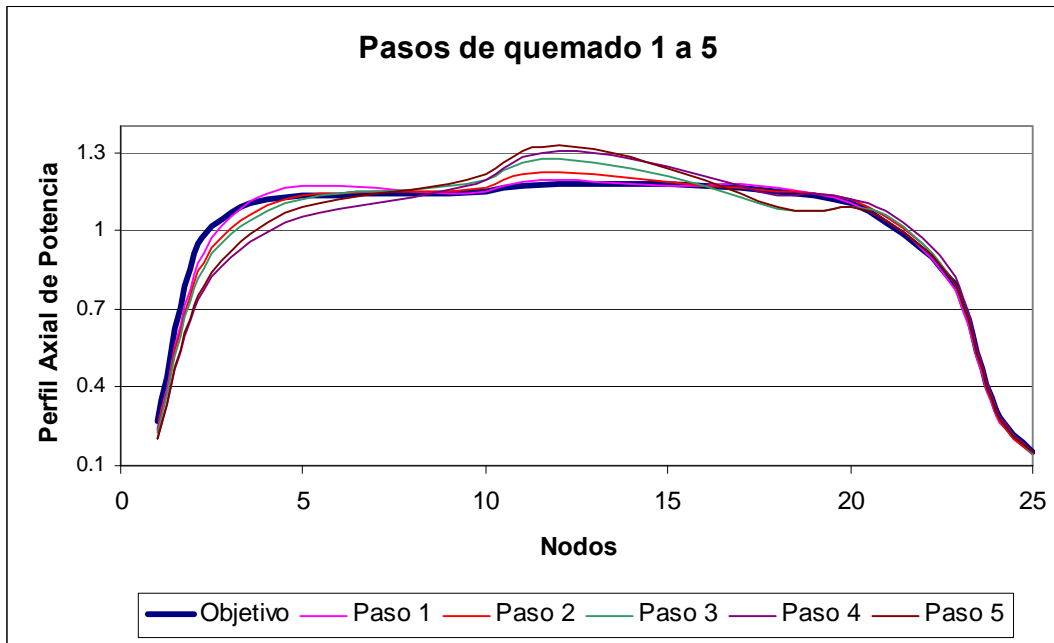


Figura 4.11. Perfil Axial de Potencia para los 5 primeros pasos de quemado para el primer juego de datos.

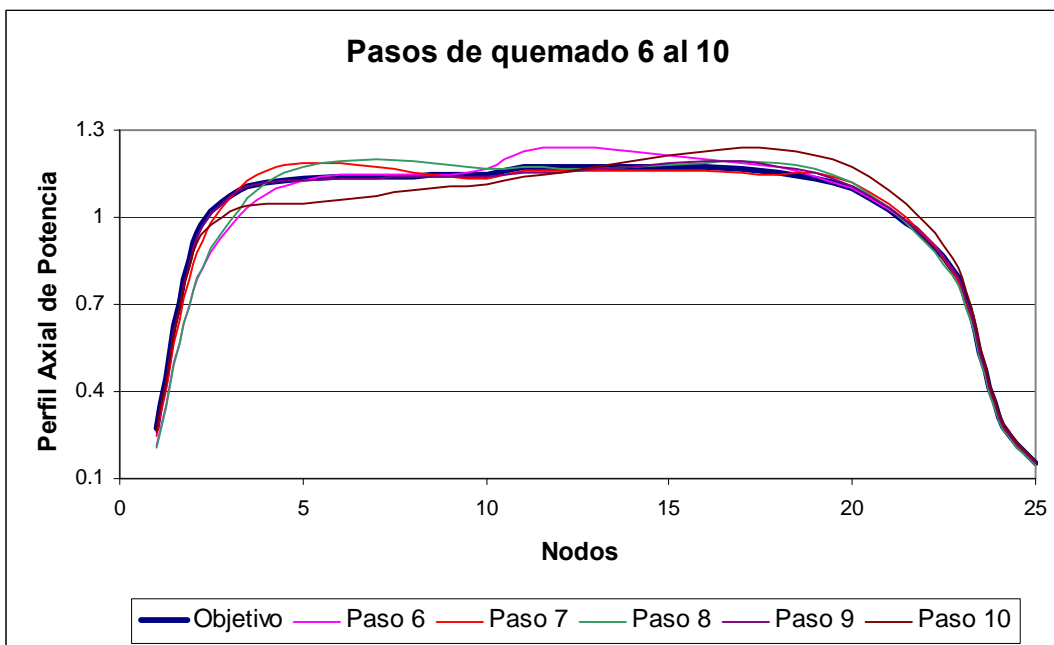


Figura 4.12. Perfil Axial de Potencia para los últimos pasos de quemado para el primer juego de datos.

Para continuar con la presentación de resultados, simplemente es necesario comentar que la forma, así como el orden en el que aparecen los del primer ejemplo, será la misma para los 4 restantes, una vez concluida dicha presentación, al final se mostrarán resultados globales para los 5 diseños elegidos, en los referente a tiempo de CPU consumido en cada ejecución, así como para las estadísticas de los movimientos realizados.

La segunda ejecución elegida corresponde al ejemplo 8 de la Tabla 4.2, en forma análoga al ejemplo anterior, en la Tabla 4.7 se muestra la primera parte de los resultados obtenidos.

Tabla 4.7 Resultados del segundo juego de datos.

Paso de quemado	LHGR (w/cm)	M CPR	iteraciones	k_{eff}
1	415.0	1.593	80	1.0019
2	423.3	1.453	41	1.0013
3	392.9	1.648	92	0.9981
4	404.8	1.540	120	0.9993
5	415.0	1.578	72	1.0019
6	424.0	1.483	77	1.0018
7	420.2	1.549	57	0.9998
8	408.8	1.461	79	0.9992
9	412.9	1.455	100	0.9980
10	358.4	1.617	1	0.9990

Continuando con el mismo ejemplo, en la Tabla 4.8 se muestran las posiciones de cada una de las barras de control, para los diferentes pasos de quemado.

Tabla 4.8. Patrón de Barras obtenido para el segundo juego de datos.

$Q_i \backslash C_i$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	10	4	4	16	10	12	0	32	48	48
2	12	10	0	6	8	12	4	12	48	48
3	4	14	48	48	48	48	46	46	48	48
4	12	48	8	4	2	8	18	46	46	48
5	48	10	16	12	12	4	8	2	6	48

En las Figuras 4.13 y 4.14 se muestran los perfiles axiales de potencia obtenidos, de igual forma, en la primera de las gráficas se muestran los resultados para los 5 primeros pasos de quemado y en la segunda se encuentran los restantes 5 pasos.

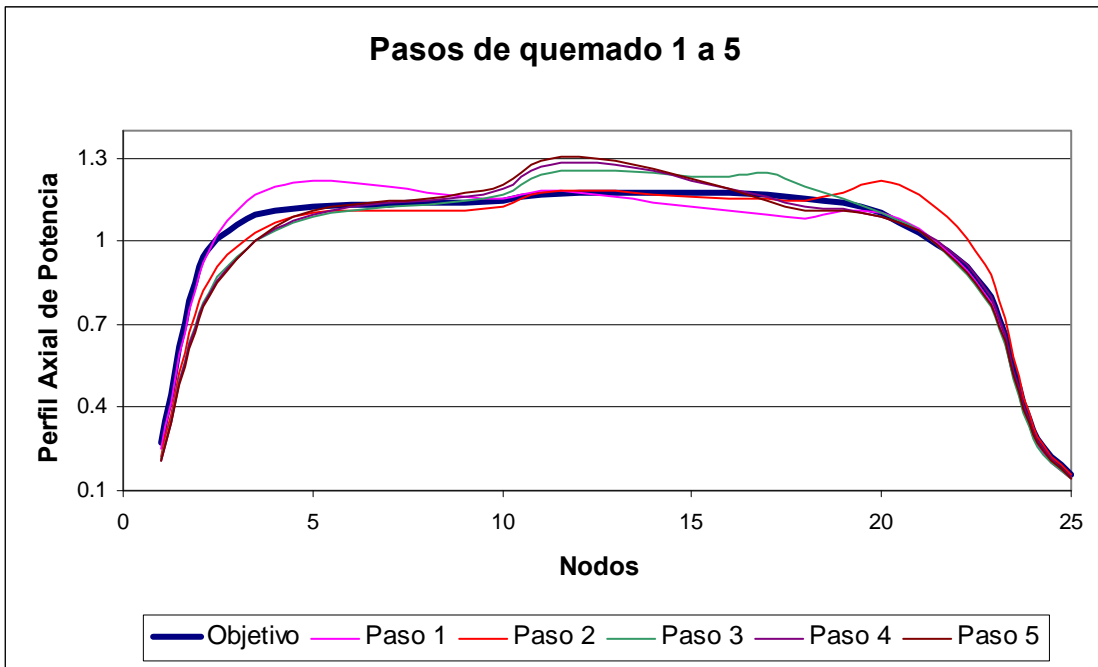


Figura 4.13. Perfil Axial de Potencia para los 5 primeros pasos de quemado para el segundo juego de datos.

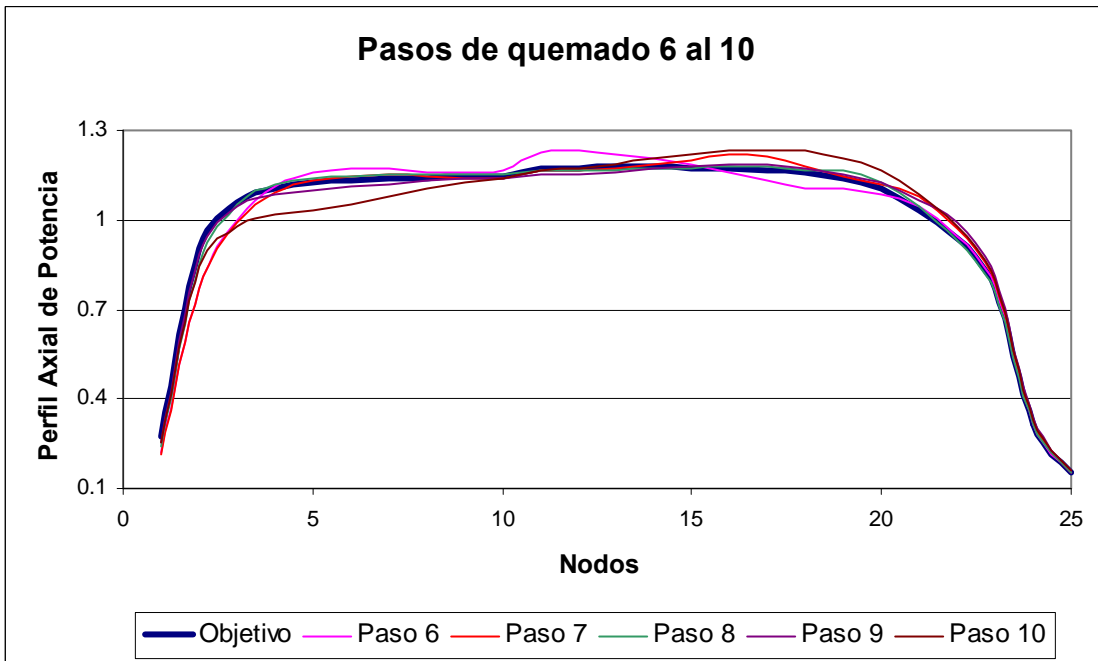


Figura 4.14. Perfil Axial de Potencia para los últimos pasos de quemado para el segundo juego de datos.

Continuando con las ejecuciones realizadas en la optimización del diseño de Patrones de Barras de Control, en la Tabla 4.9 se muestran los resultados obtenidos para la tercera de las ejecuciones, en este caso, corresponde al ejemplo 9 de la Tabla 4.2. Nuevamente, en la tabla mencionada se incluye la primera parte de los mismos, esto es, los límites térmicos, así como el número total de iteraciones y el valor de k_{eff} .

Tabla 4.9. Resultados del tercer juego de datos.

Paso de quemado	LHGR (w/cm)	M CPR	iteraciones	k_{eff}
1	424.1	1.591	36	0.9983
2	417.4	1.550	36	0.9985
3	396.3	1.623	66	0.9980
4	418.5	1.607	54	0.9990
5	423.7	1.534	60	0.9980
6	424.9	1.451	99	0.9988
7	424.7	1.455	109	0.9994
8	423.2	1.521	100	1.0003
9	424.0	1.585	203	1.0000
10	412.7	1.625	1	0.9989

A continuación, en la Tabla 4.10 se incluye la configuración encontrada para cada una de las barras de control, en cada paso de quemado para el presente ejemplo.

Tabla 4.10. Patrón de Barras obtenido para el tercer juego de datos.

$Q_i \backslash C_i$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	16	48	8	6	10	16	12	8	46	48
2	4	6	14	8	2	4	36	8	44	48
3	14	48	48	48	12	12	4	46	32	48
4	44	10	0	4	10	18	4	4	4	48
5	14	14	12	12	10	4	12	32	44	48

Para concluir esta parte de los resultados, en las Figuras 4.15 y 4.16 se muestran los perfiles axiales de potencia obtenidos para el ejemplo en cuestión, baste decir que al igual que en los anteriores ejemplos, la primera de las gráficas incluye el perfil para los primeros 5 pasos de quemado, mientras que la segunda contiene los restantes 5.

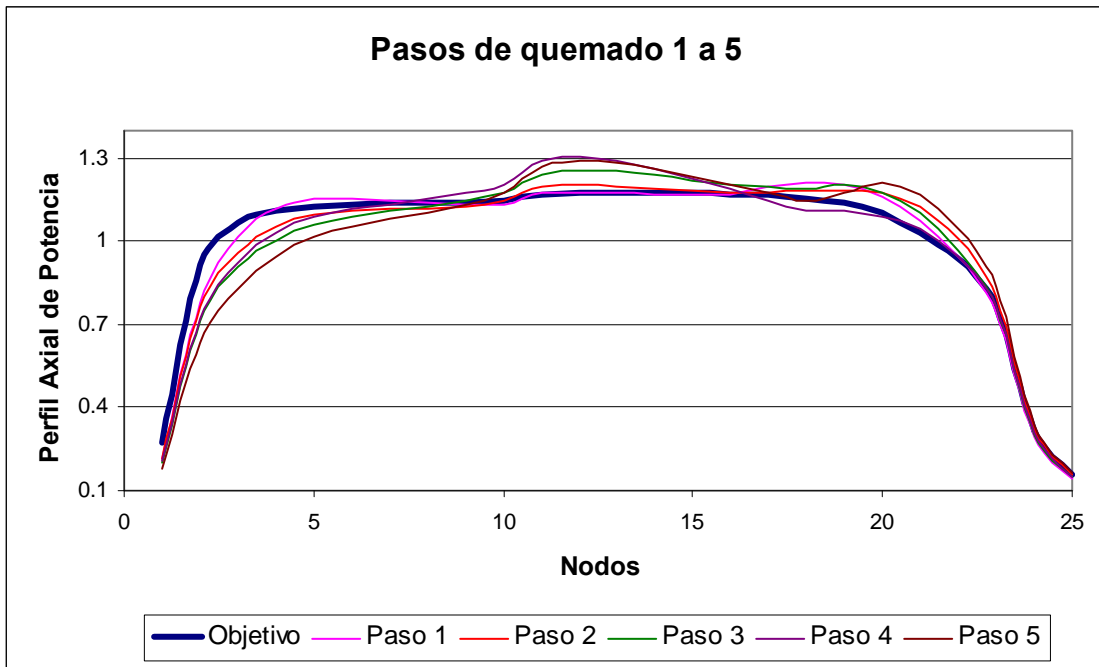


Figura 4.15. Perfil Axial de Potencia para los 5 primeros pasos de quemado para el tercer juego de datos.

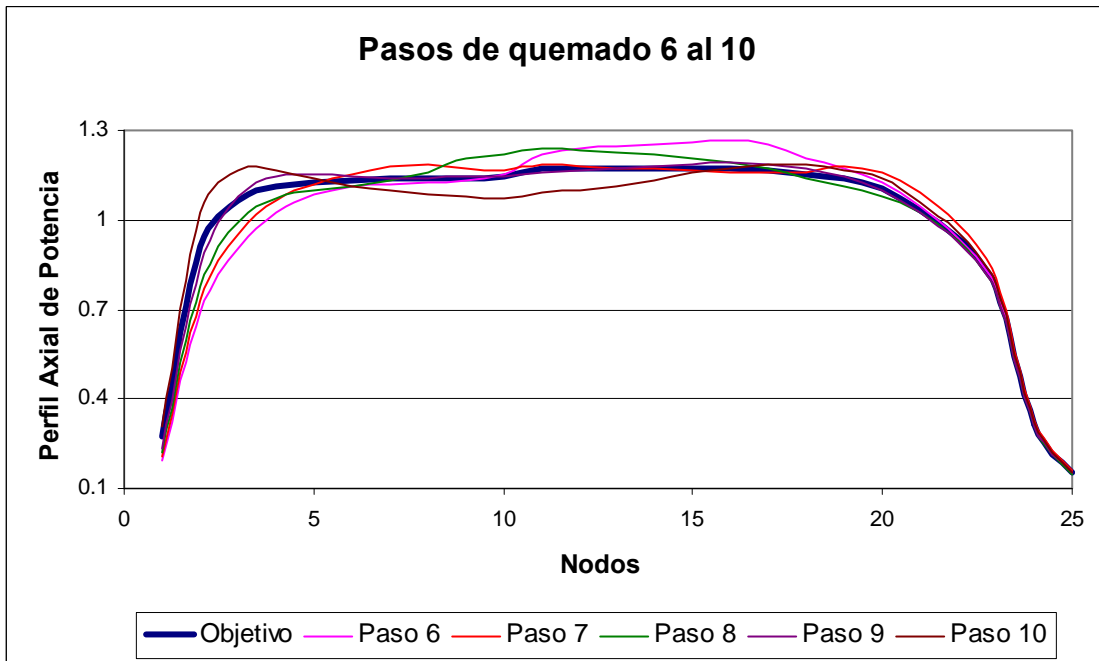


Figura 4.16. Perfil Axial de Potencia para los últimos pasos de quemado para el tercer juego de datos.

El siguiente ejemplo corresponde a la ejecución 15 de la Tabla 4.2, en la Tabla 4.11 se muestran los resultados obtenidos para los primeros parámetros.

Tabla 4.11. Resultados del cuarto juego de datos.

Paso de quemado	LHGR (w/cm)	M CPR	iteraciones	k_{eff}
1	421.8	1.474	47	0.9983
2	390.8	1.679	93	1.0017
3	395.0	1.638	51	1.0019
4	414.4	1.613	104	1.0019
5	424.6	1.525	51	0.9980
6	399.0	1.524	78	0.9980
7	413.0	1.569	44	0.9996
8	399.5	1.534	97	0.9980
9	400.3	1.508	50	0.9982
10	380.7	1.638	1	0.9989

Por otro lado, en la Tabla 4.12 se muestra el Patrón de Barras de Control encontrado para el citado ejemplo.

Tabla 4.12. Patrón de Barras obtenido para el cuarto juego de datos.

$Q_i \backslash C_i$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	38	8	4	8	12	0	10	46	48	48
2	12	12	10	8	8	6	6	4	48	48
3	48	14	8	6	4	2	10	34	48	48
4	2	6	10	8	6	8	4	48	48	48
5	16	48	48	48	16	18	32	8	8	48

Como último paso en la presentación de resultados de este ejemplo, en las Figuras 4.17 y 4.18 se muestran los perfiles axiales de potencia para los primeros y últimos 5 pasos de quemado respectivamente. Al igual que en los casos anteriores, se incluye el perfil axial límite, para comparar con los obtenidos en la ejecución.

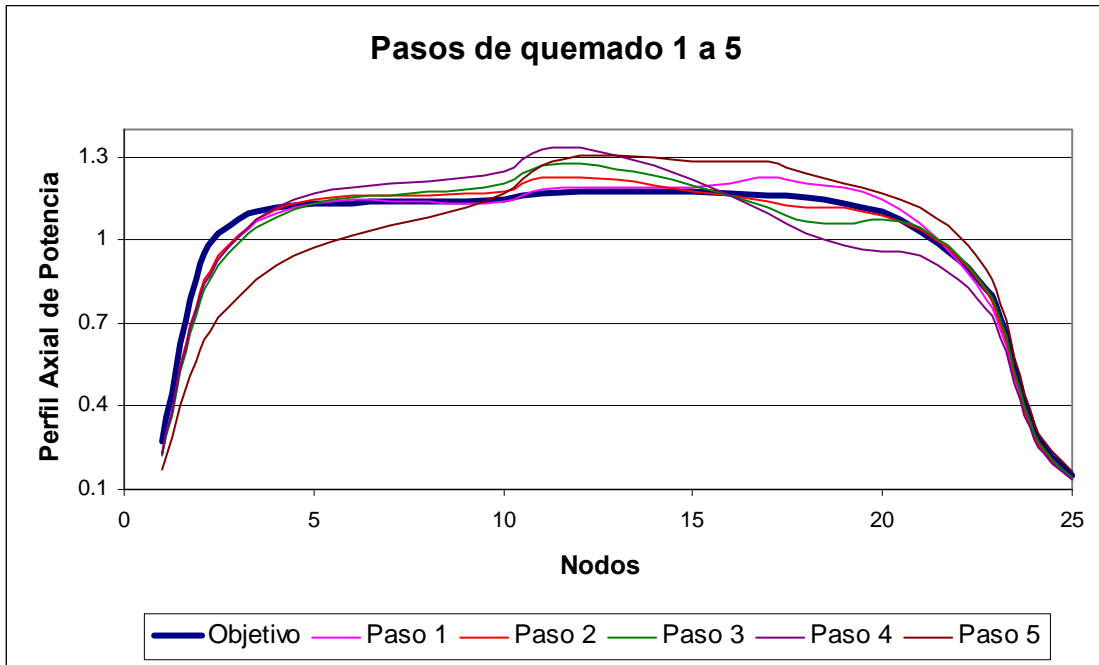


Figura 4.17. Perfil Axial de Potencia para los 5 primeros pasos de quemado para el cuarto juego de datos.

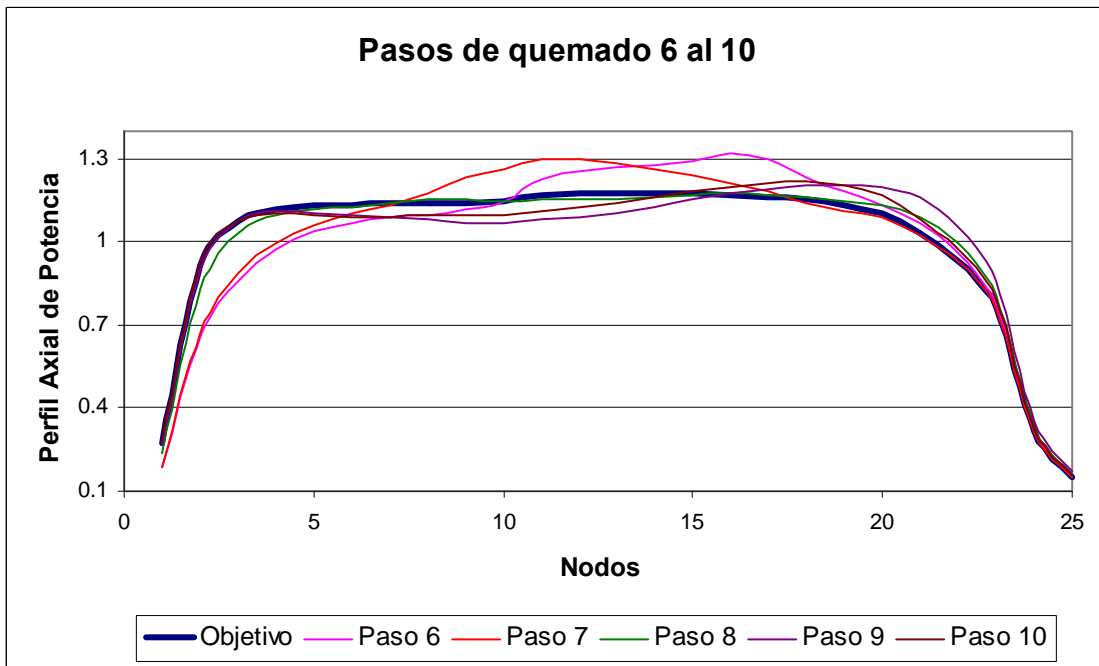


Figura 4.18. Perfil Axial de Potencia para los últimos pasos de quemado para el cuarto juego de datos.

Para concluir esta serie de ejemplos, en la Tabla 4.13 se muestran los resultados correspondientes a la ejecución 16 de la Tabla 4.2.

Tabla 4.13. Resultados del quinto juego de datos.

Paso de quemado	LHGR (w/cm)	MCPR	iteraciones	k_{eff}
1	423.9	1.580	52	1.0018
2	423.1	1.489	62	0.9986
3	415.4	1.572	56	0.9980
4	424.2	1.479	43	0.9998
5	418.2	1.512	136	0.9980
6	422.0	1.500	41	0.9985
7	419.1	1.518	96	0.9982
8	424.5	1.591	113	1.0008
9	397.6	1.493	64	0.9994
10	375.2	1.579	1	0.9986

El siguiente paso es mostrar los Patrones de Barras de Control encontrados para este ejemplo, los cuales se muestran en la Tabla 4.14.

Tabla 4.14. Patrón de Barras obtenido para el quinto juego de datos.

$Q_i \backslash C_i$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	18	38	2	12	8	36	48	12	4	48
2	12	4	0	10	4	0	4	10	36	48
3	14	48	46	48	8	12	36	32	4	48
4	6	16	16	4	6	0	14	2	48	48
5	44	10	10	10	16	16	6	48	48	48

Finalmente en la Figuras 4.19 y 4.20 se muestran los perfiles axiales potencia para el ejemplo citado. En la primera de las figuras aparecen los 5 pasos de quemado iniciales y en la segunda se incluyen los restantes 5.

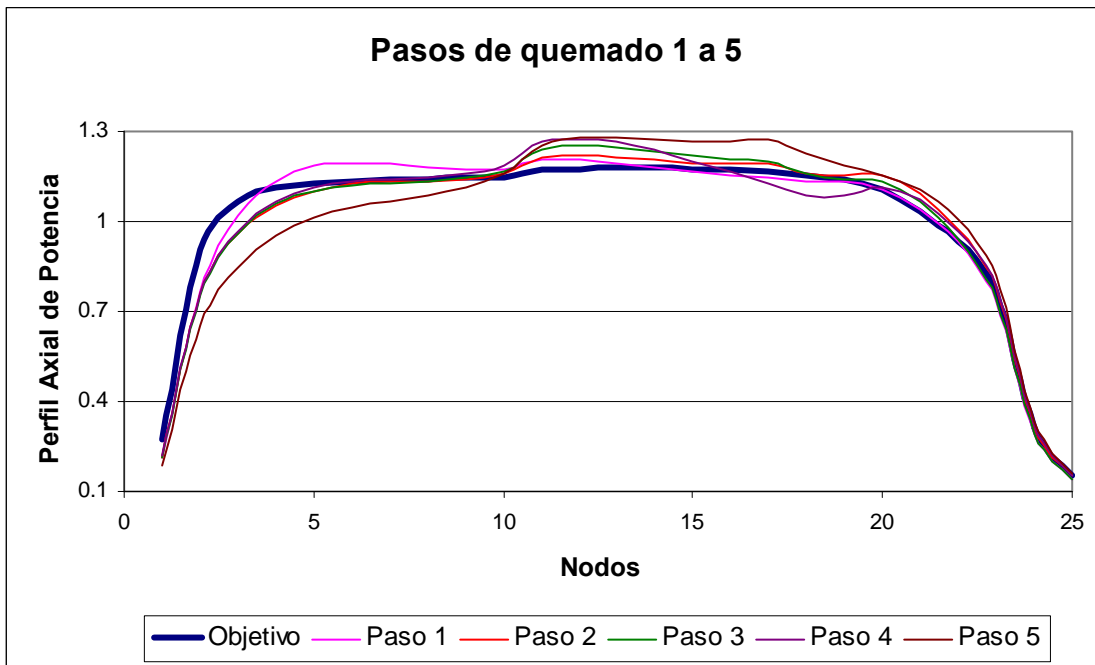


Figura 4.19. Perfil Axial de Potencia para los 5 primeros pasos de quemado para el quinto juego de datos.

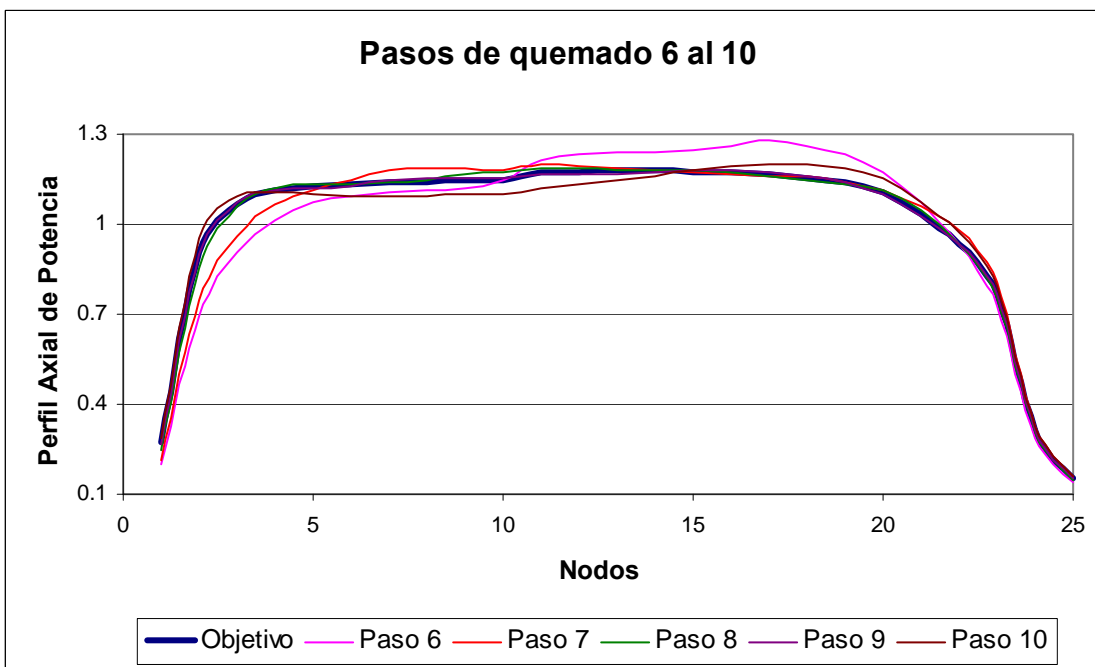


Figura 4.20. Perfil Axial de Potencia para los últimos pasos de quemado para el quinto juego de datos.

Una vez que se mostraron los resultados de cada una de las ejecuciones para la optimización del diseño de Patrones de Barras de Control con respecto a los límites térmicos, el factor de multiplicación efectivo k_{eff} y la configuración de los patrones, para cada paso de quemado, resulta conveniente mostrar algunos resultados globales de dichas ejecuciones. Para mayor claridad la información se dividirá en 3 tablas, en la primera de las cuales (Tabla 4.15) se incluye el tiempo de CPU consumido, el número de iteraciones totales y el número de evaluaciones de la función objetivo para cada ejecución; en la Tabla 4.16 se puede observar las longitudes de los ciclos de referencia (el obtenido con el diseño de la recarga al aplicarle la Búsqueda Tabú) y el obtenido con el PBC respectivo, así como el valor del factor de multiplicación efectivo k_{eff} exclusivamente para el último paso de quemado, esto es, para el final de ciclo; finalmente, el número total de movimientos realizados, así como los movimientos entre posiciones profundas y someras durante el proceso de optimización para cada ejemplo se incluyen en la Tabla 4.17.

Como se mencionó anteriormente, la discusión sobre los resultados obtenidos con la implementación realizada se describirá en el siguiente capítulo.

Tabla 4.15. Resultados globales (CPU, iteraciones y evaluaciones de función) para el diseño de Patrones de Barras.

Ejemplo	CPU (seg.)	Iteraciones Totales	Evaluaciones de la función objetivo
1	26344.2	866	24270
2	23760.0	719	20744
3	24686.4	764	21425
4	21028.8	616	18382
5	21957.6	664	18882
\bar{x}	23555.4	725.8	20740.6
σ	2123.3	96.2	2342.1

Tabla 4.16. Resultados globales (longitud de ciclo y k_{eff}) para el diseño de Patrones de Barras.

Ejemplo	Longitud de ciclo (recargas MWd/TU)	Longitud de ciclo (con diseño PBC)	k_{eff} (PBC)
1	9756.86	9620.0	0.9994
2	9973.9	10129.0	0.9990
3	9684.9	10005.5	0.9989
4	9734.7	9895.7	0.9989
5	9706.9	10001.8	0.9986
Referencia	9281.0	-	-
\bar{x}	9771.4	9930.4	0.9989
σ	116.4	192.1	0.0002

Tabla 4.17. Resultados globales (movimientos) para el diseño de Patrones de Barras.

Ejemplo	Movimientos Totales	Movimientos Someras/profundas
1	39	18
2	39	12
3	45	16
4	38	14
5	43	18
\bar{x}	40.8	15.6
σ	3.0	2.6

Como ya se ha mencionado, la discusión acerca de los resultados anteriores se incluye en el siguiente capítulo.

4.2.2 Diseño de PBCs con las Recargas Originales

Al igual que en la sección anterior, los resultados se mostrarán siguiendo el mismo formato, también al final se incluyen los resultados globales de los ejemplos que aquí se muestran. El ciclo analizado en este caso es el 6 correspondiente a la unidad 1 de la CNLV, dicho ciclo utilizó 120 combustibles frescos divididos en 2 lotes de 116 y 4, con 3.52 w/o y 3.03 w/o de enriquecimiento respectivamente. La energía obtenida al final del ciclo fue de 10,023 MWd/TU con un valor de k_{eff} de 0.9961.

Aunque se realizó un número considerable de ejecuciones, alrededor de 150, por cuestiones de espacio únicamente se muestra los resultados de 5 de ellas, tomadas en forma aleatoria para un mejor análisis de los mismos. Cabe señalar que de la muestra elegida, el segundo ejemplo corresponde al mejor valor obtenido en todas las pruebas realizadas.

En la Tabla 4.18 se muestran los resultados para los límites térmicos, las iteraciones realizadas y el factor de multiplicación efectivo (k_{eff}), para cada paso de quemado.

En el mismo orden de ideas, el patrón de barras encontrado para este ejemplo se muestra en la Tabla 4.19, con el formato señalado en la sección anterior.

Tabla 4.18. Resultados del primer ejemplo.

Paso de quemado	LHGR (w/cm)	M CPR	Iteraciones	k_{eff}
1	365.9	1.589	82	0.9999
2	387.4	1.545	60	0.9998
3	400.1	1.514	53	0.9999
4	400.0	1.585	65	0.9999
5	397.0	1.501	72	0.9997
6	390.8	1.560	119	0.9999
7	409.6	1.545	48	1.0006
8	389.8	1.518	99	1.0000
9	408.1	1.454	43	1.0002
10	382.5	1.589	1	0.9969

Tabla 4.19. Patrón de Barras obtenido para el primer ejemplo.

Q_i C_i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	48	48	46	16	48	4	2	0	36	48
2	14	4	2	12	6	8	18	8	48	48
3	18	48	48	8	48	48	6	4	48	48
4	6	48	46	4	2	2	0	34	48	48
5	46	14	12	48	14	14	48	48	12	48

El Perfil Axial de Potencia para cada paso de quemado se muestra en las Figuras 4.21 y 4.22, en la primera de éstas se incluyen los primeros 5 pasos de quemado, mientras que en la segunda figura están incluidos los últimos 5 pasos. Al igual que los ejemplos anteriores, la línea más gruesa representa el Perfil Axial de Potencia empleado como objetivo.

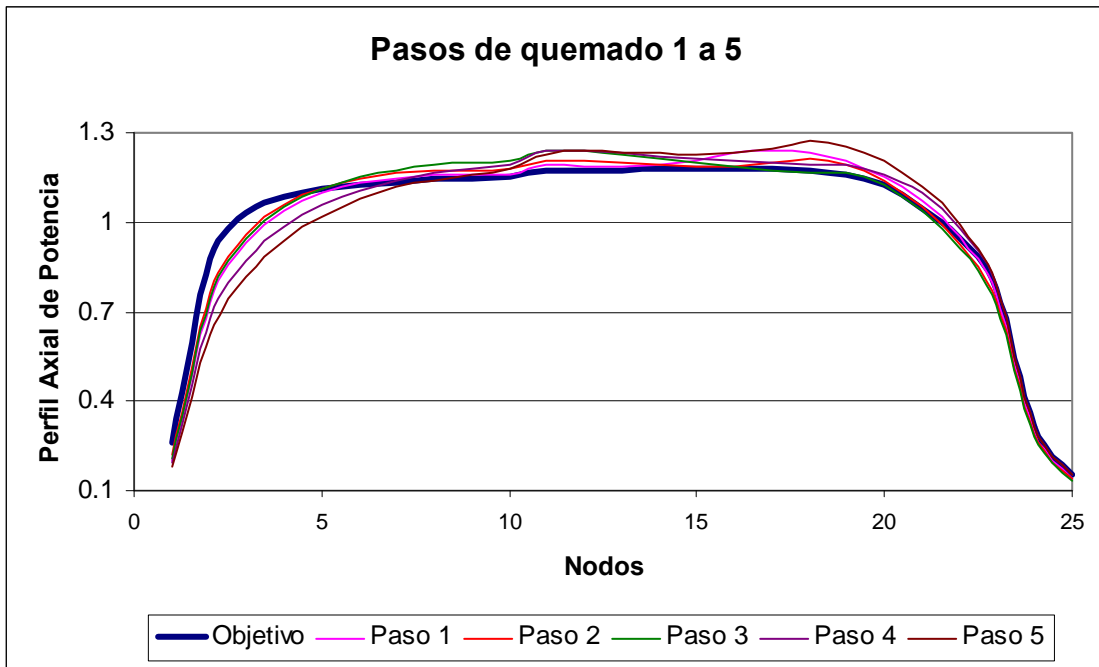


Figura 4.21. Perfil Axial de Potencia para los 5 primeros pasos de quemado para el primer juego de datos.

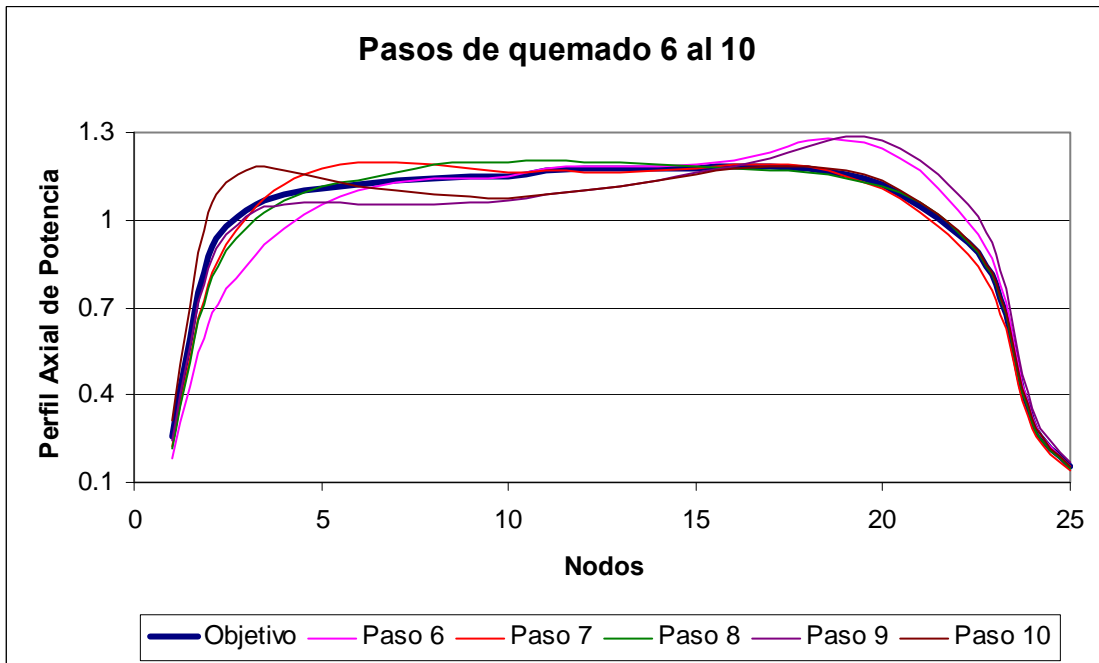


Figura 4.22. Perfil Axial de Potencia para los últimos 5 pasos de quemado para el primer juego de datos.

El siguiente ejemplo se muestra en la Tabla 4.20, donde se tiene la primera parte de los resultados obtenidos para el mismo.

Tabla 4.20. Resultados del segundo ejemplo.

Paso de quemado	LHGR (w/cm)	MCPR	Iteraciones	k_{eff}
1	390.1	1.514	101	1.0000
2	387.6	1.545	103	0.9999
3	374.6	1.578	72	0.9998
4	402.5	1.513	119	0.9999
5	398.4	1.575	60	0.9999
6	407.8	1.563	53	1.0012
7	401.8	1.573	93	0.9999
8	406.0	1.516	56	1.0001
9	390.4	1.527	54	1.0000
10	371.9	1.576	1	0.9993

La siguiente Tabla 4.21, muestra el patrón de barras encontrado para este ejemplo

Tabla 4.21. Patrón de Barras obtenido para el segundo ejemplo.

$Q_i \backslash C_i$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	44	48	48	8	4	10	6	0	48	48
2	10	4	6	2	8	12	4	6	48	48
3	48	48	6	46	0	6	0	4	48	48
4	48	48	16	48	10	0	14	46	0	48
5	12	14	48	10	48	46	48	48	46	48

Para concluir la presentación de resultados de este ejemplo, en las Figuras 4.23 y 4.24 se muestran los perfiles axiales de potencia para cada paso de quemado, en la primera se incluyen los primeros 5 pasos de quemado y en la segunda están incluidos los últimos 5 pasos.

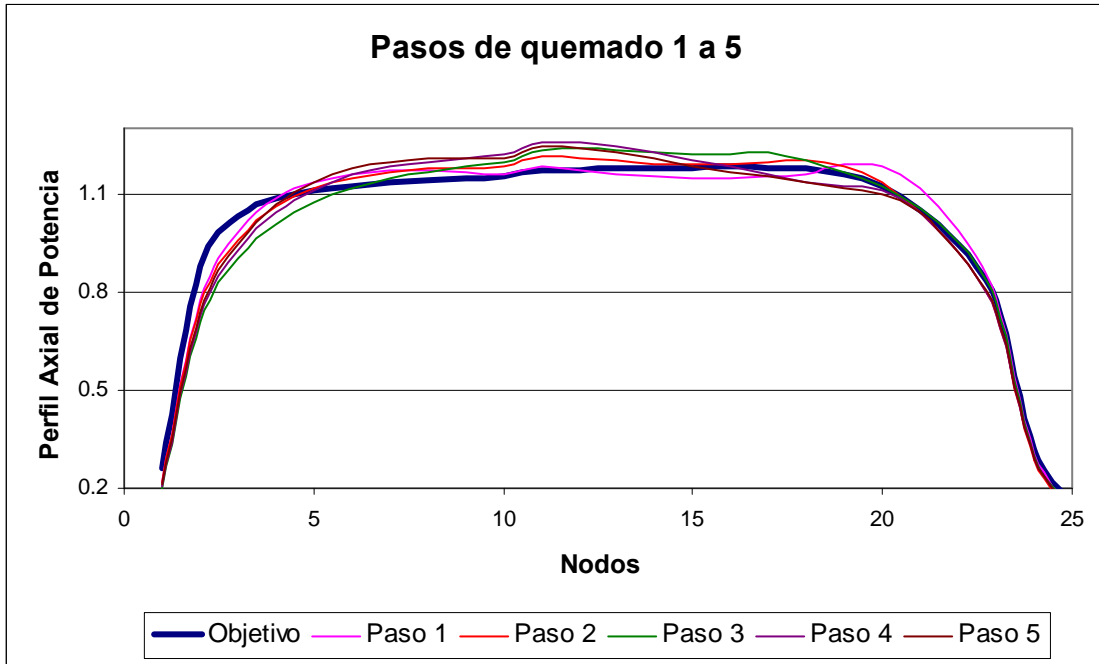


Figura 4.23. Perfil Axial de Potencia para los primeros 5 pasos de quemado para el segundo juego de datos.

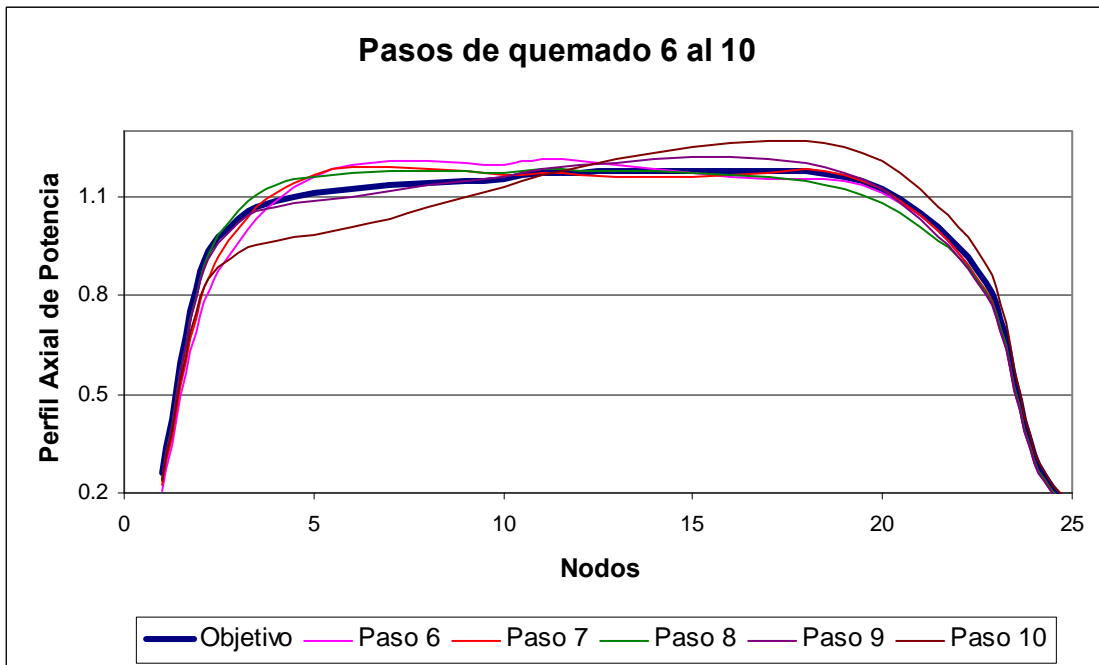


Figura 4.24. Perfil Axial de Potencia para los últimos 5 pasos de quemado para el segundo juego de datos.

La presentación de resultados para el tercer ejemplo se inicia con los parámetros incluidos en la Tabla 4.22.

Tabla 4.22. Resultados del tercer ejemplo.

Paso de quemado	LHGR (w/cm)	M CPR	Iteraciones	k_{eff}
1	388.1	1.542	89	1.0003
2	385.4	1.485	66	1.0002
3	388.8	1.452	131	0.9999
4	408.9	1.466	64	0.9999
5	398.1	1.593	71	0.9999
6	406.9	1.521	80	1.0000
7	406.2	1.551	106	1.0000
8	383.9	1.537	62	1.0000
9	374.0	1.559	42	1.0002
10	376.7	1.597	1	0.9968

Continuando con el tercer ejemplo, la Tabla 4.23, muestra el patrón de barras de control obtenido para dicho ejemplo

Tabla 4.23. Patrón de Barras obtenido para el tercer ejemplo.

$Q_i \backslash C_i$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	48	48	8	10	6	36	48	8	48	48
2	8	10	14	4	10	2	4	6	38	48
3	48	48	48	4	4	48	46	6	46	48
4	48	48	48	48	6	4	0	32	8	48
5	14	10	6	18	48	14	18	48	48	48

Para terminar la presentación de resultados del tercer ejemplo, en las Figuras 4.25 y 4.26 se incluyen los perfiles axiales de potencia para cada paso de quemado, al igual que en los casos anteriores, en la primera figura se encuentran los primeros 5 pasos de quemado y en la segunda los últimos 5 pasos.

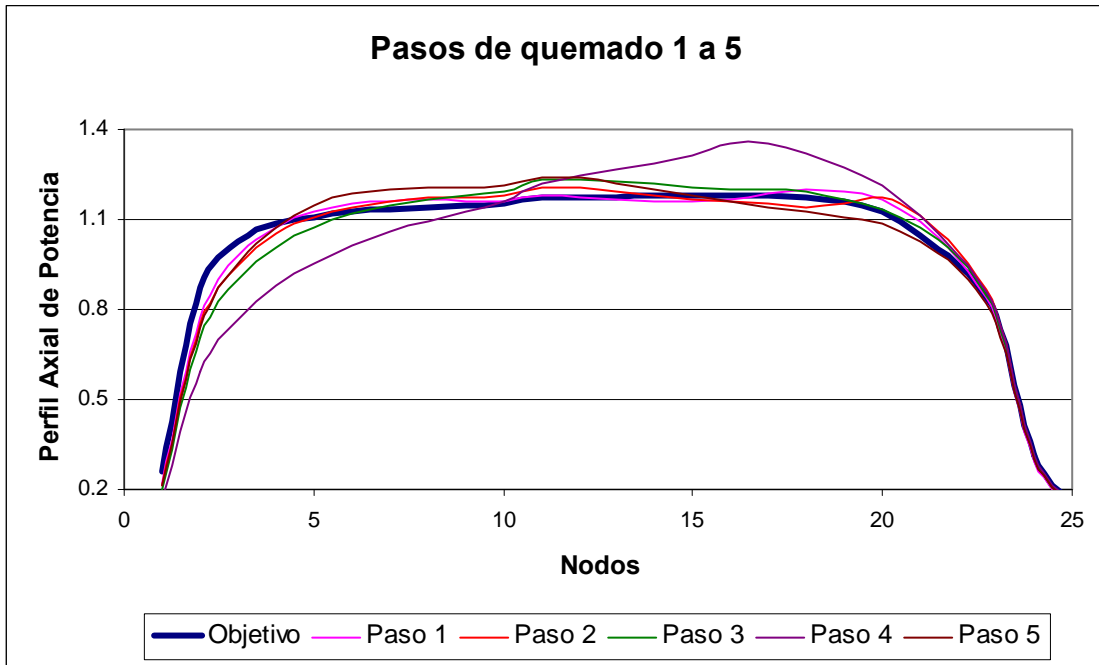


Figura 4.25. Perfil Axial de Potencia para los primeros 5 pasos de quemado para el tercer juego de datos.

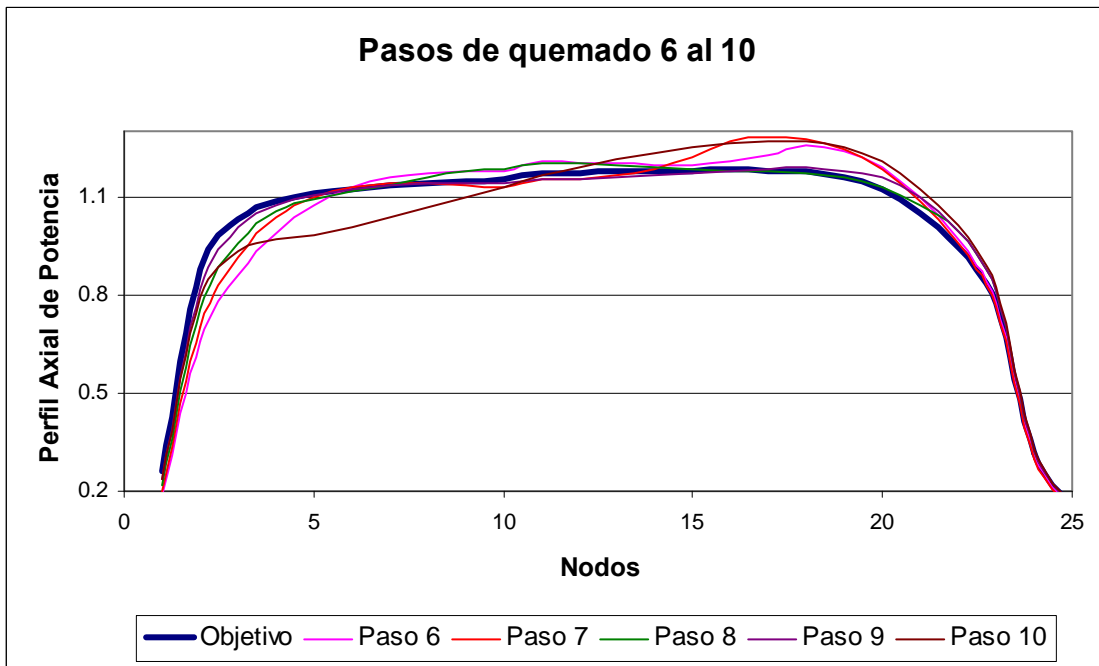


Figura 4.26. Perfil Axial de Potencia para los últimos 5 pasos de quemado para el tercer juego de datos.

Los resultados presentados en la Tabla 4.24 corresponden al cuarto ejemplo para el diseño de patrones de barras de control.

Tabla 4.24. Resultados del cuarto ejemplo.

Paso de quemado	LHGR (w/cm)	MCPR	Iteraciones	k_{eff}
1	406.7	1.515	69	1.0000
2	384.6	1.483	50	1.0001
3	387.2	1.530	47	0.9999
4	403.5	1.513	74	0.9999
5	384.4	1.561	66	0.9998
6	409.9	1.615	51	1.0010
7	409.7	1.584	119	1.0001
8	390.3	1.519	65	0.9999
9	378.7	1.598	68	1.0000
10	391.1	1.581	1	0.9976

Para el cuarto ejemplo, la Tabla 4.25 muestra el patrón de barras de control resultante

Tabla 4.25. Patrón de Barras obtenido para el cuarto ejemplo.

$Q_i \backslash C_i$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	48	48	6	6	2	10	14	8	16	48
2	18	10	6	2	10	6	0	34	6	48
3	8	48	46	48	48	12	6	8	46	48
4	10	48	46	46	2	0	12	4	48	48
5	48	10	12	10	14	48	48	48	48	48

Para el cuarto ejemplo, las Figuras 4.27 y 4.28 muestran los perfiles axiales de potencia en cada paso de quemado, divididos en los primeros 5 pasos y los últimos pasos respectivamente.

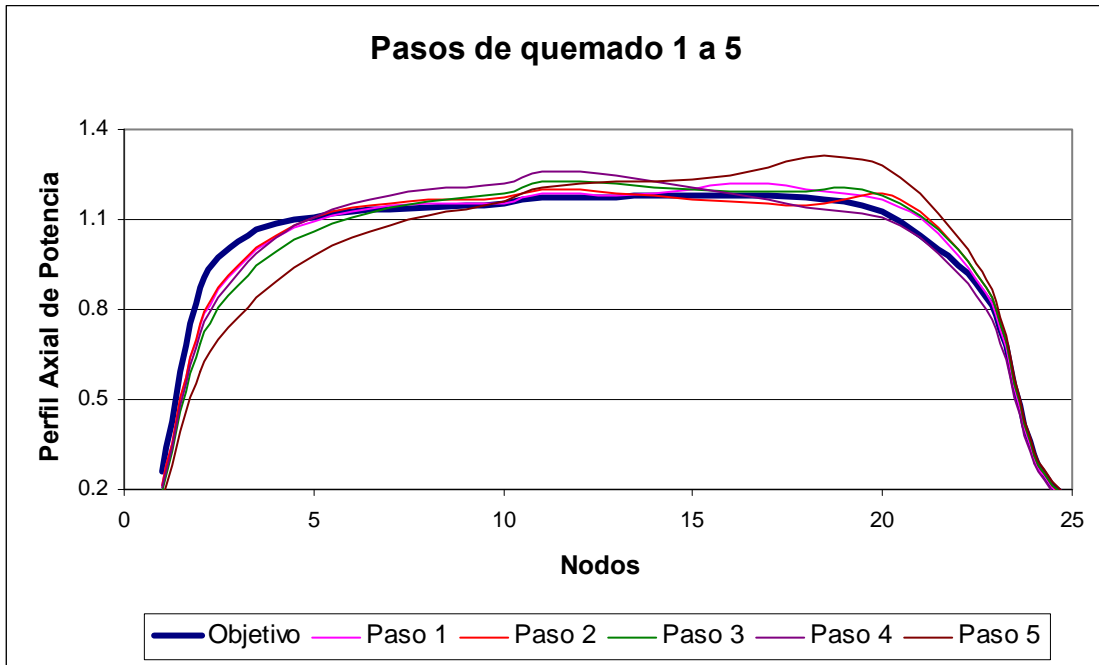


Figura 4.27. Perfil Axial de Potencia para los primeros 5 pasos de quemado para el cuarto juego de datos.

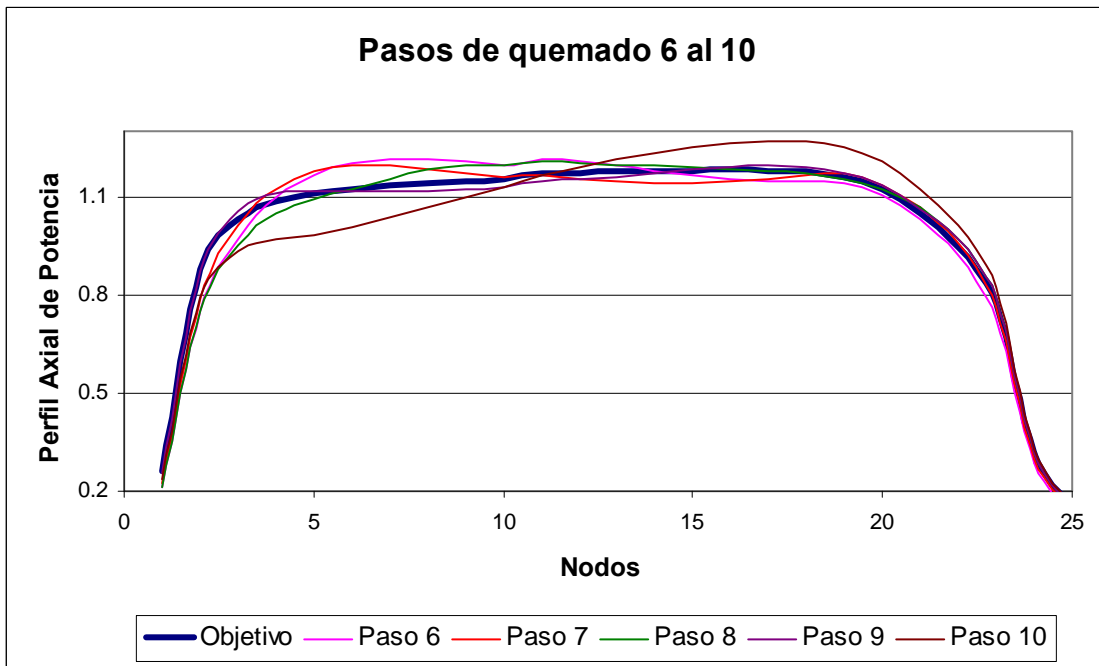


Figura 4.28. Perfil Axial de Potencia para los últimos 5 pasos de quemado para el cuarto juego de datos.

Para concluir la presentación de esta serie de ejemplos correspondientes al ciclo 6 de la unidad 1, en la Tabla 4.26 se muestran los valores de los parámetros obtenidos para el quinto ejemplo.

Tabla 4.26. Resultados del quinto ejemplo.

Paso de quemado	LHGR (w/cm)	M CPR	Iteraciones	k_{eff}
1	365.4	1.590	73	0.9999
2	358.0	1.622	125	0.9999
3	370.9	1.587	86	1.0000
4	382.9	1.541	39	0.9999
5	394.6	1.451	73	0.9999
6	409.3	1.553	50	1.0001
7	409.3	1.534	72	1.0000
8	389.9	1.518	68	0.9998
9	392.0	1.583	56	0.9996
10	417.0	1.575	1	0.9970

También para el último ejemplo, en la Tabla 4.27 se muestra el patrón de barras de control obtenido

Tabla 4.27. Patrón de Barras obtenido para el quinto ejemplo.

$Q_i \backslash C_i$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	48	48	48	48	48	8	40	8	44	48
2	14	8	10	10	6	12	0	6	6	48
3	18	16	16	10	48	0	44	6	36	48
4	6	10	4	2	12	0	8	32	48	48
5	48	48	48	48	8	48	14	46	48	48

Para concluir la presentación de los resultados del último de los ejemplos, las Figuras 4.29 y 4.30 que se presentan a continuación, muestran los perfiles axiales de potencia obtenidos en el proceso de optimización. Las figuras muestran los primeros 5 pasos y los últimos 5 pasos de quemado respectivamente.

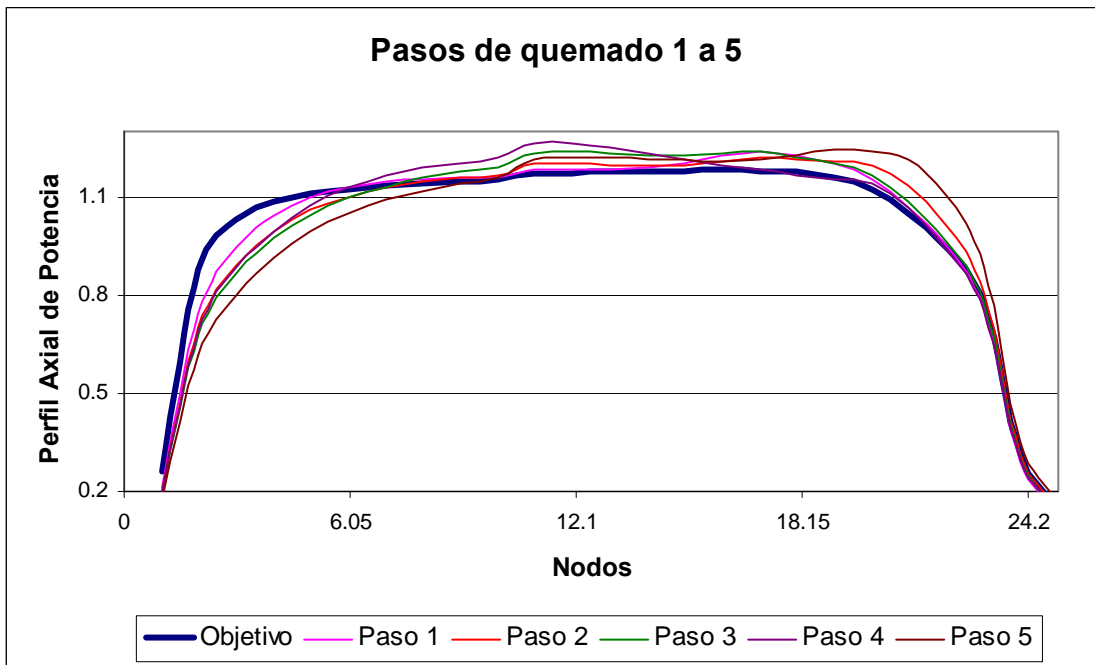


Figura 4.29. Perfil Axial de Potencia para los primeros 5 pasos de quemado para el quinto juego de datos.

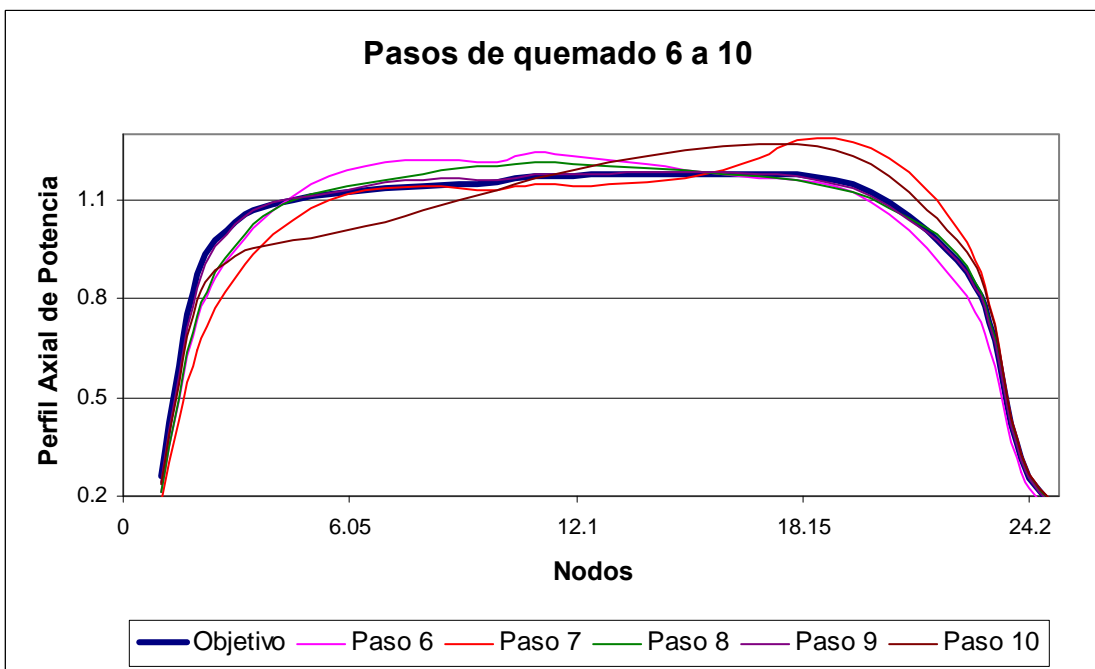


Figura 4.30. Perfil Axial de Potencia para los últimos 5 pasos de quemado para el quinto juego de datos.

Para finalizar la sección y a su vez el presente capítulo, es conveniente mostrar algunos de los resultados globales obtenidos para los ejemplos anteriores. Al igual que en la sección anterior, el despliegue de la información se divide en 3 tablas, en la primera de ellas (Tabla 4.28) se muestra el tiempo de CPU requerido en cada ejecución, así como el número de iteraciones y la cantidad de evaluaciones de la función objetivo requeridas; por otro lado, en la Tabla 4.29 se incluye la longitud del ciclo obtenida con el patrón de barras optimizado y de igual manera, se muestra la longitud del ciclo de referencia, esto es, con el diseño original (incluyendo recarga y patrones de barras), la longitud del ciclo alcanzado con el diseño obtenido y el valor del factor de multiplicación efectivo k_{eff} para el último paso de quemado, (final de ciclo); finalmente, en la Tabla 4.30 se incluyen el número total de movimientos llevados a cabo, así como los movimientos entre posiciones profundas y someras realizados en el proceso de optimización;

Tabla 4.28. Resultados globales (CPU, iteraciones y evaluaciones de la función) para el diseño de Patrones de Barras.

Ejemplo	CPU (seg.)	Iteraciones Totales	Evaluaciones de la función objetivo
1	17994.2	642	16729
2	20184.0	712	18345
3	20320.0	712	18357
4	16748.0	610	15558
5	19064.4	643	17218
\bar{x}	18862.1	663.8	17241.4
σ	1511.3	45.9	1178.9

Tabla 4.29. Resultados globales (longitud de ciclo y k_{eff}) para el diseño de Patrones de Barras.

Ejemplo	Longitud de ciclo (recargas MWd/T)	Longitud de ciclo (con diseño PBC)	k_{eff} (PBC)
1	10023	10090	0.9969
2	≈	10321	0.9993
3	≈	10088	0.9968
4	≈	10176	0.9976
5	≈	10107	0.9970
\bar{x}	-	10156.4	0.9975
σ	-	98.7	0.0010

Tabla 4.30. Resultados globales (movimientos) para el diseño de Patrones de Barras.

Ejemplo	Movimientos Totales	Movimientos Someras/profundas
1	38	22
2	41	18
3	37	18
4	39	16
5	36	18
\bar{x}	38.2	18.4
σ	1.92	2.19

Concluido el despliegue de resultados para ambas clases de ejemplos, esto es, ciclo 5 con las recargas obtenidas con la búsqueda tabú y ciclo 6 con la recarga original, en el siguiente capítulo se da la discusión y el análisis con respecto a dichos resultados, comparando con otros encontrados en la literatura especializada.

Capítulo 5. Discusión de Resultados y Conclusiones

En el presente capítulo se incluye la discusión de los resultados obtenidos en la optimización del diseño de Recargas de Combustible Nuclear y los respectivos Patrones de Barras de Control, así como las conclusiones a las que se llegó con la investigación realizada. En algunos casos se realiza una comparación entre los resultados obtenidos con la Búsqueda Tabú, y con otras técnicas cuando esto es posible. También se muestran resultados reportados en la literatura especializada en los dos casos, esto es, en los diseños de recargas y patrones de barras. Si bien estos se reportan para otro tipo de reactores, la finalidad es mostrar las bondades de la implementación realizada y con ello tener un juicio más objetivo de la misma. Al final del capítulo se mencionan algunas ideas sobre el trabajo futuro, con base en los resultados aquí presentados, en esta sección también se incluyen resultados preliminares sobre algunos avances realizados considerando nuevas líneas de investigación, siempre en la línea del diseño de Recargas de Combustible Nuclear y el respectivo Patrón de Barras de Control.

5.1 Discusión Sobre el Diseño de Recargas de Combustible Nuclear

Para iniciar la sección, primero se hará un análisis sobre los resultados globales desde un punto de vista estadístico, posteriormente la discusión será dividida en dos partes. En la primera de ellas se analizarán los resultados obtenidos tomando como base las recargas optimizadas con la Búsqueda Tabú comparando con los resultados reportados con otras técnicas heurísticas encontradas en la literatura especializada, considerando los reactores de la CNLV y datos de entrada similares. Posteriormente, en la segunda parte, la discusión se enfocará sobre las diferencias entre la implementación aquí mostrada y otras encontradas en la literatura para otro tipo de reactores, con la acotación de que resulta complicado tratar de comparar resultados tomando en cuenta que los reactores no son iguales y por ende no es posible, en el sentido estricto de la palabra, hacer dicha comparación. En ambos casos, la idea es tratar de resaltar las bondades de la implementación realizada y poder tener un punto de comparación.

A continuación se analizan los resultados en forma global, como ya se ha mencionado, desde un punto de vista estadístico, con la finalidad de obtener un primer acercamiento sobre las bondades de la implementación realizada. En ese sentido, de acuerdo a las Tablas 4.1 y 4.2 se puede observar que se tienen, en promedio, para cada ejecución del sistema, 5000 evaluaciones de la función. Si se analiza con mayor detalle las tablas mencionadas, se puede corroborar que se tiene un comportamiento de tipo normal. Este mismo comportamiento, que puede fácilmente verificarse en las Figuras 4.1-4.4, se puede apreciar en el número de iteraciones y en el tiempo de CPU empleado, que están alrededor de 250 y 70000 segundos, respectivamente. Cabe resaltar que estos promedios están por arriba

de los obtenidos cuando únicamente se consideran los mejores resultados (Tabla 4.1).

De igual forma, el promedio en los valores obtenidos para la función objetivo es 9700 y 9900 para las ejecuciones elegidas al azar y los mejores resultados respectivamente, siendo este valor el de la energía obtenida para la recarga propuesta. De esta última parte es de resaltar que en todas las pruebas realizadas el valor de la función objetivo, en otras palabras la energía obtenida, es mayor que la reportada por la CNLV (9281 MWd/TU) para la recarga original. No se debe perder de vista que en los diseños de recarga encontrados se utilizaron los mismos ensambles combustibles de la recarga original, variando exclusivamente la posición de éstos en el interior del núcleo. En el mismo sentido, en las Tablas 4.3 y 4.4 se puede verificar que los límites térmicos y el margen de apagado en frío se cumplen en todos los casos, de acuerdo a las restricciones impuestas para el diseño de una recarga (ver Tabla 3.3). Todo lo anterior indica un desempeño bastante adecuado de la implementación realizada. Si se considera el mejor resultado obtenido en todas las pruebas realizadas (9970 MWd/TU) se habla de un 7.4 % más de energía con respecto a la recarga original, lo cual representa alrededor de 30 días extra de funcionamiento a plena potencia del reactor. Es necesario aclarar que el valor de referencia (9281 MWd/TU) se obtuvo con un cálculo Haling y considerando la recarga original, esto con la idea de estar bajo las mismas condiciones con las cuales se obtuvieron los resultados en esta investigación.

Por otro lado, se puede observar en la Tabla 4.1, donde están incluidos los mejores resultados, que la desviación estándar en cada uno de los rubros incluidos es considerablemente menor que las desviaciones estándar respectivas de la Tabla 4.2. Lo anterior, si bien no es de sorprenderse, sí muestra una consistencia en el proceso de optimización, de donde se puede concluir que el número de iteraciones necesarias para llegar a un óptimo local utilizando la Búsqueda Tabú en el diseño de recargas está alrededor de 200, con 5000 evaluaciones de la función objetivo, aclarando que estos resultados son con base en datos de un ciclo específico, por lo tanto, es posible que si se consideran otros datos de entrada bajo condiciones diferentes, esto puede modificarse.

En relación con trabajos similares y considerando datos de entrada similares, Francois *et al* [29] utilizan un Algoritmo Genético y reportan 4 casos utilizando el mismo ciclo de una de las unidades de la CNLV, de los cuales tres de ellos están por debajo de los obtenidos con la Búsqueda Tabú (Tablas 4.1 y 4.2), en el cuarto caso obtienen 10,000 MWd/TU con la recarga propuesta, sin embargo, no se cumplen todos los límites térmicos. Adicionalmente en su implementación no consideran el cálculo del margen de apagado en frío. También utilizando un Algoritmo Genético y el mismo ciclo de la CNLV, Ortiz *et al* [83] reportan 5 resultados, de donde, en el mejor de estos obtienen una energía de 9461 MWd/TU, en todos los casos se cumplen los límites térmicos, sin embargo, tampoco incluyen el cálculo del margen de apagado en frío. Posteriormente Martín del Campo *et al* [68], reportan resultados para una recarga utilizando los mismos

datos de la CNLV, en esta implementación se incluyen, además de los límites térmicos, el cálculo del margen de apagado en frío y el exceso de reactividad en caliente, cumpliéndose todas las restricciones impuestas; con dicha implementación la energía reportada es de 9341 MWd/TU. Un resumen de los resultados anteriores se muestra en la Tabla 5.1.

Tabla 5.1. Resultados reportados con diferentes técnicas.

Autor	Técnica empleada	Energía obtenida (MWd/TU)	Límites térmicos	Margen de apagado	Exceso de reactividad en caliente
Castillo (2004)	Búsqueda Tabú	9970	Se cumplen	Se cumple	No considerado
Francois (1999)	Algoritmos Genéticos	10000	No se cumplen	No considerado	No considerado
Francois (1999)	Algoritmos Genéticos	9875	Se cumplen	No considerado	No considerado
Ortiz (2004)	Algoritmos Genéticos	9461	Se cumplen	No considerado	No considerado
Martin del Campo (2004)	Algoritmos Genéticos	9341	Se cumplen	Se cumple	Se cumple

Haciendo a un lado la parte de resultados y haciendo hincapié en las características de la Búsqueda Tabú aplicada a otros reactores, Lin *et al* [63] utilizan por primera vez esta técnica para optimizar una Recarga de Combustible Nuclear, en este caso para reactores de agua a presión (PWR por sus siglas en inglés); la implementación la realizan utilizando una lista tabú de tamaño fijo y un criterio de aspiración de objetivo global; en dicha implementación no se utiliza ninguna estrategia avanzada para la solución del problema, no obstante, los resultados reportados satisfacen las restricciones impuestas por los autores. De igual manera, Hmaida *et al* [49] utilizan la Búsqueda Tabú para proponer una recarga para un reactor PWR, también en este caso se utiliza una lista tabú de tamaño fijo y un criterio de aspiración de objetivo global, con la diferencia de que en esta implementación se hace uso de dos estrategias avanzadas, la memoria larga y la estrategia de oscilación, ésta última modifica el tamaño de la lista tabú para ciertos elementos; los resultados reportados cumplen las restricciones consideradas por los autores. Finalmente Jagawa *et al* [51] hacen uso de la Búsqueda Tabú para obtener una recarga para reactores BWR, las características de dicha implementación son las siguientes: una lista tabú de tamaño fijo, un criterio de aspiración de objetivo global, uso de la memoria larga y una estrategia de oscilación, al igual que los casos anteriores, los resultados muestran un buen desempeño de la implementación realizada, de acuerdo a los datos utilizados y las restricciones impuestas. En la Tabla 5.2 se muestra un resumen de las características de la implementación en cada uno de los casos mencionados anteriormente, incluyendo la implementación aquí mostrada.

Tabla 5.2. Características de algunas implementaciones de la Búsqueda Tabu.

Autor	Reactor	Lista tabu		Criterio de aspiración	Memoria larga	Revisión de la vecindad		Criterio de diversificación
		Fija	Variable			Completa	Parcial	
Castillo (2004)	BWR		x	x	x		x	x
Lin (1998)	PWR	x		x		x		
Hmaida (1999)	PWR	x		x		x		
Jagawa (2000)	BWR	x		x	x	x		

Con la comparación realizada, tanto de resultados como de las características empleadas en las diferentes implementaciones que se conocen en la literatura especializada, se puede afirmar que la Búsqueda Tabú es una buena alternativa para la optimización de Recargas de Combustible Nuclear, demostrando su buen desempeño al comparar los resultados obtenidos, bajo las mismas condiciones, con otras técnicas (Tabla 5.1); asimismo se puede observar que la implementación realizada hace uso de estrategias avanzadas que no están contempladas en otras investigaciones (Tabla 5.2). Se debe resaltar que el uso de estrategias avanzadas en la adaptación, trae consigo beneficios importantes en los resultados finales.

Por otro lado, se puede observar que los resultados son consistentes (Tablas 4.1 y 4.2), si se añade que el número de pruebas realizadas es mayor y en todas ellas los resultados son similares, se puede afirmar que la implementación es confiable. En este sentido cabe señalar que el sistema resultante continúa utilizándose para la obtención de recargas en condiciones similares a las aquí expuestas, correspondientes a otros ciclos de operación, obteniéndose en todos los casos resultados satisfactorios, que han servido de base para otras investigaciones.

Finalmente, conviene resaltar que la optimización de una recarga se lleva a cabo en un tiempo razonable (Tablas 4.1 y 4.2), remarcando que el parámetro tiempo puede disminuir considerablemente si se cuenta con un equipo de cómputo de mayor velocidad. En este sentido, cabe hacer mención la portabilidad del sistema obtenido, pues en ningún momento depende de un equipo en especial, basta con tener un simulador similar al utilizado (CM-PRESTO) y un compilador FORTRAN-77 para obtener fácilmente una versión del sistema.

5.2 Discusión Sobre el Diseño de Patrones de Barras de Control

Para analizar los resultados obtenidos para el diseño de Patrones de Barras de Control se procederá de la siguiente forma, primero se describirán en forma global los resultados obtenidos, haciendo hincapié en la parte estadística de los mismos; posteriormente se dividirá la discusión en tres partes: primero se analizarán los

resultados obtenidos con la Búsqueda Tabú tomando como base las recargas diseñadas con la misma técnica, comparando con lo reportado en los datos originales y la recarga optimizada sin considerar los patrones de barras; en una segunda etapa se hará una comparación entre la implementación usando la Búsqueda Tabú y otras técnicas, considerando datos similares, en específico datos de la CNLV; finalmente se mencionarán algunos resultados que aparecen en la literatura especializada, pero tomando en cuenta otros ciclos de la CNLV, así como distintas técnicas, no con la idea de comparar los diseños obtenidos, pues resultaría complicado algún tipo de comparación en dicho contexto, pero sí con la finalidad de considerar las distintas investigaciones que se han realizado en este campo.

En forma global se puede observar que el tiempo requerido para obtener un Patrón de Barras de Control, independientemente de la recarga propuesta está alrededor de 20,000 segundos (Tablas 4.15 y 4.28), lo cual es un tiempo razonable, si se considera el tipo de problema que se está resolviendo. En el mismo sentido se puede observar que el número de iteraciones totales (Tablas 4.15 y 4.28) considerando todos los pasos de quemado, es de alrededor de 700, recordando que en los ejemplos se dividió el ciclo en 10 pasos de quemado, lo cual es adecuado en casos como éste. De las mismas tablas se observa que el número de evaluaciones requerido está alrededor de 20,000, nuevamente considerando todo el proceso de optimización. De las tablas analizadas anteriormente es fácil verificar que la desviación estándar obtenida para cada uno de los parámetros analizados no es muy grande, lo que demuestra la consistencia de los resultados aquí mostrados.

Siguiendo con los resultados globales, se puede observar que al considerar los patrones de barras obtenidos para las recargas diseñadas con la Búsqueda Tabú, en la mayoría de los casos la energía al final del ciclo es mayor que la energía obtenida únicamente con el diseño de la recarga (Tabla 4.16). En ese sentido, como ya se ha comentado anteriormente, el diseño de un patrón de barras no tiene como fin el alargamiento en la longitud del ciclo, sin embargo, puede ocurrir como se observa en estos resultados.

Por otro lado, cuando se toma en cuenta una recarga de referencia, con su respectivo patrón de barras, se puede verificar que en todas las pruebas realizadas la energía obtenida con el patrón diseñado está por arriba del valor de referencia, se debe resaltar que realizando una serie de pruebas con los mismos datos, la energía, y por ende el factor de multiplicación efectivo k_{eff} son similares (Tabla 4.29), con valores promedio de 10150 MWd/TU y 0.9975 respectivamente, lo que nuevamente habla de la consistencia de los resultados del sistema creado.

Un par de datos interesantes y que pocas veces se revisa en la literatura, son el número de movimientos totales y los intercambios entre posiciones someras y profundas, en las Tablas 4.17 y 4.30 se puede verificar que los valores promedio se encuentran alrededor de 40 y 18 respectivamente, lo que implica un buen diseño en términos de operación de una planta nuclear, específicamente al

operador le resulta más fácil la operación de la planta si se tienen que realizar un número menor de movimientos durante un ciclo. En este caso se tiene que mencionar la relación intrínseca entre el número total de movimientos y el número de pasos de quemado, pues resulta claro que si existe un mayor número de pasos de quemado, resulta lógico que los movimientos de las barras de control aumentarán.

Para concluir la discusión de los resultados globales, en las Figuras 4.11-4.20 se puede observar que la forma del Perfil Axial de Potencia a lo largo del ciclo no es igual, de hecho es fácil verificar el corrimiento de una “panza” desde el inicio hasta el final, de donde se concluye que proponer un Perfil Axial de Potencia plano como referencia para que el perfil obtenido se ajuste a éste no es buena estrategia, por la deformación mencionada. En este sentido, se debe mencionar que ya se trabaja sobre dicho punto, con la idea de mejorar el sistema implementándole una estrategia *spectral shift* [98], la cual considera dicha deformación en el diseño del Patrón de Barras de Control, cabe señalar que algunos resultados utilizando la estrategia mencionada se mostrarán al final del capítulo.

En otro orden de ideas, es importante analizar y comparar los resultados obtenidos considerando y sin considerar los patrones de barras para una recarga, en conjunto con los datos de referencia. En este sentido es necesario recordar que el dato de referencia para el ciclo 5 de la unidad I de la CNLV fue de 9461 MWd/TU (con patrones de barras), con lo cual se puede fácilmente observar que en general la obtención del Patrón de Barras de Control permitió una extensión del ciclo adicional a la obtenida con el diseño de la recarga de combustible (Tabla 4.16). Como ya se ha comentado en varias ocasiones, el diseño de un patrón de barras no tiene como fin el alargamiento de un ciclo de operación, sin embargo, se puede afirmar que éste se puede obtener en ciertos casos.

En el mismo sentido, se puede observar (Tablas 4.5, 4.7, 4.9, 4.11 y 4.13) que en todos los casos los límites térmicos se cumplen, lo que reafirma la aseveración de que la implementación realizada con la Búsqueda Tabú proporciona buenos resultados. También es de resaltar que de los datos de la Tabla 4.17 se puede observar que el mejor diseño de patrón de barras obtenido es el que menor número de movimientos entre posiciones someras y profundas realiza.

Tomando como base el mejor resultado obtenido con el diseño de patrones de barras (ejemplo 2, Tabla 4.16) y considerando los datos de referencia (9461 MWd/TU) se tiene una extensión del ciclo de 5.4% con el diseño de la recarga, más 1.6% con el diseño del patrón de barras, lo que da un total de 7% más de energía considerando los dos procesos de optimización por separado, lo que produce un impacto económico considerable en el manejo de la planta nuclear. Lo anterior corrobora la aseveración de que en el diseño de la recarga de combustible es en donde se obtiene la extensión del ciclo de operación. En este sentido se puede verificar que en algunos casos (ejemplo 1, Tabla 4.16) la energía puede disminuir al diseñar el Patrón de Barras de Control.

El siguiente escenario es comparar los resultados obtenidos con la Búsqueda Tabú y otras técnicas cuando se trabajaron datos similares, para lo cual se toma como base el ciclo 6 de la unidad I de la CNLV.

De la Tabla 4.29 se puede observar que el valor de referencia es 10023 MWd/TU para el ciclo considerado. Como ya se ha mencionado, en dicha tabla se tienen 4 ejecuciones elegidas al azar y la que mejores resultados proporcionó (ejemplo 2 Tabla 4.29). Para realizar la comparación se tomó como base lo reportado por Montes *et al* [73] (en el mejor caso), quienes toman en cuenta datos de entrada similares y utilizan un Algoritmo Genético para la solución del problema; si bien reportan otras pruebas, las aquí mostradas son las que se refieren al ciclo 6 de la unidad I de la CNLV. En la Tabla 5.3 se muestran los resultados obtenidos tanto con la Búsqueda Tabú, como con el Algoritmo Genético, esta comparación aparece reportada en Castillo *et al* [15], de igual manera se pueden corroborar parte de los datos mencionados en las Tablas 4.29 y 4.30 del capítulo anterior.

Tabla 5.3. Comparación con otras técnicas.

Técnica	Valor de Referencia (MWd/TU)	Valor Obtenido (MWd/TU)	Movimientos Totales	Movimientos entre posiciones someras/profundas
	10,023			
Búsqueda Tabú		10,321	41	18
Algoritmos Genéticos		10,157	44	20

De la Tabla 5.3 se puede corroborar que considerando la mejor ejecución en ambas técnicas, el mejor resultado se obtiene con la Búsqueda Tabú. Adicionalmente se puede verificar (Tablas 4.18, 4.20, 4.22, 4.24, 4.26) que todos los límites térmicos se satisfacen en los ejemplos mostrados. Cabe señalar que si consideramos los resultados de la Tabla 4.29 se tiene que en los otros 4 ejemplos los resultados son similares al mejor caso reportado por Montes *et al* [73], lo que reafirma la aseveración de que la implementación realizada con la Búsqueda Tabú es confiable. En el mismo orden de ideas, el incremento en la longitud del ciclo obtenido, considerando la Búsqueda Tabú (en el mejor caso) y el valor de referencia es de 2.97%, lo que equivale a 13 días más de operación del reactor a plena potencia. De igual forma es interesante resaltar que el incremento de energía anterior se obtiene con una cantidad menor de movimientos totales, así como de intercambios entre posiciones someras y profundas en las barras de control. En ese sentido, de la Tabla 4.30 se puede observar que en todos los ejemplos mostrados el número de movimientos totales es menor al reportado con el Algoritmo Genético, mientras que en el número de intercambios entre

posiciones someras y profundas sólo en un caso la Búsqueda Tabú se excede dicha cantidad.

Para concluir la sección se analizarán algunas implementaciones realizadas con otras técnicas para el diseño de PBC utilizando datos de la CNLV pero considerando ciclos diferentes. En la Tabla 5.4 se muestran resultados para diferentes ciclos, considerando datos de la CNLV. En dicha tabla se incluye la referencia, así como el incremento en la longitud del ciclo tomando como base el dato de referencia.

Tabla 5.4. Diseño de PBC con otras técnicas y otros datos.

Técnica	Referencia	Ciclo	Incremento en la longitud del ciclo
Lógica Difusa	Francois [32]	10	+ 0.07 %
Redes Neuronales	Mejía [69]	equilibrio	- 1.8 %
Colonias de Hormigas	Ortiz [88]	equilibrio	+ 0.91 %
Búsqueda Dispersa	Castillo [17]	equilibrio	+ 1.19 %

5.3 Conclusiones

Con la discusión realizada en la sección anterior sobre los resultados obtenidos con la implementación de la Búsqueda Tabú a los problemas planteados, es posible afirmar que los sistemas obtenidos tanto para el diseño de recargas de combustible, así como para el diseño de patrones de barras de control cumplen el objetivo principal de la presente investigación, esto es, contar con una herramienta confiable con la cual se puedan diseñar recargas de combustible y su respectivo patrón de barras de control. Adicionalmente, se puede afirmar que con dichas herramientas se tiene la capacidad de realizar un diseño confiable que cubra las necesidades de seguridad, así como los requerimientos de energía para un reactor de agua en ebullición. En el mismo sentido, es importante resaltar que los tiempos de respuesta de dichos sistemas son adecuados con respecto a otros estudios realizados, lo cual corrobora aún más las afirmaciones hechas.

Adicionalmente es necesario resaltar que los resultados obtenidos fueron con base en información real de la CNLV, lo cual permite afirmar que es viable hacer una propuesta real sobre el diseño de una recarga y su respectivo patrón de barras de control para dicha central para cualquier ciclo de operación. Lo anterior complementa el objetivo buscado en la presente investigación.

Para concluir esta sección cabe señalar que como todo sistema de cómputo, los aquí obtenidos son perfectibles, en la medida en la que se involucran más

variables al problema. Algunos posibles cambios para mejorar el desempeño de los sistemas ya se están considerando para un trabajo futuro, como se muestra a continuación.

5.4 Trabajo Futuro

Con los resultados obtenidos al implementar la técnica de Búsqueda Tabú a los diseños de Recargas de Combustible Nuclear y de Patrones de Barras de Control, la experiencia adquirida es abundante, motivo por el cual se puede proyectar a futuro el siguiente trabajo

Para el diseño de recargas

- Considerar el caudal como parámetro para el diseño de una recarga
- Tomar en cuenta el quemado de descarga de los combustibles
- Implementar la posibilidad de reingresar ensambles combustibles de la alberca a una recarga

De las observaciones anteriores, ya se está trabajando sobre la implementación de las mismas. En ese sentido es importante mencionar que se está en la etapa de análisis, tratando de discernir cuál es la estrategia más adecuada para dicha implementación y cuál resulta más indispensable. Hasta el momento, al parecer el caudal y el quemado de descarga resultan ser las estrategias más importantes y con mayor incidencia en el diseño de recargas. No obstante, como aún no se concluye el análisis no se puede descartar ninguna de las observaciones todavía.

Para el diseño de patrones de barras

- Descartar la posición axial "00" en las barras de control para diseñar un patrón

La observación anterior no está aún considerada y no resulta nada complicado su implementación. Cabe señalar que la inquietud de no considerar la posición axial 00 en los movimientos de la barras de control surge de la revisión que se realizó de la historia de Patrones de Barras de Control de todos los ciclos de las dos unidades de la CNLV, de donde se puede observar que dicha posición no está considerada. Al investigar sobre dicha limitante el fundamento es simplemente tener un pequeño margen adicional en la seguridad del reactor, debido a lo siguiente, como es sabido los cálculos realizados para la obtención de un patrón de barras tienen, por ser cálculos numéricos un margen de error, por tal motivo es deseable considerar dicho error en el movimiento de las barras, el cual, de acuerdo a la experiencia de los operadores del reactor es del orden de un 1% de Δk_{eff} , lo que se traduce en una posición axial en las barras de control, de aquí, es fácil observar que en posiciones intermedias ese margen se puede cubrir moviendo una barra de control una posición arriba o debajo de lo obtenido en el

patrón de barras, pero en la posición “00” este margen no se tiene, por lo tanto, conviene no considerar dicha posición en los diseños de patrones de barras.

Cabe señalar que la implementación de esta observación se está considerando y se tienen ya los primeros resultados, los cuales será necesario analizar con detenimiento.

- Tomar en cuenta todas las observaciones anteriores, pero ahora bajo la premisa de resolver ambos problemas al mismo tiempo

En este sentido es importante mencionar que al diseñar una recarga e implementar el principio Haling [47], no se toma en cuenta el respectivo Patrón de Barras de Control, el cual se diseña hasta tener la recarga optimizada, lo cual produce que en algunos casos, aún cuando la recarga se haya optimizado, no se garantice la obtención del respectivo Patrón de Barras de Control. Se sabe que el principio Haling garantiza una operación segura del reactor, si se consigue tener un perfil axial de potencia aplanado. Sin embargo, no maximiza la cantidad de energía que se puede extraer del combustible, que es, a final de cuentas, el objetivo buscado. Como se mencionó, una forma de maximizar la energía generada es mediante el Patrón de Barras de Control, que considere la estrategia de operación llamada “*Spectral Shift*” [98], que permite utilizar de una mejor manera el plutonio (Pu) producido en la parte superior del núcleo. De este modo, es posible extraer más energía del combustible. En resumen, no es posible maximizar la energía generada, optimizando solamente el patrón de barras de acuerdo al Principio Haling. Tampoco se puede diseñar el Patrón de Barras de Control si no se tiene un acomodo adecuado de ensambles combustibles en el reactor. De aquí la necesidad de realizar la optimización de ambos problemas en forma acoplada.

Cabe señalar que en la actualidad se está trabajando en esta dirección, partiendo de los sistemas con los que ya se cuenta. Hasta el momento se puede mencionar que los primeros resultados obtenidos [16], analizando el problema acoplado son halagadores, sin embargo es necesario trabajar aún más en dicha problemática.

Para concluir el capítulo se muestran algunos resultados preliminares sobre estrategias implementadas en la solución de los diseños de Recargas de Combustible Nuclear y su respectivo Patrón de Barras de Control, tanto en forma independiente como al abordar el problema en forma acoplada, en el entendido de que es necesario realizar investigaciones más detalladas sobre ciertas áreas.

En la Tabla 5.5 se muestran los resultados obtenidos al diseñar un Patrón de Barras de Control considerando otros ciclos de la CNLV y *spectral shift*. Cabe señalar que los datos de la tabla se refieren a la mejor ejecución obtenida de una serie de pruebas.

De igual forma en la Tabla 5.6 se muestran resultados obtenidos al trabajar con el problema de recargas y barras de control en forma acoplada. Para esto se

consideró un ciclo de equilibrio de la CNLV con una valor de referencia de 10,896 MWd/TU y un Factor de Multiplicación Efectiva de 0.9928, tomando en cuenta 12 pasos de quemado.

Tabla 5.5. Resultados para el diseño de PBC con otras estrategias.

Estrategia	Longitud de ciclo	Ciclo	Movimientos totales	Movimientos entre posiciones profundas/someras	Valor de referencia
spectral shift	10,564	6	37	17	10,023
spectral shift	11,005	equilibrio	48	10	10,896

Tabla 5.6. Resultados preliminares al resolver el problema acoplado.

Paso de quemado	MFLPD obtenido	MPGR obtenido	MFLCPR obtenido	$k_{eff,objetivo}$	$k_{eff,obtenida}$
0	0.8974	0.8085	0.8514	1.003	1.004
1000	0.8733	0.7924	0.8417	1.000	1.000
2000	0.8982	0.8077	0.7615	0.9980	0.9997
3000	0.8601	0.8136	0.8609	0.9963	0.9990
4000	0.8896	0.8376	0.7926	0.9953	0.9981
5000	0.9006	0.8664	0.8703	0.9953	0.9984
6000	0.9002	0.8788	0.8530	0.9939	0.9963
7000	0.8439	0.8471	0.8606	0.9922	0.9951
8000	0.7714	0.8168	0.9103	0.9917	0.9945
9000	0.7397	0.8059	0.9253	0.9916	0.9946
10000	0.7835	0.8479	0.9265	0.9923	0.9948
10896	0.8330	0.9224	0.9202	0.9928	0.9898

En la primera versión el sistema consta de 3 fases cada una con una función multi-objetivo. En la primera fase se obtiene una recarga optimizada de acuerdo al Principio Haling [47] y con las restricciones de seguridad que ya se han mencionado al trabajar con el diseño de la recarga en forma independiente. El Principio Haling enuncia una estrategia de operación de reactores nucleares, bajo la cual se minimizan los picos de potencia en el reactor. Como ya se ha comentado, la recarga obtenida de esta forma dista de ser un verdadero diseño optimizado; por tal razón, en esta implementación se utiliza como una recarga semilla para iniciar un proceso iterativo entre las fases segunda y tercera con el objeto de optimizar la Recarga de Combustible Nuclear y el Patrón de Barras de Control. En la segunda fase, se usa la recarga semilla y se obtiene el patrón de barras óptimo para dicha recarga semi-optimizada. El problema resuelto en esta segunda fase, tiene sus restricciones propias, que son aquellas planteadas al resolver el problema de barras de control en forma independiente. En la tercera fase, el patrón de barras es usado como estrategia de operación del reactor en

lugar de usar la estrategia enunciada por el Principio Haling y se obtiene un nuevo diseño de recarga que cumple con las restricciones de las dos primeras fases. De este modo, las fases de obtención de la recarga y del patrón de barras inician un proceso iterativo donde se van mejorando ambos diseños.

APENDICE A

Artículo:

BWR fuel reloads design using a tabu search technique

[doi:10.1016/S0306-4549\(03\)00214-7](https://doi.org/10.1016/S0306-4549(03)00214-7)

APENDICE B

Artículo:

BWR control rod design using tabu search

[doi:10.1016/j.anucene.2004.12.004](https://doi.org/10.1016/j.anucene.2004.12.004)

Bibliografía

- [1] Aarts E.; Lenstra J. K. editors, *Local Search in Combinatorial Optimization*, Jhon Wiley & Sons, Chischester, England (1997).
- [2] Ahn D., Levine S., “Direct Placement of Fuel Assemblies Using the Gradient Projection Method”, *Transactions of American Nuclear Society*, **vol. 46**, p. 123-125 (1984).
- [3] Almenas K., Lee R., *Nuclear Engineering: An Introduction*, Springer Verlag, New York, USA (1992).
- [4] Alvarez C., Santos J., Perusquía R., Montes J., Ortiz J., Castro M., “Búsqueda de Patrones de Recarga Optimos para un BWR Utilizando Sistemas Expertos: La Experiencia Cubano-Mexicana”, *V Congreso Anual de la Sociedad Nuclear Mexicana*, México D. F., 20-23 de noviembre (1994).
- [5] Blum C., Roli A., “Metaheuristics in Combinatorial Optimization: Overview and Conceptual Comparison”, *ACM Computing Surveys*, **vol. 35**, No. 3, p. 268-308 (2003).
- [6] Burte D., Vaidya S., “Parametrization for Optimization of Reload Patterns for Boiling Water Reactors”, *Annals of Nuclear Energy*, **vol. 20**, No. 4, p. 237-249 (1993).
- [7] Carter J., “Genetic Algorithms for Incore Fuel Management and other Recent Developments in Optimization”, *Advances in Nuclear Science and Technology*, **vol. 25**, p. 113-154 (1997).
- [8] Castillo A., Alonso G., Morales L., Francois J., Martín del Campo C., del Valle E., “Optimization of BWR Fuel Reloads Using Tabu Search”, *PHYSOR 2002*, Seoul, Korea, October 7-10 (2002).
- [9] Castillo A., Ramón R., Alonso G., “Influencia de la Fracción de Vacíos en el Modelo de Reactividad Lineal”, *XIV Congreso Anual de la SNM/ XXI Reunión Anual de la SMSR*, Guadalajara, Jalisco, México, 10-13 de Septiembre (2003).
- [10] Castillo A., Alonso G., Morales L., Martín del Campo C., Francois J., del Valle E., “BWR Fuel Reloads Design Using a Tabu Search Technique”, *Annals of Nuclear Energy*, **vol. 31**, p. 151-161 (2004).
- [11] Castillo A., Morales L., Ortiz J., Alonso G., del Valle E., “Optimization of BWR Control Rod Patterns Using a Tabu Search Technique”, *14th Pacific Basin Nuclear Conference*, Honolulu, Hawaii, USA, March 21-25, p.554-561 (2004).

- [12] Castillo A., J., Ortiz J., Alonso G., Morales L., del Valle E., “Obtención de Patrones de Barras de Control para un BWR Usando Búsqueda Tabú”, *International Joint Meeting Cancún 2004 LAS/ANS-SNM-SMSR*, Cancún, Quintana Roo, México, July 11-14 (2004).
- [13] Castillo A., J., Ortiz J., Montes J., Perusquía R., “Estudio de Escenarios para el Ciclo 12 de la Unidad 1 de la CNLV”, *XVI Congreso Anual de la SNM/ XXIII Reunión Anual de la SMSR*, Oaxaca, Oaxaca, México, 10-13 de Julio (2005).
- [14] Castillo A., J., Ortiz J., Montes J., Perusquía R., Requena I., “Diseño de Recargas de Combustible Nuclear y Patrones de Barras de Control en un BWR Usando Búsqueda Tabú”, *IV Congreso Español sobre Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados MAEB2005*, Granada, España, 10-15 Septiembre, p. 111-117 (2005).
- [15] Castillo A., Ortiz J., Alonso G., Morales L., del Valle E., “BWR Control Rod Design Using Tabu Search”, *Annals of Nuclear Energy*, **vol. 32**, p. 741-754 (2005).
- [16] Castillo A., Ortiz J., Montes J., Perusquía R., “Fuel Loading and Control Rod Patterns Optimization in a BWR Using Tabu Search”, *Annals of Nuclear Energy*, **vol. 34**, p. 207-212 (2007).
- [17] Castillo A., Ortiz J., Perusquía R., Montes J., Hernández J., “Control Rod Pattern Design Using Scatter Search”, *Proceedings of ICAPP 2007*, Nice, France, May 13-18 (2007).
- [18] Chaun Lin, Jiing-Iuan Yang, Kuan-Jan Lin, Zheng-De Wang, “Pressurized Water Reactor Loading Pattern Design Using the Simple Tabu Search”, *Nuclear Science and Engineering*, **vol. 129**, p. 61-71 (1998).
- [19] Clausen J., “Branch and Bound Algorithms – Principles and Examples”, *Department of Computer Science, University of Copenhagen, Universitetsparken 1, DK-2100*, Copenhagen, Denmark, March 12 (1999).
- [20] DeChaine M., Feltus M., “Nuclear Fuel Management Optimization Using Genetic Algorithms”, *Nuclear Technology*, **vol. 111**, p. 109-114 (1995).
- [21] Denning, D.E.R., *Cryptography and data security*, Addison-Wesley, Sidney, Australia (1982).
- [22] Dennis J., Schnabel R., *Numerical Methods for Unconstrained Optimization and Nonlinear Equations*, Prentice Hall, New Jersey, USA (1981).
- [23] Díaz A., Glover F., Ghaziri H. M., Gonzáles J. L., Laguna M., “Tabu Search”, *Optimización Heurística y Redes Neuronales*, p. 105-142, Moscato & Tseng eds., Editorial Paraninfo, España (1996).

- [24] Dórigo M., Caro G., Gambardella L., “Ant Algorithms for Discrete Optimization”, *Artificial Life*, vol. 5, No. 3, p. 137-172 (1999).
- [25] Duderstadt J., Hamilton L., *Nuclear Reactor Analysis*, John Wiley & Sons, New York, USA (1976).
- [26] Fernández-Baca D., “Allocating Modules to Processors in a Distributed System”, *IEEE Transactions on Software Engineering*, vol. 15, No.11, p. 1427-1436 (1989).
- [27] Fernandes E., Pereira C., “Nuclear Fuel Loading Pattern Optimisation Using a Neural Network”, *Annals of Nuclear Energy*, vol. 30, p. 603-613 (2003).
- [28] Fletcher R., *Practical Methods of Optimization*, John Wiley & Sons, Chichester, England (1987).
- [29] Francois J., López H., “SOPRAG: A System for Boiling Water Reactors Reload Pattern Optimization Using Genetic Algorithms”, *Annals of Nuclear Energy*, vol. 26, p. 1053-1063 (1999).
- [30] Francois J., Martín del Campo C., Cortes C., Ramírez E., Arellano J., “Development of an Automated System for Fuel Reload Patterns Design”, *Nuclear Engineering and Design*, vol. 193, p. 13-21 (1999).
- [31] Francois J., “Feasibility Study of a System for the BWR Control Rod Pattern Design Based on Fuzzy Logic and Heuristic”, *ANS International Meeting on Mathematical Methods for Nuclear Applications M & C 2001*, Salt Lake City, Utah, USA, September (2001).
- [32] Francois J., Martín del Campo C., Tavares A., “Development of a BWR Control Rod Pattern Design Based on Fuzzy Logic and Knowledge”, *Annals of Nuclear Energy*, vol. 31, p. 343-356 (2004).
- [33] Friedlander G., Kennedy J., Macias E., Miller J., *Nuclear and Radiochemistry*, John Wiley & Sons, New York, USA (1981).
- [34] Fukuzaki T., Yoshida K., Kobayashi Y., “Knowledge Based System for Control Rod Programming of BWRs”, *Nuclear Science and Technology*, vol. 25, No. 2, p. 120-130 (1988).
- [35] Galperin A., Nissan E., “Application of a Heuristic Search Method for Generation of Fuel Reload Configurations”, *Nuclear Science and Engineering*, vol. 99, No.4, p. 343-352 (1988).
- [36] Galperin A., “Exploration of the Search Space of the In-Core Fuel Management Problem by Knowledge-Based Techniques”, *Nuclear Science and Engineering*, vol. 119, p. 144-152 (1995).

- [37] Gendrau M., Potvin J., “Metaheuristics in Combinatorial Optimization”, *Annals of Operations Research*, **vol. 140**, p.189-213 (2005).
- [38] Gill P., Murray W., Wright M., *Practical Optimization*, Academic Press, London, England (1981).
- [39] Glasstone S., Sesonke A., *Nuclear Reactor Engineering, Reactor Systems Engineering*, Chapman & Hall, London, England (1994).
- [40] Glover F., “Heuristic for Integer Programming Using Surrogate Constraints”, *Decision Science*, **vol. 8**, p.156-166 (1977).
- [41] Glover F., “Future Paths for Integer Programming and Links to Artificial Intelligence”, *Computers and Operations Research*, **vol. 13**, No. 5, p. 533-549 (1986).
- [42] Glover F., “Tabu Search-Part I”, *ORSA Journal on Computing*, **vol. 1**, No. 3, p. 190-206 (1989).
- [43] Glover F., “Tabu Search-Part II”, *ORSA Journal on Computing*, **vol. 2**, No. 1, p. 4-32 (1990).
- [44] Glover F., *Tabu Search*, Kluwer Academic Publishers, Boston, USA (2001).
- [45] Glover F., Melián B., “Tabu Search”, *Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, **vol. 19**, No. 2, p. 29-48 (2003).
- [46] Graves H., *Nuclear Fuel Management*, John Wiley & Sons, New York, USA (1979).
- [47] Haling R., “Operating Strategy for Maintain an Optimum Power Distribution Throughout Life”, *General Electric Company, Atomic Power Equipment Department, Atomic Energy Commission*, p. 205-210 (1964).
- [48] Hayase T., Motoda H., “Boiling Water Reactor Control Rod Programming Using Heuristic and Mathematical Methods”, *Nuclear Technology*, **vol. 48**, p. 91-100 (1980).
- [49] Hmaida I., Carter J., de Oliveira C., Goddard A., “Nuclear In-Core Fuel Management Optimization Using the Tabu Search Method”, *Mathematics and Computation, Reactor Physics and Environmental Analysis in Nuclear Applications*, Madrid, España, September, p. 1658-1666 (1999).
- [50] Hwan S., Chul U., Hwan S., Wook U., “Application of Neural Networks to Analyze Load-Follow Operation in a Pressurized Water Reactor”, *Nuclear Technology*, **vol. 128**, p. 276-284 (1999)

- [51] Jagawa S., Fukao A., Yoshii T., Kobayasi T. “Applying the Tabu Search Optimization Method to an Operating BWR Loading Pattern”, *International Conference on Nuclear Science and Technology*, Washington DC, USA, November 12-16, vol. **83**, p. 212-214 (2000).
- [52] Jagawa S., Yoshii T., Fukao A., “Boiling Water Reactor Loading Pattern Optimization Using Simple Linear Perturbation and Modified Tabu Search Method”, *Nuclear Science and Engineering*, vol. **138**, p. 67-77 (2001).
- [53] Karve A., Turinsky P., “Effectiveness of BWR Control Rod Pattern Sampling Capability in the Incore Fuel Management Code Formosa-B”, *Proc. Int. Conf. Mathematics and Computation, Reactor Physics and Environmental Analysis in Nuclear Applications*, Madrid, Spain, September 27-30, vol. **2**, p. 1459-1473 (1999).
- [54] Karve A., Turinsky P., “FORMOSA-B: A boiling Water Reactor In-Core Fuel Management optimization Package II”, *Nuclear Technology*, vol. **131**, p. 48-68 (1999).
- [55] Kawai T., Motoda H., Kiguchi T., “A Method for Generating a Control Rod Program for Boiling Water Reactors”, *Nuclear Technology*, vol. **28**, p. 108-118 (1976).
- [56] Klapp J., Cervantes-Cota J., Chávez J. eds., “Towards a Cleaner Planet, Energy for the future”, Part II Fundamentals of Boiling Water Reactor Safety Design and Operation, Section 7.3, Springer-Verlag, Berlin, Germany (2007).
- [57] Kobayashi Y., Aiyoshi E., “New Approach Using Multi-Agents: Core Design Optimization of BWR”, *Nuclear Mathematical and Computational Sciences: A Century in Review*, Gatlinburg, Tennessee, USA, April 6-11 (2003).
- [58] Korte B., Vygen J., *Combinatorial Optimization Theory and Algorithms*, Springer, Berlin, Germany (2000).
- [59] Laguna M., “A Guide to Implementing Tabu Search”, *Investigación Operativa*, vol. **4**, No. 1, p. 5-25 (1994).
- [60] Lamarsh J., *Introduction to Nuclear Reactor Theory*, American Nuclear Society, Illinois, USA (2002).
- [61] Lamarsh J., Baratta A., *Introduction to Nuclear Engineering*, Prentice Hall, New Jersey, USA (2001).
- [62] Lin L., Lin C., “A Rule-Based Expert System for Automatic Control Rod Pattern Generation for Boiling Water Reactors”, *Nuclear Technology*, vol. **95**, p. 1-12 (1991).

- [63] Lin C., Yang J., Lin K., Wang Z., “Pressurized Water Reactor Loading Pattern Design Using the Simple Tabu Search”, *Nuclear Science and Engineering*, **vol. 129**, p. 61-71 (1998).
- [64] Machado L., Schirru R., “The Ant-Q Algorithm Applied to the Nuclear Reload Problem”, *Annals of Nuclear Energy*, **vol. 29**, p. 1455-1470 (2002).
- [65] Mahlers Y., “Core Reload Optimization for equilibrium cycles Using Simulated Annealing and Successive Linear Programming”, *Annals of Nuclear Energy*, **vol. 29**, p. 1327-1344 (2002).
- [66] Martí R., “Procedimientos Metaheurísticos en Optimización Combinatoria”, *Matemáticas*, **vol. 1**, No. 1, p.3-62 (2003).
- [67] Martín del Campo C., Francois J., Morales L., “Aplicación de la Búsqueda Tabú al Diseño y Optimización Axial de Combustible Nuclear”, *XII Congreso Anual de la Sociedad Nuclear Mexicana*, Zacatecas, Zacatecas, México, 7-10 de octubre (2001).
- [68] Martín del Campo C., Francois J., Avendaño L., González M., “Development of a BWR Loading Pattern Design System Based on Modified Genetic Algorithms and Knowledge”, *Annals of Nuclear Energy*, **vol. 31**, p. 1901-1911 (2004).
- [69] Mejía D., Ortiz J., “Control Rod Optimization Using Neural Networks”, *The 9th World Multi-Conference on Systemics, Cybernetics and Informatics*, Orlando, Florida, USA, July 10-13 (2005).
- [70] Melián B., Moreno-Pérez J., Moreno-Vega J., “Metaheurísticas: Una Visión Global”, *Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, **vol. 19**, No. 2, p. 7-28 (2003).
- [71] Millar C.; Tucker A.; Zemlin R., “Integer programming formulations and the travelling salesman problem”, *Journal of the association of computing machinery*, **vol. 17**, p. 320-329 (1960).
- [72] Montes J., Perusquía R., Hernández J., “Estudio del Ciclo de Equilibrio de 18 Meses para la CLV con Combustible 10x10 Usando el Simulador 3D CM-PRESTO”, *XII Congreso Anual de la Sociedad Nuclear Mexicana*, Zacatecas, Zacatecas, México, 8-10 de Octubre (2001).
- [73] Montes J., Ortiz J., Requena I., Perusquía R., “Searching for Full Power Control Rod Patterns in a Boiling Water Reactor Using Genetic Algorithms”, *Annals of Nuclear Energy*, **vol. 31**, p. 1939-1954 (2004).
- [74] Moore B., Turinsky P., Karve A., “FORMOSA-B: A Boiling Water Reactor In-Core Fuel Management Optimization Package”, *Nuclear Technology*, **vol. 126**, p. 153-169 (1999).

- [75] Morales L., Castillo A., del Valle E., Alonso G., “Optimization of BWR Fuel Reloads Using Combinatorial Techniques”, *Advances in Nuclear Fuel Management III (ANFM 2003)*, Milton Head Island, South Carolina, USA, October 5-8 (2003).
- [76] Moré J., Wright S., *Optimization Software Guide*, SIAM, Philadelphia, USA (1993).
- [77] Motoda H., Herczeg J., Sesonke A., “Optimization of Refueling Schedule for Light-Water Reactors”, *Nuclear Technology*, **vol. 25**, p. 477-496 (1975).
- [78] Norkin V., Pflug G., Ruzsyczynski A., “A Branch and Bound Method for Stochastic Global Optimization”, *Mathematical Programming*, **vol. 83**, p. 425-450 (1998).
- [79] “Numerical Cruncher Help”,
<http://elvex.ugr.es/software/nc/help/spanish/nc/clustering/GRASP.html> (2004).
- [80] Ortiz J., Requena I., “Using Neural Networks to Predict Core Parameters in a Boiling Water Reactor”, *Nuclear Science & Engineering*, **vol. 143**, p. 1-14 (2003).
- [81] Ortiz J., Requena I., “Una Metodología para Obtener los Patrones de Barras de Control en un BWR Usando Sistemas Basados en Colonias de Hormigas”, *XIV Congreso Anual de la Sociedad Nuclear Mexicana*, Guadalajara, Jalisco, México, 10-13 de Septiembre (2003).
- [82] Ortiz J., Requena I., “Una Metodología para Obtener los Patrones de Barras de Control en un BWR Usando Algoritmos Genéticos”, *XIV Congreso Anual de la Sociedad Nuclear Mexicana*, Guadalajara, Jalisco, México, 10-13 de Septiembre (2003).
- [83] Ortiz J., Requena I., “An order Coding Genetic Algorithm to Optimize Fuel Reload in a Nuclear Boiling Water Reactor”, *Nuclear Science & Engineering*, **vol. 146**, p. 88-98 (2004).
- [84] Ortiz J., Requena I., “Using a Multi-State Recurrent Neural Network to Optimize Fuel Reloads in BWR’s”, *Annals of Nuclear Energy*, **vol. 31**, p. 789-803 (2004).
- [85] Ortiz J., Castillo A., del Valle E., “BUTREN-RC un Sistema Híbrido para la Optimización de Recargas de Combustible Nuclear”, *International Joint Meeting Cancún 2004 LAS/ANS-SNM-SMSR*, Cancún, Quintana Roo, México, July 11-14 (2004).
- [86] Ortiz J., Montes J., Castillo A., Perusquía R., “Búsqueda de Recargas de Combustible Mediante Algoritmos Genéticos y Redes Neuronales en BWRs”, *International Joint Meeting Cancún 2004 LAS/ANS-SNM-SMSR*, Cancún, Quintana Roo, México, July 11-14 (2004).
- [87] Ortiz J., Castillo A., Montes J., Perusquía R., “BWR Control Rod Patterns and Fuel Loading Optimization Using Heuristic Methods”, *Mathematical and Computation*,

Supercomputing, Reactor Physics and Nuclear and Biological Applications, Palais des Papes, Avignon, France, September 12-15 (2005).

- [88] Ortiz J., Requena I., “Azcatl-CRP: an Ant Colony-Based System for Searching Full Power Control Rod Patterns in BWRs”, *Annals of Nuclear Energy*, **vol. 33**, p. 30-36 (2006).
- [89] Ortiz J., Castillo A., Montes J., Perusquía R., “A New System to Fuel Loading and Control Rod Pattern Optimization in Boiling Water Reactors”, *Nuclear Science and Engineering*, **vol. 157**, No. 2, p. 236-244 (2007).
- [90] Pacheco J., “Concentración Heurística: Descripción y Comparación con otros MetaHeurísticos”, *VI Reunión ASEPUMA*, Santiago de Compostela, España, Septiembre (1998).
- [91] Prawda J., *Métodos y Modelos de Investigación de Operaciones Vol. I Modelos Determinísticos*, Limusa, México, México (1986).
- [92] Rayward V., Osman I., Reeves C., Smith G. editors, *Modern Heuristic Search Methods*, John Wiley & Sons, Chichester, England (1996).
- [93] Reeves C. editors, *Modern Heuristic Techniques for Combinatorial Problems*, John Wiley & Sons, New York, USA (1993).
- [94] Resende M., González J., “Greedy Randomized Adaptive Search Procedures”, *Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, No. 19, p. 61-76 (2003).
- [95] Robertson N., Sanders D., Seymour P., Thomas R., “Efficiently four-coloring planar graphs”, *Procedures 28th ACM Symposium Theory of Computing*, pp. 571–575, (1996).
- [96] Scandpower AS, *User Manual CM-PRESTO 9 Version CM914B*, Rev. 6, July 16 (1993).
- [97] Seok J., Levine S., “Optimized Automatic Reload Program for Pressurized Water Reactors Using Simple Direct Optimization Techniques”, *Nuclear Science and Engineering*, **vol. 105**, p. 371-382 (1990).
- [98] Specker S., Fennern L., Brown R., Stark K., Crowther R., “The BWR Control Cell Core Improved Design”, *Transactions of American Nuclear Society*, **vol. 30**, p. 336-338 (1978).
- [99] Shatilla Y., Little D., Penkrot J., Holland R., “In-Core Fuel Management with Multiobjective Function Optimization”, *Nuclear Technology*, **vol. 130**, p. 282-295 (2000).

- [100] Shin L., Lin C., “A Rule-Based Expert System for Automatic Control Rod Pattern Generation for Boiling Water Reactors”, *Nuclear Technology*, **vol. 95**, p. 1-8 (1991).
- [101] Stacey W., *Nuclear Reactor Physics*, John Wiley & Sons, New York, USA (2001).
- [102] Studsvik Scandpower, CASMO-4 Users’s Manual SSP-01/400 Rev 4 (2004).
- [103] Studsvik Scandpower, SIMULATE-3 Users’s Manual SSP-95/15 Rev 3 (2005).
- [104] Stutzle T. G., *Local Search algorithms for combinatorial problems-Analysis, algorithms and New Applications*, DISKI-Dissertationen zur Kunstliken Intelligenz. Infix, Sankt Augustin, Germany (1999).
- [105] Sun S., Kropaczek D., Turinsky J., “The Haling Principle – True or False?”, *Transactions American Nuclear Society*, **vol. 68**, p. 482-484 (1993).
- [106] Suzuki A., Kiyose R., “Application of Linear Programming to Refueling Optimization for Light Water Moderated Power Reactors”, *Nuclear Science and Engineering*, **vol. 46**, p. 112-130 (1971).
- [107] Tabucanon M., “Multiple Decision Making in Industry”, *Management Science*, vol. 38, p. 1495-1507 (1989).
- [108] Taner M., Levine S., Hsiao M., “A Two-Step Method for Developing a Control Rod Program for Boiling Water Reactors”, *Nuclear Technology*, **vol. 97**, p. 27-38 (1992).
- [109] Terney W., Williamson E., “The Design of Reload Cores Using Optimal Control Theory”, *Nuclear Sciences and Engineering*, **vol. 82**, No. 3, p. 260-288 (1982).
- [110] Todreas N., Kazimi M., *Nuclear Systems I Thermal Hydraulic Fundamentals*, Hemisphere Publishing Corporation, New York, USA (1990).
- [111] Todreas N., Kazimi M., *Nuclear Systems II Elements of Thermal Hydraulic Design*, Hemisphere Publishing Corporation, New York, USA (1990).
- [112] Turinsky P., “Mathematical Optimization of In-core Nuclear Fuel Management Decisions: Status and Trends”, *Internationale Zeitschrift Kernenergie*, **vol. 7**, p. 454-460 (1999).
- [113] Turinsky P., Parks G., “Advances in Nuclear Fuel Management for Light Water Reactors”, *Advances in Nuclear Science and Technology*, **vol. 26**, p. 137-142 (1999).
- [114] Vaessens R., Aarts E., Lenstra J., “Job Shop Scheduling by Local Search”, *INFORMS Journal on Computing*, **vol. 8**, p. 302-317 (1996).

- [115] Yamamoto A., "Loading Pattern Optimization Using Genetic Algorithms", *Proceedings PHYSOR 96*, Vancouver, Canada, September 10-14 (1996).